

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК  
ОТДЕЛЕНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ  
И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

И. М. Макаров В.М.Лохин  
С.В.Манько М.П.Романов

# **ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ**

*и интеллектуальные  
системы управления*

**В**

МОСКВА НАУКА 2006

УДК 519.711  
ББК 32.965  
М15

Ответственный редактор  
академик И.М.МАКАРОВ

Рецензенты:  
доктор технических наук О.С. КОЛОСОВ,  
доктор технических наук Г.Н. ЛЕБЕДЕВ

### **Макаров И.М.**

**Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления** / И.М. Макаров, В.М. Лохин, С.В. Манько, М.П. Романов ; [отв. ред. И.М. Макарова] ; Отделение информ. технологий и вычислит. систем РАН. - М.: Наука, 2006. - 333 с. - ISBN 5-02-033782-X (в пер.).

Рассматривается новый, активно развивающийся класс интеллектуальных систем автоматического управления, построенных на технологии обработки знаний с позиции эффективного применения при решении задач управления в условиях неопределенности. Изложены основы построения интеллектуальных систем. В качестве приоритетного теоретического базиса для проектирования и исследования таких систем обосновано применение технологии нечеткой логики и изложена методика синтеза нечетких алгоритмов управления; представлены системы, в которых целесообразно использование технологий экспертных систем и нейросетевых структур.

Ключевые проблемы, связанные с проектированием интеллектуальных регуляторов и систем, анализируются на примерах следящих систем, систем управления беспилотными летательными аппаратами и многозвенными мехатронными устройствами. Рассмотрено решение задачи автоматизированного синтеза интеллектуальных систем с применением генетических алгоритмов.

Предложены эффективные способы обработки разнородной информации и построения человеко-машинного интерфейса для интеллектуальных автономных систем управления.

Для научных, инженерно-технических работников, аспирантов и студентов, занимающихся разработкой и исследованием систем автоматического управления.

Темплан 2005-И-98

ISBN 5-02-033782-X (в пер.) © Отделение информационных технологий и вычислительных систем РАН,  
**2006**

**О Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П., 2006**

© Редакционно-издательское оформление. Издательство «Наука», 2006

# ВВЕДЕНИЕ

Проблема создания искусственного интеллекта занимает научную общественность не одно десятилетие. Однако только в последние годы все более четко прорисовываются области конкретного применения и реальные возможности интеллектуальных технологий. Широкий спектр работ ведется в области создания интеллектуальных систем различных типов и назначения - поддержки и принятия решений, обработки и распознавания неоднозначной информации, диагностики и автоматического управления.

Принципиальной особенностью таких систем является работа со знаниями в той или иной предметной области.

В сочетании с современным уровнем развития элементной базы и средств вычислительной техники удается процедуру обработки знаний включить в контур создаваемых систем, обеспечивая высокое качество их работы в условиях неполноты, нечеткости и неопределенности поступающей входной информации.

В данной книге рассматривается предметная область систем автоматического управления. Еще в 70-е годы немалые надежды по совершенствованию работы САУ в условиях неопределенности возлагались на теорию адаптивных систем. Но поскольку повышались требования по точности, быстродействию и другим параметрам, эта теория далеко не всегда оказывалась конструктивной. Более того, по мере создания перспективных образцов автономной техники, такой, например, как мобильные роботы, беспилотные летательные аппараты и т.д., которые должны обладать развитыми возможностями по планированию поведения и последовательности целесообразных действий в условиях неопределенности внешней обстановки при наличии различного рода возмущений, возникла необходимость в привлечении принципиально иной теоретической базы, способной обеспечить решение подобной совокупности задач в реальном масштабе времени.

Из мощного пласта фундаментальных исследований в области искусственного интеллекта, имеющих достаточно общий теоретический характер, начинают просматриваться разделы, которые имеют очевидное практическое приложение.

Применительно к системам автоматического управления ключевыми стали такие теоретические положения как:

- принцип ситуационного управления;
- принцип иерархического построения интеллектуальных систем;
- принципы организации процедур логического вывода на основе использования различных технологий обработки знаний;
- принципы организации процессов самообучения;
- принципы построения интеллектуального человеко-машинного интерфейса.

Что касается базовых технологий обработки знаний, включая технологии экспертных систем, нейросетевых структур, нечеткой логики и ассоциативной памяти, то, как показывает анализ, их общим свойством является способность к решению задач классификации, которые возникают на каждом уровне иерархии интеллектуальных систем и лежат в основе ситуационного управления. В то же время специфика каждой из интеллектуальных технологий в конечном итоге определяет оперативность логического вывода, реализуемость на аппаратном уровне, особенности организации процессов пополнения и обобщения знаний, в том числе в режиме самообучения. Очевидно, что с развитием элементной базы проблема аппаратной реализуемости будет терять свою остроту. И тогда на первый план будут выходить вопросы эффективности алгоритмического и компактности программного обеспечения. Именно поэтому, понимая, что время и практика - лучшие судьи, исследования в области интеллектуальных систем управления в теоретическом плане целесообразно проводить по всем возможным направлениям. По существу, так и происходит. Во всем мире активно исследуются возможности технологий экспертных систем и нейросетевых структур, ассоциативной памяти и нечеткой логики.

Вместе с тем назрела необходимость некоторого обобщения теоретических результатов, обеспечивающих реальные возможности для практической реализации интеллектуальных контроллеров и систем управления.

Сегодня наиболее перспективной теоретической основой построения таких систем видится технология нечеткой логики, которая весьма удобна и продуктивна при создании интеллектуальных регуляторов следящих приводов, систем управления сложными мехатронными устройствами, манипуляционными и мобильными роботами, беспилотными летательными аппаратами и т.д. Именно поэтому данной технологии в книге уделено основное внимание. При этом описываются не только особенности нечеткого логического вывода в задачах управления и теории синтеза нечетких регуляторов, но анализируется и широкий спектр

объектов, управление которыми на базе нечеткой логики дает существенный эффект.

Для заинтересованных читателей и разработчиков новых систем управления в книге сделаны специальные акценты на возможности экспертных и гибридных регуляторов, а также рассмотрены особенности применения нейросетевых технологий для управления манипуляционными роботами, поскольку этим вопросам посвящается неоправданно мало публикаций.

Поскольку функционирование интеллектуальной системы предполагает непосредственное обращение к базе знаний, то несомненно актуальными являются весьма сложные и специфические вопросы их автоматического формирования, обобщения и пополнения.

Необходимо подчеркнуть, что в рамках принятой концепции Иерархического построения интеллектуальных систем управления следует уделять самое серьезное внимание вопросам обработки сенсорной информации с применением тех же технологий, которые используются для решения задач исполнительного, тактического и стратегического уровней. Подобный подход представляется крайне перспективным с точки зрения унификации программно-аппаратных средств, входящих в состав интеллектуальных систем управления различных типов и назначения.

Перечень проблем, которые так или иначе решаются при создании интеллектуальных систем управления, был бы неполным без упоминания вопросов организации человеко-машинного интерфейса. Интеллектуальный интерфейс, создаваемый на основе использования современных технологий обработки знаний, должен обеспечивать возможность ввода и анализа естественно-языковых командных целеуказаний с последующим формированием необходимых поведенческих реакций, а также поддержания двустороннего человеко-машинного диалога для реализации процессов обучения.

Совокупность основных вопросов, возникающих при проектировании интеллектуальных систем управления, определила логику построения и структуру данной книги, содержание которой отражает результаты научно-исследовательских работ, проводимых на кафедре «Проблемы управления» Московского государственного института радиотехники, электроники и автоматики в течение более чем десяти последних лет.

Авторы выражают благодарность Р.И. Александровой, А.В. Арбузову, В.В. Веселовскому, И.Б. Гарцееву, Д.В. Евстигнееву, Д.М. Еремину, М.В. Кадочникову, Н.Ю. Лысову, Р.У. Мадгулову, М.В. Миталевой и другим сотрудникам, аспирантам и студентам кафедры, кто принимал активное участие в выполнении работ, результаты которых использованы при подготовке материалов монографии.

## ОСНОВЫ ТЕОРИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

Развитие прикладных областей, связанных с исследованием космоса и мирового океана, автоматизацией промышленного производства и бытовой сферы, с переходом к квазибезлюдным типам вооружений и укреплением национальной обороны, предполагает необходимость создания различного рода технических систем, которые должны обладать высокой степенью автономности, адаптивности, надежности и качества функционирования в условиях неопределенности. При этом главными источниками проявления неопределенности в задачах управления являются следующие основные факторы:

- сложность формализованного описания объекта и задач управления с учетом погрешностей необходимых вычислений и измерений;
- нечеткость целей функционирования и задач управления;
- нестационарность параметров объекта и системы управления;
- априорная неопределенность обстановки и условий функционирования;
- наличие случайных воздействий внешней среды;
- искажения поступающей входной информации в каналах дистанционной передачи данных.

Обеспечение требуемых эксплуатационных характеристик и широкого набора функциональных возможностей по формированию целесообразного поведения и планированию последовательности выполняемых операций с активной адаптацией к воздействиям внешней среды и вариациям ее текущих состояний обуславливает разработку средств и методов интеллектуального управления, основанных на комплексном применении технологий обработки знаний.

## 1.1. Принципы построения и архитектура интеллектуальных систем управления

Фундаментальные проблемы использования знаний как эффективного средства анализа плохо формализуемых и трудно алгоритмизуемых задач по распознаванию образов и классификации конфликтных ситуаций, поиску достоверных ответов при априорной неполноте и нечеткости имеющихся исходных данных, смысловой обработке больших объемов разнородной информации и т.д. традиционно были и остаются главным предметом изучения в теории искусственного интеллекта (рис. 1.1). Предложенные формы представления знаний, способы их извлечения и пополнения, варианты организации логического вывода успешно реализуются в широком спектре различных практических приложений - экспертных и диагностических системах, системах планирования и поддержки принятия решений, вопросно-ответных и обучающих системах, средствах аннотирования и перевода естественно-языковых текстов, шахматных программах и ряде др.

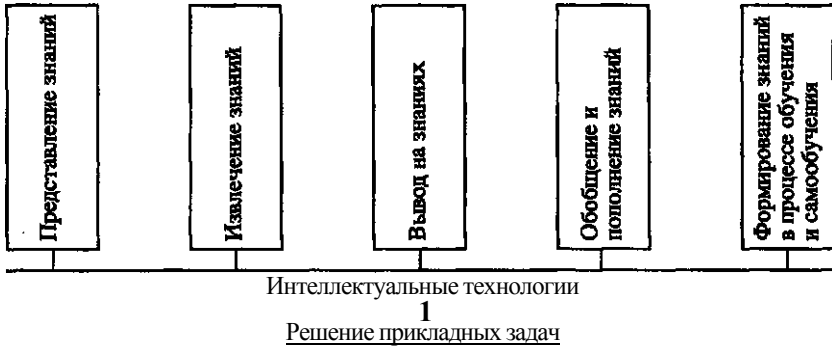
Появление принципиально новой разновидности задач управления, связанных с поддержанием необходимых режимов функционирования сложных динамических объектов в условиях неопределенности и относящихся к числу плохо формализуемых, потребовало развития специфических методов их решения с привлечением технологий искусственного интеллекта.

Базовой основой такого подхода служит концепция ситуационного управления [1.1]. Исходя из ее ключевых положений, каждому классу ситуаций, возникновение которых считается допустимым в процессе функционирования системы, ставится в соответствие некоторое решение по управлению (управляющее воздействие, программно-алгоритмическая управляющая процедура и т.д.). Тогда сложившаяся ситуация, определяемая текущим состоянием как самого объекта, так и его внешней среды и идентифицируемая с помощью измерительно-информационных средств, может быть отнесена к некоторому классу, для которого требуется управление уже считается известным (рис. 1.2).

Таким образом, практическая реализация концепции ситуационного управления на основе современных интеллектуальных технологий предполагает наличие развернутой базы знаний о принципах построения и целях функционирования системы, специфике использования различных алгоритмов, особенностях исполнительных механизмов и управляемого объекта. В этом случае классификационный анализ имеющихся знаний с учетом текущих показаний измерительно-информационных средств должен обеспечивать параметрическую и структурную настройку

## Искусственный интеллект

### Манипулирование знаниями



- Распознавание образов и анализ изображений
- Понимание связных текстов и естественно-языковой человеко-машинный интерфейс
- Принятие решений
- Анализ конфликтных ситуаций
- Планирование действий и поведения
- Автоматизация программирования и проектирования
- Управление сложными динамическими объектами

Рис. 1.1. Общая проблематика теории искусственного интеллекта

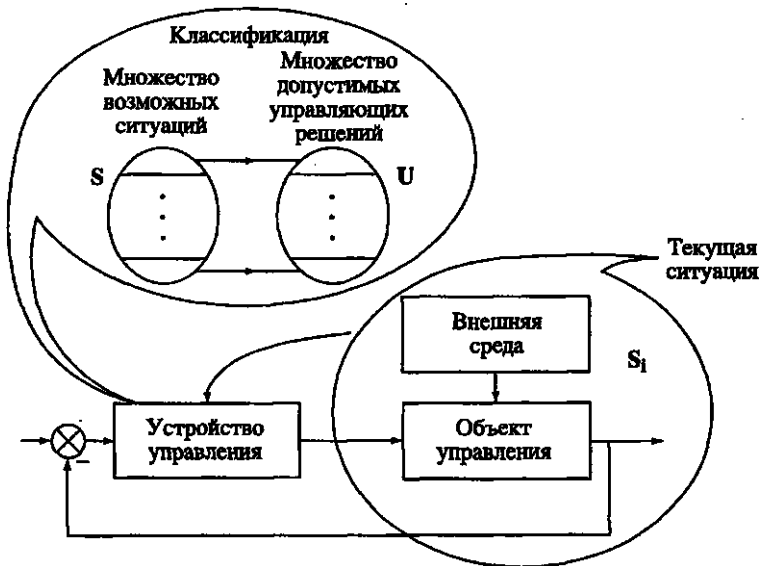


Рис. 1.2, Реализация принципов ситуационного управления в автоматических системах



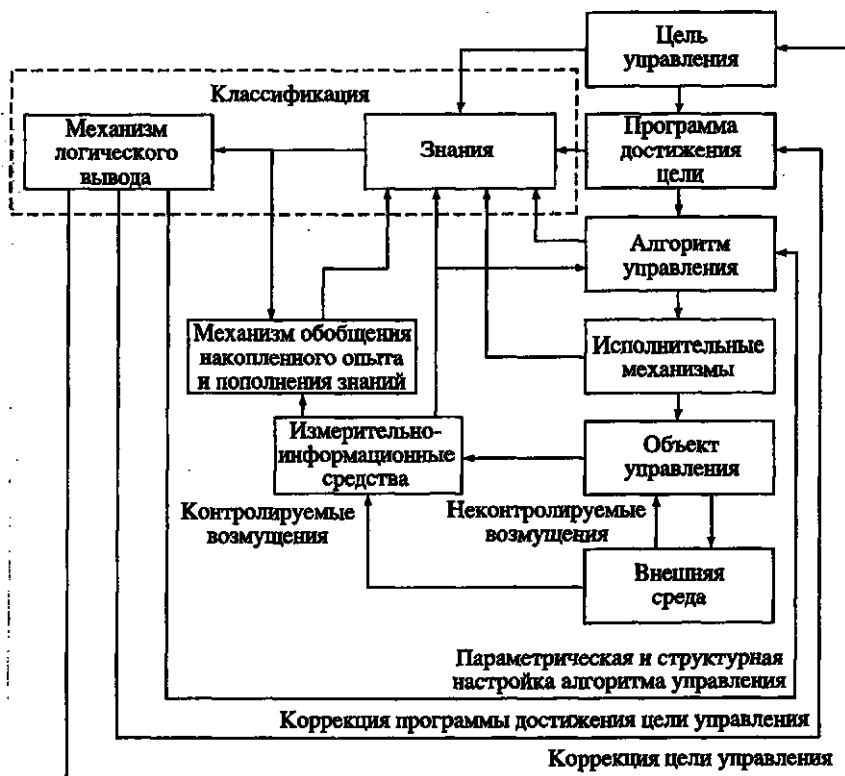


Рис. 1.3. Обобщенная структура интеллектуальной системы управления

управляющих алгоритмов, модификацию программы достижения целей управления, а при необходимости и их коррекцию.

Важно отметить, что главная архитектурная особенность, которая отличает интеллектуальную систему управления (рис. 1.3) от [Построенной по «традиционной» схеме, связана с подключением механизмов хранения и обработки знаний для реализации способностей по выполнению требуемых функций в неполнозаданных (или неопределенных) условиях при случайном характере внешних возмущений. К возмущениям подобного рода могут относиться непредусмотренное изменение целей, эксплуатационных характеристик системы и объекта управления, параметров внешней среды и т.д. Кроме того, состав системы при необходимости дополняется средствами самообучения, обеспечивающими обобщение накапливаемого опыта и, на этой основе, пополнение знаний.

В общем случае объект управления может иметь достаточно сложную конструкцию, включающую в свой состав ряд функцио-

**Интеллектуальная  
система управления**

**Стратегический уровень**

Планирование  
целесообразного поведения

- выбор стратегии выполнения задания
- формирование последовательности необходимых действий
- оперативная коррекция поведения с учетом изменений среды

**Тактический уровень**

Планирование  
целесообразных действий

- с учетом динамики исполнительных подсистем
- с учетом состояния и текущих изменений внешней среды

**Приводной уровень**

Обеспечение инвариантности  
или активности адаптации  
системы управления приводами

- к изменениям внешней нагрузки
- к вариациям параметров системы управления приводом

Внешняя  
среда

Сложный динамический  
объект управления



**Измерительно-информационный  
комплекс**

Замыкание контуров отдельных  
уровней управления

- обеспечение адекватности преобразуемой информации целям функционирования системы
- достоверное отображение состояния внешней среды, системы и объекта управления

Рис. 1.4. Иерархическое построение системы интеллектуального управления сложным динамическим объектом

нально-подчиненных подсистем. Иерархия их подчинения обуславливает декомпозицию исходных целей и задач управления на рекурсивную последовательность вложенных составляющих. В конечном итоге такое разделение предполагает многоуровневую организацию системы управления, обладающей развитыми интеллектуальными возможностями по анализу и распознаванию обстановки, формированию стратегии целесообразного поведения, планированию последовательности действий, а также синтезу исполнительных законов, удовлетворяющих заданным показателям качества. При этом структура интеллектуальной системы управления сложным динамическим объектом должна соответствовать иерархическому принципу построения и включать стратегический, так-

тический и исполнительный (приводной) уровни, а также комплекс необходимых измерительно-информационных средств (рис. 1.4).

Корректность замыкания отдельных контуров иерархии управления определяется тем составом функциональных элементов, которые обеспечивают требуемую адекватность информационной поддержки в процессе сбора и обобщения сенсорных данных о текущем состоянии и воздействиях внешнего мира. Таким образом, организация каждого уровня интеллектуального управления предполагает использование уникальной совокупности собственных моделей представления знаний, информационной поддержки, описания контролируемого объекта и т.д.

Следует подчеркнуть, что принцип иерархического построения систем управления сложными динамическими объектами сам по себе далеко не оригинален. Так, например, в целом ряде монографий, опубликованных на рубеже конца 70-х начала 80-х годов, подобная идея неоднократно обсуждалась применительно к проблемам управления многофункциональными роботами вообще и обладающими «элементами искусственного интеллекта», в частности [1.2-1.4]. В последнем случае интеллектуальные функции, которые ограничивались задачами «восприятия, распознавания и моделирования обстановки» с последующим «принятием решения на выполнение той или иной операции», концентрировались исключительно на «высшем» уровне иерархии, венчающем исполнительную, тактическую и стратегическую ступени управления [1.2].

С учетом последних достижений в области искусственного интеллекта и смежных научных направлений сферу прикладного применения методов и технологий обработки знаний в решении задач управления можно и нужно подвергнуть существенному пересмотру. Его основная суть заключается в кардинальном изменении точки зрения на роль и место современных интеллектуальных технологий в организации иерархического управления сложными динамическими объектами.

Главным отличием новой концепции иерархического построения систем управления сложными динамическими объектами является использование методов и технологий искусственного интеллекта в качестве основных средств борьбы с неопределенностью внешней среды. Необходимость интеллектуализации каждого из уровней управления обусловлена подверженностью выполняемых ими функций влиянию различных факторов неопределенности. Практическое воплощение этой концепции предполагает избирательное использование тех или иных технологий обработки знаний в зависимости от специфики решаемых задач, особенностей управляемого объекта, его функционального назначения, условий эксплуатации и т.д.

## 1.2. Современные технологии обработки знаний

Практическое воплощение концепции построения интеллектуальных систем управления предполагает избирательное использование тех или иных технологий обработки знаний в зависимости от специфики решаемых задач, особенностей управляемого объекта, его функционального назначения, условий эксплуатации и т.д.

Важно отметить, что к разряду интеллектуальных следует относить те информационные технологии, которые обеспечивают возможность обработки знаний. В ряду особенностей, присущих этой форме машинного представления информации, выделяется пять важнейших элементов [1.5, 1.6]:

- внутренняя интерпретируемость, понимаемая как наличие уникальных имен, идентифицирующих каждую информационную единицу;
- структурированность, которая обуславливает возможность рекурсивной вложимости отдельных информационных единиц друг в друга;
- внешняя связность, задающая возможность установления функциональных, каузальных и других типов отношений между информационными единицами;
- шкалируемость, характеризующая возможность введения различных метрик для фиксации количественных, порядковых и иных соотношений информационных единиц;
- активность, отражающая способность инициировать выполнение некоторых целесообразных действий при появлении новой информации;
- наличие классифицирующих отношений, обобщающих закономерности, действующие в какой-либо предметной области.

Наиболее перспективными для создания интеллектуальных систем управления представляются четыре технологии: экспертных систем, ассоциативной памяти, нечеткой логики, нейронных сетей.

Так, главной отличительной особенностью *технологии экспертных систем* является возможность работы с формами явного представления знаний, включая *продукционные правила, предикаты, семантические сети и фреймообразные структуры*. Ярко выраженная структурированность этих форм обуславливает применимость формализованных логических методов для анализа и преобразования знаний, а также вывода заключений по совокупности исходных данных. При этом собственно процесс вывода на знаниях сводится к последовательному сопо-

Ставлению заданного описания начальной посылки с категориями той многоуровневой классификации, которая заложена в имеющейся иерархии системы продукционных правил, семантических сетей или других представлений. По существу технология экспертных систем объединяет несколько близких направлений, поскольку принятые методы логической обработки для каждой из форм явного представления знаний значительно различаются между собой. Название этой обобщенной технологии, получившей становление в период бурного развития работ по созданию экспертных систем, во многом условно и подчеркивает ее исторические истоки.

Одним из наиболее высоких уровней формализации представления и обработки знаний обладает язык *исчисления предикатов*, основанный на использовании так называемых логических функций.

Под предикатом понимается логическая функция от произвольного числа аргументов, принимающая значение *true* (истина) или *false* (ложь) (1 или 0). Сами аргументы могут принимать значения из произвольного множества  $A$ , называемого предметной областью. Принято считать, что предикат  $A(x)$  получен в результате применения предикатной буквы  $A$  к предметной переменной  $x$ . Вместо переменных в предикаты могут быть подставлены определенные значения из предметной области  $M$  - предметные константы.

Базовый набор операций исчисления предикатов (табл. 1.1,1.2), который заимствован из исчисления высказываний с двумя специфическими дополнениями, предоставляет большие возможности для решения различных логических задач. При этом объекты и отношения в интерпретируемой предметной области описываются в виде набора корректных выражений.

Используя принятые правила, можно обеспечить логический вывод новых выражений из априорно заданных истинных посылок.

Так, например, если известно, что предложения  $P$  и  $P \supset Q$  являются истинными, то правило *modus ponens* позволяет вывести  $Q$ :

«. и

Исходя из правила *modus tollens*, если известно, что предложения  $P \supset Q$  и  $\neg Q$  являются истинным и ложным соответственно, можно вывести  $\neg P$ :

(1.2)

Таблица 1.1. Логические операции, выполняемые над предикатами

A	B	A ∧ B	A ∨ B	¬A	A → B	A ⊃ B
0	0	0	0	1	1	1
0	1	0	1	1	1	0
1	0	0	1	0	0	0
1	1	1	1	0	1	1

Таблица 1.2. Операции (кванторы) общности и существования, используемые для вынесения суждений о значении предикатов по их переменным

A(x)	(∀x)A(x)
1	1
для всех x M	(∃ x) A(x)
1	1
хотя бы для одного X M	

Согласно правилу *исключения «И»* на основе истинности конъюнктивного предложения  $P$  и  $Q$  можно вывести истинность обоих конъюнктов  $P$  и  $Q$ .

Правило *введения «И»* позволяет сделать заключение об истинности конъюнкции  $P$  и  $Q$  на основе истинности ее конъюнктов  $P$  и  $Q$ .

*Принцип резолюции* описывает способ доказательства теорем от обратного, при котором показывается несовместимость известного множества аксиом и отрицания некоторого исходного утверждения. Используемое при доказательстве правило позволяет из пары предложений  $P \vee Q$  и  $\neg P$  вывести резольвенту  $Q$ .

Для доказательства от обратного требуется, чтобы аксиомы и отрицание исходного утверждения были бы приведены к *дизъюнктивной нормальной форме*, что выполняется с помощью соответствующих правил преобразования [1.6, 1.7, 1.8].

Следует отметить, что развитие методов исчисления предикатов и автоматического доказательства теорем привели к появлению языка логического программирования *PROLOG*, который широко используется при создании экспертных систем [1.7].

Наряду с исчислением предикатов первого порядка существует целый ряд альтернативных подходов, ориентированных для формализованного описания рассуждений в условиях неопреде-

ленности [1.7,1.9]. Так, *многозначные логики* обладают механизмами отделения истинных *{true}* и ложных *(false)* утверждений от тех, истинность которых считается неизвестной *(unknown)*. В *модальных логиках* для реализации рассуждений, основанных на предположениях, используются такие операторы как *unless* (если не) и *consistent with* (согласуется с). Преимущества *временных логик* связаны с рядом дополнительных возможностей, позволяющих, например, указать, что выражение *всегда истинно* или *будет истинно в определенный момент в будущем*. Известны и другие расширения современной логики, используемые для формализации высказываний, истинностные значения которых зависят от контекста.

*Продукционные правила* вида «ЕСЛИ (Условие), ТО (Следствие)» являются наиболее простой, понятной и, как результат, распространенной формой представления знаний. Последовательная обработка продукционных правил, проводимая в прямом или обратном направлении с подстановкой соответствующих посылок, обеспечивает вывод искомых логических заключений.

Возможности подхода, основанного на использовании продукционных правил (несмотря на то, что каждое из них в отдельности может быть проинтерпретировано как предложение логики предикатов), во многом ограничиваются отсутствием естественных механизмов поиска противоречий, что является крайне важным при решении сложных проблем, требующих привлечения больших объемов разнородных знаний [1.8].

*Семантические сети* являются такой формой представления знаний, которая обладает хорошей наглядностью и позволяет описывать различные типы сущностей, понятий и отношений между ними с помощью структуры, состоящей из узлов и дуг. Формально, так же как и в системах продукционных правил, априорно определенные в виде сети знания можно наращивать независимо, с сохранением их модульности при условии контроля возникающих противоречий. Организация логического вывода на семантических сетях обеспечивается выделением множества дуг, имеющих общие узлы [1.8].

*Фреймы* - это специфическая форма представления знаний, [которая сочетает как декларативные, так и процедурные возможности. В наиболее общем случае под фреймом понимается строго организованная структура данных со встроенной системой различных информационных связей, существующих в конкретной предметной области [1.6, 1.7]:

$$\{n, I \gg i, P\}. \dots (PhgfPdU$$

где *n* - имя фрейма; *i*, - имя слота; *g<sub>i</sub>* - значение слота; *p*, - процедура.

Процедура является возможным, но не обязательным элементом слота. В качестве значений слотов могут выступать имена других фреймов, что при необходимости позволяет обеспечить формирование единой иерархии знаний.

Ряд слотов фрейма может оставаться незаполненным, пока не указано значение для отдельного экземпляра или пока они не понадобятся для некоторого аспекта решения задачи.

Кроме того, с помощью процедурных вложений можно обеспечить реализацию требуемых побочных эффектов, наступающих в результате определенных действий в базе фреймообразных знаний.

Таким образом, технология экспертных систем обобщает различные методы и подходы к обработке явных форм представления знаний. При этом, с точки зрения своих отражательных способностей по отношению к смысловой стороне знаний, рассмотренные формы их явного представления по некоторым оценкам считаются в значительной степени взаимозаменяемыми [1.8, 1.10].

Смежное направление в развитии интеллектуальных систем основано на применении *технологии нечеткой логики*, ориентированной на обработку логико-лингвистических моделей представления знаний. Модели такого типа предназначены для формализации неточных, размытых в смысловом отношении суждений и строятся с использованием обобщенных категорий, задающих классификацию исходных понятий на уровне нечетких множеств.

Формализация понятия нечеткого множества основана на использовании так называемой функции принадлежности [1.11]. Эта специальная характеристическая функция, принимающая значения в интервале  $[0, 1]$ , отражает субъективную оценку степени принадлежности отдельных элементов базовой шкалы соответствующему нечеткому множеству:

$$A = (i_A Cx), ж, * \in X, \mu_A(x) \in [0,1], \quad (1.3)$$

где

$A$  - определяемое нечеткое множество;

$X$  - исходная базовая шкала;

$\sim$  функция принадлежности.

Нечеткое множество может задаваться и непосредственно в виде функции принадлежности, являющейся его исчерпывающей характеристикой:

$$i_A(x): X \rightarrow [0,1]. \quad (1.4)$$



Важнейшими логическими операциями из числа разрешенных над нечеткими множествами являются пересечение, объединение и дополнение (отрицание), которые определяются следующим образом:

$$\begin{aligned} f W * ) &= \text{ИдC}^*)^{\perp} \\ &= \text{ИдC}^*)^{\vee} \end{aligned} \quad (1.5)$$

$$li \setminus (x) = 1 - li_A(x),$$

где

$$\begin{aligned} \text{ц}^*(*) : X \rightarrow [0, 1], \\ x \in X. \end{aligned}$$

Логические операторы конъюнкции и дизъюнкции, используемые в системе определений (1.5), имеют минимаксную интерпретацию, введенную Л. Заде [1.11]:

$$M^*(*) \text{ а } |i_B(x) = \min (|i_A(x) \setminus |i_B(x) \setminus) \quad (1.6)$$

$$M^*(*) \vee |i_B(x) = \max (|i_A(x), |i_B(x)).$$

Подобное представление этих операций вытекает из их геометрической трактовки, представленной на рис. 1.5.

Другим фундаментальным понятием является нечеткое отношение между множествами. В бинарном случае нечеткое отношение задается в виде:

$$\text{Ия}(x, y): X \times Y \rightarrow [0, 1], * \in X, y \in Y, \quad (1.7)$$

где

$X, Y$  - произвольные множества;

$R$  - нечеткое отношение, отображающее декартово произведение множеств  $X \times Y$  в отрезок  $[0, 1]$  вещественной прямой;

$\mu$  - функция принадлежности нечеткого отношения.

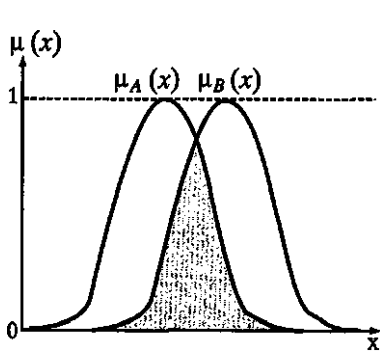
Среди операций над нечеткими отношениями следует выделить такую как композиция, которая определяется следующим образом:

$$Я \cdot P = (\text{й}^* \cdot /> (*> (x, z)), (*, z) \text{ г } X \times Z, \quad (1.8)$$

где

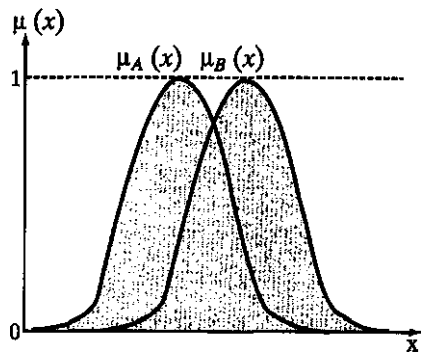
$$\wedge \cdot \text{рC}x; z) = \vee (\wedge (x, y) \text{ А}(|\text{р}(y, z)), x \in X, z \in Z.$$

Данная операция служит основным инструментом агрегирования информации в процессе нечеткого логического вывода при обработке лингвистических моделей.

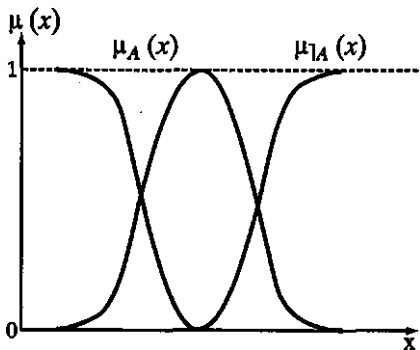


$$\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

а)



б)



в)

Формирование лингвистических моделей исследуемых систем и процессов осуществляется на естественном или близком к нему языке в виде совокупности продукционных правил типа (ЕСЛИ - ТО), которые регламентируют взаимосвязи входных и выходных параметров.

Подобная лингвистическая модель может быть представлена, например, следующей схемой:

ЕСЛИ  $X_x$  есть  $A_n$  И... И  $X_m$  есть  $A_m$ ,  
ТО  $Y_j$  есть  $B_n$  И... И  $Y_n$  есть  $B_n$ ;

(1.9)

ЕСЛИ  $X_x$  есть  $A_{p1}$  И... И  $X_m$  есть  $A_{pn}$ ,  
ТО  $Y_j$  есть  $B_{px}$  И... И  $Y_n$  есть  $B_{pn}$ ;

где

$m, n$  - количество входных и выходных лингвистических переменных  $X_i, Y_j, i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$

$p$  - количество правил в составе лингвистической модели;  
 $A_{ki} \in U_h, B_{kj} \in V_j$  - конкретные лингвистические значения соответствующих входных и выходных переменных в составе ( $k$ -го) правила;

1

(7),  $V_j$  - множества допустимых лингвистических значений, задаваемые для каждой из используемых переменных.

Таким образом, все параметры такой модели описываются собственными лингвистическими переменными, значения которых, называемые терминами, задаются с помощью средств естественного языка и используются для выражения необходимых качественных оценок. Так, например, лингвистическая переменная {РАССТОЯНИЕ} может принимать значения из следующего набора характеристик: {..., «Малое», «Среднее», «Большое», ...}. При этом каждому значению той или иной лингвистической переменной ставится в соответствие некоторое нечеткое подмножество со своей функцией принадлежности:

где

$F_i(X_i), F_j(Y_j)$  - множества нечетких подмножеств, определенных на базовых шкалах  $X_i$  и  $Y_j$ .

Необходимо отметить, что при составлении лингвистических моделей в общем случае могут использоваться различные виды связок, включая *И*, *ИЛИ* и *НЕ*.

С фактической точки зрения совокупность правил типа (1.9) задает некоторое отображение множества значений входных лингвистических переменных в аналогичное множество выходных:

$$U \gg^{*-} V \gg_9 \quad (1.10)$$

где

$$\mathcal{F} \Gamma = X \mathcal{C} / \mathcal{C} /, \quad V^a = \mathcal{J} \mathcal{C} \mathcal{J} V \mathcal{C} \mathcal{J}.$$

Соотношению (1.10) в свою очередь можно поставить в соответствие нечеткое отображение [1.12]:

$$S : F(X)F(Y) \quad (1.11)$$

где

$$S_{y_j} \wedge A_{k_j} X \wedge B_{k_j} C^*$$

$$\& B_{k_j} = X_j V - B_{t_j}$$

Обобщение известного в классической логике правила *modus ponens* позволяет получить композиционное правило нечеткого вывода:

$$= \quad (1.12)$$

где

$\forall_A >$  - исходная посылка, получаемая при оценке наблюдаемых данных по входным функциям принадлежности;

$\forall_B$  - нечеткий результат логического вывода на основе знаний, получаемый с помощью отображения (1.11).

Развернутая форма нечеткого логического вывода для системы знаний вида (1.9) может быть представлена следующим образом:

$$\wedge \quad (1-13)$$

где

$x$ - - наблюдаемое значение входного параметра.

Решение задач управления с использованием методов нечеткой логики предполагает определение точных значений выходных переменных. Этот этап, называемый дефазификацией, может осуществляться многими возможными способами, наиболее распространенный из которых основан на отыскании «центра тяжести» полученного нечеткого соответствия  $V'$  [1.13]:

$$y; = (Jy_j \vee J V_i V'(y_j) dy_j) / (j \vee i A y_j Y_j) d_{y_j}. \quad (1.14)$$

Общая последовательность этапов нечеткого логического вывода при решении задач управления показана на рис. 1.6.

Эффективность применения подобных моделей, формируемых экспертами на основе личного опыта, во многом зависит от количества термов используемых лингвистических переменных и от вида соответствующих функций принадлежности.

По разным оценкам [1.12-1.14] считается, что для подавляющего большинства практических случаев достаточная размерность множества лингвистических значений переменных, используемых при синтезе нечеткой модели, составляет от 2 до 12 элементов.

При этом функции принадлежности, задающие описания значений лингвистических переменных, должны в силу своей семантики формироваться с учетом ряда специфических требований.

Так, функции принадлежности упорядоченного базового  $T = \{\Gamma, \}$ , /  $e L = \{1, 2, \dots, m\}$  некоторой лингвистической переменной с областью определения  $U$  с  $R$  на множестве действи-



Рис. 1.6. Структура модели нечетких вычислений при решении задач управления

тельных чисел должны удовлетворять следующим условиям [1.12, 1.14]:

$$\begin{aligned}
 M_{\min} &= M_{\max} = 1 \\
 \forall u \in U: \mu_{T_i}(u) &= 1; \\
 \forall i < m, 0 < \mu_{T_{i+1}}(u) &< 1.
 \end{aligned}
 \tag{1.15}$$

Первое из условий (1.15) требует, чтобы функции принадлежности крайних термов имели форму уполовиненного вида, как показано на рис. 1.7 (а). Второе условие регламентирует существование хотя бы одного типового представителя каждого понятия, третье - запрещает, с одной стороны, существование таких участков из области определения, которым не соответствуют никакие понятия, а с другой - существование неразграниченных понятий. На рис. 1.7 (б) представлены примеры некорректного определения термов с помощью функций принадлежности, не удовлетворяющих условиям (1.15).

Графическая интерпретация нечеткого логического вывода наглядно иллюстрирует содержательную сторону процедуры вычислений, выполняемых на основе соотношений (1.13, 1.14). Анализ данных преобразований, проводимый геометрическими методами, предполагает рассмотрение

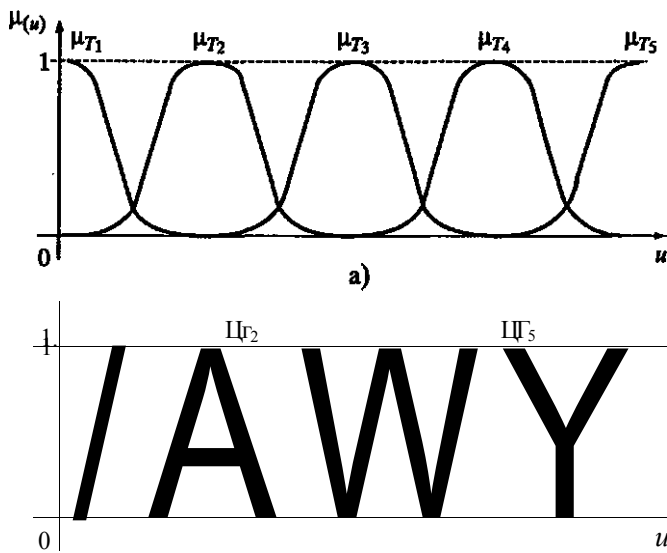


Рис. 1.7. Примеры корректного (а) и некорректного (б) описания термов с помощью функций принадлежности

некоторой типовой модели, используемой в качестве показательного примера. Объектом такого исследования может служить модель следующего вида:

*ЕСЛИ  $X_1$  есть Высокий И  $X_2$  есть Высокий, ТО  $Y$  есть  $B_1$*

*ЕСЛИ  $X_1$  есть Средний И  $X_2$  есть Средний, ТО  $Y$  есть  $B_2$*

*ЕСЛИ  $X_1$  есть Низкий И  $X_2$  есть Низкий, ТО  $Y$  есть  $B_3$ .*

Как показано на рис. 1.6, первый этап процедуры нечетких вычислений связан с фаззификацией входных параметров, значения которых формируются на основе показаний информационно-измерительных средств. Оценка соответствия входных данных термам лингвистических переменных условной части каждого правила (которая носит название antecedента) осуществляется на уровне функций принадлежности (рис. 1.8), аппроксимированных для простоты фигурами треугольной формы.

Полученные значения оценок  $\mu_{T_i}$  (где  $k$  - номер правила,  $i$  - индекс входной переменной) позволяют определить обобщенную степень достоверности того или иного условия в целом. Если составные фрагменты условия соединяются логической

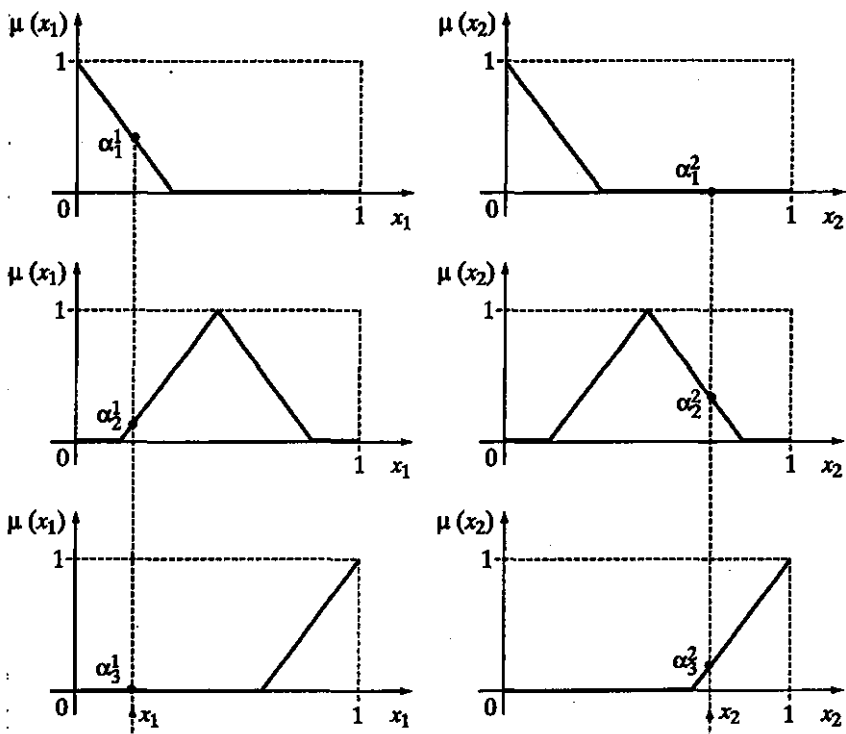


Рис. 1.8. Оценка соответствия входных данных термам лингвистических переменных antecedентов правил нечеткой модели управления

связкой *И* (как в рассматриваемом примере), то значение обобщенной оценки вычисляется следующим образом:

$$a_k = \text{mm}(a_k^1, a_k^2). \quad (1.16)$$

Найденные таким образом оценки достоверности используются для модификации правой части правил, называемой консеквентом. Эта операция, также проводимая независимо по каждому отдельному консеквенту, связана с преобразованием функций принадлежности термов выходной лингвистической переменной одним из двух классических методов [1.13] - «MAX-MIN» (отсечения) либо «MAX-DOT» (масштабирования) (рис 1.9 а,б)). Первый из них обеспечивает отсечение, а второй - масштабирование функций принадлежности консеквента по уровню *a*-значений antecedента:

$$\downarrow_{\theta, \kappa} (y) = \min (\downarrow_{\theta, \kappa}, a_{\kappa}) \quad (1.17a)$$

$$\uparrow_{\theta, \kappa} = \min (\uparrow_{\theta, \kappa}(y) - a_{\kappa}) \quad (1.17б)$$

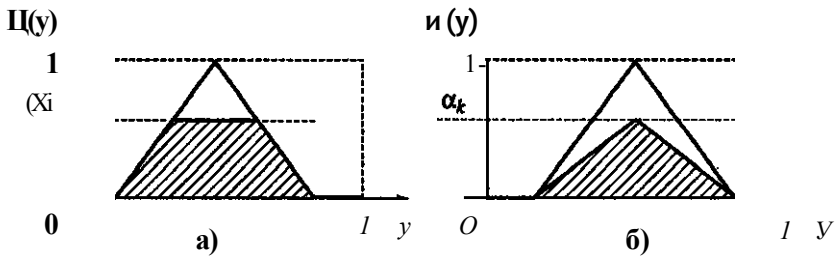


Рис. 1.9. Модификация функции принадлежности термина лингвистической переменной консеквента, выполняемая по методу "MAX-MIN" (отсечения) (а) и "MAX-DOT" (масштабирования) (б) в процессе нечеткого логического вывода

Как показано на рис. 1.10, обобщенный результат нечеткого логического вывода  $G(y)$  по всей совокупности правил определяется путем логического или арифметического суммирования выходных функций принадлежности, модифицированных в соответствии с выражениями (1.17).

Дефаззификация, как заключительная фаза единого цикла обработки нечеткой модели управления, связана с необходимостью определения конкретного числового значения выходной переменной по виду выводимых функций принадлежности. Выполнение этой операции в соответствии с выражением (1.14) для нахождения «центра тяжести» фигуры, ограниченной результирующей функцией принадлежности, может задаваться в более простом и удобном для вычислений виде:

$$y' = \frac{\int Y' C(y)}{\int G(y)} \quad (1.18a)$$

Другой достаточно известный способ дефаззификации по методу центрирования неявным образом включает операцию суммирования функций принадлежности отдельных консеквентов, модифицированных в соответствии с выражением (1.17 б):

$$y' = \frac{\sum D_k \cdot c_k}{\sum c_k}, \quad (1.186)$$

где

$D_k$  - диапазон, который характеризует область определения модифицированной выходной функции принадлежности, используемой в  $k$ -ом правиле (рис. 1.11);

$c_k$  - центрированное значение соответствующего нечеткого множества.



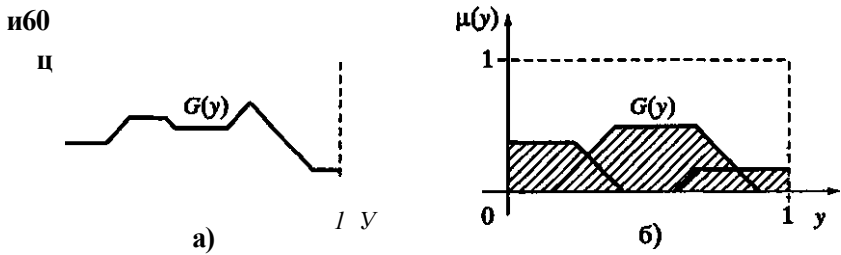
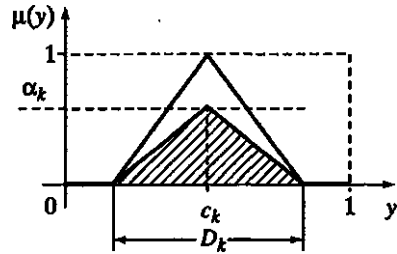


Рис. 1.10. Построение результирующей выходной функции  $G(y)$  путем логического (а) или арифметического (б) суммирования модифицированных нечетких множеств, полученных в процессе логического вывода

Рис. 1.11. Область определения и центрированное значение модифицированной функции принадлежности konsekвента



Существуют и иные способы дефаззификации, которых в настоящее время насчитывается более ста, однако в подавляющем большинстве случаев предпочтение отдается одному из приведенных вариантов.

Следует отметить, что соблюдение общих ограничений (1.15) при построении функций принадлежности отдельных термов задает необходимые, но недостаточные условия корректного синтеза и настройки моделей нечеткого управления. Компенсация этого недостатка, как правило, осуществляется за счет привлечения опыта экспертов для непосредственного подбора недостающих параметров формируемых функций принадлежности с помощью различных эвристик.

Таким образом, использование методов нечеткой логики обеспечивает возможность формализации качественного описания как используемой совокупности входных и выходных переменных, так и их взаимосвязей. Этот подход позволяет формировать и исследовать нечеткие модели сложных объектов и процессов различных типов и характера.

\ Один из перспективных подходов к организации обработки неявных форм представления знаний связан с применением *технологии нейросетевых структур*, аккумулирующей основные функциональные особенности биологических прототипов. Эта технология построения интеллектуальных систем предполагает форми-

Входы Синапсы

$X_j$

$X_2$

$X_3$

Ячейка  
нейрона

Аксон Выход

$Y$

Рис. 1.12. Искусственный  
нейрон

$S$   
 $i=1$

$$Y = F(S)$$

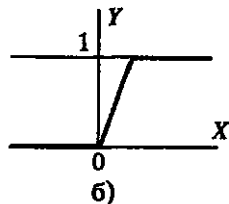
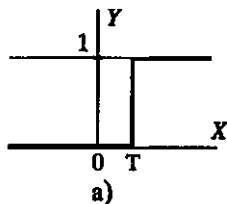
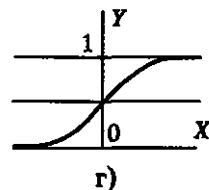
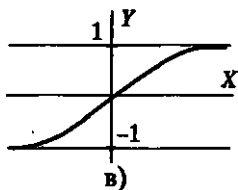


Рис. 1.13. Активационная  
функция нейрона: а) функ-  
ция единичного скачка;  
б) линейный порог (гистере-  
зис); в) сигмоид - гиперболи-  
ческий тангенс; г) сигмоид



рование однородных структур, состоящих из множества взаимосвя-  
занных элементов с заданной характеристикой преобразования  
сигналов. Совокупность знаний, закладываемых в процессе обуче-  
ния такой структуры, определяется настройкой весовых коэффи-  
циентов межэлементных связей и позволяет обеспечить надежную  
классификацию предъявляемых примеров. При этом важнейшим  
достоинством нейросетевых структур является высокое быстро-  
действие, достигаемое за счет параллельности обработки инфор-  
мации при их аппаратной реализации [1.15,1.16].

По аналогии с нервными клетками головного мозга, которые  
могут быть возбуждены или заторможены, каждый нейрон, как  
типовой элемент сетевой структуры, характеризуется своим те-  
кущим состоянием. Он обладает группой синапсов - однонаправ-  
ленных входных связей, соединенных с выходами других нейро-  
нов, а также имеет аксон - выходную связь данного нейрона, с  
которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на си-  
напсы следующих нейронов. Общий вид нейрона приведен на  
рис. 1.12. Каждый синапс характеризуется величиной синаптиче-

ской связи или ее весом  $w_{ij}$ , который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости.

Текущее состояние нейрона определяется как взвешенная сумма его входов:

$$S = \sum_{i=1}^n w_{ij} A_i \quad (1.19)$$

Выход нейрона есть функция его состояния:

$$K = F(S). \quad (1.20)$$

Как показано на рис. 1.13, нелинейная функция активации / может иметь различный вид. Одной из наиболее распространенных является нелинейная функция с насыщением, называемая логистической функцией, или сигмоидом:

При уменьшении параметра  $a$  сигмоид становится более пологим, в пределе при  $a = 0$  вырождаясь в горизонтальную линию на уровне 0.5. При увеличении параметра  $a$  сигмоид по виду приближается к функции единичного скачка с порогом  $T$  в точке  $x = 0$ . Из выражения для сигмоида очевидно, что выходное значение нейрона лежит в диапазоне  $[0, 1]$ .

Одно из ценных свойств сигмоидной функции заключается в простоте выражения для ее производной:

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)). \quad (1.22)$$

Следует отметить, что сигмоидная функция дифференцируема на всей оси абсцисс, что используется в некоторых алгоритмах обучения. Кроме того, она обладает свойством усиления малых сигналов и предотвращения насыщения от больших сигналов, так как они соответствуют областям аргументов, где сигмоид имеет пологий наклон.

Одной из главных общих черт, присущих всем типам нейронных сетей, является параллельность обработки сигналов. Это свойство обусловлено объединением большого числа нейронов в так называемые слои и соединения определенным образом нейронов различных слоев, а также в некоторых конфигурациях, и нейронов одного слоя между собой, причем обработка взаимодействия всех нейронов ведется послойно.

Примером простейшей нейросетевой структуры может служить трехнейронный перцептрон (рис. 1.14), т.е. такая сеть, нейроны которой имеют активационную функцию в виде единично-

го скачка. На п входов поступают некие сигналы, проходящие по синапсам на 3 нейрона, образующие единый слой этой сети и выдающие три выходных сигнала:

$$y_j = f \left( \sum_{I \in J} w_{Ij} x_I \right), \quad y = 1 \dots 3. \quad (1.23)$$

Очевидно, что все весовые коэффициенты синапсов одного слоя нейронов можно свести в матрицу  $W$ , в которой каждый элемент  $w_{ij}$  задает величину  $i$ -ой синаптической связи  $j$ -го нейрона. Таким образом, процесс, происходящий в нейросетевой структуре, может быть записан в матричной форме:

$$Y = F(WX), \quad (1.24)$$

где  $X$  и  $Y$  - соответственно входной и выходной векторы,  $F(V)$  - активационная функция, применяемая поэлементно к компонентам вектора  $V$ .

Теоретически число слоев и число нейронов в каждом из них может быть произвольным, однако фактически оно ограничено ресурсами компьютера или специализированной микросхемы, которые используются для реализации сети.

Выбор структуры нейронной сети осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Для решения некоторых отдельных задач уже существуют известные варианты оптимальных конфигураций. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных типов, возникает необходимость синтеза новой конфигурации. При этом следует руководствоваться несколькими основополагающими принципами:

- возможности сети возрастают с увеличением числа ее элементов, плотности связей между ними и числом выделенных слоев;
- введение обратных связей наряду с увеличением возможностей сети поднимает вопрос о ее динамической устойчивости;
- повышение сложности алгоритмов функционирования в связи, например, с введением нескольких типов синапсов - возбуждающих, тормозящих и др. также способствует повышению возможностей нейронной сети.

Вопрос о необходимых и достаточных свойствах сети для решения того или иного рода задач представляет собой целое направление нейрокомпьютерной науки.

Важно отметить, что особенности синтеза и настройки нейронных сетей в каждом конкретном случае определяются спецификой решаемой задачи.

Очевидно, что сущность действий, выполняемых нейронной сетью в процессе своего функционирования, будет зависеть от

величин синаптических связей. Поэтому, задавшись некоторой структурой сети, отвечающей какой-либо задаче, необходимо обеспечить отыскание оптимальных значений всех весовых коэффициентов.

Этот этап называется обучением нейронной сети. Качество его выполнения существенно влияет на эффективность функционирования сети в режиме штатной эксплуатации при решении поставленных задач. На этапе обучения кроме качества подбора весов важную роль играет время обучения. Как правило, эти два фактора связаны обратной зависимостью и их приходится выбирать на основе компромисса.

Обучение нейросетевой структуры может вестись с учителем или без него. В первом случае сети предъявляются значения как входных, так и желательных выходных сигналов, и она по некоторому внутреннему алгоритму подстраивает веса своих синаптических связей. Во втором случае выходы НС формируются самостоятельно, а веса изменяются по алгоритму, учитывающему только входные и производные от них сигналы.

Существует множество различных алгоритмов обучения, которые, однако, делятся на два больших класса: детерминистские и стохастические. В первом из них подстройка весов представляет собой жесткую последовательность действий, во втором - производится на основе действий, подчиняющихся некоторому случайному процессу.

Необходимо различать бинарные и аналоговые нейронные сети. Первые из них оперируют с двоичными сигналами, и выход каждого нейрона может принимать только два значения: логический ноль («заторможенное» состояние) и логическая единица («возбужденное» состояние). К этому классу сетей относится и рассмотренный выше перцептрон, так как выходы его нейронов, формируемые функцией единичного скачка, равны либо 0, либо 1. В аналоговых сетях выходные значения нейронов способны принимать непрерывные значения, что могло бы иметь место после замены активационной функции нейронов перцептрона на сигмоид.

Другой способ классификации предполагает существование нейросетевых структур синхронного и асинхронного типа. В первом случае в каждый момент времени свое состояние меняет лишь один нейрон. Во втором - состояние меняется сразу у целой группы нейронов, как правило, у всего слоя. Алгоритмически ход времени в сети задается итерационным выполнением однотипных действий над нейронами.

Сети также можно классифицировать по числу слоев. Так, на рис. 1.15 представлен двухслойный перцептрон, который получен из показанного на рис. 1.14 введением дополнительного слоя.

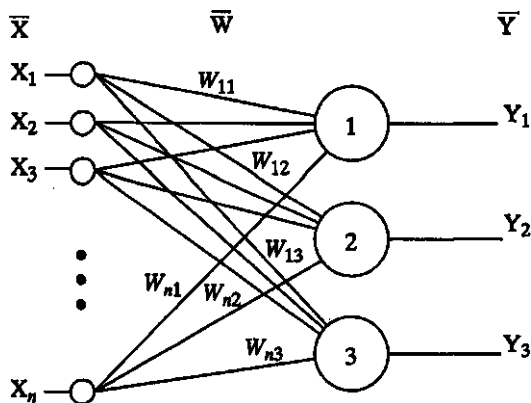


Рис. 1.14. Однослойный перцептрон

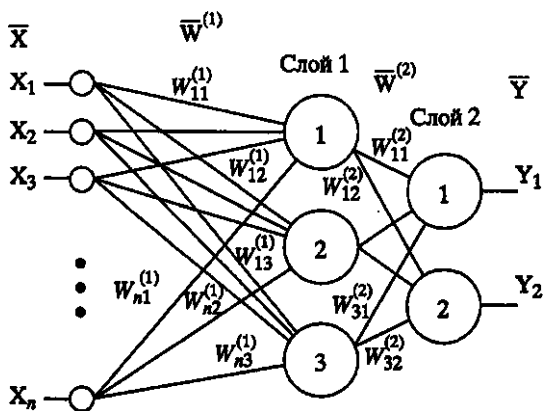


Рис. 1.15. Двухслойный перцептрон

Здесь уместно отметить важную роль нелинейности активационной функции, так как если бы она не обладала данным свойством или не определяла алгоритм работы каждого нейрона, результат функционирования любой  $r$ -слойной нейросетевой структуры с весовыми матрицами  $W_{i \llbracket j \rrbracket}$ ,  $i = 1, 2, \dots, r$  для каждого слоя  $i$  сводился бы к перемножению входного вектора сигналов  $X$  на матрицу

$$W \circledast = W_0 \cdot W(2) \dots W^r. \quad (1.25)$$

Фактически такая  $r$ -слойная нейронная сеть эквивалентна однослойной структуре с весовой матрицей  $W = W \circledast$ :

$$Y = W \circledast X. \quad (1.26)$$

Кроме того, в ряде случаев нелинейность вводится и в синаптические связи. Большинство известных на сегодняшний день НС используют для нахождения взвешенной суммы входов нейрона формулу (1.19), однако в некоторых приложениях нейронных сетей используются другие записи:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i r_i \quad (1.27)$$

или

$$s = \sum_{i=1}^n B_i \cdot C_i \cdot M_i \cdot n_i \quad (1.28)$$

Введение такого рода нелинейностей, вообще говоря, увеличивает вычислительную мощь сети, позволяя из меньшего числа нейронов с «нелинейными» синапсами сконструировать структуру, выполняющую функции обычной нейронной сети более сложной конфигурации и с большим числом стандартных нейронов.

Многообразие существующих структур нейронных сетей позволяет отыскать и другие критерии для их классификации.

Как видно из рисунка функции единичного скачка, пороговое значение  $T$ , в общем случае, может принимать произвольное значение. Более того, оно должно принимать некое произвольное, неизвестное заранее значение, которое подбирается на стадии обучения вместе с весовыми коэффициентами. То же самое относится и к центральной точке сигмоидной зависимости, которая может сдвигаться вправо или влево по оси  $X$ , а также и ко всем другим активационным функциям. С учетом этого факта выражение (1.19) может быть переписано следующим образом:

$$s = \sum w_i x_i - T. \quad (1.29)$$

Такое смещение обычно вводится путем добавления к слою нейронов еще одного входа, возбуждающего дополнительный синапс каждого из нейронов, значение которого всегда равняется 1. Присваивая этому входу номер 0, получим:

$$s = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (1.30)$$

где  $w_0 = -T$ ,  $x_0 = 1$ .

Очевидно, что различие формул (1.19) и (1.30) состоит лишь в способе нумерации входов.

Из всех активационных функций, изображенных на рис. 1.13, одна выделяется особо. Это гиперболический тангенс, зависи-

Поиски альтернативных путей построения быстродействующих систем обработки знаний привели к развитию *технологии ассоциативной памяти*. Эта технология предполагает использование механизмов восстановления целостных образов по их отдельным элементам и сводится к работе с многомерными массивами памяти. Хранящиеся в ней знания имеют неявную форму представления и задают классификацию понятий некоторой предметной области в виде сочетания признаков, присущих каждой качественной категории. Главные преимущества такого подхода связаны с простотой как программного, так и аппаратного воплощения ассоциативной памяти, быстродействие которой вне зависимости от выбранного способа реализации будет определяться временем обращения к отдельной ячейке и иметь высокие показатели.

В технических системах память обычно рассматривается как некоторое устройство, обладающее двумя основными свойствами: способностью определенным образом запоминать информацию и возможностью восстанавливать ее с заданной точностью. При этом под процессом восстановления искомой информации понимается получение выходного вектора при поступлении в память соответствующего входного вектора.

Память в технических системах подразделяется на переборную и ассоциативную [1.17,1.18]. Классификация последней приведена на рис. 1.18.



Рис. 1.18. Классификация ассоциативной памяти по способу хранения и поиска информации

Ассоциативная память представляет собой устройство хранения информации, которое позволяет восстанавливать информацию на основе ассоциаций, связанных с заданным сочетанием признаков.

В интеллектуальных системах управления аналогичное название носит одна из информационных технологий, базирующаяся, с одной стороны, на механизмах ассоциативной записи и восстановления информации, обеспечивающих доступ к данным с высокой скоростью, а с другой стороны, на механизмах ассоциативной связности, позволяющих проводить классификацию состояния системы на качественном уровне и формировать управ-



Аяющие воздействия, соответствующие текущему состоянию системы и заданному критерию качества.

Пирамидальная (иерархическая) ассоциативная память проводит классификацию входного вектора по некоторому признаку, относя его к одной из классификационных групп, затем в каждой группе вектор классифицируется по другому признаку, и этот процесс повторяется до полного совпадения всех признаков с одной из классификационных групп. Например, геометрические фигуры можно классифицировать сначала по форме (на Прямоугольники, Треугольники, Квадраты и т. д.), затем по цвету (в каждой группе, потом по площади фигур и т.д. (рис. 1.19).

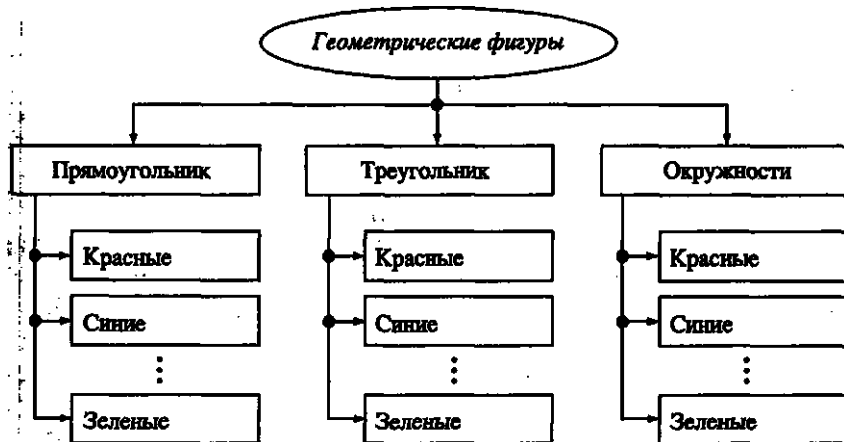


Рис. 1.19. Пример классификации в пирамидальной памяти

Пирамидальная ассоциативная память может работать по двум основным алгоритмам.

В соответствии с первым из них элементы вектора на входе пирамидальной ассоциативной памяти разбиваются на определенные группы. При этом если во входных векторах есть общие элементы, то каждой группе присваивается свой выходной вектор. Если такой выходной вектор не удовлетворяет классификационным требованиям, то имеющиеся классификационные группы разбиваются на подгруппы и им присваиваются свои векторы и т.д. Скорость поиска и восстановления информации существенно увеличивается по сравнению с аналогичными процессами в матричной ассоциативной памяти за счет уменьшения количества выполняемых логических операций.

Второй алгоритм основан на свертывании информации, т. е. входные векторы можно разложить в любой ортогональной сис-

теме координат по гармоникам, используя преобразования Фурье, Радемахера или Уолша. При этом каждому входному вектору будет соответствовать определенный набор гармоник, по которым можно формировать классификационные группы. Например, у каждой группы будет свое значение коэффициента нулевой гармоники, что соответствует классификации по среднему значению. Кроме того, можно проводить классификацию входных векторов, выделяя группы по принципу взвешивания.

Матричная ассоциативная память - это частный случай пирамидальной ассоциативной памяти, когда имеется только один уровень классификации.

Обучение памяти - это процесс формирования содержимого памяти в зависимости от входной информации. Техническая система, содержащая память, может управлять процессом записи информации, вырабатывая сигнал разрешения или запрещения записи в память. Содержимое памяти может меняться всякий раз при поступлении на ее вход любого вектора, а может меняться при поступлении на вход только тех векторов, на которые ранее память никогда не обучалась. При этом автоматические системы управления будут делиться на синхронные и асинхронные. Синхронные системы характеризуются постоянной величиной запаздывания в контуре управления или настройки регулятора, асинхронные - переменной величиной, что вызвано различным временем обращения к памяти.

На рис. 1.20 представлена классификация памяти по принципам запоминания информации. Первый принцип состоит в том, что информация запоминается путем записи в память всего входного вектора, например, как в переборной памяти. По второму принципу запоминания содержимое памяти представляет собой не набор векторов, которые могут быть представлены на ее входе, а продукты взаимодействия таких векторов, вычисляющихся определенным образом и называемых *матрицами ассоциаций*. При этом выходной вектор получается не путем сравнения входного вектора с содержащимися в памяти векторами, а вычислением функции от входного вектора и матрицы ассоциаций. Входные векторы связаны с выходными соотношениями:

$$A = F(W^T B) = \bigcup_i I A[B_i] \quad a \ 3 \ 5 \ )$$

где  $A$ , и  $B_t$  - /-тые входные и выходные вектора, а  $W$  - матрица ассоциаций.

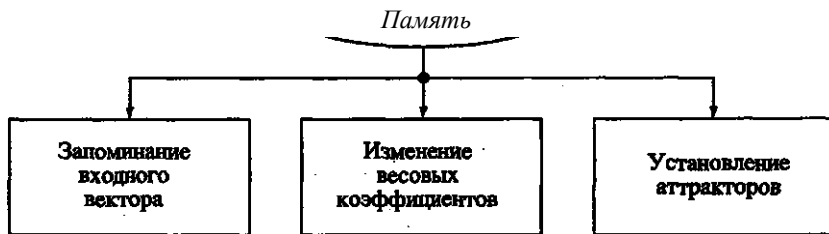


Рис. 1.20. Классификация ассоциативной памяти по принципу запоминания информации

Третий принцип запоминания основан на формировании аттракторов в пространстве состояний дискретной динамической системы, на основе которой построена ассоциативная память. Примером реализации этого подхода является самоорганизующаяся ассоциативная память.

Различные устройства памяти могут запоминать непрерывные, импульсные и цифровые входные сигналы, причем импульсные сигналы бывают амплитудно-импульсные, частотно-импульсные и широтно-импульсные. На рис. 1.21 представлена классификация АП по виду запоминаемого сигнала.

Также ассоциативную память можно разделить по принципу восстановления информации. Если восстановление информации в памяти требует содержания в выходном векторе части входного вектора  $W = X D^{\wedge} D$ , то такая память называется автоассоциатив-

ной. Если принцип соответствия между входным и выходным вектором не требует частичного перекрытия их информации  $W = Yu A I f y^{*}$  вариант гетероассоциативной памяти.

Программная реализация ассоциативной памяти не представляет проблем с точки зрения программирования. Основная проблема лежит в области формирования знаний, хранение которых должно, с одной стороны, занимать по возможности меньший объем памяти, а с другой - обеспечивать заданные показатели качества управления. Построение интеллектуальных систем управления с ассоциативной памятью на традиционных вычислительных средствах последовательного действия в настоящее время вполне приемлемо как с точки зрения быстродействия, так и цены, поскольку не требует аппаратной модернизации и связано только с программной реализацией новых алгоритмов управления.



Рис. 1 Л. Классификация памяти по виду запоминаемого сигнала

Сравнительный анализ различных интеллектуальных технологий позволяет выделить ряд общих для них черт (табл. 1.4), главная из которых связана с использованием классификации тех или иных понятий в качестве средства для установления связей между отдельными явлениями рассматриваемой предметной области. Эта особенность имеет ключевое значение для разработки принципов организации интеллектуального управления на основе применения современных технологий обработки знаний.

Как показывает обзор многочисленных работ по развитию методов обработки знаний, одна из передовых тенденций в этой области связана с попытками интеграции различных интеллектуальных технологий в целях сочетания присущих им преимуществ. Так, например, одновременное обеспечение высокой функциональной гибкости и быстродействия может достигаться за счет комплексного применения технологий экспертных систем и нейросетевых структур [1.19]. В то же время, для увеличения быстродействия ассоциативной памяти предлагаются нейросетевые способы ее реализации [1.20, 1.21]. Совмещение технологий экспертных систем и нечеткой логики позволяет не только повысить быстродействие интеллектуальной системы, но и сократить объем базы знаний (по верхней оценке - от одного до двух порядков) [1.13]. Другой подход к проблеме оптимизации интеллектуальных систем и их обучения связан с разработкой комбинированных технологий нечетких нейросетевых структур [1.22, 1.23]. Результаты поисковых исследований по развитию интегрированных технологий обработки знаний имеют большую актуальность для решения задач проектирования систем интеллектуального уп-

Технология	Представление Знаний	Начальных знаний	Организация Логического Вывода	Возможность пополнения	Объяснение принимаемых решений	Способ реализации и обеспечиваемое относительное быстрое действие
Экспертных Систем	В явном виде с помощью продукционных правил, семантических сетей, предикатов и фреймообразных структур	С помощью эксперта в интерактивном режиме	Обеспечивается путем явного сопоставления начальной посылки с категориями много-  кация, заданной иерархией продукционных правил или других представлений	Обеспечивается путем изменения продукционных правил, семантических сетей и других представлений	Может быть обеспечено за счет анализа активизированной цепи логического вывода	Программный, низкое
Нейросетевых Структур	В неявном виде в архитектуре сети, параметрах нейронов и связей	На примере обучающей выборки с помощью алгоритмических процедур настройки в автоматическом режиме	Обеспечивается логикой работы сети	Обеспечивается путем изменения топологии, структуры и параметров сети	Отсутствует, но может быть обеспечено за счет введения дополнительной объясняющей нейросети	Аппаратный, высокое
Ассоциативной Памяти	В неявном виде в форме гиперповерхности в многомерном пространстве признаков и архитектуре ассоциативной памяти	Путем автоматического формирования ассоциативных связей по заданному алгоритму	Обеспечивается проекции точки гиперповерхности на оси выбранной системы координат	Обеспечивается путем изменения пространства параметров и формы соответствующей гиперповерхности	Отсутствует, но может быть обеспечено введением дополнительной координаты с объяснениями	Программный и аппаратный, высокое
Нечеткой Логикой	В полускрытом виде с помощью продукционных правил и функций принадлежности, отражающих взаимосвязь входных и выходных лингвистических переменных и их физическую значимость	С помощью эксперта в интерактивном режиме или в автоматическом режиме на основе анализа статистических данных о функционировании системы	Обеспечивается выполнением продукционных правил и выбранным методом обработки функций принадлежности	Обеспечивается за счет изменения системы правил, формы и относительного размещения функций принадлежности на базовых осях -	Отсутствует, но может быть обеспечено за счет анализа срабатывающих правил	Программный и аппаратный, высокое и низкое соответственно

равления с учетом противоречивости предъявляемых к ним требований [1.24, 1.25].

Современные специализированные программно-инструментальные средства позволяют не только подробно промоделировать создаваемую систему управления, но и оценить эффективность принятых проектных решений при различных вариантах их реализации на основе той или иной интеллектуальной технологии. В частности, пакет прикладных программ WinFACT (Windows Fuzzy And Control Tools) обеспечивает возможность перехода к нейросетевому варианту реализации синтезируемой с его помощью модели нечеткого управления [1.26].

Множество фундаментальных и прикладных вопросов, связанных с поиском оптимальных вариантов интеграции различных технологий обработки знаний, отнюдь не ограничивает всех проблем организации интеллектуальных систем управления. Тем не менее, предложенная концепция построения систем управления на базе комплексного применения современных методов и технологий обработки знаний может служить конструктивной основой для разработки интеллектуальных систем, обладающих высокой адаптивностью, автономностью, надежностью и качеством функционирования при наличии случайных возмущений и существенной неопределенности внешней среды.

### **1.3. Методы обучения и настройки интеллектуальных систем**

Надежность функционирования интеллектуальных систем различных типов и назначения определяется не только эффективностью обработки априорно имеющихся знаний, но и наличием механизмов их пополнения и модификации в режиме обучения или на основе обобщения накопленного опыта. Для интеллектуальных систем управления обеспечение подобных возможностей будет во многом обуславливать их адаптивные свойства и в этой связи является особо важным.

Организация процессов обучения и самообучения, как один из основных вопросов в теории искусственного интеллекта, ситуационного управления и распознавания образов [1.1, 1.27-1.32], в конечном итоге сводится к необходимости обоснованного изменения, дополнения или уточнения той классификации понятий и категорий, которая составляет содержательную сторону используемых знаний [1.33]. Многогран-

ность соответствующей проблематики отражается в разнообразии подходов и методов, развиваемых для решения задач формирования понятий, классификации и обобщения ситуаций, выдвижения гипотез, модификации знаний и проверки их непротиворечивости.

Так, например, вопросам обучения придается важнейшее значение в теории искусственных нейронных сетей. В соответствии с ее главными принципами обучение нейросетевых структур [обеспечивается настройкой их параметров, осуществляемой по элементам предъявляемой выборки с помощью специализированных алгоритмов [1.34-1.40]]. При этом обученная на выполнение заданных функций нейросеть может рассматриваться в качестве некоторого классификатора, выдающего требуемый ответ на поступающий входной образ.

Особое место в решении проблем самообучения занимает кластерный анализ, позволяющий классифицировать объекты в зависимости от компактности их представлений в пространстве признаков с учетом априорно установленной меры близости [1.28, 1.29, 1.41, 1.42].

- Сопоставление с эталонной классификацией может обеспечиваться алгебраическими, вероятностными и логическими методами оценок сходства на множестве известных признаков [1.28, 1.29, 1.43-1.47].

Решение задач классификации логическими методами не только представляет собственный интерес, но и открывает перспективы комплексного применения технологии экспертных систем для формирования процедур обработки, обобщения и пополнения знаний.

Одно из главных качеств, составляющих способность к самообучению, заключается в выделении аналогий прежде всего на структурно-понятийном уровне. Мощным инструментом для анализа сложных структурированных представлений могут служить методы правдоподобного вывода, основанные на использовании индуктивной логики Д.С. Милля и позволяющие выдвигать обоснованные гипотезы о причинно-следственных связях между наличием некоторых фактов, с одной стороны, и сопутствующими им явлениями - с другой [1.1]. Построение соответствующих механизмов формирования гипотез регламентируется рядом ключевых принципов.

\* *Принцип сходства:* «Если два или более случая подлежащего исследованию явления имеют общим лишь одно обстоятельство, то это обстоятельство, в котором только и согласуются все эти случаи, есть причина (или следствие) данного явления».

Таким образом, принцип сходства задает конструктивную схему для поиска причинно-следственных закономерностей по наличию очевидных аналогий в описании их проявлений:

$$\begin{aligned} a, e, c &=> \Gamma; \\ a, n, s &= p \quad \varepsilon; \\ a, u, v &=> \varepsilon; \end{aligned} \tag{1.36}$$

$$a \Rightarrow \Gamma,$$

где  $(a, e, c), (a, n, s), (a, u, v)$  - совокупность исходных предпосылок;

$\Gamma$  - наблюдаемое следствие;

$a$  - предполагаемая причина.

*Принцип различия:* «Если случай, в котором исследуемое явление наступает, и случай, в котором оно не наступает, сходны во всех обстоятельствах, кроме одного, встречающегося лишь в первом случае, то это обстоятельство, в котором они только и разнятся, есть следствие, или причина, или необходимая часть причины».

Принцип различия ориентирован на установление причинно-следственных закономерностей путем анализа расхождений в описаниях исследуемых наблюдений:

$$\begin{aligned} a, e, c &=> \varepsilon; \\ a, u, v &\Rightarrow \Gamma; \\ e, c &\Rightarrow \Gamma; \end{aligned} \tag{1.37}$$

$$u, v > \varepsilon;$$

$$a \quad \Gamma,$$

где  $(a, e, c), (a, n, s), (e, c), (u, v)$  - совокупность исходных предпосылок;

$\Gamma$  - анализируемое следствие;

$a$  - предполагаемая причина.



*Принцип остатков* является производным от двух предшествующих, дополняя их возможностью отыскания закономерностей последовательным исключением отдельных наблюдений:

$$\begin{aligned} a, e, c &\Rightarrow z, w, x; \\ e &\Rightarrow w; \\ C &\Rightarrow jc; \end{aligned} \quad (1.38)$$

$$a \Rightarrow \Gamma,$$

где (а, б, с), (г, w, л) - совокупность исходных предпосылок и соответствующих им следствий;

(e  $\Rightarrow$  w), (c  $\Rightarrow$  jc) - наблюдаемые причинно-следственные связи;

(a  $\Rightarrow$  г) - предположительно установленная причинно-следственная связь.

*Принцип сопутствующих изменений* во многом повторяет принцип сходства, позволяя проследить причинно-следственные соответствия между классами на уровне выделения аналогий в описании взаимосвязей их элементов:

$$a_1 \text{ и } c \Rightarrow z_1;$$

$$a_2 \text{ и } c \Rightarrow z_2;$$

$$a \Rightarrow \Gamma,$$

где  $a_i \in a$ ,  $r_i \in z$ ,  $c \in a$ ,  $c \in z$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;

( $a_i \text{ и } c \Rightarrow z_i$ ) - наблюдаемая совокупность исходных предпосылок и соответствующих им следствий;

(a  $\Rightarrow$  г) - предположительно установленная причинно-следственная связь.

Индуктивная логика Д.С. Милля получила широкое развитие в рамках ДСМ-метода [1.1], который предназначен для формирования гипотез, выдвигаемых с учетом оценок их достоверности на основе сравнительного анализа множества наблюдаемых примеров.

Рассмотренные принципы правдоподобного вывода представляют несомненный интерес для разработки средств самообучения в составе интеллектуальных систем управления, где обобщение и пополнение знаний будет обеспечиваться логическими процедурами выделения структурно-понятийных аналогий в описании возникающих ситуаций.

Переход  
к новому  
поколению

Мутация

Рис. 1.22. Обобщенная структура стандартного генетического алгоритма

Совершенно самостоятельное направление в развитии принципов самообучения связано с концепцией генетических и эволюционных алгоритмов, которые реализуют механизмы преобразования и отбора факторов, определяющих эффективность целесообразного функционирования интеллектуальных систем с той или иной технологией обработки знаний [1.48, 1.49, 1.22-1.25,1.15].

Стандартные генетические алгоритмы, изначально предложенные как эффективное средство для решения различных оптимизационных задач, строятся согласно обобщенной структуре, которая показана на рис. 1.22, и описываются набором следующих основных параметров:

$$GA = (\#* d, I, s, \varepsilon J, 0, \quad (1.40)$$

где

$pt = (a[9...y]a\%)$  - некоторое подмножество потенциальных решений, называемое популяцией хромосом;

$T = (0, 1, 2, \dots)$  - номер популяции;

$d$  - размер популяции;

$a[]$  - хромосома, представляющая собой последовательность генов, значения которых определяют закодированный вид потенциального решения некоторой поставленной задачи;

$l$  - длина хромосомы, определяющая число генов каждой особи;

$s$  - оператор отбора;

$g$  - операторы рекомбинации хромосом;

$f$  - функция оценки степени полезности (приспособленности) хромосом;

$t$  - критерий останова.

4. \ Практическое применение генетических алгоритмов к задачам оптимизации предполагает необходимость кодировки пространства поиска решений. Выбранный способ кодировки будет определять структуру хромосомы как набора генов, представляющего собой некоторую бинарную последовательность. При этом уникальная кодовая комбинация, записанная в каждой отдельной хромосоме, может рассматриваться в качестве потенциального решения соответствующей оптимизационной задачи.

Оператор отбора  $s$  обеспечивает селекцию наилучших особей в текущей популяции  $P^m$  хромосом.

Реализация этой процедуры осуществляется с помощью специализированной функции  $f(af)$ , используемой для оценки степени полезности (приспособленности) отдельных хромосом  $af$ .

Вид функции приспособленности в каждом конкретном случае определяется особенностями и характером решаемой прикладной задачи.

На практике применяется целый ряд различных методов отбора.

Так, например, схема пропорционального отбора, который является одним из наиболее распространенных, строится на основе метода рулетки, предполагающего сопоставление средних значений функции приспособленности отдельных хромосом  $p(oif)$  в популяции:

$$= \int_{\mathbb{N}} M \quad (1.41)$$

Найденная величина, которая интерпретируется в качестве относительного размера сектора рулетки, отвечает вероятности дальнейшего участия соответствующей хромосомы в процессе формирования нового поколения особей.

Следует отметить, что возможность применения метода рулетки определяется строгими ограничениями на вид функции полезности, которая не должна принимать отрицательных значений, что характерно исключительно для задач максимизации. Поэтому для тех прикладных задач, где решается проблема ми-

нимизации, исходные постановки должны быть преобразованы к поиску максимума.

Кроме того, к основным недостаткам метода рулетки относят [1.15] слишком быстрое исчезновение особей с малым значением функции приспособленности из состава популяции хромосом (что может привести к потере важной генетической информации и преждевременной сходимости процесса эволюции).

Для предотвращения этого негативного эффекта применяются различные способы масштабирования функции приспособленности, среди которых выделяются [1.15,1.50] соответственно линейное, степенное и основанное на так называемом сигма-отсечении:

$$(1.42)$$

$$/ = Л \quad (1.43)$$

$$/' = / + ( / - Л \cdot a ), \quad (1.44)$$

где  $f$  - значение функции приспособленности до и после масштабирования;

$c$  и  $b$  - константы, подбираемые исходя из условий равенства средних значений функции приспособленности до и после масштабирования;

$k$  - произвольное число, близкое к 1 и, как правило, подбираемое эмпирически;

$\bar{f}$  - среднее значение функции приспособленности по всей популяции;

$p$  - малое натуральное число, как правило лежащее в диапазоне от 1 до 5;

$\sigma$  - стандартное отклонение по популяции.

При последнем способе масштабирования новое значение функции приспособленности считается равным нулю, если ее расчетная величина отрицательна.

В свою очередь метод турнирного отбора, который с равным успехом может применяться при решении задач как минимизации, так и максимизации, предполагает разбиение всей популяции на ряд подгрупп с выявлением лучшей особи в каждой из них.

Метод рангового отбора основан на сортировке особей популяции исходя из значений их функций приспособленности:

$$\forall i \in \{1, \dots, N\}: \text{rank}(f_i) = i, \text{ если}$$

$$\forall i \in \{1, \dots, N-1\}: f(a_j) \leq f(a_{j+1}), \quad (1.45)$$

где

$0$  - представляет собой отношение или в зависимости от исходной постановки.

Тогда ранг хромосомы будет определять вероятность ее дальнейшего участия в формировании нового поколения особей в соответствии с некоторой априорно задаваемой функцией, которая, например, в случае равномерного ранжирования имеет следующий вид:

$$P(<>!) = \begin{cases} \frac{1}{T}, & 1 < i < m \\ 0, & m < i < l \end{cases} \quad (1.46')$$

Собственно формирование новой популяции особей осуществляется в результате рекомбинации отобранных хромосом с помощью операций скрещивания и мутации.

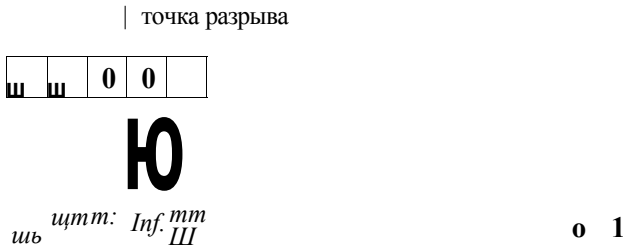
Скрещивание двух (или более) хромосом представляет собой операцию взаимного обмена их составными частями. По характеру выполняемой операции следует различать одноточечное и многоточечное скрещивание. В обоих случаях размеры фрагментов, подлежащих перекрестному обмену, определяются случайным выбором точек разрыва в последовательности генов родительских особей (рис. 1.23).

Мутация представляет собой операцию стохастического изменения части хромосом. При этом каждый ген мутирующей особи с определенной вероятностью, имеющей обычно крайне малое значение, подвергается инвертированию как элемент битовой строки (рис. 1.24).

При всей кажущейся простоте построения и реализации генетических алгоритмов их практическое применение связано со сложностью двух ключевых моментов - выбором способа кодирования пространства поиска решений (конкретной прикладной задачи) и формирования функции полезности.

Практическое применение генетических алгоритмов охватывает решение широкого круга различных прикладных задач:

- параметрическая и структурная оптимизация;
- автоматизация программирования;
- автоматизация синтеза и настройки автоматических систем;
- автоматизация структурного проектирования сложных конструкций;
- синтез расписаний и планирование маршрутов;
- компьютерная графика, дизайн и анимация;
- и пр.



**Рис 1-23.** Одноточечное скрещивание хромосом

**Рис. 1.24.** Мутация хромосомы

**Вместе с тем генетические алгоритмы, которые с определенными оговорками могут быть причислены к известным технологиям работы с машинными формами представления знаний, представляют несомненный интерес с позиций теории и практики создания интеллектуальных систем управления сложными динамическими объектами.**

## ЛИТЕРАТУРА

- 1.1. *Поспелов ДА.* Ситуационное управление: теория и практика. М.: Наука, 1986.
- 1.2. *Медведев В.С., Лесков А.Г., Ющенко А.С.* Системы управления манипуляционных роботов. М.: Наука, 1978.
- 1.3. *Юревич ЕМ.* Основы робототехники. Л.: Машиностроение, 1985.
- 1.4. *Вукобратовин МСтокинД.* Управление манипуляционными роботами. М.: Наука, 1985.
- 1.5. *Кандрашина Е.Ю., Литвинцева Л.В., Поспелов ДА.* Представление знаний о времени и пространстве в интеллектуальных системах / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, 1989.
- 1.6. Робототехника и гибкие автоматизированные производства: В 9 кн. Кн. 6. Техническая имитация интеллекта / Под ред. И.М. Макарова. М.: Высш. шк., 1986.
- 1.7. *Люггер Дж.Ф.* Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. 4-ое изд. / Пер. с англ. М.: Издат. дом «Вильямс», 2003.

- 1.8. *Осуга С.* Обработка знаний / Пер. с япон. М.: Мир, 1989.
- 1.9. Логика и компьютер. Вып. 4. Карпенко А.А. Многочисленные логики. М.: Наука, 1997.
- 1.10. Искусственный интеллект. В 3 кн. Кн. 2. Модели и методы: Справочник / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Радио и связь, 1990.
- 1.11. *Zadeh L.A.* Fuzzy sets // *Information and Control*. 1965. V. 8.
- 1.12. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта. / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, 1986.
- 1.13. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. М.: Мир, 1993.
- 1.14. *Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я.* Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. М.: Наука, 1990.
- 1.15. *Рутковская Д., Пишинский М.Р., Рутковский Л.* Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия - Телеком, 2004.
- 1.16. *Еремин Д.М., Гарцев И.Б.* Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. М.: МИРЭА, 2004.
- 1.17. *Ильяшенко Е.И., Рудаков В.Ф.* Ассоциативные запоминающие устройства на магнитных элементах. -М.: Энергия, 1975.
- 1.18. *Крайзер Л.П.* и др. Ассоциативные запоминающие устройства. Л.: Энергия, 1967.
- 1.19. *Голицын Г.А., Фоминых И.Б.* Интеграция нейросетевой технологии с экспертными системами. // Труды 5-ой национальной конф. по искусств. интеллекту (КИИ-96). Казань, 1996.
- 1.20. *Hassoun M.M.*, ed. Associative Neural Memories: Theory and Implementation. N.Y. Oxford Univ. Press, 1993.
- 1.21. *Watta P., Wang C. and Hassoun M.* Recurrent Neural Nets as Dynamical [Boolean Systems with Application to Associative Memory // *IEEE Transactions on Neural Networks*, 8(6), 1997.
- 1.22. *Perneel C., Themlin J.M., Renders J.M. and Acheroy M.* Optimization of fuzzy expert systems using genetic algorithms and neural networks // *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 3(3), 1995.
- 1.23. *Buckley J. J., Reilly K. D., and Penmetcha K.V.* Backpropagation and genetic algorithms for training fuzzy neural nets // In Herrera F. and Verdegay J. (eds). Genetic Algorithms and Soft Computing. Physica Verlag, 1996.
- 1.24. *Caponetto R., Lavorgna M., and Presti M.L.* Genetic algorithm and neuro-fuzzy systems for automatic controller design // In Proc. Fifth International [Workshop on Current Issues in Fuzzy Technologies (CIFT'95). Trento, 1995.
- 1.25. Xue H. Applications of Genetic Algorithms in Optimization of Fuzzy-Associative Memory Based Controllers. PhD thesis, University of New Mexico, CAD Laboratory for Intelligent and Robotic Systems, Department of ECEy, 1994.
- 1.26. *Kahlert J.* Programmsystem WinFACT. VDE-Workshop «Regelungstechnische Programmpakete für IBM PC». Dusseldorf, 1993.
- 1.27. *Tecuci G.* Learning Hierarchical Descriptions from Examples // *Computers and Artif. Intell.* 1984. V. 3. N 3.
- 1.28. *Горелик А.П., Гуревич И.Б., Скрипкин В.А.* Современное состояние проблемы распознавания: некоторые аспекты. М.: Радио и связь, 1985.
- 1.29. *Фор А.* Восприятие и распознавание образов. М.: Машиностроение, 1989.

1.30. Арлазаров В.Л., Журавлев Ю.М., Ларичев О.И., Лохин В.М., Макаров И.М., Рахманкулов В.З., Финн В.К. Теория и методы создания интеллектуальных систем // Информационные технологии и вычислительные системы. № 1. 1998.

1.31. Ефимов Е.М. Решатели интеллектуальных задач. М.: Наука, 1982.

1.32. Хант Э. Искусственный интеллект. М.: Мир, 1978.

1.33. Невзорова О.А. Машинное обучение и задачи обработки естественного языка. // Новости искусственного интеллекта. № 1. 1998.

1.34. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. М.: СП Параграф, 1990.

1.35. Rumelhart D.E., Hirtton G.E., Williams R.J. Learning internal representations by error propagation // Parallel Distributed ProcessingK) 1986ю Vol. 1. № 8.

1.36. Аведьян Э.Л. Алгоритмы настройки многослойных нейронных сетей. // Автоматика и: телемеханика. № 4. 1995.

1.37. Терехов В.А. Динамические алгоритмы обучения многослойных нейронных сетей в системах управления // Изв. РАН. Теория и системы управления; 1996. № 3.

1.38. Fang Y., Sejnowski T.J. Faster learning for dynamic recurrent back propagation // Neural Computation. 1990. № 2.

1.39. Sato M. Real time learning algorithm for recurrent analog neural networks // Biological Cybernetics. 1990. № 62.

1.40. Williams R.J., Zipser D. A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks II Neural Computation. 1989. № 1.

1.41. Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М.: Наука, 1970.

1.42. Айвазян С.А., Бежаева З.И., Староверов О.В. Классификация многомерных наблюдений. М.: Статистика, 1974.

1.43. Журавлев Ю.М., Никифоров В.В. Алгоритмы распознавания, основанные на вычислении оценок. // Кибернетика. 1971. № 3.

1.44. Журавлев Ю.М. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации // Проблемы кибернетики. Вып. 33. М.: Наука, 1978.

1.45. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М.: Наука, 1968.

1.46. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем. М.: Наука, 1970.

1.47. Браверман Э.М., Мучник И.Б. Структурные методы обработки эмпирических данных. М.: Наука, 1983.

1.48. Скурихин А.Н. Генетические алгоритмы // Новости искусственного интеллекта. 1995. № 4.

1.49. Обухов Л.М. Эволюционирующие алгоритмы. // Компьютеры + программы. 1994. № 5(13).

1.50. Michalewicz Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Springer-Verlag, 1992.



# ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ

Теория нечетких множеств, основные идеи которой были предложены американским математиком Лотфи Заде в 1965 году [2.5], позволяет описывать качественные, неточные понятия и знания об окружающем мире, а также оперировать с ними с целью получения новых знаний. Понятие нечеткого множества появилось в начале нового направления в области фундаментальных и прикладных исследований.

Первые успешные примеры реализации нечетких регуляторов в промышленности относятся к середине 70-х годов. В этот период нечеткая логика была применена для управления парогенератором и для регулирования температуры в печи обжига цемента.

В 80-е годы немногочисленные практические приложения были дополнены применением нечеткой логики в программных средствах поддержки принятия решений и в экспертных системах анализа данных. Тогда же Япония активно включилась в процесс промышленного применения нечеткой логики, заняв первое место в мире по количеству и номенклатуре устройств и механизмов с нечеткими регуляторами. Развитие вычислительной техники стимулировало применение нечеткой логики в системах управления бытовыми приборами и промышленными установками.

В 90-е годы европейские корпорации уверенно вышли на рынок нечетких регуляторов, появилось более 200 видов промышленных изделий и устройств, в которых была применена нечеткая логика. В основном это были бытовые устройства с малым энерго- или водопотреблением, положительный эффект в которых достигался за счет применения новых информационных технологий. Наибольшие успехи применения нечеткой логики в промышленных установках были достигнуты при управлении химическими и биологическими процессами.

## 2.1. Особенности нечеткого логического вывода в задачах управления динамическими объектами

Теория нечетких множеств и основанная на ней логика позволяют описывать неточные категории, представления и знания, оперировать ими и делать соответствующие заключения и выводы. Наличие таких возможностей для формирования моделей различных объектов, процессов и явлений на качественном, понятийном уровне определяет интерес к организации интеллектуального управления на основе применения методов нечеткой логики.

Одной из главных предпосылок появления теории нечетких множеств является принцип несовместимости, утверждающий, что сложность системы и точность, с которой ее можно проанализировать традиционными математическими методами, в первом приближении обратно пропорциональны [2.5]. Данный принцип, выдвинутый Л. Заде, в полной мере относится ко многим техническим устройствам и системам.

Кроме того, применение классических методов для управления сложными динамическими объектами существенно ограничивается трудностями формирования единого критерия, охватывающего различные, а в некоторых случаях и противоречащие друг другу требования. Так, например, при решении многих практических задач возникает необходимость оптимизировать быстрейшее действие системы и минимизировать ее энергетические затраты или одновременно обеспечить максимальную точность и т.д.

Наконец, важнейшая проблема управления сложными динамическими объектами связана с формализацией неопределенностей, многочисленные источники которых имеют различную природу. В первую очередь к ним следует отнести погрешности вычислений и измерений, что приводит к возможности установления параметров текущего состояния объекта и его внешней среды только лишь с некоторой достоверностью. С другой стороны, условия автономного функционирования целого ряда систем специального назначения характеризуются априорной неполнозаданностью (или неизвестностью) рабочей обстановки, непредсказуемостью ее изменений, случайностью внешних возмущающих воздействий и нечеткостью формулируемых целей.

Очевидно, что использование естественного языка со всем набором имеющихся в нем средств для выражения человеческих способов рассуждений и принятия решений с помощью качественных представлений, понятий и оценок типа «мало», «много», «довольно далеко», «очень близко» и т.д. позволяет всесторонне и компактно описать общую смысловую постановку задач управления,

возникающих в различных прикладных областях. Логико-лингвистические модели, полученные в результате интерпретации этих описаний в терминах теории нечетких множеств, могут служить конструктивной основой для разработки алгоритмов и систем интеллектуального управления сложными динамическими объектами, действующими в условиях неполной информации.

\ Целесообразность и продуктивность такого подхода для решения задач управления подтверждается целым рядом практических разработок, наиболее показательными из которых являются следующие:

- доведенная до уровня промышленной эксплуатации экспертная система для нечеткого управления нагревом доменной печи [2.18];

- промышленные системы нечеткого управления производственными процессами выплавки стали и ее холодной прокатки (2.18,2.33);

- нечеткие контроллеры для управления скоростью движения автомобилей и электропоездов [2.18];

- + - нечеткие регуляторы для управления работой паровых котлов, насосных и водонагревательных установок [2.18,2.27,2.29].

Исследования, проводимые в области применения методов теории нечетких множеств в приложении к робототехнике, в настоящее время концентрируются главным образом по трем основным направлениям:

- распознавание речи и изображений [2.5];

- интеллектуальное управление приводами [2.14,2.15,2.16, 2.18];

- - интеллектуальное управление движением мобильных роботов в среде с препятствиями [2.25, 2.26,2.31,2.32].

l Однако, несмотря на высокий уровень достигнутых результатов, важнейшим вопросом общего характера остается обеспечение эффективности моделей нечеткого управления, которая определяется не только содержательной стороной исходных лингвистических описаний, но и соответствием их формальной структуры особенностям механизма логического вывода,

f

#### Организация нечеткого логического вывода в задачах интеллектуального управления

i

Традиционный подход к разработке алгоритмов управления динамическими объектами предполагает выполнение следующих основных этапов:

- определение совокупности входных и выходных переменных;

- создание математической модели управляемого объекта;
- формирование критерия качества управления;
- выбор аппарата оптимизации;
- оценка возможных значений переменных пространства состояний объекта управления;
- синтез алгоритма управления.

Синтез алгоритмов интеллектуального управления на базе методов нечеткой логики осуществляется практически по той же схеме. Модель объекта управления строится в виде логико-лингвистического описания взаимосвязей входных управляющих воздействий и выходных координат состояния. При этом для каждого из входных и выходных параметров устанавливается собственная лингвистическая переменная. В свою очередь значения лингвистических переменных определяют разбиение области допустимых изменений входных и выходных параметров на пересекающиеся нечеткие множества, степень соответствия которым задается функциями принадлежности.

Необходимо отметить, что по аналогии с автоматическими системами, построенными на базе четких представлений [2.17], нечеткий алгоритм формирования управляющих воздействий с учетом заданной цели управления следует синтезировать по принципу обращения причинно-следственных связей, составляющих содержание логико-лингвистической модели управляемого объекта.

Таким образом, данный подход позволяет с единых методологических позиций формировать и исследовать как модель объекта, так и алгоритм нечеткого управления. Основные вопросы построения логико-лингвистических моделей рассмотрены в первой главе при описании технологии нечеткой логики.

Практическое использование методов и технологий нечетких вычислений для создания систем интеллектуального управления сложными динамическими объектами ориентировано на применение специализированных аппаратных средств. В этом ряду ярким примером может служить серийно выпускаемый международной группой компаний SGS-THOMSON Microelectronics нечеткий процессор WARP (Weight Associative Rule Processor), который обладает следующим набором основных характеристик [2.1, 2.19]:

- быстроедействие до  $10 \cdot 10^6$  нечетких логических выводов в секунду;
- функция принадлежности antecedента любой формы;
- до 256 правил (4 antecedента, 2 консеквентна);
- до 16 функций принадлежности на одной входной переменной;

- до 16 выходных переменных;
- до 128 функций принадлежности по всем консеквентам;
- метод вывода *MAX-DOT*;
- \ - дефаззификация на чипе по методу центрирования;
- доступность программного инструментария, совместимого с ПЭВМ IBM PC и обеспечивающего возможность создания и настройки нечетких логико-лингвистических моделей с построением соответствующих функций принадлежности в диалоговом режиме, а также эмуляции работы нечеткого контроллера в процессе управления.

• Следует отметить, что соблюдение общих ограничений (2.1) при построении функций принадлежности отдельных термов задает необходимые, но не достаточные условия корректного синтеза и настройки моделей нечеткого управления. Компенсация этого недостатка, как правило, осуществляется за счет привлечения опыта экспертов для непосредственного подбора недостающих параметров формируемых функций принадлежности с помощью различных эвристик.

• Таким образом, использование методов нечеткой логики обеспечивает возможность формализации качественного описания как используемой совокупности входных и выходных переменных, так и их взаимосвязей. Этот подход позволяет формировать и исследовать нечеткие модели сложных объектов и процессов различного назначения и характера. В частности, применительно к одноконтурной системе управления представление инверсной модели объекта в логико-лингвистической форме позволяет решать задачи синтеза интеллектуального регулятора, обеспечивающего требуемое качество функционирования в условиях неопределенности.

• Выполнение этапа синтеза по оценке возможных значений [переменных пространства состояний объекта управления обеспечивается сопоставлением значений входных переменных с соответствующими функциями принадлежности сформированной логико-лингвистической модели.

г Поскольку в системах нечеткого управления функционал качества в явном виде задать не удастся, то вопрос об аналитическом синтезе параметров нечеткого регулятора остается открытым. Его решение связано с необходимостью проведения детальных исследований по формированию характеристик нечеткого преобразования в зависимости от числа, формы и областей определения функций Принадлежности. Целенаправленное изменение этих параметров позволит синтезировать нечеткий регулятор, обеспечивающий требуемые показатели качества при заданном критерии оптимизации.

**Особенности применения методов нечеткой логики  
для решения задач интеллектуального управления  
сложными динамическими объектами**

Эффективность логико-лингвистических моделей управления определяется двумя основными факторами:

- выбором терм-множеств, используемых для описания взаимосвязей параметров синтезируемой модели;
- построением функций принадлежности отдельных термов.

При этом размерность терм-множеств лингвистических переменных, а также форма и относительное размещение соответствующих функций принадлежности вдоль базовых осей оказывают существенное влияние на характер преобразований между входными и выходными параметрами нечеткой модели управления. В этой связи особый интерес представляет исследование наиболее распространенного типа нечетких моделей управления, обработка которых построена на основе использования метода «центра тяжести» композиции *MAX-MIN* [2.18].

Лингвистическое описание односвязной модели простейшего вида, применимой для многих прикладных задач управления [2.18], схематично может быть представлено следующим образом:

$$\text{ЕСЛИ } X, \text{ ТО } Y. \quad (2.1)$$

В самом элементарном случае лингвистические переменные такой модели имеют по одному терму, который характеризуется соответствующей функцией принадлежности. При этом логико-лингвистическое описание нечеткой модели управления типа (2.1) будет состоять из одного правила:

$$\begin{aligned} \text{ЕСЛИ } X \text{ есть (Большое) «Малое»,} \\ \text{ТО } Y \text{ есть (Большое) ((Малое)).} \end{aligned} \quad (2.2)$$

Удобный способ представления функций принадлежности входной и выходной переменных связан с их аппроксимацией прямыми линиями, задаваемыми в общем виде:

$$\begin{aligned} \mu(x) &= b + 6, \quad 0 < x < 1; \\ \mu(y) &= my + c, \quad 0 < y < 1. \end{aligned} \quad (2.3)$$

В этом случае различные варианты возможного представления функций принадлежности характеризуются значениями коэффициентов уравнений (2.3), обеспечивающих выполнение требуемых ограничений (2.15):

$$\begin{aligned} k = 1, \quad b = 0, \quad m = 1, \quad c = 0; \\ \mu = -1, \quad b = 1, \quad m = -1, \quad c = 1. \end{aligned} \quad (2.4)$$

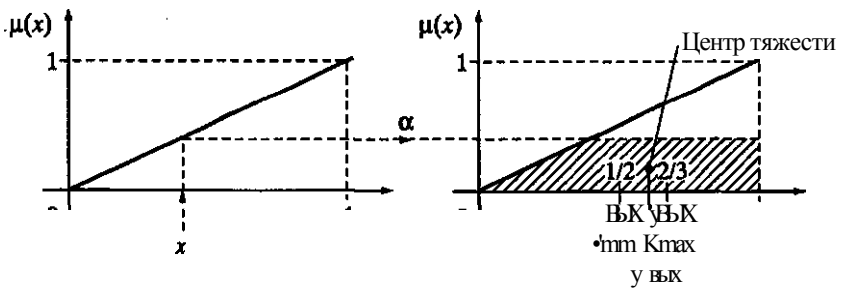


Рис. 2.1. Логический вывод и дефаззификация значений выходного параметра односвязной нечеткой модели управления с описанием лингвистических переменных с помощью одиночных термов с функциями принадлежности вида  $kx + b$  ( $\kappa = 1, b = 0$ ) и  $mx + c$  ( $m = 1, c = 0$ )

Очевидно, что при выбранном способе нечеткого преобразования максимальное значение выходной переменной будет определяться соответствующей координатой центра тяжести прямоугольного треугольника (рис. 2.1), которая, как следует из основных теорем геометрии [2.19], составляет  $1/3$  величины его основания. В то же время минимальное значение выходной переменной будет стремиться к половине величины этого основания.

Более общая методика анализа преобразований в односвязной модели нечеткого управления может быть основана на выделении кусочно-линейных интервалов изменения модифицированных функций принадлежности выходного параметра.

$$\begin{array}{c}
 kx+b-c \\
 m \quad W+c \quad 1 \quad kx+b \\
 \int_c dy \int_0 y dii \quad \frac{j}{kx+b-c} dy \int_0 y di \\
 \int_{kx+b-c}^m \int_{my+c}^1 \int_0 y di \quad \frac{j}{kx+b-c} dy \int_0 y di \quad \phi \\
 m
 \end{array} \quad (2.5)$$

После выполнения операций интегрирования зависимость между входным и выходным параметрами исследуемой модели с одиночными термами принимает вид:

$$Y = \frac{1}{Bm} \frac{b^2 + 2kxb - 3bc - 3kxc + (kx)^2 + 6c - 3}{B + kx - 2} \quad (2.6)$$

Эта зависимость, которая характеризует положение центра тяжести усеченного треугольника, получаемого в результате проводимых преобразований выходной функции принадлежности, наглядно демонстрирует нелинейность исходной модели нечеткого управления (рис. 2.2).

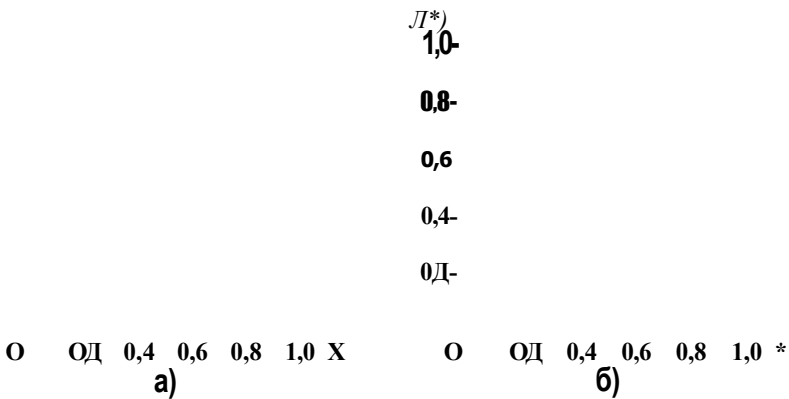


Рис. 2.2. Зависимость между входным и выходным параметрами односвязной нечеткой модели управления с описанием лингвистических переменных двумя термами при  $\kappa = 1,6 = 0$ ,  $/\text{я} = 1$ ,  $c = 0$  (а) и при  $\kappa = -1$ ,  $b = 1$ ,  $/\text{я} = -1$ ,  $c = 1$  (б)

Как видно из рис. 2.1 и рис. 2.2, рабочий интервал изменения выходного управляющего параметра составляет порядка 16,6% от допустимого диапазона и ограничивается величинами «зон нечувствительности (по выходу)»  $(0, (y^{\wedge}, 1)$ .

Следует отметить, что выражение (2.1) позволяет оценить влияние коэффициентов наклона функций принадлежности входной (рис. 2.3) и выходной (рис. 2.4) переменных на общий характер преобразований, реализуемых в нечеткой модели данного типа.

Как видно из рис. 2.3, увеличение коэффициента наклона функции принадлежности входного параметра обуславливает появление зоны нечувствительности. С другой стороны, увеличение коэффициента наклона функции принадлежности выходного параметра приводит к существенному сокращению рабочего интервала управления при одновременном уменьшении величины соответствующей «зоны нечувствительности» (см. рис. 2.4). В свою очередь увеличение рабочего интервала может быть обеспечено за счет представления входной и выходной переменных в модели нечеткого управления с помощью двух термов. Подобная модификация лингвистического описания параметров нечеткой модели управления приводит к необходимости использования двух правил:

$$\text{ЕСЛИ } X \text{ есть (Большое), ТО } Y \text{ есть (Большое);} \quad (2.7)$$

$$\text{ЕСЛИ } X \text{ есть (Малое), ТО } Y \text{ есть (Малое).}$$

Функции принадлежности соответствующих термов по-прежнему могут быть аппроксимированы прямыми, задаваемыми в об-



рис. 2.3. Влияние коэффициента наклона функции принадлежности входного параметра на характер выходного преобразования в односвязной модели нечеткого управления с одиночными термами

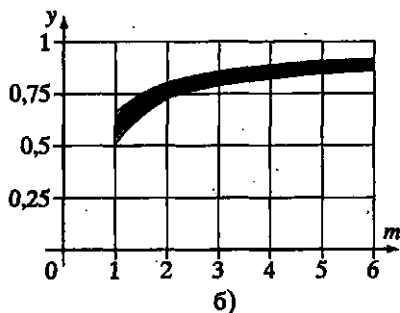
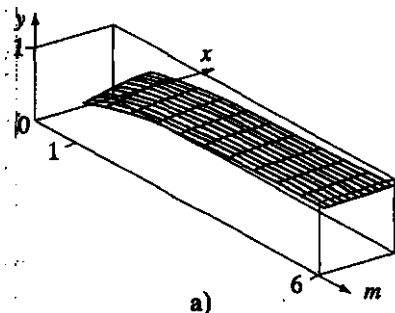
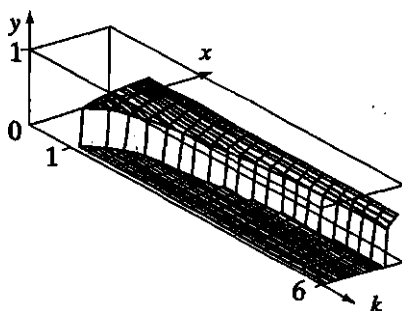


рис. 2.4. Влияние коэффициента наклона функции принадлежности выходного параметра на характер выходного преобразования в односвязной модели нечеткого управления с одиночными термами

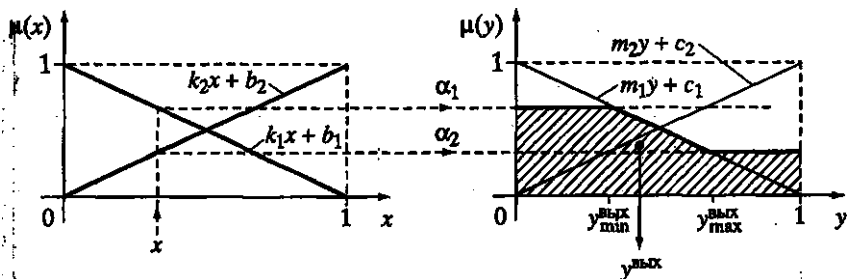


рис. 2.5. Логический вывод и дефаззификация значений выходного параметра в односвязной нечеткой модели управления с описанием лингвистических переменных с помощью двух термов

в виде:

$$x_1(x) = k_x x + b_f \quad x_2(x) = kmX + B_b \quad 0 < x < 1;$$

$$\mu(y) = \mu_1 y + c_u \quad \mu_2 y + c_b \quad 0 \leq y < 1.$$

**И Графическая интерпретация процедуры нечеткого логического вывода на уровне функций принадлежности такой модели Доказана на рис. 2.5.**

Характер соответствующего преобразования (рис. 2.6) обеспечивает заметное расширение рабочего интервала изме-

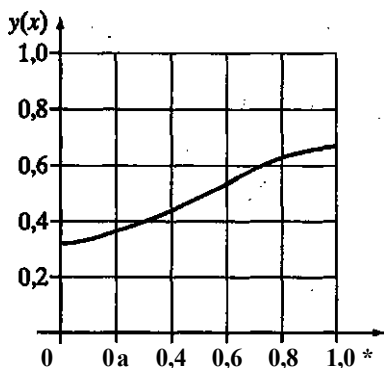


Рис. 2.6. Зависимость между входным и выходным параметрами односвязной нечеткой модели управления с описанием лингвистических переменных двумя термами ( $E_1 = -1, B_1 = 1, \kappa_2 = 1, B_2 \sim 0; m_x = , c_x = 1, m_2 = 1, c_2 = 0$ )

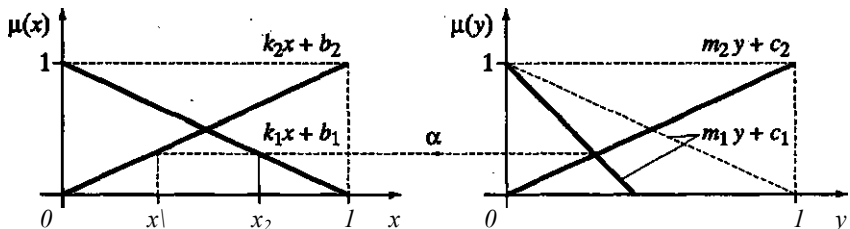


Рис. 2.7. Определение граничных значений входного параметра односвязной модели нечеткого управления с описанием лингвистических переменных двумя термами при исследовании изменений коэффициента наклона (ОЦ) одной из выходных функций принадлежности

нения выходного параметра до 33,3% от общего диапазона управления.

Подробный анализ модели нечеткого управления вида (2.2) также предполагает исследование особенностей ее функционирования при изменении коэффициентов наклона функций принадлежности входных и выходных параметров. Так, изменение коэффициента наклона (например, одной из функций принадлежности выходного параметра приводит к необходимости рассмотрения трех случаев, отвечающих различным интервалам значений входной переменной (рис. 2.7):

$$0 < x < x_1, \quad x_1 < x < x_2, \quad x_2 < x < 1.$$

На рис. 2.8 представлена графическая интерпретация процедуры нечеткого логического вывода для каждого из возможных вариантов.

Использование соотношения (1.14) для формирования аналитического описания выполняемого нечеткого преобразования при изменении коэффициента наклона функции принадлежности выходного параметра связано с необходимостью отыскания пределов интегрирования для каждого из выделенных случаев. Значения граничных величин интервалов изменения входного параметра, равно как и

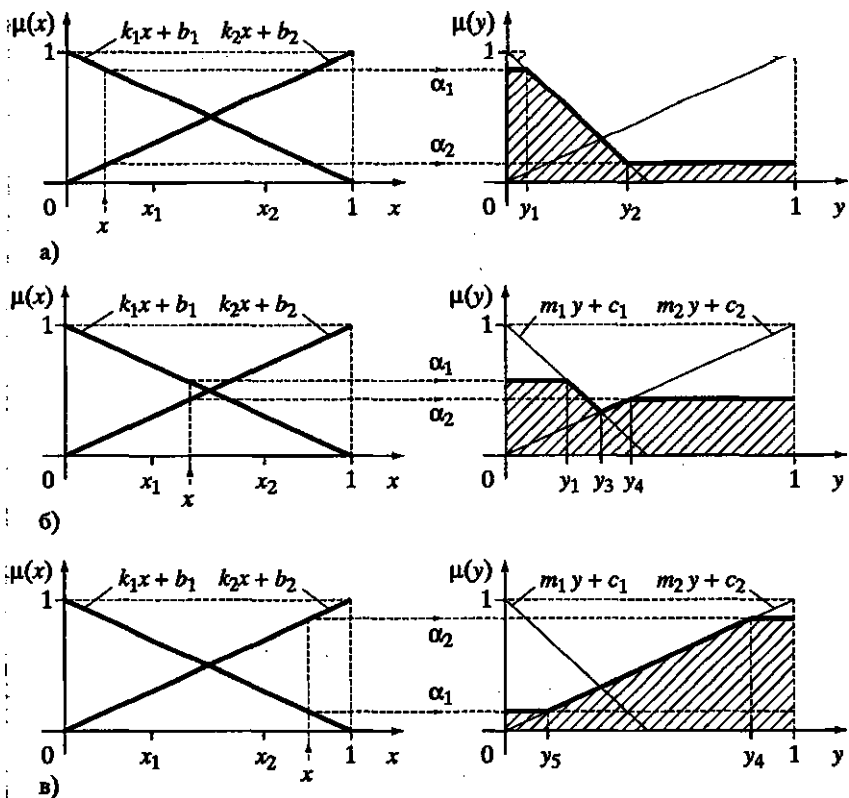


Рис. 2.8. Исследование изменений коэффициента наклона функции принадлежности выходного параметра односвязной модели нечеткого управления с описанием лингвистических переменных двумя термами при вариации входного параметра в интервалах:  $0 \leq x < x_x$  (а),  $x_x < x < x_2$  (б),  $x_2 \leq x < 1$  (в)

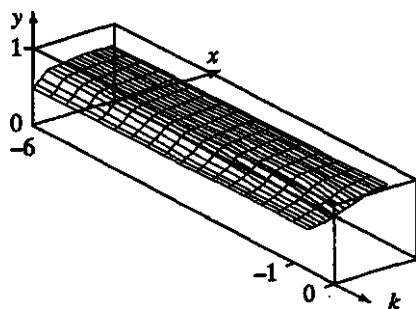
пределы интегрирования, которые находятся из элементарных геометрических соображений, имеют следующий вид:

$$\begin{aligned}
 X_2 = & \frac{\mu_x - \mu_2}{m_x - m_2} \quad \wedge \quad \mu_x - m_x \mu_2 - \mu_2 \wedge \\
 & \mu_x - m_x \mu_2 \quad m_x - m_2 \\
 \mu_x = & \frac{\kappa_x x + b_x - c_1}{\mu_x} \quad \mu_2 = \frac{\kappa_x x + b_2 - c_2}{\mu_x} \quad \mu_y = m_x - m_2 \quad (2.8) \\
 & \cdot 4 \frac{\kappa_x x + b_2 - c_2}{\mu_x} > \mu_2 = \frac{\kappa_x x + b_2 - c_2}{\mu_x}
 \end{aligned}$$

Подстановка соотношений (2.8) в выражение (1.20) позволяет синтезировать обобщенную интегральную зависимость, отра-



**Рис. 2.9.** Влияние коэффициента наклона функции принадлежности выходного параметра на характер выходного преобразования в односвязной модели нечеткого управления с описанием лингвистических переменных двумя термами (Бобщий вид полученной поверхности (а) и ее проекция в осях  $m_f y$  (б))



**Рис. 2.10.** Влияние коэффициента наклона функции принадлежности входного параметра на характер выходного преобразования в односвязной модели нечеткого управления с описанием лингвистических переменных двумя термами

тельности», а следовательно, и к увеличению рабочего интервала управления.

. I Для полноты результатов следует оценить изменение характера преобразований от количества термов, используемых для описания входной и выходной переменных в односвязной Модели нечеткого управления. Искомые зависимости строятся аналогичным образом по апробированной методике, основанной на выделении кусочно-линейных интервалов изменения модифицированных функций принадлежности выходного Параметра. Как показывают проведенные исследования, с увеличением количества термов, используемых для описания входной и выходной переменных, характер нечеткого преобразования в односвязной модели стремится к линейному закону при одновременном сокращении величины ограничений на диапазон изменения выходного параметра (рис. 2.11). При этом, как следует из геометрических соображений, величины «зон нечувствительности» однозначно определяются крутиз-

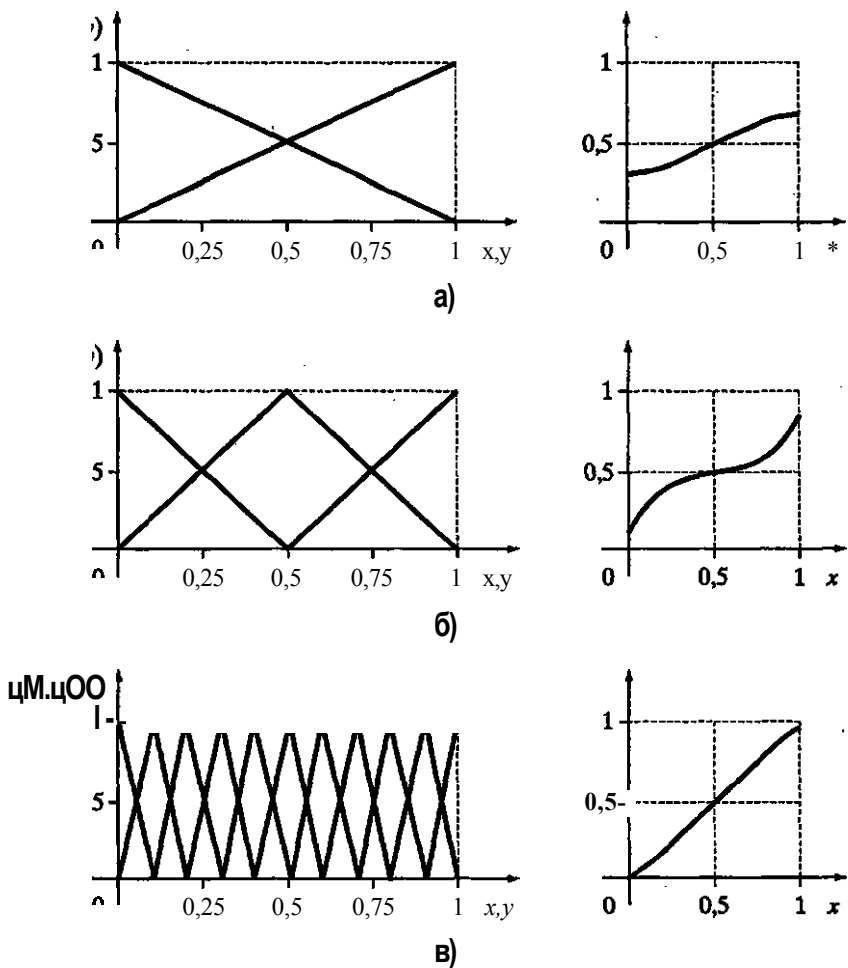


Рис. 2.11. Изменение характера преобразований в односвязной модели нечеткого управления от количества термов, используемых для описания входной и выходной переменных:  $n = 2$  (а),  $n = 3$  (б),  $n \ll 11$  (в)

ной функций принадлежности выходного параметра, выраженной через коэффициенты наклона:

$$D_1 \equiv \frac{y_{\text{ВЫХ}}^{\text{Д}} - 1}{\lambda_{\text{мин}}} \quad \text{и} \quad \frac{1}{2} \sim \frac{y_{\text{ВЫХ}}^{\text{ВЫХ}} - 1}{\lambda_{\text{УИЗК}}} \quad (2.9)$$

где  $D_1$ ,  $D_2$  - величины «зон нечувствительности»;  $y_{\text{ТМВ}}^*$  - предельно достижимые значения выходного параметра;  $n$  - количество термов, используемых для лингвистического описания

входных и выходных переменных односвязной модели нечеткого управления;  $m_1$ ,  $T_2$  - коэффициенты наклона крайних термов.

Полученные результаты позволяют сформулировать следующие принципы построения систем нечеткого управления:

- число, форма и степень взаимного наложения соответствующих функций принадлежности определяют вид и крутизну статической характеристики нечеткого регулятора; увеличение числа симметричных функций принадлежности с равномерным распределением вдоль базовой оси приводит к увеличению линейного участка статической характеристики;

- требования к величине только нижней (или верхней) границы реальных значений выходного параметра нечеткого регулятора обеспечивается выбором наклона крайне левой (правой) функции принадлежности соответствующей лингвистической переменной;

- двустороннее расширение границ рабочего диапазона управления до необходимого уровня достигается за счет обоюдного увеличения наклона крайних функций принадлежности выходной лингвистической переменной с соблюдением условий обеспечения непрерывности нечеткого преобразования;

- уменьшение статической ошибки управления достигается за счет увеличения крутизны функции принадлежности того значения входной лингвистической переменной, которое обеспечивает норму выходного сигнала.

## 2.2. Синтез нечетких регуляторов на основе вероятностных моделей

Принципиальной особенностью организации управления сложными динамическими объектами является необходимость учета различных факторов неопределенности. К ним относятся, в частности, недостоверность математической модели управляемого объекта, изменение параметров в широких пределах, действие внешних возмущений и др. Для решения задач управления в условиях неопределенности предложено большое количество алгоритмов адаптации, идентификации, самонастройки и самоорганизации [2.20]. Анализ возможностей известных технических решений показывает, что проблема адаптации в системах управления остается нерешенной [2.9].

В последние годы развивается идея применения теории нечетких множеств [2.5] для математического описания динамических систем в терминах лингвистических переменных [2.5] и синтеза алгоритмов нечеткого управления. В работе [2.12] изложе-

ны принципы построения логико-лингвистических моделей управления и разработаны методологические основы конструирования нечетких регуляторов. В ней анализируются вопросы организации и специфические особенности нечеткого логического вывода в задачах интеллектуального управления. Показано, что эффективность логико-лингвистических моделей систем управления определяется выбором числа категорий для описания взаимосвязей их параметров с помощью соответствующих функций принадлежности. Исследовано влияние размерности априорно задаваемого множества возможных значений используемых лингвистических переменных, а также формы соответствующих функций принадлежности на характер нелинейных преобразований в односвязных моделях нечеткого управления.

Формирование логико-лингвистических моделей динамических объектов составляет важнейшую проблему в методологии аналитического проектирования систем нечеткого управления. В научных публикациях обсуждаются различные подходы.

В работе [2.2] представлен достаточно полный анализ результатов, отражающих как направления, связанные с разработкой нечетко-множественных процедур и других нестандартных подходов, так и классических вероятностных и статистических методов. Достаточно много публикаций посвящено полемике между сторонниками нечетких множеств и представителями классической теории вероятностей. В ряде работ делались попытки определения взаимосвязей между теорией нечетких множеств и классической теорией вероятностей. М. Сужено [2.30] говорит о невозможности сравнения методов обработки нечетких множеств с вероятностными, а К. Хирота [2.24] пытается теоретически доказать их эквивалентность. Он рандомизирует функцию принадлежности нечеткого множества случайным параметром соответственно априорному байесовому распределению. Другое направление [2.28] связано с введением нечеткой меры, которая по аналогии с вероятностной представляется в виде ожидания от функции с марковским ядром относительно обычной случайной переменной. В работе [2.2] показано, что смешанные вероятностные и нечеткие описания вектора неизвестных параметров дают эквивалентные нечеткие и случайные доверительные множества.

В настоящей главе изложены две методики формирования логико-лингвистических моделей объектов управления и вывода правил, составляющих основу алгоритмов нечеткого управления. Эти методики аналитического конструирования нечетких регуляторов базируются на вероятностном описании состояний систем управления и обеспечивают возможность автоматизированного синтеза логико-лингвистических моделей управления и со-



ответствующих функций принадлежности. Эффективность развиваемого подхода иллюстрируется примерами построения нечетких регуляторов для объекта второго порядка с изменяющимися параметрами, а также электроприводов манипуляционного робота с горизонтально-ангулярной кинематической схемой.

### Логико-лингвистическая вероятностная модель объекта управления

Пусть устойчивый объект управления представляет собой одномерную динамическую систему с одним входом и одним выводом  $u$ , а его линейная часть может быть с определенной степенью точности описана полиномиальным уравнением. Математическая модель системы неизвестна. Величина  $u$  является управляющей функцией. Задачу управления формализуем следующим образом. Требуется синтезировать закон нечеткого управления так, чтобы осуществлялся перевод динамической системы из начального состояния, которое соответствует моменту времени  $t = 0$ , в конечное состояние  $Y_k$  по аperiodическому закону первого порядка.

Изложим методику формирования логико-лингвистической модели управляемого объекта.

Модель объекта управления строится в виде логико-лингвистического описания взаимосвязей входных управляющих воздействий на выходные координаты состояния. При этом для каждого из входных и выходных параметров устанавливается собственная лингвистическая переменная. В свою очередь значения лингвистических переменных определяют разбиение области допустимых изменений входных и выходных параметров на пересекающиеся нечеткие множества, соответствие которым задается функциями принадлежности.

В работе [2.13] Дж. Дуб строго доказал, что векторный случайный процесс  $Y(t)$  в динамической автоматической системе с переменной структурой является непрерывным марковским, если она может быть описана каноническим уравнением вида

$$\dot{Y} = \phi(K, z) + \mathbf{Y} (U, O) \quad Y(f_0) = Y_{00} \quad (2.10)$$

где  $\phi(Y, t)$  - векторная детерминированная нелинейная функция,  $H(Y, t)$  - матрица детерминированных нелинейностей относительно  $Y$ ,  $V\{t\}$  - вектор гауссовского белого шума.

Учитывая возможность представления меры неопределенности с вероятностных позиций, предлагается строить функции распределения нечетких множеств в системах управления вида (2.10) как условную доверительную вероятность нахождения системы в

условном состоянии, соответствующем значению лингвистической переменной в нечеткой системе.

Для определения значений лингвистических переменных и построения функций принадлежности, отражающих характеристики реальных динамических систем, математические модели объектов управления предлагается строить на основе теории марковских процессов и обобщенных потоков Эрланга [2.13,2.21].

Предположим, что на вход объекта управления действует белый шум. Поэтому автокорреляционная функция выходного сигнала зависит только от передаточной функции объекта.

Выбирая условные дискретные состояния объекта  $Y_b$ ,  $Y_2, \dots, Y_n$ , процесс на его выходе можно интерпретировать как некоторую точку, которая в определенные моменты времени (в общем случайные) переходит из одного состояния  $K$ , в другое  $Y_j$  в соответствии с динамическим характером самого объекта.

В качестве модели реального случайного сигнала на выходе объекта будем рассматривать такой процесс, переводящий объект из состояния  $Y_i$  в состояние  $Y_j$  при котором этот переход осуществляется мгновенно (скачком), т.е. время перехода из состояния  $Y_i$  в состояние  $Y_j$  равно нулю, а время пребывания в состоянии  $Y_j$  будет равно времени перехода реального случайного сигнала на выходе объекта из  $Y_i$  в  $Y_j$ . Будем выбирать условные состояния  $K, Y_2, \dots, Y_n$  так, чтобы процесс перехода объекта из состояния  $K$ , в состояние  $Y_j$  был простейшим марковским дискретно-непрерывным процессом с интенсивностью  $\lambda = \text{const}$ , т.е. процессом, который исчерпывающим образом определяется своей интенсивностью. В этом случае время пребывания объекта в состоянии  $Y_j$  распределено по показательному закону, а поток событий, переводящий объект из состояния  $K$ , в состояние  $Y_j$  - простейший пуассоновский поток. Такое допущение для исследования реальных объектов возможно, так как пуассоновские и близкие к ним по структуре потоки событий встречаются чаще всего на практике. Это объясняется тем, что, как правило, имеет место и суммирование, и разряжение потоков, а пуассоновские потоки событий являются предельными как в случае суммирования нескольких потоков, так и в случае разряжения этих потоков. Поэтому описание различных исследуемых процессов с помощью марковских случайных процессов с непрерывным временем и дискретными состояниями является достаточно точным [2.21]. В дальнейшем марковский случайный процесс с непрерывным временем и дискретным числом состояний будем называть *марковским процессом*.

Переход из состояния в состояние должен осуществляться последовательным образом. Образующей при этом полной группе независимых событий соответствует матрица интенсивностей ПМ [2.7].

$$\begin{vmatrix}
 0 & \lambda_{12} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 \lambda_{21} & 0 & \lambda_{23} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 0 & \lambda_{32} & 0 & \lambda_{34} & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\
 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\
 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \lambda_{n-1,n} & 0
 \end{vmatrix}
 \quad (2.11)$$

Замена реальных потоков пуассоновскими приводит к некоторым погрешностям, так как в реальном случае нельзя выбрать условные состояния объекта так, чтобы потоки, переводящие из состояния в состояние, были простейшими. Величина этих погрешностей зависит от степени последствия реальных потоков и может достигать 30%. В большинстве практических случаев эти погрешности невелики и не превышают погрешностей исходных данных, возникающих при статистической обработке реальных потоков [2.21]. Однако для повышения достоверности построенных моделей следует учесть последствие.

В случаях, когда имеют место потоки событий с ограниченным последствием, для описания реальных процессов марковскими можно воспользоваться теорией обобщенных потоков Эрланга. Этому способствуют два свойства потоков Эрланга: во-первых, они являются потоками с ограниченным последствием и, во-вторых, закон распределения промежутка времени между событиями в потоке Эрланга является композицией показательных законов распределения [2.12], его плотность распределения вероятностей имеет вид:

где  $K$  - порядок потока Эрланга;  $X$  - плотность исходного пуассоновского потока.

При неограниченном увеличении порядка  $K$  и постоянной плотности  $A_k = X/K$  поток Эрланга приближается к регулярному потоку с постоянными интервалами времени между событиями,

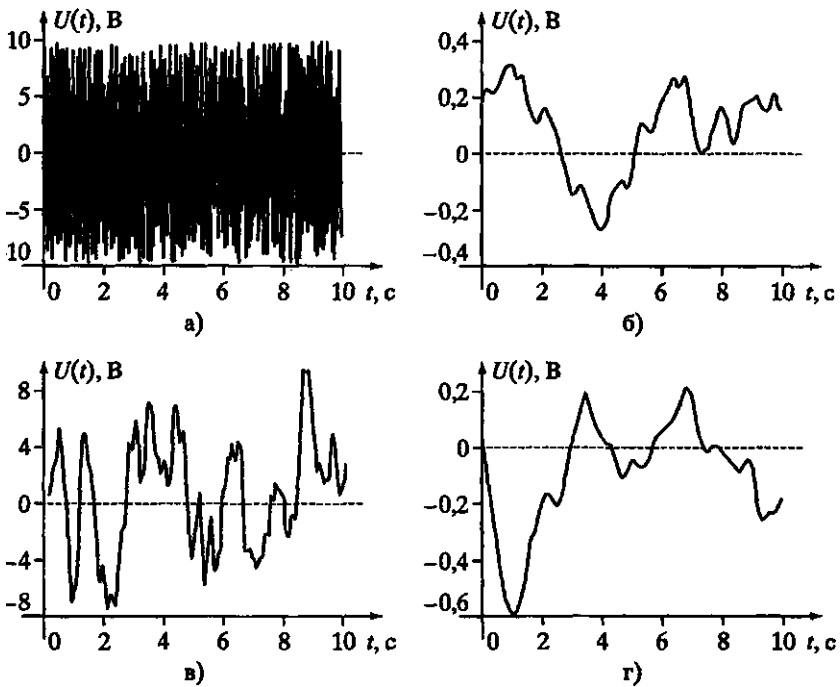


Рис. 2.12. Фрагменты записей входного сигнала (а) и выходных сигналов исследуемых объектов:  $W(s) = ((1 + s)(1 + 0,5s))^{-1}$  (б);  $W(s) = ((1 + 0,1s)(1 + 0,5s))^{-1}$  (в);  $W(s) = ((1 + s)(1 + 0,15s)(1 + 0,5s))^{-1}$  (г)

равными  $A_j J$ , а плотность распределения  $f_k(t)$  при  $K \rightarrow \infty$  обращается в д-функцию при  $\gamma = 1$ . Это свойство потоков Эрланга позволяет при различных  $K$  получать практически любую степень последствия: от  $K = 1$  (пуассоновский поток-поток без последствия) до жесткой функциональной связи между моментами появления события (при  $K \rightarrow \infty$ ).

При постоянной плотности потока Эрланга (или математического ожидания  $m_K^*$ ), изменяя параметры  $A, \gamma$ , можно получить различные значения дисперсии  $D_K^*$ , соответствующие дисперсии реального процесса. При этом наиболее удобным в практическом отношении является обобщенный закон Эрланга /ад(\*)» У которого все параметры равны  $Xq$ , кроме параметра  $X_i$  [2.21].

Используя это свойство, можно реальные потоки с ограниченным последствием заменять потоками Эрланга с тем же ма-

тематическим ожиданием и дисперсией промежутка времени между событиями в потоке.

В качестве примера построим математические модели на основе теории обобщенных потоков Эрланга для объектов с известными передаточными функциями второго и третьего порядка и проверим их адекватность.

Формирование и исследование объектов управления проводилось на аналоговой вычислительной машине, в качестве источника широкополосных шумов использовался операционный усилитель без обратной связи, запись выходного сигнала с исследуемого объекта проводилась на регистрирующем приборе НЗЗ8-6. На рис. 2.12 приведены фрагменты записей входного сигнала и выходных сигналов исследуемых объектов.

Построим модель с тремя условными состояниями. По выбранному произвольным образом условным состояниям вычислялись математические ожидания и дисперсии времени пребывания объектов в каждом условном состоянии, строились гистограммы и вычислялись параметры обобщенных потоков Эрланга. Гистограммы реальных потоков, переводящих объекты из состояния в состояние, и плотности распределения вероятностей обобщенных потоков Эрланга, которые являются моделями реальных потоков, изображены соответственно на рис. 2.13-2.15. Так как порядок потоков Эрланга выше первого, то реальные потоки являются потоками с ограниченным последствием. Поэтому представим каждое условное состояние в виде набора псевдосостояний и по методу вложенных цепей Маркова, потоки с ограниченным последствием сведем к пуассоновским, а процессы - к марковским.

Математическими моделями исследуемых объектов являются системы дифференциальных уравнений для вероятностей нахождения объекта в состоянии  $Y_i$  с учетом введенных псевдосостояний. Для исследуемых объектов матрицы коэффициентов дифференциальных уравнений следующие.

Для объекта с передаточной функцией  $W(s) = \frac{\dots}{\dots}$  —

	-1,408	0	2,376	0	0	0
	1,408	-1,142	0	0	0	0
	0	1,142	-5,099	0	0	1,216
1 4 -	0	0	2,723	-4,504	0	0
	0	0	0	4,504	-4,504	0
	0	0	0	0	4,504	-1,216

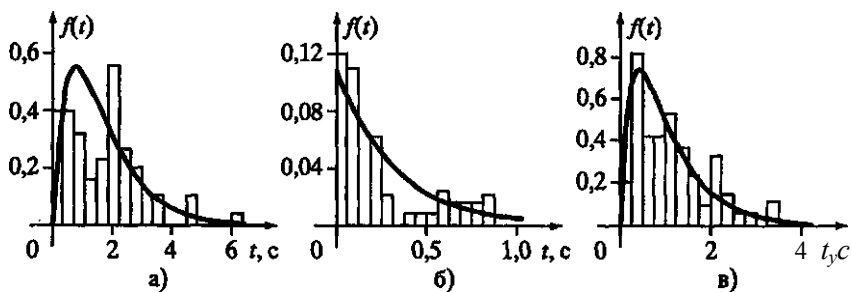


Рис. 2.13. Гистограммы реальных потоков и плотности распределения вероятностей потоков Эрланга, переводящих объект управления с передаточной функцией  $W(s) = ((1 + s) \times (1 + 0,5a))^{-1}$  из  $Y$ , в  $Y_2$  (а); из  $Y_2$  в  $Y_3$ ,  $Y_3$  (б); из  $Y_3$  в  $Y_2$  (в)

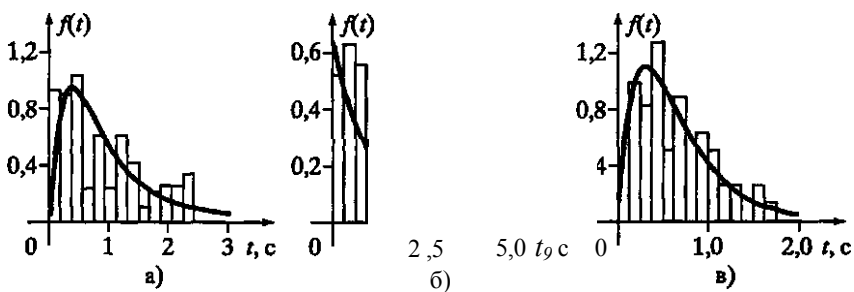


Рис. 2.14. Гистограммы реальных потоков и плотности распределения вероятностей потоков Эрланга, переводящих объект управления с передаточной функцией  $W(s) = ((1 + Is) \times (1 + 0,5л))^{-1}$  из  $Y$ , в  $Y_2$  (а); из  $Y_2$  в  $Y_3$ ,  $Y_3$  (б); из  $Y_3$  в  $Y_2$  (в)

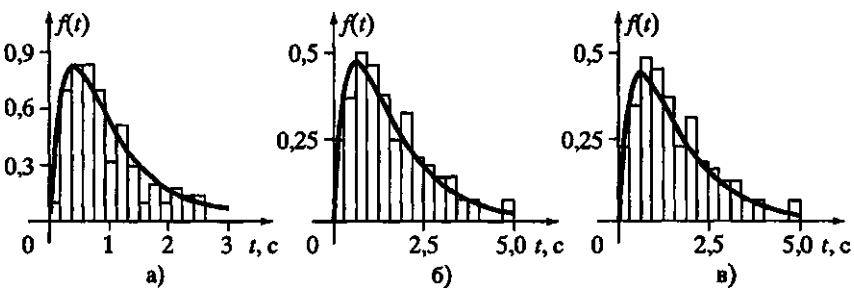


Рис. 2.15. Гистограммы реальных потоков и плотности распределения вероятностей потоков Эрланга, переводящих объект управления с передаточной функцией  $W(s) = ((1 + 5) \times (1 + 0,1s) (1 + 0,5s))^{-1}$  из  $Y_x$  в  $Y_2$  (а); из  $Y_2$  в  $Y_3$ ,  $Y_3$  (б); из  $Y_3$  в  $Y_2$  (в)

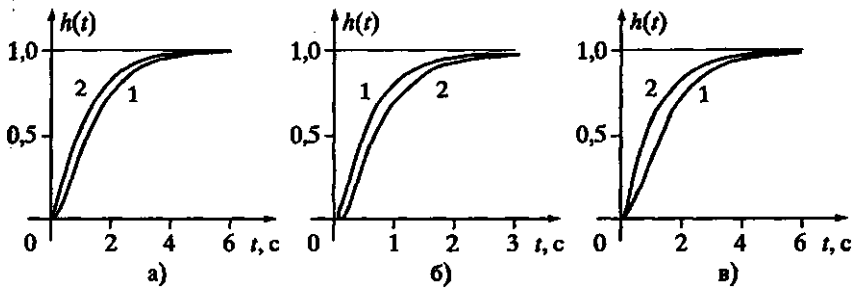


Рис. 2.16. Переходные характеристики объектов управления (линии 1) с передаточными функциями  $W(s) = ((1 + s) \times (1 + 0,5s))^{-1}$  (а);  $W(s) = ((1 + 0,1s) (1 + 0,5s))^{-1}$  (б);  $W(s) = ((1 + 0,1s) \times (1 + 0,5s) \times (1 + j))^{-1}$  (в) и их моделей (линии 2)

Для объекта с передаточной функцией  $w(s) = \frac{1}{(1 + 0,1s)(1 + 0,5s)}$

$$14 = \begin{vmatrix} -4,882 & 0 & 0 & 0,435 & 0 & 0 & 0 \\ 4,882 & -4,882 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 4,882 & -1,531 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1,531 & -0,771 & 0 & 0 & 2,426 \\ 0 & 0 & 0 & 0,336 & -4,168 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -4,168 & -2,426 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 4,168 & 4,168 & 0 \end{vmatrix} \mathbb{P}'$$

Для объекта с передаточной функцией

$$W(s) = \frac{1}{(1+s)(1+0,1s)(1+0,5s)}$$

$$14 = \begin{vmatrix} 3,787 & 0 & 0 & 0 & 0,553 & 0 & 0 & 0 \\ 3,787 & -3,787 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3,787 & -1,451 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1,451 & -4,690 & 0 & 0 & 0 & 0,727 \\ 0 & 0 & 0 & 4,690 & -1,004 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,451 & -2,908 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2,908 & -2,908 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2,908 & -0,727 \end{vmatrix}$$

На рис. 2.16 изображены идеальные переходные характеристики исследуемых объектов и переходные характеристики моделей этих объектов. Построение гистограмм и функций плотностей распределения вероятностей обобщенных потоков Эрланга,

**Таблица 2.1. Результаты моделирования объектов управления на основе теории марковских процессов и обобщенных потоков Эрланга**

Параметры потоков Эрланга		Передаточная функция объекта управления		
		$W(z)$ $(1 + \dots)(1 + 0,5z)$	$v)$ $(1 + Uv)(1 + 0,5v)$	$(1 + \dots)(1 + 0,15)0 + 0,5,9)$
У\	K	1,978	2,213	2,412
	*o	1,408	4,882	3,787
	X,	1,142	1,531	1,451
b	K	1	1	1,409
	K	5,099	0,771	4,69
	h			2
b	K	2,070	2,792	2
	*o	4,504	4,168	2,908
	h	1,216	2,426	0,727
Переходная характеристика объекта		$1 - 2 \ll \Gamma^1 + e^{-2t}$	$1 - 1,25 * \Gamma^{2\zeta} + 0,25e^{-10t}$	$1 - 2,222e^{-t} + 1,25e^{-10t} - 0,028e^{-10t}$
Переходная характеристика модели		$1 - 2,5e^{-1,18t} + 1,5e^{-t} > 6t$	$1 - 1,48\Gamma^{-71\zeta} + 0,48 < \Gamma^{7,56t}$	$1 - 1,77t\Gamma^{10,5t} + 1,05e^{-t} \&- + 0,2356\Gamma^{-M/75t}$

составление и решение систем дифференциальных уравнений проводилось на ЭВМ в интегрированной среде PARADOX. Аналитический вид переходных характеристик определялся по методу последовательного логарифмирования. Результаты моделирования сведены в табл. 2.1. Как видно из рис. 2.16, обобщенные потоки Эрланга достаточно точно моделируют реальные потоки, а переходные характеристики объекта и модели практически совпадают; отличие для модели с тремя условными состояниями составляет не более 10%.

Таким образом, математической моделью объекта управления при воздействии на вход широкополосного шума (белого шума) при ограниченном последствии потоков, переводящих объект из одного состояния в другое, является система дифференциальных уравнений для вероятностей нахождения объекта в одном из условных состояний с учетом псевдосостояний, введенных согласно теории обобщенных потоков Эрланга и вложенных цепей Маркова.

Однако реальный процесс на выходе объекта управления является не дискретным, а непрерывным. В произвольный момент



бремени динамическая система находится не в  $i$ -м дискретном состоянии, а в некоторой окрестности, и определить, к какому дискретному состоянию она относится, можно только с определенной степенью достоверности.

Уравнение Фоккера-Планка-Колмогорова [2.6] позволяет оценить изменение координат случайного непрерывного марковского процесса в системе от времени. Это уравнение определяет одномерную функцию плотности вероятности:

$$\frac{\partial p(y, t)}{\partial t} = -a(y) \frac{\partial p(y, t)}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial y} \left( b(y, t) \frac{\partial p(y, t)}{\partial y} \right) \quad (2.13)$$

где

$$a(y, t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \langle Y_i(t + \Delta t) - Y_i(t) \rangle \quad (2.14)$$

$$b(y, t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \langle (Y_i(t + \Delta t) - Y_i(t))^2 \rangle_{Y_i(t)=y} \quad (2.15)$$

Коэффициент сноса  $A(y, t)$  характеризует среднее значение локальной скорости случайного непрерывного марковского процесса. Коэффициент диффузии  $B(y, t)$  характеризует локальную скорость изменения дисперсии марковского процесса.

При постоянных коэффициентах сноса (2.14)  $A(y, t) = a$  и диффузии (2.15)  $B(y, t) = b$  уравнение Фоккера-Планка-Колмогорова (2.13) при начальном условии  $p(y, t) \big|_{t=0} = \delta(y - y_0)$  и нулевых значениях на бесконечности имеет следующее решение [2.12]:

Приравнивая плотности вероятностей дискретного марковского (2.12) и непрерывного (2.16) потоков при  $y = y_0$  в соответствующем  $i$ -м состоянии можно определить значения коэффициентов сноса и диффузии. Полученные коэффициенты сноса и диффузии отражают форму и расположение относительно условных состояний от времени запаздывания в измерениях. Смещение мод условных состояний отслеживается путем рассмотрения плотности вероятности условных состояний с учетом псевдосостояний обобщенного потока Эрланга.

Доверительные вероятности нахождения процесса в каждом условном состоянии вычисляются путем интегрирования плотно-

ста вероятности непрерывного марковского процесса по параметру при условии, что он не находится в соседнем состоянии. При этом доверительная вероятность нахождения в состоянии F, равна:

- при приходе слева из состояния

$$P_{i-1|i} = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^n a_j V_j} \quad ( \{ x - Y_i - a_j f V_j$$

- при приходе справа из состояния  $Y_{i+1}$

$$P_{i+1|i} = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^n a_k V_k} \quad ( \sum_{k=1}^n a_k V_k + b_k t )^2 )_A$$

где  $a_k, b_k$  коэффициенты сноса и диффузии, определяемые по формулам (2.14) и (2.15) для  $k$  псевдосостояния состояния K;  $n$  - количество псевдосостояний в состоянии

Учитывая, что модель объекта управления строится из предположения полиномиального описания, то в качестве лингвистических переменных  $Y$  будем выбирать выходной сигнал  $y$  и его производные, а в качестве значений лингвистических переменных - обозначения условных состояний  $Y$ ,

Таким образом, методика построения логико-лингвистической модели объекта управления состоит из *следующих этапов*:

1. Изучение объекта (особенностей конструкции, управляющих воздействий, измерительных датчиков).

2. Планирование эксперимента (длительность, последовательность наблюдений и т.п.). Время наблюдений должно превышать, хотя бы на порядок, время переходного процесса [2.7,2.10].

Частота записи данных должна на порядок превышать ориентировочную частоту среза объекта, которая определяется по промежуткам времени  $T$ ; появления в объектах равновесного состояния [2.3],

$$\frac{1}{T} = \sum_{i=1}^n \Gamma_i \quad (2.19)$$

3. Выбор условных состояний и составление массива входной координаты. Для всякой системы управления можно выбрать три условных состояния  $Y_2, Y_3$ : «ниже нормы», «норма», «выше нормы», хотя в общем случае этих состояний может быть и больше. Если количество состояний выбрано неправильно, то недостающие псевдосостояния будут достроены автоматически на основе вложенных цепей Маркова и обобщенных потоков Эрланга.

4. Принятие определенных допущений при построении модели объекта. Во-первых, переход объекта из состояния в состояние происходит дискретно, т.е. момент времени начала пребывания в очередном состоянии соответствует моменту времени окончания пребывания в предыдущем состоянии. Таким образом, время пребывания объекта во всех состояниях представляет собой сумму времени непосредственно технологического процесса работы объекта. Во-вторых, технологический процесс, протекающий в объекте, является процессом с ограниченным последствием [2.21].

5. Определение времен пребывания в каждом условном состоянии  $Y_1, Y_2, Y_3$  с последующим сведением данных в массив.

6. Вычисление для каждого условного состояния математического ожидания и дисперсии времени пребывания в условном состоянии

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n V_j \quad / = 1,2,3, \quad (2.20)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n V_j^2 - \left( \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n V_j \right)^2 \quad / = 1,2,3, \quad (2.21)$$

где  $T_{ij}$  - время пребывания объекта в состоянии  $Y_j$  раз;  $n$  - общее количество раз пребывания объекта в  $l$ -м состоянии.

7. Проверка правомочности представления реальных потоков потоками Эрланга в соответствии с условием

$$\hat{D}_K < \sigma_K^2 \quad (2.22)$$

8. Определение параметров потоков Эрланга, которыми в модели будем заменять реальные потоки. Порядок потока Эрланга для  $l$ -го состояния есть

$$K_l = \frac{\lambda_l^2}{\sigma_l^2} > 1 \quad / = 1,2,3, \quad (2.23)$$

а его параметр равен

$$\mu_l = \frac{\lambda_l}{K_l} \quad / = 1,2,3. \quad (2.24)$$

9. Округление нецелочисленных значений порядка потока Эрланга до целого числа и использование обобщенных потоков Эрланга с плотностью распределения  $f(x)$  в которых ( $K - 1$ )

параметров принимаются равными  $\lambda$  а один -  $A$ ;

$$= \quad (2.25)$$

$$- e^{-\lambda} \lambda^k / k! \quad (2.26)$$

$$(2.27)$$

Тогда соответствующее математическое ожидание и дисперсия есть

$$M\{w\} = \frac{(K-1)A \cdot \dots}{\lambda_1, \dots} \quad (2.28)$$

$$D\{w\} = \frac{(K-1)X^2 u + X^2_{0i}}{n - W} \quad ; = 1.3. \quad (2.29)$$

Отсюда

$$\frac{D \pm J(K, -1)^2 M^2 - A}{\lambda^d} \quad (2 > 31)$$

где  $A$  - порядок обобщенного потока Эрланга (2.23);  $M, D$  - соответственно математическое ожидание (2.20) и дисперсия (2.21) состояния  $Y_g$  в реальном потоке.

10. Проводим проверку возможности замены реального процесса потоками Эрланга. Для этого по таблице данных для каждого состояния строится гистограмма, по которой определяются асимметрия и эксцесс реального потока

$$S = \frac{m_3}{m_2^2}, \quad (2.32)$$

$$E = \frac{m_4}{m_2^3} - 3, \quad (2.33)$$

где  $m_2, m_3, m_4$  - соответственно второй, третий и четвертый моменты [2.28].

Асимметрия и эксцесс обобщенного потока Эрланга должны совпадать с теми же характеристиками, вычисленными по гистограммам. В случае простого потока Эрланга асимметрия и эксцесс, вычисленные по гистограммам, должны лежать в пределах

$$0 < 5 < 2, \quad (2.34)$$

$$0 < e < 6. \quad (2.35)$$

Если асимметрия и эксцесс потока Эрланга не совпадают с гистограммой, то необходимо изменить либо число условных состояний, либо их абсолютные значения и повторить процедуру проверки.

11. С учетом порядка потока Эрланга по методу вложенных цепей Маркова условные состояния заменяются псевдосостояниями, последовательно соединенными на размеченном графе состояний. Если на размеченном графе из состояния возможны непосредственные переходы в два и более состояний, то по исходному массиву данных вычисляются переходные вероятности, параметры потоков, переводящих объект из состояния в состояние, пропорциональные этим вероятностям.

12. Для определения плотности вероятности нахождения выходящей координаты в соответствующем значении лингвистической переменной воспользуемся выражением (2.16).

Для обобщенного потока Эрланга при  $K = 1$  и  $\gamma = \text{const}$  коэффициенты сноса и диффузии определяются соотношениями

$$1 \quad (2.36)$$

$$6 \quad 2 \text{ т а у} \quad (2.37)$$

для  $A\Gamma = 2$  и  $f = \text{const}$ :

$$a = \frac{1}{\sqrt{\pi\lambda_0 f}} \frac{\lambda_1 - \lambda_0}{(1 - e^{-(\lambda_1 - \lambda_0)t})\lambda_1}, \quad (2.38)$$

$$6 = 1 \quad \frac{\text{Оч-А-р})^2}{\quad} \quad (2.39)$$

для  $K = 3$  я  $t = \text{const}$ :

$$i \quad \frac{(\text{Я} - \text{Л})^2}{e^{-(X_1, X_0)}, -1 + (\text{X} i)} \quad (2.40)$$

$$6 = i \quad \frac{a i - \wedge o)^4}{-1 + a_i - X_0)^2 X J'} \quad (2.4)$$

13. Вычисление доверительных вероятностей принадлежит ста процесса на выходе объекта каждому значению лингвистической переменной выходного сигнала по формулам (2.17) и (2.18).

14. Определение степени полиномов математической модели объекта исходя из априорных физических предпосылок.

15. Нахождение дифференциалов от доверительных вероятностей, полученных в п. 13. Порядок дифференцирования определяется установленной степенью полинома математической модели (п. 14) и соответствует лингвистическим переменным, отражающим пространство состояний объекта управления.

16. Формирование функций принадлежности путем аппроксимации полученных вероятностей.

### Логико-лингвистическая модель нечеткого регулятора

По правилу составления дифференциальных уравнений для вероятностей состояний марковского процесса с матрицей интенсивностей вида (2.11) можно получить систему уравнений, записанную в матричном виде [2.22]:

$$\Phi + \frac{d}{dt} = (V - A)P(t) \quad (2.42)$$

при начальных условиях

$$P_x(0) = 1, \quad P_2(0) = P_3(0) = \dots = P_n(0) = 0,$$

где  $P(t)$  - матрица-столбец вероятностей состояний;  $A$  - диагональная матрица размерности  $n \times n$ , у которой по диагонали в 1-й строке расположены элементы  $\sum_{i=1}^n A_{ii}$ , а элементы послед-

ней строки - нули;  $A^T$  - транспонированная  $n \times n$  матрица интенсивностей (2.11), у которой элементы  $n$ -й строки - единицы;  $\Phi$  - вектор-столбец, у которого все элементы нули, а  $l$ -й элемент - единица;  $C$  - диагональная матрица  $n \times n$ , у которой все элементы диагонали - единицы, а  $n$ -й элемент - нуль.

Решение системы уравнений (2.42) есть решение известной задачи Коши, которая в данных условиях существует [2.8].

Так как на вход объекта подан белый шум, то на выходе объекта наблюдается статистически однородное блуждание по состояниям  $Y_\Phi$  потоки событий, переводящие объект из состояния в состояние, являются простейшими и, таким образом, элементы матрицы интенсивностей не изменяются во времени, т.е. процесс является стационарным эргодическим процессом [2.30], у кото-

рого математическое ожидание в установившемся режиме равно

$$\lim_{t \rightarrow \infty} M(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} Y^T P(t) \quad (2.43)$$

$Y^T$  - транспонированный вектор условных состояний на выходе объекта управления.

В общем случае вектор-столбец начальных условий  $P(0)$  равен вектору-столбцу вероятностей состояний в установившемся режиме  $F(\infty)$  поэтому переход объекта из состояния с начальными вероятностями  $P(0)$  в состояние  $P(\infty)$  можно интерпретировать как усредненную реакцию объекта на скачкообразное изменение математического ожидания входного случайного сигнала.

Следовательно, математическое ожидание эргодического выходного стационарного процесса с учетом (2.43) можно выразить по формуле

$$M(0) = \Gamma T \quad (2.44)$$

решение уравнения (2.42) при начальных условиях, отличных от начальных условий уравнения в установившемся режиме, совпадает с точностью до постоянного коэффициента с решением уравнения (2.42) для установившегося режима.

$$m(0) = k_x h(t). \quad (2.45)$$

Решение системы дифференциальных уравнений имеет вид:

$$\Phi e^{(A + s)T} \quad (2.46)$$

где  $\Phi$  - матрица начальных условий условных состояний в установившемся режиме.

$$(2.47)$$

\* (2.45) с учетом (2.44) получим

$$(2.48)$$

решение для усредненного процесса

$$(2.49)$$

Таким образом, в условиях входных широкополосных шумов математической моделью объекта управления при условии пуассоновских потоков, переводящих объект из состояния в состояние, является система дифференциальных уравнений для вероятностей состояний марковского процесса. При этом переходная характеристика объекта управления определяется по формуле (2.45), а передаточная функция - по (2.49).

В случае когда на вход объекта воздействует сигнал с ограниченным спектром  $S_x(\omega)$  всегда можно предположить, что прежде чем поступить на вход исследуемого объекта, белый шум  $\xi(t) = 1$  прошел через линейный фильтр с передаточной функцией удовлетворяющей условию

$$|H(\omega)| = 1 \quad (2.50)$$

Следовательно, для того чтобы определить передаточную функцию исследуемого объекта, достаточно определить передаточную функцию линейного фильтра  $H(\omega)$ , предшествующую объекту, по случайному процессу, имеющему место на входе объекта, и передаточную функцию псевдообъекта

$$W_{no}(s) = \text{адвд}$$

по случайному сигналу на выходе объекта.

Усредненная передаточная функция объекта будет являться соотношением

$$W_{no}(s)$$

Для линейного стационарного объекта случайные на выходе и входе объекта можно наблюдать и фиксировать одновременно, а для линеаризованного объекта же! новременность наблюдений.

При подаче на вход объекта нецентрированного сигнала по формуле (2.59) при  $\xi = 0$  можно определить коэффициент усиления объекта.

Построение лингвистической модели регулятора в соответствии с методом обратных задач ставленным в работе [2.11]. Для устойчивого объекта с передаточной функцией замкнутой системы пример, соответствующей аperiodическому звену с постоянной времени  $T_j$ , передаточная функция имеет вид:

$$H(s) = \frac{K}{T_j s + 1} \cdot$$



Следовательно, модель регулятора представляет собой последовательное соединение интегратора с постоянной времени  $\Gamma_{ж}$  и звена, соответствующего обратной модели объекта. Учитывая выражения (2.44), (2.45) и (2.50)-(2.52) из (2.53), получаем соотношение для усредненной передаточной функции регулятора

где  $X'$  - транспонированный вектор условных состояний на входе объекта управления;  $\Gamma_{\Sigma}$ ,  $\Pi_{\Sigma}(y)$  - матрицы-столбцы вероятностей условных состояний процессов на входе и выходе объекта управления, у которых элементы определяются соотношением (2.47).

Из выражения (2.54) видно, что для построения модели нечеткого регулятора в качестве входных лингвистических переменных выбираются ошибка управления, ее интеграл и  $n - 1$  дифференциал от ошибки, где  $n$  - количество производных, используемых в выходных переменных нечеткой модели объекта. В качестве значений лингвистических переменных принимаются обозначения условных состояний  $Y_x - M_Y^{(\infty)}$ , где  $M_Y^{(\infty)} > Y_t$  - соответственно математическое ожидание при  $t \rightarrow \infty$  и условные состояния процесса на выходе объекта управления. Для описания выходного сигнала регулятора используется одна лингвистическая переменная, аналогичная входной лингвистической переменной объекта. Функции принадлежности значений выходных лингвистических переменных строятся в соответствии с пп. 13-16 методики построения лингвистической модели объекта. Связь между входными и выходными переменными нечеткого регулятора соответствует обращению причинно-следственных связей объекта управления.

Таким образом, по аналогии с автоматическими системами, построенными на основе аналитических методов [2.17], нечеткий алгоритм формирования управляющих воздействий с учетом заданной цели управления следует синтезировать по принципу обращения операций, составляющих содержание логико-лингвистического описания причинно-следственных связей в модели управляемого объекта [2.12].

Предложенные в работе методики синтеза нечетких регуляторов на основе вероятностных моделей, построенных с использованием теории марковских процессов и обобщенных потоков Эрланга, в отличие от традиционных экспертных методов настройки, открывают пути аналитического конструирования нечетких регуляторов для сложных динамических объектов. Разви-

ваемый подход при автоматическом определении функций принадлежности и выводе продукционных правил обеспечивает возможность создания широкого спектра адаптивных систем управления на базе методов и технологий нечеткой логики.

## ЛИТЕРАТУРА

2.1. *Аверкина А.Н.* Фирма SGS-THOMSON Microelectronics - партнер Ассоциации нечетких систем // Новости искусственного интеллекта. 1993. № 3.

2.2. *Гудмен И.* Нечеткие множества как классы эквивалентности случайных множеств // Материалы научной конференции «Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения» / Под ред. Р.Р. Ягера. М.: Радио и связь, 1986. 406 с.

2.3. *Дуб Дж.Л.* Вероятностные процессы. М.: ИЛ, 1956.

2.4. *Дюбуа Д., Прад А.* К анализу и синтезу нечетких отображений // Материалы научной конференции «Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения.» / Под ред. Р.Р. Ягера. М.: Радио и связь, 1986. 406 с.

2.5. *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. М.: Мир, 1976.

2.6. *Казаков И.Е.* Статистическая динамика систем с переменной структурой. М.: Наука, 1977.

2.7. *Ковиов В.Н.* Постановка инженерного эксперимента. Киев; Донецк: Вища школа, 1982.

2.8. *Корн Г., Корн Т.* Справочник по математике (для научных работников и инженеров). 4-е изд. М.: Наука, 1978.

2.9. *Красовский А.Л.* Науковедение и состояние современной теории управления техническими системами // Известия РАН. Теория и системы управления. 1998. № 6.

2.10. *Круг Г.К.* Планирование эксперимента в задачах идентификации экстрополяции. М.: Наука, 1977.

2.11. *Крутько П.Д.* Полиномиальные уравнения и обратные задачи динамики управляемых систем // Известия АН СССР. Техн. кибернетика. 1986. № 1.

2.12. *Лохин В.М., Макаров И.М., Манько с.в., Романов м.п.* Методические основы аналитического конструирования регуляторов нечеткого управления // Известия РАН. Теория и системы управления. - 1999. № 5.

2.13. *Лохин В.М., Романов М.П., В.В. Филейкин.* Идентификация объектов управления с распределенными параметрами // Автоматическое управление и робототехнические системы. Межвуз. сборник научн. трудов. М.: МИРЭА, 1982.

2.14. *Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я.* Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. М.: Наука, 1990.

2.15. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, 1986.

2.16. Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения / Под ред. Р.Р. Ягера. М.: Радио и связь, 1986.

2.17. *Петров Б.Н., Крутько П.Д.* Обратные задачи динамики управления

емых систем. Линейные модели // Известия АН СССР. Техн. кибернетика. 1980. №4.

2.18. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. М.: Мир, 1993.

2.19. *Рывкин А.А., Рывкин АЗХренов А.С.* Справочник по математике. М.: Высшая школа, 1975.

2.20. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. М.: Наука, 1987.

2.21. *Тараканов К.В., Овчаров Ж.А., Тыртышский А.И.* Аналоговые методы исследования систем. М.: Сов. радио, 1974.

2.22. *Тихонов В.И., Миронов М.Л.* Марковские процессы. М.: Сов. радио, 1977.

2.23. Fuzzystudio. WARP-SDT. Software Development Tool. User Manual / SGS-THOMSON Microelectronics, Italy, 1994.

2.24. *Hirota K.* Extended Fuzzy expression of probabilistic sets. In Advances (ed.), North-Holland Publishing Co. 1979. P. 201-214.

2.25. *Hoffman F.P., Pfister G.* Automatic Design of Hierarchical Fuzzy Controllers Using Genetic Algorithms // Proc. European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies (EUFIT94), Aachen, Germany, 20-23.09.94.

2.26. *Huser J., Surmann H., Peters L.* A Fuzzy System for Realtime Navigation of Mobile Robots II Proc. 19-th Annual German Conf. on AI, KI-95, Bielefeld, 11-13.09.95.

2.27. *Kickert W.J.M., Van Nauta Lemke H.R.* Application of a Fuzzy Controller in a Warm Water Plant // Automatica. 1976. V. 12.

2.28. *Klement E.P.* Characterizations of finite fuzzy measures using Markoff-kernels. Journal Math. Anal. Applic. 1980. № 75(2). P. 330-339.

2.29. *Mamdani E.H.* Applications of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant // Proc. IEEE. 1974. V. 121, № 12.

2.30. *Sugeno M.* In Fuzzy Automata and Decis. Processes / Ed. M.M. Gupta. - New York: North-Holland Publishing Co. 1977. P. 89-102.

2.31. *Surmann H., Huser J., Peters L.* A Fuzzy System for Indoor Mobile Robot Navigation // Proc. 4-th IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, Yokohama, Japan, 20-24.03.95.

2.32. *Surmann H., Huser J., Wehking U.* Path Planning for a Fuzzy Controlled Autonomous Mobile Robot // Proc. 5-th IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE' 96), New Orleans, 8-11.09.96.

2.33. *Tong R.M.* The Construction and Evaluation of Fuzzy Models // Advances in Fuzzy Set Theory and Applications / Eds by M.M. Gupta, R.K. Ragade, R.R. Yager. Amsterdam: North-Holland, 1979.

2.34. *Zadeh L.A.* Fuzzy sets // Information and Control. 1965. V. 8.

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ

В главе рассматриваются вопросы построения интеллектуальных систем управления с регуляторами параллельного и последовательного типов.

В данном случае под регуляторами параллельного типа понимаются классические регуляторы с интеллектуальной подстройкой параметров. Такого рода регуляторы представляют большой практический интерес по ряду причин. Во-первых, они могут осуществлять периодическую диагностику системы и подстраивать параметры регулятора в соответствии с заданным критерием качества управления. Во-вторых, в такой системе достаточно легко осуществлять первоначальную настройку параметров или ее подстройку в зависимости от требований технологического процесса. Последнее обстоятельство является крайне важным, так как установка интеллектуального настраивающего блока на уже существующие промышленные регуляторы (например, в станках с ЧПУ) позволит улучшить их технические характеристики по точности и быстродействию. Очевидно, что использование экспертных систем с удобным человеко-машинным интерфейсом в блоке интеллектуальной настройки позволит существенно упростить, ускорить и улучшить качество настройки промышленных регуляторов, обеспечивая новые возможности при выполнении технологических процессов.

Применение интеллектуальных регуляторов последовательного типа связано, в первую очередь, с созданием быстродействующих высокоточных систем, в которых традиционные регуляторы в условиях структурной и параметрической неопределенности не могут обеспечивать требуемые показатели качества управления. При этом базовыми информационными технологиями для реализации таких интеллектуальных регуляторов можно рассматривать технологии нечеткой логики, нейросетевых структур и ассоциативной памяти.

### 3.1. Интеллектуальная САУ с экспертным регулятором

Обобщенная структурная схема интеллектуальной системы управления (ИСУ) с регулятором параллельного типа представлена на рис. 3.1, где  $g$  - сигнал задания;  $e$  - ошибка управления;  $u$  - сигнал управления;  $y$  - выход ОУ. Здесь наряду с основным контуром управления (регулятор - объект управления (ОУ)) присутствует параллельный интеллектуальный контур, который автоматически подстраивает коэффициенты регулятора в условиях изменения характеристик окружающей среды и ОУ.

Один из вариантов построения интеллектуальной надстройки основан на применении технологии экспертных систем (ЭС). Регулятор параллельного типа с интеллектуальной настройкой в виде ЭС будем называть экспертным регулятором (ЭР).

В общем случае под ЭС [3.11] понимается интеллектуальная программа, способная делать логические выводы на основании знаний в конкретной предметной области и обеспечивающая решение определенных задач. Хотя большинство созданных к настоящему времени ЭС имеет специфическую структуру, ориентированную на решение конкретной прикладной задачи, можно выделить основные общие компоненты их построения.

На рис. 3.2 показана базовая структура ЭС, структурные элементы которой должны выполнять следующие функции:

- представление знаний по конкретному объекту управления; для реализации этих функций используется механизм, называемый *базой данных* (БД);
- представление знаний в конкретной предметной области и управление ими; для реализации этих функций используется механизм, называемый *базой знаний* (БЗ);
- осуществление логического вывода на основании знаний, имеющихся в БЗ; этот механизм называется *механизмом логических выводов* (МЛВ);
- пользовательский интерфейс для правильной передачи ответов пользователю;
- получение знаний от эксперта, поддержка БЗ и дополнение ее при необходимости; механизм, реализующий эти функции, называется *модулем приобретения знаний*;
- вывод заключений, представление различных комментариев, прилагаемых к этим заключениям, и объяснение их мотивов; такой механизм называется *модулем советов и объяснений*.

Основные элементы, показанные на рис. 3.2, соответствуют любой ЭС, однако ЭС управления (т.е. по существу ЭР) должна

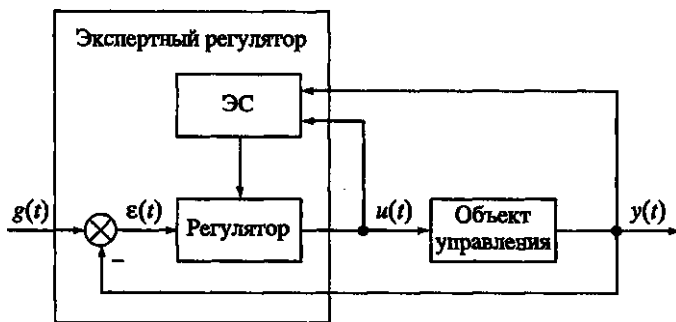


Рис. 3.1. Обобщенная структурная схема ИСУ с регулятором параллельного типа

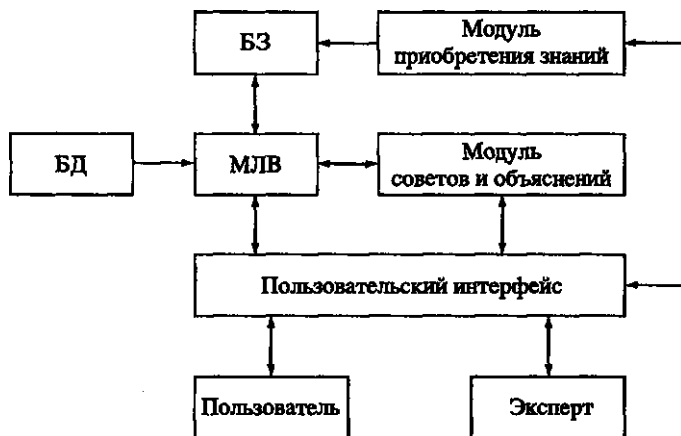


Рис. 3.2. Структура экспертной системы

удовлетворять ряду специфических требований, главными из которых являются:

- компактность, т.е. возможность оперировать большими объемами знаний и данных при малых массогабаритных характеристиках устройств, на которых реализуется ЭР;

- гибкость, т.е. способность без специальных перестроек обращаться к различным разделам знаний из рассматриваемой предметной области и осуществлять в них эффективный поиск решений, удовлетворяющих целям управления;

- надежность, т.е. способность обеспечивать эффективное функционирование системы управления в условиях неполноты знаний об окружающей среде.

Кроме этого, ЭР должен обладать быстродействием, необходимым для реализации процессов управления в реальном масштабе времени.

С учетом перечисленных требований к ЭР была разработана архитектура ЭР, показанная на рис. 3.3.

Работа ЭР условно разделена на три этапа.

На первом этапе решаются задачи проектирования САУ:

- выбор подходящей структуры модели объекта управления;
- определение параметров модели по заданной структуре на основе нерекуррентных методов идентификации;
- выбор закона управления;
- предварительная настройка параметров закона управления;
- окончательный синтез параметров закона управления с помощью процедур оптимизации по заданному пользователем критерию качества.

В результате решения всех перечисленных выше задач проектирования системы в пространстве показателей качества переходного процесса (далее - в пространстве качества) определяется «рабочая» точка.

На втором этапе решается задача обучения при изменении параметров модели системы в окрестности «рабочей» точки, полученной на этапе проектирования системы. Здесь формируются текущие эмпирические знания о динамических свойствах системы:

- знания о функциональных особенностях объекта управления (качественная зависимость между изменением параметров модели объекта управления и параметрами критерия качества системы);
- знания о функциональных особенностях регулятора (качественная зависимость между изменением коэффициентов закона управления и параметрами критерия качества).

На третьем этапе происходит непрерывное слежение за протекающими процессами и решаются задачи активной самодиагностики функционирующей системы, которые включают:

- обработку текущих данных измерений с датчиков;
- оценку изменений параметров системы как аналитическими методами, так и на основе эмпирических знаний о динамических свойствах объекта управления;
- коррекцию параметров регулирующего устройства;
- оценку проведенной коррекции;
- изменение закона управления (в случае необходимости).

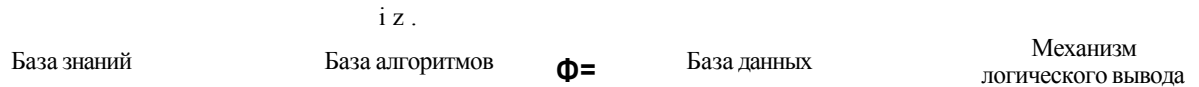
Выбор между этапами работы ЭР осуществляется на основе правил, заложенных в специальную диспетчерскую программу, называемую *супервизором*.

Как видно из рис. 3.3, в архитектуру ЭР, помимо блоков, имеющих в любой ЭС, включена база алгоритмов (БА). В ней содержатся различные вычислительные алгоритмы, необходимые

### СУПЕРВИЗОР

Интерфейс с пользователем			Обучение		Проектирование САУ			Функционирование		
Знания	Цели	Объяснения	Эмпирические знания ОУ	Эмпирические знания регулятора	Идентификация ОУ	Предварительная настройка САУ	Оптимизация под эталон	Идентификация ОУ	Обработка данных	Синтез регулятора

**3**





для идентификации параметров ОУ и синтеза коэффициентов регулятора.

Основной проблемой при создании любой экспертной системы является разработка БЗ в достаточно узкой области экспертизы, которая может быть решена в два этапа: на первом этапе должны быть формализованы и структурированы экспертные знания о предметной области; на втором этапе должны быть формализованы представления этих знаний с помощью моделей искусственного интеллекта. Так как разработка ЭР предполагает использование ЭС в управлении, то здесь ключевую роль играет разработка базы знаний в предметной области - области теории управления.

Поскольку теоретические знания содержат основные понятия, используемые при описании предметной области, и свойства отношений, используемых для установления связей между понятиями, то к теоретическим знаниям в данной работе относятся знания о диапазонах входных и возмущающих сигналов, подаваемых на систему, о порядке аппроксимирующей модели, о законе регулирования, о наличии нелинейных элементов в контуре управления, об областях эффективного использования алгоритмов решения задач идентификации и синтеза системы управления.

В эмпирических знаниях ЭР должна содержаться информация о качественной зависимости между подпространством параметров системы и подпространством прямых показателей качества переходного процесса в окрестности рабочей (полученной при синтезе) точки.

В данной главе приводятся основные результаты, полученные при разработке ЭР САУ. В целях обеспечения доступности чтения они представляются на естественном языке в виде правил, структура которых принята для продукционных систем искусственного интеллекта. Фактически в программной реализации разработанной версии ЭР знания структурированы, излагаются в сжатой форме на языке Пролог и в материалах данной книги не приводятся.

### Формирование теоретических знаний об областях использования алгоритмов идентификации

В рамках задачи формирования правил, регламентирующих применение методов идентификации и содержащихся в базе алгоритмов (БА) ЭР [3.8], будем полагать, что блок идентификации ЭР осуществляет получение и/или уточнение по экспериментальным данным математической модели системы, выраженной посредством того или иного математического аппарата. Входной

информацией блока идентификации являются входные и выходные сигналы реального объекта  $u(t)$ ,  $y(t)$ . Идентифицируемый объект формально может быть представлен оператором  $F$ :

$$y(t) = F(u(t)). \quad (3.1)$$

Кроме описания идентифицируемого объекта (3.1), должна задаваться модель, в терминах которой производится идентификация:

$$y(t) = F^M(u(t)). \quad (3.2)$$

*Идентификация линейной системы автоматического управления.* В настоящее время существует большое количество методов идентификации, которые могут быть разделены на два класса - параметрические и непараметрические. Очевидно, что в силу специфики решаемых задач разрабатываемый ЭР должен обладать возможностью рекуррентного оценивания параметров системы. Поэтому при формировании БЗ ЭР интерес представляют только параметрические методы идентификации. Наибольшее распространение при идентификации систем получили методы ошибки предсказания (метод Гаусса-Ньютона, градиентный метод и др.), метод наименьших квадратов (МНК) и метод инструментальных переменных. Рассмотрим эти методы и метод модулирующих функций (ММФ) [3.1] с точки зрения возможности формирования знаний для БЗ ЭР.

При идентификации методом ошибки предсказания [3.7] оценка параметров модели определяется выражением

$$\hat{\theta}_D = \operatorname{argmin} V^{\wedge}(\theta), \quad (3.3)$$

где норма  $V_N(\theta)$  и вектор параметров  $\theta$  есть

$$N = \lfloor \dots \rfloor$$

$L$  - скалярнозначная функция,  $z(jt, \theta)$  - ошибка предсказания между выходным сигналом и прогнозом значения выходного сигнала на основе модели в момент времени  $L$   $\theta$  - вектор параметров модели,  $\hat{\theta}_D$  - оценка вектора параметров ОУ за  $N$  итераций,  $a_{i9}$   $b_i$  - коэффициенты полиномов  $A(q)$ ,  $B(q)$  передаточной функции модели системы, а  $n_a > n_b$  - соответственно их порядки, знак  $T$  означает операцию транспонирования,  $q$  - оператор сдвига назад [3.7].

Методу наименьших квадратов соответствует выбор  $Цz$  в виде

$$L(e) = -e^2. \quad (3.4)$$

Квадратичность функции  $Цz$  по  $\theta$  позволяет найти минимум (3.3) в аналитической форме [3.5]:

$$= (\sum_{N,i=1}^N X\Phi(O\Phi^T(O1) \wedge X\Phi(Oy(0, \quad (3.5)$$

где  $\Phi(0$  - регрессионный вектор, зависящий от входного и выходного сигналов  $u(t)$  и  $y(t)$  соответственно.

Теоретически ошибку предсказания  $e(t, 9)$  целесообразно формировать в виде, не зависящем от прошлых данных. При этом параметры модели лучше всего определять методом инструментальных переменных

$$\ddot{e}_{,,} = \sum_{VN,i=1}^N ) \wedge X C(Oy(0, \quad (3.6)$$

где  $\xi$  - инструменты.

Очевидно, что качество оценки (3.6) зависит от выбора  $\xi(t)$ . Наилучший выбор  $\xi(0$  должен определяться динамическими свойствами системы, т.е. зависеть от  $\theta$ . Это достигается следующим образом: первоначально оцениваются полиномы  $A(q)$ ,  $B(q)$  передаточной функции объекта управления с помощью МНК, а затем определяются инструментальные переменные исходя из выражений

$$C(\theta = -\beta v). \dots - \lambda_{\beta} \text{exM}(\gamma-1) \dots \text{и}(\gamma - \text{п}_\beta \gg^T, \\ A(\langle ? \rangle) \text{jc}(f,0) = B(q)u(t).$$

Достоинства метода инструментальных переменных - это простота реализации алгоритмов, возможность быстрого получения начальных оценок передаточной функции, возможность уточнения первоначальной оценки методом ошибки предсказания.

На основе отмеченных особенностей рассмотренных выше методов идентификации можно сформулировать ключевые правила базы знаний экспертного регулятора.

**П р а в и л о 1.** ЕСЛИ (идентифицируется ОУ) И (ошибка предсказания зависит от прошлых данных), ТО (использовать метод инструментальных переменных) ИНАЧЕ (использовать метод наименьших квадратов).

**П р а в и л о 2.** ЕСЛИ (идентифицируется ОУ) И (выбран метод инструментальных переменных), ТО (инструменты вычислить на основе оценки параметров модели МНК) И (определить параметры ОУ методом инструментальных переменных).

**П р а в и л о 3.** ЕСЛИ (точность идентификации ОУ недостаточна), ТО (использовать метод ошибки предсказания или другие методы из БЗ ЭР) ИНАЧЕ (процедуру идентификации закончить) И (перейти к процедуре преобразования от дискретного времени в непрерывное).

Для успешного решения задачи идентификации рассмотренными методами необходимо соблюдать важное требование: интервал дискретизации данных должен обеспечивать минимизацию потерь информации при переходе от дискретного времени к непрерывному. В работе [3.15] изучены свойства чувствительности преобразования динамической системы от дискретного времени к непрерывному и показано, что принимаемое обычно предположение о повышении точности оценки модели с увеличением частоты выборки в общем случае неверно. Использование высокой частоты выборки может привести к большим погрешностям оценок постоянных времени или собственных частот и коэффициентов демпфирования вследствие малых погрешностей оценок параметров системы с дискретным временем.

Для ограничения погрешности преобразования заранее заданным расчетным уровнем можно ввести следующие неравенства:

$$15J < a$$

для случая действительного полюса, где  $S$  т  $X$  обозначает чувствительность постоянной времени  $t$  относительно полюса дискретной системы  $A_d$  и

$$И < 2 a$$

для случая комплексно сопряженных полюсов дискретной системы, где  $a$  - заранее заданный уровень погрешности преобразования. В первом случае можно легко получить следующее неравенство, которое задает нижнюю границу для допустимых величин периода выборки:

$$T \wedge t/a, \quad (3.7)$$

где  $T$  - период дискретизации. Неравенство (3.7) можно трансформировать в другое неравенство - эквивалентную верхнюю границу для допустимых значений полюса дискретной системы  $h$

$$Л < \exp(-a^{-1}). \quad (3.8)$$

В реальном эксперименте по идентификации эту последнюю границу удобно использовать для проверки того, повышена ли чувствительность преобразования. Если да, то для повышения точности требуется оценка по данным, получаемым с меньшей Частотой выборки.

Матрицу чувствительности  $S$  для случая комплексно сопряженных полюсов дискретной системы можно выразить в следующем виде:

$$S \sim \ln(r)^2 + p^2 \quad \begin{matrix} \ln(r) & p^2 & \text{Ч}' \text{ № } \text{я} \\ p^2 / 1 \text{п}(r) & - p^2 / & \end{matrix} \quad 1 \text{ Ч}^2 \quad (3.9)$$

где  $r, P$  - соответственно модуль и аргумент полюса дискретной системы,  $\omega_n$  - собственная частота,  $\lambda$  - коэффициент демпфирования,  $T$ - интервал дискретизации.

Необходимое условие выполнения неравенства  $\|5\| < 2a$  и условия разрешимости проблемы многозначности для заданного  $a$  имеет вид

$$(3.10)$$

где  $r_{\max}$  и соответствующее значение вычисляются по методикам, приведенным в работе [3.15].

После получения оценок полюсов в дискретном времени необходимо их проанализировать с помощью неравенства (3.10). Если оно не выполняется, то следует взять выборку данных с меньшей частотой и повторить процесс получения новых оценок полюсов.

Таким образом, знания, необходимые для проверки чувствительности преобразования, также можно сформулировать в виде правил.

**П р а в и л о 4.** ЕСЛИ (осуществляется процедура преобразования от дискретного времени к непрерывному) И (преобразуется действительный полюс) И (нарушается условие (3.8)), ТО (период дискретизации данных увеличить).

**П р а в и л о 5.** ЕСЛИ (осуществляется процедура преобразования от дискретного времени к непрерывному) И (преобразуется комплексно-сопряженный полюс) И (нарушается условие (3.10)), ТО (период дискретизации данных увеличить).

В то же время условия ограничения чувствительности преобразования на прямой  $T$  имеют вид

$$T^{\wedge} \text{ и } T \& T^{\wedge}. \quad (3.11)$$

Верхняя граница  $\Gamma_{\max}$  определяется из условия разрешимости проблемы многозначности. А нижняя граница  $T_{\min}$  опреде-

ляется из условия минимизации погрешностей определения параметров системы с непрерывным временем, обусловленных малыми погрешностями оценок параметров модели с дискретным временем.

Кроме того, на основе формул (3.7)-(3.11) после несложных преобразований можно получить величину периода выборки, при котором минимизируется норма матрицы чувствительности:

$$\Gamma = \frac{\kappa/y}{\sqrt{2}} \quad (3.12)$$

$$\frac{\kappa/y}{\sqrt{2}}$$

где

$$\frac{\kappa/y}{\sqrt{1+(2m/y)^2}} \quad \frac{1}{\sqrt{\phi+(2\lambda/y)^2}}$$

Таким образом, из приведенного анализа по преобразованию модели системы от дискретного времени к непрерывному следует, что, с одной стороны, может возникнуть проблема многозначности, если используется слишком большой период дискретизации, а с другой - может повыситься чувствительность данного преобразования. Можно предложить следующее правило по выбору оптимального (в смысле минимизации нормы матрицы чувствительности) периода дискретизации данных при идентификационных экспериментах.

**П р а в и л о 6.** ЕСЛИ (осуществляется процедура преобразования от дискретного времени к непрерывному) И (точность данного преобразования неудовлетворительна), ТО (период дискретизации данных выбирать исходя из неравенства (3.7) в случае простых полюсов и выражения (3.12) в случае комплексно сопряженных полюсов) ИЛИ (использовать другие знания из БЗ ЭР по выбору частоты выборки).

Практика работы с методами идентификации параметров объекта управления показывает, что сформулированные выше правила используются практически всегда при осуществлении процедуры идентификации.

В отличие от рассмотренных выше метода ошибки предсказания и метода инструментальных переменных, в методе модулирующих функций для определения постоянных времени и коэффициентов демпфирования не требуется преобразование модели системы от дискретного времени к непрерывному. ММФ основан на вычислении площадей под кривыми, образуемыми перемножением переходной функции системы на специально формируемые функции [3.1]. Эти функции представляют собой экспоненты с отрицательными степенями. Основное требование, предъявляемое к ним, заключается в том, чтобы к моменту окончания наблюдения переходного процесса они затухали до уровня 0,1-5%.

После вычисления площадей под кривыми записывается система линейных уравнений относительно неизвестных параметров объекта. В результате решения этой системы определяются коэффициенты полиномов в числителе и знаменателе передаточной функции объекта, корни которых являются нулями и полюсами передаточной функции.

При использовании данного метода важен правильный выбор параметров модулирующих функций. В реальных задачах ограничения на их диапазон диктуются конкретными условиями, в которых проводится идентификация. Так, исходя из требования к затуханию модулирующих функций их постоянные времени рекомендуется выбирать по крайней мере в пять раз меньшими времени наблюдения переходного процесса.

Отметим, что класс входных сигналов при использовании ММФ ограничен ступенчатыми функциями, следовательно, ММФ является средством предварительной идентификации при тестировании САУ. С другой стороны, в указанном классе входных сигналов ММФ более предпочтителен по сравнению с рассмотренными выше методами идентификации. Это связано прежде всего с тем, что ступенчатый сигнал является недостаточно информативным для методов инструментальных переменных и ошибки предсказания. Следовательно, можно сформулировать базовые правила по выбору ММФ среди рассмотренных методов идентификации и по выбору постоянных времени модулирующих функций, если применяется ММФ.

**П р а в и л о 7.** ЕСЛИ (проводится предварительная идентификация) И (тестирующий сигнал принадлежит классу ступенчатых функций), ТО (применить ММФ) ИНАЧЕ (использовать другие методы из БЗ ЭР>.

**П р а в и л о 8.** ЕСЛИ (идентифицируется ОУ ММФ), ТО (постоянные времени модулирующих функций выбрать в пять раз меньшими времени регулирования переходного процесса) И (провести идентификацию).

Идентификация нелинейной системы автоматического управления. Значительное число различных объектов управления, использующихся в следящих САУ (приводы роботов, станков с ЧПУ и т.п.), после небольших преобразований могут быть представлены последовательным соединением эквивалентного статического нелинейного элемента (НЭ) и линейной части. Как правило, под НЭ понимаются нелинейности типа «зона нечувствительности» и «ограничение». С учетом этого объекты управления подобного типа можно отнести к классу систем Гаммерштейна, представляющих собой последовательное соединение безынерционного нелинейного элемента и линейной динамической части (рис. 3.4), где нелинейность представляется в виде полинома по степеням входного сигнала

$$f(u) = a_x u + a_1 u^2 + \dots + a_m u^m, \quad (3.13)$$

где  $a_x, a_m$  - коэффициенты разложения нелинейности в степенной ряд, которые необходимо определить;  $t$  - порядок аппроксимирующего полинома.

Вопросы оценивания параметров системы, описываемой моделью Гаммерштейна, рассматривались в работах [3.4, 3.5], в которых авторы преобразуют нелинейную по параметрам модель в

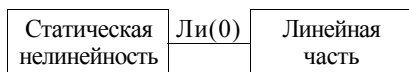


Рис. 3.4. Модель Гаммерштейна

линейную. Таким образом, при идентификации систем, подобных вышеописанным, можно с успехом применять алгоритмы идентификации линейных систем (МНК, метод ошибки предсказания и метод инструментальных переменных), которые более детально описаны в [3.7]. Однако при этом значительно увеличивается число оцениваемых параметров (с  $(n_a + n_b)$  до  $(n_a + >uя)$ ), что существенно для систем с высокой степенью нелинейности. В частности, для аппроксимации нелинейности типа «зона нечувствительности и ограничение» необходим полином, как минимум, с  $p = 5$ . Анализ работ [3.4, 3.5], в которых представлены алгоритмы непосредственного оценивания и уточнения параметров системы, показывает, что во многих случаях более эффективным способом решения задачи идентификации (за счет уменьшения размерности) оказывается принцип покомпонентной минимизации. Данный подход заключается в поочередном спуске по опреде-



ленным группам параметров при фиксированных остальных неизвестных. При этом покомпонентно оцениваются параметры нелинейного элемента и линейной части. На основании этого вывода для БЗ ЭР было сформулировано следующее правило.

**П р а в и л о 9.** ЕСЛИ (решается задача оценки параметров нелинейной модели САУ), ТО (следует использовать для ее описания модель Гаммерштейна) И (необходимо применять методы идентификации линейных систем с покомпонентным оцениванием параметров нелинейности и линейной части).

Поскольку данные в идентификационных экспериментах должны быть, как упоминалось ранее, информативными по отношению к множеству моделей (т.е. позволяя различать две произвольные модели), то необходимо сформулировать требования к входным сигналам, подаваемым на нелинейную САУ при оценке ее параметров. В работе [3.7] рассматривается множество моделей с одним входом и одним выходом и показано, что при идентификации системы порядка  $n$  данные будут информативными, если спектр входного сигнала  $\Phi_n(\omega)$  отличается от нуля по крайней мере в  $n$  точках интервала  $-\omega_c \leq \omega \leq \omega_c$  ( $\omega_c$  - частота). Это можно обеспечить путем подачи на вход комбинированного входного сигнала  $r(t)$ , состоящего из  $n$  синусоид с различными частотами.

Так, при проведении экспериментов по идентификации нелинейной САУ электропривода робота использовался входной сигнал в виде

$$w(t) = \sum_{m=1}^n X_m \sin(GV). \quad \text{П ш 4}$$

В отличие от линейных систем управления, при решении задачи идентификации нелинейной САУ важную роль играет не только частота входного сигнала, но и его амплитуда. Поэтому необходимо определить опорную амплитуду  $A_{on}$  спектра гармоник входного сигнала. При проведении экспериментов было отмечено, что для практических приложений суммарная амплитуда сигнала  $u(t) >$  поступающего на нелинейный элемент типа «зона нечувствительности и ограничение», должна превосходить величину  $a + b$  примерно в 10 раз, где  $a$  - оценка величины половины зоны нечувствительности,  $b$  - оценка величины уровня насыщения (при условии нормированного наклона данного нелинейного элемента). Отсюда опорную амплитуду можно определить по следующей эмпирической формуле [3.2]:

(3-15)

где  $K_p$  - коэффициент пропорционального канала ПИД-регулятора.

Полученные выше результаты позволили сформулировать эмпирическое правило по выбору входного сигнала, при котором данные будут информативными.

**П р а в и л о 10.** ЕСЛИ (идентифицируется нелинейная СЛУХ ТО (используйте входной сигнал в виде (3.14) с опорной амплитудой (3.15)).

Следует подчеркнуть, что блок идентификации экспертного регулятора обеспечивает оценку параметров модели в двух основных режимах работы: при тестировании системы и во время ее функционирования.

### Формирование теоретических знаний об областях использования алгоритмов синтеза

Рассмотрим процедуру синтеза САУ на основе интегрального квадратичного критерия, получившего достаточно широкое распространение

$$J_k = \int_{t_0}^{t_1} \left[ \epsilon^2(t) + \sum_{i=1}^k (\epsilon^{(i)}(t))^2 \gamma_i^2 \right] dt, \quad i = \overline{1, k}, \quad (3.16)$$

где  $\epsilon(t)$  - сигнал рассогласования или ошибки,  $\gamma_i$  - весовые коэффициенты,  $\epsilon^{(i)}(t) = d^i \epsilon(t) / dt^i$

Критерий (3.16) и методики его применения обладают рядом существенных особенностей, которые являются значимыми при формировании БЗ ЭР. Известно [3.12], что: критерий (3.16) дает единообразный числовой показатель качества  $J_k$ ; знания о выборе коэффициентов  $\gamma_i$  в значительной мере относятся к эвристическим.

Учитывая специфику использования критерия (3.16) для синтеза САУ можно сформулировать следующие основные правила.

**П р а в и л о 11.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется интегральный критерий (3.16)), ТО (присвоить  $i = 0$ ,  $\gamma = 0$ ) И (вычислить показатель качества - перерегулирование) И (оценить допустимость полученного значения).

**П р а в и л о 12.** ЕСЛИ (оценка перерегулирования превышает допустимое значение), ТО (исключить возможность синтеза по предыдущему правилу).

**П р а в и л о 13.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется интегральный критерий (3.16)), ТО (выбор  $t_{\text{тах}}$  и коэффициентов  $\gamma_i$ , произвести на основании знаний и фактов, имеющихся в БЗ ЭР) И (при выборе алгоритма учесть достоверность производных от

$\xi(0) > \xi^*$  И (оценить допустимость полученных показателей качества  $\xi^*$  где  $\xi_{\max}$  - максимальная степень производной, используемая в (3.16).

Простейшее знание о выборе  $i_{\max}$  и  $u$ , может быть сформулировано в следующем виде:

**П р а в и л о 14.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется интегральный критерий качества (3.16)) И (идентифицированная разность порядков числителя и знаменателя передаточной функции модели системы меньше трех), ТО (использовать критерий (3.16)  $\xi_{\max} = 1$  и  $u = \Gamma_{рж}$ ) ИНАЧЕ (использовать критерий (3.16)

$\xi_{\max} = 2$  И  $Y_1 = 2\Gamma_{рж}$   $Y_2 = \Gamma_{ж}^2$ ) ИЛИ (выбор  $\xi_{\max}$  и  $u$ , произвести на основании знаний и фактов, имеющихся в БЗ ЭР), где  $\Gamma_{рж}$  - желаемое время регулирования переходного процесса.

Практика синтеза параметров регулятора на основе интегральных критериев качества показывает, что сформулированные выше правила используются практически всегда. Дополнительные знания по процедуре синтеза на основе критерия (3.16) носят более специализированный характер. При составлении БЗ они выявлялись двумя способами: во-первых, путем анализа существующих алгоритмов синтеза САУ по критерию (3.16) и их модификаций в целях использования в разрабатываемой базе алгоритмов (БА) ЭР и, во-вторых, путем анализа методов и методик синтеза САУ по тому же критерию и дальнейшей разработкой алгоритмов. В настоящее время БЗ ЭР содержит семь правил, а БА - три алгоритма, опирающихся на критерий (3.16).

В дополнение к правилам синтеза параметров регулятора с помощью интегрального критерия необходимо сформулировать правило, определяющее условие перехода ЭР к другим методам синтеза.

**П р а в и л о 15,** ЕСЛИ (выбор  $z_{\max}$  и  $u$ , производимый на основе знаний и фактов, имеющихся в БЗ ЭР, исчерпан) И (оценки<sup>1</sup> показателей качества переходного процесса превышают допустимые значения), ТО (исключить возможность синтеза по ранее приведенным правилам).

В качестве примера формирования знаний общего (опирающегося на известный метод) и частного характера (требующего анализа базового метода и частных методик синтеза) рассмотрим процедуру синтеза на основе критерия максимальной степени устойчивости.

Согласно [3.3] для объекта управления

$$x^{(n)} + m_1 x^{(n-1)} + \dots + m_n x = M_0 u, \quad (3.17)$$

где  $u(t)$  - управление,  $x(t)$  - регулируемая координата,  $a_i (i = 1, \dots, n)$ ,

- константы, существует линейное управление вида

$$u(t) = -\sum_{j=1}^m b_j x^{(j)}(t) \quad (0 < m < n - 1, \quad (3.18))$$

обеспечивающее максимальную степень устойчивости  $\gamma_{\text{опт}}$  системы (3.17), (3.18) в смысле

$$\gamma_{\text{опт}} = -\min\{\max\{\operatorname{Re} \lambda_i\}, \quad \mathbf{b} = \{b_k \mid k = 1, \dots, m\}, \quad (3.19)$$

где  $\mathbf{b}$  - вектор координат в законе управления, а  $\operatorname{Re} \lambda_i^*$  - действительная часть корней характеристического полинома

$$D_n(Kb) = \Gamma + \sum_{i=1}^m b_i X^{n-i} + \sum_{j=1}^m b_j X^{j-1}. \quad (3.20)$$

Максимальная степень устойчивости  $\gamma_{\text{опт}}$  равна минимальному корню уравнения

$$\Delta_{\text{ГМ}}(-\gamma) = 0, \quad (3.21)$$

где  $\Delta_{\text{ГМ}}(-\gamma)$  - определитель Гурвица порядка  $n-m$ , соответствующий уравнению

$$D_n^*(Kj) = X^n + \dots + \sum_{i=1}^m b_i X^{n-i} + \sum_{j=1}^m b_j X^{j-1} = 0 \quad (3.22)$$

с коэффициентами

и

$$Q_n(-\gamma) = \Delta_{\text{ГМ}}(-\gamma) > 0 \quad (3.23)$$

если  $b_j$  удовлетворяют системе уравнений

$$Q_n(-\gamma) = 0, \quad \gamma = \gamma_{\text{опт}}. \quad (3.24)$$

Базовое правило в соответствии с критерием (3.19) можно сформулировать следующим образом.

**П р а в и л о 16.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется критерий (3.19)) И (идентифицированная модель объекта представлена в виде (3.17)), ТО (исходя из знаний, содержащихся в БЗ ЭР, определить тип синтезируемого регулятора (3.18)) И (синтезировать параметры регулятора по алгоритму (3.21)—(3.24)).

Кажущееся противоречие между принятым представлением регулятора (3.18) (содержащего исключительно дифференцирующие компоненты) и применяемыми на практике интегро-дифференциальными регуляторами устраняется соответствующим преобразованием структуры системы к виду (3.17), (3.18), считающимся всегда выполнимым.

В отличие от критерия (3.16), ограничения по применимости критерия (3.19) определяются непосредственно представлением (3.17), (3.18) системы: во-первых, согласно (3.17), (3.18) система не может содержать форсирующих звеньев в объекте управления и, во-вторых, синтез оптимальной системы производится таким образом, что установившаяся точность системы не может быть задана априорно. Кроме этих двух ограничений есть третье - ограничение на соотношение между порядками  $n$  объекта и  $m$  регулятора. Действительно, если  $n-m = 1$ , то  $\omega_{\text{онт}} \rightarrow \infty$  и значение синтезируемых параметров регулятора  $f_t$  становится нереализуемо большим.

Включенные в БЗ ЭР знания частного характера основываются на модификациях критерия (3.19), которые в общем случае не обеспечивают получение равенства  $J = J_{\text{онт}}$ , но гарантируют некоторые достоверно ожидаемые свойства системы.

Прежде всего, определим правила синтеза САУ при наличии в объекте управления форсирующих звеньев. Для этого воспользуемся одной из разновидностей критерия (3.19), согласно которой для перехода системы (3.17), (3.18) в состояние предельного запаса устойчивости необходимо и достаточно, чтобы после замены переменной  $X = X + J$  коэффициенты характеристического уравнения системы

$$Y(s) = |_0 \dot{Y} A' = 0 \quad (3.25)$$

удовлетворяли условию

$$a_n = 0, \quad \dots, \quad a_1 = 0, \quad T = 1. \quad (3.26)$$

При наличии форсирующих звеньев передаточная функция ОУ имеет вид

$$W(s) = \frac{b_m s^m + \dots + b_0}{a_n s^n + \dots + a_1 s + a_0} \quad (3.27)$$

при передаточной функции регулятора

$$W_{\text{пр}}(s) = |b_j s^j, \quad (3.28)$$

где  $W_{oy}(s)$  и  $W_{pa}(s)$  - соответственно передаточные функции объекта управления и регулятора.

Характеристический полином замкнутой системы

$$D(s) = t^* k s^k + \sum_{i=1}^m b_j s^i$$

содержит  $m + q$  зависящих от  $b_j$  ( $j = \overline{1, m}$ ) коэффициентов. Очевидно, что в этом случае невозможно синтезировать оптимальную в смысле предельного запаса устойчивости систему, не выходя за рамки выбранного класса управлений (3.18). Если расширить класс управлений (3.18), то поставленную задачу нетрудно решить. Действительно, пусть в качестве линейного управления (или, точнее, линейного корректирующего устройства) для объекта (3.27) выбирается регулятор типа

$$W; \text{er } W = \sum_{y=1}^m \frac{1}{s^y} \quad (3.29)$$

причем, как и раньше [3.3], все интегрирующие элементы регулятора очевидным преобразованием переведены в уравнение (3.17) и/или (3.27). Тогда система (3.27), (3.29) полностью совпадает с системой (3.17), (3.18), для которой методика и алгоритм определения коэффициентов  $b_j$  ( $y = \overline{1, m}$ ) известны.

Таким образом, метод расчета системы, оптимальной в смысле предельного запаса устойчивости, сводится к следующей процедуре:

- задается тип регулятора

$$W^{\wedge}_T(s) = b_0 s^x + \dots + b_l + b_M s + \dots + b_m s^p \quad (3.30)$$

который требуется реализовать, где  $b_j$  - неопределенные коэффициенты регулятора,  $m = l + p$ ;

- производятся структурные преобразования, после которых система (3.27), (3.29) будет иметь вид

$$\%y(*) = 2 \wedge 7 2^{**5} \cdot \quad (3.31)$$

где  $n^*$  - порядок характеристического уравнения системы с уче-

том интеграторов регулятора

$$l \text{ и } y. \quad (3.32)$$

$$y = 0, \tau + d, \quad m = m + g; \quad (3.33)$$

- для системы (3.31), (3.32) с

$$W_j(s) = \sum_{j=0}^m b_j s^j \quad I a_k s^k, \quad (3.34)$$

где  $W^*(s)$  (5) - передаточная функция разомкнутой системы, определяются коэффициенты  $b_j$  оптимального регулятора ( $j = 0, m^*$ ) и на контроллере регулятора системы формируется либо алгоритм (3.32) оптимального регулятора, либо алгоритм (3.30) регулятора, коэффициенты  $b_l$  ( $l = 0, m$ ) которого определяются из (3.32). Характеристика  $W_p^*(j\omega)$  (3.34) с определенными для системы (3.31) регулятором (3.32) и коэффициентами  $b_j$  ( $j = 0, m + q$ ) (оптимизирующими (3.31), (3.32) в смысле предельного запаса устойчивости) является по существу желаемой характеристикой для системы (3.31) с регулятором (3.30). В то же время характеристика  $W_{ov}(j\omega)$  (3.31) будет характеристикой нескорректированной системы (3.30), (3.31). В силу выбора порядка  $\gamma^*$  (3.33) регулятора (3.30) и отсутствия в нем чистого дифференцирования ( $\beta_0 \Phi \neq 0$ ) при  $\beta_1 \Phi \neq 0$  низкочастотные и высокочастотные компоненты  $W^*(j\omega)$  и  $W_{ov}(j\omega)$  совпадают. Выбор  $\beta_x$  (т.е. переход от оптимального регулятора (3.32) к регулятору (3.30)) производится по любому из широко известных алгоритмов минимизации функции невязки  $F$  между нескорректированной (3.31) и желаемой (3.34) характеристиками системы:

$$\frac{\leq C \kappa \omega)}{W_{ov}(j\omega)}$$

Формально регулятор (3.30) оптимизирует систему (3.31) (при точном равенстве в (3.35)) только в тех случаях, когда синтезированный регулятор (3.32) оказывается аналитически приводимым к виду (3.30). Во всех остальных случаях для получения оптимальных  $b_l$  ( $l = \overline{0, m}$ ) алгоритм минимизации невязки дополняет-

ся численным методом оптимизации этих коэффициентов в смысле (3.19).

Итак, изложенные выше знания могут быть сведены к следующим правилам.

**Правило 17.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется критерий (3.19)) И (идентифицированная модель объекта представлена в виде (3.31)) И (тип синтезируемого регулятора определен по типу (3.32)), ТО (исключить из описания системы (3.31) форсирующие звенья) И (синтезировать параметры регулятора по алгоритму (3.21НЗ.24)).

**Правило 18.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется критерий (3.19)) И (идентифицированная модель объекта представлена в виде (3.31)) И (тип синтезируемого регулятора определен по типу (3.30)), ТО (исключить из описания системы (3.31) форсирующие звенья) И (синтезировать параметры регулятора по алгоритмам, вытекающим из условия (3.35)).

Как показали проведенные исследования, синтезированная по критерию (3.19) система обладает следующим уникальным свойством: в пространстве [Параметры регулятора + Время регулирования + Перерегулирование + Установившаяся ошибка] полученная рабочая точка располагается на «склоне оврага», так что оказывается возможным улучшение одного или двух прямых показателей качества системы, сопровождающееся ухудшением соответственно одного или двух других показателей. Использование полученного эмпирического знания позволяет сформулировать следующее правило, определяющее условия повышения точности системы в установившемся режиме.

**Правило 19.** ЕСЛИ (при синтезе САУ применяется критерий (3.19)) И (требуется увеличить точность системы в установившемся режиме), ТО (перейти в режим накопления знаний о свойствах пространства качества системы) И (увеличивая коэффициент  $B_0$ , модифицировать остальные коэффициенты регулятора так, чтобы время регулирования и перерегулирование не превысили допустимых значений).

Ряд следующих правил связан с проблемой идентификации ОУ и использованием критерия (3.19) для синтеза регулятора. Прежде всего сформулируем в виде правила рассмотренное выше третье ограничение применимости критерия (3.19) к системе (3.17), (3.18).

**Правило 20.** ЕСЛИ (синтезируется САУ типа (3.17), (3.18) регулятором порядка  $m$  на основе критерия (3.19)), ТО (соблюдать условие  $n > m$ ).

**Правило 21.** ЕСЛИ (на основе критерия (3.19) синтезируется САУ типа (3.31), (3.32) или (3.30), (3.31) регулятором поряд-



Ка  $m + q$  или  $m$  соответственно), ТО (соблюдать условие  $n > m + q$ ).

Порядок  $p$  системы (3.31), (3.32) выбирается из достаточно ясных эмпирических знаний о возможности моделирования реального объекта управления системами линейных дифференциальных уравнений. Однако очевидно также, что величина  $p$  может быть завышена. Например, при описании системы «усилитель-преобразователь-двигатель постоянного тока-датчик» порядок ее модели может достигать 5-10.

Непрямое применение критерия (3.19) к системе (3.17), (3.18) позволяет ввести понятие «эффективного порядка» и «эффективной модели» системы, оцениваемых численно. Допустим, что существуют некоторые значения  $r_i$  такие, что исключение компонент  $l = n^* - r_i$  и  $l = q - q'$  из описания (3.31) ОУ не приводит к сколько-нибудь значительным изменениям динамики системы. Допустим также, что порядок  $m^*$  регулятора (3.32) удовлетворяет условию  $p' > m^*$ . Тогда, последовательно исключая из (3.31) форсирующие звенья  $l$  (а затем инерционные и колебательные  $l$ ) с наименьшими постоянными времени и применяя к модифицированным системам любой из алгоритмов, синтезирующих регулятор по критерию (3.19), можно получить оценку вида

$$\left| \frac{b_j^n - b_b^{n-f}}{1 - | \quad } \right| < D \quad y =$$

$$\left| \frac{b_j^n - b_b^{n-l}}{k^n} \right| < D, \quad j = \overline{1, m}, \quad (3.36)$$

где  $q$  - исходный порядок числителя передаточной функции разомкнутой системы;  $p$  - исходный порядок знаменателя передаточной функции разомкнутой системы;  $l$  - числа исключенных элементов;  $D$  - эмпирическая оценка различия в получаемых коэффициентах оптимального в смысле предельного запаса устойчивости регулятора; верхний индекс  $y$  обозначает порядок системы, при котором синтезирован коэффициент.

Анализ результатов, полученных при расчетах параметров оптимальных регуляторов, показал, что при  $D \wedge 0,05$  упрощенная система является допустимой моделью синтезируемой САУ, а получаемые при этом порядки  $q'$  числителя и  $n'$  знаменателя передаточной функции разомкнутой системы можно считать ее эффективными порядками.

Применение изложенного выше подхода к оценке эффективного порядка системы управления электропривода робота пока-

зало, что для линейных моделей (без учета интеграторов регулятора) эффективный порядок знаменателя  $n'$  лежит в диапазоне 2-3, а числителя  $q'$  в диапазоне 0-1. Очевидно, что такая оценка позволяет существенно упростить и ускорить решение задачи идентификации управляемой системы.

Правило, по которому проводится расчет эффективной модели и эффективного порядка системы, может быть представлено в следующем виде.

**П р а в и л о 22.** ЕСЛИ (оценивается эффективная модель системы и ее порядок), ТО (рекуррентно исключать из модели системы форсирующие и затем инерционные и колебательные звенья и синтезировать регулятор по критерию (3.19)) И (прекратить процедуру по / или /, если не выполнена соответствующая оценка (3.36)).

После исполнения данного правила система идентифицируется и синтезируется в соответствии с определенными характеристиками модели системы.

### Формирование эмпирических знаний, стратегий и эвристик

Для обеспечения универсальности экспертного регулятора теоретические знания обязательно должны быть дополнены эмпирическими знаниями о зависимости пространства качества САУ от параметров регулятора.

*Формирование знаний о динамике линейной системы автоматического управления* • Передаточная функция ОУ первого порядка

$$\%yCg) = \frac{K}{s + a} \quad (3-37)$$

где  $K$  - коэффициент усиления ОУ,  $1/a$  - постоянная времени апериодического звена ( $a \neq 0$ ); при  $a = 0$  ОУ представляет интегрирующее звено.

В рассматриваемом случае синтез может осуществляться только на основе П-регулятора, так как любой иной линейный регулятор переводит систему в класс САУ второго порядка. Хорошо известно, что для улучшения прямых показателей качества следует увеличивать коэффициент П-регулятора настолько, насколько позволяют возможности при практической реализации регулятора. Таким образом, правило по синтезу системы первого порядка П-регулятором следующее.

**П р а в и л о 23.** ЕСЛИ (увеличить коэффициент П-регулятора), ТО (прямые показатели качества переходного процесса улучшатся).

Синтез объекта управления второго порядка может осуществляться либо П-регулятором, либо ПД-регулятором. Передаточные функции ОУ второго порядка и замкнутой системы, включая П-регулятор, имеют вид

$$\%y^{(*)} = \frac{\Gamma \Gamma}{C_0 s^2 + c_1 s + c_2} \gg \quad \langle 3_{-38} \rangle$$

$$w_3(s) = \frac{\Gamma a}{a_0 s^2 + a_1 s + a_2}, \quad (3.39)$$

где  $c_0 = a_0$ ,  $c_1 = a_1$ ,  $a_2 = c_2 + b_0$ ,  $b_0 = KK_p \setminus K$  - коэффициент усиления ОУ,  $K_p$  - коэффициент П-регулятора.

Несложно показать, что при соблюдении условия

в системе гарантируется монотонный переходный процесс. Минимальное время регулирования  $t_p$  в классе монотонных процессов будет в том случае, когда выражение (3.40) превращается в равенство. Этот случай характеризуется наличием кратных корней в знаменателе замкнутой передаточной функции (3.39) системы.

С другой стороны, при нарушении неравенства (3.40) переходный процесс сначала переходит в класс аperiodических, а затем в класс колебательных процессов. Однако возможно уменьшение по сравнению с  $t_p$  времени регулирования монотонных процессов с помощью увеличения коэффициента П-регулятора до тех пор, пока в аperiodическом или колебательном движении первый максимум кривой переходного процесса относительно установившегося значения не выйдет за пределы  $\pm A$ , где  $A$  - заданная малая постоянная величина, представляющая собой допустимую ошибку. При этом допустимое приращение относительно максимально возможного  $B_0$  монотонного процесса будет

Таким образом, знания или правила по настройке П-регулятора системы автоматического управления второго порядка следующие.

**П р а в и л о 24.** ЕСЛИ (требуется, чтобы переходный процесс был монотонным), ТО ( $B_0$  следует выбирать исходя из неравенства (3.40)).

**Правило 25.** ЕСЛИ (требуется, чтобы переходный процесс был монотонным и с максимальным быстродействием), ТО  $\Phi_0$  следует выбирать исходя из равенства в (3.40)).

**Правило 26.** ЕСЛИ (требуется повысить быстродействие системы и при этом нет ограничений на вид переходного процесса), ТО (следует увеличить  $b_0$  на величину  $Ab_{ih}$  определяемую из (3.41)).

Перейдем к синтезу ПД-регулятора для ОУ второго порядка. В этом случае передаточная функция объекта управления описывается выражением (3.38), а передаточная функция замкнутой системы имеет вид

$$W(s) = \frac{y^{***}}{a_0 s^2 + a_1 s + a_2}, \quad (3.42)$$

где  $b_i = KK_d \setminus K_d$  - коэффициент дифференциального канала ПД-регулятора.

В рассматриваемом случае монотонный переходный процесс гарантируется при выполнении условия

$$c, - \quad -Aa_0 c_2 \wedge \wedge \Phi^1 \wedge c_1 + \wedge cf - 4a_0 c_2. \quad (3.43)$$

При этом монотонный переходный процесс с максимальным быстродействием будет обеспечиваться при выполнении условия

$$K, \quad c, + Jcf - 4a_0 c_2$$

( 3 4 4 )

Равенство (3.44) интерпретируется следующим образом: если объект управления содержит два апериодических звена, то  $KJK_p$  равно максимальному значению из постоянных времени этих звеньев; если ОУ содержит апериодическое звено и интегратор, то  $KJK_p$  равно постоянной времени апериодического звена.

Так же, как в случае с П-регулятором, возможно уменьшение времени регулирования по сравнению с полученным  $t_p$  монотонного процесса с максимальным быстродействием. Однако, в отличие от П-регулятора, для ПД-регулятора не существует аналитического выражения допустимого приращения. Поэтому в данном случае следует сначала выбрать  $K_p$  исходя из требований по точности, предъявляемой к САУ, а  $K_d$  увеличивать до тех пор, пока в апериодическом или колебательном движении первый максимум кривой переходного процесса относительно установившегося значения не выйдет за пределы  $\pm D$ .

Для настройки ПД-регулятора следует сначала выбрать  $K_p$  исходя из требований по точности, после чего воспользоваться следующими правилами.

**П р а в и л о 27.** ЕСЛИ (задача обеспечения требуемых точностных характеристик системы не решается), ТО (выбрать  $K_p$  произвольно).

**П р а в и л о 28.** ЕСЛИ (требуется, чтобы переходный процесс САУ принадлежал классу монотонных процессов), ТО ( $K_d$  следует выбирать из неравенства (3.43)).

**П р а в и л о 29.** ЕСЛИ (требуется, чтобы переходный процесс САУ был монотонным и, кроме того, с максимальным быстродействием), ТО ( $K_d$  следует выбирать из равенства (3.44)).

**П р а в и л о 30.** ЕСЛИ (требуется повысить быстродействие системы и при этом нет ограничений на вид переходного процесса), ТО (следует увеличивать  $K_d$  до тех пор, пока в апериодическом или колебательном движении первый максимум кривой переходного процесса относительно установившегося значения не выйдет за пределы  $\pm D$ ).

При формировании БЗ для настройки ПД-регулятора САУ третьего порядка нет необходимости в идентификации параметров объекта управления. В этом случае знания о свойствах пространства качества системы (так же, как и для систем первого и второго порядка) априорны и несколькими пробными изменениями коэффициентов ПД-регулятора можно определить, в какой точке пространства качества находится система и что следует предпринять (изменяя коэффициенты регулятора) для удовлетворения предъявляемых к системе требований.

В рассматриваемом случае передаточные функции объекта управления и замкнутой системы с ПД-регулятором имеют вид

$$\hat{W}(s) = \frac{K}{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} \quad (3.45)$$

$$\hat{W}(s) = \frac{K(Ks + fC)}{s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0 + K(K_d s + K_p)} \quad (3.46)$$

Произведем в (3.46) замену переменной  $s = pa_i$ ; тогда получим

$$(3.47)$$

$$P^3 + P^2 + xp + y$$

где  $K = KK \ !a\}_y$ ,  $x^K K \delta + c^!y = KK + 03!a\}$ . При этом

нормированное характеристическое уравнение системы имеет вид

$$p^3 + p^2 + xp + y = 0, \quad (3.48)$$

условия устойчивости по Гурвицу:  $x > 0, y > 0$ .

Известно, если  $x$  и  $y$  - действительные числа, то уравнение (3.48) имеет или один действительный и два сопряженных комплексных корня, или три действительных корня, по крайней мере два из которых равны, или три различных действительных корня в зависимости от того, будет

$$\Delta(x,y) = \frac{4x^3 - x^2 + 27y^2 + 4y - 18xy}{108}$$

соответственно положительно, равно нулю или отрицательно.

На рис. 3. 5 показана плоскость  $(x, y)$  разбитая на области I, II, III. В областях I и II  $\Delta > 0$  а в области III  $\Delta < 0$ . Линия  $\Delta(x, y) = 0$ , обозначенная на рисунке буквой Г, является границей между областями III и I, II, а уравнение линии Р (равенства действительных частей корней и границы между областями I и II) имеет вид

На рис. 3.5 также показано расположение корней внутри каждой из этих областей. Область III, где все корни вещественные, характеризуется аperiodическим переходным процессом. В областях I и II, где имеется один вещественный корень и два комплексных, переходный процесс будет соответственно колебательным и монотонным.

Для более точной оценки характера протекания переходного процесса нанесем вспомогательные линии, разбивающие плоскость  $(x, y)$  на еще более мелкие части, что позволит иметь более полное суждение о быстродействии и запасе устойчивости:

- линии постоянных значений действительных частей корней (обозначение на линии Д = -0,15;  $K = -0,7$  означает, что если точка попадет на эту линию, то действительный корень уравнения (3.48) равен -0,15, а действительная часть комплексного корня равна -0,7), определяемые уравнением

$$y = -C_1 x + \frac{1}{3} R - R^3 - \frac{2}{27}, \quad (3.50)$$

где  $R = C_x + 1/3$ ,  $C_1$  - значение вещественного корня;

- линии постоянства степени колебательности (обозначение на линии со = 0,6 означает, что если точка попадет на эту линию,

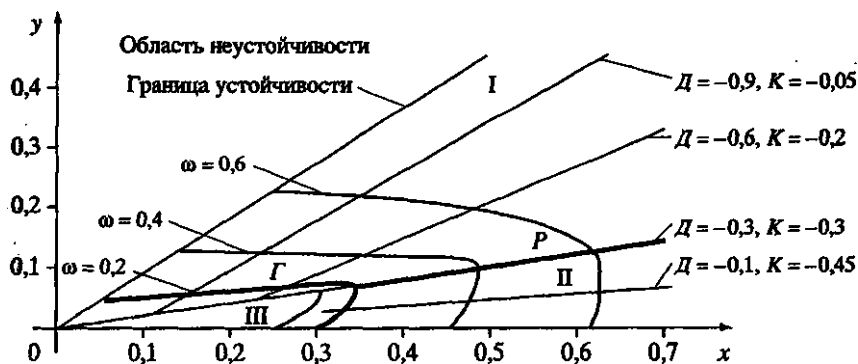


Рис. 3.5. Диаграмма расположения корней характеристического уравнения САУ третьего порядка с ПД-регулятором

то мнимая часть корня уравнения (3.48) равна 0,6), определяемые уравнением

$$H H H I - r f \cdot a \quad (3M)$$

где  $z = j\omega - 1/3$ ,  $C_2$  - значение мнимой части корня.

Как видно из рис. 3.5, наибольшая степень устойчивости имеет место в точке с координатами  $x = 1/3, y = 1/27$ . Следовательно, эта точка соответствует наилучшим значениям параметров системы с точки зрения величины степени устойчивости. Однако степень устойчивости является приближенной оценкой быстроты затухания переходного процесса. Поэтому при выборе параметров регулятора не обязательно попадать именно в эту точку плоскости  $(x, y)$ . Можно считать, что наилучшей областью параметров системы будет область, прилегающая к данной точке и находящаяся вблизи линии равенства действительных частей корней, определяемой уравнением (3.49). Таким образом, при синтезе параметров регулятора следует по форме переходного процесса определить, в какой области плоскости  $(x, y)$  находится точка, и предпринять соответствующие действия, позволяющие приблизить ее к линии P. Сформулируем эти действия в виде правил:

**Правило 31.** ЕСЛИ (переходный процесс монотонный (корни характеристического уравнения расположены в области II)), ТО (следует увеличить  $K_p$ ) ИЛИ (уменьшить  $K_d$ ).

**Правило 32.** ЕСЛИ (переходный процесс колебательный (корни характеристического уравнения расположены в области I)), ТО (следует уменьшить  $K_p$ ) ИЛИ (увеличить  $K_d$ ).

Однако при этом необходимо не забывать, что уменьшение коэффициента  $K_p$  пропорционального канала ПД-регулятора ведет к ухудшению точностных показателей системы, а увеличение  $K_d$  - к росту степени колебательности в переходном процессе. Аналогичные рассуждения можно провести для ПИ-регулятора и объекта управления второго порядка.

При формировании эмпирических знаний по настройке параметров ПИД-регулятора простой аналитической зависимости между пространством параметров регулятора и пространством качества системы уже нет. Поэтому в данном случае знания экспертным регулятором формируются на основе обучения. При этом набор эмпирических знаний для САУ формируется на основе алгоритма обучения или построения и анализа поверхностей качества в окрестности «рабочей точки».

Рассмотрим пространство  $L = \{\text{Параметры регулятора} + \text{Параметры объекта управления} + \text{Параметры качества переходного процесса}\}$ . В общем случае поверхности качества в пространстве  $L$  представляют собой сложные многомерные поверхности, например,

$$\{0 = f(a, P), \quad a =$$

где  $F_{19}F_{2-}$  - поверхности качества;  $f, P$  - соответственно векторы параметров регулятора и объекта управления;  $a, t_p$  - показатели качества (соответственно перерегулирование и время регулирования).

Определим в пространстве  $L$  «рабочую точку» как  $(f^*, P^*)$

При синтезе параметров регулятора (3.18) на основе критерия максимальной степени устойчивости (3.19) корни характеристического уравнения системы обладают следующим уникальным свойством: на вертикальной линии комплексной плоскости, проходящей через точку  $(-Y_{\text{отт}}, Y_0)$ , расположено  $m$  корней, а остальные  $n-m$  корней расположены левее этой линии.

Указанное свойство позволило выдвинуть следующую гипотезу. В окрестности «рабочих точек»  $(f^*, P^*)$ , и  $(f^*, P^*)_2$  двух систем управления, подобных друг другу в смысле совпадения структуры их передаточных функций и синтезированных на основе критерия (3.19), соответствующие поверхности  $s_1, f_{p1}$  и  $0_2, t_{p2}$ , качественно подобны.

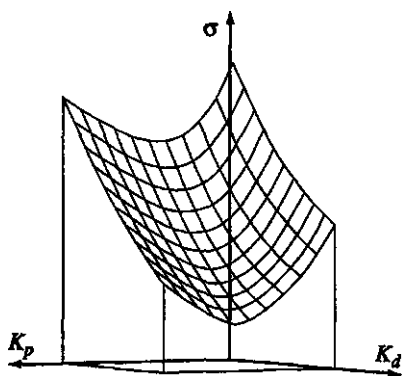
Предложенная гипотеза иллюстрируется рис. 3.6, на котором изображены поверхности качества двух систем четвертого порядка с различными значениями параметров объекта управления и коэффициентов ПИД-регулятора.

Рассмотрим теперь получение эмпирических знаний на основе алгоритма обучения. Задачу обучения ЭР можно сформулиро-

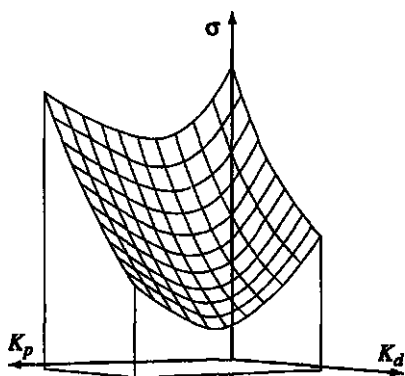


$$0,45 < K_p < 0,65, \quad 0,45 < K_d < 0,65, \\ 8 < f_p < 20$$

$$0,6 < K_p < 0,9, \quad 0,5 < K_d < 0,75, \\ 5 < f_p < 15$$



$$0,04 < \varepsilon_p < 0,8, \quad 0,2 < K_d < 0,8, \\ 10 < \sigma < 50$$



$$0,4 < K_p < 1,1, \quad 0,3 < K_d < 0,9, \\ 10 < \sigma < 50$$

Рис. 3.6. Поверхности качества двух САУ четвертого порядка с различными значениями параметров ОУ и ПИД-регулятора

вать следующим образом. Дано: множество переходных процессов системы  $F$ ; пространство параметров системы  $P$ , которое состоит из подпространства 5 параметров объекта управления и подпространства  $R$  параметров регулятора; пространство показателей качества системы  $Q$ ; текущее значение вектора показателей качества системы  $Q^*$ ; исходное значение вектора параметров регулятора  $R^*$ . Требуется сформировать в качественных категориях («много», «большой», «мало», «средний» и т.д.) зависимость между подпространством параметров регулятора и подпространством показателей качества переходного процесса в окрестности

рабочей (полученной при синтезе) точки ( $P^*$ ,  $R^*$ ). Задача обучения решается специальным блоком ЭР, представляющим собой алгоритмический модуль моделирования переходных процессов САУ. При этом выполняется следующая последовательность действий: осуществляется последовательный перебор значений коэффициентов регулятора в заранее определенных пределах; при каждом изменении параметра рассчитывается и строится переходный процесс САУ; производится анализ изменений показателей качества и на его основе записываются правила.

*Формирование знаний о динамике нелинейной системы автоматического управления.* Для формирования знаний о динамике нелинейной САУ предлагается использовать диаграммы качества нелинейных колебаний [3.10].

При построении диаграмм качества предполагается, что приведенная линейная часть системы обладает хорошими фильтрующими свойствами, в системе устанавливается колебательный переходный процесс и решение в первом приближении может быть представлено в виде

$$H(t) = A(0 \sin(\omega t)), \quad \hat{d}t = \quad at^{\wedge} =$$

где  $\omega$  и  $\alpha$  - соответственно показатель затухания и частота, определяемые как функции переменной амплитуды  $A$  из характеристического уравнения данной системы после ее гармонической линеаризации;  $u(t)$  - сигнал, подаваемый на вход нелинейного элемента.

Диаграммы качества представляют собой семейство линий  $\omega = \text{const}$  и линий  $\alpha = \text{const}$  на плоскости  $(\omega, \alpha)$ , где  $A$  - амплитуда сигнала, подаваемого на нелинейный элемент,  $K$  - один из параметров системы. Эти диаграммы позволяют судить о виде переходного процесса, о скорости его затухания или о времени установления автоколебаний, а также о частоте колебаний и о характере ее изменения во времени. Таким образом, по диаграммам можно оценить изменения показателей качества при варьировании параметров нелинейной системы и эффективно формировать знания о ее динамике.

При формировании эмпирических знаний о динамике нелинейной системы управления, модель которой удовлетворяет гипотезе фильтра, предлагается следующая последовательность действий.

1. Записать характеристическое уравнение данной гармонически линеаризованной системы.

2. Разложить характеристическое уравнение системы на множители, последний из которых соответствует основной паре

Комплексных корней  $A_{\pm 2} = \xi \pm j\omega$ , определяющей колебательный переходный процесс в исследуемой системе.

3. Определить функциональные зависимости  $\xi = F_X(A, K)$  и  $\omega = F_2(A, K)$ .

4. Построить диаграммы качества.

5. С помощью приближенных выражений для перерегулирования и времени регулирования  $t_p$  соответственно

$$\sigma_{\%} \quad \omega_Q \quad A_0$$

где  $\omega$  и  $\sigma_{\%}$  - средние значения величин  $\omega$  и  $\sigma_{\%}$ , и взятые из диаграмм качества для исследуемого участка,  $A_k$  и  $A_0$  - соответственно конечное и начальное значения амплитуды, построить функциональные зависимости

$$\sigma = f(\omega), \quad t_p = F_2(K).$$

6. На основе анализа последних функциональных зависимостей сформировать эмпирические знания о динамике нелинейной системы.

#### Программный комплекс «Эксперт» и его экспериментальные исследования

Для исследования функциональных возможностей и характеристик интеллектуального регулятора параллельного типа был разработан ЭР следящего электрического привода (ЭП), являющегося достаточно сложным примером САУ. Исследовательский вариант ЭР реализован в виде программного комплекса «Эксперт». Объем законченного программного продукта не превышает 350 Кб; ЭР снабжен базой алгоритмов, обеспечивающей гибкость интеллектуальной части ЭР, т.е. возможность управлять не только САУ ЭП, но и другими динамическими объектами; он автоматически поддерживает требуемое качество работы системы при изменении характеристик отдельных элементов последней и может быть дополнен пользователем новыми алгоритмами и знаниями. Структура программного комплекса «Эксперт» приведена на рис. 3.7.

Рассмотрим действия ЭР на основных этапах его работы на Примере САУ ЭП (рис. 3.8). Обозначения: НЭ - нелинейный элемент типа «зона нечувствительности и ограничение»; ПИД-регулятор; ДПТ - двигатель постоянного тока (обычно представляемый в виде двух апериодических звеньев первого порядка с постоянными времени  $T_{11}$  и  $T_{21}$ ).

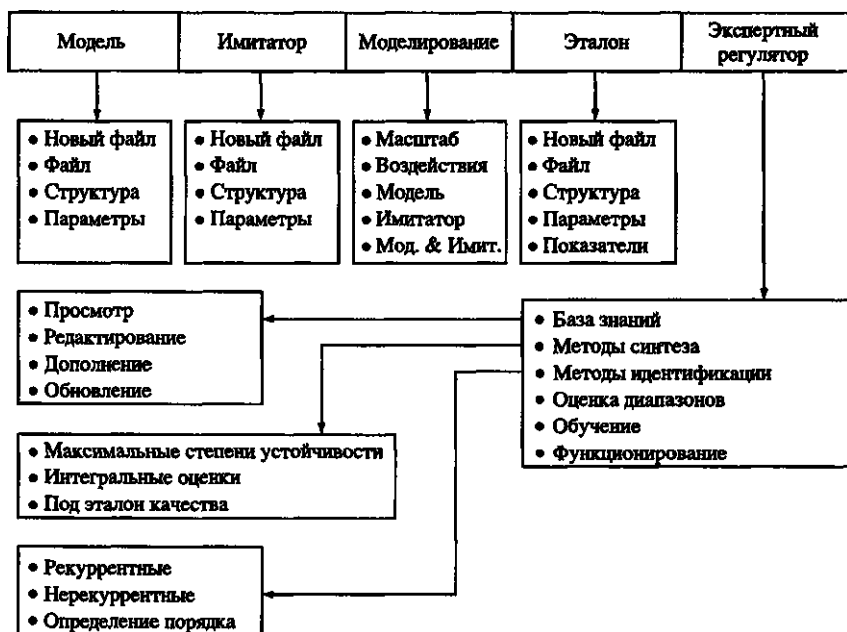


Рис. 3.7. Структура программного комплекса "Эксперт"

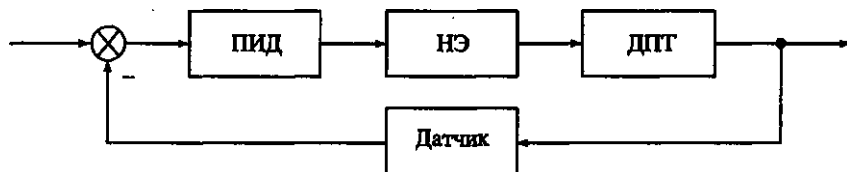
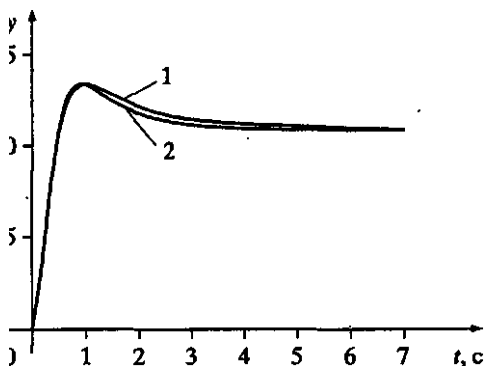


Рис. 3.8. Структурная схема САУ ЭП

*Идентификация параметров нелинейной САУ.* При проведении экспериментов были приняты следующие значения параметров: постоянные времени двигателя  $T_x = 0,1$  с,  $T_2 = 1$  с; коэффициент усиления двигателя  $A_{ДВ} = 1$ ; коэффициент усиления датчика  $A_{ДЧ} = 1$ ; коэффициенты ПИД-регулятора соответственно  $K_p = 6$ ,  $K_i = 1$ ,  $K_d = 3$ ; зона нечувствительности  $a = 0,5$ ; уровень ограничения  $b = 4$ .

С использованием правила по идентификации нелинейной САУ, сформулированного ранее, с помощью ЭР были оценены параметры нелинейного элемента «нечувствительность и ограничение» и параметры линейной части системы методом Гаусса-Ньютона с покомпонентной минимизацией параметров. На



Показатели качества 1:  
 - время регулирования 2,370 с;  
 - перерегуливание 23,75 %;  
 - ошибка 0,848 %;  
 - время нарастания 0,480 с.

Показатели качества 2:  
 - время регулирования 2,850 с;  
 - перерегуливание 23,33 %;  
 - ошибка 0,878 %;  
 - время нарастания 0,500 с.

Рис. 3.9. Переходные процессы САУ ЭП (1) и модели (2)

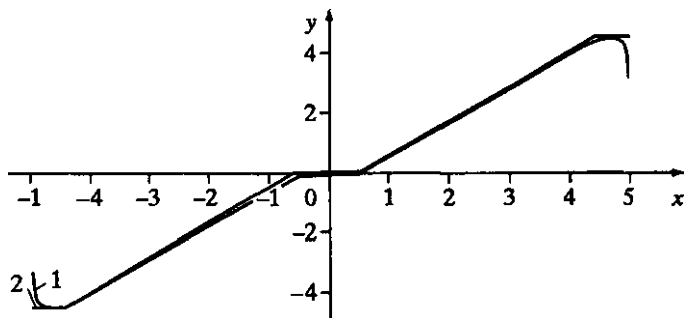


Рис. 3.10. Реальная нелинейная характеристика (1) и аппроксимирующий ее полином (2)

вход системы подавался сигнал (3.14) с опорной амплитудой (3.15). В результате были получены следующие значения параметров модели системы: постоянные времени двигателя  $T_x = 0,114$  с,  $T_2 = 0,923$  с; коэффициент усиления двигателя  $K_m = 0,99$ ; коэффициент усиления датчика  $K_{im} = 1$ ; зона нечувствительности  $a = 0,521$ ; уровень ограничения  $b = 3,986$ .

На рис. 3.9 представлены переходные процессы системы (кривая 1) и модели (кривая 2), а на рис. 3.10 - аппроксимирующий нелинейность полином и реальная нелинейная характеристика. Как видно из рис. 3.10, полином, аппроксимирующий нелинейный элемент, и реальная нелинейная характеристика совпадают на начальном этапе; из этих графиков можно с достаточной степенью точности определить параметры нелинейного элемента.

Таким образом, приведенные выше правила позволяют ЭР решить задачу правильного выбора метода идентификации пара-

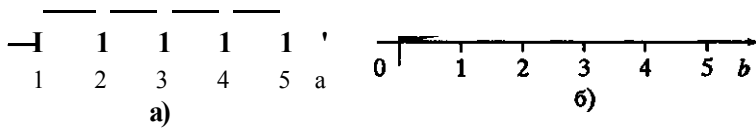


Рис. 3.11. Диаграммы качества нелинейных колебаний для нелинейностей типа "зона нечувствительности" (а) и "ограничение" (б)

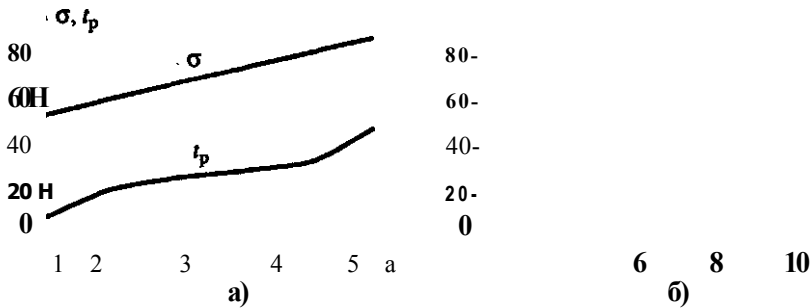


Рис. 3.12. Функциональные зависимости  $a = F_x(K)$ ,  $t_p = F_2(K)$  для нелинейностей типа "зона нечувствительности" (а) и "ограничение" (б)

метров САУ и тестирующего сигнала, а выбранный метод успешно решает задачу идентификации параметров САУ.

*Формирование знаний и синтез параметров ПИД-регулятора.* Рассмотренный выше алгоритм был использован при получении знаний о влиянии нелинейностей типа «зоны нечувствительности» и «ограничения» для той же САУ, что представлена на рис. 3.7. В качестве примера были взяты следующие параметры системы: постоянные времени двигателя  $T_1 = 0,1$  с,  $T_2 = 0,8$  с; коэффициент усиления двигателя  $K_m = 1$ ; коэффициент усиления датчика  $K_m = 1$ ; зона нечувствительности  $a = 0,5$ ; уровень ограничения  $b = 4$ ; коэффициенты ПИД-регулятора соответственно  $K_p = 12$ ,  $K_i = 10$ ,  $K_d = 0,9$ .

На рис. 3.11 показаны диаграммы качества исследуемой системы, на рис. 3.12 - функциональные зависимости  $a = F_x(K)$ ,  $t_p = F_2(K)$  где  $K = a$  (в случае нелинейности типа «зона нечувствительности») и  $K = b$  (в случае нелинейного элемента «ограничение»). На основе зависимостей  $a = F_x(K)$ ,  $t_p = F_2(K)$

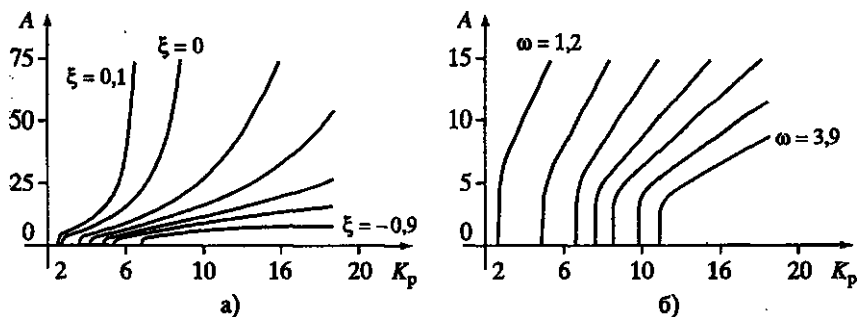
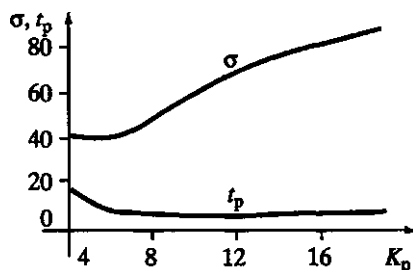


Рис. 3.13. Диаграммы качества нелинейных колебаний для пропорционального коэффициента  $K_p$  ПИД-регулятора для  $\xi$  (а) и  $\omega$  (б)

Рис. 3.14. Функциональные зависимости  $\sigma = F_1(K)$  и  $t_p = F_2(K)$  для пропорционального коэффициента  $K_p$  ПИД-регулятора



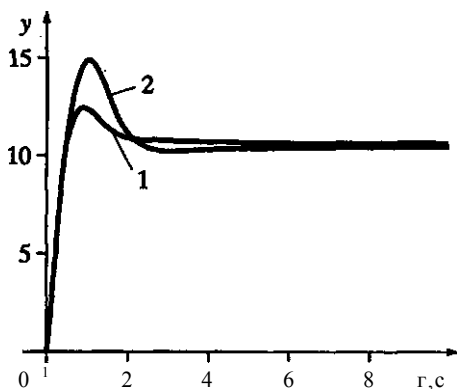
были получены знания, сформулированные в виде правил, по оценке изменений параметров нелинейностей.

**П р а в и л о 33.** ЕСЛИ (время регулирования увеличилось мало) И (перерегулирование уменьшилось мало), ТО (скорее всего в системе уменьшился уровень ограничения).

**П р а в и л о 34.** ЕСЛИ (время регулирования сильно увеличилось) И (перерегулирование увеличилось), ТО (скорее всего в системе увеличилась зона нечувствительности).

**П р а в и л о 35.** ЕСЛИ (время регулирования сильно увеличилось) И (перерегулирование сильно увеличилось), ТО (скорее всего в системе сильно увеличилась зона нечувствительности) ИЛИ (сильно уменьшился уровень ограничения).

После оценки возможных изменений параметров системы необходимо решить задачу синтеза регулятора таким образом, чтобы качество процесса управления оставалось на требуемом уровне. В ЭР данная задача решается на основе знаний, которые в виде правил получены с помощью вышеописанного алгоритма. В качестве примера на рис. 3.13 приведены диаграммы качества системы в зависимости от коэффициента пропорционального канала  $K_p$  ПИД-регулятора для нелинейного элемента типа «ограничение», а на рис. 3.14 представлены зависимости  $\sigma = F_1(K)$  и  $t_p = F_2(K)$ , полученные на основе их анализа.



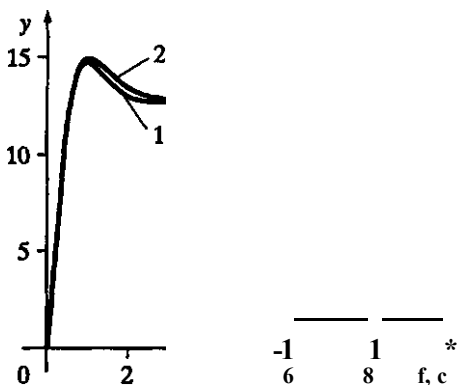
Показатели качества 1:

- время регулирования 2,37 с;
- перерегулирование 23,15 %;
- ошибка 0,848%;
- время нарастания 0,48 с.

Показатели качества 2:

- время регулирования 4,0 с;
- перерегулирование 40,5 %;
- ошибка 0,848%;
- время нарастания 0,48 с.

Рис. 3.15. Переходные процессы в невозмущенной САУ ЭП (1) и возмущенной (2)



Показатели качества 1:

- время регулирования 2,37 с;
- перерегулирование 23,15 %;
- ошибка 0,848%;
- время нарастания 0,48 с.

Показатели качества 2:

- время регулирования 2,39 с;
- перерегулирование 23,25 %;
- ошибка 0,848%;
- время нарастания 0,48 с.

Рис. 3.16. Переходные процессы в невозмущенной САУ ЭП (1) и в скорректированной ЭР (2)

**Правила синтеза в рассматриваемом случае следующие.**

**П р а в и л о 36.** ЕСЛИ (необходимо понизить перерегулирование) И (при этом не важно значение времени регулирования), ТО (следует коэффициент  $K_p$  регулятора уменьшить).

**П р а в и л о 37.** ЕСЛИ (необходимо понизить время регулирования) И (при этом не важно значение перерегулирования), ТО (следует коэффициент регулятора немного увеличить).

**П р а в и л о 38.** ЕСЛИ (необходимо понизить перерегулирование) И (время регулирования при этом не увеличивалось), ТО (следует коэффициент регулятора немного уменьшить).

Аналогичным образом были сформулированы правила по другим параметрам регулятора.



Сымитируем изменение параметров в объекте управления, уменьшив уровень ограничения до  $h = 3$ . На рис. 3.15 показаны переходные процессы невозмущенной (кривая 1) и возмущенной (кривая 2) систем. Как видно из данного рисунка, в связи с уменьшением уровня ограничения резко возросло перерегулирование и увеличилось время регулирования процесса. На основе анализа этих переходных процессов, теоретических знаний, полученных с помощью диаграмм качества, и эмпирических знаний, сформированных в режиме обучения ЭР, было сделано следующее заключение об изменении параметров объекта управления: скорее всего, в системе сильно уменьшился уровень ограничения, но, возможно, сильно увеличился коэффициент усиления контура управления.

Оценив возможные изменения параметров системы, ЭР было предложено уменьшить коэффициент пропорционального канала ПИД-регулятора. На рис. 3.16 изображены переходные процессы исходной и скорректированной ЭР системы. Таким образом, задача синтеза параметров регулятора была успешно решена - качество процесса управления осталось на требуемом уровне.

Предложенный алгоритм формирования знаний о динамике нелинейной системы, основанный на анализе диаграмм качества, является достаточно простым и эффективным средством наполнения БЗ ЭР. Полученные с его помощью правила позволяют ЭР не только идентифицировать возможные изменения параметров в системе, но и выбрать коэффициенты регулятора так, чтобы показатели качества рассматриваемой системы удовлетворяли предъявляемым требованиям.

Таким образом, программный комплекс «Эксперт», в котором заложены приведенные выше правила по эффективному выбору методов идентификации и синтеза, а также алгоритмы формирования эмпирических знаний о динамике линейной и нелинейной систем, обеспечивает эффективное решение всего комплекса задач синтеза, диагностики и проектирования САУ.

Рассмотренная версия программной реализации ЭР «Эксперт» обеспечивает периодическую подстройку параметров ПИД-регулятора с периодом, не меньшим времени регулирования переходного процесса. Относительно невысокое быстродействие такого регулятора для САУ типа следящего электропривода робота, естественно, не обеспечивает его адаптации в реальном масштабе времени, но гарантирует периодическую подстройку, а применение такого регулятора для других (более медленных) систем может обеспечить работу в реальном времени.

Следует подчеркнуть, что представленный ЭР обеспечивает функциональную гибкость интеллектуальной системы управления за счет возможности дополнения соответствующими вычис-

лительными алгоритмами его БА и знаниями по ним БЗ для работы с широким спектром исполнительных подсистем. Предложенная архитектура ЭР не накладывает существенных ограничений на закон управления: главное, чтобы он был физически реализуем на контроллере устройства управления. Экспертный регулятор является программным продуктом, поэтому он довольно легко может быть установлен практически на любую цифровую систему управления.

### 3.2. Интеллектуальная САУ с экспертно-нейросетевым регулятором

Результаты теоретических и экспериментальных исследований, проведенных авторами и их коллегами, убедительно доказывают [3.9], что использование технологии ЭС позволяет существенно повысить адаптивные свойства систем управления, что обеспечивается следующими факторами:

- возможность работы с несколькими алгоритмами управления и адаптации; при этом осуществляется их обоснованный выбор на основе текущей (иногда неполной и противоречивой) информации о функционирующей системе путем обработки имеющихся знаний;

- способность к обучению и корректировке знаний; при этом содержимое базы знаний ЭС всегда может быть расширено и модифицировано, что обеспечивает возможность адаптации к изменениям как целей управления, так и параметров объекта управления (ОУ).

Практическое применение технологии ЭС позволило разработать ЭР, обладающий высокими адаптивными свойствами и большой функциональной гибкостью (см. раздел 3.1). При всех своих очевидных достоинствах такой регулятор обладает ограниченными возможностями для работы в реальном масштабе времени в системах с быстропротекающими процессами, под которыми понимаются системы, такт управления которых не превышает 2 мс.

В ЭР, описанном в предыдущем разделе, реализованы принципы адаптивного управления, основанные на идентификации параметров ОУ и определении параметров регулятора на основе имеющихся знаний, т.е. процесс адаптации строится с использованием рекуррентных процедур, содержащихся в базе алгоритмов (методы наименьших квадратов, инструментальных переменных, Гаусса-Ньютона). Как известно, в структуре данных алгоритмов присутствует операция обращения матриц, программ-

ная реализация которой требует значительных вычислительных затрат. Кроме того, определение коэффициентов регулятора в ЭР производится с помощью заложенных в него знаний, следовательно, его быстродействие в значительной степени зависит от количества имеющихся правил (в программном комплексе «Эксперт» таких правил 105).

На основе вышесказанного можно сделать вывод, что основные элементы, ограничивающие быстродействие ЭР, - это база знаний (БЗ) и идентификатор.

Естественным путем решения проблемы повышения быстродействия ЭР является использование для построения его наиболее медленных элементов технологии нейросетевых структур (НС), обеспечивающей высокий уровень быстродействия и надежности за счет параллельной обработки сигналов, однородности конструктивных элементов и их избыточности.

### Архитектура экспертно-нейросетевого регулятора

Общая структура экспертно-нейросетевого регулятора (ЭНСР) представлена на рис. 3.17.

И д е н т и ф и к а т о р условно разбит на два модуля:

- первый решает задачи, связанные с выбором оптимальной структуры модели ОУ и с определением ее параметров по заданной структуре, на основе нерекуррентных методов идентификации в режиме off-line;
- второй решает задачи, связанные с определением изменений параметров ОУ, в реальном масштабе времени и реализуется на базе НС.

Б а з а з н а н и й ЭР, подобно идентификатору, условно разделена на две составные части:

- первая содержит знания о целях, диапазонах и виде входных и возмущающих сигналов, действующих на систему, и об алгоритмах базы алгоритмов (принципы ее построения подробно изложены в [3.9]);
- вторая, содержащая знания о функциональных особенностях ОУ и регулятора, строится на основе использования НС, что позволяет включить ее в основной контур системы управления.

Объединение модулей БЗ и идентификатора приводит к созданию ЭНСР, у которого образуются два уровня управления (см. рис. 3.17). На первом уровне решаются задачи проектирования САУ в режиме off-line, а на втором осуществляется диагностика системы и синтез регулятора в реальном масштабе времени.

Реализация ЭНСР с подобной архитектурой приводит к ряду принципиальных изменений в его исходной функциональной



Рис. 3.17. Система автоматического управления с экспертно-нейросетевым регулятором

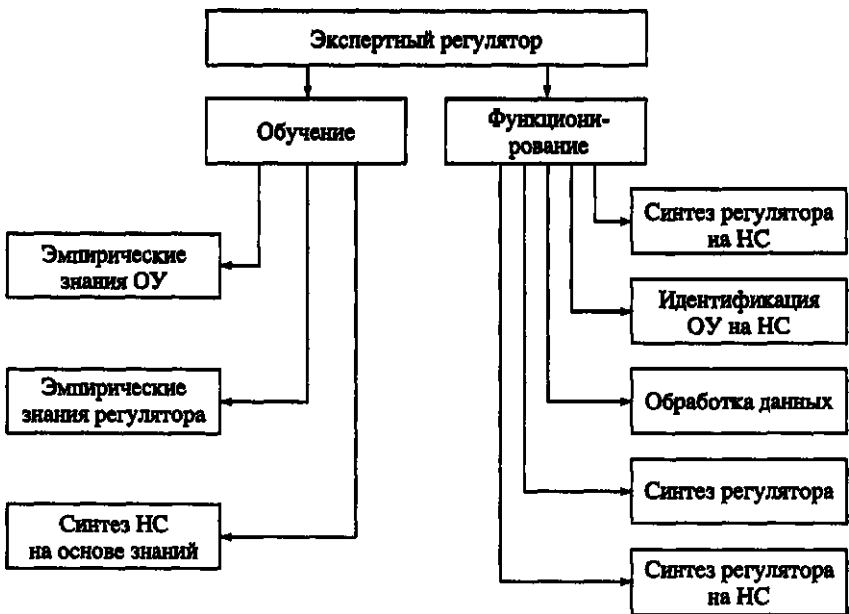


Рис. 3.18. Основные разделы ЭНСР

структуре, детально описанной в предыдущем разделе. Так, в пункт «Обучение» добавляется подраздел «Синтез НС на основе знаний», а в раздел «Функционирование» добавляются подразделы «Идентификация ОУ на НС» и «Синтез регулятора на НС». Итоговый вариант основных разделов ЭНСР представлен на рис. 3.18.

При построении формальных математических моделей БЗ и идентификатора необходимо учесть основные особенности и требования, которые предъявляются к сложным динамическим системам с быстро протекающими процессами.

Основные требования для проектируемого ЭНСР следующие.

1. Проектируемый интеллектуальный регулятор должен обладать высоким быстродействием, которое позволило бы максимально уменьшить такт управления (это особенно важно для САУ, реализующих оптимальное по быстродействию управление, потому что качественные характеристики этих систем в значительной степени зависят от такта управления).

2. Адаптивный регулятор должен обеспечивать высокую динамическую точность САУ.

Задача разработки нейросетевых БЗ и идентификатора может быть условно разделена на два этапа:

- на первом определяется архитектура и выбирается тип НС;
- на втором производится обучение НС на выбранный принцип функционирования.

При решении поставленной задачи должны быть удовлетворены перечисленные выше требования и обеспечено преимущество вновь создаваемого регулятора по сравнению с аналогичными разработками на основе других подходов.

### **Принципы построения параметрического идентификатора на нейросетевых структурах**

В обширной литературе по идентификации динамических систем управления [3.13-3.17, 3.19-3.22] НС в основном рассматриваются в качестве функциональных идентификаторов. Параметрическая идентификация не рассматривается, хотя во многих случаях она является необходимой, поскольку приводит к более просто реализуемым решениям, а также позволяет, используя разработанные в настоящее время алгоритмы синтеза (алгоритмы максимальной степени устойчивости, интегральные оценки, алгоритмы обратных задач динамики и др.), легко определить коэффициенты регулятора по известным параметрам ОУ.

Учитывая, что нейросетевой идентификатор (НИ) должен рекуррентно оценивать параметры ОУ, можно определить следующие исходные данные, которые необходимы для его конструирования:

- структура и порядок модели ОУ;
- диапазон изменения входных и выходных сигналов;
- пределы изменения параметров ОУ и скоростей их изменения.

Поскольку НИ рассматривается как подсистема ЭНСР, то исходные данные определяются в ходе структурной и нерекуррентной идентификации ОУ. Решение данных задач предусмотрено алгоритмом работы ЭНСР.

В общем случае ОУ может быть описан следующей системой нелинейных дифференциальных уравнений:

$$\dot{x} = \Phi(x, u); \quad y = \Psi(x), \quad l = 1, \dots, l, \quad (3.52)$$

где  $\Phi, \Psi$  - нелинейные функции,  $x(t)$  - переменные состояния объекта,  $y_l(t)$  - выходные координаты,  $u(t)$  - управление.

Далее для более наглядного изложения материала будем рассматривать дискретное представление такой динамической системы. Тогда систему уравнений (3.52) можно записать с помощью разностных уравнений:

$$x_l(k+1) = \Phi_l(x(k), u(k)); \quad y_l(k) = \Psi_l(x(k)), \quad l = 1, \dots, l. \quad (3.53)$$

Здесь ограничимся решением задачи идентификации нелинейной САУ электрическим приводом. При исследовании характеристик такой системы приходится принимать во внимание нелинейности, присущие как электромеханической части (преобразователь, электродвигатель, механические передачи), так и ее регулятору.

В САУ ЭП наиболее существенными являются статические нелинейности типа «зона нечувствительности» и «ограничение», что естественным образом определяет математические модели, с помощью которых можно описать САУ ЭП. Это линейные модели для систем управления, работающих в режимах, далеких от насыщения, и модель Гаммерштейна, описывающая нелинейные системы со статическими нелинейностями.

В общем случае линейный ОУ с одним входом и одним выходом может быть представлен в виде следующего разностного уравнения:

$$y(k+1) = \sum_{i=0}^n a_i y(k-i) + \sum_{j=0}^m b_j u(k-j) \quad (3.54)$$

где  $d_j$  и  $b_j$  - параметры ОУ,  $p$  и  $t$  - порядки числителя и знаменателя передаточной функции ОУ.

Нелинейный ОУ, описываемый моделью Гаммерштейна, может быть представлен разностным уравнением вида

$$y(k) + \sum_{i=0}^{p-1} a_i y(k-i) = \sum_{j=0}^{t-1} b_j u(k-j), \quad (3.55)$$

где  $f(\cdot)$  - нелинейная функция от управляющего воздействия.

В данном случае целесообразно организовывать процедуру идентификации параметров ОУ на основе реализации его модели с помощью НС с подстраиваемыми весовыми коэффициентами. Процесс подстраивания весовых коэффициентов НС или, что эквивалентно идентификации параметров ОУ, может осуществляться с помощью метода динамического обратного распространения ошибки [3.20]. В то же время в случае ЭП определение всех коэффициентов уравнений (3.54) или (3.55) в процессе работы системы не требуется, так как в ЭП может быть выделен один параметр, оказывающий наибольшее влияние на динамику системы, а именно момент инерции, или, что эквивалентно, механическая постоянная времени двигателя постоянного тока (ДПТ). Необходимость учета изменения механической постоянной времени ДПТ вызвана исключением из контура управления редукторных передач, что необходимо для повышения быстродействия САУ. В свою очередь это приводит к росту влияния момента инерции, которое при наличии коэффициента редукции незначительно.

Рассмотрим принципы построения НИ на примере идентификации механической постоянной времени ДПТ.

*Линейный объект управления.* В общем случае ДПТ как ОУ может быть описан разностным уравнением второго порядка вида

$$a_2 y(k) + a_1 y(k-1) + a_0 y(k-2) = b_0 u(k) \quad (3.56)$$

где  $u, y$  — дискретные значения соответственно входного и выходного сигналов,  $a_i, b_j$  - коэффициенты разностного уравнения, зависящие от параметров двигателя

$$a_0 = \frac{t + t^2}{2} \frac{2\Gamma_m \Gamma_z + \Gamma_m \Gamma_{дв}}{t} \quad (3.57)$$

где  $\Gamma_m, \Gamma_z, \Gamma_{дв}$  - механическая, электрическая постоянные времени и коэффициент усиления двигателя соответственно,  $t$  - такт дискретизации входных и выходных данных.

Уравнения (3.56), (3.57) позволяют однозначно выразить механическую постоянную времени в виде функции, зависящей от входных и выходных данных, в следующем виде:

$$\frac{K_{\alpha} m^2 u(\kappa) \sim m^2 y(\kappa)}{(T_3 + m)y(\kappa) - (2T_3 + x)y(\kappa - 1) + T_3 y(\kappa - 2)} \quad (3.58)$$

Данная зависимость дает возможность определить структуру НС, которая будет использована в качестве НИ ОУ. Для реализации НИ можно использовать многослойную нейронную сеть прямого распространения (МНСПР).

Зависимость (3.58) позволяет определить общую структуру НС с точностью до количества слоев в следующем виде.

1. Количество входов НС равно количеству входных и выходных сигналов в разностном уравнении (3.56) плюс один дополнительный, задающий смещение функций всех нейронов, значение которого равно единице.

2. Первый слой состоит из нейронов с функцией активации (рис. 3.19, а):

$$F_u(\tilde{z}_i) = \begin{cases} 1, & \text{если } z_u > 1, \\ z_u, & \text{если } 0 < z_u < 1, \\ 0, & \text{если } z_u < 0, \end{cases} \quad (3.59)$$

где  $z_u$  - вход I-го нейрона, равный произведению вектора входов  $x$  на весовые коэффициенты связей, подходящих к данному нейрону;  $i$  - соответствует номеру нейрона в слое. Данный слой нейронов осуществляет вычисление функции модуля от числителя и знаменателя уравнения (3.58).

3. Второй слой реализует функцию отношения числителя и знаменателя в уравнении (3.58), и число нейронов в нем зависит от необходимой точности воспроизведения зависимости (3.58). Функция активации нейронов

$$F_{2i}(z_{2i}) = \begin{cases} 1, & \text{если } z_{2i} > 0, \\ 0, & \text{если } z_{2i} < 0, \end{cases} \quad (3.60)$$

данного слоя показана на рис. 3.19, б). Пороговая функция (3.60) удобна для аппаратной реализации и позволяет к тому же определять весовые коэффициенты НС аналитически, исходя из требуемой точности.

4. Третий слой состоит из одного нейрона, осуществляющего суммирование выходов нейронов второго слоя.

5. Количество выходов - один ( $\Gamma_m$ ).



б)

\*5

в)

Рис. 3.19. Функция активации нейронов первого слоя (а), второго слоя (б) НС для идентификации механической постоянной времени Тм ДПТ и структура НС (в)

*Нелинейный объект управления.* В случае нелинейной модели ДПТ общая структура НС остается прежней, а меняется только количество нейронов первого слоя и он обучается стандартными методами на вычисление функций модуля знаменателя  $|Zn|$  и модуля числителя  $|Ch| = |K_{lx}x^2j\{u\{k\} - x^2y(k)|$ .

**Синтез размерности и параметров нейронной сети для идентификации механической постоянной времени двигателя**

Выше была определена общая структура НС, которая используется для идентификации механической постоянной времени ДПТ. Рассмотрим ее послойную организацию с точностью до определения количества нейронов в каждом слое и значений весовых коэффициентов.

1. Количество входов НС, в соответствии с (3.58), равно пяти ( $x_x = u(t)$ ,  $x_2 = y(t)$ ,  $x_3 = y(t - 1)$ ,  $x_4 = y(t - 2)$ ,  $x_5 = 1$  на рис. 3.19, в).

2. Первый слой состоит из четырех нейронов с функцией активации (3.59). Первые два нейрона реализуют функцию модуля от числителя уравнения (3.58), а два других - от его знаменателя:

$$|Ch| = 1 - F_{xx}(z_{xx}) + F_{l2}(z_{x2}), \quad |Zn| = 1 - F_n(z_{l3}) + F_H(z_H). \quad (3.61)$$

Значения весовых коэффициентов нейронов от входов к первому слою определяются в соответствии с уравнением (3.58) по табл. 3.1, где  $H_x$  - первый нейрон,  $H_2$  - второй нейрон и т.д. (нумерация нейронов по рис. 3.19, в),  $M_x$  и  $M_2$  выбираются равными

Таблица 3.1. Значения весовых коэффициентов нейронов

		*2		$x_4$	*S
«1	$\Delta \Gamma_{де} \sim \Delta L$ ,	$\Gamma^2/M$ ,	0	0	-1
«2	$K_{\Delta} X^2/M$	$\Gamma^2/L$ ,	0	0	0
$H_3$	0	$(\Gamma_3 + \tau)/M$ ,	$-2(\Gamma_3 + \tau)/M_2$	$TJM_2$	-1
$Ha$	0	$(\Gamma''_3 + \tau)/L$	$2(\Gamma_3 + x)/M_2$	$TJM_2$	0

максимально возможным значениям  $Ch$  и  $Zn$  соответственно. (Деление весовых коэффициентов на  $M_x$  и  $M_2$  необходимо, чтобы перевести входные значения нейронов в диапазон от 0 до 1, соответствующий функции нейрона.)

3. Число нейронов во втором слое зависит, как уже упоминалось, от необходимой точности воспроизведения соотношения (3.58). (Под необходимой точностью идентификации в данной работе подразумевается допустимая величина рассогласования  $\Delta \Gamma_{м}$  при которой сохраняется удовлетворительное качество переходных процессов. Определение допустимой величины рассогласования проводится в ходе моделирования (обучения ЭНСР), в котором используется модель ОУ и критерий качества, представленный в виде шкалы оценок. В критерий качества входят следующие характеристики переходного процесса: время нарастания, величина перерегулирования, время окончания переходного процесса и т.д.)

Для определения весовых коэффициентов связей от нейронов первого слоя к нейронам второго и значений порогов для нейронов третьего слоя предложен следующий алгоритм.

**А л г о р и т м 1.**

1) Определить

2) Определить количество нейронов второго слоя:

$$N = \frac{u_{\text{шк}} \cdot \Delta \Gamma_{\text{м}}}{\dots} \cdot \quad (3.62)$$

3) Вычислить весовые коэффициенты  $w^{\wedge}$ :

$$w_{2i} \sim \frac{L^{\wedge}}{m} > w_{22i} \quad M_x \quad (3.63)$$

где  $l$  - номер слоя,  $j$  - номер нейрона первого слоя,  $i$  - номер нейрона второго слоя. Вычисления производятся для всех возможных значений  $T_{ji}$  от минимального до максимального, с шагом  $\Delta T_{ji}$ .

4) Вычислить весовые коэффициенты связей от нейронов второго слоя к нейронам третьего:

$$w_{3ji} = W_{3(yv+1)l} = \Gamma_M^{\text{tax}}. \quad (3.64)$$

4. Количество нейронов третьего слоя, как уже упоминалось, равно единице.

5. Количество выходов - один ( $\Gamma_M$ ).

Таким образом, используя данные табл. 3.1 и алгоритм 1, можно построить НИ механической постоянной времени ДПТ, который будет иметь оптимальное в смысле заданной точности идентификации  $\Gamma_M$  количество нейронов.

### Принципы построения базы знаний экспертного регулятора на нейросетевых структурах

Основная задача БЗ ЭНСР состоит в определении коэффициентов регулятора по известным параметрам ОУ на основе выбранного критерия качества. Для настройки регулятора, обеспечивающего заданные показатели качества управления, могут быть использованы различные алгоритмы синтеза параметров регулятора, имеющиеся в Б А ЭР, представленного в разделе 3.1.

1. Алгоритм синтеза по критерию максимальной степени устойчивости.

2. Алгоритм синтеза на основе интегральных квадратичных оценок качества вида

$$L = \int_0^{\infty} (e^2 + \sum_{M=1}^n u_M^2) dt, \quad l = 1, \dots, (3.65)$$

где  $e(t)$  - сигнал рассогласования, или ошибки,  $u_M$  - весовые коэффициенты,  $e^{(l)}(t) = d^l e(t) / dt^l$ .

3. Алгоритм синтеза на основе обратных задач динамики [3.6].

Наиболее удобным для определения коэффициентов регулятора из представленных алгоритмов является третий. Определим вид передаточной функции регулятора, обеспечивающий заданные характеристики регулирования, определяющиеся желаемой передаточной функцией замкнутого контура управления  $VK_{\text{зк}}(\lambda)$  при изменении параметров ОУ. Передаточная функция разомкнутой системы, состоящей из регулятора с передаточной функцией  $W_{\text{р}}(s)$  и объекта с передаточной функцией  $Q(s)/P(s)$ ,

имеет вид

$$= \tag{3.66}$$

### Передаточная функция измененной системы

где  $DQ(s)$  и  $AP(s)$  - приращения полиномов соответственно числителя и знаменателя передаточной функции объекта, вызванные изменением его параметров. Тогда требуемая передаточная функция замкнутой системы

$$= \frac{\Delta r(s)(Q(s)HAO(s))}{(P(s) + AP(s))}$$

Отсюда получаем выражение для передаточной функции регулятора

$$\frac{W_3(s)}{1 - W_3(s)Q(s)} = \frac{P(s) + AP(s)}{\Delta Q(s)}$$

Полученное соотношение в явном виде связывает коэффициенты регулятора и параметры объекта. В случае ОУ, описываемого уравнением (3.56), и желаемой передаточной функции замкнутой системы  $W_{3yK}(s)$ , соответствующей апериодическому звену первого порядка, данный алгоритм приводит к решению следующего вида:

$$1 \pm V \pm * z \xi L \tag{3.70}$$

$s$

что соответствует уравнению ПИД-регулятора. При этом коэффициенты  $K_x, K_0, K_2$  определяются выражениями

$$* \mathbf{0} \sim \begin{matrix} T_M \\ \Gamma \\ *_{ж} \text{ДВ} \end{matrix}, \quad = \begin{matrix} l \\ \Gamma \\ *_{ж} \text{ДВ} \end{matrix}, \quad = \begin{matrix} T_M T_{\Delta} \\ \mathbf{J} \\ *_{ж} \text{ДВ} \end{matrix} \tag{3.71}$$

где  $\Gamma_{ж}$  - постоянная времени апериодического звена первого порядка передаточной функции  $W_{3iK}(s)$ . Как можно заметить, связь между механической постоянной времени ДПТ и коэффициентами регулятора является линейной, следовательно, реализация данных зависимостей на НС не представляет трудностей.

В рассматриваемом случае реализация полученных зависимостей может быть осуществлена непосредственно на НС, использующейся для идентификации  $\Gamma_m$ , добавлением определенного

количества нейронов в ее третий слой (соответственно количеству определяемых параметров регулятора) и умножением весов связей от второго слоя нейронов к третьему  $w_{3x}$  на постоянные коэффициенты, учитывающие линейную связь параметров регулятора и ОУ.

Описанное выше решение задачи синтеза размерности и параметров НС имеет место в двух случаях: во-первых, когда на используемый регулятор не накладываются ограничения по его структуре; во-вторых, когда получаемый в результате синтеза регулятор соответствует реально используемому в системе. В остальных случаях для настройки коэффициентов регулятора необходимо использовать оставшиеся алгоритмы синтеза и имеющиеся в БЗ ЭНСР правила по их выбору. Хотя получающиеся при этом зависимости могут быть нелинейными, их также можно реализовать на НС, использующейся для идентификации  $T_0$  если в качестве функции активации нейронов второго слоя использовать выражение (3.60). Если функциональные зависимости коэффициентов регулятора  $k_x(T_c)$ ,  $k_2(T_m)$ ,  $k_0(T_m)$  от  $\Gamma_m$  являются нелинейными, то для настройки весовых коэффициентов НС предлагается следующий алгоритм:

#### А л г о р и т м 2.

1) Добавить в выходной слой НИ нейроны, число которых равно количеству настраиваемых коэффициентов регулятора.

2) Задать вес  $w_{3(n+1)}$ , соответствующий добавленному  $i$ -му нейрону, равным значению произведения  $\Gamma_m^{\max}$  на коэффициент  $K_i$ , вычисленный для  $\Gamma_m^{\max}$ .

3) Вычислить значения весовых коэффициентов  $w_{3j1}$  по формуле

$$w_{3j1} = (K(T_m - D\Gamma_m) - K(\Gamma_m))D\Gamma_m, \quad (3.72)$$

где  $\Gamma_m$  изменяется от  $\Gamma_m^{\max}$  до  $\Gamma_m^{\min}$  с шагом  $D\Gamma_m$ .

В частности, нелинейные зависимости коэффициентов регулятора от  $\Gamma_m$  получаются, когда осуществляется управление ДПТ по положению (в ОУ добавляется интегратор) и используется ПИД-регулятор. Тогда из (3.69) получается уравнение регулятора, отличное от структуры ПИД-регулятора:

$$W_{per}(s) = *0 + M + M^2 \cdot \quad (3.73)$$

При использовании в этом случае ПИД-регулятора и при синтезе его коэффициентов, например, по критерию (3.65), получается нелинейная зависимость интегрального коэффициента ПИД-регулятора  $k_x$  от  $\Gamma_m$ .

Сравнительная оценка ЭНСР и ЭР, представленная в работе [3.9], показала, что применение нейросетевой технологии существенно повышает быстродействие регуляторов.

### Результаты экспериментальных исследований

Для проверки качества регулирования разработанного ЭНСР было проведено компьютерное моделирование. При этом параметры ОУ и регулятора были следующими:

$$T_m = 35 \text{ мс}, T_3 = 1,5 \text{ мс}, A_{ГДБ} = 10, K_{\text{ит}} = 1, \\ K_x = 0,1, K_0 = 2,857, \quad = 1,5 \cdot 1(M, T = 0,002,$$

где  $K_{д_1}$ ,  $D_2$  - коэффициенты усиления датчика, пропорционального канала, интегрального канала и дифференциального канала ПИД-регулятора соответственно.

Параметры эталонной модели (ЭМ) (апериодическое звено первого порядка):

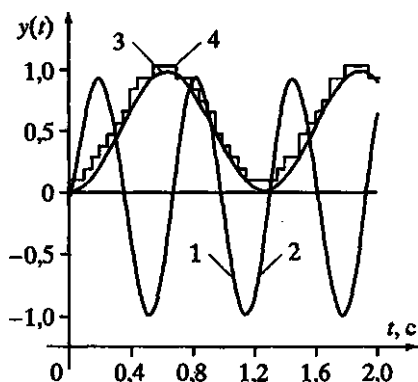
$$= 35 \text{ мс}, K_y = 1,$$

где  $T_{ЭТ}$  - постоянная времени ЭМ,  $K_y$  - коэффициент усиления ЭМ. На вход системы подавалось воздействие вида

$$\#(t) = y_4 \sin(\omega t).$$

В процессе работы системы механическая постоянная времени ДПТ менялась также по синусоидальному закону. Синтезированный с помощью данных табл. 3.1 и алгоритма 1 НИ состоял из трех слоев, количество нейронов в каждом из которых было следующим: в первом - 4, во втором - 100, в третьем - 1.

На рис. 3.20 отображены переходные процессы в САУ ЭП (кривая 2) при изменении  $T_m$  от 35 мс до 1 с в ЭМ (кривая 1) и графики изменения реальной механической постоянной времени (кривая 3), и идентифицированной (кривая 4).



На вход системы подавался сигнал  $g(t) = \sin(10ft)$ , а постоянная времени изменялась по закону  $T_m = 0,5015 + 0,4985 \cdot \sin(5ft)$ .

Как показывают результаты моделирования, синтезиро-

Рис. 3.20. Графики переходных процессов (1 - в ЭМ, 2 - в САУ ЭП) при воздействии параметрического возмущения. Кривые изменения реальной (3) и идентифицированной (4) постоянной времени  $T_m$

ванный с помощью разработанных алгоритмов НИ механической постоянной времени ДПТ позволяет идентифицировать  $T_m$  с заданной точностью.

Таким образом, проведенные эксперименты подтверждают эффективность и работоспособность как синтезированного НИ, так и разработанных алгоритмов его синтеза.

**Пример 1.** Рассмотрим теперь совместную работу нейросетевых БЗ и идентификатора ЭНСР. Пусть значения параметров модели следующие:

- механическая постоянная времени двигателя  $T_m = 0,035$  с;
- электрическая постоянная времени двигателя  $T_e = 0,0015$  с;
- максимальное напряжение питания ДПТ ( $U_{\text{max}} = 24$  В);
- коэффициент  $K_T = \omega_{\text{xx}}/t_{\text{max}} = 2,375$ ;
- скорость холостого хода ДПТ  $Q_{\text{xx}} = 57$  об/с;
- величина зоны нечувствительности  $a = 2,1$  В;
- величина ограничения  $b = 24$  В;
- величина такта дискретизации  $t = 0,003$  с;
- коэффициенты передачи пропорционального, интегрального и дифференциального звеньев регулятора - соответственно  $K_P = 4,4$ ,  $K_I = 120$ ,  $K_D = 0,006$ .

ЭМ является аperiodическим звеном первого порядка с постоянной времени  $T_{\text{ЭМ}} = 35$  мс,  $K_y = 1$ . В этом случае перерегулирование равно нулю, время регулирования  $T_{\text{рег}} = 0,1$  с. Коэффициенты ПИД-регулятора вычисляются в соответствии с выражением (3.71). Отличия в показателях качества переходного процесса ЭМ и САУ не должны превышать 5%.

Зададим максимальные пределы изменения механической постоянной времени двигателя  $T_{\text{вн}}$  от 0,035 до 10 с и точность ее идентификации  $D_{\text{М}} = 0,33$ . В соответствии с табл. 3.1 и соотношениями (3.62)-(3.64), (3.72) синтезируем размерность и параметры НС, которая будет использована в качестве идентификатора механической постоянной времени ДПТ и коэффициентов ПИД-регулятора. НС, построенная в соответствии с методикой, описанной выше, будет включать: пять входов; четыре нейрона в первом слое; 30 нейронов во втором слое ( $N = (7^*_{\text{М}}^{\text{max}} - \Gamma^{\text{M}}) / D_{\text{М}}$ ); четыре нейрона в третьем слое; четыре выхода ( $\wedge \text{Д о Л} \wedge$ )  $\gg \wedge$  изменялась в пределах от 0,035 до 1 с с частотой  $\omega = 5$  рад.

На рис. 3.21 изображены графики переходных процессов в САУ ЭП без ЭНСР (а) и с ЭНСР (б) при изменении механической постоянной времени ДПТ. Как видно из рис. 3.21, б), кривая переходного процесса в САУ ЭП с ЭНСР незначительно отличается от графика ЭМ. Отличия в показателях качества переходного процесса ЭМ и САУ с ЭР ( $\epsilon = 2\%$ ,  $T_{\text{рег}} = 0,1$  с)

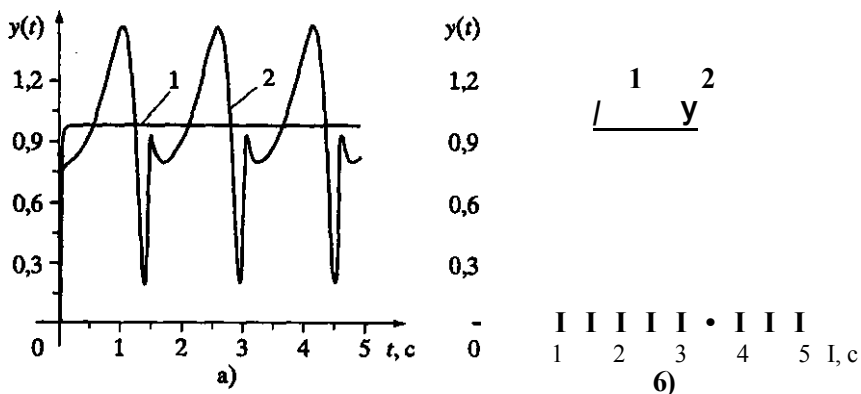


Рис. 3.21. Моделирование САУ ЭП робота без ЭНСР (а) и с ЭНСР (б) при изменении  $T_m$ , (1 - ЭМ, 2 - САУ ЭП с ЭР) при  $g(t) = 1(0, \Gamma_m = 0,5015 + 0,4985 \sin t$

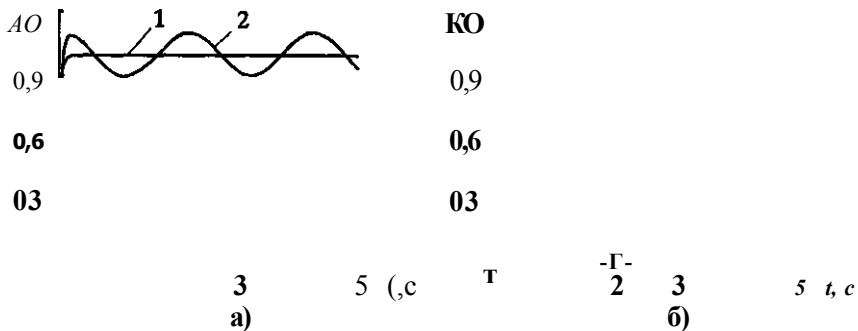


Рис. 3.22. Моделирование САУ ЭП робота без ЭНСР (а) и с ЭНСР (б) при воздействии момента статических нагрузок  $M_0$  (1 - ЭМ, 2 - САУ ЭП с ЭР) и при  $g(t) = 1(0, T_m = 0,5015 + 0,4985 \sin t$

не превышают 5%, следовательно, точность аппроксимации удовлетворительная.

Теперь симитируем воздействие на объект управления момента статических нагрузок  $M_0$ . Закон изменения  $M_0$  имеет тот же вид, что и в случае  $\Gamma_m$ . Зададим амплитуду синусоидального сигнала  $M_0$  равной 0,006 Нм и его частоту 3 рад.

На рис. 3.22 даны графики переходных процессов в САУ ЭП без ЭНСР (а) и с ЭНСР (б) при воздействии момента статических нагрузок. Как видно из рис. 6, б), отличия в показателях качества переходного процесса в системе управления с ЭР ( $a = 3\%$ ,  $\tau_{рст} = 0,1$  с) и ЭМ не превышают 5%.

На рис. 3.23 показаны переходные процессы в САУ ЭП при различных значениях заданной точности идентификации  $\Delta \Gamma_m$





Рис. 3.23. Моделирование САУ ЭП робота с ЭНСР (1 - ЭМ, 2 - САУ ЭП с ЭНСР) при воздействии момента статических нагрузок  $M_0$  и при значениях  $ДТ_M = 0,498$  (а),  $ДТ_M = 0,25$  (б)

(а -  $ДТ_M = 0,498$ , б -  $ДТ_M = 0,25$ ) и различных значениях количества нейронов в промежуточном слое. Как можно заметить, при  $ДТ_M = 0,498$ , ( $N = 20$ ) перерегулирование выше, чем заданное на 1%, а при  $ДТ_M = 0,25$  ( $N = 40$ ) значения показателей качества переходного процесса ниже заданных и практически совпадают с показателями для  $ДТ_M = 0,33$ , т.е. выбранная ранее точность идентификации  $ДТ_M = 0,33$  ( $N = 30$ ) является достаточной.

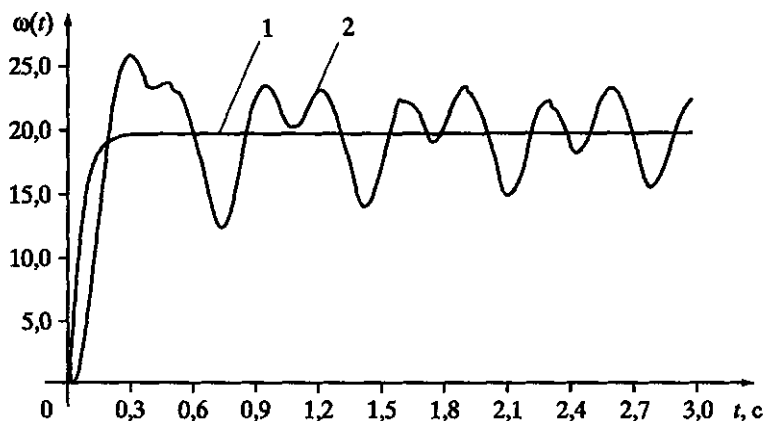
Таким образом, задача настройки параметров регулятора была успешно решена - качество процесса управления осталось на требуемом уровне.

**Пример 2.** Рассмотрим практические примеры использования ЭНСР при управлении цифровой САУ ЭП робота на макете. Целью данного исследования является проверка эффективности функционирования ЭНСР на реальном динамическом объекте.

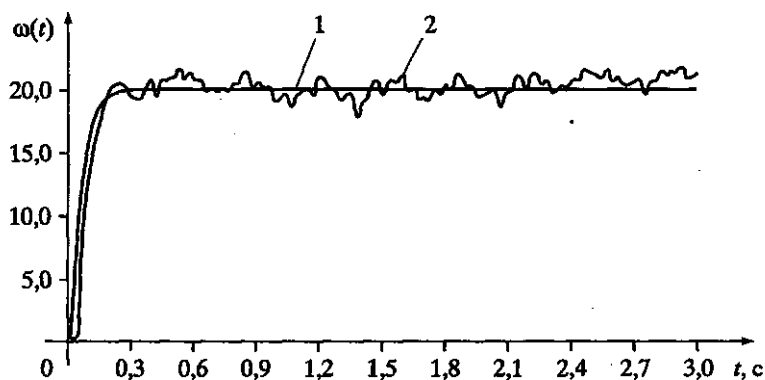
При проведении экспериментов параметры ОУ, регулятора и ЭМ те же, что и в примере 1, а такт работы для выбранного контроллера  $t = 0,004$  с.

Определим задание двигателю в виде выхода на заданную скорость вращения за минимальное время и ее отработку с параметрами переходного процесса, не превышающими 5% от эталонных. В качестве заданной была выбрана скорость вращения двигателя 20 об/с.

Во время работы ДПТ1 напряжение на обмотке якоря ДПТ2 меняется таким образом, чтобы обеспечить изменение скорости вращения в пределах 10-30 об/с с частотой  $\omega_{\text{вар}} = 3$  рад. Полученный в результате график изменения скорости ДПТ1 показан на рис. 3.24 (1 - ЭМ, 2 - изменение скорости ДПТ1). Как видно из рисунка, перерегулирование составляет 35%, и переходный процесс имеет колебательный характер.



**Рис. 3.24.** Графики переходных процессов в ЭМ (1) и в САУ ЭП робота без ЭНСР (2) при  $g(t) = 20(t)$ ,  $\omega_{нагр} = 20 + 10 \sin(8t)$



**Рис. 3.25.** Переходные процессы в ЭМ (1) и в САУ ЭП робота (2) с ЭНСР при  $g(t) = 20(t)$ ,  $\omega_{нагр} = 20 + 10 \sin(8t)$

Для компенсации отмеченных отклонений была выбрана та же НС, что и в примере 1. Результаты работы САУ ЭП с ЭР показаны на рис. 3.25 (1 - ЭМ, 2 - изменение скорости ДПТ1). Отличия в показателях качества переходного процесса в САУ ЭП с ЭР  $a = 5\%$ ,  $\Delta = 0,105$  с и ЭМ не превышают 5%.

Таким образом, проведенные исследования подтверждают, что применение нейросетевой технологии для построения идентификатора и БЗ ЭР позволяет во много раз повысить его быстродействие.

Рассмотренные в данной работе принципы построения ЭНСР были использованы при разработке программного комплекса «Экспертный регулятор», на котором был проведен описанный выше комплекс экспериментальных исследований. Структура



Рис. 3.26. Структура программного комплекса «Экспертный регулятор»

программного комплекса «Экспертный регулятор» показана на рис. 3.26. Комплекс обладает следующими характеристиками:

- реализован программно на персональном компьютере;
- снабжен БА, обеспечивающей возможность организации адаптивного управления широким классом объектов;
- автоматически поддерживает требуемое качество работы быстродействующей САУ (типа следящий ЭП робота) при изменении ее параметров и внешних возмущений.

Программный комплекс «Экспертный регулятор» является расширенной версией программного комплекса «Эксперт», подробно описанного в предыдущем разделе, и обеспечивает эффективное решение всего комплекса задач синтеза, диагностики и проектирования САУ.

Рассмотренная версия программной реализации ЭНСР «Экспертный регулятор» обеспечивает подстройку параметров ПИД-регулятора в реальном масштабе времени для систем с быстро протекающими процессами (типа следящего электропривода робота).

Следует подчеркнуть, что представленный в работе ЭНСР обеспечивает функциональную гибкость интеллектуальной САУ

за счет возможности дополнения соответствующими вычислительными алгоритмами его БА и знаниями по ним БЗ для работы с широким спектром исполнительных подсистем. Экспертный регулятор является программным продуктом, поэтому он довольно легко может быть установлен практически на любую цифровую систему управления.

### 3.3. Интеллектуальные САУ с нечетким регулятором

По аналогии с автоматическими системами, построенными на основе аналитических методов, нечеткий алгоритм формирования управляющих воздействий с учетом заданной цели управления следует синтезировать по принципу обращения операций, составляющих содержание логико-лингвистического описания причинно-следственных связей в модели управляемого объекта [3.22].

#### Синтез нечеткого регулятора для объекта второго порядка

Рассмотрим систему управления с объектом, имеющим передаточную функцию вида

$$W(s) = \frac{1}{(1 + 0,15s)(1 + 75s)}$$

где  $T$  меняется произвольным образом в диапазоне от 0,2 до 5 с.

Для построения логико-лингвистической модели объекта для выходного процесса были выбраны три значения лингвистической переменной, соответствующих трем условным состояниям: «мало» -  $Y_1$ , «норма» -  $Y_2$  и «много» -  $Y_3$ . В соответствии с алгоритмами, представленными в главе 2, по выбранным произвольным образом условным состояниям вычислялись математические ожидания (2.20) и дисперсии (2.21) времени пребывания объектов в каждом условном состоянии, строились гистограммы и вычислялись параметры обобщенных потоков Эрланга (2.22М2.35).

Воспользовавшись уравнением Фоккера-Планка-Колмогорова, для исследуемого объекта управления получили плотности вероятностей псевдосостояний обобщенных потоков Эрланга с параметрами, вычисленными по формулам (2.36)—(2.41).

Интегрируя и аппроксимируя полученные плотности вероятностей, построили функции принадлежности для дифференциальной, пропорциональной и интегральной составляющих нечеткого регулятора (рис. 3.27), которые представлены на рис. 3.28.

Ч"шифи-  
катор

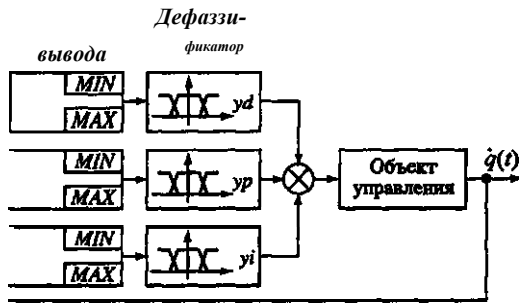


Рис. 3.27. Структурная схема системы управления с нечетким ПИД-регулятором

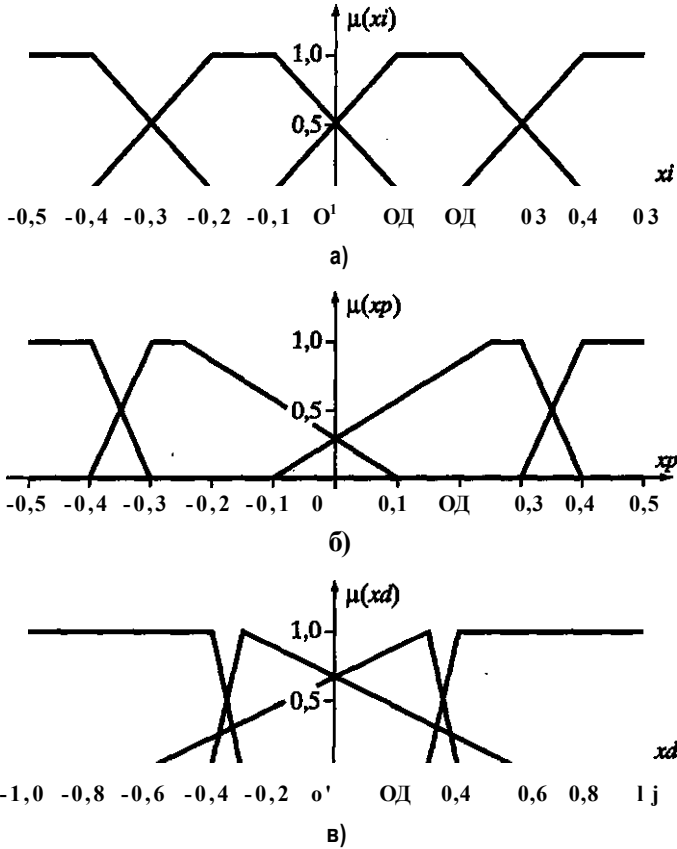


Рис. 3.28. Входные функции принадлежности интегральной (а), пропорциональной (б) и дифференциальной (в) составляющих

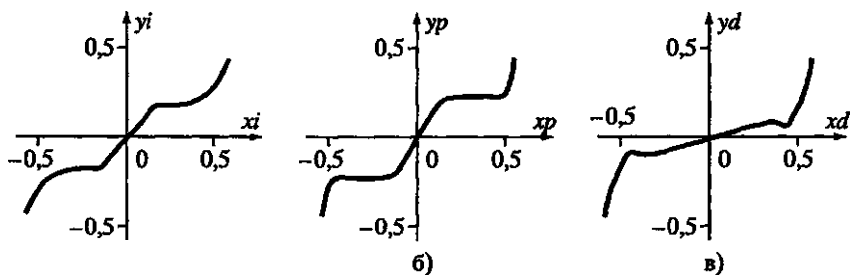


Рис. 3.29. Статические характеристики каналов управления нечеткого регулятора

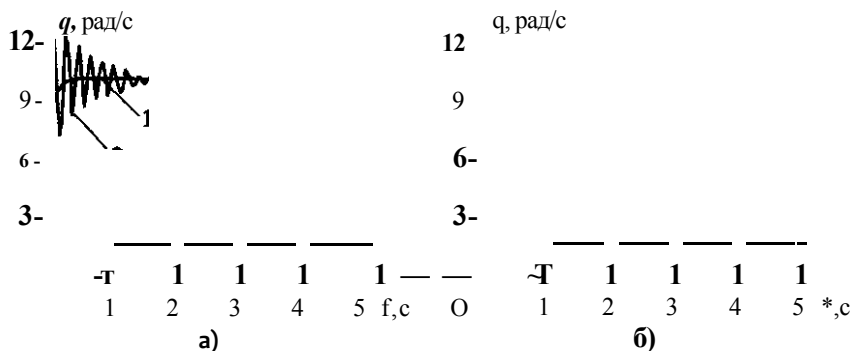


Рис. 3.30. Переходные процессы в системах управления с ПИД- (а) и нечетким (б) регуляторами

**В случае когда выходные функции принадлежности соответствуют входным, а продукционные правила связывают одноименные функции принадлежности и значения лингвистических переменных, статические коэффициенты усиления на линейном участке по каждому каналу (рис. 3.29) соответствуют с точностью до постоянной величины коэффициентам, найденным по методу обратных задач динамики для ПИД-регулятора.**

Для оценки эффективности работы нечеткого регулятора сравним его с линейным ПИД-регулятором. Результаты моделирования нечеткого и ПИД-регуляторов при отсутствии неопределенности в параметрах объекта управления показали одинаково хорошие результаты, а именно, высокое быстродействие и качество управления. В случае когда большая постоянная времени объекта была увеличена в 10 раз, качество переходного процесса в системе с ПИД-регулятором стало неудовлетворительное (рис. 3.30, а)), а с нечетким регулятором осталось неизменным. Нечеткий регулятор с колебаниями малой амплитуды порядка 0,1-1,0% от задания, продолжал отслеживать задание (рис. 3.30, б)). Аналогичные эксперименты были

проведены для систем управления с объектами более высоких порядков. Они показали эффективность работы нечетких регуляторов, синтезированных в соответствии с предложенной методикой.

### Синтез нечеткого регулятора для электропривода робота с кинематической схемой типа «SCARA»

Основная проблема управления электроприводами робота с кинематической схемой типа «SCARA» обусловлена взаимосвязанностью систем управления углами поворота  $q_x$  и  $q_z$  (рис. 3.31).

В роботе «POBAC-SCARA» электромеханическая постоянная времени, приведенная к валу двигателя, при перемещении груза в 5 кг изменяется более чем в десять раз: от 0,023 до 0,3 с. Кроме того, при синтезе регулятора возникают проблемы, связанные с наличием нелинейности в объекте, инерционностей и запаздывания, которые обусловлены цифровой обработкой сигналов и паразитными емкостями в усилителях-преобразователях. В таких условиях традиционный ПИД-регулятор с постоянными коэффициентами не может обеспечить заданные показатели качества управления. В данном разделе исследуется вопрос применения нечетких регуляторов, позволяющих учесть сложность математических моделей взаимосвязанных электроприводов робота, описанных на качественном уровне.

Структурная схема электропривода робота с нечетким регулятором представлена на рис. 3.32. Для построения функций принадлежности нечеткого регулятора в разомкнутых электроприводах задавалось движение от минимального до максимального значения с одновременной подачей случайного воздействия. Были определены пороги отклонения от заданной траектории снизу и сверху. Затем по методу марковских процессов и потоков Эрланга были построены функции принадлежности (рис. 3.33), термы которых выбраны в соответствии с установленными порогами отклонений от заданной траектории снизу и сверху.

В силу того что математическая модель объекта описывается дифференциальными уравнениями второго порядка с переменными коэффициентами, в нечетком регуляторе выходной сигнал должен отражать суммарное влияние П, И и Д каналов. Влияние, оказываемое отдельными каналами на уровень выходного сигнала, пропорционально соответствующим статическим коэффициентам передачи, значения которых определяются по методике, представленной в главе 2 данной книги. При этом всю область комбинаций значений входных переменных нечеткого регулятора можно разбить на 64 нечетких подмножества, образованных путем объединения нечеткого множества каждого зна-

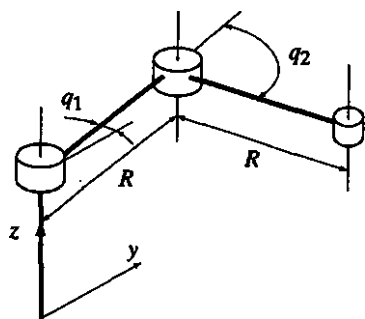


Рис. 3.31. Кинематическая схема манипулятора типа "SCARA"

Рис. 3.32. Структурная схема системы управления электропривода с нечетким регулятором

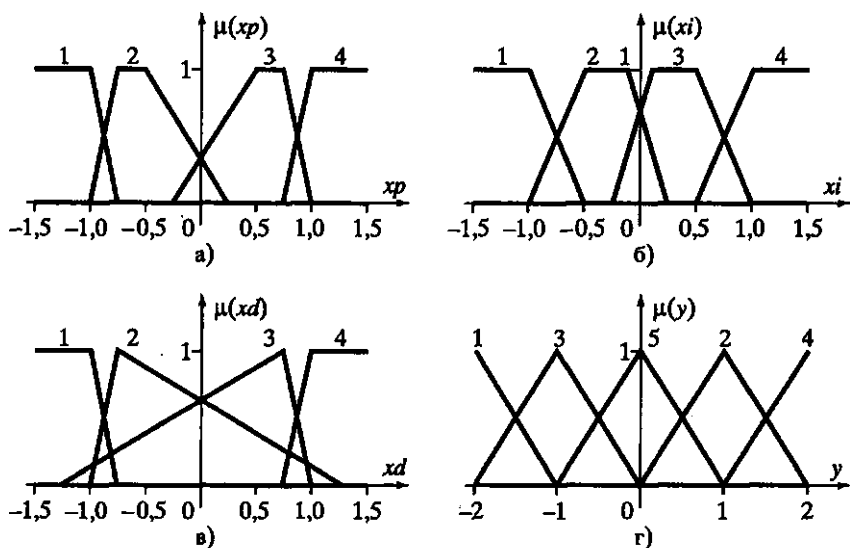
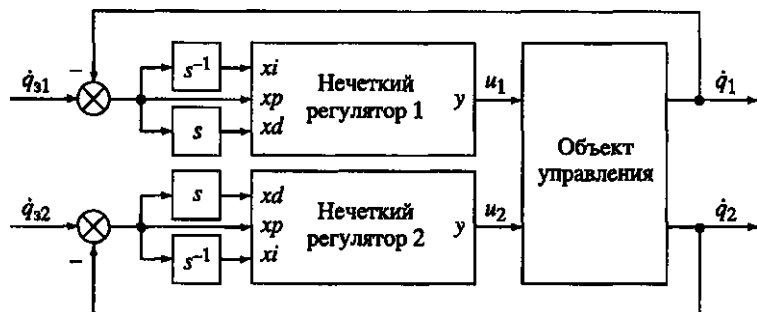


Рис. 3.33. Функции принадлежности нечеткого регулятора: NegBig (кривые 1), PosSmall (2), NegSmall (3), PosBig (4), Zero (5)



чения лингвистической'переменной с весовым коэффициентом, соответствующим наклону статической характеристики каждой ветви нечеткого регулятора при независимом управлении по П, И и Д каналам. Блок логического вывода с помощью продукционных правил ставит в соответствие входные и выходные нечеткие подмножества. Так как процедура получения нечетких множеств и статических коэффициентов передачи отдельных ветвей регулятора может быть выполнена по приведенным выше алгоритмам, то и получение набора продукционных правил становится процедурой автоматизируемой.

Продукционные правила, синтезированные по предложенной методике, имеют следующий вид:

$$\begin{aligned}
 & \text{IF } xp = \text{NegBig} \text{ AND } xi = \text{NegBig} \text{ AND } xd = \text{NegBig}, \\
 & \quad \text{THEN } y = \text{NegBig}; \\
 & \text{IF } xp = \text{PosSmall} \text{ AND } xi = \text{NegBig} \text{ AND } xd = \text{NegBig}, \\
 & \quad \text{THEN } y = \text{NegSmall}; \\
 & \text{IF } xp = \text{PosBig} \text{ AND } xi = \text{NegBig} \text{ AND } xd = \text{NegSmall}, \\
 & \quad \text{THEN } y = \text{Zero}; \\
 & \text{IF } xp = \text{PosBig} \text{ AND } xi = \text{NegBig} \text{ AND } xd = \text{PosBig}, \\
 & \quad \text{THEN } y = \text{PosSmall}; \\
 & \text{IF } xp = \text{PosBig} \text{ AND } xi = \text{PosBig} \text{ AND } xd = \text{PosBig}, \\
 & \quad \text{THEN } y = \text{PosBig}.
 \end{aligned}$$

Эффективность работы предложенного модифицированного нечеткого регулятора (НРМ), представленного на рис. 3.32, по сравнению с классическим ПИД-регулятором и традиционным нечетким регулятором с равномерными и симметричными функциями принадлежности (НРТ), иллюстрируется процессами управления в канале  $q_x$  при  $q_2 = 0$ , причем конфигурация робота устанавливается в такие положения, чтобы обеспечить максимальный и минимальный момент инерции, приведенный к валу исполнительного двигателя. На рис. 3.34 представлены процессы при минимальном моменте инерции, когда разность между  $q_x$  и  $q_2$  стремится по модулю к  $180^\circ$ . Отсюда видно, что нечеткие регуляторы практически одинаково хорошо обрабатывают входное задание при 50 рад/с и 100 рад/с, а классический ПИД-регулятор имеет намного худшее быстродействие, так как настраивался на максимальный момент инерции. Причем при увеличении заданной скорости в системе с ПИД-регулятором время регулирования выросло за счет влияния ограничений на управляющий сигнал исполнительных двигателей (величина порога ограничения во всех трех регуляторах одинаковая и соответствует максимальной скорости 160 рад/с). При максимальном моменте инерции и зада-

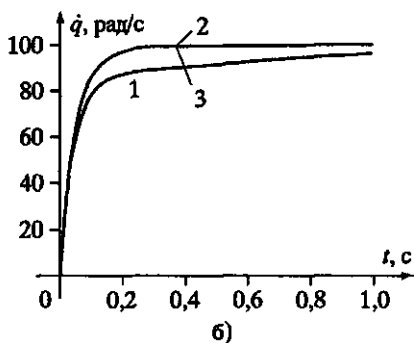
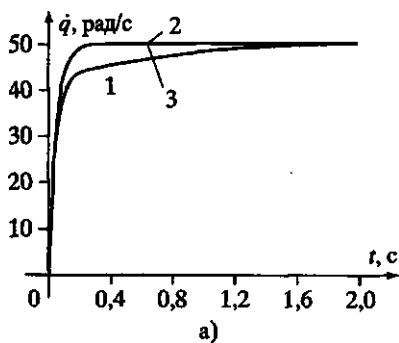


Рис. 3.34. Процессы управления в классическом ПИД-регуляторе (кривые 1), в нечетком ПИД-регуляторе (2), в традиционном нечетком регуляторе (3) с равномерными и симметричными функциями распределения при минимальном моменте инерции ( $\Gamma_M = 0,025$  с)

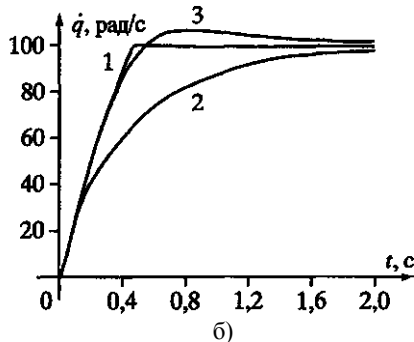
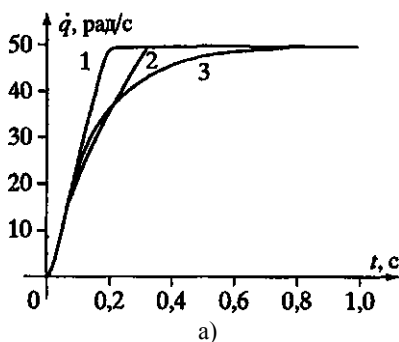


Рис. 3.35. Процессы управления в нечетком ПИД-регуляторе (кривые 1), в традиционном нечетком регуляторе (2) с равномерными и симметричными функциями распределения, в классическом ПИД регуляторе (3) при максимальном моменте инерции ( $\Gamma_M = 0,5$  с)

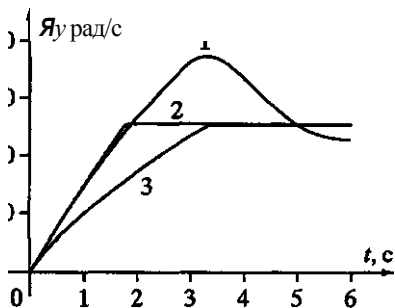


Рис. 3.36. Процессы управления в классическом ПИД регуляторе (кривая 1), в нечетком ПИД-регуляторе (2), в традиционном нечетком регуляторе (3) с равномерными и симметричными функциями распределения при десятикратном увеличении максимального момента инерции ( $\Gamma_M = 5$  с)

нии скорости, равной 50 рад/с, быстродействие предлагаемого НРМ выше (рис. 3.35, а)). С увеличением заданной скорости начинают проявляться ограничения управляющего сигнала, что в системе с классическим ПИД-регулятором приводит к перерегулированию, а с НРТ - к резкому понижению быстродействия (рис. 3.35, б)). При десятикратном увеличении максимального момента инерции (рис. 3.36) в системе с классическим ПИД-регулятором за счет ограничений на управление возникает перерегулирование, а в системах с нечеткими регуляторами перерегулирование отсутствует. Однако НРТ имеет худшее быстродействие.

Следует отметить, что нечеткие регуляторы реализуют совершенно четкие нелинейные преобразования, примеры которых для структурных схем, представленных на рис. 3.27 и рис. 3.32, имеют соответственно вид, изображенный на рис. 3.29 и рис. 3.37. Поэтому одним из наиболее перспективных путей аппаратной реализации таких устройств служит технология ассоциативной памяти, позволяющая существенно уменьшить время вычисления управляющего сигнала и улучшить качество управления.

### 3.4. Сравнительный анализ функциональных возможностей нечеткого и ПИД-регуляторов

При проектировании интеллектуальных систем управления очевидно возникает вопрос об их эффективности и преимуществах по сравнению с традиционно применяемыми. Данный раздел посвящен сравнительному анализу эффективности работы систем нечеткого управления и классических САУ. В качестве базовых образцов исследования выбраны система нечеткого управления электродвигателем постоянного тока, построенная на базе WARP-процессора (Weight Associative Rule Processor) фирмы SGS-Thompson Microelectronics, технические характеристики которой приведены фирмой изготовителем (естественно предполагать, что в рекламном примере регулятор настроен на наилучшее качество управления), и сервопривод с ПИД-регулятором, построенный по методу обратных задач динамики и обеспечивающий заданные показатели качества.

Целью исследований является сравнительный анализ поведения обеих систем в условиях неопределенности, к которым будем относить следующие:

- непредсказуемые изменения момента инерции, приведенного к валу двигателя;

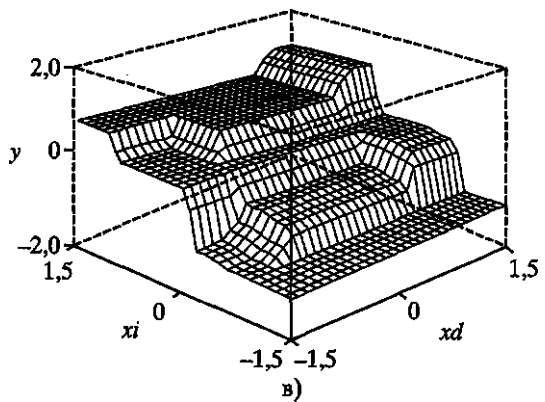
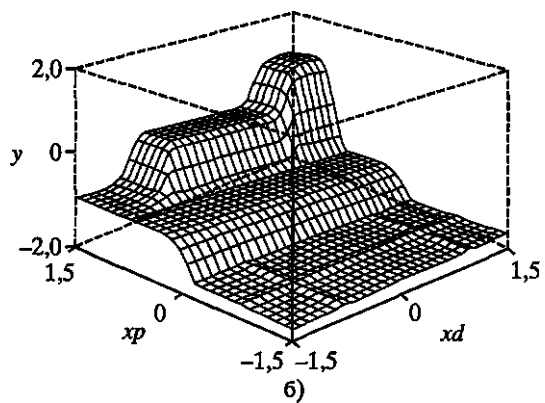
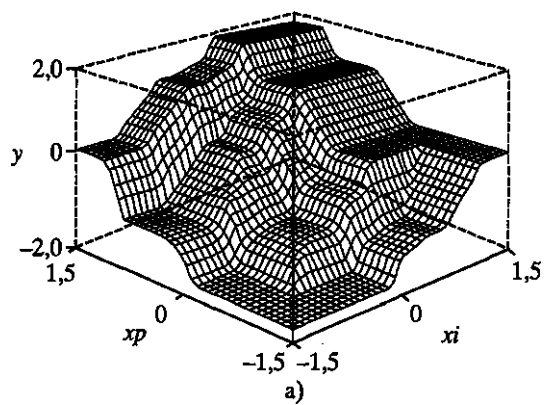


Рис. 3.37. Фрагменты гиперповерхности, реализующей нечеткий регулятор в ассоциативной памяти

- изменение коэффициента усиления;
- введение в контур управления неоднозначной нелинейности типа «люфт»;
- наличие неизмеряемых возмущений, приведенных к валу исполнительного двигателя.

В качестве исполнительного элемента выбран электродвигатель постоянного тока со следующими техническими характеристиками: номинальное напряжение - 12 В; частота вращения - 3800 об/мин; выходная мощность - 37 Вт; активное сопротивление якоря (?) - 1 Ом; индуктивность якоря (L) - 5-10 мГ; коэффициент ЭДС вращения  $K_e$  - 0,03 Вс/рад; электромеханическая постоянная времени  $T_m^*$  - 0,01 - 1 с.

Функциональная схема сервопривода на базе WARP-процессора представлена на рис. 3.38. В цепи обратной связи использован аналоговый датчик скорости со коэффициентом передачи  $K_v = 0,003$  Вс/рад. Для формирования управляющего воздействия используются каналы ошибки по скорости  $\xi$  и ее производной  $\dot{\xi} = d\xi/dt$ . Для устранения статической ошибки, вызванной внешним возмущающим моментом нагрузки на валу двигателя, выходное напряжение регулятора интегрируется. Так как WARP-процессор производит цифровую обработку информации, то на его входе установлен аналого-цифровой преобразователь (A/D), а на выходе - цифро-аналоговый (D/A).

Ошибка по скорости  $\xi$  изменяется в диапазоне от -1 до 1 В, а производная ошибки - в диапазоне от -0,01 до 0,01 В/с. На рис. 3.39, а) представлены построенные в относительных единицах функции принадлежности  $\xi$ , а на рис. 3.39, б) -

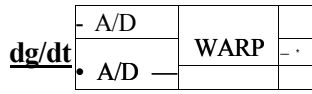
Функции принадлежности выходного сигнала и нечеткого регулятора представлены на рис. 3.40. Нечеткое управление электродвигателем осуществляется с помощью следующих девяти правил:

```

IF ^IS P AND % IS /7, THEN и IS PP;
IF ^ IS p AND IS z, THEN u IS PZ;
IF \ IS p AND IS n, THEN u IS PN;
IF £ IS z AND IS p, THEN u IS ZP\
IF £ IS z AND IS z, THEN и IS ZZ;
IF £ IS z AND IS H_f THEN u IS ZN;
IF £ IS л AND % IS p, THEN u IS NP;
IF £ IS и AND % IS z, THEN u IS NZ;
IF £ IS w AND IS n, THEN u IS NN.

```

<8>



> 3i

K,

Рис. 3.38. Функциональная схема сервопривода на базе WARP-процессора

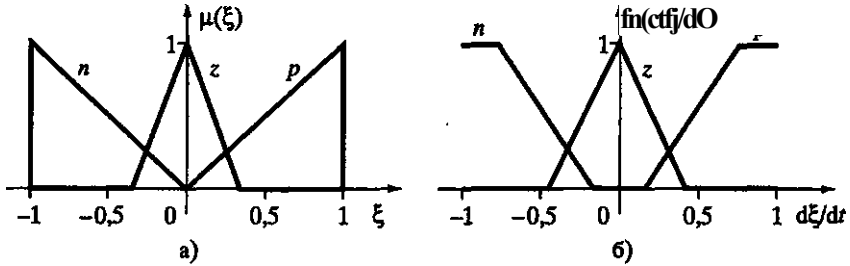
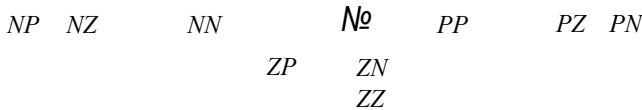


Рис. 3.39. Функции принадлежности ошибок по скорости (а) и по ее производной (б)



-1,0 -0,8 -0,6 -0,4 -0,2 0<sup>1</sup> 0,2 0,4 0,6 0,8 1,0  $u$

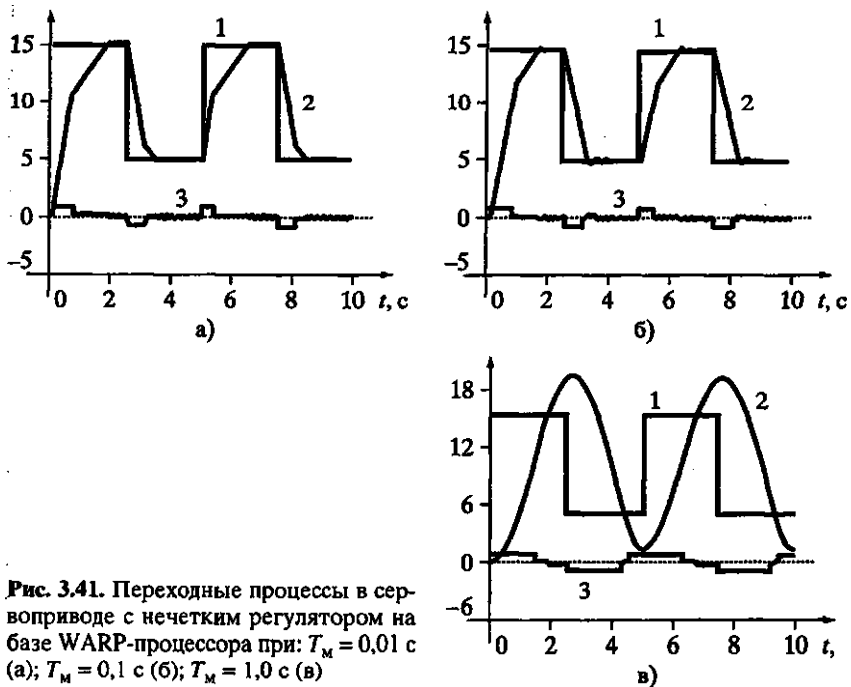
Рис. 3.40. Функции принадлежности выходного сигнала регулятора

**Дефазификация WARP-процессором производится в соответствии с формулой**

$$i \quad / \quad /$$

где  $i$  - выходной сигнал нечеткого регулятора;  $a$ ,  $p$ , - значение функции принадлежности  $i$ -го терма входного сигнала по каналам  $\xi$  и соответственно,  $a$   $z$  - значение  $z$ -го терма выходного сигнала регулятора.

Результаты экспериментальных исследований процессов в системе нечеткого управления электродвигателем при различных значениях электромеханической постоянной времени  $\Gamma_m$  приведены на рис. 3.41, где 1 - график заданной угловой скорости



**Рис. 3.41.** Переходные процессы в сервоприводе с нечетким регулятором на базе WARP-процессора при:  $T_M = 0,01$  с (а);  $T_M = 0,1$  с (б);  $T_M = 1,0$  с (в)

сти; 2 - фактической угловой скорости электродвигателя; 3 - выходного сигнала цифроаналогового преобразователя WARP-процессора.

Анализ результатов экспериментов показывает, что даже при малых значениях  $T_M$  время переходного процесса в сервоприводе значительное и равно 1-3 с (см. рис. 3.41), а качество регулирования существенно зависит от величины электромеханической постоянной времени. Кроме того, использование выходных функций принадлежности в виде дискретных значений (см. рис. 3.40) приводит к существенной зависимости времени и качества регулирования от величины задающего воздействия. Это проиллюстрировано приведенными на рис. 3.42 результатами моделирования при  $T_M = 0,1$  с и различных входных заданиях, где 1 - заданная скорость; 2 - скорость исполнительного вала; 3 - выходной сигнал регулятора.

Известно, что правильно выбранные термы и их функции принадлежности существенно улучшают показатели качества управления. Иллюстрацией тому может служить нечеткий регулятор НРМ, функции принадлежности и термы которого выбраны и построены не экспертом, а формализованы на основе математического аппарата теории марковских процессов и потоков Эрланга.

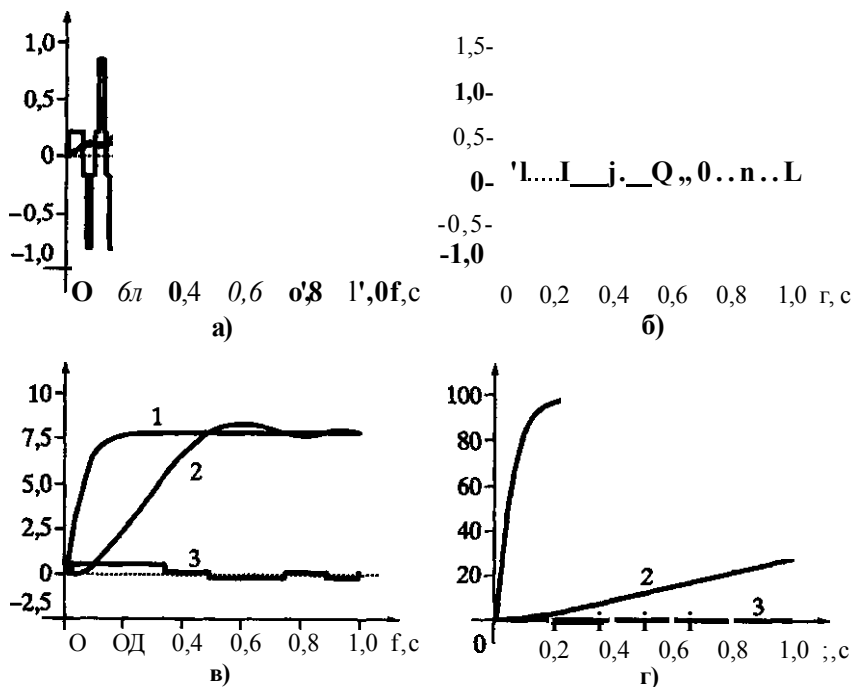


Рис. 3.42. Переходные процессы в сервоприводе при различных значениях заданной скорости вращения электродвигателя:  $\omega_{зад} = 0,1$  рад/с (а);  $\omega_{зад} = 1$  рад/с (б);  $\omega_{зад} = Ю$  рад/с (в);  $\omega_{зад} = 100$  рад/с (г)

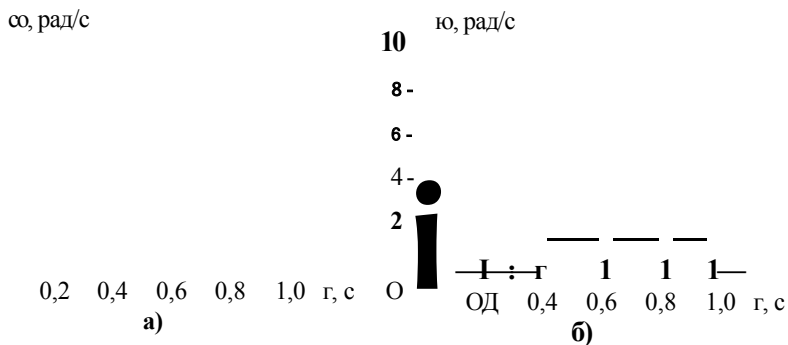


Рис. 3.43. Переходные процессы при  $T_m = 0,5$  с,  $\omega_d = 1$  рад/с (а) и при  $\Gamma_m = 10$  с,  $\omega_d = 1$  рад/с и случайных возмущениях (б)



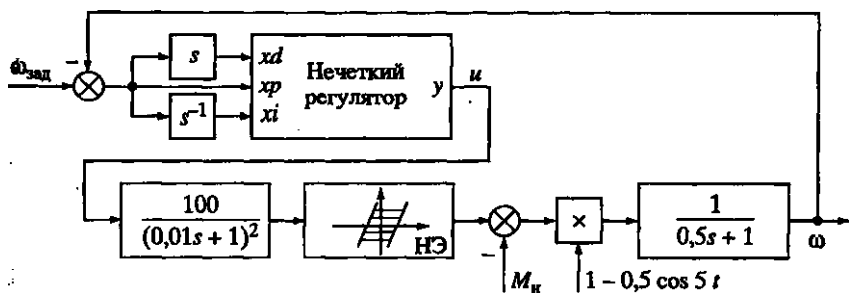


Рис. 3.44. Структурная схема замкнутой системы нечеткого управления

Как было показано выше, он лишен указанных недостатков. На рис. 3.43 приведены переходные процессы при электромеханической постоянной времени, равной 0,5 с и 10 с, при величинах заданного управляющего воздействия, отличающихся в 10 раз, причем на систему еще подавались случайные возмущения. Как видно из графиков переходных процессов, время регулирования не изменяется при изменении величины заданной скорости и  $T_m$  и составляет 0,3 с, при этом отсутствует перерегулирование.

Оценивая полученные результаты, в дальнейшем будем проводить сравнительный анализ только нечетких регуляторов, разработанных и исследованных в данной главе. Эффективность их работы при изменении электромеханической постоянной времени показана выше, поэтому здесь будем оценивать качество управления при наличии в контуре управления нелинейности с неоднозначной характеристикой типа «люфт», неконтролируемых возмущений на валу исполнительного двигателя и изменении коэффициента усиления. Моделирование процессов проводилось на пакете прикладных программ WinFact 98. Структурная схема объекта и канала управления представлена на рис. 3.44. Термы, функции принадлежности и продукционные правила для нечетких регуляторов описаны выше. Настройка ПИД-регулятора осуществлялась по методу обратных задач динамики. При моделировании нечеткие регуляторы настраивались только на изменение электромеханической постоянной времени электродвигателя и не настраивались на нелинейности, внешние возмущения и изменения коэффициента усиления. Эти возмущения исходной модели рассматривались как различные виды проявления неопределенности.

При моделировании величина люфта, как и величина входного задания, пересчитывалась в отношении к максимально возможной скорости вращения вала двигателя со<sub>макс</sub>. Момент нагруз-

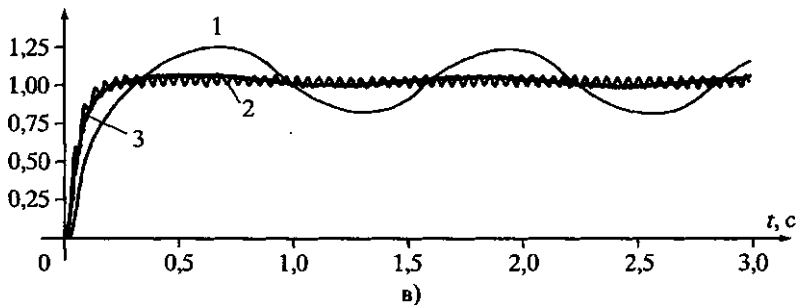
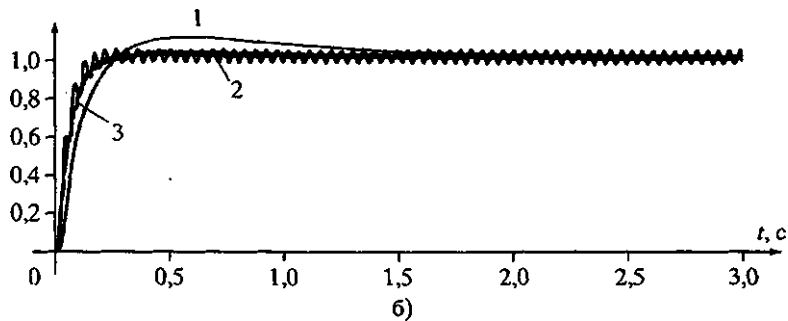
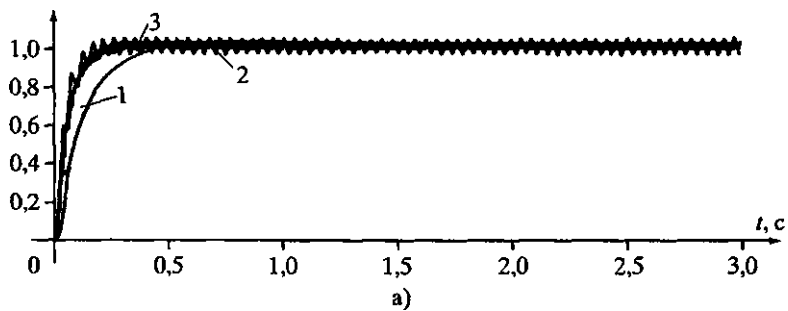


Рис. 3.45. Переходные процессы в сервоприводах с ПИД-регулятором (1), с нечеткими регуляторами НРМ (2) и НРТ (3) при величине люфта  $0,01 \cdot 0_{\text{макс}}$ , величине заданной скорости  $\omega_{\text{зад}} = 0,01 \cdot \omega_{\text{макс}}$  и при  $M_{\text{и}} = 0$  (а),  $M_{\text{и}} s 0,01 M_{\text{и}}$  (б),  $M_{\text{и}} = 0,01 M_{\text{и}} (1 - \cos 50)$  (в)

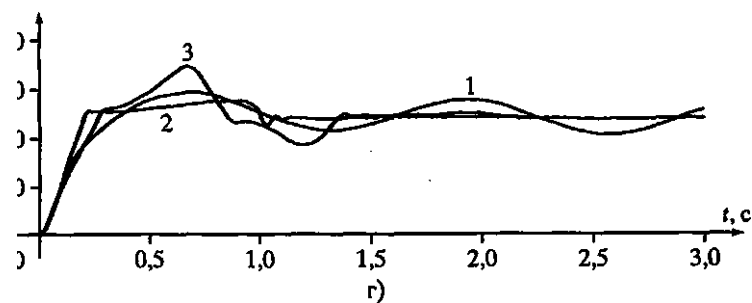
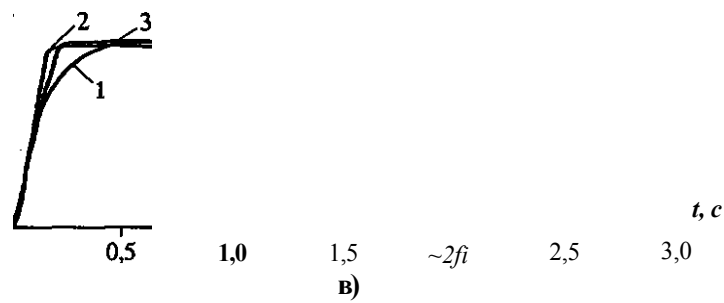
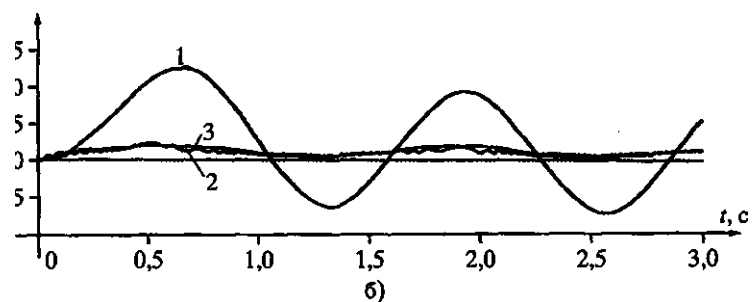
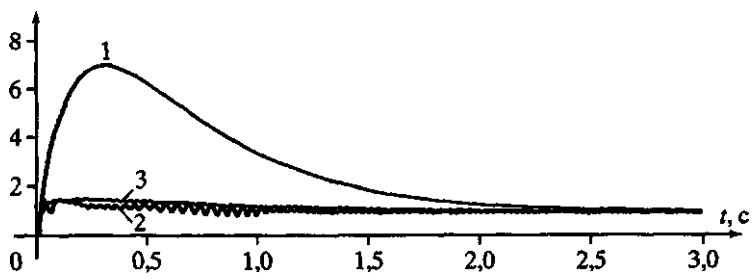
ки  $M_{\text{и}}$  задавался в отношении к пусковому моменту  $M_{\text{и}}$ . Для усиления влияния нелинейностей типа «ограничение» и «люфт» на качество управления в модель объекта по сравнению с базовым образцом введено еще одно инерционное звено с единичным коэффициентом усиления и постоянной времени  $0,01$  с. Введение дополнительного инерционного звена имитирует структурную неопределенность в исследуемых системах. Учитывая, что в ба-

зовом образце нечеткого регулятора были проблемы, связанные с зависимостью качества управления от величины входного задания, то исследования начнем с оценки влияния неоднозначной нелинейной характеристики типа «люфт» при малых значениях скорости исполнительного вала и моментах нагрузки, близких к холостому ходу.

На рис. 3.45 представлены переходные процессы в сервоприводах с ПИД-регулятором (1), с нечетким регулятором (2), построенным на базе марковских процессов, и с нечетким регулятором (3), построенным по традиционной схеме с равномерными функциями принадлежности, при величине люфта, равной  $0,01\omega_{\text{нПСС}}$  и заданной скорости  $0,01\omega_{\text{макс}}$ . Из рис. 3.45, а) видно, что при отсутствии возмущений на валу исполнительного двигателя в системе с ПИД-регулятором имеет место незначительное перерегулирование, не превышающее 4%, а в системах с нечеткими регуляторами - периодические колебания малой амплитуды (примерно 4% от заданной скорости) вокруг заданного значения скорости. С приложением к валу исполнительного двигателя нагрузки  $M_n = 0,01 M_n$  (рис. 3.45, б) в системе с ПИД-регулятором перерегулирование возрастает до 10%, а в системах с нечеткими регуляторами переходные процессы не изменились. Из рис. 3.45, в) видно, что при гармоническом изменении момента нагрузки  $M_n = 0,01M_{\text{нП}}(1 - \cos 5t)$  в системе с ПИД-регулятором проявляется еще большая зависимость переходного процесса от нагрузки. В то же время предельные отклонения от заданного значения в системах с нечеткими регуляторами не изменились.

Увеличение значений момента нагрузки и люфта вызывают переходные процессы, которые еще больше иллюстрируют преимущества нечеткого управления. Из рис. 3.46, а) видно, что при заданной скорости  $0,01\omega_{\text{макс}}$  и  $L_n = 0,5M_{\text{нП}}$  перерегулирование в системе с ПИД-регулятором возрастает до 600%, а в системах с нечеткими регуляторами всего лишь до 50%. Из рис. 3.46, б) следует, что при больших гармонических возмущениях ( $M_n = 0,5M_{\text{нП}}(1 - \cos 50)$ ) система с ПИД-регулятором теряет работоспособность, а нечеткие системы продолжают успешно работать. При больших входных заданиях скорости вала исполнительного двигателя все три исследуемые системы ведут себя одинаково хорошо, перерегулирование не превышает 20% (рис. 3.46, в). Однако при гармоническом изменении момента нагрузки из рис. 3.46, г) видно явное преимущество системы с НРМ.

Важным показателем работы системы управления является ее инвариантность к изменению коэффициента усиления разомкнутой системы. На рис. 3.47 представлены переходные характеристики в исследуемых сервоприводах при гармоническом изме-



**Рис. 3.46.** Переходные процессы в сервоприводах с ПИД-регулятором (1), с НРМ (2) и НРТ (3) при величине люфта  $0,01 \text{ ш}_{\text{макс}}$  и при  $\epsilon_{0\text{зд}} = 0,01 \text{ со}_{\text{макс}}$ ,  $M_{\text{Нб}} = 0,5 M_a$  (а);  $\alpha \wedge = 0,1 \text{ со}_{\text{макс}}$ ,  $M_a = 0,5 M_{\text{н}}$ ,  $(1 - \cos 5/)$  (б);  $\epsilon_{0\text{зд}} = 0,5 \text{ со}_{\text{макс}}$ ,  $M_{\text{н}} = 0,5 M_a$  (в);  $(0 \wedge = 0,5 (0_{\text{макс}}, \text{Л/}_{\text{н}} = 0 \wedge \text{Л/}_{\text{н}} (1 - \cos 5/)$  (г)

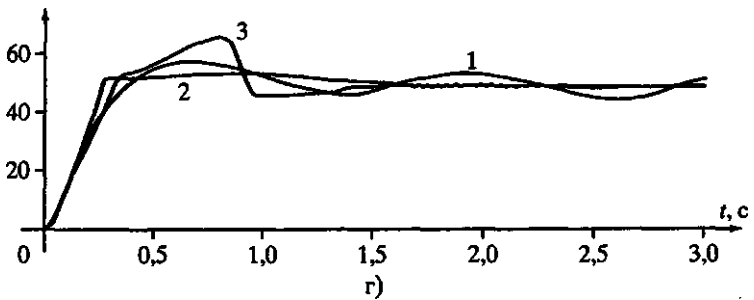
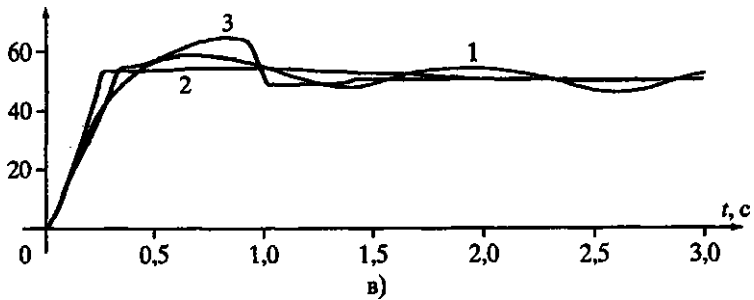
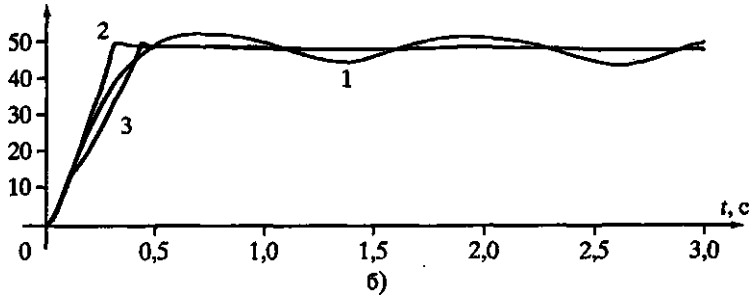
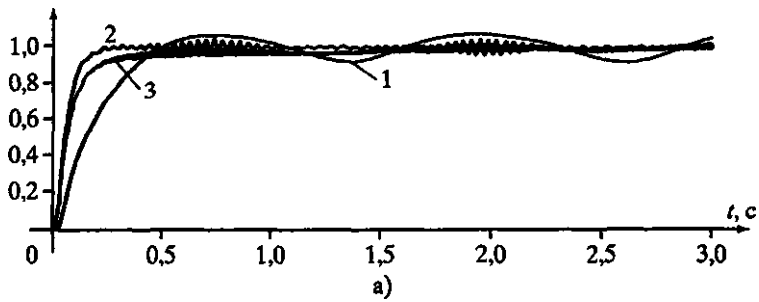


Рис. 3.47. Переходные процессы в сервоприводах с ПИД-регулятором (1), с НРМ (2) и НРТ (3) при изменении коэффициента усиления по закону  $K(1 - \cos 5t)$  и при  $\omega_{\text{зад}} = 0$  (а);  $\omega_{\text{зад}} = 50$  (б);  $\omega_{\text{зад}} = 0,5 \omega_{\text{макс}}$  (в);  $\omega_{\text{зад}} = 0,5 \omega_{\text{макс}}$ ,  $M_H = 0,5 J_{\text{п}}$  и величине люфта  $0,1 \omega_{\text{макс}}$  (г)

нении коэффициента усиления по закону  $A(\Omega) = 0,5\cos 5t$ . При малых значениях заданной скорости и  $M_n = 0$  (см. рис. 3.47, а) все системы почти одинаково реагируют на изменение коэффициента усиления. Отклонения от заданной величины не превышают 4%. Однако при увеличении заданной скорости до  $0,5\omega_{\max}$  (см. рис. 3.47, б) качество регулирования в нечетких системах не меняется, а в сервоприводе с ПИД-регулятором появляются вынужденные колебания с амплитудой 20% относительно заданного значения. Увеличение нагрузки на валу двигателя до  $0,5M_n$  приводит к появлению перерегулирования во всех исследуемых системах, однако в нечеткой системе с НРМ-регулятором оно наименьшее - 8%, а в системе с НРТ составляет 28%. Введение в контур неоднозначной нелинейной характеристики с величиной люфта  $0,1\omega_{\max}$  практически не изменило переходную характеристику в системе с НРМ-регулятором и привело к увеличению перерегулирования в системе с НРТ-регулятором до 36%. В то же время следует отметить, что в нечетких системах вынужденные периодические колебания, вызванные гармоническим изменением коэффициента усиления, практически не появляются.

Основываясь на результатах экспериментов, можно сделать вывод, что в условиях неопределенности (к которым относятся: непредсказуемые изменения момента инерции, приведенного к валу двигателя; изменение коэффициента усиления; введение в контур управления неоднозначной нелинейности типа «люфт»; наличие неизмеряемых возмущений, приведенных к валу исполнительного двигателя) нечеткие регуляторы имеют существенные преимущества по сравнению с ПИД-регуляторами только в том случае, если их настройка учитывает динамические характеристики объекта управления.

Нечувствительность нечетких регуляторов к изменению коэффициента усиления разомкнутого контура позволит проектировать системы управления с высокими техническими характеристиками при пониженных требованиях к источникам питания, так как коэффициент усиления и величина ограничения управляющего сигнала зависят от величины питающего напряжения.

Инвариантность нечетких САУ к изменению момента инерции, внешним неконтролируемым статическим и гармоническим возмущениям, приведенным к валу исполнительного двигателя, позволит создать высокоточные системы управления многосвязными объектами и, в частности, манипуляционными роботами, в которых наиболее ярко проявляется взаимное влияние отдельных степеней подвижности друг на друга.

В литературе бытует мнение, что нечеткий регулятор качественно может настроить только эксперт. Результаты эксперимен-

тов показали, что нечеткие регуляторы, спроектированные на основе теории марковских процессов и потоков Эрланга, обеспечивают высокое качество управления в условиях структурной и параметрической неопределенностей.

Предложенные во второй главе методики синтеза нечетких регуляторов на основе вероятностных моделей, построенных с использованием теории марковских процессов и обобщенных потоков Эрланга, в отличие от традиционных экспертных методов застройки открывают пути аналитического конструирования нечетких регуляторов для сложных динамических объектов. Развиваемый подход при автоматическом определении функций принадлежности и выводе продукционных правил обеспечивает возможность создания широкого спектра адаптивных систем управления на базе методов и технологий нечеткой логики.

## ЛИТЕРАТУРА

3.1. *Анисимов Д.Н., Бондин О.О., Колосов О.С. и др.* Задача идентификации в разработке АРМ исследователя систем управления // II междунар. научно-технический семинар «Теоретические и прикладные проблемы моделирования предметных областей в системах баз данных и знаний». Киев, 1993. С. 20-25

3.2. *Арбузов А.В., Тюрин К.В.* Идентификация нелинейной САУ электропривода робота и формирование эмпирических знаний для экспертного регулятора // Межвуз. сборник научн. трудов «Управление и моделирование в сложных технических системах». М.: МИРЭА, 1995. С. 41-46.

3.3. *Загарий Г.И., Шубладзе А.М.* Синтез систем управления на основе критерия максимальной степени устойчивости. М.: Энергоатомиздат, 1988.

3.4. *Каминскас В.А., Яницкене Д.Ю.* // Тр. АН Лит. ССР. Сер. Б. 1978. Т. 2(105). С. 121-129.

3.5. *Каминскас В.А., Яницкене Д.Ю.* // Там же. Т. 3(106). С. 75-82.

3.6. *Крутько П.Д.* Обратные задачи динамики управляемых систем: Линейные модели. М.: Наука, 1987. - 304 с.

3.7. *Льюнг Л.* Идентификация систем. Теория для пользователя / Пер. с англ. / Под ред. Я.З. Цыпкина. М.: Наука, 1991.

3.8. *Макаров И.М., Лебедев Г.Н., Лохин В.М. и др.* Развитие технологии экспертных систем для управления интеллектуальными роботами // Известия РАН. Техн. кибернетика. 1994. 6. С. 161-176.

3.9. *Макаров И.М., Лохин В.М., Мадьгулов Р.У., Тюрин К.В.* Применение экспертных регуляторов для систем управления динамическими объектами // Известия РАН. Техн. кибернетика. 1995. № 1. С. 5-21.

ЗЛО. *Попов Е.П.* Прикладная теория процессов управления в нелинейных системах. М.: Наука, 1973.

3.11. Представление и использование знаний / Пер. с яп. Под ред. Х. Чжо, М. Исидзука, М.: Мир, 1989.

3.12. Теория автоматического управления. Т.1 / Под ред. А.А. Воронова. М.: Высшая школа, 1986.

3.13. *Chen F.* Back Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Turning Adaptive Control II IEEE Cont. Syst. Mag. 1990.

3.14. *Chu S., Shoureshi R., Tenorio M.* Neural Networks for System Identification II IEEE Cont. Syst. Mag. 1990.

3.15. *Fassois S.D.* Fast ARMA Modeling with Applications. Ph. D. dissertation, University of Wisconsin-Madison.

3.16. *Karakasoglu A., Sudharasanan S.I., Sundareshan M.K.* Identification and Decentralized Adaptive Control Using Dynamical Neural Networks with Application to Robotic Manipulators // IEEE Trans, on Neural Networks. 1993. V. 4, N 6. P. 919-929.

3.17. *Kosmatopoulos E.B., Polucarpou M.M., Christodoulou M.A., Ioannou P.A.* High-Order Neural Networks Structures for Identification of Dynamical Systems II IEEE Trans, on Neural Networks. 1995. V. 6, N 2. P. 422-430.

3.18. *Muller A., Gunzinger A., Guggenbuhl W.* Fast Neural Net Simulation With a DSP Processor Array // IEEE Transactions on Neural Networks. 1995. V. 6, № 1. P. 203-213.

3.19. *Nader S.* A Perceptron Network for Functional Identification and Control of Nonlinear Systems // IEEE Trans, on Neural Networks. 1993. V. 4, N 6. P. 982-988.

3.20. *Narendra K., Parthasathy K.* Identification and control of dynamical systems using neural networks II IEEE Trans, on Neural Networks. 1990. V. 1, N 1. P. 4-27.

3.21. *Saerens M.* Design of a Perceptron-Like Algorithm Based on System Identification Techniques II IEEE Trans, on Neural Networks. 1995. V. 6, N 2. P. 504-506.

3.22. *Sira-Ramirez H.J., Zak S.H.* The Adaptation of Perceptron with Application to Inverse Dynamics Identification of Unknown Dynamic System // IEEE Trans, on Systems, Man, and Cybernetics. 1991. V. 21, N 3. P. 634-642.



# ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ЗАДАЧАХ УПРАВЛЕНИЯ МАНИПУЛЯЦИОННЫМИ РОБОТАМИ

Глава посвящена анализу особенностей применения нейросетевых технологий и нечеткой логики для управления манипуляционными роботами на тактическом уровне. Рассматриваются задачи управления манипуляционными роботами с кинематической избыточностью, движение в среде с подвижными и неподвижными препятствиями.

### 4.1. Разработка и исследование моделей нечеткого управления манипуляционными роботами

Разработка средств и методов нечеткого управления многозвенными механическими системами представляет не только чисто теоретический, но и практический интерес в целях создания нового поколения манипуляционных роботов с развитыми интеллектуальными возможностями. В этом смысле выбор прикладного объекта управления должен отражать специфические особенности широкого класса устройств и механизмов, реально используемых в робототехнике. Такому требованию в полной мере отвечает модель трехстепенного манипулятора с планарно-углярной кинематической схемой (рис. 4.1), положенной в основу конструкций многих типов универсальных роботов промышленного («РМ-01» (СССР), «Электроника НЦТМ-30» (Россия), «Рита-250/260», «Рита-550/560», «Рита-760» (США)) и специального назначения.

Следует отметить, что избыточность подобной кинематической структуры позволяет обеспечить повышенный уровень манипуляционных возможностей, реализация которых на основе традиционных математических методов приводит к созданию сложного программно-алгоритмического обеспечения.

В одной из допустимых и наиболее интересных постановок задача управления движением манипуляционных роботов сводится к целенаправленному изменению текущей конфигу-

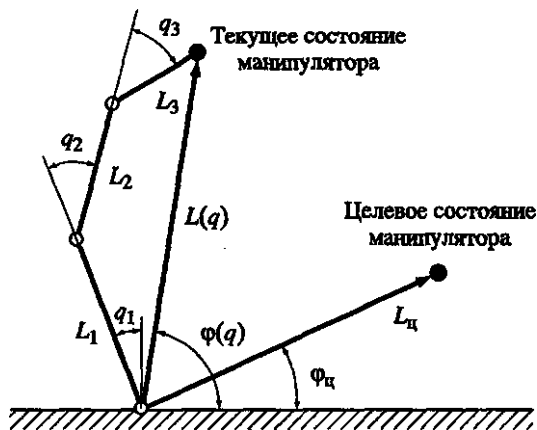


Рис. 4.1. Кинематическая схема трехстепенного планарно-ангулярного манипулятора

рации кинематической цепи. Использование такого подхода предполагает формирование специализированных моделей, устанавливающих взаимосвязь между пространственным состоянием манипулятора и относительными положениями его звеньев. При этом относительные положения звеньев манипулятора характеризуются вектором обобщенных координат (или их приращений), выступающих в роли управляющих параметров. В свою очередь пространственное состояние манипулятора задается в декартовой, сферической или полярной системах координат, выбираемых исходя из специфики решаемой прикладной задачи. В последнем случае значения полярных координат будут определять величину и наклон соответствующего вектора положения кинематической цепи, а контролируемые рассогласования этих параметров для текущего и целевого состояний манипулятора - служить конструктивной основой при формировании соответствующего критерия управления:

$$DL = \Delta L - L_{\text{ц}} \cdot \epsilon_{L_f} \Delta \phi = (r_{0f}) - \phi_{\text{ц}} < \epsilon_{\phi}$$

где  $q = (q_1, q_2, q_3)^T$  - вектор обобщенных координат;  $L(q)$ ,  $L_n$  - величины векторов текущего и целевого положений манипулятора;  $\Delta L$  - рассогласование величин векторов текущего и целевого положений манипулятора, максимальное значение которого определяется как  $\Delta L_{\text{max}} = L_1 + L_2 + L_3$  (здесь  $L_1, L_2, L_3$  - длины звеньев манипулятора);  $\epsilon_{L_f}$  - заданная точность минимизации рассогласования величин векторов текущего и целевого положений манипулятора;  $\phi(q)$ ,  $\phi_{\text{ц}}$  - углы наклона векторов текущего и целевого

положений манипулятора;  $D\varphi$  - рассогласование углов наклона (направлений) векторов текущего и целевого положений манипулятора,  $D\varphi_{\text{таx}} = k$ ;  $E_{\phi}$  - заданная точность минимизации рассогласования направлений векторов текущего и целевого положений манипулятора.

Система подобных представлений позволяет обеспечить максимальную наглядность в описании движений манипулятора плоско-ангулярной кинематической структуры на уровне изменений контролируемых параметров его текущего состояния под влиянием управляющих воздействий.

Так, например, анализ подвижности трехстепенного манипулятора, выбранного в качестве исследуемого объекта управления, приводит к следующим заключениям принципиального характера:

- приращение первой обобщенной координаты обуславливает изменение только углового рассогласования векторов текущего и целевого положений манипулятора;

- приращение второй и третьей обобщенных координат обуславливает изменение рассогласований как величин, так и направлений векторов текущего и целевого положений манипулятора;

- постановка задачи управления движением манипулятора может быть сведена к минимизации рассогласований величин и направлений векторов его текущего и целевого положений путем независимого изменения отдельных обобщенных координат Кинематической цепи.

Результаты проведенного анализа позволяют приступить к синтезу модели нечеткого управления целенаправленным движением трехстепенного манипулятора плоско-ангулярного типа, выбрав за основу один из наиболее распространенных способов организации механизма вывода логических заключений с отысканием «центра тяжести» композиции «*MAX-MIN*» $K$

Логико-лингвистическое описание такой модели должно отражать качественную постановку рассматриваемой задачи, формулируемую в виде набора продукционных правил. Запись отдельных правил, которые устанавливают взаимосвязь между основными содержательными понятиями, используемыми для описания модели, осуществляется с помощью соответствующих лингвистических переменных:

<sup>1</sup> Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. М.: Мир, 1993.

(РАССОГЛАСОВАНИЕ ВЕЛИЧИН ТЕКУЩЕГО  
И ЦЕЛЕВОГО ВЕКТОРОВ ПОЛОЖЕНИЯ  
МАНИПУЛЯТОРА) (AL);  
(РАССОГЛАСОВАНИЕ НАПРАВЛЕНИЙ  
ТЕКУЩЕГО И ЦЕЛЕВОГО ВЕКТОРОВ  
ПОЛОЖЕНИЯ МАНИПУЛЯТОРА) (Дф);  
(ПРИРАЩЕНИЕ ПЕРВОЙ ОБОБЩЕННОЙ  
КООРДИНАТЫ) ( $Aq_1$ );  
(ПРИРАЩЕНИЕ ВТОРОЙ ОБОБЩЕННОЙ  
КООРДИНАТЫ) ( $D_{\langle f \rangle i}$ );  
(ПРИРАЩЕНИЕ ТРЕТЬЕЙ ОБОБЩЕННОЙ  
КООРДИНАТЫ) ( $D_{\#_3}$ );

Исходный состав базового терм-множества, объединяющего возможные значения выбранных лингвистических переменных, должен обеспечивать смысловую ясность и полноту создаваемой системы правил. С точностью до характеристик модальности этому требованию в полной мере отвечает следующая совокупность четырех качественных категорий: {«Нулевое» (Н), «Малое» (М), «Среднее» (С), «Большое» (Б)}. При этом модальность той или иной категории для каждого понятия может быть специфицирована с помощью дополнительных лингвистических оценок таких, как «Положительное» (П) и «Отрицательное» (О).

Простейшая модель нечеткого управления манипулятором строится в виде совокупности трех независимых односвязных контуров, каждый из которых контролирует изменение одной из обобщенных координат. Ее конструктивно-идеологическая основа базируется на естественном предположении о необходимости пропорционального уменьшения приращений обобщенных координат отдельных звеньев по мере приближения текущего положения кинематической цепи к ее заданному пространственному состоянию.

Описание такой модели предполагает одноименное сочетание лингвистических значений входных и выходных переменных, используемых при формировании соответствующих продукций. Возможные варианты построения системы правил связаны с выбором необходимого количества термов из числа их базового набора. Последующая интерпретация сформированного логико-лингвистического описания на уровне его физического смысла обеспечивается за счет сопоставления отдельных термов реальным диапазонам изменения параметров модели управления. Подобная конкретизация осуществляется с помощью функций при-

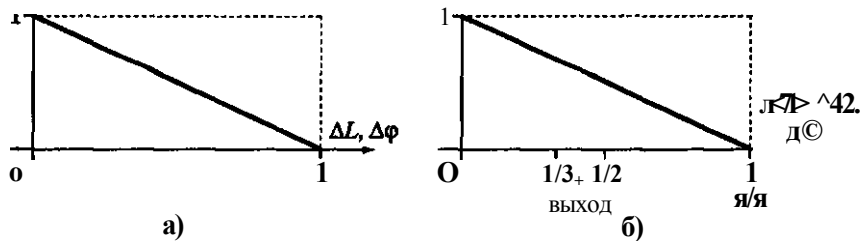


Рис. 4.2. Входные (а) и выходные (б) функции принадлежности модели нечеткого управления манипулятором, построенной с использованием одиночных термов ( $\lambda = 20$  - масштабный коэффициент)

надлежности, задающих достоверность попадания конкретных значений того или иного параметра в некоторую качественную категорию. Расстановка функций принадлежности вдоль осей изменения параметров должна подчиняться определенным правилам, выполнение которых в конечном итоге обеспечивает необходимый характер синтезируемого управления. Так, в частности, результаты проведенных исследований специфики нечеткого логического вывода в односвязных моделях показывают, что выбор наклона функций принадлежности крайних термов выходной лингвистической переменной определяет границы реально достижимого диапазона изменения управляющего параметра от минимального до максимального значений.

В самом элементарном случае логико-лингвистическое описание взаимосвязи входных и выходных параметров модели нечеткого управления манипулятором может формироваться с использованием единственной категории:

- ЕСЛИ Дф есть ПН (ОН), ТО  $Aq_x$  есть ОН (ПН);
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПН (ОН), ТО  $Aq_2$  есть ОН (ПН);
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПН (ОН), ТО  $Aq_3$  есть ОН (ПН).

Интерпретация такого описания на уровне функций принадлежности не допускает многозначных толкований и показана на рис. 4.2.

Построенная модель нечеткого управления манипулятором принципиально не может обеспечить хорошего качества функционирования в силу специфики преобразований, задающих жесткие ограничения на диапазон изменения выходного параметра. Серия проведенных экспериментов полностью подтверждает теоретические заключения о неэффективности упрощенной модели нечеткого управления манипулятором, не позволяющей

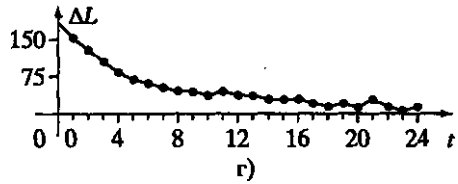
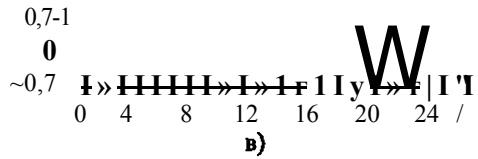
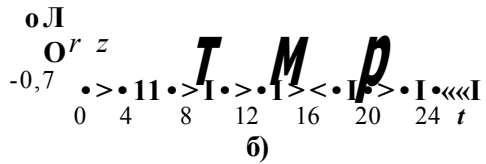
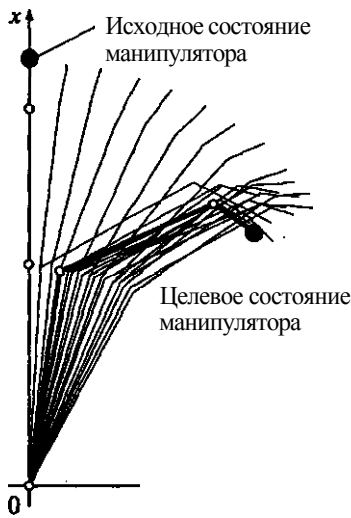


Рис. 4.3. Планирование движений манипулятора на основе модели нечеткого управления с одиночными термами (а), графики изменения приращений обобщенных координат (б, в) и рассогласования его текущего и целевого положений (г)

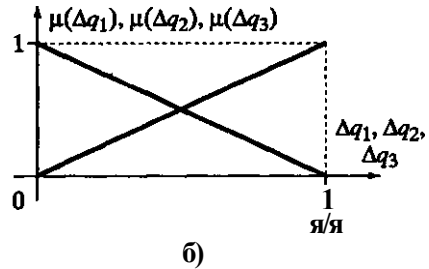
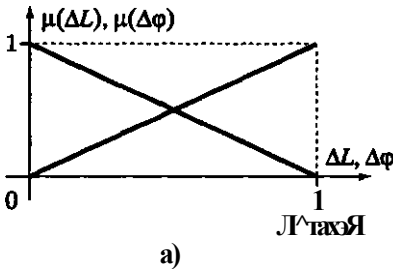


Рис. 4.4. Входные (а) и выходные (б) функции принадлежности модели нечеткого управления манипулятором, построенной с использованием парных термов ( $l = 20$  - масштабный коэффициент)

гарантировать требуемую точность отработки целевых положений (рис. 4.3, а).

Соответствующие зависимости потактового изменения приращений обобщенных координат манипулятора и рассогласования его текущего и целевого положений (рис. 4.3, б, в, г)) иллюстрируют колебательный характер синтезируемого движения.

Следует отметить, что полученные результаты свидетельствуют о правильности общего подхода к организации средств интеллектуального управления целенаправленным движением

плоско-угулярного манипулятора с применением методов нечеткой логики.

Компенсация недостатков упрощенной модели нечеткого управления манипулятором предполагает развитие ее логико-лингвистического описания за счет конкретизации качественных взаимосвязей входных и выходных параметров с помощью дополнительной лингвистической категории:

ЕСЛИ Дф есть ПН (ОН), ТО  $Aq_k$  есть ОН (ПН),

ЕСЛИ Дф есть ПБ (ОБ), ТО  $Ad_l$  есть ОБ (ПБ);

ЕСЛИ  $AL$  есть ПН (ОН), ТО До есть ОН (ПН),

ЕСЛИ  $AL$  есть ПБ (ОБ), ТО До есть ОБ (ПБ);

ЕСЛИ  $AL$  есть ПН (ОН), ТО До есть ОН (ПН),

ЕСЛИ  $AL$  есть ПБ (ОБ), ТО  $Dq_3$  есть ОБ (ПБ).

В данном описании синтезируемой модели нечеткого управления манипулятором каждая лингвистическая переменная может принимать одно из двух своих возможных значений. Интерпретация этих значений с помощью функций принадлежности будет определять эффективность настройки модели на конкретное качество ее функционирования.

Так, произвольное размещение функций принадлежности, выполняемое исключительно исходя из необходимых условий явной и непрерывной классификации диапазонов изменения параметров нечеткой модели (рис. 4.4), не обеспечивает требуемого качества управления манипулятором.

Полученные результаты модельных экспериментов (рис. 4.5) показывают, что движения манипулятора в окрестности заданного целевого положения сохраняют свой колебательный характер.

Оптимальный вариант настройки нечеткой модели управления манипулятором должен выбираться с учетом взаимного соответствия заданной точности позиционирования и минимально допустимых приращений обобщенных координат. Такое соответствие может быть установлено путем обоснованного увеличения крутизны функции принадлежности значений выходных управляющих параметров категории «Нулевое» (рис. 4.6).

Как показывают результаты проведенных экспериментов (рис. 4.7, а)), подобная модификация модели нечеткого управления позволяет устранить колебания манипулятора в окрестности точки его целевого позиционирования.

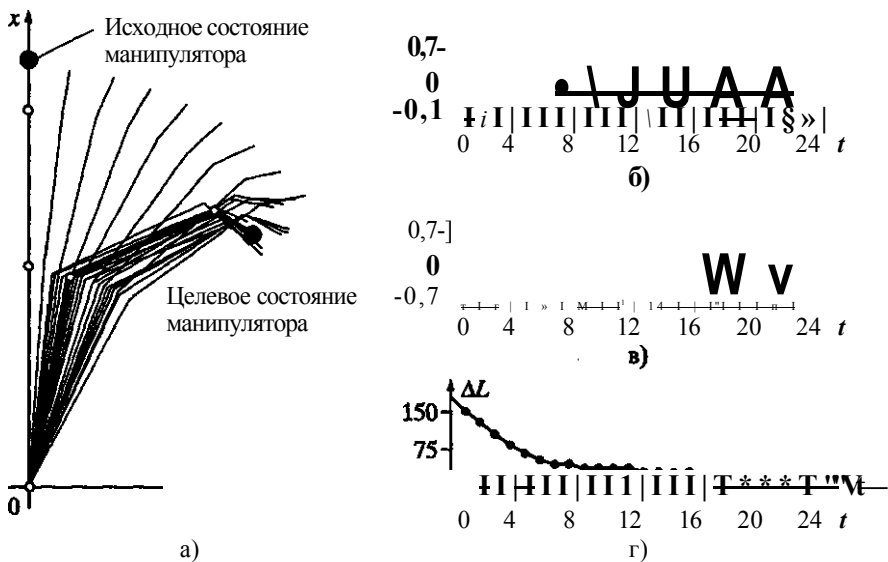


Рис. 4.5. Планирование движений манипулятора на основе модели нечеткого управления с парными термами (а), графики изменения приращений обобщенных координат (б, в) и рассогласования его текущего и целевого положений (г)

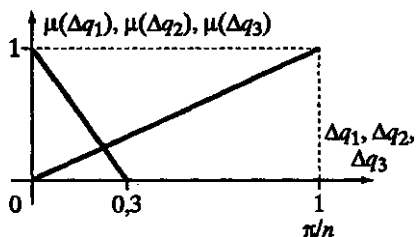


Рис. 4.6. Настройка выходных функций принадлежности модели нечеткого управления манипулятором, построенной с использованием парных термов ( $l = 20$  - масштабный коэффициент)

Соответствующие зависимости изменения приращений обобщенных координат манипулятора, а также рассогласования его текущего и целевого положений, представлены на рис. 4.7, б), в), г).

Дальнейшее наращивание системы правил, связанное с увеличением числа лингвистических категорий для более подробного описания взаимосвязей параметров синтезируемой модели, не приводит к заметному повышению эффективности управления. Так, достаточно показательным примером может служить расширенное описание модели нечеткого управления манипулятором, построенное на основе использования четы-



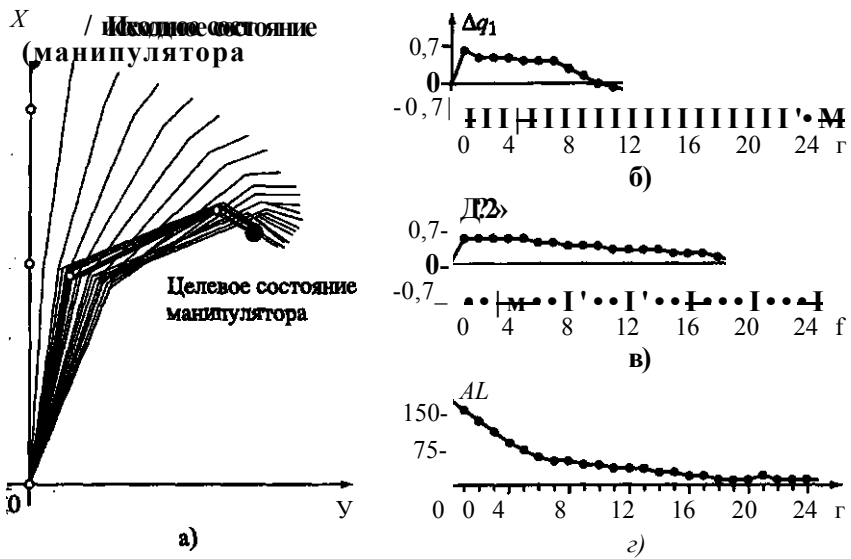


Рис. 4.7. Планирование движений манипулятора на основе модели нечеткого управления с парными термами и оптимальной настройкой соответствующих функций (а), графики изменения приращений обобщенных координат (б), (в) и рассогласования его текущего и целевого положений (г)

рех лингвистических категорий: «Нулевое», «Малое», «Среднее», «Большое»:

- ЕСЛИ  $D_f$  есть ПН (ОН), ТО  $D_?$  есть ОН (ПН),
- ЕСЛИ  $D_f$  есть ПМ (ОМ), ТО  $D_?$  есть ОМ (ПМ),
- ЕСЛИ  $D_f$  есть ПС (ОС), ТО  $D_?$  есть ОС (ПС),
- ЕСЛИ  $D_f$  есть ПБ (ОБ), ТО  $A_{q_x}$  есть ОБ (ПБ),
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПН (ОН), ТО  $D_?$  есть ОН (ПН),
- ЕСЛИ  $tsL$  есть ПМ (ОМ), ТО  $A_{q_2}$  есть ОМ (ПМ),
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПС (ОС), ТО  $\&q_2$  есть ОС (ПС),
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПБ (ОБ), ТО  $\&q_2$  есть ОБ (ПБ),
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПН (ОН), ТО  $D_{q_3}$  есть ОН (ПН),
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПМ (ОМ), ТО  $D_?$  есть ОМ (ПМ),
- ЕСЛИ  $D_?$  есть ПС (ОС), ТО  $D_?$  есть ОС (ПС),
- ЕСЛИ  $AL$  есть ПБ (ОБ), ТО  $D_{q_3}$  есть ОБ (ПБ).

Однако введение дополнительных категорий для уточненной классификации значений параметров модели управления манипу-

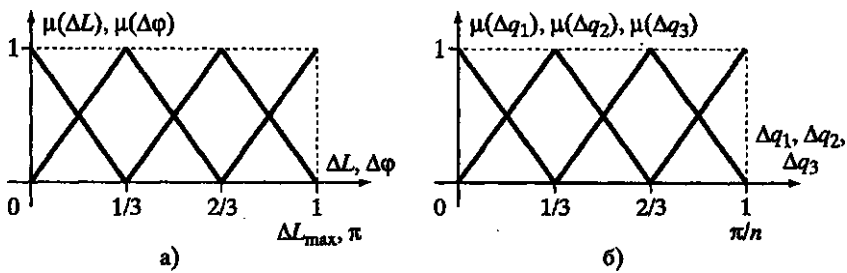


Рис. 4.8. Входные (а) и выходные (б) функции принадлежности модели нечеткого управления манипулятором, построенной с использованием четырехэлементного термножества ( $n = 20$  - масштабный коэффициент)

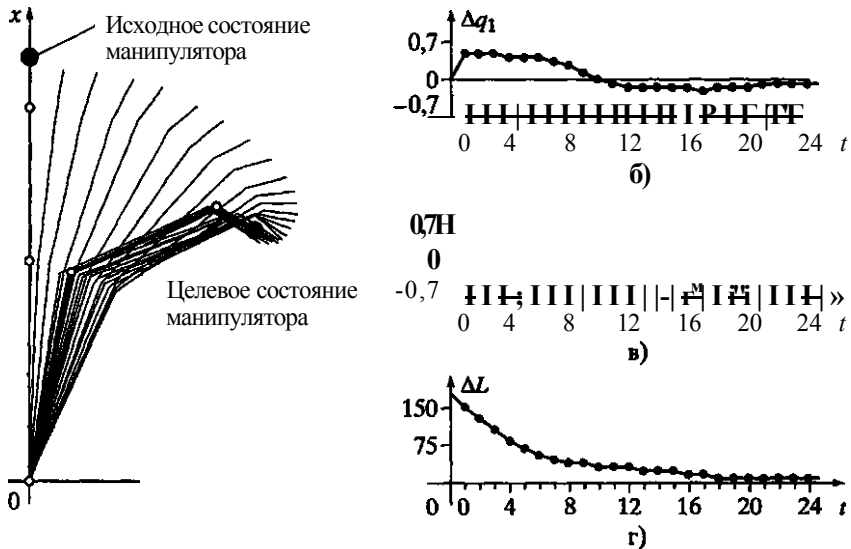


Рис. 4.9. Планирование движений манипулятора на основе модели нечеткого управления с четырехэлементными термножествами (а), графики изменения приращений обобщенных координат (б), (в) и рассогласования его текущего и целевого положений (г)

лятором (рис. 4.8) не оказывает существенного влияния на характер его движений. Результаты соответствующих экспериментов, включая зависимости изменения приращений обобщенных координат манипулятора, а также рассогласования его текущего и целевого положений, представлены на рис. 4.9.

Опыт, накопленный в ходе проведенных исследований, может служить объективной фактической основой для оценки преимуществ и перспектив применения методов нечеткой логики

для решения задач управления манипуляционными роботами и другими сложными механическими системами.

Обобщение полученных результатов позволяет сформулировать ряд принципиально важных *выводов*:

- аппарат теории нечетких множеств и построенная на ее основе логика обуславливают возможность формирования простых и функционально эффективных моделей для управления движением манипуляционных роботов, в том числе и с избыточной кинематической структурой;

- обеспечение требуемого качества функционирования и компактности создаваемых моделей нечеткого управления предполагает необходимость их предварительной настройки, выполнение которой должно осуществляться не только исходя из глубокого понимания смысловой постановки решаемой задачи, но и с учетом специфики и характера механизма логических преобразований;

- предложенный подход к построению моделей нечеткого управления манипуляционными роботами на основе независимых односвязных контуров регулирования отдельных обобщенных координат кинематической цепи на практике доказал свою работоспособность и может применяться для более сложных конструктивных схем.

#### 4.2. Использование методов нечеткой логики для управления манипуляционными роботами в среде с препятствиями

Специфика задач управления автономными роботами, предназначенными для применения в экстремальных условиях, определяется целым набором различных факторов, главный из которых связан с неполнотой и/или нечеткостью исходной информации. Эта особенность обусловлена случайным характером изменений среды и условий функционирования робота. Контроль за внешней ситуацией и теми возмущениями, которые испытывает робот в процессе своей работы, осуществляется датчиками осязания, вносящими дополнительную неопределенность за счет погрешности измерений. При этом система управления робота должна обладать развитыми интеллектуальными и адаптивными возможностями для выполнения требуемых операций с заданными показателями качества.

Так, например, непредсказуемые вариации геометрии рабочей сцены при внезапном появлении посторонних объектов в зоне функционирования робота приводят к необходимости опера-

## ПОДСИСТЕМА ЦЕЛЕУКАЗАНИЯ



Рис. 4.10. Обобщенная структура системы интеллектуального управления манипуляционным роботом

тивной оценки сложившейся ситуации в целях ответного формирования адекватных управляющих реакций.

Следует отметить, что разработка средств и методов управления целесообразным поведением манипуляционных роботов в условиях изменяющейся сцены представляет большую актуальность как с точки зрения очевидных, так и ряда в некотором смысле близких к ним практических приложений, включая, например, выбор тактики безопасного полета и маневров летательных аппаратов. Один из наиболее перспективных путей решения поставленной задачи связан с развитием принципов интеллектуального управления на основе современных технологий обработки знаний. Подобная постановка предполагает создание иерархической управляющей структуры (рис. 4.10), верхний уровень которой должен отвечать за своевременную выдачу целеуказаний, реализуемых на нижнем. Такая схема построения системы управления не только отражает естественное разделение интеллектуальных и исполнительных функций, но и открывает возможность их максимально эффективного воплощения наиболее подходящими средствами.

В этом плане особый интерес представляет разработка подсистемы целеуказания, назначение которой в данном случае ограничивается выбором величин и направлений командных перемещений манипулятора исходя из условий предотвращения столкновений с подвижными объектами внешней среды. При этом процедура принятия решений, запускаемая по результатам предварительной оценки текущей ситуации, должна обеспечивать возможность оперативной обработки соответствующих знаний и может быть построена с привлечением методов и технологий нечеткой логики. В свою очередь управление движением манипулятора с учетом задаваемых величин и направлений его командных перемещений может осуществляться как известными методами (подробное изложение которых приведено в обширной отечественной и зарубежной литературе; см. 1-5), так и основанными на использовании современных интеллектуальных технологий.

В состав подсистемы внешнего очувствления, замыкающей контур интеллектуального управления роботом, включаются различные типы датчиков, которые, дополняя друг друга по возможностям сбора сенсорной информации, позволяют с некоторой точностью установить параметры состояния внешней среды и происходящих в ней изменений. Так, например, комплексное оснащение робота средствами технического зрения, лазерными и ультразвуковыми дальномерами обеспечивает надежную идентификацию текущего положения как стационарных, так и подвижных объектов в зоне его функционирования. Соответствующие погрешности измерений являются неустранимым фактором, компенсация которого должна обеспечиваться за счет интеллектуальных функций системы управления.

Дальнейшая детализация создаваемой системы интеллектуального управления манипуляционными роботами требует строгой ориентации на некоторый конкретный тип кинематической структуры, специфика которой так или иначе должна найти свое отражение в реализации необходимого программно-алгоритмического обеспечения, а также при формировании базы знаний.

Без всякой потери целостности развиваемого подхода его практическая реализация может быть проведена на примере обобщенной модели прямоугольно-координатных роботов, выбор которой в качестве прикладного объекта исследований диктуется чисто прагматическими соображениями.

Этот класс электромеханических манипуляционных роботов, обладающих хорошими эксплуатационными характеристиками, является достаточно широко распространенным в различных типах практических применений - от автоматизации высокоточных

сборочных процессов («MAST CHI.10 - CHI.16» (Италия), «PRAGMA A 3000» (Германия), «Micro Robot 88-4L» (Япония)) и погрузочно-разгрузочных операций («Электроника НЦТМ-01» (СССР)), до использования в учебном процессе при подготовке специалистов соответствующего профиля («УРТК-РОБАС» (Россия)). Кроме того, при размещении на мобильной платформе с колесным или гусеничным ходом роботы подобной конструкции могут обеспечить выполнение различных операций специального характера в экстремальных условиях.

Важнейшим достоинством прямоугольно-координатных роботов является простота их кинематической схемы, обладающей тремя основными степенями подвижности, каждая из которых обеспечивает возможность линейного перемещения вдоль одной из осей декартова пространства. Такое конструктивное решение обуславливает взаимнооднозначное соответствие обобщенных и декартовых координат манипулятора, что позволяет синтезировать эффективные алгоритмы управления движением робота.

Так, например, в основу алгоритма управления прямоугольно-координатным роботом может быть положена процедура разложения вектора командных перемещений эффектора по отдельным степеням подвижности кинематической цепи. Определение приращений обобщенных координат манипулятора осуществляется с использованием элементарных соотношений и не требует больших вычислительных затрат:

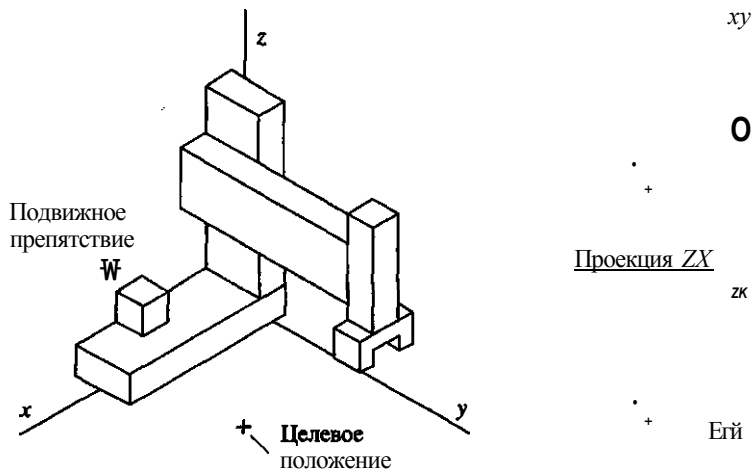
$$Aq_r = x_K - x_T = V \cos(\varphi) = V_r,$$

$$Aq_3 = z_K - z_T = V \cos(\rho) = V_r,$$

где  $Aq_2, Aq_3$  - приращения обобщенных координат манипулятора;  $x_m, y_m, z_T$  - координаты текущего положения эффектора;  $y_{K9}, z_K$  - координаты вектора командного перемещения эффектора;  $V$  - величина командного перемещения эффектора;  $\varphi, \rho$  - направляющие косинусы вектора командного перемещения эффектора.

Очевидно, что соответствующие команды целеуказаний по перемещению манипулятора в тех или иных направлениях должны формироваться исходя из анализа конкретных реалий с учетом возможной противоречивости возникающих ситуаций и исходных задач управления. Принятие необходимых решений, определяющих эффективность функционирования робота, может быть основано на принципах обоснованной смены текущих целей управления в зависимости от изменения внешней обстановки.

Ярким примером, наглядно иллюстрирующим преимущества такого подхода, является организация перемещений манипуляци-



Схват:  $X = 20$   $Y = 118$   $Z = 40$       Препятствие:  $X = 130$   $Y = 50$   $Z = 90$

Рис. 4.11. Моделирование целенаправленных перемещений интеллектуального робота с уклонением от подвижного препятствия

онного робота в заданное целевое положение с уклонением от точечного объекта, движущегося случайным образом (рис. 4.11).

В этом случае удаленность робота по отношению к подвижному препятствию будет выступать в качестве главного критерия, определяющего выбор оптимальной линии целесообразного поведения:

- целенаправленного перемещения при отсутствии угрозы столкновения с препятствием;
- уклонения от препятствия при появлении угрозы столкновения.

Содержательность рассматриваемой постановки предполагает равенство диапазонов скоростей перемещения робота и подвижного препятствия. При этом, если командные величины целенаправленных перемещений манипулятора могут иметь постоянное значение, определяемое заданной скоростью его движения, то величина уклонения должна возрастать до некоторого максимума по мере сокращения расстояния до препятствия. Реализация функций интеллектуального управления роботом при наличии нечеткой информации о текущем состоянии внешней среды обуславливает необходимость разработки развитой системы знаний, регламентирующих целесообразные формы поведения на логико-лингвистическом уровне их описания.

$$X_m > Y_{m-1} <$$

**Эг**

Подвиж  
препятствие **В**  $X_{iy}U_{II}$

Целевое  
положение **С**  $*_{1r} U_{ii}$

Рис. 4.12. Задача целенаправленного перемещения манипулятора с уклонением от подвижного препятствия на плоскости

Наиболее простой случай, позволяющий отработать принципы формирования логико-лингвистических моделей поведения прямоугольно-координатного робота в режиме уклонения от подвижного препятствия, связан с рассмотрением двумерной задачи (рис. 4.12). Ее главной отличительной особенностью служит ограниченность пространства возможных перемещений манипулятора и препятствия двумя координатными осями, образующими общую плоскость. Создаваемая логико-лингвистическая модель должна обеспечивать качественное описание взаимосвязи векторов командных перемещений манипулятора и относительного положения подвижного препятствия исходя из условий предотвращения столкновений.

Переходя от векторов к их проекциям на оси базовой системы координат, совокупности введенных таким образом представлений можем поставить в соответствие одноименные лингвистические переменные:

(ПРОДОЛЬНАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ КОМАНДНОГО  
ПЕРЕМЕЩЕНИЯ МАНИПУЛЯТОРА) ( $I_Q$ ),  
(ПОПЕРЕЧНАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ КОМАНДНОГО  
ПЕРЕМЕЩЕНИЯ МАНИПУЛЯТОРА) ( $V_v$ ),  
(ПРОДОЛЬНАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ ВЕКТОРА  
ОТНОСИТЕЛЬНОГО ПОЛОЖЕНИЯ  
ПОДВИЖНОГО ПРЕПЯТСТВИЯ) ( $D_v$ ),  
(ПОПЕРЕЧНАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ ВЕКТОРА  
ОТНОСИТЕЛЬНОГО ПОЛОЖЕНИЯ  
ПОДВИЖНОГО ПРЕПЯТСТВИЯ) ( $D_v$ ).



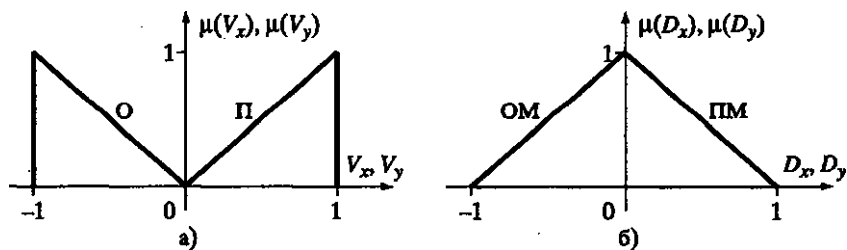


Рис. 4.13. Функции принадлежности лингвистических переменных, характеризующих величину составляющих командного перемещения манипулятора (а) и относительного положения (б)

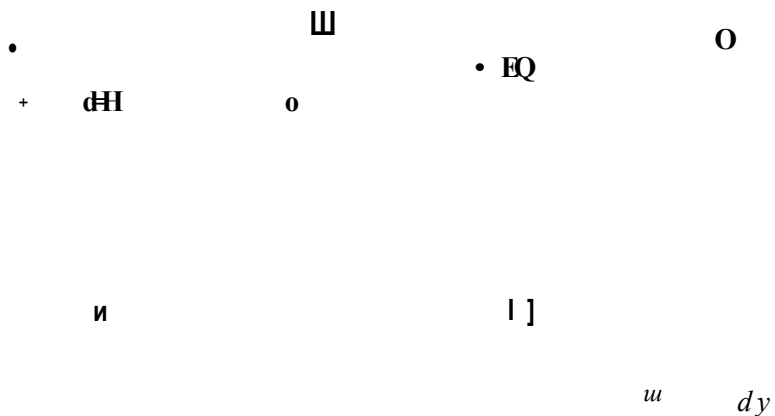
Минимальный набор значений лингвистических переменных определяется общей логикой решаемой задачи и включает категории «Положительная» (П) и «Отрицательная» (О) - для составляющих командного перемещения манипулятора ( $V_x, V_y$ ), а также категорию «Малая» (М) с двумя типами оценок модальности - «Положительной» (П) и «Отрицательной» (О) - для составляющих относительного положения подвижного препятствия ( $D_x, D_y$ ).

Интерпретация термов отдельных лингвистических переменных осуществляется с помощью функций принадлежности, позволяющих указать нормированные диапазоны изменения реальных физических параметров (рис. 4.13).

Многообразие возможных относительных состояний манипулятора и подвижного препятствия обуславливает необходимость предусмотрения нескольких принципиально различных вариантов предотвращения столкновений. Выбор наилучшей альтернативы, проводимый на основе предварительного анализа текущей ситуации, предполагает подключение соответствующей лингвистической модели, ориентированной на использование методов нечеткой логики для определения величины командного перемещения манипулятора вдоль определенного направления при уклонении от препятствия:

- {Преданализ} ЕСЛИ ( $y_n < y_T - L$ ), ТО
- {Преданализ} ЕСЛИ ( $*_T = *_T_{max}$ ) И ( $y_T = j > 0$ ) ТО
- {1} ЕСЛИ  $D_j$  есть ПМ И  $O$  есть ПМ, ТО Учеть О,
- {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ ( $x_T = j : T_{max}$ ) И ( $y_T * y_0$ ), ТО
- {2} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ И  $O$  есть ПМ, ТО Учеть П,
- {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ ( $j_c = j_c_0$ ) И ( $y_T = y_0$ ), ТО

- {3} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ И Осеть ПМ, ТО  $V_x$  есть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $(x_T = x_0)$  И  $(y, *; y_0)$  ТО
- {4} ЕСЛИ  $\$$ , есть ОМ И Осеть ПМ, ТО  $V_y$  есть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $(x_T * x_{\text{таx}})$  И  $(x_T * x_0)$  И  
 (Л\*У<sub>0</sub>) ТО
- {5} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ И Осеть ПМ, ТО  $V_x$  есть П;  
 {6} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ И Осеть ПМ, ТО Учеть О;  
 {Преданализ} ЕСЛИ  $(y_T - L < y_n < y_u)$ , ТО  
 {Преданализ} ЕСЛИ  $(y_T - L < y_u < y_0)$  И  $(x_T = x_{\text{max}})$ , ТО
- {7} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ, ТО Учеть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ  
 ЕСЛИ  $(y_T - L < y_n < y_0)$  И  $(x_T = x_0)$ , ТО
- {8} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ, ТО  $V_y$  есть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $C_{y_0} < \underline{y}_n < y_T$  И  
 $(x, = x_{\text{таx}})$ , ТО
- {9} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ, ТО  $\text{есть О}$ ,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $C_{y_0} < y_b < y_T$  И  $(x_T = x_0)$ , ТО
- {10} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ, ТО  $У$ , есть О,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ  
 ЕСЛИ  $((y_T - L < y_n < y_0)$  ИЛИ  $(y_0 < y_u < y_m))$   
 И  $(x_T * x_{\text{таx}})$  И  $(x_m * x_0)$ , ТО
- {11} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ, ТО  $V$ , есть П;  
 {12} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ, ТО Учеть О,  
 {Преданализ} ЕСЛИ  $(y_e > y_m)$ , ТО  
 {Преданализ} ЕСЛИ  $(x_T = x_0)$  И  $(y_T = y_m J)$ , ТО
- {13} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ И  $D_y$  есть ОМ, ТО  $V_x$  есть О,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $(x_T = x_{\text{ма}})$  И  $(y_T * y_{\text{таx}})$ , ТО
- {14} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ И  $D_y$  есть ОМ, ТО  $V_y$  есть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $(x_T = x_0)$  И  $(y_T = ; y_{\text{таx}})$ , ТО
- {15} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ И  $D_y$  есть ОМ, ТО  $V_x$  есть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ ЕСЛИ  $(x_T = x_0)$  И  $(y_T * y_{\text{таx}})$ , ТО
- {16} ЕСЛИ Осеть ОМ И  $D_y$  есть ОМ, ТО  $V_y$  есть П,  
 {Преданализ} ИНАЧЕ  
 ЕСЛИ  $(*_{T} **_{m} J$  И  $(x_T * x_0)$  И  $(y_T * y_m J)$ , ТО



**Рис. 4.14.** Интеллектуальное управление целенаправленным перемещением манипулятора с уклонением от подвижного препятствия

{17} ЕСЛИ  $D_x$  есть ПМ И  $D_y$  есть ОМ, ТО     есть П;

{18} ЕСЛИ  $D_x$  есть ОМ И  $D_y$  есть ОМ, ТО     есть О.

**Сформированная система знаний построена на основе допущения о случайном характере перемещения подвижного препятствия с неубывающим изменением параметров положения вдоль поперечной оси координат.**

**Соответствующий механизм нечеткого логического вывода, обеспечивающий обработку лингвистических моделей поведения робота при уклонении от подвижного препятствия, может быть построен традиционным образом на основе отыскания «центра тяжести» композиции «*MAX-MIN*».**

**Проведенная серия модельных экспериментов полностью подтвердила эффективность развиваемого подхода к построению интеллектуальной системы управления роботом, функционирующим в условиях непредсказуемых изменений внешней среды. Разработанная база знаний, описывающих сложные модели вариативного поведения робота на уровне продукционных правил и логико-лингвистических моделей, позволяет обеспечить надежное выполнение требуемых функций по уклонению от подвижного препятствия при перемещении в заданное целевое положение (рис. 4.14). В качестве примера на**



дача, т.е. выбирается стратегия выполнения задания и формируется последовательность необходимых действий;

<sup>1</sup> • *тактический* - уровень, на котором элементарные действия, сформированные вышележащей ступенью иерархической системы, распределяются по отдельным степеням подвижности робота;

• *исполнительный (приводной)* - уровень, на котором осуществляются заданные движения отдельных степеней.

Любой робот имеет, как минимум, два нижних уровня управления: тактический - для генерирования траекторий по отдельным степеням подвижности, обеспечивающих требуемое функциональное движение, и исполнительный, который реализует это движение с помощью приводов в отдельных степенях подвижности.

Работа каждого из уровней требует больших вычислительных скоростей, так как когда идет разговор об управлении роботом, конечно, подразумевается управление им в реальном времени. Тем более высоких скоростей, когда зачастую приходится решать задачи управления движением роботом в среде с динамическими, т.е. движущимися, препятствиями.

Также все чаще встает вопрос об интеллектуализации роботов, т.е. наделении систем управления роботов способностями приспосабливаться к условиям внешней среды и самостоятельно решать такие задачи, как планирование своего поведения, определение безопасного маршрута перемещения среди различных препятствий, принятие решений о направлении наиболее целесообразного движения и т.п.

Одним из возможных подходов, используемых для решения всей совокупности задач управления роботами, стал подход, базирующийся на применении нейросетевых технологий.

Информационно-измерительный уровень

Стратегический уровень

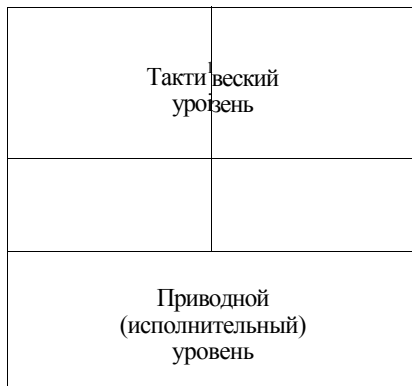


Рис. 4.16. Модель иерархической СУ роботом

Обладая высоким быстродействием и относительной простотой реализации, эти технологии послужили базой для развития алгоритмов управления роботами на всех уровнях иерархии процессов управления: от уровня управления приводами звеньев робота до уровня планирования поведения.

Также, будучи по своей сути примитивным подобием психических механизмов, лежащих в основе интеллектуальной деятельности человека, нейросетевые методы являются логичной базой для реализации алгоритмов, придающих роботам различные интеллектуальные свойства.

### Планирование траектории движения манипулятора робота в свободной среде

Задачи планирования траектории движения принято относить к задачам тактического уровня управления. Ставятся они обычно в следующем виде: существует начальная точка, в которой манипулятор находится до начала движения, существует конечная точка - та, в которую робот должен переместиться после окончания движения. Перемещение должно быть осуществлено за конечное время или же должен быть за конечное время выдан ответ, резюмирующий стратегическому уровню управления невозможность совершения запрошенного действия. Также на задачи планирования траектории обычно накладываются дополнительные ограничения, например, минимизация затраченного времени, минимизация энергетических затрат, уход от препятствий, находящихся в рабочей зоне движения, и т.д.

Традиционный способ синтеза движений манипулятора, реализуемый в системах управления промышленных роботов, основан на интерполяции решений обратной кинематической задачи (ОЗК) [4.4] для ряда узловых точек, которые определяют характер траектории пространственного перемещения захватного устройства робота. При этом решать обратную задачу кинематики можно двояко: во-первых, аналитическими методами, во-вторых, методами численными.

К достоинствам алгоритмов планирования движения манипуляционных роботов, основанных на решении ОЗК, следует отнести их относительную простоту, математическую наглядность, универсальность, легкую настраиваемость и реализуемость численных методов планирования, потенциальную возможность применения в условиях изменяющейся среды и т.д. Но при использовании аналитического решения ОЗК для них характерны (особенно когда речь идет о многосвязных манипуляционных роботах), во-первых, большой объем вычислений, во-вторых, неод-

нозначность при определении  
каждых параметров точки  
планируемой траектории в  
случае избыточности конст-  
рукции манипулятора.

Все это послужило причи-  
ной активного использования  
в задачах планирования траек-  
тории движения манипуляци-  
онных роботов методов, бази-  
рующихся на совокупности  
технологий: классической,  
упомянутой выше, и нейросе-  
тевой.

Суть данного метода заключается в минимизации величины  
рассогласования между декартовыми координатами целевой точ-  
ки  $(x_{iv}, y_{iv}, z_4)$  и схвата манипулятора  $(x, y, z)$ .

При функционировании робота (рис. 4.17), как правило, изме-  
ряются не абсолютные координаты  $(x, y, z)$  его захвата (посколь-  
ку для этого требуется внешняя система очувствления, которая в  
большинстве существующих систем отсутствует), а обобщенные  
координаты  $(q_1, \dots, q_n)$  отдельных звеньев робота, которые в каж-  
дый момент времени поступают с встроенных датчиков робота и  
характеризуют положение звеньев относительно друг друга.  
Но при этом целевая точка для манипулятора обычно задается  
в абсолютных координатах, поэтому для того чтобы оценить,  
насколько манипулятор далек от нее, необходимо решить  
прямую задачу кинематики (ПЗК) [4.4] - задачу по преобразова-  
нию обобщенных координат манипулятора  $(q_1, \dots, q_n)$  в абсолют-  
ные  $(x, y, z)$ .

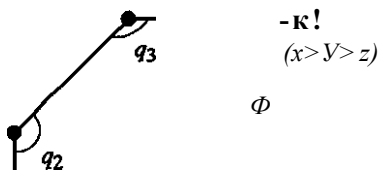
Формально решение этой задачи записывается как

$$y = F_y(q_1, \dots, q_n), \tag{4.1}$$

$$z = F_z(q_1, \dots, q_n).$$

где  $F_x, F_y, F_z$  - нелинейные функции, преобразующие одни коор-  
динаты в другие и зависящие от конструкции манипулятора [4.3].

После решения ПЗК, т.е. нахождения декартовых координат  
захвата манипулятора, составляется функция рассогласования  
(также называемая функцией ошибки), которая впоследствии  
подлежит минимизации. И об этом следует поговорить отдельно.  
Функция рассогласования очевидно зависит от следующих вели-  
чин: во-первых, от координат целевой точки  $(x_{iv}, y_{iv}, z_{iv})$ , во-вто-



Л \*

Рис. 4.17. Манипуляционный робот

рых, от текущих координат схвата робота  $(x, y, z)$  и, как следствие, от обобщенных координат робота  $\dots, q_n$ .

Формирование функции рассогласования происходит таким образом, чтобы численное значение этой функции максимально адекватно характеризовало удаленность робота от целевой точки. В связи с этим обычно используется функция либо рассогласования в виде линейного отклонения:

$$H(q_{19}, \dots, q_n; X_i, y_v, z_n) = |x_i - x^*| + |y_v - y| + |z_n - z| \quad (4.2a)$$

либо рассогласования в виде квадратичного отклонения:

$$H(q_{19}, \dots, q_n; x_{ii}, y_{ii}, z_{ix}) = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2 \quad (4.26)$$

Далее будет использоваться преимущественно функция рассогласования в виде (4.26) как наиболее удобная в рамках ниже предложенных решений. Коэффициенты 0.5 введены в (4.26) для того, чтобы частные производные функции  $H$  по величинам  $x, y, z$  (которые будут весьма активно использоваться далее) приобрели максимально простой вид:

$$\frac{\partial H}{\partial x} = x, \quad \frac{\partial H}{\partial y} = y, \quad \frac{\partial H}{\partial z} = z \quad (4.3)$$

При использовании градиентного метода для минимизации функций используется информация об их градиенте:

$$\text{grad} H = \left( \frac{\partial H}{\partial q_1}, \dots, \frac{\partial H}{\partial q_n}, \frac{\partial H}{\partial x_1}, \frac{\partial H}{\partial y_1}, \frac{\partial H}{\partial z_1} \right) \quad (4.4)$$

Каждая компонента вектора градиента является частной производной функции ошибки по соответствующей обобщенной координате и дает информацию о том, насколько сильно нужно изменять эту координату для минимизации значения самой функции.

Конкретизируем относительно решаемой задачи: каким образом (в каком направлении и насколько) необходимо перемещать звенья робота для того, чтобы вывести его в заданную точку.



ку. Величины, на которые необходимо переместить каждое из звеньев робота, определяются как

$$A\partial, =-C- \frac{\dot{Y}n^x_u' Уц' r_{ц}}{\quad} \quad (4.5)$$

где вторым множителем является соответствующий элемент вектора градиента, а первым - константа, отражающая физическую связь между величинами компонент вектора градиента и величинами реальных приращений положений звеньев робота за один такт работы алгоритма. Знак минус соответствует направлению, двигаясь по которому, соответствующее звено стремится к положению, характеризующему меньшей величиной функции ошибки. Здесь и далее величины  $dq_i$  будем называть компонентами вектора модифицированного антиградиента:

$$\text{Э} e = - c v w . \quad (4.6)$$

Так как системы управления роботами - дискретны, то для повышения точности работы градиентного метода необходимо максимально уменьшить шаг работы алгоритма, т.е. максимально уменьшить константу  $C$ . Но задача вычисления в каждый момент времени градиента функции ошибки требует больших вычислительных затрат, поэтому и возникает необходимость прибегнуть к помощи нейросетевых алгоритмов.

Параллелизм функционирования нейросетевых структур и использование хорошо разработанного метода обратного распространения ошибки [4.1] позволяют обеспечить значительное ускорение процедуры вычисления вектора градиента. А это, в свою очередь, дает повышение не только скорости, но и точности работы градиентного метода, о чем уже было сказано выше.

Для вычисления вектора градиента с помощью НС необходимо предварительно обучить ее на решение ПЗК, т.е. на определение координат эффектора манипулятора по обобщенным координатам звеньев, что не представляет больших сложностей даже для манипуляторов весьма сложной конфигурации.

НС, предназначенная для решения прямой задачи кинематики, должна иметь  $n$  входов (по числу степеней подвижности манипулятора) и 3 выхода (число декартовых координат, описывающих положение захватного устройства без учета его ориентации в трехмерном пространстве). Обученная НС должна функционировать таким образом, чтобы при подаче на ее входы текущих

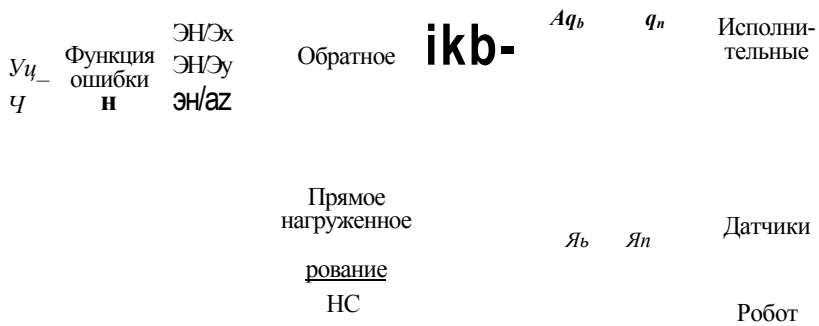


Рис. 4.18. Структура нейросетевой системы управления

обобщенных координат звеньев манипулятора, на выходе, в результате функционирования, появились текущие координаты схвата манипулятора.

Обучение НС осуществляется с помощью изменения весовых коэффициентов связи и параметров нейронов.

Пример использования обученной НС в системе управления роботом изображен на рис. 4.18. Здесь НС лишь условно разделена на сети, реализующие прямое и обратное распространение сигнала: физически это одна структура. В ходе прямого распространения сигнала НС преобразует обобщенные координаты звеньев робота  $0ft, \dots, q_n$  в соответствующие им декартовы координаты эффектора  $(x, y, z)$ , на основании которых (4.26) и вычисляется текущее значение функции ошибки. Также при прямом распространении сигнала вычисляются и запоминаются частные производные выходных значений каждого нейрона по его входам  $\partial/\partial$  для последующего использования в процедуре обратного распространения сигнала, при этом, в отличие от канонического варианта, не вычисляются частные производные по параметрам самой НС.

Для реализации процедуры обратного распространения сигнала на выходы НС (входы обратного распространения сигнала) подаются частные производные функции ошибки по текущим декартовым координатам схвата

$$\frac{\partial L}{\partial a} \Gamma, \quad \frac{\partial L}{\partial y} \sim \frac{\partial L}{\partial z} \Gamma, \quad \frac{\partial L}{\partial \Gamma} \Gamma, \quad \left( \frac{\partial L}{\partial \Gamma} \right)$$

которые в случае использования функции рассогласования в виде (4.26) принимают вид:

$$*обр - M - x \quad *цели \rightarrow Xобр \quad Y \quad U_{цели} \quad Z_{обр} \quad Z \quad Z_{цели}^0 \quad (4.8)$$

187

являя собой разницу между текущими и целевыми координатами.

После обратного функционирования НС на ее входах (выходах обратного распространения) формируется вектор градиента (4.4), который и определяет в соответствии с (4.5) величины изменения обобщенных координат для движения по направлению к цели.

Для наглядности изложения рассмотрим пример управления движением плоского двухзвенного манипуляционного робота на базе НС. Длины звеньев равны  $l_1 = 1$  и  $l_2 = 1$ . У манипулятора есть ограничение на изменение обобщенных координат в следующих диапазонах:

$$\begin{matrix} \text{Л} & \cdot & \wedge_K \\ \sim 2 & 91 & 2' \end{matrix}$$

Сформируем обучающую выборку для обучения НС на прямую задачу кинематики для всех возможных состояний обобщенных координат с шагом  $\Delta/30$  и вычислим аналитически соответствующие декартовы координаты положения схвата по формуле

$$x = \sin(q_1) + \sin(q_1 + q_2), \quad y = \cos(q_1) + \cos(q_1 + q_2).$$

В рассматриваемом примере НС имеет два входа, на которые подаются текущие обобщенные координаты  $q_x$  и  $q_y$ , два выхода, соответствующие декартовым координатам положения схвата  $x$  и  $y$ , 20 нейронов в скрытом слое. После обучения НС может решать прямую задачу кинематики для данного робота. Результаты обучения можно представить в виде поверхностей, реализуемых НС на первом (для координаты  $x$  см. на рис. 4.19, а), и втором (для координаты  $y$  см. на рис. 4.19, б)) выходах.

По полученным поверхностям (рис. 4.19) при обратном распространении сигнала сеть способна вычислить вектор антиградиента в каждой текущей точке ( $\nabla$ ) описанный формулой 4.4 и указывающий направления изменения обобщенных координат для достижения целевой точки. Допустим, начальное положение робота соответствует  $q_x = 0$ ,  $q_y = 0$ , и требуется перевести захват в точку  $*_{цели} = 1,7$ ,  $U_{цели} = 0,2$ . Результат управ-

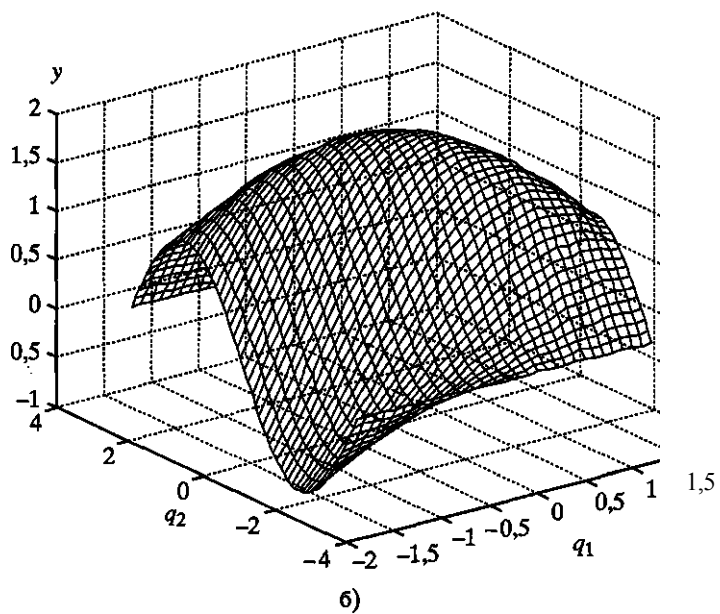
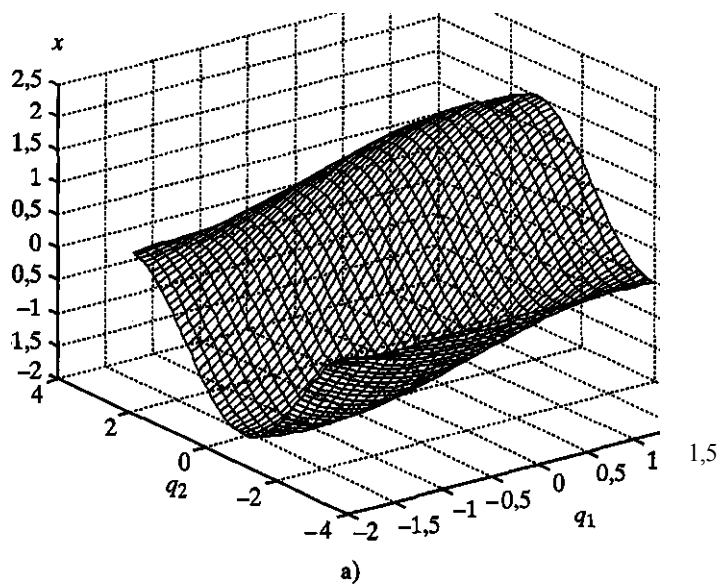


Рис. 4.19. Результаты обучения НС на ПЗК двухзвенного манипуляционного робота: а) для координаты  $x$ ; б) для координаты  $y$

ления движением манипулятором робота на основании НС приведен на рис. 4.20.

Высокая скорость функционирования НС, как уже отмечалось выше, позволяет использовать ее для управления объектами, работающими в режиме реального времени, поскольку применение такой архитектуры позволяет сократить время расчета закона управления робота столь значимо, что делает вполне возможным применение даже столь времяемкого алгоритма.

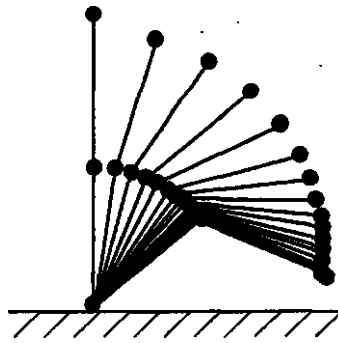


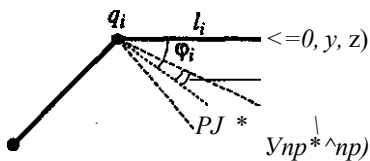
Рис. 4.20. Движение манипулятора в свободной среде

### Управление манипулятором робота в среде с препятствиями

Подход, приведенный выше в предыдущем, зарекомендовал себя вполне работоспособным. Но, зачастую, встречаются ситуации, когда рабочая зона робота не является свободной - в ней могут находиться как статические препятствия - в виде разнообразных предметов, ограничивающих зону действия робота, так и динамические - в виде, например, механизмов и машин, которые также осуществляют какие-то действия над объектом манипулирования робота или в одном рабочем пространстве с ним. Подобные ситуации, не будучи редки в промышленности, еще более часто встречаются в военных применениях. К сожалению, градиентный метод в чистом виде неприменим в таких ситуациях. В связи с чем разработаны несколько его модификаций.

*Аддитивная штрафная функция.* При наличии в рабочей зоне манипулятора препятствия необходимо избежать столкновения с ним и определить траекторию его обхода. Для этого к модифицированному вектору антиградиента (4.6) добавляется вектор штрафа, который препятствует такому движению манипулятора, которое может привести к столкновению с препятствием:

$$\vec{\gamma} = \vec{FMx}^{\wedge} \quad (4.9)$$



Каждая из компонент штрафного вектора  $J$  отвечает за составляющую, которая добавляется к компоненте модифицированного вектора антиградиента соответствующей степени робота. Каждая из функций  $F_j$  зависит от текущих обобщенных координат робота  $(q_1, \dots, q_n)$  и декартовых координат препятствия  $(x_{np}^*, y_{np}^*, z_{np}^*)$ .

Рис. 4.21. Манипуляционный робот с препятствием в рабочей зоне

Функция штрафа  $F$ , отражает ограничения, накладываемые препятствием на движение  $i$ -ой степени манипулятора.

Составлять ее можно различным путем, но одним из наиболее удачных вариантов является функция, составленная следующим образом:

$$F_i = \begin{cases} 0, & \Phi > \Phi_{кр} \\ \sqrt{1 - \frac{\Phi - \Phi_{кр}}{\Phi_{кр}}} & \text{иначе} \end{cases} \quad (4.10)$$

где (см. рис. 4.21)  $\Phi$  - угол между  $i$ -м звеном манипулятора и направлением на препятствие;  $\Phi_{кр}$  - минимально допустимый угол

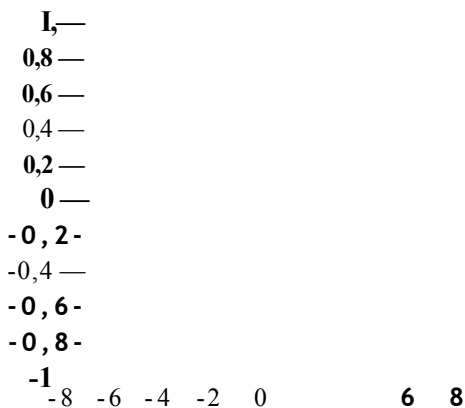


Рис. 4.22. Общий вид функции штрафа

между  $i$ -м звеном манипулятора и направлением на препятствие, при котором функция штрафа еще тождественно равна нулю;  $r$  - расстояние от основания  $i$ -го звена манипулятора до препятствия;  $l_i$  - длина  $i$ -го звена манипулятора;  $V_i$  - эмпирически определяемая константа, отвечающая за степень влияния функции штрафа на движение соответствующего звена: если это значение будет мало - при достаточно большой составляющей вектора модифицированного антиградиента по соответствующей степени подвижности (4.5), столкновения избежать не удастся; если значение будет излишне велико - за пределами досягаемости робота окажутся несколько точек рабочей зоны, которые для манипулятора принципиально достижимы.

Общий вид функции штрафа отражен на рис. 4.22. Функция штрафа, сформированная предложенным образом, позволяет «соскальзывать» манипулятору по препятствию, не приближаясь к нему.

НС, обученная на формирование функции штрафа, в случае отсутствия столкновения  $i$ -го звена манипулятора с препятствием на  $i$ -м выходе выдаст нулевое значение, что соответствует отсутствию штрафа при движении  $i$ -м сочленением. Такая же ситуация возникнет в случае, если угол между  $i$ -м звеном манипулятора и направлением на препятствие будет меньше разрешенного угла  $\varphi_{кр}$ . Если же  $\varphi > \varphi_{кр}$ , на  $i$ -м выходе нейросети формируется значение штрафа, противодействующее движению робота по направлению к препятствию.

Таким образом, с учетом штрафа система управления роботом-манипулятором будет выглядеть так, как изображено на рис. 4.23.

Окончательно, сигнал управления  $i$ -м звеном манипулятора примет вид:

$$LMfi \quad ' \quad - \quad dq_i \quad »$$

+

(4.11)

Сформированный закон управления  $Aq_f$  обеспечивает целенаправленное движение манипулятора к целевой точке с учетом ограничений, накладываемых препятствием.

*Мультипликативная штрафная функция.* Также вектор штрафа (4.9) можно использовать не в качестве аддитивной добавки к модифицированному вектору антиградиента (4.6), но в качестве поправочного коэффициента к нему. Подобная система практически тождественна представленной на рис. 4.23, с точно-



Рис. 4.23. Структура нейросетевой системы управления роботом с аддитивной штрафной функцией

стью до замены блока сложения на блок умножения. Концептуально формирование штрафных функций выглядит так же, как и вышеописанное. Разница заключается лишь в способе их учета. Используемая в выходном нейроне гладкая функция дает возможность учитывать, насколько сильно робот «заехал» в запрещенную зону, и, в зависимости от этого, варьировать соответствующий элемент штрафного вектора от -1 до 1. Таким образом, сигналы управления формируются в виде

$$= > \bullet \bullet \text{м} < 7, ; \text{*пр} \text{Упр} > \text{*пр} / \text{'с} i \text{ } \wedge \text{ } q \text{ } \wedge \text{ } \quad (4.12)$$

где  $F_i$  - функция штрафа, определяемая по формуле

$$F_i = \frac{17}{M_i} \cdot \text{ч} \cdot \Phi - \Phi_{кр} \quad (4.13)$$

где  $\Phi$  - некоторые константы, подбираемые эмпирическим путем,  $\Phi_{кр}$  - те же, что и в (4.10).

Закон управления (4.12) обеспечивает целенаправленное движение манипулятора к целевой точке с учетом ограничений, накладываемых препятствием, с лучшим качеством, нежели в случае (4.11).

Для демонстрации функционирования схемы с мультипликативной штрафной функцией рассмотрим пример управления плоским трехзвенным манипулятором со звеньями следующей длины:  $l_1, y_2 = l_3 = 1$  см. Предварительно НС была обучена на пря-



мую задачу кинематики для всех звеньев манипулятора робота. НС имеет следующую структуру:

- 3 входа (три обобщенные координаты);
- 15 нелинейных нейронов в первом слое;
- 6 выходных линейных нейрона.

Обучающая выборка была сформирована при изменении обобщенных координат по каждой степени в диапазоне от  $—^{\wedge}$

до  $\frac{K}{}$ . Обучение НС производилось методом Левенберга-Маркуатта. Выбранный метод настройки многослойных НС является модификацией квазиньютоновского метода. Общая теория метода Левенберга-Маркуатта и особенности его применения в процедурах обучения НС описаны в работе [4.5]. Данный алгоритм позволяет обучать НС в 10-100 раз быстрее, чем обычные алгоритмы градиентного спуска с обратным распространением ошибки. Выбранный метод обладает высокой скоростью сходимости и обеспечивает высокую точность приближения к минимуму. Также при реализации данного алгоритма были учтены требования ограничения по памяти, которые решены за счет работы с разбиением матриц на подматрицы. При обучении была достигнута среднеквадратичная ошибка, по всем примерам равная  $2,24 \cdot 10^{-5}$ .

Вторая НС, реализующая функцию штрафа, имеет следующую структуру: 6 входов (декартовы координаты начала звена, конца звена и препятствия); 10 нелинейных нейронов в первом слое; один выходной нейрон.

На рис. 4.24, а) приведена траектория движения манипулятора из исходной точки в целевую в среде с препятствием, которое не оказывает ограничения на движение звеньев к цели. Здесь и далее на рисунке сплошной линией обозначена траектория движения захвата (концевой точки) робота. На рис. 4.24, б) приведен случай, когда препятствие не дает возможности манипулятору робота напрямую достигнуть целевые координаты и ограничивает движение 3-й степени манипулятора. Когда препятствие ограничивает движение 2-й степени манипулятора, возможна охватывающая траектория перемещения для достижения точки цели, как показано на рис. 4.24, а), или другая, которая представлена на рис. 4.24, в-г). Для наглядности движение разбито на два этапа: рис. 4.24, в) - попытка обхода препятствия 2-й степенью; рис. 4.24, г) - обход препятствия 3-й степенью. На основании приведенных результатов моделирования можно заключить, что алгоритм, реализованный в предложенной системе управления движением манипулятора робота, при

Рис. 4.24. Примеры движений манипулятора в среде с препятствием

**встрече на пути движения препятствия, на следующем шаге траектории начинает компенсировать движение функцией штрафа, возникающей в результате взаимодействия звеньев робота и препятствия. После этого робот начинает скатываться по препятствию, реализуя тем самым возможность обхода препятствия.**

**Предложенная схема управления движением манипулятора робота в свободной среде или в среде с препятствием обладает высоким быстродействием за счет параллельного функционирования НС, что обеспечивает отсутствие столкновений при функционировании в среде с динамическими препятствиями. Простота приведенной структуры управления движением манипулятора робота в среде с препятствиями обеспечивает возможность компактной технической реализации, что является важным требованием при создании микророботов и мехатронных узлов.**

## ЛИТЕРАТУРА

- 4.1. *Горбань А.Н.* Обучение нейронных сетей. М.: СП Параграф, 1990. 160 с.
- \* 4.2. *Охоцимский Д.Е.* и др. Управление динамической моделью шагающего аппарата. Препринт ИПМ АН СССР, 1974, № 20.
- 4.3. *Розенблатт Ф.* Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. М: МИР, 1965.480 с.
- 4.4. *Фу К., Гонсалес Р., Ли К.* Робототехника / Пер. с англ. М.: Мир, 1989.
- 4.5. *Hagan, M.J., M. Menhaj.* Training feedforward networks with the Marquardt algorithm II IEEE Transactions on Neural Networks. 1994. V. 5. N 6. P. 989-993.

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ БЕСПИЛОТНЫМИ ЛЕТАТЕЛЬНЫМИ АППАРАТАМИ

Создание дистанционно-управляемых и беспилотных летательных аппаратов (БЛА) различных типов и назначения является крайне важным и актуальным направлением развития современной авиации.

Существенное повышение автономности и надежности перспективных образцов БЛА, расширение диапазона их тактико-технических и эксплуатационных характеристик предполагает необходимость разработки нового поколения бортовых систем управления, обеспечивающих возможность функционирования в условиях быстротечности изменения воздушной обстановки, при наличии случайных возмущений среды и других факторов неопределенности на основе комплексного использования современных интеллектуальных технологий.

Очевидно, что требования к интеллектуальной системе управления БЛА будут определяться его функциональным назначением и заданным уровнем автономности. При этом комплексное обоснование возможных уровней автономности БЛА должно осуществляться исходя из анализа принципиальной реализуемости следующих основных задач [1]:

- обеспечение автоматических режимов взлета и посадки, в том числе и на неподготовленные площадки;
- обеспечение режимов автономного полета вдоль заданной последовательности опорных точек или к указанной цели без априорно установленного маршрута с уклонением от запретных зон, возникающих на пути препятствий, и т.д.;
- организация автоматических режимов бортовой обработки навигационной и другой полезной информации, собираемой непосредственно в полете.

Эта проблематика является предметом множества активно проводимых исследований фундаментального и прикладного характера [1-4]. Один из наиболее многообещающих подходов к разработке интеллектуальных систем управления БЛА связан с применением методов и технологий нечеткой логики, как мощного инструмента для формирования и обработки качественно-

понятийных моделей объектов, явлений и процессов с учетом имеющихся неопределенностей [5-8]. При этом вопросы управления автоматической посадкой, которая крайне сложна и ответственна для всех типов летательных аппаратов, вызывают особый интерес.

## 5.1. Система управления автоматической посадкой

*Принципы построения интеллектуальной системы управления автоматической посадкой беспилотного летательного аппарата на основе технологии нечеткой логики*• Известные способы беспилотной посадки современных летательных аппаратов (ЛА) соответствуют следующей классификации (рис. 5.1):

- на подготовленную площадку с использованием аэродромных радиотехнических средств;
- на подготовленную площадку со специализированными устройствами механического захвата;
- на неподготовленную площадку с помощью парашюта;
- на неподготовленную площадку с использованием бортового комплекса измерительно-информационной аппаратуры.

Сравнительный анализ применяемых способов беспилотной посадки позволяет сделать ряд принципиально важных выводов.

Главный недостаток беспилотной посадки ЛА на основе использования аэродромных радиотехнических средств связан со сложностью подготовки соответствующей площадки со всей необходимой инфраструктурой.

При относительной простоте своего обеспечения посадка с помощью парашюта или с помощью специализированных устройств механического захвата существенно увеличивает время предстартовой подготовки к последующему вылету, а также резко сокращает ресурс возможного повторного использования ЛА из-за выхода из строя бортового оборудования и постепенного разрушения конструкции вследствие переносимых ударных нагрузок. Так, например, если использование известных образцов БЛА с посадкой под парашютом или с применением натяжной сети ограничивается 5-10 повторами, то современные пилотируемые самолеты обладают 2000-кратным ресурсом.

Автоматическая беспилотная посадка ЛА на неподготовленную площадку с использованием бортового комплекса измерительно-информационной аппаратуры на сегодняшний день является наиболее перспективной по сравнению с другими возможными способами и обладает широким рядом серьезных преимуществ. К их числу следует отнести:

## Способы беспилотной посадки современных ЛА



Рис. 5.1

- обеспечение щадящих условий посадки по отношению к парашютному способу или основанному на применении специализированных устройств механического захвата и, как следствие, сокращение периода подготовки БЛА к новым стартам и увеличение ресурса повторного использования (по предварительным оценкам на один, два порядка);

- отсутствие необходимости в использовании аэродромных радиотехнических средств и специального оборудования;

- существенное повышение автономности БЛА.

Практическое воплощение концепции автоматической посадки БЛА, выполняемой под контролем комплекса бортовой аппаратуры, требует решения целого ряда важнейших вопросов, включая выбор состава используемых информационно-измерительных средств, а также разработку принципов построения и программно-алгоритмического обеспечения системы управления.

Развиваемый подход к обеспечению автоматической посадки БЛА на неподготовленную площадку основан на использовании принципа визуальной обратной связи для замыкания контура управления. При этом под неподготовленной площадкой понимается посадочная полоса, не оборудованная радиотехническими средствами для измерения параметров движения БЛА, но обладающая разметкой в виде специальных маркеров (рис. 5.2). Размеры маркеров, обозначающих начало и направляющую осевую

Рис 5.2. Схематическая разметка посадочной полосы для автоматической посадки БЛА с интеллектуальной бортовой системой управления

— Посадочная полоса

Осевые маркеры

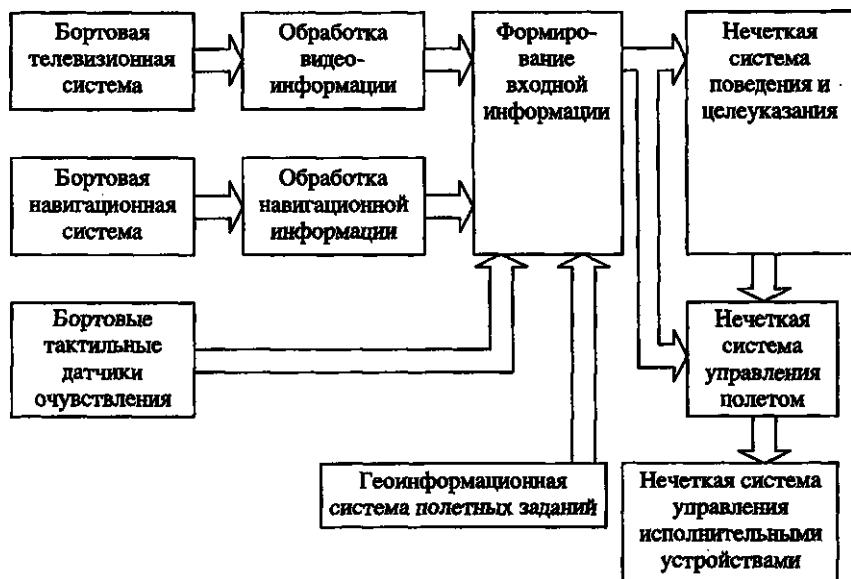
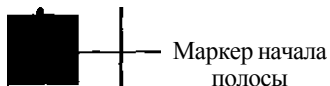


Рис. 5.3. Иерархическая структура интеллектуальной бортовой системы управления БЛА

, линию посадочной полосы, определяются из условия их видимости с бортовой телекамеры из точки начала глиссады и с малых высот соответственно.

Стабилизация по углу крена и автоматическое пилотирование БЛА в процессе его посадки может осуществляться по результатам обработки изображений с бортовой телекамеры при

контроле наблюдаемых параметров линии горизонта, а также величины и положения маркеров посадочной полосы.

В свою очередь алгоритмы управления посадкой БЛА могут строиться в виде логико-лингвистической модели действий пилота. При этом база знаний интеллектуальной системы управления должна быть сформирована на основе использования представлений, принятых в нечеткой логике для описания правил целесообразного поведения в тех или иных ситуациях с помощью функций принадлежности и продукционных правил.

Предложенные принципы автоматической посадки БЛА позволяют сформировать обобщенную иерархическую структуру интеллектуальной бортовой системы управления, представленную на рис. 5.3 и обеспечивающую выполнение автоматической посадки и автономного полета, в том числе проводимого в условиях горной местности.

В состав интеллектуальной системы входят следующие основные элементы, отвечающие за реализацию режима автоматической посадки:

- цветная телекамера, устанавливаемая под фюзеляжем для сбора видеoinформации о внешней обстановке;

- датчики касания полосы, устанавливаемые на колесных шасси;

- система технического зрения, обеспечивающая обработку поступающей видеoinформации и формирование набора входных параметров для нечеткой системы управления посадкой БЛА;

- нечеткая система управления, обеспечивающая пилотирование БЛА в процессе посадки на основе обработки априорно заложенных логико-лингвистических моделей целесообразного поведения, осуществляемой с применением процедур нечеткого логического вывода на основе метода «центра тяжести» композиции «*MAX-MIN*» [9];

- система управления исполнительными механизмами, обеспечивающая контроль за функционированием закрылок, рулей и маршевого двигателя БЛА;

- блок переключения режимов, обеспечивающий штатное изменение порядка функционирования интеллектуальной системы управления в зависимости от стадии посадки, включая выполнение захода, снижение и касание полосы (рис. 5.4).

Очевидно, что функциональная эффективность интеллектуальной системы управления БЛА, отвечающей разработанной структуре, будет определяться возможностями создания необходимого программно-алгоритмического обеспечения:

- для определения параметров линии горизонта при обработке изображений с бортовой телекамеры в целях формирования



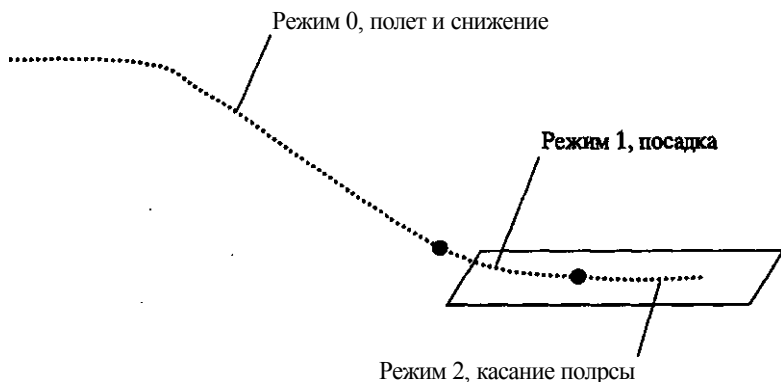


Рис. 5.4. Основные этапы автоматической посадки, определяющие режимы функционирования интеллектуальной бортовой системы управления БЛА

оценок текущего пространственного состояния БЛА по углам тангажа и крена;

- для определения параметров наблюдаемых изображений посадочных маркеров в целях формирования оценок параметров ориентации и удаленности БЛА относительно места его приземления;
- для формирования управляющих воздействий на исполнительные механизмы БЛА на основе оценок его текущего пространственного состояния с привлечением логико-лингвистических моделей действий пилота.

*Алгоритмы обработки изображений в контуре визуальной обратной связи интеллектуальной системы управления посадочной БЛА.* Использование возможностей технического зрения для организации контуров обратной связи в системах управления, например, автономных мобильных аппаратов различных типов и назначения, является далеко не новой, но крайне актуальной проблемой. Сложности ее решения сопряжены с необходимостью разработки и совершенствования методов и технологий предварительной обработки видеоизображений, распознавания и классификации образов. Однако в ряде случаев учет специфики конкретных прикладных задач обработки и анализа изображений в совокупности с использованием различных эвристических приемов позволяет добиться искомого результата достаточно простыми средствами.

Так, например, уменьшение разрешения панорамных видеоизображений (рис. 5.5a)), снятых в светлое время суток с телекамеры на борту БЛА даже в условиях дымки или легкой облачности, обеспечивает четкое выделение линии горизонта на белом фоне (рис. 5.5б)).

Рис. 5.5. Поиск линии горизонта на изображении с бортовой телекамеры БЛА:  
 а) исходное изображение; б) изображение после уменьшения разрешения

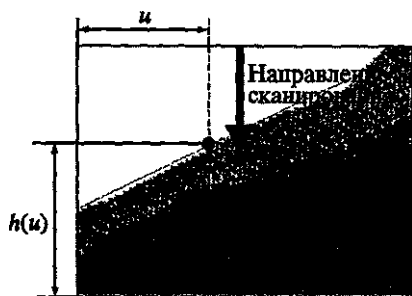


Рис. 5.6. Сканирование изображения при идентификации линии горизонта

В этом случае детектирование линии горизонта может быть обеспечено с помощью процедуры сканирования полученного изображения вдоль вертикальной прямой с определением координаты  $* = u, y = h(u)$  первого пикселя, цвет которого отличен от белого (рис. 5.6).

Тогда среднее положение линии горизонта на видеоизображении можно рассчитать по формуле:

$$y_{гор} = \frac{1}{W_{гор}} \int_0^m I(u) du$$

где  $I_{гор}$  - ширина изображения;  $y_{гор}$  - положение линии горизонта на изображении.

На рис. 5.5б) прямая 2 показывает найденное положение линии горизонта.

В свою очередь наклон линии горизонта определяется параметрами  $\alpha_{лев}$  и  $\alpha_{прав}$ , характеризующими ее положение с левого и правого края видеоизображения. Эти параметры определяются

по левым и правым пикселям видеоизображения:

$$\begin{aligned}
 & \text{Улев} \int_{\neq 0}^{n-1} W O - y_{гор} \text{гор}') \quad W U / 2 \\
 & \qquad\qquad\qquad W U / 2 - / \quad + y_{гор}' \\
 & \text{У пр} \int_{\neq 0}^{N} (A (N - 1 - 0 - y_{гор} \text{гор}')) \quad W \quad / 2 \\
 & \qquad\qquad\qquad K L / 2 - / \quad + y_{гор} \quad \ll \theta -
 \end{aligned}$$

Полученные выражения позволяют рассчитать нормированные величины наклона линии горизонта и ее отклонения от центра кадра в качестве оценочных характеристик пространственного положения БЛА по углам крена и тангажа:

$$\begin{aligned}
 \text{roll} &= \frac{(y_{лен} - y_{пр})}{H_{бок}} \\
 \text{Угор, норм} &= \frac{y_{гор}}{H_{бок}} - 0,5,
 \end{aligned}$$

где  $N_{ш}$  - высота изображения.

На рис. 5.56) прямая 1 показывает найденный в соответствии с предложенной методикой наклон линии горизонта при  $n = 8$ .

В свою очередь оценка высоты, удаленности и ориентации БЛА относительно посадочной полосы может осуществляться на основе анализа изображений нанесенных на ней маркерov. Соответствующие маркеры должны отмечать начало (рис. 5.7 а)) и осевую линию (рис. 5.8 а)) посадочной полосы. При этом система технического зрения на борту БЛА будет обеспечивать контроль за маркерами того или иного типа в зависимости от текущей стадии выполнения посадки:

- маркером начала полосы на этапе захода на посадку;
- маркерами осевой линии посадочной полосы на этапах снижения и приземления.

В любом случае в результате анализа видеоизображения находится прямоугольная зона, в которую вписываются те или иные маркеры. Во избежание помех в процессе обработки, искомым маркером считается фрагмент изображения, состоящий не менее чем из нескольких пикселей, имеющих цвет разметки.

Рис. 5.7. Обработка изображений маркера начала посадочной полосы с телекамеры БЛА: а) исходное изображение; б) изображение с уменьшенным разрешением

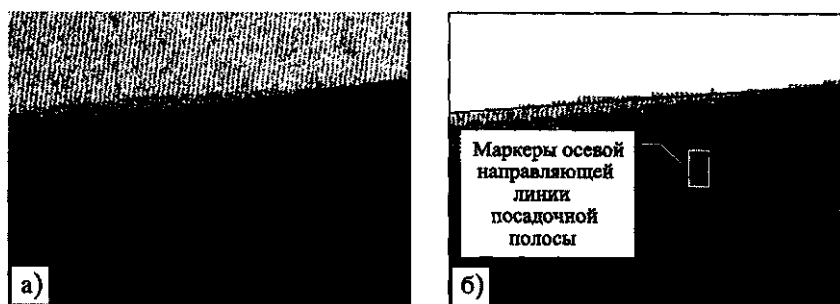


Рис. 5.8. Обработка изображений маркеров осевой линии посадочной полосы с телекамеры БЛА: а) исходное изображение; б) изображение с уменьшенным разрешением

Координаты центра найденной зоны, ее длина, ширина и другие параметры определяются в соответствии со следующими выражениями:

$$\text{Spot } W = \frac{w}{W_{\text{к}}} ; \quad \text{SpotRatio} = \frac{h}{w},$$

где  $u, v, w, h$  - координаты центра, длина и ширина маркера в пикселях на видеозображении с уменьшенным разрешением;

$WW, \#_{\text{оx}}$  - длина и ширина экрана;

$\text{SpotX}, \text{SpotY}$  - выходные нормированные координаты положения маркера на видеозображении относительно центра кадра;

**SpotW** - нормированная ширина маркера;

**SpotRatio** - отношение длины и ширины маркера.

Таким образом, параметры текущего положения БЛА относительно посадочной полосы, полученные в неявной форме в результате обработки изображений с бортовой телекамеры, могут использоваться в качестве входной информации для нечеткой системы управления автоматической посадкой.

*Логико-лингвистическая модель управления автоматической посадкой БЛА.* В общем случае алгоритмы целесообразного поведения, реализуемые интеллектуальной системой управления, целиком и полностью определяются имеющейся базой знаний. При построении интеллектуальной системы управления на основе комплексного применения технологии нечеткой логики соответствующие знания должны включать два типа представлений:

- продукционные правила, задающие логико-лингвистическое описание модели управления на уровне качественных взаимосвязей входных и выходных переменных;

- функции принадлежности, задающие классы значений отдельных переменных во всем диапазоне их возможного изменения.

Разработанная логико-лингвистическая модель управления автоматической посадкой БЛА включает описание целесообразных маневров в зависимости от особенностей его текущего состояния, контролируемого по результатам анализа видеоизображений с бортовой телекамеры:

1. ЕСЛИ  $h$  Низко, ТО Tang Меньше
2. ЕСЛИ  $h$  Высоко, ТО Tang Больше
3. ЕСЛИ  $g$  ЛевыйКрен, ТО Kгеп Вправо
4. ЕСЛИ  $g$  ПравыйКрен, ТО Kгеп Влево
5. ЕСЛИ  $sx$  Слева, ТО Rsk Влево
6. ЕСЛИ  $sx$  Справа, ТО Rsk Вправо
7. ЕСЛИ  $im$  КасаниеПолосы, ТО Tg Нулевая И  $dy$  Малое
8. ЕСЛИ  $sw$  Существует И НЕ( $sy$  Внизу И  $sw$  Небольшая) И  $im$  Полет, ТО  $dy$  Малое И Tg Малая
9. ЕСЛИ  $im$  Полет И  $sy$  Внизу И  $sw$  Небольшая, ТО  $dy$  Оч-Малое
10. ЕСЛИ НЕ( $sw$  Существует) И  $im$  Полет, ТО  $dy$  Нулевое И Tg Большая
11. ЕСЛИ  $sw$  Большая И НЕ( $sy$  Средне), ТО от посадка
12. ЕСЛИ НЕ( $sw$  Большая), ТО от БезИзменения
13. ЕСЛИ  $im$  Посадка, ТО  $dy$  Небольшое И Tg Малая
14. ЕСЛИ (Ratio Мало ИЛИ  $sy$  Вверху) И  $im$  Полет, ТО  $dy$  Большое И Tg Большая

где  $h$  - входная лингвистическая переменная нормированной величины, отвечающей смещению линии горизонта от центра кадра изображения с бортовой телекамеры БЛА (или, по сути, углу тангажа БЛА);

$g$  - входная лингвистическая переменная текущего значения нормированного угла крена БЛА;

$im$  - входная переменная, определяющая текущее значение кода режима посадки;

$sw$  - входная лингвистическая переменная нормированной ширины маркера (или группы маркеров) посадочной полосы;

$Ratio$  - входная лингвистическая переменная соотношения высоты и ширины маркера на видеоизображении;

$sx$  - входная лингвистическая переменная соответствующей нормированной координаты положения центра маркера на видеоизображении относительно центра кадра;

$sy$  - входная лингвистическая переменная соответствующей нормированной координаты положения центра маркера на видеоизображении относительно центра кадра;

$du$  - выходная лингвистическая переменная нормированного смещения положения линии горизонта для обеспечения требуемого угла тангажа;

$Tg$  - выходная лингвистическая переменная нормированного значения тяги, развиваемой двигателем БЛА;

$Kрен$  - выходная лингвистическая переменная нормированного значения задаваемого угла крена БЛА;

$Tang$  - выходная лингвистическая переменная нормированного значения задаваемого угла тангажа БЛА;

$Rsk$  - выходная лингвистическая переменная нормированного значения задаваемого угла рысканья БЛА;

$ош$  - выходная переменная, определяющая задаваемое значение кода режима посадки.

Система сформированных продукционных правил составлялась на основе анализа действий пилота, совершаемых при управлении летательным аппаратом в режиме посадки.

Так, правила 1-2, 3-4 и 5-6 обеспечивают управление БЛА по углу тангажа, крена и рысканья соответственно.

Правило 7 обеспечивает отключение двигателя и коррекцию задания на изменение угла тангажа при касании БЛА посадочной полосы.

Правила 8-9 регламентируют маневрирование БЛА в режиме полета и снижения на среднем удалении от посадочной полосы, обеспечивая необходимую коррекцию задания на изменение угла тангажа.

**Правило 10** обеспечивает переключение интеллектуальной системы управления БЛА в режим ровного полета с набором скорости до 80% от максимальной в ситуациях, когда маркер посадочной полосы не захвачен под наблюдение (или потерян из виду) бортовыми средствами технического зрения.

**Правило 11** обеспечивает переключение режимов функционирования интеллектуальной системы управления БЛА от снижения к посадке, когда видимые размеры соответствующего маркера превышают априорно заданные пределы, что свидетельствует о близости места приземления как по высоте, так и по удаленности.

**Правило 12** обеспечивает сохранение текущего режима пилотирования БЛА до приближения к посадочной полосе на высоту и расстояние, при которых видимые размеры маркера наземной разметки приобретают установленные значения.

**Правило 13**, активизируемое в режиме посадки, обеспечивает выравнивание БЛА относительно земли с одновременным снижением скорости.

**Правило 14** обеспечивает резкий набор высоты и увеличение скорости БЛА при возникновении такой необходимости в режиме полета и снижения.

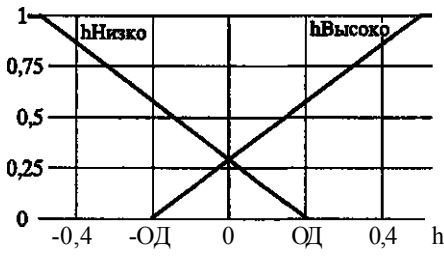
Функции принадлежности, раскрывающие соответствие значений входных и выходных физических и лингвистических переменных в составе модели управления, представлены на рис. 5.9 и рис. 5.10.

Следует отметить, что несмотря на универсальный характер сформированной логико-лингвистической модели управления посадкой БЛА, ее адекватность конкретному образцу определяется настройкой функций принадлежности значений физических переменных тем или иным классам.

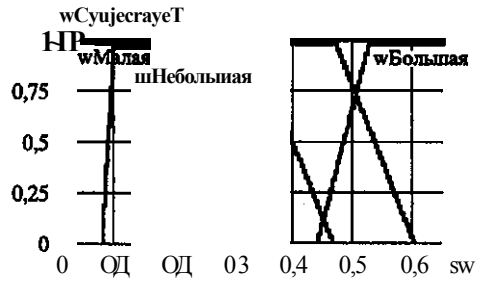
*Моделирование автоматической посадки БЛА с интеллектуальной системой управления и результаты экспериментальных исследований.* Необходимость проведения экспериментальных исследований по оценке развиваемого подхода к созданию интеллектуальной бортовой системы управления БЛА потребовала разработки специализированного программного комплекса, построенного с привлечением технологий виртуальной реальности и обладающего следующими возможностями:

- формирования и модификации логико-лингвистических моделей управления БЛА с помощью встроенного текстового редактора;

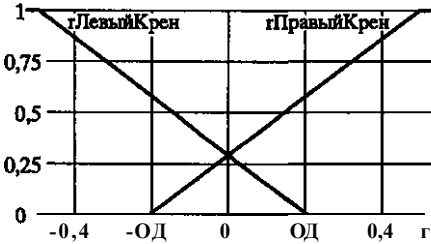
- графического построения и редактирования функций принадлежности, определяющих соответствие значений физических и лингвистических переменных в составе формируемых моделей управления;



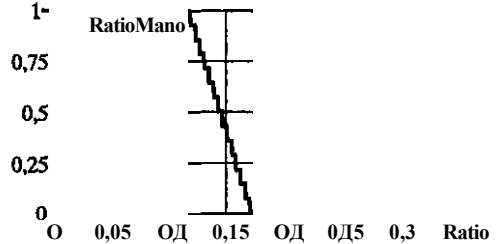
Функции принадлежности по переменной h



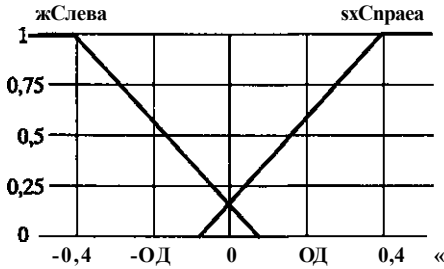
Функции принадлежности по переменной sw



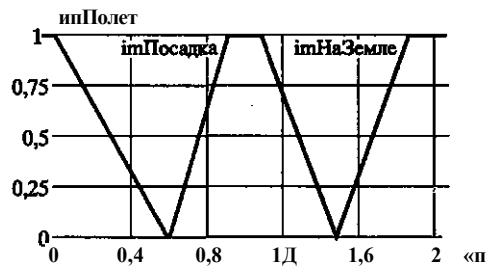
Функции принадлежности по переменной r



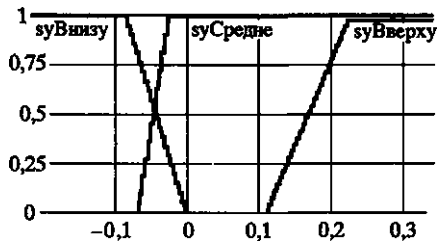
Функции принадлежности по переменной Ratio



Функции принадлежности по переменной sx



Функции принадлежности по переменной im



Функции принадлежности по переменной sy

Рис. 5.9. Функции принадлежности по входным переменным логико-лингвистической модели автоматической посадки БЛА



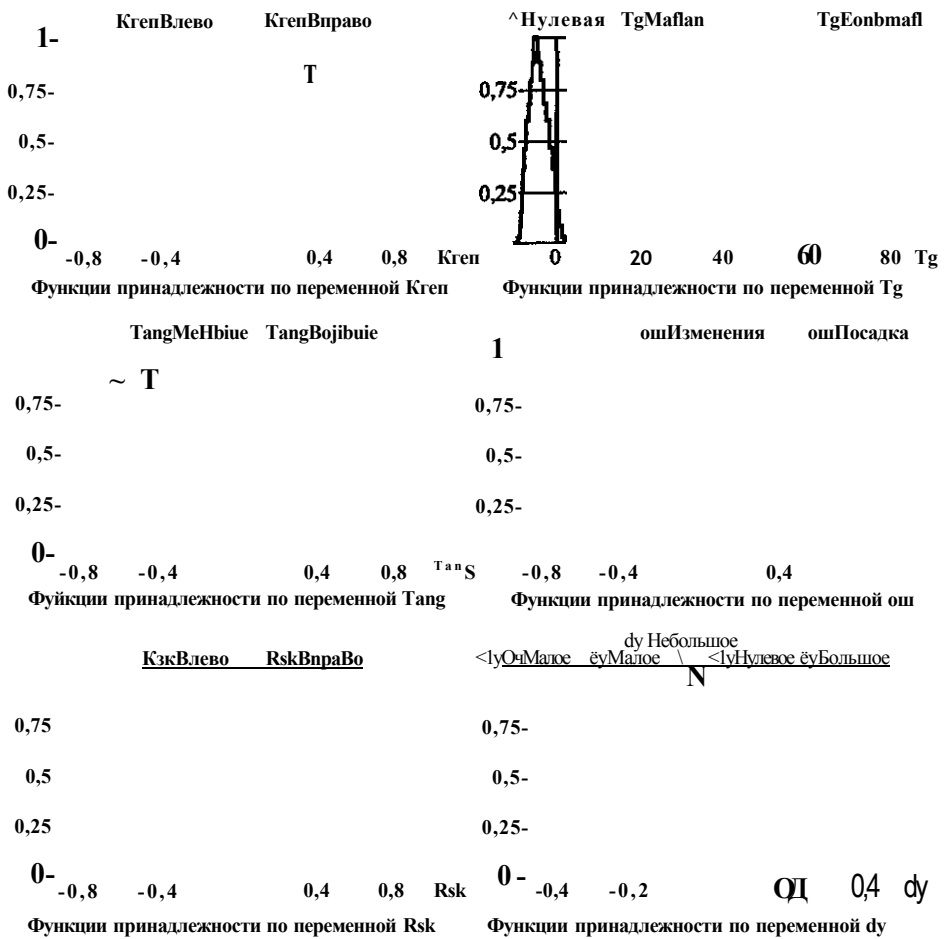


Рис. 5.10. Функции принадлежности по выходным переменным логико-лингвистической модели автоматической посадки БЛА

-обработки логико-лингвистических моделей управления с применением процедуры нечеткого логического вывода на основе метода «центра тяжести» композиции «MAX-MIN»;

- моделирования автоматической посадки БЛА с учетом его динамических характеристик;

- эмуляции бортовой системы технического зрения;

- моделирования возмущений и оптических свойств атмосферы.

Запланированная серия экспериментальных исследований ставила своей главной целью анализ общей функциональной эффективности интеллектуальной бортовой системы управления БЛА,

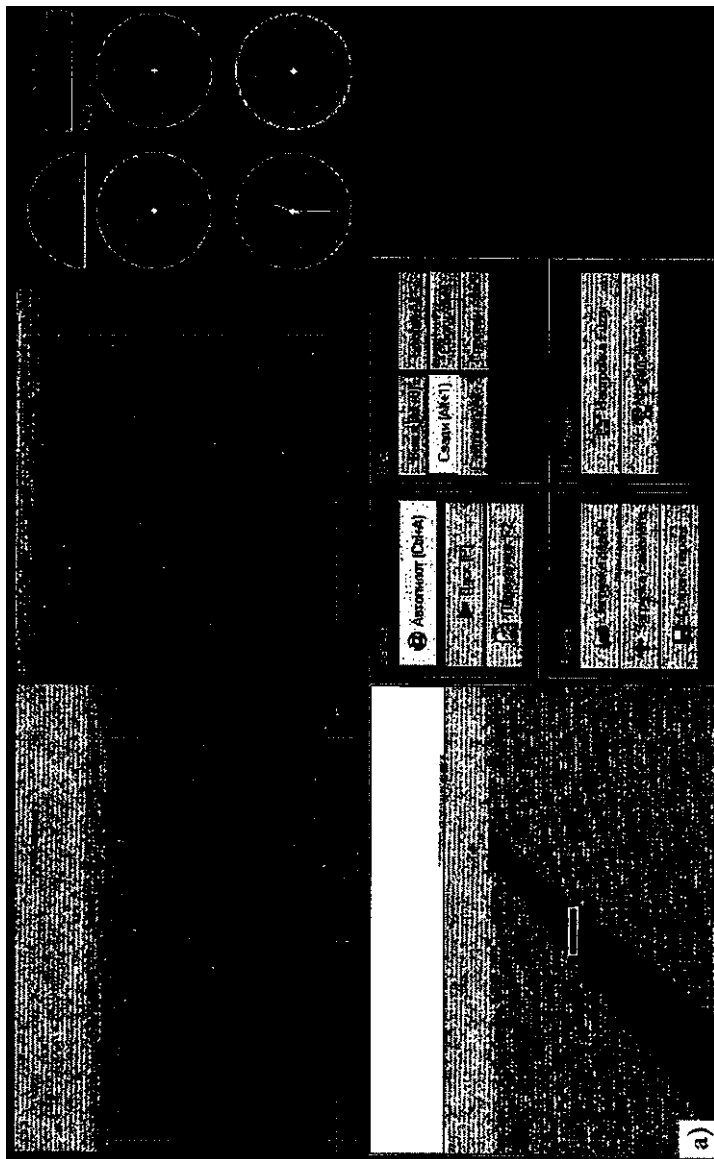


Рис. 5.11. Моделирование автоматической посадки БЛА на этапе его снижения

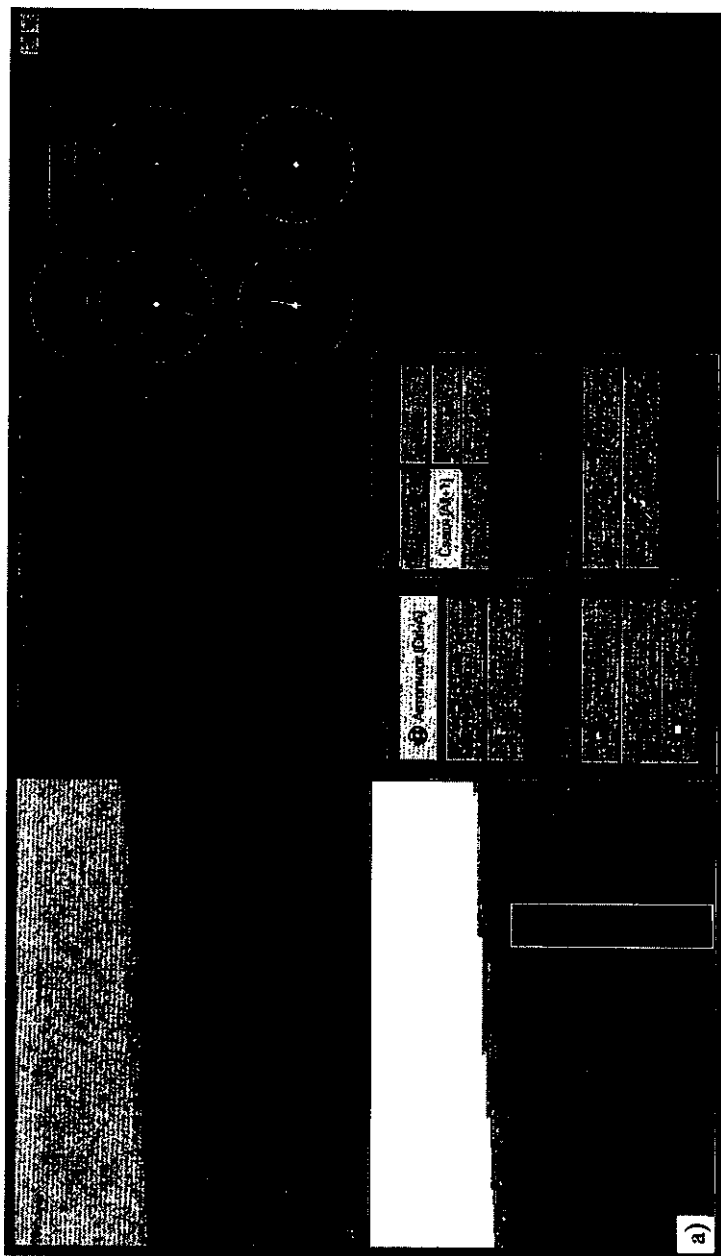


Рис. 5.12. Моделирование автоматической посадки БЛА на этапе слежения за осевой линией и в момент касания полосы

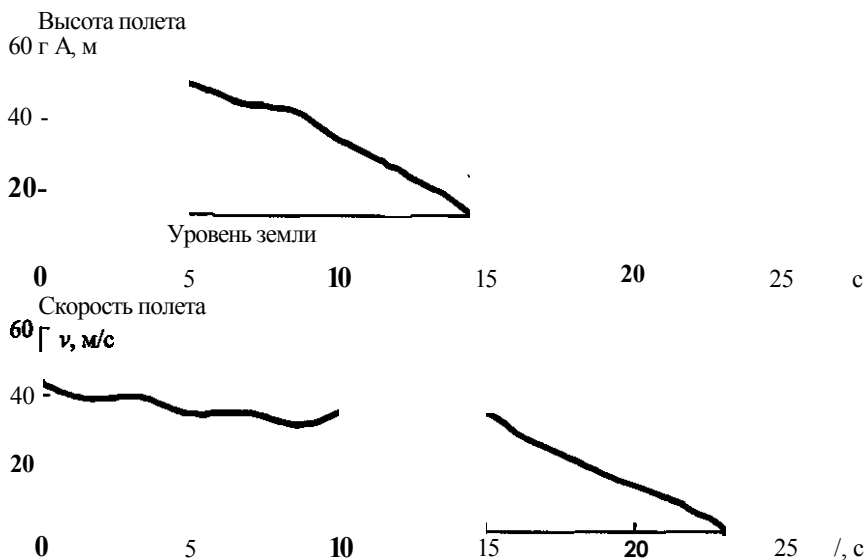


Рис. 5.13. Характеристики изменения высоты и скорости полета БЛА в процессе моделирования его автоматической посадки

реализованной на основе принципов визуальной обратной связи с применением технологий нечеткой логики. При этом в качестве наиболее важных рассматривались три основных вопроса:

- определение границ зоны, заход на посадку из пределов которой обеспечивает успешное приземление БЛА;
- оценка условий обеспечения безаварийности автоматической посадки БЛА в зависимости от скорости и направления ветра;
- оценка влияния условий видимости на безаварийность автоматической посадки БЛА;

Проведенные модельные эксперименты убедительно доказали надежность функционирования интеллектуальной бортовой системы управления БЛА, обеспечивающей его автоматическую посадку на неподготовленные площадки в условиях широкого диапазона изменения внешних возмущений.

В качестве примера на рис. 5.11 и рис. 5.12 представлены фрагменты моделирования различных этапов автоматической посадки БЛА на неподготовленную площадку со специализированной маркерной разметкой под контролем интеллектуальной системы управления на основе обработки изображений с бортовой телекамеры.

В рамках проводимых экспериментов осуществлялась регистрация различных параметров движения БЛА, а также позитив-

Таблица 5.1. Условия проведения экспериментов по определению границ зоны, заход на посадку из пределов которой обеспечивает успешное приземление БЛА

Кол-во экспериментов	Смещение относительно маркера ( $X_0$ ) [м]	Высота $H_0$ [м]	Удаленность от маркера $Z_0$ [м]	Начальная ориентация БЛА относительно осевой линии ВПП ГЧ
1000	-160...+160	30... 100	-500...-200	$0^\circ$
Начальный угол тангажа <b>П</b>	Начальный угол крена $[\circ]$	Начальная скорость [км/ч]	Скорость ветра [м/с] / направл. ветра $[\circ]$	Видимость [М]
$0^\circ$	$0^\circ$	160	0/0	3000

ный или негативный исход моделируемой посадки. Полученные при этом характеристики изменения высоты и скорости движения БЛА (рис. 5.13) использовались для вынесения косвенной оценки эффективности и отладки базы знаний интеллектуальной бортовой системы управления с учетом выбранных настроек.

Определение границ зоны, заход на посадку из пределов которой обеспечивает успешное приземление БЛА, осуществлялось на основе статистической обработки данных 1000 экспериментов, проведенных по типовой схеме (рис. 5.14) при различных начальных условиях, которые представлены в табл. 5.1.

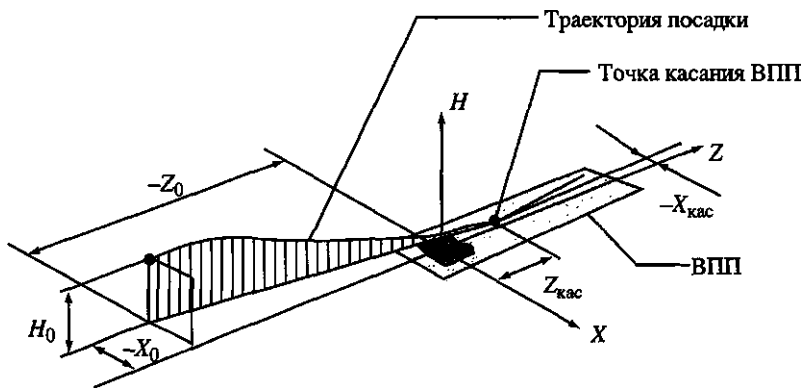


Рис. 5.14. Схема проведения экспериментов по определению границ зоны захода на посадку, из пределов которой обеспечивает успешное приземление БЛА

Таблица 5.2. Параметры проведения экспериментов по оценке условий обеспечения безаварийности автоматической посадки БЛА в зависимости от скорости и направления ветра

Кол-во экспериментов	Смещение относительно маркера ( $X_0$ ) [м]	Высота $Hq$ [м]	Удаленность от маркера $Z_0$ [м]	Начальная ориентация БЛА относительно осевой линии ВПП [°]
600	0	50	-500...-200	0°
Начальный угол тангажа / крена [°]	Начальная скорость [км/ч]	Скорость ветра [м/с]	Направление ветра [°]	Видимость [М]
0°/0°	160	0...20	-180...+180	3000

Полученные результаты позволили не только определить границы зоны захода на посадку (рис. 5.15), но и проанализировать причины возникновения аварийных ситуаций:

- при заходе на посадку с одной из внешних боковых сторон установленного коридора авария БЛА вызывается попыткой разворота с малым радиусом для обеспечения необходимой ориентации вдоль полосы;

- при заходе на посадку с внешней нижней стороны установленного коридора авария БЛА вызывается недостатком необходимой для маневрирования высоты;

- - при заходе на посадку с внешней верхней стороны установленного коридора управляемый БЛА не успевает совершить все необходимые маневры и переходит в режим прямой полета;

- при заходе на посадку с небольшого удаления от полосы из областей вне установленного коридора наземный маркер оказывается вне зоны видимости стационарно установленной бортовой видеокамеры.

Оценка условий обеспечения безаварийности автоматической посадки БЛА в зависимости от скорости и направления ветра осуществлялась на основе статистической обработки данных 600 экспериментов, параметры проведения которых представлены в табл. 5.2. В рамках данной серии экспериментов начальное положение БЛА выбиралось вдоль осевой линии установленного коридора посадки на случайном удалении от полосы.

Анализ полученных результатов, которые в обобщенном виде представлены на рис. 5.16, позволил сделать следующие выводы:



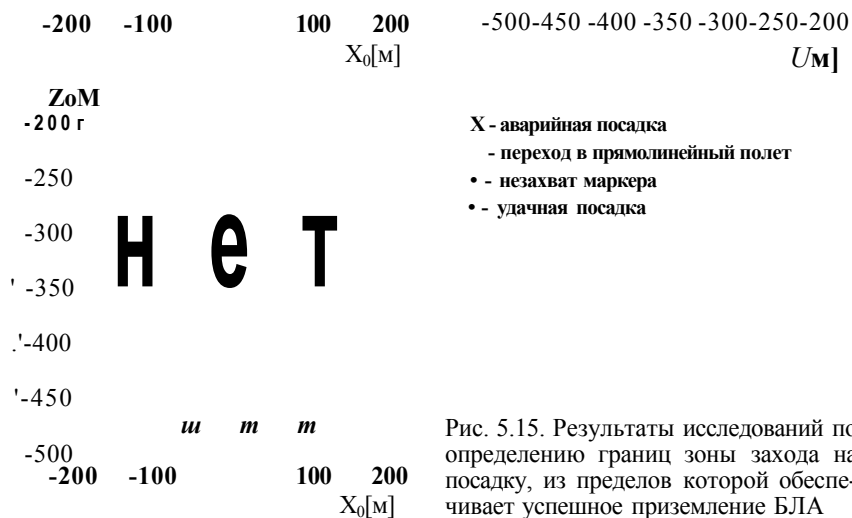


Рис. 5.15. Результаты исследований по определению границ зоны захода на посадку, из пределов которой обеспечивает успешное приземление БЛА

- при имеющейся базе знаний интеллектуальная бортовая система управления БЛА обеспечивает его безаварийную посадку при попутном или встречном ветре, скорость которого не превышает -20 м/с;

- безаварийная посадка БЛА обеспечивается при боковом ветре, скорость которого не превышает 3 м/с;

- боковой ветер оказывает гораздо более негативное влияние «а безаварийность автоматической йосадки БЛА по сравнению со встречным или попутным.

Оценка влияния условий видимости на безаварийность автоматической посадки БЛА осуществлялась на основе статистической обработки данных 300 модельных экспериментов, параметры проведения которых представлены в табл. 5.3. При этом соответствующее изменение условий видимости



Рис. 5.16. Результаты исследований по оценке условий обеспечения безаварийности автоматической посадки БЛА в зависимости от скорости и направления ветра

обеспечивалось вариацией коэффициента плотности эмулируемой дымки (рис. 5.17).

Полученные результаты, которые в обобщенном виде представлены на рис. 5.18, позволяют установить граничное значение видимости, при котором автоматическая посадка БЛА, осуществляемая на основе визуальной обратной связи, становится невозможной.

Таблица 5.3. Параметры проведения экспериментов по оценке влияния видимости на безаварийность автоматической посадки БЛА

Кол-во экспериментов	Смещение относительно маркера ( $X_0$ ) [м]	Высота $Y_0$ [м]	Удаленность от маркера $Z_0$ [м]	Начальная ориентация БЛА относительно осевой линии ВПП 1°
300	-30...+30	50	-500...-300	0°
Начальный угол тангажа / крена [°]	Начальная скорость [км/ч]	Скорость ветра [м/с]	Направление ветра [°]	Видимость [М]
0°/0°	160	0	0	100-3000

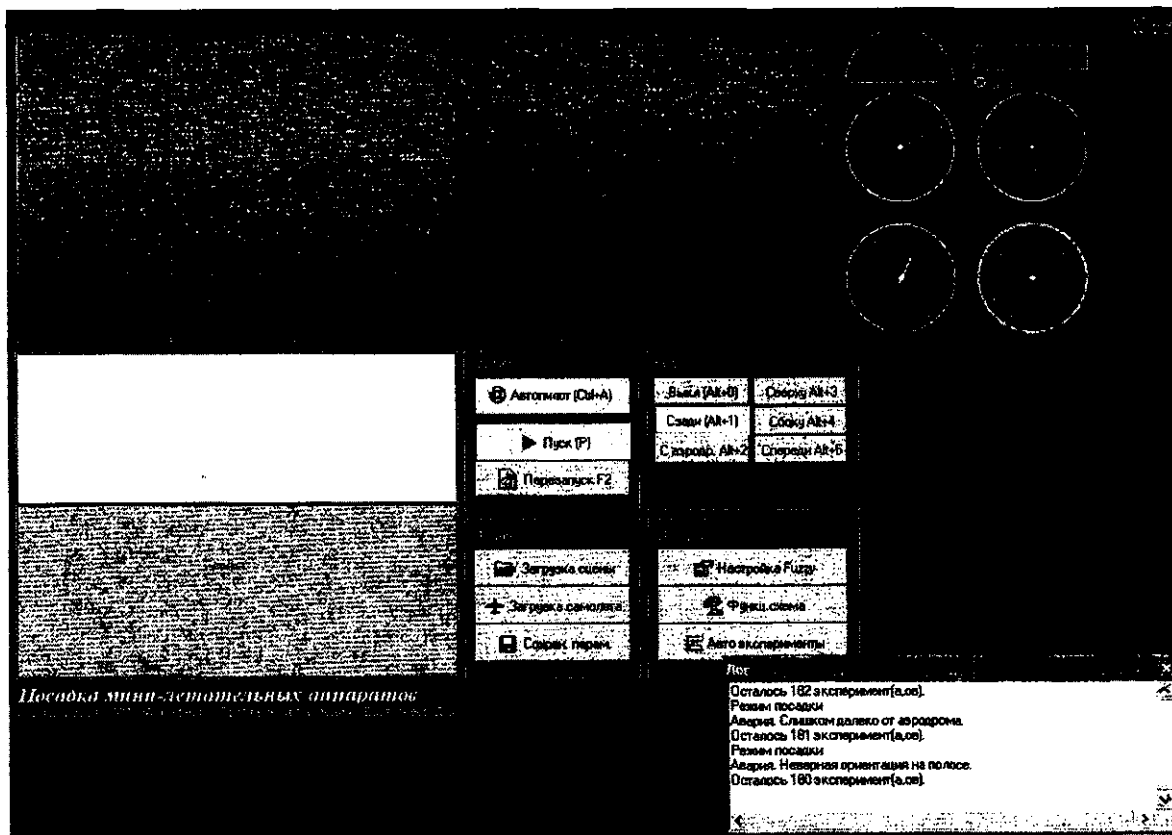


Рис. 5.17. Моделирование автоматической посадки БЛА с эмуляцией дымки

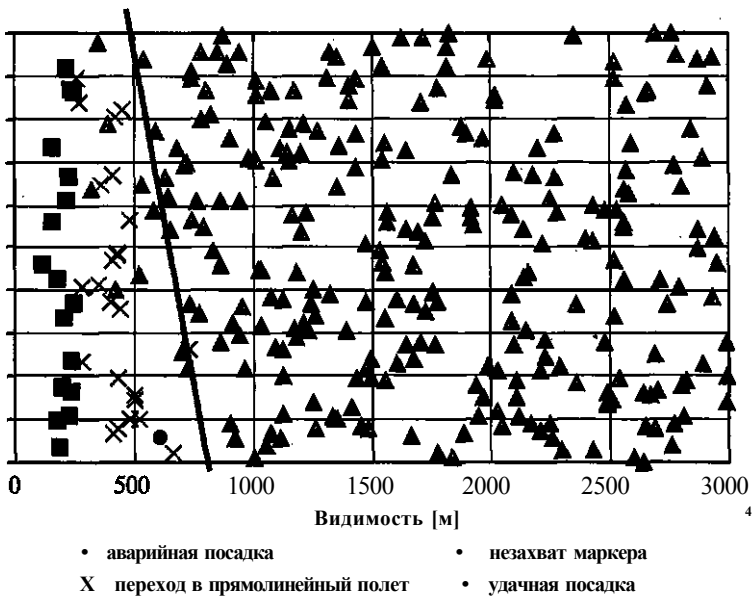


Рис. 5.18. Результаты исследований по оценке влияния условий видимости на безаварийность автоматической посадки БЛА

Оценка общей функциональной эффективности интеллектуальной бортовой системы управления БЛА, реализованной на основе принципов визуальной обратной связи с применением технологий нечеткой логики, осуществлялась на основе статистической обработки данных 1000 экспериментов.

Условия их проведения, представленные в табл. 5.4, соответствовали 1.2 - кратному запасу по всем требованиям обеспечения безаварийной посадки БЛА, которые были определены в предыдущих опытах.

Полученные результаты, составившие 952 успешные и 46 аварийных посадок при 2 условно неудачных попытках (с переходом в режим прямолинейного полета), подтвердили возможность разработки интеллектуальной бортовой системы управления БЛА, обеспечивающей высокую надежность и качество функционирования в условиях неопределенности.

Так, оценка вероятности успешного завершения автоматической посадки БЛА соответствует 95%:

$$\lambda = \frac{952}{1000} = 0,952,$$

Таблица 5.4. Условия проведения экспериментов по оценке общей функциональной эффективности интеллектуальной системы управления посадкой БЛА

Кол-во экспериментов	Смещение относительно маркера ( $X_0$ ) (м)	Высота $H_0$ [м]	Удаленность от маркера $Z_0$ [м]	Начальная ориентация БЛА относительно осевой линии ВПП [°]
1000	-40...+40	50...65	-500...-300	0°
Начальный угол тангажа / крена [°]	Начальная скорость [км/ч]	Скорость ветра [м/с]	Направление ветра [°]	Видимость [М]
0°/0°	160	0...2.5	-180°... 180°	1000...3000

При этом, вероятность аварийной посадки не превышает 5-процентный уровень:

' . . - Ш - л о \*

Следует отметить, что данные экспериментов первых трех серий могут служить конструктивной основой для формирования ряда дополнительных продукционных правил как некоторого дополнения сформированной базы знаний интеллектуальной системы управления БЛА, которое позволит обеспечить предотвращение аварийных ситуаций в процессе выполнения автоматической посадки.

## 5.2. Интеллектуальный цифровой автопилот

Цифровой автопилот должен обеспечивать (с учетом тактико-технических характеристик БЛА) автономный полет вдали опорных точек априорно заложенного маршрута, выход на цель с обходом опасных зон, маневрирование на низких высотах и т.д.

Обобщенная структура интеллектуального цифрового автопилота (ИЦА), в соответствии с рис. 5.3, объединяет в своем составе стратегический уровень управления поведением и целеуказания, тактический уровень управления полетом и исполнительный уровень иерархии, должна включать следующие основные модули:

- картографическая база знаний;
- система внешнего очувствления;

- система навигации;
- нечеткая система управления поведением и целеуказания;
- нечеткая система управления полетом;
- анализатор глобальной обстановки;
- анализатор локальной обстановки;
- нечеткая система исполнительного уровня управления.

Картографическая база знаний (блок «цифровая карта») обеспечивает своевременное обновление исходных данных на входе стратегического уровня управления поведением и целеуказанием и тактического уровня управления полетом БЛА. Этот блок хранит в себе полную карту местности с определенной дискретностью. Карта имеет две основных составляющих: карту высот и карту объектов. Эта карта может быть составлена оператором перед запуском летательного аппарата, но может и пополняться данными от системы внешнего очувствления.

Система управления представляет собой трехуровневую систему. Верхний (стратегический) уровень представлен в виде блока «нечеткая система управления поведением и целеуказания». На его вход подаются данные, полученные блоком «анализатор глобальной обстановки» (АГО), а также данные, полученные от системы навигации.

Тактический уровень системы управления представлен блоком «нечеткая система управления полетом». На вход этого блока поступают данные от системы навигации, от блока «анализатора локальной обстановки» (АЛО), а также данные от стратегического уровня системы управления.

Выходные данные, полученные тактическим уровнем, подаются и обрабатываются исполнительным уровнем системы управления.

Анализатор глобальной обстановки производит двумерное сканирование карты местности большими фрагментами (на порядок большими, чем локальный детектор), выявляя зоны дислокации наземных объектов. Зоны сканирования глобальным детектором представлены на рис. 5.19. Эти зоны построены относительно курсового угла полета летательного аппарата. По результатам сканирования каждой зоны анализируется средний уровень ее опасности, определяемый как плотность рассредоточения предметов на соответствующем участке местности.

Анализатор локальной обстановки также сканирует карту местности, выявляя зоны опасности. При этом производится трехмерное сканирование достаточно малых зон с точностью до мелких предметов. Направления сканирования локальным детектором представлены на рис. 5.20. В выбранном направлении сканируется несколько точек. Опасность направления определя-

Рис. 5.19. Зоны сканирования анализатора глобальной обстановки

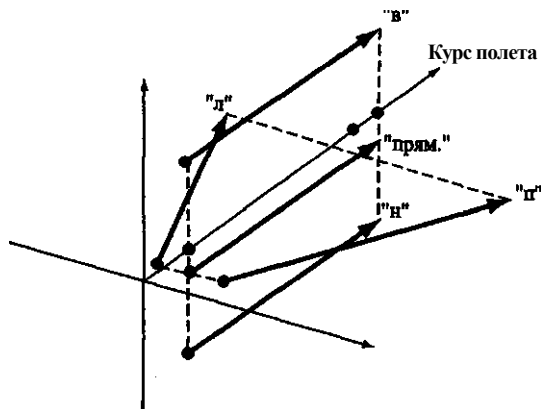
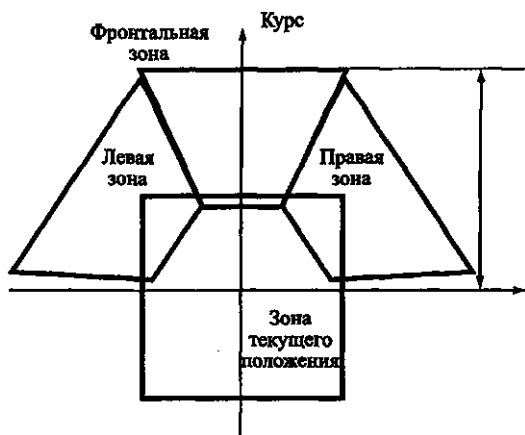
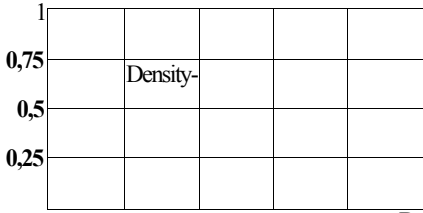


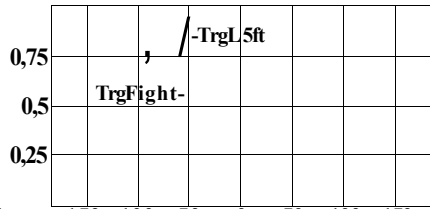
Рис. 5.20. Направления сканирования анализатора локальной обстановки

ется по максимальному показателю степени опасности просканированных точек. Глубина сканирования определяется текущей скоростью движения летательного аппарата.

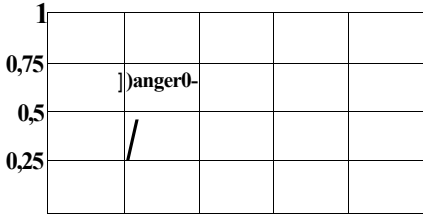
Нечеткая система целеуказания и управления поведением обеспечивает формирование общего направления полета, необязательно совпадающего с направлением на цель. На входы данного блока поступают следующие параметры: показатели опасности направлений, полученных от анализатора глобальной обстановки ( $\hat{\alpha}_{\text{текущ}}$ ,  $\hat{\alpha}_{\text{прям}}$ ,  $L_v$ ,  $L_n$ ), плотность распределения объектов на местности (Density), а также курсовой угол целевой точки ( $A_{\text{ц}}$ ) и дальность до целевой точки ( $\hat{L}_{\text{ц}}$ ). На выходе блок формирует текущий угол курса ( $A_{\text{вых}}$ ), а также рекомендуемую скорость полета ( $K_{\text{вых}}$ ). Совокупность продукционных правил, сохраняемых в



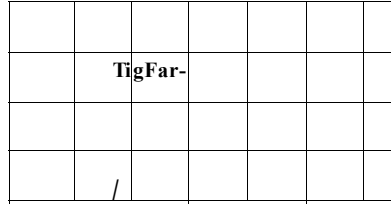
Функции принадлежности по переменной Density



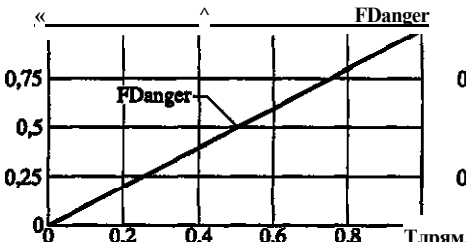
Функции принадлежности по переменной М



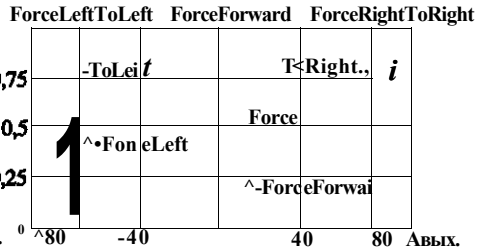
Функции принадлежности по переменной £текущ.



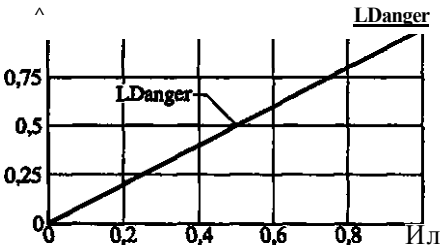
Функции принадлежности по переменной £ц



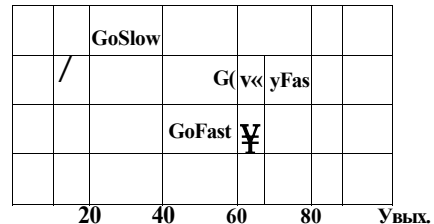
Функции принадлежности по переменной /л.рям.



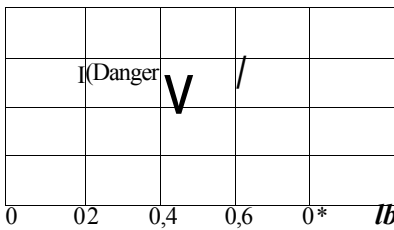
Функции принадлежности по переменной Авых.



Функции принадлежности по переменной Лл



Функции принадлежности по переменной Увых.



Функции принадлежности по переменной £п

Рис. 5.21. Функции принадлежности для стратегического уровня



базе знаний стратегического уровня интеллектуального цифрового автопилота и обеспечивающих реализацию требуемых функций, имеет следующий вид:

1. ЕСЛИ TrgLeft, ТО ToLeft
2. ЕСЛИ TrgRight, ТО ToRight
3. ЕСЛИ LDanger И RDanger И HE(FDanger), ТО ForceForward
4. ЕСЛИ HE(LDanger) И RDanger И FDanger, ТО ForceLeft
5. ЕСЛИ LDanger И HE(RDanger) И FDanger, ТО ForceRight
6. ЕСЛИ DangerO, ТО GoFast
7. ЕСЛИ TrgFar И HE(DangerO), ТО GoVeryFast
8. ЕСЛИ Density И HE(DangerO), ТО GoSlowly

Функции принадлежности, определяющие физические значения лингвистических переменных, показаны рис. 5.21.

Особое внимание следует обратить на функции принадлежности, определяющие выходные переменные. Так, можно заметить, что удельный вес функций ForceLeft и ForceRight гораздо выше, чем вес функций ToLeft и ToRight соответственно. Их форма выбиралась таким образом, чтобы в случае полной достоверности соответствующих правил роль функций ToLeft и ToRight при дефаззификации была бы малой, но не нулевой. В свою очередь функция ForceForward имеет такую же форму для обеспечения равновесия, что и функции ForceLeft и ForceRight. Кроме того, удельный вес функции GoSlow слегка доминирует над функциями GoFast и GoVeryFast, что обеспечивает быстрое торможение в случае необходимости.

Правила 1-2 обеспечивают выбор глобального курса к цели. Однако вес этих правил достаточно мал (так как удельный вес функций ToLeft и ToRight небольшой).

Правила 3-5 обеспечивают выбор направления с минимальным уровнем опасности. Эти правила доминируют над правилами 1-2 (так как удельный вес функций ForceForward, ForceLeft, ForceRight велик). Поэтому в случае движения в зоне опасности глобальный курс будет выбираться таким образом, чтобы обеспечить уход из ее границ.

Правила 6-8 обеспечивают выбор рекомендуемой скорости полета. Правило 6 заставляет выбирать большую скорость, если в текущей зоне существует опасность. Правила 7-8 выбирают очень большую скорость, если цель далека, а зона пуста и не опасна, - и маленькую скорость, если плотность зоны велика.

Нечеткая система управления тактического уровня интеллектуального цифрового автопилота обеспечивает решение задачи маневрирования БЛА с уклонением от препятствий, возникающих вдоль маршрута, который указывается стратегическим уровнем системы управления. В отличие от стратегического уровня, блок планирует траекторию полета в трехмерной среде, выполняя окончательную коррекцию выбранной скорости. На вход этому блоку подается информация от анализатора локальной обстановки ( $\xi_{\text{прям}}$ ,  $L_w$ ,  $L_B$ ,  $L_H$ ), параметры относительной высоты ( $\#_{\text{ц}}$ ) и дальности цели ( $D_{\text{ц}}$ ), а также командные уставки от стратегического уровня - угол курса ( $D_{\text{ц}}$ ) и рекомендуемая скорость полета ( $V$ ). На выходе блока формируется задание на скорость поворота  $04_{\text{вылх}}$ , высоту ( $Y_{\text{вв,х}}$ ) и скорость полета ( $V_{\text{нлх}}$ ).

Совокупность продукционных правил, сохраняемых в базе знаний тактического уровня интеллектуального цифрового автопилота и обеспечивающих реализацию требуемых функций, имеет следующий вид:

1. ЕСЛИ TrgLeft, ТО LeftToTrg
2. ЕСЛИ TrgRight, ТО RightToTrg
3. ЕСЛИ TrgUp, ТО UpToTrg
4. ЕСЛИ TrgDown, ТО DownToTrg
5. ЕСЛИ TrgUp И НЕ(TrgFar), ТО ForceUpToTrg
6. ЕСЛИ TrgDown И НЕ(TrgFar), ТО ForceDownToTrg
7. ЕСЛИ TrgFar, ТО Go
8. ЕСЛИ TrgNear, ТО Stop
9. ЕСЛИ НЕ(FDanger) И LDanger И RDanger И UDanger И DDanger, ТО AoutF И HoutF
10. ЕСЛИ НЕ(LDariger) И RDanger, ТО LeftFromDanger
11. ЕСЛИ LDanger И НЕ(RDanger), ТО RightFromDanger
12. ЕСЛИ FDanger И НЕ(LDanger) И НЕ(RDanger), ТО LeftFromDanger
13. ЕСЛИ НЕ(UDanger) И DDanger, ТО UpFromDanger
14. ЕСЛИ UDanger И НЕ(DDanger), ТО DownFromDanger
15. ЕСЛИ FDanger И НЕ(UDanger) И НЕ(DDanger), ТО UpFromDanger
16. ЕСЛИ Fast И TrgFar, ТО GoFast
17. ЕСЛИ Slow, ТО GoSlow
18. ЕСЛИ FDanger И Fast, ТО GoSlow

Необходимые настройки нечеткой системы управления полетом в виде соответствующих функций принадлежности представлены на рис. 5.22 а), б).

Так же как и для стратегического уровня, удельный вес выходных функций различен. Так, функции LeftFromDanger и JRightFromDanger доминируют над функциями LeftToTrg и RightToTrg. Аналогично построены функции принадлежности по переменной Я<sub>шх</sub>. Кроме всего прочего, функции UpToTrg и DownToTrg дают совсем малый вклад, не мешающий облету препятствий сверху и снизу.

Правила 1-4 заставляют летальный аппарат стремиться к заданному стратегическим уровнем азимутальному углу и к высоте цели. Однако эти правила играют достаточно малую роль, если работают другие правила, приводящие к изменению курса и высоты.

Правила 5-6 заставляют летательный аппарат принудительно стремиться на высоту цели, если цель находится недалеко. Но вес этих правил еще не самый большой.

Правила 7-8 выбирают скорость полета при подлете к цели.

Правило 9 вносит свою лепту в поддержание прямолинейного курса, если прямо лететь не опасно.

Правила 10-11 в случае возникновения опасности столкновения справа или слева выбирают самое безопасное направление по азимуту.

Аналогично правила 13-14 выбирают самое безопасное направление по высоте.

Правило 12 за заставляет свернуть летательный аппарат влево, если опасность впереди, и по правилам 10-11 решения о повороте не было принято.

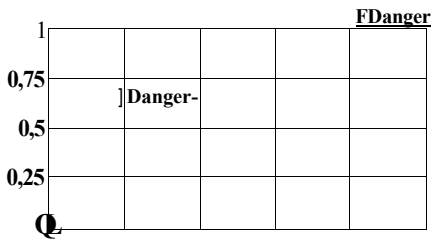
Аналогичным образом правило 15 устремляет летальный аппарат вверх, если опасность спереди, а по правилам 13-14 решения не было принято.

Правила 16-17 заставляют летательный аппарат придерживаться рекомендуемой скорости полета.

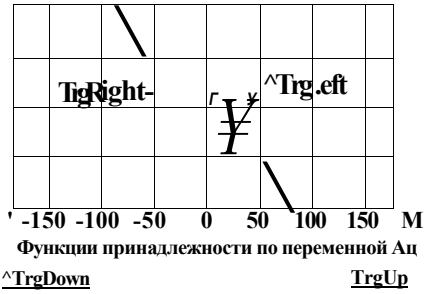
Правило 18 за заставляет летательный аппарат в случае возникновения опасности сбрасывать скорость.

Практическая проверка развиваемого подхода к построению интеллектуального цифрового автопилота, а также синтеза и отладки его программно-алгоритмического обеспечения потребовала создания специализированного моделирующего комплекса, обладающего следующим набором основных функциональных возможностей:

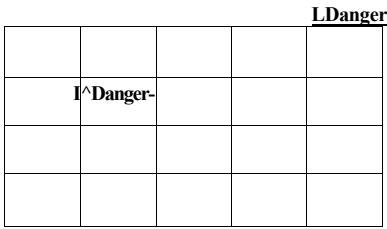
- моделирование процессов функционирования ИЦА БЛА на основе комплексного применения аппарата нечеткой логики;



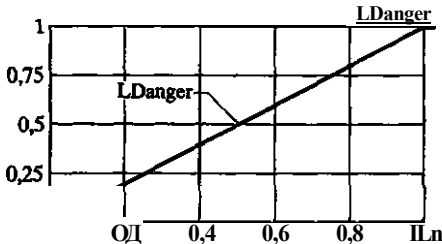
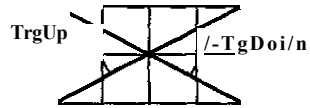
Функции принадлежности по переменной £ прям.



Функции принадлежности по переменной £ц  
^TrgDown TrgUp



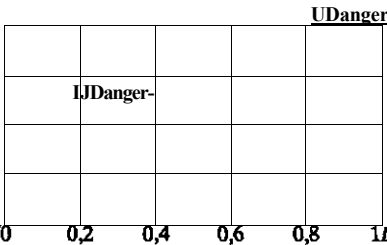
Функции принадлежности по переменной £л



Функции принадлежности по переменной £лн



Функции принадлежности по переменной £цц



Функции принадлежности по переменной £лв



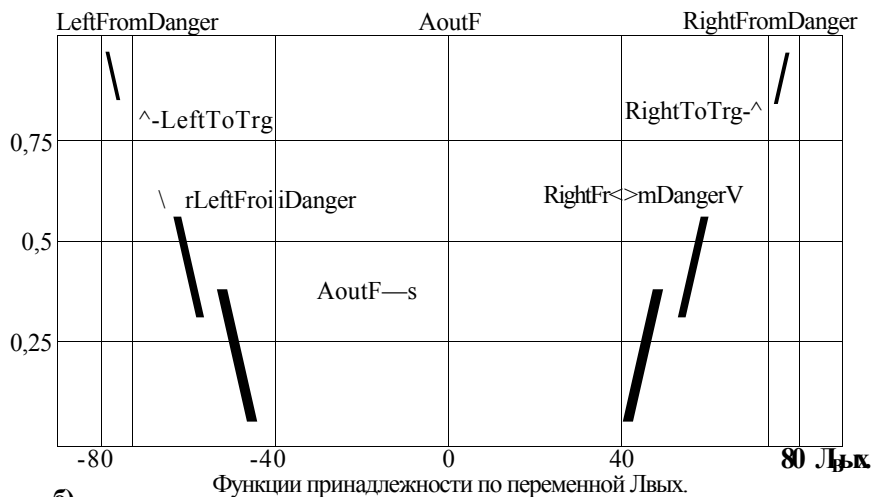
Функции принадлежности по переменной V



Функции принадлежности по переменной £лц



Функции принадлежности по переменной V\_звк



б)

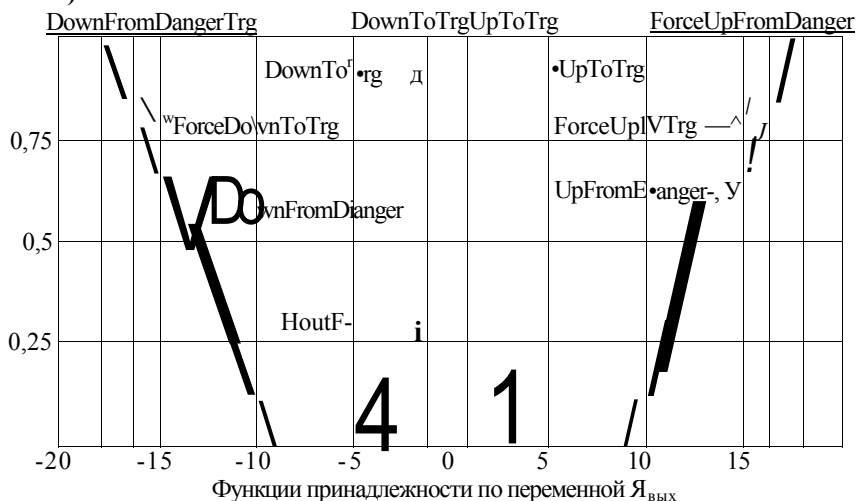


Рис. 5.22. Функции принадлежности для тактического уровня (а), (б)

- моделирование автономного полета, совершаемого в априорно неизвестных условиях под контролем ИЦА (рис. 5.23);
- оперативный синтез и моделирование произвольного рельефа местности;
- оперативное формирование, пополнение и редактирование базы нечетких знаний в интерактивном режиме;
- оперативная отладка базы знаний и настройка ИЦА БЛА (рис. 5.24);

**Рис. 5.23. Моделирование автономного полета микролетательного аппарата с интеллектуальной бортовой системой управления**

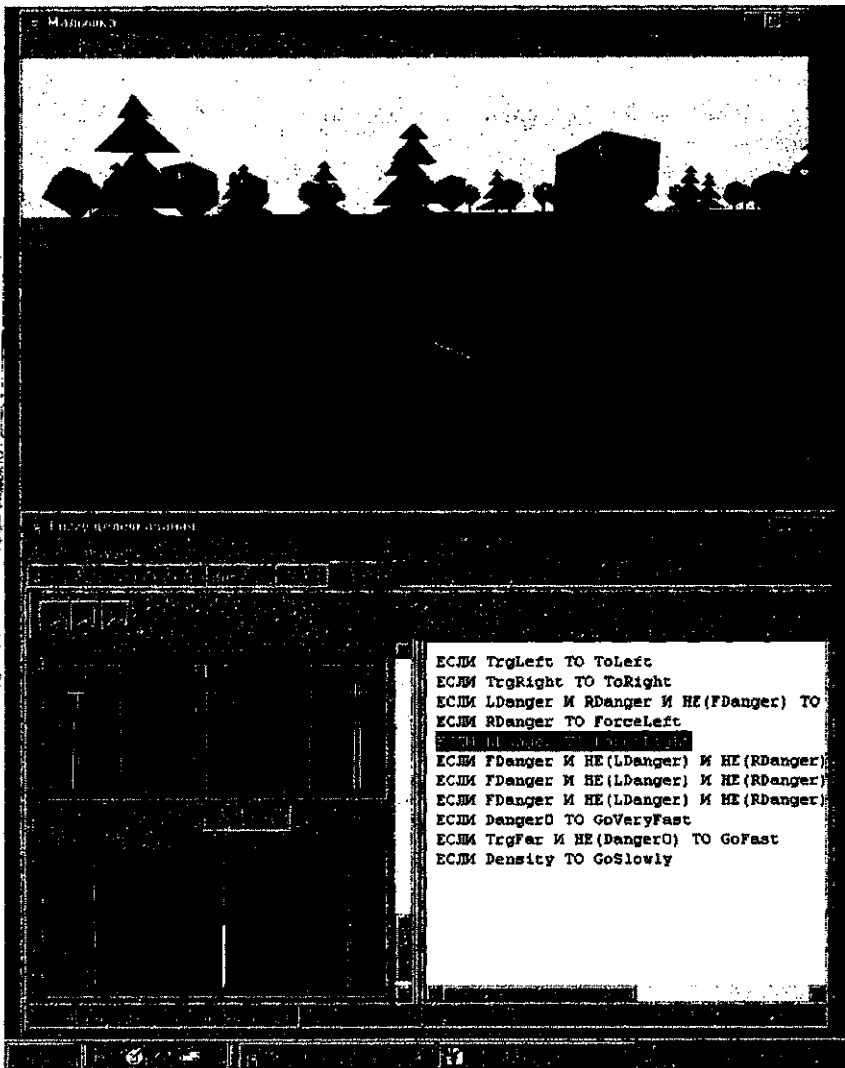


Рис. 5.24. Интерфейс для оперативной отладки базы нечетких знаний и настройка ИЦА БЛА

- моделирование случайных возмущений внешней среды;
- управление автономным БЛА в ручном режиме;
- визуализация карты местности с отображением текущей наземной обстановки и траектории БЛА (рис. 5.23);
- изменение параметров динамической модели БЛА;
- изменение параметров моделей, определяющих эмуляцию случайных изменений внешней среды.

Разработанный комплекс позволил обеспечить проведение широкомасштабной серии экспериментальных исследований по моделированию автономного БЛА, отработке технологий интеллектуального управления на основе методов нечеткой логики, проверке адекватности различных вариантов математического описания управляемого объекта, а также синтезу и отладке знаний, регламентирующих стратегии целесообразного поведения при решении требуемых прикладных задач в априорно неполнозаданных условиях при наличии внешних возмущений случайного характера.

Результаты компьютерного моделирования на практике подтвердили эффективность предложенного подхода, наглядно доказав, что интеллектуальный цифровой автопилот, построенный на основе методов нечеткой логики, обеспечивает высокий уровень адаптивности, надежности и качества функционирования БЛА в различных режимах, включая:

- автономный полет вдоль заданной последовательности опорных точек;
- целенаправленный полет без априорно установленного маршрута с отклонением от заранее известных или вновь обнаруженных областей и зон нежелательного появления;
- маневрирование на низких высотах с отклонением от возникающих на пути препятствий и т.д.

### **5.3. Особенности работы интеллектуального цифрового автопилота при полете в горной местности**

Задача управления полетом БЛА в горной местности заключается в оперативном формировании таких траекторий полета БЛА между заданными опорными точками маршрута (полетного задания), которые обеспечивали бы отклонение от препятствий (гор, скал и т.п.) и стабилизацию высоты полета БЛА.

Полет БЛА должен осуществляться на заданной в полетном задании высоте. Опорные точки маршрута могут задаваться произвольным образом, причем с низкой степенью детализации.

Считается, что в качестве элементов для составления полетного задания могут использоваться следующие представления:

- точка начала маршрута;
- опорная точка маршрута;
- район для патрулирования.

Точка начала маршрута определяет исходное расположение БЛА относительно какой-либо неподвижной системы координат.



Под опорной подразумевается точка маршрута, заданная координатами  $X, Y, Z$  относительно неподвижной системы координат.

Район для патрулирования подразумевает точку, заданную координатами  $X, Y, Z$  относительно неподвижной системы координат, радиус патрулирования и время патрулирования. Задача патрулирования сводится к достижению данной точки и полету вокруг нее по окружности заданного радиуса в течение заданного отрезка времени.

При постановке задачи движения по траектории сделаем следующие допущения:

- 1) опорная точка маршрута считается пройденной, если точка оказалась в задней полусфере БЛА (пеленг точки относительно курса БЛА по модулю составляет более  $90^\circ$ ), а расстояние до точки меньше, чем расстояние, проходимое БЛА за 10 с при его текущей скорости;
- 2) район патрулирования считается отработанным, если однажды выполнены условия п. 1 и время патрулирования вышло;
- 3) БЛА должен стремиться к заданной в полетном задании высоте, если эта высота доступна и неопасна (в силу особенностей рельефа местности). Пункт полетного задания считается выполненным, если БЛА прошел его на произвольной высоте (учитывая, что БЛА максимально стремился приблизиться к заданной высоте);
- 4) в дистанционных режимах разведывательного полета и наведения на цель БЛА должен управляться как материальная точка.

Цифровой автопилот должен обеспечивать функциональную работоспособность при неполной информации о внешней среде. Неполная информация выражается в виде погрешностей измерения или в отсутствии входной информации по какому-либо каналу управления. Отсутствие входной информации возмещается на основе вычислений по косвенным признакам.

Учитывая вышеизложенные факторы, можно обосновать функциональный состав подсистем цифрового автопилота для организации полета в горной местности.

#### *1. Бортовой вычислитель.*

*2. Система определения текущего местоположения и ориентации* (хотя бы азимута) БЛА. Такая система обеспечивает привязку БЛА к неподвижной системе координат, в которой заданы опорные точки маршрута. Привязка БЛА к этой системе координат необходима для вычисления пеленга и угла места очередной точки маршрута. В качестве системы, обеспечи-

вующей привязку текущего местоположения БЛА к неподвижной системе координат, рассматривается несколько вариантов:

- только система GPS;
- система GPS совместно с гироскопической системой;
- система GPS совместно с высотомером;
- система GPS совместно с гироскопической системой и барометрическим высотомером.

Следует отметить, что для определения положения очередной точки маршрута относительно БЛА можно предложить и другие, менее универсальные способы.

3. *Система технического зрения (СТЗ)*. Рассматриваемая система управления БЛА, осуществляющая управление полетом БЛА в горной местности, основана на использовании СТЗ. Поэтому дополнительно БЛА должен быть оснащен цветной или черно-белой телекамерой с разрешением 160 x 120 или 320 x 240. Телекамера должна находиться в передней полусфере БЛА или на крыле и направлена параллельно курсу полета (за исключением специальных случаев).

Бортовой вычислитель БЛА должен быть оснащен блоком оцифровки и ввода видеоизображения.

*Система координат*. В разработанном цифровом автопилоте используется трехмерная декартова система координат. Так как дальность полета БЛА сравнительно небольшая, и полеты в районе земных полюсов не предполагаются, то для простоты реализации системы можно пренебречь разницей между декартовыми и географическими координатами (широтой и долготой) в окрестности заданной рабочей точки земной поверхности. Таким образом, для перевода точки из географической системы координат в декартову, задавшись точкой центра карты или точкой начала полета с долготой  $\phi_0$  и широтой  $\theta_0$ , можно использовать следующие зависимости:

(5.1)

где  $x, y$  - координаты в декартовой системе координат [м];  $\phi, \theta$  - долгота и широта переводимой точки [°];  $\phi_0, \theta_0$  - долгота и широта центра карты или начальной точки полета [°];  $r_3$  - радиус

Земли  $R_3 = 6\,371\,000$  м. Lead( $\varphi$ ) - функция, приводящая угол  $\varphi$  в диапазон от  $-\pi$  до  $+\pi$ :

$\varphi$ , если  $-\kappa < \varphi < \kappa$

$\text{Beac1}(\varphi) = \varphi - 2\kappa$ , если  $\varphi > \kappa$

$\varphi + 2\kappa$ , если  $\varphi < -\kappa$

Функция  $\text{Beac1}(\varphi)$  обеспечивает работу системы в районе  $180^\circ$ -го меридиана. В противном случае возможный переход с восточного на западное полушарие и обратно может приводить к неверному переводу координат. Так как работа системы в районе северного и южного полюсов не предполагается, то данные зависимости не содержат защиты от перехода через полюса.

Функционально система управления полетом БЛА в горной местности включает в себя следующие основные элементы:

- система целеуказания;
- блок «Полетное задание»;
- система GPS (Global Position System);
- (при необходимости) гиросплатформа с акселерометрами;
- (при необходимости) высотомер;
- система технического зрения (СТЗ);
- система управления исполнительными элементами БЛА (рулевыми машинками);
- интеллектуальная система планирования полета БЛА.

Блок «Полетное задание» хранит совокупность элементов полетного задания.

Система GPS производит привязку местоположения БЛА к неподвижной системе координат по положению и курсовому углу. Вычислить привязку по курсовому углу при помощи GPS, учитывая ее погрешности, довольно сложно. Поэтому более точную привязку по курсовому углу целесообразно вычислять по показаниям гироскопической системы (если таковая имеется на борту). При необходимости реализации более точной привязки БЛА по высоте может использоваться барометрический высотомер.

На основании информации, полученной от измерительных подсистем, а также информации о полетном задании, система целеуказания выдает пеленг и относительную высоту очередной целевой точки маршрута.

СТЗ оцифровывает видеосигнал, поступающий от бортовой телекамеры, производит его обработку и формирует на выходе 12 пар сигналов, характеризующих среднюю яркость и «пестроту» двенадцати ( $3 \times 4$ ) областей видеоизображения.

На основании информации от СТЗ и системы целеуказания интеллектуальная система планирования полета БЛА формиру-

ет управляющий сигнал для системы управления исполнительными механизмами.

Программно-алгоритмическое обеспечение цифрового автопилота интеллектуальной системы управления БЛА должно обеспечивать работу в условиях неопределенности, при этом обеспечивая режим определения состава датчиков исходной информации о внешней среде, анализ их погрешностей и реализовывать алгоритм перестройки работы автопилота в зависимости от состава и качества входной информации.

Главное требование к функциональным возможностям алгоритмического и программного обеспечения отдельных подсистем управления цифрового автопилота сводится к надежному выполнению всей совокупности необходимых маневров.

Для полетов в горной местности очень важна точность определения расстояния до препятствия и способности энергетической установки, аэродинамических свойств планера и настройки регуляторов для обеспечения маневра по обходу препятствий, поэтому интеллектуальная система управления автопилота постоянно должна оценивать ошибки измерительных приборов и компенсировать их. Бортовая система должна в каждом конкретном случае задавать такую траекторию движения, чтобы выполнить целевое задание и не столкнуться с препятствиями, местоположения которых заранее не известны. В экспертную систему закладываются знания, полученные в процессе исследования в среде Mat Lab поведения БЛА при различных возмущениях внутренне-го и внешнего характера.

Для удержания БЛА на заданной траектории движения должны с высоким быстродействием работать контуры управления угла поворота дроссельной заслонки, обеспечивающей режим работы двигателя; угла положения руля высоты; угла положения руля направления; угла положения элеронов БЛА. При этом в качестве задания для обеспечения управления БЛА как материальной точки должны быть реализованы задатчики координат точки в азимутальной плоскости, высоты, модуля скорости и угла рыскания.

Алгоритмическое и программное обеспечение должно обеспечивать надежность и качество выполнения Задания как в ручном, так и в автоматическом режиме. При этом функциональные возможности алгоритмических и программных средств подсистем цифрового автопилота БЛА должны обеспечивать учет целого ряда неопределенностей, главные из которых обусловлены следующими факторами:

- погрешности измерений и вычислений;

- изменение параметров системы и объекта управления, связанное с температурными колебаниями, расходом топлива, старением материалов и т.д.;

- случайные воздействия внешней среды, связанные с возникновением ветровых порывов, турбулентными возмущениями атмосферы, изменением видимости и т.п.

Интеллектуальные технологии, основанные на современных методах обработки знаний, являются эффективным инструментом борьбы с неопределенностью. Поэтому, очевидно, важнейшее требование к алгоритмическому и программному обеспечению цифрового автопилота БЛА связано с возможностью обработки знаний, заложенных в систему.

Кроме того, алгоритмическое и программное обеспечение должно удовлетворять ресурсам бортовой вычислительной аппаратуры как по быстродействию, соответствующему реальному масштабу времени, так и по объему требуемой памяти.

Алгоритмическое обеспечение цифрового автопилота для управления БЛА в автоматическом и ручном режимах включает алгоритмы функционирования системы целеуказания, СТЗ и интеллектуальной системы планирования полета.

*Система целеуказания.* Система целеуказания реализуется на базе бортового вычислителя. Она решает три основные задачи:

- 1) анализирует показания навигационных систем и формирует вектор положения и ориентации;
- 2) исходя из информации о полетном задании формирует координаты текущей целевой точки;
- 3) формирует на выходе пеленг и относительную высоту текущей целевой точки.

Для решения первой задачи система целеуказания считывает показания системы GPS и формирует вектор положения БЛА. Для перевода географических координат в декартовы используются зависимости (5.1).

При наличии высотомера Z-составляющая вектора положения, определенного по GPS, заменяется на высоту, формируемую этим устройством, так как точность определения высоты с помощью GPS ниже, чем у высотомера.

При наличии гироскопической системы и системы акселерометров формируется вектор углов ориентации БЛА (по азимуту, углу места и углу крена).

При отсутствии гироскопической системы в системе целеуказания производится расчет текущего азимутального направления полета путем вычисления угла между предыдущим и текущим показаниями GPS. Точность такого метода низка, но применима для управления. Данный способ определяет только угол азимута

( $A_{oz}$ ), угол крена и угол места принимаются равными нулю ( $A_{oz} = 0, A_{Oz} = 0$ ).

Полученный вектор положения и вектор ориентации БЛА используется в системе целеуказания для решения задач 2 и 3.

При решении второй задачи в системе имеются глобальные переменные, отвечающие за координаты текущей целевой точки, номер этой целевой точки в массиве полетного задания, а также признаки наличия текущего задания.

При запуске цифрового автопилота из полетного задания выбирается первый элемент, если таковой существует. При его наличии выставляется признак наличия целевой точки, а координаты этой целевой точки помещаются в глобальные переменные.

При наличии признака существования целевой точки система целеуказания рассчитывает расстояние  $R$  и пеленг  $a$  до нее:

$$R = \sqrt{(T_x - P_x)^2 + (T_y - P_y)^2} \\ a = \text{Lead}(\text{atan2}(T_x - P_x, T_y - P_y) - Aq_z)$$

где  $f = (T_x, T_y, T_z)$  - вектор положения текущей точки;

$P = (P_x, P_y, P_z)$  - вектор текущего положения БЛА;

$A = (A_{ox}, A_{oy}, A_{oz})$  - вектор углов ориентации БЛА вокруг соответствующих осей (угол места, угол крена и угол азимута соответственно);

$\text{atan2}(y, x)$  - функция, рассчитывающая арктангенс отношения  $y/x$  с учетом соответствующего квадранта;

$\text{Lead}(cp)$  - функция, приводящая угол ( $p$  в диапазон от  $-k$  до  $+k$ ).

Если пеленг целевой точки  $a$  по модулю больше  $\pi/2$ , а расстояние до точки меньше, чем  $10 \times v$  (где:  $v$  - примерная скорость полета БЛА в м/с), то формируется признак прохождения точки маршрута. Для элемента полетного задания «Опорная точка маршрута» этот признак соответствует выполнению элемента полетного задания. Для элемента «Район для патрулирования» при первом появлении этого признака запускается таймер, отсчитывающий время от 0 до заданного времени патрулирования. По окончании счета таймера формируется признак выполнения элемента полетного задания.

Признак выполнения элемента полетного задания приводит к выбору следующего элемента из массива полетного задания, если таковой имеется. В противном случае признак наличия целевой точки сбрасывается.

Решение третьей задачи производится только при наличии признака существования целевой точки. Для решения этой зада-

*СТЗ - система технического зрения.* При разработке интеллектуального цифрового автопилота принимались в расчет параметры телекамеры со стандартным объективом с углом обзора 45°.

Отработка алгоритмов управления полета в горной местности проводилась на программной модели БЛА УС-К, обладающего низкой скоростью подъема. Для этой модели БЛА камеру следует слегка наклонить вниз под углом 10°. Наклон камеры был выбран исходя из экспертных оценок оператора БЛА об опасности препятствий снизу БЛА.

СТЗ бортовой системы управления полетом БЛА в горной местности производит захват изображения с бортовой телекамеры и формирует на его основе 12 сигналов, соответствующих яркости и интенсивности заполнения каждой из 12 (3 x 4) ячеек видеоизображения.

Структурная схема СТЗ бортовой системы управления полетом БЛА в горной местности представлена на рис. 5.25. Она включает в себя аппаратную и программную части. Аппаратная часть (захват видеоизображения) реализует прием видеосигнала и превращение его в двумерный байтовый массив данных, каждый элемент которого несет информацию о яркости соответствующего пикселя видеоизображения. В случае работы с цветным изображением блок «захват видеоизображения» программно преобразует это изображение в черно-белое путем усреднения красной, зеленой и синей составляющих каждого пикселя.

Для совместимости с Windows-приложениями изображение хранится в виде массива строк, каждая строка - это байтовый массив яркостей пикселей. Значение 0 соответствует черному цвету. Значение 255 соответствует максимально белому. Строки хранятся снизу вверх, а пиксели - слева направо.

Блок «Фильтрация» производит программную фильтрацию изображения от помех, возникающих в результате аналого-цифрового преобразования и прочих шумов. Для фильтрации используется усредняющий фильтр 3 x 3. При этом для ускорения реализации фильтра рекомендуется использовать

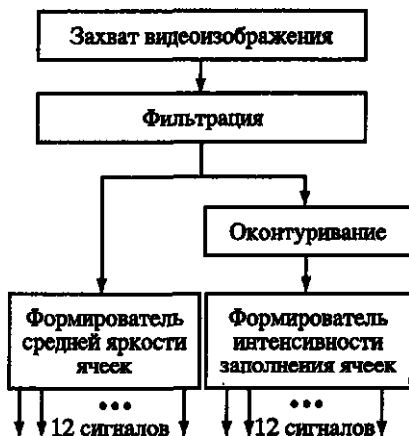


Рис. 5.25. Структурная схема СТЗ бортовой системы управления полетом БЛА

не все 9 элементов изображения, а только 8, исключив последний пиксель, так как деление на 8 можно реализовать программным сдвигом на 3 бита вправо, который выполняется в 4-8 раз быстрее, чем операция деления (в зависимости от процессора).

Процесс фильтрации можно описать следующим выражением:

$$S_{y,x} := (S_{y-1,x} + S_{y,x-1} + S_{y,x+1} + S_{y+1,x} + S_{y,x-2} + S_{y,x+2} + S_{y-2,x} + S_{y+2,x}) / 8, \quad y = 1 \dots Я-2, \quad x = L \dots W-2,$$

где  $S_{y,x}$  - матрица яркостей кадра черно-белого изображения ( $y$  - строки;  $x$  - столбцы);  $W, H$  - ширина и высота кадра видеоизображения (в пикселях); «:=» - оператор присвоения. Несмотря на то что  $x$  потенциально изменяется от 0 до  $W-1$ , а  $y$  от 0 до  $H-1$ , при фильтрации используются именно указанные диапазоны изменения этих переменных. При этом фильтрации не подлежат первый и последний столбцы изображения, а также первая и последняя строки.

Блок «Оконтуривание» производит выделение контуров объектов на видеоизображении. В результате оконтуривания формируется изображение  $C_{y>x}$ , состоящее из черных (цвет 0) и белых пикселей (цвет 255). Черный пиксель соответствует контуру зарегистрированного объекта, белый - все остальное изображение. Контуром считается такое сочетание соседних пикселей видеоизображения, при котором их разница превышает пороговое значение  $L_{контр}$ :

$$\begin{aligned} & 0, \quad \text{если } |S_{yx} - S_{y,x+1}| > L_{контр} \quad * = 0 \dots W-2 \\ & 255, \quad \text{если } |S_{yx} - S_{y-1,x}| > L_{контр} \quad y = 0 \dots Я-2, \\ & C_{y \% W-x} = 255; \quad C_{H-xJ} = 255 \quad j = 0 \dots W-1 \end{aligned}$$

где  $S_{f,x}$  - отфильтрованное черно-белое изображение;  $C_{y,x}$  - оконтуренное изображение;  $W, H$  - ширина и высота изображений.

Величина  $L_{контр}$  является одним из настраиваемых параметров системы. Она зависит от многих характеристик камеры и качества изображения, получаемого с нее. В данной работе эксперименты проводились с величиной  $L_{контр} = 9$ . Более подробно о настройках данного параметра будет сказано ниже. Для формирования средней яркости и «пестроты» изображение разбивается на 12 равных частей, называемых ячейками. Расположение ячеек показано на рис. 5.26.



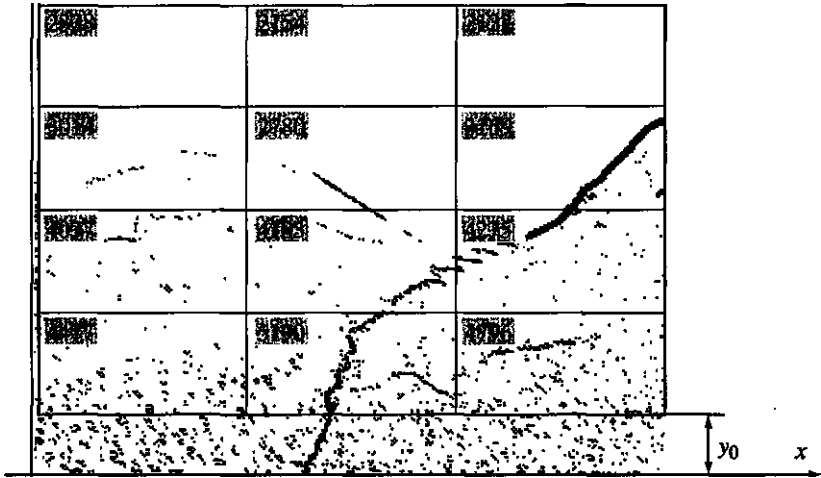


Рис. 5.26. Разбиение изображения на ячейки

Необходимо, чтобы площадь всех ячеек была одинаковой. Кроме того, при нормальном полете БЛА линия горизонта должна приблизительно совпадать с границей между 2-м и 3-м рядом (если считать ряды сверху, начиная с 1). Так как у рассматриваемого БЛА камера наклонена вперед на  $20^\circ$ , то для обеспечения этих двух требований все ячейки должны быть смещены вверх.

Для определения координат ячеек введены следующие константы:

$w_{col} = 3$  - количество колонок из ячеек;  
 $h_{row} = 4$  - количество рядов из ячеек;  
 $W, H$  - размер кадра видеозображения;

$r_{col} = \text{int} \frac{W}{w_{col}}$  - ширина колонки [пиксе];  $\text{int}(j)$  - вычисляет

целую часть числа, отбрасывая дробную;

$offset = 30 \cdot \frac{H}{240}$  - нормальное смещение линии горизонта на изображении. Для изображения  $320 \times 240$  было взято значение 30. Чтобы значение  $offset$  не зависело от размера изображения, оно нормируется;

$r_{row} = \text{int} \frac{H-k}{h_{row} \cdot offset}$  - высота строки [пиксе];

$x_0 = \overline{W - w_{\text{col}}}$  - смещение нулевой колонки от начала изображения;

$y_0 = H - k_{\text{offset}}$  - смещение нулевого ряда от начала изображения.

Таким образом, координаты левого нижнего угла  $i, j$ -ой ячейки определяются следующим образом:

$$i = 0 \dots H - 1; \quad j = 0 \dots A_{\text{row}} - 1.$$

Для определения средней яркости ячейки соответствующий блок находит среднее арифметическое всех пикселей внутри заданной  $i, j$ -ой ячейки и формирует на выходе величину  $B_{ji}$  обратной яркости, т.е. значение 255 этого сигнала соответствует максимально черному цвету, а значение 0 - максимально белому:

$$B_{ji} = 255 - \frac{J^{H-i, W-j}}{M_{ij}}$$

где  $S_{y>x}$  - отфильтрованное черно-белое изображение, подаваемое на вход блока «Формирователь средней яркости ячеек».

Таким образом, на выходе блока «Формирователь средней яркости ячеек» формируется 12 сигналов яркости.

Блок «Формирователь "пестроты" ячеек» рассчитывает число  $M_{ij}$  контуров изображения, приходящихся на ячейку:

$$M_{ij} = \sum_{x=y}^{x+1} \sum_{y=j}^{y+1} \left( \begin{matrix} 1 & \text{если } C_{ji} = 255 \\ 0 & \text{если } C_{ji} = 0 \end{matrix} \right)$$

где  $S_{yx}$  - оконтуренное изображение, подаваемое на вход блока.

Величина  $M_{ij}$ , названа «пестротой», так как она определяет насыщенность ячейки различными деталями.

Таким образом, на выходе блока «Формирователь "пестроты" ячеек» формируется 12 значений величин, характеризующих «пестроту» ячеек.

*Интеллектуальная система планирования полета.*, Алгоритм планирования полета БЛА в горной местности реализуется

программно. На входы системы планирования поступают данные от СТЗ и системы целеуказания. Интеллектуальная система планирования полета производит оценку опасности полета в одном из 12 направлений (по числу ячеек видеоизображения), а затем выбирает самое безопасное направление.

Степень опасности выбранного направления полета оценивается по степени заполнения соответствующей ячейки видеоизображения и граничащих с ней ячеек, а также по величине штрафа за выбор направления полета, отличного от направления на целевую точку.

Для оценки степени опасности направления видеоизображения интеллектуальная система планирования полета производит следующие действия.

1. Составляется матрица  $G$  размером  $4 \times 3$  (по числу ячеек видеоизображения) и перед началом каждого такта расчета записывается нули во все ее элементы:

$$G_{jj} = 0; \quad j = 0...3; \quad l = 0...2.$$

2. На каждом такте расчета для каждой  $j, l$ -ой ячейки видеоизображения вычисляется величина  $d$ , характеризующая степень опасности:

$$d_{j,l} = \frac{|(l-0,1,2) - \text{Ю0-e}| \cdot \Delta \Gamma_{\text{цпв}}}{100}$$

где  $K_{ik,r} = 3, K_{jrk} = 4, K_{ис} = 300, K_{\text{мрт}} = 500$  - весовые коэффициенты, выбранные на основе экспертных оценок;  $l_{\text{нпг}} = 1, y'_{\text{мрт}} = 2$  - выбраны исходя из удобства реализации;  $Q, V$  - целевое направление и целевая относительная высота, формируемые системой целеуказания.

3. К каждому  $j, i$ -му элементу матрицы  $G$  добавляется значение  $d$ :

4. Вычисляется величина  $b_k$  по следующей формуле:

$$b_{k,r} = \frac{d - K_{\text{тр}}}{100}$$

где  $K_{\text{тр}} = 20$  - весовой коэффициент. Данный коэффициент является параметром системы.

5. Значение  $b_h$  добавляется к  $u$ , /- 1-му к  $u$ , /+ 1-му элементам матрицы  $G$ , если они существуют:

$$\text{Если } / > 0, \text{ то } G_{j \setminus !} := G, + b_h$$

$$\text{Если } / < 2, \text{ то } G_{j / + 1} := G, / + 1 + b_h.$$

6. Вычисляется величина  $b_v$  по следующей формуле:

$$r'' = 100 \cdot$$

где  $A''_{\text{впр}} = 30$  - весовой коэффициент. Данный коэффициент является параметром системы.

7. Значение  $b_r$  добавляется к  $u - 1$ , /-ому и  $u + 1$ , /-ому элементам матрицы  $G$ , если они существуют. Кроме того, четвертая часть полученного значения добавляется к  $u - 2$ , /-ому и  $u + 2$ , /-ому элементам матрицы  $G$ :

$$\text{Если } u > 0, \text{ то } G_{H i} := G_{H >} + b_r$$

$$\text{Если } u < 3, \text{ то } G_{j + u i} := G, + u + b_r$$

$$\text{Если } u > 1, \text{ то } G_{\setminus 2 /} := C_{y \setminus 2} / + b_r J 4$$

$$\text{Если } u < 2, \text{ то } G_{j + 2 i} := G, + 2, +$$

8. После завершения вычисления всех элементов матрицы  $G$  производится поиск минимального ее элемента. Обозначим индексы элемента  $G$  с минимальным значением через  $u_0$  и  $l_0$ . Элементы нумеруются начиная с нуля. Эти индексы будут определять направление безопасного полета.

9. Используя  $u_0$  и  $l_0$ , интеллектуальная система управления полетом определяет необходимые отклонения элеронов и руля высоты по следующим формулам:

$$\Delta E_{1-} = - (l_0 - D - K e,$$

где  $K_E = 30$  - коэффициент усиления канала управления элеронами;  $K_y = 100$  - коэффициент усиления канала управления рулем высоты;  $\Delta V_0 = 5^\circ$  - нормальное положение руля высоты.

10. Для защиты приводов элеронов и руля высоты от перегрузок в каналах управления  $\Delta \xi$ , и  $\Delta \kappa$ , реализованы фильтры низких частот с постоянными времени  $T_E$  и  $T_y$  соответственно:

$$\Delta E := \Delta E + \frac{(\Delta E_T - \Delta E)}{T_E},$$

$$\Delta \kappa \wedge \Delta y + C \Delta \wedge - \Delta \kappa) \frac{1}{T_y}.$$



1 км

Рис. 5.27. Вид топографической карты горной местности

11. Полученные величины  $AE$  и  $AV$  преобразуются в задающие воздействия для механизмов управления элеронами и рулем высоты.

Оценка эффективности работы интеллектуального цифрового автопилота при полете БЛА в горной местности проводится по результатам компьютерного моделирования.

Для проведения экспериментальных исследований полета модели БЛА в горной местности с помощью редактора карт MapBuilder была создана карта, изображенная на рис. 5.27, а сам проект экспортирован в формат карт для универсального программного комплекса для моделирования и трехмерного отображения полетов летательных аппаратов различного значения.

Во встроенном редакторе состава объектов сцены универсального программного комплекса была создана модель летательного аппарата УС-К.

**A -**

## **Начало**

Азимут [\*]: 60  
Высота [м/с]: 600  
Скорость [м/с]: 50

## **Точка маршрута**

2      Высота [м/с]: 600  
Скорость [м/с]: 50

## **Патрулировать**

Время  
патрулирования [сек]: 60  
^      Высота [м/с]: 600  
Скорость [м/с]: 50

## **Точка маршрута**

Высота [м/с]: 600  
Скорость [м/с]: 50

Рис. 5.28. Интерфейс задания движения над равнинной местностью

Один из вариантов полетного задания, разработанного для данного летательного аппарата, представлен на рис. 5.28.

Согласно этому заданию БЛА, находясь в точке 1 с ориентацией по азимуту  $60^\circ$ , должен двигаться в точку 2, затем совершить перелет в точку 3 и начать в ней процесс патрулирования в течение 60 сек, после чего прибыть в точку 4.

Рассмотрим для примера один из экспериментов, связанный с моделированием полета БЛА в условиях горной местности под контролем интеллектуальной бортовой системы управления, укомплектованной полным набором необходимых аппаратных средств.

С помощью редактора состава бортовых средств для БЛА был задан следующий набор аппаратно-программных средств:

- телекамера;
- бортовой вычислитель;
- система глобальной навигации GPS;
- гироскоп (гироскопическая система с дрейфом нуля  $0,2^\circ/\text{ч}$ );
- программа управления полетом в горной местности (разработанный алгоритм).

Видимость, определенная на карте местности, составляет более 5 км.

Процесс моделирования БЛА прошел по следующему графику:

0 : 00 : 00 начало маршрута,

0 : 04 : 05 выполнил пункт задания 2,

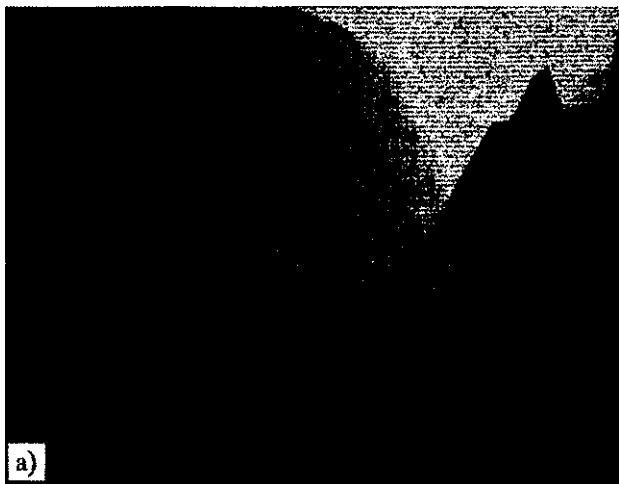
0 : 07 : 22 приступил к патрулированию района 3,

0 : 08 : 22 закончил патрулирование,

0 : 10 : 46 выполнил пункт задания 4.

БЛА в своем штатном режиме вышел на заданный курс. Однако прямо по курсу полета БЛА находился склон горы с узким ущельем слева. Анализ ситуации в данный момент времени (рис. 5.29) определил необходимость движения через это ущелье. Полет на низкой высоте в такой ситуации был неуместен. Поэтому, опасаясь столкновения с землей, БЛА набирал высоту. К моменту времени 0 : 04 : 05 БЛА достиг точки 2 и начал стремиться к точке 3. Однако стоящая перед ним горная возвышенность и большая гора справа не давали возможность совершения этого маневра. БЛА предпринял попытку набора высоты и вскоре поднялся на уровень этой возвышенности. Далее его полет заключался в облете горы, стоящей справа от него, и через некоторое время целевая точка оказалась прямо по курсу. БЛА устремился к ней, одновременно пытаясь уйти вниз к целевой высоте. Движение вниз предполагало спуск с той возвышенности, над которой двигался БЛА. Возможным вариантом спуска для него мог служить небольшой уход вправо. Поэтому БЛА слегка откло-





Рис» 5.29. Вид с телекамеры БЛА в момент подхода к ущелью (а); обработка изображения с телекамеры БЛА в момент подхода к ущелью с обозначенными опасностями направлений (б)

Рис. 5.30. Результаты моделирования полета БЛА в горной местности в летную погоду при наличии всех необходимых бортовых средств: траектория движения

нился вправо и начал спуск до заданной высоты 600 м. Однако окончательно спуститься до требуемой высоты ему не удалось в силу опасности участка патрулирования. Далее, к моменту времени 0 : 07 : 22, начался процесс патрулирования. Интересен момент начала патрулирования. Изначально БЛА устремился совершать патрулирование в левую сторону. Однако гора, находящаяся от него слева, не дала ему возможности совершить поворот. Поэтому через некоторое время БЛА предпринял правый разворот. В 0 : 08 : 22 БЛА закончил патрулирование и направился к точке 4. К моменту времени 0 : 10 : 46 БЛА достиг точки 4.

Результаты моделирования представлены на рис. 5.30 - рис. 5.33.

Кроме описанного выше, проводились эксперименты с различными горными рельефами, в различных погодных условиях и с различным набором бортовых средств. Все эксперименты по-

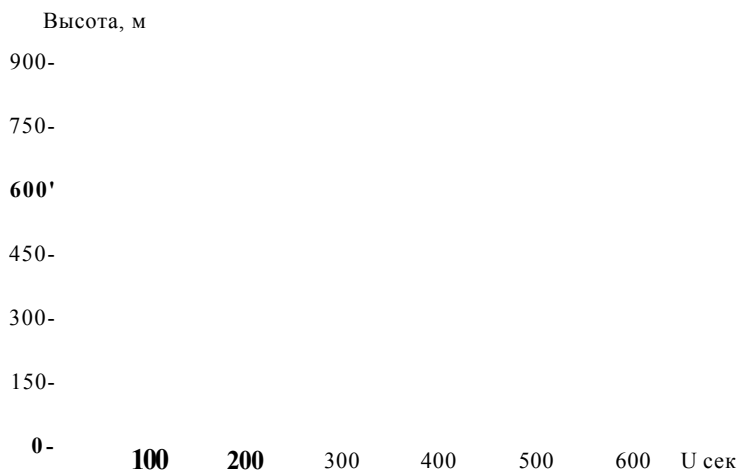


Рис. 5.31. Результаты моделирования полета БЛА в горной местности в летную погоду при наличии всех необходимых бортовых средств: изменение абсолютной высоты полета

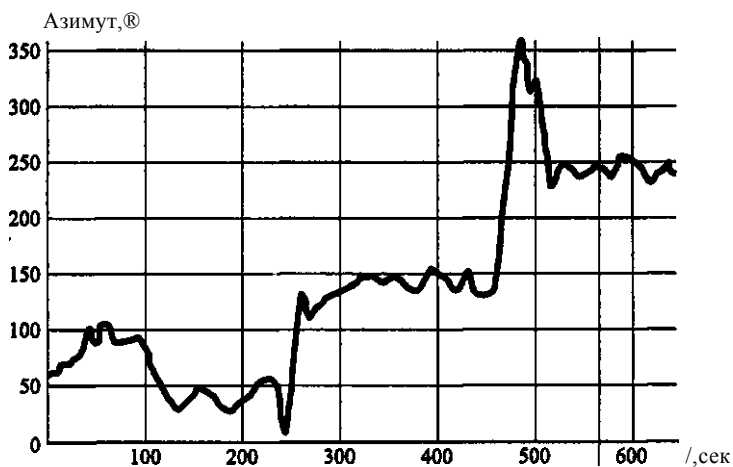


Рис. 5.32. Результаты моделирования полета БЛА в горной местности в летную погоду при наличии всех необходимых бортовых средств: изменение азимута полета

казали высокую эффективность работы интеллектуального цифрового автопилота.

Результаты проведенных исследований убедительно свидетельствуют о перспективах комплексного применения технологии нечеткой логики для решения задач управления автономным

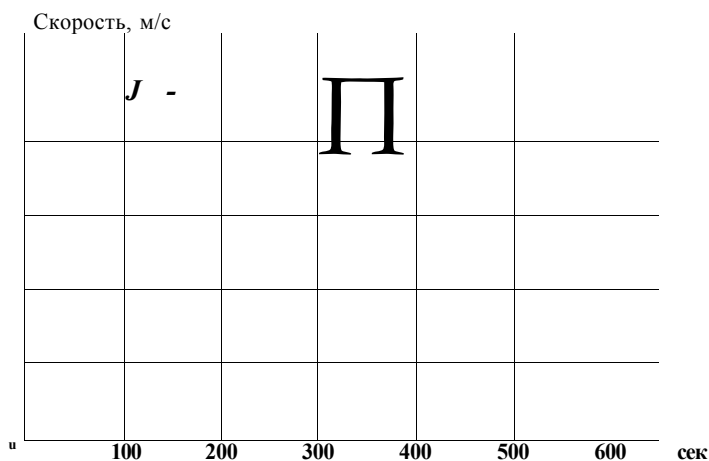


Рис. 5.33. Результаты моделирования полета БЛА в горной местности в летную Погоду при наличии всех необходимых бортовых средств: изменение скорости полета

полетом БЛА в условиях существенной неопределенности воздушной и наземной обстановки.

Более того, применение интеллектуальной технологии позволило решить крайне сложную и актуальную задачу организации автоматической посадки БЛА на неподготовленную площадку.

Предложенные принципы построения интеллектуальной бортовой системы управления полетом и посадкой БЛА с использованием визуальной обратной связи доказали свою практическую эффективность на примере широкой серии модельных экспериментов.

Эти исследования являются по существу фундаментально-прикладной базой для аппаратно-программной реализации бортовых систем управления малогабаритных автономных БЛА.

В качестве элементной базы для создания интеллектуально-го ядра цифрового автопилота может быть использована ассоциативная память [1]. Главная проблема синтеза алгоритмов управления на основе применения технологии ассоциативной памяти заключается в обеспечении их устойчивости в зависимости от дискретизации параметров. Важно отметить, что выбираемая дискретизация непосредственно обуславливает и объемы требуемой памяти. Использование специально разработанных критериев позволяет гарантировать абсолютную устойчивость систем управления с ассоциативной памятью, обладающей минимально необходимым объемом [10].

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов А.П., Евстигнев Д.В.* Интеллектуальные системы управления бестопливными летательными аппаратами на основе комплексного применения технологий нечеткой логики и ассоциативной памяти // *Авиакосмическое приборостроение. 2000. №2.*
2. *Brooker G.* Autonomous Aircraft Navigation Using a Millimetre Wave Imaging Radar // Proc. 4<sup>th</sup> Asian Conference on Robotics and its Applications 2001 (ACRA 2001). Singapore, 2001.
3. *Kadmiry B., Palm R., Driankov D.* Autonomous Helicopter Control Using Gradient Descent Optimization Method // Proc. 4<sup>th</sup> Asian Conference on Robotics and its Applications 2001 (ACRA 2001). Singapore, 2001.
4. *Lim Ser Yong, Xia Qinghua, Tan Kay Chen.* Simulation and Implementation of an Automatic Flight Control System // Proc. 4<sup>th</sup> Asian Conference on Robotics and its Applications 2001 (ACRA 2001). Singapore, 2001.
5. *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. - М.: Мир, 1976.
6. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова. - М.: Наука, 1986.
7. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Суэно. М.: Мир, 1993.
8. *Мелихов А.Н., Берштейн Л.С., Коровин С.Я.* Системные консультационные системы с нечеткой логикой. М.: Наука, 1990.
9. *Лохин В.М., Макаров И.М., Манько С.В., Романов М.П.* Методические основы аналитического конструирования регуляторов нечеткого управления // *Известия РАН. Теория и системы управления. 2000. № 1.*
10. Интеллектуальные системы автоматического управления / Под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. М.: Наука, 2001.

## АВТОМАТИЧЕСКИЙ СИНТЕЗ, НАСТРОЙКА И ОБУЧЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

Возможность эффективного функционирования в априорно реопределенных и изменяемых условиях, как одна из главных особенностей интеллектуальных систем, во многом определяется их способностью к самообучению и самоорганизации.

Один из наиболее интересных и перспективных подходов к задачам автоматического синтеза, настройки и обучения сложных технических систем связан с использованием так называемых генетических алгоритмов, которые впервые были предложены еще в середине второй половины XX века (в работах Фрэйбера, Бремерманна, Рида и Холланда) для реализации некоторого метода оптимизации, основанного на эмуляции процессов естественного отбора и наследования в живой природе. По существу генетические алгоритмы оперируют с совокупностью особей, закодированных в битовом представлении и рассматриваемых в качестве возможных решений. Каждая из особей подвергается оценке на меру соответствия заданному критерию, после чего наилучшие экземпляры получают возможность принять участие в генерации новой совокупности потенциальных решений. При этом воспроизведение потомков осуществляется за счет случайного изменения и перекрестного скрещивания соответствующих (битовых строк родительских особей. Наследование характеристик элитных представителей предыдущей популяции в следующем поколении особей обеспечивает углубленное исследование наиболее перспективных участков пространства поиска решений. В то же время наличие механизмов случайной мутации битовых строк отобранных элементов гарантирует смену направлений поиска, предотвращая попадание в локальный экстремум.

- Подобная имитация процессов эволюции позволяет обеспечить сходимость процедуры поиска к оптимальному решению,

fj Проблематике применения генетических алгоритмов посвящено большое количество работ фундаментального, прикладного и обзорного характера [6.1-6.8]. Значительная их часть связана с исследованием возможностей автоматизированной настройки нейросетевых и нечетких систем на решение конкретных при-

кладных задач с помощью генетических алгоритмов. Однако абсолютно самостоятельный интерес представляют крайне актуальные вопросы использования генетических алгоритмов в задачах автоматического формирования баз знаний интеллектуальных систем управления автономными роботами и другими сложными динамическими объектами.

Следует отметить, что генетические алгоритмы служат далеко не единственной альтернативой для реализации процессов самообучения.

В качестве эффективного инструмента для анализа сложных структурированных представлений и поиска аналогий в процессе самообучения могут с успехом служить методы правдоподобного вывода, основанные на индуктивной логике Д.С. Милля [6.9] и позволяющие выдвигать обоснованные гипотезы о причинно-следственных связях между наличием некоторых факторов, с одной стороны, и сопутствующих им явлений - с другой.

Развитие существующих и разработка новых подходов к решению подобных задач позволит обеспечить реальные предпосылки к созданию интеллектуальных самообучающихся систем различных типов и назначения, обладающих широким набором свойств по адаптации собственного поведения внешней среды, прогноза изменения ситуаций, выявлению имеющихся закономерностей и т.д.

## **6.1. Использование генетических алгоритмов для автоматического формирования баз знаний интеллектуальных систем управления роботами**

Генетические алгоритмы являются эффективным инструментом не только для решения задач оптимизации, но и для реализации процессов обучения и самообучения в интеллектуальных системах управления. Однако применение генетических алгоритмов в этих целях должно в каждом конкретном случае осуществляться с учетом особенностей тех форм представления и технологий обработки знаний, которые положены в основу создаваемых образцов интеллектуальных систем управления.

Наглядным примером использования генетических алгоритмов для решения задач самообучения может служить разработка средств автоматического формирования базы знаний интеллектуальной системы управления движением\* автономного мобильного робота, предназначенного для работы в среде с препятствиями. В качестве экспериментального прототипа рассматривается автономный мобильный мини-робот учебного назначения

Рис. 6.1. Экспериментальный прототип автономного мобильного робота на базе конструктора LEGO: а) общий вид; б) конструктивная схема



Рис. 6.2. Обобщенная функциональная схема интеллектуальной системы управления автономным мобильным роботом

(рис. 6.1), собранный из стандартных элементов электромеханического конструктора LEGO.

Как показано на рис. 6.1, б), этот робот представляет собой \* мобильную платформу с двумя исполнительными двигателями постоянного тока, двумя инкрементными датчиками вращения [колес и восемь инфракрасными датчиками внешнего чувствования для обнаружения препятствий в процессе движения. Ап-

[\*\*



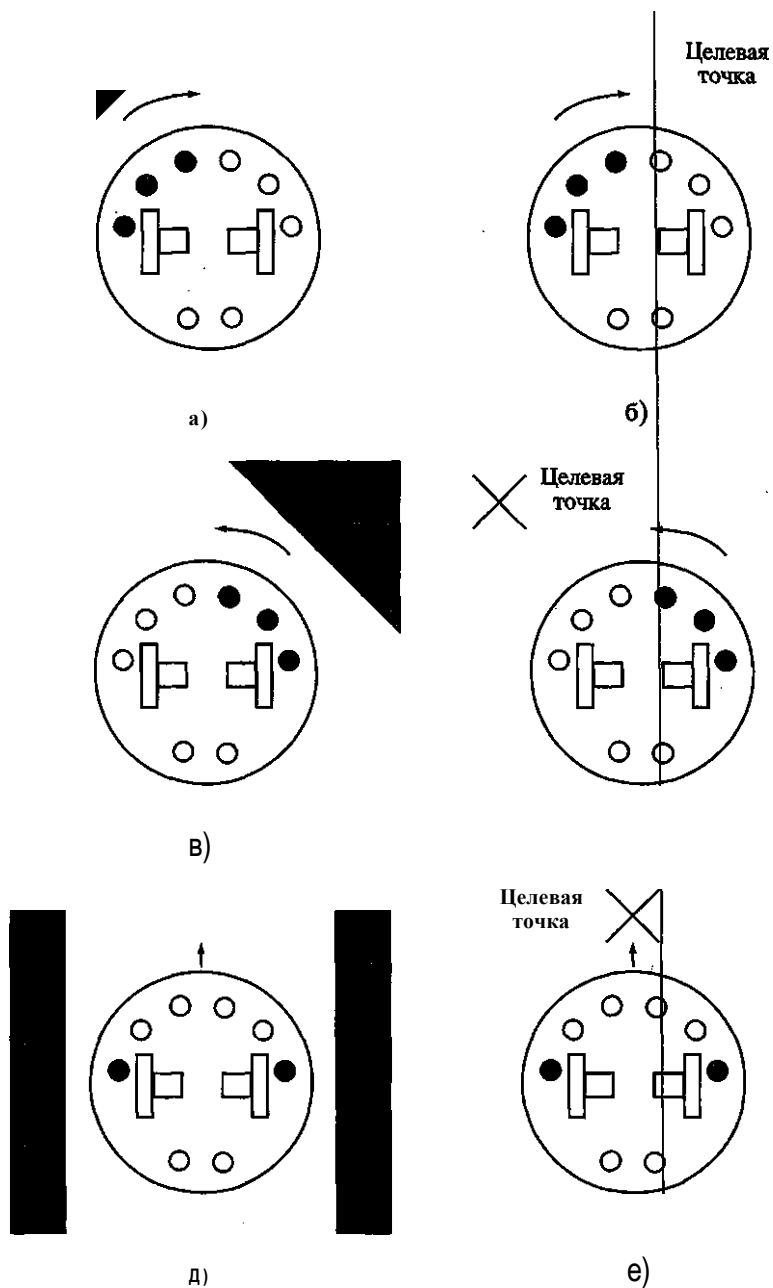


Рис. 6.3. Примеры действий автономного мобильного робота E| различных типовых ситуациях: при обходе препятствий (а, в, д)); при движении к заданной целевой точке ( б, г, е))

паратные средства интеллектуальной бортовой системы управления включают микрокомпьютер LEGO MindStorms RCX и специализированный блок коммутации датчиков. Автономное питание обеспечивается бытовой малогабаритной батареей с напряжением +9В.

Обобщенная функциональная схема интеллектуальной системы управления, представленная на рис. 6.2, построена по иерархическому принципу и включает подсистемы трех уровней.

Информационно-измерительная подсистема, включающая в свой состав инкрементные датчики вращения колес, а также инфракрасные датчики обнаружения препятствий, обеспечивает сбор и обработку сенсорных данных для определения текущего состояния робота и решения навигационной задачи по определению рассогласования текущего положения и ориентации робота по отношению к заданной целевой точке.

Подсистема тактического уровня обеспечивает планирование целенаправленных перемещений робота с учетом его текущего положения по отношению к препятствиям внешней среды в соответствии с показаниями датчиков. Решение этой задачи в реальном времени при отсутствии априорно заданной карты местности осуществляется на основе обработки знаний, которые регламентируют правила поведения робота в тех или иных ситуациях. Следует отметить, что совокупность необходимых знаний может быть заложена в систему либо на этапе ее разработки, либо в процессе самообучения робота.

В свою очередь подсистема исполнительного уровня обеспечивает независимое управление приводами в прямом и обратном направлении для реализации тех или иных движений робота в соответствии с командами тактического уровня.

Таким образом, содержимое базы знаний тактического уровня управления по существу должно оговаривать некоторый набор правил, определяющих логику работы исполнительных приводов в зависимости от показаний датчиков обнаружения препятствий с учетом навигационных данных. Важно отметить, что для ряда принципиально различных ситуаций, примеры которых представлены на рис. 6.3, допустимо единое представление правил поведения робота, интерпретируемых на уровне состояний активированных датчиков, с одной стороны, и команд управления исполнительными приводами - с другой. Как представлено в табл. 6.1, подаваемые в соответствующих сочетаниях команды управления приводами двигателей колес задают допустимые типы движений робота.

В общем случае целый ряд различных ситуаций относительного текущего и конечного положения робота в среде с препят-

Таблица 6.1. Соответствие команд управления приводам и колес типам движения робота

Команды управления приводами колес	Типы движения робота
Вращение обоих колес в одном направлении	Движение робота вперед/назад
Левое колесо вперед, правое колесо назад	Разворот робота вправо
Правое колесо вперед, левое колесо назад	Разворот робота влево

ствиями может обуславливать необходимость выбора одного и того же типа движения. Поэтому условная часть правил целесообразного поведения автономного мобильного робота должна охватывать те альтернативные варианты сочетаний в показаниях датчиков обнаружения препятствий, которым соответствуют определенные команды управления приводами колес.

В данном контексте постановка задачи обучения автономного мобильного робота на основе использования генетических алгоритмов может быть фактически сведена к формированию некоторой совокупности логических связей между датчиками внешнего очувствления и приводами колес, обеспечивающей реализацию требуемых поведенческих функций. Тогда каждой из двух команд управления отдельным приводом будет соответствовать свой дизъюнктивный набор датчиков, срабатывание которых должно приводить к вращению колеса в нужном направлении.

Такие наборы могут кодироваться единой двоичной последовательностью, составляющей содержательную часть базы знаний автономного мобильного робота. Как показано на рис. 6.4, при наличии 8 датчиков внешнего очувствления, показания которых определяют вызов 2 из 4 допустимых команд управления приводами колес робота, общая длина кодовой посредовательности, выступающей в роли хромосомы, составляет 2 бита.

Ввиду ограниченности ресурсов вычислителя, установленного на борту экспериментального образца автономного мобильного робота, подсистема самообучения может быть реализована на внешнем персональном компьютере в соответствии со схемой, которая представлена на рис. 6.5. При этом, проверка работоспособности интеллектуальной системы управления, функционирующей на основе знаний, которые синтезируются в процессе самообучения с помощью генетического алгоритма, осуществляется в режиме машинного моделирования.

Номер датчика	0	1	2	3	4	5	6	7	0	1	2	3	4	5	6	7	0	1	2	3	4	5	6	7	0	1	2	3	4	5	6	7
Разряд	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31
Значение бита	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

Битовая последовательность, определяющая логические связи датчиков очувствления с приводами колес

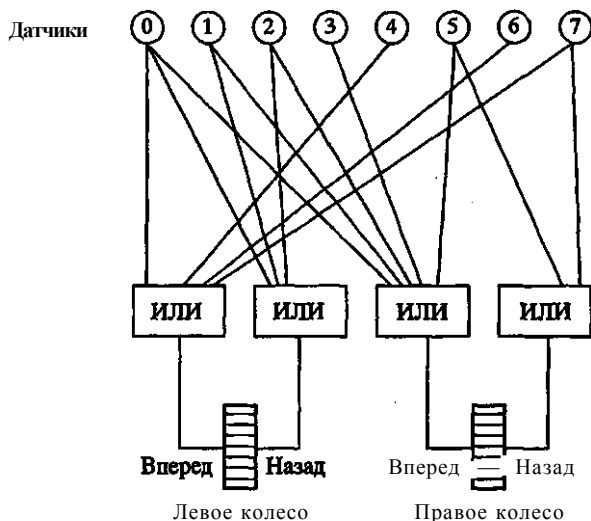


Рис. 6.4. Представление правил целесообразного поведения мобильного робота в виде кодируемой совокупности логических связей датчиков внешнего очувствления и приводов двигателей колес

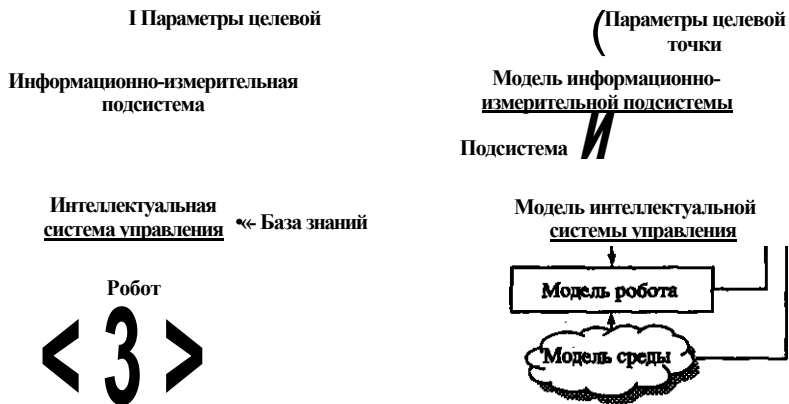


Рис. 6.5. Организация процессов самообучения интеллектуальной системы управления экспериментальным образом автономного мобильного робота

Эффективность использования генетических алгоритмов для решения различных прикладных задач, включая организацию процедур самообучения, во многом зависит от выбора функции оценки степени полезности порождаемых хромосом. В данном конкретном случае, когда отдельно взятая хромосома определяет поведенческие возможности мобильного робота, функция оценки ее полезности очевидно должна обеспечивать учет всего многообразия параметров, которые характеризуют реализацию движений, направленных на достижение заданного целевого положения.

Так, совокупность факторов, качественно описывающих поведение робота при целенаправленном движении в среде с препятствиями, включает изменение рассогласования между текущим и заданным конечным положением мобильной платформы, пройденное суммарное расстояние для каждого из КОЕ ее, количество и углы поворотов и т.д. Поэтому функция оценки степени полезности хромосом, формируемая в аналитической форме записи, будет иметь достаточно сложный вид :

$$I = \frac{AX_K \times 100}{1 + \Delta X_H} + \Gamma A \quad (6.1)$$

где  $t$  - априорно задаваемое время жизни особи;

$Q$  - угол поворота робота (в радианах);

$T = (0, 1)$  - логическая переменная, определяющая факт отсутствия или наличия препятствий соответственно;

$A = (0, 1)$  - логическая переменная, определяющая факт отсутствия или наличия движения соответственно;

$AX_H$  - начальное рассогласование робота с целевой точкой ( $= 0$ );

$\Delta X_K$  - конечное рассогласование робота с целевой точкой по истечению времени жизни особи и

Знаменатель этого выражения соответствует оценке относительного изменения рассогласования текущего и целевого положений робота.

Если по истечении времени жизни особи рассогласование остается неизменным ( $AX_K = \Delta X_H$ ), то величина знаменателя принимает максимально возможное значение и становится равной  $1 + 1 \times 100 \ll 100$ . В этом случае при прочих равных условиях значение функции полезности будет наименьшим.

Если по истечении времени жизни особи величина рассогласования принимает нулевое значение ( $AX_K = 0$ ), то величина зна-

(менателя становится равной 1. В этом случае при прочих равных условиях значение функции полезности будет наибольшим.

Числитель функции полезности (6.1) состоит из суммы двух сомножителей, физический смысл каждого из которых соответствует отдельным аспектам оценки рассматриваемой особи. При этом исследуется качество движений робота, выполняемых в течение заданного периода времени  $t$  на основе той системы поведенческих правил, которые регламентируются данной конкретной хромосомой.

Первый сомножитель, представляющий собой довольно сложное выражение, позволяет обеспечить оценку целесообразности перемещений робота с учетом поворотов, совершаемых при отсутствии препятствий ( $\Gamma = 0$ ):

$$a \cdot n \cdot \left( \frac{1}{1 + \Gamma} \right)$$

При наличии препятствий ( $\Gamma = 1$ ) единичное значение выражения (6.2) позволяет обеспечить оценку целесообразности линейных перемещений робота в соответствии с соотношением (6.1).

Последний сомножитель в числителе функции полезности (6.1) предотвращает увеличение текущего значения функции полезности при отсутствии самого факта движения робота.

Как показано на рис. 6.6, 6.7, сформированная в аналитическом виде функция полезности (пригодности) (6.1) обусловила возможность успешного применения генетического алгоритма для реализации процесса самообучения интеллектуальной системы управления движением мобильного робота в среде с препятствиями.

Использование генетических алгоритмов в качестве инструментального средства для решения различных практических задач, включая автоматизацию синтеза и настройки баз знаний, самообучение и самоорганизацию интеллектуальных систем, предполагает наличие функции полезности, позволяющей обеспечить оценку получаемых решений по тем или иным критериям. При этом формирование функции полезности в аналитической форме записи является одним из самых сложных и ответственных этапов, трудоемкость выполнения которого во многих случаях (например, когда речь идет о самообучении интеллектуального робота или самоорганизации многозвенной мехатронно-модульной структуры в контексте возникновения новых прикладных постановок) вступает в принципиальное противоречие с понятием и идеологией автоматизации. Исходя из перспектив раз-

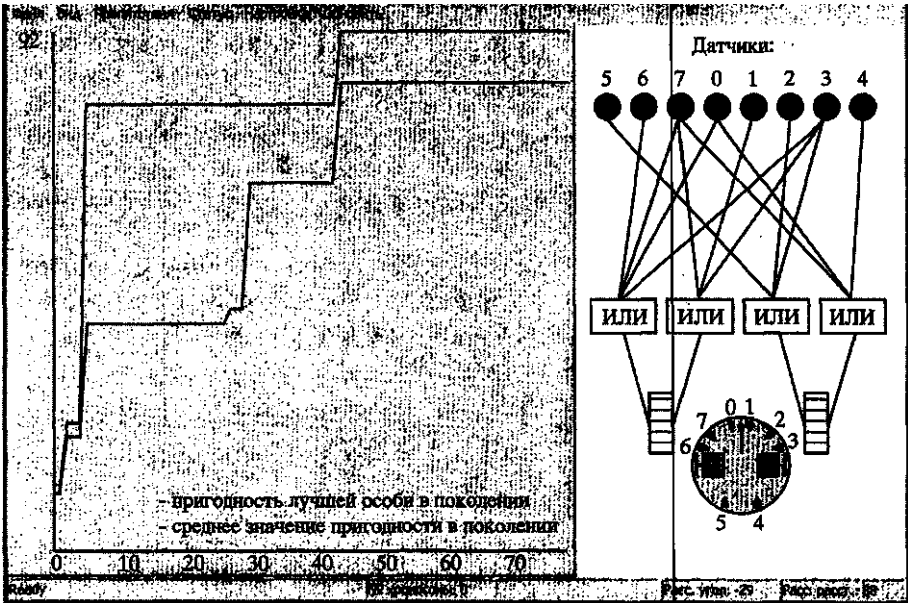


Рис. 6.6. Реализация процесса самообучения интеллектуальной системы управления движением мобильного робота в среде с препятствиями и с помощью генетического алгоритма

вития средств естественно-языкового человеко-машинного интерфейса [6.10] использование методов и техноЖогий нечеткой логики для лингвистического описания задач и критериев качества обучения интеллектуальных систем представляется гораздо более привлекательным.

В данной связи исследование возможностей организации процесса самообучения интеллектуального мобильного робота на основе применения генетического алгоритма с «нечеткой» функцией полезности представляет особый интерес и актуальность.

В своем простейшем варианте логико-лингвистическая модель для формирования нечетких оценок эффективности обучения интеллектуального мобильного робота должна обеспечивать отражение качественных взаимосвязей между параметрами рассогласования колесной платформы с точкой ее целевого позиционирования, с одной стороны, и соответствующими величинами функции полезности - с другой. Подобная модель создается в виде набора отдельных правил, сопоставляющих лингвистические значения входных и выходных переменных:

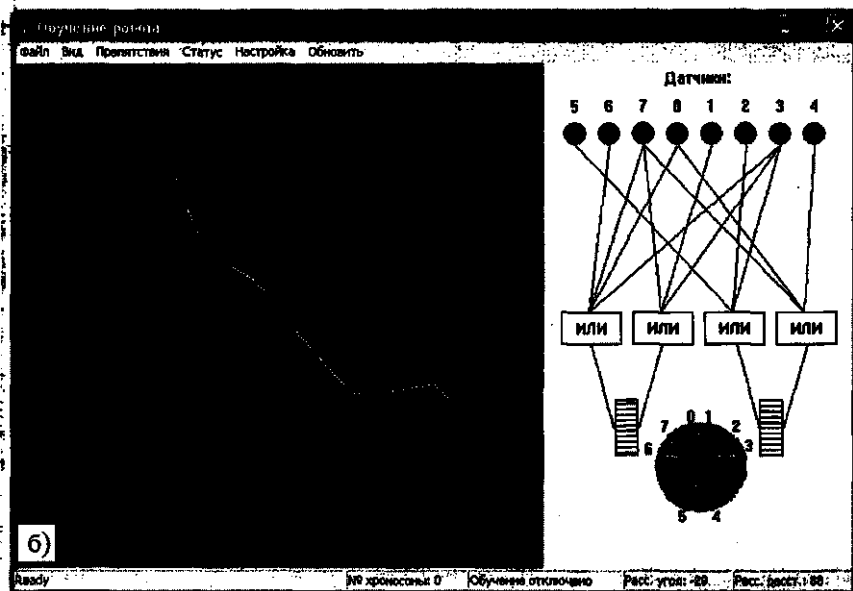
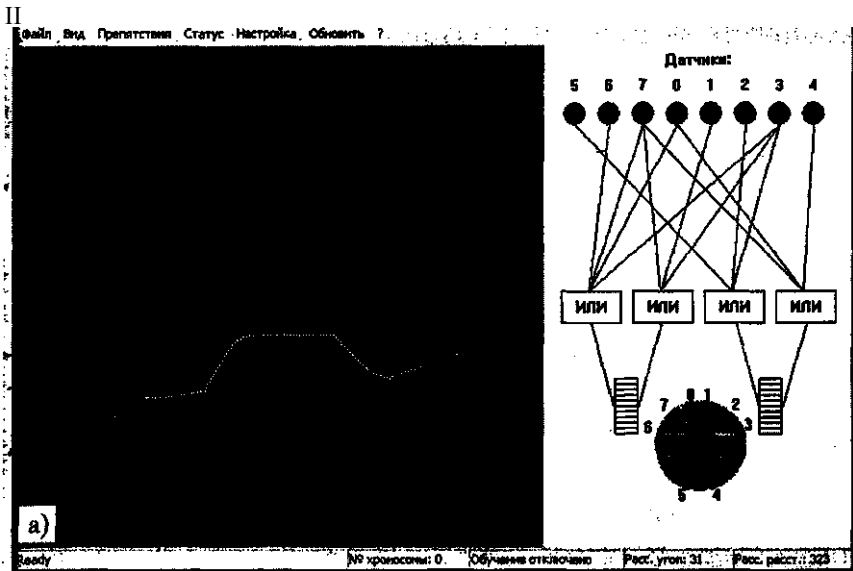


рис. 6.7. Примеры целесообразного поведения интеллектуального мобильного робота при движении в среде с препятствиями на основе знаний, автоматически сформированных в процессе самообучения с помощью генетического алгоритма



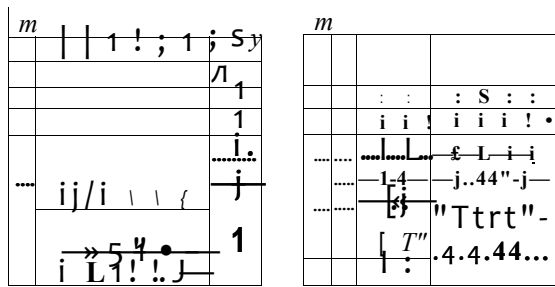
ЕСЛИ *рассогласование по величине* ЕСТЬ *малое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *очень большая*  
 ЕСЛИ *рассогласование по величине* ЕСТЬ *большое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *очень малая*  
 ЕСЛИ *рассогласование по углу* ЕСТЬ *малое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *юльшая*  
 ЕСЛИ *рассогласование по углу* ЕСТЬ *большое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *малая*  
 ЕСЛИ *движение* ЕСТЬ *нулевое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *кулевая*

Следует отметить, что представленная логико-лингвистическая модель ориентирована на оценку целесообразности поведения робота при движении в свободной среде. При движении робота в среде с препятствиями выполняемые им маневры сопряжены в первую очередь с изменением ориентации, что приводит к увеличению угла рассогласования по отношению к направлению на целевую точку. Поэтому в данном случае оценка целесообразности движений робота должна производиться без учета третьего и четвертого правил,

Приведенные соображения позволяют комбинировать логико-лингвистическую модель для формирования нечетких оценок эффективности обучения интеллектуального мобильного робота в следующем конечном виде:

ЕСЛИ *рассогласование по величине* ЕСТЬ *малое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *очень большая*  
 ЕСЛИ *рассогласование по величине* ЕСТЬ *большое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *очень малая*  
 ЕСЛИ *препятствия* ЕСТЬ *отсутствуют*  
 И *рассогласование по углу* ЕСТЬ *малое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *большая*  
 ЕСЛИ *препятствия* ЕСТЬ *отсутствуют*  
 И *рассогласование по углу* ЕСТЬ *большое*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *малая*  
 ЕСЛИ *движение* ЕСТЬ *отсутствует*,  
 ТО *полезность* ЕСТЬ *Нулевая*

Функции принадлежности, характеризующие один из допустимых вариантов настройки модели и определяющие степень достоверности, с которой значения физических параметров могут быть соотнесены с конкретными категориями той или иной лингвистической переменной, приведены на рис. 6.8, 6.9.



Располагание по величине "малое" Располагание по величине "большое" Препятствия "отсутствуют"

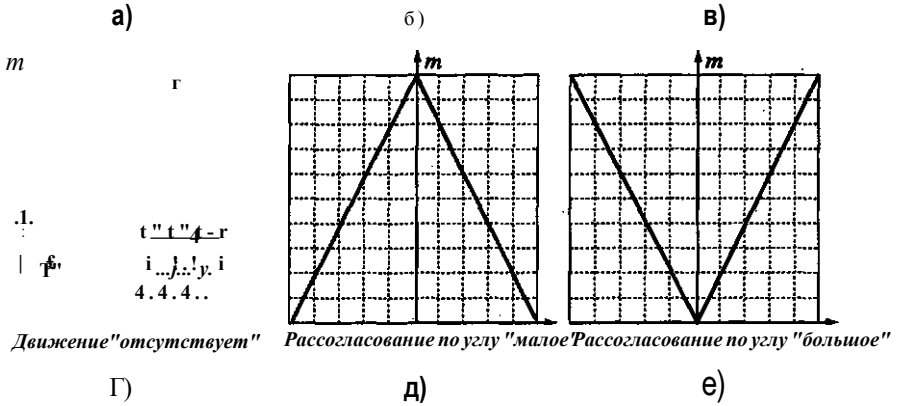


Рис. 6.8. Функции принадлежности входных переменных логико-лингвистической модели для формирования нечетких оценок эффективности обучения интеллектуального мобильного робота с помощью генетического алгоритма



Рис. 6.9. Функции принадлежности выходной переменной логико-лингвистической модели для формирования нечетких оценок эффективности обучения интеллектуального мобильного робота с помощью генетического алгоритма

Подобное построение функций принадлежно!ти с равномерным распределением вдоль осей изменения входных и выходных параметров может быть полностью автоматизировано, что позволяет ограничить участие пользователя в формировании функции полезности исключительно составлением совокупности правил, входящих в состав логико-лингвистической модели. Логическая обработка правил и вывод заключений, осуществляемые традиционным способом на основе опускания центра тяжести композиции *MAX-MIN* [6.11], обеспечивают расчет значений функции полезности, которые суммируются на периоде жизни тестируемой особи.

Результаты проведенных модельных экспериментов и последующих натуральных испытаний подтвердили эффективность предложенного подхода к автоматизации процессов формирования базы знаний интеллектуального мобильного робота в режиме самообучения на основе применения генетического алгоритма с нечеткой функцией оценки полезности хромосом.

## **6.2. Организация процессов пополнения и обобщения знаний в интеллектуальных системах управления роботами с элементами самообучения**

Организация процессов самообучения в интеллектуальных системах управления автономными роботами (равно как и другими сложными динамическими объектами, действующими в условиях неопределенности) обуславливает необходимость разработки специальных средств, которые позволяют обеспечить возможность обобщения и пополнения имеющихся знаний исходя из накопленного опыта. Один из перспективных путей решения этой проблемы связан с реализацией механизмов правдоподобного вывода на основе принципов индуктивной логики Д. С. Милля для сопоставления наблюдаемых и регламентированных в базе знаний ситуаций с последующим поиском соответствующих аналогий в принятии адекватных решений. В случае своего практического подтверждения найденные таким образом правдоподобные гипотезы о правилах целесообразного функционирования объекта управления в заранее непредусмотренных условиях могут рассматриваться в качестве полноправных дополнений к заложенному в систему набору знаний.

Обобщенная структура интеллектуальной системы управления роботом (рис. 6.10), построенной в соответствии с такими принципами, должна включать функциональные модули предварительного анализа текущей сенсорной и командной информации,

Входная командная информация

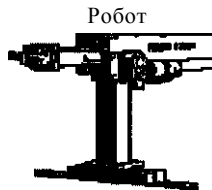
Блок анализа текущей сенсорной и командной информации

Блок самообучения	
Анализ ситуаций	Выделение гипотез

Механизм логического вывода

База данных

База алгоритмов	
Алгоритм вспомогательных расчетов	Алгоритм управления



Подсистема очувствления

среда

ii

Рис. 6.10. Обобщенная структура интеллектуальной системы управления роботом с элементами самообучения

базы данных, базы знаний, базы алгоритмов, механизма логического вывода и, как важнейший элемент - блок самообучения.

Следует отметить, что эффективность развиваемого подхода будет во многом зависеть от используемого способа структурированного описания ситуаций, априорный выбор которого должен осуществляться с учетом специфики конкретного объекта управления и условий его функционирования. При этом структуризация описания предполагает выделение и группировку прагматически наиболее важных показателей, которые на уровне своего качественного представления могли бы рассматриваться в роли отличительных признаков отдельных классов ситуаций.

Разделение понятий «текущей» и «полной» ситуации, принятое в теории интеллектуального управления сложными динамическими объектами [6.9], требует своего уточнения применительно к задачам робототехники.

Очевидно, что текущая ситуация, в общем случае интерпретируемая на основе совокупности сведений о структуре и функционировании объекта управления, обусловливается состоянием робота и его внешней среды:

(6.3)

где  $c$  - текущая ситуация;  
 $г$  - текущее состояние робота;  
 $w$  - текущее состояние внешней среды.

По определению полная ситуация включает текущую как составной элемент и дополнительно характеризуется состоянием системы управления с учетом специфики задачи и технологии управления. В приложении к рассматриваемой предметной области понятие полной ситуации может трактоваться как описание текущего состояния робота, среды его функционирования, а также преследуемой цели управления:

$$* = (c, g, w), \quad (6.4)$$

где  $s$  - полная ситуация;  
 $c$  - текущая ситуация;  
 $g$  - цель управления.

В частном случае цель управления может быть представлена в виде некоторой ситуации, к которой должна быть приведена имеющаяся текущая:

$$s = (c, c_g), \quad (6.5)$$

где  $c_g$  - целевая ситуация.

В свою очередь текущее состояние робота характеризуется целым набором различных факторов. Их состав зависит от типа, конструкции, функционального назначения и возможностей робота, а также особенностей решаемой им прикладной задачи.

Так, например, параметры текущего состояния манипуляционного робота могут включать описание конфигурации кинематической цепи, ориентации и состояния эффектора, а также находящегося в нем технологического объекта:

$$г = (κ, e), \quad (6.6)$$

где  $г$  - текущее состояние манипуляционного робота;  
 $κ$  - текущая конфигурация кинематической цепи и манипулятора;  
 $e$  - текущее состояние эффектора.

Описание текущего состояния среды должно обеспечивать возможность оценки всей совокупности внешних условий, оказывающих потенциальное влияние на эффективность функционирования робота и его отдельных подсистем. Для подавляющего большинства практических задач, связанных с управлением целесообразным поведением интеллектуальных роботов, состояние внешней среды с достаточной степенью адекватности определяется геометрией рабочей сцены и характером ее изменения. Соответствующий состав необходимой информации должен включать список реальных физических объектов рабочей сцены с указанием их качественных характеристик, включая тип, относительные размеры, положение и ориентацию, а также скорость и направление перемещения:

$$W = \langle \{B \in V\} \rangle, \quad (6.7)$$

где  $w$  - текущее состояние среды функционирования робота;  
 $B$  - множество объектов рабочей сцены;

$$b = (t, d, p, v); \quad (6.8)$$

$t$  - тип объекта;

$d$  - габаритные характеристики объекта;

$p$  - характеристики пространственного положения и ориентации объекта;

$v$  - скоростные характеристики объекта.

Структурированное представление текущих ситуаций в форме обобщенных качественных описаний текущего состояния робота и его внешней среды (рис. 6.11) обеспечивается в результате обработки реальных данных, получаемых с помощью комплекса информационно-измерительных средств.

Описание целевых, а также требуемых промежуточных ситуаций формируется соответственно на основе априорно задаваемой исходной информации и командных решений, принимаемых при обработке знаний в процессе функционирования интеллектуальной системы управления.

В соответствии с общими принципами организации интеллектуального управления требуемый набор знаний должен регламентировать не только целесообразное поведение робота в различных ситуациях, но и отражать весь спектр его функциональных возможностей. Практическая реализация этих принципов : [предполагает необходимость классификации множества возможных ситуаций и состояний робота, с одной стороны, и допустимых командных решений по управлению - с другой. Подобная [классификация имеет двойное назначение. Ее главная роль сводится к обеспечению возможности анализа текущей и полной си-

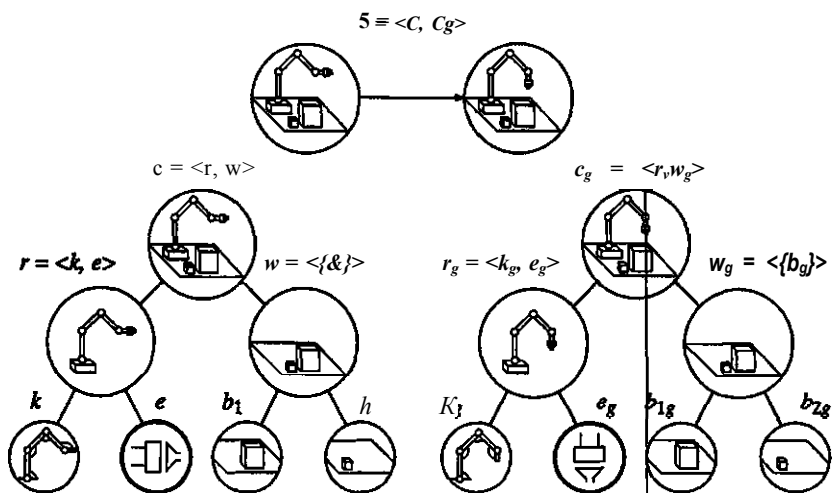


Рис. 6.11. Структурированное представление ситуаций в ффрме обобщенных описаний текущего состояния робота и его внешней среды

туаций, установки их принадлежности тем или жым классам и последующего принятия командных управляющие: решений:

$$(C', C'') \rightarrow ueU:ceC' \quad \rightarrow c_{fe}C'' \quad (6.9)$$

где  $C$  - класс, к которому принадлежит некоторая текущая ситуация  $c$ ;

$C'$  - класс, к которому принадлежит некоторая заданная ситуация  $c_g$ ;

$u$  - командное управляющее решение, обеспечивающее требуемое преобразование одного класса ситуаций в другой;

$U$  - множество допустимых командных управляющих решений.

Целенаправленное преобразование ситуаций неразрывно связано с изменением состояний робота, переходы между которыми определяются ограниченным набором разрешенных управляющих воздействий. Классификация этих переходов, описанных на качественном уровне и характеризующих совокупность функциональных возможностей робота, также включается в состав базы знаний интеллектуальной системы управления:

$$(R \setminus \Gamma) \rightarrow yeY: \\ r'eR'czC \wedge r''eR''czC \quad (6.10)$$

$$\wedge \beta \Gamma c C \text{ — } e W'' c C,$$

где  $\Gamma$ ,  $R''$  - классы состояний робота;

$W$   $W''$  - классы состояний внешней среды;

$C$  - множество возможных ситуаций;

$u$  — управляющее воздействие, обеспечивающее переход робота и его внешней среды из одного класса состояний в другое;

$Y$  - набор разрешенных управляющих воздействий.

Неточность, неполнота и субъективность исходного состава базы знаний интеллектуальной системы управления может привести к некорректной классификации одной из возможных ситуаций, неадекватности выбираемого управляющего решения и, как следствие, к несовпадению реальных и ожидаемых результатов его применения:

$$c^* - * - *c | *c_v \quad (6.11)$$

где  $c^*$  - текущая ситуация, сопоставление которой с имеющейся классификацией обусловило выбор неадекватного управляющего решения;

$c_g$  - реальная ситуация, полученная по результатам принятого управляющего решения;

$c_g$  - требуемая целевая ситуация.

Таким образом, возникновение подобных несоответствий служит явным свидетельством несовершенства используемой классификации и необходимости ее уточнения в режиме самообучения.

Систематизация соответствующей ситуации предполагает необходимость выявления ее специфических особенностей, рассматриваемых в качестве потенциальных отличий нового класса, дополняющего множество существующих. Проведение необходимого анализа может быть основано на использовании индуктивной логики Д.С. Милля, ориентированной на отыскание правдоподобных аналогий в описаниях исследуемых явлений. В приложении к задачам самообучения интеллектуальной системы управления применение данного подхода предполагает сопоставление ситуаций, идентифицированных в качестве элементов одного и того же класса, но имеющих противоположные исходы своего целевого преобразования:

$$ceC - * - *c_g eC; \quad (6.12)$$

$$c^* eC' - * - > c^* *c_g eC''. \quad (6.13)$$

Совокупность различий в компонентах описания анализируемых ситуаций, полученная в соответствии с принципами индук-



тивного вывода, характеризует набор вероятны;: признаков искомого класса.

Последующий поиск управляющего решения], обеспечивающего преобразование гипотетически выявленного класса ситуаций к заданному целевому, осуществляется исходя из анализа знаний, регламентирующих функциональные возможности робота:

$$C \subseteq C \quad (y \in \Gamma, C' \in C): C^* \text{---} \quad (6.14)$$

где  $C^*$  - гипотетически выявленный класс ситуаций

Обобщение полученных результатов позволяет сформулировать некоторую правдоподобную гипотезу об организации целесообразного поведения робота:

$$(6.15)$$

В случае своего подтверждения эта гипотеза, представленная в компактной форме, пополнит состав базы знаний интеллектуальной системы управления роботом:

$$(C \setminus C') \xrightarrow{u: C} \rightarrow C \quad (6.16)$$

где

$$u^* = (y, u). \quad (6.17)$$

Следует отметить, что разработанные принципы обработки и пополнения знаний в интеллектуальных системах управления роботами с элементами самообучения основаны на предположении о возможности систематизации множества допустимых ситуаций непересекающимися классами эквивалентности. Однако подключение механизмов численной оценки схожести анализируемых образов с заданной совокупностью качественных категорий открывает перспективы применения предложенного подхода для интеллектуальных систем управления с толевой классификацией пересекающихся подмножеств ситуаций

Экспериментальная проверка принципов построения интеллектуальных систем управления роботами с элементами самообучения потребовала разработки специализированного комплекса программных средств, структура которого представлена на рис. 6.12. Состав основных функциональных элементов комплекса, реализованного на языке программирования Pascal в среде Borland Pascal 7.0 для ПЭВМ типа IBM PC, обеспечивает обработку и пополнение знаний, представленных в виде функциональных правил, и предназначен для моделирования интеллектуальной системы управления последовательностью целесобразных действий

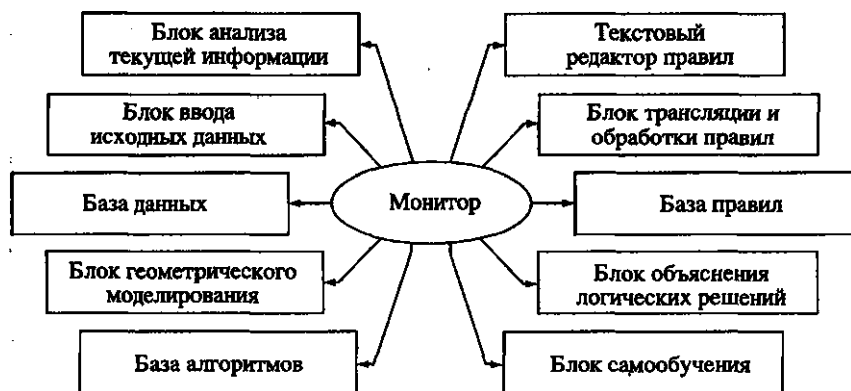


Рис. 6.12. Комплекс программных средств для моделирования интеллектуальной системы управления роботом с элементами самообучения

-вий прямоугольно-координатного манипуляционного робота «УРТК-РОБАС» в среде с препятствиями. Функционирование такой системы предполагает анализ и интерпретацию текущей ситуации на основе обработки знаний, выбор оптимального способа перемещения манипулятора в заданное целевое положение с учетом условий обхода препятствий, определение координат опорных точек искомой траектории и последующий запуск необходимого алгоритма управления движением.

Принятый в системе способ двухуровневого построения базы знаний обеспечивает раздельное хранение описаний используемых переменных и собственно продукционных правил, регламентирующих порядок анализа конкретных ситуаций и выбора адекватных им действий.

Все необходимые переменные описываются термином «ОБЪЕКТ»:

ОБЪЕКТ (имя переменной) (вид переменной).

Так, например, переменная «X\_СХВАТ», предназначенная для указания величины одноименного параметра, относится к виду внешних, поскольку ее текущее значение передается в систему извне (с датчиков, клавиатуры и т.д.):

ОБЪЕКТ X\_СХВАТ ВНЕШНИЙ.

В то же время описание переменных, определяемых в процессе функционирования системы на основе обработки поступающих данных и являющихся по своему виду внутренними, требует дополнительного указания списка допустимых значений:

ОБЪЕКТ СХВАТ\_X ВНУТРЕННИЙ  
 {СЛЕВА, ЦЕНТР, СПРАВА}

Исходный набор правил, содержащихся в базе знаний, условно делится на две группы. Первая из них является вспомогательной и служит для формирования качественных пофггий, которые характеризуют рассматриваемую ситуацию, напр^мер:

**ПРАВИЛО 3:**

ЕСЛИ

X\_СХВАТ > X\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_2

ТО

ПРИСВОИТЬ СХВАТ\_X = СПРАВА

КОНЕЦ

**ПРАВИЛО 47:**

ЕСЛИ

(СХВАТ\_Y = ЦЕНТР) \_И

(ЦЕЛЬ\_Y = СВЕРХУ) \_И

СХВАТ\_Z = СПЕРЕДИ)

ТО

ПРИСВОИТЬ ЦЕЛЬ = СВЕРХУ

ПРИСВОИТЬ СХВАТ = СПЕРЕДИ

ПРИСВОИТЬ АНАЛИЗ = ЗАВЕРШЕН

КОНЕЦ

Вторая группа правил оперирует качественньши понятиями, позволяющими регламентировать возможные действия робота в условиях текущей ситуации и обеспечить выбор наилучшей альтернативы, например:

**ПРАВИЛО 78:**

ЕСЛИ

(ДЛИНА.СЛЕВА > 0) \_И

(ДЛИНА\_СЛЕВА < ДЛИНА\_СПРАВА И

(ДЛИНА\_СЛЕВА < ДЛИНА.СПЕРЕД^)\_И

(ДЛИНА\_СЛЕВА < ДЛИНА\_СЗАДИ) И

(ДЛИНА\_СЛЕВА < ДЛИНА.СВЕРХУ) И

(ДЛИНА.СЛЕВА < ДЛИНА.СНИЗУ)

т о

ПРИСВОИТЬ КОЛИЧЕСТВО.ТОЧЕЙ = ДВЕ

ПРИСВОИТЬ ОПТИМАЛЬНЫЙ\_ПУТЬ = СЛЕВА

ВЫВЕСТИ ОПТИМАЛЬНЫЙ\_ПУТЬ

ВЫВЕСТИ КОЛИЧЕСТВО\_ТОЧЕК

АНАЛИЗ\_ЗАВЕРШЕН

КОНЕЦ

Использование текстового формата записи производственных правил обуславливает возможность формирования, модификации и дополнения базы знаний с помощью специального редактора.

Обработка знаний и принятие необходимых решений при анализе конкретных ситуаций осуществляется механизмом логического вывода путем сопоставления текущего содержимого базы данных с качественными категориями в составе имеющихся производственных правил.

Выполнение принятых решений реализуется за счет инициализации соответствующих алгоритмов для расчета координат опорных точек, задающих выбираемую тактику пространственных перемещений робота в среде с препятствиями и управления движением звеньев манипулятора.

Постоянный контроль командной информации, а также совокупности текущих данных о состоянии робота и его внешней среды позволяет определить необходимость автоматического вмешательства в процесс управления при штатном или аварийном изменении обстановки.

Проверка работоспособности сформированной базы правил в составе интеллектуальной системы управления роботом проводится в отладочном режиме. При этом графическое моделирование целесообразных действий робота в совокупности с использованием средств объяснения принимаемых логических решений обеспечивает возможность комплексной оценки эффективности функционирования интеллектуальной системы управления, включая проведение детального анализа процессов обработки производственных правил и пополнения базы знаний с привлечением процедур самообучения, построенных на основе разработанной схемы индуктивного вывода (6.9-6.11).

Предложенный способ представления ситуаций в виде иерархических структур фреймообразного типа позволяет рассматривать отдельные составляющие с требуемым уровнем подробности. Так, анализируя состояние манипулятора в процессе самообучения можно учитывать не только положения отдельных звеньев кинематической цепи, но и ориентацию эффектора, наличие (или отсутствие) в нем технологических объектов, а при необходимости и другие факторы.

Один из наиболее показательных примеров, демонстрирующих возможности и практическую эффективность развиваемого подхода к построению интеллектуальной системы управления с элементами самообучения, связан с планированием целесообразных действий манипуляционного робота при переносе технологического объекта в условиях сложной сцены.

Специфика проводимого эксперимента характеризуется тремя главными факторами:

- компоновка сцены, зависящая от размеров и размещения препятствия в рабочей зоне манипулятора, предполагает наличие свободных пространственных «коридоров», конфигурация и объем которых допускает возможность переноса транспортируемого объекта при строго определенных параметрах его ориентации;

- манипуляционные возможности робота позволяют обеспечить необходимую пространственную ориентацию переносимого им объекта;

- исходный состав заложенной в систему баз знаний включает набор продукционных правил, которые регламентируют выбор оптимальной последовательности действий, обеспечивающих обход препятствий при движении робота в заданное целевое положение без учета параметров переносимого объекта и его пространственной ориентации.

Задачей такого эксперимента является апробация интеллектуальной системы управления манипуляционным роботом с элементами самообучения при автоматическом формировании правил по целесообразному изменению ориентации технологического объекта, перемещаемого в ограниченном пространстве.

Очевидно, что исходная неполнота базы знаний интеллектуальной системы управления роботом существенно ограничивает его функциональные возможности. Так, в частности, отсутствие правил манипулирования технологическими объектами обуславливает неопределенность исхода выполнения операций по их переносу в среде с препятствиями вдоль свободных пространственных «коридоров». При этом результативность соответствующих действий робота будет во многом зависеть от начальной ориентации и размеров переносимого им объекта. Выдвижение гипотез о наиболее эффективном способе действий в стандартных ситуациях, возникающих в процессе функционирования робота, осуществляется на основе сопоставления попыток с положительным и отрицательным исходом. Поэтому общая постановка эксперимента предполагает проведение как минимум двух опытов.

Первый из них позволил получить положительные результаты, которые наглядно представлены на рис. 6.1: фрагментами моделирования и зафиксированы в автоматически составляемом файле-протоколе:

X \_ МАКСИМАЛЬНОЕ = 430

У \_ МАКСИМАЛЬНОЕ = 250

Г \_ МАКСИМАЛЬНОЕ = 437

X СХВАТ = 193

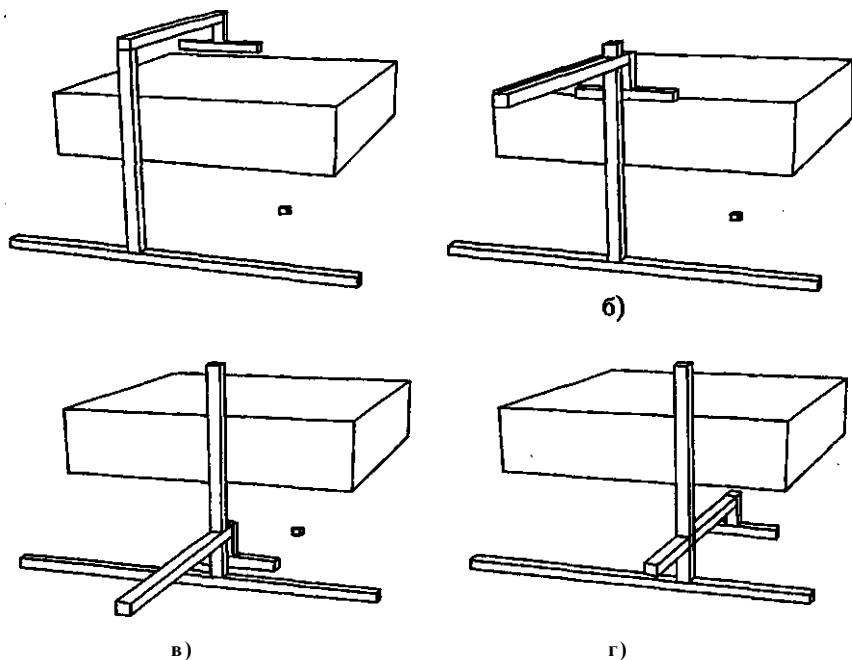


Рис. 6.13. Фрагменты моделирования этапов выполнения операции с положительным исходом действий робота по переносу технологического объекта в условиях ограниченного пространства

У\_СХВАТ = 125

Z\_СХВАТ = 54

ДЛИНА ОБЪЕКТА = 75

ШИРИНА ОБЪЕКТА = 0

ОРИЕНТАЦИЯ = ПО\_X

X\_ЦЕЛЬ = 237

У\_ЦЕЛЬ = 100

г\_ЦЕЛЬ = 371

X\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_1 = 48

У\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_1 = 48

г\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_1 = 68

X\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_2 = 392

У\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_2 = 216

г\_ПРЕПЯТСТВИЕ\_2 = 306

ОПТИМАЛЬНЫЙ\_ПУТЬ = СПЕРЕДИ

КОЛИЧЕСТВО\_ТОЧЕК = ДВЕ  
 ОПОРНАЯ1 = ПЕРЕДНЕЕ|ВЕРХНЕЕ  
 X\_ОПОРНАЯ1 = 200  
 Y\_ОПОРНАЯ1 = 216  
 r\_ОПОРНАЯ1 = 68  
 ОПОРНАЯ2 = ПЕРЕДНЕЕ\_НИЖНЕЕ  
 X\_ОПОРНАЯ2 = 226  
 Y\_ОПОРНАЯ2 = 216  
 r\_ОПОРНАЯ2 = 306  
 РЕЗУЛЬТАТ = ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ

Приведенные в нем данные позволяют детально восстановить условия функционирования робота и последовательность его действий, выполняемых на основе командных решений, принимаемых интеллектуальной системой управления в процессе проведения опыта. Так, в частности, препятствие, которое размещается в рабочей зоне манипулятора, шдается двумя вершинами одной из двух больших диагоналей аппроксимирующего параллелепипеда. В свою очередь принятому управляющему решению соответствует указание координат опорных точек, расчет которых определяет выбор оптимальной тактики целесообразных движений робота в условиях ограниченного пространства.

Второй опыт проводился по аналогии с первым при сохранении всей совокупности начальных данных за исключением исходной ориентации переносимого объекта, измененной на 90°. Невозможность перемещения ориентированного таким образом объекта поперек свободного пространственного «коридора», который имеет ограниченные размеры, привела к негативному исходу опыта (рис. 6.14). Автоматический контроль опытных данных обеспечил документальную регистрацию не только условий и результатов функционирования робота, но и момент столкновения с препятствием переносимого им объекта.

Сравнительный анализ результатов, выполняемых подсистемой самообучения с использованием процедур выделения аналогий, позволил не только выдвинуть правдоподобную гипотезу о наличии явной взаимосвязи между ориентацией Объекта и возможностью его переноса в условиях ограниченного пространственного «коридора», но и сформулировать предположение о целесообразном образе действий в соответствующей ситуации.

Экспериментальная проверка этого предположения, получившего полное практическое подтверждение в ходе повторного

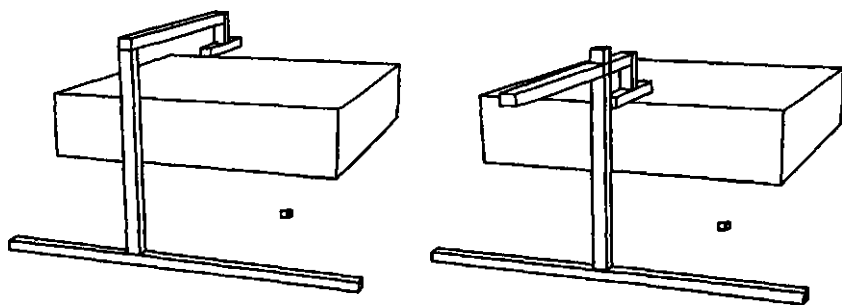


Рис. 6.14. Фрагменты моделирования этапов выполнения операции с отрицательным исходом действий робота по переносу технологического объекта в условиях ограниченного пространства

проведения последнего опыта, послужила достаточным основанием для автоматического пополнения базы знаний новым правилом:

**ПРАВИЛО 84:**

ЕСЛИ

ОРИЕНТАЦИЯ = ПО\_X

ТО

ПРИСВОИТЬ ОРИЕНТАЦИЯ = ПО\_Y

ПРИСВОИТЬ КОГДА = СРАЗУ

ВЫВЕСТИ ОРИЕНТАЦИЯ

ВЫВЕСТИ КОГДА = СРАЗУ

КОНЕЦ

Обобщая итоги проведенных экспериментов, следует отметить, что использование разработанных средств самообучения в составе интеллектуальных систем управления роботами различного назначения позволяет существенно повысить их адаптивные возможности и функциональную эффективность при работе в условиях неопределенности.

**ЛИТЕРАТУРА**

6.1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия - Телеком, 2004.

6.2. Скурин А.И. Генетические алгоритмы / Новости искусственного интеллекта. 1995. № 4.

6.3. Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика. М.: Эдиториал УРСС, 2002.



6.4. *Michalewicz Z.* Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Springer-Verlag, 1992.

6.5. *Джонс М.Т.* Программирование искусственного интеллекта в приложениях. М.: ДМК Пресс, 2004.

6.6. *Люггер ДФ.* Искусственный интеллект: стратегия и методы решения сложных проблем, 4-ое изд. М.: Издат. дом «Вильямс», 2003.

6.7. *Усков А.А., Кузьмин А.В.* Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика М.: Горячая линия - Телеком, 2004.

6.8. *Васильев В.И., Ильясов Б.Г.* Интеллектуальные системы управления с использованием генетических алгоритмов // Информационные технологии (прилож. к журн.). 2000. № 12.

6.9. *Поспелов ДА.* Ситуационное управление: теория и практика. М.: Наука, 1986.

6.10. *Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П., Евстигнеев Д.В., Семенов А.В.* Интеллектуальные робототехнические системы: принципы построения и примеры реализации (ч. 1-2) // Мехатроника, автоматизация, управление. 2004. № 11, 12.

6.11. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Гэрано, К. Асаи, М. Сугэно. М.: Мир, 1993.

# ОБРАБОТКА СЕНСОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ И ЕСТЕСТВЕННО-ЯЗЫКОВОЙ ИНТЕРФЕЙС В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ

Работоспособность интеллектуальных систем управления сложными динамическими объектами во многом определяется наличием развитого набора аппаратно-программных средств, отвечающих за оперативный сбор, предварительную обработку и обобщение данных для контроля выполняемых функций, собственного состояния, окружающей обстановки, внешних возмущающих воздействий, поступающих командных указаний и т.д. При этом состав информационно-измерительного комплекса формируется исходя из прикладного назначения системы, предполагаемых условий ее эксплуатации и ряда других факторов.

В числе множества различных датчиков, используемых для комплектации интеллектуальных систем управления автономными мобильными объектами, устройства технического зрения потенциально являются одними из наиболее информативных, позволяя обеспечить наблюдение за изменением обстановки, выявление и распознавание отдельных элементов внешней среды, определение их размеров, относительного положения и удаленности.

Существующие методы и алгоритмы смысловой обработки и анализа изображений носят скорее частный, нежели общий характер. В этой связи разработка новых подходов к решению задач распознавания была и остается крайне актуальной.

Не менее важная задача информационной поддержки интеллектуальных систем управления связана с организацией естественно-языкового человеко-машинного интерфейса, позволяющего обеспечить интерпретацию вводимых командных целеуказаний и их последующее преобразование в автоматически реализуемые сценарии поведения.

Следует отметить, что и в том, и в другом случае необходимость получения достоверного результата исходя из априорно неполной и нечеткой информации обуславливает целесообразность применения методов и технологий искусственного интеллекта.

## 7.1. Распознавание изображений на основе комплексного применения преобразований Уолша и аппарата нечеткой логики

Множество существующих подходов к распознаванию изображений, главные различия которых сводятся к выявлению классифицирующих признаков и полноте использования визуальной информации при идентификации наблюдаемых объектов, могут быть разделены на три основных типа [7.1];

Методы первого типа предполагают выделение характеристических точек и последующее определение геометрических параметров видимых на изображении объектов. Такая информация позволяет достаточно достоверно идентифицировать объект, однако в целом ряде случаев ее может оказаться недостаточно для распознавания.

Методы второго типа оперируют исходный полутоновым или цветным изображением как многомерным вектором, анализируя всю имеющуюся в кадре информацию.

Методы третьего типа сочетают особенности двух предыдущих групп. Ярким примером может служить метод сравнения эластичных графов, вершины которых сопоставляются с особыми точкам изображения и атрибутами его локальных характеристик, а дуги - с соответствующими расстояниями.

Хотя каждый из подходов обладает своими достоинствами и недостатками, использование методов второго типа является в определенном смысле более предпочтительным, обеспечивая возможность полной реконструкции изображения. В основу развиваемого метода распознавания, который также относится к данной категории, положена предпосылка о том, что если представленное в цифровом виде изображение рассматривать как некоторую дискретную функцию, то коэффициенты ее разложения в ряд Фурье или Уолша могут служить в качестве совокупности классифицирующих признаков. Подобные механизмы распознавания обеспечивают потенциальную возможность идентификации объекта двояким образом - по контуру и по двумерному изображению (полутоновому или цветному). В данном контексте использование преобразований Уолша [7.2], которые развивались в расчете на обработку цифровой информации, представляет крайний интерес и актуальность.

Как показано на рис. 7.1, базисные функции Уолша (в отличие от используемых при преобразованиях Фурье) являются кусочно-постоянными и принимают только два значения (1) и (-1).

Рис. 7.1. Базисные функции Уолша

Одномерный дискретный спектр Уолша для  $g(x)$  (функции контура объекта в полярных координатах) имеет следующий вид:

где  $N = 2^n$  ( $n = 1, 2, 3, \dots$ ) - количество отсчетов функции  $g(x)$ ;

$W_a$  - базисные функции Уолша;

$a$  - номер функции Уолша;

$\frac{a}{N}$  находятся в интервале  $[0, 1)$  (аналогично гармоническим

компонентам преобразования Фурье).

В свою очередь обратное преобразование для восстановления контура может быть представлено следующим образом:

<7.2>

В качестве примера на рис. 7.2 представлено исходное изображение объекта и нормализованный спектр Уолша, вычисленный для его контура.

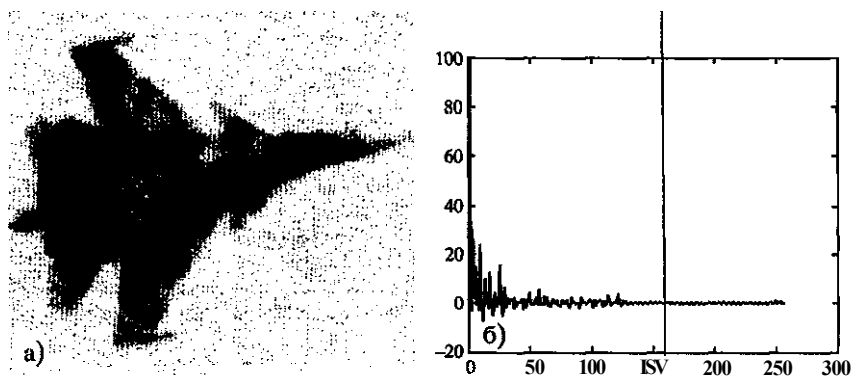


Рис. 7.2, Исходное изображение объекта (а) и нормализованный спектр Уолша для его контура (б)

Двумерный дискретный спектр Уолша находится в результате двукратного выполнения одноименного преобразования:

$$P_{\alpha\beta} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} W_{\alpha} \cdot W_{\beta} \cdot f(m, n) \quad (7.3)$$

где  $W_{\alpha}$  и  $W_{\beta}$  - функции Уолша;  
 $\alpha, \beta$  - номер функции Уолша;  
 $N$  - количество отсчетов функции/  
 $m, n$  - находятся в интервале  $[0,1)$   
 $N \times M$

Соответствующее обратное преобразование задается следующим выражением:

В качестве примера на рис. 7.3 представлено исходное изображение объекта и его двумерный дискретный спектр.

Как одномерные, так и двумерные прямые и Обратные преобразования (7.1-7.2) и (7.3-7.4) могут быть записаны в матричной форме:

$$P_{\alpha\beta} = C1 \times W, \quad (7.6)$$

$$C2 = \frac{1}{N} \times W \times L \times W, \quad (7.7)$$

$$I_v = W \times C2 \times W, \quad (7.8)$$

где  $C1$  - спектр контура объекта для одномерного преобразования Уолша;

б)            10    20    30    40    50    60

Рис. 7.3. Исходное изображение объекта (а) и его спектр Уолша (б)

С2- спектр исходного изображения для двумерного преобразования Уолша;

$P_0, P_V$  - исходный и восстановленный контур объекта;

$I_0, I_G$  - исходное и восстановленное изображение объекта.

Важнейшим условием эффективности того или иного метода распознавания изображений является его инвариантность к аффинным преобразованиям, включая сдвиг, масштабирование и поворот. Можно показать, что преобразования Уолша в полной мере отвечают этому требованию.

Таким образом, распознавание объектов на основе применения преобразований Уолша может проводиться на основе анализа их контуров или двумерных изображений.

Алгоритм распознавания объекта по контуру с использованием одномерного преобразования Уолша может быть представлен в виде следующей последовательности ключевых шагов:

- предобработка изображения;
- | - выделение контура исследуемого объекта;
- представление выделенного контура в виде вектора в полярной системе координат, где началом отсчета является центр объекта;
- радиальное сканирование и выделение фрагментов контура, не учтенных при формировании вектора;

- вычисление коэффициентов дискретного преобразования Уолша для вектора контура;
- анализ полученных коэффициентов и формирование дескрипторов распознаваемого объекта;
- распознавание объекта на основе сравнительного анализа сформированных дескрипторов, проводимого методами нечеткого логического вывода.

В свою очередь алгоритм распознавания объекта на основе анализа его изображения с использованием двумерного преобразования Уолша может быть представлен в виде следующей последовательности ключевых шагов:

- предобработка изображения;
- сегментация и центрирование изображения;
- вычисление двумерного дискретного спектра Уолша для матрицы изображения;
- сравнение полученного спектра Уолша с эталонным и распознавание объекта.

Результаты экспериментальных исследований по распознаванию изображений различных объектов на основе комплексного применения преобразований Уолша и методов нечеткой логики подтвердили работоспособность предложенного подхода и эффективность разработанных алгоритмов.

Один из числа проведенных и наиболее показательных экспериментов связан с распознаванием изображения летательного аппарата. В качестве исходного рассматривалось полутоновое изображение в градациях серого с глубиной цвета 8 бит/пиксел (рис. 7.4), при которой функция интенсивности  $D(i, j)$  принимает значения в диапазоне от 0 до 255.

Предварительная обработка изображения, обеспечивающая четкое выделение контура распознаваемого объекта, предполагает выполнение последовательности следующих основных шагов:

- предварительное оконтуривание по методу Собеля;
- фильтрация мелких несвязных деталей;
- морфологическая фильтрация полученного изображения, включая наращивание контура объекта дополнительным слоем в один пиксел и последующую корректировку границы удалением слоя в один пиксел (для сохранения контура при устранении имеющихся в нем микроразрывов (рис. 7.5 а));
- отыскание диапазона значений яркости, при котором изображение, полученное бинаризацией по порогу, максимально коррелирует с полученным контуром;
- бинаризация исходного изображения по найденному диапазону (яркость пиксела устанавливается равной 1, если на исходном изображении ее значение соответствовало ранее найденному диапазону, и 0 - в противном случае) (рис. 7.5 б));

Рис. 7.4. Исходное изображение распознаваемого объекта

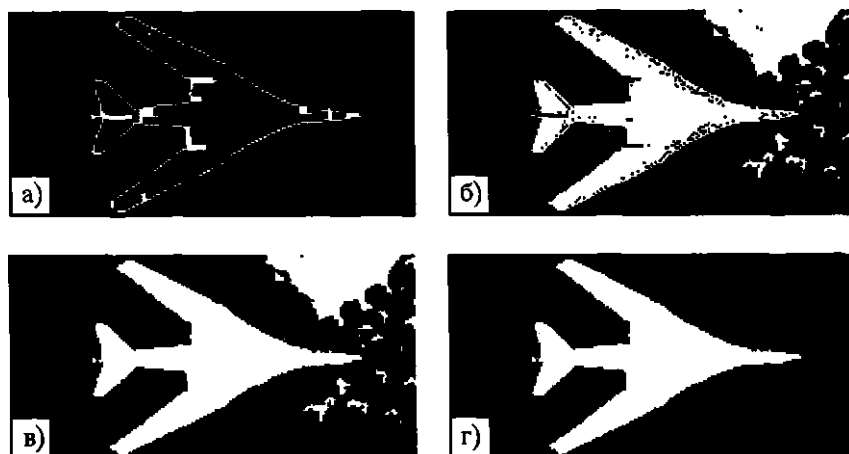


Рис. 7.5. Основные фазы предварительной обработки изображения

- объединение матричных представлений обработанного контура и бинаризованного изображения (рис. 7.5 в));
- выбор максимального по количеству пикселей объекта (рис. 7.5 г)).

Основной этап обработки изображения, обеспечивающий формирование дескрипторов распознаваемого объекта на основе использования преобразований Уолша, предполагает выполнение последовательности следующих основных шагов:

- введение полярной системы координат с началом в центре масс оконтуренной фигуры;
- формирование матрицы изображения контура объекта, представленного в полярной системе координат (рис. 7.6 а));



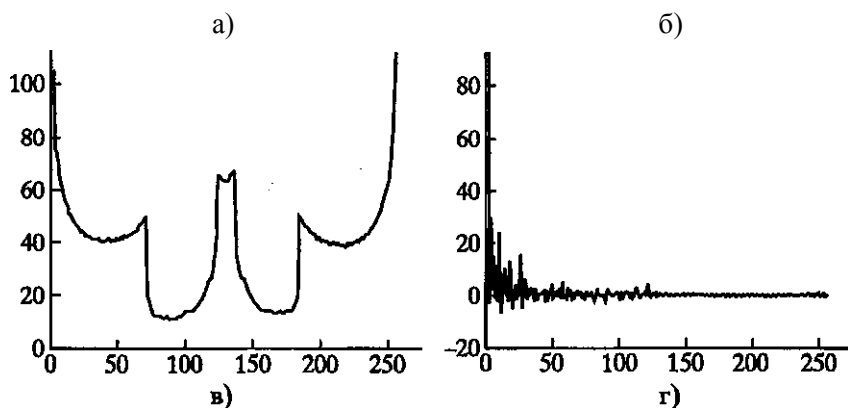


Рис. 7.6. Основные фазы обработки изображения, обеспечивающие формирование дескрипторов распознаваемого объекта на основе использования преобразований Уолша

- сканирование контура объекта в полярной системе координат и выделение специфических фрагментов, имеющих характер многозначной функции (рис. 7.6 б);
- формирование вектора основного контура (рис. 7.6 в);
- отыскание одномерного, нормализованного дискретного спектра Уолша (рис. 7.6 г)) для вектора основного контура.

Анализ и обобщение результатов обработки обширной серии различных изображений аналогичного образца летательного аппарата и трех иных типов объектов позволили установить, что для его надежной идентификации могут использоваться следующие классифицирующие признаки:

- 2-й, 4-й, 8-й, 16-й и 32-й коэффициенты разложения контура в ряд Уолша и соответствующая весовая составляющая младших гармоник;
- количество специфических фрагментов контура, выделенных при его сканировании.

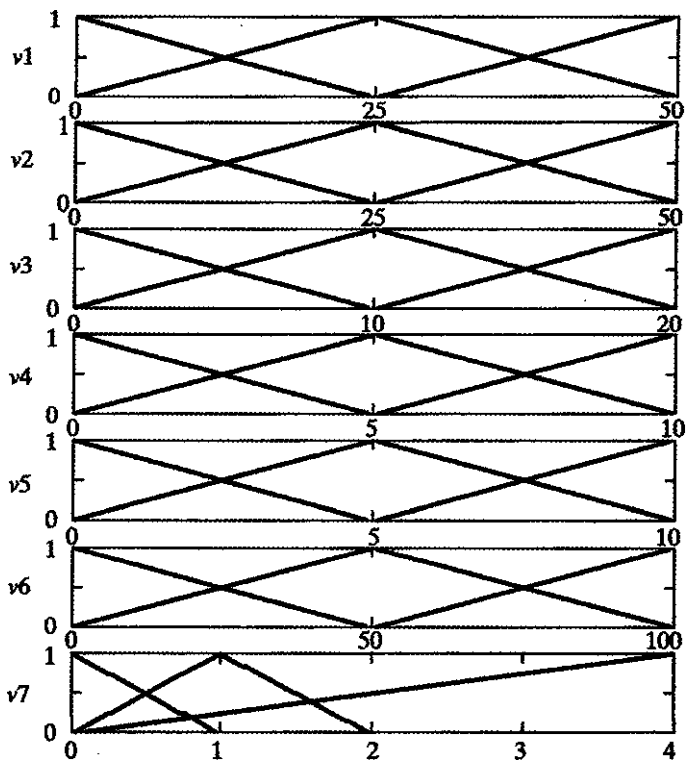


Рис. 7.7. Функции принадлежности входных переменных нечеткой системы классификации объектов

Эти эвристические знания были воплощены в разработке нечеткого классификатора, реализующего заключительную стадию распознавания наблюдаемых объектов. Одно из продукционных правил, включенных в состав базы знаний и регламентирующих работу классификатора, обеспечивает идентификацию типа летательного аппарата, который, в частности, показан на рис. 7.4:

ЕСЛИ « $v_1$  есть  $t/2^{1a}$ » И « $v_2$  есть  $mf_y^{2*}$ » И « $v_3$  есть  $t/2^{3a}$ » И  
 « $v_4$  есть  $t/4^a$ » И « $v_5$  есть  $m/\wedge$ » И « $v_6$  есть  $t/2^{6a}$ » И

« $v_7$  есть  $t/3^{7a}$ », ТО «Объект есть ЛД **ТУ-160**», (7.9)

где  $v_l$  - входная переменная ( $l = 1, 7$ );

$t/\wedge!$  - функция принадлежности с номером  $k$  для  $l$ -ой входной переменной;

*object* - выходная переменная.

**Рис. 7.8. Исходное изображение (а) и его реконструкция (б) по первой четверти коэффициентов, полученных при разложении в ряд Уолша**

На рис. 7.7 представлены функции принадлежности входных переменных, используемых в составе разработанной системы правил распознавания (7.9).

В рамках приводимого эксперимента элементы семимерного вектора классифицирующих признаков, которые формировались в процессе обработки изображения, показанного на рис. 7.4, приняли следующие значения:

$$v = [23.137 \ 16.474 \ 10.868 \ 1.6829 \ 1.7042 \ 47.951 \ 4].$$

Анализ этого вектора, осуществленный на основе нечеткого логического вывода в соответствии с алгоритмом Мамдани, показал однозначную принадлежность распознаваемого объекта к классу летательных аппаратов типа «ТУ-160».

Следует отметить, что разложение в ряд Уолша может служить конструктивной основой для разработки не только высокоэффективных средств распознавания, но и компактного хранения изображений.

Так, например, даже при использовании усеченного набора коэффициентов разложения исходное изображение может быть восстановлено с достаточно высоким качеством (рис. 7.8). Кроме того, предложенный подход к распознаванию изображений на основе комплексного применения преобразований Уолша и методов нечеткой логики открывает широкие перспективы для обработки и других видов сенсорной информации.

## **7.2. Интеллектуальный человеко-машинный интерфейс и планирование целесообразного поведения автономных роботов на основе фреймобразных структур**

Подробное рассмотрение возможных вариантов построения автономных роботов различных типов и назначения обеспечивает возможность обобщения отдельных конструктивных решений в рамках единой схемы, включающей следующие структурные элементы:

- несущая транспортная платформа;
- комплекс специального и технологического оборудования;
- интеллектуальная система управления;
- измерительно-информационная подсистема;
- подсистема двусторонней связи.

Подобной компоновочной схеме в полной мере могут отвечать безэкипажные мобильные боевые комплексы, беспилотные летательные и космические аппараты, автономные подводные и надводные плавсредства, бытовые робототехнические системы и т.д. Переход к обобщенному представлению структуры автономных роботов обуславливает возможность выделения рациональной последовательности ключевых этапов в решении всего многообразия задач, их прикладного применения:

- закладка модели внешней среды или картографической базы знаний, получение постановки прикладной задачи и указания на ее выполнение;
- привязка собственного местоположения к модели среды или заложенной карте местности;
- сбор и обработка сенсорной и поступающей командной информации для формирования текущей модели рабочей обстановки и модификации картографической базы знаний;
- формирование сценариев целесообразных действий по выполнению поставленной задачи;
- прогноз развития событий и изменения рабочей обстановки;
- выбор оптимального сценария и доклад о предполагаемых действиях;
- прием разрешения на реализацию выбранного сценария;
- формирование согласованных заданий по управлению основными подсистемами, включая несущую транспортную платформу, комплекс специального и технологического оборудования, а также измерительно-информационные средства;
- выполнение заданий с учетом особенностей текущей ситуации;

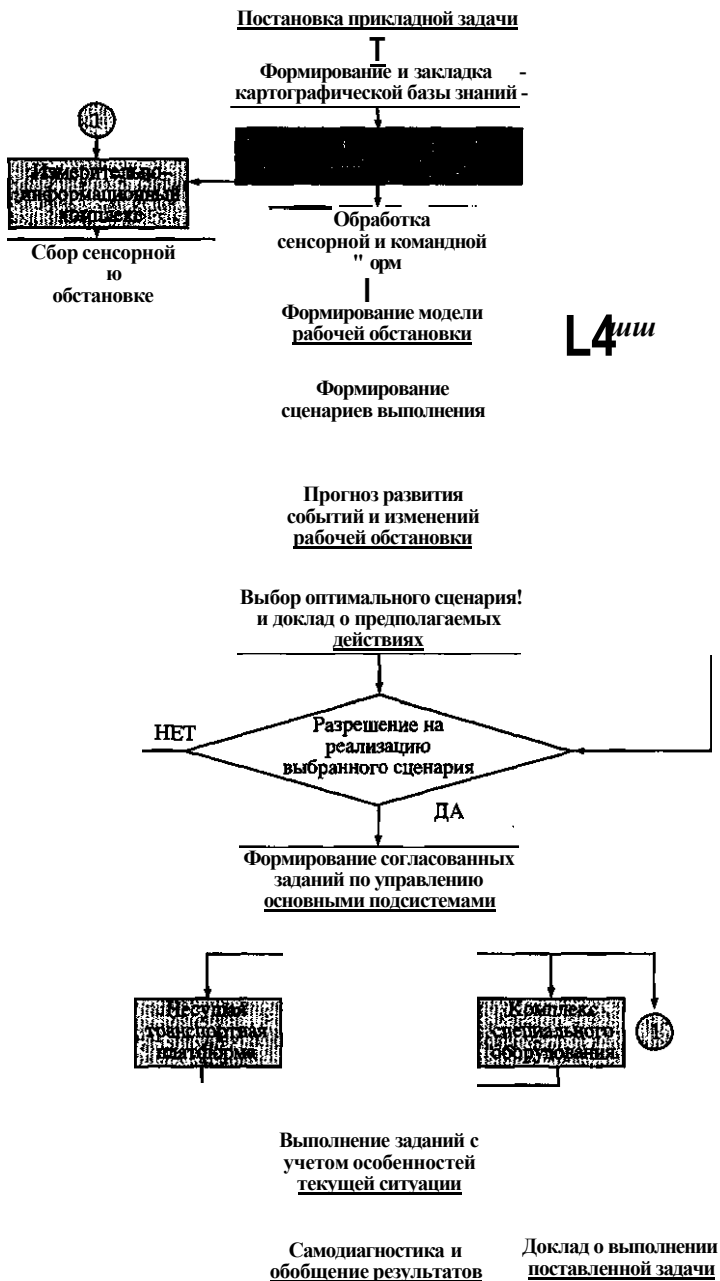


Рис. 7.9. Обобщенный алгоритм функционирования интеллектуальной системы управления автономным робототехническим комплексом

- проведение сеанса самодиагностики, анализ качества функционирования отдельных подсистем при выполнении соответствующих заданий, оценка эффективности выполняемых действий; обобщение полученных результатов и накопленного опыта;

- доклад о результатах выполнения задачи.

С другой стороны, рассмотренная последовательность по существу регламентирует порядок функционирования интеллектуальных систем управления автономных робототехнических комплексов (рис. 7.9).

Анализ особенностей и порядка целесообразного функционирования автономных роботов позволяет сформулировать набор основных требований к разработке интеллектуальной бортовой системы управления, а также измерительно-информационной подсистемы и средств двусторонней связи как ее неотъемлемых частей.

**Требования к человеко-машинному интерфейсу** автономной робототехнической системы определяются из условий обеспечения ее эффективной эксплуатации в экстремальных условиях, при высокой быстротечности изменения ситуаций, минимальном времени на оценку оперативной обстановки и постановку соответствующих задач с учетом стрессовых состояний или возможной неподготовленности оператора (пользователя), способного выдать необходимое целеуказание только лишь в самой обобщенной форме, и т.д. При наличии таких ограничений приказ на выполнение задачи и доклад об итогах ее решения должны отдаваться и приниматься в режиме двустороннего диалога на уровне естественного или близкого к нему языка.

Реализация подобных возможностей предполагает необходимость обеспечения следующих функций человеко-машинного интерфейса:

- поддержание диалога на уровне естественного языка с речевым и символьным вводом/выводом;

- ввод и адекватное восприятие естественно-языковых целеуказаний и команд оператора на выполнение требуемых прикладных задач;

- объяснение принимаемых решений на уровне естественного языка;

- естественно-языковое обучение понятиям и общим закономерностям, признакам объектов и ситуаций, правилам целесообразного поведения в типовых ситуациях.

**Требования к функциям внешнего оучствления**, реализуемым интеллектуальной системой управления автономным

роботом, определяются необходимостью достоверной идентификации текущего состояния среды для построения адекватной модели боевой обстановки и последующего принятия решений о рациональном порядке выполнения поставленной прикладной задачи. При этом очевидно, что эффективность функционирования интеллектуальной системы управления автономных роботов будет во многом зависеть от заложенного набора ее возможностей по сенсорному оучувствлению, включая:

- сбор и выполнение предварительной обработки различных видов сенсорной информации о текущем состоянии и воздействиях внешней среды;
- распознавание образов;
- способность к оперативному обучению средств распознавания;
- способность отслеживать заданные типы объектов или изменений внешней среды с идентификацией их параметров.

**Требования к интеллектуальным возможностям** системы управления автономного робота определяются условиями обеспечения высокой степени надежности и качества его функционирования при наличии существенной неопределенности внешней среды, изменчивости обстановки, воздействий случайного характера, а также неполноты и нечеткости поступающей информации. При этом в наиболее общем случае интеллектуальная система управления автономным роботом должна обладать широким многообразием функциональных свойств, включая:

- способность к анализу ситуаций, оценке обстановки и собственного состояния на основе обработки сенсорной информации;
- способность к планированию целесообразных действий и поведения на основе анализа задачно-ориентированных указаний;
- способность к проведению самодиагностики;
- способность к обучению на примерах в интерактивном режиме;
- способность к обобщению знаний, накопленного опыта и типовых ситуаций;
- способность к самообучению;
- способность к логическому выводу на знаниях;
- способность к выполнению прогнозов и предсказаний;
- способность к моделированию ситуаций, представленных на уровне естественного языка;

- способность к автоматическому формированию модели внешней обстановки;

- способность к автоматическому формированию модели мира с возможностью вывода формальных закономерностей на основе анализа разрозненных фактов.

**Требования к моторно-двигательным функциям**, реализуемым автономным роботом, определяются необходимостью обеспечения высокого уровня его маневренности и быстродействия, а также точности операций, выполняемых с помощью специального и технологического оборудования при воздействии внешних возмущающих факторов. При этом интеллектуальная система управления автономным роботом должна обладать широким набором возможностей по реализации различных типов управляемых движений:

- с обеспечением заданных параметров скорости, развиваемых усилий, точности позиционирования и обработки траектории в условиях случайных воздействий;

- вдоль априорно заданной траектории;

- с обеспечением обхода препятствий в условиях стационарной и случайно изменяемой сцены.

Создание интеллектуальных систем управления автономными роботами, в полном объеме отвечающих всей совокупности перечисленных требований, представляет собой крайне сложную научно-техническую проблему, решение которой предполагает поиск путей реализации необходимых поведенческих, сенсорно-моторных и других функций на основе комплексного применения технологий обработки знаний. При этом развитие средств и методов поддержания человеко-машинного диалога на уровне естественного или близкого к нему языка является одним из ключевых вопросов, определяющих перспективы разработки и широкого внедрения нового поколения робототехнических систем, предназначенных для работы в априорно неопределенных условиях [7.3-7.5].

**Модели обработки и интерпретации естественно-языковых текстов.** Поисковые работы в области автоматической обработки естественного языка и смысловой интерпретации текстовой информации ведутся на протяжении многих лет. Наиболее известные примеры практического применения полученных результатов связаны с появлением и широким распространением автоматизированных корректоров для проверки орфографии, систем машинного перевода, составления аннотированных справок и поиска информации.



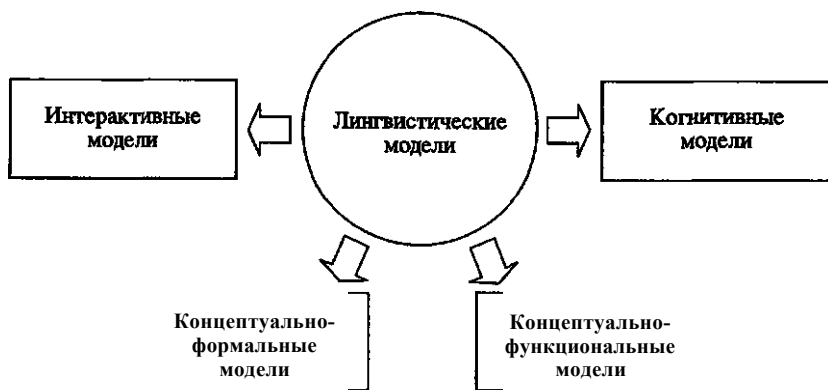


Рис. 7.10. Классификация лингвистических моделей

В настоящее время теоретические методы смысловой обработки текстов, модели представления естественных и формальных языков продолжают активно развиваться, определяя наиболее актуальные направления исследований по решению проблем организации интеллектуального человеко-машинного интерфейса [7.6-7.18]. При этом подавляющее число разрабатываемых лингвистических моделей сводится к четырем основным типам - интерактивным, когнитивным, концептуально-формальным и концептуально-функциональным (рис. 7.10).

**Когнитивные (или семантико-контекстные) модели** ориентированы на глубинное проникновение в текущий контекст, его семантический анализ и построение схематических конструкций, адекватно отражающих исходный смысл и используемых в качестве базовой основы для построения систем перевода текстов, извлечения знаний, поддержания двустороннего человеко-машинного диалога и т.д.

**Интерактивные (или запросно-ответные) модели** предназначены для реализации ограниченного естественно-языкового человеко-машинного диалога с использованием шаблонов. При этом автоматическое формирование (выбор) требуемого шаблона, определяющего корректный образ адекватной реакции на запрос или ответ пользователя, обеспечивает существенное упрощение процедур анализа и синтеза естественно-языкового текста. Модели данного класса являются наиболее глубоко проработанными и широко применяются при создании экспериментальных и коммерческих систем организации человеко-машинного диалога запросно-ответного уровня.

**Концептуально-формальные модели** обеспечивают целевую обработку текстов на основе формализованных грамматик. Этому типу моделей присуща максимальная степень формализации и полноты описания правил грамматического разбора фраз естественного языка.

**Концептуально-функциональные модели** предполагают реализацию многоуровневых процедур обработки текстов на основе правил синтаксического, морфологического и семантического разбора.

Анализ и обобщение многочисленных работ, посвященных проблемам обработки естественно-языковых текстов, свидетельствует о существовании трех основных подходов к разработке так называемых лингвистических процессоров и организации интеллектуального человеко-машинного интерфейса.

**Лингвистический подход** характеризуется стремлением к использованию максимально полных моделей языка с построением явных, адекватно-структурированных описаний. При этом полнота соответствующих моделей определяется не только их естественностью и охватом языковых средств, но и лингвистической обоснованностью, а также выразительной мощностью. Необходимо отметить, что многие из предлагаемых лингвистических моделей, формируемых с расчетом на интуицию человека как носителя описываемого языка, не учитывают отдельные «очевидные» детали, чрезвычайно существенные при автоматической обработке текста, и в этой связи не отвечают требованиям непосредственной машинной реализации.

Среди формальных моделей, развиваемых в рамках лингвистического подхода, наиболее глубоко исследованными и нашедшими широкое практическое применение при создании конкретных приложений, являются грамматики Хомского. В их числе следует выделить трансформационные грамматики, описывающие взаимосвязь глубинного и поверхностного уровней синтаксической структуры, модели типа «Смысл  $\Leftrightarrow$  Текст», где язык рассматривается как система кодов, отражающих содержательно-семантическую составляющую текстовой информации, а также так называемые генеративные модели, основанные на базе функциональных теорий и реализующие принцип ограничений на формирование лингвистической структуры для описания грамматики.

Однако грамматики Хомского, которые позволяют порождать правильные синтаксические конструкции и в этом плане являются избыточными по своей мощности, не обладают возможностями для проведения семантического анализа фраз естественного языка. Расширенные грамматики, такие как HPSG (Head-

Driven Phrase-Structure Grammar), SFG (Systemic Functional Grammar), LFG (Lexical functional Grammar) и ряд других, для устранения подобных недостатков предусматривают учет различных семантических признаков. С другой стороны, попытки смоделировать человеческое восприятие связанных текстов, принятые в ряде экспериментальных проектов, привели к появлению и развитию экспериментально-эвристического подхода с постановкой вопроса о семантических структурах языка и уровнях описания значений отдельных слов и фраз.

**Прагматический подход** к организации интеллектуального человеко-машинного интерфейса связан с минимизацией универсальных многоуровневых лингвистических моделей исходя из их достаточности для решения определенного круга задач обработки естественно-языковых текстов. Подобная модификация осуществляется за счет установления целевых характеристик, определяющих набор и детальность описания требуемых языковых средств на основе **методологических принципов «ожидаемости» и «контекстной управляемости»**. Эти принципы позволяют обеспечить априорный выбор целесообразного инструментария, тематических словарей и других привлекаемых ресурсов в зависимости от типа текста (научный, технический и пр.), а также вида его обработки (перевод, извлечение знаний, поддержание диалога и т.д.).

Таким образом, прагматический подход к построению лингвистических систем фактически предполагает использование специализированной концептуально-инструментальной технологии, обладающей двумя ключевыми особенностями:

- ориентированностью на адекватное применение средств эффективной обработки естественно-языкового текста;
- прагматической направленностью на формирование ожидаемого естественно-языкового текста.

При этом учет и проявление прагматики происходит уже на уровне не только реализации, но и самой методологии смысловой обработки текстов. Соответствующая технология подбора «инструментария», используемого лингвистическим процессором, включает несколько основных этапов:

- конкретизация класса модели, а следовательно, и максимальной совокупности лингвистических и нелингвистических средств, необходимых для решения поставленной задачи по обработке текста;
- конкретизация типа взаимодействия пользователя и системы (пакетный, интерактивный, активна система - пассивен пользователь, пассивна система - активен пользователь и пр.), а следовательно, и уточнение перечня средств, обеспечивающих требуемый режим функционирования;

I - конкретизация типа обрабатываемого текста (для перевода с языка на язык, для перифраза, для извлечения знаний, для морфологического анализа или коррекции и т.д.), а следовательно, и окончательное определение состава привлекаемых средств.

;; Очевидно, что дифференциация моделей и их последовательная редукция являются не только одним из возможных, но и достаточно эффективным путем построения лингвистических процессов, ориентированных на решение задач смысловой обработки текстов.

| **Экспериментально-эвристический подход** к построению лингвистических систем связан с попытками комплексного применения методов искусственного интеллекта для реализации механизмов глубинного проникновения в смысловое содержание анализируемой естественно-языковой информации с учетом семантики контекста.

- V Так, например, в соответствии с теорией концептуальной зависимости [7.12] процедуры смыслового разбора текста строятся на основе оценки семантической роли слова в зависимости от конкретных ситуаций, свойственных построению отдельных фраз.

|; Использование упрощенных моделей естественного языка, позволяющих во многом игнорировать сложности синтаксиса, обеспечивает возможность смысловой интерпретации исследуемого текста в виде логико-ситуационных схем, которые на уровне качественных представлений определяют **кто** и **что делает**, **что отношению к кому**, **когда**, **где** и т.д.

Обобщая результаты проведенного анализа, следует отметить, что, как показано на рис. 7.11, процесс обработки естественно-языковой информации вне зависимости от типа выбранной лингвистической модели сводится к формированию и интерпретации абстрактно-смысловых схем, в той или иной мере отвечающих семантике имеющегося текстового фрагмента. Подобное представление полностью согласуется с концепцией построения интеллектуальных систем управления, предполагающей использование встроенных или неявнозаданных ситуационных моделей для принятия необходимых решений, составления текущих планов и прогнозов.

| **Принципы построения интеллектуального человеко-машинного интерфейса.** Смысловая обработка естественно-языковых команд оператора, формирование модели текущей ситуации на основе обобщения сенсорной информации и планирование последовательности целесообразных действий относятся к прерогативам верхнего поведенческого уровня интеллектуальной системы управления автономных роботов. Совмещение подобных



Рис. 7.11. Обобщенное представление процедур обработки и интерпретации естественно-языкового текста

функций предполагает необходимость разработки универсальных механизмов для спецификации прикладных задач, описания правил целесообразного поведения и поддержания двустороннего человеко-машинного диалога.

Один из наиболее практичных и распространенных способов формирования моделей различных технологических процессов и планов выполнения последовательности необходимых операций основан на использовании графов [7.19-7.25].

Так, например, конечные технологические цели процессов сборки или демонтажа тех или иных объектов могут быть представлены с помощью древовидного графа, адекватно отражающего порядок взаимного сопряжения отдельных конструктивных элементов (рис. 7.12а). Анализ конечной технологической цели позволяет приступить к построению плана ее достижения, задаваемого ориентированным графом. Вершины этого графа соответствуют определенным технологическим операциям, а дуги между ними - переходам от завершения одной к началу другой. Последовательность элементарных действий робота, составляющая план выполнения каждой технологической операции, формируется аналогичным образом, также в виде ориентированного графа (рис. 7.12б)).

Следует отметить, что функциональные возможности робота можно определить через некоторый конечный набор элементарных действий, соответствующих составу программного обеспечения и связанных с контролируемым изменением состояния схвата или рабочего инструмента, реализацией нескольких типов управляемых движений, обращением к средствам внешнего осязания и принятием решений по результатам обработки сенсорной информации. При этом использование традиционных робото-ориентированных языков программирования предполагает

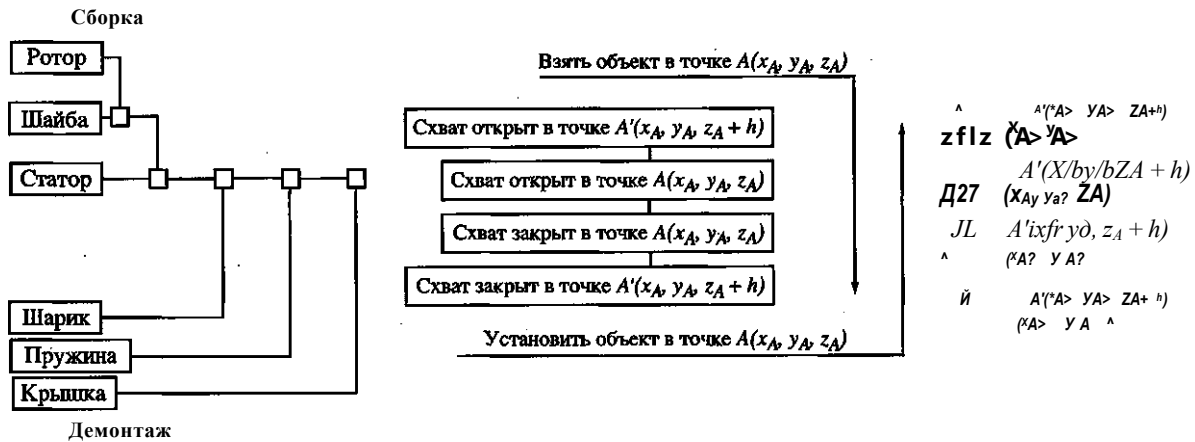


Рис. 7.12. Ориентированные графы сценариев технологических процессов сборки-демонтажа (а) и последовательности действий робота в ходе их выполнения (б))

априорное описание сквозной последовательности действий в соответствии с порядком выполнения необходимых технологических операций, обеспечивающих достижение заданных конечных целей.

Преодоление этого недостатка может быть основано на развитии универсальных средств задачно-ориентированного программирования, предназначенных для спецификации сценариев стереотипного поведения робота в стандартных ситуациях. По существу такие сценарии определяются видом графов, задающих порядок целесообразной смены состояний робота или его рабочей обстановки в прямом и обратном направлении. Тогда одному и тому же графу в общем случае ставятся в соответствие противоположные по своему смыслу планы проведения необходимых технологических операций (типа «взять» - «установить») либо их последовательности (например, в ходе технологического процесса «сборка» или «демонтаж»).

Таким образом, сценарии технологических операций должны обеспечивать вызов необходимой совокупности исполнительных команд управления роботом. В свою очередь описание сценариев выполнения технологических задач может строиться на перечислении сценариев типовых операций.

При реализации подобного подхода обучение интеллектуальной системы управления роботом сводится к формированию типовых сценариев, сохраняемых в базе знаний и регламентирующих выполнение технологических задач и операций различной степени сложности с точностью до значений конкретных параметров. Формирование единой последовательности команд управления целесообразными действиями робота, осуществляемое непосредственно в процессе его эксплуатации на основе анализа соответствующего набора иерархически вложенных сценариев, должно инициироваться при обработке задачно-ориентированных инструкций, вводимых в режиме человеко-машинного диалога на уровне естественного или близкого к нему языка.

Естественно-языковой интерфейс с интеллектуальной системой управления автономного робота также может обеспечиваться априорно подготовленными сценариями поддержания активного человеко-машинного диалога.

Как известно, фреймообразные структуры, являясь одной из форм представления знаний о событиях, действиях и процедурах, служат удобным средством описания сценариев [7.26]:

**Имя фрейма:**(имя слота! (значение слота<sup>1</sup>;имя слота<sub>2</sub> (значение слота<sub>2</sub>);**имя слота\* (значение слота\*)).**

Имена слотов, входящих в состав фрейма, могут соответствовать множеству таких понятий, как деятель и участники сценария, цели и мотивы их действий, время, место и средства реализации сценария, формируемые послышки и возникающие следствия, побочные действия и т.д.

Формально значение слота определяется следующим образом:

**<значение слота> ::= =****спецификация значения> : <значение> |****спецификация значения> : споследовательность значений> | *NIL*;****спецификация значения> ::= *n* | *s* | *p* | **СЦ** | /1 **o** | **low** | *sys*;****<значение> ::= «имя» | «значение»;****последовательность значений> ::= = (<значение>, <значе-****<значение>) | (<значение> **R**<sub>*i*</sub> <значение> **R**<sub>*i*</sub> <значение>),**

где

**спецификация значения>** указывает класс значений слота;***NIL*** - неопределенное значение слота;

**л, *s*, *p*, СЦ, /, **o**, **low**, *sys*** - обозначения класса чисел, субъектов действий, событий, сценариев, процедур, объектов, закономерностей и системных имен;

***R*<sub>*i*</sub> *i* = 1, 2, ..., *m*** - временные или казуальные отношения.

Использование технологии фреймообразных структур открывает богатые перспективы по созданию интегрированных средств управления поведением автономных роботов и интеллектуального человеко-машинного интерфейса.

Поведенческий уровень интеллектуальной системы управления автономных роботов с развитым человеко-машинным интерфейсом в общем случае должен обладать широким набором функциональных возможностей, главными из которых являются:

- оперативная подготовка и редактирование содержимого базы знаний о порядке поддержания активного человеко-машинного диалога и реализации целесообразных действий при выполнении требуемых прикладных задач;

- поддержание активного человеко-машинного диалога для реализации режимов обучения и оперативного ввода командных





Рис. 7.13. Обобщенная структура поведенческого уровня интеллектуальной системы управления автономным роботом с развитым человеко-машинным интерфейсом

целеуказаний на уровне задачно-ориентированных инструкций в терминах естественного или близкого к нему языка;

- планирование поведения и целесообразных действий робота на основе анализа введенных задачно-ориентированных инструкций с привлечением имеющихся знаний.

Обобщенная структура интеллектуальной системы управления поведенческого уровня (рис. 7.13), построенного на основе методов и технологий обработки фреймообразных знаний и позволяющего обеспечить реализацию всех необходимых функций, включает следующие основные модули:

- базу фреймообразных знаний, регламентирующих типовые сценарии целесообразных действий по выполнению требуемых прикладных задач;

- редактор базы знаний, позволяющий обеспечить оперативное формирование типовых сценариев с фреймообразной формой представления;

- интерфейс пользователя, позволяющий обеспечить оперативный ввод командных целеуказаний на уровне задачно-ориен-

Жированных инструкций в терминах близкого к естественному языка;

- механизм логической обработки знаний, обеспечивающий интерпретацию поступающих задачно-ориентированных инструкций, формирование планов их исполнения в соответствии с Имеющимися сценариями;

[ - библиотеку исполняемых процедур-функций, подключаемых при реализации сформированных планов и обеспечивающих управление целесообразным поведением робота в процессе решения поставленной прикладной задачи;

- базу данных, характеризующих текущее состояние робота, среды его функционирования и процесса решения поставленной Прикладной задачи.

***Представление и обработка фреймообразных знаний iff интеллектуальных системах управления автономными роботами.*** Предложенный подход к построению поведенческого уровня интеллектуальных систем управления автономными роботами с развитым человеко-машинным интерфейсом основан на использовании механизмов обработки фреймообразных знаний об обобщенных сценариях выполнения целесообразных действий при решении различных прикладных задач.

Реализация этих механизмов предполагает необходимость детальной проработки архитектуры базы знаний и способов их программного представления, обеспечивающих следующий набор основных функциональных возможностей:

- описания всего многообразия понятий предметной области, включая способы, место и время действия, объекты внешней среды и т.д.;

- формирования сценариев поведения в виде иерархии вложенных описаний исполняемых действий со ссылками на необходимые элементы предметной области;

- однозначной идентификации требуемой реакции при использовании альтернативных способов ее естественно-языкового рывова;

- адекватного семантического разбора естественно-языковых командных фраз и целеуказаний с учетом местоимений и опускаемых слов;

I - автоматического формирования описаний понятий предметной области при обучении в режиме интерактивного диалога с пользователем;

i - автоматического формирования адекватного естественно-языкового отклика при поступлении командной информации.

Архитектура базы знаний интеллектуальных систем управле-

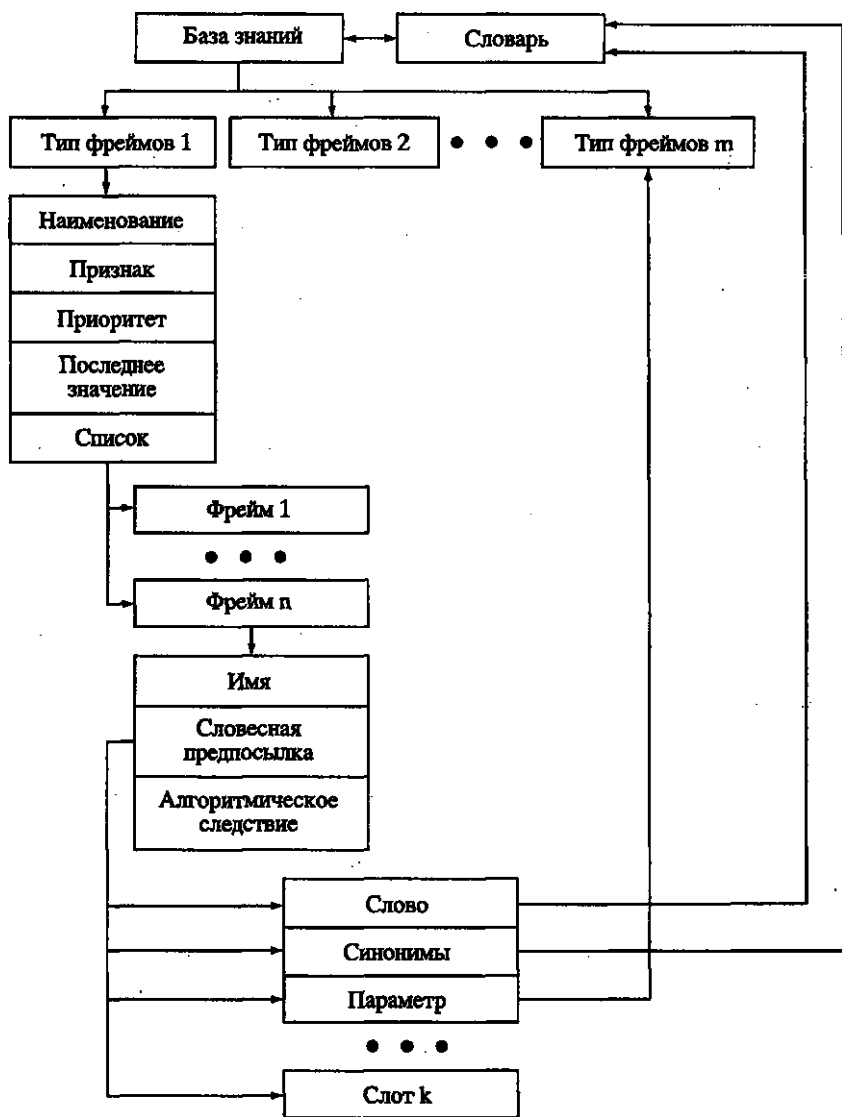


Рис. 7.14. Обобщенная структура базы знаний поведенческого уровня интеллектуальной системы управления автономным роботом с развитым человеко-машинным интерфейсом

ния поведением автономных роботов с развитым человеко-машинным интерфейсом, разработанная в соответствии с оговоренными требованиями, представлена на рис. 7.14 и включает в свой состав библиотеку упорядоченных по типам фреймов и словарь используемых слов.

Хранящиеся в библиотеке фреймы упорядочены по типам со следующим набором атрибутов:

- **уникальное наименование типа** фреймов («команды», «события», «объекты», «способы расположения» и т.д.);

- **признак командных фреймов**, позволяющий обеспечить их Оперативную идентификацию на множестве имеющихся типов;

- **приоритет задач**, определяющий очередность их выполнения и указываемый только для командных фреймов;

- **список фреймов** данного типа;

- **последнее значение кода возврата**, сформированного при обработке фреймов данного типа.

Последний атрибут имеет крайне важное значение и используется в процессе семантического разбора фраз естественного языка для раскрытия местоимений.

В свою очередь каждый фрейм обладает уникальным именем и включает **словесную предпосылку** и **алгоритмическое следствие**.

**Имя фрейма** служит для удобства его интерактивной идентификации в процессе редактирования базы знаний и может совпасть с текстовым представлением словесной предпосылки.

**I. Словесная предпосылка** определяет последовательность слов, активизирующих данный фрейм, и представляет собой список слотов с широким набором возможных значений, включая **рдиночное слово, слово с перечислением возможных синонимов, параметр со ссылкой** на элемент предметной области.

В первом и во втором случае в слоте содержатся указатель (или список указателей) на слово (или слова) в словаре и соответствующие атрибуты, которые могут задавать различные признаки (например, типа «умалчиваемое слово»).

Описание параметра включает его название и тип (т.е. тип соответствующего фрейма), значение по умолчанию и атрибуты, что позволяет обеспечить обработку сложных лингвистических Конструкций. Кроме того, выставленные атрибуты могут соответствовать признаку «обучаемый параметр». В этом случае на месте данного параметра в запросе может находиться любое (в том числе и неизвестное) слово.

Фрейм активизируется в том случае, если в строку запроса входят все слова из словесной предпосылки указанного фрейма в указанной последовательности. При этом запрос допускает наличие других слов вперемешку с искомыми. Так, фраза «**подними этот большой кубик**» при прочих равных условиях активизирует фрейм со словесной предпосылкой «**подними кубик**».

Если словесная предпосылка обрабатываемого фрейма включает слот-параметр, то поиск и активизация вложенного

фрейма производится в результате соответствующей подстановки его словесных предпосылок.

**Поясняющий пример.** Пусть в составе базы знаний имеются следующие фреймы:

- «кубик», «шар», «цилиндр», относящиеся к типу «объекты»;
- «слева от *obj*», «справа от *obj*», «перед *obj*», относящиеся к типу «место действия» и включающие в свой состав параметр *obj* типа «объекты»;
- «встань *place*», относящийся к типу «задания» и включающий в свой состав параметр *place* типа «место».

Тогда при смысловой обработке фразы «встань справа от красного шара» активизируется фрейм «встань *place*». При этом параметр *place* принимает значение фрейма «справа от *obj*», а параметр *obj* - значение фрейма «шар».

**Алгоритмическое следствие** представляет собой некоторую определенную последовательность действий, которая выполняется при активизации фрейма. Эта алгоритмическая последовательность априорно задается в виде соответствующей блок-схемы, синтезируемой с помощью интерактивного графического редактора на этапе формирования или модификации фреймов.

Каждый элемент блок-схемы может быть представлен одним из следующих программных операторов:

- оператор <Возврат>, который завершает алгоритм и формирует код возврата;
- оператор <Запрос>, который запрашивает в базе знаний значение переменной, соответствующей коду возврата последнего активизированного алгоритма;
- оператор <Открыть параметра> который запускает алгоритмическое следствие вложенного фрейма, переданного активному в качестве параметра из словесной предпосылки (как в вышеприведенном примере, когда при выполнении алгоритмического следствия фрейма «встань *place*» для активизации фрейма «справа от *obj*» необходимо открыть параметр *place*);
- оператор <Присвоение>, который присваивает значение **математического выражения** некоторой указанной **переменной** или **порту**;
- оператор <Проверка условия>, который производит сравнение значений двух **математических выражений** и обеспечивает ветвление программы в зависимости от полученного результата (равно, больше, меньше, больше или равно, меньше или равно, не равно);
- оператор <Задержка>, который обеспечивает заданную величину времени задержки, пропуская такты расчета и не останавливая при этом функционирование системы;

- оператор <Ожидание>, который обеспечивает ожидание выполнения указанного условия;
- f| - оператор <Такт>, который позволяет пропустить один временной такт, например для синхронизации с внешними процессами;
- [| - оператор <Диалог>, который обеспечивает ожидание командного целеуказания со стороны пользователя и помещает введенную строку в соответствующую переменную;
- .I - оператор <Сброс>, который немедленно прекращает выполнение всех задач и очищает их список;
- оператор <Варианты вывода>, который позволяет (с помощью выходной переменной **STDOUT**) обеспечить вывод случайно "выбираемой" текстовой строки из априорно сформированного списка возможных вариантов ответа пользователю;
- оператор <Обучение>, который позволяет обеспечить формирование новых фреймов при диалоговом режиме обучения системы новым терминам, обозначающим элементы предметной области или действия.

**Обучение понятиям об элементах предметной области** может быть реализовано с помощью специальным образом организованного фрейма, имеющего в своей словесной предпосылке ; слот с атрибутом «обучаемый параметр», а в составе алгоритмического следствия, оператор <Обучение>.

| В процессе выполнения оператора <Обучение> в список фреймов указанного параметром типа добавляется новый фрейм для ^описания предъявляемого (наблюдаемого) предмета. В качестве 1 [уникального имени и словесной предпосылки нового фрейма используется слово, стоящее в составе естественно-языкового целеуказания на месте параметра. Автоматически формируемые склонения этого слова по числам и падежам сохраняются в словаре базы знаний. Алгоритмическое следствие нового фрейма обеспечивает формирование кода возврата, определяемого при отработке 'оператора <Обучение> и задающего порядковый идентификатор ; [образа соответствующего предмета в базе данных.

\* **Поясняющий пример.** Пусть в составе базы знаний имеются ! следующие фреймы:

- «кубик», «цилиндр», относящиеся к типу «объекты»;
- - «это *obj*»| относящийся к типу «команды» и содержащий в [своей словесной предпосылке обучаемый параметр *obj* типа ^«объекты», а в алгоритмическом следствии - оператор сОбуче- <>ние> и ряд других операторов, которые обеспечивают обращение к датчикам внешней информации и сохранение их показаний в виде некоторого обобщенного образа в базе данных.

При необходимости обучения системы новому понятию «шар» пользователь, предъявляя или указывая на предмет, вводит его на-

именование в виде командного целеуказания «Это шар». Оператор <Обучение> в этом случае добавляет в список фреймов типа «объекты» новый фрейм с именем «шар» и одновременно формирует порядковый идентификатор, под которым образ шара будет храниться в базе данных. Словесная предпосылка нового фрейма «шар» дополняется списком синонимов: «шара», «шару», «шаром», «шаре», «шары», «шаров», «шарам», «шарами», «шарах». В свою очередь алгоритмическое следствие нового фрейма, включающее единственный оператор <Возврат>, обеспечивает генерацию кода возврата с переданным ему значением порядкового идентификатора образа объекта в базе данных.

**Обучение понятиям последовательности выполнения целеобразных действий** осуществляется в режиме диалога с пользователем, организуемого с помощью оператора <Диалог>. В ходе диалога пользователь, вводя естественно-языковое целеуказание на выполнение некоторой прикладной задачи, на уровне отдельных команд раскрывает последовательность действий, необходимых для ее решения. Полученная текстовая информация передается оператору <Обучение>, который в список командных фреймов добавляет новый фрейм с именем и словесной предпосылкой в виде введенного целеуказания. Алгоритмическое следствие нового фрейма формируется автоматически с использованием операторов <Запрос> и <Возврат> для последовательного перечисления команд по выполнению необходимых действий.

**Поясняющий пример.** Пусть в составе базы знаний системы управления роботом имеется некоторый фрейм, активизация которого позволила обеспечить следующий человеко-машинный диалог:

- **Робот.** Введите команду для обучения.
- **Пользователь.** Собери пирамиду.
- **Робот.** Что нужно для этого сделать?
- **Пользователь.** Взять кубик, поставить на другой кубик и отойти назад.

Представленный диалог регламентирует проведение процедуры обучения последовательности действий, необходимых для сборки кубиков в пирамиду. В рамках этого процесса с помощью оператора <Обучение> формируется новый командный фрейм «собери пирамиду», алгоритмическое следствие которого составляется из операторов <Запрос> и <Возврат>. При этом текстовая строка, содержащая описание последовательности выполнения требуемых действий, разбивается на отдельные команды «взять кубик», «поставить на другой кубик» и «отойти назад» с указанием соответствующих запросов к базе знаний, а также проверкой получаемых результатов.

і Следует отметить, что обработка фреймообразных знаний, как конструктивная основа для построения систем интеллектуального человеко-машинного интерфейса, позволяющего обеспечить совмещение функций смыслового распознавания естественно-языковых инструкций и планирования целесообразного поведения, в своем программно-алгоритмическом воплощении сводится к анализу вложенных описаний и составлению списка исполняемых задач. Адресная передача получаемых при этом значений выходных переменных на соответствующие входы информационно-измерительной и управляющих подсистем обуславливает возможность реализации последовательности необходимых действий.

[ **Экспериментальный образец автономного мобильного робота с интеллектуальной системой управления и развитым естественно-языковым интерфейсом.** Практическая апробация разбиваемого подхода к задачам смысловой обработки естественно-языковых инструкций с планированием адекватных поведенческих реакций потребовала разработки экспериментального прототипа автономного робота с интеллектуальной системой управления. Этот образец создавался на базе электромеханической игрушки *\*R.A.D.*<sup>TM</sup> китайского производства, которая представляет собой гусеничную платформу, оснащенную специализированным захватным устройством и управляемую по радиоканалу с помощью ручного пульта. В рамках выполняемого научно-исследовательского проекта базовая конструкция робота была доработана бортовой радиопередающей телекамерой (рис. 7.15) и интеллектуальной системой управления на внешнем персональном компьютере. При этом аппаратное сопряжение ручного пульта управления с персональным компьютером позволило обеспечить возможность использования штатного радиоканала для передачи командных данных непосредственно на борт робота.

t Обобщенная структура комплекса аппаратных средств интеллектуальной системы управления разработанного образца экспериментального мобильного робота представлена на рис. 7.16 и включает следующие основные элементы:

- і - персональный компьютер, обеспечивающий реализацию функций интеллектуальной системы управления роботом;
- блок сопряжения, обеспечивающий интерфейс между персональным компьютером и штатным пультом управления, выступающим в роли передатчика командных данных по радиоканалу;
- параллельный (LPT) порт персонального компьютера;
- видеокарта VGA/SVGA GeForce MX-400 32Мб;
- звуковая карта;





Рис. 7.15. Экспериментальный прототип автономного мобильного робота на базе электромеханической радиоуправляемой игрушки *R.A.D*<sup>TM</sup>: общий вид (а)), бортовая радиопередающая телекамера (б))

- DigitEye-18 - карта видеозахвата изображения с телекамеры;
- LAN - сетевая карта или модем для организации дистанционного управления роботом с удаленного терминала;
- бортовая телекамера;
- телевизионный приемник;
- малогабаритный мобильный терминал для дистанционного управления роботом по каналам Internet.

Следует отметить, что персональный компьютер, обеспечивающий программную реализацию функций управления движением и поведением робота, а также обработки сенсорной информации, по своей производительности должен соответствовать моделям Pentium-III 733 МГц и выше с объемом оперативной памяти не менее 64 Мб. Такие характеристики позволяют осуществлять обработку не менее 16-20 кадров в секунду, что является крайне важным при организации визуальной обратной связи в контуре управления движением.

Исходя из приведенных требований интеллектуальная система управления мобильным роботом строилась на базе персонального компьютера следующей конфигурации:

- процессор Celeron-850 128Kb FC PGA;
- материнская плата GigaByte GA-60XET (со встроенной звуковой картой AC'97);



: Рис. 7.16. Комплекс аппаратных средств интеллектуальной системы управления автономным мобильным роботом

- »• - RAM 256Мб;
- ! - видеокарта GeForce MX-400 32 Мб, видеорежим 1024 x 768 x 32.

Как показано на рис. 7.17, в качестве мобильного терминала используется малогабаритный персональный компьютер Pocket PC Mitac МЮ 528 со специализированной картой Radio Ethernet 802.11b стандарта Compact Flash.

Функциональная структура разработанной версии интеллектуальной системы управления мобильным роботом включает следующие основные элементы:

- подсистему естественно-языкового интерфейса и планирования целесообразного поведения, построенную на основе технологии обработки фреймообразных структур;
- подсистему управления движением, построенную на основе методов нечеткой логики;

**Рис. 7.17. Малогабаритный мобильный терминал для дистанционного управления роботом по каналам Internet**

- исполнительную подсистему управления приводами;
- информационно-измерительную подсистему, построенную на основе использования средств и методов технического зрения.

Информационно-измерительная подсистема обеспечивает предварительную обработку изображений с бортовой телекамеры, распознавание образов (рис. 7.18), определение дальности до препятствий, а также реализацию визуальной обратной связи по углам поворота робота в азимутальной плоскости.

Процедура распознавания образов основана на сравнении экранных изображений объектов с некоторыми эталонами, заложенными в систему на этапе ее обучения.

Дальность до препятствий вычисляется на основе анализа изображений сцены с использованием элементарных геометрических соотношений исходя из экранных координат видимого образа и параметров размещения камеры на борту с учетом допущений о перемещении робота по плоской поверхности.

В свою очередь изменение угла азимутального поворота робота определяется при попарном сравнении последовательных кадров исходя из линейных смещений соответствующих изображений.

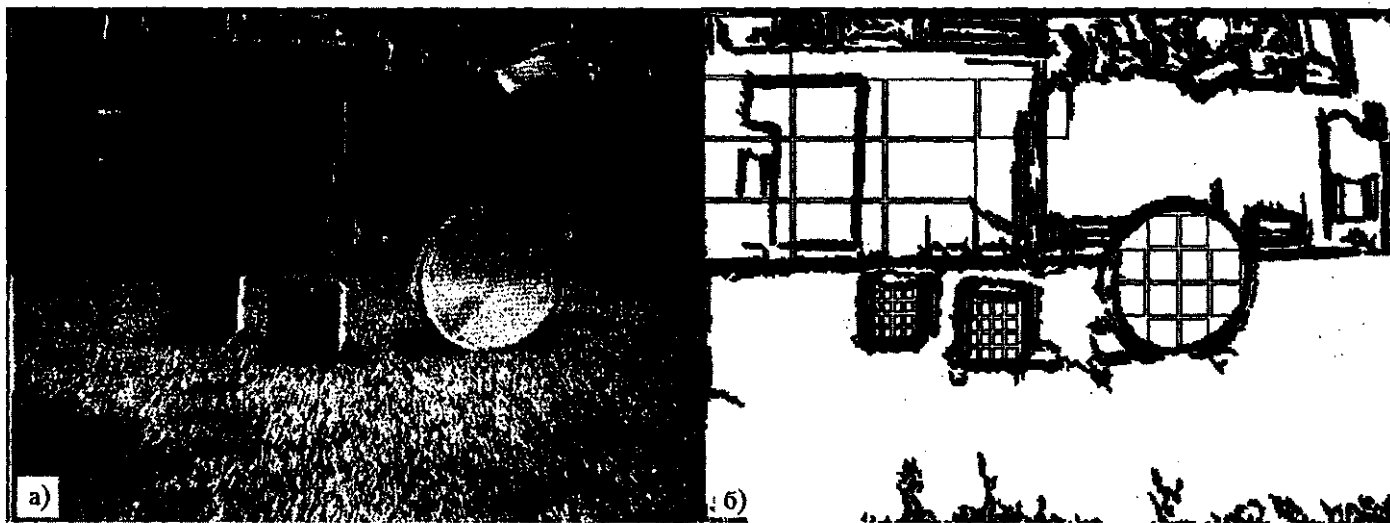
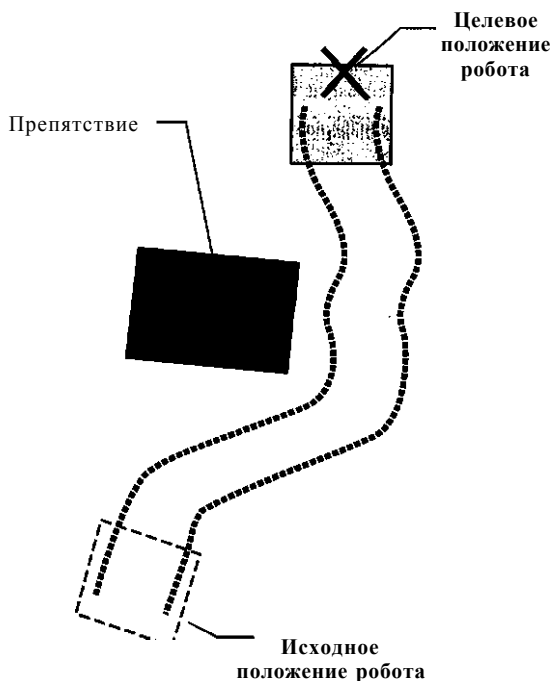


Рис. 7.18. Обработка исходного (а) видеозображения и формирование экранных образов (б)

**Рис. 7\*19. Построение цифровой карты локальной обстановки с использованием визуальной обратной связи: положение робота до (а)) и после поворота (б)); видимые изображения сцены с бортовой телекамеры (в)), (г)); исходно сформированная (д)) и дополненная (е)) цифровая карта локальной обстановки**

Комплексное обобщение полученных данных позволяет построить цифровую карту локальной обстановки. При этом, как показано на рис. 7.19, на формируемой карте сохраняется отображение элементов сцены, становящихся невидимыми при изменении ориентации робота.



[Рис. 7.20. Моделирование целенаправленного перемещения экспериментального образца автономного мобильного робота с нечеткой системой управления движением

Подсистема управления движением обеспечивает планирование целесообразных перемещений робота в априорно неизвестной среде с препятствиями в реальном масштабе времени. Требуемое целевое положение робота может задаваться либо с помощью лазерной указки, либо маркером на цифровой карте, либо в виде набора параметров, формируемых на поведенческом уровне интеллектуальной системы управления. Планирование осуществляется по результатам анализа текущей обстановки на основе обработки знаний, заложенных в форме нечетких продукционных правил [7.27]. Формирование, модификация и настройка базы знаний выполняются в интерактивном режиме с помощью специализированного редактора со встроенным отладчиком, которые входят в состав подсистемы. Соответствующая процедура нечеткого логического вывода реализована с использованием композиции *MAX-MIN* и дефазификации по методу «центра тяжести» [7.28, 7.29]. Полученные таким образом управляющие сигналы рождаются для отработки на штатную систему приводов робота. [На рис. 7.20 в качестве примера приведены результаты модели-

рования целенаправленного перемещения экспериментального образца автономного мобильного робота с подсистемой нечеткого управления.

Подсистема естественно-языкового интерфейса и планирования целесообразного поведения робота, реализованная на основе механизмов обработки фреймов, обеспечивает анализ текстовых или речевых указаний оператора, а также построение исполняемой последовательности необходимых действий. Формирование и модификация базы фреймообразных знаний, которые регламентируют сценарии целесообразного поведения, осуществляются с помощью специализированного редактора. Следует отметить, что создаваемые сценарии могут предусматривать правила поддержания активного человеко-машинного диалога, в том числе и направленного на пополнение базы знаний в режиме обучения.

Ввод естественно-языковых командных целеуказаний оператора может осуществляться в форме текстовых либо (при установке программных средств автоматического распознавания речи) голосовых сообщений с использованием мобильного терминала, клавиатуры управляющего персонального компьютера или подключенного к нему микрофона.

Функциональные возможности автономного мобильного робота, обусловленные его конструкцией, а также принципами построения информационно-измерительной и управляющих подсистем нижних уровней, включает следующий набор элементарных действий:

- поворот влево-вправо и движение вперед-назад (с уклонением от препятствий);
- раскрытие-закрытие схвата и его наклон вверх-вниз;
- визуальный поиск заданного образа в пределах видимого кадра;
- идентификация параметров удаленности наблюдаемых объектов;
- автоматическое формирование образа объекта, указанного при обучении;
- сопоставление видимых и эталонных образов.

Этот перечень фактически предопределил минимально необходимый состав фреймообразной базы знаний, разработанный для управления поведением автономного мобильного робота и представленный в табл. 7.1 с некоторыми дополнениями.

Проведенные эксперименты на практике доказали, что даже при столь ограниченном объеме имеющихся знаний автономный мобильный робот с интеллектуальной системой управления способен обеспечить выполнение достаточно сложных задач на основе обработки естественно-языковых указаний оператора.

Так, в качестве примера на рис. 7.21 представлена последовательность действий робота в среде с препятствиями при выполнении команды оператора «Отнеси один кубик к другому кубику».

Как показано на рис. 7.21 а), в), при исходном состоянии робота кубики находятся вне поля зрения бортовой телекамеры.

- А Обработка введенной фразы «Отнеси один кубик к другому кубику» и ее сопоставление с базой знаний обеспечивает активизацию командного фрейма «ОТНЕСИ ОБЪЕКТ МЕСТО», параметры которого «ОБЪЕКТ» и «МЕСТО» принимают значения «КУБИК» и «К ДРУГОМУ КУБИКУ» соответственно. Вызов фрейма «КУБИК» позволяет установить идентификатор одноименного объекта.

Исполнение алгоритмического следствия фрейма «ОТНЕСИ ОБЪЕКТ МЕСТО» начинается с проверки глобальной переменной \$Hold, позволяющей установить, что находится в схвате робота. Текущее значение этой переменной всегда устанавливается равным числовому идентификатору содержимого в схвате объекта, либо нулю в противном случае.

Поскольку схват робота является пустым ( $\$Hold = 0$ ), то алгоритмическое следствие формирует запрос «ВОЗЬМИ ОБЪЕКТ». При появлении этого запроса активизируется фрейм «ВОЗЬМИ ОБЪЕКТ», в котором параметр «ОБЪЕКТ» принимает значение «КУБИК».

Исполнение алгоритмического следствия фрейма «ВОЗЬМИ ОБЪЕКТ» также начинается с проверки содержимого схвата.

Наличие некоторого объекта ( $\$Hold * 0$ ) обуславливает вызов фрейма «ПОЛОЖИ ОБЪЕКТ». Поскольку схват робота по-прежнему является пустым ( $\$Hold = 0$ ), то осуществляется формирование запроса «ВСТАНЬ ПЕРЕД ОБЪЕКТ», где объектом считается кубик. Обработка поступившего запроса активизирует фрейм «ВСТАНЬ МЕСТО», в котором параметр «МЕСТО» принимает значение «ПЕРЕД КУБИК».

При исполнении алгоритмического следствия фрейма «ВСТАНЬ МЕСТО» со значением «ПЕРЕД КУБИК» параметра «МЕСТО» активизируется фрейм «ПЕРЕД ОБЪЕКТ».

В свою очередь при исполнении алгоритмического следствия фрейма «ПЕРЕД ОБЪЕКТ» со значением «КУБИК» параметра «ОБЪЕКТ» активизируется фрейм «НАЙДИ ОБЪЕКТ».

При исполнении алгоритмического следствия фрейма «НАЙДИ ОБЪЕКТ» числовое значение идентификатора объекта «КУБИК» присваивается выходной переменной *FindFig* и передается информационно-измерительной системе для поиска требуемого образа в пределах видимого изображения. В случае, если образ не найден, осуществляется автоматическое формирова-



**Рис. 7.21.** Последовательность действий автономного мобильного робота с интеллектуальной системой управления при выполнении естественно-языковой команды "Отнеси один кубик к другому кубику"

ние уставок для подсистемы управления движением, обеспечивающей реализацию поисковых перемещений робота. При обнаружении объекта (рис. 7.21 б)) оператор получает текстовое подтверждение, а выполнение алгоритмического следствия фрейм: «НАЙДИ **ОБЪЕКТ**» завершается выдачей кода, свидетельствующего о получении положительного результата.

Возврат к выполнению алгоритмического следствия фрейм: «ПЕРЕД **ОБЪЕКТ**» обеспечивает формирование координат по

Рис. 7.21. (окончание)

позиционирования робота перед объектом «**КУБИК**» и выдачу кода, [свидетельствующего о завершении процедуры. При этом сформированные координаты позиционирования робота перед объектом \*«**КУБИК**» через соответствующие переменные передаются алгоритму следствия фрейма «ВСТАНЬ **МЕСТО**».

Возврат к выполнению алгоритмического следствия фрейма «ВСТАНЬ **МЕСТО**» обеспечивает передачу координат позиционирования робота перед объектом «**КУБИК**» подсистеме управления движением. Робот начинает перемещаться к заданной

Таблица 7.1. Состав базы знаний подсистемы естественно-языкового интерфейса и планирования поведения автономного мобильного робота

Тип фреймов	Фреймы	Примечание
<p><b>тип События</b> (командные, приоритет 200)</p>	<p>ЗАПРОС_ПОНЯЛ зХпрос_непонял</p>	<p>Фреймы обеспечивают формирование вариантов положительного («ОК») и отрицательного («Я Вас не понял») ответов пользователю.</p>
<p><b>тип Задания</b> (командные, приоритет 1)</p>	<p>НАЙДИ <i>ОБЪЕКТ</i> ПОДОЙДИ К <i>ОБЪЕКТУ</i> ВСТАНЬ <i>МЕСТО</i> ЭТО <i>ОРЪЕКТ</i> ЭТО НЕ <i>ОБЪШЛРШПНА</i> <i>УДАЛЕНИЯ</i> ОБУЧЕНИЕ <i>ДЕЙСТВИЮ</i> ВПЕРЕД НАЗАД НАЛЕВО НАПРАВО КРУГОМ ЕЗЖАЙ ВПЕРЕД ЕЗЖАЙ НАЗАД ЕЗЖАЙ НАПРАВО ЕЗЖАЙ НАЛЕВО НАКЛОНИСЬ ВЕШРЕД РАЗОГНИСЬ НАКЛОНИСЬ НАЗАД СОЖМИ СХВАТ РАЗОЖМИ СХВАТ ОТПУСТИ ВОЗЬМИ <i>ОБЪЕКТ</i> ПОЛОЖИ <i>ОБЪЕКТ</i> СЛЕДИ ЗА <i>ОБЪЕКТОМ</i> ОТНЕСИ <i>ОБЪЕКТ МЕСТО</i> ПОЛОЖИ НА ПОЛ</p>	<p>Условные обозначения: НАЗАД - одиночное слово или слово с синонимами; <i>ОБЪЕКТ</i>-слово, отмеченное как параметр указанного типа; <i>ОБЪЕКТ</i> - слово, которое может быть неизвестным, но отмечается как параметр указанного типа; <i>ПРИЧИНА</i> - параметр может отсутствовать.</p>
<p><b>тип Команды</b> (командные, приоритет 2)</p>	<p>ВИДИШЬ ТЫ <i>ОБЪЕКТ</i> ЧТО ДЕЛАЕШЬ ЧЕМ ЗАНЯТ СКОЛЬКО <i>ОБЪЕКТОВ</i> ТЫ ВИДИШЬ СТОП</p>	

Таблица 7.1. (окончание)

Тип фреймов	Фреймы	Примечание
<b>тип Объекты</b> (некомандные)	<b>ТЫ</b> <b>ОН</b> <b>КУБИК</b> <b>ЦИЛИНДР</b> <b>КРУГ</b>	
<b>тип Место</b> (некомандные)	<b>ПЕРЕД ОБЪЕКТОМ</b> <b>СЛЕВА &lt;Ж ОБЪЕКТА</b> <b>С ЛЕВОЙ СТОРОНЫ ОБЪЕКТА</b> <b>СПРАВА _ОЖ ОБЪЕКТА</b> <b>С ПРАВОЙ СТОРОНЫ</b> <b>ОБЪЕКТА</b> <b>ЗА ОБЪЕКТОМ</b> <b>С ПЕРЕДНЕЙ СТОРОНЫ</b> <b>ОБЪЕКТА</b> <b>С ЗАДНЕЙ СТОРОНЫ</b> <b>ОБЪЕКТА</b> <b>ЧУТЬ ЛЕВЕЕ ОБЪЕКТА</b> <b>ЧУТЬ ПРАВЕЕ ОБЪЕКТА</b> <b>УЖ ОБЪЕКТА</b> <b>НА ОБЪЕКТ</b>	Условные обозначения: <b>У/К</b> - слово с явно указанными синонимами; <b>ОТ</b> - слово может отсутствовать
<b>тип Причины удаления</b> (некомандные)	<b>БОЛЬШОЙ</b> <b>ФОРМА</b> <b>ШИРОКИЙ</b> <b>УЗКИЙ</b> <b>МАЛЕНЬКИЙ</b> <b>ЦВЕТ</b> <b>БЕЗ_ПРИЧИНЫ</b>	

целевой точке, огибая препятствие, как показано на рис. 7.21 б), г), ж), и), з), к). Завершение движения сопровождается выдачей соответствующего кода, появление которого обуславливает обращение к алгоритмическому следствию фрейма «ВОЗЬМИ **ОБЪЕКТ**».

\I Возврат к выполнению алгоритмического следствия фрейма : ^«ВОЗЬМИ **ОБЪЕКТ**» обеспечивает последовательную активизацию фреймов «НАКЛОНИСЬ ВПЕРЕД», «СОЖМИ СХВАТ», «РАЗОГНИСЬ». При исполнении алгоритмических следствий этих фреймов осуществляется автоматическое формирование уставок для подсистемы управления исполнительного

уровня, обеспечивающей реализацию соответствующих действий робота (рис. 7.21 д)). Операция захвата сопровождается присвоением глобальной переменной *\$Hold* значения числового идентификатора взятого объекта и выдачей кода успешного завершения процедуры с обращением к алгоритмическому следствию фрейма «ОТНЕСИ ОБЪЕКТ МЕСТО».

Возврат к выполнению алгоритмического следствия фрейма «ОТНЕСИ ОБЪЕКТ МЕСТО» обуславливает активизацию фрейма «ВСТАНЬ МЕСТО», обеспечивающего планирование и реализацию последовательности действий по перемещению робота к другому кубику (рис. 7.21 е), л)) по аналогии с приведенным сценарием.

Заключительный этап установки одного кубика к другому (рис. 7.21 м)) осуществляется при последующем вызове фреймов «НАКЛОНИСЬ ВПЕРЕД», «РАЗОЖМИ СХВАТ», «РАЗОГНИСЬ».

Приведенный пример наглядно иллюстрирует эффективность предложенного подхода к разработке интеллектуальных систем управления автономными роботами, которые способны обеспечить надежное выполнение поставленных задач в условиях неопределенности на основе автоматической обработки естественно-языковых указаний оператора. Важнейшая особенность таких систем связана с возможностью их обучения в ходе активного двустороннего человеко-машинного диалога, поддерживаемого в процессе эксплуатации робота. При этом пополнению подлежит не только база знаний, в которую заносятся новые сценарии целесообразного поведения в тех или иных ситуациях, но и база распознаваемых системой образов.

Управление роботом и его обучение могут осуществляться в дистанционном режиме по каналам Internet, что не требует непосредственного присутствия оператора в зоне функционирования робота и является крайне актуальным для целого ряда различных приложений.

Как показали проведенные эксперименты, методы и средства дистанционного управления, создаваемые с использованием сетевых протоколов семейства ТСРДР (Transmission Control Protocol/Internet Protocol) [7.30,7.31], позволяют обеспечить минимизацию задержек в передаче данных до уровня, удовлетворяющего условиям работы в реальном масштабе времени.

Один из таких экспериментов публично демонстрировался на XIV научно-технической конференции «Экстремальная робототехника» (г. Санкт-Петербург, 2003 г.) (рис. 7.22). В ходе его проведения автономный мобильный робот, находящийся в научно-исследовательской лаборатории МИРЭА (г. Москва) и управляе-

рис. 7.22. Сеанс дистанционного управления автономным мобильным роботом в лаборатории МИРЭА (г. Москва) из ЦНИИ РТК (г. С.-Петербург)

**ый** по каналам Internet из ЦНИИРТК (г. Санкт-Петербург), обеспечивал выполнение не только отдельных терминальных команд, но и естественно-языковых целеуказаний оператора.

Накопленный теоретический и практический задел создает реальные предпосылки для создания перспективных образцов интеллектуальных роботов, предназначенных для бытовых, промышленных и специальных применений различного характера.

## ЛИТЕРАТУРА

- 7.1. *Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: Технология, методы, применение. Минск: Амалфея, 2000.*
- 1.2. *Залманзон Л.А. Преобразования Фурье, Уолша, Хаара и их применение в управлении, связи и других областях. М.: Наука, 1989.*
- 7.3. *Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П. Проблемы построения человеко-машинного интерфейса для средств экстремальной робототехники // Материалы XII научно-технич. конф. «Экстремальная робототехника». СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2002.*

7.4. Юценко А.С., Сакарян Г.Н. Система поддержки решений оператора интеллектуального робота // Материалы VIII научно-технич. конф. «Экстремальная робототехника». СПб.: Изд-во СПбГТУ, 1997.

7.5. Юценко А.С. Нечеткое представление внешнего мира в эргатических робототехнических системах // Материалы XIII научно-технич. конф. «Экстремальная робототехника». СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2003.

7.6. Ахоу А ~В. Индексные грамматики - расширение контекстно-свободных грамматик // Кибернетический сборник. 1962. Вып. 5.

7.7. Брябрин В.М. и др. ДИЛОС - диалоговая система для взаимодействия с ЭВМ на естественном языке. М.: Изд-во ВЦ АН СССР, 1979.

7.8. Брябрин В.М., Сенин Г.В. Анализ естественного языка в ограниченном контексте // Вопр. кибернетики. 1980. № 61.

7.9. Денинг В., Эсиг Г., Маас С. Диалоговые системы «Человек-ЭВМ». Адаптация к требованиям пользователя. М.: Мир, 1984.

7.10. Мальковский М.Г. Диалог с системой искусственного интеллекта. М.: Изд-во МГУ, 1985.

7.11. Попов Э.В. Общение с ЭВМ на естественном языке. М.: Наука, 1982.

7.12. Шенк Р. Обработка концептуальной информации. М.: Энергия, 1980.

7.13. Alshawi H., Arnold D.J., Backofen R., Carter D.M., Lindop J., Netter K., Pulman S.G., Tsujii J.-I. Rule formalism and virtual machine design study. Technical Report ET/1, CEC, 1991.

7.14. Bouma G., Koenig E., Uszkoreit H. A flexible graph-unification formalism and its application to natural-language processing // IBM Journal of Research and Development. 1988.

7.15. Bresnan J. The Mental Representation of Grammatical Relations. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1982.

7.16. Briscoe E.J. Lexical issues in natural language processing // Natural Language and Speech / Ed. by E. Klein, F. Veltman. Springer-Verlag, 1992.

7.17. Carpenter B. ALE - the attribute logic engine user's guide. Technical report, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania, 1992.

7.18. Guida G. Ideas About Design of Natural Language Interfaces to Query Systems // Proc. Workshop on Natural Language for Interaction with Data Bases, HASA CP-78-9, Laxenburg, Austria, 1978.

7.19. Эдзири М., Уно Т., Иода Х., Гото Т., Такеясу К. Интеллектуальный робот, способный «понимать» окружающую обстановку и принимать решения // Интегральные роботы. М.: Мир, 1973.

7.20. Костюк В.И., Ямпольский Л.С., Иваненко И.Б. Промышленные роботы в сборочном производстве. Киев: Техшка, 1983.

7.21. Охоцимский Д.Е., Платонов А.К., Смольянов Ю.Л., Гримайло С.И., Камынин С.С., Кузусев Е.И. Исследование многооперационной сборки с помощью экспериментальной робототехнической системы // Роботизация сборочных процессов. М.: Наука, 1985.

7.22. Гримайло С.И. Программное обеспечение сборочного робота // Роботизация сборочных процессов. М.: Наука, 1985.

7.23. Охоцимский Д.Е., Камынин С.С., Карташев В.А., Кузусев Е.И. Автоматическая многооперационная сборка с помощью промышленных роботов // Роботизация сборочных процессов. М.: Наука, 1985.

- 2 7.24. Гибкие сборочные системы / Под ред. У.Б. Хегинботама / Пер. с  
згл. М.: Машиностроение, 1988.
- 7.25. *Исии 7\**, *Симояма ИИноуэ Х.*, *Хиросэ МНакодзима Н.* Меха-  
^роника. М.: Мир, 1988.
- , [ 7.26. Искусственный интеллект. В 3 кн. Кн. 2. Модели и методы: Спра-  
вочник / Под ред. Д.А. Пospelова. М.: Радио и связь, 1990.
- 2 1.21. Интеллектуальные системы автоматического управления / Под  
ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. М.: Физматлит, 2001.
- 7.28. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи,  
lft Сугэно. М.: Мир, 1993.
- 7.29. *Макаров ИМ.*, *Лохин В.М.*, *Манько С.В.*, *Романов М.П.* Методи-  
ческие основы аналитического конструирования регуляторов нечеткого  
•управления // Известия РАН. Теория и системы управления. 2000. № 1.
- > 7.30. *Макаров ИМ.*, *Лохин В.М.*, *Манько С.В.*, *Романов М.П.*, *Белько-  
^ин А.А.*, *Гарцев И.Б.*, *Киор С.В.* Дистанционное управление сложными  
Динамическими объектами на основе современных сетевых технологий //  
.Микросистемная техника. 2002. № 5, 6.
- г I 7.31. *Белюсов И.Р.* Эффективное телеуправление роботами через сеть  
Интернет // Материалы XII научно-технич. конф. «Экстремальная робото-  
техника». СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2002.



# ОГЛАВЛЕНИЕ

<b>Введение</b> .....	<b>3</b>
<b>Глава 1</b>	
<b>Основы теории интеллектуальных систем управления</b> .....	<b>6</b>
1.1. Принципы построения и архитектура интеллектуальных систем управления.....	7
1.2. Современные технологии обработки знаний.....	12
1.3. Методы обучения и настройки интеллектуальных систем.....	40
<b>Глава 2</b>	
<b>Применение нечеткой логики в интеллектуальных системах управления</b>	<b>51</b>
2.1. Особенности нечеткого логического вывода в задачах управления динамическими объектами.....	52
2.2. Синтез нечетких регуляторов на основе вероятностных моделей	65
<b>Глава 3</b>	
<b>Интеллектуальные системы автоматического управления</b> .....	<b>86</b>
3.1. Интеллектуальная САУ с экспертным регулятором.....	87
3.2. Интеллектуальная САУ с экспертно-нейросетевым регулятором	124
3.3. Интеллектуальные САУ с нечетким регулятором.....	142
3.4. Сравнительный анализ функциональных возможностей нечеткого и ПИД-регуляторов.....	149
<b>Глава 4</b>	
<b>Особенности применения интеллектуальных технологий в задачах управления манипуляционными роботами</b> .....	<b>163</b>
4.1. Разработка и исследование моделей нечеткого управления манипуляционными роботами.....	163
4.2. Использование методов нечеткой логики для управления манипуляционными роботами в среде с препятствиями.....	173
4.3. Управление движением манипуляционных роботов на базе нейросетевых технологий.....	182
<b>Глава 5</b>	
<b>Интеллектуальные системы управления беспилотными летательными аппаратами</b> .....	<b>198</b>
5.1. Система управления автоматической посадкой.....	199

5.2. Интеллектуальный цифровой автопилот.....	223
5.3. Особенности работы интеллектуального цифрового автопилота при полете в горной местности.....	234

## !|глава 6

квтоматический синтез, настройка и обучение интеллектуальных систем управления.....	257
---	-----

6.1. Использование генетических алгоритмов для автоматического формирования баз знаний интеллектуальных систем управления роботами.....	258
---	-----

£.2. Организация процессов пополнения и обобщения знаний в интеллектуальных системах управления роботами с элементами самообучения.....	270
---	-----

## Глава 7

Обработка сенсорной информации и естественно-языковой интерфейс [ р интеллектуальных системах управления.....	285
---	-----

7.1. Распознавание изображений на основе комплексного применения преобразований Уолша и аппарата нечеткой логики.....	286
---	-----

7.2. Интеллектуальный человеко-машинный интерфейс и планирование целесообразного поведения автономных роботов на основе J фреймообразных структур.....	295
--	-----

s

Научное издание

Макаров Игорь Михайлович  
Лохин Валерий Михайлович  
Манько Сергей Викторович  
Романов Михаил Петрович

**ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ  
И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ  
СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ**

*Утверждено к печати  
Отделением информационных технологий  
и вычислительных систем РАН*

*Зав. редакцией ГМ. Чертова*

*Редактор Л.В. Пеняева*

*Художник Т.В. Болотина*

*Художественный редактор В.Ю. Яковлев*

*Технический редактор З.Б. Павлюк*

*Корректор Г.В. Дубовицкая*

Подписано к печати 17.08.2006

Формат 60 x 90<sup>1/16</sup>- Гарнитура Тайме

Печать офсетная

Усл.печл. 21,0. Усл.кр.-отг. 21,1. Уч.-изд.л. 20,4

Тираж 1000 экз. Тип. зак. 4015

Издательство «Наука»  
117997, Москва, Профсоюзная ул., 90

E-mail: [secret@naukaran.ru](mailto:secret@naukaran.ru)  
[www.naukaran.ru](http://www.naukaran.ru)

ППП «Типография «Наука».  
121099, Москва, Шубинский пер., 6

# АДРЕСА КНИГОТОРГОВЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ ТОРГОВОЙ ФИРМЫ "АКАДЕМКНИГА" РАН

## Магазины "Книга-почтой"

- 121099 Москва, Шубинский пер., 6; 241-02-52 [www.LitRAS.ru](http://www.LitRAS.ru) E-mail:  
[info@litrass.ru](mailto:info@litrass.ru)  
197345 Санкт-Петербург, ул. Петрозаводская, 7«Б»; (код 812) 235-40-64

## Магазины "Академкнига" с указанием букинистических отделов и "Книга-почтой"

- 690088 Владивосток, Океанский проспект, 140 ("Книга-почтой");  
(код 4232) 45-27-91 [antoli@mail.ru](mailto:antoli@mail.ru)  
620151 Екатеринбург, ул. Мамина-Сибиряка, 137 ("Книга-почтой");  
(код 3433) 50-10-03 [Kniga@sky.ru](mailto:Kniga@sky.ru)  
664033 Иркутск, ул. Лермонтова, 298 ("Книга-почтой");  
(код 3952) 42-96-20 [aknir@irlan.ru](mailto:aknir@irlan.ru)  
660049 Красноярск, ул. Сурикова, 45;  
(код 3912) 27-03-90 [akademkniga@krasmail.ru](mailto:akademkniga@krasmail.ru)  
220012 Минск, просп. Независимости, 72;  
(код 10375-17) 292-00-52, 292-46-52, 292-50-43 [www.akademkniga.by](http://www.akademkniga.by)  
117312 Москва, ул. Вавилова, 55/7; 124-55-00 [akadkniga@nm.ru](mailto:akadkniga@nm.ru);  
(Бук. отдел 125-30-38)  
117192 Москва, Мичуринский проспект, 12; 932-74-79  
127051 Москва, Цветной бульвар, 21, строение 2; 921-55-96 (Бук. отдел)  
117997 Москва, ул. Профсоюзная, 90; 334-72-98 [akademkniga@naukaran.ru](mailto:akademkniga@naukaran.ru)  
101000 Москва, Б. Спасоглинищевский пер., 8 строение 4;  
624-79-19 (Бук. отдел)  
630091 Новосибирск, Красный проспект, 51;  
(код 3832) 21-15-60 [akademkniga@mail.ru](mailto:akademkniga@mail.ru)  
630090 Новосибирск, Морской проспект, 22 ("Книга-почтой");  
(код 3833) 30-09-22 [akdmn2@mail.nsk.ru](mailto:akdmn2@mail.nsk.ru)  
142290 Пущино Московской обл., МКР "В", 1 ("Книга-почтой");  
(код 277) 3-38-80  
191104 Санкт-Петербург, Литейный проспект, 57;  
(код 812) 272-36-65 [ak@akbook.ru](mailto:ak@akbook.ru) (Бук. отдел)  
194064 Санкт-Петербург, Тихорецкий проспект, 4; (код 812) 297-91-86  
199034 Санкт-Петербург, Васильевский остров, 9-я линия, 16;  
(код 812) 323-34-62  
634050 Томск, Набережная р. Ушайки, 18;  
(код 3822) 51-60-36 [akademkniga@mail.tomsknet.ru](mailto:akademkniga@mail.tomsknet.ru)  
450059 Уфа, ул. Р. Зорге, 10 ("Книга-почтой");  
(код 3472) 24-47-62 [akademkniga@ufacom.ru](mailto:akademkniga@ufacom.ru)  
450025 Уфа, ул. Коммунистическая, 49; (код 3472) 22-91-85

Коммерческий отдел, г\* Москва

Телефон для оптовых покупателей: 241-03-09

[www.LitRAS.ru](http://www.LitRAS.ru)

E-mail: [info@litrass.ru](mailto:info@litrass.ru)

[zakaz@litrass.ru](mailto:zakaz@litrass.ru)

Склад, телефон 291-58-87

Факс 241-02-77

*По вопросам приобретения книг  
государственные организации  
просим обращаться также  
в Издательство по адресу:  
117997 Москва, ул. Профсоюзная, 90  
тел. факс (495) 334-98-59  
E-mail: [initsiat @ naukaran.ru](mailto:initsiat@naukaran.ru)  
[www.naukaran.ru](http://www.naukaran.ru)*

ISBN5-02-033782-X



7850201337824