О.Ж.БАБОМУРАДОВ,
З.Б.МИНГЛИҚУЛОВ

СУСТ ШАКЛЛАНГАН ЖАРАЁНЛАРНИ БОШҚАРИШДА НОРАВШАН ЁНДАШУВЛАР

ЎЗБЕКИСТОН РЕСПУБЛИКАСИ
ОЛИЙ ВА ЎРТА МАХСУС ТАЪЛИМ ВАЗИРЛИГИ

МУҲАММАД АЛ-ХОРАЗМИЙ НОМИДАГИ ТОШКЕНТ
АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ УНИВЕРСИТЕТИ

О.Ж.БАБОМУРАДОВ, З.Б.МИНГЛИҚУЛОВ

СУСТ ШАКЛЛАНГАН ЖАРАЁНЛАРНИ БОШҚАРИШДА НОРАВШАН ЁНДАШУВЛАР

(Монография)

ТОШКЕНТ – 2018

УЎК: 004.056.5
КБК: 32.973.202-018.2
Б 13
О.Ж.Бабомурадов, З.Б.Мингликулов. Суст шаклланган жараёнларни бошқаришда норавшан ёндашувлар. Монография. Т.: «Aloqachi», 232 бет.

ISBN 978–9943–5522–1–0

УЎК: 004.056.5
КБК: 32.973.202-018.2
Б 13

Такризчилар:
М.А.Рахматуллаев – т.ф.д., профессор;
О.О.Зарипов – т.ф.д.

Маъсул муҳаррир:
Р.Н.Усмонов – т.ф.д., профессор.

ISBN 978–9943–5522–1–0

МУНДАРИЖА

СЎЗБОШИ

Мураккаб тизимлар катта миқдордаги кириш-чиқиш ва элементлари билан характерланади, элементлар ўртасидаги муносабатлар турли типли, чизиқсиз характерда бўлади. Тизимлар ҳақидаги ахборотнинг бир қисми сифат кўринишида бўлади. Тизимни фаолият олиб бориши учун инсон омили қатнашганлиги боис норавшанлик ва ноаниқлик ҳолатида амалга оширилади. Бундай ҳолларда тизимга таъсир ўтказувчи параметрларни тақсимлаш қонуниятини келтириб чиқариш қийинлашиб боради, баъзи ҳолларда, масалан, вақтга чеклови қатъий бўлганда қонуниятни ҳосил қилиб олиш мумкин бўлмай ҳам қолади.

Вақт, материал ва ишчи ресурсларнинг чекланиши шароитида бундай тизим моделини анъанавий воситалар (математик статистика аппарат асосидаги эхтимолли ёндашув, иммитацион моделлаштириш) ёрдамида қуриш учун етарли ҳисобланмайди. Бундай масалалар таркиби йилдан йилга кенгайиб бормоқда, унга: ишлаб чиқариш тизимларини бошқариш, сигнал ва тимсолларни таниб олиш (аниқлаш), классификация ва башорат қилиш масалалари ва бошқа бир қатор масалаларни келтиришимиз мумкин. Мазкур масалаларни мужассамлашган бошқарув жараёнлари ва объектлари ўзининг суст шаклланганлиги билан характерланади.

Суст шаклланган жараёнлар бошқарув масаласининг мураккаблашишига олиб келади. Объект элементларини тўғри тавсифланмаслиги, параметрларини аниқ эмаслиги ва шу каби мураккаблик ва норавшанликлар бошқарув аниқлигини камайтиради. Буни тимсолларни аниқлаш масаласи мисолида кўришимиз мумкин. Тимсолларни таниб олиш таниб олинувчи объект белгилар фазосини қанчалик самарали ташкил этилиши таниб олиш сифатини оширишга хизмат қилади. Бироқ, суст шаклланган жараённи ўзида мужассамлаштирган предмет соҳада бошқарувни самарали шакллантириш зиддиятли ҳолатларни келтириб чиқиши мумкин. Бу айниқса, маълумотлар фазосининг интенсив кенгайиб бориши, маълумотлар тавсифидаги турли ҳиллик, маълумотларни таҳлиллашга қўйилаётган талабларнинг ўзгариши каби ҳолатларда яққол сезилади.

Бундай шароитларда фақат анъанавий математик аппаратдан фойдаланиш масала ечиш самарадорлигини тушиб кетишига, аниқликнинг пасайишига ва албатта, ечим ишончсизлигининг ошишига олиб келиши мумкин. Жараённинг бу таҳлитда шаклланиши бошқарувни боши берк кўчага олиб кириб қўяди.

Юқорида асослаб берилган ҳолатларни четлаб ўтиш йўлимасалани ечишда ноанъанавий ёндашувлар ёки бир нечта ёндашувларни гибридлаштириш орқали тадбиқ этиш мақсадга мувофиқ бўлади. Мазкур монографияда муаллифлар томонидан, айнан, суст шаклланган жараёнлар ва суст тузилмали маълумотлар асосида бошқарувни самарали ташкил этиш норавшан тўпламлар назариясига асосланган усул, модел ва алгоритларини ишлаб чиқиш таклифларини баён этган. Назарий ишланмалар модел ва амалий масалаларни ечишга тадбиғи билан асосланган.

Ўзбекистон Республикаси
Фанлар академияси академиги
М.М.Камилов

КИРИШ

Дунё ахборот маконининг изчил суръатда кенгайиб бориши маълумотларга ишлов бериш жараёнининг мураккаблашишига олиб келди. Глобал ижтимоий-иқтисодий ривожланиш жараёнларни тавсифловчи маълумотлар асосида тахлиллаш, танлаш, таснифлаш ва башоратлаш масалаларини ечишда анъанавий математик ёндашувларнинг етарли бўлмаган ва номувофиқ жиҳатлари намоён бўла бошлади. Инсониятнинг ахборотга бўлган эҳтиёжини кун сайин ошиб бориши маълумотларга ишлов бериш аниқлиги ва тезкорлигига бўлган талабни кучайтирди. Бундай ҳолат олимлар томонидан катта массивли ва мураккаб тузилмали маълумотларга ишлов беришнинг янгича ёндашувларини яратишига асос бўлди.

Мураккаб интеграллашган тизимлар элементлари орасидаги муносабатлар турли типли ва ночизиқ характерга эга бўлиб, тизим ҳақидаги ахборотнинг бир қисми эса сифат, сон, миқдорий кўринишидаги кўп сонли жараёнларни ифодаловчи кириш-чиқиш ва элементлари билан характерланади. Натижада тизимга таъсир кўрсатувчи параметрлар тақсимоти қонуниятини аниқлаш мураккаблашади, баъзи масалан, вақтга чеклов қатъий бўлган ҳоллар қонуниятларни келтириб чиқариш имконияти бўлмай қолади.

Замонавий ахборот-коммуникация технологияларининг жадал суръатларида ижтмоий-иқтисодий жараёнларини бошқаришга жорий этилиши самарадорликни оширишга, моддий, молиявий, вақт ва иш кучи ресурсларини сарф ҳаражатларини иқтисод қилинишига олиб келди. Бу сўнгги йилларда қарор қабул қилишга кўмаклашишда маълумотларни интеллектуал тахлиллаш усулларини қўллашга бўлган жиддий илмий ва амалий қизиқиш сабабларидан бири ҳисобланади. Маълумотларни интеллектуал тахлиллаш усулларига тақрибий ҳисоблашга асосланган норавшан ҳулосалаш модели, нейрон ва гибрид нейрон тўрлари, имун, генетик ҳамда ҳайвонларнинг ўзини тутиши, ҳатти-ҳаракатларини имитацияловчи алгоритмлар ва комбинацияланган моделларни ўзида мужассамлаштирувчи «Юмшоқ ҳисоблаш» воситаларини киритиш мумкин.

Жараёнларни бошқариш масалалари қамровининг, бошқарувнинг олдига қўйилаётган вазифалар таркибининг кенгайиши ва мураккаблашиб бориши инсон фикрлашига яқин бўлган қарорларни қабул қилишга кўмаклашиш даражасида ечимларга эришишни талаб этади. Норавшан тўпламлар назариясининг математик аппарати норавшан фикрлаш ва қоидаларга асосланиб объект моделини қуриш имконини беради. Ўз навбатида норавшан моделлар жараён ва ҳодисаларни лингвистик термлар орқали табиий тилда баён қилса, норавшан хулосалаш механизми инсон учун шаффоф ва тушунарли бўлади. Ушбу устунликлар фан, техника ва иқтисодиётнинг амалиёт билан боғлиқ соҳаларини автоматлаштирилган бошқарув ва мониторинг жараёнларида тахлиллаш, танлаш, қарор қабул қилиш, башоратлаш каби масалаларини ечиш учун қўллаш имкониятини яратади.

Жаҳон бозоридаги нейрон тўрларининг ҳажми 2005 йили 10 млрд. долларни, юқори технологик хизматнинг 2014 йилдаги улуши 17 млрд. долларни, йиллик ўсиши эса 45% ташкил этганлиги Synergy Research экспертлари томонидан эътироф этилган. Шунингдек, 2015 йил биринчи чорагида юқори технологик инфратузилмаларни жорий этиш учун бозор сервиси хажми 5 млрд. долларни, бунда Amazon Web Services компаниясининг улуши 29% ташкил этди[1]. Юқори технологик хизматлар савдосининг динамик равишда ошиши ҳисобига 2015 йилнинг январ-март ойларида Google даромади 74%га, IBMники 56%га, Salesforce.com даромади эса 34%га ошган. Жаҳон бозоридаги оммавий юқори технологик хизматлар учун 2018 йили 127.5 млрд. доллар миқдорида инвестиция киритилиши, бу вақтга келиб уларнинг даромад миқдори йилига ўртача 22.8%, яъни IT бозорида башорат қилинганига нисбатан олти марта кўпроқ ошиши кутилмоқда.

Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини ифодаловчи маълумотлар катта ҳажмга ва номаълумлик хусусиятларига эга бўлган шароитда маълумотлар ўртасидаги яширин боғлиқликни, жараёнлар боришини башоратлашнинг ўзига хос қонуниятларини аниқлаш, классификация ўрганилаётган жараённи интеллектуал таҳлил қилишнинг муҳим масалалари ҳисобланади. Мазкур жараёнларнинг ташқи ва ички муҳит вазиятлари норавшанлик яъни, ностохастиклик ҳамда тўлиқмаслик билан тавсифланганида мураккаб жараёнлар учун мос бўлган содда математик моделларни қуриш имконияти мавжуд бўлмайди. Бундай жараёнларнинг параметрлари тўғрисидаги маълумотлар аксарият ҳолларда экспертлар томонидан ибора ёки шартли белгилар ёрдамида, яъни лингвистик шаклда ифодаланади. Бундай ҳолатлар учун ҳам юмшоқ ҳисоблашлар (Soft Computing) технологияси воситаларидан фойдаланиб моделлаштириш, қарор қабул қилиш ва бошқарув тизимларини қўллаш мақсадга мувофиқ.

Юмшоқ ҳисоблашлар технологиялари компоненталари бўлган норавшан мантиқ, нейрон тўрлар ва эволюцион алгоритмларни бирлаштириш натижасида олинадиган гибрид тизимлар табиий тилдаги билимлардан фойдаланишдек интеллектуал хусусиятларга эга бўлади. Шунинг учун маълумотларни интеллектуал таҳлил қилиш, яъни классификация, баҳолаш ва башорат қилиш масалаларининг норавшан қоида хулосалари, нейрон тўрлар ва эволюцион алгоритмларга асосланган норавшан моделларини қуриш алгоритмлари ва дастурларини ишлаб чиқиш долзарб масала ҳисобланади.

Шу сабабли суст шаклланган жараёнлар ҳолатини ифодаловчи маълумотларни интеллектуал таҳлиллаш, классификация, баҳолаш ва башоратлаш масалаларининг норавшан моделини норавшан кластеризация усули ёрдамида қуриш, модел параметрларини нейрон тўрлар ва эволюцион арилар колонияси алгоритмлар асосида созлаш ва модел қуриш жараёнида шаклланган норавшан кўпмезонли оптималлаштириш, норавшан моделларини қуриш масаласини ечишнинг гибрид усул ҳамда алгоритмларини ишлаб чиқиш муҳим аҳамият касб этади.

Мазкур монографияда суст шаклланган жараёнларни бошқариш ва суст тузилмали маълумотларни таҳлиллаш, классификациялаш ҳамда башоратлаш орқали қарор қабул қилишга кўмаклашувчи бошқарув қарор муқобилларини шакллантириш усул, модел ва алгоритмлари келтирилган бўлиб, тест ва амалий масалалардаги тадбиғи қараб ўтилган.

I боб. СУСТ ШАКЛЛАНГАН ЖАРАЁНЛАРНИ БОШҚАРИШ МОДЕЛЛАРИНИ ҚУРИШ МУАММОЛАРИ

1.1§. Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини таснифлаш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечишнинг мавжуд ёндашувлари

Маълумотларни интеллектуал тахлили (МИТ) ўз таркибига асосан олти турдаги масалаларни олади – классификация, кластеризация, регрессия, вақт оралиғида башорат қилиш, ассоциация, тартибни аниқлаш ҳамда четлашишларни тахлил қилиш [1,42].

МИТнинг энг кенг тарқалган масалаларидан бири классификация масаласи ҳисобланади. Унинг ёрдамида бирор объектнинг у ёки бу гуруҳга тегишлилиги белгилар ёрдамида аниқланади. Кластеризация автоматик классификация бўлиб, унда олдиндан синфлар берилмаган бўлади, объектлар кластерларга автоматик тарзда ажратилади ва улар ажратилган кластерга (синфга) тегишли деб олинади. Кластеризация усуллари аксарият ҳолларда катта ҳажмли суст тузилмали маълумотларни тадқиқ қилиш билан боғлиқ масалаларни ечиш учун ҳизмат қилади. Регрессион тахлил ўзгарувчилар ўртасидаги муносабатлар миқдорий ифодаланган ҳолда уларнинг айрим комбинациялари кўринишида ишлатилади. Асосан стандарт статистик усуллар қўлланилади. Булардан бири чизиқли регрессиядир. Вақт кетма-кетликларини башорат қилиш бошланғич маълумотларни ёки ярим қайта ишланган маълумотларни тахлил қилиш асосида бўлғуси башорат ўзгарувчилари қийматини баҳолаш имконини беради. Ассоциация бир нечта ҳодиса ва фактларнинг боғлиқлигини топиш усули ҳисобланади. Тартибни келтириб чиқариш тахлил қилинаётган маълумотларнинг вақт тартиби занжирини аниқлаш ҳамда сочилиб ётган вақт тартибларини гуруҳлаштиришни амалга оширади. Яъни қўйилган мақсад ёки олдиндан кутилган ечимдан оғишини аниқлаштиради [42].

Суст шаклланган жараёнларни баҳолашда мавжуд классик математик усуллар ёрдамида таснифлаш қийин бўлган жараёнларга, динамиклик, детерминанлашмаган, кўпқийматли, ишончсизлиги ва тўлиқмас,норавшан ва ноаниқ бўлган маълумотларга дуч келиш мумкин. Бундай ҳолатларда аниқ маълумотни олиш жуда мушкул ёки маълумотларни тезкор олиш мумкин эмас [148]. Ноаниқлик шароитларида амалий масалаларни ечишда баҳолаш ва башоратлаш тизимини қуриш учун зарур бўлган норавшан, ноаниқ (яъни, ностохастик) табиатга эга бўлган маълумотларни икки қисмга бўлиш мумкин: сонли (миқдорий) ва экспертдан олинаётган лингвистик (сифат) қисмлари [87]. Норавшан тизимларининг каттагина қисми иккинчи турдаги билимлардан, кўпроқ норавшан хулоса тизимларига (НХТ) бирлаштириладиган норавшан қоидалар базаси шаклида ифодаланадиганларидан фойдаланади. Норавшан хулоса моделлари ва алгоритмлари норавшан табиатга эга бўлган ноаниқлик шароитларида боҳолаш, башоратлаш, классификация, таниб олиш ва машинани ўқитиш масалаларида асосий ўринни эгаллайди. Норавшан хулоса алгоритмлари ядроси “Агар А бўлса, у ҳолда В” кўринишидаги қоидалардан иборат бўлган НХТ билан амалга оширилади. Ушбу қоидалар экспертларнинг лингвистик мулоҳазалари асосида шакллантирилади. Умумлашган ҳолда бундай қоидалар ўрганилаётган масалаларнинг эвристик моделини акс эттиради. Бундай моделларнинг ўзига хос томони уларда умуман масаланинг ва моделлаштирилаётган тизим тўғрисидаги мавжуд асосий билимларнинг (эксперт маълумотлари), яъни кўриб чиқилаётган масала “интеллекти” асосий таркибининг норавшан модели таркибини баён қилувчи норавшан қоидалар базасининг мавжудлиги ҳисобланади. Шунинг учун норавшан қоидалар базасини тўғри шакллантириш қўйилган масалани самарали ҳал қилишнинг муҳим шарти ҳисобланади [88]. Бундай синфдаги масалаларни ҳал қилиш учун “Soft Computing” интеллектуал технологияларига асосланган ёндашувлар кенг қўлланилмоқда [5,6,81,99,106,155].

Бундай модел ҳақиқий ҳолатга мос бўлиши учун НХТда шакллантирилаётган қоидалар сони одатда кириш вектори элементлари сонига – А қоидалар шартларига тенг бўлиши керак. Шунинг учун ўрганилаётган моделларни қуриш жараёнида уларни шакллантириш ва баҳолашда мақбул даражадаги тўлалик ва аниқлик тамойилидан фойдаланиш керак. Бу берилган маълумотларни таҳлил қилиш ва қоидалар сонининг мақбул даражада қисқартириш процедурасидан фойдаланишнинг муҳимлигини белгилаб беради.

Айниқса фақат сонли маълумотлар мавжуд бўлган шароитларда норавшан қоидаларни шакллантириш ва уларнинг параметрларини созлашга бўлган энг истиқболли ёндашувлардан бири бўлиб норавшан нейрон тўрлари (fuzzy-neural) ҳисобланади [3,4,81]. Барча афзаллик томонларига қарамасдан уларнинг асосий камчилиги бўлиб нейрон тўрларини итерактив ўқитиш жараёнида норавшан қоидалар базасини қуришнинг кўп вақт олиши ҳисобланади.

Ушбу камчиликни бартараф қилиш мақсадида норавшан муносабатлар ва норавшан нейрон тўрлари асосидаги кластерлашдан фойдаланиб норавшан қоидалар базасини қуришнинг аралаш усули таклиф қилинади.

Классификация масаласи туркумига ўқитиш орқали классификациялаш, автоматик классификация (таксономия – кластеризация), башорат қилиш каби жараёнларни бошқаришда қарор қабул қилишга кўмаклашишнинг асосий элементлари киради. Норавшан ёндашув орқали бемалол тимсолларни таниб олиш, овозни таниб олиш, ёзувларни таниб олиш каби бир қатор масалаларни ечиш мумкинлигини норавшан тўпламлар назарияси асосчиси Лутфи Заде ўзининг [177] мақоласида таъкидлаб ўтган.

Норавшан ёндашувли классификациялаш борасида дунёда бир қатор ишлар амалга оширилмоқда, ҳусусан, уларнинг аксарияти норавшан k-ўртача, норавшан нейрон тўрлари, генетик алгоритмларнинг норавшан моделларда қўлланилиши, норавшан дарахт кабиларда ўз аксини топмоқда. Ушбу изланишлар норавшан ёндашувлар асосида ҳамда комбинацияланган кўринишлардан фойдаланиш анъанавий ёндашулардан кўра 3-5% самаралироқ эканлигини кўрсатмоқда. Бундай ёндашувларга асосланган ишлар билан қуйида қараб ўтилади.

Норавшан k-ўртача борасида қилинган ишлардан биринчиларидан деб [13]ни қараш мумкин. Унда полимер моддалар намуналарини инфрақизил спектрлар ёрдамида аниқлаб олиш усули келтирилган бўлиб, тоза полимер ва аралашган полимерларни ажратиш масаласи муваффақиятли ечилган.

Норавшан моделларни яна бир кенг тарқалган вакили – бу нейро-норавшан ёндашув ҳисобланади. [15] ишда нейро-норавшан тизим билан боғлиқ бўлган классификация усули таклиф этилган. Унда норавшан тўплам ва норавшан қоидаларни аниқлаб олиш учун локал ўқитиш стратегиясидан фойдаланилган. Нейро-норавшан ёндашувнинг ишлатилиши норавшан созлагич ва норавшан классификаторларнинг иш самарадорлигини ошириш мақсадида қўлланилган. Ушбу ишда классификация масаласини ечиш учун норавшан қоидаларни ўқитиш усули ишлаб чиқилиб, унинг ёрдамида тегишлилик функцияси параметрларини ўзгартириш орқали норавшан қоидаларни ўқув маълумотларидан тезда чиқиши ва шу билан бирга аниқликни камайтирмасликка эришиш кўрсатиб берилган. Ушбу алгоритм ҳам эвристик алгоритмлар жумласига киради. Ушбу ёндашув асосида NEFCLASS дастурий ишланмаси таклиф этилган бўлиб, бир қатор модел масалаларни ечишдаги хатоликлар 0.8-6.7% ни ташкил этди.

[31] ишда нейро-норавшан ёндашувнинг адаптив усули (ANFIS) электроэнцефалограмма (ЭЭГ) сигналларини классификация қилишда қўлланилиши ёритилган. Бу ерда қарор қабул қилиш икки босқичда амалга оширилган: биринчи босқичда вейвлет-алмаштириш (WT)ни қўллаш орқали белгиларни ажратиш ва ANFISни градиент усулни энг кам квадратлар усули билан биргаликдаги тўғридан-тўғри ўқитиш орқали амалга оширилган. ЭЭГнинг бешта турдаги сигналлари ANFIS классификаторининг бешта кириш маълумотлари сифатида олинган. Таклиф этилган усул комбинацияланган адаптив нейрон тармоқ ва норавшан мантиқ ёндашувлари асосида шакллантирилган. Олинган натижалар ЭЭГ сигналларини классификация қилишда 3-5% аниқликни таъминлаш имконини яратган. [48] ишда ҳам худди шундай ёндашув электрокордиограмма (ЭКГ) сигналларини

классификация қилиш учун қўлланилган. Унда гибридлашган ANFIS усулидан фойдаланилган бўлиб, белгиларни кирувчи ЭКГ сигналларидан ажратиб олиш ва уни синфларга ажратиш орқали амалга оширилган. Ўтказилган тажрибавий тадқиқотлар ушбу усулнинг қўлланилиши 97% аниқликка эришилганлигини тасдиқлаган.

Классификация масаласини ечишда қўлланиладиган усуллардан яна бири норавшан ўрта усули бўлиб, унинг ёрдамида [132] ишда шаҳар муаммоларини беш типга ажратган ҳолда уни норавшан ёндашув орқали ечиш таклиф этилган. Ушбу ёндашув бошқа усуллар қўлланилганида муваффақиятсизликка эришилганда, яъни ажратилган бешта типдагиларнинг аксариятида қўлланилган усуллар яхши натижа бермаганда бу усул ёрдамида юқори самарадорликка эришилишини кўрсатган.

Ҳозирги кунда норавшан ёндашувнинг қўлланилиши соҳасида комбинацияланган кўринишдаги усулларнинг ишлаб чиқилиши ва қўлланилиши муҳим аҳамият касб этмоқда. Бундай ёндашувга генетик алгоритм (ГА)нинг норавшан кластеризация билан [63], энг яқин k-норавшан қўшни ва ГАнинг комбинацияланган кўринишини [129,164] классификация масаласида қўлланилишини келтирилган. ГАнинг комбинацияланмаган кўринишда қўлланилиши [161] ишда қараб ўтилган, аммо бу ерда норавшан қоидаларни қисқартиришда QR усули қўлланилган. Унда мос норавшан тизимни қуриш учун норавшан тақсимот ГА орқали амалга оширилиши келтирилган бўлиб, унда кирувчи маълумотларни ажратиш қўпол тақсимот орқали амалга оширилади. Бу ерда QR тартиблаш усули орқали кераксиз норавшан қоидаларни олиб ташлаш учун фойдаланилган. Кўриниб турибдики, усуллар комбинацияси модел иши самарадорлигини ошириш учун хизмат қилади.

[53] ишда норавшан k-яқин қўшни усулининг қўлланилишига мисол келтирилган. Унда ҳам ГА кучайтирувчи ёрдамчи восита сифатида қўлланилган. Қазилма конларни аниқлаш масаласини ечиш учун ишлатилган. Натижалар бир нечта маълумотлар базаси билан ишлаш орқали олинган.

Олинган натижалар қазилма конларини аниқлаш борасида ишлаб чиқилган моделлардан устунлигини кўрсатган.

Классификация ва кластертлаш процедурасини қуришда турли мезонлар таҳлил қилинди ва тизимлаштирилди [68,69,100,103,105]. Ушбу усулнинг афзаллиги унинг соддалиги ва юқори самарадорлиги ҳисобланади. Бундан ташқари у ўқитувчи маълумотлар шаклида тақдим этилган сонли маълумотларни қоидалар базасида мавжуд бўлган лингвистик маълумотлар билан мавжуд базани сонли маълумотлар асосида яратилган қоидалар билан тўлдириш ҳисобига бирлаштиришга имкон беради.

НХТ қоидаларини синтез қилиш ва уларнинг параметрларини созлаш алгоритми икки босқичда амалга оширилади.

Биринчи босқичда қоидаларнинг кирувчи ўзгарувчиларини кластерлаш (clustering) амалга оширилади. Ушбу босқичнинг натижаси бўлиб НХТ лингвистик қоидалари ва уларнинг тегишлилик функцияси математик моделини ифодаловчи параметрларининг дастлабки, тахминий қийматлари ҳисобланади.

Иккинчи босқичда норавшан нейрон тўрлари ва ўқитишнинг турли процедураларидан фойдаланиб ушбу параметрларни аниқлаштириш ва созлаш амалга оширилади [162].

Кластерлашнинг равшан ва норавшан сифатида таснифлаш мумкин бўлган кўпгина турлари мавжуд. Кластерлашнинг равшан усуллари объектларнинг берилган тўплами X ни бир нечта ўзаро кесишмайдиган қисм-тўпламларга ажратади. Бунда X нинг исталган объекти фақат битта кластерга тегишли бўлади. Кластерлашнинг норавшан усуллари битта объектни бир вақтнинг ўзида бир нечта кластерга (ва хатто барча кластерларга) турли даражалар билан киритишга имкон беради. Норавшан кластерлаш кўп ҳолларда, масалан, кластерлар чегарасида жойлашган объектлар учун “табиийроқ” ҳисобланади.

Кластерлаш – бу қандайдир тўплам элементларини уларнинг ўхшашликлари асосида гуруҳларга ажратишдир. Кластерлаш масаласи X дан олинган объектларни бошқа кластердан олинган объектлар билан солиштирилгандагига қараганда ўзаро ўхшашроқ бўлган бир нечта қисм-тўпламларга (кластерларга) ажратишдан иборат. Метрик фазода “ўхшашлик” одатда масофа билан ўлчанади [108].

Кластерлаш алгоритмлари объектлар устида амал бажаради. X нинг ҳар бир объектига $X=(x_1,...,x_n)$ белгилар вектори мос қўйилади.

$x_i,\ i=1,..,n$ компонентлар объектнинг алоҳида белгилари ҳисобланади. Белгилар сони n белгилар фазосининг ўлчамини белгилаб беради.

Белгиларнинг барча векторларидан ташкил топган тўплам $S=(X_1,...,X_M)$ билан белгиланади, бу ерда $X_i=(x_{i1},...,x_{in})$.

Кластер S дан олинган ўзаро “бир-бирларига яқин бўлган” объектларнинг қисм-тўпламидир. X_i ва X_j объектлар ўртасидаги $d(X_i,X_j)$ масофа танланган метрика асосида белгилар фазосида аниқланади.

Равшан (кесишмайдиган) кластерлаш – S дан олинган ҳар бир X_i фақат битта кластерга киритиладиган кластерлашдир.

Кластерлаш натижаларини таҳлил қилишда фойдаланилган алгоритмларнинг ўзига хос хусусиятларини ҳисобга олиш лозим.

Турли типдалиги (миқдорий ва сифатий) белгилар билан тавсифланувчи объектларни синфлаштирувчи тизимларни қуришда қуйидаги усуллар энг кўп даражада қўлланилади [108,162]:

- бинар (равшан) мантиқ усулларидан фойдаланувчи мантиқий;
- норавшан ёки ноаниқ мантиқ усулларидан фойдаланувчи мантиқий;
- нейротўрли.

Ушбу барча усулларнинг маълум афзалликлари билан бир қаторда камчиликлари ҳам мавжуд. Масалан, классификациянинг мантиқий бинар алгоритмлари ҳар доим ҳам яқинлашавермайдиган жуда узун ўқитиш жараёни билан ажралиб турадилар, нейротармоқли алгоритмлар мавжуд априори маълумотларни ҳисобга олмайди ва одатда жуда катта ўқув танланмасини талаб қилади [57,58]. Норавшан мантиқ аппаратидан фойдаланувчи алгоритмлар параметрлар, эксперт одам томонидан шакллантириладиган қўйилаётган норавшан қоидалар дастлабки тўпламининг тўлалиги ва ўзаро зиддлиятли эмаслиги кабиларга жиддий равишда боғлиқ бўлади [10,14,19].

Монография масаласини аниқлаштириш учун энг аввало мавжуд бўлган дастлабки (априори) маълумотлар ҳажми аниқланади.

1. Объект белгиларининг бир қисми миқдори табиатга, қолган қисми эса сифат табиатига эга деб фараз қилинади; берилган белгилар умуман айтганда хаттоки объектлар битта синфга тегишли бўлганда ҳам объектдан объектга фарқ қилади, бироқ ушбу белгиларнинг эҳтимолий табиати тўғрисида ҳеч нима айтиб бўлмайди. Барча ўзгарувчиларнинг қийматлари x_i соҳаси маълум деб фараз қилинади. Бундан ташқари қуйидаги априори маълумотлар берилган, деб фараз қилинади.

2. Таниб олинаётган тимсолларнинг умумий сони S маълум, бироқ объектнинг у ёки бу тимсолга тегишлилигининг априори эҳтимолликлари номаълум.

3. Ўзгарувчилар (белгилар) ўртасидаги “агар...бўлса, у ҳолда” мулоҳазалари шаклидаги тахминий муносабатлар белгиларнинг ихтиёрий вектори x га эга бўлган объектни синфлардан бирига (тахминан) киритишга имкон беради.

4. Маълумотларнинг ўқув танланмаси мавжуд.

Ушбу жиҳатдан гибрид ёки бирлашган нейро-норавшан усуллар [118,162] жуда истиқболли ҳисобланади. Яъни нейрон тўрлар ёрдамида норавшан мантиқий хулосалар элементлари параметрларини созлаш орқали параметрик идентификация масаласини ечишга келинади.

Классификация сингари башорат қилиш масаласи ҳам МИТнинг асосий масалалари жумласига киради. Барча башорат қилиш тизимлари учун асос бўлиб маълумотлар базасида сақланувчи ёки қайсидир усулда киритилувчи вақт кетма кетлиги кўринишидаги тарихий ахборот хизмат қилади. Агар мақсад кўрсаткичларини аниқ ифодаловчи тизимнинг ўзини тутиши динамикасини акс эттирувчи шаблон тузилса, унда уларнинг ёрдамида тизимининг келажакдаги хатти харакатини ҳам олдиндан айтиб бериш мумкин бўлади.

Башорат қилиш усулларини классификация қилиш асосан икки ҳусусиятига қараб амалга оширилади – вақт ва функционаллари бўйича. Вақт белгиларига (хусусиятларига) кўра башоратлар: қисқа, ўрта, узоқ ва ўта узоқ муддатли кўринишда амалга оширилади. Башорат қилишни классификацияда уларни тадқиқот, дастурий ҳамда ресурс кўринишида амалга оширилади. Башорат қилиш – бу башоратни ишлаб чиқиш жараёнидир. Башорат кўринишига қараб норматив, қидирув ҳамда тезкор башорат қилишга ажратилади [67, 66, 16].

Башорат модели – бу башорат объекти модели бўлиб, уни тадқиқ қилиш асносида объектнинг келгусида ёки амалга оширилиш йўли ҳамда муддатларида ҳолатлар ҳақидаги маълумотни олиш имконини беради.

Норавшанлик ва стохастик ҳолатларда башорат қилиш масаласини ҳал этишда муайян усуллардан фойдаланилади: тажрибавий маълумотлар экстраполяцияси ҳамда параметрик моделни ишлатувчи статистика.

Ноаниқлик стохастик бўлмаган характерни (норавшан, мужмал) касб этган шароитда башорат қилиш учун «Soft Computing» интеллектуал технологияларига асосланган ёндашувлар кенг қўлланилади [1,42].

Стохастик бўлмаган ноаниқлик шароитида башорат қилиш масаласини ечишга бир қатор тадқиқот ишлари бағишланган.

[79] ишда башорат қилиш учун Мамдани, Цукимото, Сугено ва Ларсен норавшан хулосалаш алгоритмлари қаралган. Башорат қилиш объекти сифатида макроэкономика ва молия соҳалари танланган. Уларнинг алгоритмлари бўйича ҳатолик 6,67% ни ташкил этди. [61]да FTLRG – норавшан мантиқий муносабатлар гуруҳи усули асосида Тайван фонд биржаси индексини башорат қилиш масаласи қараб ўтилган. Fernando Hubert Preman ўзининг [22] ишида Японияга келувчи туристлар оқимини башорат қилиш масаласини ечишда нейрон тўрлар ва норавшан мантиққа асосланган

усулдан фойдаланди. Башорат қилиш моделини тўғрилаш учун авторегрессия процедураси ишлатилди. H.Tozan ва O.Vayvay [67] ишда талабларни башорат қилиш ва буюртмаларни тахлил қилиш учун комбинацияланган башорат қилиш моделини таклиф этишди (GM (1,1) ва ANFIS базаси асосида). [66] ишда динамик тасвирларни башорат қилиш моделини қуришда норавшан мантиқий ҳулосалаш қоидасидан фойдаланилган. Молиявий бозор ҳолатини башорат қилишда экспоненциал силлиқлаш, ARIMA ва GARCH моделлари, нейрон тўрлар, генетик алгоритмлар ва бошқаларга асосланган кўплаб усуллар ишлатилади [16]. Таълим жараёнида билим олувчининг (ўқувчи) ўзлаштириш даражасини башорат қилиш учун Song ва Chissom типидаги норавшан моделнинг Марков модели билан комбинацияси қаралган [35]. [20]да Туркияга келувчи туристлар оқими башорати бўйича тадқиқот натижалари акс эттирилган, ушбу натижалар норавшан регрессия модели ва ARIMA модели ёрдамида олинган. Модел Туркияга мавсумнинг турли вақтларида турист оқимлари башоратида ўзининг турғунлигини кўрсатди. [2]да Италия дарёларидаги сув даражаларининг башорати масаласи тадқиқ қилинган. Сунъий нейрон тўрлари ҳамда Мамдани ва Такаги-Сугено норавшан мантиқий ҳулосалашларидан фойдаланилган. Вақт тартиби бўйича ҳолатларини Марков жараёнлари билан ифодалаб бўлмайдиган объектлар учун продукцион қоидалар кўринишидаги моделлар таклиф этилган [7]. Бундай қоидаларнинг шартли жиҳати жорий вақтдан кейинги дискрет вақт оралиғидаги ҳолатлар жамланмасини акс эттиради. Қоидалар хулосалари ўзида кейинги вақт кесимида башоратланувчи ҳолатни акс эттиради. Башорат баҳолари эксперт хулосалари асосида шакллантирилади.

Қараб ўтилган ишлар тахлили уларда бошланғич белгилар фазоси ҳажмини қисқартириш (башорат қилиш жараёни далиллари) қаралмаган. Бу эса билимлар базаси ҳажмининг ҳатарли тарзда ортиб кетиши – “комбинаторик портлаш”га олиб келиши мумкин.

Ушбу тўсиқни енгиб ўтишда мазкур ишда башорат қилиш масаласини ечиш учун норавшан хулосалаш тизимини қуриш учун Сугено норавшан модели асосига қурилган субтрактив кластеризациянинг тоғ усули ҳамда нейро-норавшан ҳисоблашларининг комбинациясидан фойдаланишнинг фарқли ёндашуви таклиф этилган. Икки босқичли норавшан хулосалаш тизимини қуриш алгоритми таклиф қилинган. Биринчи босқичда вақт қаторлари (бошланғич норавшан далиллар) кластерлари ҳосил қилиб олинади, уларнинг ҳажми бошланғич маълумотлар ҳажмидан анча кам бўлади. Иккинчи босқичда норавшан моделлар синтези амалга оширилади (Сугено типидаги хулосалаш қоидалари).

Амалий масалаларни ечишда НХТни қуриш ва амалга ошириш учун қаралаётган башорат қилиш масаласи синфига зарур ахборотни икки қисмга ажратиш мумкин: сонли (ноаниқлиги, тўлиқмаслиги ва қисман асосланмаганлиги билан характерланувчи) ва лингвистик (эксперт томонидан шакллантирилган ва шунинг учун субъективлиги билан характерланувчи). НХТда асосан иккинчи турдаги ахборотдан фойдаланилади, у лингвистик фикрлар жамланмасини ташкил этувчи норавшан қоидалар базаси кўринишида ифодаланади.

Фақат биринчи типдаги ахборот мавжуд бўлса, у ҳолда НХТни қуришда жиддий муаммоларга дуч келинади. Уларни ечишнинг йўлларидан биттаси нейро-норавшан тизимлари ҳисобланади.

Субтрактив кластеризация объектни тавсифловчи маълумотлардан норавшан қоидаларни синтез қилишнинг тезкор мустақил усули сифатида фойдаланиш мумкин. Синтезланган норавшан модел ўқитишнинг бошланғич нуқтаси саналади. Кластеризацияни норавшан моделни синтезлаш жараёнида ишлатишнинг устуворлиги билимлар базасининг объектга йўналтирилган кўринишда ҳосил қилиниши билан ифодаланади. Бу катта миқдордаги кирувчи маълумотларда билимлар базаси ҳажмини камайтиради.

Норавшан башорат қилиш масаласи ва модели тавсифи. Норавшан башорат қилиш модели $IF\ X\ THEN\ Y$ қоидалар мажмуаси кўринишида келтирилади. Қоиданинг биринчи элементи қоида шартларини акс эттиради ва қуйидаги кўринишга эга бўлади: $IF\,(X\ бу\ A^k),$ бу ерда $X=[x_1,...,x_n]^T$ – ўзгарувчи шартлар вектори, A^k – X норавшан қийматни тавсифловчи кўп ўлчамли тегишлилик функцияли норавшан тўплам X, k – қоида тартиби.

Иккинчи элемент хулосаларни акс эттиради, яъни хулосалаш қоидаси. Сугено типидаги қоидаларда хулосалашлар ўзида қоидалар шартида бўлган кирувчи ўзгарувчилар функциясини ифодалайди. Шунинг учун ҳулосалар қоидалари $THEN\ (Y=y_k)$ кўринишда ифодаланади, бунда $y_k = f^{(k)}(x)$. Бу ерда $f^{(k)}(x)$ – k-қоидада мавжуд бўлган функция, y_k эса сонли қийматлар, яъни тадқиқ қилинаётган объектнинг қиймати. Кўрсатилган икки элементнинг қўшилишидан $R^{(k)}$ хулосалар қоидалари тўплами шакллантирилади

$$R^{(k)}: IF\,(x\ \ бу\ \ A^k)THEN\ \ y=f^{(k)}(x),\ k=\overline{1,N}, \tag{1.1.1}$$

Башорат қилиш масаласини ечиш учун НХТ асосини ташкил этувчи (1.2.1) ва (2.2.8) қоидалар тўпламини қоидалар базасини ҳосил қилади.

N қоидалари сонидан ошиб кетувчи X нинг кирувчи ўзгарувчиларининг катта ҳажмлилигида НХТ икки босқичда амалга оширилади. Биринчи босқичнинг биринчи қадамида кластеризация амалга оширилади, кирувчи маълумотлар N та кластерга ажратилади, уларнинг ҳар-бири НХТнинг қоидаларидан биттаси сифатида келади. Бу масала субтрактив кластеризациянинг тоғли усулида амалга оширилади. Натижада кластер марказлари ҳисобланади, у НХТ қоидасиинңг A^k норавшан қийматини акс эттиради. Ушбу босқичнинг иккинчи қадамида шакллантирилган кластерлар соҳаларига ўқитиш маълумотларини бўлишни амалга оширувчи нейрон тўри синтезланади (ўқитилади). Бу қадамда киришга ҳеч қайси синфга тегишли бўлмаган нуқта координаталари тушиб қолганда қандай реакция бериши, тўрнинг қанчалик коррект ўқитилганлиги текширилади. Бундай ҳолатда тўр чиқишлари [0,1] ораликда қиймат қабул қилади ва нуқтанинг ҳар қайси синфга (кирувчи сигналлар) $\mu_{A^{(k)}}(\bar{x})$ “тегишлилик функцияси” сифатида интерпретацияланади:

$$\sum_{k=1}^{N} \mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n) = 1,$$

унда

$$\mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n) = \frac{\mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)}{\sum\limits_{k=1}^{N} \mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)}.$$

Шу қаторда априор аниқланган норавшан тўпламлар кирувчи вектори тегишлилик функциясини ҳисобга олувчи хулосалаш тизими қурилган.

Чиқиш суммаси хулосалаш қоидаси миқдорий қийматини аниқлайди, у қуйидаги формула ёрдамида ҳисобланади:

$$\bar{y} = \sum_{k=1}^{N} \left[\mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n) \cdot f^{(k)}(x_1,\ldots,x_n) \right],$$

унда $\mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n)$ кирувчи маълумотнинг мос норавшан тўпламга (синфга) тегишлилиги сифатида интерпретацияланади. Натижада *“center average defuzzyfication”* дефаззификация усулига мос келувчи ва қабул қилинган хулосалаш усулидн келиб чиққан ҳолда қуйидаги ифода келиб чиқади:

$$\bar{y} = \frac{\sum\limits_{k=1}^{N} \mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n) \cdot f^{(k)}(x_1,\ldots,x_n)}{\sum\limits_{k=1}^{N} \mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)}.$$

Иккинчи босқичда НХТни амалга оширувчи нейрон тўр синтезланади, яъни A^k кирувчи ўзгарувчининг жорий қийматларида тадқиқ қилинаётган жараёнларнинг башорат қийматини чиқаради. НХТнинг фаолият кўрсатишини қуйидагича айтиш мумкин: агар комбинацияланган кирувчи маълумотлар нейрон тўр ёрдамида, масалан, *m* синфга ўтказилган бўлса, яъни

$$\mu_{A^k}(\bar{x}) = \begin{cases} 1, \ k = m \ \textit{учун}, \\ 0, \ k \neq m \ \textit{учун} \end{cases}$$

у ҳолда ушбу ҳолатни m – шарт бажарилган деб қабул қилса бўлади. Ушбу (A^k) шарт қийматини хулосани $f^{(m)}(x)$ функция кўринишида амалга оширувчи нейрон тўр киришига қўйиш лозим

$$\bar{y} = f^{(m)}(x_1,\ldots,x_n).$$

Умумий кўринишда норавшан башорат қилиш модели кирувчи ва чиқувчи параметрларини баҳолаш учун терм сифатида кванторлардан фойдаланилади.

НББ тизимларида продукция қоидалари моделини продукция жадвали (ПЖ) 1.1.1-жадвал кўринишида акс эттирилгани қулай, чунки улар фойдаланилаётган қоидаларнинг корректлигини текшириш процедурасини формаллаштиради ҳамда қидирув алгоритмини лойиҳалаш ва хулосалашни шакллантиради. Бундан ташқари жадвалли моделлар тезкор тўлдириш ва предмет соҳа бўйича билимларни актуаллаштириш, ечилаётган масала шарти ва мақсадларидан келиб чиққан ҳолда ечимларни қидириш стратегияларини корректировка қилиш ва модификациялаш имкониятларини яратади. Бу масалалар чуқуррок [48] ишда қараб ўтилган.

НХТда (2.3.2) продукцион қоидалар БЭМ деб аталувчи модификациясининг бир кўриниши ПЖ сифатида ифодаланади. БЭМдаги (j) қоида тартиби (y_j) чиқувчи (башоратланувчи) параметр терми ҳамда (x_i) кирувчи ўзгарувчилар орасидаги боғлиқликни акс эттиради. Кейингиси ўз навбатида уларнинг терм қийматларининг аниқ бир комбинациясини (барча мумкин бўлганлардан) (p_j) қоида коньюнкция-сатрида ифодалайди.

1.2§. Норавшан мантиқ, нейрон тўрлар ҳамда эволюцион алгоритмлар ёрдамида маълумотларни интеллектуал таҳлиллаш моделларини қуриш муаммолари

Норавшан тўпламлар (fuzzy sets) ва норавшан мантиқнинг (fuzzy logic) математик назарияси классик тўпламлар назарияси ва классик формал мантиқларнинг умумлашмаси ҳисобланади [72,73]. Ушбу тушунчалар илк марта америкалик олим Лутфи Заде (Lotfi Zadeh) томонидан 1965 йилда таклиф қилинган. Янги назариянинг пайдо бўлишига инсон томонидан жараёнлар, тизимлар, объектларни баён қилишда норавшан ва тахминий фикрларнинг мавжудлиги асосий сабаб бўлди [106,107].

Норавшан тўпламлар назариясининг пайдо бўлиши хамда мураккаб тизимларни моделлаштиришга бўлган норавшан ёндашувнинг бутун дунё бўйлаб тан олинишига бир неча ўн йиллар бўлди [163,164]. Норавшан тизимларнинг ушбу ривожланиш йўлидаги учта даврни ажратиб кўрсатиш мумкин.

Биринчи давр (60-йилларнинг охири – 70-йилларнинг бошлари) норавшан тўпламлар назарий аппаратининг ривожланиши билан тавсифланади (Л. Заде, Э. Мамдани, Беллман) [9]. Иккинчи даврда (70-80-йиллар) мураккаб техник тизимларни норавшан бошқариш соҳасидаги дастлабки амалий натижалар пайдо бўлди (норавшан бошқарувли буғда ишловчи генератори). Шу билан бир вақтда норавшан мантиқ асосида эксперт тизимларни қуриш, норавшан назоратчиларни ишлаб чиқиш масалаларига катта эътибор қаратила бошланди. Қарор қабул қилишни қўллаб-қувватлаш учун норавшан эксперт тизимлар тиббиёт, иқтисодиёт ва техникавий ташхисда кенг қўлланила бошланди [79]. Ва ниҳоят 80-йилларнинг охиридан бошланган ва ҳозирда ҳам давом этаётган учинчи даврда норавшан эксперт тизимларни қуриш учун дастурлар мажмуалари пайдо бўлмоқда, норавшан мантиқнинг қўлланилиши соҳалари эса сезиларли равишда кенгаймоқда. У автомобил, аэрокосмик ва транспорт саноатида, маиший техника маҳсулотлари соҳасида, молия соҳасида, бошқарув қарорларини таҳлил қилиш ҳамда қабул қилиш ва бошқа кўпгина соҳаларда қўлланилади [43,91,108].

Норавшан мантиқнинг дунё бўйлаб ривожланиши 80-йилларнинг охирида Бартоломей Коско томонидан машҳур FAT (Fuzzy Approximation Theorem) теоремасининг исботланишидан кейин бошланди. Бизнес ва молияда норавшан мантиқ 1988-йили молиявий кўрсаткичларни башорат қилиш учун норавшан қоидалар асосида қурилган эксперт тизим биржа инқирозини аввалдан айтиб берганидан кейин тан олинди. Ва бугунги кунда норавшан тўпламларнинг муваффақиятли қўлланишларига оид минглаб мисолларни келтириш мумкин.

Норавшан тўпламнинг характеристикаси бўлиб тегишлилик функцияси (Membership Function) ҳисобланади. Оддий тўпламнинг характеристик функцияси тушунчасининг умумлаштирилиши бўлган $\mu_c(x)$ – орқали C норавшан тўпламга тегишлилик даражасини белгилайлик. У ҳолда C норавшан тўплам деб қуйидаги кўринишдаги тартибланган жуфтлар тўпламига айтилади: $C=\{\mu_c(x)/x\}, \mu_c(x)\in[0,1]$. $\mu_c(x)$ функциянинг 0 қиймати тўпламга тегишлиликнинг мавжуд эмаслигини, 1 қиймати эса тўла тегишлиликни билдиради.

Норавшан тўпламларни баён қилиш учун норавшан ва лингвистик ўзгарувчилар тушунчалари киритилади.

Норавшан ўзгарувчи *(N,X,A)* тўплам билан ифодаланади, бу ерда *N* – ўзгарувчининг номи, *X* – универсал тўплам (фикрлар соҳаси), *A*–*X* даги норавшан тўплам.

Лингвистик ўзгарувчининг қийматлари сифатида норавшан ўзгарувчилар бўлиши мумкин, яъни лингвистик ўзгарувчи норавшан ўзгарувчига нисбатан юқорироқ даражада туради. Ҳар бир лингвистик ўзгарувчи қуйидагилардан ташкил топади: ўзгарувчи номи, асосий терм-тўплам деб аталувчи ўз қийматлари тўплами *T*. Асосий терм-тўпламнинг элементлари норавшан ўзгарувчилар, *X* универсал тўплам, у бўйича табиий ёки формал тил сўзлари ва лингвистик ўзгарувчининг ҳар бир қийматига X тўпламнинг норавшан қисм-тўпламини мос қўювчи P семантик қоидани қўллаган ҳолда янги термлар ҳосил қилинувчи G синтактик қоидалар номларидан иборат бўлади [43,63,65].

Норавшан мантиқий хулоса операцияларини ўтказиш учун “Агар-у ҳолда” шаклидаги норавшан фикрларни ўз ичига олувчи қоидалар базаси ва тегишли лингвистик термлар учун тегишлилик функциялари асос бўлиб ҳисобланади. Бунда қуйидаги шартлар бажарилиши керак:

1. Чиқувчи ўзгарувчининг ҳар бир лингвистик терми учун камида битта қоида мавжуд;
2. Кирувчи ўзгарувчининг исталган терми учун ушбу термдан дастлабки шарт сифатида (қоиданинг чап қисми) фойдаланиладиган камида битта қоида мавжуд.

Акс ҳолда норавшан қоидаларнинг тўлиқ бўлмаган базаси мавжуд бўлади.

Айтайлик, базада қуйидаги кўринишдаги m та қоида мавжуд бўлсин:

$$R_1\text{: АГАР } x_1 \text{ БЎЛСА,бу } A_{11} \ldots \text{ ВА } \ldots x_n \text{ бу } A_{1n}\text{, У ҲОЛДА } y \text{ бу } B_1$$

$$\ldots$$

$$R_i\text{: АГАР } x_1 \text{ БЎЛСА, бу } A_{i1} \ldots \text{ ВА } \ldots x_n \text{ бу } A_{in}\text{, У ҲОЛДА } y \text{ бу } B_i$$

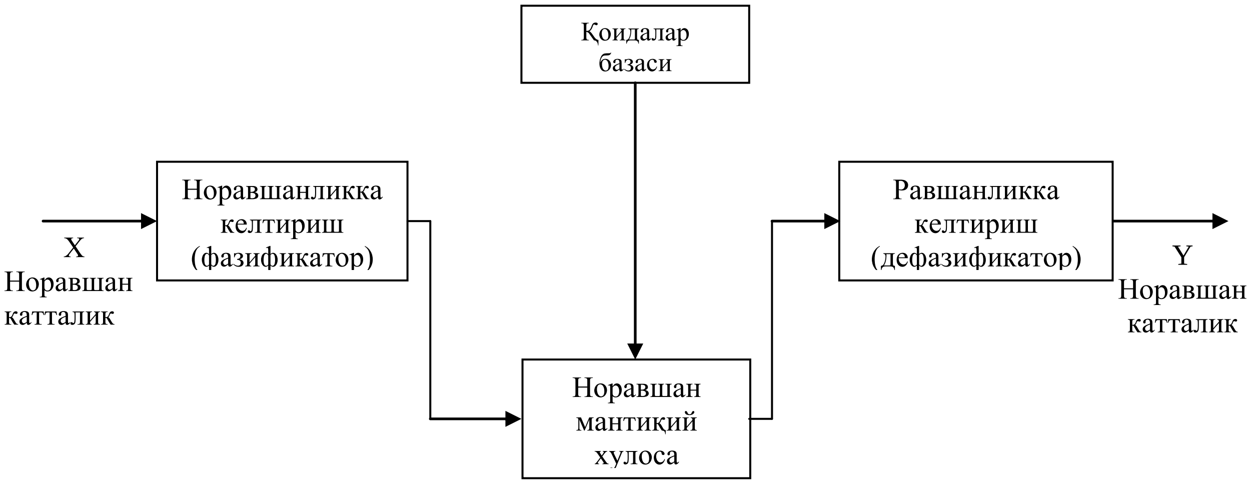
$$\ldots$$

$$R_m\text{: АГАР } x_1 \text{ БЎЛСА, бу } A_{i1} \ldots \text{ ВА } \ldots x_n \text{ бу } A_{mn}\text{, У ҲОЛДА } y \text{ бу } B_m\text{ ,}$$

бу ерда x_k , $k=1..n$ – кирувчи ўзгарувчилар; y – чиқувчи ўзгарувчи; A_{ik} – тегишлилик функциялар билан берилган норавшан тўпламлар.

Норавшан хулоса натижаси бўлиб y^* ўзгарувчининг берилган аниқ қийматлар x_k , $k=1..n$ асосидаги аниқ қиймати ҳисобланади.

Умумий ҳолда мантиқий хулоса механизми ўз ичига қуйидаги тўртта босқични олади [50]: норавшанликнинг киритилиши (фазификация), норавшан хулоса, композиция ва равшанликка келтириш ёки дефазификация (1.1.1-расмга қаранг).



1.1.1-расм. Норавшан мантиқий хулоса тизими

Норавшан хулоса алгоритмлари асосан фойдаланилаётган қоидалар, мантиқий операциялар тури ва дефазифакация усулининг турличалиги билан фарқ қиладилар. Бугунги кунда Мамдани, Сугено, Ларсен, Цукамото норавшан хулоса моделлари ишлаб чиқилган [43,63].

Норавшан хулоса тизимлари норавшан қоидалари асосида кирувчи ўзгарувчиларни чиқувчи ўзгарувчиларга айлантириш учун мўлжалланган. Норавшан хулосанинг асосий босқичлари қуйидагилардан иборат:

1. Норавшан хулоса тизимлари қоидалари базасини шакллантириш.
2. Кирувчи ўзгарувчиларни фаззификациялаш.
3. Норавшан қоида хулосаларида шартларни умумлаштириш.
4. Хулосаларни продукцияларнинг норавшан қоидаларила фаоллаштириш ва композициялаш.
5. Норавшан қоидалари хулосаларини жамлаш.
6. Чиқувчи ўзгарувчиларни дефаззификациялаш.

Сунъий тафаккурнинг бир нечта технологияларини бирлаштириш натижасида махсус термин – "юмшоқ ҳисоблашлар" (soft computing) пайдо бўлди, у Л. Заде томонидан 1994 йилда киритилди. Ҳозирги вақтда юмшоқ ҳисоблашлар норавшан мантиқ, сунъий нейрон тўрлари, эҳтимоллик асосидаги мулоҳазалар ва эволюцион алгоритмлар каби соҳаларни бирлаштиради [156]. Улар бир-бирларини тўлдирадилар ва улардан гибрид интеллектуал тизимларни яратиш учун турли комбинацияларда фойдаланилади [33, 74,75,76,139,147,154].

Норавшан нейрон тўрлари (fuzzy-neural networks) норавшан мантиқ аппарати асосида хулосаларни амалга оширади, тегишлилик функцияларининг параметрлари нейрон тўрларини ўқитиш алгоритмларидан фойдаланиб созланади. Шунинг учун бундай тўрларнинг параметрларини танлаб олишда дастлаб кўп қатламли персептронни ўқитиш учун таклиф қилинган хатонинг тескари тарқалиши усулини қўллаш мумкин [70,71]. Бунинг учун норавшан бошқарув модули кўп қатламли тўр сифатида ифодаланади. Норавшан нейрон тўри одатда қуйидаги тўртта қатламдан ташкил топади: кирувчи ўзгарувчиларни фазификациялаш қатлами, шартларни фаоллаштириш қийматларини жамлаш қатлами, норавшан қоидаларни жамлаш қатлами ва чиқиш қатлами.

Норавшан нейрон тўрининг асосий воситаси — кўп қатламли нейрон тўри. Ҳозирги вақтда ANFIS ва TSK кўринишидаги норавшан нейрон тўрлари архитектураси энг кенг даражада тарқалган. Бундай тўрларнинг универсал аппроксиматор эканликлари исботланган [162]. Норавшан хулоса тизими ва нейрон тўрининг афзалликлари ва камчиликларининг қиёсий таҳлили 1.2.1-жадвалда келтирилган.

Норавшан нейрон тўрини қуришга бўлган сабабларни қуйидаги жараёнлар билан баён қилиш мумкин:

- Қоидалар базасининг лингвистик тузилиши тизимни тушуниш ва таҳлил қилишга кўмаклашади.
- Нейрон тўрларидан норавшан хулоса тизимларида қўлланиладиган тегишлилик функциясининг параметрларини созлашда фойдаланилади.
- Аппроксимациялаш масалаларини ҳал қилиш учун фойдаланиладиган ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) типидаги нейрон тўрлари яхши натижалар кўрсатади.

- Норавшан нейрон тўри моделини қуриш норавшан хулоса тизимлари ва нейрон тўрини бирлаштириш йўли билан кластерлаш, классификация, ҳамда кўп мезонли оптималлаштириш масалаларини ечиш учун фойдаланилади.

Ҳаётда кўпгина ҳолларда чамалаш, баҳолаш амалларини бажаришимизга тўғри келади: имконият бор ёки йўқ, қайси бири яхшироқ, осонроқ, нима фойдалироқ ва ҳ.к. кўринишдаги баҳолаш масалаларини ечиш жараёнига жуда кўп бора дуч келишимиз мумкин.

1.2.1-жадвал

Норавшан хулоса тизими ва нейрон тўрининг қиёсий таҳлили

Норавшан хулоса тизими.	**Нейрон тўри.**
Афзалликлар	
Уларни норавшан қоида хулосалар кўринишида лингвистик талқин қилиниши туфайли мумкин бўлган норавшан тизимларнинг шаффофлиги. Ушбу қоидаларнинг лингвистик тузилиши тизимни тушиниш ва таҳлил қилишга кўмаклашади.	Маълумотлардаги қонуниятларни аниқлаш имконияти, яъни маълумотлардан билимларни ажратиб олиш
Камчиликлар	
Бундай моделлар компонентларини (норавшан мулоҳазалар, лингвистик ўзгарувчилар учун тегишлилик функциялари, норавшан қоидалар базасининг таркиби ва бошқалар) априори аниқланиши.	Нейрон тўрларининг ўлчамлари ва таркибини аниқлашнинг мураккаблиги (ўлчамларни аниқлашнинг конструктив ва деструктив усуллари)

Баҳолаш – бу, катталикни ҳисоблаш учун берилган ҳақиқий маълумотларга таянган ҳолда талаб қилинган катталикка яқин қийматни бериш демакдир.

Кластерлаштириш – кирувчи векторлар тўпламини уларнинг бир бирига “ўхшашлик”, яқинлик даражаси бўйича гуруҳларга (кластерларга) ажратиш.

Классификация – кирувчи векторларни (объектлар, жараёнлар, кузатишлар) олдиндан маълум бўлган синфларга киритиш [36].

Башоратлаш – бошқа ўзгарувчилар қийматларидан фойдаланган ҳолда ўзгарувчиларнинг номаълум (тушириб қолдирилган) ёки келгусида олиши мумкин бўлган (мақсад) қийматларини тахмин/башорат қилиш.

Кластерлашнинг норавшан усуллари равшан усуллардан фарқ қилган ҳолда битта объектни турли даражалар билан бир нечта кластерга киритишини ҳисобга олади. Норавшан кластерлаш кўп ҳолларда, масалан, кластерлар чегарасида жойлашган объектлар учун равшан кластерлашга нисбатан “табиийроқдир”. Энг кенг тарқалганлари: норавшан ўз-ўзини ташкиллаштириш алгоритми c-means ва Густафсон-Кессел алгоритми кўринишидаги унинг умумлашмасидир [151].

Классификация масаласи образни бир нечта синфлардан бирига киритишдан иборат [109].

Айтайлик, X - объектлар баёнларининг тўплами, Y - синфлар рақамлари (ёки номлари) тўплами бўлсин. Маълум: $X^m = \{(x_1, y_1), \ldots, (x_m, y_m)\}$ - ўқув танланмаси. Талаб қилинади: қуйидаги акслантиришни қуриш: $f : X \to Y,\ f(x_i) = y_i$.

Таниб олинаётган ночизиқли боғлиқлик “киришлар-чиқиш” маълумотлари танланмаси билан ифодаланади:

$$(X_r, Y_r),\ r = \overline{1, M},$$

бу ерда $X_r = \left(x_{r,1}, x_{r,2}, \ldots, x_{r,n}\right)$- киришлар вектори ва Y_r - r – жуфтликдаги чиқиш вектори; M – танланма ҳажми.

Классификация масаласи каби башоратлаш масаласи ҳам маълумотларни интеллектуал таҳлиллашнинг асосий масалаларидан бири ҳисобланади. Барча башоратлаш тизимлари учун асосий катталик бу – олдиндан маълум бўлган ва аниқ бир усул асосида тизимга киритилувчи, маълум бир вақт кетма-кетлиги бўйича олинган маълумотлар кетма-кетлигидир. Агар мақсад кўрсаткичларини аниқ ифодаловчи тизим ҳолати динамикасини акс эттирувчи чизиқли боғлиқлик тузилса, унда улар ёрдамида тизимининг келажакдаги ҳолатини олдиндан айтиб бериш мумкин бўлади.

Башоратлаш усулларини классификация асосан икки ҳусусиятига қараб амалга оширилади – вақт ва функционаллари бўйича. Вақт белгиларига (хусусиятларига) кўра башоратлар: қисқа, ўрта, узоқ ва ўта узоқ муддатли кўринишда амалга оширилади. Башорат қилишни классификацияда уларни тадқиқот, дастурий ҳамда ресурс кўринишида амалга оширилади. Башорат қилиш – бу башоратни ишлаб чиқиш жараёнидир. Башорат кўринишига қараб норматив, қидирув ҳамда тезкор башорат қилишга ажратилади [53,54,133].

Башорат модели – бу башорат объекти модели бўлиб, уни ишлаб чиқиш асосида объектнинг келгусида ёки амалга оширилиш йўли ҳамда муддатларида ҳолатлари ҳақидаги маълумотларни олиш имконини беради.

Норавшанлик ва стохастиклик ҳолатларида башорат қилиш масаласини ечишда муайян усуллардан фойдаланилади: тажрибавий маълумотлар экстраполяцияси ҳамда параметрик моделни ишлатувчи статистика.

Ноаниқлик, тўлиқмаслик ва стохастик бўлмаганлик хусусиятларини ўзида акс этган шароитда жараён ҳамда объектлар ҳолатини башорат қилиш учун «Soft Computing» интеллектуал технологияларига асосланган ёндашувлар кенг қўлланилади [68,80].

Стохастик бўлмаган ноаниқлик шароитида башорат қилиш масаласини ечиш борасида бир қатор тадқиқот ишлари амалга оширилган.

Мавжуд аксарият тадқиқот ишлари тахлили уларда бошланғич белгилар фазоси ҳажмини қисқартириш масалалари етарлича кўрилмаганлигини кўрсатди. Бу эса билимлар базаси ҳажмининг ҳатарли тарзда ортиб кетиши – ҳисоблаш жараёнларини кескин ортиб кетишига олиб келиши мумкин.

Ушбу камчиликни бартараф этишда мазкур ишда башорат қилиш масаласини ечиш учун норавшан хулосалаш тизимини қуриш учун Сугено норавшан модели асосига қурилган норавшан кластеризация усули, нейро-норавшан ҳисоблашларининг комбинациясидан ҳамда эволюцион алгоритмлардан фойдаланишга асосланган ёндашуви таклиф этилади. Шунга кўра икки босқичли норавшан хулосалаш тизимини қуриш алгоритми таклиф қилинган. Биринчи босқичда вақтли қаторлар (бошланғич норавшан маълумотлар) кластерлари ҳосил қилиб олинади, уларнинг ҳажми бошланғич маълумотлар ҳажмидан анча кам бўлади. Иккинчи босқичда норавшан моделлар оптимизация масалалари амалга оширилади (Сугено типидаги хулосалаш қоидалари).

Амалий башоратлаш масалаларини ечишда норавшан тизимларни қуриш учун қаралаётган башорат қилиш масаласини ечиш учун зарур ахборотларни икки қисмга ажратиш мумкин: сонли (ноаниқлиги, тўлиқмаслиги ва қисман асосланмаганлиги билан характерланувчи) ва лингвистик (эксперт томонидан шакллантирилган ва шунинг учун субъективлиги билан характерланувчи, сифат кўринишидаги баҳо). Норавшан тизимларда асосан иккинчи турдаги ахборотдан фойдаланилади, у лингвистик фикрлар жамланмасини ташкил этувчи норавшан қоидалар базаси кўринишида ифодаланади.

Фақат биринчи типдаги ахборот мавжуд бўлса, у ҳолда одатда аниқ, равшан ва статистик усулларга таянган алгоритмлардан фойдаланиш мумкин. Одатда бундай ҳолларда норавшан тизимларни қуришда жиддий муаммоларга дуч келинади. Уларни ечишнинг йўлларидан биттаси нейро-норавшан тизимлари ҳисобланади.

Ушбу тадқиқот ишида қурилаётган норавшан башоратлаш моделини $IF\ X\ THEN\ Y$ қоидалар мажмуаси кўринишида келтирилади. Қоиданинг биринчи қисми қоида шартларини акс эттиради ва қуйидаги кўринишга эга бўлади: $IF\ (X\ бу\ A^k),$ бу ерда $X = [x_1,...,x_n]^T$ – ўзгарувчи шартлар вектори, $A^k - X$ норавшан қийматни тавсифловчи кўп ўлчамли тегишлилик функцияли норавшан тўплам, k – қоида тартиб рақами.

Иккинчи элемент қоидалар хулосаларини акс эттиради, яъни хулосалаш қоидасини. Одатда хулосалаш қоидалари Сугено типидаги ёки Мамдани типидаги хулосалаш қоидаларидан иборат бўлиши мумкин. Сугено типидаги қоидаларда хулосалашлар ўзида қоидалар шартида бўлган кирувчи ўзгарувчилар функциясини ифодалайди. Шунинг учун ҳулосалар қоидалари $THEN\ (Y = y_k)$ кўринишда ифодаланади, бунда $y_k = f^{(k)}(x)$. Бу ерда $f^{(k)}(x)$ – k-қоидада мавжуд бўлган функция, y_k эса сонли қийматлар, яъни тадқиқ қилинаётган объектнинг қиймати. Кўрсатилган икки элементнинг қўшилишидан $R^{(k)}$ хулосалар қоидалари тўплами шакллантирилади

$$R^{(k)} : IF\,(x\ \ бу\ \ A^k)THEN\ \ y = f^{(k)}\left(x\right),\ \ k = \overline{1,N}\,,$$

Башорат қилиш масаласини ечиш учун норавшан хулосалаш тизими асосини ташкил этувчи қоидалар тўпламининг қоидалар базаси ҳосил қилинади.

N қоидалари сонидан ошиб кетувчи X нинг кирувчи ўзгарувчиларининг катта ҳажмлилигида норавшан хулоса тизими икки босқичда амалга оширилади. Биринчи босқичнинг биринчи қадамида кластеризация амалга оширилади, кирувчи маълумотлар N та кластерга ажратилади, уларнинг ҳар-бири норавшан тизимининг қоидаларидан биттаси сифатида келади. Бу масала норавшан кластеризация усули ёрдамида амалга оширилади. Натижада кластер марказлари мавжуд бўлади, у норавшан тизими қоидасиинг A^k норавшан қийматини акс эттиради. Ушбу босқичнинг иккинчи қадамида шакллантирилган кластерлар соҳаларига ўқитиш маълумотларини бўлишни амалга оширувчи нейрон тўри ва эволюцион арилар колонияси алгоритмлари синтезланади (ўқитилади). Бу қадамда киришга ҳеч қайси синфга тегишли бўлмаган нуқта координаталари тушиб қолганда қандай реакция бериши, алгоритмларнинг қанчалик коррект ўқитилганлиги текширилади. Бундай ҳолатда алгоритмлар чиқишлари [0,1] оралиқда қиймат қабул қилади ва нуқтанинг ҳар қайси синфга (кирувчи сигналлар) $\mu_{A^{(k)}}(\bar{x})$ “тегишлилик функцияси” сифатида интерпретацияланади:

$$\sum_{k=1}^{N} \mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n)=1,$$

бунда

$$\mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n)=\frac{\mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)}{\sum_{k=1}^{N}\mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)}.$$

Шу қаторда априор аниқланган норавшан тўпламлар кирувчи вектори тегишлилик функциясини ҳисобга олувчи хулосалаш тизими қурилган.

Чиқиш суммаси хулосалаш қоидаси миқдорий қийматини аниқлайди, у қуйидаги формула ёрдамида ҳисобланади:

$$\bar{y}=\sum_{k=1}^{N}\left[\mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n)\cdot f^{(k)}(x_1,\ldots,x_n)\right],$$

бунда $\mu_{A^k}(\bar{x}_1,\ldots,\bar{x}_n)$ кирувчи маълумотнинг мос норавшан тўпламга (синфга) тегишлилиги сифатида интерпретацияланади. Натижада дефаззификациялашнинг усулларидан бирига мос келувчи ва қабул қилинган хулосалаш усулидан келиб чиққан ҳолда қуйидаги ифода келиб чиқади:

$$\bar{y}=\frac{\sum_{k=1}^{N}\mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)\cdot f^{(k)}(x_1,\ldots,x_n)}{\sum_{k=1}^{N}\mu_{A^k}(x_1,\ldots,x_n)}.$$

Иккинчи босқичда норавшан тизимни амалга оширувчи нейрон тўрлар ва арилар колонияси алгоритмлари синтезланади, яъни A^k кирувчи ўзгарувчининг жорий қийматларида тадқиқ қилинаётган жараёнларнинг башорат қийматини чиқаради. Норавшан хулосалаш тизимининг фаолият кўрсатишини қуйидагича айтиш мумкин: агар комбинацияланган кирувчи маълумотлар ўқитиш алгоритмлари ёрдамида, масалан, m синфга ўтказилган бўлса, яъни

$$\mu_{A^k}(\bar{x}) = \begin{cases} 1, \ k = m \ \text{учун}, \\ 0, \ k \neq m \ \text{учун} \end{cases}$$

у ҳолда ушбу ҳолатни m – шарт бажарилган деб қабул қилиш мумкин. Ушбу (A^k) шарт қийматини хулосани $f^{(m)}(x)$ функция кўринишида амалга оширувчи норавшан хулоса тизими киришига қўйиш лозим

$$\bar{y} = f^{(m)}(x_1, \ldots, x_n).$$

Умумий кўринишда норавшан башорат қилиш модели кирувчи ва чиқувчи параметрларини баҳолаш учун термлар тўпламидан иборт бўлган қоидаларни ўз ичига олади.

Норавшан башоратлаш тизимларида продукция қоидалари моделини продукция жадвал кўринишида акс эттириш қулай, чунки улар фойдаланилаётган қоидаларнинг корректлигини текшириш процедурасини формаллаштиради ҳамда қидирув алгоритмини лойиҳалаш ва хулосалашни шакллантиради. Бундан ташқари жадвалли моделлар тезкор тўлдириш ва предмет соҳа бўйича билимларни актуаллаштириш, ечилаётган масала шарти ва мақсадларидан келиб чиққан ҳолда ечимларни қидириш стратегияларини қуриш ва модификациялаш имкониятларини яратади. Бунга ўхшаш масалалар [46] ишда чуқурроқ қараб ўтилган.

Умуман олганда норавшан идентификация қилиш масаласи ўртача квадратик боғлиқмасликнинг энг кичик қийматини таъминловчи F норавшан моделни топишдан иборат [160]:

$$\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M}\left(Y_r - F\left(X_r\right)\right)^2 \rightarrow \min,$$

бу ерда $F\left(X_r\right)$ - X_r вектор билан берилган киришлар қийматларидаги норавшан модел чиқишининг қиймати, Y_r - объектнинг ҳақиқий кутилаётган чиқишининг қиймати.

Ушбу масалани ечиш келтирилган мезоннинг энг кичик қийматини таъминловчи норавшан модел таркиби ва параметрларини топиш учун оптимал даражада идентификация қилишни талаб қилади.

Шунинг учун Сугэно ва Мамдани моделларининг ўзига хос томонларини ҳисобга олган ҳолда параметрик идентификация қилиш масаласини ечишни тадқиқ қилиш долзарб ҳисобланади [43,63].

Сугэно ва Мамдани моделлари бугунги кунда норавшан тўпламлар назариясига асосланган моделларнинг енг кенг тарқалганларидандир.

Ўқитишнинг тезкор алгоритмлари ва жамланган билимларнинг талқин қилинувчанлиги – ушбу омиллар бугунги кунда нейрон тўрларини юмшоқ ҳисоблашларнинг энг истиқболли ва самарали воситаларидан бирига айлантирди.

Классик норавшан тизимлар шундай камчиликларга эгаки, қоидалар ва тегишлилик функцияларини шакллантириш учун у ёки бу соҳадаги экспертларни жалб қилиш зарур, буни эса ҳар доим ҳам иложи бўлавермайди. Мослашувчан норавшан тизимлар (adaptive fuzzy systems) ушбу муаммони ҳал қилади. Бундай тизимларда норавшан тизимлар параметрларини танлаб олиш тажрибавий маълумотларда ўқитиш жараёнида амалга оширилади. Мослашувчан норавшан тизимларни ўқитиш нейрон тўрларини ўқитиш алгоритмларига солиштирганда нисбатан қийин ва мураккаброқ ва у қуйидаги икки босқичдан ташкил топади [44,159,162]: 1.

Лингвистик қоидаларни ҳосил қилиш; 2. Тегишлилик функцияларига тузатиш киритиш. Норавшан қоидаларни ҳосил қилиш учун тегишлилик функциялари, норавшан хулосани ўтказиш учун эса – қоидалар зарур бўлади. Бундан ташқари норавшан қоидаларни автоматик ҳосил қилишда уларнинг тўлиқлиги ва ўзаро зид келмасликларини таъминлаш зарур [43,63,101].

Норавшан қоида хулосаларидан ташкил топган моделлар ёрдамида суст шаклланган жараёнларни баҳолаш, башорат қилиш ва классификация масалаларини самарали ечиш имкони пайдо бўлади [22,24,25].

Параметрик идентификация, баҳолаш, классификация, кластерлаш ва башоратлашнинг норавшан моделини қуриш масалаларини тўртта мақсад функциясига эга бўлган оптималлаштириш масаласи сифатида ифодалаш мумкин [32,131].

$$f_1(S) \to \max,\ f_2(S) \to \min,\ f_3(S) \to \min,$$

$$f_4(S) = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M}\left(y_j - \hat{y}_j\right)^2 \to \min.$$

Бу ерда $f_1(S)$ – S қоидалар тўпламидан фойдаланган ҳолда тўғри синфлаштирилган объектлар сони, $f_2(S)$ – S қоидалар тўпламидаги норавшан қоидалар сони, $f_3(S)$ – S га кирувчи элементларнинг умумий сони, $f_4(S)$ - кутилган ва моделдан олинган натижалар орасидаги оғишлар квадрати йиғиндиси. y_j - қурилаётган норавшан моделдан олинган натижа ва $\hat{y}_j$ - объектнинг ҳақиқий кутилаётган ҳолати қиймати. M – ўқув танланмадаги жаъми объектлар сони. Шундай қилиб кўпмезонли оптималлаштириш масаласини ечишга келиб қолинади.

1.3§. Суст тузилмали маълумотлар асосида шаклланган объектни бошқариш қарорларини қабул қилиш масалалари

Суст шакллантирилган масалалар сирасига ечим олиш учун математик аппаратларда маълумотларининг, яъни объектни тавсифловчи маълумотларнинг етарли даражада бўлмаган масалаларни киритиш мумкин. Бундай масалаларни интеллектуал тахлиллаш механизми ёрдамида бошқарув қарорларини қабул қилишга кўмаклашувчи муқобилларни шакллантириш учун ечиш анъанавий математик аппаратларга таяниш катта миқдордаги ҳаражат талаб қилади.

Одатдаги бошқарув қарорларини қабул қилишга кўмаклашишда суст шакллантирилган масалалар таркибини қуйидаги таркибда шакллантириш:

- истиқболга доир қарорларнинг талаб этилиши;
- объектни бошқаришда кенг доирадаги муқобилларнинг талаб этилиши;
- қарорнинг объект ҳақидаги маълумотнинг тўлиқ бўлмаган ҳолати билан боғлиқлиги;
- таклиф этилаётган қарорлар ҳаражатининг катталиги ва ҳатолик эҳтимолининг юқорилиги;
- қарор муқобилларини ишлаб чиқишда ресурс чекланганлиги;
- масала ечимига эришишда кўпгина комбинацияланган алгоритмик восита зарурияти.

Ушбу элементларни мужассамлаштирган суст шакллантирилган масалаларда адекват ечимга эга бўлиш, ечимдаги ҳатоликлар миқдорини камайтириш ҳамда ҳаражатларни қисқартиришга эришиш тадқиқотда турли математик аппарат моделлари комбинациясидан иборат ёндашувни ишлаб чиқишни тақазо этади. Мазкур тадқиқот доирасида бошқарув қарорлари учун муқобиллар ишлаб чиқишнинг таснифлаш ва башоратлаш механизми учун норавшан тўпламлар назариясининг математик аппаратига таянилган ҳолда амалга оширилиши кўзда тутилган.

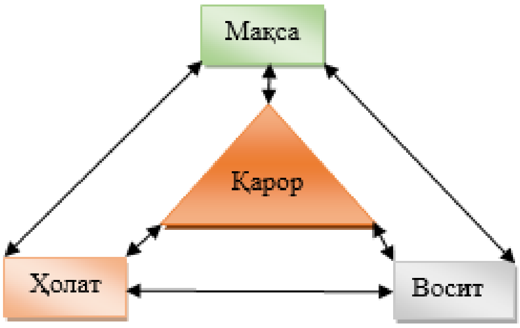
Бошқаришнинг асосий элементи ҳисобланган қарор қабул қилиш ва унга кўмаклашишни тўғри ташкил этилиши тизимнинг қўйилаётган вазифани самарали ҳал этилиши учун замин бўлади. Тадқиқотнинг асосий ғоясини ўзида мужассамлаштирган бошқарув қарорларини қабул қилиш тизимининг умумлашган тузилмаси келтирилган (1.3.1-расм).

Бу ерда норавшан моделларни идентификация қилиш орқали модел параметрларини созлашни амалга ошириш, идентификациялаш жараёни тузилмавий ва параметрик кўринишда амалга оширилиши келтирилган. Масалани ечишга бундай тартибда ёндашиш орқали қарорларни қабул қилишга кўмаклашиш тизимини амалга оширишнинг ўзига хос усули таклиф этилди, бу ўз навбатида ишнинг асосий устқурмаси ҳисобланган норавшан қоидалар базасини шакллантириш ва модел параметрларини созлаш орқали модел иш самарадорлигини ошириш баробарида қарор қабул қилиш сифатини оширишга ҳизмат қилади.

1.3.1-расм. Қарор қабул қилиш тизимини жорий этишнинг умумлашган тузилмаси

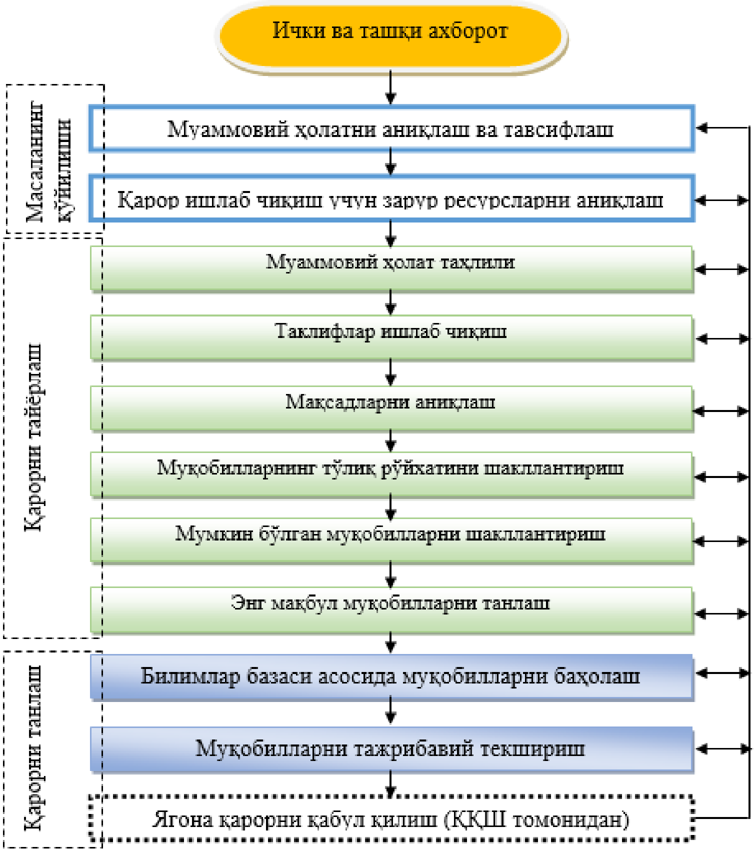
Тадқиқот мақсадларидан келиб чиққан ҳолда суст тизимлаштирилган бошқарув қарорларини қабул қилиш стратегиясини шакллантиришда бир қатор омилларни ҳисобга олиш ўринли. Ушбу омиллар ўзида бошқарув таъсирларини гуруҳлаштириш имконини беради.

Аввало, бошқарув объектини жорий ҳолати бўйича қарорларни ишлаб чиқишни қуйдагича тасаввур қилиб олинади:



1.3.2-расм. Бошқариш жараёнининг умумлашган кўриниши

Бошқариш жараёни қўйилаётган масала ёки ҳосил бўлган ҳолат бўйича тегишли қарор қабул қилиниши билан ўзининг мантиқий якунига етади (1.3.3-расм).



1.3.3-расм. Қарор қабул қилиш стратегияси

1.3.3-расмда бошқарув қарорларини қабул қилиш стратегияси келтирилган бўлиб, блокларнинг ҳар бир гуруҳ (масаланинг қўйилиши, қарорни тайёрлаш ва танлаш) элементлари тадқиқотда босқичма босқич амалга оширилиши келтирилган.

1.4§. Интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделларини қуришда кўп мезонли оптималлаштириш масаласини ечишга норавшан тўпламли ёндашув

Кўп мезонли оптималлаштириш масаласини ечиш кўпгина муаллифлар томонидан тадқиқ қилинган [165,169]. Кўрсатиб ўтилган ишларнинг таҳлили маълум таснифлашни ўтказишга ва кўп мезонли оптималлаштиришнинг барча усулларини қуйидаги тўртта гуруҳга бўлишга имкон берди [104,173,176]:

- асосий мезон усуллари (Global Criteria Method);
- мезонларни битта мезонга келтириш (свертка) усуллари (Weights Method);
- “идеал нуқталар” усуллари (Goal Programming Method);
- интерфаол усуллар (Interactive Method).

Асосий мезон усуллари Салуквадзе [59], Hwang ва Masud лар томонидан ўрганилган [29]. Усулнинг моҳияти шундан иборатки, мезонлардан бири асосий устунлик қилувчи деб тан олинади, қолганлари эса чекланишлар таркибига ўтказилади.

Шундай қилиб кўп мезонли масала бир мезонли масалага айлантирилади ва маълум усуллар билан ечилиши мумкин.

Мезонларни ўраш усуллари Hwong ва Masud, Sakawa лар томонидан тадқиқ қилинган [29]. Усулнинг ғояси мезонларни $\sum_{i=1}^{k} w_i f_i$ чизиқли бирлаштириш йўли билан жамлашдан иборат, бу ерда w_i - вазн коэффициентлари тегишли мезоннинг муҳимлигини ифодалайди, $\sum_{i=1}^{k} w_i = 1$. Бунда мезонларнинг ўзаро боғлиқ эмаслиги аввалдан фараз қилинади.

“Идеал” нуқта усули Iqnizio томонидан тадқиқ қилинган [30]. “Идеал” ёки “эришиб бўлмас” нуқта – бу мезонлар фазосидаги ҳар бир координата тегишли мезонлар бўйича оптимал қийматдан иборат бўлган нуқта. Усулнинг моҳияти маълум метрика маъносида “идеал” ечимга энг “яқин” бўлган ечимни қидиришдан иборат. Ўз ичига усулларнинг бутун бир гуруҳини олувчи ўзаро фаол усуллар ҳам Ignizio [30], Quaddus ва Holzman [55], Hwang Masud, Zionts ва Wallenus лар томонидан тадқиқ қилинган [29]. Ушбу усулларда (Қарор қабул қилувчи шахс) ҚҚҚШ усул параметрларини танлаб олиш жараёнида фаол иштирок этади.

Кўпмезонли оптималлаштириш масаласининг концептуал таҳлили италиялик иқтисодчи Парето томонидан берилган [34]. У томонидан кўрсатилган масалаларнинг коррект бўлмаган масалалар синфига тегишли эканлиги, яъни умумий ҳолда бир неча функцияларнинг экстремумларига бир вақтга эришиш мумкин эмаслиги, чунки битта мезон қийматининг ортиши бошқа мезонлар қийматларининг камайишига олиб келиши кўрсатиб берилди. Бундай масалаларнинг умумий ҳолдаги ечими бўлиб Парето тўплами деб аталувчи қандайдир X^p тўплами ҳисобланади. Амалиётда зарур бўлган ягона ечим X^*ни олишга фақатгина қандайдир муроса схемаси асосидагина эришиш мумкин.

Кўрсатиб ўтилган усулларнинг норавшан версиялари норавшан кўп мезонли масалани равшан эквивалентига, яъни катта ўлчамлардаги равшан масалага айлантиради. Айлантиришнинг моҳияти шундан иборатки, ҚҚҚШ ҳар бир параметрнинг қиймати С C^L ва C^R қийматлар жуфтлиги билан алмаштириладиган ишонч даражаси α ни аниқлайди.

Етарли даражада мураккаб бўлган ҳақиқий объектлар ёки жараёнлар фаолиятининг самарадорлиги одатда битта кўрсаткич бўйича яхшилаш бошқаси бўйича ёмонлашишга олиб келадиган ва барча мезонлар талабларини қаноатлантириш мумкин бўлмаган ҳолда кўпинча бир-бирлари билан ўзаро зиддиятда бўлган хусусий мезонлар мажмуаси билан тавсифланади. Бундан ташқари мезонлар ҳамда чекланишлар одатда анчагина ноаниқ ифодаланган бўлади. Бу шароитларда турли мезонларнинг афзалликлари, жараёнларнинг исталган тавсифи – сифат параметрларининг ўсиши ёки камайиши, уларнинг ўзгариш оралиғи тўғрисидаги ноаниқ, сифатий маълумотларни ҳисобга олмасдан туриб самарали ечимларни қидириб топиш мумкин эмас. Масала мураккаблашиб бориши билан бундай турдаги ноаниқ сифат кўринишидаги маълумотларнинг роли ўсиб боради ва кўпгина ҳолларда ҳал қилувчига айланади [176]. [97] да кўрсатиб ўтилганидек, фақатгина иккита мезон мавжуд бўлганда оптималлаштириш масалаларида, масалан, хусусий мезонларни тартиблаш билан боғлиқ бўлган субъектив омиллар албатта мавжуд бўлади. Маълум маънода бунга ўхшаш қийинчиликларни масаланинг қўйилишини соддалаштириш йўли билан бартараф қилиниши мумкин. Масалан, бирор-бир ягона асосий сифат мезонини ажратиб олиш, қолганларини эса чекланишлар сифатида қараш мумкин. Бошқа усул эса кетма-кет ён босишлар усулидан фойдаланиш ҳисобланади [977]. Бироқ бундай ёндашувлар дастлабки масаланинг қўполлашишига олиб келади ва сифат кўринишидаги, субъектив элементларни масаланинг қўйилишидан натижаларни таҳлил қилиш босқичига кўчирган ҳолда уларни бартараф қилмайди. Хусусий мезонларни тартиблашга бўлган эҳтиёж ва кўп мезонли оптималлаштириш масалаларида уларни баён қилишдаги ноаниқлик ҳақли равишда субъективизм, ноаниқлик манбалари ҳисобланади.

Норавшан тўпламлар назарияси, айниқса унинг концептуал асоси ва лингвистик табиатга эга бўлган объектлар билан ишлаш учун математик аппарати статистик табиатга эга бўлмаган ноаниқликлар мавжуд бўлганда кўп мезонли оптималлаштириш масалаларини қўйиш ва ечишнинг сермаҳсул, самарали воситалари бўлиб чиқдилар. Шуни таъкидлаб ўтиш керакки, бунга ўхшаш масалаларнинг ниҳоятда кўп турлари мавжуд ва шунинг учун ҳам уларни ечишнинг ягона универсал услубияти мавжуд эмас [173]. Норавшан кўпмезонли оптималлаштириш ва қарор қабул қилиш соҳасидаги асосий натижалар, ютуқлар ва муаммолар масаланинг шарҳи [173,176] ва қўйилиши [177,178] келтирилган адабиётларда баён қилинган. [86,91] даги ишларда ноаниқликлар шароитларида қарор қабул қилиш моделларини қуриш учун табиий тилда ёзилган мезонлар ва чекланишлар мавжуд бўлганда масалани шакллантиришга имкон берувчи лингвистик ёндашувдан фойдаланилади. [158] да норавшан кўп мезонли оптималлаштириш масалалари мезонлар нисбий муҳимликларининг норавшан коэффициентлари мавжуд бўлган ҳолларда ечилган.

[75,107,108] ишларда Л.А.Заде томонидан норавшан тўпламлар назарияси асосида ривожлантирилган имкониятлар назариясига асосланган ёндашув таклиф қилинган, [158] да ҳам норавшан, ҳам эҳтимолий турдаги ноаниқликлар мавжуд бўлган ҳоллардаги кўп мезонли қарор қабул қилиш масалалари кўриб чиқилади.

Норавшан кўринишда берилган мезонлар мавжуд бўлган ҳоллардаги кўп мезонли масалаларнинг асосий ўзига хос хусусиятларини ифодалаб берамиз.

Ҳозирги вақтда кўпчилик тадқиқотчилар томонидан ушбу масалаларнинг қўйилишининг муҳим белгилари қуйидагилардан иборат эканлиги таъкидланмоқда [158]: а) кўпгина муқобилларнинг мавжудлиги; б) муқобил ечимларни танлашда ҳисобга олиш зарур бўлган кўпгина чекланишларнинг мавжудлиги; в) ҳар бир муқобил ечимга ушбу муқобил ечимни танлашда олиниши мумкин бўлган ютуқни (ёки ютқизиқни) мос қўювчи афзаллик функциясининг (ошкора ёки ошкора бўлмаган шаклда) мавжудлиги.

Норавшан чизиқли дастурлаш масаласига мос келувчи норавшан чизиқли дастурлашнинг кўп мезонли масаласи қуйидаги тарзда аниқланади:

$$(\tilde{a}_{i1}x_1 \tilde{+} .. + \tilde{a}_{in}x_n)\,\tilde{R}_i\tilde{b}_i,\ i \in M, \qquad \text{чекланишларда}$$
$$x_j \ge 0,\ j \in N,$$

$$\tilde{c}_{k1}\tilde{x}_1 \tilde{+} \ldots \tilde{+}\, \tilde{c}_{kn}x_n,\ k \in K \ \text{«максималлаштирилсин»} \qquad (1.4.1)$$

бу ерда *K* = *{*1,2, ... , *q}* – норавшан мезонлар тўплами, $\mu_{\tilde{c}_{k\,j}}$: R → [0, 1], $\mu_{\tilde{a}_{i\,j}}$: R → [0, 1], $\mu_{\tilde{b}_i}$: R → [0, 1], *k* ∈ *K, i* ∈ *M, j* ∈ *N*, - эса мос $\tilde{c}_{kj}, \tilde{a}_{ij}$ ва $\tilde{b}_i$ норавшан параметрларнинг тегишлилик функциялари.

Мақсад функцияларини “максималлаштириш” учун 1) қаноатлантивчи ечим ғояси, 2) α -самарали ечим ғоясига ўхшаш бўлган “оптимал ечим” тушунчасидан фойдаланиш мумкин.

Ҳар бир мезон учун

$$\tilde{f}_k(x, \tilde{c}_k) = \tilde{c}_{k1}x_1 \tilde{+} \ldots \tilde{+}\, \tilde{c}_{k\,n}x_n,$$
$$k \in K, \qquad (1.4.2)$$

биз берилган қўшимча мақсад $\tilde{\lambda}_k \in F$ (R) – ҳақиқий сонлар ўқида қандайдир норавшан тўплам мавжуд деб ҳисоблаймиз. Мақсаднинг аниқланиши “оптимал” ечимнинг сифати учун муҳим бўлиши мумкин. Қандайдир маънода тегишли мезонларнинг идеал қийматлари бўлган ҳолда унинг маъноси мезонларнинг табиатига боғлиқ бўлади. Мезон функциясининг норавшан $\tilde{f}(x, \tilde{c}_k)$ қиймати $\tilde{\lambda}_k$ мақсад билан ташқаридан берилган қандайдир *S*$_k$ норавшан муносабат ёрдамида солиштирилади. У ҳолда норавшан мезонлар $\tilde{f}(x, \tilde{c}_k), \tilde{S}_k, \tilde{\lambda}_k$ чекланишлар сифатида қайта ишланади.

Айтайлик, *f*$_k$, *k* ∈ *K*, - (1.4.2) чизиқли функциялар, $\mu_{\tilde{c}_{k\,j}}$: R → [0, 1] - $\tilde{c}_{k\,j}$ норавшан параметрларнинг тегишлилик функциялари ва $\tilde{\lambda}_k \in F$ (R) – норавшан мақсадлар деб аталувчи R даги норавшан қисм-тўпламлар бўлсин, *k* ∈ *K, j* ∈ *N*. Бундан ташқари $\tilde{S}_k, k \in K$ - $\mu_{\tilde{S}_k}$: *F(R)* × *F(R)* → *[0, 1]*

тегишлилик функциялари билан бериладиган норавшан муносабатлар ва G_F – жамлаш оператори бўлсин.

Барча $x \in R^n$ учун қуйидагича аниқланувчи тегишлилик функцияси $\mu_{\widetilde{F}}$ билан берилган R^n даги $\widetilde{F}$ норавшан тўплам норавшан чизиқли дастурлаш кўп мезонли масаласи (1.4.1) нинг мезоний норавшан тўплами деб аталади:

$$\mu_{\widetilde{F}}(x) = G_F\left(\mu_{\widetilde{S}_1}\left(\widetilde{f}_1(x,\widetilde{c}_1),\, \widetilde{\lambda}_1\right), \ldots, \mu_{\widetilde{S}_1}\left(\widetilde{f}_k(x,\widetilde{c}_k),\, \widetilde{\lambda}_k\right)\right),$$

$k \in K$ учун биз $\widetilde{F}_k$ орқали барча $x \in R^n$ лар учун қуйидагича аниқланувчи $\mu_{\widetilde{F}_k}$ тегишлилик функцияси билан берилган норавшан тўпламни белгилаймиз:

$$\mu_{\widetilde{F}_k}(x) = \mu_{\widetilde{S}_k}\left(\widetilde{f}_k(x,\widetilde{c}_k),\, \widetilde{d}_k\right).$$

Шуни таъкидлаб ўтамизки, битта мезонли масала учун (яъни $q=1$ бўлганда) жамлаш оператори G_F ўхшашлик оператори ҳисобланади ва мезоний норавшан тўпламнинг тегишлилик функцияси $x \in R^n$ учун $\mu_{\widetilde{F}_k}(x) = \mu_{\widetilde{S}_1}\left(\widetilde{f}_1(x,\widetilde{c}_1),\, \widetilde{\lambda}_1\right)$ га тенг бўлади.

Айтайлик, f_k, $k \in K$, g_i, $i \in M$, - қандайдир функциялар, $\widetilde{c}_{k_j}, \widetilde{a}_{ij}, \widetilde{b}_i$ - норавшан параметрлар ва $\widetilde{\lambda}_k \in F(\mathrm{R})$ – норавшан мақсадлар бўлсин. Бундан ташқари $\widetilde{R}_i$ *ва* $\widetilde{S}_k$ - норавшан муносабаталар бўлсин. G_X,G_F ва G – бирлаштириш операторлари.

Барча $x \in R^n$ учун қуйидагича аниқланувчи $\mu^*_{\widetilde{X}}$ тегишлилик функцияси билан бериладиган $\widetilde{X}^*$ норвшан тўплам кўп мезонли норавшан чизиқли дастурлаш масаласи (1.4.1) нинг муросавий ечими деб аталади:

$$\mu^*_{\widetilde{X}}(x) = G(\mu_{\widetilde{X}}(x),\, \mu_{\widetilde{F}}(x)),$$

бу ерда $\mu_{\tilde{F}}$ ва $\mu_{\tilde{X}}$ лар мос равишда мезоний норавшан тўплам ва йўл қўйилиши мумкин бўлган ечимнинг тегишлилик функциялари ҳисобланади.

α ∈ (0,1] учун $x \in [\widetilde{X}^*]_\alpha$ вектор кўп мезонли норавшан чизиқли дастурлаш масаласи (1.4.1) нинг α-муросавий ечими ҳисобланади. $\mu^*_{\tilde{X}}(x^*) = Hgt(\widetilde{X}^*)$ хусусиятига эга бўлган $x^* \in R^n$ вектор max – муросавий ечим деб аталади.

Шуни таъкидлаб ўтамизки, кўп мезонли норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг муросавий ечими $\tilde{X}^*$ R^n даги норавшан қисм-тўплам ҳисобланади [40]. Бундан ташқари $\widetilde{X}^* \subseteq \widetilde{X}$, бу ерда $\tilde{X}$ — эҳтимолий ечим.

Бошқа томондан α - муросавий ечим $\alpha = Hgt(\widetilde{X}^*)$ бўлганда α - муросавий ечим бўлган *max* – муросавий ечим каби вектор ҳисобланади.

Таъкидлаб ўтамизки, (1.4.1) масаланинг Парето – оптимал ечими равшан вектор ҳисобланади.

(1.4.1) масала максималлаштириш масаласи (яъни, “мезоннинг қиймати қанчалик катта бўлса, шунчалик яхши” тамойили бўйича оптимумни қидириш) бўлганлиги учун $\widetilde{\lambda}_k$ норавшан мақсадларнинг $\mu_{\tilde{\lambda}_k}$ тегишлилик функциялари ўсувчи ёки камаювчи бўлишлари керак. Худди шу сабаб бўйича $\widetilde{f}_k(x, \widetilde{c}_k)$ ва $\widetilde{\lambda}_k$ ларни таққослаш учун фойдаланиладиган $\tilde{S}_k$ норавшан муносабатлар “катта ёки тенг” кўринишида бўлиши керак. Бу ерда $\tilde{S}_k$ муносабатлар таққослаш « ≥ » дан иборат оддий бинар операциясининг T-норавшан кенгайтмаси ҳисобланади, бу ерда *T* - t-норма.

Масала бир мезонли ва c_1, a_i ва b параметрларнинг равшан векторларига эга бўлган ҳолатларида *max* – муросавий ечимнинг $\tilde{\lambda}_1$ ўсиб бориши шартларидаги чизиқли дастурлаш классик масаласининг оптимал ечими билан устма-уст тушишини кўрсатиш қийин эмас. Бундан ташқари агар барча $i \in M$ лар учун $\widetilde{c}_1' \subseteq \widetilde{c}_1''$, $\widetilde{a}_i' \subseteq \widetilde{a}_i''$ *ва* $\widetilde{b}' \subseteq \widetilde{b}''$ бўлганда $\tilde{X}^{*'}$ -

$\widetilde{c}_1', \widetilde{a}_i', ва\ \widetilde{b}'$ параметрли (1.4.1) кўп мезонли норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг муросавий ечими, $\widetilde{X}^{*''}$ эса - $\widetilde{c}_1'', \widetilde{a}_i'', ва\ \widetilde{b}''$ параметрли шунга ўхшаш масаланинг муросавий ечими бўлса, у ҳолда $\widetilde{X}^{*'} \subseteq \widetilde{X}^{*''}$ бўлади. Хусусан, битта мезон ва равшан сонлар кўринишидаги параметрларга эга бўлган чизиқли дастурлаш масаласининг равшан оптимал ечими x ҳолатида норавшан параметрларга эга бўлган тегишли кўп мезонли норавшан чизиқли дастурлаш масаласи муросавий ечими x нинг тегишлилик даражаси 1 га тенг бўлади. Ушбу маълумот чизиқли дастурлашнинг равшан кўп мезонли масалалари синфини табиий равишда норавшан чизиқли дастурлашнинг кўп мезонли масалалари синфига киритишга имкон беради.

1.5§. Қарор қабул қилишга кўмаклашувчи суст тузилмали маълумотларни мантиқий-лингвистик акс эттириш механизми

Ахборот ҳолати норавшан ахборот шароитида C муҳит ҳолатлари бўйича “норавшан” билимларга эга бўлган ҳолат билан характерланади. Бу билан бирга Y - бошқарув идораси Ф тўплам ўзининг φ_k қарорларини ва $F = \{f_{jk}\}_{j,k=1}^{n,m}$ баҳолаш функционали қиймати, мумкин бўлган θ_j ҳолатларнинг Θ тўлиқ тўпламини аниқ. Юқорида норавшан тўпламлар назарияси асосига қурилган беш моделни келтирилди (олдинги параграфда).

$\{\Phi, A_0, F\}$ ҚҚҚ ҳолатида $\varphi_{k0} \in \Phi$ оптимал қарорни аниқ муҳитда ҚҚҚ биринчи ахборот ҳолати бўйича тўрт тип мезонларини умумлаштириш орқали топиш масаласи шакллантирилди, булар: байес, баҳолаш функционали қийматларини максимум эҳтимолликда тарқатиш, баҳолаш функционалининг минимал дисперсия қиймати ҳамда модал мезонлар.

Норавшан тўплам хусусиятлари ва аниқланишлари асосида C муҳитнинг ҳолатларини норавшан берилишининг асосий усулларини қараб ўтилган.

1. Норавшан тўпламлар таърифлари ва амаллари. X элементли A норавшан тўплам $x\in X$ элементлари [0,1] ораликда $\mu_A(x)$ акслантиришнинг берилиши орқали аниқланади. Шу қаторда A норавшан тўпламга тегишли x элементнинг $\mu_A(x)$ тегишлилик функцияси дейилади, у $\{x\in A\}$ воқеанинг ҳаққонийлик даражасини характерлайди, бу ҳолатда A тўплам қуйидаги кўринишда ёзилади:

$$A=\{x,\mu_A(x)\}_{x\in X}.$$

$\mu_A(x)$ тегишлилик функцияси классик тўпламлар назариясида фақатгина 0 ёки 1 қийматни қабул қилади ва ушбу тўпламни аниқлб беради.

Норавшан тўпламлар билан асосий амалларни келтириб ўтилган (барча $x\in X$ лар учун қаралади).

1. Эквивалентлик $A\approx B\Leftrightarrow \mu_A(x)\equiv\mu_B(x)$.
2. Киритиш $A\subset B\Leftrightarrow \mu_A(x)\le\mu_B(x)$.
3. Тўлдириш $\overline{A}\Leftrightarrow \mu_{\overline{A}}(x)=1-\mu_A(x)$.
4. Бирлаштириш $A\bigcup B\Leftrightarrow \mu_{A\cup B}(x)=\max\{\mu_A(x),\mu_B(x)\}$.
5. Кесишиш $A\bigcap B\Leftrightarrow \mu_{A\cap B}(x)=\min\{\mu_A(x),\mu_B(x)\}$.
6. Кўпайтма $A\cdot B\Leftrightarrow \mu_{A\cdot B}(x)=\mu_A(x)\mu_B(x)$.
7. Сумма $A+B\Leftrightarrow \mu_{A+B}(x)=\mu_A(x)+\mu_B(x)-\mu_A(x)\mu_B(x)$.
8. Aни $\alpha\in[0,1]:\alpha\Leftrightarrow \mu_{\alpha A}(x)=\alpha(\mu_A(x))$ га кўпайтириш.
9. Aни даражага кўтариш $\alpha>0: A^{\alpha}\Leftrightarrow \mu_{A^{\alpha}}(x)=(\mu_A(x))^{\alpha}$.
10. Концентирлаш CON(A)=A^2.
11. Чўзиш DIL(A)=$A^{0,5}$.
12. Контраст интенсивлаштириш

$$INT(A)=\begin{cases}2A^2 & 0\le\mu_A(x)\le 0,5да,\\ 2(\overline{A})^2 & 0,5\le\mu_A(x)\le 1да.\end{cases}$$

A норавшан тўплам қуйидаги кўринишда бўлса субнормал (нормал) дейилади

$$\max_{x\in X}\mu_A(x)<1(\min_{x\in X}x\,\mu_A(x)=1). \qquad (1.5.1)$$

A норавшан тўплам $A(\alpha)$ даража тўплами $A(\alpha)=\{x\in X:\mu_A(x)\le\alpha\}$, кўринишдаги аниқ тўплам, шу қаторда $A(\alpha)$ $\alpha\in[0,1]$ бўйича монотон, яъни $\alpha_1\ge\alpha_2\Rightarrow A(\alpha_1)\subset A(\alpha_2)$. A норавшан тўплам қуйидаги кўринишдаги ўзининг $A(\alpha)$ даражали тўпламлари билан аниқланади

$$A=\sum_{\alpha}\alpha A(\alpha)\ ,$$

унда $\sum\limits_{\alpha}$ норавшан тўпламда сумма амалининг бажарилиши сифатида тушунилади; $\alpha A(\alpha)-$ субнормал аниқ тўплам, унинг учун $\mu_{\alpha A(\alpha)}(x)=\alpha\mu_{A(\alpha)}(x),\forall x\in X$, у қуйидагига эквивалент

$$\mu_{\alpha A(\alpha)}(x)=\begin{cases}\alpha,\ x\in A(\alpha)\ \textit{учун},\\ 0,\ x\bar{\in}A(\alpha)\ \ \textit{учун}.\end{cases} \tag{1.5.2}$$

2. Норавшан ҳодисаларнинг эҳтимоллик ўлчамлари. $\{R^n,\sigma,P\}-$ эҳтимоллик фазоси бўлсин, унда R – n ўлчамли ашёвий векторлари фазоси; $\sigma-$ R^n даги борел тўплами майдони ($\sigma-$алгебра); Р – R^n даги эҳтимоллик ўлчами.

A R^n даги норавшан тасодифий ҳодиса норавшан тўпламнинг ўзи, унинг $\mu_A(x)\in\{R^n\to[0,1]\}$ тегишлилик функцияси Борел бўйича $x\in X$ да ўлчана олади $x\in X$. A норавшан тасодифий ходиса эҳтимоллигининг математик кутилмаси μ_A тегишлилик функциясига тенг ва Лебег-Стильтьес бўйича қуйидаги кўринишда аниқланади

$$P[A]=\int_{R^n}\mu_A(x)dP\,(x)=M[\mu_A]\,.$$

Юқоридаги келтирилган асосий амалларни норавшан тасодифий ҳодисаларга қўллаган ҳолда қуйидаги кўринишдаги норавшан тасодифий ҳодиса ҳусусиятларини қуйидагича олинади:

$$A\subset B\Rightarrow P(A)\le P(B),\ \overline{A}\Rightarrow P(\overline{A})=1-P(A),\ P(A\bigcup B)=P(A)+P(B)-P(A\bigcap B),$$
$$P(A+B)=P(A)+P(B)-P(A\cdot B),$$
$$P(\bigcup_{i=1}^{u}A_i)=\sum_{i=1}^{n}P(A_i)-\sum_{\substack{i,j\\ i\ne j}}P(A_i\bigcap A_j)+\sum_{\substack{i,j,l\\ i\ne j\ne l}}P(A_i\bigcap A_j\bigcap A_l)+...+(-1^n)P(\ \bigcap_{i-1}^{n}A_i\ ),$$

$$P(A_1+...+A_n)=\sum_{i=1}^{n}P(A_i)-\sum_{\substack{i,j\\ i\neq j}}P(A_i\cdot A_j)+\sum_{\substack{i,j,l\\ i\neq j\neq l}}P(A_i\cdot A_j\cdot A_l)+...+(-1)^n P(A_1...A_n).$$

A ва B $\{R^n,\sigma,P\}$даги иккитаноравшан ҳодиса, у ҳолда A ва B – агар $P(A\cdot B)=P(A)P(B)$ бўлса, мустақил норавшан ҳодиса. A норавшан ҳодисасининг шартли эҳтимоллиги Байес формуласи аналоги билан ҳисобланади: $P(A|B)=P(A\cdot B)|(P(B)),$ агар $P(B)>0$ шарти бажарилса. A ва B мустақил норавшан ҳодисалар учун $P(A|B)=P(A)$ ни олинади.

A ва B норавшан ҳодисаларнинг тўлдириш, бирлаштириш, кесишиш амалларида, суммаси ва кўпайтмасида $1-\mu_A,$ $\max\{\mu_A,\mu_B\},\min\{\mu_A,\mu_B\},$ $\mu_A+\mu_B,$ $\mu_A\cdot\mu_B$дан фойдаланади, улар Борел бўйича ўлчаниши мумкин, агар $\mu_A(x)$ ва $\mu_B(x)$ ўлчаниб топилса, у ҳолда норавшан ҳодисалар тўлдириш ва кесишмаси $\sigma-$борел алгебрасини ҳосил қилади. $\{R^n,\sigma,P\}$ эҳтимоллик фазосига индуцирлашган норавшан эҳтимоллик фазосини топиш имкониятини туғдиради.

Дискрет норавшан тўпламлар ва тасодифий ҳодисаларда тегишлилик функцияси фақатгина X ёки R^n дискрет элементларидан берилади, интеграл эса мос сумма билан алмаштирилади.

3. Тартибнинг норавшан муносабатлари. x ва y ихтиёрий табиатли X ва Y тўпламлар элементлари бўлсин (масалан, X ва Y R^nга тегишли). S норавшан бинар муносабат $S=\{((x,y),\mu_S(x,y))\}$ норавшан тўплам кўринишида аниқланган бўлсин, у ерда $(x,y)\in X\times Y.$ n-жуфтли муносабат аналогик кўринишда аниқланади: $S=\{((x_1,...,x_n),\mu_S(x,...,x_n))\}$, у ерда $(x_1,...,x_n)\in X_1\times...\times X_n$. $\mu_S(x,y)$ S муносабатнинг x ва y ўртасидаги даража сифатида қаралади.

Норавшан муносабат норавшан муносабат тўплами сифатида қаралганидек, норавшан муносабатлар устида амаллар ҳам норавшан тўпламлардаги сингари амалга оширилади.

S даги муносабатларга ўхшаш муносабат, норавшан X бинар $\tilde{O}\times\tilde{O}$ муносабатда берилади, у қуйидаги ҳусусиятларни қаноатлантиради: 1) рефлексив, яъни барча $\mu_S(x,x)=1$ $x\in dom\,S,\, унда\; dom\,S-$ S норавшан эгалик муносабати X тўпламда $\mu_{domS}(x)=\max\limits_{y\in X}\mu_S(x,y)$ тегишлилик функцияси кўринишида аниқланади; 2) симметрик, яъни $\mu_S(x,y)=\mu_S(y,x)\forall x,y\in dom\,S$; 3) транзитив, яъни $S\supset S\circ S$ ёки кенгайтирилган кўринишда $\mu_S(x,z)\geq\max\limits_{\in X}\min[\mu_S(x,y),\mu_S(x,z)]$.

S нинг X даги норавшан қисман тартиби $\tilde{O}\times\tilde{O}$ даги S бинар норавшан муносабат орқали аниқланади ва у қуйидаги ҳусусиятларга эга: 1) рефлексив; 2) антисимметрик, яъни $\mu_S(x,y)>0\; и\; \mu_S(y,x)>0\Rightarrow x=y\;\forall\, x\in X$; 3) транзитив.

Агар S норавшан қисм тартиб $(0<\alpha\leq 1)$ $S=\sum\alpha S_\alpha$ кўринишда ифодаланган бўлса, у ҳолда ҳар қандай S_α - X даги киритилган аниқ қисман тартибининг кетма-кетлиги, яъни $\alpha_1>\alpha_2\Leftrightarrow S_{\alpha_1}\subset S_{\alpha_2}$, у ҳолда S_1 бўш бўлмаган ва $dom\,S_\alpha=dom\,S_1$ $\forall\alpha\in[0,1]$, ва у ҳолда S – X нинг норавшан қисм тартиби бўлади.

X даги S норавшан қайта тартиблаш $X\times X$ муносабатнинг ўзи бўлиб, у рефлектив ва транзитивлик ҳусусиятларини қаноатлантиради.

X даги S қайта тартиблаш ($0\leq\alpha\leq 1$) тарқатишга йўл қўяди

$$S=\sum_{\alpha}S_\alpha\,,$$

бу ерда S_α даражали тўплам X даги аниқ қайта тартиблаш ҳисобланади.

X даги S норавшан кучсиз тартиблаш X даги S қайта тартиблашнинг ўзи, унинг учун $x\neq y\Rightarrow\mu_S(x,y)>0$ ёки $\mu_S(y,x)>0\;\forall\, x,y\in X$ аксиома бажарилган.

X даги S норавшан тартиблаш $X\times X$да транзитивлик аксиомасини қаноатлантирувчи муносабат орқали норавшан муносабат сифатида аниқланади.

X даги S норавшан чизиқли тартиблаш антисимметриклик ва транзитивлик ҳусусиятларини қаноатлантирувчи норавшан кучсиз тартиблаш.

II боб. СУСТ ШАКЛЛАНГАН ЖАРАЁНЛАРНИ БОШҚАРИШДА НОРАВШАН ҚОИДА ХУЛОСАЛАРИНИ ШАКЛЛАНТИРИШ ЁНДАШУВЛАРИ

2.1§. Суст тузилмали маълумотларни интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан тўпламли тамойиллари

Объектни тавсифловчи маълумотларини интеллектуал тахлиллаш тизимлари автоматлаштирилган бошқариш тизимларининг фундаментал тамойилларига таянилиб қурилади. Булар ёпиқ бошқарув, компенсация, қайтар алоқа тамойиллари ҳисобланади. Ёпиқ бошқарув тамойили интеллектуал тахлиллаш тизимларини шакллантиришда устқурма вазифасини бажаради.

Интеллектуал тахлиллаш механизмли автоматлаштирилган бошқарув тизимини қуриш бир нечта тамойллар асосида амалга оширилади:

а) бошланғич ахборотни ишлатиш;

Тамойил қуйидаги маълумотлар асосида амалга оширлади:

берилган объектни бошқариш жараёни аниқлиги ва сифатига талабларни мужассамлаштирган;

бошқарилаётган объект ҳақида;

бошқарув тизимига бўйсундирилган қуйи иерархиянинг мавжудлиги;

бошқарув тизими таркибида юқори иерархияга таълуқли элементнинг мавжудлиги.

б) муҳит ҳақида ахборотни жараённи бошқариш таъсирини ишлаб чиқиш учун йиғиш ва фойдаланиш;

в) ўз-ўзини шакллантириш;

г) бошқарилаётган объект ҳолатини мақсадга йўналтирилган созлашни амалга ошириш;

д) реал вақт оралиғида бошқаришни йўлга қўйиш.

Шакллантирилган тамойилларга таянган ҳолда мазкур тадқиқот ишида Л.Заде ёндашувига асосланган норавшанликларни мантиқий лингвистик формаллаштириш амалга оширилган. Норавшан қисм тўплам умумий тегишлилик тушунчасини киритиш орқали ҳосил қилинади, яъни икки элементли $\{0,1\}$ характерга эга бўлган функция континиумга $[0,1]$ кенгайтирилади. Бу тўлиқ тегишлиликдан сакраб ўтиш эмас, балки текис, босқичма-босқич ўтишни назарда тутади, тегишлилик [0,1] оралиқдаги сонлар билан ифодаланади.

Л.А.Заде [78] норавшан ҳол учун оддий ўзгарувчи тушунчасини умумлаштирди ва норавшан ўзгарувчилар қиймати бўлган лингвистик ўзгарувчиларни аниқлаб берди.

Оддий ўзгарувчини у *(X, U, C)* кўринишида аниқлади, бу ерда *X* – ўзгарувчи номи, *U* – универсал тўплам, *C* – ўзгарувчининг қийматлар соҳаси ёки бошқа сўзлар билан айтганда $u \in U$ элемент қийматлари чекланишларининг *X* шартли номи. Масалан, агар *X* инвестицион лойиҳада “Юқори даражадаги таваккал”ни англатса, у *U* сифатида [0; 100] оралиқдан олиниши мумкин, *C* эса ушбу оралиқнинг қисм тўплами бўлиши мумкин [91].

Норавшан ўзгарувчи *(X, U, M(x))* жамланма билан характерланади, бу ерда *X* – ўзгарувчи номи, *U* – универсал тўплам, аммо бу ерда оддий ўзгарувчи ўрнида $M(X) = \bigcup\limits_{u \in U} \frac{\mu_{M(X)}(u)}{u}$ кўринишдаги *U* норавшан қисм тўплам, у ўзида $u \in U$ элемент қийматларига *X* шартли номланган чегараланишни ифодалайди. *M*(*X*) норавшан ўзгарувчи семантикаси (мағзи) сифатида интерпретацияланади. Бундай интерпретация професcионал тилдаги тушунчалар, муносабатлар, ифодаларни формаллаштириш имкониятини беради.

Норавшан ўзгарувчини киритиш, бир томондан инвестицион жараённинг комплекс ҳусусиятларини “Юқори даражадаги таваккал” ифодаси орқали акс эттирса, бошқа томондан бу ифодага юқорида аналитик ифодада келтирилган фикрдаги норавшан ўзгарувчи номи сифатида қараш мумкин. Айни пайтда бу ифодалаш орқали профессионал иқтисодий тилда тушунчаларни шакллантиришни амалга ошириш имконини берувчи ёндашув таклиф этилган.

Юқорироқ бўлган ўзгарувчи лингвистик ўзгарувчи ҳисобланади ва *у* (*X, T, U, G, M*) жамланма билан характерланади, бу ерда *X* – лингвистик терм номи, *E* – қийматлар ёки термлар тўплами (бунда уларнинг ҳар бири $(T_i, U, M(T_i)))$ норавшан ўзгарувчи ҳисобланади, уларни яна асосий терм-тўплам ҳам дейилади, *U* – универсал тўплам, *T* тўпламда лингвистик ўзгарувчи қийматини аниқловчи *G* – синтактик қоида, *M* – T_x янги термга бириктириш имконини берувчи $M(T_x)$ мазмуни ҳисобланади.

Норавшан моделларни қуриш, норавшан мантиқ назариясига асосланади [77]. Норавшан мантиқда норавшан амалларнинг берилиш усулларини қараб ўтилади.

Заде бўйича норавшан инкор амали – бу унар амал бўлиб, у қуйидагича берилади:

$$c(a) = 1 - a, \forall a \in [0,1],$$

Инкор амали қуйидаги хусусиятларни қаноатлантиради:

$$c : [0,1] \to [0,1],$$

$$c(0) = 1, c(1) = 0, c(c(a)) = a,$$

$$\forall a_1, a_2((a_1, a_2 \in [0,1]) \wedge ((a_1 < a_2) \to (c(a_1) > c(a_2)))).$$

Инкор амалини беришнинг бошқа усуллари бўлиши мумкин, масалан:

Сугено бўйича: $c(a) = \dfrac{1-a}{1+\lambda a}$, бу ерда $\lambda > -1$;

Ягер бўйича: $c(a) = \sqrt[p]{1 - a^p}$, бу ерда $p > 0$.

Коньюнкция ва дизъюнкция амаллари t-норма ва t-конормалар орқали аниқланади [19].

$T_n : [0,1]^n \to [0,1]$ функция [0,1] ораликда t- норма (t- нормал функция) деб аталади, $S_n : [0,1]^n \to [0,1]$ функция [0,1] ораликда t- конорма (t- конормал фунция), агар $a_1, a_2, ..., a_n, d_1, d_2, ..., d_n \in [0,1]$ бўлса, келтирилган функциялар қуйидаги ҳусусиятларга эга бўлади (t-норма ва t-конорма аксиомалари):

коммутативлик

$$T_n(a_1, a_2,..., a_n) = T_n(a^1_{p_1}, a^2_{p2},..., a^n_{p_n}),$$

$$S_n(a_1, a_2,..., a_n) = S_n(a^1_{p_1}, a^2_{p2},..., a^n_{p_n}),$$

бу ерда $a^1_{p_1}, a^2_{p2},..., a^n_{p_n}$ - $a_1, a_2,..., a_n$ нинг қайта жойлаштирилиши;

ассоциативлик

$$T_n(a_1, a_2,..., a_n) = T_{i+1}(a_1, a_2,..., a_i, T_{n-i}(a_{i+1},..., a_k,..., a_n)) =$$
$$T_{n-j+1}(T_j(a_1, a_2,..., a_j), a_{j+1},..., a_n)),$$

$$S_n(a_1, a_2,..., a_n) = S_{i+1}(a_1, a_2,..., a_i, S_{n-i}(a_{i+1},..., a_k,..., a_n)) =$$
$$S_{n-j+1}(S_j(a_1, a_2,..., a_j), a_{j+1},..., a_n)),$$

монотонлик

$$T_n(a_1, a_2,..., a_n) \le T_n(d_1, d_2,..., d_n)$$

$$S_n(a_1, a_2,..., a_n) \le S_n(d_1, d_2,..., d_n)$$

барча $a_i \le d_i$ лар учун ўринли;

чегаравий шартлар

$$T_n(a_1, a_2,..., a_{i-1}, 1, a_{i+1},..., a_n) = T_{n-1}(a_1, a_2,..., a_{i-1}, a_{i+1},..., a_n),$$

$$S_n(a_1, a_2,..., a_{i-1}, 0, a_{i+1},..., a_n) = S_{n-1}(a_1, a_2,..., a_{i-1}, a_{i+1},..., a_n),$$

$$S_n(a_1, a_2,..., a_{i-1}, 1, a_{i+1},..., a_n) = 1,$$

$$T_n(a_1, a_2,..., a_{i-1}, 0, a_{i+1},..., a_n) = 0.$$

Бундан ташқари T ва S операторлар бир-бирларига нисбатан иккиламчи ҳисобланишади:

$$T_n(a_1, a_2,..., a_n) = 1 - S_n(1 - a_1, 1 - a_2,..., 1 - a_n),$$

$$S_n(a_1, a_2,..., a_n) = 1 - T_n(1 - a_1, 1 - a_2,..., 1 - a_n),$$

инкор амали $c(a) = 1 - a$ каби берилган ҳолатда.

Айрим t-нормал ва t-конормал функцияларни ва уларни ҳисоблашнинг қизиқарлироқ бўлган алгоритмларини қараб ўтилган.

Заде функцияси. Икки ўзгарувчи учун Заде функцияси қуйидагича берилади:

$$T(a, b) = \min(a, b), \quad S(a, b) = \max(a, b);$$

n ўзгарувчи учун:

$$T(a_1,a_2,...,a_n)=\min(a_1,a_2,...,a_n),$$
$$S(a_1,a_2,...,a_n)=\max(a_1,a_2,...,a_n).$$

Эҳтимоллик функциялари. Икки ўзгарувчи учун:

$$T(a,b)=a*b, S(a,b)=a+b-a*b;$$

n ўзгарувчи учун:

$$T(a_1,a_2,...,a_n)=a_1*a_2*...*a_n,$$
$$S(a_1,a_2,...,a_n)=\left(\sum_{i=1}^{n}a_i-\sum_{i=1}^{n}\sum_{j>i}^{n}a_ia_j+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j>i}^{n}\sum_{k>j}^{n}a_ia_ja_k\pm...\pm\prod_{i=1}^{n}a_i\right).$$

t-конормал эҳтимоллик функцияси S ни ҳисоблаш алгоритми қуйида келтирилган.

Кириш. $(x_1,x_2,...,x_n)$нинг аниқ қийматлар массиви.

Чиқиш. t-конорманинг S қиймати.

1-қадам. $a_1=\mu_{LX1}(x_1),a_2=\mu_{LX2}(x_2),...,a_n=\mu_{LXn}(x_n)$ни ҳисоблаш.

2-қадам. $S=a_n,\ i=n-1$ни ҳисоблаш.

3-қадам. $i>0$бўлган ҳолатда бажарилсин:

3.1-қадам. $S=a_i+(1-a_i)*S$ ҳисоблансин;

3.2-қадам. $i=i-1$ ҳисоблансин.

4-қадам. S чиқиш (натижа).

Лукасевич функцияси. Икки ўзгарувчи учун:

$$T(a,b)=\max(a+b-1,0), S(a,b)=\min(a+b,1);$$

n ўзгарувчи учун:

$$T(a_1,a_2,...,a_n)=\max\left(\sum_{i=1}^{n}a_i-(n-1),0\right),$$
$$S(a_1,a_2,...,a_n)=\min\left(\sum_{i=1}^{n}a_i,1\right).$$

Швейцер ва Скляр функцияси учун икки ўзгарувчилик кўриниш қуйидагича бўлади:

$$T(a,b)=1-((1-a)^p+(1-b)^p-(1-a)^p*(1-b)^p)^{1/з},$$
$$S(a,b)=(a^p+b^p-a^p*b^p)^{1/p},\qquad p>0,$$

ёки n ўзгарувчи учун

$$T(a_1, a_2, ..., a_n) = 1 - \left(\sum_{i=1}^{n} (1-a_i)^p - \sum_{i=1}^{n} \sum_{j>i}^{n} (1-a_i)^p (1-a_j)^p + \right.$$

$$\left. \sum_{i=1}^{n} \sum_{j>i}^{n} \sum_{k>j}^{n} (1-a_i)^p (1-a_j)^p (1-a_k)^p \pm ... \pm \prod_{i=1}^{n} (1-a_i)^p \right)^{1/p}$$

$$S(a_1, a_2, ..., a_n) = \left(\sum_{i=1}^{n} a_i^p - \sum_{i=1}^{n} \sum_{j>i}^{n} a_i^p a_j^p + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j>i}^{n} \sum_{k>j}^{n} a_i^p a_j^p a_k^p \pm ... \pm \prod_{i=1}^{n} a_i^p \right)^{1/p}$$

Швайцер-Скляр t-конормал S функциясини ҳисоблаш алгоритми қуйида келтирилган.

Кириш. $(x_1, x_2, ..., x_n)$ нинг аниқ қийматлар массиви.

Чиқиш. t-конорманинг S қиймати.

1-қадам. $a_1 = \mu_{LX1}(x_1)^p, a_2 = \mu_{LX2}(x_2)^p, ..., a_n = \mu_{LXn}(x_n)^p$ ни ҳисоблаш.

2-қадам. $S = a_n, i = n-1$ ни ҳисоблаш.

3-қадам. $i > 0$ бўлган ҳолатда бажарилсин:

3.1-қадам. $S = a_i + (1-a_i) * S$ ҳисоблансин;

3.2-қадам. $i = i-1$ ҳисоблансин.

4-қадам. $S = S^{1/p}$ ни ҳисоблаш.

t-нормани ҳисоблаш учун иккиламчилик ҳусусиятидан фойдаланилади.

Қуйида импликация амалининг бажарилишини келтирилган.

$I:[0,1]\times[0,1]\rightarrow[0,1]$ функцияси қуйидаги шартларни қаноатлантирса, ушбу функция импликация функцияси бўлади:

$$I(0,0) = I(0,1) = I(1,1) = 1;$$
$$I(1,0) = 0.$$

Импликация амалининг берилиши конъюнкция ва дизъюнкция амалларини тавсифлаш усулига боғлиқ бўлади. Классик импликация амали дизъюнкция амали ёки t-конормал функцияси орқали аниқланади:

$$a_i \rightarrow a_2 = I(a_1, a_2) = S(1-a_1, a_2).$$

Қуйида учта энг кўп ишлатилувчи S-турдаги импликация амали берилиши келтирилган.

Заде функциясидаги импликация:

$$I(a_1, a_2) = S(1 - a_1, a_2) = \max(1 - a_1, a_2).$$

Эҳтимоллик функцияларидаги импликация:

$$I(a_1, a_2) = 1 - a_1 + a_2 * a_1.$$

Лукасевич импликацияси:

$$I(a_1, a_2) = \min(1 - a_1 + a_2, 1).$$

t-нормага асосланган T-турдаги импликацияларнинг берилиши юқорида санаб ўтилган шартларни қаноатлантирмайди. Қуйида бундай импликациялардан иккитасини келтирилган:

Мамдани бўйича импликация:

$$I(a_1, a_2) = \min(a_1, a_2).$$

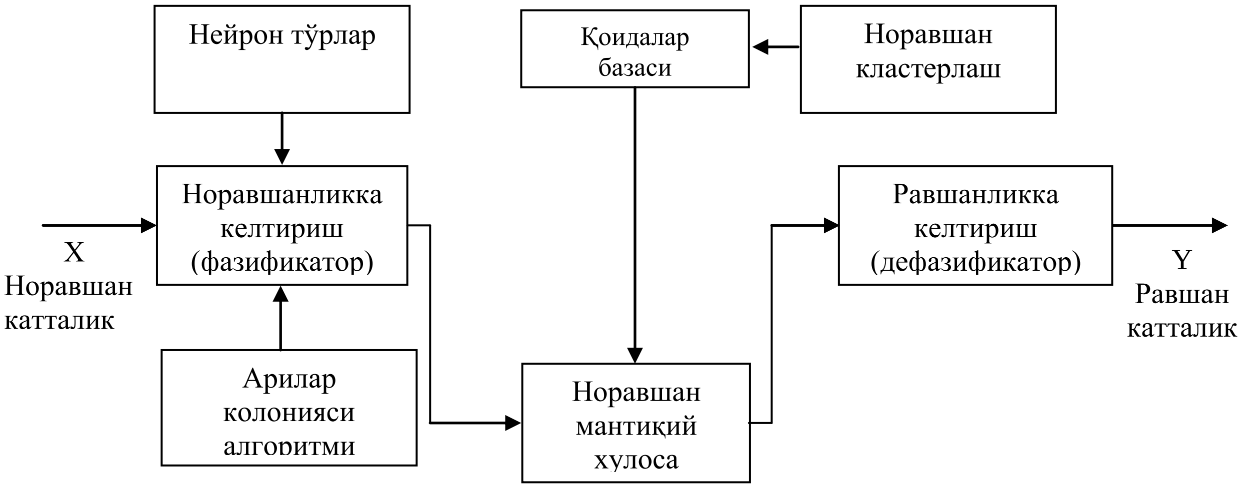
Ларсен бўйича импликация:

$$I(a_1, a_2) = a_2 * a_1.$$

2.2§. Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан моделларини қуриш усули

Ушбу бобда суст шаклланган жараён ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделини қуришни гибрид алгоритмини ишлаб чиқиш жараёнини кўриб ўтамиз. Қурилаётган норавшан мантиқий модел параметрларини оптималлаштириш масаласини турли тегишлилик функциялари бўлган ҳолатда нейрон тўрлар ва эволюцион арилар колонияси алгоритмлари асосида созлашни мақсад қилиб олдик.

Норавшан мантиқий модел қуриш жараёнида аксарият ҳолларда норавшан қоидалар базаси мавжуд бўлган бир қатор усуллардан фойдаланган ҳолда қурилади. Ушбу тадқиқот ишимизда норавшан қоидалар базасини норавшан кластеризация усули ёрдамида қуришнинг янгича усулини таклиф этамиз. Норавшан мантиқий хулоса механизмининг норавшан кластерлаш ва нейрон тўрлар ҳамда арилар колонияси алгоритмлари ёрдамида оптималлаштирилган усуллари асосида ташкил этилган умумлашган, такомиллашган гибрид алгорим схемаси қуйида келтириб ўтилган (2.2.1-расм).



2.2.1-расм. Гибрид норавшан мантиқий хулоса механизми

Умумий ҳолатда суст шаклланган жараён ҳолатини классификация, баҳолаш ва башоратлаш модели норавшан қоидалар хулосалари ёрдамида тавсифланади қуйидагича [125,162]:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j}\left(\bigcap_{i=1}^{n} x_i = a_{i,jp},\ w_{jp}\ \text{вазн билан}\right)\rightarrow y_j = f_j(x_1,x_2,...,x_n).$$

Бу ерда $a_{i,jp}$ - jp қаторнинг x_i ўзгарувчисини баҳоловчи лингвистик терм.

w_{jp} - jp - қоиданинг вазн коэффициенти.

$y_j = f_j(x_1,x_2,...,x_n)$ - норавшан қоиданинг чиқиши.

Норавшан қоиданинг чиқиши моделнинг тури Мамдани ёки Сугено турида бўлишига боғлиқ ҳолда норавшан термлар орқали ифодаланиши мумкин ёки чизиқли боғлиқлик орқали тақдим этилиши мумкин.

А.П. Ротштейн [159] ва Р.А.Алиевлар ишларида Мамдани ва Сугенонинг синглтон кўринишидаги норавшан лингвистик модел ёрдамида нейроноравшан идентификациялаш масаласини ечиш кўриб ўтилган

[80,158,159,160,161]. Шунингдек ушбу ишларда қўнғироқсимон тегишлилик функцияси параметрлари норавшан моделнинг синглтон ҳолатида созлаш усули келтирилган. Шунингдек, ушбу ишларда Сугенонинг чизиқли кўринишдаги модели ёрдамида ҳамда турли хил тегишлилик функциялари бўлган ҳолларда уларнинг параметрларини созлаш жараёнлари келтирилмаган.

Норавшан мантиқий модел қуришга бағишланган тадқиқотлар [83] ишда ўз аксини топган. Унинг тадқиқот иши асосан суст шаклланган жараёнларни мақсадли мониторингида қарор қабул қилишга кўмаклашувчи тизимларни яратишга бағишланган. Қарор қабул қилиш жараёнида норавшан қоида хулосаларига асосланган Сугенонинг синглтон кўринишидаги модели қурилган ва модел параметрлари градиент усули ёрдамида созланган. Лекин, мазкур тадқиқотда ҳам Сугенонинг норавшан чизиқли моделини қуриш масалалари кўриб ўтилмаган.

Хавф-хатарни баҳолашда Сугенонинг чизиқли моделини қуришга [166] тадқиқот иши бағишланган. Аммо, норавшан модел қуриш жараёни Matlab муҳитида ва фақат қўнғироқсимон тегишлилик функцияси бўлган ҳоллар учун кўрилган. [121,174] тадқиқот ишларида норавшан мантиқий модел қуриш жараёнида мавжуд тоғли кластерлаш усулидан фойдаланилган. Шунингдек Matlab амалий математик масалалар пакетида ҳам модел қуриш масаласи кластерлашнинг тоғли усули ёрдамида амалга оширилган.

Ўтказилган бир қатор тадқиқотлар шуни кўрсатдики, норавшан мантиқий модел қуришда тоғли кластерлаш усулидан қоидалар фақат бир хил термларга кўра кластерлаштирилар экан. Шу сабабли бизнинг тадқиқот ишимиз норавшан қоида хулосалари ёрдамида Сугенонинг чизиқли кўринишдаги моделини турли хил тегишлилик функциялари бўлган муҳитда модел параметрларини нейрон тўрлар ва арилар колонияси алгоритми асосида созлаш орқали қуриш муаммосини ечишга қаратилади. Бундан ташқари тадқиқот ишимизда ночизиқли кўринишдаги мантиқий норавшан моделни қуриш ҳамда унинг параметрларини турли хил тегишлилик функциялари бўлган ҳолатида нейрон тўрлари ва арилар колонияси алгоритми асосида созлаш муаммолари тадқиқ этилди. Якунда бизнинг тадқиқот ишимизда норавшан мантиқий моделни қуришнинг гибрид усуллари таклиф қилинди.

Норавшан қоидалар хулосалари ёрдамида тавсифланувчи суст шаклланган жараён ҳолатини баҳолашнинг уч хил кўринишдаги моделлари ишлаб чиқилди [126,135, 148,171].

1. Чиқиши чизиқли боғланиш кўринишидаги жараён ҳолатини баҳолашнинг норавшан модели.

Агар $(x_1^1 = a_{11}^1 \vee x_2^1 = a_{12}^1 \vee \ldots \vee x_n^1 = a_{1n}^1) \wedge$

$$\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$$

$$\wedge (x_1^1 = a_{11}^{k_1} \vee x_2^1 = a_{12}^{k_1} \vee \ldots \vee x_n^1 = a_{1n}^{k_1})$$

У ҳолда

$$y_1 = b_{10} + b_{11}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{1j})x_1^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{1j})} + b_{12}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{1j})x_2^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{1j})} + \ldots$$

$$+ b_{1n-1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{1j})x_{n-1}^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{1j})} + b_{1n}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{1j})x_n^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{1j})}$$

Агар $(x_1^2 = a_{11}^2 \vee x_2^2 = a_{12}^2 \vee \ldots \vee x_n^2 = a_{1n}^2) \wedge$

$$\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$$

$$\wedge (x_1^2 = a_{11}^{k_2} \vee x_2^2 = a_{12}^{k_2} \vee \ldots \vee x_n^2 = a_{1n}^{k_2})$$

У ҳолда

$$y_2 = b_{20} + b_{21}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{2j})x_1^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{2j})} + b_{22}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{2j})x_2^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{2j})} + \ldots$$

$$.$$

$$+ b_{2n-1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{2j})x_{n-1}^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{2j})} + b_{2n}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{2j})x_n^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{2j})}$$

......

Агар $(x_1^m = a_{11}^m \vee x_2^m = a_{12}^m \vee \ldots \vee x_n^m = a_{1n}^m) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^m = a_{11}^{k_m} \vee x_2^m = a_{12}^{k_m} \vee \ldots \vee x_n^m = a_{1n}^{k_m})$

У ҳолда

$$y_m = b_{m0} + b_{m1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{mj})x_1^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{mj})} + b_{m2}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{mj})x_2^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{mj})} + ..$$

$$.$$

$$+ b_{mn-1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{mj})x_{n-1}^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{mj})} + b_{mn}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{mj})x_n^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{mj})}.$$

2. Чиқиши норавшан термлар кўринишидаги жараён ҳолатини баҳолашнинг норавшан модели.

Агар $(x_1^1 = a_{11}^1 \vee x_2^1 = a_{12}^1 \vee \ldots \vee x_n^1 = a_{1n}^1) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^1 = a_{11}^{k_1} \vee x_2^1 = a_{12}^{k_1} \vee \ldots \vee x_n^1 = a_{1n}^{k_1})$

У ҳолда $y_1 = r_1$.

Агар $(x_1^2 = a_{11}^2 \vee x_2^2 = a_{12}^2 \vee \ldots \vee x_n^2 = a_{1n}^2) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^2 = a_{11}^{k_2} \vee x_2^2 = a_{12}^{k_2} \vee \ldots \vee x_n^2 = a_{1n}^{k_2})$

У ҳолда $y_2 = r_2$.

....

Агар $(x_1^m = a_{11}^m \vee x_2^m = a_{12}^m \vee ... \vee x_n^m = a_{1n}^m) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^m = a_{11}^{k_m} \vee x_2^m = a_{12}^{k_m} \vee ... \vee x_n^m = a_{1n}^{k_m})$

У ҳолда $y_m = r_m$.

3. Чиқиши ночизиқли боғланиш кўринишдаги жараён ҳолатини баҳолашнинг норавшан модели.

Агар $(x_1^1 = a_{11}^1 \vee x_2^1 = a_{12}^1 \vee ... \vee x_n^1 = a_{1n}^1) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^1 = a_{11}^{k_1} \vee x_2^1 = a_{12}^{k_1} \vee ... \vee x_n^1 = a_{1n}^{k_1})$,

у ҳолда

$$y_1 = b_{10} + b_{11}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{1j})x_1^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{1j})} + b_{12}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{1j})x_2^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{1j})} + ...$$

$$+ b_{1n-1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{1j})x_{n-1}^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{1j})} + b_{1n}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{1j})x_n^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{1j})} +$$

$$+ b_{1n+1}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{1j})x_1^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{1j})}\right]^h + b_{1n+2}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{1j})x_2^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{1j})}\right]^h + ...$$

$$+ b_{1H-1}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{1j})x_{n-1}^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{1j})}\right]^H + b_{1H}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{1j})x_n^{1j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{1j})}\right]^H.$$

Агар $(x_1^2 = a_{11}^2 \vee x_2^2 = a_{12}^2 \vee ... \vee x_n^2 = a_{1n}^2) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^2 = a_{11}^{k_2} \vee x_2^2 = a_{12}^{k_2} \vee ... \vee x_n^2 = a_{1n}^{k_2})$, у ҳолда

$$y_2 = b_{20} + b_{21}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{2j})x_1^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{2j})} + b_{22}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{2j})x_2^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{2j})} + \ldots$$

$$+ b_{2n-1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{2j})x_{n-1}^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{2j})} + b_{2n}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{2j})x_n^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{2j})} +$$

$$+ b_{2n+1}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{2j})x_1^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{2j})}\right]^h + b_{2n+2}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{2j})x_2^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{2j})}\right]^h + \ldots$$

$$+ b_{2H-1}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{2j})x_{n-1}^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{2j})}\right]^H + b_{2H}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{2j})x_n^{2j}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{2j})}\right]^H .$$

......

Агар $(x_1^m = a_{11}^m \vee x_2^m = a_{12}^m \vee \ldots \vee x_n^m = a_{1n}^m) \wedge$

. . . .

$\wedge (x_1^m = a_{11}^{k_m} \vee x_2^m = a_{12}^{k_m} \vee \ldots \vee x_n^m = a_{1n}^{k_m})$,

у ҳолда

$$y_m = b_{m0} + b_{m1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{mj})x_1^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{mj})} + b_{m2}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{mj})x_2^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{mj})} + \ldots$$

$$+ b_{mn-1}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{mj})x_{n-1}^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{mj})} + b_{mn}\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{mj})x_n^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{mj})} +$$

$$+ b_{mn+1}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{mj})x_1^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_1^{mj})}\right]^2 + b_{mn+2}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{mj})x_2^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_2^{mj})}\right]^2 + \ldots$$

$$+ b_{mH-1}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{mj})x_{n-1}^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_{n-1}^{mj})}\right]^H + b_{mH}\left[\frac{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{mj})x_n^{mj}}{\sum_{j=1}^{q}\mu(x_n^{mj})}\right]^H .$$

Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини классификация, баҳолаш ва башоратлашнинг норавшан моделини қуришда норавшан кластерлаш алгоритмидан фойдаланилади.

Кластерлашнинг асосий алгоритмлари, (масалан, Microsoft Analysis Services 2005 да амалга оширилган K-Means, Expectation Maximization алгоритмларининг модификациялари) жумладан, ҳар бир кластерни алоҳида қабариқ тўплам билан қамраб олиш имкониятини талаб қилган ҳолда олинадиган кластерларнинг геометрик шаклларига чекланишлар қўяди [108]. Бундай чекланиш ушбу алгоритмлардаги кластерларнинг марказларининг мавжудлиги (K-Means) ёки ҳар бир кластер учун математик кутилма ва дисперсиянинг тегишли қийматларига эга бўлган эҳтимолий тақсимот функциясининг мавжудлиги (Expectation Maximization) тўғрисидаги фаразлар билан қўйилади. Натижада ушбу алгоритмлар кластерларни мос ҳолда нафақат қабариқ бўлмаган тўпламларга бўлиш, хаттоки ўзаро ичма-ич жойлашган тузилмаларга бўлиш имкониятига ҳам эга бўлмайди.

Ушбу муаммони қуйида баён қилинадиган кластерларга ораларида бир-бирларига “яқинроқ” бўлган элементлар кетма-кетликлари мавжуд бўлган элементларни гуруҳлашга имкон берувчи норавшан муносабатлар асосидаги кластерлаш алгоритми ҳал қилади, бу эса гуруҳлаш тўғрисидаги интуитив тасаввурларга ҳам мос келади.

Ушбу мақсадда тўпламларни норавшан муносабат бўйича эквивалентлик синфларига бўлиш асосида ихтиёрий метрик фазонинг чекли сондаги элементлари тўпламини кластерлашга бўлган ёндашув баён қилинади.

Метрика асосида аниқ рефлексивлик ва оддий α-симметриклик хусусиятларига эга бўлган норавшан муносабат аниқланади. α нинг 0 дан 1 гача бўлган оралиқдаги ҳар бир қиймати учун берилган тўпламдаги эквивалентлик муносабатини аниқлашга имкон берувчи муносабатларнинг транзитив ҳалқаси қурилади. Муносабатларнинг қурилиши бўйича икки элементи фақат ва фақат улар ўртасида ўзаро бир-бирларига “яқин” бўлган элементлар кетма-кетлиги мавжуд бўлган ҳоллардагина битта эквивалентлик синфига киради.

Кластерланаётган элементлар фазоси индукциялашган метрикали топологияга эга бўлган вектор фазоси бўлган ҳолларда баён қилинган алгоритм ёрдамида олинган кластерлар ихтиёрий геометрик шаклга эга бўлиши, жумладан қабариқ бўлмаган тўпламлардан ташкил топиши мумкин. Бу ёндашувнинг кластерлашнинг бошқа кўпгина машҳур алгоритмларига (масалан, K-Means, Expectation Maximization алгоритмларининг модификациялари ва б.) нисбатан жиддий афзаллиги ҳисобланади.

Алгоритмнинг афзалликлари сифатида қуйидагиларни кўрсатиш мумкин:

- Маълумотларнинг таркиби тўғрисидаги априори фаразларга (кластерлар бўйича эҳтимолий тақсимотнинг кўриниши ва параметрлари, зичлик марказлари, кластерлар сони) бўлган заруриятнинг йўқлиги.
- Кластерлар бўйича бўлиш натижаларининг тушунарли талқини: ўзаро бир-бирларига яқин бўлган элементлар кетма-кетлиги мавжуд бўлган ҳолларда элементлар битта кластерга киритилади.
- Кластерларнинг геометрик шаклларига бўлган чекланишларнинг мавжуд эмаслиги.
- Алгоритмнинг бажарилиш вақти кирувчи векторлардаги компонентлар сонига кам даражада боғлиқлиги.

Алгоритм ўқув танланмасини аниқлашдан бошланади:

$$\left|\begin{matrix} x_1^1 & x_2^1 & \ldots x_n^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \ldots x_n^2 \\ . & . & . \\ x_1^m & x_2^m & \ldots x_n^m \end{matrix}\right| \quad \left|\begin{matrix} y_1 \\ y_2 \\ \ldots \\ y_m \end{matrix}\right| .$$

Кейинги қадамда ўқув танланмасини нормаллаштириш амалга оширилади:

$$u_i^k = l\frac{x_i^k - x^{\min}}{x^{\max} - x^{\min}};$$

бу ерда $i = \overline{1,n},\ k = \overline{1,m}.$

Фазиффикациялаш оператори бажарилади:

$$\mu^j\left(u_i^k\right) = \frac{1}{1 + \frac{u_i^k - c_j}{\sigma_j}};$$

бу ерда σ_j, c_j - параметрлар, $j = \overline{1,l}.$ l – оралиқни ифодаловчи сон.

Синфларни нормаллаштириш амалга оширилади:

$$v^k = l\frac{y^k - y^{\min}}{y^{\max} - y^{\min}}.$$

Фаззификациялаш оператори бажарилади:

$$\mu^j\left(v^k\right) = \frac{1}{1 + \frac{v^k - c_j}{\sigma_j}};$$

$$\mu^*\left(u_i^k\right) = \max_j \mu^j\left(u_i^k\right);$$

$$\mu^*\left(v^k\right) = \max_j \mu^j\left(v^k\right);$$

$$SP_k = \prod_{j=1}^{n} \mu^*\left(u_j^k\right) \cdot \mu^*\left(v^k\right).$$

Норавшан қоидаларни танлаш амалга оширилади:

SP^k ни нормаллаштириш:

$$\eta^k = l\frac{SP_k - SP^{\min}}{SP^{\max} - SP^{\min}}.$$

Фаззификация:

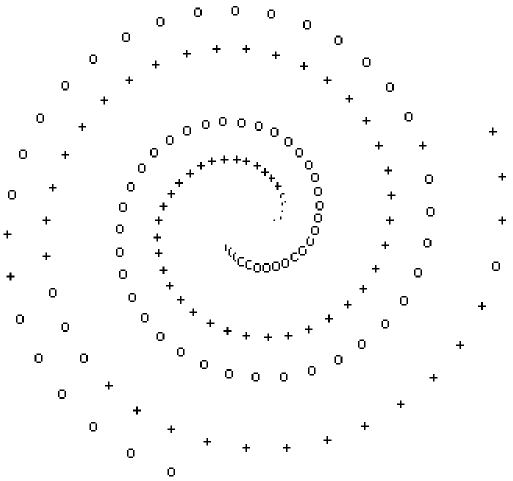
$$\mu^j(\eta^k) = \frac{1}{1+\frac{\eta^k - c_j}{\sigma_j}};$$

$$\mu^*(\eta^k) = \max_j \mu^j(\eta^k).$$

Эквивалентлик муносабати асосида норавшан кластеризация усули ёрдамида $\{SP_1,\ldots,SP_n\}$ қоидалар тўпламини ўзаро кесишмайдиган эквивалентлик синфларига ажратилади. Яъни, икки элемент фақат ва фақат улар ўртасида жуфт ҳолда бир-бирларига яқин бўлган элементлар кетма-кетлиги мавжуд бўлган ҳоллардагина битта эквивалентлик синфига киритилади [110,123].

Ушбу кластеризация алгоритми асосида икки спирал масаласини ечиш жараёнини кўриб ўтамиз. Солиштириш мақсадида айнан шу масалани бир қатор кластерларлаш алгоритмлари [113] ва шу билан бирга с-ўртача (c-means) норавшан кластерлаш алгоритми асосида ечиш жараёнлари ҳам кўриб ўтилди. Ушбу икки спирал масаласининг шартига кўра текисликда 150 та объект, нуқта ёрдамида иккита спирал ташкил этилган. Мана шу нуқталарни биринчи ёки иккинчи спиралга тегишли эканлигини – у ёки бу кластерга тегишлилигини, кластерини аниқлаш талаб этилади. Масаланинг мураккаблиги шундаки, бунда иккита кластер, спирал геометрик жихатдан бир-бирининг ичига суқулиб кирган, кластерлар ўзаро кесишган. Одатда бундай масалаларни ечишда метрик масофалар яқинлигидан фойдаланиш мақсадга мувофиқ бўлмаслиги мумкин.

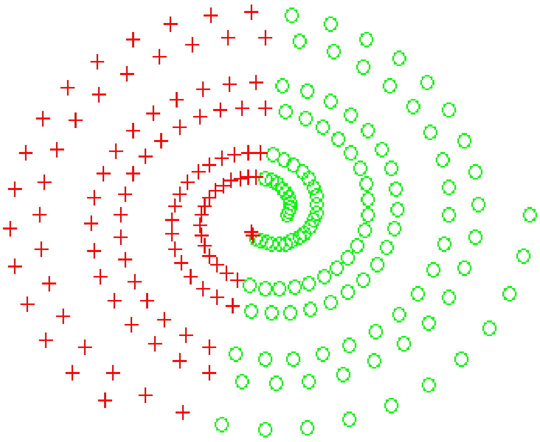
Икки спирал масаласини таклиф этилаётган норавшан кластерлаш алгоритми ва с-ўртача алгоритми ёрдамида ечиш натижаларини кўриб ўтамиз. Олинган натижалар таҳлили шуни кўрсатдики, таклиф этилаётган алгоритм асосида олинган натижаларда 150 та нуқтадан фақат 7 та объектнигина (2.2.2-расм) бошқа кластерга янглиш синфлаштирди. Бу эса классификациядаги 4.7% хатоликни ташкил этади.



2.2.2-расм. Таклиф этилаётган алгоритм асосида спирал масаласини ечиш натижалари.

Ушбу масалани c-ўртача норавшан кластерлаш алгоритми асосида ечиш сезиларли даражада катта хатоликни юзага келтирди. Бунга асосий сабаб сифатида ушбу масаладаги спиралларни геометрик жиҳатдан мураккаб жойлашганлиги ва геометрик масофалар асосида ушбу масалани ечиш имкони йўқлигини олиш мумкин.

Икки спирал масаласини c-ўртача норавшан кластерлаш алгоритми асосида ечилганида 56% объектларни, нуқталарни нотўғри синфлаштирганлиги кузатилди (2.2.3 – расм).



2.2.3 – расм. c-ўртача алгоритми асосида спирал масаласини ечиш натижалари.

Иккала алгоритм асосида олинган натижаларнинг солиштирма таҳлили қуйида (2.2.1-жадвалга қаранг) келтириб ўтилган.

2.2.1 – жадвал

Алгоритмлар натижалари аниқликлари

Алгоритм Объектлар маълумотлари	Таклиф этилаётган	C-means
Объектлар	150	
Белгилар	2	
Кластерлар	2	
Аниқлик	95.3%	44%

Таҳлил натижалари шуни кўрсатадики, Норавшан муносабатлар асосида классификация масаласини ечувчи биз таклиф этаётган алгоритм нафақат қавариқ бўлмаган тўпламларни, кесишган таркибга эга бўлган синфларни ҳам яхши синфлаштира олади. Ушбу алгоритмни нейрон тўрлар билан бирлаштирган ҳолда кластеризация масаласини ечишда оптимал ечимга яқин ечимга эришиш мумкин.

2.3§. Интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан модели параметрларини нейрон тўрлар ва арилар колонияси алгоритмлари ёрдамида созлаш усуллари

Нейрон тўрлари ва норавшан мантиқ – мутлақо турлича математик қурилмалар – кибернетиканинг кўпгина интеллектуал масалалари: башорат қилиш, ташхислаш, тимсолларни таниб олиш кабиларда мураккаб (ночизиқли) функционал боғлиқликларнинг универсал аппроксиматорлари ҳисобланадилар [107,162].

Нейрон тўрларининг энг асосий ўзига хос хусусияти бўлиб уларнинг ўқитишга бўлган қобилияти ҳисобланади [90,142]. У махсус яратилган алгоритмлар ёрдамида амалга оширилади, бундай алгоритмлар орасида энг кенг тарқалгани <хатоликнинг тескари тарқалиши> (back-propagation)

[159,162] қоидаси ҳисобланади. Нейрон тўрларини ўқитиш учун қидирилаётган функционал боғлиқликнинг таркибий тузилиши тўғрисида ҳеч қандай априори маълумотлар талаб қилинмайди. Фақат <киришлар-чиқишлар> тажрибавий жуфтликлари кўринишидаги ўқув танланмасигина керак бўлади.

Норавшан мантиқнинг афзаллиги бўлиб объект тўғрисидаги “агар <киришлар> бўлса, у ҳолда <чиқиш> бўлади” лингвистик фикрлари кўринишидаги эксперт билимларидан фойдаланиш мумкинлиги ҳисобланади [154]. Бироқ норавшан мантиқ аппарати ўқитиш механизмига эга эмас. Шунинг учун ҳам норавшан мантиқий хулоса натижалари <кичик>, <катта>, <совуқ>, <иссиқ> каби термлар билан шакллантириладиган тегишлилик функцияларининг кўринишига кучли даражада боғлиқ бўлади [133,134].

Норавшан мантиқни нейрон тўрлари билан бирлаштирилиши мутлақо янгича сифат касб этади [95,145,159,159]. Бундай бирлаштириш натижасида олинадиган нейро-норавшан тўр муҳим интеллектуал хусусиятга, яъни *лингвистиклик,* хусусиятига эга бўлади.

<(x_i) киришлар- (y) чиқиш> алоқасини қуйида (2.3.1-жадвалга қаранг) кўрсатилган эксперт билимлар матрицаси кўринишида тасвирлаш мумкин бўлган

$$y_j = f_j(x_1, x_2, ..., x_n), \tag{2.3.1}$$

кўринишидаги объект кўриб чиқилмоқда.

2.3.1-жадвал

Эксперт билимлар матрицаси

№	АГАР <киришлар>				У ҲОЛДА <чиқиш>	Қоида вазни
	x_1	x_2	:	x_n		
11 12 : $1k_1$	a_1^{11} a_1^{12} : $a_1^{1k_1}$	a_2^{11} a_2^{12} : $a_2^{1k_1}$	: : : :	a_n^{11} a_n^{12} : $a_n^{1k_1}$	d_1	w_{11} w_{12} : w_{1k_1}
:	:	:	:	:	:	:
$m1$ $m2$: mk_m	a_1^{1m1} a_1^{1m2} : $a_1^{mk_m}$	a_2^{1m1} a_2^{1m2} : $a_2^{mk_m}$	: : : :	a_n^{1m1} a_n^{1m2} : $a_n^{mk_m}$	d_m	w_{m1} w_{m2} : w_{mk_m}

Матрицага қуйидаги норавшан билимлар базаси мос келади:

АГАР $[(x_1 = a_1^{j1})\ BA\ (x_2 = a_2^{j1})\ BA...BA\ (x_n = a_n^{j1})]$ (w_{j1} вазн билан):

: ЁКИ $[(x_1 = a_1^{jk_j})\ BA\ (x_2 = a_2^{jk_j})\ BA...BA\ (x_n = a_n^{jk_j})]$ (w_{jk_j} вазн билан),

У ҲОЛДА $y \in f_j,\ j = \overline{1,m}$ (2.3.2)

бу ерда a_i^{jp} - $p = \overline{1,k_j}$ сатрдаги x_i ўзгарувчини баҳоловчи лингвистик терм;

k_j - y чиқиш ўзгарувчисининг $f_j, j=\overline{1,m}$ синфига мос бўлган сатр-конъюнкциялар сони;

w_{jp} - $p=k_j$ рақамли фикр бўйича эксперт ишончининг субъектив ўлчовини тавсифловчи [0,1] оралиғидаги сон;

(2.3.2) норавшан билимлар базасига объектнинг қуйидагича аппроксимацияси (2.3.1) мос келади:

$$y=(y\mu^{f_1}(y)+y_1\mu^{f_2}(y)+\ldots+y_{m-1}\mu^{f_m}(y))/\sum_{j=1}^{m}\mu^{f_j}(y), \qquad (2.3.3)$$

$$\mu^{f_j}(y)=\max_{\overline{p=1,k_j}}\{w_{jp}\min_{\overline{i=1,n}}[\mu^{jp}(x_i)]\}, \qquad (2.3.4)$$

бу ерда $\mu^{f_j}(y)$ - y чиқишнинг f_j синфга тегишлилик функцияси;

$\mu^{jp}(x_i)$ - x_i ўзгарувчининг a_i^{jp} термга тегишлилик функцияси;

b_i^{jp}, c_i^{jp} - тегишлилик функциясини созлаш параметрлари.

Ушбу бўлимда объект (2.3.1) тўғрисидаги лингвистик маълумотларни изоморф билимлар базаси (2.3.2) да махсус *нейро-норавшан* тўр кўринишида тасвирлаш усули таклиф қилинади. Бундай тўрнинг таркибий тузилиши 2.2-жадвалда кўрсатилган.

2.3.1-расмдан кўриниб турибдики, нейро-норавшан тўр бешта қатламдан иборат:

1-қатлам – идентификация қилинаётган объект киришлари;

2-қатлам – билимлар базаси (2.3.2) да фойдаланиладиган норавшан термлар;

3-қатлам - билимлар базаси (2.3.2) нинг сатр-конъюнкциялари;

4-қатлам - f_j, $j=\overline{1,m}$ синфларга бирлаштириладиган қоидалар;

5-қатлам - дефаззификация операцияси (2.3.3), яъни норавшан мантиқий хулоса натижаларини равшан сонга айлантириш.

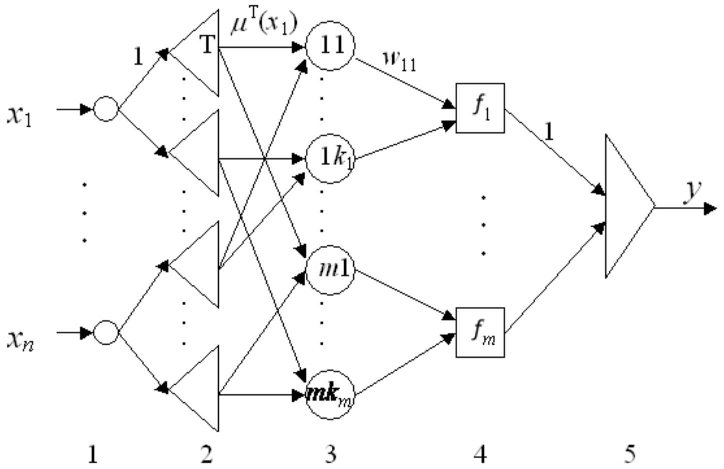
Нейро-норавшан тўрдаги тугунлар сони қуйидагича аниқланади:

1-қатлам - идентификация қилинаётган объект киришлари бўйича;

2-қатлам - билимлар базаси (2.3.2) даги норавшан термлар сони бўйича;

3-қатлам - билимлар базаси (2.3.2) даги сатр-конъюнкциялар сони бўйича;

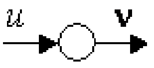
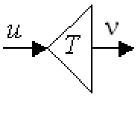
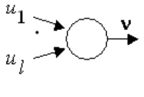
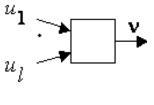
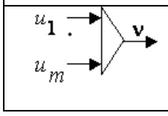
4-қатлам – чиқиш ўзгарувчиси қийматлар оралиғи бўлинадиган синфлар сони бўйича.



2.3.1-расм. Нейро-норавшан тўрнинг таркибий тузилиши

2.3.2-жадвал

Нейро-норавшан тўрнинг элементлари

Тугун	Номи	Функция
	Кириш	$v = u$
	Норавшан терм	$v = \mu^{T}(u)$
	Норавшан қоида	$v = \prod_{i=1}^{l} u_i$
	Қоидалар синфи	$v = \sum_{i=1}^{l} u_i$
	Дефаззификация	$v = \sum_{j=1}^{m} u_j \overline{f}_j \Big/ \sum_{j=1}^{m} u_j$

Граф ёйи қуйидагича вазнлаштирилади:

бир вазн билан – 1- ва 2-қатламлар орасидаги ёйлар;

киришнинг норавшан термга тегишлилиги функциялари билан - 2- ва 3-қатламлар орасидаги ёйлар;

қоидалар вазнлари билан - 3- ва 4-қатламлар орасидаги ёйлар;

бир вазн билан – 4- ва 5-қатламлар орасидаги ёйлар.

2.3.1-жадвалда қуйидагилар белгиланган:

$\mu^T(u)$ - u ўзгарувчининг Т термга тегишлилик функцияси;

$\bar{d}_j$ - $d_j \in \lfloor \underline{y}, \bar{y} \rfloor$ синф маркази.

2.3.1-жадвалдаги *норавшан қоида* ва *қоидалар синфи* элементларини аниқлашда (2.3.4) формуладаги *min* ва *max* норавшан-мантиқий амаллари арифметик кўпайтириш ва қўшиш амаллари билан алмаштирилган. Бундай алмаштиришнинг мумкинлиги [63] да асослаб берилган. Бу ерда бу дифференциаллаш учун қулай аналитик ифодаларни олишга имкон беради.

Ўқитишнинг моҳияти нейро-норавшан аппроксимациялар натижалари ва объектнинг ҳақиқий хусусиятлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи ёй вазнларини танлаб олишдан иборат. Ўқитиш учун нейрон тўрлари назарияси қўлланилувчи

$$E = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M}\left(y_j - \hat{y}_j\right)^2 \rightarrow \min$$

мезонни минималлаштирувчи қуйидаги рекуррент муносабатлар тизимидан фойдаланилади:

$$w_{jp}(t+1) = w_{jp}(t) - \mu\frac{\partial E_t}{\partial w_{jp}(t)},$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta\frac{\partial E_t}{\partial c_i^{jp}(t)},$$

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial b_i^{jp}(t)},$$

$$j = \overline{1,m}, i = \overline{1,n}, p = k_j .$$

бу ерда:

$\hat{y}_j$ ва y_j - объект (2.3.1) нинг ўқитишнинг *j*-қадамидаги назарий ва тажрибавий чиқишлари;

$w_j^p; c_i^{jp}, b_i^{jp}$ - қоидалар вазнлари (w) ва ўқитишнинг t-қадамидаги тегишлилик функцияларининг параметрлари (b,c);

η- [133] даги тавсияларга мувофиқ танлаб олиниши мумкин бўлган ўқитиш параметри.

(2.3.5)-(2.3.6) муносабатларга кирувчи хусусий ҳосилалар (E_t) хатоликнинг нейро-норавшан тўр параметрлари ўзгаришларига бўлган сезгирлигини тавсифлайди ва қуйидагича ҳисобланади:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jp}} = \varepsilon_1 \varepsilon_2 \varepsilon_3 \frac{\partial \mu^{dj}(y)}{\partial w_{jp}}, \tag{2.3.5}$$

$$\frac{\partial E}{\partial c_i^{jp}} = \varepsilon_1 \varepsilon_2 \varepsilon_3 \varepsilon_4 \frac{\partial \mu^{jp}(x_i)}{\partial c_i^{jp}},$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^{jp}} = \varepsilon_1 \varepsilon_2 \varepsilon_3 \varepsilon_4 \frac{\partial \mu^{jp}(x_i)}{\partial b_i^{jp}}, \tag{2.3.6}$$

бу ерда

$$\varepsilon_1 = \frac{\partial E}{\partial y} = y_j - \hat{y}_j,$$

$$\varepsilon_2 = \frac{\partial y}{\partial \mu^{d_j}(y)} = \frac{\overline{d_j}\sum\limits_{j=1}^{m} \mu^{d_j}(y) - \sum\limits_{j=1}^{m} \overline{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m} \mu^{d_j}(y)\right)^2},$$

$$\varepsilon_3 = \frac{\partial \mu^{d_j}(y)}{\partial\left(\prod\limits_{i=1}^{n} \mu^{jp}(x_i)\right)} = w_{jp},$$

$$\varepsilon_4 = \frac{\partial\left(\prod\limits_{i=1}^{n} \mu^{jp}(x_i)\right)}{\partial \nu^{jp}(x_i)} = \frac{1}{\mu^{jp}(x_i)}\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i),$$

$$\frac{\partial \mu^{d_j}(y)}{\partial w_{jp}} = \prod_{i=1}^{n} \mu^{jp}(x_i),$$

$$\frac{\partial \mu^{jp}(x_i)}{\partial c_i^{jp}} = \frac{2c_i^{jp}(x_i - b_i^{jp})^2}{((c_i^{jp})^2 + (x_i - b_i^{jp})^2)^2},$$

$$\frac{\partial \mu^{jp}(x_i)}{\partial b_i^{jp}} = \frac{2(c_i^{jp})^2(x_i - b_i^{jp})}{\left((c_i^{jp})^2 + (x_i - b_i^{jp})^2\right)^2}. \qquad (2.3.7)$$

Гаусс туридаги тегишлилик функциялари $\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$ учун хусусий ҳосилалар

$$\frac{\partial \mu_i^{jp}}{\partial c_i^{jp}} = \frac{(x_i^* - c_i^{jp}) \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial \mu_i^{jp}}{\partial \sigma_i^{jp}} = \frac{(x_i^* - c_i^{jp})^2 \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^3}$$

қийматларини ҳисобга олган ҳолда $t+1$ даги параметрлар қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$c_i^{jp}(t+1)=c_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\,\frac{\prod\limits_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum\limits_{j=1}^{m}\overline{d}_j\,\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\,\frac{2(x_i^*-c_i^{jp})\cdot\mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^2},$$

$$\sigma_i^{jp}(t+1)=\sigma_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\,\frac{\prod\limits_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum\limits_{j=1}^{m}\overline{d}_j\,\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\,\frac{2(x_i^*-c_i^{jp})^2\cdot\mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^3}.$$

Қўнғироқсимон тегишлилик функциялари $\mu(x)=\dfrac{1}{1+\left(\dfrac{x-c}{\sigma}\right)^2}$ учун хусусий ҳосилалар

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial c_i^{jp}}=\frac{2\sigma_i^{jp}(x_i^*-c_i^{jp})^2}{\left((\sigma_i^{jp})^2-(x_i^*-c_i^{jp})^2\right)^2},$$

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial\sigma_i^{jp}}=\frac{2\sigma_i^{jp}(x_i^*-c_i^{jp})^2}{\left((\sigma_i^{jp})^2+(x_i^*-c_i^{jp})^2\right)^2}$$

қийматларини ҳисобга олган ҳолда $t+1$ даги параметрлар қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$c_i^{jp}(t+1)=c_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod\limits_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum\limits_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{2\left(\sigma_i^{jp}\right)^2(x_i^*-c_i^{jp})}{\left((\sigma_i^{jp})^2+(x_i^*-c_i^{jp})^2\right)^2},$$

$$\sigma_i^{jp}(t+1)=\sigma_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod\limits_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum\limits_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{2\sigma_i^{jp}(x_i^*-c_i^{jp})^2}{\left((\sigma_i^{jp})^2+(x_i^*-c_i^{jp})^2\right)^2}.$$

Параболик шаклдаги тегишлилик функциялари $\mu(x)=1-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2$ учун хусусий ҳосилалар

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial c_i^{jp}}=\frac{2(x_i^*-c_i^{jp})^2}{(\sigma_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial\sigma_i^{jp}}=\frac{2(x_i^*-c_i^{jp})^2}{(\sigma_i^{jp})^3}.$$

қийматларини ҳисобга олган ҳолда $t+1$ даги параметрлар қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$c_i^{jp}(t+1)=c_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod\limits_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum\limits_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{2(x_i^*-c_i^{jp})}{(\sigma_i^{jp})^2},$$

$$\sigma_i^{jp}(t+1)=\sigma_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod\limits_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d_j}\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum\limits_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum\limits_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{2(x_i^*-c_i^{jp})^2}{(\sigma_i^{jp})^3}.$$

Учбурчак шаклдаги тегишлилик функциялари

$$\mu(x)=\begin{cases}\dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ \dfrac{x-c}{b-c}, & b\le x\le c,\\ 0 & \textit{бошка холларда}.\end{cases}$$

Ушбу ҳолатда хусусий ҳосилалар қуйидагича кўринишда бўлади:

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial a_i^{jp}}=\frac{x_i-b_i^{jp}}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial c_i^{jp}}=\frac{x_i-b_i^{jp}}{(b_i^{jp}-c_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial\mu_i^{jp}}{\partial b_i^{jp}}=\begin{cases}\dfrac{a_i^{jp}-x_i}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2}, & a\le x\le b,\\ \dfrac{c_i^{jp}-x_i}{(b_i^{jp}-c_i^{jp})^2}, & b\le x\le c.\end{cases}$$

$t+1$ даги параметрлар қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$a_i^{jp}(t+1)=a_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{x_i-b_i^{jp}}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

$$c_i^{jp}(t+1)=c_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{x_i-b_i^{jp}}{(b_i^{jp}-c_i^{jp})^2},$$

агар $a\le x\le b$ бўлса,

$$b_i^{jp}(t+1)=b_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{a_i^{jp}-x_i}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

агар $b\le x\le c$ бўлса,

$$b_i^{jp}(t+1)=b_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{c_i^{jp}-x_i}{(b_i^{jp}-c_i^{jp})^2}.$$

Трапеция шаклдаги тегишлилик функциялари:

$$\mu(x)=\begin{cases}\dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ 1, & b\le x\le c,\\ \dfrac{x-d}{c-d}, & c\le x\le d,\\ 0, & бошка\ холларда\end{cases}$$

бунда хусусий ҳосилалар қуйидагига тенг:

$$\frac{\partial \mu_i^{jp}}{\partial a_i^{jp}}=\frac{x_i-b_i^{jp}}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial \mu_i^{jp}}{\partial b_i^{jp}}=\frac{a_i^{jp}-x_i}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial \mu_i^{jp}}{\partial c_i^{jp}}=\frac{d_i^{jp}-x_i}{(c_i^{jp}-d_i^{jp})^2},$$

$$\frac{\partial \mu_i^{jp}}{\partial a_i^{jp}}=\frac{x_i-c_i^{jp}}{(c_i^{jp}-d_i^{jp})^2}.$$

$t+1$ даги параметрлар қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$a_i^{jp}(t+1)=a_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{x_i-b_i^{jp}}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

$$b_i^{jp}(t+1)=b_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{a_i^{jp}-x_i}{(b_i^{jp}-a_i^{jp})^2},$$

$$c_i^{jp}(t+1)=c_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{d_i^{jp}-x_i}{(c_i^{jp}-d_i^{jp})^2},$$

$$d_i^{jp}(t+1)=d_i^{jp}(t)-\eta\left(y_t-\hat{y}_t\right)w_{jp}\frac{\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)}\times$$

$$\times\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}\frac{x_i-c_i^{jp}}{(c_i^{jp}-d_i^{jp})^2}.$$

Қоидалар вазнлари эса барча тегишлилик функциялари турлари учун бир хилда ўқитилади:

$$w_{jp}(t+1)=w_{jp}(t)-\mu\left(y_t-\hat{y}_t\right)\frac{\overline{d}_j\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)-\sum_{j=1}^{m}\overline{d}_j\mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^{m}\mu^{d_j}(y)\right)^2}w_{jp}\prod_{i=1}^{n}\mu^{jp}(x_i).$$

Қоидага ўхшаш тарзда нейро-норавшан тўрни ўқитиш алгоритми ҳам икки босқичдан ташкил топади [133]. Биринчи босқичда объект (y_j) чиқишининг тўрнинг берилган архитектурасига мос бўлган модел қиймати ҳисобланади. Иккинчи босқичда номувофиқликнинг (E) қиймати ҳисобланади ва (2.3.5)-(2.3.7) формулалар бўйича нейронлараро боғланишларнинг вазнлари қайтадан ҳисобланади.

Ишлаб чиқилаётган норавшан модел параметрларини арилар колонияси – эволюцион алгоритми асосида созлаш жараёнини кўриб ўтамиз. Ушбу алгоритм арилар колониясидаги ариларнинг ҳакат хусусиятларидан келиб чиққан ҳолда ишлаб чиқилган.

Маълумки арилар колониясида арилар уч гуруҳга бўлинади: фаол арилар, кузатувчи арилар ва фаол бўлмаган арилар. Дастлаб кузатувчи арилар атрофни кузатган ҳолда яқин атрофда жойлашган нектарлар ва уларнинг сифати ҳақидаги маълумотларни фаол ариларга етказади. Фаол ишчи арилар нектар тўплаш учун манбаъгача учиб борадилар, ён атрофдаги нектарларни ўрганадилар, нектар тўплайдилар ва уяга қайтадилар. Кузатувчилар уя атрофидаги (50 квадрат миль гача ёки 80 км квадратгача бўлган ҳудудни) янги нектарлар манбаини қидириш билан шуғулланадилар.

Исталган вақтда бир қанча ишчи арилар фаол бўлмаслиги мумкин. Улар ин кириши атрофида кутиб турадилар. Сифатли нектар олдидан келаётган фаол ёки кузатувчи арилар шу кутиб турган фаол бўлмаган арилар олдида махсус рақсга (waggle dance) тушадилар. Тадқиқотлар шуни кўрсатдики, арилар шу махсус рақси ёрдамида нектар манбаи ва унинг сифати ҳақида фаол бўлмаган арилар билан маълумот алмашинар экан. Фаол бўлмаган арилар шу ракс асосида нектар ҳақида маълумотларни олади ва фаол бўлмаганлик ҳолатини фаоллик ҳолати билан алмаштириши мумкин. Ўз навбатида бир нечта фаол ишчи арилар фаол бўлмаган арилар билан ўрин алмашини мумкин. Махсус рақснинг давомийлигини D_i қуйидаги формула асосида ифодалаш мумкин [167]:

$$D_i = d_i A,$$

бу ерда А- масштаблаштириш коэффициенти; d_i - рақс тушаётган *i* – агент томонидан топилган нектарнинг нисбий фойдалилиги, сифати ва миқдорини кўрсатувчи катталик.

Умумий ҳолда коммивояжер масаласида *i* – агент томонидан топилган нектарнинг абсолют фойдалилик миқдорини, коэффициентини қуйидаги $PA_i = \dfrac{1}{F_i}$ ифода орқали ҳисоблаш мумкин, бу ерда F_i - *i* – агент йўлидаги мақсад функцияси.

Арилар инидаги барча ариларнинг абсолют фойдалилик миқдорини билган ҳолда умумий колониянинг ўртача фойдалилик коэффициентини PA_{col} ҳисоблаб топиш мумкин:

$$PA_{col} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} PA_i \,,$$

бунда *n* – айни вақтда рақс тушаётган арилар сони.

Рақс тушаётган арилар сони бир нечта бўлиб, улардан ихтиёрий бири бераётган маълумот асосида бошқа ишчи арилар навбатдаги янги йўналишини танлайдилар. *i* – агент томонидан берилаётган маълумотни бошқа ишчи арилар танлаш эҳтимоллигини қуйидагича формула асосида ифодалаш мумкин [47]:

$$p_i = \begin{cases} 0.6, & \text{агар } PA_i < 0.9 \cdot PA_{col}; \\ 0.2, & \text{агар } 0.9 \cdot PA_{col} \le PA_i < 0.95 \cdot PA_{col}; \\ 0.02, & \text{агар } 0.95 \cdot PA_{col} \le PA_i < 1.15 \cdot PA_{col}; \\ 0, & \text{агар } 1.15 \cdot PA_{col} \le PA_i. \end{cases}$$

Керакли нектар танлаб бўлингач, ишчи ари шу нектар тононга учишни бошлайди. Бунда, нектарга олиб борувчи йўл бир нечта ўзелларни ўз ичига олади. *i* – ўзелда турган фаол арини *j* – ўзелни танлаш эҳтимоллиги қуйидаги формула асосида ҳисобланади [167]:

$$P_{ij} = \frac{\rho_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{-\beta}}{\sum_{j \in J^k} \rho_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{-\beta}}, \qquad (2.3.8)$$

бу ерда ρ_{ij} - i ва j ўзеллар орасидаги йўлнинг баҳоси, нархи; d_{ij} - i ва j ўзеллар орасидаги йўлнинг эвристик масофаси; $\alpha, \beta \in [0;1]$ экспериментал танланувчи коэффициентлар; J^k - i ўзелдан ўтилиши мумкин бўлган барча ўзеллар тўплами.

(2.3.8) формуладаги ρ_{ij} параметр қийматини қуйидаги формула асосида ҳисоблаб топиш мумкин:

$$\rho_{ij} = \frac{1 - m\alpha}{k - m},$$

бу ерда k – i ўзелдан ўтилиши мумкин бўлган барча ўзеллар сони; m – йўлнинг афзаллик, қулайлик коэффициенти бўлиб, унинг қиймати 0 ёки 1 бўлиши мумкин. Дастлабки итерацияда барча йўллар учун m=0 бўлади.

Умуман, фаол ишчи арилар аниқ бир нектар манбаидан токи нектар тамом бўлгунига қадар нектар ташийди. Шундан сўнг ушбу ари фаол бўлмаган арига айланади.

Арилар колонияси алгоритми асосида модел параметрларини созлашнинг асосий моҳияти модел чиқиш натижалари ва объектнинг ҳақиқий хусусиятлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи модел асосий параметрлари қийматларини танлаб олишдан иборат.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{M} (f_j(w,a,b,c,d) - \hat{y}_j)^2 \to \min,$$

бу ерда $f_j(w,a,b,c,d)$ - ишлаб чиқилаётган модел, w – қоидалар вазнлари, a, b ва c тегишлилик функциялари параметрлари, $\hat{y}_j$- объектнинг ҳақиқий хусусиятлари.

Ушбу жараёнда белгиланган аниқликкача эришилгунига қадар ёки ўрнатилган такрорланишлар сони бажарилгунига қадар алгоритм ўз ишини давом эттиради ва модел параметрлари қийматларини ртерацион тарзда қадамма-қадам ўзгартириб боради. Алгоритмнинг ҳар бир қадамида модел параметрларининг қийматлари ўз оптимал қийматига яқинлашиб борилади.

Арилар колонияси алгоритми асосида модел параметрларини созлашнинг асосий моҳияти модел чиқиш натижалари ва объектнинг ҳақиқий хусусиятлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи модел параметрлари қийматларини танлаб олишдан иборат. Ушбу алгоритмни қуйидаги қадамлар асосида ифодалаш мумкин:

1-қадам. Инициализациялаш. Бунда totalNumberBees – арилар сони, numberInactive – фаол бўлмаган арилар сони, numberScout – кузатувчи арилар сони, maxNumberVisits – ҳар бир нектарга киришлар сони, maxNumberCycles – такрорланишлар сони, a, b, c ва w параметрлар қийматларининг оралиқлари аниқланади.

2-қадам. Кузатувчи арилар томонидан дастлабки яқин атрофдаги нектарларни қидириб топиш. Бунда параметрларнинг дастлабки қийматлари аниқланади ва топилган натижалар BS матрицага сақланади.

3-қадам. Waggle dance – кузатувчи ариларнинг рақси. Бунда аниқланган нектарлар орасидан энг оптималлари (нектар миқдори кўплари, ёки энг яқин масофадагилари) BS матрицадан WG матрицага ўтказилади.

Waggle dance давомийлиги $D_i = d_i A$ формула асосида ҳисобланади. Бу ерда A- масштаблаштириш коэффициенти; d_i - рақс тушаётган i – кузатувчи ари томонидан топилган нектарнинг нисбий фойдалилиги, сифати ва миқдорини кўрсатувчи катталик.

Ушбу масалада i–кузатувчи ари томонидан топилган нектарнинг абсолют фойдалилик миқдори коэффициентини $PA_i = \frac{1}{F_i}$ ифода орқали ҳисобланади, бу ерда F_i - i – ари йўлидаги мақсад функцияси.

Арилар инидаги барча рақс тушаётган ариларнинг абсолют фойдалилик миқдорини билган ҳолда умумий колониянинг ўртача фойдалилик коэффициенти PA_{col} ҳисобланади:

$$PA_{col} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} PA_i ,$$

бунда n – айни вақтда рақс тушаётган арилар сони.

4-қадам. i – кузатувчи ари бераётган маълумотни бошқа ишчи арилар томонидан танланиш эҳтимоллигини ҳисоблаш.

$$p_i = \begin{cases} 0.6, & \text{агар } PA_i < 0.9 \cdot PA_{col}; \\ 0.2, & \text{агар } 0.9 \cdot PA_{col} \le PA_i < 0.95 \cdot PA_{col}; \\ 0.02, & \text{агар } 0.95 \cdot PA_{col} \le PA_i < 1.15 \cdot PA_{col}; \\ 0, & \text{агар } 1.15 \cdot PA_{col} \le PA_i . \end{cases}$$

Керакли нектар танлаб бўлингач, ишчи ари шу нектар томонга учишни бошлайди. Бунда, нектарга олиб борувчи йўл бир нечта тугун нуқталарни ўз ичига олади. i – тугун нуқтада турган фаол арини j – тугун нуқтани танлаш эҳтимоллиги қуйидаги формула асосида ҳисобланади:

$$P_{ij} = \frac{\rho_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{-\beta}}{\sum_{j \in J^k} \rho_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{-\beta}},$$

бу ерда ρ_{ij} - i ва j тугун нуқталар орасидаги йўлнинг баҳоси, нархи; d_{ij} - i ва j тугун нуқталар орасидаги йўлнинг эвристик масофаси; $\alpha, \beta \in [0;1]$ экспериментал танланувчи коэффициентлар; J^k - i тугун нуқтадан ўтилиши мумкин бўлган барча тугун нуқталар тўплами, $\rho_{ij} = \frac{1 - m\alpha}{k - m}$ бу ерда k – i тугун нуқтадан ўтилиши мумкин бўлган барча тугун нуқталар сони; m – йўлнинг афзаллик, қулайлик коэффициенти бўлиб, унинг қиймати 0 ёки 1 бўлиши мумкин. Дастлабки итерацияда барча йўллар учун m=0 бўлади.

Кузатувчи арилардан олинган WG матрица асосида ишчи арилар нектарни ташийди ва шу нектар атрофида янги нектарлар (параметрлар қийматлари) қидириб топади. Топилган маълумотлар NW матрицага киритилади.

5-қадам. Кузатувчи арилар WG маълумотлари асосида нектарларни ташийди ва энг оптимал қийматларни берувчи натижани аниқлаб best ўзгарувчига ўзлаштириш. Олинган натижалар NB матрицага сақланади.

6-қадам. Мавжуд NW, NB, WG матрицалар асосида янги WG ечимлар архивини шакллантириш.

7-қадам. $E=\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M}(f_j(w,a,b,c,d)-\hat{y}_j)^2 \to \min$ мезон шарти бажарилган ҳолатда ёки ўрнатилган maxNumberCycles қадамлар сонигача такрорланишлар амалга оширилган ҳолатда WG дан параметрларнинг энг оптимал қийматлари аниқлаш.

8-қадам. Ўрнатилган мезон шарти бажарилмаган ҳолда 2-қадамга ўтиш.

Бу ерда $f_j(w,a,b,c,d)$ - ишлаб чиқилаётган модел чиқиши, w – қоидалар вазнлари, $\hat{y}_j$- объектнинг ҳақиқий хусусиятлари, a, b ва c тегишлилик функциялари параметрлари. Ушбу параметрлар сони тегишлилик функциясининг турига боғлиқ ҳолда олинади. Агар тегишлилик функцияси гаусс шаклидаги, қўнғироқсимон, параболик кўринишда бўлса, функция параметрлари a ва b бўлади. Тегишлилик функцияси учбурчаксимон бўлса функция параметрлари a, b ва c бўлади. Агар тегишлилик функцияси трапеция шаклида бўлса функция параметрлари a, b, c ва d кўринишда бўлади.

Кўриниб турибдики, модел қуриш жараёнида бир қатор мезонларни қаноатлантирувчи оптимал модел қуриш талаб этилади. Бу эса ўз-ўзида модел қуриш жараёнида кўпмезонли оптималлаштириш масаласини вужудга келишига асос бўлади.

2.4§. Маълумотларни интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан модел идентификациясида эксперт баҳолаш усули

Мураккаб тизим ва жараёнларни моделлаштиришда тадқиқотчилар ўрганилаётган объектнинг аналитик моделини қуриши мумкин эмаслиги, қурилганда ҳам ушбу моделнинг жуда мураккаблиги, эксперт тизимларини қуришда малаканинг етарли эмаслиги, қолаверса статистик моделлаштириш учун тажрибавий маълумотларнинг етарли эмаслиги каби қийинчиликларга дуч келишади. Муаммонинг ечимига аналитик ёки статистик моделлаштиришдан норавшан моделлаштиришга ўтиш орқали келиш мумкин бўлади. Хусусан, бундай моделлаштириш норавшан хулосалаш тизимлари орқали амалга оширади. Улар қуйидаги харакатларни амалга оширади: 1) сонли ахборотни лингвистик ўзгарувчилар кўринишига ўтқазади (фаззификация жараёни); 2) қоидаларнинг коньюнкция, импликация ва агрегация каби мантиқий амалларини бажариб лингвистик ахборотни қайта ишлайди; 3) сонли натижаларни ҳосил қилади (дефаззификация жараёни) [21].

Норавшан модел эксперт билимлари ёки кузатув маълумотлари асосида ёки билимлар ва маълумотларни биргаликдаги фойдаланилиши орқали қурилади. Мазкур ишда идентификация объект ҳақидаги кирувчи ва чиқувчи маълумотлар орасидаги қонуниятни ўрнатиш билан боғлиқ моделни қуришга бағишланади.

Норавшан модел nта $DX = DX_1 \times DX_2 \times ... \times DX_n$ фикрлар доирасидан ташкил топган $X = \{X_1, X_2, ..., X_n\}$ кирувчи ўзгарувчи ва битта чиқувчи фикрлар доирасига кирувчи Y чиқувчи ўзгарувчили тизим сифатида берилган. Аниқ қиймат олувчи X_i кирувчи ўзгарувчини x_i ва чиқувчи Y ўзгарувчини y-белгилаш орқали киритилади.

X_i нинг i-кирувчи ўзгарувчисининг норавшан аниқланиш соҳасини $FX_i = \{LX_{i,1} \times LX_{i,2} \times ... \times LX_{i,pi}\}$, кўринишида белгиланади, бу ерда p_i-кирувчи ўзгарувчини аниқловчи лингвистик термларнинг миқдори (норавшан қийматлар), $LX_{i,k}$ k-термнинг тегишлилик функциясини беради. Мос равишда $FY = \{LY_1, LY_2, ..., LY_q\}$ - чиқувчи ўзгарувчининг аниқланган норавшан соҳаси, q - норавшан қийматлар сони, LY_j - тегишлилик функцияси ва чиқувчи лингвистик термнинг номи.

Мамдани туридаги моделда қоидалар базаси ўзида қуйидаги кўринишдаги норавшан қоидалар тўплами кўринишида ифодаланади:

$$R_j : LX_{1,j_1}\ AND\ \ ...AND\ LX_{n,j_{1n}}\ \ \rightarrow LY_j. \tag{2.4.1}$$

Синглтон туридаги моделда норавшан j- қоида қуйидаги кўринишда бўлади:

$$R_j : LX_{1,j_1}\ AND\ \ ...AND\ \ LX_{n,j_{1n}} \rightarrow\ r_j\ . \tag{2.4.2}$$

r_j- y чиқувчи қийматни баҳоловчи ҳақиқий сон.

Норавшан тизим $F : \Re^n \rightarrow \Re$ акслантириш орқали амалга оширилади. Бунда $LX_{i,j}$ норавшан термни x_i аниқ ўзгарувчининг тегишлилик функциясини кўрсатувчи $\mu_{LXij}(x_i)$ тегишлилик функциясини акс эттириш муҳим аҳамият касб этади. Ҳар бир тегишлилик функцияси ўзининг параметрлар мажмуаси билан берилади, масалан, учбурчакли – учталик параметрли, трапеция кўринишидаги – тўртталик, гаус ва парабола – иккиталик.

Моделни ўқитиш кузатув жадваллари ёки $f(x)$ тест функциялари асосида амалга оширилади. Қоидалар базасини шундай қуриш керакки, унда қуйидаги чиқариш хатолиги минимал бўлиши керак:

$$\frac{\sum_{i=1}^{N} |f(x_i) - F(x_i)|}{N}, \text{ ёки } \frac{\sum_{i=1}^{N} (f(x_i) - F(x_i))^2}{N}, \text{ ёки } \min_i |f(x_i) - F(x_i)|.$$

Умуман норавшан моделни қуриш асосан тўртта босқичдан иборат: 1) эксперт баҳолаш – норавшан модел турини ва шу турга тааллуқли параметрларни бериш; 2) тузилмани идентификация қилиш – ўзгарувчи (X, DX, Y, pi, q) ҳамда норавшан қоидаларни (R_j) танлаш; 3) параметрларни баҳолаш – норавшан моделда иштирок этувчи барча параметрларнинг оптимал қийматларини қидириш, яъни берилган сифат меъзонлари ва танланган меъзонларнинг оптималлаштириш усуллари асосида ҳар бир (FX_i, FY) қоида антецендентидаги тегишлилик функциялари параметрлари ҳамда консеквент қийматларини топиш тушунилади; 4) модел тўғрилигини текшириш.

Амалга оширилаётган ишнинг асосий мақсади юқорида келтирилган норавшан моделларни қуриш босқичларини амалга ошириш алгоритмлари ва эвристикаси, усуллари ва воситаларини ифодалаб беришдан иборат.

Норавшан модел идентификациясини амалга оширишни асосий беш босқичга ажратилади. Биринчи босқичда идентификация технологияларига бағишланган, иккинчи босқичда эксперт баҳолаш қараб ўтилган. Учинчи босқичда норавшан тузилмавий идентификация моделларига бағишланган. Тўртинчи босқичда норавшан моделларни оптимизациясининг бир нечта алгоритмлари қараб ўтилган. Бешинчи босқичда норавшан идентификация моделларини қуришнинг юқоридаги босқичларда келтирилган алгоритмларини тажрибавий тадқиқотларда таққослама натижалари билан дастурий амалга ошириш келтириб ўтилган.

Норавшан модел турини аниқлаш. Норавшан идентификация моделлари ишлаши кузатув маълумотларига асосланади, бироқ ушбу жараённи экспертнинг иштирокисиз ташкил этишнинг имкониятини ҳосил қилиш мумкин бўлмаяпти. Экпертлар иштирокида қуйидаги масалалар ҳал этилади:

1) норавшан модел турини аниқлаш (Синглтон, Мамдани ёки Такаги-Сугено);
2) норавшан мантиқий амалларни бериш учун t-нормал функцияларни танлаш;
3) норавшан хулосалаш усулларини танлаш (Мамдани туридаги модел учун: Мамдани апроксимацияси (акслантириши) ёки формал-мантиқий модел).

Норавшан модел типини танлашда ечилаётган масаланинг табиатидан келиб чиқади. Агар интерполяция ёки апроксимация масаласи ҳал этилаётган бўлса, бу ерда аниқлик асосий аниқловчи фактор сифатида келади ва танловни Такаги-Сугено модели фойдасига ҳал этиш ўринли бўлади. Шу ўринда ушбу турдаги норавшан модел универсал апроксиматор сифатида келади.

Агар маълумотлардан билимларни ҳосил қилиш (лингвистик қоидалар кўринишида) ёки маълумотлар тўпламида ассоциатив алоқадорликлар қидириш масаласи ечилаётган бўлса, у ҳолда бу ҳолатлар учун Мамдани типидаги норавшан моделларни ишлатиш ўринли бўлади. Бундай моделларнинг шубҳасиз устуворлиги уларнинг тушунарлилиги ва интерпретацияланувчанлиги ҳисобланади.

Синглтон туридаги моделларни апроксимация масалалари ҳамда билимларни ҳосил қилиш масалаларини ечишда ҳам қўлланилиши мумкин. Ушбу моделнинг аниқлиги ва интерпретацияланувчанлиги билан бир қаторда ўқитилишининг тезлиги каби ўзига ҳос хусусиятлари мавжуд, у бир қатор факторларга боғлиқ бўлиб, улар моделнинг танланиши, идентификация усулларининг танланиши каби ва бошқалар.

Тадқиқотнинг ушбу қисмида норавшан мантиқий хулосалаш механизми ва процедурасидан фойдаланилган ҳолда бошланғич маълумотнинг норавшан берилишида ҳосилдорликни башорат қилиш моделини қуриш масаласи қараб ўтилган. Норавшан билимлар базаси кўринишида амалга оширилган Сугено типидаги норавшан моделга асосланган башорат қилиш модели тавсифланган. Таклиф қилинган башорат қилиш моделининг самарадорлиги ҳисоблаш тажрибаларида асослаб берилган.

Башорат қилиш замонавий ахборот технологияларининг мураккаб тизимларни лойиҳалаштириш (ёнилғи-энергетик, сув хўжалиги, агротехник, ахборот-коммуникация ва бошқалар) ва уларни норавшанлик ҳолатида бошқариш қарорларини қабул қилиш (БҚҚҚ)да муҳим компонента ҳисобланади. У ёки бу қарорларнинг самарадорлиги уларни қабул қилинганидан сўнг, яъни жараён содир бўлганидан сўнг баҳоланиши мумкин. Шунинг учун башорат қилиш ва қабул қилинаётган қарорларнинг муқобилларини амалга ошириш келтириб чиқарадиган омилларини уларнинг шакллантирилиши жараёнида амалга оширилиши энг мақбул бўлган қарорларни танлаш ҳамда мақбул бўлмайдиган натижаларнинг келиб чиқиши мумкин бўлган хатарларни камайтириш имконини беради.

Пахта ҳосилдорлигини башорат қилиш масаласи турли натижавий омилларга боғлиқ: суғориш режими ва минерал ўғитлар берилиши, тупроқ типи ва пахтанинг селекцион нави ҳамда об-ҳаво шароитлар.

Қаралаётган башорат қилиш масалалари ташқи муҳит параметрларининг ноаниқлиги: кирувчи маълумотнинг тўлиқ эмаслиги, улар қийматларининг ноаниқлиги ва норавшанлиги, об-ҳавонинг ўзгарувчанлиги, субъектив омилларнинг таъсири кабилар билан характерланади. Бундай ҳолатларда башорат қилиш модели самарадорлигини моделни ишлатишнинг амалий нуқтаи назардан адекватлиги унинг идеал аниқликда эмас, балки берилган хатолик чегарасида амалга ошириш кўзда тутилади. Шунинг учун башорат қилиш моделлари учун бошланғич маълумотларни баҳолаш ва ҳосил қилишда йўл қўйилиши тахлил қилинаётган жараён мураккаблик даражасидан келиб чиқиб мумкин бўлган тўлиқлик ва аниқлик тамойилиги риоя қилган мақсадга мувофиқ. Бу бошланғич маълумотларни олишдаги мавжуд аниқликнинг чекланиши билан боғлиқ бўлиб, у қандай башорат қилиш модели ишлатилишидан қатъий назар башорат қилиш хатолигини камайтиришга таъсир эта олмаслиги мумкин.

Аниқ стохастик ҳолатларда башорат қилиш масаласини ечиш учун параметрик моделларни ишлатувчи тажрибавий маълумотлар экстраполяциялаш ҳамда статистик каби маълум усул ва моделлардан фойдаланилади.

Башорат қилиш масаласи ечими муҳитнинг илк ҳолати норавшан бўлган ҳолатда қабул қилиниши мумкин бўлган натижанинг вариант кўриниши ҳамда қарорларининг баҳоли кўринишида келтирилиши мумкин. БҚҚҚ масаласини норавшанлик даражаси бўйича ажратиш мумкин. Бундай БҚҚҚ масаласининг синфлаштирилишининг бир кўриниши [85,87] ишда келтирилган.

Пахта ҳосилдорлигини башорат қилиш масаласида норавшан тўпламлар назариясини қўллаш бир қатор устунликларга эга бўлиб, улардан энг асосийлари қуйидагилар:

1. Тадқиқ қилинаётган масаланинг формаллашмаган ёки ёмон формаллашган кўринишларини ечишда натижавийлиги.

2. Ҳолатларнинг тез-тез ўзгариши ва ташқи муҳит омиллари таъсирига нисбатан турғунлиги.

3. Зиддиятли катта ҳажмли ахборотлар билан ишлашда натижавийлилик. Норавшан-тўпламли ёндашув тахлил қилинаётган маълумотлар ўртасидаги ёпиқ қонуниятларни автоматик тарзда ҳисобга олиш имконини беради. Бу айниқса бошланғич маълумотларнинг илк тахлили ёки танлови, ҚҚҚда тушириб қолдирилаётган фактларни ойдинлаштириш учун муҳим хисобланади.

4. Тўлиқ бўлмаган ва “ҳалақитли” ахборот, бундан ташқари сезги даражасида баҳоланувчи ахборотлар билан ҳам ишлаганда натижавийлик.

Ишда пахта ҳосилдорлигини башорат қилишнинг норавшан-тўпламли моделини қуриш ва самарадорлигини баҳолаш турли пахта навлари, тупроқ типининг, суғориш режимининг, ўғитлашнинг ҳамда об-ҳаво шароитларининг норавшан берилганлиги ҳолатида масалани қўйиш ва ечиш қараб ўтилган.

Умумий масаланинг қўйилиши. Норавшан муҳитда пахта ҳосилдорлигини башорат қилишни аналитик моделлаштиришда қуйидаги белгилашларни киритиб олинади [8,89, 94]:

k - ер типини ифодаловчи индекс;

i - пахта селекцион нави типини ифодаловчи индекс;

j - ўғитлаш режимини ифодаловчи индекс;

$Y_{kij}^{П}$ - пахта селекцион навларининг башорат ҳосилдорлиги (i-тип нав учун k-тип тупроқ ҳамда j-ўғитлаш режими);

Y_{kij} - пахта ҳосилдорлигининг амалдаги кўрсаткичи;

μY_{kij} - “пахта ҳосилдорлиги” норавшан ўзгарувчисининг тегишлилик функцияси;

v_{kij} - башорат коэффициенти;

$П_{kij}$ - “экин экиш мавсумидаги об-ҳаво шароитлари” норавшан ўзгарувчи;

$\mu П_{kij}$ - $П_{kij}$ норавшан ўзгарувчи тегишлилик функцияси;

BO_{kij} - “сув билан таъминланганлик” норавшан ўзгарувчиси;

μBO_{kij} - BO_{kij} норавшан ўзгарувчининг тегишлилик функцияси;

B_{kij} - “вегетацион даврдаги об-ҳаво шароити” норавшан ўзгарувчи;

μB_{kij} - B_{kij} норавшан ўзгарувчининг тегишлилик функцияси;

$YБ_{kij}$ - “йиғим-терим вақтидаги об-ҳаво шароити” норавшан ўзгарувчи;

$\mu YБ_{kij}$ - $YБ_{kij}$ норавшан ўзгарувчининг тегишлилик функцияси.

Умумий кўринишда селекция навлари ва тупроқ типлари, шу билан бирга иқлим шароитлари, сув билан таъминланганлик ва ўғитлаш каби норавшан муҳитда эксперт томонидан олинган пахта ҳосилдорлигини башорат қилишнинг аналитик боғлиқлиги қуйидаги ифода кўринишида бўлади:

$$Y_{kij}^{П} = (\sum_{s=1}^{m} \bar{Y}_{kij}^{s} \mu Y_{kij}^{S} / \sum_{r=1}^{m} \mu Y_{kij}^{r})(1 - v_{kij}), \qquad (2.4.3)$$

бу ерда v_{kij} - қуйидаги форула билан аниқланувчи башорат коэффициенти:

$$v_{kij} = 0{,}01\rho_1(1 - \sum_{s=1}^{m} \mu П_{kij}^{s} П_{kij}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu П_{kij}^{r})(1 - 0{,}3\sum_{s=1}^{m} \mu BO_{kij}^{s} BO_{kij}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu BO_{kij}^{r} -$$

$$- 0{,}7\sum_{s=1}^{m} \mu B_{kij}^{s} B_{kij}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu B_{kij}^{r}) + +0{,}01\rho_2(1 - \sum_{s=1}^{m} \mu B_{kij}^{s} B_{kij}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu B_{kij}^{r}) +$$

$$+0{,}01\rho_4(1-\sum_{s=1}^{m}\mu BO_{kij}^{s}BO_{kij}^{s}/\sum_{r=1}^{m}\mu BO_{kij}^{r})(1-0{,}4\sum_{s=1}^{m}\mu B_{kij}^{s}B_{kij}^{s}/\sum_{r=1}^{m}\mu B_{kij}^{r}-$$
$$0{,}2\sum_{s=1}^{m}\mu П_{kij}^{s}П_{kij}^{s}/\sum_{r=1}^{m}\mu П_{kij}^{r})++0{,}01\rho_3(1-\sum_{s=1}^{m}\mu YБ_{kij}^{s}YБ_{kij}^{s}/\sum_{r=1}^{m}\mu YБ_{kij}^{r}) \qquad (2.4.4)$$

Бу ерда пахта ҳосилдорлигининг ўзгаришига таъсир қилувчи омил сифатида экиш давридаги об-ҳаво ўзгариши ρ_1% га, вегетация даврида - ρ_2% га, йиғим-терим даврида - ρ_3%га ҳамда сув билан таъминланмаганликда - ρ_4 %га тенг деб олиниши мумкин.

Об-ҳаво шароитининг таъсири қиймати даражаси кўп йиллик кузатишлар асосида дефаззификация жараёнини қўллаш орқали ҳисобланади:

$$\rho_i=\sum_{s=1}^{m}\rho_i^s\mu_{\rho_i^s}/\sum_{r=1}^{m}\mu_{\rho_i^r}\,, \qquad i=\overline{1,4}\,.$$

Бу ерда $\sum_{s=1}^{m}\mu_{\rho_i^s}/\rho_i^s$ - норавшан тўплам, унда: $\rho_i^s=\{\rho_i^1,...,\rho_i^m\}$ - ρ_iнинг қийматлари тўплами, $\mu_{\rho_1^s}$ - p_i^sнинг тегишлилик функцияси, қуйидаги ифодалар орқали аниқланади:

$$\mu_{\rho_1^s}=1/(1+|\rho_1-4|)\,; \qquad \mu_{\rho_3^s}=1/(1+|\rho_3-10|)\,;$$
$$\mu_{\rho_2^s}=1/(1+|\rho_2-7|)\,; \qquad \mu_{\rho_4^s}=1/(1+|\rho_4-12|)\,.$$

Агар экин давридаги об-ҳаво шароити мақсадга мувофиқ бўлса пахта ҳосилдорлиги ўзгаришида бу омил ҳисобга олинмайди. Агар унинг акси бўлса, пахта ҳосилдорлигининг башорати экиш ҳамда вегетация даврида об-ҳаво ўзгариш даражасига қараб (ноқулайлик даражаси) ρ_1% га ўзгариши мумкин бўлади. Албатта, экиш давридаги ноқулай об-ҳаво шароитини салбий таъсири вегетация давридаги сув билан таъминланиш ҳамда агротехник тадбирларни тўғри амалга ошириш билан қопланиб кетиши ҳам мумкин.

Ўғитлаш режимининг ҳосилдорликка таъсири вегетация давридаги об-ҳаво шароити ҳамда сув билан таъминланганлик даражасига боғлиқ бўлади. Вегетация давридаги об-ҳаво шароити ҳамда сув билан таъминланганлик даражаси нормал ҳолатда бўлса озуқа δ% га ўзлаштирилади. Ғўзанинг ҳосилга кириш чоғидаги об-ҳаво шароити ҳамда сув билан таъминланганлик даражаси ёмонлашуви ҳосилдорликнинг пасайишига олиб келиши мумкин. γ - ўғитлашнинг етарли даражада бўлмаслиги оқибатида ҳосилдорлик фоизининг пасайиши бўлсин. Бу ўзгариш вегетация давридаги $\alpha\%$ сув етишмовчилигидан ва $\beta\%$ ноқулай об-ҳаво шароити туфайли рўй беради.

Пахта ҳосили етиштиришда ўғитлаш сарфини ΔNPK_{kij} га ошириш орқали ҳосилдорликка ΔY_{kij} миқдор қўшилишини кузатиш мумкин. Вегетация даврида сув билан таъминланганлик ҳамда об-ҳавонинг қулай бўлиши, минерал ўғитлар ёрдамида ҳосилдорликка қўшимча тузатиш коэффициенти қуйидагича бўлади:

$$\begin{aligned}\Delta Y_{kij} = \lambda \cdot \delta\{NPK_{kij}[1-0{,}0001\gamma(\alpha(BO_{kij}-1)+\beta(B_{kij}-1))]-\\ -NPK_{kij}[1-0{,}0001\gamma(\alpha(BO_{kij}-1)+\beta(B_{kij}-1))]\}.\end{aligned}$$

Бу ерда $\alpha, \beta, \delta, \gamma, \lambda$ - тупроқ тури, берилган минерал ўғит миқдори ғўза нави параметрлари норавшан миқдорлар ҳисобланишади. Уларнинг сон қийматлари дефаззификация процедураси орқали аниқланади:

$$\alpha = \sum_{s=1}^{m} \mu_{\alpha}^{s}\alpha_{\alpha}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu_{\alpha}^{r}, \quad \beta = \sum_{s=1}^{m} \mu_{\beta}^{s}b_{\beta}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu_{\beta}^{r}, \quad \delta = \sum_{s=1}^{m} \mu_{\delta}^{s}\delta_{\delta}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu_{\delta}^{r},$$

$$\gamma = \sum_{s=1}^{m} \mu_{\gamma}^{s}\gamma_{\gamma}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu_{\gamma}^{r}, \quad \lambda = \sum_{s=1}^{m} \mu_{\lambda}^{s}\lambda_{\lambda}^{s} / \sum_{r=1}^{m} \mu_{\lambda}^{r},$$

уларнинг тегишлилик функцияси қуйидаги ифодалар билан берилади

$$\mu_{\alpha} = 1/(1+|\alpha-60|), \quad \mu_{\beta} = 1/(1+|\beta-25|),$$

$$\mu_{\gamma} = 1/(1+|\gamma-30|), \quad \mu_{\delta} = 1/(1+|\delta-0{,}4|).$$

Масалан, кўп йиллик тажрибаларга ҳамда эксперт хулосаларига таянган ҳолда қўнғир тупроқли суғориладиган тупроқда азотли ўғитнинг (N) - 200 кг/га, фосфорли ўғитнинг (P_2O_5) - 140 кг/га, калийли ўғитнинг (K_2O) - 100 кг/га миқдорда берилиши туфайли:

С-4727 навли пахтадан λ ц/га миқдорда қўшимча ҳосил олинади, унинг тегишлилик функцияси қуйидагича

$$\mu_{\lambda} = 1/(1+|\lambda-21{,}7|);$$

Тошкент-1 навли пахтадан λ ц/га миқдорда қўшимча ҳосил олинади, унинг тегишлилик функцияси қуйидагича

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 15{,}6|);$$

108-Ф нави эса λ ц/га миқдорда қўшимча ҳосил беради, унинг тегишлилик функцияси қуйидагича

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 17{,}7|);$$

159-Ф навли пахтадан λ ц/га миқдорда қўшимча ҳосил олинади, унинг тегишлилик функцияси қуйидагича

$$\mu_{\lambda} = 1/(1 + |\lambda - 11{,}8|).$$

Масаланинг қўйилиши. Норавшан ҳолатда башорат қилиш масаласи қуйидаги кўринишда шакллантирилади.

$X = (x_1, x_2, ..., x_n)$ - башорат қилиш ҳолати ташқи муҳити қийматини характерловчи ҳамда қарор вариантларини ифодаловчи кирувчи параметрлар; $Y = (y_1, y_2, ..., y_m)$ қарорларни амалга ошириш натижасида келиб чиқиши мумкин бўлган башорат қилиш ҳолатлари ҳамда оқибатларини ифодаловчи чиқувчи параметрлар; $W = (W_1, W_2, ..., W_l)$ - қарор ва унинг оқибатини баҳолаш параметри; $P = (P_1, P_2, ..., P_k)$ - кирувчи ва чиқувчи параметрлардаги ҳамда уларни баҳолашдаги норавшанлик параметрлари.

Талаб қилинади: башорат қилиш моделини қуриш

$$\mathrm{M}_{prog} = < X, Y, W, P >. \tag{2.4.5}$$

Башорат қилиш модели (2.2.5) ўз таркибига:

- башорат қилиш муаммовий ҳолати моделини

$$\mathrm{M}_Y = < X, Y, P_{Y,X} >;$$

- Y башорат қийматлари баҳоси моделини

$$\mathrm{M}_W = < \mathrm{M}_Y, W, P_{W,Y} > \tag{2.4.6}$$

олади. Бу ерда: $P_{Y,X}$ - кирувчи ва чиқувчи параметрларнинг норавшанлик параметри; $P_{W,Y}$ - Y норавшанлик баҳоси параметрлари; $P=(P_{Y,X},P_{W,Y})$.

(2.4.6) модел $F:(X,W,P)\rightarrow Y$ акслантиришни амалга оширади. Буни ҳисобга олган ҳолда башорат қилиш масаласининг умумлашган кўринишини қуйидагича тасвирлаш мумкин

$$Y=F(X,W,P). \tag{2.4.7}$$

F оператор $P=(P_{Y,X},P_{W,Y})$ норавшан параметрлар мавжуд бўлган ҳолда, юмшоқ моделлар кўринишида тасвирланади. Бундай моделларнинг кенг тарқалганларидан кирувчи ва чиқувчи параметрлари норавшан терм кўринишида бўлувчи продукцион ҳамда нейрон тўрлар ҳисобланади.

Ҳосилдорликни башорат қилиш модели. Ишда пахта ҳосилдорлигини башорат қилиш масаласи қараб ўтилаётган бўлиб, унда (2.4.7) моделнинг умумий тузилмаси Сугэно типидаги норавшан модел [8, 85,89,172] орқали ифодаланган. Қараб ўтилаётган масала қўйилишида таклиф этилаётган модел қуйидаги кўринишдаги норавшан қоида продукцияси (лингвистик айтишлар) ёрдамида ифодаланяпти

АГАР $[(x_1=a_1^{j1})\;ВА\;(x_2=a_2^{j1})\;ВА...ВА\;(x_n=a_n^{j1})]$ (w_{j1} ўлчов билан)

ЁКИ $[(x_1=a_1^{j2})\;ВА\;(x_2=a_2^{j2})\;ВА...ВА\;(x_n=a_n^{j2})]$ (w_{j2} ўлчов билан)

.

.

. (2.4.8)

ЁКИ $[(x_1=a_1^{jp_j})ВА(x_2=a_2^{jp_j})ВА...ВА(x_n=a_n^{jp_j})]$ (w_{jp_j} ўлчов билан),

.

.

.

ЁКИ $[(x_1=a_1^{jk_j})ВА(x_2=a_2^{jk_j})ВА...ВА(x_n=a_n^{jk_j})]$ (w_{jk_j} ўлчов билан),

У ҲОЛДА барча $j=\overline{1,m}$ учун $y_j=b_{j,0}+b_{j,1}\cdot x_1+b_{j,2}\cdot x_2+...+b_{j,n}\cdot x_n$, бу ерда: $j=\overline{1,m}$ - қоида тартиб рақами; $a_i^{jp_j}$ - $j-$қоиданинг $p_j=\overline{1,k_j}$ рақамли коньюнкция сатридаги x_i ўзгарувчи баҳоланадиган лингвистик терм; k_j - қийматлари d_j лингвистик терм билан баҳоланувчи y_j хулосалар синфига тааллуқли коньюнкция-сатрлар сони; w_{jp_j} - jp_j тартибли фикр ўлчамини ифодаловчи [0,1] оралиқдаги сон. x_i, $i=\overline{1,n}$ - кирувчи ўзгарувчи; y_j - чиқувчи ўзгарувчи (ҳосилдорликнинг башорат қиймати).

Қаралаётган (2.4.8) моделда x_1 - экиш давридаги об-ҳаво шароити; x_2 - сув билан таъминланганлик; x_3 - вегетация давридаги об-ҳаво шароити; x_4 - йиғим-терим вақтидаги об-ҳаво шароити (2.2.3) ҳосилдорликни башорат қилиш моделининг умумий кўринишидаги $П_{kij}$, $ВО_{kij}$, $В_{kij}$, $УБ_{kij}$ норавшан ўзгарувчиларга мос келади.

Умумий кўринишда норавшан башорат қилиш моделининг кирувчи ва чиқувчи параметрларини баҳолаш учун терм сифатида қуйидаги квантификаторлардан фойдаланилади: Жуда паст (ЖП), Паст (П), Ўртачадан пастроқ (ЎП), Ўртача (Ў), Ўртачадан юқори (ЎЮ), Юқори (Ю), Ўта юқори (ЎЮ). (2.4.3) умумий кўринишли башорат қилиш моделини ифодаловчи (2.4.8) продукцион қоидалар тизими ҳосилдорлик башорат қилиш баҳоси бўйича қарор қабул қилиш тизимининг норавшан билимлар базасида (НББ) акс эттирилади.

НББ тизимларида продукция қоидалари моделини продукция жадвали (ПЖ) кўринишида акс эттирилгани қулай, чунки улар фойдаланилаётган қоидаларнинг корректлигини текшириш процедурасини формаллаштиради ҳамда қидирув алгоритмини лойиҳалаш ва хулосалашни шакллантиради. Бундан ташқари жадвалли моделлар тезкор тўлдириш ва предмет соҳа бўйича билимларни актуаллаштириш, ечилаётган масала шарти ва мақсадларидан келиб чиққан ҳолда ечимларни қидириш стратегияларини корректировка қилиш ва модификациялаш имкониятларини яратади. Бу масалалар [84,87,85] ишларда чуқурроқ қараб ўтилган.

НББда (2.4.8) продукцион қоидалар тизими билимларнинг эксперт матрицаси (БЭМ) деб номланувчи ПЖнинг бир модификацияси кўринишида ифодаланади. 2.4.1-жадвалда БЭМ тузилмаси фрагменти келтирилган.

2.4.1-жадвал

БЭМ тузилмаси

(j) қоида тартиби	(p) коньюнкция-сатри тартиби	x_1	$\cdots$	x_i	$\cdots$	x_n	w_{jp}	y_j
1	1 . . . p_1 . . . k1	a_1^{11} . . . $a_1^{1p_1}$ . . . $a_1^{1k_1}$	$\cdots$ $\cdots$ $\cdots$	a_i^{11} . . . $a_i^{1p_1}$ . . . $a_i^{1k_1}$	$\cdots$ $\cdots$ $\cdots$	a_n^{11} . . . $a_n^{1p_1}$ . . . $a_n^{1k_1}$	w_{11} . . . w_{1p_1} . . . w_{1k_1}	d_1
. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	
m	1 . . . p_m . . . k_m	a_1^{m1} . . . $a_1^{mp_m}$ . . . $a_1^{mk_m}$	$\cdots$ $\cdots$ $\cdots$	a_i^{m1} . . . $a_i^{mp_m}$ . . . $a_i^{mk_m}$	$\cdots$ $\cdots$ $\cdots$	a_n^{m1} . . . $a_n^{mp_m}$ . . . $a_n^{mk_m}$	w_{m1} . . . w_{mp_m} . . . w_{mk_m}	d_m

БЭМ қоидалари тартиби қишлоқ хўжалик экинининг экиш ва вегетация давридаги дастлабки шароитидан (2.4.8) моделнинг чиқувчи (башоратланаётган) термнинг боғлиқлигини акс эттиради. Ўз навбатида бошланғич шартлар (2.4.8) модел кирувчи ўзгарувчилари термларининг муайян комбинациясини (барча мумкин бўлганларидан) ифодалаб беради.

Мазкур предмет соҳа бўйича экспертларнинг тадқиқ қилинаётган башорат қилиш масаласи ҳақидаги эвристик тушунчаларини акс эттирувчи (2.4.8) продукцион қоидалар тизими норавшан мантиқий хулосалаш (НМХ) тизимининг ўзагини ташкил этади. Улар норавшанлик ҳолатида қишлоқ хўжалиги экинларининг экиш ва вегетация режимининг норавшанлиги ҳолатида ҳосилдорлик башорат қилиш баҳоси бўйича қарор қабул қилиш тизими (ҚҚҚТ)нинг асосий интеллектуал компонентаси бўлиб ҳисобланади.

2.5§. Суст шаклланган жараёнларнинг ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан қоида хулосаларига асосланган моделини қуриш алгоритми

Нейроноравшан тўрни ўқитиш алгоритми икки босқичдан иборат. Биринчи босқичда объект чиқишининг тўрнинг берилган архитектурасига мос бўлган модел қийматлари (r) ҳисобланади. Норавшан мантиқий тенгламалар (агар <кириш> бўлса, у ҳолда <чиқиш> кўринишидаги) норавшан термларнинг тегишлилик функциялари билан биргаликда қуйидаги алгоритмдан фойдаланиб қарор қабул қилишга имкон беради [124,143,128]:

1. Объект ҳолатининг қуйидаги параметрлари қайд қилинади:

$$X^* = \left(x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*\right).$$

2. $x_i^*,\ i = \overline{1,n}$ параметрларнинг қайд қилинган ўзгармас қийматларидаги $\mu^j(x_i^*)$ тегишлилик функциясининг қийматлари аниқланади.

3. Мантиқий тенгламалардан фойдаланиб $X^* = \left(x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*\right)$ ҳолатлар вектори берилган ҳолда $\mu^{r_j}\left(x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*\right)$ тегишлилик функцияларининг қийматлари ҳисобланади.

4. Қуйидаги ўринли бўладиган r_j^* ечим аниқланади:

$$\mu^{r_j^*}\left(x_1^*, x_2^*, \ldots, x_n^*\right) = \max_{j=\overline{1,n}}\left[\mu^{r_j}\left(x_1^*, x_2^*, \ldots, x_n^*\right)\right].$$

Иккинчи босқичда боғланмаслик қиймати (E_t) ҳисобланади ва тегишлилик функцияси параметрлари қуйидаги алгоритм бўйича қайта ҳисобланади.

1 – танланмани ҳосил қилиш: Кирувчи (X_j, r_j), $j = \overline{1,M}$, танланма – тажрибавий маълумотларни ҳосил қилиш, бунда $X_j = (x_{j,1}, x_{j,2}, ..., x_{j,n})$- j – сатрдаги кирувчи вектор ва r_j- мос равишда унинг чиқувчи вектори қиймати. Танланмани олишда ундаги маълумотлар бутун сонлардан, қўзғалувчи вергулли сонлардан, ҳақиқий сонлардан ва лингвистик кўринишидаги қийматлардан иборат бўлиши мумкин. Олинган танланмани барча қийматларини маълум умумий оралиққа нормаллаштирилади.

2 – нормаллаштириш: Бунда кирувчи танланма ва унга мос чиқувчи r векторлар $[0,l]$ оралиққа нормаллаштирилади.

$$u_i^k = l\frac{x_i^k - x^{\min}}{x^{\max} - x^{\min}},$$

$$u^k = l\frac{r^k - r^{\min}}{r^{\max} - r^{\min}}.$$

Бунда $x^{\min}, x^{\max}$ - X кирувчи маълумотлар матрицасининг максимум ва минимум элементлари, $r^{\min}, r^{\max}$ - чиқувчи r векторнинг максимум ва минимум элементлари.

3 – фаззификациялаш: Нормаллаштирилган u_i^k ва u^k маълумотлар асосида тегишлилик функцияси ёрдамида фаззификация жараёни амалга оширилади. Бунда тегишлилик функцияси сифатида интуитив тарзда (интуиция асосида) қўнғироқсимон функция олинган. Кўп ҳолларда айнан қўнғироқсимон тегишлилик функцияси ёрдамида ечилган масалаларда аниқлик ва унумдорлик даражаси юқори бўлади.

$$\mu^j(u_i^k) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u_i^k - c_j}{\sigma_j}\right)^2\right),$$

$$\mu^j(u^k) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{u^k - c_j}{\sigma_j}\right)^2\right),$$

$$j = 0,1,2,\ldots,l.$$

Бунда c_j ва σ_j функция параметрлари ҳисобланади ва улар алгоритмнинг кейинги босқичларида нейрон тўрлар ёрдамида созланади.

4 – максималлаштириш: фазификациялаш натижалари бўйича мос равишда максималлаштириш амали бажарилади:

$$\mu^*(u_i^k) = \max_j \mu^j(u_i^k),$$

$$\mu^*(u^k) = \max_j \mu^j(u^k).$$

5 – хулосани баҳолаш: Ушбу жараёнда максималлаштирилган маълумотлар, қоидалар асосида хулосаларни бажарилиши баҳоланади:

$$SP^k = \mu^*(u_1^k) \cdot \mu^*(u_2^k) \times \ldots \times \mu^*(u_n^k) \cdot \mu^*(u^k).$$

Бунда k $(k = \overline{1,M})$ – қоида номери. Алгоритмнинг кейинги босқичларида олинган қоидалар базасини яна нормаллаштириш жараёни амалга оширилади.

6 – нормаллаштириш: Олинган қоидалар базаси $[0,l]$ оралиққа нормаллаштирилади:

$$\eta^k = l\frac{SP^k - SP^{\min}}{SP^{\max} - SP^{\min}}.$$

7 – фаззификациялаш: Нормаллаштирилган қоидалар базасини мос равишда тегишлилик функцияси ёрдамида фаззификациялаштирилади:

$$\mu^j(\eta^k) = \frac{1}{1 + \frac{(\eta_k - c_j)}{\sigma_j}}.$$

8 – максималлаштириш: Ушбу ҳолатда j ($j = 0,1,2,\ldots,l.$) бўйича максималлаштириш амалга оширилади:

$$\mu^*(\eta^k) = \max_j \mu^j(\eta^k).$$

9: Ушбу ҳолатда энг юқори қийматларни берувчи тегишлилик функциялари ажратилади. Бунинг учун қуйидаги жараёнлар амалга оширилади:

$$\beta(l) = 0.$$

Агар $\beta(l) < \mu^*(\eta^k)$ бўлса, у ҳолда $\beta(l) = \mu^*(\eta^k)$; $\alpha(l) = k; l = \overline{1,m}..$

10 – модел қуриш: Бу жараёнда энг юқори қийматларни берувчи функциялар ёрдамида норавшан қоида хулосаларидан иборат икки хил кўринишдаги модел қурилади:

10 а) Чиқиши чизиқли боғланиш кўринишидаги жараён ҳолатини баҳолашнинг норавшан модели:

Агар $x_1^1 = u_{11}^1 \bigcap x_2^1 = u_{21}^1 .. \bigcap x_n^1 = u_{n1}^1$ ёки

$x_1^2 = u_{11}^2 \bigcap x_2^2 = u_{21}^1 .. \bigcap x_n^1 = u_{n1}^2$ ёки

$x_1^{k_j} = u_{11}^{k_1} \bigcap x_2^{k_j} = u_{21}^{k_j} .. \bigcap x_{n1}^{k_j} = u_{n1}^{k_j}$ бўлса,

у ҳолда $y_j = b_{j_0} + b_{j_1} x_1^j + .. b_{j_n} x_n^j, \quad j = 1, m$.

10 б) Чиқиши ночизиқли боғланиш кўринишдаги жараён ҳолатини баҳолашнинг норавшан модели.

Агар $x_1^1 = u_{11}^1 \bigcap x_2^1 = u_{21}^1 .. \bigcap x_n^1 = u_{n1}^1$ ёки

$x_1^2 = u_{11}^2 \bigcap x_2^2 = u_{21}^1 .. \bigcap x_n^1 = u_{n1}^2$ ёки

$x_1^{k_j} = u_{11}^{k_1} \bigcap x_2^{k_j} = u_{21}^{k_j} .. \bigcap x_{n1}^{k_j} = u_{n1}^{k_j}$ бўлса,

у ҳолда $y_j = b_{j_0} + \sum_{h=1}^{H} \left[b_{j_{(h-1)n+1}} \left(x_1 \right)^h + ... + b_{j_{hn}} \left(x_n \right)^h \right], \quad j = 1, m.$

Бу ерда $x_i^k = \dfrac{\sum_{p=1}^{q} \mu(x_i^{kp}) x_i^{kp}}{\sum_{p=1}^{q} \mu(x_i^{kp})}.$

Натижада, b_{ji} *(i=0,1,2,...,n)* коэффициентлар қийматларини топиш талаб этилади. Ушбу коэффициентларни умумий ҳолда қуйидаги матрица кўринишида ифодалаш мумкин:

$$B = \begin{pmatrix} b_{10} & b_{11} & ... & b_{1t} \\ b_{20} & b_{21} & ... & b_{2t} \\ - & - & - & - \\ b_{m0} & b_{m1} & ... & b_{mt} \end{pmatrix}.$$

Модел чизиқли бўлган ҳолатида $t = n$, ночизиқли бўлган ҳолатда эса $t = H$ бўлади.

Топилган коэффициентлар қийматлари қуйидаги квадратик четланишни минималлаштирувчи қийматлар ҳисобланади:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{M} \left(y_j - \hat{y}_j \right)^2 \rightarrow \min \tag{2.5.1}$$

бунда y_j - норавшан модел асосида олинган чиқувчи натижа.

Кирувчи $X_r = (x_{r,1}, x_{r,2}, ..., x_{r,n})$ вектор қуйидагича норавшан чиқишга эга бўлади: $y_r = \frac{\sum_{j=1}^{m} \mu_{f_j} \cdot (x_r) \cdot f_j}{\sum_{j=1}^{m} \mu_{f_j} \cdot (x_r)}$, бунда j- қоида хулосаси қуйидагича ифодаланади:

а) Чиқиши чизиқли боғланиш кўринишида бўлганида:

$$y_j = b_{j_0} + b_{j_1} x_1^j + ... + b_{j_n} x_n^j, \quad j = 1, m.$$

б) Чиқиши ночизиқли боғланиш кўринишида бўлганида:

$$y_j = b_{j_0} + \sum_{h=1}^{H} \left[b_{j_{(h-1)n+1}} \left(x_1 \right)^h + ... + b_{j_{hn}} \left(x_n \right)^h \right], \quad j = 1, m.$$

j-қоида хулосасининг бажарилиш даражаси қуйидаги ифода ёрдамида амалга оширилади:

$$\mu_{y_j}(x_r) = \mu_j^{k_j}(x_{r1}) \cdot \mu_j^{k_j}(x_{r2}) \cdot ... \cdot \mu_j^{k_j}(x_{rn}).$$

Қуйидаги ифода орқали эса X_r кирувчи вектор учун j-қоида хулосасининг бажарилиш нисбий даражаси ҳисобланади: $\beta_{jr} = \frac{\mu_{y_j}(x_r)}{\sum_{k=1}^{m} \mu_{y_j}(x_r)}$

у ҳолда:

а) Чиқиши чизиқли боғланиш кўринишида бўлганида:

$$y_r = \sum_{j=1}^{m} \beta_r y_j = \sum_{j=1}^{m} (\beta_{r_j} b_{j_0} + \beta_{r_j} \cdot b_{j_1} \cdot x_{r_1} + \beta_{r_j} \cdot b_{j_2} \cdot x_{r_2} + ... + \beta_{r_j} \cdot b_{j_n} \cdot x_{r_n}).$$

б) Чиқиши ночизиқли боғланиш кўринишида бўлганида:

$$y_r = \sum_{j=1}^{m} \beta_r \, y_j = \sum_{j=1}^{m} (\beta_{r_j} b_{j_0} + \beta_{r_j} \cdot b_{j_1} \cdot x_{r_1} + \ldots + \beta_{r_j} \cdot b_{j_n} \cdot x_{r_n} +$$

$$\ldots + \beta_{r_j} \cdot b_{j_{(h-1)n+1}} \cdot x_{r_{(h-1)n+1}} + \ldots + \beta_{r_j} \cdot b_{j_H} \cdot x_{r_H}).$$

β_{r_j} параметрнинг қийматлари тегишлилик функциясининг турига турига боғлиқ равишда ҳисобланади:

Гаусс туридаги: $\mu(x) = \exp\left(-\left(\dfrac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$

$$\beta_{r_j} = \exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{t}\left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^{m} \exp\left[-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{t}\left(\frac{x_{ri} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right].$$

Қўнғироқсимон: $\mu(x) = \dfrac{1}{1+\left(\dfrac{x-c}{\sigma}\right)^2}$

$$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^{t} \frac{1}{1+\left(\dfrac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2} / \sum_{k=1}^{m}\prod_{i=1}^{t} \frac{1}{1+\left(\dfrac{x_{ri} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2}.$$

Параболик кўринишдаги: $\mu(x) = 1 - \left(\dfrac{x-c}{\sigma}\right)^2$

$$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^{t}\left[1-\left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^{m}\prod_{i=1}^{t}\left[1-\left(\frac{x_{ri} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right].$$

Учбурчаксимон кўринишдаги:

$$\mu(x)=\begin{cases}\dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ \dfrac{x-c}{b-c}, & b\le x\le c,\\ 0, \text{ бошка холларда.}\end{cases}$$

$$\beta_{r_j}=\begin{cases}\prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-a_{ij}}{b_{ij}-a_{ij}}\right]/\sum\limits_{k=1}^{m}\prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-a_{ik}}{b_{ik}-a_{ik}}\right], \text{агар} a\le x\le b,\\ \prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-c_{ij}}{b_{ij}-c_{ij}}\right]/\sum\limits_{k=1}^{m}\prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-c_{ik}}{b_{ik}-c_{ik}}\right], \text{агар} b\le x\le c.\end{cases}$$

Трапеция кўринишдаги:

$$\mu(x)=\begin{cases}\dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ 1, & b\le x\le c,\\ \dfrac{x-d}{c-d}, & c\le x\le d,\\ 0, \text{ бошка холларда.}\end{cases}$$

$$\beta_{r_j}=\begin{cases}\prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-a_{ij}}{b_{ij}-a_{ij}}\right]/\sum\limits_{k=1}^{m}\prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-a_{ik}}{b_{ik}-a_{ik}}\right], \text{агар} a\le x\le b,\\ 1/n, \qquad \text{агар} b\le x\le c,\\ \prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-d_{ij}}{c_{ij}-d_{ij}}\right]/\sum\limits_{k=1}^{m}\prod\limits_{i=1}^{t}\left[\dfrac{x_{r_i}-d_{ik}}{c_{ik}-d_{ik}}\right], \text{агар} c\le x\le d.\end{cases}$$

Қуйидагича белгилашни киритамиз:

$$Y=\left(y_1,y_2,\ldots,y_M\right)^T,$$

$$\hat{Y}=\left(\hat{y}_1,\hat{y}_2,\ldots,\hat{y}_M\right)^T$$

$$A=\begin{bmatrix} \beta_{1,1},\dots,\beta_{1,m}, \quad x_{1,1}\cdot\beta_{1,1},\dots,x_{1,1}.\beta_{1,m}, \quad \dots, \quad x_{1,n}\cdot\beta_{1,1},\dots,x_{1,t}\cdot\beta_{1,m} \\ \vdots \\ \beta_{M,1},\dots,\beta_{M,m}, \quad x_{M,1}\cdot\beta_{1,1},\dots,x_{M,1}\cdot\beta_{1,m},\dots,x_{M,n}\cdot\beta_{M,1},\dots,x_{M,t}\cdot\beta_{M,m} \end{bmatrix}.$$

У ҳолда (2.5.1) масала қуйидаги матрица кўринишига келтириб олинади: қуйидаги шарт қаноатлантирувчи B вектор топилсин:

$$E=(Y-\hat{Y})^T\cdot(Y-\hat{Y})\to\min. \qquad (2.5.2)$$

Ушбу (2.5.2) масала қуйидаги тенглама орқали ифодаланади:

$$Y=A\cdot B. \qquad (2.5.3)$$

Бунда $n\times m$ та номалумли $n\times m$ та тенгламалар системасини оламиз. Аналитик математик усул орқали ушбу масалани осонгина ҳал ечиш мумкин, яъни $\det A\neq 0$ бўлган ҳолда

$$B=A^{-1}Y$$

ифодани ечиш (Крамер формуласи ёки бир қатор математик усуллар ёрдамида) орқали B ни топиш мумкин. Аммо баъзан A – матрицанинг дитерменанти мавжуд бўлмаган ($\det A=0$) ҳолларда масала нокоррект масалага келиб қолади. Натижада (2.5.3) ифода Тихонов назарияси бўйича нокоррект масалага айланади ва бу ифодани

$$\tilde{A}B=\tilde{Y},$$

кўринишга келтириб олиш мумкин. Бунда $\left\|\tilde{A}-A\right\|\le h, \left\|\tilde{Y}-Y\right\|\le\delta.$

Умумий ҳолда (2.5.3) тенглама

$$\left\|\tilde{A}B-\tilde{Y}\right\|\to 0 \qquad (2.5.4)$$

каби норма орқали ифодаланади. Яъни (2.5.4) ифодани ҳисоблаш (2.5.3) ифода натижаларига яқин бўлган қийматни топишдан иборат.

11 – нейрон тўрларни ўқитиш: Нейрон тўрларни ўқитишда аввало унинг топологияси қуриб олинади. Ушбу алгоритмда беш қатламдан иборат нейрон тўрдан фойдаланилган ва уни ўқитиш учун қуйидаги ифодалардан фойдаланилади:

$$y_i^{(k)}(n) = f\left(s_i^{(k)}(n)\right),$$

$$s_i^{(k)}(n) = \sum_{j=0}^{N_{k-1}} w_{ij}^{(k)}(n) x_j^{(k)}(n),$$

бунда $y_i^{(k)}(n)$ - нейрон тўри k – қатламининг i – чиқиши, $x_j^{(k)}(n)$ - танланмадан (X дан) олинган кирувчи қийматлар, $w_{ij}^{(k)}(n)$ - k – қатламнинг i – нейронига кирувчи маълумотларнинг вазни. k – қатлам нейронларига кирувчи маълумотлар *k-1* – қатлам нейронлари сонига боғлиқ ҳолда олинади. $f\left(s_i^{(k)}(n)\right)$ - фаоллаштириш функцияси ҳисобланади, уларнинг бир нечта турлари олдинги бўлимларда ҳам [133] келтириб ўтилган.

12 – арилар колонияси алгоритми асосида ўқитиш: Модел параметрларини эволюцион арилар колонияси алгоритми асосида созлашнинг асосий моҳияти моделдан олинаётган натижалар ва объектларнинг ҳақиқий, кутилаётган хусусиятлари, ҳолатлари қийматлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи модел параметрлари қийматларини аниқлашдан иборат, яъни

$$E = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M}(f_j(w,a,b,c,d) - \hat{y}_j)^2 \to \min ,$$

бу ерда $f_j(w,a,b,c,d)$ - ишлаб чиқилаётган моделни ифодаловчи функция, w – қурилаётган норавшан мантиқий моделнинг қоидалари вазнлари, a, b, c ва d параметрлар эса норавшан моделнинг асосий тегишлилик функцияларининг параметрлари, $\hat{y}_j$ - объектнинг ҳақиқий ҳолати хусусиятлари.

Ўқитишнинг моҳияти тегишлилик функцияларининг норавшан аппроксимациялаш натижалари ва ҳақиқий объект хусусиятлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи параметрларни танлаб олишдан иборат.

Ушбу алгоритм асосида бир қатор баҳолаш, башоратлаш, классификация ва кластерлаш масалаларини ечиш мумкин.

III боб. НОРАВШАН МОДЕЛЛАРНИ ҚУРИШДА ОПТИМАЛЛАШТИРИШ МАСАЛАЛАРИНИ ЕЧИШ АЛГОРИТМЛАРИ

3.1§. Суст тузилмали маълумотларни интеллектуал таҳлиллашда норавшан қоидалар базаси параметрларини созлаш ёндашувлари

Параметрик идентификация – бу норавшан тизим ишини оптимизация қилиш орқали норавшан қоидаларнинг антецедент ва консеквентлари номаълум параметрларини аниқлашдир.

Локал экстремум ва “ланъати ҳажмдорлик” каби муаммолар, оптимизациянинг классик усулларини қўллашдаги қийинчиликлар мутахассисларни метаэвристик ёндашувларга асосланган ёқишни иммитациялаш алгоритмлари, генетик алгоритмлар, чумоли колонияси алгоритмларига мурожаат қилишга мажбур қилди [18,92,93].

Норавшан қоидалар параметрларини созлашнинг якуний босқичларида оптимизациянинг градиент усулига ўхшаш классик усуллардан фойдаланиш мумкин.

Синглтон туридаги икки кирувчи ўзгарувчили бешта лингвистик термга ажратилган норавшан модел учун градиент алгоритмини қараб ўтилган [60,170]. Бу ерда учлик кўринишида берилган (x_1^*, x_2^*, y^*) ўқув мисоли учун ечимлар хатолигини минималлаштириш мақсад функцияси таклиф этилган:

$$E = \frac{1}{2}(y^* - y)^2,$$

Бу ерда y^* - кутилган чиқувчи қиймат, y- норавшан хулосалаш орқали олинган чиқувчи қиймат.

2.4.1-жадвалда берилган қоидалар базаси учун икки параметрли (гаусс, парабола) функциянинг $t+1$-қадамдаги параметр қиймати қуйидагича аниқланади:

$$a_{1i}(t+1)=a_{1i}(t)-\alpha\frac{\partial E}{\partial a_{1i}(t)}=a_{1i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{1i}(x_1^{*})}{\partial a_{1i}(t)},$$

$$b_{1i}(t+1)=b_{1i}(t)-\beta\frac{\partial E}{\partial a_{2i}(t)}=b_{1i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{1i}(x_1^{*})}{\partial b_{1i}(t)},$$

$$a_{2i}(t+1)=a_{2i}(t)-\alpha\frac{\partial E}{\partial a_{2i}(t)}=a_{2i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{2i}(x_2^{*})}{\partial a_{2i}(t)},$$

$$b_{2i}(t+1)=b_{2i}(t)-\beta\frac{\partial E}{\partial b_{2i}(t)}=b_{2i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{2i}(x_1^{*})}{\partial b_{2i}(t)},$$

$i=1..5;\ l=(j\,\mathrm{mod}\,5)+1;\ m=(j div 5)+1$ учун α,β - ўқитиш константалари, t - ўқитиш итерацияси.

$t+1$-қадамдаги r_{ij} қоида консеквенти қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$r_{ij}(t+1)=r_{ij}(t)-\gamma\frac{\partial E}{\partial y_{i+1}(t)}=y_{i+1}(t)+\frac{\gamma\cdot(y^{*}-y)\cdot\mu_{1i}(x_1^{*})\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{k=0}^{24}\mu_{1l}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})},$$

бу ерда γ - ўқитиш константалари, t - ўқитиш итерацияси, $i=1..5;\ l=(k\,\mathrm{mod}\,5)+1;\ m=(k div 5)+1;\ j=1..5$.

Хусусий ҳосила қийматини ҳисобга олган ҳолда гаусс тегишлилик функцияси учун

$$\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial a_{1i}}=\frac{(x_1-a_{1i})\cdot\mu_{1i}(x_1)}{b_{1i}^{2}},\qquad \frac{\partial\mu_{1i}}{\partial b_{1i}}=\frac{(x_1-a_{1i})^{2}\cdot\mu_{1i}(x_1)}{b_{1i}^{3}},$$

$$\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial a_{2i}}=\frac{(x_2-a_{2i})\cdot\mu_{2i}(x_2)}{b_{2i}^{2}},\qquad \frac{\partial\mu_{2i}}{\partial b_{2i}}=\frac{(x_2-a_{2i})^{2}\cdot\mu_{2i}(x_2)}{b_{2i}^{3}},$$

$t+1$-қадамдаги параметр қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$a_{1i}(t+1)=a_{1i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{(x_{1}^{*}-a_{1i})\cdot\mu_{1i}(x_{1}^{*})}{b_{1i}^{2}},$$

$$b_{1i}(t+1)=b_{1i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{(x_{1}^{*}-a_{1i})^{2}\cdot\mu_{1i}(x_{1}^{*})}{b_{1i}^{3}},$$

$$a_{2i}(t+1)=a_{2i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{(x_{2}^{*}-a_{2i})\cdot\mu_{2i}(x_{2}^{*})}{b_{2i}^{2}},$$

$$b_{2i}(t+1)=b_{2i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{(x_{2}^{*}-a_{2i})^{2}\cdot\mu_{2i}(x_{2}^{*})}{b_{2i}^{3}},$$

$i=1..5;\ l=(j\,\mathrm{mod}\,5)+1;\ m=(jdiv5)+1$ учун α,β - ўқитиш константалари, t- ўқитиш итерацияси.

$\mu(x)=1-\left(\frac{x-a}{b}\right)^{2}$ кўринишдаги хусусий ҳосилалари ҳисобга олинган параболик тегишлилик функцияси учун

$$\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial a_{1i}}=\frac{2(x_{1}-a_{1i})}{b_{1i}^{2}},\qquad\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial b_{1i}}=\frac{2(x_{1}-a_{1i})^{2}}{b_{1i}^{3}},$$

$$\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial a_{2i}}=\frac{2(x_{2}-a_{2i})}{b_{2i}^{2}},\qquad\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial b_{2i}}=\frac{2(x_{2}-a_{2i})^{2}}{b_{2i}^{3}},$$

$t+1$ да параметр қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$a_{1i}(t+1)=a_{1i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{2(x_{1}^{*}-a_{1i})}{b_{1i}^{2}},$$

$$b_{1i}(t+1)=b_{1i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{2(x_{1}^{*}-a_{1i})^{2}}{b_{1i}^{3}},$$

$$a_{2i}(t+1)=a_{2i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{2(x_2^{*}-a_{2i})}{b_{2i}^{2}},$$

$$b_{2i}(t+1)=b_{2i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{2(x_2^{*}-a_{2i})^{2}}{b_{2i}^{3}},$$

$i=1..5;\ l=(j\bmod 5)+1;\ m=(jdiv5)+1$учун α,β - ўқитиш константалари, t-ўқитиш итерацияси.

Учбурчакли тегишлилик функцияси учун

$$\mu(x)=\begin{cases}\frac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ \frac{x-c}{b-c}, & b\le x\le c,\\ 0, бошка & холатларда\end{cases}$$

хусусий ҳосилалари қуйидагиларга тенг:

$$\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial a_{1i}}=\frac{(x_1-b_{1i})}{(b_{1i}-a_{1i})^2},\qquad \frac{\partial\mu_{1i}}{\partial b_{1i}}=\frac{(x_1-b_{1i})}{(b_{1i}-c_{1i})^2},\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial b_{1i}}=\begin{cases}\frac{a_{1i}-x_1}{(b_{1i}-a_{1i})}\\ \frac{c_{1i}-x_1}{(b_{1i}-c_{1i})^2}\end{cases},$$

$$\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial a_{2i}}=\frac{(x_2-b_{2i})}{(b_{2i}-a_{2i})^2},\qquad \frac{\partial\mu_{2i}}{\partial b_{2i}}=\frac{(x_2-b_{2i})}{(b_{2i}-c_{2i})^2},\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial b_{2i}}=\begin{cases}\frac{a_{2i}-x_2}{(b_{2i}-a_{2i})}\\ \frac{c_{2i}-x_2}{(b_{2i}-c_{2i})^2}\end{cases},$$

$t+1$да параметр қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$a_{1i}(t+1)=a_{1i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{1i}(x_1^{*})}{\partial a_{1i}},$$

$$b_{1i}(t+1)=b_{1i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{1i}(x_1^{*})}{\partial b_{1i}},$$

$$c_{1i}(t+1)=c_{1i}(t)+\frac{\lambda\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{1i}(x_{1}^{*})}{\partial c_{1i}},$$

$$a_{2i}(t+1)=a_{2i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{2i}(x_{2}^{*})}{\partial a_{2i}},$$

$$b_{2i}(t+1)=b_{2i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{2i}(x_{1}^{*})}{\partial b_{2i}},$$

$$c_{2i}(t+1)=c_{2i}(t)+\frac{\lambda\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_{2}^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_{1}^{*})\cdot\mu_{2m}(x_{2}^{*})}\cdot\frac{\partial\mu_{2i}(x_{1}^{*})}{\partial c_{2i}},$$

$i=1..5;\ l=(j\,\mathrm{mod}\,5)+1;\ m=(jdiv5)+1$ учун α,β,λ - ўқитиш константалари, t - ўқитиш итерацияси.

Трапеция кўринишидаги тегишлилик функцияси учун

$$\mu(x)=\begin{cases}\dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ 1, \quad b\le x\le c & \\ \dfrac{x-d}{c-d}, & c\le x\le d,\\ 0, бошка \quad холатларда & \end{cases}$$

хусусий ҳосилалари қуйидагиларга тенг:

$$\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial a_{1i}}=\frac{(x_1-b_{1i})}{(b_{1i}-a_{1i})^2},\quad \frac{\partial\mu_{1i}}{\partial b_{1i}}=\frac{(a_{1i}-x_1)}{(b_{1i}-c_{1i})^2},\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial c_{1i}}=\frac{(d_{1i}-x_1)}{(c_{1i}-d_{1i})},\frac{\partial\mu_{1i}}{\partial d_{1i}}=\frac{(x_1-c_{1i})}{(c_{1i}-d_{1i})^2},$$

$$\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial a_{2i}}=\frac{(x_2-b_{2i})}{(b_{2i}-a_{2i})^2},\quad \frac{\partial\mu_{2i}}{\partial b_{2i}}=\frac{(a_{2i}-x_2)}{(b_{2i}-c_{2i})^2},\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial c_{2i}}=\frac{(d_{2i}-x_2)}{(c_{2i}-d_{2i})},\frac{\partial\mu_{2i}}{\partial d_{2i}}=\frac{(x_2-c_{2i})}{(c_{2i}-d_{2i})^2},$$

$t+1$да параметр қийматлари қуйидагича аниқланади:

$$a_{1i}(t+1)=a_{1i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(x_1^{*}-b_{1i})}{(b_{1i}-a_{1i})^{2}},$$

$$b_{1i}(t+1)=b_{1i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(a_{1i}-x_1^{*})}{(b_{1i}-a_{1i})^{2}},$$

$$c_{1i}(t+1)=c_{1i}(t)+\frac{\lambda\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(d_{1i}-x_1^{*})}{(c_{1i}-d_{1i})^{2}},$$

$$d_{1i}(t+1)=d_{1i}(t)+\frac{\nu\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(x_1^{*}-c_{1i})}{(c_{1i}-d_{1i})^{2}},$$

$$a_{2i}(t+1)=a_{2i}(t)+\frac{\alpha\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(x_2^{*}-b_{2i})}{(b_{2i}-a_{2i})^{2}},$$

$$b_{2i}(t+1)=b_{2i}(t)+\frac{\beta\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(a_{2i}-x_2^{*})}{(b_{2i}-a_{2i})^{2}},$$

$$c_{2i}(t+1)=c_{2i}(t)+\frac{\lambda\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(d_{2i}-x_2^{*})}{(c_{2i}-d_{2i})^{2}},$$

$$d_{2i}(t+1)=d_{2i}(t)+\frac{\nu\cdot(y^{*}-y)\cdot\sum\limits_{j=1}^{5}(r_{ij}-y)\cdot\mu_{2j}(x_2^{*})}{\sum\limits_{j=0}^{24}\mu_{1j}(x_1^{*})\cdot\mu_{2m}(x_2^{*})}\cdot\frac{(x_2^{*}-c_{2i})}{(c_{2i}-d_{2i})^{2}},$$

$i=1..5;\ l=(j\,\mathrm{mod}5)+1;\ m=(j div 5)+1$ учун α,β,λ,ν - ўқитиш константалари, t - ўқитиш итерацияси.

Юқорида градиент усулининг икки ўзгарувчили кўриниши келтирилган бўлиб, унинг *n* ўзгарувчи ҳолати учун қуйида умумлашмаси таклиф этилган [92,93].

Ўлчов коэффициентларини танлашнинг градиент усули бошқа кенг тарқалган усуллар асосига қурилади. Унинг моҳиятини градиент вектор ва ўлчов коэффициентлари қийматларининг антиградиент йўналиши бўйича ўзгаришини ҳисоблаш ташкил этади.

l лингвистик термга бўлинган Синглтон типидаги n кирувчи ўзгарувчили норавшан моделлар учун ўқитишнинг градиент алгоритмини қараб ўтилади. Бу ерда $(x_1^*, x_2^*, \ldots x_n^*, y^*)$, кўринишда берилган ўқув танланмаси учун хатоликни минималлаштириш мақсад функцияси таклиф қилинган

$$E = \frac{1}{2}(y^* - y)^2,$$

бунда y^* - кутилган чиқувчи қиймат, y – норавшан хулосалаш натижасида олинган $y = (y_1, \ldots, y_m)$ чиқувчи қиймат,

$$y_{\dot{\kappa}} = (\mu_{\dot{\kappa}^1} r_{i_1} + \mu_{\dot{k}^2} r_{i_2} + \ldots + \mu_{\dot{k}^l} r_{i_l}) / (\mu_{\dot{k}^1} + \mu_{\dot{k}^2} + \ldots + \mu_{\dot{k}^l}).$$

2.4.1-жадвалда берилган қоидалар базаси учун икки параметрли функция параметрларини t+1-қадамда қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \alpha \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial a_{ij}(t)} = a_{ij}(t) - \alpha \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \mu_{ij}(x_i^*)} \cdot \frac{\partial \mu_{ij}(x_i^*)}{\partial a_{ij}(t)} =$$

$$= a_{ij}(t) - \alpha (y^* - y) \cdot \frac{r_{ij} \sum_{k=1}^{l} \mu_{i\dot{k}} - \sum_{k=1}^{l} r_{i\dot{k}} \mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{k=1}^{l} \mu_{i\dot{k}})^2} \cdot \frac{\partial \mu_{ij}(x_i^*)}{\partial a_{ij}(t)}.$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \beta \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial b_{ij}(t)} = b_{ij}(t) - \beta \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial \mu_{ij}(x_i^*)} \cdot \frac{\partial \mu_{ij}(x_i^*)}{\partial b_{ij}(t)} =$$

$$= b_{ij}(t) - \beta (y^* - y) \cdot \frac{r_{ij} \sum_{k=1}^{l} \mu_{i\dot{k}} - \sum_{k=1}^{l} r_{i\dot{k}} \mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{k=1}^{l} \mu_{i\dot{k}})^2} \cdot \frac{\partial \mu_{ij}(x_i^*)}{\partial b_{ij}(t)},$$

$i = \overline{1, n}; \quad j = \overline{1, l}$ учун.

r_{ij} қоида консеквентининг $t+1$-қадамдаги қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади

$$r_{ij}(t+1) = r_{ij}(t) - \gamma \frac{\partial \mathrm{E}}{\partial y_{ij}(t)} = y_{i+1}(t) + \gamma(y^{*} - y) \cdot \frac{\prod\limits_{\dot{k}=1}^{h} \partial \mu_{ij}(x_i^{*})}{(\sum\limits_{k=1}^{l} \mu_{i\dot{k}})^2}.$$

Хусусий ҳосилаларни ҳисоблаган ҳолда $\mu(x) = Exp\left(-\left(\frac{x-a}{b}\right)^2\right)$ Гаусс тегишлилик функцияси учун

$$\frac{\partial \mu_{ij}(x_k^{*})}{\partial a_{ij}} = \frac{(x_i^{*} - a_{ij}) \cdot \mu_{ij}(x_i^{*})}{b_{ij}^2};$$

$$\frac{\partial \mu_{ij}(x_k^{*})}{\partial b_{ij}} = \frac{(x_i^{*} - a_{ij})^2 \cdot \mu_{ij}(x_i^{*})}{b_{ij}^3}$$

t+1-қадамда параметрлар қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \alpha(y^{*} - y) \cdot \frac{r_{ij} \sum\limits_{\dot{k}=1}^{l} \mu_{i\dot{k}} - \sum\limits_{\dot{k}=1}^{l} r_{i\dot{k}} \mu_{i\dot{k}}}{(\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l} \mu_{i\dot{k}})^2} \cdot \frac{(x_i^{*} - a_{ij})^2 \cdot \mu_{ij}(x_i^{*})}{b_{ij}^3}.$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \beta(y^{*} - y) \cdot \frac{r_{ij} \sum\limits_{\dot{k}=1}^{l} \mu_{i\dot{k}} - \sum\limits_{\dot{k}=1}^{l} r_{i\dot{k}} \mu_{i\dot{k}}}{(\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l} \mu_{i\dot{k}})^2} \cdot \frac{(x_i^{*} - a_{ij})^2 \cdot \mu_{ij}(x_i^{*})}{b_{ij}^3}.$$

Қўнғироқсимон $\mu(x) = \frac{1}{1+\left(\frac{x-a}{b}\right)^2}$ тегишлилик функцияси учун хусусий ҳосилаларни ҳисобга олган ҳолда қуйидагича ҳисобланади:

$$\frac{\partial \mu_{ij}}{\partial a_{ij}} = \frac{2b_{ij}(x_i^{*} - a_{ij})^2}{(b_{ij}^2 + (x_i^{*} - a_{ij})^2)^2};$$

$$\frac{\partial \mu_{ij}}{\partial b_{ij}} = \frac{2(b_{ij})^2(x_i^{*} - a_{ij})}{((b_{ij})^2 + (x_i^{*} - a_{ij})^2)^2}$$

(t+1)-қадамдаги параметр қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$a_{ij}(t+1)=a_{ij}(t)-\alpha(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{2b_{ij}(x_i^{*}-a_{ij})^{2}}{(b_{ij}^{2}+(x_i^{*}-a_{ij})^{2})^{2}};$$

$$b_{ij}(t+1)=b_{ij}(t)-\beta(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{2(b_{ij})^{2}(x_i^{*}-a_{ij})}{((b_{ij})^{2}+(x_i^{*}-a_{ij})^{2})^{2}}.$$

Параболик $\mu(x)=1-\left(\frac{x-a}{b}\right)^{2}$ тегишлилик функцияси учун хусусий ҳосилаларни ҳисобга олган ҳолда қуйидаги кўринишда ҳисобланади

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial a_{ij}}=\frac{2b_{ij}(x_i^{*}-a_{ij})}{b_{ij}^{2}},$$

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial b_{ij}}=\frac{2(x_i^{*}-a_{ij})^{2}}{b_{ij}^{\;3}}$$

(t+1)-қадамдаги параметр қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$a_{ij}(t+1)=a_{ij}(t)-\alpha(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{2(x_i^{*}-a_{ij})}{b_{ij}^{2}};$$

$$b_{ij}(t+1)=b_{ij}(t)-\beta(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{2(x_i^{*}-a_{ij})^{2}}{b_{ij}^{\;3}}.$$

Учбурчакли кўринишли тегишлилик функцияси учун

$$\mu(x)=\begin{cases}\frac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ \frac{x-c}{b-c}, & b\le x\le c,\\ 0, & \text{колган холларда}\\ \end{cases}$$

Хусусий ҳосилалари қуйидагиларга тенг:

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial a_{ij}}=\frac{x_i^{*}-b_{ij}}{(b_{ij}-a_{ij})^{2}},$$

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial c_{ij}}=\frac{x_i^*-b_{ij}}{(b_{ij}-c_{ij})^2},$$

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial b_{ij}}=\begin{cases}\dfrac{a_{ij}-x_i}{(b_{ij}-a_{ij})^2}, & a\le x\le b,\\ \dfrac{c_{ij}-x_i}{(b_{ij}-c_{ij})^2}, & b\le x\le c\end{cases}$$

(t+1)-қадамдаги параметр қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$a_{ij}(t+1)=a_{ij}(t)-\alpha(y^*-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^2}\cdot\frac{x_i^*-b_{ij}}{(b_{ij}-a_{ij})^2},$$

$$b_{ij}(t+1)=b_{ij}(t)-\beta(y^*-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^2}\cdot\begin{cases}\dfrac{a_{ij}-x_i}{(b_{ij}-a_{ij})^2} & , \quad a\le x\le b,\\ \dfrac{c_{ij}-x_i}{(b_{ij}-c_{ij})^2} & , \quad b\le x\le c,\end{cases}$$

$$c_{ij}(t+1)=c_{ij}(t)-\gamma(y^*-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum\limits_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^2}\cdot\frac{x_i^*-b_{ij}}{(b_{ij}-c_{ij})^2},$$

Трапеция кўринишидаги тегишлилик функцияси учун

$$\mu(x)=\begin{cases}\dfrac{x-a}{b-a}, & a\le x\le b,\\ 1, & b\le x\le c,\\ \dfrac{x-d}{c-d}, & c\le x\le d,\\ 0, & \textit{бошка холларда}\end{cases}$$

Хусусий ҳосилалари қуйидаларга тенг:

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial a_{ij}}=\frac{x_i^*-b_{ij}}{(b_{ij}-a_{ij})^2},\qquad \frac{\partial\mu_{ij}}{\partial b_{ij}}=\frac{a_{ij}-x_i}{(b_{ij}-a_{ij})^2},$$

$$\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial c_{ij}}=\frac{d_{ij}-x_i}{(c_{ij}-d_{ij})^2},\qquad \frac{\partial\mu_{ij}}{\partial d_{ij}}=\frac{x_i-c_{ij}}{(c_{ij}-d_{ij})^2},$$

(t+1)-қадамдаги параметр қиймати қуйидаги кўринишда аниқланади:

$$a_{ij}(t+1)=a_{ij}(t)-\alpha(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{x_{i}^{*}-b_{ij}}{(b_{ij}-a_{ij})^{2}},$$

$$b_{ij}(t+1)=b_{ij}(t)-\beta(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{a_{ij}-x_{i}}{(b_{ij}-a_{ij})^{2}},$$

$$c_{ij}(t+1)=c_{ij}(t)-\gamma(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{d_{ij}-x_{i}}{(c_{ij}-d_{ij})^{2}},$$

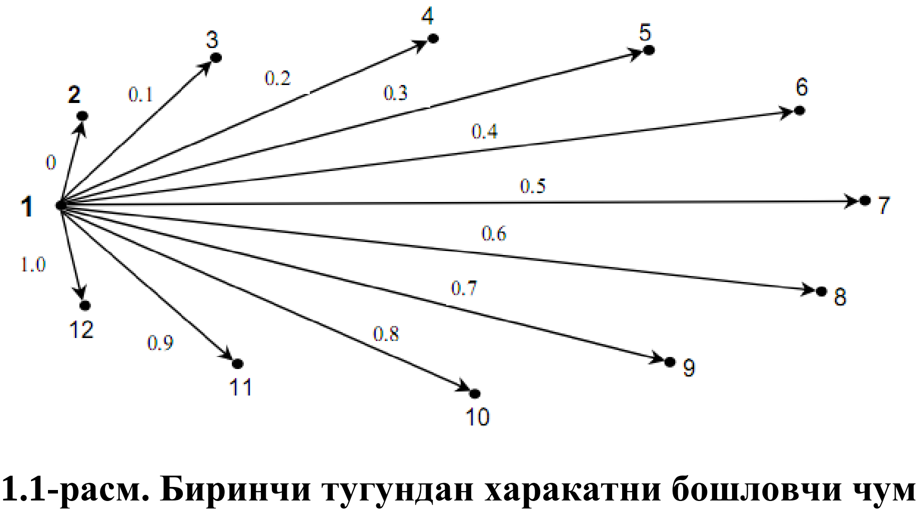
$$d_{ij}(t+1)=d_{ij}(t)-\delta(y^{*}-y)\cdot\frac{r_{ij}\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}}-\sum_{\dot{k}=1}^{l}r_{i\dot{k}}\mu_{i\dot{k}}}{(\sum_{\dot{k}=1}^{l}\mu_{i\dot{k}})^{2}}\cdot\frac{x_{i}^{*}-c_{ij}}{(c_{ij}-d_{ij})^{2}}.$$

Қарор қабул қилишга кўмаклашишда норавшан қоидалар базаси параметрларини созлашнинг чумоли колонияси алгоритми. Норавшан қоидалар параметрларининг оптимизацияси чумоли колонияси алгоритми асосида ҳам амалга оширилиши мумкин. Ушбу алгоритм М.Дориго ва унинг ҳамкасблари томонидан таклиф қилинган бўлиб, дискрет оптимизация масаласи [18] ҳамда турли кўринишдаги комбинаторика масалаларини ечишда [17] муваффақиятли қўлланиб келинмоқда. Чумоли колонияси алгоритми норавшан моделни созлаш масаласига қўлланилиши келтирилган [23], бироқ мазкур ишда созлаш фақат қоидалар консеквентига тааллуқли. Тақдим қилинаётган ишда қоидаларнинг ҳам антецендент ҳам консеквентини созлашга қўлланилиши амойиш этилган.

Чумоли колонияси алгоритми метаэвристик жараён ҳисобланиб, унинг асосида чумолилар хатти харакатини кузатиш, уларнинг егулик қидириш жараёнида феромоннинг ажралиши ва ҳосил қилинган феромонли маркер ёрдамида йўлларнинг оптималлигини топиш ётади. Шу қаторда йўлларнинг оптималлиги, яъни феромонларнинг кучлилиги бу йўлдан кўплаб чумолиларнинг ўтиши, қолаверса илк ўтган чумолининг ҳам ушбу йўлдан кўп ўтиши феромон миқдорининг кўпайишига ва изланаётган ечимнинг сифатини ошишига олиб келади.

Чумоли колонияси алгоритми дискрет оптимизация бўлиши билан бир қаторда, ундаги тегишлилик функцияси параметрлари узлуксиз равишда ўзгариб туради. Узлуксиз оптимизациядан дискрет оптимизацияга ўтиш ечимни қидиришнинг тўла йўналтирилган графга асосланган ҳолда амалга оширилади, яъни у граф қирралари сонига қараб параметрлар қийматлари аниқ топилади. Бундай граф миқдорлари норавшан тизим тегишлилик функцияси миқдорига тенг бўлади. Ҳар бир тугундан қирралар чиқиб, кирувчи ўзгарувчиларининг тегишлилик функцияси нормаллаштирилган параметрлари қийматларига тенг тақсимланган бўлади (3.1.1-расм). Барча қирраларга чумолилар тенг тақсимланади. Ҳар бир чумоли бошланғич нуқтадан ташқари учта тугунга бориши лозим (тегишлилик функцияси параметрлари сонига қараб).

Ҳар бир лингвистик терм бир нечта тегишлилик функцияси билан ифодаланган. Чумолилар алгоритмда колонияларга бўлинган бўлиб, уларнинг ҳар қайсиси ўзининг графларида тегишлилик функцияси параметрларини қидиради [170].



3.1.1-расм. Биринчи тугундан харакатни бошловчи чумолилар учун ечимни қидиришнинг бошланғич графи кўриниши.

Тугунга юқтирилаётган феромон миқдори ечимнинг сифатига пропорционал бўлади, танланган параемтрларда норавшан тизимнинг хулосалашида хатолик қанчалик кам бўлса, граф қиррасига фермент шунча кўп тегади:

$$\Delta\tau_{ij}^{k}(t)=\begin{cases}\dfrac{Q}{L^{k}(t)}, & агар \quad чумоли \quad (i,j)-учни \quad ўтган\ бўлса\\ 0, & акс \quad холда\end{cases}$$

бу ерда Q - алоҳида чумолидаги фермент миқдорини аниқловчи константа, $L^{k}(t)$ - k-чумоли томонидан танланган t-итерациядаги параметр хатолик қиймати.

Чумолининг t-итерацияда (i,j) қиррани танлаш эҳтимоли, агар қирра учинчи танланган бўлмаса, тегишлилик функцияси параметри қуйидаги формула билан ҳисобланади:

$$P_{ij}(t)=\frac{\tau_{ij}(t)^{\alpha}}{\sum_{l=1}^{N}\tau_{il}(t)^{\alpha}}, \qquad (3.1.1)$$

агар танланган қирра учинчи бўладиган бўлса, t-итерацияда k- чумолининг (i,j) қиррани танлаш эҳтимоли қуйидаги формула билан ҳисобланади:

$$P_{ij}^{k}(t)=\frac{\tau_{ij}(t)^{\alpha}\cdot\left(\dfrac{1}{L_{j}^{k}(t)}\right)^{\beta}}{\sum_{l=1}^{N}\left(\tau_{il}(t)^{\alpha}\cdot\left(\dfrac{1}{L_{j}^{k}(t)}\right)^{\beta}\right)}, \qquad (3.1.2)$$

бу ерда α - йўлдаги ферментнинг муҳимлигини ҳисобга олувчи параметр, β - хатоликнинг муҳимлигини ҳисобга олувчи параметр, $\tau_{ij}(t)$ - t-итерациядаги i ва j қирралар ўртасидаги ферментнинг интенсивлиги, $L_{0}^{k}(t)$ - t-итерациядаги k-чумоли томонидан танланган параметр хатолик қиймати, агар қирра $(i,0)$ бўлса учинчи параметрни аниқлайди, N - i- ичма-ич чўққи тугунлар тўплами, бу ерда j кўп маротаба танланиши мумкин; классик алгоритмни ташкил қилишдан фарқли ўлароқ тақиқланган тугунлар рўйхати ташкил этилмайди; (3.1.1) ва (3.1.2) формулаларда l i га тенг бўлмайди.

Ферментнинг ортиши қуйидаги формула билан аниқланади:

$$\tau_{ij}(t+1) = \sum_{k=1}^{M} (\Delta\tau_{ij}^{k}(t) + \tau_{ij}(t)) \cdot \rho, \qquad (3.1.3)$$

ферментнинг буғланиб кетиши қуйидаги формула билан ҳисобланади:

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) \cdot (1-p) \qquad (3.1.4)$$

бу ерда ρ - қийматлари [0,1] оралиқда ётувчи фермент интенсивлигининг пасайиши коэфициенти; M - (i, j) қирралардан ўтган чумолилар миқдори.

Қуйида тегишлилик функцияси параметрларини оптималлаштириш алгоритми келтирилган.

1-қадам. Алгоритмнинг ва норавшан тизимнинг бошланғич параметрларини бериш.

2-қадам. Колониядаги чумолилар популяциясини бериш.

3-қадам. Барча чумолилар учун учта қиррани аниқлаш. Дастлаб (3.1.1) формула икки бора, кейин эса (3.1.2) формула қўлланилади.

4-қадам. Жорий колония чумолилари томонидан аниқланган тегишлилик функцияси параметрларини норавшан тизимга бериш ҳамда хатоликни ҳисоблаш. Агар чумолиларнинг норавшан тизимга берган параметрлари жорийларидан яхшироқ бўлса, у ҳолда натижани сақлаб қўйиш.

5-қадам. Агар навбатдаги чумолилар колонияси мавжуд бўлса, уни жорий қилиб, 3-қадамга ўтилади, акс ҳолда 6-қадамга ўтилади.

6-қадам. Танланган колония учун ҳар бир қиррадаги фермент миқдорини (3.1.3) формула орқали ҳисоблаш.

7-қадам. Танланган колония учун буғланган фермент миқдорини (3.1.4) формула орқали ҳисоблаш.

8-қадам. Агар алгоритмнинг ишини якунлаш шарти бажарилган бўлса, якунлаш, акс ҳолда 2-қадамга ўтиш.

Алгоритм ишининг якунланиши шарти берилган итерацияга эришиш ёки берилган хатоликдан кам бўлган хатоликка эришиш бўлади.

Ҳисоблаш аниқлигини оширишда бир нечта йўллардан фойдаланиш мумкин.

Биринчи энг мақбул йўллардан бу орграфнинг чўққилари миқдорини кўпайтириш орқали аниқликни ошириш мумкин. Масалан, аниқлик 0,01 бўлиши учун 102 та чўққидан иборат граф ташкил этилиши мумкин. Аммо графнинг ҳажмини ошириш ҳисоблашга кетадиган вақтни икки баробар оширади.

Ушбу муаммони бартараф этиш учун босқичма-босқич аниқликни ошириб бориш ёндашуви таклиф этилган. Дастлаб алгоритм 0,1 аниқликда ишлайди ва учлик параметрнинг оптимал қиймати топилади. Кейин эса топилган параметрлар ўнг ва чап томондан 0,1 қиймат бирлигида чегараланади ва ушбу оралиқларда янги орграфда белгилашлар учун 0,01 қадам билан қийматлар олинади. Шундай қилиб талаб қилинган аниқликка эришилгунча давом этилади. Бу ҳисоблашга кетадиган вақтни сезиларли даражада камайтирди. Аниқликни босқичма-босқич ошириш алгоритми қуйида келтирилган.

1-қадам. $e = 0.1$ ни бериш.

2-қадам. $a1, a2, a3$ тегишлилик функцияси параметрларининг оптимал қийматини топиш.

3-қадам. Янги орграфда белгилашлар учун $[a1 - e, a1 + e], [a2 - e, a2 + e]$, $[a3 - e, a3 + e]$ оралиқлардан $e * 0.1$ қадам билан қийматларни олиш.

4-қадам. Агар берилган аниқликка эришилмаган бўлса $e := e * 0.1$ қабул қилиш ва 2-қадамга ўтиш, акс ҳолда алгоритм ишини тугатиш.

Тегишлилик функцияси параметрини аниқлаш аниқлигини оширишнинг яна бир усули алгоритмнинг 0.1 аниқликка эришиш ишини якунлагандан сўнг 2-босқичда оптималлаштириш учун градиент усули ҳисобланади.

3.2§. Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашда норавшан оптималлаштириш масалалари

Математик оптималлаштириш масалаларида мавжуд ечимлар вариантлари ўртасида энг мақбулини танлаш ечимлар вариантларининг берилган тўпламида мақсад функциялари ёрдамида таърифланади. Мақсад функциясининг қиймати ҳар бир вариантнинг таъсирини (аҳамиятини) таърифлайди, бунда кўпроқ афзаликкка эга бўлган вариантлар унчалик афзал бўлмаган вариантларга қараганда катта қийматларга эга бўлади. Оптималлаштириш масалаларида жоиз ечимлар вариантлари тўплами чекланишлар - вариантлар ўртасидаги керакли алоқаларни ифодалаовчи тенгламалар ёки тенгсизликлар ёрдамида таърифланади [49]. Таҳлил натижалари ҳақиқий тизимнинг ҳар хил омиллари мақсад функцияси ёки чекланишларда нақадар тўғри таърифланганлигига боғликдир.

Оптималлаштириш масалаларида мақсад функцияси ва чекланишларнинг математик баёни, одатда, бир қанча параметрларни ўз ичига олади [157]. Бундай параметрларнинг қийматлари масаланинг баёнига киритилмаган кўпгина параметрларга боғлиқ бўлади. Моделни мазмунлироқ қилиб кўрсатиш мақсадида биз унга мураккаб алоқаларни киритамиз, бу эса моделни катталаштиради ва аналитик жиҳатдан ечиб бўлмайдиган кўринишга келтиради. Моделнинг “аниқлигини” оширишнинг бундай саи-ҳаракатлари параметрларни аниқ ўлчаб бўлмаслиги туфайли деярли самарасиздир. Бошқа томондан, параметрларининг қийматлари олдиндан бериб қўйилган модел жуда ҳам қўпол бўлиши мумкин, чунки бу қийматлар, кўпинча, тасодифий равишда танланади.

Мазкур ишда параметрлари норавшан тўпламларнинг умумий кўринишида ифодаланаши мумкин бўлган ёндашув кўриб чиқилади. Бу ёндашувда норавшан параметрларни ўз ичига олган математик оптималлаштириш масалаларининг янги турига эга бўламиз. Шу ёндашув асосида чизиқли оптималлаштириш масаласини кўриб чиқиш норавшан чизиқли дастурлашнинг мазмунини ташкил этади [64,67].

Турли хил ёндашувлар асосида баён қилинган кўпгина илмий тадқиқотларда норавшан чизиқли оптималлаштириш масаласини (ва улар билан боғлиқ бошқа масалалар) ўрганиш жадал суръатлар билан ривожлантирилмоқда. Норавшан чизиқли дастурлаш масаласига нисбатан кўпгина ёндашувлар мақсад ва чекланишларни ифодаловчи норавшан тўпламларнинг кесишмасидан тўғридан-тўғри фойдаланишга асосланади, бундан сўнг натижавий тегишлилик функцияси максималлаштирилади [27]. Бу ёндашув Беллман ва Заде [91] томонидан айтиб ўтилган эди. Кейинчалик ҳар хил ном остида машҳур, кўпинча - норавшан чизиқли дастурлаш, лекин айрим ҳолларда, эҳтимолли чизиқли дастурлаш, эгилувчан чизиқли дастурлаш, ноаниқлик шароитида дастурлаш деб юритилувчи чизиқли дастурлаш масалаларини ечиш муаммоларига бир қатор ишлар бағишланган эди.

Норавшан чизиқли дастурлаш ўзининг шахсий тузилмаси ва кенг доирали оптималлаштириш масалаларининг синфларини ўрганиш воситаларига эга эканлиги билан стохастик дастурлашдан катта даражада фарқ қилади. Норавшан чизиқли дастурлаш параметрли чизиқли дастурлашдан ҳам фарқ қилади. Параметрли чизиқли дастурлашда ечиладиган масалалар, ўзининг мазмунига кўра параметрлар деб номланувчи, махсус ўзгарувчили детерминантлашган оптималлаштириш масалалари ҳисобланади. Параметрли чизиқли дастурлаш масалаларининг ечимини қидиришда параметрларнинг қийматлари ва чизиқли дастурлаш масаласининг муқобил ечимлари ўртасида функционал алоқаларни излашга асосий эътибор қаратилади.

Норавшан чизиқли дастурлаш масалаларини таҳлил қилишда махсус воситаларни мантиқий келишилган усул билан қўллаш талаб қилинади. Мазкур ёндашувда умумлашган қавариқ тегишлилик функциялари ва норавшан алоқалар катта аҳамият касб этади.

Авваламбор, биз оптималлаштириш масаласини ва, хусусан, классик чизиқли дастурлаш масалаларининг оиласи билан боғлиқ норавшан чизиқли дастурлаш масаласини баён қиламиз. Сўнгра норавшан чизиқли дастурлаш масалаларининг жоиз ечимини аниқлаймиз ва бундай масалаларнинг "муқобил ечими" муаммосини кўриб чиқамиз. Биз иккита ёндашувни ривожлантирамиз: биринчиси, қаноатлантирувчи ечим деб аталиб, у норавшан катталиклар билан моделлаштирилувчи ташқи муҳитларга асосланади; иккинчиси самарали (устувор бўлмаган) ечим қоидасига асосланади. Сўнгра, бизнинг тадқиқотимиз норавшан чизиқли дастурлаш масалаларида иккиламчиликка қаратилади.

Эндиликда оптималлаштириш назариясига мурожаат қилиб, қуйидаги оптималлаштириш масаласини кўриб чиқамиз:

$x \in X$ чекланишларда

$$f(x) \to max(min) \tag{3.2.1}$$

топилсин, бу ерда f - мақсад функцияси деб номланувчи R^n фазодаги ҳақиқий қийматли функция, X - R^n фазода $g_1, g_2, \dots, g_m$ ҳақиқий қийматли функциялар ёрдамида берилган бўш бўлмаган қисм тўплам бўлиб, у

$$g_i(x) = b_i, \quad i = 1,2, ...,m_1,$$

$$g_i(x) \leq b_i, \quad i = m_1+1, m_1+2,\dots,m,$$

$$x_j \geq 0, \qquad j=1, 2, \dots, n$$

тенгламалар ва тенгсизликлар ечимларининг тўпламидир.

X тўпламнинг элементлари (3.2.1) масаланинг жоиз ечимлари, f мақсад функцияси ўзининг X даги глобал максимумига эришадиган x^* жоиз ечим эса муқобил ечим дейилади.

Энг кўп тарқалган оптималлаштириш масалалари - чизиқли оптималлаштириш масалалари бўлиб, уларни қуйидаги кўринишдаги чизиқли оптималлаштириш масалалари билан изчил боғланган норавшан чизиқли оптималлаштириш масалалари сифатида ечамиз.

$M=\{1, 2,..., m\}$ ва $N = \{1,2,..., n\}$ бўлсин, бу ерда m ва n – мусбат бутун сонлар. Фараз қилайлик, $c = (c_1, c_2,\ldots,c_n)^{т} \in R^n$ га нисбатан $f(\cdot, c)$ ва $g(\cdot, c)$ функциялар R^n фазода қуйидаги ифодалар билан аниқланган бўлсин:

$$f(x, c_1, c_2, \ldots ,c_n) = c_1x_1 + \ldots + c_nx_n, \qquad (3.2.2)$$

$$g_i(x, a_{i1}, a_{i2}, \ldots ,a_{in}) = a_{i1}x_1 + \ldots + a_{in}x_n,\ i\in M, \qquad (3.2.3)$$

яъни R^n фазода чизиқли бўлсин. Ихтиёрий с $\in R^n$, $a_i\in R^n$ ва $i \in M$ ларга нисбатан классик чизиқли дастурлаш масаласини кўриб чиқамиз:

$$c_1x_1 + \ldots + c_nx_n$$

ифодани

$$a_{i1}x_1 + \ldots + a_{in}x_n \le b_i ,i\in M, \qquad (3.2.4)$$
$$x_j \ge 0, j \in N$$

чекланишларда максималлаштирилсин.

(3.2.4) масаланинг жоиз қийматлари тўпламини X билан белгилаймиз, бунда қуйидаги фаразлар ва мулоҳазаларга таянамиз:

1. f, g_i – мос равишда (3.2.2) ва (3.2.3) да аниқланган чизиқли функциялар бўлсин. Ушбу бобнинг ҳамма жойида c_j, a_{ij} ва b_i параметрлар R^n фазодаги норавшан катталиклар, яъни ярим қатъий квазиботиқ тегишлилик функцияли нормал ва компакт норавшан тўпламлардир. Бу фараз классик чизиқли дастурлаш масаласини норавшан чизиқли дастурлаш масалаларининг синфига киритиш имконини беради. Норавшан катталиклар мос катталиклар устидаги “тилда” белгиси билан белгиланади. $\tilde{c}_j$, $\tilde{a}_{ij}$ ва $\tilde{b}_i$ норавшан параметрларнинг тегишлилик функциялари мос равишда $\mu_{\tilde{c}_j}$: R →[0,1], $\mu_{\tilde{a}_j}$: R →[0,1] ва $\mu_{\tilde{b}_j}$: R →[0,1], $i\in M$, $j\in N$ кўринишида берилган. Келгусида равшан параметрлар “тилда” белгиси билан белгиланмайди.

2. $\tilde{R}_i, i \in M$, - R^n фазодаги норавшан муносабатлар бўлсин. Улар чекланишларнинг “чап ва ўнг қисмларини солиштириш” учун ишлатилади. Аввалига биз барча $i \in M$ ларга нисбатан $\tilde{R}_i = \tilde{R}$ ҳолни, яъни чекланишдаги барча норавшан муносабатлар бир хил бўлган ҳолни ўрганиб чиқамиз.

3. “Оптималлаштириш”, яъни мақсад функциясини “максималлаштириш” ёки “минималлаштириш” махсус таҳлилни талаб қилади, чунки мақсад функциясининг норавшан қийматлари тўплами чизиқли тартибланмаган. Мақсад функциясини “максималлаштириш” учун мос “муқобил ечим” тушунчасини аниқлаштириб олиш керак. Буни ҳар хил иккита усул билан амалга ошириш мумкин. Биринчи ёндашувдан фойдаланганда ташқаридан $\tilde{d} \in F(R)$ норавшан мақсад ва R фазодаги $\tilde{R}_0$ норавшан муносабат берилади. Иккинчи ёндашувда норавшан чизиқли дастурлаш масалаларининг α - қаноатлантирувчи (ёки α - устувор бўлмаган) ечими топилади.

(3.2.4) чизиқли дастурлаш масаласи билан боғлиқ норавшан чизиқли дастурлаш масаласи қуйидагича аниқланади:

$$\tilde{c}_1 x_1 \tilde{+} \ldots \tilde{+} \tilde{c}_n x_n$$

ифодани қуйидаги чекланишлар асосида “максималлаштирилсин” (“минималлаштирилсин”):

$$\begin{gathered}(\tilde{a}_{i1} x_1 \tilde{+} \ldots \tilde{+} \tilde{a}_{in} x_n) \tilde{R}_i \tilde{b}_i, \quad i \in M \\ x_j \geq 0, \quad j \in N.\end{gathered} \tag{3.2.5}$$

Бу ерда $\tilde{R}_i, i \in M$ - R даги норавшан муносабатлар. Мақсад функциясининг қиймати ва (3.2.5) чекланишдаги чап қисмларнинг қиймати тахмин тамойили бўйича ҳосил қилиб олинади:

Берилган $\tilde{c}_1,..., \tilde{c}_n \in F_0(R)$ ларга нисбатан $\tilde{f}(x, \tilde{c}_1,..., \tilde{c}_n)$ функция $f(x, c_1,..., c_n)$ функциянинг норавшан кенгайтмаси бўлиб, унинг тегишлилик функцияси ҳар бир $t \in$ R га нисбатан қуйидаги ифода билан аниқланган:

$$\mu_{\tilde{f}}(t) = \begin{cases} \sup\left\{ T(\mu_{\tilde{c}_1}(c_1),....,\mu_{\tilde{c}_n}(c_n)) \middle| \begin{array}{l} c_1,...,c_n \in R, \\ c_1x_1 + ...+ c_nx_n = t \end{array} \right\}, \\ \qquad\qquad\qquad\qquad \text{агар } f^{-1}(x,\, t) \neq \varnothing \text{ бўлса,} \\ 0, \qquad\qquad\qquad\qquad \text{акс холда,} \end{cases}$$

бу ерда $f^{-1}(x,t) = \{(c_1,...,c_n)^T \in R | f(x, c_1,...,c_n) = t\}$.

Хусусан, $f(x, c_1,..., c_n) = c_1x_1 + ... + c_nx_n$ га нисбатан $\tilde{f}(x, \tilde{c}_1,..., \tilde{c}_n)$ норавшан тўплам $\tilde{c}_1x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{c}_nx_n$ кўринишда аниқланади, яъни:

$$\tilde{f}(x, \tilde{c}_1,..., \tilde{c}_n) = \tilde{c}_1x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{c}_nx_n.$$

Ҳудди шу йўл билан $\tilde{g}_i(x, \tilde{a}_{i1},..., \tilde{a}_{in})$ чекланишлар функциясига ва ҳар бир $t \in$ R га нисбатан тегишлилик функцияси қуйидаги ифода билан аниқланади:

$$\mu_{\tilde{g}_i}(t) = \begin{cases} \sup\left\{ T(\mu_{\tilde{a}_{i1}}(a_1),....,\mu_{\tilde{a}_{in}}(a_n)) \middle| \begin{array}{l} a_1,...,a_n \in R, \\ a_1x_1 + ...+ a_nx_n = t \end{array} \right\}, \\ \qquad\qquad\qquad\qquad \text{агар } g_i^{-1}(x,\, t) \neq \varnothing, \\ 0, \qquad\qquad\qquad\qquad \text{акс холда,} \end{cases}$$

бу ерда

$$\tilde{g}_i^{-1}(x,t) = \{(a_1,...,a_n)^T \in R^n | a_1x_1 + ... + a_nx_n = t\}.$$

$\tilde{g}_i(x, \tilde{a}_{i1}, ..., \tilde{a}_{in})$ норавшан тўплам $\tilde{a}_{i1}x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{a}_{in}x_n$ каби белгиланади, бунда ҳар бир $i \in M$ ва ихтиёрий $a \in \mathrm{R}^{\mathrm{n}}$ га нисбатан

$$\tilde{g}_i(x, \tilde{a}_{i1}, ..., \tilde{a}_{in}) = \tilde{a}_{i1}x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{a}_{in}x_n .$$

(3.2.5) да $\tilde{a}_{i1}x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{a}_{in}x_n \in F_0(\mathrm{R})$ қиймат $\tilde{b}_i \in F_0(\mathrm{R})$ катталик билан $\tilde{R}_i, i \in M$ норавшан муносабат ёрдамида солиштирилади. Одатда, (3.2.5) муносабат, чекланишларнинг чап ва ўнг қисмларини солиштирувчи $\mathbb{R}$ фазодаги $\tilde{R}_i$ норавшан муносабатларнинг, хусусан, «≤» ёки «≥» тенгсизликларнинг бинар муносабатлари кенгайтмасидир. Агарда Т - $R_i, i \in M$ нинг $\tilde{R}_i$ норавшан кенгайтмаси бўлса, у ҳолда *i*–чекланишнинг тегишлилик функцияси қуйидаги тарзда ёзиб олинади:

$$\mu_{\tilde{R}_i}(\tilde{a}_{i1}x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{a}_{in}x_n, \tilde{b}) = \sup\{T(\mu_{\tilde{a}_{i1}x_1 \tilde{+} ... \tilde{+} \tilde{a}_{in}x_n}(u), \mu_{\tilde{b}_i}(\upsilon)) \,|\, u\, R_i\, \upsilon\} .$$

Норавшан чекланишларни (3.2.5) норавшан чизиқли дастурлаш масаласига бирлаштириш учун мос хоссали айрим операторлар керак бўлади. Бундай операторлар - уларни агрегатловчи деб атаймиз - ҳар бир элементлар мажмуига битта ҳақиқий сонни мос қўйиши керак ва шу мақсадда t-нормалар ёки t-конормалардан фойдаланиш мумкин. Лекин содда t-норма ёки t-конормаларни умумлаштирувчи бошқа фойдали операторлар ҳам машҳурдир. R даги ихтиёрий [a,b] оралиқ ўртасида ўзаро бир қийматли мосликни ўрнатиш мумкин, шунинг учун операторларнинг [a,b] оралиқдаги таъсир натижаси операторларнинг [0,1] бирлик оралиқдаги таъсир натижасига келтириб олиниши мумкин ва аксинча. Бундан ташқари, [0,1] даги агрегатловчи операторлар, камида назарий нуқтаи назардан, етарли даражада умумийликка эга бўлиши керак.

Мақсад функциясини “максималлаштириш” ёки “минималлаштириш” махсус эътиборни талаб қилади, чунки у қабул қиладиган норавшан қийматлар чизиқли тартибланган тўпламларни ташкил этади. Мақсад функциясини “максималлаштириш” учун биз “муқобил ечим” тушунчасини киритамиз, бу эса 1) қаноатлантирувчи ечим ва 2) α-самарали ечимни ўз таркибига олган иккита ҳар хил ёндашув ёрдамида қилинади.

Фараз қилайлик, ташқаридан маълум бир $\tilde{d} \in F(\mathrm{R})$ норавшан мақсад берилган бўлсин. $\tilde{d}$ мақсад функциясининг $\tilde{c}_1 x_1 \tilde{+} .... \tilde{+} \tilde{c}_n x_n$ норавшан қийматлари $\tilde{R}_0$ норавшан муносабат билан берилади. Шу билан бирга норавшан мақсад функцияси яна бир норавшан чекланиш деб қаралади:

$$(\tilde{c}_1 x_1 \tilde{+} .... \tilde{+} \tilde{c}_n x_n)\, \tilde{R}_0 \tilde{d} \ .$$

Қаноатлантирувчи ечим тушунчаси жоиз ечимнинг таърифини ўзгартириш йўли билан ҳосил қилинади.

f ва g_i – (3.2.2) ва (3.2.3)ифодалар билан аниқланган чизиқли функциялар бўлсин. $\mu_{\tilde{c}_j}$: R →[0,1], $\mu_{\tilde{a}_{ij}}$: R → [0,1] ва $\mu_{\tilde{b}_i}$: R →[0,1], $i \in M$, $j \in N$, - мос равишда $\tilde{c}'_j, \tilde{a}_{ij}$ ва $\tilde{b}_i$ норавшан катталикларнинг тегишлилик функцияларидир. Бундан ташқари, $\tilde{d} \in F(\mathrm{R})$ –норавшан мақсад деб аталувчи норавшан оралиқ бўлсин. $\tilde{R}_i,\ i \in \{0\} \cup M$ - M даги норавшан муносабатлар ва T - маълум бир t-норма, G ва $\mathrm{G_A}$ – эса агрегатловчи операторлар бўлсин.

Барча x $\in$ R^n ларга нисбатан қуйидаги ифода орқали аниқланган $\mu_{\tilde{X}}$ тегишлилик функцияли $\tilde{X}^*$ норавшан тўпламдир:

$$\mu_{\tilde{X}^*}(x) = G_A\left(\mu_{\tilde{R}_0}(\tilde{c}_1 x_1 \tilde{+} .... \tilde{+} \tilde{c}_n x_n, \tilde{d}), \mu_{\tilde{X}}(x)\right),$$

бу ерда $\mu_{\tilde{X}}(x)$ - жоиз ечимнинг тегишлилик функцияси бўлиб, у (3.2.5) норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг қаноатлантирувчи ечими дейилади.

a∈(0,1] га нисбатан $x\in\left[\tilde{X}^*\right]_\alpha$ вектор (3.2.5) норавшан чизиқли дастурлашнинг α-қаноатлантирувчи ечими дейилади:

$$\mu_{\tilde{X}^*}(x^*) = Hgt(\tilde{X}^*)\,.$$

Хоссага эга бўлган $x^*\in R^n$ вектор max- қаноатлантирувчи ечим дейилади.

Норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг ихтиёрий қаноатлантирувчи ечими норавшан тўплам ҳисобланади. Бошқа томондан, α-қаноатлантирувчи $\left[\tilde{X}^*\right]_\alpha$ ечим α-кесимга тегишли бўлади. Ҳудди шу йўл билан, max – қаноатлантирувчи $\alpha = Hgt(\tilde{X}^*)$ ечимга нисбатан α-қаноатлантирувчи ечим бўлади.

Бу ерда биз арифметик амалларни кенгайтириш учун t-норма T дан, алоҳида чекланишларни жоиз ечимга боғлаш учун агрегатлаштириш оператори G дан фойдаланамиз, G_A агрегатлаштириш оператори жоиз ечимнинг норавшан тўпламини барча $x\in R^n$ ларга нисбатан қуйидаги тегишлилик функцияси билан аниқланувчи:

$$\mu_{\tilde{X}_0}(x) = \mu_{\tilde{R}_0}(\tilde{c}_1 x_1 \tilde{+} \dots \tilde{+}\, \tilde{c}_n x_n, \tilde{d})$$

норавшан мақсад тўпламини $\tilde{X}_0$ билан улаш учун қўлланилади.

$x\in R^n$ ларга нисбатан қуйидаги ифода билан аниқланади:

$$\mu_{\tilde{X}^*}(x) = G_A\left(\mu_{\tilde{X}_0}(x), \mu_{\tilde{X}}(x)\right).$$

Агар (3.2.5) “катта катталик афзалроқ” ни максималлаштириш масаласи бўлса, у ҳолда берилган норавшан мақсад $\tilde{d}$ нинг тегишлилик функцияси $\mu_{\tilde{d}}$ ўсувчи ёки камаювчи деб фараз қилинади. Агарда (3.2.5) “кичик катталик афзалроқ” ни минималлаштириш масаласи бўлса, у ҳолда берилган норавшан мақсад $\tilde{d}$ нинг тегишлилик функцияси $\mu_{\tilde{d}}$ камаювчи ёки ўсмайдиган деб фараз қилинади. $\tilde{c}_1 x_1 \tilde{+} .... \tilde{+} \tilde{c}_n x_n$ ва $\tilde{d}$ ларни солиштирувчи $\tilde{R}_0$ норавшан муносабат «≥» ёки «≤» солиштириш амалларининг норавшан кенгайтмалари ҳисобланади.

Мазкур ишда норавшан чизиқли дастурлаш масаласини ечишнинг учта ёндашуви кўрилди. Дастурлашнинг норавшан масаласи деб аталувчи норавшан чизиқли дастурлашнинг эгилувчан чизиқли дастурлаш масаласидан бошлаймиз.

Эгилувчан чизиқли дастурлаш – (3.2.4) чизиқли дастурлашнинг стандарт масалалари ва мақсад функциясида маълум бир эгилувчанликка йўл қўювчи ёндашувдир. Қуйидаги масалани қарайлик:

$$\begin{gathered} c_1 x_1 + ... + c_n x_n \to \max, \\ a_{i1} x_n + ... + a_{in} x_n \le b_i, \ i \in M, \\ x_j \ge 0, \ j \in N. \end{gathered} \tag{3.2.6}$$

c_j, a_{ij} ва b_i параметрларнинг қийматида маълум бир ноаниқлик бор. Мақсад ва чекланишлардан жоиз четлашишлар (3.2.6) моделга киритилган ҳамда субектив равишда танланган p_i, $i \in \{0\} \cup M$ номанфий қийматлар билан характерланади.

Шунингдек, мақсад функциясининг қиймати берилган d_0 қийматдан катта бўлган шартда қарор қабул қилувчи шахсни бутунлай қаноатлантирувчи $d_0 \in R$ жоиз бошқарув субъектив равишда берилади. Бошқа томондан, агарда мақсад функцияси ($d_0 - P_0$) дан кичик бўлиб қолса, у ҳолда қарор қабул қилувчи шахс бундай жавобга қониқмайди. ($d_0 - P_0$, d_0) оралиқ доирасида қарор қабул қилувчи шахснинг қаноатланганлик даражаси 0 дан 1 га ортади. Бундай фаразларда $\tilde{d}$ норавшан мақсаднинг $\mu_{\tilde{d}}$ тегишлилик функцияси қуйидаги тарзда аниқланади:

$$\mu_{\tilde{d}}(t)=\begin{cases}1, & \text{агар } \ t\geq d_0, \\ 1+\dfrac{t-d_0}{p_0}, & \text{агар } d_0-p_0\leq t\leq d_0, \\ 0, & \text{акс холда.}\end{cases} \qquad (3.2.7)$$

Эндиликда, (3.2.6) даги i-чекланиш, $i\in M$ функцияси учун қарор қабул қилувчи шахс бутунлай вазият билан қаноатланган, чап қисм шу қийматдан кичик ёки тенг бўлган $b_i \in R$ ўнг қисм маълум бўлади. Бошқа томондан, агарда мақсад функцияси (b_i + p_i) дан катта бўлса, қарор қабул қилувчи шахс умуман қаноатланмаган. *(b_i, b_i+p_i)* оралиқ доирасида қаноатланганлик даражаси 1 дан 0 га қараб камаяди. Бундай фаразларда норавшан ўнг қисм b_i нинг $\mu_{\tilde{b}_i}$ тегишлилик функцияси қуйидаги тарзда аниқланади:

$$\mu_{\tilde{b}_i}(t)=\begin{cases}1, & \text{агар } \ t\leq b_i, \\ 1+\dfrac{t-b_i}{p_i}, & \text{агар } \ b_i\leq t\leq b_i, \\ 0, & \text{акс холда.}\end{cases} \qquad (3.2.8)$$

Эгилувчан чизиқли дастурлашда мақсад функцияси ва чекланишлар ўтасидаги боғланиш симметрикдир, яъни улар ўртасида фарқ йўқ. “Максималлаштириш” деганда (3.2.7) ва (3.2.8) норавшан тўпламлар кесишмасининг тегишлилик функцияси максималлашувчи $x\in R$ векторни излаш тушунилади. Бу масала муқобиллаштиришнинг қуйидаги масаласига эквивалентдир: λ ни қуйидаги шартларда максималлаштиринг.

$$\mu_{\tilde{d}}\left(\sum_{j\in N}c_j x_j\right)\geq\lambda,$$

$$\mu_{\tilde{b}_i}\left(\sum_{j\in N}a_{ij} x_j\right)\geq\lambda,\ i\in M,$$

$$0\leq\lambda\leq 1, \qquad (3.2.9)$$

$$x_j\geq 0,\quad j\in N.$$

(3.2.9) масалани чизиқли дастурлашнинг эквивалент масаласига келтириш мумкин.

λ ни қуйидаги чекланишларда максималлаштиринг:

$$\sum_{j\in N} c_j x_j \geq d_0 + \lambda p_0,$$

$$\sum_{j\in N} a_{ij} x_j \leq b_i + (1-\lambda) p_i,\ i \in M,$$

$$0 \leq \lambda \leq 1,$$

$$x_j \geq 0, j \in N.$$

Эндиликда чизиқли норавшан дастурлашнинг ўзига хос масаласини қарайлик:

$$\begin{gathered} c_1 x_1 + \ldots + c_n x_n \to \max, \\ a_{i1} x_n + \ldots. + a_{in} x_n \ \tilde{\leq}^T \ \tilde{b}_i,\quad i \in M, \\ x_j \geq 0,\ j \in N, \end{gathered} \qquad (3.2.10)$$

бу ерда c_j, a_{ij} ва b_i -содда (равшан) сонлар, $\tilde{d}$ ва $\tilde{b}_i$ эса- (3.2.7) ва (3.2.8) га кўра аниқланган норавшан катталиклардир. Бундан ташқари, «$\tilde{\leq}^T$» - *T-min* нормали «≤» тенгсизликнинг маълум бир Т-норавшан кенгайтмасидир. $x \in R^n$ вектор (3.2.10) норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг max-қаноатлантирувчи ечими бўлгандагина эгилувчан чизиқли дастурлаш масаласининг муқобил ечими бўлади.

Оралиқли чизиқли дастурлаш деганда биз норавшан чизиқли дастурлашнинг қуйидаги масаласини тушунамиз:

$$\begin{gathered} \tilde{c}_1 x_1 + \ldots + \tilde{c}_n x_n \to \max, \\ \tilde{a}_{i1} x_n + \ldots. + \tilde{a}_{in} x_n \tilde{R} \tilde{b}_i,\quad i \in M, \\ x_j \geq 0,\ j \in N. \end{gathered} \qquad (3.2.11)$$

Бу ерда $\tilde{c}_j$, $\tilde{a}_{ij}$ ва $\tilde{b}_i$ R даги компакт ораliқлар деб қаралади. Бошқа сўз билан айтганда, $\tilde{c}_j = [\underline{c}_j, \bar{c}_j]$, $\tilde{a}_{ij} = [\underline{a}_{ij}, \bar{a}_{ij}]$ ва $\tilde{b}_i = [\underline{b}_i, \bar{b}_i]$, бу ерда $\underline{c}_j, \bar{c}_j, \underline{a}_{ij}, \bar{a}_{ij}$ ва $\underline{b}_i, \bar{b}_i$ - мос оралиқларнинг юқори ва қуйи чегаралари. $\tilde{c}_j$, $\tilde{a}_{ij}$ ва $\tilde{b}_i$ оралиқлараpнинг тегишлилик функциялари ушбу оралиқларнинг характеристик функцияларидир, яъни $X_{[\underline{c}_j, \bar{c}_j]}$: R $\to$ [0, 1], $X_{[\underline{a}_{ij}, \bar{a}_{ij}]}$: R $\to$ [0, 1] ва $X_{[\underline{b}_i, \bar{b}_i]}$: R $\to$ [0, 1], $i \in M$, $j \in N$.

Шунингдек, *R* –содда «≤» бинар муносабат, *A* - *T* = *min* ва *S*=*max* деб олинади. $\tilde{R}$ норавшан муносабат «≤» ўлчовли муносабатнинг норавшан кенгайтмасидир [81,177]. Биз «≤» бинар муносабатнинг кенгайтмалари ҳисобланган ҳамда $\mu_{\tilde{\leqq}^{\min}}(A, B) = \sup\{\min(\mu_A(x), \mu_B(y), \mu_R(x, y)) | x, y \in X\}$,

$\mu_{\tilde{\leqq}^{\min}}(A, B) = \inf\{\max(1 - \mu_A(x), 1 - \mu_B(y), \mu_R(x, y)) | x, y \in R\}$,

$\mu_{\psi^{T,S}(R)}(A, B) = \sup\left\{\inf\left\{T(\mu_A(x), S(\mu_{CB}(y), \mu_R(x, y)))\ | y \in Y\right\} | x \in X\right\}$,

$\mu_{\psi^{T,S}(R)}(A, B) = \sup\left\{\inf\left\{S(T(\mu_A(x), \mu_R(x, y), \mu_{CB}(y)))\ | x \in X\right\} | y \in Y\right\}$,

$\mu_{\psi^{T,S}(R)}(A, B) = \sup\left\{\inf\left\{T(S(\mu_{CA}(x), \mu_R(x, y), \mu_B(y)))\ | y \in Y\right\} | x \in X\right\}$ ва

$\mu_{\psi_{S,T}(R)}(A, B) = \inf\{\sup(\mu_{CA}(x), \mu_B(y), \mu_R(x, y)))\ | y \in Y\} | x \in X\}$ ифодалар билан аниқланган 6 та $\tilde{R}$ норавшан муносабатларни қараймиз, яъни:

$$\tilde{R} \in \{\tilde{\leqq}^{\min}, \tilde{\leqq}^{\max}, \tilde{\leqq}^{T,S}, \tilde{\leqq}_{T,S}, \tilde{\leqq}^{S,T}, \tilde{\leqq}_{S,T}\}.$$

(3.2.11) норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг 6 та турдаги жоиз ечимлари мос келади [81]:

1)

$$X_{\tilde{\leqq}^{\min}} = \left\{ x \in R^n \middle| \sum_{j=1}^{n} \underline{a}_{ij} x_j \leq \bar{b}_i, x_j \geq 0, j \in N \right\}, \qquad (3.2.12)$$

2)

$$X_{\tilde{\leq}^{\max}} = \left\{ x \in R^n \left| \sum_{j=1}^{n} \overline{a}_{ij} x_j \leq \underline{b}_i , x_j \geq 0, j \in N \right. \right\},$$

3)

$$X_{\tilde{\leq}^{T,S}} = X_{\tilde{\leq}_{T,S}} = \left\{ x \in R^n \left| \sum_{j=1}^{n} \overline{a}_{ij} x_j \leq \overline{b}_i ,\ x_j \geq 0, j \in N \right. \right\},$$

4)

$$X_{\tilde{\leq}^{T,S}} = X_{\tilde{\leq}_{T,S}} = \left\{ x \in R^n \left| \sum_{j=1}^{n} \underline{a}_{ij} x_j \leq \underline{b}_i ,\ x_j \geq 0, j \in N \right. \right\} \qquad (3.2.13)$$

Равшанки, (3.2.12)-(3.2.13) жоиз ечимлар R^n нинг равшан қисм тўпламлари бўлади.

(3.2.11) оралиқли чизиқли дастурлаш масаласининг маълум бир қаноатлантирувчи ечимини топиш учун $d \in F(\mathrm{R})$ норавшан ечимни ҳамда ҳосил бўлган натижани равшан мақсад билан солиштириш учун керак бўлган «≥» содда бинар муносабатининг норавшан кенгайтмаси $\tilde{R}_0$ ни аниқланади.

X – (3.2.11) оралиқли чизиқли дастурлаш масаласининг равшан жоиз ечими бўлсин. $d \in F(R)$ – $\mu_{\bar{d}}$ тегишлилик функцияли норавшан мақсад бўлсин. G_A - $G = T = min$ ва $S = max$ бўлсин. У ҳолда:

Агарда $\tilde{R}_0$ - «$\tilde{\geq}^{\max}$» муносабат бўлса, у ҳолда оралиқли чизиқли дастурлаш (3.2.11) масаласининг мах-қаноатлантирувчи ечимлар тўплами қуйидаги масаланинг барча муқобил ечимлари билан устма-уст тушади:

$$\sum_{j=1}^{n} \overline{c}_j x_j \to \max ,$$

$$x \in X.$$

Норавшан чизиқли дастурлашнинг қизиқ масалалар синфи масаланинг параметрлари В-норавшан оралиқлар бўлган ҳолда ҳосил бўлади.

μ_A: R $\rightarrow$ [0,1] тегишлилик функцияси билан берилган А норавшан муносабат:

$$0 \in \text{Core (A)}.$$

μ_A R да квазиботиқ бўлса, у R даги генератор дейилади.

Ҳар бир ҳосилавий норавшан муносабат генераторлик шартини қаноатлантирувчи махсус норавшан А оралиқ бўлади.

Барча В-норавшан оралиқлар тўплами F_B(R) каби белгиланади. Ҳар қандай А $\in$ F(R) оралиқ (a_A, g_A) жуфтлиги орқали ифодаланиб, А = (a_A, g_A) кўринишда ёзиб олинади.

F_B(R) да «$\leq_B$»тартибли муносабат қуйидаги тарзда аниқланади: А,В$\in$ F_B(R), А =(a_A, g_A) ва В = (a_A, g_A) га нисбатан

$$(a_A < a_B) \text{ ёки } (a_A = a_B \text{ va } g_A \leq g_B) \qquad (3.2.14)$$

бўлгандагина А $\leq_B$ В каби ёзишимиз мумкин. «^в» муносабат F_B(R) даги қисман тартиблашиш холосдир.

{В, ≤) жуфтлик, бу ерда В –генераторлар базиси ва « ≤ » - муносабат нуқталар бўйича тартибланган функция бўлиб, у X_R максимал элементли ва X{0} минимал элементли тўр бўлади.

Масалан қуйидаги функциялар тўплами R даги генераторлар базисларини шакллантиради:

$B_D = \{X_{\{o\}}, X_R\}$ –дискрет базис,

$B_I = \{X_{[a,\, b]} \mid -\infty \leq a \leq b \leq +\infty\}$ –оралиқли базис,

$B_G = \{\mu_d \,|\, \mu_d(x) = g^{(-1)}(|x|/d), x \in \text{R}, \text{d} > 0\} \cup \{X_{\{0\}}, X_R\}$,

бу ерда

g : (0,1] $\rightarrow$ [0, + ∞) –константадан фарқли ўсмайдиган функция,

$g(1) = 0$ ва $g(0) = lim_{x\rightarrow 0}\, g(x)$.

Маълумки, функцияларнинг қийматлари ўртасида ҳосил бўлган «≤» нуқтавий муносабат B_G даги тартибланган муносабат бўлади.

F_{B_G} (R) барча $\mathrm{B_G}$ –норавшан оралиқларнинг тўплами бўлсин. У ҳолда «^$\mathrm{g_G}$» муносабат F_{B_G} (R)даги чизиқли тартибли муносабат ҳисобланади.

Бу натижани қуйидаги тарзда кенгайтириш мумкин. B –тўпламлар генераторларининг базиси бўлсин, «$\leq_{B_G}$» эса - (3.2.14) га кўра берилган хусусан тартиблаштириш бўлсин. Агарда B «$\subseteq$» муносабат орқали чизиқли тартибланса, у ҳолда F_{B_G} (R) «$\leq_{B_G}$» муносабат орқали чизиқли тартибланади. Бу ердан, ҳар бир $\tilde{c} \in F_{B_G}$ (R) норавшан вектор (c, μ) жуфтлик орқали бир марта ифодаланиши мумкинлиги келиб чиқади, бу ерда $c \in \mathrm{R}$ ва $\mu \in B$, шунинг учун

$$\mu_{\tilde{c}}(t) = \mu(c - t).$$

Ҳудди шундай $\tilde{c} = \mu(c, \mu)$ деб ёзиб олиш мумкин.

«о» R даги қўшиш ёки кўпайтириш каби арифметик амал, «*» — В даги min ёки max амал бўлсин. FB(R) тўпламда барча (a, f) ва (b,g)$\in F_B$(R)ларга нисбатан қуйидаги амаллари киритилади [1]:

$$(a, \mathrm{f})\ \mathrm{o}\ {*}(b, g) = (a\ o\, b, f * \mathrm{g})\ .$$

$(+^{(\min)}, .^{(\max)})$, $(+^{(\min)}, .^{(\max)})$, $(+^{(\max)}, .^{(\min)})$ ва $(+^{(\max)}, .^{(\max)})$ амаллар жуфтлиги дистрибутивдир.

Эндиликда $\tilde{c}_j = (c_j, f_j)$, $\tilde{a}_{ij} = (a_{ij}, g_{ij})$ $\tilde{b}_i = (b_i, h_i)$ В-норавшан оралиқларни қараймиз, бу ерда $\tilde{c}_j, \tilde{a}_{ij}, b_i \in F_B$ (R), $i \in M, j \in N$. «◊» ва «*» - В даги min ёки max амаллари бўлсин. Муқобиллаштиришнинг қуйидаги масаласини қараймиз:

$$\tilde{c}_1 \cdot^{(\Diamond)} \tilde{x}_1 + ^{(*)} \ldots +^{(*)} \tilde{c}_n \cdot^{(\Diamond)} \tilde{x}_n \to \max\,,$$

$$\tilde{a}_{i1} \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_1 +^{(*)} \ldots +^{(*)} \tilde{a}_{in} \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_n \le_B \tilde{b}_i \ , i \in M,$$

$$\tilde{x}_j \ge_B \tilde{0}, \ j \in N. \qquad (3.2.15)$$

(3.2.15) да «$\le_B$»тартиблашга нисбатан максималлаштириш амалга оширилади. Бундан ташқари, $\tilde{x}_j = (x_j, \xi_j)$, бу ерда $x_j \in$ R, $\xi_j \in B$ ва $\tilde{0} = (0, X_{\{0\}})$. $x_j \ge_B \tilde{0}, j \in N$ тенгсизликлар $x_j \ge 0$, j $\in N$ тенгсизликларга эквивалентдир. Шу масаланинг жоиз ва муқобил ечимларини аниқлайлик.

(3.2.15) масаланинг жоиз ечими:

$$(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, ..., \tilde{x}_n)^T \in \mathrm{F_B(R)} \times \mathrm{F_B(R)} \times \ldots \times \mathrm{F_B(R)}$$

қуйидаги чекланишларни қаноатлантирувчи:

$$\tilde{a}_{i1} \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_1 +^{(*)} \ldots +^{(*)} \tilde{a}_{in} \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_n \le_B \tilde{b}_i \ , i \in M,$$

$$\tilde{x}_j \ge_B \tilde{0}, \ j \in N$$

вектор бўлади.

(3.2.15) масаланинг барча жоиз ечимлар тўпламини X_B каби белгилаймиз. (3.2.15) масаланинг муқобил ечими қуйидаги:

$$(\tilde{x}_1^*, \tilde{x}_2^*, ..., \tilde{x}_n^*)^T \in F_B(\mathrm{R}) \times F_B(\mathrm{R}) \times \ldots \times F_B(\mathrm{R})$$

вектор бўлади, бунда:

$$\tilde{z}^* = \tilde{c}_1 \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_1^* +^{(*)} \ldots +^{(*)} \tilde{c}_n \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_n^*$$

вектор

$$X_B^* = \{ \tilde{z} \,|\, \tilde{z}\, \tilde{c}_1 \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_1 +^{(*)} \ldots +^{(*)} \tilde{c}_n \cdot^{(\lozenge)} \tilde{x}_n \ , (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, ..., \tilde{x}_n)^T \in X_B \ \}$$

тўпламнинг «$\le_B$»тартибга нисбатан максимал элементи бўлади.

Min ва max операторлари, «$^{\lozenge}$» ва «$+^*$»амалларининг тўртта комбинатсияларидан ҳар бирида (3.2.15) масала муқобиллаштиришнинг маълум бир махсус масаласи бўлади. Қуйидаги натижани осон келтириб чиқариш мумкин.

В – генераторларнинг чизиқли тартибланган базиси бўлсин. $(\tilde{x}_1^*, \tilde{x}_2^*, ..., \tilde{x}_n^*)^T \in F_B$(R) – (3.2.15) масаланинг муқобил ечими бўлиб, бу ерда $\tilde{x}_j^* = (x_j^*, \tilde{\xi}_j^*)$, j $\in$ N. У ҳолда $(x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*)^T$ вектор қуйидаги чизиқли дастурлаш масаласининг муқобил ечими бўлади:

$$c_1x_1 + \ldots + c_nx_n \to \max,$$

(3.2.16)

$$a_{i1}x_1 + ... + a_{in}x_n \le b_i, \ , i \in M, \ x_j \ge 0, \ j \in N.$$

A_x белгиси билан (3.2.16) даги x = (x_1, x_2,… ,x_n) нуқтадаги фаол чекланишларининг индекслари тўпламини бегилаймиз, яъни:

$$A_x = \{i \in M | a_{i1}x_1 + ... + a_{in}x_n = b_i\}.$$

Қуйидаги таъриф (3.2.15) масаланинг жоиз ечимининг мавжудлиги зарурий шартини беради**.**

В – генераторларнинг чизиқли тартибланган базиси бўлсин. $(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, ..., \tilde{x}_n)^T \in X_B$ (R) – (3.2.15) масаланинг жоиз ечими бўлиб, бу ерда $\tilde{x}_j = (x_j, \tilde{\xi}_j)$, j $\in$ N. У ҳолда x = (x_1, x_2, …, $x_п$)^T (3.2.16) чизиқли дастурлаш масаласининг жоиз ечими бўлиб, қуйидаги муносабатлар ўринли бўлади:

- агар ◊ = max ва * = min бўлса, у ҳолда

барча i $\in$ A_x ларга нисбатан min{a_{ij} | j $\in$ N} $\le_B$ b_i бўлади;

- агар ◊ = max ва * =max бўлса, у ҳолда

барча i $\in$ A_x ларга нисбатан max{a_{ij} | j $\in$ N} $\le_B$ b_i бўлади.

Шуни қайд этиш жоизки, мазкур бўлимда норавшан чизиқли дастурлаш масаласини ечишнинг устувор ёндашуви тақдим этилди. Ҳисоблаш нуқтаи назаридан, мазкур ёндашувнинг характерли жиҳати соддаликдир, чунки унда классик чизиқли дастурлаш масаласини ечиш талаб қилинади холос.

Шу вақтгача битта мезонли, яъни битта мақсад функцияли норавшан чизиқли дастурлаш масалалари ўрганилган. Бизнинг ёндашувимиз кўп мезонли ҳолга нисбатан жорий қилиниши мумкин.

(3.2.5) норавшан чизиқли дастурлаш масаласига мос келган норавшан чизиқли дастурлашнинг кўп мезонли масаласи қуйидаги тарзда аниқланади:

$$\begin{aligned}&\widetilde{c}_{k1}\widetilde{x}_1 \,\widetilde{+} \ldots \widetilde{+}\, \widetilde{c}_{kn}x_n \to \max,\ k \in K,\\ &(\widetilde{a}_{i1}x_1 \,\widetilde{+}\, .. + \widetilde{a}_{in}x_n)\,\widetilde{R}_i\widetilde{b}_i,\ i \in M,\\ &x_j \geq 0,\ j \in N.\end{aligned} \qquad (3.2.17)$$

Бу ерда $K = \{1,2, \ldots , q\}$ –норавшан мезонлар тўплами, $\mu_{\widetilde{c}_{k\,j}}$: R → [0, 1], $\mu_{\widetilde{a}_{i\,j}}$: R → [0, 1], $\mu_{\widetilde{b}_i}$: R → [0, 1], $k \in K,\ i \in M,\ j \in N$ - эса мос равишда $\widetilde{c}_{kj}, \widetilde{a}_{ij}$ ва $\widetilde{b}_i$ норавшан параметрларнинг тегишлилик функциялари.

Мақсад функцияларини “максималлаштириш” учун, битта мезон ҳолида амалиётга тадбиқ этилганларга ўхшаш “муқобил ечим” тушунчалари, аниқроғи: 1) қаноатлантирувчи ечим ғояси; 2) α-самарали ечим ғоясидан фойдаланиш мумкин. Норавшан чизиқли дастурлашнинг кўп мезонли масаласини келишувли ечимини топиш учун биз қаноатлантирувчи ечим асосидаги ёндашувни ривожлантирамиз ҳолос. Бошқа ёндашув ҳудди шу тарзда амалиётга тадбиқ этилиши мумкин.

Шундай қилиб, ҳар бир

$$\widetilde{f}_k(x,\widetilde{c}_k) = \widetilde{c}_{k1}x_1 \,\widetilde{+} \ldots \widetilde{+}\, \widetilde{c}_{kn}x_n,\ k \in K \qquad (3.2.18)$$

мезонга нисбатан қўшимча $\widetilde{d}_k \in F$(R) мақсад - ҳақиқий ўқдаги норавшан тўплам мавжуд деб фараз қиламиз. Мақсаднинг таърифи “муқобил” ечим сифатига таъсир кўрсатиши мумкин. Унинг маъноси маълум жиҳатдан мос мезонларнинг идеал қийматлари ҳисобланган мезонларнинг табиатига боғлиқ бўлади. Мақсад функциясининг $\tilde{f}(x,\tilde{c}_k)$ норавшан қиймати $\tilde{d}_k$ мақсад билан ташқаридан берилган S_k, $\tilde{f}(x,\tilde{c}_k)\tilde{S}_k\,\tilde{d}_k$ чекланишлар сифатида қайта ишланади.

f_k, $k \in K$ - (3.2.18) чизиқли функциялар бўлсин. $\mu_{\tilde{c}_{kj}}$: R → [0, 1] - $\tilde{c}_{kj}$ норавшан параметрларнинг тегишлилик функцияси ва $\tilde{d}_k \in F$(R) – R нинг норавшан мақсадлар деб аталувчи қисм тўпламлари бўлсин, бу ерда k ∈ K, j ∈ N. Бундан ташқари, $\tilde{S}_k, k \in K$ - $\mu_{\tilde{S}_k}$: $F(R) \times F(R) \to [0, 1]$ тегишлилик функциялари орқали берилувчи норавшан муносабатлар ва G_F – агрегатлаштириш оператори бўлсин.

Барча $x \in R^n$ ларга нисбатан R^n даги $\mu_{\tilde{F}}$ тегишлилик функцияли норавшан қисм тўплам $\tilde{F}$

$$\mu_{\tilde{F}}(x) = G_F\left(\mu_{\tilde{S}_1}\left(\tilde{f}_1(x,\tilde{c}_1),\ \tilde{d}_1\right),\ \ldots,\ \mu_{\tilde{S}_1}\left(\tilde{f}_k(x,\tilde{c}_k),\ \tilde{d}_k\right)\right), \qquad (3.2.19)$$

кўринишда аниқланиб, (3.2.17) норавшан чизиқли дастурлашдаги кўп мезонли масаланинг мезонли норавшан тўплами дейилади.

$k \in K$ га нисбатан биз $\tilde{F}_k$ орқали $\mu_{\tilde{F}_k}$ тегишлилик функцияси ёрдамида берилган норавшан тўпламни белгилаймиз, у $x \in$ R^n ларга нисбатан қуйидаги кўринишда ёзиб олинади:

$$\mu_{\tilde{F}_k}(x) = \mu_{\tilde{S}_k}\left(\tilde{f}_k(x,\tilde{c}_k),\ \tilde{d}_k\right).$$

Бир мезонли ҳолда (яъни, q=1 бўлганда) G_F агрегатлаштириш оператори айниятли оператор бўлади ва мезонли норавшан тўпламнинг тегишлилик функцияси барча $x \in$ R^n ларга нисбатан $\mu_{\tilde{F}_k}(x) = \mu_{\tilde{S}_1}\left(\tilde{f}_1(x,\tilde{c}_1),\ \tilde{d}_1\right)$ кўринишда аниқланади.

f_k, k $\in$ K, g_i, i $\in$ M -маълум бир функциялар, $\tilde{c}_{k_j}, \tilde{a}_{ij}, \tilde{b}_i$ -норавшан параметрлар ва $\tilde{d}_k \in$ F(R) –норавшан мақсадлар бўлсин. Бундан ташқари, $\tilde{R}_i$ ва $\tilde{S}_k$ - норавшан муносабатлар бўлсин. Ва ниҳоят, G_X, G_F ва G – агрегатлаштириш операторлари бўлсин.

Барча x $\in$ R^n ларга нисбатан $\mu^*_{\tilde{X}}$ тегишлилик функцияси билан берилган $\tilde{X}^*$ тўплам

$$\mu^*_{\tilde{X}}(x) = G(\mu_{\tilde{X}}(x),\ \mu_{\tilde{F}}(x))$$

(3.2.17) норавшан чизиқли дастурлашдаги кўп мезонли масаласининг келишувли ечими дейилади, бу ерда $\mu_{\tilde{F}}$ ва $\mu_{\tilde{X}}$ мос равишда мезонли норавшан тўплам ва жоиз ечимнинг тегишлилик функциялари бўлади.

α $\in$ (0,1] га нисбатан $x \in [\tilde{X}^*]_\alpha$ вектор (3.2.17) норавшан чизиқли дастурлашдаги кўп мезонли масаланинг α-даражали ечими дейилади. $\mu^*_{\tilde{X}}(x^*) = Hgt(\tilde{X}^*)$ хоссага эга бўлган $x^* \in$ R^n вектор max-келишувли ечим дейилади.

Норавшан чизиқли дастурлашдаги $\tilde{X}^*$келишувли ечим R^n даги норавшан тўплам бўлади. Битта мезонли масала ҳолида келишувли ечим ҳақиқатда қаноатлантирувчи ечим бўлади. Бундан ташқари, $\tilde{X}^* \subseteq \tilde{X}$, бу ерда $\tilde{X}$ - жоиз ечим.

Бошқа томондан, α - даражали ечим α-келишувли ечим $\alpha = Hgt(\tilde{X}^*)$ бўладиган max-келишувли ечим сингари вектор бўлади.

3 та агрегатлаштириш оператори G_X, G_F ва G қаралади. Биринчи оператор G_X алоҳида чекланишларни $\mu_{\psi_{S,T}(R)}(A, B) = \inf\{\sup(\mu_{CA}(x), \mu_B(y),\ \mu_R(x,\ y)))\ |y \in Y\}|x \in X\}$ га кўра жоиз ечимга бирлаштириш учун қўлланилган; иккинчи G_F оператор – алоҳида мезонларни агрегатлаштириш учун қўлланилган, учинчи G оператор

ёрдамида эса мезонлар ва чекланишлар бирлаштирилган. Айрим ҳолларда мезонлар ва чекланишларни комбинациялаш учун мос агрегатловчи операторни танлаш қийин бўлади ёки бунинг умуман иложи бўлмайди. Бундай ҳолатда, Парето–муқобил ечим ғояси - $\mu_{\tilde{X}}$ ва $\mu_{\tilde{F}}$ тегишлилик функциялари орқали ифодаланган “янги мезонлар” га мослаштирилган ғоясини қўллаш мумкин.

$x^p \in R^n$ вектор

$$\mu_{\tilde{X}}(x^p) \le \mu_{\tilde{X}}(x) \qquad \text{ва} \qquad \mu_{\tilde{F}}(x^p) < \mu_{\tilde{F}}(x)$$

ёки

$$\mu_{\tilde{X}}(x^p) < \mu_{\tilde{X}}(x) \qquad \text{ва} \qquad \mu_{\tilde{F}}(x^p) \le \mu_{\tilde{F}}(x)$$

муносабатларни қаноатлантирувчи $x \in R^n$ вектор бўлмаса, (3.2.17) норавшан чизиқли дастурлашдаги кўп мезонли масаланинг муқобил ечими бўлади. Шуни қайд этиш жоизки, (3.2.17) масаланинг Парето-муқобил ечими x^p равшан вектор бўлади.

(3.2.17) масала максималлаштириш масаласи (яъни “мезоннинг қиймати қанчалик катта бўлса шунчалик яхши” тамойили бўйича муқобилликни излаш) бўлгани учун, $\tilde{d}_k$ норавшан мақсадларнинг $\mu_{\tilde{d}_k}$ тегишлилик функцияси ўсмайдиган ёки камаймадиган бўлиши керак. Ҳудди шу туфайли $\tilde{f}_k(x, \tilde{c}_k)$ ва $\tilde{d}_k$ ларни солиштириш учун қўлланилувчи $\tilde{S}_k$ муносабатлар “катта ёки тенг” турида бўлиши керак. Бу ерда $\tilde{S}_k$ муносабатлар «≥» содда бинар солиштириш амалининг норавшан кенгайтмаси бўлиб, бу ерда Т - t-нормадир.

Max-компромисли ечим битта мезонли ва c_1, a_i ва b параметрли масала ҳолида $\tilde{d}_1$ нинг ўсиши шартида классик чизиқли дастурлаш масаласининг муқобил ечими билан устма-уст тушади. Бундан ташқари, агар $\tilde{X}^{*'}$ -

$\tilde{c}_1'$, $\tilde{a}_i'$, ва $\tilde{b}'$ параметрли (3.2.17) норавшан чизиқли дастурлашдаги кўп мезонли масаланинг келишувли ечими, $\tilde{X}^{*''}$ - эса ўхшаш масаланинг $\tilde{c}_1' \subseteq \tilde{c}_1''$, $\tilde{a}_i' \subseteq \tilde{a}_i''$ ва $\tilde{b}' \subseteq \tilde{b}''$ шартни қаноатлантирувчи барча $i \in M$ ларга нисбатан $\tilde{c}_1''$, $\tilde{a}_i''$ва $\tilde{b}''$ муқобил ечими бўлса, у ҳолда $\tilde{X}^{*'} \subseteq \tilde{X}^{*''}$ бўлади. Хусусан, равшан муқобил ечим х ҳолида битта мезонли ва равшан сонлар кўринишидаги чизиқли дастурлаш масалалари х келишувли ечимнинг кўп мезонли норавшан чизиқли дастурлашга мос келувчи х келишувли ечимнинг тегишлилик даражаси бирга тенгдир. Бу омил чизиқли дастурлашнинг равшан кўп мезонли масалалар синфини норавшан чизиқли дастурлаш масалаларининг кўп мезонли синфига бириктиради.

Барча х ∈ R^n ларга нисбатан

$$\mu_{\tilde{F}_j}(x) = \mu_{\tilde{S}_j}\left(\tilde{f}_j(x,\tilde{c}_j),\tilde{d}_j\right),\ j \in K$$

ва

$$\mu_{\tilde{X}_i}(x) = \mu_{\tilde{R}_i}(\tilde{g}_i(x,\tilde{a}_i),\tilde{b}_i), \quad i \in M$$

(3.2.17) норавшан чизиқли дастурлашдаги мос равишда норавшан мезонлар ва норавшан чекланишларнинг тегишлилик функциялари бўлсин. $G_X = G_F = G$ = min бўлсин ва $\tilde{d}_k \in F(R)$, $k \in K$ —норавшан мақсадлар бўлсин.

$(t^*,x^*) \in {}^{+1}$ вектор қуйидаги масаланинг муқобил ечими бўлади:

$$\mu_{\tilde{F}_j}(x) \geq t,\ k \in K,$$

$$\mu_{\tilde{X}_i}(x) \geq t, \quad i \in M,\ x \in R^n \qquad (3.2.20)$$

шартлар бажарилганда ва x^* (3.2.17) масаланинг max-келишувли ечими бўлгандагина t максималлаштирилсин.

x^* (3.2.17) масаланинг max-келишувли ечими бўлсин ва

$$t^* = \min\{\mu_{\tilde{X}}(x^*), \mu_{\tilde{F}}(x^*)\}$$

бўлсин ва (3.2.19) ҳисобига:

$$\mu_{\tilde{F}}(x^*) = \min_{j \in K}\left\{\mu_{\tilde{S}_j}\left(\tilde{f}_j(x^*, \tilde{c}_j), \tilde{d}_j\right)\right\}$$

ва $\mu_{\psi^S(R)}(A,B) = \inf\{S(S(1-\mu_A(x), 1-\mu_B(y)), \mu_R(x, y)) | x, y \in X\}$ кўра:

$$\mu_{\tilde{X}}(x^*) = \min_{i \in M}\left\{\mu_{\tilde{R}_i}\left(\tilde{g}_i(x^*, \tilde{a}_i), \tilde{b}_i\right)\right\}$$

бўлсин. У ҳолда:

$$t^* = \max_{x \in R^n} \min\left\{\mu_{\tilde{X}}(x), \mu_{\tilde{F}}(x)\right\},$$

$$\mu_{\tilde{S}_j}\left(\tilde{f}_j(x^*, \tilde{c}_j), \tilde{d}_j\right) \geq t^*, \quad j \in K,$$

$$\mu_{\tilde{R}_i}\left(\tilde{g}_i(x^*, \tilde{a}_i), \tilde{b}_i\right) \geq t^*, \quad i \in M.$$

Натижада, (t^*, x^*) ∈ R^{n+1} вектор (3.2.20) масаланинг муқобил ечими бўлади.

Бошқа томондан, (t^*, x^*) ∈ R^{n+1} (3.2.20) масаланинг муқобил ечими бўлсин. У ҳолда:

$$t^* = \min_{j \in K, i \in M}\left\{\mu_{\tilde{S}_j}\left(\tilde{f}_j(x^*, \tilde{c}_j), \tilde{d}_j\right), \mu_{\tilde{R}_i}\left(\tilde{g}_i(x^*, \tilde{a}_i), \tilde{b}_i\right)\right\}.$$

Демак, x^* вектор масаланинг мах-келишувли ечими бўлади. Шундай қилиб, норавшан чизиқли дастурлаш масаласининг баёни модел параметрларининг ноаниқлиги шароитида “муқобил” ечимларнинг ҳар хил турларини топиш ҳамда қўшимча талабларни ҳисобга олиш имконини беради.

3.3§. Суст шаклланган жараёнларни бошқаришда норавшан кўп мезонли оптималлаштириш масалаларини ечиш алгоритми

Кўпмезонли оптималлаштириш масаласида барча мезонлар тўпламига кўра масаланинг оптимал ечимини баҳолаш мураккаб ҳисобланади. Бу борада энг кенг тарқалган усуллар сифатида аддитив свертка ва қарор қабул қилувчи шахс (ҚҚШ) томонидан баҳоланувчи усулларни олишимиз мумкин [89,91,97].

Муқобил ечимларни аниқлаш учун норавшан усулни кўриб ўтамиз. Кўпмезонли оптималлаштириш масаласини ечиш қуйидаги босқичлардан ташкил топади [97,98,99]:

- Норавшан муҳитда мақсад функциясини шакллантириш.
- Норавшан кўринишдаги чегаравий шартлар қийматларини аниқлаш.
- Мезонлар учун тегишлилик функциясини ишлаб чиқиш.
- Мезонлар учун “афзаллик” базасининг ва/ёки қоидалар базасини аниқлаш.
- Мақсад функциясининг қийматини ҳисоблаш.
- Мақсад функциясини деффазификациялаш (равшан кўринишга келтириш).

Хусусий оптималлаштириш мезонларини умумлаштириш амалини $F(X,\Lambda)$ каби белгилаб оламиз, бу ерда $\Lambda \in D_\Lambda \subset R^s$ - ушбу ($\Lambda = \{\lambda_i\}, i = \overline{1,s}$) кўпайтирувчи вазн векторлари; $D_\Lambda = \{\lambda_i \big| \lambda_i \geq 0, \sum \lambda_i = 1, i \in [1:s]\}$ - ушбу векторнинг мумкин бўлган қийматлар тўплами.

Мустақил $\Lambda = \{\lambda_i\}, i = \overline{1,s}$ параметрларга эга бўлган s параметрик программалаштириш масаласи ёки, S-параметрик программалаштириш масаласини қуйидагича матрица кўринишида ифодалаш мумкин:

$$F(X,\Lambda) = (\bar{a}_0 + \Lambda' \bar{b})X + \bar{e}\Lambda \rightarrow extr ,$$

$$\sum_j XK_j \subset K ,$$

$$\lambda \in R^s .$$

Бу ерда $X=\{x_j\},\ j=\overline{1,n}$ – ечим S-параметрик программалаштириш масаласининг ечимидир, $\bar{a}_0, \bar{b}, \bar{e}$ - норавшан ўлчамга эга бўлган коэффициентлар ҳисобланиб, улар одатда аниқ бир тегишлилик функцияси $\mu_{\bar{a}_0}(a_0)$ $(\bar{a}_0 \subset A_0)$, $\mu_{\bar{b}}(b)$ $(\bar{b} \subset B)$ и $\mu_{\bar{e}}(e)$ $(\bar{e} \subset E)$ билан ифодаланувчи норавшан тўплам кўринишида ифодаланади.

Норавшан маълумотлар шароитида $(\bar{a}_0, \bar{b}, \bar{e}$ - коэффициентлар) параметрик программалаштириш масаласини ечиш учун уч хил усул таклиф этилади:

1. Норавшан $\bar{a}_0, \bar{b}, \bar{e}$ тўпламлар устида турли дефаззификация амалларини бажариш орқали a_0, b, e коэффициентларнинг норавшан қийматини олиш мумкин [8]. У ҳолда, норавшан коэффициентлар билан бирлаштирилгин ва мезонларни керакли тенгсизликлар билан ифодалаган ҳолда S-параметрик оптималлаштириш масаласини қуйидаги кўринишда ифодалаш мумкин:

$$F(X,\Lambda)=(a_0+\Lambda^{'}b)X+e\Lambda \rightarrow extr(\min),$$

$$\sum_j XK_j \leq g, \qquad (3.3.1)$$

$$\lambda \in R^s .$$

Кузатиш мумкинки, ихтиёрий $x(\lambda) \in X$ ечимни баҳолашда норавшан $\bar{a}_0$ ва $\bar{b}$ коэффициентлар сонлар ўқидаги X асосий тўпламнинг қисм тўпламини ташкил этади.

2. Берилган масалани ҳар бир α - дискрет сатҳ учун чизиқли программалаштириш масаласини ечишга келтириш [9].

Натижада норавшан мезонлар қуйидаги интервал кўринишда ифодаланиши мумкин:

$$P = \begin{cases} \sigma_\alpha(a_{i1})x_1 + \sigma_\alpha(a_{i2})x_2 + ... + \sigma_\alpha(a_{in})x_n \subseteq \sigma_\alpha(b_i),\ i = \overline{1,m}, \alpha = \overline{1,p}, \\ x_j \geq 0,\ j = \overline{1,n} \end{cases}$$

Бу ерда $X = \{x_j\},\ j = \overline{1,n}$ – ҳар бир дискрет α - сатҳ учун кўпмезонли параметрик программалаштириш масаласининг ечимлари, $\sigma_\alpha(a_{i,j})$ ва $\sigma_\alpha(b_i)$ - ҳар бир дискрет α - сатҳдаги $a_{i,j}$ ва b_i коэффициентларнинг интервалли қийматлари.

3. Кўпмезонли оптималлаштириш масаласини ечишнинг адаптив усуллари [45]. Ушбу усулнинг ҳар бир итерациясида ҚҚШ томонидан бажарилувчи таҳлил фазаси ва кўпмезонли оптималлаштириш тизими томонидан бажарилувчи ҳисоб фазаларини ўз ичига олади.

Кўпмезонли оптималлаштириш масаласини ечишнинг тўғри адаптив усули, ишлаб чиқилган X параметрлар векторининг мумкин бўлган D_X қийматлар тўпламида аниқланган $F(X,\Lambda) = (a_0 + \Lambda' b)X + e\Lambda$ “ҚҚҚШ нинг афзаллик функцияси”га асосланади ечилади ва бу ечимлар тўплами R ҳақиқий сонлар тўпламида ифодаланади. Шунинг учун кўпмезонли оптималлаштириш масаласи қуйидаги векторни танлаш масаласига келтирилади $X^\bullet \in D_X$ $(X^* = \{x_j^*\},\ j = \overline{1,n})$:

$$\min_X F(X,\Lambda) = F(X^\bullet,\Lambda) \qquad (3.3.2)$$
$$X \in D_X.$$

Скаляр бирлаштириш усули ҳар бир фиксирланган $\Lambda \in D_\Lambda$ векторда (3.3.1) масалани ечишни (3.3.2) бирмезонли глобал шартли оптималлаштириш масаласини ечишга олиб келади.

Таъкидлаш жоизки, аддитив бирлаштириш $F(X,\Lambda)$ ҳолатида $X^\bullet$ вектори Парето типидаги самарали ечимлар вектори тўпламидан ташкил топади [97].

Бундан кузатиш мумкинки, ҚҚҚШ афзаллик функцияси D_X тўпламда эмас, D_A тўпламда аниқлангандир:

$$F:\Lambda \to R.$$

Кўпмезонли масала натижасини $\Lambda^{\bullet} \in D_{\Lambda}$ векторни танлаш масаласига келтириш мумкин

$$\min_{\Lambda} F(X,\Lambda) = F(X,\Lambda^{\bullet}), \qquad \Lambda \in D_{\Lambda}. \tag{3.3.3}$$

Модомики $s << n$, (3.3.1) масаладан (3.3.3) масалага ўтиш жараёни ҳисоблаш харажатларини қисқартириш нуқтаиназаридан муҳимдир.

Ушбу $\Lambda^{\bullet} \in D_{\Lambda}$ қуйидагиноравшан қоидалар хулосалари ёрдамида топилади:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j}\left(\bigcap_{i=1}^{s} \lambda_i = \Psi_{i,jp} - w_{jp}\ \text{вазнбилан}\right) \to F(X,\Lambda) = F(X,\Lambda^{\bullet}).$$

Бунда $\Psi_{i,jp}$ - jp номерли сатрдаги λ_i ўзгарувчининг қийматини берувчи лингвистик терм;

w_{jp} - jp тартиб номерига эга қоида вазн коэффициенти;

$F(X,\Lambda) = F(X,\Lambda^{\bullet})$ - норавшан қоида хулосаси.

Ψ катталикни “Жуда-жуда ёмон” дан “Аъло” гача оралиқдаги қийматларни олиши мумкин бўлган лингвистик ўзгарувчи деб ҳисоблаймиз. Ψ норавшан ўзгарувчининг ядросини $\overset{\bullet}{\Psi}$ каби белгилаймиз [91], шундай экан Ψ ўзгарувчининг қиймати “Жуда-жуда ёмон” бўлиши $\overset{\bullet}{\Psi} = 1$ га мос келади, “Аъло” қиймати эса - $\overset{\bullet}{\Psi} = l$ га мос келади.

Натижада кўпмезонли оптималлаштириш масаласи $\overset{\bullet}{\Psi}(\Lambda)$ дискрет функциянинг максимал қийматини таъминловчи $\Lambda^{\bullet} \in D_{\Lambda}$ векторни топиш масаласига келиб қолади:

$$\max_{\Lambda} \overset{\bullet}{\Psi}(\Lambda) = \overset{\bullet}{\Psi}(\Lambda^{\bullet}) = \overset{\bullet}{\Psi}{}^{\bullet},$$
$$\Lambda \in D_{\Lambda}.$$

Ҳар бир кирувчи ўзгарувчи Ψ_{jp} норавшан термга эга бўлган ўзининг шахсий тегишлилик функциясига эга бўлади.

Ψ_{jp} термга эга бўлган λ_i элементнинг тегишлилилк функцияси қуйидаги кўринишда бўлади:

$$\mu^{jp}(\lambda_i) = \frac{1}{1 + \left(\dfrac{\lambda_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right)^2}$$

бу ерда b_i^{jp}, c_i^{jp} - тегишлилик функциялари параметрлари.

Кўрилаётган усул итерацион усул ҳисобланади ва қуйидаги босқичлардан ташкил топади.

1-босқич. Тасодифий тартибда s та $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_s$ векторлар генерация қилинади ва уларнинг ҳар бири учун қуйидаги амаллар бажарилади:

1) Кўпмезонли масалани ечиш

$$\min_{X} F(X, \Lambda) = F(X^{\bullet}, \Lambda), \quad X \in D_X \tag{3.3.4}$$

2) ҚҚҚШ топилган $X^{\bullet}$ ечимни тақдим этади, шунингдек, ҳар бир хусусий оптималлаштириш мезонларига $f_1(X^{\bullet}),\ f_2(X^{\bullet}), ..., f_s(X^{\bullet})$ мос қийматларни ажратади;

3) ҚҚҚШ олинган маълумотларни баҳолайди ва масалага ўзининг $\overset{\bullet}{\Psi}(\Lambda_i)$ афзаллик функциясининг мос қийматини киритади.

2-босқич. Λ векторнинг мавжуд $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_s$ қийматлари асосида ва афзаллик функциясининг мос баҳоси асосида қуйидаги амаллар бажарилади:

1) $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_s$ нуқталар кесимида $F(X, \Lambda)$ функцияни аппроксимацияловчи $\tilde{F}_1(X, \Lambda)$ функциялар қурилади;

2) $\tilde{F}_1(X, \Lambda)$ функциянинг минимумлари қидирилади

$$\min_{A} \tilde{\Psi}_1(\Lambda) = \tilde{\Psi}(\Lambda_1^{\bullet}),$$
$$\Lambda \in D_{\Lambda};$$

3) топилган $\Lambda_1^{\bullet}$ вектор асосида (3.3.4) кўринишдаги масала ечилади – параметрлар вектори ва мос хусусий оптималлаштириш мезонлари қийматлари аниқланади, кейин ҚҚҚШ га тақдим этилади; ҚҚҚШ кўрсатилган маълумотларни баҳолайди ва тизимга ўзининг $F(\Lambda_1^{\bullet})$ афзаллик функциясининг тегишли қийматини киритади.

3-босқич. Тизимда мавжуд бўлган Λ векторнинг $\lambda_1, \lambda_2, ..., \lambda_s$ қийматлари ва $F(X, \Lambda_1^{\bullet})$ афзаллик функциясининг мос баҳоси асосида $\Lambda_1, \Lambda_2, ..., \Lambda_k, \Lambda_1^{\bullet}$ кесишув нуқтасида $F(X, \Lambda)$ функция апроксимацияси бажарилади, биринчи босқичдаги схемадаги каби $\tilde{F}_2(X, \Lambda)$ функция қурилади ва ечимни қидириш жараёни ҚҚҚШ томонидан тўхтатилмагунига қадар давом этади.

Норавшан хулоса тизимининг кирувчи маълумотлари хусусий оптималлаш мезонлари вазнлари қийматлари ҳисобланади – норавшан термлар $\lambda_{i,}$, $i = 1,2,...k \in [1:s]$. Норавшан хулоса тизимининг чиқувчи ўзгарувчилари $\overset{\bullet}{\Psi}$ ядроси 1,2,…,*l* қийматлардан иборат бўлган Ψ лингвистик ўзгарувчилардир.

Кўрсатилган норавшан кирувчи маълумотлар қийматлари, чиқувчи лингвистик ўзгарувчилар, шунингдек норавшан хулосалаш қоидаларнинг бирлашмаси норавшан билимлар базасини шакллантиради**.**

Ечимнинг оптималлигига бўлган талаблар сифатида кўп мезонли оптималлаштириш масалаларини шакллантиришда барча хусусий мезонлар ва чекланишларни албатта қаноатлантириш шарти киритилади [158]. Яна оптимум нуқтада мезонлар иложи борича энг кўп даражада қаноатлантирилиши ҳам талаб қилинади. Бошқача айтганда бир қанча сифат кўрсаткичлари бошқаларининг ёмонлашиши ҳисобига яхшиланган ҳолда умумлашган мезоннинг қийматининг ўсиши номақбул ҳисобланади. Қарор қабул қилиш назарияси терминологиясида ушбу сўнгги талаб оптимум нуқтасининг Парето тўпламига тегишлилиги шартига тенг кучлидир [152].

Кўп ҳолларда параметрик моделларнинг чекланишлари айрим техник ёки ишлаб чиқариш жараёни боғлиқ бўладиган ҳар хил шартларнинг математик баёни ва миқдорий ифодаси кўринишида бўлади. Бу ҳар хиллик, хусусан, тегишли чекланишларни ифодалашда ёрдам берувчи катталикларнинг ўзгаришига таъсир кўрсатувчи сабабларни ўзаро мустақил, бироқ бир вақтда таъсир кўрсатувчи сифатида қараш кераклигида ҳам акс этиши мумкин. Бундай турдаги масалаларни бир нечта параметрлар ёрдамда баён қилиш табиийроқ ҳисобланади. Кўпинча параметрик моделнинг коэффициентлари тўғрисида “мавҳум” – норавшан маълумотларгина мавжуд бўлади. Норавшан маълумотларни шакллантиришга имкон берувчи математик аппарат сифатида ушбу ишда норавшан тўпламлар назарияси қўлланилади. $t_1,\ldots,\ t_s$ ёки S параметрларга эга бўлган параметрик модел матрица кўринишида қуйидагича ёзилади:

$$f = (\bar{a}_0^{'} + t^{'}\overline{b}) + \bar{e}t \to \min,$$

$$(\bar{a} + \bar{c}t)x \subset K\,,\ t \in R^s\,. \tag{3.3.5}$$

Бу ерда K={y| $y \in R^n, y \le a_{.0} + dt$ } – R^n фазонинг берилган қабариқ қисм-тўплами.

Бундай турдаги масалани тўплам-қийматли коэффициентларга эга бўлган параметрик дастурлаш масаласи деб аташ мумкин. Ўз-ўзидан аёнки, бундай масала доирасида мақсад функциясини максималлаштириш тўғрисида гапиришдан маъно йўқ, чунки ушбу функциянинг қийматлари – сонлар эмас, балки сонлар тўпламидан иборат. Бу ҳолда муқобиллар тўпламида ушбу функция қандай афзаллик муносабатини туғдиришини ойдинлаштириш, кейин эса ушбу афзаллик муносабати маъносида қайси танловларни оқилона деб ҳисоблаш кераклиги тўғрисидаги масалани ўрганиш керак.

Кўриб чиқилаётган моделни аниқлаштириш йўлидаги кейинги қадам бўлиб фаззификация, яъни масала коэффициентларини норавшан тўпламлар шаклида ифодалаш ҳисобланади. Бунда параметрларнинг қабул қилиши мумкин бўлган қийматлари тўпламини беришдан ташқари моделга ушбу норавшан тўпламларнинг тегишлилик функциялари кўринишидаги қўшимча маълумотлар киритилади. Шундай қилиб биз норавшан параметрик дастурлаш масаласининг қўйилишига келдик.

(3.3.5) масала қуйидаги параметрик дастурлаш масаласига келтирилади: $f = (a_0 + t^{'}b)x + e^{'}t \to \min$,

$$(a + ct)x \le a_{.0} + dt,$$

$$t \in R^s.$$

Бунда a, b, c, d, e коэффициентларнинг қийматлари норавшан қисм-тўпламлар шаклида ифодаланган, яъни тегишли тўпламларнинг $\mu_o^k(a_{0j}), \eta_{jl}^k(b_{jl}), \mu_{ij}^k(a_{ij}), \nu_{ijl}^k(c_{ijl})$ ва $\xi_{il}^k(d_{il})$ тегишлилик функциялари берилган, бу ерда i=1,…,m; j=1,…,n; l=1,…,s . $a_0^{'}$ ва b параметрларни баён қилишнинг норавшанлиги туфайли исталган муқобил $x(t) \in X$ (яъни *f(t)* функциянинг қиймати) нинг баҳоси сон ўқидаги норавшан қисм-тўпламдан иборат бўлади.

Фараз қилайлик, барча берилган $\mu_o^k(a_{0j}), \eta_{jl}^k(b_{jl})$ норавшан тўпламлар шундай бўлсинки, $\sup\limits_{a_{0j} \in R^1} \mu_o^k(a_{0j}) \ge \alpha$ ва $\sup\limits_{b_{jl} \in R^1} \eta_{jl}^k(b_{jl}) \ge \alpha$ бўлсин. [177] да ушбу ҳолда $\varphi(x, r(t)) = \sup(\mu_o^k(a_{0j}), \eta_{jl}^k(b_{jl}))$ функциянинг ҳар қандай $x \in X$ да

$$\sup_{r(t)\in R^1} \varphi(x, r(t)) \geq \alpha$$

хоссага эга бўлиши кўрсатиб берилган. Устунмаслик даражаси α дан кам бўлмаган муқобилларни топиш учун кўриб чиқилаётган ҳолда математик дастурлашнинг қуйидаги масаласини ечиш етарлидир:

$$r(t) \to \max,$$

$$\varphi(x, r(t)) \geq \alpha,$$

$$\psi(t) = (a + ct)x - (a_{.0} + dt) \leq 0,$$

$$r(t) \in R^1,$$

$$x \in X.$$

Энди *f(t)* функциянинг a_{0j}, b_{jl} параметрлари ҳам, $\psi(t) = (a + ct)x - (a_{.0} + dt) \leq 0$ чекланишларнинг a_{ij}, c_{ijl}, d_{il} параметрлари ҳам норавшан баён қилинган масалани кўриб чиқамиз.

Энг аввало шуни таъкидлаб ўтамизки, ушбу масалада муқобилларни танлаб олиш X муқобиллар тўпламида қуйидаги иккита афзаллик муносабатларини ҳисобга олган ҳолда амалга оширилиши керак: норавшан индукциялашган функция $\varphi(x, r(t)) = \sup(\mu_{\hat{\imath}}^k(a_{0j}), \eta_{jl}^k(b_{jl})),$ равшан индукциялашган функция μ_t ва R^1 даги табиий тартиб.

Берилган α сондан кичик бўлмаган устунлик қилинмаслик даражасига эга бўлган муқобилни топиш учун қуйидаги чекланишларда

$$\psi(t) = (a + ct)x - (a_{.0} + dt) \leq 0,$$

$$\mu_o^k(a_{0j}) \geq \alpha,$$

$$\eta_{jl}^k(b_{jl}) \geq \alpha,$$

$$\mu_{ij}^k(a_{ij}) \geq \alpha,$$

$$\nu_{ijl}^{k}(c_{ijl}) \geq \alpha ,$$

$$\xi_{il}^{k}(d_{il}) \geq \alpha ,$$

$$x \in X$$

қуйидаги математик дастурлаш масаласини ечиш етарлидир:

$$f(t) = (a_0^{'} + t^{'}b)x + e^{'}t \rightarrow \min .$$

Бундай турдаги масалани ечиш берилган умумий масала учун устунлик қилинмайдиган муқобиллардан (α даражали) фақат айримларинигина аниқлашга имкон беради.

Агар фақат мақсад функциясигина параметрларга боғлиқ бўлса, у ҳолда кўп мезонли оптималлаштириш масаласи қуйидаги кўринишга эга бўлади:

$$f(x) = \left[f_1(x), f_2(x), \ldots, f_q(x)\right]^T \rightarrow \min, \quad x \in X \qquad (3.3.6)$$

бу ерда

$$f_k(x) = \sum_{j=1}^{n} c_{kj} x_j ,$$

$$k \in Q = \{1,2,\ldots,q\},$$

$$x = \{x \in R^n \mid Ax \geq b, x \geq 0\},$$

$$\left(\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j \leq b_i, i = \overline{1,m}\right).$$

Норавшан мақсадга эга бўлган мезонли оптималлаштириш масаласи қуйидаги шартни қаноатлантирадиган x ни топишни назарда тутади [45,130,149,150]:

$$f_k(x) \leq \tilde{g}_k, \quad k = 1,2,\ldots,Q, \quad x \in X, \qquad (3.3.7)$$

бу ерда $\tilde{g}_k$ - норавшан тўплам.

$$\mu_k\left(f_k(x)\right)=\begin{cases}1, & f_k(x)\le g_k,\\ 1-\dfrac{f_k(x)-g_k}{t_k}, & g_k\le f_k(x)\le g_k+t_k,\\ 0, & f_k(x)\ge g_k+t_k.\end{cases} \tag{3.3.8}$$

(3.3.7) норавшан масалани ечиш қуйидаги равшан масалани ечишга айлантирилиши мумкин:

$$\lambda\to\max,$$
$$\mu_k\left(f_k(x)\right)\ge\lambda,$$
$$x\in X.$$

Агар барча y лар учун

$$\mu_k\left(f_k(y)\right)\le\mu_k\left(f_k\left(x^0\right)\right)$$

ва ҳеч бўлмаганда битта y учун

$$\mu_s\left(f_s(y)\right)<\mu_s\left(f_s\left(x^0\right)\right)$$

тенгсизлик бажарилса, $x^0\in X$ ечим Парето оптимал ечим деб аталади.

Агар Парето туридаги мезон бўйича x^0 га нисбатан яхшироқ бўлган $y\in X$ мавжуд бўлмаса, $x^0\in X$ ечим Парето туридаги мезон бўйича оптимал деб аталади [152].

Норавшан муҳитда Парето туридаги мезон бўйича ечимнинг яхшиланувчанлиги тушунчасинини киритамиз: агар Парето туридаги мезон бўйича y ечимдан кўра яхшироқ бўлган $x^0\in X$ ечим мавжуд бўлса, $y\in X$ ечим яхшиланувчан деб аталади.

1-тасдиқ. $x^0 \in X$ ечим кўп мақсадли норавшан ечимлар $f(x)=\lfloor f_1(x), f_2(x),\ldots,f_p(x)\rfloor$ ни қабул қилишда фақат ва фақат барча $k \in \{1,\ldots,Q\}$лар ва ҳеч бўлмаганда битта $s \in \{1,\ldots,Q\}$ учун

$$\mu_k\left(f_k\left(x^0\right)\right) \le c^k, \quad \mu_s\left(f_s\left(x^0\right)\right) < c^s$$

тенгсизлик бажариладиган $\gamma \in R^Q$ вектор мавжуд бўлган ҳолдагина яхшиланувчан ҳисобланади, бу ерда $c^k = c - \gamma_k$, $c = \max_y \min_k\left[\mu_k\left(f_k(y)\right) + \gamma_k\right]$.

Исботи. Айтайлик, талаб қилинган тенгсизликлар бажарилсин, у ҳолда c^k нинг таърифига кўра барча $k \in \{1,\ldots,Q\}$лар ва ҳеч бўлмаганда битта $s \in \{1,\ldots,Q\}$ учун $c \le \mu_k\left(f_k(y)\right) + \gamma_k$ тенгсизлик, демакки

$$\begin{gathered} c^k \le \mu_k\left(f_k(y)\right), \\ \mu_s\left(f_s\left(x^0\right)\right) < c^s \le \mu_s\left(f_s(y)\right), \\ \mu_s\left(f_s\left(x^0\right)\right) \le c^k \le \mu_k\left(f_k(y)\right) \end{gathered}$$

тенгсизликлар ўринли бўладиган $y \in X$ мавжуд.

Ушбу тенгсизлик $x^0 \in X$ ечимнинг яхшиланувчанлигини кўрсатади.

2-тасдиқ. Айтайлик, $x^0 \in X$ ечим яхшиланувчан ва $y \in X$ Парето мезони бўйича x^0 ечимдан яхшироқ бўлган ечим бўлсин. Барча $k \in \{1,\ldots,Q\}$ лар учун $\gamma_k = \mu_s\left(f_s(y)\right) - \mu_k\left(f_k(y)\right)$ ни белгилаймиз,

бу ерда

$$s : \mu_s\left(f_s(y)\right) > \mu_s\left(f_s\left(x^0\right)\right).$$

У ҳолда

$$\max_k\left[\mu_k\left(f_k(y)\right) + \gamma_k\right] = \min_y\left[\mu_k\left(f_k(y)\right) + \gamma_k\right] = \mu_s\left(f_s(y)\right).$$

R^Q дан олинган барча γ учун

$$\min_k[\mu_k(f_k(y))+\gamma_k]\le c$$

ўринли эканлигини ҳисобга олган ҳолда қуйидагини оламиз:
$\mu_k(f_k(x^0))+\gamma_k\le\mu_k(f_k(y))+\gamma_k\le\max_k[\mu_k(f_k(y))+\gamma_k]=\min_y[\mu_k(f_k(y))+\gamma_k]\le c$, барча $k\in\{1,\dots,Q\}$лар ва ҳеч бўлмаганда битта $s\in\{1,\dots,Q\}$ учун $\mu_s(f_s(x^0))+\gamma_s<\mu_s(f_s(y))+\gamma_s\le c$.

Бу ердан исботланаётган тенгсизликларнинг ўринли эканлиги келиб чиқади.

<u>3-тасдиқ</u>. $x^0\in X$ ечим кўп мақсадли норавшан ечимларни қабул қилишда фақат ва фақат

$$\tilde{A}=\{\gamma\in \mathrm{R}^Q:\max_y\mu_k(f_k(y))-\min_y\mu_\rho(f_\rho(y))\ge\gamma_\rho-\gamma_k,\ (\rho,k=1,\dots,Q,\rho\ne k)\}$$

тўпламдан олинган 1-тасдиқдаги тенгсизлик бажариладиган γ вектор мавжуд бўлган ҳоллардагина яхшиланувчан бўлади.

<u>Исботи</u>. Барча $k,\rho\in\{1,\dots,Q\}$ лар учун

$$[\mu_k(f_k(x^0))+\gamma_k]\le(\mu_k(f_k(y))+\gamma_k)\le\max_k[\mu_k(f_k(y))+\gamma_k]=\min_\rho[\mu_\rho(f_\rho(y))+\gamma_\rho]\le c.$$
$$(\mu_s(f_s(x^0))+\gamma_s)<(\mu_s(f_s(y))+\gamma_s)\le c.$$

Бу ердан исботланаётган тенгсизликларнинг ўринли эканлиги келиб чиқади.

<u>Натижа</u>. Агар баҳолаш функционаллари $\{\mu_k(f_k(y))\}_{k=1}^Q$ табиий нормаллаштиришдан кейин олинган бўлса, у ҳолда Г соҳа қуйидаги кўринишга эга бўлади:

$$\Gamma=\{\gamma\in \mathrm{R}^Q;|\gamma_\rho-\gamma_k|\le1,\ \ k,\rho=1,\dots,Q;\rho\ne k\}.$$

Шундай қилиб Парето мезони бўйича кўп мақсадли ечим $x^0\in X$ нинг яхшиланувчанлиги, Парето бўйича оптималлиги тўғрисидаги масалани ечиш

1-тасдиқдаги тенгсизлик бажариладиган $\gamma \in \Gamma$ векторнинг мавжудлигига (мавжуд эмаслигига) келтирилади.

4-тасдиқ. $y \in X$ ечим яхшиланувчан (Парето бўйича оптимал) бўлиши учун қуйидаги тенгсизликлар бажарилиши (биргаликда бўлмасликлари) зарур ва етарлидир:

$$\mu_k\left(f_k(y)\right) \leq \max_{\gamma\in\Gamma}\left\{\max_{z}\min_{\rho}\left[\mu_\rho\left(f_\rho(z)\right)+\gamma_\rho\right]-\gamma_k\right\}, (k=1,\ldots,Q).$$

Исботи. Барча $(\rho, k=1,\ldots,Q, \rho \neq k)$ лар ёки ҳеч бўлмаса битта $\mathrm{s} \in \{1,\ldots,Q\}$ учун:

$$\mu_k\left(f_k\left(x^0\right)\right)+\gamma_k \leq \mu_k\left(f_k(y)\right)+\gamma_k \leq \max_{z}\left[\mu_k\left(f_k(\mathrm{z})\right)+\gamma_k\right]=\min_{\rho}\left[\mu_\rho\left(f_\rho(\mathrm{z})\right)+\gamma_\rho\right] \leq$$

$$\leq \max_{z}\min_{\rho}\left[\mu_\rho\left(f_\rho(\mathrm{z})\right)+\gamma_\rho\right] \leq \max_{\gamma\in\Gamma}\left\{\max_{z}\min_{\rho}\left[\mu_\rho\left(f_\rho(\mathrm{z})\right)+\gamma_\rho\right]\right\},$$

$$\left(\mu_{\mathrm{s}}\left(f_{\mathrm{s}}\left(x^0\right)\right)+\gamma_{\mathrm{s}}\right)<\left(\mu_{\mathrm{s}}\left(f_{\mathrm{s}}(y)\right)+\gamma_{\mathrm{s}}\right) \leq \max_{\gamma\in\Gamma}\left\{\min_{z}\min_{\rho}\left(\mu_{\mathrm{s}}\left(f_{\mathrm{s}}(\mathrm{z})\right)+\gamma_\rho\right)\right\}.$$

Бундан исботланаётган тенгсизликларнинг ўринли эканликлари келиб чиқади.

5-тасдиқ. Айтайлик, $f_k(y)$ нинг (3.3.8) даги сингари аниқланадиган $\mu_k\left(f_k(y)\right)$ тегишлилик функцияси, x^0- масаланинг яхшиланаётган оптимал ечими бўлсин:

$$\sum_{k=1}^{Q}\gamma_k \to \max,$$

$$\begin{aligned} &\mu_k\left(f_k(x)\right)-\gamma_k \geq \lambda^*,\ k=1,\ldots,Q, \\ &x \in X,\ \gamma_k \geq 0. \end{aligned} \qquad (3.3.9)$$

У ҳолда $x^0 \in X$ ечим (3.3.6) масаланинг Парето – оптимал ечимидир.

Исботи. Тескарисини фараз қилайлик. Айтайлик, $x^0 \in X$ (3.3.6) нинг Парето – оптимал ечими бўлмасин. У ҳолда шундай $y \in X$ ечим мавжуд бўладики, қандайдир $s \in \{1,..,Q\}$ учун барча $(k = 1,\dots,Q)$ ва $f_s(y) < f_s(x^0)$ ларда $f_k(y) \le f_k(x^0)$ ўринли бўлади.

$\gamma_k, k = 1,\dots,Q$ вектор мусбат ва x^0 қуйидаги тенгликни қаноатлантиради:

$$\mu_k\left(f_k(x^0)\right) - \gamma_k = \lambda^*,\ k = 1,\dots,Q$$

$$\text{ва } \sum_{k=1}^{Q}\gamma_k = \sum_{k=1}^{Q}\mu_k\left(f_k(x^0)\right) - Q\lambda^*.$$

Шунга қарамасдан қандайдир $s \in \{1,..,Q\}$ учун барча $(k = 1,\dots,Q)$ ва $f_s(y) < f_s(x^0)$ ларда $f_k(y) \le f_k(x^0)$ ўринли бўладиган $y \in X$ мавжуд.

Бу қуйидаги тенгсизликларга олиб келади:

$$\sum_{k=1}^{Q}\gamma_k = \sum_{k=1}^{Q}\mu_k\left(f_k(x^0)\right) - Q\lambda^* = \sum_{\substack{k=1\\k\ne s}}^{Q}\mu_k\left(f_k(x^0)\right) + \mu_s\left(f_s(x^0)\right) - Q\lambda^* <$$

$$< \sum_{\substack{k=1\\k\ne s}}^{Q}\mu_k\left(f_k(y)\right) + \mu_s\left(f_s(y)\right) - Q\lambda^*.$$

Бу $x^0 \in X$ нинг (3.3.9) нинг оптимал ечими эмаслигини билдиради. Зиддият тасдиқнинг ўринли эканлигини кўрсатади.

(3.3.8) шартлари ҳолатида (3.3.9) нинг Парето-оптимал ечимини топиш қуйидаги чизиқли дастурлаш масаласига келтирилади:

$$\begin{cases} \mathrm{R} = \sum_{\mathrm{k}=1}^{\mathrm{Q}}\mathrm{c}_\mathrm{k} x_k \to \max, \\ \sum_{j=1}^{n} a_{kj}x_j \le b_k,\ k = 1,\dots,Q+m, \\ x_j \ge 0, \quad j = 1,\dots,n. \end{cases}$$

Ушбу масаланинг ечимини рекуррент нейрон тўрларидан фойдаланиб топамиз.

Рекуррент нейрон тўрлари билан моделни ҳисоблаш учун қуйидаги қарама-қарши ишорали функцияга ўтиш

$$R = -\sum_{\mathrm{k}=1}^{Q} c_k x_k$$

ва тегишли жадвалга c_k нинг қийматларини қарама-қарши ишора билан ёзиш керак.

Тўр киришига векторни беришда нейронларнинг ҳолати аниқланади, бироқ кейин нейронларнинг чиқишлари тескари алоқаларга эга бўлганлиги учун уларнинг киришларига яна янги вектор келиб тушади ва ҳолати яна ўзгаради. Рекуррент тўрларга турғунлик тушунчаси узвий боғлиқ [177]. Агар чекли сондаги итерациялардан кейин нейронлар ҳолати ўзгармайдиган ҳолатни қабул қилса, тўр турғун деб ҳисобланади. Векторни турғун рекуррент тўрларнинг киришига беришда нейронларнинг чиқиш сигналлари ишлаб чиқилади, улар яна киришларга тушади ва янги ҳолатлар векторини ҳосил қилади, бироқ итерациялар сони ўсиб бориши билан тўр сўнгги ҳолатга ўрнатилмагунича тугунлар ҳолатларининг ўзгаришлари сони камайиб боради. Тескари алоқага эга бўлмаган тўрлар доимо турғун бўладилар, чунки битта вектор киришга берилганда тўр тугунлари нейронлар киришларининг доимийлиги оқибатида ўз ҳолатини фақат бир марта ўзгартириши мумкин.

(3.3.8)-(3.3.9) масалани ечиш учун қуйидаги дифференциал тенглама билан ифодаланадиган рекуррент нейрон тўри таклиф қилинади [118]:

$$\frac{\partial u_{ij}(t)}{\partial t} = -\eta\left(\sum_{k=1}^{n} x_{ik}(t)+\sum_{l=1}^{n} x_{lj}(t)-2\right)+\lambda r_{ij}\exp\left(-\frac{t}{\tau}\right),.$$

Бу ерда $x_{ij} = \varphi(u_{ij}(t)),\ \varphi(u) = \dfrac{1}{1+\exp(-\beta u)}$. Хопфильд тўридаги каби бу ерда ҳам $n \times n$ ўлчамга эга бўлган нейронлар матрицасидан фойдаланилади, бироқ нейронлар “ҳар бир ҳар бири билан” тамойили бўйича эмас, балки сатрлар ва устунлар бўйича ўзаро таъсирлашадилар [123,144].

Ушбу тенгламанинг чекли айирмаларга асосланган варианти қуйидаги кўринишга эга бўлади:

$$u_k^{t+1} = u_k^t - \Delta t \cdot \left[\eta \left(\sum_{j=1}^{n} a_{kj} x_j - b_k \right) - \lambda c_k \exp\left(-\frac{t}{\tau} \right) \right], \qquad (3.3.10)$$

бу ерда Δt - вақт бўйича қадам. $\Delta t, \eta, \lambda, \tau, \beta$ параметрлар тажрибалар асосида танлаб олинади ва масала ечимига эришиш тезлиги ва ушбу ечим сифатига жиддий таъсир кўрсатади.

(3.3.10) тенгламалар тизимни ечишни тезлаштириш учун «Winner takes all» тамойили таклиф қилинган [116]:

1. $x_k^0 \in [0,1]$ тасодифий қийматларнинг $\left\| x_k^0 \right\|$ матрицаси ҳосил қилинади.
2. (3.2.2) итерация қуйидаги тенгсизлик бажарилмагунича давом эттирилади:

$$\sum_{j=1}^{n} a_{kj} x_j - b_k \le \varepsilon,$$

бу ерда ε - (3.3.7) чекланишларнинг бажарилишининг берилган аниқлиги.

1 ва 2 қадамлар такрорланади.

Сунъий нейрон тўрларининг энг муҳим хоссаларидан бири бўлиб нейрон тўрли моделларнинг ишончлилиги ҳисобланади. Ушбу хосса юқори ишончлилик талаб қилинадиган соҳалар учун амалий нейрон тўрли тизимларни қуришга имкон беради.

Нейрон тўрларининг ўқитувчанлиги ҳам муҳим хусусиятлардан ҳисобланади.

Ушбу хусусият туфайли улар нафақат ўзларининг киришларига келиб тушаётган тимсолларни таниб оладилар, балки тегишли процедуралар ёрдамида иложи борича тўғри таниб олишни амалга ошириш учун ҳам созлана оладилар. Шундай қилиб нейрон тўрлари қуйидаги икки режим ёки фазада фаолият кўрсатиши мумкин: ўқитиш режимида ва таниб олиш режимида.

Нейрон тўрларининг умумлаштиришга бўлган қобилияти ҳам жуда муҳим хусусият ҳисобланади. Ушбу хусусият туфайли тўрлар нафақат ўқитиш давомида бериладиган тасвирларни қайта тиклай оладилар, балки янгиларини қуришлари ҳам мумкин. Бу нейрон тўрларига асосланган тизимларнинг “ишончлилигини” оширади.

3.4§. Оптималлаштириш масаласини Хопфилд нейрон тўри ёрдамида ечишда параллел ҳисоблаш алгоритми

Тирик мавжудотнинг мия фаолияти хужайраларида бир қатор қайта алоқалар (feedback) яъни, нейрон тўрларнинг чиқувчи сигналларни нейронларни кирувчи қисмига узатиш кузатилади [129]. Бундай сунъий нейрон тўрларнинг чиқиш қийматлари оддий персептронлардан фарқли равишда, олдинги қадамдаги чиқишлари қийматларига боғлиқ ҳолда вужудга келади. Агар нейрон тўр таркибида ҳеч бўлмаганда бир марта қайта алоқа мавжуд бўлса, бундай тўр рекуррент (recurrent) нейрон тўр деб аталади. 1980 йилда Хопфилд томонидан таклиф этилган сунъий нейрон тўр ҳам рекуррент нейрон тўр ҳисобланади. Ушбу тўрда ҳар бир нейрон ўзидан ташқари бошқа барча нейронлар чиқишлари билан боғланади. Нейрон тўрнинг киришига дастлабки сигналлар киритилади. Кирувчи дастлабки сигналлар нейрон тўрнинг дастлабки таркибига боғлиқсиз ҳолда ташкил этилади. Бугунги кунда сунъий нейрон тўрлардан бир қатор оптималлаштириш масалаларини ечишда фойдаланилмоқда.

Хопфилд тўрининг биринчи қатламидаги ҳар бир нейрон ўзининг киришлари (вазнлари билан) йиғиндисини ҳисоблайди ва йиғиндини активация функцияси орқали жорий нейроннинг чиқиш сигналига айлантиради.

Активация функцияси сифатида бўсағавий функцияни олиш мумкин. Агар бошқа нейронлардан чиқувчи S_j йиғинди белгиланган бўсағавий ε_j қийматдан катта бўлса уша нейроннинг Y_j чиқиш сигнали бирга тенг бўлади, акс ҳолда эса нолга тенг бўлиши ёки агарда, бўсағавий қийматга тенг бўлса ўзгаришсиз қолиши мумкин. Умумий ҳолда ушбу ҳолатларни қуйидагича формулировка қилишимиз мумкин:

$$Y_j = 1, \text{ агар } S_j > \varepsilon_j, \qquad (3.4.1)$$

$$Y_j = 0, \text{ агар } S_j < \varepsilon_j, \qquad (3.4.2)$$

$$Y_j \text{ ўзгармайди, агар } S_j = \varepsilon_j, \qquad (3.4.3)$$

бу ерда $S_j = \sum\limits_{i \neq j} w_{ij} Y_i + w_{0j}$

Ночизиқ динамик тизимларнинг турғунлиги деганда Ляпунов мезони бўйича турғунлиги тушунилади. Ушбу мезонни оптималлаштириш масаласини ечиш жараёнида нейрон тўрларда қўллаш бир оз мураккабликни ва алмаштиришларни талаб қилади.

Шундай қилиб, Хопфилд нейрон тўри қуйидаги шартларни бажарсагина турғун ҳисобланади:

1) $w_{ij} = w_{ji}$

2) $w_{ii} = 0,$ барча *i* учун.

Ушбу шартлар асосида тўрнинг турғунлигини қуйидагича исботлаш мумкин. Тўр қанчалик турғунликка эришиб боргани сари камайиб бориб минимум қийматга эришиб борувчи *E* “тўрнинг қуввати” функцияси мавжуд бўлсин. Ляпунов функцияси деб аталувчи ушбу функция қайта алоқали тўр учун қуйидагича кўринишни олиши мумкин:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} Y_i Y_j - \sum_j w_{0j} Y_j + \sum_j \varepsilon_j Y_j .$$

Ушбу ифодада E – “тўрнинг энергия” функцияси; w_{ij} - i нейрондан чиқиувчи ва j нейронга кирувчи сигнал вазни; Y_j - j – нейроннинг чиқиши; w_{0j} - j – нейрон киришининг дастлабки вазн қиймати; ε_j - j – нейроннинг бўсағавий қиймати.

Нейрон ҳолатининг ўзгариши бўйича δY_j энергиянинг δE ўзгариш функциясини қуйидагича ифодалаш мумкин:

$$\delta E = \left[\sum_{i \neq j} \left(w_{ij} Y_i \right) + w_{0j} - \varepsilon_j \right] \delta Y_j = -\left[S_j - \varepsilon_j \right] \delta Y_j .$$

Агар S_j катталик ε_j бўсағавий қийматдан катта бўлса қавс ичидаги ифода мусбат бўлади. Юқорида келтирилган (3.4.1) шартга кўра, $\delta Y_j \geq 0$ ва $\delta E \leq 0$ В эканлиги келиб чиқади.

Агар, $S_j < \varepsilon_j$ шарт бажарилса, у ҳолда j – нейрон чиқишининг ўзгариши (3.4.2) шартга мувофиқ: $\delta Y_j \leq 0$ бўлиши кузатилади ва E энергия камайтирилиши ёки ўзгаришсиз қолиши керак бўлади.

Агар бошқа нейронлардан кирувчи сигналларнинг йиғиндиси бўсағавий қийматга тенг $S_j = \varepsilon_j$ бўлса, кўриб ўтилган (3.4.3) шартга кўра: $\delta Y_j = 0$ бўлади ва энергия ўзгаришсиз қолади.

Шу тариқа нейрон таркибидаги ҳар қандай ўзгариш энергиянинг камайишига ёки ўзгаришсиз қолишига олиб келади. Ушбу хусусият асосида тўр турғунлигини таъминлаган ҳолда энергиянинг қиймати минимумга интилиб боради ва ўзгаришдан тўхтайди.

Тармоқнинг симметриклик $w_{ij} = w_{ji}$ шарти унинг турғунлигининг етарли шарт бўла олади, аммо зарурий шарти бўла олмайди.

Ушбу ҳолатда Ляпунов функциясини қўллашдан вужудга келадиган асосий муаммо глобал минимумларни қидиришда локал минимумлардан оғиш заруратининг келиб чиқишидадир. Хопфилд тўрида таклиф этилаётган усулнинг ўзига хослиги шундаки, нейрон тўрнини созлашда ўқитиш итерациялари амалга оширилмайди, вазнлар қийматлари эса тўрнинг энергия функцияси сифатида ҳисобланади.

Хопфилд нейрон тўри ёрдамида оптимизация масаласини ечиш жараёни, ўзининг бир қатор муҳим жиҳатлари билан ажралиб туради. Комбинаторли оптималлаштириш масаласини ечиш учун Хопфилд нейрон тўри алгоритмини қуриш жараёнини кўриб ўтамиз.

Барча комбинаторли оптималлаштириш масалаларини ечиш усулларини икки гуруҳга ажратиш мумкин: аниқ (exact) ва эвристик [37].

Қайси усулни танлаш ечилаётган масалага боғлиқ ҳолда амалга оширилади. Эвристик усуллар масаланинг оптимум ечимига яқин бўлган ечимини тез бериши мумкин, аммо бу ечимнинг сифати ҳақида, олинган натижавий қиймат глобал оптимумга тенг ёки яқинлиги ҳақида ҳеч нарса айтиб бўлмайди. Аниқ усуллар эса ҳар доим глобал оптимум ечимга интилади, аммо ҳисоблаш жараёни кўп вақт талаб қилиши мумкин.

Бугунги кунда аксарият комбинаторли оптималлаштириш масалалари, жумладан коммивояжер масаласи NP-даражадаги мураккабликка эга бўлган масала ҳисобланади. Графлар назарияси асосида ушбу масалани қуйидагича формаллаштириш мумкин. Шундай $G(V,U)$ тўла граф олайлик, бунда U чўққилар (шаҳарлар) тўплами ва V чўққиларни туташтириб турувчи қирралар (йўллар) тўплами. Ҳар бир қирранинг (i ва j шаҳарлар оралиғи) вазни $d(i,j)$, $(i,j)\in V$ мос равишда икки шаҳар орасидаги масофани, нархини ёки шу шаҳарлар орасидаги йўлни босиб ўтиш учун кетган вақтни ифодалаши мумкин. Коммивояжер масаласи контур деб аталади, қачонки йўналиш мобайнида G графнинг барча чўққиларига ҳеч бўлмаганда бир марта кирилса. Агар графнинг барча чўққиларига фақат ва фақат бир мартадан кириш бажарилса, бундай йўналиш гамилтон контури ёки цикли деб аталади.

Шундай C гамилтон циклини топиш талаб этиладики, у энг кам вазнга эга бўлсин.

$$d(C) = \sum_{(i,j)\in V} d(i,j) \to \min .$$

Тугунлар (шаҳарлар) сони кўп бўлмаган ҳолда ушбу масалани ечишда барча вариантларни кўриб чиқишга мўлжалланган содда алгоритмлардан (масалан, танланмани тўла кўриб чиқиш алгоритми “Полный перебор”, дарахт ва чегаралар усули “ветвей и границ”) фойдаланган ҳолда ечиш мумкин. Умумий ҳолатда тугунлар сонини гамелтон цикллари (кўрилиши мумкин бўлган ечимлар, субоптимал ечимлар) сонига боғлиқлигини қуйидагича $\frac{n!}{2n}$ муносабат билан ифодаланади. Бундан кўринадики, шаҳарлар сони катта бўлган ҳолларда барча вариантларни тўлиқ кўриб чиқиш ёки йўналтирилган (направленный перебор) ҳолда кўриб чиқиш самарали натижа бермаслиги мумкин. Демак бундай ҳолларда оптимал ечимларни тахминий топишга мўлжалланган усуллардан фойдаланишга тўғри келади. Бунда олинган натижа глобал оптимум бўлмаслиги ҳам мумкин.

Коммивояжер масаласини ечишда нейрон тўрли ёндашувдан фойдаланиш оптимал ечимга эришиш жараёнини сезиларли даражада тезлаштиради. Ушбу масалани ечиш натижасида борилиши керак бўлган шаҳарларнинг кетма-кетлиги тузилиши талаб этилади, шунингдек якуний функция эса улар орасидаги масофа, йўллар узунлигининг умумий йиғиндисини ифодалайди.

Бунинг учун $V \times V$ ўлчамли матрица оламиз. Графнинг ҳар бир тугунини V нейрон сифатида оламиз. Бунда ҳар бир сатрда фақат ва фақат битта элемент бир бўлади, қолган элементлар эса нол бўладидан. Бунда ушбу бирнинг тартиб рақами йўналиш мобайнида шу шаҳарга кириш тартиб рақамини ифодалайди.

Ҳар бир шаҳарга фақат бир марта кирилади ва айни бир вақтда фақат бир шаҳарга кириш мумкин. Бундан келиб чиқадики, ҳар бир сатр ва устунда фақат биттадан бир бўлиши мумкин экан.

Комбинаторли оптималлашатириш, жумладан, коммивояжер масаласини кўплаб усуллардан фойдаланган ҳолда ечиш мумкин. Булар жумласига Чумоли колонияси алгоритми, арилар колонияси алгоритми, генетик алгоритм, нейрон тўрлар ва бошқа усул ва алгоритмларни қўшиш мумкин [38,51].

Берилган коммивояжер масаласининг қўйилиши учун Хопфилд нейрон тўрининг мақсад функциясини қурамиз. Ҳар бир нейронни ифодалаш учун иккита индексдан фойдаланамиз. Бунда дастлабки индекс шаҳар номерини ифодаласа, иккинчи индекс эса йўналиш вақтидаги шаҳарга киришнинг тартиб рақамини ифодалайди. Масалан, $Y_{xi} = 1$ ифода йўналиш вақтида x рақамли шаҳарга i-бўлиб кирилишини ифодалайди.

Мақсад функцияси иккита шартни қаноатлантириши керак: биринчидан, қачонки йўналиш матрицасининг ҳар бир сатри ва ҳар бир устунида ягона бир бўлган ҳолда минимал қийматга эга бўлсин; иккинчидан, танланган йўналиш бўйича олинган умумий йўлнинг узунлиги энг минимум бўлсин.

Мақсад функцияси биринчи шартни бажаришини қуйидаги ифода асосида текшириш мумкин [116]:

$$E_{1,2,3} = \frac{A}{2}\sum_{X}\sum_{i}\sum_{X} Y_{Xi}Y_{Xj} + \frac{B}{2}\sum_{i}\sum_{X}\sum_{T\neq X} Y_{Xi}Y_{Ti} + \frac{C}{2}\left[\left(\sum_{X}\sum_{i} Y_{Xi}\right) - V\right]^2, \qquad (3.4.4)$$

бунда *A, B* ва С – ўзгармас сонлар. Ушбу ифодада мақсадга эришиш учун қуйидаги шартлар бажарилади:

1. Агар ҳар бир сатрда биттадан ортиқ бўлмаган бир бўлса, биринчи учталик йиғинди нолга тенг бўлади.
2. Агар ҳар бир устунда (шаҳарга киришнинг тартиб рақами) биттадан ортиқ бўлмаган бир бўлса, иккинчи учталик йиғинди нолга тенг бўлади.
3. Агар матрицада *V* та бир мавжуд бўлса, учинчи йиғинди нолга тенг бўлади.

Мақсад функцияси иккинчи шартни бажариши – мақсад функциясига қўшимча элемент қўшилиши асосида минимал йўлни топишга қаратилади:

$$E_4 = \frac{D}{4}\sum_X \sum_{T \neq X} \sum_i d_{XT} Y_{Xi} \left(Y_{T,i+1} + Y_{T,i-1}\right).$$

A, B ва *C* параметрларнинг етарли даражада катта қиймат олиши йўналишнинг энг кам харажатга эга бўлишини ифодаласа, *D* параметрнинг катта қиймати эса энг қисқа йўналиш танланганлигини кафолатлайди.

(3.4.4) ифода қавсларини очган ҳолда қўшимча ўзгарувчилар киритиб қуйидаги нейрон тўр боғланишлари вазнлари матрицасини ҳосил қиламиз:

$$w_{Xi,Ti} = -A\delta_{XT}\left(1-\delta_{ij}\right) - B\delta_{ij}\left(1-\delta_{XT}\right) - C - D \cdot d_{XT} \cdot \left(\delta_{j,i+1} + \delta_{j,i-1}\right),$$

бунда δ_{ij} - Кронекер параметри ҳисобланиб, агар $i=j$ шарт бажарилса 1 қиймат қабул қилади ва акс ҳолда 0 қиймат қабул қилади.

Ушбу масала учун *F* нейроннинг активация функцияси сифатида қуйидаги кўринишдаги функцияни танлашни таклиф этдик:

$$F = \frac{1}{2}\left[1 + \frac{e^{(\beta u_0)} - 1}{e^{(\beta u_0)} + 1}\right],$$

бу ерда u_0 - нейрон тўрнинг боғланишлари бўсағавий қиймати, e-экспоненциал функция, β-ўзгармас сон.

Тажрибалар асосида кўпгина ҳолларда ушбу функция ёрдамида самарали натижаларга эришиш мумкинлиги кузатилди ва ушбу масала учун ҳам айнан шу функцияни таклиф қилдик.

Шундан сўнг нейрон тўрнинг вазн коэффициентларининг дастлабки ихтиёрий қийматлари олинади, кейинги қадамларда эса уларнинг қийматлари эволюцион тарзда ўзгартириб борилиши натижасида масала ечимини бера олувчи нейрон тўр параметрлари танлаб олинади.

Хопфилд тўрини созлаш жараёни токи тўр ҳолати ўзгармай қолгунга қадар ва функция минимум қийматга эришгунча итерацион тарзда давом эттирилади. Бунда ҳисоблаш жараёни тўхтатилганидан сўнг нейрон тўрининг чиқиши энг мақбул йўналиш сифатида олинади.

Ушбу масалани ечиш учун Хопфилд тўри алгоритмини қуйидаги қадамлар орқали ифодалаш мумкин:

1-қадам. Инициализация:

Const: A, B, C, D, u_0, tao=1; lamda;

CityXY – шаҳарлар координаталари, N-шаҳарлар сони.

2-қадам. Шаҳарлар орасидаги масофаларни ҳисоблаш:

$$d(i, j).$$

3-қадам. Нейрон тўр вазнлари матрицасининг дастлабки қийматларини инициализация қилиш:

X=rand();

$$U = a\tanh(2 * X - 1) * u_0 .$$

4-қадам. Оптимизация функциясини ҳисоблаш:

Оптимизация функциясининг биринчи қисми (Матриканинг ҳар бир сатрида фақат битта 1 борлиги)

$$E_1 = \frac{A}{2}\sum_i\sum_j\sum_{k\neq j} X_{ij}X_{kj}$$

Оптимизация функциясининг иккинчи қисми (Матриканинг ҳар бир устунида фақат битта 1 борлиги)

$$E_2 = \frac{B}{2}\sum_i\sum_j\sum_{k\neq i} X_{ki}X_{ji} .$$

Оптимизация функциясининг учинчи қисми (Йўналиш битталиги)

$$E_3 = \frac{C}{2}\left[\left(\sum_i\sum_j X_{ij}\right) - N\right]^2 .$$

Топилиши керак бўлган йўлнинг узунлигини (нархини) минималлаштириш

$$E_4 = \frac{D}{4}\sum_i\sum_{j\neq i}\sum_k d[i, j]X_{ik}\left(X_{j,k+1} + X_{j,k-1}\right).$$

$$Udao = -U + E_1 + E_2 + E_3 + E_4.$$

5-қадам. Нейрон боғланишлари вазнларини қайта ҳисоблаш:

U=U+lamda*Udao;

Нейроннинг чиқувчи қийматини ҳисоблаш

$$F = \frac{1}{2}\left[1 + \frac{e^{(U/u_0)} - 1}{e^{(U/u_0)} + 1}\right].$$

Бўсағавий функция асосида нейрон чиқишини қайта ҳисоблаш

$$\begin{cases} X = 0, \text{ агар } F < 0.3; \\ X = 1, \text{ агар } F > 0.7. \end{cases}$$

6-қадам. Тестлаш:

1. Агар ҳар бир сатрда биттадан ортиқ бўлмаган бир бўлса, $\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N-1}\sum_{k=j+1}^{N} X_{ij} X_{ik} = 0$ шарт бажарилади.
2. Агар ҳар бир устунда (шаҳарга киришнинг тартиб рақами) биттадан ортиқ бўлмаган бир бўлса, $\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N-1}\sum_{k=j+1}^{N} X_{ji} X_{ki} = 0$ шарт бажарилади.
3. Агар матрицада N та бир мавжуд бўлса, $\sum_{i}\sum_{j} X = N$ шарт бажарилади.

7-қадам. Тугаллаш:

Агар уччала тестлаш шартлари бир вақтда бажарилса итерация тўхтатилсин ва топилган шаҳарлар кетма-кетлиги босмага чиқарилсин акс ҳолда эса алгоритм 3-босқичдан бошлаб яна давом этсин.

Кўпгина ҳолларда комбинаторли оптималлаштириш масалаларини ечишда кўплаб ҳисоблаш жараёнлари ва ҳисоблаш вақти талаб қилиниши мумкин. Бундай ҳолларда дастур ишлаш тезлигини ва самарадорлигини ошириш мақсадида бир қатор қўшимча қурулмалар ҳамда дастурлар сотиб олиш, қўшимча хизматларни жалб қилиш каби мақсадга мувофиқ бўлмаган ҳаракатлар қилиш ҳоллари кузатилади. Интуитив тарздаги баҳолаш билан эса ҳар доим ҳам самарали ютуққа эришиб бўлавермайди [168]. Амдал қонунига кўра η ҳисоблашни n процессорга (Шахсий компьютерда) идеал параллеллаштириш асосида ҳисобланганда ҳисоблаш тезлигини қуйидагича ифодалаш мумкин [82]

$$S_n = \frac{1}{(1-\eta) + \eta/n} \le \frac{1}{1-\eta}. \qquad (3.4.5)$$

Ушбу ифодага асосан 20 процессорга 95% параллеллаштирилган ҳисоблаш тезлиги 1/(0,05 +0,95/20) = 10,26 сон қийматни беради. Амалиётда параллел ҳисоблашларнинг самарадорлиги пастроқ бўлиши мумкин. Кузатувлар шуни кўрсатдики, замонавий иккитадан ядрога эга бўлган икки процессорли шахсий компьютерда, тўртта ўзаро мустақил жараёнларга бўлинган масалани ечилиш тезлигини оддий, кетма-кет усулдаги ечилиш тезлиги билан солиштирилганида 1.5 баробар тезроқ ишлар экан. Дастур иккита ўзаро мустақил жараёнларга ажратилган ҳолда эса 25% вақтдан ютиш мумкин экан. Шунингдек параллеллаштиришнинг тезлик ва сифати коммуникация параметрларига ҳам боғлиқлигини эътиборда тутиш керак бўлади.

Густафсон ва Барсислар 1988 йилда дастурнинг параллел бўлмаган қисмининг бажарилиш вақти унинг параллел қисмларига кам боғлиқ бўлишини аниқладилар [56,82]. Хусусан бу ҳол, параллел бўлмаган қисм ҳисоблашга тайёрлаш ва натижаларни қайта ишлаш жараёнлари учун тўғри келади. У ҳолда параметр сифатида параллел бўлмаган қисм вазифасини параллел бўлган қисмга юклаш қулай бўлади:

$$\sigma_n = \frac{1-\eta}{\eta/n + 1 - \eta}. \qquad (3.4.6)$$

Густафсон ва Барсислар (3.4.5) формулани (3.4.6) формула билан бирлаштирган ҳолда қуйидаги ифодага эга бўлдилар:

$$S_n \le n + (1-n)\sigma_n \Rightarrow \sigma_n \le \frac{n - S_n}{n-1} \qquad (3.4.7)$$

Хосил қилинган (3.4.7) формула берилган тезликка эришиш учун зарур бўлган дастурнинг кетма-кет қисми улушини баҳолашга имкон беради. Масалан, 21 та ШКда дастур ишлашини 19-марта ошириш учун ҳар компьютердаги дастурнинг кетма-кет бажарилувчи улуши (21-19)/(21-1)=10% дан ошмаслиги керак.

Густафсон-Барсис қонунининг асосий хулосаси шундан иборатки: параллеллаштириш қачонки, масала параллел ҳисоблашда кўп вақт талаб қилса, яъни катта масалалар учун самарали бўлади. Кўп процессорларга параллелаштириш фақат жуда катта масалалар учунгина самарали ҳисобланади.

Бугунги кунда параллел дастурлаш учун MPI воситасидан фойдаланиш кенг йўлга қўйилмоқда. Ушбу воситада нарх/самарадорлик муносабати оптимал даражада йўлга қўйилган.

Одатда параллел алгоритмни қуришдан асосий мақсад катта ҳажмдаги масалани ҳисоблашда вақтни тежашдан иборатдир. Биз нейрон тўрлар ёрдамида коммивояжер масаласини параллел ҳисоблаш технологиялари асосида ечишни кўриб ўтамиз. Юқорида айтиб ўтилганидек, жуда катта масалаларни бир нечта мустақил қисмларга ажратган ҳолда уларни ҳисоблашни турли процессорларга юклаш, масалани ечиш учун кетадган вақтдан ютишга имкон беради.

Коммивояжер масаласида ҳар қандай локал оптимум ечим ҳам оптимал ечим сифатида олиниши мумкин. Аммо глобал оптимумга эга бўлиш масаласи бир оз мураккаблик касб этади. Биз айнан шу глобал оптимумни қидириш масаласини ўз олдимизга мақсад қилиб қўямиз.

Биз аниқ бир коммивояжер масаласини ечиш дастурини бош процессор томонидан бир вақтнинг ўзида *N* та процессорга параллел юклаймиз. Ушбу процессорлар бир-биридан мустақил равишда ўз оптимал (локал) ечимларини ҳисоблаб топадилар. Барча процессорларда мавжуд, топилган натижалар бош процессорга қайтадан тўпланади ва улар орасидан энг кичик қиймат олгани ва бу қийматни берган шаҳарлар кетма-кетлигини энг оптимал ечим сифатида танланади. Бунда процессорлар сонининг ортиши оптимал ечимни топилиш эҳтимоллигини ошириш билан бир қаторда ҳисоблаш вақтини ҳам ошишига олиб келиши мумкин.

Ишлаб чиқилган алгоритмлар асосида бир қатор ҳисоблаш тажрибалари ўтказилди ва олинган натижалар таҳлили таклиф этилаётган алгоритмларим натижалари глобал оптимумга жуда яқин эканлигини кўрсатди. Аммо таъкидлаш жоизки, ушбу алгоритм асосида масала ечиш вақтида жуда кўп итерацион ҳисоблашлар талаб қилинади. Ушбу муаммони бартараф этиш мақсадида параллел ҳисоблаш технологияси учун модефикацион нейрон тўр алгоритмини ишлаб чиқдик.

3.5§. Оптималлаштириш масаласини параллел ҳисоблаш технологиясида арилар колонияси алгоритми ёрдамида ечиш ёндашуви

Бугунги кунда фан ва техникада табиий тизимлар хусусиятларига асосланган алгоритмлар кенг доирада қўлланилмоқда. Булар сирасига генетик алгоритмлар, эволюцион алгоритмлар, сунъий нейрон тўрлар, арилар колонияси алгоритми, чумоли алгоритми ва шу каби бошқа алгоритмларни қўшишимиз мумкин [39,40,102,119,120,122,175].

Классик маълумотларни интеллектуал тахлил қилиш назариясига кўра аниқ бир масала учун тизим қуриш деганда ушбу масала учун шундай интеллектуал тизим қуриш талаб этиладики, қурилаётган тизим масалани ечиш учун бевосита зарур бўлган барча ресурсларга эга бўлсин. Кўп агентли тизимлар назариясида ушбу ҳолатга қарама-қарши тамойил амал қилади. Бундай тизимларда бир агент ҳеч қачон глобал ечимни бера олмайди, шунинг учун бир нечта агентлар тўплами ташкил қилинади ва улар орасида самарали муносабат, боғланиш ўрнатилади. Демакки, ихтиёрий масаланинг ечими кўп агентли тизимдаги бир қатор оддий агентларнинг ўзаро ҳамкорликдаги “хизматлари” самараси сифатида олинади. Кўпгина олимлар, жумладан, Р.Брукс, Ж.Денебург, Л.Стиле ва бошқалар ушбу йўналишда қуйидаги ҳолатларга таянганлар [132]:

- Кўп агентли тизим – бу оддий ва бир-бирига узвий боғлиқ бўлган агентлар жамоасидир;

- Ҳар бир агент локал соҳада ўзининг мустақил ечимларини аниқлайди ва бошқа агентлар билан натижаларни алмашинади;
- Агентлар ўртасидаги алоқалар горизонтал тарзда ташкил этилади, яъни бошқа агентларга таъсир кўрсатиши мумкин бўлган етакчи-агент мавжуд бўлмайди;
- Агентнинг глобал хусусиятини аниқловчи аниқ бир қоида мавжуд эмас;

Бугунги кунда амалиётда жамоавий, кўп агентли тизимлар хусусиятларига асосланган алгоритмлар кенг қўлланилмоқда ва самарали натижалар бериб келмоқда. Бундай алгоритмлар сирасига «чумоли» алгоритмлари, «арилар колонияси» алгоритмлари, ва бошқаларни олишимиз мумкин.

Ҳаётнинг турли соҳаларида кўплаб оптималлаштириш масалаларини ечишга дуч келиш мумкин. Аксарият ҳолларда бирор бир қидирув соҳаси доирасида ўзгарувчиларнинг ўрнини алмаштириш, аниқ бир метрика ёки қоидалар тўплами киритиш асосида оптимал ечимга эришиш ҳолларини кузатиш мумкин. Яна шундай бир оптимал ечимни қидириш усули борки, унда ечим чекли тўпламлардан олинган уникал компоненталар комбинациясидан танланади. Бунда асосий мақсад компоненталарнинг оптимал комбинациясини қидиришдан иборатдир. Одатда бундай оптималлаштириш масалалари комбинаторли оптимизация масалалари деб аталади.

Комбинаторли оптималлаштириш – бу, амалий математикадаги оптималлаш назариясининг бир қисми ҳисобланади. У амалларни тадқиқ қилиш, алгоритмлар назарияси ва мураккаб ҳисоблашлар назариялари билан узвий боғлиқдир. Комбинаторли оптималлаштириш масаласининг асосий вазифаси чекли сондаги объектлар тўплами орасидан оптимал объектни қидиришдан иборатдир.

Комбинаторли оптималлаштириш масалалари XVIII асрнинг иккинчи ярмидан бошлаб тадқиқ этила бошланган. Комбинаторли оптималлаштириш масалалари сифатида коммивояжер масаласини, графлар қуриш масаласини, транспорт масаласи каби масалаларни олишимиз мумкин. Одатда бундай масалаларни аниқ ёки тахминий ечимини топиш учун мураккаб алгоритм ишлаб чиқишга тўғри келади.

Шундай мураккабликка эга бўлган масалани ечишда эвристик усуллардан бири бўлган, кўп агентли алгоритмлар сирасига кирувчи – арилар колонияси алгоритмидан фойдаланиш жараёнини кўриб ўтамиз. Ушбу масаласини арилар колонияси алгоритми ёрдамида ечишда глобал оптимум ечимни олиш жараёнини тезлаштириш мақсадида параллел дастурлаш технологиясидан фойдаланилди.

Коммивояжер масаласи мураккаб, қийин ечилувчи комбинаторли оптималлаштириш масалаларидан бири ҳисобланади. Умумий ҳолда коммивояжер масаласи (traveling salesmen problem, TSP) [117] қуйидагича таснифланиши мумкин: аниқ бир ҳудудда бир нечта (n та) шаҳарлар ва уларни боғлаб турувчи йўллар берилган. Шу йўллар орқали барча шаҳарга бориш кетма-катлиги шундай ташкил этилсинки, босиб ўтилган йўл бошқа вариантдаги кетма-кетликда босиб ўтилган йўлларга нисбатан энг қисқа масофани ташкил этсин. Бутун йўналиш мобайнида ҳар бир шаҳарга фақат ва фақат бир марта кириш мумкин. Йўналиш якуни албатта дастлабки шаҳарга қайтиш билан тугалланиши керак.

Коммивояжер масаласини ечишни арилар колонияси алгоритми асосида ечиш масаласини кўриб ўтамиз. Таъкидлаш жоизки ушбу алгоритм оптимал ечимга эришиш жараёнини сезиларли даражада тезлаштиради. Масалани ечиш натижасида борилиши керак бўлган шаҳарларнинг кетма-кетлигини тузиш талаб этилади, шунингдек якуний функция эса улар орасидаги масофа, йўлларнинг умумий йиғиндисини ифодаласин.

Одатда арилар колониясида (масалан: *Apis mellifera* махаллий асалари) арилар ўз ҳаёти мобайнида турли вазифаларни бижарадилар [33]. Хусусий ҳолда бир ари инида 5000 тадан 20000 тагача ари бўлиши мумкин. Қоидага кўра катта ёшли арилар (20 кунликдан 40 кунлик ёшга эга бўлган) асосий ишчи, захира ғамловчи (фуражирлар – foragers) арилар ҳисобланади. Ушбу ишчи арилар вақти-вақти билан қуйидаги уч вазифадан бирини бажарадилар: фаол ишчилар, кузатувчи ишчилар ва фаол бўлмаган ишчилар. Арилар инидаги умумий ариларнинг фаол, кузатувчи ва фаол бўлмаган ариларнинг миқдори тахминан 75% фаол, 10% фаол бўлмаган ва 15% кузатувчи арилар каби тарзда тақсимланади.

Арилар колониясидаги арилар ҳаракати хусусиятлари асосида коммивояжер масаласини ечиш учун “Арилар колонияси” алгоритми ишлаб чиқилди. Ушбу алгоритмни қуйидаги кетма-кетликлар асосида ифодалаш мумкин.

1-қадам. Инициализациялаш. totalNumberBees – арилар сони, numberInactive – фаол бўлмаган арилар сони, numberScout – кузатувчи арилар сони, maxNumberVisits – ҳар бир шаҳарга киришлар сони, maxNumberCycles – такрорланишлар сони.

2-қадам. Кузатувчи арилар томонидан дастлабки яқин атрофдаги нектарларни қидириб топиш. Бунда яқин атрофдаги шаҳарларнинг координаталари аниқланади ва топилган натижалар BS матрицага сақланади.

3-қадам. Waggle dance – кузатувчи ариларнинг рақси. Бунда аниқланган шаҳарлар орасидан энг оптималлари (ёки энг яқин масофадагилари) BS матрицадан WG матрицага ўтказилади.

Waggle dance давомийлиги $D_i = d_i A$ формула асосида ҳисобланади. Бу ерда А- масштаблаштириш коэффициенти; d_i - рақс тушаётган i – кузатувчи ари томонидан топилган нектарнинг нисбий фойдалилиги, сифати ва миқдорини кўрсатувчи катталик.

Ушбу масалада i–кузатувчи ари томонидан топилган шаҳарнинг абсолют фойдалилик миқдори коэффициентини $PA_i = \frac{1}{F_i}$ ифода орқали ҳисобланади, бу ерда F_i - i – ари йўлидаги мақсад функцияси.

Арилар инидаги барча рақс тушаётган ариларнинг абсолют фойдалилик миқдорини билган ҳолда умумий колониянинг ўртача фойдалилик коэффициенти PA_{col} ҳисобланади:

$$PA_{col} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} PA_i ,$$

бунда n – айни вақтда рақс тушаётган арилар сони.

4-қадам. i – кузатувчи ари бераётган маълумотни бошқа ишчи арилар томонидан танланиш эҳтимоллигини қуйидаги формула асосида ҳисоблаш мумкин:

$$p_i = \begin{cases} 0.6, & \text{агар } PA_i < 0.9 \cdot PA_{col}; \\ 0.2, & \text{агар } 0.9 \cdot PA_{col} \le PA_i < 0.95 \cdot PA_{col}; \\ 0.02, & \text{агар } 0.95 \cdot PA_{col} \le PA_i < 1.15 \cdot PA_{col}; \\ 0, & \text{агар } 1.15 \cdot PA_{col} \le PA_i. \end{cases}$$

Керакли шаҳар танлаб бўлингач, ишчи ари шу шаҳар томонга учишни бошлайди. Бунда, шаҳарга олиб борувчи йўл бир нечта шаҳарлардан ўтишни тақозо этади. i – шаҳарда турган фаол арини j – шаҳарга ўтиш йўлини танлаш эҳтимоллиги қуйидаги формула асосида ҳисобланади:

$$P_{ij} = \frac{\rho_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{-\beta}}{\sum_{j \in J^k} \rho_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{-\beta}},$$

бу ерда ρ_{ij} - i ва j шаҳарлар орасидаги йўлнинг узунлиги; d_{ij} - i ва j шаҳарлар орасидаги йўлнинг эвристик масофаси; $\alpha, \beta \in [0;1]$ экспериментал танланувчи коэффициентлар; J^k - i шаҳарлардан ўтилиши мумкин бўлган барча шаҳарлар тўплами, $\rho_{ij} = \frac{1 - m\alpha}{k - m}$ бу ерда k – i шаҳардан ўтилиши мумкин бўлган барча шаҳарлар сони; m – йўлнинг афзаллик, қулайлик коэффициенти бўлиб, унинг қиймати 0 ёки 1 бўлиши мумкин. Дастлабки итерацияда барча йўллар учун m=0 бўлади.

Кузатувчи арилардан олинган WG матрица асосида ишчи арилар нектарни ташийди ва шу нектар атрофидаги янги нектарлар (параметрлар қийматлари) қидириб топади. Топилган маълумотлар NW матрицага киритилади.

5-қадам. Кузатувчи арилар WG маълумотлари асосида нектарларни ташийди ва энг оптимал қийматларни берувчи натижани аниқлаб best ўзгарувчига ўзлаштириш. Олинган натижалар NB матрицага сақланади.

6-қадам. Мавжуд NW, NB, WG матрицалар асосида янги WG ечимлар архивини шакллантириш.

*7-қадам***.** АГАР аниқлик E қийматгача етса ёки ўрнатилган maxNumberCycles қадамлар сони бажарилса, у ҳолда WG дан энг яхши, оптимал йўл аниқлаб олинади ва олинган натижа асосида шаҳарлар кетма-кетлиги босмага чиқарилади,

АКС ҲОЛДА эса алгоритм 2-қадамдан бошлаб яна такрорланади.

Бу ерда BS – кузатувчи ариларнинг тасодифий матрицаси, WG – ечимлар матрицаси, best – энг оптимал ечимлар матрицаси, NW – ечимлар матрицаси асосида ишчи арилар томонидан шакллантирилувчи янги ечимлар матрицаси, NB – кузатувчи арилар томонидан шакллантирилувчи ва best ечимлар асосида шакллантирилувчи ечимлар матрицаси.

Коммивояжер масаласини арилар колонияси алгоритми асосида ечишда бошланғич A шаҳар арилар ини ҳисобланади ва қолган шаҳарлар нектар ёки озуқалар манбаи ҳисобланади. Ушбу алгоритмда ҳар бир нектаргача бўлган энг қисқа йўллар кетма-кет ҳисоблаб борилади ва индан охирги топилган нектаргача бўлган энг қисқа масофа йиғиндиси топилади. Ушбу итерацион жараён токи мавжуд бўлган барча шаҳарлар, нектарлар манбаълари кўриб чиқилмагунча давом этади. Ушбу шарт коммивояжер масаласидаги гамилтон циклини топиш масаласи билан тенг кучли ҳисобланади.

Арилар колонияси алгоритми ёрдамида коммивояжер масаласини параллел алгоритм асосида ечишни таклиф этиш мумкин. Амалий жиҳатдан олганда баъзи ҳолларда параллел ҳисоблаш технологиялари асосида ечилган масалалар натижаларнинг самарадорлиги пастроқ бўлиши мумкин. Жуда катта масалаларни бир нечта мустақил параллел қисмларга ажратган ҳолда уларни ҳисоблашни турли процессорларга юклаш, масалани ечиш учун сарф бўладиган вақтни камайтириш имконини беради.

Арилар колонияси алгоритми ёрдамида комбинаторли оптималлаштириш масаласини ечишни параллел ҳисоблаш технологиялари асосида ечиш катта ҳажмли оптималлаштириш масалаларини ушбу алгоритм ёрдамида ечиш етарлича тез ва самарали натижа беришини кўрсатди.

IV боб. НОРАВШАН ҚОИДА ХУЛОСАЛАРИГА АСОСЛАНГАН ИНТЕЛЛЕКТУАЛ ТАҲЛИЛЛАШ ЁНДАШУВЛАРИНИНГ ТАЖРИБАВИЙ ТАДҚИҚОТ НАТИЖАЛАРИ

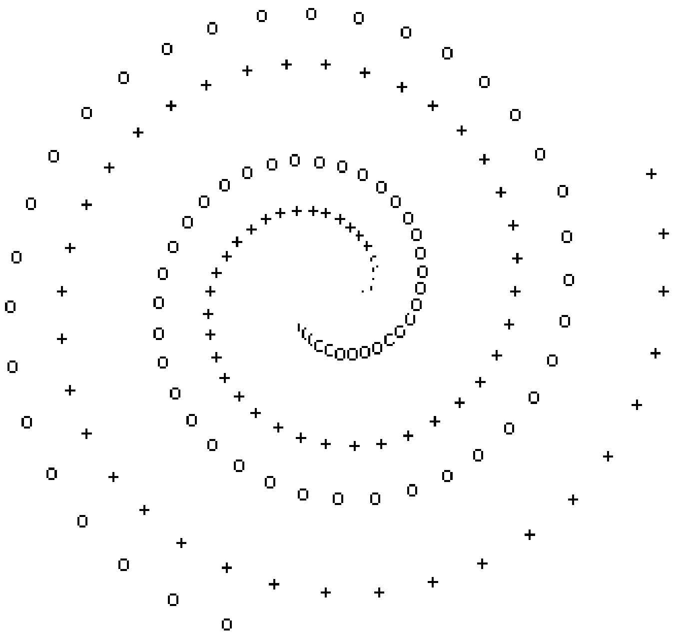
4.1§. Норавшан қоида хулосаларига асосланган модел қуриш дастури ёрдамида модел ва амалий масалаларни ечиш ёндашувлари

Ўтказилган тадқиқотлар доирасида олинган илмий ва амалий натижалар асосида бир қатор дастурий воситалар ишлаб чиқилган [96,112,115,136,137,138,140,146]. Улар асосида тажрибавий тадқиқотни амалга ошириш учун норавшан ёндашувли усулни қўллаш асосий мақсад қилиб олинди ва қуйидаги масалалар ечилди:

- Норавшан қоидалар базасини ҳосил қилиш ҳамда норавшан қоидалар базасининг норавшан модели параметрларини нейрон тўрлар ёрдамида созлаш орқали қоидалар тўпламини қисқартириш баробарида юқори самарадорликка (таниб олишнинг юқори фоиздаги кўрсаткичига) эришувчи баҳолаш норавшан моделини қуриш.
- Турли масалаларда олинган натижаларнинг қиёсий таҳлилини жадвалли ва графикли кўринишда амалга ошириш.

Ишлаб чиқилган усул ва алгоритмларни экспериментал синовдан ўтказиш мақсадида бир қатор алгоритмларни тестлаш учун кенг қўлланилувчи модел масалаларни ечиш жараёнини кўриб ўтамиз. Бугунги кунда кенг қўлланилаётган модел масалалар сифатида икки спирал масаласи (two spirals), ирис гулини классификация масаласи (Iris Data Set), шиша масаласи (Glass Identification Data Set), аёлларда диабет хасталигини ташхис қилиш масаласи (Pima Indians Diabetes), экологик ҳолатни классификация масаласи (Ecoli Data Set), хаберман классификация масаласи (Haberman's Survival Data Set), вино сортини классификация масаласи (Wine Data Set), жигар касаллигини ташхислаш, классификация масаласи (Liver) каби масалаларни олиш мумкин. Санаб ўтилган масалаларнинг дастлабки ҳисоблаш маълумотлари, эталон жадвал маълумотларини интернетдаги http://www.ics.uci.edu/~mlearn/databases/ электрон манзилидан олиш мумкин бўлади.

Икки спирал масаласи (Two spirals). Ушбу масаланинг шартига кўра текисликда иккита концентрик спирал кўринишини ифодаловчи иккита чизиқли ажратилмаган нуқталар тўплами берилган. Ҳар бир нуқта айни бир вақтда фақат битта спиралга тегишли ҳисобланади. Дастлабки маълумотларни ўқитиш асосида спираллардаги нуқталар синфлаштирилганида ишлаб чиқилаётган усул ёки алгоритм энг кам хатолик билан нуқталарни синфлаштирсин. Ушбу масаланинг асосий жиҳати шундаки, спиралдаги нуқталар (объектлар) фақат иккита белги (текисликдаги координаталар) асосида ифодаланади ва спираллар геаметрик жихатдан бир-биридан ажратилмаган. Демак, шундай тизим яратиш керакки, берилган нуқталар координаталари бўйича (иккита кириш) ушбу нуқтани у ёки бу спиралга тегишли (битта чиқиш 0 ёки 1) эканлигини кўрсатсин, нуқталарни синфлаштирсин.



Ўқув танланма жадвалида 582 та объект иккита белги асосида тавсифланган. Ушбу объектлардан дастлабки 388 тасини ишлаб чиқилаётган норавшан тизимни ўқитишда, қолган объектларни эса тизимни тест синовидан ўтказишда фойдаланилди. Икки спирал масаласи ўқув танланма маълумотлари иловада келтириб ўтилган.

Ирис гули масаласи (Iris Data Set). Ушбу масалада ирис гули гулкосаси ва гултожбарги ўлчамларини ифодаловчи маълумотлар берилади (ушбу белгилар сони 4 та), булар гулкоса узунлиги (см), гулкоса эни (см), гултожбарг узунлиги (см) ва гултожбарг эни (см). Ўқув танланмада уч хил турдаги ирис гули маълумотлари мавжуд (Iris Setosa, Iris Versicolour, Iris Virginica) бўлиб, ҳар бир гул тури учун 50 тадан гул (объект) параметрлари қийматлари маълумотлари мавжуд. Демакк, ўқув танланмада жами 150 та объект мавжуд бўлиб улардан дастлабки 100 та объектдан тизимни ўқитишда, қолган объектлардан эса тизимни тестлашда фойдаланилди. Масаладаги Iris Setosa синфи Iris Versicolour синфидан чизиқли ажратилган, аммо Iris Virginica синфи бошқа синфлар билан кесишади, яъни ушбу синф бошқа синфлар билан чизиқли ажратилмаган. Бу эса ўз навбатида классификация жараёнида мураккабликларни келтириб чиқаради. Одатда кесишувчи синфларга эга бўлган классификация масалаларини ечишда анъанавий статистик усулларга таянган моделлар жуда катта хатолик билан ишлайди. Аммо биз таклиф этаётган усул бир вақтнинг ўзида бир нечта синфларга тегишли бўлган объектларни синфга тегишлилик даражаларига кўра у ёки бу (тегишлилик даражаси энг юқори бўлган) синфга синфлаштиради. Бу эса масалани ечишда кам хатоликка эришишга омил бўлиши мумкин.

Белгилар:

1. гулкоса узунлиги (см)
2. гулкоса эни (см)
3. гултожбарг узунлиги (см)
4. гултожбарг эни (см)

Синфлар:

- Ирис Setosa
- Ирис Versicolour
- Ирис Virginica

Шиша масаласи (Glass Identification Data Set). Ушбу масалада шишанинг физико-кимёвий хусусиятига кўра унинг турини классификация масаласи ҳал қилинади. Классификация натижасини жиноий қидирув масалаларини ечишда фойдаланилиши мумкин бўлади. Жиноят жойидан топилган шиша бўлаги далил сифатида катта аҳамиятга эга бўлиши мумкин.

Масаладаги ўқув танланмада 214 объект мавжуд бўлиб, ҳар бир объект 9 та белги билан тавсифланади. Ушбу белгилар шишанинг таркибида физико-кимёвий элементлар улуши қанча эканлигини кўрсатиш учун қўлланилади. Объектни тавсифловчи белгилар қуйидагилардан иборат:

1 - RI – синувчанлик кўрсаткичи;

2 - Na – натрий оксидининг улуши (%);

3 - Mg – марганец оксидининг улуши (%);

4 - Al – алюминий оксидининг улуши (%);

5 - Si – кремний оксидининг улуши (%);

6 - K – калий оксидининг улуши (%);

7 - Ca – калций оксидининг улуши (%);

8 - Ba – барий оксидининг улуши (%);

9 - Fe – темир оксидининг улуши (%).

Масалада белгиларнинг қийматларига кўра объектларни қуйидаги 6 та синфга (6 шиша, ойна тури) классификацияи талаб этилади:

1 (WinF) float ойна шишаси;

2 (WinNF) non-float ойна шишаси;

3 (Veh) автомобил ойнаси;

4 (Con) шиша идиш бўлаги;

5 (Tabl) стол шишаси;

6 (Head) автомобил фараси шишаси.

Ўқув танланмадаги 180 та объектдан тизимни ўқитиш мақсадида ва қолган объектлардан тизимни тестлаш мақсадида фойдаланамиз. Ушбу масаланинг ўқув танланма маълумотлари жадвал кўринишида иловада келтириб ўтилган.

Диабет масаласи (Pima Indians Diabetes). Ушбу масалада аёлларда диабет касаллигини ташхис қилиш жараёни кўриб ўтилган. Бунда 21 ёшдан катта бўлган 768 та аёлнинг тиббий кўрик натижалари берилган. Кузатув жараёни Бутун Жаҳон Соғлиқни сақлаш ташкилоти талаблари асосида американинг диабет ва бўйрак касалликлари институти томонидан амалга оширилган. Масалада диабед касаллигини кўрсатиши мумкин бўлган 8 белги қийматлари берилади ва шу қийматлар асосида беморда диабет касаллиги мавжуд ёки мавжуд эмас эканлиги ташхис қилинади.

Диабет касаллигини аниқлаш учун муҳим бўлган белгилар қуйидагилар:

1 - npreg – хомиладорлик сони;

2 - glu – стоматик тест натижасида плазма-глюкозалар концентрацияси;

3 - bp – қон босими (mm Hg) ;

4 - skin – уч бошли мускул букилмасидаги тери қалинлиги (mm) ;

5 - ins – инсулин зардобининг миқдори (микро-U/ml);

6 - bmi – тана вазни индекси (вазн килограммларда/(бўй метрларда)^2) ;

7 - ped – туғиш вақтидаги диабетнинг мавжудлиги;

8 - age - ёш (йилларда).

Масаланинг ечими сифатида битта параметр – диабет мавжуд -1 ёки деабит мавжуд эмас – 0 дан иборат қийматлар олиниши мумкин.

Биз учун энг кам даражадаги хатоликни берувчи норавшан тиббий-ташхис тизимини қуриш талаб қилинади. Ўқув танланмадаги 450 та объектдан тизимни ўқитишда, қолган объектлардан эса тестлаш жараёнини амалга оширишда фойдаланилади.

Экология масаласи (Ecoli Data Set). Ушбу масала Япониянинг Молекула ва ҳужайра биологияси институти томонидан ишлаб чиқилган.

Масала махсус таркиблаштирилган эҳтимолликка таянган модел ёрдамида текшириб кўрилганида 19% ли хатолик, яъни 81% аниқликка эришилган.

Экология масаласида 336 та объект 8 та белгига асосан 8 та синфга синфлаштирилади. Объектларни тавсифловчи белгилар қуйидагилардан ташкил топган:

1. номлар кетма-кетлиги;
2. mcg: McGeoch усули;
3. gvh: Heijne фон усули;
4. lip: Heijne фон сигнали;
5. chg: заряд мавжудлиги;
6. aac: оқсил ва мембраналардаги аминокислота;
7. alm1: мембранадаги ALOM миқдори;
8. alm2: мембранадаги ALOM миқдори.

Ўқув танланмадаги объектлар қуйидаги 8 та синфга таснифланиши керак:

cp – цитоплазма (143);
im – ички қобиқлар (77);
pp – perisplasm (52);
imU – ички қобиқ, uncleavable сигнал кетма-кетлиги (35);
OM – ташқи мембраналар (20);
OML – ташқи мембраналар липопротеинлари (5);
Iml – ички мембраналар липопротеинлари (2);
ims – ички қобиқ, ажратилган сигнал кетма-кетлиги (2).

Ўқув танланмадаги 223 та объектдан тизимни ўқитишда, қолган объектлардан эса тизимни тестлаш жараёнида фойдаланилди.

Хаберман масаласи (Haberman's Survival Data Set). Хаберман масаласи 1958-1970 йиллар оралиғида Чикаго университетининг Биллингс клиникасида ўтқазилган тадқиқотлар натижасида пайдо бўлган. Бунда кўкрак бези саратони билан оғриган беморни жарроҳлик операциясидан сўнг яшаб қолиш даражасини аниқлаш масаласи кўрилади. Масалада фойдаланиладиган маълумотлар базасида 306 та ҳолат мувжуд бўлиб, уларнинг ҳар бири қуйидаги 4 та белги билан тавсифланади:

1. операция вақтидаги беморнинг ёши (сонли);
2. беморни ишлаган йили (1900 - йил, сонли);
3. йўқотилган яроқли мускуллар (сонли);
4. яшаб қолиш мақоми (синф белгиси):
    1=бемор 5 йил ва ундан ортиқ яшайди;
    2=бемор 5 йил ичида вафот этади.

Кўриниб турганидек, хаберман масаласида объектлар иккита синфга синфлаштирилади. Ўқув танланмадаги 200 та объектдан тизимни ўқитишда, қолган объектлардан эса тестлаш учун фойдаланилади.

Вино масаласи (Wine Data Set). Ушбу масала 3 турдаги винонинг кимёвий таҳлили асосида ишлаб чиқилгандир. Бунда винонинг 13 та белгиси асосида унинг уч хил навидан бирига классификация масаласи кўрилган.

Винони тавсифловчи белгилар қуйидагилар:

1) Алкоголь;
2) Олма кислотаси;
3) Ash;
4) Ишқорлар;
5) Магний;
6) Феноллар;
7) Флавоноидлар;
8) Нофлавоноид феноллар;
9) Проанцосиянинлар;
10) Ранг интенсивлиги;
11) Рангдаги фарқ;
12) Винодаги OD280/OD315;
13) Пролин.

Ўқув танланмада жами 178 холат, яъни 178 та объект мавжуд бўлиб, улардан 112 тасидан тизимни ўқитишда, қолганларидан тизимни тестлаш мақсадида фойдаланилади.

Жигар масаласи (Liver). Ушбу масалада меъёридан ортиқ спиртли ичимлик ичишнинг жигарга кўрсатган таъсири кўриб ўтилади. Бунда жигар касаллигига ўта сезгир бўлган қоннинг хусусиятлари олинган. Масала асосан 7 та белгидан (6 та маълумот, 1 та ажратувчи селектор) фойдаланган ҳолда маълумотларни икки синфга ажратади.

Белгилар:

1. Эритроцитларнинг ўртача ҳажми;
2. alkphos ишқорли фосфатаза;
3. sgpt аламайн аминотрансферазлар;
4. sgot аспартатаминотрансферазлар;
5. gammagt гамма-глутамилтранспептидазлар;
6. кунлик спиртли ичимлик миқдори;
7. маълумотларни икки гурухга ажратувчи селектор.

Масалада жами 345 холат, яъни 345 та объект мавжуд бўлиб, улардан 220 тасидан тизимни ўқитишда, қолганларидан тизимни тестлаш учун фойдаланилади.

Қуйида (4.1.1-жадвалга қаранг) санаб ўтилган модел масалаларнинг формал кўриниши келтирилган. Шунингдек ушбу масалаларнинг ўқув танланма маълумотлари жадваллари иловада келтириб ўтилган.

4.1.1-жадвал

Модел масалаларнинг формал берилиши

Масаланинг номи	Синфлар сони	Белгилар сони	Объектлар сони
Шиша (Glass)	7	9	214
Хаберман (Haberman)	2	4	306
Икки спирал (Two spirals)	2	2	582
Ирис (Iris)	3	4	150

Экология (Ecoli)	8	7	336
Диабет (Pima)	2	8	768
Вино (Wine)	3	13	178
Жигар (Liver)	2	6	345

Олинган натижаларни солиштирма таҳлилини ўтказиш мақсадида кўрилаётган масалаларни ечишда бир қатор мавжуд алгоритмлардан фойдаланилди. Қуйида (4.1.2-жадвалга қаранг) биз таклиф этаётган норавшан алгоритм асосида олинган натижалар ва [50] адабиётда келтириб ўтилган бошқа классификация алгоритмлар асосида олинган натижалар келтириб ўтилган. Солиштирма таҳлил натижалари шуни кўрсатдики, шиша ва ирис гули масалаларини ечишда биз таклиф этаётган усул бир қатор мавжуд классификация алгоритмлари (GBC, SGF, SVM, 1NN, KNN ва Conventional RBF network) натижаларига қараганда самаралироқ (тўқ ранг билан ажратилган) натижа берганлигини кузатишимиз мумкин. Аммо вино масаласини ечишда эса GBC, SGF, SVM, ва Conventional RBF network алгоритмлар асосида олинган натижалар биз таклиф этаётган усул натижасидан кўра самаралироқ эканлигини кузатиш мумкин.

4.1.2-жадвал

Норавшан модел натижаларини мавжуд алгоритмлар билан солиштирма таҳлили

Масала	Норавшан	GBC	SGF	SVM	1NN	KNN	Conventional RBF network
Шиша (Glass)	**87.85**	84.27	75.74	71.50	72.01	72.01	69.16
Ирис (Iris)	**98.3**	98.00	97.33	97.33	96.00	95.33	95.33
Вино (Wine)	98.88	**100**	99.44	99.44	95.52	96.07	98.89

Бунда кўриб ўтилган алгоритмлар натижаларидан энг яхшилари келтирилган. Аниқ бир масала учун олинган энг яхши натижалар ажратиб кўрсатилган.

Шунингдек (4.1.3-жадвалга қаранг) GBC (Gravitation Based Classification) алгоритми, SVM алгоритми [50,52] ва биз таклиф қилаётган усулларнинг турли даражадаги натижалари солиштирилган.

4.1.3-жадвал

Норавшан модел натижаларини GBC ва SVM алгоритмлари натижалари билан солиштириш

	Норавшан			Гравитацион потен			SVM		
	Жуда ёмон	Жуда яхши	Ёмон	Жуда ёмон	Жуда яхши	Ёмон	Жуда ёмон	Жуда яхши	Ёмон
Хаберман (Haberman)	82.7	87.5	85.1	75.2	86.7	81.5	72.3	8§	78.8
Жигар (Liver)	78.4	86	82.3	63.5	72.8	67.1	60.4	68.3	65.5
Экология (Ecoli)	88.5	94.2	91.8	89.7	98.5	95.5	89.4	94.4	92.3

Таклиф этилаётган модел самарадорлигини кўрсатиш мақсадида диабет масаласини [28,62] ишларда кўриб ўтилган алгоритмлар ва олинган натижалар билан солиштирилган (4.1.4-жадвалга қаранг). Натижада таклиф қилинаётган норавшан модел кўрилган ушбу масалаларда бошқа усулларга нисбатан яхшироқ натижа берди.

4.1.4-жадвал

Диабет масаласи учун норавшан модел натижаларини мавжуд алгоритмлар билан солиштириш.

Масала				
	Бизнинг усул	DGC	Fuzzy integral-based perceptron	SAMGA
Диабет (Pima)	87.2	81.82	74.81	73.00

QPL башорат қилиш сўровларига асосланган созланувчи классификация усули ҳисобланади [26].

Қуйида биз таклиф қилаётган модел ва [12] ишда келтирилган усулларни солиштириш натижалари (4.1.5-жадвалга қаранг) келтирилган. Бунда олинган энг яхши натижалар кўрсатилган.

4.1.5-жадвал

“Шиша”, “Ирис” ва “Вино” масалаларини ечишда норавшан модел натижаларини мавжуд алгоритмлар натижалари билан солиштириш

Масала	*Синфлаштирувчи алгоритмлар*				
	Норавшан	GBC	GARC	CBA	C4.5
Шиша (Glass)	**87.85**	84.27	68.06	65.28	65.50
Ирис (Iris)	**98.3**	98.00	94.01	94.00	92.00
Вино (Wine)	98.88	**100.00**	83.46	86.67	85.00

Натижалар шуни кўрсатдики, Wine (Вино) масаласи кўпгина мавжуд алгоритмларда жуда яхши натижа бермоқда, жумладан гравитацион потенциал энергияга асосланган классификация алгоритмида (GBC). Бошқа масалалардан кўра айнан шу масалани ечишда таклиф қилинаётган модел камроқ натижа (98.88 %) кўрсатди.

4.1.6-жадвал

“Икки спирал” масаласи бўйича олинган таклиф этилаётган норавшан ва анъанавий норавшан алгоритмлар натижаларининг солиштирма тахлили

	Таклиф этилаётган			Норавшан модел		
	Жуда ёмон	Жуда яхши	Ёмон	Жуда ёмон	Жуда яхши	Ёмон
Икки спирал (Two spirals)	96.7	99.33	98.67	95.3	98	97.33

Норавшан модел ва таклиф этилаётган моделларнинг “Икки спирал” масласини ечишдаги солиштирма тахлиллари юқорида (4.1.6-жадвалга қаранг) турли даражалар бўйича келтирилган.

Синов жараёнлари ҳар бир масала учун 10 мартали cross-validation дан фойдаланган ҳолда 10 мартадан текширув жараёнидан фойдаланган ҳолда амалга оширилган. Ўн мартали cross-validationдан [28] ва [62] ишларда фойдаланилган.

Натижалардан норавшан моделнинг бошқа бир қатор синфлаштирувчи алгоритмларга (жумладан CBA, DGC, QPL, SAMGA, C4.5-type, NN ва SVM классификаторлар) қараганда аниқлиги юқорироқ эканлигини кўриш мумкин.

4.2§. Норавшан муҳитда қарор қабул қилишга кўмаклашиш технологияси

Монографиянинг мазкур қисмида суст шакллантирилган қарорларни қабул қилиш масаласи деб қаралувчи ноаниқ шароитда қарор қабул қилишнинг амалий масаласи қараб ўтилган. Ушбу масаланинг мазмунини экиш, етиштириш, вегетация ва йиғим-теримларнинг турли бошланғич шартларида агротехник параметрларнинг самарали қийматларини таъминловчи (ҳосилдорлик, тола узунлиги ва мустаҳкамлиги, ёғлилиги ва бошқалар) берилган экинлар тўпламидан энг мақбул ғўза навини танлашдан иборат. Бошланғич шартлар миқдорий бўлмаган, тўлиқмас, лингвистик ҳусусиятли шартларга эга (уни жамланган ҳолда норавшан бошланғич маълумот деб аташ қабул қилинган) ва лингвистик амалларнинг мантиқий боғлиқлиги кўринишида ифодаланади.

Қарор қабул қилиш масаласининг формал қўйилиши. Пахта сифатини бир қатор биологик ва технологик хусусиятлар белгилаб беради. Тўқимачилар учун паҳта толасининг энг муҳим технологик хусусиятлари бўлиб: узунлиги, ўлчам тартиби, пишиқлиги, узилиш узунлиги, етилганлиги ва бошқалар хизмат қилади. Бу хусусиятлар навнинг ўзига хослиги, унинг жорий тупроқ муҳитида озуқани қабул қилиш ва ишлатиш каби бир қатор имкониятларига боғлиқ бўлади. Селекция навининг озуқа моддаларига талабини “нав – тупроқ – ўғит” муҳитидаги нав ва ўғит муносабати белгилаб беради. Ушбу муносабатнинг натижаси нафақат ҳосилдорлик ҳажмига, балки толанинг технологик ҳусусиятларига ҳам ўз таъсирини ўтказади.

Кўплаб тадқиқотчилар баъзи пахта навларида ўғитлашнинг ҳосилдорликка таъсирини ўрганишган. Бироқ бу тадқиқотлар биргина нав ва тупроқ турида амалга оширилган. Бундай тадқиқотларнинг натижалари турли навларнинг турли тупроқ типида турли миқдор ва бирикмадаги ўғитлаш таъсирига жавоби учун етарли эмас. Чунки ҳар бир нав турли тупроқ типида турлича озуқага талабгор бўлади. Бундан келиб чиқиб ҳар бир тупроқнинг “тупроқ – озуқа” тизими яратилиши кераклиги аён бўлишини айтиш мумкин. Шу асосда ҳар бир навнинг таъсирга жавоби аниқ тупроқ тури хусусиятига мос равишда ёндашиш лозим.

Пахта толасининг технологик хусусияти ўзгаришини тадқиқ қилиш “нав – тупроқ – озуқа” тизимини тўғри ташкил этишга олиб келади. Реал шароитларда экиш ва агротехник ишлов бериш экспертлар хулосаларига таянган ҳолда яқинлаштирилган (норавшан) кўринишда олиб борилади. Бу тадқиқ қилинаётган объектдаги ўзаро боғлиқликларни (кирувчи ва чиқувчи параметрлари) норавшан математик моделини қуриш заруриятини келтириб чиқаради. Бундай модел мақбул навни танлаш бўйича қарор қабул қилиш масаласини ечишнинг асоси ҳисобланади.

Тадқиқот иши мазкур қисмининг мақсади бошланғич маълумотларнинг норавшан берилганлиги ҳолатида яхшироқ кўрсаткичларга эга бўлган пахта селекция сортини танлаш алгоритмини ишлаб чиқишдан иборат. Бошланғич шароитда муқобиллар ҳеч бир сифат кўрсаткичларида ва уларнинг мутаносиблигида яққол етакчи бўла олмайди.

Шундай бошланғич шароитларда энг мақбул муқобилларни танлаш талаб этилади: берилган экиш шароити учун нав, парваришлаш (агротехнологик режим, ўғитлаш компоненталарининг миқдори, суғориш, мазкур нав ва тупроқ турларига чегаравий шартлар).

Қуйидагилар берилган бўлсин:

- $X=\{x_1, x_2,..., x_n\}$ - муқобиллар тўплами (тупроқ типи ва ўғитлаш режимига боғлиқ ғўза селекция нави;

- $P=\{p_1, p_2,..., p_k\}$ белгилар жамланмаси (мақбул навни танлашга асос бўлган биологик ва технологик хусусиятлар);

- $\mu_{R_j}(x_{i_1}, x_{i_2})$ тегишлилик функцияси билан ифодаланадиган X муқобиллар тўпламидаги $p_j \in P$ белгиларнинг мақбуллик муносабатларининг норавшан даражаси;

- $x_i \in X$ муқобилдаги $\mu_R(p_j, p_l)$, $p_j, p_l \in P,\ j \neq l$ тегишлилик функцияси билан ифодаланадиган $p_j \in P$ мақбуллик даражаси;

- (x_i, x_l) муқобилларнинг p_j -R_j белгилар бўйича норавшан мақбуллик муносабати;

- R - муқобиллардаги белгиларнинг норавшан мақбуллик муносабати.

Муқобиллардаги етакчи бўлмаган норавшан муносабатлар, мос белгилар бўйича етакчи бўлмаган муқобиллар экспертлар томонидан берилади.

Барча белгилар жамланмаси бўйича ҳосил қилинган муқобиллар ва белгиларнинг норавшан етакчи бўлмаган шароитида мақбул муқобилни танлаш талаб этилади.

Бу қуйидаги алгоритм ёрдамида амалга оширилади [89]:

Масалани ечиш алгоритми.

1. Фақат p_k белгини ҳисобга олган ҳолда R_k мақбулликлар матрицаси тузилади.

2. Қаралаётган белгилар турлича мақбуллик даражасига эгалигини ҳисобга олган ҳолда: улардан бири муҳимроқ, бошқалари – иккинчи даражали ролни ўйнайди, бу ҳолатда белгиларнинг аҳамиятлилиги R белгиларнинг норавшан мақбуллик муносабати орқали характерланади.

3. Q_1 билан белгиланган $R_1,..., R_k$ норавшан муносабатлар кесишмаси топилади:

$$Q_1 = R_1 \cap R_2 \cap \cdots \cap R_k .$$

3.1. Q_1 учун $Q_1^{НД}$ етакчи бўлмаган муқобиллар тўплами топилади.

3.1.1. Q_1^{-1} тескари матрица аниқланади.

3.1.2. Q_1^{-1} матрицанинг ҳар бир элементидан Q_1 ажратиш амалга оширилади. Бунда агар натижа манфий сон бўлса у ноль билан алмаштирилади. Натижада Q_1^0 матрица ҳосил бўлади.

3.1.3. Ҳар бир Q_1^0 матрица сатрида $r(x_i),\ i = 1, 2, ..., n$ максимал қийматлар топиб олинади.

3.2. Ҳосил қилинган қийматлар бирлардан айириб ташланади. Натижада олинган $Q_1^{НД}$ етакчи бўлмаган муқобиллик учун қидирилаётган $\mu_{Q_1^{НД}}(x_i)$ тегишлилик функцияси қурилади.

Шу қаторда $Q^{НД}$ ўзида $x_1, x_2, ..., x_n$ элементлар жамланмасини ифодалайди. Уларнинг ҳар бири $Q^{НД}$ норавшан тўплам бўйича $\mu_{Q_1^{НД}}(x_i)$ тегишлилик функциясига эга.

4. R учун етакчи бўлмаган $R^{НД}$ тўплам топилади. Олинган $\mu_{R^{НД}}(p_1),\ \mu_{R^{НД}}(p_2), ..., \mu_{R^{НД}}(p_k)$ тегишлилик функциялари $l_1, l_2, ..., l_k$ лар орқали белгиланади. Улар орқали ҳар бир белги учун $\lambda_m, m = \overline{1, m}$ ўлчов коэффициентлари ҳисобланади.

5. Q_2 матрицаси тузиб олинади, унинг элементлари қуйидаги кўринишдаги формула орқали ҳисобланади:

$$\mu_{Q_2}(x, y) = \sum_{m=1}^{k} \lambda_m \mu_{R_m}(x, y) .$$

6. Юқорида келтирилган алгоритмнинг қадамлари бўйича $Q_2^{НД}$ топилади.

7. $Q = Q_1^{НД} \cap Q_2^{НД}$ кесишув қурилади.

Q максимал қийматга эга бўлган муқобилни танлаш тегишлилик даражаси рационал ҳисобланади.

Тажрибавий тадқиқот. Тажриба тўрт селекция навларидан: С-4727, Тошкент 1, 108-Ф, 159-Ф ($X=\{x_1,x_2,...,x_4\}$), ғўзанинг ($P=\{p_1,p_2,...,p_5\}$) энг яхши хусусиятларидан: ҳосилдорлик, тола узунлиги, тола пишиқлиги, уруғнинг абсолют оғирлиги, уруғнинг ёғлилик даражаси ажратиб олинади.

1. Қаралаётган масала қўйилиши ва ечилиши учун таклиф қилинган тузилмасига кўра бошланғич маълумотлар қуйидаги $R_1,R_2,...,R_5$ мақбуллик матрицаси кўринишида бўлади:

$$R_1=\begin{bmatrix} 1 & 0{,}78 & 0{,}66 & 0{,}61 \\ 1 & 1 & 0{,}87 & 0{,}80 \\ 1 & 1 & 1 & 0{,}92 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},\quad R_2=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0{,}99 & 0{,}98 \\ 0{,}98 & 1 & 0{,}98 & 0{,}97 \\ 1 & 1 & 1 & 0{,}99 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},\quad R_3=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0{,}99 & 0{,}99 \\ 1 & 1 & 0{,}99 & 0{,}99 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$R_4=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0{,}96 & 0{,}95 \\ 0{,}98 & 1 & 0{,}94 & 0{,}93 \\ 1 & 1 & 1 & 0{,}99 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},\quad R_5=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0{,}98 & 1 & 0{,}97 & 1 \\ 0{,}99 & 0{,}98 & 1 & 1 \\ 0{,}95 & 0{,}97 & 0{,}96 & 1 \end{bmatrix}.$$

2. $R=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0{,}9 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0{,}9 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0{,}9 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0{,}9 & 1 \end{bmatrix}$ мақбулликлар матрицаси қурилади.

3. $Q_1=R_1\cap...\cap R_5$ топилади.

3.1. Q_1^{-1} тескари матрицаси қурилади ва Q_1^0 ҳисобланади:

$$Q_1=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0{,}66 & 0{,}61 \\ 0{,}98 & 1 & 0{,}87 & 0{,}80 \\ 0{,}99 & 0{,}98 & 1 & 0{,}92 \\ 0{,}95 & 0{,}97 & 0{,}96 & 1 \end{bmatrix},\qquad Q_1^{-1}=\begin{bmatrix} 1 & 0{,}98 & 0{,}99 & 0{,}95 \\ 1 & 1 & 0{,}98 & 0{,}97 \\ 0{,}66 & 0{,}87 & 1 & 0{,}96 \\ 0{,}61 & 0{,}80 & 0{,}92 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q_1^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0{,}33 & 0{,}34 \\ 0{,}02 & 0 & 0{,}11 & 0{,}17 \\ 0 & 0 & 0 & 0{,}04 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

3.2. $Q_1^{НД}$ матрица топилади:

$$Q_1^{НД} = [0{,}66 \quad 0{,}83 \quad 0{,}96 \quad 1].$$

4. Худди шу тартибда $R^{НД}$ топилади ва λ_i ўлчов коэффициентлари ҳисобланади:

$$\lambda = [0{,}19 \quad 0{,}19 \quad 0{,}19 \quad 0{,}24 \quad 0{,}19].$$

5. Q_2 ҳисобланади:

$$Q_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}95 & 0{,}9 & 0{,}89 \\ 0{,}97 & 1 & 0{,}93 & 0{,}92 \\ 0{,}99 & 0{,}99 & 1 & 0{,}96 \\ 0{,}98 & 0{,}99 & 0{,}98 & 1 \end{bmatrix}.$$

6. $Q_2^{НД}$ топилади:

$$Q_2^{НД} = [0{,}91 \quad 0{,}93 \quad 0{,}98 \quad 0{,}93].$$

7. Кесишувлар қурилади

$$Q = Q_1^{НД} \cap Q_2^{НД} : \; Q = [0{,}66 \quad 0{,}83 \quad 0{,}96 \quad 0{,}93].$$

Шундай қилиб барча селекция навларининг ранжировкаси 108-Ф навининг ғўзанинг бошқа навларидан Q норавшан тўплам бўйича тегишлилик даражасининг қиймати каттароқ ҳисобланади (0,96).

Хулоса қилиб мураккаб жараёнларни тахлил қилиш ва лойиҳалаш, шу билан бирга уларни реал шароитларда бошқариш, норавшан, мужмал характерли стохастик бўлмаган ноаниқликлар мавжудлиги ҳолатида юз беради. Уларнинг тузилмавий-функционал характеристикалари вариантларни баҳолашдаги ноаниқликнинг иштирок этиши, норавшан ҳисобланади, буларга кирувчи маълумотларинng норавшанлиги, бошланғич лойиҳаланаётган тизим ва жараёнларнинг норавшанлиги тахлил қилиш, башорат қилиш, баҳолаш, танлаш ва қарор қабул қилишда юмшоқ процедураларнинг қўлланилишини талаб этади. Бу ҳолатларда жараёнларни тадқиқ қилишнинг классик статистик усуллари коррект қарорларни топиш ва қабул қилиш имконини бермайди. Бундай усулларни ривожлантиришнинг истиқболли йўналиши интеллектуал ахборот технологияларининг юмшоқ ҳисоблаш ҳисобланади.

Истиқболли йўналиш сифатида "Soft Computing" технологияларнинг: норавшан тўпламлар, нейрон тўрлари, генетик алгоритлар, эволюцион моделлаштириш и дастурлаш аралашмалари олишинади.

4.3§. Параллел ҳисоблаш технологияси асосида оптималлаштириш масалаларини ечиш

Ушбу бўлимда оптималлаштириш масаласини ечиш кўриб ўтилади.

Телекоммуникация тармоғи тугунли тармоқ қурилмаси ва алоқа каналларидан ташкил топади. Тармоқ қурилмаси сифатида маршрутизаторлар, антенналар, коммутаторлар ва бошқа қурилмалар бўлиши мумкин. Алоқа каналлари – бу кабеллар ёки радиорелели тармоқлар учун фазодаги йўналиш бўлиши мумкин [114,111].

Телекоммуникация тармоғини (N, A) граф кўринишида ифодалаш мумкин, бунда $N = \{v_1, v_2, v_3, \ldots\}$ чекли сондаги тармоқ қурилмалари (тугунлар) тўпламини билдиради. $A = \{a_{12}, a_{23}, a_{34}, \ldots\}$ эса тармоқдаги уланишлар (ёйлар) тўпламини билдиради. Ҳар бир a_{ij} ёй N $(\mathrm{A} \subset \mathrm{N} \times \mathrm{N})$ дан олинган қандайдир i, j нуқталар учун (i, j) жуфтлигига мос келади.

Тармоқнинг исталган $k \in N$ ва $t \in N$ нуқталари учун k нуқтадан t нуқтагача бўлган ***p*** йўл ёйлар кетма-кетлигидан иборат.

Ҳар бир тугун ва ёй ўзларининг тармоқ белгиларига эга, улар асосида ***p*** йўл танлаб олинади. Трафик маршрутини танлашда қуйидаги параметрлар ҳисобга олинади: канал бўйича трафикни ўтказиш баҳоси, ўтказиш полосасининг кенглиги, вақт бўйича кечикиш миқдори, ишончлилик коэффициенти ҳамда оралиқ тармоқ тугунларининг сони.

Йўл қуриладиган трафикнинг турига боғлиқ равишда у ёки бу параметрнинг муҳимлик даражаси ўзгариши мумкин. Масалан, овозли трафик учун энг муҳим белги бўлиб пакетларни узатишдаги вақт бўйича кечикиш ҳисобланади, видео оқимлари учун эса, аксинча, ўтказиш полосасининг кенглиги ҳисобланади.

Қуйидаги белгилашларни киритамиз:

c_{ij} – тамоқнинг i ва j тугунлари ўртасидаги уланиш баҳоси. Унга кабел ётқизилган жойнинг ижара баҳоси, радиорелели уланиш ҳолатида томдаги ёки минорадаги жойнинг ижара баҳоси, ушбу уланишга йиллик хизмат кўрсатиш баҳоси кабилар киради.

b_{ij} – i ва j тугунлар ўртасидаги ўтказиш полосаси. Ушбу катталик (i, j) моддий уланишнинг муҳим белгиси ҳисобланган ўтказиш полосасининг номинал қийматидан бошқа хизматлар томонидан заҳираланган трафик ҳажмини айириш йўли билан ҳисобланади.

b_t – Т турдаги хизматни тақдим қилиш учун зарур бўлган ўтказиш полосаси.

b^{cur}_{ij} – i ва j тугунлар ўртасидаги каналнинг жорий юкланмаси.

b^{max}_{ij} – i ва j тугунлар ўртасидаги каналнинг йўл қўйиладиган энг кўп юкланмаси.

d_{ij} – вақт бўйича кечикиш миқдори. Охирги нуқталарда жойлашган i ва j қурилмалардаги бирлик трафикни (IP тармоқлари учун пакет) ўртача қайта ишлаш вақтини тавсифловчи катталик. У ушбу қурилмаларнинг тавсифловчи белги ҳисобланади ва қурилмага юкланиш ортган вақтда қайта ишлаш вақти пасаяди.

r_{ij}–i ва j тугунлар ўртасидаги боғланиш ишончлилиги коэффициенти. У қурилма (i, j нуқталар) хусусиятларига боғлиқ бўлади. Катталик тармоқ ишлаётган вақтда узатилган маълумотлар бирлигига тўғри келган йўқотилган пакетлар миқдори тўғрисидаги статистикани йиғиш йўли билан аниқланади.

Яна жорий юкланманинг энг кўп даражадаги юкланмага нисбати каби аниқланувчи тармоқ ҳар бир элементи (N, A) нинг юкланиш даражасини киритамиз: $L(i)=\dfrac{V(i)}{V_{\max}(i)}$, бу ерда $V(i)$ – i элементнинг жорий юкланиши i (Mb/s), $V_{max}(i)$ – тармоқ элементининг йўл қўйиладиган энг кўп даражадаги юкланмаси (Mb/s).

Масала (N, A) тармоқ бўйича трафикнинг ўтиш йўлини қуриш орқали ечилади.

Турли типдаги (овозли, видео ва бошқ.) маълумотларни тармоқ орқали жўнатишда уларга турли даражадаги мавқе берилади. Жумладан овозли маълумотларга пастроқ даражадаги мавқе, чунки овозли маълумот алмашинаётган (сухбат) вақтда йўқолган маълумотларни (эшитилмай қолган сўзлар) қайтадан сўраш мумкин. Видео маълумотларда эса ўрта даражадаги мавқе берилади. Мультимедиа ва матнли маълумотларни алмашинишда юқорироқ мавқе берилади. Трафик турига (овозли, видео ва бошқ.) боғлиқ равишда изланаётган йўлга бир қатор чекланишлар қўйилади: ўтказиш полосаси кенглиги, вақт бўйича кечикиш миқдорининг талаб қилинган қийматларини таъминлаш. Бундай чекланишлар ҳолатида йўл трафикни тармоқ бўйича ўтиш баҳоси ва тармоқ элементлари – алоқа каналлари юкланишини камайтириши ва ишончлилик коэффициентини максималлаштириши керак.

p йўл тармоқ ёйлари тўпламидан ташкил топади:

$$p = <a_{si}, a_{ij}, \ldots a_{mt}>,$$

бу ерда

$$i \equiv v_1 \text{ ва } j \equiv v_l,$$

$$v_k \in N \ \forall k \in \{1,2,\ldots,l\},$$

$$a_k \equiv (v_k, v_{k+1}) \in A \forall k \in \{1,\ldots,l\}.$$

Ҳар бир ёй параметрларининг қийматларидан фойдаланиб **p** йўлни тавсифловчи белгиларни ҳисоблаш мумкин.

$C(p,T)$, $B(p)$, $D(p)$, $R(p)$ ва $L(p,T)$ – мос равишда T трафикнинг p йўл бўйича ўтиш баҳоси, мавжуд ўтказиш полосасининг қиймати, кечикиш миқдори, ишончлилик коэффициенти ва ҳар бир *p* йўл учун юкланиш коэффициентини аниқлайдиган функциялар бўлсин. Бу функциялар қуйидаги кўринишга эга бўлади:

$C(p,T)=\sum_{(i,j):a_{ij}\in p} c_{ij}\cdot\frac{b_T}{b_{ij}^{\max}}$ - *T* турдаги трафикни ўтказиш учун р канални захиралаш баҳоси.

$L(p,T)=\max_{(i,j):a_{ij}\in p}\frac{b_T+b_{ij}^{cup}}{b_{ij}^{\max}}$ – каналнинг юкланиш коэффициенти.

$B(p)=\min_{(i,j):a_{ij}\in p}\{b_{ij}\}$-канал ўтказиш полосасининг кенглиги.

$D(p)=\sum_{(i,j):a_{ij}\in p} d_{ij}$ - йўлдаги вақт бўйича кечикишларнинг жами миқдори.

$R(p)=\min_{(i,j):a_{ij}\in p}\{r_{ij}\}$ - каналнинг ишончлилик коэффициенти.

Яна Т хизматнинг ҳар бир тури ҳам *p* каналга бир қатор талабларга эга бўлади: $B(p) > \Delta_{bandwidth}(T)$ – каналнинг ўтказиш полосаси Т хизматнинг турига боғлиқ бўлган берилган қандайдир $\Delta_{bandwidth}(T)$ миқдордан катта бўлиши керак.

$D(p) < \Delta_{delay}(T)$ – вақт бўйича кечикиши Т хизматнинг турига боғлиқ бўлган берилган $\Delta_{delay}(T)$ миқдордан кичик бўлиши керак.

Йўлни қидириш масаласи қуйидаги кўринишни олади:

$$p^{\bullet}=\arg\{\min_{p\in(N,A)}(C(p,T),L(p,T));$$

$$\max_{p\in(N,A)}R(p)\} \quad ,$$

$$B(p) > \Delta_{bandwidth}(T),$$

$$D(p) < \Delta_{delay}(T).$$

Хизмат кўрсатишнинг талаб қилинган сифатини таъминлаш учун трафикни бўлиш технологияси қўлланилиши мумкин. Усулнинг ғояси шундан иборатки, трафик (хизмат турига боғлиқ равишда) алоҳида қисмларга бўлакланади ва уни узатиш хизматнинг ресурсларга бўлган талабларини қаноатлантирувчи алоқа тармоқлари бўйича амалга оширилади.

Бу усулдан кўпинча магистрал тармоқларда овозли пакетларни маршрутлаштириш учун фойдаланилади.

Трафикни бўлиш усули техник нуқтаи назардан маршрутлаштириш масаласини ҳал қилишнинг энг яхши усулларидан бири ҳисобланади.

Бироқ шуни таъкидлаб ўтамизки, тармоқнинг бир хил нархдаги (метрикадаги) бир нечта муқобил маршрутлари мавжуд бўлган ҳолларда трафик улар бўйича бўлинади ва юкланиш маршрутизаторлар ва алоқа каналларига кўпроқ даражада мувозанатлашган ҳолда тақсимланади. Бироқ муқобил маршрутларнинг баҳоси энг қисқа маршрутникидан анчагина ёмонроқ бўлган вақтда бу восита ишламайди.

IP маршрутлаштиришнинг иккинчи камчилиги шундан иборатки, унда маршрутлар локал оптималлаштиришни ҳисобга олган ҳолда ҳисобланади. Бундай тармоқ доирасида бу танлов опимал бўлмаслиги мумкин. Бутун тармоқ кўламида ресурслардан фойдаланишни оптималлаштириш учун маршрутлаштириш тўғрисидаги қарор бутун тармоқнинг мақсадлари ва у тўғрисидаги умумий тасаввурларни ҳисобга олган ҳолда қабул қилиниши керак.

IP тармоқларида трафикни маршрутлаштириш анъанавий усулларининг учинчи камчилиги шундан иборатки, йўллар тармоқ ресурсларининг жорий юкланишларини ҳисобга олмаган ҳолда танланади. Агар энг қисқа йўл ортиқча юкланишга эга бўлса, пакетлар барибир у бўйича юборилади.

Метрикани ҳисоблашдаги замонавий маршрутлаштириш протоколларида қуйидаги параметрлар ҳисобга олади:

- Маршрутга кирувчи маршрутизаторлар сони
- Каналнинг ўтказиш кенглиги
- Кечикиш вақти
- Йўқотилган пакетлар фоизи ва бошқ.

Масалан, IGRP (Interior Gateway Routing Protocol) протоколи маршрутни танлашда асос бўлувчи метрикани ҳисоблаш учун қуйидаги формуладан фойдаланади:

$$m = \left[\frac{K_1}{b \cdot (1 - o)} + (K_2 \cdot d) \right] \cdot r,$$

бу ерда

d – йўлнинг пакетлар маршрути бўйича ҳаракатидаги вақт бўйича кечикишларни тавсифловчи коэффициент,

b – йўлнинг энг қисқа сегментидаги каналнинг ўтказиш кенглиги,

o – канал юкланишини тавсифловчи коэффициент,

r – маршрутнинг ишончлилик коэффициенти,

K_1, K_2 – ўзгармас сонлар.

Функциянинг кўриниши ва K_1, K_2 коэффициентларнинг қийматлари априори берилган. Бу протокол йўлни ҳисоблаш учун зарур бўладиган кўпгина тармоқ параметрлари: ўтказиш полосаси, кечикиш, жорий юкланиш кабиларни ҳисобга олади. Бироқ у метрикани ҳисоблаш функциясининг ўзининг кўриниши ва ўзгармас сонлар хизматнинг аниқ турига боғлиқ бўладиган хизматларнинг турли турлари трафиги учун самарали эмас. Масаланинг техник томонидан ташқари бу протокол маршрутни танлашда иқтисодий томонини ҳисобга олмайди. Юқорида айтиб ўтилганидек, ҳар бир боғланиш фойдаланиш баҳосига эга ва маршрутни танлашда бу параметрни ҳисобга олмасдан туриб иқтисодий жиҳатдан оптимал алоқа тўрни қуриш мумкин эмас.

Ҳар бир боғланиш қуйидаги параметрлар билан тавсифланади:

- Нарх (Cost);
- Юкланганлик (Utilization);
- Хатолик коэффициенти (Error);
- Мавжуд ўтказиш полосаси (Bandwidth);
- Кечикиш коэффициенти (Delay).

Маршрутни қидириш модули кўрсатилган мезонлар муҳимликларининг миқдорий ёки оралиқли баҳолари усулидан фойдаланиб cost, utilization ва error мезонларини минималлаштиради. Усул киришда мезонлар ўртасидаги нисбатлар тўғрисидаги қандай маълумотлар олинганлигига асосланган ҳолда танланади.

Энди маршрутлаштириш масаласини мезонлар муҳимликларининг миқдорий ёки оралиқли баҳолари усуллари билан ечиш алгоритмини алоқа тармоқлари мисолида кўриб чиқамиз.

Алоқа операторининг мақсади – «кўпроқ самара олиш, камроқ харажат сарфлаш».

Бунинг учун қуйидагиларни мунтазам равишда амалга ошириш зарур:

- янги хизматлар ва сервисларни йўлга қўйиш тезлиги ва сифатини ошириш;
- бизнес фаоллигини ошириш (жумладан, маркетинг, ҳамкорлик, бозордаги ишларнинг янги бизнес-моделлари);
- фойдаланиш харажатларини қисқартириш;
- мижозларга хизмат кўрсатиш сифатини ва оқибатда уларнинг содиқликларини ошириш.

Ушбу ишда мультисервисли телекоммуникация алоқа тармоқларида кўп мезонли маршрутлаштириш масаласини ҳал қилиш усулларидан бири таклиф қилинади. Таклиф қилинаётган усулнинг ўзига хос хусусиятларига маршрутни қидиришда алоқа каналини заҳиралаш баҳоси, унинг юкланганлиги ва ишончлилиги каби мезонлардан фойдаланишни киритиш мумкин. Маршрутга қўйиладиган чекланишларга – ўтказиш қобилияти ва каналда маълумотларни узатишдаги вақт бўйича кечикишларни киритиш мумкин. Ушбу ёндашув деярли ҳар қандай турдаги хизмат учун оптимал маршрутни қуришга имкон беради.

Ишни бажариш натижасида қўйилган масалани ҳал қилувчи объектга йўналтирилган кенгайтириш мумкин бўлган дастурий мажмуа яратилди.

Автоматик маршрутлаштириш масаласининг таклиф қилинган ечиш усулидан операцияларни қўллаб-қувватлаш тизимларида (OSS) фойдаланилиши мумкин, чунки бундай тизимлар бутун алоқа тармоғи инфратузилмаси тўғрисидаги маълумотларни ўзида сақлайди. Яна бу усул телекоммуникация тармоқларини лойиҳалаш масаласини ҳал қилишда хизматлар ишининг ишончлилигини ҳисоблашда қўлланилиши мумкин.

Оптималлаштириш масалаларини ечиш аксарият ҳолларда кўп ҳисоблаш вақти ва ресурсини талаб қилади. Одатда бундай муаммоларни параллел ҳисоблаш алгоритмларидан фойдаланган ҳолда ҳал қилиш самарали натижа бериши мумкин. Қуйидаги комбинаторли оптималлаштириш масаласини ечиш жараёнини кўриб ўтамиз.

Битта цирк гуруҳи бир нечта шаҳарларда ўз сеансларини намойиш қилиш учун гастрол саёҳатини уюштирмоқда. Ушбу гуруҳ бир кунда фақат бир марта ва битта шаҳарда сеанс ўтказиши мумкин. Агар шаҳарлар сони чекли ва гастрол саёхати учун ажратилган кунлар сонига тенг бўлса, цирк гуруҳи энг кам йўл харажатини амалга оширган ҳолда барча шаҳарларда сеанс ўтказиши талаб этилади. Олдин сеанс ўтказилган шаҳарда қайтадан сеанс ўтказилмаслиги керак.

Ушбу масала коммивояжер масаласининг хусусий кўриниши ҳисобланади. Одатда, биламизки бундай типдаги масалаларда мавжуд йўналишлар (шаҳарлар кетма-кетлиги) комбинациялари орасидан энг оптималини (минимал) ечим сифатида танланиши талаб этилади. Бундай типдаги масалалар комбинаторли оптималлаштириш масаласи ҳисобланади.

Ушбу масалани Хопфилд нейрон тўридан фойдаланган ҳолда ечамиз. Ҳисоблаш экспериментларини шаҳарлар сони 10 та бўлган ҳолда кўриб ўтамиз. Бунда йўналиш вариантлари сони тахминан 10! та бўлиб, барча йўналишлар вариантларини кўриб чиқиш ҳолати жуда катта ҳисоблаш ва ресурс талаб қилади. Умуман олганда параллел ҳисоблаш технологиясида икки хил мақсадда фойдаланиш мумкин: а) ҳисоблаш жараёнини тезлаштириш, бунда бир масала бош – нолинчи процессор томонидан айнан танг кучли, тенг маъноли ўхшаш қисмларга ажратилади ва улар бир-биридан мустақил равишда ҳисоблаш учун параллел процессорларга юкланади. Якунда ҳар бир процессорлардан олинган натижалар яна нолинчи процессорда бирлаштирилади. б) ечилаётган масаланинг сифатини, ишончлилигини ошириш, бунда одатда кўплаб локал оптимум қийматларга эга бўлган оптималлаштириш масалаларини ечишда, кўп жиҳатдан юқори аҳамиятга эга бўлган масалаларни ишончли ечимига эришиш талаб этилган ҳолларда қўлланилади. Бу жараёнда, айнин бизни масалада кўрилгани каби бир масала парраллел равишда бир нечта процессорларга жўнатилади. Табиийки ушбу процессорлардан турлича қийматлар, локал оптимумлар олинади. Якунда барча локал оптимумлар ичидан энг кичиги глобал оптимум сифатида қабул қилинади. Кўриниб турибдики процессорлар сони қанча кўп бўлса, глобал оптимумга эгҳришиш эҳтимоллиги ҳам шунча юқори бўлади. Аммо бу борада Густафсон-Барсис қонунини этиборда тутган ҳолда процессорлар сонини танлаш тавсия этилади.

Юқорида келтириб ўтилган алгоритмлар асосида Java дастурлаш тилида FMPI кутубхонасидан фойдаланган ҳолда дастурий таъминот ишлаб чиқилди ҳисоблаш экспереметлари ўтқазилди. Бунда жами иккитадан ядрога эга бўлган икки процессорли (жами 60 та жараён - процессор) 15 та компьютер иштирок этда. Ҳисоблаш жараёнлари кетма-кет тарзда бир нечта процессорларда ишлаб кўрилди.

Қуйида ҳисоблаш эксперементи натижалари жадвал (4.3.1-жадвалга қаранг) ва график кўринишида (4.3.1, 4.3.2-расмлар) келтирилган

4.3.1 – жадвал

Ҳисоблаш эксперементларининг сонли натижалари

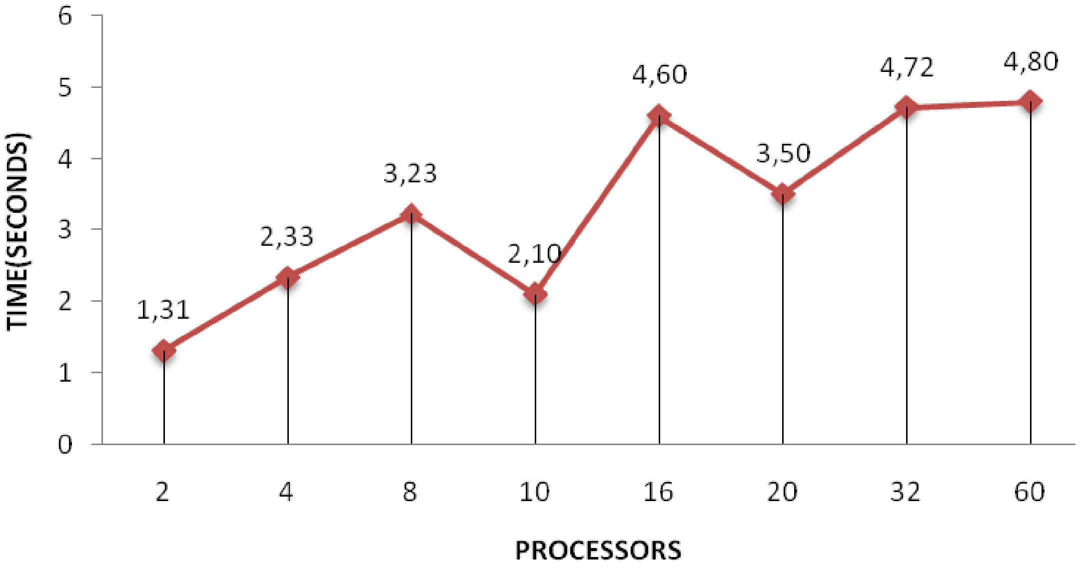
Жараёнлар сони	Асосий параметрлар	Ишлаш вақти (сек)	Натижалар

2	Шаҳарлар координаталари
	X Y
	0.4 0.4439
	0.2439 0.1463
	0.1707 0.2293
	0.2293 0.761
	0.5171 0.9414
	0.8732 0.6536
	0.6878 0.5219
	0.8488 0.3609
	0.6683 0.2536
	0.6195 0.2634
	
	Хопфилд тўрининг параметрлари:
	Устун учун
	const A = 500.0;
	
	Сатр учун
	const B = 500.0;
	
	Битта маршрут учун
	const C = 1000.0;
		1,31	1.7464
			1.7562000000000002
			1,7464

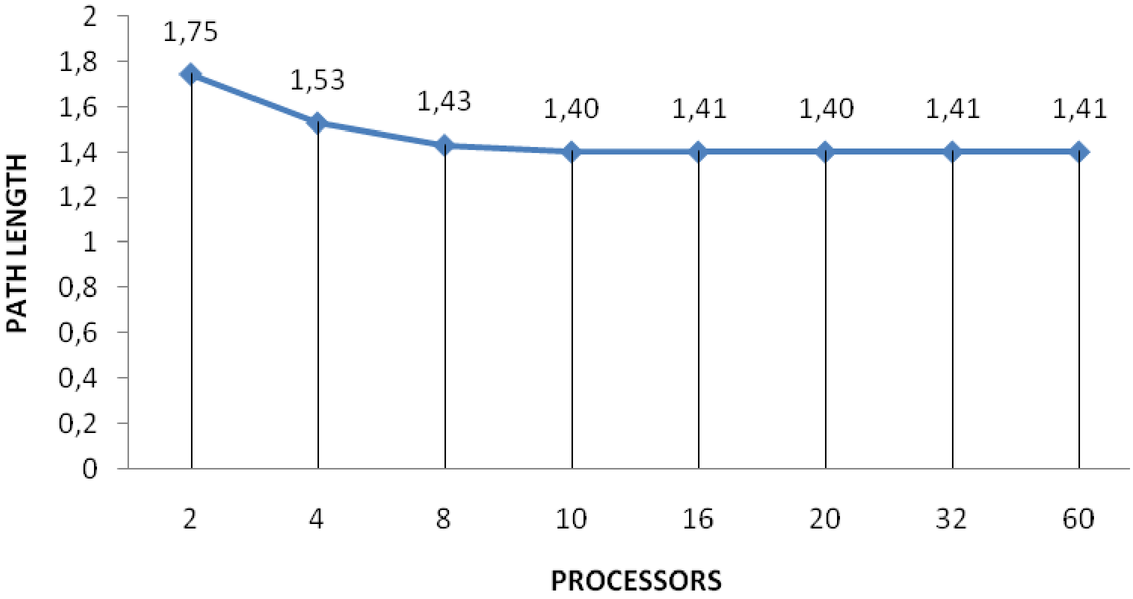
4		2,33	1.7659999999999998 1.8636 1.5317999999999998 1.8635999999999995 **1,5317999999999998**
8		3,23	1.8927999999999998 1.5707999999999998 2.0196 1.4342000000000001 1.8927999999999998 1.7463999999999997 1.4342000000000001 1.5415999999999999 **1,4342000000000001**
10		2,1	1.9806 2.644 1.444 1.7073999999999998 2.644 1.4049999999999998 2.0683999999999996

	Йўналиш нархини минималлаш учун const DD = 500.0;
	Активация функцияси параметрлари
	const u0 = 0.02;
	const tao = 1.0;
	Қадамлар
	const lamda = 0.0001;
			1.5415999999999999
			1.5415999999999994
			1.4731999999999998
			1,4049999999999998

16		4,6	1.8538 1.9415999999999998 ..... 2.0684 2.0878 **1,405**
20		3,5	1.8245999999999998 2.0 ..... 1.766 2.205 **1,4049999999999998**
32		4,72	2.2538 1.766 ..... 1.5026 1.5025999999999997 **1,405**
60		4,8	1.6392 2.322 .... 1.444 1.8731999999999998 **1,4049999999999998**



4.3.1 – расм. Процессорлар сонини ҳисоблаш вақтига боғлиқлик динамикаси



4.3.2 – расм. Процессорлар сонини оптимал қийматларни топишга боғлиқлик графиги

Якуний натижалар шуни кўрсатдики самарасиз тарзда процессорлар сонини орттириш мақсадга мувофиқ эмас. Масаланинг ҳажми билан процессорлар сони орасидаги балансни сақлаш керак бўлади. Баъзи ҳолларда процессорлар сонининг орттирилиши самарали натижани бермай қўйиши мумкин. Ушбу ҳолатда ҳам айнан процессорлар (жараёнлар) сони 10 та бўлганда ҳам ишлаш вақти жиҳатидан ҳам самарали қийматга эришиш юзасидан энг яхши натижаларга эришилди.

Юқорида кўриб ўтилган масалада шаҳарлар сонининг ортиши оптимал ечимга эришиш жараёнини мураккаблаштиририши мумкинлиги кўриб ўтдик. Бундай ҳолларда Хопфилд тўридан фойдаланиш етарлича самарали натижаларни бермаслиги, яъни ҳисоблаш учун жуда катта вақт ва ресурс талаб қилиши мумкин. Бундай ҳолларда кўп агентли эвристик алгоритмлардан фойдаланиш мақсадга мувофиқ бўлиши мумкин.

Комбинаторли оптималлаштириш масаласини шаҳарлар сони жуда катта бўлган ҳолати учун арилар колонияси алгоритмидан фойдаланган мақсадга мувофиқ бўлиши мумкин.

Глобал оптимум қийматга эришиш жараёнини тезлаштириш мақсадида аниқ бир оптималлаштириш масаласи, коммивояжер масаласини ечиш алгоритмини бир вақтнинг ўзида N та процессорга юклаймиз. Ушбу процессорлар бир-биридан мустақил равишда ўз оптимал (локал) ечимларини оладилар. Олинган барча натижалар бош процессорда тўпланади ва улар орасидан энг кичик (min) қийматга эга бўлган шаҳарлар кетма-кетлигини оптимал ечим сифатида танлаймиз. Бунда процессорлар сонининг ортиши оптимал ечимни топилиш эҳтимолини ошириши билан бир қаторда, ҳисоблаш вақтини ошишига ҳам олиб келади.

Арилар колонияси алгоритми асосида ҳисоблаш экспереметларини 1000 та шаҳар (координаталар $X,Y \in [1,1000]$) ўртасидаги энг қисқа йўлни аниқлаш масаласида олиб борамиз. Бунда тахминан 1000! та вариантдаги йўналишлар бўлиб, барча вариантларни кўриб чиқиш ҳолати жуда катта ҳисоблаш вақти ва ресурс талаб қилади. Айтиб ўтганимиздек, ушбу ҳолатда Хопфилд нейрон тўри самара бермайди.

Қуйида ҳисоблаш эксперементи натижалари жадвал (4.3.2-жадвалга қаранг) ва график кўринишида (4.3.3,4.3.4-расмлар) келтирилган

4.3.2 – жадвал

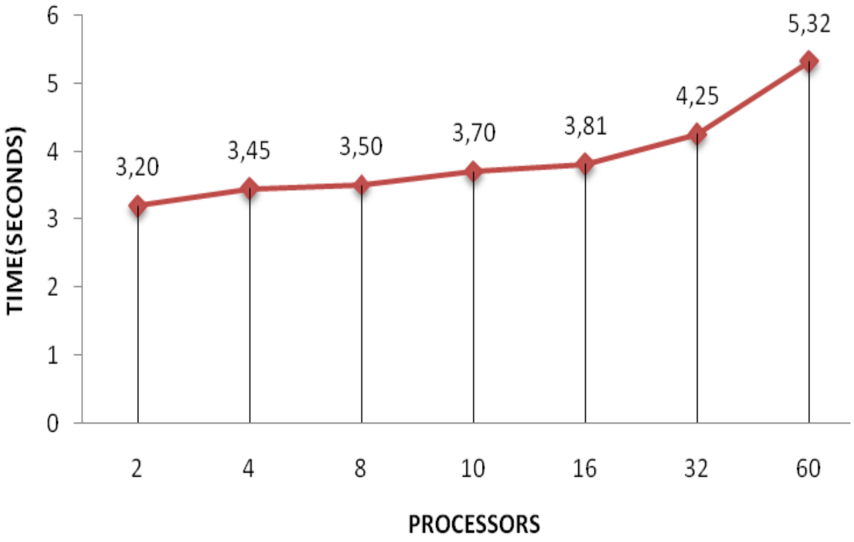
Арилар колонияси алгоритми асосида олинган экспериментал сонли натижалар

Жараёнлар сони	Асосий параметрлар	Ишлаш вақти (сек)	Натижалар

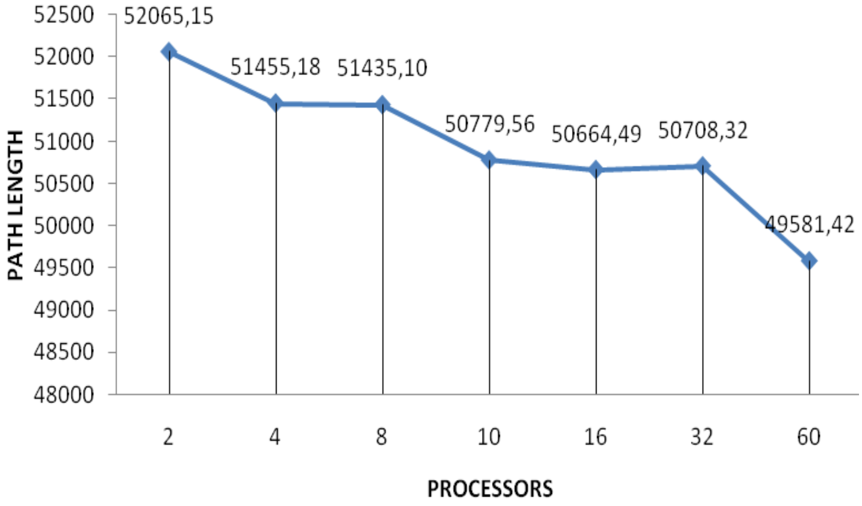
2	Arilar soni=100;
	Passiv arilar soni=20;
	Activ arilar=50;
	Razvedkachilar= 30 ta
	maxKirishlar=100;
	maxCycles=3000;
		3,20	52065.14720488712
			52507.84979670685
			Min =52065,14720488712

4		3,45	51887.10455716378 51890.68195356121 51455.184604992646 51802.903288625384 **Min =51455,184604992646**
8		3,50	52481.54653634042 53141.4422823003 52098.783145814574 51456.38351368019 53223.91893667354 52970.009611460926 51692.40952411924 51435.0977492779 **Min =51435,0977492779**
10		3,70	52597.64201863916 51331.14420117055 51022.58984386356 53396.87688659371 50779.55633042829 …..

			51939.6475823937 **Min =50779,55633042829**
16		3,81	51550.445122121964 51573.091659795595 …… 52822.507548894784 50664.49011654755 …… 51902.06428004629 52256.14564741734 **Min =50664,49011654755**
32		4,25	52213.368191502006 52544.59187690223 …… 52066.302668195625 50708.32470032262 …… 53229.773022992624 52096.71766826109 **Min =50708,32470032262**
60		5,32	51434.99561021381 50965.25759579104 …… 50996.04292925989 49581.416631520595 …… 52785.93003875809 53039.72257718169 **Min =49581,416631520595**



4.3.3 – расм. Процессорлар сонини ҳисоблаш вақтига боғлиқлик динамикаси



4.3.4 – расм. Процессорлар сонини оптимал қийматларни топишга боғлиқлик графиги

Кузатув тахлиллар натижалари шуни кўрсатдики, ушбу масалани ечишда процессорлар сони ортиб борган сари қидирилаётган ечим яхшиланиб борди. Аммо процессорлар сони 32 та бўлганида ечимдаги минимум қиймат бир оз ортиб бориши кузатилди. Процессорлар (жараёнлар) сони 60 та бўлганда ишлаш вақти 5.32 секунд – максимум қийматга эришганлигига қарамай, бу ҳолатда оптимал йўналишнинг минимал қиймати энг кичик – 49581.42 га тенг бўлган самарали натижага эришди.

4.4§. Суст тузилмали маълумотларини интеллектуал тахлиллаш усулларини қарор қабул қилишга кўмаклашишда жорий этиш

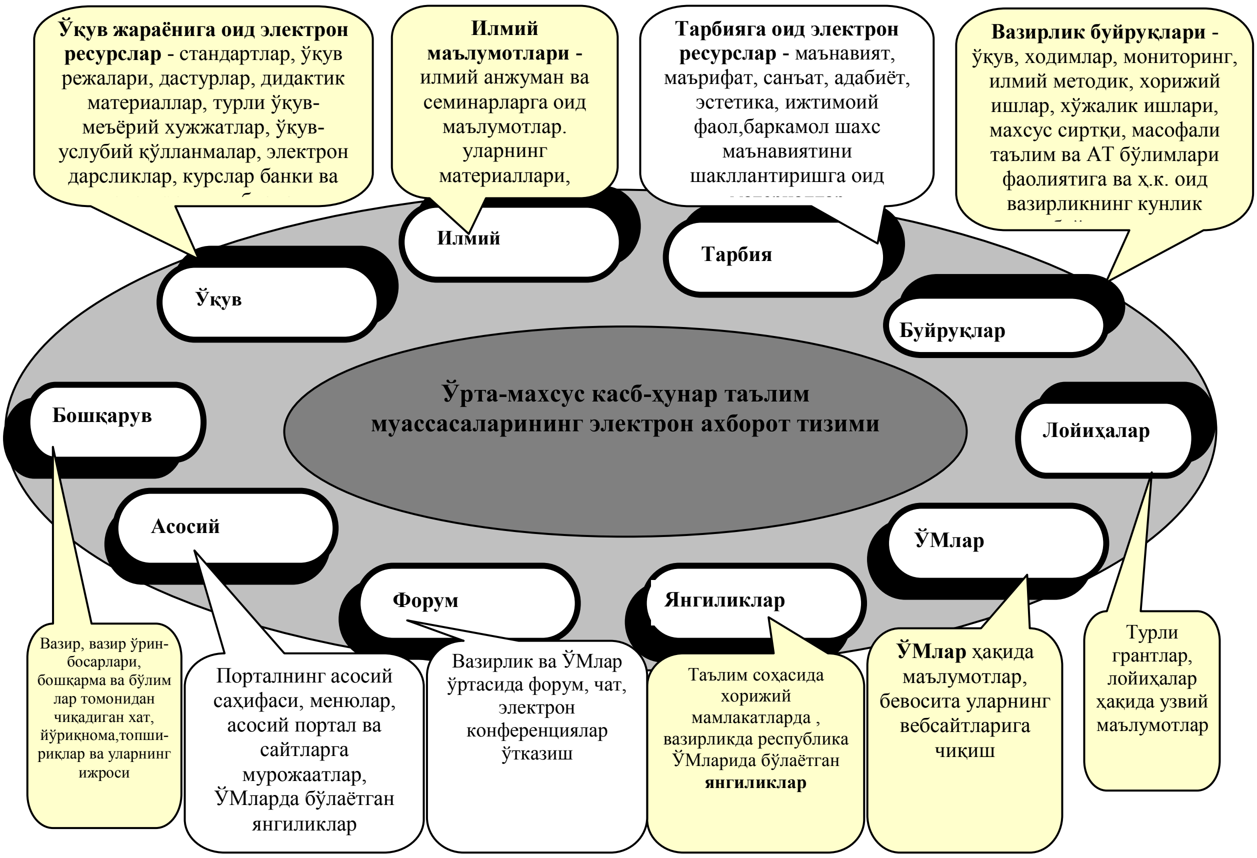
Маълумки, Ўзбекистон иқтисодиёти аграр соҳанинг ривожланишига боғлиқ бўлган давлат ҳисобланади. Шунинг учун ушбу иқтисодиёт тармоғини ривожлантиришга ҳисса тадқиқотда кенг ёритилган. Жумладан пахта ҳосилдорлигини башоратлаш билан боғлиқ масалалар қараб ўтилди. Ушбу масалани ечишда маълумотларнинг ички боғлиқликлари ва қонуниятларини тахлил қилиш орқали самарали ечим олишга ёндашувлар келтирилди. Монографиянинг мазкур қисмида маълум ер участкаларида экиш учун мос пахта нивини танлаш тахлилий классификация масаласи қаралган.

Классификация масаласи учун пахта навларини қуйидаги етти ҳолатларга афзал мос пахта навларини аниқлаш масаласи қўйилди:

1. тупроқ тури (қора тупроқ, қўнғир тупроқ, сур-қўнғир тупроқлар, бўз-қўнғир тупроқ, ўтлоқ бўз тупроқ, оч тусли бўз тупрок, бўз-қумлоқ тупроқ, шўрҳок тупроқ);
2. сув билан таъминланиш даражаси;
3. ернинг мелиоратив ҳолати;
4. экиш вақтидаги об-ҳаво (C°);
5. иссиқ кунларнинг давомийлиги;
6. ернинг ҳайдалаш даражаси (см);
7. қатор кенглиги (60 см, 90 см).

Берилган эталон жадвал маълумотларида келтирилганлар асосида пахта етти гуруҳга ажратилган (1. Бухоро-6, Оқдарё-6; 2. С-6541; 3. Юлдуз, Ан-Баяут-2; 4. Дўстлик-2; 5. Омад; 6. Наманган-77; 7. Андижон-35, Бухоро-102) навларни синф сифатида қаралиб, тупроқ, об-ҳаво, ернинг мелиоратив ҳолатлари ва ҳ.к.ларга мос навни ерга экиш ва ундан олинадиган ҳосилдорликни аниқлаш масаласи бўйича Жиззах вилояти ҳудуди ер участка шароитлари мисолида тажрибавий тадқиқотлар ўтказилди.

Ўқув муассасаларида бошқарув самарадорлигини ошириш учун классификация масаласи. Маълумотлар интеллектуал тахлилининг қўлланилиши жуда ҳам кенг бўлиб, ишда келтирилган ахборот тизими тузилмасидан (4.4.1-расм) ажратилган қисмлар бўйича бошқарув самарадорлигини ошириш мақсадида классификация амалга оширилган.



4.4.1-расм. Ўрта-махсус касб-ҳунар бошқаруви ахборот тизими тузилмаси

Таълим тизимида ҳужжат алмашинуви жараёнида ҳужжатларни классификация қилиш орқали иш самарадорлигини ошириш қуйидаги йўналишларда амалга оширилган:

- Бошқарма ҳақидаги умумий маълумотлар билан ишлаш;
- ЎМ ҳақидаги умумий маълумотлар билан ишлаш;
- ЎМда таълим йўналишлари ва мутахассисликлар бўйича ишчи ўқув режаларини тузиш;
- ЎМ аудитория фондини шакллантириш;

- Қўшимча ва махсус синфларни режалаштириш ва ҳисобини юритиш;
- Ўқув жараёни мониторингини юритиш;
- Битирувчилар фонди билан ишлаш;
- Ўқув жараёни бўйича турли ҳисоботларни шакллантириш.

Ўқув муассасасидаги ҳужжат айлануви таркибий-классификацион белгиларини қуйидаги таркибий гуруҳлар кўринишида олинди:

- «ЎМ ўқитувчилари» қисми таркибий белгилари (53 объект);
- «ЎМ ўқувчилари» қисми таркибий белгилари (15 объект);
- «ЎМларда ўқув жараёни ҳисобини юритиш» қисми таркибий белгилари (16 объект);
- «Электрон хужжат айланиш» қисми таркибий белгилари (9 объект).

Ҳар-бир объект белгиларига эга бўлиб, улар объектни ифодалаш учун камида 3 белгидан иборат бўлади. Таснифлаш аниқлиги 95%га тенг бўлди.

ЎМ ҳужжат алмашинувидаги ҳужжатларининг классификация белгилари қуйидагича кўринишда келтирилган.

Ўқув муассасаларини бошқаришда классификацион белгилар.

1. «ЎМ – ўқитувчилари» қисми таркибига қуйидаги маълумотлар киради:

1. Тизим маълумотномалари**.** Маълумотномаларга қуйидагилар киради:

1.1. ЎМ тузилмасини шакллантириш бўйича маълумотлар. Бу қисмда ЎМ бўлимлари ҳақида маълумотлар киритилади.

1.2. Тиллар ёки миллатлар. Тил ва миллатлар ҳақида маълумотлар киритилади;

1.3. Давлатлар, вилоятлар, туманлар ва шаҳарлар рўйхати; Бунда маълумотлар тузилмаси дарахтсимон шаклда шакллантирилади.

1.4. Бўлим турлари (маъмурий (бошкарув), ўқув, хужалик ишлари)

1.5. Бўлимлар. Бу қисмда ЎМ маъмурий тузилмаси, ундаги бўлимлар ҳақидаги, бўлим номи, бўлим тури, жойлашган жойи, телефонии ва у бўйсунадиган бўлим каби маълумотлар аниқланади;

1.6. Лавозим даражалари (рахбар, мутахассис, ишчи, хизматчи, маъмурий бошкарув). Бу даражалар ходимлар бўлимида шакллантириладиган Т- 4 форма асосида олинган. Жорий тизимда бу даражалардан фақатгина рахбар ва мутахассис қисмларидаги лавозимлардан фойдаланилади. Қолган маълумотлардан тизимни кейинчалик ривожлантиришда фойдаланилади.

1.7. Лавозимлар.

1.8. Билим – маълумот бериш турлари. (ўрта)

1.9. Таълим муассасаларида бериладиган хужжат турлари (аттестат, диплом, сертификат, гувохнома);

1.10. Таълим турлари (кундузги, махсус сиртки, кечки)

1.11. Ўқитиш даражалари

1.12. Ижтимоий табақалар;

1.13. Оилавий шароити

1.14. Ходимларнинг ишдан бушаш сабаблари (Уз аризасига биноан, Мажбуран, меҳнат кодексининг моддаларига мувофиқ)

1.15. Шартнома тури (Асосий, ўриндошлик, соатбай, шартнома асосида)

1.16. Таътил турлари;

1.17. Ходим маълумотлари холати (асосий, таътил ва вакант, ишдан бушади, архив);

1.18. Разрядлар;

1.19. Илмий даража фанлари;

1.20. Илмий даражалар;

1.21. Илмий унвонлар;

1.22. Байрам кунлари руйхати;

1.23. Таълим муассасасидаги штатлар жадвали;

2. ўқитувчи ходимлар ҳақидаги умумий маълумотлар. Бунда ходимнинг ФИОси, туғилган йили, жинси, расми, ижтимоий келиб чиқиши, миллати, айни вақтда ишлайдиган бўлими ва лавозими каби асосий маълумотлар аниқланади;

3. ўқитувчи ходимларнинг ҳаракатига оид маълумотлар;

3.1. Ходимларнинг ишга қабул қилинганлиги ҳақидаги маълумотлар. Бунда ходим ишга қабул қилинган ходим ҳақида қуйидаги маълумотлар киритилади:

1. Ишлайдиган бўлими;

2. Лавозими;

3. Разраяди;

4. Ишга тайинланган сана;

5. Иш ставкаси;

6. Устама фоизи;

7. Шартнома тури (асосий, ўриндошлик, соатбай);

9. Ойлик маош тўлови манбааси (бюджет, нобюджет)

10. Ишга тайинланганлиги тўғрисидаги буйруқ маълумотлари;

3.2. ўқитувчи ходимлар лавозимини ўзгартирганда киритиладиган маълумотлар. – ўқитувчи ходимлар лавозимини ўзгартирганда ҳам 3.1. банддаги маълумотлар тизимга киритилади. Бунда фақатгина олдинги ишига ишдан бўшаган вақти, ишдан бўшаганлиги тўғрисида асос (буйруқ киритиб қўйилади.)

3.3. ўқитувчи ходимлар ишдан бўшагандаги маълумотлар. Бунда, ходимнинг ишдан бўшаган вақти, ишдан бўшаш сабаби, ишдан бўшаганлиги ҳақидаги буйруқ маълумотлари киритилади.

4. ўқитувчи ходимларнинг ўқиган ўқув юртлари. Буларган қуйидаги маълумотлар киради:

1. Ўқув юрти номи;
2. Йўналиш (факультет);
3. Кирган йили;
4. Тугатган йили;
5. Ўқув юрти жойлашган жой;
6. Олган хужжати (дипломи) ҳақида маълумотлар;
7. Хужжат бўйича ихтисослиги, малакаси, маълумоти;
8. қайси синфдан кетганлиги (агар тугатмаган бўлса);

5. ўқитувчи ходимларнинг меҳнат фаолиятига оид маълумотлар;

Бунда ходимнинг умумий ва узлуксиз иш стажи, меҳнат дафтарчасидаги маълумотлар (номери ва очилган сана) ҳамда олдинги меҳнат фаолияти ҳақидаги маълумотлар (ишга кирган сана, ишдан бўшаган сана, ишлаган муассасаса номи ва манзили, ишлаган лавозими) ҳақида маълумотлар киритилади.

1. ўқитувчиларнинг таътиллари тўғрисидаги маълумотлар. Бу қисмда – ўқитувчи ходимларни таътилга чиққан вақти, таътил тури, таътилдан қайтиш вақти, таътил қайси мавсум учун эканлиги ва таътил тўғрисидаги буйруқ маълумотлари аниқланади.

2. ўқитувчиларнинг илмий нашрлари ва илмий лойиҳаларда иштироки ҳақидагри маълумотлар. Бунда қуйидаги маълумотлар аниқланади. Бу маълумотлар Илмий бўлимда ҳам тўлдирилиши мумкин.

1. Илмий нашрлар ҳақида маълумотлар
    - Илмий нашр номи
    - Чоп этилган вақти
    - Нашриёт номи
    - Бетлари сони
    - Неча нусхада чоп этилган
    - Муаллифдошлар
2. Давлат лойиҳаларида ишторик ҳақида маълумотлар
    - Лойиҳа ҳақида умумий маълумотлар (номи, бажарилиш муддати)
    - ходимнинг лойиҳадаги иштироки тўғрисида маълумотлар (Ходим ФИОси, лавозими, ҳиссаси)
3. ўқитувчи ходимларни илмий фаолиятига оид маълумотлар.

Бунда ходимнинг илмий даражаси ҳақида илмий даражаси, илмий даража фани, илмий даража берилган йили, дипломи ҳақидаги маълумотлар киритилади. Илмий унвон ҳақида илмий унвони номи, унвон олган сана. Уни тасдиқловчи хужжат ҳақидаги маълумотлар тўлдирилади.

4. ўқитувчи ходимларнинг малакасини ошириш бўйича тадбирларни режалаштириш;

Ушбу модулда – ўқитувчи ходимларнинг қачон, қаерда малака оширганлари ҳақидаги маълумотлар аниқланади. Бунда ходимнинг малака оширган йили, муддати, малака оширган жойи ва олган хужжати ҳақидаги маълумотлар аниқланади. Малака ошириш ҳақидаги маълумотлар асосида ходимларнинг малака ошириш режаси жадвали шакллантирилади;

5. ўқитувчилар ҳақида автоматик буйруқ чиқариш. Ушбу қисмда ходим ҳақида чиқариладиган барча буйруқлар (ишга қабул қилиш, лавозимини ўзгартириш, мукофотлаш, таътилга чиқиш, ишдан бўшаш) ни автоматлаштириш амалга оширилади. Бу қисмда буйруқлар асосида ходим

ҳақидаги маълумотлар ўзгартирилиши, унга янги маълумотлар қўшилишини таъминлаш учун буйруқлар классификация қилиш лозим.

6. ўқитувчи ходимларнинг архив маълумотлари

ўқитувчилар ҳақидаги ҳамма маълумотлар архивда белгиланган муддатгача сақланиши лозим. Шунинг учун ходим ҳақидаги архив маълумотлари ҳам унинг асосий маълумотлари тузилмасидек аниқланади.

2. «ЎМ ўқувчилари» қисми таркибига қуйидаги маълумотлар киради:

1. ўқувчи тўғрисида маълумотни хисоб ва назорат қилишга оид маълумотлар;
   - ўқувчилар тўғрисида хар хил рўйхатлар олиш, миллати бўйича, вилоятлар бўйича маълумотлар;
   - контингент бўйича маълумотлар;
   - чорак натижалари бўйича ўқувчиларни синфдан синфга ўтказиш ва ўтказиш буйруқларни щакллантириш маълумотлари,

2. ихтисослик планлари бўйича
   - ихтисослик бўйича ишчи режаларнинг маълумотлари,
   - хар бир предмет бўйича гурухлар маълумотлари.

3. ўзлаштириш бўйича қайдномалар:

хар гурух учун рейтинг қайднома (балл қўйиш учун бўш қайднома ва балл қўйилган тўлиқ қайдномалар);

ўқувчи учун шахсий қайднома барча предметлар билан.

қарздорлар учун қайднома.

чорак бўйича синф учун барча предметлардан якуний қайднома;

ўқувчи олган рейтинг балларни киритиш ва бахоларни хисоблаш маълумотлари;

ўқувчиларни ўзлаштиришини тахлил қилиш учун сон ва процент бўйича умумий хисобатлар

4. давомат бўйича

ўқувчиларнинг кундалик давомати маълумотлари,

5. ўқувчилар контингенти , чорак, давомат бўйича хар хил рўйхатлар, қайдномалар, хисоботлар маълумотлари.

3. «ЎМларда ўқув жараёни ҳисобини юритиш» қисми таркибига қуйидаги маълумотлар киради:

1. ўтиладиган фанлар ҳақидаги маълумотлар;
2. классификатори ҳақида маълумотлар;
3. бўйича намунавий ўқув режалар ҳақидаги маълумотлар
4. ЎМ таълим ва ишчи ўқув режалар ҳақидаги маълумотлар
5. ЎМ бўлимлари, ҳақидаги маълумотлар;
6. ЎМ – ўқитувчилари ҳақидаги маълумотлар;
7. ЎМ контингенти ҳақидаги маълумотлар
8. ЎМ академик гуруҳлари ҳақидаги маълумотлар;
9. ЎМ аудитория фонди ҳақидаги маълумотлар;
10. ЎМ ўқув потоклари ва кичик гуруҳлар ҳақидаги маълумотлар;
11. ЎМ ўқув юкламаси ҳақидаги маълумотлар;
12. Дарслар жадвали ҳақидаги маълумотлар;

13. Ўқувчиларнинг синов имтиҳонлари ва рейтинг баллари ҳақидаги маълумотлар;
14. ДАК ва ДИК аъзолари (раиси, аъзолари, котиби) таркиби тўғрисида маълумотлар;
15. ДАК ва ДИК йиғилишларини ўтказилиш графиги;
16. Битирувчиларнинг ҳужжатлари тўғрисидаги маълумотлар;

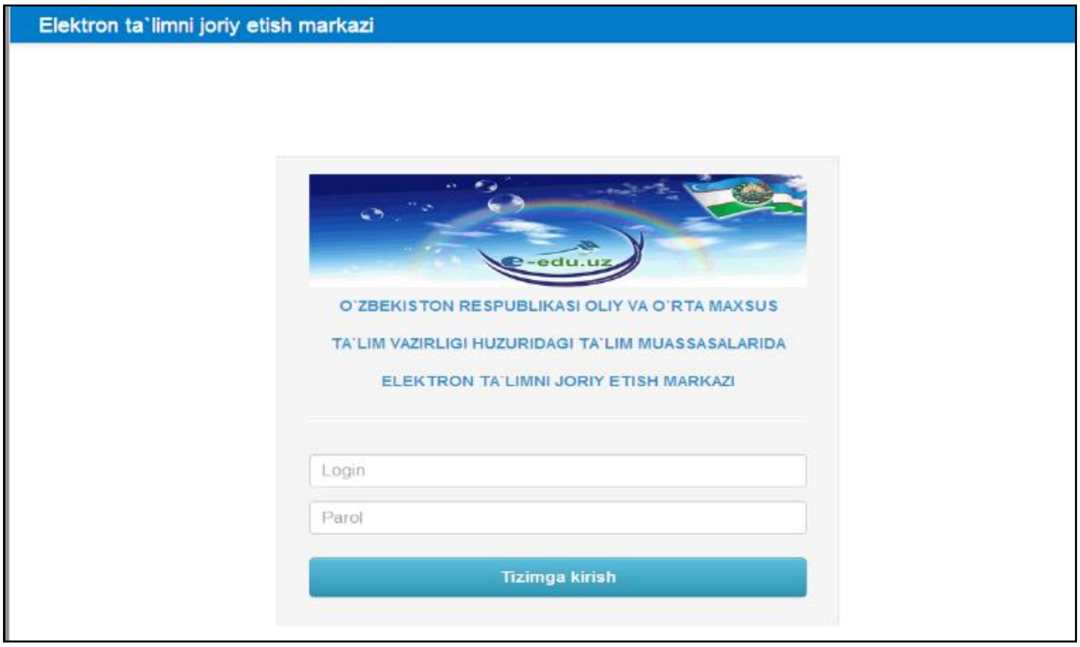
5. «Электрон хужжат айланиш» кисми таркибига қуйидаги маълумотлар киради:

1. Хужжатлар шаблони;
2. Хужжат харакати маршрути шаблони;
3. Хужжатнинг регистрацион – назорат карточкаси;
4. Хужжатга тикиладиган файллар;
5. Хужжатнинг регистрацион карточкаси;
6. Визалар, резолюциялар, топшириқлар, маълумотномалар

Хужжатлар уч хил турда бўлиши мумкин:

1. Кирувчи;
2. Чиқувчи;
3. Ички.

Олий таълим тизимида ахборот-коммуникация технологияларини жорий этиш ҳолати бўйича маълумотларни қайта ишлаш. Ишлаб чиқилган ёндашувлар Ўзбекистон Республикаси Олий ва ўрта махсус таълим вазирлиги олий таълим муассасаларида ахборот-коммуникация технологиялари (АКТ)ни жорий этиш ҳолати бўйича маълумотларни йиғиш, жамлаш, тахлил қилиш ҳамда таклифлар ишлаб чиқиш учун муқобиллар билан таъминлашда татбиқ этилди. “АКТ мониторинг” автоматлаштирилган ахборот тизими таркибида маълумотларни тартиблаш, гуруҳлаш, турли кесимларда саралаш ҳамда тегишли микдор ва кўрсаткичларда тахлил натижаларини ҳосил қилиш учун тадқиқот натижаларидан фойдаланилди.



Elektron ta`limni joriy etish markazi

O`ZBEKISTON RESPUBLIKASI OLIY VA O`RTA MAXSUS
TA`LIM VAZIRLIGI HUZURIDAGI TA`LIM MUASSASALARIDA
ELEKTRON TA`LIMNI JORIY ETISH MARKAZI

4.4.2-расм. “АКТ-мониторинг” автоматлаштирилган ахборот тизимининг бош ойнаси

Elektron ta`limni joriy etish markazi

So`rovnomalar

AKT sohasidagi ta'lim rivojlanishining asosiy ko`rsatkichlari

Oliy ta'lim tizimida AKT holatini baholash mezonlarining ball kesimi

4.4.2-расм. АКТни жорий этиш ҳолати бўйича сўровномалар

Ушбу тизим таълим жараёнини бошқаришда ҳолатларни аниқлаш ва муқобиллар кўринишидаги тегишли таклифлар олиш имкониятини яратади.

ФОЙДАЛАНИЛГАН АДАБИЁТЛАР РЎЙХАТИ

1. Aliev R.A., Aliev R. Theory of Intelligent Systems and Applications / Baku: Chashyogly, 2001. – 720 p.
2. Alvisi S., Mascellani G., Franchini M., B´ardossy A. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches// Hydrology and Earth System Sciences, 10, 1–17, 2006, www.copernicus.org/EGU/hess/hess/10/1/ SRef-ID: 1607-7938/hess/2006-10-1 European Geosciences Union.
3. Aminzadeh F., Mohammad J. Soft computing. PTR Prentice Hall, Englewood, cliffs, New Jersey 07632, 1994, -p.301.
4. Aminzadeh P., Jamshidi M.(Eds.) Soft Computing: Fuzzy logic, Neural Networks and Distributed Artificial Intelligence. Simon & Education Grour, Usa, 1994, -p.301.
5. Bekmuratov T,F., Muhamedieva D.T., Bobomuradov O.J. Fuzzy inference system for forecasting problems. IJUCI - International Journal of Ubiquitous Computing and Internationalization. V.3, No. 1, April 2011. ITIRC. - pp. 1-6.
6. Bekmuratov T,F., Muhamedieva D.T., Bobomuradov O.J. Model prediction of yield initial conditions. Ninth International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing. ICAFS – 2010. . Edited by R.A. Aliev, K.W. Bonfig, M. Jamshidi, W. Pedrycz, I.B. Turksen. b – Quadrat Verlag. Prague, Czech Republic. August 26-27, 2010. – pp. 321-328.
7. Bekmuratov T. F. Fuzzy models of decision-making support under monitoring in conditions of uncertainity. //Problems of Informatics and Energetics. Tashkent, 2005. № 3. P.9-18.
8. Bekmuratov T.F., Mukhamedieva D.T., Bobomurodov O.J. Fuzzy Inference System for Forecasting problems.// International Journal of

Ubiquitous Computing and Internationalization. April 2011. vol. 3. No1. p.1-7.

9. Bellman R., Gierts M. On the analytic formalism on the theory of fuzzy Sets //Information Science. 1973. V. 5. P. 149 - 156.

10. Bohme G. Fuzzy-logic. Springer-Verlag, 1993, -320p.

11. Butnariu D., Klement E.P., Zafrani S. On triangular-norm based propositional fuzzy logics.//Fuzzy sets and systems. 1995. vol. 69. p.241-255.

12. Chen G. et al . A new approach to classification based on association rule mining. Decis. Support Syst. 2006;42:674-689.

13. D. J. Ramsbottom, M. J. Adams, J. Carroll Polymer characterization with a fuzzy classification algorithm//J Automat Chem. 1994; 16(5): 161–165.

14. De Nola A., Ventre G.S. (Eds.) The Mathematics of fuzzy systems. Interdisciplinary Systems Research Series, Verlag FUV Rheinland Koln, 1986, vol.88, -386p.

15. Detlef Nauck, Rudolf Kruse. A neuro-fuzzy method to learn fuzzy classification rules from data// Fuzzy Sets and Systems Volume 89, Issue 3, 1 August 1997, pp.277-288

16. Don Jyh-Fu Jeng, Junzo Watada, Berlin Wu and Jui-Yu Wu. Fuzzy Forecasting with DNA Computing // DNA Computing Lecture Notes in Computer Science, 2006, Volume 4287/2006, DOI: 10.1007/11925903_25, pp.- 324-336

17. Dreo J., Maniezzo V., Colorni A. Ant System: optimization by colony of cooperating agents//IEEE Transaction Systems, Man and Cybernetics. Part B. 1996. vol. SMC-26. pp. 29-41.

18. Dreo J., Petrowski A., Siarry P., Tailard E. Metaheuristics for hard optimization. Methods and case studies. Berlin: Springer, 2006. 269p.

19. Dubois D., Prade H. Fuzzy sets and systems: Theory and applications. New York: Acad. Press, 1980, -394p.

20. EMINOV M., GÜLER N.,“Fuzzy Clustering Based c-Linear Regression Modeling”, Proceedings Int. Conf. on Modeling and Simulation , AMSE’06, August 28-30, 2006, Selcuk University , Konya / Turkey, Vol.II,pp.655-660

21. EspinosaJ., Vandewalle J., Wertz V. Fuzzy logic, identification and predictive control. London: springer-Verlag, 2005. 263p.

22. Fernando H.P. Neuro-Fuzzy Forecasting of Tourist Arrivals // A new school of thought. Victoria University. 2005. PhD thesis.

23. Garcia-Martinez C., Cordon O., Herrera F. A taxonomy and empirical analysis of multiple objective ant colony optimization algorithms for the bi-criteria TSP // European Journal of Operational Research. 2007. vol. 108. p.116-148.

24. Gorban A.N., Rossiev D.A., Gilev S.E. et al. “NeuroComp” group: neuralnetworks software and its application // Russian Academy of Sciences, Krasnoyarsk Computing Center, Preprint N 8.- Krasnoyarsk, 1995.- 38 p.

25. H.Tozan, M.Yagimli A. Fuzzy Prediction Based Trajectory Estimation. // Wseas transactions on systems. Issue 8, vol.-9, august 2010. pp.885-894.

26. Han Y., Lam W., Ling C.X. Customized classification learning based on query projections, Information Sciences 177 (2007) 3557–3573.

27. Hannan E. Linear programming with multiple fuzzy goals // Fuzzy Sets and Systems. 1981. Vol. 6. № 3. P. 235 – 489.

28. Hu Y.C. Fuzzy integral-based perceptron for two-class pattern classification problems, Information Sciences 177 (2007) 1673–1686.

29. Hwang C.L. and Masud A.S. Multiple Objective Decision

Making Methods and Applications, Springer-Verlang, Berlin, 1979.

30. Ignizio J.P. Goal Programming and Extensions, Lexington Books, Massachusetts, 1976.

31. Inan G., Elif D. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients// Journal of Neuroscience Methods. April 2005, #5, pp.1-9

32. Ishibuchi H., Yamamoto T. Fuzzy rule selection by multi-objective genetic local search algorithms and rule evaluation measures in data mining // Fuzzy Sets and Systems. – 2004, January. – Vol. 141. – P. 59-88.

33. James McCaffrey. Use Bee Colony Algorithms to Solve Impossible Problems // MSDN Magazine : сайт. – 2011. – Режим доступа: http://msdn.microsoft.com/en-us/magazine/gg983491.aspx

34. Jie Lu, Guangquan Zhang Da Ruan, Fendjie Wu.Multi-objective group decision Making. Imperial College Press, London, 2007, 390.

35. Joe S., William H. Woodall a comparison of fuzzy forecasting and Markov modeling // Fuzzy Sets and Systems. Volume 64, Issue 3, 24 June 1994, P. 279-293.

36. Kamilov M.M., Hudayberdiev M.Kh., Khamroev A.Sh., Mingliqulov Z.B. To the separation of strong mixing of partition of classes// Seventh world conference on intelligent systems for industrial automation (WCIS-2012). –November 25-27, Tashkent, Uzbekistan, 2012. –p. 24-26.

37. Kamilov M.M., Mingliqulov Z.B., Akbaraliev B.B. Using heuristic algorithms for solving the task of combinatorial optimization // In Proceeding of WCIS-2014, November 25-27, - Tashkent, Uzbekistan, –pp. 9-12.

38. Kamilov M.M., Mingliqulov Z.B., Khamroev A.Sh. Application of genetic algorithm for determining ε_i- thresholds in the algorithms for calculating estimates // In Proceeding of WCIS-2014, November 25-27, -

Tashkent, Uzbekistan, –pp. 27-30.

39. Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization // Technical Report TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005. 132m

40. Kennedy J., Eberhart R. Particle swarm optimization // Proceedings of IEEE International conference on Neural Networks. –1995.– P. 1942-1948.

41. Kosko B. Fuzzy systems as universal approximators // IEEE Transactions on Computers, vol. 43, No. 11, November 1994. – P. 1329-1333.

42. L. A. ZADEH: Fuzzy algorithms. Inform. Control 12, 94-102

43. Mamdani E. H., Efstathion H. J. Higher -order logics for handling uncertainty in expert systems. “Int. J. Man -Mach. Stud.”, 1985. -№ 3, -p. 243-259.

44. Miller W.T., Sutton R.S., Werbos P.J. Neural Networks for Control. A Bradford Book, MIT Press, Cambridge, Mass., 1990. -p.524.

45. Mingliqulov Z. Method of solving multi-objective optimization problem in the presence of uncertainty// International Journal of Research in Engineering and Technology (IJRET). – India, 2014. Vol-03 Iss-01, Jan-2014. –PP.496-500.

46. Mohamad H., Hassoun. Fundamentals of artificial neural networks. MIT press Cambridge, Massachusetts, London, England, 1995, -511p.

47. Nakrani S., Tovey C. On honey bees and dynamic allocation in an internet server colony // Adaptive Behavior. – 2004. - №12. P. 223-240.

48. Nazmy T.M., El-Messiry H., Al-Bokhity B. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of ecg signals// Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2009 JATIT. pp.71-76

49. Negoita C. The current interest in fuzzy optimization // Fuzzy Sets and Systems. 1981. Vol. 6. № 3. P. 261 – 269.

50. Oyang Y.J., Hwang S.C., Ou Y.Y., Chen C.Y., Chen Z.W. Data classification with the radial basis function network based on a novel kernel density estimation algorithm, IEEE Transactions on Neural Networks 16 (1) (2005) 225–236.

51. Pearson D.W., Steel N.C., Albrecht R.F.. (Eds.), Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms: Proc. of the Inter Conference In Ales, France 1995.-552p.

52. Peng L., Yang B., et al. (2009). "Data gravitation based classification." Inf. Sci. 179(6): 809-819.

53. Proceeding of the Second European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, Aachen, 1994, -1750p.

54. Proceeding of the Third European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, Aachen, 1995. -1916p.

55. Quaddus M.A. and Holzman A.G. IMOLP: an interactive method for multiple objective linear programs, IEEE Transactions on System, Man, and Cybernrtics, SMC-16, 1986, pp.462-468.

56. Quinn M.J Parallel Programming in C with MPI and OpenMP. — New York: NY: McGraw-Hill, 2004.

57. Rao Y.H. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks. Addisson-Wesley Pub. Co., Inc. Reading, Mass., 1990, -p.309

58. Ruszczynski A., Shapiro A., Eds. Stochastic programming // Handbooks in OR & MS, Vol. 10. -Amsterdam: North-Holland Publ. Co., 2003. -688 p.

59. Salukwadze M. On the extensionof solutions in problems of optimization under vector valued criteria, Journal of Optimization Theory and Application, 1974, 13, pp.203-217.

60. Shi Y., Mizumoto M. Some considerations on conventional

neuro-fuzzy learning algorithms by gradient descent method // Fuzzy Sets and Systems. 2000. vol. 112. p.51-63.

61. Shyi-Ming Chen, Nai-Yi Wang, Jeng-Shyang Pan. Forecasting enrollments using automatic clustering techniques and fuzzy logical relationship.// Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on Issue: 5, Oct. 2010. P. 1343 – 1358.

62. Srinivasa K.G., Venugopal K.R., Patnaik L.M. A self-adaptive migration model genetic algorithm for data mining applications, Information Sciences 177 (2007) 4295–4313.

63. Sugeno M. Fuzzy measure and fuzzy integral. -Trans. SICE, 1972, v.8, № 2, -p. 95-102.

64. Tanaka Hideo, Asai Kiyaii Fuzzy linear programming based on fuzzy functions //Bull. Univ. Osaka Prefect. 1980. Vol. 29. № 2. P. 113 – 125.

65. Tong R., Bonissone P. A linguistic approach to decision-making with fuzzy sets // IEEE Trans. Syst. Mang. and Cybern. 1980. Vol. 10. № 11. P. 716 – 723.

66. Tozan H., M.Yagimli A. Fuzzy Prediction Based Trajectory Estimation.// Wseas transactions on systems. Issue 8, vol.-9, august 2010. pp.885-894.

67. Tozan H., Vayvay O. Analyzing Demand Variability Through SC Using Fuzzy Regression and Grey GM(1,1) Forecasting Models, Information Sciences 2007, World Scientific, 2007, P. 1088-1094.

68. Vityaev E.E., Kostin V.V., Podkolodny N.A., Kolchanov N.A. Natural classifycation of nucleotide sequences. // Proc. of the Third International Conference On Bioinformatics of Genome Regulation and Structure (BGRS’2002, Novosibirsk, Russia, July 14-20, 2002), v3, ICG, Novosibirsk, 2002, pp. 197-199.

69. Vityaev E.E., Lapardin K.A., Khamicheva I.V., Proskura A.L.

Transcription factor binding site recognition by regularity matrices based on the natural classification method. Intellegent Data Analysis. Special issue: “New Methods in Bioinformatics. Presented at the fifth International Conference on Bioinformatics of Genom Regulation and Structure” eds. Evgenii Vityaev and Nikolai Kolchanov. v.12(5), IOS Press, 2008 pp. 495-512.

70. Warwick K., Irwin G.W., Hunt K.J. Neural networks for control and systems. Peter Pereginus, Ltd. On Gehalf of the Institut of Electrical Engineers, 1991, -p.260.

71. Wealstead S.T. Neural Networks and Fuzzy Logic Applications in C/C++, John Wiley Professional Computing, New York, 1994, -494p.

72. Yager R. Multiple objective decision-making using fuzzy sets // Int. J. ManMach. Sfud. 1979. Vol. 9. № 4. P. 375-382.

73. Yager R.R., Ovchinicov S., Tong R.M., Nguyen H.F. (Eds.). Fuzzy sets and Applications-Selected papers by L.A. Zadeh, John Wiley and Sons, New York, 1987,-680p.

74. Zadeh L. A. Fuzzy Sets // Information and Control. 1965. -Vol. 8, №3.-P. 338-353.

75. Zadeh L. Fuzzy logic, Neural networks, and Soft Computing // Communications of the ACM. 1994, March. Vol. 37. -№3.

76. Zadeh L.A. From Computing with Numbers to Computing with Words // Proceedings of Third ICAFS, Weisbaden, Germany, 1998. -P. 1-2.

77. Zadeh L.A. Fuzzy logic // IEEE Computer. 1988. vol. 21. p.83-93.

78. Zadeh L.A. Fuzzy sets. – Inf. Contr. , - 1965. - V.8. – pp.338-353.

79. Zaychenko Yu. The Fuzzy Group Method of Data Handling and Its Application for Economical Processes forecasting // Scientific Inquiry. –

Vol. 7. – No 1, June, 2006. – P. 83–98.

80. Алиев Р.А., Алиев Р.Р. Теория интеллектуальных систем и ее применение. - Баку, Изд-во Чашыоглы, 2001. -720 с.

81. Алтунин А.Е., Семухин М.В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях. Тюмень: Изд-во Тюменского государственного университета. 2000. - 352 с.

82. Антонов А. Под законом Амдала (рус.) // Компьютерра. — 11.02.2002. — № 430.

83. Бабомурадов О.Ж. Суст шаклланган жараён ва объектларни мақсадли мониторингида маълумотларни интеллектуал тахлиллаш усуллари ва модификацияланган алгоритмларини ишлаб чиқиш. Докт. дисс. автореферати, «Top Image Media». - Ташкент, 2015. - 82 с.

84. Бекмуратов Т. Ф. Табличные модели правил продукции систем нечеткого вывода. // Проблемы информатики и энергетики. Ташкент, 2006. № 5. - С. 3−12.

85. Бекмуратов Т. Ф., Мухамедиева Д. Т., Бобомурадов О. Ж. Модели нечетких критериев и алгоритм принятия слабоструктурированных решений// Электронное научно-техническое издание «Наука и образование» / №7, июль 2010. - http://technomag.edu.ru/doc/151504.html

86. Бекмуратов Т.Ф. Принятие слабоструктурированных решений в логистических системах // Узб. журнал «Проблемы информатики и энергетики». -Ташкент, 2009. -С. 6-11.

87. Бекмуратов Т.Ф. Систематизация задач интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Проблемы информатики и энергетики. Ташкент, 2003. -№ 4. -С. 24-35.

88. Бекмуратов Т.Ф. Табличные модели правил продукции систем нечеткого вывода. // Проблемы информатики и энергетики.

Ташкент, 2006. -№ 5. -С. 3-12.

89. Бекмуратов Т.Ф., Мухамедиева Д.Т., Бобомурадов О.Ж. Нечеткая модел прогнозирования урожайности // Научный журнал СО РАН “Проблемы информатики”. – Новосибирск, 2010. № 3. – С. 11-23.

90. Бекмуратов Т.Ф., Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Решение интегральных уравнений Фредгольма 1-го рода рекуррентными нейронными сетями// Материалы международной научной конференции «Интегральные уравнения - 2009». г.Киев, Украина, 2009. – С.47-49.

91. Беллман Р., Заде Л. Принятие решений в расплывчатых условиях. Вопросы анализа процедуры принятия решений. – М.: Мир, 1976. – С. 172-215.

92. Бобомурадов О.Ж. Подбор весовых коэффициентов в градиентом методе при построение модели типа Сугено // Вопросы вычислительной и прикладной математики. Аналитические методы и вычислительные алгоритмы решения задач математической физики. Сборник научных трудов. Ташкент, 2011, Выпуск 126. – С. 102-113.

93. Бобомурадов О.Ж. Пременение процедуры подбора весовых коэффициентов в градиентом методе при решении задачи прогнозирования объектов с помощью модели Сугено (часть 1).// Междунаровный научно-технический журнал «Химическая технология. Контроль и управление» - Ташкент, 2011, №4. – С. 79-86.

94. Бобомурадов О.Ж. Решение задачи прогнозирования себестоимости хлопка-сырца // «Современное состояние и перспективы развития информационных технологий» Материалы Республиканской научно-технической конференции. 5-6 сентября 2011г., Ташкент, том-2. – С. 299-304.

95. Бобомурадов О.Ж., Мингликулов З. Б., Хамроев А.Ш.

Задачи оценки состояния объекта с использованием нейронечетких технологий. // Материалы Всероссийской конференции с международным участием «Знания-Онтологии-Теории» (ЗОНТ-2011), 3-5 октября 2011г., Новосибирск, 2011. – С. 60-65.

96. Бобомуродов О.Ж., Мухамедиева Д.Т, Мингликулов З.Б., Хамроев А.Ш. Программа классификации сложных объектов, основанной на нечетких правилах принятия решений// ЎзР Патент идораси. №DGU 02243, 07.07.2011й.

97. Борисов А.Н., Попов В.А. Один класс задач многокритериальной оптимизации при лингвистическом задании критериев // Методы и модели управления и контроля. Рига, 1979. С. 56 – 61.

98. Борисов А.Н. и др. Модели принятия решений на основе лингвистической переменной. -Рига: Зинатне. 1982. -256 с. 10m

99. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений. М.: Радио и связь, 1989. 124 с.

100. Витяев Е.Е. Классификация как выделение групп объектов, удовлитворяющих разным множествам согласованных закономерностей // Анализ разностных данных (Вычислетельные системы - 99), Новосибирск, 1983. –С. 44-50.

101. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. -СПб.: Питер, 2000. -384 с.

102. Гришин А.А, Карпенко А.П. Исследование эффективности метода пчелиного роя в задаче глобальной оптимизации // Наука и образование. –2010.–No 08.

103. Демин А.В., Витяев Е.Е. Логическая модель адаптивной системқ управления. Нейроинформатика, том, 2008. № 1, -С. 79-107.

104. Ермольев Ю.М. Методы стохастического

программирования. -М.: Наука, 1976. -240 с.

105. Забродин В.Ю. О критериях естественной классификации. – НТИ, сер.2, 1981, №8.

106. Заде Л.А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений, пер. с англ.-М.: Мир, 1976. -165с.

107. Заде Л.А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений // -В кн.: Математика сегодня. -М.: Знание, 1974. -С. 5-49.

108. Заде Л.А. Размытые множества и их применение в распознавании образов и кластер-анализе. // Классификация и кластер. -М: Мир. 1980. -С.208-247.

109. Камилов М.М., Акбаралиев Б.Б. Эвристический метод построения информативного признакового пространства в интеллектуальных системах анализа данных алгоритмами распознавания // Труды Восьмой Международный симпозиум «Интеллектуальные системы» (INTELS’2008), г.Нижний Новгород, Россия, -с. 113-116.

110. Камилов М.М., Мингликулов З.Б. Алгоритм решения задачи нечёткой кластеризации, основанный на учёте нечётких отношеий между объектами // ДАН РУз. – Ташкент, 2014. - №4. – С. 18-21.

111. Камилов М.М., Мингликулов З.Б. Многокритериальный подход для решения задачи нечеткого линейного программирования // Труды Одиннадцатого международного симпозиума, "Интеллектуальные системы" (INTELS'2014). – г.Нижний Новгород, Россия, 2014. – С. 52-55.

112. Камилов М.М., Мингликулов З.Б., Хамроев А.Ш.

Программное средство поддержки процесса принятия решений в задачах анализа сложных объектов в условиях неопределенности // ЎзР Патент идораси. DGU 02578, 24.08.2012й.

113. Камилов М.М., Хамроев А.Ш., Мингликулов З.Б. Баҳоларни ҳисоблаш алгоритмлари ёрдамида кластеризация масаласини ечиш процедураси // “Ахборот технологиялари ва телекоммуникация муаммолари” ёш олимлар, тадқиқотчилар, магистрант ва талабаларнинг Республика илмий-техник конференцияси. 14-15 март. 1-қисм. 2013й. – Тошкент. – С. 53-55.

114. Камилов М.М., Хамроев А.Ш., Мингликулов З.Б. Решение задачи нечеткой многокритериальной маршрутизации в мультисервисных сетях // «Инфокоммуникация ва ахборотлашган жамият ривожланишининг долзарб муаммолари» Халқаро конференцияси. Тошкент. -2012. –С. 23-28.

115. Камилов М.М., Худайбердиев М.Х., Мингликулов З.Б. Программное средство поддержки процесса принятия решений в условиях неопределенности // ЎзР Патент идораси. Дастурий гувоҳнома. DGU 02969, Берилган санаси 19.12.2014 й.

116. Комашенский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003.

117. Костевич Л. С. Математическое программирование: Информ. технологии оптимальных решений: Учеб. пособие / Л. С. Костевич. — Мн.: Новое знание, 2003. ил., стр. 150. 125m

118. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. –М.: Физматлит. 2001. - 224 с.

119. Курейчик В.В., Полупанова Е.Е. Эволюционная оптимизация на основе алгоритма колонии пчёл // Известия ЮФУ. Технические науки. –2009. –No12 (101). –С. 41-46.

120. Курейчик В.М., Кажаров А.А. О некоторых модификациях муравьиного алгоритма// Известия ЮФУ. Технические науки. –2008. – No 4 (81). –С. 7-12.

121. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб., 2003.

122. МакКоннелл Дж. Основы современных алгоритмов.–М.: Техносфера, 2004.–368 с.

123. Мингликулов З.Б. Алгоритм решения задачи нечёткой кластеризации// Научный журнал СО РАН “Проблемы информатики”. – Новосибирск, 2014. № 1. – С. 10-14.

124. Мингликулов З.Б. Алгоритм синтеза систем нечеткого вывода и нейронных сетей// Естественные и технические науки. - Москва, изд–во “Спутник+”, 2013. –№3. -С. 306-308.

125. Мингликулов З.Б. Алгоритмы принятия диагностических решений с использованием нейронечетких технологий// Узб.журн. “Проблемы информатики и энергетики”. – Тошкент, 2011. - №1. – С. 71-76.

126. Мингликулов З.Б. Нечёткие модели оценки состояния слабоформализуемого процесса // Материалы Всероссийской конференции с международным участием «Знания-Онтологии-Теории» (ЗОНТ-2013), 8-10 октября 2013г., Новосибирск, 2013. – С. 45-51.

127. Мингликулов З.Б. Норавшан қоида хулосаларига асосланган асосланган мантиқий модел қуриш муаммолари// “Информатика ва энергетика муаммолари ” Ўзбекистон журнали. – Тошкент, 2013. - №1-2. – С. 36-40.

128. Мингликулов З.Б. О нелинейной модели классификации состояний слабоформализуемых процессов с использованием нечетких правил вывода// Междунаровный научно-технический журнал

«Химическая технология. Контроль и управление» - Ташкент, 2013.-№3.-с.82-85.

129. Мингликулов З.Б. Параллел ҳисоблаш алгоритми асосида комбинаторли оптималлаштириш масаласини Хопфилд тўри ёрдамида ечиш // Информатика ва энергетика муаммолари. – Тошкент, 2014. - №3-4. – С. 40-48.

130. Мингликулов З.Б. Решение многокритериальной задачи оптимизации при построение нечеткой модели // Узб.журн. “Проблемы информатики и энергетики”. – Тошкент, 2012. - №6. – С. 42-47.

131. Мингликулов З.Б., Хамроев А.Ш. Применение многокритериальных моделей оптимизации для решения задач нечеткой параметрической идентификации// Труды VI Международная научно-практическая конференция "ИНЖЕНЕРНЫЕ СИСТЕМЫ–2013". 24-26 апреля. –Москва, Россия, 2013. – С. 160-165.

132. Мингликулов З.Б. Параллел ҳисоблаш технологиялари ёрдамида комбинаторли оптималлаштириш масаласини ечишда арилар колонияси алгоритмини қўллаш // Информатика ва энергетика муаммолари. – Тошкент, 2014. - №5. – С. 41-48.

133. Мингликулов З.Б. Турли тегишлилик функцияларида нейроноравшан тўрни ўқитиш ва классификация масалаларини ечиш // Материалы Республиканской научно-технической конференции «Современное состояние и перспективы развития информационных технологий». Ташкент. – 2011. –с. 347-352.

134. Мингликулов З.Б., Мамаев Э.Ш. Норавшан тўпламли ёндашув асосида модел қуришда тегишлилик функцияларининг роли // “Ахборот технологиялари ва телекоммуникация тизимларини самарали ривожлантириш истиқболлари” Республика илмий-техник конференцияси. 13-14 март. 1-қисм. 2014й. – Тошкент. – С. 164-166.

135. Мингliқулов З.Б., Сапаров С.Х. Суст шаклланган объектларни моделлаштиришда норавшан тўпламлар назарияси элементларидан фойдаланиш// “Ахборот технологиялари ва телекоммуникация тизимларини самарали ривожлантириш истиқболлари” Республика илмий-техник конференцияси. 13-14 март. 1-қисм. 2014й. – Тошкент. – С. 161-164.

136. Мухамедиева Д.Т, Мингликулов З.Б., Агзамходжаева М.Р. Программа решения систем алгебраических уравнений нейронной сетью // ЎзР Патент идораси. №DGU 01997. 23.07.2010й.

137. Мухамедиева Д.Т, Мингликулов З.Б., Агзамходжаева М.Р. Программа решения задач оптимизации с помощью генетических алгоритмов// ЎзР Патент идораси. №DGU 02241. 07.07.2011й.

138. Мухамедиева Д.Т, Примова Х.А., Мингликулов З.Б., Агзамходжаева М.Р. Программа решения плохо обусловленных систем линейных алгебраических уравнений// ЎзР Патент идораси. №DGU 02242. 07.07.2011й.

139. Мухамедиева Д.Т. Имитационные системы в нечеткой среде // «Вестник ТашГТУ», -Ташкент, 2003, -№2. -С.3-7.

140. Мухамедиева Д.Т., Агзамходжаева М.Р. Мингliқулов З.Б. Программа построения нечеткой модели оптимизации с использованием генетического алгоритма// ЎзР Патент идораси. DGU 02317, Берилган санаси: 08.09.2011й.

141. Мухамедиева Д.Т., Бобомуродов О.Ж., Мингliқулов З.Б. Алгоритм построения базы нечетких правил // Доклады седмой международной азиатской Школы-семинар «Проблемы оптимизации сложных систем». Ташкент. -2011. –С. 164-168.

142. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Динамическая модель эколого-экономических процессов// Сборник научных трудов

«Социально-экологические проблемы развития интеграционных процессов в условиях глобализации экономике». Московский Гуманитарно-экономический институт, Россия, -Москва, 2009. –С. 267-269.

143. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Обучение нейро-нечеткой сети при разных функциях принадлежности// Международный научно-технический журнал «Химическая технология. Контроль и управление» - Ташкент, 2013.-№2.-с.68-75.

144. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Решение задачи оптимального исследования рынка с применением нейронных сетей // Информационно – аналитический журнал “Актуальные проблемы современной науки”. - Москва, изд–во “Спутник+”, 2010.- № 5(55) - С. 131-134.

145. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б., Уразова А.Э. Подход к решению интегрального уравнения нейронной сетью// Межвузовский сборник «Актуальные вопросы в области технических и социально-экономических наук». -Ташкент. 2011. -С.176-178.

146. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Программа построения нейронечеткой модели идентификации// ЎзР Патент идораси. №DGU 02316. 08.09.2011й.

147. Мухамедиева Д.Т., Примова Х.А. Модифицированный метод решения системы уравнений нейронной сетью // «Вестник ТашГТУ». -Вып.1. Ташкент, 2007. -С.25-29.

148. Мухамедиева Д.Т., Солиева Б.Т. Проблемы разработки моделей слабоформализуемых процессов нечеткой базы знаний // «Вестник ТАТУ». -Вып.2. Ташкент, 2007. -С.50-54.

149. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Разработка

мнрогокритериальных моделей оптимизации с использованием нейронечетких подходов // Международный научно-технический журнал «Химическая технология. Контроль и управление» - Ташкент, 2012.-№4.-с.66-69.

150. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Решение задачи многокритериальной маршрутизации в телекоммуникационных сетях// Международный научно-технический журнал «Химическая технология. Контроль и управление» - Ташкент, 2012.-№5.-с.62-65.

151. Мушик Э., Мюллер П. Методы принятия технических решений / Пер.с нем. -М.: Мир, 1990. -208 с.

152. Ногин В. Д. Принцип Эджворта-Парето и относительная важность критериев в случае нечеткого отношения предпочтения // Журн. вычислит, математики и мат. физики. 2003. - Т. 43, № 11. - С. 1666-1676.

153. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации. -М: Наука. 1981. -203 с.

154. Павловский Ю.А. Имитационные модели и системы. -М.: Фазис. 2000. -134 с.

155. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009. – 798 с. (серия «Адаптивные и интеллектуальные системы).

156. Рахматуллаев М.А. Теория и прикладные методы построения метасистемы генерации решений в детерминированной и нечеткой технологической среде: Автореф. дис. докт. техн. наук., - Ташкент, 1994. -38 с.

157. Реклейтис Г., Рейвиндран А., Рэгсдел К. Оптимизация в технике: В 2 т. М.:Мир, 1986. Т. 2. 320 с.

158. Ротштейн А. П. Нечеткий многокритериальный выбор

альтернатив: метод наихудшего случая // Изв. РАН. Теория и системы управления. 2009. - № 3. - С. 51-55

159. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. -Винница: УНИВЕРСУМ - Винница. 1999. - 320 с.

160. Ротштейн А.П., Котельников Д.И. Идентификация неленейных завесимостей нечеткими базами знаний // Кибернетика и системный анализ. 1998. -№5. -С.53-61.

161. Ротштейн А.П., Штовба С.Д. Управление динамической системой на основе нечеткой базы знаний // Автоматика и вычислительная техника. 2001. -№2. -С.23-30.

162. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер.с польск. И.Д. Рудинского. -М.: Горячая линия-Телеком, 2004. -452 с.

163. Рябинин И.А. Надежность и безопастность структурно-сложных систем. – СПб.: Политехника, 2000. -248 с.

164. Савин Г.И. Системное моделирование сложных процессов. -М.: Фазис, 2000. -276 с.

165. Севастьянов П.В., Туманов Н.В. Многокритериальная идентификация и оптимизация технологических процессов. Минск: Наука и техника, 1990. 224 с.

166. Солиева Б.Т. Модели и алгоритмы оценки риска на основе обработки нечеткой информации. Автореферат канд. дисс., НТЦ «СИТ» АН РУз. - Ташкент, 2011. - 24 с.

167. Субботин С.А., Олейник Ал.А. Мультиагентная оптимизация на основе метода пчелиной колонии // Межд. научно-теорет. Журнал «Кибернетика и системный анализ». – Киев, 2009. - №2. - С. 15-25.

168. Усманов Р.Н., Сеитназаров К.К., Отениязов Р.И. Моделирование сложных процессов и управление ими в условиях нечеткой информации. Т.: «Фан ва технология», 2016, 294 с.

169. Фальфушинский В.В. Параллельное обработка данных многокомпонентных системах наблюдений. // Кибернетика и системный анализ. Международный научно-теоретический журнал. – Украина. № 2, 2002.

170. Фидлер М., Недома Й., Рамик Я., Рон И., Циммерманн К. Задачи линейной оптимизации с неточными данными - М.; Ижевск: Ин-т компьютер, исслед.: Регуляр. и хаот. динамика, 2008. 286 с.

171. Хемди А., Таха Г. Теория игр и принятия решений // Введение в исследование операций - 7-е изд. - М.: «Вильямс», 2007. - С. 549-594. - ISBN 0-13-032374-8

172. Худайбердиев М.Х. Мингликулов З.Б. Масофавий таълим жараёнида норавшан идентификация масаласи // “Инновацион ғоялар, технологиялар ва лойиҳаларни амалиётга татбиқ этиш муаммолари” Республика илмий-техник анжумани тўплами. 16-17 май 2014й. – Жиззах, 2014. - С. 438-440.

173. Цой Ю.Р. Настройка клеточных автоматов с помощью искусственных нейронных сетей // Научная сессия МИФИ - 2006. VIII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2006": Сборник трудов. В 3-х частях. Ч.3. М.:МИФИ, 2006. С. 49-55.

174. Черноруцкий И. Г. Методы оптимизации и принятия решений. -СПб.: Лань, 2001.-384 с.

175. Штовба С.Д. "Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику". http//www.matlab.exponenta.ru.

176. Штовба С.Д. Муравьиные алгоритмы. //Математика в приложениях. - 2004. - № (4). - С. 70-75.

177. Щитов И. Н. Введение в методы оптимизации. - М.: Высш. шк., 2008. 204 с.

178. Язенин А.В. Задача векторной оптимизации с нечеткими коэффициентами важности критериев // Математические методы оптимизации и управления в сложных системах. Калинин, 1981. С. 38 – 51.

179. Язенин А.В. Некоторые методы теории нечетких подмножеств в многокритериальных задачах с приложением. Автореф. дис. на соис. учен. степ. канд. техн. наук. - Рига: Риж. политех. ин-т. 1982. -22 с.