

**ТОШКЕНТ АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ УНИВЕРСИТЕТИ
ВА ЎЗБЕКИСТОН МИЛЛИЙ УНИВЕРСИТЕТИ ҲУЗУРИДАГИ
ФАН ДОКТОРИ ИЛМИЙ ДАРАЖАСИНИ БЕРИШ БЎЙИЧА
16.07.2013.Т/ФМ.29.01 РАҚАМЛИ ИЛМИЙ КЕНГАШ**

ТОШКЕНТ АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ УНИВЕРСИТЕТИ

МИНГЛИҚУЛОВ ЗАФАР БОЗОРОВИЧ

**СУСТ ШАКЛЛАНГАН ЖАРАЁНЛАР ҲОЛАТИНИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛ
ТАҲЛИЛЛАШ НОРАВШАН МОДЕЛЛАРИНИ ҚУРИШ УСУЛЛАРИ
ВА АЛГОРИТМЛАРИ**

**05.01.03 – Информатиканинг назарий асослари
(техника фанлари)**

ДОКТОРЛИК ДИССЕРТАЦИЯСИ АВТОРЕФЕРАТИ

Тошкент– 2016

Докторлик диссертацияси автореферати мундарижаси
Оглавление автореферата докторской диссертации
Content of the abstract of doctoral dissertation

Мингликулов Зафар Бозорович Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавашиан моделларини куриш усул ва алгоритмлари.....	5
Мингликулов Зафар Бозорович Методы и алгоритмы построения нечетких моделей интеллектуального анализа состояний слабоформализуемых процессов	27
Mingliqulov Zafar Methods and algorithms for constructing fuzzy models mining states of weakly formalized processes	53
Эълон қилинган ишлар рўйхати Список опубликованных работ List of published works.....	77

**ТОШКЕНТ АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ УНИВЕРСИТЕТИ
ВА ЎЗБЕКИСТОН МИЛЛИЙ УНИВЕРСИТЕТИ ҲУЗУРИДАГИ
ФАН ДОКТОРИ ИЛМИЙ ДАРАЖАСИНИ БЕРИШ БЎЙИЧА
16.07.2013.Т/ФМ.29.01 РАҚАМЛИ ИЛМИЙ КЕНГАШ**

ТОШКЕНТ АХБОРОТ ТЕХНОЛОГИЯЛАРИ УНИВЕРСИТЕТИ

МИНГЛИҚУЛОВ ЗАФАР БОЗОРОВИЧ

**СУСТ ШАКЛЛАНГАН ЖАРАЁНЛАР ҲОЛАТИНИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛ
ТАҲЛИЛЛАШ НОРАВШАН МОДЕЛЛАРИНИ ҚУРИШ УСУЛЛАРИ
ВА АЛГОРИТМЛАРИ**

**05.01.03 – Информатиканинг назарий асослари
(техника фанлари)**

ДОКТОРЛИК ДИССЕРТАЦИЯСИ АВТОРЕФЕРАТИ

Тошкент – 2016

Докторлик диссертацияси мавзуси Ўзбекистон Республикаси Вазирлар Маҳкамаси ҳузуридаги Олий аттестация комиссиясида 30.06.2015/В2015.2.Т531 рақам билан рўйхатга олинган.

Докторлик диссертацияси Тошкент ахборот технологиялари университети ҳузуридаги Дастурий маҳсулотлар ва аппарат-дастурий мажмуалар яратиш марказида бажарилган.

Диссертация автореферати уч тилда (ўзбек, рус, инглиз) илмий кенгашнинг веб саҳифаси (www.tuit.uz) ва «ZIYONET» таълим ахборот тармоғида (www.ziyonet.uz) жойлаштирилган.

Илмий маслаҳатчи: Мухамедиева Дилноз Тулкуновна
техника фанлари доктори, профессор

Расмий оппонентлар: Усманов Ришат Нииязбекович
техника фанлари доктори

Набиев Озод Маликович
техника фанлари доктори, профессор

Рахимов Шавкат Хударгенович
техника фанлари доктори, профессор

Етакчи ташкилот: Тошкент давлат техника университети

Диссертация химояси Тошкент ахборот технологиялари университети ва Ўзбекистон Миллий университети ҳузуридаги 16.07.2013.Т/ҒМ.29.01 рақамли Илмий кенгашнинг 2016 йил «26» феврал соат 14⁰⁰ даги мажлисида бўлиб ўтади (Манзил: 100202, Тошкент ш., Амир Темур кўчаси, 108. Тел.: (99871) 238-64-43; факс: (99871) 238-65-52; e-mail: tuit@tuit.uz).

Докторлик диссертацияси билан Тошкент ахборот технологиялари университетининг Ахборот-ресурс марказида танишиш мумкин (___ рақами билан рўйхатга олинган). Манзил: 100202, Тошкент ш., Амир Темур кўчаси, 108. Тел.: (99871) 238-64-43.

Диссертация автореферати 2016 йил «25» январ куни тарқатилди.
(2016 йил «25» январдаги ___ рақамли реестр баённомаси).

Х.К.Арипов

Фан доктори илмий даражасини берувчи
илмий кенгаш раиси ф.-м.ф.д., профессор

М.С.Якубов

Фан доктори илмий даражасини берувчи
илмий кенгаш илмий котиби т.ф.д., профессор

Т.Ф.Бекмуратов

Фан доктори илмий даражасини берувчи
илмий кенгаш қошидаги илмий семинар раиси,
т.ф.д., академик

Кириш (докторлик диссертацияси аннотацияси)

Диссертация мавзусининг долзарблиги ва зарурати. 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 ҳажми 5 млрд. долларни, бунда Amazon Web Services компаниясининг улуши 29% ташкил этди¹. 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 кутилмоқда².

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, синфлаштириш 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 ҳолатларда юмшоқ ҳисоблашлар (Soft Computing) технологияси воситаларидан фойдаланиб моделлаштириш, қарор қабул қилиш ва бошқарув тизимларини қўллаш мақсадга мувофиқдир.

Юмшоқ ҳисоблашлар технологиялари компоненталари бўлган норавшан мантиқ, нейрон тўрлар ва эволюцион алгоритмларни бирлаштириш натижасида олинган гибрид тизимлар табиий тилдаги билимлардан фойдаланишдек интеллектуал хусусиятларга эга бўлади. Шунинг учун маълумотларни интеллектуал таҳлил қилиш, яъни синфлаштириш, 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, синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларининг норавшан моделини норавшан кластеризация усули ёрдамида қуриш, модел параметрларини нейрон тўрлар ва эволюцион арилар колонияси алгоритмлар асосида сошлаш ва модел қуриш жараёнида

¹ <http://www.intuit.ru/studies/courses/3735/977/lecture/14689?page=2>

² <http://www.tadviser.ru/index.php>

шаклланган норавшан кўпмезонли оптималлаштириш, норавшан моделларини куриш масаласини ечишнинг гибрид усул ҳамда алгоритмларини ишлаб чиқиш муҳим аҳамият касб этади.

Ўзбекистон Республикасининг 2015 йил 9 декабрдаги ЎРҚ-395-сон «Электрон ҳукумат тўғрисида»ги Қонуни, Ўзбекистон Республикаси Президентини 2014 йил 3 апрелдаги ПҚ-2158-сон «Инфо-коммуникацион технологияларни иқтисодиётнинг реал секторига янада жорий қилиш тўғрисида»ги ва 2013 йил 27 июндаги ПҚ-1989-сон «Ўзбекистон Республикаси Миллий ахборот-коммуникация тизимини янада ривожлантириш тўғрисида»ги Қарорлари ҳамда Вазирлар Маҳкамасининг 2015 йил 17 декабрдаги 365-сон «Жисмоний ва юридик шахслар марказий маълумотлар базаларини шакллантириш ва «Электрон ҳукумат» тизими фойдаланувчиларини идентификациялашни ягона ахборот тизимини жорий этиш чора-тадбирлари тўғрисида»ги қарорида белгиланган вазифаларни муайян даражада амалга оширишга мазкур диссертация тадқиқоти хизмат қилади.

Тадқиқотнинг республика фан ва технологиялари ривожланишининг устувор йўналишларига боғлиқлиги. Мазкур диссертация республика фан ва технологиялар ривожланишининг қуйидаги устувор йўналишларига мос равишда бажарилган: ИТД-17. «Ахборот ва телекоммуникация технологияларини кенг ривожлантириш ва жорий этишни таъминлайдиган замонавий ахборот тизимлари, бошқариш ва ўқитишнинг интеллектуал воситалари, илмий-техникавий маълумотлар базаси ва дастурий маҳсулотларини ишлаб чиқиш»; ИТД-5. «Жамиятни ахборотлаштириш даражасини оширишга йўналтирилган илмий ҳажмдор ахборот технологияларни, телекоммуникацион тармоқларни, аппарат-дастурий воситаларни интеллектуал бошқариш, ўқитиш усулларини ва тизимларини ишлаб чиқиш».

Диссертация мавзуси бўйича хорижий илмий-тадқиқотлар шарҳи. Сушт шаклланган объект ва жараёнларни моделлаштириш, номаълумлик шароитида тимсолларни аниқлаш, интеллектуал тизимларни куриш, қарор қабул қилишга кўмаклашиш ва робототехникада билимлар базаси ҳамда бошқарув, норавшан моделлаштириш ва норавшан мантикий хулосалар назариялари, “Юмшоқ ҳисоблаш” усул ва воситалари, нейрон тўрлар ва эволюцион ҳисоблаш усулларини ишлаб чиқиш йўналишида жаҳоннинг етакчи мамлакатларининг илмий марказлари ва олий таълим муассасаларида жумладан, APPLE, IBM, E.piphany, SAS, Silicon Graphics, SPSS, Oracle Data Mining, Oracle, UNICA, SQL Server Data Mining (АҚШ), Angoss, Cognos, STATISTICA Data Miner (Канада), humanIT Software GmbH, BonaVista Systems (Германия), Mentegrafica infovis solutions (Италия), Acknosoft, SIPINA (Франция), Ҳиндистон (GR Brains), Marcom (Хитой), NeuroShell, PolyAnalyst (Россия), Jooble (Украина), AL11, AL12, AL13, ESPLAN (Озарбайжон)ларда кенг қамровли илмий-тадқиқот ишлари олиб борилмоқда.

Интеллектуал таҳлилашнинг норавшан моделларини яратиш ва амалда жорий этиш юзасидан олиб борилган илмий-тадқиқотлар натижасида норавшан билимлар шароитида синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш моделларини яратиш усул ва алгоритмларини такомиллаштириш борасида жаҳонда бир қатор илмий натижалар, жумладан, қуйидагилар олинган: норавшан билимлар шароитида синфлаштириш ва башоратлаш усуллари ишлаб чиқилган «Attar Software Ltd.» (Буюкбритания); эволюцион дастурлаш алгоритмлари яратилган «PolyAnalyst тизими Unica» (АҚШ); маълумотларни синфлаштириш ҳамда ечимлар боришини таҳлил қилишнинг граф усули таклиф этилган «C5.0, RuleQuest» (Австралия); башоратлашнинг мантикий моделларини норавшан кластерлаштириш усули ишлаб чиқилган «Clementine, Integral Solutions» (Буюкбритания); норавшан ахборот муҳитида кўпмезонли оптималлаштириш масаласи ечилган «SIPINA, University of Lyon» (Франция); норавшан модел параметрларини нейрон тўрлари ёрдамида сошлаш усули қўлланилган «IDIS, Information Discovery» (АҚШ); сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделларини нейрон тўрлар ёрдамида ишлаб чиқиш усуллари таклиф этилган «NeuroShell, Ward Systems Group» (Россия).

Сушт шаклланган жараёнлар ҳолати маълумотларини интеллектуал таҳлиллаш тизимларини ишлаб чиқишда ноанъанавий ёндашувлар, яъни “юмшоқ ҳисоблаш” воситаларини қўллаш, катта ҳажмли маълумотларни қайта ишлаш, сонли ҳисоблашлардан лингвистик ҳисоблашларга ўтиш, норавшан моделлаштириш ва норавшан мантикий хулосалар назариялари ва уларнинг қўлланилиши соҳаларини аниқлаш, нейрон тўрлар ва эволюцион гибрид усул ва алгоритмларни ишлаб чиқиш каби устувор йўналишларда илмий-тадқиқот ишлари олиб борилмоқда.

Муаммонинг ўрганилганлик даражаси. Норавшан мантиқ, нейрон тўрлар ва эволюцион алгоритмлар яратиш, сонли ҳисоблашлардан лингвистик ҳисоблашларга ўтиш ва маълумотларни қайта ишлаш, қарор қабул қилиш ва бошқарувдаги аҳамияти, имкониятлар назарияси ва унинг интеллектуал тизимларда қўллаш борасида бир қатор олимларнинг: норавшан моделлаштириш ва норавшан мантикий хулосалар назариялари, саноат тизимларида юмшоқ ҳисоблашлар, нейрон тўрлар ва эволюцион ҳисоблашларни қўлланилиши, ноаниқлик шароитида қарор қабул қилиш усуллари, ситуацион бошқарув; интеллектуал гибрид тизимлар яратиш масалалари бир қатор олимларнинг: Л.Заде, А.Дюбуа, А.Прада, Е.Мамдани, М.Сугено, Т.Такахи, М.Джамшиди, Н.Н.Моисеев, С.А.Орловский, Э.Мушник, О.И.Ларичев, Г.С.Поспелов ва Д.А.Поспелов, Р.А.Алиев ва бошқаларнинг ишларида кўриб чиқилган.

Маълумотларни интеллектуал таҳлили, норавшан тўпламлар назарияси, норавшан-стохастик математик моделлаштириш масалаларининг ривожланиши ва уларнинг қўлланилиши билан боғлиқ тадқиқотлар қуйидаги олимлар томонидан олиб борилган, жумладан: М.М.Комилов, Т.Ф.Бекмуратов, Ф.Б.Абуталиев, А.Р.Марахимов, Т.С.Нусратов,

М.А.Рахматуллаев, Н.А.Игнатъев, Р. Усманов, Д.Т.Мухамедиева. Шунга қарамай суиш шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлил қилишнинг норавшан моделларини қирувчи ва чиқувчи маълумотлар орасидаги боғлиқликлар нозизиқлилик шароитига эга бўлган ҳолларда қуриш алгоритмларини ишлаб чиқиш, норавшан модел қуриш жараёнида модел параметрларини кўпагентли оптималлаштириш, жумладан, эволюцион арилар колонияси ва нейрон тўрлар асосида созлашнинг гибрид усуллари ҳамда алгоритмларини ишлаб чиқиш масалаларини ечиш муаммолари кўриб ўтилмаган.

Шу билан бирга суиш шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш учун норавшан қоидалар хулосаларига асосланган мантиқий моделларни норавшан кластерлаштириш усули ёрдамида қуриш, ушбу жараёнда модел параметрларини нейрон тўрлари ва эволюцион арилар колонияси алгоритмлари ёрдамида созлаш масалаларини ечишнинг такомиллашган гибрид усуллари ва алгоритмларини яратишга бағишланган илмий изланишлар етарли даражада олиб борилмаган.

Диссертация мавзусининг диссертация бажарилаётган илмий-тадқиқот муассасасининг илмий-тадқиқот ишлари билан боғлиқлиги. Мазкур диссертация тадқиқоти Тошкент ахборот технологиялари университети ҳузуридаги Дастурий маҳсулотлар ва аппарат-дастурий мажмуалар яратиш марказининг илмий-тадқиқот ишлари билан боғлиқлиги қуйидаги фундаментал ва амалий лойиҳаларда акс эттирилган: ФА-Ф1-Ф015-Ф056 «Ноаниқлик шароитида ахборотларни қайта ишлаш ва тимсолларни аниқлашнинг интеллектуал тизимлари назарий асослари» (2007–2012 йй.); ФА-А17-Ф056 «Объект ҳақидаги ахборот ноаниқ шароитида маълумотларни интеллектуал таҳлил қилиш учун мослашувчан тимсолларни таниб олиш тизимининг алгоритмик таъминоти» (2009-2012 йй.); А5-ФА-Ф019 «Норавшан тўпламли ёндашувга асосланган қарор қабул қилишга кўмаклашувчи тизимнинг алгоритмик-дастурий воситалари» (2012-2014йй.).

Тадқиқотнинг мақсади суиш шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделларини норавшан кластерлаш усули ёрдамида қуриш, модел параметрларини нейрон тўрлар ва эволюцион арилар колонияси алгоритми ёрдамида созлашнинг гибрид усул ва алгоритмларини яратишдан иборат.

Мақсадга эришиш учун қуйидаги **тадқиқот вазифалари** қўйилган:

суиш шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлил қилиш масалаларини шакллантириш;

суиш шаклланган жараёнларда норавшан қоида хулосаларига асосланган синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлашнинг мантиқий моделларини норавшан кластерлаштириш усули ёрдамида қуриш алгоритмларини ишлаб чиқиш;

нейрон тўрлари ҳамда арилар колонияси алгоритмлари ёрдамида норавшан мантиқий модел параметрларини созлаш алгоритмларини ишлаб чиқиш;

норавшан модел куриш жараёнида вужудга келувчи норавшан кўп мезонли оптималлаштириш масалаларини ечиш алгоритмларини ишлаб чиқиш;

синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларининг норавшан моделларини куришнинг дастурий таъминотини ишлаб чиқиш;

норавшан кўпмезонли оптималлаштириш масалаларини параллел ҳисоблаш технологияларидан фойдаланган ҳолда ечишнинг дастурий таъминотини ишлаб чиқиш;

ишлаб чиқилган алгоритм ва дастурлар самарадорлигини баҳолаш бўйича ҳисоблаш экспериментларини ўтказиш ва олинган натижаларни таҳлил қилиш.

Тадқиқотнинг объекти сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш масалалари.

Тадқиқотнинг предмети – норавшан ахборотлар муҳотида объект ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш усуллари, моделлари, алгоритмлари.

Тадқиқотнинг усуллари. Тизимли ёндашув, норавшан тўпламлар назарияси, нейрон тўрлар ҳамда эволюцион алгоритмлар тамойиллари ва усуллари.

Тадқиқотнинг илмий янгилиги қуйидагилардан иборат:

сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделларини куришнинг гибрид усуллари таклиф қилинган;

сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш норавшан мантиқий моделини норавшан кластерлаштириш усули ёрдамида куриш алгоритми яратилган;

сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш норавшан мантиқий моделларини куриш жараёнида турли хил тегишлилик функциялари бўлган ҳолатларда модел параметрларини нейрон тўрлари ёрдамида сошлаш асосида норавшан ечимни олиш мумкинлиги кўрсатилган;

сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан мантиқий моделларини куриш жараёнида турли тегишлилик функциялари бўлган ҳолатларда модел параметрларини арилар колонияси алгоритми ёрдамида сошлаш асосида норавшан ечимни олиш мумкинлиги кўрсатилган;

норавшан ахборот муҳотида кўпмезонли оптималлаштириш масаласи шакллантирилган ва ечиш алгоритмлари яратилган;

норавшан дастлабки ахборот муҳотида оптималлаштириш ва қарор қабул қилиш мезонлари ва алгоритмлари ишлаб чиқарилиши, тегишлилик функцияси ибораларида ечимларни яхшиланиш хусусиятлари ҳақидаги тасдиқлар исботланган;

сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш гибрид усуллари ёрдамида адекват норавшан моделлар куриш технологияси ишлаб чиқилган.

Тадқиқотнинг амалий натижаси қуйидагилардан иборат:

интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан моделлари асосида корхоналар банкротлиги хавф-хатарини баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечишда 95-98.2% аниқлик кўрсаткичларига эришилган;

норавшан модел асосида “Иқтисодиётнинг аграр сектори ишлаб чиқариш таркибини оптималлаштириш бўйича иқтисодий-математик модел ишлаб чиқиш услубияти” дастури доирасида “2011-2013-йилларда экин майдонлари таркибини мақбуллаштириш орқали қишлоқ хўжалигида асосий озиқ-овқат маҳсулотлари ишлаб чиқариш ҳажмини башоратлаш” ва “2010-2013-йилларда чорвачилик тармоқ таркибини мақбуллаштириш орқали чорвачилик маҳсулотлари ишлаб чиқариш ҳажмларини башоратлаш” каби масалаларнинг 92-96,5% аниқликда ечимлари олинган;

синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш учун норавшан моделни созлаш усулларига мос алгоритмлар ишлаб чиқилган ва уни баҳолаш, синфлаштириш масаласига қўлланган ҳолатида олинган натижалар акс эттирилган. Амалий масалаларни ечиш жараёнида (Тошкент Тиббиёт академиясида туғруққача ва туғруқдан кейинги оналар ўлимининг асосий сабабларини аниқлаш ва уларни камайтириш чораларини ишлаб чиқиш масаласи) тажрибалар ўтказилган ва ижобий 92-95% аниқлик қайд этилган.

Тадқиқот натижаларининг ишончлилиги сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделларини қуриш усуллари ва алгоритмларининг ишлатилиши, синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечишда тест синовидан ўтказилиши, назарий ва амалий тадқиқотларнинг олинган натижалари ва уларнинг ўзаро мувофиқлаштирилганлиги билан таъминланади.

Тадқиқот натижаларининг илмий ва амалий аҳамияти. Тадқиқотда олинган натижаларнинг илмий аҳамияти норавшан мантиқий моделларни норавшан кластерлаштириш усули ёрдамида қуриш, модел параметрларини нейрон тўрлар ва арилар колонияси эволюцион алгоритмлари ёрдамида созлаш, модел қуриш жараёнида шаклланган кўп мезонли оптималлаштириш масалаларини ечиш, объект ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш усуллари ва алгоритмларини такомиллаштиради.

Интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделларини қуриш усуллари ва алгоритмлари асосида олинган натижаларни корхоналар банкротлиги хавф-хатарини баҳолаш ва башоратлаш, қишлоқ хўжалигида асосий озиқ-овқат маҳсулотлари ишлаб чиқариш ва чорвачилик ҳажмини башоратлаш масалаларини ечишга қўллаш асосида иқтисодий самарадорликка эришилади.

Тадқиқот натижаларининг жорий қилиниши. Сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделларини қуриш усул ва алгоритмлари асосида ишлаб чиқилган синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш дастурий воситаларини асосий озиқ-овқат маҳсулотларини ишлаб чиқариш ҳажмини башоратлаш, экин майдонлари ва чорвачилик соҳаси тузилмасини мақбуллаштиришда аниқликнинг 92-96,5% таъминлани-

ши натижасида ва корхоналар банкротлиги хавф-хатарини баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечишда иш самарадорлигини 1,5-2 бараварга ошиши ва аниқликнинг 95-98.2% таъминланганлиги ҳисобига йиллик 170.5 млн. сўмдан ортиқ иқтисодий самарага эришилди (Ўзбекистон Республикаси ахборот технологиялари ва коммуникацияларини ривожлантириш вазирлигининг 2016 йил 21 январдаги 02-8/343-сонли маълумотномаси; Жиззах вилояти қишлоқ ва сув хўжалиги бошқармасининг 2015 йил 24 июндаги 03-399-сонли маълумотномаси; Хусусийлаштириш, монополиядан чиқариш ва рақобатни ривожлантириш давлат қўмитасининг Тошкент вилояти ҳудудий бошқармасининг 2015 йил 16 июндаги 15-2214-сонли маълумотномаси).

Тадқиқот натижаларининг апробацияси. Диссертациянинг назарий ва амалий жиҳатлари қуйидаги халқаро ва миллий семинарлар ва конференцияларда муҳокама қилинган: “Интегральные уравнения – 2009” (Киев ш., Украина, 26-29 январ 2009 йил); “Современное состояние и перспективы развития информационных технологий” Республика илмий-техник конференцияси (Ўзбекистон, Тошкент ш., 5-6 сентябр 2011 йил); Всероссийская конференция с международным участием “Знания – Онтологии-Теории” (Россия, Новосибирск ш., 3-5 октябр 2011 йил); седьмой международной азиатской школы – семинар “Проблемы оптимизации сложных систем” (Ўзбекистон, Ташкент ш., 17-27 октябр 2011 йил); VI международная научно-практическая конференция “Инженерные системы-2013” (Россия, Москва ш., 24-26 апрел 2013 йил); Всероссийская конференция с международным участием “Знания – Онтологии-Теории” (Россия, Новосибирск ш., 8-10 октябр 2013 йил) ва “Eighth World Conference on Intelligent Systems for Industrial Automation” (Tashkent, Uzbekistan, November 25-27, 2014 year).

Тадқиқот натижаларининг эълон қилиниши. Диссертация мавзуси бўйича жами 44 та илмий иш, жумладан, 4 та миллий журналларда 11 та ва халқаро журналларда 4 та илмий мақола, шунингдек, илмий анжуманларда 20 та маърузалар ва тезислар, 1 та монография нашр этилган.

Диссертациянинг ҳажми ва тузилиши. Диссертация кириш, бешта боб, хулоса, фойдаланилган адабиётлар рўйхати, илова ва 194 саҳифа матн, 9 та расм ва 14 та жадвалдан иборат.

ДИССЕРТАЦИЯНИНГ АСОСИЙ МАЗМУНИ

Кириш қисмида диссертация мавзусининг долзарблиги ва зарурлик даражаси асослаб берилган, мақсад ва вазифалар шакллантирилган, тадқиқот объекти ва предмети аниқланган, тадқиқотнинг Ўзбекистон Республикаси фани ва технологияларининг устувор йўналишлариги мослиги белгиланган, тадқиқотнинг илмий янгилиги ва амалий натижалари кўрсатиб ўтилган, олинган натижаларнинг ҳаққонийлиги асослаб берилган, олинган натижаларнинг назарий ва амалий аҳамияти очиб берилган, тадқиқот натижаларининг амалиётга татбиқ этилиши рўйхати, ишни синаш натижалари, нашр этилган ишлар ва диссертация тузилмаси тўғрисидаги маълумотлар келтирилган.

Диссертациянинг биринчи **“Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделларини қуриш муаммолари”** бобида суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш моделларини қуриш масаласининг аналитик таҳлили келтирилган.

Ноаниқлик шароитларида амалий масалаларни ечишда синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш тизимини қуриш учун зарур бўлган норавшан яъни, ностохастик табиатга эга бўлган маълумотларни икки қисмга бўлиш мумкин: сонли (миқдорий) ва экспертдан олинаётган лингвистик (сифат) қисмлар. Норавшан тизимларнинг каттагина қисми иккинчи турдаги билимлардан, кўпроқ норавшан хулоса тизимларига бирлаштириладиган норавшан қоида хулосалари базаси шаклида ифодаланадиган маълумотлардан фойдаланади. Норавшан қоидалар хулосаларига асосланган норавшан мантикий моделларни қуриш алгоритмлари кирувчи маълумотлар норавшанлик табиатига эга бўлган шароитларда синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечишда асосий ўринни эгаллайди.

Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш моделларини қуриш жараёнида норавшан қоида хулосаларини шакллантириш қоидалар сонининг мақбул даражада қисқартириш жараёнининг муҳимлигини белгилаб беради.

Моделлаштириш жараёнида объект тўғрисидаги жорий маълумот қай даражада тўғри ишлатилганлигини, яъни модел адекватлиги қай даражада эканлигини аниқлаш катта аҳамиятга эга. Бу борада суст шаклланган жараёнларнинг моделларини ишлаб чиқишнинг асосий муаммолари шакллантирилди.

Анъанавий норавшан тизимлар шундай камчиликларга эгаки, қоидалар ва тегишлилик функцияларини шакллантириш учун у ёки бу соҳадаги экспертларни жалб қилиш зарур. Бу эса бир қатор ноқулайликларни вужудга келишига омил бўлиши мумкин. Мослашувчан норавшан тизимлар (adaptive fuzzy systems) ушбу муаммони ҳал қилади. Бундай тизимларда тажрибавий маълумотларни ўқитиш жараёнида норавшан тизимлар параметрларини созлаш амалга оширилади. Норавшан тизимларни мослаштириш жараёни

қуйидаги икки босқичдан ташкил топади: 1. Лингвистик қоидаларни ҳосил қилиш; 2. Модел параметрларини созлаш. Норавадан қоидаларни ҳосил қилиш учун тегишлилик функциялари, норавадан хулосага эришиш учун эса – қоидалар зарур бўлади.

Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш норавадан мантиқий моделини қуриш масалаларини тўртта мақсад функциясига эга бўлган оптималлаштириш масаласи сифатида ифодалаш мумкин.

$$f_1(S) \rightarrow \max, f_2(S) \rightarrow \min, f_3(S) \rightarrow \min, f_4(S) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (y_j - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min.$$

Бу ерда $f_1(S)$ – S қоидалар тўпламидан фойдаланган ҳолда тўғри синфлаштирилган объектлар сони, $f_2(S)$ – S қоидалар тўпламидаги норавадан қоидалар сони, $f_3(S)$ – S га кирувчи элементларнинг умумий сони ва $f_4(S)$ – қутилган ва моделдан олинган натижалар орасидаги оғишлар квадратлари йиғиндиси. Шундай қилиб кўпмезонли оптималлаштириш масаласини ечишга келиб қолинади.

Шунингдек ушбу бобда суст шаклланган жараёнларни синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлашнинг мавжуд усулларини аналитик таҳлили ҳамда кўп мезонли оптималлаштириш масаласини ечишга норавадан тўпламли ёндашувлар кўриб ўтилди. Таҳлил натижасида тадқиқот ишида ечимини кутаётган масала ва муаммолар аниқлаштирилди.

Асосий ечилиши кутилаётган муаммо норавадан кластерлаш усули ёрдамида норавадан қоида хулосаларига асосланган мантиқий моделларни қуришдан иборат.

Таклиф қилинаётган ёндашувни анъанавий ёндашувлардан фарқи синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалалари мантиқий моделларини норавадан кластерлаштириш усули асосида қуришнинг алгоритмик ва дастурий воситаларини ишлаб чиқиш учун замонавий интеллектуал ахборот технологияларидан (билимлар базаси, Soft Computing компонентлари – нейрон тўрлари, арилар колонияси алгоритмлари) фойдаланишидан иборат.

Диссертациянинг иккинчи **“Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделларини норавадан қоида хулосаларига асосланган ҳолда қуриш усулларини ишлаб чиқиш”** бобида норавадан қоида хулосаларига асосланган суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш мантиқий моделларини қуриш усуллари ишлаб чиқилган.

Суст шаклланган жараён ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделларини бир қатор олимлар ишларида келтирилгани каби қуйидаги норавадан қоидалар хулосалари ёрдамида тавсифланади [Л.Заде, А.П.Ротштейн, Р.А.Алиевлар]:

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

Бу ерда $a_{i,jp}$ - jp каторнинг x_i ўзгарувчисини ифодаловчи лингвистик терм;
 w_{jp} - jp - коиданинг вазн коэффициенти; $y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$ - норавшан
коиданинг чиқиши.

Норавшан коидалар хулосалари ёрдамида тавсифланувчи сушт шаклланган жараён ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг уч хил кўринишдаги норавшан моделлари ишлаб чиқилди.

1. Чиқиши ночизикли боғланиш кўринишдаги жараён ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлашнинг норавшан модели:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, w_{jp} \text{ вазн билан} \right) \rightarrow y_j = b_{j_0} + \sum_{h=1}^H \left[b_{j_{(h-1)n+1}} (x_1)^h + \dots + b_{j_{hn}} (x_n)^h \right] \quad (2)$$

2. Чиқиши чизикли боғланиш кўринишдаги жараён ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлашнинг норавшан модели:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, w_{jp} \text{ вазн билан} \right) \rightarrow y_j = b_{j_0} + b_{j_1} x_1 + \dots + b_{j_n} x_n. \quad (3)$$

3. Чиқиши норавшан термлар кўринишдаги жараён ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлашнинг норавшан модели:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, w_{jp} \text{ вазн билан} \right) \rightarrow y_j = r_j, j = \overline{1, M}. \quad (4)$$

Сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан мантикий моделини қуришда етти қадамдан иборат норавшан кластерлаш алгоритми ишлаб чиқилди.

Норавшан модел қуришда турли тегишлилик функциялари ҳолатида нейрон тўрлари ҳамда арилар колонияси алгоритми асосида модел параметрларини созлаш, яъни мантикий норавшан моделни ўқитиш масалалари ечилган. Ўқитишнинг моҳияти норавшан аппроксимациялар натижалари ва объектнинг ҳақиқий хусусиятлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи оптималлаштириш масаласини ечишдан иборат.

Сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан мантикий модели параметрларини нейрон тўрлари ҳамда арилар колонияси алгоритмлари билан созлаш мутлақо янгича сифат касб этади. Бундай созлаш натижасида олинадиган модел интеллектуал хусусиятга эга бўлади. Диссертация ишида тегишлилик функциялари гаусс шаклидаги, кўнғироксимон, параболик кўринишдаги, учбурчак шаклдаги ва трапеция шаклдаги турларга эга бўлганда модел параметрларини нейрон тўрлар ҳамда арилар колонияси алгоритмлари билан созлаш жараёни кўриб ўтилган.

1. Нейрон тўрлари асосида сушт шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш модели параметрларини созлаш:

Ўқитиш учун нейрон тўрлар назариясида қўлланилувчи

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (y_j - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min \quad (5)$$

мезонни минималлаштирувчи турли тегишлилик функциялари бўлган ҳолатдаги рекуррент муносабатлар тизимидан фойдаланилди (1-жадвалга қаранг).

Турли тегишлилик функциялари бўлган ҳолатдаги модел параметрларини
созлаш рекуррент муносабатлари

Тегишлилик функцияси	Рекуррент муносабатлар
<p>Гаусс туридаги:</p> $\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp}) \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})^2 \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^3}.$
<p>Кўнғироқсимон:</p> $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(\sigma_i^{jp})^2 (x_i^* - c_i^{jp})}{((\sigma_i^{jp})^2 + (x_i^* - c_i^{jp})^2)^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2\sigma_i^{jp} (x_i^* - c_i^{jp})^2}{((\sigma_i^{jp})^2 + (x_i^* - c_i^{jp})^2)^2}.$
<p>Параболик кўринишдаги:</p> $\mu(x) = 1 - \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})}{(\sigma_i^{jp})^2},$

	$\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})^2}{(\sigma_i^{jp})^3}.$
<p>Учбурчаксимон кўринишдаги:</p> $\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x \leq c, \\ 0, & \text{бошка холларда.} \end{cases}$	$a_i^{jp}(t+1) = a_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{x_i - b_i^{jp}}{(b_i^{jp} - a_i^{jp})^2},$ $c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{x_i - b_i^{jp}}{(b_i^{jp} - c_i^{jp})^2},$ <p>агар $a \leq x \leq b$ бўлса,</p> $b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{a_i^{jp} - x_i}{(b_i^{jp} - a_i^{jp})^2},$ <p>агар $b \leq x \leq c$ бўлса,</p> $b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{c_i^{jp} - x_i}{(b_i^{jp} - c_i^{jp})^2}.$

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

2. Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан модели параметрларини арилар колонияси – эволюцион алгоритми асосида сошлаш жараёни кўриб ўтилади. Ушбу алгоритм арилар колониясидаги ариларнинг ҳаракат хусусиятларидан келиб чиққан ҳолда ишлаб чиқилган.

Арилар колонияси алгоритми асосида модел параметрларини сошлашнинг асосий моҳияти модел чиқиш натижалари ва объектнинг ҳақиқий хусусиятлари ўртасидаги фарқни энг кам даражага келтирувчи модел параметрлари қийматларини танлаб олишдан иборат. Ушбу алгоритмни кўйидаги 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 ракси. 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 - ракс тушаётган i – кузатувчи ари томонидан топилган нектарнинг нисбий фойдалилиги, сифати ва миқдорини кўрсатувчи катталиқ.

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

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. NB матрицани шакллантириш. Кузатувчи арилар WG маълумотлар асосида нектарларни ташийди ва энг оптимал қийматларни берувчи натижа аниқланиб `best` ўзгарувчига ўзлаштирилади. Олинган натижалар NB матрицага сақланади.

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

7-қадам. Параметрларнинг оптимал қийматларини аниқлаш.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (f_j(w, a, b, c, d) - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min$$
 мезон шарти бажарилган ҳолатда ёки ўрнатилган `maxNumberCycles` қадамлар сонигача такрорланишлар амалга оширилган ҳолатда WG дан параметрларнинг энг оптимал қийматлари аниқланади. Бу ерда $f_j(w, a, b, c, d)$ - ишлаб чиқиладиган модел чиқиши, w –

қоидалар вазнлари, \hat{y}_j - объектнинг ҳақиқий хусусиятлари, a , b ва c тегишлилик функциялари параметрлари.

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

Алгоритмнинг ҳар бир қадамида модел параметрларининг қийматлари ўз оптимал қийматига яқинлашиб боради.

Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделини қуриш жараёнида бир қатор мезонларни қаноатлантирувчи оптимал модел қуриш талаб этилади.

Диссертациянинг учинчи **“Норавшан моделларни қуриш жараёнида шаклланган кўпмезонли оптималлаштириш масалаларини ечиш алгоритмини ишлаб чиқиш”** бобида суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан қоида хулосаларига асосланган мантиқий моделини норавшан кластерлаштириш усули ёрдамида қуриш алгоритмини ишлаб чиқиш ва модел қуришда шаклланган кўп мезонли норавшан оптималлаштириш масаласини ечиш кўриб ўтилган.

Норавшан мантиқий модел параметрларини созлаш алгоритми икки босқичдан иборат. Биринчи босқичда объект чиқишининг тўрнинг берилган архитектурасига мос бўлган модел қийматлари (y) ҳисобланади. Иккинчи босқичда эса оғишлар қиймати (E) ҳисобланади ва тегишлилик функцияси параметрлари ҳисобланади.

Бу жараёнда энг юқори қийматларни берувчи функциялар ёрдамида норавшан қоида хулосаларидан иборат (2)-(4) кўринишдаги модел қурилади. Бунда b_{ji} ($i=1,2,\dots,m; j=0,1,2,\dots,t$) коэффициентлар қийматларини топиш талаб этилади.

Модел чизикли бўлган ҳолатида $t=n$, ночизикли бўлган ҳолатда эса $t=Q$ бўлади.

Топилган коэффициентлар қийматлари (5) квадратик четланишни минималлаштирувчи қийматлар ҳисобланади.

Кирувчи $X_r = (x_{r,1}, x_{r,2}, \dots, x_{r,n})$ вектор қуйидагича норавшан чиқишга эга

бўлади:
$$y_r = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j} \cdot (x_r) \cdot y_j}{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j} \cdot (x_r)}$$
. j -қоида хулосасининг бажарилиш даражаси

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

$$\beta_{jr} = \frac{\mu_{y_j}(x_r)}{\sum_{k=1}^m \mu_{y_k}(x_r)}$$
 ифода орқали эса X_r кирувчи вектор учун j -қоида

хулосасининг бажарилиш нисбий даражаси аниқланади.

У ҳолда:

а) чиқиши чизикли боғланиш кўринишида бўлганида:

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

б) чиқиши ночизикли боғланиш кўринишида бўлганида:

$$y_r = \sum_{j=1}^m \beta_r y_j = \sum_{j=1}^m (\beta_{r_j} b_{j_0} + \beta_{r_j} b_{j_1} \cdot x_{r_1} + \dots + \beta_{r_j} \cdot b_{j_n} \cdot x_{r_n} + \dots + \beta_{r_j} \cdot b_{j_{(h-1)n+1}} \cdot x_{r_{(h-1)n+1}} + \dots + \beta_{r_j} \cdot b_{j_n} \cdot x_{r_n}).$$

β_{r_j} параметрнинг қийматлари тегишлилик функциясининг турига боғлиқ равишда турлича ҳисобланади (2-жадвалга қаранг):

2-жадвал.

Турли тегишлилик функциялари бўлган ҳолда β_{r_j} параметрни ҳисоблаш

Тегишлилик функцияси	β_{r_j} параметр қиймати
Гаусс туридаги: $\mu(x) = \exp\left[-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right]$	$\beta_{r_j} = \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^m \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right]$.
Қўнғироқсимон: $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^t \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2} / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2}$.
Параболик кўринишдаги: $\mu(x) = 1 - \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2$	$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^t \left[1 - \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[1 - \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right]$.
Учбурчаксимон кўринишдаги: $\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x \leq c, \\ 0, & \text{бошқа ҳолларда.} \end{cases}$	$\beta_{r_j} = \begin{cases} \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - a_{ij}}{b_{ij} - a_{ij}}\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - a_{ik}}{b_{ik} - a_{ik}}\right], & \text{агар } a \leq x \leq b, \\ \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{b_{ij} - c_{ij}}\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{b_{ik} - c_{ik}}\right], & \text{агар } b \leq x \leq c. \end{cases}$

Қуйидагича белгилашни киритамиз:

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T, \hat{Y} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_M)^T,$$

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

У ҳолда (5) масала қуйидаги матрица кўринишига келтириб олинади: қуйидаги шарт қаноатлантирувчи B вектор топилсин:

$$E = (Y - \hat{Y})^T \cdot (Y - \hat{Y}) \rightarrow \min. \quad (6)$$

Ушбу (6) масала қуйидаги тенглама орқали ифодаланади:

$$Y = A \cdot B.$$

Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделини куриш жараёнида кўпмезонли оптималлаштириш масаласи вужудга келади.

Умумий ҳолда кўп мезонли оптималлаштириш масаласи қуйидаги кўринишга эга бўлади:

$$f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_q(x)]^T \rightarrow \min, x \in X \quad (7)$$

бу ерда

$$f_k(x) = \sum_{j=1}^n c_{kj} x_j, \quad k \in Q = \{1, 2, \dots, q\}, \quad x = \{x \in R^n \mid Ax \subset K, x \geq 0\}, \quad K = \{y \mid y \in R^m, y \leq b\}$$

Норавшан мақсадга эга бўлган кўп мезонли оптималлаштириш масаласи қуйидаги шартни қаноатлантирадиган x ни топишни назарда тутади:

$$\tilde{g}_k = \{z \mid z \in R^Q, z \leq g_k\}, \quad f_k(x) \subset \tilde{g}_k, \quad k = 1, 2, \dots, Q, \quad x \in X, \quad (8)$$

$$\mu_k(f_k(x)) = \begin{cases} 1, & f_k(x) \leq g_k; \\ 1 - \frac{f_k(x) - g_k}{t_k}, & g_k \leq f_k(x) \leq g_k + t_k; \\ 0, & f_k(x) \geq g_k + t_k. \end{cases} \quad (9)$$

Бу ерда \tilde{g}_k - норавшан тўплам.

(8) норавшан масалани ечиш ҳар бир λ кесимда қуйидаги равшан масалани ечишга айлантирилиши мумкин:

$$\lambda \rightarrow \max, \mu_k(f_k(x)) \geq \lambda, \quad x \in X.$$

Агар барча u лар учун $\mu_k(f_k(y)) \leq \mu_k(f_k(x^0))$ ва ҳеч бўлмаганда битта u учун $\mu_s(f_s(y)) < \mu_s(f_s(x^0))$ 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.

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 $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)]$ ни қабул қилишда фақат ва фақат барча $k \in \{1, \dots, Q\}$ лар ва ҳеч бўлмаганда битта $s \in \{1, \dots, Q\}$ учун

$$\mu_k(f_k(x^0)) \leq c^k, \quad \mu_s(f_s(x^0)) < c^s$$

тенгсизлик бажариладиган $\gamma \in R^Q$ вектор мавжуд бўлган ҳолдагина яхшиланувчан ҳисобланади, бу ерда $c^k = c - \gamma_k$, $c = \max_y \min_k [\mu_k(f_k(y)) + \gamma_k]$

2-тасдиқ. Айтайлик, $f_k(y)$ нинг (9) даги сингари аниқланадиган $\mu_k(f_k(y))$ тегишлилик функцияси, x^0 - масаланинг яхшиланаётган оптимал ечими бўлсин:

$$\sum_{k=1}^Q \gamma_k \rightarrow \max, \mu_k(f_k(x)) - \gamma_k \geq \lambda^*, k = 1, \dots, Q, x \in X, \gamma_k \geq 0. \quad (9)$$

У ҳолда $x^0 \in X$ ечим (7) масаланинг Парето – оптимал ечимидир..

Диссертациянинг тўртинчи “**Оптималлаштириш масаласини параллел ҳисоблаш алгоритмлари асосида ечиш**” бобида оптималлаштириш масаласини ечишда параллел ҳисоблаш технологияларига асосланган алгоритмлар ишлаб чиқиш жараёни кўриб ўтилган. Бунда оптималлаштириш масалаларини параллел ҳисоблаш технологияларидан фойдаланган ҳолда ечиш учун рекуррент нейрон тўрлар – Хопфилд тўри ва модификацион нейрон тўрларига асосланган алгоритмлар ҳамда арилар колонияси алгоритмлари ишлаб чиқилган.

Бугунги кунда аксарият оптималлаштириш масалалари, шунингдек комбинаторли оптималлаштириш масалалари NP-тўла мураккабликка эга бўлган масала ҳисобланади. Ушбу оптималлаштириш масалаларини ечишда нейрон тўрли ёндашувдан фойдаланиш оптимал ечимга эришиш жараёнини сезиларли даражада тезлаштиради. Берилган коммивояжер - оптималлаштириш масаласи учун Хопфилд нейрон тўрининг мақсад функцияси қурилади.

Биз аниқ бир оптималлаштириш масаласини параллел ҳисоблаш технологиялари ёрдамида ечишда, масалани 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 оптимал қиймат олгани ва бу қийматни берган шахарлар 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 олинган натижалар таҳлили таклиф этилаётган алгоритмларимиз 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 модефикацияцион нейрон тўр алгоритми ишлаб чиқилди.

Кўйилган оптималлаштириш масаласини ечиш учун қуйидаги дифференциал тенглама билан ифодаланадиган рекуррент нейрон тўр таклиф қилинади:

$$\frac{\partial u_{ij}(t)}{\partial t} = -\eta \left(\sum_{k=1}^n x_{ik}(t) + \sum_{l=1}^n x_{lj}(t) - 2 \right) + \lambda r_{ij} \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right), \quad (10)$$

бу ерда $x_{ij} = \varphi(u_{ij}(t))$, $\varphi(u) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta u)}$.

Кўриниб турибдики, ушбу ҳолда ҳам Хопфильд тўридаги каби $n \times n$ ўлчамли матрица вужудга келади. Аммо ушбу ҳолда нейронлар “ҳар бири

хар бири билан” тамойили бўйича эмас, балки сатрлар ва устунлар бўйича ўзаро таъсирлашадилар. Маълумки, ушбу масалани Хопфильд тўри ёрдамида ечишда n^4 тагача итерацион ҳисоблашлар амалга оширилиши мумкин. Таклиф этилаётган модефикацияон нейрон тўрдан фойдаланилган ҳолда эса итерацион ҳисоблашлар сонини Хопфильд тўридагига нисбатан n^2 мартагача камайтириш мумкин.

Таклиф этилаётган нейрон тўр ёрдамида ечиш учун (10) тенгламанинг чекли айирмаларга асосланган вариантыни қуйидаги кўринишда ифодалаш мумкин:

$$u_{ij}^{t+1} = u_{ij}^t - \Delta t \cdot \left[\eta \left(\sum_{k=1}^n x_{ik}(t) + \sum_{l=1}^n x_{lj} - 2 \right) - \lambda r_{ij} \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \right], \quad (11)$$

бу ерда Δt - вақт бўйича қадам ва ушбу параметр қиймати $[0,1]$ ораликдаги қийматларни олиши мумкин. $\eta, \lambda, \tau, \beta$ параметрлар эса тажрибалар асосида танлаб олинади ва масала ечимига эришиш тезлиги ва ушбу ечим сифатига жиддий таъсир кўрсатади. Кузатишларнинг кўрсатишича $\eta = \frac{1}{t}$ бўлганда самарали натижа олиш имконияти ортар экан. Бунда t – итерацион қадамлар сони.

Олинган натижалар таҳлили шуни кўрсатдики, таклиф этилаётган сунъий нейрон тўрли алгоритмларимиз натижалари Хопфильд нейрон тўри асосида қурилган алгоритмларимиз натижаларига нисбатан ишлаш тезлиги ва кам ҳисоблаш ресурсларини талаб қилиш хусусиятлари бўйича самаралироқ экан.

Параллел ҳисоблаш технологияларида арилар колонияси алгоритми ёрдамида оптималлаштириш масаласини ечиш сезиларли даражада тез ва самарали натижа беришини кузатиш мумкин.

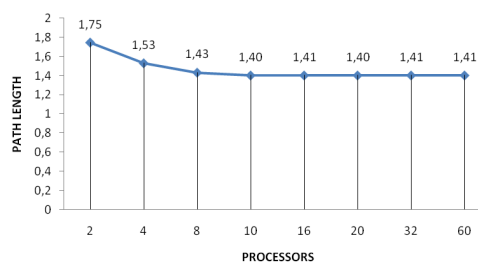
Солиштириш мақсадида коммивояжер тест масаласини Хопфильд нейрон тўри ва арилар колонияси алгоритмлари ёрдамида параллел ҳисоблаш технологиясида ечиш жараёнлари кўриб ўтилди.

Масалаларни параллел ҳисоблаш технологиясида ечишда бир марта уруниш асосида оптимал ечимни олиш кўзда тутилган. Бунда ечилаётган масаланинг сифатини, ишончлилигини ошириш мақсадида бир дастур, масала тўлалигича бир нечта процессорларга юклатилди. Процессорлардан олинган ечимлар орасидан энг мақбул (оптимум) ечим қабул қилинади.

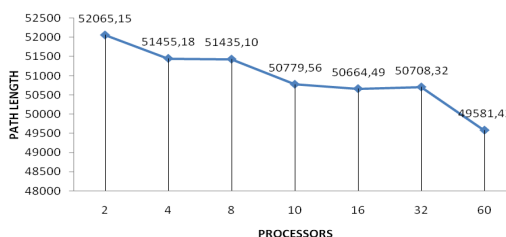
Ушбу масалани ечиш учун Java дастурлаш тилида FMPJ кутубхонасидан фойдалди. Масалани ечишда икки процессорли ва икки ядроли параметрларга эга бўлган 15 та компютердан (жами 60 та процесс) фойдаланилди.

Ушбу масалани Хопфильд нейрон тўри учун тугун нуқталар сони 10 та бўлганда, арилар колонияси алгоритми учун эса тугун нуқталар сони 1000 бўлган ҳоллар учун ҳисоблаш экспериментлари ўтказилти.

Қуйида (2,3-расмларга қаранг) Хопфильд тўри ёрдамида ва арилар колонияси алгоритмлари ёрдамида олинган натижалар график тасвири келтирилган:



2 – расм. Хопфилд тўри ёрдамида олинган натижалар: Оптимал йўналиш узунлигини процессорлар сонига боғлиқлик графиги



3 – расм. Арилар колонияси алгоритми ёрдамида олинган натижалар: Оптимал йўналиш узунлигини процессорлар сонига боғлиқлик графиги

Диссертациянинг бешинчи “**Норавшан қоида хулосаларига асосланган интеллектуал таҳлиллаш моделини куриш дастури асосида ҳисоблаш экспериментларини ўтказиш**” бобида султ шаклланган жараёнлар ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлашнинг норавшан қоида хулосаларига асосланган мантиқий моделини куриш дастури ёрдамида ҳисоблаш эксперименти натижалари келтирилган.

Ишлаб чиқилган дастур ёрдамида бир қатор ирис гули масаласи (Iris Data Set), шиша масаласи (Glass Identification Data Set), диабет хасталигини ташхис қилиш масаласи (Pima Indians Diabetes), экология масаласи (Ecoli Data Set), хаберман масаласи (Haberman's Survival Data Set), вино масаласи (Wine Data Set), жигар масаласи (Liver) каби масалалари (3-жадвалга қаранг) устида синфлаштириш ва баҳолаш масалалари ечилди ва мавжуд бошқа модел ва алгоритмлар натижалари билан солиштирма таҳлил ўтказилди .

3-жадвал.

Модел масалаларнинг параметрлари

Масаланинг номи	Синфлар сони	Белгилар сони	Объектлар сони
Шиша (Glass)	7	9	214
Хаберман (Haberman)	2	4	306
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

Тажрибавий тадқиқотни амалга ошириш учун нейроноравшан 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 сошлаш орқали қоидалар тўпламини қисқартириш баробарида юқори самарадорликка (таниб олишнинг юқори фоиздаги кўрсаткичига) эришувчи баҳолаш нейроноравшан моделини қуриш.
- турли масалаларда олинган натижаларнинг қиёсий таҳлилини жадвалли ва графикли кўринишда амалга ошириш.

Таклиф қилинаётган усул ва мавжуд усуллар ёрдамида шиша, ирис ва вино масалалари ечилди ҳамда олинган натижалар солиштирилди (4-жадвалга қаранг).

4-жадвал.

Таклиф этилаётган усулнинг мавжуд усуллар билан солиштирама натижалари

Масала	Таклиф этилган усул	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 GBC (Gravitation Based Classification) алгоритми, SVM алгоритми ва биз таклиф қилаётган усулларнинг турли даражадаги натижалари солиштирилган (5-жадвалга қаранг).

5-жадвал.

Таклиф этилаётган усулнинг мавжуд усуллар билан солиштирама натижалари

	Таклиф этилган усул			GBC			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	82.1	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

Биз таклиф этаётган усулнинг самарадорлигини кўрсатиш мақсадида диабет масаласини таклиф этилган усул ва мавжуд усуллар ёрдамида олинган

Таклиф этилаётган усулнинг мавжуд усуллар билан солиштира
натижалари

Масала	Таклиф этилаётган усул	DGC	Fuzzy integral-based perceptron	SAMGA
Диабет (Pima)	87.2	81.82	74.81	73.00

натижалар билан солиштирилди (6-жадвалга қаранг). Натижада биз таклиф қилаётган норавшан модел кўрилган ушбу масалада бошқа усулларга нисбатан яхшироқ натижа берди.

Синов жараёнлари ҳар бир масала учун 10 (10x10) мартали cross-validationдан фойдаланган ҳолда амалга оширилган.

Таклиф этилаётган усулнинг натижалари бошқа бир қатор синфлаштириш усуллари натижаларига (жумладан CBA, GBC, SGF, SAMGA, C4.5-type, 1NN, KNN, Fuzzy integral based perceptron, Conventional RBF network, GARC ва SVM классификаторлар) қараганда аниқлиги юқорилик эканлиги кузатилди.

Норавшан қоида хулосаларига асосланган модел қуриш дастури ёрдамида тиббиётдаги амалий “Туғруқча ва туғруқдан кейинги оналар ўлими” масаласи ечилди. Ушбу масалада оналарни туғруқча ва туғруқдан кейинги вақтдаги ўлимини 67 белги асосида баҳолаш, синфлаштириш ва башоратлаш масаласи ечилди.

Натижада синфлаштириш жараёнида 12,5–3% гача синфлаштиришдаги хатоликлар кузатилди. Норавшан модел асосида ушбу масала ечилганида ундаги хатолик даражаси сезиларли даражада катта бўлди. Қуйида (7-жадвалга қаранг) таклиф этилаётган усул ва норавшан модел асосида олинган натижалар солиштира таҳлили келтирилди:

Таклиф этилаётган усул ва норавшан модел асосида олинган
натижаларнинг солиштира таҳлили

	Қуйи	Ўрта	Яхши
Таклиф этилган усул	87.5%	93.75%	96.9%
Норавшан	54%	57%	75%

Одатда тиббиётдаги масалаларда синфлар бир-бири билан кесишади, ёки бир-бирига суқулиб кирган бўлади. Бундай ҳолларда равшан усуллар ёрдамида синфлаштириш масаласи ечилганида самарали натижа бермаслиги мумкин. Якуний таҳлил шуни кўрсатдики, таклиф этилган гибрид усуллар суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш масалаларини ечишда самарали натижалар бериши мумкин экан.

ХУЛОСА

Диссертация ишининг асосий натижаларининг таҳлили куйидаги хулосаларни келтириб чиқарди.

1. Суст шаклланган тизимларда синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларининг норавшан моделларини қуриш муаммоларини тизимли таҳлил қилиниши уларни ечиш усулларини ишлаб чиқиш долзарблиги ва заруратини асослаб беради.

2. Математик таҳлил натижаси тадқиқот предмети тўғрисидаги жорий маълумотнинг моделлаштириш жараёнида қай даражада мақсадли ишлатилганлигини, яъни модел адекватлигини таъминлаш муҳим аҳамиятга эга эканлигини кўрсатади.

3. Жараён ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг норавшан моделини қуриш алгоритми жараён ҳақидаги маълумотлар суст шакллантирилганлик, норавшанлик хусусиятларига эга бўлганда синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечиш имконини беради.

4. Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш норавшан моделини қуриш жараёнида шаклланувчи норавшан кўпмезонли оптималлаштириш масалаларини таҳлил қилиш норавшан ахборотлар ҳолатида жараён ҳолатини синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш моделларини қуриш жараёнида шаклланувчи кўпмезонли оптималлаштириш масалаларини ечиш имконини яратади.

5. Ишлаб чиқилган алгоритмлар, яратилган дастурий воситалар асосида модели синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларини ечиш бўйича экспериментал тадқиқотлар ўтказилиши ҳамда уларни мавжуд алгоритмлар натижалари билан солиштирилиши таклиф этилаётган усуллар самарадорлигини кўрсатади.

6. Норавшан ахборотлар шароитида жараён ҳолатини интеллектуал таҳлиллашнинг синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш моделини норавшан кластеризация усули асосида қуришдан олинган натижалар таҳлили шуни кўрсатдики, норавшан ёндашув ҳар қандай таянч маълумотларга суянишни ва аниқлик даражаси ҳамда бошланғич маълумотларнинг мавжудлиги бўйича адекват норавшан ечимни олишни таъминлайди.

7. Норавшан модел қуриш жараёнида шаклланган норавшан кўпмезонли оптималлаштириш масаласи ечимларини яхшиланувчанлик хусусиятларини аниқланиши бир қатор амалий масалаларни ечишда самарали натижа олишга кўмак беради.

8. Суст шаклланган жараёнлар ҳолатини интеллектуал таҳлиллаш моделларини қуриш алгоритмларини ишлаб чиқиш амалий синфлаштириш, баҳолаш ва башоратлаш масалаларининг самарали ечимини олиш имконияти мавжудлигини кўрсатади.

**НАУЧНЫЙ СОВЕТ ПО ПРИСУЖДЕНИЮ УЧЕНОЙ СТЕПЕНИ
ДОКТОРА НАУК 16.07.2013.Т/ФМ.29.01 ПРИ ТАШКЕНТСКОМ
УНИВЕРСИТЕТЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И
НАЦИОНАЛЬНОМ УНИВЕРСИТЕТЕ УЗБЕКИСТАНА**

**ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

МИНГЛИКУЛОВ ЗАФАР БОЗОРОВИЧ

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА СОСТОЯНИЙ
СЛАБОФОРМАЛИЗУЕМЫХ ПРОЦЕССОВ**

**05.01.03 – Теоретические основы информатики
(технические науки)**

АВТОРЕФЕРАТ ДОКТОРСКОЙ ДИССЕРТАЦИИ

Ташкент – 2016

Тема докторской диссертации зарегистрирована за № 30.06.2015/B2015.2.T531 в Высшей аттестационной комиссии при Кабинете Министров Республики Узбекистан.

Докторская диссертация выполнена в Ташкентском государственном техническом университете и Ташкентском университете информационных технологий.

Полный текст докторской диссертации размещен на веб-странице научного совета по присуждению учёной степени доктора наук 16.07.2013.T/FM.29.01 при Ташкентском университете информационных технологий и Национальном университете Узбекистана по адресу www.tuit.uz.

Автореферат диссертации на трех языках (узбекский, русский, английский) размещен на веб-странице по адресу www.tuit.uz и Информационно-образовательном портале «ZIYONET» по адресу www.ziyonet.uz

Научный консультант: Мухамедиева Дилноз Тулкуновна
доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты: Усманов Ришат Ниязбекович
доктор технических наук

Набиев Озод Маликович
доктор технических наук, профессор

Рахимов Шавкат Хударгенович
доктор технических наук, профессор

Ведущая организация: Ташкентский государственный технический университет

Защита диссертации состоится «26» февраля 2016 г. в 14⁰⁰ часов на заседании научного совета 16.07.2013.T/FM.29.01 при Ташкентском университете информационных технологий и Национальном университете Узбекистана. (Адрес: 100202, Ташкент, ул. Амира Темура, 108. Тел.: (99871) 238-64-43; факс: (99871) 238-65-52; e-mail: tuit@tuit.uz).

С докторской диссертацией можно ознакомиться в Информационно-ресурсном центре Ташкентского университета информационных технологий (регистрационный номер №___). Адрес: 100202, Ташкент, ул. Амира Темура, 108. Тел.: (99871) 238-65-44.

Автореферат диссертации разослан «25» января 2016 года.
(протокол рассылки №___ от «25» января 2016 г.).

Х.К.Арипов
Председатель научного совета по присуждению
учёной степени доктора наук,
д.ф.-м.н., профессор

М.С.Якубов
Ученый секретарь научного совета по присуждению
учёной степени доктора наук, д.т.н., профессор

Т.Ф.Бекмуродов
Председатель научного семинара при Научном
совете по присуждению учёной степени доктора
наук, д.т.н., академик

Введение (аннотация докторской диссертации)

Актуальность и востребованность темы диссертации. Эксперты Synergy Research отметили, что общий объём рынка нейронных сетей к 2005 году превысил 10 млрд. долларов, в 2014 году объём облачных сервисов составил более 17 млрд. долларов, увеличившись на 45% в годовом исчислении¹. А также, в первом квартале 2015 года объём рынка сервисов, предназначенных для развертывания облачных инфраструктур, превысил \$5 млрд., где доля Amazon Web Services составила 29%. За счет динамического увеличения продаж облачных услуг в январе-марте 2015 года доходы Google увеличились на 74%, IBM – на 56%, а доходы Salesforce.com поднялись на 34%. Таким образом, в 2018 году на рынке публичных облачных сервисов будут иметь место инвестиции в размере \$127,5 млрд., а их размер к этому времени будет увеличиваться в среднем на 22,8% в год, что в шесть раз больше прогнозируемого роста глобального ИТ-рынка².

Выявление скрытых закономерностей, классификация данных, прогнозирование протекания процессов, а также анализ изучаемого процесса при больших объемах данных, описывающих состояние слабоформализуемых процессов, и в условиях их неопределенности являются основными задачами интеллектуального анализа данных. Для таких процессов, характеризующихся нечеткостью ситуаций внешней и внутренней среды, т.е. нестохастичностью и неполнотой исходной информации, обычно невозможно построить простую адекватную математическую модель. Информация о параметрах таких процессов обычно выражается экспертами в виде слов и предложений, т.е. в лингвистической форме. В таких случаях при моделировании, принятии решений и управлении целесообразно использовать средства технологии мягких вычислений (Soft Computing).

Гибридная система, полученная на основе объединения компонентов технологии мягких вычислений – нечеткой логики, нейронных сетей и эволюционных алгоритмов, будет обладать тем же интеллектуальным свойством, что и применение знаний на естественном языке. В связи с этим разработка алгоритмов и программ построения нечетких моделей задач классификации, оценки, прогнозирования и принятия решений, основанных на нечетких правилах вывода, нейронных сетях и эволюционных алгоритмах является актуальной задачей.

Следовательно, возникает необходимость разработки методов и алгоритмов решения задач интеллектуального анализа данных, то есть задач построения нечетких моделей классификации, оценки и прогнозирования на основе метода нечеткой кластеризации, настройки параметров модели с помощью нейронных сетей и эволюционных алгоритмов, а также нечеткой многокритериальной оптимизации, возникающей при построении модели.

Данное диссертационное исследование направлено на решение задач, установленных Законом Республики Узбекистан «Об электронном правительстве» за № ЗРУ-395 от 9 декабря 2015 года, Постановлениями

¹ <http://www.intuit.ru/studies/courses/3735/977/lecture/14689?page=2>

² <http://www.tadviser.ru/index.php>

Президента Республики Узбекистан «О мерах по дальнейшему внедрению информационно-коммуникационных технологий в реальный сектор экономики» за № ПП-2158 от 3 апреля 2014 года, «О мерах по дальнейшему развитию Национальной информационно-коммуникационной системы Республики Узбекистан» за № ПП-1989 от 27 июня 2013 года, а также Постановлением Кабинета министров Республики Узбекистан «О мерах по формированию центральных баз данных физических и юридических лиц и внедрению единой информационной системы идентификации пользователей системы “Электронное правительство”» за № 365 от 17 декабря 2015 года.

Соответствие исследования приоритетным направлениям развития науки и технологий республики. Диссертационная работа выполнена в соответствии со следующими приоритетными направлениями развития науки и технологий: ППИ-17 – «Разработка современных информационных систем, интеллектуальных средств управления и обучения, научно-технических баз данных и программных продуктов, обеспечивающих широкое развитие и внедрение информационных и телекоммуникационных технологий»; ППИ-5 – «Разработка информационных технологий, телекоммуникационных сетей, аппаратно-программных средств, методов и систем интеллектуального управления и обучения, направленных на повышение уровня информатизации общества».

Обзор зарубежных научных исследований по теме диссертации. На сегодняшний день в научных центрах и высших учебных заведениях развитых стран мира проводятся широкомасштабные научные исследования в области моделирования слабоформализованных объектов и процессов, распознавания образов в условиях неопределенности, построения интеллектуальных систем, поддержки принятия решений и базы знаний и управления в робототехнике, нечеткого моделирования, теории нечетких логических выводов, применения методов и средств “мягких вычислений” в различных прикладных системах, нейронных сетей и эволюционных вычислений, в частности, Apple, IBM, E.piphany, SAS, Silicon Graphics, SPSS, Oracle Data Mining, Oracle, UNICA, SQL Server Data Mining (США), Angoss, Cognos, STATISTICA Data Miner (Канада), humanIT Software GmbH, BonaVista Systems (Германия), mentigrafica infovis solutions (Италия), Acknosoft, SIPINA (Франция), GR Brains (Индия), Marcom (Китай), NeuroShell, PolyAnalyst (Россия), Jooble (Украина), AL11, AL12, AL13, ESPLAN (Азербайджан).

Проведенные исследования по разработке и практическому применению нечетких моделей интеллектуального анализа показали, что в области разработки методов и алгоритмов моделей классификации, оценки и прогнозирования в условиях нечетких знаний в мире получены, в частности, следующие результаты: разработаны методы классификации и прогнозирования в условиях нечетких знаний «Attar Software Ltd.» (Великобритания); реализованы методы эволюционного программирования в системе «PolyAnalyst, Unica» (США); разработан метод структурирования

задачи в виде графа, позволяющий классифицировать данные или осуществлять анализ последствий решений, и этот метод реализован в «C5.0, RuleQuest» (Австралия), реализован метод построения логических моделей прогнозирования на основе нечеткой кластеризации в «Clementine, Integral Solutions» (Великобритания); в «SIPINA, University of Lyon» (Франция) решена задача многокритериальной оптимизации в условиях неопределенности; настройка параметров нечеткой модели с помощью нейронных сетей реализована в «IDIS, Information Discovery» (США); разработаны методы построения моделей интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов с помощью нейронных сетей в «NeuroShell, Ward Systems Group» (Россия).

В области разработки систем интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов на сегодняшний день проводятся исследования в таких приоритетных направлениях как применение нестандартных подходов на основе средств технологии “мягких вычислений”, обработка данных большого объема, переход от численных вычислений к лингвистическим вычислениям, теории нечеткого моделирования и нечеткого логического вывода и определение области их применения, гибридные методы на основе нейронных сетей и эволюционных алгоритмов.

Степень изученности проблемы. Задачи нечеткой логики, разработки алгоритмов настройки нейронных сетей и эволюционных алгоритмов, перехода от численных вычислений к лингвистическим вычислениям и использованию натуральных языков в обработке данных, принятии решений и управлении, теории возможностей и ее применения в интеллектуальных системах, теории нечеткого моделирования и нечетких логических выводов, применения мягких вычислений, нейронных сетей и эволюционных вычислений в промышленных системах, разработки методов принятия решений в условиях неопределенности, ситуационного управления и интеллектуальных гибридных систем рассмотрены в работах ряда ученых: Л.Заде, А.Дюбуа, А.Прада, Е.Мамдани, М.Сугено, Т.Такахи, М.Джамшиди, Н.Н.Моисеева, С.А.Орловского, Э.Мушника, О.И.Ларичева, Г.С.Поспелова, Д.А.Поспелова, Р.А.Алиева и других.

Также большой вклад в развитие теории интеллектуального анализа данных, нечетких множеств, нечетко-стохастического математического моделирования внесли отечественные ученые: Камилов М.М., Бекмуратов Т.Ф., Абуталиев Ф.Б., Марахимов А.Р., Нусратов Т.С., Рахматуллаев М.А., Игнатъев Н.А., Усманов Р.Н., Мухамедиева Д.Т. Несмотря на это, не рассмотрены задачи разработки алгоритмов построения нечетких моделей интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов при нелинейной зависимости входных и выходных данных, построения многоагентной оптимизации параметров создаваемой нечеткой модели, в частности, алгоритма настройки параметров с помощью гибридного метода, основанного на нейронных сетях и алгоритме эволюционного пчелиного роя.

Вместе с тем, вопросы разработки модифицированных гибридных методов и алгоритмов построения логических моделей для интеллектуального анализа состояний слабоформализуемых процессов, основанных на нечетких правилах вывода, с помощью метода нечеткой кластеризации с применением нейронных сетей и алгоритма пчелиного роя для настройки параметров этих моделей недостаточно исследованы.

Связь диссертационного исследования с планами научно-исследовательских работ высших учебных заведений. Результаты данного диссертационного исследования отражены в следующих фундаментальных и прикладных проектах, выполненных в Центре разработки программных продуктов и аппаратно-программных комплексов при Ташкентском университете информационных технологий: ФА-Ф1-Ф015+Ф056 «Теоретические основы интеллектуальных систем обработки информации в условиях неопределенности и распознавании образов» (2007-2012 гг.); ФА-А17-Ф006 «Алгоритмическое обеспечение адаптивной распознающей системы интеллектуального анализа данных в условиях неопределенности информации об объектах» (2009-2012 гг.); А5-ФА-Ф019 «Программно-алгоритмический инструментарий систем поддержки принятия решений, основанных на нечетко-множественных подходах» (2012-2014 гг.).

Цель исследования заключается в разработке гибридных методов и алгоритмов построения моделей интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов на основе метода нечеткой кластеризации, настройки параметров этих моделей с помощью нейронных сетей и эволюционного алгоритма пчелиного роя.

Для достижения цели сформулированы следующие **задачи исследования:**

формирование задач интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов;

разработка алгоритмов логических моделей классификации, оценки и прогнозирования, основанных на нечетких правилах вывода, с помощью метода нечеткой кластеризации в слабоформализуемых процессах;

разработка алгоритмов настройки параметров созданной нечеткой логической модели на основе нейронных сетей и алгоритмов пчелиного роя;

разработка алгоритмов решения нечеткой многокритериальной оптимизационной задачи, возникающей при построении нечеткой модели;

разработка программы построения нечетких моделей задач классификации, оценки и прогнозирования;

разработка программного обеспечения для решения нечеткой многокритериальной оптимизационной задачи с помощью технологий параллельных вычислений;

проведение вычислительных экспериментов и анализ их результатов для оценки эффективности разработанных алгоритмов и программного обеспечения.

Объект исследования – задачи интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов.

Предмет исследования – методы, алгоритмы и модели классификации, оценки и прогнозирования интеллектуального анализа состояний объекта в условиях нечеткой информации.

Методы исследований. Теоретические исследования в работе базировались на системном подходе к моделированию слабоформализуемых процессов, теории нечетких множеств, нейронных сетей и эволюционных алгоритмов.

Научная новизна исследования состоит в следующем:

предложены гибридные методы построения нечетких моделей интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов;

разработан алгоритм построения нечеткой логической модели интеллектуального анализа – классификации, оценки и прогнозирования состояния слабоформализуемых процессов на основе метода нечеткой кластеризации;

показана возможность получения нечеткого решения при построении нечеткой логической модели классификации, оценки и прогнозирования состояния слабоформализуемых процессов на основе настройки параметров модели нейронными сетями при различных функциях принадлежности;

показана возможность получения нечеткого решения при построении нечеткой логической модели классификации, оценки и прогнозирования состояния слабоформализуемых процессов на основе настройки параметров модели алгоритмом пчелиного роя при различных функциях принадлежности;

сформирована задача многокритериальной оптимизации в условиях нечеткой информации и разработан алгоритм решения этой задачи;

разработаны критерии и алгоритмы решения задач оптимизации и принятия решения при нечеткой исходной информации, доказан ряд утверждений о свойствах улучшаемости решений в терминах функций принадлежности;

разработана технология построения адекватной нечеткой модели на основе гибридных методов интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов.

Практические результаты исследования заключаются в следующем:

при решении задач оценки и прогнозирования риска банкротства организации с помощью нечеткой модели интеллектуального анализа достигнуты показатели точности 95-98.2%;

при решении задач “Прогнозирование объема производства основных продовольственных продуктов в сельском хозяйстве на основе оптимизации структуры посевных полей на 2011-2013 гг.” и “Прогнозирование объема производства продуктов животноводства в сельском хозяйстве на основе оптимизации структуры животноводческой отрасли на 2011-2013 гг.” в рамках программы “Методика разработки экономико-математической

модели по оптимизации структуры производства аграрного сектора экономики” с помощью разработанной нечеткой модели точность результатов достигнута 92-96,5%;

разработаны алгоритмы настройки параметров нечеткой модели для классификации, оценки и прогнозирования и приведены результаты их применения к задачам оценки и классификации. В процессе решения практических задач (в Ташкентской медицинской академии – задача определения причин и путей снижения летальных случаев среди матерей в до- и послеродовой период) проведены эксперименты и получена точность 92-95%.

Достоверность результатов исследования обосновывается тем, что применены методы и алгоритмы построения нечетких моделей интеллектуального анализа состояний слабоформализуемых процессов, высокая точность при решении прикладных задач классификации, оценки и прогнозирования, результаты теоретических и прикладных исследований и их непротиворечивость.

Научная и практическая значимость результатов исследования. Научная значимость результатов исследований заключается в развитии методов и алгоритмов построения нечетких логических моделей на основе метода нечеткой кластеризации, настройки параметров модели с помощью нейронных сетей и эволюционных алгоритмов, решения нечеткой многокритериальной оптимизационной задачи, возникающей при построении нечеткой модели, а также классификации, оценки и прогнозирования состояния объектов.

Достигнута экономическая эффективность при решении задач оценки и прогнозирования риска банкротства организации, прогнозирования производства основных продовольственных продуктов в сельском хозяйстве и объема производства продуктов животноводства на основе применения результатов методов и алгоритмов построения нечетких моделей интеллектуального анализа.

Внедрение результатов исследования. Применяя программные средства классификации, оценки и прогнозирования, разработанные на основе методов и алгоритмов построения нечеткой модели интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов, при решении практических задачи прогнозирования производства основных продовольственных продуктов в сельском хозяйстве и объема производства продуктов животноводства с точностью 92-96,5% и задач оценки и прогнозирования риска банкротства организаций с точностью 95-98.2% за счет повышения производительности в 1,5-2 раза достигнут годовой экономический эффект на сумму более 170.5 млн. сум (справка Министерства по развитию информационных технологий и коммуникаций за №02-8/343 от 21 января 2016 года, справка Управления сельского и водного хозяйства Джиззахской области за №03-399 от 24 июня 2015 года; справка Государственного комитета Республики Узбекистан по приватизации,

демонополизации и развитию конкуренции за №15-2214 от 16 июня 2015 года).

Апробация результатов исследования. Теоретические и прикладные аспекты диссертации обсуждены на следующих международных и национальных семинарах и конференциях: “Интегральные уравнения-2009” (Киев, Украина, 26-29 января 2009 года); Республиканская научно-техническая конференция “Современное состояние и перспективы развития информационных технологий” (Ташкент, Узбекистан, 5-6 сентября 2011 года); Всероссийская конференция с международным участием “Знания–Онтологии–Теории” (Новосибирск, Россия, 3-5 октября 2011 года); седьмая международная азиатская школа-семинар “Проблемы оптимизации сложных систем” (Ташкент, Узбекистан, 17-27 октября 2011 года); VI международная научно-практическая конференция “Инженерные системы-2013” (Москва, Россия, 24-26 апреля 2013 года); Всероссийская конференция с международным участием “Знания – Онтологии – Теории” (Новосибирск, Россия, 8-10 октября 2013 года) и “Eighth World Conference on Intelligent Systems for Industrial Automation” (Tashkent, Uzbekistan, November 25-27, 2014 year).

Опубликованность результатов исследования. По теме диссертации опубликовано 44 научных труда, из них 11 статей в 4 республиканских научных журналах и 4 статьи в зарубежных научных журналах, 20 докладов и тезисов докладов в научных конференциях, 1 монография.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка использованной литературы и приложения. Общий объем диссертации составляет 194 страниц машинописного текста с 9 рисунками и 14 таблицами.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ ДИССЕРТАЦИИ

Во введении обоснована актуальность и востребованность темы диссертации, сформулированы цель и задачи, выявлены объект и предмет исследования, определено соответствие исследования приоритетным направлениям развития науки и технологий Республики Узбекистан, изложены научная новизна и практические результаты исследования, обоснована достоверность полученных результатов, раскрыты теоретическая и практическая значимость полученных результатов, приведены перечень внедрений в практику результатов исследования, результаты апробации работы, сведения по опубликованным работам и структуре диссертации.

В первой главе **“Проблемы построения моделей интеллектуального анализа состояний слабоформализуемых процессов”** диссертации приведен аналитический обзор задач построения моделей классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов.

При решении практических задач для построения системы классификации, оценки и прогнозирования в условиях неопределенности, необходимую нечеткую информацию, обладающую стохастическими характеристиками, можно разделить на две части: численную (количественную) и полученную от эксперта лингвистическую (качественную) части. Большинство нечетких систем используют знания второго типа – чаще всего данные, описываемые в виде баз правил нечеткого вывода, которые объединяются в системы нечетких выводов. Алгоритмы построения нечетких логических моделей, основанных на правилах нечеткого вывода, играют основную роль при решении задач классификации, оценки и прогнозирования в условиях неопределенности входных данных.

Формирование правил нечеткого вывода при построении моделей классификации, оценки и прогнозирования состояния слабоформализуемых процессов определяют важность оптимального сокращения количества правил.

Корректное использование текущей информации об объекте в процессе моделирования, то есть определение адекватности модели, имеет важное значение. В этом плане сформулированы основные проблемы разработки моделей слабоформализуемых процессов.

Традиционные нечеткие системы обладают некоторыми недостатками, поэтому необходимо привлекать экспертов той или иной области для формирования правил и функций принадлежности. Это в свою очередь является фактором возникновения целого ряда неудобств. Адаптивные нечеткие системы (adaptive fuzzy systems) решают данную проблему. В подобных системах в процессе обучения осуществляется настройка их параметров на основе экспериментальных данных. Процесс адаптации нечетких систем состоит из двух этапов: 1) создание лингвистических правил; 2) настройка параметров модели. Для создания нечетких правил

необходимы соответствующие функции, а для принятия нечеткого вывода нужны правила.

Вопросы построения нечетких моделей классификации, оценки и прогнозирования можно выразить в качестве задачи многокритериальной оптимизации с четырьмя целевыми функциями

$$f_1(S) \rightarrow \max, f_2(S) \rightarrow \min, f_3(S) \rightarrow \min, f_4(S) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (y_j - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min.$$

Здесь $f_1(S)$ – количество правильно классифицированных объектов с использованием множества правил S ; $f_2(S)$ – количество нечетких правил во множестве правил S ; $f_3(S)$ – общее количество элементов множества S и $f_4(S)$ – среднеквадратическая погрешность между полученными и ожидаемыми результатами модели. Таким образом, задача сводится к решению задачи многокритериальной оптимизации.

Также в данной главе дан аналитический обзор существующих методов классификации, оценки и прогнозирования слабоформализуемых процессов, а также рассматриваются подходы нечетких множеств для решения многокритериальной задачи оптимизации. В результате проведенного анализа определены основные проблемы и задачи, решаемые в данной работе.

Основная задача, требующая решения, преодолевается построением логической модели, основанной на правилах нечеткого вывода, с помощью метода нечеткой кластеризации.

Отличие предложенного подхода от традиционных подходов состоит в использовании современных технологий интеллектуального анализа данных (база знаний, компоненты Soft Computing – нейронные сети, алгоритмы роя пчел) для разработки алгоритмических и программных средств построения логических моделей на основе метода нечеткой кластеризации задач классификации, оценки и прогнозирования.

Во второй главе **“Разработка методов построения моделей интеллектуального анализа состояний слабоформализуемых процессов на основе нечетких правил вывода”** диссертации разработаны логические модели классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов на основе нечетких правил вывода.

Модели классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов, которые исследованы в научных трудах ученых, таких как Л.Заде, А.П.Ротштейн и Р.А.Алиев, определяются посредством следующих правил нечеткого вывода:

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

Здесь $a_{i,jp}$ - выражает лингвистический терм переменной x_i строки jp ; w_{jp} - коэффициент веса правила jp ; $y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$ - нечеткое правило вывода.

Разработаны три вида нечетких моделей интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов, описываемых с помощью правил нечеткого вывода.

1. Нечеткая модель классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов в виде вывода нелинейной связи

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, \text{ с весом } w_{jp} \right) \rightarrow y_j = b_{j_0} + \sum_{h=1}^H \left[b_{j_{(h-1)n+1}} (x_1)^h + \dots + b_{j_{hn}} (x_n)^h \right] \quad (2)$$

2. Нечеткая модель классификации, оценки и прогнозирования состояний процессов в виде вывода линейной связи

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, \text{ с весом } w_{jp} \right) \rightarrow y_j = b_{j_0} + b_{j_1} x_1 + \dots + b_{j_n} x_n. \quad (3)$$

3. Нечеткая модель классификации, оценки и прогнозирования состояний процессов в виде вывода нечетких терм

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, \text{ с весом } w_{jp} \right) \rightarrow y_j = r_j, j = \overline{1, M}. \quad (4)$$

При построении логической модели классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов разработан алгоритм нечеткой кластеризации, состоящий из семи шагов.

При построении нечеткой модели в случае различных видов функций принадлежности осуществляется настройка параметров модели на основе нейронных сетей и пчелиного роя, то есть решена задача обучения логической нечеткой модели. Суть обучения состоит в решении оптимизационной задачи минимизации отличий между настоящими свойствами объекта и результатами нечеткой аппроксимации.

Настройка параметров нечеткой логической модели на основе нейронных сетей и алгоритмов пчелиного роя повышает адекватность этой модели. В результате данной настройки получаемая модель приобретает интеллектуальные характеристики. В диссертационной работе рассматривается процесс настройки параметров функций принадлежности в форме Гаусса, параболы, треугольника, трапеции и колоколообразной формы на основе нейронных сетей и алгоритмов пчелиного роя.

1. Настройка параметров модели интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов на основе нейронных сетей:

Использована система рекуррентных отношений для различных видов функций принадлежности для минимизации критерия

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (y_j - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min, \quad (5)$$

применяемого для обучения в теории нейронных сетей (таблица 1).

Рекуррентные отношения настройки параметров модели различных видов функций принадлежности

Функция принадлежности	Рекуррентные отношения
<p>Форма Гаусса:</p> $\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp}) \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})^2 \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^3}.$
<p>Колоколообразная форма:</p> $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(\sigma_i^{jp})^2 (x_i^* - c_i^{jp})}{((\sigma_i^{jp})^2 + (x_i^* - c_i^{jp})^2)^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2\sigma_i^{jp} (x_i^* - c_i^{jp})^2}{((\sigma_i^{jp})^2 + (x_i^* - c_i^{jp})^2)^2}.$

<p>В форме параболы:</p> $\mu(x) = 1 - \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) \right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})}{(\sigma_i^{jp})^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) \right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})^2}{(\sigma_i^{jp})^3}.$
<p>В форме треугольника:</p> $\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x \leq c, \\ 0, & \text{в других случаях.} \end{cases}$	$a_i^{jp}(t+1) = a_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) \right)^2} \frac{x_i - b_i^{jp}}{(b_i^{jp} - a_i^{jp})^2},$ $c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) \right)^2} \frac{x_i - b_i^{jp}}{(b_i^{jp} - c_i^{jp})^2},$ <p>если $a \leq x \leq b$, то</p> $b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta(y_t - y_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) \right)^2} \frac{a_i^{jp} - x_i}{(b_i^{jp} - a_i^{jp})^2},$ <p>если $b \leq x \leq c$, то</p>

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

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

2. Рассматривается процесс настройки параметров создаваемой нечеткой модели интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов на основе эволюционного алгоритма – пчелиного роя. Данный алгоритм разработан по аналогии с поведением ос в колонии пчел.

Основная суть настройки параметров модели на основе алгоритма пчелиного роя состоит в выборе значений параметров, минимизирующих разницу между настоящими свойствами объекта и выходными результатами модели. Данный алгоритм состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Инициализация. Здесь totalNumberBees – количество пчел, numberInactive – количество неактивных пчел, numberScout – количество пчел-разведчиков, maxNumberVisits – количество посещений источников нектара, maxNumberCycles – число итераций, определяются промежутки значений параметров a , b , c и w .

Шаг 2. Разведчики обследуют местность вокруг улья в поисках новых источников нектара. В этом случае определяются исходные значения параметров, а полученные результаты сохраняются в матрице BS.

Шаг 3. Waggle dance – танец наблюдающих пчел. Здесь из найденных источников нектара самые оптимальные (в которых много нектара или самые ближайшие) переводятся из матрицы BS в матрицу WG.

Продолжительность Waggle dance определяется формулой $D_i = d_i A$. Здесь A – коэффициент масштабируемости; величина, показывающая относительную полезность, качество и объем нектара, найденного d_i -танцующей i -пчелой-разведчиком.

После выбора необходимого источника нектара, рабочая пчела начинает полет к нектару.

На основе матрицы WG, полученной от пчел-разведчиков, рабочие пчелы переносят нектар и вокруг источника этого нектара находят новые источники (значения параметров). Найденные сведения вносятся в матрицу NW.

Шаг 5. Пчелы-разведчики на основании сведений WG переносят нектар, определяется результат, дающий самые оптимальные значения, который присваивается переменной best. Полученные результаты вносятся в матрицу NB.

Шаг 6. Формирование архива решений на основании существующих матриц NW, NB, WG.

Шаг 7. При выполнении условий критерия $E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (f_j(w, a, b, c, d) - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min$ или осуществления определенной итерации до maxNumberCycles определяются оптимальные значения параметров от WG.

Здесь $f_j(w, a, b, c, d)$ - выход модели, w – вес правил, \hat{y}_j - настоящие характеристики объекта, a , b и c - параметры функций принадлежности. Данные параметры определяются согласно виду функции принадлежности. Если функция принадлежности в форме Гаусса, параболы, колоколообразной формы, то параметры функций будут a и b . Если функция принадлежности в форме трапеции, то параметры функций будут в виде a , b , c и d .

Шаг 8. При невыполнении условий соответствующего критерия осуществляется переход к шагу 2.

С каждой итерацией алгоритма значения параметров модели приближаются к оптимальным.

В процессе построения модели необходимо решать задачи нечеткой многокритериальной оптимизации.

В третьей главе **“Разработка алгоритма решения задачи многокритериальной оптимизации, возникающей при построении нечетких моделей”** диссертации рассматриваются вопросы решения задач многокритериальной нечеткой оптимизации, возникающей в процессе настройки параметров функций принадлежности при построении модели классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов с помощью нечеткой кластеризации, основанной на нечетких правилах вывода.

Настройка параметров нечеткой логической модели состоит из двух этапов. На первом этапе определяются значения модели (y). На втором этапе определяется значение погрешности (E) и вычисляются значения параметров функций принадлежности.

В этом процессе с помощью функций принадлежности, дающие в результате самые высокие значения, создается модель, которая состоит из нечетких правил вывода (2)-(4). Здесь требуется найти значения коэффициентов b_{ji} ($i=0, 1, 2, \dots, t; j=1, \dots, m$).

Здесь в случае, если модель линейного типа, то $t = n$, а при нелинейности модели $t = 2n$.

Значения полученных коэффициентов (5) считаются значениями, минимизирующими квадратическое отклонение.

Входной вектор $X_r = (x_{r,1}, x_{r,2}, \dots, x_{r,n})$ имеет следующий нечеткий выход:

$$y_r = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j} \cdot (x_r) \cdot y_j}{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j} \cdot (x_r)}. \text{ Уровень выполнения нечеткого правила вывода } j$$

определяется с помощью выражения $\mu_{y_j}(x_r) = \mu_j^{k_j}(x_{r1}) \cdot \mu_j^{k_j}(x_{r2}) \cdot \dots \cdot \mu_j^{k_j}(x_{rn})$.

$$\text{Посредством выражения } \beta_{jr} = \frac{\mu_{y_j}(x_r)}{\sum_{k=1}^m \mu_{y_j}(x_r)} \text{ для входного вектора } X_r,$$

определяется относительный уровень выполнения нечеткого правила вывода j .

Тогда:

а) при линейной зависимости выхода:

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

б) при нелинейной зависимости выхода:

$$y_r = \sum_{j=1}^m \beta_r y_j = \sum_{j=1}^m (\beta_{r_j} b_{j_0} + \beta_{r_j} b_{j_1} \cdot x_{r_1} + \dots + \beta_{r_j} b_{j_n} \cdot x_{r_n} + \dots + \beta_{r_j} b_{j_{(h-1)n+1}} \cdot x_{r_{(h-1)n+1}} + \dots + \beta_{r_j} b_{j_H} \cdot x_{r_H}).$$

Значения параметра β_{r_j} определяются в соответствии с видом функции принадлежности (таблица 2):

Таблица 2

Определение параметра β_{r_j} при различных видах функций

принадлежности

Функции принадлежности	Значение параметра β_{r_j}
<p>Форма Гаусса:</p> $\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$	$\beta_{r_j} = \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^m \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right].$
<p>Колоколообразная форма:</p> $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^t \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2} / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2}.$
<p>В форме параболы:</p> $\mu(x) = 1 - \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2$	$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^t \left[1 - \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[1 - \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right].$

<p>В форме треугольника:</p> $\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x \leq c, \\ 0, & \text{в других случаях.} \end{cases}$	$\beta_{r_j} = \begin{cases} \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - a_{ij}}{b_{ij} - a_{ij}} \right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - a_{ik}}{b_{ik} - a_{ik}} \right], & \text{если } a \leq x \leq b, \\ \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{b_{ij} - c_{ij}} \right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{b_{ik} - c_{ik}} \right], & \text{если } b \leq x \leq c. \end{cases}$
---	--

Введем следующие обозначения:

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T,$$

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

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

Тогда задача (5) сводится к матричному виду: необходимо найти вектор B , отвечающий следующим требованиям:

$$E = (Y - \hat{Y})^T \cdot (Y - \hat{Y}) \rightarrow \min. \quad (6)$$

Решение задачи (6) сводится к решению следующего уравнения:

$$Y = A \cdot B.$$

При построении модели интеллектуального анализа состояний слабоформализуемых процессов возникает задача многокритериальной оптимизации.

В общем виде задача многокритериальной оптимизации выглядит следующим образом:

$$f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_q(x)]^T \rightarrow \min, \quad (7)$$

$$x \in X$$

где

$$f_k(x) = \sum_{j=1}^n c_{kj} x_j,$$

$$k \in Q = \{1, 2, \dots, q\},$$

$$x = \{x \in R^n \mid Ax \subset K, x \geq 0\}$$

$$K = \{y \mid y \in R^m, y \leq b\}$$

Задача многокритериальной оптимизации с нечеткой целью предполагает нахождение x , удовлетворяющего следующим условиям:

$$\tilde{g}_k = \{z \mid z \in R^Q, z \leq g_k\},$$

$$f_k(x) \subset \tilde{g}_k,$$

$$k = 1, 2, \dots, Q, x \in X, \quad (8)$$

$$\mu_k(f_k(x)) = \begin{cases} 1, & f_k(x) \leq g_k, \\ 1 - \frac{f_k(x) - g_k}{t_k}, & g_k \leq f_k(x) \leq g_k + t_k, \\ 0, & f_k(x) \geq g_k + t_k. \end{cases} \quad (9)$$

где \tilde{g}_k - нечеткое множество.

Решение нечеткой задачи (8) в каждом сечении λ может быть преобразовано к решению четкой задачи:

$$\begin{aligned} \lambda &\rightarrow \max, \\ \mu_k(f_k(x)) &\geq \lambda, \\ x &\in X. \end{aligned}$$

Решение $x^0 \in X$ называется оптимальным решением по критерию типа Парето, если для всех y выполняется неравенство

$$\mu_k(f_k(y)) \leq \mu_k(f_k(x^0))$$

и хотя бы для одного выполняется условие

$$\mu_s(f_s(y)) < \mu_s(f_s(x^0)).$$

Решение $x^0 \in X$ называется оптимальным по критерию типа Парето, если не существует $y \in X$, лучшее чем x^0 .

Введем понятие улучшаемости решения $y \in X$ по критерию типа Парето в нечеткой среде: решение $y \in X$ назовем улучшаемым, если существует решение $x^0 \in X$ лучше, чем y по критерию типа Парето.

Утверждение 1. Решение $x^0 \in X$ улучшаемо в ситуации принятия нечетких многоцелевых решений $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)]$ тогда и только тогда, когда существует вектор $\gamma \in R^Q$, для которого выполнены неравенства

$$\begin{aligned} \mu_k(f_k(x^0)) &\leq c^k, \\ \mu_s(f_s(x^0)) &< c^s \end{aligned}$$

для всех $k \in \{1, \dots, Q\}$ и хотя бы одного $s \in \{1, \dots, Q\}$,

где $c^k = c - \gamma_k$, $c = \max_y \min_k [\mu_k(f_k(y)) + \gamma_k]$.

Утверждение 2. Пусть $\mu_k(f_k(y))$ функция принадлежности $f_k(y)$, определяемое как в (9). x^0 – оптимальное решение улучшаемой задачи:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^Q \gamma_k &\rightarrow \max, \\ \mu_k(f_k(x)) - \gamma_k &\geq \lambda^*, \quad k = 1, \dots, Q, \\ x &\in X, \quad \gamma_k \geq 0. \end{aligned}$$

Тогда решение $x^0 \in X$ Парето – оптимальное решение задачи (8).

В четвертой главе **“Решение задачи оптимизации на основе алгоритмов параллельных вычислений”** диссертации рассмотрен процесс разработки алгоритмов, основанных на технологиях параллельного вычисления при решении задачи оптимизации. Для решения задачи оптимизации с помощью технологий параллельного вычисления разработаны алгоритмы, основанные на примере пчелиного роя, модифицированных нейронных сетей и рекуррентных нейронных сетей – сети Хопфилда.

Решены задачи построения логической модели на основе нечетких правил вывода и многокритериальной оптимизации при настройке параметров этой модели. Решение задачи многокритериальной оптимизации проверен решением ряда тестовых задач. В настоящее время значительная часть задач оптимизации, в частности, вопросы комбинаторной оптимизации считаются NP-полными задачами. При решении данной задачи оптимизации использование нейросетевого подхода увеличивает вероятность получения оптимального решения. В качестве тестовой задачи оптимизации рассматривается задача коммивояжера. Данная задача решена с помощью нейронной сети Хопфилда.

Во многих случаях при решении задач оптимизации требуются огромные вычислительные процессы и время для вычисления. В этом случае в целях повышения производительности и увеличения скорости программы наблюдаются случаи нецелесообразного приобретения дополнительных программ и инструментов, привлечение дополнительных служб. Оценивание на уровне интуиции не всегда приносит необходимый результат. В этих случаях использование технологий параллельных вычислений является фактором, дающим эффективный результат.

В программе решения конкретной задачи по оптимизации мы из главного процессора параллельно направляем задачи одновременно на N процессоров. Данные процессоры независимо друг от друга определяют оптимальное (локальное) решение. Найденные результаты во всех процессорах заново собираются в главном процессоре, среди них определяется решение с минимальным значением целевой функции из сформированной последовательности городов и выбирается как самое оптимальное. В данном случае увеличение количества процессоров, предоставляющих вероятность оптимального решения, может одновременно увеличить продолжительность времени расчета.

На основе разработанных алгоритмов проведен ряд вычислительных экспериментов. Анализ результатов предлагаемых нами алгоритмов показал, что они очень близки к глобальному оптимуму. Но необходимо отметить, что при решении задач на основе алгоритма Хопфилда требуются большие итерационные вычисления. В целях устранения данной проблемы для параллельного расчета разработан модифицированный алгоритм обучения нейронной сети.

Для решения данной задачи оптимизации предложена рекуррентная нейронная сеть, выраженная следующим дифференциальным уравнением:

$$\frac{\partial u_{ij}(t)}{\partial t} = -\eta \left(\sum_{k=1}^n x_{ik}(t) + \sum_{l=1}^n x_{lj}(t) - 2 \right) + \lambda r_{ij} \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right), \quad (10)$$

где $x_{ij} = \varphi(u_{ij}(t))$, $\varphi(u) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta u)}$.

Из этого видно, что и в данном случае, как в примере с сетью Хопфилда, возникает матрица размером $n \times n$. Но здесь нейроны взаимодействуют не по принципу “каждый с каждым”, а по строкам и столбцам. Известно, что решение данного вопроса может осуществиться с помощью сети Хопфилда итерационными вычислениями до n^4 . Использование предлагаемой модифицированной нейронной сети позволяет сократить количество итерационных вычислений относительно сети Хопфилда до n^2 .

Разностный вариант уравнения (10) имеет вид:

$$u_{ij}^{t+1} = u_{ij}^t - \Delta t \cdot \left[\eta \left(\sum_{k=1}^n x_{ik}(t) + \sum_{l=1}^n x_{lj} - 2 \right) - \lambda r_{ij} \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \right], \quad (11)$$

где Δt - шаг во времени и этот параметр может принимать значения в промежутке $[0,1]$. Параметры $\eta, \lambda, \tau, \beta$ выбирают на основе экспериментов и они сильно влияют на скорость достижения к решению и его качество.

Согласно наблюдениям при $\eta = \frac{1}{t}$ вероятность получения эффективного результата повышается. Здесь t – число итераций.

Анализ полученных результатов показал, что результаты работы предлагаемых нами алгоритмов искусственных нейронных сетей по сравнению с алгоритмами, созданными на основе нейронных сетей Хопфилда, отличаются малой ресурсоемкостью и эффективностью в плане высокой скорости работы. Но необходимо отметить, что если объем задач очень большой, то алгоритмы нейронных сетей могут стать менее эффективными из-за более продолжительного вычисления. Обычно в таких случаях целесообразно использование эволюционных алгоритмов. В частности, в исследовании рассматривается использование алгоритма пчелиного роя для технологий параллельного вычисления.

Решение задач оптимизации алгоритмом пчелиного роя с использованием технологий параллельного вычисления может быть значительно эффективным и быстрым.

Для оценки эффективности разработанного алгоритма проведено тестирование процесса оптимизации с помощью алгоритма пчелиного роя. Для сопоставления рассмотрено решение задачи коммивояжера алгоритмами нейронной сети Хопфилда и пчелиного роя с использованием технологий параллельных вычислений.

Решение задач с помощью технологий параллельных вычислений преследует две цели: а) увеличение скорости вычислений. При этом одна задача разделяется на несколько отдельных частей и для вычисления

независимо друг от друга распределяется на процессоры. В итоге, полученные от разных процессоров результаты суммируются; б) повышение качества и надежности решения задачи. Для этого обычно одна программа (задача) полностью направляется нескольким процессорам. Среди нескольких полученных результатов процессоров выбирается наиболее оптимальный.

Для решения данной проблемы на языке программирования Java используется библиотека FMPJ. Для решения были использованы 15 двухпроцессорных и двухъядерных компьютеров (всего 60 процессоров).

Для данной задачи проведены вычислительные эксперименты с 10 узловыми точками для нейронной сети Хопфилда и 1000 узловыми точками для алгоритма пчелиного роя.

На рисунках 2, 3 приведен график результатов, полученных с помощью алгоритмов сети Хопфилда и пчелиного роя:

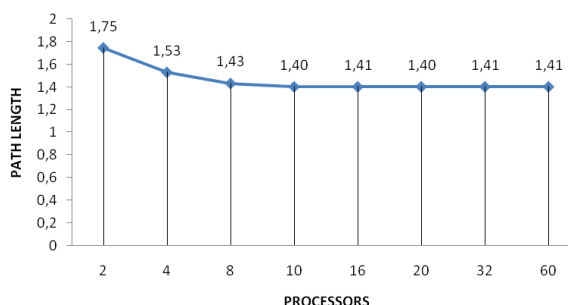


Рисунок 2. Результат, полученный с помощью сети Хопфилда - график зависимости числа процессоров с длиной оптимального направления

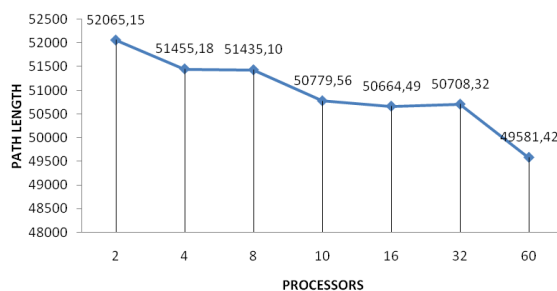


Рисунок 3. Результат, полученный с помощью алгоритма пчелиного роя - график зависимости числа процессоров с длиной оптимального направления.

В пятой главе “Проведение вычислительных экспериментов на основе программы построения модели интеллектуального анализа на основе нечетких правил выводов” диссертации приведены результаты вычислительного эксперимента с помощью программы построения логической модели, основанной на нечетком правиле вывода классификации, оценки и прогнозирования состояний слабоформализуемых процессов.

Решены задачи классификации и оценки с помощью разработанной программы, проведен сравнительный анализ между результатами предлагаемых и известных алгоритмов.

Для осуществления экспериментального исследования в качестве основной цели выбрано применение нейро-нечеткого подхода и решены задачи:

- создания базы нечетких правил и уменьшения множеств правил путем настройки параметров нечеткой модели базы нечетких правил с помощью нейронных сетей и алгоритма пчелиного роя, а также построения нечеткой модели высокоэффективной оценки (высокопроцентный показатель распознавания);
- проведения сравнительного анализа полученных результатов различных задач в виде таблиц и графиков.

Для проведения сравнительного анализа взяты известные модельные задачи, расположенные по электронному адресу: <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/databases/>. К ним относятся следующие задачи: задача ирис (Iris Data Set), задача идентификации стекла (Glass Identification Data Set), задача диагностирования диабета (Pima Indians Diabetes), экологическая задача (Ecoli Data Set), задача Хабермана (Haberman's Survival Data Set), задача определения сорта вина (Wine Data Set), задача определения состояния печени (Liver).

Ниже в таблице 3 приводятся параметры перечисленных задач.

Таблица 3

Параметры модельных задач

Наименование задачи	Количество классов	Количество признаков	Количество объектов
Стекло (Glass)	7	9	214
Хаберман (Haberman)	2	4	306
Ирис (Iris)	3	4	150
Экология (Ecoli)	8	7	336
Диабет (Pima)	2	8	768
Вино (Wine)	3	13	178
Печень (Liver)	2	6	345

В таблице 4 для сравнения приведены результаты решения некоторых модельных задач на основе различных известных и предлагаемого алгоритмов.

Таблица 4

Результаты работы предлагаемого и существующих алгоритмов

Задача	Предлагаемый алгоритм	GBC	SGF	SVM	1NN	KNN	Conventional RBF network
Стекло (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

В таблице приведены лучшие результаты работы рассматриваемых алгоритмов. Наиболее лучшие результаты для конкретной задачи выделены отдельно.

Кроме того, в Таблице 5 сравниваются различные результаты работы предлагаемого нами алгоритма, алгоритмов GBC (Gravitation Based Classification) и SVM (Support Vector Machines).

Таблица 5

Сравнение результатов работы предлагаемого и существующих алгоритмов

	Предлагаемый метод			GBC			SVM		
	Очень плохо	Очень хорошо	Плохо	Очень плохо	Очень хорошо	Плохо	Очень плохо	Очень хорошо	Плохо
Хаберман (Haberман)	82.7	87.5	85.1	75.2	86.7	81.5	72.3	82.1	78.8
Печень (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

Для того чтобы показать эффективность предлагаемого метода были сопоставлены результаты предлагаемого и существующих методов на примере задачи диабета. В результате, предлагаемая нами нечеткая модель при решении данной задачи дала лучшие результаты, чем другие методы (таблица 6).

Таблица 6

Результаты работы предлагаемого и существующих методов

Задача	Алгоритмы классификации			
	Предлагаемый	DGC	FIBP	SAMGA
Диабет (Pima)	87.2	81.82	74.81	73.00

Проверка работы каждого алгоритма выполнена с использованием метода перекрестной проверки (10x10 cross-validation).

Результаты предлагаемого метода по сравнению с результатами других методов классификации (в частности, классификаторы CBA, GBC, SGF, SAMGA, C4.5-type, 1NN, KNN, Fuzzy integral based perceptron, Conventional RBF network, GARC и SVM) оказались более точными.

С помощью программы, основанной на модели на основе правил нечеткого вывода, решена практическая задача “Летальные случаи среди матерей в до- и послеродовой период”. В данной задаче решены вопросы классификации, оценки и прогнозирования состояния матерей в дородовой и постродовой период на основании 67 признаков. В результате, при решении задачи классификации допущена погрешность в 12,5–3%. При решении этой же задачи с использованием традиционной нечеткой модели уровень погрешности значительно высокий. Для сравнения в таблице 7 приведены результаты, полученные предлагаемым методом и нечеткой моделью:

Таблица 7

Сравнительный анализ результатов, полученных предлагаемым методом и нечеткой моделью

	Низкий	средний	высший
Предлагаемый метод	87.5%	93.75%	96.9%
нечеткий	54%	57%	75%

Обычно в медицине классы пересекаются или взаимопроникают. В таких случаях применение четких методов в классификации может не дать ожидаемый результат. Так, задача “Летальные случаи среди матерей в дородовой и постродовой период”, решаемая посредством метода k-ближайших соседей (k-nearest neighbor), дает результат 31.25% правильного распознавания (ошибка – 68.75%).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Анализ основных результатов диссертационной работы позволил сделать ряд следующих выводов.

1. Системный анализ проблемы построения нечетких моделей задач классификации, оценки и прогнозирования в слабоформализованных системах обосновал актуальность и необходимость разработки методов их решения.

2. На основе математического анализа показано, что важное значение имеет обеспечение адекватности модели, то есть то, насколько правильно использована текущая информация о предмете исследования в процессе моделирования.

3. Алгоритм построения нечеткой модели интеллектуального анализа состояния процессов позволяет решать задачи классификации, оценки и прогнозирования состояний процессов в условиях слабоформализованности и неопределенности информации об этих процессах.

4. Анализ задач нечеткой многокритериальной оптимизации, формируемых при построении нечеткой модели интеллектуального анализа состояния слабоформализуемых процессов, позволяет решать задачи многокритериальной оптимизации, возникающей при построении моделей классификации, оценки и прогнозирования состояний процессов в условиях нечеткой информации.

5. Проведенные экспериментальные исследования показали более высокую эффективность разработанных алгоритмов по сравнению с известными алгоритмами при решении модельных задач классификации, оценки и прогнозирования.

6. Анализ результатов, полученных при построении моделей классификации, оценки и прогнозирования интеллектуального анализа состояний процессов в условиях нечеткой информации на основе метода нечеткой кластеризации, показал, что нечеткий подход дает возможность получить адекватное нечеткое решение, опираясь на любые априорные данные и уровень их определенности.

7. Определено свойство улучшения решения задачи нечеткой многокритериальной оптимизации, формируемое при построении нечеткой модели, и это свойство способствует получению эффективных результатов при решении ряда практических задач.

8. Показана возможность получения эффективного решения при решении практических задач классификации, оценки и прогнозирования на основе разработки алгоритмов построения моделей интеллектуального анализа состояния слабоформализованных процессов.

**SCIENTIFIC COUNCIL 16.07.2013.T/FM.29.01 AT TASHKENT
UNIVERSITY OF INFORMATION TECHNOLOGIES AND NATIONAL
UNIVERSITY OF UZBEKISTAN ON AWARD OF SCIENTIFIC DEGREE
OF DOCTOR OF SCIENCES**

TASHKENT UNIVERSITY OF INFORMATION TECHNOLOGIES

MINGLIQULOV ZAFAR

**METHODS AND ALGORITHMS FOR CONSTRUCTING FUZZY
MODELS MINING STATES OF WEAKLY FORMALIZED PROCESSES**

**05.01.03 – Theoretical foundations of computer science
(technical sciences)**

ABSTRACT OF THE DOCTORAL DISSERTATION

Tashkent – 2016

The subject of doctoral dissertation is registered Suprame Attestation Commission at the Cabinet of Ministers of Republic of Uzbekistan in number 30.06.2015/B2015.2.T531.

Doctoral dissertation is carried out at Tashkent State Technical University and Tashkent University of Information Technologies.

The full text of doctoral dissertation is placed on web-page of Scientific Council on award of the scientific degree of doctor of sciences 16.07.2013. T/FM.29.01 at the Tashkent University of Information Technologies and National University of Uzbekistan to the address www.tuit.uz.

Abstract of dissertation in three languages (Uzbek, Russian, English) is placed on the web-page to address www.tuit.uz and Information-educational portal «ZIYONET» to the address www.ziyonet.uz.

Scientific consultant: Mukhamedieva Dilnoz Tulkunovna
doctor of technical sciences, professor

Official opponents: Usmanov Rishat Niyazbekovich
doctor of technical sciences

Nabiyev Ozod Malikovich
doctor of technical sciences, professor

Rakhimov Shavkat Khudargenovich
doctor of technical sciences, professor

Leading organization: Tashkent State Technical University

Defense of the dissertation will take place in «26» february 2016 at 14⁰⁰ o'clock at a meeting of the scientific council 16.07.2013.T/FM.29.01 at the Tashkent University of Information Technologies and National University of Uzbekistan. (Address: 100202, Tashkent, Amir Temur str. 108. Ph.: (99871) 238-64-43; fax: (99871) 238-65-52; e-mail: tuit@tuit.uz).

Doctoral dissertation could be reviewed in Information-resource center of the Tashkent University of Information Technologies (registration number № ____). (Address: 100202, Tashkent, Amir Temur str., 108. Ph.: (99871) 238-65-44).

Abstract of dissertation sent out on «25» january 2016 y.
(Dispatching protocol № ____ on «25» january 2016 y.)

X.K.Aripov
Chairman of scientific council on award of
scientific degree, doctor of physics-mathematics
sciences, Professor

M.S.Yakubov
Scientific secretary of scientific council,
doctor of technical sciences, Professor

T.F.Bekmurodov
Chairman of scientific seminar under
scientific council, doctor of technical
sciences, Academician

Introduction (summary of the doctoral dissertation)

The topicality and significance of the subject of dissertation. Experts by Synergy Research noted that the total market volume of neural networks by 2005 exceeded 10 billion. dollars, in 2014 the volume of cloud services amounted to more than 17 bln. dollars, an increase of 45% year of calculus¹. Also, in the first quarter of 2015 the market volume of services designed to deploy cloud infrastructures, exceeded \$ 5 billion., where the share of Amazon Web Services was 29%. Due to the dynamic increase in sales of cloud services in January-March 2015 Google's revenue increased by 74%, IBM - by 56%, while revenues Salesforce.com rose by 34%. Thus, in 2018 the market of public cloud services will take place an investment of \$ 127.5 billion., And their size by this time will be increased by an average of 22.8% per year, which is six times greater than the projected growth of global IT-market².

Determination of hidden patterns, data classification, prediction of processes, as well as analysis of the studied process for large volumes of data and in terms of their uncertainty are the main tasks of data mining. For complex, weakly formalized processes with fuzzy nestohastichnostyu and incompleteness in the source of information and situations of internal and external environment, not usually given the opportunity to build simple adequate mathematical models. Information about the parameters of such processes is usually expressed by experts in the form of words and sentences, ie, in linguistic form. In such cases, the simulation, decision-making and management tools appropriate to use the technology of soft computing (Soft Computing).

The hybrid system obtained by combining the components of soft computing technologies - fuzzy logic, neural networks and evolutionary algorithms, will have the same intellectual property as the application of knowledge in natural language. In this regard, the development of algorithms and software for generation of fuzzy models of classification tasks, assessment, forecasting and decision-making based on fuzzy inference rules, neural networks and evolutionary algorithms is an actual problem.

Therefore, there is a need to develop methods and algorithms for solving data mining, ie the tasks of building fuzzy models classification, estimation and forecasting on the basis of fuzzy clustering, configuration parameters of the model using neural networks and evolutionary algorithms and fuzzy multi-criteria optimization that occurs when building the model.

This dissertation research is aimed at solving the tasks set by the Law of the Republic of Uzbekistan «On electronic government » for the № LRU-395 of December 9, 2015, Decrees of the President of the Republic of Uzbekistan «On measures to further the implementation of information and communication technologies in the real economy» for the № DP-2158 of April 3, 2014, «On measures for further development of national information and communication system of the Republic of Uzbekistan» for the № DP-1989 of June 27, 2013, and the Resolution of the Cabinet of Ministers «On measures for the formation of the

¹ <http://www.intuit.ru/studies/courses/3735/977/lecture/14689?page=2>

² <http://www.tadviser.ru/index.php>

central database of individuals and legal persons and implementation of a unified information system to identify users of the system «Electronic Government»»for № 365 of December 17, 2015.

Research conformity to the priority directions of sciences development and technologies of the Republic. The dissertation was performed in accordance with the following priority directions of development of science and technology: PPS-17 - «Development of modern information systems, intelligent management tools and training, scientific and technical databases and software products that provide a broad development and implementation of information and communication technologies»; PPS-5- «Development of information technologies, telecommunication networks, hardware and software, methods and systems for intelligent control and learning aimed at increasing the level of Informatization of society».

Review of intenational scientific researches related to the subject of the dissertation. Today, in scientific centre and high educational institutions of the developed countries of the world are carried out research in the field of modeling weakly formalized objects and tasks of pattern recognition in the face of uncertainty, building intelligent systems, decision support and knowledge base and control in robotics, fuzzy modeling, theory fuzzy inference, the use of methods and means of «soft computing» in a variety of application systems, neural networks and evolutionary computation eg, Apple, IBM, E.piphany, SAS, Silicon Graphics, SPSS, Oracle Data Mining, Oracle, UNICA, SQL Server Data Mining (USA), Angoss, Cognos, STATISTICA Data Miner (Canada), humanIT Software GmbH, BonaVista Systems (Germany), mentegrafica infovis solutions (Italy), Acknosoft, SIPINA (France), GR Brains (India), Marcom (China), NeuroShell, PolyAnalyst (Russia), Jooble (Ukraine), AL11, AL12, AL13, ESPLAN (Azerbaijan).

Carried out researches on the development and practical application of fuzzy mining models have shown that the development of methods and algorithms for classification models, estimation and forecasting in a fuzzy knowledge in the world received, in particular the following results: developed methods for classification and prediction in a fuzzy knowledge «Attar Software Ltd.» (United Kingdom); implemented methods of evolutionary of programming system «PolyAnalyst, Unica» (USA); developed a method for structuring the problem in the form of a graph that allows you to classify data or to carry out the analysis the consequences of decisions, and this method is implemented in «S5.0, RuleQuest» (Australia), implemented a method for constructing logical models of forecasting based on fuzzy clustering «Clementine, Integral Solutions »(United Kingdom); in «SIPINA, University of Lyon» (France) solved the problem of multi-criteria optimization under uncertainty; setting the parameters of fuzzy model by using neural networks implemented in «IDIS, Information Discovery» (USA); The methods of construction of models of the intellectual analysis of weakly formalized processes using neural networks in «NeuroShell, Ward Systems Group» (Russia).

Today, conducted research in such priority directions as the use of innovative approaches, that is, funds technology «soft computing» in the development of

intelligent data analysis systems, data processing a large volume, the transition from numerical computations to linguistic computing, theory of fuzzy modeling and fuzzy logic and their field of application, the application in the production of neural networks and evolutionary algorithms.

The degree of scrutiny of the problem. Tasks fuzzy logic algorithm design settings of neural networks and evolutionary algorithms, the transition from numerical computations to the linguistic computing and the use of natural language in data processing, decision-making and management, theory of possibilities and applications in intelligent systems, the theory of fuzzy modeling and fuzzy logic conclusion, the use of soft computing, neural networks and evolutionary computing in industrial systems, the development of methods of decision-making under uncertainty, contingency management, and intelligent hybrid systems considered in the works a number of scientists: L. Zadeh, A.Dyubua, A.Prada, E.Mamdani, I.Sugeno, T.Takahi, M.Dzhamshidi, N.N.Moiseeva, S.A.Orlovskogo, E.Mushnika, O.I.Laricheva, G.S.Pospelova, D.A.Pospelova, R.A.Alieva and others.

Also a great contribution to the development of the theory of data mining, fuzzy sets, fuzzy-stochastic mathematical modeling made our scientists: Kamilov M.M., Bekmuratov T.F., Abutaliev F.B., Marahimov A.R., Nusratov T.S., Rakhmatullaev M.A., Ignatiev N.A., Usmanov R.N., Mukhamedieva D.T. Although it is not considered the task of designing algorithms for constructing fuzzy models of intelligent analysis state weakly formalized processes at nonlinear dependence of input and output data, building multi-agent optimization settings generated fuzzy model, in particular, the algorithm settings using a hybrid method based on neural networks and algorithms evolutionary of a bee swarm.

However, the issues of development of modified hybrid methods and algorithms for building logic models for the intelligent analysis states of weakly formalized processes based on fuzzy inference rules by fuzzy clustering method using neural networks and swarm algorithm for setting the parameters of these models insufficiently investigated.

Connection of the dissertational research with the plans of scientific-research works. The results of the dissertation research is reflected in the following fundamental and applied projects carried out at the Center for development of software products and hardware-software complexes at the Tashkent University of Information Technology: FA-F1-F015+F056 «Theoretical foundations of intelligent systems for information processing under conditions of uncertainty and pattern recognition» (2007-2012); FA-A17-F006 «Algorithmic support adaptive recognition system for intelligent data analysis in the conditions of uncertainty of information about objects» (2009-2012); A5-FA-F019 «The algorithmic and software instrumentation systems to support decision making based on fuzzy-set approaches» (2012-2014).

The purpose of research is to develop hybrid methods and algorithms for building models intelligent analysis of weakly formalized processes based on the method of fuzzy clustering, setting the parameters of these models with the help

neural networks and evolutionary algorithm of a bee swarm.

To achieve this goal the following **tasks of research** is formulated:

formation problems of intellectual analysis of weakly formalized processes;

development of algorithms of logical models of classification, estimation and forecasting based on fuzzy inference rules, by using the method fuzzy clustering in weakly formalized processes;

development of algorithms settings created fuzzy logic model based on neural networks and algorithms of a bee swarm.;

development of algorithms for solving the multicriteria fuzzy optimization tasks arising in the construction of fuzzy model;

development of a program of construction of fuzzy models of task of classifications, estimation and forecasting;

development of software solutions for the fuzzy the multicriteria of optimization problem by using technologies of parallel computing;

conduct of computational experiments and analysis of results to evaluate the effectiveness of the developed algorithms and software.

Object of the research - the tasks of intelligent analysis state of weakly formalized processes

Subject of the research - methods, algorithms and models of classification, estimation and forecasting intellectual analysis states object in the conditions fuzzy information

Methods of the research. Theoretical research in this work was based on the system approach to the modeling of weakly formalized processes, the theory of fuzzy sets, neural networks and evolutionary algorithms.

Scientific novelty of the results of the dissertation is as follows:

proposed hybrid the methods of construction of fuzzy models intelligent analysis of weakly formalized processes;

an algorithm for constructing a fuzzy logic model intellectual analysis - classification, estimation and forecasting of weakly formalized processes based on the method of fuzzy clustering;

the possibility of obtaining fuzzy solutions in the construction of the fuzzy logic model classification, evaluation and forecasting of weakly formalized processes based on the settings parameters of the model neural networks for different membership functions;

the possibility of obtaining fuzzy solutions in the construction of the fuzzy logic model classification, evaluation and forecasting of weakly formalized processes based on the settings parameters of the model of algorithm of a bee swarm for different membership functions;

it formed a multicriteria optimization problem in the conditions fuzzy information and developed an algorithm to solve this problem;

develop criteria and algorithms for solving optimization problems and decision-making with fuzzy initial information, proved several assertions about the properties be improved solutions in terms of membership functions;

developed the technology constructing adequate fuzzy model based on hybrid

methods of intellectual analysis of weakly formalized processes.

Practical results of the research are as follows:

the solution of problems of estimation and forecasting bankruptcy risk organization by using fuzzy models of intelligent analysis achieved accuracy rates 95-98.2%;

to solve problems, "Estimates of production of basic food products in agriculture by optimizing the structure of sown fields in 2011-2013." and "Estimates of livestock products in agriculture by optimizing the structure of the livestock industry in 2011-2013." under the "development of the methodology of the economic and mathematical models to optimize the structure of production of the agricultural sector" with the help of the developed fuzzy model accuracy of the results achieved 92-96,5%;

algorithms are developed parameter settings fuzzy model for classification, estimation and forecasting, and the results of their application to the tasks estimation and classification. In the process of decision of practical tasks (in Tashkent Medical Academy - the task of determining the causes and ways to reduce case fatality among mothers in the pre- and postnatal period) conducted experiments and obtained the accuracy of 92-95%.

Reliability of the results research based on the fact that the applied methods and algorithms for constructing fuzzy mining models states poorly formalized processes, high accuracy for solving applied problems of classification, estimation and forecasting results of theoretical and applied research, and their consistency.

The scientific and practical significance of research results.

The scientific significance of the results of research is to develop methods and algorithms for constructing fuzzy logic models based on the method of fuzzy clustering settings parameters of the model using neural networks and evolutionary algorithms, solving fuzzy the multicriteria optimization problems arising in the construction of fuzzy model, as well as classification, estimation and forecasting state objects.

On the basis of the results of the application of methods and algorithms for constructing fuzzy of intelligent analysis models in solving problems of estimation and forecasting the risk of bankruptcy organization, forecasting production of basic food products in agriculture and the volume of production of livestock products to achieve economic efficiency.

Implementation of research results. In solving the practical problems of estimation and forecasting the risk of bankruptcy of organizations using the software classification, of estimation and forecasting, based on methods and algorithms for constructing fuzzy model intelligent analysis of weakly formalized processes by increasing productivity in 1,5-2 times and accuracy of 95- 98.2% achieved an annual economic effect worth more than 170.5 mln. UZS. (reference of the Development of the Ministry of Information and Communication Technologies for №02-8 / 343 of 21 January 2016; reference of the Office of Agriculture and Water Resources of the Jizzakh region №03-399 of June 24, 2015;

reference of the State Committee of Uzbekistan on privatization, demonopolization and development of competition for №15-2214 of 16 June 2015).

Approbation of the work. Theoretical and applied aspects of the thesis discussed at the following international and national seminars and conferences, "Integral equations 2009" (Kiev, Ukraine, 26-29 January 2009); Republican scientific-technical conference "Current state and prospects of development of information technologies" (Tashkent, Uzbekistan, 5-6 September 2011); Russian conference with international participation "Knowledge Ontology-Theory" (Novosibirsk, Russia, October 3-5, 2011); seventh Asian International School – seminar "Problems of optimization of complex systems" (Tashkent, Uzbekistan, 17-27 October 2011); VI International Scientific and Practical Conference "Engineering Systems 2013" (Moscow, Russia, April 24-26, 2013); Russian conference with international participation "Knowledge - Ontology - Theory" (Novosibirsk, Russia, October 8-10, 2013) and "Eighth World Conference on Intelligent Systems for Industrial Automation" (Tashkent, Uzbekistan, November 25-27, 2014 year).

Results publication. On the topic of the dissertation was published 44 scientific works, including 11 articles in national journals 4 and 4 articles in foreign scientific journals, 20 papers and abstracts in scientific conferences, one monograph.

Structure and scope of the dissertation. The dissertation consists of introduction, five chapters, conclusion, bibliography and appendices. The total volume of the dissertation is 194 pages with 9 figures and 14 tables.

MAIN CONTENT OF DISSERTATION

In introduction is motivated urgency and topicality of subject to theses, is worded purpose and problems, is revealed object and subject of the study, is determined correspondence to of the study to priority directions of the development of the science and technology of the Republic Uzbekistan, are stated scientific novelty and practical results of the study, is motivated validity got result, reveal; open theoretical and practical value got result, is brought list of the introduction in practical person result studies, results to approbations of the work, information on published work and structure to theses.

In the first chapter **“Problems of construction of models of mining conditions of weakly formalized processes”** of the dissertation provides an analytical overview of the evaluation and prediction of model building, classification of States of weakly formalized processes.

Classification, assessment and prediction of States of weakly formalized processes using existing methods traditional mathematics difficulties arise, that is, the results differ by inaccuracy, ambiguity, determinately, dynamic. In this case, to obtain reliable data it is difficult or impossible to obtain promptly. When solving practical problems under fuzziness of fuzzy data, i.e. information with nestokhasticheskaya characteristics, to construct a system of classification, estimation and prediction, it is necessary to divide into two parts: quantitative (volumetric) and obtained from the linguistic expert (qualitative). Most fuzzy systems use the data of the second type based on the basis of the conclusions of the fuzzy rules are combined in fuzzy conclusions systems (FCS). Incoming data algorithms for constructing fuzzy logic models, based on the conclusions of the fuzzy rules under fuzziness play a major role in the classification, estimation and prediction.

The rules of formation of the conclusions of the fuzzy rules when building models for classification, estimation and prediction determines the importance of appropriate abbreviations.

Correct use of current information about the subject of research in the modeling process of the research subject, determination of the adequacy of the model is important. This plan formed the main problems in the development of weakly formalized processors. Traditional fuzzy systems have some disadvantages, so neobhodimo to involve experts in a particular area for the formation of rules and functions of prinadlejnosti. This in turn is a factor in the occurrence of a number of inconveniences. Adaptive fuzzy systems (adaptive fuzzy systems) reshut this problem. In such systems during the learning process the experimental data is used to edit the parameters of fuzzy systems. Learning adaptive fuzzy systems is considered more difficult and complex than the learning algorithms of neural networks. The process of adaptation of fuzzy systems consists of two stages: 1. Creation of linguistic rules; 2. Setting the parameters of the model. To create fuzzy rules are necessary functions, and for making fuzzy inference rule.

Construction of fuzzy models for classification, estimation and prediction can be expressed as optimization problems with four target function.

$$f_1(S) \rightarrow \max, f_2(S) \rightarrow \min, f_3(S) \rightarrow \min, f_4(S) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (y_j - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min.$$

Here $f_1(S)$ – number of correctly classified objects using S rules set, $f_2(S)$ – S number of fuzzy rules in the set of rules, $f_3(S)$ – total number of items in the Input in S and $f_4(S)$ - root mean squared error between the obtained and expected results of the model. Thus, we come to the multicriteria optimization problems.

In particular, in this Chapter provides analytic review of existing methods for classification, assessment and prediction of weakly formalized processes and examines the approaches of fuzzy sets in question multicriteria optimization. As a result of the analysis identified key issues and tasks that are decision making.

The main task to be solved, is overcome by the construction of a logical model based on the conclusions of the fuzzy rules using the method of fuzzy clustering.

A complex of interrelated models gives the possibility of building a software module and algorithms for classification, estimation and prediction in weakly formalized systems.

The difference between the proposed approach and the traditional approach is to use modern technologies data mining (knowledge base, the components of Soft Computing - neural networks, algorithms colony of bees) to develop algorithms and software tools for building-based method for fuzzy clustering, logical models of the classification, estimation and prediction.

In the second chapter **“Development of methods for mining models able weakly formalized processes based on the findings of fuzzy rules”** of the dissertation developed logic models for classification, estimation and prediction of States of weakly formalized processes on the basis of the conclusions of the fuzzy rules.

Classification model, assess and predict the States of weakly formalized processes, which is reflected in the research of scholars such as A. P. Rothstein and R. A. Aliev, are determined by the following fuzzy rules:

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

Here $a_{i,jp}$ - jp expresses linguistic term variable number of x_i .

w_{jp} - jp – weight of ratio rules.

$y_j = f_j(x_1, x_2, \dots, x_n)$ - conclusion of fuzzy rules.

Developed three types of classification models, estimation and prediction, characterizing the state of poorly formalized processes using the conclusions of the fuzzy rules.

1. Fuzzy classification model, evaluation and prediction of astoni poorly formalized processes in the form of the output of the nonlinear connection.

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, \text{ with the weight } w_{jp} \right) \rightarrow y_j = b_{j_0} + \sum_{h=1}^H \left[b_{j_{(h-1)n+1}} (x_1)^h + \dots + b_{j_{hn}} (x_n)^h \right] \quad (2)$$

2. Fuzzy classification model evaluation and prediction of the processes in the form of a linear relation output.

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, \text{ with the weight } w_{jp} \right) \rightarrow y_j = b_{j_0} + b_{j_1} x_1 + \dots + b_{j_n} x_n. \quad (3)$$

3. Fuzzy classification model evaluation and prediction of the processes in the form of fuzzy inference them.

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left(\bigcap_{i=1}^n x_i = a_{i,jp}, \text{ with the weight } w_{jp} \right) \rightarrow y_j = r_j, j = \overline{1, M}. \quad (4)$$

In constructing a logic model for classification, estimation and prediction of States of weakly formalized processes created algorithm of fuzzy clustering.

In the process of constructing fuzzy models membership functions may be different. The advantage of fuzzy logic is the ability to use expert knowledge in the form of linguistic opinions about the object. But the fuzzy logic has no mechanism for learning. When building a fuzzy model in the case of different types of membership functions is used to edit the parameters of the model based on neural networks and bees, have made the task of solving the problem of learning fuzzy logic model. The content of the training is to optimize the differences between these properties of the object and the results of fuzzy approximation.

Setting the parameters of a fuzzy logic model based on neural networks and algorithms bee swarm is brand new. As a result of this configuration of the resulting model takes the intellectual characteristics. In the dissertation deals with the process model tuning of membership functions with networks in the form of a Gaussian, bell-shaped, parabolic, triangular and trapezoid based on neural networks And algorithms bee swarm.

1. Setting the parameters of the model based on neural networks: minimizing the criterion used in the theory of neural networks for learning

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (y_j - \hat{y}_j)^2 \rightarrow \min \quad (5)$$

uses a system of recurrence relations for different types of membership functions (table 1).

Table 1

The recurrence relations of setting model parameters of different types of membership functions

Membership function	Recurrence relations
<p>Gauss form:</p> $\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp}) \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})^2 \cdot \mu_i^{jp}(x_i^*)}{(\sigma_i^{jp})^3}.$
<p>Bell-shape:</p> $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(\sigma_i^{jp})^2 (x_i^* - c_i^{jp})}{\left((\sigma_i^{jp})^2 + (x_i^* - c_i^{jp})^2\right)^2},$ $\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2\sigma_i^{jp} (x_i^* - c_i^{jp})^2}{\left((\sigma_i^{jp})^2 + (x_i^* - c_i^{jp})^2\right)^2}.$
<p>In the form of a parabola:</p> $\mu(x) = 1 - \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2$	$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t)w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})}{(\sigma_i^{jp})^2},$

	$\sigma_i^{jp}(t+1) = \sigma_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{2(x_i^* - c_i^{jp})^2}{(\sigma_i^{jp})^3}.$
<p>In the form of a triangle:</p> $\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x \leq c, \\ 0, & \text{in other cases.} \end{cases}$	$a_i^{jp}(t+1) = a_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{x_i - b_i^{jp}}{(b_i^{jp} - a_i^{jp})^2},$ $c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{x_i - b_i^{jp}}{(b_i^{jp} - c_i^{jp})^2},$ <p>if $a \leq x \leq b$, then</p> $b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{a_i^{jp} - x_i}{(b_i^{jp} - a_i^{jp})^2},$ <p>if $b \leq x \leq c$, then</p> $b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta(y_t - \hat{y}_t) w_{jp} \frac{\prod_{i=1}^n \mu^{jp}(x_i)}{\mu^{jp}(x_i)} \times$ $\times \frac{\bar{d}_j \sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y) - \sum_{j=1}^m \bar{d}_j \mu^{d_j}(y)}{\left(\sum_{j=1}^m \mu^{d_j}(y)\right)^2} \frac{c_i^{jp} - x_i}{(b_i^{jp} - c_i^{jp})^2}.$

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

2. We configure the parameters of the generated fuzzy model-based evolutionary algorithm - bee swarm. This algorithm was developed by analogy with the behavior of wasps in a colony of bees. The main content of the settings of the model parameters on the basis of the bees algorithm is to choose the parameter values that minimize the difference between the real properties of the object and output results of the model. This algorithm can be expressed incrementally in the following form:

Step 1. The initialization. Here totalNumberBees - the number of bees, numberInactive - the number of inactive bees, numberScout - number of bees-scouts (scouts - scout), maxNumberVisits - the number of visits sources of nectar, maxNumberCycles - the number of iterations is determined by the intervals of values of the parameters a, b, c and w.

Step 2. Scouts examine the area around the hive in search of new food sources. In this case determined by the initial values of the parameters, and the results are stored in the matrix BS.

Step 3. Waggle dance is watching the bees. Here from found sources of nectar the most optimal (in which a lot of nectar or the next) are transferred from the matrix BS in the matrix WG.

The duration of the Waggle dance is determined by the formula $D_i = d_i A$. Here A is the coefficient of scalability; the value indicates the relative usefulness, quality and volume of nectar found d_i - dancing i - bee-scout.

After selecting the desired source of nectar, the worker bee starts flying to the nectar.

On the basis of the matrix WG obtained from bees-scouts, worker bees carry nectar and around the source of this nectar finding new sources (parameter values). Information is entered into the matrix NW.

Step 5. Scout bees on the basis of information WG carry nectar, the result is determined, which gives the optimal value, which is assigned to the variable at best. The results obtained are included in the NB matrix.

Step 6. Record of decisions on the basis of existing matrices NW, NB, WG.

Step 7. Under the terms of the criterion $E_i = \frac{1}{2} (f_i(w, a, b, c, d) - y_i)^2 \rightarrow \min$ or implementation of a specific iteration to maxNumberCycles and determine the optimal values of the parameters from W.

Step 8. When the requirements of the relevant criterion, go to Step 2.

Here $f_j(w, a, b, c, d)$ - output of the model, w - rule weight, \hat{y}_j - these characteristics of the object, a, b and c are the parameters of membership functions. These parameters are defined according to the type of the membership function. If the membership function in the form of Gauss, parabola, bell shaped, the options

are a and b. If the membership function in the form of a trapezoid, the options are in the form of a, b, c and d.

With each iteration of the algorithm the values of the model parameters close to the optimum.

In the process of building a model, you need to meet a number of criteria that meet the requirements of creating an optimal model.

In the third chapter “**Development of the algorithm for solving multi-criteria optimization problem that arises when building fuzzy models**” of the dissertation discusses the issues multicriteria fuzzy optimization arising in the process of setting the parameters of the membership functions, build the model and create a model using fuzzy clustering logic model, based on the conclusions of the fuzzy rules for the classification, assessment and forecasting of States of weakly formalized processes.

Setting the parameters of a fuzzy logic model consists of two stages. The first step is to define the values of the model (y), conform to a given network architecture output. The second stage is determined by the value of error (E) and calculated values of the parameters of membership functions. In this process, using functions that result in the highest values, create a model that consists of the conclusions of the fuzzy model (2)-(4). Here you want to find the coefficients b_{ji} ($i=0,1,2,\dots,t; j=1,2,\dots,m$).

If the model is linear type, and when the nonlinearity of the model.

Obtained coefficients (5) are considered to be values that minimize the square error. Input vector $X_r = (x_{r,1}, x_{r,2}, \dots, x_{r,n})$ has the following fuzzy output:

$$y_r = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j} \cdot (x_r) \cdot y_j}{\sum_{j=1}^m \mu_{d_j} \cdot (x_r)}. \text{ Level of implementation of the conclusions of the rules}$$

j is determined by using the expression $\mu_{y_j}(x_r) = \mu_j^{k_j}(x_{r1}) \cdot \mu_j^{k_j}(x_{r2}) \cdot \dots \cdot \mu_j^{k_j}(x_{rn})$.

By means of the expression $\beta_{jr} = \frac{\mu_{y_j}(x_r)}{\sum_{k=1}^m \mu_{y_k}(x_r)}$ for input vector X_r is

determined by the relative level of implementation of the conclusions of the rules j . Then:

(a) at the output as a linear relationship:

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

b) when the output is in the form of nonlinear dependencies:

$$y_r = \sum_{j=1}^m \beta_r y_j = \sum_{j=1}^m (\beta_{r_j} b_{j_0} + \beta_{r_j} b_{j_1} \cdot x_{r_1} + \dots + \beta_{r_j} b_{j_n} \cdot x_{r_n} + \dots + \beta_{r_j} b_{j_{(h-1)n+1}} \cdot x_{r_{(h-1)n+1}} + \dots + \beta_{r_j} b_{j_H} \cdot x_{r_H}).$$

Value of the parameter β_{r_j} determined in accordance with the form of the membership function (table 2):

Table 2

Definition of the parameter β_{r_j} at the various types of membership functions

Membership functions	Value of the parameter β_{r_j}
Gaussian: $\mu(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2\right)$	$\beta_{r_j} = \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^m \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^t \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right].$
Bell-shape: $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2}$	$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^t \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2} / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \frac{1}{1 + \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2}.$
In the form of a parabola: $\mu(x) = 1 - \left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2$	$\beta_{r_j} = \prod_{i=1}^t \left[1 - \left(\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[1 - \left(\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{\sigma_{ik}}\right)^2\right].$
In the form of a triangle: $\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{x-c}{b-c}, & b \leq x \leq c, \\ 0, & \text{in other cases.} \end{cases}$	$\beta_{r_j} = \begin{cases} \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - a_{ij}}{b_{ij} - a_{ij}}\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - a_{ik}}{b_{ik} - a_{ik}}\right], & \text{if } a \leq x \leq b, \\ \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - c_{ij}}{b_{ij} - c_{ij}}\right] / \sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^t \left[\frac{x_{r_i} - c_{ik}}{b_{ik} - c_{ik}}\right], & \text{if } b \leq x \leq c. \end{cases}$

Let's introduce the following notation: $Y = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T$,
 $\hat{Y} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_M)^T$,

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

In this case, (5) the task is given in the following matrix: find the vector Y meeting the following requirements:

$$E = (Y - \hat{Y})^T \cdot (Y - \hat{Y}) \rightarrow \min. \quad (6)$$

This task (6) is expressed as the following equation:

$$Y = A \cdot B.$$

In the process of constructing a model, there arises the problem of multicriteria optimization. In General, the multi-objective optimization problem as follows:

$$f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_q(x)]^T \rightarrow \min, \quad (7)$$

$$x \in X$$

here

$$f_k(x) = \sum_{j=1}^n c_{kj} x_j,$$

$$k \in Q = \{1, 2, \dots, q\},$$

$$x = \{x \in R^n \mid Ax \subset K, x \geq 0\}$$

$$K = \{y \mid y \in R^m, y \leq b\}$$

The multi-objective optimization problem with fuzzy objective involves finding such x , meet the following condition:

here \tilde{g}_k - is fuzzy set.

$$\tilde{g}_k = \{z \mid z \in R^Q, z \leq g_k\}$$

$$f_k(x) \subset \tilde{g}_k, \quad k = 1, 2, \dots, Q, \quad x \in X, \quad (8)$$

$$\mu_k(f_k(x)) = \begin{cases} 1, & f_k(x) \leq g_k, \\ 1 - \frac{f_k(x) - g_k}{t_k}, & g_k \leq f_k(x) \leq g_k + t_k, \\ 0, & f_k(x) \geq g_k + t_k. \end{cases} \quad (9)$$

The fuzzy decision problem (8) can be converted to a clear solution of the problem:

$$\lambda \rightarrow \max, \mu_k(f_k(x)) \geq \lambda, \quad x \in X.$$

Solution $x^0 \in X$ is called a Pareto optimal solution if for all y , the following inequality holds:

$$\mu_k(f_k(y)) \leq \mu_k(f_k(x^0))$$

and at least one of the condition

$$\mu_s(f_s(y)) < \mu_s(f_s(x^0)).$$

Solution $x^0 \in X$ is called optimal according to the criterion of Pareto-type if not exists $y \in X$, best on the criterion of Pareto-type than x^0 .

We introduce the notion of improvement solutions $y \in X$ according to the criterion of Pareto-type in fuzzy environment: decision $y \in X$ let's call are improving, if there is a solution $x^0 \in X$, which is better than on the criterion of Pareto type.

Assertion 1. The solution $x^0 \in X$ improving in situation of the decion making of fuzzy multi-purpose solutions $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)]$ then, and only then, when there is a vector $\gamma \in R^Q$, for which the inequality

$$\mu_k(f_k(x^0)) \leq c^k, \quad \mu_s(f_s(x^0)) < c^s$$

For all $k \in \{1, \dots, Q\}$ and at least one $s \in \{1, \dots, Q\}$,

where $c^k = c - \gamma_k$, $c = \max_y \min_k [\mu_k(f_k(y)) + \gamma_k]$.

Assertion 2. Let $\mu_k(f_k(y))$ membership function $f_k(y)$, defined as in (9). x^0 the optimal solution of improval tasks:

$$\sum_{k=1}^Q \gamma_k \rightarrow \max, \mu_k(f_k(x)) - \gamma_k \geq \lambda^*, k = 1, \dots, Q, x \in X, \gamma_k \geq 0.$$

Then solution $x^0 \in X$ Pareto - optimal solution of the task (8).

In the fourth chapter “**Solution of the problem of optimization algorithms based on parallel computing**” discusses the process of developing algorithms based on the technologies of parallel computing for solving optimization problems. In this problem optimization using parallel computing technologies to solve the algorithms based on the example of a colony of bees, modified by neural networks and recurrent neural networks - Hopfield network.

All methods for solving optimization problems can be divided into two groups: exact and heuristic.

Heuristic methods can provide the most optimal solution, but the quality of solutions, the importance of the result is close to the global optimum. Exact methods are based on a complete enumeration of all possible solutions that, in turn, makes them ineffective.

Solved the issue of constructing of a logical model based on the findings of fuzzy rules and multicriteria optimization in the process of configuring their settings. The process solution of the multiobjective optimization problem is considered for some of the test task.

Currently, a significant part of optimization problems, in particular combinatorial optimization issues are considered NP-complete problems. While solving the questions of optimization using neural networks approach increases the probability of the optimal solution. As a test optimization problem we consider the task of a salesman. To solve this problem created by the objective function neural network Hopfield.

In many cases, in solving optimization problems requires numerous computations and computation time. In this case, in order to improve performance and increase the speed of the program there are cases impractical to purchase additional software and tools, the integration of additional services. Assessment at the level of intuition does not always bring the desired result. In these cases, the use of technology parallel computing is a factor that gives an effective result. But parallelisierung desired solution, while the parallel calculation of the required extended period of time, that is, for large problems, is effective. Parallelisierung on many processors can only be effective when large tasks.

In the program solving a particular optimization task from the main CPU sent in parallel at the same time on N processors. These processors independently from each other determine the optimal (local) solution. The results are found in all the processors re-gather in the main processor, among them is one solution with the minimum value and consistency of the cities, which gave this result is selected as the most optimal. In this case, increasing the number of processors that provide the

probability of the optimal solution, can simultaneously increase the length of time of calculation.

On the basis of the developed algorithms conducted a series of computational experiments. Analysis of the results showed that the results of the proposed algorithms are very close to the global optimum. But it should be noted that when solving problems on the basis of this algorithm requires many iterative calculations. In order to eliminate this problem for parallel calculation developed by modifying the neural network algorithm.

To solve this optimization problem proposed recurrent neural network, expressed in the following differential equation:

$$\frac{\partial u_{ij}(t)}{\partial t} = -\eta \left(\sum_{k=1}^n x_{ik}(t) + \sum_{l=1}^n x_{lj}(t) - 2 \right) + \lambda r_{ij} \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right), \quad (10)$$

here $x_{ij} = f(u_{ij}(t))$, $f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta u)}$.

Obviously, in this case, as the example of a Hopfield network occurs matrix $n \times n$. But, then the neurons communicate, not on the principle of “each with each, as in rows and columns. It is known that the solution to this problem can be done using the Hopfield network iterative calculations to n^4 . Using of the proposed modification of the neural network reduces the number of iterative calculations concerning the Hopfield network to n^2 .

Difference variant of equation (10) has the form:

$$u_{ij}^{t+1} = u_{ij}^t - \Delta t \cdot \left[\eta \left(\sum_{k=1}^n x_{ik}(t) + \sum_{l=1}^n x_{lj} - 2 \right) - \lambda r_{ij} \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \right], \quad (11)$$

here Δt - step in time and the value of this parameter $[0,1]$, we can take intermediate values. Parameters $\eta, \lambda, \tau, \beta$ obtained on the basis of experiments and the speed of solving the problem, and this has a serious impact on the quality of solutions. According to the observations at $\eta = \frac{1}{t}$ chances of obtaining effective results increase. In this case t – number of iterative steps.

Analysis of the results showed that the results of our proposed algorithms, artificial neural networks in comparison with algorithms developed on the basis of neural networks Hopfield, have low resource consumption and efficiency in terms of high speed operation. But, it should be noted that if the volume of tasks is very large, the algorithms of neural networks may become less effective due to longer computation. Usually in such cases it is advisable to use heuristic algorithms. In particular, the study examines the use of bees algorithm for parallel computing technologies.

In parallel computing technologies the solution of optimization problems using the bees algorithm can be greatly efficient and fast.

In order to assess the effectiveness of the algorithm is executed a process of testing the optimization algorithm. To map the processes solutions in technologies

of parallel computing problems of a salesman by means of neural network algorithms Hopfield and bee swarm.

Solving problems using parallel computing technologies can pursue two objectives: a) increase the speed of computation, in this case, one problem is divided into several separate parts and to calculate independently from each other on parallel distributed processors. In the end obtained from the different processors, the results are summarized. b) the quality and reliability of the solution, in this case usually one program, the problem completely goes to multiple processors. Among the obtained results for multiple processors is selected to be the best.

To solve this problem use a library FMPJ in the programming language Java. For solutions have been used 15 dual processor and dual core computers (60 processors).

In this problem when the number of nodal points in 10 for the neural network Hopfield, while the number of nodal points in 1000 for the bees algorithm computational experiments.

In the following figures 2, 3 shows the results obtained using the algorithms of a Hopfield network and bee swarm:

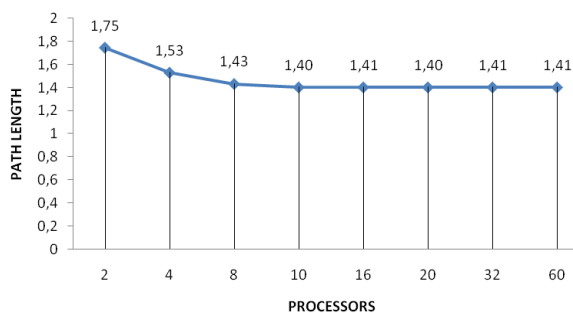


Figure 2. Results obtained using the Hopfield network – a graph of long optimal directions

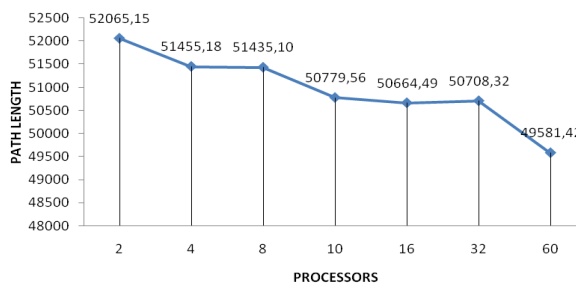


Figure 3. Results obtained using the algorithm of bees colony – a graph of long optimal directions

In the fifth chapter **“Implementation of computational experiments based on a program of building a mining model based on the findings of fuzzy rules”** of the dissertation summarizes the results of the computational experiment with the program of building a logic model, based on the findings of classification rules, assess and predict the States of poorly formalized processes.

Solved the problem of classification and evaluation with the developed program, a comparative analysis between the results of the algorithms and other existing one.

For the pilot study as the main purpose selected using fuzzy approach and performed the following tasks:

- Creating a database of fuzzy rules and sets of reduction rules by setting the parameters of a fuzzy model of the fuzzy rules using neural networks and the bees algorithm and the construction of a fuzzy model high-performance evaluations (high recognition rate).
- Undertake a comparative analysis of the results of the different tasks in the form of tables and graphics.

As an example, take widely distributed and located via email: <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/databases/>, various tasks. These include the following tasks: the task of Iris (Iris Data Set), glass (glass Identification Data Set), the task of diagnosis of diabetes (Pima Indians Diabetes), the task environment (Ecoli Data Set), the task of Haberman (Haberman's Survival Data Set), the task of the wine (wine Data Set), the task of the liver (Liver).

Below listed table 3, in which the parameters are given these tasks model.

Table 3

Parameters of the model tasks

Name of the task	Number of classes	number of signs	number of objects
Glass	7	9	214
Haberman	2	4	306
Iris	3	4	150
Ecoli	8	7	336
Pima	2	8	768
Wine	3	13	178
Liver	2	6	345

To match when solving the tasks used different algorithms. In table 4 the results were compared in various ways on the basis of the proposed method.

Table 4

Comparative results between the proposed and existing methods

Task	Proposed method	GBC	SGF	SVM	1NN	KNN	Conventional RBF network
Glass	87.85	84.27	75.74	71.50	72.01	72.01	69.16
Iris	98.3	98.00	97.33	97.33	96.00	95.33	95.33
Wine	98.88	100	99.44	99.44	95.52	96.07	98.89

Here it is seen that the best results of the considered algorithms. The best results for a specific task allocated separately.

In addition, Table 5 compares the different results of our proposed method and algorithm GBC (Gravitation Based Classification), SVM algorithm.

Table 5

Comparative results of the proposed and existing methods

	Proposed method			Gravitational potential method			SVM		
	Very bad	Very good	Bad	Very bad	Very good	Bad	Very bad	Very good	Bad
Haberman	82.7	87.5	85.1	75.2	86.7	81.5	72.3	82.1	78.8
Liver	78.4	86	82.3	63.5	72.8	67.1	60.4	68.3	65.5
Ecoli	88.5	94.2	91.8	89.7	98.5	95.5	89.4	94.4	92.3

In order to show the effectiveness of the proposed method were compared to the results of the proposed and existing methods to the problem of diabetes. As a result our proposed fuzzy model the solution of these tasks gave better results than other methods.

Table 6

Comparative results of the proposed and existing methods

Task				
	Proposed method	DGC	Fuzzy integral-based perceptron	SAMGA
Pima	87.2	81.82	74.81	73.00

Test processes are performed using 10-fold cross-validation for each model.

The results of the proposed method compared with other classification methods (in particular, the classifiers CBA, DGC, QPL, SAMGA, C4.5-type, NN and SVM) were more accurate.

The program construct the model on the basis of the conclusions of the fuzzy rules solved a practical problem “deaths among mothers in the antenatal and postnatal period”. In this problem solved the problems of classification, evaluation and forecasting of the state of mothers in the antenatal and postnatal period, based on the 67 signs.

As a result, in the classification process made the error of 12.5-3%. When solving the same task using traditional fuzzy model error rate is considerably high. In the following Table 7 shows the comparative analysis of the results obtained by the proposed method and the fuzzy model:

Table 7

Comparative analysis of the results obtained by proposed method and the fuzzy model

	lower	average	good
Proposed method	87.5%	93.75%	96.9%
fuzzy	54%	57%	75%

Usually in medicine classes overlap or interpenetrate. In such cases, the application of specific methods in the classification may not give the expected result. So, the challenge to Lethal cases among mothers in the antenatal and postnatal period” can be solved by a k-closest neighbors gives the result correctness 31.25% (error - 68.75%).

CONCLUSION

Analysis of the main results of the thesis allowed us to make several conclusions.

1. A systematic analysis of the problem of constructing models of fuzzy classification problems, estimation and forecasting in weakly formalized systems, as well as the urgency of the development of methods for their solution.

2. On the basis of mathematical analysis shows that important to ensure the adequacy of the model, that is, how to properly use the current information about the subject of research in the modeling process.

3. Analysis of the fuzzy multi-criteria optimization problems generated by the construction of fuzzy model predictive analysis of poorly formalized processes, allows us to solve the problem of multicriteria optimization, resulting in the construction of classification models, estimation and forecasting processes in a fuzzy information.

4. An algorithm for constructing a fuzzy model predictive analysis of the process allows us to solve the problem of classification, estimation and forecasting processes in weakly formalized and the nature of the uncertainty of information about them.

5. The experimental studies have shown a higher efficiency of the developed algorithms in comparison with known algorithms for solving model problems classification, estimation and forecasting.

6. Analysis of the results obtained in the construction of classification models, estimation and forecasting of mining processes in the states of fuzzy information based on fuzzy clustering method showed that the fuzzy approach makes it possible to obtain adequate fuzzy decision based on any a priori information and the level of certainty.

7. Determine the properties be improved for solving the problem of fuzzy multi-criteria optimization, formed by the construction of fuzzy model, and this property contributes to obtaining effective results in addressing a number of practical problems.

8. The possibility of obtaining effective solutions for solving practical problems of classification, estimation and forecasting based on the development of algorithms for constructing models of mining state weakly formalized processes.

ЭЪЛОН ҚИЛИНГАН ИШЛАР РЎЙХАТИ
СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ
LIST OF PUBLISHED WORKS

I бўлим (I часть; I part)

1. 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. (№ 5) Global Impact Factor, IF= 3.127.
2. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Решение задачи оптимального исследования рынка с применением нейронных сетей // Актуальные проблемы современной науки. – Москва, 2010. - №5(55). – С. 131-134. (№ 39) Impact Factor Search, IF= 0.018.
3. Мингликулов З.Б. Алгоритм решения задачи нечёткой кластеризации// Проблемы информатики. – Новосибирск, 2014. -№ 1. – С. 10-14. (05.00.00; № 67)
4. Камилов М.М., Мингликулов З.Б. Алгоритм решения задачи нечёткой кластеризации, основанный на учёте нечётких отношений между объектами // ДАН РУз. – Ташкент, 2014. - №4. – С. 18-21. (05.00.00; № 9)
5. Мингликулов З.Б. Алгоритмы принятия диагностических решений с использованием нейронечетких технологий // Проблемы информатики и энергетики. – Тошкент, 2011. - №1. – С. 71-76. (05.00.00; № 5)
6. Мингликулов З.Б. Решение многокритериальной задачи оптимизации при построение нечеткой модели // Проблемы информатики и энергетики. – Тошкент, 2012. - №6. – С. 42-47. (05.00.00; № 5)
7. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Разработка многокритериальных моделей оптимизации с использованием нейронечетких подходов // Химическая технология. Контроль и управление. - Ташкент, 2012. -№4. – С. 66-69. (05.00.00; № 12)
8. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Решение задачи многокритериальной маршрутизации в телекоммуникационных сетях // Химическая технология. Контроль и управление. – Ташкент, 2012. -№5. – С. 62-65. (05.00.00; № 12)
9. Мингликулов З.Б. Норавадан қоида хулосаларига асосланган асосланган мантиқий модел куриш муаммолари // Информатика ва энергетика муаммолари. – Тошкент, 2013. -№1-2. – С. 36-40. (05.00.00; № 5)
10. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Обучение нейро-нечеткой сети при разных функциях принадлежности // Химическая технология. Контроль и управление. – Ташкент, 2013. -№2. – С. 68-75. (05.00.00; № 12)
11. Мингликулов З.Б. О нелинейной модели классификации состояний слабоформализуемых процессов с использованием нечетких правил вывода// Химическая технология. Контроль и управление. – Ташкент, 2013.-№3. – С.82-85. (05.00.00; № 12)

12. 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. (05.00.00; № 5)

13. Мингликулов З.Б., Мамаев Э.Ш. Сравнение результатов эвристических алгоритмов при решении задачи комбинаторной оптимизации // Вестник ТУИТ. - Ташкент, 2014. - №3, – С. 9-14. (05.00.00; № 10)

14. 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. (05.00.00; № 5)

II бўлим (II часть; II part)

15. Бекмуратов Т.Ф., Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Решение интегральных уравнений Фредгольма 1-го рода рекуррентными нейронными сетями // Интегральные уравнения – 2009: Материалы международной научной конференции. – Киев, 2009. – С. 47-49.

16. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Генетический алгоритм решения задачи о назначениях // Актуальные вопросы в области технических и социально-экономических наук: Межвузовский сборник. – Ташкент, 2009. – С.101-103.

17. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Динамическая модель эколого-экономических процессов // Социально-экологические проблемы развития интеграционных процессов в условиях глобализации экономике: Сборник научных трудов. – Москва, 2009. –С. 267-269.

18. Бобомуратов О.Ж., Мингликулов З. Б., Хамроев А.Ш. Задачи оценки состояния объекта с использованием нейронечетких технологий // Знания-Онтологии-Теории (ЗОНТ-2011): Материалы Всероссийской конференции с международным участием. – Новосибирск, 2011. –Т. 1. – С. 60-65.

19. Мингликулов З.Б. Турли тегишлилик функцияларида нейроноравшан тўрни ўқитиш ва синфлаштириш масалаларини ечиш // Современное состояние и перспективы развития информационных технологий: Материалы Республиканской научно-технической конференции. – Ташкент, 2011. –Т. 2. –С. 347-352.

20. Мухамедиева Д.Т., Бобомуратов О.Ж., Мингликулов З.Б. Алгоритм построения базы нечетких правил. // Проблемы оптимизации сложных систем: Тез. докл. Международной Азиатской школы – семинар. 17-27 октября 2011. – Ташкент, 2011. – С. 164-168.

21. Камиллов М.М., Хамроев А.Ш., Мингликулов З.Б. Решение задачи нечеткой многокритериальной маршрутизации в мультисервисных сетях // Актуальные проблемы развития инфокоммуникационного общества: Тез. докл. межд. конф. 26-26 октября 2012. – Ташкент, 2012. – С. 23-28.

22. Mingliqulov Z.B. Development of algorithms for diagnostic decisions using neuro-information technology // In Proceedings of WCIS-2012. November 25-27, 2012. - Tashkent, –pp. 275-278.

23. Kamilov M.M., Hudayberdiev M.Kh., Khamroev A.Sh., Mingliqulov Z.B. To the separation of strong mixing of partition of classes // In Proceedings of WCIS-2012. November 25-27, 2012. - Tashkent, 2012. –pp. 24-26.

24. Мингликулов З.Б., Хамроев А.Ш. Применение многокритериальных моделей оптимизации для решения задач нечеткой параметрической идентификации // Инженерные системы–2013: Труды VI Международная научно-практическая конференция. –Москва, 2013. – С. 160-165.

25. Мингликулов З.Б., Хамроев А.Ш. Нораваши қоида ҳулосаларига асосланган ташхислаш алгоритми // Ахборот технологиялари ва телекоммуникация муаммолари: Ёш олимлар, тадқиқотчилар, магистрант ва талабаларнинг Республика илмий-техник конференцияси. 14-15 март. – Тошкент, 2013. 1-қисм. – С. 52-53.

26. Камиллов 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. – Тошкент, 2013. 1-қисм. – С. 53-55.

27. Мингликулов З.Б. Нечёткие модели оценки состояния слабоформализуемого процесса // Знания-Онтологии-Теории (ЗОНТ-2013): Материалы Всероссийской конференции с международным участием. – Новосибирск, 2013. –Т.2. – С. 45-51.

28. Мингликулов З.Б. Алгоритм синтеза систем нечеткого вывода и нейронных сетей // Естественные и технические науки. – Москва, 2013. –№3. –С. 306-308.

29. Мингликулов З.Б., Сапаров С.Х. Сушт шаклланган объектларни моделлаштиришда нораваши тўпламлар назарияси элементларидан фойдаланиш // Ахборот технологиялари ва телекоммуникация тизимларини самарали ривожлантириш истиқболлари: Республика илмий-техник конференцияси. 13-14 март. – Тошкент. 2014. 1-қисм. – С. 161-164.

30. Мингликулов З.Б., Мамаев Э.Ш. Нораваши тўпламли ёндашув асосида модел куришда тегишлилик функцияларининг роли // Ахборот технологиялари ва телекоммуникация тизимларини самарали ривожлантириш истиқболлари: Республика илмий-техник конференцияси. 13-14 март. – Тошкент. 2014. 1-қисм. – С. 164-166.

31. Худайбердиев М.Х. Мингликулов З.Б. Масофавий таълим жараёнида нораваши идентификация масаласи // Инновацион ғоялар, технологиялар ва лойиҳаларни амалиётга татбиқ этиш муаммолари: Республика илмий-техник анжумани тўплами. 16-17 май. –Жиззах, 2014. – С. 438-440.

32. Камиллов М.М., Мингликулов З.Б. Многокритериальный подход для решения задачи нечеткого линейного программирования //

Интеллектуальные системы (INTELS'2014): Труды Одиннадцатого международного симпозиума. – Нижний Новгород, 2014. – С. 52-55.

33. 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.

34. 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.

35. Камиллов М.М., Худайбердиев М.Х., Мингликулов З.Б. Ўсимликлар дунёси объектларини идентификациялаш масалалари // Иқтисодиёт тармоқлари ривожланишини таъминловчи фан, таълим ҳамда модернизациялашган энергия ва ресурс тежамкор технологиялар, техника воситалари: муаммолар, ечимлар, истиқболлар: Республика илмий-техник анжумани тўплами. 17-18 апрел 2015 й. –Жиззах, 2015.–С. 188-190.

36. Мингликулов З.Б. Сушт шакланган жараёнлар ва объектларни идентификациялаш ва оптималлаштиришнинг норавшан моделлари. - Тошкент: Наврўз, 2015. – 132 с.

37. Мухамедиева Д.Т, Мингликулов З.Б., Агзамходжаева М.Р. Программа решения систем алгебраических уравнений нейронной сетью // ЎзР Патент идораси. Дастурий гувоҳнома. DGU 01997, Берилган санаси 23.07.2010й.

38. Мухамедиева Д.Т, Мингликулов З.Б., Агзамходжаева М.Р. Программа решения задач оптимизации с помощью генетических алгоритмов // ЎзР Патент идораси. Дастурий гувоҳнома. DGU 02241, Берилган санаси 07.07.2011й.

39. Мухамедиева Д.Т, Примова Х.А., Мингликулов З.Б., Агзамходжаева М.Р. Программа решения плохо обусловленных систем линейных алгебраических уравнений // ЎзР Патент идораси. Дастурий гувоҳнома. DGU 02242, Берилган санаси 07.07.2011й.

40. 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. Дастурий гувоҳнома. DGU 02243, Берилган санаси 07.07.2011й.

41. Мухамедиева Д.Т., Мингликулов З.Б. Программа построения нейронечеткой модели идентификации // ЎзР Патент идораси. Дастурий гувоҳнома. DGU 02316, Берилган санаси 08.09.2011 й.

42. Мухамедиева Д.Т., Агзамходжаева М.Р. Мингликулов З.Б. Программа построения нечеткой модели оптимизации с использованием генетического алгоритма // ЎзР Патент идораси. Дастурий гувоҳнома. DGU 02317, Берилган санаси 08.09.2011 й.

43. Камиллов 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. Дастурий гувоҳнома. DGU 02578, Берилган санаси 24.08.2012 й.

44. 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.