

**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

На правах рукописи

ПЕТУХОВА АЛИНА ВЛАДИМИРОВНА

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ
НА ПРЕДПРИЯТИЯХ РОЗНИЧНОЙ ТОРГОВЛИ И В
МУНИЦИПАЛЬНЫХ ОБРАЗОВАНИЯХ НА ОСНОВЕ НЕЧЁТКИХ
КОГНИТИВНЫХ КАРТ**

Специальность 2.3.4 – Управление в организационных системах
(технические науки)

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук,
Коваленко Анна Владимировна

Ростов-на-Дону – 2024

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1. КОГНИТИВНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ. ПОСЛЕДНИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ, ПОДХОДЫ И ПРОГРАММНЫЕ КОМПЛЕКСЫ	14
1.1. Системы поддержки принятия решений на основе интеллектуальных технологий. Когнитивное моделирование в системах поддержки принятия решений	14
1.2. Нечеткие когнитивные карты Коско. Правило активации НКК. Функция активации	23
1.3. Динамические свойства систем, основанных на НКК	27
1.3.1. Функция активации	28
1.4 Обучение НКК Коско. Подходы, основанные на алгоритмах Хебба. Подходы, зависящие от ошибки. Подходы, зависящие от данных. Гибридные подходы	31
1.4.1. Подходы, основанные на хеббовских алгоритмах	31
1.4.2. Подходы, основанные на алгоритме Силова	35
1.4.3. Методы обучения, зависящие от ошибки	37
1.4.4. Сравнение обучающих алгоритмов	41
1.5. Риски использования нечетких когнитивных карт при управлении бизнес- процессами	43
1.6. Нечеткие когнитивные карты для прогнозирования временных рядов	45
1.6.1. Задача прогнозирования временных рядов	45
1.6.2. Прогнозирование одномерных временных рядов	46
1.6.3. Прогнозирование многомерных временных рядов	48
1.7. Нечеткие когнитивные карты для задач классификации	50
1.7.1. Низкоуровневые нечеткие когнитивные классификаторы	51
1.7.2. Гранулярные нечеткие когнитивные классификаторы	56
1.7.3. Нечеткие когнитивные карты, разработанные российскими исследователями	57
1.8 Системы программного обеспечения, предназначенные для разработки и обучения НКК	60
ГЛАВА 2. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЁТКИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ	70
2.1. Прямая задача моделирования в НКК Силова	70

2.2. Системные показатели НКК.....	71
2.3. Операции каузальной алгебры в НКК	74
2.4. Обратная задача моделирования в НКК.....	82
2.4.1. Метод минимальных корректировок при отсутствии явного решения обратной задачи моделирования	88
2.4.2. Метод оптимизации структуры НКК для выделения целевых и управляющих концептов в начальной структуре карты	92
ГЛАВА 3. ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС «FUZZYM».....	95
3.1. Основные требования к разрабатываемой системе.....	95
3.2. Описание модулей системы «FuzzyM»	97
3.3. Математическая модель предприятия розничной торговли как сложной системы	104
3.4. Система формирования стратегии развития г. Краснодара	122
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	134
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	137
ПРИЛОЖЕНИЯ	148

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. В настоящее время существенно возрастает размер и сложность компаний розничной торговли. Большинство этих организаций не только расширяют свои сферы деятельности в основном бизнесе, но также включают в себя подразделения, соответствующие ранее деятельности их поставщиков. К примеру, многие компании розничной торговли не только занимаются продажей, но и производят некоторые товарные группы, а также осуществляют логистическую деятельность. Расширение деятельности усложняет структуру таких предприятий и процессы управления ими. Применение традиционных методов моделирования и управления системами для таких процессов является сложной, которая во многих случаях не дает ожидаемых результатов.

На сегодняшний день отсутствует комплексная модель управления на предприятии розничной торговли для сценарного моделирования, позволяющая учитывать всю сложность процессов операционной деятельности. В отрасли существует необходимость построения новых комплексных моделей для задач управления и сценарного планирования на таких предприятиях, применяя методы, которые позволяют учитывать имеющиеся экспертные знания о системе, количественные и качественные компоненты системы. Такие методы базируются на когнитивном подходе, при котором для моделирования системы строятся нечёткие когнитивные карты (НKK), основанные на синтезе нечёткой логики и теории графов. НKK рисует причинно-следственную картину для представления модели и поведения системы. Однако, текущий математический аппарат НKK не позволяет решить задачу обратного моделирования, которая является критической при увеличении сложности систем, что показывает противоречие в науке. При существующих методах и алгоритмах решения прямой задачи сценарного моделирования, в которой задается начальное изменение параметров системы и определяется в какое состояние перейдет

система, отсутствует система, позволяющая решить обратную задачу моделирования, которая позволит задать целевое состояние системы и определить необходимые начальные изменения параметров. Возможность решения ОЗКМ позволит значительно ускорить процесс принятия решения и разработки дальнейших стратегий развития компаний.

Анализ публикаций в области математического моделирования и интеллектуальных систем поддержки принятия решений, основанных на НКК для решения слабоструктурированных задач, свидетельствует об активном развитии теории в этой области. Число исследовательских работ по НКК в 2010 году почти вдвое превышает число исследовательских работ, представленных в 2006 году, и этот тренд сохраняется до 2022 года.

Исследования в этом направлении интенсивно ведутся в России и зарубежных странах, начиная с 1980-х годов. Среди отечественных специалистов здесь следует отметить Леденёву Т.М., Силова В.Б., Максимова В.И., Кулиничу А.А., Гамазова И.Н., Терехова В.И., Аверкина А.Н., Ярушева С.А., Павлова В. Ю., Ефремову Н.А., Гинис Л.А., Оськина А.Ф., Оськина Д. А. и многих других. Моделированию сложных слабоструктурированных систем на основе НКК посвящены труды Ларичевой Е.А., Лагерёва Д.Г., Строковой Л.А., Мешалкина В.П., Белозерского А.Ю., Маригодова В.К., Гореловой Г.В., Радченко С.А., Заболотского М.А., Поляковой И. А., Тихонина А.В., Путятю М.М.

В период с 2019 по 2022 год исследователи расширили приложения НКК на такие сферы, как телекоммуникации (Бычков Е.Д., Лузан Д.С.), теория игр (Mohsen Abbaspour Onari, Mustafa Jahangoshai Rezaee), автодорожные карты (Jingyuan Wang, Zhen Peng), электронное обучение (Giuseppe D'Aniello, Massimo de Falco), виртуальные среды (Юрин А.А., Емельяненко А.С.), искусственный интеллект (Gonzalo Nápoles, Agnieszka Jastrzębska), прогнозирование временных рядов (Kaixin Yuan, Frank Vanhoenshoven) и распознавание образов (Georgios D. Karatzinis, Yiannis S. Boutalis). Однако, при большом количестве систем моделирования НКК для поддержки принятия управленческих решений

отсутствует преимущество программных продуктов, возможность воспроизвести полученные результаты и применить систему на предприятии. В силу чего имеется противоречие в практике, которое заключается в том, что существующие системы не адаптированы под нужды предприятий и в имеющихся программных продуктах отсутствует техническая возможность интеграции новых алгоритмов, полученных в результате исследований в области НКК. В рассмотренных в работе программных продуктах остаётся нерешённой проблема учёта менее значимых параметров для исследования и чувствительности результата.

Данная работа направлена на разработку системы управления предприятиями розничной торговли и муниципальными образованиями, позволяющую проводить построение и анализ структуры НКК по методу Коско, разработку новых алгоритмов и методов решения обратных задач моделирования для поддержки принятия управленческих решений на основе заданных целевых приращений концептов с использованием теории нечётких реляционных уравнений (НРУ). Реализация такой системы позволит получить прикладной программный комплекс анализа НКК модульного типа; провести анализ уже существующих НКК, разработанных российскими и зарубежными экспертами, что позволит качественно улучшить знания о системах, обнаружить и учесть скрытые взаимосвязи концептов и, в итоге, решить актуальные задачи в соответствующих областях знаний.

Таким образом, рассматриваемая в работе задача построения, анализа и моделирования сложных слабоструктурированных систем на основе НКК с целью поддержки принятия управленческих решений в организационных системах актуальна.

Диссертация выполнена на кафедре анализа данных и искусственного интеллекта ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет» и в соответствии с Программой стратегического академического лидерства на 2021 – 2030 годы.

Цель и задачи исследования: Цель диссертации состоит в повышении

эффективности управления такими организационными системами, как предприятия розничной торговли и муниципальные образования, на основе концепции нечётких когнитивных карт.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

- провести сравнительное исследование методов и алгоритмов построения НКК, методов решения обратных задач в НКК и НРУ;
- построить и исследовать модель системы розничной торговли на основе НКК для повышения эффективности управления предприятием;
- построить и исследовать модель стратегии развития города на основе НКК;
- разработать и программно реализовать алгоритм и методы решения ОЗКМ систем на основе НКК;
- провести анализ проблемы неразрешимости НРУ, разработать метод минимально значимых корректировок;
- развить научно-методологический аппарат математического моделирования и разработать соответствующий программный комплекс для моделирования нечётких слабоструктурированных систем;
- спроектировать и реализовать прототип программного комплекса для анализа системных характеристик НКК и решения задачи динамического моделирования.

Объект исследования: управление слабоструктурированными организационными системами.

Предмет исследования: построение и исследование математических моделей управления организационными системами предприятий розничной торговли и муниципальных образований и их использование для поддержки принятия управленческих решений.

Методология и методы исследования. В работе применялись методы математического моделирования, системного анализа, теории нечетких множеств и нечеткой логики, теории графов, когнитивного и имитационного моделирования, нечеткого реляционного анализа, теории нейросетей, теории

машинного обучения, численные методы, математическая статистика, а также принципы структурного и модульного программирования и проведение вычислительных экспериментов.

Содержание диссертационного исследования **соответствует** следующим пунктам паспорта специальности 2.3.4 - Управление в организационных системах: п.3 - Разработка методов и алгоритмов решения задач управления в организационных системах; п.4 - Разработка информационного и программного обеспечения систем управления и механизмов принятия решений в организационных системах; п.5 - Разработка методов получения данных и идентификации моделей, прогнозирования и управления организационными системами на основе ретроспективной, текущей и экспертной информации. п.9 - Разработка методов и алгоритмов интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений в организационных системах.

Научная новизна исследования. В диссертации получены следующие результаты, обладающие научной новизной:

- сформированы и проанализированы математические модели системы розничной торговли и стратегии развития города Краснодара, позволяющие описать комплексные процессы на предприятиях методами НКК и использовать разработанную систему при принятии решений;
- сформулирован алгоритм комплексного анализа НКК, отличающийся от существующих возможностью выбора произвольной операции композиции (t -нормы и s -нормы), для получения наиболее полной информации об исследуемой системе;
- впервые описаны модифицированные алгоритмы решения обратной задачи на основе методов решений НРУ, базирующиеся на введении понятий доминантных уравнений и детерминирующих коэффициентов, позволяющие эффективно определять необходимые изменения на предприятии для достижения поставленных стратегических целей;
- предложено решение проблемы формальной неразрешимости обратной задачи с помощью минимально значимой корректировки вектора

целевых показателей и метод оптимизации структуры НКК для выделения целевых и управляющих концептов в начальной структуре карты, обеспечивающие возможность стратегического планирования для более широкого спектра проблем;

- разработана и реализована модульная программа «FuzzyM», отличающаяся гибкой модульной структурой и возможностью расширения функционала и позволяющая использовать алгоритмы в других научных исследованиях.

Теоретическая значимость заключается в развитии методов управления социально-экономическими организационными системами на основе концепции нечётких когнитивных карт.

Практическая значимость состоит в возможности использования разработанных моделей исследователями разного уровня для формирования и проверки гипотез, связанных с поведением сложных, слабоструктурированных социально-экономических систем при различных внешних воздействиях, а также синтеза и анализа стратегий управления такими системами.

Достоверность результатов диссертации обеспечивается использованием фундаментальных положений нечёткой логики, нечетких реляционных уравнений, математических методов, элементов теории статистического анализа, теории систем, теории когнитивного и имитационного моделирования. Достоверность проверена сопоставлением с теоретическими и экспериментальными результатами других авторов, опубликованием полученных результатов в рецензируемых журналах и разработкой программного комплекса, на который получены свидетельства о государственной регистрации, и подтверждается проведённой апробацией на предприятиях.

Положения, выносимые на защиту:

1. Система управления организацией на основе концепции нечётких когнитивных карт должна учитывать эффект влияния различных операций композиции на результат прогноза.

2. Для формирования множества стратегий управления организацией необходимо получить начальные значения управляющих концептов модели посредством решения обратной задачи когнитивного моделирования (ОЗКМ).

3. При неразрешимости ОЗКМ следует использовать приближённое решение, применяя метод минимально значимой корректировки и метод оптимизации структуры НКК.

4. Применение модели НКК на предприятии увеличивает скорость принятия управленческих решений и позволяет повысить количество факторов, учтённых при стратегическом планировании.

5. Для научно обоснованного подхода к управлению социально-экономическими системами необходима разработка модульного программного комплекса, интегрирующего результаты опроса экспертов, модели прогноза и стратегического планирования с использованием аппарата нечётких когнитивных карт, позволяющего интегрировать результаты теоретических исследований в используемую на предприятии систему управления.

Внедрение результатов работы. Методы и алгоритмы программного продукта «FuzzyM», а также некоторые элементы теоретических исследований и модули использованы при формировании стратегии управления предприятия розничной торговли разрабатываемой компанией LTD «TectumAI», что способствовало повышению скорости принятия управленческих решений на 45%, повысило количество учтённых факторов при стратегическом планировании с 28 до 47, с высоким ожидаемым экономическим эффектом от внедрения в процесс управления. Программный комплекс «FuzzyM», а также разработанный алгоритм решения ОЗКМ использован при разработке системы принятия решений с целью оптимизации процессов планирования и управления организацией ООО «Программные технологии». Внедрение результатов работы подтверждается актами.

Апробация результатов исследования. Результаты научно-исследовательской работы, полученные во время исследования, докладывались и обсуждались на семинарах кафедры прикладной математики КубГУ (2015–

2018, 2023); принимали участие в Программе стратегического развития ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет»; в рамках грантов Грант РФФИ №13-08-96507, Грант РФФИ №13-08-01168; были представлены в конкурсе «Премия IQ года 2018». Прикладная математика: современные проблемы математики, информатики и моделирования. Материалы IV Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых г. Краснодар (2022), Современная математика и концепции инновационного математического образования г. Москва (2022).

По результатам научного исследования был составлен курс лекций для факультативной дисциплины «Введение в теорию нечётких когнитивных карт» для магистров направления подготовки 01.04.02 Прикладная математика и информатика профиль «Математическое и информационное обеспечение экономической деятельности».

Публикации. Основные результаты научного исследования опубликованы в 8 печатных работах, из которых 4 соответствуют перечню ЮФУ, в т.ч. 2 статьи опубликованы в журналах Web of Science/Scopus, получены 2 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Личное участие соискателя в получении результатов. Основные результаты диссертации получены лично автором, а именно: методы системного анализа НКК с применением различных операций композиции, методы и алгоритмы синтеза множества стратегий управления системой на основе решения ОЗКМ, метод минимально значимой корректировки и метод оптимизации структуры карты при неразрешимости обратной задачи, программный комплекс для поддержки принятия решений.

В работе [1] авторским вкладом является разработанный алгоритм решения обратной задачи в НКК, применение алгоритма для решения транспортной задачи, задачи оценки экологического состояния города, задачи описания работы банковской системы. В работе [2] – применение разработанного программного комплекса «FuzzyM» для НКК, описывающей работу компании розничной торговли. В [3] – анализ предприятия розничной

торговли как сложной системы и решение обратной задачи моделирования, [4] – анализ задачи развития муниципальных образований. В [5] – обоснование рисков использования НКК при управлении бизнес-процессами. В [6,7] – обзор методов прогнозирования развития и алгоритмов обучения сложных систем с применением теории НКК. В [8] авторский вклад заключается в анализе математических моделей в НКК.

Структура и объем работы. Научно-исследовательская работа состоит из введения, трех глав с выводами, заключения, списка литературы, приложений. Общий объем диссертации 151 страницы, в том числе 27 рисунков, 21 таблица, 1 приложение, список литературы из 155 наименований.

Список основных работ, опубликованных по теме диссертации.

В изданиях из списка Scopus:

1. Petukhova, A. V. Algorithm for Optimization of Inverse Problem Modeling in Fuzzy Cognitive Maps / A. V. Petukhova, A. V. Kovalenko, A. V. Ovsyannikova // Mathematics. – 2022. – Vol. 10, No. 19. – P. 3452. – DOI 10.3390/math10193452.

2. Petukhova, A. Retail System Scenario Modeling Using Fuzzy Cognitive Maps / A. Petukhova, N. Fachada // Information (Switzerland). – 2022. – Vol. 13, No. 5. – P. 251. – DOI 10.3390/info13050251.

В изданиях из Перечня ЮФУ:

3. Петухова, А. В. Решение обратной задачи моделирования для предприятия розничной торговли с использованием теории нечетких когнитивных карт / А. В. Петухова // Инженерный вестник Дона. – 2023. – № 3(99). – С. 135-146. – URL: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2023/8262> (дата обращения 12.04.2024) (К2).

4. Петухова, А. В. Использование нечетких когнитивных карт для решения задачи развития муниципальных образований / А. В. Петухова, А. В. Коваленко, М. В. Шарпан // Инженерный вестник Дона. – 2024. – № 2(110). – С. 238-262. – URL: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2024/9037> (дата обращения 12.04.2024) (К2).

Другие статьи и материалы конференций:

5. Петухова, А. В. Риски использования нечётких когнитивных карт при управлении бизнес-процессами / А. В. Петухова, А. В. Коваленко, А. В. Овсянникова // Современная математика и концепции инновационного математического образования. – 2022. – Т. 9, № 1. – Р. 171-177.

6. Petukhova, A. V. Methods for forecasting the development of complex systems using the theory of fuzzy cognitive map / A. V. Petukhova, A. V. Kovalenko // Computational Mathematics and Information Technologies. – 2022. – Vol. 1, No. 2. – Р. 81-95. – DOI 10.23947/2587-8999-2022-1-2-81-95

7. Петухова, А. В. Методы прогнозирования развития сложных систем с применением теории нечетких когнитивных карт / А. В. Петухова, А. В. Коваленко // Прикладная математика: современные проблемы математики, информатики и моделирования : материалы IV Всероссийской научно-практической конференции молодых ученых, Краснодар, 18-23 апреля 2022 года. – Краснодар : Краснодарский ЦНТИ, 2022. – С. 85-88.

8. Петухова, А. В. Обзор динамических свойств и алгоритмов обучения нечетких когнитивных карт / А. В. Петухова, А. В. Коваленко, Д. М. Теунаев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 167. – Р. 43-74.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ:

9. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020618008 Российская Федерация. Модуль поддержки принятия решений к программе моделирования социально-экономических процессов "FuzzyM" : № 2020616550 : заявл. 29.06.2020 : опубл. 15.07.2020 / А. В. Петухова, А. В. Коваленко.

10. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018617520 Российская Федерация. Программа моделирования социально-экономических процессов на основе нечётких когнитивных карт "FuzzyM" : № 2018615414 : заявл. 17.05.2018 : опубл. 26.06.2018 / А. В. Петухова, В. Н. Кармазин.

ГЛАВА 1. КОГНИТИВНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ. ПОСЛЕДНИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ, ПОДХОДЫ И ПРОГРАММНЫЕ КОМПЛЕКСЫ

1.1. Системы поддержки принятия решений на основе интеллектуальных технологий. Когнитивное моделирование в системах поддержки принятия решений.

В современной научной литературе предлагаются разные варианты определения термина «системы поддержки принятия решений», например, — это автоматизированная рекомендательная система, способная помочь в процессе принятия решений, предоставляя соответствующую информацию и данные. Этот тип системы может использоваться в самых разных условиях, включая бизнес, правительство и здравоохранение.

Основная цель системы поддержки принятия решений — помочь пользователям принимать более обоснованные решения, предоставляя им доступ к соответствующей информации и данным. Этот тип системы может использоваться для поддержки различных процессов принятия решений, включая стратегическое планирование, распределение ресурсов и управление рисками.

Существует ряд различных типов систем поддержки принятия решений, каждая из которых предлагает различные функции. Наиболее популярный тип — экспертные системы, которые предназначены для предоставления пользователям советов и рекомендаций на основе набора правил или руководств. Системы поддержки принятия решений (СППР) призваны помочь пользователям принимать более обоснованные решения, предоставляя им доступ к соответствующей информации, данным и отношениям между элементами системы.

СППР могут предложить ряд преимуществ, включая повышение качества решений, повышение эффективности и снижение затрат. Однако эти системы также могут иметь некоторые недостатки, такие как вероятность ошибок и необходимость постоянного обслуживания и обновлений.

Первая система поддержки принятия решений была разработана в 1950-х годах американским экономистом Гербертом Саймоном. Система Саймона, получившая название General Problem Solver, была разработана, чтобы помочь лицам, принимающим решения, найти наилучшее решение проблемы, рассматривая все возможные варианты. Позднее General Problem Solver был использован в качестве основы для других систем принятия решений, включая систему принятия медицинских решений DSS-1, разработанную в 1970-х годах.

Одно из первых коммерческих применений когнитивных систем принятия решений было спроектировано для финансового сектора. В конце 1970-х годов компания Drexel Burnham Lambert разработала систему под названием PROMIS (Программа систем рыночной информации), которая использовалась для прогнозирования цен на акции. В 1980-х годах другая компания под названием Mycin разработала аналогичную систему под названием EXPERT SYSTEMS. Эта система использовалась в медицине для диагностики заболеваний и рекомендации вариантов лечения. Он оказался очень успешным и до сих пор используется в некоторых больницах.

В 1990-х IBM разработала когнитивную систему принятия решений под названием Deep Blue. Эта система была разработана для игры в шахматы и обыграла чемпиона мира в 1997 году. Это была важная веха в истории искусственного интеллекта, поскольку она показала, что теперь компьютеры могут превосходить людей в определенных задачах.

Позже Deep Blue была упразднена и заменена Watson, другой системой IBM. Watson предназначен для ответов на вопросы, заданные на естественном языке. Он выиграл игровое шоу Jeopardy! в 2011 году и с тех пор используется в различных других приложениях, таких как здравоохранение и финансы [1].

На данный момент существует несколько способов классификации таких

систем, например, по типу принимаемых решений с помощью системы, по соотношению данные/модели (методика Стивена Альтера) [2], по типу используемого инструментария, по области применения. По типу принимаемых решений с помощью системы можно выделить следующие категории СППР:

1. Исполнительные информационные системы (ИИС), предназначенные для поддержки руководителей высшего звена в принятии стратегических решений. Они обеспечивают общий обзор производительности организации и помогают выявить тенденции и проблемы.

2. Информационные системы управления (ИСУ), разработанные для поддержки менеджеров в принятии оперативных решений. Они предоставляют подробную информацию о конкретных областях организации, таких как продажи, производство или запасы.

3. Системы, предназначенные для принятия полу структурированных и неструктурированных решений. Они предоставляют конкретную информацию и инструменты, которые помогают пользователям анализировать проблемы и находить решения.

4. Системы управления знаниями (СУЗ) обеспечивающие центральный репозиторий для активов знаний и инструментов для создания, хранения и поиска информации.

5. Системы бизнес-аналитики (BI), использующиеся для поддержки организаций в принятии решений на основе данных. Они обеспечивают всестороннее представление о производительности организации, включая исторические данные, текущие данные и прогнозную аналитику.

На Рисунок 1 представлены требования к СППР, а также критерии оценки.



Рисунок 1. Критерии при построении СППР относительно сегментов оценки

При построении архитектуры СППР можно выделить 3 больших слоя:

1. Сбор и генерация данных,
2. Интерфейс,
3. Моделирование и используемые алгоритмы.

В каждом из этих слоев используются различные инструменты и технологии. На Рисунок 2 ниже представлены различные типы архитектуры с описанием их функционала и примерами используемых инструментов.



Рисунок 2. Архитектуры и инструменты, используемые при построении СППР

Представим процесс построения СППР схематично на Рисунок 3.

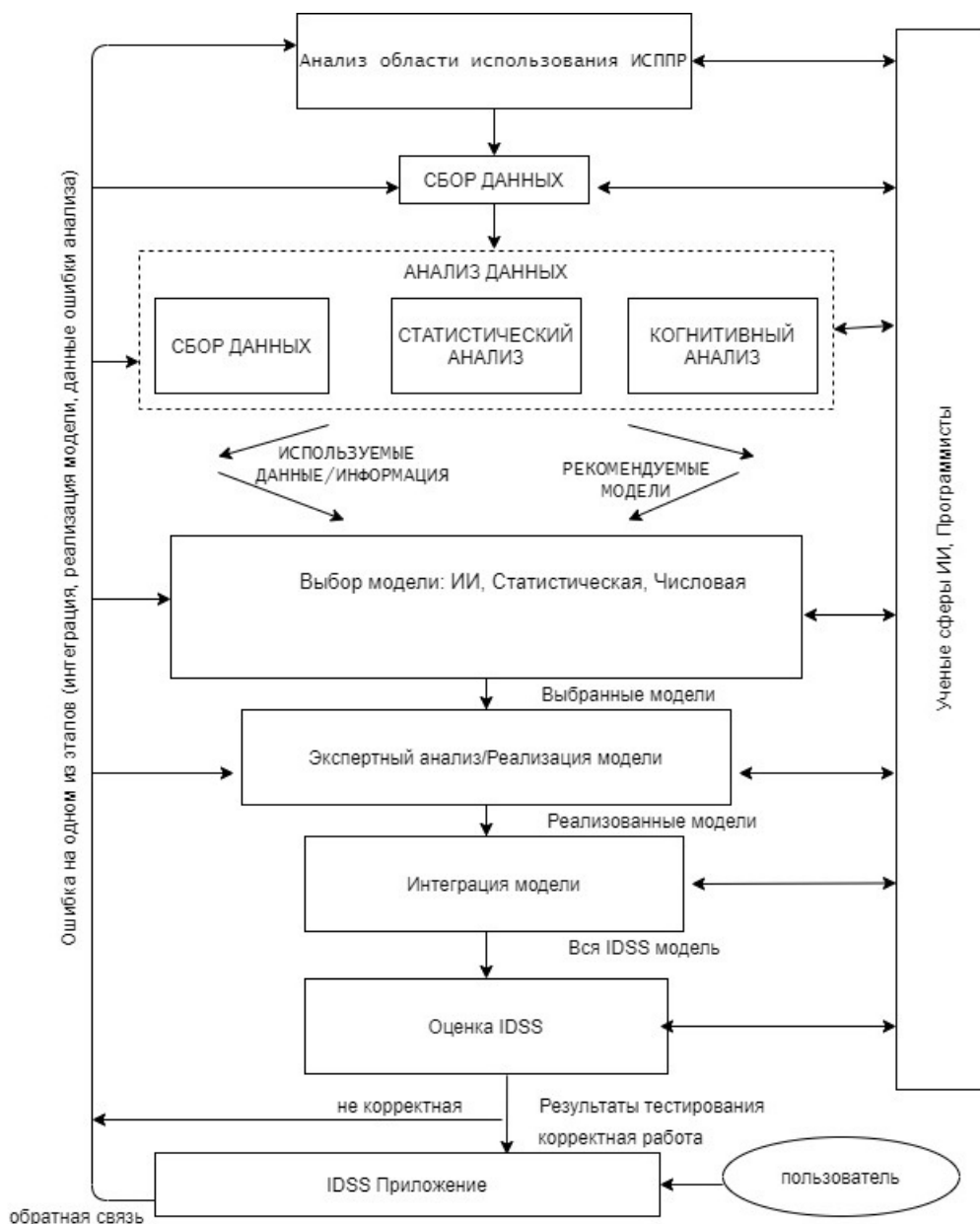


Рисунок 3. Процесс построения СППР

После построения СППР производится оценка качества работы построенной системы. Существует несколько способов оценки СППР, наиболее популярные из них это оценка по соответствию представленному ранее списку требований и оценка по критериальному чек-листу, соответствующему конкретной задаче. Пример такого чек-листа представлен на Рисунок 4.



Рисунок 4. Критериальный чек-лист для оценки СППР

Рассмотрим несколько примеров использования СППР. IBM использует в работе СППР Tivoli, которая позволяет определять состояние суперкомпьютеров на основе логов работы. Исходя из этой информации прогнозируется доступность ресурсов, баланс стоимости и дохода системы Watson, производится мониторинг необходимости обслуживания и т. п.

Фирма Vaisala, производитель датчиков для Министерства транспорта Финляндии, использует системы поддержки принятия решений (СППР) для прогнозирования периодов, когда необходимо применять антиобледенительные материалы на дорогах, чтобы предотвратить дорожно-транспортные происшествия. Ещё одна финская компания, Foredata, предлагает использование СППР при подборе персонала, что позволяет на этапе анализа резюме оценить, насколько кандидат соответствует предлагаемой вакансии.

Так же СППР часто используется в области оценки рисков в финансовых организациях. В сегменте B2B это позволяет определять степень риска при выдаче кредитной линии для организации на основе полученного пакета документов. Например в случае когда оператор на основе ответов по телефону, проставляет значения параметров в системе и сообщает потенциальному

заемщику решение алгоритма.

Для описанных ранее СППР используются разные архитектуры моделей и алгоритмы поиска решений. Одной из популярных архитектур является архитектура нейронных сетей, которые позволяют определить целевую переменную в условиях неопределенности. Основным её недостатком является природа нейронных сетей, которую можно описать как “черный ящик”, т. е. нельзя с точной достоверностью сказать, как именно нейронная сеть пришла к определенным выводам. В некоторых управленческих задачах такой подход является недопустимым, поэтому применяются нейронные сети, работающие по модели “белый ящик”, иначе называемые нечёткие когнитивные карты (НKK).

Существует несколько преимуществ использования НKK. Во-первых, НKK могут отображать сложные отношения между понятиями более точно, чем другие типы СППР. Это связано с тем, что НKK могут использовать несколько входных и выходных переменных для представления отношений, тогда как другие типы СППР обычно используют только одну входную и одну выходную переменную.

Во-вторых, НKK можно использовать для получения новых знаний путем рассуждений на основе известной информации. Например, если была создана НKK, представляющая взаимосвязь между различными заболеваниями и их симптомами, то НKK можно использовать для получения новых знаний о болезнях, которые ранее не изучались.

В-третьих, НKK — для принятия обоснованных решений. Например, если была создана НKK, который представляет взаимосвязь между различными продуктами и их ценами, то НKK можно использовать для выбора наилучшего продукта для покупки на основе цены.

В-четвертых, НKK — для симуляций. Например, если была создана НKK, представляющая отношения между различными компонентами автомобильного двигателя, то НKK можно использовать для моделирования двигателя и просмотра его работы в различных условиях.

Наконец, НКК легко создавать и использовать. Существует множество программных пакетов, которые позволяют пользователям создавать и управлять НКК без особых усилий.

Несмотря на эти преимущества, использование НКК также имеет некоторые недостатки. Во-первых, НКК не однозначно интерпретируются, т. к. они часто содержат множество понятий и взаимосвязей, которые могут быть неочевидны пользователю. Во-вторых, создание НКК может занять много времени. Это связано с тем, что они часто требуют сбора большого количества данных и ввода их в карту. В-третьих, НКК могут потребовать больших вычислительных ресурсов, что может замедлить их использование.

Когнитивное моделирование является универсальным инструментом решения задач управления слабоструктурированными (слабоформализуемыми) системами. НКК, впервые описанные Коско [3], представляют собой комбинацию нейронных сетей и нечеткой логики, которые позволяют предсказать изменение понятий, представленных в причинных картах. Построение НКК основано на синтезе нечеткой логики и теории графов.

Структура графа НКК упрощает причинно-следственные связи, позволяя производить расчеты для оценки последствий определенного состояния системы. В течение последнего десятилетия НКК широко применялись в различных научных областях, таких как социальные и политические науки, инженерия, информационные технологии, робототехника, экспертные системы, медицина, образование, прогнозирование, окружающая среда и т. д.

НКК позволяют представить сложные системы в динамике с учетом обратной связи и возможностью симуляции внешних воздействий на систему [4]. При сценарном планировании НКК моделируют работу системы потактово: каждое следующее состояние вычисляется на основе значений предыдущего состояния.

1.2. Нечеткие когнитивные карты Коско. Правило активации НКК.

Функция активации

Нечеткие когнитивные карты состоят из узлов и взвешенных дуг, которые графически можно представить как когнитивный ориентированный взвешенный граф с обратной связью. Направленные взвешенные дуги, соединяющие концепты, представляют причинно-следственную связь, существующую между объектами системы. В целом концепты НКК представляют ключевые факторы и характеристики моделируемой сложной системы и могут включать в себя события, цели, входы, выходы, состояния, переменные и тенденции системы. Визуальное отображение в виде НКК четко показывает, какие концепты влияют на другие концепты и какова эта степень влияния.

На Схеме 1 изображена простая НКК, состоящая из пяти (5) концептов и девяти (9) взвешенных дуг. НКК представляют собой взвешенные направленные графы, которые могут моделировать связи или причинно-следственные отношения, существующие между показателями системы. Концепты и связи причинно-следственного характера являются основными элементами НКК. Концепты отображены в виде узлов, например C_1, C_2, C_3, C_4 и C_5 , как показано на Схеме 1.

Связь всегда направлена от концепта причины в сторону концепта следствия. Например, как показано на Схеме 1, при $C_1 \rightarrow C_2$, как говорят, C_1 оказывает влияние на C_2 , поскольку C_1 является причинным концептом, тогда как C_2 является концептом следствия. Каждый концепт характеризуется числом A_i , которое представляет его значение, и является результатом преобразования реального значения переменной системы в интервал $[0,1]$. Веса причинно-следственной связи варьируются в интервале $[-1,1]$. НКК моделирует систему как одноуровневую сеть, где узлам присвоены значения понятий, а веса

над дугами представляют собой причинно-следственные связи между понятиями.

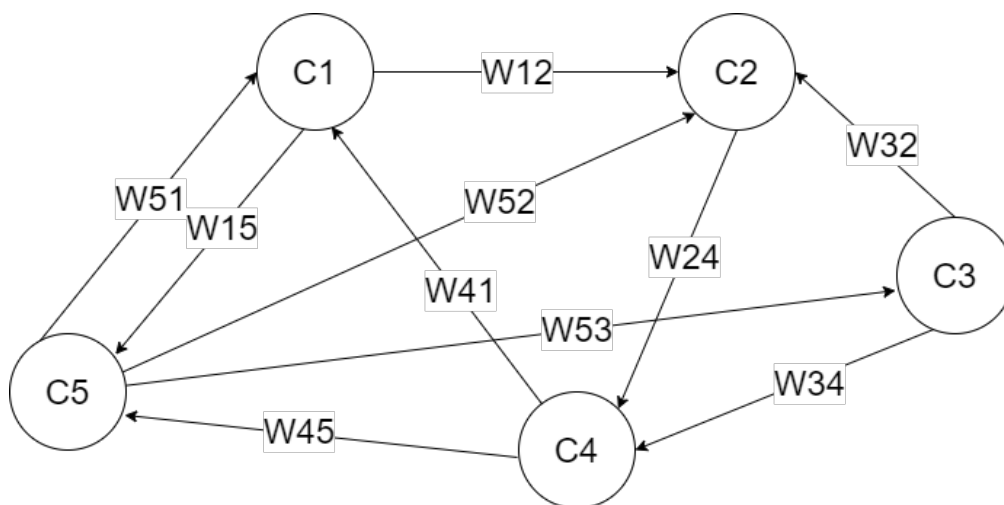


Схема 1. Схема простой нечеткой когнитивной карты

Модель, представленная на схеме 1 характеризуется набором из компонент (C, W, A, f) , где $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ – множество концептов m нечетких множеств, $W: C \times C \rightarrow [-1, 1]$ матрица с весами $w_{ij} \in [-1, 1]$ для каждой пары концептов (C_i, C_j) , которая определяет знак и вес дуги причинного концепта C_i и концепта следствия C_j . Кроме того, $A: C \rightarrow A_i^{(t)}$ – это отношение вычисляет величину активации $A_i \in R$ каждого C_i в дискретный временной шаг $t = \{1, 2, \dots, T\}$. При этом причинно-следственная связь w_{ij} для каждой пары концептов (C_i, C_j) :

– Если $w_{ij} > 0$, то наблюдается прямая зависимость, т.е. усиление концепта C_i приведет к усилению концепта C_j с интенсивностью $|w_{ij}|$, и наоборот, ослабление концепта C_i приведет к ослаблению концепта C_j с интенсивностью $|w_{ij}|$,

– Если $w_{ij} < 0$, то наблюдается обратная зависимость, т.е. усиление (ослабление) одного концепта приводит к ослаблению (усилению) другого с соответствующей интенсивностью,

– Если w_{ij} близко к нулю то, наблюдается отсутствит причинно-следственной связи между концептами, поэтому дуга отсутствует.

Правило активации Коско для НКК представлено (1), где $A(0)$ — начальная активность концепта, а $A_i^{(t)}$ характеризует величину активации концепта C_i на дискретном временном шаге t . Это правило применяется повторно, пока не будет достигнуто условие окончания. На каждой итерации t , НКК производит выходной сигнал, включающий информацию обо всех величинах активаций.

$$A_i^{(t+1)} = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^M w_{ji} A_j^{(t)} \right) \quad (1)$$

В большинстве информационных систем, основанных на использовании нейронных клеточных сетей, применяется стандартное правило обновления (1). Тем не менее, в альтернативной версии этого правила (2), описанной в источнике [5], концепты учитывают не только веса и активацию других концептов, но и свои предыдущие активации. Это особенно эффективно для обновления тех концептов, которые не находятся под влиянием других концептов, что косвенно преодолевает ограничения $i \neq j$ Коско.

$$A_i^{(t+1)} = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^M w_{ji} A_j^{(t)} + A_i^{(t)} \right) \quad (2)$$

Дополнительная модификация правила обновления (3), которая помогает устранить конфликты, связанные с присутствием неактивных концептов, описана в исследовании [6]. Этот подход, основанный на нормализованном логическом выводе, эффективен в ситуациях, где нет данных о начальном состоянии концептов, и способствует избежанию проблемы перенасыщения.

Стоит также упомянуть, что в некоторых случаях эти проблемы можно решить, подстроив параметры функции активации.

$$A_i^{(t+1)} = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^M w_{ji} (2A_j^{(t)} - 1) + (2A_i^{(t)} - 1) \right) \quad (3)$$

Выбор подходящих правил обновления определяется конкретной задачей и требует тщательного осмысления специфики предметной области. В работе [7] показано, что устранение ограничения $i \neq j$ в уравнениях (1) и (2) не всегда приводит к улучшению прогнозных оценок.

Следует также отметить, что возможность анализа топологии нечётких когнитивных карт является одной из их наиболее ценных особенностей. К тому же, НКК могут быть представлены в виде интерпретируемых рекуррентных нейросетей с элементами нечеткого вывода. НКК опираются на принцип работы выходной активности согласно правилу МакКалока-Питтса, где концепты соответствуют элементам нейросети.

В ряде исследований (например, работы Папакостаса и др. [8], Наполеса и др. [9]) (НКК) рассматриваются как аналог искусственных нейронных сетей (ИНС), несмотря на то что некоторые НКК базируются на биологически обоснованных теориях, как, например, алгоритмы обучения Хебба. Это связано с концептуальными различиями между ними. Классические ИНС часто воспринимаются как «черные ящики», в которых ни скрытые нейроны, ни их связи не несут смысловой нагрузки в процессе решения задачи (согласно Наполесу и др. [10]). В отличие от этого, нейроны и связи в нечетких когнитивных картах способствуют формированию точных выводов для принятия решений. Нечеткие когнитивные карты не используют скрытые нейроны, так как такие элементы сложно интерпретировать, и они не способствуют пониманию принципов принятия решений. Вывод заключается в том, что НКК обладают более высоким представительным потенциалом по сравнению с ИНС, что объясняет их широкое применение в моделировании сложных реальных сценариев.

1.3. Динамические свойства систем, основанных на НКК

Как было отмечено ранее, НКК на каждом временном шаге генерируют новый выходной сигнал. Этот процесс продолжается до достижения стабильности системы или до выполнения определенного критерия остановки. Если нейронная когнитивная сеть стремится к сходимости, то в итоге она выдаст одинаковый выходной сигнал, и уровень активации концептов останется стабильным (или изменения будут минимальны). В циклических НКК генерируются различные сигналы, за исключением некоторых периодически повторяющихся состояний. Другой тип - хаотические НКК, где сеть создает разнообразные выходные сигналы.

Если наблюдается хаотическое или циклическое поведение НКК, процесс обновления останавливается после достижения установленного предела итераций. Затем, исходя из последнего полученного результата, формируется выходной сигнал. Однако из-за отсутствия стабильности в системе, этот сигнал может оказаться ненадежным. Обычно предпочтительна сходимость, так как она обеспечивает стабильность и предсказуемость сигналов, делая поведение системы более понятным для специалиста. Тем не менее, существуют сценарии, например, такие как прогнозирование временных рядов, где сходимость системы не является обязательной.

Проблемы сходимости в системах, основанных на нечетких когнитивных картах (НКК), вызваны рядом факторов:

- Особенности матрицы весов,
- Методикой обновления значений концептов,
- Видом функции активации, применяемой в правиле обновления [11].

Исследование Коттаса и др. [12] показало, что при определенных условиях

весовой матрицы обеспечивает сходимость к одному и тому же решению, не зависящему от исходных значений. В исследовании, проведенном Найтом и другими, было изучено, как параметр угла наклона сигмоидной функции влияет на сходимость нечетких когнитивных карт, подчеркивая, что сходимость модели не зависит от весовой матрицы.

В работах [14] и [15] предложен алгоритм обучения, улучшающий сходимость системы без изменения весов. Данный алгоритм уменьшает величину ошибки, определяя коэффициент угла наклона сигмоидной функции для каждого нейрона. Наполес и его коллеги внесли усовершенствования в функцию ошибки и аналитически сужали область поиска, что улучшило процесс обучения алгоритма.

Результаты, представленные в работе Наполеса и др. [11], показали, что без изменения весовой матрицы сложно достичь баланса между точностью и сходимостью. Они также указали, что простая корректировка параметров сигмоидной функции не всегда обеспечивает сходимость к области минимальной ошибки. В системах на основе НКК, где замкнутым активационным подпространством ограничены решения, данный ответ может быть приемлемым.

1.3.1. Функция активации

Функция активации $f:R \rightarrow I$ является монотонно неубывающей и ограничивает активацию каждого концепта I в диапазоне, где $I=[0,1]$ или $I=[-1,1]$, в зависимости от конкретной предметной области задачи. Активационные функции в существующих моделях можно разделить на дискретные или непрерывные, исходя из размерности пространства состояний.

Самыми распространенными из них являются пороговая, знаковая пороговая, гиперболический тангенс и сигмоидная функции.

1. Пороговая функция активации (см. Уравнение (4)) порождает только два вида реакций, ограничивая тем самым систему небольшим количеством возможных состояний. Это связано с тем, что НКК представляет собой детерминированную систему. Если она достигает уже встречавшегося состояния, то начинает циклически повторяться. В результате, дихотомическая НКК либо стабилизируется в одном аттракторе, либо формирует циклические паттерны (в худшем случае с экспоненциальным периодом), но никогда не переходит в хаотичное состояние и не генерирует хаотические сигналы.

$$f_1(x) = \begin{cases} 1, x > 0 \\ 0, x \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

2. Функция активации с использованием знакового порога, как описано в (5), также представляет собой дискретную функцию активации, которая порождает ограниченное количество разнообразных состояний. В результате, сеть будет либо стремиться к одному стабильному состоянию (точечному аттрактору), либо показывать циклические модели поведения, но хаотическое поведение исключается. Основной проблемой дискретных функций активации является их ограниченный репрезентативный потенциал, поскольку они способны моделировать только сценарии с ограниченным количеством состояний (например, с двумя или тремя различными состояниями).

$$f_2(x) = \begin{cases} -1, x < 0 \\ 0, x = 0 \\ 1, x > 0 \end{cases} \quad (5)$$

3. Гиперболическая функция активации (см. Уравнение (6)) является непрерывной и способна создавать бесконечное множество состояний внутри ограниченного $[-1,1]^M$ гиперкуба. В отличие от дискретных функций, она не ограничивается только равновесными точками и циклическими паттернами, но также может генерировать хаотические выходные сигналы [16]. Эта гибкость

делает гиперболическую функцию подходящей для моделирования как качественных, так и количественных сценариев.

$$f_3(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (6)$$

4. Сигмоидная функция, как указано в уравнении (7), представляет собой непрерывную функцию, которая создает ограниченное количество разнообразных состояний, равномерно распределенных внутри $[-1,1]^M$ гиперкуба. Параметры $\lambda > 0$ и $h > 0$ в этой функции контролируются пользователем и определяют наклон и сдвиг функции соответственно. Повышение значений этих параметров увеличивает крутизну кривой, делая результаты более чувствительными к изменениям в x , и приводит к увеличению значения производной с увеличением уровня активации.

$$f_4(x) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda(x-h)}} \quad (7)$$

С возрастанием количества выходных сигналов, НКК способна обрабатывать больше характеристик. Однако это также увеличивает вероятность возникновения циклов с экспоненциально увеличивающимися периодами. Этот риск можно минимизировать или полностью исключить, если весовая матрица соответствует определенным условиям, гарантирующим сходимость к одному стабильному состоянию. Более детальная информация по этому вопросу представлена в исследованиях [9], [12] и [17].

Также было установлено, что использование пороговых функций увеличивает эффективность НКК [16]. Выбор пороговой функции зависит от требований системы и роли, которую каждый концепт выполняет в процессе моделирования исследуемой системы.

1.4 Обучение НКК Коско. Подходы, основанные на алгоритмах Хебба. Подходы, зависящие от ошибки. Подходы, зависящие от данных. Гибридные подходы

Задача обучения НКК состоит в формировании весовой матрицы, опираясь на знания экспертов и/или на данные из прошлых наблюдений. Большинство методов обучения исходят из предположения, что эксперт заранее определяет набор ключевых концептов [18], и фокусируются исключительно на обучении весовой матрицы.

Существующие алгоритмы обучения НКК часто заимствуют принципы из сферы нейронных сетей. В зависимости от метода обучения, их классифицируют на три основных типа: алгоритмы обучения, основанные на правилах Хебба, алгоритмы обучения по методу Силова и алгоритмы, основанные на минимизации ошибки.

1.4.1. Подходы, основанные на хеббовских алгоритмах

Алгоритмы обучения, основанные на правиле Хебба относятся к методам обучения без учителя, которым не нужна тренировочная выборка или заранее известные показатели для целевых концептов. Главной целью обучения НКК с использованием адаптивных алгоритмов Хебба является создание весовых матриц на основе экспертных знаний и улучшение точности уже установленных весов.

Первым алгоритмом обучения Хебба, который был назван "дифференциальным методом обучения Хебба" был описан в исследовании Дикерсона и Коско [19]. Дифференциальный метод обучения Хебба заключается

в том, что если активации причинного концепта C_i и следственного концепта C_j меняются одновременно, то вес между ними w_{ij} должен увеличиться на фиксированное значение. В противном случае, вес на данной итерации не изменяется. Уравнение (8) демонстрирует правило обновления весов в этом методе $\Delta A_i^{(t)} = A_i^{(t)} - A_i^{(t-1)}$, где $A_i^{(t)}$ — величина активации концепта C_i на t шаге, η_t — скорость обучения, которая корректируется на каждом шаге.

$$w_{ij}^{(t+1)} = \begin{cases} w_{ij}^{(t)} + \eta_t (\Delta A_i^{(t)} \Delta A_j^{(t)} - w_{ij}^{(t)}), & \Delta A_i^{(t)} \neq 0 \\ w_{ij}^{(t)}, & \Delta A_i^{(t)} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

Отсутствие учета системы в целом является главной проблемой такого подхода, как дифференциальный метод обучения Хебба. Этот метод ограничивает обновление весов только между парами концептов, игнорируя взаимодействие с остальными элементами системы.

В качестве решения этой проблемы был разработан улучшенный метод, названный «сбалансированным дифференциальным алгоритмом» [20]. Он устраняет ограничения предыдущего метода, учитывая изменения всех концептов, происходящие одновременно с обновлением весов. Этот подход учитывает синхронные изменения всех концептов.

В дополнение к уже существующим методам, были предложены два инновационных алгоритма обучения, вдохновленных принципами синаптической пластичности. Эти алгоритмы получили названия "активный алгоритм обучения Хебба" и "нелинейный алгоритм обучения Хебба". Активный алгоритм уникален тем, что он предполагает асинхронное обновление всех концептов в системе, что способствует сходимости к точечному аттрактору с учетом активности концептов на различных этапах. Этот подход особенно эффективен в системах, где последовательность обновления концептов строго определена экспертами. Отличительной особенностью активного алгоритма

является то, что он учитывает все веса в системе, исключая только веса петель. В рамках этого алгоритма концепты классифицируются на уже обновленные и те, которым требуется обновление, причем активация первых напрямую влияет на обновление последних. Механизм обновления весов в этом алгоритме описывается в Уравнении (9), где $A_j(t)$ включает значение j -го концепта и $\gamma^{(t)}$ корректировку на t шаге. Скорость обучения и коррекция весов, постепенно уменьшаются. Основным недостатком этого метода является его зависимость от экспертных оценок.

$$w_{ij}^{(t+1)} = \left[1 - \gamma^{(t)} \right] w_{ij}^{(t)} + \eta^{(t)} A_i^{(t)} \left[A_j^{(t)} - w_{ij}^{(t)} \tilde{A}_j^{(t)} \right] \quad (9)$$

Нелинейный алгоритм обучения Хебба представляет собой модификацию оригинального. На начальном этапе необходимо экспертное вмешательство для определения характеристик концептов, их диапазонов значений и знаков каждой взвешенной связи. Этот алгоритм сохраняет первоначальную структуру графа, заданную экспертами, на протяжении всего процесса обучения для поддержания его физической интерпретации [18]. Однако зависимость от экспертных критериев является одним из основных недостатков этого подхода.

В нелинейном алгоритме обучения Хебба используются два критерия остановки обучения: когда достигнуто решение, близкое к целевому значению, либо когда найден точечный аттрактор.

Правило обновления весов в этом алгоритме демонстрируется в Уравнении (10).

$$w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \eta^{(t)} A_i^{(t)} \left[A_j^{(t)} - A_j^{(t)} w_{ij}^{(t)} \right] \quad (10)$$

Авторы исследования Папагеоргиу и др. [23] предложили дополнительную модификацию, введя фактор корректировки веса γ . Эта модификация привела к созданию нового правила обновления весов, описанного в Уравнении (11). В этом правиле используется знаковая пороговая функция активации $sgn(\cdot)$, что позволяет авторам сохранить направленность весов.

$$w_{ij}^{(t+1)} = \gamma w_{ij}^{(t)} + \eta^t A_j^{(t)} \left[A_j^{(t)} - \operatorname{sgn}(w_{ij}^{(t)}) A_j^{(t)} w_{ij}^{(t)} \right] \quad (11)$$

В исследовании [24] был предложен усовершенствованный вариант нелинейного алгоритма обучения Хебба. Для предотвращения застревания в локальных минимумах на плато функции ошибки, авторы включили в правило обновления дополнительное условие, известное как «импульс». В уравнении (12) представлено измененное правило обновления, где $\alpha \in (0,1]$ обозначает добавленное ускорение, помогающее более эффективно спускаться по поверхности функции ошибки.

$$w_{ij}^{(t+1)} = \alpha^{(t+1)} \Delta w_{ij}^{(t)} + \eta^{(t+1)} (\zeta^{2t}) \left[1 - \zeta^{(t)} \right] \left[A_j^{(t)} - A_j^{(t)} w_{ij}^{(t)} \right], \quad (12)$$

где

$$\zeta(t) = \frac{1}{1 + e^{-A_i^{(t)}}} \quad (13)$$

В более позднем исследовании, проведенном Стахом и его коллегами, была представлена улучшенная версия нелинейного алгоритма обучения Хебба, названная "нелинейным алгоритмом обучения Хебба, зависящим от данных". Основная идея, выдвинутая авторами, заключается в интеграции дополнительной информации с целью улучшения эффективности обучения и более точного моделирования. Этот алгоритм, хотя и использует те же принципы, что и другие хеббовские алгоритмы, отличается от них тем, что включает в себя доступные системные данные в дополнение к текущей модели в процессе обучения. В данном методе начальная весовая матрица может быть создана случайным образом. Результаты ряда экспериментов указывают на то, что при наличии ретроспективных данных, данный алгоритм демонстрирует лучшие результаты по сравнению с обычным нелинейным алгоритмом обучения Хебба. Однако, более глубокий анализ, проведенный Папакостасом и его командой, показал, что даже улучшенный вариант алгоритма не демонстрирует достаточно эффективных результатов при решении задач классификации.

1.4.2. Подходы, основанные на алгоритме Силова

В подходах, основанных на алгоритме Силова, связи между концептами в сетях когнитивных карт сходны с подходом Коско, где главными элементами являются веса $w_{ij} \in [-1,1]$. Различие заключается в том, что в алгоритме Силова эти веса рассматриваются в контексте нечеткой матрицы смежности в графе когнитивных карт. Эта нечеткая матрица учитывает, что веса могут иметь как положительные, так и отрицательные значения, а учитывая, что операции с нечеткими множествами определены только для положительных значений функции принадлежности $[0,1]$, возникает сложность в учете отрицательных взаимодействий между концептами. В алгоритмах, разработанных Силовым, этот вопрос решается путем удвоения количества концептов: положительные и отрицательные влияния обрабатываются отдельно и интегрируются на заключительной стадии алгоритма.

Дополнительные концепты создаются для отслеживания отрицательных взаимодействий, что приводит к переходу от исходной НКК с разными знаками нечетких связей $W = |w_{ij}|$ к нечеткой матрице положительных связей $r = |r_{ij}|$ размером $2n \times 2n$ (где n – количество концептов), согласно определенному правилу:

$$\begin{cases} w_{ij} > 0, \text{ тогда } r_{2i-1, 2j-1} = w_{ij}, r_{2i, 2j} = w_{ij} \\ w_{ij} < 0, \text{ тогда } r_{2i-1, 2j} = w_{ij}, r_{2i, j-1} = -w_{ij} \\ w_{ij} = 0, \text{ тогда } r_{2i-1, 2j-1} = 0, r_{2i, j-1} = 0 \end{cases} \quad (14)$$

Где для определения латентных концептов в НКК осуществляется транзитивное замыкание $R: \bar{R} = R \vee R^2 \vee \dots$:

$$R^2 = R \circ R \quad (15)$$

Поскольку НКК являются классическими примерами нечетких систем, для построения транзитивного замыкания используются типичные операции t-норм в нечеткой логике, что приводит к изменяющимся нечетким значениям весов и

входных концептов, определяющим причинно-следственные связи. В рамках задач, связанных с нечеткими когнитивными картами, особенно распространено использование операций минимума ($\min$) и алгебраического умножения (*algebraic product*). При применении операции минимума, передача прямого воздействия от одного концепта A_i к другому A_j происходит следующим образом:

$$A_j^{(t+1)} = \min(A_i^t, w_{ij}) \quad (16)$$

После того как в НКК определены скрытые положительные и отрицательные влияния, предлагается создать матрицу $V = (v_{ij}, \overline{v_{ij}})$, которая позволит оценить как прямое, так и обратное воздействие компонентов на систему. Это достигается с помощью следующего преобразования:

$$\begin{cases} v_{ij} = \max(r_{2i-1, 2j-1}, r_{2i, 2j}) \\ \overline{v_{ij}} = -\max(r_{2i-1, 2j-1}, r_{2i, 2j}) \end{cases} \quad (17)$$

где v_{ij} представляет силу положительного воздействия, а $\overline{v_{ij}}$ силу отрицательного.

В реальных сложных системах связи между концептами не всегда однозначны, и любой концепт может оказывать как положительное, так и отрицательное влияние на целевую функцию. В матрице взаимодействий для каждой причинно-следственной связи в исходной системе существуют два веса: один представляет меру положительного влияния, а другой - меру отрицательного влияния. Каждая связь характеризуется степенью согласования (консонанса) между её положительной и отрицательной составляющими взаимодействия.

В русскоязычной литературе описываются различные методы прогнозирования развития ситуации при анализе матрицы скрытых влияний. Максимов [27] и др. предлагают метод прогнозирования в НКК, основанный на суммировании приращений, как описано Робертсоном [28]. В этом подходе

вектор состояния системы создается путем объединения начального значения (в начальный момент времени) и суммирования всех изменений, произошедших до определенного момента времени. Значение вектора состояния системы в определенный момент времени представляет собой результат суммирования всех приращений, произошедших за период времени до этого момента - Кулинич А.А. и соавторы [29, 30] изучают метод прогнозирования без суммирования приращений, где для определения значений концептов используются оценочные шкалы приращений, не фиксируя текущее значение концептов.

1.4.3. Методы обучения, зависящие от ошибки

Методы обучения, зависящие от ошибки, направлены на создание матриц, которые минимизируют функцию ошибки. Это достигается путем сравнения целевых значений выходных концептов с результатами, полученными от карты на текущем шаге. Эти алгоритмы считаются более ресурсоемкими вариантами оптимизации, поскольку они нацелены на адаптацию модели к набору исторических данных. Ключевым аспектом данных алгоритмов является определение целевой функции, которую необходимо оптимизировать, и это представляет собой основную задачу в процессе обучения. В данной секции рассматриваются разнообразные целевые функции и их формальные модели.

На примере Кулуриотиса и его коллег [31] можно увидеть, что для настройки структуры модели на основе имеющихся данных исследователи применили генетический алгоритм. Этот метод оперирует парами входных и выходных векторов, которые называются "примерами". Алгоритм стремится найти оптимальный набор весов, который преобразует входные векторы в соответствующие выходные. Уравнение (18) представляет собой функцию ошибки, которую необходимо минимизировать в данном контексте. В данной формуле символ $\mathbf{w}$ обозначает набор весов, n представляет количество примеров, $\mathbf{w}_i$ обозначает набор весов, n_i представляет количество примеров, $\mathbf{w}_{ij}$ обозначает набор

весов, $\tilde{A}_{ki}$ представляет количество примеров, A_{ki} представляет количество концептов, а L_i и U_i обозначают текущие и желаемые значения соответственно.

$$E(x) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^M |A_{ki} - \tilde{A}_{ki}| \quad (18)$$

Также, в исследовании [32] был предложен метод обучения, использующий оптимизацию с помощью алгоритма роя частиц. Этот алгоритм, подобно ранее описанному, вычисляет набор весов, опираясь на исторические данные (результаты предыдущих симуляций выходных сигналов), которые соответствуют ожидаемому итоговому состоянию. Для этого подхода также необходимы экспертные знания для установления таких соответствующих ограничений, что связи внутри модели НКК будут соответствовать физическому смыслу. Формула (19) определяет функцию ошибки, которую следует минимизировать для k -го примера, где A_{ik}^* - это уровень активации i -го целевого концепта, $H(x)$ – функция Хевисайда, а L_i и U_i – нижняя и верхняя границы приемлемого диапазона активации соответственно.

$$E_k(x) = \sum_{i=1}^M H(L_i - A_{ik}^*) |L_i - A_{ik}^*| + \sum_{i=1}^M H(A_{ik}^* - U_i) |A_{ik}^* - U_i| \quad (19)$$

Еще один способ обучения структуры сети на основе одного набора ретроспективных данных направлен на улучшение надежности систем, использующих НКК, в ситуациях многокритериального принятия решений. В этом методе веса пересчитываются с целью увеличения надежности системы, которая основана на НКК. Для достижения многокритериальной оптимизации, в диссертации использовался модифицированный генетический алгоритм, который вычисляет матрицу весов, удовлетворяющую нескольким критериям одновременно, где выражение (20) определяет функцию ошибки модели, $\tilde{A}_i$ - это целевое значение выходного параметра для i -го концепта, A_i^t – текущий уровень активации, а $T > 50$ обозначает максимальное количество временных шагов.

$$E(x) = \sum_{i=1}^M \left| \tilde{A}_i - \sum_{t=1}^{50} \frac{A_i^{(T-t)}}{50} \right| \quad (20)$$

Сташ и соавторы в исследовании [33] предложили генетический алгоритм обучения с одним циклом симуляции. В (21) представлена используемая в диссертации функция ошибки, где $p \in \{1, 2, \infty\}$, а c означает коэффициент нормализации, то есть $c = \frac{1}{(T-1)}$ для $p \in \{1, 2\}$ и $c = \frac{1}{T-1}$ для $p = \infty$. Данный алгоритм разбивает последовательность входных сигналов на не более, чем $K = T - 1$ пар вида $\{A^{(t)}, A^{(t+1)}\}$, таких, что $A^{(t)}$ является вектором начального состояния, а $A^{(t+1)}$ – целевого. Повторяющиеся пары, не учитываются, поскольку, когда рекуррентная система достигает состояния, которое уже было сгенерировано ранее, она начинает повторять свои предыдущие действия, независимо от предыдущих вычислений. Поэтому, все выходные сигналы, сгенерированные после достижения равновесной точки или предельного цикла, не учитываются.

$$E(x) = \frac{1}{KM(T-1)} \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^M \sum_{i=1}^T \left(A_{ki}^{(t)} - \tilde{A}_{ki}^{(t)} \right)^2 + p_s \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |w_{ij}| \quad (21)$$

Выражение (21) является наиболее распространенным при обучении НКК. Однако, с увеличением числа концептов, его эффективность быстро уменьшается. Для улучшения масштабируемости этого метода, Сташ и его коллеги [34] исследовали, как можно использовать параллелизм генетических алгоритмов с вещественным кодированием. Их предложенный метод параллелизации "ведущий — ведомый" позволяет обучать НКК-модели, состоящие из множества концептов.

Через некоторое время был разработан метод, основанный на генетических алгоритмах с использованием кодирования вещественных чисел "разделяй и властвуй" [35]. Этот метод применяет стратегию разделения входных данных с целью ускорения процесса обучения. В уравнении (22) представлена функция

приспособленности, которую необходимо максимизировать, где α и β — положительные константы масштабирования.

$$F(x) = \frac{\alpha}{\beta \sum_{i=1}^{T-1} \sum_{j=1}^M \left(A_i^{(t)} - \tilde{A}_i^{(t)} \right)^2 + 1} \quad (22)$$

В исследовании, проведенном Чейном и его коллегами [36], была использована функция ошибки, которая требовала нескольких итераций симуляции для улучшения способности обучаемой модели к обобщению. Уравнение (23) представляет эту функцию, где параметр P указывает на количество обучающих последовательностей, а T — количество временных шагов. Важно подчеркнуть, что данная функция ошибки является расширением Уравнения (21), которое предполагает выполнение всего одной итерации.

Для минимизации этой функции ошибки каждый вес связи был разбит на последовательность дискретных переменных $P+1$, у которых знак и целочисленные значения P указывают на требуемую точность. Этот метод успешно использовался для настройки полносвязной сети с сорока концептами в её структуре.

$$E(x) = \frac{1}{KM(T-1)} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \left(A_{ki}^{(t)} - \tilde{A}_{ki}^{(t)} \right)^2 \quad (23)$$

В последующей работе, Чейн и его коллеги [37] представили алгоритм обучения, основанный на принципах роевого интеллекта и осуществленный с применением декомпозиции. Через некоторое время был разработан метод, использующий генетические алгоритмы с кодированием вещественных чисел, для настройки генных регуляторных 100 узловых сетей. В последующей исследовательской работе [38] было предложено улучшенное выражение для функции ошибки, учитывающее потери в сети из-за ее разреженной структуры, как отражено в Уравнении (24). Здесь процесс оптимизации проводился с применением метода декомпозиционного генетического алгоритма с вещественным кодированием (RCGA). Результаты экспериментов подтвердили, что этот алгоритм успешно обучает крупномасштабные сети с числом

концептов, достигающим 300. На основе доступной информации, можно заключить, что этот метод дает лучшие результаты в обучении сложных НКК-сетей по сравнению с предыдущими исследованиями.

$$E(x) = \frac{1}{KM(T-1)} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T \left(A_{ki}^{(t)} - \tilde{A}_{ki}^{(t)} \right)^2 + p_s \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |w_{ij}| \quad (24)$$

В своей статье [39] российские ученые представили метод верификации когнитивной карты, который предоставляет возможность оценить правильность модели при установке начальных весов в ней и выявить потенциальные ошибки. Для проведения этой верификации можно воспроизвести модель на определенном этапе $(t-1)$, имея информацию об исходных весах НКК и целевой функции прогноза на шаге $(t-1)$. В данном методе учитываются лишь тенденции развития влияний концептов, так как учтены некоторые упрощения, которые не учитывают задержки в распространении влияния между концептами. Этот алгоритм позволяет отслеживать динамику развития концептов и сравнивать её с реальными данными.

Также в данной работе был предложен метод, который помогает избежать начальных ошибок при создании НКК. Этот метод использует абсолютные лингвистические значения концептов и модель для прогнозирования значений без суммирования. Первый метод позволяет избегать неточностей, связанных с оценками экспертов, так как он использует "абсолютные" точные значения концептов, а второй метод гарантирует наличие минимального прогнозного значения влияния концепта, которое он может иметь.

1.4.4. Сравнение обучающих алгоритмов

Каждый тип обучающего алгоритма обладает своими преимуществами и ограничениями, которые влияют на его применимость в разных задачах, учитывая доступные исторические данные и экспертные знания. Выбор наилучшего метода является сложной задачей в каждом случае и может

существенно влиять на точность и теоретическую обоснованность полученной модели [40].

Алгоритмы на основе правила Хебба позволяют точно настраивать веса с небольшими отклонениями от исходной конфигурации, предоставленной экспертом. Это означает, что скорректированные веса могут сохранять смысловое значение причинно-следственных связей, что не всегда возможно при использовании алгоритмов, основанных на минимизации ошибки. Однако у этих скорректированных весов есть ограничения в обобщении, что ограничивает их применимость в задачах прогнозирования, особенно в случаях, где нужно учитывать более двух категорий. Исключение составляют случаи, когда начальные веса близки к оптимальным значениям и имеется обширный объем обучающих данных. В таких ситуациях возможно использование алгоритмов обучения, зависящих от ошибки, чтобы улучшить работу когнитивных карт. Это позволит карте лучше учитывать взаимодействие между концептами и их воздействие на целевые концепты. Однако следует учитывать, что такие методы не всегда учитывают полностью динамические и нелинейные характеристики реальных систем. Они также могут иметь свои недостатки, такие как высокая вычислительная сложность и необходимость выполнения множества симуляционных циклов.

Важно отметить, что алгоритмы обучения, зависящие от ошибки, могут создавать сложности при интерпретации полученных результатов, что может привести к неправильному статическому анализу. Пока нет убедительных доказательств их способности создавать достоверные причинно-следственные связи, которые бы отражали поведение изучаемых физических систем. Кроме того, они могут приводить к когнитивным картам с плохой сходимостью.

Из вышеизложенного анализа видно, что алгоритмы, основанные на правиле Хебба, могут быть эффективными в задачах управления, особенно когда известны ограничения предметной области. Когнитивные карты Силова могут

быть полезны в случаях, когда матрица весов содержит связи с отрицательным знаком. Алгоритмы, характеризующиеся оценкой ошибки, плохо интерпретируемы обычно, но хорошо подходят для задач классификации и прогнозирования.

1.5. Риски использования нечетких когнитивных карт при управлении бизнес-процессами

Тот факт, что когнитивные карты способны учесть неточности и неопределенности, делает их пригодными для моделирования сложных систем, где существует множество факторов, которые могут оставаться неизвестными или трудно поддающимися количественной оценке. Важным преимуществом НКК является их относительная легкость в построении и возможность модификации по мере поступления новой информации. Также они обладают гибкостью, так как могут вмещать разнообразные входы и выходы. Важно отметить, что когнитивные карты могут предоставить информацию, которую было бы сложно получить с использованием других видов моделей. Например, они могут помочь выявить, какие концепты имеют наибольшее значение для определения поведения системы и как эти концепты взаимодействуют друг с другом.

В сфере управления бизнес-процессами когнитивные карты активно используются в различных областях, включая анализ рынка, разработку продуктов и улучшение процессов. В каждом из этих случаев когнитивные карты предоставляют ясный и краткий способ представления сложных взаимосвязей между различными факторами.

Однако, несмотря на многочисленные преимущества, существуют риски, связанные с использованием когнитивных карт. В диссертации были

рассмотрены пять видов бизнес-рисков, связанных с использованием когнитивных карт в управленческом планировании, включая

1. Финансовые риски, связанные с возможными недостатками в финансовом состоянии компании, могут возникнуть из-за использования НКК для представления как качественных, так и количественных данных. Это может привести к неоптимальным решениям, если слишком много внимания уделяется качественным данным.

2. Операционные риски, связанные с повседневной деятельностью компании, могут возникнуть из-за неправильной интерпретации данных НКК и неправильных решений, принятых на их основе.

3. Риски связанные с безопасностью, могут возникнуть, если НКК используются для анализа чувствительных данных или при недостаточной защите информации.

4. Риски недостоверности данных, могут возникнуть, если НКК используются на основе неполных, неточных или устаревших данных.

5. Риски сложности интерпретации, могут возникнуть, когда НКК создают сложные модели, которые трудно понимать и объяснить.

6. Операционные риски, связанные с повседневной деятельностью компании, могут возникнуть из-за потребности в экспертных знаниях и ресурсах для разработки и обслуживания НКК. Кроме того, сложность интерпретации НКК может затруднить принятие решений.

7. Стратегические риски, связанные с долгосрочным направлением деятельности компании, включают риски неточного представления реальности, обновления карт, упрощения карт и систематической ошибки интерпретации.

8. Репутационные риски, связанные с репутацией компании, могут возникнуть, если НКК используются неправильно, что может привести к чрезмерной самоуверенности и плохой репутации компании.

9. Правовые риски, связанные с правовой средой, могут возникнуть из-за принятия решений на основе НКК без надежных данных и доказательств, несоответствия интересам компании или акционеров, несоблюдения законов и

норм.

Несмотря на возможные риски, когнитивные карты могут стать полезным инструментом управления, при условии осторожного применения и понимания их ограничений. Они способны помочь в более глубоком понимании сложных проблем, формулировании гипотез о поведении системы и представлении идей тем, кто принимает решения.

1.6. Нечеткие когнитивные карты для прогнозирования временных рядов

1.6.1. Задача прогнозирования временных рядов

Нечеткие когнитивные карты широко используются для прогнозирования временных рядов. Рассмотрим постановку задачи прогнозирования с точки зрения аппарата НКК. Пусть $y \in R$ будет переменной вещественного типа, задаваемой на дискретной шкале времени в течение периода $t \in [1, 2, \dots, N]$, где $N \in N$ означает его продолжительность. Таким образом, одномерный временной

ряд определяется как последовательность наблюдений $\{y^{(t)}\} = \{y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(N)}\}$.

Обозначим ряд, характеризующий период $t \in [1, 2, \dots, t_e]$, где $t_e \leq N$, как исторический временной ряд. Цель прогнозирования – предсказать следующие значения временного ряда, то есть $\hat{y}^{(t_e+1)}, \hat{y}^{(t_e+2)}, \dots, \hat{y}^{(t_e+H)}$, где μ называют горизонтом предсказания. Для выполнения задачи предсказания требуется построение модели F . Допустим, прогноз одношаговый, то есть $H = 1$, тогда модель F используется для вычисления $\hat{y}^{(t_e+1)} = F(y(t_e))$. Проблема, которую необходимо решить, это построение F , которая обычно неизвестна и ее

необходимо вывести, используя ретроспективные данные.

На каждом временном шаге (то есть итерации) прогнозного периода $t \in [t_e + 1, N]$, рассчитывается отдельная ошибка прогнозирования как $E^{(t)} = \hat{y}^{(t)} - y^{(t)}$. Для оценки общей ошибки прогнозирования на всем периоде $[t_e + 1, N]$, можно применять различные метрики для измерения ошибки. Две наиболее распространенные из них – это средняя абсолютная ошибка в процентах (см. Уравнение (25)) и средняя квадратическая ошибка (см. Уравнение (26)). Чем ниже значения этих показателей, тем более точной считается прогностическая модель.

$$MAPE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N \left| \frac{E^{(t)}}{y^{(t)}} \right| \cdot 100\%, \quad (25)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N \left[\frac{E^{(t)}}{y^{(t)}} \right]^2} \quad (26)$$

Концепты НКК ставятся в соответствие переменным временного ряда и затем происходит обучение весов НКК; далее следует тестирование в пределах горизонта предсказания. В зависимости от способа соотнесения концептов НКК и лаговых переменных временного ряда можно использовать НКК в прогнозировании как одномерных, так и многомерных временных рядов.

1.6.2. Прогнозирование одномерных временных рядов

Ранее применение НКК в задачах прогнозирования временных рядов ограничивалось лишь одномерными временными рядами. В подобных сценариях концепты НКК преобразовывали во временные ряды с лаговыми переменными; таким образом они играли роль аналогичную роли регрессоров в

моделях авторегрессионного прогнозирования. Именно такой подход был предложен в работах Nomenda и др. [47], [48], Lu и др. [49], [50]

В этих работах все значения обучающего блока временного ряда кластеризуют посредством алгоритма нечетких c – средних, где число кластеров c является параметром, задаваемым пользователем. На каждом временном шаге, значение временного ряда взаимодействует с каждым созданным кластером, и это взаимодействие характеризуется определенной степенью принадлежности. Важно отметить, что каждый кластер, рассматриваемый как концепт в нечеткой когнитивной карте, действует как нечеткое множество. Из этого следует, что величина активации A_i представляет собой меру того, насколько текущее значение временного ряда $y^{(t)}$ относится к концепту C_i . Выполняя эту операцию для всех концептов, получают значение выходной активности всех концептов, а обучение весов НКК происходит за счет использования данных, сформированных в обучающем блоке.

На этапе прогнозирования последовательность значений выходной активности реконструируется с помощью обученной модели. Чтобы получить численные величины прогнозируемого временного ряда, каждый выходной сигнал дефазифицируют.

В работах [51] и [52] был предложен еще один подход, использующий НКК в прогнозировании временных рядов. Этот подход основан на прямом преобразовании лаговых значений временного ряда в концепты НКК. Вместо функции фазификации был использован метод нормализации min-max. Обучение и тестирование было выполнено с помощью данных доступных онлайн методом «скользящего окна». Дополняя предыдущие работы, метод обучения, предложенный в работе [52], рассматривает оптимизацию продолжительности периода обучения и выбора функции активации, а также ее параметров. Оптимизацию авторы выполняли в динамическом режиме для каждого цикла обучения и тестирования. Эмпирические результаты дают основания предположить, что полученная модель НКК является вполне

конкурентоспособной по точности прогнозирования по сравнению с другими моделями.

1.6.3. Прогнозирование многомерных временных рядов

При прогнозировании многомерных временных рядов вектор $Y = \left[Y^{(1)}, \dots, Y^{(t)}, \dots, Y^{(N)} \right]$ включает в себя последовательность измерений для нескольких различных вещественных переменных, обозначенных как $Y^{(t)} = \left[y_1^{(t)}, \dots, y_i^{(t)}, \dots, y_M^{(t)} \right]$. Следовательно, одношаговый прогноз имеет следующий вид: $\hat{Y}^{(te+1)} = F\left(\hat{Y}^{(te)}\right)$, где F используется в качестве прогностической модели. Существуют два основных подхода к решению проблемы прогнозирования многомерных временных рядов.

В первом подходе считается, что многомерный временной ряд является результатом синтеза и создается с использованием существующей когнитивной сети. В этом случае задачей обучения является разработка модели, которая имитирует генерацию синтезированного временного ряда и определение способа восстановления оригинальной НКК. В работе Стэш и др. [53] авторы применили этот подход и предложили новый метод прогнозирования временных рядов, применяя его как на лингвистическом уровне, так и для числовых значений. Предложенный метод прогноза комбинирует нечеткие когнитивные карты и модели гранулярных вычислений входных данных, основанные на нечетких множествах. Эксперименты показали, что данная архитектура обеспечивает высокую точность прогнозов.

Второй подход сосредоточен на использовании НКК для прогнозирования реальных временных рядов. В работе Фрëлих и Ющук [54] подробно рассматривают возможности прогнозирования с использованием адаптивных и

эволюционных НКК. Целью их исследования было установить, какие методы обучения можно использовать для решения той или иной прогнозной проблемы. Авторы продемонстрировали прогнозные возможности НКК на примере прогнозирования погодных условий.

Фрëлих и др. [55] предложили модель прогнозирования рака простаты, основанную на НКК. Был разработан усовершенствованный эволюционный подход к обучению модели НКК, ориентированный на требования предметной области. Фокус нового метода направлен на повышении эффективности долгосрочного прогноза. Данный эволюционный подход был экспериментально подтвержден клиническими данными, полученными за двухлетний период. Преимущества использования данного метода были теоретически обоснованы, а затем и эмпирически подтверждены в работе Папагеоргиу и Фрëлих [56], которые предложили многошаговый подход к обучению эволюционных НКК для прогнозирования инфекций нижних дыхательных путей.

Сонг и др. [57], [58] спроектировали систему на основе НКК, использующую нейросети и нечеткие множества для прогнозирования хаотических временных рядов. Эта четырехслойная нечеткая нейросеть была предназначена для повышения обучающих возможностей НКК и представляет собой сочетание механизма логического вывода традиционных НКК и обучения с использованием функции принадлежности к нечетким множествам. Данный метод использовал понятие взаимной подмножественности, чтобы определить и описать причинно-следственные связи в когнитивной модели. Еще одним преимуществом данной модели является возможность автоматического построения НКК по данным и, таким образом, исключение необходимости в участии эксперта. Результаты моделирования подтвердили, что в большинстве ситуаций данный метод проявляет более высокую эффективность как с точки зрения точности прогнозирования, так и с учетом простоты архитектуры, по сравнению с ранее описанными методами.

В работе Ванхоэнсховен и др. [59] использовался авторегрессионный подход для решения проблем сходимости сети, основанный на интегрированном

скользящем среднем рекуррентной и в то же время сохранения ее способности выполнять многошаговое прогнозирование. Были получены оптимистичные предварительные результаты, тем не менее необходимо проведение дальнейших исследований данного подхода. В продолжении Альгзави [60] на реальном примере поступления денежных средств в бюджет фондов социального обеспечения Иордании продемонстрировали негативный вклад сходимости в эффективность работы прогнозных моделей на основе НКК.

1.7. Нечеткие когнитивные карты для задач классификации

Большинство исследования, применяющих НКК, направленные на решение задач прогноза при моделировании поведения сложных динамических систем, что обусловлено свойствами НКК, а именно возможностью описывать нечеткие нелинейные системы с учетом их адаптации и эволюции. Однако, как будет показано далее, НКК могут также применяться в задачах классификации по аналогии с нейронными сетями.

Смысл задачи классификации паттернов (Duda и др. [61]) заключается в построении карты $f:U \rightarrow D$, которая назначает каждому примеру $x \in U$, описываемому множеством признаков $\Phi = \{\varphi_1, \dots, \varphi_M\}$, Классификация решений D из N может варьироваться в пределах $D = \{D_1, \dots, D_N\}$, и часто НКК обучаются с использованием контролируемого метода, что означает, что они обучаются на основе предварительно классифицированных примеров из имеющегося набора данных. Процесс обучения происходит путем минимизации функции ошибки.

Широко используемые классификаторы, как, например, «Искусственные нейронные сети», метод опорных векторов, ансамблевые методы или случайный лес, позволяют получить высокие прогнозные оценки в решении реальных задач, однако эти алгоритмы функционируют по принципу «черного ящика», который

значительно ограничивает интерпретацию результатов и исключает возможность понять, каким образом модель приходит к тому или иному выводу. Это отрицательно влияет на возможность их практического применения в сценариях, где необходимо понимание процесса осуществления логического вывода.

1.7.1. Низкоуровневые нечеткие когнитивные классификаторы

Первые попытки использования нечетких когнитивных карт в решении задач классификации были осуществлены в Papakostas и др. [62] и Papakostas и Koulouriotis [7]. В этих работах авторы дали определение понятию «классификатор, основанный на НКК». Одна из проблем, которую необходимо решить при построении классификатора на основе НКК заключается в определении связи входных и выходных концептов, поскольку топология НКК-классификатора (то есть концепты и причинно-следственные связи) должна быть логически понятна для моделируемой системы. Если входные концепты обозначают признаки классифицируемой задачи, то задача определяется низкоуровневый когнитивный классификатор, в котором блоки нейронной обработки можно разбить на категории:

- 1) независимые входные концепты, для которых величина активации не зависит ни от какого другого входного концепта,
- 2) зависимые входные концепты, для которых величина активации подвержена влиянию других взаимосвязанных концептов,
- 3) выходные концепты, для которых класс решений может быть предсказан по окончательной величине активации, которая зависит исключительно от входных концептов, связанных с ним.

Обычно в процессе активации когнитивных сетей используются как независимые, так и зависимые входные концепты, поскольку они часто

представляют ключевые характеристики задачи. Выходные концепты, в свою очередь, служат для определения категорий решений. Независимые входные концепты могут передавать начальную активность в сеть; они не зависят от других входных концептов, и, следовательно, их активация остается постоянной. Важно подчеркнуть, что эксперт в предметной области должен точно определить роли каждого концепта и типы связей между входными концептами. В работе [8] были предложены две архитектурные модели для отображения классов решений:

- Архитектура «класс-на-выходной сигнал». Каждому классу решения назначается выходной концепт. Таким образом, прогнозируемый класс решения соответствует помеченному выходному концепту, имеющему наибольшую величину активации.

- Архитектура «один выходной сигнал». Каждый из классов решения находится внутри пространства активации единственного выходного концепта. Определение итогового класса происходит с использованием следующих подходов:

1. Кластерный подход. Каждый из классов сопряжен с центром одного из кластеров. На этапе тестирования подаваемому на вход объекту назначается центр, находящийся на ближайшем удалении от ожидаемой величины активации.

2. Пороговый подход. Каждому из классов решений ставится в соответствие 2 порога. В этом случае на этапе тестирования подаваемому на вход объекту назначается интервал, который охватывает прогнозируемую активацию.

В таких архитектурных моделях эксперты должны предоставить точное описание взаимосвязей между концептами, и веса часто настраиваются с использованием метода обучения. Это означает, что во время этапа построения системы требуется участие человека. С другой стороны методы автоматического построения, основанные на метаэвристиках, не способны генерировать достоверные причинно-следственные связи, так как они подгоняют модель под имеющиеся данные. Таким образом, теряется интерпретируемость сети, хотя процесс принятия решения остается прозрачным.

Также, отсутствие скрытых обрабатываемых элементов в этих рекуррентных нейронных сетях может приводить к низким прогнозным результатам. Для улучшения прогнозных возможностей классификатора на основе НКК Parakostas и Koulouriotis [8] предложили 2 гибридные топологии. Эти топологии представлены на Рисунок 5 и Рисунок 6. В них с целью улучшения прогнозных оценок включен классификатор типа «черный ящик».

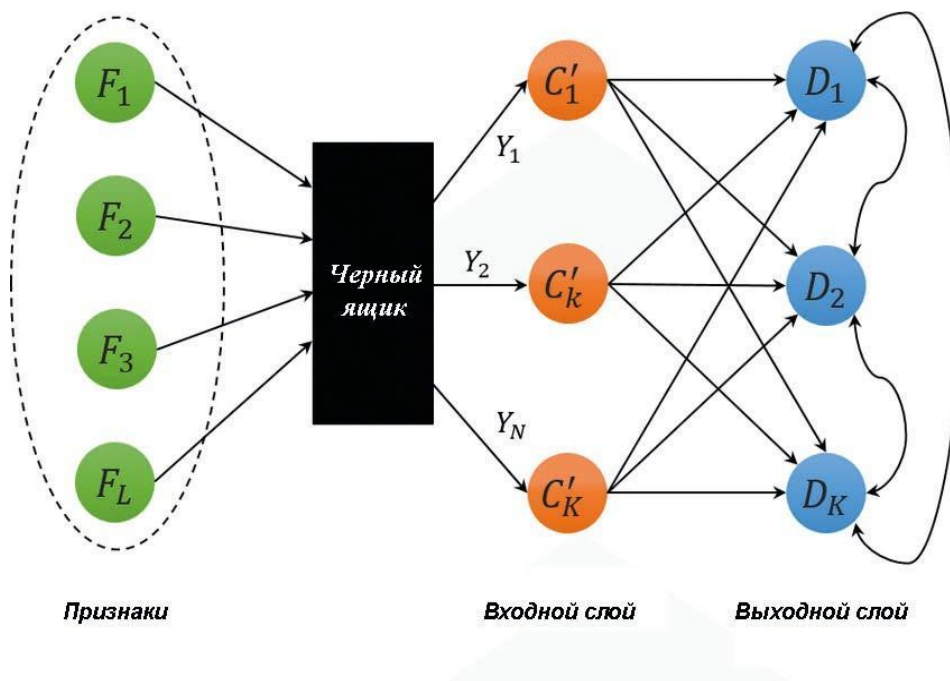


Рисунок 5. Гибридный классификатор на основе НКК, тип 1

В первой гибридной модели «черный ящик» вычисляет степень уверенности для каждого класса решений. Этот вектор степени уверенности используется в качестве начальной конфигурации для модели НКК, которая выполняет коррекцию значений выходных сигналов, сгенерированных "черным ящиком". Во второй модели входные концепты также влияют на выходные, поэтому прогноз, полученный с использованием классификатора типа "черный ящик", можно интерпретировать как смещение. Однако такие модели классификации существенно снижают. (или, возможно, полностью сводят «на нет») интерпретируемость, свойственную когнитивным картам. В таком случае нет оснований использовать НКК в задачах классификации; вместо них можно

использовать более точные модели, как, например, метод опорных векторов или «Случайный лес».

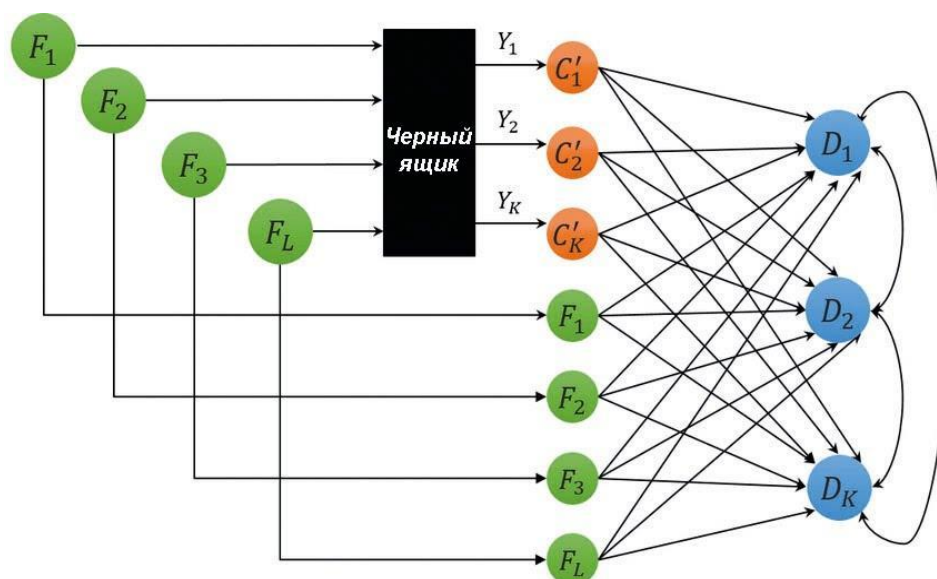


Рисунок 6. Гибридный классификатор на основе НКК, тип 2

В литературе по нечетким когнитивным картам есть сведения об использовании в некоторых исследованиях Хеббовских алгоритмов в задачах классификации паттернов (Parageorgiou и др. [63] [64]; Parageorgiou и Kannappan [65]; Parageorgiou и др. [41]; Senniappan и др. [66]). Однако некоторые из вышеуказанных работ не являются решениями задач классификации паттернов в классическом понимании. Parakostas и др. [8] провели детальное тестирование производительности нескольких Хеббовских алгоритмов в задачах классификации и пришли к выводу, что эти методы обучения дают крайне неудовлетворительные результаты классификации. Например, результативность испытаний нелинейного алгоритма обучения Хебба на наборе данных Glass составила в среднем 15,47%, а средние прогнозные оценки зависимо от данных нелинейного алгоритма Хебба на том же наборе данных составили всего 4,91%. Без сомнений можно подобрать задачу классификации паттернов, где эффективность работы Хеббовского алгоритма будет сопоставима с эффективностью других обучающих подходов.

В системе контролируемого обучения (Oikonomou и Parageorgiou [67]) для

прогнозирования аутического расстройства у детей, авторы обратились к алгоритму речевого интеллекта. Исходная структура сети была впервые представлена в исследовании Каннаппан и его коллеги [68]. Моделируемая система включает в себя 24 концепта, из которых 11 являются независимыми входными концептами, 12 - зависимыми входными концептами, и один выходной концепт, который работает на основе порогового подхода. Позднее, в работе Каннаппан и Папагеоргиу [69], применили к этой же задаче классификации искусственные иммунные системы.

НKK-модель для скрининга и определения простой типичной гиперплазии и других внутрипротоковых поражений была описана в работе Amirkhani и др. [70]. С этой целью были обследованы 86 пациентов госпиталя Shahid Beheshti Hospital в Исфахане. Эксперты были представлены тремя патоморфологами, которые выбрали наиболее значимые клинические признаки. После признаки были представлены в виде концептов НKK при разработке системы скрининга внутрипротоковых поражений. Полученная общая точность классификации по всей базе данных составила 95,35%.

Napoles и др. [71] предложили использовать метод классификации на основе НKK, использующий архитектуру «один выходной сигнал» и подход на основе порогов в моделировании белков ВИЧ. В разработанной ими сети каждая нуклеотидная последовательность обозначается как независимый входной нейрон, так как даже небольшие мутации в одной позиции могут вызвать изменения в других частях последовательности. Главной их целью было предсказать, будет ли новая мутантная последовательность устойчивой к исследуемому ингибитору. Модель, разработанная этими исследователями, давала прогнозные оценки, в пределах 95-99 %, в соответствии с типом используемого ингибитора. С учетом стремления понять поведение вируса, Грау, Гарсия и Наполес [72] также использовали НKK для задачи искусственной генерации мутаций, которые способствуют повышению восприимчивости к заболеванию.

Кроме того, Фрёлих [73] представил новый алгоритм для классификации

на основе НКК с архитектурой «один выходной сигнал», улучшающий их прогнозные оценки. Этот алгоритм, обладая исключительной различающей способностью, генерирует пороги, величина которых определяется после обучения структуры НКК.

1.7.2. Гранулярные нечеткие когнитивные классификаторы

Гранулярные НКК-классификаторы относят к высокоуровневым нечетким когнитивным моделям, где входные концепты обозначают информационные гранулы (Bello и др. [74]), а не низкоуровневые признаки. Nápoles и др. [75] [76] ввели понятие неточной когнитивной карты в область классификации паттернов. Новая модель классификации преобразует исходное пространство признаков в гранулярное пространство, использование которого происходит посредством правила логического вывода НКК. В этих, так называемых, неточных когнитивных сетях, матрица весов вычисляется автоматически на основе тройственных правил решения (Yao [77]), позаимствованных из теории неточных множеств (Pawlak [78]; Abraham и др. [79]), которые определяют 3 области направления процесса классификации. Модель неточной когнитивной сети сопоставима по эффективности с ультрасовременными классификаторами в решении традиционных задач классификации (Nápoles и др. [80] [81]), а также в сценариях обнаружения вторжений в сеть (Nápoles и др. [82]).

В работах [75], [76] были представлены 2 модели неточных когнитивных сетей: неточные когнитивные ансамбли и нечетко-неточные когнитивные сети. Эти методы нацелены на удовлетворение параметрических требований, которые предъявляются к неточным когнитивным сетям, и при этом сохранение общих прогностических возможностей. Хотя оба варианта методов показали приблизительно одинаковую эффективность, важно отметить, что достижение сопоставимой точности также может быть достигнуто с использованием

ансамбля из нескольких сетей. Более того, нечетко-неточный классификатор в силу его основ (степень принадлежности к нечеткому множеству и причинно-следственные взаимосвязи между гранулами) позволяет интерпретировать процесс принятия решения.

На основе формальной модели и подходов, обсуждаемых в работах [80], [83] и [84] было предложено использовать разделительную гранулярную когнитивную карту для решения задач разностепенной классификации с множественными классами. В подобных задачах машинного обучения целью является прогнозирование степени, с которой каждый объект относится к каждому из имеющихся классов решений. Были изучены 3 различные топологии НКК, и после в метод контролируемого обучения были включены несколько факторов, влияющих на сходимость. Численное моделирование подтвердило способность этих гранулярных классификаторов точно оценивать степень взаимосвязи между объектом и каждым из классов.

Вышеназванные литературные источники – не единственные работы в данном направлении, тем не менее они хорошо демонстрируют быстрый рост числа и многообразия сфер приложения, которые оценили преимущества использования НКК.

1.7.3. Нечеткие когнитивные карты, разработанные российскими исследователями

Российские коллективы исследователей фокусируются на разработке структуры НКК для сложных систем. Такие системы используются при решении актуальных задач моделирования комплексных систем и характеризуются свойствами типичными сложных систем выделенными John Holland [85], а именно нелинейностью, наличием потоков, позитивными и негативными циклами, а также адаптивностью и разнородностью. Описание и

структурирование этих систем играет большую роль в развитие системного подхода и позволяет проводить сценарное моделирование. В этой работе рассмотрены карты в порядке их публикации и с точки зрения особенностей примененных алгоритмов.

В статье “Построение и анализ когнитивной модели процесса выбора профессии выпускниками в системе начального-среднего профессионального образования”, авторов Д. Г. Лагерев и Е. А. Ларичевой [86] описана проблема снижения числа учащихся. В исследовании авторы использовали методологию когнитивного моделирования слабоструктурированных систем и процессов Р. Аксельрода [4]. В процессе применения данной методологии эксперты вывели причинно-следственные зависимости, с помощью которых была построена НКК процесса выбора учебного заведения, с учетом факторов как микросреды, так и макрофакторов. На основе построенной НКК были получены сценарии развития ситуации с применением метода импульсных процессов. Это позволило оценить последствия принимаемых решений и выбрать оптимальную стратегию.

Строкова Л. А. [87] предложила применить НКК при проектировании оснований инженерных сооружений. В работе проведена оценка связанности когнитивного графа и рассмотрен процесс распространения возмущений. Данное исследование позволило определить способы повышения эффективности проектировочных отделов строительных организаций.

В статье Мешалкина В. П. и Белозерского А. Ю. [88] проанализированы особенности функционирования промышленных предприятий с точки зрения процесса развития рисков ситуации. Авторы приводят пример построения системы риск-менеджмента, используя систему нечетких когнитивных карт и описывают 9 этапов построения модели анализа и принятия решений. Этапы процесса включают в себя анализ исследуемой системы, оценку взаимосвязей между системными факторами, выявление влияния этих факторов на источники рисков, анализ воздействия выявленных опасностей на риски, оценку и классификацию мероприятий на основе анализа степени риска и потенциальных последствий. Затем производится выбор мероприятий для снижения риска в

рамках выделенного класса и оценка влияния выбранных мероприятий в пределах этого класса, моделирование динамики и анализ возможных сценариев управления рисками, мониторинг рисков.

Альтернативный подход для построения НКК был предложен Гинис Л.А. в статье “Развитие инструментария когнитивного моделирования для исследования сложных систем” [89], суть которого в объединении различных показателей в подсистемы как по объекту исследования, так и по природе. Это позволило построить как качественный, так и количественный прогноз развития системы. Для построения нечетких ориентированных графов было предложено использовать минимаксный базис и конъюнктивную прочность пути.

Авторы статьи “Анализ когнитивной карты системы обучения на основе экспертных оценок” [90] рассмотрели использование НКК в образовании. Информация для построения НКК была получена путем опроса экспертов по специально разработанной анкете. Далее был произведен системный анализ НКК и определена средняя сложность алгоритма для задачи оценки эффективности системы обучения. Результаты влияния всех концептов отобраны по 4 признакам, где наглядно представлено какой концепт положительно влияет на систему обучения, какой отрицательно и который усиливает или ослабляет процесс обучения студентов. Среднее число попаданий вычислительного процесса в состояния вершин графа было найдено путем решения системы линейных алгебраических уравнений, что позволило вычислить среднюю трудоемкость вычислительного процесса по формуле, представленной в Уравнении (27):

$$\theta = \sum_{i=1}^{11} N_i n_i \quad (27)$$

Еще один подход к построению НКК был предложен в работе Оськина А. Ф. и Оськина Д. А. [91]. Суть подхода заключается в увеличении формализации отдельных шагов процесса построения НКК путем использования балльной шкалы интенсивности предпочтений, описанной Т. Саати [92]. По мнению авторов, использование совместно построенной НКК позволило

естественным образом объединить усилия группы экспертов, упростило выработку консолидированного представления о процессах, протекающих в моделируемой системе, что в итоге повысило точность моделирования, поскольку параметры модели в меньшей степени зависят от субъективного мнения отдельных экспертов.

Авторами статьи “Когнитивные гибридные системы поддержки принятия решений и прогнозирования” [93] был предложен подход решения, основанный на гибридной системе, интегрирующей НКК и нейро-нечеткие сети. В работе авторы рассматривают применение данного подхода на основе решения задачи защиты интересов личности. НКК была использована при построении качественного прогноза показателей и выделении наиболее влияющих на систему факторов. Такой подход делаем возможным приоритизировать концепты когнитивной карты и подать на входы нейронной сети наиболее значимые. В дальнейшем исследовании [94] была предложена модификация гибридной модели прогнозирования временных рядов, сочетающая три модуля: гибридная нейро-нечеткая сеть выполняющая количественный прогноз с верификацией (оценкой адекватности прогноза); нечеткая когнитивная карта, работающая параллельно с предыдущим модулем, выделяющая факторы влияния на рассматриваемый концепт для получения прогноза; нейронная сеть, агрегирующая выводы предыдущих модулей, и формирующая финальный прогноз.

1.8 Системы программного обеспечения, предназначенные для разработки и обучения НКК

Программное обеспечение, разработанное для создания и обучения нейрокогнитивных карт (НКК), обычно объединяет как теоретические подходы, так и практические исследования. Эти системы предоставляют как теоретические методы, так и возможности для проведения практических

экспериментов встречаются не так часто, подкрепленные хорошо описанной программной реализацией. В данном разделе рассмотрим наиболее значимое программное обеспечение в области НКК.

FCM Modeler [95] — это первый программный инструмент для проектирования систем на основе НКК. Разработанный около 20 лет тому назад, он имеет простой интерфейс и предназначен для коллективного принятия решений на основе качественной статической модели.

Некоторые из характеристик этого программного инструмента:

1. интуитивно понятный пользовательский интерфейс,
2. функциональные возможности для проектирования и хранения систем на основе НКК,
3. логический вывод моделей НКК на основе наблюдаемых концептов и следующих друг за другом выходных сигналов.

FCM Modeler предназначался для использования в качестве инструмента моделирования для широкого круга пользователей, но развития проекта в этом направлении не произошло. Хотя в литературе отсутствуют другие ссылки на этот программный комплекс, его создание заложило основу для других разработок в этой области.

Похожий программный комплекс FCM Designer (Aguilar и Contreras [96]), развивает FCM Modeler и является более удачной программной реализацией, однако имеет достаточно сложный для работы интерфейс. В число основных функциональных возможностей FCM Designer входят:

1. интерактивная визуализация графа,
2. пользовательский графический интерфейс для проектирования моделей на основе НКК,
3. способность имитировать новые сценарии, используя имеющуюся информацию о причинно-следственных связях.

Также, FCM Designer дает возможность определения правила обновления весов причинно-следственных связей за счет выбора функции активации и критерия остановки. Главный недостаток данного программного обеспечения

заключается в отсутствии обучающих алгоритмов для вычисления параметров, определяющих систему.

Другой разработанный инструмент, Mental Modeler (Gray и др. [97]), представляет собой веб-приложение с поддержкой коллективного принятия решений, предназначенное для коллективного изложения и тестирования суждений экспертов о системе. Основными пользователями Mental Modeler, вероятно, являются неспециалисты в области ИТ. Как правило, это предметные эксперты или другие заинтересованные лица, у которых есть потребность в разработке простой когнитивной карты (с квалифицированными и взвешенными связями) и проверка ее поведения в некоторых сценариях. Отсутствие обучающих алгоритмов и ограниченный набор экспериментальных средств – вот минусы этого инструмента. Тем не менее, ориентированность на веб-технологии была высоко оценена пользователями.

JFCM — система, реализующая построение нечетких когнитивных карт на языке программирования Java. Она является небольшой и простой библиотекой с открытым исходным кодом [98] и может использоваться для создания разнообразных моделей, основанных на НКК. В JFCM есть возможность загрузки данных из XML-файлов, что повышает удобство пользовательского интерфейса. Основная идея проекта заключается в создании модулей, которые можно загружать при решении специфических задач. Это означает, что в случае недостаточности набора стандартных компонентов библиотека допускает расширение исходного кода. Данное преимущество превращается в недостаток для пользователей, не владеющих навыками программирования, поскольку требует глубокого понимания исходного кода.

ISEMK — это программное обеспечение, предназначенное для моделирования систем принятия решения на основе НКК и искусственных нейронных сетей (Poczke и др. [99]; Papageorgiou и др. [100]). Программный инструмент ISEMK состоит из четырех основных компонент в этой архитектуре: обработка информации, анализ работы НКК. Состав этого инструментария включает в себя нейросетевые технологии и графический пользовательский

интерфейс, модуль когнитивных карт, в качестве алгоритма обучения используется метод градиентного спуска и ретроспективные данные, данные и популяционного подхода к обучению (а именно: генетического алгоритма с вещественным кодированием и генетического алгоритма оптимизации структуры) в качестве оптимизаторов. Модуль нейронных сетей позволяет получать многослойные нейронные сети, используемые при решении задач прогнозирования временных рядов, а также использовать два обучающих алгоритма: алгоритм Левенберга–Марквардта (Hagan и Menhaj [101]) и алгоритм обратного распространения ошибки (Haykin [102]). Кроме того, интерфейс программного продукта ISEMK поддерживает визуализацию результатов моделирования.

FCM Tool был впервые представлен в работе Leon и др. [103] как средство моделирования задач принятия решений в сфере общественного транспорта в Бельгии. Данное программное обеспечение позволяет:

1. разрабатывать сложные модели, основанные на НКК, благодаря интерактивной графической визуализации,
2. кастомизировать правило обновления за счет выбора требуемого вида функцию активации и требуемого критерия останова,
3. анализировать сценарии и их воздействия на систему.

В комплекс FCM Tool входит популяционный обучающий алгоритм, позволяющий автоматически сгенерировать веса причинно-следственных связей на основе ретроспективных данных. Еще одна востребованная функция — это включение агрегационных операторов, позволяющих объединить несколько систем, основанных на НКК, в единую «умную» модель. Впоследствии FCM Tool трансформировался в систему FCM Expert [15], предназначенную для неспециалистов и являющаяся более полной программной платформой для моделирования систем, основанных на НКК. Как уже упоминалось, целью создания FCM Tool было решение определенной задачи принятия решений, поэтому ранее реализованные алгоритмы обучения были ограничены в использовании для более общих задач классификации паттернов. В FCM Expert

имеются расширенные функции из инструмента FCM Tool, а также добавлены несколько обучающих алгоритмов, включая неконтролируемые (обучение без учителя) и контролируемые (обучение с учителем) методы для настройки матрицы весов. Это программное средство также включает в себя методы для оптимизации структуры сети [71] и улучшения сходимости системы [10], [15]. Более того, присутствует возможность пользовательской конфигурации параметров модели (например, функции активации, правила логического вывода и критерия останова).

Российскими научными коллективами были созданы программные продукты для использования НКК в процессах управления в реальных организациях. Следует отдельно подчеркнуть программные продукты, изготовленные в Институте проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН, которые можно делить на несколько блоков.

«Ситуация» и «Ситуация-2» [27] используемые для анализа развития ситуации и тенденций ее развития учитывая совместное влияние внешних воздействий. Вторая версия программы расширила изначальный функционал путем включения возможности выбора стратегий, способствующих развитию сложной системы в заданном направлении, а также добавлением генератора отчетов для систематизации результатов моделирования. Обе программы позволяют работать с детерминированными НКК применяя метод суммирования приращений концептов.

«Компас» и «Компас-2» [29], которые используются для моделирования нечетких слабоструктурированных систем в различных областях с фокусом на систематизацию рассуждений экспертов о проблемной ситуации. Для этого в программном комплексе была предложена «нечеткая лингвистическая модель ситуации». Дополнительной отличительной особенностью является возможность определить концепты, изменение которых приводит к эффективному развитию системы. «Компас» и «Компас-2» позволяют производить моделирование детерминированных НКК используя метод максимизации приращений. Прогноз развития ситуации представлен в виде

цепочки сработавших правил.

Интегрированная система «Курс» [104] объединила подсистемы «Ситуация», «Компас-2» и «КИТ» для задачи моделирования динамики слабоструктурированных ситуаций при решении стратегических управленческих проблем.

Система «Канва» [30]. Для прогнозирования развития системы и тестирования управленческих сценариев в системе был разработан функционал поиска и проверки гипотез. Тестирование системы «Канва» было осуществлено с помощью моделирования социальных, политических и экономических систем. Модуль концептуального анализа добавлен в систему, предложено проектирование стратегий управления и методы их реализации. Кроме того, систему возможно использовать для непрерывного мониторинга состояния. «Канва» работает с детерминированными картам, при построении которых используются абсолютные лингвистические шкалы. Результаты прогноза вербализуются и так же представлены в виде цепочки сработавших правил.

Опишем также исследования других коллективов в этой области. «Космос» [26], система, разработанная компанией «Data C» под руководством В. Б. Силова, которая является первой разработанной системой моделирования НКК в России и во многом определила путь развития теории НКК. В ней были рассмотрены недетерминированные карты как нечеткие множества и построен прогноз развития ситуации в виде цепочки сработавших правил.

В Южном Федеральном университете группой исследователей под руководством Г. В. Гореловой [105] была создана система когнитивного моделирования, которая имеет возможность определения формата поступающей информации, имеет функцию взаимодействия с базой данных, функцию импульсного моделирования, функцию решения обратной задачи.

Другая описанная в литературе система — «Стратег» [106] была разработана в Волгоградском государственном техническом университете, М.А. Заболотским и др. В программе использован корреляционный анализ статистических данных для определения весов НКК, производится установление

начальных тенденций изменения концептов, определение опосредованных влияний и их уровней, Парето-анализ взаимовлияния концептов. Авторы предлагают использовать разработанную программу для построения систем менеджмента качества и решении смежных задач.

В Брянском государственном техническом университете Д. А. Коростелевым и др. была предложена система «ИГЛА» [107], которая относится к системам для моделирования недетерминированных НКК с применением теории нечетких множеств. В системе доступен функционал группового построения и согласования НКК, расчета и анализа системных показателей, а также решения прямой задачи моделирования. Особенностью системы являются механизмы верификации нечетких когнитивных карт, которые позволяют проверить адекватность модели при наличии данных об изменении наиболее значимых концептов за некий период.

Alf-ZDr [108] была представлена в работе Пылькина и др. и является системой интеллектуального управления товарными запасами на основе нечеткого когнитивного анализа. Она состоит из пяти основных блоков: блок статического моделирования, блок сбора, корректировки и выдачи информации, блок преобразования информации для ввода и вывода, блок динамического моделирования, блок управления базой знаний. Предложенная система позволяет проводить различные виды материального анализа на предприятии, с возможностью расширения функционала на другие предметные области.

В работе Путятю М.М. [109] разработан программный комплекс ПК “ИКС”, который позволяет решать прямую и обратную задачу моделирования НКК и разрабатывать стратегии управления когнитивной системой. Используемые в программном комплексе методы используют функции принадлежности, разработанные в теории дискретных нечетких множеств для объединения результатов опроса экспертов. Реализация алгоритма решения обратной задачи моделирования НКК основана на методе перебора воздействий на управляемые концепты.

В табл. 1 представлено сопоставление рассмотренных программных

продуктов [110]. Сравнение осуществляется на основе нескольких ключевых критериев, которые часто оказываются существенными, включая наличие средств для проведения компьютерных экспериментов, доступность алгоритмов машинного обучения и присутствие пользовательского графического интерфейса.

Таблица 1.

Сопоставительный анализ современных программных средств для реализации НКК

	Год создания	Возможности моделирования	Алгоритмы обучения	Графический пользовательский интерфейс
FCM Modeler	1997	нет	1	Неуд.
Mental Modeler	2013	ограниченные	нет	Норм.
ISEMK	2015	Более одного	Более одного	Норм.
FCM Expert	2017	Более одного	Более одного	Улучшенный
Ситуация + Ситуация-2	1999	Более одного	1	нет возможности определить
Компас + Компас-2	1998	Более одного	1	нет возможности определить
FCM Designer	2005	ограниченные	нет	Норм.
FCM Tool	2011	несколько	1	Улучшенный
JFCM	2013	для разработчиков	нет	Отсутствует

Курс	2001	Более одного	Более одного	Норм.
Стратег	2007	Более одного	1	Норм.
ИГЛА	2008	Более одного	1	Норм.
Alf-ZDr	2012	Более одного	1	нет возможности определить
ИКС	2010	Более одного	1	Норм.
Канва	2002	Более одного	1	Норм.
Космос	1995	Более одного	1	Неуд.
Программа когнитивного моделировани я социотехниче ских систем	2004	Более одного	1	нет возможности определить

После проведенной оценки можно сделать следующие выводы: разнообразные программы, такие как FCM Designer, Mental Modeler, FCM Tool, Курс, Канва, Стратег, ИГЛА и ИКС, предоставляют графические пользовательские интерфейсы, удовлетворяющие экспертов анализа сценариев и проведения экспериментов с новыми исходными данными. С другой стороны, JFCM сфокусирован на разработке модулей нечеткой когнитивной карты с возможностью их дальнейшего использования в более сложных сценариях. Однако некоторым из упомянутых программных решений все еще не хватает функциональности для проведения экспериментов и решения задач машинного обучения, что ограничивает их применимость в реальных ситуациях. Среди наиболее удобных инструментов для создания систем на основе нечетких

когнитивных карт выделяются FCM Expert и ISEMK. Первый из них предназначен для симуляции и решения задач классификации паттернов, в то время как второй используется для прогнозирования временных рядов. Российские системы, представленные в работе, являются системами с закрытым исходным кодом, что не допускает возможность использования кода повторно. По этой причине новым исследователям в этой области необходимо разрабатывать отдельную систему, что объясняет большое количество программных продуктов с пересекающимся функционалом. Потенциальным направлением развития в этой области будет переход на модульные системы с открытым исходным кодом, что позволит объединить алгоритмы, разработанные российскими коллективами, и ускорит подключение новых исследователей в область. Такой подход позволит сфокусироваться на разработке новых областей применения, методов модернизации структуры и алгоритмов обучения НКК, а также ввести стандартный интерфейс с возможностью его адаптации под конкретные запросы пользователей.

ГЛАВА 2. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЁТКИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ

2.1. Прямая задача моделирования в НКК Силова

Основа решения прямой задачи – алгоритм Силова описанный в п. 1.4.2. В результате преобразования НКК получена матрица взаимовлияния V , которая позволяет отобразить косвенные связи между концептами НКК и обновляет вес ранее определенных экспертами связей. Для выработки прогноза изменения ситуации на основе разработанной когнитивной карты можно применить метод импульсных процессов, относящийся к динамическим методам анализа. Рассмотрим импульсный процесс более подробно. Концепты определенные последовательностью $A_1, A_2, \dots, A_n$ таким образом, что каждый концепт A_i принимает значение $A_i^{(t)}$ дискретно $t=0,1,2,\dots$. Изменение концепта $\Delta A_i^{(t)}$, называемое импульсом, определяется разностью $A_i^{(t)} - A_i^{(t-1)}$, где $t > 1$. Для решения задачи необходимо определить приращение концепта, а также задать начальное состояние при $t = 0$.

Описанный импульсный процесс не только позволяет рассчитывать состояние концептов в определённые дискретные моменты времени, но и предоставляет широкие возможности для оценки эффективности различных стратегий управления. С его помощью можно моделировать воздействие, которое оказывает внешняя среда на систему, и анализировать потенциальные изменения в НКК в ответ на эти воздействия. Благодаря этому становится возможным прогнозировать динамику системы под влиянием определённых внешних и внутренних факторов, а также планировать соответствующие

корректирующие действия для достижения желаемых результатов. Дополнительно, импульсный процесс используется для анализа рисков и неопределённости, связанных с принятием решений в условиях изменяющейся среды. Это особенно актуально в сложных многофакторных ситуациях, где необходимо быстро оценивать последствия возможных изменений и принимать взвешенные управленческие решения.

Пусть состояние J -го концепта в момент времени $t+1$ определяется внешним воздействием на него в текущий момент времени, состоянием этого же концепта на предыдущем временном шаге, а также влиянием изменений других концептов, влияющих на него в данный момент времени t . В диссертации предлагается следующая математическая модель импульсного процесса для анализа изменений параметров когнитивной карты во времени.

$$A_i^{(t+1)} = S \left(A_i^{(t)}, q_i^{(t+1)} + o_i^{(t+1)} + \sum_{j=1}^K T(w_{ij}, A_j^{(t)}) \right) \quad (28)$$

где $q_i^{(t+1)}$ – внешнее воздействие в момент времени $(t+1)$ на i -й концепт, а $o_i^{(t+1)}$ управление этим концептом, $w_{ij} = w(A_i, A_j)$ – связь между концептами A_i и A_j , определенная силой $A_j^{(t)}$. Операция, связанная с Т-нормой, обозначается как Т, а операция, связанная с S-нормой, обозначается как S.

2.2. Системные показатели НКК

После обучения НКК и построения матрицы положительно- отрицательных связей проводится системный анализ полученной системы. Для этого на основе матрицы положительно-отрицательных связей $V = \left| (v_{ij}, \bar{v}_{ij}) \right|$, полученной методом Силова, определяются

системные показатели анализируемой слабоструктурированной системы. В теории НКК консонансом является функция положительного и отрицательного влияния концепта на концепт, характеризующая влияния в системе и уровень доверия или недоверия к результату. При увеличении значения консонанса увеличивается уверенность в знаке воздействия. В Таблице 2 представлены выражения, по которым определяются показатели НКК.

Таблица 2.

Системные показатели НКК

Консонанс	$c_j = \frac{ v_{ij} + \bar{v}_{ij} }{ v_{ij} + \bar{v}_{ij} }$
Диссонанс	$d_{ij} = 1 - c_{ij}$
Воздействие	$P_{ij} = \text{sign}(v_{ij} + \bar{v}_{ij}) \max(v_{ij} , \bar{v}_{ij}),$ $v_{ij} \neq -\bar{v}_{ij}$
Влияние i-го концепта на систему	$\bar{P}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n P_{ij}$
Влияние системы на j-й концепт	$\bar{P}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{ij}$
Совместное положительное влияние	$P_{ij} = P_{ji} = v_{ij} S v_{ji}$
Совместное отрицательное влияние	$n_{ij} = n_{ji} = - \bar{v}_{ij} S \bar{v}_{ji} $
Консонанс влияния i-го концепта на систему	$\bar{C}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n c_{ij}$

Консонанс влияния системы на j-й концепт	$\bar{C}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{ij}$
Диссонанс влияния i-го концепта на систему	$\bar{D}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n d_{ij}$
Диссонанс влияния системы на j-й концепт	$\bar{D}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{ij}$
Консонанс взаимного влияния i-го и j-го концептов	$c_{ij} = c_{ji} = \frac{\left (v_{ij} + v_{ji}) + (\bar{v}_{ij} + \bar{v}_{ji}) \right }{\left v_{ij} + v_{ji} \right + \left \bar{v}_{ij} + \bar{v}_{ji} \right }$

Матрицы $C = \left[c_{ij} \right]_{n \times n}$, $P = \left[p_{ij} \right]_{n \times n}$, сформированные на основе c_{ij} и p_{ij} соответственно, именуются как матрицы общего согласования и матрицы взаимоположительного влияния. Создание этих матриц, наряду с другими аналогичными системными метрическими матрицами, является ключевым шагом для осуществления всестороннего анализа разработанной модели и является предметом детального научного исследования. Установление уровня значимости в отношении оценок параметров, зафиксированных в α – срезе, обозначаемом как уровень релевантности, который позволяет научно обоснованно идентифицировать критические концепты и формировать кластеризацию концептов в рамках системы. Такой подход обеспечивает точную количественную оценку воздействия каждого отдельного концепта, в том числе в контексте их синергетического взаимодействия, на динамику системы в рамках определенной временной траектории. Под уровнем релевантности понимается уровень в системе значимости влияния связи концептов, задаваемый на отрезке $[0, 1]$. Метод выделения кластеров позволяет идентифицировать группы схожих концептов и анализировать отношения внутри выделенных кластеров. Задание уровня релевантности позволяет графически оценить исследуемые кластеры и ускорить анализ соответствующих матриц.

2.3. Операции каузальной алгебры в НКК

При агрегировании приращений влияния управляющих концептов на целевой в работе была применена нечеткая матричная алгебра или каузальная алгебра. Во время формирования транзитивного замыкания для нечеткой матрицы положительных отношений R , новые Нечеткие значения воздействия на целевой концепт определяются путем применения операций pp-норм, типичных для нечеткой логики, к нечетким значениям приращений входных концептов и весам причинно-следственных связей. В задачах, связанных с нечеткими когнитивными картами, обычно применяют операции минимума и алгебраического умножения. Например, при использовании операции минимума для передачи прямого влияния A_i на концепт A_j :

$$A_j^{t+1} = \min(A_i^t, w_{ij}) \quad (29)$$

В методологии, изложенной в исследовании Силова, интеграция новых воздействий от нескольких концептов, оказывающих прямое влияние на рассматриваемый выходной концепт, выполняется с применением S -норм. Среди S -норм наиболее широко используется операция взятия максимума. Новое значение концепта A_j , подверженного воздействию N входных значений A_i , вычисляется согласно:

$$A_j^{(t+1)} = S_{i=1}^N(A_i T w_{ij}) \quad (30)$$

где S — операция S -нормы, а T — операция T -нормы. Примеры стандартных t -норм и s -норм [108] приведены в Таблица 3:

Таблица 3.

t-нормы и соответствующие им s-нормы

t -норма (T)	s -норма (S)
Минимум ($\min$) $M(p, q) = \min(p, q)$	Максимум ($\max$) $S_m(p, q) = \max(p, q)$
Произведение (<i>algebraic product</i>) $\Pi(p, q) = pq$	Алгебраическая сумма $S_{\Pi(p, q)} = p + q - pq$
Произведение Гамахера $H(p, q) = \begin{cases} 0, \text{если } p = q = 0 \\ \frac{pq}{p + q - pq} \end{cases}$	Сумма Гамахера $S_H(p, q) = \begin{cases} 0, \text{если } p = q = 0 \\ \frac{p + q - 2pq}{1 - pq} \end{cases}$
Произведение Эйнштейна $E(p, q) = \begin{cases} 0, \text{если } p = q = 0 \\ \frac{pq}{2 - (p + q - pq)} \end{cases}$	Сумма Эйнштейна $S_E(p, q) = \begin{cases} 0, \text{если } p \cdot q = -1 \\ \frac{pq}{1 + pq} \end{cases}$
Усиленное произведение $N(p, q) = \begin{cases} \min(p, q), \text{если } p + q \geq 1 \\ 0, \text{если } p + q < 1 \end{cases}$	Усиленная сумма $S_N(p, q) = \begin{cases} \max(p, q), \text{если } p + q < 1 \\ 0, \text{если } p + q \geq 1 \end{cases}$
Разность Лукашевича (<i>bounded diff</i>) $L(p, q) = \max(p + q - 1, 0)$	Ограниченная сумма $S_L(p, q) = \min(p + q, 1)$

Ключевые характеристики операции пересечения классических множеств $A \cap B$, определённых на универсальном множестве X , предполагается, что могут быть сохранены и при работе с нечёткими множествами и могут быть описаны следующими соотношениями (31) — (36).

Коммутативность:

$$A \cap B = B \cap A \quad (31)$$

Свойство коммутативности указывает на то, что изменение последовательности множеств-операндов не оказывает влияния на итоговый результат пересечения.

Ассоциативность:

$$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C) \quad (32)$$

Ассоциативность является свойством, которое дает возможность последовательного нахождения логического произведения нескольких множеств, вычисляя произведение пар этих множеств. При этом последовательность объединения множеств в пары не влияет на результирующее значение.

Идемпотентность:

$$A \cap A = A \quad (33)$$

Идемпотентность показывает, что пересечение множества само с собой дает исходное множество.

Поглощение (пересечение с пустым множеством $\emptyset$):

$$A \cap \emptyset = \emptyset \quad (34)$$

Поглощение определяет, что пересечение множества с пустым множеством дает пустое множество.

Тождественность (пересечение с универсальным множеством):

$$A \cap X = A \quad (35)$$

где X – универсальное множество. Тождественность говорит о том, что пересечение множества с универсальным множеством X дает само это множество.

Закон логического противоречия:

$$A \cap A = \emptyset \quad (36)$$

Операция пересечения в нечетких множествах не всегда обладает теми же свойствами, которые характерны для пересечения обычных множеств, как описано в уравнении (36). Это может приводить к неоднозначности в данной

операции.

Применение оператора $\min$ может предоставить определенные преимущества для систем, которые занимаются логической обработкой информации, особенно когда имеется множество логических связей между входными и выходными данными. Тем не менее, из-за некоторых ограничений данного оператора его применение бывает недостаточно широким. В литературе обсуждаются разнообразные подходы к выбору наилучшего оператора для задач моделирования нечетких когнитивных карт [111], [112], [113], но до сих пор отсутствует универсального мнения специалистов по данному вопросу.

Определение функции принадлежности произведения нечетких множеств посредством оператора *algebraic product* осуществляется в соответствии со следующей формулой:

$$A \cap B(x) = A(x) \cdot B(x), x \in X \quad (37)$$

При выборе оператора *algebraic product*, значение $A \cap B(x)$ количественно зависит от фактических значений $A(x)$ и $B(x)$ (кроме случая равенства нулю одной из функций). Преимущество использование этого оператора в том, что потеря информации менее значительна, чем при использовании оператора $\min$. На Рисунок 7 визуальнo представлен пример вычисления с использованием операторов $\min$ и *algebraic product*.

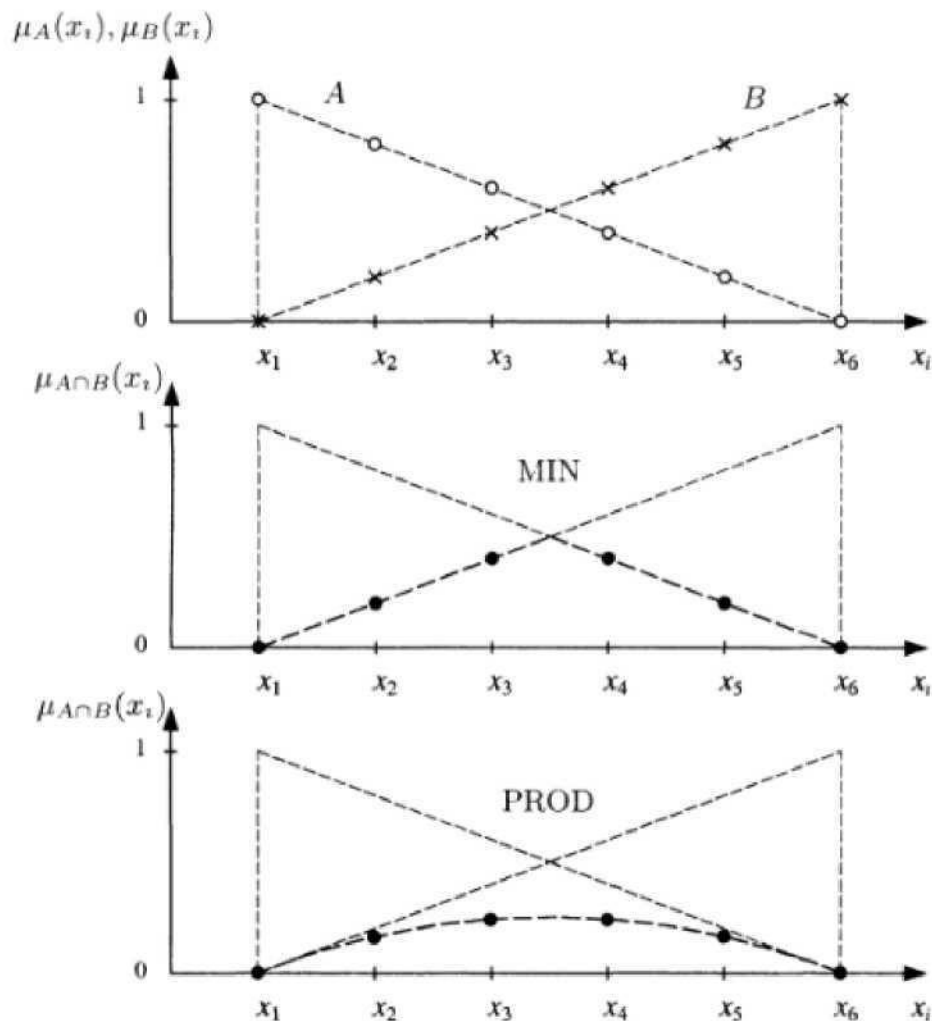


Рисунок 7. Пример использования операторов $\min$ и *algebraic product* при расчете логического произведения нечетких множеств A и B

Анализируя Рисунок 7 можно отметить, что значения функции принадлежности $A \cap B(x)$, получаемые на основе оператора $\min$ больше соответствующего значения при использовании оператора *algebraic product*. Существуют различные мнения и подходы для выбора оператора для конкретной нечеткой системы, но на практике оператор зачастую выбирается путем тестирования различных комбинаций или экспертного мнения о рассматриваемой системе. Наиболее часто в качестве операторов пересечения $A \cap B$ используются стандартные t -нормы [114], [115], [116]. Концептуально оператор t -нормы является функцией T , удовлетворяющую свойствам (38) —

(43) для всех $x \in X$.

Пространства отображения:

$$T:[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (38)$$

Свойство обнуления:

$$T(0,0)=0 \quad (39)$$

Случай, когда пара содержит один элемент с $\mu(x)=1$:

$$T(\mu_A(x),1)=\mu_A(x), \quad T(\mu_B(x),1)=\mu_B(x) \quad (40)$$

Свойство коммутативности:

$$T(\mu_A(x),\mu_B(x))=T(\mu_B(x),\mu_A(x)) \quad (41)$$

Свойство ассоциативности:

$$T(\mu_A(x),T(\mu_B(x),\mu_C(x)))=T(T(\mu_A(x),\mu_B(x)),\mu_C(x)) \quad (42)$$

Условие монотонности:

$$\mu_A(x) \leq \mu_C(x), \mu_B(x) \leq \mu_D(x) \Rightarrow T(\mu_A(x),\mu_B(x)) \leq T(\mu_C(x),\mu_D(x)) \quad (43)$$

Классифицируют параметризованные и непараметризованные t -нормы.

Значения, выдаваемые непараметризованными t -нормами, являются инвариантными, в то время как результаты, полученные от параметризованных t -норм могут меняться как в качественном, так и количественном отношении вследствие модификации входящих в них параметров — степеней свободы оператора. В Таблица 3 представлен обзор наиболее часто используемых непараметризованных и параметризованных t -норм. В зависимости от уровня оптимизма, t -нормы могут быть упорядочены в следующем порядке:

минимум > произведение Гамахера > алгебраическое произведение > произведение Эйнштейна > ограниченная разность > усиленное произведение

Для нечетких множеств А и В возможно несколько способов выполнения операции логическая сумма (объединения) и получения неоднозначного

результат, в отличии от классической логики [114], [117]. Таким образом, операция конъюнкции "И" для нечётких множеств должна проявлять характеристики, схожие с теми, которые определяются в рамках классической логики при взаимодействии чётких множеств перечисленные ниже свойства (44) — (49). Этот аспект нечёткой логики важен для сохранения её согласованности с классической логикой и обеспечения гладкой интеграции в системы, использующие логические операции на чётких и нечётких данных. Следовательно, механизм объединения "И" можно рассматривать как расширение классических операций, адаптированных для работы с неопределённой информацией, и позволяющий применять логические закономерности в условиях нечёткости, что является неотъемлемой частью нечёткого моделирования и рассуждений.

Коммутативность:

$$A \cap B = B \cap A \quad (44)$$

Ассоциативность:

$$(A \cap B) \cap C = A \cap (B \cap C) \quad (45)$$

Идемпотентность:

$$A \cap A = A \quad (46)$$

Объединение с пустым множеством $\emptyset$:

$$A \cup \emptyset = A \quad (47)$$

Поглощение (объединение с универсальным множеством X):

$$A \cup X = X \quad (48)$$

Закон исключенного третьего A :

$$A \vee \bar{A} = 1 \quad (49)$$

Оператор максимума (max) и алгебраическая сумма были представлены в работе [118] как наиболее подходящие для воплощения концепции объединения в контексте нечетких множеств. Эти операторы легли в основу формирования механизмов агрегирования нечетких данных, что стало значимым шагом в

развитии теории нечетких множеств. Их применение позволило осуществлять объединение элементов нечетких множеств, соблюдая при этом интуитивные свойства объединения из классической теории множеств, и способствовало усиленному исследованию разнообразных теоретических и практических аспектов работы с нечеткой информацией. По мере развития нечеткой логики число операторов, называемых t -конормами или s -нормами, увеличивалось. Оператор s -нормы определен как функция S , реализующую операцию «ИЛИ» объединения двух нечетких множеств A и B , удовлетворяющую перечисленным ниже свойствам (50) — (55), которые выполняются для всех $x \in X$.

Пространство отображения:

$$S: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1] \quad (50)$$

Свойство обнуления:

$$S(0,0) = 0 \quad (51)$$

Случай, когда пара содержит один элемент, для которого $B(x) = 0$:

$$S(\mu_A(x), 1) = \mu_A(x), \quad S(\mu_B(x), 1) = \mu_B(x) \quad (52)$$

Свойство коммутативности:

$$S(\mu_A(x), \mu_B(x)) = S(\mu_B(x), \mu_A(x)) \quad (53)$$

Свойство ассоциативности:

$$S(\mu_A(x), S(\mu_B(x), \mu_C(x))) = S(S(\mu_A(x), \mu_B(x)), \mu_C(x)) \quad (54)$$

Условие монотонности:

$$\mu_A(x) \leq \mu_C(x), \mu_B(x) \leq \mu_D(x) \Rightarrow S(\mu_A(x), \mu_B(x)) \leq S(\mu_C(x), \mu_D(x)) \quad (55)$$

Для s -норм также существует разделение на непараметризованные и параметризованные операторы. Результат применения непараметризованных операторов не зависит от каких-либо переменных и остается неизменным; в Таблице 3 приведен перечень наиболее часто применяемых непараметризованных операторов. s -нормы также могут быть

охарактеризованы различной степенью оптимизма, при этом оператор усиленной суммы обеспечит наивысший результат, тогда как оператор максимума даст наинизший. Ранжирование s -норм в порядке возрастания степени оптимизма представляет собой следующую последовательность:

усиленная сумма > ограниченная сумма > сумма Эйнштейна > алгебраическая сумма > сумма Гамахера > MAX.

Принимая во внимание, что применение оператора максимума (max) для расчета функции принадлежности множества $A \cup B$ ведет к минимальному из возможных результатов, все иные операторы s -норм получили обозначение super-max-операторов. Это обусловлено тем, что они превышают по своим результатам операцию максимума, демонстрируя более "оптимистичный" подход к агрегации входящих значений.

2.4. Обратная задача моделирования в НКК

Для влияния на целевые концепты нечеткой когнитивной карты необходимо задать изменение управляемых концептов, что определит состояние системы. Изменение величины управляемого концепта может осуществляться путем его увеличения, уменьшения или поддержания на постоянном уровне, что обеспечивает гибкую возможность реагировать на динамические изменения в системе. Вариации значений при этом могут иметь различную интенсивность в рамках заданной шкалы. Основная задача заключается в поиске вектора целевых значений, к которым должны стремиться соответствующие концепты в ходе динамического моделирования, что предполагает необходимость обновления показателей концептов таким образом, чтобы их итоговое состояние было максимально близким к заданным целевым показателям, что является критерием успешности моделирования. Для начала анализа необходимо задать вес целевого

концепта и консонанс (степень уверенности в достижимости).

Для решения ОЗКМ рассмотрим подробно структуру НКК. Выделим из исходной: $W = |w_{ij}|$ матрицы: состояния $A = a_{ijn_x \times n_x}$, управления $B = b_{ijn_x \times n_u}$, цели $C = c_{ijn_y \times n_x}$ и прямого влияния $D = d_{ijn_y \times n_u}$ по правилу:

$$s(k+1) = W^T \circ s(k) = \begin{bmatrix} \otimes & \otimes & \otimes \\ B & A & \otimes \\ D & C & \otimes \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} u(k) \\ x(k) \\ \otimes \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \otimes \\ x(k+1) \\ y(k) \end{bmatrix} \quad (56)$$

Правила изменения веса вершин в модели определяется (56). Вектор $s_i(k)$ состоит из $u(k), x(k), y(k)$, где $u(k)$ – управляющие концепты, $x(k)$ – вектор состояний, $y(k)$ – целевые концепты. Правило: элементы, содержащие 0 в строках W относятся к управляющим B , содержащие 0 в столбцах W – к целевым C .

В результате для решения прямой задачи получим:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= A \circ x(k) \vee B \circ u(k), \\ y(k) &= C \circ x(k) \vee D \circ u(k) \end{aligned} \quad (57)$$

или

$$\begin{aligned} x &= A^* \circ B \circ u_0, \\ y &= C \circ A^* \circ B \circ u_0 \vee D \circ u_0 \end{aligned} \quad (58)$$

где $A^* = \bigcup_{k=0}^{\infty} A^k$ — транзитивное замыкание в нечеткой матричной регулярной алгебре. Вычисление транзитивной матрицы в НКК несет в себе смысл определения косвенных связей в карте и отображения их с помощью весов в матрице состояний x для момента времени t , в котором система сойдется к устойчивому состоянию при начальном изменении постоянном управляющем векторе.

Используем математический аппарат НРУ для решения ОЗКМ и рассмотрим основные понятия, используемые в теории НРУ.

Пусть X, Y, Z — дискретные четкие множества конечной мощности m, n и

k соответственно, $\tilde{A}(X,Y), \tilde{X}(Y,Z), \tilde{B}(X,Z)$ — нечеткие соответствия и пусть имеется композиция

$$\tilde{A} \circ \tilde{X} = \tilde{B} \quad (59)$$

где $\circ$ — операция нечеткой композиции теории нечеткой логики.

Выражение (58) соответствует уравнению

$$A \circ X = B \quad (60)$$

где $A_{n \times m}, X_{m \times k}, B_{n \times k}$ — матричные представления $\tilde{A}$, $\tilde{X}$ и $\tilde{B}$

соответственно. Рассмотрим так называемую обратную задачу для нечетких соответствий:

1. определение A при известных X , B и $\circ$,
2. определение X при известных A , B и $\circ$.

где первое уравнение называется левым нечетким реляционным уравнением, а второе — правым. Из-за коммутативности t -нормы при $\circ = (\max, T)$ при (2) можно упростить до (1), тогда становится достаточным использование только левых уравнений.

Если НРУ содержит композицию неизвестной вектор-строки или вектора-столбца и заданной матрицы, то решение сводится к решению системы нечетких полиномиальных уравнений (СНПУ). Давайте рассмотрим основные понятия, используя пример СНПУ с операцией $\max - \min$ и обозначим его как $A \cdot X = B$:

$$\left| \begin{array}{l} (a_{11} \wedge x_{11}) \vee \dots \vee (a_{1n} \wedge x_{1n}) = b_1, \\ \dots\dots\dots \\ (a_{m1} \wedge x_{m1}) \vee \dots \vee (a_{mn} \wedge x_{mn}) = b_m. \end{array} \right. \quad (61)$$

Полный набор решений разрешимой конечной системы левых НРУ определяется максимальным решением и конечным числом минимальных решений.

Множество решений нечетких уравнений выпукло упорядочено, то есть если (x_{ij}) и (y_{ij}) — два различных решения и $x_{ij} \leq z_{ij} \leq y_{ij}$ для любых i и j , то

решением будет и (z_{ij}) . Следовательно, основной задачей заключается в поиске основной части уравнения и всех его ветвей. Проверка разрешимости системы НРУ выполняется путем определения наличия максимального решения.

Поскольку для максимального решения существует аналитическое выражение, давайте более подробно рассмотрим алгоритм поиска минимальных решений. Рассмотрим метод решения НРУ, базирующийся на выделении в исходных уравнениях детерминирующих концептов и использовании понятия доминирующих решений в сочетании с операций перебора списков.

Если $|H_i|$ обозначает число коэффициентов Н-типа в i -ом уравнении $A \bullet X = B$, когда число потенциальных минимальных решений СНПУ (62) не превышает:

$$PN1 = \prod_{i=1}^m |H_i| \quad (62)$$

Для поиска минимальных решений НРУ используются различные методы: алгебрологический подход [119], [120], [121], [122], [123], [124]; характеристическая матрица и декомпозиция [125], [126]; покрытие [127], [128]; переменные связывания [129], [130]. Алгоритмы, которые используют перегородки и неприводимые пути [131], матрицы, основанные на решениях [132], и так далее, обладают экспоненциальной сложностью как по памяти, так и по времени [133]. Предложенный алгоритм в данной работе также имеет экспоненциальную сложность. Однако, он отличается от других алгоритмов в том, что, используя доминирование и опираясь на операции перебора списков, он способен находить только нижние решения более быстро и эффективно по сравнению со всеми доступными алгоритмами. Подход базируется на идеи поиска всех выбранных элементов A_{ij} в A , которые являются решениями i -го уравнения (т.е. A_{ij}, X_j, B_i). Очевидно, что существуют решения, которые не являются ни нижними, ни верхними. Чтобы получить только нижние решения и не учитывать в расчетах промежуточные решения, представлен метод доминирования [120] в сочетании с методом перебора списков. Причем

концепция доминирующих решений впервые предложена Папписом и Сугено [125].

Предположим, что система $A \cdot X = B$ разрешима и X является наибольшим решением системы. Сначала, используя X , отметим все коэффициенты, которые вносят вклад в решение системы. После каждому уравнению $i = \overline{1, m}$ сопоставим множество M_i , которое содержит список всех индексов j коэффициентов A_{ij} , которые вносят вклад в решение i -го уравнения при A_{ij}, X_j, B_i .

Определение 1. Множество M_i , элементами которого являются индексы $j \in \{1, \dots, n\}$ (в порядке возрастания) в i -м уравнении (61), в котором $a_{ij} \wedge \widehat{x}_j = b_i$, X_j, B_i , называется маркировочным множеством для i -го уравнения (61).

Если j является элементом M_i , это означает, что a_{ij} коэффициент H -типа, но обратное не всегда верно – может существовать коэффициент H -типа a_{ij} и j не принадлежащий M_i . Следовательно, имеет место: $|M_i| \leq |H_i|$, где $|M_i|$ – мощность M_i , а $|H_i|$ – мощность H_i .

Определение 2. Пусть A_l и A_k – l -ое и k -ое уравнения, соответственно, в (64) и $b_l \geq b_k$. Уравнение A_l называется доминирующим по отношению к уравнению A_k (и A_k называется доминированным A_l), если для каждого $j = \overline{1, n}$ имеет место: если a_{lj} – коэффициент H – типа, то a_{kj} также является коэффициентом H – типа.

Если A_l является доминирующим уравнением для A_k в (61), это означает, что всякий раз, когда A_l удовлетворяет решению (61), это решение также удовлетворяет A_k . Следовательно, A_k является избыточным уравнением.

Например, в

$$(A^* : B) = \left\{ \begin{array}{cccccc} 0 & 0 & 0.9 & 0.9 & 0 & : 0.9 \\ 0 & 0.9 & 0.9 & 0 & 0 & : 0.9 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & : 0.7 \\ 1 & 0.7 & 0 & 0 & 0.7 & : 0.7 \\ 0.50 & 0 & 0.5 & 0 & 0 & : 0.5 \end{array} \right\} \quad (63)$$

третье уравнение доминирует над последним, а последнее уравнение является избыточным. Согласно (62), $PN1 = 2 * 2 * 1 * 3 = 24$ и после удаления последнего избыточного уравнения будет $PN2 = 12$.

Вместо прямого использования доминирующих уравнений применим маркировочные множества, обладающие всеми необходимыми свойствами исходных уравнений в части поиска решений. Таким образом, уменьшается временная сложность построения решений, оптимизируя выбор объектов, по которым выполняется поиск.

Определение 3. Пусть M_l, M_k принадлежат маркировочными множествами для (61) и $b_l \geq b_k$. Если M_l является подмножеством M_k , то M_l называется доминирующим множеством над M_k , а M_k называется доминированным множеством M_l .

Набор всех доминирующих маркировочных множеств для (65) обозначается через $\hat{M}$. Каждый M_i из $\hat{M}$ соответствует i -й строке в A или i -му уравнению в (60).

Число нижних решений теперь не превышает оценку

$$PN2 = \prod_{i=1}^m |M_i|, \text{ где } M_i \in \hat{M} \quad (64)$$

Если сравнить (62) и (64), очевидно, $PN1 \geq PN2$.

Новая матрица $\tilde{A} = (\tilde{a}_{ij})$ была получена из A^* и $\hat{M}$. Доминированные множества удалены и $\tilde{A}$ имеет те же решения, что и A .

Алгоритм 1. Получение нижних решений из $\hat{M}$.

Шаг 1. Формируем множества M и $\hat{M}$.

Шаг 2. Инициализируем вектор решений $\check{X}_0(j)=0, j=\overline{1,n}$.

Шаг 3. Инициализируем вектор строк $rows(i), i=\overline{1,m}$, который содержит все индексы i для каждого M_i из $\hat{M}$.

Шаг 4. Инициализация i первого элемента $rows$.

Шаг 5. Инициализация $sols$ - пустого набора векторов - множества всех минимальных решений для текущей задачи.

Шаг 6. Проверяем что $rows = \emptyset$. Если да, добавляем $\check{X}_{ij}$ в вектор $sols$ и переходим к шагу 8.

Шаг 7. Для каждого i в $rows$ расширяем множество M_i : для каждого $j \in M_i$ создаем копию $\check{X}_0 - \check{X}_{ij}$ и присваиваем его j -му элементу значение b_i . Удаляем i из вектора $rows$. Возвращаемся на Шаг 6 с новым значением $rows$ и $\check{X}_{ij}$, полученными на этом шаге.

Шаг 8. Выход.

Полученное максимальное решение соответствует весам входных концептов, по отношению к когнитивной карте для консервативной модели системы, тогда как минимальные решения соответствуют демократичным стратегиями управления, предполагающими минимально возможные вмешательства в управляющие концепты системы [134].

2.4.1. Метод минимальных корректировок при отсутствии явного решения обратной задачи моделирования

При работе с реальными системами, которые представлены НКК нередки случаи, когда изначально заданные целевые показатели являются недостижимыми и приводят к неразрешимости системы. При поиске

максимального решения для НРУ возможно определить разрешима ли исходная система относительно целевых концептов.

Если $a_{ij} \wedge \hat{x}_j = b_i$ (или $a_{ij}^* \wedge \hat{x}_j = b_i$), коэффициент a_{ij} (a_{ij}^* соответственно) называется детерминирующим коэффициентом НРУ. $A \circ X = B$ разрешима, если существует, по крайней мере, один детерминирующий коэффициент для каждого $i = \overline{1:m}$, в противном случае она неразрешима.

Для неразрешимой системы возможно определить уравнения, которые являются неразрешимыми.

Алгоритм 2. Определение максимального решения и разрешимости [123]

Шаг 1. Инициализируем вектор $\hat{X} = (\hat{x}_{ij})$ с $\hat{x}_{ij} = 1$ для $j = \overline{1:n}$.

Шаг 2. Инициализируем логический вектор IND с $IND_i = FALSE$ для $i = \overline{1:m}$.

Шаг 3. Для каждого $j = \overline{1:n}$ и для каждого $i = \overline{1:m}$.

- а. Если j -ый столбец $A(j)$ содержит такие a_{ij} , для которых $a_{ij} = 1$ установим $IND_i = TRUE$. Определяем b_j по формуле

$$\hat{b}_j = \begin{cases} \min_{i=1}^m \{b_i\}, & \text{если существует } a_{ij} > b_j, i = 1, \dots, m, \\ 1, & \text{в других случаях} \end{cases} \quad (65)$$

- б. Обновляем X – присваиваем $x_j = b_j$. Проверяем, существует ли другое i такое, что a_{ij} , для которого $a_{ij} > b_i$, $a b_i = b_j$. Если да, исправляем значение $IND_i = FALSE$.
- с. Проверяем, существует ли другое i такое, что $a_{ij} = \hat{b}_i$. Если да, исправляем значение $IND_i = FALSE$, $x_j = \hat{b}_j$. Переходим к следующему j .

Шаг 4. Проверяем, что для всех $i = \overline{1:m}$ вектор $IND_i = FALSE$.

- а. Если $IND_i = FALSE$ для некоторого i , система $A \circ B$ неразрешима.

Переходим к Шагу 5.

б. Если $IND_i = FALSE$ для всех $i = \overline{1:m}$, система $A \circ B$ разрешима и ее максимальное решение – X .

Шаг 5. Выход.

При отсутствии решения для заданных целевых показателей найдем скорректированные значения столбца b . Для этого подставим в исходное уравнение полученные значения для максимального решения системы уравнений. В результате получим вектор минимальных корректировок целевых показателей b_upd , который всегда $b_upd \leq b_i$.

Рассмотрим работу алгоритма на примере карты транспортной проблемы на Рисунок 8.

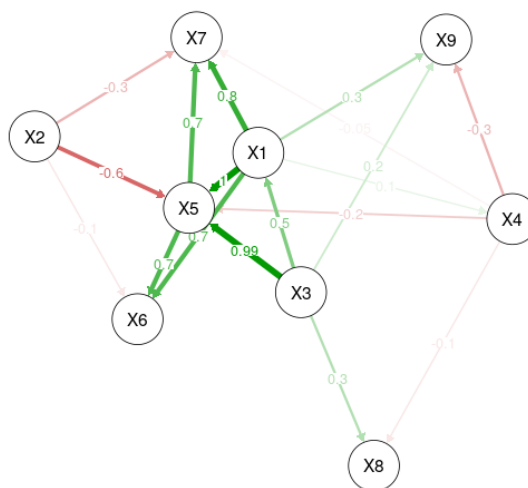


Рисунок 8. Карта транспортной проблемы

Управляющие концепты в этой карте: "Экономия горючего", "Численность населения", а целевые концепты "Стоимость проездного", "Загрязнение атмосферы", "Число несчастных случаев", "Вероятность опоздания".

$$A = \begin{Bmatrix} 0.00 & 0.42 & 0.693 & 0.007 \\ 0.42 & 0.00 & 0.007 & 0.693 \\ 0.00 & 0.42 & 0.693 & 0.007 \\ 0.42 & 0.00 & 0.007 & 0.693 \\ 0.00 & 0.00 & 0.300 & 0.005 \\ 0.00 & 0.00 & 0.005 & 0.300 \\ 0.00 & 0.00 & 0.200 & 0.015 \\ 0.00 & 0.00 & 0.015 & 0.200 \end{Bmatrix} \quad (66)$$

$$B = (0.10 \ 0.082 \ 0.10 \ 0.82 \ 0.10 \ 0.82 \ 0.10 \ 0.082) \quad (67)$$

При такой формулировке целевого вектора решение не существует, так как уравнения (66) неразрешимы. Найдём новый целевой вектор согласно Алгоритму 2.

$$B = (0.10 \ 0.82 \ 0.10 \ 0.082 \ 0.043 \ 0.035 \ 0.029 \ 0.024) \quad (68)$$

Такая система разрешима и представлена максимальным и минимальным решением:

Таблица 4.

Минимальное решение

Концепт	Вес	Консонанс
Экономия горючего X2	0.00	0.00
Численность населения X3	0.144	1

Таблица 5.

Максимальное решение

Концепт	Вес	Консонанс
Экономия горючего X2	-0.238	1
Численность населения X3	0.144	1

Максимальное решение представляет собой консервативный сценарий, который накладывает наибольшие ограничения на изменение управляющих концептов, необходимые для достижения целевого состояния системы. Минимальное решение, напротив, указывает на самые мягкие условия начального воздействия на систему. Кроме того, существует множество решений, которые располагаются между максимальным и минимальным, и в данном примере они находятся в определенном диапазоне 0.238–0 для концепта “Экономия горючего”.

2.4.2. Метод оптимизации структуры НКК для выделения целевых и управляющих концептов в начальной структуре карты

В начальной структуре карты не всегда выделены матрицы управления и цели, чего требует структура решения НРУ и цели, поставленные экспертом. Для выделения этих матриц предлагается ввести дополнительные концепты в НКК, имеющие единственную единичную связь с целевыми концептами или управляющими концептами, задаваемыми экспертом.

Такие дополнительные концепты будем называть буферными, при расчете они будут сохранять значения показателей и позволят вычленивать из концептов состояний сильно связанной НКК искомые показатели.

Рассмотрим для примера НКК экологической обстановки города на Рисунок 9:

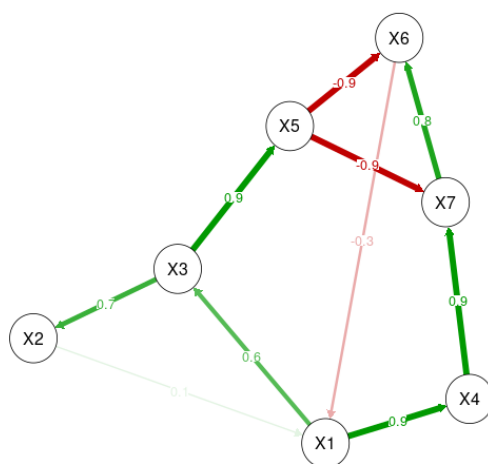


Рисунок 9. Экологическая обстановка в городе

Таблица 6.

Концепты НКК экологической обстановки в городе

Название концепта	Обозначение на карте
Население города	X1
Миграция в город	X2
Модернизация	X3
Свалки	X4
Санитарное состояние	X5
Заболевания на тысячу человек	X6
Бактерии	X7

На рассматриваемой НКК явно не выделены управляющие и целевые концепты. Решим задачу относительно улучшения санитарного состояния X5 путем воздействия на концепт “свалки” X4. Для этого введем в начальную НКК дополнительные узлы:

Таблица 7.

Дополнительные узлы НКК экологической обстановки в городе

Название концепта	Обозначение на карте
Свалки (добавленный)	X8
Санитарное состояние (добавленный)	X9

Решим задачу относительно концепта “Свалки” задав целевое изменение - 0.2 с консонансом 0.8. В этом случае максимальное и минимальное решение НРУ совпадают:

Таблица 8.

Решение обратной задачи для НКК экологической обстановки в городе

Концепт	Вес	Консонанс
Санитарное состояние	-0.47	1

ГЛАВА 3. ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС «FUZZYM»

3.1. Основные требования к разрабатываемой системе

На основе анализа задач, изложенных во второй главе, можно определить критерии для построения и моделирования нечетких когнитивных карт. Эти критерии должны включать в себя обобщенные свойства уже изученных когнитивных карт и предоставлять расширенный набор инструментов для анализа и моделирования комплексных систем.

1. Существует потребность в применении целиком нечеткой методологии при разработке и вычислительном исследовании когнитивных карт, что подразумевает введение неопределенности во все аспекты и элементы когнитивной карты: начиная с концептов, методов передачи и накопления воздействия от множества концептов на отдельно взятый концепт, и до процессов обучения и имитационного моделирования динамических процессов. Для задач, связанных с созданием и анализом когнитивных карт, такие требования следует детализировать и специфицировать.

2. В процессе решения задач с использованием нечеткого представления концептов требуется принимать во внимание способность к их количественному анализу или, по меньшей мере, к выполнению сравнительного оценивания. Концепты в таком контексте могут быть описаны с помощью нечетких множеств, точных величин или узлов с определенными единичными уровнями принадлежности.

3. Передача воздействия между концептами требует использования механизма нечеткого отображения. Этот механизм устанавливает соответствие между нечетким множеством значений входного концепта и множеством значений выходного концепта, оба обладают степенью неопределенности..

4. В этом контексте необходимо учесть, что можно использовать как

нечеткие отображения, так и четкие функции для механизма передачи влияния.

5. В процессе решения задач интеграции отрицательных весов влияния между концептами и суммирования воздействий с разными знаками. Для этого разумным подходом будет разработать метод, который способен учитывать различные воздействия, выполняемые концептами друг на друга. Этот метод позволит представлять воздействия не только как четкие значения или однозначные принадлежности, но также через функции принадлежности, которые отражают степень неопределенности.

6. Модель должна отображать значительную нелинейность поведения характеристик системы, реализуя интеграцию как текущих состояний, так и инкрементальных изменений, возникающих в результате воздействия входных концептов на выходные. При этом процесс накопления индивидуальных эффектов от действия входных концептов на выходной концепт предполагает аддитивный подход, позволяющий суммировать воздействия, включая в расчет даже минимальные по величине влияния. Это обуславливает возможность формирования общей картины влияний на систему, выявляя значение каждого фактора, вне зависимости от его абсолютной значимости.

7. Указанный процесс аккумуляции должен быть независимым от последовательности учёта действующих концептов, что подразумевает владение такими характеристиками. Кроме того, этот механизм должен учитывать сдвиг функций принадлежности по координате базового множества, наряду с такими важными свойствами, как коммутативность и ассоциативность.

С учетом указанных требований и при использовании предложенных алгоритмов и методов интеллектуальной поддержки принятия решений, основанных на нечетких когнитивных картах, был создан и реализован программный комплекс под названием "FuzzyM". Основные направления развития данной программной системы включают в себя поддержку создания корректных нечетких когнитивных карт, описывающих заданную предметную область или ситуацию. Программный комплекс также предоставляет функционал для выполнения как статического, так и динамического

моделирования на основе полученных нечетких когнитивных карт.

Основные функции программы включают в себя создание графического представления модели, выполнение статического анализа и динамического моделирования, генерацию альтернативных сценариев на основе результатов статического анализа и их отбор на основе динамического моделирования. Результатом работы программы являются рекомендации для принятия решений руководителем.

При создании нечеткой когнитивной модели [10] основной акцент уделяется графическому представлению модели. Программный продукт основан на интерактивном графическом интерфейсе, использующем когнитивные графические элементы. Это обеспечивает пользователям и руководителям набор изображений, которые могут быть динамически изменены, а также создает моделируемую оконную среду, которая может быть адаптирована для последующей работы с программой (см. Рис. 12).

3.2. Описание модулей системы «FuzzyM»

Опишем основные модули и алгоритмы разработанного программного комплекса.

После запуска программы необходимо ввести исходные данные задачи. Для этого есть возможность ввода с помощью загрузки файла в формате *.csv*, либо ручного ввода концептов и связей между ними. Подробнее на Рисунок 10 и Рисунок 11.

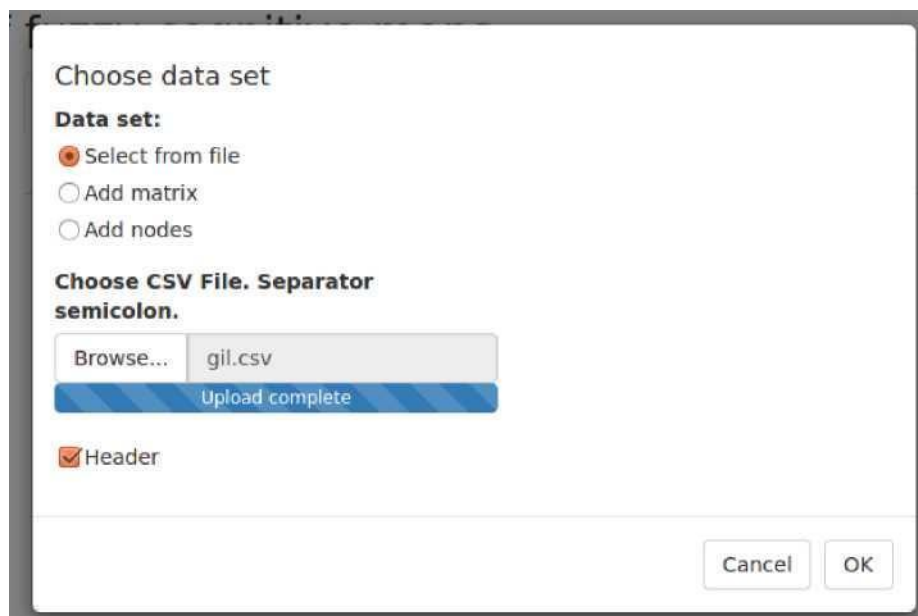


Рисунок 10. Добавление данных в программу из файла

	X.0.	newcol2	newcol3
1	0	0	-1
2	0.5	0	1
3	0	0.6	0.9

Рисунок 11. Добавление данных в программу путем внесения концептов и прямых связей между ними

Далее производится выбор файла или ввод концептов моделируемой системы и причинно-следственных связей между ними. Программный комплекс отобразит построенную нечёткую когнитивную карту в виде графа, пример такой визуализации представлен на Рисунок 12.

FuzzyM - modelling of fuzzy cognitive maps

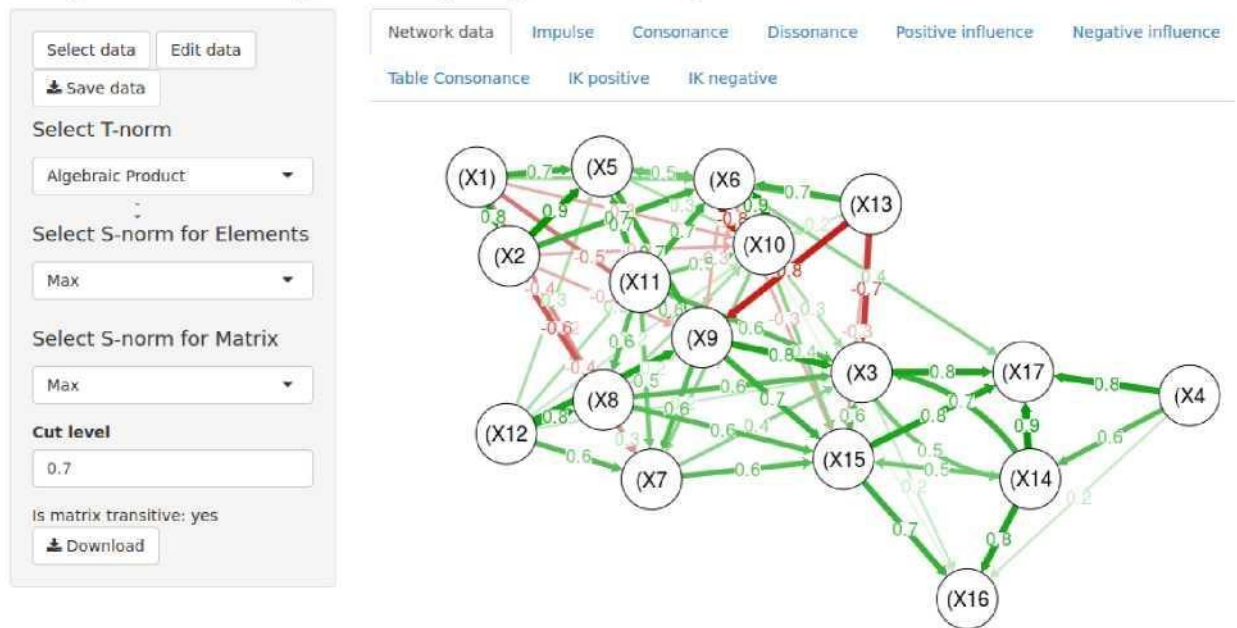


Рисунок 12. Общий вид программы

В программе предусмотрен выбор операций каузальной алгебры (t - нормы и s - нормы), используемый для расчетов системных показателей и решения ОЗКМ. Выбрать необходимую для решения системы операцию можно в выпадающих списках в левом меню интерфейса – Рисунок 13.

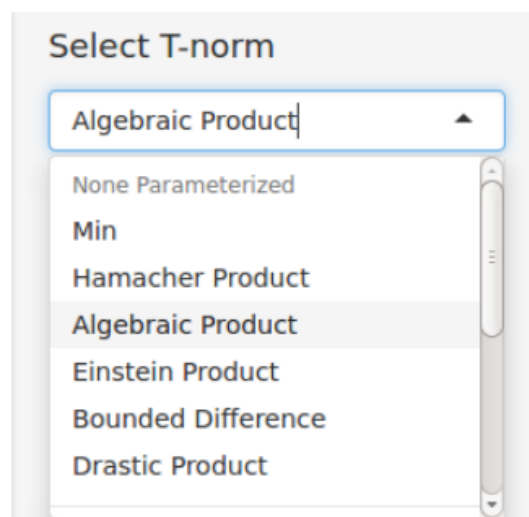


Рисунок 13. Выбор операции нечеткого пересечения (t-нормы)

Для решения ОЗКМ зададим приращения управляемых концептов. В

программе представлены два способа моделирования – без учета значения приращения концепта на прошлом шаге и с учетом этого значения (накопительная сумма приращений).

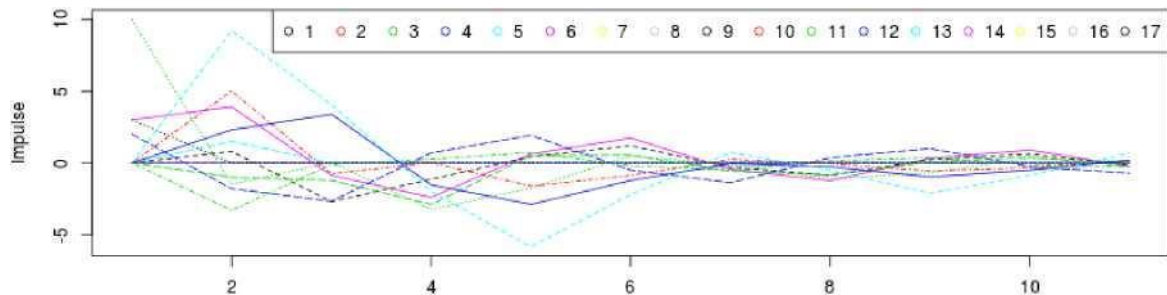


Рисунок 14. Визуализация решения прямой задачи в НКК.

Таблица 9.

Результат моделирования прямой задачи в нечеткой когнитивной карте

	Шаг 0	Шаг 1	Шаг 2	Шаг 3	Шаг 4	Шаг 5	Шаг 6
(X1)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
(X2)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
(X3)	10.00	-1.50	0.04	-3.23	-1.76	0.50	-0.11

Расчет системных показателей отображен на вкладке “Table consonance”. Значения меняются с изменением операций пересечения и объединения.

	System consonanse	System dissonanse	Element consonanse	Element dissonanse	System influence	Concept influence	Central consonanse	Central influence	Combaned consonanse	Combaned dissonanse
1	0	1	0.199	0.801	0	0.168	-0.199	-0.168	0.199	1
2	0.059	0.941	0.201	0.799	0.047	0.152	-0.142	-0.105	0.201	0.941
3	0.573	0.427	0.294	0.706	0.349	0.135	0.279	0.214	0.573	0.706
4	0	1	0.294	0.706	0	0.153	-0.294	-0.153	0.294	1
5	0.294	0.706	0.248	0.752	0.184	0.197	0.046	-0.013	0.294	0.752
6	0.086	0.914	0.086	0.914	0.23	-0.156	0	0.386	0.086	0.914
7	0.228	0.772	0.294	0.706	0.076	0.124	-0.066	-0.048	0.294	0.772
8	0.235	0.765	0.302	0.698	0.019	0.204	-0.067	-0.185	0.302	0.765
9	0.201	0.799	0.353	0.647	0.121	0.214	-0.152	-0.093	0.353	0.799
10	0.069	0.931	0.086	0.914	-0.22	0.106	-0.017	-0.326	0.086	0.931
11	0	1	0.307	0.693	0	0.273	-0.307	-0.273	0.307	1
12	0	1	0.436	0.564	0	0.307	-0.436	-0.307	0.436	1

Рисунок 15. Таблица значений системных показателей системы

Во вкладках consonance, dissonance, positive influence, negative influence показаны кластеры системных показателей концептов, согласно выбранному в программе уровню среза.

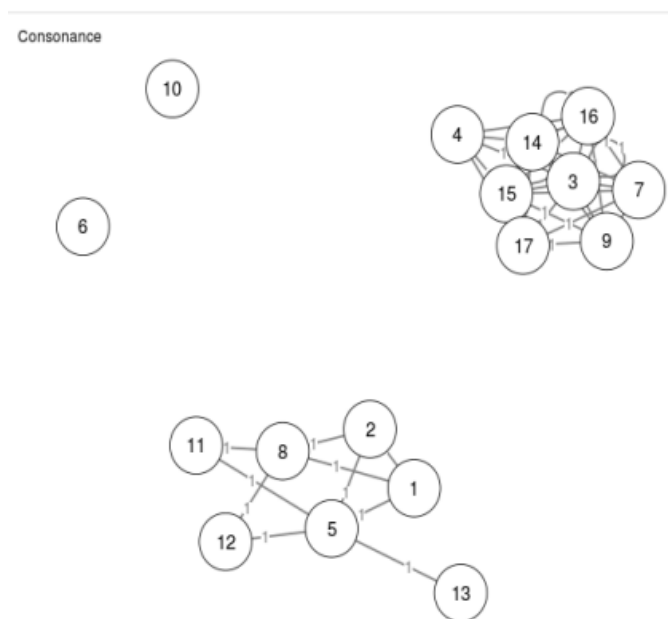


Рисунок 16. Результат расчета консонанса, кластеризация концептов по уровню среза 0.9

Dissonance

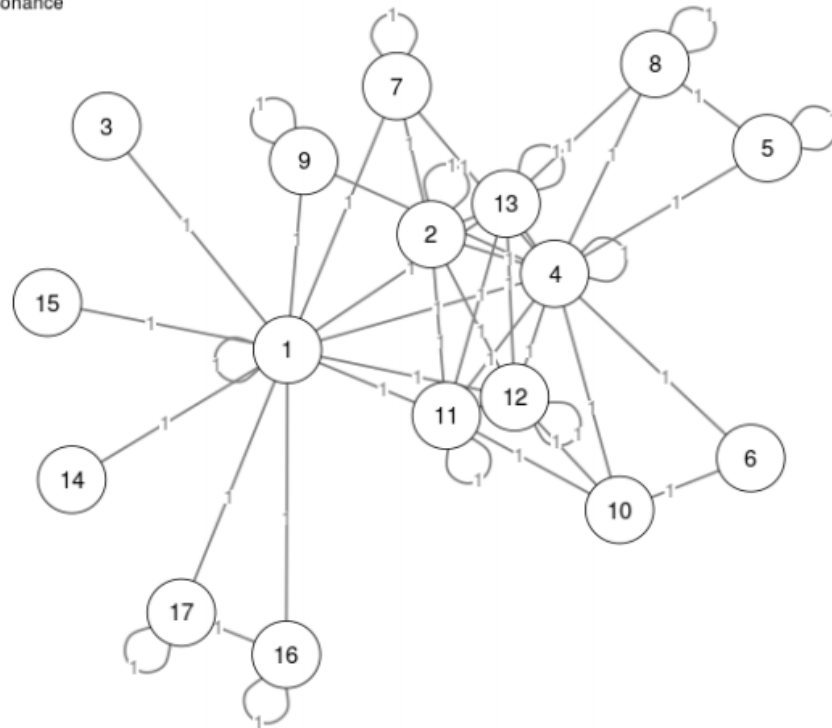


Рисунок 17. Результат расчета диссонанса, кластеризация концептов по уровню среза 0.9

Positive influence

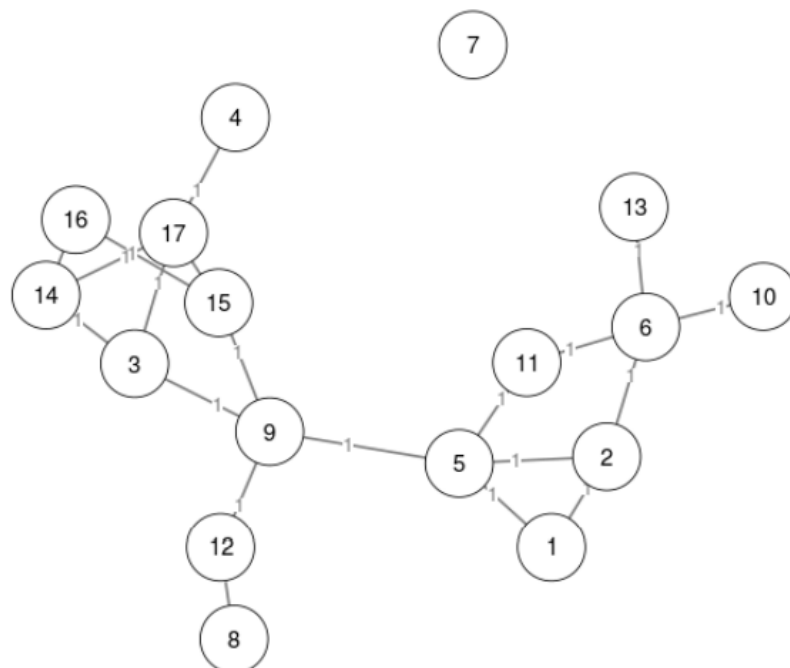


Рисунок 18. Результаты расчета взаимного положительного влияния между концептами, кластеризация концептов по уровню среза 0.7

Negative influence

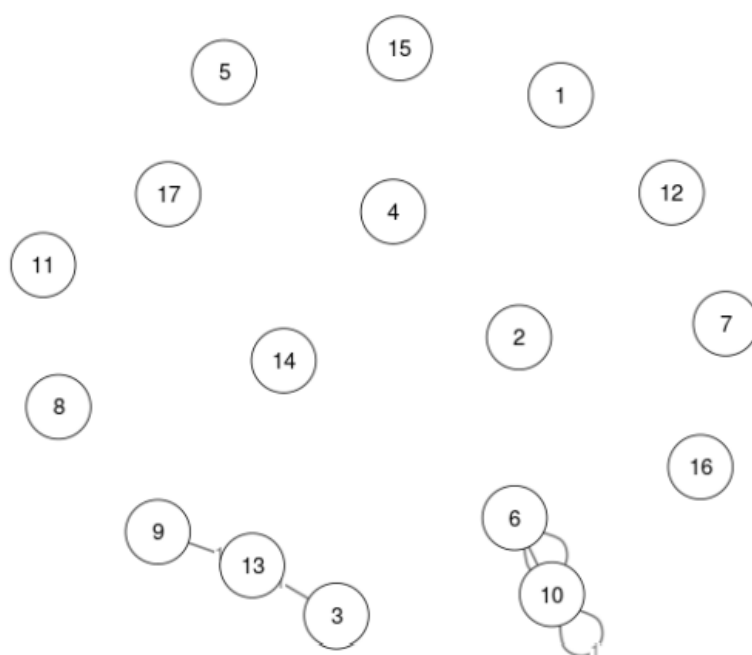


Рисунок 19. Результаты расчета взаимного отрицательного влияния между концептами, кластеризация концептов по уровню среза 0.7

3.3. Математическая модель предприятия розничной торговли как сложной системы

Под термином "предприятие розничной торговли" понимается сеть торговых точек одного формата, принадлежащих одному владельцу и обладающих эффективной системой логистики. Основное предположение, лежащее в основе технологий и практик в этой сфере, заключается в том, что все покупатели, независимо от своего уровня дохода, имеют возможность приобрести предлагаемые товары. Розничная торговля на развитых рынках представляет собой медленно растущую отрасль, вызванную насыщенностью рынка, ограниченными доходами клиентов и острой конкуренцией. Компании розничной торговли также подвергаются критике за уровень заработной платы и предоставление льгот сотрудникам.

Процесс работы предприятия розничной торговли представляет собой сложную систему, включающую взаимодействующие компоненты, такие как отношения с поставщиками и клиентами, финансовое и стратегическое планирование, технические операции, управление персоналом и другие. Эта система трудно проектировать, поскольку в нее входит множество нелинейных взаимосвязей и скрытых влияний. Современные процессы стратегического планирования не всегда способны помочь предприятиям в решении проблем, с которыми они сталкиваются. Менеджеры по стратегическому планированию часто сталкиваются с трудностями в полном понимании эффективности предлагаемой стратегии. Они также сталкиваются с проблемами, которые невозможно решить простым сбором дополнительных данных, четким определением проблем или их разбиением на более мелкие. Поэтому описание предприятия розничной торговли как сложной системы включает рассмотрение его основных характеристик [85]:

1. Этап формирования. Этот этап описывает свойство сложной системы,

при котором невозможно прямо описать систему как сумму ее отдельных компонентов. Например, изменение уровня лояльности клиентов может быть представлено как нелинейная связь между качеством продукции, репутацией компании, маржой на товары, расходами на рекламу и другими факторами.

2. Потоки информации. Элементы розничной компании взаимодействуют динамично, обмениваясь информацией и оказывая влияние друг на друга. Некоторые концепции, такие как "техническая готовность поставщика" или "сумма уплаченных налогов", взаимодействуют с ограниченным числом концепций, но их последствия распространяются на всю систему. Изменение одной концепции ведет к изменению всей системы, но из-за сложности системы невозможно оперировать абсолютными значениями изменений. Можно, однако, определить вес (или импульс) изменения в концепции и его влияние на всю систему. Правильное определение концепций и взаимодействий между ними является ключевой задачей моделирования сложных систем.

3. Внутренние модели. Некоторые концепции могут контролировать систему и быть поддающимися изменениям по решению руководства, в то время как другие представляют собой концепции состояния, подверженные внутренним изменениям в ответ на изменения внешней среды. Последняя группа включает целевые концепции, описывающие желаемые состояния системы и отражающие стратегические цели, которых необходимо достичь (например, лояльность клиентов или мотивация сотрудников).

4. Нелинейность. Взаимодействие компонентов сложной системы не линейно со временем и может изменять вес влияния при изменении состояния системы. Например, уровень лояльности клиентов может различаться в зависимости от затрат на рекламу, стоимости продукции и уровня обслуживания клиентов. Статистический анализ этих процессов является чрезвычайно сложной задачей из-за эффектов нелинейных взаимодействий, представляющих собой комбинацию состояний и начальных условий, определяющих поведение в сложной системе [135].

5. Непредсказуемость с ограничениями. Неожиданные изменения в

сложных системах, таких как розничная компания, могут вынудить систему переходить в другие состояния и переходить от высокой степени стабильности к крайне нестабильному поведению. Даже малые изменения начальных условий могут со временем привести к разнообразной динамике системы. Например, снижение обменного курса валюты может повлиять на операционные расходы, закупочные цены у поставщиков и, следовательно, на общую прибыль компании. Это изменение сохранится в системе, и его последствия будут распределены по всей системе, а не сосредоточены в определенном месте. Для менеджеров, занимающихся планированием сценариев и анализом стратегии для розничной компании, важна оценка истории и текущего состояния системы, чтобы иметь возможность моделировать потенциальные изменения в поведении.

Сфера розничной торговли характеризуется интенсивной конкуренцией, постоянным расширением ассортимента продуктов и наличием различных категорий клиентов с разными уровнями дохода и географическими распределениями. Управление сотнями магазинов, разбросанных по всей стране, и даже тысячами различных магазинов в мировом масштабе, при обеспечении однородного качества обслуживания в каждом магазине, представляет собой сложную задачу. Когда крупные предприятия розничной торговли сотрудничают с поставщиками, каждый независимый процесс становится сложной системой с тысячами подсистем.

Отрасль розничной торговли является динамической системой, моделирование которой сложная задача, связанная с неопределенностью и неточностью. Моделирование длительное время остается одним из наиболее широко распространенных методов стратегического планирования в управлении [136], поскольку цель бизнес-моделирования – помочь менеджеру анализировать сложные проблемы и принимать решения более научным и объективным образом. Модели корпоративного планирования [137] использовались для поддержки принятия решений еще до того, как компании значительно расширились и моделирование стало неотъемлемой частью управленческих решений. В нашей работе мы представляем построение модели предприятия

розничной торговли с применением методологию нечетких когнитивных карт и описываем различные подсистемы компании, включая технический уровень развития, взаимодействие с клиентами и сотрудниками, отношения с поставщиками, состояние рынка и финансы компании. Каждая из этих подсистем имеет различные компоненты, изменение которых влияет не только на связанные уровни, но и на всю модель.

Некоторые концепты в модели являются физическими или измеримыми, другие – нематериальными, например, лояльность сотрудников или репутация компании. Так же концепт может быть организационной способностью, встроенной в распорядок дня, процессы и культуру компании. Примером может служить скорость внедрения инновационных технологий и уровень взаимодействий департаментов. Концепты нельзя оценивать изолированно, потому что их ценность определяется взаимодействием с другими компонентами системы.

В ходе первого этапа построения модели [45] были выделены общие концепты, определяющие розничные процессы внутри компании, после чего были выявлены взаимосвязи между этими концептами. Эти концепты были адаптированы из существующих моделей [138], стратегических рекомендаций [139] и общего описания отрасли розничной торговли [140], [141]. Затем концепты были распределены по 6 подсистемам с наибольшим влиянием: технологии, сотрудники, клиенты, финансы, маркетинг и внешние факторы. Для оценки воздействия одного концепта на другой были определены лингвистические эквиваленты, такие как "Очень низкий", "Низкий", "Средний", "Высокий", "Очень высокий", а также указано направление влияния – положительное или отрицательное. Влияния были собраны в результате интервью с тремя экспертами, знакомыми с отраслью розничной торговли. Некоторые концепты, такие как «лояльность сотрудников» [142], [143], [144], «уровень обслуживания клиентов» [145], «условия труда» [146] и другие [147] были дополнительно получены в результате исследований корреляции между концептами.

Для определения окончательных соотношений между параметрами, статистическая модель, управляемая данными, и экспертные оценки предметной области были объединены. Использование статистического подхода позволяет нам определить отношения между параметрами и процессами компании. Интервью с экспертами помогают нам определить взаимосвязи сложных для измерения концептов, на которые не влияет статистический анализ (например, удовлетворенность клиентов или расширение сети). Учет этих параметров важен, так как менеджеры розничной сети стараются развивать компанию быстрее, но сотрудники, клиенты и другие заинтересованные стороны могут иметь разные интересы, и не все из них разделяют цели компании. Каждая группа обладает способностью в той или иной степени влиять на выбор стратегии и итоговые результаты работы компании, что необходимо учитывать при планировании сценария. Таким образом, неопределенность в объяснении поведения розничной системы может быть устранена. Эта система представлена на Рисунке 20 в виде нечеткой когнитивной карты, определяющей концепты и связь между ними с весом влияния.

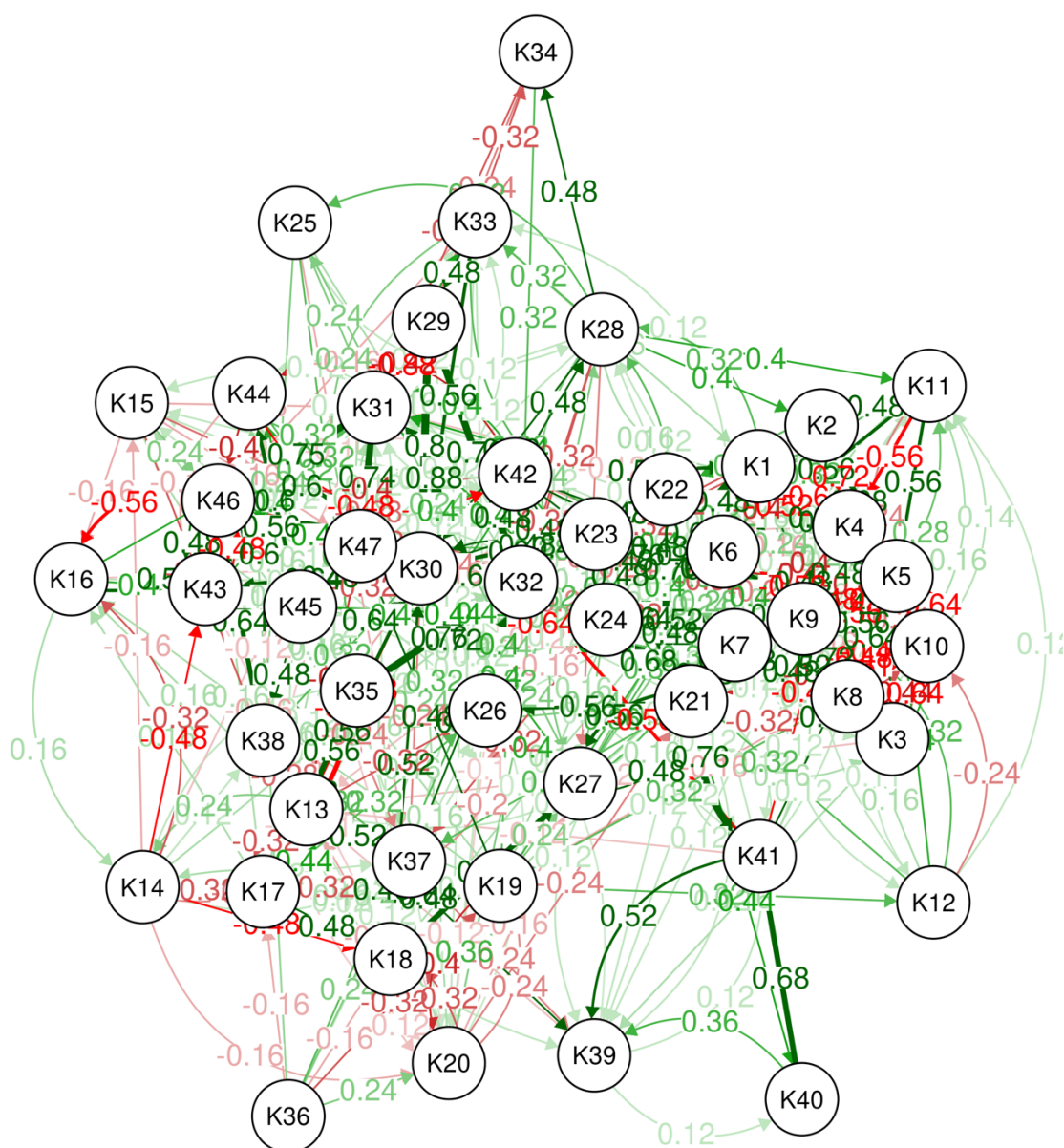


Рисунок 20. Нечеткая когнитивная карта предприятия розничной торговли

После объединения концептов и влияний между ними исследуем свойства полученной системы. Определим концепты, оказывающие положительное влияние друг на друга (или циклы положительной обратной связи). Для этого рассмотрим детальнее подсистему взаимоотношений с сотрудниками. В этой

подсистемы присутствует петля положительной обратной связи: «Уровень взаимодействий департаментов» в компании путем упрощения процессов и предоставления сотрудникам возможности сосредоточиться на текущих задачах, система повышает "Производительность труда", что, в свою очередь, способствует увеличению "Лояльности сотрудников" и помогает им выполнять задачи вовремя, что усиливает «Уровень взаимодействий департаментов» как положительная практика в компании.

Предприятие розничной торговли также является само адаптивной системой, которая способна изменять поведение в соответствии с текущей конфигурацией и восприятием среды, в которой она работает. Рассмотрим, как в системе розничной торговли разрабатываются новые стратегии, в ответ на изменения условий окружающей среды. Снижение «процентной ставки по кредитам» увеличивает «инфляционные ожидания» и чем выше инфляционные ожидания в стране, тем меньше будет «политическая стабильность». Снижение «политической стабильности» в стране потребует повышения «процентной ставки по кредитам».

Проанализировать управляемость системы можно определив внешний вход (вектор управляющих переменных) и отследив изменение внутреннего состояния системы из любого начального состояния в любое другое конечное состояние за конечный интервал времени. Принимая во внимание то, что НКК является нечеткой системой, с целью выявления скрытых отношений между концептами необходимо также определить оператор нечеткой композиции для обучения исходной карты. Выбор оператора нечеткого взаимодействия позволяет получать прогнозы разного уровня – от оптимистических прогнозов с нечетким оператором $\min$ - *drastic sum* (как t -норма и S -норма) до пессимистических прогнозов с оператором *drastic product* - $\max$. В литературе чаще всего используется оператор композиции $\min$ - $\max$ [135], который обычно применяется, когда система требует консервативных решений. Как будет рассмотрено позже, этот оператор не применим для описываемой системы

предприятия розничной торговли, поскольку он не добавляет дополнительной ценности анализу налагая строгие ограничения на систему.

Определим в качестве возможного сценария изменение управляемых концептов «Качество продуктов» и «Уровень лояльности сотрудников» и рассмотрим их влияние на концепт «Уровень лояльности клиентов». На первом шаге оценим развитие системы при изменении только одного из управляющих концептов – «Качество продуктов».

Таблица 10.

**Изменения концептов системы для сценария увеличения концепта
«Качество продуктов»**

Концепт	Шаг 0	Шаг 1	Шаг 2	Шаг 3	Шаг 4	Шаг 5
Уровень лояльности сотрудников	0	0.05	0.08	0.24	0.62	1.52
Текучесть кадров	0	0	-0.07	-0.09	-0.34	-0.82
Уровень спроса	0	0	0	0.01	0.01	0.02
Качество товара	0.1	0	0.07	0.10	0.26	0.63
Уровень обслуживания клиентов	0	0	0.07	0.10	0.25	0.55
Уровень лояльности клиентов	0	0.06	0.01	0.14	0.36	0.85
Репутация компании	0	0.07	0.04	0.29	0.65	1.62
Ассортимент товаров	0	0	0.01	0.01	0.03	0.08

Товарная наценка	0	0.06	0.03	0.03	0.07	0.14
Прибыль	0	0	0.02	0.17	0.15	0.67

Повышение качества продуктов само по себе не оказывает существенного влияния на «уровень лояльности клиентов» до 3-го шага по времени. Возможно, это связано с увеличением наценки на товары и возможным повышением цены.

Таблица 11.

**Изменения концептов системы для сценария увеличения концептов
«Качество продуктов» и «Уровень лояльности сотрудников»**

Концепт	Шаг 0	Шаг 1	Шаг 2	Шаг 3	Шаг 4	Шаг 5
Уровень лояльности сотрудников	0.1	0.05	0.19	0.40	1.08	2.57
Текучесть кадров	0	-0.05	-0.11	-0.21	-0.57	-1.40
Уровень спроса	0	0	0	0.01	0.01	0.03
Качество товара	0.1	0	0.09	0.19	0.43	1.08
Уровень обслуживания клиентов	0	0.03	0.08	0.17	0.40	0.94
Уровень лояльности клиентов	0	0.06	0.06	0.23	0.63	1.42
Репутация компании	0	0.13	0.08	0.51	1.08	2.75
Ассортимент товаров	0	0	0.01	0.03	0.04	0.13
Товарная наценка	0	0.06	0.02	0.04	0.10	0.23
Прибыль	0	0.01	0.04	0.26	0.30	1.09

Ситуация изменится, если вместе с качеством продукции будет повышена лояльность сотрудников. Эта стратегия имеет гораздо более сильное влияние на целевой концепт и запустит цикл усиления уровня лояльности клиентов, что приведет к увеличению прибыли компании.

Анализ информации в транзитивно замкнутой когнитивной матрице, содержащей положительные и отрицательные связи, позволяет рассмотреть стратегии, приведшие к определенным зависимостям между концептами. Также возможно определить максимальный положительный или отрицательный путь на нечетком ориентированном графе нечеткой когнитивной карты (НKK). Структурный анализ НKK предоставляет информацию для "реструктуризации" проблемы, выявляя противоречивые места и предоставляя возможность изменить структуру и веса причинно-следственных связей в исходной матрице.

Проведем анализ системных показателей НKK, таких как влияние концепта на систему, влияние системы на концепт, консонанс и диссонанс. Концепт "Репутация компании" усиливает систему, а система, в свою очередь, усиливает целевой концепт. Диссонанс усиления находится ниже среднего, что указывает на тенденцию к стабилизации репутации компании. Концепт "Прибыль" немного усилен системой, при этом его консонанс находится ниже среднего, что отражает пессимистическую тенденцию развития системы по отношению к данному концепту. Модель показывает, что без внешнего воздействия на систему прибыль в розничной торговле имеет тенденцию к снижению из-за высокой конкуренции и низкой маржи в секторе.

Концепт "Уровень обслуживания клиентов" сильнее всего усиливает систему по сравнению с другими концептами (положительное влияние концепта на систему составляет 0.16), а система, в свою очередь, усиливает этот концепт слабее. Это отражает на системном уровне факт, что обслуживание клиентов всегда будет одним из главных факторов, влияющих на то, как клиенты воспринимают розничные бренды. Покупатели возвращаются в магазины при получении положительного опыта при покупке и важно настроить процессы так, чтобы был обеспечен он был постоянный и ориентированный на клиента.

Консонансы системы и концепта примерно равны, поэтому концепт «Уровень обслуживания клиентов» обеспечивает усиление системы. Следующими по степени усиления системы являются: «Качество продукции» и «Стандарты производства».

Концепты оказывают меньшее влияние на систему «Выручка от продаж» и «Лояльность сотрудников» однако растут под влиянием системы. Система в наибольшей степени, по сравнению с другими концептами, ослабляет концепт «текучесть кадров», что является отрицательным концептом в рассматриваемой модели. «Процентная ставка по кредитам» негативно действует на систему, в то время как система также ослабляет это концепт. В этом случае консонансы системы и концепта лежат в одном диапазоне. Это показывает нам, насколько чувствительна система розничной торговли к повышению процентной ставки. Потребители могут сокращать расходы по мере роста ставок по ипотечным кредитам и у предприятий розничной торговли также может увеличиться задолженность ввиду имеющихся кредитов. Концепт «банковский кредит» является противоречивым: система ослабляет его, но он оказывает слабое положительное влияние на систему.

Анализ НКК продолжим, используя кластеры общего консонанса, диссонанса, положительных и отрицательных влияний. Для этого проведем группировку системных показателей карты, выявив активные концепты, в большей степени влияющие на развитие системы, а также пассивные концепты. После сравним сформированные кластеры концептов с помощью различных операторов композиции казуальной алгебры. Такой подход позволяет выделить классы связанных понятий и оценить взаимосвязи в выделенных кластерах.

Consonance

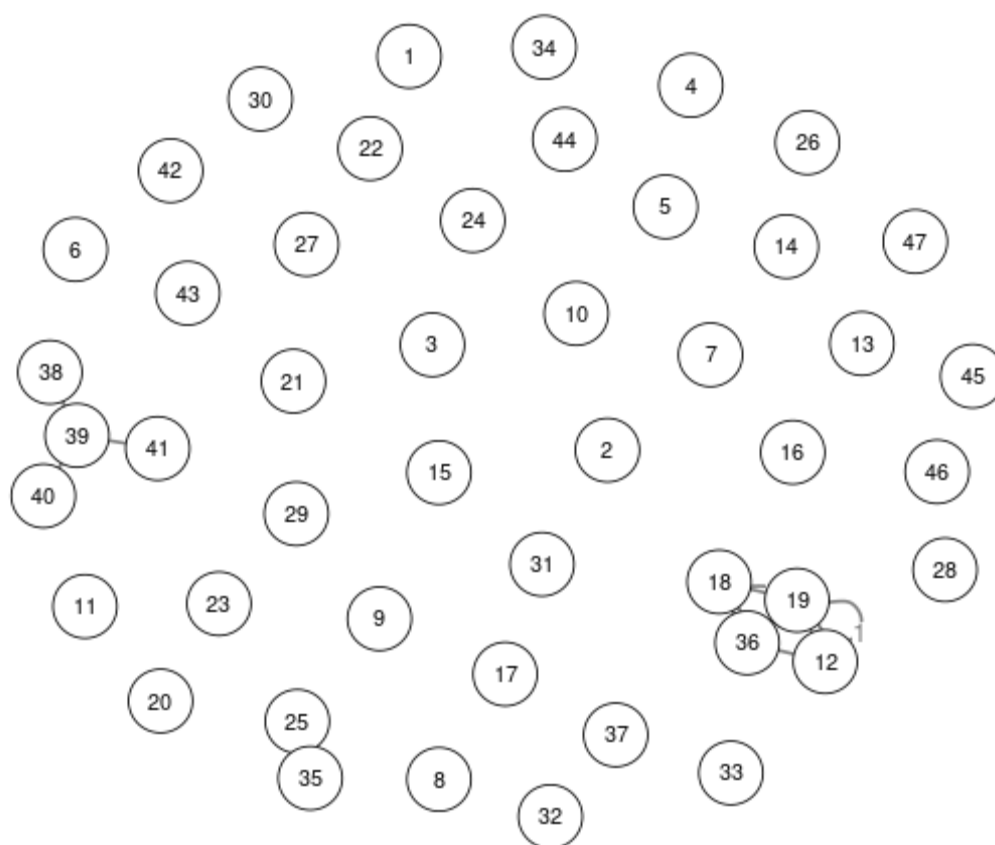


Рисунок 21. Консонанс общего влияния концептов при использовании оператора *max - algebraic product* и уровнем среза 0,85

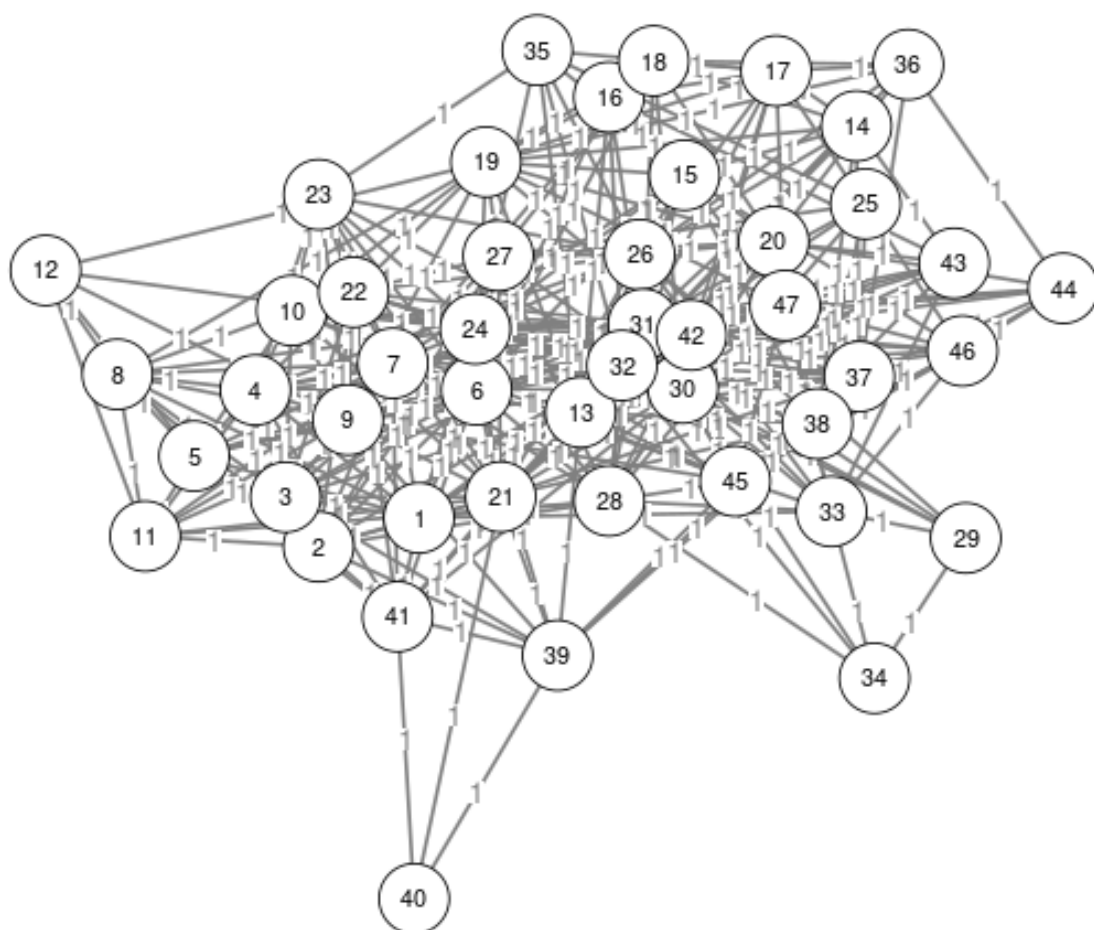


Рисунок 22. Консонанс общего влияния концептов при использовании оператора *max - drastic product* и уровне среза 0,85

Таблица 12.

**Зависимость количества связанных элементов для показателя
консонанса от выбора нечеткого оператора при уровне среза 0,85**

	<i>max - min</i>	<i>max - hamacher product</i>	<i>max - algebraic product</i>	<i>max - einstein product</i>	<i>max - drastic product</i>
Консонанс 0.8	0	0	16	39	47
Консонанс 0.85	0	0	10	33	47

Консонанс 0.9	0	0	3	32	47
---------------	---	---	---	----	----

В каждой группе можно выделить концепты, имеющие сильное влияние как внутри подсистемы и так на всю систему в целом, а также концепты, которые менее важны и имеют слабые связи.

Positive influence

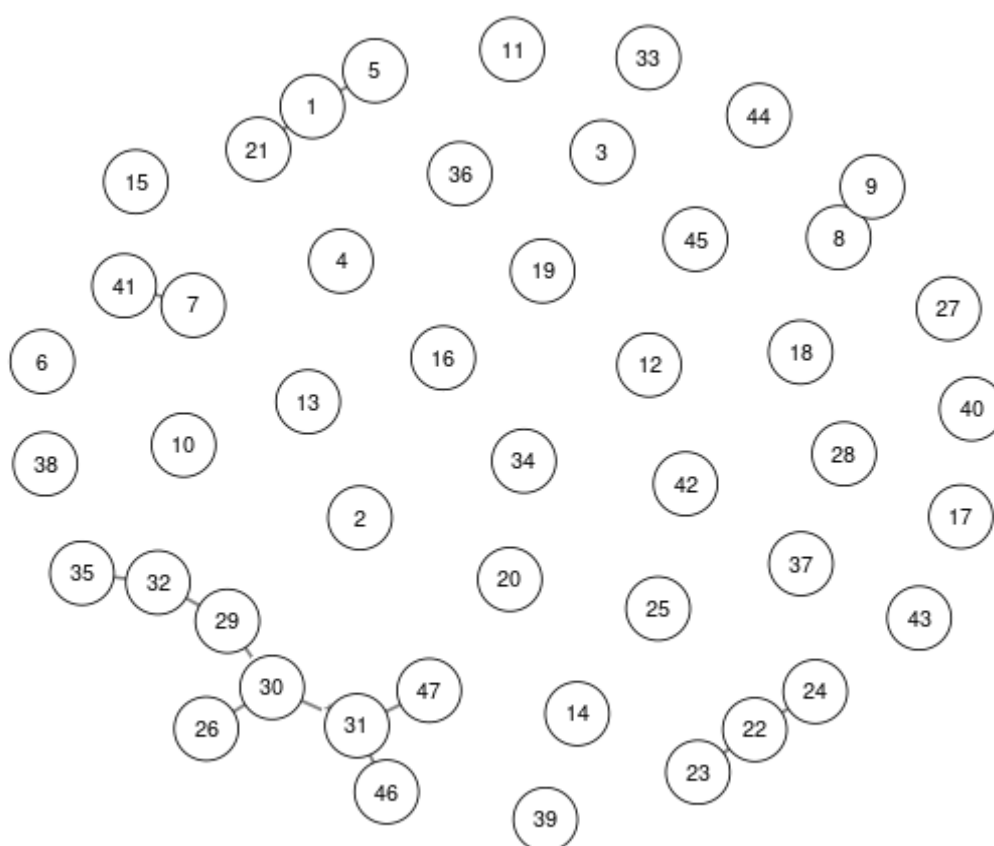


Рисунок 23. Взаимное влияние элементов системы при использовании оператора $\max$ - *algebraic product* и уровня среза 0,7

График консонанса был получен на уровне срезов 0,85 и с использованием композиции $\max$ - *algebraic product*.

На Рисунок 21 показаны концепты, объединённые совместным консонансом:

1. «Политическая стабильность», «Открытость общения с сотрудниками», «Уровень доходов потребителей», «Курс обмена валюты» формируют кластер безопасности клиентов на рынке.
2. «Условия закупки поставщика», «Эффективность выбора поставщика», «Техническая готовность поставщика», «Интеграция систем с поставщиками», формирование кластера взаимоотношений с поставщиками.
3. «Ассортимент товаров», «Расходы на рекламу» – кластер маркетинга в системе розничной торговли.

Еще одна формация связана со связью положительных влияний концептов Репутация компании $\sim$ Уровень лояльности клиентов $\sim$ Уровень обслуживания клиентов, которые образуют положительную петлю. Поскольку единственный концепт в этой петле, уровень обслуживания клиентов, может напрямую контролироваться компанией важной задачей любой компании розничной торговли является постоянное улучшение качества обслуживания. Хорошим примером бизнес-стратегии, ориентированной на обслуживание клиентов, может быть служба поддержки клиентов Amazon, где процесс покупки и возврата настроен на минимизацию усилий клиентов и максимизацию скорости ответа.

Сравнивая Рисунок 21 и Рисунок 22, можно увидеть, что при использовании другого оператора композиции в нечетких картинах меняется количество кластеров и увеличивается количество связей между концептами.

S - норма «*max*» [148] обычно используется, когда система требует консервативных решений, т. е. когда качество одного концепта не может компенсировать низкое качество другого концепта. Однако в реальных системах, существуют ситуации, которые позволяют компенсировать значения вектора решения. В этом случае либеральная $\min T$ - норма – не лучший выбор для пересечения нечетких множеств.

В данной работе предпочтительна композиция *max* – *algebraic product*,

потому что она может дать лучшие или, по крайней мере, эквивалентные результаты. Некоторые способы выбора подходящего нечеткого оператора композиции приведены в [149], [150]. Анализ различных операторов нечеткой логики для системы розничной торговли представлен в Таблица 12. Операторы композиции были упорядочены по уменьшению связности концептов. В рассматриваемой системе оптимальная t - норма – алгебраическое произведение, поскольку с помощью этого оператора можно формировать кластеры и оценить показатели системы, в то же время не усложняя анализ системы введением большого количества кластеров.

Для определения наиболее подходящего нечеткого оператора для данной системы предлагается использовать метод, аналогичный методу локтя для задачи кластеризации. Суть метода в нанесении на график количества несвязанных понятий для индикатора консонанса и определении по изгибу кривой оптимального оператора композиции (Рисунок 24).

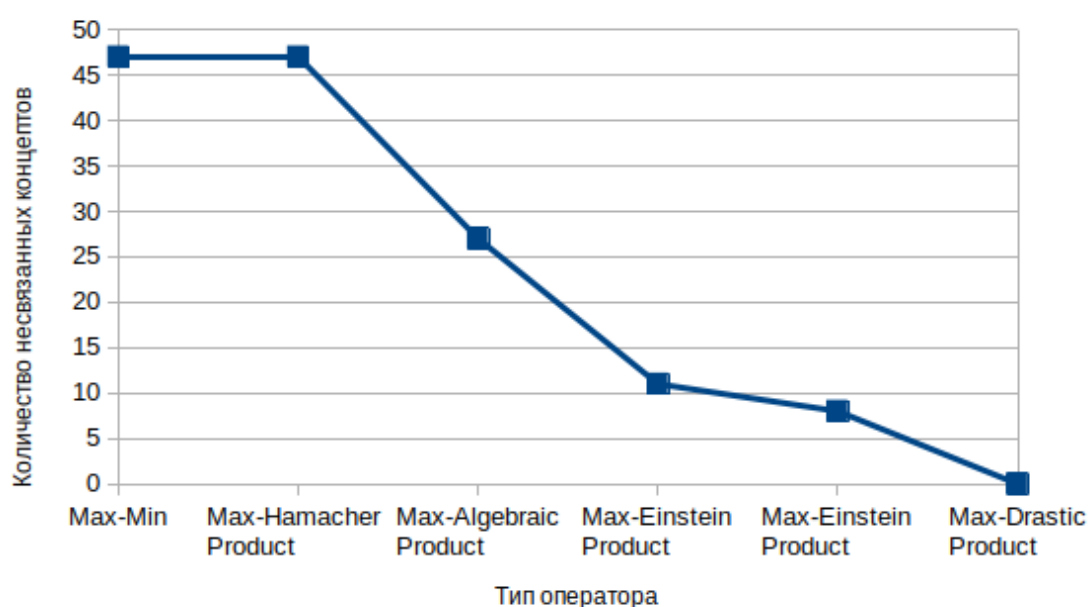


Рисунок 24. Количество несвязанных концептов при использовании различных операторов композиции для НКК розничной торговли

Давайте решим задачу разработки стратегии развития розничной системы,

определяемой изменением уровня ключевых концептов системы [151]. Для этого получим начальные значения векторов управления системой, приводящие к заданным целевым показателям. Целевой вектор был вычислен с использованием решения нейтрософских нечетких уравнений. Определим стратегию увеличения прибыли и улучшения репутации компании в качестве целевой. Для решения этой задачи мы разработаем вектор значений приращений управляющих концептов и проведем анализ воздействия различных операторов нечеткой композиции на формирование стратегий. Целевые изменения концептов представлены в Таблица 13:

Таблица 13.

**Необходимое увеличение целевых концептов и степени уверенности
(консонанса)**

Концепт	Изменение	Консонанс
Прибыль	0.1	0.1
Репутация компании	0.1	0.1

Таблица 14.

**Полученные приращения управляющих концептов с использованием
композиции $\max - \min$**

Тип решения	ИТ инфраструктура	Ассортимент товаров	Курс валют	Инвестиции
Максимальное	0.08	0	0	0
Минимальное	-0.08	0	0	0
Минимальное	0	0.08	0	0
Минимальное	0	-0.08	0	0

Минимальное	0	0	0.08	0
Минимальное	0	0	-0.08	0
Минимальное	0	0	0	0.08
Минимальное	0	0	0	-0.08
Минимальное	0.08	0.08	0.08	0.08

Таблица 15.

Полученные приращения управляемых концептов с использованием композиции max – algebraic product

Тип решения	ИТ инфраструктура	Ассортимент товаров	Курс валют	Инвестиции
Максимальное	0.21	0.42	-1.0	0.52
Минимальное	0	0.42	0.87	0.52
Минимальное	0.21	0.42	0.87	-0.43
Минимальное	-0.17	0.42	0.87	0.52
Минимальное	0.21	0.42	0.87	0
Минимальное	0	0.42	0	0.52
Минимальное	0.21	0.42	0	-0.43
Минимальное	-0.17	0.42	0	0.52
Минимальное	0.21	0.42	0	0

Анализируя данные из Таблицы 14 и Таблицы 15, можно отметить, что система проявляет большую устойчивость при использовании композиции — алгебраическое произведение. В то время как при применении композиции —

система не реагирует на вектор управления и может достигнуть целевого состояния при минимальных воздействиях. Также были проведены вычисления с использованием наиболее консервативной композиции – радикальный продукт. В данном случае отсутствует стратегия, при которой система перейдет в целевое состояние. Этот оператор не предоставляет конструктивной информации для анализа и моделирования стратегий развития системы.

Анализ Таблица 15 позволяет сделать вывод, что полученное верхнее решение определяет необходимость в незначительном увеличении «Товарного ассортимента». Эта тактика предполагает увеличение значения концепта как в максимальном, так и в минимальном решении, подчеркивая важность разнообразия товаров для увеличения прибыли и улучшения репутации компании. В данном сценарии другие управляющие концепты находятся в противоречии друг с другом, предоставляя руководителям возможность принимать решения о повышении одного управляющего концепта за счет уменьшения другого. Путем использования разработанной модели и результатов оптимизации нечеткой когнитивной карты можно имитировать динамику розничной системы, изменяя значения управляющих концептов. Этот подход помогает менеджерам в стратегическом планировании, облегчая определение перспектив развития компании и прогнозирование возможных результатов управленческих решений. Модели были получены с использованием разработанного программного обеспечения «FuzzyM» [152], [153].

3.4. Система формирования стратегии развития г. Краснодара

Построим и проанализируем НКК, характеризующую систему формирования стратегии развития г. Краснодара, которая позволяет:

- Определить список концептов, влияющих на проблему;
- Определить причинно-следственные связи и заданными

концептами;

- Отобразить скрытые связи в системе
- Кластеризовать концепты по степени влияния на систему
- Реализовать возможности оценки влияния отдельных концептов на устойчивость системы и определения результатов различных «стратегий» принимаемых решений и оценки их последствий с точки зрения стабильности системы.
- Сформировать стратегии развития системы на основе заданных приращений целевых концептов

Рассмотрим этапы построения и анализа НКК для задачи формирования стратегии развития г. Краснодара.

Этап 1. Определение согласованного списка концептов НКК для задачи формирования стратегии развития г. Краснодара. Для описания результатов на основе НКК производится опрос экспертов с целью выявления концептов и их причинно-следственных взаимосвязей. После ввода данных формируется матрица весов взаимовлияний концептов.

В результате был сформирован следующий перечень концептов НКК, содержащий веса причинно-следственных связей и тип концепта:

Таблица 16.

Концепты, влияющие на развития г. Краснодара

Обозначение	Концепт	Тип концепта
X1	Валовой региональный продукт	Концепт состояния
X2	Объем промышленного производства	Концепт состояния
X3	Объем производства услуг	Концепт состояния

X4	Конкурентоспособность продукции	Концепт состояния
X5	Уровень социальной безопасности	Концепт состояния
X6	Уровень спроса и потребления	Концепт состояния
X7	Эффективность использования ресурсов	Концепт состояния
X8	Объем инвестиций	Концепт состояния
X9	Уровень развития инфраструктуры	Концепт состояния
X10	Уровень загрязнения	Концепт состояния
X11	Средняя заработная плата	Концепт состояния
X12	Объем финансирования здравоохранения	Концепт состояния
X13	Объем социального финансирования	Концепт состояния
X14	Уровень безработицы	Концепт состояния
X15	Уровень развития технологий	Концепт состояния

X16	Социальная напряженность	Концепт состояния
X17	Уровень обеспеченности "зелеными" территориями	Управляющий концепт
X18	Политическая стабильность	Управляющий концепт
X19	Численность населения	Концепт состояния
X20	Трудовой потенциал	Концепт состояния
X21	Прибыль предприятий	Концепт состояния
X22	Обеспеченность объектами соц., культ. и спорт. назначения	Концепт состояния
X23	Жилой фонд	Управляющий концепт
X24	Уровень налогов	Концепт состояния
X25	Уровень инфляции	Концепт состояния
X26	Экономическая стабильность	Концепт состояния
X27	Эколого-ресурсный потенциал территории	Концепт состояния

Y1	Туристическая привлекательность города	Целевой концепт
Y2	Уровень социального благополучия	Целевой концепт
Y3	Эколого-экономическая эффективность	Целевой концепт

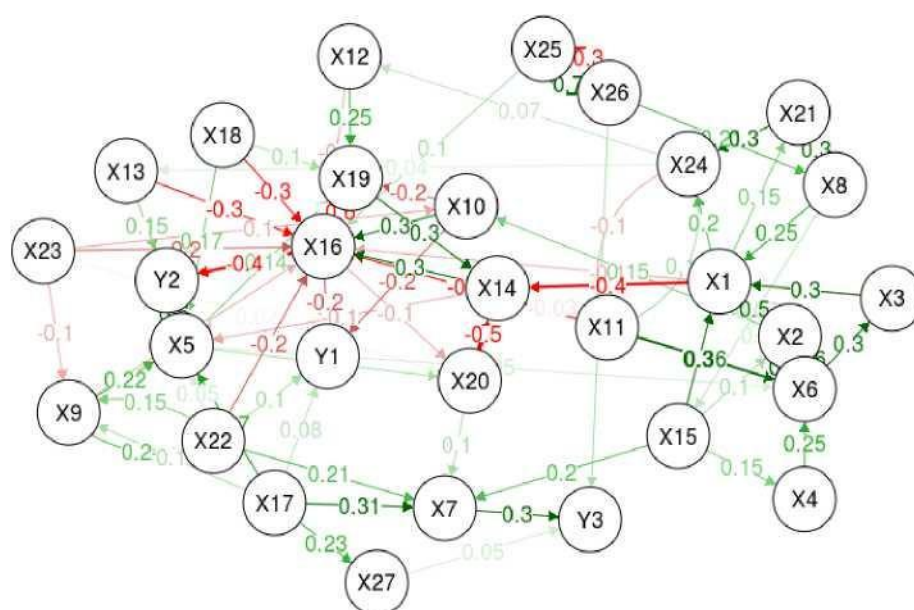


Рисунок 25. Нечёткая когнитивная карта формирования стратегии развития г. Краснодара

На Рисунок 25 представлена разработанная НКК. Основными целями в НКК «формирование стратегии развития г. Краснодара» являются:

1. Y1 Туристическая привлекательность города
2. Y2 Уровень социального благополучия
3. Y3 Эколого-экономическая эффективность

Этап 2. Формирование когнитивной матрицы взаимовлияний и согласование отношений взаимовлияния концептов. Из исходной НКК $W = W_j$ размерностью $n \times n$, формируется нечеткая матрица положительных связей

$R(2n \times 2n)$. В результате расчетов формируется транзитивно замкнутая когнитивная матрица взаимовлияний.

Этап 3. Расчет системных показателей НКК. Определяются системные и интегральные показатели влияния концептов на систему и системы на концепты.

Таблица 17.

**Системные характеристики НКК формирования стратегии развития
г. Краснодара**

	Консонанс влияния системы	Консонанс влияния концепта	Влияние системы на концепт	Влияние концепта на систему
X1	0.716	0.564	0.067	0.003
X2	0.653	0.505	0.044	0.047
X3	0.616	0.564	0.021	0.011
X4	0.677	0.506	0.006	0.019
X5	0.613	0.562	0.025	0.031
X6	0.616	0.506	0.044	0.051
X7	0.628	0.033	0.03	0.01
X8	0.764	0.612	0.026	0.013
X9	0.133	0.712	0.006	0.023
X10	0.66	0.514	0.007	-0.01
X11	0.409	0.632	-0.007	0.037
X12	0.674	0.572	0.005	0.009

X13	0.674	0.455	0.003	0.006
X14	0.513	0.657	-0.046	-0.018
X15	0.76	0.64	0.004	0.03
X16	0.546	0.462	-0.044	-0.051
X17	0	0.737	0	0.045
X18	0	0.598	0	0.011
X19	0.587	0.671	0.017	0.007
X20	0.601	0.678	0.005	-0.008
X21	0.732	0.505	0.015	0.022
X22	0.133	0.607	0.008	0.022
X23	0	0.618	0	-0.005
X24	0.674	0.509	0.032	-0.003
X25	0.044	0.461	-0.017	0.024
X26	0.044	0.476	0.016	-0.004
X27	0.033	0.033	0.008	0.002
Y1	0.591	0	-0.001	0
Y2	0.597	0	0.033	0
Y3	0.705	0	0.026	0

Анализ НКК. Первый целевой концепт система ослабляет, но диссонанс ослабляющего действия выше среднего, поэтому намечается тенденция к

стабилизации туристической привлекательности города. Целевые концепты Y2 и Y3 усиливаются системой, при этом консонанс выше среднего, что отображает оптимистичную тенденцию развития системы по этим концептам. Концепт "Уровень спроса и потребления" в наибольшей степени по сравнению с другими концептами усиливает систему (положительное влияние концепта на систему 0,051), а система, в свою очередь, слабее увеличивает этот концепт. Консонансы системы и концепта примерно равны, поэтому концепт сам обеспечивает усиление системы. «Уровень спроса и потребления» — хорошо сбалансированный концепт, он обеспечивает усиление системы в равной степени, как и оно его.

Следующими по степени положительного усиления системы являются следующие концепты: X2 (Объем промышленного производства), X17 (Уровень обеспеченности "зелеными" территориями). "Валовой региональный продукт" и «Объем промышленного производства» обеспечивается ростом под действием системы в то время, как на систему они оказывают незначительное влияние. Система в наибольшей степени, по сравнению с другими концептами, ослабляет концепт X14 (Уровень безработицы).

"Социальная напряженность" действует отрицательно на систему, в то время как система также ослабляет этот концепт. При этом консонансы системы и концепта лежат в одном диапазоне. Концепт "Уровень безработицы" противоречивый: система ослабляет его, но он оказывает слабое отрицательное влияние на систему.

Системные показатели, в большинстве случаев не дают информации о валентности взаимодействия концептов с системой. Однако характерным показателем является консонанс. При кластеризации системных показателей можно выделить концепты, имеющие высокий консонанс, — это X5 ~ X29, X25 ~ X26, X2 ~ X6, так называемые хорошие фигуры, и высокий диссонанс — это X16 ~ X19 (плохие фигуры).

Этап 4. Анализ НКК можно продолжить, используя кластеры взаимного консонанса, диссонанса, положительного и отрицательного влияния с учетом

задания соответствующего уровня среза. Такой подход позволяет выделить классы связанных концептов, характеризуемых задаваемым уровнем относительно соответствующего свойства. Проведем кластеризацию системных показателей карты, выявление активных концептов, которые влияют на развитие системы в большей мере, а также пассивных концептов, сравнение сформированных кластеров концептов при использовании различных операций каузальной алгебры.

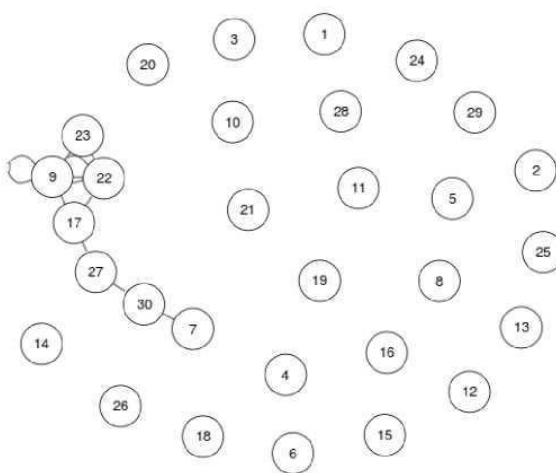


Рисунок 26. Консонанс взаимовлияния концептов при использовании операции $\max - \min$ и уровне среза 0.9

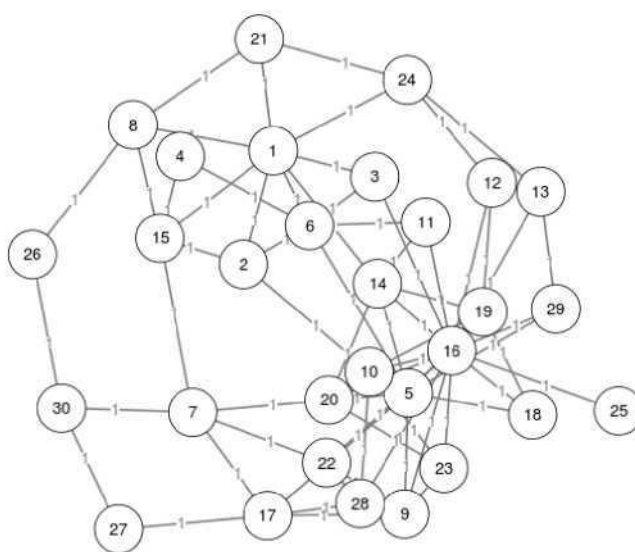


Рисунок 27. Консонанс взаимовлияния концептов при использовании

операции $\max$ – *bounded diff* и уровнем среза 0.9

На Рисунок 27 взаимным консонансом объединены концепты: “Уровень развития инфраструктуры”, “Уровень обеспеченности “зелеными” территориями”, “Обеспеченность объектами соц., культ. и спорт. назначения”, “Эффективность использования ресурсов”, образующие кластер “Инфраструктура”, с которым тесно связаны другие концепты “Экономического” кластера – “Жилой фонд”, “Эколого-ресурсный потенциал территории”, “Эколого-экономическая эффективность”. Граф кластеров получен при уровне среза 0.9 и использовании операции $\max$ – $\min$. Сравнивая Рисунок 24 и Рисунок 25 можно заметить, что при использовании другой операции пересечения и аккумуляирования коалиций становится меньше, а связей между концептами больше. Более того, данные в транзитивно замкнутой когнитивной матрице, учитывающей положительные и отрицательные влияния, обеспечивают основу для анализа стратегий, которые привели к определенным зависимостям между концептами, а также для выявления максимально положительных или отрицательных путей на нечетком ориентированном графе карты, а также для определения максимального консонанса или диссонанса между двумя концептами. Структурный анализ нечеткой когнитивной карты предоставляет всю необходимую информацию для “реструктуризации” проблемы и помогает выявить противоречивые моменты с целью изменения структуры и весов причинно-следственных связей в исходной матрице.

Этап 5. Решение задачи поддержки принятия решения и формирование стратегий развития системы. Задача решается с целью поддержки принятия решений путем определения вектора начальных состояний системы, которые приводят к заданным целевым показателям. Задача решена используя аппарат теории НРУ. Произведен анализ влияния различных операций композиции на формирование стратегий. Зададим целевые приращения концептов:

Таблица 18.

Целевые приращения концептов

Концепт	Изменение концепта	Консонанс
Y1 (положительное)	0.040	0.300
Y1 (отрицательное)	0.022	0
Y2 (положительное)	0.007	0.177
Y2 (отрицательное)	0.005	0
Y3 (положительное)	0.001	0.177
Y3 (отрицательное)	0.000	0

При решении задачи получаем вектор значений приращений управляющих концептов, представленный в Таблица 19, Таблица 20 и Таблица 21:

Таблица 19.

Приращения целевых концептов при композиции max – min

Тип решени я	X17 приращени е	X17 консонан с	X18 приращен ие	X18 консонан с	X23 приращен ие	X23 консонан с
макс	0.0007	0	0.0007	0	0.0007	0
мин	0	0	0	0	-0.0007	1
мин	0	0	0	0	0.0007	1
мин	0	0	-0.0007	1	0	0

мин	0	0	0	0	0	0
мин	-0.0007	1	0	0	0	0
мин	0.0007	1	0	0	0	0

Таблица 20.

Приращения целевых концептов при композиции max – prod

Тип	X17	X17	X18	X18	X23	X23
решения	приращение	консонанс	приращение	консонанс	приращение	консонанс
макс	0.011	0.177	0.058	0.177	0.087	0.177
мин	0.011	0.177	0	0	0.087	0.177
мин	0.011	0.177	0.058	1	-0.061	1
мин	0.011	0.177	-0.041	1	0.087	1
мин	0.001	0.177	0.058	0.177	0	0

Таблица 21.

Приращения целевых концептов при композиции max – bounded diff

Тип	X17	X17	X18	X18	X23	X23
решения	приращение	консонанс	приращение	консонанс	приращение	консонанс
макс	0.96	0.01	1	0	1	0

мин	0.96	0.01	0	0	0	0
-----	------	------	---	---	---	---

Охарактеризуем результаты в Таблица 21. Полученная верхняя стратегия направлена на незначительные увеличения “Уровня обеспеченности “зелеными” территориями”, “Политической стабильности” и “Жилого фонда”, что позволит увеличить “Туристическую привлекательность региона” до целевой и даже в незначительной мере увеличив остальные целевые показатели. При этом консонанс управляемых концептов низкий, поэтому в действии на данную систему необходимо стимулировать как положительные, так и отрицательные компоненты стратегии. Анализируя полученные данные из Таблица 5, Таблица 6 и Таблица 7, можно заметить, что является более устойчивой при использовании операции $\max - \textit{bounded diff}$, самые мягкие условия изменения приращений концептов получены при применении операции $\max - \min$, что соответствует свойствам рассмотренных операций каузальной алгебры.

С помощью построенной модели и решения ОЗКМ можно моделировать процесс развития путем изменения значений управляющих концептов и добиться той или иной стратегии решения проблем развития г. Краснодара. Таким образом, представленный программный комплекс «FuzzyM» является системой поддержки принятия быстрых и качественных управляющих решений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполненных исследований можно заключить, что были успешно решены поставленные задачи, и цель исследования была достигнута. Возникающие проблемы, связанные с трудноформализуемостью этапов управления, уникальностью задач и множеством факторов и целей с сложной структурой взаимосвязей, могут быть эффективно преодолены с применением

современных когнитивных технологий.

Основная задача лидера производственного процесса (ЛПР) заключается в эффективном управлении процессами в своей компетентной области и быстром принятии обоснованных решений. Учитывая многофакторность сферы деятельности, организация четкого управления становится необходимой. Когнитивное моделирование демонстрирует потенциал сокращения времени принятия решения и повышения адекватности принимаемых решений.

Применение современных когнитивных технологий является неотъемлемой частью интеллектуальной поддержки принятия решений при стратегическом планировании сложных нелинейных систем. Результаты проведенных исследований включают в себя следующее:

1. Системное исследование подчеркнуло неэффективность архитектуры стандартных технологических информационных систем для анализа больших объемов взаимосвязанных данных сложных технических систем. Определен класс аналитических задач и соответствующий класс систем поддержки принятия решений, использующих когнитивный анализ.

2. Разработана методика построения когнитивных имитационных моделей на основе нечетких когнитивных карт, описывающих сложные многокритериальные информационные системы интеллектуальной поддержки принятия решений.

3. Предложен подход к построению нечеткой когнитивной карты Силова для интеллектуальной поддержки принятия решений, который учитывает мнения группы экспертов для повышения адекватности принимаемых решений.

4. Адаптированы методы статического и динамического анализа нечетких когнитивных карт с учетом причинно-следственных связей между концептами.

5. Разработаны алгоритмы для решения прямых и обратных задач на основе анализа функций принадлежности в интеллектуальной поддержке

принятия решений.

6. Создана программная система для поддержки нечетких когнитивных моделей, которая применима к разработке, исследованию и мониторингу стратегий управления слабоструктурированными системами.

7. Предложена методика использования нечетких когнитивных моделей и программной системы для разработки и обоснования решений по управлению предприятием розничной торговли, что сокращает сроки принятия решений и повышает эффективность управления.

8. Описана система формирования стратегий развития города Краснодара с использованием методологии нечетких когнитивных карт. Разработанная модель может быть использована в различных муниципальных образования инвариантно от географического положения и позволит проводить многофакторный анализ при принятии социально значимых решения.

Результаты работы используются для мониторинга, многокритериального анализа, представления, визуализации и принятия решений при разработке ситуационных центров различного назначения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Merkert, Mueller, Hubl, A Survey of the Application of Machine Learning in Decision Support Systems, University of Hoffenheim (2015).
- [2] Tariq, Rafi, Intelligent Decision Support Systems, A Framework, India, (2011).
- [3] Kosko B, Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence. Prentice Hall, Upper Saddle River (1992).
- [4] Axelrod R., The structure of Decision: Cognitive Maps of Political Elites. Princeton University Press, 321 c. (1976).
- [5] Stylios CD, Groumpos PP, Modeling complex systems using fuzzy cognitive maps. IEEE Trans Syst Man Cybern A Syst Hum 34(1):155-162, (2004).
- [6] Papageorgiou EI, A new methodology for decisions in medical informatics using fuzzy cognitive maps based on fuzzy rule-extraction techniques. Appl Soft Comput, (2011).
- [7] Papakostas, G.A., Koulouriotis, D.E., Classifying patterns using fuzzy cognitive maps. In: M. Glykas (ed.) Fuzzy Cognitive Maps: Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications, pp. 291–306. Springer Berlin Heidelberg (2010).
- [8] Papakostas GA, Koulouriotis DE, Polydoros AS, Tourassis VD, Towards Hebbian learning of fuzzy cognitive maps in pattern classification problems. Expert Syst Appl 39(12):10620-10629, (2012).
- [9] Napoles G, Papageorgiou E, Bello R, Vanhoof K, Learning and convergence of fuzzy cognitive maps used in pattern recognition. Neural Process Lett 45:431-444, (2017).
- [10] Napoles G, Papageorgiou E, Bello R, Vanhoof K, On the convergence of sigmoid fuzzy cognitive maps. Inf Sci 349–350:154-171, (2016).
- [11] Napoles G, Concepcion L, Falcon R, Bello R, Vanhoof K, On the accuracy-convergence trade-off in sigmoid fuzzy cognitive maps. IEEE Trans Fuzzy Syst (2017).
- [12] Kottas T, Boutalis Y, Christodoulou M, Bi-linear adaptive estimation of fuzzy cognitive networks. Appl Soft Comput 12(12):3736-3756, (2012).
- [13] Knight CJ, Lloyd DJ, Penn AS, Linear and sigmoidal fuzzy cognitive maps: an analysis of fixed points. Appl Soft Comput 15:193-202, (2014).
- [14] Napoles G, Bello R, Vanhoof K, Learning stability features on sigmoid fuzzy cognitive maps through a swarm intelligence approach. Springer, Berlin, (2013).
- [15] Napoles G, Bello R, Vanhoof K, How to improve the convergence on sigmoid fuzzy cognitive maps? Intell Data Anal 18(6S): S77-S88, (2014).
- [16] Tsadiras AK, Comparing the inference capabilities of binary, trivalent and

- sigmoid fuzzy cognitive maps. *Inf Sci* 178(20):3880-3894, (2008).
- [17] Boutalis Y, Kottas TL, Christodoulou M, Adaptive estimation of fuzzy cognitive maps with proven stability and parameter convergence. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 17(4):874-889, (2009).
 - [18] Papageorgiou EI, Learning algorithms for fuzzy cognitive maps-a review study. *IEEE Trans Syst Man Cybern C (Applications and Reviews)* 42(2):150-163, (2012).
 - [19] Dickerson, J.A., Kosko, B., Virtual worlds as fuzzy cognitive maps. *Presence: Teleoperators & Virtual Environments* 3(2), 173–189, (1994).
 - [20] Huerga AV, A balanced differential learning algorithm in fuzzy cognitive maps. In: *Proceedings of the 16th international workshop on qualitative reasoning*, vol. 2002, (2002).
 - [21] Papageorgiou E, Stylios CD, Groumpos PP, Active Hebbian learning algorithm to train fuzzy cognitive maps. *Int J Approx Reason* 37(3):219-249, (2004).
 - [22] Papageorgiou EI, Groumpos PP, A weight adaptation method for fuzzy cognitive map learning. *Soft Comput* 9(11):846-857, (2005).
 - [23] Papageorgiou EI, Stylios C, Groumpos PP, Unsupervised learning techniques for fine-tuning fuzzy cognitive map causal links. *Int J Hum Comput Stud* 64(8):727-743, (2006).
 - [24] Li SJ, Shen RM, Fuzzy cognitive map learning based on improved nonlinear Hebbian rule. In: *Proceedings of the 2004 international conference on machine learning and cybernetics*, vol 4. IEEE, pp 2301–2306, (2004).
 - [25] Stach, W., Kurgan, L., Pedrycz, W., Data-driven nonlinear Hebbian learning method for fuzzy cognitive maps. In: *Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, pp. 1975–1981. IEEE, (2008).
 - [26] Силов В.Б., Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке. М.: ИНПРО-РЕС, 228 с., (1995).
 - [27] Максимов В. И., Григорян А. К., Корноушенко Е.К., Программный комплекс «Ситуация» для моделирования и решения слабоформализованных проблем. Междунар. конф. По проблемам управления. Москва, ИПУ РАН, 29 июня — 2 июля 1999 г. М., Т. 2. С. 58-65, (1999).
 - [28] Робертс Ф. С., Дискретные математические модели с приложением к социальным, биологическим и экологическим задачам. М.: Наука, (1986).
 - [29] Кулинич, А. А., Максимов В.И., Система концептуального моделирования социально-политических ситуаций «Компас», Сб. докл. «Современные технологии управления». Науч.-практ. семинар, «Современные 129 технологии управления для администрации городов и регионов». - М., С. 115–123, (1998).
 - [30] Кулинич, А. А., Когнитивная система поддержки принятия решений

- «Канва», Программные продукты и системы, № 3. - С. 25–28, (2002).
- [31] Koulouriotis D, Diakoulakis I, Emiris D, Learning fuzzy cognitive maps using evolution strategies: a novel schema for modeling and simulating high-level behavior., In: Proceedings of the 2001 congress on evolutionary computation, vol 1. IEEE, pp 364-371, (2001).
 - [32] Parsopoulos KE, Papageorgiou EI, Groumpos P, Vrahatis MN, A first study of fuzzy cognitive maps learning using particle swarm optimization. In: Proceedings of the 2003 congress on evolutionary computation, vol 2. IEEE, pp 1440-1447, (2003).
 - [33] Stach W, Kurgan L, Pedrycz W, Reformat M, Genetic learning of fuzzy cognitive maps. Fuzzy Sets Syst 153(3):371-401, (2005).
 - [34] Stach W, Kurgan L, Pedrycz W, Parallel learning of large fuzzy cognitive maps. In: International joint conference on neural networks, IEEE, pp 1584–1589, (2007).
 - [35] Stach W, Kurgan L, Pedrycz W, A divide and conquer method for learning large fuzzy cognitive maps. Fuzzy Sets Syst 161(19):2515–2532, (2010).
 - [36] Chen Y, Mazlack L, Lu L, Learning fuzzy cognitive maps from data by ant colony optimization. In: Proceedings of the 14th annual conference on genetic and evolutionary computation, ACM, pp 9-16, (2012).
 - [37] Chen Y, Mazlack LJ, Lu LJ, Inferring fuzzy cognitive map models for gene regulatory networks from gene expression data. In: Proceeding of the 2012 IEEE international conference on bioinformatics and biomedicine (BIBM), IEEE, pp 1-4, (2012).
 - [38] Chen Y, Mazlack LJ, Minai AA, Lu LJ, Inferring causal networks using fuzzy cognitive maps and evolutionary algorithms with application to gene regulatory network reconstruction. Appl Soft Comput 37:667-679, (2015).
 - [39] Гамазов И.Н., Терехов В.И., Анализ задач, возникающих при создании нечетких когнитивных карт, Проблемы науки, no. 6 (7), стр. 12–17, (2016).
 - [40] Петухова А. В., Коваленко А. В., Теунаев Д.М., Обзор динамических свойств и алгоритмов обучения нечетких когнитивных карт, Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – №.167. – Р.43-74, (2021).
 - [41] Papageorgiou EI, Salmeron JL, A review of fuzzy cognitive maps research during the last decade. IEEE Trans Fuzzy Syst 21(1):66-79, (2013).
 - [42] Papageorgiou EI, Salmeron JL, Methods and algorithms for fuzzy cognitive map-based modeling. In: Papageorgiou EI (ed) Fuzzy cognitive maps for applied sciences and engineering, vol 54. Springer, pp 1 -28, (2014).
 - [43] Xirogiannis George, Glykas Michael., Fuzzy Cognitive Maps in Business Analysis and Performance-Driven Change. Engineering Management, IEEE Transactions on. 51. 334 - 351. 10.1109/TEM.2004.830861, (2004).
 - [44] Jetter Antonie, Sperry Richard, Fuzzy Cognitive Maps for Product Planning:

Using Stakeholder Knowledge to Achieve Corporate Responsibility. Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences. 925-934. 10.1109/HICSS, (2013).

- [45] Petukhova Alina, Nuno Fachada, Retail System Scenario Modeling Using Fuzzy Cognitive Maps. Information 13, no. 5: 251. <https://doi.org/10.3390/info13050251>, (2022).
- [46] Петухова А. В., Коваленко, А. В., Овсянникова А. В., Риски использования нечетких когнитивных карт при управлении бизнес-процессами, Современная математика и концепции инновационного математического образования. – №.1 – С.171-177, (2022).
- [47] Homenda W, Jastrzebska A, Pedrycz W, Joining concept's based fuzzy cognitive map model with moving window technique for time series modeling. In: Saeed K, Snasel V (eds) Computer information systems and industrial management CISIM 2014., Lecture notes in computer science, vol 8838. Springer, Berlin, pp 397–408, (2014).
- [48] Homenda W, Jastrzebska A, Pedrycz W, Time series modeling with fuzzy cognitive maps: simplification strategies. In: Saeed K, Snasel V (eds) Computer information systems and industrial management: 13th IFIP TC8 international conference, CISIM 2014, Ho Chi Minh City, Vietnam, November 5-7, 2014. Proceedings. Springer, Berlin, pp 409–420, (2014).
- [49] Lu W, Yang J, Liu X, Pedrycz W, The modeling and prediction of time series based on synergy of high-order fuzzy cognitive map and fuzzy c-means clustering. Knowl Based Syst 70(70):242-255, (2014).
- [50] Lu W, Yang J, Liui X, Numerical prediction of time series based on FCMs with information granules. Int J Comput Commun Control 9(3):313-324, (2014).
- [51] Homenda W, Jastrzebska A, Pedrycz W, Modeling time series with fuzzy cognitive maps. In: Proceedings of the 2014 IEEE international conference on fuzzy systems (FUZZ-IEEE), pp 2055-2062, (2014).
- [52] Salmeron JL, Froelich W, Dynamic optimization of fuzzy cognitive maps for time series forecasting. Knowl Based Syst 105:2937, (2016).
- [53] Stach W, Kurgan LA, Pedrycz W, Numerical and linguistic prediction of time series with the use of fuzzy cognitive maps. IEEE Trans Fuzzy Syst 16(1):61 - 72, (2008).
- [54] Froelich W, Juszczuk P, Predictive capabilities of adaptive and evolutionary fuzzy cognitive maps—a comparative study. In: Nguyen NT, Szczerbicki E (eds) Intelligent systems for knowledge management, vol 252. Springer, pp 153–174, (2009).
- [55] Froelich W, Papageorgiou EI, Samarinas M, Skriapas K, Application of evolutionary fuzzy cognitive maps to the long-term prediction of prostate cancer. Appl Soft Comput 12(12):3810-3817, (2012).
- [56] Papageorgiou EI, Froelich W, Multi-step prediction of pulmonary infection

- with the use of evolutionary fuzzy cognitive maps. *Neurocomputing* 92:28-35, (2012).
- [57] Song H, Miao C, Roel W, Shen Z, Catthoor F, Implementation of fuzzy cognitive maps based on fuzzy neural network and application in prediction of time series. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 18(2):233-250, (2010).
 - [58] Song H, Miao C, Shen Z, Roel W, Maja D, Francky C, Design of fuzzy cognitive maps using neural networks for predicting chaotic time series. *Neural Netw* 23(10):1264–1275, (2010).
 - [59] Vanhoenshoven F, Napoles G, Bielen S, Vanhoof K, Fuzzy cognitive maps employing arima components for time series forecasting. In: Czarnowski I, Howlett RJ, Jain LC (eds), *Intelligent decision technologies 2017: proceedings of the 9th KES international conference on intelligent decision technologies (KES-IDT 2017)—Part I*. Springer, pp 255-264, (2018).
 - [60] Alghzawi AZ, Napoles G, Sammour G, Vanhoof K, Forecasting social security revenues in jordan using fuzzy cognitive maps. In: Czarnowski I, Howlett RJ, Jain LC (eds), *Intelligent decision technologies 2017: Proceedings of the 9th KES international conference on intelligent decision technologies (KES-IDT 2017)—Part I*. Springer, pp 246-254, (2018).
 - [61] Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork. *Pattern Classification* (2nd Edition). Wiley-Interscience, USA., (2000).
 - [62] Papakostas, George & Boutalis, Yiannis & Koulouriotis, Dimitrios & Mertzios, Basil. Fuzzy Cognitive Maps for pattern recognition applications. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence.*, 22. 1461-1486, (2008).
 - [63] Papageorgiou Elpiniki Spyridonos Panagiota, Glotsos Dimitris, Stylios Chrysostomos, Ravazoula Panagiota, Nikiforidis George, Groumpos Peter, Brain tumor characterization using the soft computing technique of fuzzy cognitive maps. *Applied Soft Computing.*, 8. 820–828, (2008).
 - [64] Papageorgiou Elpiniki, Markinos Athanasios, Gemtos T, Fuzzy cognitive map based approach for predicting yield in cotton crop production as a basis for decision support system in precision agriculture application., *Appl. Soft Comput.*, 11. 3643–3657 (2011).
 - [65] Elpiniki I. Papageorgiou, Arthi Kannappan, Fuzzy cognitive map ensemble learning paradigm to solve classification problems: Application to autism identification. *Appl. Soft Comput.*, 12, 12, 3798–3809 (2012).
 - [66] Senniappan Vijayalakshmi, Subramanian Jayashree, Papageorgiou Elpiniki, Mohan Suji, Application of fuzzy cognitive maps for crack categorization in columns of reinforced concrete structures. *Neural Computing and Applications*. 28, (2017).
 - [67] Oikonomou P, Papageorgiou EI, Particle swarm optimization approach for fuzzy cognitive maps applied to autism classification. In: *IFIP international conference on artificial intelligence applications and innovations*, (2013).

- [68] Kannappan Arthi, Tamilarasi A., Papageorgiou Elpiniki, Analyzing the performance of fuzzy cognitive maps with non-linear hebbian learning algorithm in predicting autistic disorder. *Expert Syst. Appl.*, 38. 1282–1292, (2011).
- [69] Kannappan Arthi, Papageorgiou Elpiniki, A new classification scheme using artificial immune systems learning for fuzzy cognitive mapping. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems.*, 1–8, (2013).
- [70] Amirkhani Abdollah, Mosavi M., Mohammadizadeh Fereshteh, Shokouhi Shahriar, Classification of Intraductal Breast Lesions Based on the Fuzzy Cognitive Map. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 39. 3723–3732, (2014).
- [71] Nápoles Gonzalo, Grau Isel, Bello Rafael, Grau Ricardo, Two-steps Learning of Fuzzy Cognitive Maps for Prediction and Knowledge Discovery on the HIV-1 Drug Resistance. *Expert System with Applications*, 41. 821–830. (2014).
- [72] García Isel, Nápoles Gonzalo, Mutating HIV Protease Protein Using Ant Colony Optimization and Fuzzy Cognitive Maps: Drug Susceptibility Analysis. *Computación y Sistemas*, 18, (2014).
- [73] Wojciech Froelich, Towards improving the efficiency of the fuzzy cognitive map classifier, *Neurocomputing*, vol. 232, 83-93, (2017).
- [74] Bello R, Falcón R, Pedrycz W, Kacprzyk J, Granular Computing: at the junction of rough sets and fuzzy sets. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*. Springer, Berlin. (2008).
- [75] Nápoles G., Grau I., Vanhoof K., Bello R., Hybrid Model Based on Rough Sets Theory and Fuzzy Cognitive Maps for Decision-Making., In: Kryszkiewicz M., Cornelis C., Ciucci D., Medina-Moreno J., Motoda H., Raś Z.W. (eds) *Rough Sets and Intelligent Systems Paradigms. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8537. Springer, Cham, (2014).
- [76] Nápoles Gonzalo, Grau Isel, Papageorgiou Elpiniki, Bello Rafael, Vanhoof Koen, Rough Cognitive Networks. *Knowledge-Based Systems.*, 91. 46-61, (2016).
- [77] Yao, Yiyu, Yao, Y.Y., Three-way decisions with probabilistic rough sets. *Information Sciences*. 180. 341-353, (2010).
- [78] Pawlak Z., Rough sets. *Int J Inf Comp Sci.*, 11(5):341–348, (1982).
- [79] Bello R., Falcon R., Abraham, Ajith, Rough Set Theory: A True Landmark in Data Analysis, (2009).
- [80] Nápoles Gonzalo, Grau Isel, Falcon Rafael, Bello Rafael, Vanhoof Koen, A Granular Intrusion Detection System Using Rough Cognitive Networks, (2016).
- [81] Nápoles Gonzalo, Falcon Rafael, Papageorgiou Elpiniki, Bello Rafael, Vanhoof Koen, Rough Cognitive Ensembles. *International Journal of Approximate Reasoning*, 85 (2017).

- [82] Nápoles Gonzalo, Mosquera Carlos, Falcon Rafael, Grau Isel, Bello Rafael, Vanhoof Koen, Fuzzy-Rough Cognitive Networks. *Neural Networks*, 97. 19-27, (2017).
- [83] Witold Pedrycz, The design of cognitive maps: A study in synergy of granular computing and evolutionary optimization, *Expert Systems with Applications*, vol. 37, Issue 10, 7288-7294, (2010).
- [84] Pedrycz Witold, Homenda Wladyslaw, From Fuzzy Cognitive Maps to Granular Cognitive Maps. *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on.*, 22. 859-869, (2014).
- [85] Holland J. H., *Complex Adaptive Systems. Daedalus, A new era in computation*, vol. 121, 1 17-30, (1992).
- [86] Ларичева Е. А., Лагерев Д. Г., Построение и анализ когнитивной модели процесса выбора профессии выпускниками в системе начального-среднего профессионального образования, *Экономическая психология инновационного менеджмента: труды межрегион. науч.-практ. Интернет-конф.* – Брянск: БГТУ, С. 47–51, (2008).
- [87] Строкова Л. А., Использование нечетких когнитивных карт при разработке расчетных моделей оснований, *Известия Томского политехнического университета, Инжиниринг георесурсов*, vol. 314, no. 5, (2009).
- [88] Мешалкин В. П., Белозерский А. Ю., Методологические основы комплексной системы управления рисками промышленного предприятия, *Транспортное дело России*, no. 2, 189–191, (2011).
- [89] Гинис Л.А., Развитие инструментария когнитивного моделирования для исследования сложных систем, *Инженерный вестник Дона*, vol. 26, no. 3 (26), 66, (2013).
- [90] Маригодов В. К., Анализ когнитивной карты системы обучения на основе экспертных оценок, *Вісник СевНТУ. Сер.: Педагогіка.* - Вип. 144. - С. 77–80, (2013).
- [91] Оськин А. Ф., Оськин Д. А., Применение нечетких когнитивных карт для моделирования плохоструктурированных систем, *Вестник Полоцкого государственного университета. Серия С, Фундаментальные науки*, № 4. - С. 15–20, (2017).
- [92] Thomas L. Saaty, Axiomatic foundation of the analytic hierarchy process, *Management science*, 32 (7), 841-855, (1986).
- [93] Аверкин, А.Н., Ярушев, С.А., Павлов В. Ю., Когнитивные гибридные системы поддержки принятия решений и прогнозирования, 36. 632–642, (2017).
- [94] Ярушев, С.А., Аверкин, А.Н., Ефремова, Н.А., Гибридные нечеткие когнитивные карты в задачах поддержки принятия решений и прогнозирования, *Международный журнал Программные продукты и системы*, 19, (2017).

- [95] Mohr S, Software design for a fuzzy cognitive map modeling tool. Tessellar Polytechnic Institute, Troy, (1997).
- [96] Aguilar Jose, Contreras José, The FCM designer tool, (2010).
- [97] Gray S. A., Gray S., Cox L. J., Henly-Shepard S., Mental Modeler, A Fuzzy-Logic Cognitive Mapping Modeling Tool for Adaptive Environmental Management, 46th Hawaii International Conference on System Sciences, 965-973 (2013).
- [98] Francis Dimitri, JFCM: A Java library for fuzzy cognitive maps. Intelligent Systems Reference Library, 54. 199-220, (2014).
- [99] Poczeta Katarzyna, Yastrebov Alexander, Papageorgiou Elpiniki, Learning Fuzzy Cognitive Maps using Structure Optimization Genetic Algorithm, (2015).
- [100] Papageorgiou Elpiniki, Poczeta Katarzyna, Laspidou Chrysi, Hybrid Model for Water Demand Prediction based on Fuzzy Cognitive Maps and Artificial Neural Networks, 2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ), (2016).
- [101] Hagan M. T., Menhaj M. B., Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 5, no. 6, 989-993, (1994).
- [102] Simon Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2nd. ed.). Prentice Hall PTR, USA., (1998).
- [103] León, M., Nápoles, G., Rodriguez, C., Lorenzo, M., Bello, R., Vanhoof, K., A Fuzzy Cognitive Maps Modeling, Learning and Simulation Framework for Studying Complex System. IWINAC, (2011).
- [104] Авдеева З. К., Максимов В. И., Рабинович В. М., Интегрированная система «КУРС» для когнитивного управления развитием ситуаций, Тр. ИПУ РАН., М., Т. XIV., С. 89–114, (2001).
- [105] Горелова Г. В., Радченко С. А., Программная система когнитивного моделирования социотехнических систем, Изв. ТРТУ. Тем. вып. Актуальные проблемы экономики, менеджмента и права, Таганрог, № 4 (39). С. 218–227, (2004).
- [106] Заболотский М.А., Полякова И. А., Тихонин А.В., Применение когнитивного моделирования в управлении качеством подготовки специалистов, Управление большими системами, № 16., С. 91–98, (2007).
- [107] Коростелев Д.А., Лагереv Д.Г., Подвесовский А.Г., Система поддержки принятия решений на основе нечетких когнитивных моделей «ИГЛА», Одиннадцатая нац. конф. по искусственному интеллекту с международным участием КИИ, г. Дубна, 28 сентября – 3 октября 2008, М., Т. 3. С. 327–329, (2008).
- [108] Пылькин А.Н., Крошилин А.В., Крошилина С.В., Методология когнитивного анализа в вопросах автоматизации управления материальными потоками, Информатика и Системы управления, (2012).

- [109] Путятю М.М., Разработка методов и алгоритмов интеллектуальной поддержки принятия решений на основе нечетких когнитивных карт,, диссертация кандидата технических наук: 05.13.01 / Путятю Михаил Михайлович; [Место защиты: Кубан. гос. технол. ун-т], Краснодар, 152 с.: ил. РГБ ОД, 61 11–5/1597, (2010).
- [110] Петухова А. В., Коваленко А. В., Методы прогнозирования развития сложных систем с применением теории нечётких когнитивных карт, Информатика, Т. 1. № 1., С. 81–95, (2022).
- [111] Pfeiffer В.М., 5. Workshop «Fuzzy Control». Automatisierungstechnik, vol. 44, № 3, pp. 141–142, (1996).
- [112] Kahlert J., Fuzzy Control fur Ingenieure. Vieweg Verlag. Braunschweig, Germany, (1995).
- [113] Knappe H., Nichtlineare Regelungstechnik und Fuzzy-Control. Expert Verlag. Renningen-Malmsheim, Germany, (1994).
- [114] Driankov D., Hellendoorn H., Reinfrank M., An introduction to fuzzy control. Berlin: Springer-Verlag, (1993).
- [115] Yager R., Filev D., Essentials of fuzzy modeling and control. New York: John Wiley and Sons, (1994).
- [116] Yager R., Filev D., Podstawy modelowania i sterowania rozmytego. Wydawnictwo Naukowo-Techniczne. Warszawa, Poland, (1995).
- [117] Praca Zbiorowa, Poradnik inzyniera-matematyka. Wydawnictwo Naukowo-Techniczne. Warszawa, Poland, (1971).
- [118] Zadeh L. A., Fuzzy sets. Information and Control, vol. 8, pp. 338–353, (1965).
- [119] Peeva K., Kyosev Y., Fuzzy relational calculus - theory, applications and software (with CD-ROM), Advances in Fuzzy Systems - Applications and Theory, vol. 22, World Scientific Publishing Company, (2004).
- [120] Peeva K., Universal algorithm for solving fuzzy relational equations, Italian Journal of Pure and Applied Mathematics 19, 9-20, (2006).
- [121] B. De Baets, Analytical solution methods for fuzzy relational equations, Fundamentals of Fuzzy Sets, The Handbooks of Fuzzy Sets Series, vol. 1, Kluwer Academic Publishers, pp. 291-340, (2000).
- [122] Di Nola, A. Lettieri, I. Perfilieva, V. Novak, Algebraic analysis of fuzzy systems, Fuzzy Sets and Systems 158 (1), 1-22, (2007).
- [123] Di Nola, W. Pedrycz, S. Sessa, E. Sanchez, Fuzzy Relation Equations and Their Application to Knowledge Engineering, Kluwer Academic Press, Dordrecht/Boston/London, (1989).
- [124] P. Li, S.-C. Fang, A survey on fuzzy relational equations. Part I: Classification and solvability, Fuzzy Optimization and Decision Making 8, 179-229, (2009).
- [125] Pappis C.P., Sugeno M., Fuzzy relational equations and the inverse problem, Fuzzy Sets and Systems 15, 79-90, (1985).
- [126] Miyakoshi M., Shimbo M., Lower solutions of systems of fuzzy equations,

- Fuzzy Sets and Systems 19, 37-46, (1986).
- [127] Yeh, On the minimal solutions of maxmin fuzzy relational equations, *Fuzzy Sets and Systems* 159, 23-39, (2008).
 - [128] Y.-K. Wu, S.-M. Guu, An efficient procedure for solving a fuzzy relational equation with max-Archimedean t-norm composition, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 16 (1), 73-84, (2008).
 - [129] J.-L. Lin, On the relation between fuzzy max-Archimedean t-norm relational equations and the covering problem, *Fuzzy Sets and Systems* 160 (16), 2328-2344, (2009).
 - [130] J.-L. Lin, Y.-K. Wu, S.-M. Guu, On fuzzy relational equations and the covering problem, *Information Sciences*, (2011).
 - [131] M. Higashi, G.J. Klir, Resolution of finite fuzzy relation equations, *Fuzzy Sets and Systems* 13 (1), 65-82, (1984).
 - [132] L. Chen, P. Wang, Fuzzy relational equations (I): the general and specialized solving algorithms, *Soft Computing* 6, 428-435, (2002).
 - [133] K. Peeva, Fuzzy linear systems, *Fuzzy Sets and Systems* 49, 339-355, (1992).
 - [134] Petukhova Alina, Kovalenko Anna, Ovsyannikova Anna, Algorithm for Optimization of Inverse Problem Modeling in Fuzzy Cognitive Maps, *Mathematics* 10, no. 19: 3452. <https://doi.org/10.3390/math10193452>, (2022).
 - [135] Christopher W. Johnson, What are emergent properties and how do they affect the engineering of complex systems?, *Reliability Engineering and System Safety* Vol. 91, p. 1475-1481, (2006).
 - [136] Watson, H. J. *Computer Simulation in Business*, John Wiley & Sons, New York, (1981).
 - [137] Naylor, T. H. *Corporate Planning Models*, Addison-Wesley, (1979).
 - [138] Büyüközkan, G., Vardaloglu, Z., Analyzing of CPFR success factors using fuzzy cognitive maps in retail industry. *Exp. Syst. Appl.* 39, 10438–10455, (2012).
 - [139] Camillus JC, Strategy as a wicked problem. *Harvard business review* 86:98, (2008).
 - [140] Santoro, G., Fiano, F., Bertoldi, B., Ciampi, F., Big data for business management in the retail industry. *Manag. Decis.* 57 (8), 2052–2068, (2018).
 - [141] Novixoxo, J. D. et al., The influence of price on customer loyalty in the retail industry. *An official Publication of Scholars Middle East Publishers*, 4(11), 860-873, (2018).
 - [142] Tian-Foreman, Wei., Job satisfaction and turnover in the Chinese retail industry. *Chinese Management Studies*. 3. 356-378, DOI: 10.1108/17506140911007503, (2009).
 - [143] Cârstea, Gheorghe & Corbos, Razvan-Andrei & Popescu, Ruxandra & Bunea, Ovidiu-Iulian, Analysis of the influence of some indicators on the profitability of the FMGG retail market in Romania, (2017).

- [144] Pritchard M., Silvestro R., Applying the service profit chain to analyse retail performance: The case of the managerial strait-jacket?, *International Journal of Service Industry Management*, Vol. 16 No. 4, pp. 337-356,, DOI: 10.1108/09564230510613997, (2005).
- [145] Silvestro Rhian, Cross Stuart, Applying the service profit chain in a retail environment: Challenging the “satisfaction mirror”. *International Journal of Service Industry Management*. 11. 244-268, DOI: 10.1108/09564230010340760, (2000).
- [146] Claudia Miranda Veloso, Daniel Margaca Magueta, Paula Odete Fernandes, Humberto Ribeiro, *Economic and Social Development*, 23rd International Scientific Conference on Economic and Social Development, Madrid, 15-16 September, 331-342, (2017).
- [147] Dominik Gawlik, New York Stock Exchange S&P 500 companies historical prices with fundamental data, URL: <https://www.kaggle.com/dgawlik/nyse>, (2017).
- [148] Blumin S.L., Shuikova I.A., Saraev P.V., Cherpakov I.V. *Fuzzy logic: algebraic foundations and applications: monograph*. - Lipetsk: LEGI, 111s, (2002).
- [149] Klir G. J. and Yuan B., *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*, Prentice Hall, (1995).
- [150] Smarandache Florentin, Kandasamy W., Fuzzy relational maps and neutrosophic relational maps. 10.6084/M9.FIGSHARE.1015555, (2014).
- [151] Петухова, А. В., Решение обратной задачи моделирования для предприятия розничной торговли с использованием теории нечётких когнитивных карт, *Инженерный вестник Дона*, №.3, <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2023/8262>, (2023).
- [152] Петухова Алина Владимировна, Кармазин Владимир Николаевич, Патент РФ № 2018615414 17.05.2018/ Программа моделирования социально-экономических процессов на основе нечётких когнитивных карт «FuzzyM», Патент России № 2018617520, (2018).
- [153] Петухова Алина Владимировна, Коваленко Анна Владимировна, Патент РФ №2020616550 29.06.2020, Модуль поддержки принятия решений к программе моделирования социально-экономических процессов «FuzzyM», Патент России № 2020618008, (2020).
- [14] Tsadiras AK, Papadopoulos CT, O’Kelly MEJ, An artificial neural network based decision support system for solving the buffer allocation problem in reliable production lines. *Comput Ind Eng* 66(4):1150–1162, (2013).
- [155] Ltifi, Trabelsi, Ayed, Alimi, Dynamic Decision Support System Based on Bayesian Networks, University of Sfax, National School of Engineers (ENIS), (2012).

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение 1.

Наименование концепта		K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9	K10	K11	K12	K13	K14	K15	K16	K17	K18	K19	K20	K21	K22	K23	K24
Технологический уровень оборудования	K1	0	0,32	0,1	-0,6	0,72	0,48	0,28	0,48	0,24	0	0	0	-0,1	0	0	0	0	0	0	0	0,76	0	0	0,12
Производственные стандарты	K2	0	0	0	-0,7	0,68	0,32	0,32	0,12	0	0	0,48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,68	0,4	0	0,12
Количество обученного персонала	K3	0	0	0	-0,4	0,4	0,48	0,16	0,44	0,52	0	0	0	-0,1	0	0	0	0	0	0	0	0,52	0,52	0	0,12
Потери рабочего времени	K4	0	0		0	-0,5	-0,5	0	0	-0,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,4	-0,1	0
Производительность труда	K5	0	0	-0,5	0	0	0,64	0	0	0,48	-0,2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Скорость внедрения технологий	K6	0,16	0,12	0,1	-0,4	0,12	0	0,28	0	0	0	0	0	-0,2	0	0,12	0	0	0	0	0	0,52	0	0,4	0,4
IT инфраструктура	K7	0,12	0,24	0	-0,5	0,6	0,4	0	0,48	0,4	0	0,12	0	0	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0,6	0,12	0,48
Условия работы	K8	0	0	0	-0,6	0,64	0	0	0	0,72	-0,4	0,16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,64
Уровень лояльности сотрудников	K9	0	0	0	-0,4	0,56	0	0	0	0	-0,5	0,28	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3	0	0,6
Текущее кадров	K10	0	0	-0,6	0,64	-0,6	-0,5	0	-0,5	-0,6	0	0,14	0,11	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,4	0	0	-0,2
Уровень взаимодействия между департаментами	K11	0	0	0	-0,6	0,56	0,56	0	0,16	0,32	-0,2	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Открытость коммуникации с сотрудниками	K12	0	0	0	0	0,4	0	0	0,16	0,32	-0,2	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,32
Уровень конкуренции на рынке	K13	0	0	0	0	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0,24	0	0,16	-0,3	0	0	0	0	0	0	0
Процентная ставка по займам	K14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,2	0	-0,2	-0,3	-0,3	-0,5	0	-0,2	0	0	0	0
Кредиторская задолженность	K15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,2	0	0	0	0	0	0	0	-0,3
Банковский кредит	K16	0	0	0	0	0	-0,1	0	0	0	0	0	0	0	0,16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Уровень спроса	K17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,44	0	0	0,16	0	0,48	0	0	0	0	0	0
Уровень дохода покупателей	K18	0	0	0	0	0	0,16	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,36	-0,1	0	0	0	0
Политическая стабильность	K19	0	0	0	0	0	0,36	0	0,32	0,16	-0,2	0	0,32	0,16	-0,3	0,16	0,16	0,48	0,64	0	-0,4	0	0,16	0	0
Уровень инфляции	K20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,2	0,16	0	0	0	-0,3	-0,2	0	-0,2	0	0	0
Качество продуктов	K21	0,16	0,16	0,2	0	0	0,16	0,16	0	0,48	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,64	0,68
Уровень обслуживания клиентов	K22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,71	0,76

Уровень лояльность клиентов	K2 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3 2	- 0,2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 6	
Репутация компании	K2 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 8	- 0,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 8	0	
Ассортимент товаров	K2 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Наценка на товары	K2 6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0,1 2	0	0	0	0	0,1	0	0,1 6	- 0,6	- 0,2	
Ценовой сегмент товаров	K2 7	0,2 4	0,2 4	0	0	0	0,3 2	0,2 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 8	0,3 2	0	0	
Доля товаров собственного производства	K2 8	0,1 6	0,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,2 4	
Налоги	K2 9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Выручка от продаж	K3 0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4	
Доход	K3 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4	
Все расходы	K3 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0	0	0	0	0	0	0	0	- 0,2	
Основные средства	K3 3	0,1 6	0	0	0	0	0,3 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0	
Аренда	K3 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Расходы на рекламу	K3 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 8	0	0	0	0	0	0,4	0,1 2	
Обменный курс	K3 6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	- 0,2	- 0,2	- 0,3	0,2	0	0	0	0	
Закупочная цена	K3 7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0	
Условия закупки	K3 8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0	
Эффективность выбора поставщиков	K3 9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	- 0,1	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0	0	0	
Технический уровень поставщиков	K4 0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Уровень интеграции систем с поставщиками	K4 1	0,1 2	0	0	- 0,5	0,4 8	0,1 6	0,1 2	0	0	0	0	0	- 0,1	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0,1 2	0	0	0
Инвестиции в развитие	K4 2	0,5 6	0	0	0	0	0,4 8	0,4 8	0	0,4 8	- 0,2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,1	0,4	0	0	0,4 8	
Финансовые инвестиции	K4 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,1	0	0	0	0	
Иностранные инвестиции	K4 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,1	0	0	0	0	
Доля рынка	K4 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 6	0,1 6	0	0	- 0,2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 4	
Рабочий капитал	K4 6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	- 0,6	0	0	0	0	0	0	0	0	
Цена акций	K4 7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,1	0	0	0	0	0,1 6	

Концепты, описывающие систему предприятия розничной торговли, и связи между ними.

Приложение 1 (продолжение).

Наименование концепта		K25	K26	K27	K28	K29	K30	K31	K32	K33	K34	K35	K36	K37	K38	K39	K40	K41	K42	K43	K44	K45	K46	K47
Технологический уровень оборудования	K1		0	0	0,32	0	0	0	-0,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0,12	0	0	0	0	0	0
Производственные стандарты	K2	0	0	0	0	0	0	0	-0,3	0	0	0	0	0	0	0,12	0	0,12	0	0	0	0	0	0
Количество обученного персонала	K3	0	0	0	0	0	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0,16	0	0	0	0	0	0	0	0
Потери рабочего времени	K4	0	0,12	0	0	0	0	-0,1	0,48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Производительность труда	K5	0	0	0	0	0	0	0,12	-0,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Скорость внедрения технологий	K6	0	0	0	0,12	0	0,1	0,12	-0,2	0,12	0	0	0	0	0	0,12	0	0,12	0	0	0	0	0	0,28
IT инфраструктура	K7	0	0	0	0,12	0	0	0	-0,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0,76	0	0	0	0	0	0,32
Условия работы	K8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Уровень лояльности сотрудников	K9	0	0	0	0	0	0	0,1	0	0	0	0	0	0	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0
Текущее кадров	K10	0	0	0	0	0	0	0,03	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Уровень взаимодействия между департаментами	K11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Открытость коммуникации с сотрудниками	K12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Уровень конкуренции на рынке	K13	0	-0,3	0	0	0	-0,5	0	0	0	0	0,56	0	0,52	-0,3	0	0	0	0	0	0	-0,6	0	-0,4
Процентная ставка по займам	K14	0	0,12	0	0	0	0	-0,1	0,16	0	0	0	0	0,12	0,12	0	0	0	0	-0,5	0	0	0	0
Кредиторская задолженность	K15	0	0	0	0	0	0	-0,2	0,16	0	0	0	0	0	-0,3	0	0	0	0	0	0	0	0,24	-0,2
Банковский кредит	K16	0	0	0	0	0	0	0,4	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4	0	0	0,56	0
Уровень спроса	K17	0	0,32	0	0	0	0,6	0,16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,16	0	0	0	0,16	0,12
Уровень дохода покупателей	K18	0	0	0,68	0	0	0,5	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Политическая стабильность	K19	0	0	0,24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,32	0	0	0	0	0	0,48
Уровень инфляции	K20	0	0	-0,2	0,24	0	0,2	0	0	0	0	0,12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1
Качество продуктов	K21	0	0,56	0,56	0	0	0,1	0	0,44	0	0	0	0	0,32	0,24	0,12	0,44	0,12	0	0	0	0	0	0
Уровень обслуживания клиентов	K22	0	0	0,24	0	0	0,5	0,44	0,32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Уровень лояльности клиентов	K23	0	0	0	0	0	0,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Репутация компании	K24	0	0	0,24	0,32	0	0,5	0	0	0	0	0	0	-0,3	0,32	0	0	0	0	0	0	0	0	0,48
Ассортимент товаров	K25	0	0	0	0,12	0	0	0,24	0,16	0	0	0,32	0	-0,2	0,24	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Наценка на товары	K26	0	0	0	0	0,12	0,7	0	0	0,12	0	0,24	0	0,16	0,16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ценовой сегмент товаров	K27	0,24	0,4	0	0	0	0,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Доля товаров собственного производства	K28	0,3 2	-0,3	-0,2	0	0	0,5	0,1 2	-0,3	0,3 2	0,4 8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0	0	
Налоги	K29	0	0	0	0	0	0	-0,9	0,7 6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Выручка от продаж	K30	0	0	0	0	0,8	0	0,8 8	0,6 4	0	0	0	0	-0,2	0,3 2	0	0	0	0	0,6 4	0	0,3 2	0,4 4	0,5 2
Доход	K31	0	0	0	0	0	0,2	0	0	0,4 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0,1 2	0,1 2	0,1 2	0,7 5	0,7 4
Все расходы	K32	0	0,2 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,3	0	0	-0,3	-0,2
Основные средства	K33	0	0	0	0	0,4 8	0,6	0	0	0	-0,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,2	0,2 4	
Аренда	K34	0	0	0	0	-0,2	0	-0,3	0,3 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Расходы на рекламу	K35	0	0	0	0	0	0	0	0,7 6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Обменный курс	K36	0	0,1 2	0	0	0	0	0	0,3 2	0	0	0	0	0,2 4	0	0	0	0	0	0	0	0,2	0	0
Закупочная цена	K37	0	-0,2	0	0	0	0	0	0,4 8	0	0	0	0	0	0,3 2	-0,2	0	0	0,1 2	0	0,1 2	0	0	0
Условия закупки	K38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 8	0	0	0	0	0	0	0,6 4	0
Эффективность выбора поставщиков	K39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0,1 2	0	0	0	0,1	0	0
Технический уровень поставщиков	K40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,3 6	0	0,6 8	0	0	0	0	0	0
Уровень интеграции систем с поставщиками	K41	0	0	0	0	0	0,1	0	-0,6	0	0	0	0	0	0	0,5 2	0	0	0	0	0	0	0	0
Инвестиции в развитие	K42	0	0	0	0,4 8	0	0	0,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,1	-0,4	0,1 2	-0,4	0,4
Финансовые инвестиции	K43	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4	0	0,4	0	-0,5	0,5 6
Иностранные инвестиции	K44	0	0	0	0	0	0	0,3 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-0,5	-0,2	0	0	-0,4	0,3 2
Доля рынка	K45	0	0	0	0	0	0,6	0,1 2	0	0	0	0	0	-0,2	0,4 8	0,1 2	0	0	0,1 2	0,1 2	0,6	0	0,6	0,4 8
Рабочий капитал	K46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,4 8	0	0	0	0,1 6
Цена акций	K47	0	0	0	0	0	0	0	0	0,1 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5 6	0	0	0,6	0