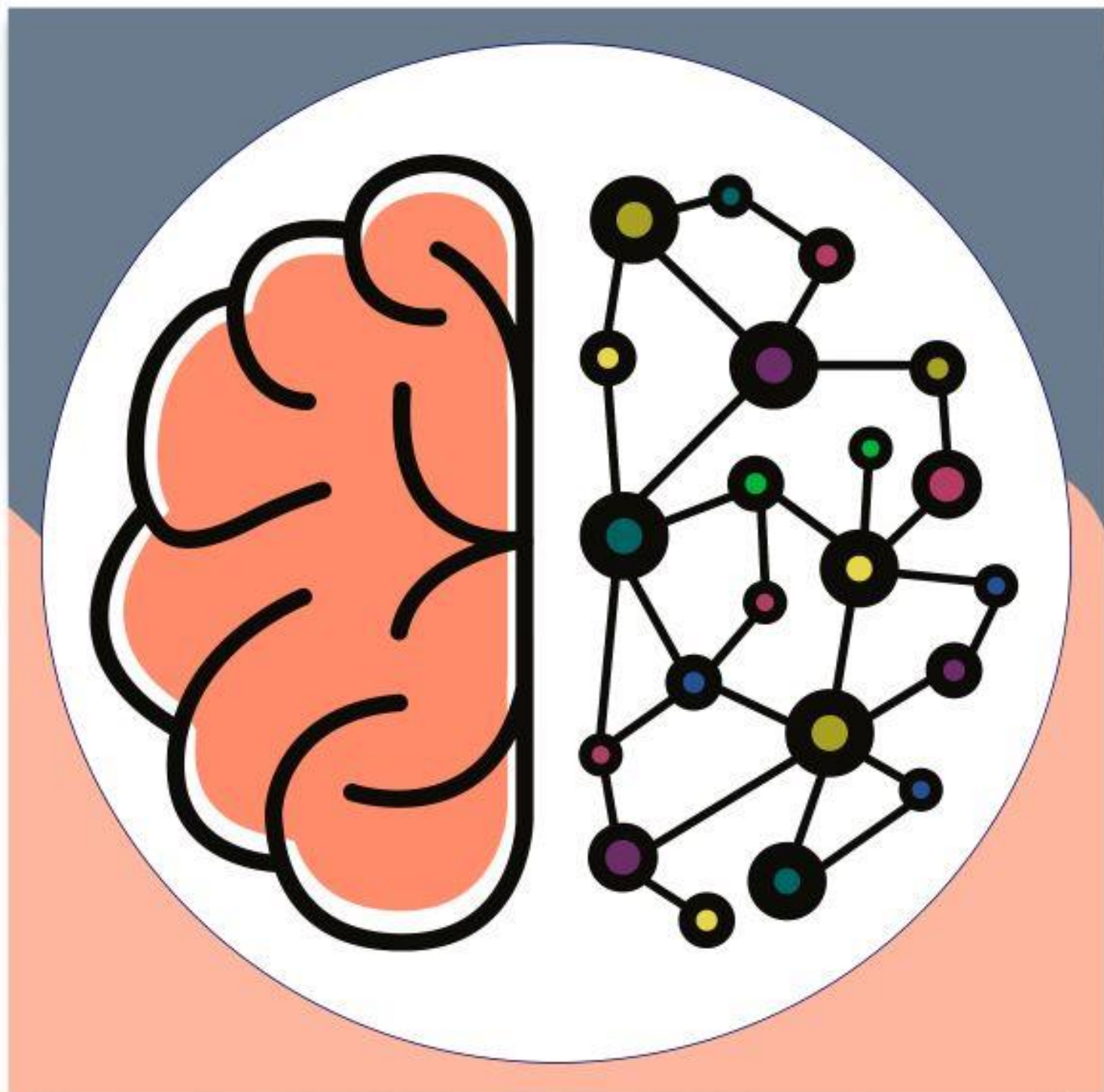


ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И НЕЙРОСЕТИ

ПРАКТИКА ПРИМЕНЕНИЯ
В СОВРЕМЕННОМ МИРЕ



МОНОГРАФИЯ

ГУМАНИТАРНЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ "НАЦРАЗВИТИЕ"

ИСКУССТВЕННЫЙ
ИНТЕЛЛЕКТ И НЕЙРОСЕТИ.
ПРАКТИКА ПРИМЕНЕНИЯ
В СОВРЕМЕННОМ МИРЕ

МОНОГРАФИЯ

САНКТ-ПЕТЕРБУРГ
2025

УДК 004.8
ББК 16.333
И86

Искусственный интеллект и нейросети. Практика применения в современном мире: монография / под общ.ред. научного совета ГНИИ "Нацразвитие". – СПб.: ГНИИ "Нацразвитие", 2025. – 242 с.

ISBN 978-5-00213-429-8

DOI 10.37539/M250224.2025.70.25.001

<https://disk.yandex.ru/d/nxmNdXfZOx-b7g/2025/0224-Февраль/МОНОГРАФИЯ>

Рецензенты:

*Королев В.А., доктор технических наук, профессор Балтийского государственного технического университета им. Д.Ф. Устинова (ВОЕНМЕХ)
Викторенков В.Ф., Ведущий научный сотрудник, к.в.н., д.т.н., НИИ
Кораблестроения и вооружения ВМФ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия»*

Информация об авторах:

Сорочан В.В., Гаврилюк Н.П. (глава 1); Царев Ю.А. (глава 2); Карганов В.В. (глава 3); Кругляк Л.И., Спиридонов А.В., Вейл А.В. (глава 4); Сметана В.В. (глава 5); Киселева Л.А., Шайдунов А.С. (глава 6); Машунин Ю.К. (глава 7); Половников В.О., Осипов Г.С. (глава 8); Губарева Е.А., Хашин С.И. (глава 9); Марковская Е.А., Рословцева М.Ю. (глава 10); Кузьменко Е.Л., Белоусова Т.М. (глава 11); Папикян А.В. (глава 12); Феоктистов А.В. (глава 13); Заведеев Е.В., Бигаев Г.В. (глава 14); Клевеко В.И. (глава 15); Овчаренко М.С. (глава 16); Рябов Г.А., Карганов В.В., Кривоногова Е.В. (глава 17); Скворцов Р.Р. (глава 18); Уткина А.С., Съедугина А.С., Карагодин В.П. (глава 19); Царев Ю.А., Адамчукова Е.Ю. (глава 20); Черных Я.П., Попова О.В., Яким А.Д. (глава 21); Чжао Чэньсяо, Белов Ю.С. (глава 22)

Информация об издании размещена в eLibrary.ru по договору 3991-01/2016К

Электронная версия опубликована и находится в свободном доступе на сайте:

www.natsrazvitie.ru

В монографии представлены различные аспекты применения искусственного интеллекта и нейросетевых технологий при решении научно-практических задач в условиях цифровой трансформации экономики. Монография адресована научным сотрудникам, ведущим научные исследования в области разработки и практического применения систем искусственного интеллекта, аспирантам, студентам высших учебных заведений по укрупнённой группе направлений подготовки 09.00.00 – «Информатика и вычислительная техника».

ISBN 978-5-00213-429-8



9 785002 134298 >

Коллективная монография

Подписано к изданию с оригинал-макета 26.02.2025

Формат 60x84/8. Гарнитура Time New Roman.

Усл.печ.л.10,8. Объем данных 12Мб. Тираж 500 экз.

Гуманитарный национальный

исследовательский институт "Нацразвитие"

197348, Санкт-Петербург, Коломяжский пр.,

д.18, лит А, 5-114, info@natsrazvitie.ru

ISBN 978-5-00213-429-8

©ГНИИ "Нацразвитие", 2025

©Коллектив авторов, 2025

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
----------------------	----------

РАЗДЕЛ 1.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СОВРЕМЕННОМ МИРЕ

Глава 1. Концепции развития «искусственного интеллекта» в контексте информатизации общества: исторические вехи.....	7
Глава 2. Искусственный интеллект как средство для достижения какой-то цели, а не сама цель.....	14
Глава 3. Динамика развития систем и технологий искусственного интеллекта на мировом рынке.....	22
Глава 4. Экстраординарные способности человека в контексте развития искусственного интеллекта в цифровой экономике.....	29
Глава 5. Текущее состояние искусственного интеллекта: от интеграции в повседневность до этических вызовов.....	34
Глава 6. Ответственность за действия автономных систем искусственного интеллекта в РФ: правовые вызовы и пути решения.....	41

РАЗДЕЛ 2. МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Глава 7. Теория и методы многомерной математики в моделировании промышленных процессов: Математический аппарат искусственного интеллекта.....	46
Глава 8. Методология синтеза нейросетевых классификаторов на языке Python.....	136
Глава 9. Методы минимизации нулевого и первого порядков в нейронных сетях.....	142

РАЗДЕЛ 3. ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ОБРАЗОВАНИИ

Глава 10. Гуманистическая педагогика и интеллектуальные технологии в деятельности педагога кадетского образования.....	145
--	-----

Глава 11. Пути интеграции технологий искусственного интеллекта в программы военной подготовки.....	165
Глава 12. Лингводидактические возможности нейросетей в обучении иностранному языку в вузе.....	170
Глава 13. О нейронной сети в учебном процессе системы профессионального образования.....	177

РАЗДЕЛ 4. ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СОВРЕМЕННОМ МИРЕ

Глава 14. Искусственный интеллект, как инструмент стратегического планирования муниципальных образований.....	181
Глава 15. Применение нейронных сетей для расчета конструкций дорожных одежд переходного типа на лесных дорогах.....	188
Глава 16. Обзор технологий и перспектив развития искусственного интеллекта в охране труда.....	199
Глава 17. Искусственный интеллект как средство оценки деятельности вооруженных сил иностранных государств.....	206
Глава 18. Использование искусственного интеллекта для визуализации медицинских исследований.....	211
Глава 19. Искусственный интеллект, как фактор развития рынка продуктов здорового питания.....	217
Глава 20. Искусственный интеллект управляет технологическим процессом зерноуборочных комбайнов.....	220
Глава 21. Перспективы внедрения искусственного интеллекта в профессиональную деятельность следователя.....	228
Глава 22. Сверточные нейронные сети (CNN) в применении к классификации изображений дистанционного зондирования.....	235
Сведения об авторах.....	240

<<<<<<

ВВЕДЕНИЕ

В последние десятилетия искусственный интеллект стал одним из самых обсуждаемых технологических направлений, в корне меняя представление о возможностях машин и компьютерных систем. Практическое применение искусственного интеллекта и нейронных сетей уже оказывает значительное влияние на различные сферы деятельности человека. Технологии искусственного интеллекта позволяют расширять границы возможного, предлагая решения для сложнейших задач, которые до недавнего времени казались недостижимыми.

Искусственный интеллект и нейросети прочно вошли в нашу повседневную жизнь, становясь неотъемлемой частью всех сфер деятельности человека. Охватывая различные аспекты, от простого анализа данных до сложных систем принятия решений, эти технологии предоставляют возможности, о которых еще совсем недавно можно было лишь мечтать.

Внедрение искусственного интеллекта и нейросетей во многие сферы деятельности несет в себе обещание более эффективного, безопасного и интересного будущего. Однако, вместе с беспрецедентными возможностями, они представляют и определенные вызовы — от этических вопросов до потенциальных угроз для безопасности и конфиденциальности данных. Исследование эффектов и возможностей, которые предоставляют эти технологии, является важной задачей для специалистов в самых разных областях, стремящихся использовать их для блага общества.

Так, например, сфера здравоохранения претерпевает значительные изменения благодаря внедрению искусственного интеллекта и нейросетей. Алгоритмы искусственного интеллекта используются для анализа медицинских данных, помогая в диагностировании заболеваний на ранних стадиях, что существенно повышает эффективность лечения.

В области образования алгоритмы искусственного интеллекта находят применение для создания персонализированных учебных программ, что позволяет учитывать индивидуальные особенности каждого студента.

Одним из важнейших направлений внедрения искусственного интеллекта является безопасность во всех ее проявлениях. Так, например, в области безопасности и слежения нейросети и искусственный интеллект играют ключевую роль в распознавании лиц, анализе видеопотоков в реальном времени и предотвращении преступлений. Способность этих систем быстро обрабатывать огромные массивы данных делает их незаменимыми в борьбе со сложными угрозами в современном мире.

Монография адресована научным сотрудникам, ведущим научные исследования в области разработки и практического применения систем искусственного интеллекта, аспирантам, студентам высших учебных заведений по укрупнённой группе направлений подготовки 09.00.00 – «Информатика и вычислительная техника».

РАЗДЕЛ 1

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СОВРЕМЕННОМ МИРЕ

>>>>>>

Глава 1

КОНЦЕПЦИИ РАЗВИТИЯ «ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА» В КОНТЕКСТЕ ИНФОРМАТИЗАЦИИ ОБЩЕСТВА: ИСТОРИЧЕСКИЕ ВЕХИ

Сорочан В.В., Гаврилюк Н.П.

В статье предпринята попытка проанализировать основные тенденции и практики развития идей «искусственного интеллекта» через призму научного и информационного развития общества. Основной акцент сделан на анализе научных разработок и предложений ведущих теоретиков и практиков в области математики, физики, информационно-коммуникационных технологий периода XX столетия.

В 1956 году Джон Маккарти ввел термин «искусственный интеллект» и дал ему лаконичное определение: «наука и инженерия по созданию интеллектуальных машин» [4]. Определение Маккарти было вполне в духе эпохи пионеров цифровых вычислений и появления языка программирования LISP (LISt Processing), признанного первым языком программирования, специально предназначенным для искусственного интеллекта. Таким образом, в ранних концепциях искусственного интеллекта доминировали представления о вычислимости и языках программирования. К концу 1960-х годов искусственный интеллект, можно сказать, пережил период концептуальной кристаллизации – эпоху определений, теорем и гипотез. Еще в 1931 году Курт Гёдель в своих так называемых теоремах о неполноте утверждал, что никакая формальная процедурная система, основанная на последовательном наборе аксиом, не может доказать все истины и, более того, такая формальная система не может доказать свою собственную непротиворечивость. Таким образом, теоремы Гёделя предвещали, что ни одна компьютерная программа не сможет доказать все истинные утверждения [15]. Впоследствии, в 1950 году, Алан Тьюринг выдвинул предположение об искусственном

интеллекте, закрепленное в тесте, носящем его имя: «Если машина ведет себя так же разумно, как человек, значит, она так же разумна, как человек» [10]. Это придает уверенности идее о том, что об интеллекте машины можно судить только по ее поведению. Большинство мнений, аргументов и догадок, выдвинутых в то время, преувеличивали вычислительную перспективу как доминирующий взгляд на искусственный интеллект.

Участники Дартмутской конференции (1956) пришли к выводу: «Каждый компонент процесса обучения или любого другого аспекта интеллекта может быть описан настолько точно, что мы сможем научить машину моделировать его». Встреча в Дартмутском колледже практически утвердила искусственный интеллект как область изучения и исследований [4].

Теория Аллена Ньюэлла и Герберта Саймона: «Символическая физическая система обеспечивает достаточные и необходимые средства для разумной деятельности» [3] утверждает, что суть интеллекта заключается в манипулировании символами. Гипотеза «мощного» искусственного интеллекта: «компьютер, запрограммированный правильно и оснащенный соответствующими входами и выходами, будет обладать собственным разумом, подобно тому, как им обладают люди». Аргумент об искусственном мозге, согласно которому мозг может быть смоделирован, поддерживают Ханс Моравек, Рэй Курцвейл и другие. Воодушевленные достижениями в области электроники и программной инженерии, они утверждали, что можно скопировать правильный мозг в программном и аппаратном обеспечении и, более того, такая симуляция будет идентична оригиналу. Этот аргумент объединяет идею о том, что достаточно мощная машина может симулировать любой процесс, с материалистической идеей о том, что разум – это результат физических процессов в мозге.

Чтобы лучше понять, как искусственный интеллект поднимает этические проблемы, важно кратко рассмотреть его концептуальный и технологический путь.

Исторические вехи в развитии искусственного интеллекта можно найти еще в античности, причем они имеют мифологическую основу. Первым древним роботом считается Талос с Крита – полностью рабочая машина, построенная Гефестом – богом металлургии и скульптурного моделирования, одним из 12 богов Олимпа. Миф Пигмалиона о наделении материального творения человеческой формой – Галатеи душой и разумом – еще один пример.

Первая половина двадцатого века является основополагающей эпохой искусственного интеллекта, в которой были заложены основы использования формальной логики в рассуждениях и формальных методов манипулирования символами. Результаты ряда математиков и логиков, таких как Курт Гёдель, Ян Лукасевич, Эмиль Леон Пост, Андрей Колмогоров, Алонзо Черч, Алан Тьюринг, создали предпосылки для возникновения искусственного интеллекта как области исследований.

1950 – 1960-е годы – это ранний период развития искусственного интеллекта, который считается классическим периодом его становления. Это эпоха быстрого развития электронно-вычислительной техники и языков программирования, что позволило проверить и подтвердить теоретические модели. Новые науки, зарождавшиеся и набиравшие силу в этот период, – кибернетика (Норберт Винер) и теория информации (Клод Шенон) – также внесли свой вклад в развитие искусственного интеллекта. Нейронные вычисления, основанные на модели, предложенной Уолтером Питтсом и Уорреном Маккалохом в конце 1940-х годов, концептуализировались в виде коннекционистских моделей и реализовывались в компьютерных программах. Под влиянием этих исследований в 1951 году Марвин Мински разработал и реализовал SNARC (Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator), аппаратно встроенную нейронную сеть с электронными трубками, считающуюся первой самостоятельной нейронной сетью [7].

Расцвет нейронных сетей начался с создания Фрэнком Розенблаттом перцептрона в качестве имитационной модели в 1957 году, а затем, в 1960 году, в виде аппаратной системы, известной как «Mark I» Perceptron – первого компьютера, который мог обучаться новым навыкам методом проб и ошибок [9]. Именно в этот период были сделаны замечательные открытия в направлении, которое впоследствии определит определяющую роль экспертных систем в развитии искусственного интеллекта. Так, в 1956 году Аллен Ньюэлл, Герберт Саймон и Джон Клиффорд Шоу представили «The Logic Theorist» [6, с. 67] – первую программу для доказательства теорем, а в 1959 году создали «General Problem Solver» – программу, которая пыталась решить любую задачу, описанную пунктами правил, с помощью формальной логики [16].

В этот период выделяется программа для игры в шахматы, созданная Артуром Ли Сэмюэлем в 1960 году, – первая программа, в которой применялись стратегии оценки, основанные на символьных

вычислениях и методах адаптивной обработки, что позволяло ей улучшать свои результаты после каждой сыгранной партии [5].

Отдельный период в развитии искусственного интеллекта начался в 1965 году, с началом создания в Стэнфордском университете первой экспертной системы под названием DENDRAL. В этот период ведется интенсивная работа по созданию новых объектно-ориентированных языков программирования, пригодных для решения нечисловых логических задач.

Поворотным моментом в истории искусственного интеллекта является появление в 1969 году перцептронов Марвина Мински и Сеймура Паперта [8]. В коллективной работе авторы, признавая роль перцептрона как важнейшей модели искусственной нейронной сети, продемонстрировали некоторые его ограничения, вызвав пессимистический взгляд на коннекционистские модели в целом и на будущее искусственного интеллекта. Влияние этой работы на научное сообщество было довольно негативным, вызвав полемику.

В то время концепция моделирования неструктурированных знаний в числовых рамках, характерная для нейронных сетей, несколько игнорировалась в пользу моделей, основанных на символической обработке структурированных знаний. До середины 1980-х годов, когда эта точка зрения была пересмотрена благодаря исследованиям Джона Хопфилда, Дэвида Румельхарта и других, искусственный интеллект переживал так называемую «зима искусственного интеллекта» – период, отмеченный сокращением финансирования исследований и общим снижением интереса научного сообщества к этой области.

Однако этот период характеризовался созданием значительного числа экспертных систем, которые стали эталонными приложениями для моделей символьной обработки знаний. Таким образом, если в 1970-х годах активно утверждалось, что искусственный интеллект имеет серьезные ограничения для интеграции в продуктивные приложения, то начало 1980-х ознаменовалось коммерческим успехом экспертных систем.

Пожалуй, 1981 год ознаменовал собой начало очень перспективного периода развития искусственного интеллекта – современного периода. Это был год, когда японское Министерство внешней торговли и промышленности приступило к реализации амбициозной исследовательской программы, известной как «Компьютер 5-го поколения». Ее цель – создать программно-аппаратный комплекс, способный разговаривать на естественном человеческом языке, интерпретировать изображения и рассуждать как

человек. После эйфории первых дней результаты этой уже давно реализуемой программы оценивались каждое десятилетие. Спустя 30 лет, в 2011 году, главная цель программы так и не была достигнута. Аналогично, в 1983 году США через DARPA запустили исследовательскую программу «Стратегическая вычислительная инициатива», целью которой было финансирование новых исследований в области вычислительной техники и искусственного интеллекта для разработки интеллектуальных машин. Эта программа оказала заметное влияние на развитие микроэлектроники и суперкомпьютеров, но в целом ее основные цели остаются нереализованными до сих пор. С 1990 года искусственный интеллект получил мощную поддержку в развитии сектора ИКТ и постоянно находится в центре передовых технологий в различных отраслях промышленности, обеспечивая преимущества, впечатляющую производительность и не в последнюю очередь финансовую прибыль. Несмотря на некоторые временные заминки, связанные, скорее, с рынками капитала, развитие области искусственного интеллекта приобрело ярко выраженный характер с различными направлениями что, по сути, отражает ее сложность и междисциплинарный характер: системы, основанные на знаниях, когнитивные системы, машинное обучение, вычислительный интеллект, интеллектуальные агенты, к которым можно добавить биоинформатику, семантический веб и другие.

Социальный и технологический контекст – современные требования, реалии и тенденции – можно описать в общих чертах следующим образом:

- Информационное общество эволюционирует в сторону общества, основанного на знаниях.
- Прикладные научные исследования породили критическую массу крупных проектов.
- Экономическая конкурентоспособность порождает конкурентный рынок в чувствительных областях: человеческие ресурсы, материальные и энергетические ресурсы.
- Устойчивое и стабильное развитие общества требует новых стандартов сосуществования и выживания.

Эти особенности в настоящее время определяют ускоренное развитие системной инженерии с искусственным интеллектом, с одной стороны, и возникновение искусственного интеллекта с нейронауками и психологией – с другой. В настоящее время ведутся обширные междисциплинарные исследования таких амбициозных проектов, как искусственный мозг, автономный автомобиль, гуманоидная

робототехника, которые, как ожидается, окажут значительное влияние на качество индивидуальной жизни и улучшение функционирования человеческого общества в целом. Сейчас мы являемся свидетелями пересмотра искусственного интеллекта с философской точки зрения и возрождения его связей с психологией, теорией естественного языка и вычислительной лингвистикой.

Философия разума – это направление размышлений, которое выделялось на протяжении веков, начиная с античных мыслителей, таких как Аристотель, Хрисипп, и заканчивая Дэвидом Юмом, считающимся родоначальником когнитивных наук, Декартом, основателем рационализма, и современными представителями Джоном Серлом и Хьюбертом Дрейфусом. В своей фундаментальной работе «Чего не могут сделать компьютеры. Пределы искусственного интеллекта» [17] Дрейфус утверждает: «Человеческая компетентность в большей степени зависит от бессознательного инстинкта, чем от сознательного манипулирования символами, и от того, что мы можем «чувствовать» ситуацию, чем от явного символического понимания» [17].

Эти рассуждения вместе с когнитивными теориями, порожденными неуклонным прогрессом исследований в области психологии и нейробиологии, определяют современные рамки развития искусственного интеллекта, ориентированного на моделирование человеческого разума и создание искусственного мозга. Современный спектр исследований в области искусственного интеллекта смело превзошел даже те пределы, которые были установлены провидцами классической эпохи развития этой области, а создание человеческого мозга является, безусловно, самой амбициозной исследовательской программой.

Нейротехнологическая революция также является сильным направлением в понимании глубинных механизмов работы человеческого мозга, продвигаясь к созданию интерфейсных устройств между мозгом и компьютером, а также других внешних систем, таких как протезы, различные датчики и т. д.

Что касается технологий, то создание интеллектуальных машин и систем в нашем обществе идет полным ходом, в полной мере используя парадигмы вычислительного интеллекта, заложенные в уже ставшие коммерческими продукты, такие как искусственное зрение/анализ изображений, обработка естественного языка, распределенные системы управления и мониторинга на основе агентов. Другие сложные парадигмы искусственного интеллекта, такие как социальный интеллект и аффективные вычисления, прокладывают себе путь к

передаче технологий в глобальном масштабе наряду с такими новыми технологиями, как интеллектуальные сети, интернет вещей и всепроникающие вычисления.

Исходя из общепринятой идеи о том, что человеческий мозг – это нечто большее, чем вычислительная машина, с точки зрения когнитивных механизмов искусственный мозг может быть реализован в разумные сроки. Согласно прогнозу Рэя Курцвейла, использующего закон Мура, искусственный интеллект может достигнуть триумфа в соответствии со следующими предсказаниями: к 2029 году персональные компьютеры будут обладать такой же вычислительной мощностью, как и человеческий мозг, а к 2045 году искусственный интеллект будет способен разрабатывать стратегии и планы, самосовершенствоваться.

1. Взгляды Хьюберта Дрейфуса на искусственный интеллект. – URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Hubert_Dreyfus%27s_views_on_artificial_intelligence (дата обращения: 08.07.2024)

2. Гаврилюк Н.П. Социум цифровой эпохи – вызовы, риски или новые возможности? / Гаврилюк Н.П., Сорочан В.В. – Текст: непосредственный // Этносоциум и межнациональная культура. – 2022. – № 12(174). – С. 98 – 108.

3. Гипотеза Ньюэлла-Саймона о физической символической системе. – URL: <https://cortexistenz.com/> (дата обращения: 08.07.2024)

4. Искусственный интеллект: история развития, перспективы в будущем. – URL: <http://chelib.ru/articles/iskusstvennyj-intellekt-istorija-razvitiya-perspektivy-v-budushhem/> (дата обращения: 08.07.2024)

5. Как шашки изменили мир и позволили зародиться искусственному интеллекту. – URL: <https://habr.com/ru/companies/serverspace/articles/744206/> (дата обращения: 08.07.2024)

6. Макафи Эндрю, Бриньолфсон Эрик Машина, платформа, толпа. Наше цифровое будущее. Издательство: Манн, Иванов, Фербер. М. 2018, 320 с.

7. Марвин Мински недоволен развитием искусственного интеллекта. – URL: <https://habr.com/ru/articles/5095/> (дата обращения: 08.07.2024)

8. Минский М., Паперт, С. Перцептроны. – М.: Мир, – 1971. – 261 с.

9. Нейросеть представляет ТЭК. – URL: <https://ngv.ru/articles/neyroset-predstavlyaet-tek/> (дата обращения: 08.07.2024)

10. Оценка искусственного интеллекта: история и применение теста Тьюринга. – URL: <https://ddos-guard.net/ru/blog/istoriya-i-primenenie-testa-tyuringa> (дата обращения: 08.07.2024)

11. Саулин Е.С. Зарождение и развитие искусственного интеллекта: характеристика исследовательских направлений // Огарёв-Online. – 2016. – №11 (76). – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/zarozhdenie-i-razvitie-iskusstvennogo-intellekta-harakteristika-issledovatelских-napravleniy> (дата обращения: 08.07.2024)

12. Сорочан В.В. Цифровая социология: от цифровизации общества к цифровизации науки / Сорочан В.В., Гаврилюк Н.П. – Текст: непосредственный // Этносоциум и межнациональная культура. – 2023. – № 1(175). – С. 37 – 46.

13. Сорочан В.В. Информационная культура и информационная грамотность в условиях цифровизации общества / Сорочан В.В. – Текст: непосредственный // Современные методы и инновации в науке: сборник статей международной научной конференции, Волгоград, 25 января 2023 года. – Санкт-Петербург. – 2023. – С. 33 – 35.

14. Сорочан В.В. Некоторые угрозы и риски в условиях цифровизации общества / В. В. Сорочан // Проблемы управления качеством образования: сборник статей международной научной конференции, Санкт-Петербург, 27 января 2023 года. – Санкт-Петербург. – 2023. – С. 29 – 31.

15. Теория противоречивости бытия https://elementy.ru/nauchno-populyarnaya_biblioteka/430446/Teoriya_protivorechivosti_bytiya (дата обращения: 08.07.2024)

16. Что такое Универсальный решатель проблем – программа из 1955 года <https://habr.com/ru/companies/gazprombank/articles/816153/> (дата обращения: 08.07.2024)

17. Hubert L. Dreyfus (Author) What Computers Can't Do: The Limits of Artificial Intelligence. – New York [etc.]: Harper & Row. – 1979. – 354 p.

<<<<<<

>>>>>>

Глава 2

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК СРЕДСТВО ДЛЯ ДОСТИЖЕНИЯ КАКОЙ-ТО ЦЕЛИ, А НЕ САМА ЦЕЛЬ

Царев Ю.А.

Рассматриваются понятия интеллекта, человеческого интеллекта и предложения некоторых ученых о перспективном направлении в развитии искусственного интеллекта как цели, в замене им в будущем человеческого интеллекта. Дается наглядное представление современного коэффициента интеллекта, связанное с возрастом человека, а не как частное от деления умственного возраста на хронологический.

В настоящее время много говорят, пишут, проводят грандиозные конференции и дискуссии (причем, как правило не специалистами) о первостепенной важности развития искусственного интеллекта (ИИ) – как цели, о необходимости его совершенства вплоть до возможного

превосходства, в ближайшем будущем, над человеческим интеллектом, повсеместном внедрении *ИИ*, вплоть до замены человека *ИИ*, причем с требованием выделения на это огромных средств [1-4].

Мы живем в эпоху четвертой промышленной революции, когда цифровизация и один из ее важнейших продуктов – искусственный интеллект являются определяющими факторами современного развития общества. Мы являемся продуктом наших технологий в той же степени, в какой они являются создаваемым нами продуктом [5].

Наука об интеллекте – это психология. Наиболее выдающимися исследователями интеллекта в области современной психологии считаются Ф. Гальтон, Дж. Гилфорд, Ж. Пиаже, Ч. Спирман. Их последователями стали Л. Терстон, Г. Гарднер, Ф. Вернон, Г. Айзенк, которые развили ранее предложенные теории, дополнили их материалами и исследованиями [6-8]. Причем число определений и «видов» интеллекта в современной психологии значительно превышает количество теорий, пытавшихся познать, описать и систематизировать механизмы мышления в течение последних ста пятидесяти лет.

По мнению ученых – это качество психики, которое включает способность осознавать новые ситуации, способность к обучению и запоминанию на основе опыта, понимание и применение абстрактных концепций, а также использование своих знаний для управления окружающей человека средой. Общая способность к познанию и решению проблем, которая объединяет познавательные способности: ощущение, восприятие, память, представление, мышление, воображение.

Простыми словами, интеллект – это способность культурного восприятия окружающей человека среды.

Современная наука о человеческом интеллекте носит название – когнитивистика и объединяет когнитивную психологию и лингвистику, нейрофизиологию, невербальную коммуникацию и теорию искусственного интеллекта, в общем все, что можно.

Ученые изучали человеческий интеллект на протяжении многих веков, но до сих пор нет ясных ответов на вопросы о том, как человек думает, что он думает и почему он может думать. Попытки оценки человеческого интеллекта исходят с начала XX века, которые неразрывно связаны с самим понятием – интеллект. Впервые понятие коэффициента интеллекта (*IQ*) ввел немецкий психолог В. Штерн (Уильям Стерн), рисунок 1, который определяется с помощью различных тестов.

КОЭФФИЦИЕНТ ИНТЕЛЛЕКТА (*IQ — intelligence quotient*)

IQ впервые был использован в шкале интеллекта Стэнфорд-Бине в 1916 году

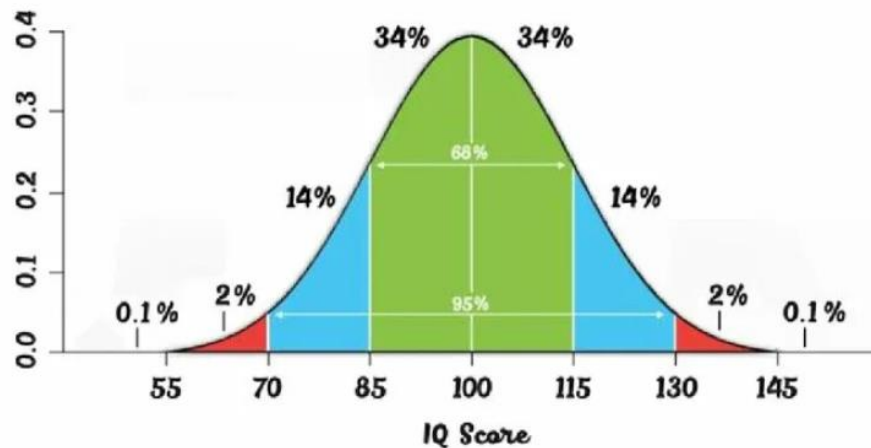


Рисунок 1 – Коэффициент интеллекта
(колоколообразная кривая, кривая Гаусса)

Однако это представление IQ можно считать не современным хотя бы потому, что оно довольно абстрактное и рассчитывается, как частное от деления умственного возраста на хронологический, не имеет наглядной связи с возрастом человека и, вообще, с человеком. Более интересное для современного понятия IQ – это использование кривой Гаусса, и его интерпретаций, для оценки интеллекта человечества, рисунок 2.



Рисунок 2 – Интеллект человечества

Рассмотрим упрощенное использование кривых Гаусса, и различных его идеализированных вариаций, причем в самых разнообразных видах. Сколько людей, столько, может быть, и колоколообразных кривых IQ . Для наглядного представления *современного коэффициента интеллекта изменим координатную сетку* рисунка 1, и привяжем ее к возрасту человека, *причем у каждого человека с возрастом меняется и IQ* , например, для разных четырех человек в идеале, это будет выглядеть, рисунок 3. У одного человека в 30 лет было максимальное IQ , но прожил 50 лет, у других максимальный IQ проявился в 50 лет и т.д., но самое показательное в использовании идеализированной кривой Гаусса, то что интеллект IQ 80-летнего человека графически может «соответствовать» ему же, но с IQ 12-летнего, хотя кривые IQ человека в этом представлении могут быть самые разные, и с возрастом, совсем не соответствовать кривым Гаусса.

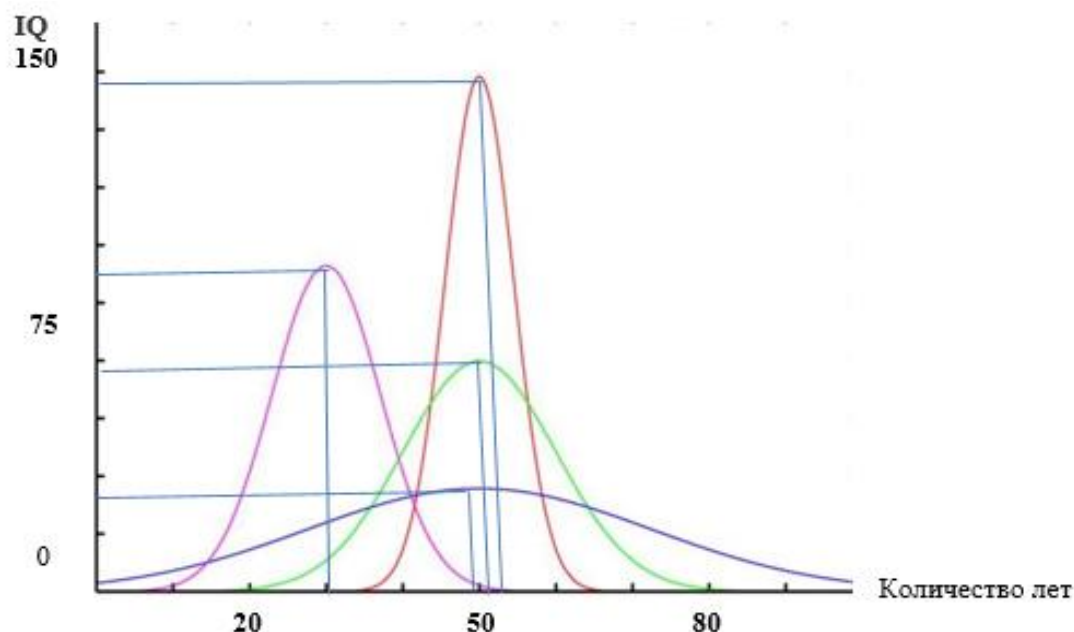


Рисунок 3 – Современная интерпретация коэффициента интеллекта для четырех человек

По мнению современных ученых человеческий интеллект – это интеллектуальные способности людей, которые характеризуются сложными когнитивными способностями и высоким уровнем мотивации и самосознания. Используя свой интеллект, люди способны учиться, формировать концепции, понимать и применять логику и рассуждения. Считается также, что человеческий интеллект охватывает наши способности распознавать закономерности, планировать, внедрять инновации, решать проблемы, принимать решения, сохранять информацию и использовать язык для общения [9,10].

Напрашивается вопрос – так от куда он берется человеческий интеллект?

Существует множество теорий о человеческом интеллекте, например, такие как: *наследственность* – если Вы родились у умных родителей, означает ли это, что Вы тоже будете умным; *краниометрия* – ученые 19 века полагали, что измерение черепа и лицевой структуры человека – это хороший способ измерить и его интеллект; *первичные умственные способности* – идея о том, что основа человеческого интеллекта, это семь компонентов (ассоциативная память, способность к счету, скорость восприятия, способность логически мыслить, пространственная визуализация, вербальное понимание и владение словом); *порядок рождения* – исследователи уже давно изучают, каким образом порядок (время) рождения влияет на все то, от чего зависит ум человека и др.

В журнале Wall Street Journal, от 13 декабря 1994 года, под названием «Ведущие ученые об интеллекте», по этому поводу была опубликована статья, подписанная пятьюдесятью двумя американскими профессорами, представлявших различные дисциплины психологии, антропологии и социологии, и являвшимися ведущими экспертами в науке о человеческом интеллекте. По словам автора этой инициативы, нужда в подобной декларации была вызвана беспрецедентным в истории науки *несоответствием между научным знанием об интеллекте и мнением публики на эту тему*. Статья защищала спорные утверждения ряда ученых о расе и интеллекте, включая утверждение о том, что средний коэффициент интеллекта (*IQ*) имеет различия между расовыми и этническими группами и может иметь, частично, генетическое происхождение.

Действительно, человеческий интеллект передается человеку генетически (с головным мозгом) с рождением, от родителей и всех поколений родителей, а дальше, по мере поступления информации (воспитание, учеба, общение, работа ...), она накапливается в виде опыта и знаний, которые и формируют в дальнейшем поступки человека. Очевидно, что это нечто, получаемое (поступающее) свыше, невообразимое, соразмерное с появлением человечества, и не может быть описано просто, как – интеллектуальные способности, так вот, ни один программист не сможет создать то, что создала «природа» за «миллионы, миллионов лет».

Простыми словами, человеческий интеллект – это интеллектуальная способность культурного восприятия человеком окружающей среды.

Тогда откуда пошли разговоры об искусственном интеллекте. Термин «Искусственный Интеллект» был введен известным специалистом в области информатики Джоном МакКарти на Дартмутском семинаре 1956 года. Немного ранее была разработана первая *модель искусственного нейрона*, потом был создан *универсальный решатель задач* (компьютерная программа, созданная в 1957 году программистами Алленом Ньюэллом, Гербертом Саймоном и Клиффордом Шоу, в которой решающий алгоритм был реализован на низкоуровневом языке программирования IPL, предназначенный для работы в качестве универсальной машины для решения задач), *при совмещении этих двух направлений и возник первый успех на тему Искусственного Интеллекта*.

В дальнейшем, с развитием этих двух направлений: первое – это создания на базе цифровых технологий вычислительных систем таких как нейрокомпьютер или биокомпьютер; второе – это изучение нейронных сетей и эволюционных вычислений, моделирующих интеллектуальное поведение на основе биологических элементов – стали говорить об интеллектуальных информационных системах.

Современная наука об искусственном интеллекте – это раздел информатики, в котором используются математические методы и методы структурной лингвистики и когнитивной науки, разрабатываются методы и средства компьютерного решения интеллектуальных задач, традиционно решаемых человеком; *к прикладным направлениям ИИ относят создание технических устройств, способных к логическим выводам и рациональному поведению, к приобретению новых знаний и диалогу с человеком-пользователем [11, 12].*

По мнению ученых *ИИ – это алгоритмы, способные самообучаться, чтобы применять эти знания для достижения поставленных человеком целей. Однако, в настоящее время, среди ученых не существует единого ответа на вопрос, чем занимается ИИ. Почти каждый ученый или автор, пишущий статью об ИИ, отталкивается в ней от какого-либо своего определения, рассматривая его в свете достижения этой науки [13 – 15].*

И так, *ИИ – это техническое устройство, созданное на основе цифровых технологий, созданное человеком-программистом из клубка нано-провода или кварцевых пластин, или из того, что подойдет, способное к логическим выводам и рациональному поведению, а также к приобретению новых знаний. При этом, как-то без особого внимания в определении ИИ остается фраза, что – это «методы и средства компьютерного решения интеллектуальных задач». Из этого можно*

предположить, что все-таки, ИИ – это техническое устройство, как средство для достижения какой-то цели, а не сама – цель. Если цель ИИ, как технического устройства – замена человека, то это уже нарушение всех этических норм и граничит с преступлением.

Простыми словами искусственный интеллект – это средство искусственного восприятия окружающей среды техническим устройством, созданным человеком на основе цифровых технологий; сколько программистов столько технических устройств и технологий, а также средств восприятий.

Нельзя преувеличивать и преуменьшать значение искусственного интеллекта, это еще один шаг в развитии человечества, это как изобретение колеса, компьютеров, создание первой ядерной реакции. *Поэтому цель искусственного интеллекта в конечном итоге – это помощь человеческому интеллекту, а не его замена.* Очевидно в современном мире *ИИ* надо и воспринимать как средство, а не цель, например: врач в поликлинике лечит людей – это цель, а компьютер и программное обеспечение накапливает информацию о больном для грамотного действия врача; станки с программным управлением позволяют качественно делать детали – это цель; самолет на автопилоте, позволяет разгрузить действия пилота для оценки им действия аппаратуры самолета в полете, и сделать полет безопасным – это цель; перевод сложного текста, распознавание номеров автомобилей, и т.п., все это – цель *ИИ*. Мудрость человеческого естественного интеллекта состоит в нахождении баланса, чтобы не лишиться устойчивости развития и не ухудшить качество жизни.

Ведущую роль в выработке международных стандартов цифровизации играет созданная Организация экономического сотрудничества и развития (ОЭСР), специалисты которой опубликовали в последние годы несколько работ в этой области, среди которых выделяются труды об измерении цифровой трансформации. ОЭСР разработала «Принципы искусственного интеллекта», которые одобрены 36 странами – членами ОЭСР и еще 12 государствами. Действительно, внедрение новшеств должно вписываться в законодательные нормы и даже соответствовать религиозным нормам [16, 17].

В мире и России цифровизация и искусственный интеллект заставляют людей, бизнес, государство и общественные институты прилагать немало усилий, чтобы сгладить негативные последствия и развивать новые технологии, не противостоящие человеческому интеллекту.

Выводы.

Никогда не будет ясного и точного ответа по поводу человеческого интеллекта и его оценки. Мудрость человеческого интеллекта состоит в нахождении баланса, чтобы не лишиться устойчивости развития и не ухудшить качество жизни.

Нельзя преувеличивать и преуменьшать значение искусственного интеллекта, поскольку это еще один шаг в развитии человечества. Цель искусственного интеллекта в конечном итоге — это помощь человеческому интеллекту, а не его замена. Использование и действие искусственного интеллекта должно иметь законодательные нормы как любое новшество, не нарушать законы и религиозные нормы общества, в котором оно действует.

1. Пороховский А. А. Цифровизация и производительность труда // США & Канада: экономика, политика, культура. – 2019. – Т. 49. – № 8. – С. 5–24. – ISSN 0321–2068. – DOI: 10.31857/S032120680005964–4.

2. Фуколова Ю. Игры искусственного разума // Harvard Business Review – Россия. – Июнь-июль 2019. – С. 27–31.

3. Дженина И., Нафикова Т. Интернет вещей: концепции и государственная политика // Мировая экономика и международные отношения. – 2019. – Т. 63. – № 7. – С. 23–31. – ISSN 0131–2227. – DOI: 10.20542/0131–2227–2019–63–7–23–31.

4. Данилина Я., Рыбачук М. Системные эффекты и риски цифровой экономики: анализ с позиций системной экономической теории // Экономическая наука современной России. – 2019. – Т. 86. – № 3. – С. 119–138. – ISSN 1609–1442. – DOI: 10.33293/1609–1442–2019–3 (86)-119–138.

5. Шваб К. Технологии четвертой промышленной революции. – Москва: Эксмо, 2019. – 320 с. – ISBN 978–5–699–90556–0.

6. *Пиаже Ж.* Психология интеллекта. – СПб.: Питер, 2004. – 192 с. – ISBN 5-94723-096-8.

7. Калачева Н.В. История и анализ научного знания в психологии интеллекта 29.01.2013 12467 (<https://superinf.ru/>).

8. Анкин Д. В. Теория познания: учеб. пособие / Д. В. Анкин; М-во науки и высш. образования Рос. Федерации, Урал. федер. ун-т. – Екатеринбург: Издательство Уральского университета, 2019. – 192 с.

9. Маркофф Д. Homo Roboticus? Люди и машины в поисках взаимопонимания / Джон Маркофф; Пер. с англ. – М.: Альпина нон-фикшн, 2016. – 406 с. – (Серия «Искусственный интеллект»). ISBN 978-5-91671-739-6.

10. А. Л. Журавлев А. Л., Ушаков Д. В., Холодная М. А. Современные исследования интеллекта и творчества. – Москва: Институт психологии РАН: научные школы Я. А. Пономарева и В. Н. Дружинина, 2022. – 840 с.

11. Angrist J., Frandsen B. Machine labor. NBER Working Paper. 26584. 2019. 61 p.

12. Corritore M., Goldberg A., Srivastava S. The new analytics of culture: what email, slack, and glassdoor reveal about your organization. Harvard Business Review. January-February, 2020. p. 77–83.

13. Acemoglu D., Restrepo P. The wrong kind of ai? Artificial intelligence and the future of labor demand. NBER Working Paper. 25682. 2019. 15 p.
14. Harris M. Keynes was wrong. Gen Z. will have it worse. MIT Technology Review. Dec. 16, 2019.
15. Muhleisen M. The long and short of the digital revolution. *Finance & Development*. June 2018:55 (2):4–8.
16. Bajgar M., Calligaris S., Calvino F., Criscuolo C., Timmis J. 2019. Bits and bolts: the digital transformation and manufacturing. OECD Science, Technology and Industry Working Papers. 2019/01. OECD Publishing, Paris. 43 p.
17. De Backer K. Et al. Industrial robotics and the global organization of production. OECD Science, technology and industry working papers. 2018/03. OECD Publishing, 2018. Paris. 44 p.

<<<<<<

>>>>>>

Глава 3

ДИНАМИКА РАЗВИТИЯ СИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА МИРОВОМ РЫНКЕ

Карганов В.В.

Сегодня искусственный интеллект превратился в общую технологию для широкого спектра целей и был ускоренно внедрен во все аспекты мирового рынка. Динамика развития систем и технологий искусственного интеллекта поспособствовала интеллектуализации производства продуктов, потребления информации, продуктов и услуг, а также трансформации с высокой добавленной стоимостью. Искусственный интеллект выступает в качестве движущей силы экономического и социального развития на переднем крае технологической революции и промышленной трансформации.

В настоящее время, все больше и больше компаний (организаций) делают ставку на искусственный интеллект (ИИ), поскольку – это настоящее преобладающее направление нашего времени. Уже сегодня мировой рынок систем и технологий ИИ (ТИИ), описывают становление данного рынка, основные тенденции и сегменты в его развитии. Для достижения этой цели, вход идут всевозможные формы и методы, в частности, методология системного анализа, диалектический метод научного познания, методы исторического, логического и сравнительного анализа. Применение настоящего инструментария, позволит систематизировать понятие ИИ, раскрыть динамику мирового рынка систем и ТИИ (СТИИ).

Учитывая тему исследования, а также и используемую терминологию, необходимо привести определения, а именно ИИ – это комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека. Комплекс технологических решений включает в себя информационно-коммуникационную инфраструктуру, программное обеспечение (ПО) (в том числе в котором используются методы машинного обучения), процессы и сервисы по обработке данных и поиску решений [1]. В свою очередь ТИИ – технологии, основанные на использовании ИИ, включая компьютерное зрение, обработку естественного языка, распознавание и синтез речи, интеллектуальную поддержку принятия решений и перспективные методы ИИ [1].

Принимая во внимание тему настоящей публикации, а также и непосредственно направление проводимой научной конференции, а именно: «Высокие технологии и инновации в науке», то, по мнению автора, область (направление) динамики развития мирового рынка СТИИ, достаточно актуальна и востребована сегодня.

В настоящее время как показывает анализ [2-6], то мировой рынок ТИИ в лице перспективных компаний, уже используют рекомендации и механизмы анализа на основе ИИ для повышения ценности дела и захвата доли рынка в различных секторах и отраслях. Стоит отметить, что согласно данным консалтинговой компании *Frost & Sullivan* [7], а также компании *Tractica* [8] ожидается, что мировой рынок ИИ к 2025 году достигнет 118,6 млрд.\$ (рис. 1).

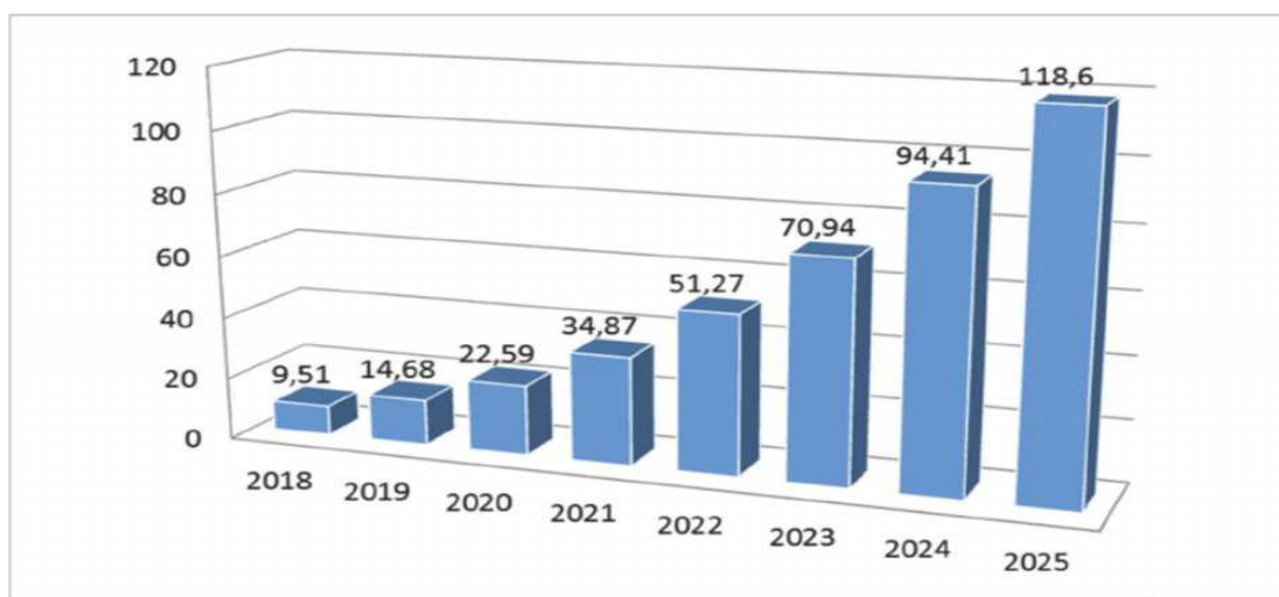


Рисунок 1 – Объем мирового рынка систем и ТИИ (млрд.\$)

Причем с большой долей вероятности можно утверждать, что данный тренд будет доминировать в ближайшие несколько лет.

По оценкам PwC [9], к 2030 году глобальный валовой внутренний продукт за счет использования ИИ вырастет на 14%, или на 15,7 трлн.\$. Более половины этого прироста будет обеспечено за счет повышения производительности труда, а остальная часть, за счет увеличения потребительского спроса. Наибольшую экономическую выгоду из ИИ смогут извлечь Китай (прирост валового внутреннего продукта в 2030 году +26%) и страны Северной Америки (+14,5%) [3, 5]. Однако сегодня (как и в ближайшие годы) темпы роста производительности в США будут превышать показатели Китая в силу более высокого уровня автоматизации и готовности к внедрению ИИ. В развивающихся странах (Латинской Америки и Африки) темпы распространения ИИ будут скромнее (менее 6%) в силу менее интенсивного проникновения информационных технологий в целом.

На ряду с вышеизложенным, уже сегодня ИИ используется во многих сферах нашей жизни, и здесь, бизнес-индустрия увидела выгоду для себя. Она адаптирует ИИ под свои потребности и нужды, используя его не только для увеличения продаж, но и для разработки новых продуктов и услуг. Главное – сделать продукты и услуги более привлекательными для клиентов, и ИИ – один из способов достичь этого. Многие отрасли уже внедрили ТИИ (рис.2) и получают ощутимую выгоду от его использования.

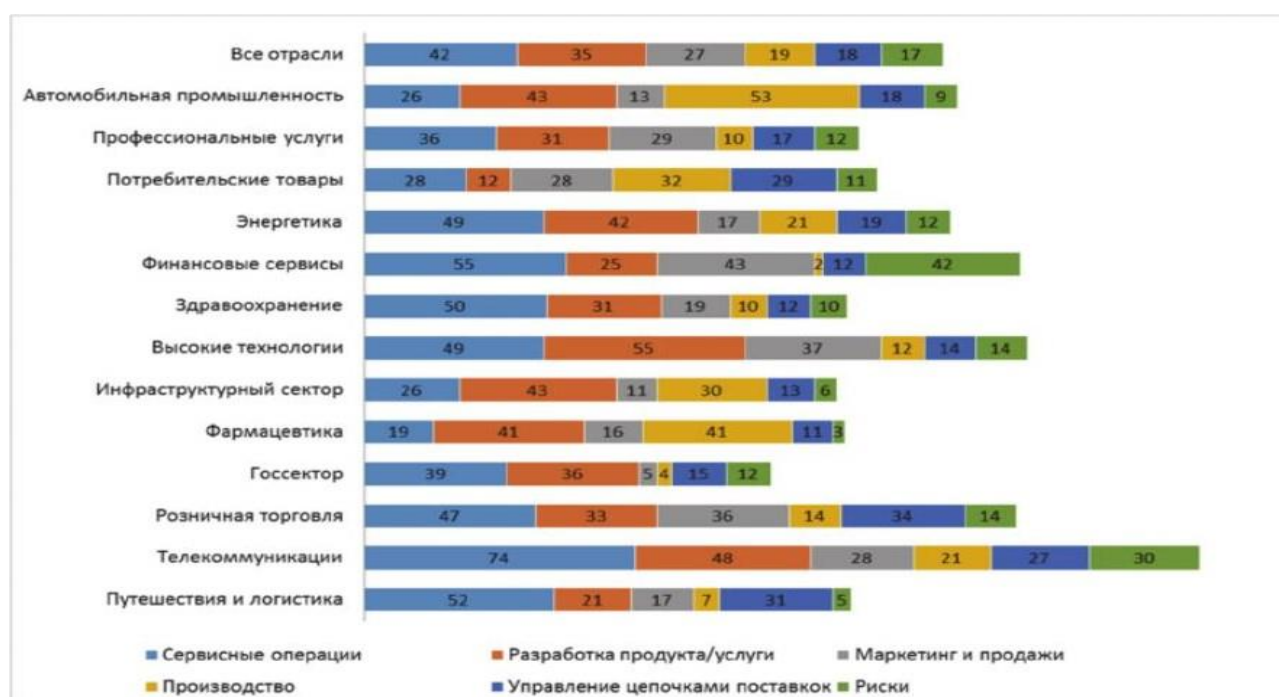


Рисунок 2 – Внедрение ИИ по отраслям промышленности и функциональным сегментам в первой половине 2021 года % респондентов

Следует отметить, что сегодня 75 стран используют ТИИ для систем видеонаблюдения. Кроме того, ИИ нашел одно из самых широких применений в надзоре. Многие страны мира внедрили ТИИ для разработки камер видеонаблюдения. Фактически статистика ИИ явно говорит о том, что 56 стран мира используют ИИ для умных городских платформ, 64 страны добавили ПО для распознавания лиц, в то время как 52 страны уже используют интеллектуальную полицию [3, 5, 6]. Интересно, что китайские компании, такие как *Hikvision*, *Huawei*, *ZTE* и *Dahua*, поставляют необходимую ТИИ в 63 страны и некоторым фирмам из США.

Примечательно, что еще 20 – 30 лет назад инвестиции в СТИИ только крупные компании могли работать над ИИ. Они имели доступ к мощным устройствам и технологической инфраструктуре, к быстрому соединению. Простой разработчик не имел доступа к колоссальным массивам данных в открытом доступе, а недостаток вычислительных мощностей сильно тормозил исследования в сфере ИИ.

Сегодня же для развития и распространения ИИ созданы самые благоприятные условия: современная инфраструктура и экосистема дали возможность искусственному разуму начать «думать», чему способствуют огромные объемы памяти, большие возможности обработки данных, облачные вычисления, высокоскоростная оптоволоконная связь. Сейчас работать над ИИ имеют возможность не только крупные компании, но и при желании любой разработчик может заняться исследованиями в области ИИ.

Также необходимо отметить, что ТИИ заинтересованы и частные компании мирового рынка. Здесь основным показателем, по которому можно определить их интерес к данной области, это количество зарегистрированных ими патентов на использование ТИИ (рис. 3).

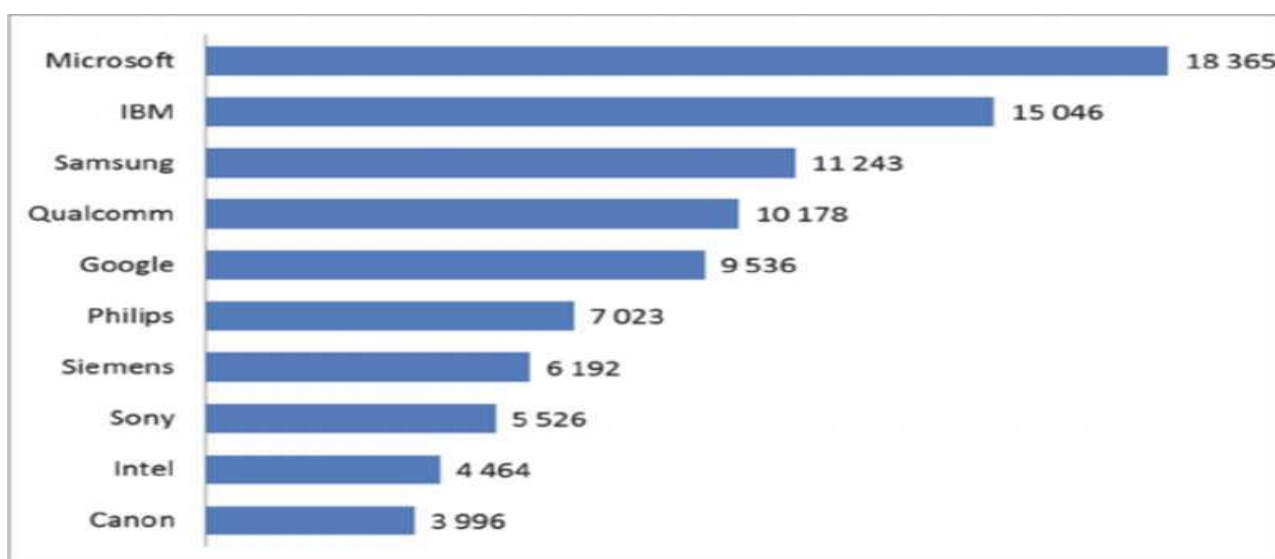


Рисунок 3 – Число компаний с наибольшим количеством патентов на использование ТИИ конец 2020 начало 2021 года

По прогнозам *Gartner* [10] в 2021 году ТИИ и машинного обучения будут присутствовать практически во всех новых программных продуктах и сервисах. Ожидается, что к этому моменту ИИ станет частью стратегий цифровой трансформации и окажется приоритетом для инвестиций почти трети компаний в мире.

По данным компании *Frost & Sullivan* [7], лидером по сумме инвестиций в развитие СТИИ и количеству заключенных сделок остается США, за которыми следуют Китай и Великобритания. Однако, если принимать во внимание среднюю стоимость сделки, то безусловным лидером является Китай, средний размер сделок которого в последние 2 года составил более чем 100 млн.\$ против 15 и 5,4 млн.\$ и Великобритании соответственно. В Китае ТИИ очень популярны, их разработка активно поддерживается правительством, а рынок этих технологий развивается такими стремительными темпами, что при их сохранении Китай может стать мировым лидером в этой сфере, обогнав США.

Что касается европейских стран, то аналитики компании *MMC Ventures* [11] отмечают, что на февраль 2021 года больше всего стартапов (стартап – коммерческий проект, основанный на какой-либо идее и требующий финансирования для развития), занимающихся ИИ, было в Великобритании – 479, на втором месте Франция – 217, далее следует Германия – 196, затем Испания – 166 и Нидерланды – 103. В отраслевом разрезе больше всего стартапов занимаются разработкой ТИИ для медицины и поддержания здоровья.

Безусловно, динамика развития мирового рынка СТИИ формируются не только со стороны предложения, но и со стороны спроса и, прежде всего, со стороны бизнеса. Причем роль бизнеса в наращивании спроса на ТИИ в перспективе только вырастет. Самые последние исследования компании *PwC* [12, 13] показывают, что более 70% лидеров бизнеса США считают ИИ фундаментальным и абсолютно необходимым для развития будущих деловых возможностей. Кроме того, с целью сохранения конкурентного преимущества на рынке 85% руководителей считают, что ИИ предоставит их компаниям конкурентное преимущество на рынке, а три четверти полагают, что ИИ поможет их компаниям перевести бизнес на новые рельсы или же начать новый бизнес.

Сегодня порядка 80% взаимодействия компаний с клиентами осуществляется без людей. Известно, что многие повторяющиеся задачи, которые раньше люди выполняли порой в течение долгого времени, сейчас гораздо быстрее выполняют чат-боты. Хотя подобные роботы используются в банках и службах доставки, они имеют самый

высокий уровень использования в обслуживании клиентов. Будущая статистика использования ИИ предсказывает, что уже сегодня около 85% взаимодействия с клиентами осуществляют исключительно с помощью чат-ботов.

Последнее исследование компании *Accenture* [14], проведенное в 12 развитых странах, показало, что включение ТИИ в бизнес может удвоить темпы экономического роста этих стран к 2035 году. Предприятия, которые используют ТИИ в продажах, смогли увеличить количество потенциальных клиентов на 50%, сократив при этом время разговоров на 60–70%. Это, в свою очередь, помогло снизить затраты на 40–60% за счет сокращения количества потерянных потенциальных клиентов и сделок.

Статистика внедрения ИИ показывает, что они приводят к увеличению производительности и прибыльности бизнеса. В частности, недавнее исследование, проведенное *Harvard Business Review* [15], установило, что увеличение роботизированных транзакций за счет использования ИИ ведет к росту количества продаж и оказалось чрезвычайно прибыльным. Следует особо отметить, что, согласно отчетам консалтинговых компаний, количество роботизированных транзакций уже достигло отметки в несколько десятков млрд.\$.

Статистические данные об ИИ также свидетельствуют о том, что некоторые инвестиции взлетели на несколько млн.\$, например, в *Argo AI* от *Volkswagen* и в *Open AI* от *Microsoft*.

Технологии ИИ широко используются в стратегиях цифрового маркетинга, тем более что традиционные методы маркетинга, такие как прямая почтовая рассылка и медийная реклама, утратили свою популярность и сегодня считаются совершенно не эффективными. Речь идет о создании и курировании контента, персонализации на местах, оптимизации и тестировании, а также об электронном маркетинге для анализа данных и прогнозирования продаж. Более 80% маркетологов считают ИИ важной тенденцией в рекламе. Крупнейшие современные компании мира все больше доверяют ИИ, когда дело доходит до маркетинга, так как увидели выгоду от его эффективного использования в своих маркетинговых исследованиях.

Маркетологи полагают, что использование ИИ в маркетинге поможет идентифицировать потенциальных клиентов и повысить общую эффективность маркетинга. В крупных компаниях 51% маркетологов уже используют ИИ, а 27% планируют включить его в свою стратегию цифрового маркетинга, 87% компаний, внедривших ТИИ, использовали его для улучшения *e-mail*-маркетинга. В настоящее

время уже более 80% *e-mail*-маркетинга переведено на ТИИ, но ожидается, что уровень использования ИИ будет расти и дальше. Кроме того, 61% маркетологов планируют использовать ИИ и в прогнозировании продаж. Согласно данным компании *Accenture* [14] за 2020 год, большинство маркетологов используют ИИ для анализа и исследования данных, которые показывают, что около 40% потребителей склонны менять бренд из-за отсутствия персонализации и доверия, а 43% чаще покупают у компаний с персонализированным клиентским опытом. Будущие тенденции ИИ предсказывают, что он станет важным фактором для совершенствования персонализации и добавления лучшего контента. Уже сейчас 90% брендов используют ту или иную форму персонализации для повышения качества своих услуг и их привлекательности для потенциальных клиентов.

Таким образом, динамика мирового рынка СТИИ, показывает взаимосвязь динамики ИИ с резким скачком в производительности алгоритмов обработки информации, который стал возможным благодаря быстрым компьютерам на основе графических процессоров, лавинообразному росту данных и появлению почти неограниченных возможностей для их хранения и технологий доступа к ним. И как следствие, мировой рынок СТИИ – это не просто очередная технологическая инновация, а технологическая платформа промышленной революции, с которой связываются надежды на ускорение экономического роста мировой экономики, повышение конкурентоспособности стран и компаний.

1. Указ Президента РФ № 490 от 10.10.2019 г. «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации».

2. Актуальные проблемы финансового права в условиях цифровизации экономики: монография / [Л.Л. Арзуманова, Н.М. Артемов, О.В. Болтинова и др.]; под редакцией Е.Ю. Грачевой. – Москва: Проспект, 2021. – 256 с.

3. Альманах «Искусственный интеллект». Аналитический сборник № 2. Сентябрь 2019 г. МФТИ. Центр Национальной технологической инициативы на базе МФТИ по направлению «Искусственный интеллект», Москва, 2019. Аналитический обзор мирового рынка робототехники, 2019. Sberbank Robotics Laboratory. Сбербанк.

4. Ковалев, В. В. Корпоративные финансы: учебник / В.В. Ковалев, Вит. В. Ковалев. – Москва: Проспект, 2021. – 638 с. ил.

5. Матюшок В.М., Красавина В.А., Матюшок С.В. Вестник РУДН. Серия: Экономика. 2020. Т. 28. № 3. С. 505–521.

6. Жданов В.С. Современное состояние и перспективы развития искусственного интеллекта. Режим доступа: <http://emag.iis.ru/arc/infosoc/emag.nsf/BPA/c1274a3671576d79c325766200406380> (дата обращения: 18.09.2021).

7. <https://www.frost.com/news/press-releases/к-2022-году-объем-мирового-рынка-технолог/> (дата обращения: 26.09.2021)
8. <https://iot.ru/promyshlennost/sem-prognozov-tractica-o-razvitii-tekhnologiy-do-2025-goda> (дата обращения: 26.09.2021).
9. <https://www.pwc.ru/publications/artificial-intelligence-predictions-2019.html>. (дата обращения: 27.09.2021).
10. <https://www.tadviser.ru/index.php>/Статья: Искусственный интеллект (мировой рынок) (дата обращения: 18.09.2021).
11. <https://www.kommersant.ru/doc/3906543> (дата обращения: 24.09.2021).
12. <https://www.pwc.ru/publications/artificial-intelligence-predictions-2020.html> (дата обращения: 27.09.2021).
13. <https://www.iaa-ru.ru/contact/Исследование%20ВА%20финансовый%20сектор> PwC ИВА финальная%20версия 22.12.2020.pdf (дата обращения: 27.09.2021).
14. <https://www.datafort.ru/news/issledovanie-kompanii-accenture.html> (дата обращения: 27.09.2021).
15. <https://www.oracle.com/a/ocom/docs/artificial-intelligence/hbr-pulse-survey.pdf> (дата обращения: 27.09.2021).

<<<<<<

>>>>>>

Глава 4

ЭКСТРАОРДИНАРНЫЕ СПОСОБНОСТИ ЧЕЛОВЕКА В КОНТЕКСТЕ РАЗВИТИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКЕ

Кругляк Л.И., Спиридонов А.В., Вейл А.В.

В условиях развития искусственного интеллекта и цифровизации возрастает интерес к развитию экстраординарных способностей человека.

На протяжении всей истории люди были очарованы идеей обладания экстраординарными способностями – умениями, которые значительно превосходят обычный человеческий опыт. Эти способности, проявляющиеся в физической, умственной или даже паранормальной формах, бросают вызов логике и расширяют представления о человеческом потенциале в будущем.

В наше время научные достижения в таких областях, как неврология, психология и искусственный интеллект, породили новый интерес к возможности развития этих экстраординарных способностей – это не просто изучение пределов человеческого потенциала, но и размышления о природе человеческих амбиций и границах личностного роста с развитием новых цифровых технологий.

Важно определить, достижимы ли эти способности для обычного человека и каковы могут быть этические, социальные и научные последствия их развития в условиях глобализации искусственного интеллекта.

Кроме того, важно, чтобы развитие экстраординарных способностей шло не только на определенной природной основе как способности индивида, но достраивалось интеллектуальными операциями и способами их реализации в рамках способности субъекта деятельности и находясь под контролем и направляющим воздействием мотивации и его нравственных качеств [9].

Для понимания сути проблемы возможного конфликта интересов человеческого и машинного мышления необходимо рассмотреть понятийный аппарат и определиться с трактовкой научного конструкта «искусственный интеллект». Генезисом понятия «искусственный интеллект» (далее – ИИ) является научно-исследовательская работа Дж. Макарти «Создание языка Лисп (LISP, List Processing language)», изданной еще в 1958 г., в которой были описаны фундаментальные понятия ИИ, применяемые как учеными, так и практиками при работе в сфере машинного мышления [1].

ИИ определяются следующими признаками:

1) логические цепочки – ИИ должен уметь выстраивать простейшие логически верные цепи в формате «причина – следствие», поддающиеся проверке [2];

2) способность к самообучению – ИИ должен уметь не просто аккумулировать данные о прошлых событиях, но и использовать их для повышения скорости и качества «мыслительной деятельности» [3];

3) активность – применение полученных знаний должно позволять ИИ влиять на окружающую среду и изменять ее;

4) адаптивность – ИИ необходимо уметь реагировать на изменяющийся набор факторов воздействия и адаптировать алгоритмы реакции с учетом динамики внешнего мира [4].

Как следует из описанных признаков ИИ является очень высокоразвитой формой машинного решения алгоритмов и управления процессами по своим характеристикам находящейся сравнительно близко к мышлению человека, обладающего определенными способностями. Именно данный факт вызывает особый интерес, т.к. сегодня еще нет технической возможности определения содержательной стороны понятия «искусственный интеллект» [1].

Изучение научной литературы показало, что ученый и деловой мир активно прибегают к использованию компромиссного понятия «Artificial Effect, или AI-Effect» – эффект искусственного мышления, который позволяет снять ответственность за неправомерное, а если уточнить, то некорректное и несвоевременное использование понятия, которое де-факто еще не может быть технически осуществимо.

Развитие ИИ как самостоятельного субъекта отношений в социально-экономической среде означает необходимость коренного пересмотра основ гражданского права и «внесения нового субъекта правоотношений – мыслящих машин» (роботов) с определением пакета прав и обязанностей (ответственности) за свои действия [4].

В настоящее время в Российской Федерации понятие «искусственный интеллект» юридически определено и закреплено на подзаконном уровне Указом Президента РФ «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» от 10 октября 2019 г. № 490 [6].

Экономическое (финансовое) признание ИИ в качестве самостоятельного правосубъектного лица означает его способность быть вовлеченным в финансово-экономический оборот национальной и мировой экономики.

В данном вопросе важно отметить достижение российских банков: так, 12.12.2019 г. виртуальный банк «Точка» внедрил робота-эдвайзера, который с 80,0 %-ой точностью может предсказать вероятность блокировки счета ФНС России и заранее уведомляет клиента о таком риске; вторым примером является внедрение мегабизнесом ПАО «Сбербанк» AI-приложения для управления валютными операциями на рынке FOREX, который благодаря анализу рыночных позиций конкурентов оценивает вероятность движения курсов валют. Данные решения закреплены в договорах на банковское обслуживание клиентов и банк несет ответственность за их деятельность. Вторым прогрессивным направлением вовлечения AI-решений в сферу денежных правоотношений является налогообложение. Здесь следует привести AI-решение ФНС России, которое позволяет сканировать фотографии налоговых уведомлений и автоматически производить их оплату через привязку к банковскому счету [7].

Этическое и кадровое признание AI-решений самостоятельным субъектом правоотношений означает не просто сокращение численности персонала, выполняющего рутинные операции, но фундаментальное реформирование критериев оценки кадровой привлекательности кандидата, необходимость разработки нового

механизма отбора кадров и методологии оценки по критериям превосходства человеческого мышления над машинным аналогом. Вопрос социальных гарантий постепенно будет «замещаться понятием интеллектуальной ценности персонала», его потенциала к генерации коммерчески ценных идей и предложений [8].

Для оценки потенциальных вызовов и угроз ИИ на устойчивое развитие цифровой экономики и всех ее участников возможно применение отдельных инструментов Форсайта (экспертные суждения, рассуждение о будущем, социологический опрос), которые позволяют сформировать целостное представление о долгосрочных угрозах развития машинного мышления.

Таким образом, ИИ-технологии являются по праву одним из наиболее спорных и сложно оцениваемых решений инженерной мысли XX-XXI веков. Несмотря на их объективные достижения в области решения сложных естественнонаучных задач, возможность применения искусственного интеллекта в социально-экономических системах является действительно опасным: накопление колоссального объема данных о человеке и обществе, правилах рыночного поведения и культурных кодах разных народов приводит к экспоненциальному росту машинного IQ и предсказание возможного использования полученной информации становится все более сложным, т.к. в случае появления в ИИ мотивации и целей, оценить ее поведение будет практически невозможным.

Меры по снижению угроз ИИ:

1. Постоянное совершенствование биологической безопасности: ограничение доступа к самым опасным ИИ-моделям и возложение на разработчиков ИИ юридическую ответственность за ущерб, причинённый их ИИ-системами;
2. Введение для обеспечения безопасности личности и бизнеса международную координацию развития и общественный контроль ИИ общего назначения;
3. Ограничение доступа к опасным способностям ИИ. В частности, усилить контроль за доступом через облачные сервисы только исключительно проверенным пользователям;
4. Использовать только проверенные источники данных для обучения ИИ-моделей, что позволит избегать искажений и повышать точность моделирования ИИ-решений;
5. Обеспечивать ведение журналов безопасности, что поможет в расследовании негативных инцидентов и сделает механизмы принятия решений более понятными;

6. Повышать грамотность в технологиях ИИ, что позволит глубже понимать возможности и угрозы нейросетей и работать на их предупреждение.

Таким образом, для активного и более безопасного развития искусственного интеллекта в глобальной цифровой экономике важно привлекать высококвалифицированных специалистов, не только обладающих уникальными способностями, но и с высоким чувством ответственности.

-
1. История развития искусственного интеллекта [Электронный ресурс]. URL: <https://intuit.ru/studies/courses/593/449/lecture/10011?>
 2. Альманах «Искусственный интеллект»: аналитический сборник [Электронный ресурс]. URL: <https://aireport.ru/>
 3. Аристов А. BCG Review – ноябрь 2019 [Электронный ресурс]. URL: https://image-src.bcg.com/Images/BCG-Review-November-2019_tcm27-234543.pdf
 4. Гонка ИИ-вооружений: что происходит с самой хайповой технологией [Электронный ресурс]. URL: <https://vc.ru/future/75699-gonka-ii-vooruzheniy-cto-proishodit-s-samoy-haypovoy-tehnologiy>
 5. Что такое искусственный интеллект? Определение этого понятия в бизнесе [Электронный ресурс] – URL: <https://vc.ru/future/91895-cto-takoe-iskusstvennyy-intellekt-opredelenie-etogo-ponyatiya-v-biznese>
 6. О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации: Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 [Электронный ресурс]. – URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_335184/
 7. Цифровой пристав: как применяется искусственный интеллект в налогах [Электронный ресурс]. – URL: <https://trends.rbc.ru/trends/industry/5d9dc03f9a79472a1a2056ee>
 8. Центр научно-технической, инновационной и информационной политики ИСИЭЗ НИУ ВШЭ – <https://issek.hse.ru/mirror/pubs/share/399520370.pdf>
 9. Шадриков В. Д. Способности и одаренность человека: Монография. – М.: Изд-во «Институт психологии РАН», 2019 – 274 с. (Достижения в психологии)

<<<<<<

Глава 5

ТЕКУЩЕЕ СОСТОЯНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: ОТ ИНТЕГРАЦИИ В ПОВСЕДНЕВНОСТЬ ДО ЭТИЧЕСКИХ ВЫЗОВОВ

Сметана В.В.

Данная статья посвящена актуальному состоянию искусственного интеллекта (ИИ) и его многогранному влиянию на современный мир. В статье анализируются ключевые тренды и достижения в исследованиях и разработках искусственного интеллекта, такие как экспоненциальный рост данных и вычислительной мощности, прогресс в области машинного обучения, а также смещение фокуса в сторону создания общего искусственного интеллекта (ОИИ).

Особое внимание уделяется все более глубокой интеграции искусственного интеллекта в различные аспекты повседневной жизни, от потребительской электроники и здравоохранения до финансов и транспорта. В то же время поднимаются важнейшие этические и социальные вопросы, связанные с развитием искусственного интеллекта, такие как потенциальная утрата рабочих мест, проблемы предвзятости и дискриминации, защита конфиденциальности и риски, связанные с автономным оружием.

В заключении подчеркивается необходимость ответственного подхода к развитию искусственного интеллекта, основанного на этических принципах и направленного на то, чтобы искусственный интеллект служил на благо всего человечества.

Часть 1. Искусственный интеллект сегодня: ключевые тренды и достижения

Современный ландшафт искусственного интеллекта (ИИ) характеризуется динамичным развитием, обусловленным рядом ключевых трендов, открывающих новые горизонты для исследований и применений. [1] Рассмотрим наиболее важные из них.

1. Данные и вычисления: фундамент революции искусственного интеллекта

В основе бурного прогресса ИИ лежат два взаимосвязанных фактора: экспоненциальный рост объемов доступных данных и увеличение вычислительной мощности.

Сегодня мы живем в мире, где данные генерируются в огромных количествах практически во всех сферах деятельности. Эта лавина информации предоставляет беспрецедентные возможности для обучения более мощных и эффективных систем ИИ.

Параллельно с ростом объемов данных происходит увеличение вычислительной мощности, обусловленное законом Мура и развитием новых технологий, таких как облачные вычисления и специализированные процессоры для ИИ. [2] Это позволяет обучать более сложные и «глубокие» нейронные сети, требующие значительных вычислительных ресурсов.

2. Прогресс в машинном обучении: от распознавания до генерации

Машинное обучение (МО) – ключевая составляющая ИИ, которая позволяет системам самостоятельно обучаться на основе данных, без необходимости явного программирования. Последние годы ознаменовались впечатляющим прогрессом в области МО, особенно в следующих направлениях:

- глубокое обучение: использование многослойных нейронных сетей привело к прорывам в решении задач распознавания образов, обработки естественного языка и других областях, где требуется анализ сложных данных; [3]
- обучение с подкреплением: Этот подход позволяет агентам ИИ обучаться оптимальному поведению в динамических средах путем проб и ошибок, что привело к созданию систем, превосходящих человека в играх, таких как шахматы, го и Dota 2. [4]

3. От узкого к общему искусственному интеллекту: в поисках универсального разума

До недавнего времени разработки в области ИИ в основном концентрировались на создании узкоспециализированных систем, предназначенных для решения конкретных задач. Однако сегодня наблюдается тенденция к переходу от узкого искусственного интеллекта к общему искусственному интеллекту (ОИИ). [5]

Так, общий искусственный интеллект предполагает создание систем, обладающих широким спектром когнитивных способностей, сравнимых с человеческими, – способностью к обучению, рассуждению, решению проблем, творчеству и взаимодействию с окружающим миром. Разработка ОИИ – чрезвычайно сложная задача, которая требует значительных прорывов в нашем понимании интеллекта и сознания.

Таким образом, сегодня искусственный интеллект находится на пороге новых открытий. Достижения в области машинного обучения, экспоненциальный рост данных и вычислительной мощности, а также стремление к созданию общего ИИ открывают перед нами удивительные возможности, но вместе с тем ставят перед человечеством серьезные вызовы, требующие ответственного подхода к развитию этих мощных технологий.

Часть 2. Искусственный интеллект в повседневной жизни: от смартфонов до здравоохранения

Искусственный интеллект (ИИ) все активнее внедряется в различные сферы нашей жизни, зачастую незаметно, но эффективно решая множество задач и меняя наши привычные действия. Рассмотрим, как ИИ трансформирует различные аспекты нашего бытия.

1. Умные гаджеты и персонализированный опыт: искусственный интеллект в потребительской электронике

Сегодня, смартфоны, планшеты, умные колонки и другие устройства уже стали неотъемлемой частью нашей жизни, а ИИ делает их еще более «умными» и удобными, рассмотрим некоторые из них:

- виртуальные помощники: Siri, Alexa, Google Assistant, ВК (маруся), Яндекс (алиса) и др. – эти голосовые помощники, основанные на ИИ, позволяют управлять устройствами, получать информацию, планировать дела и даже просто болтать, используя естественный язык;
- рекомендательные системы: ИИ лежит в основе систем рекомендаций, которые мы видим в интернет-магазинах, стриминговых сервисах и социальных сетях. Анализируя нашу предыдущую активность и предпочтения, они предлагают нам товары, фильмы, музыку и контент, которые, скорее всего, нас заинтересуют;
- персонализация контента: ИИ используется для адаптации контента веб-сайтов, приложений и даже рекламы под интересы конкретного пользователя. Это позволяет делать взаимодействие с цифровым миром более релевантным и увлекательным.

2. Искусственный интеллект в здравоохранении: на страже нашего здоровья

Искусственный интеллект все активнее внедряется в сферу здравоохранения, открывая новые возможности для диагностики, лечения и профилактики заболеваний, рассмотрим некоторые решения:

- медицинская диагностика: DL-алгоритмы, обученные на больших наборах медицинских данных, способны выявлять патологии на рентгеновских снимках, МРТ и КТ с точностью, превосходящей опытных врачей;

- разработка лекарств: ИИ ускоряет и удешевляет процесс разработки новых лекарств, помогая анализировать огромные объемы данных о генах, белках и молекулярных взаимодействиях;

- роботхирургия: роботизированные хирургические системы с элементами ИИ позволяют проводить сложные операции с минимальным вмешательством в организм пациента, снижая риски и ускоряя восстановление;

- персонализированная медицина: ИИ позволяет разрабатывать индивидуальные планы лечения с учетом генетических особенностей, образа жизни и других факторов пациента.

3. Искусственный интеллект в других сферах: трансформация привычного уклада

Помимо перечисленных ранее областей, искусственный интеллект (ИИ) активно внедряется в финансовой сфере, транспорте, образовании, сельском хозяйстве и других отраслях. Автономные автомобили, умные дома, персонализированное обучение – все это реальность, которая становится возможной благодаря развитию ИИ.

Таким образом, интеграция ИИ в нашу жизнь – это необратимый процесс, который будет продолжаться и усиливаться в ближайшие годы. ИИ открывает перед нами удивительные возможности, но вместе с тем ставит перед нами новые вызовы, связанные с этикой, безопасностью и социальными последствиями.

Часть 3. Этические и социальные последствия искусственного интеллекта: вызовы и возможности

Бурное развитие искусственного интеллекта (ИИ) несет в себе не только огромный потенциал для прогресса, но и ряд этических и социальных вызовов, требующих глубокого осмысления и ответственного подхода. Человечество ждет необратимые последствия в традиционных формах существования, рассмотрим некоторые из них:

1. Будущее труда: автоматизация и трансформация рынка занятости

Одной из наиболее обсуждаемых проблем, связанных с ИИ, является потенциальная угроза массовой безработицы в результате автоматизации труда.

Уже сейчас, мы наблюдаем замещение рутинных профессий и ИИ-системы уже сегодня способны выполнять многие рутинные задачи, которые ранее выполнялись людьми, что ставит под угрозу рабочие места в таких отраслях, как производство, транспорт, обслуживание клиентов. Результат таких замещений для человечества – это проблемы с поиском работы и источников для существования.

В результате, у человечества появились новые требования существования – необходимость адаптации. Для того чтобы оставаться востребованными на рынке труда, людям придется адаптироваться к новым условиям, осваивая новые профессии и навыки, связанные с разработкой, внедрением и обслуживанием ИИ-систем. Формирование новых сервисных профессий около развития ИИ-систем.

2. Предвзятость и дискриминация: алгоритмы как зеркало человеческих предрассудков

Еще одна серьезная проблема заключается в том, что ИИ-системы могут унаследовать и даже усилить существующие в обществе предрассудки и стереотипы. Человеческие ошибки, закрепленные в предвзятости к кому-либо или чему-либо может закрепиться как «» правило в ИИ-системах. Если данные, на которых обучается ИИ-система, содержат предвзятость (например, в отношении определенных социальных групп), то и сама система будет склонна к дискриминационным решениям.

Обратная сторона ИИ-систем – это прозрачность или ее отсутствие, или необъяснимость происходящего для человечества. Важно разрабатывать ИИ-системы, решения которых были бы прозрачными и объяснимыми для человека, чтобы можно было контролировать их работу и предотвращать дискриминацию. Такие правила необходимо закрепить законодательно в национальных и международных актах.

3. Конфиденциальность и защита данных: новая эра надзора?

ИИ-системы собирают и анализируют огромные объемы данных о пользователях, что вызывает опасения по поводу конфиденциальности и защиты персональной информации. При этом, национальные и международные законодательные акты не всегда распространяют ограничение на использовании персональных данных в машинном обучении (МО).

В этой связи, появляется необходимость динамичного регулирования с учетом интеллектуального роста ИИ. Важно разрабатывать законы и регламенты, регулирующие сбор, хранение и использование персональных данных ИИ-системами, с одной стороны и необходимо обеспечить надежную защиту данных от

несанкционированного доступа, использования и распространения, с другой стороны. В этом вопросе требуется комплексный подход законодательного регулирования, в первую очередь международными правовыми актами.

4. Автономное оружие: моральные и экзистенциальные дилеммы

Практики использования ИИ в военных конфликтах к сожалению, имеют подтверждения. Разработка и применение автономного оружия (оружия, способного самостоятельно выбирать и атаковать цели без участия человека) – одна из наиболее спорных и тревожных проблем, связанных с ИИ. [6] В этом вопросе присутствуют в первую очередь, моральные аспекты и многие эксперты выступают за полный запрет автономного оружия, считая его аморальным и неэтичным.

Так же мы видим и экзистенциальные риски в отношении всего человечества. Существует опасение, что создание высокоразвитого ИИ, способного к самостоятельным действиям и обучению, может представлять угрозу для существования человечества. Может ли ИИ-система принимать решение, кому жить, а кому умереть? Этот вопрос требует принципиального решения на уровне международного права.

Таким образом, мы можем сказать, что развитие искусственного интеллекта (ИИ) – это не только технологический, но и социальный и этический вызов. Важно вести открытый диалог о потенциальных последствиях ИИ, разрабатывать соответствующие этические нормы и правовые рамки, а также формировать общественное мнение, чтобы обеспечить развитие ИИ на благо всего человечества.

Заключение

Искусственный интеллект (ИИ) стремительно превращается из научной фантастики в неотъемлемую часть нашей действительности. Обладая огромным потенциалом для решения сложных задач и улучшения многих аспектов нашей жизни, ИИ в то же время ставит перед нами ряд серьезных вызовов.

Для того чтобы ИИ служил на благо человечества, необходимо руководствоваться принципами ответственного и этичного подхода к его разработке и внедрению. Важно найти баланс между стремлением к технологическому прогрессу и необходимостью предотвратить потенциальные негативные последствия для общества.

Ключевые задачи на этом пути:

- обеспечение безопасности и надежности ИИ-систем;
- разработка прозрачных и объяснимых алгоритмов, исключающих дискриминацию и предвзятость;

- защита конфиденциальности и персональных данных пользователей;
- контроль над разработкой и применением потенциально опасных технологий, таких как автономное оружие;
- формирование общественного диалога и повышение уровня грамотности в области ИИ.

Только объединив усилия ученых, инженеров, политиков, представителей бизнеса и широкой общественности, мы сможем гарантировать, что искусственный интеллект будет использоваться исключительно во благо человечества, способствуя созданию более справедливого, безопасного и благополучного мира.

-
1. URL: Область исследования АНО НИИ «Цифровой интеллект» концепции Сметана В.В. «Цифровой философии»: первый этап 4-й стадии эволюции человечества. <https://diph.ru/> Материалы в исследованиях с использованием ИИ. (дата обращения: 03.06.2024).
 2. Сметана, В. В. Закон Мура обеспечит переход к третьему этапу 4-й стадии эволюции человечества «цифровая философия» / В. В. Сметана // Рефлексия. – 2023. – № 4. – С. 74-77. – EDN MPOHWW.
 3. LeCun, Yann; Bengio, Yoshua; Hinton, Geoffrey (2015). "Deep Learning" (PDF). *Nature*. 521 (7553): 436–444. Bibcode:2015Natur.521..436L. doi:10.1038/nature14539. PMID 26017442. S2CID 3074096.
 4. Sutton, Richard S.; Barto, Andrew G. (2018) [1998]. *Reinforcement Learning: An Introduction* (2nd ed.). MIT Press. ISBN 978-0-262-03924-6.
 5. URL: Bennett J, 2015. Why is the purpose of human life to create artificial general intelligence? https://www.researchgate.net/publication/319235750_Why_is_the_purpose_of_human_life_to_create_Artificial_General_Intelligence (дата обращения: 03.06.2024).
 6. URL: David Hambling. Israel used world's first AI-guided combat drone swarm in Gaza attacks. <https://www.newscientist.com/article/2282656-israel-used-worlds-first-ai-guided-combat-drone-swarm-in-gaza-attacks/> (дата обращения: 03.06.2024).

<<<<<<

Глава 6

ОТВЕТСТВЕННОСТЬ ЗА ДЕЙСТВИЯ АВТОНОМНЫХ СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РФ: ПРАВОВЫЕ ВЫЗОВЫ И ПУТИ РЕШЕНИЯ

Киселева Л.А., Шайдулов А.С.

В статье рассматривается проблема ответственности за действия автономных систем. Проанализированы различные подходы к ответственности искусственного интеллекта.

Развитие технологий искусственного интеллекта (далее – ИИ) в XXI веке открывает перед человечеством невиданные перспективы, но при этом ставит перед сложнейшими этическими и юридическими вызовами. Внедрение автономных систем ИИ в такие важные сферы, как управление транспортом (беспилотные автомобили), здравоохранение (системы диагностики и принятия решений), финансы (алгоритмическая торговля), неразрывно связано с риском причинения вреда. Аварии с участием беспилотных автомобилей, например, авария с участием автомобиля Tesla в 2016 году [1], ошибочные медицинские диагнозы, поставленные ИИ, как, например, случай с системой IBM Watson [2], – все это уже не гипотетические сценарии, а реальность, требующая пристального внимания со стороны законодателя, юристов и общества в целом.

Одной из ключевых проблем, связанных с использованием ИИ, является отсутствие четкого понимания того, кто и в каких случаях несет ответственность за вред, причиненный действиями или бездействием автономной системы. Действующее российское законодательство, сформировавшееся задолго до появления современных технологий ИИ, не содержит прямых ответов на эти вопросы.

Прежде чем говорить об ответственности за действия искусственного интеллекта, необходимо определить понятие автономных систем ИИ и проанализировать их ключевые характеристики.

Автономные системы ИИ – это системы, способные к самостоятельному анализу данных, принятию решений и их реализации без прямого участия человека.

Важно подчеркнуть, что понятие "автономия" в контексте ИИ не тождественно понятию "автономия", которое применяется по отношению к человеку. Если человек принимает решения, основываясь на своей свободе воли, сознании и нравственных принципах, то ИИ действует на основе заданных алгоритмов и данных, предоставленных разработчиками.

В зависимости от степени самостоятельности выделяют разные уровни автономии ИИ. Так, шкала автономности SAE International (Society of Automotive Engineers) [3], описывает шесть уровней автономии, начиная от нулевого (полное отсутствие автономии) до пятого (полная автономия). На низших уровнях ИИ способен выполнять лишь строго определенные команды и не обладает возможностью отклоняться от заданных инструкций. На высших уровнях автономии предполагается, что ИИ может самостоятельно обучаться на базе больших данных, адаптироваться к изменяющимся условиям и даже самостоятельно ставить перед собой цели.

Именно высокий уровень автономии современных систем ИИ делает проблему ответственности настолько актуальной. Непредсказуемость поведения сложных нейронных сетей, работающих по принципу "черного ящика", затрудняет определение причин ошибок и нарушений в работе ИИ. В связи с этим возникает фундаментальный вопрос: можно ли считать ИИ самостоятельным субъектом, способным нести ответственность за свои действия наравне с человеком.

Существующие подходы к ответственности за действия искусственного интеллекта

Отсутствие четкого ответа на вопрос о самостоятельной ответственности ИИ заставляет обратиться к существующим юридическим концепциям и проанализировать возможности их применения к новой реальности, связанной с развитием ИИ.

1. Традиционные юридические концепции

1.1 Ответственность производителя – в соответствии с Гражданским кодексом РФ (ст. 1095-1098) [4] производитель несет ответственность за вред, причиненный вследствие недостатков товара, в том числе и программного обеспечения. Эта норма традиционно применялась к случаям производственного брака или ошибок в проектировании, однако ее применение к ИИ, способному к самообучению и непредсказуемому поведению, вызывает сомнения. Остается открытым вопрос, можно ли считать непредсказуемое поведение ИИ "недостатком товара" по смыслу статьи 1095 ГК РФ.

1.2 Ответственность владельца/оператора – данный подход предполагает, что лицо, владеющее или управляющее системой ИИ, обязано обеспечить безопасность ее эксплуатации. В соответствии с общими принципами гражданского права РФ (ст. 1064 ГК РФ) [4], лицо, деятельность которого создает угрозу причинения вреда, обязано принять все меры для предотвращения этого вреда. Однако в отношении сложных систем ИИ сложно определить, какие именно меры контроля можно считать достаточными для предотвращения вреда.

1.3 Виновная ответственность – данный принцип подразумевает, что ответственность наступает только при наличии вины конкретного лица (разработчика, производителя, оператора или пользователя ИИ). В контексте ИИ доказать наличие вины может быть крайне сложно, особенно если речь идет о самообучающихся системах, действия которых трудно предсказать заранее.

2. Новые правовые инициативы

2.1. "Электронные лица": в Европейском Союзе [5] и некоторых других странах активно обсуждается возможность присвоения ИИ особого юридического статуса, аналогичного статусу юридического лица. Это позволило бы возлагать на ИИ прямую ответственность за причиненный вред. Однако такой подход вызывает множество вопросов философского и юридического характера. В частности, неясно, каким образом ИИ будет нести ответственность, если он не обладает сознанием, свободой воли и имуществом. В России данная концепция пока находится на стадии теоретических дискуссий.

2.2. Обязательное страхование: введение обязательного страхования ответственности за вред, причиненный ИИ, могло бы стать одним из практических решений проблемы. Это позволило бы создать финансовые механизмы для компенсации вреда потерпевшим. Однако остается открытым вопрос об определении страховых тарифов и распределении страховых выплат между разными субъектами: производителями, операторами, пользователями ИИ.

3. Этические аспекты ответственности за действия автономных систем ИИ

Проблема ответственности за действия ИИ не может быть решена исключительно в юридической плоскости. Она требует глубокого этического осмысления, поскольку затрагивает фундаментальные вопросы о роли человека в мире, его взаимоотношениях с создаваемыми им технологиями, а также о границах приемлемого риска в условиях стремительного технологического развития.

Принципы этического поведения ИИ, такие, как справедливость, прозрачность, подотчетность, должны стать основополагающими при разработке, внедрении и использовании автономных систем. Эти принципы нашли отражение, например, в "Этических руководящих принципах доверенного ИИ", разработанных Европейской комиссией [6].

Рассмотрим их более подробно.

1.*Справедливость*: Алгоритмы ИИ не должны содержать дискриминационных признаков и приводить к ущемлению прав и свобод каких-либо лиц или групп лиц.

2.*Прозрачность*: Принципы работы ИИ, а также процессы принятия им решений должны быть понятны и доступны для анализа и контроля.

3.*Подотчетность*: Необходимо обеспечить возможность установления ответственных лиц за действия ИИ и привлечения их к ответственности в случае причинения вреда.

Несмотря на широкое внедрение автономных систем, человеческий фактор продолжает играть ключевую роль. Именно человек принимает решения, в каких сферах допустимо использование ИИ, какие задачи ставить перед ним, какие данные использовать для обучения. Следовательно, ответственность за действия ИИ должна распределяться между всеми участниками процесса его создания и использования: разработчиками, производителями, владельцами, операторами и, в некоторых случаях, даже пользователями.

Анализ традиционных концепций ответственности (производителя, владельца, оператора), принципа виновной ответственности, а также новых законодательных инициатив, таких, как «электронные лица» и обязательное страхование, демонстрирует их ограниченность применительно к самообучающимся системам с высоким уровнем автономности.

Развитие ИИ ставит перед нами дилемму: с одной стороны, мы стремимся к технологическому прогрессу и использованию всех его преимуществ, а с другой – мы должны гарантировать безопасность и защиту прав и интересов человека и гражданина. Найти баланс между инновациями, этикой и правом – одна из важнейших задач, стоящих перед человечеством в XXI веке.

1. Preliminary Report Highway Accident Report Crash Involving a Sport Utility Vehicle Operating with Automated Vehicle Control Systems Williston, Florida May 7, 2016. / National Transportation Safety Board. – Washington, 2017. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.nts.gov/investigations/AccidentReports/Reports/HAR1701.pdf>
2. Strickland, E. How IBM Watson Overpromised and Underdelivered on AI Healthcare / E. Strickland // IEEE Spectrum. – 2018. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: How IBM Watson Overpromised and Underdelivered on AI Health Care – IEEE Spectrum
3. Taxonomy and Definitions for Terms Related to Driving Automation Systems for On-Road Motor Vehicles. SAE J3016_202104 / SAE International. – Warrendale, PA, 2021. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.sae.org/standards/content/j3016_202104/.
4. Гражданский кодекс Российской Федерации (часть вторая) от 26.01.1996 N 14-ФЗ (ред. от 05.12.2022) // "КонсультантПлюс": справочно-правовая система. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_8828/
5. Civil liability regime for artificial intelligence – Having a European approach to boost innovation and protect citizens. / European Parliament. – Brussels, 2020. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2020-0276_EN.html
6. Ethics guidelines for trustworthy AI / European Commission. – Brussels, 2019. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>

<<<<<<

>>>>>>

Глава 7
ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ МНОГОМЕРНОЙ МАТЕМАТИКИ
В МОДЕЛИРОВАНИИ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРОЦЕССОВ:
МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АППАРАТ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Машунин Ю.К.

Цель работы представить теорию и методы многомерной математики, включающей аксиоматику, принципы оптимальности и методы для решения векторных задач оптимизации в моделировании промышленных процессов. Теория и методы векторной оптимизации могут являться математическим аппаратом вычислительного интеллекта в рамках искусственного интеллекта. В рамках теории векторной оптимизации представлены принципы оптимальности решения векторных задач при равнозначных критериях и при заданном приоритете критерия <https://rdcu.be/bhZ8i>. (Работа "Vector optimization with equivalent and priority criteria" Springer Nature распространяется бесплатно.). На основе теории разработаны конструктивные методы решения задач векторной оптимизации, которые позволяют принимать решение, во-первых, при равнозначных критериях, во-вторых, при заданном приоритете критерия.

Практическая направленность работы связана с автоматизированным проектированием инженерных и производственных систем на базе векторной оптимизации.

Сформированные конструктивные методы решения векторных задач математического (выпуклого) программирования представлены при проектировании производственных и инженерных систем. Реализация методологии представлена на решении численных задач: принятия решений выбора оптимальной структуры материала и выбора параметров технической системы с шестью характеристиками (исследуется многомерность: шесть функций). Решение проблемы принятия решений включает: построение численной модели объекта в виде векторной задачи; решение задачи принятия решений при равнозначных критериях, решение векторной задачи принятия решений с приоритетом критерия.

1. Введение. Основной тенденцией развития методов управления общества (экономическими, техническими системами) является использование искусственного интеллекта. Искусственный интеллект (ИИ) представляет новое научное направление, которая исследует и разрабатывает теорию, методы и прикладные системы, используемые для моделирования и расширения человеческого интеллекта. Исследования в этой области включают в себя вычислительный интеллект, распознавание языков, изображений, обработку естественного языка и экспертные системы. Развитие современных систем искусственного интеллекта идет по пути интеграции вычислительного интеллекта и информационных систем.

При исследовании развития производственных и инженерных систем выясняется, что они (системы) зависят от некоторого числового множества функциональных характеристик, которые в совокупности определяют многомерность исследуемой системы. Эту многомерность необходимо учитывать на стадии проектирования и моделирования. Анализ и исследование множества инженерных, экономических систем показало, что улучшение по одной из характеристик системы приводит к ухудшению других характеристик.

А для улучшения функционирования системы:

во-первых, требуется решение проблемы, при которой в исследуемой системе одно подмножество характеристик (критериев) было направлено на увеличение числового значения (максимизацию), а второе подмножество характеристик (критериев) системы было направлено на уменьшение числового значения (минимизацию);

во-вторых, необходимо, чтобы все характеристики улучшались в совокупности.

В настоящее время известно решение однокритериальной оптимизации, которую можно трактовать как одномерную оптимизацию.

Исследования многокритериальных задач началось более ста лет тому назад в работе Pareto V. [1]. В последние три десятилетия методам решения векторных (многокритериальных) задач посвящено большое количество монографий и отдельных статей. Это связано с широким использованием этих методов в решении практических задач. Анализ методов и алгоритмов решения многокритериальных задач в соответствии со своей классификацией представлен в ряде работ [6, 10, 22, 39, 45]: методы решения многокритериальных задач, основанные на свертывании критериев с весовыми коэффициентами [3, 5, 25, 27]. Исследование многокритериальной оптимизации проводилось как на теоретическом уровне зарубежными [3, 25-30] и русскими авторами [4-23], так и на решении практических задач сначала в области экономики [31-45], а за тем в области инженерных систем [6-21].

Множество критериев в многокритериальной задаче оптимизации можно представить в виде вектора, с которым можно проводить математические операции, отсюда появились векторные задачи оптимизации или векторные задачи математического программирования.

Решение проблемы векторной оптимизации обусловлено рядом трудностей, причем концептуального характера, и главная из них понять: «что значит решить задачу векторной оптимизации». Для решения проблемы с множеством критериев математически необходимо создание, во-первых, аксиоматики и принципов оптимальности, показывающих любому пользователю, в чем одно решение лучше другого решения, и, что такое оптимальное решение многокритериальной (т.е. со многими характеристиками) оптимизационной задачи. А на следующем этапе на базе аксиоматики и принципов оптимальности разработки конструктивных методов решения многокритериальных задач.

Цель работы представить теорию и методы многомерной математики, включающей аксиоматику, принципы оптимальности и методы для решения векторных задач оптимизации в моделировании промышленных процессов. Теория и методы векторной оптимизации могут являться математическим аппаратом вычислительного интеллекта в рамках искусственного интеллекта.

В работе в рамках теории векторной оптимизации сформулированы аксиомы и представлены принципы оптимальности решения векторных задач при равнозначных критериях и при заданном приоритете критерия, а также представлены конструктивные методы решения задач векторной оптимизации. В прикладной части представлены конструктивные методы принятия оптимальных решений, методы решения векторных задач для моделирования инженерных систем, которые описаны множеством функциональных характеристик.

В организационном плане в первых главах представлена векторная задача математического программирования, [6–22], для решения которой сформулирована аксиоматика и представлены принципы оптимальности. В рамках теории векторной оптимизации разработаны методы решения векторных задач при равнозначных критериях и при заданном приоритете критерия. Представленные конструктивные методы решения векторных задач математического программирования позволяют принимать решение, во-первых, при равнозначных критериях, во-вторых, при заданном приоритете критерия того или иного критерия.

В области инженерных систем, к которым относятся технические системы [11-14, 18, 19], технологические процессы [15, 21], материалы [17]. В работе сформированные конструктивные методы решения векторных задач математического (выпуклого) программирования, используя экспериментальные данные, представлены при проектировании технической системы.

Реализация методологии представлена на решении численной задачи принятия оптимального решения при выборе структуры материала и выбора оптимальных параметров в технической системе.

Решение проблемы принятия решений как при выборе структуры материала, так и выборе оптимальных параметров в технической системе включает: построение численной модели объекта в виде векторной задачи; решение задачи принятия решений при равнозначных критериях; решение векторной задачи принятия решений с приоритетом критерия.

Моделирование и принятие оптимального решения представлено при проектировании структуры материала. Реализация методологии направлена на решении численной задачи принятия решений по структуре материала с четырьмя параметрами (компонентами материала). Решение проблемы принятия решений включает: построение численной модели объекта в виде векторной задачи; решение задачи принятия решений при равнозначных критериях, решение векторной задачи принятия решений с приоритетом критерия.

Представлено моделирование и принятие оптимального решения при проектировании технической системы. Реализация методологии представлена на решении численной задачи принятия решений в технической системе с четырьмя параметрами и шестью критериями (многомерность шесть функций). Решение проблемы принятия решений включает: построение численной модели объекта в виде векторной задачи; решение задачи принятия решений при равнозначных критериях, решение векторной задачи принятия решений с приоритетом критерия.

2. Введение в многомерную математику. Векторная задача математического программирования.

2.1. Введение в многомерную математику.

В качестве представителя многомерной математики мы сформулируем задачу математического программирования, представленную множеством функций, которые определяют многомерность исследуемого объекта. Каждая функция этого множества функций имеют различную целевую направленность: максимизации или минимизации, которые в совокупности изменяются

на определенном (не пустом и замкнутом) множестве переменных (параметров). Не нарушая общности множество функций можно представить в виде вектора функций. В итоге получаем векторную задачу математического программирования (ВЗМП). На базе векторной задачи оптимизации представим теоретические проблемы необходимые для ее решения, которые включают аксиоматику (теоретические основы), принцип оптимальности и конструктивные методы решения векторных задач с равнозначными критериями и заданным приоритетом критерия, [6, 15, 29, 31, 33].

2.2. Векторная задача математического программирования

Векторная задача математического программирования (ВЗМП) – это стандартная задача математического программирования, имеющая некоторое множество критериев, которые в совокупности представляют вектор критериев.

ВЗМП подразделяются на однородные и неоднородные ВЗМП.

Однородные ВЗМП максимизации – это векторная задача, у которой каждая компонента множества критериев направлена на максимизацию.

Однородные ВЗМП минимизации – это векторная задача, у которой каждая компонента множества критериев направлена на минимизацию.

Неоднородные ВЗМП – это векторная задача, у которой множество критериев разделено на два подмножества (вектора) критериев – максимизации и минимизации соответственно, т. е. неоднородные ВЗМП – это объединение двух видов однородных задач.

В соответствии с этими определениями представим выпуклую векторную задачу математического программирования с неоднородными критериями [6, 20, 22].

$$\text{Opt } F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max f_k(X), k = \overline{1, K_1}\}, (1)$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_k(X), k = \overline{1, K_2}\}\}, (2)$$

$$G(X) \leq B, (3)$$

$$X \geq 0, (4)$$

где $X = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – вектор переменных, т.е. это вектор из N-мерного евклидова R^N , (обозначение $j = \overline{1, N}$ эквивалентно $j = 1, \dots, N$);

$F(X)$ – вектор-функция (векторный критерий), имеющая K – компонент-функций, (K – мощность множества K), $F(X) = \{f_k(X), k = \overline{1, K}\}$. Множество K состоит из подмножества K_1 компонент максимизации и подмножества K_2 минимизации; $K = K_1 \cup K_2$, для оценки совокупности критериев вводится обозначение операция «opt», которое включает в себя $\max$ и $\min$;

$F_1(X) = \{f_k(X), k = \overline{1, K_1}\}$ – это векторный критерий, каждая компонента которого максимизируется, K_1 – число критериев, а $K_1 \equiv \overline{1, K_1}$ – множество критериев максимизации (задача (1), (3), (4) представляют собой ВЗМП с однородными критериями максимизации). В дальнейшем будем предполагать, что $f_k(X), k = \overline{1, K_1}$ – непрерывные вогнутые функции (иногда будем их называть критериями максимизации);

$F_2(X) = \{f_k(X), k = \overline{1, K_2}\}$ – векторный критерий, каждая компонента которого минимизируется, $K_2 \equiv \overline{K_1 + 1, K_1 + K_2}$ – множество критериев минимизации, K_2 – число, (задача (2) – (4) это ВЗМП с однородными критериями минимизации). Предполагаем, что $f_k(X), k = \overline{1, K_2}$ – непрерывные выпуклые функции (будем иногда их называть критериями минимизации), т. е.:

$$K_1 \cup K_2 = K, K_1 \subset K, K_2 \subset K. (5)$$

$G(X) \leq B, X \geq 0$ – стандартные ограничения, $g_i(X) \leq b_i, i = 1, \dots, M$, где b_i – набор вещественных чисел, а функции $g_i(X)$ предполагаются непрерывными и выпуклыми.

$$\text{Обозначим: } S = \{X \in R^n | G(X) \leq 0, X^{\min} \leq X \leq X^{\max}\} \neq \emptyset - (6)$$

это допустимое множество точек (или более кратко – допустимое множество), задающиеся стандартными ограничениями (3)–(4) и тривиальными ограничениями $X \geq 0$. Предполагаем, что допустимое множество точек не пусто и представляет собой компакт.

Векторная функция (критерий) минимизации $F_2(X)$ может быть преобразован в векторную функцию (критерий) максимизации умножением каждой компоненты $F_2(X)$ на минус единицу. Векторный критерий $F_2(X)$ введен в ВЗМП (1)–(4) для того, чтобы показать, что в задаче имеется два подмножества критериев K_1, K_2 с принципиально различными направлениями оптимизации.

Предполагаем, что точки оптимума, полученные по каждому критерию, не совпадают хотя бы для двух критериев. Если все точки оптимума совпадают между собой для всех критериев, то считаем решение тривиально.

2.3. Теория векторной оптимизации

Теория векторной оптимизации направлена на решение векторных (многокритериальных) задач математического программирования (1)–(4) с однородными и неоднородными критериями. Теория векторной оптимизации включает теоретические основы: аксиоматика, принципы оптимальности и методы решения векторных задач, во-первых, с равнозначными критериями и, во-вторых, с заданным приоритетом критерия. В совокупности теория

векторной оптимизации представляет математический аппарат моделирования и принятия оптимального решения «объекта принятия решений».

В соответствии с этим определением «Теория векторной оптимизации» включает следующие разделы.

Основные теоретические понятия и определения, которые будут использованы при построении аксиоматики (аксиоматики Машунина Ю.К.), принципов оптимальности и методы решения задач векторной оптимизации. Аксиоматика Машунина Ю.К. подразделяется на аксиоматику, принципы оптимальности и методы решения векторных задач, во-первых, с равнозначными критериями и во-вторых, с заданным приоритетом критерия.

Концепция решения задач векторной оптимизации с равнозначными критериями. Концепция векторной оптимизации с приоритетом критерия. Симметрия в векторных задачах математического программирования: исследование, анализ.

«Объектом принятия решений» является: социальная система, экономическая и техническая система. Математический аппарат позволяет выбрать любую точку из множества точек, оптимальных по Парето, и показать ее оптимальность. Мы представили аксиоматику, принцип оптимальности и методы решения задач векторной оптимизации (1)-(4) с равнозначными критериями и заданным приоритетом критериев. [6, 20]. Для простоты исследования критерии и ограничения ВЗМП (1)-(4) представлены полиномами второй степени, т.е. рассматриваются выпуклые векторные задачи, которые также включают векторные задачи линейного программирования. Выпуклые ВЗМП характеризуются свойством, что точка оптимума существует и такая точка только одна (Теорема Вейерштрасса).

2.4. Аксиомы и Аксиоматические методы: характеристика

Аксиома – это утверждение, не требующее логического доказательства. На основе этих утверждений (исходных положений) строится та или иная теория.

Аксиоматический метод – это способ построения научной теории, при котором в основу теории кладутся некоторые исходные положения, называемые Аксиомами теории. В итоге все остальные положения теории получаются как логические следствия аксиом, [1, 2].

В математике Аксиоматический метод зародился в работах древнегреческих геометров. Образцом аксиоматического метода является древнегреческий ученый Евклид, аксиомы которого были заложены в его знаменитом сочинении «Начала».

Дальнейшее развитие аксиоматического метода получил в работах Д. Гильберта в виде так называемого метода формализма системы. Общая схема построения произвольной формальной системы («S») включает:

1. Язык системы («S»), в том числе алфавит – это перечень элементарных символов; правила образования (синтаксис), по которым строится формулы «S».

2. Аксиомы системы «S», которые представляют некоторое множество формул.

3. Правила вывода системы «S» [2].

В приложении к решению задачи векторной оптимизации (многомерной математики) аксиоматика подразделяется на два раздела:

1. Аксиоматика решения задачи векторной оптимизации с равнозначными критериями;

2. Аксиоматика решения задачи векторной оптимизации с заданным приоритетом критериев.

Только при построении первоначальной аксиоматики возможно в дальнейшем построение принципа оптимальности и вытекающих из него алгоритмов решения векторных задач математического программирования.

3. Аксиоматика, принцип оптимальности и конструктивные методы векторной оптимизации с равнозначными критериями

3.1. Аксиоматика решения векторной задачи оптимизации с равнозначными критериями

В соответствии с вышеизложенной трактовкой Язык системы многомерной математики включает: во-первых, нормализацию критериев, во-вторых, относительную оценку критериев (функций), и, в-третьих, минимальный относительный уровень.

Определение 1. (Нормализация критерия).

Нормализация критериев (математическая операция: сдвиг плюс нормирование) представляет однозначное отображение функции $f_k(X) \forall k \in K$, в одномерное пространство R^1 (сама функция $f_k(X) \forall k \in K$ представляет собой функцию преобразования из N -мерного евклидова пространства R^N в R^1). Для нормализации критериев в векторных задачах будут использоваться линейные преобразования:

$$\begin{aligned} f_k(X) &= a_k f'_k(X) + c_k \forall k \in K, \text{ или} \\ f_k(X) &= (f'_k(X) + c_k) / a_k \forall k \in K, (7) \end{aligned}$$

где $f'_k(X), k = \overline{1, K}$ – старое (до нормализации) значение критерия; $f_k(X), k = \overline{1, K}$ – нормализованное значение, a_k, c_k – постоянные.

Нормализация критериев $f_k(X) = (f'_k(X) + c_k)/a_k \forall k \in K$ представляет простое (линейное) инвариантное преобразование полинома, в результате которого структура полинома остается неизменной. В оптимизационной задаче нормализация критериев $f_k(X) = (f'_k(X) + c_k)/a_k \forall k \in K$ не влияет на результат решения.

Действительно, если решается выпуклая оптимизационная задача:

$$\max_{X \in S} f(X), \text{ то в точке оптимума } X^* \in S: \frac{df(X^*)}{dX} = 0. (8)$$

В общем случае (в том числе с нормализацией критерия (1)) решается задача:

$$\max_{X \in S} (a_k f'_k(X) + c_k), (9)$$

то в точке оптимума $X^* \in S$:

$$\frac{d(a_k f(X^*) + c_k)}{dX} = a_k \frac{d(f(X^*))}{dX} + \frac{d(c_k)}{dX} = 0. (10)$$

Результат идентичен, т.е. точка оптимума $X_k^*, k = \overline{1, K}$ является одной и той же для ненормализованных и нормализованных задач.

Определение 2. (Относительная оценка функции (критерия)).

В векторной задаче (1)-(4) выполним нормализацию (7) вида:

$$\lambda_k(X) = \frac{f_k(X) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, \forall k \in K (11)$$

это относительная оценка k-го критерия в точке $X \in S$, где f_k^* наилучшая величина k-го критерия, полученная при решении ВЗМП (1)-(4) отдельно по k-му критерию;

f_k^0 - наихудшая величина k-го критерия (антиоптимум) в точке X_k^0 (верхний индекс 0 – ноль) на допустимом множестве S;

в задаче на $\max$ (1), (3), (4) величина f_k^0 является наименьшим значением k-го критерия: $f_k^0 = \min_{X \in S} f_k(X) \forall k \in K_1$,

а в задаче на $\min$ (2), (3), (4) величина f_k^0 является наибольшим значением k-го критерия: $f_k^0 = \max_{X \in S} f_k(X) \forall k \in K_2$.

Относительная оценка $\lambda_k(X) \forall k \in K$, во-первых, измеряется в относительных единицах; во-вторых, относительная оценка $\lambda_k(X) \forall k \in K$: на допустимом множестве меняется с нуля в точке X_k^0 : $\forall k \in K \lim_{X \rightarrow X_k^0} \lambda_k(X) = 0$,

к единице в точке оптимума X_k^* :

$$\forall k \in K \lim_{X \rightarrow X_k^*} \lambda_k(X) = 1:$$

$$\forall k \in K \ 0 \leq \lambda_k(X) \leq 1, X \in S, (12)$$

В результате такой нормализации все критерии ВЗМП (1)-(4) соизмеримы в относительных единицах, что позволяет, сравнивая их друг с другом, использовать критерии при совместной оптимизации.

Определение 3. Операция сравнения относительных оценок функции (критерия) между собой.

Так как, любая функция (критерий) представлен в относительных оценках функций $\lambda_k(X) \forall k \in K$, которые лежат пределах (2.8), то возможно сравнение относительных оценок по числовой величине. Для сравнения используется операция «вычитания». Если сравнивается две функции (критерия), измеренные в относительных оценках $\lambda_{k=1}(X)$ и $\lambda_{k=2}(X) \forall k \in K$, то возможны три ситуации:

первая, когда $\lambda_{k=1}(X) > \lambda_{k=2}(X)$;

вторая, когда $\lambda_{k=1}(X) = \lambda_{k=2}(X)$;

третья, когда $\lambda_{k=1}(X) < \lambda_{k=2}(X)$.

Первая и третья ситуация исследуется в разделе 2.3.

В этом разделе исследуется вторая ситуация.

3.2. Аксиоматика векторной оптимизации с равнозначными критериями

Аксиома 1. (О равнозначности критериев в допустимой точке векторной задачи математического программирования)

В векторной задаче два критерия с индексами $k \in K, q \in K$ будем считать равнозначными в точке $X \in S$, если относительные оценки по k-му и q-му критерию равны между собой в этой точке, т. е. $\lambda_k(X) = \lambda_q(X), k, q \in K$.

Пояснение. Если в точке $X \in S$ функции (критерии) будут равны:

$\lambda_l(X) = 0,45 \ l \in K$ и $\lambda_q(X) = 0,45, q \in K$ (т.е. 45% от своей оптимальной величины, которая в относительных единицах равна 1), то такие критерии не «равны» друг другу, а равнозначны по своему числовому значению. И каждый из них несет свой функциональный смысл, который может быть получен, используя нормализацию критериев (11).

Определение 4. (Определение минимального уровня среди всех относительных оценок критериев). Относительный уровень λ в векторной задаче представляет нижнюю оценку точки $X \in S$ среди всех относительных оценок $\lambda_k(X), k = \overline{1, K}$:

$$\forall X \in S \ \lambda \leq \lambda_k(X), k = \overline{1, K}, (13)$$

нижний уровень для выполнения условия (13) в точке $X \in S$ определяется формулой

$$\forall X \in S \ \lambda = \min_{k \in K} \lambda_k(X). (14)$$

Соотношения (13) и (14) являются взаимосвязанными. Они служат переходом от операции (14) определения $\min$ к ограничениям (13) и наоборот. Уровень λ позволяет объединить все критерии в векторной задаче одной числовой характеристикой λ и производить над ней определенные операции, тем самым, выполняя эти операции над всеми критериями, измеренными в относительных единицах. Уровень λ функционально зависит от переменной $X \in S$, изменяя X , можем изменять нижний уровень – λ .

3.3. Принцип оптимальности векторной оптимизации с равнозначными критериями

Определение 5. (Принцип оптимальности 1 с равнозначными критериями).

Векторная задача математического программирования при равнозначных критериях решена, если найдена точка $X^o \in S$ и максимальный уровень λ^o (верхний индекс o – оптимум) среди всех относительных оценок такой, что

$$\lambda^o = \max_{X \in S} \min_{k \in K} \lambda_k(X) \quad (15)$$

Используя взаимосвязь выражений (13) и (14), преобразуем максиминную задачу (15) в экстремальную задачу:

$$\lambda^o = \max_{X \in S} \lambda \quad (16)$$

$$\text{при ограничениях } \lambda \leq \lambda_k(X), k = \overline{1, K}. \quad (17)$$

Полученную задачу (16)-(17) назовем λ -задачей. λ -задача (16)-(17) имеет $(N+1)$ размерность, как следствие результат решения λ -задачи (16)-(17) представляет собой оптимальный вектор $X^o \in R^{N+1}$, $(N+1)$ -я компонента которого суть величина λ^o , т. е. $X^o = \{x_1^o, x_2^o, \dots, x_N^o, x_{N+1}^o\}$, при этом $x_{N+1}^o = \lambda^o$, $(N+1)$ компонента вектора X^o выделена в λ^o .

Полученная пара $\{\lambda^o, X^o\} = X^o$ характеризует оптимальное решение λ -задачи (16)-(17) и соответственно векторной задачи математического программирования (1)-(4) с равнозначными критериями, решенную на основе нормализации критериев и принципе гарантированного результата. Назовем в оптимальном решении $X^o = \{\lambda^o, X^o\}$, X^o – оптимальной точкой, а λ^o – максимальным уровнем.

Важным результатом алгоритма решения векторной задачи с равнозначными критериями (1)-(4) является следующая теорема.

Теорема 1. (Теорема о двух наиболее противоречивых критериях в векторной задаче математического программирования с равнозначными критериями).

В выпуклой векторной задаче математического программирования (1)-(4) при эквивалентных критериях, решенной на основе нормализации критериев и принципа гарантированного результата, в оптимальной точке $X^0 = \{\lambda^0, X^0\}$ всегда имеется два критерия – обозначим их индексами $q \in K, p \in K$ (которые являются самыми противоречивыми из множества критериев $k = \overline{1, K}$), и для которых выполняется равенство:

$$\lambda^0 = \lambda_q(X^0) = \lambda_p(X^0), q, p \in K, X \in S, (18)$$

и другие критерии определяются неравенством:

$$\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0), \forall k \in K, q \neq p \neq k. (19)$$

Впервые доказательство теоремы 1 представлено в [6, стр.22], в дальнейшем повторено в работе [10, стр.234].

Вместе с тем, что точка X^0 является оптимальным решением ВЗМП.

3.4. Математический алгоритм решения задачи векторной оптимизации с равнозначными критериями

Для решения векторной задачи математического программирования (1)-(4) разработан метод, основанный на нормализации критериев (7), аксиоматике и принципе максимина (гарантированного результата) (11). Конструктивный метод решения векторной задачи оптимизации с равнозначными критериями включает два блока: 1-й блок «Системный анализ» – разделен на три шага; 2-й блок «Принятие оптимального решения», включающий два шага: построения λ -задачи и ее решения.

Блок 1. Системный анализ.

Шаг 1. Решается задача (1)-(4) по каждому критерию отдельно, т.е. для $\forall k \in K_1$ решается на максимум, а для $\forall k \in K_2$ решается на минимум.

В результате получим:

X_k^* - точка оптимума по соответствующему критерию, $k = \overline{1, K}$;

$f_k^* = f_k(X_k^*)$ – величина k-го критерия в этой точке, $k = \overline{1, K}$.

Шаг 2. Определяем наихудшую величину каждого критерия (антиоптимум): $f_k^0, k = \overline{1, K}$. Для чего решается задача (1)-(4) для каждого критерия $k = \overline{1, K_1}$ на минимум:

$$f_k^0 = \min f_k(X), G(X) \leq B, X \geq 0, k = \overline{1, K_1}$$

для каждого критерия $k = \overline{1, K_2}$ на максимум:

$$f_k^0 = \max f_k(X), G(X) \leq B, X \geq 0, k = \overline{1, K_2}. (20)$$

В результате решения получим: $X_k^0 = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – точка оптимума по соответствующему критерию, $k = \overline{1, K}$;

$f_k^0 = f_k(X_k^0)$ – величина k-го критерия в точке, $X_k^0, k = \overline{1, K}$.

Шаг 3. Выполняется системный анализ множества точек, оптимальных по Парето. В точках $X^* = \{X_k^*, k = \overline{1, K}\}$ определяются величины целевых функций $F(X^*)$ и относительных оценок $\lambda(X^*)$:

$$\lambda_k(X) = \frac{f_k(X) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, \forall k \in K.$$

$$F(X^*) = \{f_k(X_k^*), q = \overline{1, K}, k = \overline{1, K}\} = \begin{vmatrix} f_1(X_1^*), \dots, f_K(X_1^*) \\ \dots \\ f_1(X_K^*), \dots, f_K(X_K^*) \end{vmatrix}, \quad (21)$$

$$\lambda(X^*) = \{\lambda_q(X_k^*), q = \overline{1, K}, k = \overline{1, K}\} = \begin{vmatrix} \lambda_1(X_1^*), \dots, \lambda_K(X_1^*) \\ \dots \\ \lambda_1(X_K^*), \dots, \lambda_K(X_K^*) \end{vmatrix}. \quad (22)$$

В целом по задаче относительная оценка (22) $\lambda_k(X), k = \overline{1, K}$ лежит в пределах:

$$0 \leq \lambda_k(X) \leq 1, k = \overline{1, K}.$$

Блок 2. Принятие оптимального решения в ВЗМП.

Включает два шага – 4, 5.

Шаг 4. Построение λ -задачи. Создание λ -задачи осуществляется в два этапа: первоначально строится максиминная задача оптимизации с эквивалентными критериями, которые на втором этапе преобразуются в стандартную задачу математического программирования, названной λ -задачей. Для построения максиминная задача используем определение 2:

$$\forall X \in S \lambda = \min_{k \in K} \lambda_k(X).$$

Нижний уровень λ максимизируем по $X \in S$. В результате сформулируем максиминную задачу оптимизации с нормализованными критериями:

$$\lambda^0 = \max_{X \in S} \min_{k \in K} \lambda_k(X). \quad (23)$$

На втором этапе задача (23) преобразуется в стандартную задачу математического программирования, названную λ -задача:

$$\lambda^0 = \max_{X \in S} \lambda, \lambda^0 = \max_{X \in S} \lambda, \quad (24)$$

$$\lambda - \lambda_k(X) \leq 0, k = \overline{1, K}, \rightarrow \lambda - \frac{f_k(X) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0} \leq 0, k = \overline{1, K}, \quad (25)$$

$$G(X) \leq B, X \geq 0, G(X) \leq B, X \geq 0, \quad (26)$$

где вектор неизвестных X имеет размерность $N + 1$: $X = \{\lambda, x_1, \dots, x_N\}$.

Шаг 5. Решение λ -задачи. λ -задача (24)-(26) – стандартная задача выпуклого программирования и для ее решения используются стандартные методы, в результате решения λ -задачи получим:

$$X^0 = \{\lambda^0, X^0\} - \text{точку оптимума}; \quad (27)$$

$$f_k(X^0), k = \overline{1, K} - \text{величины критериев в этой точке}; \quad (28)$$

$$\lambda_k(X^o) = \frac{f_k(X^o) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, k = \overline{1, K} - \text{величины относительных оценок};$$

(29)

λ_0 – максимальная относительная оценка, которая является максимальным нижним уровнем для всех относительных оценок $\lambda_k(X^o)$, гарантированным результатом в относительных единицах. λ_0 гарантирует, что в точке X^o относительные оценки $\lambda_k(X^o)$ больше или равны λ_0 :

$$\lambda_k(X^o) \geq \lambda^0, k = \overline{1, K} \text{ or } \lambda^0 \leq \lambda_k(X^o), k = \overline{1, K}, X^o \in S, (30)$$

и в соответствии с теоремой 1 точка оптимума $X^o = \{\lambda^0, x_1, \dots, x_N\}$ является оптимальной по Парето.

4. Аксиоматика и принцип оптимальности векторной оптимизации с заданным приоритетом критерия

В определении 3 указано, что если сравнивать две функции (критерия), измеренных в относительных оценках $\lambda_{k=1}(X)$ и $\lambda_{k=2}(X) \forall k \in K$, то возможны три ситуации. Вторая ситуация, когда $\lambda_{k=1}(X) = \lambda_{k=2}(X)$ исследована в разделе 3.2 (равнозначные критерии). Ситуации: первая, когда $\lambda_{k=1}(X) > \lambda_{k=2}(X)$, и третья, когда $\lambda_{k=1}(X) < \lambda_{k=2}(X)$, исследуются в этом разделе. Такие ситуации определяются, как задачи с приоритетом критерия.

Для построения методов решения проблемы векторной оптимизации с приоритетом критерия мы введем следующие определения: О приоритете одного критерия над другим; О числовом выражении приоритета критерия над другим; О заданном числовом выражении приоритета одного критерия над другим; О нижнем уровне среди всех относительных оценок с приоритетом критерия; О подмножестве точек, приоритетных по критерию; Принцип оптимальности 2 – Решение векторной задачи с заданным приоритетом критерия, [20, 22].

4.1. Аксиоматика решения векторной задачи оптимизации с заданным приоритетом критерия

Язык системы аксиоматики решения векторной задачи с заданным приоритетом критерия включает определения: 1) Приоритет одного критерия над другим; 2) Числовое значение приоритета критерия; 3) Нижний уровень критерия среди всех относительных оценок с приоритетом критерия.

Определение 6. (О приоритете одного критерия над другим).

Критерий $q \in K$ в векторной задаче в точке $X \in S$ имеет приоритет над другими критериями $k = \overline{1, K}$, если относительная оценка $\lambda_q(X)$ по этому критерию больше или равна относительных оценок $\lambda_k(X)$ других критериев, т. е.:

$$\lambda_q(X) \geq \lambda_k(X), k = \overline{1, K}, (31)$$

и строгий приоритет, если хотя бы для одного критерия $t \in K$: $\lambda_q(X) > \lambda_k(X), t \neq q$, а для остальных критериев $\lambda_q(X) \geq \lambda_k(X), k = \overline{1, K}, k \neq t \neq q$.

Введением определения приоритета критерия $q \in K$ в ВЗМП (1)-(4) выполнено переопределение раннего понятия приоритета. Если раньше в него вкладывалось интуитивное понятие о важности этого критерия, то сейчас эта “важность” определяется математически: чем больше относительная оценка q -го критерия над другими, тем он важнее (приоритетнее), и наиболее высокий приоритет в точке оптимума $X_k^*, \forall q \in K$.

Из определения выражения приоритета критерия $q \in K$ в векторной задаче в уравнениях (1)-(4) следует, что возможная область соответствующая множеству точек $S_q \subset S$, которое характеризуется как $\lambda_q(X) \geq \lambda_k(X), \forall k \neq q, \forall X \in S_q$. Однако, вопрос на сколько критерий $q \in K$ в точке множества S_q имеет больший приоритет относительно другого критерия остается открытым. Для ответа на этот вопрос, мы вводим коэффициент связи между парой относительных оценок q и k , что, в целом, представляет вектор:

$$P^q(X) = \{p_k^q(X) \mid k = \overline{1, K}\}, q \in K \forall X \in S_q.$$

Определение 7. (О числовом выражении приоритета критерия над другим).

В векторной задаче с приоритетом критерия q -го над другими критериями $k = \overline{1, K}$, для $\forall X \in S_q$, вектор $P^q(X)$ показывает во сколько раз относительная оценка $\lambda_q(X), q \in K$, больше остальных относительных оценок $\lambda_k(X), k = \overline{1, K}$:

$$P^q(X) = \{p_k^q(X) = \frac{\lambda_q(X)}{\lambda_k(X)}, k = \overline{1, K}\}, p_k^q(X) \geq 1, \forall X \in S_q \subset S, k = \overline{1, K}, \forall q \in K. (32)$$

Такое отношение $p_k^q(X) = \frac{\lambda_q(X)}{\lambda_k(X)}$ назовем числовым выражением приоритета q -го критерия над остальными критериями $k = \overline{1, K}$.

Определение 7а. (О заданном числовом выражении приоритета одного критерия над другими). В векторной задаче (1)-(4) с приоритетом критерия $q \in K$ для $\forall X \in S$ вектор $P^q = \{p_k^q, k = \overline{1, K}\}$, считается заданным лицом, принимающим решения, (ЛПР), если задана каждая компонента этого вектора. Заданная ЛПР компонента p_k^q , с точки зрения ЛПР, показывает во сколько раз относительная оценка $\lambda_q(X), q \in K$ больше остальных относительных оценок

$\lambda_k(X), k = \overline{1, K}$. Вектор $p_k^q, k = \overline{1, K}$ является заданным числовым выражением приоритета q-го критерия над остальными критериями $k = \overline{1, K}$:

$$P^q(X) = \{p_k^q(X), k = \overline{1, K}\}, p_k^q(X) \geq 1, \forall X \in S_q \subset S, k = \overline{1, K}, \forall q \in K. (33)$$

Векторная задача (1)–(4), в которой задан приоритет какого-либо из критериев, называют векторной задачей с заданным приоритетом критерия. Проблема задачи вектора приоритетов возникает тогда, когда необходимо определить точку $X^0 \in S$ по заданному вектору приоритетов.

При операции сравнения относительных оценок с приоритетом критерия $q \in K$, аналогично, как и в задаче с эквивалентными критериями, введем дополнительную числовую характеристику λ , которую назовем уровнем.

Определение 8. (О нижнем уровне среди всех относительных оценок с приоритетом критерия).

Уровень λ является нижним среди всех относительных оценок с приоритетом критерия $q \in K$, таким, что

$$\lambda \leq p_k^q \lambda_k(X), k = \overline{1, K}, q \in K, \forall X \in S_q \subset S; (34)$$

нижний уровень для выполнения условия (54) определяется

$$\lambda = \min_{k \in K} p_k^q \lambda_k(X), q \in K, \forall X \in S_q \subset S. (35)$$

Соотношения (34) и (35) являются взаимосвязанными и служат в дальнейшем переходом от операции определения $\min$ к ограничениям и наоборот. В разделе 4 мы дали определение точки $X^0 \in S$, оптимальной по Парето, с эквивалентными критериями. Рассматривая данное определение как исходное, мы построим ряд аксиом деления допустимого множества точек S , во-первых, как подмножество точек, оптимальных по Парето S_0 , и, во-вторых, на подмножество точек $S_q \subset S, q \in K$, приоритетным на q-му критерию.

4.2. Аксиома векторной оптимизации с приоритетными критериями

Аксиома 2. (О подмножестве точек, приоритетных по критерию).

В векторной задаче (1)–(4) подмножество точек $S_q \subset S$ называется областью приоритета критерия $q \in K$ над другими критериями, если

$$\forall X \in S_q \forall k \in K \lambda_q(X) \geq \lambda_k(X), q \neq k.$$

Это определение распространяется и на множество точек S^0 , оптимальных по Парето, что дается следующим определением.

Аксиома 2а. (О подмножестве точек, приоритетных по критерию, на множестве точек оптимальных по Парето).

В векторной задаче (1)-(4) подмножество точек $S_q^o \subset S^o \subset S$ называется областью приоритета критерия $q \in K$ над другими критериями, если $\forall X \in S_q^o \forall k \in K \lambda_q(X) \geq \lambda_k(X), q \neq k$.

Дадим некоторые пояснения.

Аксиома 2 и 2а позволила представить в векторной проблеме (1)–(4) допустимое множество точек S , включая подмножество точек, оптимальных по Парето, $S^o \subset S$, в подмножества:

одно подмножество точек $S' \subset S$, где критерии эквивалентны, и подмножество точек S' , пересекаясь с подмножеством точек S^o , выделяет подмножество точек, оптимальных по Парето, в подмножество с эквивалентными критериями $S^{oo} = S' \cap S^o$, которое, как это показано далее, состоит из одной точки $X^o \in S$, т.е. $X^o = S^{oo} = S' \cap S^o, S' \in S, S^o \subset S$;

«K» подмножеств точек, где у каждого критерия $q = \overline{1, K}$ имеется приоритет над другими критериями $k = \overline{1, K}, q \neq k$. Таким образом, выполнено разделение, во-первых, множества всех допустимых точек S , на подмножества $S_q \subset S, q = \overline{1, K}$, и, во-вторых, разделение подмножества точек, оптимальных по Парето, S^o , на подмножества $S_q^o \subset S_q \subset S, q = \overline{1, K}$.

Отсюда верны следующие соотношения:

$$S' \cup \left(\bigcup_{q \in K} S_q^o \right) \equiv S^o, S_q^o \subset S^o \subset S, q = \overline{1, K}.$$

Мы заметим, что подмножество точек S_q^o , с одной стороны, включено в область (подмножество точек) имеющих приоритет критерия $q \in K$ над другими критериями: $S_q^o \subset S_q \subset S$,

и с другой стороны, на подмножество точек, оптимальны по Парето: $S_q^o \subset S^o \subset S$.

Аксиома 2 и числовое выражение приоритета критерия (Определение 5) позволяет определять каждую допустимую точку $X \in S$ (посредством вектора:

$$P^q(X) = \{p_k^q(X) = \frac{\lambda_q(X)}{\lambda_k(X)}, k = \overline{1, K}\}, \text{ формироваться и выбирать:}$$

- подмножество точек по приоритетному критерию S_q , который включен в множество точек $S, \forall q \in K X \in S_q \subset S$, (такое подмножество точек может использоваться в проблемах кластеризации, но это вне статьи);

- подмножество точек по приоритетному критерию S_q^o , который включен в ряд точек S^o , оптимальных по Парето, $\forall q \in K, X \in S_q^o \subset S^o$.

Множество допустимых точек $X \in S \rightarrow$	Подмножества точек оптимума по Парето, $X \in S^o \subset S \rightarrow$	Подмножество точек, оптимума по Pareto $X \in S_q^o \subset S^o \subset S \rightarrow$	Отдельная точка, $\forall X \in S$ $X \in S_q^o \subset S^o \subset S$
--	---	---	--

Это самый важный результат, который позволит вывести принцип оптимальности и построить методы выбора любой точки из множества точек, оптимальных по Парето.

4.3. Принцип оптимальности решения векторной задачи с заданным приоритетом критерия

Определение 8. (Принцип оптимальности 2. Решение векторной задачи с заданным приоритетом критерия). Векторная задача (1)–(4) с заданным приоритетом q -го критерия $p_k^q \lambda_k(X), k = \overline{1, K}$ считается решенной, если найдена точка X_0 и максимальный уровень λ_0 среди всех относительных оценок такой, что

$$\lambda^0 = \max_{X \in S} \min_{k \in K} p_k^q \lambda_k(X), q \in K. (36)$$

Используя взаимосвязь (34) и (35), преобразуем максиминную задачу (36) в задачу:

$$\lambda^0 = \max_{X \in S} \lambda, (37)$$

$$\text{at restriction } \lambda \leq p_k^q \lambda_k(X), k = \overline{1, K}. (38)$$

Задачу (37)-(38) назовем λ -задачей с приоритетом q -го критерия.

Результатом решения λ -задачи будет точка $X_0 = \{X_0, \lambda_0\}$ – она же является и результатом решения ВЗМП (1)-(4) с заданным приоритетом критерия, решенной на основе нормализации критериев и принципа гарантированного результата.

В оптимальном решении $X^0 = \{X^0, \lambda^0\}$, X^0 – оптимальная точка, а λ_0 – максимальный нижний уровень. Точка X^0 и уровень λ_0 соответствуют ограничениям (4), которые можно записать как: $\lambda^0 \leq p_k^q \lambda_k(X^0), k = \overline{1, K}$.

Эти ограничения являются основой оценки правильности результатов решения в практических векторных задачах оптимизации.

Определение 1 и 2 «Принципы оптимальности» дают возможность сформулировать понятие операции «opt».

Определение 9. (Математическая операция «opt»).

В векторной задаче (1)-(4), которая представлена критериями «max» и «min», математическая операция «opt» состоит в определении точки X_0 и максимального нижнего уровня λ_0 , в котором все критерии измеряются в относительных единицах:

$$\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0) = \frac{f_k(X) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, k = \overline{1, K}, (39)$$

т.е. все критерии $\lambda_k(X^o), k = \overline{1, K}$ равны или больше максимального уровня λ_o , (поэтому λ_o также называется гарантированным результатом).

Теорема 2. (Теорема о наиболее противоречивых критериях в векторной задаче с заданным приоритетом).

Если в выпуклой векторной задаче математического программирования максимизации (1)-(4) задан приоритет q -го критерия $p_k^q, k = \overline{1, K}, \forall q \in K$ над другими критериями, в точке оптимума $X^o \in S$, полученной на основе нормализации критериев и принципа гарантированного результата, всегда найдется два критерия с индексами $r \in K, t \in K$, для которых выполняется строгое равенство из:

$$\lambda^o = p_k^r \lambda_r(X^o) = p_k^t \lambda_t(X^o), r, t \in K, (40)$$

и другие критерии определяются неравенствами:

$$\lambda^o \leq p_k^q(X^o), k = \overline{1, K}, \forall q \in K, q \neq r \neq t. (41)$$

Критерии с индексами $r \in K, t \in K$, для которых выполняется равенство (41), называются наиболее противоречивыми.

Доказательство. Аналогично теореме 2 [20].

Заметим, что в (40) и (41) индексы критериев $r \in K, t \in K$ могут совпадать с индексом $q \in K$.

Следствие теоремы 1. О равенстве оптимального уровня и относительных оценок в векторной задаче с двумя критериями с приоритетом одного из них.

В выпуклой векторной задаче математического программирования с двумя эквивалентными критериями, решаемой на основе нормализации критериев и принципа гарантированного результата, в оптимальной точке X^o всегда выполняется равенство: при приоритете первого критерия над второй:

$$\lambda^o = \lambda_1(X^o) = p_2^1(X^o) \lambda_2(X^o), X^o \in S, (42)$$

$$\text{где } p_2^1(X^o) = \lambda_1(X^o) / \lambda_2(X^o),$$

при приоритете второго критерия над первым:

$$\lambda^o = \lambda_2(X^o) = p_1^2(X^o) \lambda_1(X^o), X^o \in S,$$

$$\text{где } p_1^2(X^o) = \lambda_2(X^o) / \lambda_1(X^o).$$

4.4. Метод решения задачи векторной оптимизации с заданным приоритетом критерия

Шаг 1. Мы решаем векторную задачу с равнозначными критериями. Алгоритм решения представлен в разделе 4.4.

В результате решения получаем:

оптимальные точки по каждому критерию отдельно $X_k^*, k = \overline{1, K}$ и размеры критериальных функций в этих точках $f_k^* = f_k(X_k^*), k = \overline{1, K}$, которые представляют граница множества точек, оптимальных по Парето;

точки антиоптимума по каждому критерию $X_k^0 = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ и наихудшей неизменной части каждого критерия $f_k^0 = f_k(X_k^0), k = \overline{1, K}$;

$X^0 = \{X^0, \lambda^0\}$ оптимальная точка, как результат решения VRMP с эквивалентными критериями, т. Е. Результата решения максимальной задачи и λ -задачи, построенной на ее основе;

λ^0 – максимальная относительная оценка, которая является максимальным нижним уровнем для всех относительных оценок $\lambda_k(X^0)$, или гарантированный результат в относительных единицах, λ^0 гарантирует, что все относительные оценки $\lambda_k(X^0)$ равны или больше λ^0 :

$$\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0), k = \overline{1, K}, X^0 \in S \quad (43)$$

Лицо, принимающее решение, проводит анализ результатов решения векторной задачи с эквивалентными критериями.

Если полученные результаты удовлетворяют лицу, принимающее решение, то конец, иначе выполняются последующие расчеты.

Дополнительно вычислим:

в каждой точке $X_k^*, k = \overline{1, K}$ определим величины всех критериев $f_k^* = f_k(X_k^*), k = \overline{1, K}$, которые представляют границу множества Парето, и относительных оценок: $\lambda(X^*) = \{\lambda_q(X_k^*), q = \overline{1, K}, k = \overline{1, K}\}$, $\lambda_k(X) = \frac{f_k(X) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, \forall k \in K$:

$$F(X^*) = \begin{vmatrix} f_1(X_1^*) & \dots & f_K(X_1^*) \\ \dots & \dots & \dots \\ f_1(X_K^*) & \dots & f_K(X_K^*) \end{vmatrix}, \lambda(X^*) = \begin{vmatrix} \lambda_1(X_1^*) & \dots & \lambda_K(X_1^*) \\ \dots & \dots & \dots \\ \lambda_1(X_K^*) & \dots & \lambda_K(X_K^*) \end{vmatrix}. \quad (44)$$

Матрицы критериев $F(X^*)$ и относительных оценок $\lambda(X^*)$ показывают величины каждого критерия $k = \overline{1, K}$ при переходе от точки оптимума $X_k^*, k \in K$ к другой $X_q^*, q \in K$;

в точке оптимума при равнозначных критериях X^0 вычислим величины критериев и относительных оценок:

$$f_k(X^0), k = \overline{1, K}; \lambda_k(X^0), k = \overline{1, K}, \quad (45)$$

которые удовлетворяют неравенству (43). В других точках $X \in S$ меньший из критериев в относительных единицах $\lambda = \min_{k \in K} \lambda_k(X)$ всегда меньше λ^0 . Запоминаются данные λ -задачи (24)-(26). Эта информация и является основой для дальнейшего изучения множества Парето.

Шаг 2. Выбор приоритетного критерия $q \in K$.

Из теории (см. теорему 1) известно, что в оптимальной точке X^0 всегда имеется два наиболее противоречивых критерия $q \in K$ и $v \in K$, для которых в относительных единицах выполняется точное равенство:

$\lambda^0 = \lambda_q(X^0) = \lambda_v(X^0), q, v \in K, X \in S$, а для остальных выполняется неравенства:

$$\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0), \forall k \in K, q \neq v \neq k.$$

Как правило, из этой пары выбирается критерий, который ЛПР хотел бы улучшить, такой критерий называется «приоритетным критерием», обозначим его $q \in K$.

Шаг 3. Определяются числовые пределы изменения величины приоритета критерия $q \in K$. Для приоритетного критерия $q \in K$ из матрицы (40) определим числовые пределы изменения величины критерия: в натуральных единицах $f_q(X)$ и в относительных единицах $\lambda_q(X)$, которые лежат в следующих пределах:

$$f_k(X^0) \leq f_q(X) \leq f_q(X_q^*), k \in K \quad (46)$$

где $f_q(X_q^*)$ выводится из матрицы уравнения $F(X^*)$ (44), все критерии показывают размеры, измеренные в физических единицах, $f_k(X^0), k = \overline{1, K}$ из уравнения (45), и, в относительных единицах:

$$\lambda_k(X^0) \leq \lambda_q(X) \leq \lambda_q(X_q^*), k \in K, \quad (47)$$

где $\lambda_q(X_q^*)$ выводится из матрицы $\lambda(X^*)$, все критерии показывают размеры, измеренные в относительных единицах (отметим, что $\lambda_q(X_q^*) = 1$), $\lambda_q(X^0)$ из уравнения (64).

Как правило, Выражения (46) и (47) выдаются на дисплей для анализа.

Шаг 4. Выбор величины приоритетного критерия (Принятие решения).

Лицо, принимающее решение, проводит анализ результатов расчетов (44) и из неравенства в натуральных единицах (46) выбирает числовую величину $f_q, q \in K$:

$$f_q(X^0) \leq f_q \leq f_q(X_q^*), q \in K. \quad (48)$$

Для выбранной величины критерия f_q необходимо определить вектор неизвестных X_{00} , для этого проводим последующие вычисления.

Шаг 5. Расчет относительной оценки.

Для выбранной величины приоритетного критерия f_q вычисляется относительная оценка:

$$\lambda_q = \frac{f_q - f_q^0}{f_q^* - f_q^0},$$

которая при переходе от точки X_0 к X_q^* , в соответствии с (43) лежит в пределах: $\lambda_q(X^0) \leq \lambda_q \leq \lambda_q(X_q^*) = 1$.

Шаг 6. Вычисление коэффициента линейной аппроксимации.

Предполагая линейный характер изменения критерия $f_q(X)$ в (48) и соответственно относительной оценки $\lambda_q(X)$, используя стандартные приемы линейной аппроксимации, вычислим коэффициент пропорциональности ρ между $\lambda_q(X^0), \lambda_q$:

$$\rho = \frac{\lambda_q - \lambda_q(X^0)}{\lambda_q^* - \lambda_q^0}, q \in K,$$

Шаг 7. Вычисление координат приоритетного критерия с величиной f_q .

В соответствии с (44) координаты точки приоритетного критерия X_q лежат в следующих пределах: $X^0 \leq X_q \leq X_q^*, q \in K$

Предполагая линейный характер изменения вектора $X_q = \{x_1^q, \dots, x_N^q\}$ определим координаты точки приоритетного критерия с величиной f_q с относительной оценкой (45):

$$X_q = \{x_1^q = x_1^0 + \rho(x_q^*(1) - x_1^0), \dots, x_N^q = x_N^0 + \rho(x_q^*(N) - x_N^0)\}, (49)$$

где $X^0 = \{x_1^0, \dots, x_N^0\}, X_q^* = \{x_q^*(1), \dots, x_q^*(N)\}$.

Шаг 8. Вычисление основных показателей точки x_q .

Для полученной точки x_q (49), вычислим:

все критерии в натуральных единицах: $F^q = \{f_k(x^q), k = \overline{1, K}\}$;

все относительные оценки критериев:

$$\lambda^q = \{\lambda_k^q, k = \overline{1, K}\}, \lambda_k(x^q) = \frac{f_k(x^q) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, k = \overline{1, K}; (50)$$

вектор приоритетов: $P^q = \{p_k^q = \frac{\lambda_q(x^q)}{\lambda_k(x^q)}, k = \overline{1, K}\}$;

максимальную относительную оценку:

$$\lambda^{0q} = \min(p_k^q \lambda_k(x^q), k = \overline{1, K}).$$

Аналогично (50) может быть рассчитана любая точка из множества Парето:

$$X_t^0 = \{\lambda_t^0, X_t^0\} \in S^0.$$

Анализ результатов. Рассчитанная величина критерия $f_q(X_t^0), q \in K$ обычно не равна заданной Δf_q . Ошибка выбора $\Delta f_q = |f_q(X_t^0) - f_q|$ определяется ошибкой линейной аппроксимации. Результаты исследования симметрии в ВЗМП с заданным приоритетом аналогичны, как и для ВЗМП с равнозначными критериями, но центр симметрии смещен в сторону приоритетного критерия.

5. Прикладная многомерная математика: Векторная задача линейного программирования – модель развития экономических систем.

В этом разделе мы рассматриваем отдельную задачу многомерной математики: векторную задачу линейного программирования. Математическое и программное обеспечение решения векторной задачи линейного программирования, алгоритмы решения которой при равнозначных критериях представлен в разделе 3 и при заданном приоритете критерия в разделе 4, [13, 39, 45].

5.1. Векторная задача линейного программирования (ВЗЛП)

Векторная задача линейного программирования – это стандартная задача математического программирования, имеющая некоторое множество критериев, которые в совокупности представляют вектор критериев.

ВЗЛП подразделяются на однородные и неоднородные ВЗЛП.

Однородная ВЗЛП максимизации – это векторная задача, у которой каждая компонента множества критериев направлена на максимизацию.

Однородные ВЗЛП минимизации – это векторная задача, у которой каждая компонента множества критериев направлена на минимизацию. Неоднородные ВЗЛП – это векторная задача, у которой множество критериев разделено на два подмножества (вектора) критериев – максимизации и минимизации соответственно, т. е. неоднородные ВЗЛП – это объединение двух видов однородных задач. В соответствии с этими определениями представим векторную задачу линейного программирования с неоднородными критериями.

$$\text{opt } F(X(t)) = \{\max F_1(X(t)) = \{\max f_k(X(t)) = \sum_{j=1}^N c_j^k x_j(t), k = \overline{1, K_1}, (51)$$

$$\min F_2(X(t)) = \{\min f_k(X(t)) = \sum_{j=1}^N c_j^k x_j(t), k = \overline{1, K_2}\}, (52)$$

$$\sum_{j=1}^N a_{ij}(t)x_j(t) \leq b_i(t), i = \overline{1, M}, (53)$$

$$\sum_{j=1}^N c_j^k x_j(t) \geq b_k(t), k \in K, 0 \leq x_j(t) \leq x_j(t), j = \overline{1, N}, (54)$$

где $X = \{x_j(t), j = \overline{1, N}\}$ – вектор переменных, т.е. это вектор из N -мерного евклидова пространства R^N , (обозначение $j = \overline{1, N}$ эквивалентно $j = (1, \dots, N)$);

$F(X)$ - вектор-функция (векторный критерий), имеющая K – компонент-функций, (K – мощность множества K). Множество K состоит из подмножества K_1 компонент максимизации и подмножества K_2 минимизации: $K = K_1 \cup K_2$, для оценки совокупности критериев вводится обозначение операция «opt», которое включает в себя $\max$ и $\min$;

$F_1(X(t)) = \{\max f_k(X(t)), k = \overline{1, K_1}$ – это векторный критерий, каждая компонента которого максимизирует, K_1 – число критериев, а

$K_1 \equiv \overline{1, K_1}$ - множество критериев максимизации (задача (51), (53)-(54) представляют собой ВЗЛП с однородными критериями максимизации);

$F_2(X(t)) = \{\min f_k(X(t)), k = \overline{1, K_2}\}$ - векторный критерий, каждая компонента которого минимизируется, $K_2 \equiv \overline{K_1 + 1, K_2}$ - множество критериев минимизации, K_2 - число, (задача (52)-(55) это ВЗЛП с однородными критериями минимизации).

$$K_1 \cup K_2 = K, K_1 \subset K, K_2 \subset K.$$

ВЗЛП (51)-(54) может рассматриваться как K -мерная задача оптимизации, где $K = K_1 \cup K_2$.

(53)-(54) – стандартные ограничения.

$S = \{X \in R^n | G(X) \leq 0, X^{\min} \leq X \leq X^{\max}\} \neq \emptyset$ – это допустимое множество точек, задающиеся стандартными ограничениями (53)-(54) и тривиальными ограничениями $0 \leq x_j(t) \leq u_j(t), j = \overline{1, N}$. Предполагаем, что допустимое множество точек не пусто и представляет собой компакт.

5.2. Структура программного обеспечения решения векторной задачи линейного программирования

Программное обеспечение решения ВЗЛП (51)-(54) разработано на базе алгоритма, основанного на нормализации критериев и принципа гарантированного результата, который представлен в [33]. Программное обеспечение решения ВЗЛП (51)-(54) в системе MATLAB включает два блока:

1 блок (подпрограмма): Подготовка исходной информации для решения ВЗЛП: VPLP_DATA_N;

2 блок (подпрограмма): представляет функцию VPLP_Solution – «Решение векторной задачи линейного программирования», которая загружена MATLAB заранее.

Полностью текст программного обеспечения представлен в [33].

5.3. Практика решения векторных задач линейного программирования.

Представим решение векторных задач линейного программирования (ВЗЛП).

Пример 5.1.

Дано. Векторная задача линейного программирования с двумя критериями максимизации и одним критерием минимизации:

$$\text{Opt } F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max f_1(X) \equiv 43.2x_1 + 36x_2, (55)$$

$$\max f_2(X) \equiv 7.2x_1 + 14.4x_2\}, (56)$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_3(X) \equiv 7.2x_1 + 8.64x_2\}, (57)$$

$$7.2x_1 + 8.64x_2 \leq 5184, (58)$$

$$2.64x_1 + 2.4x_2 \geq 528, \quad (59)$$

$$x_1 \leq 56, x_2 \leq 40, x_1 \geq 0, x_2 \geq 0. \quad (60)$$

Требуется. Найти неотрицательное решение x_1, x_2 в системе неравенств (58)-(60) такое, при котором функции $f_1(X), f_2(X)$ принимают, возможно, максимальное значение $f_3(X)$ минимальное значение.

Решение. Мы представим геометрическую интерпретацию допустимого множества решений S , определяемых ограничениями (58)-(60), на рис. 1.

Решение векторной задачи линейного программирования (55)-(60) в соответствии с алгоритмом решения ВЗЛП на основе нормализации критериев и принципа гарантированного результата представим в системе MATLAB. Для решения задачи линейного программирования на каждом шаге используется функция `linprog(...)`, [24].

Алгоритм представим в системе MATLAB как последовательность шагов.

Шаг 0. Формируются исходные данные:

`cvec = [-43.2 -36;`

`-7.2 -14.4;`

`7.2 8.64]; % Векторная целевая функция в виде матрицы.`

`a = [7.2 8.64;`

`-2.64 -2.4]; % Матрица линейных ограничений`

`b=[5184. -528.]; % Вектор, содержащий ограничения (bi)`

`Aeq=[]; Beq=[]; % Ограничения равенства`

`Lb=[0. 0.]; % Lower bound of variables`

`Ub=[600. 540.]; %Upper bound of variables.`

Шаг 1. Решается ВЗЛП (55)-(60) по каждому критерию.

1. Решение по первому критерию представляет обращение к функции `linprog(...)`:

`[X1, f1]=linprog(cvec(1,:),a,b,Aeq,Beq,Lb,Ub),`

где (...) – исходные данные, представленные на нулевом шаге;

`[X1, f1]` – выходные данные: $X1$ – вектор неизвестных переменных; $f1$ – величина целевой функции.

В результате решения получим:

$X1 = X_1^* = \{x_1 = 600, x_2 = 100\}$ – оптимальные значения переменных;

$f1 = f_1^* = -29520$ – оптимальное значение целевой функции

2. Решение по второму критерию:

`[X2,f2]=linprog(cvec(2,:),a,b,Aeq,Lb,Ub)`

В результате решения по второму критерию получили:

$$X_2 = X_2^* = \{x_1 = 72, x_2 = 540\}; f_2 = f_2^* = -8294.4$$

3. Решение по третьему критерию:

$$[X_3, f_3] = \text{linprog}(\text{cvec}(2,:), a, b, A_{\text{eq}}, Lb, Ub)$$

В результате решения по третьему критерию получили:

$$X_3 = X_3^* = \{x_1 = 200, x_2 = 0\}; f_3 = f_3^* = 1440$$

Полученные точки оптимума показаны на рис. 1.

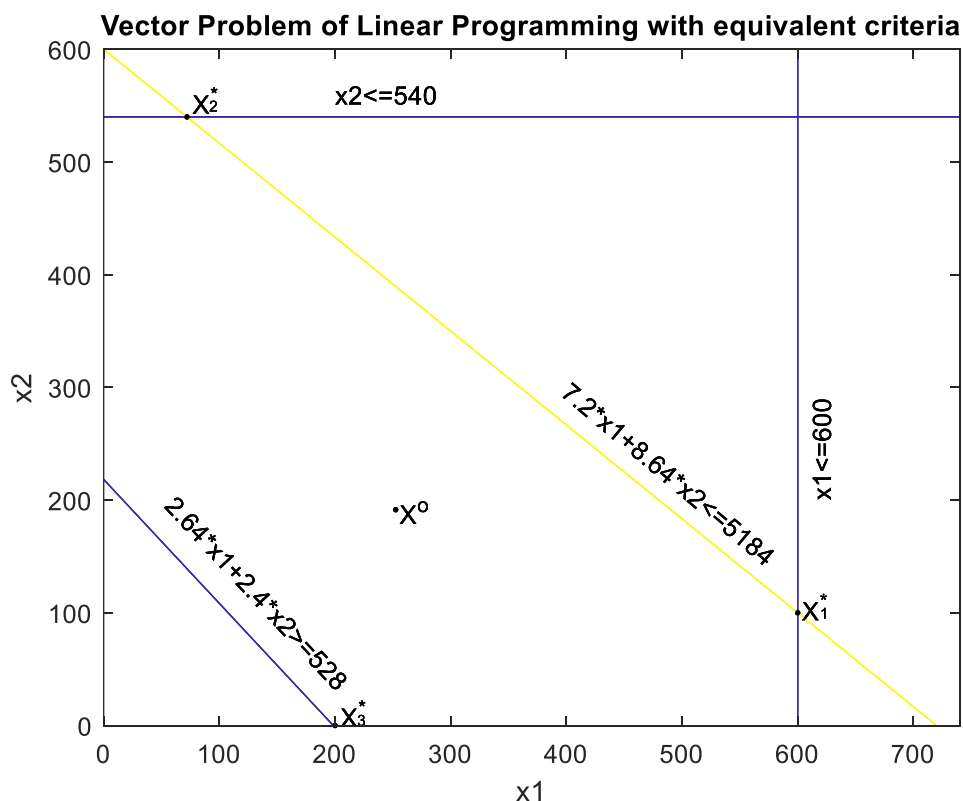


Рис. 1. Допустимое множество решений ВЗЛП (55)-(60)

Шаг 2. Решается ВЗЛП (55)-(60) по каждому критерию.

1. Решение по первому критерию представляет обращение к функции `linprog(...)`:

$$[X1min, f1min] = \text{linprog}(-1 * \text{cvec}(1,:), a, b, A_{\text{eq}}, B_{\text{eq}}, Lb, Ub),$$

где (...) – исходные данные, представленные на нулевом шаге;

[X1min, f1min] – выходные данные: X1min – вектор неизвестных переменных; f1min – величина целевой функции.

В результате решения получим:

$X1min = X_1^0 = \{x_1 = 0, x_2 = 220\}$ – оптимальные значения переменных;

$f1min = f_1^0 = 7920$ – оптимальное значение целевой функции

2. Решение по второму критерию:

$$[X2min, f2min] = \text{linprog}(-1 * \text{cvec}(2,:), a, b, A_{\text{eq}}, Lb, Ub)$$

В результате решения по второму критерию получили:

$$X_{2\min} = X_2^0 = \{x_1 = 200, x_2 = 0\}; f_{2\min} = f_2^0 = 1440$$

3. Решение по третьему критерию:

$$[X_{3\max}, f_{3\max}] = \text{linprog}(-1 * \text{cvec}(3,:), a, b, A_{\text{eq}}, Lb, Ub)$$

В результате решения по третьему критерию получили:

$$X_{3\max} = X_3^0 = \{x_1 = 600, x_2 = 100\}; f_3 = f_3^0 = -5184.$$

Шаг 3. Выполняется системный анализ критериев в ВЗЛП (55)-(60). Для этого в оптимальных точках: X_1^*, X_2^* и X_3^* определяются величины целевых функций $F(X^*)$ и относительных оценок:

$$\lambda(X^*), \lambda_k(X) = \frac{f_k(X) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, \forall k \in K:$$

$$F(X^*) = \{f_k(X_k^*), q = \overline{1, K}, k = \overline{1, K}, K = 3\} = \begin{vmatrix} -29520 & -5760 & 5184 \\ -22550 & -8294 & 5184 \\ -8640 & -1440 & 1440 \end{vmatrix}$$

$$\lambda(X^*) = \{\lambda_q(X_k^*), q = \overline{1, K}, k = \overline{1, K}, K = 3\} = \begin{vmatrix} 1.0000 & 0.6303 & 0 \\ 0.6773 & 1.0000 & 0 \\ 0.0333 & 0 & 1.0000 \end{vmatrix}.$$

Шаг 4. Строится λ -задача: $\lambda^0 = \max_{X \in S} \lambda$,

при ограничениях: $\lambda - \frac{f_1(X) - f_1^0}{f_1^* - f_1^0} \leq 0, \quad \lambda - \frac{f_2(X) - f_2^0}{f_2^* - f_2^0} \leq 0, \quad \lambda - \frac{f_3(X) - f_3^0}{f_3^* - f_3^0} \leq 0,$

$$7.2x_1 + 8.64x_2 \leq 5184, 2.64x_1 + 2.4x_2 \geq 528, x_1 \leq 56, x_2 \leq 40, x_1 \geq 0, x_2 \geq 0.$$

Шаг 5. Решение λ -задачи. Для решения λ -задачи в системе Matlab аналогично шагу 0 задаются исходные параметры.

Обращение к функции `linprog()` для решения λ -задачи представлено в виде:

$$[X_0, L_0] = \text{linprog}(L_0, A_0, b_0, A_{\text{eq}}, B_{\text{eq}}, L_{b_0}, U_{b_0}).$$

Результаты решения λ -задачи: $X^0 = \{x_1 = 0.4573, x_2 = 252.4, x_3 = 191.4\}$.

где X^0 определяет оптимальные значения переменных; координата x_1 соответствует λ^0 – максимальному относительному уровню: $x_1 = \lambda^0$; а x_2, x_3 соответствует x_1, x_2 задачи (55)-(60).

$L_0 = \lambda^0 = 0.4573$ представляет оптимальное значение целевой функции.

λ^0 является максимальным уровнем среди всех минимальных относительных уровней на допустимом множестве $X \in S$: $\lambda^0 = \max_{X \in S} \min_{k \in K} \lambda_k(X)$.

Функции $\lambda_1(X), \lambda_2(X)$ and $\lambda_3(X)$ а также точки оптимума X^0 и λ^0 , которые получены на их пересечении, показаны на рис. 2.

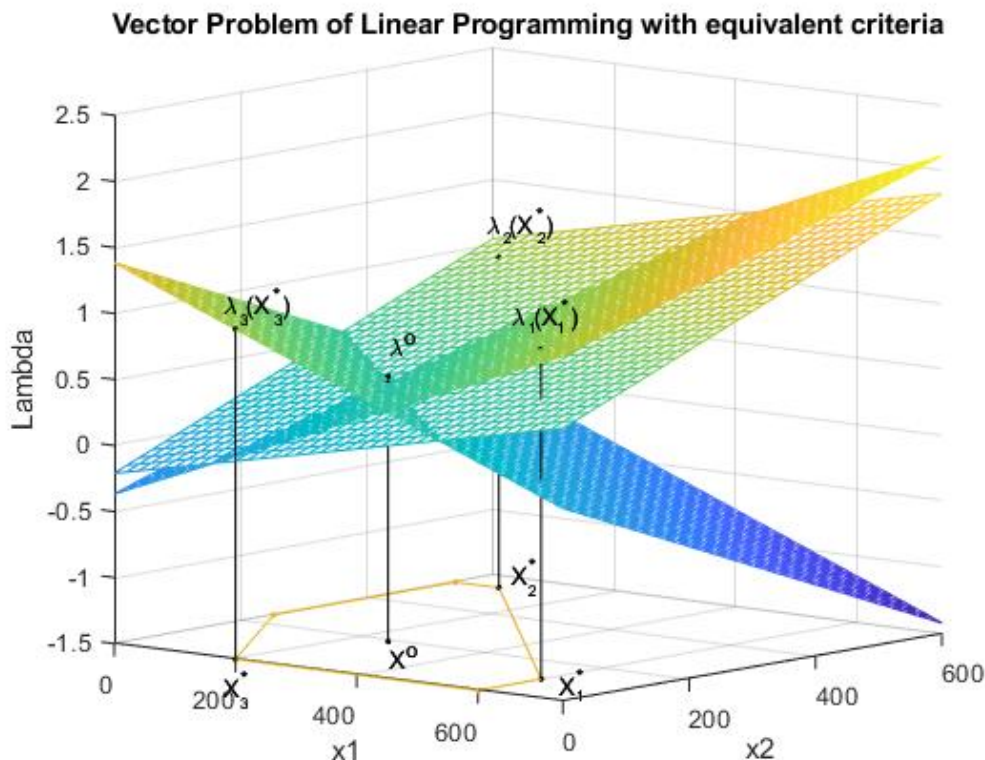


Рис. 2. Результаты решения ВЗЛП: функции: $\lambda_1(X)$, $\lambda_2(X)$ и $\lambda_3(X)$ точки оптимума X^0, λ^0

Выполним проверку: $f_1(X^0) = -17798, \lambda_1(X^0) = 0.4573$;
 $f_2(X^0) = -4575, \lambda_2(X^0) = 0.4573$; $f_3(X^0) = 3472, \lambda_3(X^0) = 0.4573$;

т. е. $\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0), k = 1, 2, 3$.

Эти результаты показывают, что в точке оптимума X^0 три критерия $\lambda_1(X^0), \lambda_2(X^0), \lambda_3(X^0)$, измеренные в относительных единицах, достигли уровня: $\lambda^0 = 0.4573$ от своих оптимальных величин f_1^*, f_2^*, f_3^* . Любое увеличение одного из критериев выше этого уровня приводит к уменьшению другого критерия, т.е. точка X^0 оптимальна по Парето.

6. Прикладная многомерная математика: Векторная задача нелинейного программирования – модель развития инженерных систем.

В этом разделе мы рассматриваем отдельную задачу многомерной математики: векторную задачу нелинейного программирования. Математическое и программное обеспечение решения векторной задачи нелинейного программирования, алгоритмы решения которой при равнозначных критериях представлен в разделе 3 и при заданном приоритете критерия в разделе 4, [20, 22, 43, 45].

6.1. Векторная задача нелинейного программирования (ВЗНП)

Векторная задача нелинейного программирования (ВЗНП) – это стандартная задача математического программирования, имеющая некоторое множество критериев, которые в совокупности представляют вектор критериев. ВЗНП подразделяются на однородные и неоднородные ВЗЛП. В соответствии с этими определениями представим векторную задачу нелинейного программирования с неоднородными критериями.

$$Opt F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max f_k(X) = c_{0k} + c_{1k}x_1 + \dots + c_{N+1,k}x_1x_2 + \dots + c_{n1,k}x_1^2 + \dots + c_{nnk}x_n^2, k = \overline{1, K_1}, (61)$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_k(X) = c_{0k} + c_{1k}x_1 + \dots + c_{N+1,k}x_1x_2 + \dots + c_{n1,k}x_1^2 + \dots + c_{nnk}x_n^2, k = \overline{1, K_2}\}, (62)$$

$$a_{0k} + a_{1i}x_1 + \dots + a_{N+1,i}x_1x_2 + \dots + a_{n1,i}x_1^2 + \dots + a_{nni}x_n^2 \leq b_i, i = \overline{1, M}, (63)$$

$$\sum_{j=1}^N c_j^k x_j(t) \geq b_k(t), k \in K, 0 \leq x_j(t) \leq u_j, j = \overline{1, N}, (64)$$

где $X = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – вектор переменных, т.е. это вектор из N -мерного евклидова пространства R^N , (обозначение $j = \overline{1, N}$ эквивалентно $j = (1, \dots, N)$;

$F(X)$ - вектор-функция (векторный критерий), имеющая K – компонент-функций. Функция представляет квадратичный полином.

Множество критериев (полиномов) K состоит из подмножества K_1 компонент максимизации и подмножества K_2 минимизации: $K = K_1 \cup K_2$, для оценки совокупности критериев вводится обозначение операция «opt», которое включает в себя $\max$ и $\min$;

$F_1(X) = \{\max f_k(X), k = \overline{1, K_1}$ – это векторный критерий (61), каждая компонента которого максимизирует, K_1 – число критериев, а $K_1 \equiv \overline{1, K_1}$ - множество критериев максимизации (задача (61), (63)-(64) представляют собой ВЗНП с однородными критериями максимизации);

$F_2(X) = \{\min f_k(X), k = \overline{1, K_2}$ – векторный критерий, каждая компонента которого минимизируется, $K_2 \equiv \overline{K_1 + 1, K} \equiv \overline{1, K_2}$ – множество критериев минимизации, K_2 – число критериев, (задача (62),(63)-(64) это ВЗНП с однородными критериями минимизации):

$$K_1 \cup K_2 = K, K_1 \subset K, K_2 \subset K.$$

(63) – стандартные нелинейные ограничения (в виде полиномов).

(64) – ограничения, накладываемые на критерии.

$S = \{X \in R^n | G(X) \leq 0, X^{min} \leq X \leq X^{max}\} \neq \emptyset$ – это допустимое множество точек, задающиеся стандартными ограничениями (63)-(64) и тривиальными ограничениями $0 \leq x_j(t) \leq u_j, j = \overline{1, N}$. Предполагаем, что допустимое множество точек не пусто и представляет собой

компакт. Векторная функция (критерий) минимизации $F_2(X)$ может быть преобразован в векторную функцию (критерий) максимизации умножением каждой компоненты $F_2(X)$ на минус единицу. Векторный критерий $F_2(X)$ введен в ВЗНП (61)-(64) для того, чтобы показать, что в задаче имеется два подмножества критериев K_1, K_2 с принципиально различными направлениями оптимизации.

Векторная задача нелинейного программирования (61)-(64) может рассматриваться как K -мерная задача оптимизации, где размерность критериев $K = K_1 \cup K_2$, с множеством параметров N .

6.2. Структура программного обеспечения решения векторной задачи нелинейного программирования

Для решения векторной задачи нелинейного программирования (61)-(64) при равнозначных критериях разработана программа в системе MATLAB с четырьмя критериями (66) и двумя параметрами, которая по существу представляет программу – шаблон для написания и решения других векторных задач нелинейного программирования (61)-(64) – математических моделей инженерных систем [20, 21, 22].

Программное обеспечение решения векторной задачи нелинейного программирования (61)-(64) при равнозначных критериях реализовано на основе алгоритма решения ВЗНП, изложенного в разделе 3 и использования программы FMINCON(...), представленной в системе MATLAB.

При использовании программы FMINCON(...) необходимо разработать две подпрограммы – функции:

Первая функция включает два блока: первый блок предназначен для оценки в точке X критерия $f_k(X) \forall k \in K$; второй блок для расчета первой производной в этой точке $\frac{df_k(X)}{dx} \forall k \in K$;

Вторая функция включает те же два блока только для ограничений: для оценки в точке X ограничения $g_i(X) \forall i \in M$; второй блок для расчета первой производной в этой точке $\frac{dg_i(X)}{dx} \forall i \in M$.

Программа FMINCON(...) используется на первом шаге алгоритма решения ВЗНП раздела 2.2.3 (максимизации критериев) и на втором шаге этого алгоритма (минимизации критериев). В дальнейшем Программа FMINCON(...) используется в соответствии с алгоритмом раздела 2.2.3 на 4 и 5 шаге, где решается $\square$ -задача.

В целом при нелинейных ограничениях программное обеспечение решения ВЗНП включает: $K*2(1 \text{ шаг}) + K*2(2 \text{ шага}) + 2(\square\text{-задача})$ обращений к функции FMINCON(...). Так как критерии и ограничения ВЗНП индивидуальны, то для каждой ВЗНП пишется

индивидуальное программное обеспечение, но по структуре аналогично представленному программному обеспечению.

Для решения ВЗМП (4.1)-(4.4) разработанная программа в [33] представляет программу – шаблон для написания и решения других ВЗМП – математических моделей инженерных систем.

6.3. Математическая подготовка для решения векторной задачи нелинейного программирования

Пример 4.2.

Дано. Рассматривается векторная задача нелинейного (выпуклого) программирования с четырьмя однородными критериями. В качестве критериев используем окружность, а на переменные наложены линейные ограничения, поэтому задача решается устно.

$$\text{opt } F(X) = \{\min F_2(X) = \min f_1(X) \equiv (x_1 - 80)^2 + (x_2 - 80)^2, \quad (65)$$

$$\min f_2(X) \equiv (x_1 - 80)^2 + (x_2 - 20)^2, \quad (66)$$

$$\min f_3(X) \equiv (x_1 - 20)^2 + (x_2 - 20)^2, \quad (67)$$

$$\min f_4(X) \equiv (x_1 - 20)^2 + (x_2 - 80)^2, \quad (68)$$

$$\text{при ограничениях } 0 \leq x_1 \leq 100, \quad 0 \leq x_2 \leq 100, \quad (69)$$

Требуется. Найти неотрицательное решение x_1, x_2 в системе неравенств (69) такое, при котором функции $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)$ принимают, возможно минимальное значение.

Решение векторной задачи нелинейного программирования.

Для решения задачи (65)-(69) по каждому критерию, а в дальнейшем и λ -задачи, используется система MATLAB (функция `fmincon(...)` – решение нелинейной задачи оптимизации) [23].. Решение представлено, как последовательность шагов.

Шаг 1. Решается векторная задача (65)-(69) на $\max$ по каждому критерию отдельно. Результаты решения ВЗМП (65)-(69) по каждому критерию:

$$1 \text{ критерий } X_1^* = \{x_1 = 0, x_2 = 0\}, f_1^* = f_1(X_1^*) = -12800;$$

$$2 \text{ критерий } X_2^* = \{x_1 = 0, x_2 = 100\}, f_2^* = f_2(X_2^*) = -12800;$$

$$3 \text{ критерий } X_3^* = \{x_1 = 100, x_2 = 100\}, f_3^* = f_3(X_3^*) = -12800;$$

$$4 \text{ критерий } X_4^* = \{x_1 = 100, x_2 = 0\}, f_4^* = f_4(X_4^*) = -12800;$$

Шаг 2. Решается векторная задача (65)-(69) на $\min$ по каждому критерию отдельно. Результаты решения ВЗМП (65)-(69) по каждому критерию:

$$1 \text{ критерий } X_1^0 = \{x_1 = 80, x_2 = 80\}, f_1^0 = f_1(X_1^0) = 0;$$

$$2 \text{ критерий } X_2^0 = \{x_1 = 80, x_2 = 20\}, f_2^0 = f_2(X_2^0) = 0;$$

$$3 \text{ критерий } X_3^0 = \{x_1 = 20, x_2 = 20\}, f_3^0 = f_3(X_3^0) = 0;$$

$$4 \text{ критерий } X_4^0 = \{x_1 = 20, x_2 = 80\}, f_4^0 = f_4(X_4^0) = 0;$$

Представим геометрическую интерпретацию ограничений ВЗНП (65)-(69) и результатов решения на рис. 3.

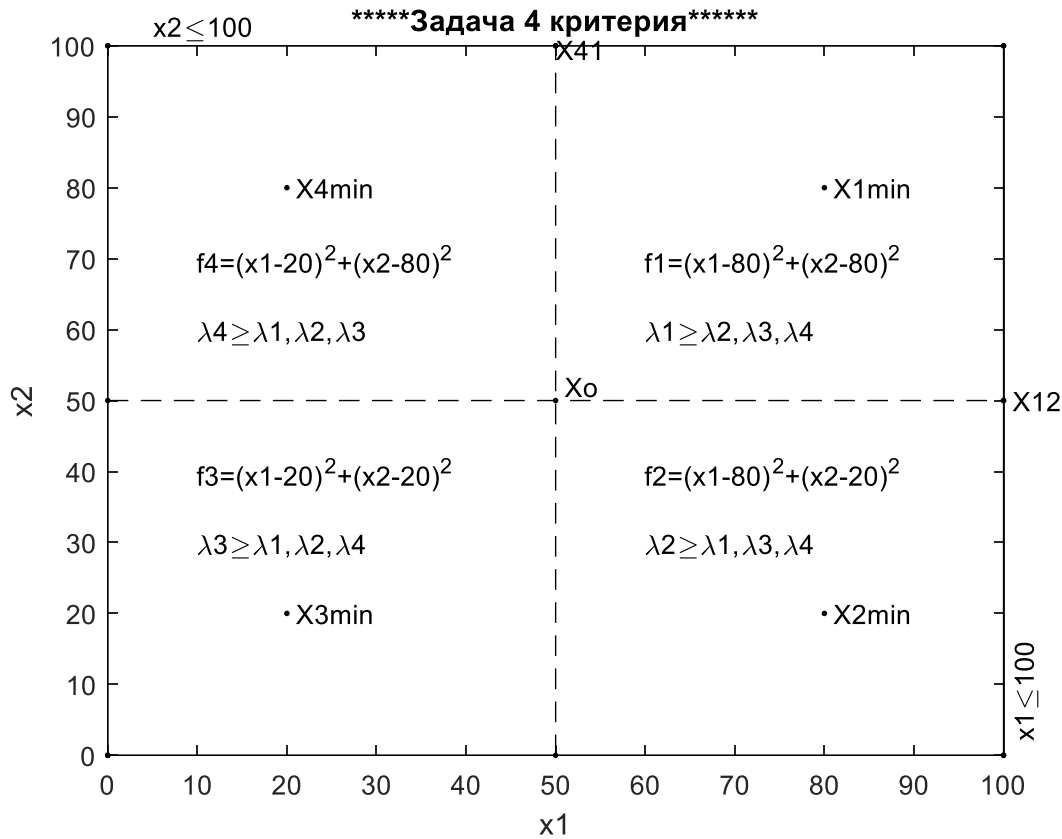


Рис. 3. Ограничения ВЗМП (65)-(69), точки оптимума $X_1^0 = X1min, X_2^0 = X2min, X_3^0 = X3min, X_4^0 = 4min$ и относительные оценки.

Шаг 3. Выполняется системный анализ множества точек Парето.

В точках оптимума $X^* = \{X_k^*, k = \overline{1, K}\}$, определяются величины целевых функций $F(X^*)$ и относительных оценок $\lambda(X^*)$:

$$F(X^*) = \{\{f_q(X_k^*), q = \overline{1, K}\}, k = \overline{1, K}\}, \quad \lambda(X^*) = \{\{\lambda_q(X_k^*), q = \overline{1, K}\}, k = \overline{1, K}\},$$

В системе MATLAB в точках оптимума: $X1min, X2min, X3min, X4min$ вычисление этих функций будет следующим (Результат системного анализа):

$$F(X^*) = \begin{bmatrix} f_1(X_1^*) & f_2(X_1^*) & f_3(X_1^*) & f_4(X_1^*) \\ f_1(X_2^*) & f_2(X_2^*) & f_3(X_2^*) & f_4(X_2^*) \\ f_1(X_3^*) & f_2(X_3^*) & f_3(X_3^*) & f_4(X_3^*) \\ f_1(X_4^*) & f_2(X_4^*) & f_3(X_4^*) & f_4(X_4^*) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 3600 & 7200 & 3600 \\ 3600 & 0 & 3600 & 7200 \\ 7200 & 3600 & 0 & 3600 \\ 3600 & 7200 & 3600 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\lambda(X^*) = \begin{bmatrix} \lambda_1(X_1^*) & \lambda_2(X_1^*) & \lambda_3(X_1^*) & \lambda_4(X_1^*) \\ \lambda_1(X_2^*) & \lambda_2(X_2^*) & \lambda_3(X_2^*) & \lambda_4(X_2^*) \\ \lambda_1(X_3^*) & \lambda_2(X_3^*) & \lambda_3(X_3^*) & \lambda_4(X_4^*) \\ \lambda_1(X_4^*) & \lambda_2(X_4^*) & \lambda_3(X_4^*) & \lambda_4(X_4^*) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.7188 & 0.4375 & 0.7188 \\ 0.7188 & 1.0 & 0.7188 & 0.4375 \\ 0.4375 & 0.7188 & 1.0 & 0.7188 \\ 0.7188 & 0.4375 & 0.7188 & 1.0 \end{bmatrix}.$$

В точках оптимума $X_k^*, k = \overline{1, K}$ все относительные оценки (нормализованные критерии) равны единице: $\lambda_k(X_k^*) = \frac{f_k(X_k^*) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0} = 1, k = \overline{1, K}, K = 4$.

В точках оптимума $X_k^0, k = \overline{1, K}$ все относительные оценки равны нулю:

$$\lambda_k(X_k^0) = \frac{f_k(X_k^0) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0} = 0, k = \overline{1, K}, K = 4.$$

Отсюда $\forall k \in K, \forall X \in S, 0 \leq \lambda_k(X) \leq 1$.

Шаг 4. Строится λ -задача.

$$\lambda^0 = \max_{X \in S} \lambda, (70)$$

$$\begin{aligned} \text{При ограничениях: } \lambda - \frac{f_1(X) - f_1^0}{f_1^* - f_1^0} &\leq 0, \quad \lambda - \frac{f_2(X) - f_2^0}{f_2^* - f_2^0} \leq 0, \quad \lambda - \\ \frac{f_3(X) - f_3^0}{f_3^* - f_3^0} &\leq 0, \quad \lambda - \frac{f_4(X) - f_4^0}{f_4^* - f_4^0} \leq 0, \\ 0 \leq x_1 &\leq 100, \quad 0 \leq x_2 \leq 100. \end{aligned}$$

Шаг 5. Решение λ -задачи. Результаты решения λ -задачи:

$$X^0 = \{x_1 = 50.0, x_2 = 50.0, x_3 = 0.8594\}.$$

$X_0 = \{x_1 = 50.0, x_2 = 50.0, x_3 = 0.8594\}$ – точка оптимума, где $x_3 = \lambda^0$; а x_1, x_2 соответствует x_1, x_2 задачи (41)-(45);

$\lambda^0 = 0.8594$ представляет оптимальное значение целевой функции.

Функции $\lambda_1(X), \lambda_2(X), \lambda_3(X), \lambda_4(X)$, а также точки оптимума X^0 и λ^0 , которые получены на пересечении, в трех мерной системе координат x_1, x_2, λ показаны на рис. 4.

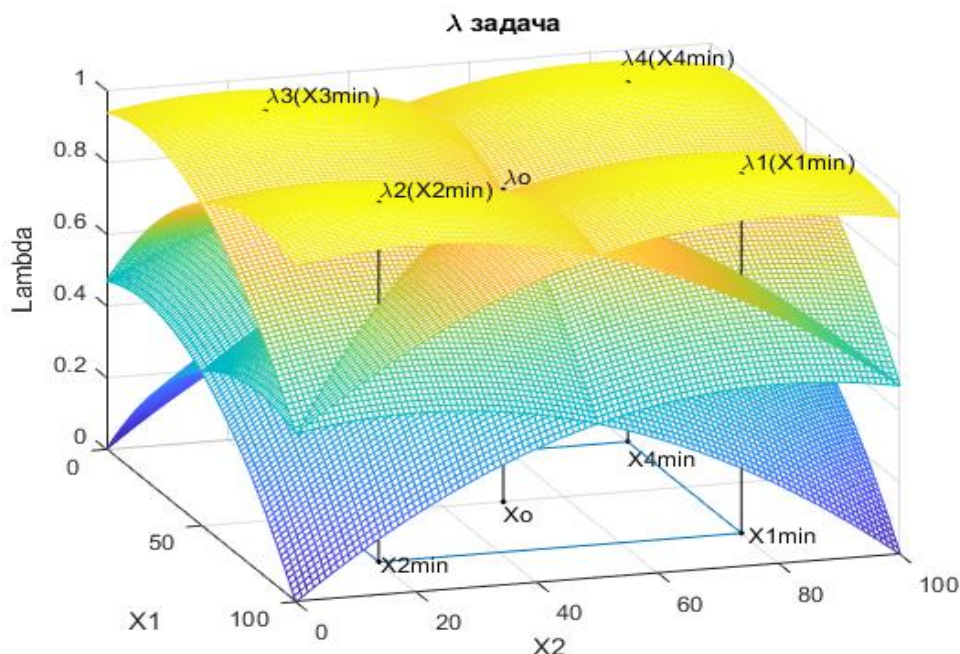


Рис. 4. Результаты решения ВЗМП (65)-(69) и (70):
Функции $\lambda_1(X), \lambda_2(X), \lambda_3(X), \lambda_4(X)$, точки оптимума X^0 и λ^0 .

На рис. 3, 4 видно, что область (множество точек) ограниченная функцией $f_1 = (x_1 - 80)^2 + (x_2 - 80)^2$ – характеризуется тем, что $\lambda_1(X) \geq \lambda_k(X), k = \overline{2,4}, X \in S_1$, (на рис. 3 показано, как $\lambda_1 > \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$), т. е. область S_1 приоритетна по первому критерию. В этой области приоритет первого критерия относительно остальных всегда больше или равен единице:

$$p_k^1(X) = \lambda_1(X)/\lambda_k(X) \geq 1, \forall X \in S_1.$$

Аналогично показаны области (множества точек) приоритетные по соответствующему критерию, в совокупности они дают множество точек, оптимальных по Парето, S^o , а оно (для данного примера) равно множеству допустимых точек: $S^o = S_1^o \cup S_2^o \cup S_3^o \cup S_4^o \cup X^o = S$.

Таким образом, векторная оптимизация является математическим аппаратом исследования аксиом в различных системах.

7. Исследования и методы принятия управленческого решения при переходе из условий неопределенности в условия определенности в векторной оптимизации

Условия определенности характеризуются тем, что известна функциональная зависимость каждого критерия и ограничений от параметров исследуемой системы. Условия неопределенности характеризуются тем, что отсутствует достаточная информация о функциональной зависимости каждой характеристики и ограничений от параметров системы. Как правило, условия неопределенности наиболее частая ситуация в задачах проектирования инженерных систем. Для решения задач многомерной оптимизации необходимо знание функциональной зависимости критериев от параметров. На решение этих проблем и разработки методов принятия управленческого решения при переходе из условий неопределенности в условия определенности в векторной оптимизации направлен данный раздел.

7.1. «Объект для принятия решения» в условиях определенности и неопределенности

Объектом для принятия решения может быть: политическая, экономическая или техническая система. Каждый Объект для принятия решения имеет некоторый набор параметров $X = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$, где системы N множество параметров. Функционирование Объекта характеризуется некоторым набором показателей, которые функционально зависят от параметров: $f_k(X), k = \overline{1, K}$, где системы K множество показателей. Параметры X и показатели $f_k(X)$ могут быть определены (например, в числовом виде) или неопределенны (например, в виде словесного выражения). Отсюда принятие решений может осуществляться в условиях определенности и условиях неопределенности, (что чаще всего и бывает).

Условия определенности характеризуются тем, что известна функциональная зависимость каждого критерия $f_k(X)$, $k = \overline{1, K}$ и ограничений $G(X)$ от параметров системы x_j , $j = \overline{1, N}$, [20], т. е. бесконечному множеству параметров X соответствует бесконечное множество оценок функции (критерия) $f_k(X)$;

в условиях неопределенности известна лишь конечное множество параметров X и соответствующее множество оценок функции (критерия) $f_k(X)$, т.е. чем меньше множество параметров, тем выше неопределенность.

Первый аспект определяется тем, что отсутствует достаточная информация о функциональной зависимости характеристики $f_k(X)$, $k \in K$, ограничений $g_i(X)$, $i \in M$ от параметров X исследуемого объекта. В этом случае исходные данные, характеризующий объект, представлены:

а) случайными данными;

б) нечеткими данными;

в) не полными данными, которые, как правило, получены из экспериментальных данных. Для вариантов, а) и б) исходные данные должны быть преобразованы к варианту в) и представлены в виде таблицы: 1 графа – величина параметра, 2 графа – величина характеристики.

Начальный этап – это преобразование случайных и нечетких данных в четные данные. (Заметем, что если проводить исследование с нечеткими данными, то и результат решения будет нечеткий, вряд ли пригодный к использованию).

Методология преобразования случайных и нечетких данных в табличную форму достаточно широко представлена в журнале: "Fuzzy Decision Making and Soft Computing Applications". Табличные (экспериментальные) данные, используя регрессионный анализ, преобразуются в функцию $f(X)$, т.е. в условия определенности.

В дальнейшем в работе рассматривается только вариант в) и его преобразования регрессионными методами в условия определенности – в функцию $f(X)$.

Второй аспект неопределенности принятия решений связан тем, что объект характеризуется множеством характеристик: $f_1(X), \dots, f_K(X)$ или $f_k(X)$, $k = \overline{1, K}$. Множество характеристик K подразделяется на два подмножества K_1 и K_2 . Подмножество характеристик K_1 по своей числовой величине желательно получить как можно выше (max), а подмножество характеристик K_2 желательно получить как можно ниже (min).

7.2. Концептуальная современная постановка задачи принятия решений в условиях неопределенности

Первоначально в общем виде концептуальная постановка задачи принятия решений выполнена в работе R. L. Keeney and H. Raiffa [24, стр. 79], в соответствии с которой введем обозначения:

$a_i, i = \overline{1, M}$ – допустимые альтернативы принятия решений;

$A = (a_1 \ a_2, \dots, a_M)^T$ – вектор множества допустимых альтернатив.

Каждой альтернативе $a \in A$ поставим в соответствие K числовых показателей (критериев): $f_1(a), \dots, f_K(a)$, характеризующих систему. Можем считать, что это множество показателей отображают каждую альтернативу в точку K -мерного пространства исходов (последствий) принимаемых действий: $F(a) = \{f_1(a), f_2(a), \dots, f_K(a)\}^T$. Будем использовать один и тот же символ $f_k(a)$, как для критерия, так и для функции оценки по этому критерию.

Заметим, что в любой точке $f_k(a)$ K – мерного пространства последствий мы не можем непосредственно сравнивать величины $f_v(a)$ и $f_k(a), v \neq k$, ибо в большинстве случаев это было бы просто бессмысленно, т.к. эти критерии как правило измеряются в различных единицах.

Используя эти данные, можно сформулировать задачу принятия решений.

Задача лица, принимающего решение, состоит в выборе такой альтернативы $a \in A$, которая позволила бы получить в наибольшей мере устраивающий его результат, т. е. $F(a) \rightarrow \min$.

Из этого определения вытекает, что нам нужна такая функция оценки, которая бы сводила вектор $F(a)$ в скалярный критерий предпочтительности или «ценности». В другой формулировке это равносильно заданию скалярной функции V , определенной в пространства последствий и обладающей следующим свойством:

$$V(F(a)) \geq V(F(a')) \Leftrightarrow F(a) \gg F(a'),$$

где символ $\gg$ означает «не менее предпочтителен, чем» [20]. Назовем функцию $V(F(a))$ функцией ценности. В литературе эта функция носит много других названий – порядковая функция полезности, функция предпочтения или функция полезности. Тогда задача лица, принимающего решение, сводится к выбору такого $a \in A$, которое максимизирует $V(F(a))$. Функция ценности служит для косвенного сопоставления важности тех или иных значений различных критериев системы.

С учетом сказанного матрица $F(a)$ допустимых исходов альтернатив примет вид:

$$F = \begin{bmatrix} a_1 f_1^1, \dots, f_1^K \\ \dots \\ a_M f_M^1, \dots, f_M^K \end{bmatrix}, \quad (71)$$

где $f_i^k = f_k(a_i)$, $i = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K}$, в ней все альтернативы представлены вектором показателей $F(a)$. Для определённости без ограничения общности примем, что первый критерий (а им может быть любой) отсортирован по возрастанию (по убыванию) и после этого альтернативы пронумерованы $i = \overline{1, M}$.

Задача 1 вида лица, принимающего решение, состоит в выборе такой альтернативы $a^0 \in A$ (71), которая позволила бы получить «в наибольшей мере устраивающий его (оптимальный) результат» [21].

Для технической системы каждая альтернатива a_i может быть представлена N -мерным вектором $X_i = \{\{x_{ij}, j = \overline{1, N}\}, i = \overline{1, M}\}$ параметров, а её исходы – K -мерным векторным критерием $\{f_1(X_i), \dots, f_K(X_i)\}, i = \overline{1, M}$. С учетом этого матрица исходов (2.1) принимает вид:

$$I = \begin{bmatrix} X_1 f_1(X_1), \dots, f_K(X_1) \\ \dots \\ X_M f_1(X_M), \dots, f_K(X_M) \end{bmatrix}. \quad (72)$$

По сравнению с ней в матрице (71) количество параметров $N=1$, т. е. значениями единственного параметра являются сами альтернативы.

Задача 2 (72) лица, принимающего решение, состоит в выборе такого набора конструктивных параметров системы $X^0 = \{\{x_{ij}, j = \overline{1, N}\}, i = \overline{1, M}\}$, который позволил бы получить оптимальный результат [20].

7.3. Анализ современных методов принятия решений по экспериментальным данным

В настоящее время для решения задач (71) и (72) используется ряд «простых» методов, базирующихся на формировании специальных критериев, к которым относятся критерии Вальда, Сэвиджа, Гурвица, Байеса-Лапласа – они являются основой для принятия решений.

Критерий Вальда максимизации минимальной компоненты направлен на выбор оптимального решения, гарантирующего максимальный выигрыш среди минимальных:

$$\max_{k=\overline{1, K}} \min_{i=\overline{1, M}} f_i^k.$$

Критерий Сэвиджа минимального риска в качестве оптимальной выбирает такую стратегию, при которой величина риска r_i^k принимает наименьшее значение среди максимальных значений рисков по столбцам:

$$\min_{i=\overline{1,M}} \max_{k=\overline{1,K}} r_i^k.$$

Сама величина риска r_i^k выбирается из минимальной разности между решением, приносящим максимальный доход: $\max_{i=\overline{1,M}} f_i^k, k = \overline{1,K}$, и текущим значением f_i^k , $r_i^k = (\max_{i=\overline{1,M}} f_i^k - f_i^k)$, а их набор представляет матрицу рисков $R = \|r_i^k\|_{i=\overline{1,M}, k=\overline{1,K}}$.

Критерий Гурвица позволяет выбрать стратегию, занимающую некоторое промежуточное положение между крайним пессимизмом и оптимизмом (т. е. наиболее значительным риском):

$$\max_{k=\overline{1,K}} (\alpha \min_{i=\overline{1,M}} f_i^k - (1 - \alpha) \max_{i=\overline{1,M}} f_i^k),$$

где α – коэффициент пессимизма, выбираемый в интервале $0 \leq \alpha \leq 1$.

Критерий Байеса-Лапласа учитывает каждое из возможных следствий всех вариантов решений с учетом их вероятностей p_i :

$$\max_{i=\overline{1,M}} \sum_{k=1}^K f_i^k p_i,$$

Все эти методы и другие достаточно широко представлены в литературе по принятию решений [7, 13, 20]. Всем им присущи определенные недостатки.

Например, при анализе критерия максимина Вальда выясняется, что по условию задачи все критерии выполнены в различных единицах. Отсюда первый шаг – выбор минимальной компоненты $f_k^{\min} \min_{i=\overline{1,M}} f_i^k$ вполне разумен, при этом все $f_k^{\min}, k = \overline{1,K}$ измерены в различных единицах, поэтому второй шаг – максимизации минимальной компоненты $\max_{k=\overline{1,K}} f_k^{\min}$ не имеет смысла. Несколько приближает к решению проблемы использование шкалы измерения критериев, но в целом её не решает, так как выбранные шкалы критериев субъективны.

По нашему мнению, для решения проблемы (69) и (70) необходимо создание меры, позволяющей дать оценку любого принимаемого решения, в том числе и оптимального. Другими словами, необходимо построение аксиоматики, показывающей, исходя из набора K критериев, в чем одна альтернатива лучше другой. Из аксиоматики в свою очередь можно вывести принцип, определяющий оптимальность выбранной альтернативы. А принцип оптимальности должен лечь в основу конструктивных методов выбора оптимальных

решений. Такой подход предложен для решения векторной задачи математического программирования, которая по своей сути близка к задаче принятия решений в (69) и (70).

7.4. Преобразование задачи принятия решения в векторную задачу

Для этого сравним задачи принятия решения (ЗПР) (71) и (72) с векторной задачей математического программирования (ВЗМП). Заметим, что задача (71) является частным случаем задачи (72).

Результаты сравнения изложены в табл. 1.

Таблица 1

Сравнение ВЗМП с задачами принятия решений (ЗПР)

ВЗМП – (1)–(4)	ЗПР – (72)
2. Общая цель: Принятие наилучшего решения	
3. Определить вектор X из допустимого множества (3)-(4), в которой векторный критерий $F(X)$ (1) оптимален.	3. Цель: определить векторную альтернативу $X_i = \{x_{ij}, j = \overline{1, N}\}$ из множества альтернатив $i = \overline{1, M}$, в которой векторный критерий $f_k(X_i), k = \overline{1, K}$ оптимален.
4. Полностью определены вектор параметров X и функциональная зависимость от него критериев $F(X)$, множество допустимых точек бесконечно, задано неравенствами $G(X) \leq B, X \geq 0$, (3)-(4)	4. Параметры определены, а критерии представлены в виде отдельных значений, так что функциональная взаимосвязь между ними не определена, множество допустимых точек конечно и равно: $i = \overline{1, M}$.
$Opt F(X) =$ $\{\max F_1(X) =$ $\{\max f_k(X), k = \overline{1, K_1}\}, (1a)$ $\min F_2(X) =$ $\{\min f_k(X), k = \overline{1, K_2}\}\}, (2a)$ $G(X) \leq B, (3a)$ $X \geq 0, (4a)$	5. Преобразование задачи принятия решений в ВЗМП. Каждый k -й $k = \overline{1, K}$ набор значений критериев $f_i^k, i = \overline{1, M}, \forall k \in K$, используя множественную регрессию, преобразуем в критериальную функцию $f_k(X), \forall k \in K$.
6. ↑ Задачи (1a)-(4a) и (1b)-(3b) Эквивалентны →	6. $Opt F(X) = \{f_1(X), \dots, f_K(X)\}^T$ (1b) $f_k^{min} \leq f_k(X) \leq f_k^{max}, k = \overline{1, K}, (2b)$ $X^{min} \leq X \leq X^{max}. (3b)$

Из первой и второй графы видно, что для всех задач цель «Принятие наилучшего (оптимального) решения» – общая. Для задачи принятия решений обоих видов (строка 4) имеется некоторая неопределенность – не известны функциональные зависимости критериев и ограничений от параметров задачи. В настоящее время разработано множество математических методов регрессионного анализа, которые доведены до программного обеспечения (например, система MATLAB) и позволяют по некоторому набору исходных данных (70) построить функциональные зависимости $f_k(X)$, $k = \overline{1, K}$. Поэтому для построения критериев и ограничений в задачах принятия решений обоих видов (строка 5) используем регрессионные методы, в т.ч. множественной регрессии [13]. Объединяя критерии и ограничения, представим задачи принятия решений обоих видов в виде векторной задачи математического программирования (строка 6).

Выполним эти преобразования. Каждый k -й столбец матрицы I , используя методы регрессионного анализа для задачи (69) и множественную регрессию для задачи (70), преобразуем в критериальную функцию $f_k(X)$. Всех их соберём в вектор-функцию $F(X)$:

$$\max F_1(X) = \{\max f_k(X), k = \overline{1, K_1}\} \text{ в (1b);}$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_k(X), k = \overline{1, K_2}\} \text{ в (1b).}$$

$$\text{Функциональными ограничениями } f_k^{\min} \leq f_k(X) \leq f_k^{\max}, k = \overline{1, K}, \quad (2b)$$

где $f_k^{\min} = \min_{i=\overline{1, M}} f_i^k(X_i)$, $f_k^{\max} = \max_{i=\overline{1, M}} f_i^k(X_i)$ – минимальные и максимальные значения каждой функции, а параметры ограничены минимальными и максимальными величинами каждого них (1b).

В результате получим ВЗМП (1b)-(3b) аналогичную задачи (1a)-(4a), для решения которой при равнозначных критериях используем та же аксиоматика, тот же принцип оптимальности и те же методы, основанные на нормализации критериев и принципе максимина, как и для модели технической системы в условиях полной определенности.

7.5. Векторная задача математического программирования с условиями определенности и неопределенности

Представим задачу векторной оптимизации с условиями определенности и неопределенности.

Условия определенности характеризуются тем, что известна функциональная зависимость каждой характеристики и ограничений от параметров исследуемого объекта, [7-19].

Условия неопределенности характеризуются тем, что исходные данные, характеризующие исследуемого объекта, представлены: а) случайными, б) нечеткими, или, в) не полными данными.

Поэтому у нас отсутствует достаточная информация о функциональной зависимости каждой характеристики и ограничений от параметров [8-20].

В реальной жизни условия определенности и неопределенности совмещаются. Модель технологического процесса так же должна отражать эти условия. Мы представим модель технологического процесса в условиях определенности и неопределенности в совокупности:

$$Opt F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max f_k(X), k = \overline{1, K_1^{def}}\}, (73)$$

$$\max I_1(X) \equiv \{\max f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\},$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_k(X), k = \overline{1, K_2^{def}}\},$$

$$\min I_2(X) \equiv \{\min f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\}, (74)$$

$$\text{at restriction } f_k^{min} \leq f_k(X) \leq f_k^{max}, k = \overline{1, K}, (75)$$

$$x_j^{min} \leq x_j \leq x_j^{max}, j = \overline{1, N}, (76)$$

где $X = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – вектор управляемых переменных (входных параметров исследуемого объекта);

$F(X) = \{F_1(X) F_2(X) I_1(X) I_2(X)\}$ – векторный критерий, каждая компонента которого представляет вектор критериев (выходных характеристик исследуемого объекта). Величина характеристики (функции) зависит от дискретных значений вектора переменных X . $F_1(X) F_2(X)$ – множество функций $\max$ и $\min$ соответственно; $I_1(X) I_2(X)$ – множество дискретных значений характеристик $\max$ и $\min$ соответственно; $\overline{1, K_1^{def}}, \overline{1, K_2^{def}}$ (definiteness),

$\overline{1, K_1^{unc}}, \overline{1, K_2^{unc}}$ (uncertainty) множество критериев $\max$ и $\min$ сформированные в условиях определенности и неопределенности; в (73)-(74), $f_k^{min} \leq f_k(X) \leq f_k^{max}, k = \overline{1, K}$ – вектор-функция ограничений, накладываемых на функционирование исследуемого объекта, $x_j^{min} \leq x_j \leq x_j^{max}, j = \overline{1, N}$ – параметрические ограничения накладываемые на исследуемый объект.

7.6. Преобразование задачи принятия решения в условиях неопределенности в задачу векторной оптимизации в условиях определенности

Устранение неопределенности состоит в использовании качественных и количественных описаний исследуемого объекта, которые могут быть получены, например, по принципу “вход-выход”.

Преобразование такой информации – исходных данных в функциональную зависимость осуществляется путем использования математических методов (регрессионного анализа), [9-19].

Преобразование вектор – функции (критериев) осуществляется по методу наименьших квадратов: $\min \sum_{i=1}^M (y_i - \bar{y}_i)^2$,

где $y_i, i = \overline{1, M}$ – реально наблюдаемые величины; $\bar{y}_i, i = \overline{1, M}$ их оценки, полученные для однофакторной модели с помощью функции $\bar{y}_i = f(X_i, A), X_i = \{x_i\}$. Функцию $f(X_i, A)$ представили в виде полинома. В прикладной части работы используется полином второй степени.

В результате такого преобразования исходные данные в (73) и (74):

$$\{f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}, \{f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_2^{unc}}$$

в задачах принятия решения в условиях неопределенности преобразованы функции:

$$f_k(X), k = \overline{1, K_1^{unc}}, \{f_k(X), k = \overline{1, K_2^{unc}}$$

В итоге векторная задача с условиями определенности и неопределенности (73)-(76) преобразуется в векторную задачу в условиях определенности:

$$Opt F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max f_k(X). k = \overline{1, K_1}\}, (77)$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_k(X). k = \overline{1, K_2}\}, (78)$$

$$\text{at restriction } f_k^{min} \leq f_k(X) \leq f_k^{max}, k = \overline{1, K}, (79)$$

$$x_j^{min} \leq x_j \leq x_j^{max}, j = \overline{1, N}, (80)$$

где $F(X) = \{f_k, k = \overline{1, K}$ – векторный критерий, каждая компонента которого представляет характеристику объекта, функционально зависящую от вектора переменных X ; подмножество критериев в условиях определенности $K_1 = K_1^{def} \cup K_1^{unc}$, и неопределенности $K_2 = K_2^{def} \cup K_2^{unc}$.

Векторная задача математического программирования (77)-(80) является аналогом ВЗМП (1)-(4).

7.7. Методология выбора оптимальных параметров инженерных систем в условиях определенности и неопределенности на основе векторной оптимизации

В качестве объекта исследования нами рассматриваются «Инженерные системы», к которым относятся «технические системы», «технологические процессы», «материалы», [17, 18, 19]. Исследование инженерной системы выполнено, во-первых, в условиях определенности, когда известны данные о функциональных характеристиках инженерной системы; во-вторых, в условиях

неопределенности, когда известны дискретные значения отдельных характеристик; также известны данные об ограничениях, которые накладываются на функционирование системы. Математический аппарат моделирования инженерной системы базируется на теории и методах векторной оптимизации, которые представлены в третьем разделе. В организационном плане процесс моделирования и симулирования технической системы представлен в виде методологии: «Методология выбора оптимальных параметров инженерных систем в условиях определенности и неопределенности».

Методология включает ряд этапов.

1. Формирование технического задания (исходных данных) на численное моделирование и выбора оптимальных параметров системы. Исходные данные формирует конструктор, который проектирует техническую систему.

2. Построение математической и численной модели технической системы в условиях определенности и неопределенности.

3. Решение векторной задачи математического программирования (ВЗМП) – модели инженерной системы при равнозначных критериях.

4. Построение геометрической интерпретации результатов решения в трех мерной системе координат в относительных единицах.

5. Решение векторной задачи математического программирования – модели инженерной системы при заданном приоритете критерия.

6. Геометрическая интерпретация результатов решения в трехмерной системе координат в физических единицах.

8. Моделирование структуры материала с четырьмя параметрами и принятие оптимального решения по численному множеству критериев

8.1. Моделирование и принятие оптимального решения по числовому множеству критериев структуры материала с четырьмя параметрами

В качестве объекта исследования нами рассматриваются «Инженерные системы», к которым относятся «структура материала», [18, 20-26]. Структура материала рассматривается с четырьмя параметрами и четырьмя характеристиками. Экспериментальные данные структуры материала представим в виде задачи принятия решений второго вида (70):

$$F = \left| \begin{array}{cccccc} x_{1,1} & x_{2,1} & x_{3,1} & x_{4,1} & f_1^1, \dots, f_1^K \\ & & & \dots & & \\ x_{1,M} & x_{2,M} & x_{3,M} & x_{4,M} & f_M^1, \dots, f_M^K \end{array} \right| - \text{problem of 2-type, } K = 4.$$

Исследование инженерной системы (структура материала) выполнено:

во-первых, в условиях определенности, когда известны данные о функциональных характеристиках инженерной системы;

во-вторых, в условиях неопределенности, когда известны дискретные значения отдельных характеристик; также известны данные об ограничениях, которые накладываются на функционирование системы (структура материала).

Используя регрессионный анализ экспериментальные данные F преобразуются в векторную задачу математического программирования:

$$\max f_k(X, A) = a_{0k} + a_{1k}x_1 + a_{2k}x_2 + a_{3k}x_3 + a_{4k}x_4 + a_{5k}x_1x_2 + a_{6k}x_1x_3 + a_{7k}x_1x_4 + a_{8k}x_2x_3 + a_{9k}x_2x_4 + a_{10k}x_3x_4 + a_{11k}x_1^2 + a_{12k}x_2^2 + a_{13k}x_2^2 + a_{14k}x_2^2, k = \overline{1, K_1}.$$

$$\min f_k(X, A) = a_{0k} + a_{1k}x_1 + a_{2k}x_2 + a_{3k}x_3 + a_{4k}x_4 + a_{5k}x_1x_2 + a_{6k}x_1x_3 + a_{7k}x_1x_4 + a_{8k}x_2x_3 + a_{9k}x_2x_4 + a_{10k}x_3x_4 + a_{11k}x_1^2 + a_{12k}x_2^2 + a_{13k}x_2^2 + a_{14k}x_2^2, k = \overline{1, K_2}.$$

При ограничениях $x_1^0 \leq x_1 \leq x_1^*, x_2^0 \leq x_2 \leq x_2^*, x_3^0 \leq x_3 \leq x_3^*, x_4^0 \leq x_4 \leq x_4^*, x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 100$.

Математический аппарат моделирования инженерной системы базируется на теории и методах векторной оптимизации, которые представлены в предыдущих главах.

В организационном плане процесс моделирования и симулирования инженерной системы представлен в виде методологии: «Методология выбора оптимальных параметров инженерных систем (структура материала) в условиях определенности и неопределенности», представленной в разделе 7.7.

8.2. Этап 1. Разработка технического задания (исходных данных) для исследования и выбора структуры материала

Дано. Мы исследуем структуру материала. Состав структуры материала определяется четырьмя компонентами:

$Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$, которые представляют вектор управляемых переменных.

Параметры структуры материала заданы в следующих пределах:
 $21 \leq y_1 \leq 79; 5 \leq y_2 \leq 59; 2.1 \leq y_3 \leq 9.0; 2.2 \leq y_4 \leq 7.0. (81)$

Качество состава структуры материала определяются четырьмя характеристиками:

$H(Y) = \{h_1(Y), h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)\}$, величина оценки которых зависит от вектора параметров $Y = \{y_j, j = \overline{1, N}, N = 4\}$.

Условия определенности. Они характеризуются тем, что для первой характеристики $h_1(Y)$ известна функциональная зависимость от параметров $Y = \{y_j, j = \overline{1, N}, N = 4\}$.

$$h_1(Y) = 323.84 - 2.249y_1 - 3.49y_2 + 10.7267y_3 + 13.124y_4 + 0.0968y_1y_2 - 0.062y_1y_3 - 0.169y_1y_4 + 0.0743y_2y_3 - 0.1042y_2y_4 - 0.0036y_3y_4 + 0.0143y_1^2 + 0.0118y_2^2 - 0.2434y_3^2 - 0.5026y_4^2, \quad (82)$$

Условия неопределенности. Они характеризуются тем, что для второй, третьей и четвертой характеристики: $h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)$ известны результаты экспериментальных данных: величины параметров и соответствующих характеристик.

Числовые значения параметров Y и характеристик $h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)$ представлены в таблице 2.

Таблица 2

Числовые значения параметров и характеристик материала

y1	y2	y3	y4	h2(Y)	h3(Y)	h4(Y)
20	0	2	2	1149.6	115.1	24.24
20	0	2	5	1164.0	114.5	27.60
20	0	2	8	1176.0	114.4	28.80
20	0	5	2	1212.0	118.8	30.00
20	0	5	5	1260.0	113.8	31.20
20	0	5	8	1257.6	113.3	32.40
20	0	8	2	1256.4	110.7	33.60
20	0	8	5	1252.8	109.2	34.80
20	0	8	8	1251.6	108.5	34.80
20	30	2	2	2143.2	128.3	19.92
20	30	2	5	2154.0	127.4	21.60
20	30	2	8	2163.6	126.8	25.20
20	30	5	2	2176.8	126.1	29.76
20	30	5	5	2185.2	124.3	33.48
20	30	5	8	2198.4	124.1	37.20
20	30	8	2	2211.6	123.9	39.48
20	30	8	5	2232.0	121.4	42.00
20	30	8	8	2245.2	121.7	49.20
20	60	2	2	2954.4	150.4	15.60
20	60	2	5	2820.0	144.9	18.00
20	60	2	8	2772.0	140.8	21.60
20	60	5	2	2748.0	138.6	24.24
20	60	5	5	2832.0	140.8	28.80
20	60	5	8	2904.0	143.5	32.40
20	60	8	2	3022.8	146.0	35.16

20	60	8	5	3036.0	144.9	39.60
20	60	8	8	3056.4	143.8	44.88
50	0	2	2	3583.2	181.3	11.28
50	0	2	5	3601.2	180.8	14.40
50	0	2	8	3608.4	179.4	16.80
50	0	5	2	3616.8	179.1	21.12
50	0	5	5	3622.8	178.0	22.80
50	0	5	8	3637.2	177.6	27.60
50	0	8	2	3651.6	176.9	30.84
50	0	8	5	3672.0	175.3	36.00
50	0	8	8	3685.2	174.7	40.56
50	30	2	2	1195.2	123.6	52.80
50	30	2	5	1212.0	118.7	60.00
50	30	2	8	1236.0	115.9	64.80
50	30	5	2	1251.6	115.1	68.64
50	30	5	5	1272.0	113.2	75.60
50	30	5	8	1296.0	111.8	82.80
50	30	8	2	1318.8	110.7	88.08
50	30	8	5	1344.0	108.2	97.20
50	30	8	8	1388.4	106.3	107.64
50	60	2	2	2176.8	132.8	40.56
50	60	2	5	2196.0	131.1	45.60
50	60	2	8	2220.0	129.7	52.80
50	60	5	2	2245.2	128.3	60.00
50	60	5	5	2286.0	127.0	67.20
50	60	5	8	2294.4	125.6	73.20
50	60	8	2	2313.6	123.9	79.44
50	60	8	5	2340.0	114.5	85.20
50	60	8	8	2382.0	119.5	99.00
80	0	2	2	2988.0	154.8	31.92
80	0	2	5	3012.0	153.2	36.00
80	0	2	8	3036.0	151.8	43.20
80	0	5	2	3056.4	150.4	51.36
80	0	5	5	3108.0	150.7	61.20
80	0	5	8	3156.0	151.2	72.00
80	0	8	2	3244.8	151.5	82.80
80	0	8	5	3228.0	144.9	86.40
80	0	8	8	3193.2	140.8	90.36
80	30	2	2	3616.8	185.7	23.28
80	30	2	5	3639.6	183.5	30.00
80	30	2	8	3660.0	182.2	36.00

80	30	5	2	3685.2	181.3	42.72
80	30	5	5	3708.0	179.4	48.00
80	30	5	8	3732.0	178.0	54.00
80	30	8	2	3753.6	176.9	62.16
80	30	8	5	3672.0	175.3	73.20
80	30	8	8	3822.0	172.5	81.72
80	60	2	2	1218.0	128.3	87.00
80	60	2	5	1248.0	125.6	94.80
80	60	2	8	1272.0	124.2	103.20
80	60	5	2	1318.8	121.7	116.16
80	60	5	5	1344.0	118.7	126.00
80	60	5	8	1392.0	115.9	136.80
80	60	8	2	1422.0	115.1	145.44
80	60	8	5	1464.0	110.4	156.00
80	60	8	8	1524.0	108.5	174.72
min $y_i(X)$, $i=1, \dots, 81$				1149.6	92.4	11.3
max $y_i(X)$, $i=1, \dots, 81$				3822.0	161.5	174.7

На числовые значения параметров $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$ наложены ограничения:

$$y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100.$$

Величину оценки по первой и третьей характеристики (по критерию) желательно, получить как можно выше: $h_1(Y) \rightarrow \max, h_3(Y) \rightarrow \max$; второй и четвертой как можно ниже: $h_2(Y) \rightarrow \min, h_4(Y) \rightarrow \min$. Параметры (состав) материала:

$Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$ изменяются в следующих пределах:

$$y_1 \in [20.0 \ 50.0 \ 80.0], y_2 \in [0.0 \ 30.0 \ 60.0], y_3 \in [2.0 \ 5.0 \ 8.0], y_4 \in [2.2 \ 5.5 \ 8.8]. \quad (83)$$

Требуется. 1) Разработать математическую модель структуры исследуемого материала в виде векторной задачи математического программирования. 2) На основе разработанных методов решения ВЗНП построить программное обеспечение в системе MATLAB.

3) Решить векторную задачу с равнозначными критериями: выбрать оптимальную структуру материала. 4) Выбрать приоритетный критерий (третий). Установить численное значение приоритетного критерия: $h_3(X^q) = 80$. Принять наилучшее (оптимальное) решение с заданным приоритетом критерия.

Примечание. Автором разработано программное обеспечение в системе MATLAB для решения векторных задач математического

программирования. Векторная задача включает четыре переменных (параметров технической системы): $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ и четыре критерия (характеристики)

$F(X) = \{f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)\}$. Но для каждого нового набора данных (новая система) программа настраивается индивидуально. В программном обеспечении критерии $F(X) = \{f_1(X), f_2(X), \dots, f_6(X)\}$ с условиями неопределенности (в таблице 1 они представлены как часть $\{y_1, y_2, y_3, y_4\}$) могут изменяться от нуля (т.е. все критерии построены в условиях определенности) до шести (т.е. все критерии построены в условиях неопределенности).

8.3. 2 этап. Построение математической и числовой модели материала в условиях определенности и неопределенности

8.3.1. Формирование математической модели структуры материала

Создание числовой модели материала включает следующие разделы: Выбор математической модели материала; Построение модели в условиях определенности; Построение в условиях неопределенности; Построение числовой модели материала в условиях определенности и неопределенности.

8.3.2. Математическая модель структуры материала в условиях определенности

Построение математической модели для принятия оптимального управленческого решения структуры материала показано в разделе 7.5. В соответствии с (73)-(78) представим математическую модель материала в условиях определенности и неопределенности в совокупности в виде векторной задачи:

$$Opt H(Y) = \{\max H_1(Y) = \{\max h_k(Y), k = \overline{1, K_1^{def}}\}, (84)$$

$$\max I_1(Y) \equiv \{\max h_k(Y_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\}, (85)$$

$$\min H_2(Y) = \{\min h_k(X), k = \overline{1, K_2^{def}}\}, (86)$$

$$\min I_2(Y) \equiv \{\min h_k(Y_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\}, (87)$$

$$\text{при ограничениях: } h_k^{min} \leq h_k(Y) \leq h_k^{max}, k = \overline{1, K},$$

$$y_j^{min} \leq y_j \leq y_j^{max}, j = \overline{1, N}, y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100, (88)$$

где $Y = \{y_j, j = \overline{1, N}\}$ – вектор управляемых переменных (конструктивных параметров материала);

$H(Y) = \{H_1(Y) H_2(Y) I_1(Y), I_2(Y)\}$ представляет векторный критерий, каждая компонента которого является вектором критериев (характеристик) материала, которые функционально зависят от дискретных значений вектора переменных;

$H_1(Y) = \{h_k(Y), k = \overline{1, K_1^{def}}\}, H_2(Y) = \{h_k(Y), k = \overline{1, K_2^{def}}\}$ – это множество функций $\max$ и $\min$ соответственно;

$$I_1(Y) = \{\{h_k(Y_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\},$$

$I_2(Y) = \{\{h_k(Y_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_2^{unc}}\}$ – это множество матриц $\max$ и $\min$ соответственно; (definiteness), K_1^{unc}, K_2^{unc} (uncertainty) множество критериев $\max$ и $\min$ сформированные в условиях определенности и неопределенности;

в (88) $h_k^{min} \leq h_k(Y) \leq h_k^{max}, k = \overline{1, K}$ представлена вектор-функция ограничений, накладываемых на функционирование материала;

в (88) $y_j^{min} \leq y_j \leq y_j^{max}, j = \overline{1, N}$ – параметрические ограничения.

Примем, что функции $h_k(X), k = \overline{1, K}$ дифференцируемы и выпуклы, $g_i(X), i = \overline{1, M}$ непрерывны, а заданное ограничениями (88) множество допустимых точек S не пусто:

$$S = \{Y \in R^n | G(Y) \leq 0, Y^{min} \leq Y \leq Y^{max}\} \neq \emptyset,$$

и представляет собой компакт.

8.3.3. Построение численной модели структуры материала в условиях определенности

Условия определенности характеризуются функциональной зависимостью каждой характеристики и ограничений от параметров материала. В примере известны характеристика (82) и ограничения (81). Используя информационные данные (81), (82) построим однокритериальную задачу нелинейного программирования в условиях определенности:

$$\max h_1(Y) = 323.84 - 2.249y_1 - 3.49y_2 + 10.7267y_3 + 13.124y_4 + 0.0968y_1y_2 - 0.062y_1y_3 - 0.169y_1y_4 + 0.0743y_2y_3 - 0.1042y_2y_4 - 0.0036y_3y_4 + 0.0143y_1^2 + 0.0118y_2^2 - 0.2434y_3^2 - 0.5026y_4^2, \quad (89)$$

при ограничениях: $y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100,$

$$21 \leq y_1 \leq 79, 5 \leq y_2 \leq 59, 2.1 \leq y_3 \leq 9.0, 2.2 \leq y_4 \leq 7.0. \quad (90)$$

Эти данные в дальнейшем используются при построении математической модели материала.

8.3.4. Формирование математической модели структуры материала в условиях неопределенности

Формирование в условиях неопределенности состоит в использовании качественных, количественных описаний материала, полученных по принципу “вход-выход” в таблице 2.

Преобразование исходных данных (информации):

$$h_2(Y_i, i = \overline{1, M}), h_3(Y_i, i = \overline{1, M}), h_4(Y_i, i = \overline{1, M})$$

в функциональный вид:

$h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)$ осуществляется путем использования математических методов регрессионного анализа.

Исходные данные сформированы в таблице 2 в системе MATLAB в виде матрицы:

$$I = |Y, H| = \{y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, y_{i4}, h_{i2}, h_{i3}, h_{i4}, i = \overline{1, M}\}. \quad (91)$$

Для каждого набора экспериментального данных таблицы 2 $h_k, k = 2, 3, 4$ строится функция регрессии методом наименьших квадратов $\min \sum_{i=1}^M (y_i - \bar{y}_l)^2$ в системе MATLAB.

Формируется полином A_k , определяющий взаимосвязь параметров $Y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, y_{i4}\}$ и функции $\bar{y}_{kl} = h(Y_i, A_k), k = 2, 3, 4$. Результатом формирования является система коэффициентов:

$$A_k = \{A_{0k}, A_{1k}, \dots, A_{14k}\},$$

которые определяют коэффициенты квадратичного полинома:

$$h_k(Y, A) = A_{0k} + A_{1k}y_1 + A_{2k}y_2 + A_{3k}y_3 + A_{4k}y_4 + A_{5k}y_1y_2 + A_{6k}y_1y_3 + A_{7k}y_1y_4 + A_{8k}y_2y_3 + A_{9k}y_2y_4 + A_{10k}y_3y_4 + A_{11k}y_1^2 + A_{12k}y_2^2 + A_{13k}y_3^2 + A_{14k}y_4^2, k = 2, 3, 4. \quad (92)$$

Программное обеспечение полиномиальной аппроксимации с четырьмя переменными и четырнадцатью факторами разработано. В итоге экспериментальные данные таблицы 2 преобразуются систему коэффициентов трех функции (92) в виде таблицы (Программа: Z_Material_MMTT32_os13_4k):

```

Ao=[323.8408 954.8634 110.02 21.0051
-2.2495 28.6719 0.9106 -0.0101
-3.4938 37.0392 0.6206 -0.8403
10.7267 -31.0303 -0.4287 -0.4314
13.1239 -54.0031 -2.5176 1.1718
0.0969 -0.9219 -0.0151 0.0166
-0.0621 0.5644 -0.0094 0.0850
-0.1696 0.8966 0.0222 -0.0001
0.0743 -0.1540 -0.0198 0.0522
-0.1042 0.3919 0.0184 0.0003
0.0036 -0.0135 -0.0006 0.0006
0.0142 0.0477 -0.0004 -0.0021
0.0117 0.0437 -0.0003 0.0035
-0.2433 3.8489 0.0390 0.0061
-0.5026 3.1748 0.1414 -0.0310];
Rj=[0.6115 0.7149 0.6551 0.9017];
RRj=[0.3740 0.5111 0.4292 0.8130];

```

На основе Ao(2) Ao(3) Ao(4) строятся функции $h_2(Y)$, $h_3(Y)$ и $h_4(Y)$, которые с учетом полученных коэффициентов примут вид:

$$\max h_3(Y) \equiv 110.22 + 0.7918y_1 + 1.73y_2 - 0.3713y_3 - 2.20y_4 - 0.0132y_1y_2 - 0.008y_1y_3 + 0.0193y_1y_4 - 0.0172y_2y_3 + 0.0161y_2y_4 - 0.0006y_3y_4 - 0.0004y_1^2 - 0.0002y_2^2 + 0.0335y_3^2 + 0.124y_4^2, (93)$$

$$\min h_2(Y) \equiv 954.86 + 28.67y_1 + 37.03y_2 - 31.03y_3 + 54y_4 - 0.922y_1y_2 - 2y_1y_3 + 0.896y_1y_4 - 0.154y_2y_3 + 0.3919y_2y_4 - 0.0134y_3y_4 + 0.0478y_1^2 + 0.0438y_2^2 + 3.8489y_3^2 + 3.1748y_4^2, (94)$$

$$\min h_4(Y) \equiv 21.004 - 0.0097y_1 - 0.841y_2 - 0.4326y_3 + 1.1723y_4 + 0.166y_1y_2 + 0.085y_1y_3 - 0.0001y_1y_4 + 0.0523y_2y_3 + 0.0002y_2y_4 + 0.0006y_3y_4 - 0.0022y_1^2 + 0.0035y_2^2 + 0.006y_3^2 - 0.0311y_4^2, (95)$$

при ограничениях: $y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100$,

$$21 \leq y_1 \leq 79, 5 \leq y_2 \leq 59, 2.1 \leq y_3 \leq 9.0, 2.2 \leq y_4 \leq 7.0. (96)$$

Минимальные и максимальные значения экспериментальных данных $y_1, \dots, y_4$ представлены в нижней части таблицы 2. Минимальные и максимальные значения функций $h_1(Y), h_3(Y), h_2(Y), h_4(Y)$ незначительно отличаются от экспериментальных данных. Индекс корреляции и коэффициенты детерминации представлены в нижних строках таблицы 2. Результаты регрессионного анализа (93), (95) в дальнейшем используются при построении математической модели материала.

8.3.5. Формирование математической модели структуры материала в условиях определенности и неопределенности

Для формирования математической модели структуры материала в виде векторной задачей математического программирования (ВЗМП) используем: функции, полученные условиях определенности (89)-(90) и неопределенности (93)-(95), параметрические ограничения (96).

Функции (92), (93), (94), (95) рассматриваем как критерии, определяющие целенаправленность функционирования системы. Множество критериев $K=4$ включают два критерия $h_1(Y), h_3(Y) \rightarrow \max$ и два $h_2(Y), h_4(Y) \rightarrow \min$. В итоге модель функционирования структуры материала представим векторной задачей математического программирования:

$$\text{opt } F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max h_1(X) \equiv 323.840 - 2.249y_1 - 3.4901y_2 + 10.7267y_3 + 13.124y_4 + 0.0968y_1y_2 - 0.062y_1y_3 - 0.169y_1y_4 + 0.0743y_2y_3 - 0.1042y_2y_4 - 0.0036y_3y_4 + 0.0143y_1^2 + 0.0118y_2^2 - 0.2434y_3^2 - 0.5026y_4^2, (97)$$

$$\max h_3(Y) \equiv 110.220 + 0.7918y_1 + 1.73y_2 - 0.3713y_3 - 2.201y_4 - 0.0132y_1y_2 - 0.008y_1y_3 + 0.0193y_1y_4 - 0.0172y_2y_3 + 0.0161y_2y_4 - 0.0006y_3y_4 - 0.0004y_1^2 - 0.0002y_2^2 + 0.0335y_3^2 + 0.124y_4^2\}, (98)$$

$$\min F_1(X) = \{ \min h_2(Y) \equiv 954.860 + 28.67y_1 + 37.03y_2 - 31.03y_3 + 54y_4 - 0.922y_1y_2 - 2y_1y_3 + 0.896y_1y_4 - 0.154y_2y_3 + 0.3919y_2y_4 - 0.0134y_3y_4 + 0.0478y_1^2 + 0.0438y_2^2 + 3.8489y_3^2 + 3.1748y_4^2\}, (99)$$

$$\max h_4(Y) \equiv 21.0040 - 0.0097y_1 - 0.8410y_2 - 0.4326y_3 + 1.1723y_4 + 0.166y_1y_2 + 0.085y_1y_3 - 0.0001y_1y_4 + 0.0523y_2y_3 + 0.0002y_2y_4 + 0.0006y_3y_4 - 0.0022y_1^2 + 0.0035y_2^2 + 0.006y_3^2 - 0.0311y_4^2\}, (100)$$

ограничения: $y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100$,

$$21 \leq y_1 \leq 79, 5 \leq y_2 \leq 59, 2.1 \leq y_3 \leq 9.0, 2.2 \leq y_4 \leq 7.0. (101)$$

Векторная задача математического программирования (97)-(101) представляет модель принятия оптимального решения структуры материала в условиях определенности и неопределенности в совокупности.

8.4. 3 этап. Моделирование и формирование структуры материала на базе векторной задачи с равнозначными критериями

Для формирования структуры материала на базе векторной задачи математического программирования с равнозначными критериями (97)-(101) представлены методы, основанные на аксиоматике нормализации критериев и принципе гарантированного результата, вытекающие из аксиомы 1 и принципа оптимальности 1.

Методика решения представлена в виде ряда шагов.

Шаг 1. Решение ВЗМП (97)-(101) по каждому критерию отдельно. Для решения используется функция `fmincon(...)` системы MATLAB, обращение к функции `fmincon(...)` рассмотрено в [18, 19].

Как результат расчета, по каждому критерию получаем точки оптимума: Y_k^* и $h_k^* = h_k(Y_k^*)$, $k = \overline{1, K}$, $K=4$ – величины критериев в этой точке, т. е. наилучшее решение по каждому критерию:

$$\text{Критерий 1: } Y_1^* = \{y_1 = 46.56, y_2 = 43.23, y_3 = 8.0, y_4 = 2.2\}, \\ h_1^* = h_1(Y_1^*) = -387.99;$$

$$\text{Критерий 2: } Y_2^* = \{y_1 = 55.60, y_2 = 34.19, y_3 = 8.0, y_4 = 2.2\}, \\ h_2^* = h_2(Y_2^*) = 1361.41;$$

$$\text{Критерий 3: } Y_3^* = \{y_1 = 31.90, y_2 = 59.00, y_3 = 2.1, y_4 = 7.0\}, \\ h_3^* = h_3(Y_3^*) = -210.35;$$

$$\text{Критерий 4: } Y_4^* = \{y_1 = 36.70, y_2 = 59.00, y_3 = 2.1, y_4 = 2.2\}, \\ h_4^* = h_4(Y_4^*) = 30.714.$$

Результат решения ВЗМП (97)-(101), ограничения (101) и точки оптимума $X_1^*, X_2^*, X_3^*, X_4^*$ в координатах x_1, x_3 представлены на рис. 5.

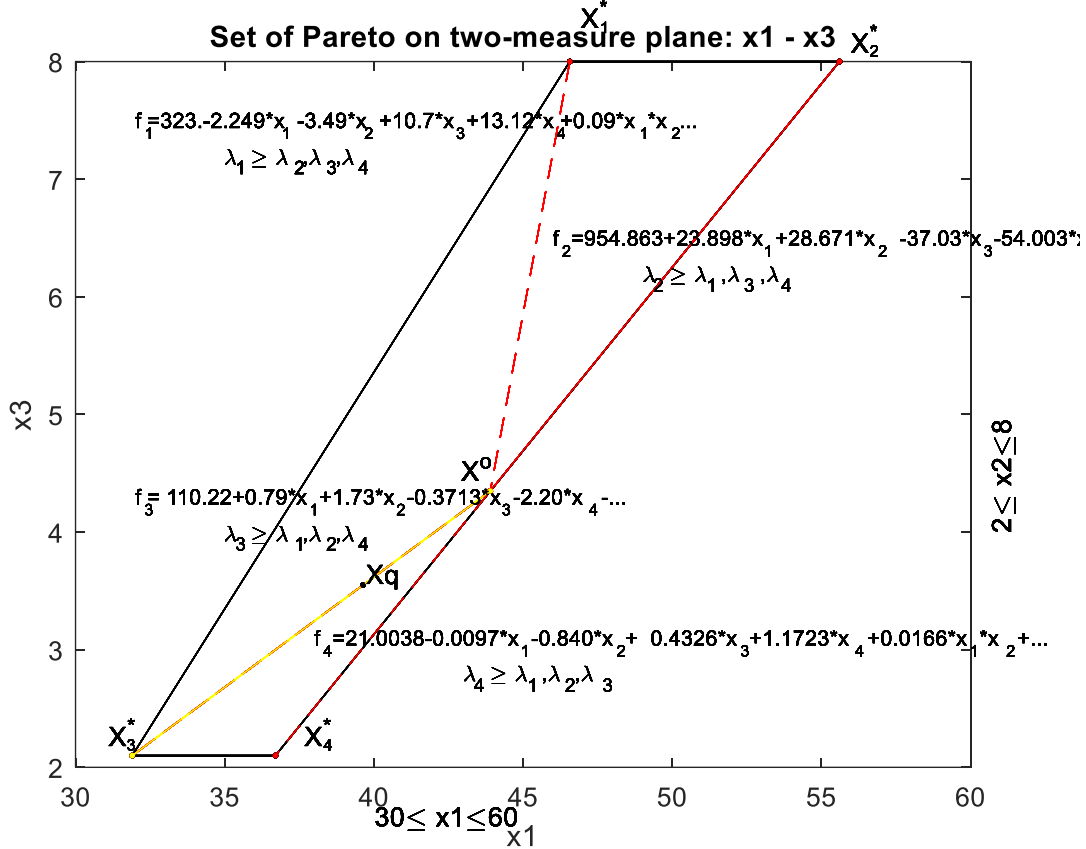


Рис. 5. Множество Парето, $S^0 \subset S$, $X_1^*, X_2^*, X_3^*, X_4^*$ в двумерной системе координат $\{x_1, x_3\}$.

Шаг 2. Вычисляем наихудшую величину каждого критерия (антиоптимум): Y_k^0 и $h_k^0 = h_k(Y_k^0)$, $k = \overline{1, K}$, $K=4$. Для этого решается задача (97)-(101) для каждого критерия $k = \overline{1, K_1}$ на минимум, для каждого критерия $k = \overline{1, K_2}$ на максимум. В результате получим: $X_k^0 = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – точка оптимума по соответствующему критерию, $k = \overline{1, K}$; $f_k^0 = f_k(X_k^0)$ – величина k -го критерия в точке, $X_k^0, k = \overline{1, K}$, (верхний индекс ноль):

$$Y_1^0 = \{y_1 = 31.9, y_2 = 59.0, y_3 = 2.1, y_4 = 7.00\}, h_1^0 = h_1(Y_1^0) = 296.6;$$

$$Y_2^0 = \{y_1 = 31.9, y_2 = 59.0, y_3 = 2.1, y_4 = 7.\}, h_2^0 = h_2(Y_2^0) = -2458.5;$$

$$Y_3^0 = \{y_1 = 78.16, y_2 = 9.02, y_3 = 8, y_4 = 4.81\}, h_3^0 = h_3(Y_3^0) = 169.26;$$

$$Y_4^0 = \{y_1 = 62.71, y_2 = 22.9, y_3 = 8, y_4 = 6.39\}, h_4^0 = h_4(Y_4^0) = -73.62.$$

The obtained points of the anti-optimum $X_1^0, X_2^0, X_3^0, X_4^0$ are shown in Figures 16, 17, 18, 19 respectively.

Шаг 3. Системный анализ множества точек, оптимальных по Парето, (т.е. анализ по каждому критерию) реализуется. Для этого в точках оптимума $Y^* = \{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*\}$ определяются величины целевых функций $H(Y^*) = \|h_q(Y_k^*)\|_{q=1, \overline{K}}^{k=1, \overline{K}}$, $D = (d_1 \ d_2 \ d_3 \ d_4)^T$ - вектор отклонений по каждому критерию на допустимом множестве S: $d_k = h_k^* - h_k^0$, $k = \overline{1, 4}$, и матрица относительных оценок:

$$\lambda(Y^*) = \|\lambda_q(Y_k^*)\|_{q=1, \overline{K}}^{k=1, \overline{K}}, \text{ где } \lambda_k(X) = (h_k^* - h_k^0)/d_k$$

$$H(Y^*) = \begin{bmatrix} 388 & 1444.2 & 183.9 & 68.5 \\ 382 & 1361.4 & 177.3 & 72.1 \\ 296 & 2458.5 & 210.4 & 30.2 \\ 330 & 2210.9 & 208.0 & 30.7 \end{bmatrix}, d_k = \begin{bmatrix} 91.4 \\ -1097 \\ 41.09 \\ -42.9 \end{bmatrix}, \lambda(Y^*) = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.9245 & 0.356 & 0.1197 \\ 0.9367 & 1.00 & 0.1968 & 0.036 \\ 0.0 & 0.0 & 1.00 & 1.011 \\ 0.3669 & 0.2257 & 0.942 & 1.00 \end{bmatrix}. \quad (102)$$

Системный анализ величин критериев в относительных оценках в ВЗМП (97)-(101) показывает, что в точках оптимума $Y^* = \{Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*\}$ (по диагонали) относительная оценка равна единице. Остальные критерии (102) $\lambda(X^*) = \|\lambda_q(X_k^*)\|_{q=1, \overline{K}}^{k=1, \overline{K}}$ значительно меньше единицы. Требуется найти такую точку (параметры), при которых относительные оценки наиболее близки к единице. На решение этой проблемы направлено решение λ -задачи – шаг 4, 5.

Шаг 4. Формирование λ -задачи реализуется в два этапа:

На первом этапе строится максиминная задача оптимизации с нормализованными критериями:

$$\lambda^0 = \max_{Y \in S} \min_{k \in K} \lambda_k(Y), G(Y) \leq 0, Y \geq 0; \quad (103)$$

на втором этапе максиминная задача (103) преобразуется в стандартную задачу математического программирования (λ -задача):

$$\lambda^0 = \max \lambda, \quad (104)$$

$$\text{с ограничениями } \lambda - \frac{h_1(Y) - h_1^0}{h_1^* - h_1^0} \leq 0, \quad (105)$$

$$\lambda - \frac{h_3(Y) - h_3^0}{h_3^* - h_3^0} \leq 0, \quad (106)$$

$$\lambda - \frac{h_2(Y) - h_2^0}{h_2^* - h_2^0} \leq 0, \quad (107)$$

$$\lambda - \frac{h_4(Y) - h_4^0}{h_4^* - h_4^0} \leq 0, \quad (108)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1, 21 \leq y_1 \leq 79, 5 \leq y_2 \leq 59, 2.1 \leq y_3 \leq 9.0, 2.2 \leq y_4 \leq 7.0.$$

$$y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100, \quad (109)$$

Вектор неизвестных имеет размерность $N+1$: $Y = \{y_1, \dots, y_N, \lambda\}$; функции $h_1(Y), h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)$ соответствуют (104)-(109) соответственно. Подставив числовые значения функций $h_1(Y), h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)$, мы получим λ -задачу следующего вида:

$$\lambda^0 = \max \lambda, \quad (110)$$

Ограничения

$$\lambda - \frac{323.84 - 2.249y_1 - 3.49x_2 \dots - 0.2434y_3^2 - 0.5026y_4^2 - h_1^0}{h_1^* - h_1^0} \leq 0, \quad (111)$$

$$\lambda - \frac{110.22 + 0.7918y_1 + 1.73y_2 - \dots + 0.0335y_3^2 + 0.124y_4^2 - h_3^0}{f_3^* - f_3^0} \leq 0, \quad (112)$$

$$\lambda - \frac{954.8 + 28.67y_1 + 37y_2 - \dots + 3.8489y_3^2 + 3.1748y_4^2 - h_2^0}{h_2^* - h_2^0} \leq 0, \quad (113)$$

$$\lambda - \frac{21 - 0.0097y_1 - 0.841y_2 - \dots + 0.006y_3^2 - 0.0311y_4^2 - h_4^0}{h_4^* - h_4^0} \leq 0, \quad (114)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1, 21 \leq y_1 \leq 79, 5 \leq y_2 \leq 59, 2.1 \leq y_3 \leq 9.0, 2.2 \leq y_4 \leq 7.0.$$

$$y_1 + y_2 + y_3 + y_4 = 100, \quad (115)$$

Шаг 4. Решение λ -задачи (110)-(115).

Обращение к функции `fmincon(...)`, [16]:

`[Xo, Lo]`

`= fmincon('Z_TehnSist_4Krit_L', X0, Ao, bo, Aeq, beq, lbo, ubo, 'Z_TehnSist_LConst', options).`

В результате решения векторной задачи (97)-(101) при равнозначных критериях и соответствующей ей λ -задачи (110)-(115) получили:

$$X^0 = \{Y^0, \lambda^0\} = \{Y^0 = \{x_1 = 43.9, x_2 = 49.54, x_3 = 4.348, x_4 = 2.2, \lambda^0 = 0.6087\}, \quad (116)$$

точку оптимума X^0 – конструктивные параметры материала, которая представлена на рис. 12;

$h_k(Y^0), k = \overline{1, K}$ - величины критериев (характеристик структуры материала):

$$\{h_1(Y^0) = 364.0, h_2(Y^0) = 1790.7, h_3(Y^0) = 194.3, h_4(Y^0) = 47.5\}; \quad (117)$$

$\lambda_k(Y^0), k = \overline{1, K}$ - величины относительных оценок

$$\{\lambda_1(Y^0) = 0.7372, \lambda_2(Y^0) = 0.6087, \lambda_3(Y^0) = 0.6087, \lambda_4(Y^0) = 0.6087\}; \quad (118)$$

$\lambda_0 = 0.60870$ – это максимальный нижний уровень среди всех относительных оценок, измеренный в относительных единицах: $\lambda^0 = \min(\lambda_1(Y^0), \lambda_2(Y^0), \lambda_3(Y^0), \lambda_4(Y^0)) = 0.6087$,

λ_0 называют также гарантированным результатом в относительных единицах. $\lambda_k(Y^0)$ и соответственно характеристики структуры материала $f_k(Y^0)$ нельзя улучшить, не ухудшая при этом другие характеристики.

В соответствии с теоремой с 1, в точке X_0 критерии 1, 3 и 4 противоречивы. Это противоречие определяется равенством: $\lambda_2(Y^0) = \lambda_3(Y^0) = \lambda_4(Y^0) = \lambda^0 = 0.6087$, а остальные критерии неравенством $\{\lambda_2(X^0) = 0.7372\} > \lambda^0$. Теорема 1 служит основой для определения правильности решения векторной задачи. В ВЗМП, как правило, для двух критериев выполняется равенство: $\lambda^0 = \lambda_q(Y^0) = \lambda_p(Y^0)$, $q, p \in K, X \in S$, (в нашем примере такие критерии 2, 3, 4), для других критериев определяется как неравенство.

8.5. Этап 4. Построение геометрической интерпретация результатов решения в трехмерной системе координат

В множестве точек S , образованных ограничениями (115), точки оптимума $Y_1^*, Y_2^*, Y_3^*, Y_4^*$, объединенных в контур, представляют множество точек, оптимальных по Парето, $S^0 \subset S$, который представлен на рис 5. Характеристики материала в относительных единицах $\lambda_1(Y), \lambda_2(Y), \lambda_3(Y), \lambda_4(Y)$ показаны на рис. 6 в трех мерном пространстве x_1, x_2 и λ , где третья ось λ – относительная оценка.

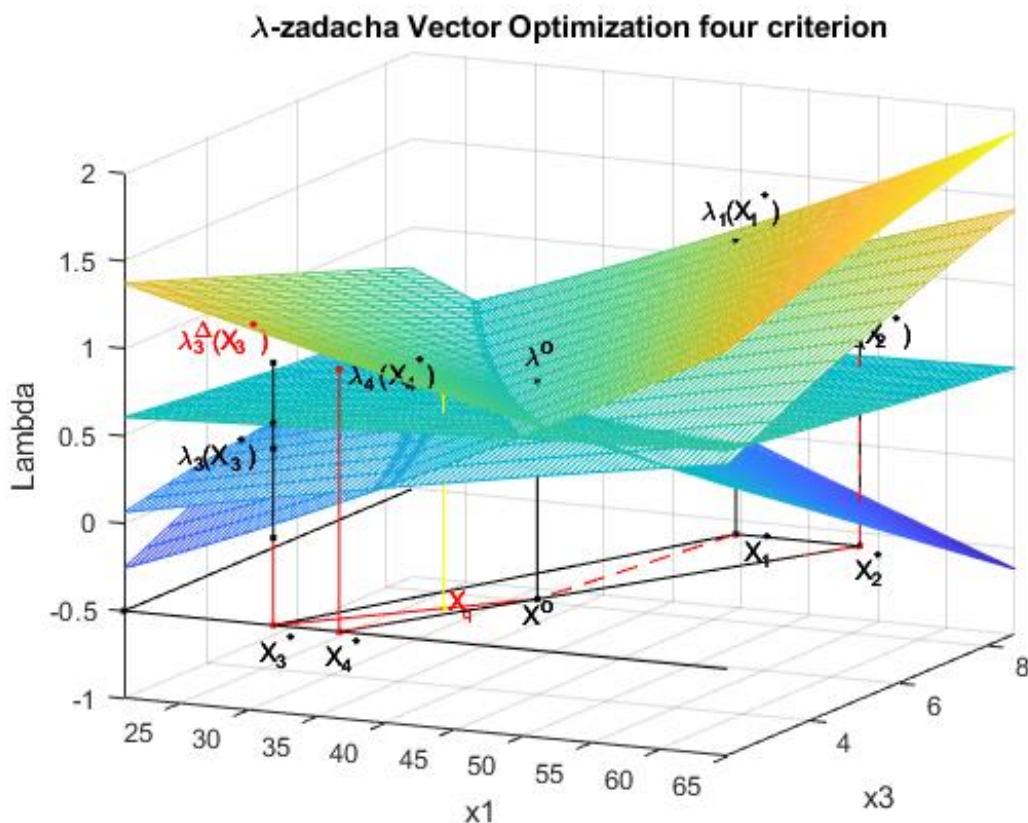


Рис. 6. Геометрическая интерпретация результатов решение λ -задачи в трехмерной системе координат x_1, x_2 и λ

Discussion. Анализируя рисунок 6, мы можем представить изменения всех функций $\lambda_1(X), \lambda_2(X), \lambda_3(X), \lambda_4(X)$ в четырех мерном пространстве (На рисунках 6, ..., 11 вектор $Y = \{y_1, \dots, y_N, \lambda\}$ и функции $h_1(Y), h_2(Y), h_3(Y), h_4(Y)$ заменены на $X = \{x_1, \dots, x_N, \lambda\}$; функции $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)$).

Рассмотрим, например, оптимальную точку X_3^* . Функция $\lambda_3(X)$ сформирована из функции $f_3(X)$ с переменными координатами $\{x_1, x_3\}$ и с постоянными координатами $\{x_2=49.54, x_4=2.2\}$, взятые из оптимальной точки X^0 (116).

В точке X_3^* относительная оценка $\lambda_3(X_3^*) = 0.83$ – показана на рис. 6 черной точкой. Но мы знаем, что относительная оценка $\lambda_3(X_3^*)$ полученная из функции $f_3(X_3^*)$ на третьем шаге равна единице, обозначим ее как $\lambda_3^A(X_3^*) = 1$ – показана на рис. 6 красной точкой.

Разность между $\lambda_3^A(X_3^*) = 1$ и $\lambda_3(X_3^*) = 0.83$ является ошибкой $\Delta=0.17$ перехода от четырех мерной (а в общем случае N-мерной) к двухмерной области. Аналогично показана точка X_1^* и соответствующие относительные оценки $\lambda_1(X_1^*)$ и $\lambda_1^A(X_1^*)$.

Таким образом, впервые в отечественной и зарубежной практике показан переход и его геометрическая иллюстрация от N-мерного к двухмерному измерению функции в векторных задачах математического программирования с соответствующими ошибками аппроксимации.

8.6. Этап 5. Решение векторной задачи оптимизации с заданным приоритетом критерия

Как правило, лицом, принимающим решения, является конструктор системы.

Шаг 1. Решается векторная задачи при равнозначных критериях. Решения векторной задачи представлено на стадии 8.4 3 этап. Численные результаты решения векторной задачи представлены выше. Точки, оптимальные по Парето $S^0 \subset S$ находится между оптимальными точками $X_1^* X^0 X_3^* X^0 X_4^* X^0 X_2^* X^0 X_1^*$. Проведем анализ множества точек Парето $S^0 \subset S$. Для этой цели мы соединим вспомогательные точки: $X_1^* X_3^* X_4^* X_2^* X_1^*$ с точкой X^0 , которая условно представляет центр множества Парето.

Как результат решения получили четыре подмножеств точек $X \in S_q^0 \subset S^0 \subset S, q = \overline{1,4}$. Подмножество точек $S_1^0 \subset S^0 \subset S$ характеризуется тем, что относительная оценка $\lambda_1 \geq \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$, то есть в поле первого критерия S_1^0 имеет приоритет над остальными. Аналогично S_2^0, S_3^0, S_4^0 - подмножества точек, характеризуется тем, что второй, третий и четвертый критерий имеет приоритет над другими

соответственно. Множество точек, оптимальных по Парето, обозначим: $S^o = S_1^o \cup S_2^o \cup S_3^o \cup S_4^o$. Геометрическая интерпретация координат всех полученных точек и относительные оценки представлены в двумерном пространстве $\{x_1 x_2\}$ на рис. 5. Эти координаты показаны в трех измеренных пространствах $\{x_1 x_2 \lambda\}$ на рис. 6, где третья ось λ - относительная оценка.

Ограничения на рис. 6 снижены до -0,5 (чтобы были видимы ограничения). Полученная информация является основой для дальнейшего исследования структуры множества Парето.

Анализируем, если результаты решения векторной задачи с равнозначными критериями не удовлетворяют лицо, принимающее решение, то выбор оптимального решения осуществляется из какого-либо подмножества точек $S_1^o, S_2^o, S_3^o, S_4^o$. Эти подмножества точек Парето показаны на рис.16.1 в виде функций $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)$.

Шаг 2. Выбор приоритетного критерия $q \in K$.

Из теоремы 1 известно, что в оптимальной точке X^o всегда имеется два наиболее противоречивых критерия, $q \in K$ и $p \in K$, для которых в относительных единицах выполняется точное равенство: $\lambda^o = \lambda_q(X^o) = \lambda_p(X^o), q, p \in K, X \in S$,

а для остальных выполняется неравенства: $\lambda^o \leq \lambda_k(X^o), \forall k \in K, q \neq p \neq k$.

В модели структуры материала (97)-(101) и соответствующей λ -задачи (110)-(115) такими критериями являются второй и третий: $\lambda^o = \lambda_2(X^o) = \lambda_3(X^o) = 0.6087$, т.е. выполняется числовая симметрия. Эту симметрию покажем на рис. 7, где представлены функции $\lambda_1(X)$ и $\lambda_3(X)$ отдельно со стороны оптимальной точки $X^o = \{X^o, \lambda^o\}$.

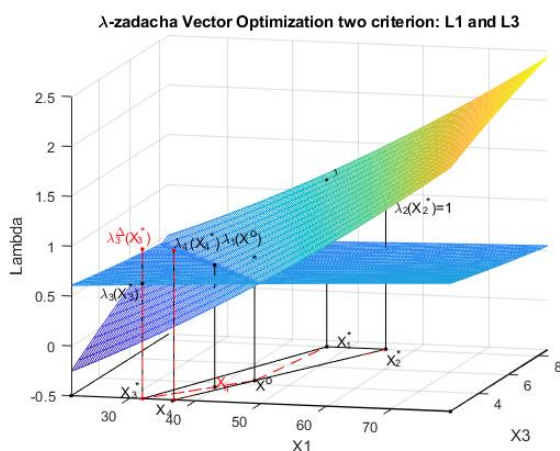


Рис. 7 (а). Решение λ -задачи- относительные оценки ($\lambda_1(X)$ и $\lambda_3(X)$) в трехмерной системе координат $x_1 x_2 \lambda$.

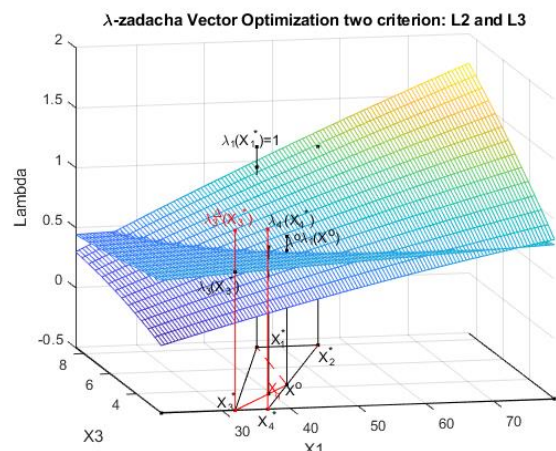


Рис. 7 (b). Решение λ -задачи – относительные оценки ($\lambda_2(X)$ и $\lambda_3(X)$) в трехмерной системе координат $x_1 x_2 \lambda$

Для сравнения аналогично представим функции наиболее противоречивые критерии $\lambda_2(X)$ и $\lambda_3(X)$ отдельно со стороны оптимальной точки $X^0 = \{X^0, \lambda^0\}$. А рисунках 7 (а) и 7 (b) показаны все точки и данные, о которых говорилось на рис. 6.

Из этой пары $\lambda^0 = \lambda_2(X^0) = \lambda_3(X^0) = 0.6087$ противоречивых критериев выбирается критерий, который ЛПР хотел бы улучшить. Такой критерий называется «приоритетным критерием», обозначим его $q = 3 \in K$. Этот критерий исследуется во взаимодействии с первым критерием $q = 1 \in K$. Мы исследуем эти два критерия из всего множества критериев $K = 4$, показанных на рис. 7. Выдается сообщение на дисплей:

`q=input('Введите приоритетный критерий (номер) q= ') – Ввели критерий q=3.`

Шаг 3. Формируются числовые пределы изменения величины приоритета критерия $q = 3 \in K$. Для приоритетного критерия $q = 3 \in K$ определяются изменения числовых пределов в натуральных единицах при переходе из точки оптимума X^0 (116) в точку X_q^* , полученную на первом шаге. Информационные данные о критерии $q=3$ выдаются на дисплей:

$$f_q(X^0) = 194.27 \leq f_q(X) \leq 210.35 = f_q(X_q^*), q \in K. (119)$$

Аналогично, в относительных единицах критерий $q=3$ изменяется в следующих пределах:

$$\lambda_q(X^0) = 0.6087 \leq \lambda_q(X) \leq 1 = \lambda_q(X_q^*), q = 3 \in K.$$

Эти данные анализируются.

Шаг 4. Определяется величина приоритетного критерия $q \in K$. (Decision-making).

На сообщение: «Введите величину приоритетного критерия $f_q=$ » – вводим, например, $f_q=200$.

Шаг 5. Для $f_q=200$ вычисляется относительная оценка.

Для приоритетного критерия $f_q = 200$ вычисляется относительная оценка:

$$\lambda_q = \frac{f_q - f_q^0}{f_q^* - f_q^0} = \frac{200 - 194.27}{210.35 - 194.27} = 0.7479, (120)$$

которая при переходе от точки X^0 к точке X_q^* лежит в пределах:

$$\lambda_3(X^0) = 0.6087 \leq \lambda_3 = 0.7489 \leq \lambda_3(X_3^*) = 1, q \in K.$$

Шаг 6. Вычислим коэффициент линейной аппроксимации

Предполагая линейный характер изменения критерия $f_q(X)$ в (119) и соответственно относительной оценки λ_q в (120), используя стандартные приемы линейной аппроксимации, вычислим коэффициент пропорциональности между $\lambda_q(X^0)$, λ_q , который назовем ρ :

$$\rho = \frac{\lambda_q - \lambda_q(X^0)}{\lambda_q(X_q^*) - \lambda_q(X^0)} = \frac{0.7489 - 0.6087}{1 - 0.6087} = 0.3558, q = 3 \in K.$$

Шаг 7. Определяются координаты приоритета критериев с размерностью f_q .

Предполагаем линейный характер изменения вектора $X^q = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, $q = 3$ определим координаты для точки с размерностью $f_q = 200$ с относительной оценкой (120):

$$x_{\lambda=0.74}^{q=3} = \{x_1 = X^0(1) + \rho(X_q^*(1) - X^0(1)),$$

$$x_2 = X^0(2) + \rho(X_q^*(2) - X^0(2)),$$

$$x_3 = X^0(3) + \rho(X_q^*(3) - X^0(3)),$$

$$x_4 = X^0(4) + \rho(X_q^*(4) - X^0(4))\},$$

где $X^0 = \{x_1 = 43.9, x_2 = 49.54, x_3 = 4.348, x_4 = 2.2\}$,

$X_3^* = \{x_1 = 31.9, x_2 = 59.00, x_3 = 2.1, x_4 = 7.0\}$.

Как результат решения мы получим точку с координатами:

$X^q = \{x_1 = 39.63, x_2 = 52.91, x_3 = 3.54, x_4 = 3.907\}$.

Шаг 8. Формирование главных показателей точки X^q .

В полученной точке X^q , вычислим:

все критерии в натуральных единицах $f_k(X^q) = \{f_k(X^q), k = \overline{1, K}\}$:

$f(X^q) = \{f_1(X^q) = 344.3, f_2(X^q) = 2000, f_3(X^q) = 199, f_4(X^q) = 41.7\}$;

все относительные оценки критериев: $\lambda^q = \{\lambda_k^q, k =$

$\overline{1, K}, \lambda_k(X^q) = \frac{f_k(X^q) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, k = \overline{1, K}$:

$\lambda_k(X^q) = \{\lambda_1(X^q) = 0.5224, \lambda_2(X^q) = 0.418, \lambda_3(X^q) = 0.7244, \lambda_4(X^q) = 0.7446\}$;

минимальная относительная оценка: $\min \lambda(X^q) = \min_{k \in K} (\lambda_k(X^q)) = 0.418$.

$P^q = [p_1^3 = 1.3868, p_2^3 = 1.7333, p_3^3 = 1.0, p_4^3 = 0.973]$;

вектор приоритетов $P^q(X) = \{p_k^q = \frac{\lambda_q(X^q)}{\lambda_k(X^q)}, k = \overline{1, K}\}$:

$\lambda_k(X^q) * P^q = \{p_1^3 * \lambda_1(X^q) = 0.7244, p_2^3 * \lambda_2(X^q) = 0.7244,$
 $p_3^3 * \lambda_3(X^q) = 0.7244, p_4^3 * \lambda_4(X^q) = 0.7244\}$

минимальная относительная оценка:

$\lambda^{00} = \min(p_1^3 \lambda_1(X^q), p_2^3 \lambda_2(X^q), p_3^3 \lambda_3(X^q), p_4^3 \lambda_4(X^q)) = 0.7244$

Аналогично получены другие точки из области Парето $X_t^0 = \{\lambda_t^0, X_t^0\} \in S^0$.

Анализ результатов. Сформированная величина $f_q(X_t^o) = 199, q = 3 \in K, q \in K$ обычно не равна заданной $f_q = 200$. Ошибка выбора $\Delta f_q = |f_q(X_t^o) - f_q| = |199 - 200| = 1.0$ определяется ошибкой линейной аппроксимации: $\Delta f_{q\%} = 0.5\%$.

Если ошибка $\Delta f_q = |f_q(X_t^o) - f_q| = |199 - 200| = 1.0$, которая измерена в натуральных единицах или в процентах $\Delta f_{q\%} = \frac{\Delta f_q}{f_q} * 100 = 0.5\%$, больше заданной $\Delta f, \Delta f_q > \Delta f$, то переходим к шагу 2, если $\Delta f_q \leq \Delta f$, то вычисления завершаются. Конец.

При моделировании могут быть изменены параметрические ограничения (101) и функции (100), т. е. получено некоторое множество оптимальных решений. Из этого множества оптимальных решений выбираем окончательный вариант (процесс принятия решений).

В примере окончательный вариант включает параметры:

$$X^o = \{X^o, \lambda^o\} = \{X^o = \{x_1 = 43.9, x_2 = 49.54, x_3 = 4.348, x_4 = 2.2\}, \lambda^o = 0.6087\};$$

параметры структуры материала при заданном приоритете критерия:

$$q=3: X^q = \{x_1 = 39.63, x_2 = 52.91, x_3 = 3.54, x_4 = 3.907\}.$$

Этап 6. Исследование симметрии и геометрическая интерпретация результатов решение по структуре материала в физических единицах

Этап 6а. Симметрия в результатах решения по структуре материала, представленной векторной задачей нелинейного программирования.

В исследуемой векторной задаче нелинейного программирования (97)-(101) с четырьмя неоднородными критериями – модель структуры материала и описанная в числовом варианте (97)-(101) и построенной на её базе λ -задаче (110)-(115) мы получили точку оптимума X^o и максимальную относительную оценку λ^o :

$$X^o = \{Y^o, \lambda^o\} = \{Y^o = \{x_1 = 43.9, x_2 = 49.54, x_3 = 4.348, x_4 = 2.2, \lambda^o = 0.6087\},$$

В оптимальной точке X^o критерии в численном значении представлены:

$$F(X^o) = \{\{h_1(Y^o) = 364.0, h_2(Y^o) = 1790.7, h_3(Y^o) = 194.3, h_4(Y^o) = 47.5\}\}$$

И в относительных единицах:

$$\lambda(X^o) = \{\lambda_1(Y^o) = 0.7372, \lambda_2(Y^o) = 0.6087, \lambda_3(Y^o) = 0.6087, \lambda_4(Y^o) = 0.6087\}.$$

Этот результат соответствует теореме 1 об наиболее противоречивых критериях в векторной задаче, т.е. $\lambda^o = \lambda_2(Y^o) = \lambda_3(Y^o) = \lambda_4(Y^o) = \lambda^o = 0.6087, \{2, 3, 4\} \in K, X^o \in S$.

Остальные критерии лежат в пределах: $\{\lambda_1(X^o) = 0.7372\} > \lambda^o$.

Теоретически точка X^o является центром симметрии. Действительно точка X^o лежит между точками оптимума X_1^* и X_3^* полученных на первом шаге, в которых $\lambda_1(X_1^*)=1, \lambda_3(X_3^*)=1$. Покажем геометрическую интерпретации симметрии на рисунке 8.

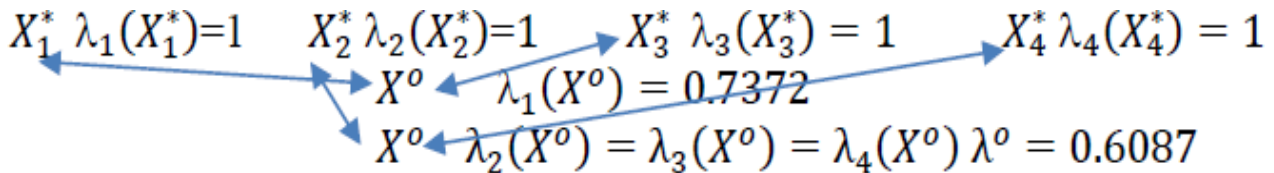


Рис. 8. Геометрическая интерпретация моделирования структуры материала с нормализованными критериями: $\lambda_1(X), \dots, \lambda_4(X)$.

Для трех критериев первого $\lambda_1(X)$, третьего $\lambda_3(X)$, и четвертого $\lambda_4(X)$, в этом примере сохраняется числовая симметрия.

Этап 8b. Геометрическая интерпретация результатов решения ВЗМП по структуре материала в физических единицах

Рассчитаны и представили параметры по структуре материала:

$$X^o = \{X^o, \lambda^o\} = \{X^o = \{x_1 = 43.9, x_2 = 49.54, x_3 = 4.3, x_4 = 2.2\}, \lambda^o = 0.6087\},$$

в двухмерной системе координат x_1, x_2 на Рис.5, трехмерной системе координат x_1, x_2 and λ в относительных единицах на рис. 6, 7, 8. Также представим эти параметры в физических единицах для каждой характеристики материала (критерия): $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)$. Первая характеристика материала $f_1(X)$ в координатах x_1, x_2 представлена на рис. 9.

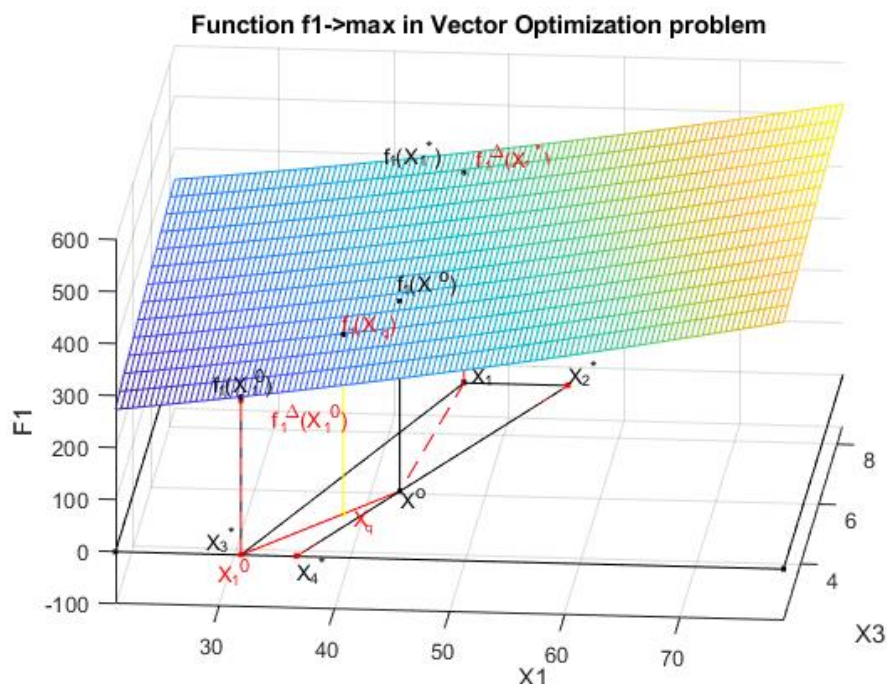


Рис. 9. Геометрическая интерпретация первой характеристики материала $f_1(X)$ в координатах x_1, x_2 в натуральных показателях

Функциональные показатели $f_1^\Delta(X_1^*)$, $f_1^\Delta(X_1^0)$ первой характеристики материала (выделены красным цветом) определяют ошибки перехода от четырехмерной $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ к двухмерной $X^0 = \{x_1, x_2\}$ системе координат.

Вторая характеристика материала $f_2(X)$ в координатах x_1, x_2 представлена на рис. 10.

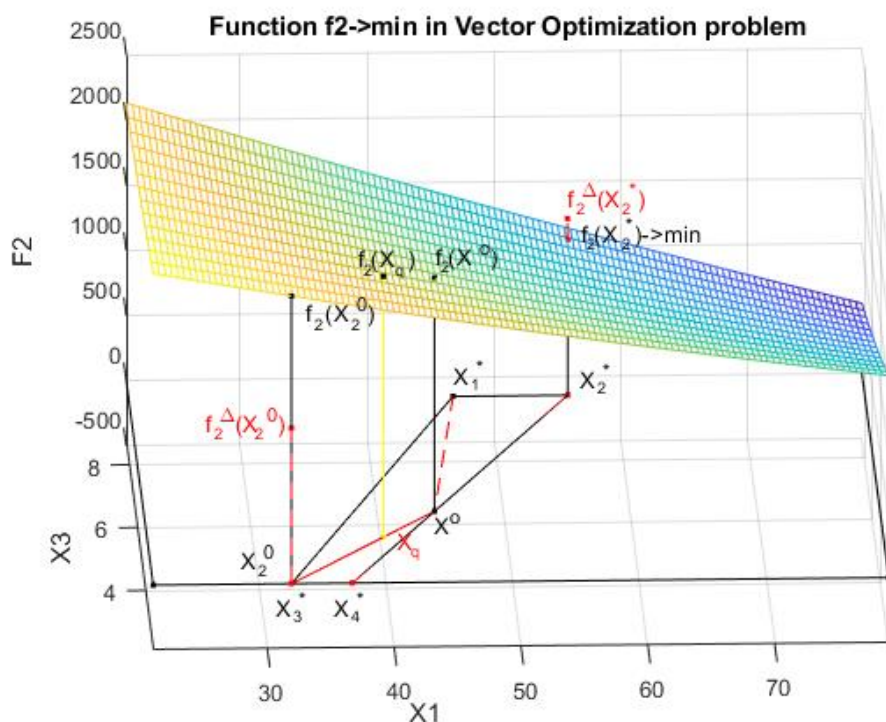


Рис. 10. Геометрическая интерпретация второй характеристики материала $f_2(X)$ в натуральных показателях

Функциональные показатели $f_2^\Delta(X_2^*)$, $f_2^\Delta(X_2^0)$ второй характеристик материала (выделены красным цветом) определяют ошибки перехода от четырехмерной $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ к двухмерной $X_0 = \{x_1, x_2\}$ системе координат.

Третья характеристика материала $f_3(X)$ в координатах x_1, x_2 представлена на рис. 11.

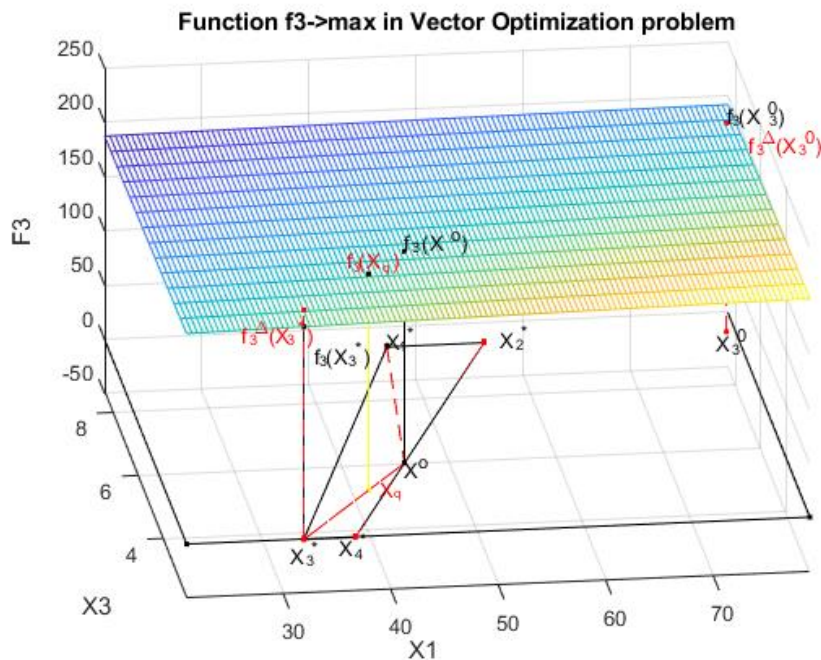


Рис. 11. Геометрическая интерпретация третьей характеристики материала $f_3(X)$ в натуральных показателях

Четвертая характеристика материала $f_4(X)$ в координатах x_1, x_2 представлена на рис. 12.

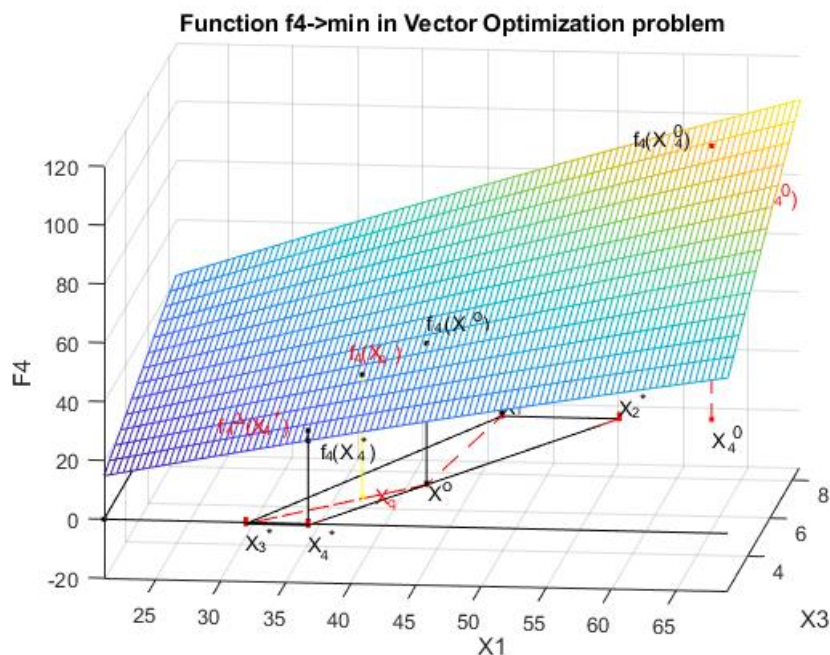


Рис. 12. Геометрическая интерпретация четвертой характеристики материала $f_4(X)$ в натуральных показателях

Представленная версия программного обеспечения выдает следующие результаты:

точка оптимума – X^o ; характеристики – $F(X^o) = \{f_1(X^o), f_2(X^o), f_3(X^o), f_4(X^o)\}$;

относительные оценки – $\lambda(X^o) = \{\lambda_1(X^o), \lambda_2(X^o), \lambda_3(X^o), \lambda_4(X^o)\}$;

максимальную относительную оценку – λ^o , такую что $\lambda^o \leq \lambda_k(X^o) \forall k \in K$.

точку оптимума с приоритетом q -го критерия – X^q ;

характеристики (критерии) – $F(X^q) = \{f_1(X^q), f_2(X^q), f_3(X^q), f_4(X^q)\}$;

относительные оценки – $\lambda(X^q) = \{\lambda_1(X^q), \lambda_2(X^q), \lambda_3(X^q), \lambda_4(X^q)\}$;

максимальную относительную оценку λ^{oo} такую, что $\lambda^{oo} \leq p_k^q \lambda_k(X^q), k = \overline{1, K}$.

Заключение по поэтому разделу. Проблема разработки математических методов векторной оптимизации и принятия оптимального решения по структуре материала по некоторому набору экспериментальных данных и функциональных характеристик является одной из важнейших задач системного анализа и проектирования. Разработана методология автоматизации проектирования путем: во-первых, построения математической модели структуры материала в условиях определенности и неопределенности в виде векторной задачи математического программирования; во-вторых, разработки методов решения векторной задачи. Практика "принятия оптимального решения" на основе математической модели структуры материала показана на численном примере решения векторной задачи оптимизации.

9. Моделирование и принятие оптимального решения в технической системе с четырьмя параметрами и шестью критериями.

Данная глава этой работы имеет прикладной характер. Работа направлена на базе аксиоматики векторной оптимизации представить автоматизацию проектирования на примере технической системы, [7-21].

9.1. Моделирование и принятие оптимальных решения по числовому множеству критериев технической системе с четырьмя параметрами и шестью критериями

9.1.1. Формирование математической модели технической системе в условиях определенности и неопределенности

В качестве объекта исследования нами рассматриваются рассматривается техническая система с четырьмя параметрами и шестью функциональными характеристиками. Экспериментальные данные (условия неопределенности) технической системы представим в виде задачи принятия решений второго вида (70):

$$F = \left[\begin{array}{cccccc} x_{1,1} & x_{2,1} & x_{3,1} & x_{4,1} & f_1^1, f_1^2, \dots, f_1^K \\ & & & \dots & & \\ x_{1,M} & x_{2,M} & x_{3,M} & x_{4,M} & f_M^1, f_M^2, \dots, f_M^K \end{array} \right] - \text{problem of 2-type, } K = 6.$$

Исследование технической системы выполнено:

во-первых, в условиях определенности, когда известны данные о функциональных характеристиках технической системы;

во-вторых, в условиях неопределенности, когда известны дискретные значения отдельных характеристик; также известны данные об ограничениях, которые накладываются на функционирование технической системы.

Используя регрессионный анализ экспериментальные данные F преобразуются в векторную задачу математического программирования:

$$\max f_k(X, A) = a_{0k} + a_{1k}x_1 + a_{2k}x_2 + a_{3k}x_3 + a_{4k}x_4 + a_{5k}x_1x_2 + a_{6k}x_1x_3 + a_{7k}x_1x_4 + a_{8k}x_2x_3 + a_{9k}x_2x_4 + a_{10k}x_3x_4 + a_{11k}x_1^2 + a_{12k}x_2^2 + a_{13k}x_3^2 + a_{14k}x_4^2, k = \overline{1, K_1}.$$

$$\min f_k(X, A) = a_{0k} + a_{1k}x_1 + a_{2k}x_2 + a_{3k}x_3 + a_{4k}x_4 + a_{5k}x_1x_2 + a_{6k}x_1x_3 + a_{7k}x_1x_4 + a_{8k}x_2x_3 + a_{9k}x_2x_4 + a_{10k}x_3x_4 + a_{11k}x_1^2 + a_{12k}x_2^2 + a_{13k}x_3^2 + a_{14k}x_4^2, k = \overline{1, K_2}.$$

При ограничениях $x_1^0 \leq x_1 \leq x_1^*, x_2^0 \leq x_2 \leq x_2^*, x_3^0 \leq x_3 \leq x_3^*, x_4^0 \leq x_4 \leq x_4^*.$

Математический аппарат моделирования инженерной системы базируется на теории и методах векторной оптимизации, которые представлены в предыдущих главах.

9.1.2. Численная реализация выбора оптимальных параметров сложной технической системы в условиях определенности и неопределенности

Численная реализация выбора оптимальных параметров сложной технической системы выполняется в соответствии с теоретическими основами многомерной математики, включающей аксиоматику, принципы оптимальности и конструктивные методы многомерной математики как при равнозначных критериях, так и при заданном приоритете критериев [1]. Методология процесса принятия оптимального решения (выбора оптимальных параметров) в технической системе изложена в первом. Рассматривается задача

принятия решений в сложной технической системе, о которой известны: во-первых, данные о функциональной взаимосвязи нескольких характеристик с ее компонентами (условия определенности); во-вторых, данные о некотором наборе дискретных значений нескольких характеристик (экспериментальные результаты), во взаимосвязи с дискретными значениями компонент (условия неопределенности); в-третьих, ограничений, накладываемых на функционирование сложной технической системы. Численная задача моделирования сложной технической системы рассматривается с равнозначными критериями и с заданным приоритетом критерия.

В организационном плане процесс моделирования и симулирования технической системы представлен в виде методологии: «Методология выбора оптимальных параметров инженерных систем в условиях определенности и неопределенности», представленной в разделе 7.7.

Первый этап (Разработка технического задания), а также этап анализа результата решения и выбора приоритетного критерия и его величины выполняется конструктором технической системы. Остальные этапы выполняются математиком – программистом.

9.2. Этап 1. Разработка технического задания (исходных данных) для исследования и выбора технической системы

Дано. Мы исследуем техническую систему. Функционирование технической системы определяется четырьмя параметрами $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, которые представляют вектор управляемых переменных. Параметры технической системы заданы в следующих пределах:

$$20 \leq x_1 \leq 80, 0 \leq x_2 \leq 60, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0. \quad (121)$$

Функционирование технической системы определяются шестью характеристиками (критериями) $F(X) = \{f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X), f_5(X), f_6(X)\}$, величина оценки которых зависит от вектора параметров X . Условия определенности (когда известна функциональная зависимость критерия от параметров). Для пятой и шестой характеристики $f_5(X)$ и $f_6(X)$ известна функциональная зависимость от параметров $X = \{x_j, j = \overline{1, N}, N = 4\}$.

$$f_5(X) = 886.27 + 26.28x_1 + 33.95x_2 - 27.445x_3 - 49.5x_4 - 0.8451x_1x_2 + 0.5173x_1x_3 + 0.8219x_1x_4 - 0.1411x_2x_3 + 0.3593x_2x_4 - 0.0123x_3x_4 + 0.0438x_1^2 + 0.0401x_2^2 + 3.5281x_3^2 + 2.9103x_4^2, \quad (122)$$

$$f_6(X) = 41.758 + 0.6598x_1 + 0.4505x_2 - 0.3094x_3 - 1.8334x_4 - 0.011x_1x_2 - 0.0069x_1x_3 + 0.0161x_1x_4 - 0.0143x_2x_3 + 0.0134x_2x_4 - 0.0005x_3x_4 - 0.0003x_1^2 - 0.0002x_2^2 + 0.0279x_3^2 + 0.1033x_4^2, (123)$$

Условия неопределенности (когда неизвестна функциональная зависимость критерия от параметров). Известны: результаты экспериментальных данных;

для первой, второй, третьей и четвертой характеристики: $f_k(X), k = 1, 2, 3, 4$;

величины параметров и соответствующих характеристик: $X = \{x_n = \{x_{ni}, i = \overline{1, M}\}, n = \overline{1, N}\}$. Числовые значения параметров X , характеристик $f_1(X), \dots, f_4(X)$ представлены в таблице 3.

Таблица 3

Числовые значения параметров и характеристик системы

x1	x2	x3	x4	$f_1(X)$ $\rightarrow \max$	$f_2(X)$ $\rightarrow \min$	$f_3(X)$ $\rightarrow \max$	$f_4(X)$ $\rightarrow \min$
20.0	0.0	20.0	20.0	330.0	957.8	43.4	20.2 22.617
20.0	0.0	20.0	50.0	340.0	970.0	43	23.0 23.001
20.0	0.0	20.0	80.0	348.0	980.	42.9	24.0 24.920
20.0	0.0	50.0	20.0	353.0	1010.	46.1	25.0 23.850
20.0	0.0	50.0	50.0	360.0	1050.	42.5	26.0 26.286
20.0	0.0	50.0	80.0	365.0	1048.	42.1	27.0 28.299
20.0	0.0	80.0	20.0	376.0	1047.	40.2	28.0 27.311
20.0	0.0	80.0	50.0	381.0	1044.	39.1	29.0 29.947
20.0	0.0	80.0	80.0	390.0	1043.	38.6	29.0 31.260
20.0	50.0	20.0	20.0	250.0	1785.8	53	16.6 13.176
20.0	50.0	20.0	50.0	258.0	1795.0	52.3	18.0 16.864
20.0	50.0	20.0	80.0	263.0	1803.0	51.9	21.0 20.228
20.0	50.0	50.0	20.0	270.0	1814.2	51.4	24.8 22.045
20.0	50.0	50.0	50.0	279.0	1821.0	50.1	27.9 25.732
20.0	50.0	50.0	80.0	283.0	1832.0	49.9	31.0 29.097
20.0	50.0	80.0	20.0	290.0	1842.6	49.8	32.9 30.925
20.0	50.0	80.0	50.0	301.0	1860.0	48	35.0 34.612
20.0	50.0	80.0	80.0	310.0	1871.0	48.2	41.0 37.977
20.0	100.0	20.0	20.0	170.0	2461.8	69	13.0 11.565
20.0	100.0	20.0	50.0	175.0	2350.0	65	15.0 15.304
20.0	100.0	20.0	80.0	185.0	2310.0	62	18.0 18.720
20.0	100.0	50.0	20.0	190.0	2290.2	60.4	20.2 23.353
20.0	100.0	50.0	50.0	198.0	2360.0	62	24.0 27.092
20.0	100.0	50.0	80.0	204.0	2420.0	64	27.0 30.508

20.0	100.0	80.0	20.0	210.0	2518.6	65.8	29.3 35.152
20.0	100.0	80.0	50.0	221.0	2530.0	65	33.0 38.891
20.0	100.0	80.0	80.0	230.0	2547.0	64.2	37.4 42.307
50.0	0.0	20.0	20.0	10.0	2985.8	91.4	9.4 20.246
50.0	0.0	20.0	50.0	16.0	3001.0	91	12.0 23.131
50.0	0.0	20.0	80.0	24.0	3007.0	90	14.0 25.693
50.0	0.0	50.0	20.0	30.0	3014.2	89.8	17.6 31.623
50.0	0.0	50.0	50.0	38.0	3019.0	89	19.0 34.508
50.0	0.0	50.0	80.0	44.0	3031.0	88.7	23.0 37.070
50.0	0.0	80.0	20.0	50.0	3042.6	88.2	25.7 43.011
50.0	0.0	80.0	50.0	60.0	3060.0	87	30.0 45.896
50.0	0.0	80.0	80.0	70.0	3071.0	86.6	33.8 48.457
50.0	50.0	20.0	20M	410.0	0996.2	49.6	44.0 25.595
50.0	50.0	20.0	50.0	417.0	1010.0	46	50.0 30.244
50.0	50.0	20.0	80.0	423.0	1030.0	44	54.0 34.569
50.0	50.0	50.0	20.0	430.0	1043.0	43.4	57.2 39.892
50.0	50.0	50.0	50.0	439.0	1060.0	42	63.0 44.540
50.0	50.0	50.0	80.0	444.0	1080.0	41	69.0 48.865
50.0	50.0	80.0	20.0	450.0	1099.8	40.2	73.4 54.199
50.0	50.0	80.0	50.0	460.0	1120.0	38.4	81.0 58.847
50.0	50.0	80.0	80.0	470.0	1156.6	37	89.7 63.172
50.0	80.0	20.0	20.0	410.0	1814.2	56.2	33.8 38.558
50.0	100.0	20.0	50.0	418.0	1830.0	55	38.0 44.970
50.0	100.0	20.0	80.0	423.0	1850.0	54	44.0 51.059
50.0	100.0	50.0	20.0	430.0	1871.0	53	50.0 55.773
50.0	100.0	50.0	50.0	437.0	1905.0	52	56.0 62.185
50.0	100.0	50.0	80.0	444.0	1912.0	51	61.0 68.274
50.0	100.0	80	20.0	450.0	1927.8	49.8	66.2 73.000
50.0	100.0	80.0	50.0	460.0	1950.0	43	71.0 79.411
50.0	100.0	80.0	80.0	470.0	1984.6	46.6	82.5 85.500
80.0	0.0	20.0	20.0	330.0	2490.2	72.2	26.6 17.347
80.0	0.0	20.0	50.0	338.0	2510.0	71	30.0 19.480
80.0	0.0	20.0	80.0	343.0	2530.0	70	36.0 21.291
80.0	0.0	50.0	20.0	350.0	2547.0	69	42.8 34.151
80.0	0.0	50.0	50.0	358.0	2590.0	69.2	51.0 36.285
80.0	0.0	50.0	80.0	363.0	2630.0	69.6	60.0 38.095
80.0	0.0	80.0	20.0	370.0	2703.8	69.8	69.0 50.966
80.0	0.0	80.0	50.0	380.0	2690.0	65	72.0 53.100
80.0	50.0	80.0	80.0	390.0	2660.6	62	75.3 87.623
80.0	50.0	20.0	20.0	170.0	3014.2	94.6	19.4 37.270
80.0	50.0	20.0	50.0	178.0	3033.0	93	25.0 42.879

80.0	50.0	20.0	80.0	182.0	3050.0	92	30.0 48.165
80.0	50.0	50.0	20.0	190.0	3071.0	91.4	35.6 56.993
80.0	50.0	50.0	50.0	198.0	3090.0	90	40.0 62.602
80.0	50.0	50.0	80.0	204.0	3110.0	89	45.0 67.889
80.0	50.0	80.0	20.0	210.0	3127.8	88.2	51.8 76.728
80.0	50.0	80.0	50.0	220.0	3060.0	87	61.0 82.337
80.0	50.0	80.0	80.0	230.0	3184.6	85	68.1 87.623
80.0	100.0	20.0	20.0	490.0	1014.6	53	72.5 64.806
80.0	100.0	20.0	50.0	498.0	1040.0	51	79.0 73.891
80.0	100.0	20.0	80.0	503.0	1060.0	50	86.0 82.653
80.0	100.0	50.0	20.0	510.0	1099.8	48.2	96.8 87.449
80.0	100.0	50.0	50.0	518.0	1120.0	46	105.096.534
80.0	100.0	50.0	80.0	523.0	1160.0	44	114.0105.295
80.0	100.0	80.0	20.0	530.0	1185.0	43.4	121.2110.102
80	100.0	80.0	50.0	541.0	1220.0	40	130.0119.187
80	100.0	80.0	80.0	550.0	1270.2	38.6	145.6127.949
Минимальные значения				10.0	957.8	37	9.4 12.1
Максимальные значения				550.0	3184.6	93	145.6 128.1
Индекс корреляции				0.6115	0.7149	0.6149	0.9017
Коэффициент детерминации				0.3740	0.5111	0.411	0.8130

В принимаемом решении, величину оценки по первой, третьей и шестой характеристики (критерия) желательно, получить как можно выше: $f_1(X) \rightarrow \max f_3(X) \rightarrow \max f_6(X) \rightarrow \max$; второй, четвертой и пятой как можно ниже: $y_2(X) \rightarrow \min f_4(X) \rightarrow \min f_5(X) \rightarrow \min$. Параметры $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ изменяются в следующих пределах:

$$20.0 \leq x_1 \leq 80.0, 0.0 \leq x_2 \leq 60.0, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0 \quad (124)$$

Требуется. Построить модель системы в виде векторной задачи. Решить векторную задачу с равнозначными критериями. Выбрать приоритетный критерий. Установить численное значение приоритетного критерия. Принять оптимальное решение с заданным приоритетом критерия.

Примечание. Автором разработано в системе MATLAB программное обеспечение для решения векторных задач математического программирования. Векторная задача включает четыре переменных (параметров): $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ и шесть критериев (характеристик)

$F(X) = \{f_1(X), f_2(X), \dots, f_6(X)\}$. Но для каждой новых данных (новая система) программа настраивается индивидуально. В программном обеспечении критерии $F(X) = \{f_1(X), f_2(X), \dots, f_6(X)\}$ с

условиями неопределенности (в таблице 1 они представлены как часть $\{y_1, y_2, y_3, y_4\}$) могут изменяться от нуля (т.е. все критерии построены в условиях определенности) до шести (т.е. все критерии построены в условиях неопределенности).

9.3. 2 этап. Построение математической и числовой модели системы в условиях определенности и неопределенности

Создание числовой модели системы включает следующие разделы: Выбор математической модели системы; Построение модели 1) в условиях определенности; 2) в условиях неопределенности; 3) в условиях определенности, неопределенности.

9.3.1. Математическая модель системы.

Мы представим модель технической системы в условиях определенности и неопределенности:

$$Opt F(X) = \{\max F_1(X) = \{\max f_k(X), k = \overline{1, K_1^{def}}\}, (125)$$

$$\max I_1(X) \equiv \{\max f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\} (126)$$

$$\min F_2(X) = \{\min f_k(X), k = \overline{1, K_2^{def}}\}, (127)$$

$$\min I_2(X) \equiv \{\min f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_2^{unc}}\}, (128)$$

$$\text{при ограничениях } f_k^{min} \leq f_k(X) \leq f_k^{max}, k = \overline{1, K}, x_j^{min} \leq x_j \leq x_j^{max}, j = \overline{1, N}, (129)$$

где $X = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – вектор управляемых переменных (конструктивных параметров);

$F(X) = \{F_1(X) F_2(X) I_1(X), I_2(X)\}$ – векторный критерий, каждая компонента которого представляет вектор критериев (характеристик) технической системы, которые функционально зависят от дискретных значений вектора переменных;

$F_1(X) = \{f_k(X), k = \overline{1, K_1^{def}}\}$, $F_2(X) = \{f_k(X), k = \overline{1, K_2^{def}}\}$ – множество функций $\max$ и $\min$ соответственно; $I_1(X) = \{\{f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_1^{unc}}\}$, $I_2(X) = \{\{f_k(X_i, i = \overline{1, M})\}^T, k = \overline{1, K_2^{unc}}\}$ – множество матриц $\max$ и $\min$ соответственно; (definiteness), $K_1^{unc} \cdot K_2^{unc}$ (uncertainty) множество критериев $\max$ и $\min$ сформированные в условиях определенности и неопределенности;

$g_i(X), i = \overline{1, M}$ – вектор-функция ограничений, накладываемых на функционирование системы; они определяются протекающими в технической системе технологическими, физическими и тому подобными процессами;

в (129) $f_k^{min} \leq f_k(X) \leq f_k^{max}, k = \overline{1, K}$ – вектор-функция ограничений, накладываемых на функционирование технической системы;

в (129) $x_j^{min} \leq x_j \leq x_j^{max}, j = \overline{1, N}$ – параметрические ограничения.

Предполагается, что функции $f_k(X)$, $k = \overline{1, K}$ дифференцируемы и выпуклы, $g_i(X)$, $i = \overline{1, M}$ непрерывны, а заданное ограничениями (128) множество допустимых точек S не пусто и представляет собой компакт: $S = \{X \in R^n | G(X) \leq 0, X^{min} \leq X \leq X^{max}\} \neq \emptyset$.

9.3.2. Построение в условиях определенности в числовом виде.

Построение в условиях определенности определяется функциональной зависимостью каждой характеристики и ограничений от параметров технической системы. В нашем примере известны характеристика (82), (83) и ограничения (81). Используя данные (81)-(83) построим двухкритериальную задачу нелинейного программирования в условиях определенности:

$$\min f_5(X) = 886.27 + 26.28x_1 + 33.95x_2 - 27.445x_3 - 49.5x_4 - 0.8451x_1x_2 + 0.5173x_1x_3 + 0.8219x_1x_4 - 0.1411x_2x_3 + 0.3593x_2x_4 - 0.0123x_3x_4 + 0.0438x_1^2 + 0.0401x_2^2 + 3.5281x_3^2 + 2.9103x_4^2, \quad (130)$$

$$\max f_6(X) = 41.758 + 0.6598x_1 + 0.4505x_2 - 0.3094x_3 - 1.8334x_4 - 0.011x_1x_2 - 0.0069x_1x_3 + 0.0161x_1x_4 - 0.0143x_2x_3 + 0.0134x_2x_4 - 0.0005x_3x_4 - 0.0003x_1^2 - 0.0002x_2^2 + 0.0279x_3^2 + 0.1033x_4^2, \quad (131)$$

$$\text{при ограничениях: } x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 120, \quad (132)$$

$$20.0 \leq x_1 \leq 80.0, 0.0 \leq x_2 \leq 60.0, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0. \quad (133)$$

Эти данные в дальнейшем используются при построении математической модели системы.

9.3.3. Построение модели системы в условиях неопределенности

Построение модели технической системы в условиях неопределенности состоит в использовании качественных и количественных описаний технической системы, полученных экспериментальных данных по принципу “вход-выход” в таблице 1. Преобразование информации (исходных данных): $f_1(x_i, i = \overline{1, M})$, $f_2(x_i, i = \overline{1, M})$, $f_3(x_i, i = \overline{1, M})$, $f_4(x_i, i = \overline{1, M})$

В функциональный вид: $f_1(X)$, $f_2(X)$, $f_3(X)$, $f_4(X)$ осуществляется путем использования математических методов (регрессионного анализа).

Исходные данные таблицы 1 сформированы в системе MATLAB в виде матрицы:

$$I = |X, F| = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, f_{i1}, f_{i2}, f_{i3}, f_{i4}, i = \overline{1, M}\}. \quad (134)$$

Для каждого набора экспериментального данных f_k , $k = 1, 2, 3, 4$ строится функция регрессии методом наименьших квадратов $\min \sum_{i=1}^M (y_i - \bar{y}_i)^2$ в системе MATLAB. Для этого формируется

полином A_k , определяющий взаимосвязь параметров $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}\}$ и функции $\overline{y_{kl}} = f(X_i, A_k), k = 2, 3$ Результатом является система коэффициентов $A_k = \{A_{0k}, A_{1k}, \dots, A_{14k}\}$, которые определяют коэффициенты квадратичного полинома:

$$f_k(X, A) = A_{0k} + A_{1k}x_1 + A_{2k}x_2 + A_{3k}x_3 + A_{4k}x_4 + A_{5k}x_1x_2 + A_{6k}x_1x_3 + A_{7k}x_1x_4 + A_{8k}x_2x_3 + A_{9k}x_2x_4 + A_{10k}x_3x_4 + A_{11k}x_1^2 + A_{12k}x_2^2 + A_{13k}x_3^2 + A_{14k}x_4^2, k = 2, 3. (135)$$

Программное обеспечение полиномиальной аппроксимации с четырьмя переменными и четырнадцатью факторами представлено в [12]. В итоге экспериментальные данные таблицы 1 преобразуются систему коэффициентов четырёх функции вида (15) в виде таблицы:

$$A_0 = [269.8673 \ 795.7195 \ 39.7581 \ 17.5032 \% A_{0k} (136)$$

$$-1.8746 \ 23.8932 \ 0.6598 \ -0.0081 \% A_{1k}$$

$$-2.9115 \ 30.8660 \ 0.4493 \ -0.7005 \% A_{2k}$$

$$8.9389 \ -25.8586 \ -0.3094 \ -0.3605 \% A_{3k}$$

$$10.9366 \ -45.0026 \ -1.8334 \ 0.9769 \% A_{4k}$$

$$0.0807 \ -0.7683 \ -0.0110 \ 0.0138 \% A_{5k}$$

$$-0.0517 \ 0.4703 \ -0.0069 \ 0.0708 \% A_{6k}$$

$$-0.1413 \ 0.7472 \ 0.0161 \ -0.0001 \% A_{7k}$$

$$0.0619 \ -0.1283 \ -0.0143 \ 0.0436 \% A_{8k}$$

$$-0.0868 \ 0.3266 \ 0.0134 \ 0.0002 \% A_{9k}$$

$$0.0030 \ -0.0112 \ -0.0005 \ 0.0005 \% A_{10k}$$

$$0.0119 \ 0.0398 \ -0.0003 \ -0.0018 \% A_{11k}$$

$$0.0098 \ 0.0365 \ -0.0002 \ 0.0029 \% A_{12k}$$

$$-0.2028 \ 3.2074 \ 0.0279 \ 0.0050 \% A_{13k}$$

$$-0.4188 \ 2.6457 \ 0.1033 \ -0.0259]; \% A_{14k}$$

$$R_j = [0.6115 \ 0.7149 \ 0.6551 \ 0.9017];$$

$$RR_j = [0.3740 \ 0.5111 \ 0.4292 \ 0.8130];$$

На основе $A_0(1)$ $A_0(2)$ $A_0(3)$ $A_0(4)$ строятся функции $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)$, которые с учетом полученных коэффициентов примут вид:

$$\max f_1(X) \equiv 269.86 - 1.8746x_1 - 2.9115x_2 + 8.9389x_3 + 10.936x_4 + 0.0807x_1x_2 - 0.0517x_1x_3 - 0.1413x_1x_4 + 0.0619x_2x_3 - 0.0868x_2x_4 + 0.003x_3x_4 + 0.0119x_1^2 + 0.0098x_2^2 - 0.2028x_3^2 - 0.4188x_4^2, (137)$$

$$\min f_2(X) \equiv 795.72 + 23.89x_1 + 30.866x_2 - 25.8586x_3 - 45.0026x_4 - 0.7683x_1x_2 + 0.4703x_1x_3 + 0.7472x_1x_4 - 0.1283x_2x_3 + 0.3266x_2x_4 - 0.0112x_3x_4 + 0.0398x_1^2 + 0.0365x_2^2 + 3.2x_3^2 + 2.6457x_4^2, (138)$$

$$\max f_3(X) \equiv 39.7581 + 0.6598x_1 + 0.4493x_3 - 0.3094x_3 - 1.8334x_4 - 0.0110x_1x_2 - 0.0069x_1x_3 + 0.0161x_1x_4 - 0.0143x_2x_3 + 0.0134x_2x_4 - 0.0005x_3x_4 - 0.0003x_1^2 - 0.0002x_2^2 + 0.0279x_3^2 + 0.1033x_4^2, (139)$$

$$\begin{aligned} \min f_4(X) \equiv & 17.5032 - 0.0081x_1 - 0.7005x_2 - 0.3605x_3 + 0.9769x_4 \\ & + 0.0138x_1x_2 + 0.0708x_1x_3 - \\ & 0.0001x_1x_4 + 0.0436x_2x_3 + 0.0002x_2x_4 + 0.0005x_3x_4 - \\ & 0.0018x_1^2 + 0.0029x_2^2 + 0.005x_3^2 - 0.0259x_4^2, \quad (140) \end{aligned}$$

$$\text{при ограничениях: } x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 120, \quad (141)$$

$$20.0 \leq x_1 \leq 80.0, 0.0 \leq x_2 \leq 60.0, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0. \quad (142)$$

Минимальные и максимальные значения экспериментальных данных $x_1, \dots, x_4$ представлены в нижней части таблицы 2. Минимальные и максимальные значения функций $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X)$ незначительно отличаются от экспериментальных данных. Индекс корреляции и коэффициенты детерминации представлены в нижних строках таблицы 2.

Результаты регрессионного анализа (135), (136) в дальнейшем используются при построении математической модели технической системы.

9.3.4. Построение модели системы в условиях определенности и неопределенности

Для построения математической модели технической системы используем: функции, полученные в условиях определенности (130), (131) и неопределенности (135), (136), параметрические ограничения (132). Функции (90), (91), (95), (96) рассматриваем как критерии, определяющие целенаправленность функционирования системы. Множество критериев $K=6$ включают три критерия $f_1(X) \rightarrow \max, f_3(X) \rightarrow \max, f_6(X) \rightarrow \max$ и три $f_2(X) \rightarrow \min, f_4(X) \rightarrow \min, f_5(X) \rightarrow \min$. В итоге модель функционирования технической системы представим шестимерной задачи – векторной задачей математического программирования:

$$\begin{aligned} \text{opt } F(X) = \{ \max F_1(X) = \{ \max f_1(X) \equiv & 269.86 - 1.8746x_1 - \\ & 2.9115x_2 + 8.9389x_3 + 10.936x_4 + 0.0807x_1x_2 - 0.0517x_1x_3 - \\ & 0.1413x_1x_4 + 0.0619x_2x_3 - 0.0868x_2x_4 + 0.003x_3x_4 + 0.0119x_1^2 + \\ & 0.0098x_2^2 - 0.2028x_3^2 - 0.4188x_4^2, \quad (143) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \max f_3(X) \equiv & 39.7581 + 0.6598x_1 + 0.4493x_3 - 0.3094x_3 - 1.8334x_4 - \\ & 0.0110x_1x_2 - 0.0069x_1x_3 + 0.0161x_1x_4 - 0.0143x_2x_3 + 0.0134x_2x_4 - \\ & 0.0005x_3x_4 - 0.0003x_1^2 - 0.0002x_2^2 + 0.0279x_3^2 + 0.1033x_4^2, \quad (144) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \max f_6(X) = & 41.758 + 0.6598x_1 + 0.4505x_2 - 0.3094x_3 - \\ & 1.8334x_4 - 0.011x_1x_2 - 0.0069x_1x_3 + 0.0161x_1x_4 - 0.0143x_2x_3 + \\ & 0.0134x_2x_4 - 0.0005x_3x_4 - 0.0003x_1^2 - 0.0002x_2^2 + 0.0279x_3^2 + \\ & 0.1033x_4^2 \}, \quad (145) \end{aligned}$$

$$\min F_1(X) = \{ \min f_2(X) = 795.72 + 23.89x_1 + 30.866x_2 - 25.8586x_3 - 45.0026x_4 - 0.7683x_1x_2 + 0.4703x_1x_3 + 0.7472x_1x_4 - 0.1283x_2x_3 + 0.3266x_2x_4 - 0.0112x_3x_4 + 0.0398x_1^2 + 0.0365x_2^2 + 3.2x_3^2 + 2.6457x_4^2 \}, (146)$$

$$\min f_4(X) = 17.5032 - 0.0081x_1 - 0.7005x_2 - 0.3605x_3 + 0.9769x_4 + 0.0138x_1x_2 + 0.0708x_1x_3 - 0.0001x_1x_4 + 0.0436x_2x_3 + 0.0002x_2x_4 + 0.0005x_3x_4 - 0.0018x_1^2 + 0.0029x_2^2 + 0.005x_3^2 - 0.0259x_4^2, \min f_5(X) = 886.27 + 26.28x_1 + 33.95x_2 - 27.445x_3 - 49.5x_4 - 0.8451x_1x_2 + 0.5173x_1x_3 + 0.8219x_1x_4 - 0.1411x_2x_3 + 0.3593x_2x_4 - 0.0123x_3x_4 + 0.0438x_1^2 + 0.0401x_2^2 + 3.5281x_3^2 + 2.9103x_4^2 \}, (147)$$

$$\text{при ограничениях: } x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 120, (148)$$

$$20.0 \leq x_1 \leq 80.0, 0.0 \leq x_2 \leq 60.0, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0. (149)$$

Векторная задача (143)-(149) представляет численную модель принятия оптимального решения в условиях определенности и неопределенности в совокупности.

9.4. 3 этап. Моделирование и выбор оптимальных параметров технической системы на базе векторной задачи с равнозначными критериями

Для решения векторных задач математического программирования (143)-(149) представлены методы, основанные на аксиоматике нормализации критериев и принципе гарантированного результата, вытекающие из аксиомы 1 и принципа оптимальности 1.

Алгоритм представим в виде ряда шагов.

Шаг 1. Решение задачи (143)-(149) по каждому критерию отдельно, при этом используется функция `fmincon(...)` системы MATLAB, обращение к функции `fmincon(...)` рассмотрено в [18, 19]. В результате расчета по каждому критерию получаем точки оптимума: X_k^* и $f_k(X_k^*)$, $k = \overline{1, K}$, $K=6$ – величины критериев в этой точке, т. е. наилучшее решение по каждому критерию:

$$\text{Критерий 1: } X_1^* = \{x_1 = 46.76, x_2 = 43.23, x_3 = 8, x_4 = 2\}, f_1^* = f_1(X_1^*) = -323.9; (150)$$

$$\text{Критерий 2: } X_2^* = \{x_1 = 25, x_2 = 23.65, x_3 = 4.98, x_4 = 6.307\}, f_2^* = f_2(X_2^*) = 1696.7;$$

$$\text{Критерий 3: } X_3^* = \{x_1 = 80.0, x_2 = 0.0, x_3 = 2.0, x_4 = 8.0\}, f_3^* = f_3(X_3^*) = -91.25;$$

$$\text{Критерий 4: } X_4^* = \{x_1 = 20.0, x_2 = 58.08, x_3 = 2.0, x_4 = 2.0\}, f_4^* = f_4(X_4^*) = 10.815.$$

$$\text{Критерий 5: } X_5^* = \{x_1 = 25.2, x_2 = 23.69, x_3 = 4.8, x_4 = 6.75\}, f_5^* = f_5(X_5^*) = 1882.3;$$

Критерий 6: $X_6^* = \{x_1 = 80.0, x_2 = 0.0, x_3 = 2.0, x_4 = 8.0\}$, $f_6^* = f_6(Y_6^*) = -93.25$.

Ограничения (149) и точки оптимума $X_1^*, X_2^*, \dots, X_6^*$ в координатах $\{x_1, x_2\}$ представлены на рис. 13.

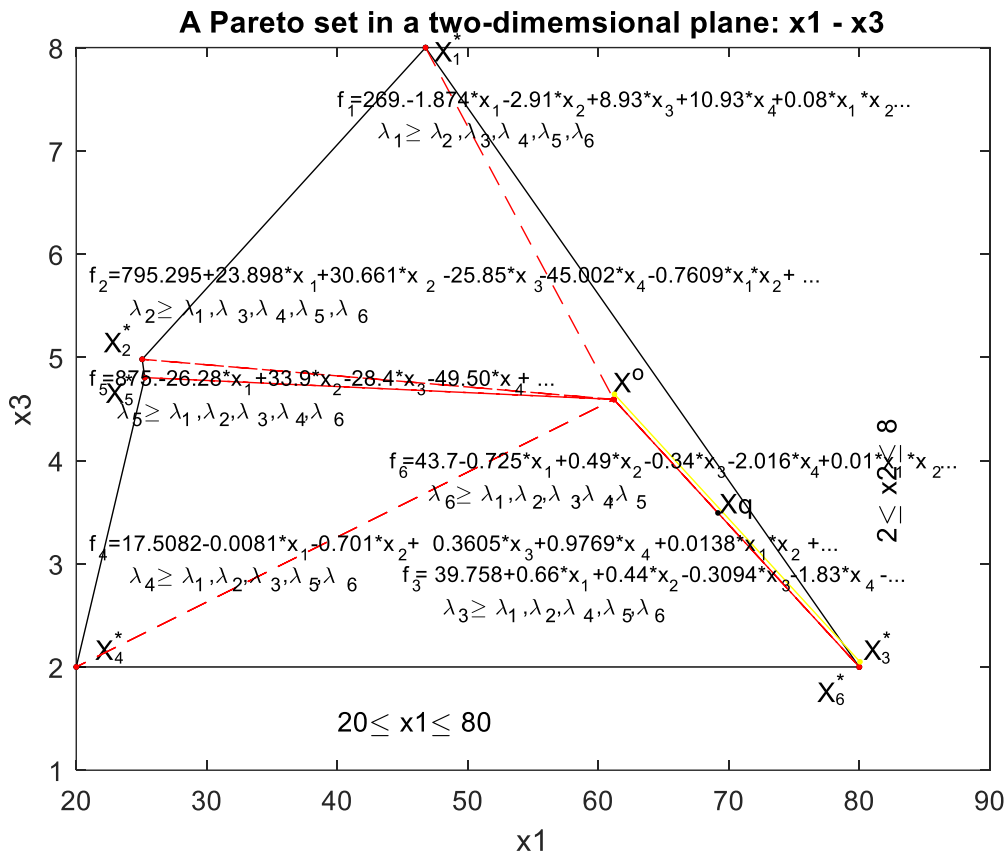


Рис. 13. Множество Парето, $S^0 \subset S$, $X_1^*, \dots, X_6^*$ в двухмерные системы координат $\{x_1, x_3\}$.

Шаг 2. Определяем наихудшую величину каждого критерия (антиоптимум): X_k^0 и $f_k^0 = f_k(X_k^0)$, $k = \overline{1, K}$, $K=4$. Для чего решается задача (143)-(149) для каждого критерия $k = \overline{1, K_1}$ на минимум, для каждого критерия $k = \overline{1, K_2}$ на максимум. В результате решения получим: $X_k^0 = \{x_j, j = \overline{1, N}\}$ – точка оптимума по соответствующему критерию, $k = \overline{1, K}$; $f_k^0 = f_k(X_k^0)$ – величина k -го критерия в точке, X_k^0 , $k = \overline{1, K}$, (верхний индекс ноль):

Критерий 1: $X_1^0 = \{x_1 = 80, x_2 = 0, x_3 = 2., x_4 = 8.\}$, $f_1^0 = -175.15$; (151)

Критерий 2: $X_2^0 = \{x_1 = 80, x_2 = 0, x_3 = 8, x_4 = 8.0\}$, $f_2^0 = f_2(X_2^0) = -3548.08$;

Критерий 3: $X_3^0 = \{x_1 = 20.0, x_2 = 25.37, x_3 = 8, x_4 = 6.625\}$, $f_3^0 = f_3(X_3^0) = 50.57$;

Критерий 4: $X_4^0 = \{x_1 = 62.71, x_2 = 22.88, x_3 = 6.39, x_4 = 20\}$, $f_4^0 = f_4(X_4^0) = -61.35$;

Критерий 5: $X_5^* = \{x_1 = 80.0, x_2 = 0.0, x_3 = 8.0, x_4 = 8.0\}$, $f_5^0 = f_5(X_5^0) = -3921.8$;

Критерий 6: $X_6^0 = \{x_1 = 20.0, x_2 = 25.36, x_3 = 8.0, x_4 = 6.63\}$, $f_6^0 = f_6(Y_6^0) = 52.604$.

Шаг 3. Выполняется системный анализ множества точек, оптимальных по Парето, (т.е. анализ по каждому критерию). В точках оптимума $X^* = \{X_1^*, X_2^*, \dots, X_6^*\}$ определяются величины целевых функций $F(X^*) = \|f_q(X_k^*)\|_{q=1, \overline{K}}^{k=1, \overline{K}}$, $F = (d_1 \ d_2 \ d_3 \ d_4 \ d_5 \ d_6)^T$ - вектор отклонений по каждому критерию на допустимом множестве S : $d_k = f_k^* - f_k^0$, $k = \overline{1, 6}$, и матрица относительных оценок $\lambda(X^*) = \|\lambda_q(X_k^*)\|_{q=1, \overline{K}}^{k=1, \overline{K}}$, где $\lambda_k(X) = (f_k^* - f_k^0)/d_k$.

$$F(X^*) = \begin{pmatrix} 324.0 & 1997.9 & 58.0 & 57.1 & 2216.7 & 60.0 \\ 272.3 & 1696.8 & 53.8 & 26.9 & 1882.4 & 55.8 \\ 175.2 & 3285.6 & 91.3 & 22.1 & 3627.1 & 93.3 \\ 221.5 & 2266.4 & 62.0 & 10.8 & 2506.0 & 64.0 \\ 270.9 & 1696.9 & 54.0 & 26.5 & 1882.3 & 56.0 \\ 175.2 & 3285.6 & 91.3 & 22.1 & 3627.1 & 93.3 \end{pmatrix}, d_k = \begin{pmatrix} 148.8 \\ -1851.3 \\ 40.7 \\ -50.5 \\ -2039.5 \\ 40.6 \end{pmatrix}. \quad (152)$$

$$\lambda(X^*) = \begin{pmatrix} 1.0000 & 0.8373 & 0.1814 & 0.0843 & 0.8361 & 0.1821 \\ 0.6527 & 1.0000 & 0.0787 & 0.6825 & 1.0000 & 0.0787 \\ 0 & 0.1418 & 1.0000 & 0.7774 & 0.1445 & 1.0000 \\ 0.3114 & 0.6923 & 0.2804 & 1.0000 & 0.6942 & 0.2816 \\ 0.6433 & 1.0000 & 0.0832 & 0.6898 & 1.0000 & 0.0832 \\ 0.0000 & 0.1418 & 1.0000 & 0.7774 & 0.1445 & 1.0000 \end{pmatrix}. \quad (153)$$

Анализ величин критериев в относительных оценках показывает, что в точках оптимума $X^* = \{X_1^*, X_2^*, X_3^*, X_4^*, X_5^*, X_6^*\}$ (по диагонали) относительная оценка равна единице. Остальные критерии значительно меньше единицы. Требуется найти такую точку (параметры), при которых относительные оценки наиболее близки к единице. На решение этой проблемы направлено решение λ -задачи – шаг 4, 5.

Шаг 4. Построение λ -задачи осуществляется в два этапа: первоначально строится максиминная задача оптимизации с нормализованными критериями:

$$\lambda^0 = \max_{X \in S} \min_{k \in K} \lambda_k(X), \quad G(X) \leq 0, \quad X \geq 0, \quad (154)$$

которая на втором этапе преобразуется в задачу математического программирования (λ -задача):

$$\lambda^0 = \max \lambda, \quad (155)$$

При ограничениях $\lambda - \frac{f_1(X)-f_1^0}{f_1^*-f_1^0} \leq 0, \lambda - \frac{f_3(X)-f_3^0}{f_3^*-f_3^0} \leq 0, \lambda - \frac{f_3(X)-f_3^0}{f_3^*-f_3^0} \leq 0, (156)$

$$\lambda - \frac{f_2(X)-f_2^0}{f_2^*-f_2^0} \leq 0, \lambda - \frac{f_4(X)-f_4^0}{f_4^*-f_4^0} \leq 0, \lambda - \frac{f_5(X)-f_5^0}{f_5^*-f_5^0} \leq 0, (157)$$

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 120, (158)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1, (159)$$

$$20.0 \leq x_1 \leq 80.0, 0.0 \leq x_2 \leq 60.0, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0.. (160)$$

где вектор неизвестных имеет размерность $N+1$: $X = \{x_1, \dots, x_N, \lambda\}$; функции $f_1(X), f_2(X), \dots, f_6(X)$ соответствуют (155)-(160) соответственно. Подставив числовые значения функций $f_1(X), f_2(X), \dots, f_4(X)$, мы получим λ -задачу следующего вида:

$$\lambda^0 = \max \lambda, (161)$$

ограничения $\lambda - \frac{269.86-1.8746x_1-\dots-0.2028x_3^2-0.4188x_4^2-f_1^0}{f_1^*-f_1^0} \leq 0, \dots, (162)$

$$\lambda - \frac{39.7581+0.6598x_1+0.4493x_3-\dots+0.0279x_3^2+0.1033x_4^2-f_3^0}{f_3^*-f_3^0} \leq 0, \dots, (163)$$

$$\lambda - \frac{41.758+0.6598x_1+0.4505x_2-\dots+0.0279x_3^2+0.1033x_4^2-f_6^0}{f_6^*-f_6^0} \leq 0, (164)$$

$$x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 120, (165)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1, 20.0 \leq x_1 \leq 80.0, 0.0 \leq x_2 \leq 60.0, 2.0 \leq x_3 \leq 8.0, 2.0 \leq x_4 \leq 8.0. (166)$$

[Xo,Lo]=fmincon('Z_TehnSist_4Krit_L',X0,Ao,bo,Aeq,beq,lbo,ubo,'Z_TS_LConst',options)

В результате решения ВЗМП (137)-(141) при равнозначных критериях и соответствующей ей λ -задачи (161)-(166) получили:

$$X^0 = \{X^0, \lambda^0\} = \{X^0 = \{x_1 = 61.188, x_2 = 12.219, x_3 = 4.591, x_4 = 2.0, \lambda^0 = 0.5196\}, (167)$$

точку оптимума – конструктивные параметры технической системы, которая представлена на рис. 13; $f_k(X^0), k = \overline{1, K}$ – величины критериев (характеристик технической системы):

$$\{f_1(X^0) = 252.47, f_2(X^0) = 2308.6, f_3(X^0) = 71.709, f_4(X^0) = 35.09, f_5(X^0) = 2555.0, f_6(X^0) = 73.723\}; (168)$$

$\lambda_k(X^0), k = \overline{1, K}$ – величины относительных оценок

$$\{\lambda_1(X^0) = 0.5196, \lambda_2(X^0) = 0.6695, \lambda_3(X^0) = 0.5196, \lambda_4(X^0) = 0.5196, \lambda_5(X^0) = 0.6702, \lambda_6(X^0) = 0.5196\}; (169)$$

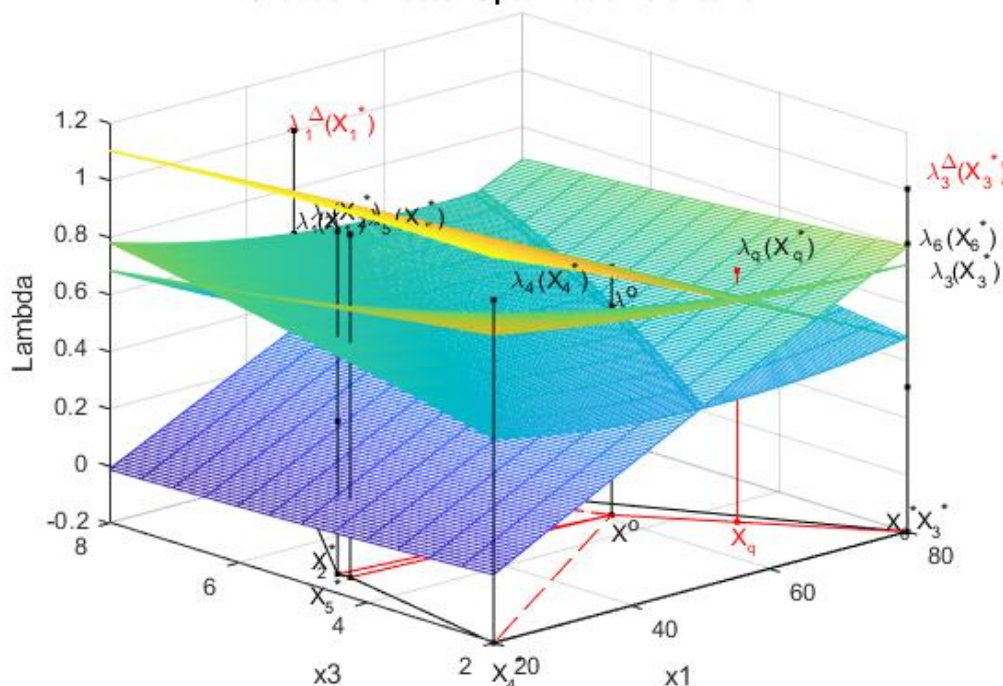
$\lambda^0 = 0.5196$ – это максимальный нижний уровень среди всех относительных оценок, измеренный в относительных единицах:

$$\lambda^0 = \min (\lambda_1(X^0), \lambda_2(X^0), \dots, \lambda_6(X^0)) = 0.5196. (170)$$

λ^o — так же называют гарантированным результатом в относительных единицах, т. е. $\lambda_k(X^o)$ и соответственно характеристики технической системы $f_k(X^o)$ нельзя улучшить, не ухудшая при этом другие характеристики.

Таким образом, теорема 1 служит основой для определения правильности решения векторной задачи. В векторной задаче математического программирования, как правило, для двух критериев выполняется равенство: $\lambda^0 = \lambda_q(X^0) = \lambda_p(X^0)$, $q, p \in \mathbf{K}, X \in S$, (в нашем примере такие критерии 1, 3, 4, 6). А для других критериев определяется как неравенство.

В допустимом множестве точек S , образованных ограничениями (161)-(166), точки оптимума $X_1^*, X_2^*, X_3^*, X_4^*, X_5^*, X_6^*$, объединенных в контур, представляют множество точек, оптимальных по Парето, $S^0 \subset S$, представлен на рис 13. Координаты этих точек, а также характеристики технической системы в относительных единицах $\lambda_1(X), \lambda_2(X), \dots, \lambda_6(X)$ показаны на рис. 14 в трех мерном пространстве x_1, x_2 и λ , где третья ось λ – относительная оценка.



в трехмерной системе координат x_1 x_3 и λ

Discussion. Глядя на рисунок 14, мы можем представить изменения всех функций $\lambda_1(X), \lambda_2(X), \dots, \lambda_6(X)$ в четырехмерном пространстве.

Рассмотрим, например, оптимальную точку X_3^* . Функция $\lambda_3(X)$ сформирована из функции $f_3(X)$ с переменными координатами $\{x_1 \ x_2\}$ и с постоянными координатами $\{x_3=12.219, \ x_4=2.0\}$, взятые из оптимальной точки X^0 (167). В точке X_3^* относительная оценка $\lambda_3(X_3^*) = 0.83$ – показана на рис. 6 черной точкой. Но мы знаем, что относительная оценка $\lambda_3(X_3^*)$ полученная из функции $f_3(X_3^*)$ на третьем шаге равна единице, обозначим ее как $\lambda_3^\Delta(X_3^*) = 1$ – показана на рис. 14 красной точкой.

Разность между $\lambda_3^\Delta(X_3^*) = 1$ и $\lambda_3(X_3^*) = 0.83$ является ошибкой $\Delta = 0.17$ перехода от четырех мерной (а в общем случае N-мерной) к двумерной области. Аналогично показана точка X_1^* и соответствующие относительные оценки $\lambda_1(X_1^*)$ и $\lambda_1^\Delta(X_1^*)$.

Таким образом, впервые в отечественной и зарубежной практике показан переход и его геометрическая иллюстрация от N-мерного к двумерному измерению функции в векторных задачах математического программирования с соответствующими ошибками.

9.6. 5 этап. Решение задачи векторной оптимизации с приоритетом критерия

Лицом, принимающим решения, как правило, является конструктор системы.

Шаг 1. Решение векторной задачи при равнозначных критериях. Алгоритм решения векторной задачи представлен на стадии 3. Численные результаты решения векторной задачи представлены выше.

Множество точек, оптимальных по Парето $S^0 \subset S$ находится между оптимальными точками $X_1^* \ X^0 \ X_3^* \ X_6^* \ X^0 \ X_4^* \ X^0 \ X_5^* \ X^0 \ X_2^* \ X^0 \ X_1^*$. Мы проведем анализ множества точек Парето $S^0 \subset S$. Для этой цели мы соединим вспомогательные точки: $X_1^* \ X_3^* \ X_4^* \ X_2^* \ X_1^*$ с точкой X^0 , которая условно представляет центр множества Парето. В результате получили четыре подмножеств точек $X \in S_q^0 \subset S^0 \subset S, q = \overline{1,4}$. Подмножество $S_1^0 \subset S^0 \subset S$ характеризуется тем, что относительная оценка $\lambda_1 \geq \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$, то есть в поле первого критерия S_1^0 имеет приоритет над остальными. Подобно S_2^0, S_3^0, S_4^0 - подмножества точек, где второй, третий и четвертый критерий имеет приоритет над другими соответственно. Множество точек, оптимальных по Парето, будем обозначать $S^0 = S_1^0 \cup S_2^0 \cup S_3^0 \cup S_4^0 \cup S_5^0 \cup S_6^0$. Координаты всех полученных точек и относительные оценки представлены в двумерном пространстве $\{x_1 \ x_2\}$ на рис. 13. Эти координаты показаны в трех

измеренных пространствах $\{x_1 \ x_2 \ \lambda\}$ на рис. 14, где третья ось λ -относительная оценка.

Ограничения набора точек, оптимальных по Парето, на рис. 6 он снижен до -0,5 (чтобы были видимы ограничения). Эта информация также является основой для дальнейшего исследования структуры множества Парето. Лицо, принимающее решения, как правило, является разработчиком системы.

Если результаты решения векторной задачи с равнозначными критериями не удовлетворяют лицо, принимающее решение, то выбор оптимального решения осуществляется из какого-либо подмножества точек $S_1^0, S_2^0, S_3^0, S_4^0 \cup S_5^0 \cup S_6^0$. Эти подмножества точек Парето показаны на рис. 13 в виде функций $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X), f_5(X), f_6(X)$.

Шаг 2. Выбор приоритетного критерия $q \in K$.

Из теории известно, что в оптимальной точке X^0 всегда имеется два наиболее противоречивых критерия, $q \in K$ и $p \in K$, для которых в относительных единицах выполняется точное равенство: $\lambda^0 = \lambda_q(X^0) = \lambda_p(X^0), q, p \in K, X \in S$,

а для остальных выполняется неравенства: $\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0), \forall k \in K, q \neq p \neq k$.

В модели ТС (143)-(149) и соответствующей λ -задачи (161)-(166) такими критериями являются первый и третий:

$$\lambda^0 = \lambda_1(X^0) = \lambda_3(X^0) = 0.51958 \quad (171)$$

т.е. выполняется числовая симметрия. Эту симметрию покажем на рис. 15, где представлены функции $\lambda_1(X)$ и $\lambda_3(X)$ отдельно со стороны оптимальной точки $X^0 = \{X^0, \lambda^0\}$.

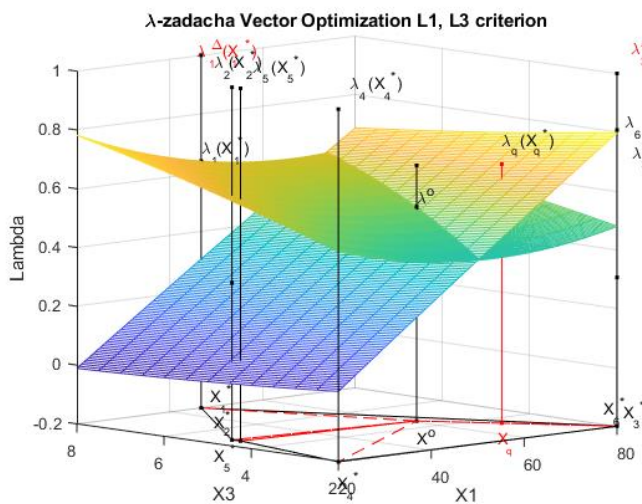


Рис. 15. Решение λ -задачи ($\lambda_1(X)$ и $\lambda_3(X)$) в трехмерной системе координат $x_1 \ x_3$ и λ . $\lambda_1(X^0) = 0.7372, \lambda_3(X^0) = 0.5196$.

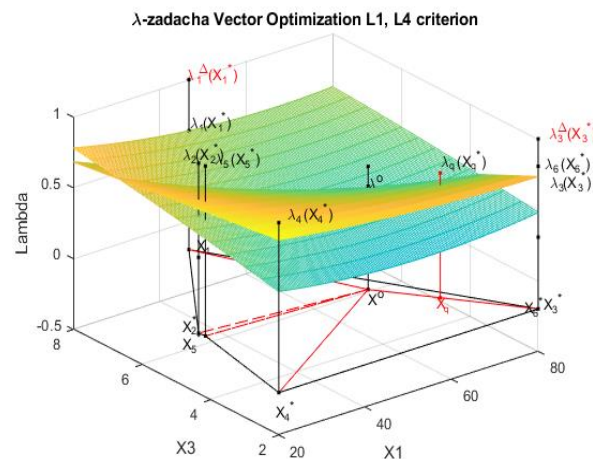


Рис. 16. Решение λ -задачи ($\lambda_1(X)$ и $\lambda_4(X)$) в трехмерной системе координат $x_1 \ x_3$ и λ .

$$\lambda_2(X^o) = \lambda_3(X^o) = 0.5196$$

(точно на пересечении).

Для сравнения аналогично представим функции наиболее противоречивые критерии $\lambda_1(X)$ и $\lambda_4(X)$ отдельно со стороны оптимальной точки $X^o = \{X^o, \lambda^o\}$. На рисунках 15 и 16 показаны все точки и данные, о которых говорилось на рис. 14.

Как правило, из этой пары $\lambda^o = \lambda_2(X^o) = \lambda_3(X^o) = 0.5196$ противоречивых критериев выбирается критерий, который ЛПР хотел бы улучшить. Такой критерий называется «приоритетным критерием», обозначим его $q = 3 \in K$. Этот критерий исследуется во взаимодействии с первым критерием $q = 1 \in K$. Мы исследуем эти два критерия из всего множества критериев $K = 6$, показанных на рис. 15.

На дисплей выдается сообщение:

`q=input('Введите приоритетный критерий (номер) q= ') – Ввели критерий q=3.`

Шаг 3. Определяются числовые пределы изменения величины приоритета критерия $q = 3 \in K$. Для приоритетного критерия $q = 3 \in K$ определяются изменения числовых пределов в натуральных единицах при переходе из точки оптимума X^o (116) в точку X_q^* , полученную на первом шаге. Данные о критерии $q=3$ выдаются на экран:

$$f_q(X^o) = 71.709 \leq f_q(X) \leq 91.25 = f_q(X_q^*), q \in K. (172)$$

В относительных единицах критерий $q=3$ изменяется в следующих пределах:

$\lambda_q(X^o) = 0.5196 \leq \lambda_q(X) \leq 1 = \lambda_q(X_q^*), q = 3 \in K$. Эти данные анализируются.

Шаг 4. Выбор величины приоритетного критерия $q \in K$. (Decision-making).

На сообщение: «Введите величину приоритетного критерия f_q » – вводим, например, $f_q=80$.

Шаг 5. Вычисляется относительная оценка.

Для выбранной величины приоритетного критерия $f_q = 80$ вычисляется относительная оценка: $\lambda_q = \frac{f_q - f_q^o}{f_q^* - f_q^o} = \frac{80 - 71.709}{91.25 - 71.709} = 0.7234$,

которая при переходе от точки X^o к точке X_q^* лежит в пределах:

$$0.5196 = \lambda_3(X^o) \leq \lambda_3 = 0.5979 \leq \lambda_3(X_3^*) = 1, q \in K. (173)$$

Шаг 6. Вычислим коэффициент линейной аппроксимации

Предполагая линейный характер изменения критерия $f_q(X)$ в (172) и соответственно относительной оценки λ_q в (173), используя

стандартные приемы линейной аппроксимации, вычислим коэффициент пропорциональности между $\lambda_q(X^0)$, λ_q , который назовем ρ :

$$\rho = \frac{\lambda_q - \lambda_q(X^0)}{\lambda_q(X_q^*) - \lambda_q(X^0)} = \frac{0.7234 - 0.5196}{1 - 0.5196} = 0.4243, q = 3 \in K.$$

Шаг 7. Вычислим координаты приоритета критериев с размерностью f_q .

Предполагая линейный характер изменения вектора $X^q = \{x_1, x_2\}$, $q = 3$ определим координаты для точки с размерностью $f_q = 80$ с относительной оценкой (173):

$$\begin{aligned} x_{\lambda=0.81}^{q=3} &= \{x_1 = X^0(1) + \rho(X_q^*(1) - X^0(1)), x_2 \\ &= X^0(2) + \rho(X_q^*(2) - X^0(2)), \end{aligned}$$

$$x_3 = X^0(3) + \rho(X_q^*(3) - X^0(3)), x_4 = X^0(4) + \rho(X_q^*(4) - X^0(4))\},$$

где $X^0 = \{X^0(1) = 61.188, x_2 = 12.219, x_3 = 4.591, x_4 = 2.0, \lambda^0 = 0.5196\}$,

$$X_q^* = \{x_1 = 80.0, x_2 = 0.0, x_3 = 2.0, x_4 = 8.0\}.$$

Как результат решения мы получим точку с координатами:

$$X^q = \{x_1 = 69.169, x_2 = 7.035, x_3 = 3.492, x_4 = 4.545\}.$$

Шаг 8. Вычисление главных показателей точки X^q .

Для полученной точки X^q , вычислим:

все критерии в натуральных единицах $f_k(X^q) = \{f_k(X^q), k = \overline{1, K}\}$,

$$f(X^q) = \{f_1(X^q) = 228.1, f_2(X^q) = 2638.5, f_3(X^q) = 78.3, f_4(X^q) = 31.1, f_5(X^q) = 2916.8, f_6(X^q) = 80.3\};$$

все относительные оценки критериев: $\lambda^q = \{\lambda_k^q, k = \overline{1, K}\}$, $\lambda_k(X^q) = \frac{f_k(X^q) - f_k^0}{f_k^* - f_k^0}, k = \overline{1, K}$:

$$\lambda_k(X^q) = \{\lambda_1(X^q) = 0.3557, \lambda_2(X^q) = 0.4913, \lambda_3(X^q) = 0.6812, \lambda_4(X^q) = 0.5981, \lambda_5(X^q) = 0.4928, \lambda_6(X^q) = 0.6812\};$$

минимальная относительная оценка: $\min \lambda(X^q) = \min_{k \in K} (\lambda_k(X^q)) = 0.3557$.

вектор приоритетов $P^q(X) = \{p_k^q = \frac{\lambda_k(X^q)}{\lambda_k(X^q)}, k = \overline{1, K}\}$:

$$P^q = [p_1^3 = 1.9151, p_2^3 = 1.3865, p_3^3 = 1.0, p_4^3 = 1.1389, p_5^3 = 1.3824, p_6^3 = 1.0];$$

относительная оценка с соответствующим вектором приоритетов:

$$\lambda_k(X^q) * P^q = \{p_1^3 * \lambda_1(X^q) = 0.6812, p_2^3 * \lambda_2(X^q) = 0.6812, p_3^3 * \lambda_3(X^q) = 0.6812, p_4^3 * \lambda_4(X^q) = 0.6812, p_5^3 * \lambda_5(X^q) = 0.6812, p_6^3 * \lambda_6(X^q) = 0.6812\};$$

минимальная относительная оценка:

$$\lambda^{oo} =$$

$$\min(p_1^3 \lambda_1(X^q), p_2^3 \lambda_2(X^q), p_3^3 \lambda_3(X^q), p_4^3 \lambda_4(X^q), p_5^3 \lambda_5(X^q), p_6^3 \lambda_6(X^q)) = 0.6812.$$

Аналогично другие точки из области Парето $X_t^o = \{\lambda_t^o, X_t^o\} \in S^o$ могут быть получены.

Анализ результатов. Рассчитанная величина $f_q(X_t^o) = 78.3, q = 3 \in K, q \in K$ обычно не равна заданной $f_q = 80$. Ошибка выбора $\Delta f_q = |f_q(X_t^o) - f_q| = |78.3 - 80| = 1.7$ определяется ошибкой линейной аппроксимации: $\Delta f_{q\%} = 0.25\%$.

Если ошибка $\Delta f_q = |f_q(X_t^o) - f_q| = |78.3 - 80| = 1.7$, измеренная в натуральных единицах или в процентах $\Delta f_{q\%} = \frac{\Delta f_q}{f_q} * 100 = 0.25\%$, больше заданной $\Delta f, \Delta f_q > \Delta f$, то переходим к шагу 2, если $\Delta f_q \leq \Delta f$, то вычисления завершаются. Конец.

В процессе моделирования могут быть изменены параметрические ограничения (118)-(149) и функции, т. е. получено некоторое множество оптимальных решений. Из этого множества оптимальных решений выбираем окончательный вариант (процесс принятия решений).

В нашем примере окончательный вариант включает параметры:

$$X^o = \{X^o, \lambda^o\} = \{X^o = \{x_1 = 61.188, x_2 = 12.219, x_3 = 4.591, x_4 = 2.0, \lambda^o = 0.5196\};$$

параметры технической системы при заданном приоритете критерия:

$$q=3: X^q = \{x_1 = 69.169, x_2 = 7.035, x_3 = 3.492, x_4 = 4.545\}.$$

9.7. 6 этап. Геометрическая интерпретация результатов решение задачи векторной оптимизации в физических единицах в трехмерной системе координат.

Мы представили параметры:

$$X^o = \{X^o, \lambda^o\} = \{X^o = \{x_1 = 61.188, x_2 = 12.219, x_3 = 4.591, x_4 = 2.0, \lambda^o = 0.5196\}$$

в двухмерной системе координат x_1, x_2 Рис. 13, трехмерной системе координат x_1, x_2 and λ in Рис. 14, 15, 16. Мы также представим эти параметры в физических единицах для каждой характеристики технической системы (критерия):

$f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X), f_5(X), f_6(X)$.

Первая характеристика технической системы $f_1(X)$ в координатах x_1, x_2 представлена на рис. 17.

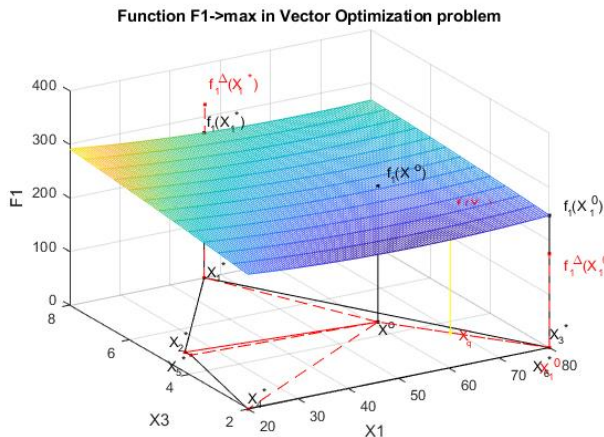


Рис. 17. Первая характеристика технической системы $f_1(X)$ в координатах x_1, x_2 в натуральных показателях

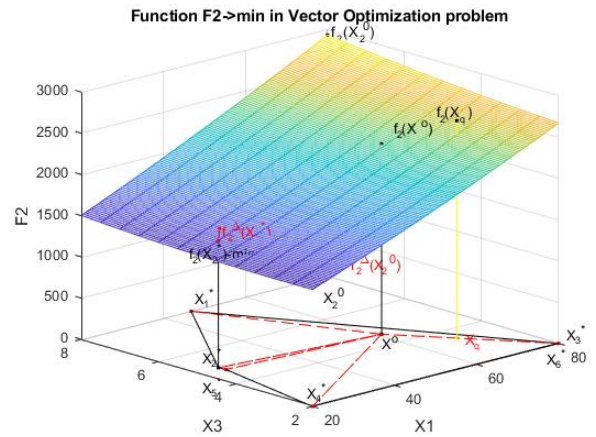


Рис. 18. Вторая характеристика технической системы $f_2(X)$ в координатах x_1, x_2 в натуральных показателях

Показатели первой $f_1^\Delta(X_1^*)$, $f_1^\Delta(X_1^0)$ характеристикв технической системы (выделены красным цветом) определяют ошибки перехода от четырехмерной $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ к двухмерной $X^0 = \{x_1, x_2\}$ системе координат.

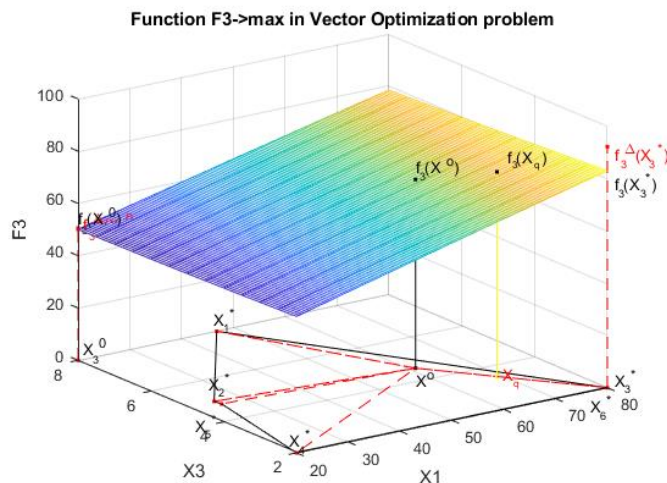


Рис. 19. Третья характеристика технической системы $f_3(X)$ в натуральных показателях

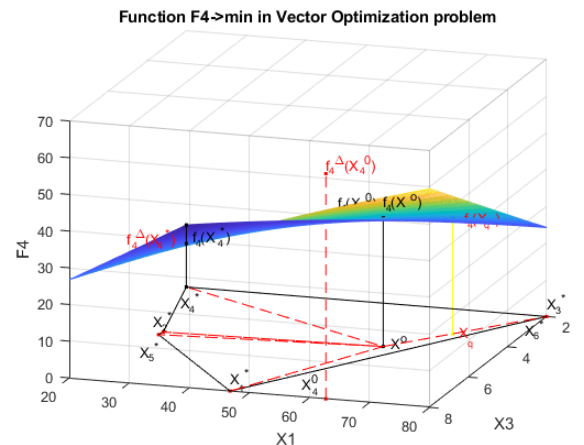


Рис. 20. Четвертая характеристика технической системы $f_4(X)$ в натуральных показателях

Вторая характеристика $f_2(X)$ в координатах x_1, x_2 представлена на рис. 18.

Показатели второй $f_2^\Delta(X_2^*)$, $f_2^\Delta(X_2^0)$ характеристик технической системы (выделены красным цветом) определяют ошибки перехода от четырехмерной $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ к двухмерной $X^0 = \{x_1, x_2\}$ системе координат.

Аналогично представлены:

Третья характеристика технической системы $f_3(X)$ в координатах x_1, x_3 на рис. 19;

Четвертая характеристика технической системы $f_4(X)$ в координатах x_1, x_3 на рис. 20.

Пятая характеристика технической системы $f_5(X)$ в координатах x_1, x_3 на рис. 21.

Шестая характеристика технической системы $f_6(X)$ в координатах x_1, x_3 представлена на рис. 22.

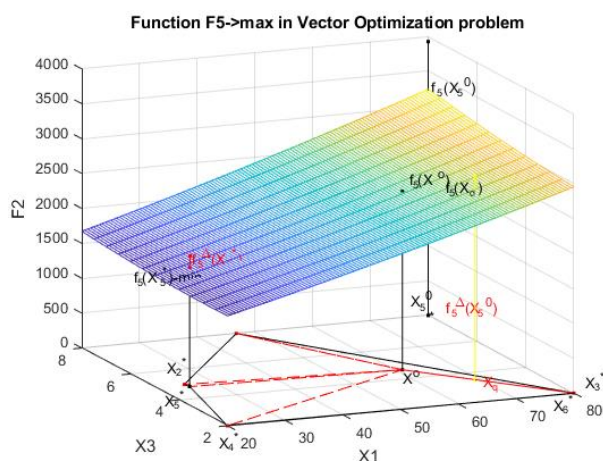


Рис. 21. Пятая характеристика технической системы $f_5(X)$ в натуральных показателях

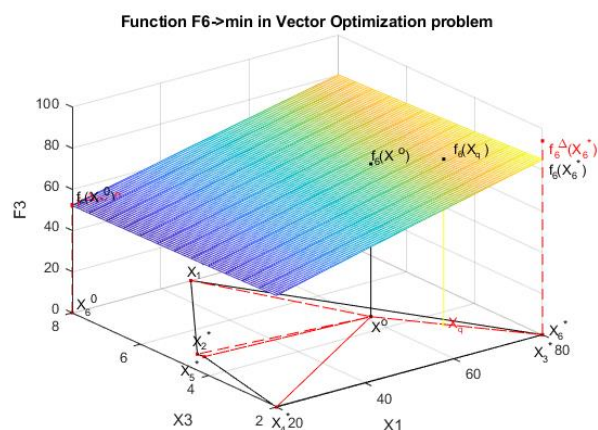


Рис. 22. Шестая характеристика технической системы $f_6(X)$ в натуральных показателях

Показатели третьей $f_3^\Delta(X_3^*)$, $f_3^\Delta(X_3^0)$, ..., и шестой $f_6^\Delta(X_6^*)$, $f_6^\Delta(X_6^0)$ характеристик технической системы (выделены красным цветом) определяют ошибки перехода от четырехмерной $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ к двухмерной $X^0 = \{x_1, x_2\}$ системе координат.

В совокупности, представлена версия программного обеспечения моделирования технической системы в многомерной математике выдает следующие результаты:

точка оптимума – X^0 ;

характеристики (критерии)
 $\{f_1(X^0), f_2(X^0), f_3(X^0), f_4(X^0), f_5(X^0), f_6(X^0)\}$;

относительные оценки –
 $\{\lambda_1(X^0), \lambda_2(X^0), \lambda_3(X^0), \lambda_4(X^0), \lambda_5(X^0), \lambda_6(X^0)\}$;

максимальную относительную оценку – λ^0 , такую что
 $\lambda^0 \leq \lambda_k(X^0) \forall k \in K$.

$$F(X^0) =$$

$$\lambda(X^0) =$$

точку оптимума с приоритетом q -го критерия – X^q ;
 характеристики (критерии) – $F(X^q) = \{f_1(X^q), f_2(X^q), f_3(X^q), f_4(X^q), f_5(X^q), f_6(X^q)\}$;
 относительные оценки – $\lambda(X^o) = \{\lambda_1(X^q), \lambda_2(X^q), \lambda_3(X^q), \lambda_4(X^q), \lambda_5(X^q), \lambda_6(X^q)\}$;
 максимальную относительную оценку λ^{oo} , такую что
 $\lambda^{oo} \leq p_k^q \lambda_k(X^q), k = \overline{1, K}$.

Заключение по главе. Проблема разработки математических методов векторной оптимизации и принятия оптимального решения на их основе в сложной технической системе по некоторому набору экспериментальных данных и функциональных характеристик является одной из важнейших задач системного анализа и проектирования. В работе разработана методология автоматизации проектирования путем: во-первых, построения математической модели технической системы в условиях определенности и неопределенности в виде векторной задачи математического программирования; во-вторых, разработки аксиоматики и методов решения векторной задачи. Практика "принятия оптимального решения" на основе математической модели технической системы показана на численном примере решения векторной задачи оптимизации.

Оценим математические результаты данной работы с точки зрения искусственного интеллекта, полученные на основе теории векторной оптимизации: {аксиоматика Машунина Ю.К., принципы оптимальности и методы решения векторных задач математического (выпуклого) программирования}.

Используя теорию векторной оптимизации, мы получили, в частности, для технической системы и структуры материала: точки оптимума – $X^o = (x_j^o, j = \overline{1, N})$;

характеристики (критерии) – $F(X^o) = \{f_k(X^o), k = \overline{1, K}\}$;

относительные оценки – $\lambda(X^o) = \{\lambda_k(X^o), k = \overline{1, K}\}$, которые лежат в пределах $\{0 \leq \lambda_k(X^o) \leq 1 \text{ (или 100\%)}, k = \overline{1, K}\}$, и легко переводится в натуральные единицы.

Может ли эти результаты получить искусственный интеллект, функционирующий, как правило, по принципу перебора. Ответим: «Нет». Искусственный интеллект может получить только приблизительный результат, и то этот результат должен оценить человек.

Таким образом, разработанная теория векторной оптимизации может являться математическим аппаратом вычислительного интеллекта искусственного интеллекта.

10. Заключение.

Проблема разработки методов многомерной математики и принятия оптимального решения на её основе в инженерных исследованиях по некоторому множеству функциональных характеристик и экспериментальных данных является одной из важнейших задач системного анализа и проектирования. Теория многомерной математики, представленная в работе, включает аксиоматику, принципы оптимальности и конструктивные методы векторной оптимизации. В исследовании показаны принципы оптимальности решения векторных, которые позволяют принимать решение, во-первых, при равнозначных критериях, во-вторых, при заданном приоритете критерия в инженерных исследованиях и проектирования выбора параметров инженерных систем при равнозначных критериях и при заданном приоритете критерия.

Выбор оптимальных параметров структуры материала представлен на численном примере в методологии автоматизации проектирования структуры материала условиях определенности и неопределенности в виде векторной задачи математического программирования.

Выбор оптимальных параметров технической системы по множеству характеристик (критериев) представлен на численном примере в методологии автоматизации проектирования технической системы условиях определенности и неопределенности в виде векторной задачи математического программирования. Автор готов участвовать в решении векторных задач линейного и нелинейного программирования.

-
1. Pareto V. Cours d'Economie Politique. Lausanne: Rouge, 1896.
 2. Математическая энциклопедия. Редакционная коллегия: И.М. Виноградов и другие. - М.: «Советская энциклопедия», 1977. – 1152 с.
 3. Carlin S. Mathematical methods in a game theory, programming and economy. - М.: World, 1964, p. 837.
 4. Zak Yu. A. Multi-stage decision-making processes in the problem of vector optimization // A.iT. 1976. No. 6, pp. 41-45.

5. Mikhailevich V. S., Volkovich V. L. Computational methods of research and design of complex systems. M.: Science, 1979, p. 319.
6. Машунин Ю.К. Методы и модели векторной оптимизации. М.: Наука, 1986. 141 с.
7. Машунин Ю. К. , Левицкий В. Л. Методы векторной оптимизации в анализе и синтезе технических систем: монография. - Владивосток: ДВГАЭУ, 1996. 131 с.
8. Машунин Ю.К. Решение композиционных и декомпозиционных задач синтеза сложных технических систем методами векторной оптимизации//Изв. РАН. ТиСУ. 1999. №3. С. 88-93.
- Yu. K. Mashunin, "Solving composition and decomposition problems of synthesis of complex engineering systems by vector_optimization methods," Comput. Syst. Sci. Int. 38, 421 (1999). (Scopus)
9. Машунин Ю.К., Машунин К.Ю. Моделирование технических систем в условиях неопределенности и принятие оптимального решения //Изв. РАН. ТиСУ. 2013. №4. С. 19-35.
- Mashunin K. Yu., and Mashunin Yu. K. Simulation Engineering Systems under Uncertainty and Optimal Descision Making. Journal of Comput. Syst. Sci. Int. Vol. 52. No. 4. 2013. 519-534. (Scopus)
10. Машунин Ю.К. Теория управления. Математический аппарат управления в экономических системах. – М.: Логос. 2013. 448 с. (Новая университетская библиотека)
11. Mashunin Yu.K. Mashunin K.Yu. Modeling of technical systems on the basis of vector optimization (1. At equivalent criteria) / International Journal of Engineering Sciences & Research Technology. 3(9): September, 2014. P. 84-96 .
12. Mashunin Yu.K. Mashunin K.Yu. Modeling of technical systems on the basis of vector optimization (2. with a Criterion Priority) / International Journal of Engineering Sciences & Research Technology. 3(10): October, 2014. P. 224-240.
13. Yu. K. Mashunin, K. Yu. Mashunin. Simulation and Optimal Decision Making the Design of Technical Systems // American Journal of Modeling and Optimization. 2015. Vol. 3. No 3, 56-67.
14. Yu. K. Mashunin, K. Yu. Mashunin. Simulation and Optimal Decision Making the Design of Technical Systems (2. The Decision with a Criterion Priority) // American Journal of Modeling and Optimization. 2016. Vol. 4. No 2, 51-66.
15. Yu. K. Mashunin, "Methodology of the Choice of Optimum Parameters of Technological Process on Experimental to Data." *American Journal of Modeling and Optimization*, vol. 7, no. 1 (2019): 20-28. doi: 10.12691/ajmo-7-1-4.
16. Yu. K. Mashunin. Vector optimization in the system optimal Decision Making the Design in economic and technical systems // International Journal of Emerging Trends & Technology in Computer Science. 2017. Vol. 7. No 1, 42-57.
17. Mashunin, Yu. K, Optimal designing in the interrelation Technical system – Materials (Theory) // Mathematical methods in engineering and technology: proceedings of international. Science. Conf.: 12 tons 4 /under General Ed. A. A. Bolshakova. –SPb.: Publishing house of Polytechnical Institute. Un-t, 2018. P. 40-46.
18. Yu. K. Mashunin. Concept of Technical Systems Optimum Designing (Mathematical and Organizational Statement)// International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2017 Proceedings 8076394. Saint Petersburg, Russia/ WOS: 000414282400287 ISBN:978-1-5090-5648-4. (Web of science)

19. Yu. K. Mashunin. Optimum Designing of the Technical Systems Concept (Numerical Realization) // International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2017 Proceedings 8076395. Saint Petersburg, Russia/ WOS: 000414282400288 ISBN:978-15090-5648-4. (Web of science)
20. Mashunin K. Yu., and Mashunin Yu. K. Vector Optimization with Equivalent and Priority Criteria. Journal of Comput. Syst. Sci. Int., 2017, Vol. 56. No. 6. pp. 975-996. <https://rdcu.be/bhZ8i> (Scopus)
21. Mashunin Yu.K. Mathematical Apparatus of Optimal Decision-Making Based on Vector Optimization,” Appl. Syst. Innov. 2019, 2, 32. <https://doi.org/10.3390/asi2040032>
22. Mashunin Yu.K. Theory and Methods Vector Optimization (Volume One), Cambridge Scholars Publishing. 2020, 183 p. ISBN (10): 1-5275-4831-7
23. Торгашов А.Ю., Кривошеев В.П., Машунин Ю.К., Холланд Ч.Д. Расчет и многокритериальная оптимизация статических режимов массообменных процессов на примере абсорбции в производстве газоразделения // Изв. ВУЗов. Нефть и газ, 2001, №3, с. 82-86.
24. Кетков Ю. Л., Кетков А.Ю., Шульц М. М. МАТЛАБ 6.х.: программирование численных методов. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. - 672 с.
25. Кини Р.Л., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения: Пер. с англ./Под ред. И. Ф. Шахнова. - М.: Радио и связь, 1981. – 560 с.
26. Jahn Johannes. Vector Optimization: Theory, Applications, and Extensions. SpringerVerlag. Berlin Heidelberg New York. 2010. 460 p.
27. Qamrul Hasan Ansari, Jen-Chih Yao. Recent Developments in Vector Optimization. Springer Heidelberg Dordrecht. London. New York. 2010. 550 p.
28. Nakayama Hirotaka, Yun Yeboon, Yoon Min. Sequential Approximate Multiobjective Optimization Using Computational Intelligence. Springer-Verlag. Berlin Heidelberg . 2009. 197 p.
29. Shankar R. Decision Making in the Manufacturing Environment: Using Graft Theory and fuzzy Multiple Attribute Decision Making Methods. Springer; 2007. 373 p.
30. Cooke T., Lingard H., Blismas N. The development end evaluation of a decision support tool for health and safety in construction design // Engineering, Construction and Architectural Management. 2008. V. 15. №4. P. 336-351.
31. Walras L. 1874. Elements of Pure Economies , or the theory of social wealth, Lau-sanne.
32. Samuelson P. 1964. Economics. Part 1. -M: Progress.
33. Marshall A. 1993. Principles of economic science. Tom 2. -M: Progress, 145 p.
34. Coase, Ronald. The Institutional Structure of Production // The American Economic Review, vol.82, n°4, pp. 713-719, 1992. (Nobel Prize lecture)Gilbert, J., 1976. Economic theory and goals of the society. - M: Progress. - 230 p.
35. Saimone, G., 1995. Theory of decision making in economic theory and the behav-ioral Sciences. // In the book: The theory of the firm. St. Petersburg.
36. Seo, K.K., 2000. Managerial Economics: Text, Problems, and Short cases. Per. from English. - M: INFA-M. - 671 p.
37. Khan K. 2004. Controlling. - M: INFA-M. - 671 p.

38. Fayol A. (1992). General and industrial management. - M: Controlling.
39. Mashunin Yu. K., 2010. Theory and modeling of the market on the basis of vector optimization. - M: University book. - 352 p.
40. Mashunin, Yu. K., Mashunin, K., Yu. Numerical realization of innovative development of the industrial enterprise//Global challenges in economy and development of the industry (INDUSTRY2016): proceedings of scientific – practical Konf. with foreign participation on March 21-23 2016/under the editorship of the Dr. of economic Sciences, prof. A. V. Babkin. – SPb.: Publishing house Politekhn. University, 2016. 455-484. (rus.).
41. Mashunin, Yu. K., 2016. Modeling and software implementation of innovative development of the industrial enterprise. St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics, no. 3(245), pp. 78-92. (rus)
42. Mashunin, Yu. K., Mashunin, K., Yu., 2017. Analysis of the organization of control, optimization and practice of innovative development of the industrial cluster, St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics, 10(4), 187-197. DOI: 10.18721/JE. 10418
43. Mashunin, Yu. K., 2017. Management of the region economy. M: RuSCience. - 344. (rus) ISBN 978-5-4365-1984-5
44. Mashunin Yu. K., K. Yu. Mashunin, Strategic and Innovative Development of the Cluster based on the digital economy, St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics, 11 (4) (2018) 85-99. DOI: 10.18721/JE.11406
45. Mashunin, Yu. K., 2019. Theory of management and the practice of making managerial decisions: textbook. - Moscow: RuSCience. – 494 p. (rus) ISBN 978-5-4365-3088-8

<<<<<<

>>>>>>

Глава 8

МЕТОДОЛОГИЯ СИНТЕЗА НЕЙРОСЕТЕВЫХ КЛАССИФИКАТОРОВ НА ЯЗЫКЕ PYTHON

Половников В.О., Осипов Г.С.

Проведено исследование и предложена основополагающая методология синтеза нецифровых классификаторов с помощью многослойной искусственной нейронной сети. Предложена реализация проекта на базе современного языка решения задач искусственного интеллекта Python.

Введение

В современном мире стремительно растет тенденция использования нейросети для решения задач искусственного интеллекта. Нейросети, основанные на принципе искусственного интеллекта, позволяют имитировать работу человеческого мозга, обрабатывать и анализировать большие объемы данных, распознавать предметы на картинках, предсказывать тренды и другие сложные задачи.

Для разработки нейросетей часто используют такой язык программирования как Python [1], так как он прост в изучении, а также имеет понятный и лаконичный синтаксис. Python имеет большое количество библиотек и документации для работы с нейросетью, а также обширное сообщество разработчиков, которые могут помочь в решении различных задач.

Целью настоящего исследования является отработка методологии нейросетевого моделирования для решения задачи синтеза классификаторов объектов, характеризуемых показателями различных типов

Формальная постановка задачи

Объектом и предметом исследования является проблема построения оптимального классификатора вида $f: \mathbf{x} \rightarrow y$,

где $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор числовых, символьных и лингвистических характеристик объекта;

y – лингвистический идентификатор класса к которому относится объект.

На основании экспертных заключений известна базовая классификация вида:

$$f^*: \mathbf{x} \rightarrow y.$$

Количество информации, содержащейся в классификаторе, обозначим через $I(f)$. Требуется построить нейросетевой классификатор, который обеспечивает минимальную потерю полезной информации, т.е.:

$$\|I(f)-I(f^*)\| \rightarrow \min.$$

Термин «количество информации» в классификаторе определим как процент правильно классифицированных им объектов достигнутом за период обучения модели на обучающей выборке (data set). Положим $I(f^*)=100\%$.

Исходные данные

Для отработки методологии синтеза оптимального нейросетевого классификатора используем базу данных об экспертных оценках автомобилей [2], которые представлены в таблице 1.

Таблица 1

Фрагмент исходных данных

низкая	очень высокая	≥ 5	4	малый	высокая	удовл
низкая	очень высокая	≥ 5	4	средний	низкая	неуд
низкая	очень высокая	≥ 5	4	средний	средняя	удовл
низкая	очень высокая	≥ 5	4	средний	высокая	удовл
низкая	очень высокая	≥ 5	4	большой	низкая	неуд
низкая	очень высокая	≥ 5	4	большой	средняя	удовл
...	...	...	...	...	...	...

Множество возможных значений характеристик объектов и идентификаторов классов представлены в таблице 2.

Таблица 2

Множество значений переменных

очень высокая	очень высокая	2	2	малый	низкая	неуд
высокая	высокая	3	4	средний	средняя	удовл
средняя	средняя	4	≥ 5	большой	высокая	хор
низкая	низкая	≥ 5				отл

Таким образом $x=(x_1, x_2, \dots, x_6)$.

Модель нейросетевого классификатора

Структура нейросетевого классификатора выбрана с целью исследования влияния числа скрытых слоев и различных видов функции активации на качество решения задачи [3, 4].

На вход подается 6 переменных.

На выходе 4 значения, при этом выбирается максимальное значение, что и будет результатом вычисления нейросети.

Структура нейросети:

- 1 скрытый слой: 128 нейронов, способ активации: ReLU (rectified linear unit), для лучшей обучаемости и избегания “скачков” выходных результатов случайным образом присвоим нулевые значения 20% нейронам.
- 2 скрытый слой: 64 нейронов, способ активации: ReLU (rectified linear unit)
- 3 скрытый слой: 32 нейронов, способ активации: Sigmoid
- 4 скрытый слой: 16 нейронов, способ активации: ReLU (rectified linear unit)

- 5 скрытый слой: 8 нейронов, способ активации: ReLU (rectified linear unit)
- 6 слой: 4 выходных нейрона, над которыми мы используем функцию Softmax, для выбора максимального значения

Основные результаты

На рисунке 1 представлены операторы подключения библиотек, используемых для разработки приложений.

```
# Подключаем библиотеки
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from tensorflow import keras
import tensorflow as tf
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib.pyplot as plt
```

Рис. 1 Подключение библиотек

Обучающая выборка (data set) хранится в виде массива (см. таблицу 1) в файле Excel. последовательность ввода исходных данных приведена на рисунке 2.

```
# Считываем файл
data = pd.read_excel('cars.xlsx')
# Присваиваем переменным столбцы из файла
X = data.iloc[:, :6]
y = data.iloc[:, 6]
# Преобразовываем столбцы в массивы
X = X.values
y = y.values
```

Рис. 2 Ввод исходных данных

Для обеспечения функционирования нейросети – ее обучения, тестирования и использования для классификации все элементы массива исходных данных получают соответствующие метки (см. рисунок 3).

```
# Выдаем каждому элементу массива соответствующую ему метку
label_encoder = LabelEncoder()
X_encoded = label_encoder.fit_transform(X.flatten()).reshape(X.shape)
y_encoded = label_encoder.fit_transform(y)
```

Рис.3 Присвоение меток данным

Реализация структуры нейронной сети, используемой в качестве классификатора приведена на рисунке 4.

```
# Разделяем данные для обучения и для теста (80% для обучения, 20% для теста)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_encoded, y_encoded,
test_size=0.2)

# Создаем структуру нейросети (6 скрытых слоев)
model = keras.models.Sequential()
model.add(keras.layers.Dense(128, input_dim=6, activation='ReLU'))
model.add(keras.layers.Dropout(0.2))
model.add(keras.layers.Dense(64, activation='ReLU'))
model.add(keras.layers.Dense(32, activation='sigmoid'))
model.add(keras.layers.Dense(16, activation='ReLU'))
model.add(keras.layers.Dense(8, activation='ReLU'))
model.add(keras.layers.Dense(4, activation='softmax'))
```

Рис. 4 Задание структуры нейронной сети

Здесь же осуществляется разбиение обучающей выборки на два множества – обучающее и тестовое.

Основные операторы настройки и выполнения процесса обучения нейросетевого классификатора приведены на рисунке 5. Контроль качества обучения осуществляется подсчетом точности обучения на тестовом множестве.

```
# Задаем настройки для обучения нейросети
model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy', optimizer='adam',
metrics=['accuracy'])

# Создаем callback-переменную для записи истории обучения
history = tf.keras.callbacks.History()

# Запускаем обучение
model.fit(X_train, y_train, epochs=350, batch_size=16, callbacks=history)

# Выводим сколько процентов точности у модели
_, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
print('Accuracy: %.2f' % (accuracy * 100))

# Получаем историю изменений потерь и точности у нейросети
loss = history.history['loss']
accuracy = history.history['accuracy']
```

Рис. 5 Организация обучения нейронной сети

Настройка параметров визуализации процесса синтеза классификатора приведена на рисунке 6.

```

# ·Создадим·объект·окна·для·графиков·
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(2, 1, figsize=(8, 6))
# ·График·изменения·потерь·
ax1.plot(loss, label='Loss')
ax1.set_xlabel('Epochs')
ax1.set_ylabel('Loss')
ax1.legend()
# ·График·изменения·точности·
ax2.plot(accuracy, label='Accuracy')
ax2.set_xlabel('Epochs')
ax2.set_ylabel('Accuracy')
ax2.legend()
# ·Выводим·окно·с·графиками·
plt.tight_layout()
plt.show()

```

Рис. 6 Формирование графиков отчета о процессе обучения

Графики потерь и точности обучения приведены на рисунке 7.

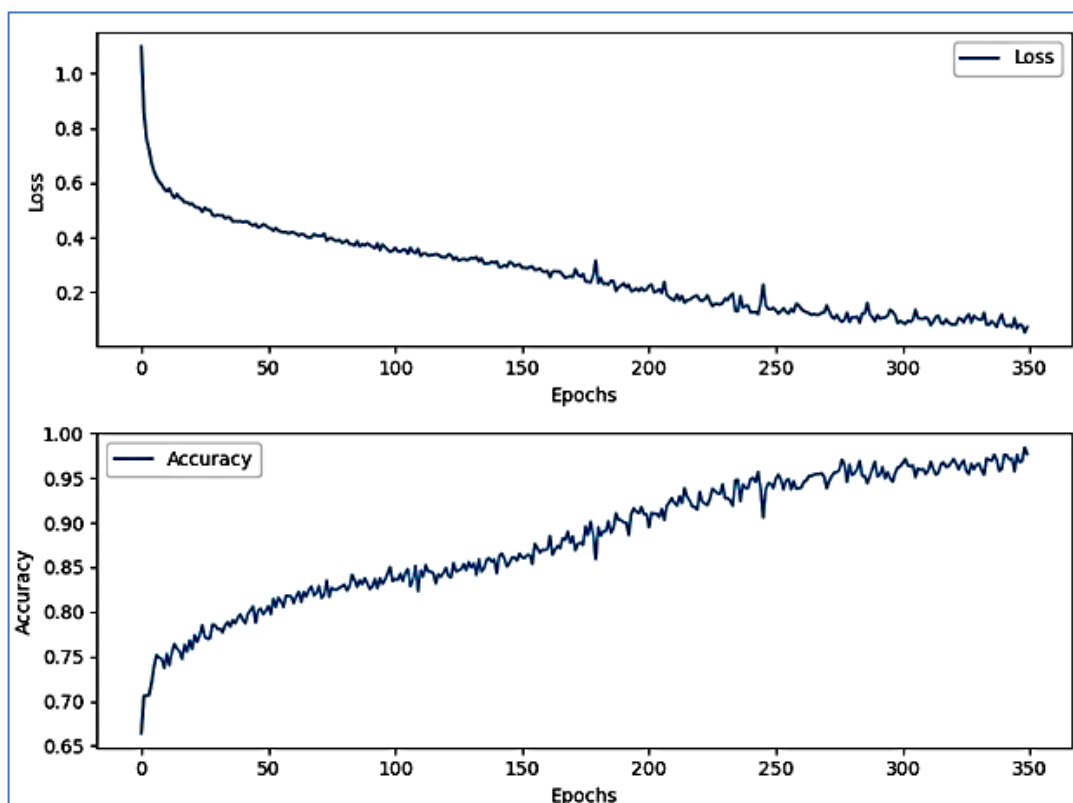


Рис. 7 Графики кривых обучения

Точность классификации на тестовом множестве составляет 92-99%

Выводы и заключение

Результатом исследования является отработка базовой методологии решения задачи построения интеллектуального классификатора объектов с нецифровыми характеристиками с помощью нейросетевой модели обучения.

Разработано программное обеспечения задачи, реализованное на языке Python. Произведена практическая апробация предложенной методологии на экспертной системе априорной классификации автомобилей. За счет выбора оптимальной структуры нейронной сети достигнута удовлетворительная точность классификации.

1. Keras. Simple. Flexible. Powerful. <https://keras.io/> (дата обращения 27.05.2023).

2. Car Evaluation Data Set. URL: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/car+evaluation> (дата обращения 30.05.2023).

3. Нейронная сеть с использованием TensorFlow: классификация изображений. <https://habr.com/ru/articles/426797/>, (дата обращения 30.05.2023).

4. API документация библиотеки TensorFlow. https://www.tensorflow.org/api_docs, (дата обращения 30.05.2023).

<<<<<<

>>>>>>

Глава 9

МЕТОДЫ МИНИМИЗАЦИИ НУЛЕВОГО И ПЕРВОГО ПОРЯДКОВ В НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ

Губарева Е.А., Хашин С.И.

Принято считать, что использование при обучении нейронных сетей методов 0-го порядка для минимизации целевой функции существенно менее эффективно по сравнению с методами 1-го порядка, использующими градиент. В работе, на основе численных экспериментов, показано, что эффективность правильно организованных методов 0-го порядка в задачах обучения нейронных сетей может быть не ниже градиентных.

Процесс нахождения минимума некоторой целевой функции $f(\mathbf{w})$, вектор $\mathbf{w}$ аргументом которой является вектор внутренних параметров нейронной сети, лежит в основе обучения любой нейронной сети [1, 2]. Вектор $\mathbf{w}$ является объединением внутренних параметров всех нейронов обучаемой нейросети, а функция f является суммой отдельных слагаемых для каждого обучающего вектора. На сегодня нейронные сети в основном ориентированы на применение градиентных методов [3, 4]. Однако, их использование сталкивается с различными трудностями: только один вектор градиента может занимать несколько гигабайт памяти. Тем не менее, методы, для

применения которых не требуется вычисления градиента [3, 4], методы нулевого порядка, считаются более медленными. Их используют в тех случаях, когда аналитическое нахождение частных производных невозможно. Цель наших исследований – показать, что эффективность правильно организованных методов 0-го порядка в задачах обучения нейронных сетей может быть не хуже градиентных.

При проведении численных экспериментов сравнивались следующие методы:

- Градиентный спуск.

- Координатный спуск. В нашей разновидности этого алгоритма мы имеем вектор координатного сдвига, в котором запоминается величина последнего успешного сдвига по каждой координате. Если сдвиг по этой координате был неудачным в обе стороны, то его величина умножается на 0.5, в противном случае – на 1.3.

- Метод: спуск по двумерным подпространствам. Пусть w – текущий вектор, полученный на текущем этапе минимизации целевой функции. В начале процесса выбираем вектор координатного сдвига, все его значения на первом шаге полагаем равными заданной скорости обучения (LR). В имеющемся N -мерном пространстве выбираем последовательно двумерные координатные подпространства. При разработке метода были проверены различные схемы выбора пар координат (i, j) . Наиболее эффективной была признана простейшая схема: $(i, j) = (0, 1)$, затем $(2, 3)$, затем $(4, 5)$ и т.д. Были проверены и некоторые другие схемы (с перекрытием и т.д.). Но они оказались несколько менее эффективными. Другие, более сложные алгоритмы не дали никакого заметного улучшения.

В предыдущих работах [5, 6] для проведения численных экспериментов мы выбирали целевую (минимизируемую) функцию в виде суммы положительной квадратичной формы полного ранга и четвертых степеней некоторых линейных функций. Такая функция гарантировано имеет лишь один локальный минимум.

Однако оказалось, что реально используемые целевые функции в окрестности локального минимума почти всегда имеют члены третьего порядка. Было бы логично в качестве проверяемой функции взять сумму квадратичной и кубической функций, но у таких функций локальный минимум в точке 0 обычно не является глобальным минимумом. Это создает определённые проблемы при численных экспериментах. Поэтому было принято решение: целевую функцию брать в виде суммы квадратов нескольких линейных функций и модуля суммы кубов некоторых других линейных функций. Такая аппроксимация является более реалистичной по сравнению с предыдущей версией [5, 6].

Проведённые численные эксперименты позволили сделать следующие выводы.

- Метод координатного спуска почти не уступает в эффективности градиентным методам при малых размерностях (5-6). В случае размерности 10 уступает в 2-3 раза, для размерности 30 – уже на порядок. Для больших размерностей координатный метод оказывается ещё хуже.

- Для всех размерностей (до 1000) оптимизация методом 0-го порядка в среднем даёт несколько худший результат (в 2-3 раза), чем градиентные методы. Но для некоторых целевых функций результат применения методов 0-го порядка оказывается лучше. Стоит отметить, что попытки дополнительно улучшить результат за счёт подбора величины шага не приводят к успеху.

- Оптимизация по двумерным подпространствам даёт почти те же результаты, что градиентные методы, но в среднем на 10-15% хуже. При этом с вычислительной точки зрения эти методы существенно проще.

Отметим, что результаты численных экспериментов показывают, что ситуация не очень стабильна: время вычисления одним и тем же методом в сходных условиях может различаться в 2-3 раза. Поэтому различие в скорости на 15-20% нельзя признать существенным.

1. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. // Глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.: ил. – (Серия «Библиотека программиста»). ISBN 978-5-496-02536-2.

2. Francois Chollet. Deep Learning with Python, Second Edition 2nd Edition 2020, 450.

3. Kochenderfer M., Wheeler T. Algorithms for Optimization. MIT Press; 2019. 520 p.

4. Прокопенко Н.Ю. Методы оптимизации. Н. Новгород: ННГАСУ; 2018. 118 с.

5. Губарева Е.А., Хашин С.И. Сравнительная эффективность методов минимизации нулевого порядка// Сборник докладов международного форума «Цифровое управление государством и бизнесом», Москва, 15 марта 2022 г. М.: Государственный университет управления, 2022.- С. 130–132.

6. Губарева Е.А., Хашин С.И., Шемякова Е.С. Сравнение эффективности методов минимизации нулевого и первого порядка в нейронных сетях//Вестник университета. 2022. №11. М.: Государственный университет управления, 2022.- С. 48–55.

<<<<<<

>>>>>>

Глава 10
ГУМАНИСТИЧЕСКАЯ ПЕДАГОГИКА
И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ДЕЯТЕЛЬНОСТИ
ПЕДАГОГА КАДЕТСКОГО ОБРАЗОВАНИЯ

Марковская Е.А., Рословцева М.Ю.

В современном мире человек и технологии находятся в тесном взаимодействии. Исследования в данной области выявляют как положительные, так и отрицательные синергетические эффекты подобной взаимосвязи. В данном разделе представлены методические разработки занятий, разработанных с использованием технологии «Педагогическая мастерская ценностно-смысловой ориентации», с целью осмысления педагогами кадетского образования перспектив развития педагогики в аспекте взаимодействия человека и интеллектуальных технологий.

Современное российское общество переживает важный период своего развития, который сопровождается переосмыслением ценностей, критикой старых подходов и преодолением препятствий для движения вперёд. В различных сферах заметны радикальные изменения, вызванные быстрым развитием цифровых технологий, что подтверждает их действенность. Однако акцент на алгоритмизацию и акцентирование на IT-технологиях и «умных» решениях несут в себе риски, связанные с превращением человека в безличный цифровой «профиль». Эти изменения вызывают необходимость осознать баланс между технологиями и человеческой сущностью, чтобы избежать потери индивидуальности в стремительном прогрессе [4].

Становление личности происходит в единстве с окружающим ее миром. Человек осознанно организует свою деятельность и образ жизни, определяет свое окружение, которые отражают его внутренние качества, мысли, чувства, смыслы. Данный процесс сопровождается как внутренними, так и внешними преобразованиями. «Цифровая личность», как новая форма самосознания человека, служит связующим звеном между материальным и виртуальным мирами. Этот концепт включает изменения в базовых представлениях о

самоидентификации и о человеческом разуме, а также в наших когнитивных способностях. Изучение влияния технологий на человеческую идентичность и личность в современном обществе поднимает сложные вопросы о том, как наше взаимодействие с технологией меняет нас, а также как эти изменения отзываются на развитии самих технологий. В центре внимания находится роль искусственного интеллекта, который благодаря способности имитировать и дополнять когнитивные процессы человека является ключевым элементом в когнитивном взаимодействии между людьми и машиной. Это взаимодействие ведет к образованию гибридных форм идентичности, где человеческое и искусственное сливаются воедино, что, в свою очередь, создает новые риски и вызовы для нас.

Вопрос в том, где в этом высокотехнологичном, оцифрованном обществе остается место для человека – мыслящего, развивающегося, способного критически оценивать действительность и формироваться как личность? Будет ли такая личность востребована в обществе будущего?

Тесное взаимодействие человека с технологиями требует глубокого осмысления не только с точки зрения их практической пользы и удобства, но и с учетом этических и социальных последствий. Исследования указывают на то, что активное использование цифровых технологий может негативно влиять на развитие мозга, эмоциональный и социальный интеллект, ухудшать когнитивные способности, а также вызывать проблемы с концентрацией внимания и памятью.

Кроме того, данные нейробиологии показывают, что цифровизация и социальные сети оказывают значительное воздействие на мозг, психику, мышление и поведение человека. Это касается таких аспектов, как развитие речи, визуальное восприятие, представление о собственном теле и мозге, способность к многозадачности и эмпатии. Все это говорит о том, что цифровизация и наша адаптация к ней могут существенно изменять наш мозг и психику, оказывая прямое влияние на нейробиологические процессы.

Одной из ключевых задач современного общества является поиск баланса между благами технологического прогресса и сохранением нашей когнитивной самостоятельности, а также личностной уникальности.

Детство – это важнейший этап в жизни человека, период, когда закладываются основы личности, формируется самосознание и индивидуальность ребенка. Поэтому, признавая неизбежность цифровизации образования, важно не забывать, что образование – это не просто передача знаний, но и процесс формирования целостной,

гармоничной личности. Современные тенденции к технологизации и прагматизации образовательного контента не должны вытеснять живое, творческое взаимодействие между учителем и учеником, которое способствует развитию мышления и креативности [9].

Основная проблема современного образования заключается в противоречии между принципами гуманистической педагогики и внедрением новых информационно-коммуникационных технологий. Вопрос в том, какие цели мы ставим перед обучением и воспитанием нового, «оцифрованного» поколения [6]. Кого мы хотим вырастить: «эффективного потребителя», ориентированного на внешние стандарты, или критически мыслящую, самостоятельную личность, способную анализировать и принимать осознанные решения?

Специалисты считают, что цифровизация образования может привести к искажению восприятия знаний, снижению интеллектуальности и творческого потенциала личности. Некоторые представители «цифрового поколения» уверены, что знания можно получить простым касанием экрана, без интеллектуальных затрат, что исключает глубокое осмысление и эмоциональное вовлечение в процесс обучения.

Гуманистическая педагогика, напротив, делает акцент на личности ученика, учитывая его индивидуальные интересы и способности. Она ставит во главу угла развитие интеллектуальных качеств в целом, а не просто усвоение определённого объёма информации [8].

Когнитивный процесс у человека состоит из двух основных этапов. Сначала люди воспринимают окружающий мир через органы чувств, получая внешнюю информацию, которая становится «входными данными». Затем эти данные передаются в мозг через нервную систему, где происходит их хранение, обработка и анализ. Результаты этой обработки через нервные импульсы возвращаются к различным частям тела, формируя ответную реакцию на внешние воздействия.

Слияние личности с технологиями и когнитивная связь между человеком и машиной приводят к тому, что алгоритмы начинают влиять на наше взаимодействие и общение, изменяя или ограничивая наши мыслительные процессы. Одной из серьёзных проблем современного общества становится информационная перегрузка. Развитие когнитивных технологий, основанных на изучении работы мозга, а также механизмов сознания и поведения, открывает возможности для создания алгоритмов, которые, по сути, могут «оживлять» искусственные системы [3].

Информационные когнитивные технологии – это результат развития искусственного интеллекта. Они способны выполнять задачи, которые раньше были под силу только человеку.

Компьютерное зрение – это способность компьютеров распознавать объекты, сцены и события на изображениях. Машинное зрение, в свою очередь, применяется в промышленной автоматизации, где компьютеры идентифицируют объекты, например, детали на производстве. Машинное обучение позволяет компьютерным системам улучшать свою эффективность практически в любой деятельности за счёт автоматического выявления закономерностей в данных. Обработка естественного языка связана с возможностью компьютеров работать с текстом: анализировать его, находить упомянутые в документах места, определять основную тему, извлекать структурированную информацию. Робототехника объединяет компьютерное зрение и автоматизированное планирование, создавая роботов, способных работать вместе с людьми как на производстве, так и в повседневной жизни. Распознавание речи направлено на точное и автоматическое преобразование человеческой речи в текст. Эти технологии способны влиять на мировоззрение человека, изменять его поведенческие привычки и практики, часто даже без его осознанного участия [2].

Меняющийся мир, окружающий нас, требует корректировки процесса обучения. Люди сталкиваются с требованиями и проблемами, обусловленными растущим разнообразием, взаимосвязанными с увеличением населения и глобализацией экономики. Человек, обычно устанавливает свою зону комфорта и обеспокоен изменениями, вызываемыми возникающими технологиями. Считается, что успех зависит от мышления людей, когда они используют технологию, а не от самой технологии. В соответствии с этим необходимы перемены в образовании, для того чтобы развивать критическое мышление и обучать людей новым навыкам для будущего выживания [5].

Ещё в начале XX века среди учёных и педагогов возникло стремление устранить всё, что мешает человеку быть свободным и счастливым. В центре внимания педагогической мысли оказалась личность ребёнка. Педагоги, врачи и психологи, такие как Поль Ланжевен, Анри Валлон, Жан Пиаже и другие, активно изучали личность и искали пути её развития. Именно во Франции появилась «Французская группа нового образования» (GFEN), которая предложила идею о том, что знание является результатом поиска и критического осмысления нового опыта на основе уже имеющихся знаний. Представители этой группы разработали педагогический подход, основанный на технологии творческих мастерских.

В рамках таких мастерских участники самостоятельно формируют своё понимание проблемы, выдвигают гипотезы, обсуждают их, отвергают неудачные идеи и предлагают новые. После представления своих идей аудитории они анализируют ошибки и строят новые гипотезы. При этом традиционная модель передачи большого объёма знаний от учителя к ученику отсутствует, что делает процесс обучения более творческим и самостоятельным.

С целью осмысления педагогами кадетского образования перспектив развития педагогики в аспекте взаимодействия человека и интеллектуальных технологий был разработан ряд занятий с использованием технологии педагогической мастерской ценностно-смысловой ориентации. Для реализации поставленной цели были выделены следующие задачи:

- организовать активное обсуждение проблемы влияния интеллектуальных технологий на сферу образования;
- стимулировать осмысление результата сотрудничества человека и технологий с точки зрения целесообразности и соблюдения этических норм;
- обеспечить понимание рационального объема и качества использования в педагогике интеллектуальных технологий, не влияющего на когнитивные способности и суверенность личности человека.

В качестве ресурсного обеспечения использовался печатный раздаточный материал, набор сюжетных картинок, пишущие принадлежности, таймер. Для активизации коллективного интеллекта, создания условий для генерирования участниками максимального количества идей и организованного обсуждения среди педагогических методов и приемов практиковались мозговой штурм, дискуссия по проблеме, групповая беседа. Основными формами организации работы являлись индивидуальная и групповая.

Тематика занятий с использованием технологии педагогической мастерской была следующей:

1. тема «Гуманистическая педагогика и интеллектуальные технологии: сотрудничество или соперничество» посвящена вопросу развития педагогики в аспекте взаимодействия человека и интеллектуальных технологий;
2. тема «Когнитивные технологии обучения» направлена на актуализацию вопроса освоения когнитивных инструментов, повышающих эффективность интеллектуальной деятельности человека.
3. тема «Тонкости визуализации» рассматривает особенности использования визуализации в настоящем и будущем.

4. тема «Школа будущего... Сверхразум или Человек?» сосредоточена на определении характеристики и роли сверхразума и человека в школе будущего.

Ход работы данных занятий представлен в Приложениях.

Грамотно выстроенное пространство педагогической мастерской создает условия для получения ее участниками новых знаний и опыта как самостоятельно, так и в коллективном взаимодействии. В рассматриваемом нами типе мастерской на первый план выдвинуты и актуализированы ценности человеческой идентичности. Базовыми принципами ее проведения являются единство ценностей и смыслов, равноправие участников, их эмоциональный комфорт и свобода выбора, а также безоценочность и диалоговость во взаимодействии. Деятельность мастера преимущественно направлена на контроль и корректировку хода работы группы. Активизация заинтересованности участников мастерской осуществляется за счет наличия элемента непредсказуемости, как в заданиях, так и в выстраивании пространства на каждом этапе [7].

Технологическое построение предложенных мастерских имеет следующий алгоритм:

Первый этап – индуктор: создает эмоциональный настрой, всегда опирается на личный опыт участника и связан со смыслом дальнейшей деятельности. Например, на данном этапе был предложен к просмотру видеофрагмент, транслирующий сравнение некоторых аспектов жизни человека в современности и вековой давности. Так мы получили основной вопрос, на который необходимо искать ответ.

Второй этап – деконструкция и реконструкция: связан с созданием индивидуально или в группе творческого продукта. Необходимо используя исходный материал попробовать создать что-то иное, внося свой вклад. Например, каждому участнику предлагается самостоятельно ознакомиться с предложенными суждениями и определить положительные аспекты и риски в рамках каждой рассмотренной проблемной ситуации.

Третий этап – социализация: сопоставление, сверка, взаимодополнение, взаимооценка, коррекция созданного продукта. Например, участники группы делятся полученными результатами индивидуальной работы. Затем, путем группового обсуждения, формулируют единое мнение по вопросу.

Четвертый этап – афиширование: публичное представление результатов групповой работы, предъявление созданного продукта перед всеми участниками, заслушивание иных результатов для осуществления сравнения и обретения новых знаний и опыта.

Пятый этап – разрыв или промежуточная рефлексия: возникновение запроса у участников работы на познание дополнительной информации. Например, для осознания возникших противоречий познания мастером транслируется видеофрагмент, фиксирующий внимание участников на новом видении рассматриваемой проблемы.

Последний этап – рефлексия: эмоциональная, как отражение чувств, ощущений, возникших в ходе работы, или логическая, как самоотчёт (открыл новое, было трудно, потому что...), необходимый каждому участнику для саморазвития. Например, в предлагаемой педагогической мастерской рефлексия была проведена в устной форме через высказывание всех желающих [1].

Таким образом, использование технологии педагогической мастерской позволяет открывать новые знания через организацию благоприятного взаимодействия и творческой деятельности ее участников.

Приложение 1

Педагогическая мастерская на тему «Гуманистическая педагогика и интеллектуальные технологии: сотрудничество или соперничество»

(по материалам, разработанным методистом
СПбКВК М.Ю. Рословцевой)

Ход работы:

Технологические этапы	Деятельность ведущего	Деятельность участников
Индукция	Приветствует участников. Произносит вступительное слово. Транслирует видеоролик. Объявляет тему и цель педагогической мастерской. Сообщает план работы группы	Активное слушание, знакомство с планом работы, включение в проблему
Деконструкция	Организует выбор спикера и поясняет его задачи. Под интеллектуальными технологиями предлагает понимать совокупность методов и средств, направленных на автоматизацию процессов обработки информации и принятия решений	Работают индивидуально Заполняют раздаточные листы по рассматриваемой проблеме

	(искусственный интеллект, машинное обучение, робототехника, нейросети и др.) Предлагает каждому участнику самостоятельно ознакомиться с четырьмя предложенными в раздаточном материале суждениями и поразмышлять о перспективах развития педагогики в аспекте взаимодействия человека и интеллектуальных технологий	
Социализация	Предлагает участникам группы поделиться полученными результатами индивидуальной работы. Затем, обсуждая в группе, сформулировать единое мнение о положительных аспектах и рисках в рамках каждой рассмотренной проблемной ситуации. Результаты обсуждения спикер записывает в итоговый бланк. По окончании обсуждения проблемных ситуаций организует подведение итога работы группы и формулирование вывода о перспективах взаимодействия гуманистической педагогики и интеллектуальных технологий: сотрудничество или соперничество	Делятся мнениями с коллегами Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе. Совместно формулируют единое мнение по рассматриваемой проблеме Спикер записывает выводы в итоговый бланк
Афиширование	Организует публичное представление спикера группы по результатам ее работы. Дает необходимые пояснения по ходу презентации группой результатов выполнения заданий	Спикеры группы публично представляют результаты работы ее участников

Разрыв	Фиксирует внимание участников на новом видении рассматриваемой проблемы. Транслирует видеоролик	Осознают возникшие противоречия познания рассматриваемой проблемы. При необходимости реализуют информационный запрос по данной теме
Рефлексия	Иницирует и активизирует рефлексии участников по результатам индивидуальной и совместной деятельности	Осуществляют рефлексии

Раздаточный материал:

*«Создание ИИ может стать последним технологическим достижением человечества, если мы не научимся контролировать риски»
британский физик-теоретик Стивен Хокинг*

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ АСПЕКТ взаимодействия человека и интеллектуальных технологий	РИСКИ взаимодействия человека и интеллектуальных технологий
1. Одним из важнейших направлений развития современного образования является создание, внедрение и использование в учебном процессе высокоэффективных интеллектуальных технологий. Существует мнение, что в будущем традиционных учителей заменят <u>учителя-роботы</u> , а сама профессия преподавателя исчезнет из-за ненужности.	
✓ ---	✓ ---
2. <u>Интеллектуальное развитие</u> – величина непостоянная, умственные способности можно развивать в любом возрасте. Существует риск, что учащиеся и педагоги могут стать слишком зависимыми от интеллектуальных технологий, что может негативно сказаться на развитии <u>критического мышления</u> и <u>самостоятельности</u> . Эксперты полагают, что цифровая реальность в сфере образования провоцирует интеллектуальный коллапс.	
✓ ---	✓ ---
3. Человек превосходит искусственный интеллект в <u>креативности</u> , <u>интуиции</u> и <u>эмпатии</u> . Именно эти качества делают человека уникальным.	
✓ ---	✓ ---
4. Сопряжение между человеком и машиной приводит к гибридации личности, алгоритмические процессы начинают определять параметры нашего взаимодействия и общения, ограничивая или модифицируя нашу <u>личностную идентичность</u> .	
✓ ---	✓ ---

ЦИФРОВАЯ VS КНИЖНАЯ РЕАЛЬНОСТЬ

Все начинается с чтения вслух...



Читать детям вслух – это один из способов провести время вместе. Дети, которым регулярно читали вслух, показывают большую активность областей мозга, обеспечивающих образное мышление и понимание повествования.



Ребенок лучше реагирует на живую речь.

Дети показывают лучшие результаты в обучении, если в процессе принимают активное участие взрослые.



Психологи убеждены, что регулярное чтение вслух детям просто необходимо для гармоничного развития личности

УЧИТЕЛЬ VS РОБОТ

Учитель. Это слово вмещает в себя так много смысла...



Учитель=наставник
человек, который может объяснить сложные вещи простым языком.

Учитель=человек с особой миссией
имеет особый склад ума, особый свет в душе, особую ответственность за будущие поколения

Учитель=маяк
учителей помнят, их цитируют, им остаются благодарными на всю жизнь.

Робот-учитель=бездушная машина

компьютерная программа, которая сопровождает уроки, отвечает на вопросы, осуществляет учебные процедуры, задаёт домашние задания, помогает в проверке, взаимодействует персонально с каждым, работает 24 часа в сутки, зарплаты не просит, терпелив бесконечно.



Ученые считают, что профессия учителя относится к категории тех профессий, в которых робот не может в полной мере заменить человека

ИГРЫ В РЕАЛЬНОЙ VS ВИРТУАЛЬНОЙ РЕАЛЬНОСТИ

Виртуальная реальность — это новая реальность, которая может создать иллюзию, но не заменяет настоящую жизнь (Полон Маск)



Игры в реальности

Игры в реальности, такие как спортивные игры, настольные игры или активные игры на улице, требуют физического присутствия и взаимодействия с реальным миром и другими людьми. Они способствуют физическому развитию, укреплению здоровья и социальным навыкам.



Игры в виртуальной реальности

Игры в VR предлагают уникальные впечатления и возможности через глубокое погружение игроков в разнообразные виртуальные миры - полностью иммерсивные цифровые среды, обеспечивающие эффект присутствия, меняющий самосознание и поведение.

Баланс между реальными и виртуальными играми может обеспечить гармоничное развитие, удовлетворяя потребности в физической активности, социальном взаимодействии, обучении и исследовании новых горизонтов.

РЕАЛЬНАЯ VS ВИРТУАЛЬНАЯ ДРУЖБА

Виртуальная дружба - лишь иллюзия близких отношений



Реальный друг

Разговаривая с собеседником, мы видим его глаза, его мимику. Слушаем его голос, ловим интонации. И сами себя показываем с разных сторон. Главное - происходит живое общение.

В плотном графике современного человека достаточно сложно найти возможность для регулярных встреч с друзьями, поэтому они заменяются виртуальными.



Виртуальный друг

В виртуальном мире легче найти друзей. Общаясь в виртуальном мире, мы показываем друзьям какую-то одну свою сторону, говорим то, что хотим, высказываем свое мнение и можем в любой момент с любым человеком перестать общаться, уничтожить всю переписку, а самого его занести в черный список.

Люди, предпочитающие общение вживую, добиваются в жизни куда больших высот, а отсутствие социальных контактов может негативно сказываться на эмоциональном фоне.

ЛИЧНОЕ VS ВИРТУАЛЬНОЕ ВНИМАНИЕ

Виртуальное общение - это неотъемлемая составляющая современных взаимоотношений, хотим мы того или нет



Дарение подарка – особенное чувство

Что может быть лучше ощущения того, что вы доставили приятное человеку, который вам дорог. Самый лучший подарок - это подарок, подготовленный с душой или сделанный своими руками. А подарок, который сделан руками ребенка, бесценен.



Поздравление на расстоянии

Можно, сидя на рабочем месте, отправить букет, подарок и открытку.

Нельзя доставить виртуально или с курьером радость встречи с человеком, который тебя поздравляет.

Виртуальное поздравление, как и подарок, не заменяет поздравления реального – с обнимашками, рукопожатиями, физическим присутствием.

**Педагогическая мастерская
на тему «Когнитивные технологии обучения»**
(по материалам, разработанным методистом
СПбКВК Н.В. Хрящевой)

Ход работы:

Технологические этапы	Деятельность ведущего	Деятельность участников
Индукция	Приветствует участников. Произносит вступительное слово. Транслирует видеоролик. Объявляет тему и цель творческой мастерской. Представляет план работы	Активное слушание, знакомство с планом работы, включение в проблему
Деконструкция	Организует выбор спикера и поясняет его задачи. Под когнитивностью предлагает понимать способность к умственному восприятию и переработке внешней информации. Интересуется мнением, кто может являться автором ряда предложенных толкований понятия «когнитивные технологии»: нейросеть или человек. Организует работу 3-х мини групп, участников которых просит записать и озвучить прогноз развития когнитивности в будущем (способности человека, работа с информацией, труд людей и машин). Организует обсуждение вопроса, касающегося необходимости тренировки когнитивных способностей в современном мире, где есть ИИ. Просит вписать в раздаточные листы свои предложения о том,	Отвечают на поставленные вопросы. Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе. Работают в мини группах

	какие основные когнитивные способности нужны человеку (сейчас и/или в будущем). Предлагает придумать/вспомнить упражнение на тренировку какой-нибудь когнитивной способности	
Социализация	Организует подведение итогов работы группы и формулирование вывода о том, какие задачи у когнитивных технологий в будущем	Делятся мнениями с коллегами Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе. Совместно формулируют единое мнение по рассматриваемой проблеме Спикер записывает выводы в итоговый бланк
Афиширование	Организует публичное представление спикера группы по результатам ее работы. Дает необходимые пояснения по ходу презентации группой результатов выполнения заданий	Спикеры от каждой группы публично представляют результаты работы ее участников
Разрыв	Фиксирует внимание участников на новом видении рассматриваемой проблемы. Транслирует видеоролик	Осознают возникшие противоречия познания рассматриваемой проблемы. При необходимости реализуют информационный запрос по данной теме
Рефлексия	Иницирует и активизирует рефлексию участников по результатам индивидуальной и совместной деятельности	Осуществляют рефлексию

Раздаточный материал:



1. Что такое когнитивные технологии?

какие определения вы отнесете к человеку (Ч), а какие к нейросети (Н)? – обведите цифру

Как ответит человек?	Как ответит <u>нейросеть</u> ?
1, 2, 3, 4, 5, 6	1, 2, 3, 4, 5, 6



2. Прогнозы развития когнитивности в будущем.

(работа в группах - 3)

ПОФАНТАЗИРУЙТЕ

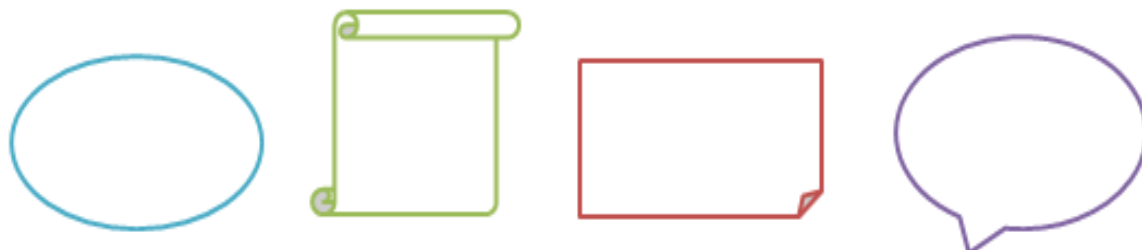
1. Какими способностями будет обладать человек будущего?	2. Как происходит работа с информацией в будущем?	3. Каким будет труд людей и машин в будущем?
--	---	--

3. Зачем тренировать когнитивные способности, если есть ИИ?



4. Какие основные когнитивные способности нужны человеку?

Впишите



5. Придумайте/вспомните упражнение на тренировку какой-нибудь когнитивной способности? Опишите:

**Педагогическая мастерская
на тему «Тонкости визуализации»**
(по материалам, разработанным начальником
ЛТСО СПбКВК Д.П. Довгошей)

Ход работы:

Технологические этапы	Деятельность ведущего	Деятельность участников
Индукция	Приветствует участников. Произносит вступительное слово. Транслирует видеоролик. Объявляет тему и цель мастерской. Сообщает план работы	Активное слушание, знакомство с планом работы, включение в проблему
Деконструкция	Организует выбор спикера и поясняет его задачи. Под визуализацией предлагает понимать приёмы представления числовой информации или физического явления в виде, удобном для зрительного наблюдения и анализа. Организует ответы на ряд вопросов с использованием раздаточного материала: о плюсах и минусах использования визуализации в образовании; о техниках визуализации, которые можно использовать в обучении; о возможности эффективной интеграции визуальных технологий в обучение в будущем; о роли сверхразума в образовательной визуализации; об особенностях использования визуализации в настоящем и будущем	Отвечают на поставленные вопросы. Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе

Социализация	Организует подведение итогов работы группы Формулируют вывод о тонкостях визуализации и ее роли в образовательном процессе	Делятся мнениями с коллегами Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе. Совместно формулируют единое мнение по рассматриваемой проблеме Спикер записывает выводы в итоговый бланк
Афиширование	Организует публичное представление спикера группы по результатам ее работы. Дает необходимые пояснения по ходу презентации группой результатов выполнения заданий	Спикеры от каждой группы публично представляют результаты работы ее участников
Разрыв	Фиксирует внимание участников на новом видении рассматриваемой проблемы. Транслирует видеоролик.	Осознают возникшие противоречия познания рассматриваемой проблемы. При необходимости реализуют информационный запрос по данной теме
Рефлексия	Иницирует и активизирует рефлексию участников по результатам индивидуальной и совместной деятельности.	Осуществляют рефлексию

Раздаточный материал:

Схема 1



Схема 2



Схема 3

Роль визуализации в современном мире

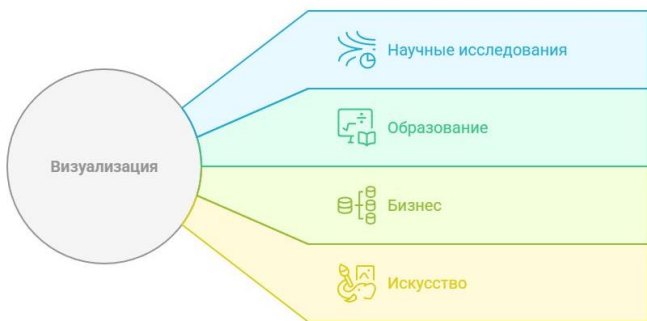


Схема 4

Использование визуализации в обучении



Схема 5

Техники визуализации в образовании

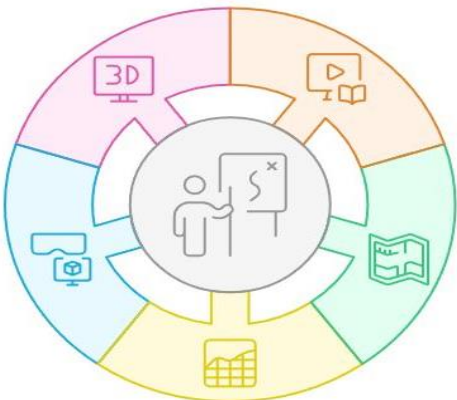


Схема 6

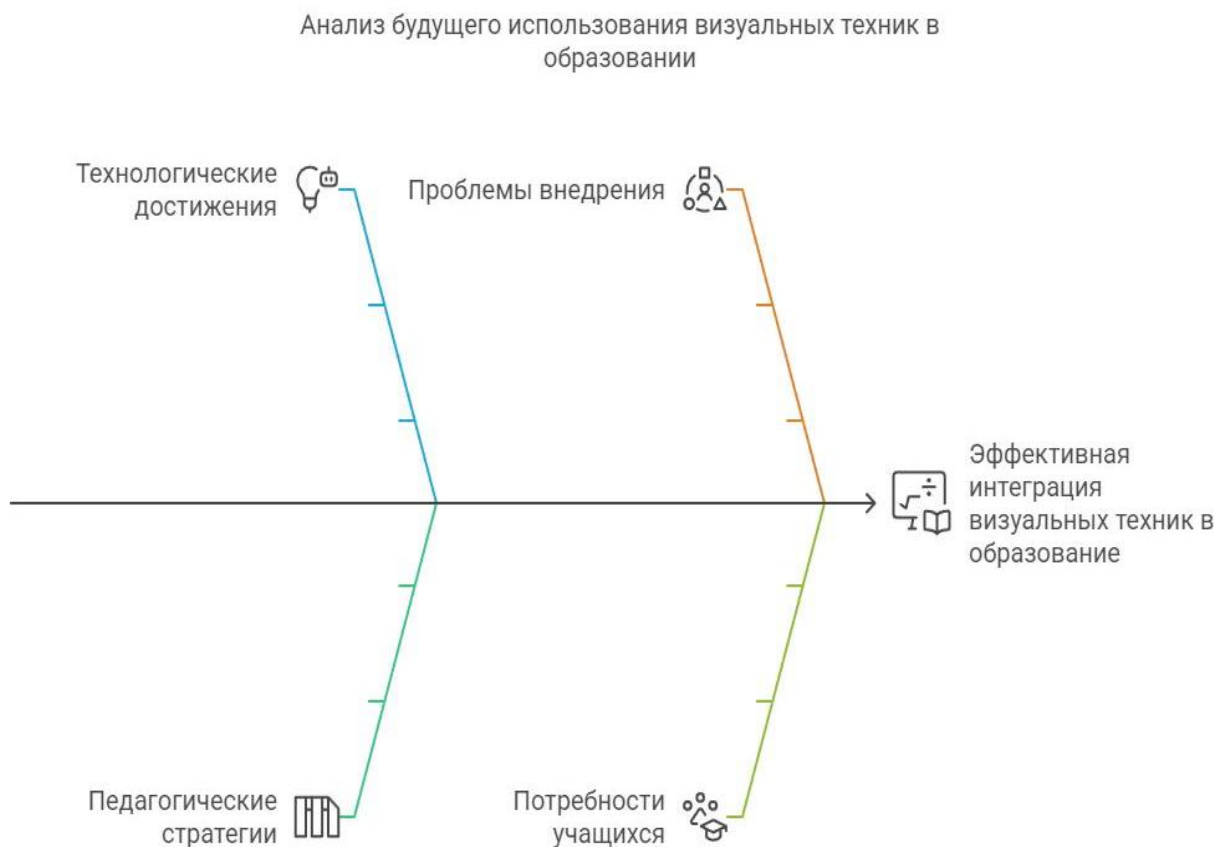
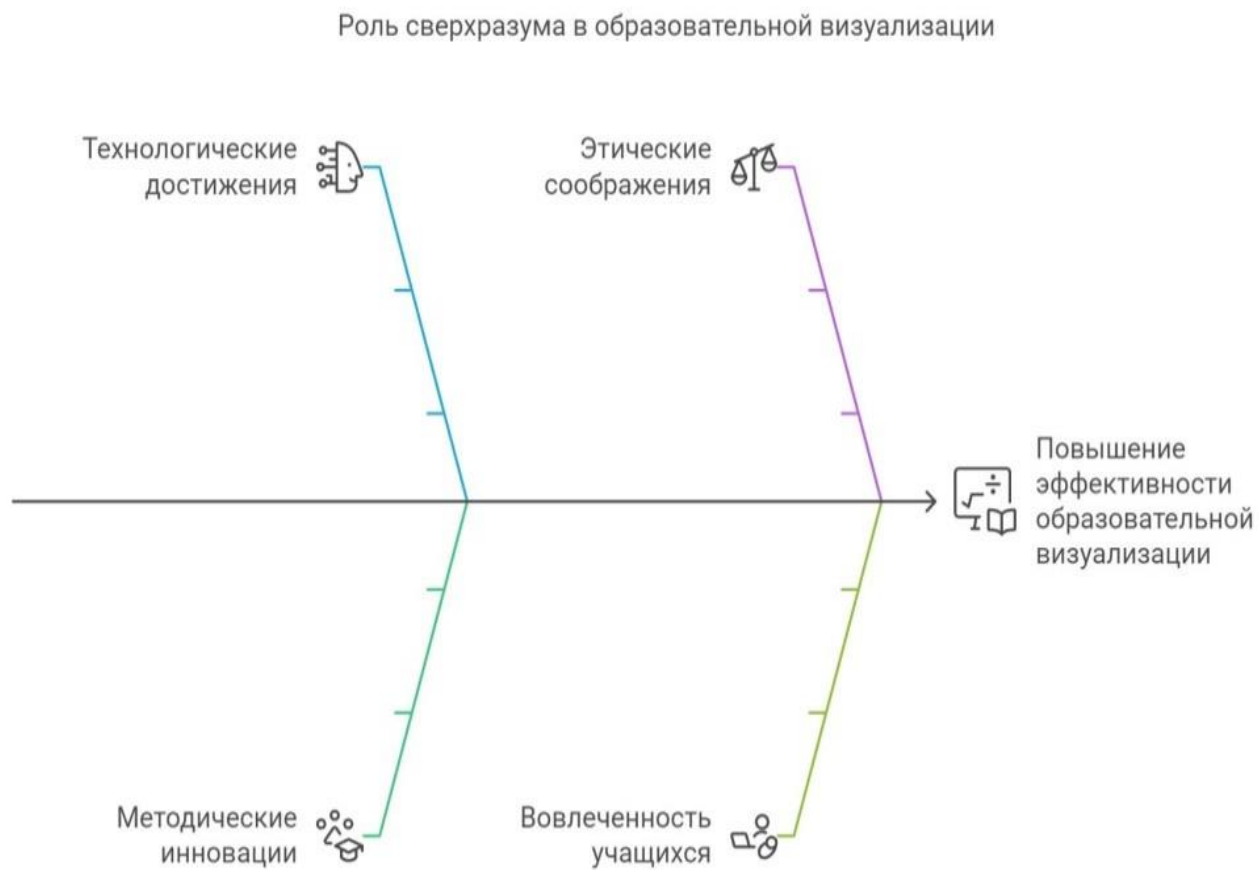


Схема 7



**Педагогическая мастерская на тему
«Школа будущего... Сверхразум или Человек?»**
(по материалам, разработанным начальником
ЛИОТ СПбКВК В.Д. Бютюнниковым)

Ход работы:

Технологические этапы	Деятельность ведущего	Деятельность участников
Индукция	Приветствует участников. Произносит вступительное слово. Транслирует видеоролик. Объявляет тему и цель творческой мастерской. Представляет план работы	Активное слушание, знакомство с планом работы, включение в проблему
Деконструкция	Организует выбор спикера и поясняет его задачи. Предлагает: – записать основные черты человека как преподавателя; – записать основные черты искусственного интеллекта как преподавателя; – ответить с позиции человека/искусственного интеллекта на вопросы, касающиеся проведения занятий с воспитанниками кадетского корпуса; плюсов и минусов дистанционного обучения; контроля самостоятельности воспитанников	Отвечают на поставленные вопросы. Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе
Социализация	Организует подведение итогов работы группы и формулирование вывода о роли сверхразума и человека в школе будущего	Делятся мнениями с коллегами Принимают активное участие в дискуссии, групповой беседе. Совместно формулируют единое

		мнение по рассматриваемой проблеме Спикер записывает выводы в итоговый бланк
Афиширование	Организует публичное представление спикера группы по результатам ее работы. Дает необходимые пояснения по ходу презентации группой результатов выполнения заданий	Спикеры от каждой группы публично представляют результаты работы ее участников
Разрыв	Фиксирует внимание участников на новом видении рассматриваемой проблемы. Транслирует видеоролик	Осознают возникшие противоречия познания рассматриваемой проблемы. При необходимости реализуют информационный запрос по данной теме
Рефлексия	Иницирует и активизирует рефлексию участников по результатам индивидуальной и совместной деятельности	Осуществляют рефлексию

1. Воронина, И.Р. Использование технологии педагогической мастерской в вузе / И.Р. Воронина, П.А. Чеснокова, Е.Д. Бородина, Г.А. Казанцева // Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования. – 2020. – № 7(49). – С. 189-193.

2. Используемые информационно когнитивные технологии. – URL: <https://v-nayke.ru/?p=8089&ysclid=m6z2cgh8rh538535531> (дата обращения: 27.11.2024). – Режим доступа: Интернет-журнал «Развитие науки». – Текст: электронный.

3. Итинсон, К.С. Информационно-когнитивные технологии: современный образовательный тренд / К.С. Итинсон // Балтийский гуманитарный журнал. – 2020. – Т. 9, № 4(33). – С. 84-86.

4. Маниковская, М.А. Цифровизация образования: вызовы традиционным нормам и принципам морали / М.А. Маниковская // Власть и управление на Востоке России. – 2019. – № 2(87). – С. 100-106. – DOI 10.22394/1818-4049-2019-87-2-100-106.

5. Марковская, Е.А. Гуманизация воспитательных мероприятий в кадетском военном корпусе с помощью технологии развития критического мышления / Е.А. Марковская // Инновационные проекты и программы в психологии, педагогике и образовании: Сборник статей по итогам Международной научно-практической конференции, Челябинск, 29 мая 2022 года. – Стерлитамак: Общество с ограниченной ответственностью "Агентство международных исследований", 2022. – С. 107-112.

6. Марковская, Е.А. Гуманистическая направленность проектной деятельности в воспитании кадет / Е.А. Марковская // Проблемы современного педагогического образования. – 2023. – № 79-3. – С. 174-177.

7. Мухина, И.А. Что такое педагогическая мастерская? // И.А. Мухина, Т.Я. Ерёмина // Мастерские по литературе: интеграция инновационного и традиционного опыта: Книга для учителя. СПб.: СПб ГУПМ, 2002.

8. Ронжина, Н.В. Гуманистическая педагогика и цифровизация образования: сотрудничество или соперничество? / Н.В. Ронжина // Непрерывное образование: теория и практика реализации: материалы III Международной научно-практической конференции, Екатеринбург, 22 января 2020 года / ФГАОУ ВО «Российский государственный профессионально-педагогический университет». – Екатеринбург: Российский государственный профессионально-педагогический университет, 2020. – С. 195-199.

9. Рословцева, М.Ю. Дидактика цифровизации образования: аспект патриотического воспитания кадет / А.Е. Марон, М.Ю. Рословцева // Человек и образование. – 2022. – № 3(72). – С. 99-105.

<<<<<<

Глава 11

ПУТИ ИНТЕГРАЦИИ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОГРАММЫ ВОЕННОЙ ПОДГОТОВКИ

Кузьменко Е.Л., Белоусова Т.М.

В статье сделана попытка исследования влияния технологий искусственного интеллекта на трансформацию образовательного пространства военного вуза. Обозначены положительные и отрицательные аспекты внедрения технологий искусственного интеллекта в программы военной подготовки.

Искусственный интеллект (ИИ) стал передовой технологией, имеющей большой потенциал для революционных преобразований в различных отраслях. Одной из областей, где ИИ имеет огромные перспективы, является военная отрасль. Развитие искусственного интеллекта и внедрение его в вооруженные силы стали первоочередной задачей обеспечения национальной безопасности страны. В РФ Указом Президента была утверждена Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года, которая включает проведение научных исследований, направления ускоренного развития ИИ, а также совершенствование системы подготовки кадров в этой области [1].

На протяжении многих лет в системе военного образования преобладали традиционные методы обучения: лекции, практические занятия и семинары, курсовое проектирование, а также полевая подготовка и кадровые учения и маневры. Традиционные методы обучения направлены на формирование у курсантов не только теоретических знаний, но и практических навыков, необходимых для успешного выполнения служебных обязанностей в различных условиях. Все эти средства подготовки военнослужащих зарекомендовали себя как эффективные и проверенные временем.

Однако реалии нашего времени требуют от военного образования большей гибкости и готовности к изменениям для выполнения задач в условиях современного мира. Быстрая технологическая эволюция, стремительное развитие современных технологий, таких как ИИ, кибербезопасность, БПЛА и другие, требует от военных учебных заведений постоянно обновления учебных программ и методов обучения, чтобы подготовить кадры к использованию новых

технологий. С развитием информационных технологий появилась возможность использования симуляторов и компьютерных программ для моделирования боевых действий и ситуаций, что позволяет курсантам отрабатывать тактические навыки в безопасной среде.

В настоящее время многие военные образовательные учреждения МО РФ разрабатывают и внедряют обучающие технологии, связанные с вопросами ИИ [2]. По мнению специалистов [3], потенциал ИИ может значительно улучшить качество обучения и подготовки военных кадров, а также повысить эффективность военных операций. В некоторых военных учебных заведениях РФ ИИ уже используется для анализа данных о результатах тренировок и экзаменов. Это помогает выявлять слабые места в подготовке и адаптировать учебные программы под реальные условия обучения и возможности курсантов.

Возможность использования технологий ИИ для создания реалистичных симуляций боевых действий, моделирования поведения противника позволяет курсантам отрабатывать тактические навыки в условиях, приближенных к реальным. Алгоритмы ИИ могут генерировать интеллектуальных противников, адаптивные среды и динамические задачи, предоставляя курсантам ценное практическое обучение в безопасной и контролируемой среде.

На рис. 1 показаны возможности, которые предоставляют технологии ИИ, применяемые в образовательном пространстве военного вуза.



Рисунок 1 – Возможности и пути применения ИИ в военном вузе

Военные учебные заведения активно сотрудничают с технологическими компаниями для разработки новых ИИ-решений, которые могут быть использованы в боевых условиях. ИИ может адаптировать учебные программы под индивидуальные потребности курсантов. Системы отслеживают прогресс курсантов и предлагают

дополнительные материалы или задания, основываясь на их сильных и слабых сторонах. Такие обучающие платформы могут использоваться, например, для изучения иностранных языков или технических дисциплин. ИИ используется для обучения курсантов киберзащите и противодействию киберугрозам.

Моделирование и прогнозирование: ИИ может использоваться для прогнозирования результатов военных операций на основе исторических данных и текущих условий. Это помогает в планировании и подготовке к возможным сценариям. В области военных исследований анализ данных и принятие решений имеют решающее значение. Алгоритмы ИИ могут обрабатывать и анализировать огромные объемы данных, включая исторические военные данные, отчеты разведки и информацию о ситуации в реальном времени. Извлекая соответствующие сведения из этих источников данных, ИИ может помочь курсантам принимать обоснованные решения в моделируемой ситуации.

Военные обозреватели отмечают, что использование ИИ на поле боя существенно трансформирует роль человека и имеет решающее значение в исходе операции. ИИ обеспечивает преимущества во многих областях военной сферы, таких как принятие стратегических решений, обработка данных и исследования, военное моделирование, распознавание целей, мониторинг угроз, рои дронов, кибербезопасность, транспортировка и эвакуация раненых и др. [4]. Каждый аспект военной работы, от планирования операций до транспортировки войск, от обучения персонала до оказания ему медицинской помощи, может выиграть от помощи ИИ. Однако в каждом случае необходимо взвешенное решение, так как использование ИИ в реальных условиях еще не полностью изучено и может привести к неожиданным последствиям. К ним относятся:

1. Этические и моральные дилеммы: Использование ИИ в военных сценариях может привести к сложным этическим вопросам, связанным с принятием решений о жизни и смерти, особенно если ИИ принимает решения без человеческого контроля.

2. Зависимость от технологий: С увеличением использования ИИ военнослужащие могут стать зависимыми от технологий, что может снизить их способность принимать решения в условиях, когда технологии недоступны или выходят из строя.

3. Уязвимость к кибератакам: Системы, основанные на ИИ, могут стать мишенью для кибератак, что может привести к утечке данных, манипуляциям с обучением или даже к сбоям в боевых операциях.

4. Снижение человеческого взаимодействия: Автоматизация и использование ИИ могут уменьшить количество взаимодействий между военнослужащими, что может негативно сказаться на командной работе и моральном духе.

5. Неравенство в доступе к технологиям: Не все страны или военные организации имеют равный доступ к передовым технологиям ИИ, что может привести к увеличению разрыва в военной мощи и эскалации напряженности.

6. Ошибки в обучении и принятии решений: ИИ-системы могут допускать ошибки, особенно если они обучены на неполных или предвзятых данных. Это может привести к неправильным выводам и решениям в критических ситуациях.

7. Сложности в обучении и адаптации: Внедрение ИИ в военное образование требует времени и ресурсов для обучения персонала, что может вызвать сопротивление и замедлить процесс адаптации.

8. Потеря навыков: Если ИИ берет на себя слишком много функций, это может привести к потере традиционных военных навыков и знаний, которые важны для эффективного выполнения задач.

Эти негативные последствия требуют внимательного рассмотрения и разработки стратегий для их минимизации при внедрении ИИ в военное образование и подготовку. Военное образование сталкивается с рядом проблем и вызовов, которые могут влиять на его эффективность и способность подготовить военнослужащих к современным требованиям. В образовании существуют определенные риски и проблемы использования ИИ [5]. Наиболее существенными из них являются недостаток ресурсов и квалифицированных кадров. Современные конфликты становятся все более сложными и многоуровневыми, что требует от военнослужащих способности адаптироваться к новым условиям и технологиям. Военное образование должно постоянно обновляться, чтобы соответствовать этим изменениям. Быстрый прогресс в области технологий, включая ИИ, кибербезопасность и беспилотные системы, требует от военнослужащих постоянного обучения и адаптации. Это создает необходимость в обновлении учебных программ и методов обучения. Однако военные бюджеты могут быть ограничены, что затрудняет финансирование современных учебных программ, технологий и инфраструктуры. Это может привести к недостатку качественного обучения и подготовки. Необходимо также учитывать психологические аспекты подготовки военнослужащих к стрессовым

ситуациям и боевым действиям. Необходимость в обучении навыкам управления стрессом и эмоциональной устойчивости становится все более актуальной. Нельзя также игнорировать этические и правовые вопросы, такие как соблюдение прав человека и международного гуманитарного права. Обучение этим аспектам становится важной частью военного образования. Необходимо также разрабатывать эффективные методы оценки, чтобы гарантировать, что обучение с применением технологий ИИ действительно приносит пользу.

Эти проблемы и вызовы требуют комплексного подхода и постоянного внимания со стороны военных организаций, чтобы обеспечить высокое качество образования и подготовки военнослужащих.

1. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». – URL: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001201910110003> (Дата обращения 14.08.2024 г.)

2. Горизонт возможных перспектив перспективы внедрения искусственного интеллекта в ЭИОС военных образовательных организаций / С. И. Пасичник, А. В. Рычков, М. В. Щедловская, А. В. Шигин // Вестник военного образования. – 2022. – № 4(37). – С. 58-64. – EDN HQIMWY.3. Малкова, Т. В. Значение игровых технологий в образовательном процессе / Т. В. Малкова, А. Ю. Баранов // Вопросы педагогики. – 2021. – № 3-1. – С. 174-177. – EDN OOWWCD.

3. Ванягин, В. Е. Экономя время педагога. Развитие искусственного интеллекта и его применение / В. Е. Ванягин, М. Р. Ванягина, А. Н. Черных // Вестник военного образования. – 2022. – № 2(35). – С. 30-34. – EDN TGPODT.

4. Artificial Intelligence in Military Applications. – URL: <https://en.dipam.org/wp-content/uploads/2024/04/Artificial-Intelligence-in-Military-Applications.pdf/> (дата обращения 01.08.2024)

5. Кузьменко, Е. Л. Проблемы и риски интеграции искусственного интеллекта в высшее образование / Е. Л. Кузьменко, Т. М. Белоусова, Е. М. Лещенко // Регион: системы, экономика, управление. – 2024. – № 2(65). – С. 164-168. – DOI 10.22394/1997-4469-2024-65-2-164-168. – EDN ZKNWQH.

<<<<<<

Глава 12

ЛИНГВОДИДАКТИЧЕСКИЕ ВОЗМОЖНОСТИ НЕЙРОСЕТЕЙ В ОБУЧЕНИИ ИНОСТРАННОМУ ЯЗЫКУ В ВУЗЕ

Папикян А.В.

Статья посвящена вопросам использования нейросетей в обучении иностранному языку в вузе, анализируется лингводидактический потенциал заданий, текстов сгенерированных с помощью нейросетей и возможности их интеграции в процесс обучения иностранному языку. Анализируется существующий практический опыт по применению искусственного интеллекта в образовании, в том числе в обучении иностранному языку.

Анализ статей, опубликованных за последние годы, показывает, что студенты активно применяют нейросети в образовательном процессе в высших учебных заведениях. Все больше фиксируются ситуации, когда обучающиеся создают свои выпускные квалификационные работы и выполняют другие учебные задания с помощью нейросетей, включая перевод текстов с использованием таких сервисов, как GoogleTranslate и Яндекс Переводчик.

В 2023 году появилась публикация «ChatGPT в высшем образовании и науке: угроза или ценный ресурс?», в которой авторы статьи призывают научное сообщество к академической дискуссии о недостатках и возможностях искусственного интеллекта для образования [4].

Эксперты выделяют ряд недостатков систем искусственного интеллекта: ненадежность данных (система работает на текстах, написанных людьми, и не может учитывать контекст создания текстов), ложный контент (например, даже последняя версия чат-бота ChatGPT способна в своей работе создавать ложное содержание) [4: 17]. И все же большинство экспертов в области образования считают неразумным полностью запретить использование нейросетей, но предлагают обязательно ссылаться на то, что в процессе работы был использован искусственный интеллект.

Важно осознавать, что искусственный интеллект способен генерировать тексты, опираясь на доступные в интернете данные, но только человек может делать выводы и интерпретировать полученную информацию, формируя свои уникальные мнения.

Нет никаких сомнений в том, что искусственный интеллект уже сейчас прекрасно обучает иностранным языкам. В последние годы было опубликовано множество статей в российских научных журналах, посвященных различным аспектам применения нейронных сетей в процессе изучения иностранных языков, включая перспективы их использования в проведении дебатов (Шуйская Ю.В., Дроздова Е.А., Мыльцева М.В.) [5], создание на базе нейросетей систем тестирования языковых и речевых компетенций для определения и подтверждения уровня владения английским языком (Базанова Е.М., Горизонтова А.В., Грибова Н.Н. и др.), возможности нейросетей для языковой подготовки студентов технических вузов (Евдокимова М.Г., Агамалиев Р.Т.) и для повышения мотивации студентов вуза к изучению иностранного языка (Мещерекова О.В.) [5; 6; 7; 8]. Подводя итог существующему опыту применения нейросетей в образовательной сфере, необходимо отметить и роль искусственного интеллекта в онлайн-обучении.

Есть программы, которые помогают подобрать обучающие материалы в зависимости от потребностей обучающихся и их уровня владения иностранным языком (например, Knewton, Learndash).

Многие образовательные платформы, под которыми понимается «ограниченный личностно-ориентированный Интернет ресурс», посвященный вопросам образования и саморазвития и содержащий учебные материалы, которые предоставляются пользователям на тех или иных условиях» применяют подобные адаптивные технологии, позволяющие сравнить имеющиеся исходные данные и обработать их [9: 588–589]. Выявив определенные пробелы в знаниях обучающихся, платформа предлагает сделать упор на этих проблемных зонах и ликвидировать их.

Функции данных систем с использованием искусственного интеллекта достаточно разнообразны: они не только способствуют индивидуализации онлайн-обучения (предлагая персонализированные рекомендации и уникальные образовательные пути), но и помогают «создателям» онлайн-курсов наладить оперативную обратную связь, контролировать развитие навыков, а также составлять расписание занятий т.п.

Яркими примерами использования искусственного интеллекта в онлайн обучении иностранному языку являются образовательная платформа Duolingo, позволяющая практиковать иностранный язык с помощью мультимедийных материалов в устной и письменной форме.

Рассмотрим подробнее образовательную платформу Duolingo.



На данном изображении продемонстрирована базовая структура Duolingo на примере немецкого языка. Так называемое дерево «навыков», по которому предстоит подниматься урок за уроком и навык за навыком.

Этот образовательный ресурс был создан в 2011 году и в настоящее время считается одним из наиболее востребованных инструментов для изучения языков за границей. Плюсами данного сервиса являются бесплатно доступный полный функционал, наличие инструкций и интерфейса на русском языке, а также возможность настройки начального уровня обучения иностранному языку.

Также на данной онлайн-платформе содержатся разнообразные упражнения, направленные на основные виды речевой деятельности – чтение, аудирование, говорение, письмо.

Этот образовательный ресурс осуществляет индивидуальный подход к обучению, что позволяет каждому пользователю изучать иностранный язык в удобном для него темпе.

Раскроем потенциал и образовательные возможности сервиса Дуолинга в самостоятельной работе по иностранному языку более подробно.

В начале процесса предлагается выбрать направление изучения иностранного языка. Предлагается два основных варианта:

- сразу приступить к выполнению заданий;
- пройти вводный тест, по результатам которого сформируется индивидуальный план обучения.

Учебный процесс на Дуолинго в значительной степени следует переводному подходу, при котором пользователю предлагаются короткие фразы для перевода на изучаемый язык. Кроме того, среди заданий можно встретить такие, как ввод услышанного текста на иностранном, выбор правильной грамматической формы и определение слова по изображению.

Онлайн-платформа Дуолинго содержит в себе основной лексический и грамматический минимум. Грамматические и лексические конструкции, на которые нужно обратить внимание в предложении, выделены другим цветом. В некоторых заданиях есть возможность нажать на слово и узнать перевод, что особенно важно на начальных этапах изучения.

Каждый урок состоит из 20 вопросов, которые направлены на знакомство с новыми лексическими единицами в сочетании с грамматическими структурами, а также на отработку уже известных слов и конструкций. Урок построен с учетом постепенного усложнения материала и нельзя переходить к следующему уроку, не усвоив предыдущий.

Такой метод обучения подобен квесту, что мотивирует обучающихся изучать новое на основе игрового подхода. Занятие считается завершенным, если обучающий совершил не более трех ошибок в ответах на контрольные вопросы.

Следует подчеркнуть, что в приложении Дуолинго имеются три основные опции для обучения: поэтапное освоение занятия; использование персонализированного тренажера, который включает задания и слова, вызывавшие трудности у пользователя; а также возможность пройти несколько комплексных проверочных тестов по всем занятиям, допускающих три ошибки.

Онлайн-платформа также позволяет выбирать длительность ежедневной активности в течение 10, 20, 30 и 50 минут. В целом данное приложение рассчитано на то, чтобы заниматься иностранным языком каждый день, но не очень долго по времени, что представляется оптимальным вариантом.

Важной функцией онлайн-сервиса Дуолинго для обучения иностранному языку является возможность создания онлайн-группы, куда можно добавить обучающихся и давать им задания.

Преподавателю открывается возможность отслеживать процесс обучения студентов, получая подробные данные о времени и ошибках, допущенных каждым учащимся, а также предоставлять им персонализированные задания. Эти задания создаются с использованием технологий искусственного интеллекта, что позволяет адаптировать их к уровню и скорости обучения каждого студента. При подборе заданий можно установить количество очков опыта, продолжительность тренировки и срок выполнения.

На наш взгляд, структура онлайн-платформы Дуолинго организована таким образом, что предоставляет обучающимся и преподавателю множество возможностей для организации эффективной самостоятельной работы при изучении иностранного языка.

Однако данная платформа имеет и определенные минусы. В Дуолинго не находит своей реализации современный коммуникативный метод обучения иностранным языкам, это скорее эффективный онлайн-тренажер. Еще одним недостатком Дуолинго является отсутствие эксплицитного обучения иноязычной грамматике. Изначально создатели сервиса подразумевали использование индуктивного метода, позволяющего обучающимся самостоятельно выводить грамматические правила. Однако со временем подход к изучению грамматики в Дуолинго был пересмотрен. В настоящее время разработчики вводят в учебный процесс некоторые подсказки и краткие объяснения грамматических правил, чтобы решить эту проблему.

Преподаватели иностранного языка могут использовать онлайн-платформу Дуолинго как дополнительный ресурс в учебном процессе для формирования лексических и грамматических навыков обучающихся, так как это приложение особенно эффективно помогает закрепить данные языковые автоматизмы.

Следовательно, онлайн-платформа Дуолинго хорошо подходит для того, чтобы разнообразить занятия иностранного языка и эффективно организовать самостоятельную работу обучающихся вне аудитории. Данная онлайн-платформа развивает начальные навыки понимания на слух, помогает с правописанием, запоминанием слов, составлением простых фраз.

На наш взгляд, онлайн-платформа Дуолинго особенно подходит для начального этапа организации самостоятельной работы студента, который обладает репродуктивно-имитационным характером. На данном этапе обучающимся предлагается выполнять переводные упражнения, используя изучаемую лексику. Переводные упражнения направлены на применение определенных грамматических структур, изучаемых в теме. Разные типы репродуктивных заданий на основные виды речевой деятельности широко представлены на данной платформе. Преподаватель может широко использовать игровые задания Дуолинго в качестве домашнего задания с акцентом на развитие конкретных навыков, соответствующих учебной программе.

Таким образом, онлайн-платформа Дуолинго обладает большим методическим потенциалом при организации самостоятельной работы по иностранному языку. Регулярное выполнение разнообразных тренировочных упражнений позволяет успешно формировать устойчивые грамматические и лексические навыки. Наличие визуальных опор реализует лингводидактический принцип наглядности в учебном процессе. Важным достоинством сервиса видится то, что онлайн-платформа Дуолинго позволяет изучить и автоматизировать базовые конструкции иностранного языка, постигнуть саму систему языка и получить достаточно глубокое представление о структуре изучаемого иностранного языка.

Подводя итог, можно сделать вывод, что использование преподавателем нейросетей в своей профессиональной деятельности может значительно преобразовать эту деятельность. Перед преподавателем открываются широкие возможности для творческого подхода к подготовке к занятиям. Безусловно нейросетине смогут заменить преподавателя, однако как отмечает И.М. Реморенко «...учителя заменит другой учитель, который умеет пользоваться технологиями искусственного интеллекта» [1].

Действительно, если раньше работа с Интернет-технологиями требовала специальных навыков от преподавателя, то сейчас мы не далеки от будущего, когда искусственный интеллект станет таким же обычным компонентом языковых курсов (онлайн и офлайн), как видео или аудио материалы. Со временем многие программы по использованию искусственного интеллекта в обучении станут еще более доступными. Главное, что требуется от преподавателя – это воображение, наличие критического мышления для того, чтобы оценить и при необходимости скорректировать сгенерированные искусственным интеллектом задания и тексты.

1. Кравцова А.Г. CHATGPT-3: перспективы использования в обучении иностранному языку // МНКО. 2023. № 3 (100). С. 33–35. Доступна по <https://cyberleninka.ru/article/n/chatgpt-3-perspektivy-ispolzovaniya-v-obucheniinostrannomu-yazyku>.
2. Паскова А.А. Технологии искусственного интеллекта в персонализации электронного обучения // Вестник Майкопского государственного технологического университета. 2019. № 3 (42). С. 113–122. <https://doi.org/10.24411/2078-1024-2019-13010>.
3. Ивахненко Е.Н., Никольский В.С. ChatGPT в высшем образовании и науке: угроза или ценный ресурс? // Высшее образование в России. 2023. Т. 32. № 4. С. 9–22. DOI: 10.31992/0869-3617-2023-32-4-9-22.
4. Шуйская Ю.В., Дроздова Е.А., Мыльцева М.В. Привлечение нейросетей к проведению дебатов на иностранном языке на продвинутом этапе его изучения // МНКО. 2023. № 2 (99). С. 216–218. Доступна по <https://cyberleninka.ru/article/n/privlechenie-neyrosetey-kprovedeniyu-debatov-na-inostrannom-yazyke-naprodvinutom-etape-ego-izucheniya>.
5. Базанова Е.М., Горизонтова А.В., Грибова Н.Н., Чикаке Т.М., Самосюк А.В. Разработка и перспективы развития национальной интеллектуальной системы тестирования общеязыковых компетенций (ИСТОК) на базе нейросетевых решений // Высшее образование в России. 2023. № 8–9. С. 147–166. doi: 10.31992/0869-3617-2023-32-8-9-147-166.
6. Евдокимова М. Г., Агамалиев Р.Т. Лингводидактический потенциал систем искусственного интеллекта // Экономические и социальногуманитарные исследования. 2023. № 2 (38). С. 173–191. doi: 10.24151/2409-1073-2023-2-173-191.
7. Мещеркова О.В. Возможности использования искусственного интеллекта для повышения мотивации студентов к изучению иностранных языков в вузе // Общество: социология, психология, педагогика. 2023. № 6 (110). С. 152–160. doi.org/10.24158/spp.2023.6.22.
8. Дахин А.Н., Семенов Н.Г., Ярославцева Н.В., Ермолаев С.Ю. Педагогические технологии и нейросети // Школьные технологии. 2020. № 2. С. 28–33. Доступна по: <https://cyberleninka.ru/article/n/pedagogicheskie-tehnologii-ineyroseti>.

<<<<<<

Глава 13.

О НЕЙРОННОЙ СЕТИ В УЧЕБНОМ ПРОЦЕССЕ СИСТЕМЫ ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

Феоктистов А.В.

Рассматривается нейронная сеть, как одно из активно развивающегося направления искусственного интеллекта, изучению и практическому использованию которой уделяется недостаточное внимание в системе профессионального образования.

Нейронные сети – далеко не новое явление, однако в 2023 году эта сфера привлекает особое внимание специалистов в области IT-технологий. На сегодняшний день нейронные сети открывают абсолютно новые горизонты для творчества специалистов. По этой причине можно сказать, что изучение и практическое использование возможностей нейронных сетей в учебном процессе СПО – дело будущего, а возможно и в ближайшие годы.

Сегодня в учебном процессе мы знакомим студентов только с понятием, зарождением и применением нейронной сети, выделяя минимальное количество учебных часов. Кроме того по данной тематике не имеется достаточного количества новой учебной литературы. Основные сведения о бурном развитии нейронных сетей можно встретить, в основном, в научных журналах.

В то же время развитие нейронной сети идет высокими темпами. Появились новые алгоритмы, которые расширяют возможности сети. На смену старых чипов пришли новые, с более широкими возможностями и малыми потреблением энергии. Новейшие биоподобные чипы типа «Алтай» и нейроморфные чипы многоядерные, а большое количество их в оборудовании позволяет с высокой скоростью последовательно и быстро выполнять обработку данные в сети. Уже сегодня эти чипы можно устанавливать в смартфоны и миниатюрные видеокамеры.

Нейронные сети – одно из направлений искусственного интеллекта, цель которого смоделировать аналитические механизмы, осуществляемые человеческим мозгом. Задачи, которые решает типичная нейронная сеть: классификация, предсказание и распознавание. Нейронная сеть – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей –

сетей нервных клеток живого организма [1]. Это понятие возникло при изучении процессов, протекающих в мозге, и при попытке смоделировать эти процессы. Первой такой попыткой их создания были нейронные сети У. Маккалока и У. Питтса. После разработки алгоритмов обучения, получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления и других [2].

Искусственная нейронная сеть представляет собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты. Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам. И, тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие по отдельности простые процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи [3].

С точки зрения машинного обучения, нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа. С точки зрения математики, обучение нейронных сетей – многопараметрическая задача нелинейной оптимизации. С точки зрения кибернетики нейронная сеть используется в задачах адаптивного управления и как алгоритмы для робототехники. С точки зрения развития вычислительной техники и программирования, нейронная сеть – способ решения проблемы эффективного параллелизма [4].

Нейронные сети не программируются в привычном смысле этого слова, они обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными, а также выполнять обобщение.

Нейронная сеть представляет собой программу (серию алгоритмов), которая используется для обработки массивов данных и решения той или иной задачи. Любая нейронная сеть содержит в себе ряд «нейронов» – более простых алгоритмов, которые взаимодействуя между собой, как и нейроны нашего мозга, обрабатывают информацию, обучаются и создают некоторый результат на основе накопленного опыта и взаимодействия друг с другом. Это и есть главное отличие нейронных сетей от обычных программ, они самообучаются в процессе своей работы.

Нейронные сети учатся и улучшают свою точность с течением времени, и уже сегодня они используются для решения сложных задач, таких как распознавание лиц, распределение больших массивов данных по параметрам, моделирование и прогнозирование, и справляются с ними за считанные минуты. Отдельные сервисы и вовсе порождают споры среди графических дизайнеров. Нейронные сети могут стать как их заменой, так и незаменимым инструментом в их работе. Ведь нейронные сети рисуют нам по текстовому запросу или схематическому наброску, даже произведения искусства.

Вычислительные системы, основанные на нейронных сетях, обладают рядом качеств: массовый параллелизм; распределённое представление информации и вычисления; способность к обучению и обобщению; адаптивность; свойство контекстуальной обработки информации; толерантность к ошибкам; и что очень важно – низкое энергопотребление [5].

Рассмотрим возможности популярных сервисов нейронных сетей. Используя ссылки на сервисы можно уже сегодня опробовать, как работают некоторые популярные нейронные сети 2023 года, и найти применение технологиям будущего в СПО.

Артгенераторы: DALL·E 2; Midjourney; Stable Diffusion; Dream; Hotpot; IMAGINE; RUDALL-E; ARTBREEDER.

Генерирующие текст: Я.Автопоэт; Балабоба; InterKit; Smodin; Bloom; Anyword.

Для обработки фотографий: Lensa; Colorize; QQ Small World; Movavi; для создания фотографий человеческих лиц: This Person Does Not Exist; сервис оживления фото: MyHeritage.

Для нейминга брендов и создания логотипов: Looka; NAMELIX.

Рисующие иллюстрацию по наброску: AutoDraw; GauGAN 2; GLIDE.

Для создания макета сайта по наброску от руки: Uizard.

Генерирующие музыку по текстовому описанию: Riffusion.

Чат-бот с искусственным интеллектом: ChatGPT.

Чат-бот с искусственным интеллектом от 30 ноября 2022 года стал общедоступным через инструмент под названием ChatGPT. Это чат-бот, с которым вы можете спокойно разговаривать практически на любую тему, вы можете спросить совета, а можете попросить подготовить для вас инвестиционное исследование, сгенерировать новый или проверить ваш программный код, создать бот для вас, даже если вы не знаете основ программирования. Можете также разработать

маркетинговую стратегию для вашей компании, написать сценарий для фильма или статью с ключевыми словами, и он способен выполнить еще много других запросов. Неизвестен потенциал, на что способен чат-бот ChatGPT, потому что он может многое.

В последние годы появилось понятие – генеративный искусственный интеллект. Это когда человек из написанного текста или своей речи, отправленных на сервис нейронных сетей получает требуемый ему рисунок. Или на основе неполного (частично разрушенного) объекта алгоритм выдает вариант полного объекта, что применимо, например, в археологии. Алгоритм также может генерировать трехмерные объекты, которые затем можно распечатать на 3D – принтере.

Развитие IT-технологий в целом порождает постоянные изменения на рынке труда. Каждый год появляются новые достижения в области науки и техники, что приводит к исчезновению отдельных профессий. Однако на их место приходят новые специальности, особенно в области IT-технологий и которые связаны с данной областью, отвечающие запросам современности.

Из этого можно сделать вывод, о важности и необходимости более широкого изучения и практического использования возможностей нейронных сетей в учебном процессе СПО (колледжей) для всех специальностей.

-
1. Нейронная сеть//Большая Российская энциклопедия: [в 35 т.] / гл. ред. Ю.С. Осипов. – М.: Большая Российская энциклопедия, 2004 – 2017.
 2. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
 3. Беркинблит М. Б. Нейронные сети. – М.: МИРОС и ВЗМШ РАО, 1993. – 96 с.
 4. Голубев Ю. Ф. Нейросетевые методы в мехатронике. – М.: Изд-во Моск. унта, 2007. – 157 с.
 5. Ерёмин Д. М., Гарцеев И. Б. Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. – М.: МИРЭА, 2004. – 75 с.

<<<<<<

РАЗДЕЛ 4

ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СОВРЕМЕННОМ МИРЕ

>>>>>

Глава 14

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, КАК ИНСТРУМЕНТ СТРАТЕГИЧЕСКОГО ПЛАНИРОВАНИЯ МУНИЦИПАЛЬНЫХ ОБРАЗОВАНИЙ

Заведеев Е.В., Бигаев Г.В.

Статья посвящена исследованию достоинств и недостатков применения методов искусственного интеллекта и больших данных в стратегическом планировании муниципальных образований. Приводится характеристика современного мирового и российского рынка искусственного интеллекта и больших данных. Актуализируются вопросы развития стратегического планирования и управления за счет современных инструментов цифровизации.

Введение. Цифровая трансформация экономики неизбежно ведет к перестройке подходов, связанных с системой менеджмента любых социально-экономических систем, определяя значительный прирост потенциальных возможностей в повышении эффективности бизнес-процессов. Учитывая важность инструментов цифровизации, а именно искусственного интеллекта и больших данных, выделим их возможную роль в построении, функционировании и менеджменте социально-экономических систем, при реализации функций стратегического планирования и поддержки принятия управленческих решений. Искусственный интеллект и большие данные в таком случае могут рассматриваться как прикладные методы управления информацией и применения её для достижения заданных целей и задач функционирования субъекта хозяйствования, противопоставляемых традиционным подходам.

Актуальность исследования вопросов применения методов искусственного интеллекта и больших данных в стратегическом планировании и управлении определена тем, что сегодня социально-экономические структуры демонстрируют все больший интерес к применению данных методов в сложных управленческих системах. Как итог, связка искусственного интеллекта и больших данных обеспечивает потенциально новые условия функционирования и

управления такими системами, снижая затраты (причем как временные, так и финансовые), которые требуются для принятия управленческих решений. Мы предполагаем, что применение методов искусственного интеллекта и больших данных в стратегическом планировании и управлении обеспечивает дополнительные возможности в повышении эффективности данных задач.

Цель исследования – охарактеризовать современные достоинства и недостатки применения методов искусственного интеллекта и больших данных в стратегическом планировании муниципальных образований.

Основная часть. Проникновение технологий искусственного интеллекта и больших данных в российскую экономику сопряжено со стремлением структур государственного и муниципального управления внедрить современные решения в практику управления социально-экономических систем разного уровня и обеспечить рост эффективности ключевых процессов, за счет автоматизации, оптимизации и значительного расширения возможностей.

Согласимся с мнением Е.В. Киричек и Е.А. Цишковского, которые считают, что сегодня применение искусственного интеллекта в Российской Федерации рассматривается в качестве глобальной национальной задачи. Искусственный интеллект выступает в качестве инструмента воспроизводства динамичных процессов, связанных с цифровизацией, причем не только в экономике, но и в других сферах жизни [1]. Отметим, что задача развития искусственного интеллекта раскрывается в структуре Указа Президента РФ от 10 октября 2019 г. N 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» и предполагает воссоздание условий развертывания отечественных систем и решений, с обеспечением независимости и доступности соответствующей безопасной инфраструктуры на период до 2030 года [7].

В то же время, мировой рынок искусственного интеллекта достиг по итогам 2022 г. отметки в 40 млрд. долл. США (генеративный искусственный интеллект), рынок больших данных в тот же период составил свыше 270 млрд. долл. США. Российский рынок искусственного интеллекта и больших данных составляет по объемам 7,5 и 3,5 млрд. долл. США соответственно [2; 3]. В частности, наблюдается значительный рост интереса отечественного бизнеса к инструментам искусственного интеллекта и больших данных – последние все чаще становятся составляющими менеджмента компании, на что также указывают в своем исследовании Р.А. Иманов и соавторы [4].

Причем ведущая роль отводится именно искусственному интеллекту, как инструменту, за счет алгоритмов обеспечивающему выполнение заложенных в него задач. Потенциал искусственного интеллекта в таком случае связан с функциями автоматизации задач, обработки языка и данных в различных их вариациях, постоянного мониторинга, самообучения и принятия решений. Вместе с тем, при отсутствии больших данных, эффективность искусственного интеллекта снижается, поскольку он не способен обучаться, выявлять и интерпретировать закономерности, которые прослеживаются в огромных массивах информации, генерируемых экономическими системами. Учитывая все это, отметим, что искусственный интеллект и большие данные могут стать соведущими инструментами, поддерживающими нормальную работу друг друга и определяющими эффективность применения в муниципальном планировании и управлении.

Механизм работы искусственного интеллекта и больших данных в таком случае должен быть связан с формированием массивов информации, генерируемых социально-экономической системой при исполнении хозяйственных процессов муниципалитета (административных, организационных, социальных, производственных, логистических и т.д.) – эти массивы информации должны накапливаться и направляться в специальные алгоритмы искусственного интеллекта, за счет которых реализуются функции оптимизации, прогнозирования и принятия решений. Искусственный интеллект способен, как отмечают Л.В. Путькина, В.Ф. Минакова и О.С. Лобанов, выделять существующие закономерности и использовать их для повышения эффективности, сокращения конечных издержек бизнеса, улучшения качества исполнения бизнес-процессов (в том числе их точности) и др. [5].

Фокусируясь на аспектах применения искусственного интеллекта и больших данных в задачах стратегического планирования и управления, выделим исследование К.Х. Зоидова, С.В. Пономаревой и Д.И. Серебрянского, которые указывают на значительный потенциал повышения эффективности функционирования любой социально-экономической системы при использовании искусственного интеллекта. В частности, на примере нефтегазового комплекса в источнике [6], авторы показывают, что за счет применения искусственного интеллекта и больших данных, наряду с другими цифровыми технологиями, нефтяные компании занимают ведущие позиции на мировых рынках.

Соглашаясь с тезисами современных ученых, сравним процесс планирования и управления в его традиционной и инновационной (связанной с применением искусственного интеллекта и больших данных) вариацией (таблица 1):

Таблица 1

**Планирование и текущие управление
социально-экономической системой: сравнение традиционного
и инновационного подходов**

Критерий	Традиционное планирование и управление	Планирование и управление с применением искусственного интеллекта и больших данных
Доступность информации	Объемы информации ограничены, и как правило, фокусируются на ключевых, четко определенных показателях	Информация генерируется непрерывно, причем собирается в систему структурированных и неструктурированных массивов, что позволяет принимать во внимание в том числе сложно идентифицируемые явления и показатели, изменения
Аналитические функции	Ограничены потенциалом и квалификацией конкретного управляющего, степенью его готовности к управлению и применению аналитического инструментария	Динамичны и безграничны, способны параллельно работать с огромными массивами информации на основе вычислительных мощностей (которые определяют скорость аналитики). Результаты могут зависеть от точности алгоритмов
Прогнозирование	Предполагает применение статистических методов и предыдущего опыта	Для прогнозирования применяются специально обученные машинные алгоритмы, позволяющие включать различные факторы в модели прогнозирования (в том числе динамичные)
Возможности автоматизации	Анализ и принятие решений происходят в частном порядке, автоматизация маловероятна	Процессы анализа могут быть автоматизированы, в том числе система способна автоматически принимать решения на основе обученных моделей

Реагирование на динамичные внешние условия	Низкая гибкость и скорость реагирования на изменения внешней среды	Высокая гибкость, основанная как на обучении модели, подстраивании аналитики, так и на учете воспроизводственного характера (внешние и внутренние условия в неразрывной связи)
Принятие опыта	Как правило, учитывается опыт конкретного управляющего, предприятия, а также конкурентов в отрасли	Неограничен в принятии опыта, что напрямую зависит от массивов информации, используемых для принятия решений
Скорость, точность и объемы выполняемых операций	Относительно низкая скорость, возможны погрешности (человеческий фактор), объемы выполняемых операций зависят от количества задействованных сотрудников	Высокая скорость, точность и объемы выполняемых операций. Единственное ограничение – конкретная модель и вычислительные мощности
Затраты на реализацию	Высокие, складываются из квалификации менеджеров и количества сотрудников в штате, имеют постоянный характер (оплата труда и др.)	Высокие, складываются из создания цифровой архитектуры, подготовки решений, их внедрения, корректировки / доработки, улучшения систем. Имеют переменный характер, как правило, ограничиваются несколькими партиями вложений

Источник: составлено автором

Обращаясь к таблице 1, отметим, что ключевыми достоинствами искусственного интеллекта и больших данных в функциях планирования, прогнозирования и управления выступают высокая автономность, значительное превосходство человеческого потенциала, адаптивность к изменениям, эффективность, долгосрочно-ориентированный характер.

В рамках стратегического планирования муниципального образования искусственный интеллект и большие данные можно применять в рамках следующих направлений:

– получение информации для проведения анализа социально-экономического развития муниципального образования (уровень достижения целей, задач, приоритетов и показателей действующих стратегических документов, оценка социального самочувствия населения муниципалитета, развитие различных сфер его жизнедеятельности);

– определение рейтинга муниципального образования (по качеству жизни населения, развитию экономики, развитию инфраструктуры и пр.) среди схожих по определенным параметрам городов России и мира, или среди городов и районов региона, в котором находится анализируемый муниципалитет;

– выявление внешних и внутренних ограничений развития муниципального образования, конкурентные преимущества (SWOT- и PEST анализ);

– формулирование возможных сценариев долгосрочного развития муниципального образования. Определение показателей социально-экономического развития муниципалитета для разных сценариев его развития;

– оценка ресурсного обеспечения, необходимого для достижения целевых установок, задач и показателей, принятых в Стратегических документах;

– визуализация принятых в Стратегии положений.

В то же время, помимо дополнительных возможностей для осуществления процессов стратегического планирования, которые могут дать технологии искусственного интеллекта, существует и целый ряд недостатков и ограничений в их применении на практике:

во-первых, неразвитость методологии и инструментария применения систем искусственного интеллекта для решения задач управления социально-экономическими системами в целом, и вопросов стратегического планирования таких систем, в частности;

во-вторых, могут возникать проблемы в области кибербезопасности и подверженности систем внешним атакам и воздействиям, рискам вмешательства, что требует цифровой защиты данных, используемых в стратегическом планировании;

в-третьих, состояние цифровой архитектуры муниципального образования и его готовности к связке с данными технологиями, степенью генерации информации и её применимости в задачах стратегического планирования;

в-четвертых, отсутствие на текущий момент, гарантии качества и результативности работы конкретных алгоритмов искусственного интеллекта и обученных моделей, закладываемых в основу стратегического планирования.

Заключение. Таким образом, результаты анализа достоинств и недостатков применения методов искусственного интеллекта и больших данных в стратегическом планировании и управлении показывают их потенциальную эффективность и результативность. За счет внедрения данных инструментов в процессы стратегического планирования муниципальных образований могут быть раскрыты дополнительные возможности повышения эффективности и качества работ, как самого стратегического планирования, так и тех направлений, видов и сфер деятельности муниципалитета на развитие которых направлено стратегическое планирование. Искусственный интеллект и большие данные в данном случае, могут стать качественно новым инструментом расширения возможностей в планировании и управлении муниципальным образованием со значительным долгосрочным эффектом. Исходя из всего вышесказанного, можно говорить о необходимости и целесообразности развития методологии и инструментария использования подобного рода технологий в стратегическом планировании муниципальных образований.

1. Киричѐк Е.В., Цишковский Е.А. Некоторые теоретико-методологические и организационно-правовые особенности использования искусственного интеллекта в Российской Федерации // Вестник Сибирского юридического института МВД России. 2020. №3 (40). С. 162-167.

2. Искусственный интеллект (мировой рынок). Режим доступа: <https://clck.ru/36ek9a>

3. Большие данные (Big Data) мировой рынок. Режим доступа: <https://clck.ru/qCMNt>

4. Иманов Р.А., Пономарева С.В., Серебрянский Д.И. Развитие цифровой экономики: искусственный интеллект в отечественном промышленном производстве // РППЭ. 2018. №6 (92). С. 5-11.

5. Путькина Л.В., Минаков В.Ф., Лобанов О.С. Использование технологий искусственного интеллекта на предприятиях в россии // Известия СПбГЭУ. 2023. №3-2 (141). С. 73-76.

6. Зоидов К.Х., Пономарева С.В., Серебрянский Д.И. Стратегическое планирование и перспективы применения искусственных нейронных сетей в нефтегазовой отечественной промышленности // РППЭ. 2018. №9 (95). С. 15-24.

7. Указ Президента РФ от 10 октября 2019 г. N 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации». Режим доступа: <https://base.garant.ru/72838946/>

<<<<<<

Глава 15

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСЧЕТА КОНСТРУКЦИЙ ДОРОЖНЫХ ОДЕЖД ПЕРЕХОДНОГО ТИПА НА ЛЕСНЫХ ДОРОГАХ

Клевеко В.И.

Рассмотрены вопросы, связанные с применением нейронных сетей для расчета дорожных одежд переходного типа. В работе приведен анализ современного состояния проблемы расчета дорожных одежд переходного типа, описаны численные исследования напряженно-деформированного состояния дорожных одежд и описана разработанная интеллектуальная нейронная сеть для расчета дорожных одежд.

Введение

Строительство и эксплуатация лесных дорог зачастую происходит в неблагоприятных инженерно-геологических условиях. Очень часто в основаниях дорог залегают грунты, имеющие плохие физико-механические и прочностные характеристики, что приводит к появлению различных дефектов на них и ухудшению транспортно-эксплуатационных показателей автомобильных дорог [1-3]. Улучшение транспортно-эксплуатационных показателей автомобильных дорог, в том числе и лесных дорог является актуальной задачей, так как приводит к снижению затрат на перевозку грузов. Для улучшения физико-механических и прочностных характеристик грунтов и повышения прочности дорожной одежды в целом в настоящее время широко используются геосинтетические материалы [4-8]. К настоящему времени имеется большое количество экспериментальных исследований конструкций лесовозных дорог, в основном они касаются использования геосинтетиков в дорожных одеждах [9-13].

Согласно СП 288.1325800.2016 «Дороги лесные. Правила проектирования и строительства» расчет конструкций дорожных одежд лесовозных дорог должен выполняться по СП 34.13330.2021 «Автомобильные дороги» и МОДН 2-2001 «Проектирование нежестких дорожных одежд». Существующие методы расчета, приведенные в нормативной литературе, базируются на аналитических и эмпирических методах расчета, которые не всегда адекватно описывают реальную работу конструкций дорожных одежд. Согласно

действующим нормативам, расчет дорожных одежд переходного типа выполняется по нескольким критериям, основными из которых являются расчет по допустимому упругому прогибу и расчет на сопротивление сдвигу в подстилающем грунте земляного полотна и слабосвязных слоях дорожной одежды.

Проведенные исследования показали, что расчет по МКЭ, реализованный в пакете прикладных программ PLAXIS, достаточно хорошо отражает реальную работу армированного основания и может служить аппаратом для проектирования реальных конструкций [14-18]. Однако данная программа мало доступна для большинства проектных организаций в нашей стране, поэтому практическую ценность может представлять инженерный метод расчета дорожных одежд, который базируется на закономерностях, выявленных при помощи МКЭ. Поэтому для более точной оценки напряженно-деформированного состояния дорожных одежд можно использовать численные методы. Предыдущими исследованиями была дана оценка возможности применения численного метода конечных элементов для расчета дорожных одежд, которая показала хорошую сходимость результатов с экспериментальными данными [14, 17].

На первом этапе исследований была сделана попытка разработать интеллектуальную нейронную сети (ИНС) для расчета дорожных одежд переходного типа. В последующих исследованиях планируется разработать нейронную сеть для конструкций дорожных одежд с геосинтетическими армирующими прослойками. Моделирование работы конструкций дорожной одежды Было выполнено методом конечных элементов.

Моделирование выполнялось с использованием программы PLAXIS 2D, реализующей метод конечных элементов (МКЭ). Механическое поведение покрытия и основания дорожной одежды моделировалось линейной изотропной упругостью. Данная модель использует два параметра: модуль упругости E и коэффициент Пуассона ν . Коэффициент Пуассона ν для материалов дорожной одежды практически не изменяется и поэтому в моделировании было принято постоянное значение $\nu = 0,25$. Грунт земляного полотна моделировался с помощью продвинутой упруго-пластической модели Мора-Кулона. Эта модель грунта использует пять параметров: модуль упругости E , коэффициент Пуассона ν , угол внутреннего трения ϕ , удельное сцепление C и угол дилатансии Ψ . Коэффициент Пуассона и угол дилатансии Ψ при моделировании принимались постоянными, соответственно $\nu=0,35$ и $\Psi=0$.

Согласно нормативным документам воздействия колеса расчетной нагрузки на автомобильную дорогу моделируется круглым штампом, который имеет диаметр, зависящий от параметров и характера действующей нагрузки.

1. Разработка ИНС для дорожной одежды лесных дорог

1.1. Исходные данные для разработки ИНС дорожной одежды

В конструкциях лесных дорог часто используются дорожные одежды переходного типа, состоящие из однослойного покрытия и однослойного основания. В качестве исходных данных при разработке ИНС для таких конструкций дорожной одежды выступают:

1. нагрузка от колеса расчетного автомобиля Q ;
2. диаметр отпечатка колеса расчетного автомобиля D ;
3. толщина покрытия H_1 ;
4. модуль упругости покрытия E_1 ;
5. удельный вес покрытия γ_1 ;
6. толщина основания H_2 ;
7. модуль упругости основания E_2 ;
8. удельный вес основания γ_2 ;
9. удельное сцепление грунта земляного полотна C ;
10. угол внутреннего трения грунта земляного полотна ϕ ;
11. модуль деформации грунта земляного полотна E_3 ;
12. удельный вес грунта земляного полотна γ_3 .

Выходным параметром является вертикальная осадка на поверхности дорожной одежды S . Схема дорожной одежды приведена на рис.1

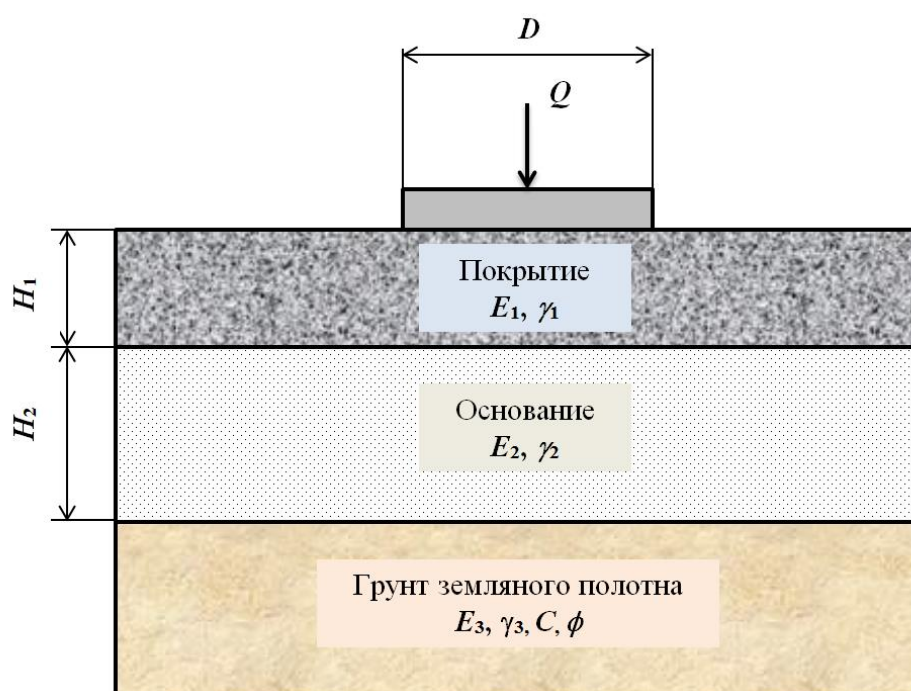


Рис.1. Расчетная схема дорожной одежды переходного типа

Для разработки нейронной сети было выполнено расчеты дорожной одежды с помощью программы PLAXIS 2D, на основании которых была создана база данных результатов расчета дорожной одежды. Всего было выполнено 400 расчетов, таким образом, база данных насчитывала 400 строк. Все данные были занесены в таблицу формата *Excel*, небольшой фрагмент которой представлен в таблице 1.

Таблица 1

Фрагмент базы данных для расчета дорожной одежды

№	Q , кН	D , м	H_1 , м	E_1 , МПа	γ_1 , кН/м ³	H_2 , м	E_2 , МПа	γ_2 , кН/м ³	C , кПа	ϕ , град.	E_3 , кПа	γ_3 , кН/м ³	S , мм
1	60	0,6	0,2	450	17	0,2	120	16	5	20	9	16	3,83
2	60	0,6	0,2	450	17	0,2	120	16	5	30	9	16	3,66
3	60	0,6	0,2	450	17	0,2	120	16	5	40	9	16	3,45
4	60	0,6	0,2	450	17	0,2	120	16	10	20	9	16	3,19
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
395	65	0,6	0,15	400	16	0,25	50	15	35	10	4,5	17	11,7 3
396	65	0,6	0,15	400	16	0,25	50	15	35	15	4,5	17	11,7 3
397	50	0,6	0,1	400	19	0,35	200	20	5	20	25	20	2,19
398	50	0,6	0,1	400	19	0,35	200	20	5	30	25	20	2,17
399	50	0,6	0,1	400	19	0,35	200	20	5	40	25	20	2,17
400	50	0,6	0,1	400	19	0,35	200	20	10	20	25	20	2,17

Диапазон входных и выходных характеристик, используемых для обучения и апробации, представлен в таблице 2.

Таблица 2

Диапазоны входных и выходных параметров
для дорожной одежды

Параметры	Диапазон параметров
Входные параметры	
Нагрузка от колеса расчетного автомобиля Q , кН	50-65
Диаметр отпечатка колеса расчетного автомобиля D , м	0,2-0,6
Толщина покрытия H_1 , м	0,1-0,25
Модуль упругости покрытия E_1 , МПа	100-700
Удельный вес покрытия γ_1 , кН/м ³	15-21
Толщина основания H_2 , м	0,15-0,4
Модуль упругости основания E_2 ,	50-400

Удельный вес основания γ_2 , кН/м ³	15-20
Удельное сцепление грунта земляного полотна C , кПа	0-35
Угол внутреннего трения грунта земляного полотна ϕ , град.	5-40
Модуль деформации грунта земляного полотна E_3 , МПа	2,5-35
Удельный вес грунта земляного полотна γ_3 , кН/м ³	15-20
Выходной параметр	
Вертикальная деформация на поверхности покрытия дорожной одежды S , мм	0,964-16,83

1.2. Описание разработанной искусственной нейронной сети

Чаще всего для решения задач сложной регрессии используются полносвязная нейронная сеть прямого распространения, которая может прогнозировать различные характеристики. Поэтому для решения задач по расчету дорожных одежд и была использована такая нейронная сеть. В общем виде такая модель состоит из входного слоя, скрытого слоя и выходного слоя. При этом в качестве выходного слоя может выступать единственное значение.

В данном исследовании была обучена полносвязная интеллектуальная нейронная сеть для прогноза величины вертикального перемещения поверхности покрытия под колесом расчетного автомобиля. В итоге получилась интеллектуальная нейронная сеть с 12-ю входными параметрами и 1 выходным параметром. На рис. 2 представлена модель нейронной сети для расчета дорожной одежды.

Модель нейронной сети

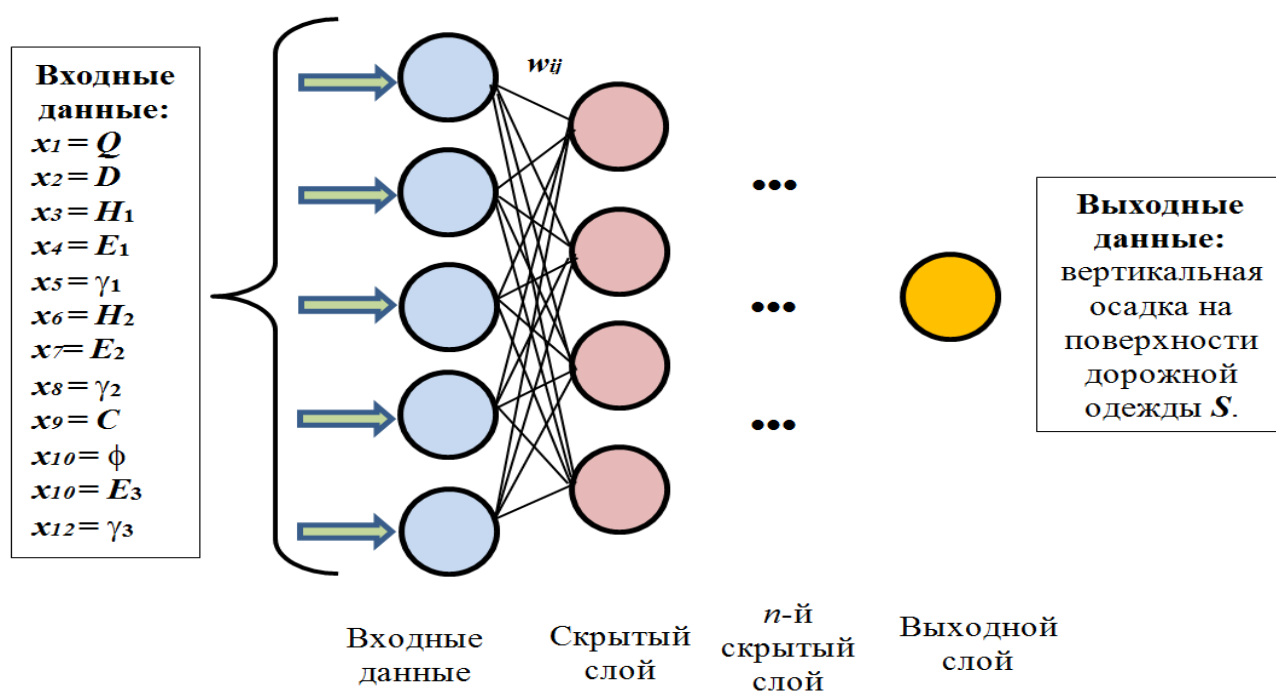


Рис.2. Модель нейронной сети

На рисунке 2 значения x_i – числа, являющиеся исходными данными прогнозируемого процесса с весом связей w_{ij} . Вес связи w_{ij} это число, на которое умножается выходное значение предыдущего слоя. Нейроны скрытого и выходного слоя – это функции $f(u)$ и $t(u)$, где u – сумма входящих значений, умноженных на соответствующие веса связей w_{ij} . Функции $f(u)$ и $t(u)$, называются активационными, а параметры a_i и m_n – выходом активационных функций $f(u)$ и $t(u)$.

Представленная нейронная сеть на рисунке 2 имеет 5 нейронов на входном слое, 4 нейрона в скрытом слое и 1 нейрон в выходном слое. Число, получаемое на выходном слое, является конечным результатом вычислений. При этом каждый нейрон предыдущего слоя связан с каждым нейроном последующего, поэтому такая архитектура сети называется полносвязной. В реальной задаче количество нейронов в каждом из слоев фактически ограничено лишь вычислительными возможностями и целесообразностью. Количество слоев в скрытой части нейронной сети так же может варьироваться.

Нейронная сеть – это сложная система, которая, по своей сути, является математической моделью, имитирующей работу человеческого мозга. Она состоит из множества взаимосвязанных узлов – нейронов, организованных в слои: входной, один или несколько скрытых и выходной. Каждый нейрон получает входные сигналы, умножает их на соответствующие весовые коэффициенты (веса связей), суммирует результаты и пропускает через активационную функцию. Эта функция преобразует сумму взвешенных сигналов в выходной сигнал нейрона, внося нелинейность в обработку информации, что является ключевым элементом для решения сложных задач. Совокупность всех весов связей и параметров активационных функций определяет поведение нейронной сети и, собственно, представляет собой "обученную" нейронную сеть. Перед тем, как сеть сможет выполнять прогнозирование, её необходимо обучить.

Обучение – это итеративный процесс подбора оптимальных значений весов и параметров активационных функций. Этот процесс заключается в минимизации функции потерь, которая оценивает разницу между предсказанными сетью значениями и истинными значениями из обучающей выборки. Обучающая выборка – это крупный набор данных, содержащий пары «входные данные – желаемый выход». Алгоритмы обучения постепенно корректируют веса сети, стремясь уменьшить функцию потерь. Существуют различные методики, оптимизирующие процесс обучения, например, методы второго порядка, использующие информацию о кривизне

функции потерь. Процесс обучения может быть очень ресурсоёмким, особенно для больших и сложных сетей. После обучения, нейронная сеть способна прогнозировать выходные параметры на основе новых, ранее не виденных входных данных. Однако, внутреннее представление сети, то есть значения весов и параметры активационных функций, как правило, не поддаются простой интерпретации. Это свойство иногда называют "чёрным ящиком". Мы видим входные данные, получаем предсказанные значения, но не можем точно сказать, какие конкретные вычисления привели к этому результату. Сложные взаимодействия между нейронами и нелинейные преобразования делают процесс почти невозможным для объяснения в виде простой последовательности алгоритмических шагов. Тем не менее, именно эта "непрозрачность" позволяет нейронным сетям обнаруживать сложные, не линейные зависимости в данных, недоступные для традиционных статистических методов. Однако, необходимо помнить об ограничениях: необходимо тщательно выбирать и готовить данные для обучения, и, в некоторых случаях, необходимость интерпретируемости результатов может потребовать использования других методов.

Обучающая выборка для данной работы была собрана на основе базы данных выполненных расчетов дорожной одежды и насчитывала 400 строк

2. Написание программного кода

Для написания программного кода искусственной нейронной сети использовался язык Python. Модель нейронной сети была построена с помощью библиотек Tensorflow и Keras.

В процессе обучения нейронной сети была определена её архитектура с помощью байесовской оптимизации. Для этого использовались все возможные параметры по каждому слою и выполнена оптимизация для 3 и 2 слоев, с учетом рекомендуемого соотношения количества параметров модели к количеству примеров данных: 2,5:1 – для избегания переобучения и избыточности модели. Модель оптимизации вывела оптимальную архитектуру.

После окончания обучения нейронной сети были получены величины вертикальных деформаций на поверхности покрытия дорожной одежды. Чтобы оценить погрешность при прогнозировании механических характеристик грунтов нейронной сетью был построен график, представленный на рис. 3.

Для оценки погрешности результатов прогнозирования созданной нейронной сети было выполнено 10 прогонов. Результаты расчетов приведены в таблице 3.

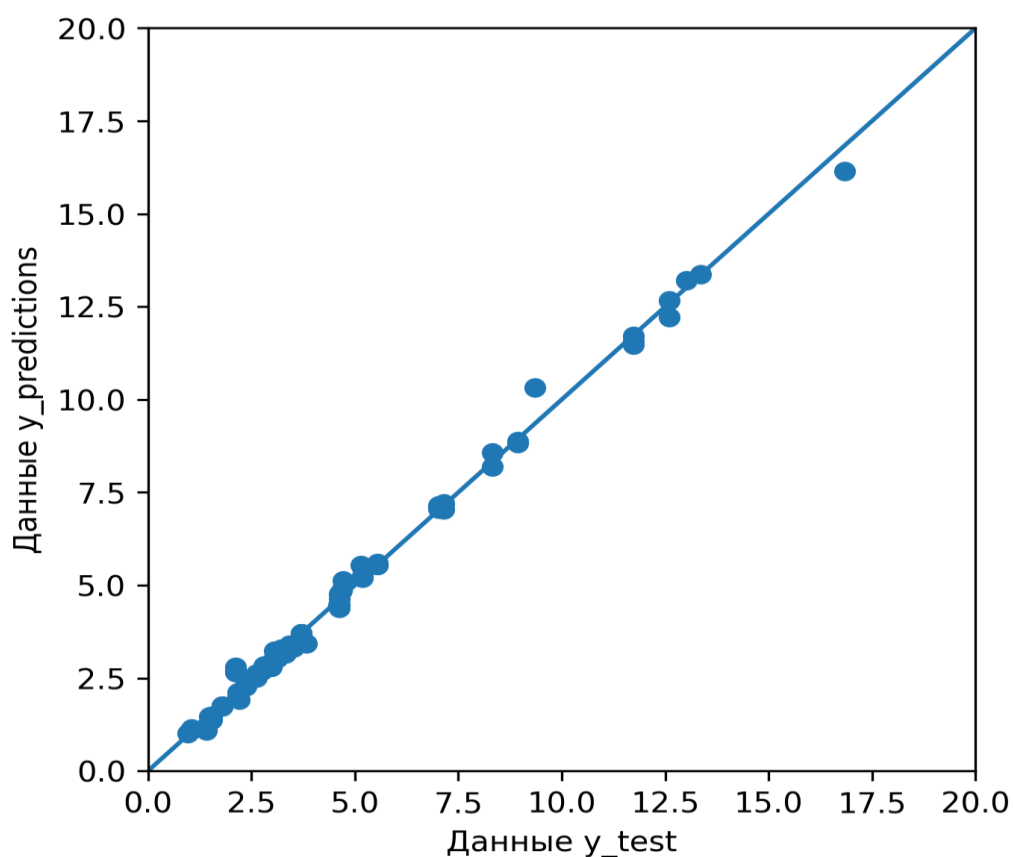


Рис.3. Пример результатов работы нейронной сети

Таблица 3

Результаты точности прогнозирования нейронной сети

№ расчета	Точность прогнозирования, %
1	95,37
2	96,21
3	96,05
4	95,91
5	96,18
6	95,67
7	95,56
8	95,19
9	94,74
10	96,50
Среднее значение	95,74

Средняя погрешность составила 4,26%, что составляет величину менее 5 %. Таким образом эти результаты подтвердили адекватность работы созданной нейронной сети.

3. Оценка влияния входных параметров на результаты определения выходного параметра

Очень важным вопросом в работе является определение весовых параметров прогнозируемого процесса. То есть оценка влияния входных параметров на выходные параметры, особенно для нелинейных процессов. Для определения важности признаков был использован метод SHAP (SHapley Additive exPlanations).

Результаты оценки влияния входных параметров на выходной параметр приведены в таблице. 4

Таблица 4

Итоговая таблица влияния входных параметров
на величину вертикального перемещения S

№ п/п	Входной параметр	Ранг	Среднее значение веса связи, %
1	Q	7	4,77
2	D	10	2,36
3	H_1	4	10,06
4	E_1	5	5,89
5	γ_1	9	3,85
6	H_2	8	3,89
7	E_2	6	4,77
8	γ_2	2	17,62
9	C	12	1,73
10	f	11	1,82
11	E_3	1	27,01
12	γ_3	3	16,23

Выводы

1. Разработанная интеллектуальная нейронная сеть по определению величину вертикальной осадки на поверхности дорожной одежды под колесом расчетного автомобиля позволяет с высокой точностью прогнозировать результаты расчета. Полученная средняя величина погрешности составила 4,26 %

2. Анализ полученных результатов показал, что на величину вертикальной осадки на поверхности дорожной одежды под колесом расчетного автомобиля в исследованном диапазоне входных параметров наибольшее влияние оказывают модуль деформации грунта земляного полотна E_3 , удельный вес основания дорожной одежды γ_2 и удельный вес грунта земляного полотна γ_3 , также значительное влияние имеют толщина и модуль деформации покрытия и основания дорожной одежды.

3. В дальнейших исследованиях предполагается разработать нейронную сеть для расчета дорожных одежд с армирующими геосинтетическими прослойками.

1. Черемных С.Г. Мониторинг деформаций временной дороги [Текст]: / С.Г.Черемных, Д.А. Татьянников, В.И. Клевеко // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Прикладная экология. Урбанистика. –2018. –№ 1 (29). –С. 137-147.

2. Клевеко В.И. Определение физико-механических характеристик грунтов основания временной лесной дороги и выявление причин образования колеиности [Текст]:/ В.И. Клевеко, Е.А. Кунгурова //Деревообрабатывающая промышленность. –2024. –№ 1. –С. 3-9.

3. Бургутдинов А.М. Исследование прочностных характеристик грунта лесных дорог [Текст]:/ А.М. Бургутдинов, В.И. Клевеко // Теория и практика современной науки. –2023. – № 12 (102). – С. 65-69.

4. Клевеко В.И. Применение геосинтетических материалов в дорожном строительстве в условиях Пермского края //Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Строительство и архитектура. – 2013. – № 1. – С. 114-123.

5. Пономарев А.Б. Значение геосинтетики для дорожного строительства в Пермском крае [Текст]:/ А.Б. Пономарев, В.И. Клевеко // Дороги: Инновации в строительстве. – 2013. – № 25. – С. 100

6. Клевеко В.И. Модернизация дорог: геосинтетические материалы // National Business. 2012. № 5. С. 74..

7. Бургутдинов А.М. Применение геосинтетических материалов для временных лесовозных дорог [Текст]:/ А.М. Бургутдинов, В.И. Клевеко, В.Э. Рубенков // Лесная инженерия, материаловедение и дизайн. Материалы 88-й научно-технической конференции профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников и аспирантов (с международным участием). Минск. – 2024. – С. 136-140.

8. Клевеко В.И., Бургутдинов А.М. Существующие виды армированных оснований лесовозных автомобильных дорог [Текст]:/ В.И. Клевеко, А.М. Бургутдинов //Теория и практика современной науки. –2022. –№ 11 (89). – С. 72-76.

9. Бурмистрова О.Н. Экспериментальные исследования армированных глинистых оснований лесовозных дорог [Текст]:/ О.Н. Бурмистрова, А.М. Бургутдинов, В.И. Клевеко //Аграрный научный журнал. –2023. – № 10. – С. 147-153.

10. Клевеко В.И. Натурные исследования армированных грунтовых оснований лесных дорог [Текст]:/ В.И. Клевеко, А.М. Бургутдинов //Высокие технологии и инновации в науке. Сборник статей международной научной конференции. Санкт-Петербург. – 2022. – С. 18-22.

11. Клевеко В.И. Комплексные исследования напряженно-деформированного состояния активной зоны армированных оснований лесных дорог [Текст]:/ В.И. Клевеко, А.М. Бургонутдинов // Научные исследования в современном мире. Теория и практика. Сборник статей международной научной конференции. Санкт-Петербург. –2022. –С. 50-54.
12. Kleveko V.I. Model and field experimental studies of reinforced clay bases//Journal of Physics: Conference Series. "Deep Foundations and Geotechnical Problems of Territories, DFGC 2021". – 2021. –Р. 012032.
13. Клевеко В.И. Экспериментальные исследования напряженно-деформированного состояния армированных грунтовых оснований в глинистых грунтах // Известия Казанского государственного архитектурно-строительного университета. –2014. –№ 4 (30). –С. 188-197.
14. Клевеко В.И. Оценка напряженно-деформированного состояния армированных оснований в пылевато-глинистых грунтах: Дис.. канд. техн. наук. –Пермь. – 2002. –152 с.
15. Клевеко В.И. Сравнение модельных штамповых испытаний и расчетов по методу конечных элементов [Текст]:/ В.И. Клевеко, Д.А. Татьянников, Е.О. Драчева // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Строительство и архитектура. – 2014. – № 4. – С. 170-179.
16. Соколова В.Д. Применение метода конечных элементов для моделирования работы покрытия городской площади из брусчатки на армогрунтовом основании [Текст]: / В.Д. Соколова, В.И. Клевеко // Транспорт. Транспортные сооружения. Экология. – 2014. – № 4. – С. 77-89.
17. Клевеко В.И. Сравнение результатов численного и аналитического методов расчета дорожной одежды переходного типа лесных дорог [Текст]: / В.И. Клевеко, В.Э. Рубенков //Современные проблемы развития Европейского Севера – 2024. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. Ухта. – 2024. – С. 28-31.
18. Рубенков В.Э. Расчет дорожной одежды временных дорог различного назначения с геосинтетической прослойкой [Текст]: / В.Э. Рубенков, В.И. Клевеко //Современные технологии в строительстве. Теория и практика. – 2024. – Т. 1. – С. 286-290.

<<<<<<

Глава 16

ОБЗОР ТЕХНОЛОГИЙ И ПЕРСПЕКТИВ РАЗВИТИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ОХРАНЕ ТРУДА

Овчаренко М.С.

Обзорная статья посвящена применению технологий искусственного интеллекта в охране труда; рассмотрены его преимущества, и возможности, примеры успешного применения технологий искусственного интеллекта в охране труда, а также дальнейшие перспективы развития в области охраны труда.

На сегодняшний день, по-прежнему, актуальные проблемы охраны труда включают [1]:

- Отсутствие медосмотров и обучения по охране труда;
- Недостаточное обеспечение средствами индивидуальной защиты;
- Недостаточный контроль за безопасностью труда (БТ);
- Нарушение прав работников на нормальные условия и охрану труда;
- Неудовлетворительная организация работ и нарушение правил БТ.

Все это приводит: к травмам и заболеваниям, связанным с производственной деятельностью; к авариям на производстве и другим неблагоприятным ситуациям; к ухудшению здоровья работников и повышению риска возникновения опасных ситуаций на производстве; к несчастному случаю на производстве.

Безусловно, все перечисленное требует незамедлительных решения.

Для решения этих проблем уже сегодня появилась возможность использования технологий искусственного интеллекта (ИИ). Именно, ИИ является актуальной, прорывной технологией и темой в наши дни. Так как, в настоящее время, он имеет широкий спектр применения в различных областях, представленные на рисунке 1 [2].

Например, ИИ уже используется для структурирования больших объемов информации о человеческих патологиях и заранее составления плана лечения пациента в медицине [2]. Для автоматизации управления складами и доставки грузов беспилотниками в логистике [2]. В сельском хозяйстве ИИ для управления беспилотными летательными аппаратами, которые проводят мониторинг полей с помощью GPS и радаров и т.д. [2].



Сферы применения Искусственного Интеллекта



Рисунок 1. Спектр применения ИИ в различных областях [2]

В ходе проведенного исследования установлено, что сегодня ИИ имеет широкий спектр возможностей применения в охране труда, представлен на рисунке 2 [5, стр. 67; 6, стр. 83-84]. Изображения автора статьи уникальны, сгенерированы нейросетью Kandinsky 2.2 by Sber AI, публикуются впервые.

Преимуществами такого использования технологий ИИ в охране труда может стать [3 – 4; 5, стр. 67; 6, стр. 83-84; 7; 8, стр. 72-74]:

1. Улучшение безопасности на производстве: ИИ может использоваться для анализа видео систем охраны труда и контроля за соблюдением правил безопасности на производстве. Например, система ИИ может обнаружить, если работник не надел один из элементов экипировки, и подать сигнал тревоги, чтобы не допустить его на рабочий объект (рисунок 3) [6, стр. 83].

2. Сокращение временных затрат и увеличение производительности: ИИ может быстро анализировать и структурировать большие объемы информации из разных источников [2]. Это позволяет значительно сократить временные затраты, трудовые и финансовые ресурсы, а также быстро и качественно анализировать поступившую информацию и моментально реагировать на нее [2].

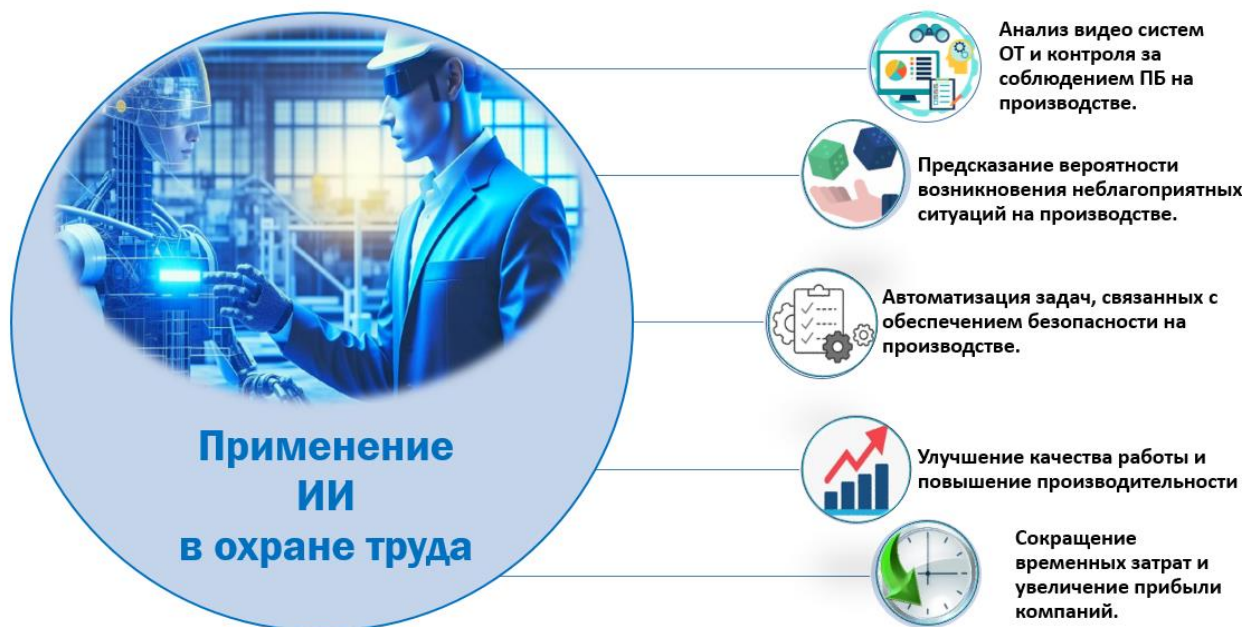


Рисунок 2. Спектр возможностей применения ИИ в охране труда

3. Предсказание вероятности возникновения неблагоприятных ситуаций: ИИ может использоваться для анализа больших объемов данных и прогнозирования вероятности возникновения неблагоприятных ситуаций на производстве [5, стр. 67]. Это позволяет заранее просчитать и предсказать вероятность возникновения таких ситуаций и принять меры для их предотвращения.

4. Улучшение качества работы: ИИ может использоваться для автоматизации задач, связанных с обеспечением безопасности на производстве [7]. Например, системы ИИ могут отслеживать и предупреждать несчастные случаи, дорожно-транспортные происшествия и т.д. [7]. Это позволяет повысить качество работы и снизить уровень производственного травматизма.

5. Увеличение прибыли компаний: Использование ИИ в охране труда может привести к увеличению прибыли компаний [7]. Например, сокращение временных затрат и увеличение производительности позволяют снизить затраты на производство и повысить эффективность работы [7].

Таким образом, использование искусственного интеллекта в охране труда может привести к улучшению безопасности на производстве, сокращению временных затрат и увеличению производительности, предсказанию вероятности возникновения неблагоприятных ситуаций, улучшению качества работы и увеличению прибыли компаний.

В настоящее время в России существует несколько примеров успешного применения искусственного интеллекта в охране труда. Некоторые из них включают:

- разработку системы, которая следит за наличием у работников спецодежды, защитных касок и других средств защиты на производстве [6, стр. 83]. Фотофрагмент результата цифрового видеоанализа материалов по наличию у работников средств индивидуальной защиты (СИЗ) в ООО «ТЮНГД», которая ведет разработку Курунгского лицензионного участка Среднеботуобинского нефтегазоконденсатного месторождения.



Рисунок 3. Фотофрагмент результата цифрового видеоанализа материалов ООО «ТЮНГД», Мирнинский район, Республики Саха (Якутия) [6]

- использование системы ИИ для отслеживания и предупреждения несчастных случаев, дорожно-транспортных происшествий и других нарушений правил безопасности на производстве [5]. Например, в августе 2023 года Магнитогорский металлургический комбинат завершил проект по внедрению системы предотвращения нахождения персонала в опасных зонах [8, стр. 72-74]. Проект, основан на технологии машинного зрения, позволяет за счет фиксации перемещений работников повысить безопасность и снизить риски производственного травматизма. Специалисты охраны труда и

разработчики определили места, где работникам на производстве может грозить какая-либо опасность. На коксовых машинах установили специальные датчики, которые определяют расстояние, на котором сотрудник находится от включенного оборудования. При приближении работника к коксовым машинам на радиометку, выданную ему в начале смены, поступает вибросигнал. В этот же момент на коксовой машине включается световая и звуковая сигнализация и происходит блокировка ее механизмов. Для удобства идентификации работника применяются персональные RFID-метки (транспондеры), нанесенные на каску [8, стр. 72-74].

- применение ИИ для анализа больших объемов данных и прогнозирования вероятности возникновения неблагоприятных ситуаций на производстве [7].

- использование "советчиков" или рекомендательных систем в горнодобывающей отрасли, которые подсказывают линейному персоналу, как нужно выполнять работу [7].

Перспективы развития искусственного интеллекта в области охраны труда включают использование ИИ для:

- анализа больших объемов данных и прогнозирования вероятности возникновения неблагоприятных ситуаций на производстве (может помочь предотвратить несчастные случаи и другие неблагоприятные ситуации на производстве – рисунок 4а);

- автоматизации задач, связанных с обеспечением безопасности на производстве (может помочь сократить временные затраты и увеличить производительность – рисунок 4б);

- отслеживания и предупреждения несчастных случаев, дорожно-транспортных происшествий и других нарушений правил безопасности на производстве (может помочь предотвратить опасные ситуации на производстве – рисунок 4в);

- разработки систем, которые следят за наличием у работников спецодежды, защитных касок и других средств защиты на производстве (может помочь обеспечить безопасность работников на производстве – рисунок 4г);

- автоматизации опасных задач, минимизируя риск для работников (например, роботы могут выполнять тяжелые, рутинные или опасные операции, освобождая людей от непосредственного контакта с опасными условиями – рисунок 4д);

- для улучшения качества работы и повышения производительности (например, ИИ может использоваться для оптимизации производственных процессов и улучшения качества продукции – рисунок 4е).



а)



б)



в)



г)



д)



е)

Рисунок 4. Перспективы развития ИИ
в области охраны труда (изображение сгенерировано
нейросетью Kandinsky 2.2 by Sber AI)

Таким образом, использование искусственного интеллекта в охране труда может помочь повысить эффективность, точность и скорость мониторинга, анализа и предсказания неблагоприятных ситуаций на производстве, а также обеспечить безопасность работников и улучшить качество работы. Однако, необходимо учитывать потенциальные риски и проблемы, связанные с внедрением ИИ в охрану труда, такие как изменение структуры рабочих мест и потенциальное изменение некоторых видов работы

Этим вышеуказанным вопросам и будут посвящены дальнейшие исследования и разработки.

1. Воронцова Е. Основные проблемы охраны труда в организациях: реальные причины и пути решения [Электронный ресурс]: <https://oхранa-truda.ru/problemu-oхранy-truda-na-predpriyatii> (дата обращения: 30.10.2023).
2. Искусственный интеллект проследит за безопасностью на производстве: тасс-наука [Электронный ресурс]: <https://nauka.tass.ru/nauka/6936906> (дата обращения: 30.10.2023).
3. Охрана труда в организациях: реальные проблемы и способы их решения [Электронный ресурс]: <https://vc.ru/u/751686-gk-medmap/672065-oхранa-truda-v-organizaciyah-realnye-problemy-i-sposoby-ih-resheniya> (дата обращения: 30.10.2023).
4. Кондаурова И. А. Влияние современных технологий на развитие сферы охраны труда: вероятные вызовы и возможности // Вестник ДонНУ. Сер. В. Экономика и право. – 2021. – № 2. – с. 66-77.
5. Малофеев М.В., Хабибуллин А.Ф., Чермянин П.И., Кошелев М.Б., Цыренова Н.А. Инновационные цифровые технологии в области промышленной безопасности охраны труда и окружающей среды // Экспозиция Нефть Газ. 2022. № 5. С. 82–85. DOI: 10.24412/2076-6785-2022-5-82-85.
6. Ковриго О.В., Широков Ю.А., Тихненко В.Г. Ивакина Е.Г. Применение современных технологий в охране труда // Актуальные вопросы современной науки и образования: Монография [Электронный ресурс]: www.naukaip.ru (дата обращения 29.10.2023)
7. Котов В. Искусственный интеллект (ИИ) в охране труда и промышленной безопасности. Успешные кейсы в России // Ж. «СФЕРА. Нефть и Газ» №5/2023. – С. 72 – 74.
8. Примеры применения технологий Искусственного интеллекта: Минкомсвязь РФ [Электронный ресурс]: https://digital.gov.ru/uploaded/files/primeryi-primeneniya-tehnologij-iskusstvennogo-intellekta.pdf?utm_referrer=https%3a%2f%2fwww.perplexity.ai%2f (дата обращения 29.10. 2023)

<<<<<<

Глава 17

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК СРЕДСТВО ОЦЕНКИ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ВООРУЖЕННЫХ СИЛ ИНОСТРАННЫХ ГОСУДАРСТВ

Рябов Г.А., Карганов В.В., Кривоногова Е.В.

Рассматриваются аспекты возможного использования технологий искусственного интеллекта в автоматизированных системах военного назначения для оценки деятельности вооруженных сил иностранных государств.

Под искусственным интеллектом (ИИ) в широком смысле будем понимать способность информационно-вычислительных систем моделировать процесс мышления за счет выполнения функций, связываемых обычно с человеческим интеллектом [1].

Технологии ИИ в настоящее время быстрыми темпами проникают во все сферы жизнедеятельности, в том числе и в военные отрасли. На сегодняшний день приоритетными направлениями развития ИИ в ВС РФ являются:

Системы, обеспечивающие формирование точной и полной ситуационной осведомленности для всех участников боевых действий. Применение ИИ в военных системах управления и связи открывают широкие возможности для осуществления постоянного наблюдения и разведки на обширных территориях, что позволяет расширить пространство боевых действий, выживаемость и время реакции командиров.

Системы, снижающие физическую и умственную нагрузку на военнослужащих. Системы ИИ и автономные роботизированные системы позволяют облегчить командованию решение задач по сбору, систематизации информации, принятию эффективных решений и поддерживать тактическую мобильность.

Системы повышения мобильности и маневренности сил и оружия. Применение ИИ и автономных роботизированных военных систем и оружия позволяет динамично управлять масштабом боевых действий и обеспечивать упреждающее реагирование на действия противника. Интеллектуальное автономное оружие и военная техника позволяют расширять время и пространство их применения.

Кроме того, важное значение элементы ИИ имеют в системах военной логистики и системах защиты сил и оружия [2].

Сегодня основными среди ИИ-продуктов для армейских нужд являются услуги, ПО и роботизированные устройства, используемые в наземных целях (к примеру, беспилотные роботы-саперы, участвующие в обезвреживании взрывных устройств).

В перспективе главной сферой приложения систем ИИ должен стать анализ, прогнозирование, помощь в принятии решений, как было отмечено на форуме «Армия-2020» и в принятом федеральном проекте «Искусственный интеллект», где предусматривается выделение на эти цели 36,3 миллиарда рублей. Целевые расходы на разработку программ ИИ с элементами искусственного интеллекта для применения в Вооруженных силах (ВС) в открытых источниках не афишируются. Но работы в этом направлении ведутся весьма интенсивно [3].

Такое внимание к системам ИИ связано со сложностью современных систем вооружений, с кратно возросшим объемом доступной информации о состоянии войск (в мирное время и на поле боя) и действиях противника, и в целом – с дальнейшим развитием концепции сетецентричной войны. Последняя предполагает информационную интеграцию всех сил и средств на поле боя, что позволяет им действовать как единая система, обмениваясь данными в режиме реального времени [4].

Оценку деятельности вооруженных сил иностранных государств (ВС ИГ) как объекта приложения возможностей ИИ можно рассматривать с двух основных позиций.

Во-первых, оперативная оценка деятельности сил и средств противника во время непосредственного ведения боевых действий в условиях вооруженного конфликта между государствами. В данном аспекте на первый план выходят интеллектуальные системы управления войсками и оружием на поле боя. Среди отечественных разработок данного класса выделяются: боевая турель «Корнет» от концерна «Калашников»; боевой модуль автомобиля «Тигр-М»; системы управления и наведения современных высокоточных ракетных комплексов и многие другие.

Во-вторых, оценивать состояние ВС ИГ можно в период их повседневной деятельности в рамках общей оценки военно-политической обстановки (ВПО), анализируя и прогнозируя их действия в случае обострения международной обстановки и возникновения военных опасностей и военных угроз.

В рамках данной статьи особое внимание обратим на второй аспект исследуемой проблемы.

Исходные данные (ИД) для анализа и оценки состояния ВС ИГ в мирное и предвоенное время можно свести в четыре основные группы:

1) официальные открытые документы государственных и военных органов, в числе которых – выступления руководителей, заявления, декларации, обращения, манифесты, официальные ноты и др. Особого внимания заслуживают военные доктрины, директивы и приказы военно-политического руководства;

2) информационные и справочные материалы по различным сферам государственной и общественной жизни, и особенно по военным вопросам, открыто издающиеся соответствующими ведомствами;

3) средства массовой коммуникации (СМИ) – газеты, журналы, радио, телевидение), а также глобальная информационная сеть Интернет. Они содержат наиболее оперативную, но противоречивую информацию. Через них может быть организована специальная «утечка» информации, проведены своего рода пропагандистские кампании, направленные на отвлечение внимания от скрытно проводимых мероприятий и введение вероятного или реально обозначившегося противника в заблуждение. Поэтому материалы, собранные из средств массовой информации, требуют особо критической оценки;

4) закрытые материалы – секретного, совершенно секретного или особо важного характера, добываемые специальными службами и войсковыми разведывательными органами.

Сама оценка состоит из двух основных этапов:

1. Сбор, и первичная логическая обработка (обобщение, классификация, систематизация) ИД;

2. Анализ, формирование выводов и осуществление прогнозов.

Можно считать, что методика оценки ВПО и состояния ВС ИГ должностными лицами ВС РФ, а также высшего военно-политического руководства страны включает в себя:

1) добывание и первичную обработку информации;

2) изучение (уяснение) общей политической обстановки и тенденций мирового развития, уяснение цели, задач и методики изучения ВПО, построение в начале нескольких структурных моделей ВПО, их оптимизацию и создание на их основе рабочей модели ВПО;

3) анализ факторов и оценка ВПО соответствующей рабочей модели;

4) формирование выводов из оценки ВПО в целом (обобщение результатов проведенной оценки ВПО);

5) прогнозирование развития ВПО.

Затем на основе оценки и прогноза развития ВПО осуществляются разработка предложений и принятие военно-политических решений [5].

Центром военно-политических исследований МГИМО в коллективной монографии «Стратегическое прогнозирование международных отношений» предложена методика оценки и прогнозирования военных опасностей и военных угроз [6], в рамках которой разработана модель взаимодействия основных факторов, в качестве одного из результатов которых рассматривается военная опасность и угроза. Сущность этой модели, перечень и взаимодействие факторов, формирующих военные опасности и угрозы, а также достигаемую военную безопасность РФ или любого другого субъекта военной политики показаны на рис.1 [7].

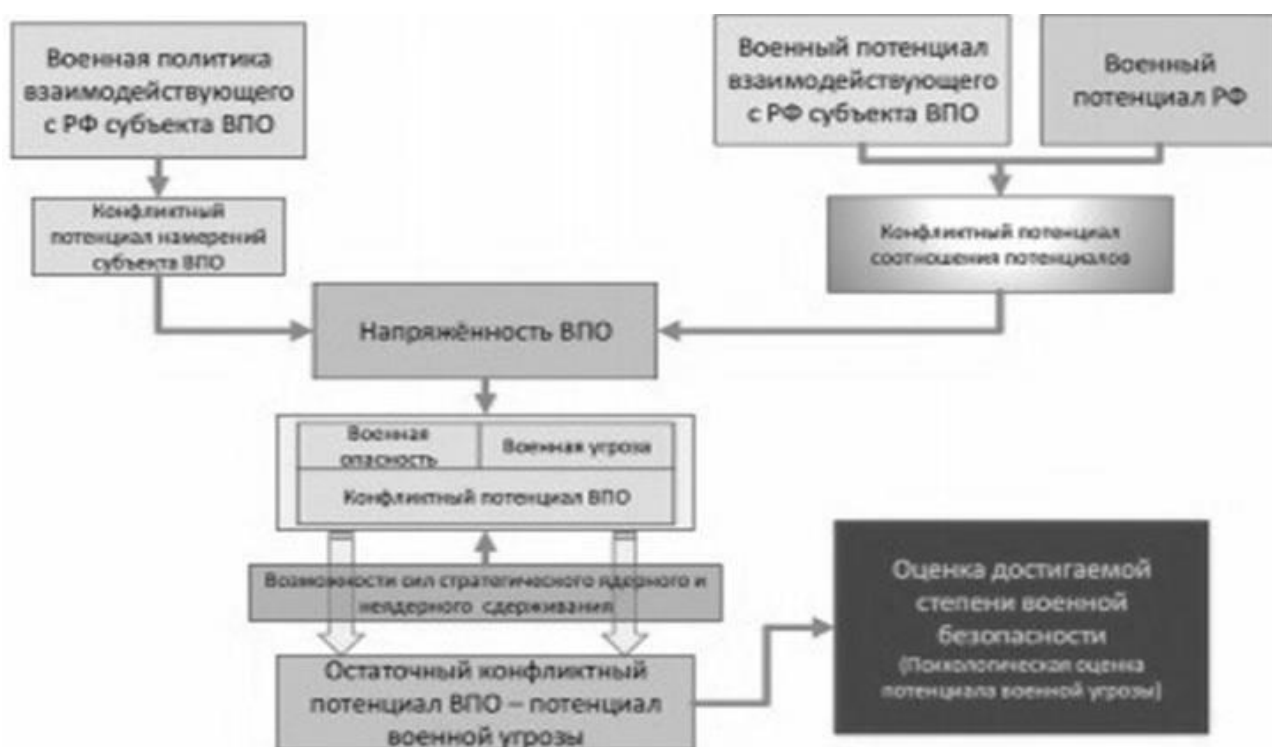


Рисунок 1. Принципиальная схема взаимодействия факторов, определяющих военную опасность, военную угрозу и достигаемую степень военной безопасности

Среди определяющих факторов – соотношение военных потенциалов конфликтующих сторон, а для определения реального военного потенциала необходимо постоянно – в режиме реального времени – оценивать текущее состояние ВС ИГ и прогнозировать его возможные изменения.

Для оперативного информирования должностных лиц МО РФ об информационных всплесках среди сообщений СМИ, размещаемых в Интернете, социальных сетях и системах быстрого обмена сообщениями, о состоянии и действиях ВС ИГ, а также их первоначального анализа и определения эмоциональной окраски этих сообщений, был разработан и внедрен в опытную эксплуатацию

прототип автоматизированной информационной системы (АИС) «Молния», осуществляющей отбор и первичную логическую обработку информационных материалов с использованием нейронной сети.

К настоящему времени АИС ведет «умный» поиск заданных новостных тем, отбирает новостные материалы, сортирует по разнообразным признакам (персоналии, географические названия, временные периоды и др.), определяет уникальность новости и источник появившейся в СМИ информации, степень доверия к этому источнику, эмоциональную окраску новостей. Сегодня в дата-сети АИС «Молния» более пяти миллионов информационных объектов – статей, сообщений, видеороликов и др. И эта база данных пополняется ежедневно и ежечасно, причем на основе пополняемой информации продолжается обучение искусственного интеллекта [8].

До недавнего времени прототип АИС размещался в открытом доступе на сайте парка «Патриот» (по адресу ias.patriotp.ru), но в связи с изменившейся ВПО теперь он доступен только со специальных рабочих мест должностных лиц МО РФ.

Элементы искусственного интеллекта предполагается использовать и на следующем этапе оценки деятельности ВС ИГ – при формировании выводов на основании разрабатываемых и действующих моделей.

Российским специалистам есть на кого ориентироваться, тем более что конкуренты дышат в спину. Руководство КНР не раз заявляло, что Китай собирается к 2030 году стать мировым лидером в области технологий ИИ и крупнейшим центром инноваций. А США приняли так называемую «Третью компенсационную стратегию», которая будет внедрять инновации в военную сферу. К таким инновациям Пентагон относит искусственный интеллект.

Таким образом, применение технологий искусственного интеллекта становится одним из основных направлений развития вооружений, военной техники и автоматизированных систем военного назначения – и создание научно-технического задела в этой области является важной и актуальной задачей.

1. ГОСТ 15971-90 Системы обработки информации. Термины и определения.

2. Комашинский В.И., Гель В.Э., Михалев О.А. Об особенностях развития технологий искусственного интеллекта в Вооруженных силах Российской Федерации – Научно-технический журнал «Информация и космос» № 4 2019. С. 48-53.

3. Рябов Г.А., Пантюхин О.И., Солодухин Б.В., Юдин А.А. Аспекты применения искусственного интеллекта в сфере технического обеспечения войск Российской Федерации в современных условиях – В сборнике: Проблемы технического обеспечения войск в современных условиях. Труды VI межвузовской научно-практической конференции. Санкт-Петербург, 2021. С. 65-69.

4. Павел Лузин. Искусственный интеллект и российская армия (электронный ресурс) URL: <https://ridl.io/iskusstvennyj-intellekt-i-rossijskaja-armija/>

5. «Особенности анализа военно-политической обстановки» (электронный ресурс) URL: <https://ridl.io/iskusstvennyj-intellekt-i-rossijskaja-armija/>

6. «Стратегическое прогнозирование международных отношений», коллективная монография под ред. А. И. Подберезкина, М. В. Александрова. М: – Издательство «МГИМО–Университет» 2016, 744 стр.

7. «Методика оценки и прогнозирования военных опасностей и военных угроз» (электронный ресурс) URL: <http://eurasian-defence.ru/?q=node/39456&>

8. АИС «Молния» (электронный ресурс) URL: ias.patriotp.ru. [Дата обращения – 14.02.22]

<<<<<<

>>>>>>

Глава 18

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ВИЗУАЛИЗАЦИИ МЕДИЦИНСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Скворцов Р.Р.

В данной научной статье изучены и проанализированы методы использования искусственного интеллекта для улучшения визуализации медицинских исследований. Целью данного анализа исследования было выявить наиболее эффективные на сегодняшний день методы обработки цифровых изображений, которые можно использовать в медицинской диагностике и исследованиях. Итоги данного анализа могут быть направлены на разработку новых инновационных технологий по уменьшению содержания различные искажений, артефактов и других шумовых составляющих цифровых изображений при медицинских исследованиях и диагностике.

Медицинская диагностика на основе изображений играет важную роль в современной медицине. Докторам и специалистам необходимо правильно и точно интерпретировать медицинские изображения, например, рентгеновские снимки или сканирование мозга, чтобы определить наличие или отсутствие патологий и принять решение о дальнейшем лечении пациента.

Однако, анализ и интерпретация медицинских изображений являются сложными и трудоемкими задачами. Ошибки в диагностике могут иметь серьезные последствия для пациентов. Развитие аппаратного комплекса вынуждает использовать не просто стандартные программные решения для оцифровки изображений, а разрабатывать и совершенствовать методы обработки изображений при помощи искусственного интеллекта.

Искусственный интеллект отлично работает с большими данными, а применяя методы машинного обучения (нейронные сети и глубокое обучение) может эффективно обрабатывать цифровое изображение и решать различные задачи компьютерного зрения [1]. Применение искусственного интеллекта может помочь улучшить качество медицинской визуализации и повысить качество и достоверность результатов исследований.

Под медицинской визуализацией подразумевается процесс создания визуальных представлений внутренних структур тела для клинического анализа. Одним из подходов для уменьшения шума на цифровых изображениях при медицинской визуализации является использование методов фильтрации. Традиционные методы фильтрации, такие как фильтр Гаусса или медианный фильтр, могут быть эффективными, но они не всегда способны обеспечить достаточно высокое качество восстановленного изображения. Вместо этого можно применять методы глубокого обучения, основанные на нейронных сетях, для решения этой задачи. Нейронные сети могут обучаться на большом объеме размеченных данных и автоматически изучать закономерности в изображениях, что позволяет им принимать автоматические решения на основе этого обучения, что позволяет более точно и эффективно визуализировать изображения в сравнении с ручной обработкой [2].

Помимо методов фильтрации другим подходом для уменьшения шума на цифровых изображениях является использование методов восстановления. Они позволяют восстановить исходное изображение при помощи различных техник вторичной обработки. Применение методов глубокого обучения искусственного интеллекта в рамках задачи восстановления изображений позволяет достичь высокой степени точности.

В рамках данного исследования был проведен эксперимент на наборе медицинских изображений. В результате эксперимента было показано, что методы искусственного интеллекта значительно уменьшают уровень шума и улучшают качество изображений при медицинской диагностике и исследованиях. Это позволяет повысить

достоверность и точность полученных результатов. На рисунке 1 представлена флюорограмма полученная с помощью стандартного программного обеспечения и ручной обработки результатов (слева) и флюорограмма полученная после обработки данных с помощью ИИ.

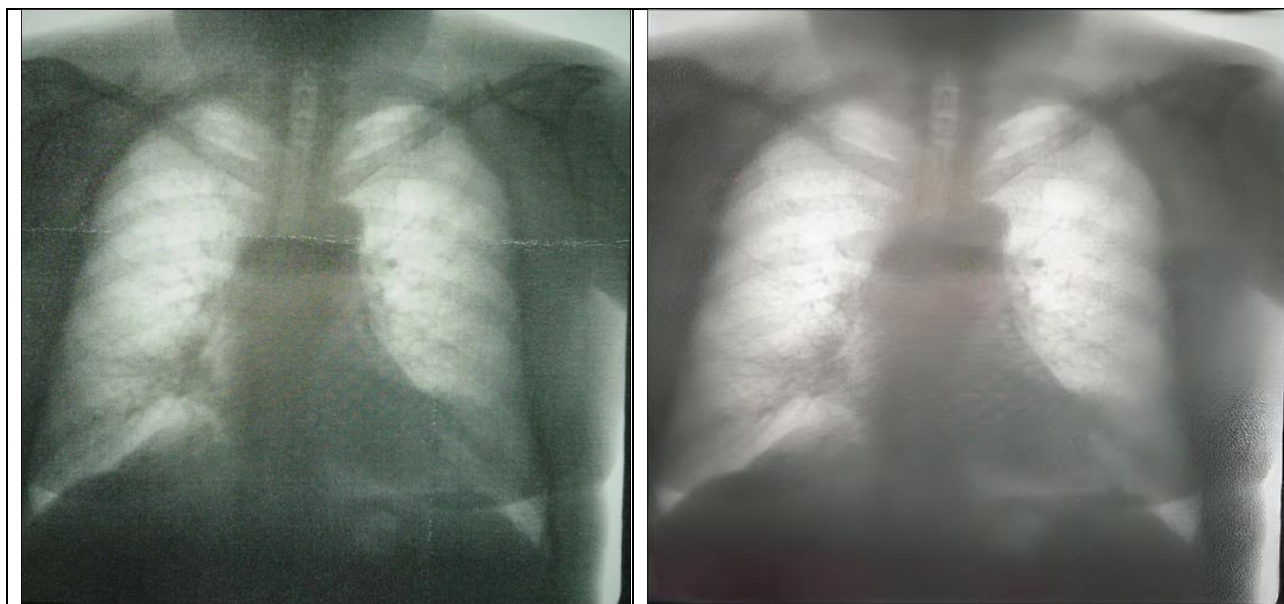


Рисунок 1 – Флюорограмма обработанная без использования ИИ (слева) и с использованием ИИ (справа)

На данном этапе развития искусственного интеллекта следует выделить следующие подходы для улучшения качества изображения:

- сверточные нейронные сети;
- генеративно-состязательные сети;
- автоэнкодерные нейронные сети.

Сверточные нейронные сети – это инструмент в области глубокого обучения, который применяется для обработки и анализа визуальных данных, таких как изображения и видео. Они имеют специальные слои, способные обнаруживать и выделять важные признаки на изображениях. С точки зрения применения сверточных нейросетей для обработки изображений при медицинской визуализации можно выделить следующие плюсы и минусы:

Плюсы:

- способность автоматически извлекает важные признаки из входных данных на основании полученного обучения, без необходимости явно определять их, что делает СНС очень эффективным для обработки сложных визуальных данных;
- свойство параллельной обработки, позволяет эффективно использовать вычислительные ресурсы. Это делает СНС очень быстрым и эффективным в работе с большими объемами данных;

- свойство инвариантности к сдвигам, масштабированию и искажениям входных данных. Это свойство позволяет успешно работать с разными типами визуальных данных, которые могут быть подвержены различного рода искажениям в процессе сложных медицинских исследований.

Минусы:

- требовательность к вычислительным ресурсам. Обучение и использование СНС требует значительных вычислительных ресурсов, особенно в случае использования больших моделей и объемных данных. Для эффективного применения СНС необходимо иметь доступ к мощным вычислительным системам.

- неинтерпретируемость результатов. Иногда сложно понять, как СНС принимает свои решения и почему они были приняты. Это связано с тем, что СНС являются черными ящиками, которые трудно интерпретировать. Этот аспект может быть проблематичным при медицинских исследованиях где требования к точности визуализации результатов имеют критическое значение.

- необходимость большого объема данных. Эффективное обучение СНС требует большого количества размеченных данных. Если такие данные недоступны, или имеют недостаточный объем и обучение не завершено, то использование СНС для визуализации медицинских исследований недопустимо, так как может не улучшить, а наоборот внести искажения в исходные данные.

В целом, сверточные нейронные сети отличный инструмент для медицинской визуализации, но их эффективность зависит от ресурсов, доступных для обучения и использования.

Другим популярным методом обработки данных с помощью ИИ в процессе визуализации является использование генеративно-состязательных сетей. ГГС состоит из генератора и дискриминатора. Генератор создает высококачественные изображения, а дискриминатор оценивает их достоверность. В процессе обучения эти две сети соревнуются друг с другом, что позволяет генератору научиться создавать более реалистичные изображения. С точки зрения медицинской визуализации использование ГСС имеет как свои преимущества, так и недостатки. Рассмотрим их подробнее:

Плюсы:

- улучшение качества изображений. ГСС позволяют генерировать высококачественные изображения, основанные на имеющемся наборе обучающих данных. Это может быть полезно для улучшения четкости и детализации медицинских изображений, таких как рентгенограммы, компьютерная томография и магнитно-резонансная томография;

- генерация отсутствующей информации. В некоторых случаях в медицинской диагностике осуществляется анализ изображений с неполными данными. ГСС могут быть использованы для заполнения отсутствующих частей изображения на основе имеющейся информации, что может помочь в более точном анализе и интерпретации данных;

- повышение эффективности диагностики. Продвинутые ГСС могут помочь улучшить диагностику заболеваний, например, путем определения патологических изменений, которые могут быть сложно обнаружить визуально.

Минусы:

- ограниченность обучающих данных: Эффективность ГСС часто зависит от доступности качественных обучающих данных. В медицинских приложениях может быть ограниченное количество аннотированных изображений для обучения модели. Недостаток данных или их некачественность может негативно сказаться на результате генерации изображений;

- ГСС обычно являются «черными ящиками», то есть результат их работы может быть сложно исследовать и интерпретировать. Все модели машинного обучения, включая ГСС, не идеальны и могут ошибаться.

Использование генеративно-состязательных сетей в медицинской визуализации имеет большой потенциал для улучшения диагностики и терапии. Однако, перед их внедрением в клиническую практику необходимо провести дополнительные исследования, чтобы минимизировать риски и обеспечить надежность и безопасность их применения.

Также существуют методы обработки изображений, основанные на автоэнкодерах. Автоэнкодер – это нейронная сеть, которая обучается восстанавливать исходное изображение из его зашумленной версии. Этот подход позволяет изучить структуру и закономерности в данных, а затем применять их для устранения шума и восстановления деталей изображения. Использование автоэнкодерных нейросетей в медицинской визуализации имеет ряд преимуществ и недостатков:

Плюсы:

- извлечение скрытых признаков. Автоэнкодеры позволяют извлекать скрытые признаки из входных данных без необходимости явно задавать эти признаки. Это позволяет нейросети самостоятельно выделять важные особенности изображений, что может быть полезно в анализе медицинских изображений;

- разреженность представлений. Автоэнкодеры могут также применять разреженность в представлениях данных, что может помочь в снижении размерности и сжатии изображений. Это особенно полезно для медицинских изображений, которые могут быть крупных размеров и требующими большого объема памяти для хранения и обработки. Сокращение размерности может ускорить вычисления и снизить требования к ресурсам;

- устойчивость к шуму. Автоэнкодеры способны справляться с шумными данными благодаря своей способности восстанавливать входные данные из поврежденных или искаженных образцов. Это может быть полезным для медицинских изображений, которые могут содержать артефакты или другие искажения.

Минусы:

- ограниченный набор данных. Автоэнкодеры требуют большого количества размеченных образцов для обучения, чтобы достичь хороших результатов;

- интерпретируемость внутренних представлений: Также может быть сложно интерпретировать, какие именно признаки извлекают автоэнкодеры из медицинских изображений;

- возможность «запоминания»: Автоэнкодеры могут иметь тенденцию запоминать шумы и другие артефакты, особенно если в обучающей выборке присутствуют такие искажения. Это может привести к искаженным восстановленным изображениям и ухудшению качества визуализации.

Подводя итоги анализа можно отметить, что применение искусственного интеллекта для улучшения визуализации медицинских исследований представляет собой перспективное направление исследований. Эти методы могут значительно улучшить качество изображений и повысить точность результатов медицинских исследований. Однако, необходимо учитывать, что эти методы требуют надлежащей настройки и обучения для каждого конкретного типа изображений и задачи. Кроме того, необходимо обеспечить корректность и надежность результатов, проводя их валидацию и сравнение с другими методами обработки изображений. В качестве инновационного подхода в сфере медицинской визуализации возможно создание нового комбинированного метода, который бы обеспечивал максимальную точность и объективность результатов.

В основе создания такой технологии медицинской визуализации может лежать сверточная нейросеть, в слои которой входило бы и специальное обучение в зависимости от задач по обработке изображений и элементы других методов, например помимо генерации

изображения на основе обучения ещё и её дискриминация для автоматизированного выявления ошибок в процессе генерации и их исправления. Также одними из важных слоев комбинированной нейросети мог бы быть метод восстановления отсутствующей части изображения с последующей его дискриминацией.

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

2. Авшаров Е. М. Графическая станция создания, хранения, конвертирования, обработки и визуализации DICOM изображений и PDF документов – AS_GSV "Michelangelo" (PACS "AS_VIMeN"), http://www.course-as.ru/download/pdf/AS_GSV-Michelangelo.pdf.

<<<<<<

>>>>>>

Глава 19

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, КАК ФАКТОР РАЗВИТИЯ РЫНКА ПРОДУКТОВ ЗДОРОВОГО ПИТАНИЯ

Уткина А.С., Съедугина А.С., Карагодин В.П.

Проведен анализ литературных данных о новых инструментах изучения рынка продуктов здорового питания. Показано, что искусственный интеллект, как цифровой инструмент, может стать драйвером развития пищевой отрасли.

Научные исследования в пищевой отрасли с необходимостью принимают во внимание основные тренды в развитии глобального рынка продовольствия. Помимо совершенствования технологий получения готовой продукции из сырья, к таким трендам относится оздоровление и персонализация питания [1].

В этой связи особую роль в структуре товарного предложения будут играть функциональные ингредиенты (ФИ) как сами по себе, так и входящие в состав некоторых видов специализированной пищевой продукции (СПП). Однако до сих пор подавляющее большинство ФИ и СПП (функциональных пищевых продуктов и спортивного питания) предлагается рынку при отсутствии научно обоснованных протоколов применения в оздоровительных целях, что часто предопределяет их дальнейшую незавидную судьбу. Главным образом это связано с отсутствием достоверно подтвержденной эффективности, дозировки, длительности воздействия на организм.

Для решения указанных проблем перспективным представляется наращивание усилий по использованию достижений нутригенетики и нутригеномики, позволяющие идентифицировать гены-мишени как объекты воздействия ФИ, изучить влияние ФИ на уровни экспрессии генов, ассоциированных с конкретным влиянием на здоровье и физические возможности человека, оценить эффективность ФИ и целесообразность их включения в состав СПП. В число изученных таким образом на плехановской кафедре товароведения и товарной экспертизы ФИ вошли кофеин, креатин, ВСАА, сывороточный протеин, витамин Д и бета-глюканы. Более того, в связи с наличием баз данных о биологических эффектах генов человека, такой подход позволил в значительной степени расшифровать клеточные и молекулярные механизмы действия указанных ФИ.

Однако, несмотря на освоение технологий транскриптомного анализа и использование клеточных моделей вместо испытуемых-добровольцев, описанная методология оказалась довольно трудоемкой и дорогостоящей. В этой связи представляется целесообразным рассмотреть возможности решения аналогичных задач с помощью цифровых инструментов, в частности, искусственного интеллекта (ИИ).

Речь идет о новой парадигме последовательного приближения к искомому результату. В отличие от рассмотренной выше, на первом шаге поиска задается ожидаемый биологический эффект, а затем последовательно решаются задачи предсказания характеристик ФИ, их сырьевых источников, способа выделения, валидации эффекта.

С этой целью используется такое направление ИИ, как машинное (в разновидности глубокого) обучение, то есть система, которая развивается на основе получаемых данных [2]. Она проводит скрининг лекарственных (а также и нелекарственных, то есть природных) баз данных, содержащих сведения о свойствах уже известных препаратов. Анализируя эти данные, ИИ выявляет ФИ, способные повлиять на намеченную заранее биологическую мишень, включая генетические маркеры. В какой-то степени это напоминает функционирование цифровых технологий big data и data mining, рассмотренных по отношению к пищевым исследованиям на Международной научно-практической конференции «Церевитиновские чтения – 2022».

Успешность нового подхода к решению существующих задач с помощью ИИ подтверждается работами по выявлению и применению снижающих воспаление ФИ из риса [3], созданию ингибиторов вируса Эбола [4], выделению ФИ в форме пищевых пептидов из растительных объектов [5]. Безусловно, кафедра товароведения и товарной экспертизы Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова не должна оставаться в стороне от проведения аналогичных исследований.

1. Valoppi F, Agustin M, Abik F, Morais de Carvalho D, Sithole J, Bhattarai M, Varis JJ, Arzami ANAB, Pulkkinen E and Mikkonen KS (2021) Insight on Current Advances in Food Science and Technology for Feeding the World Population. *Front. Sustain. Food Syst.* 5:626227. doi: 10.3389/fsufs.2021.626227
2. Raffaele Cioffi, Marta Travaglioni, Giuseppina Piscitelli, Antonella Petrillo, and Fabio De Felice (2020) Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Smart Production: Progress, Trends, and Directions. *Sustainability* 2020, 12, 492; doi:10.3390/su12020492
3. Kathy Kennedy, Brian Keogh, Cyril Lopez, Alessandro Adelfio, Brendan Molloy, Alish Kerr, Audrey M. Wall, Gaël Jalowicki, Thérèse A. Holton and Nora Khaldi. An Artificial Intelligence Characterised Functional Ingredient, Derived from Rice, Inhibits TNF- α and Significantly Improves Physical Strength in an Inflammaging Population. *Foods* 2020, 9, 1147; doi:10.3390/foods9091147
4. Kwofie, S.K.; Adams, J.; Broni, E.; Enninful, K.S.; Agoni, C.; Soliman, M.E.S.; Wilson, M.D. Artificial Intelligence, Machine Learning, and Big Data for Ebola Virus Drug Discovery. *Pharmaceuticals* 2023, 16, 332. <https://doi.org/10.3390/ph16030332>
5. Doherty A, Wall A, Khaldi N and Kussmann M (2021) Artificial Intelligence in Functional Food Ingredient Discovery and Characterisation: A Focus on Bioactive Plant and Food Peptides. *Front. Genet.* 12:768979. doi: 10.3389/fgene.2021.768979

<<<<<<

Глава 20

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ УПРАВЛЯЕТ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ ПРОЦЕССОМ ЗЕРНОУБОРОЧНЫХ КОМБАЙНОВ

Царев Ю.А., Адамчукова Е.Ю.

Для современного состояния сельскохозяйственных машин характерно наличие средств автоматизации, подтверждающих современный технический уровень. Современные зерноуборочные комбайны оснащаются компьютерной системой ведения точного земледелия. Как первый этап, это картирование урожайности, второй этап, это дальнейшее внедрение системы точного земледелия с использованием современных информационных технологий на основе искусственного интеллекта. Однако второй вариант внедрения современных информационных технологий управления технологическим процессом зерноуборочных комбайнов, пока не находит своего применения. В упрощенном виде рассмотрен простой пример с использованием методов и средств компьютерного решения, который позволяет управлять технологическим процессом зерноуборочных комбайнов в автоматическом режиме. В качестве исходных данных использовались статистические данные, взятые из официальных источников по результатам испытаний на прямом комбайнировании пшеницы зерноуборочного комбайна четвертого класса в «6 зоне» (КубНИИТиМ). По статистическим данным сформирована математическая модель технологического процесса зерноуборочного комбайна. С использованием современных информационных технологий продемонстрирована возможность автоматического управления технологическим процессом зерноуборочного комбайна при изменении параметров агрофона поля без участия человека. Задача науки остается только в решении вопроса контроля текущих значений агрофона поля для автоматического ввода их в бортовой компьютер зерноуборочного комбайна.

Введение и цель.

Совершенствование системы технической оснащённости зерноуборочных комбайнов неразрывно связано с разработкой и внедрением новых прогрессивных технологий. Для современного состояния сельскохозяйственных машин характерно наличие средств

автоматизации, подтверждающих современный технический уровень, как средство повысить ряд важных потребительских свойств, таких как: производительность, экономичность, комфорт, безопасность труда и др. [1].

Современные зерноуборочные комбайны оснащаются компьютерной системой ведения точного земледелия. Как первый этап, это картирование урожайности и определение одного из главных показателей – производительности комбайнов [2]. Второй этап, это дальнейшее внедрение системы точного земледелия с использованием современных информационных технологий (искусственного интеллекта¹ и машинного обучения и др.), для автоматизированного управления технологическим процессом зерноуборочных комбайнов с учетом изменения агрофона поля, исключая ошибки в работе комбайнера.

Однако второй вариант внедрения современных информационных технологий управления технологическим процессом зерноуборочных комбайнов, о котором пишут и говорят уже не один десяток лет, никак не найдет своего применения [3 – 6]. А ведь, по некоторым сведениям, недавно появившим в печать, от выращенного в стране урожая пшеницы, на поле остается до 15%. Причины, это несвоевременная уборка и как следствие – биологические потери и, второе, комбайнеры не умеют вручную правильно настраивать параметры технологического процесса зерноуборочных комбайнов при текущем (зачастую до 100%) изменении агрофона поля, что приводит к потерям, по нашим расчетам до 7% от выращенного урожая. Так, если в 2023 году убрали около 80 млн. тонн пшеницы, значит вырастили 94 млн. тонн, из которых на полях осталось около 14 млн. тонн., а 7%, это 6,5 млн. тонн пшеницы, которое осталось на полях страны, по причине отсутствия современных информационных технологий управления технологическим процессом зерноуборочных комбайнов, при цене 15 тыс. руб. за тонну пшеницы – в год убытка по стране до 100 млрд. руб..

Рассмотрим в упрощенном виде простой пример, с имитацией использования методов и средств компьютерного решения, управления технологическим процессом (ТП) зерноуборочных комбайнов.

¹ **Искусственный интеллект** (англ. artificial intelligence) — это раздел информатики, в котором разрабатываются методы и средства компьютерного решения интеллектуальных задач, традиционно решаемых человеком. (Источник: [https:// old.bigenc.ru>mathematics/text/2022537](https://old.bigenc.ru/mathematics/text/2022537)).

Материалы и методы.

Чтобы не усложнять расчетов будем руководствоваться фрагментом статистических данных из шести замеров (таблица 1), некоторого комбайна «Д1200», которые были взяты из официальных источников (протоколов испытаний) по результатам предварительных испытаний (или агротехнической оценки, правда, тогда требуется девять замеров) на прямом комбайнировании пшеницы в «б зоне» (КубНИИТиМ).

Выбор статистических данных результатов испытаний для формирования математической модели ТП, это отдельная тема².

Таблица 1

Результаты предварительных испытаний зерноуборочного комбайна «Д1200» при прямом комбайнировании пшеницы

	Y_{10}	Y_{20}	Y_{30}	Z_0	X_0
1	7,91	1,95	1,0	42,9	3,3
2	7,69	2,37	1,5	38,0	3,7
3	9,74	3,00	1,0	39,8	2,7
4	8,4	2,38	1,1	38,4	2,5
5	7,63	2,5	1,2	38,4	3,1
6	9,23	1,48	1,5	35,0	4,8

Здесь: Y_{10} – вектор производительности зерноуборочного комбайна, т/ч;

Y_{20} – вектор потерь за зерноуборочным комбайном, %;

Y_{30} – вектор дробления зерна, %;

Z_0 – вектор (агрофона, один из множества) урожайности поля, ц/га;

X_0 – вектор (управления ТП, один из множества) скорости зерноуборочного комбайна, км/ч.

Запишем уравнение ТП зерноуборочного комбайна в общем виде

$$Y_0 = f(Z_0, X_0), (1)$$

где Y_0 (Y_{10} , Y_{20} , Y_{30}) – вектор выходных параметров, показателей качества ТП зерноуборочного комбайна.

Все дальнейшие расчеты выполняются с использованием методов и средств компьютерного решения интеллектуальных задач, предположительно обеспеченных БК зерноуборочного комбайна [7, 8].

² Царев Ю.А. Статистическая оптимизация основных конструкционных параметров зерноуборочных комбайнов с учетом зональных условий: автореферат дис. док. тех. наук, 05.20.01. / Юрий Александрович Царев. – Ростов-на-Дону.: Донской гос. тех. ун-т (ДГТУ), 2000. - 49 с.

По данным таблицы 1, математическая модель ТП (1) будет выглядеть [7, 8]

$$Y_{10} = 13,017 - 0,109 Z_0 - 0,109 X_0;$$

$$Y_{20} = 5,89 - 0,04 Z_0 - 0,58 X_0; (2)$$

$$Y_{30} = 2,453 - 0,044 Z_0 + 0,143 X_0.$$



Наличие математической модели ТП зерноуборочного комбайна (2), это уже первый шаг к компьютерному решению управления ТП. В дальнейшем управление ТП идет без участия человека, по заранее разработанной программе.

Комбайн, оснащенный бортовым компьютером с математической моделью (2), поступил на сертификационные испытания на уборку пшеницы с длинного гона 1000 м, где в трех местах гона агрофон (урожайность пшеницы) составляет: $Z_1 = 20$ ц/га, $Z_2 = 30$ ц/га и $Z_3 = 40$ ц/га.

С какой скоростью должен двигаться комбайн, чтобы производительность комбайна была максимальная, но при этом не нарушались требования ТП: ограничения по потерям ($Y_{20} \subset G_2 \leq 3\%$) и дроблению зерна ($Y_{30} \subset G_3 \leq 2\%$) [9]. Любая задача математического программирования имеет решение, если она однокритериальная и имеет ограничения. В качестве критерия оптимизации выберем производительность, а в качестве параметра оптимизации – скорость комбайна. Будем считать «Д1200», это зерноуборочный комбайн 3-4 класса, где ограничениями по «6 зоне» для комбайна будут – $Z_0 \subset G_z$ (15-45 ц/га), а по параметрам настройки «Д1200» – $X_0 \subset G_x$ (3-7 км/ч).

Результаты.

Урожайность пшеницы $Z_1 = 20$ ц/га, модель ТП комбайна (2) примет вид

$$Y_{10} = 13,017 - 0,109 Z_1 - 0,109 X_0;$$

$$Y_{20} = 5,89 - 0,04 Z_1 - 0,58 X_0; (3)$$

$$Y_{30} = 2,453 - 0,044 Z_1 + 0,143 X_0.$$



Однокритериальная задача оптимизации (по максимуму производительности) по модели (3):

найти X_1^*

$$\max: Y_{10} = 13,017 - 0,109 \cdot 20 - 0,109 X_1, (4)$$

при ограничениях:

$$Y_{20} = 5,89 - 0,04 \cdot 20 - 0,58 X_1 \leq 3;$$

$$Y_{30} = 2,453 - 0,044 \cdot 20 + 0,143 X_1 \leq 2; (5)$$

$$Z_1 \subset G_z; X_1 \subset G_x.$$



Решая задачу математического программирования симплекс методом [7, 8], получаем оптимальную скорость комбайна, $X_1^* = 3,6$ км/ч

	Y_{11}	Y_{21}	Y_{31}	Z_1	X_1^*
7	10,48	3,00	2,1	20,0	3,6

Здесь: $Y_{31} = 2,1 > 2$, что объясняется отсутствием предварительных испытаний комбайна на $Z_0=20$ ц/га, см. таблицу 1.

Таблица 2

Суммируем результаты сертификационных испытаний в компьютере зерноуборочного комбайна на пшенице ($Z_1 = 20$ ц/га)

	Y_{11}	Y_{21}	Y_{31}	Z_1	X_1
1	7,91	1,95	1,0	42,9	3,3
2	7,69	2,37	1,5	38,0	3,7
3	9,74	3,00	1,0	39,8	2,7
4	8,4	2,38	1,1	38,4	2,5
5	7,63	2,5	1,2	38,4	3,1
6	9,23	1,48	1,5	35,0	4,8
7	10,48	3,0	2,1	20,0	3,6

По данным таблицы 2 регрессионная модель ТП (2) будет выглядеть [7, 8]

$$\begin{aligned} Y_{11} &= 13,09 - 0,108 Z_1 - 0,107 X_1; \\ Y_{21} &= 6,01 - 0,046 Z_1 - 0,583 X_1; (6) \\ Y_{31} &= 2,49 - 0,045 Z_1 + 0,141 X_1. \end{aligned}$$



Урожайность пшеницы $Z_2 = 30$ ц/га, модель ТП комбайна (6) примет вид

$$\begin{aligned} Y_{11} &= 13,09 - 0,108 Z_2 - 0,107 X_1; \\ Y_{21} &= 6,01 - 0,046 Z_2 - 0,583 X_1; (7) \\ Y_{31} &= 2,49 - 0,045 Z_2 + 0,141 X_1. \end{aligned}$$



Задача математического программирования по модели (7) примет вид:

найти X_2^*

$$\max: Y_{11} = 13,09 - 0,108 \cdot 30 - 0,107 X_2, (8)$$

при ограничениях:

$$\left. \begin{aligned} Y_{21} &= 6,01 - 0,046 \cdot 30 - 0,583 X_2 \leq 3; \\ Y_{31} &= 2,49 - 0,045 \cdot 30 + 0,141 X_2 \leq 2; \quad (9) \\ Z_2 &\subset G_z; X_2 \subset G_x. \end{aligned} \right\}$$

Решая задачу математического программирования симплекс методом [7, 8], получаем оптимальную скорость комбайна, $X_2^* = 4,94$ км/ч

	Y_{12}	Y_{22}	Y_{32}	Z_2	X_2^*
8	10,18	1,75	1,84	30,0	4,94

Таблица 3

Суммируем результаты сертификационных испытаний в компьютере зерноуборочного комбайна на пшенице ($Z_2 = 30$ ц/га)

	Y_{12}	Y_{22}	Y_{32}	Z_2	X_2
1	7,91	1,95	1,0	42,9	3,3
2	7,69	2,37	1,5	38,0	3,7
3	9,74	3,00	1,0	39,8	2,7
4	8,4	2,38	1,1	38,4	2,5
5	7,63	2,5	1,2	38,4	3,1
6	9,23	1,48	1,5	35,0	4,8
7	10,48	3,0	2,1	20	3,6
8	10,18	1,75	1,84	30,0	4,94

По данным таблицы 3 регрессионная модель ТП (6) будет выглядеть [7, 8]

$$\left. \begin{aligned} Y_{12} &= 12,5 - 0,113 Z_2 - 0,112 X_2; \\ Y_{22} &= 6,01 - 0,046 Z_2 - 0,584 X_2; \quad (10) \\ Y_{32} &= 2,49 - 0,045 Z_2 + 0,14 X_2. \end{aligned} \right\}$$

Урожайность пшеницы $Z_3 = 40$ ц/га, модель ТП комбайна вид (10)

Задача математического программирования по модели (10) примет вид:

найти X_3^*

$$\max: Y_{12} = 12,5 - 0,113 \cdot 40 - 0,112 X_3, \quad (11)$$

при ограничениях:

$$\left. \begin{aligned} Y_{22} &= 6,01 - 0,046 \cdot 40 - 0,584 X_3 \leq 3; \\ Y_{32} &= 2,49 - 0,045 \cdot 40 + 0,14 X_3 \leq 2. \quad (12) \\ Z_3 &\subset G_z; X_3 \subset G_x. \end{aligned} \right\}$$

Решая задачу математического программирования симплекс методом [7, 8], получаем оптимальную скорость комбайна, $X_3^* = 5,74$ км/ч

	Y_{13}	Y_{23}	Y_{33}	Z_3	X_3^*
9	9,87	0,82	1,49	40,0	5,74

Таблица 4

Суммируем результаты сертификационных испытаний в компьютере зерноуборочного комбайна на пшенице ($Z_3 = 40$ ц/га)

	Y_{13}	Y_{23}	Y_{33}	Z_3	X_3
1	7,91	1,95	1,0	42,9	3,3
2	7,69	2,37	1,5	38,0	3,7
3	9,74	3,00	1,0	39,8	2,7
4	8,4	2,38	1,1	38,4	2,5
5	7,63	2,5	1,2	38,4	3,1
6	9,23	1,48	1,5	35,0	4,8
7	10,48	3,0	2,1	20	3,6
8	10,18	1,75	1,84	30,0	4,94
9	9,87	0,82	1,49	40,0	5,74

По данным таблицы 4 регрессионная модель ТП будет выглядеть [7,8]

$$\left. \begin{aligned} Y_{13} &= 10,91 - 0,093 Z_3 + 0,378 X_3; \\ Y_{23} &= 6,02 - 0,046 Z_3 - 0,586 X_3; \\ Y_{33} &= 2,5 - 0,045 Z_3 + 0,14 X_3. \end{aligned} \right\} (13)$$

В случае использования данного зерноуборочного комбайна с внедренной в бортовой компьютер математической модели ТП (13), при урожайности, тех же $Z_4 = 40$ ц/га, с использованием методов и средств компьютерного решения (искусственного интеллекта), получаем и так далее, т.е. идет компьютерное решение интеллектуальной задачи без участия человека.

	Y_{14}	Y_{24}	Y_{34}	Z_4	X_4
10	11,58	0,84	1,12	40,0	5,7

Рассмотрен простейший случай управления ТП зерноуборочного комбайна с тремя группами факторов, когда, при наличии математической модели технологического процесса зерноуборочного комбайна, происходит имитация работы искусственного интеллекта.

Выводы.

1. По результатам приёмочных испытаний на МИС или НИО, при постановке зерноуборочных комбайнов на серийное производство, в бортовых компьютерах комбайнов создаются математические модели технологических процессов для определенной зоны, вида уборки определенной культуры и в определенной комплектации.

2. Если такая математическая модель технологического процесса создана, например, для конкретной модели зерноуборочного комбайна, причем только для прямого комбайнирования пшеницы, в 6-ой климатической зоны, в комплектации с 6-метровой жаткой, то комбайнеру остается просто включить средства компьютерного решения интеллектуальной задачи¹.

3. Число сочетаний математических моделей технологических процессов зерноуборочных комбайнов может быть равным количеству климатических зон, видов убираемых культур, моделей комбайнов и их комплектаций. Очевидно, что тогда модели зерноуборочных комбайнов должны привязываться к конкретным климатическим зонам, но для этого и существует шесть классов комбайнов по пропускной способности.

4. В бортовом компьютере каждого зерноуборочного комбайна должно быть столько математических моделей технологических процессов, сколько требуется для его работы в определенной климатической зоне, в противном случае, комбайнер управляет технологическим процессом вручную.

5. Науке остается лишь решить вопрос контроля текущих численных значений агрофона поля для автоматического ввода их в бортовой компьютер зерноуборочного комбайна, а это: урожайность, полеглость, влажность зерна и соломы, соотношение зерна и соломы, и т.д.

1. Стратегия развития сельскохозяйственного машиностроения России на период до 2030 года. Распоряжение Правительства РФ от 7 июля 2017 года, № 1455-р. – М. – 39 с.

2. Труфляк, Е.В. Картирование урожайности / Е.В. Труфляк. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – 13 с.

3. Царев Ю.А. Методология статистической оптимизации основных конструктивных параметров зерноуборочных комбайнов. НТК, ВНИПТИМЭСХ, 1997. – 16 с.

4. Царев Ю.А., Харьковский А.В. Перспективы использования электронной системы управления в комбайнах «Дон» и «Нива». Тракторы и сельскохозяйственные машины. 2005. № 1. С. 37-39.

5. Царев Ю.А., Джигарханов Д.Г. Автоматизация системы настройки технологического процесса зерноуборочного комбайна. Тракторы и сельхозмашины. 2009. № 12. С. 29-31.

6. ADAPTIVE SYSTEM OF PARAMETER SETTINGS OF SELFMOVING HARVESTERS – THRESHERS' OPERATIONAL PROCEDURES. Tsarev Yu.A., Trubilin E.I., Truflyak E.V., Adamchukova E.Yu. Research Journal of Pharmaceutical, Biological and Chemical Sciences. 2017. Т. 8. № 1. С. 1847-1851.

7. STATISTICAL GRAPHICS SYSTEM by STATISTICAL GRAPHICS CORPORATION. User's guide. (Пакет прикладных программ STATGRAPHICS (SG), версии 2.6, номер 1157855, 1989.).

8. Система автоматизированного управления технологическим процессом зерноуборочного комбайна. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ 2010611678 Российская Федерация / Царев Ю.А., Лебедев А. Р., Рябых А. А. – рег. 03.03.10 в Реестре программ для ЭВМ.

9. РД 10.1.1-92. Испытания сельскохозяйственной техники. Основные положения. Номенклатура показателей. – М.: Минсельхоз, 1992.

<<<<<<

>>>>>>

Глава 21

ПЕРСПЕКТИВЫ ВНЕДРЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ПРОФЕССИОНАЛЬНУЮ ДЕЯТЕЛЬНОСТЬ СЛЕДОВАТЕЛЯ

Черных Я.П., Попова О.В., Яким А.Д.

В настоящей статье рассматриваются перспективы внедрения искусственного интеллекта в работу следователя. Особое внимание уделяется важности продолжения исследований возможностей искусственного интеллекта в области юриспруденции. Предметом выступают перспективы и возможности применения нейросетей в сфере юриспруденции, что позволит решать задачи в максимально короткие сроки.

Шестая технологическая революция требует совершенствования механизмов, технологий, а также выстраивания четкого долгосрочного развития существующих информационных систем [1]. Искусственный интеллект находит себе место в области юриспруденции, помогая правовым системам оптимизировать многие процессы и упростить их, повысить эффективность работы.

Согласно действующему законодательству, искусственный интеллект представляет собой комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая

самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека [2].

Другими словами, искусственный интеллект – это способность программы обучаться, принимать решения и выполнять действия, свойственные человеческому интеллекту. Специалисты во многих областях рассматривают вариант внедрения в свою профессиональную деятельность данного изобретения в целях сокращения времени на решение повседневных задач. Использование искусственного интеллекта в юриспруденции может уменьшить время, затрачиваемое на разрешение судебных дел, упростить процессы сбора и анализа данных, повысить эффективность при работе с большими объемами информации и сократить затраты на юридические услуги. Например, многие юридические фирмы используют технологии обработки естественного языка, чтобы автоматически сортировать и анализировать большие объемы документов в поисках необходимой информации [3].

Внедрение искусственного интеллекта в юридическую сферу имеет как преимущества, так и недостатки. К преимуществам можно отнести данные аспекты: искусственный интеллект может улучшить качество расследования, повысить его эффективность, обеспечить объективность судебного процесса. Искусственный интеллект может помочь с быстрой идентификацией свидетелей, подозреваемых и жертв. Например, для сокращения времени расследования ИИ может использоваться для самостоятельного составления различных документов, автоматизированного заполнения протоколов. По нашему мнению, применение нейросети для подобных целей поможет в короткие сроки обработать более большие объёмы информации, что в свою очередь сэкономит время, которое раньше затрачивалось на рутинные задачи: заполнение бланков и форм; подготовка отчетов и. т. д.

Кроме того, необходимо обращать внимание на этические и правовые аспекты использования нейросетей. Для того, чтобы избежать некой предвзятости и односторонности в принятии решений важно сделать все процессы, в которых участвует ИИ прозрачными.

Из принципа прозрачности вытекает еще несколько фундаментальных принципов применения нейросетей в деятельности следователя. Так, при использовании нейросети в правовой сфере необходимо уделять внимание равенству всех граждан перед законом, а также уважению прав, свобод и законных интересов человека. Таким

образом мы сможем исключить ущемление прав всех сторон разбирательства. Важно укреплять основы справедливости, обеспечивая правовую защиту [4].

Рассмотрим преимущества и недостатки внедрения нейросети в профессиональную деятельность следователя.

Существует множество вариантов использования искусственного интеллекта следователем в профессиональной деятельности. Например, с помощью искусственной интеллектуальной системы можно проводить допросы свидетелей, подозреваемых, обвиняемых и других лиц уголовного судопроизводства. Также данная система может быть полезна при обработке естественного языка, то есть нейросеть может использоваться как программа для распознавания и интерпретации информации, распознавания эмоций человека, особенностей его речи и языка. Таким образом можно понять психологическое состояние человека, можно понять, хочет человек ввести следствие в заблуждение или же он стремится сотрудничать с правоохранительными органами.

Но стоит понимать, что для успешного проведения подобных следственных действий специалист должен обладать определёнными навыками и знаниями в области права и криминалистики, иметь опыт работы с нейросетью.

Кроме того, в ходе проведения допроса может возникнуть необходимость в нестандартных логике и мышлении, объективной оценке полученной информации, что может вызвать трудности для искусственного интеллекта. Следовательно, нейросеть не сможет полностью заменить человека в деятельности правоохранительных органов. Следователь для качественного выполнения своих служебных обязанностей должен обладать соответствующими навыками и знаниями в области права, криминалистики и психологии, чтобы объективно оценивать информацию, получаемую с помощью нейросети.

Следующим направлением применения искусственного интеллекта в следственной деятельности можно назвать собирание и анализ доказательств. Безусловно, в контексте уголовного процесса собирание доказательств входит в подследственность Следственного комитета, он должен компетентно анализировать и оценивать каждое из них. Необходимо учитывать, что в статье 88 УПК РФ сказано, что «каждое доказательство подлежит оценке с точки зрения относимости, допустимости, достоверности» [5]. Следовательно оценка доказательств и принятие решений на их основе должны осуществляться следователем, а не нейросетью. Искусственный

интеллект может анализировать и обрабатывать информацию, выявлять взаимосвязи между доказательствами, однако процесс их оценки требует профессиональных знаний и опыта именно человека, а не нейросети. Если сбором доказательств будет заниматься нейросеть, то следователь должен уметь правильно интерпретировать результаты её деятельности, в том числе видеть ошибки, которые не исключены в программном обеспечении нейросети и могут повлиять на правильность принятия процессуальных решений. Кроме того, следователь должен быть готов к тому, что другие участники уголовного судопроизводства отнесутся к полученной информации критически.

Очевидно, что нейросеть в процессуальном смысле доказательства собирать не сможет и не будет, она лишь укажет следователю на их наличие, а сами доказательства такого рода будут ограничены материалами, находящимися в компьютерных сетях. В рассматриваемом контексте нейросеть определённо способна анализировать уже собранные доказательства, выявлять в них скрытые закономерности, которые могут быть полезны для расследования уголовного дела. Искусственный интеллект может облегчить процесс обработки большого количества информации, включающей фотографии, видеозаписи, аудиозаписи, тексты, метаданные и. т. д. Такой метод может укрепить связи и зависимости между различными элементами доказывания, и найти информацию, которая могла быть пропущена при ручной обработке.

Таким образом, искусственный интеллект можно применять в профессиональной деятельности следователя, но только для поиска и обработки криминалистически значимой информации, а окончательное решение об их допустимости и достоверности должно приниматься следователем, обладающим достаточными знаниями, компетенцией, опытом.

Говоря о других возможностях искусственного интеллекта применительно к следственной работе, следует отметить, что он может выполнять прогностическую функцию. Благодаря искусственному интеллекту следователи могут предугадывать дальнейшие действия подозреваемого на основе имеющихся данных, анализа его поведения, эмоций, речи. Примером использования нейросети для достижения такой цели может служить прогнозирование вероятности того, что подозреваемый совершит преступление в будущем [6].

Также искусственный интеллект может использоваться для прогнозирования результатов расследования: например, какие доказательства могут быть наиболее эффективно представлены в суде,

а какие могут быть признаны недопустимыми; какова будет вероятность признания подозреваемого виновным. Однако следует отметить, что такие выводы носят казуальный характер и вполне вероятно могут оказаться ошибочными, а точность прогнозирования будет напрямую зависеть от качества и количества данных, которые используются для программирования нейросети. Таким образом, мы приходим к выводу, что ИИ не может полноценно заменить человека.

На наш взгляд, самое эффективное направление, в котором может быть использованы нейросети – это идентификация лиц и объектов. Их можно применять для распознавания различных элементов на основе фотографий, аудио- и видеозаписей. К примеру, благодаря ИИ у следователя есть возможность определить номерные знаки автомобилей с целью определения местоположения транспортного средства. Кроме того, нейросеть может выявлять объекты по словесному описанию, по каким-либо конкретным приметам: по одежде, оружию, транспортному средству. В таком случае искусственный интеллект поможет упростить профессиональную деятельность следователя, поскольку программе требуется намного меньше времени для обработки подобных материалов.

Нейросеть способна самостоятельно анализировать социальные сети, новостные статьи и иные социальные медиа для выявления призывов к экстремизму и терроризму, а также нарушение законодательства. Большие объемы данных, которые размещаются в социальных медиа, могут быть эффективно обработаны и проверены нейросетью, которая может обнаруживать делинквентное поведение.

Однако, стоит отметить, что даже в этом случае необходимо учитывать возможность потенциальных ошибок и неточностей в работе искусственного интеллекта, который может повлечь наступление неблагоприятных последствий, таких как неправильные выводы и ложные обвинения. Именно поэтому при использовании нейросетей для таких целей следует придерживаться этическим и законодательным стандартам и проводить регулярную проверку полученных результатов. Более того, также важно принимать во внимание конституционные права граждан на свободу слова и мысли, соблюдать права на неприкосновенность частной жизни и конфиденциальность информации.

Искусственный интеллект открывает большое количество возможностей для автоматической классификации информации, что может снизить вероятность ошибок и повысить качество заключений экспертов.

Искусственная интеллектуальная система и иные технологии машинного обучения способны обрабатывать и классифицировать большие объемы данных, что значительно разгружает экспертов. Таким образом можно повысить качество независимых экспертных заключений.

С помощью искусственного интеллекта можно создать инструменты, анализирующие и обрабатывающие информацию в более короткие сроки, чем эксперт, работающий в лаборатории. Данный аспект исключает возможность человеческих ошибок, связанных, например, с усталостью или присущими человеку предубеждениями, что может привести к повышению качества работы и более точным результатам анализа.

То есть, применение обозначенных программ в процессе классификации информации может стать одним из ключевых факторов в совершенствовании независимых экспертных заключений, и обеспечить более качественных и объективный анализ данных.

Система искусственного интеллекта может быть полезной в области деятельности правоохранительных органов, но при строгом выполнении условия: итоговую проверку информации, полученной таким образом, её анализ и оценку объективности выполняет человек, специалист, имеющий соответствующие навыки, знания и опыт.

Подводя итог исследованию, следует отметить основные преимущества внедрения искусственного интеллекта в профессиональную деятельность следователя: во-первых, таким образом сокращается время для сбора, анализа и классификации информации, следовательно, задачи можно решать в более короткие сроки, во-вторых, повышение уровня объективности в проведении расследования, в-третьих, возможность поиска латентных преступлений в сети Интернет (например, выявление скрытых призывов к экстремизму и терроризму в социальных сетях и мессенджерах). Несомненно, приведенный перечень преимуществ не является исчерпывающим, поскольку технологии искусственного интеллекта развиваются постоянно, открывая таким образом новые возможности для его внедрения в указанную область человеческой деятельности.

Достижения информационных технологий следует активно внедрять в правоохранительную деятельность, поскольку они предоставляют широкие возможности в борьбе с преступностью, как на стадии предварительного расследования, так и для прогнозирования и предупреждения противоправного поведения.

Но, следует отметить и негативные факторы: возможность программных ошибок, что может привести к неправильным и ошибочным решениям следователя; низкий уровень технической квалификации сотрудников, ограниченность доступа к сетевым технологиям; риск неправомерного использования данных, влекущий нарушение прав и свобод человека.

Несмотря на то, что искусственный интеллект может обеспечить более точный, быстрый и эффективный анализ большого объёма информации и облегчить работу следователя, необходимо учитывать риски, связанные с его внедрением. Искусственный интеллект не сможет полностью заменить человека, он лишь поспособствует получению качественного результата, поскольку имитация человеческой деятельности еще не означает возможность её замены. Достижения науки в данной сфере не являются панацеей. А лишь представляют собой мощный инструмент, которым надо уметь эффективно пользоваться [7].

1. Яким, А. Д. Информатизация уголовного судопроизводства: современное состояние, противодействие преступлениям в сфере информационно-телекоммуникационных технологий / А. Д. Яким // Противодействие преступлениям в сфере информационно-телекоммуникационных технологий: Сборник научных трудов Международная научно-практическая конференция, Москва, 30 марта 2023 года / Сост. А.В. Константинов. – Москва: Московский университет Министерства внутренних дел Российской Федерации им. В.Я. Кикотя, 2023. – С. 212-216.

2. Федеральный закон «О проведении эксперимента по установлению специального регулирования в целях создания необходимых условий для разработки и внедрения технологий искусственного интеллекта в субъекте Российской Федерации – городе федерального значения Москве и внесении изменений в статьи 6 и 10 Федерального закона «О персональных данных» от 24.04.2020 N 123-ФЗ.

3. Автоматическая обработка текстов на естественном языке и анализ данных: учеб. пособие / Большакова Е.И., Воронцов К.В., Ефремова Н.Э., Клышинский Э.С., Лукашевич Н.В., Сапин А.С. – М.: Изд-во НИУ ВШЭ, 2017. – 269 с.

4. Кирова Людмила Мироновна, Макаревич Марина Леонидовна Правовые аспекты использования нейронных сетей // Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования. 2018. №1 (27).

5. Уголовно-процессуальный кодекс Российской Федерации от 18.12.2001 N 174-ФЗ.

6. А. Ю. Гордеев, Перспективы развития и использования искусственного интеллекта и нейросетей для противодействия преступности в России (на основе зарубежного опыта) // НАУЧНЫЙ ПОРТАЛ МВД РОССИИ. 2021. №1 (53). С. 123-135

7. М.Д. Лебедев, С.А. Саввоев Использование искусственного интеллекта в расследовании преступлений // Скиф. 2020. №7 (47).

<<<<<<

>>>>>>

Глава 22

СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ (CNN) В ПРИМЕНЕНИИ К КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

Чжао Чэньсяо, Белов Ю.С.

С развитием технологий дистанционного зондирования классификация изображений сцен дистанционного зондирования стала важной задачей. В данной статье обобщен обзор применения сверточных нейронных сетей в классификации изображений дистанционного зондирования, с целью предоставить исследователям вспомогательный инструмент для углубленного исследования в этой области.

Изображения дистанционного зондирования

Направление исследований в области компьютерного зрения, связанное с распознаванием и классификацией изображений дистанционного зондирования, имеет широкое применение в таких областях, как спутниковая навигация, экологический мониторинг, городское планирование, развитие сельского хозяйства и других. Изображения дистанционного зондирования делятся на различные категории согласно разным критериям:

1) По пространственному разрешению:

Низкое разрешение (Low Resolution): площадь земной поверхности, покрытая каждым пикселем, относительно велика, обычно превышает 100 метров. Подходит для анализа крупномасштабных поверхностных характеристик.

Среднее разрешение (Medium Resolution): распространены пространственные разрешения около 10-30 метров. Позволяет обеспечить хорошие детали, сохраняя при этом большой обзор, подходит для городского планирования, мониторинга сельского хозяйства и других областей.

Высокое разрешение (High Resolution): обеспечивает очень тонкое пространственное разрешение, позволяющее выявлять отдельные здания или дороги и другие маломасштабные объекты. Применяется в оценке бедствий, обнаружении изменений использования земли, военной разведке и других аспектах.

Очень высокое разрешение (Very High Resolution): пространственное

разрешение крайне высоко, может достигать сантиметрового уровня. Часто используется для специальных задач, таких как точное картографирование, мониторинг инфраструктуры, археологические исследования и т.д.

2) По спектральной информации:

Панхроматическое (Panchromatic, PAN): содержит только один диапазон, записывает общую яркость всех цветов в видимом диапазоне, изображение представлено в градациях серого. Часто используется для усиления четкости других многоспектральных или сверхспектральных изображений.

Многоспектральное (Multispectral, MS): включает несколько дискретных диапазонов, обычно красный, зеленый, синий и ближний инфракрасный диапазоны. Применяется для оценки состояния растительности, управления водными ресурсами, экологического мониторинга и других задач.

Сверхспектральное (Hyperspectral, HS): предоставляет большое количество непрерывных диапазонов, каждый канал охватывает очень узкий диапазон длин волн, обычно содержит десятки до сотен диапазонов. Применяется в поисках минералов, идентификации видов культур, обнаружении загрязнений, экологических исследованиях и других специализированных областях.

Теплоинфракрасное (Thermal Infrared, TIR): сосредоточено в теплоинфракрасном диапазоне, используется для измерения распределения температур поверхности земли.

Радиолокационное (Synthetic Aperture Radar, SAR): создает изображения путем передачи микроволнового сигнала и приема отраженного сигнала, способно работать в условиях тумана. Применяется для мониторинга океанов, отслеживания движения ледников, анализа геологических структур и других задач.

Данные дистанционного зондирования часто являются многомодальными, и фьюжн данных и информации используется для совместного использования этих взаимодополняющих источников данных.

Сверточные нейронные сети, часто используемые для распознавания и классификации изображений

1) Архитектура LeNet

Архитектура LeNet является одной из самых ранних архитектур CNN, предложенной Yann LeCun в 1998 году. Она продемонстрировала эффективность CNN в задачах распознавания рукописных символов, используя базу данных изображений MNIST для обучения и тестирования [1].

2) Архитектура AlexNet

Это вариация архитектуры LeNet, представленная Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever и Geoffrey Hinton в 2012 году. Архитектура содержит 5 сверточных слоев, 3 пулинговых слоя и 3 полносвязных слоя, достигая ошибки классификации top-5 на уровне 15.4%. Ее появление стало значительным прорывом в области классификации изображений [18].

3) Архитектура Inception

Архитектура Inception также известна как GoogLeNet, представляет переход полносвязной архитектуры к распределенной, что в определенной степени позволяет избежать увеличения количества параметров и риска переобучения при увеличении размеров сети, а также квадратичного роста потребления ресурсов [2].

4) Архитектура ResNet

Это сеть с остаточными связями (Residual Network), которая также является сверхглубокой сетью с 152 слоями, разработанной He и соавторами в 2015 году. Как показано на рисунке 1, она включает в себя короткую связь, передающую входной вектор через несколько сверточных слоев, что обеспечивает изменение входных данных вместо их полной замены, тем самым предотвращая потерю информации, характерную для традиционных CNN. Остаточные связи решают проблему исчезающего градиента при обучении глубоких сетей. Ошибка составляет 3.6%, что ниже человеческой ошибки в 5.1% [3]. Это указывает на то, что искусственный интеллект в области распознавания изображений уже превосходит способности человека.

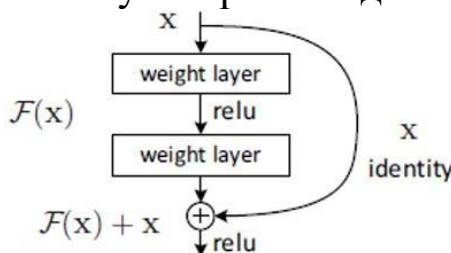


Рисунок 1. Базовая структура модуля резидуальной сети – резидуальный блок

Классификация изображений дистанционного зондирования на основе CNN

По сравнению с обычными изображениями, изображения дистанционного зондирования содержат более богатую спектральную информацию и пространственную информацию, отражающую их структуру, форму и текстуру. Поэтому много исследований сосредоточено на улучшении моделей CNN для лучшего захвата характеристик в изображениях дистанционного зондирования.

1) Улучшение входного слоя

Изображения дистанционного зондирования обычно содержат информацию о большем количестве каналов, а также обогащенную многомасштабную и текстурную информацию. Для повышения точности извлечения объектов в изображениях дистанционного зондирования необходимо эффективно использовать мультиспектральную и мультиканальную информацию. Zhang и соавторы [4] объединили два высокоразрешенных изображения дистанционного зондирования (GF-2 и WorldView) в качестве входных данных для CNN для извлечения дорог, достигнув высокой точности 99.2%.

2) Улучшение полносвязного слоя

Поскольку параметры полносвязного слоя составляют большинство параметров CNN, многие ученые пытаются уменьшить количество параметров в полносвязном слое CNN, стремясь к лучшей сходимости модели. Zhong и соавторы [5] предложили глобальный средний пулинговый слой (GAP), который используется для замены полносвязной сети в качестве классификатора, значительно уменьшая общее количество параметров в модели CNN.

3) Улучшение функции потерь

В изображениях дистанционного зондирования объекты могут быть ориентированы в различных направлениях. Обычные функции потерь плохо различают индивидуальные характеристики объектов одного и того же класса, что приводит к снижению точности классификации при использовании стандартных функций потерь. Cheng и соавторы [6] добавили L2 регуляризацию и ограничение на изменение ориентации объекта в исходную функцию потерь, что позволило достичь высокой точности детектирования.

4) Улучшение архитектуры сети

Для достижения более высокой точности классификации необходимо увеличивать количество слоев в CNN, что одновременно увеличивает количество параметров, требуя больше обучающих данных. Однако в области дистанционного зондирования серьезно не

хватает обучающих данных, и даже использование техник усиления изображений недостаточно для хорошего обучения нейронной сети. Поэтому некоторые исследователи попытались улучшить архитектуру CNN. Li, Fu и соавторы [7] обучили несколько независимых моделей CNN с разным количеством нейронов в полносвязных слоях, а затем в тестовой фазе объединили результаты классификации через стратегию голосования, чтобы получить окончательный результат классификации сцены.

1. Lecun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition // Proc. IEEE. 1998, Vol. 86, No. 11, pp. 2278–2324.
2. Arora S., Bhaskara A., Ge R., Ma T. Provable bounds for learning some deep representations // Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning, PMLR 32(1):584-592, 2014.
3. Сикорский О.С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений // Новые информационные технологии в автоматизированных системах, 2017, No. 20, pp. 37–42.
4. Zhang Y., Xia W., Zhang Y.-Z., Sun S.-K., Sang L.-Z. Road extraction from multi-source high-resolution remote sensing image using convolutional neural network // 2018 International Conference on Audio, Language and Image Processing(ICALIP), 2018.
5. Zhong Y., Fei F., Zhang L. Large patch convolutional neural networks for the sceneclassification of high spatial resolution imagery // Journal of Applied Remote Sensing, 2016, Vol. 10, Issue 2, pp. 025006.
6. Cheng G., Zhou P., Han J. Learning rotation-invariant convolutional neural networks for object detection in VHR optical remote sensing images // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, Vol. 54, No. 12, pp. 7405–7415.
7. Li H., Fu K., Xu G., Zheng X., Ren W., Sun X. Scene classification in remotesensing images using a two-stage neural network ensemble model // Remote Sensing Letters, 2017, Vol. 8, No. 6, pp. 557–566.

<<<<<<

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Адамчукова Елена Юрьевна – Аспирант, ФГБОУ ВО «Донской государственный технический университет», г. Ростов-на-Дону

Белов Юрий Сергеевич – кандидат физико-математических наук, доцент, Калужский филиал Московского государственного технического университета имени Н. Э. Баумана, Калуга

Белоусова Татьяна Михайловна – кандидат педагогических наук, доцент, ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина», Воронеж

Бигаев Герман Вячеславович – магистрант, Сургутский государственный университет, Сургут

Вейл Анна Викторовна – Магистрант, МосГУ

Гаврилюк Наталия Павловна – кандидат исторических наук, директор музея «Бузеон», ООО «Полотняно-Заводская бумажная мануфактура», Калуга

Губарева Елена Алексеевна – кандидат физико-математических наук, доцент, Государственный университет управления, Москва

Заведеев Егор Владимирович – кандидат экономических наук, доцент, Сургутский государственный университет, Сургут

Карагодин Василий Петрович – доктор биологических наук, доцент, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова», Высшая инженерная школа «Новые материалы и технологии», Кафедра товарной экспертизы и таможенного дела, г. Москва

Карганов Виталий Вячеславович – старший научный сотрудник к.т.н., доцент, Научно-исследовательский центр, Военная академия связи, г. Санкт-Петербург

Киселева Людмила Александровна – старший преподаватель кафедры СГД, Уральский государственный лесотехнический университет, г. Екатеринбург

Клевеко Владимир Иванович – кандидат технических наук, доцент, Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Кривоногова Екатерина Владимировна – Научно-исследовательский центр Военной академии связи, Санкт-Петербург

- Кругляк Людмила Ивановна** – кандидат экономических наук, доцент ИПНБ РАНХиГС, г. Москва
- Кузьменко Елена Львовна** – кандидат педагогических наук, доцент, ВУНЦ ВВС «ВВА имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина», Воронеж
- Марковская Елена Александровна** – кандидат педагогических наук, профессор РАЕ, заместитель начальника, ФГКОУ «Санкт-Петербургский кадетский военный корпус имени князя Александра Невского Министерства обороны Российской Федерации», г. Санкт-Петербург
- Машунин Юрий Константинович** – доктор экономических наук, доцент, профессор кафедры «Государственного и муниципального управления», Дальневосточный федеральный университет
- Овчаренко Марина Сергеевна** – кандидат технических наук, доцент, Военный институт (инженерно-технический) Военной академии материально-технического обеспечения им. генерала армии А.В. Хрулева, Санкт-Петербург
- Осипов Геннадий Сергеевич** – доктор технических наук, заведующий кафедрой информатики, Сахалинский государственный университет, Южно-Сахалинск
- Папикян Анжела Валериондовна** – кандидат педагогических наук, доцент, ФГБОУ ВО «АГПУ», Армавир
- Половников Владислав Олегович** – Сахалинский государственный университет, Южно-Сахалинск
- Попова Оксана Васильевна** – Московская академия Следственного комитета Российской Федерации
- Рословцева Марина Юрьевна** – кандидат педагогических наук, методист, ФГКОУ «Санкт-Петербургский кадетский военный корпус имени князя Александра Невского Министерства обороны Российской Федерации», г. Санкт-Петербург
- Рябов Геннадий Анатольевич** – Научно-исследовательский центр Военной академии связи, Санкт-Петербург
- Скворцов Роберт Родионович** – и. о. директора по научно-техническому развитию АО «Алмаз», Ростов-на-Дону
- Сметана Владимир Васильевич** – кандидат философских наук, директор АНО НИИ «ЦИФРОВОЙ ИНТЕЛЛЕКТ», Москва

Сорочан Виталий Викторович – кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информатики и информационных технологий, Калужский государственный университет им. К.Э. Циолковского, Калуга
Спиридонов Андрей Викторович – кандидат экономических наук, доцент ИЭиП (филиал) ОУП ВО «АТиСО»

Съедугина Анастасия Сергеевна – Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова», Высшая инженерная школа «Новые материалы и технологии», Кафедра товарной экспертизы и таможенного дела, г. Москва

Уткина Александра Сергеевна – ассистент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова», Высшая инженерная школа «Новые материалы и технологии», Кафедра товарной экспертизы и таможенного дела, г. Москва

Феоктистов Анатолий Валерьевич – Санкт-Петербургское государственное бюджетное профессиональное образовательное учреждение «Санкт-Петербургский технический колледж управления и коммерции», преподаватель, г. Санкт-Петербург

Хашин Сергей Иванович – кандидат физико-математических наук, доцент, Ивановский государственный университет, Иваново

Царев Юрий Александрович – доктор технических наук, профессор, Донской государственный технический университет, Ростов-на-Дону

Черных Ярослава Павловна – Московская академия Следственного комитета Российской Федерации

Чжао Чэньсяо – Калужский филиал Московского государственного технического университета имени Н. Э. Баумана, Калуга

Шайдуров Александр Сергеевич – Уральский государственный лесотехнический университет, г. Екатеринбург

Яким Алина Дмитриевна – ассистент кафедры информационных технологий и организации расследования киберпреступлений, Московская академия Следственного комитета Российской Федерации