

На правах рукописи

Карандеев Александр Андреевич

**МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ КОНФЛИКТНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ
САМООБУЧАЮЩЕЙСЯ СИСТЕМЫ С ВНЕШНЕЙ СРЕДОЙ В
УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ**

05.13.11 – Математическое и программное обеспечение вычислительных
машин, комплексов и компьютерных сетей

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва – 2022

Работа выполнена в Федеральном исследовательском центре «Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша Российской академии наук» (ФИЦ ИПМ им. М.В. Келдыша РАН)

Научный консультант:

Осипов Владимир Петрович

кандидат технических наук, доцент, ведущий научный сотрудник ФИЦ ИПМ им. М.В. Келдыша РАН

Официальные оппоненты:

Кульба Владимир Васильевич

доктор технических наук, профессор, заслуженный деятель науки Российской Федерации, главный научный сотрудник Института проблем управления им. В.А.Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН)

Мухин Сергей Иванович

доктор физико-математических наук, профессор кафедры вычислительных методов факультета вычислительной математики и кибернетики Московского государственного университета имени М. В. Ломоносова (ВМК МГУ)

Ведущая организация:

ФГБОУ ВО «Донской государственный технический университет» (ДГТУ)

Защита диссертации состоится 28 сентября 2022 г. в 16 час. 00 мин. на заседании диссертационного совета Д 002.073.02 при Федеральном исследовательском центре «Информатика и управление» Российской академии наук по адресу: 119333, Москва, ул. Вавилова, д. 44, кор. 2.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук по адресу: 119333, Москва, ул. Вавилова, д. 44, кор. 2 и на сайте <http://www.frccsc.ru>.

Автореферат разослан «___» 2022 г.

Ученый секретарь диссертационного совета



Р.В. Разумчик

Общая характеристика работы

Актуальность темы исследования. В Российской Федерации активно осуществляется цифровая трансформация. Это происходит на фоне экономических санкций, гибридной и информационной войны, пандемийных ограничений. В утвержденном правительствоом РФ документе «Стратегическое направление в области цифровой трансформации государственного управления»¹ обозначена проблема «недостатка достоверных сведений (данных), доступных в режиме реального времени, необходимых для принятия управлений решений». Таким образом, отмечается потребность в технологиях поиска эффективных решений в условиях недостатка информации и быстро меняющейся обстановки.

Экономические санкции, гибридные и информационные войны являются типичными примерами конкурентного и **конфликтного взаимодействия (КВ)** сложных социальных, экономических и geopolитических систем.

В случае пандемии можно говорить о конфликтном взаимодействии государства с природной системой возникновения и распространения заболевания. В ходе развития пандемии COVID 19 также отмечался недостаток информации о свойствах вируса, его мутациях и скорости распространения. Пандемия распространялась достаточно быстро, что требовало оперативного прогноза уровня заболеваемости и влияния его на социальное и экономическое состояние общества, своевременного принятия адекватных мер, накопления опыта борьбы с пандемией.

В ходе реализации конфликтного взаимодействия снижается уровень неопределенности, появляются дополнительные данные о целях и моделях поведения противника, эффективности различных мер противодействия внешним угрозам и т.п. Происходит обучение субъекта конфликта и накопление его жизненного опыта.

Для моделирования и прогноза развития КВ обоснованным становится применение искусственных **самообучающихся систем (СОС)**, обобщающих понятие **интеллектуального агента (ИА)**, который, действуя в условиях неполной информации, в ходе вычислительного эксперимента улучшает свое поведение с опытом в зависимости от реакции окружающей среды.

Проблему недостатка информации в начале КВ решает мониторинг информационного пространства внешней среды (сеть Интернет) и экспертная оценка априорной информации о конфликтной ситуации. На их основе возможна разработка модели конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой и

¹ Стратегическое направление в области цифровой трансформации государственного управления. Утверждено распоряжением Правительства Российской Федерации от 22 октября 2021 г. № 2998-р.

вариантные исследования развития конфликта на высокопроизводительной вычислительной технике.

Важно отметить, что научные исследования в направлении «автономное самообучение и развитие адаптивности алгоритмов к новым задачам» в ст. 30 Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года² обозначены как одни из приоритетных. Это подтверждает актуальность диссертационного исследования.

Целью диссертации является разработка метода обучения и адаптации СОС в условиях конфликтного взаимодействия с внешней средой и неполных данных об обстановке по результатам вычислительного эксперимента.

Объектом диссертационного исследования являются искусственные самообучающиеся системы.

Предметом диссертационного исследования являются модели СОС, методы обучения и адаптации СОС на основе данных мониторинга сети Интернет и результатов имитационного моделирования конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой.

Основные задачи диссертационной работы состоят в следующем:

1. Разработать метод и алгоритм добычи и интеллектуальной обработки неструктурированных данных в сети Интернет для снижения неопределенности при оценке ситуации.
2. Разработать методы и алгоритмы обучения и адаптации СОС к внешней среде в условиях неполных данных об обстановке по результатам имитационного моделирования конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой.
3. Проведение экспериментальных исследований предложенного метода обучения и адаптации СОС на тестовых данных, а также применительно к задаче оценки эффективности мер противодействия по борьбе с вирусными инфекциями.

Методы исследований. В работе использованы методы системного анализа, конфликтологии, теории искусственного интеллекта, агентного моделирования, построения и анализа алгоритмов, оптимизации в многомерном пространстве.

Модель СОС разработана на основе формализации, анализа и интерпретации слабоструктурированных процессов взаимодействия элементов СОС между собой и с внешней средой с помощью когнитивного подхода. Методы адаптации и обучения СОС разработаны на основе технологий искусственного интеллекта (ИИ) и имитационного моделирования, реализованы в программных комплексах по сбору и анализу неструктурированных данных из

² Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года. Утверждена Указом Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. N 490.

сети Интернет, а также инструментов моделирования конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой и формирования базы знаний об эффективности решений в различных ситуациях. Наполнение базы знаний осуществляется по результатам вычислительного эксперимента с помощью сервисов и ресурсов электронного полигона.

Современной основой для построения вычислительного комплекса самообучающейся системы является специализированная платформа для сбора и цифровой обработки данных, а также численного моделирования поведения сложных систем, имеющую своим назначением прогнозирование развития тех или иных процессов в экономике, природной и социальных сферах.

Рассматриваемая проблематика находится на пересечении нескольких научных направлений, таких как: системный анализ и проектирование систем, агентное моделирование, оптимизация в многомерном пространстве, информатика, системы поддержки принятия решений (СППР) и искусственный интеллект.

Теоретическая значимость результатов исследования определяется возможностью их использования при создании моделей СОС, алгоритмов и программного кода в интересах исследования процессов самообучения и адаптации различных видов систем в ходе конфликтного взаимодействия с внешней средой на высокопроизводительных вычислительных системах.

Практическая значимость результатов исследования определяется возможностью их применения на различных стадиях решения широкого спектра задач в области экономической конкуренции, борьбы с вирусными инфекциями, анализа конфликтного потенциала в обществе и поиска методов его снижения.

Результаты работы применены при создании программного обеспечения автономного вычислительного кластера для сбора, обработки и хранения данных по проекту Минобрнауки «Моделирование эпидемий вирусных инфекций» Соглашение №75-11-2020-011 от 19 октября 2020 г.

Достоверность результатов диссертационного исследования и выводов обеспечивается:

- выбранными моделями, методами и алгоритмами, адекватно отражающими процессы конфликтного взаимодействия самообучающихся систем с внешней средой;
- достоверностью исходных данных, взятых для исследования, и адекватностью результатов вычислительных экспериментов;
- эффективным применением результатов исследования в ходе реализации проекта Минобрнауки «Моделирование эпидемий вирусных инфекций».

Основные положения, выносимые на защиту

1. Предложен новый метод снижения неопределенности при оценке ситуаций конфликтного взаимодействия, основанный на когнитивном моделировании, мониторинге открытого информационного пространства сети Интернет и анализе семантических связей с помощью нейронных сетей, который позволяет структурировать процессы конфликтного взаимодействия с выделением наиболее значимых факторов, влияющих на развитие конфликта, и снизить уровень неопределенности при оценке ситуации.

2. Предложен новый метод обучения и адаптации СОС к изменяющейся обстановке конфликтного взаимодействия в условиях неполных данных, основанный на использовании модели интеллектуального агента, обучение которого осуществляется в ходе вычислительных экспериментов по построению в многомерном фазовом пространстве траектории движения к целевому состоянию (коэволюция ИА). Метод позволяет генерировать наиболее рациональные модели поведения СОС в изменяющейся обстановке конфликтного взаимодействия с внешней средой.

3. Разработан действующий прототип нового программный комплекса для решения задач снижения неопределенности при оценке ситуаций конфликтного взаимодействия, обучения и адаптации СОС к изменяющейся обстановке, который обеспечивает дополнительную информационно-аналитическую поддержку принятия управленческих решений в условиях целенаправленного противоборства и недостатка информации.

Положения, выносимые на защиту, соответствуют пунктам 3 и 4 раздела «Области исследований» паспорта специальности 05.13.11 – «Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей».

Научная новизна. В работе получены следующие новые научные результаты:

1. Впервые предложены методы и алгоритмы, которые реализуют процесс обучения СОС путем заполнения базы знаний результатами имитационного моделирования и прогнозирования хода развития конфликтного взаимодействия СОС с изменяющейся внешней средой;

2. Впервые предложен метод адаптации СОС, который позволяет производить обоснованный выбор наиболее эффективных решений по противодействию внешним угрозам в зависимости от обстановки в условиях неполных данных.

Участие в научно-исследовательских работах. Результаты диссертации были применены в ходе выполнения научно-исследовательских работ:

1. Моделирование конкурентного взаимодействия организационных систем с применением методов искусственного интеллекта Грант РФФИ 20-31-90031 «Аспиранты»;

2. Многофакторное моделирование с применением технологий искусственного интеллекта структурно-динамического равновесия социально-экономической системы РФ при распространении пандемии Грант РФФИ 20-04-60160 «Вирусы»;

3. Разработка методов прикладного моделирования процессов и систем обеспечения комплексной безопасности критически важных объектов на суперкомпьютерах гибридной архитектуры. Грант РФФИ 16-29-09550 офи_м;

4. Комплексный проект Минобрнауки «Моделирование эпидемий вирусных инфекций» Соглашение №75-11-2020-011 от 19 октября 2020 г. (ИГК 000000007520RHT0002).

Личный вклад автора. Работа выполнена автором самостоятельно. Ему принадлежит организация и непосредственное осуществление исследований, разработка методов моделирования, численных алгоритмов, программного обеспечения, проведение численных (компьютерных) экспериментов и интерпретация результатов. В работе использованы материалы, полученные лично автором, а также в соавторстве [1-9].

Апробация работы. Положения диссертации были рассмотрены на конференциях:

- Technology, Culture and International Stability TECIS 20th IFAC Conference on Technology;
- Международная конференция по Прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли АММАI-2020;
- Забабахинские научные чтения 2021;
- Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению Graphicon 2021;
- Восьмая международная конференция «Физико-техническая информатика» Computing for Physics and Technology, CPT2020;

Публикации. По теме диссертации опубликовано 9 печатных работ, 3 из них – в журнале, индексируемом в Scopus и WoS, 3 – в журналах из перечня ВАК. В рамках диссертационной работы получены два свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

Объем и структура работы. Диссертационная работа общим объемом 128 страниц состоит из введения, четырех глав, заключения, и приложения. Список использованных источников, включает 82 наименования. В работе также содержится 48 рисунков и 3 таблицы.

Содержание работы

Во **введении** обоснована актуальность работы. Приведены основные направления развития конфликтологии, выделена проблема снижения уровня неопределенности в оценки ситуации и обозначено место вычислительный комплексов как инструмента решения прикладных и фундаментальных задач современной конфликтологии.

Рассмотрены проблемы, связанные с недостатком информации при конфликтном взаимодействии системы с внешней средой. Показано, что основными способами уменьшения уровня неопределенности в подобного рода задачах является мониторинг и сбор информации об окружающем пространстве, разработка и построение логически правильной и корректной математической модели, а также анализ данных, полученных в ходе мониторинга и вычислительных экспериментов. Обосновано применение технологии искусственных СОС, обобщающих понятие ИА.

Обозначены основные задачи исследования, научная новизна работы и её практическая значимость. Приведены сведения по использованным методам исследования, достоверности результатов, описана апробация работы. Также, приведены данные об объеме и структуре диссертации.

Первая глава посвящена анализу состояния исследований в области моделирования конфликтного взаимодействия самообучающихся систем.

Для целей диссертационного исследования проведен анализ состояния исследований вопросов формализации и классификации конфликтов, методов прогнозирования развития конфликта, проблем принятия решений в условиях недостатка информации и ситуационного управления, методов моделирования процессов взаимодействия сложных систем.

В трудах Д.А. Новикова и А.Г. Чхартишвили проработаны современные подходы к математическому моделированию рефлексивных процессов в управлении и поведении взаимодействующих субъектов. Существенным в этом подходе является неявное предположение о «полном знании», которое не отражает реалии существенной неопределенности обстановки, в которой функционируют и принимают решения стороны реальных конфликтов. Учет условий неопределенности требует развития специализированных средств моделирования взаимодействия больших систем.

В работах В.В. Кульбы, И.В. Чернова и В.Л. Шульца изложена методология сценарного анализа и когнитивного моделирования политических, социальных, экономических аспектов конфликтного противостояния, проанализирован комплекс методологических проблем информационной поддержки государственной политики России в Арктике в условиях активного противодействия со стороны геополитических противников.

В трудах Ю.И. Нечаева развивались современные технологии принятия решений на основе теории катастроф и системного подхода к организации интеллектуальных систем, функционирующих в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Как отмечает автор, эти подходы открывают возможности интерпретации информации при формализации динамической базы знаний, обеспечивая режимы самонастройки вычислительной среды в зависимости от получаемых решений.

Идеи самонастройки, обучения и адаптации впервые были разработаны в работах Я.З. Ципкина и Л.А. Растрогина, в которых рассмотрены проблемы адаптации, обучения и самообучения с единой точки зрения поиска экстремума некоторого показателя оптимальности сложной многокомпонентной системы.

В разработку методов решения задач оптимизации большой размерности существенный вклад внесли работы Ю.Г. Евтушенко, А.Ю. Горнова, Ю.Е. Нестерова, А.В. Гасникова.

Дальнейшее развитие идея адаптации получила в работах Д.А. Поспелова, который развивал методологию ситуационного управления сложными техническими и организационными системами, основываясь на идеях теории искусственного интеллекта и использовании обучения и обобщения в качестве основных процедур при управлении по текущим ситуациям. В настоящее время концепция ситуационного управления нашла свое воплощение в фундаментальных подходах к ситуационному анализу и системах поддержки принятия решений, над разработкой которых трудились И.А. Соколов, А.А. Зацаринный, А.П. Сучков, Н.И. Ильин, Г.С. Осипов, А.Б. Петровский, Э.А. Трахтенгерц, В.А. Судаков.

Результатом этих исследований стали ситуационные центры различного уровня как основа системы ситуационного управления.

Объектами ситуационного анализа являются сложные социальные, экономические, организационно-технические, политические и другие подобные системы. Методологию анализа сложных систем и системного проектирования разрабатывали Н.П. Бусленко, С.Ф. Матвеевский, Д.А. Новиков.

Для целей диссертационного исследования перспективной является модель интеллектуального агента, ключевым параметром которого является рациональность поведения. В этой связи необходимо отметить фундаментальный труд С. Рассела и П. Норвика.

Следует учитывать, что агент не может обладать всей информацией о среде, а потому рациональность тех или иных его действия связана с объемом и качеством информации, которой обладает агент. Модель интеллектуального агента содержит все необходимые компоненты для адекватного описания самообучающихся систем и может быть представлена в виде схемы взаимодействия агента с внешней средой (рисунок 1).

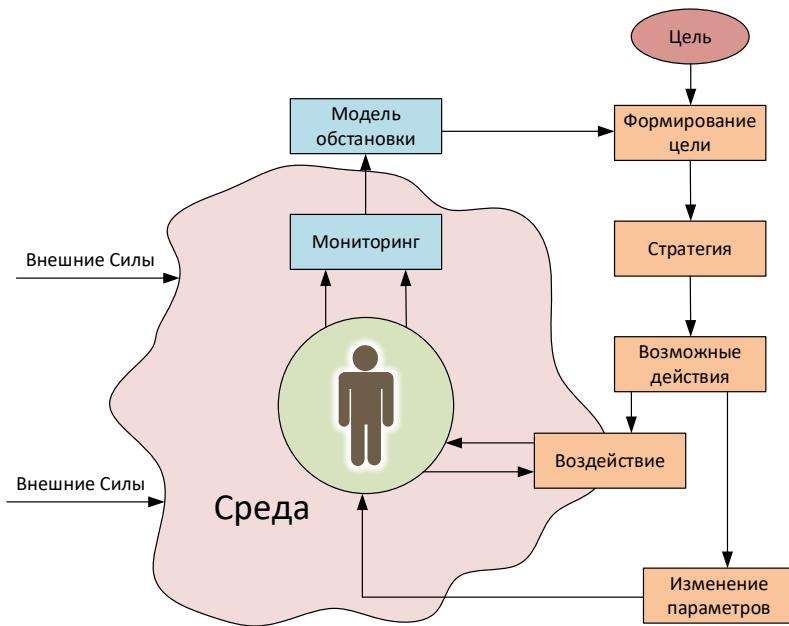


Рисунок 1 – Модель интеллектуального агента

По результатам обзора состояния исследований сформулирована цель и задачи диссертационного исследования включая разработку модели СОС, создание алгоритмов добычи данных по результатам мониторинга сети Интернет, проведение вариантного имитационного моделирования конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой для наполнения базы знаний результатами вычислительных экспериментов.

Во второй главе приведены основные теоретические результаты диссертационной работы.

Разработаны методическое и программное обеспечение для решения задач мониторинга информационного пространства сети Интернет в части добычи и обработки неструктурированных данных; моделирования состояния СОС при конфликтном взаимодействии с внешней средой.

Для упрощения поиска информации спроектирован вычислительный кластер, который позволяет реализовать несколько способов сбора данных из сети Интернет:

- сбор данных с помощью API;
- сбор данных с помощью семантического разбора веб страниц (Web Scraping);
- сбор данных с помощью средств эмуляции действий пользователя в браузере при поиске информации.

Метод и программное обеспечение решения задач мониторинга информационного пространства сети Интернет разрабатывались в ходе выполнения проекта по моделированию распространения вирусных инфекций.

Был выделен специальный этап предварительных поисковых исследований, основная задача которых заключается в сужении пространства поиска и

определении наиболее информативных источников данных. Была решена проблема автоматизированного мониторинга выделенного множества источников данных с помощью алгоритмов автоматизированных запросов и обработки неструктурированных данных, представленных, как правило, в текстовом формате. При этом для обработки текстовых данных были применены нейронные сети различной архитектуры. Средства мониторинга реализованы в виде программных модулей (рисунок 2).



Рисунок 2 – Общая структура средств мониторинга

Разработаны сервисы и ресурсы электронного полигона и модель базы знаний (прецедентов), алгоритмы и программное обеспечение вычислительного эксперимента при конфликтном взаимодействии СОС с внешней средой в условиях неполных данных об обстановке. Численное моделирование позволяет многократно воспроизводить на вычислительной платформе различные типы конфликтного взаимодействия с внешней средой. Полученная информация позволяет выявлять роль и значимость тех или иных моделей поведения, находить и формировать рациональный набор действий, который приведет к заданному состоянию системы в зависимости от условий среды и поставленных целей.

На рисунке 3 представлена общая схема метода обучения СОС на основе мониторинга, моделирования и формирования баз знаний.

Данная схема и программный комплекс мониторинга используется при сборе предварительной информации, которая используется для построения когнитивной многофакторной модели.

Структура современных когнитивных моделей (когнитивных карт) представляется в виде орграфов, вершины (концепты) которых представляют системные факторы (параметры, переменные), а дуги – отношения влияния (причинно-следственные отношения) между ними.

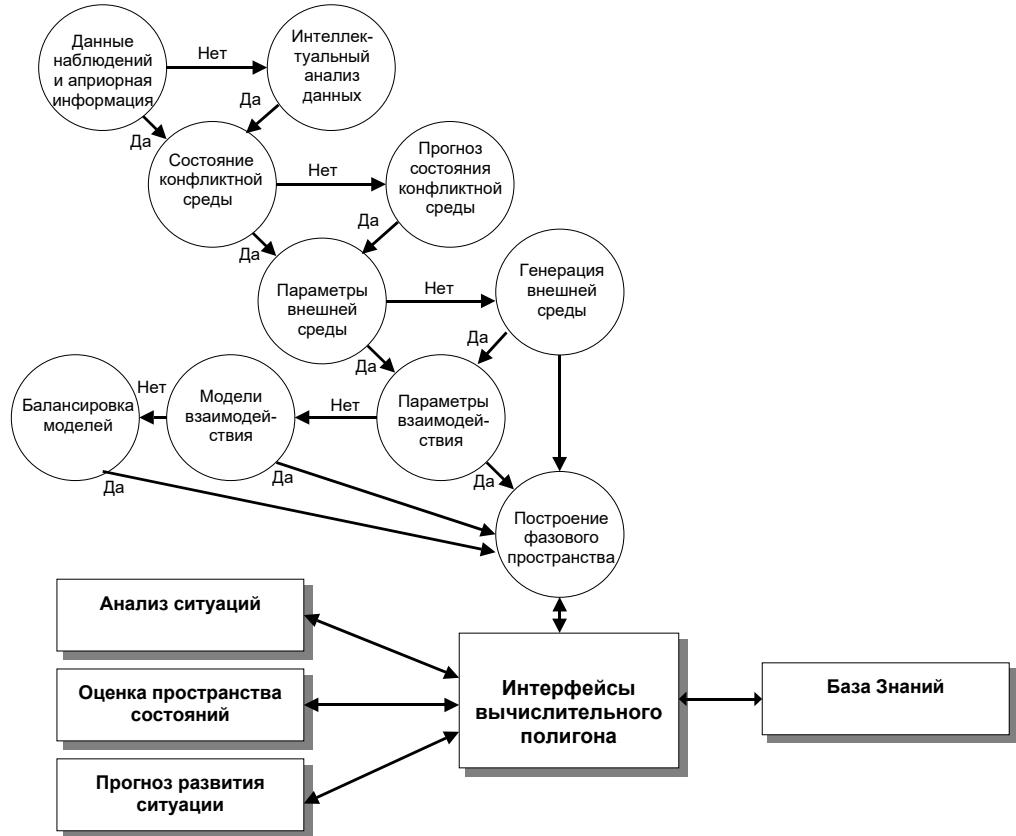


Рисунок 3 – Общая схема реализации метода обучения

Процесс построения такой модели и последующий анализ в значительной мере помогают структурировать и наглядно представить ситуацию. Преимуществами когнитивных карт являются их простота и наглядность, адаптивность к усложнению системы и неопределенности исходных данных.

В диссертации СОС представляется как совокупность множества системных факторов³ $A = \{a_i, i = 1, \dots, N\}$, которые мы будем называть «компонентами самообучающейся системы» (кратко – КСС).

КСС связаны между собой отношениями зависимости, которые представлены множеством L упорядоченных пар $l_{ij} \equiv (a_i, a_j)$, $L = \{l_{i,j}\}$.

Совокупность (A, L) будем интерпретировать как орграф $S = \{A, L\}$ с вершинами a_i и дугами l_{ij} . В рассматриваемой модели каждая КСС (вершина графа) описывается некоторым значением характеризующей ее величины. Элементам l_{ij} приписывается некоторая числовая величина $-1 \leq l_{ij} \leq 1$,

³ В. П. Осипов, Ю. Г. Рыков, Б.Н. Четверушкин Математические аспекты понятия влияния в концепции когнитивного моделирования. Искусственный интеллект и принятие решений №2 2021 с.3-10.

характеризующая степень влияния вершины a_i на вершину a_j . Далее обозначим $I_{a_j} = \{i: e_{ij} \in L\}$ множество индексов вершин графа, взаимодействующих с вершиной a_j .

Поставим в соответствие каждой вершине графа S функцию $a_j = F_j(\{a_i, l_{ij}\}), i \in I_{a_j}$, которая позволяет вычислить значение КСС a_j , если известны значения тех КСС, от которых a_j зависит, и степени влияния этих зависимостей.

Введем строгие определения согласованности элементов СОС и степени влияния КСС в СОС. Пусть существуют такие $a_k^*, k \in K = \{1..K\}$, что $I_{a_k^*} = \emptyset$. Это означает, что КСС a_1^*, \dots, a_K^* являются входными параметрами, и значения других КСС, вообще говоря, могут быть выражены через значения этих входных КСС, то есть $a_j = F_j(a_1^*, \dots, a_K^*)$.

Степенью влияния входного КСС a_k^* с номером k на КСС с номером j называется величина $|\partial F_j / \partial a_k^*|$.

Для вычисления значений КСС используется операция аддитивной свертки.

Пусть матрицей смежности S служит матрица $\{l_{ij}\}$, где l_{ij} являются весами ребер, идущих от КСС с номером i к КСС с номером j . Если $l_{ij} = 0$, то КСС в данную сторону не связаны. В соответствии с правилами аддитивной свертки характеристики вершин a_j вычисляются по следующим формулам:

$$a_j = \sum_{i=1}^N l_{ij} a_i, j = 1, \dots, N.$$

Пусть для $j = 1, \dots, K$ $l_{ij} = 0 \forall i$, т.е. КСС с номером $j = 1, \dots, K$ являются входами, значения которых можно задать произвольно. Выделим эти КСС и, реорганизуя слагаемые, получим

$$\sum_{i=K+1}^N (\delta_{ij} - l_{ij}) a_i = \sum_{i=1}^K l_{ij} a_i, j = K + 1, \dots, N;$$

здесь δ_{ij} – символ Кронекера. Решение этого уравнения описывает распространение влияния через все возможные пути, ведущие от входной вершины к какой-либо другой.

Разработан программный комплекс для визуального построения многофакторных когнитивных моделей и расчета влияния внешних факторов на состояние системы.

Методическое обеспечение вычислительного эксперимента построено на формальном описании макромодели взаимодействия самообучающейся системы с внешней средой. Для этих целей может быть использовано теоретико-множественное представление взаимодействия абстрактных систем как прямое декартово произведение двух множеств:

$$D = S \times G = \{(s_i, g_j) | s_i \in S; g_j \in G; i \in I; j \in J\},$$

где S – отображает множество компонентов СОС, G – отображает множество

элементов внешней среды, $\langle s_i, g_j \rangle$ – отображает взаимодействия компонентов СОС (s_i) с компонентами внешней среды (g_j).

Состояние системы в конкретный момент времени можно рассматривать как некоторый вектор параметров СОС $\bar{q} = \{q^1, q^2, \dots, q^n\}$.

Здесь $q^{(i)}$ – i -й параметр СОС, численно характеризующий i -е внешнее свойство системы.

Взаимодействие со средой в силу неопределенности состояния среды вносит в исследуемую систему элемент неопределенности. Это дает основание говорить о существовании на некотором отрезке времени множества возможных состояний СОС $\{\bar{q}\}$. Это множество предполагается ограниченным и определяет собой пространство существования СОС – D_s .

$$\bar{q} \in D_s \text{ или } D_s\{\bar{q}\}.$$

При этом текущее состояние СОС рассматривается как точка в пространстве существования (иногда говорят в фазовом пространстве или в пространстве состояний). В силу конечного базиса и ограниченности числа возможных состояний СОС D_s можно рассматривать как ограниченное евклидово пространство. Оно является формальным отображением величины СОС, её ресурсов и рабочего потенциала. В любой момент времени может существовать только одна реализация \bar{q} . Поэтому при $t = t_i$ СОС может находиться только в одном состоянии \bar{q}_i .

Влияние процесса адаптации на состояние СОС определяется зависящим от него распределением ресурсов на пространстве D_s . Формально это может быть отображено путем наложения на D_s некоторого функционального отношения φ , определяющего состояние СОС в различных точках фазового пространства:

$$\varphi = \varphi(q).$$

СОС может реализовать некоторое конечное множество таких отношений D_φ :

$$D_\varphi = \{\varphi\}, \varphi \in D_\varphi.$$

Для φ D_s есть пространство определения, а D_φ – пространство значений.

В нашем случае формальный вид ситуативной макромодели можно отобразить в виде двухполюсника (Рисунок 4):

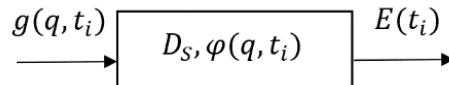


Рисунок 4 – Формальный вид ситуативной макромодели

Здесь D_s пространство состояний, отображающее состояние системы и ее возможности, $g(q, t_i)$ – функция внешних условий (характеризует воздействие внешней среды на состояние системы в данный момент времени), $\varphi(q, t_i)$ – функция адаптации СОС (характеризует модель поведения в

изменяющихся внешних условиях в данный момент времени), $E(t_i)$ – эффективность системы в данный момент времени или качество, определяющее степень соответствия СОС своему назначению, t_i – время, характеризующее конкретную ситуацию. Таким образом

$$E(t_i) = E(D_S, \varphi(q, t_i), g(q, t_i)).$$

Существует множество различных способов оценки эффективности исследуемой системы. В диссертационном исследовании под эффективностью понимается евклидово расстояние в пространстве состояний до заданного целевого состояния E_* СОС:

$$E = ||E_* - E(t_i)|| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q^{(*)} - q^{(i)})^2}.$$

Представленная макромодель является основой для проектирования электронного полигона, функционал которого должен обеспечить задание параметров пространства состояний, характеристик внешних условий, формирование процедуры адаптации СОС к изменяющейся внешней среде, определение текущего положения СОС в пространстве состояний, оценку эффективности системы в текущий момент времени.

Параметры пространства состояний определяются в ходе факторного моделирования конкретной ситуации. Размерность факторного пространства равна количеству КСС факторной модели.

Разработана процедура вычислительного эксперимента, в ходе которого осуществляется имитационное моделирование движения СОС в пространстве состояний, а также идет поиск рационального пути к заданному целевому состоянию в частично известной обстановке.

Схематично данную процедуру можно представить в двумерном фазовом пространстве следующим образом (рисунок 5). В пространстве состояний определим некоторую произвольную точку, которую будем считать за исходное положение субъекта. Также зададим вторую точку, обозначающую положение цели. Состояние субъекта изменяется в результате совершения некоторых элементарных действий в пространстве состояний, при этом набор возможных действий ограничен и описывается набором правил поведения, каждое из которых отображается вектором в фазовом пространстве. При этом последовательное совершение данных действий формирует некоторую траекторию субъекта в пространстве состояний. Основной задачей при этом становится формирование рациональной стратегии поведения в зависимости от исходного и целевого состояния субъекта, особенностей модели мира, отражённой в пространстве состояний с учетом допустимого набора правил поведения и возможных действий.

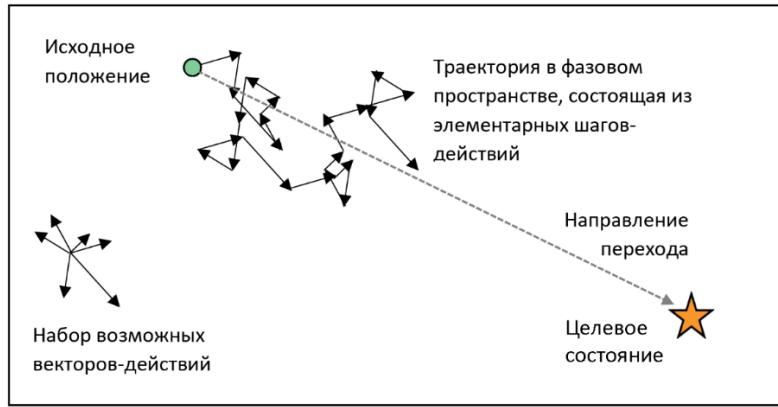


Рисунок 5 – Схематическое представление задачи

Результаты вычислительного эксперимента передаются в базу знаний виде таблицы 1, где на каждом этапе вычислительного эксперимента заносятся результаты выполнения применяемого действия с показателем эффективности E , которое зависит от стратегии поведения СОС φ_i и состояния среды u_i .

Таблица 1. Матрица результатов взаимодействия СОС и среды

X_φ	G					
	g_1	g_2	...	g_j	...	g_n
φ_1	E_{11}	E_{12}	...	E_{1j}	...	E_{1n}
φ_2	E_{21}	E_{22}	...	E_{2j}	...	E_{2n}
...
φ_i	E_{i1}	E_{i2}	...	E_{ij}	...	E_{in}
...
φ_m	E_{m1}	E_{m2}	...	E_{mj}	...	E_{mn}

Изменение оценки решений, которые принимает агент, является результатом широкой серии численных экспериментов, в каждом из которых строится траектория движения в фазовом пространстве состояний агента от исходного к целевому. В процессе выполнения вычислений каждому совершенному действию приписывается определённый рейтинг.

Выбор того или иного действия происходит случайным образом из списка всех возможных действий, но с учётом их рейтинга. Вероятность выбора действий повышается пропорционально рейтингу, который назначается в зависимости от евклидова расстояния до целевого состояния.

Важной особенностью разработанного алгоритма процесса обучения является отложенный эффект от выполнения того или иного действия (рисунок 6).

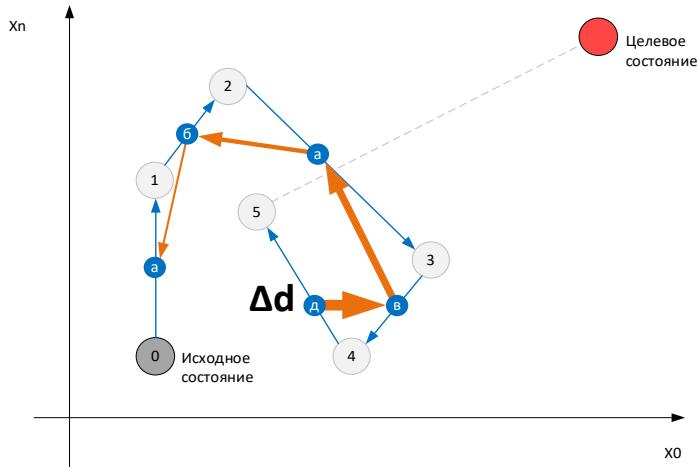


Рисунок 6 – Концепция учета продолжительного эффекта

Этот алгоритм предполагает изменение рейтинга не только совершенного действия, но и всех предшествующих действий на определенную величину, в зависимости от степени удаленности от целевого состояния E^* :

$$\Delta E(i) = E(i) - E^*,$$

где $E(i)$ – эффективность i -ого действия. Если $\Delta E(i) < \Delta E(i - 1)$ то i -ое действие привело ближе к целевому состоянию. В этом случае рейтинг i -ого действия повышается. Так

$$E_{i-j} = P \times \frac{\Delta E(i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta q_{i,i-1}^k)^2}},$$

где $\Delta q_{i,i-1}^k = q^k(t_i) - q^k(t_i - 1)$ – приращение координат при выполнении i -ого действия, E_{ij} – оценка действия j при применении действия i , $j = 1, \dots, i - 1$, P – коэффициент скорости обучения ИА, задаваемый по аналогии с методом машинного обучения и зависит от расстояния до целевого состояния, чем больше расстояние, тем меньше коэффициент, может быть использована обратная логистическая кривая, n – размерность фазового пространства D_S .

Этот подход помогает учитывать и избегать большое количество различных случаев, когда некоторое количество потенциально ценных действий заводит агента в тупиковые ситуации, из которых невозможно достичь целевого состояния. А также моменты, когда выгоднее отдалиться от целевого состояния для того, чтобы приблизится к нему в дальнейшем. Например, накопить или пополнить те или иные ресурсы и т.д.

Помимо этого, происходит обновление рейтингов всех действий из базы знаний в некотором, указанном пользователем диапазоне.

Исследование эффективности разрешенных действий в фазовом пространстве необходимо продолжать до тех пор, пока качество обучения не достигнет ближайшей окрестности E^* или не будет просчитано заданное пользователем количество итераций.

В ходе применения описанных выше алгоритмов происходит итерационное наполнение и обновление базы знаний несколькими агентами, которые одновременно участвуют в вычислительном эксперименте

В третьей главе представлены результаты проектирования и реализации разрабатываемого программного обеспечения. Кроме того, рассмотрены основные подходы и методы тестирования созданных программных продуктов.

Выдвинуты основные требования к системе, описана структура и основные положения реализуемого программного комплекса.

Дано описание программного обеспечения и библиотек, которые были использованы при реализации алгоритмов программного модуля. Выставляется ряд требований к системе и вычислительным ресурсам.

Всего можно выделить несколько основных модулей, отвечающих за работу системы и выполнение основных алгоритмов (Рисунок 7).



Рисунок 7 – Схема взаимодействия основных модулей электронного полигона

На первом этапе «WorldCreation» происходит формирование законов мира, которое включает в себя определение и задание его размерности, наборов доступных действий, а также предварительная настройка агентов и целевого состояния. Задание всех этих параметров осуществляется посредством считывания из файла формата “.csv”.

Следующим этапом идет процесс формирования базы прецедентов (базы знаний) с соответствующей оценкой эффективности СОС. Алгоритм формирования базы прецедентов можно отобразить в виде блок-схемы, приведенной на рисунке 8.

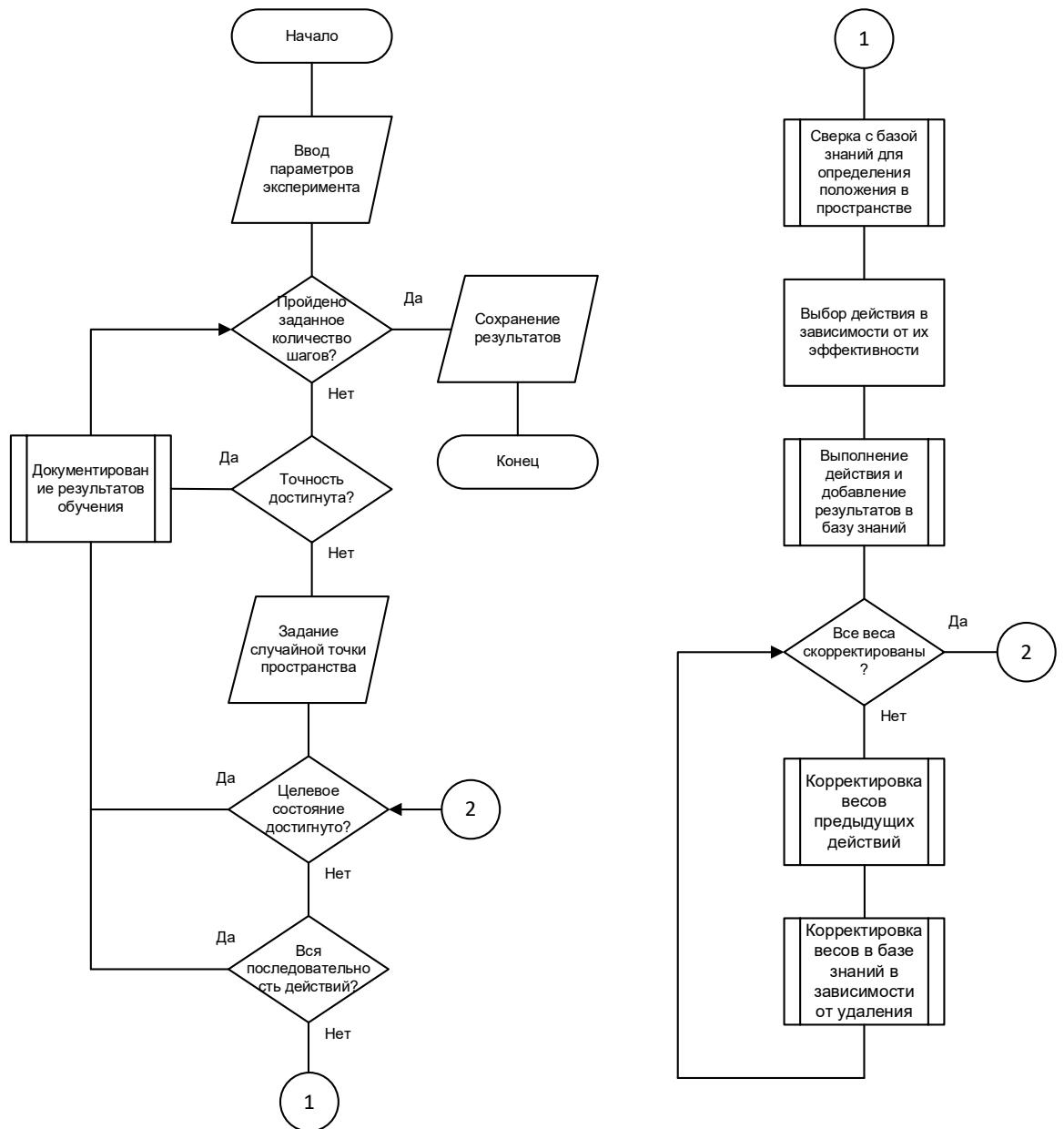


Рисунок 8 – Блок-схема главного модуля по формированию базы прецедентов

Заключительным этапом разработки программного обеспечения является процесс тестирования. Для этой цели был разработан специальный интерфейс. На рисунке 9. показаны результаты тестового вычислительного эксперимента в 20-ти мерном фазовом пространстве с набором из 50-ти разрешенных действий. На графике, по оси «X» отложено количество экспериментов, по оси «Y» удаленность от целевого состояния из случайно выбранной начальной точки. С помощью этого графика можно следить за эффективностью обучения агента и тем, насколько он адаптируется к решению задачи по достижению целевого состояния.

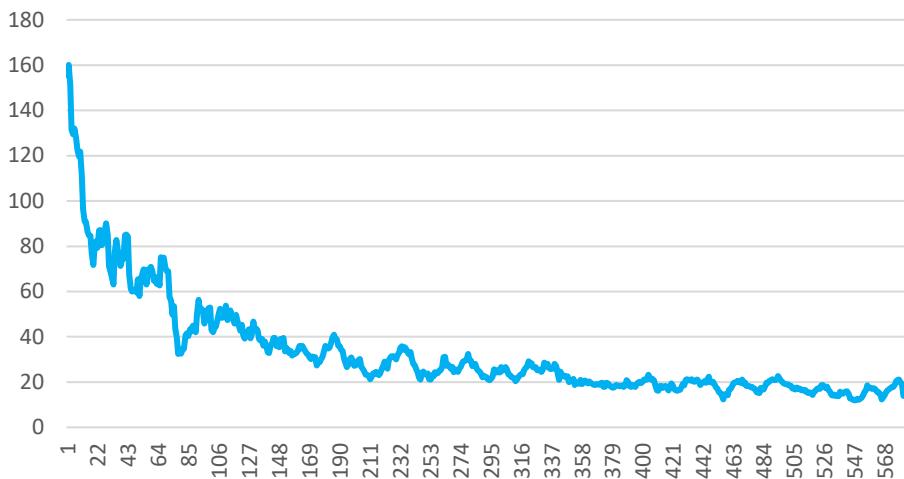


Рисунок 9 – Элемент интерфейса, показывающий график приближения агента к целевому состоянию из случайной точки пространства

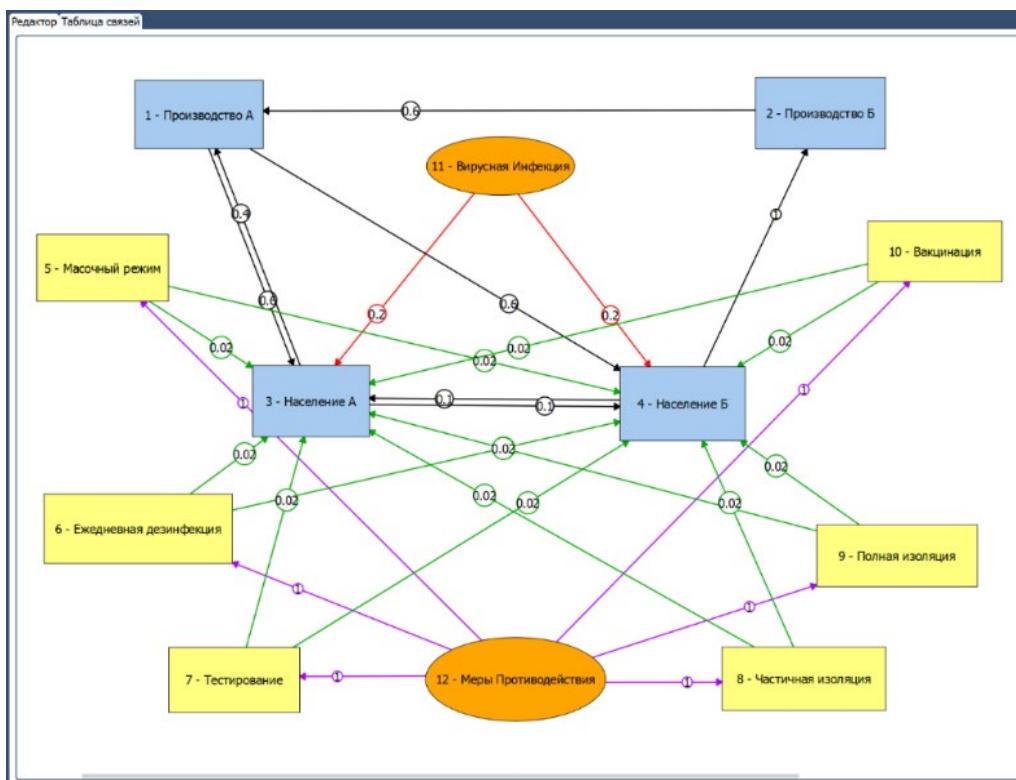
В четвертой главе описано экспериментальное апробирование разработанных алгоритмов в ходе решения реальной задачи прогнозирования эффективности мер противодействия вирусным инфекциям. Описан процесс сбора данных с помощью разработанных средств мониторинга. Приведены методы построения факторной модели и принципы первичного наполнения базы знаний для решения задачи прогнозирования эффективности мер противодействия вирусным инфекциям в рамках пандемии COVID-19.

На рисунке 10 представлена общая когнитивная модель, на основе которой формировалось пространство состояний данной проблемной ситуации. Данная модель была выбрана в связи с тем, что строится на основе экспертных мнений о силе связей сущностей предметной области и рекомендуется для использования на уровне макромоделирования. При этом значения влияния сущностей друг на друга нормируются в диапазоне от 0 до 1.

Целью данного эксперимента является поиск корректной последовательности применения заданных мер профилактики заболеваний при различных ограничениях.

В ходе мониторинга сети Интернет и общения с экспертами был сформирован перечень наиболее распространенных мер профилактики заболеваний COVID, к которым можно отнести:

- 1) масочный режим;
- 2) ежедневная дезинфекция;
- 3) частичная изоляция персонала с переводом на удаленный режим работы;
- 4) полная изоляция персонала;
- 5) проведение ПЦР – тестирования с последующей изоляцией;
- 6) вакцинация.



В ходе мониторинга сети Интернет, а также основываясь на информации и публикации из открытых источников и экспертных оценок, можно отобразить результаты применения мер противодействия вирусным инфекциям в виде их влияние на связи, которые интерпретируются ребрами графа (Таблица 2).

Таблица 2. Меры противодействия

Мероприятия	A1A3	A1B4	B2A1	A3A1	A3B4	B4B2	B4A3	COVID	Интенсивность мер противодействия
Масочный режим	-0,05	-0,05	-0,1	-0,05	-0,1	-0,1	-0,05	-0,2	0,3
Ежедневная дезинфекция	-0,1	-0,1	-0,2	-0,2	-0,08	-0,2	-0,08	-0,1	0,4
Тестирование	-0,2	-0,2	-0,15	-0,3	-0,1	-0,3	-0,1	-0,3	0,2
Частичная изоляция	-0,2	-0,2	-0,15	-0,3	-0,15	-0,3	-0,15	-0,2	0,4
Полная изоляция	-0,6	-0,6	-1	-0,9	-0,6	-0,9	-0,6	-0,6	0,2
Вакцинация	-0,1	-0,1	-0,15	-0,05	-0,05	-0,05	-0,1	-0,4	0,5

Так, в таблице A1A3 означает влияние производства А (фактор 1) на население А (фактор 3). По аналогии расшифровывается смысл остальных столбцов. Цифры в таблице означают изменение весов соответствующих дуг при использовании того или иного мероприятия.

В ходе вычислительных экспериментов с разными наборами параметров были получены различные результаты, некоторые из которых приведены на рисунках 11-12.

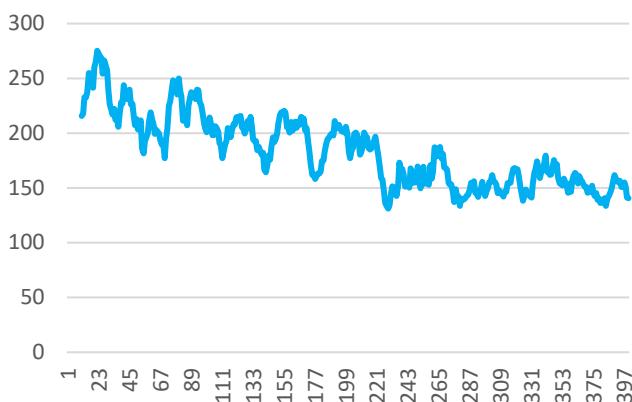


Рисунок 11 – Эффективность процесса обучения в условиях ограниченного времени

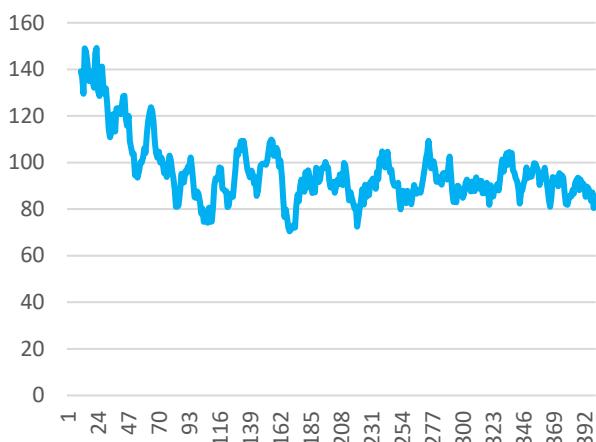


Рисунок 12 – Эффективность мер противодействия в условиях повышенного времени на реагирование

Из экспериментов, результаты которых были приведены на рисунках, видно, что в условиях ограниченного времени, а также в ситуации, когда вирус обладает повышенной контагиозностью, можно наблюдать, что алгоритм чаще отдает приоритет «Полной изоляции», которая позволяет намного более эффективно бороться с вирусами, но при этом страдает производство (рисунок 11).

Тем временем, в противоположных условиях можно наблюдать обратную ситуацию, при которой алгоритм отдает приоритет менее радикальным мерам противодействия инфекции, что позволяет бороться с инфекцией, кардинально не нарушая производственные связи.

Так же был проведен ряд экспериментов по определению эффективности мер противодействия без применения карантинных мер к населению. Из

проведенных экспериментов следует, что наиболее оптимальным в этом случае является применение мер вакцинации (рисунок 12), в то время как эффективность других мер противодействия в долгосрочной перспективе носит примерно одинаковый характер.

Данные, полученные в ходе эксперимента, легли в основу модели по прогнозированию количества новых случаев заражения в рамках проекта «Моделирование эпидемий вирусных инфекций».

Результаты применения методов **мониторинга и добывчи данных** и в ходе вычислительного эксперимента, были использованы при прогнозировании новых случаев заражения в городе Москва в начале 2021 года. Расчеты производились рамках проекта Минобрнауки «Моделирование эпидемий вирусных инфекций» Соглашение №75-11-2020-011 от 19 октября 2020 г. При этом отклонение результатов моделирования от реальных данных составило порядка 10-15% (Рисунок 13).

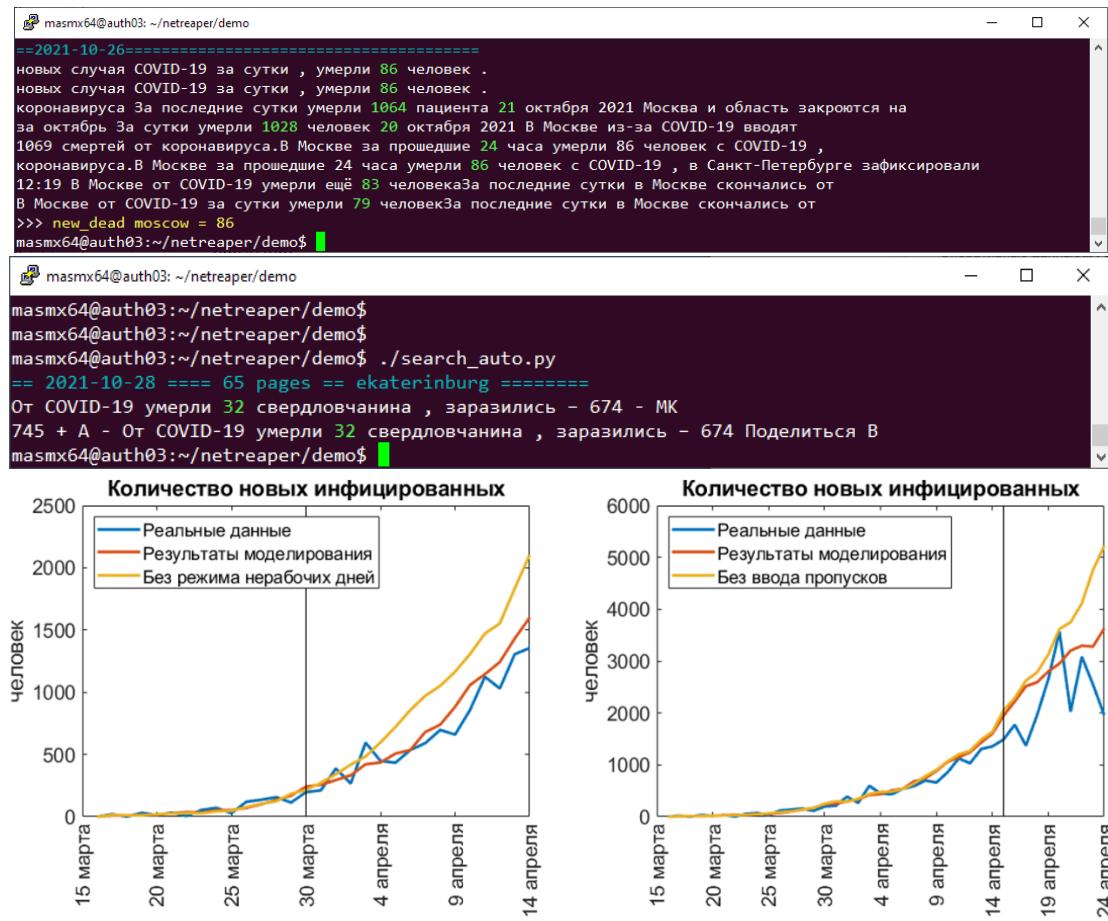


Рисунок 13 – Результаты мониторинга и расчета на основе данных, полученных в ходе эксперимента

Заключение приведены основные итоги и научно-практические результаты диссертационной работы. В **приложении** приведены Свидетельства о регистрации программных средств.

Публикации по теме диссертации

1. Karandeev A. A., Baluta V. I., Osipov V. P. Electronic training polygon for artificial intelligence systems, Computing for Physics and Technology, CPT2020. C. 190-194.
2. Karandeev A. A., Baluta V. I., Osipov V. P., Multi-agent modelling of conflicts with uncertainty, XIII International Conference on Applied Mathematics and Mechanics in the Aerospace Industry: AMMAI 2021. C. 12-17.
3. Каандеев, А. А., Балута, В. И., Осипов В. П. Применение метода детектирования границ к задаче распознавания обстановки. Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению "Графикон". 2021. С. 114-122.
4. Балута, В. И., Каандеев А. А., Осипов В. П. Функционал электронного полигона неоконфликтологии. Материалы XIII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли AMMAI'2020. С. 674-676.
5. А. А. Каандеев, В. И. Балута, С. С. Варыханов Моделирование антагонистических конфликтов в парадигме кибернетики третьего порядка. Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2018. С. 1-22.
6. Балута, В. И., Каандеев А. А., Осипов В. П. Мультиагентное моделирование конфликтов с неопределенностью: Материалы XII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли AMMAI'2019. С. 672-674.
7. Т. В. Сивакова, В. И. Балута, А. А. Каандеев Обобщённый подход к оценке антитеррористической защищённости объектов. Вопросы безопасности. 2019. С. 1-14.
8. Балута В. И., Каандеев А. А., Сивакова Т. В. Оценка антитеррористической защищённости объектов на основе расчета интегральных показателей. Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. 2019. С. 1-18.
9. Dranko O. I., Rykov Yu. G., Karandeev A. A. Structural Analysis of Large-Scale Socio-Technical Systems Based on the Concept of Influence, 20th IFAC Conference on Technology. 2021. С. 738-743.