

**Институт прикладной математики имени М. В. Келдыша Российской
Академии Наук (ИПМ РАН)**

На правах рукописи

Карандеев Александр Андреевич

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

Специальность 05.13.11 «Математическое и программное обеспечение
вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей»

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
к.т.н., доцент
Осипов Владимир Петрович

Москва
2022

Оглавление

Список сокращений	4
ВВЕДЕНИЕ.....	5
Глава 1. АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	15
1.1 Проблемы конфликтологии	16
1.2 Неопределенность. Виды и типы неопределенности	23
1.3 Математическое моделирование самообучающихся систем в условиях неопределенности	27
1.4 Самообучающиеся системы. Интеллектуальные агенты. Мультиагентное моделирование	31
1.5 Алгоритмы сбора и обработки информации для формирования модели. Средства мониторинга.....	40
1.5.1 Сбор данных с помощью API	42
1.5.2 Сбор данных с помощью семантического разбора веб страниц (Web Scraping)	43
1.5.3 Сбор данных с помощью средств эмуляции поведения пользователя в браузере.....	44
1.6 Базы знаний. Технологии и системы поддержки принятия решений. ..	45
1.7 Постановка задачи диссертационного исследования.....	47
1.8 Выводы по главе.....	48
Глава 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ КОНФЛИКТНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ САМООБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМ	50
2.1 Формализация средств мониторинга информации из сети Интернет	51
2.2 Формализация модели СОС.....	54
2.3 Выбор архитектуры модели интеллектуального агента	59
2.4 Интерпретация формирования траектории движения интеллектуального агента в фазовом пространстве.....	64
2.5 Алгоритм формирования траекторий в фазовом пространстве	68
2.6 Выводы по главе	74

Глава 3. РАЗРАБОТКА И ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМОВ САМООБУЧЕНИЯ И ФОРМИРОВАНИЯ БАЗЫ ЗНАНИЙ НА ОСНОВЕ АГЕНТНОГО ПОДХОДА	76
3.1 Программное обеспечение	76
3.1.1 Языки программирования	77
3.1.2 Библиотеки и модули.....	79
3.1.3 Требования к системе	81
3.2 Разработка и реализация алгоритмов электронного полигона	84
3.3 Подходы и методы к поэтапному тестированию системы	91
3.4 Выводы по главе	95
ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ.....	96
4.1 Тестирование алгоритмов	97
4.1.1 Тестирование алгоритмов параллельного программирования	97
4.1.2 Тестирование алгоритмов автоматизации выбора действий.....	100
4.1.3 Тестирование алгоритмов обучения	105
4.2 Тестирование на реальной задаче оценки эффективности мер противодействия по борьбе с вирусными инфекциями.....	107
4.3 Выводы по главе	117
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	118
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	120
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	128

Список сокращений

API – Application Programming Interface

SOAR – State-Operator-And-Result

TOTE – (Test-Operate-Test-Exit)

UML – Unified Modeling Language

ВС – внешняя среда

ИА – интеллектуальный агент

КВ – конфликтное взаимодействие

КСС - компоненты самообучающейся системы

СОС – самообучающаяся система

СППР – система поддержки принятия решений

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность исследования

Данная диссертационная работа посвящена разработке методов, алгоритмов и инструментов для решения задач по снижению неопределенности на этапах жизненного цикла самообучающихся систем (СОС) в условиях конфликтного взаимодействия.

Актуальность исследования обусловлена растущими потребностями в информатизации и автоматизации исследовательской управленческой деятельности при поиске эффективных решений в условиях недостатка информации и быстро меняющейся обстановки.

В настоящее время в Российской Федерации активно осуществляется цифровая трансформация, что связано с внедрением цифровых технологий в различные сферы деятельности. Это происходит на фоне экономических санкций, гибридной и информационной войны, пандемийных ограничений. В утвержденном правительством 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 управленческих решений». Таким образом, отмечается потребность в технологиях поиска эффективных решений в условиях недостатка информации и быстро меняющейся обстановки. Происходит интенсивное развитие методов искусственного интеллекта и систем, обеспечивающих высокопроизводительные вычисления.

К примерам решаемых задач можно отнести: поиск эффективных решений в условиях пандемийных ограничений, экономических санкций, гибридной войны и т. д.

Экономические санкции, гибридные и информационные войны

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

являются типичными примерами конкурентного и конфликтного взаимодействия (КВ) сложных социальных, экономических и геополитических систем, которые характеризуются быстро меняющейся обстановкой и недостатком информации. Для успешного противостояния внешним угрозам необходимо адекватно оценивать ситуацию, прогнозировать ход развития конфликта, нарабатывать положительный практический опыт противодействия противнику. 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.

Важно отметить, что в ходе реализации конфликтного взаимодействия естественным образом снижается уровень неопределенности, например, 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, обобщающих понятие интеллектуального агента (ИА), который действуя в условиях неполной информации в ходе вычислительного эксперимента изменяет свое поведение в зависимости от реакции окружающей среды. Главное отличие самообучающейся системы заключается в том, что она действует не по какой-либо программе, в которой заложены реакции на разные состояния среды, а улучшает свою реакцию на изменение среды по мере накопления опыта.

Для решения проблемы, связанной с недостатком информации, вначале необходимо разработать алгоритмы, а также программные средства мониторинга информационного пространства внешней среды (сеть Интернет) и оценки априорной информации о конфликтной ситуации. На их основе возможна разработка модели конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой и вариантные исследования развития конфликта на высокопроизводительной вычислительной технике. В этом случае вычислительный эксперимент становится дополнительным источником данных о возможном ходе и исходе конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой.

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 работ, направленных на исследование механизмов обучения и адаптации самообучающихся систем в условиях конфликтного взаимодействия с внешней средой.

Степень научной разработанности темы

Рассматриваемая предметная область является междисциплинарной и находится на пересечении нескольких научных направлений: теории управления, системного анализа, математического и имитационного моделирования, математического программирования, искусственного интеллекта и высокопроизводительных вычислений. Так к работам, которые легли в основу данной проблематики, можно отнести исследования проблем адаптации и обучении в условиях неопределенности Я.З. Ципкина и Л.А. Растрогина, в области моделирования сложных систем и системного проектирования - Н.П. Бусленко и С.Ф. Матвеевского. Подходы к

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

моделированию взаимодействия сложных систем в условиях противоборства проработаны в работах Д.А. Новикова, А.Г. Чхартешвили, В.В. Кульбы, В.Л. Шульца, И.В. Чернова. Методология информационно-аналитической поддержки принятия управленческих решений проработана в работах И.А. Соколова, Н.И. Ильина, А.А. Зацаринного, А.П. Сучкова, Э.А. Трахтенгерца, В.А. Судакова, в которых рассмотрены процессы подготовки решений в условиях недостатка информации, общая концепция построения архитектуры систем поддержки принятия решений (СППР), а также подчеркивается необходимость создания систем мониторинга и анализа неструктурированной информации для наполнения и формирования «хранилища СППР». Вопросы поиска рациональных траекторий в многомерном фазовом пространстве состояний напрямую касаются области многокритериальной оптимизации. Здесь эффективные методы можно найти в работах Ю.Г. Евтушенко, Ю.Е. Нестерова, А.Ю Горнова, А.В. Гасникова. Особенности технологий искусственного интеллекта и мультиагентного моделирования рассмотрены в работах Ю.И. Нечаева и Д.А. Поспелова. Основные архитектуры ИА, в том числе архитектура типа SOAR, разработана А. Ньюэллом и П. Розенблумом.

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

Предметом исследования работы 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 исследования 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 исследования

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 ИИ и имитационного моделирования, реализованы в программных комплексах по сбору и анализу неструктурированных данных из сети Интернет, а также инструментов моделирования конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой и формирования базы знаний по результатам вычислительного эксперимента с помощью сервисов и ресурсов электронного полигона.

Структура современных когнитивных моделей (когнитивных карт) представляется в виде нечетких орграфов, вершины которых представляют системные факторы, а дуги – влияние факторов друг на друга. Когнитивные модели строятся экспертами предметной области. Несмотря на определенную субъективность, сам процесс построения такой модели и последующий анализ в значительной мере помогают структурировать и наглядно представить исследуемую ситуацию. Преимуществами когнитивных карт являются их

простота и наглядность, адаптивность к усложнению системы и неопределенности исходных данных.

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. Это подразумевает создание автономного высокопроизводительного кластера, подключенного к сети Интернет и имеющего достаточное количество вычислительных мощностей для сбора данных, их обработки, хранения и многофакторного анализа. Ключевыми особенностями такой системы являются:

1. Защищенный доступ пользователей через локальные сети организации-владельца ресурса и через сети Интернет;
2. Поддержка современных технологий обработки и анализа данных;
3. Достаточная емкость системы хранения;
4. Высокая скорость обработки больших массивов данных.

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

Теоретическая значимость результатов исследования определяется возможностью их использования: для построения моделей функционирования самообучающихся систем на вычислительных кластерах; для создания моделей, разработке алгоритмов и программного кода для исследования конфликтного взаимодействия с внешней средой различного вида самообучающихся систем на высокопроизводительных вычислительных системах; для разработки алгоритмов информационного и вычислительного

взаимодействия программного обеспечения СОС с сервисами и ресурсами цифровых платформ электронных полигонов.

Практическая значимость результатов исследования определяется их использованием на различных стадиях решения практических задач разработки высокопроизводительных цифровых платформ электронных полигонов с целью формирования баз знаний и наборов данных для машинного обучения различных видов самообучаемых систем в условиях конфликтного взаимодействия с внешней средой.

Данные алгоритмы могут применяться для решения большого спектра задач поддержки принятия управленческой деятельности, в области экономики, вирусных инфекций и антагонистического противостояния.

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 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:

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;

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.

Результаты исследования были получены и **апробированы** 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 (ИГК 0000000007520RHT0002) г.

Апробация работы

Положения диссертации были рассмотрены на конференциях:

1. Technology, Culture and International Stability TECIS 20th IFAC Conference on Technology;
2. Международная конференция по Прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли АММАI-2020;
3. Забабахинские научные чтения 2021;
4. Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению Graphicon 2021;
5. Восьмая международная конференция «Физико-техническая

информатика» Computing for Physics and Technology, CPT 2020;

Публикации

По теме диссертации было 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.

Структура и объем диссертационной работы

Диссертационная работа состоит из введения, 4 глав, заключения и списка литературы из 82 наименований. Объем работы составляет 128 страниц, содержит 3 таблицы и 48 рисунков.

Глава 1. АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Исследование конфликтов и конфликтного взаимодействия в целом относится к наиболее динамично развивающейся в последние годы области научного познания. Рассматриваемая проблематика находится на пересечении нескольких научных направлений, к которым относятся: системный анализ, проектирование систем, агентное моделирование, оптимизация в многомерном пространстве, информатика, СППР и искусственный интеллект, экономика, психология, философия, социология, военное дело и т.д. При этом, конфликтология является отдельной областью науки, которая направлена на изучение причин, социальной природы, типов и динамики конфликтов, а также путей, методов, и средств их предупреждения и регулирования.

Ввиду разнообразия конфликтов, в зависимости от области научного познания понятие конфликта наделяется своим собственным, специфическим содержанием [1]. Однако несмотря на, казалось бы, большое количество различий, в основе почти любого конфликта всегда лежит наличие каких-либо противоречий между двумя и более сторонами.

К типовым задачам конфликтологии можно отнести разрешения задач взаимоотношения в системе «хищник - жертва», моделирование гонки вооружений, экономическое противостояние, а также непосредственные боевые действия двух армий. При этом формальный аппарат таких конфликтов строится на основе систем дифференциальных уравнений [2].

В связи с тем, что большинство конфликтов носят скрытый характер, развитие которых может продолжаться довольно длительное время, актуальным становится вопрос прогнозирования исхода того или иного конфликта. Проведение научных исследований и последующего применения результатов в этом направлении позволяет решать целый спектр задач управлеченческой деятельности и поддержки принятия решений в конфликтных ситуациях в условиях повышенной неопределенности, что может быть применимо практически во всех сферах деятельности РФ.

При этом, основным подходом для решения подобного рода задач становится моделирование с применением мультиагентных моделей и методов обучения и адаптации.

В данной главе приведен обзор состояния исследований в области конфликтного взаимодействия СОС. Приведены основные характеристики научной проблемы конфликтологии, раскрыты подходы и особенности ее решения. Перечислены виды неопределенности, а также рассмотрены методы и алгоритмы построения математических моделей.

1.1 Проблемы конфликтологии

Конфликтология — это развивающаяся междисциплинарная дисциплина, изучающая закономерности зарождения, возникновения, развития, разрешения и завершения конфликтов любого уровня [3]. Конфликтология как наука появилась и развивается в тесной связи с философией, социологией, психологией, правом, этикой и рядом других наук. При этом стоит учитывать, что объектом исследования становятся конфликты разного уровня значимости: макроуровень, микроуровень и т.д.

Конфликтология относительно новая наука, однако предпосылки к зарождению данного направления были заложены еще в середине 19-го века. В будущем общие положения о конфликте были сформулированы американским социологом Дж. Тернером [4]. Однако, в качестве науки конфликтология сформировалась лишь с середины 20 века.

В наше время исследования конфликта ведутся в рамках нескольких направлений. Опубликовано множество научных работ, связанных с этой областью. А.Я. Анцупов и С.В. Баклановский в книге «Конфликтология в схемах и комментариях» (изд. «Питер», 2009 г.) приводят данные по постепенному расширению сферы приложения этой науки по первым проблемным публикациям: от психологии (1930), математики (1933), искусствоведения (1939) до политики (1972) и военных наук (1988). При этом применимо к реальным задачам, задачи конфликтологии зачастую имеют дело

с более комплексными реальными конфликтами, а не с отдельными их составляющими, которые подразумевают наличие психологического, этнического, социального и многих других факторов.

Основным термином, которым оперирует конфликтология – является «конфликт». Данное слово пришло к нам из латинского языка (от лат. *conflictus* – дословно столкновение). Это довольно обширное понятие, которое обозначает широкий спектр явлений и состояний. В первую очередь это связано с тем, что конфликт сам по себе достаточно комплексный феномен, который затрагивает социальную, практическую и личностную составляющую человеческой жизнедеятельности, а потому присущий практически всем сферам его деятельности.

Стоит отметить, что существует два основных подхода к пониманию конфликта. В первом подходе подразумевается более широкая трактовка, при которой конфликт характеризуется как противостояние некоторых сторон, мнений, сил, и т.д. При такой трактовке подразумевается, что конфликты возможны независимо от человека и могут быть свойственны в том числе и базовым силам природы. При этом понятия «конфликт» и «противоречие» фактически приобретают одинаковый смысл. Второй подход воспринимает конфликт как противопоставление противоположно направленных целей, интересов, мнений или взглядов субъектов взаимодействия. В такой трактовке указывается, что субъектом конфликтного взаимодействия может быть субъект, обладающий собственной картиной мира и следственно целями. При этом данное определение подразумевает, что субъект может быть частью намного более крупной системы или группы.

Одним из наиболее известных представлений о конфликте в западной конфликтологии принадлежит Л. Козеру: «Социальный конфликт может быть определен как борьба из-за ценностей или претензий на статус, власть или ограниченные ресурсы, в которой целями конфликтующих сторон являются не только достижение желаемого, но также и нейтрализация, нанесение

ущерба или устранение соперника» [5]. В данном представлении о структуре конфликта выделяются основные составляющие конфликта: причины и цели. Таким образом к причинам можно отнести - ресурсы, статус, власть, а к целям конфликта - достижение желаемого результата, нейтрализация соперника, нанесение ущерба и т.д.

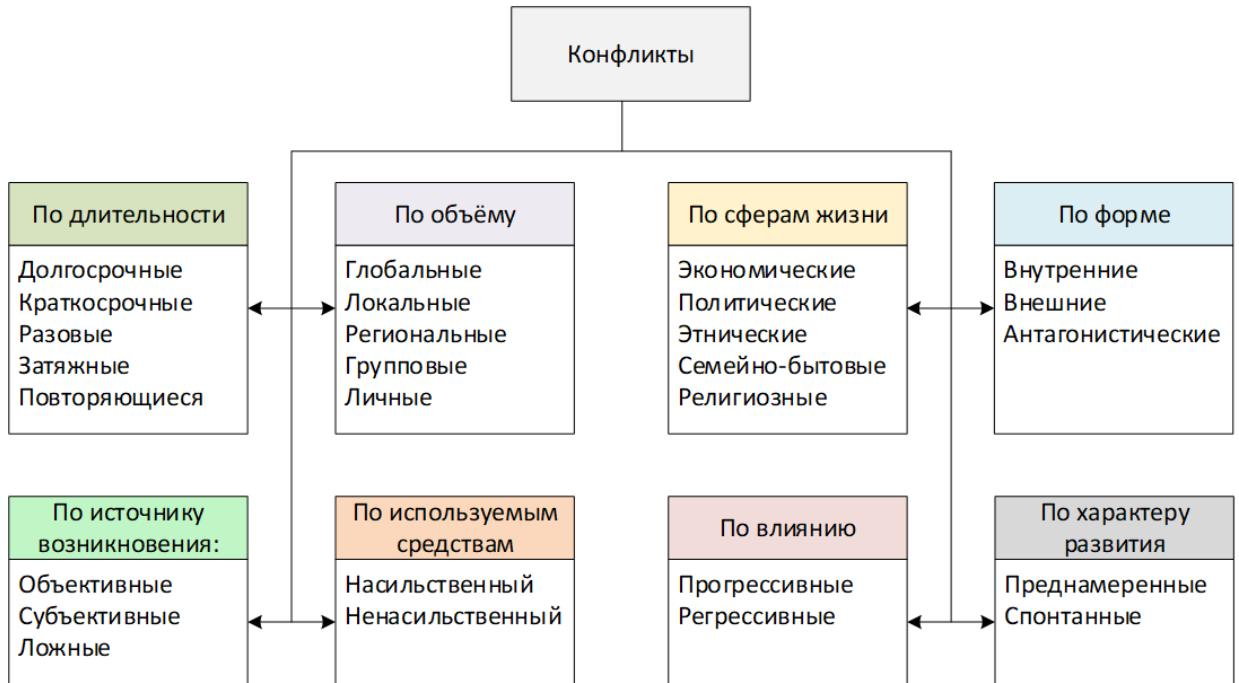


Рисунок 1.1 – Основные виды классификации конфликтов.

Существует много способов классификации того или иного типа конфликта, которые напрямую зависят от области, в которой он происходит, его особенностей, факторов и прочих условий. На рисунке 1.1 представлена каноничная схема классификации конфликта. Из подобной классификации следует, что каждый конфликт, в общем представлении, можно разделить по следующим характеристикам: по длительности, по объему, по сферам жизни, по форме, по источнику возникновения, по используемым средствам, по итоговому влиянию на субъекты и по характеру развития.

Ключевое место в задачах конфликтологии отводится прогнозированию – методу, который дает заключения относительно развития ситуации на основе накопленного опыта и текущих допущений насчет будущего. При этом прогнозирование – это специфический процесс, который применяет методы

построения моделей и моделирования посредством ИА. Однако почти все оценки носят вероятностный характер и содержат некоторую ошибку, которая обусловлена повышенным уровнем неопределенности таких задач [6-9].

При решении задач прогнозирования основной целью является снижение уровня неопределенности в рассматриваемом конфликте. Так, при наличии полной информации о предстоящем конфликте появляется возможность применять методы теории игр, которые могут выделять наиболее рациональные стратегии.

К основным методам прогнозирования можно отнести: логические, экспертные и методы экстраполяции [10].

Логические методы прогнозирования базируются на выявлении аналогии функционирования или развития рассматриваемой системы с этапами жизненного цикла некоторой моделируемой или аналогичной системы.

Экспертные методы прогнозирования основаны на использовании опыта и знаний квалифицированных специалистов, привлекаемых для содействия в выборе решений в условиях неопределенного будущего [11].

Методы экстраполяции основаны на идее продвижения установленной закономерности протекания процесса за пределы эмпирического диапазона параметров. В их основе лежит математическая операция экстраполирования – вычисления значений функции вне заданного ряда ее значений.

Решение задач конфликтологии невозможно без средств мониторинга, которые призваны упростить процесс сбора и анализа данных с целью снижения неопределенности. Однако ввиду уникальности того или иного конфликта, довольно сложно выработать унифицированный подход к определению приоритетных параметров, что существенно усложняет процесс вынесения экспертных оценок. В этой связи востребованы методы моделирования процессов конфликтного взаимодействия в ходе вычислительных экспериментов, для выполнения которых требуется

построение специализированного электронного полигона, на котором посредством множества вычислительных экспериментов существует возможность воспроизвести множество различных сценариев и увидеть последствия принятых решений и стратегий поведения, что в результате приведет к снижению неопределенности [12-14].

Формальная сторона конфликта состоит в том, что взаимодействие субъектов этого самого конфликта характеризуется некоторой комплексной системой связей, которая изменяется (укрепляется или разрушается) в ходе тех или иных действий, решения о реализации которых приняты в условиях конфликта.

В ситуации, когда интересы участников конфликта противоположны, их противостояние так или иначе будет обнаруживаться в ходе их взаимодействия друг с другом. То есть конфликт будет развиваться до тех пор, пока стороны конфликта не прекратят дальнейшее взаимодействие.

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

Ввиду разнообразия типов конфликтов, их специфики, а в некотором случае и уникальности, разные отрасли научного познания наделяют понятие «конфликт» своим собственным, специфическим содержанием. Экономисты отождествляют его с конкуренцией, психологи – с трудностями и напряженностью в общении, социологи – с оппозицией, военные – с «войной», «вооруженным столкновением» и т.д. Однако в основе любого конфликта всегда лежит противодействие между двумя или более сторонами. К типичным задачам конфликтологии можно отнести разрешения задач взаимоотношения в системе «хищник - жертва», моделирование гонки

вооружений, экономическое противостояние, а также непосредственные боевые действия двух армий.

Общесистемный подход, методы формализации и разработка математических моделей сложных организационных систем в самом широком смысле этого слова, способы моделирования систем управления организациями развиваются в ИПУ РАН. В работе Новикова Д.А и Чхартишвили А.Г. [15] проработаны современные подходы к математическому моделированию рефлексивных процессов в управлении и поведении взаимодействующих субъектов. Процессы взаимодействия исследуются путем моделирования процессов принятия решений фантомными агентами на основании иерархии представлений, включающих информацию о существенных параметрах, о принципах принятия решений оппонентами и т.д. Такие подходы позволяют описывать и изучать поведение рефлексирующих агентов, исследовать процессы зависимости успешных стратегий от уровня рефлексий, ставить и решать задачи рефлексивного управления и т.д. В то же время, нужно заметить, что существенным в изложенном подходе является неявное предположение о «полном знании», которое не отражает реалий существенной неопределенности обстановки, в которой функционируют и принимают решения стороны реальных конфликтов. Учет условий неопределенности требует развития специализированных средств моделирования взаимодействия больших систем.

В работе В.В. Кульбы, И.В. Чернова и В.Л. Шульца [16] 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 работе Ю.И. Нечаева [17] развивались современные технологии принятия решений на основе теории катастроф и системного подхода к организации интеллектуальных систем. Им рассмотрены вопросы применения методов и моделей теории катастроф при интерпретации поведения сложных систем, в том числе нелинейных нестационарных систем, функционирующих в условиях неопределенности и неполноты исходной информации. Отмечается, что с помощью теории катастроф эффективно решаются задачи идентификации угроз, прогноза развития ситуаций, контроля и управления за состоянием среды. Принципиальным достоинством является возможность их реализации в мультипроцессорной вычислительной среде. 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 [18] и Л.А. Растрогина [19], в которых подчеркнут комплексный характер проблемы функционирования сложных автоматических систем в условиях неопределенности и 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 [20, 21], А.Ю. Горнова [22], Ю.Е. Нестерова [23], А.В. Гасникова [24],

Дальнейшее развитие идея адаптации получила в работах Д.А. Поспелова [25], 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 в системах поддержки принятия решений ситуационных центров, над разработкой которых трудились И.А. Соколов [26], А.А. Зацаринный [27], А.П. Сучков [28], Ильин Н.И. [29], Осипов Г.С. [30, 31], Петровский А.Б. [32, 33], В.А Судаков [34].

Результатом этих исследований стали ситуационные центры различного уровня как основа системы ситуационного управления. Важной задачей ситуационных центров является осуществление многофакторного анализа ситуаций наряду с решением мониторинговых задач. Анализ ситуаций и возможных альтернатив их развития необходим для оценки достижимости целей, указанных в стратегических документах, и осуществляется на основе математического моделирования и прогнозирования.

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 [35], С.Ф. Матвеевский [36], Д.А. Новиков [37].

Современные методы моделирования сложных систем значительное внимание уделяют мультиагентным подходам. Для целей диссертационного исследования перспективной является модель ИА, которую часто описывают как абстрактную функциональную систему с соответствующим программным обеспечением. При этом, независимо от сложности моделируемого агента ключевым параметром для него является рациональность. Данная концепция нашла свое отражение в работах С. Рассела и П. Норвика, по разработке архитектуры агента типа SOAR, которая легла в основу многих современных подходов моделирования ИА [38].

1.2 Неопределенность. Виды и типы неопределенности

Проблема неопределенности присуща всем сложным системам, к которым относятся большинство социальных, технических, экономических и

других подобных систем. Традиционно принятие решений базируется на многоокритериальном анализе текущей ситуации, для которого необходимы знания о большом числе параметров. От этого зависит эффективность принимаемых решения. В случае неопределенности обстановки появляется риск ошибочного решения [39].

Неопределенность и связанные с ней риски являются неотъемлемой частью принимаемых человеком решений. В первую очередь это связано с тем, что мы не можем с уверенностью предсказать развитие и последствия тех или иных событий, однако существует множество других факторов, которые вносят свой вклад в эту проблему.

Принять решение — значит решить некоторую экстремальную задачу, т.е. найти экстремум некоторой функции, которую называют целевой, при некоторых ограничениях.

Неопределенность является основной проблемой при построении и моделировании различного рода процессов. Само по себе понятие «неопределенность», в текущем его понимании, сформировалось в научных кругах лишь в начале 20 века в связи с открытиями в квантовой механике. В основе принципа неопределенности лежит утверждение, что неопределенность и случайность не всегда являются следствием неполной картины мира по причине наличия в физической картине мира онтологической неопределенности. Таким образом неопределенность в некотором ее проявлении свойственна практически каждой системе [40].

Существует большое количество различных определений самого понятия неопределенность. С гносеологической точки зрения неопределенность понимается как невозможность применения понятий устоявшейся теории для описания и появления новых явлений [41, 42]. Для конкретизации определения принято разделять неопределенность на типы. Выделяют следующие типы (виды) неопределенности [43, 44]:

- неопределенность среды;

- неопределённость принятия решений;
- неопределённость последствий данных решений;
- вариационная неопределённость.

Неопределенность среды подразумевает, что мы владеем не полной информацией относительно состояния среды, ее особенностей, принципов работы или обладаем информацией, которая не достоверна или мы сомневаемся в ее точности.

Неопределенность при принятии решений в первую очередь основана на том, что нам не известны вероятности различных вариантов развития событий. Обычно принятие решений в условиях риска или не полной информации подразумевает, что для каждого возможного развития событий может быть задана вероятность его осуществления. Таким образом, неопределенность при принятии решений сводится к отсутствию точной информации о вероятности осуществлении некоторого действия в рамках установленной системы.

Неопределенность последствий данных решений указывает на то, что не всегда выбранные нами решения ведут к установленным заранее результатам, а также характеризует тот факт, что некоторые из решений имеют далеко идущие последствия. Причем некоторые из принятых решений, принимаемые последовательно, могут сводить на нет данный эффект или же, наоборот, усиливать его.

При этом вариационная неопределенность связана с изменением параметров и условий функционирования системы, то есть известная неопределенность и действия в рамках данных системы приобретают совершенно иной результат.

Отсутствие полной информации и неопределенность является первостепенной причиной, из-за которой возникает необходимость в построении модели, проведении расчетов, а, следовательно, во множестве вычислительных экспериментов для предсказания того или иного события и ситуации. Однако для полноты картины и проведения корректного

вычислительного эксперимента, особенно в рамках мультиагентного подхода, необходимо грамотно добавить сам фактор неопределенности в систему.

Неопределенность во взаимодействии нескольких агентов в системе можно проиллюстрировать следующей схемой (Рисунок 1.2). При этом стоит учитывать, что данная схема не отображает неопределенность 3-го рода, которая так или иначе присутствует на уровне связей между агентом и объектом управления.

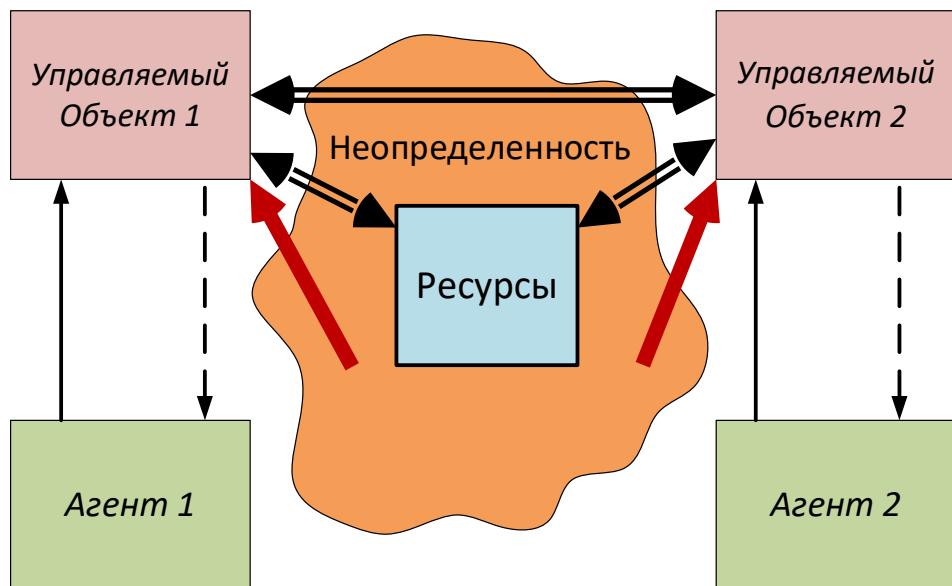


Рисунок 1.2 – Модель взаимодействия нескольких агентов в условиях неопределенности.

Зачастую агенты не взаимодействуют друг с другом напрямую, а делают это посредством управляемых ими объектов. При этом сам объект не предпринимает никаких действий, пока не получит соответствующий сигнал от агента [45]. Таким образом, агент получает информацию об окружающем мире, внешних угрозах и результатах своих действий посредством сенсоров управляемого объекта, что также может вносить некоторую неопределенность в зависимости от поставленной перед агентом задачи и моделируемого процесса.

Основная сложность при решении задачи моделирования сложных систем напрямую зависит от уровня неопределенности, который нужно отобразить или сымитировать в разрабатываемой системе. Причем,

ограничиваться только неопределенностью среды зачастую недостаточно. А потому, необходимо учитывать и вносить в систему факторы неопределенности вплоть до третьего типа.

Несмотря на то, что в рамках данной условности польза от единичного эксперимента сводится к минимуму, в долгосрочной перспективе в ходе выполнения множества тестов и проигрывания большого количества сценариев появляется возможность получить усреднённый результат в рамках рассматриваемой модели.

Данный подход также позволяет проанализировать полученные результаты и установить наилучший набор действий.

1.3 Математическое моделирование самообучающихся систем в условиях неопределенности

Математическая модель — это приближённое описание какого-либо класса явлений мира, выраженное посредством математических законов и символов. Основной задачей математической модели является изучение некоторого реального объекта с целью прогнозирования его поведения в зависимости от внешних условий и воздействий. Стоит учитывать, что модель не всегда отражает все свойства реального объекта и зачастую фокусируется на некоторых его особенностях, которые необходимо исследовать [46,47].

Целью математического моделирования является анализ роли и значения различных поведенческих стратегий при моделировании конфликтов с выделением наиболее эффективных действий в различных условиях. Его цель - проанализировать роль и значение различных поведенческих стратегий в ходе конфликта, выделив при этом наиболее эффективные действия в различных условиях, в том числе с учетом некоторой неопределенности.

Стоит отметить, что независимо от сложности моделей, единственным универсальным способом их исследования является применение численных методов для нахождения приближенного решения рассматриваемой задачи с помощью программной реализации [48]. Это является одним из наиболее

эффективных методов изучения различного рода систем и процессов, в условиях, когда выполнение экспериментов представляется невозможным по тем или иным соображениям [49,50].

Математические модели являются своего рода ответом на существующие вызовы в рамках задач по снижению неопределенности. Основные этапы математического моделирования, наглядно интерпретируются триадой А.А. Самарского (модель – алгоритм – программа) которая отражает основные этапы математического моделирования. (рисунок 1.3).

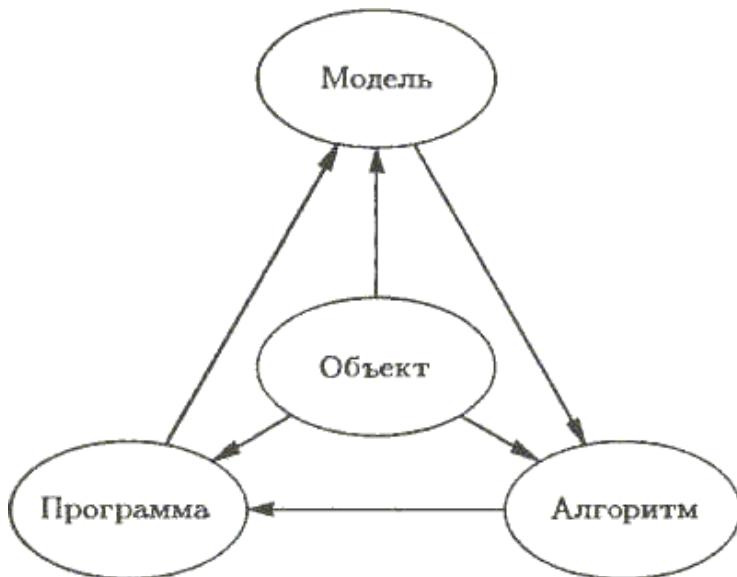


Рисунок 1.3. Основные этапы математического моделирования

Этап построения модели позволяет провести предварительный анализ исследуемого объекта и составить о нем первое приближенное представление. Вторым этапом идет построение программного алгоритма на основе разработанной модели. При этом разрабатываемые алгоритмы не должны противоречить основным положениям модели и быть адаптированы к особенностям вычислительной системы. На последнем этапе идет программная реализация разработанных алгоритмов на одном из наиболее подходящих языков программирования.

Более подробно данную процедуру моделирования можно представить в виде схемы, приведенной на рисунке 1.4.

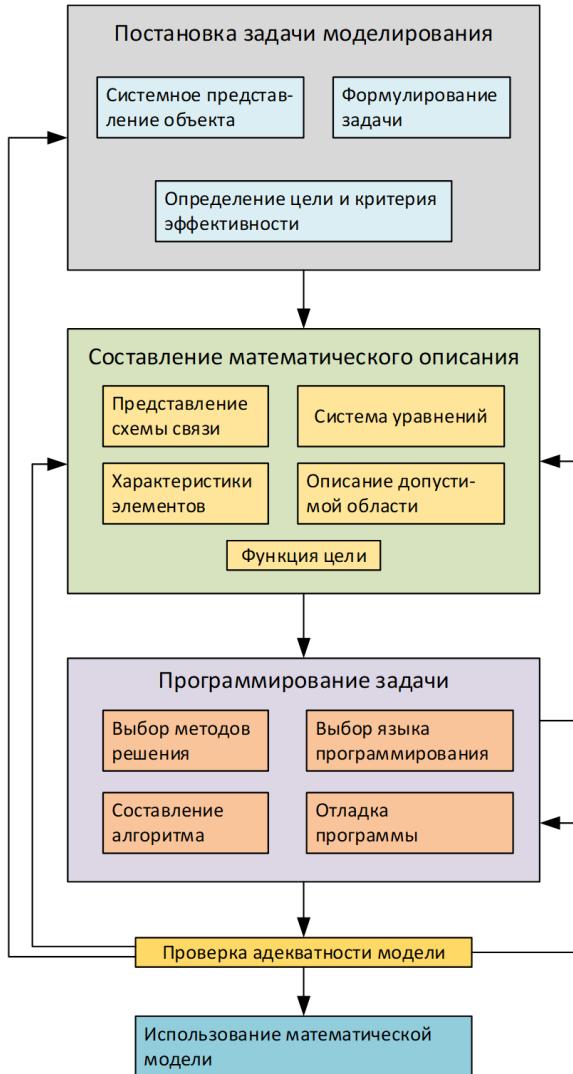


Рисунок 1.4. Основные этапы математического моделирования

Подобное разбиение и формализация поставленной перед исследователем задачи, помогает корректно выделить составные части и сформировать последовательное поэтапное решение рассматриваемой проблемы. Стоит отметить, что уже на этапе первичной оценки и формирования системного представления об объекте исследования желательно аналитически построить модель в первом ее приближении.

Аналитическое моделирование описывает все системные связи и процессы, характеризующие систему в виде некоторых алгебраических или логических выражений (условий или функций), зависящих от времени. При этом в аналитической модели значения этих функций зависят от некоторого

входного набора параметров.

В ситуациях, когда найти аналитическое решение не представляется возможным или оно не существует в принципе, на первый план выходят методы имитационного моделирования. Оно характеризуется вариантым исследованием отдельных ситуаций или их последовательностей, которые имеют место в моделируемой системе. Само исследование происходит посредством численных и логических методов.

Необходимо отметить, что термин «имитационное моделирование» подразумевает, что используются модели, в рамках которых нельзя заранее вычислить или предсказать результат. Вследствие чего возникает потребность в проведении большого количества вычислительных экспериментов на имитационной модели для оценки множества вариантов функционирования моделируемой системы. Имитационная модель способна формировать адекватное решение лишь при наличии корректных начальных данных, которые соответствуют рассматриваемой системе. В условиях неопределенности подобные модели могут служить в качестве дополнительного источника информации о поведении реальных систем и их эффективности [51, 52].

Имитационное моделирование – это принцип формального описания функционирования исследуемой системы и взаимодействия ее отдельных элементов во времени, которое учитывает наиболее значимые причинно-следственные связи, и отражающий поведение моделируемого объекта в рамках применяемой модели [53].

Имитационную модель можно описать некоторым набором параметров, которые определяют в какое состояние система перейдёт в следующий момент времени из заданного текущего состояния в ходе вычислительного эксперимента.

Другими важными требованиями, которые выдвигаются к моделям являются их адекватность и устойчивость.

Устойчивость модели — свойство модели, характеризующее ее способность обеспечить результаты расчетов, отклоняющиеся от идеальных данных на некоторую допустимую величину. Однако следует учитывать, что свойства устойчивости и неустойчивости, отражаемые в больших открытых иерархических моделях, бывают взаимосвязаны на разных иерархических уровнях [54]. Чем устойчивее модель в целом — тем устойчивее каждый из элементов системы.

Адекватность модели, в свою очередь, характеризуется соответствием методов и результатов моделирования реальной обстановке. Это требование, в частности, подразумевает корректное использование научного аппарата и методов компьютерного моделирования, которые лежат в основе разрабатываемой модели [51].

1.4 Самообучающиеся системы. Интеллектуальные агенты.

Мультиагентное моделирование

Самоорганизующиеся или самообучающиеся системы — это системы, которые обладают способностью достигать некоторого устойчивого состояния за счет изменения своих внутренних свойств, на основании некоторой оценки о воздействии внешней среды [55]. Многочисленные примеры таких систем можно наблюдать в живой природе.

Сложные самообучающиеся системы вынуждены функционировать в условиях действия большого количества факторов и повышенной неопределенности. Источниками этой неопределенности, в первую очередь, являются случайные воздействия внешней среды, ошибки при передаче данных между составными объектами системы, а также шумы и отклонения, которые возникают внутри системы.

Под обучением в таком случае подразумевается процесс выработки в системе некоторой реакции на воздействия внешней среды. Причем выработка реакции в системе обуславливается многократным воздействием на систему и внешней корректировкой.

Внешняя корректировка при этом осуществляется «учителем», которому известна корректная реакция на определенные внешние воздействия. Таким образом, при обучении в систему поступает дополнительная информация о некоторой оценке реакции системы на условия внешней среды. При этом самообучение отличается от обучения отсутствием внешней корректировки.

Адаптация – это более комплексный процесс, который подразумевает изменение параметров, архитектуры систем, а в некоторых случаях и управляющих воздействия с целью достижения некоторого оптимального состояния системы при наличии некоторой неопределенности.

Все силы внешней и внутренней среды, что так или иначе влияют на систему, играют существенную роль в работе элементов системы и могут существенно менять ее характер функционирования. Особенно явно это проявляется в задачах исследования конфликтного взаимодействия. Так, неопределенность воздействия внешней среды дополняется влиянием конфликтующих систем на эту самую среду и друг на друга. Одним из способов представления конфликтного взаимодействия является применение интеллектуальных агентов (ИА), так как каждый из агентов представляет собой сложную самообучающуюся систему, которая стремится к достижению некоторой цели или состояния.

Интеллектуальные агенты, их корректное проектирование и алгоритмизация являются одной из ключевых частей задач математического моделирования. Агентом является любая автономная система, которая находится во внешней среде и получает информацию о состоянии управляемых ею процессов через некоторую систему сенсоров и осуществляет влияние на них с помощью механизмов воздействия. С точки зрения математики, поведение агента можно описать с помощью функции, которая отображает некоторую конкретную последовательность ответных действий на определенные воздействия среды [56, 57].

Само по себе, понятие агента очень обширное и включает в себя как простейшие клеточные автоматы, так и комплексные системы, описанные сложными функциями обработки и анализа данных об окружающей среде используемые при моделировании самообучаемых систем.

Так, наиболее простые агенты принимают решения руководствуясь только некоторым набором текущих знаний. Функция поведения таких агентов основана на простой схеме условие-действие. То есть в зависимости от некоторых условий или параметров агент предпринимает соответствующее действие. Впрочем, такая модель поведения может быть довольно успешна в ситуациях, когда внешняя среда является полностью наблюдаемой.

Напротив, более продвинутые и сложные агенты основывают свое поведение на основе определенной модели, которая может изменяться в процессе его функционирования. Так, обучаемым агентам соответствуют следующие свойства и возможности [58]:

- обучаться и развиваться в процессе взаимодействия с окружающей средой;
- пошагово приспосабливать новые способы решения проблем;
- приспосабливаться в режиме реального времени;
- быстро обучаться на основе большого объема данных;
- обладать базой примеров с возможностью её пополнения;
- иметь параметры для моделирования быстрой и долгой памяти;
- анализировать себя в терминах поведения, ошибки и успеха;

Возможность агента приспосабливаться к изменяющимся условиям или обучаться на основе имеющегося опыта неотъемлемо связано с понятием о самоорганизации. Самоорганизующаяся система — динамическая адаптивная система, в которой накопление опыта выражается в изменении структуры системы.

При этом адаптация — это процесс накопления и последующего

использования информации о системе, который направлен на достижение конкретного состояния или поведения системы при начальной неопределенности и изменяющихся внешних условиях. Методы адаптации зачастую применяются в ситуациях, когда воздействующие на систему факторы являются полностью или частично неизвестными. В ходе адаптации идет процесс накопления системой информации о влиянии установленных факторов с целью определения их свойств и характеристики. Данный подход зачастую реализуется в адаптивных системах управления, частным случаем которых являются самонастраивающиеся системы.

Для решения задач адаптации зачастую используют более сложные методы моделирования, в которых непосредственно модель строится по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Которая в дальнейшем и ложится в основу самообучающегося ИА, где совместно с другими методами адаптации решает задачу ситуационного управления.

При этом независимо от сложности моделируемого агента ключевым параметром для него является рациональность. Рациональным агент называется тогда, когда он принимает рациональные действия для достижения наилучшего ожидаемого результата. Под рациональными действиями в данном случае понимаются действия, которые обеспечивают наиболее успешное функционирование агента, то есть исполнение заложенных в него функций, при этом максимизируя показатели производительности. Тем не менее, стоит учитывать, что агент зачастую не может обладать всей информацией о среде, а потому рациональность тех или иных действий связана с объемом и качеством информации, которой обладает агент. Из чего следует, что рациональность – это максимизация ожидаемой производительности, а совершенство – максимизация фактической производительности. Закладывая в архитектуру агента понятия рациональности, мы позволяем ему корректно учитывать реальную обстановку, а также выносить корректные оценочные

суждения.

Стоит отметить, что такие агенты часто действуют в условиях либо неполной информации, либо большого объема информации, полностью обработать которую нереально.

У успешно действующих агентов, задача вычисления функции агента разбивается на три отдельные составляющие [38]:

1. вычисления, осуществляемые разработчиками при проектировании агента;
2. вычисления, проводимые при выборе различных действий;
3. вычисления на основе предыдущей деятельности агента (опыта), на основе которого агент приспосабливается и изменяет свое поведение.

На основе опыта, полученного в ходе жизнедеятельности агента, и знаний, которые были заложены на этапе создания агента можно судить о его автономности и рациональности. При этом рациональный агент всегда автономен. Он строит картину мира непосредственно на основе полученных в данный момент времени информации и данных.

Интеллектуальных агентов (ИА) часто схематично описывают как абстрактную функциональную систему, которая похожа на компьютерную программу (рисунок 1.5).

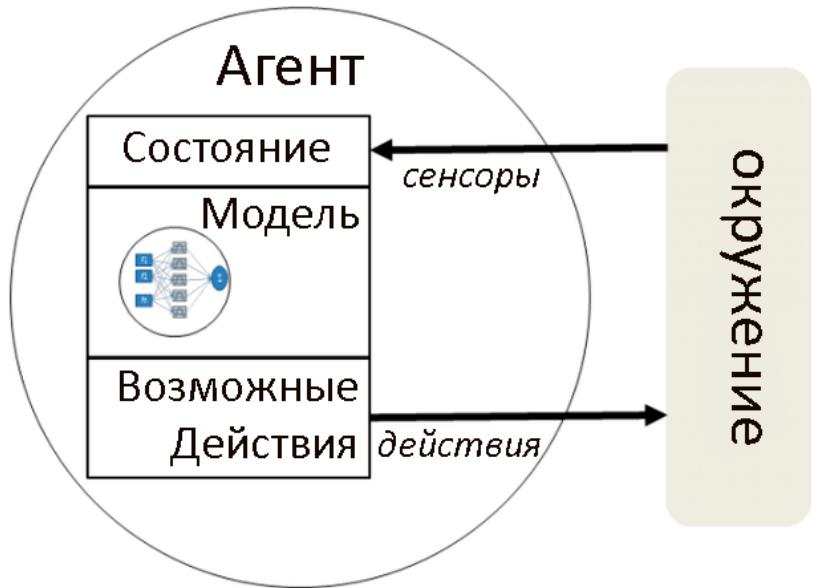


Рисунок 1.5 – Схематичное представление интеллектуального агента.

Выполняя определенную задачу или преследуя поставленную цель, агент достигает некоторого состояния. При этом исход выполнения того или иного доступного действия прогнозируется с помощью заложенной в агента модели. Среда представляет собой окружение, в котором функционирует агент. В среде совершается определенный набор действий, заложенных в агента, а затем, с помощью сенсоров, оцениваются ее параметры и их изменение в зависимости от принятых действий или под влиянием сторонних факторов.

Агент обладает некоторым влиянием на окружающую его среду, а потому построение корректной окружающей картины мира, является основной задачей агента, без решения которой зачастую невозможно выполнение заложенного в него задания или действия. В зависимости от свойств окружающей среды, а также возможностей агента по получению информации и свойств его сенсоров, среду существования агента можно отнести к одному из рассматриваемых ниже типов.

- **Полностью наблюдаемая или частично наблюдаемая среда.**

В случае, когда датчики ИА предоставляют доступ ко всей необходимой для функционирования агента информации о свойствах и состоянии среды в

каждый момент времени, такая среда называется полностью наблюдаемой. При этом среду можно назвать частично наблюдаемой в ситуациях, когда та или информация об окружающем агента мире может отсутствовать либо присутствовать не в полном объеме. Зачастую это связано с наличием отклонений и шумов в сигналах, вызванных особенностью среды или неточностями датчиков агента.

- **Детерминированная или стохастическая среда.**

В ситуациях, когда следующее состояние среды определено и полностью зависит от текущего состояния агента или его действия, то такая среда называется детерминированной. В противоположном случае стохастической. Стоит учитывать, что полностью детерминированная среда в силу ограниченности, получаемых ИА данных, может быть стохастической с его точки зрения, однако на деле не является ею.

- **Эпизодическая или последовательная среда.**

В последовательных средах любое действие или решение ИА может повлиять на все последующие действия, предпринимаемые агентом. При этом в эпизодических средах опыт интеллектуального агента непосредственно состоит из цельных эпизодов. Каждый такой эпизод включает в себя информацию о состоянии среды в момент, когда ИА совершил то или иное действие или их последовательность.

- **Статическая или динамическая**

Если вследствие выбранного агентом действия окружающая среда может изменить свои параметры и свойства, то такая среда считается динамической. В альтернативном случае – статической. Следует уточнить, что отказ от принятия какого-либо действия также считается за действие [59, 60]. При этом, если с течением времени и предпринятых агентом действий меняются только показатели эффективности агента, то такая среда называется полудинамической.

- **Дискретная или непрерывная среда.**

Дискретная и непрерывная среда напрямую определяются способом учета времени, а также восприятием и действиями агента. Например, если в среде возможно реализовать ограниченное количество действий, которые ведут к какому-то результату, то такая среда называется дискретной.

- **Мультиагентная или одноагентная среда.**

Данное различие варьируется в зависимости от количества агентов, которые предпринимают какие-то действия в данной среде. Однако стоит учитывать, что с точки зрения агента, другой агент может рассматриваться просто как объект или препятствие. Таким образом, стоит уточнить, что для любого из агентов среда считается мультиагентной, если в среде присутствуют другие агенты, сфера деятельности которых прямо или косвенно пересекается со сферой деятельности выбранного агента.

Таким образом, самыми сложными вариантами среды являются мультиагентные, динамические, частично наблюдаемые, непрерывные, последовательные, стохастические среды. Тем не менее, они являются наиболее часто моделируемыми, так как во многом соответствуют реальной картине мира.

Помимо сбора информации об окружающей среде с помощью сенсоров, агент также должен обучаться на том наборе данных, которые он воспринимает. Принятие решений, которые влияют на окружение и их последующее исследование также происходит за счет сенсоров. Под принятием решений понимается процесс выбора рационального решения из множества возможных альтернатив с целью достижения некоторого заранее установленного результата [61].

Возможность вызывать какой-либо эффект при воздействии на окружающее пространство также является определяющим при формировании архитектуры и принципов построения потенциальных агентов. При этом стоит учитывать, что потенциальный набор действий должен формироваться таким

образом, чтобы сам агент мог не только влиять на среду, в которой он находится, но и поддерживать некоторый уровень активности на протяжении определенного периода времени и существовать в ней. На рисунке 1.6 представлена общая модель взаимодействия агента и среды.

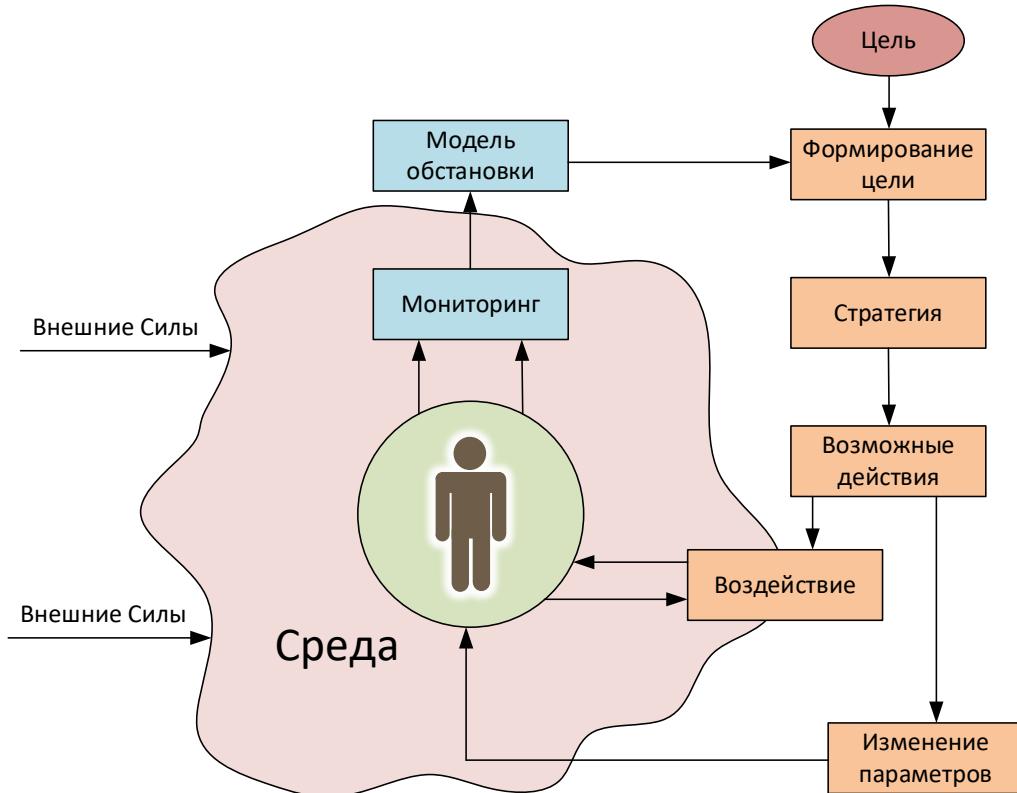


Рисунок 1.6 – Модель взаимодействия агента и среды.

На пути движения к цели агент совершает ряд дополнительных вычислений, которые помогают определиться с выбором совершаемых действий. При этом набор доступных действий формируется на этапе проектирования агента на основе шаблонов поведения.

В случаях с мультиагентными системами каждый из агентов взаимодействует друг с другом посредством влияния на окружающую среду. Информация воспринимается рядом сенсоров, которые и формируют общее представление об окружающей среде. При этом задача определения степени влияния того или иного агента на среду является отдельной для каждого типа сенсоров, которая, в свою очередь, может осложняться тем, что каждый из агентов может обладать различными типами сенсоров и потенциальным

набором средств влияния на среду [62].

Таким образом, среда агента и ее корректное описание является такой же важной частью процесса моделирования, как и формирование архитектуры агента. При попытках описать реальную среду, подобная задача является практически не реализуемой без предварительного сбора и последующей обработки информации об интересующей нас предметной области.

1.5 Алгоритмы сбора и обработки информации для формирования модели. Средства мониторинга

Современный подход к проектированию, построению и последующему анализу модели основывается не только на получении непосредственной информации о процессах и области применения исследуемой предметной области, но и на тщательном исследовании открытых источников информации. В первую очередь, это обуславливается потребностью в получении наиболее разносторонних данных об исследуемом процессе или явлении, однако бывают ситуации, когда встает необходимость в постоянном обновлении параметров модели. Наиболее остро задача мониторинга информации встает при моделировании процессов, обладающих повышенной динамикой, таких как: экономические, социальные, эпидемиологические явления.

В настоящее время существует большое количество различных источников информации, однако с учетом того, что наше общество все быстрее и быстрее переходит в век цифровизации, основной упор делается на цифровые форматы данных. Так, по данным Росстата, а также в ряде исследований отмечается рост электронного взаимодействия в государственной и бизнес-сфере на 30-40% за последние 7 лет. Таким образом, уровень цифровизации в стране на 2017 год в среднем составлял 83% [63].

Этому способствует ряд объективных причин. Так, данные в цифровом формате намного удобнее хранить, передавать и редактировать, а с учетом развития облачных технологий и сети Интернет, каждый из нас имеет

возможность получить доступ к практически любой информации.

Несмотря на доступность информации, именно это и является ее основной проблемой. В интернете можно найти совершенно любые данные, многие из которых объективно являются вымыслом и фальсификацией или обладают лишь отрывочными сведениями.

Многие международные компании и поисковые сервисы пытаются разрешить данную и многие другие проблемы, связанные с корректным поиском и анализом полученных результатов в автоматическом режиме, однако на данный момент безуспешно. В большинстве крупных компаний существуют целые отделы системных аналитиков и аналитиков данных, однако даже они зачастую не занимаются персональным поиском информации, а работают с тем, что предоставляет выборка, сформированная на основе алгоритмов поиска информации из открытых и закрытых источников.

В то время как в закрытых источниках данные носят структурированный характер, данные из открытых источников в основном имеют неструктурированный характер. Дополнительно ситуацию осложняет то, что приходится перерабатывать большой объем данных с высоким уровнем неопределенности (информация из соц. сетей, журналы, газеты и т.д.)

Существует ряд методов и подходов, которые призваны упростить данную задачу, одним из которых является проектирование вычислительных кластеров (ферм данных) для сбора и обработки информации из открытых источников в сети Интернет. В ряде случаев на ферму данных также возлагается задача генерации новых данных на основе уже имеющихся.

Можно выделить несколько основных способов сбора данных из сети Интернет [64]:

- 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;

1.5.1 Сбор данных с помощью API

API (от англ. application programming interface) – это программный интерфейс приложения, который разработан с целью обеспечения корректного взаимодействия нескольких программных продуктов. Данный интерфейс зачастую содержит определенный набор классов, функций, процедур и констант, который идет совместно с некоторой библиотекой или сервисом. API предоставляет возможность авторизоваться на различных сторонних ресурсах с помощью своей учетной записи в социальных сетях или аккаунта в системах Yandex или Google. В данном случае приложения и сервисы получают некоторую информацию из базы данных социальных сетей для своей корректной работы. Таким образом сервисы могут получать различную стороннюю информацию о пользователе и использовать ее в своих целях. Например, рекомендовать те или иные книги и музыку на основе предпочтений или же с целью рекламы.

Крупные социальные сети, такие как Facebook, Twitter и ВКонтакте, также имеют собственные API, которые помимо возможностей быстрой авторизации предоставляют разработчикам, с согласия пользователей, возможность получения доступа к информации об их друзьях, фотографиях, аудиозаписях, видеороликах и прочих данных для более глубокой интеграции в приложении.

Стоит отметить, что, несмотря на все преимущества, которые предоставляет использование API, существует ряд ограничений, которые ограничивают возможность обмена данными. Во-первых, это связано с местными законами о защите персональных данных, а также тем, что непосредственно сам разработчик API старается сохранить приватность данных своих пользователей, следуя пунктам лицензионного соглашения либо

требуя денежное вознаграждение за предоставление тех или иных данных. Во-вторых, дополнительный функционал и передача больших объемов информации негативно сказывается на быстродействии серверной части приложений. Это связано с тем, что некоторые сетевые функции слишком требовательны к системному обеспечению серверной части приложения.

1.5.2 Сбор данных с помощью семантического разбора веб страниц (Web Scraping)

Парсинг сайтов или Web Scraping – последовательный синтаксический анализ информации, размещённой на интернет-страницах. Можно выделить следующие методы извлечения информации с сайтов: ручной, гибридный и автоматический.

Под ручным методом подразумевается такая ситуация, в которой задача анализа текста и семантического разбора ложиться непосредственно на пользователя. Он производит всю цепочку действий, необходимую для поиска и получения требуемой информации. При этом сама информация собирается ручным методом копирования необходимой информации в тот или иной документ или базу данных.

В гибридном методе пользователь по-прежнему выполняет ключевую роль в извлечении информации. Однако данный подход подразумевает, что ему могут быть доступны вспомогательные программные средства для автоматизации сбора. К ним можно отнести: браузерные плагины, скрипты, доступ к специализированным хранилищам и базам и т.д.

При автоматическом подходе, получение и структурирование информации выполняется без участия пользователя в автономном режиме.

В широком понимании Web Scraping – это сбор данных и синтаксический анализ информации, размещенной на веб-страницах в Интернете. Общий принцип его работы можно объяснить следующим образом: некоторый автоматизированный программный код выполняет GET-

запросы на требуемый интернет-ресурс и, получая ответ, проходит по всему HTML-документу, ищет данные и преобразует их в необходимый формат, будь то, например, JSON или CSV.

В данной области существует большое количество готовых решений, однако в ситуациях, когда возникает необходимость получать конкретную и более подготовленную информацию с определенных ресурсов, зачастую разрабатывается более специализированный программный продукт под конкретную задачу.

1.5.3 Сбор данных с помощью средств эмуляции поведения пользователя в браузере

Большинство популярных интернет-ресурсов спроектированы таким образом, чтобы размещенная на них информация не поддавалась парсингу в автоматическом режиме сторонними пользователями. Это сделано для того, чтобы снизить нагрузку на серверную часть системы, на которой размещается тот или иной ресурс, а также в коммерческих интересах.

Зачастую ресурсы подобного рода требуют выполнения тех или иных скриптов для получения соответствующей информации: нажатие кнопок на страницах сайтов, извлечение текста, доступ к данным в cookie файлах и т.д.

Для решения задач подобного рода существует целый ряд систем, которые объединяют в одну большую группу – средств эмуляции поведения пользователя. Данные системы зачастую носят коммерческий характер, однако существует ряд решений с открытым исходным кодом, к которым можно отнести продукты проекта Selenium.

С помощью данного инструмента можно собирать информацию с различного рода сайтов и источников, которые поддерживают работу данного плагина. Данный подход существенно упрощает сбор данных и сохраняет их в удобном формате, что в дальнейшем упрощает процесс парсинга и анализа информации.

Рассмотренные выше подходы существенно упрощают процесс сбора информации из открытых источников. Однако, после окончания процесса добычи данных, вся собираемая информация должна пройти оценку соответствующим экспертом в исследуемой области и лишь затем использоваться для моделирования того или иного эксперимента. После анализа и корректировки полученных данных можно приступать к автоматическому формированию базы знаний агента и корректировки окружающей его среды, что в конечном итоге позволяет говорить о снижении уровня неопределенности, а также корреляции полученных данных с реальной обстановкой.

1.6 Базы знаний. Технологии и системы поддержки принятия решений

Базы знаний являются неотъемлемой частью систем мониторинга, агентов, а также систем поддержки принятия решений. Их основной задачей является хранение, обновление и дополнение данных, которые были получены в ходе функционирования агента или системы.

Для автоматизации, обоснования и рационального принятия решений, было сформировано комплексное научное направление - теория принятия решений. Данное направление находится на пересечении многих научных направлений и объединяет в себе большой набор понятий и методов математического анализа, теоретической информатики, системного анализа и т.д. [65, 66].

В целом процесс функционирования баз знаний можно представить в виде части комплексного программного продукта. Основу которого составляет определенная модель, которая была разработана на этапе проектирования. В ходе выполнения некоторого количества экспериментов посредством данной модели происходит наполнение базы данных, к которой в последствии идет обращения пользователя или системы.

В зависимости от параметров исследуемого объекта и условий исследования, порядок формирования и наполнения базы знаний может

существенно отличаться, но в целом выделяют 3 основных этапа.

На первом этапе идет привлечение экспертов с целью уточнить модель объекта, ее параметры и показатели, подлежащие экспертной оценке. При этом, работу экспертов следует рассматривать как часть классического цикла управления, который предусматривает: сбор информации, ее систематизацию, анализ, подготовку вариантов решений и принятие решений с его последующей реализацией и контролем за ходом выполнения принятого решения [27].

На втором этапе проводится анкетирование экспертов с пояснительным письмом, в котором описываются цели работы, структура и порядок заполнения анкет с примерами. При этом важно попытаться собрать всех экспертов вместе для проведения коллективного анкетирования с предварительным разбиванием экспертов на группы.

Третий этап работы посвящен сбору и окончательному анализу дополнительной информации относительно исследуемого объекта с целью уточнения данных, полученных путем предварительного моделирования и анкетирования.

В ходе дальнейшей модернизации, а также с разработкой принципов построения и использования байесовских сетей стало возможным формировать рассуждения и, следовательно, базы знаний, обладая неполной информацией, что, в свою очередь, сделало возможным использование нормированных экспертных систем [67-69].

Нормированные экспертные системы – рационально действующие экспертные системы, которые руководствуются законами теории решений. При этом на передний план в таких системах выходит получение рационального результата, а не имитация мыслительных процессов.

Следует понимать, что в любых моделируемых ситуациях и системах предполагается, что агенты на момент проведения теста являются идеализированной своей версией, а потому принимают оптимальные и

рациональные решения исходя из имеющейся базы знаний. Однако в реальной действительности приходится учитывать влияние различных случайных и непредвиденных событий, которые выбиваются из существующей базы знаний, а следовательно, ограничивают сферу применения рациональных методов. К тому же классическая модель рационального выбора ориентирована на достижения рационального решения. Однако зачастую, остается ограничиваться предпочтительными или удовлетворительными решениями [70].

В целом формирование баз знаний с использованием прецедентного подхода помогает уменьшить число анализируемых параметров, а использование факторного анализа в сочетании с возможностями современных процессоров позволяет автоматизировать практически все функции системы [71, 34].

1.7 Постановка задачи диссертационного исследования

Из анализа состояния исследований в предметной области и нормативных документов, посвященных цифровой трансформации государственного управления и Стратегии развития искусственного интеллекта, можно сделать вывод о необходимости разработки методов автономного самообучения и развития адаптивности алгоритмов к новым задачам. В этой связи целью диссертации определена разработка метода обучения и адаптации самообучающейся системы к условиям конфликтного взаимодействия с внешней средой при неполных данных об обстановке по результатам вычислительного эксперимента.

Вычислительный эксперимент в этом случае становится дополнительным источником априорной информации о возможном ходе и исходе конфликтного взаимодействия. Результаты исследований востребованы в системах ситуационного управления, развёрнутых в ситуационных центрах различного уровня.

Для достижения поставленной цели в диссертационном исследовании необходимо решить следующие задачи:

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. Провести экспериментальные исследования предложенного метода обучения и адаптации СОС на тестовых данных, а также применительно к задаче оценки эффективности мер противодействия по борьбе с вирусными инфекциями.

1.8 Выводы по главе

В Главе 1 была проанализирована степень научной разработанности проблемы обучения и адаптации самообучающейся системы в условиях конфликтного взаимодействия с внешней средой и недостатка информации. Рассмотрены виды неопределенности, подходы и методы снижения ее уровня.

Показано, что методы адаптации и обучения СОС могут быть разработаны на основе технологий искусственного интеллекта и имитационного моделирования. Обобщенная схема предлагаемого решения отображена на рисунке 1.7.

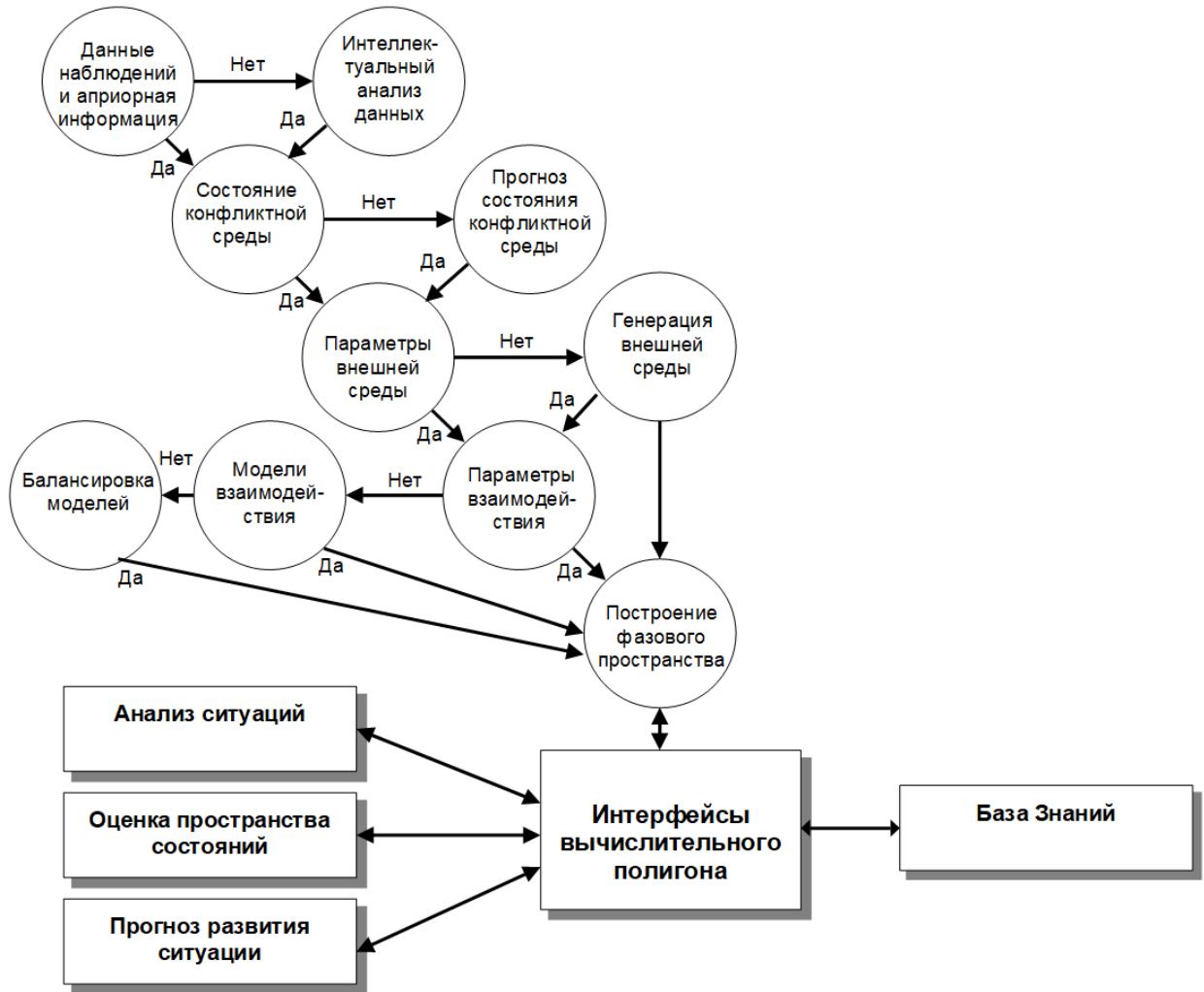


Рисунок 1.7 – Общая схема реализации метода обучения.

Глава 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ КОНФЛИКТНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ САМООБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМ

Существует большое количество подходов и методов для решения задач конфликтного взаимодействия. Независимо от сферы деятельности, в которой разрабатываются системы повышения качества принимаемых решений, в конечном счете все они преследуют цель снижение неопределенности для управляющего лица. Такие подходы включают в себя целый спектр методов для решения задач по снижению неопределенности. К данным подходам можно отнести методы анализа иерархий, деревья принятия решений, энтропийные и другие методы математического моделирования процессов взаимодействия СОС. Однако при решении поставленной комплексной задачи был разработан ряд средств, призванных снизить общий уровень неопределенности. При этом непосредственное моделирование конфликта проводится на основе фазового пространства состояний, поскольку данный подход является одним из наименее исследованным при решении подобного спектра задач.

Для решения задачи формирования модели и сбора информации для ее определения разрабатываются и реализуются подходы и методы по мониторингу исследуемой области, построению многофакторных моделей взаимодействия систем и моделированию конфликтного взаимодействия организационных систем на их основе. Реализуемые алгоритмы направлены на снижение уровня неопределенности за счет непосредственного исследования и моделирования обозначенного пространства состояний для анализа полученных данных с последующим проектированием систем поддержки принятия решений ситуационного типа.

2.1 Формализация средств мониторинга информации из сети Интернет

Как следует из главы 1.5, разработка система мониторинга сети интернет – это комплексная задача, которая, тем не менее, должна решать ряд сложных задач. К ним можно отнести: постоянное наблюдение за сетью Интернет и поиск интересующей пользователя информации с ее последующей выгрузкой. Наиболее явную проблему при этом составляет задача фильтрации и анализа с последующим формированием оценочных суждений о ценности полученной в ходе работы системы информации.

Для уменьшения исследуемого пространства, которое содержит интересующую информацию, применяется ряд методов, которые в конечном счете формируют аналог базы знаний, в основе которой лежат ассоциативные портреты предметной области, предметные словари, список доверенных источников и т.п.

В ходе обработки больших объемов данных происходит постепенное обновление и дополнение сформированной базы знаний, что в конечном итоге позволяет улучшить качество фильтрации текстов из сети Интернет, а следовательно, повысить достоверность результатов аналитической обработки информации.

В рамках решения задачи по моделированию распространению вирусных инфекций, была поставлена сложная задача прогнозирования тенденций развития эпидемиологической обстановки при различных изменяющихся параметрах. Такая постановка задачи подразумевает, построение различных моделей, а также сбор и обработку большого количества различных данных.

В целом общий набор параметров можно разделить на 6 категорий:

- 1) параметры популяции;
- 2) параметры городской среды;
- 3) медицинские параметры;

- 4) параметры ограничительных мер;
- 5) параметры бюджета времени;
- 6) параметры перемещения жителей между городами.

Из данного списка видно, что отличительной особенностью предмета исследований является междисциплинарный характер рассматриваемой области. При этом ввиду особенностей рассматриваемой задачи предполагается, что в целом имеется доступ только к информации, находящейся в свободном доступе в сети Интернет. Были проведены исследования применимости метода построения онтологий для описания наиболее важных сущностей и их параметров для предметной области распространения вирусных эпидемий. Это позволило представить процесс получения данных по косвенным признакам с помощью построения динамических онтологий для каждого из параметров с указанием методов извлечения информации из таких онтологий.

Был выделен специальный этап предварительных поисковых исследований, основная задача которых заключается в сужении пространства поиска и определении наиболее информативных источников данных. Сужение пространства поиска до обозримых пределов позволяет решить проблему 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.

По результатам теоретических исследований разработаны технические решения на основе открытого программного обеспечения, которые были реализованы в виде программных модулей добычи и обработки неструктурированных данных в сети Интернет. Так общая структура средств мониторинга может быть отображена в виде следующей обобщенной структуры (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Общая структура средств мониторинга.

Можно выделить 3 основных модуля:

- 1) Модуль поисковых запросов считывает заданные через файлы конфигурации списки параметров и городов, формирует поисковые запросы и отправляет их поисковым движкам Google и Yandex. Полученные результаты анализируются и заносятся в базу данных.
- 2) Модуль загрузки страниц подключается к базе данных и выгружает из неё страницы, которые ещё не были загружены и загружает их. Загруженные страницы добавляются в базу данных.
- 3) Модуль анализа текста реализует задачу поиска конкретных числовых значений в тексте на странице из сети Интернет.

Таким образом, разработанный подход ложится в основу программного комплекса, который в дальнейшем используется при сборе предварительной информации. Полученная информация используется при построении многофакторной модели, которая основывается на принципах когнитивного моделирования. Модель предназначена для формализации, качественного анализа и интерпретации слабоструктурированных систем и процессов,

оценки альтернатив ее поведения в изменяющейся среде, а также формирования экспертных оценок и снижения неопределенности в исследуемой области

2.2 Формализация модели СОС

Исследование и построение любой, достаточно сложной модели имеет свои особенности и требует индивидуального подхода, который существенно изменяется в зависимости от исследуемой области. Важным фактором является масштаб разрабатываемой модели. Слишком подробная и сложная модель трудна в проектировании и построении и в конечном счете может затруднить процесс исследования. В то время как чрезвычайно упрощенная модель зачастую не может описывать действительность в требуемом приближении.

Существует большой опыт построения разнообразных моделей, который позволяет сформулировать основные принципы и подходы, определяющие требования, которым должна удовлетворять корректно спроектированная и реализованная модель. Так, задачу построения математической модели можно заключить в определении структур объектов, участвующих при ее формировании, нахождении значений параметров и, если необходимо, значений зависимых переменных, например, переменных состояния [72].

Переменные состояния - внутренние (промежуточные) переменные модели, совокупность которых полностью характеризует свойства системы в некоторый момент времени. Таким образом, входы и выходы системы отвечают за то, какие данные подаются на вход и выход, а переменные состояния отвечают непосредственно за преобразования в рамках системы.

Исходными данными при построении математических моделей процессов функционирования систем служит информация о назначении, основных принципах функционирования и условиях работы исследуемой системы. Эти данные определяют основную цель моделирования

проектируемой предметной области и позволяют сформулировать требования к разрабатываемой математической модели.

Каждую систему можно характеризовать некоторым набором свойств, под которыми понимаются величины, которые отражают поведение и состояние моделируемого объекта, а также учитывают условия её функционирования и взаимодействия с внешней средой.

Формально, в решаемой задаче рассматривается взаимодействие самообучающейся СОС с внешней средой (ВС). При этом СОС представляется как совокупность множества системных факторов $A = \{a_i, i = 1, \dots, N\}$, 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 $-1 \leq l_{ij} \leq 1$, 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 $a_j = F_j(a_1^*, \dots, a_k^*)$.

При этом СОС является согласованной, если функции F_j определены для всех j .

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:

$$a_j = \sum_{i=1}^N l_{ij} a_i, j = 1, \dots, N \quad (2.1)$$

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

$$\sum_{i=K+1}^N (\delta_{ij} - l_{ij}) a_i = \sum_{i=1}^K l_{ij} a_i, j = K + 1, \dots, N, \quad (2.2)$$

здесь δ_{ij} – символ Кронекера.

Решение этого уравнения описывает распространение влияния через все возможные пути, ведущие от входной вершины к какой-либо другой.

Представление о составе набора параметров модели можно получить из формальной макромодели взаимодействия системы с внешней средой. Для этих целей может быть использовано теоретико-множественное представление взаимодействия абстрактных СОС как прямое декартово произведении двух множеств:

$$D = S \times G = \{(s_i, g_j) | s_i \in S; g_j \in G; i \in I; j \in J\}, \quad (2.3)$$

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 набор внешних параметров $q^{(i)}$ системы.

Здесь $q^{(i)}$ – i -й параметр СОС, численно характеризующий i -е внешнее свойство системы. При этом вектор: $\bar{q} = \{q^1, q^2, \dots, q^n\}$ характеризует состояние системы.

Взаимодействие со средой в силу недостатка информации о состоянии 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, ее 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 $\bar{q}(t_i)$. Каждая точка фазового пространства соответствует определенному состоянию из множества всех возможных состояний системы. Точка пространства может соответствовать только одному состоянию, характеризующему его в текущий момент времени, и называется изображающей точкой. При этом, координаты, которые описывают положение точки в фазовом пространстве состояний называют –

фазовые координаты.

Влияние процесса адаптации на состояние СОС определяется распределением ресурсов или потенциала системы 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:

$$\varphi = \varphi(q) \quad (2.4)$$

СОС может реализовать некоторое конечное множество таких отношений D_φ :

$$D_\varphi = \{\varphi\}; \varphi \in D_\varphi \quad (2.5)$$

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 2.2):

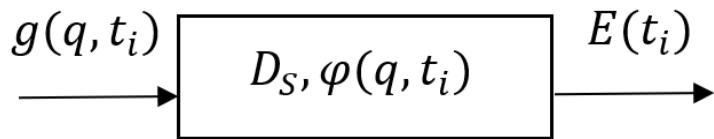


Рисунок 2.2 – Формальный вид ситуативной макромодели.

Где,

D_s пространство состояний, отображающее состояние системы и ее возможности;

$g(q, t_i)$ – функция внешних условий (характеризует воздействие внешней среды на состояние системы);

$\varphi(q, t_i)$ – функция адаптации СОС (характеризует модель поведения в изменяющихся внешних условиях);

$E(t_i)$ – эффективность (качество, определяющее степень соответствия СОС своему назначению);

t_i – время, характеризующее конкретную ситуацию

Таким образом:

$$E(t_i) = E(D_S, \varphi(q, t_i), g(q, t_i)) \quad (2.6)$$

Таким образом, в рассматриваемом случае исследуемая самообучающаяся система является динамической, дискретной, конечномерной и открытой.

В общей постановке, задача сводится к поиску в различных ситуациях моделей поведения агента $\varphi(q, t_i)$ с максимальной эффективности $E(t_i)$ при изменяющихся внешних условиях $g(q, t_i)$ в пространстве состояний D_S [73].

Каждое состояние системы в момент t_i заносится в базу знаний как результат оценки эффективности системы при различных внешних условиях.

Любые ограничения, которые накладываются на траектории движения в фазовом пространстве, называются фазовыми ограничениями. Они являются неотъемлемой частью управления процессом моделирования в многомерном фазовом пространстве, и обычно задаются в виде неравенства:

$$g(q(t)) \leq 0, \quad (2.7)$$

где $g(q)$ – некоторая функция фазовых координат системы $q(t)$ в момент времени t .

Данные ограничения задаются с целью сужения исследуемого диапазона фазовых траектории, что не дает ей возможность покинуть некоторую заданную область пространства. Зачастую данные ограничения диктуются особенностью рассматриваемого пространства и напрямую исходят из условий задачи. Чаще всего эти ограничения задаются для всех моментов времени, однако существует возможность добавлять их на определенные этапы функционирования системы, что дает довольно гибкий инструмент для моделирования в фазовом пространстве состояний.

2.3 Выбор архитектуры модели интеллектуального агента

Для решения задач моделирования конфликтного противостояния и

достижения целевого положения в многомерном фазовом пространстве состояний одной из важнейших задач являлась разработка архитектуры агента.

Согласно обобщенному подходу к построению мультиагентного взаимодействия в рамках некоторой модели, любое изменение в устоявшейся системе подразумевает движение от текущего состояния к заданному через ряд промежуточных состояний, которые охватывают различные области проблемной среды в фазовом пространстве состояний.

Проблемная среда, в свою очередь, связана со всеми физическими и нефизическими элементами, которые влияют на состояние агента. Таким образом процесс взаимодействия ИА с внешней средой, можно описать в виде петли обратной связи (рисунок 2.3).

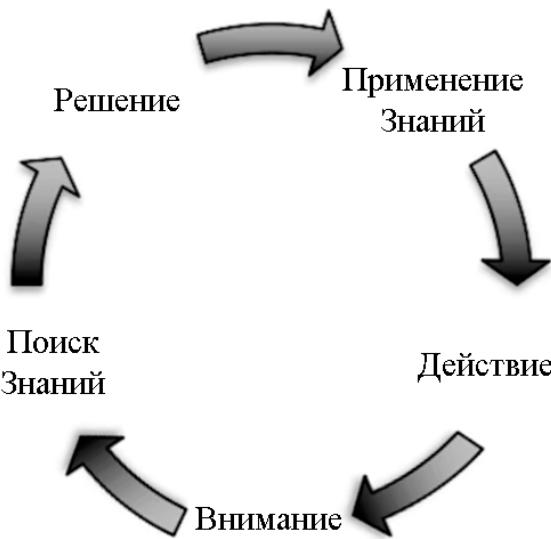


Рисунок 2.3 – Схема адаптации агента к проблемной среде.

Первым наиболее известным примером создания полной систематизированной архитектуры агента является работа Аллена Ньюэлла, Джона Лэрда и Пола Розенблума над проектом SOAR (*State-Operator-And-Result*) [74,49]. Первые концепты данной архитектуры появились еще в 1955 году, однако развитие данных идей продолжается до сих пор. Так наиболее совершенным является концепт, предложенный в 2012 году. В этой архитектуре впервые было предложено фильтровать поток входных данных,

получаемых с сенсоров агента, а также вводилось понятие ситуационные движения.

SOAR архитектура.

ИА в терминах архитектуры SOAR — это система, которая находится в постоянном развитии. Он постоянно обучается, модернизируется и обогащает собственную карту фазового пространства состояний. Основной целью при этом является принцип следования закону необходимого разнообразия, согласно которому агенту необходимо постоянно дополнять и обновлять свои собственные способности и знания.

Архитектура SOAR направлена на решение комплексных задач компьютерного моделирования и логики. При этом сам принцип мышления агентов, построенных в соответствии с основными концепциями данной модели, должен быть приближен к человеческому [75].

Модели, построенные по принципам архитектуры SOAR, являются интерпретацией модели TOTE (Test-Operate-Test-Exit) с добавлением понятия проблемного пространства. Целью агента является изменение текущего состояния системы для достижения желаемого результата. При этом результаты действий запоминаются как набор правил «условие-действие», который состоит из условий, необходимых для определения ключевых состояний внутри ситуационного пространства, и групп операторов, с помощью которых эти состояния можно изменять [55].

Если на определенном этапе поиска целевого состояния агент сталкивается с ситуацией, когда информация о похожей ситуации в его памяти отсутствует он вносит данное событие в новые правила. Таким образом, со временем ИА дополняет свою базу знаний и учится находить наиболее оптимальные решения в зависимости от текущей ситуации.

Считается, что вариации этой когнитивной архитектуры моделируют восприятие и последующую обработку полученной информации по принципу, схожему с человеческим. На рисунке 2.4 представлена схема архитектуры

SOAR, которая наглядно отображает изложенные выше принципы работы агента.

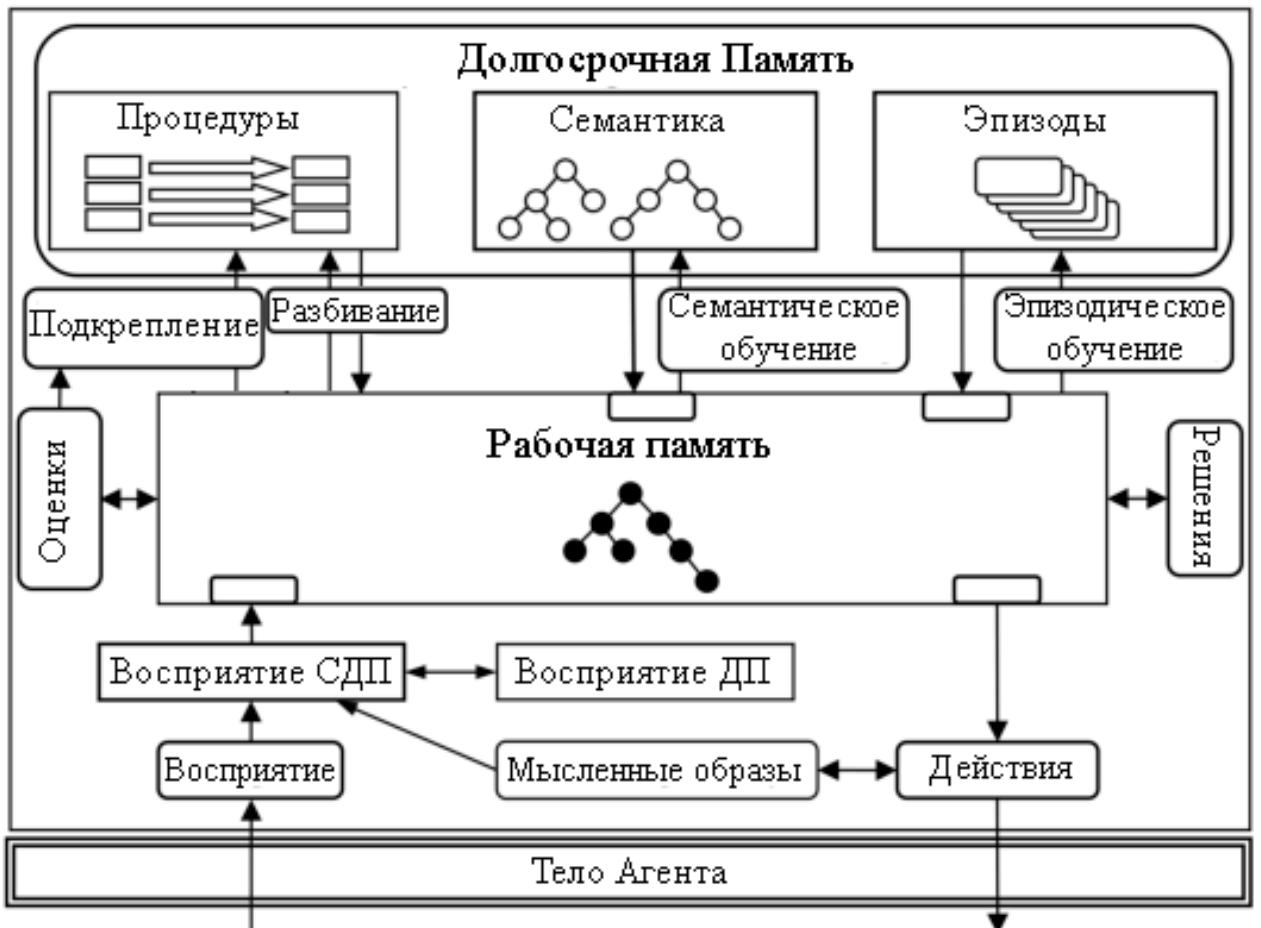


Рисунок 2.4 – Схема архитектуры Soar

Данные об окружающей агента предметной области поступают в кратковременную память агента через сенсоры восприятия, где после предварительной обработки данные переходят в долгосрочную память, в которой непосредственно генерируется информация о том, что за события имеют место быть, когда и при каких условиях они происходят, и прочая сопутствующая информация [76].

Долгосрочная память архитектуры модели SOAR, состоит из 3х составных модулей: Процедурный, Семантический и Эпизодический. Именно их совместная работа позволяет наиболее точно передать восприятие и реакцию агента на окружающую среду.

Модуль, отвечающий за эпизодическое обучение – обеспечивает изучение новых действий на основе уже принятых решений. Совершая те или иные действия, агент разбивает полученные знания на эпизоды. Данный модуль при необходимости дает возможность обратиться к этим эпизодам и заново их воспроизвести целиком или какой-то их отрывок.

Семантический модуль отвечает за хранение устоявшихся понятий и связей, которые неоднократно доказывали свою эффективность во время действий агента, а также фактов, которые были заложены на этапе создания агента. Например, некоторые величины не могут быть ниже некоторого заданного значения и т.д.

Процедурный модуль содержит информацию о необходимой последовательности действий для исполнения того или иного решения. Например, для езды на велосипеде необходимо на него сначала сесть, затем крутить педали и сохранять баланс.

Ключевым параметром при построении архитектуры агента в соответствии с моделью SOAR, является его быстродействие. Действия агента в рамках данной среды считаются удовлетворительными, если он принимает решения со скоростью, не превышающей 50 мс. Однако, в среднем скорость отклика агента с данной архитектурой не превышает 1мс. Основной проблемой при этом становится объем физической памяти, который необходим для долгосрочной и кратковременной памяти.

Архитектура SOAR легла в основу архитектур семейства Sigma и ACT-R, однако их применение имеет более узкую направленность, обусловленную моделированием умственной деятельности человека. Ввиду особенностей решаемой задачи, связанных с исследованием пространства состояний, использование стандартных методов нейросетевого моделирования не представлялось возможным. В связи с чем было принято решение разработать модель агента на основе архитектуры SOAR, в первую очередь, из-за необходимости реализации процедуры обучения.

2.4 Интерпретация формирования траектории движения интеллектуального агента в фазовом пространстве

Моделирование конфликтного взаимодействия в фазовом пространстве основано на формализованном описании конфликта. Важной задачей при этом становится корректная интерпретация процессов взаимодействия ИА с внешней средой в рамках принятой модели.

Необходимо выделить различные параметры, описывающие процесс взаимодействия, характеризующие состояние ИА в текущий момент, описать допустимый набор действий, изменяющих эти состояния, и положение ИА в фазовом пространстве, обозначить цель, которую он должен достичь. Корректное определение всех этих факторов невозможно без сопутствующей поддержки со стороны экспертов и использования средств мониторинга информационного пространства и моделирования процессов взаимодействия ИА с внешней средой. Другими словами, чтобы математически корректно описать конфликтное взаимодействие, необходимо выделить ключевые параметры конфликта в каждой из его составных частей. Данные параметры ложатся в основу при описании начальных условий конфликта, таких как: состояние сторон, диапазоны возможного изменения параметров, а также значение этих параметров на момент конфликта. Следующим важным этапом идет процесс определения возможных наборов действий для каждого из участников конфликта, которые изменяют значения параметров. По сути, все это необходимо для формального описания фазового пространства, в котором происходит развитие конфликта.

Развитие конфликта можно характеризовать изменением состояния ИА в фазовом пространстве, то есть некоторой траекторией движения. В каждый момент времени точка на данной траектории обозначает текущее положение агента в пространстве. Таким образом, задача поиска оптимальной стратегии поведения в конфликте будет сведена к задаче поиска оптимальной траектории из текущего положения к достижению целевого состояния с

учетом некоторых фазовых ограничений [77].

В имитационной модели каждый из участников конфликта является своего рода интеллектуальным агентом (ИА), который обладает своим собственным видением мира.

Исходя из описанных выше представлений, каждый из участников конфликта предстает в виде некоторой системы, которая обладает определенным набором ресурсов, имеет свои цели и определенный набор возможных действий. В текущий момент времени t возможности k -го субъекта зависят от его положения в фазовом пространстве состояний, которое характеризуется некоторым набором определенных характеристик [78].

Таким образом, изменение состояния субъекта конфликта g^k во времени $g^k(t)$, является зависимым от вектора \vec{q} , который отображает положение субъекта в его фазовом пространстве состояний. При этом для каждого субъекта существует собственное фазовое пространство, в котором оппоненты являются частью изменяющейся внешней среды. Такое представление позволяет учитывать возможное влияние оппонентов друг на друга.

Переход субъекта из начального состояния $q_0^k(t_0)$, в котором он находился в момент времени t_0 , к целевому состоянию $q^k(t_m)$ в момент времени t_m осуществляется через реализацию промежуточных состояний, смена которых формирует собой траекторию движения в фазовом пространстве.

Схематично данную задачу в двумерной интерпретации можно представить следующим образом. В двумерном фазовом пространстве отметим некоторую случайную точку, которую будем считать за исходное положение ИА (Рисунок 2.5). Также зададим вторую точку, обозначающую целевое положение агента в пространстве. ИА может изменять свое положение в пространстве состояний путем совершения некоторых действий

из допустимого набора возможных векторов-действий. Набор возможных действий ограничен и описывается допустимыми правилами поведения, которые могут меняться в зависимости от ситуации. При этом каждое из действий характеризуется некоторым вектором в фазовом пространстве состояний. Таким образом, последовательное совершение данных действий формирует некую траекторию субъекта в фазовом пространстве [77, 79].

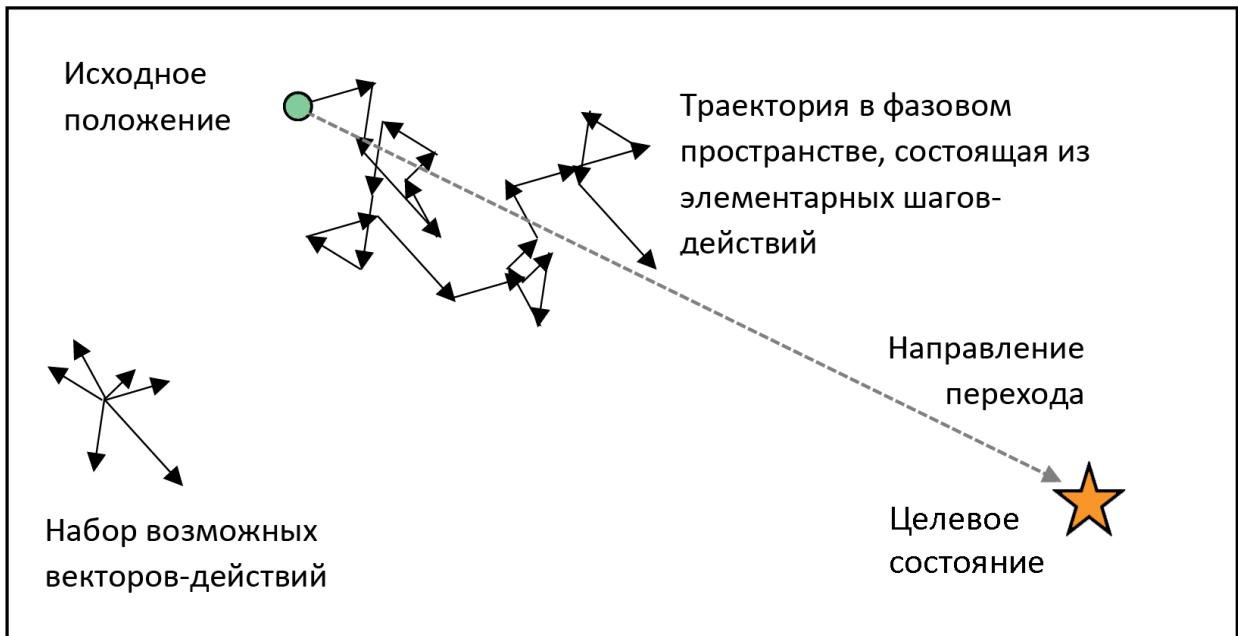


Рисунок 2.5. Схематическое представление задачи.

Кратчайший путь из исходного состояния в целевое показан пунктирной линией. Очевидно, что результат реализации того или иного правила поведения, которое в фазовом пространстве отображается некоторым вектором-действием, не будет совпадать с кратчайшим направлением. Рациональная траектория перемещения должна быть как можно ближе к пунктирной линии, но, в условиях неточной информации о результатах применения того или иного действия, эта траектория будет похожа на траекторию броуновского движения. Для улучшения траектории и сокращения времени достижения цели необходима оценка результативности каждого действия по критерию эффективности.

В данной интерпретации задача может быть решена исходя из критерия

степени приближения к целевому состоянию в результате выполнения конкретного действия. В этом случае могут быть реализованы варианты траекторий, показанные на рисунке 2.6.

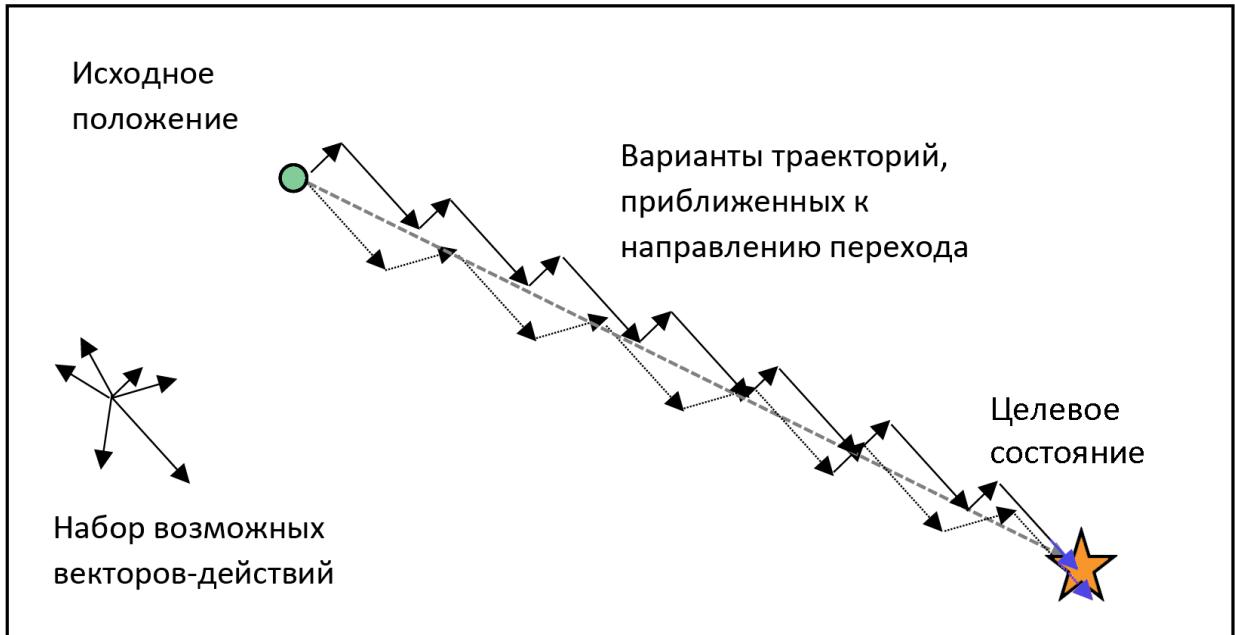


Рисунок 2.6. Схематический пример построения рациональных траекторий.

В случае с многомерными фазовыми пространствами, задача принимает намного более сложный вид и решение становится не таким очевидным. Предполагается, что основную задачу принятия решений, берут на себя агенты, обладающие способностью анализа обстановки и самостоятельной выработки рациональных действий в конкретной ситуации.

В случае, когда взаимодействие с внешней средой носит регулярный или повторяющийся характер, процесс выбора того или иного действия можно отобразить в виде матрицы (Таблица 2.1) взаимодействия агента и среды, целью которого является выбор оптимальной стратегии поведения при заданных условиях. При этом на каждом шаге ищется максимально эффективное решение – E_{ij} , которое соответствует определенной стратегии агента – φ_i , при соответствующем состоянии среды – g_j . Из чего следует, что реальная фазовая траектория агента складывается в результате наложения

случайных внешних воздействий и меняющихся условий на сформированный план действий.

Таблица 2.1. Матрица взаимодействия агента 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}

Важность данного представления связана с широким диапазоном его применения, поскольку с его помощью можно описать не только неконфликтное взаимодействие в условиях риска, но и не прямое антагонистическое взаимодействие нескольких агентов в рамках одной системы, а также целый спектр конфликтных задач «игры с природой».

Возможность проведения большого количества вычислительных экспериментов позволяет ИА формировать и накапливать некоторый опыт, что в конечном счете помогает выбрать наиболее оптимальные стратегии поведения. Причем для каждой из сторон опыт может существенно варьироваться.

2.5 Алгоритм формирования траекторий в фазовом пространстве

Как уже упоминалось выше, ИА имеют некоторую цель и поведение, направленное на ее достижение наиболее оптимальным путём. При этом, ключевыми в этом контексте становятся задачи по установлению причинно-следственных связей на основе стереотипных ситуаций, а также задачи прогнозирования развития обстановки и её характеристик в текущей ситуации. Этот процесс сводится к постановке оптимизационных задач поиска

рациональных траекторий в фазовом пространстве состояний.

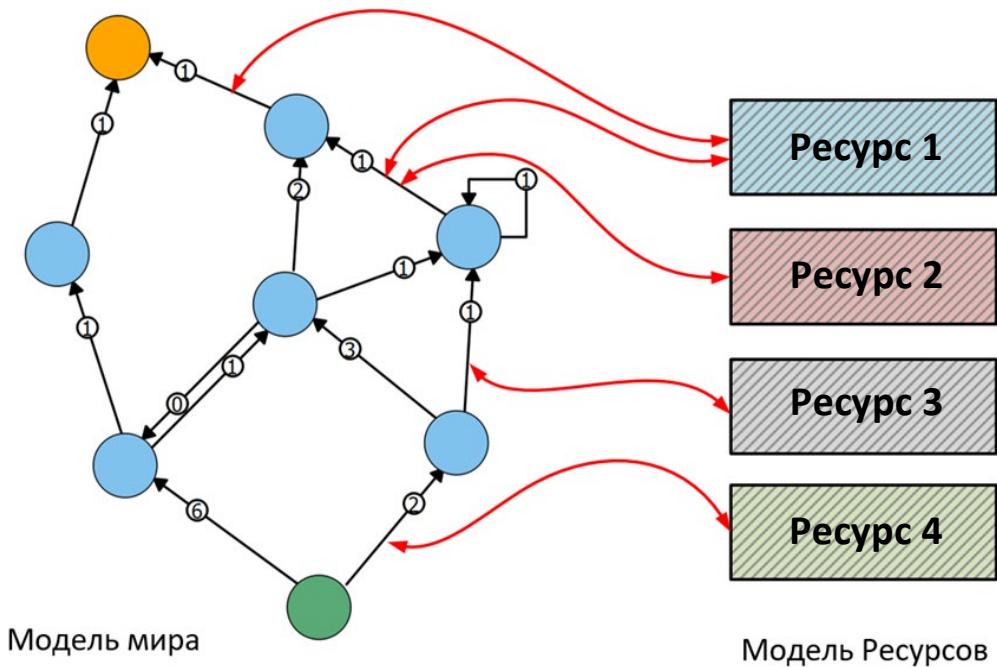


Рисунок 2.7. Представление модели поведения интеллектуального агента в виде графа.

Пространство состояний для задачи планирования условно можно представить в виде графа переходов из состояния в состояние (рисунок 2.7).

Каждый из параметров агента определяется некоторой скалярной величиной, изменение которой характеризуется соответствующей ценой перехода, под которой понимаются условные затраты и выгоды, полученные в ходе совершения действия [80].

Таким образом можно сформировать некоторую ценовую матрицу. Такое представление позволяет оценить затраты на изменение каждой из характеристик, описывающих состояние субъекта. В ячейках ценовой матрицы отражаются затраты на переход из текущего состояния в смежное. Изобразив траекторию перемещения по ячейкам матрицы из одной точки в другую и просуммировав значения в ячейках, можно получить общие затраты на преодоление пути по выбранной траектории. В модельных расчётных задачах размер ячейки ценовой матрицы может быть произвольно малым,

например, визуально отображаемым одним пикселием на схеме или экране, что позволяет использовать их по аналогии со слоями географических карт или карт высот местности.

Ключевыми аспектами эффективности применения того или иного метода проектирования траекторий в пространстве состояний, являются следующие:

- степень неопределенности состояния обстановки, в рамках которой должен быть найден оптимальный/рациональный путь;
- характер и степень изменчивости ситуации в ходе реализации движения по выбранному пути;
- размерность пространства состояний;
- удаленность до цели и т.п.

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

Выбор действий на каждом шаге траектории производится случайным образом, но с учетом весовой функции распределения рейтингов для зоны текущего положения агента [81]. Со временем, это позволяет охватить все возможные варианты действий, а также наиболее плотно исследовать область, находящуюся в непосредственной близости к целевому состоянию. В результате вычислений первоначально равномерное распределение рейтинга действий постепенно деформируется в сторону наиболее результативных действий.

Рейтинг каждого действия в конкретной ситуации определяется в зависимости от приближения к целевому состоянию в результате осуществления выбранного действия при текущих заданных параметрах. При этом степень приближения определяется на основе евклидовой нормы.

На рисунке 2.8 приведена общая схема просчета оценки прецедента (результата выполнения действия «A» в момент времени «0») который переводит состояние субъекта из положения «0» в положение «1». При этом исходное положение субъекта обозначено серым кругом, а целевое красным.

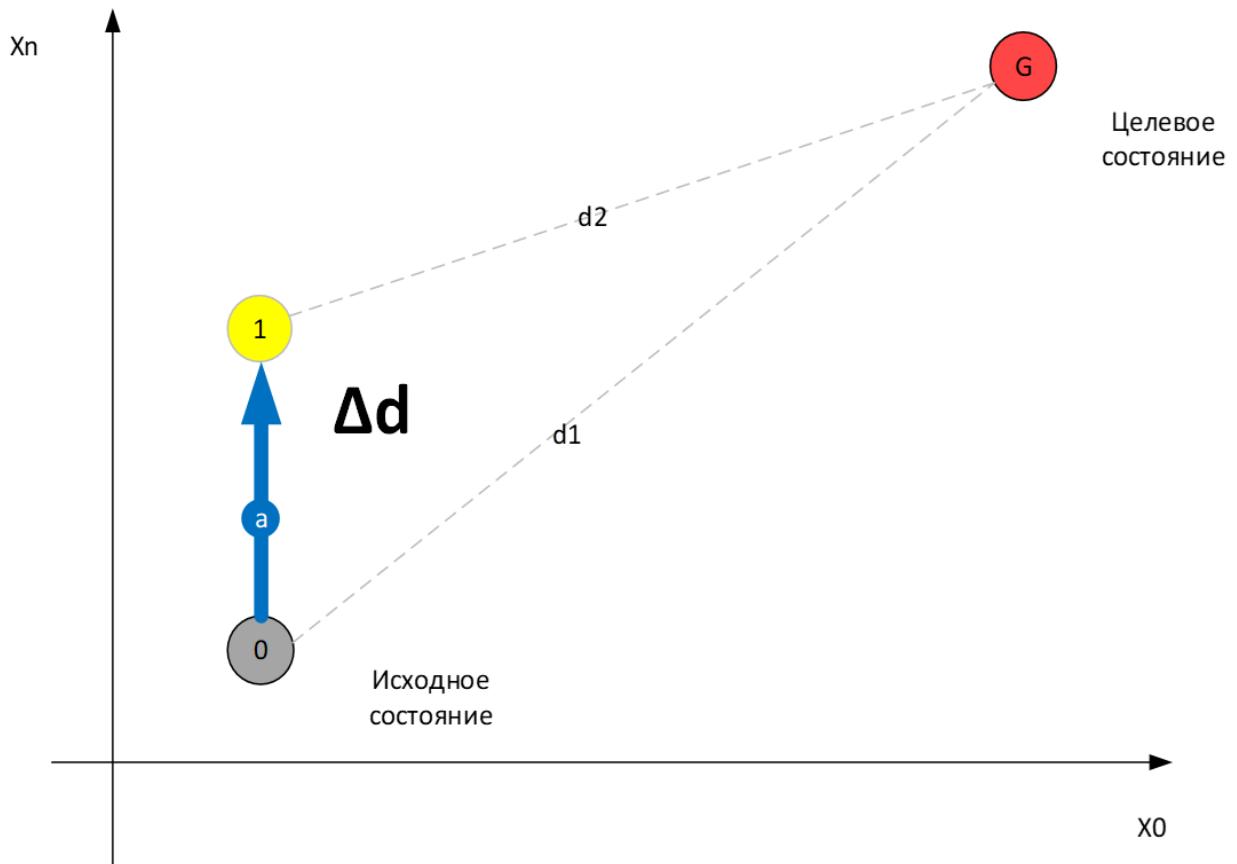


Рисунок 2.8 Схема расчета оценки прецедента.

В случае приближения к целевому состоянию, данное действие повышает свой рейтинг и, следовательно, вероятность с которой система выберет его в дальнейшем. В случае удаления от целевого состояния рейтинг уменьшается. Изначально, как и в случае с нейронными сетями при методе обратного распространения ошибки, рейтинг того или иного действия задается случайными малыми величинами.

На каждом этапе выбора действия в базу знаний делается запись о состоянии ИА. Таким образом формируется набор стереотипных ситуаций, в которых эффекты одних и тех же действий могут приводить к разным результатам в зависимости от текущего положения в пространстве состояний.

На следующем шаге наполнение и корректировка базы знаний продолжается, что в конечном счете ведет к формированию базы прецедентов, необходимой для рационального выбора действий ИА в зависимости от положения в пространстве состояний. При этом, если в последующих итерациях происходит повторение ситуаций, существующих в условной базе знаний агента с указанной точностью, они не подлежат записи. Однако информация о результатах выполнения действия, корректирует данные в памяти о схожем действии на среднюю величину разницы между результатами выполнения данных действий. Данная особенность помогает снизить объем обрабатываемой информации, а также снизить неопределенность результатов применения действий.

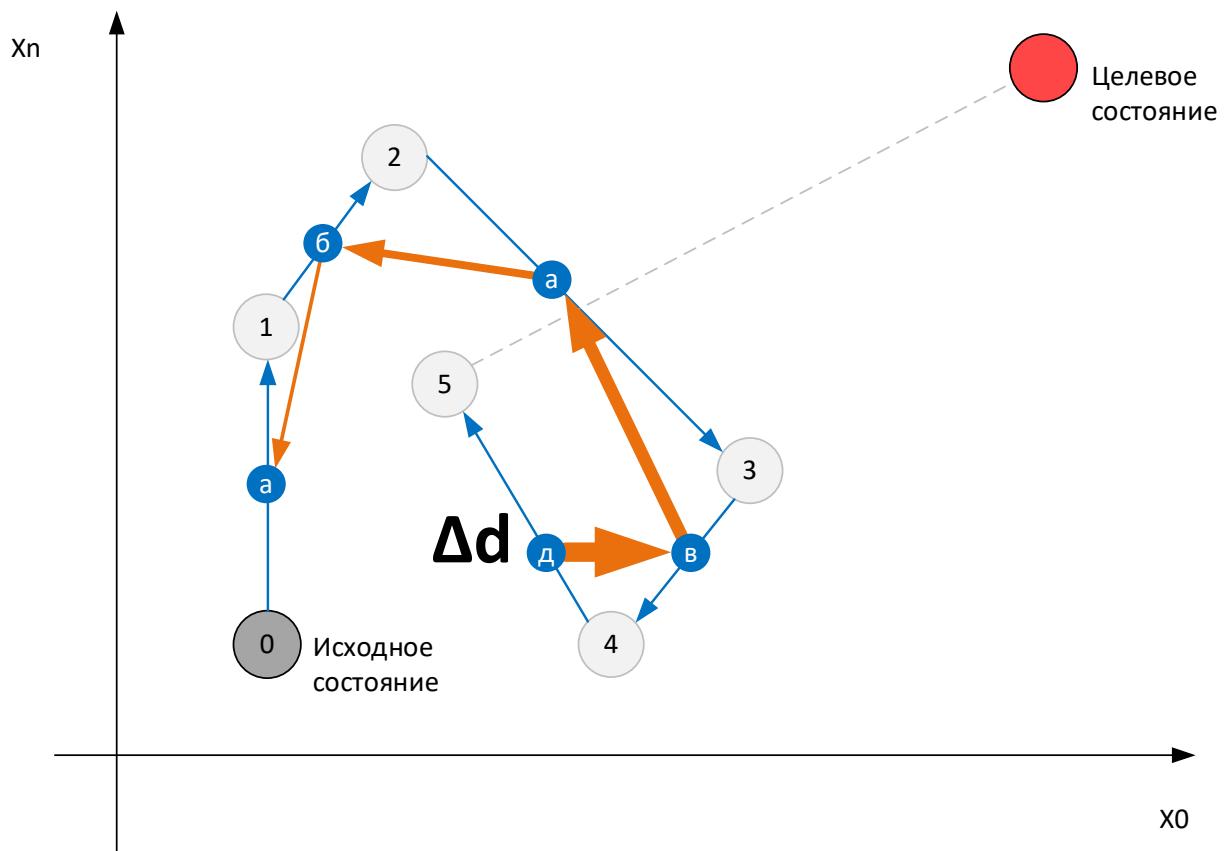


Рисунок 2.9 Концепция учета продолжительного эффекта.

Важной особенностью процесса обучения, является алгоритм отложенного эффекта от выполнения действия (рисунок 2.9). Данный 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^* .

$$\Delta E(i) = E(i) - E^* \quad (2.8)$$

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.

$$E_{i-j} = P * \frac{\Delta E(i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (\Delta q_{i,i-1}^k)^2}} \quad (2.9)$$

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 .

Алгоритм работает следующим образом. На каждом шаге ищется расстояние до заданного целевого состояния E^* , на основе которого задается рейтинг предыдущих действий на глубину m шагов. При этом m равно номеру того действия, для которого коэффициент обучения больше 0.01.

Такой подход корректировки рейтинга действий на предыдущих шагах траектории помогает учитывать и в последующем избегать ситуации, когда некоторое количество, казалось бы, потенциально ценных в сторону цели вдруг заводят агента в тупиковые положения, из которых невозможно достижение целевого состояния. Это необходимо также в моменты, когда выгоднее отдалиться от целевого состояния для того, чтобы приблизиться 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. Это помогает добиться эффекта «сглаживания», что в конечном итоге позволяет формировать более цельное представление об исследуемом пространстве состояний, поскольку так или иначе его исследование связано с некоторым уровнем неопределенности.

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.

Таким образом происходит наполнение и обновление базы знаний одним или несколькими агентами, которые одновременно участвуют в вычислительном эксперименте.

2.6 Выводы по главе

Дано обоснование подходов и методов решения задач диссертационного исследования. 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 предлагается разработка модели конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой и вариантные исследования развития конфликта на высокопроизводительной вычислительной технике. В этом случае вычислительный эксперимент становится дополнительным источником данных о возможном ходе и исходе конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой.

Приводятся возможные схемы реализации средств мониторинга неструктурированной информации из сети Интернет. Представлены подходы к формальному представлению конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой. Изложены основные предпосылки формирования когнитивной

модели. Исследуются свойства интеллектуального агента для решения задач его обучения и адаптации к условиям конфликтного взаимодействия с внешней средой и нахождения оптимальной траектории движения к целевому состоянию в фазовом пространстве.

Разработаны схемы применения ИА для моделирования процесса выбора доступных действий в условиях повышенной неопределенности. Описывается процесс формирования базы прецедентов.

Глава 3. РАЗРАБОТКА И ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМОВ САМООБУЧЕНИЯ И ФОРМИРОВАНИЯ БАЗЫ ЗНАНИЙ НА ОСНОВЕ АГЕНТНОГО ПОДХОДА

Данная глава посвящена разработке алгоритмов добычи и интеллектуальной обработки неструктурированных данных в сети Интернет, а также обучения и адаптации СОС к внешней среде в условиях неполных данных об обстановке. Алгоритмы реализуются в виде программных кодов модулей мониторинга среды Интернет и имитационного моделирования процесса обучения и адаптации ИА к конфликтной среде в ходе вычислительного эксперимента. Рассмотрены основные подходы и методы к проведению тестирования программных продуктов. Рассмотрены методы автоматизации процесса тестирования, приведены и рассмотрены особенности интерфейса реализованного программного комплекса.

В разделе 3.1 идет описание программное обеспечение и библиотек, которые были использованы при реализации алгоритмов и методов программного модуля. Обосновывается ряд требований к системе и вычислительным ресурсам.

Раздел 3.2 посвящен описанию работы алгоритмов системы. Приведена поэтапная демонстрация процесса построения и функционирования основных алгоритмов программного модуля на основе блок-схем и графических иллюстраций.

В разделе 3.3 изложены методы и подходы к поэтапному тестированию системы в рамках проверки алгоритмов и функционирования программ. Рассмотрены ключевые особенности интерфейса реализованного программного продукта.

В разделе 3.4 отражены выводы о результатах работы.

3.1 Программное обеспечение

При разработки различного рода программных продуктов, ключевым фактором является формирование набора требований. К ним относятся

функциональные и нефункциональные требования, особенности архитектуры, выбор языка программирования и т.д.

Некоторые разработчики считают, что в случае разработки приложения под персональные компьютеры, вопросами архитектуры данной платформы можно пренебречь. Современные средства разработки предоставляют довольно обширный набор инструментов для снижения проблем совместимости разных систем практически для всего типа приложений. Однако, в ситуациях, когда программный продукт подразумевает выполнение довольно специфичного типа задач и большое количество вычислительных операций, вопросы архитектуры играют довольно значимую роль в повышении производительности и быстродействия.

3.1.1 Языки программирования

Объективно, ключевой особенностью того или иного продукта является используемый для его написания язык программирования. В зависимости от выбранного языка, перед программистом открывается большой набор возможностей для реализации проектируемого программного продукта. При этом, не зависимо от количества используемых библиотек, которые сами по себе отличаются различными преимуществами и недостатками, сам по себе тот или иной язык программирования обладает рядом свойственных ему характеристик.

При разработке программных продуктов зачастую выбирают наиболее знакомые языки и методы при реализации поставленной задачи. Однако в ситуациях, когда разработка программных продуктов напрямую связана с научной деятельностью, где почти каждая задача носит уникальный характер, от разработчика в первую очередь ожидается умение сформировать корректное и быстрое решение, которое к тому же будет дополняться и дорабатываться после анализа полученных данных в ходе множества итераций. С учетом данных особенностей процесса разработки наибольшую

популярность приобрели объектно-ориентированные языки программирования, таки как C, C++, Python и т.д.

В отличии от языков процедурного программирования, в котором ключевую роль играет непосредственно алгоритм, в объектно-ориентированном программировании основной фокус сконцентрирован на данных. При таком подходе сам язык программирования приспособливается к особенностям решения задачи. В этом случае проблема заключается в необходимости корректной формализации задачи с последующей декомпозицией алгоритма с целью создания корректных форм данных, которые могли бы сформировать целостную структуру и отразить необходимые особенности решаемой задачи.

Для этого предлагается оперировать такими понятиями как класс и объект. Класс представляет собой спецификацию, описывающую форму данных. Объект – представляет собой конкретную структуру данных, созданную в соответствии с спецификацией класса. Корректно комбинируя два этих понятия, можно описать практически любую исследуемую модель или систему. Такой подход к организации и проектированию программы, называется восходящем программированием.

Наиболее популярными языками для разработки программных продуктов подобной направленности являются C++ и Python, которые предоставляют довольно гибкий инструмент для работы с данными и проведения вычислительных экспериментов с различной спецификой.

Python, являясь интерпретируемым языком, не отличается таким быстродействием как языки семейства С, однако, он обладает довольно большим количеством различных библиотек и фреймворков, установка и использование которых не занимает много времени. Данная особенность позволяет программисту довольно быстро решать задачи различной направленности. Отдельно стоит упомянуть про то, что на Python написано большое количество библиотек для работы с нейронными сетями, и хотя в

последнее время такие популярные библиотеки как Tensorflow стали портироваться на другие языки программирования, Python по-прежнему остается основным языком для методов машинного обучения.

Для реализации описанных во второй главе алгоритмов было принято решение использовать язык C++ и Python с компилятором Visual Studio 2019 Community, от компании Microsoft, который распространяется на свободной основе. В первую очередь данный выбор обусловлен особенностями решаемой задачи, а также наличием различных библиотек и фреймворков которые способствовали корректной разработке программного продукта.

Для реализации программных средств мониторинга использовался язык Python, в то время как при разработке средств имитационного моделирования и построения когнитивных моделей применялся язык C++.

3.1.2 Библиотеки и модули

Стандартные библиотеки языков программирования зачастую включают лишь базовые типы классов и основные алгоритмы для работы с ними. В связи с чем выбор корректных библиотек существенно уменьшает время работы алгоритмов и снижает время на всю разработку в целом.

Как уже упоминалось выше, C++ обладает довольно большим количеством различных библиотек и фреймворков, которые пусть и с затратой существенного времени, довольно легко подключаются и используются за счет компиляторов Visual Studio. В зависимости от типа библиотеки, они могут вносить как небольшие изменения и добавлять ряд небольших функций для решения конкретной задачи, так и кардинально менять переменные среды и добавлять новые типы данных.

К последним как раз можно отнести фреймворк Qt, который нашел свое применение при работе над данным проектом. Причиной выбора данного фреймворка послужил довольно большой список преимуществ, которые позволили реализовать заложенные в программный продукт функции и обеспечить необходимый показатель производительности.

Определенную роль сыграло повышенное быстродействие вычислительных процессов за счет использование внутренних классов Qt.

Отличительной особенностью является использование метаобъектного компилятора — предварительной системы обработки исходного кода, а также наличие собственной визуальной среды разработки графического интерфейса. При этом библиотека была портирована и на другие языки программирования такие как: PHP, Python, Ruby и Java.

Данный фреймворк построен по модульному типу и состоит из ряда взаимосвязанных модулей, которые совмещаются друг с другом за счет головного модуля «Core». Таких модулей существует довольно большое количество, некоторые из которых, впрочем, предназначены для решения весьма узкого круга задач.

Несмотря на повышенный порог адаптации к использованию Qt в качестве основного фреймворка, у данного программного продукта существует подробная документация, обучающие примеры и прочая сопутствующая информация, которая частично нивелирует данный недостаток.

По результатам анализа указанных особенностей было принято решение использовать данный фреймворк при реализации программных кодов. В частности, на практике использовались следующие ключевые модули фреймворка Qt:

QtCore — содержит классы ядра библиотеки, используемые другими модулями. Включает в себя основные функции для создания и работы с потоками и параллельными вычислениями;

QtGui — содержит компоненты графического интерфейса. Предоставляет классы для интеграции OpenGL, двухмерной графики отрисовки изображений и базовой графики;

QtWidgets, QuickWidgets — содержат классы для классических приложений на основе виджетов. Обеспечивают корректную работу с формами и их взаимодействие с пользователем;

QtQuick — содержит компоненты для написания приложений QML. Предоставляет все основные типы, необходимые для создания пользовательских интерфейсов с помощью QML. Он обеспечивает визуальное полотно и включает типы для создания и анимации визуальных компонентов, получения пользовательского ввода, создания моделей данных и представлений, а также отложенного создания объектов;

QCharts — модуль связанный с QtWidgets, отвечающий за графическое отображение графиков, диаграмм и сопутствующей им информации;

Стоит упомянуть, что помимо описанных выше модулей, был использован ряд сторонних библиотек собственного написания, функция которых в основном сводилась к упрощению процесса разработки и ускорения работы некоторых алгоритмов.

3.1.3 Требования к системе

Можно выделить два основных типа требований, которые выдвигаются к системе или разрабатываемому программному продукту. К ним относятся функциональные и системные требования.

Функциональные требования — это формальная постановка задачи, которая подразумевает реализацию тех или иных функций в разрабатываемом программном продукте. При этом средства и способы реализации данных требований зачастую остается на усмотрение разработчика. Поскольку виденье человека, что выдвигает требования зачастую различается с видением разработчика по различным причинам, выдвигаемые требования, в идеале, должны содержать ответы и пояснения по каждому пункту поставленного задания.

Одним из видов наглядной постановки задачи, на основе которой в дальнейшем идет развитие основных выдвигаемых идей и тезисов, является —

UML диаграммы. Так на рисунке 3.1 представлена диаграмма пользователей или общая схема основных компонентов системы, в которой выделены основные пользователи, а также их зоны ответственности, доступные сервисы и ресурсы среды моделирования.

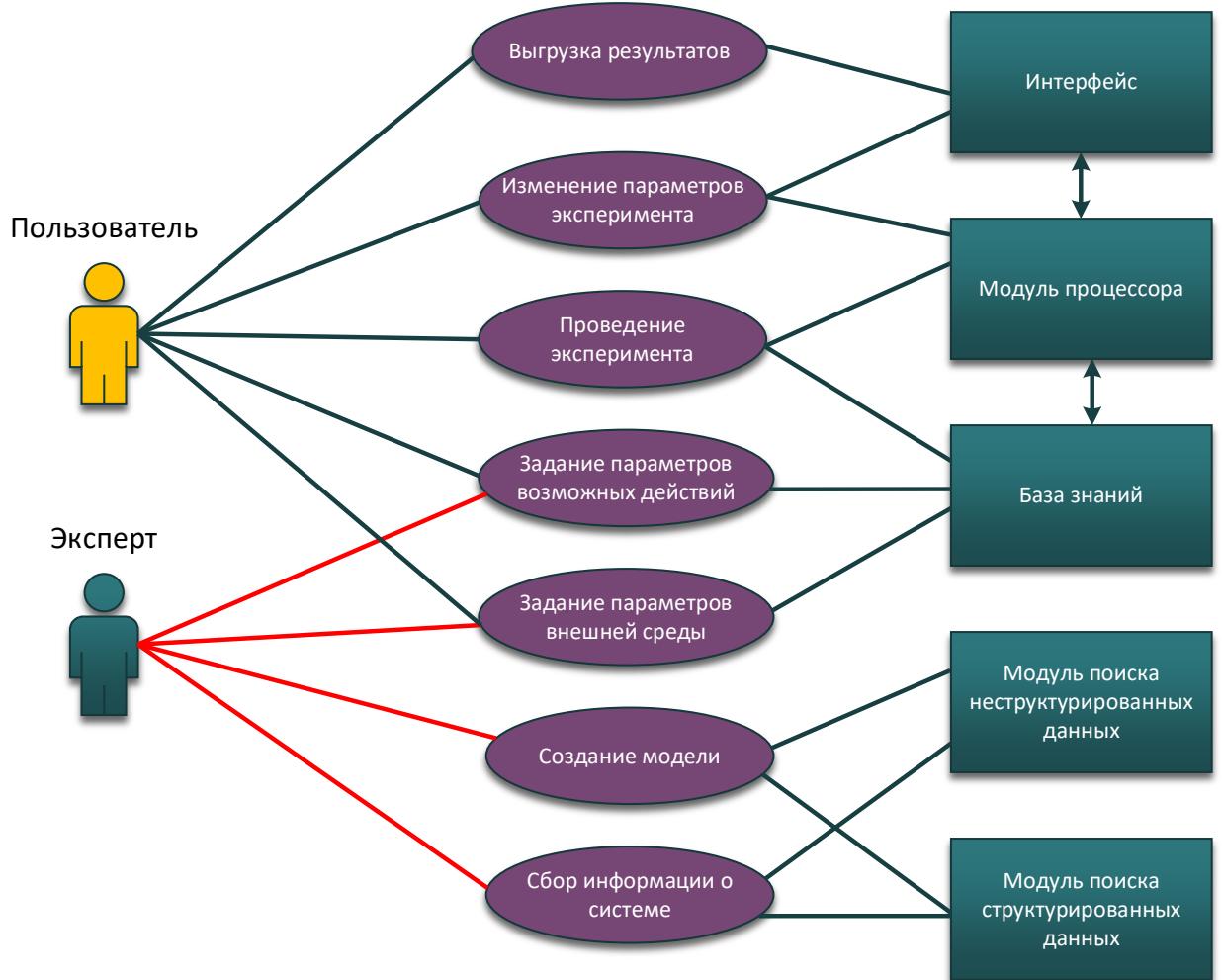


Рисунок 3.1 UML – диаграмма взаимодействия пользователей и экспертов с разработанной системой

Из приведенной схемы видно, что на роль эксперта ложится задача наполнения базы знаний на основе личного опыта, а также с помощью данных, полученных с помощью систем поиска структурированной и не структурированной информации (рисунок 3.2). В то время как пользователь занимается дополнительной настройкой системы, следит за ходом эксперимента, задает параметры для моделирования и регулирует проведение

эксперимента. После окончания эксперимента пользователь выгружает результаты для их последующего анализа.

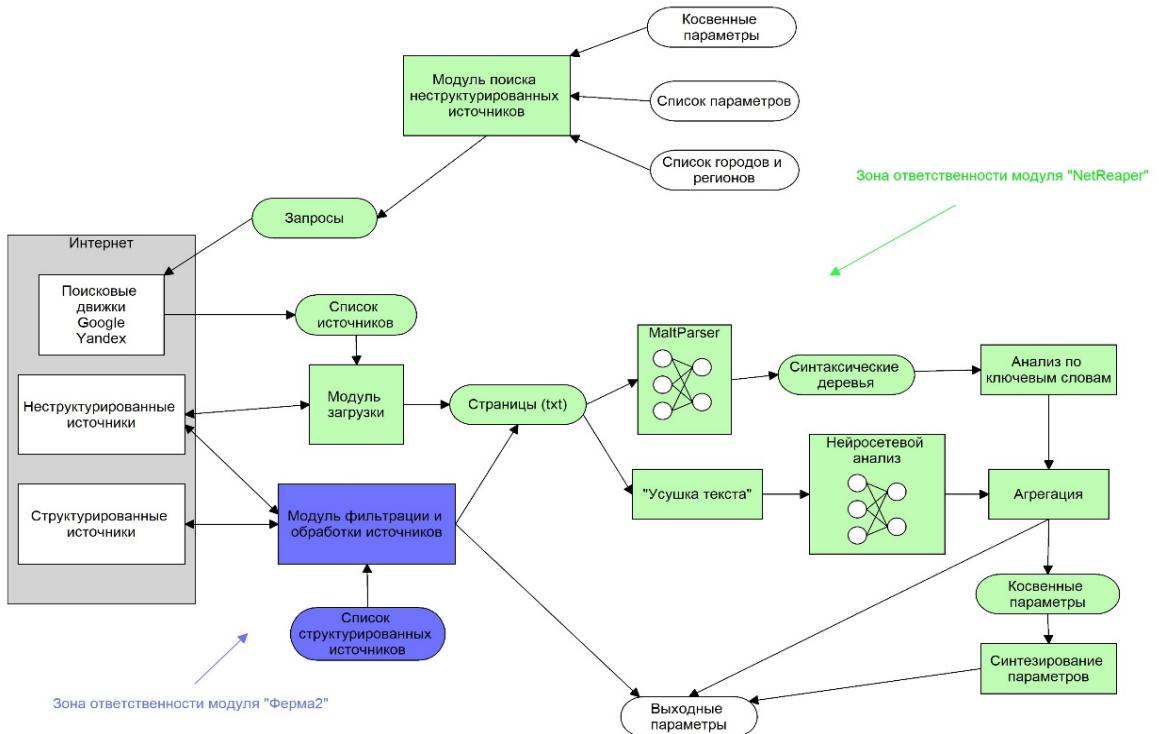


Рисунок 3.2 Обобщенная схема добычи и обработки неструктурированных данных из сети Интернет

На рисунке 3.2 представлена общая схема добычи и обработки неструктурированных данных из сети Интернет. Посредством программного модуля «NetReaper» происходит выгрузка текстов документов, новостных сообщений из сети Интернет на основе заданного пользователем поискового запроса.

Информация в текстах является неструктурированной. С помощью нейронной сети MaltParser для предложений из текста строятся синтаксические деревья. Синтаксические деревья позволяют для каждого предложения определить, содержит ли оно искомую информацию о заданном параметре. Для этого используется поиск по ключевым словам. Во время поиска учитываются различные возможные склонения слов, при этом конкретные сочетания ключевых слов зависят от выбранного параметра.

Для корректного и непрерывного функционирования алгоритмов и программных средств системы мониторинга, необходимо наличие вычислительного кластера и сервера для сбора и хранения собранной информации. В таблице 3.1 приведены минимальные и рекомендуемые требования, которые были обоснованы в ходе технической апробации программных модулей и подтверждены корректной работой вычислительных алгоритмов с учетом приемлемого быстродействия в задачах средней размерности.

Таблица 3.1. Требования к системе для корректной работы программного обеспечения.

	Минимальные системные требования	Рекомендуемые системные требования
Операционная система:	Windows 10	Windows 10, Windows 11
Процессор:	Intel Core i5-8400 или AMD Ryzen 3 3300X	Intel Core i7-8700K или AMD Ryzen 5 3600
Оперативная память:	8 ГБ	16 ГБ
HDD/SSD:	4 ГБ на жестком диске	4 ГБ на жестком диске
Видеокарта:	NVIDIA GeForce GTX 1060 или AMD Radeon RX 580 с 4 ГБ памяти	NVIDIA GeForce GTX 1070 или AMD Radeon RX Vega 56 с 8 ГБ памяти
DirectX:	DirectX: 12	DirectX: 12
Гарнитура:	Клавиатура, мышь	Клавиатура, мышь

Стоит отметить, что реализованный в программном коде алгоритм может быть модифицирован и доработан в дальнейшем, за счет дополнительного ускорения различных процессов с помощью технологии CUDA. Вследствие чего рекомендуемый графический ускоритель должен принадлежать к семейству видеокарт Nvidia.

3.2 Разработка и реализация алгоритмов электронного полигона

Для реализации алгоритмов обучения и адаптации в виде программного комплекса, необходимо создать такие формы данных, которые могли бы отразить особенности решаемой задачи.

Следуя методу и алгоритму обучения и адаптации ИА к внешней среде, описанным ранее, можно выделить три основные сущности, которые необходимо выделить для описания картины мира и логического обоснования работы алгоритмов:

- 1) «Мир» (nxWorld), в котором непосредственно происходит процесс движения в фазовом пространстве состояний.
- 2) «Ситуация» (nxSituation) - характеризуемая определенным набором параметров и содержащая сопутствующую информацию.
- 3) «Действие» (nxAction) - содержащие информацию о данном действии и результаты, к которым оно вероятно приведет.

Ниже, на рисунках 3.3-3.5 проиллюстрирована структура основных сущностей. Там же приведен список основных параметров, которые характеризуют данные структуры.



Рисунок 3.3 Структура основных полей данных объекта «nxWorld».

Объект nxWorld содержит различную информацию о законах мира, наборы возможных действий, условия изменения обстановки и т.д. Можно сказать, что он является основным объектом, который сочетает в себе всю

информацию необходимую для дальнейших вычислений и проведения экспериментов в ходе вариантовых исследований

Помимо этого, в данной структуре хранится информация об интеллектуальных агентах, каждый из которых параллельно начинает свое движение к своей цели поэтапно, дополняя и модифицируя свои и общие данные о мире. В зависимости от заданных условий, взаимодействие этих агентов может иметь характер конфликта, при этом каждый из них будет влиять на картину мира и положение в фазовом пространстве друг друга.

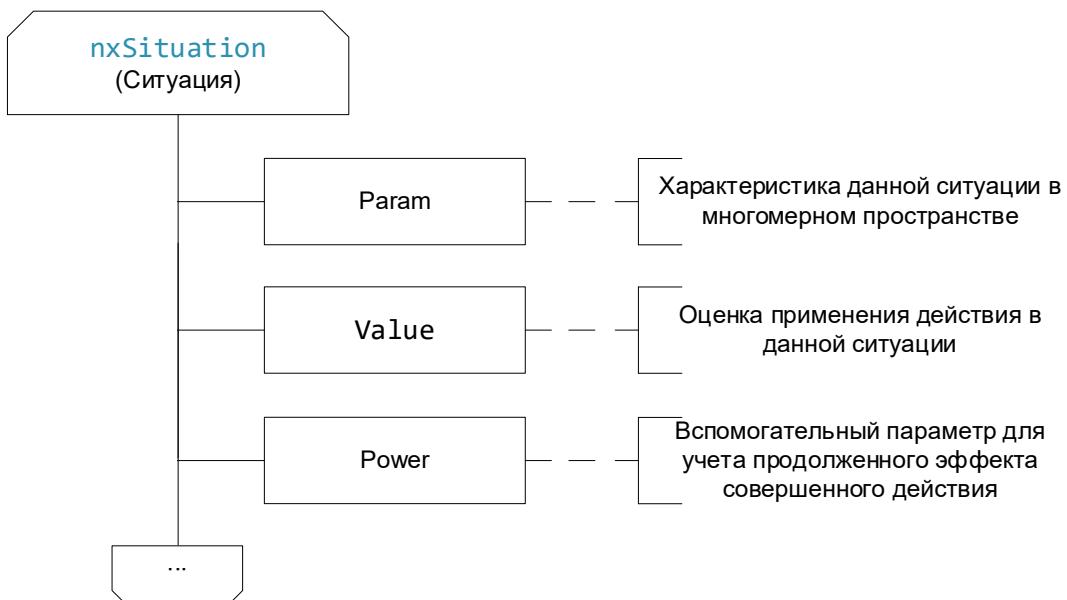


Рисунок 3.4 Структура основных полей данных объекта «nxSituation».

Объект nxSituation содержит данные, характеризующие ситуацию. Ситуация — это положение агента в фазовом пространстве состояний, характеризуемое определенным набором параметров. При этом каждая ситуация соотносится с реализацией того или иного действия, которое было задано на этапе формирования задачи.

При построении агентами траекторий движения к целевому состоянию после применения того или иного действия каждой ситуации задается соответствующая оценка в зависимости от приближения к цели.

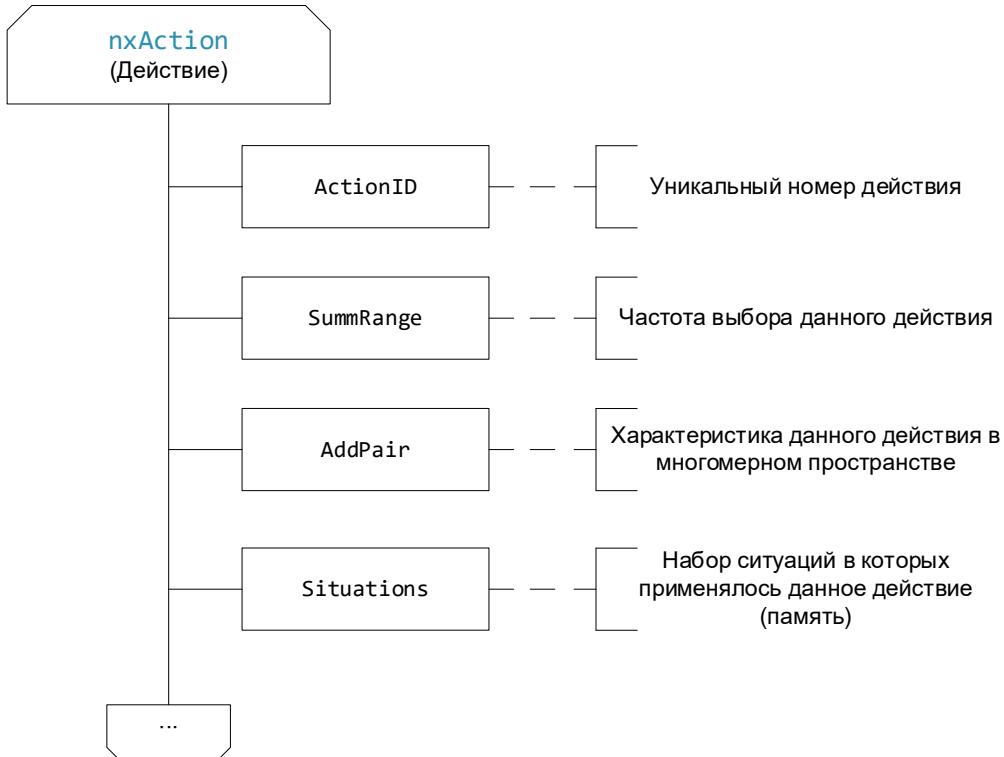


Рисунок 3.5 Структура основных полей данных объекта «nxAction».

Объект `nxAction` обеспечивает корректное описание и выполнение заданных на этапе постановки задачи возможных действий в фазовом пространстве состояний. В данной структуре хранится также сопутствующая информация, которая используется в программном комплексе в процессе выполнения алгоритма.

Стоит отметить, что характеристика действия может задаваться диапазоном значений, поскольку эксперт не всегда может дать точную оценку результатов реализации того или иного решения. При этом каждое действие хранит в себе информацию о всех ситуациях, в которых оно применялось.

Всего можно выделить несколько основных модулей, отвечающих за работу системы и выполнение основных алгоритмов (Рисунок 3.6).

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 характеристик целевого состояния. Задание всех этих параметров посредством считывания из файла формата “.csv”.

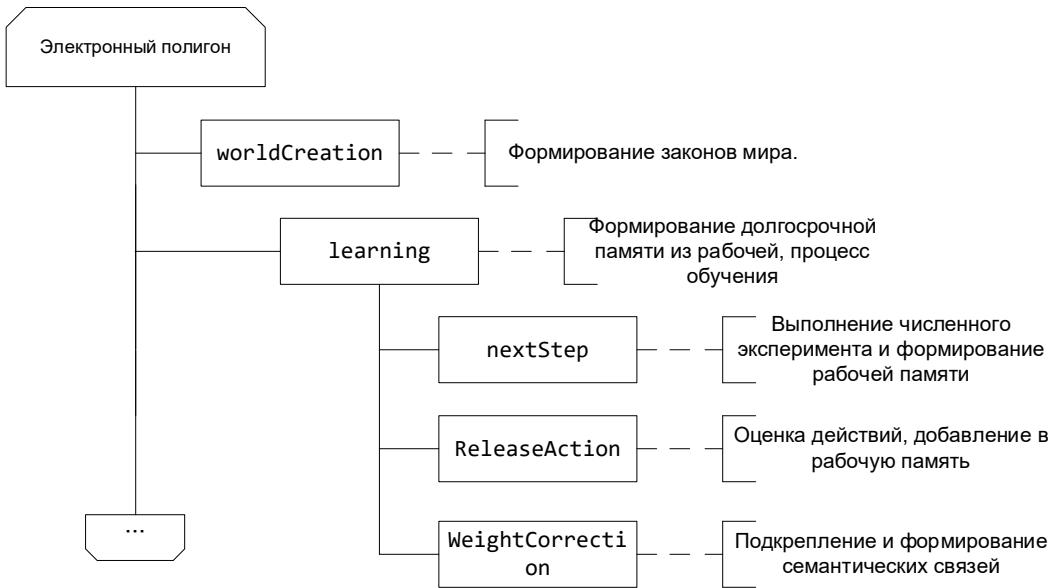


Рисунок 3.6 Структура основных модулей электронного полигона.

Следующим этапом идет процесс формирования базы прецедентов (базы знаний) с соответствующей оценкой, которой также руководствуются агенты для построения наиболее оптимальной траектории к целевому состоянию (рисунок 3.7).

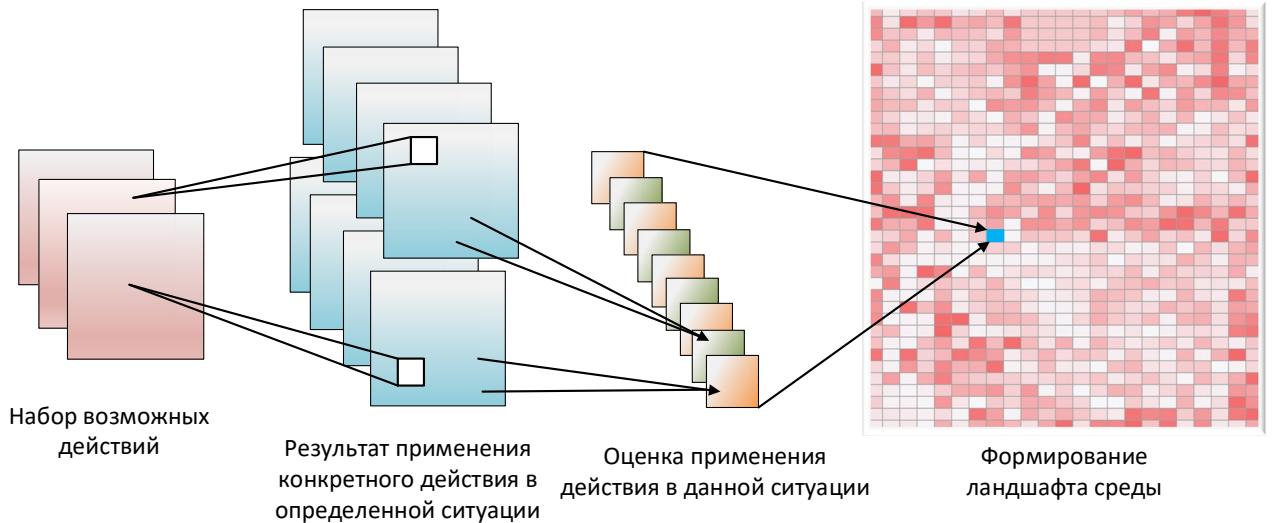


Рисунок 3.7. Процесс формирования базы прецедентов (базы знаний)

Общий алгоритм формирования базы прецедентов можно отобразить в виде блок-схемы, приведенной на рисунке 3.8.

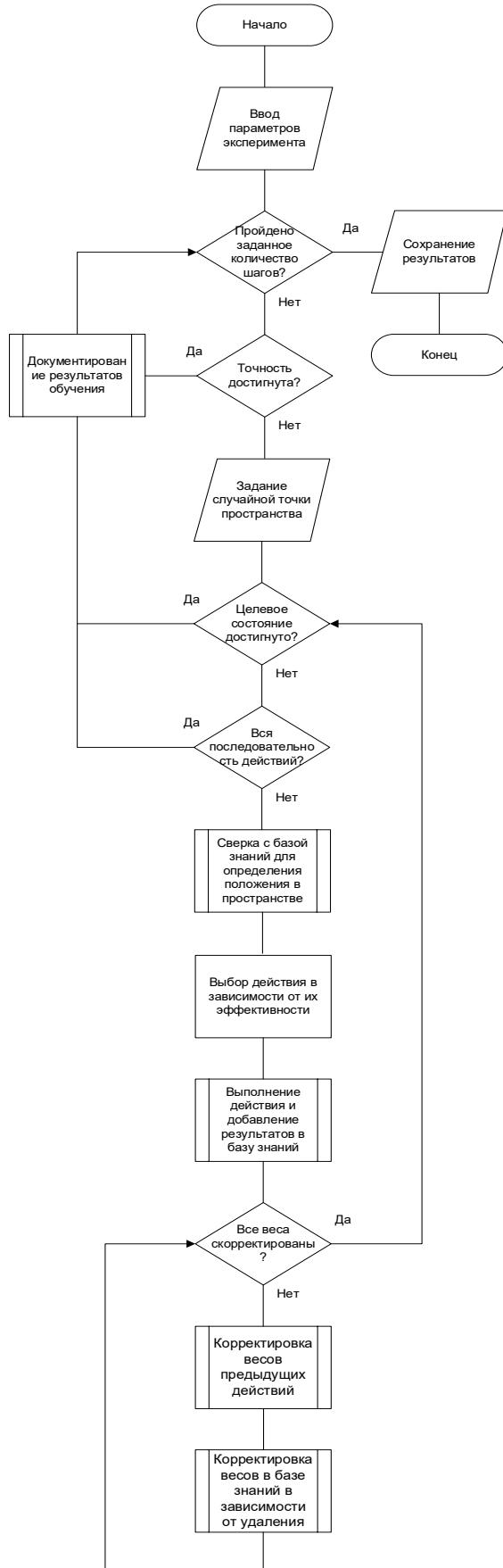


Рисунок 3.8. Блок-схема основного алгоритма.

Как уже описывалось выше, процесс формирования базы прецедентов напрямую связан с начальными данными, которые задаются посредством файла формата csv. В ходе процесса обучения агента происходит итерационное обновление и дополнение базы прецедентов, при этом исходное положение агента на каждом этапе формирования базы задается случайным образом в некотором ограниченном диапазоне, с целью разностороннего исследования пространства состояний.

Непосредственно процесс выбора действий с их последующей оценкой и формированием базы прецедентов происходит на этапе выполнения функции «nextStep».

Находясь в случайной точке пространства, агент оценивает обстановку и сверяется с накопленной на данный момент базой прецедентов. Основной задачей при этом, является поиск похожей ситуации с целью нахождения наиболее выгодного действия, которое максимально приблизит агента к искомому целевому состоянию. Степень похожести ситуаций определяется на основе евклидовой нормы.

После анализа существующей базы прецедентов, происходит процесс выбора действия которое предстоит осуществить. При этом выбор происходит случайным образом, но с учетом оценок, которые формируются в зависимости от степени удаления агента от целевого состояния после выполнения выбранного действия. Таким образом вероятность выбора действия, которое будет иметь положительный, с точки зрения достижения целевого состояния, эффект значительно выше, чем у других.

Следующим этапом идет выполнение действия, а затем добавление события в базу прецедентов. В ситуациях, когда в базе есть похожие события, в базу прецедентов записывается усредненный результат от их реализации.

После чего идет процесс корректировки оценки действия в зависимости от удаления или, наоборот, приближения к целевому состоянию. При этом, как уже было описано во второй главе, происходит корректировка оценки

предыдущих действий на глубину, которая варьируется в зависимости от заданных параметров.

Выполнение функции «nextStep» продолжается, пока не будет достигнуто целевое состояние или позиция в некотором диапазоне от него, или не будет совершенно заданное ограничениями количество действий, которое определяется на этапе задания исходных параметров численного эксперимента. При этом в программном комплексе введена опция, после активации которой количество совершаемых агентом действий может динамически меняться в зависимости от того, за какое количество шагов в ходе одного прогона в среднем достигается целевое состояние.

3.3 Подходы и методы к поэтапному тестированию системы

Само по себе тестирование, а особенно тестирование программного обеспечения – довольно сложный и комплексный процесс, который позволяет проверить корректное выполнение всех алгоритмов и функций, заложенных в него.

Стоит понимать, что существует несколько видов тестирования. Так, например, непосредственно «тестирование» служит для нахождения неточностей в программном коде, в то время как «контроль качества» ответственен за корректное составление и выполнение тестовых заданий и кейсов, а также устранение дефектов, которые потенциально будут встречаться при использовании данного программного комплекса.

Любое тестирование можно выполнить как вручную, так и с помощью инструментов автоматизации. При этом ручное тестирование – это тип тестирования программного обеспечения, при котором тесты проводятся вручную без помощи каких-либо средств автоматизации, в то время как автоматизированное тестирование выполняется за счет сторонних фреймворков (Selenium, PHPUnit, Mockery, т.д.) и программ.

Стоит понимать, что полная автоматизация процесса тестирования

невозможна, а потому специалисту так или иначе приходится заниматься анализом полученных данных и ручной проверкой некоторых процессов.

С учетом особенностей разрабатываемого программного обеспечения автоматизация процесса тестирования представляется трудновыполнимой задачей. Однако автоматизированный сбор и визуализация некоторых полученных данных может упростить последующий анализ информации. С этой целью были разработаны средства визуализации результатов вычислительных экспериментов и соответствующий интерфейс.

На рисунках 3.9-3.11 показаны элементы интерфейса программного комплекса, которые помогают оценить результаты тестирования.

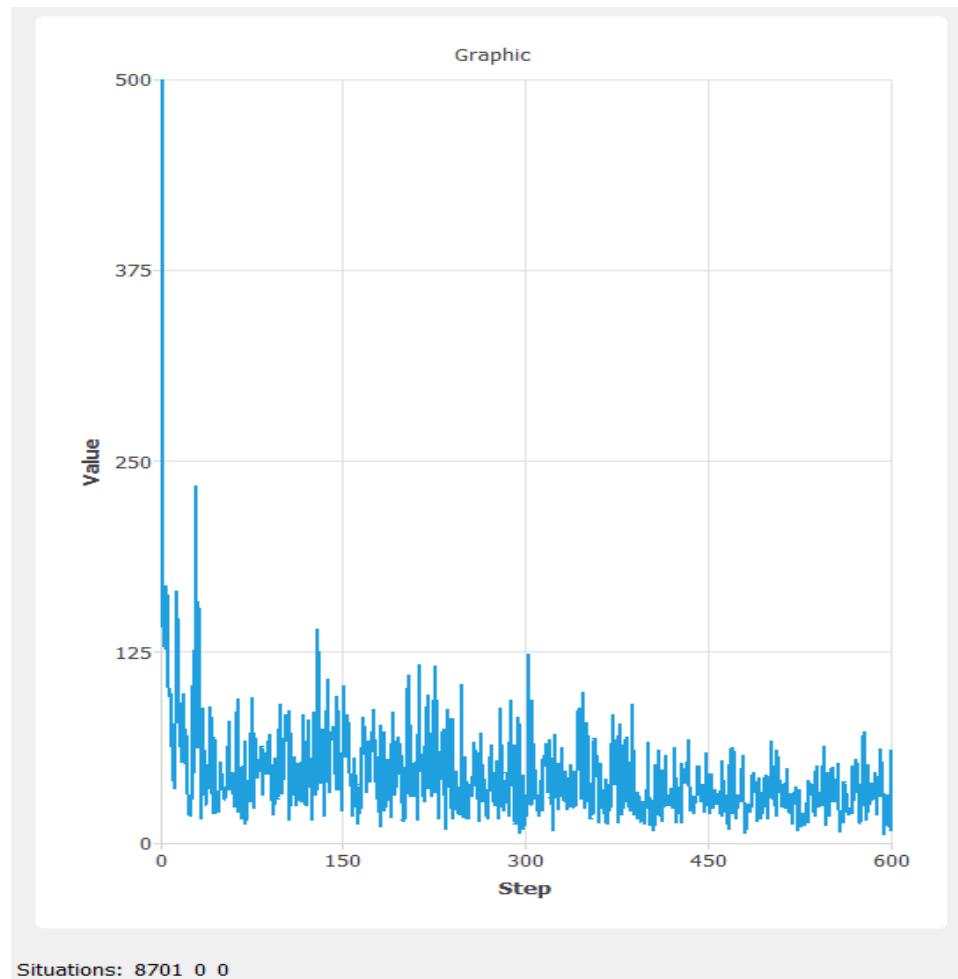


Рисунок 3.9. Элемент интерфейса, показывающий график приближения агента к целевому состоянию из случайной точки в ходе наполнения базы знаний.

На рисунке 3.9. показан элемент интерфейса, отображающий график, на котором ось «X» отображает количество экспериментов, а ось «Y» показывает приведенную дистанцию до целевого состояния из случайной выбранной точки фазового пространства. С помощью этого графика можно следить за эффективностью обучения агента и тем, насколько он адаптируется к внешней среде при движении к целевому состоянию.

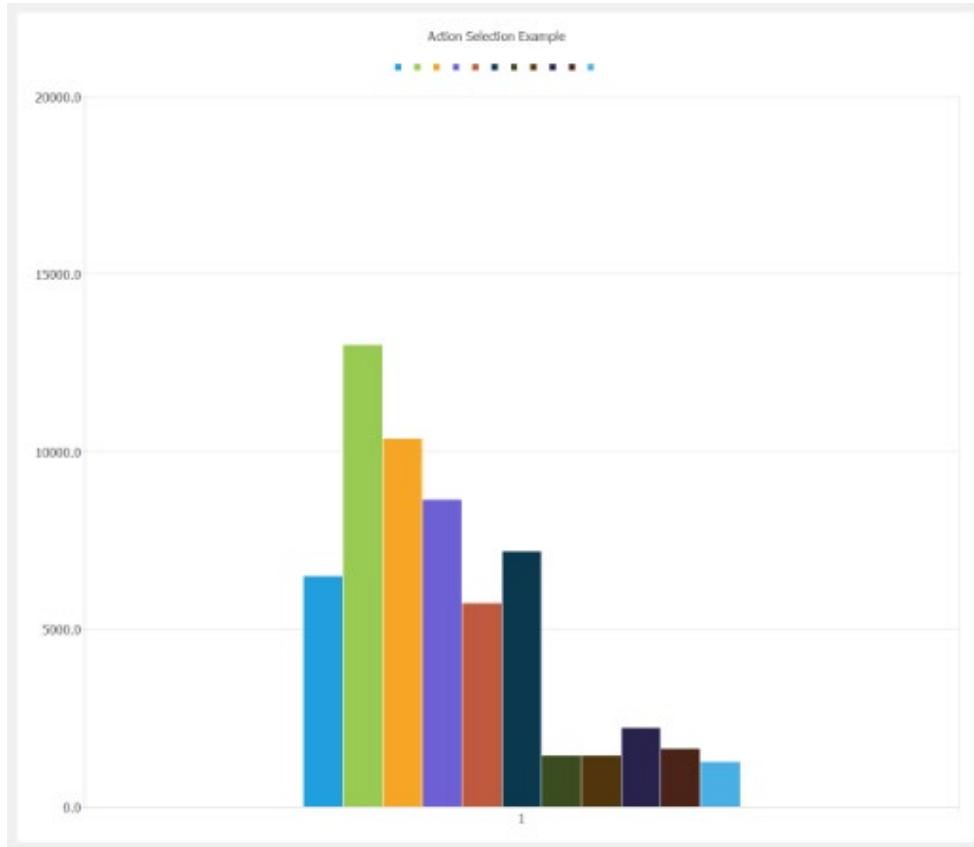


Рисунок 3.10. Элемент интерфейса, отображающий график - гистограмму действий.

На рисунке 3.10. показан элемент интерфейса, отображающий график – гистограмму эффективности действий, на котором по оси «X» разным цветом отображаются возможные действия, которые были заданы на этапе задания начальных данных эксперимента, в то время как ось «Y» показывает с какой частотой выбирают то или иное действие. Данный график помогает отслеживать эффективность того или иного действия, а также оценивать качество алгоритмов обучения.

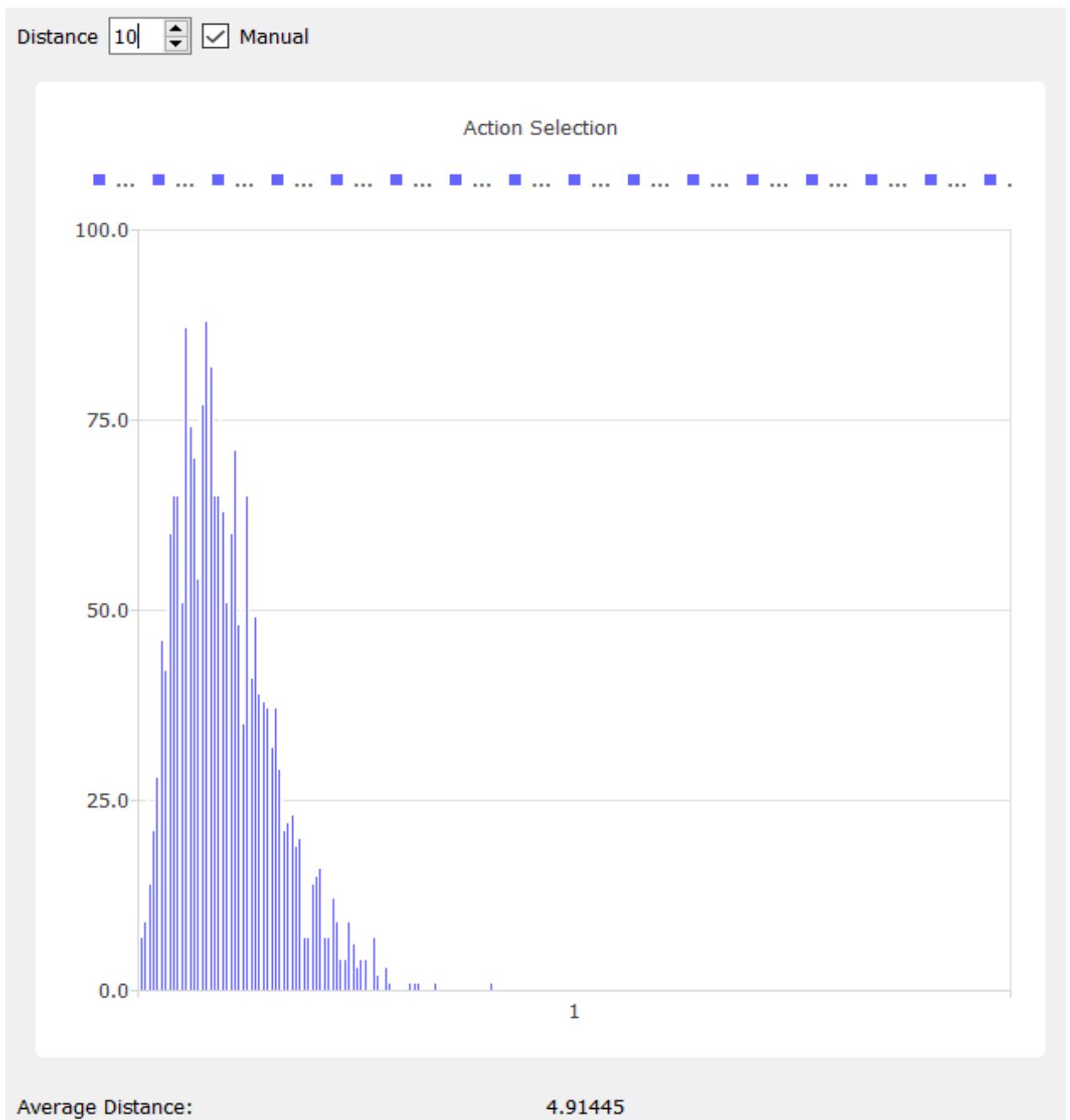


Рисунок 3.11. Элемент интерфейса, отображающий график - гистограмму среднего приближения к целевому состоянию.

На рисунке 3.11. показан элемент интерфейса, отображающий график – гистограмму среднего приближения к целевому состоянию. По оси «X» на данном графике отображено близость приближения к целевому состоянию по истечению серии экспериментов. На оси «Y» показывается с какой частотой агент достигает той или иной дистанции.

Вверху графика располагается поле, которое отображает число шагов,

отведенное агенту для максимального приближения к заданному целевому состоянию. Справа от данного поля, располагается отмечаемое поле (CheckBox), после отметки которого появляется возможность задавать число шагов пользователем в ручном режиме, в альтернативном случае данный процесс происходит в автоматическом режиме. При этом показатель определяется на основе среднего коэффициента приближения к целевому состоянию на основе всего эксперимента.

Внизу графика располагается поле, которое дает числовую величину приближения в среднем для всех экспериментов. Данный показатель позволяет отслеживать насколько текущая «глубина» просчета адекватна для решения рассматриваемой задачи.

3.4 Выводы по главе

В главе представлены результаты разработки алгоритмов и программных модулей добычи и интеллектуальной обработки неструктурированных данных в сети Интернет, а также обучения и адаптации СОС к внешней среде в условиях неполных данных об обстановке. Разработаны основные подходы и методы проведения тестирования программных продуктов. Созданное программное обеспечение обеспечивает необходимый функционал при мониторинге и добыче данных сети Интернет и реализацию процедур обучения и адаптации ИА в ходе вычислительных экспериментов.

Глава 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

С целью верификации разработанных алгоритмов и комплекса программ было проведено их экспериментальное тестирование. Реализовано два этапа экспериментальной проверки. На первом этапе тестируются основные функции и алгоритмы для проверки их работоспособности и корректности. На втором этапе идет апробирование программного комплекса на реальной задаче оценки эффективности мер противодействия пандемии COVID-19.

При разработке тестов следует уделить внимание основным алгоритмам системы, которые являются ключевыми для реализации функций выбора действий, формирования базы прецедентов и обработки результатов вычислительных экспериментов.

Для тестирования данных алгоритмов требуется разработка специализированных тестовых примеров. Проводимые тесты условно делятся на две группы: тестирование отдельных алгоритмов и тестирование работы комплекса в целом.

Были разработаны три модели тестирования алгоритмов, которые призваны проверить их корректное выполнение. Тестируются алгоритмы параллельного программирования, алгоритмы распределения коэффициентов оценки, а также алгоритмы корректного выбора действий на основе базы прецедентов.

Проведение подобного рода тестов не требует большого количества планирования по сравнению с тестированием работы комплекса и может быть осуществлено с помощью небольшого изменения программного кода и анализа выходных данных и интерфейса.

Описан процесс сбора данных с помощью разработанных средств мониторинга на основе экспертных оценок. Приведены методы построения формальной модели и принципы первичного наполнения базы знаний для

решения задачи прогнозирования эффективности мер противодействия вирусным инфекциям в рамках пандемии COVID-19.

4.1 Тестирование алгоритмов

Было выделено три основных алгоритма. При этом, для проведения каждого из тестов был разработан характерный тестовый пример, который смог показать корректную работу алгоритмов, с учетом разработанного интерфейса. Тем не менее, в каждом из тестов используются схожие начальные данные, которые описывают двадцатимерное пространство состояний и одинаковый набор возможных действий. Выбор размерности пространства состояний связан с большим количеством вычислений и обоснован необходимостью тестирования быстродействия разработанных алгоритмов.

4.1.1 Тестирование алгоритмов параллельного вычисления

Алгоритмы параллельного вычисления являются основными в задачах ускорения быстродействия. При этом с увеличением количества потоков, скорость просчета увеличивается пропорционально.

На рисунках 4.1-4.4, приведены результаты тестирования алгоритмов при одинаковых начальных данных, за один и тот же временной период. На Рисунке 4.1 отображены результаты выполнения просчетов в однопоточном режиме, в то время на Рисунке 4.3 представлены результаты за аналогичный период в многопоточном режиме (при тестировании проверялась работоспособность на двух потоках).

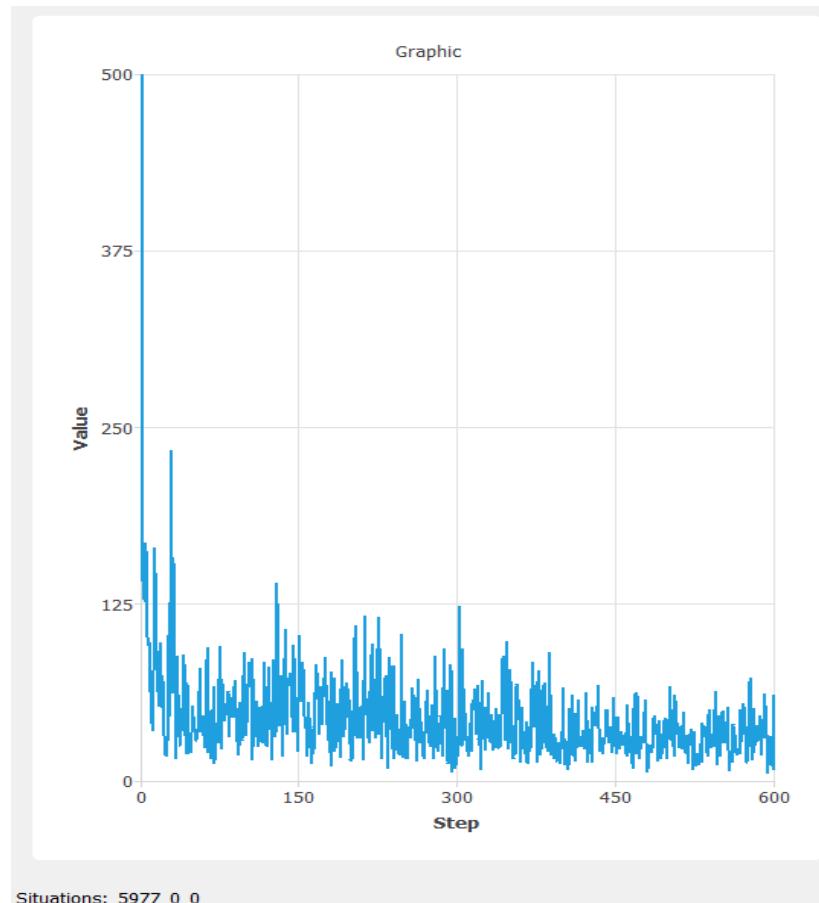


Рисунок 4.1. Выполнение алгоритмов в однопоточном режиме

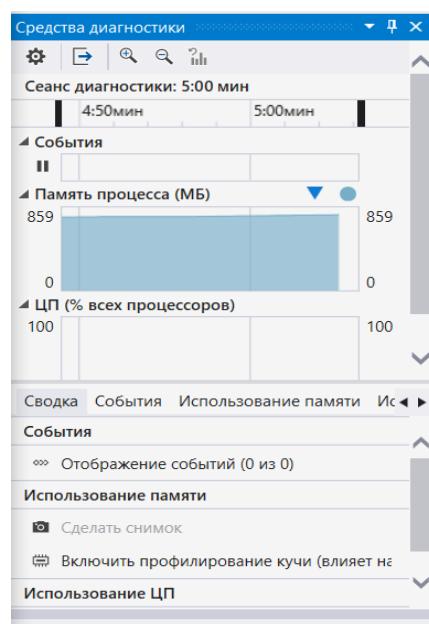


Рисунок 4.2. Дополнительная информация о свойствах процесса в однопоточном режиме.

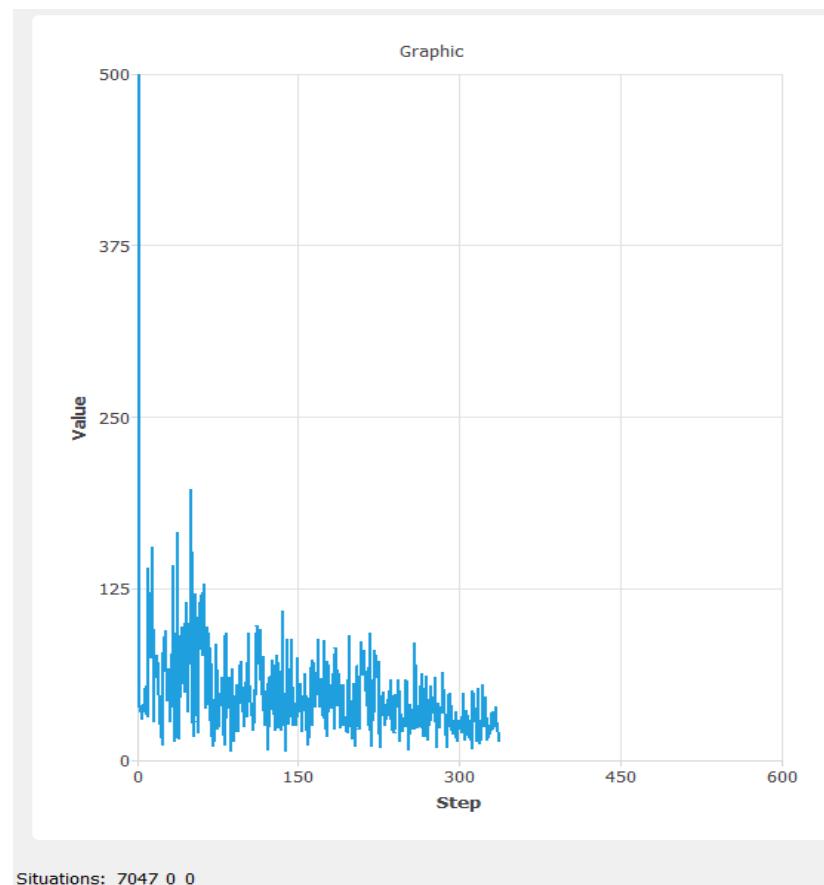


Рисунок 4.3. Выполнение алгоритмов в многопоточном режиме.

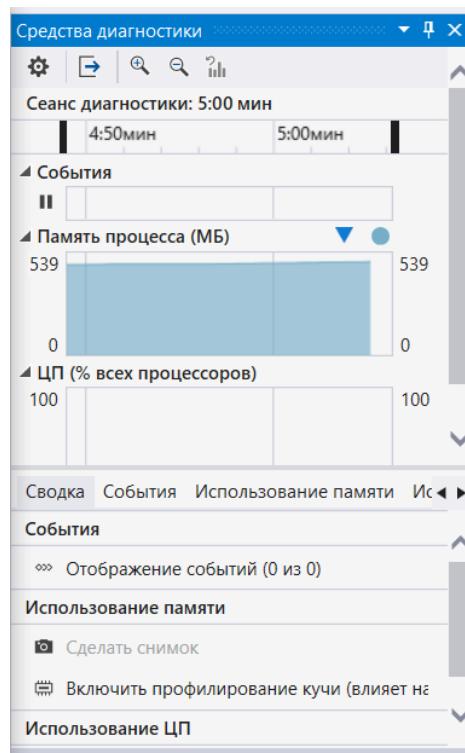


Рисунок 4.4. Дополнительная информация о свойствах процесса в многопоточном режиме.

Данный эксперимент проводился на случайно сгенерированных начальных данных в двадцатимерном пространстве состояний на протяжении пяти минут, глубина просчета была задана фиксировано и составляла 100 шагов. На приведенных выше скриншотах можно наблюдать, что за одинаковый временной период в однопоточном режиме база precedентов успела пополнится 5977 записями, в то время как в многопоточном режиме 7047 записями соответственно.

Несмотря на это, можно заметить, что в однопоточном режиме за одинаковый промежуток времени совершено большее число шагов. Это обуславливается тем, что в многопоточном режиме происходит параллельная обработка нескольких агентов, что повышает время на выполнение единичного эксперимента. Однако из оценки общего количества записей в базе знаний, можно отметить, что ее наполнение в ходе работы алгоритма в многопоточном режиме существенно выше.

При анализе данных, полученных в ходе эксперимента, было установлено, что алгоритмы параллельных вычислений работают корректным образом. Проведение вычислительного эксперимента в многопоточном режиме повышает скорость расчета примерно в 1.4 раза. При этом на рисунках 4.2 и 4.4 видно, что в многопоточном режиме память процессов распределяется равномерно между двумя потоками, из-за чего затраты на единичное обращение к памяти снижаются.

4.1.2 Тестирование алгоритмов автоматизации выбора действий

Алгоритмы выбора действий напрямую влияют на качество оценки действий в пространстве состояний и то, с какой вероятностью то или иное действие будет выбрано. При этом действие выбирается случайным образом, однако, действие с наибольшим рейтингом, который вычисляется в зависимости от степени приближения к целевому состоянию на основе предыдущих опытов, имеет больший шанс выбора.

На рисунках 4.5 – 4.9 приведены результаты тестирования, полученные путем случайного выбора действий, а также результаты адаптивного выбора в зависимости от присвоенного рейтинга для последующего сравнительного анализа.

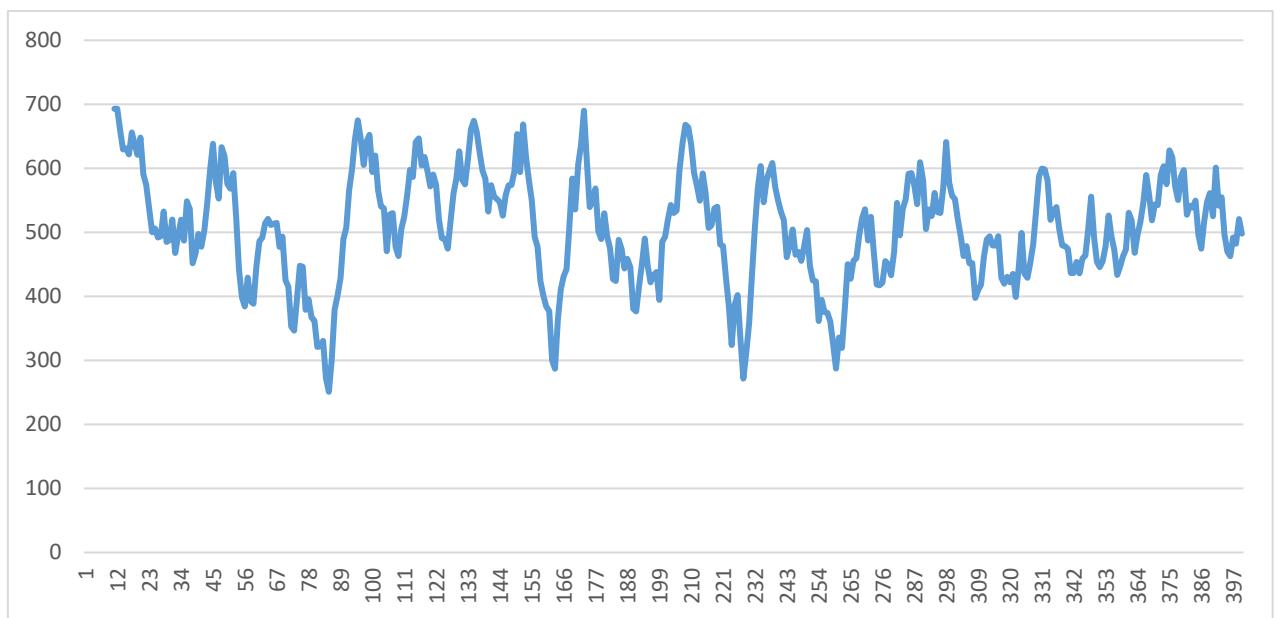


Рисунок 4.5. График приближения к целевому состоянию при случайном выборе действий.

Из сравнения графика на рисунке 4.5 с рисунками 4.1 и 4.3, можно констатировать существенное ухудшение когнитивных способностей агента, направленных на ориентацию в пространстве состояний с последующим принятием решений. При этом сравнение графиков, представленных на рисунках 4.6-4.7, подтверждает данную закономерность, схожесть некоторых столбцов на которых объясняется одинаковой случайной функцией.

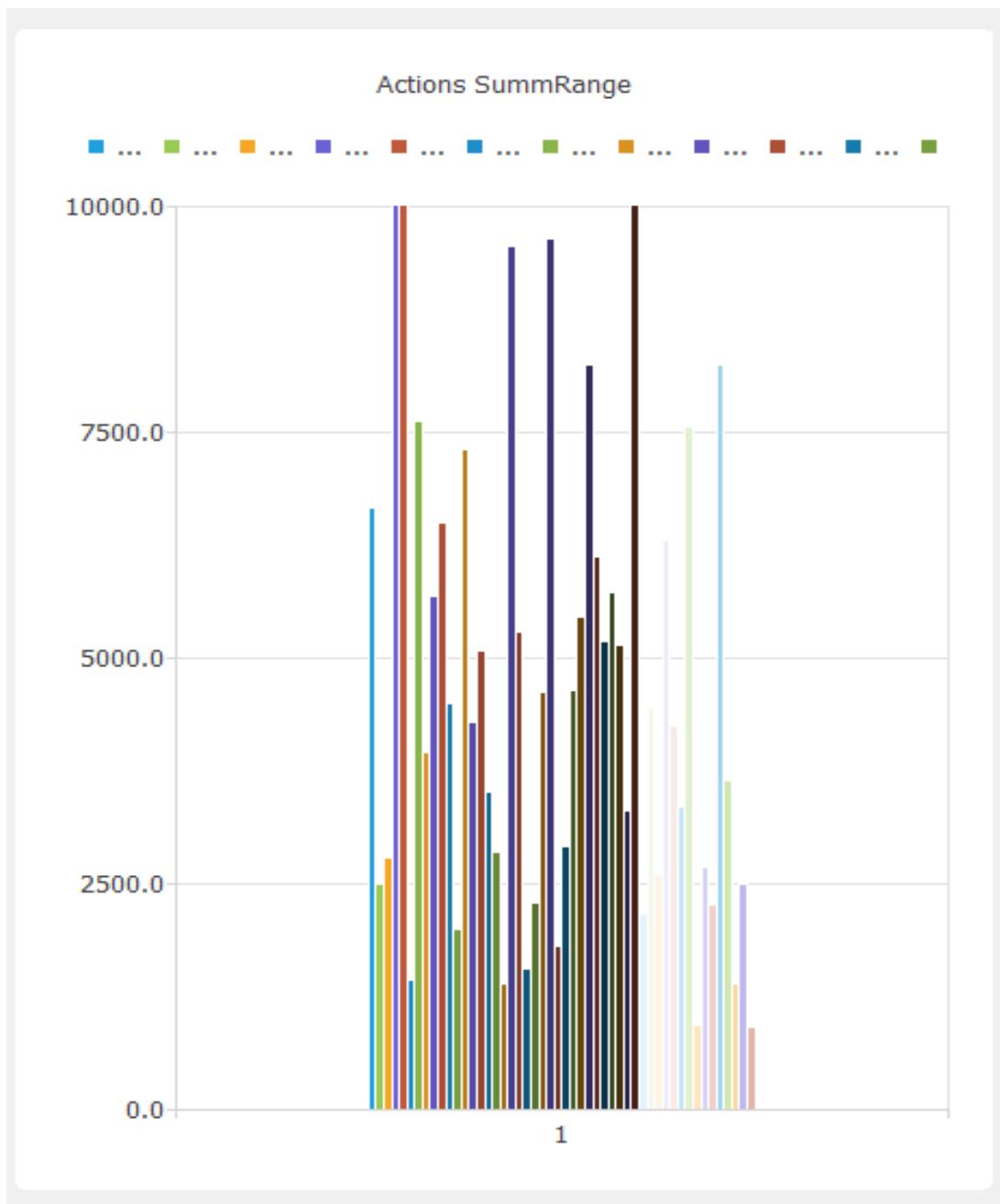


Рисунок 4.6. График- гистограмма выбора действий при случайному распределении.

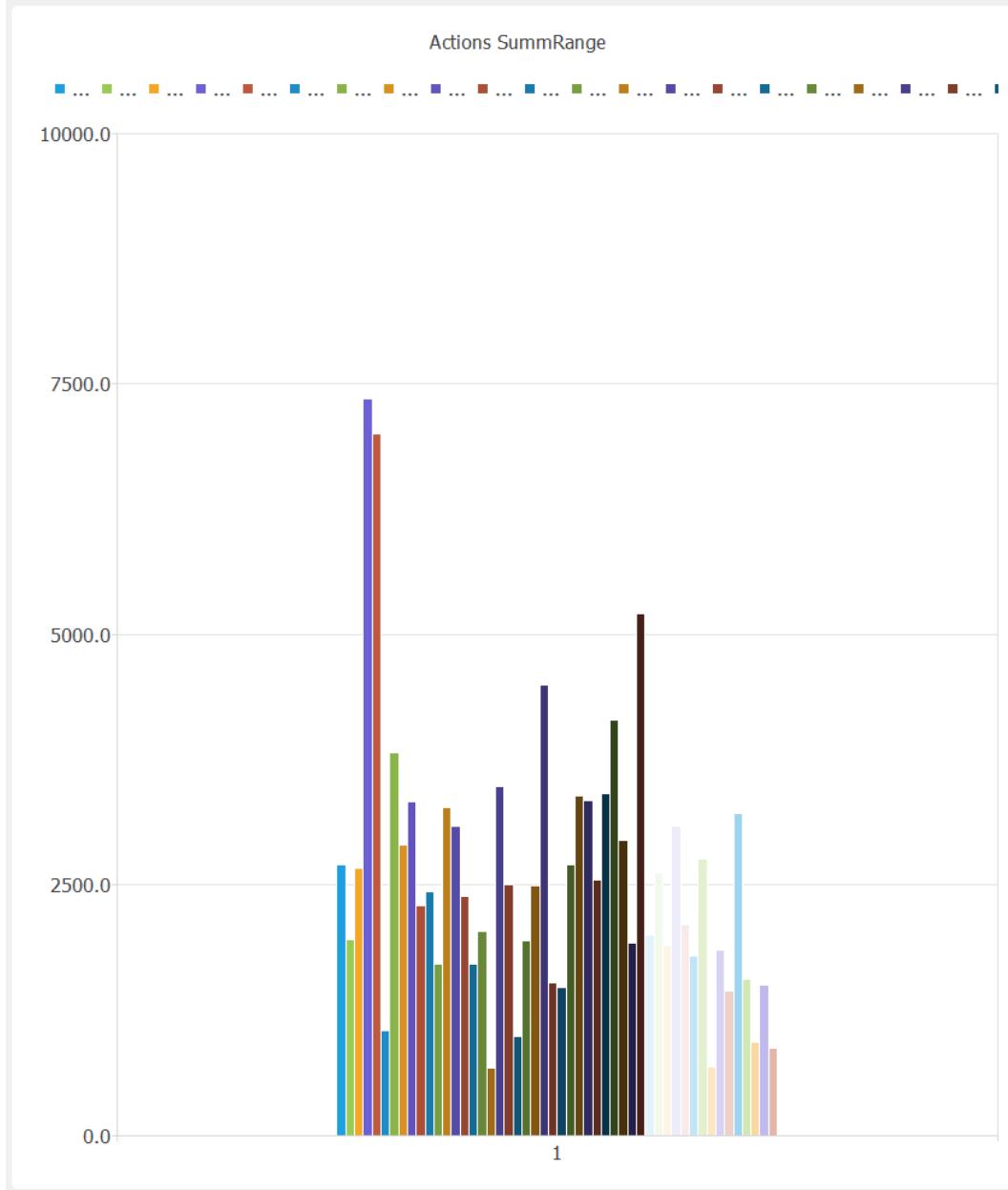


Рисунок 4.7. График- гистограмма выбора действий при адаптивном распределении.

Анализируя графики на рисунках 4.8 - 4.9 можно отчетливо наблюдать случайное распределение при приближении к целевому состоянию. При этом рисунок 4.8 подтверждает, что распределение непосредственно носит случайный характер. Это можно наблюдать за счет того, что столбцы графика растут относительно равномерно в сравнении с графиком на рисунке 4.9, на котором явно видна концентрация значений в определенной точке.

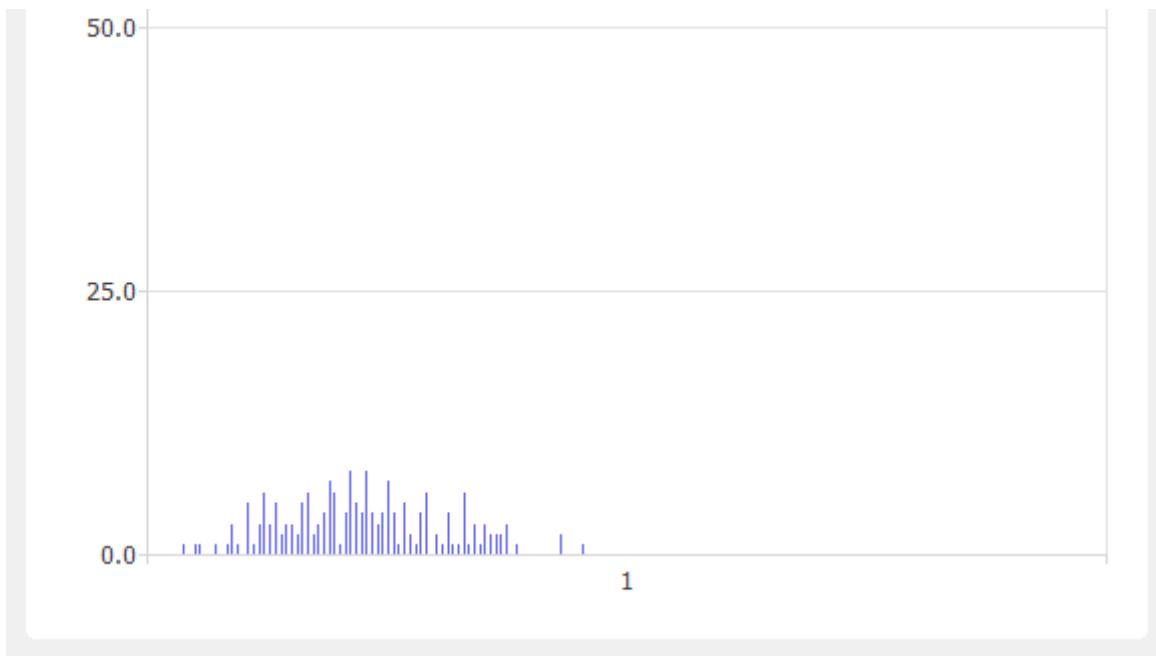


Рисунок 4.8. График - гистограмма среднего приближения к целевому состоянию при случайном распределении.

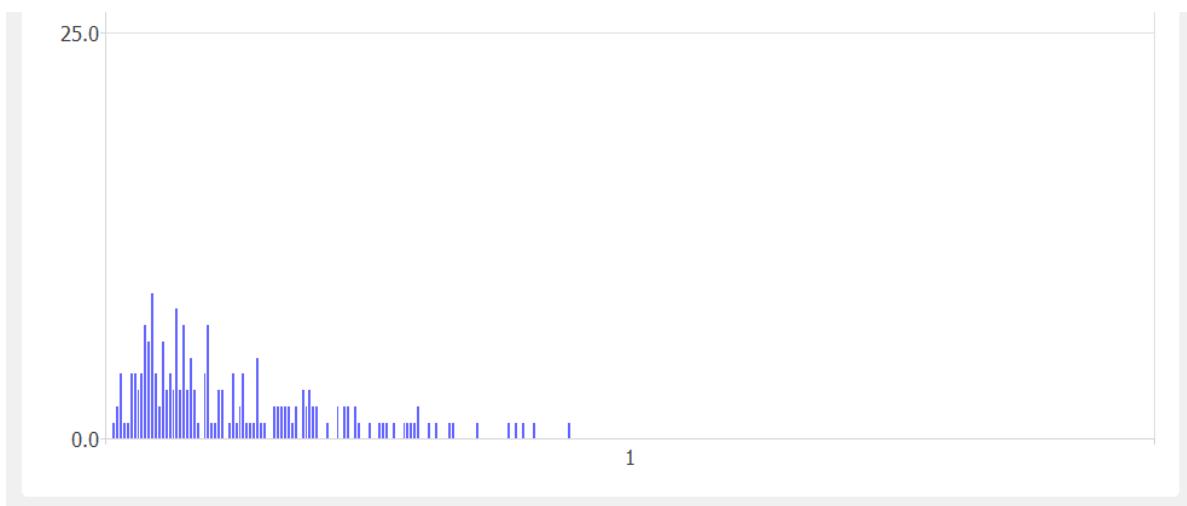


Рисунок 4.9. График - гистограмма среднего приближения к целевому состоянию при адаптивном распределении.

При анализе полученных в ходе эксперимента данных, можно констатировать, что алгоритмы выбора действий работают на приемлемом уровне, что, однако не исключает возможностей их дальнейшей доработки и улучшения в зависимости от особенностей рассматриваемой задачи.

4.1.3 Тестирование алгоритмов обучения

По сравнению с нейронными сетями процесс обучения интеллектуального агента при разработанном методе существенно отличается. Так, исследуя фазовое пространство состояний, агент формирует связи не в личной ячейке памяти, а непосредственно в базе прецедентов, которая наполняется и используется в ходе множества вычислительных экспериментов по мере продвижения к целевому состоянию.

Поэтому в данном тесте делается акцент на проверке алгоритмов, отвечающих за корректное распределение коэффициентов важности при оценке совершенного действия в ходе выполнения эксперимента. На рисунке 4.10 представлена ситуация, при которой негативный эффект от применения действий имеет равносильное значение по сравнениюю с позитивным.

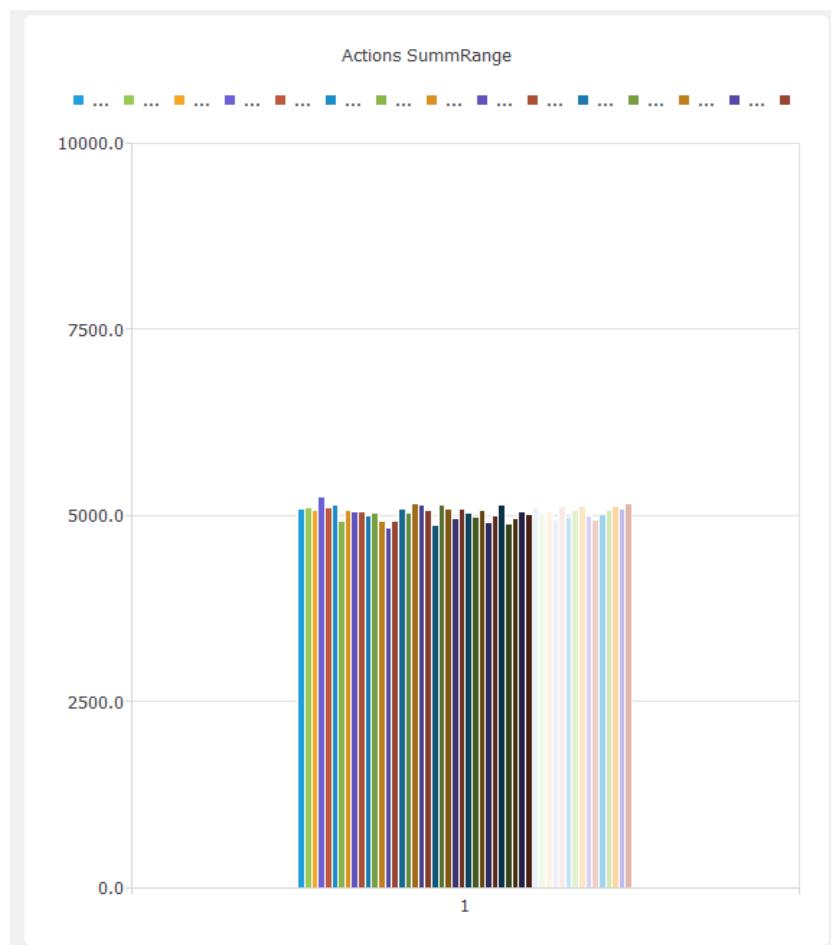


Рисунок 4.10. График - гистограмма выбора действий при равносильном распределении коэффициентов.

На рисунке 4.11 можно наблюдать результаты работы алгоритма, в котором учитывается лишь результат применения последнего действия в последовательности по достижению целевого состояния.

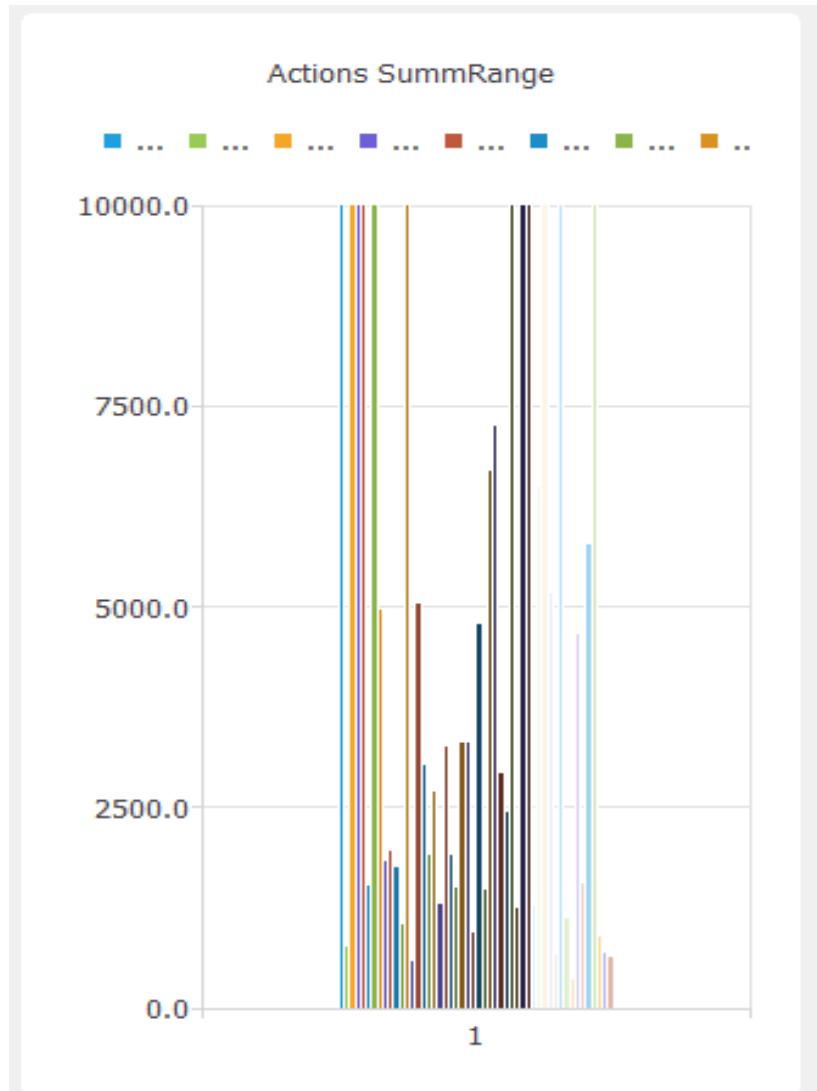


Рисунок 4.11. График - гистограмма выбора действий при игнорировании последовательностей действий.

Из графика видно, что система начинает частично игнорировать часть действий и ставит завышенные оценки действиям, которые на первый взгляд приводят к положительному результату, что в конечном итоге негативно отражается на работе алгоритма.

Из сравнения графиков, представленных на рисунках 4.10-11, с графиком на рисунке 4.7 можно сделать вывод, что алгоритмы обучения и

оценки действий агента работают на приемлемом уровне. Они играют значимую роль в задачах нахождения пути к целевому состоянию в пространстве состояний и являются основными при формировании базы precedентов.

4.2 Тестирование на реальной задаче оценки эффективности мер противодействия по борьбе с вирусными инфекциями

Тестированием комплекса в целом на реальной задаче борьбы с вирусными инфекциями требует проверки функционала всех сервисов и ресурсов разработанных программных модулей включая построение когнитивной модели, сбор данных с помощью средств мониторинга для конкретизации модели, подготовки и проведения вычислительного эксперимента с целью определения эффективности профилактических мероприятий системы борьбы с вирусной инфекцией.

Для построения когнитивной модели использовано специально разработанное программное обеспечение, которое позволяет строить как простейшие, так и более сложные многофакторные модели. (рисунок 4.12). При этом, несмотря на определенную субъективность, сам процесс построения такой модели и последующий анализ помогает структурировать и наглядно описать ситуацию.

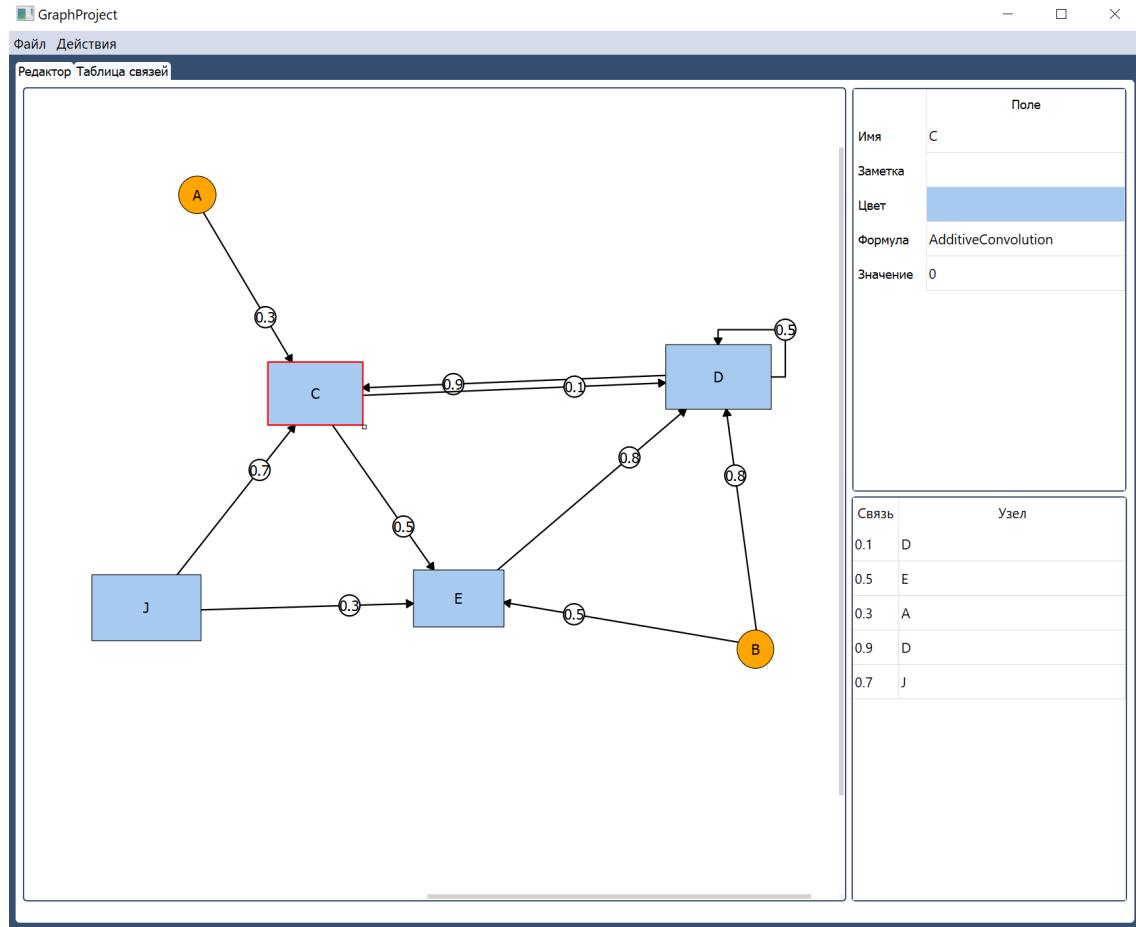


Рисунок 4.12. Инструмент построения многофакторных моделей

Информация, представленная в виде показателей влияния, представляет высокую ценность. Преимуществами когнитивных карт являются их простота и наглядность, адаптивность к усложнению системы и неопределенности исходных данных.

В рассматриваемом случае система представляется в виде ориентированного графа (Рисунок 4.13), вершинам и ребрам которого присваиваются веса. В рамках решения задачи по определению эффективности мер противодействия, была взята простая равновесная когнитивной модель для оценки воздействия на население и производство вирусной инфекции и мер противодействия ей.

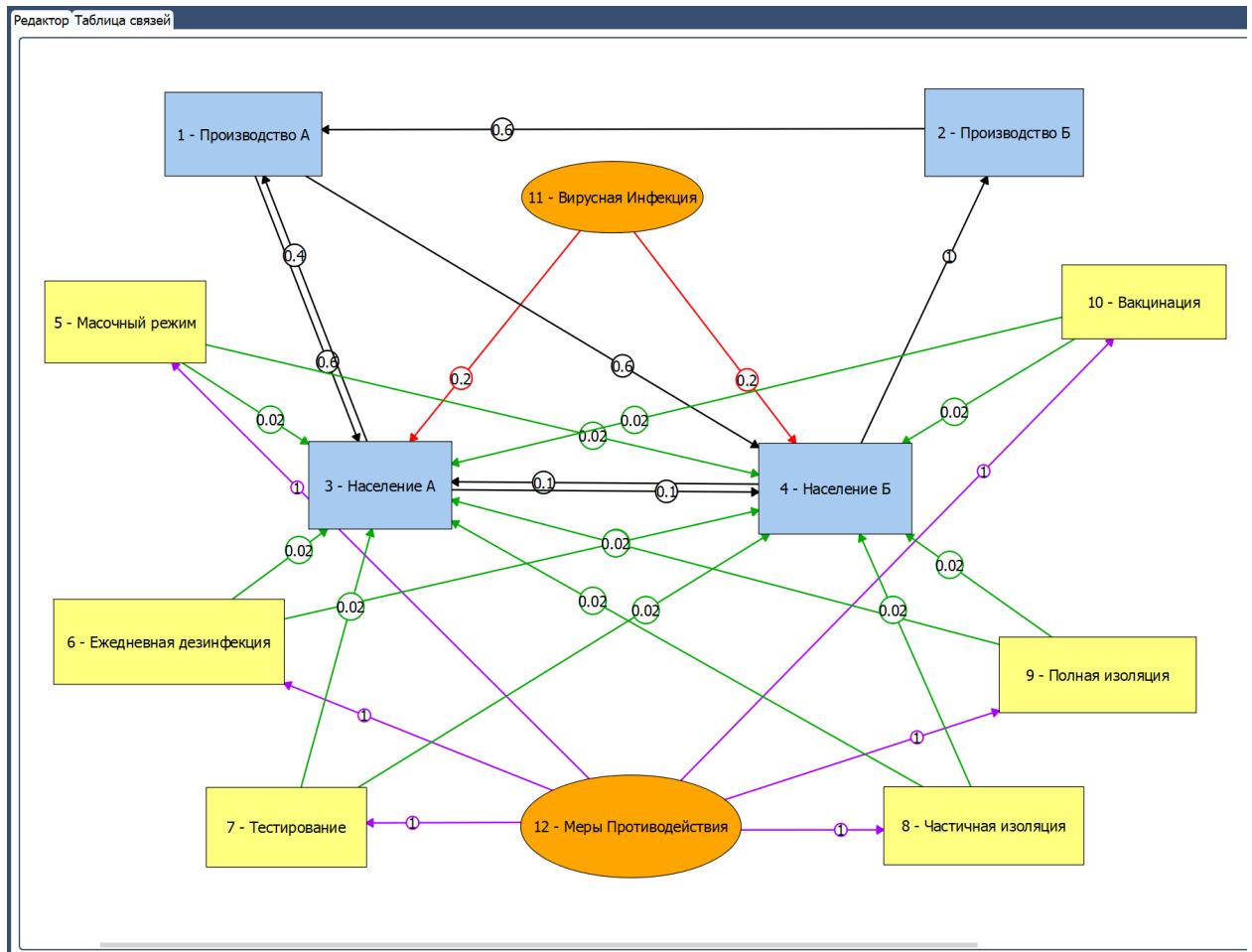


Рисунок 4.13. Равновесная когнитивная модель.

Ситуация, изображенная на Рис. 4.13, описывает простейшие элементы производственного процесса, обеспечиваемого трудовыми ресурсами. В обычной ситуации вирусная инфекция, которая всегда присутствует в социотехнических системах, проявляется слабо, а меры противодействия имеют профилактический характер.

В модели присутствуют две простейшие производственные системы «А» и «Б», которые состоят из производства и трудовых ресурсов. Производство «А» направлено на удовлетворение потребностей рабочих, занятых в секторах «А» и «Б», а производство «Б» обеспечивает средства производства для «А». Описанные отношения представлены соответствующими ребрами графа. Возникшая вирусная инфекция и карантинные меры действует на рабочую силу обоих производств. При этом допускается отклонение возможных параметров в диапазоне 15-20% от

заданных.

Исходный вариант схемы отражает функционирование производственного процесса при начале распространении инфекции. Основными непосредственными связями, являются связи между трудовыми ресурсами и производствами «А» и «Б» соответственно, а также поставки продукции от «Б» для производства «А». Важность связей выражена через их вес. При традиционном расчете влияния фактора «Вирусная инфекция» наиболее сильное влияние оказывается на фактор «Население А», а следующее по силе влияние оказывается на фактор «Производство Б» и «Население Б» [82].

Рассматриваются два случая: в первом – влияние вируса усиливается, меры противодействия (остаются профилактическими) слабые, и второй – усиление мер противодействия (вплоть до объявления карантина) и ограничение миграции населения.

Целью данного эксперимента является поиск корректной последовательности применения заданных мер профилактики заболеваний, для снижения уровня воздействия вирусной инфекции на население и укрепление связей между производствами до изначального уровня. При этом за основу берутся данные из первого случая, которые характеризуются связями (ребрами) между объектами ориентированного графа и набором допустимых действий по борьбе с вирусами.

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.

Ввиду особенностей рассматриваемого случая не рассматривается вариант полного перевода сотрудников на удаленный режим работы. Помимо всего вышеперечисленного, к вариантам возможных действий также добавляется вариант «усиление связей», с помощью которого происходит увеличение коэффициентов связей между объектами.

В ходе мониторинга сети Интернет были получены данные о влиянии, мер противодействия вирусным инфекциям в процентном отношении их использования населением. Эти данные были использованы при построении когнитивной модели, весовым коэффициенты дуг (соответствующих связей, ребрам графа) приведены в таблице 4.1.

Таблица 4.1. Влияние мер 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.

Например, применение мер частичной и полной изоляции существенно снижает степень распространения заболевания, однако существенно ухудшает связи между средствами производства, из-за чего может потребоваться дополнительное время и ресурсы на их восстановление.

После предварительной обработки и нормировки формируется допустимый набор стратегий, которые использует агент для достижения целевого положения, которое характеризуется набором связей с параметрами, характерными до пандемии.

В ходе множества экспериментов с разными наборами параметров были получен ряд итоговых результатов, наиболее интересные из которых приведены на рисунках 4.14-17.

Из вычислительных экспериментов видно, что при необходимости побороть инфекцию за короткое время, а также в ситуации, когда вирус обладает повышенной контагиозностью, наиболее эффективной является мера «Полной изоляции». При этом существенно изменяется сила связей между вершинами «Население» и «Производство», препятствуя обеспечению производственных потребностей (рисунки 4.14-15).

Тем временем, в ситуации долгосрочной борьбы с вирусом, можно наблюдать обратную картину, при которой алгоритм отдает приоритет менее радикальным мерам противодействия инфекции, что позволяет бороться с инфекцией, кардинально не нарушая производственные связи (рисунки 4.16-17).

Так же был проведен ряд экспериментов по определению эффективности мер противодействия без применения карантинных мер к населению (рисунок 4.18-19). Из проведенных экспериментов следует, что наиболее оптимальным в этом случае является применение мер вакцинации, в то время как эффективность других мер противодействия в долгосрочной перспективе носит примерно одинаковый характер.

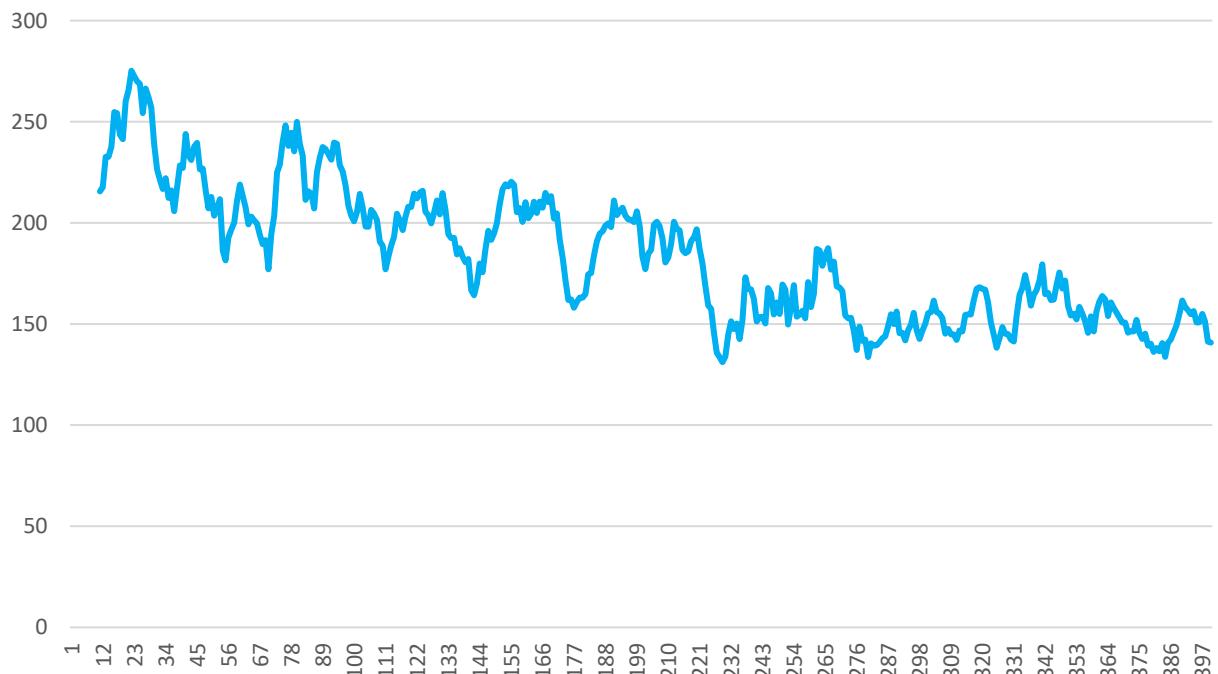


Рисунок 4.14. Эффективность процесса обучения в условиях ограниченного времени



Рисунок 4.15. Круговая диаграмма эффективность мер противодействия в условиях ограниченного времени

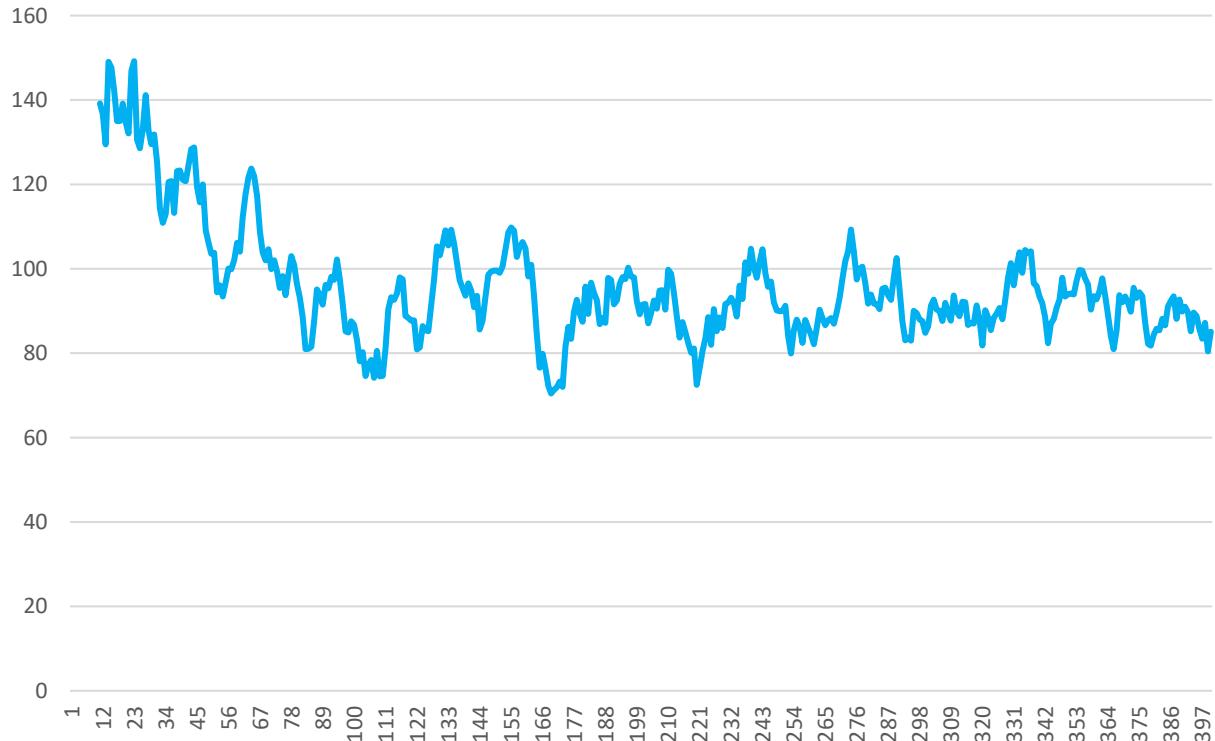


Рисунок 4.16. Эффективность процесса обучения в условиях повышенного времени на реагирование.

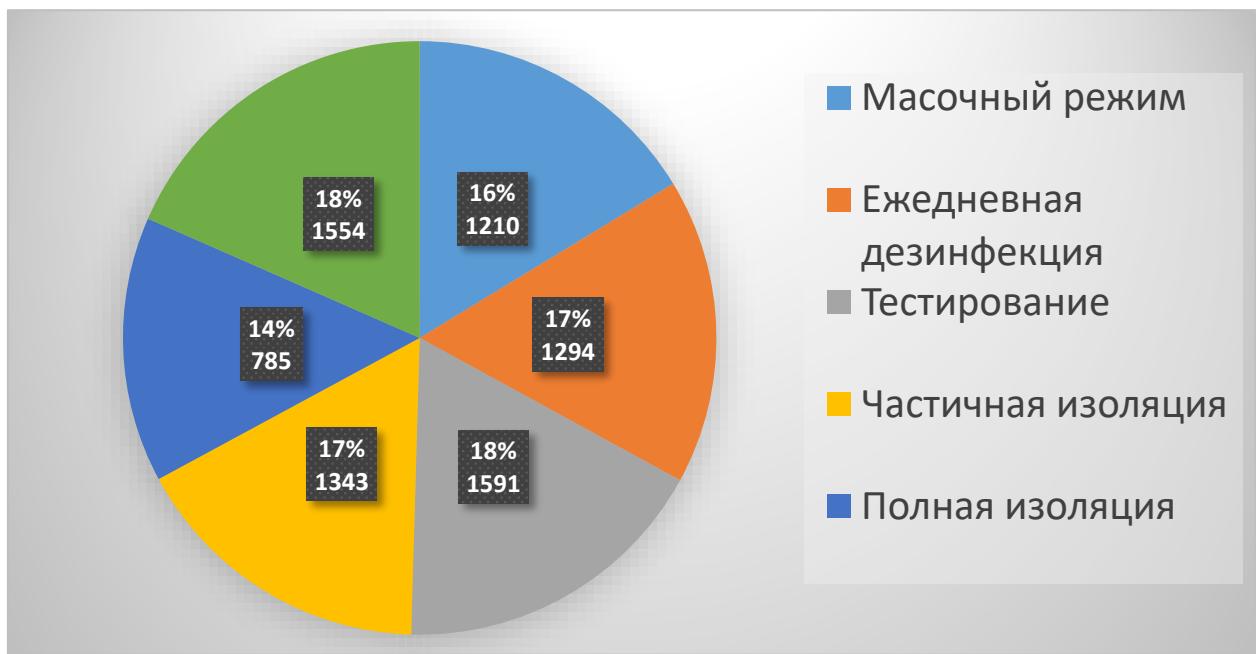


Рисунок 4.17. Круговая диаграмма эффективности мер противодействия в условиях повышенного времени на реагирование.

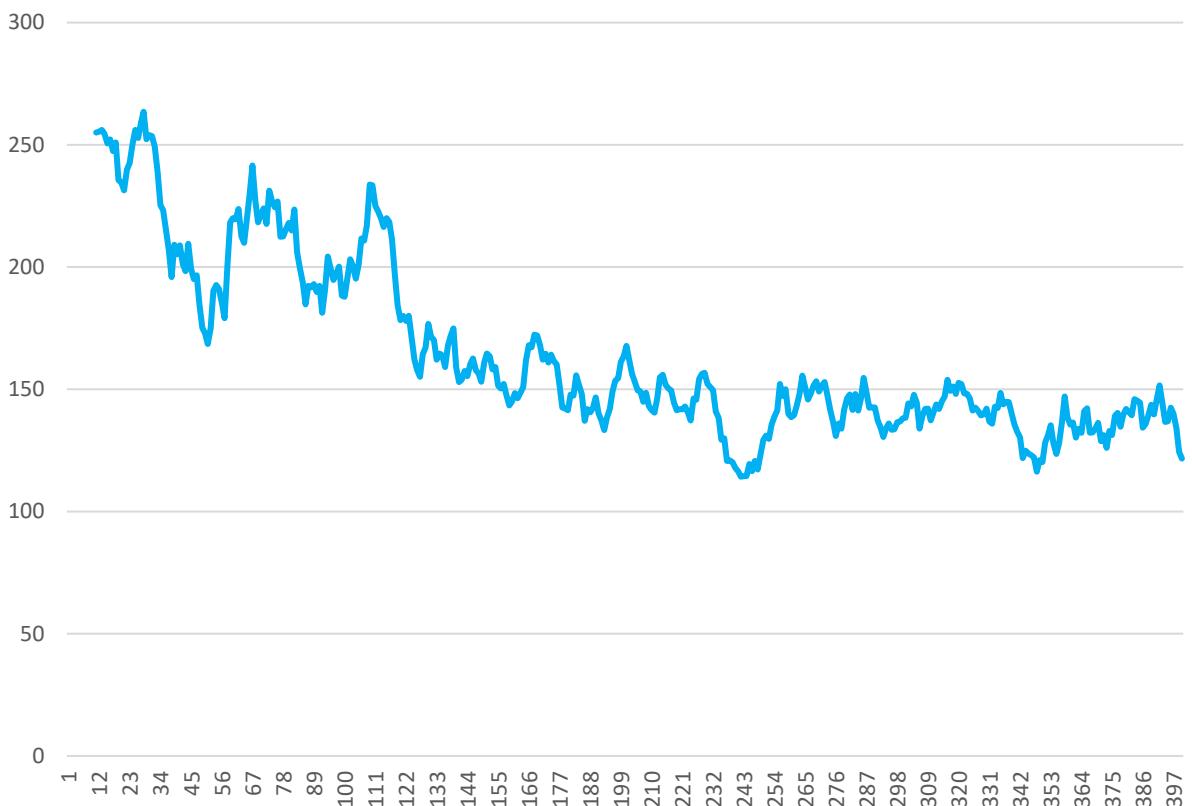


Рисунок 4.18. Эффективность мер противодействия без карантинных ограничений.

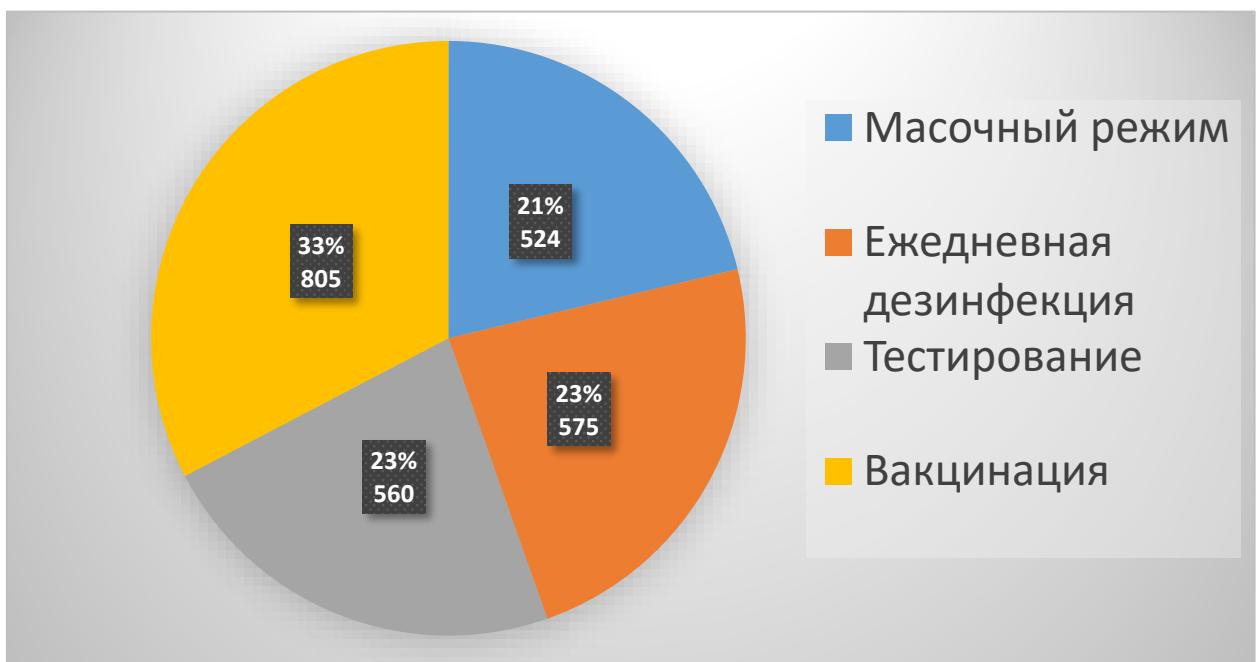


Рисунок 4.19. Круговая диаграмма эффективности мер противодействия без изоляции.

Данные, полученные в результате мониторинга 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». При этом отклонение результатов моделирования от реальных данных составило порядка 10-15% (Рисунок 4.20-4.21).

```

masmx64@auth03: ~/netreaper/demo
==2021-10-26=====
новых случаев COVID-19 за сутки , умерли 86 человек .
новых случаев COVID-19 за сутки , умерли 86 человек .
коронавируса За последние сутки умерли 1064 пациента 21 октября 2021 Москва и область закроются на
за октябрь За сутки умерли 1028 человек 20 октября 2021 В Москве из-за COVID-19 вводят
1069 смертей от коронавируса.В Москве за прошедшие 24 часа умерли 86 человек с COVID-19 ,
коронавируса.В Москве за прошедшие 24 часа умерли 86 человек с COVID-19 , в Санкт-Петербурге зафиксировали
12:19 В Москве от COVID-19 умерли ещё 83 человекаЗа последние сутки в Москве скончались от
В Москве от COVID-19 за сутки умерли 79 человекЗа последние сутки в Москве скончались от
>>> new_dead_moscow = 86
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$ 

masmx64@auth03: ~/netreaper/demo
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$ ./search_auto.py
== 2021-10-28 == 65 pages == ekaterinburg =====
От COVID-19 умерли 32 свердловчанина , заразились - 674 - МК
745 + А - От COVID-19 умерли 32 свердловчанина , заразились - 674 Поделиться В
masmx64@auth03:~/netreaper/demo$ 

```

Рисунок 4.20. Пример агрегированных данных мониторинга.

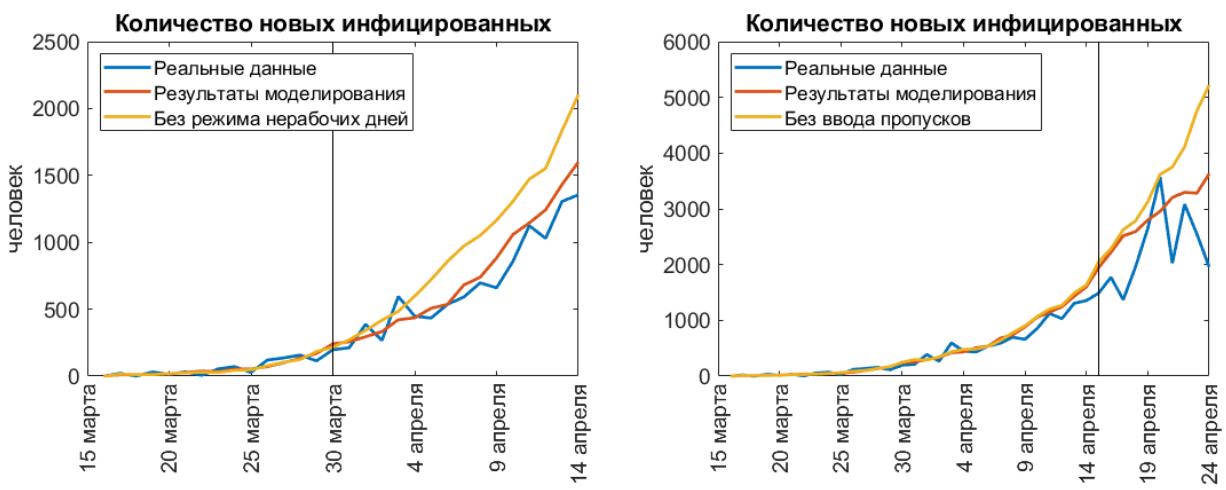


Рисунок 4.21. Результаты расчета на основе агрегированных данных, полученных в ходе мониторинга и вычислительных экспериментов.

4.3 Выводы по главе

Проведено поэтапное комплексное тестирование основных функций и алгоритмов параллельного программирования, распределения коэффициентов обучения и корректного выбора действий на основе базы прецедентов в рамках программного комплекса. Показана их работоспособность и возможность решать задачи обучения и адаптации ИА при взаимодействии с внешней средой. Описан процесс создания и настройки когнитивной модели на основе разработанных программных средств мониторинга и проектирования факторных моделей.

Для целей экспериментальной проверки комплекса программных средств на реальной задаче была разработаны когнитивная модель взаимодействия системы двух предприятий и двух населенных пунктов в условиях воздействия на население пандемии COVID 19. Проведено апробирование программного комплекса при решении задачи оценки эффективности мер противодействия вирусной инфекции.

Показана работоспособность программного обеспечения, корректность работы алгоритмов и эффективность процедуры обучения и адаптации ИА по результатам вычислительного эксперимента.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведены диссертационные исследования методов, алгоритмов и инструментов для решения задач по снижению неопределенности на этапах жизненного цикла самообучающихся систем в условиях конфликтного взаимодействия с внешней средой.

Проведен обзор текущего состояния исследований и оценена степень научной разработанности темы. По результатам анализа научных публикаций и нормативных документов, посвящённых основным направлениям цифровой трансформации государственного управления, выделена потребность в технологиях поиска эффективных решений в условиях недостатка информации и быстро меняющейся обстановки. Это подтвердило актуальность темы диссертации.

В ходе теоретических исследований в рамках темы диссертации были разработаны методы, алгоритмы и программные коды, необходимые для моделирования конфликтного взаимодействия СОС с внешней средой в условиях неопределенности обстановки, включая:

- методы и алгоритмы добычи и интеллектуальной обработки неструктурированных данных в сети Интернет для снижения неопределенности при оценке ситуации;
- 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.

Были проведены экспериментальные исследования предложенного метода обучения и адаптации СОС, разработанных алгоритмов и программного обеспечения на тестовых данных, а также применительно к задаче оценки эффективности мер противодействия по борьбе с вирусными инфекциями.

Поставленные задачи диссертационного исследования выполнены

полностью.

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_m;
4. Комплексный проект Минобрнауки «Моделирование эпидемий вирусных инфекций» Соглашение №75-11-2020-011 от 19 октября 2020 г. (ИГК 0000000007520RHT0002).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вахнина В. В., Мальцева Т. В., Ульянина О. А., Михайлова Т. В. Основы конфликтологии в деятельности руководителей органов внутренних дел: учебное пособие. М: Академия управления МВД России, 2019. – 100 с.
2. Самарский А. А., Михайлов А. П. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры. - 2-е изд., испр. - М.: Физматлит, 2001, с. 320.
3. Конфликтология / Гришина Н. В. // Конго — Крещение [Электронный ресурс]. — 2010. — С. 165. — (Большая российская энциклопедия: [в 35 т.] / гл. ред. Ю. С. Осипов; 2004—2017, т. 15).
4. G. H. Turner. The Past, Present and Future of Theory in American Sociology, 1990.
5. Вахнина В. В., Мальцева Т. В., Ульянина О. А., Михайлова Т. В. Основы конфликтологии в деятельности руководителей органов внутренних дел: учебное пособие. М: Академия управления МВД России, 2019. – 100 с.
6. Канеман Д., Словик П., Тверски А. Принятие решений в неопределенности: Правила и предубеждения. – Харьков: «Гуманитарный центр», 2005.
7. Мадера А. Г. Метод прогнозирования вероятностей актуализации последствий принятых решений в условиях неопределенности // Менеджмент в России и за рубежом. – 2012. – № 6. – С. 21-29.
8. Мадера А. Г. Риски и шансы: принятие решений в условиях неопределенного будущего // Менеджмент в России и за рубежом. – 2014. – № 2. – С. 12-21.
9. В. А. Александров, В. И. Балута, А. А. Карапеев, С. С. Варыханов. Моделирование антагонистических конфликтов в парадигме кибернетики третьего порядка. Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. – 2018. – № 86. – С. 1-22.
10. Ивлев А. Ю., Клименко И.С. Исследование и анализ бизнес-процессов управления, реализуемых в условиях неполной определенности. АНО

ВО «Российский Новый Университет», Москва, Россия.

11. Матвеевский С. Ф., Основы системного проектирования комплексов летательных аппаратов. – Москва: Машиностроение, 1987. – С. 238.
12. Т. В. Сивакова, В. И. Балута, А. А. Карапеев. Обобщённый подход к оценке антитеррористической защищённости объектов. Вопросы безопасности. – 2019. – № 6. – С. 1-14.
13. В. И. Балута, А. А. Карапеев, Т. В. Сивакова. Оценка антитеррористической защищённости объектов на основе расчета интегральных показателей. Препринты ИПМ им. М.В. Келдыша. – 2019. – № 102. – С. 1-18.
14. А. А. Карапеев, В. П. Осипов, В. И. Балута. Применение метода детектирования границ к задаче распознавания обстановки. Труды Международной конференции по компьютерной графики и зрению "Графикон". – 2021. – № 31. – С. 114-122.
15. Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Рефлексия и управление: математические модели. – М.: Издательство физико-математической литературы, 2013. – 412 с.
16. Шульц В.Л., Кульба В.В., А.Б. Шелков, И.В. Чернов Сценарный анализ в управлении геополитическим информационным противоборством М. : Наука, 2015, - 542 с.
17. Нечаев Ю.И. Теория катастроф: современный подход при принятии решений. –СП: Издательство Арт-Экспресс, 2011. – 392 с.
18. Я. З. Цыпкин. Адаптация и обучение в автоматических системах., М.: Наука, 1968, 400 с.
19. Растигин Л. А. Адаптация сложных систем. Рига: Зинатне, 1981. С. 375.
20. Ю. Г. Евтушенко, А. А. Третьяков, “Новый взгляд на некоторые основополагающие результаты в оптимизации”, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 60:9 (2020), 1462–1471 с.
21. Ю. Г. Евтушенко, М. А. Посыпкин, “Метод неравномерных покрытий

- для решения задач многокритериальной оптимизации с гарантированной точностью”, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 53:2 (2013), 209–224 с.
22. А. Н. Андрианов, А. С. Аникин, А. Ю. Горнов, “Численное исследование задач оптимизации больших размерностей с использованием модификации метода Б.Т. Поляка”, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 61:7 (2021), 1059–1069
 23. А. В. Гасников, Ю. Е. Нестеров, “Универсальный метод для задач стохастической композитной оптимизации”, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 58:1 (2018), 52–69
 24. Нестеров Ю. Е. Введение в выпуклую оптимизацию / Под ред. Б. Т. Поляка, С. А. Назина. — М.: МЦНМО, 2010. — 280 с
 25. Д. А. Поспелов. Ситуационное управление: теория и практика. Серия: Проблемы искусственного интеллекта. М.: Наука, 1986, 388.
 26. Г. Я. Илюшин, И. А. Соколов, “Организация управляемого доступа пользователей к разнородным ведомственным информационным ресурсам”, Информ. и её примен., 4:1 (2010), 24–40
 27. Зацаринный А. А., Шабанов А.П. Технология информационной поддержки деятельности организационных систем на основе ситуационных центров. – Москва: Торус Пресс, 2015. – С. 231.
 28. А. А. Зацаринный, А. П. Сучков. Информационное взаимодействие в распределенных системах ситуационного управления. – Москва: ТОРУС ПРЕСС, 2021. 268 с.
 29. Ильин Н. И., Демидов Н. Н., Новикова Е. В., Ситуационные центры. Опыт, состояние, тенденции развития, МедиаПресс, М., 2011, 336 с.
 30. Осипов Г.С. Приобретение знаний интеллектуальными системами: Основы теории и технологии. М.:Физматлит., 1997. 112 с.
 31. Осипов Г.С. Лекции по искусенному интеллекту. М.: Физматлит; 2009; 2011; УРСС 2014; 2018. 296 с.
 32. Ларичев О.И., Петровский А.Б. Системы поддержки принятия решений:

- современное состояние и перспективы развития // Итоги науки и техники. М.: ВИНИТИ, 1987. Т. 21, с. 131-164.
33. Петровский А.Б. Теория принятия решений М.: Академия, 2009. — 400 с.
 34. V. Sudakov, V. Nesterov, A. Kurennyykh, Integration of decision support systems 'Kosmos' and WS-DSS with computer models, Proceedings of 2017 10th International Conference Management of Large-Scale System Development, MLSD 2017:10, Moscow, 2017.
 35. Н. П. Бусленко. Моделирование сложных систем. М.: Наука, 1968.
 36. Матвеевский С. Ф., Основы системного проектирования комплексов летательных аппаратов. – Москва: Машиностроение, 1987. – С. 238.
 37. Новиков Д.А. Теория управления организационными системами. 2-е изд. – М.: Физматлит, 2007.
 38. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. Современный подход, 2019.
 39. Мендель А. В., Модели принятия решений. Учебное пособие для вузов. Юнити: Москва, 2013, с. 463.
 40. Диев В.С. Риск и неопределенность в философии, науке, управлении // Вестн. Том. гос. ун-та. Философия. Социология. Политология. 2011.
 41. Дорожкин А.М. Научный поиск как постановка и решение проблем. Н. Новгород. 1995. С. 35.
 42. Дорожкин А.М., Соколова О. И. Понятие «Неопределенность» в современной науке и философии // Вестник ВятГУ. 2015. №12.
 43. Авдийский В.И., Безденежных В.М. Неопределенность, изменчивость и противоречивость в задачах анализа рисков поведения экономических систем // Эффективное антикризисное управление. 2011. № 3. — С. 46-61.
 44. Кузьмин Е.А. Организационно-экономические системы в условиях неопределенности и определенности: оценка значений энтропии и

- негэнтропии // Управленец. 2012. № 11-12. — С. 44-54.
45. Калашников А.О., Модели и методы организационного управления информационными рисками корпораций. ИПУ: Москва, 2011, с. 311.
 46. Надеждин Е.Н., Смирнова Е.Е., Варзаков В.С. Математические методы и модели в экономике. Тула. 2011. С. 249.
 47. Андronov A. A., Витт A. A., Хайкин C. Э. Теория колебаний. — 2-е изд., перераб. и испр.. — M.: Наука, 1981. — 918 с.
 48. Самарский А. А., Михайлов А. П. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры. - 2-е изд., испр. - M.: Физматлит, 2001, с. 320.
 49. Newell, Allen. Unified Theories of Cognition. Cambridge, Massachusetts: Harvard University Press. 1994.
 50. Воронин А.А., Губко М.В., Мишин С.П., Новиков Д.А. Математические модели организаций. М.: Ленанд, 2008.
 51. Шеннон Р. Имитационное моделирование систем. Искусство и наука. M.: Мир, 1978. – С. 418.
 52. Советов Б. Я., Яковлев С. А. Моделирование систем. М.: Высшая школа, 2001. – С. 275.
 53. Алгазинов Э. К., Сирота А. А., Анализ и компьютерное моделирование информационных процессов и систем. – Москва: Диалог Мифи, 2009. – С. 416.
 54. Новосельцев В.Н. Теория управления и биосистемы. – M.:Наука, 1978.
 55. Hacker, Winfried. Allgemeine Arbeits- und Ingenieurspsychologie. — Berlin: VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften, 1973.
 56. Johnson, T. Control in Act-R and Soar. Proceedings of the Nineteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, Hillsdale, NJ: Lawrence-Erlbaum. 1997. С. 343-348.
 57. Рыбина Г. В., Паронджанов С.С. Моделирование процессов взаимодействия интеллектуальных агентов в многоагентных системах. Искусственный интеллект и принятие решений, 2008. с. 15.

58. N. Kasabov, Introduction: Hybrid intelligent adaptive systems. International Journal of Intelligent Systems, Vol.6, (1998) 453—454.
59. Арбіб М., Калман Р., Фалб П. Очерки по математической теории систем. М.: МИР, 1971.
60. Виноградов А. Н., Жилякова Л. Ю., Осипов Г. С. Динамические интеллектуальные системы. Ч.II. Моделирование целенаправленного поведения. Известия РАН. Теория и системы управления, М: Наука, 2003, №1, с.87-94.
61. Андрейчиков А. Построение моделей и информационной технологии принятия решений для управления интеллектуальными ресурсами в виде патентов на изобретения / А.В. Андрейчиков, О.Н. Андрейчикова // Cloud of Science. – 2015. – Т. 2. № 2. – С. 216-235.
62. В. И. Балута, А. А. Карапеев, В. П. Осипов. Мультиагентное моделирование конфликтов с неопределенностью. Материалы XIII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли (АММАГ'2020), Алушта, 06–13 сентября 2020 года. – Москва: Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), 2020. – С. 672-674.
63. Минашкин В.Г., Прохоров П.Э. Статистический анализ использования цифровых технологий в организациях: региональный аспект. Статистика и Экономика. 2018;15(5):51-62.
64. О. В. Золотарёв, Е. Б. Козеренко, М. М. Шарнин, Проведение аналитической разведки на основе анализа неструктурированной информации из различных источников, включая интернет и средства массовой информации. Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ и управление, 2015
65. Кини, Р., Райфа. Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения. М.: Радио и связь, 1981. – 560 с.
66. Козлов, В. Н. Системный анализ, оптимизация и принятие решений:

- учебное пособие / В. Н. Козлов. – М.: Проспект, 2014. – 174 с.
67. Pearl J. Reverend Bayes on inference engines: A distributed hierarchical approach. In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-92). Pittsburgh, Pennsylvania. 1982.
 68. Horvitz E., Heckerman D. The inconsistent use of measures of certainty in artificial intelligence research. Uncertainty in Artificial Intelligence. 1986. C. 137-151.
 69. Horvitz E., Heckerman D., Langlotz C. A framework for comparing alternative formalisms for plausible reasoning/ In Proceedings of the Fifth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-86), Vol. 1, Philadelphia. 1986. C. 210-214.
 70. Рузавин Г.И. Неопределенность, вероятность и прогноз // Философский журнал. 2009. №2 (3).
 71. К. Нейлор., Как построить свою экспертную систему.- М.: Энергоатомиздат, 1991.
 72. Strejc V. State Space Theory of Discrete Linear Control. A Wiley-Interscience publication, 1981. – С. 426.
 73. Nolte, D. D. The tangled tale of phase space (англ.) // Physics Today. — 2010. — Vol. 63, no. 4. — P. 31–33. — doi:10.1063/1.3397041
 74. Krovetz R. Viewing morphology as an inference process. In Proceedings of the Sixteenth Annual International ACM-SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM Press. New York. 1993. C. 191-202.
 75. Миллер Д., Галентер Е., Прибрам К. Программы и структура поведения. — М.: ИВЦ "Маркетинг". 2000.
 76. Nerb, J., Ritter, F.E. & Krems, J.F. Knowledge level learning and the power law: A soar model of skill acquisition in scheduling. Kognit. Wiss. 8, 1999. C. 20–29.
 77. Karandeev A., Osipov V., Baluta V. Multi-agent modelling of conflicts with

uncertainty. Proc. of XIII International Conference on Applied Mathematics and Mechanics in the Aerospace Industry (AMMAI'2020) 6-13 September 2020, Alushta, Russia.

78. Моделирование динамики и адаптация в пространстве состояний конфликтного взаимодействия интеллектуальных агентов / В.И.Балута [и др.] // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2019. № 111. 32 с. doi:10.20948/prepr-2019-11
79. A.A. Karandeev, V.I. Baluta, V.P. Osipov, Electronic Training Polygon for Artificial Intelligence Systems, Proceedings of the 8th International Conference on Computing for Physics and Technology (CPT2020), Nizhny Novgorod, Russia, 2020, pp. 188-192.
80. A.A. Karandeev, V.I. Baluta, V.P. Osipov, Electronic Training Polygon for Artificial Intelligence Systems, Proceedings of the 8th International Conference on Computing for Physics and Technology (CPT2020), Nizhny Novgorod, Russia, 2020, pp. 188-192.
81. В. И. Балута, А. А. Карапеев, В. П. Осипов. Функционал электронного полигона неоконфликтологии. Материалы XIII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли (AMMAI'2020), Алушта, 06–13 сентября 2020 года. – Москва: Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), 2020. – С. 674-676.
82. 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, Culture and International Stability, 2021.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



RU2022613946

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОВЕТСТВЕННОСТИ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ

Номер регистрации (свидетельства):
2022613946
Дата регистрации: **15.03.2022**
Номер и дата поступления заявки:
2022612956 03.03.2022
Дата публикации и номер бюллетеня:
15.03.2022 Бюл. № 3

Автор(ы):
**Карапанов Александр Андреевич (RU),
Варыханов Сергей Сергеевич (RU),
Четверушкин Борис Николаевич (RU),
Осипов Владимир Петрович (RU),
Рыков Юрий Германович (RU),
Сивакова Татьяна Владимировна (RU),
Балута Виктор Иванович (RU)**

Правообладатель(и):
**Федеральное государственное учреждение
«Федеральный исследовательский центр
Институт прикладной математики им. М.В.
Келдыша Российской академии наук» (ИПМ
им. М.В. Келдыша РАН) (RU)**

Название программы для ЭВМ:

Программа NetOffroad для поиска неструктурированной информации в сети Интернет

Реферат:

Программа предназначена для поиска числовых параметров из неструктурированных источников текстовых данных в сети Интернет. Для этого используются поисковые системы Google и Yandex, затем по выданным ими ссылкам скачиваются страницы. Со скачанных страниц извлекается текст и производится поиск числовых параметров по заданным критериям. Для хранения промежуточной информации и найденных параметров используется реляционная база данных PostgreSQL. Программа состоит из 3 программных модулей. Модуль поисковых запросов считывает заданные через файлы конфигурации списки параметров и городов, формирует поисковые запросы и отправляет их поисковым системам Google и Yandex. Полученные результаты анализируются и заносятся в базу данных. Модуль загрузки страниц подключается к базе данных и выгружает из неё страницы, которые ещё не были загружены. Загруженные страницы добавляются в базу данных. Модуль анализа текста реализует задачу поиска конкретных числовых значений в тексте на странице из сети Интернет. Информация в тексте является неструктурированной. С помощью нейронной сети MaltParser для предложений из текста строятся синтаксические деревья с выделением семантики. Для этого используется поиск по ключевым словам. Во время поиска учитываются различные возможные склонения слов. Конкретные сочетания ключевых слов зависят от выбранного параметра. Тип ЭВМ: ЭВМ на базе процессора с архитектурой x86_64. ОС: GNU/Linux.

Язык программирования: Python, SQL, Bash Script

Объем программы для ЭВМ: 94 КБ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ  ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ	RU2022614193
<p>Номер регистрации (свидетельства): 2022614193</p> <p>Дата регистрации: 17.03.2022</p> <p>Номер и дата поступления заявки: 2022612917 03.03.2022</p> <p>Дата публикации и номер бюллетеня: 17.03.2022 Бюл. № 3</p> <p>Контактные реквизиты: нет</p>	<p>Автор(ы): Карандеев Александр Андреевич (RU), Варыханов Сергей Сергеевич (RU), Четверушкин Борис Николаевич (RU), Осипов Владимир Петрович (RU), Рыков Юрий Германович (RU), Сивакова Татьяна Владимировна (RU), Балута Виктор Иванович (RU), Милаев Артемий Викторович (RU)</p> <p>Правообладатель(и): Федеральное государственное учреждение «Федеральный исследовательский центр Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша Российской академии наук» (ИПМ им. М.В. Келдыша РАН) (RU)</p>

Название программы для ЭВМ: Программный модуль для конструирования и расчета когнитивных карт Graph Explorer	
Реферат: Программный модуль предназначен для расчёта операций над графами с учетом циклов и двусторонних связей. Основными объектами системы являются: узлы (входные, обычные) и связи между ними. В коде реализовано самосогласованное решение уравнений расчета циклов, подсчета суммы весов и расчета связей. При этом отображение происходит как посредством встроенного редактора, так и посредством таблицы связей. Редактор обладает набором функций для выделения редактирования и изменения графического отображения. К основным функциям и возможностям программного комплекса относятся: нахождение и выделение циклов, расчет зависимостей, нормировка значений связей между узлами, расчет влияния между узлами. Существует возможность выбора метода решения систем линейных алгебраических уравнений, который будет использоваться при выполнении основных функций программы: LU- метод, LU - метод с декомпозицией и метод Хаусхолдера с его вариациями. Программный модуль предусматривает возможность сохранения в формате JSON, с последующей загрузкой, при необходимости. Существует возможность импорта графа из Excel таблицы формата «xlsx». При этом данные в таблице представляются матрицей связей. Тип ЭВМ: IBM PC - совмест. ПК, высокопроизводительные платформы; ОС: Windows, Unix.	
Язык программирования:	C++
Объем программы для ЭВМ:	14,8 МБ