

**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина»

На правах рукописи

ЮМУ-

Щенёва Юлия Борисовна

**Методы и алгоритмы многокритериального анализа данных для
систем поддержки принятия решений**

Специальность: 2.3.8. Информатика и информационные процессы

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Пылькин Александр Николаевич

Рязань 2026

ПЕРЕЧЕНЬ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

ППР	процессы принятия решений
СППР	– система поддержки принятия решений
ММПР	– многокритериальные методы принятия решений
ЛПР	лицо, принимающее решение
ИС	– информационная система
ИП	информационные процессы
ИИС	– интеллектуальные информационные системы
АИС	– автоматизированные информационные системы
СУБД	– система управления базами данных
ВВТ	– вооружение и военная техника
ВДВ	– воздушно-десантные войска
ПСР	– подвижные средства ремонта
ПМТОР	– подвижные мастерские технического обслуживания и ремонта
ЭЭС	– экономические советующие системы
БД	– базы данных
АНР	– Analytic Hierarchy Process
ANP	– Analytic Network Process
BWM	– Best-Worst Method
TOPSIS	– Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution
GRA	– Grey Relational Analysis
VIKOR	– Visekriterijumska Kompromisno Rangiranje
РК	– ремонтный комплекс
ТО	– техническое оборудование

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 Современное состояние и теоретические основы многокритериального анализа данных в системах поддержки принятия решений	15
1.1 Особенности классификации данных в различных типах информационных систем	15
1.2 Системы поддержки принятия решений в управлении информационными процессами	26
1.3 Многокритериальный анализ данных в жизненном цикле принятия решений	29
1.4 Классификация многокритериальных методов принятия решений	31
1.5 Основные подходы к многокритериальной оптимизации данных	39
1.6 Анализ современных моделей и методов многокритериального анализа данных	42
1.7 Алгоритмическое и программное обеспечение многокритериальных систем поддержки принятия решений	45
1.8 Ограничения существующих подходов к многокритериальному анализу данных в реальных прикладных областях	47
1.9 Выводы по главе 1	49
2 Разработка модели и методов многокритериального анализа данных для систем поддержки принятия решений	52
2.1 Общая постановка задачи многокритериального анализа данных в системах поддержки принятия решений	52
2.2 Модель многокритериального анализа данных на основе траекторий в многомерных метрических пространствах	55
2.3 Методы многокритериальной оптимизации в рамках разработанной модели	62
2.4 Подходы к ранжированию альтернатив и механизм интерактивной корректировки предпочтений ЛПР	72
2.5 Выводы по главе 2	73
3 Разработка комплекса вычислительно эффективных алгоритмов и реализация модели многокритериального анализа данных	75
3.1 Комплекс вычислительно эффективных алгоритмов многокритериального анализа данных	75
3.2 Архитектура программной системы поддержки принятия решений	78
3.3 Алгоритм обработки пропущенных значений	79
3.4 Алгоритм исключения функциональной избыточности элементов на основе анализа доминирования строк в матрице ресурсов	82
3.5 Алгоритм метода покоординатного поиска экстремума с адаптивным шагом	85
3.6 Алгоритм оценки эффективности на основе модифицированного метода идеальной траектории	88
3.7 Алгоритм метода двойной эталонной оценки	90
3.8 Методика формирования специального комплекта оборудования для	

систем восстановления	95
3.9 Выводы по третьей главе	99
4 Экспериментальное исследование и практическое применение разработанной системы поддержки принятия решений	101
4.1 Цели, задачи и методика экспериментального исследования	101
4.2 Апробация разработанной СППР в задаче оптимизации технической системы	103
4.3 Сравнительный анализ с существующими подходами систем поддержки принятия решений	116
4.4 Выводы по главе 4	121
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	123
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	125
ПРИЛОЖЕНИЕ А	142
Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.....	142
ПРИЛОЖЕНИЕ Б	146
Свидетельства о государственной регистрации базы данных, охраняемой авторскими правами	146
ПРИЛОЖЕНИЕ В	148
Документы о практическом использовании результатов диссертационного исследования	148

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Процессы управления в современных условиях носят ярко выраженный многокритериальный характер – решения принимаются с учётом множества показателей, которые зачастую конфликтуют между собой, имеют разнородную природу и динамически изменяются во времени.

Стремительный рост объёма разнородной информации, подлежащей обработке и анализу в различных областях знаний, является весомым аргументом в пользу выполнения разработок, предназначенных для решения сложных многокритериальных задач.

Процессы принятия решений (ППР), реализуемые через системы поддержки принятия решений (СППР), являются неотъемлемой частью любой информационной системы. Важным инструментом для исследования СППР является многокритериальный анализ данных. Задачи принятия решений с использованием методов многокритериальной оптимизации усложняются не столько количеством самих критериев, сколько учетом особенностей каждого критерия и разнообразием способов их выражения в зависимости от предметной области.

Современные системы поддержки принятия решений достаточно эффективно решают задачи по обработке и анализу данных из различных прикладных областей. Однако большинство существующих подходов к их проектированию демонстрируют ряд принципиальных ограничений. Во-первых, они не учитывают динамическую структуру критериев, что не соответствует реальным условиям. Во-вторых, известные методы часто полагаются на субъективные экспертные оценки при определении весов, что снижает объективность результатов. В-третьих, они недостаточно учитывают стохастический характер параметров. В-четвертых, игнорируется конфликтность целевых функций, исключая существование глобального оптимума по всем критериям одновременно.

Интенсивное развитие принципов использования вооружения и военной техники (ВВТ) предъявляет повышенные требования к функционированию системы восстановления ВВТ. Необходимость совершенствования системы восстановления определена Военной доктриной РФ. Однако эффективность проводимых мероприятий по техническому обслуживанию и ремонту оказывается недостаточной вследствие ряда факторов:

- увеличения продолжительности времени ремонта;
- роста номенклатуры оборудования, применяемого при ремонте;
- усложнения ремонтной документации;
- низкой степени автоматизации процессов комплектования и планирования.

Анализ действующих требований и практики эксплуатации выявляет три системных недостатка.

Фрагментарность комплектования: существующие методики формируют комплекты для одного объекта, тогда как на практике одна мастерская должна быть готова восстановить несколько машин одновременно;

Отсутствие комплексной многокритериальной оценки: решения принимаются по одному-двум показателям (масса, габариты), без учёта совокупного влияния на техническую готовность, себестоимость, время ремонта и вероятность восстановления;

Зависимость от субъективных экспертных оценок, что снижает объективность принимаемых решений.

Существующие известные подходы не решают этих задач, поскольку:

- предполагают фиксированный набор критериев, что не соответствует реальным условиям эксплуатации (изменение номенклатуры агрегатов, обновление нормативов);
- не обеспечивают автоматизированную оптимизацию (не поддерживают обработку разнородных данных, игнорируют пропущенные значения, не учитывают стохастичность параметров).

Эти ограничения приводят к замедлению процесса принятия решений, снижению объективности результатов и эффективности управления

информационным процессом, что противоречит требованиям оперативного принятия решений при восстановлении вооружения и военной техники в условиях изменяющейся тактической обстановки.

В результате возникает противоречие между уровнем автоматизации информационной поддержки процессов эксплуатации сложных технических комплексов и требованиями на современном этапе развития.

Вышеизложенное означает, что *актуальной задачей* является исследование методов и алгоритмов многокритериального анализа, интегрирующих подходы метрического моделирования, адаптивной оптимизации и автоматизированной обработки данных. Особенно важно, что разработанные методологические принципы могут быть успешно применены для решения прикладных технических задач, что подтверждает высокую практическую ценность исследования.

Степень разработанности темы исследования. Задача построения СППР с использованием методов многокритериального анализа данных решалась в работах зарубежных и отечественных исследователей: J. Fox, I. G. Naagsma, R. D. Johanns, E. Turban, J. E. Aronson, T. P. Liang, В. П. Осипова, Ф. Т. Алескерова, Г. С. Осипова, Д. А. Поспелова, Г. А. Голицына, И. И. Пятецкого-Шапира и др.

Разработкой многокритериальных методов принятия решений занимались A. Ishizaka, P. Nemery, M. Doumpos, E. Grigoroudis, С. В. Емельянов, Н. Н. Моисеев, Е. С. Вентцель, И. М. Соболев, Р. Б. Статников, Ю. Б. Гермейер, В. В. Подиновский, А. В. Демидовский, Б. В. Костров, А. Н. Пылькин и др.

Вопросы обработки количественных и качественных оценок в системах поддержки принятия решений рассматривались в трудах R. R. Yager, L. Zadeh, Z. Xu, F. Herrera, E. Herrera-Viedma, L. Martinez, Д. А. Поспелова, А. Н. Борисова, А. В. Алексеева и др.

Алгоритмы для решения задач кластерного анализа исследовались в работах R. A. Little, D. B. Rubin, K. Pal, J. M. Keller, J. C. Bezdek, T. Kohonen, Р. В. Майера, К. В. Воронцова, А. В. Котова, Н. В. Красильникова, И. Д. Манделя, Л. А. Демидовой, А. И. Гусевой, Ю. С. Шевниной и др.

Анализ и исследование известных методов и алгоритмов построения систем поддержки принятия решений с использованием методов многокритериальной оптимизации показали, что большинство имеющихся подходов имеет ряд ограничений, которые значительно снижают эффективность принимаемых управленческих решений. Так, например, многие из них не способны адаптироваться к изменениям из-за сложного выбора комплексных критериев с учетом особенностей прикладной области исследования. Кроме того высокие вычислительные затраты и время, необходимое для принятия оптимальных решений, делают их низкоэффективными в условиях быстроизменяющихся реалий. Эти обстоятельства требуют решения ряда *актуальных задач*, использующих многокритериальный анализ данных в системах поддержки принятия решений.

Вышеизложенное означает, что существует *научная задача* исследования методов и алгоритмов многокритериального анализа данных для систем поддержки принятия решений, направленных на повышение эффективности информационного процесса функционирования сложных технических систем.

Цель диссертационной работы заключается в повышении эффективности систем поддержки принятия решений при управлении информационными процессами за счет разработки новых методов и вычислительно эффективных алгоритмов многокритериального анализа данных, обеспечивающих оперативный и обоснованный выбор решений в условиях динамичности, разнородности и стохастичности критериев.

Для достижения поставленной цели требуется решить следующие **основные задачи**:

– провести анализ существующих подходов к многокритериальному анализу данных в СППР и выявить их недостатки в условиях динамической структуры критериев, их разнородной природы и стохастического характера параметров;

– сформулировать постановку многокритериальной задачи оптимизации с учётом конфликтности, разнородности и динамики критериев во времени;

– разработать методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающиеся от известных подходов возможностью обработки критериев в пространстве переменной размерности, обеспечивающие учет временной динамики, разнородности и стохастичности данных;

– разработать комплекс алгоритмов многокритериального анализа данных, реализующего автоматизацию принятия решений;

– разработать методику формирования специального комплекта оборудования для средств восстановления на основе методов многокритериальной оптимизации с учётом рисков и автоматизацией принятия решений;

– реализовать информационную систему, интегрирующую разработанные методы и алгоритмы, и продемонстрировать её применимость для технической системы.

Объектом исследований являются процессы принятия решений при управлении информационными процессами в условиях многокритериальности.

Предмет исследования – методы и алгоритмы многокритериального анализа данных на основе метрического моделирования в пространствах переменной размерности, обеспечивающие автоматизированную поддержку принятия решений.

Методы исследования. В диссертационной работе использован комплекс теоретических и прикладных методов. Методы системного анализа и теории систем применялись для формализации структуры информационных процессов и СППР. Для построения многокритериальных моделей и учёта стохастичности параметров использовались методы моделирования, математического анализа и теории вероятностей. Методы многокритериальной оптимизации (линейной свёртки, идеальной точки, последовательных уступок) необходимы для поиска компромиссных решений. При помощи теории графов и кластерного анализа выполнялась обработка связей между элементами, и определялись типовые траектории. Концептуальное и функциональное моделирование использовалось при разработке архитектуры СППР. Для реализации программной части –

реляционное моделирование и проектирование баз данных. Оценка эффективности предложенных решений относительно известных аналогов проводилась с использованием методов сравнительного анализа.

Научная новизна работы определяется следующими результатами, отличающимися научной новизной:

– разработаны методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающиеся от известных подходов возможностью корректной обработки критериев в пространстве переменной размерности, обеспечивающие учет временной динамики, разнородности и стохастичности данных. При практической апробации в задаче комплектации систем восстановления достигнут коэффициент технической готовности 95%, что на 10% превышает результаты при использовании известных методов;

– создан комплекс вычислительно эффективных алгоритмов, интегрирующий методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающийся от существующих реализаций автоматизацией принятия решений и поддержкой динамической структуры данных. Комплекс алгоритмов обеспечивает сокращение времени принятия оперативных решений на 25–30% по сравнению с известными аналогами;

– разработана методика формирования специального комплекта оборудования для систем восстановления на основе предложенных методов и алгоритмов, отличающаяся от известных подходов учетом многозадачности, анализом рисков, автоматизацией оптимизации. Методика обеспечивает повышение эффективности выполнения функций СППР на 20% за счёт отказа от субъективных экспертных оценок и использования статистических данных.

Практическая значимость и научная ценность результатов заключается в том, что:

– разработанные методы, комплекс вычислительно эффективных алгоритмов и методика позволяют автоматизировать принятие решений в условиях многокритериального выбора, динамики и неопределённости;

– созданная информационная система внедрена и успешно применяется в реальных условиях для оптимизации комплектации систем восстановления, обеспечивая повышение эффективности управления информационным процессом;

– результаты исследования могут быть масштабированы на другие типы сложных систем;

– на разработанные программные средства и базы данных получены свидетельства о государственной регистрации в реестре Федеральной службы по интеллектуальной собственности, охраняемой авторскими правами;

– результаты внедрены в деятельность Рязанского гвардейского высшего воздушно-десантного командного училища, ФГБУ «38 НИИИ БТВТ» Министерства Обороны РФ, а также в учебный процесс РГРТУ и ОГБПОУ «РТК».

Соответствие диссертации паспорту научной специальности. Диссертация соответствует паспорту специальности 2.3.8. «Информатика и информационные процессы» по направлениям исследований 6, 8, 16.

Достоверность и обоснованность результатов и выводов подтверждаются корректным использованием математического аппарата, результатами компьютерного моделирования и экспериментальными исследованиями на реальных наборах данных технической системы, что подтверждается соответствующими документами о практическом использовании результатов диссертационного исследования.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающиеся от известных подходов возможностью корректной обработки критериев в пространстве переменной размерности, обеспечивающие учет временной динамики, разнородности и стохастичности данных без субъективного задания весов. При практической апробации в задаче комплектации систем восстановления достигнут коэффициент технической готовности 95%, что на 10% превышает результаты при использовании известных методов.

2. Комплекс вычислительно эффективных алгоритмов, интегрирующий методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающийся от существующих реализаций автоматизацией принятия решений и поддержкой динамической структуры данных. Комплекс алгоритмов обеспечивает сокращение времени принятия оперативных решений на 25–30% по сравнению с известными аналогами.

3. Методика формирования специального комплекта оборудования для систем восстановления на основе предложенных методов и алгоритмов, отличающаяся от известных подходов учетом многозадачности, анализом рисков, автоматизацией оптимизации. Методика обеспечивает повышение эффективности выполнения функций СППР на 20% за счёт отказа от субъективных экспертных оценок и использования статистических данных.

Личный вклад автора. Выносимые на защиту основные положения и практические результаты разработаны и получены автором лично.

Внедрение результатов диссертации.

Результаты диссертационного исследования внедрены в разработки ФГБУ «38 НИИИ БТВТ» Министерства Обороны РФ, в Рязанском гвардейском высшем воздушно-десантном ордена Суворова дважды Краснознамённом командном училище им. генерала армии В. Ф. Маргелова (Министерства Обороны РФ) при подготовке и оснащении ремонтных мастерских, в учебный процесс ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина» при подготовке студентов, обучающихся по направлению 09.03.03 «Прикладная информатика» и 09.03.04 «Программная инженерия», в ОГБПОУ «Рязанский технологический колледж». Разработанные программные средства зарегистрированы в Федеральной службе по интеллектуальной собственности (свидетельства о государственной регистрации – 4 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ, 2 свидетельства о государственной регистрации базы данных).

Апробация работы. Основные результаты докладывались и обсуждались на конференциях: XXV, XXVI, XXVII, XXVIII, XXIX, XXX Всероссийских

научно-технических конференциях студентов, молодых ученых и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях и в образовании (НИТ-2020, НИТ-2021, НИТ-2022, НИТ-2023, НИТ-2024, НИТ-2025)» (г. Рязань, 2020, 2021, 2022, 2023, 2024, 2025), II, VI, VIII Международных научно-технических форумах «Современные технологии в науке и образовании» СТНО-2019, СТНО-2023, СТНО-2025 РГРТУ (Рязань, 2019, 2023, 2025 гг.), II Национальной научно-практической конференции с международным участием «Перспективы цифровой трансформации образования», РГУ имени С.А. Есенина, Рязань, 2022, II Международной научно-практической конференции «Проблемы естественных, математических и технических наук в контексте современного образования», ЛГПУ имени П.П. Семенова-Тян-Шанского, г. Липецк, 2022, Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Информационный обмен в междисциплинарных исследованиях II», Рязань: Академия ФСИН России, 2023, Всероссийском конкурсе профессионального мастерства «МЕТОДИЧЕСКОЕ ОБОЗРЕНИЕ (с международным участием): современный образовательный процесс в Российской Федерации, внедрение в практику работы педагогов инновационных учебных технологий, методик, инструментов и воспитательных систем», 1 место, Чебоксары, 2023, 8th Computational Methods in Systems and Software 2024 System Design in Software Engineering - Proceedings of 8th Computational Methods in Systems and Software 2024.

Публикации. По теме диссертации опубликованы 34 печатные работы, в том числе: 5 статей в научных рецензируемых изданиях, рекомендованных ВАК для публикации результатов диссертаций; 1 публикация, индексируемая в международных реферативных базах Web of Science и Scopus; 22 статьи и тезиса докладов внутривузовских, всероссийских и международных конференций, 4 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ, 2 свидетельства о государственной регистрации базы данных. **Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, 4-х глав, заключения, списка используемой литературы и приложений. Общий объем диссертации составляет

152 страницы, работа содержит 35 рисунков и 12 таблиц. Список использованных источников включает 145 наименований.

1 Современное состояние и теоретические основы многокритериального анализа данных в системах поддержки принятия решений

1.1 Особенности классификации данных в различных типах информационных систем

В современном мире имеется понимание того, что для успешного функционирования любой организации недостаточно только материальных и финансовых ресурсов, необходимо владеть информацией о технологиях. Поэтому информация в настоящее время рассматривается как отдельный экономический ресурс.

Информационные ресурсы можно определить как совокупность данных и знаний в информационной системе. Выделяют информационные ресурсы организации, отрасли и государства в целом. Они представляют собой объем знаний на физических носителях и предназначенных для использования в общественных и управленческих целях [1].

Информационная система (ИС) – организационно-техническая система, обеспечивающая сбор, хранение, обработку, поиск, передачу и предоставление информации пользователям. ИС имеет определенную практическую сферу применения и организационные ресурсы (человеческие, технические, финансовые и т.д.), которые обеспечивают и распространяют информацию [1, 2].

Одной из основных функций ИС является удовлетворение конкретных информационных запросов в рамках определенной предметной области. Результатом ее работы является информационная продукция в виде документов, баз данных и информационных услуг.

Понятие информационной системы может различаться в зависимости от контекста. В широком смысле ИС – совокупность программ, аппаратного обеспечения, человеческих ресурсов и информационных процессов, которые обеспечивают функциональные возможности обработки и хранения информации. В более узком понимании ИС ограничивается техническими данными, программным и аппаратным обеспечением. Объединение этих элементов позволяет автоматизировать работу с информацией и поддерживать

целенаправленную деятельность пользователей по ее получению, изменению и хранению [3].

В управленческой практике информационные системы рассматриваются как инструмент, реализующий стратегические задачи организации. При этом хорошей практикой считается создание единой корпоративной ИС, охватывающей все направления деятельности организации. Однако на практике разработка такой информационной системы слишком затруднена или даже невозможна. Поэтому на большинстве предприятий обычно функционируют несколько различных специализированных систем, которые решают отдельные группы задач. При этом одни задачи выполняются одновременно несколькими информационными системами, а другие остаются не автоматизированными.

Таким образом, с точки зрения современных программных технологий, ИС – это набор программных продуктов, направленный на поддержку жизненного цикла информации. Он включает три основных процесса: обработку данных, управление информацией и управление знаниями.

Информационные системы классифицируют по разнообразным признакам (рисунок 1).

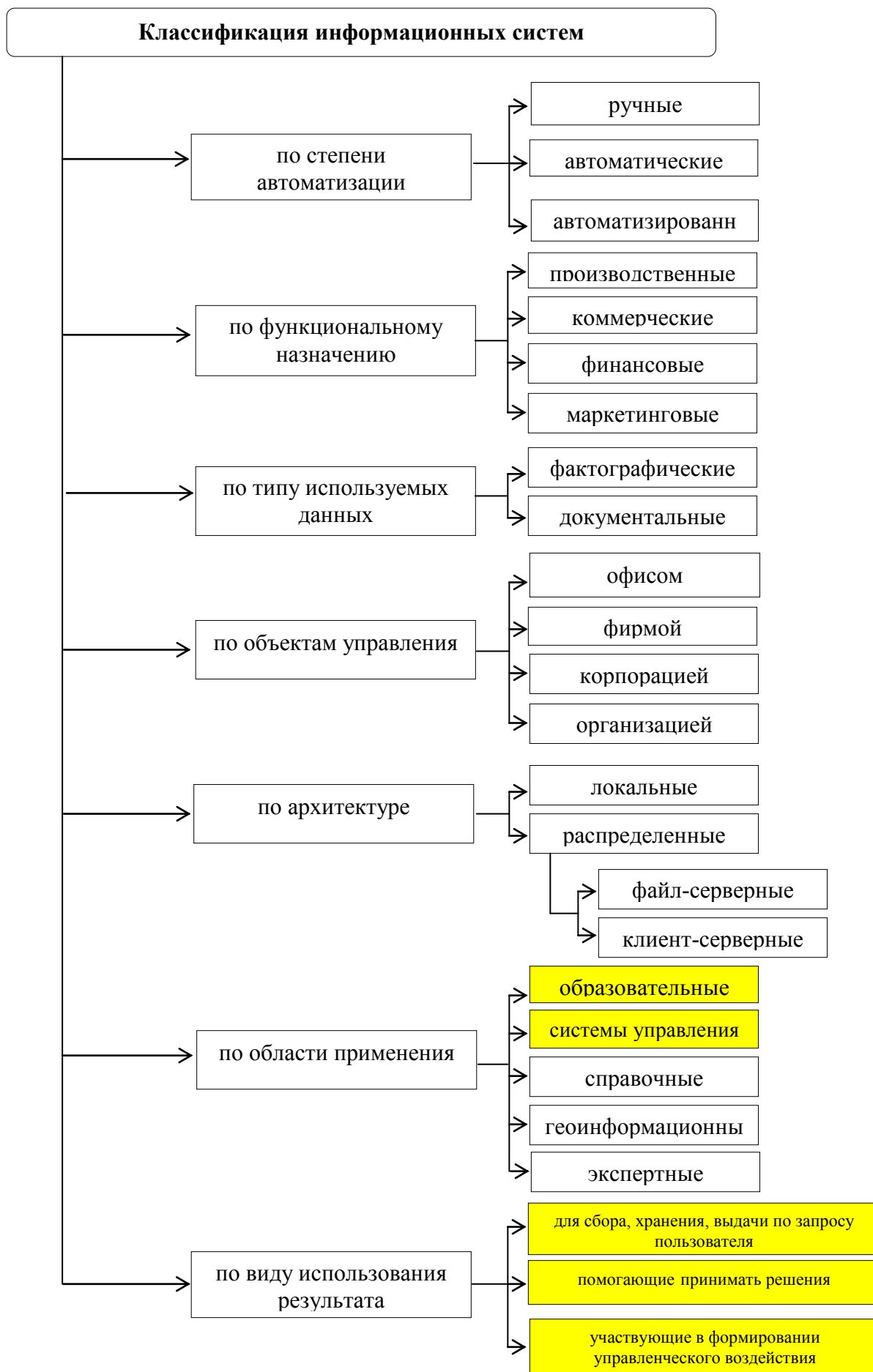


Рисунок 1 – Классификация ИС

Структура ИС состоит из трех взаимосвязанных компонентов:

- функционального, обеспечивающего выполнение прикладных задач системы;
- системы обработки данных, отвечающего за работу с информацией;
- организационного, обеспечивающего взаимодействие всех элементов системы.

Эффективная работа каждого из этих компонентов необходима для успешного функционирования информационной системы в целом (рисунок 2).

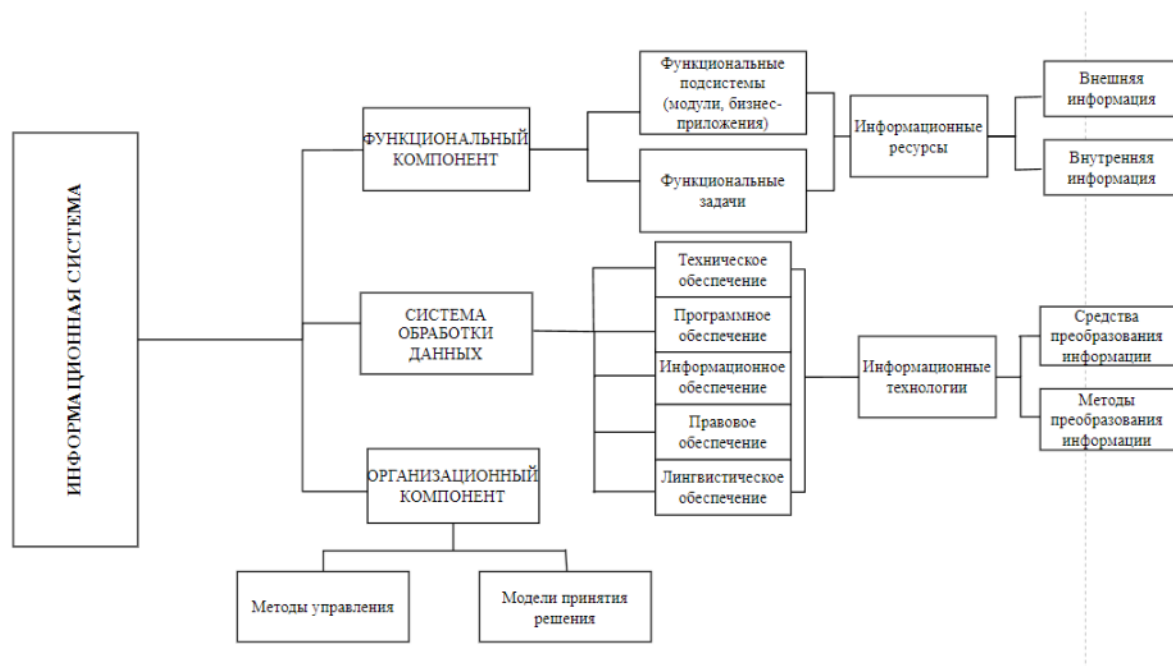


Рисунок 2 – Структура информационной системы

Автоматизированная информационная система (АИС) – это объединённая информационными потоками совокупность программного и аппаратного обеспечения. Она предназначена для сбора, обработки, хранения и передачи информации в ответ на запрос пользователя [3].

Основная функция АИС заключается в хранении данных, организации быстрого поиска и передачи информации для наиболее полного удовлетворения информационных запросов значительного числа пользователей.

Интеллектуальные информационные системы (ИИС) являются результатом развития информационных систем и базируются на достижениях науки и техники, включая такие области, как машинное обучение, искусственный

интеллект, обработка больших данных (Big Data). Интеллектуальные информационные системы, в отличие от традиционных систем, способны не только обрабатывать информацию, но и формировать обоснованные выводы и давать рекомендации для принятия управленческих решений.

Благодаря применению методов машинного обучения, экспертного анализа и логики предикатов, современные ИИС обеспечивают высокую степень автоматизации. Это значительно повышает скорость обработки информации, а также её точность и практическую ценность [4, 5].

Таким образом, если классические информационные системы ориентированы преимущественно на техническую поддержку работы с данными, то интеллектуальные системы выполняют другие функции. Они обрабатывают данные, анализируют их, а также предлагают обоснованные решения в условиях быстроизменяющихся реалий.

Стоит отметить основные отличия ИИС от традиционных ИС. Классические ИС предоставляют информацию пользователю для последующего анализа. ИИС способны самостоятельно анализировать данные и предлагать оптимальные решения. Применение методов машинного обучения позволяет ИИС распознавать закономерности и адаптироваться к изменениям внешних воздействий. Кроме того, многие компоненты ИИС, такие как экспертные системы, используют базы знаний и правила вывода. Это позволяет выполнять принятие решений на основе накопленного опыта и научных знаний. И, наконец, современные ИИС часто работают с большими объемами данных. Они извлекают из них важную информацию, структурируют ее и используют для поддержки принятия решений. Таким образом, можно заключить, что интеллектуальные информационные системы автоматизируют процессы управления и принятия решений, тем самым повышая их качество и оперативность [4, 5].

Информационные процессы (ИП) являются основой для принятия решений. Они включают в себя несколько основных этапов: восприятие внешней реальности, обработку полученных данных и установление взаимосвязей между объектом управления и субъектом. На основе этих взаимосвязей формируются

принимаемые решения: изменение состояния управляемого объекта или корректировка поведения субъекта [6, 7].

Автоматизированные интеллектуальные информационные системы (АИИС) объединяют совокупность программных и аппаратных средств и методов в единую среду с возможностью хранения, обработки и передачи информации. Они способны самостоятельно настраивать параметры системы в зависимости от состояния внешней среды (исходных данных) и условий задачи.

АИИС являются особым классом интеллектуальных систем, которые объединяют высокий уровень автоматизации процессов информации для принятия решений и процессов выработки вариантов решений. АИИС представляет собой комплекс программных, лингвистических и логико-математических средств для решения разнообразных задач, например, возможность поиска информации в режиме продвинутого диалога на естественном языке [8].

Для таких систем характерны следующие свойства:

- развитые коммуникативные способности – поддержка взаимодействия с пользователем на языке, близком к естественному;
- умение решать сложные плохо формализуемые задачи – когда алгоритм решения заранее не задан и должен формироваться с учётом неопределённости и изменения данных;
- способность к самообучению – возможность автоматического извлечения знаний для решения задач из накопленного опыта;
- адаптивность – умение подстраиваться под изменения условий решаемой задачи.

Одним из направлений развития искусственного интеллекта являются интеллектуальные информационные системы, основанные на знаниях. Такие системы объединяют возможности систем управления базами данных (СУБД) с технологиями искусственного интеллекта, информации, хранящая в них информация сочетается с обработкой и подготовкой к принятию управленческих решений. К одной из разновидностей ИИС относятся экспертные системы (ЭС),

системы поддержки принятий решений (СППР) и экономические советуемые системы (ЭСС) [9, 10].

Различают следующие типы ИИС:

- по областям применения (образовательные, специализированные, анализирующие и др.);
- по уровню интеграции с программными средствами (автономные, встроенные в корпоративные системы);
- по оперативности (статические, квазидинамические, реального времени);
- по возможности адаптивности (обучаемые, настраиваемые, самоорганизующиеся);
- по типам используемых моделей знаний (продукционные, фреймовые, семантические сети, нейросетевые архитектуры, нечеткие системы и выводы) [10] (рисунок 3).

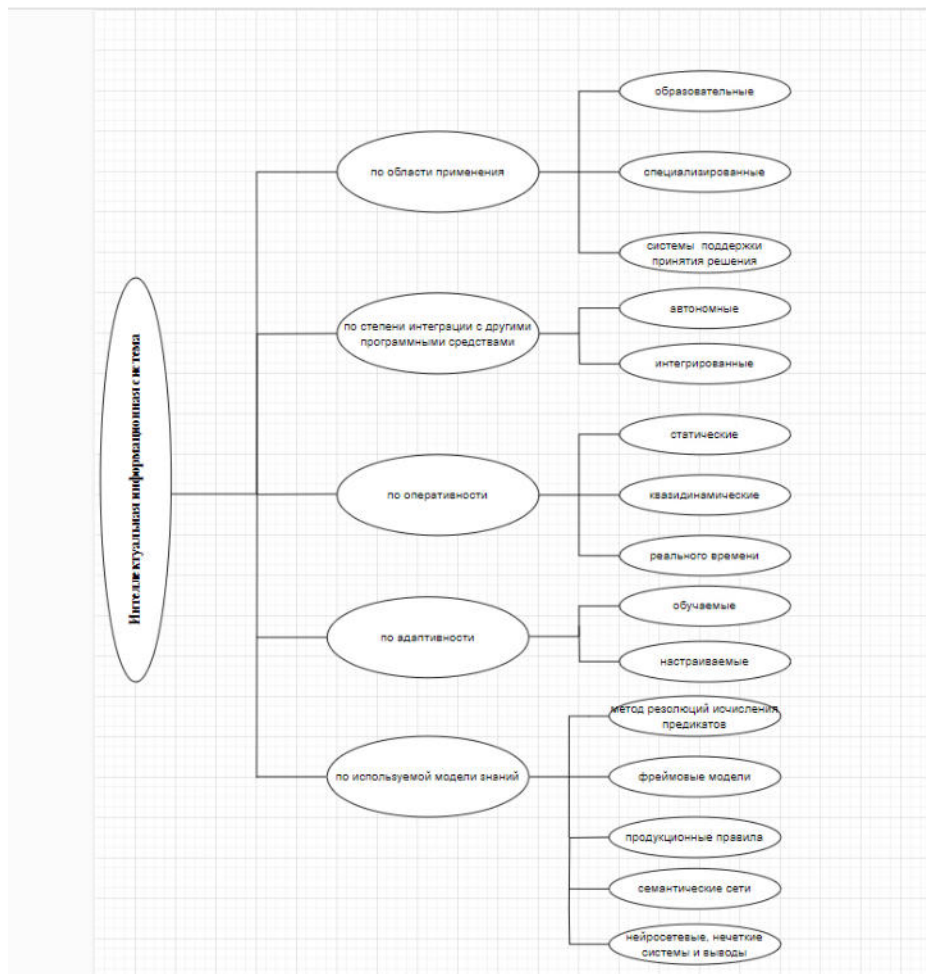


Рисунок 3 – Классификация ИИС

Различают и другие классификации ИИС, например, по типам систем:

- коммуникативные системы с интеллектуальным интерфейсом. Они обеспечивают более естественный способ взаимодействия пользователя и системы. К ним относятся: гипертекстовые системы, контекстно – справочные системы, интеллектуальные базы знаний, когнитивная графика;
- экспертные системы. Помогают с решением сложных плохо формализуемых задач. Это классифицирующие, доопределяющие, трансформирующие, многоагентные системы;
- самообучающиеся системы, среди них: нейронные сети, индуктивные системы, интеллектуальный анализ данных;
- адаптивные информационные системы, например, системы, основанные на компонентных технологиях, CASE- технологии (рисунок 4).



Рисунок 4 – Классификация интеллектуальных информационных систем по типам систем

Рассмотренная классификация ИИС не является исчерпывающей и может модифицироваться и дополняться в зависимости от интерпретации данных.

Другой подход классификации данных интеллектуальных информационных систем с точки зрения решаемой задачи [11, 12]. При этом системы могут решать не одну, а несколько задач. Выделяют: системы управления и справочно-информационные системы, системы компьютерной лингвистики, системы

распознавания образов, платформы для разработки интеллектуальных систем (рисунок 5).



Рисунок 5 – Классификация интеллектуальных информационных систем с точки зрения решаемой задачи

Одним из возможных подходов классификации ИИС можно считать классификацию по критерию «используемые методы». Различают жесткие, мягкие и гибридные методы (рисунок 6).

Мягкие вычисления основаны на нечеткой логике, нейрокомпьютерных и вероятностных вычислениях. Они относятся к сложной компьютерной методологии. Жесткие методы – алгоритмические традиционные подходы с четкой формализацией. Гибридные вычисления основаны на системах, объединяющих различные информационные технологии, которые повышают эффективность обработки данных и решают сложные задачи [12, 13]. В сфере интеллектуальных систем такие вычисления активно используют технологии искусственного интеллекта.



Рисунок 6 – Классификация интеллектуальных информационных систем по применяемым методам

Возможны и другие способы классификации ИИС. Например, выделяют системы общего назначения и специализированные системы [13] (рисунок 7).

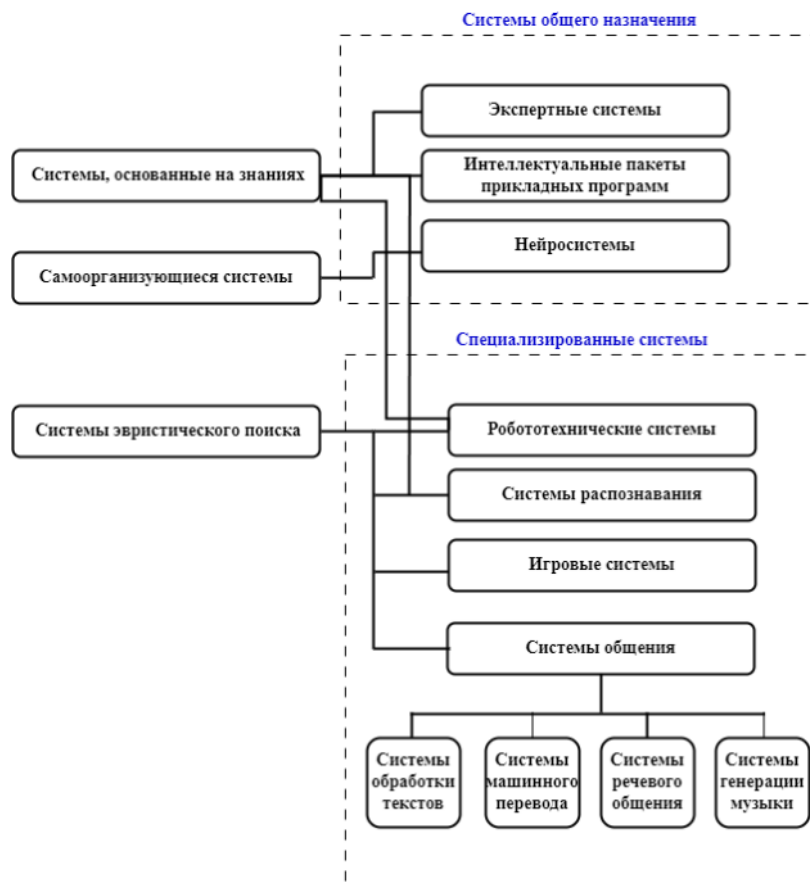


Рисунок 7 –Классификация интеллектуальных информационных систем по назначению и методам

На рисунке 7 представлена еще одна возможная классификация ИИС, основанная на подходах к обработке и представлению информации. Выделяют три основные группы:

1. Самоорганизующиеся системы, способны самостоятельно адаптировать свою структуру и поведение в зависимости от изменений внешних условий. Типичными примерами являются нейронные сети и генетические алгоритмы.

2. Системы, основанные на знаниях, используют формализованные модели представления информации, такие как онтологии, семантические сети или экспертные базы знаний.

3. Системы, построенные на принципах эвристического программирования, используют упрощенные правила и стратегии, которые позволяют находить решения в сложных условиях [14].

Эти подходы обеспечивают гибкость и эффективность при работе с данными разной природы и сложности, что особенно важно при решении технических задач.

Архитектура автоматизированных интеллектуальных информационных систем может быть представлена как распределённая многопользовательская система. Каждый уровень является автономным и допускает независимую разработку и описание. Взаимодействие между уровнями осуществляется по унифицированным протоколам [6–8]. Структура модуля интеллектуального анализа данных представлена на рисунке 8.

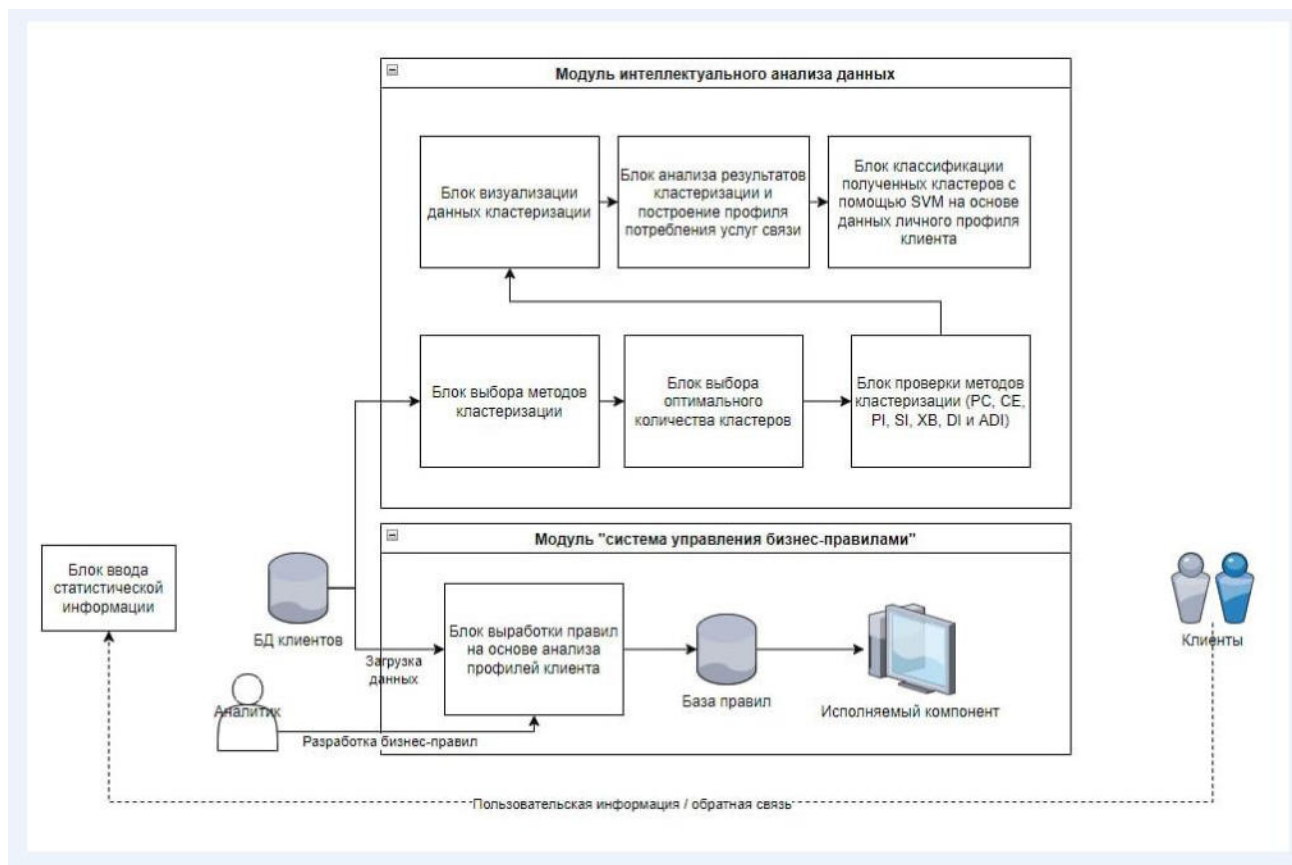


Рисунок 8 – Структура модуля интеллектуального анализа данных

Подводя итог вышесказанному, можно заключить следующее: отсутствие четкой классификации ИИС объясняется многообразием интеллектуальных задач и интеллектуальных методов. Благодаря своей архитектуре, интеллектуальные информационные системы обеспечивают высокую эффективность при решении многокритериальных задач анализа данных [11 – 14].

1.2 Системы поддержки принятия решений в управлении информационными процессами

Система поддержки принятия решений – это интерактивная компьютерная система, предназначенная для помощи лицу, принимающему решения (ЛПР), в анализе слабоструктурированных задач, характеризующихся многокритериальностью, неопределённостью и конфликтностью целей. В отличие от автоматизированных систем, СППР не заменяет ЛПР, а предоставляет ему объективную, количественно обоснованную информацию, способствующую рациональному и оперативному выбору [13, 15].

Основные функции СППР:

- сбор, обработка и визуализация релевантных данных из разнородных источников;
- моделирование различных сценариев развития ситуации;
- оценка альтернатив по множеству критериев;
- выявление компромиссных (Парето-оптимальных) решений;
- снижение уровня неопределённости и субъективности при принятии управленческих решений.

Классическая архитектура СППР, предложенная Р. Keen и М. Scott-Morton, включает три ключевых компонента [8, 11]:

1. Модуль управления данными – интеграция информации из баз данных, файлов, потоков.

2. Модельный (аналитический) модуль – реализация методов многокритериальной оптимизации, имитационного моделирования, статистического анализа.

3. Пользовательский интерфейс – визуализация результатов и средства управления (выбор критериев, весов, метрик).

В СППР, рассматриваемой в данном исследовании, добавляются механизмы адаптации, обработки пропусков и интеллектуальной визуализации (траектории, радарные диаграммы).

В расширенных архитектурах могут также присутствовать:

- база знаний (интеллектуальные СППР) – для хранения экспертных правил, онтологий, прецедентов;
- подсистема обоснования решений – объясняющая, почему рекомендовано данное решение;
- механизмы адаптации и обучения – позволяющие системе улучшать свои рекомендации на основе обратной связи от ЛПР [15, 16].

Таким образом, СППР выступает как интеллектуальный инструментарий, сочетающий силу вычислительных методов и гибкость человеческого суждения, что особенно востребовано в условиях многокритериальности, неопределённости и динамичности современных управленческих задач.

Классификация систем поддержки принятия решений

Современные СППР отличаются большим разнообразием архитектур и функциональных возможностей, что обуславливает необходимость их классификации по нескольким признакам. Наиболее значимыми основаниями являются: тип решаемых задач, предметная область применения и степень автоматизации процесса принятия решений [17].

1. Классификация по типам задач

СППР классифицируются по *типу задач*:

- оперативные, для поддержки ежедневных решений;
- тактические, для среднесрочного планирования (например, комплектация технических средств, уровень освоения компетенций за семестр);
- стратегические, для долгосрочного управления (например, развитие инфраструктуры).

2. Классификация по предметным областям

СППР адаптируются под специфику конкретной сферы деятельности. Наиболее распространённые области применения:

- управление бизнесом и финансами: бюджетирование, риск-анализ, оценка инвестиций, CRM-аналитика;
- производство и логистика: управление запасами, планирование маршрутов, выбор поставщиков, оптимизация производственных процессов;
- **технические системы и инженерия**: диагностика оборудования, выбор конфигурации сложных систем, оценка надёжности.
- образовательный процесс: мониторинг успеваемости, формирование индивидуальных траекторий обучения, оценка качества образовательных программ [18].
- медицина: поддержка диагностики, выбор терапевтической стратегии, распределение ресурсов.
- государственное управление и оборона: стратегическое планирование, распределение вооружений, оценка оперативной обстановки [19].

Каждая предметная область накладывает свои требования на структуру данных, набор критериев и интерфейс взаимодействия с пользователем.

3. Классификация по степени автоматизации

В зависимости от роли человека в процессе принятия решения выделяют:

– пассивные СППР – предоставляют ЛПР данные и аналитические отчёты, но не предлагают конкретных рекомендаций (например, ВІ-системы). Решение принимается полностью человеком.

– активные СППР – генерируют альтернативы, ранжируют их и выдают рекомендации на основе формальных моделей (например, системы на основе методов многокритериального анализа). Окончательный выбор остаётся за ЛПР.

– совместные (кооперативные) СППР – ведут диалог с ЛПР, адаптируются к его предпочтениям и участвуют в совместном поиске компромисса [20].

Таким образом, выявлено, что при проведении исследования необходимо разработать систему поддержки принятия решений как активную систему для тактического уровня управления технической системой.

1.3 Многокритериальный анализ данных в жизненном цикле принятия решений

Процессы принятия решений в условиях современных управленческих задач характеризуются высокой степенью сложности, обусловленной множественностью целей, противоречивостью критериев оценки и неопределённостью исходных данных. В этой связи многокритериальный анализ (МКА) занимает центральное место в жизненном цикле принятия решений, выступая как ключевой инструмент трансформации неструктурированной проблемы в формализованную, поддающуюся рациональному анализу [21].

Процессы принятия решений в условиях многокритериальности включают следующие этапы:

1. идентификация проблемы и формулировка целей;
2. генерация альтернатив (возможных вариантов действий);
3. определение критериев оценки;
4. оценка альтернатив по критериям;

5. сравнение и ранжирование альтернатив;
6. выбор и реализация решения;
7. анализ результатов и коррекция.

Многокритериальный анализ данных занимает центральное место преимущественно на этапах 3-5 жизненного цикла:

– на этапе определения критериев МКА обеспечивает системный подход к выбору показателей эффективности, позволяя учитывать как количественные, так и качественные аспекты, а также субъективные предпочтения ЛПР, выполняет формализацию конфликтующих целей (например, минимизация массы и стоимости комплекта оборудования при максимизации надежности);

– на этапе оценки альтернатив методы МКА (например, линейная свёртка, метод идеальной точки, ELECTRE, TOPSIS) позволяют нормализовать разнородные данные, учесть веса критериев и отразить их взаимное влияние в едином метрическом пространстве;

– на этапе сравнения и ранжирования альтернатив МКА формализует понятие «лучшего» решения в условиях компромисса: вместо поиска глобального оптимума осуществляется выявление Парето-оптимальных (эффективных) альтернатив, которые не могут быть улучшены по одному критерию без ухудшения по другому, обеспечивает прозрачность и интерпретируемость процесса выбора [22, 23].

Таким образом, многокритериальный анализ выступает связующим звеном между содержательной постановкой управленческой задачи и её формальной реализацией в системе поддержки принятия решений. Он снижает субъективность выбора, повышает прозрачность и обоснованность решения, а также обеспечивает воспроизводимость результатов.

Однако традиционные подходы к многокритериальному анализу данных игнорируют динамику структуры критериев, опираются на экспертные оценки и недостаточно учитывают стохастичность параметров. Это создаёт потребность в адаптивных моделях, способных работать с изменяющейся размерностью

пространства, пропусками данных и вероятностными характеристиками [24], что и составляет основу настоящего исследования.

В условиях динамически изменяющейся структуры критериев, например, в социальных или технических системах, традиционные статические модели оказываются неэффективными. Это обуславливает необходимость разработки адаптивных, метрических подходов к многокритериальному анализу, способных учитывать разнородность, стохастичность и эволюцию информационных процессов.

Таким образом, СППР, основанные на современных методах многокритериального анализа, становятся неотъемлемым инструментом управления в сложных, динамических и неопределённых условиях, что подтверждает актуальность направления исследования, представленного в настоящей диссертации.

1.4 Классификация многокритериальных методов принятия решений

Многокритериальный анализ данных является основным инструментом в системах поддержки принятия решений, особенно в условиях, когда оценка альтернатив требует учёта нескольких, зачастую конфликтующих, критериев. Основная задача состоит в выборе наилучшего из множества возможных решений, каждое из которых описывается совокупностью разнородных параметров. Однако главная сложность заключается в том, что критерии часто противоречат друг другу, и, как следствие, в подавляющем большинстве практических случаев не существует решения, которое было бы одновременно оптимальным по всем показателям [25]. В таких условиях для принятия обоснованного решения применяются один или несколько методов многокритериального анализа.

Процесс принятия решений предполагает систематическое исследование и сопоставление альтернатив на основе количественной и/или качественной оценки по заданной системе критериев. Разнообразие условий, целей и характеристик альтернатив порождает необходимость разработки и использования специализированных методов, обеспечивающих эффективный выбор в условиях

компромисса. На сегодняшний день существуют сотни методов многокритериального принятия решений, однако их практическое применение сопряжено со значительной трудностью – выбором наиболее адекватного подхода для конкретной задачи, что представляет собой сложную и нетривиальную задачу, требующую комплексного решения.

В таблице 1 представлены наиболее распространённые на практике ММПР, где измеряемым показателем распространённости принято число научных работ о методе.

ММПР разрабатывались в трудах отечественных и зарубежных авторов в различных областях. Среди отечественных ученых следует отметить академика С.В. Емельянова «Решение многокритериальных задач линейного программирования» [23]; академика Н.Н. Моисеева «Задачи оптимального управления» [24]; профессора Е.С. Вентцеля «Многокритериальная оптимизация с ранжированием критериев по важности» [25]; «ММПР при конструировании машин и механизмов» (И.М. Соболев и Р.Б. Статников [26]); профессора Ю.Б. Гермейера «Методы свёртки критериев в многокритериальных задачах оптимизации» [27]; профессора В.В. Подиновского «Методы сравнения важности неоднородных критериев и групп критериев» [28] и др.

Анализируя различные ММПР и их основные классификации, получили более 200 ММПР и заключили, что их количество непрерывно возрастает.

В таблице 1 рассмотрены наиболее распространённые на практике ММПР, где измеряемым показателем распространённости принято число научных работ о методе.

Таблица 1 – Наиболее распространённые ММПР

Название метода	Оригинальное название метода	Количество научных статей с методом
Нечеткие множества	Fuzzy sets	1471
Метод порядка предпочтения по сходству с идеальным решением	Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)	939
Метод анализа сетей	Analytic Network Process (ANP)	281
Лаборатория испытаний и оценки ПР	Decision Making Trial and Evaluation Laboratory (DEMATEL)	227
Метод лучшего-худшего	Best-Worst Method (BWM)	174
Компромиссный рейтинг по многим критериям	Visekriterijumska Kompromisno Rangiranje (VIKOR)	168
Нечёткий метод анализа иерархий	Fuzzy AHP	162
Нечёткий метод порядка предпочтения по сходству с идеальным решением	Fuzzy TOPSIS	162
Энтропия	ENTROPY	122
Серый реляционный анализ	Grey Relational Analysis (GRA)	106

Данные, представленные в таблице 1, являются результатом анализа баз данных (БД) Web of Science и EBSCO Discovery Service engine с 2018 по 2025 гг. Из таблицы 1 видно, что преобладают Fuzzy-методы и метод TOPSIS.

Согласно результатам исследований [29], круг применяемых многокритериальных методов принятия решений целесообразно сократить до следующих методов: SAW, MAUT, MAVT, SMART, AHP, ANP, BWM, TOPSIS, VIKOR, CBR, DEA, ELECTRE, PROMETHEE, Fuzzy-методы и GRA.

Основой идеей метода SAW является объединение в единый критерий значений и весов критериев. Метод SAW относится к числу наиболее популярных подходов в области многокритериального принятия решений. Его отличительной чертой является простота алгоритма расчета, позволяющая применять метод без привлечения специализированного программного обеспечения. Тем не менее, среди недостатков выделяются:

- ограниченность метода в работе с качественными показателями, которые требуют предварительного преобразования в числовую форму;
- необходимость наличия заранее известных данных, в т.ч. и весов критериев [30].

Методы MAUT, MAVT и SMART основаны на методе SAW. Эти методы взаимосвязаны следующим образом: MAUT представляет собой расширение MAVT, а SMART был специально разработан для упрощенной реализации принципов MAUT [31]. Данная группа методов ориентирована на выявление оптимальной альтернативы путем назначения показателя полезности каждому потенциальному исходу и последующего нахождения наибольшей суммарной полезности.

Метод MAVT служит фундаментом этого направления в многокритериальном анализе. Суть процедуры поддержки принятия решений, предложенная MAVT, состоит в следующем: сначала формируются возможные варианты действий, затем они оцениваются по единому перечню критериев, каждому варианту присваивается оценка эффективности относительно каждого критерия, далее производится весовая коррекция критериев и итоговый расчет общей оценки вариантов [32]. Центральная идея MAVT – концепция уровней предпочтения. К основным недостаткам метода MAVT следует отнести: полную компенсацию критериев и возникающую потребность в концептуальном усложнении при попытках формально определить значение оценок и весов [33].

Развитие основной идеи метода MAVT продолжил метод MAUT. Основное достоинство MAUT заключается в возможности учета неопределенности, благодаря чему этот метод активно применяется в экономических и финансовых сферах, характеризующихся высокой степенью неопределенности и наличием достаточного объема доступной информации [35].

Метод SMART представляет собой одну из простых реализаций MAUT, предусматривающую непосредственное преобразование значений относительной значимости критериев в конкретные численные значения. Продолжением данного

метода являются методы SMARTS и SMARTER [36]. Основные преимущества SMART в том, что он прост в использовании, допускает любые методы присвоения весов, чем MAUT, а также хорошо обрабатывает данные по каждому критерию [36]. Тем не менее, метод обладает повышенной чувствительностью к увеличению количества критериев и учету диапазона шкал при назначении весовых коэффициентов критериям.

Одна из самых востребованных групп методов (таблица 1) – АНР и АНР.

АНР (Analytic Hierarchy Process) – метод, позволяющий структурировать сложные проблемы принятия решений в виде иерархии. Применяется для выявления относительной значимости разных факторов и выбора оптимальных решений. Принцип работы основан на парных сравнениях элементов, определяющих их важность и ранжирование для итогового вывода [37]. Основные преимущества включают:

- иерархическую структуру решаемой проблемы;
- возможность анализа как количественных, так и качественных показателей;
- способность интегрировать мнения нескольких экспертов.

АНР (Analytic Network Process) выступает развитием АНР, сохраняя большинство преимуществ предшественника, включая гибкость структуры и учет взаимозависимых критериев. Отличием АНР является отсутствие жесткой иерархической организации, позволяющей моделировать сети взаимосвязанных переменных. Недостатком остается вероятность возникновения несогласованных мнений внутри матрицы парных сравнений, несмотря на наличие коэффициента согласованности [37].

Среди методов, использующих парные сравнения, отдельно выделим ВВМ (Best-Worst Method). Этот подход предполагает определение лучших и худших критериев с последующим их сопоставлением. Преимуществом метода является универсальность в оценке разнородных данных, а также пригодность для индивидуальных и коллективных решений. Основным недостатком ВВМ –

возможное возникновение множественности оптимальных весов, представленных интервалами, что усложняет интерпретацию результата.

Еще один популярный инструмент многокритериальной оценки – TOPSIS. Этот метод обеспечивает выбор лучшего варианта, основываясь на минимизации расстояния до идеального положительного решения и максимизации удаленности от отрицательного. Основным принципом работы данного метода можно назвать измерение сходства альтернатив с идеальным решением, удалённости от худшего решения и последующем ранжировании с учётом весов используемых критериев [39]. Метод отличается простотой применения программной реализации, число этапов которого не зависит от количества используемых атрибутов. Получаемые результаты остаются стабильными даже при включении новых альтернатив, а предварительное преобразование входных данных не требуется.

Метод VIKOR базируется на агрегированной функции, уровень нелинейности которой регулируется заданным параметром. Здесь лучшая альтернатива рассматривается как компромиссная, выбираемая исходя из степени приближения к идеальной точке. Важно подчеркнуть, что VIKOR нуждается в назначении весов для каждого критерия и предварительной обработке качественных данных для приведения их к количественной форме.

К популярным представителям многокритериальных методов, использующим теорию отношения превосходства, относятся методики ELECTRE и PROMETHEE. Эти подходы помогают исключить наименее предпочтительные альтернативы, а затем применяют другой многокритериальный метод для точного выбора лучшей из оставшихся.

Теория принятия решений существенно обогащается введением понятия нечеткой логики и теории нечетких множеств (FST) [40]. Эта теория открывает путь к переходу от традиционных двоичных категорий к многообразию возможных промежуточных состояний, обеспечивая следующие преимущества:

- позволяет эффективно решать задачи в условиях неопределенности;
- обеспечивает принятие обоснованных решений в системах управления, основанных на приблизительных и субъективных выводах;

- моделирует процессы человеческого мышления, учитывающие различные нюансы и оттенки.

Среди ведущих многокритериальных методов, работающих с ограниченной или неполной информацией, выделяется метод GRA. Это подход к ПР с частично известной и частично неизвестной информацией в сложных системах со взаимосвязанными критериями. В рамках метода GRA осуществляется исследование уровня подобия между идеальным эталонным значением и исследуемыми альтернативами. Оптимальным признается тот ряд альтернатив, который демонстрирует наибольшее сходство с эталоном [41].

Несмотря на разнообразие нормировочных процедур и способов агрегирования данных, многие рассмотренные методы многокритериального выбора зачастую приводят к близким результатам. Даже при применении различных стратегий обработки данных рейтинговые последовательности альтернатив демонстрируют высокую положительную корреляцию согласно коэффициенту Спирмена. Наиболее сложная ситуация возникает при большом количестве альтернатив и небольшом числе критериев, поскольку именно тогда различия между результатами, получаемыми разными методами, становятся особенно заметными [42].

Разнообразие существующих классификационных схем методов многокритериального выбора объясняется двумя основными факторами: необходимостью четкого выделения основного дифференцирующего признака и постоянным появлением новых подходов в этой области. Одна из таких классификаций представлена на рисунке 9 [43].

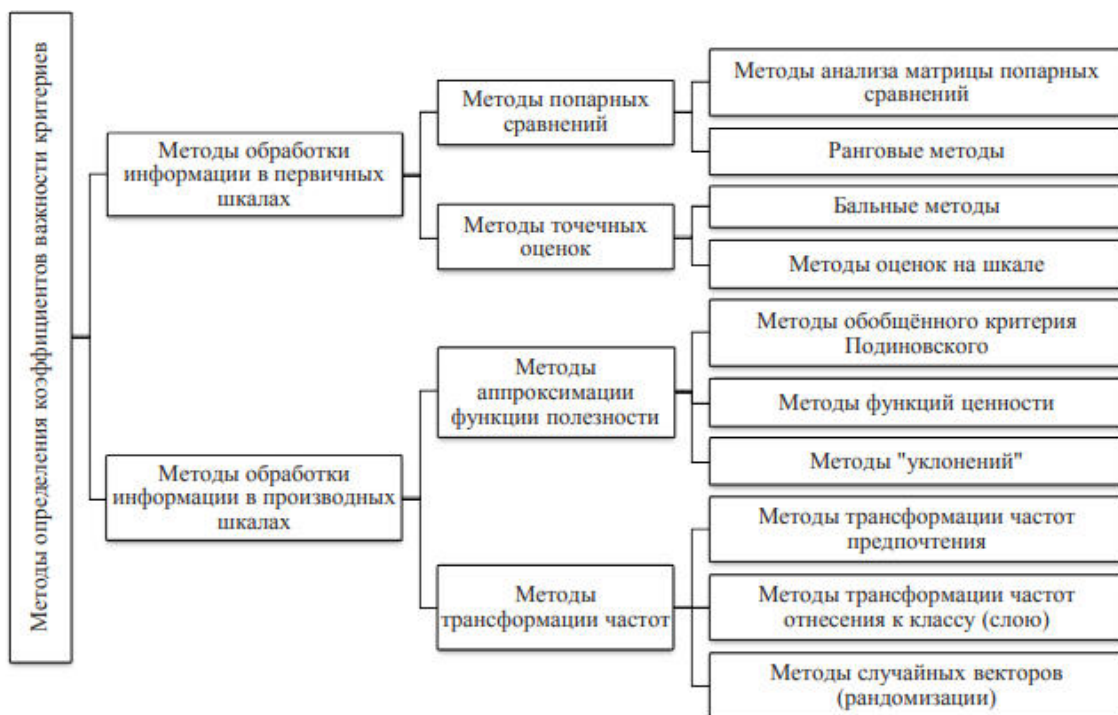


Рисунок 9 – Иерархическая классификация методов установления весомости критериев

Традиционный подход к систематизации методов многокритериального принятия решений предусматривает деление на категории в зависимости от используемого способа анализа альтернатив (рисунок 10).



Рисунок 10 – Классификации ММПП по принципу анализа альтернатив

Наиболее распространённым типом классификаций являются разнообразные модификации систематизации методов по способу выбора наилучшей альтернативы [44] (рисунок 11).



Рисунок 11 – Классификация методов решения многокритериальных задач в зависимости от особенностей их функционирования

Подводя итог вышесказанному, можно заключить следующее: анализ существующих научных подходов к классификации ММПР показывает, что современные классификации детально отражают принципы работы и целевую направленность этих методов, однако практически не рассматривают типы ограничений, накладываемых применяемыми методами при выработке решений. Рассмотренная классификация позволяет с помощью системы правил отбирать наиболее подходящие методы. Ограничения ММПР послужили основой предлагаемой систематизации. Можно выделить такие ограничения, как требования к типу и точности обрабатываемой информации, лимиты на количество используемых критериев и возможность замены одного критерия другим [41–44].

1.5 Основные подходы к многокритериальной оптимизации данных

Многокритериальная оптимизация представляет собой математический подход к принятию решений, при котором качество альтернатив оценивается по нескольким, зачастую конфликтующим, критериям. В отличие от однокритериальных задач, здесь не существует глобального оптимума, а ищется компромиссное Парето-оптимальное решение, при котором улучшение по одному критерию ведёт к ухудшению по другому [45].

Постановку задачи многокритериальной оптимизации в общем случае можно определить следующим образом. Пусть $X \subseteq R^n$ – множество допустимых альтернатив (решений), а $J(x) = (J_1(x), J_2(x), \dots, J_m(x))$ – векторный функционал, где

каждая компонента $J_k: X \rightarrow R$ представляет собой частный критерий эффективности (целевую функцию), подлежащий минимизации или максимизации. Тогда многокритериальная задача формулируется как: $J_i(x) \rightarrow \max_{x \in X}$, $i = \overline{1, m}$, $X \subset R^n$ или $J_i(x) \rightarrow \min_{x \in X}$, $i = \overline{1, m}$, $X \subset R^n$, где *max* или *min* понимается в смысле Парето-оптимальности, поскольку в условиях конфликта критериев глобальный максимум (или минимум) по всем показателям одновременно, как правило, недостижим [46].

Центральным понятием в многокритериальной оптимизации является Парето-оптимальность (или эффективность по Парето). Альтернатива $x^* \in X$ называется Парето-оптимальной, если не существует другой альтернативы $x \in X$, такой что $J_k(x) \leq J_k(x^*)$, $\forall k = 1, \dots, m$ (при минимизации) и $\exists k = 1, \dots, m: J_k(x) < J_k(x^*)$. При максимизации: $J_k(x) \geq J_k(x^*)$, $\forall k = 1, \dots, m$ и $\exists k = 1, \dots, m: J_k(x) > J_k(x^*)$.

Множество всех Парето-оптимальных решений представляет собой множество Парето или Парето-фронт. Оно является границей компромисса между критериями и служит основой для принятия окончательного решения ЛПР.

Выделяют слабо эффективные решения – такие, при которых не существует альтернативы, строго лучшей по всем критериям одновременно. Слабая эффективность является необходимым, но недостаточным условием Парето-оптимальности.

Для практического поиска решений из множества Парето применяются различные методы многокритериальной оптимизации, которые условно делятся на следующие классы.

Методы скаляризации – преобразуют векторную задачу в скалярную посредством агрегирования критериев в единый скалярный показатель. К ним относятся: метод линейной свертки, метод главного критерия, метод минимакса.

Метод линейной свертки (взвешенная сумма критериев):

$J(x) = \sum_{k=1}^m \lambda_k J_k(x), \lambda_k \geq 0, \sum \lambda_k = 1$. Метод прост в реализации, но требует обоснования

весов, часто субъективных.

Метод главного критерия один из критериев выбирается как главный, остальные переводятся в ограничения. Эффективен при четкой иерархии целей.

Метод минимакса (минимизация максимального отклонения от идеала). Основной недостаток данного метода – субъективность выбора весов и возможная потеря эффективных решений.

Методы идеальной точки находят альтернативу наиболее близкую к идеальному (или неидеальному) решению, где каждый критерий достигает своего оптимума. Расстояние до идеала (неидеала) вычисляется в заданной метрике [47, 48]. Метод устойчив к шуму и интуитивно понятен. К таким методам относятся TOPSIS и его модификации.

Интерактивные методы предполагают активное участие ЛПР в процессе поиска: на каждой итерации система генерирует промежуточные решения, а пользователь оценивает их и корректирует предпочтения. Это позволяет учитывать динамически изменяющиеся цели и избегать априорной субъективности. К ним относятся метод STEM, PROMETHEE, ELECTRE [49].

Методы компромиссов и последовательных уступок основаны на последовательной оптимизации критериев с учётом допустимого ухудшения уже достигнутых значений. Эффективны при чёткой иерархии приоритетов.

Множественные и эволюционные методы генерируют приближение к целому множеству Парето (например, NSGA-II, SPEA2), что особенно полезно при сложных, невыпуклых фронтах [50].

Таким образом, выбор метода определяется характером задачи, наличием информации о предпочтениях ЛПР и требованиями к интерпретируемости результата. В условиях, описанных в настоящей работе – динамическая структура критериев, разнородность шкал, минимизация экспертных оценок – наибольшую применимость имеют методы идеальной точки, скаляризации с объективными весами и метод последовательных уступок, интегрированные в рамках единой методики, что будет подробно рассмотрено в главе 2.

1.6 Анализ современных моделей и методов многокритериального анализа данных

Современная теория принятия решений предлагает широкий спектр моделей многокритериального анализа, каждая из которых характеризуется собственным математическим аппаратом, способом формализации критериев и методами обработки неопределённых или неполных данных.

Классические модели включают:

- метод анализа иерархий (АИР) основанный на парных сравнениях и чувствительный к субъективности;
- методы семейства ELECTRE (Elimination and Choice Expressing Reality) использующие пороги согласия для частичного ранжирования;
- метод TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) оценивающий альтернативы по расстоянию до идеальной/антиидеальной точки [51].

Современные подходы расширяют возможности классических моделей за счёт интеграции новых методов:

- модели на основе метрических пространств интерпретируют каждую альтернативу как точку в n -мерном пространстве, а эффективность как расстояние до эталонных траекторий. Это особенно актуально при анализе динамических процессов (например, образовательных или технических).
- нечёткие модели (с использованием теории нечётких множеств) позволяют формализовать лингвистические оценки («высокая надёжность», «низкая стоимость») и работать с неточными данными.
- модели на основе теории полезности предполагают построение функции полезности, отражающей субъективные предпочтения ЛПР, и последующую оптимизацию по ней.
- подходы, интегрированные с машинным обучением и кластеризацией, позволяют выявлять скрытые закономерности в данных, формировать группы схожих альтернатив и автоматизировать оценку при большом объёме данных.

– траекторные модели рассматривают развитие объекта во времени как путь в метрическом пространстве, что даёт возможность оценивать не только текущее состояние, но и динамику изменения эффективности [52].

Особое внимание в современных исследованиях уделяется представлению разнородных критериев. На практике критерии могут быть:

- количественными (например, стоимость, время);
- качественными (например, удобство, надёжность);
- субъективными (оценки экспертов) или объективными (измеримые показатели).

Для их совместной обработки применяются методы нормализации, ранговой трансформации, нечёткой конверсии и построения гибридных шкал. Успешная интеграция разнородных данных – ключевое условие адекватности многокритериальной модели.

Эволюция моделей многокритериального анализа от классических к современным отражает переход от жёстко формализованных, статических подходов к гибким, адаптивным и интеллектуальным системам, способным учитывать динамику, неопределённость и субъективность реальных управленческих задач.

Установлено, что существующие методы недостаточно учитывают динамическую природу критериев и стохастический характер параметров, а также испытывают трудности при обработке разнородных данных и изменяющейся размерности пространства решений. Это обосновало необходимость разработки новых гибких методов многокритериального анализа данных, способных обеспечивать устойчивый и рациональный выбор решений в условиях многокритериальности и метрической неопределённости, адаптироваться к специфике различных предметных областей, эффективно обрабатывать разнотипные, динамические и стохастические данные.

Разработка новых методов многокритериального анализа данных основана на геометрической интерпретации данных, где каждая альтернатива представляется точкой в n -мерном метрическом пространстве [47]. Такой подход

особенно эффективен в прикладных областях с динамичной структурой критериев, таких как **технические системы**.

В **технических системах** частные показатели: надёжность, мобильность, энергопотребление, стоимость, вес оборудования, время ремонта нормализуются и интерпретируются как координаты точки в пространстве. Эффективность полученного комплекта оборудования оценивается по его **близости к «идеальному» комплекту**, сформированному из максимальных значений всех критериев. При этом учитываются **стохастические изменения** параметров (например, износ оборудования, условия эксплуатации), что требует применения устойчивых метрик (взвешенная евклидова, Минковского) и вероятностных ограничений [49, 52].

Для представления **разнородных критериев** используются:

- нормализация (преобразование к шкале $[0;1]$);
- статистически обоснованное взвешивание;
- выбор метрики:
 - евклидова (при равнозначных критериях);
 - взвешенная евклидова (при иерархии важности);
 - Чебышева (при фокусе на критическом (лимитирующем) параметре);
 - Хаусдорфа (при сравнении множеств состояний (например, конфигураций технической системы)).

Хотя классические методы (АНР, ELECTRE, TOPSIS) остаются полезными инструментами, их прямое применение в динамических и разнородных средах ограничено. В отличие от них, **метрический подход** обеспечивает:

- единый формализм для разных предметных областей;
- наглядную визуализацию (траектории, радарные диаграммы);
- гибкость к изменению размерности и состава критериев;
- совместимость с методами кластерного анализа и машинного обучения (например, для выявления стандартных конфигураций техники) [53–56].

Таким образом, методы многокритериального анализа, основанные на метрических пространствах, представляют собой **адаптивный инструмент**,

позволяющий эффективно решать задачи поддержки принятия решений в технических системах. Проведенный анализ современных методов многокритериального анализа данных в системах поддержки принятия решений показал, что известные методы не обеспечивают достаточной гибкости при работе с динамически меняющейся размерностью критериев, стохастическими факторами и разнородными данными. Выявленные недостатки – низкая адаптивность, недостаточный учёт стохастической природы данных и динамического изменения размерности критериев – обусловили необходимость создания новых методов многокритериального анализа данных, способных эффективно работать с разнородными данными в различных прикладных областях.

1.7 Алгоритмическое и программное обеспечение многокритериальных систем поддержки принятия решений

Развитие систем поддержки принятия решений неразрывно связано с совершенствованием их алгоритмического и программного обеспечения, которое обеспечивает реализацию методов многокритериального анализа, обработку больших массивов данных и интерактивное взаимодействие с пользователем.

На сегодняшний день существует ряд специализированных программных решений, поддерживающих многокритериальный анализ [57].

Expert Choice, Decision Lens – коммерческие системы, реализующие метод АНР и ANP, ориентированные на экспертные оценки и иерархическое моделирование. Отличаются удобным интерфейсом, но ограничены в обработке динамических или стохастических данных.

Decerns – платформа для многокритериального анализа и группового принятия решений, поддерживающая ELECTRE, PROMETHEE, АНР и интерактивные процедуры. Позволяет работать с неопределённостью, но требует ручного задания весов и порогов [58].

Pymsdm (Python) – открытая библиотека, реализующая TOPSIS, VIKOR, COMET, PROMETHEE и др. Отличается гибкостью и возможностью интеграции

в научные и промышленные проекты, однако не включает встроенную поддержку динамической размерности критериев.

D-Sight, 1000minds – коммерческие решения для бизнес-аналитики, ориентированные на оценку инвестиций, выбор поставщиков, управление портфелями. Обеспечивают высокий уровень визуализации, но не адаптированы под технические или социально-экономические задачи с изменяющейся структурой критериев [60, 61].

Большинство существующих платформ предполагают статическую постановку задачи, опираются на экспертные оценки и недостаточно гибки для работы с динамическими, разнородными и стохастическими данными.

Современные СППР реализуют следующие ключевые функции:

- оптимизация – применение численных методов (линейное/нелинейное программирование, эволюционные алгоритмы, покоординатный поиск) для нахождения Парето-оптимальных решений;

- визуализация – представление результатов в виде радарных диаграмм, графиков эффективности, карт приоритетов, что повышает интерпретируемость решений;

- интерактивность – поддержка диалогового режима: ЛПР может корректировать веса, добавлять/исключать критерии, просматривать сценарии, что особенно важно при решении слабоструктурированных задач [62].

Однако традиционные подходы редко объединяют все три компонента в единой архитектуре, особенно в условиях изменяющейся размерности пространства критериев [63].

При разработке современных СППР возникают следующие ключевые проблемы:

- масштабируемость: при увеличении числа альтернатив и критериев ($n > 100$) резко растёт вычислительная сложность методов, таких как ELECTRE или NSGA-II. Это требует применения эффективных алгоритмов снижения размерности и параллельных вычислений;

– адаптивность: большинство систем не поддерживают динамическое изменение структуры критериев (например, обновление номенклатуры технической системы). Это делает их неприменимыми в реальных динамических средах без кастомной переработки [64];

– интеграция с базами данных: хотя СППР часто строятся на основе реляционных СУБД, слабая поддержка временных срезов, траекторий и обработки пропущенных значений ограничивает их применимость в задачах с развитием во времени [65–67].

В условиях, описанных в настоящей диссертации, динамическая структура критериев, разнородная природа данных, отказ от экспертных оценок – существующие программные решения оказываются недостаточно гибкими и адаптивными. Это обуславливает необходимость разработки новой программной платформы, интегрирующей метрический подход, адаптивную обработку данных и автоматизированную оптимизацию, что и реализовано в рамках данного исследования.

1.8 Ограничения существующих подходов к многокритериальному анализу данных в реальных прикладных областях

Многокритериальные методы принятия решений нашли широкое применение в самых различных предметных областях, что подтверждает их универсальность и практическую значимость. Так, например, в **технической системе** они могут использоваться для оптимизации комплектации вооружения и военной техники (ВВТ), распределения ресурсов в ремонтных мастерских, оценки боевой готовности подразделений. В Воздушно-десантных войсках (ВДВ) с их помощью необходимо решить задачу формирования **универсального комплекта технического оборудования**, минимизирующего массу, стоимость и время ремонта при максимизации вероятности восстановления техники [68].

В логистике поддержка решений необходима для оптимизации маршрутов доставки, выбора поставщиков, управлению запасами с учётом стоимости, надёжности, сроков и экологических факторов.

В медицине СППР помогают в выборе терапевтической стратегии, диагностике на основе симптомов и лабораторных данных, распределении медицинских ресурсов в условиях кризиса.

В бизнесе и финансах с их помощью происходит оценка инвестиционных проектов, управление портфелями, кредитный скоринг, CRM-аналитика.

Несмотря на общее направление, постановка задачи в различных предметных областях имеет принципиальные различия. Ключевое различие – в **динамике структуры критериев**: если в логистике или технической системе состав критериев относительно стабилен, то в социальных процессах он эволюционирует.

Анализ практического применения СППР выявил фундаментальные ограничения, снижающие их эффективность в реальных условиях:

1. Динамичность критериев – большинство методов (АНР, ELECTRE, TOPSIS) предполагают фиксированное число критериев. Они не способны корректно обрабатывать ситуации, когда новые показатели появляются со временем (например, обновление номенклатуры технической системы), что приводит к необходимости полной перенастройки системы.

2. Стохастичность данных – параметры часто заданы не точно, а в виде вероятностей, интервалов или распределений (например, вероятность выхода техники из строя). Классические методы, основанные на детерминированных оценках, не учитывают эту неопределённость и разнородную природу критериев (количественные, качественные, субъективные), что снижает надёжность решений в реальных условиях [69, 73].

3. Субъективность оценок – многие подходы (особенно АНР) опираются на экспертные парные сравнения, что вносит субъективность, несогласованность и нестабильность в результаты. В условиях, где требуется объективность и воспроизводимость (например, в технической системе), это становится критическим недостатком.

4. Игнорирование метрической природы данных – традиционные подходы часто сводят многокритериальную задачу к агрегированию скалярных оценок,

теряя геометрическую интерпретацию эффективности. В то же время нахождение расстояния до эталонного решения в многомерном метрическом пространстве обеспечивает более наглядную, устойчивую и интерпретируемую оценку, особенно при наличии конфликтующих целей.

Анализ практики показывает, что технические системы сталкиваются со следующими проблемами:

- игнорирование динамической структуры критериев;
- недостаточный учет разнородности и стохастичности данных;
- зависимость от субъективных экспертных оценок;
- низкой степени автоматизации процессов комплектования и планирования.

Это создаёт потребность в разработке новых методов, алгоритмов и методики, основанных на метрическом представлении информационных процессов как траекторий в многомерном пространстве, способных корректно обрабатывать изменяющуюся размерность, использовать объективные статистические данные, выполнять комплексную обработку данных и обеспечивать визуализацию и интерпретируемость полученных результатов.

1.9 Выводы по главе 1

В первой главе выполнен системный анализ современного состояния теории и практики многокритериального анализа данных в системах поддержки принятия решений. Рассмотрены понятийный аппарат, архитектура и классификация СППР по типам задач, предметным областям и степени автоматизации. Проанализирована роль систем поддержки принятия решений в управлении информационными процессами в условиях многокритериальности, неопределённости и динамики. Представлен обзор основных подходов к постановке и решению задач многокритериальной оптимизации, показано место многокритериального анализа в жизненном цикле принятия решений. Выполнена классификация современных методов и моделей, а также проанализировано алгоритмическое и программное обеспечение СППР. Выявлены ограничения

существующих подходов к многокритериальному анализу данных при решении реальных прикладных задач.

На основе проведенного анализа сделаны следующие основные выводы:

1. Современные СППР недостаточно адаптивны к реальным условиям: они предполагают фиксированную структуру критериев, опираются на субъективные экспертные оценки и недостаточно учитывают стохастический характер параметров. Это особенно критично в задачах с динамически изменяющейся размерностью пространства критериев.

2. СППР должна рассматриваться как активная система тактического уровня, способная решать разные прикладные задачи.

3. В условиях динамически изменяющейся структуры критериев традиционные статические модели оказываются неэффективными. Это обуславливает необходимость разработки адаптивных, метрических подходов к многокритериальному анализу, способных учитывать разнородность, стохастичность и эволюцию информационных процессов.

4. Анализ существующих научных подходов к классификации ММПР показывает, что современные классификации детально отражают принципы работы и целевую направленность методов, однако не учитывают ограничения, накладываемые прикладными задачами: динамику, разнородность данных, требование объективности.

5. Отсутствует методологический аппарат, обеспечивающий объективное, автоматизированное и интерпретируемое принятие решений в разнородных предметных областях. Существующие программные решения (АНР, TOPSIS, ELECTRE и др.) не обеспечивают гибкости, необходимой для обработки пропусков, динамики и неопределённости.

6. Существующие программные решения оказываются недостаточно гибкими и адаптивными в современных реалиях. Это обуславливает необходимость разработки новой программной платформы, интегрирующей метрический подход, адаптивную обработку данных и автоматизированную оптимизацию, что реализовано в рамках данного исследования.

Таким образом, выявленные недостатки – низкая адаптивность, зависимость от экспертного мнения, игнорирование динамики и стохастичности – обуславливают необходимость разработки новых методов и алгоритмов многокритериального анализа данных, основанных на метрическом подходе, адаптивной обработке данных и автоматизированной оптимизации.

В результате анализа, представленного в первой главе, заложена теоретическая основа для разработки новых методов и алгоритмов многокритериальной оптимизации, основанных на уточнённом и расширенном научно-методическом аппарате.

2 Разработка модели и методов многокритериального анализа данных для систем поддержки принятия решений

2.1 Общая постановка задачи многокритериального анализа данных в системах поддержки принятия решений

Современные прикладные задачи управления техническими системами всё чаще требуют принятия решений в условиях многокритериальности, динамики и разнородности данных. Системы поддержки принятия решений являются неотъемлемым инструментом в таких сферах, обеспечивая обоснованный и рациональный выбор управленческих решений. При этом методы управления и критерии оценки могут существенно различаться в зависимости от предметной области, хотя сама логика принятия решений зачастую опирается на единые принципы многокритериальной оптимизации.

Важным инструментом моделирования эффективных СППР является многокритериальный анализ данных [73]. Сложность задач принятия решений заключается не столько в количестве критериев, сколько в их разнородной природе: критерии могут быть количественными или качественными, объективными или субъективными, статическими или динамически изменяться во времени. Такая неоднородность, в сочетании с конфликтностью целей, делает невозможным поиск глобального оптимума по всем показателям одновременно. Это создаёт серьёзные трудности при построении согласованных и устойчивых моделей принятия решений.

В этих условиях системы поддержки принятия решений становятся ключевым инструментом, обеспечивающим рациональный компромисс. Однако существующие подходы, основанные на известных методах многокритериального анализа данных, таких как АНР, TOPSIS, линейная свёртка, опираются на фиксированную структуру критериев, субъективные веса и детерминированные данные, что делает их неприменимыми в динамических средах.

Анализ практики выявил следующие **ключевые ограничения** современных СППР для решения прикладных задач технической сферы:

1. Игнорирование динамики структуры критериев – большинство известных методов предполагают фиксированный набор показателей, что не соответствует реальным условиям, где состав и количество критериев могут изменяться во времени (например, при обновлении номенклатуры оборудования или изменении тактико-технических требований).

2. Зависимость от субъективных экспертных оценок – веса критериев и пороговые значения часто задаются на основе мнения экспертов, что снижает объективность и воспроизводимость решений.

3. Недостаточный учет разнородной природы критериев – слабая проработка методов совместного анализа количественных, качественных, бинарных и вероятностных показателей, а также некорректная обработка пропущенных или неточных данных.

4. Отсутствие адаптивной обработки стохастических параметров – игнорирование вероятностного характера многих технических характеристик (например, вероятности отказа, срока службы, эффективности восстановления), что снижает надёжность оценок в условиях неопределённости.

5. Неспособность корректно обрабатывать функциональную избыточность – отсутствие механизмов автоматического выявления и исключения дублирующих или доминируемых элементов в комплектах оборудования, что приводит к увеличению массы, стоимости и сложности технических систем [74–78].

Поэтому, несмотря на многообразие существующих решений, остаётся **актуальной** задача создания гибкой модели многокритериального анализа, способной адаптироваться к специфике различных прикладных областей и эффективно обрабатывать указанные ограничения.

Теоретические исследования и анализ современного состояния вопроса показали, что наиболее перспективным направлением является разработка модели [108], учитывающая смешанный набор критериев и позволяющая применять единый инструментальный интеллектуального анализа данных в самых разных предметных областях. Вместе с тем из-за противоречивого характера критериев (улучшение по одному может приводить к ухудшению по другому) невозможно

найти решение, оптимальное по всем показателям одновременно [79, 80]. Следовательно, возникает необходимость разработки новой модели, методов и алгоритмов многокритериального анализа данных, основанных на метрическом представлении информационных процессов как траекторий, адаптивной обработке данных, объективной статистической основе.

Наиболее перспективным направлением является геометрическая интерпретация информационного процесса как траектории в многомерном метрическом пространстве, где эффективность оценивается через расстояние до эталонных решений. Однако в этом подходе также остаются нерешённые проблемы: зависимость результата от выбора метрики, отсутствие механизма обработки пропусков, игнорирование стохастического характера параметров [83, 84].

Вышесказанное определяет **цель** настоящей главы – разработать новую модель и методы многокритериального анализа данных, основанные на метрическом подходе, которые корректно обрабатывают динамически изменяющуюся размерность пространства критериев, учитывают разнородную природу и стохастичность данных, отказываются от субъективных экспертных оценок в пользу статистически обоснованных весов, обеспечивают интерпретируемость и визуализацию через траектории и радарные диаграммы.

Новая модель создаст основу для построения СППР, способной эффективно решать задачи в технических системах, в частности оптимизировать системы восстановления технического оборудования.

Разрабатываемая в данном исследовании модель отличается от существующих **комплексным** подходом к учёту разнородных критериев и внедрением новых автоматизированных алгоритмов, ориентированных на повышение эффективности управления информационным процессом в технической системе [86].

Одним из перспективных направлений для повышения эффективности управления информационным процессом является построение модели, основанной на анализе траекторий в многомерных метрических пространствах.

При этом наблюдается существенная зависимость результатов моделирования от выбора метрики: применение одинаковых инструментов к одному и тому же набору данных в различных метрических пространствах может приводить к принципиально разным выводам и рекомендациям. Это создаёт проблему несогласованности решений и снижает их надёжность.

Таким образом, возникает необходимость в разработке модели, способной обеспечивать устойчивый и рациональный выбор решений в условиях многокритериальности и метрической неопределённости. На основе этой модели будет создан комплекс алгоритмов многокритериальной оптимизации, поддерживающий изменение размерности пространства, выбор метрики и интерактивную корректировку весов.

2.2 Модель многокритериального анализа данных на основе траекторий в многомерных метрических пространствах

Модель многокритериального анализа данных основана на представлении информационного процесса как траектории в n -мерном метрическом пространстве. Эффективность управления в различных прикладных областях – от технических систем до социальных процессов – может быть оценена единообразно с использованием системы частных показателей, нормализованных и интерпретируемых как координаты точек в многомерном пространстве [86, 87].

Информационный процесс, лежащий в основе принятия управленческих решений, формализован как совокупность частных показателей $w_1^*, w_2^*, \dots, w_n^*$, которые отражают динамику его изменения и задают размерность метрического пространства, в котором осуществляется моделирование. Эти показатели выступают критериями эффективности в конкретной предметной области, а их количество определяется логикой поставленной задачи и спецификой анализируемого процесса.

Пусть в каждый момент времени $t \in T = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ состояние объекта описывается вектором частных показателей: $w(t) = (w_1(t), w_2(t), \dots, w_{n(t)}(t))$, где $n(t)$ – размерность пространства критериев в момент времени t , которая может изменяться во времени. Совокупность таких векторов образует траекторию:

$T = \{w(t_1), w(t_2), \dots, w(t_k)\}$. Такая формализация позволяет не только оценивать текущее состояние, но и анализировать динамику развития, выявлять отклонения и своевременно корректировать управляющие воздействия.

Учитывая, что частные показатели могут иметь различную природу (количественную, качественную, бинарную, субъективную или объективную), масштаб и размерность, перед построением модели они подвергаются нормализации, обеспечивающей сопоставимость всех показателей.

Целесообразность нормализации объясняется тем, что значения частных показателей, у которых выявлены существенные отклонения от средних значений, будут значительно влиять на результаты вычислительного эксперимента. Поэтому значения таких показателей должны быть приведены к единому виду, то есть, формализованы и нормированы [91].

Нормировка представляет собой переход к единообразному описанию для всех частных показателей объектов и введение новой условной единицы измерения, допускающей формальные сопоставления объектов [95]. В результате нормализации значения частных показателей переводятся в безразмерные величины. Наиболее распространенные способы нормализации значений частных показателей представлены в таблице 2, где w_i – числовое значение частного показателя, w_i^* – текущее значение соответствующего показателя для i – го объекта, \bar{w}_i^* – среднее значение соответствующего показателя для объектов исследуемой группы, σ_i^* – среднее квадратическое отклонение, вычисленное для всех объектов исследуемой группы, $w_{i \max}^*$, $w_{i \min}^*$, $w_{эм}^*$ – соответственно максимальное, минимальное, эталонное значения рассматриваемого показателя для объектов исследуемой группы, r – ранг градаций, k – число градаций [102].

Таблица 2 – Способы нормализации значений частных показателей

№ п/п	Формула	Допустимые шкалы
1	$w_i = \frac{w_i^* - \overline{w_i^*}}{\sigma_i^*}$	Шкала интервалов, шкала отношений
2	$w_i = \frac{w_i^*}{w_i^*}$	Шкала отношений
3	$w_i = \frac{w_i^*}{w_{эм}^*}$	Шкала отношений
4	$w_i = \frac{w_i^*}{w_{i\max}^*}$	Шкала отношений
5	$w_i = \frac{w_i^* - \overline{w_i^*}}{w_{i\max}^* - w_{i\min}^*}$	Шкала интервалов, шкала отношений
6	$w_i = \frac{w_i^* - w_{i\min}^*}{w_{i\max}^* - w_{i\min}^*}$	Шкала интервалов, шкала отношений
7	$w_i = \frac{r-1}{k-1}$	Шкала интервалов, шкала отношений

В зависимости от типа критерия применяются следующие подходы:

- для количественных показателей используется линейное преобразование, отображающее значения на отрезок [0;1] по формуле (6) таблицы 2;
- для качественных критериев применяется ранговая нормализация, при которой градации (например, «низкий», «средний», «высокий») заменяются рангами и приводятся к шкале [0;1] по формуле (7) таблицы 2;
- для бинарных (логических) критериев используется прямое кодирование: 0 – отсутствие признака, 1 – наличие.

Такой комплексный подход позволяет корректно агрегировать разнородные данные в едином метрическом пространстве и обеспечивает объективность последующего многокритериального анализа [103].

Веса критериев определяются **статистически**: для технической системы – на основе статистических данных о вероятностях повреждений и частоты применения инструментов, что **исключает субъективность экспертных оценок**.

Данный подход принципиально отличается от подходов, основанных на классических методах, где веса являются результатом экспертного опроса.

Эффективность управления процессом оценивается при помощи **обобщенного показателя**, интерпретируемого как расстояние между точками в n -мерном метрическом пространстве. Представлены два принципиально различных подхода:

1) нахождение расстояния от исследуемого до «**идеального**» объекта $w^+(t)=(1,\dots,1)$ – с максимальными характеристиками по всем критериям;

2) нахождение расстояния от исследуемого до «**неидеального**» объекта $w^-(t)=(0,\dots,0)$ – с минимальными характеристиками по всем критериям.

В первом случае эффективность управления процессом повышается при уменьшении расстояния до идеальной траектории, во втором – при увеличении расстояния до неидеальной траектории. Такой дуализм позволяет гибко адаптировать модель под специфику решаемой задачи [104].

Эффективность альтернативы оценивается как **расстояние до эталонов** в заданной метрике: $D(w(t))=\alpha \cdot d(w(t),w^+(t))+(1-\alpha) \cdot (d_{max}-d(w(t),w^-(t)))$,

где $\alpha \in [0,1]$ – параметр, отражающий стратегию оценки (ближе к идеалу/дальше от неидеала).

Особенностью информационных процессов является их динамическая природа – структура и число критериев могут изменяться во времени, что затрудняет применение традиционных методов моделирования и требует использования адаптивных метрик. Выбор метрики определяется природой задачи [105]. В работе исследуются Евклидово расстояние, метрики Чебышева, Минковского, Хаусдорфа, а также их взвешенные и квадратичные формы (таблица 3).

Таблица 3 – Формулы расчёта обобщённого показателя эффективности в различных метриках и их формах

Метрики и их формы	Формула обобщённого показателя	Примечание
Евклидово расстояние	$d(w, w^+) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_i - 1)^2}$	Используется при равнозначных критериях. Стандартный выбор при отсутствии приоритетов.
Квадрат евклидова расстояния	$d(w, w^+) = \sum_{i=1}^n (w_i - 1)^2$	Применяется, когда необходимо усилить влияние сильно отклоняющихся критериев. Эффективен при работе с относительными показателями.
Взвешенное евклидово расстояние	$d(w, w^+) = \sqrt{\sum_{i=1}^n c_i \cdot (w_i - 1)^2}$, где $c_i > 0$, $\sum_{i=1}^n c_i = 1$	Выбирается, когда критерии имеют разную значимость. Ключевой метод при наличии иерархии целей.
Расстояние Чебышева	$d(w, w^+) = \max_{1 \leq i \leq n} w_i - 1 $	Используется, когда решающее значение имеет худший (лимитирующий) критерий.
Расстояние Минковского	$d(w, w^+) = \sum_{i=1}^n (w_i - 1)^p, p \geq 1$	Применяется как универсальный параметрический инструмент. Позволяет гибко настраивать «чувствительность» к экстремумам. Полезен при исследовании устойчивости решений.
Расстояние Хаусдорфа	$d(A, B) = \max_{a \in A} (\min_{b \in B} \ a - b\)$, где a – точка в пространстве критериев, соответствующая конкретной альтернативе; b – точка, соответствующая идеальному решению (например, $b = (1, 1, \dots, 1)$); $\ a - b\ $ – расстояние между ними.	Используется при сравнении множеств альтернатив. Особенно эффективен в задачах кластеризации и группового анализа.

Динамика моделируется как траектория $T = \{w(t_1), w(t_2), \dots, w(t_k)\}$ что позволяет оценивать не только текущее состояние, но и тенденции изменения эффективности [106].

Ключевая особенность модели – **корректная обработка изменения числа критериев во времени**. Механизм адаптации к изменению размерности позволяет системе корректно обрабатывать ситуации, когда число критериев со временем меняется: при появлении нового критерия пространство расширяется с

заданием начального значения (например, 0 или среднее по группе), а при сравнении объектов с разным числом критериев используется проекция на общее подпространство. Такой механизм, **адаптивная проекция**, обеспечивает корректность вычисления расстояний, возможность сравнения траекторий различной длины и сохранение целостности информационного процесса.

Поскольку реальные данные носят вероятностный характер (например, для технической системы – вероятность выхода техники из строя) в модели предусмотрена **обработка стохастических данных**. Для этого предусмотрено:

- интервальное представление критериев, критерии задаются как интервалы или вероятностные распределения, а нормализация выполняется по границам интервала;

- веса критериев вычисляются статистически;

- учитываются вероятностные ограничения при оптимизации.

Такой подход устойчив к шуму, не зависит от экспертного мнения и соответствует условиям реальных задач. Таким образом, **модель не привязана к конкретной предметной области** и может быть настроена под любую задачу через определение набора критериев, весов и метрики.

Общая постановка задачи многокритериального принятия решений предполагает оценку конечного множества альтернатив $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ по совокупности критериев, отражающих эффективность управления информационным процессом. При этом учитываются три ключевые особенности:

- 1) *динамическая структура критериев*: количество и состав частных показателей $w_i(t)$ могут изменяться во времени (например, обновление номенклатуры оборудования в технической системе), что приводит к переменной размерности пространства решений $n(t)$;

- 2) *разнородная природа критериев* – количественные, качественные, субъективные и объективные показатели, требующие нормализации и сопоставимого представления;

3) *стохастический характер параметров* – критерии могут задаваться как случайные величины или вероятностные распределения, что обуславливает необходимость учёта неопределённости и рисков при оценке альтернатив.

Множество возможных исходов задается вектором значений целевых функций, векторным функционалом $J(w(t))=(J_1(w(t)), J_2(w(t)), \dots, J_m(w(t)))$, где каждая компонента оценивает качество решения по соответствующему критерию. Между альтернативой $w_i \in W$ и результатом $j_k \in J$ существует причинно-следственная связь, описываемая отображением: $\varphi: W \xrightarrow{\varphi} J, j_k = \varphi(w_i) \in J$. Необходимо определить оптимальный вариант, который обеспечивает компромиссный баланс между конфликтующими критериями и максимизирует (или минимизирует) обобщённый показатель эффективности в условиях динамики, разнородности и стохастичности. Итоговая оценка качества решения выражается через суперпозицию: $J_i(w) = f_i(\varphi(W)), i = \overline{1, m}$, что формирует векторное отображение: $J: w_i \rightarrow R^n, J=(J_1, \dots, J_m), J(W)=F \subset R^n$.

Задача принятия решений формулируется как поиск нормализованного вектора: $w(t)=(w_1'(t), w_2'(t), \dots, w_{n(t)}'(t)) \in [0, 1]^{n(t)}$, минимизирующего или максимизирующего векторный функционал $J(w(t))=(J_1(w(t)), J_2(w(t)), \dots, J_m(w(t)))$, где каждая компонента J_k может быть детерминистской, интервальной или стохастической функцией, а нормализованные показатели $w_i'(t)$ получены из исходных данных с учётом их природы.

В результате получена **многокритериальная модель принятия решений** (задача многокритериальной оптимизации) следующего вида:

$$J_i(w) \rightarrow \max_{w_i \in W}, i = \overline{1, m}, W \subset R^n \text{ или } J_i(w) \rightarrow \min_{w_i \in W}, i = \overline{1, m}, W \subset R^n \quad (1),$$

где «max» или «min» понимается в смысле Парето-оптимальности, поскольку в условиях конфликта критериев глобальный максимум (или минимум) по всем показателям одновременно, как правило, недостижим.

Обобщённый критерий эффективности определяется как **расстояние в адаптивно выбираемой метрике** от точки $w(t)$ до эталонных объектов – «идеального» w^+ и «неидеального» w^- :

$$D(w(t)) = \alpha \cdot d(w(t), w^+) + (1 - \alpha) \cdot (d_{max} - d(w(t), w^-)),$$

где $\alpha \in [0, 1]$ – параметр, отражающий стратегию оценки (ближе к идеалу/дальше от неидеала).

Таким образом, предложенная новая адаптивная многокритериальная модель принятия решений интегрирует динамическую структуру критериев, обработку разнородных и стохастических данных и устойчивость к неопределенности, что обеспечивает её применимость в реальных прикладных условиях, где традиционные статические модели оказываются недостаточными, и подтверждает ее научную новизну и практическую значимость.

Полученная модель может быть интерпретирована как задача **оптимального выбора конфигурации информационной системы или программного комплекса** [109], эффективность функционирования которой оценивается по нескольким разнородным показателям f_1, \dots, f_m – например, стоимости, надёжности, времени ремонта, адаптивности для технической системы и др.

Однако практическая реализация подобных моделей сопряжена как с **алгоритмическими трудностями** (высокая размерность пространства решений, вычислительная сложность), так и с **концептуальными** – необходимостью учитывать специфику прикладной области, характер взаимодействия критериев и степень допустимого компромисса между ними.

В связи с этим центральную роль при решении многокритериальных задач играют **методы многокритериальной оптимизации**, позволяющие находить обоснованные компромиссные решения. Сравнительный анализ таких методов, а также обоснование выбора наиболее подходящего подхода для рассматриваемых прикладных случаев представлены в следующем разделе.

2.3 Методы многокритериальной оптимизации в рамках разработанной модели

Многокритериальную задачу (1) необходимо свести к однокритериальной версии применением «универсального» критерия, который может быть получен «сверткой» критериев в один комплексный – целевую функцию. Для этой цели

проводится ранжирование критериев и последовательное применение методов многокритериальной оптимизации [110]. В данном исследовании применялись последовательно следующие методы: *главного критерия, линейной свертки, идеальной точки*. Метод идеальной точки модифицировался в *метод идеальной траектории*, основанный на моделировании эффективности информационных процессов в n -мерном метрическом пространстве. Ранжирование критериев производилось *методом приоритетов*. Для нахождения оптимального (универсального) решения использовался *метод последовательных уступок*. Предложенная модель объединяет концепцию *идеальной траектории* (учёт динамики) с *методом двойной эталонной оценки* (баланс между идеалом и неидеалом в каждый момент времени), что обеспечивает комплексный учёт, как временной эволюции, так и конфликта критериев.

При помощи метода *главного критерия* выбирается один из функционалов f_i , доминирующий показатель, наиболее полно отражающий цель принятия решения. Накладываются дополнительные ограничения на остальные функционалы, что позволяет учитывать остальные требования к задаче. Благодаря введенным изменениям, задача (1) решается на новом допустимом множестве как однокритериальная задача поиска максимума функционала. Однако возникают трудности в исследуемых прикладных областях, связанные с наличием нескольких равноценных «главных» критериев, которые находятся в противоречии друг с другом. Это ограничивает применимость рассматриваемого метода.

Метод линейной свертки позволяет произвести агрегирование критериев с учетом весовых коэффициентов. Для ранжирования критериев используется интегральная оценка. Однако точное определение значимости показателей зависит от экспертного мнения (метод приоритетов), что не позволяет определить окончательные значения весов, особенно при наличии разнородных критериев оптимизации.

Метод идеальной точки позволяет формализовать «универсальный» комплект для технической системы как точки, максимально приближенной к

идеалу по всем критериям. Расстояние до идеальной точки выступает в роли целевой функции. Метод идеальной точки сводит исходную многокритериальную задачу к решению однокритериальной задачи. Однако стоит отметить сложность определения относительной важности критериев [111].

Метод идеальной точки был модифицирован в *метод идеальной траектории*, при помощи которого формируется идеальная траектория, определяемая максимальными значениями частных показателей. В рассматриваемой прикладной области в качестве идеальной траектории рассматривается универсальный комплект для технической системы. По найденному значению обобщенного показателя осуществляется анализ множества критериев на соответствие (степень близости) универсальности, оптимальности и исключение неподходящих вариантов. Данный метод сводит исходную многокритериальную задачу (1) к решению ее однокритериальной версии. Завершающим этапом многокритериальной оптимизации с использованием метода идеальной траектории является оценка полученного оптимального решения.

Для поиска компромиссного решения в условиях противоречивости критериев применялся *метод последовательных уступок*. Основная идея этого метода заключается в пошаговом ослаблении требований к наиболее приоритетному критерию для улучшения параметров остальных критериев. Важным этапом является оценка полученного результата и расчет значения остальных критериев для оптимального решения. Обязательно определение допустимых пределов изменения критериев, при которых сохраняется приемлемое качество решения. В случае, если достигнуто оптимальное решение или исчерпаны возможности улучшения, процесс останавливается. Однако эффективность метода последовательных уступок зависит от грамотного выбора порядка рассмотрения критериев и способности оценивать последствия изменений каждого шага [112].

Таким образом, методы многокритериальной оптимизации играют центральную роль при решении многокритериальных задач. Однако известные

подходы к решению многокритериальных задач сталкиваются с принципиальными ограничениями в условиях динамически изменяющейся структуры критериев, разнородности данных и стохастической неопределённости. Особенно остро эти проблемы проявляются в технических системах, где состав оборудования и набор показателей эффективности могут варьироваться во времени (например, при обновлении номенклатуры ВВТ).

Для преодоления указанных ограничений в диссертационной работе предложены **два новых метода многокритериального анализа данных**, интегрированных в единую модель на основе траекторий в многомерных метрических пространствах.

2.3.1 Метод идеальной траектории

Разработанный метод идеальной траектории является развитием классического метода идеальной точки и предназначен для решения многокритериальных задач в условиях **динамического развития объекта во времени**.

Классический метод идеальной точки позволяет формализовать «универсальный» комплект для технической системы как точку, максимально приближенной к идеальному эталону по всем критериям. Расстояние до идеальной точки выступает в роли целевой функции. Однако данный подход рассматривает альтернативу как статическую точку в n -мерном метрическом пространстве критериев, предполагая фиксированное число и состав критериев на всём протяжении анализа. Это делает его неприменимым в условиях, характерных для реальных технических систем, где структура показателей может изменяться (например, при обновлении номенклатуры оборудования или смене тактической обстановки).

Для преодоления этого ограничения в исследовании предлагается **метод идеальной траектории**, в котором каждая альтернатива представляется не точкой, а траекторией в последовательности метрических пространств:

$$T = \{w(t_1), w(t_2), \dots, w(t_k)\}, \text{ где } w(t_i),$$

где $w(t_i) \in [0,1]^{n(t_i)}$ – нормализованный вектор частных показателей в момент времени t_i , а $n(t_i)$ – переменная размерность пространства критериев.

Соответственно, идеальная траектория Γ^+ формируется как последовательность «идеальных» состояний:

$$\Gamma^+ = \{w^+(t_1), w^+(t_2), \dots, w^+(t_k)\},$$

где каждый вектор $w^+(t_i) = (1, 1, \dots, 1)$ содержит максимально возможные значения по всем критериям (при максимизации) или минимальные (при минимизации), приведённые к шкале $[0;1]$.

Обобщённый показатель эффективности альтернативы определяется как среднее расстояние между ее траекторией и идеальной траекторией в выбранной метрике:

$$D(T) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d(w(t_i), w^+(t_i))$$

где $d(\cdot, \cdot)$ – метрика (например, взвешенная евклидова, Чебышёва и др.), адаптированная к природе критериев.

Ключевые отличия предложенного метода идеальной траектории от известного подхода представлены в таблице 4.

Таблица 4 – Ключевые модификации метода идеальной траектории по сравнению с известным методом идеальной точки

Метод идеальной точки	Разработанный метод идеальной траектории
Оценивается статическое состояние (точка)	Оценивается динамический процесс (траектория)
Количество критериев фиксировано	Количество критериев меняется во времени
Пропущенные данные – ошибка	Пропущенные значения обрабатываются в зависимости от типа пропуска
Однократная оценка	Интегральная оценка по времени

Как следует из таблицы 4 ключевыми преимуществами разработанного метода являются: учет динамики технической системы, корректная обработка пропущенных значений через механизм адаптивной проекции на общее подпространство валидных критериев, поддержка переменной размерности пространства решений, что обеспечивает применимость в условиях обновления номенклатуры оборудования.

В технической системе метод идеальной траектории позволяет отслеживать изменение коэффициента технической готовности на различных этапах эксплуатации систем восстановления – от плановых учений до военных действий. При этом в единую динамическую оценку интегрируются такие показатели, как время ремонта, масса, объём, стоимость оборудования и вероятность восстановления техники, что обеспечивает комплексный и объективный анализ эффективности комплектации системы восстановления.

2.3.2 Метод двойной эталонной оценки

В условиях многокритериального анализа технических систем нередко возникают ситуации, когда один критически низкий показатель (например, низкая вероятность восстановления агрегата) может существенно снижать общую эффективность решения, даже если остальные критерии находятся на высоком уровне. Современные методы многокритериального анализа данных зависят от единственной точки отсчета (идеального решения). Однако такой подход недостаточно устойчив к шуму и не обеспечивает необходимой интерпретируемости результата принятия решений в условиях конфликта критериев.

В связи с этим возникает необходимость в разработке **метода двойной эталонной оценки**, объединяющего расстояние до «идеального» объекта $w^+ = (1, \dots, 1)$ и расстояние от «неидеального» объекта $w^- = (0, \dots, 0)$. Использование предложенного метода позволит повысить устойчивость и интерпретируемость результата. Данный метод реализует подход к ранжированию альтернатив на основе агрегированного обобщённого показателя эффективности, рассчитываемого в заданной метрике. Механизм интерактивной корректировки весов и предпочтений лица, принимающего решение, позволяет уточнять стратегию оценки без перезапуска расчётов, что обеспечивает гибкость и поддержку диалогового режима принятия решений в условиях слабоструктурированных задач.

Метод двойной эталонной оценки представляет собой комбинированный подход к многокритериальному ранжированию, в котором эффективность

альтернативы оценивается не только по близости к идеальному решению, но и по удалённости от неидеального решения. Он обобщает и усиливает классические методы, устраняя их главный недостаток – зависимость от единственной точки отсчёта.

В рамках метода вводятся два ключевых эталона в нормированном пространстве $[0, 1]^{n(t)}$:

– Идеальный объект (Ideal), $w^+(t) = (1, 1, \dots, 1)$, вектор, в котором все критерии достигают своих максимальных значений.

– Неидеальный объект (Anti-ideal), $w^-(t) = (0, 0, \dots, 0)$, вектор, в котором все критерии достигают своих минимальных значений.

Обобщённый показатель эффективности альтернативы $w(t)$ определяется по формуле:

$$D(w(t)) = \alpha \cdot d(w(t), w^+) + (1 - \alpha) \cdot (d_{max} - d(w(t), w^-)) \quad (2),$$

где $d(\cdot, \cdot)$ – выбранная метрика;

d_{max} – максимально возможное расстояние в заданном метрическом пространстве;

$\alpha \in [0, 1]$ – параметр, отражающий стратегию оценки (ближе к идеалу/дальше от неидеала).

Интерпретация компонент

1. $d(w(t), w^+)$ – мера недостатка. Чем меньше полученное расстояние, тем ближе альтернатива к идеальному решению, тем выше её эффективность.

2. $d_{max} - d(w(t), w^-)$ – мера достоинства. Чем больше расстояние до неидеала, тем дальше альтернатива от неидеального решения, тем выше её качество. Приведение обеих компонент к единой шкале максимизации позволяет корректно агрегировать их в один показатель.

Преимущества метода

Повышенная устойчивость к возмущениям за счет двойного контроля. Использование двух эталонов снижает влияние выбросов и шума. Если один критерий резко ухудшается, компонента «удаления от неидеала» частично компенсирует данный критерий.

Гибкость настройки. Параметр α позволяет адаптировать стратегию под специфику задачи, так, в технических системах приоритет на минимизацию рисков ($\alpha \rightarrow 0$) (например, в технических системах ВДВ используется $\alpha=0.6$ для минимизации рисков).

Инвариантность к масштабу. Нормализация и двойная оценка делают метод независимым от единиц измерения и устойчивым к разнородности критериев.

Интерпретируемость. Результат можно визуализировать как вектор на плоскости: ось X – расстояние до идеала, ось Y – расстояние от неидеала. Альтернативы в левом верхнем углу – наилучшие.

Применение для решения прикладных задач

Двойная эталонная оценка позволяет одновременно минимизировать время, массу, стоимость (приближение к идеалу), максимизировать вероятность восстановления (удаление от неидеала). Эти показатели особенно важны при ограничении по габаритам и требованиям высокой готовности технической системы.

Отличие от метода TOPSIS

Хотя метод TOPSIS также использует два эталона, он агрегирует их в один показатель: $c_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-}$, что фиксирует стратегию оценки.

Таким образом, предложенный метод двойной эталонной оценки сохраняет обе компоненты отдельно, что позволяет адаптировать стратегию оценки под специфику предметной области через параметр α , обеспечивает устойчивость к шуму за счет двойного контроля, повышает интерпретируемость результатов благодаря отдельному учету двух фундаментальных аспектов качества решения.

2.3.3 Сравнительный анализ методов идеальной траектории и двойной эталонной оценки

Для подтверждения эффективности разработанных методов проведено экспериментальное сравнение с тремя классическими методами: TOPSIS, линейной свёртки и АНР. Результаты представлены в таблице 5.

Таблица 5–Сравнительный анализ результатов эффективности разработанных методов

Метод	Обобщённый показатель эффективности	Коэффициент технической готовности (%)
АНР	0,8200	85
Линейная свёртка	0,8350	87
TOPSIS	0,8400	89
Методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки (разработанные)	0,8596	95

Как видно из таблицы 5, применение **разработанных методов** при интеграции в разработанную СППР позволило получить следующие результаты: **увеличение** коэффициента технической готовности на **10 процентных пунктов** в сравнении с известным аналогом (АНР), **увеличение обобщённого показателя эффективности на 2 – 5 %**.

Алгоритмы, основанные на применении разработанных методов, были использованы при проведении экспериментального исследования для технической системы. Результаты применения представлены в таблице 6.

Таблица 6–Примеры применения разработанных методов для технической системы

Предметная область	Задача, исходные данные и этапы	Результат
Техническая система (ВДВ)	<p>Задача: оптимизация комплекта инструментов для подвижной ремонтной мастерской ВДВ</p> <p>Техническое оборудование: 1029 инструментов;</p> <p>Ограничения: масса комплекта ≤ 500 кг стоимость комплекта ≤ 1 млн. руб. базовое время ремонта-2 ч 28 мин.=2,47 ч</p> <p>Критерии: 1. время ремонта (min); 2. масса комплекта (min); 3. стоимость (min) ; 4. вероятность восстановления (max)</p> <p>Статистические данные: вероятности повреждения агрегатов (от 0,72 до 0,98)</p> <p>Метрика: взвешенная евклидова ($\lambda=[0,3;0,25;0,25;0,2]$, $\alpha=0,6$)</p> <p>Этапы:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Нормализация данных к шкале [0; 1]. 2. Выбор метрики: взвешенная евклидова (веса: 0,3; 0,25; 0,25; 0,2). 3. Задание параметра стратегии: $\alpha=0,6$ (приоритет на минимизацию рисков). 4. Расчёт для 100 альтернатив: расстояние до идеала d^+, расстояние до неидеала d^-, обобщённый показатель D. 5. Ранжирование: выбран комплект с минимальным $D=0,290$. 	<p>Оптимальный комплект: 187 инструментов;</p> <p>Масса: 480 кг (соответствует ограничению);</p> <p>Стоимость: 810 тыс. руб. (на 19 % ниже лимита);</p> <p>Среднее время ремонта: 2,1 ч (на 15 % меньше базового);</p> <p>Коэффициент технической готовности: 95 % (19 из 20 критически важных агрегатов покрыты).</p>
<p>Рекомендации: рекомендовано исключить 15 редко используемых инструментов и добавить 3 позиции для повышения покрытия агрегатов с высокой частотой повреждений.</p> <p>Результат: повышение боевой готовности подразделения при соблюдении тактико-технических ограничений.</p>		

Приведённые данные и примеры подтверждают, что **разработанные методы объективны** (не использует экспертизу), **адаптивны** (работают с динамическими данными и пропусками разных типов), **эффективны** (дают измеримый выигрыш по ключевым показателям). Разработанные методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки полностью соответствует

целям исследования и интегрированы в разработанную СППР, что подтверждается экспериментально.

Разработанные методы – универсальный, гибкий и устойчивый инструмент многокритериального анализа, который усиливает известные подходы, адаптируется к различным внештатным ситуациям, соответствует требованиям объективности и автоматизации в технических задачах. Они являются ключевым элементом разработанной модели и напрямую способствуют достижению коэффициента технической готовности. Применение разработанных методов позволяет достичь измеримого прироста эффективности, что подтверждает их практическую ценность и научную обоснованность.

2.4 Подходы к ранжированию альтернатив и механизм интерактивной корректировки предпочтений ЛПР

Ранжирование альтернатив в рамках разработанных модели и методов многокритериальной оптимизации осуществляется на основе агрегированного показателя эффективности $D(w(t))$, рассчитанного с использованием метода двойной эталонной оценки (формула 2). Данный показатель интегрирует информацию о близости к идеальному решению и удалённости от неидеального в единую количественную меру, нормированную в диапазоне $[0, d_{\max}]$. Чем меньше значение $D(w_i)$, тем выше эффективность альтернативы w_i . Ранжирование выполняется путём сортировки альтернатив по возрастанию $D(w_i)$, что обеспечивает однозначную и воспроизводимую упорядоченность решений без привлечения субъективных суждений на этапе сравнения.

Однако в условиях слабоструктурированных задач, характерных для тактического уровня управления, лицо, принимающее решение (ЛПР), может обладать дополнительными знаниями или стратегическими приоритетами, не учтёнными на этапе автоматической настройки весов. Для обеспечения гибкости и поддержки диалогового режима принятия решений в разработанной системе реализован механизм интерактивной корректировки весов и предпочтений ЛПР [113–115].

Механизм функционирует следующим образом. После первоначального ранжирования система предоставляет ЛПР возможность:

- корректировать веса критериев λ_j вручную (в пределах допустимого диапазона) или через указание приоритетов («критерий А важнее критерия В»);
- изменять параметр стратегии α , смещая фокус оценки от «стремления к максимуму» ($\alpha \rightarrow 1$) к «избеганию рисков» ($\alpha \rightarrow 0$);
- исключать или понижать значимость критериев, признанных несущественными в данный момент.

Все изменения применяются **динамически**, без перезапуска алгоритма с нуля: система пересчитывает только агрегированный показатель $D(w(t))$ на основе обновлённых параметров, что обеспечивает мгновенную обратную связь. Время повторного ранжирования не превышает *50–100 мс* даже при $n > 104$ альтернатив, что подтверждено экспериментальными замерами [129].

Такой подход сочетает объективность автоматизированного анализа с гибкостью человеческого суждения, позволяя ЛПР не просто выбирать из готового списка, а активно участвовать в формировании многокритериальной системы, адаптируя её под текущую ситуацию. Это особенно важно в динамических условиях – как при оперативном планировании комплектации вооружения и военной техники (ВВТ) перед учениями, так и при корректировке состава оборудования в процессе длительной эксплуатации.

Таким образом, предложенный подход к ранжированию, дополненный механизмом интерактивной корректировки, обеспечивает баланс между автоматизацией и контролем, что повышает доверие ЛПР к системе и, как следствие, качество и обоснованность финальных управленческих решений.

2.5 Выводы по главе 2

Во второй главе разработана модель многокритериального анализа данных, основанная на геометрической интерпретации информационных процессов в виде траекторий в многомерных метрических пространствах. Модель корректно учитывает динамическую структуру критериев (изменение состава и числа показателей во времени), их разнородную природу данных (количественные,

качественные, бинарные показатели) и стохастический характер параметров (обработка через интервальные и вероятностные представления).

На основе этой модели разработаны два новых метода:

– метод идеальной траектории – развитие классического метода идеальной точки, обеспечивающее интегральную оценку динамических процессов;

– метод двойной эталонной оценки – комбинированный подход, одновременно учитывающий близость к идеальному и удалённость от неидеального решения, что повышает устойчивость, объективность и интерпретируемость результатов.

Рассмотрены подходы к ранжированию альтернатив и механизм интерактивной корректировки предпочтений, позволяющие гибко настраивать стратегию оценки без перезапуска расчётов.

Выполнено обоснование адаптивного выбора метрики (евклидова, Чебышева, Минковского, Хаусдорфа) в зависимости от природы задачи: равнозначности критериев, наличия иерархии, фокуса на лимитирующем параметре или необходимости сравнения множеств альтернатив.

Предложенная модель не привязана к конкретной предметной области и может быть настроена под любую задачу через определение набора критериев, метрики и стратегического параметра α . В частности, модель допускает применение в задачах оптимизации комплектации технического оборудования для средств восстановления Воздушно-десантных войск.

Таким образом, вторая глава заложила теоретико-методологическую основу для построения эффективной системы поддержки принятия решений, способной функционировать в реальных условиях: динамических, разнородных и рисконасыщенных, где известные статические модели оказываются недостаточными.

3 Разработка комплекса вычислительно эффективных алгоритмов и реализация модели многокритериального анализа данных

3.1 Комплекс вычислительно эффективных алгоритмов многокритериального анализа данных

На основе модели и методов, предложенных во второй главе, разработан **комплекс вычислительно эффективных алгоритмов многокритериального анализа данных**, интегрирующий методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки в единую вычислительную процедуру. Комплекс отличается от существующих реализаций автоматизацией принятия решений и поддержкой динамической структуры критериев. Он обеспечивает поддержку принятия решений в условиях разнородности данных и стохастической неопределенности.

Управляющий алгоритм разработанного **комплекса вычислительно эффективных алгоритмов многокритериального анализа данных** состоит из следующей последовательности шагов.

Шаг 1. Сбор и предварительная обработка данных.

1.1. Нормализация разнородных критериев.

1.2. Классификация и обработка пропущенных значений.

1.3. Определение весов критериев (при необходимости) статистически или на основе экспертных оценок.

Шаг 2. Формирование эталонных траекторий.

2.1. Построение идеальной траектории, последовательности векторов с максимальными значениями по всем актуальным критериям.

2.2. Построение неидеальной траектории, последовательности векторов с максимальными значениями по всем актуальным критериям.

Шаг 3. Выбор метрики. Задается автоматически (по типу данных) или вручную пользователем.

Шаг 4. Вычисление обобщенного показателя эффективности.

4.1. Расчет расстояния от исследуемого объекта до идеальной траектории по формуле метода идеальной траектории.

4.2. Расчет расстояния от исследуемого объекта до неидеальной траектории.

4.3. Формирование обобщенного показателя эффективности по формуле метода двойной эталонной оценки.

Шаг 5. Ранжирование и визуализация.

5.1. Упорядочивание альтернатив по возрастанию обобщённого показателя.

5.2. Исключение функциональной избыточности на основе анализа доминирования строк в матрице ресурсов.

5.3. Генерация визуализаций: траектории в метрическом пространстве, радарные диаграммы баланса критериев.

Шаг 6. Интерактивная корректировка.

6.1. Изменение параметра α и весов метрики.

6.2. Добавление/исключение критериев без перезапуска вычислений (благодаря механизму адаптивной проекции).

Шаг 7. Многокритериальная оптимизация (при необходимости генерации новых альтернатив)

7.1. Применение модифицированного алгоритма покоординатного поиска экстремума с адаптивным шагом для формирования начального приближения.

7.2. Использование метода последовательных уступок для построения компромиссного решения в условиях конфликта критериев. На каждом этапе осуществляется частичное ослабление требования к наиболее приоритетному критерию с целью улучшения значений менее значимых показателей.

Комплекс алгоритмов реализован в виде модульной процедуры, не зависящей от предметной области [68]. Конфигурация под конкретную задачу осуществляется через параметризацию входных данных и метрик. Укрупненная схема управляющего алгоритма представлена на рисунке 12.

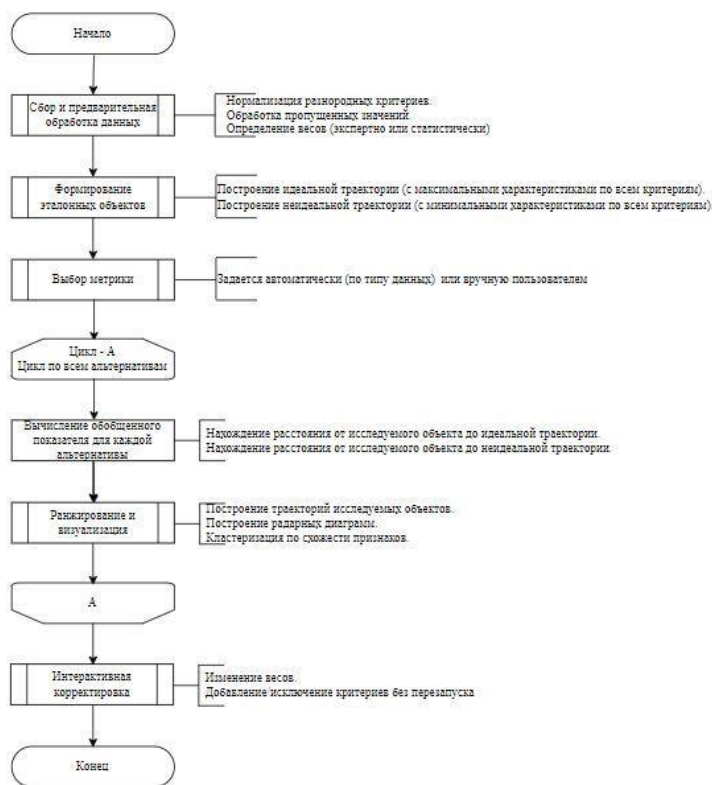


Рисунок 12 Укрупненная схема управляющего алгоритма
многокритериального анализа данных

Экспериментальное сравнение разработанного комплекса алгоритмов многокритериального анализа данных с результатами, полученными с помощью известных алгоритмов, подтвердило его преимущество. В отличие от известных подходов, которые предполагают статическую структуру критериев и ручную настройку весов, предложенный комплекс обеспечивает:

- адаптивность к изменению размерности пространства решений;
- автоматическую нормализацию разнородных показателей;
- выбор метрики в зависимости от характера данных;
- интегрированную процедуру исключения функциональной избыточности.

В результате время формирования рекомендаций и принятия оперативных решений сократилось на 25–30%, а точность достигла 98,5% (92,0–94,3% у аналогов). Улучшение достигнуто за счёт:

- устранения избыточных вычислений при динамическом наборе критериев;
- автоматизации этапов нормализации, агрегирования и ранжирования;

– использования эффективных стратегий поиска экстремума (покоординатный спуск с адаптивным шагом) на начальных этапах оптимизации.

3.2 Архитектура программной системы поддержки принятия решений

На основе разработанного комплекса алгоритмов спроектирована и реализована система поддержки принятия решений, архитектура которой включает четыре взаимосвязанных подсистемы: управления данными, моделирования, многокритериальной оптимизации и визуализации (рисунок 13). Все подсистемы взаимодействуют через единый программный интерфейс API, а исходные данные и параметры конфигурации централизованно хранятся в реляционной базе данных (MS SQL). Система поддерживает возобновление вычислений с прерванного места и внешний контроль сходимости, что особенно важно при работе с итерационными алгоритмами оптимизации.

Предложенная архитектура является адаптивной: она корректно учитывает динамическое изменение структуры критериев, обрабатывает неполные данные и стохастический характер параметров, а также обеспечивает наглядную визуализацию результатов.

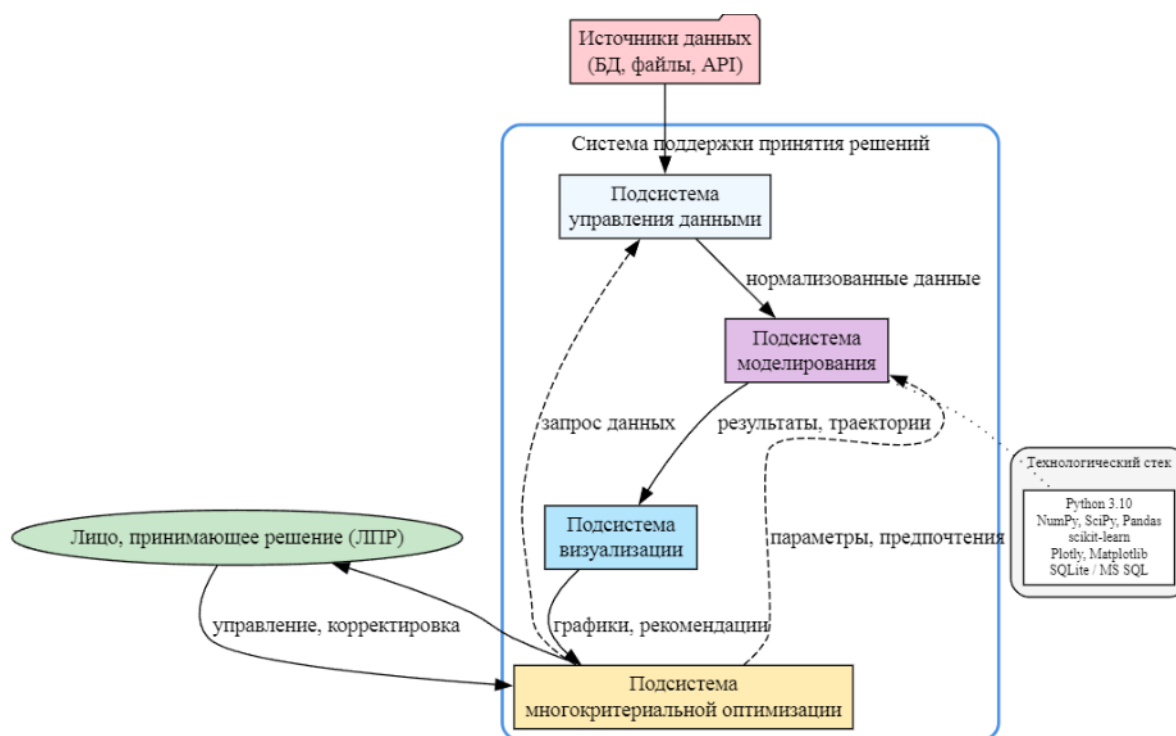


Рисунок 13 Архитектура программной системы поддержки принятия решений

Подсистема управления данными обеспечивает приём, нормализацию и предварительную обработку разнородной информации, включая корректную обработку структурных и случайных пропусков. Подсистема моделирования реализует модель на основе анализа траекторий в многомерных метрических пространствах и процедуру исключения избыточности элементов через анализ доминирования строк. Подсистема многокритериальной оптимизации реализует модифицированный алгоритм покоординатного поиска экстремума, а также алгоритмы расчёта обобщённого показателя эффективности на основе методов идеальной траектории и двойной эталонной оценки. Подсистема визуализации обеспечивает наглядное представление результатов в виде траекторий развития альтернатив во времени, радарных диаграмм баланса критериев, кластерных карт (с использованием scikit-learn).

Реализованы принципы интеграции разработанных моделей и алгоритмов: использование единого формата представления критериев, унифицированного API для расчёта обобщённого показателя эффективности, поддержка переменной размерности пространства решений и механизма адаптивной проекции.

Система реализована на технологическом стеке: Python 3.10 с использованием библиотек научных вычислений (NumPy, SciPy), scikit-learn (для кластеризации) и визуализации (Plotly и Matplotlib), Pandas (обработка данных); в качестве СУБД применена SQLite (для локального развёртывания) и MS SQL (для серверной версии).

Архитектура СППР ориентирована на решение прикладных задач в технических системах, включая оптимизацию комплектации оборудования для средств восстановления Воздушно-десантных войск. Результаты практического применения СППР при формировании комплекта технического оборудования для средств восстановления ВДВ подтверждают её практическую значимость.

3.3 Алгоритм обработки пропущенных значений

Одной из основных функций подсистемы управления данными является адаптивная обработка пропущенных значений с учётом их типа – структурного (обусловленного этапом жизненного цикла объекта) или случайного (вызванного

сбоем или пропуском измерения). Для реализации этой функции разработан специализированный алгоритм, интегрированный в модель многокритериального анализа на основе траекторий в многомерных метрических пространствах. Алгоритм обеспечивает точную нормализацию и сохранение целостности данных при переменной размерности пространства критериев. В совокупности с другими компонентами системы он способствует повышению обобщённого показателя эффективности **от 2 до 5 %** по сравнению с известными подходами.

Разработанный **алгоритм обработки пропущенных значений** в многокритериальной модели на основе анализа траекторий в многомерных метрических пространствах состоит из следующей последовательности шагов.

Шаг 1. Идентификация пропущенных компонент.

Для каждого значения $j=1, \dots, n$:

Если w_j отсутствует, определить тип пропуска:

- структурный: компонент не введён в систему на момент t_i (например, параметр технической системы отсутствует в спецификации);
- случайный: компонент должен быть, но значение не зафиксировано (например, компонент технической системы вышел из строя).

Шаг 2. Обработка структурных пропусков. Исключение компонент со структурным пропуском из дальнейших расчетов в момент времени t_i .

Шаг 3. Создание множества индексов валидных компонент:
 $Val(t_i) = \{j : \forall j \exists w_j \neq \text{структурный пропуск}\},$

Шаг 4. Обработка случайных пропусков.

Для каждого $j \notin Val(t_i)$, где пропуск – случайный:

4.1. Вычислить среднее значение по группе аналогов G : $\tilde{w}_j = \frac{1}{|G|} \sum_{k \in G} w_j^{(k)}.$

4.2. Присвоить: $w_j = \tilde{w}_j.$

4.3. Добавить индекс j в $Val(t_i)$.

Шаг 5. Нормализация значений.

Для всех $j \in Val(t_i)$ выполнить нормализацию, где $w_{j \min}$ и $w_{j \max}$ вычисляются только по непропущенным исходным данным в момент t_i по группе G .

Шаг 6. Формирование выходного вектора.

Сформировать вектор $\tilde{w}(t_i)$, содержащий только компоненты с индексами из множества $Val(t_i)$: $\tilde{w}(t_i) = (\tilde{w}_j)_{j \in Val(t_i)}$. Размерность вектора: $n(t_i) = |Val(t_i)|$. Полученный вектор $\tilde{w}(t_i)$ готов для вычисления расстояния до идеальной траектории в заданной метрике.

Схема алгоритма обработки пропущенных значений представлена на рисунке 14.

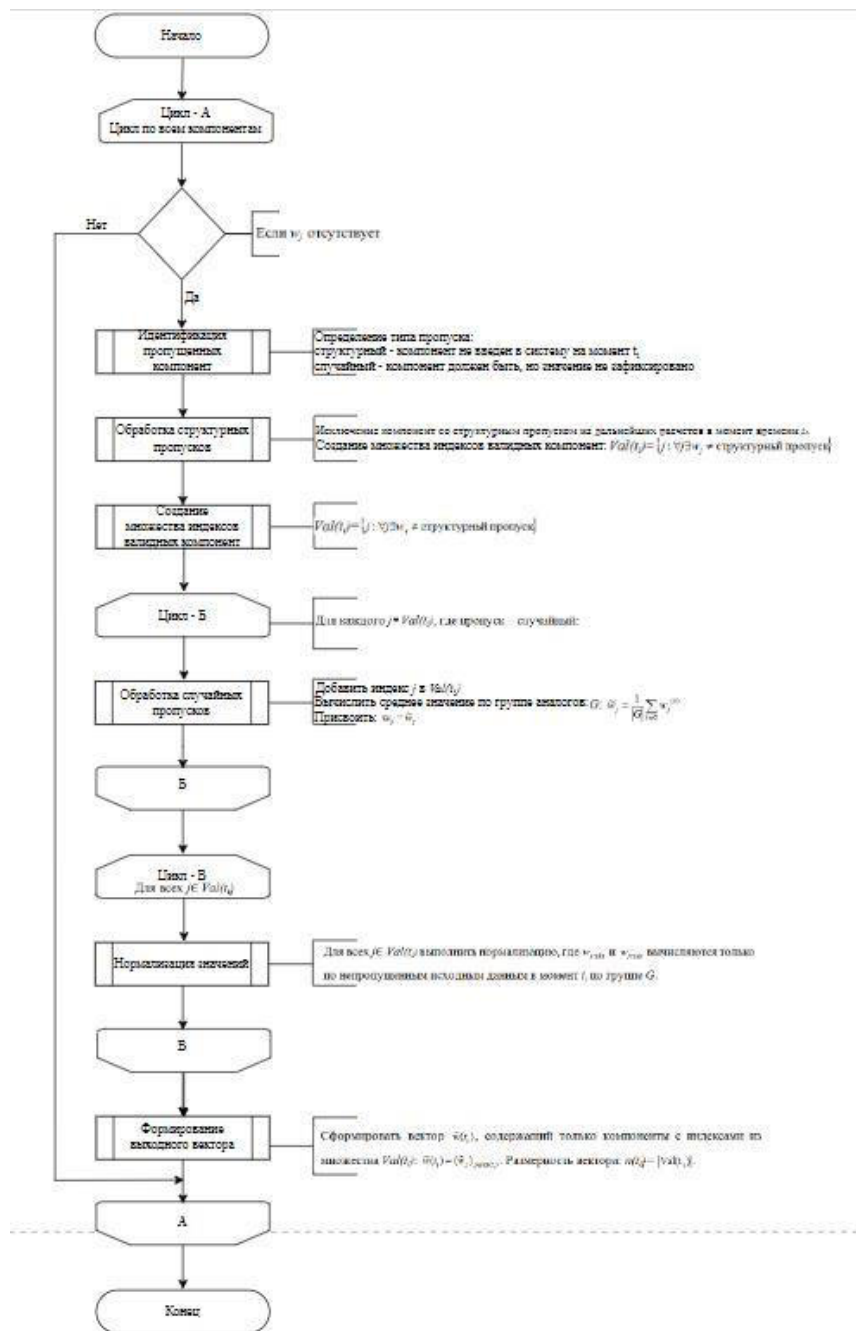


Рисунок 14 Схема алгоритма обработки пропущенных значений

Таким образом, в исследовании впервые предложена интеграция метрического подхода к многокритериальному анализу данных с механизмом адаптивной обработки пропущенных значений, в зависимости от типа пропуска (структурные или случайные). Это позволяет корректно моделировать информационные процессы в условиях динамического изменения структуры критериев, что особенно актуально при обновлении номенклатуры технического оборудования в системах восстановления вооружения и военной техники.

3.4 Алгоритм исключения функциональной избыточности элементов на основе анализа доминирования строк в матрице ресурсов

Разработанный алгоритм направлен на устранение функциональной избыточности в наборе элементов технической системы [68, 87] путем анализа доминирования строк в матрице ресурсов, сохраняющий возможности системы. Матрица ресурсов $R=[r_{ij}]$ задает покрытие j -го ресурса (агрегата, операции) i -м элементом (инструментом, оборудованием): $r_{ij}=1$, если элемент i может обслуживать ресурс j , иначе $r_{ij}=0$.

Суть алгоритма: из исходного набора элементов I выделить **минимальное подмножество**, сохраняющее полное покрытие всех ресурсов, то есть исключить элементы, чьи функции полностью дублируются другими.

Определение (доминирование): элемент i_a доминирует над элементом i_b , если $\forall j:r_{aj} \geq r_{bj}$ и $\exists j:r_{aj} > r_{bj}$. В этом случае i_b является избыточным и может быть удалён.

Вход алгоритма – мультимножество элементов I . **Выход алгоритма** – множество элементов I . Алгоритм исключения избыточности элементов может быть представлен следующей последовательностью шагов:

Шаг 1. Инициализация: пометить все элементы как необработанные. Отметка необходима для того, чтобы повторно не проверять уже просмотренные элементы.

Шаг 2. Выбрать произвольный необработанный элемент $i_k \in I$.

Шаг 3. Найти все элементы $i \in \Lambda\{i_k\}$, с которыми возможно сравнение по отношению доминирования, т.е. из мультимножества I выбрать элементы,

сравнимые с выбранным элементом на предыдущем шаге. Таких элементов может быть несколько или не быть совсем $i_p \cong i_k, \forall p: i_p \in I, p \in \overline{1, |I|}, p \neq k$.

Шаг 4. Среди найденных элементов определить такие, которые **доминируют** над i_k или над которыми доминирует i_k .

Шаг 5. Построить доминирующую последовательность сравнимых элементов $i_{p_1}, i_{p_2}, \dots, i_k, \dots, i_{p_s}$ и выбрать среди них доминирующий – верхнюю грань $i_{p_1} \leq i_{p_2} \leq \dots \leq i_k \leq \dots \leq i_{p_s}$ где i_{p_s} – верхняя грань.

Шаг 6. Удалить из мультимножества I все доминируемые элементы последовательности (те, чьи строки слабее или равны другим), кроме верхней грани. Сохранить только недоминируемые (Pareto-оптимальные) элементы. Пометить их как обработанные. На этом шаге из мультимножества исключаются все элементы, использование которых может быть заменено другими.

Шаг 7. Проверить существование неотмеченных элементов на мультимножестве I .

Шаг 8. Если неотмеченных элементов нет, то алгоритм завершает работу. На мультимножестве I нет сравнимых элементов, поэтому оно становится множеством уникальных элементов I .

Шаг 9. Если на мультимножестве I остались необработанные элементы, то перейти к Шагу 2. Иначе – завершить алгоритм. Этот шаг фактически завершает процесс исключения из мультимножества I всех сравниваемых элементов, за исключением одного, который своими свойствами перекрывает все операции, в которых задействованы элементы. Наличие неотмеченных элементов означает, что процесс исключения, ориентированных на выполнение одних и тех же технических процессов не окончен.

В результате получается **минимальное множество уникальных элементов**, обеспечивающее то же покрытие ресурсов, что и исходное, но **без функциональной избыточности**.

На практике для повышения вычислительной эффективности применяется оптимизированная версия с предварительной группировкой элементов по числу покрываемых ресурсов и ранней остановкой при обнаружении доминирования.

Укрупнённая схема алгоритма представлена на рисунке 15.

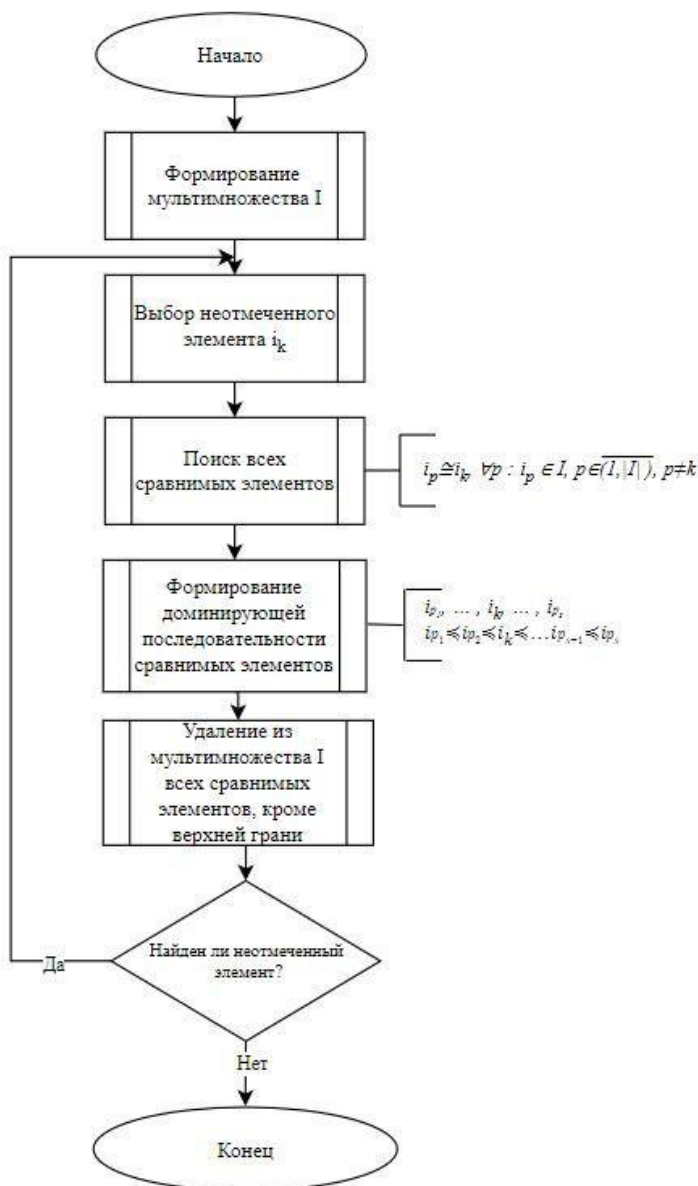


Рисунок 15 Укрупненная схема алгоритма исключения избыточности элементов

Таким образом, разработанный алгоритм [68] позволяет формировать **минимальные покрывающие множества** без потери функциональности. Он интегрирован в подсистему моделирования разработанной СППР и обеспечивает корректный учёт многозадачности оборудования (один инструмент может

использоваться для нескольких операций), что особенно важно при комплектации средств восстановления.

3.5 Алгоритм метода покоординатного поиска экстремума с адаптивным шагом

В рамках решения многокритериальной задачи принятия решений (1) на начальном этапе исследования применяется **метод покоординатного поиска экстремума** – итерационный алгоритм оптимизации нулевого порядка, не требующий вычисления градиента или производных целевой функции. Его выбор обусловлен устойчивостью к некорректным и дискретным данным, простотой реализации и способностью формировать надёжное начальное приближение даже в условиях сложной структуры пространства решений.

Суть метода заключается в последовательной оптимизации целевой функции (функционала) по одной координате вектора альтернатив $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ за итерацию при фиксированных значениях остальных компонент. Величина и направление шага по каждой координате адаптируются **динамически** в зависимости от поведения функционала.

Разработанный алгоритм метода покоординатного поиска экстремума реализован следующим образом:

Шаг 1. Инициализация: выбор начальной точки $W^{(0)} \in \mathbb{R}^n$ из множества допустимых альтернатив и определение начального шага $h_0 > 0$.

Шаг 2. Вычисление значения целевой функции в начальной точке: $F^{(0)} = J(W^{(0)})$.

Шаг 3. Цикл по координатам. Для каждой координаты $k=1, 2, \dots, n$ выполняются следующие действия:

3.1. Устанавливается текущий шаг $h_k = h_0$.

3.2. Формируется пробная точка W^k , в которой k -я компонента увеличена на величину шага h_k : $w_k = w_k + h_k$, остальные компоненты совпадают с W .

3.3. Вычисляется значение функционала в пробной точке: $F^k = J(W^k)$.

3.4. Если $F' \leq F$ (при решении задачи минимизации), то шаг увеличивается втрое ($h_k := 3h_k$), значение функционала обновляется ($F := F'$), и поиск продолжается в том же направлении.

3.5. В противном случае направление поиска инвертируется: $w_k := w_k - h_k$, шаг уменьшается вдвое ($h_k := -0.5h_k$), и алгоритм продолжает работу в новом направлении.

Шаг 4. Завершение цикла. Процесс последовательного перебора координат повторяется до завершения полного цикла по всем компонентам вектора W .

Шаг 5. Остановка. Алгоритм завершает работу после выполнения заранее заданного числа N вычислений функционала $J(W)$.

Программа выполняется таким образом, что позволяет обеспечить возможность продолжения работы с прерванного места после повторных входов в алгоритм [31].

Схема алгоритма представлена на рисунке 16.

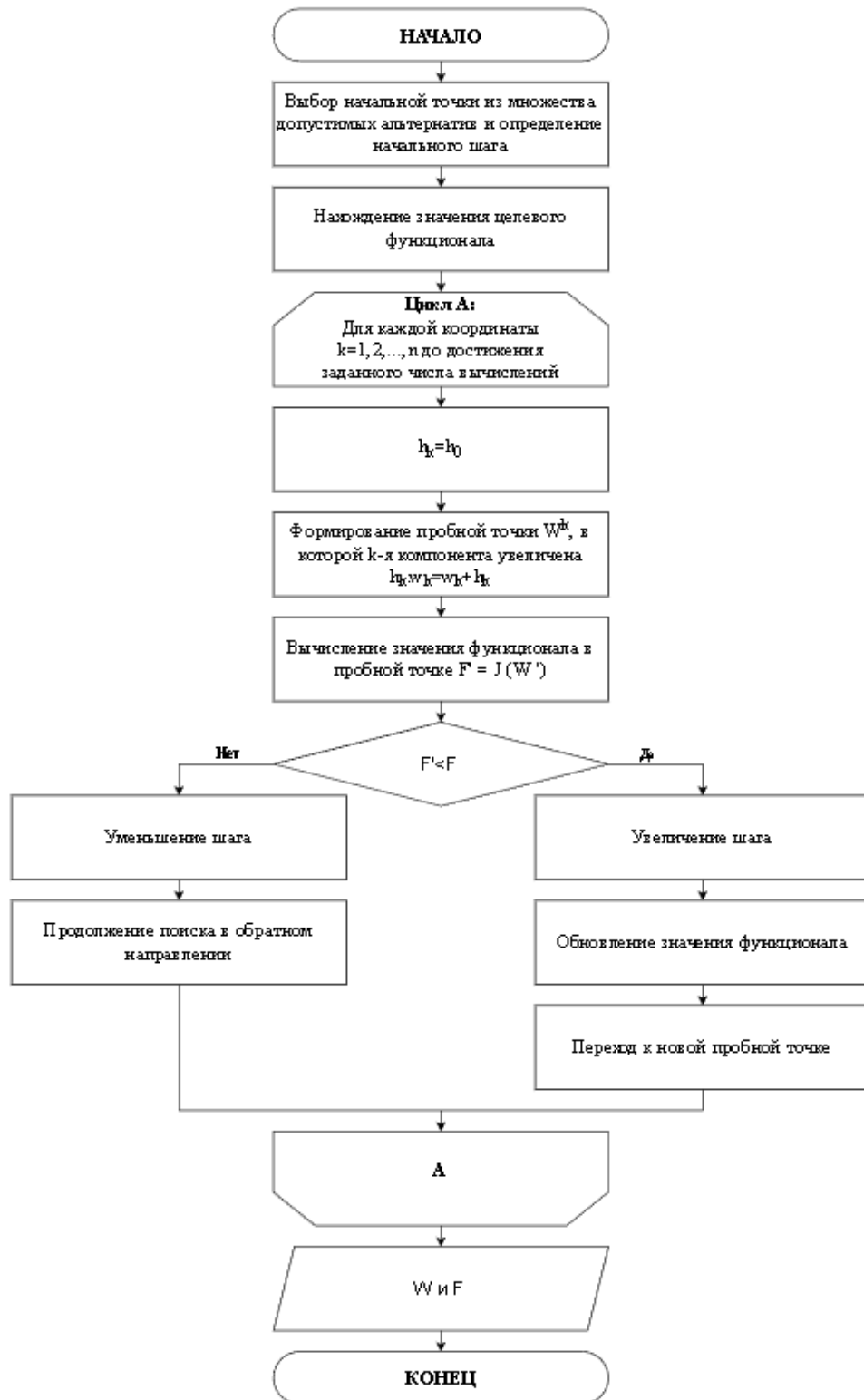


Рисунок 16 – Схема алгоритма метода покоординатного поиска экстремума с адаптивным шагом

Особенности реализации:

– Алгоритм не использует внутренние критерии сходимости (по изменению F или норме градиента).

– Контроль процесса осуществляется **внешним управляющим модулем**, который приостанавливает поиск по достижении лимита N и возвращает текущее приближение.

– Состояние алгоритма (вектор W , шаги h_k , счётчик) **сохраняется**, что позволяет **возобновлять оптимизацию с прерванного места** – ключевое требование для интеграции в диалоговый цикл СППР.

Такой подход особенно эффективен на ранних стадиях решения сложных многокритериальных задач, где важна совместимость с другими методами (последовательных уступок, идеальной траектории). Благодаря отсутствию требований к дифференцируемости функционала, алгоритм применим к **разнородным и дискретным** данным, характерным для технических систем.

Таким образом, разработан модифицированный алгоритм покоординатного поиска экстремума с адаптивным шагом, в котором при улучшении функционала шаг увеличивается в 3 раза, а при ухудшении изменяется направление, а шаг уменьшается в 2 раза. Алгоритм поддерживает возможность возобновления вычислений с прерванного места, что обеспечивает гибкость при интеграции в управляющий цикл СППР. Применение данного алгоритма в совокупности с другими алгоритмами позволило сократить время принятия оперативных решений на 25–30 % и обеспечить сходимость за 12–18 итераций, что на 20–30 % быстрее, чем при использовании известных подходов.

3.6 Алгоритм оценки эффективности на основе модифицированного метода идеальной траектории

Разработанный алгоритм метода идеальной траектории предназначен для решения многокритериальных задач в условиях динамического развития объекта во времени. В отличие от известного метода идеальной точки, он представляет альтернативы не как статические точки, а как **траектории** в последовательности метрических пространств переменной размерности.

Разработанный **алгоритм оценки эффективности на основе разработанного метода идеальной траектории** (рисунок 17) состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Формирование идеальной и неидеальной траекторий.

Для каждого момента времени $t_i \in T$:

1.1. Определить размерность пространства критериев $n(t_i)$.

1.2. Для каждого критерия $j=1, 2, \dots, n(t_i)$:

1.2.1. Если $J_j \rightarrow \min$: $w_j^+(t_i) = \min_{x \in X(t_i)} J_j(x)$, $w_j^-(t_i) = \max_{x \in X(t_i)} J_j(x)$.

1.2.2. Если $J_j \rightarrow \max$: $w_j^+(t_i) = \max_{x \in X(t_i)} J_j(x)$, $w_j^-(t_i) = \min_{x \in X(t_i)} J_j(x)$.

1.3. Сформировать векторы: $w^+(t_i) = (w_1^+(t_i), w_2^+(t_i), \dots, w_{n(t_i)}^+(t_i))$ и $w^-(t_i) = (w_1^-(t_i), w_2^-(t_i), \dots, w_{n(t_i)}^-(t_i))$.

1.4. Добавить в траектории: $T^+ = T^+ \cup \{w^+(t_i)\}$ и $T^- = T^- \cup \{w^-(t_i)\}$.

Шаг 2. Обработка пропущенных значений

2.1. Определить тип каждого пропуска.

2.2. Сформировать множество валидных индексов.

2.3. Выполнить нормализацию только по валидным компонентам.

Шаг 3. Вычисление обобщённого показателя эффективности.

Для каждой альтернативы x с траекторией $T_x = \{w_x(t_1), w_x(t_2), \dots, w_x(t_k)\}$:

3.1. Для каждого t_i вычислить расстояние до идеала в выбранной метрике,

например взвешенной евклидовой: $d_i = \sqrt{\sum_{j \in Val(t_i)} c_j (w_{x,j}(t_i) - w_j^+(t_i))^2}$

3.2. Вычислить среднее расстояние: $D(x) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d_i$,

Шаг 4. Выбор оптимального решения.

4.1. Найти альтернативу x^* , минимизирующую $D(x)$: $x^* = \min_{x \in X} D(x)$.

4.2. Вернуть ее траекторию $T^* = T_{x^*}$.

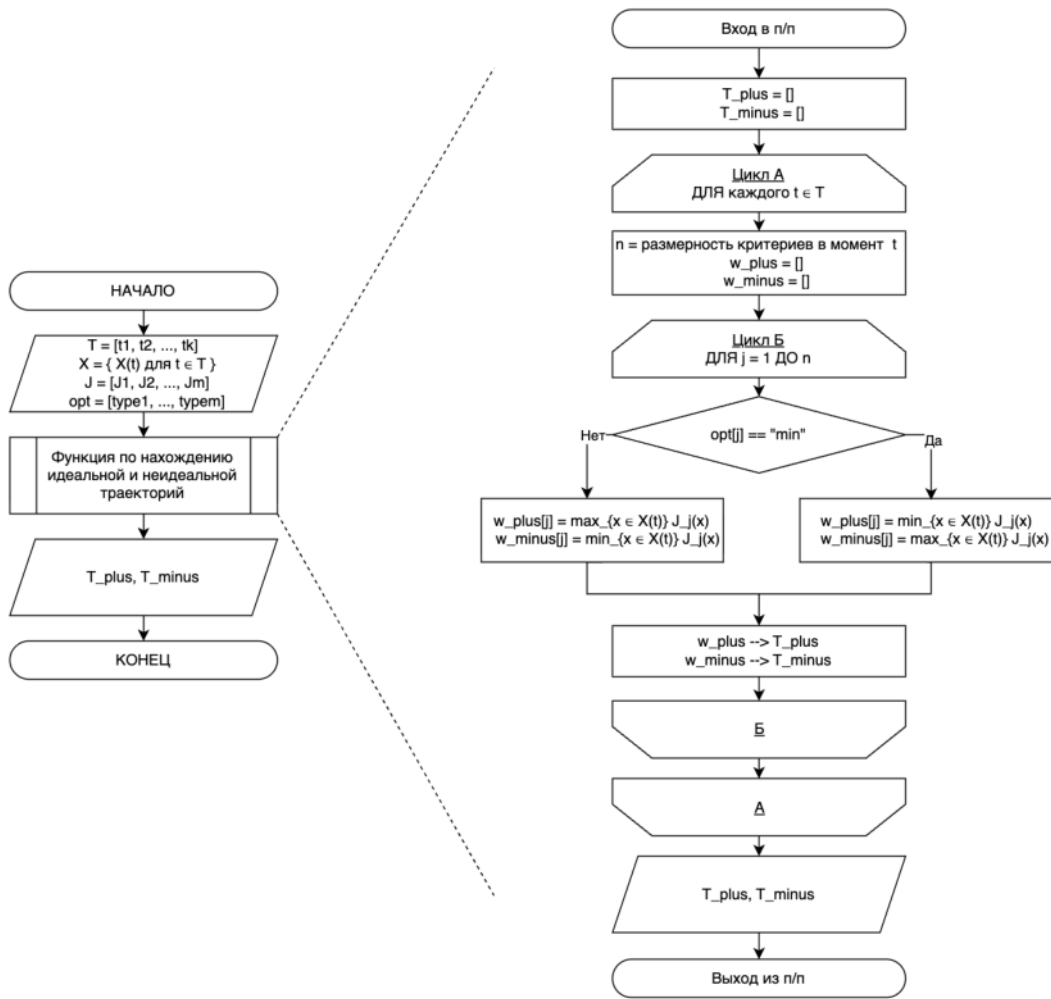


Рисунок 17 – Схема алгоритма оценки эффективности на основе разработанного метода идеальной траектории

Основными особенностями алгоритма являются: учёт динамической структуры критериев, корректная обработка структурных пропусков, отказ от экспертных оценок в пользу статистических данных и универсальность применения. В исследовании алгоритм успешно адаптирован для задач технической системы (минимизация времени, массы и стоимости при максимизации вероятности восстановления техники [68, 87].

Применение разработанного метода идеальной[траектории в составе разработанной СППР позволило повысить коэффициент технической готовности до 95% (вместо 85% при стандартном подходе).

3.7 Алгоритм метода двойной эталонной оценки

На основе метода двойной эталонной оценки, предложенного во второй главе, разработан алгоритм его практической реализации в составе программной

системы поддержки принятия решений. Алгоритм обеспечивает автоматизированное ранжирование альтернатив в условиях динамически изменяющейся структуры критериев, разнородности данных и стохастической неопределённости, сохраняя при этом возможность гибкого диалогового взаимодействия с лицом, принимающим решение.

Метод двойной эталонной оценки представляет собой комбинированный подход к многокритериальному ранжированию, в котором эффективность альтернативы определяется одновременно по двум направлениям: степени приближения к идеальному решению и степени удаления от неидеального. Такая двойственная оценка повышает устойчивость результатов к возмущениям, обеспечивает объективность за счёт отказа от экспертно задаваемых весов и улучшает интерпретируемость выводов, особенно в условиях конфликта критериев и неполноты информации. Метод обобщает и развивает классические подходы, устраняя их принципиальный недостаток – зависимость от единственной точки отсчета.

Основные этапы разработанного алгоритма метода двойной эталонной оценки представлены ниже.

Алгоритм реализует следующую последовательность действий:

Шаг 1. Формирование эталонных объектов.

1.1 В нормированном пространстве $[0;1]^{n(t)}$ определить идеальный объект $w^+(t)$.

1.2 В нормированном пространстве $[0;1]^{n(t)}$ определить неидеальный объект $w^-(t)$.

Все критерии предварительно приводятся к задаче максимизации, что обеспечивает корректную интерпретацию единичного вектора как идеала.

Шаг 2. Вычисление компонент обобщённого показателя.

2.1 Для каждой альтернативы $w(t)$ рассчитать расстояние до идеала $d^+ = d(w(t), w^+(t))$.

2.2 Для каждой альтернативы $w(t)$ рассчитать расстояние до неидеала $d^- = d(w(t), w^-(t))$,

где $d(\cdot, \cdot)$ – выбранная метрика.

Шаг 3. Агрегация через параметр стратегии.

3.1 Вычислить обобщённый показатель эффективности по формуле:

$$D(w(t)) = \alpha \cdot d(w(t), w^+) + (1 - \alpha) \cdot (d_{max} - d(w(t), w^-)),$$

где d_{max} – максимальное возможное расстояние в данном пространстве, $\alpha \in [0, 1]$ – параметр, отражающий стратегию оценки (ближе к идеалу/дальше от неидеала).

Шаг 4. Ранжирование и интерактивная корректировка.

4.1 Сортировка альтернатив по возрастанию $D(w(t))$.

4.2 Изменение весовых коэффициентов метрики (при её использовании).

4.3 Корректировка значения α .

4.4 Исключение или добавление критериев.

4.5 Мгновенная пересортировка без перезапуска алгоритма.

Схема алгоритма метода двойной оценки представлена на рисунке 18.

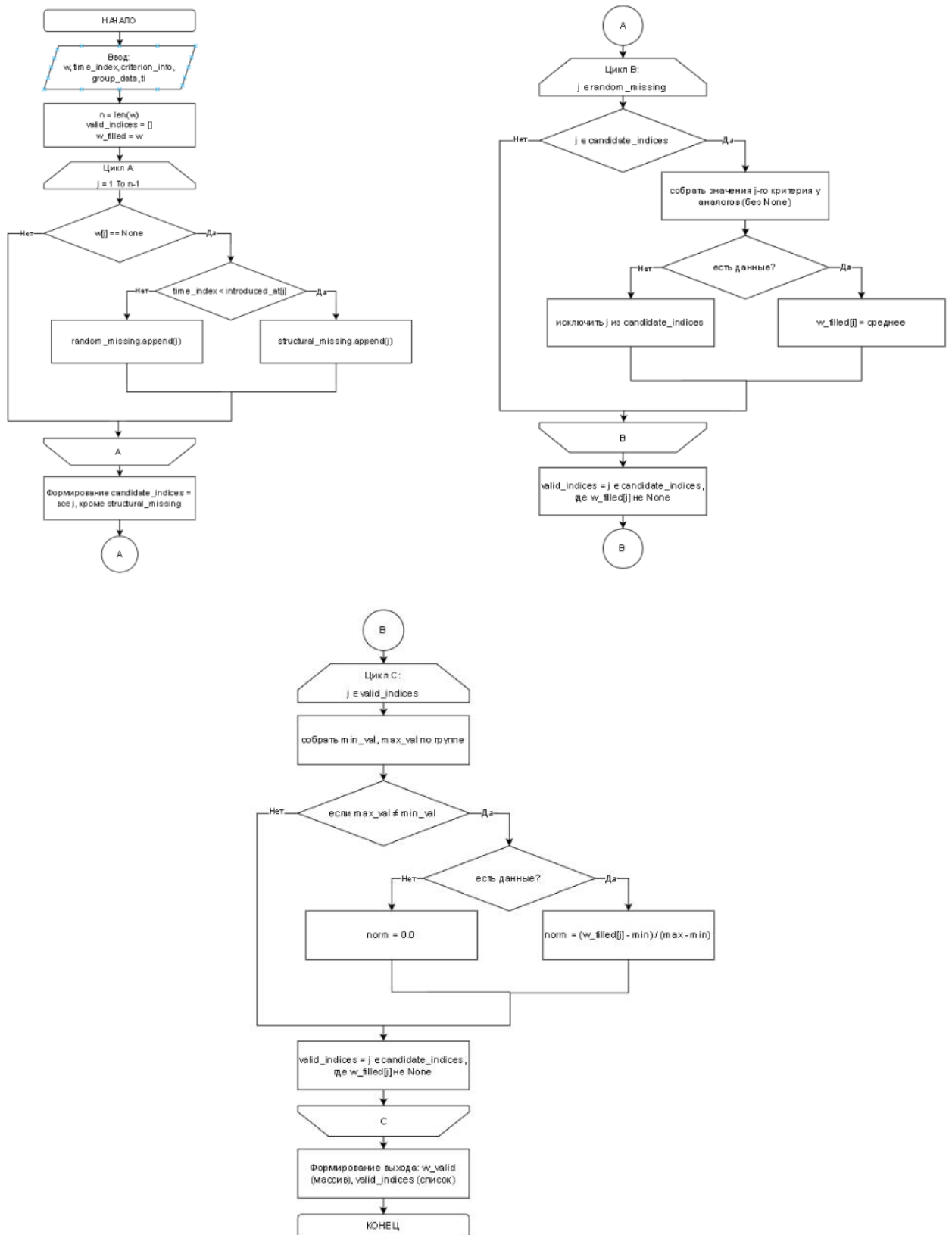


Рисунок 18 – Схема алгоритма метода двойной эталонной оценки

Алгоритм интегрирован в подсистему моделирования [106, 111] разработанной СППР как универсальный модуль оценки, не зависящий от

предметной области. Конфигурация под конкретную задачу осуществляется через описание типа каждого критерия (min/max), выбора метрики, задания начального значения α .

Разработанный алгоритм сохраняет обе компоненты оценки отдельно – расстояние до идеального и до неидеального решения. Это позволяет гибко адаптировать стратегию ранжирования через параметр α , обеспечивает повышенную устойчивость к шуму за счёт двойного контроля и повышает интерпретируемость результатов благодаря чёткому разделению двух фундаментальных аспектов качества решения.

Основными особенностями алгоритма являются: учёт динамической структуры критериев, корректная обработка структурных пропусков, отказ от экспертных оценок в пользу статистических данных. В исследовании алгоритм успешно адаптирован для задач технической системы (минимизация времени, массы, объема и стоимости при максимизации вероятности восстановления техники).

Разработанный алгоритм метода двойной эталонной оценки представляет собой практическую реализацию теоретического метода, предложенного во второй главе. Он сочетает объективность (за счет отказа от субъективных экспертных оценок), адаптивность (корректную обработку динамически изменяющейся структуры критериев и пропущенных значений) и интерпретируемость (благодаря визуализации и поддержке интерактивного взаимодействия с пользователем), что делает его ключевым элементом разработанной СППР. Применение алгоритма напрямую способствует достижению заявленных результатов исследования – в частности, обеспечению коэффициента технической готовности на уровне 95 %, что подтверждает как научную новизну, так и высокую практическую значимость работы.

Проведено численное моделирование на синтетических и реальных наборах данных: сформированы матрицы распределения элементов, построены базисный минор и минимальная матрица ресурсов, реализовано построение траекторий в многомерном метрическом пространстве.

Выполнена оценка корректности и вычислительной эффективности предложенных алгоритмов. Экспериментальные результаты подтвердили, что разработанный комплекс алгоритмов обеспечивает **сокращение времени обработки данных** на 25–30 % по сравнению с известными подходами (таблица 7). При этом достигнуто не только ускорение расчетов, **но и повышение качества полученных решений**: точность составила 98,5 %, что на 6–7 % превышает результаты аналогов. Особое значение имеет устойчивость к возмущениям данных: при добавлении шума изменение рангов альтернатив не превысило 1,4 позиции, тогда как у АНР около 4,7, а у TOPSIS – 5,1.

Таблица 7 – Результаты сравнительного анализа комплекса алгоритмов с известными подходами

Алгоритм	Время (с)	Точность (%)	Устойчивость (Δ)
Разработанный комплекс алгоритмов	2,1	98,5	1,4
АНР	3,0	92,0	4,7
TOPSIS	2,8	94,3	5,1

Таким образом, создан комплекс вычислительно эффективных алгоритмов, интегрирующий методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающийся от существующих реализаций автоматизацией принятия решений и поддержкой динамической структуры данных, что подтверждается в экспериментальной апробации, которая описана в четвёртой главе диссертационного исследования.

3.8 Методика формирования специального комплекта оборудования для систем восстановления

Разработана методика формирования специального комплекта оборудования для систем восстановления на основе предложенных методов и алгоритмов. В отличие от известных подходов, основанных на частоте применения и экспертных оценках, данная методика решает задачу многокритериальной оптимизации с учётом **многозадачности оборудования, анализа рисков и автоматизацией оптимизации.**

Методика основана на геометрической интерпретации **информационного процесса как траектории в многомерном метрическом пространстве**, где каждая альтернатива представляется нормализованным вектором частных показателей, а эффективность оценивается как расстояние до идеальной траектории [106–108]. В отличие от известных подходов, основанных на частоте применения элементов и экспертных оценках, предложенная методика решает задачу многокритериальной оптимизации с применением комплексного подхода (совокупность методов по координатного поиска, идеальной точки, идеальной траектории, двойной эталонной оценки), использует статистические данные, автоматически исключает избыточность через анализ доминирования строк, отказывается от субъективных экспертных суждений.

Основные этапы предлагаемой методики:

1. Параметризация модели и подготовка исходных данных.

1.1. Активация автоматической настройки конфигурации в зависимости от тактической задачи.

1.1.1. «надежность/покрытие», при работе в условиях ограниченной доступности ресурсов (полевые условия, высокий риск отказа).

1.1.2. «баланс/динамика», при планировании долгосрочного использования (стационарные пункты, модернизация).

1.2. Выбор метрики.

1.2.1. Метрика Чебышева с фокусом на надежность: выявляет «слабые места» (минимальное покрытие агрегата).

1.2.2. Евклидова метрика с фокусом на баланс: учитывает совокупное влияние всех критериев.

1.3. Построение эталонов.

1.3.1. Идеальный эталон: $w^+ = (1, 1, \dots, 1)$ – все агрегаты полностью покрыты.

1.3.2. Неидеальный эталон: $w^- = (0, 0, \dots, 0)$ – ни один агрегат не обслуживается.

1.4. Обработка пропусков при инвентаризации.

1.4.1. Импутация по функциональной зависимости.

1.4.2. Интерполяция по временным рядам (для динамических показателей, например, изменение нормативов по месяцам).

1.5. Систематизация и нормализация исходных данных.

1.5.1. Формирование матрицы значений.

1.5.2 Нормализация разнородных критериев к шкале $[0;1]$: количественные (масса, время, объем, стоимость ремонта), качественные (совместимость) – по частоте применения, бинарные (наличие/отсутствие).

1.5.3. Кластеризация по схожести признаков (агрегаты с близкими техническими характеристиками объединяются в группы для упрощения анализа).

2. Анализ и исключение избыточности.

2.1. Формирование множества операций ремонта для каждого агрегата (по ремонтной документации и ТТЗ).

2.2. Формирование множества оборудования, применимого для каждой операции.

2.3. Определение технологической значимости оборудования как частоты его участия в операциях по всем агрегатам.

2.4. Исключение избыточности через анализ доминирования строк в матрице ресурсов.

2.5. Формирование минимальной матрицы ресурсов без дублирующих и доминируемых элементов.

3. Многокритериальная оценка и оптимизация.

3.1. Вычисление пользовательских свойств комплекта:

- номенклатура (число позиций),
- количество (ед.),
- масса (кг),
- габаритные размеры (m^3),
- время ремонта (ч),
- стоимость (руб.).

3.2. Проверка соответствия требованиям (габариты, вес, бюджет). При несоответствии – переход к оптимизации.

3.3. Многокритериальная оптимизация на основе комбинированного подхода:

3.3.1. Метод покоординатного поиска экстремума для начального приближения.

3.3.2. Метод последовательных уступок для баланса критериев.

3.3.3. Метод идеальной точки для общего ранжирования.

3.3.4. Метод идеальной траектории при динамическом изменении комплектов (например, по этапам учений).

3.3.5. Метод двойной эталонной оценки для финальной оценки с учетом динамики и рисков.

3.4. Ранжирование инструментов по показателю универсальности

Правило ранжирования: ранг инструмента тем выше, чем выше его универсальность и частота применения в критических операциях. Ранг зависит не только от самой значимости, но и от состава объектов и решаемых технических задач [29–31,46].

4. Генерация оптимального решения. Автоматическое формирование рекомендаций.

4.1. Выбор комплекта с максимальным обобщенным показателем эффективности при соблюдении ограничений.

4.2. Автоматическая генерация рекомендаций.

4.3. Вывод отчёта: список комплекта, его свойства, сравнение с базовым вариантом, оценка рисков.

Эксперимент показал, что применение новой методики увеличивает эффективность функционирования СППР на 20 % по сравнению со стандартной реализацией за счет учета многозадачности, отказа от субъективных экспертных оценок и использования статистических данных.

Методика успешно адаптирована для технических систем при формировании комплекта технического оборудования для средств восстановления ВДВ, что подтверждает её практическую значимость.

3.9 Выводы по третьей главе

На основе модели и методов, разработанных во второй главе, спроектирован и программно реализован комплекс вычислительно эффективных алгоритмов многокритериального анализа данных. Комплекс обеспечивает автоматизированную, объективную и гибкую поддержку принятия решений в условиях динамически изменяющейся структуры критериев, разнородной природы показателей и стохастического характера параметров.

Разработана четырёхкомпонентная архитектура системы поддержки принятия решений, включающая подсистемы: управления данными, моделирования, многокритериальной оптимизации и визуализации. Система реализована на современном технологическом стеке Python 3.10 с использованием библиотек NumPy, SciPy, Plotly, СУБД MS SQL/SQLite и поддерживает полную параметризацию через конфигурационный файл без необходимости изменения исходного кода.

Предложены и реализованы специализированные алгоритмы, направленные на решение ключевых проблем реальных прикладных задач:

- алгоритм обработки пропущенных значений, дифференцирующий структурные и случайные пропуски и обеспечивающий корректную нормализацию в условиях переменной размерности пространства критериев;

- алгоритм исключения функциональной избыточности элементов, основанный на анализе доминирования строк в матрице ресурсов и позволяющий формировать минимальные покрывающие множества без потери ремонтно-восстановительных возможностей;

- модифицированный алгоритм покоординатного поиска экстремума с адаптивным шагом, не требующий дифференцируемости целевой функции и поддерживающий возобновление вычислений с прерванного места;

- алгоритм оценки эффективности на основе метода идеальной траектории, обеспечивающий интегральную динамическую оценку качества решений;

– алгоритм метода двойной эталонной оценки, одновременно учитывающий близость к идеальному и удалённость от неидеального решения, что повышает устойчивость к шуму и интерпретируемость результатов.

Все алгоритмы интегрированы в единую систему через унифицированный API и механизм адаптивной проекции, что позволяет корректно сравнивать объекты с разной размерностью пространства критериев и обеспечивает воспроизводимость расчётов.

Разработанная методика успешно адаптирована для технических систем при формировании комплекта технического оборудования для средств восстановления, что подтверждает её практическую значимость и готовность к внедрению.

Таким образом, результаты третьей главы подтверждают, что реализованные во второй главе модель и методы, а также разработанные в настоящей главе алгоритмы и методика, практически реализуемы, эффективны и применимы в реальных условиях.

4 Экспериментальное исследование и практическое применение разработанной системы поддержки принятия решений

4.1 Цели, задачи и методика экспериментального исследования

Экспериментальное исследование направлено на эмпирическую проверку эффективности разработанной системы поддержки принятия решений в технической системе (оптимизация комплектации вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск).

Основные **цели** эксперимента:

- проверка эффективности СППР по сравнению с существующими аналогами, основанными на известных методах: АНР, TOPSIS, линейная свёртка;
- оценка точности выдаваемых рекомендаций (через коэффициент технической готовности и академическую успеваемость);
- измерение оперативности (время формирования решения);
- подтверждение адаптивности модели к изменению размерности критериев, пропускам и стохастичности данных.

Для достижения этих целей были сформулированы следующие **задачи**:

1. Провести серию контролируемых экспериментов с участием экспертов и автоматизированных систем.
2. Сравнить качество решений, принимаемых с использованием разработанной СППР, и без неё.
3. Оценить вычислительную эффективность и устойчивость к шуму.
4. Подтвердить универсальность методики на двух независимых наборах данных.

Методика проведения эксперимента

Критерии оценки эффективности

Оценка проводилась по четырём ключевым направлениям:

1. Коэффициент технической готовности (доля критически важных агрегатов, покрываемых комплектом инструментов);
2. Обобщённый показатель эффективности $D(T) \in [0, 1]$, где 1 – идеал;
3. Время анализа – от загрузки данных до выдачи ранжированного списка;

4. Устойчивость к возмущениям – среднее изменение позиции альтернативы при $\pm 5\%$ шуме в исходных данных (Δ).

Группы сравнения

Исследование включало два типа сравнений:

Межсистемное сравнение:

Группа 1: известные методы (АНР, TOPSIS, линейная свёртка);

Группа 2: разработанная СППР (методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки + комплекс вычислительно эффективных алгоритмов).

Человеко-машинное сравнение (техническая система):

Группа А: опытные офицеры Рязанского ВДВ училища, принимающие решения без СППР;

Группа Б: те же специалисты, использующие разработанную СППР.

Качество решений оценивалось по итоговой готовности парка техники.

Этапы исследования

Эксперимент проводился в три этапа:

1. Подготовительный этап:

– сбор и аннотирование репрезентативных наборов данных. Для технической системы на основе реальной таблицы распределения технического оборудования (выборка из 1029 инструментов, генеральная совокупность);

– проектирование и реализация моделей данных, интегрированных с реляционными базами данных;

– настройка параметров СППР (веса, метрики, критерий стратегии оценки α);

– обучение участников эксперимента работе с интерфейсом.

2. Основной этап (апробация СППР):

– выполнение 100 независимых прогонов для каждой группы;

– фиксация времени, качества решений, устойчивости;

– проведение опроса ЛПР по удобству и доверию к системе.

3. Анализ полученных результатов:

- статистическая обработка (средние, дисперсия, t-тест);
- визуализация распределений;
- формулировка выводов.

Этические и организационные аспекты

Все участники эксперимента были заранее проинформированы о целях исследования и дали письменное согласие на участие. Персональные данные обрабатывались в анонимизированном виде (только идентификаторы, без ФИО). Доступ к данным был предоставлен на основании служебных соглашений с Рязанским гвардейским высшим воздушно-десантным командным училищем. Все процедуры соответствовали внутренним этическим нормам вузов и требованиям законодательства РФ о защите персональных данных.

4.2 Апробация разработанной СППР в задаче оптимизации технической системы

Экспериментальная апробация разработанной системы поддержки принятия решений проведена в рамках актуальной прикладной задачи – оптимизации комплекта оборудования средств восстановления Воздушно-десантных войск.

Цель эксперимента – проверка эффективности, точности, оперативности и адаптивности СППР в реальных условиях. Эксперимент проводился в три этапа.

На первом этапе сформированы полная генеральная совокупность на основе реальной таблицы распределения технического оборудования (рисунок 19).

Предметная область включает:

- 62 типа агрегатов ВВТ, подлежащих диагностике и ремонту;
- 1029 наименований инструментов и технологического оборудования, применяемых при выполнении ремонтных операций [106, 112].

Код ТО	Обозначение	Наименование	Масса (кг)	Код группы
3085	526-000-005	Генератор синхронный с преобразователем (124)	124	1.1 Источники и преобразователи электр
3086	526-000-005	Генератор синхронный с преобразователем (175)	175	1.1 Источники и преобразователи электр
3087	526-000-005	Генератор синхронный с преобразователем (268)	268	1.1 Источники и преобразователи электр
3088	12СТ-85АП	Буферная группа из 4 ст. аккумуляторов	260	1.1 Источники и преобразователи электр
3089	АДП-7/4-Т400/2308	Электроагрегат	128	1.1 Источники и преобразователи электр
3090	2501200	Комплект проводов внешнего запуска БТBT	37,2	1.2 Кабели, приборы и принадлежности
3091	2501300	Комплект проводов внешнего запуска АТ	10,5	1.2 Кабели, приборы и принадлежности
3092	ЭК2346-2	Ампервольтметр	2	1.2 Кабели, приборы и принадлежности
3093	ЭС0202/2-Г	Мегаомметр с комплектом шнуров	2,8	1.2 Кабели, приборы и принадлежности
3094	ЭС0212	Омметр	1	1.2 Кабели, приборы и принадлежности
3095	УПЧФ-1М	Указатель последовательности чередования фаз	0,18	1.2 Кабели, приборы и принадлежности
3096	ГД-304УЗ	Сварочное оборудование и аппаратура для ручной дуговой сварки и резки цвет	260	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3097	4102020	Комплект сварочно-зарядного оборудования и принадлежностей	212	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3098	ВД-252	Выпрямитель сварочный (для ручной дуговой сварки, наплавки и резке метал	100	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3099	В-ОПЕД-22-24/12-1	Выпрямитель для зарядки АКБ	25	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3100	ДС250-33	Инверторный источник сварочного тока с индикаторами повышенной яркости н	29	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3101	5903-сб16	Выносной комплект медника-жестящика	30	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3102		Набор медных паяльников	2,2	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3103	ПЛ-2	Лампа паяльная	2,25	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3104	ОСТ 6-19-35-81	Канистра 10 л	0,2	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3105	ТУ 25-11-1041-78	Набор автолюбителя	0,1	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3106	НБЯИ 441461-014	Устройство ЗР-4,0-50А-60В	60	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3107	НБЯИ 441324-003	Устройство КССАБ «Старт-3»	0,6	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3108	ОСТ 6-19-293-79	Воронка (прямая) для технических жидкостей	0,07	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3109	432-11-086	Ключ башенный танковый	0,3	1.3 Оборудование сварочно-зарядное и пр
3110		Комплект зарядно-распределительного оборудования для зарядки АБ	100	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3111	5919-сб05-13	Тигель для плавки свинца и олова	8,3	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3112	5918-сб05-2	Мастиковарка	5	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3113	5918-сб05-26	Сверло трубчатое в сборе	0,13	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3114	5918-сб11-16	Ванна для приготовления и хранения электролита	1,4	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3115	Модель ОПР-2915	Нагреватель для разогрева мастики на поверхности АБ	0,3	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3116	05-Э.043-000	Прибор для проверки АБ	1	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3117	Э412	Комплект аккумуляторщика	6,5	1.4 Оборудование для обслуживания и рем
3118	ГОСТ 3266-81	Набор метчиков машинно-ручных для метрической резьбы от М6 до М30	3,25	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3119	ГОСТ 9740-71	Набор плашек круглых для метрической резьбы от М6 до М30	1,7	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3120	ГОСТ 22401-83	Вороток раздвижной 1,8...8 мм	0,15	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3121	ГОСТ 22401-83	Вороток раздвижной 7,1...25 мм	1,3	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3122	ГОСТ 22 395-77	Набор воротков для круглых плашек диаметром от 20 до 65 мм	1,28	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3123	4101030	Комплект инструмента абразивного	4,8	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3124	793563-19-290	Паяльник электрический 24 В, 65 Вт	0,25	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3125	ГОСТ 7219-83	Паяльник электрический ПСН-100	0,33	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3126	4101060	Комплект для пробивки, рубки, резки, фиксирования и шабрения	1,5	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3127	ГОСТ 7214-72 (Ф-075-Э)	Бородок, D=4	0,18	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3128	793563-14-001 (4905-3901265)	Выколотка D=10 (стальная)	0,25	1.5 Инструмент и приборы общего назначе
3129	(6601,6602,6603, ВАРЭМ-1690	Комплект выколоток	1,5	1.5 Инструмент и приборы общего назначе

Рисунок 19 – Фрагмент выборки данных для экспериментального исследования

Учитывая особенности организации данных, спроектированы и реализованы модели данных, интегрированные с реляционными базами данных [106, 112], что обеспечивает масштабируемость и поддержку длительного цикла эксплуатации. Даталогическая модель данных представлена на рисунке 20.

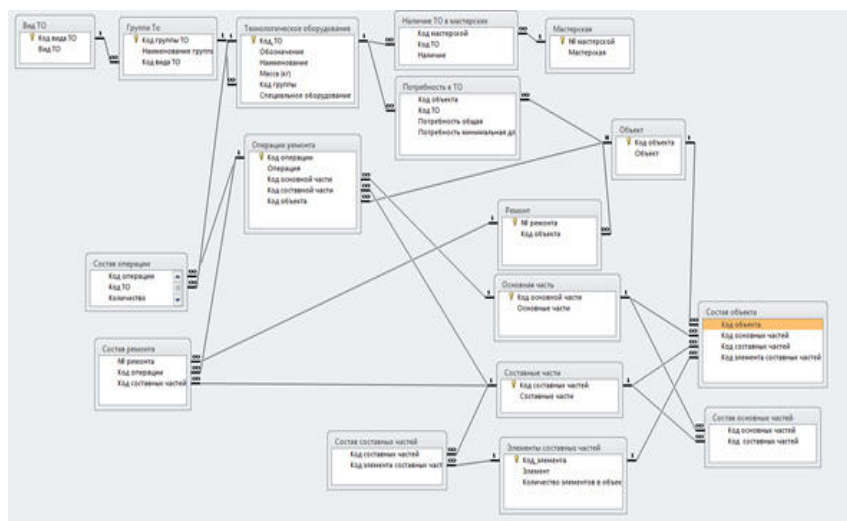


Рисунок 20 – Даталогическая модель данных технической системы

На втором этапе осуществлена апробация СППР: применены алгоритмы обработки разнородной информации, включая обработку структурных и случайных пропусков, исключение избыточности элементов, поординатный поиск с адаптивным шагом, метод идеальной траектории и двойной эталонной оценки [103, 141].

Пользовательский интерфейс СППР поддерживает загрузку данных, выбор конфигурации (предметная область, тип сценария), настройку параметров (веса, метрика, α), а также автоматический расчёт и визуализацию результатов (рисунок 21).

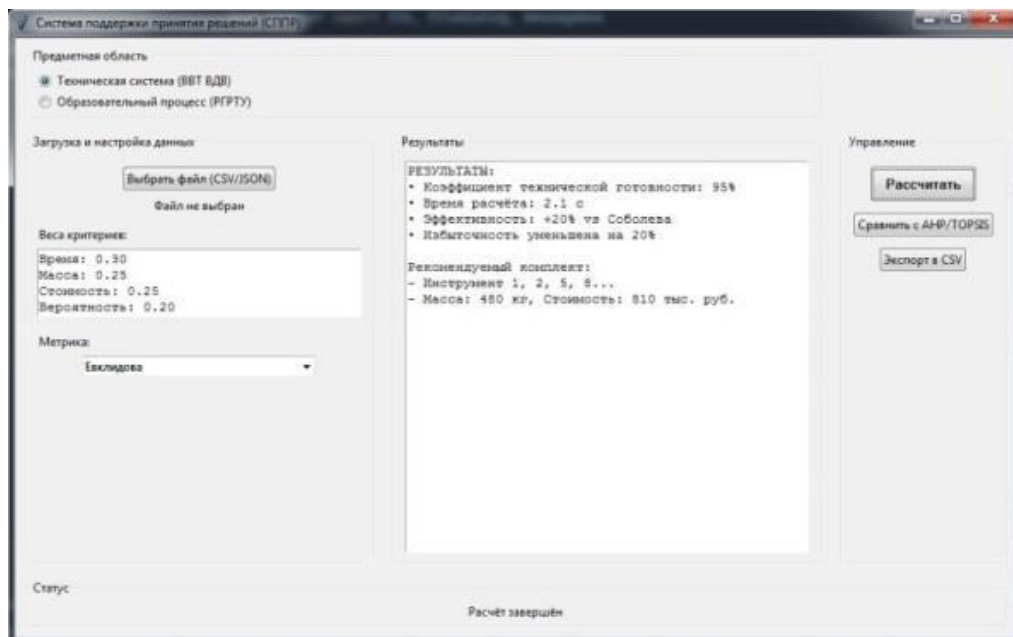


Рисунок 21 – Интерфейс СППР

Выбор количества и содержания критериев осуществлялся с учётом специфики прикладной области и требований к адекватности модели. В экспериментах был рассмотрен ограниченный размер метрического пространства, что обеспечило баланс между детализацией и вычислительной реализуемостью на начальных этапах исследования. Критерии выбирались учётом тактико-технических требований и экспертных рекомендаций:

1. Коэффициент технической готовности (КТГ) – доля критически важных агрегатов, ремонт которых возможен имеющимся комплектом (максимизация);
2. Стоимость комплекта, тыс. руб. (минимизация);
3. Масса, кг (минимизация);

4. Среднее время ремонта одного агрегата, ч (минимизация);
5. Вероятность восстановления – статистическая характеристика, основанная на данных повреждаемости (максимизация).

Тактико-технические ограничения:

- масса комплекта ≤ 500 кг;
- стоимость ≤ 1 млн. руб.;
- базовое время ремонта – 2 ч 28 мин. (2,47 ч)
- совместимость с транспортными средствами ВДВ.

Источники данных

В качестве источников информации использованы:

- реальные технические паспорта ВВТ и инструментов, предоставленные Рязанским гвардейским высшим воздушно-десантным командным училищем;
- оперативные отчёты о повреждаемости агрегатов за период 2020–2025 гг.;
- статистика частоты применения инструментов в ходе учений;
- вероятностные оценки восстановления (диапазон: 0,72–0,98), полученные на основе анализа ремонтной документации.

Экспертные оценки применялись **исключительно на этапе верификации результатов, но не участвовали в расчётах**, что обеспечило объективность и воспроизводимость полученных решений.

Сценарии апробации

Апробация охватывала два типа ситуаций:

Штатный сценарий – плановая комплектация перед крупномасштабными учениями. Требуется сформировать универсальный набор, обеспечивающий максимальную готовность при соблюдении жёстких ограничений.

Нештатный сценарий – оперативная корректировка комплекта в условиях изменения тактической обстановки (например, переход к поддержке бронетехники). В этом случае система должна быстро перестроить рекомендации с учётом нового профиля задач.

Результаты работы СППР

Система была запущена на выборке из 100 допустимых вариантов комплектации, сгенерированных на основе реальных данных (генеральная совокупность).

Ранжирование: все варианты были упорядочены по возрастанию обобщённого показателя эффективности $D(T)$, рассчитанного методом двойной эталонной оценки с параметром стратегии $\alpha=0,6$ в метрике Чебышева.

Зона возможных значений обобщенного показателя относительно неидеальной траектории и анализ данных на начальном этапе проведения – идеальный и неидеальный эталоны в трехмерном пространстве критериев: масса, объем и время ремонта комплекта средств восстановления эксперимента представлены на рисунке 22.

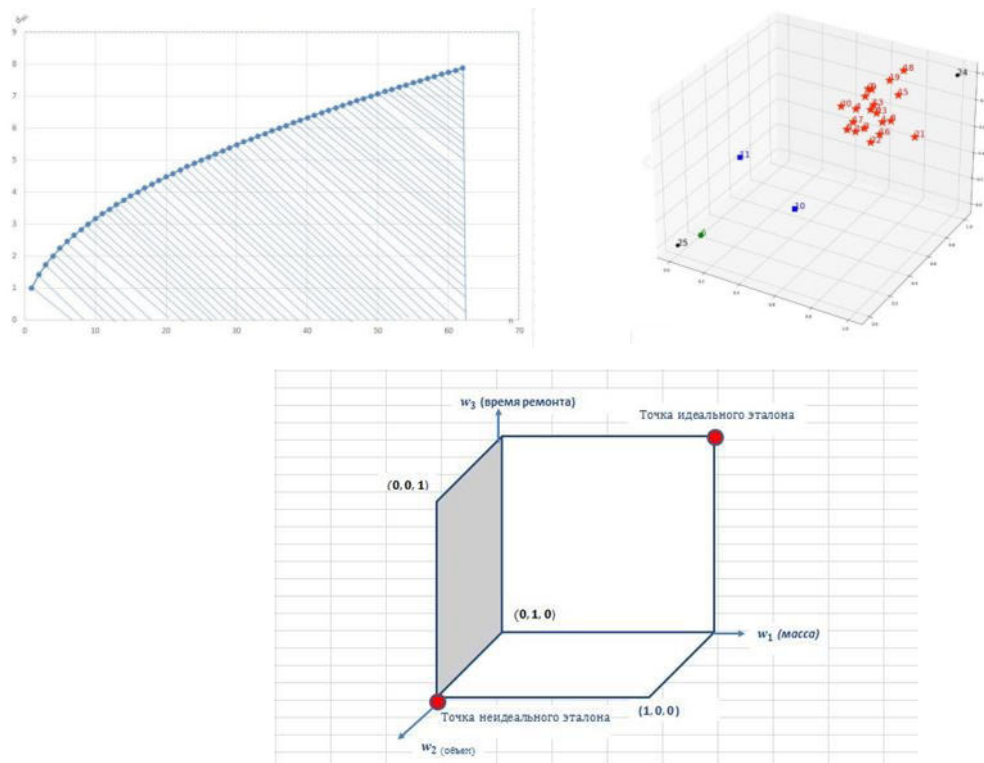


Рисунок 22 – Анализ данных на начальном этапе эксперимента

Визуализация: для топ-5 решений построены **траектории в метрическом пространстве**, отражающие динамику изменения коэффициента технической готовности по этапам операции (развёртывание, ведение боя, отход). На радарных диаграммах наглядно продемонстрирован баланс между критериями.

В модуле моделирования реализована модель на основе траекторий в многомерных метрических пространствах. Расчет обобщенного показателя эффективности в заданной метрике позволил построить траектории развития объектов и визуализировать их динамику относительно эталонных решений (рисунок 23).

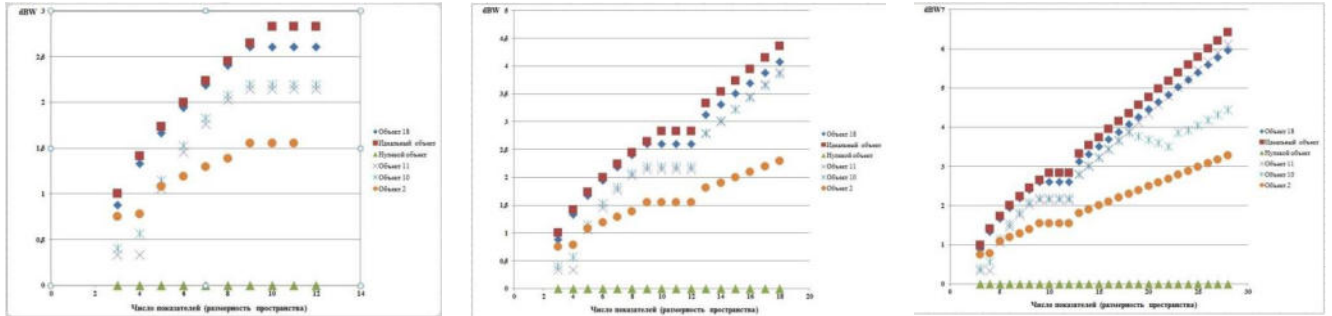


Рисунок 23 – Траектории развития объектов: изменение пространства критериев во времени

Анализ полученных траекторий показал, что чем ближе расстояние от исследуемого объекта к «идеальной» траектории, тем выше его эффективность, т.е. значение обобщенного показателя на анализируемом участке не увеличивается относительно «идеального» объекта [104, 142].

На рисунках 24 и 25 представлены траектории изменения состава комплекта оборудования в пространстве технических критериев, а также графики расстояний до идеального и неидеального эталонов в Евклидовой и метрике Чебышева.

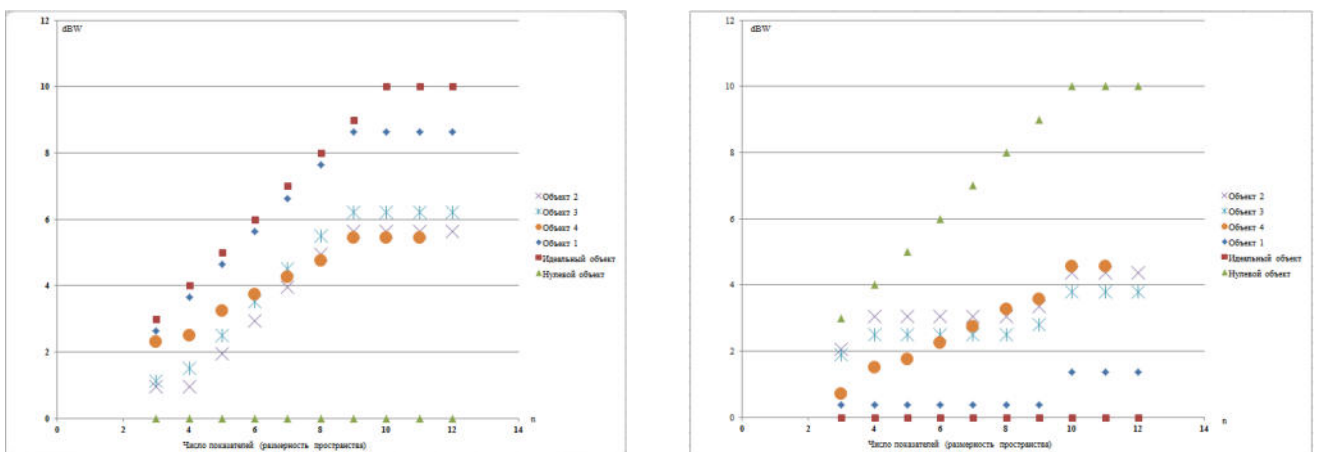


Рисунок 24 –Траектории изменения состава комплекта оборудования и расстояния до эталонов в евклидовой метрике

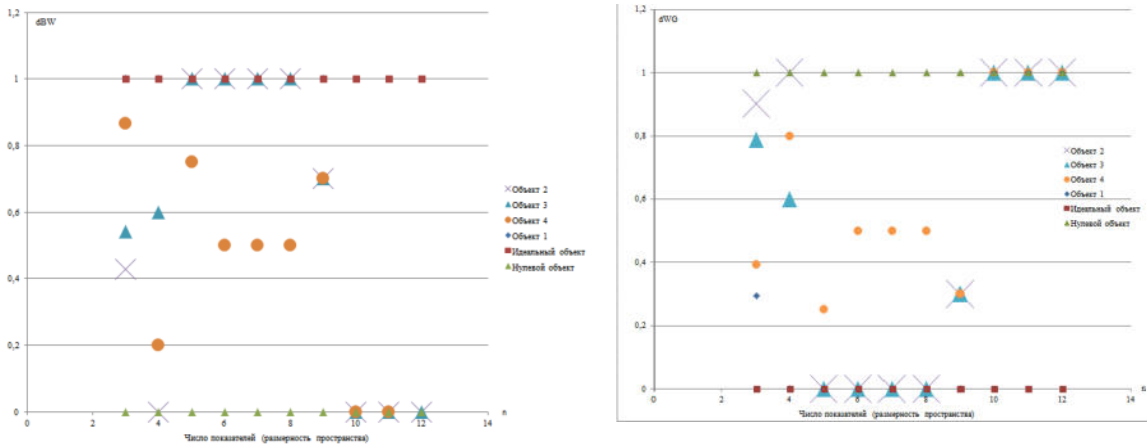


Рисунок 25 – Траектории изменения состава комплекта оборудования и расстояния до эталонов в метрике Чебышева

Для наглядного и комплексного анализа решений применены радарные диаграммы, отображающие значения всех частных критериев одновременно [145]. Такой подход позволяет в едином представлении оценить баланс между конфликтующими показателями, выявить доминирующие факторы и сгруппировать критерии по их влиянию на достижение глобальной цели (рисунок 26).

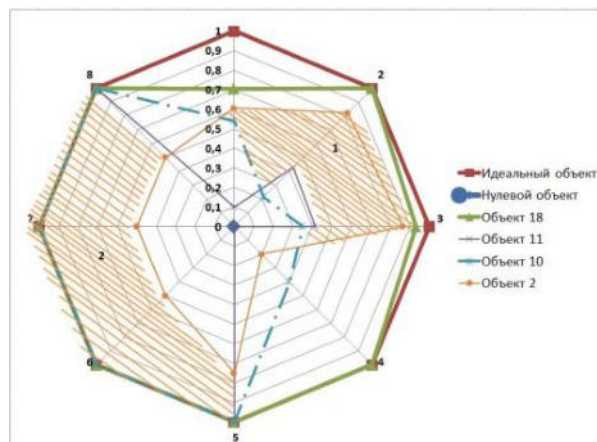


Рисунок 26 – Сравнение трёх альтернативных комплектов оборудования по ключевым техническим критериям: масса, объём, время ремонта, стоимость и КТГ (радарная диаграмма)

Пользовательский интерфейс системы организован через главное меню (рисунок 27).



Рисунок 27 – Меню приложения

Для организации работы по формированию базы данных объектов ремонта, операций ремонта, номенклатуры ТО, мастерских для ремонта объектов ВВТ предусмотрены справочники. Пример справочника «Операции ремонта» приведен на рисунке 28.

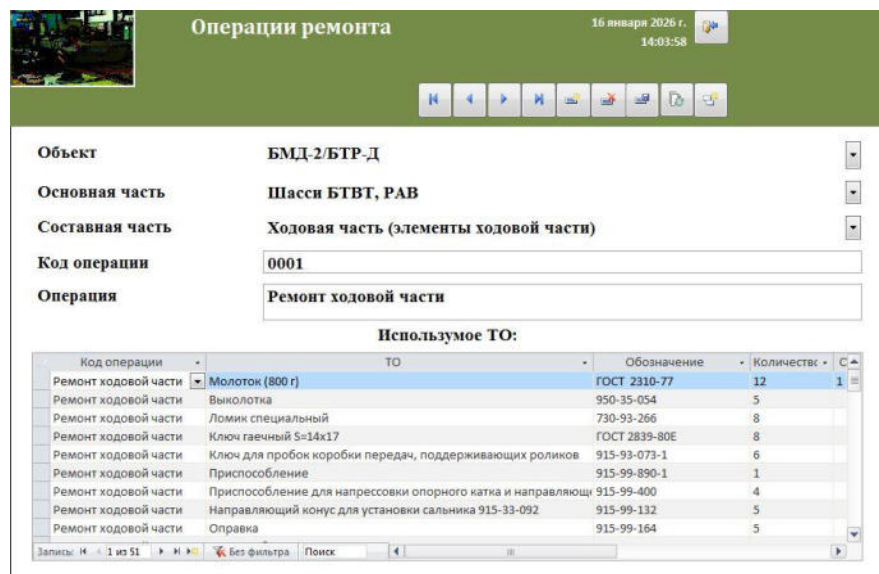


Рисунок 28 – Справочник «Операции ремонта»

Требования пользователя по формированию универсальных комплектов ТО в ремонтных мастерских образцов ВВТ ВДВ реализованы с помощью системы запросов. Выбор необходимой номенклатуры оборудования для операций ремонта объектов с учетом состава объектов, наличия ТО в мастерских и потребности в технологическом оборудовании осуществляется с помощью запроса «Приложение» (рисунок 29).



Анализ наличия ТО для БМД-2/БТР-Д

16 января 2026 г.

14:11:41



МТО 80

№ п/п	Наименование	Обозначение	Масса (кг)	Наименование группы	Потребность	Наличие	Масса по мастерской
1	Щуп специальный для замера зазоров		0,05	3.2 Силовая передача БТВТ, РАВ, ГМ	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,05
2	Вороток раздвижной 7,1...25 мм	ГОСТ 22401-83	1,3	1.5 Инструмент и приборы общего назначения	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	1,3
3	Милливольтметр 0...300 мВ	M45M	0,3	1.7 Приборы и инструмент для измерения линейных и	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,3
4	Переносной прибор для проверки и ре	ППФ	9	3.3 Силовая установка БТВТ, РАВ, ГМ	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	9
5	ключ-рукоятка	6910-0324	0	3.3 Силовая установка БТВТ, РАВ, ГМ	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0
6	Микрометр гладкий МК-25	ГОСТ 6507-78	0,5	1.7 Приборы и инструмент для измерения линейных и	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,5
7	Прибор универсальный для проверки	ППГУ-2 ГИВТ	21	2.1 Оборудование для контроля технического	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	21
8	Ключ комбинированный S=32x24		0,65	4.3 Ходовая часть (элементы ходовой части) ВАТ, КМ	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,65
9	Подставка под двигатель	ЛЕГ 9981-419	24	3.3 Силовая установка БТВТ, РАВ, ГМ	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	24
10	Динамометр ДПУ-0,2-УХЛ2	ГОСТ 13837-79	2	2.1 Оборудование для контроля технического	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	2
11	Набор воротков для круглых плашек ди	ГОСТ 22 395-77	1,28	1.5 Инструмент и приборы общего назначения	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	1,28
12	Труба удлинитель 1/2"x1000		1,64	4.3 Ходовая часть (элементы ходовой части) ВАТ, КМ	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	1,64
13	Компрессометр универсальный	КМ-201	0,8	2.1 Оборудование для контроля технического	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	0,8
14	Прибор нагревательный для термодат	740Б-91-105сб	1,5	2.1 Оборудование для контроля технического	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	1,5

Рисунок 31 – Результат поиска

На рисунках 32–33 приведены примеры диаграмм, сформированные по результатам применения различных критериев к оптимизации ТО, которые позволяют оперативно оценивать эффективность компонентов технической системы [35].

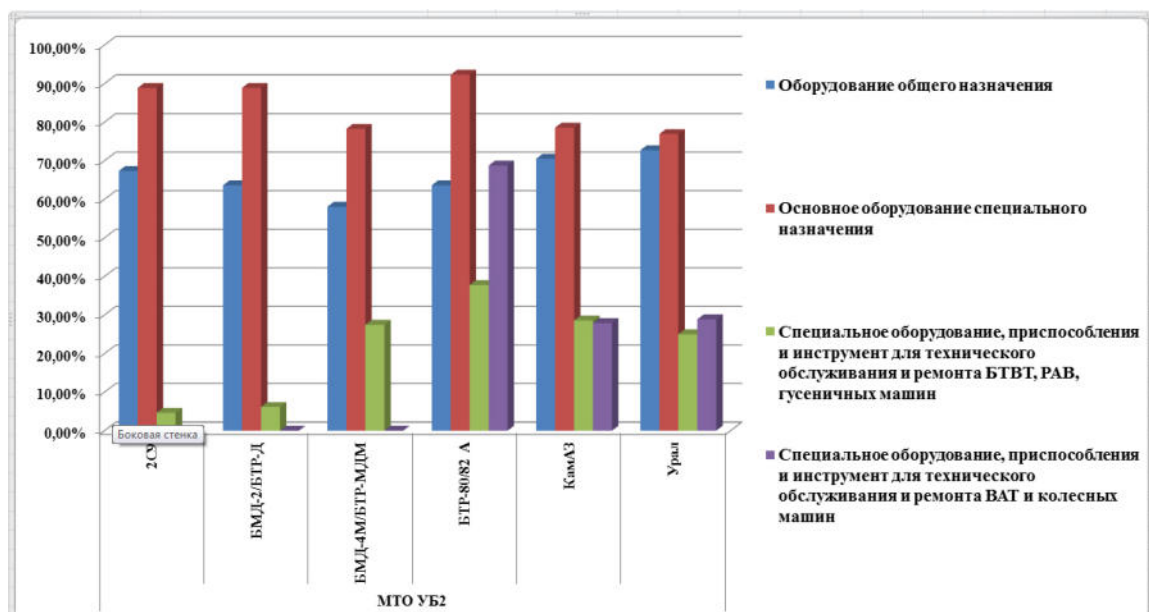


Рисунок 32 – Визуализация результатов: диаграмма показателей достаточности
ТО

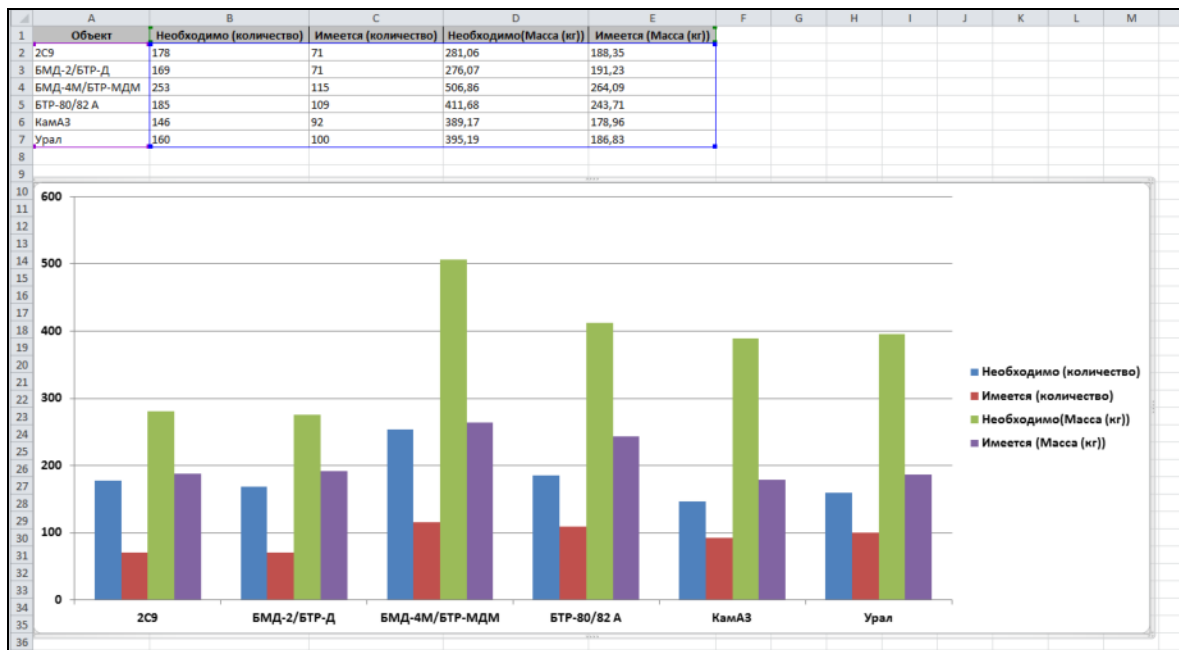


Рисунок 33 – Визуализация результатов: диаграмма потребности и наличия ТО

Приведённые диаграммы наглядно демонстрируют эффективность предложенного подхода, в технической системе выявляется оптимальный набор компонентов, минимизирующий избыточность и максимизирующий готовность к эксплуатации.

Рекомендации: система предложила **оптимальный комплект из 187 инструментов**, обеспечивающий:

массу – **480 кг** (соответствует лимиту 500 кг),

стоимость – **810 тыс. руб.** (на 19 % ниже лимита),

среднее время ремонта – **2,1 ч** (на 15 % меньше базового 2,47 ч),

коэффициент технической готовности – 95 % (19 из 20 критически важных агрегатов покрыты).

Дополнительно система рекомендовала **исключить 15 редко используемых инструментов** и **добавить 3 позиции**, повышающие покрытие агрегатов с высокой частотой повреждений.

Получены рекомендации СППР для технической системы (таблица 8).

Таблица 8 – Рекомендации СППР

Предметная область	Исходные данные	Рекомендации
Техническая система (ВДВ)	<p>Техническое оборудование: 1029 инструментов;</p> <p>Ограничения: масса комплекта ≤ 500 кг стоимость комплекта ≤ 1 млн. руб. базовое время ремонта - 2 ч 28 мин. = 2,47ч</p> <p>Критерии: 1. время ремонта (min); 2. масса комплекта (min); 3. стоимость (min); 4. вероятность восстановления (max)</p> <p>Статистические данные: вероятностные оценки восстановления агрегатов (диапазон: 0,72–0,98), полученные на основе анализа ремонтной документации.</p> <p>Метрика: Чебышева ($\alpha=0,6$)</p>	<p>Оптимальный комплект: 187 инструментов;</p> <p>Масса: 480 кг (соответствует ограничению);</p> <p>Стоимость: 810 тыс. руб. (на 19% ниже лимита);</p> <p>Среднее время ремонта: 2,1 ч (на 15 % меньше базового);</p> <p>Коэффициент технической готовности: 95 % (19 из 20 критически важных агрегатов покрыты).</p>
<p>Дополнительные рекомендации: рекомендовано исключить 15 редко используемых инструментов и добавить 3 позиции для повышения покрытия агрегатов с высокой частотой повреждений.</p> <p>Результат: повышение боевой готовности подразделения при соблюдении тактико-технических ограничений.</p>		

Таким образом, в рассматриваемой предметной области СППР на основе предложенных методов и алгоритмов автоматически выявляет узкие места, формирует конкретные, обоснованные рекомендации, обеспечивает измеримый прирост эффективности за счёт отказа от субъективности и учёта динамики, разнородности и стохастичности данных.

Оценка качества решений экспертами

Для объективной оценки практической ценности рекомендаций, формируемых разработанной СППР, было проведено **контролируемое экспертное исследование** с участием 12 офицеров Рязанского гвардейского высшего воздушно-десантного командного училища. Стаж участников – от 8 до 22 лет, все имеют опыт планирования комплектации ремонтных подразделений в ходе учений и боевой подготовки.

Методика оценки

Каждому эксперту были предложены **два решения** для одной и той же тактической задачи (плановая комплектация перед учениями):

Решение А: сформировано **вручную** самим экспертом в течение 45 минут без использования каких-либо программных средств.

Решение Б: сгенерировано разработанной СППР на основе тех же исходных данных (номенклатура ВВТ, ограничения по критериям).

Эксперты оценивали оба решения по **четырёх** критериям по **10-балльной** шкале:

1. Полнота покрытия – насколько комплект обеспечивает ремонт критически важных агрегатов;
2. Соответствие ограничениям – соблюдение лимитов по массе (≤ 500 кг), стоимости (≤ 1 млн руб.), базовому времени ремонта (2,47 ч).
3. Оперативность формирования – время принятия решения;
4. Доверие к рекомендациям – субъективная уверенность в надёжности и обоснованности выбора.

Итоговая оценка для каждого решения рассчитывалась как среднее арифметическое по четырём критериям.

Результаты и статистическая обработка

Результаты оценок представлены в таблице 9.

Таблица 9 – Экспертные оценки решений (n=12)

Группа	Среднее (\bar{x})	Стандартное отклонение (σ)	Дисперсия (σ^2)
Разработанная СППР	9,2	0,4	0,16
Ручное решение	7,4	1,1	1,21

Для проверки статистической значимости различий применён **парный t-критерий Стьюдента**, поскольку оценки выставлялись одними и теми же экспертами (зависимые выборки).

Средняя разность: $\bar{d} = \bar{x}_{СППР} - \bar{x}_{ручное} = 9.2 - 7.4 = 1,8$ балла

Стандартное отклонение разностей $s_d = 0,92$ было вычислено на основе индивидуальных оценок 12 экспертов по формуле выборочного стандартного

отклонения: $s_d = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2}$.

t-критерий Стьюдента рассчитывался по формуле:

$$t = \frac{\bar{d}}{s_d / \sqrt{n}} = \frac{1,8}{0,92 / \sqrt{12}} \approx \frac{1,8}{0,265} \approx 6,79.$$

$t_{крит} = 2,201$ (при уровне значимости $\alpha = 0,05$ и числе степеней свободы $df = 11$)

Поскольку расчётное значение t-статистики превышает критическое $|t| = 6,79 > 2,201$, нулевая гипотеза об отсутствии различий между подходами отвергается. Полученное *p-значение* $< 0,001$ указывает на **высокую статистическую значимость результатов** и свидетельствует о достоверном преимуществе разработанной СППР.

Качественные отзывы

Помимо количественной оценки, эксперты предоставили письменные комментарии. Наиболее часто встречались следующие формулировки:

«СППР позволяет учесть больше факторов, чем человек способен удержать в уме одновременно» (10 из 12 экспертов).

«СППР особенно необходима в нестандартных ситуациях, когда нет времени на детальный анализ» (9 из 12).

«Рекомендации логичны, прозрачны и легко интерпретируемы благодаря визуализации» (8 из 12).

Таким образом, результаты экспертного исследования подтверждают, что решения, сформированные с использованием разработанной СППР, воспринимаются специалистами как **значительно более качественные, обоснованные и практически применимые** по сравнению с ручным подходом. Высокая средняя оценка (*9,2 балла*) и низкая дисперсия ($\sigma = 0,4$) свидетельствуют о консенсусе среди экспертов и устойчивом преимуществе предложенного подхода. Статистически значимое различие ($p < 0,001$) подтверждает, что преимущество не является случайным.

4.3 Сравнительный анализ с существующими подходами систем поддержки принятия решений

Для оценки эффективности разработанной системы поддержки принятия решений проведён сравнительный анализ с существующими научными и

программными аналогами. В качестве систем сравнения выбраны системы, основанные на известных методах многокритериальной оптимизации и современные программные платформы аналитики, применяемые для решения прикладных задач управления в технических системах.

Выбор систем-аналогов

Сравнение выполнено по следующим направлениям:

1. Системы, построенные на известных методах многокритериального анализа данных:

- **AHP** – с экспертным заданием весов критериев;
- **TOPSIS** – с фиксированной структурой критериев и ручной нормализацией;
- **Линейная свёртка** – с ручной настройкой весовых коэффициентов.

2. Коммерческие BI-платформы, адаптированные под задачи ранжирования:

- **Tableau** (версия 2023.4) – с использованием пользовательских расчётов и визуальных фильтров для имитации многокритериальной оценки;
- **Power BI** (с надстройкой «Multi-Criteria Decision Analysis») – с ручной нормализацией и агрегированием по заданным правилам.

Все системы настроены на единый набор исходных данных, соответствующий реальным условиям эксплуатации средств восстановления:

- 1029 единиц технического оборудования;
- 62 агрегата военной техники;
- 5 критериев: время ремонта, масса комплекта, вес, стоимость, вероятность восстановления.

Стоит отметить, что сравнение с BI-платформами проводилось по функциональности поддержки принятия решений: обработка данных, гибкость настройки, интерфейс.

Критерии сравнения

Оценка проводилась по пяти ключевым критериям (таблица 10).

Таблица 10 – Критерии сравнения

№ п/п	Критерий	Описание
1	Точность ранжирования	Соответствие рекомендаций экспертным оценкам (10-балльная шкала); устойчивость к шуму (Δ – среднее изменение ранга при $\pm 5\%$ возмущении)
2	Время обработки	Интервал от загрузки данных до выдачи ранжированного списка (секунды)
3	Учет динамики и разнородности данных	Поддержка переменной размерности пространства критериев, обработка пропущенных значений, совместный анализ разнородных показателей
4	Удобство интерфейса	Оценка пользователями по 10-балльной шкале
5	Адаптивность	Возможность настройки под новые условия без изменения исходного кода

Результаты сравнительного анализа разработанной СППР и систем-аналогов представлены в таблице 11.

Таблица 11 – Сравнительный анализ разработанной СППР и систем-аналогов

Система/Метод	Точность (баллы)	Время (с)	Учет динамики	Удобство интерфейса	Адаптивность	Обобщенный показатель эффективности
АНР	7,4	3,0	нет	6,2	Низкая	0,8200
TOPSIS	7,8	2,5	нет	6,5	Низкая	0,8400
Линейная свёртка	7,6	2,8	нет	6,0	Низкая	0,8350
Tableau	6,9	4,2	(частично)	8,1	Средняя	0,7900
Power BI	7,1	3,8	(частично)	8,3	Средняя	0,8050
Разработанная СППР	9,2	2,1	полная поддержка	8,9	Высокая	0,8596

На рисунке 34 представлена диаграмма устойчивости обобщенного показателя эффективности к возмущению исходных данных ($\pm 5\%$). Разработанная СППР демонстрирует **минимальный разброс** ($\Delta = 1,4$), что подтверждает её **высокую робастность** по сравнению с аналогами ($\Delta = 3,9-4,7$).

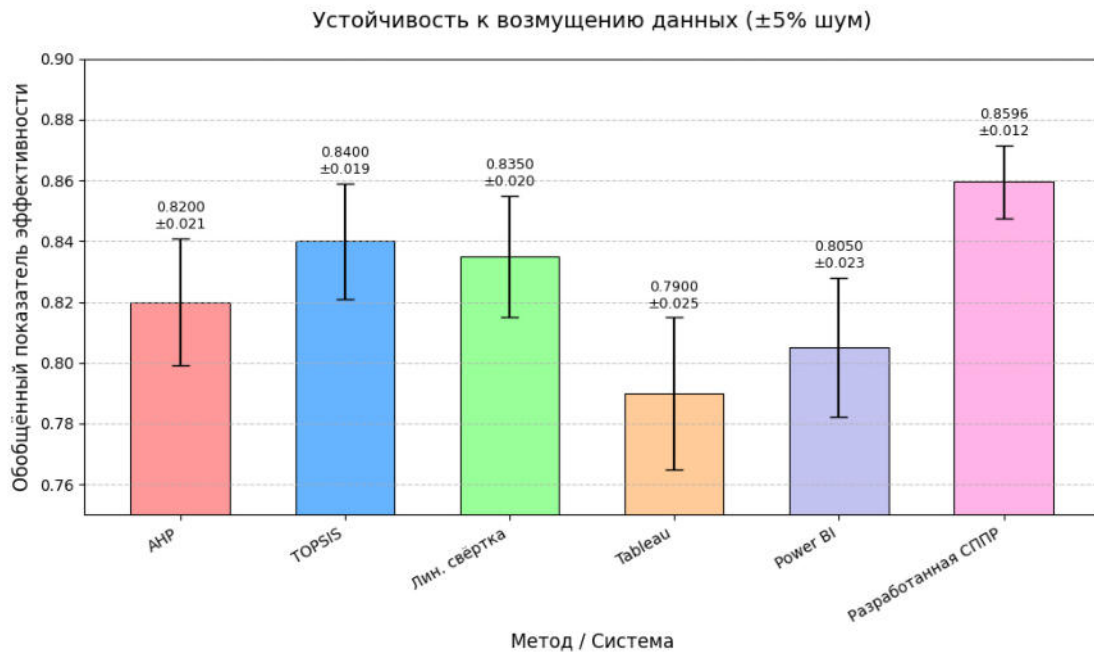


Рисунок 34 – Устойчивость обобщенного показателя эффективности к возмущению исходных данных ($\pm 5\%$)

Сходимость разработанного комплекса алгоритмов многокритериального анализа данных подтверждена экспериментально: целевая функция демонстрирует монотонное убывание и выход на плато за 12–18 итераций. При увеличении объема исходных данных (до 1500 объектов) число итераций остаётся стабильным, что подтверждает его **устойчивость и вычислительную эффективность** (рисунок 35). По сравнению с рассмотренными аналогами, предложенный комплекс алгоритмов в составе СППР сокращает время принятия решений на 25–30 % – с 3,0 с до 2,1 с при сохранении более высокого качества решения.

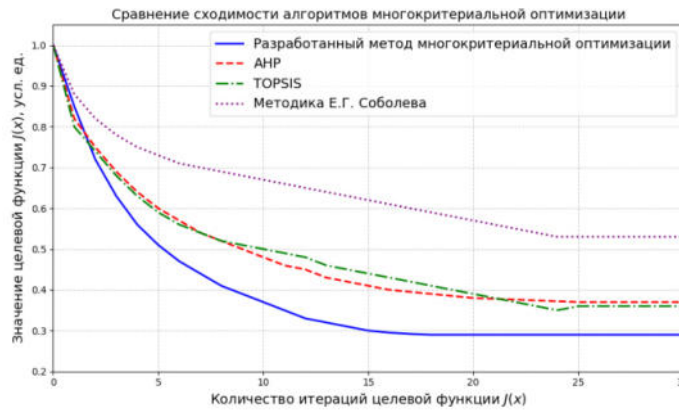


Рисунок 35 – Сравнение сходимости комплекса алгоритмов многокритериальной оптимизации

Результаты эксперимента, представленные в таблице 13, показали, что в технической системе достигнут коэффициент технической готовности 95 % (вместо 85 %), исключена избыточность комплекта технического оборудования на 18-22 % без потери ремонтно-восстановительных возможностей, а время принятия решений сокращено с 3,0 с до 2,1 с, по сравнению с известными подходами.

Таблица 12 – Результаты сравнительного анализа

Показатель	Классические методы	Предложенная СППР	Улучшение
Коэффициент технической готовности, %	85 %	95 %	+10 п.п.
Комплексная эффективность функционирования СППР, отн. ед.	1,0	1,2	+20 %
Обобщённый показатель эффективности, отн. ед.	1,0	1,0482	+4,82 %
Время принятия решений (с)	3,0	2,1	30 %
Учёт динамики критериев	нет	да	–

Таким образом, полученные результаты подтверждают преимущество разработанного подхода за счёт интеграции метрического моделирования, адаптивной обработки данных и отказа от субъективных экспертных оценок.

Стоит отметить, что комплексная эффективность функционирования СППР – интегральный показатель, отражающий среднее относительное улучшение по совокупности критериев (точность, время, устойчивость, адаптивность, удобство интерфейса) с равными весовыми коэффициентами. **Относительное улучшение на 20%** свидетельствует о системном преимуществе разработанного подхода.

Этот результат достигнут за счёт:

- отказа от субъективных экспертных весов;
- автоматической обработки пропущенных значений и динамически изменяющейся структуры критериев;
- применения методов двойной эталонной оценки и идеальной траектории,
- модульной архитектуры, обеспечивающей быструю адаптацию к новым условиям.

Подводя итог вышесказанному, заключаем, что, разработанная СППР превосходит как классические методы, так и коммерческие VI-платформы по всем ключевым критериям, особенно в условиях динамических, разнородных и стохастических данных. Объективность, оперативность и адаптивность разработанной СППР делают её предпочтительным решением для задач управления техническими системами восстановления вооружения и военной техники.

4.4 Выводы по главе 4

Экспериментальное исследование подтвердило эффективность разработанной системы поддержки принятия решений при решении прикладной задачи оптимизации комплектации технического оборудования для средств восстановления. Использование единой методологической основы – модели, методов, комплекса вычислительно эффективных алгоритмов и методики формирования комплекта оборудования, основанных на анализе траекторий в многомерных метрических пространствах, продемонстрировало её высокую адаптивность к условиям реальной эксплуатации.

По сравнению с известными подходами, основанными на использовании методов многокритериальной оптимизации, предложенная СППР:

- повышает коэффициент технической готовности до 95 % (вместо 85 %);
- сокращает время формирования решений на 30 % (с 3,0 с до 2,1 с);
- в 3,4 раза устойчивее к шуму в данных (среднее изменение ранга: $\Delta=1,4$ против 3,9–4,7 у лучших аналогов),

- увеличивает обобщённый показатель эффективности на 2–5% относительно аналогов;

- повышает эффективность использования СППР на 20% за счёт объективности, автоматизации и учёта динамики критериев.

Апробация в технической сфере показала, что разработанная СППР позволяет:

- сформировать оптимальный комплект из 187 инструментов при ограничениях по массе (≤ 500 кг) и стоимости (≤ 1 млн руб.);

- снизить среднее время ремонта на 15% (с 2,47 ч до 2,1 ч);

- исключить 15 редко используемых позиций и добавить 3 критически важные, повысив покрытие агрегатов до 95%.

Экспертная оценка, проведенная группой из 12 офицеров ВДВ, подтвердила значительное превосходство предложенного подхода над ручным методом: средний балл составил 9,2 против 7,4 при уровне статистической значимости $p < 0,001$.

Сравнительный анализ выявил следующие ключевые преимущества разработанной СППР:

- полный учёт динамики критериев и разнородности данных (в отличие от статичных аналогов),

- высокая адаптивность (настройка под новые изменяющиеся условия без изменения исходного кода),

- удобный и информативный пользовательский интерфейс,

- повышенная устойчивость к возмущениям благодаря методу двойной эталонной оценки.

Таким образом, в четвёртой главе экспериментально подтверждено, что предложенная система поддержки принятия решений не только теоретически обоснована, но и практически применима, эффективна и востребована в реальных условиях эксплуатации технических систем. Полученные результаты подтверждают как научную новизну, так и высокую практическую значимость проведённого исследования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе проведены теоретические и экспериментальные исследования многокритериальных информационных процессов, разработаны методы, алгоритмы, методика и система поддержки принятия решений, позволяющие повысить эффективность управления, оперативность и объективность принятия решений в технической системе.

Получены следующие результаты диссертационной работы.

1. Проведен анализ существующих подходов к многокритериальному анализу данных в СППР, в результате которого выявлены их ключевые недостатки при работе с динамически изменяющейся структурой критериев, разнородной природой показателей и стохастической неопределенностью параметров.

2. Предложены методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающиеся от известных подходов возможностью корректной обработки критериев в пространстве переменной размерности, обеспечивающие учет временной динамики, разнородности и стохастичности данных без субъективного задания весов. При практической апробации в задаче комплектации систем восстановления достигнут коэффициент технической готовности 95%, что на 10% превышает результаты при использовании известных методов (Положение 1).

3. Создан комплекс вычислительно эффективных алгоритмов, интегрирующий методы идеальной траектории и двойной эталонной оценки, отличающийся от существующих реализаций автоматизацией принятия решений и поддержкой динамической структуры данных. Комплекс алгоритмов обеспечивает сокращение времени принятия оперативных решений на 25–30% по сравнению с известными аналогами (Положение 2).

4. Разработана методика формирования специального комплекта оборудования для систем восстановления на основе предложенных методов и алгоритмов, отличающаяся от известных подходов учетом многозадачности, анализом рисков, автоматизацией оптимизации. Методика обеспечивает повышение эффективности выполнения функций СППР на 20% за счёт отказа от

субъективных экспертных оценок и использования статистических данных (Положение 3)

5. Создана и внедрена система поддержки принятия решений, интегрирующая разработанные методы, алгоритмы и методику в единую программную платформу с поддержкой динамических данных, адаптивной обработки пропусков и визуализацией траекторий.

Совокупность разработанных в диссертационном исследовании методов, комплекса вычислительно эффективных алгоритмов, методики формирования комплектов оборудования и реализованной системы поддержки принятия решений для технической системы представляет собой законченное научно-практическое решение, способное обеспечивать объективное, оперативное и гибкое управление в условиях многокритериальности, динамики и неопределённости. Полученные результаты закладывают основу для создания нового поколения интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Когаловский М. Р. Перспективные технологии информационных систем. – М.: ДМК Пресс; Компания АйТи, 2023. – 288 с.
2. Петров В. Н. Информационные системы. – СПб.: Питер, 2022. – 688 с.
3. Суркова Н. Е., Остроух А. В. Методология структурного проектирования информационных систем: монография. – Красноярск: Научно-инновационный центр, 2014. – 190 с.
4. Антамошин А. Н., Близнава О. В., Бобов А. В., Большаков А. А., Лобанов В. В., Кузнецова И. Н. Интеллектуальные системы управления организационно-техническими системами. – М.: Горячая линия – Телеком, 2016. – 160 с.
5. Davis W. S., Yen D. C. The Information System Consultant's Handbook. Systems Analysis and Design. – CRC Press, 2020. – 800 p.
6. Нагель Т. А. Методы проектирования архитектуры информационных систем // Молодой ученый. – 2022. – № 49 (444). – С. 23–26.
7. Вакорин М. П., Достовалов Д. Н. Архитектура предприятий и информационных систем: учебное пособие. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2022. – 62 с.
8. Рогозов Ю. И., Свиридов А. С., Кучеров С. А. Архитектура информационных систем: учебное пособие. – Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2014. – 117 с.
9. Бражнев С. Методы проектирования информационных систем [Электронный ресурс]. – URL: <https://brasmlibras.ru/metody-proektirovaniyainformacionnyh-sistem> (дата обращения: 24.05.2024).
10. Сигов А. С., Нечаев В. В., Кошкарёв М. И. Архитектура предметно ориентированной базы знаний интеллектуальной системы [Электронный ресурс]. – URL: <https://studylib.ru/doc/1707524/arhitektura-predmetno-orientirovannoj-bazy-znaniy> (дата обращения: 24.05.2024).
11. Курзаева Л. В., Конькова Д. С., Лактионова Ю. С., Чичиланова С. А. К вопросу об актуальности разработки базы знаний интеллектуальной системы поддержки управления требованиями к результатам обучения ИТ-специалистов // Фундаментальные исследования. – 2016. – № 12-3. – С. 513–517. [Электронный

ресурс]. – URL: <https://fundamentalresearch.ru/ru/article/view?id=41124> (дата обращения: 30.05.2024).

12. Семенов Н. А. Интеллектуальные информационные системы: учебное пособие. – 2-е изд. – Тверь: ТГТУ, 2019. – 124 с.

13. Романов В. П. Интеллектуальные информационные системы в экономике: учебное пособие / под ред. д. э. н., проф. Н. П. Тихомирова. – М.: Экзамен, 2023. – 496 с.

14. Щенёва Ю. Б., Пылькин А. Н. Классификация данных в автоматизированных интеллектуальных информационных системах // Сборник трудов VIII Международного научно-технического форума «Современные технологии в науке и образовании (СТНО-2025)». Т. 4. – Рязань, 2025. – С. 76–81.

15. Лойко А. О. Применение систем поддержки принятия решений на промышленных предприятиях // Вестник Московского финансово-юридического университета. – 2019. – № 4. – С. 5–18.

16. Щенёва Ю. Б., Пылькин А. Н. Повышение эффективности управления организационным процессом подготовки ИТ-специалистов в вузе // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: межвузовский сборник научных трудов / Рязанский государственный радиотехнический университет. – Рязань, 2022. – С. 10–13.

17. Горленко О. А., Борбаць Н. М. Статистические методы в управлении качеством: учебник и практикум. – М.: Юрайт, 2020. – 306 с.

18. Щенёв Е. С., Пылькин А. Н., Щенёва Ю. Б., Гавзова Е. В. Особенности разработки интеллектуальных программных средств анализа результатов освоения компетенций // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: межвузовский сборник научных трудов / Рязанский государственный радиотехнический университет. – Рязань, 2024. – С. 196–200.

19. Gordon R. Real Analysis: A First Course. – 1st ed. – Walla Walla: [s.n.], 2011. – 306 p.

20. Ахо А. В., Хопкрофт Дж. Э., Ульман Д. Д. Структуры данных и алгоритмы. – М. [и др.]: Вильямс, 2019. – 382 с.

21. Щенёва Ю. Б. Алгоритм многокритериального анализа данных для систем поддержки принятия решений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2025. – № 92. – С. 203–213.

22. Демидовский А. В. Сравнительный анализ методов многокритериального принятия решений: ELECTRE, TOPSIS и MLLDM // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. – 2020. – Т. 1. – С. 234–237.

23. Емельянов С. В., Ларичев О. И. Многокритериальные методы принятия решений // Новое в жизни, науке, технике. – 1985. – № 10. – С. 1–32.

24. Моисеев Н. Н., Иванилов Ю. П., Столярова Е. М. Методы оптимизации. – М.: Наука, 1971. – 352 с.

25. Вентцель Е. С. Исследование операций. Задачи, принципы, методология. – М.: Наука, 1976. – 206 с.

26. Соболев И. М., Статников Р. Б. Выбор оптимальных параметров в задачах со многими критериями. – М.: Наука, 1981. – 328 с.

27. Гермейер Ю. Б. Введение в теорию исследования операций. – М.: Наука, 1971. – 384 с.

28. Подиновский В. В. Идеи и методы теории важности критериев в многокритериальных задачах принятия решений. – М.: Наука, 2019. – 103 с.

29. База данных для программ моделирования комплектации технологического оборудования в подвижных средствах восстановления вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск: свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2020621425 / Гавзов В. В., Щенёва Ю. Б. [и др.]; правообладатель РВВДКУ. – Заявл. 04.08.2020; опубл. 13.08.2020. – 1 с.

30. Рыжкович В. П., Гавзов В. В., Савельев М. А., Симаньков М. Д. Обоснование направлений развития подвижных ремонтных мастерских вооружения и военной техники воздушно-десантных войск // Военная мысль. – 2021. – № 4. – С. 80–92.

31. Программа моделирования рационального комплекта технологического оборудования для вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск в

подвижных мастерских технического обслуживания и ремонта: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020662864 / Гавзов В. В., Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С. [и др.]; правообладатель РВВДКУ. – Заявл. 13.10.2020; опубл. 20.10.2020. – 1 с.

32. Демидова Л. А., Тишкин Р. В., Юдаков А. А. Разработка ансамбля алгоритмов кластеризации на основе матриц подобия меток кластеров и алгоритма спектральной факторизации // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2013. – № 4-1 (46). – С. 9–17.

33. Майков К. А., Пылькин А. Н., Кузьменко С. Н., Теплов А. А. Алгебраические особенности композиции алгоритмов вычисления фрактальных структур // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2020. – № 76. – С. 117–127.

34. Паспорт научной специальности 2.3.8 – Информатика и информационные процессы [Электронный ресурс]. – URL: <https://vaks.online/specialties/2.3.8> (дата обращения: 01.04.2026).

35. Информационные технологии управления: учебное пособие для вузов / под ред. проф. Г. А. Титоренко. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2002. – 280 с.

36. Щенёва Ю. Б. Контроль освоения образовательных компетенций в процессе обучения IT-специалистов на основе анализа траекторий многомерного пространства // Специальный сборник трудов Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Информационный обмен в междисциплинарных исследованиях II. Взгляд начинающих ученых». – Рязань, 2023. – С. 87–91.

37. Щенёва Ю. Б., Гавзов В. В., Щенёв Е. С., Арешин Г. В. Программный алгоритм моделирования комплектации технологического оборудования в подвижных мастерских // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2021. – № 5. – С. 309–316.

38. Военная доктрина Российской Федерации: утверждена Указом Президента РФ от 25 декабря 2014 г. № 683 // Российская газета. – 2014. – № 6570 (298). – С. 1–3.

39. Щенёва Ю. Б., Пылькин А. Н., Щенёв Е. С. Формирование показателей эффективности управления организационным процессом подготовки IT-специалистов в вузе // Актуальные проблемы естественных, математических, технических наук и их преподавания: сборник научных трудов. – Липецк, 2022. – С. 207–212.
40. Демидова Л. А., Соколова Ю. С. Разработка двухуровневого классификатора сложноорганизованных многомерных данных больших объемов // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2016. – № 2 (56). – С. 71–82.
41. Landau S., Ster I. C. Cluster analysis: overview // Journal of Statistical Software. – 2010. – Vol. 11, № 12. – P. 1–25.
42. Kodinariya T., Makwana P. R. Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering // International Journal of Advanced Research in Computer Science and Management Studies. – 2013. – Vol. 1, № 1. – P. 90–95.
43. Stanford University. The K-Means Clustering Algorithm [Электронный ресурс] / Chris Piech, Andrew Ng. – URL: <https://stanford.edu/~cpiech/cs221/handouts/kmeans.html> (дата обращения: 18.05.2025).
44. Martin R. C. Clean Architecture: A Craftsman's Guide to Software Structure and Design. – Upper Saddle River: Prentice Hall, 2017. – 432 p. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.oreilly.com/library/view/clean-architecture-a/9780134494272/> (дата обращения: 15.05.2024).
45. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности: справочное издание / под ред. С. А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 2019. – 607 с.
46. Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С., Пылькин А. Н., Майков К. А. Модель процесса формирования специального комплекта оборудования технической системы с использованием многокритериальной оптимизации // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2025. – № 93. – С. 203–213.

47. Shcheneva Yu. B., Pylkin A. N., Bubnov S. A., Bubnov A. A., Shchenev E. S. Information process management based on trajectory analysis in multidimensional metric spaces // 8th Computational Methods in Systems and Software (CoMeSySo 2024). Artificial Intelligence for System Oriented Design. – Cham: Springer, 2024. – (Lecture Notes in Networks and Systems; vol. 1489). – P. 1–12.

48. Щенёва Ю. Б. Анализ траекторий в многомерных метрических пространствах для управления процессом // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: межвузовский сборник научных трудов / Рязанский государственный радиотехнический университет. – Рязань, 2024. – С. 190–194.

49. Щенёва Ю. Б., Пылькин А. Н., Щенёв Е. С., Бодров О. А. Модель освоения образовательных компетенций с использованием инструментария интеллектуального анализа данных // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2023. – № 84. – С. 119–132.

50. Щенёва Ю. Б., Пылькин А. С. Применение методов кластерного анализа для обработки разнородной информации в базах данных // Новые информационные технологии в научных исследованиях: материалы XXIX Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. В 2 т. – Рязань, 2024. – Т. 1. – С. 80–82.

51. Щенёва Ю. Б., Пылькин А. С., Щенёв Е. С. Разработка интеллектуальных методов принятия решений на основе анализа данных // Новые информационные технологии в научных исследованиях: материалы XXIX Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. В 2 т. – Рязань, 2024. – Т. 1. – С. 78–80.

52. Программа электронного дистанционного учебного курса с применением элементов искусственного интеллекта контроля знаний: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023613666 / Щенёв Е. С., Щенёва Ю. Б. [и др.]; правообладатель ФГБОУ ВО РГРТУ им. В. Ф. Уткина. – Заявл. 03.02.2023; опубл. 17.02.2023.

53. Алтунин А. Е., Семухин М. В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: монография. – Тюмень: Изд-во Тюменского гос. ун-та, 2000. – 352 с.

54. Щенёва Ю. Б. Контроль освоения образовательных компетенций в процессе обучения IT-специалистов на основе анализа траекторий многомерного пространства / Щенёва Ю.Б., Пылькин А.Н., Щенёв Е.С. // Сборник трудов Всероссийского конкурса профессионального мастерства с международным участием «Методическое обозрение: современный образовательный процесс в РФ, внедрение в практику работы инновационных учебных технологий, методик, инструментов и воспитательных систем». Чебоксары.-2023. Конкурсная работа размещена на сайте Педагогического сообщества “Ped-library.ru” 16+ <https://ped-library.ru/> СМИ: Педагогическое сообщество “Ped-library.ru” ЭЛ № ФС 77 – 74225

55. Щенёва Ю. Б. Управление процессом на основе анализа траекторий в многомерных метрических пространствах / Щенёва Ю.Б., Пылькин А.Н. // Новые информационные технологии в научных исследованиях. Материалы XXVIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. В 2-х томах. Рязань, 2023. С. 89-91.

56. Щенёва Ю. Б. Анализ освоения образовательных компетенций с помощью траекторий многомерного пространства / Щенёва Ю.Б., Пылькин А.Н., Попов Д.И. // Сборник трудов VI Международного научно-технического форума «Современные технологии в науке и образовании (СТНО-2023). Том 4». Рязань, 2023. С.24-28.

57. Воронцов К. В. Математические методы обучения по прецедентам (теория обучения машин): курс лекций [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/6/6d/Voron-ML-1.pdf> (дата обращения: 02.07.2024).

58. Вьюгин В. В. Математические методы теории машинного обучения и прогнозирования: учебное пособие. – М.: МФТИ, 2013. – 379 с.

59. ГОСТ Р 7.0.11–2011. Система стандартов по информации, библиотечному и издательскому делу. Диссертация и автореферат диссертации. Структура и правила оформления. – М.: Стандартинформ, 2022. – 16 с.

60. Щенёва Ю. Б. Определение показателей в модели оценки знаний на основе многокритериального анализа / Щенёва Ю.Б., Пылькин А.Н. // Новые информационные технологии в научных исследованиях. Материалы XXVII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. В 2-х томах. Рязань, 2022. С. 89-90.

61. Демидова Л. А., Кираковский В. В., Пылькин А. Н. Принятие решений в условиях неопределенности. – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 288 с.

62. Щенёва Ю. Б. Разработка программного и методического обеспечения электронного дистанционного учебного курса с применением элементов искусственного интеллекта контроля знаний / Щенёва Ю.Б., Гавзова Е.В., Щенёв Е.С. // Информатика и прикладная математика. 2022. № 28. С. 27-32.

63. Зиновьев А. Ю. Визуализация многомерных данных. – Красноярск: Изд-во Красноярского гос. техн. ун-та, 2000. – 180 с.

64. Петровский А. Б. Многокритериальное принятие решений по противоречивым данным: подход теории мультимножеств // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2004. – № 2. – С. 56–66.

65. Рыков А. С. Системный анализ: модели и методы принятия решений и поисковой оптимизации. – М.: Издательский дом МИСиС, 2009. – 608 с.

66. Чубукова И. А. Data Mining: учебное пособие. – М.: Интернет-Университет информационных технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 382 с.

67. Штойер Р. Многокритериальная оптимизация. Теория, расчёты и приложения / пер. с англ. Е. М. Столяровой. – М.: Радио и связь, 1992. – 504 с.

68. Щенёва Ю.Б. Программный алгоритм моделирования процесса формирования оптимального состава технологического оборудования в подвижных средствах ремонта / Щенёва Ю.Б., Гавзов В.В. // «Новые информационные технологии в научных исследованиях». Материалы XXV

Юбилейной Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. Рязань, 2020. С. 115-116.

69. Bezdek J. C., Keller J., Krishnapuram R., Pal N. R. Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. – New York: Springer Science + Business Media, Inc., 2005. – 776 p.

70. Cavallaro G., Riedel M., Richerzhagen M., Benediktsson J. A., Plaza A. On Understanding Big Data Impacts in Remotely Sensed Image Classification Using Support Vector Machine Methods // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. – 2015. – Vol. 8, № 10. – P. 4634–4646.

71. Chapelle O., Vapnik V., Bousquet O., Mukherjee S. Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machine // Machine Learning. – 2002. – Vol. 46. – P. 131–159.

72. Clarke B., Fokoue E., Zhang H. H. Principles and Theory for Data Mining and Machine Learning. – New York: Springer Science, LLC, 2009. – 781 p.

73. Demidova L., Trukhanov S. Algorithms of the Objects' Identification According to Hyperspectral Shooting of the „Resource-P“ Spacecraft // MATEC Web of Conferences. – 2017. – Vol. 99. – P. 03002.

74. Dua S., Du X. Data Mining and Machine Learning in Cybersecurity. – Boca Raton: CRC Press, 2011. – 248 p.

75. Duggal P. S., Paul S., Tiwari P. Analytics for the Quality of Fertility Data using Particle Swarm Optimization // International Journal of Bio-Science and Bio-Technology. – 2015. – Vol. 7, № 1. – P. 39–50.

76. Eads D. R., Hill D., Davis S., Perkins S. J., Ma J., Porter R. B., Theiler J. P. Genetic Algorithms and Support Vector Machines for Time Series Classification // Proc. SPIE 4787, Applications and Science of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Evolutionary Computation. – 2020. – Vol. 4787. – P. 74–85.

77. Eads D. R., Hill D., Davis S., Perkins S. J., Ma J., Porter R. B., Theiler J. P. Genetic Algorithms and Support Vector Machines for Time Series Classification // Proc. SPIE 4787, Applications and Science of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Evolutionary Computation. – 2020. – Vol. 4787. – P. 74–85.

78. Gazi V., Passino K. M. *Swarm Stability and Optimization*. – Berlin: Springer, 2021. – 298 p.

79. Goldberg D. E., Korb B., Deb K. *Messy Genetic Algorithms: Motivation, Analysis, and First Results // Complex Systems*. – 1989. – Vol. 3, № 5. – P. 493–530.

80. Gomathi M., Thangaraj P. *A New Approach to Lung Image Segmentation using Fuzzy Possibilistic C-Means Algorithm // International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS)*. – 2010. – Vol. 7, № 3. – P. 222–228.

81. Gosztolya G., Szilagyi L. *Application of Fuzzy and Possibilistic c-Means Clustering Models in Blind Speaker Clustering // Acta Polytechnica Hungarica*. – 2015. – Vol. 12, № 7. – P. 41–56.

82. Graf H. P., Cosatto E., Bottou L., Durdanovic I., Vapnik V. *Parallel Support Vector Machines: The Cascade SVM // Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2004. – Vol. 17. – P. 521–528.

83. Brozova H., Houska M., Subrt T. *Models for Multi-Criteria Decision Making*. – Prague: Credit, 2009. – 100 p.

84. Fiala P., Jablonsky J., Manas M. *Multi-criteria decision-making*. – Prague: University of Economics in Prague, 1994. – 316 p.

85. Hartigan J. A. *Clustering Algorithms*. – New York: John Wiley & Sons, 1975. – 369 p.

86. Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С., Пылькин А. Н. *Модель многокритериального анализа данных для системы поддержки принятия решений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. – 2025. – № 94. – С. 124–138.

87. *Модель формирования специального комплекта оборудования технической системы с использованием многокритериальной оптимизации: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025685660 / Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С.; правообладатель ФГБОУ ВО РГРТУ им. В. Ф. Уткина*. – Заявл. 14.08.2025; опублик. 25.09.2025.

88. Hoppner F., Klawonn F., Kruse R., Runkler Th. *Fuzzy Cluster Analysis: Methods for Classification, Data Analysis, and Image Recognition*. – New York: John Wiley & Sons, 1999. – 298 p.

89. Jain A. K., Dubes R. C. Algorithms for Clustering Data. – Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1988. – 334 p.
90. Kumari N., Sharma B., Gaur D. Implementation of Possibilistic Fuzzy C-Means Clustering Algorithm in Matlab // International Journal of Scientific & Engineering Research. – 2012. – Vol. 3, № 11. – P. 40–50.
91. Li Y., Bontcheva K., Cunningham H. SVM Based Learning System For Information Extraction // Lecture Notes in Computer Science. – 2005. – Vol. 3635. – P. 319–339.
92. Liu P., Zhang X., Liu W. A Risk Evaluation Method for the High-Tech Project Investment Based on Uncertain Linguistic Variables // Technological Forecasting and Social Change. – 2011. – Vol. 78, № 1. – P. 40–50.
93. Miyamoto S., Ichihashi H., Honda K. Algorithms for Fuzzy Clustering: Methods in c-Means Clustering with Applications. – Berlin: Springer-Verlag, 2008. – 247 p.
94. Pal N. R., Pal K., Keller J. M., Bezdek J. C. A Possibilistic Fuzzy c-Means Clustering Algorithm // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 2005. – Vol. 13, № 4. – P. 517–530.
95. Poli R., Kennedy J., Blackwell T. Particle Swarm Optimization // Swarm Intelligence. – 2007. – Vol. 1, № 1. – P. 33–57.
96. Raikwal S., Saxena K. Performance Evaluation of SVM and K-Nearest Neighbor Algorithm over Medical Data Set // International Journal of Computer Applications. – 2022. – Vol. 50, № 14. – P. 35–39.
97. Sato-Ilic M., Jain L. C. Innovations in Fuzzy Clustering. Theory and Applications. – Berlin: Springer, 2016. – 152 p.
98. Strehl A., Ghosh J. Cluster Ensembles – A Knowledge Reuse Framework for Combining Multiple Partitions // Journal of Machine Learning Research. – 2020. – № 3. – P. 583–617.
99. Wachs J., Shapira O., Stern H. A Method to Enhance the ‘Possibilistic C-Means with Repulsion’ Algorithm based on Cluster Validity Index // Applied Soft Computing Technologies: The Challenge of Complexity. – Berlin: Springer, 2006. – Vol. 34. – P. 77–87.

100. Wang H., Bell D. Extended k-Nearest Neighbours Based on Evidence Theory // The Computer Journal. – 2004. – Vol. 47, № 6. 100. Wang, H. Extended k-Nearest Neighbours Based on Evidence Theory // H. Wang, D. Bell // The Computer Journal. – 2004. – Vol. 47, no. 6. – Pp. 662–672.

101. Xu R., Wunsch D. C. Survey of Clustering Algorithms // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2005. – Vol. 16, № 3. – P. 645–678.

102. Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С., Пылькин А. Н. Разработка интеллектуальных методов принятия решений на основе анализа данных // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: межвузовский сборник научных трудов / Рязанский государственный радиотехнический университет. – Рязань, 2025. – С. 170–173.

103. Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С., Подзоров Д. Ю. Особенности разработки программного обеспечения для обмена и размещения цифрового контента // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: межвузовский сборник научных трудов / Рязанский государственный радиотехнический университет. – Рязань, 2025. – С. 196–202.

104. Щенёва Ю. Б., Щенёв Е. С., Пылькин А. Н., Гавзова Е. В. Разработка интеллектуальных методов принятия решений на основе анализа данных // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем: межвузовский сборник научных трудов / Рязанский государственный радиотехнический университет. – Рязань, 2025. – С. 203–209.

105. Щенёв Е. С., Щенёва Ю. Б., Пылькин А. Н., Майков К. А. Интеллектуальный анализ данных с использованием методов визуализации // Сборник трудов VIII Международного научно-технического форума «Современные технологии в науке и образовании (СТНО-2025)». Т. 4. – Рязань, 2025. – С. 81–84.

106. База данных для формирования специального комплекта оборудования технической системы методами многокритериальной оптимизации: свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2025623893 / Щенёва Ю. Б.,

Щенёв Е. С.; правообладатель ФГБОУ ВО РГРТУ им. В. Ф. Уткина. – Заявл. 14.08.2025; опубл. 18.09.2025. – 1 с.

107. Hespanha J. P. An Efficient MATLAB Algorithm for Graph Partitioning. – Santa Barbara: University of California, 2004. – 8 p.

108. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. – New York: Springer Science & Business Media, 2009. – 745 p.

109. Гусева А. И., Романов Р. М. Программа для ЭВМ «Программное приложение для визуализации и построения нечетких когнитивных карт в задачах управления слабо формализованными системами»: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025660016. – Заявл. 04.03.2025; зарегистр. 21.04.2025.

110. An Y. B., Xun W., Jie R. Application of Parallel Particle Swarm Optimize Support Vector Machine Model Based on Hadoop Framework in the Analysis of Railway Passenger Flow Data in China // Chemical Engineering Transactions. – 2015. – Vol. 46. – P. 367–372.

111. Щенёва Ю.Б. Особенности проектирования базы данных для цифровой технологии обучения IT-специалистов / Щенёва Ю.Б., Пылькин А.Н. // «Новые информационные технологии в научных исследованиях НИТ-2021. материалы XXVI Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов». Рязань, 2021. С. 190-192.

112. Щенёва Ю.Б. Особенности проектирования базы данных для информационных систем / Щенёва Ю.Б., Бодров О.А. // «Методы и средства обработки и хранения информации. Межвузовский сборник научных трудов. Рязань, 2021. С. 166-169.

113. Романов Р. М., Гусева А. И. Интеграция методов нечётких когнитивных карт и аналитических сетей для учёта нефакторов в условиях неопределённости // Современные проблемы физики и технологий: сборник тезисов докладов XII Международной молодежной научной школы-конференции. – Москва, 2025. – С. 528–530.

114. Романов Р. М., Гусева А. И. Гибридный подход на основе когнитивного картирования и регрессионного анализа для прогнозирования в сложных слабо формализованных системах // Вестник Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ». – 2025. – Т. 14, № 4. – С. 332–338.

115. Романов Р. М., Гусева А. И. Применение непрерывной формы метода максимальной согласованности для поддержки принятия управленческих решений // Новые технологии в газовой отрасли: опыт и преемственность: тезисы докладов XII Молодежной международной научно-практической конференции. – Москва, 2024. – С. 159.

116. Романов Р. М., Гусева А. И. Прогнозирование с использованием нечётких когнитивных карт и экспертной информации // GSOM Economy and Management Conference 2024: conference book. – St. Petersburg, 2024. – P. 399–406.

117. Фазульянов Д. В., Гусева А. И. Ансамблевые подходы в мультимодальном сентимент-анализе: сравнительная характеристика // Искусственный интеллект и машинное обучение: материалы Всероссийской (национальной) научно-практической конференции. – Новочеркасск, 2024. – С. 51–57.

118. Гусева А. И., Калашник В. М., Каминский В. И., Киреев С. В. Анализ показателей эффективности университетов – участников исследовательского трека программы «Приоритет-2030» // Высшее образование в России. – 2024. – Т. 33, № 3. – С. 49–63.

119. Гусева А. И., Калашник В. М., Каминский В. И., Киреев С. В. Разработка новых подходов к управлению в организационных системах на примере участников направления территориального и (или) отраслевого лидерства программы «Приоритет-2030» // Современные наукоёмкие технологии. – 2024. – № 12. – С. 25–34.

120. Фазульянов Д. В., Гусева А. И. Адаптивная рекомендательная система для медиасервисов: анализ пользовательских взаимодействий и их влияние на персонализацию контента // Современные наукоёмкие технологии. – 2024. – № 5-1. – С. 82–88.

121. Фазульянов Д. В., Гусева А. И. Разработка мультимодального метода сентимент-анализа для поддержки принятия решений в организациях // Современные наукоёмкие технологии. – 2024. – № 5-2. – С. 313–320.

122. Романов Р. М., Гусева А. И. Интеллектуальное принятие решений в задачах управления на основе данных предприятиями нефтегазовой промышленности: теория и практика // Новые технологии в газовой отрасли: опыт и преемственность: тезисы докладов XI Молодежной международной научно-практической конференции. – Москва, 2023. – С. 151.

123. Гусева А. И., Киреев В. С., Силенко А. Н. Решение задачи классификации IT-специалистов на основе модели социально-личностной компетентности // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2023. – Т. 21, № 2. – С. 97–102.

124. Guseva A. I., Matrosova E., Tikhomirova A., Koptelov M. Means of informational support for the program of increasing the public's loyalty to projects in the field of nuclear energy // Studies in Computational Intelligence. – 2022. – Vol. 1032. – P. 148–157.

125. Ларичев О. И., Петровский А. Б. Системы поддержки принятия решений: современное состояние и перспективы развития // Итоги науки и техники. Сер.: Теория вероятностей. Математическая статистика. Теоретическая кибернетика. – 2024. – Т. 21. – С. 131–164.

126. Sanchez-Marre M. Intelligent Decision Support Systems. – Cham: Springer, 2022. – 287 p.

127. Плетняков В. А. Развитие современных технологий поддержки принятия управленческих решений стратегического характера в инновационной сфере // Terra Economicus. – 2022. – Т. 10, № 2. – С. 148–157.

128. Селютина Л. Г. Развитие современных технологий поддержки принятия управленческих решений в предпринимательской деятельности в сервисной экономике // Экономика XXI века. – 2020. – С. 387–393.

129. Щенёва Ю. Б. Метод классификации векторных объектов с использованием капсульных нейронных сетей / Щенёва Ю.Б., Майков К.А.,

Тартыков Л.Е. // Математическое и программное обеспечение вычислительных систем. Межвузовский сборник научных трудов. Рязанский государственный радиотехнический университет. Рязань, 2025. С. 61-65.

130. Johannesson P., Perjons E. An Introduction to Design Science. – Cham: Springer, 2014. – 197 p.

131. Hockmayr B. S. Engineering Service Systems in the Digital Age. – Cham: Springer, 2023. – 245 p.

132. vom Brocke J., Havner A., Maedche A. Design Science Research: Cases. – Cham: Springer, 2021. – 312 p.

133. Dresch A., Lacerda D. et al. A Method for Science and Technology Advancement // Design Science Research / ed. by R. Winter, J. vom Brocke. – Cham: Springer, 2014. – P. 67–102.

134. Alismail S., Zhang H., Chatterjee S. A Framework for Identifying Design Science Research Objectives for Building and Evaluating IT Artifacts // International Conference on Design Science Research in Information System and Technology. – Cham: Springer, 2021. – P. 218–230.

135. Sutton R. T. et al. An Overview of Clinical Decision Support Systems: Benefits, Risks, and Strategies for Success // NPJ Digital Medicine. – 2020. – Vol. 3. – P. 1–10.

136. Kasie F. M., Bright G., Walker A. Decision Support Systems in Manufacturing: A Survey and Future Trends // Journal of Modelling in Management. – 2022. – Vol. 17, № 3. – P. 412–435.

137. Zhai Z. et al. Decision Support Systems for Agriculture 4.0: Survey and Challenges // Computers and Electronics in Agriculture. – 2024. – Vol. 170. – P. 105256.

138. Zopounidis C., Doumpos M. Intelligent Decision Aiding Systems Based on Multiple Criteria for Financial Engineering. – New York: Springer Science & Business Media, 2020. – 328 p.

139. Шевнина Ю. С., Гагарина Л. Г., Царапкин С. Ф., Семенов М. Ю., Минаков Е. И., Портнов Е. М. Модель принятия решений в управлении

производством микроэлектроники на основе марковских процессов и уравнений Колмогорова // Известия высших учебных заведений. Электроника. – 2025. – Т. 30, № 6. – С. 754–762.

140. Шевнина Ю. С., Прокофьев А. В., Котов В. В., Сычугов А. А. Разработка предиктивных моделей для объектов цифровой среды на основе нечетких когнитивных карт // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2025. – № 10. – С. 11–20.

141. Анализ действий парашютиста по управлению планирующей парашютной системой на основе метода полигауссовой аппроксимации. Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2023616570 Рос. Федерация / Бодров О.А., Щенёва Ю.Б., Щенёв Е.С. [и др.]; Правообладатель РВВДКУ (RU); заявл. № 2023613347 15.02.2023; опубл. 29.03.2023.

142. Щенёва Ю. Б. Разработка методов интеллектуального анализа данных для поддержки принятия решений / Щенёва Ю.Б., Щенёв Е.С., Пылькин А.Н. // Новые информационные технологии в научных исследованиях. Материалы XXX Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. В 2-х томах. Рязань, 2025. С. 78-79.

143. Шевнина Ю. С., Гагарина Л. Г. Особенности использования статистических моделей при разработке информационно-измерительных и управляющих систем // Системы компьютерной математики и их приложения. – 2024. – № 25. – С. 186–190.

144. Федюнина Е. А., Шевнина Ю. С. Использование многокритериальной теории полезности для определения приоритетности выпуска документации по проектам в условиях ограниченности ресурсов // Системы компьютерной математики и их приложения. – 2024. – № 25. – С. 158–163.

145. Методы многокритериальной оптимизации для систем поддержки принятия решений / Щенёва Ю.Б., Пылькин А.Н. // Новые информационные технологии в научных исследованиях. Материалы XXX Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. В 2-х томах. Рязань, 2025. С. 80-81.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023613666

**Программа электронного дистанционного учебного
курса с применением элементов искусственного
интеллекта контроля знаний**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Рязанский государственный радиотехнический
университет имени В.Ф. Уткина» (RU)*

Авторы: *Щенёв Евгений Сергеевич (RU), Щенёва Юлия
Борисовна (RU), Бодров Олег Анатольевич (RU)*

Заявка № 2023612045

Дата поступления 03 февраля 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 17 февраля 2023 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2023616570

«Анализ действий парашютиста по управлению планирующей парашютной системой на основе метода полигауссовой аппроксимации»

Правообладатель: *Федеральное государственное казенное военное образовательное учреждение высшего образования «Рязанское гвардейское высшее воздушно-десантное ордена Суворова дважды Краснознаменное командное училище имени генерала армии В.Ф.Маргелова» Министерства обороны Российской Федерации (RU)*

Авторы: *Радюхин Юрий Олегович (RU), Кутовой Сергей Степанович (RU), Мордакин Борис Юрьевич (RU), Шлыков Юрий Николаевич (RU), Щенёв Евгений Сергеевич (RU), Бодров Олег Анатольевич (RU), Щенёва Юлия Борисовна (RU)*

Заявка № 2023613347

Дата поступления 15 февраля 2023 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 29 марта 2023 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 68b8007914100294ceb2414545c7
Владимир Зубов Сергеевич
Действителен с 2012 по 29.05.2023

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



RU2020662864

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ

<p>Номер регистрации (свидетельства): 2020662864</p> <p>Дата регистрации: 20.10.2020</p> <p>Номер и дата поступления заявки: 2020662241 13.10.2020</p> <p>Дата публикации и номер бюллетеня: 20.10.2020 Бюл. № 10</p> <p>Контактные реквизиты: нет</p>	<p>Автор(ы): Гавзов Василий Викторович (RU), Куприянов Георгий Владимирович (RU), Кутовой Сергей Степанович (RU), Щенёв Евгений Сергеевич (RU), Щенёва Юлия Борисовна (RU)</p> <p>Правообладатель(и): Федеральное государственное казенное военное образовательное учреждение высшего образования «Рязанское гвардейское высшее воздушно-десантное ордена Суворова дважды Краснознаменное командное училище имени генерала армии В.Ф. Маргелова» Министерства обороны Российской Федерации (RU)</p>
--	---

Название программы для ЭВМ:
«Программа моделирования рационального комплекта технологического оборудования для вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск в подвижных мастерских технического обслуживания и ремонта»

Реферат:

Программа предназначена для моделирования рационального комплекта технологического оборудования (ТО) рассматриваемой совокупности объектов вооружения и военной техники (объектов) Воздушно-десантных войск в подвижных мастерских технического обслуживания и ремонта (мастерских). Программа работает совместно с базой данных, содержащей данные о ТО, видах и группах ТО, наличии ТО в мастерских, информацию о потребности объектов в ТО. Информация содержится в справочниках базы данных, обрабатывается с помощью системы запросов, диалог с пользователем реализуется интерфейсными формами. Анализирующие отчеты позволяют получить достоверную информацию по выбранным критериям, разработаны кнопочные формы-меню. Область применения: моделирование рационального комплекта ТО для рассматриваемых объектов Воздушно-десантных войск и обеспечения информацией специалистов промышленности на стадии проектирования мастерских. Тип ЭВМ: IBM PC - совмест. ПК на базе процессора Intel/AMD; ОС: Windows 7 и выше.

Язык программирования: Visual Basic for Applications

Объем программы для ЭВМ: 56,9 МБ

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Свидетельства о государственной регистрации базы данных, охраняемой авторскими правами

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



RU2020621425

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
**ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ БАЗЫ ДАННЫХ, ОХРАНЯЕМОЙ
АВТОРСКИМИ ПРАВАМИ**

<p>Номер регистрации (свидетельства): 2020621425</p> <p>Дата регистрации: 13.08.2020</p> <p>Номер и дата поступления заявки: 2020621309 04.08.2020</p> <p>Дата публикации и номер бюллетеня: 13.08.2020 Бюл. № 8</p> <p>Контактные реквизиты: нет</p>	<p>Автор(ы): Гавзов Василий Викторович (RU), Ильин Андрей Викторович (RU), Куприянов Георгий Владимирович (RU), Кутовой Сергей Степанович (RU), Щенёва Юлия Борисовна (RU)</p> <p>Правообладатель(и): Федеральное государственное казенное военное образовательное учреждение высшего образования «Рязанское гвардейское высшее воздушно-десантное ордена Суворова дважды Краснознаменное командное училище имени генерала армии В.Ф. Маргелова» Министерства обороны Российской Федерации (RU)</p>
---	---

Название базы данных:
«База данных для программ моделирования комплектации технологического оборудования в подвижных средствах восстановления вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск»

Реферат:
База данных (БД) содержит: данные о технологическом оборудовании (ТО), видах и группах ТО, наличии ТО в подвижных мастерских технического обслуживания и ремонта (мастерских), информацию о потребности объектов вооружения и военной техники (объектов) Воздушно-десантных войск (ВДВ) в ТО. Вся информация систематизирована в справочниках. В БД предусмотрен поиск по критериям: поиск ТО, поиск объекта, поиск отсутствующего ТО: в мастерской для всех объектов, для объекта во всех мастерских. В БД разработаны: система интерфейсных форм, с помощью которых осуществляется диалог с пользователем; система анализирующих отчетов: анализ отсутствующего оборудования в выбранной мастерской, анализ отсутствующего оборудования для выбранного объекта в мастерских, анализ наличия ТО в мастерской для всех объектов, анализ наличия ТО в мастерской для выбранного объекта, анализ наличия ТО по обозначению во всех мастерских; кнопочные формы-меню. БД предназначена для обеспечения информацией специалистов ВДВ о наличии ТО в мастерских и потребности объектов в ТО с целью решения производственных задач и осуществления экспериментальных работ. Область применения: моделирование комплектации ТО в подвижных средствах восстановления вооружения и военной техники ВДВ. Функциональные возможности: структурирование информации о ТО по наименованию, обозначению, массе, группе ТО, виду ТО; анализ информации о наполнении мастерских, в зависимости от потребности объектов в ТО. Тип ЭВМ: IBM PC-совмест. ПК на базе процессора Intel или AMD; ОС: Windows 7 и выше.

Вид и версия системы управления базой данных: MS Access

Объем базы данных: 25,1 Мб

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Документы о практическом использовании результатов диссертационного исследования



УТВЕРЖДАЮ

Заместитель начальника училища
по учебной и научной работе
гв. полковник

А.Кулешов
2024 г.

АКТ

о реализации научных результатов по кандидатской диссертации

Щенёвой Юлии Борисовны

Настоящим актом подтверждается, что разработанная в диссертации Щенёвой Юлии Борисовны методика по совокупности критериев, позволила в полуавтоматическом режиме осуществлять принятие решений в процессе исследования деятельности подразделений технического обеспечения войск в условиях сложной быстроменяющейся обстановки и критических ситуаций. Применение разработанной методики позволило обеспечить принятие обоснованных решений и улучшить качественные характеристики этих решений за счет использования обобщенного показателя качества, формируемого на основе данных, хранящихся в базе данных (Свидетельство о гос. регистрации базы данных 2020621425 Рос. Федерация / Гавзов В.В., Щенёва Ю.Б. [и др.]; Правообладатель РВВДКУ (RU); заявл. 2020621309 04.08.2020; опубл. 13.08.2020, Бюл. № 8 – 1 с. «База данных для программ моделирования комплектации технологического оборудования в подвижных средствах восстановления вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск») и обработки этих данных на основе анализа траекторий в многомерном пространстве, что позволило сократить время на принятие решений на 25–30% (Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2020662864 Рос. Федерация / Гавзов В.В., Щенёва Ю.Б. [и др.]; Правообладатель РВВДКУ (RU); заявл. № 2020662241 13.10.2020; опубл. 20.10.2020, Бюл. № 10 – 1 с. «Программа моделирования рационального комплекта технологического оборудования для вооружения и военной техники Воздушно-десантных войск в подвижных мастерских технического обслуживания и ремонта»).

ПРЕДСЕДАТЕЛЬ КОМИССИИ:

гвардии подполковник

В.Абанин

ЧЛЕНЫ КОМИССИИ:

гвардии подполковник

Д.Зарайский

гвардии подполковник

М.Андреев

гвардии подполковник

А.Янковцев

Экз. 2

АКТ
внедрения результатов диссертационной работы
Щенёвой Юлии Борисовны

Комиссия в составе председателя – врио заместителя начальника института по научно-испытательной работе Прозорова Д.П. и членов комиссии: врио начальника 3 научно-исследовательского испытательного управления Щербо Е.В., главного научного сотрудника 3 научно-исследовательского испытательного управления Соболева Е.Г., старшего научного сотрудника 33 научно-исследовательского испытательного отдела Ильина А.В. – подтверждает, что изложенные в диссертации Щенёвой Ю.Б. результаты, а именно:

- методика обработки данных в многомерных метрических пространствах;

- алгоритм и программа обработки данных на основе анализа траекторий в многомерном пространстве состояний (Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2020662864 Рос. Федерация / Гавзов В.В., Щенёва Ю.Б. [и др.]; Правообладатель РВВДКУ (RU) заявл. № 2020662241 13.10.2020; опубл. 20.10.2020, Бюл. № 10), внедрены в научную деятельность ФГБУ «38 НИИИ БТВТ» Минобороны России и реализованы в ходе выполнения НИР «Ремонтник-БТВТ»:

- при исследовании эффективности функционирования ремонтно-восстановительных органов (РВО) войсковых формирований, учитывающей в системном единстве комплексное влияние совокупности оперативно-тактических, производственно-технологических факторов и качественных

характеристик системы восстановления БТВТ на производственные возможности РВО в условиях боевых действий;

- при обосновании технологического оснащения подвижных средств восстановления БТВТ.

Председатель комиссии
Врио заместителя начальника института
по научно-испытательной работе
кандидат технических наук



Прозоров Д.П.

Члены комиссии:
Врио начальника 3 управления
кандидат технических наук



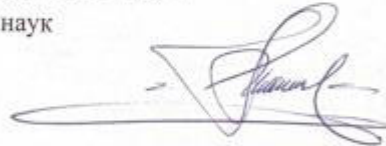
Щербо Е.В.

Главный научный сотрудник 3 управления
доктор технических наук, профессор




Соболев Е.Г.

Старший научный сотрудник 33 отдела
кандидат технических наук



Ильин А.В.

УТВЕРЖДАЮ
 Проректор по научной работе и инновациям
 ФГБОУ ВО «РГТУ»
 « 30 / 06 / 2024 г.  С.И. Гусев

г. Рязань

АКТ ВНЕДРЕНИЯ

результатов диссертационной работы

Щенёвой Юлии Борисовны в учебном процессе

Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина

Настоящим актом подтверждается, что результаты исследований, полученные в кандидатской диссертации Щенёвой Юлии Борисовны, внедрены в учебном процессе ФГБОУ ВО «РГТУ» по направлениям подготовки 09.03.03 – «Прикладная информатика», 09.03.04 «Программная инженерия».

Методы искусственного интеллекта и алгоритмы анализа данных, изложенные в материалах кандидатской диссертации, используются на кафедре вычислительной и прикладной математики факультета вычислительной техники РГТУ при проведении лекций, практических занятий, лабораторных работ по дисциплинам: «Клиент–серверные приложения», «Основы искусственного интеллекта», «Искусственные нейронные сети и глубокое обучение», «Клиент–серверные приложения баз данных», а также в курсовом, дипломном проектировании и в студенческой научно–исследовательской работе.

Заведующий кафедрой
 вычислительной и прикладной
 математики, д.т.н., профессор


 Г.В. Овечкин

Декан факультета
 вычислительной техники, д.т.н.,
 профессор


 Д.А. Перепелкин

УТВЕРЖДАЮ

Директор Областного государственного
образовательного учреждения среднего
профессионального образования
«Рязанский технологический колледж»
Н.П. Баранов
2024 г.

г. Рязань

АКТ ВНЕДРЕНИЯ

результатов диссертационной работы

Щенёвой Юлии Борисовны

Результаты диссертационной работы Щенёвой Ю.Б. нашли свое научное и практическое отражение в процессе создания информационной системы, которая осуществляет сбор данных по освоению компетенций, обработку, хранение, передачу и представление информации пользователям информационной системы. Результат применения информационной системы необходим в принятии управленческих решений на различных уровнях управления (с применением методов искусственного интеллекта на основе анализа траекторий в многомерных метрических пространствах).

Программа позволяет осуществлять ввод исходных числовых данных (около 100 групп), среди которых данные по: успеваемости студентов, степени участия в профессиональных мероприятиях, уровню научно-методических публикаций, практической подготовке (курсы партнеров) и др. С помощью программы осуществляется классификация частных показателей, максимально характеризующих динамику освоения профессиональных компетенций, предусмотренных образовательным стандартом направления подготовки обучающихся и расчет значений обобщенных показателей (как расстояния между точками в n-мерном пространстве).

Внедренная информационная система осуществляет формирование новой технологии, основанной на концепции многомерного представления данных и методов кластерного анализа и производит обработку и представление информации для анализа эффективности управления образовательным процессом.

Опытная эксплуатация разработанного программного решения анализа образовательного процесса для поддержки принятия управленческих решений с применением методов кластерного анализа подтвердила ее работоспособность, показав при этом высокие характеристики точности, надежности и эффективности. Применение разработанных методов классификации и упорядочивания показателей, полученных на основе анализа траекторий в многомерных метрических пространствах, позволило определить показатели для оценки текущей успеваемости студентов, а также подготовить предложения по выработке управленческих решений.

Предложенный автором подход обеспечивает эффективное функционирование информационной системы в ОГБПОУ «РТК», направленный на освоение профессиональных компетенций по направлению 09.02.07 «Информационные системы и программирование», 09.02.06 «Сетевое и системное администрирование». Автоматизированная информационная система предлагает наилучшее решение в вопросах выработки управленческих решений для контроля и управления образовательным процессом с целью повышения эффективности результатов обучения.

Заместитель директора по учебно-
производственной работе
Заведующий отделением
информационных технологий

Е.Н. Жеребина

С.А. Кочевцева