

На правах рукописи



Гончаров Аркадий Сергеевич

**АВТОМАТИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНИЯ
ПРЕДИКТИВНЫМ ТЕХНИЧЕСКИМ ОБСЛУЖИВАНИЕМ
И РЕМОНТОМ ПРОМЫШЛЕННЫХ РОБОТОВ**

2.3.3 – Автоматизация и управление
технологическими процессами и производствами

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Томск 2025

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет»

Научный руководитель – кандидат технических наук
Савельев Алексей Олегович

**Официальные
оппоненты:** **Сырымкин Владимир Иванович,**
доктор технических наук, профессор, профессор кафедры
управления качеством Национального исследовательского
Томского государственного университета

Муравьева Елена Александровна,
доктор технических наук, профессор, заведующая
кафедрой автоматизированных технологических и
информационных систем управления Института
химических технологий и инжиниринга Уфимского
государственного нефтяного технического университета в
г. Стерлитамаке

Ведущая организация – Сибирский федеральный университет, г. Красноярск

Защита состоится 27.03.2025 г. в ___ часов ___ мин на заседании диссертационного совета 24.2.415.02, созданном при Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» (ТУСУР) по адресу: 634050, г. Томск, пр. Ленина 40, ауд. 201.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ТУСУРа по адресу: г. Томск, ул. Красноармейская, 146, и на сайте ТУСУРа: <https://postgraduate.tusur.ru/urls/rj3z89ul>

Автореферат разослан «___» _____ 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 24.2.415.02



Зайченко Татьяна Николаевна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Оценка текущего состояния оборудования в составе сложных технологических комплексов и прогнозирования его работоспособности в настоящее время является одной из приоритетных задач построения современного «интеллектуального» производства. Проблема управления промышленным оборудованием является комплексной, включающей технический, технологический, управленческий, экономический и организационный аспекты. Решение такого рода проблем требует разработки методов и алгоритмов автоматизации процессов мониторинга и прогнозирования технического состояния оборудования в реальном времени. Обслуживание современных сложных технических систем требует значительных материальных затрат. Актуальной остается задача по обеспечению безотказного функционирования промышленного оборудования при минимизации затрат на его содержание и техническое обслуживание. Планирование мероприятий при техническом обслуживании основывается на извлечении и получении новых знаний, добываемых из низкоуровневых данных. Современные исследования по применению интеллектуальных методов анализа данных для решения задач прогнозирования работоспособности и отказов промышленного оборудования лежат в рамках подходов по проактивному и предиктивному техническому обслуживанию. Данные подходы позволяют осуществить переход от реактивного и планового обслуживания к обслуживанию на основе данных о прогнозном состоянии или полезном остаточном рабочем ресурсе оборудования.

Разработка алгоритмов автоматизации управления техническим состоянием оборудования, прогнозирования работоспособности и обслуживания на основе данных является актуальной задачей. Разработка технологий интеллектуализации производственных процессов и методов прогнозной аналитики является важной задачей для эффективного анализа данных и извлечения полезных знаний для решения соответствующих практических задач.

Степень изученности темы исследования. Научные направления по изучению систем и процессов технического обслуживания в различных отраслях промышленности рассматривались такими российскими и зарубежными авторами как: А.А. Мисловидова, И.О. Бельский, К.С. Ахмедов, А.А. Сычугов, И.В. Сорокина, А.Е. Савочкин и др. Вклад в исследования по разработке и реализации методов интеллектуального анализа данных для процесса технического обслуживания внесли: И.С. Макаш, С.В. Квонг, А.В. Суханов, М.Ш. Омар, И.П. Врублевский, О.Н. Долинина, Е.Е. Дышкант, А.В. Кизим, L. Zhang, C.L. Wang, E. Sezer, D. Romero, F. Guedea, R. Chianese, D.K. Saha, S. Ahmed и др. Исследованию и разработке методов прогнозирования работоспособности, ранних отказов и остаточного ресурса промышленного оборудования уделяли внимание следующие ученые: P. Singh, S. Agrawal, J. Dsouza, S. Velan, R. Ashmore, L. Zhang, R. Calinescu, L.P. Silvestrin, G. Ortiz и др. Вызовы и проблемы использования и управлением моделями машинного обучения и большими данными исследовались: S. Schelter, F. Biessmann, T. Januschowski, F. McSherry, A. Kumar, R. J Hyndman и др. Многие современные отечественные (ООО «Цифра», Ростех, Северсталь, МАК «Вымпел»

и др.) и международные (SAP, AT&T, Siemens, General Electric, Microsoft, KUKA, ABB, Fanuc и др.) компании также развивают направления по предиктивному техническому обслуживанию и принятию решений на основе данных. Наличие теоретических исследований и практических решений, внедренных в производственные циклы, свидетельствует об актуальности данного направления и высокой степени его разработанности. Тем не менее, прогресс в области разработки эффективных методов применения, отбора и управления моделями интеллектуального анализа данных предоставляет широкое поле для изучения, что определяет необходимость выполнения дополнительных исследований.

Объект исследования – процесс управления предиктивным техническим обслуживанием и ремонтом промышленных роботов.

Предмет исследования – алгоритмическое и программное обеспечение для автоматизации управления предиктивным техническим обслуживанием и ремонтом промышленных роботов.

Цель работы – повышение эффективности процесса автоматизированного управления техническим обслуживанием и ремонтом промышленных роботов с применением комплекса алгоритмов управления моделями анализа данных.

Задачи диссертационного исследования

- Анализ изученности темы проактивного и предиктивного обслуживания промышленного оборудования с применением методов анализа данных.

- Разработка архитектуры программного обеспечения с использованием конвейерного подхода, допускающего возможность расширения, тиражирования и адаптивности под специфику конкретного производственного процесса для обеспечения стратегического управления и планирования технического обслуживания парка разнородного производственного оборудования (на примере промышленных роботов).

- Разработка комплекса алгоритмов управления и выбора эффективных прогнозных моделей для анализа данных разнородного промышленного оборудования с учетом настройки гиперпараметров моделей машинного обучения, а также минимизацией вычислительных и временных ресурсов на обучение моделей.

- Разработка и апробация программного обеспечения для исследования процесса анализа данных промышленного робота с использованием методов анализа данных и оценки сходства наборов данных.

Методы исследования. Для решения поставленных задач были использованы следующие методы: имитационное моделирование, алгоритмы машинного обучения и искусственных нейронных сетей, методы оценки сходства данных, системный анализ.

Научная новизна

- Предложена методика проектирования информационной системы для автоматизации предиктивного технического обслуживания и ремонта промышленных роботов, отличающаяся обеспечением оркестрации, модульности и масштабируемости на всех этапах технического обслуживания.

- Разработан алгоритм автоматизированного подбора и оценки эффективности модели машинного обучения для прогнозирования параметров работы промышленного робота, отличающийся сокращением времени оценки его состояния до 18 %.

- Разработан алгоритм вычисления меры сходства наборов исторических данных о работе промышленного робота, повышающий эффективность процесса прогнозирования его состояния на 5,1 % при пороговом значении потери точности до 12 %, и отличающийся возможностью обработки гетерогенных данных.

- Разработан алгоритм автоматизированного поиска аномальных значений параметров промышленных манипуляторов, обеспечивающий гибкость процесса мониторинга состояния и отличающийся от штатных программных решений учётом диапазона допустимых значений.

Область исследования соответствует паспорту специальности 2.3.3 «Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами» по пунктам:

«6» Научные основы и методы построения интеллектуальных систем управления технологическими процессами и производствами.

«12» Методы создания специального математического и программного обеспечения, пакетов прикладных программ и типовых модулей функциональных и обеспечивающих подсистем АСУТП, АСУП, АСПП и др., включая управление исполнительными механизмами в реальном времени.

Теоретическая значимость состоит в разработанном комплексе алгоритмов управления историческими данными о работе промышленных роботов и применения методов интеллектуального анализа данных для управления техническим состоянием оборудования. С целью повышения потенциальной эксплуатационной надежности производственного оборудования применяются методы автоматизации обработки многомерных сенсорных данных на основе машинного обучения и искусственных нейронных сетей. Методика проектирования программного обеспечения, разработанный комплекс алгоритмов и результаты, содержащиеся в настоящей работе, могут быть использованы для управления моделями анализа данных текущего состояния промышленных роботов и планирования работ по техническому обслуживанию.

Практическая значимость результатов исследования заключается в разработанном программном обеспечении, которое реализует требования и ограничения процесса управления техническим состоянием парка разнородного оборудования на основе анализа данных с использованием методов машинного обучения и искусственных нейронных сетей. Разработаны: программное обеспечение «Диагностика аномальных состояний приводов промышленных манипуляторов» (свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2020614448 от 09.04.2020 г.); «Модуль адаптивного выбора прогнозной модели работоспособности промышленного манипулятора» (свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022617263 от 19.04.2022 г.).

Положения, выносимые на защиту

1) Методика проектирования информационной системы для автоматизации предиктивного технического обслуживания и ремонта промышленных роботов на базе проблемно-ориентированного конвейера обработки данных, обеспечивающая повышение экономической эффективности на 5,1%.

2) Алгоритм автоматизированного подбора и оценки эффективности модели машинного обучения, позволяющий сократить временные ресурсы на использование модели анализа данных оценки его состояния промышленного робота до 18%.

3) Алгоритм вычисления меры сходства наборов исторических данных о работе промышленного робота обеспечивающий подбор модели анализа данных с потерей точности прогнозирования не более 12%.

4) Алгоритм автоматизированного поиска аномальных значений параметров промышленных манипуляторов, обеспечивающий гибкость процесса мониторинга состояния за счет формирования диапазона допустимых значений параметров работы на каждой операции рабочей программы.

Апробация и внедрение результатов работы

- Результаты диссертационного исследования использованы при выполнении проекта СТАРТ № 3173ГС1/48576 «Разработка и испытания прототипа программного обеспечения для интеллектуальной диагностики неисправности приводов промышленных манипуляторов», 2019-2020 гг.

- Результаты диссертационного исследования использованы при выполнении проекта РФФИ № 20-37-90113 «Разработка методики адаптивного выбора модели машинного обучения для анализа данных промышленного манипулятора», 2020-2022 гг.

- Результаты диссертационного исследования использованы при выполнении проекта УМНИК № 692ГУЦЭС8-D3/63782 «Разработка алгоритма адаптивного выбора модели машинного обучения для анализа данных промышленного манипулятора с целью оптимизации временных ресурсов», 2020-2022 гг.

- Результаты диссертации использованы в ФГАОУ ВО «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» при выполнении государственного задания Министерства науки и высшего образования РФ, проект FEWM-2023-0013 «Гибридная методология построения цифровых моделей социально-экономических и технических систем со структурной и параметрической неопределенностью».

- Результаты диссертационной работы используются в ООО «Инспайр-технологии» (г. Томск) – в составе программного обеспечения мониторинга работоспособности и оценки текущего состояния промышленного манипулятора. Акты о внедрении приложены к диссертационной работе.

Основные положения и результаты диссертационной работы доложены и обсуждены на следующих научно-технических конференциях:

- XX Международная научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых, г. Томск, ТПУ, 20-22 марта 2023 г.
- XVIII Международная научно-практическая конференция старшекласников, студентов и аспирантов «Молодёжь и наука», г. Нижний Тагил, УрФу, 27 мая 2022 г.
- XXVII Международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР – 2022», г. Томск, ТУСУР, 18-20 мая 2022 г.
- Международная научно-практическая конференция «Электронные средства и системы управления» (МНПК ЭСиСУ-2020), г. Томск, ТУСУР, 18-20 ноября 2020 г.
- Всероссийский инженерный конкурс (ВИК – 2019). Симферополь 16-19 декабря 2019 г.; ФГАОУ ВО «КФУ им. В.И. Вернадского».
- 14th International Forum on Strategic Technology (IFOST 2019) 14th-17th October 2019, Tomsk, Russian Federation.
- XX Всероссийская конференция молодых учёных по математическому моделированию и информационным технологиям. 28 Октября-1 Ноября 2019 г. - Новосибирск: ИВТ СО РАН.
- Форум новых решений UNOVUS-2019. Томск 15-17 мая 2019 г.

Обоснованность и достоверность. Результаты диссертационной работы получены при корректном и обоснованном применении методов оценки сходства данных, анализа данных (машинного обучения и искусственных нейронных сетей), имитационного моделирования и подтверждаются проведенными экспериментальными исследованиями на исторических данных о работе парка из разных промышленных роботов, собранных в процессе рабочего цикла не менее 40 часов.

Публикации. По результатам диссертационной работы опубликовано 12 работ, в том числе 3 статьи в изданиях, включенных в перечень ВАК и 1 работа в зарубежных изданиях, индексируемых в базах научного цитирования Scopus. Получено 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора.

1. Постановка цели и задач исследования осуществлялась совместно с научным руководителем А.О. Савельевым.
2. Программная архитектура проблемно-ориентированного конвейера обработки данных планирования мероприятий по ТОиР спроектирована автором.
3. Алгоритмическое и программное обеспечение для подбора и оценки эффективности модели машинного обучения на основе вычисления меры сходства наборов данных разработано автором.
4. Алгоритм автоматизированного поиска аномальных значений параметров промышленных манипуляторов разработан автором.
5. Сбор и предварительная подготовка данных для апробации программного обеспечения осуществлялась С.С. Михалевичем.

6. Апробация программного модуля подбора и оценки эффективности модели машинного обучения произведена совместно с А.Ю. Чепкасовым и А.С. Писанкиным.

7. Разработка имитационной модели для оценки экономического эффекта внедрения разработанного программного обеспечения выполнена автором.

Структура и объем работы. Научная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, также библиографического списка из 167 наименований и 12 приложений. Полный объем диссертации – 186 страниц текста с 80 рисунками и 13 таблицами.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулирована цель и поставлены задачи исследования, представлена научная новизна, отражена практическая ценность полученных результатов, представлены выносимые на защиту научные положения, описана структура работы.

В первой главе проведён системный анализ современного состояния исследований в области управления и интеллектуализации производственными процессами, в частности – оценки работоспособности и состояния промышленных роботов. Данные процессы затрагивают аспекты автоматизации производства, управления энергией и ресурсами, разработку и внедрения систем сбора, передачи и хранения данных для принятия стратегических решений, а также технологическую модернизацию основных средств производства на «интеллектуальном» уровне – формирования целостной производственной линии в цифровом пространстве на основе стандартизованных программных интерфейсов и подсистем анализа больших данных.

Произведен анализ подходов и ограничений, позволяющих сформировать «интеллектуальную» структуру управления производственными процессами. К таким подходам можно отнести: кибер-физические производственные системы (CPPS), системы управления ресурсами (ERP, CRM, HRMS), управления и анализом больших данных (ETL, DWH, HPDA, HPC). Применение данных подходов совместно с методами принятия решений позволяет перейти к стратегиям аналитики технического обслуживания (Maintenance Analytics) и принятию решений на основе данных (Data-Driven Decision Making), включающих в себя такие методы прогнозной аналитики как: оценка на основе прецедентов (Case-based Reasoning, Condition-based Maintenance), управление здоровьем (Prognosis and Health Management), остаточный срок службы (Remaining Useful Life). Также произведен анализ аспектов и проблем применения методов интеллектуального анализа данных в рамках перечисленных подходов. Одним из основных подходов к интеллектуализации процессов интеллектуальной оценки состояния промышленных роботов является создание проблемно-ориентированных конвейеров обработки данных, включающих трансферное и автоматическое машинное обучение. Представленные результаты анализа позволяют сделать вывод о перспективности исследования и использования методов

интеллектуального анализа данных для предиктивного обслуживания оборудования.

На основе анализа результатов исследований, выполненных различными авторами, определена задача разработки комплекса алгоритмов подбора и оценки эффективности моделей интеллектуального анализа данных для прогнозирования параметров работы и потенциальных отказов оборудования на примере промышленных роботов.

Во второй главе выполнено проектирование проблемно-ориентированного конвейера данных для процесса управления предиктивным техническим обслуживанием и ремонта на основе интеллектуального анализа данных.

Задача автоматизации процесса предиктивного технического обслуживания и ремонта (ТОиР) заключается в обработке набора данных в каждый момент времени сопоставляемых с целевыми показателями работоспособности и оценки состояния оборудования для последующего принятия решений по формированию и реализации задач технического обслуживания. На рисунке 1 представлена структурная схема автоматизированной системы управления предиктивным техническим обслуживанием, отличающаяся тем, что в устройстве управления для формирования управляющих воздействий использован комплекс алгоритмов по выявлению аномальных значений и управлению моделями анализа данных.



Рисунок 1 – Структурно-функциональная схема автоматизированной системы управления техническим обслуживанием промышленного робота

Объектом управления является промышленный робот, представляющий из себя кибер-физическую систему с интерфейсами управления и устройствами сбора данных. В процессе эксплуатации оборудования производится генерация данных Y с помощью устройств сбора данных (датчики, сервоприволы, контроллеры) и системы мониторинга, которая агрегирует и интерпретирует входные данные для формирования выходных пакетов с накопленными данными Y^* . Выходные данные

из систем мониторинга являются объектом изучения для прогнозирования остаточного срока службы оборудования, его составляющих и прогнозирования потенциальных отказов в рамках процесса предиктивного технического обслуживания и ремонта. Методы статистического и интеллектуального анализа являются неотъемлемой частью предиктивного анализа. Данные, полученные в результате анализа, используются для процесса принятия решений при техническом обслуживании и ремонта с экономической оценкой возможных альтернатив (инспекция, настройка, ремонт или замена оборудования) в зависимости от: стоимости операции, наличия комплектующих, целесообразности проведения тех или иных работ. На основе принятого решения формируется план, включающий в себя предписания по техническому обслуживанию и ремонту. Руководствуясь предписаниями по техническому обслуживанию, исполнительными устройствами формируются управляющие воздействия U , представляющие из себя плановые или корректирующие операции. Модель системы устройства управления предиктивным техническим обслуживанием промышленного робота определена следующей формой:

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX + DU, \end{cases} \quad (1)$$

$$U = f_{yy}(Y^*), \quad Y^* = \begin{bmatrix} Y_1^* \\ Y_2^* \\ \dots \\ Y_n^* \end{bmatrix}, \quad \text{где} \quad (2)$$

X – вектор состояния объекта управления;

\dot{X} – производная вектора состояния;

Y – сигналы, полученные из устройств сбора данных объекта управления;

Y^* – накопленные данные, получаемые с использованием системы мониторинга;

U – управляющее воздействие исполнительного устройства на объект управления;

A, B, C, D – матрицы: системы, управления, наблюдения, связи;

f_{yy} – функция управления техническим обслуживанием и ремонтом на основе методов анализа данных.

Эксплуатация модели предиктивной аналитики происходит в три основных этапа: получение данных в режиме реального времени, конструирование и использование предсказательной модели, интерпретация результатов использования модели в понятной для субъекта управления форме. Эффективность процесса планирования мероприятий зависит не только от своевременно полученных результатов обработки данных, но и корректно сформированных правил использования данных для обоснования выбора оптимального решения при оценке альтернатив.

Эффективность применения моделей интеллектуального анализа для прогнозирования работоспособности и состояния оборудования оценивается на этапе тестирования. Тестирование моделей производится при помощи метрик – вычисляемая величина в числовом выражении, на основе которой можно оценить:

точность, полноту, ошибку, долю положительных исходов классификации или регрессии. Метрики выступают в роли обратной связи для управления жизненным циклом модели от выбора параметров и гиперпараметров до итеративного процесса обучения и дообучения. Помимо метрик на точность обучения модели и использованию ресурсов при обучении и тестировании влияет набор данных, то есть количество признаков, характеризующих выборку. На основе полученных прогнозов производится оценка ряда альтернативных стратегий технического обслуживания. Оценка разных стратегий производится после разработки конкретного плана, определяющий оптимальное время и тип обслуживания, ресурсы, необходимые для обслуживания, и другие параметры, которые могут повлиять на эффективность и надежность оборудования. После этапа принятия и утверждения оптимальной альтернативы, производится реализация плана обслуживания и контроль его выполнение. Важным этапом обратной связи является обновление предиктивных моделей в соответствии с новыми данными и изменяющимися условиями.

Формальное представление процесса планирования мероприятий по ТОиР представлено на рисунке 2 в первом приближении с применением нотации описания бизнес-процессов IDEF0.

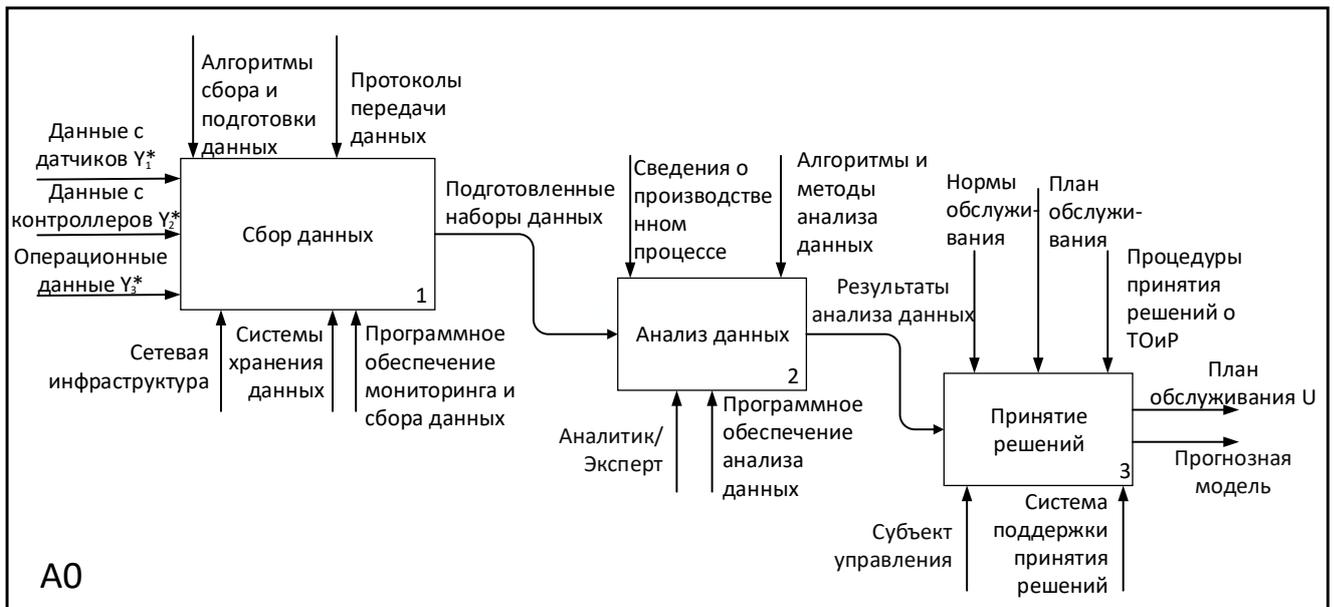


Рисунок 2 – Процесс планирования мероприятий по ТОиР на основе анализа данных

Для автоматизации процессов управления данными, моделями и результатами анализа предложена методика организации программного обеспечения на основе подхода проблемно-ориентированного конвейера. В отличие от информационных систем, построенных на монолитном подходе (высокая зацепленность программных модулей и слабая масштабируемость), событийно-ориентированном (повышенные требования к контролю за процессами управления событиями) и на базе задач (необходимость в отслеживании

зависимостей для обеспечения корректной последовательности выполнения), конвейерный подход позволяет решить следующие проблемы:

- Недостаток модульности для упрощения отладки и тестирования каждого из этапов конвейерной обработки данных.
- Временная задержка в узлах передачи данных (вследствие их разнородности).
- Недостаток интерфейсов сопряжения программных модулей (необходимых для моделирования и стандартизации данных) для формирования неразрывной информационной цепочки передачи актуальных данных.
- Отсутствие автоматизации и управления процессом конструирования моделей интеллектуального анализа.

В общем виде система автоматизации управления моделями машинного обучения, входящая в состав устройства управления для формирования предписаний по управляющим воздействиям, представлена на рисунке 3.



Рисунок 3 – Система автоматизации управления моделями анализа данных на основе конвейерного подхода

Аномальные значения при анализе больших данных представляют собой отклонения от общего тренда или нормы в наборе данных. Они могут быть вызваны ошибками в сборе данных, случайными факторами или наличием некорректных значений. В рамках диссертационной работы предложен алгоритм поиска аномальных значений в контексте управления процессом мониторинга производственного процесса промышленного манипулятора KUKA. Под аномальными значениями авторы подразумевают параметры работы манипулятора (такие как: момент силы, ток, температура привода), которые выходят за границы средних значений для каждой из рабочих операций, выполняемых роботом по изначально заданной оператором программе. Предложенный алгоритм является улучшением штатного алгоритма обнаружения аномалий (от вендора KUKA), который не предполагает гибкой настройки границ допустимых значений при настройках на определенный перечень рабочих операций. Алгоритм формирования границ допустимых значений тока на осях манипулятора определен следующей формулой:

$$\bar{I}_{O^k, M_x}^n = \frac{\sum_{i=O_{t_1}^k}^{O_{t_2}^k} (I_{i, M_x}^n)}{O_{t_2}^k - O_{t_1}^k}, \text{ где} \quad (3)$$

n – номер оси (аналогичен номеру электропривода);

O^k – операция под номером k ;

\bar{I}_{O^k, M_x}^n – значение тока для оси n , в момент времени i , при перемещении груза M_x .

Формирование границ максимальных и минимальных значений токов для операций со всеми значениями массы допустимой нагрузки:

$$N_max_{O^k} = \text{Max} \left(\text{Max} \left(\bar{I}_{O_j^k, M_x}^n \right) \right) \quad (4)$$

$$N_min_{O^k} = \text{Min} \left(\text{Min} \left(\bar{I}_{O_j^k, M_x}^n \right) \right), \text{ где} \quad (5)$$

$N_max_{O^k}$ – максимально допустимое значение тока во время выполнения операции O^k ;

$N_min_{O^k}$ – минимально допустимое значение тока во время выполнения операции O^k .

Повышение эффективности использования моделей машинного обучения в компоненте подбора модели может достигаться за счет использования моделей на данных, имеющих определенную степень сходства с обучающей выборкой. В общем виде сравниваемые выборки данных преобразуются в вектора, с последующей оценкой коэффициента сходства и/или расстояния. Для оценки подобия данных выбраны два метода:

- Евклидово расстояние - между точками P и Q в n -мерном пространстве вычисляется по формуле:

$$d(P, Q) = \|P - Q\|_0 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (6)$$

- Алгоритм динамической трансформации временной шкалы (Dynamic Time Warping – DTW).

Алгоритм динамического трансформирования времени оценивает наиболее подходящую последовательность для поиска соответствия между двумя временными последовательностями. Данный метод используется в связке с моделями машинного обучения для сравнения прогнозируемых данных с историческими данными, используемые для обучения, что позволяет снизить ошибку при использовании модели (рисунок 4).

Разработанный алгоритм оценки моделей машинного обучения на основе оценки сходства данных предполагает выполнение следующих шагов:

- 1) Вычисление подобия временных рядов – оценка меры сходства каждого входного набора данных с каждым другим одним из выбранных методов.

- 2) Кластеризация наборов данных – использование метода k -средних для выделения множества кластеров.

- 3) Поиск ближайшего к центроиду набора данных – в полученных кластерах осуществляется поиск ближайшего к центроиду набора данных, на основе которого строится эталонная для данного кластера модель машинного обучения.

- 4) Построение модели машинного обучения – выбранные наборы данных используются для построения моделей машинного обучения.

Набор эталонных моделей и соответствующие им выборки используются для анализа и оценки метрик тестирования моделей машинного обучения. Предложенный алгоритм состоит из следующих шагов:

- 1) Вычисление подобия временных рядов – оценка меры сходства входного набора данных с обучающей выборкой, на которой обучены эталонные модели.

- 2) Выбор кластера – оценка принадлежности входного набора данных к имеющимся кластерам, выбор кластера с наименьшим расстоянием между входным набором и центроидом.

- 3) Использование модели машинного обучения – исходная выборка подается в качестве входного параметра для выбранной эталонной модели машинного обучения.

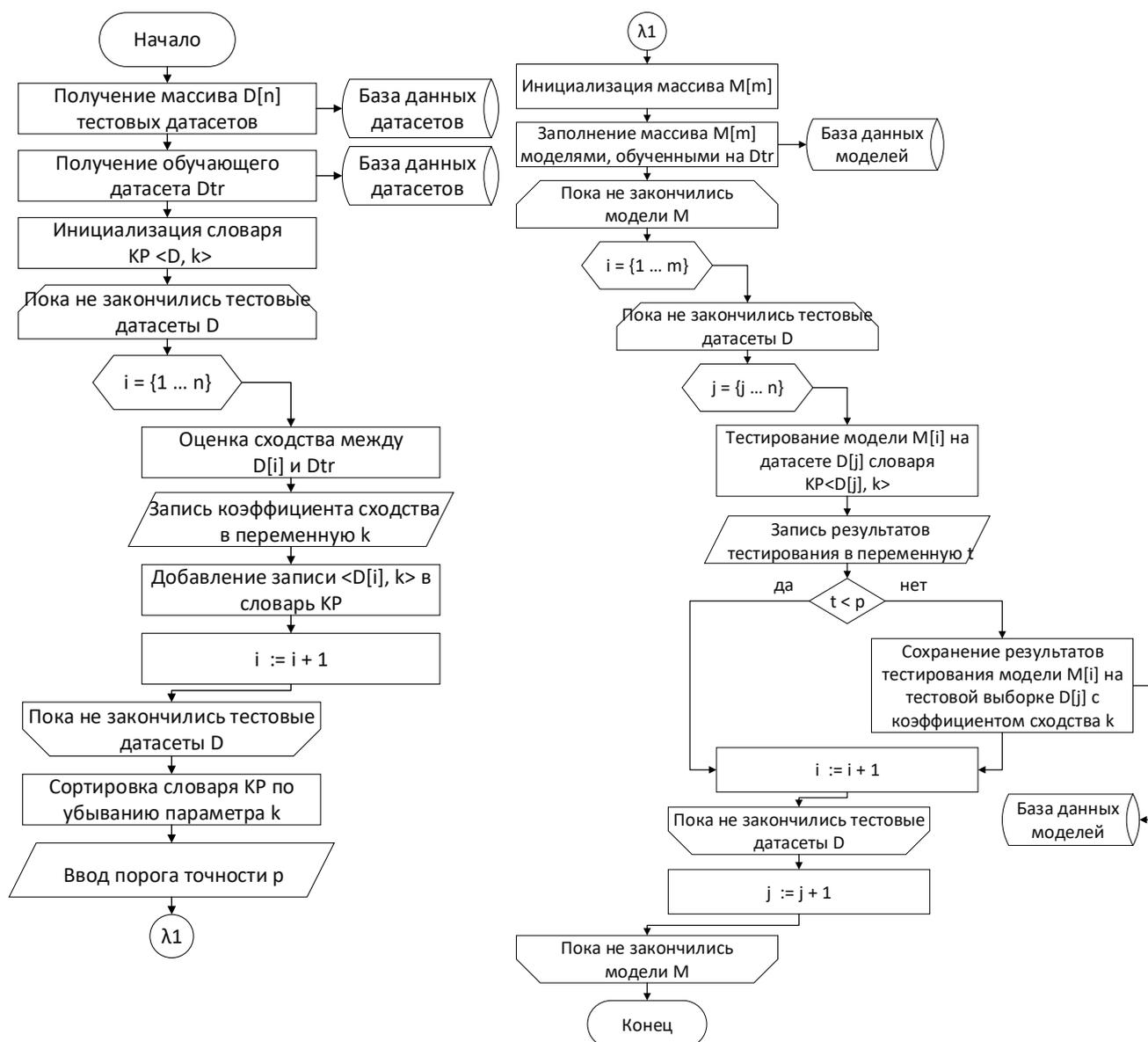


Рисунок 4 – Алгоритм оценки моделей машинного обучения на основе методов вычисления сходства данных

В соответствии с выявленными ограничениями к проектированию программного решения для выполнения задач в рамках диссертационного исследования предложена алгоритмическая модель по подбору модели машинного обучения для анализа данных с парка разнородного оборудования (на примере промышленных роботов разных типов). Разработанная алгоритмическая модель представлена на рисунке 5 с использованием нотации описания бизнес-процессов BPMN для трех основных этапов: управление данными, управление моделями анализа данных, принятия решений для планирования ТОи.

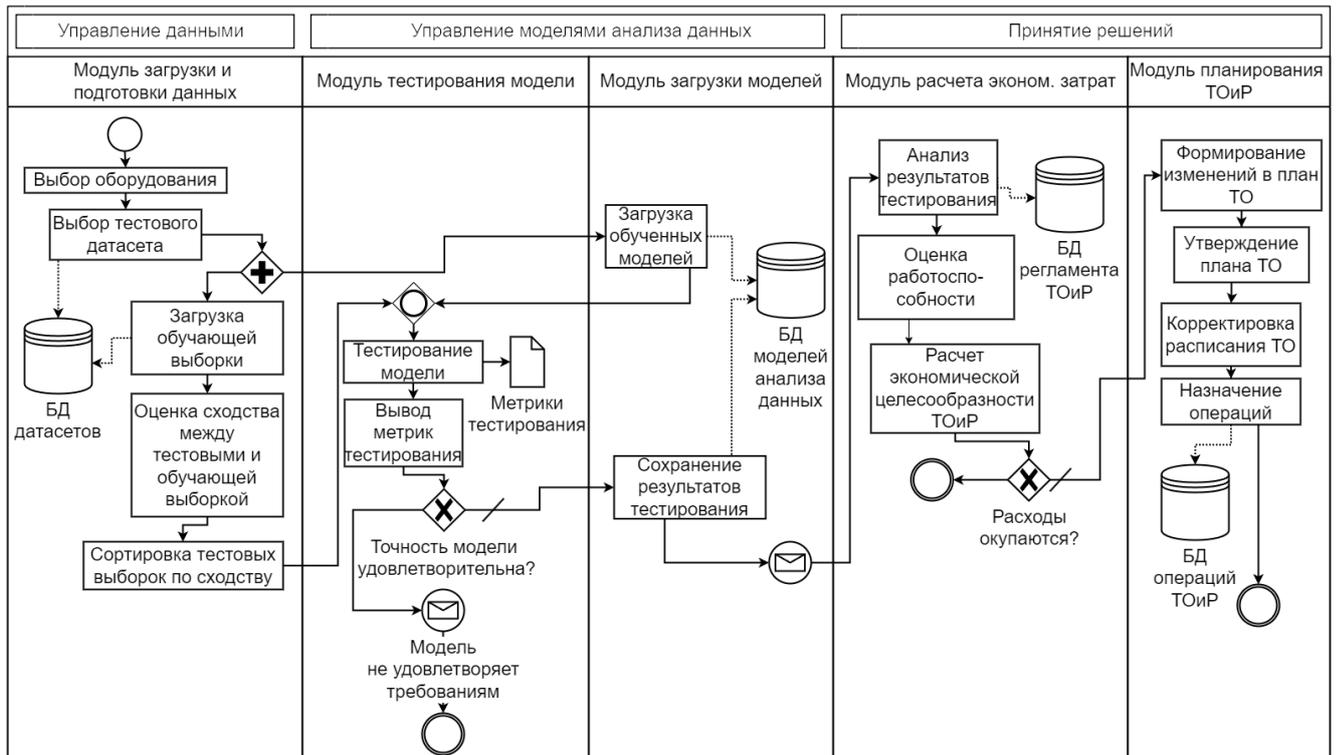


Рисунок 5 – BPMN диаграмма подбора обученных моделей для тестовых выборок, собранных с промышленных роботов на основе оценки сходства данных

В третьей главе выполнено проектирование и разработка программного обеспечения управления данными и прогнозными моделями интеллектуального анализа для процесса предиктивного технического обслуживания и ремонта с реализацией предложенного алгоритма подбора и оценки эффективности модели машинного обучения (рисунок 6). Исходя из ограничений исследуемого процесса, предложена архитектура программной системы, сформированная на базе проблемно-ориентированного конвейера, включающего в себя следующие составляющие: модуль управления данными, модуль выявления аномальных значений, модуль управления моделями анализа данных, модуль оценки альтернатив стратегий ТОиР на основе данных. В дополнение к программным модулям, разработаны логические и физические структуры следующих компонентов: база данных для хранения исторических данных о работе оборудования (на примере промышленных роботов), база данных для хранения моделей интеллектуального анализа и сформированных обучающих/тестовых выборок, база данных для хранения исторических данных о техническом обслуживании промышленного оборудования. Для хранения наборов данных и моделей анализа данных использованы нереляционные базы данных. Ключевым преимуществом данного типа СУБД является возможность хранения большого объема неструктурированных данных по стандарту описания документов JSON, что особенно актуально при сборе данных с разного типа оборудования, датчиков и систем мониторинга, имеющих свою специфику и ограничения.

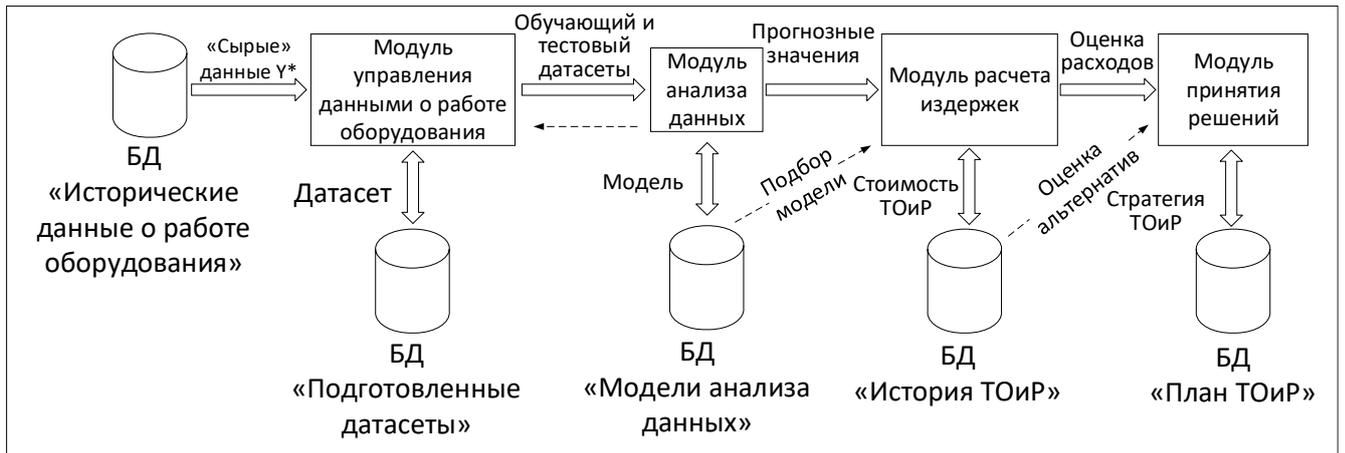


Рисунок 6 – Архитектура устройства управления для планирования мероприятий ТОиР на основе данных в рамках функции управляющего устройства $f_{yy}(Y^*)$

Состав разработанной программной системы представлен в виде диаграммы компонентов в нотации UML (рисунок 7). Диаграмма наглядно представляет структуру разработанного программного обеспечения, что позволяет оценить полноту соблюдения выявленных ограничений и продемонстрировать состав программных модулей, включая внешние программные библиотеки.

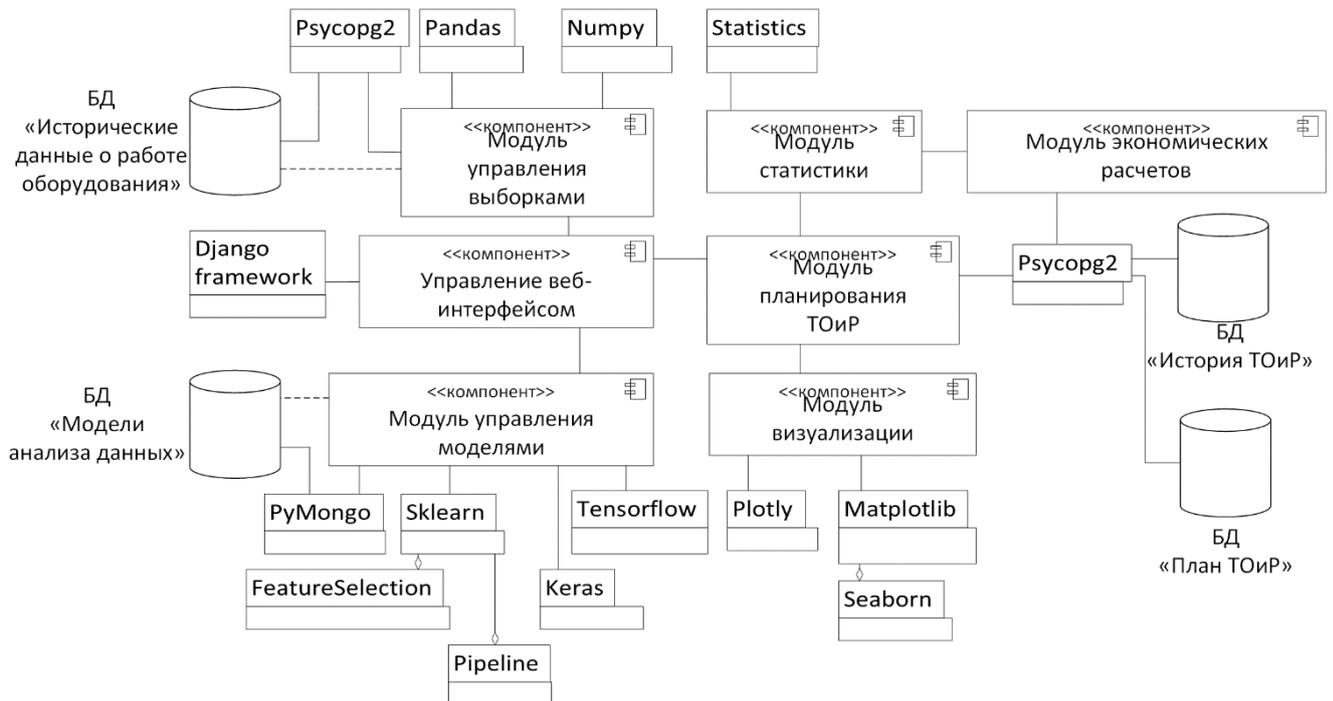


Рисунок 7 – UML диаграмма компонентов программного обеспечения

Модуль управления веб-интерфейсом является связующим звеном для взаимодействия всех программных модулей, а также точкой доступа к системе управления наборами данных и моделями анализа. Модуль планирования ТОиР предоставляет выходные данные формирования предписаний для исполнительного устройства (в рамках выполнения функции $U = f_{yy}(Y^*)$).

Декомпозиция процесса планирования ТОиР применима для анализа данных в условиях обучения модели (или нескольких моделей) анализа для каждой производственной единицы оборудования. Основываясь на разработанной алгоритмической модели из второй главы, производится корректировка процесса А2 (рисунок 2, блок «Анализ данных») для использования обученных моделей на тестовых выборках, сформированных на разных производственных единицах (рисунок 8). Процесс включает в себя алгоритм поиска паттернов в наборах данных на основе методов оценки сходства данных с последующим тестированием модели для оценки её эффективности.

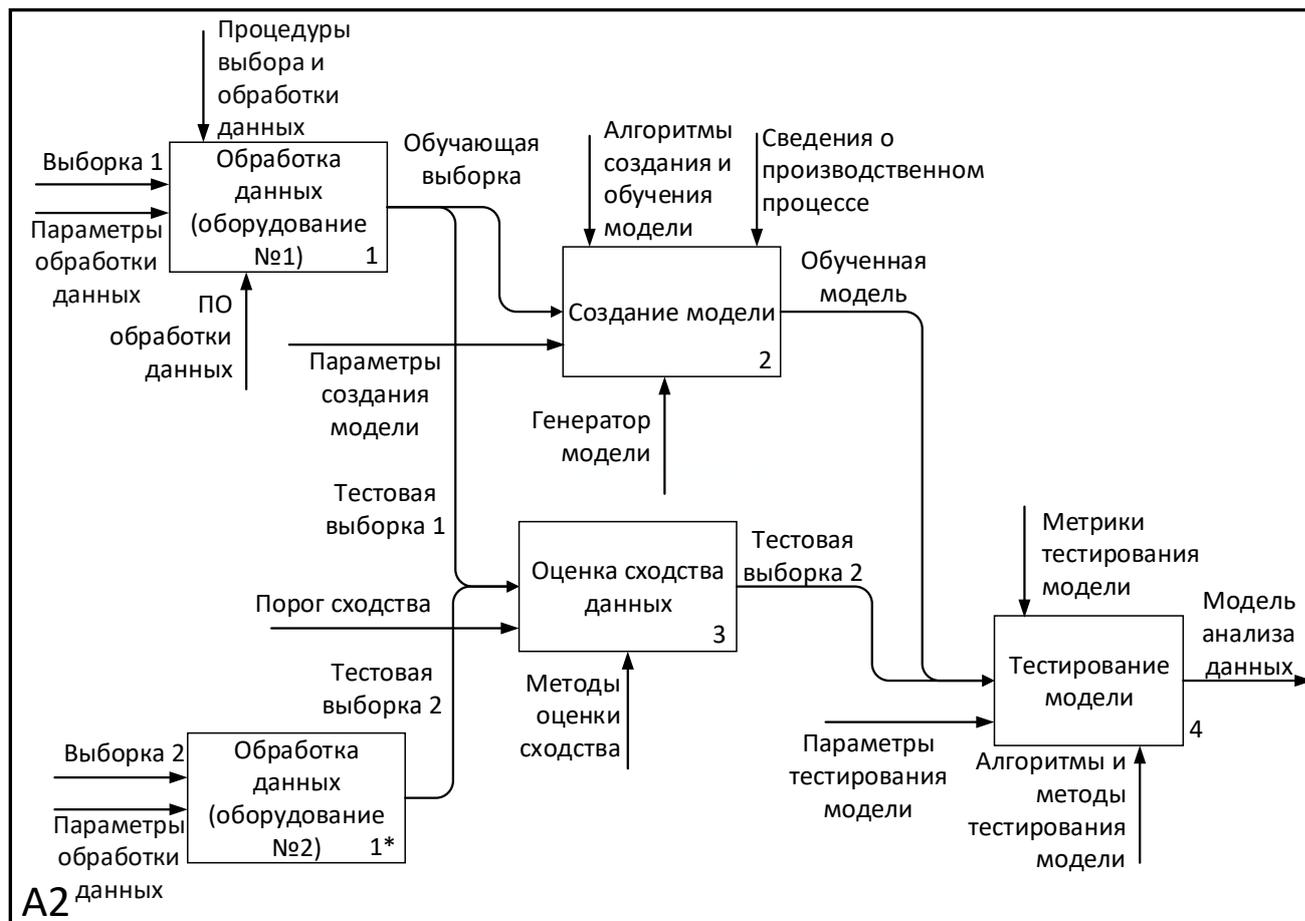


Рисунок 8 – Процесс тестирования моделей с использованием алгоритма оценки сходства на наборах данных, сформированных с разных единиц оборудования

В четвертой главе представлены результаты внедрения и апробации программного обеспечения в устройство управления предиктивным техническим обслуживанием и ремонтом промышленного робота (по типу промышленного манипулятора). Апробация выполнена на 4-х наборах данных, собранных с 4-х разных промышленных роботов, каждый из которых выполнял однотипную рабочую операцию (перемещение паллеты, перемещение пластиковых кубов, работа со сварочным агрегатом, фрезерование поверхности) на протяжении 40 часов. Дискретность записи набора данных мониторинга составляет 1 секунду. Набор данных содержит 7 столбцов и ориентировочно 1040-1120 тысяч строк. Экспериментальная апробация модулей программного обеспечения была

выполнена на основе задачи прогнозирования температуры привода промышленного робота. Точное и своевременное прогнозирование температуры электропривода позволяет: предотвратить перегрев, произвести коррекцию режима работы, повысить энергоэффективность, определить оптимальный момента для обслуживания или замены.

Для выбора подходящего набора тестовых данных произведена оценка сходства наборов данных, собранных с разных промышленных роботов. Оценка сходства данных позволяет: выбрать наиболее релевантные данные для обучения или тестирования модели, улучшить точность и обобщающую способность модели, обеспечить достоверность полученных прогнозов. В таблице 1 представлены результаты оценки сходства методом DTW.

Таблица 1 Коэффициенты подобия данных (функция DTW)

Набор данных	Робот 1	Робот 2	Робот 3	Робот 4
Робот 1	0	49,73	155,29	45,09
Робот 2	49,73	0	149,52	50,26
Робот 3	155,29	149,52	0	157,27
Робот 4	45,09	50,26	157,27	0

Произведено обучение трех моделей анализа данных на сформированных наборах данных. Сконструированные модели на основе обучающей выборки с одного робота были протестированы на данных, полученных с других роботов, для оценки точности прогнозных значений. Для каждой модели точность была вычислена 10 раз, после чего было вычислено среднее значение полученных результатов в процентах. В результате была составлена таблица, в которой представлены усредненные значения точности для каждой модели (таблица 2). Описание итоговых моделей анализа данных:

1) линейная модель – модель с одним слоем (реализуется через программную библиотеку «Keras»); функция потерь – среднеквадратичная ошибка; оптимизатор – «Adam»; метрика – средняя абсолютная ошибка; количество эпох – 20).

2) многослойный перцептрон – модель с двумя скрытыми слоями по 64 нейрона и одним выходным нейроном (реализуется через программную библиотеку «Keras»); функция потерь – среднеквадратичная ошибка; оптимизатор – «Adam»; метрика – средняя абсолютная ошибка; активатор слоя – «relu»; количество эпох – 20).

3) рекуррентная нейронная сеть – модель с одним скрытым слоем долговременной краткосрочной памяти (LSTM) размером в 32 нейрона (реализуется через программную библиотеку «Keras»); функция потерь – среднеквадратичная ошибка; оптимизатор – «Adam»; метрика – средняя абсолютная ошибка; количество эпох – 20).

Таблица 2 Результаты тестирования моделей

Обучающая Тестовая	Робот 1		Робот 2		Робот 3		Робот 4	
	t, сек	p, %						
Линейная модель (Linear)								
Робот 1	9,10	85,68	2,11	81,12	2,28	72,40	2,13	68,14
Робот 2	2,11	74,45	17,25	79,63	2,70	70,61	2,23	70,47
Робот 3	2,08	75,46	2,10	81,65	14,96	86,93	2,40	74,06
Робот 4	2,42	77,91	2,74	70,95	2,23	74,77	15,30	79,01
Многослойный перцептрон (MLP)								
Робот 1	4,03	83,01	2,10	80,51	2,10	74,50	2,10	79,83
Робот 2	2,10	75,74	4,52	80,75	2,10	72,96	2,10	72,57
Робот 3	2,10	77,32	2,10	81,71	3,31	73,28	2,10	73,91
Робот 4	2,10	73,16	2,10	80,43	2,10	75,37	4,86	71,73
Рекуррентная нейронная сеть (RNN)								
Робот 1	11,46	83,95	2,10	81,23	2,10	74,27	2,23	76,32
Робот 2	2,10	79,21	11,90	82,78	2,10	77,15	2,10	70,81
Робот 3	2,10	71,83	2,10	79,51	12,09	80,14	2,10	72,84
Робот 4	2,10	80,45	2,10	72,11	2,10	79,32	9,60	75,68

Точность прогнозирования целевого параметра (температуры привода) промышленного робота с использованием моделей, подобранных алгоритмом выбора моделей машинного обучения, ниже на 9–12 % чем при использовании модели, обученной на исходном наборе данных, при доверительном интервале $\pm 0,5$ градусов прогнозирования температуры привода. Время использования модели сокращается на 60–70 % (за счет сокращения временных затрат на конструирование и обучение).

Для оценки экономических затрат информационного обеспечения процесса принятия решений на основе данных сформирована имитационная модель, которая учитывает расходы не только на оценку прогнозных моделей, но и на ресурсы, необходимые для их конструирования и обучения (рисунок 9). В основу имитационной модели заложены следующие экономические модели:

- Модель №1, учитывающая расходы на оценку применимости прогнозных моделей анализа данных и на ресурсы, необходимые для конструирования новой модели анализа данных:

$$TP_{savings} = \sum_{i=\#TP} (R - r) \left(\frac{\Delta t_i}{n} \right) - (t_k * Cost_k + t_{test} * Cost_{test}) \quad (7)$$

$$FN_{cost} = FN \times R^F FP_{cost}, \text{ где} \quad (8)$$

n – количество дней для прогнозирования потенциального отказа.

Δt_i – временной промежуток для анализа выборки.

R – стоимость замены комплектующих.

r – стоимость ремонта оборудования.

TP – истинные прогнозы отказов оборудования в рамках временного промежутка.

FN – прогнозы отказов оборудования, не обнаруженные в рамках временного промежутка.

$TP_{savings}$ — оценка экономии на основе обнаруженных сбоев. Если сбой обнаружен в нужное время, но в неправильной единице оборудования или подсистеме, это засчитывается как ложноположительный результат. Истинные положительные стороны выражаются в экономии, которая представляет собой разницу между затратами на замену и ремонт.

FN_{cost} — оценка расходов стоимости замены оборудования на основе не выявленных сбоев. Данная категория показаний представляет реальные сбои в работе оборудования и подсистемы, которые не были обнаружены в течение определенного временного промежутка. Ложноотрицательные результаты переводятся в стоимость замены.

FP_{cost} — оценка расходов стоимости проверки оборудования на основе ложных данных анализа. Данная категория показаний выданные предупреждения в оборудовании и подсистеме, в которых в течение определенного временного промежутка в будущем не происходит сбоев. Ложные срабатывания переводятся в стоимость проверки.

t_k — временные затраты на конструирование модели интеллектуального анализа данных.

$Cost_k$ — оценка расходов, необходимых для процесса конструирования модели интеллектуального анализа данных.

t_{test} — временные затраты на тестирование модели интеллектуального анализа данных.

$Cost_{test}$ — оценка расходов, необходимых для процесса тестирования модели интеллектуального анализа данных.

- Модель №2, учитывающая расходы на оценку применимости прогнозных моделей анализа данных и на ресурсы, необходимые для подбора моделей анализа данных на основе методов оценки сходства данных:

$$TP_{savings} = \sum_{i=\#TP} (R - r) \left(\frac{\Delta t_i}{n} \right) - (t_{test} * Cost_{test}) \quad (9)$$

$$FN_{cost} = FN \times R^F FP_{cost} * k_{accuracy} + (t_{select} * Cost_{select}) \quad (10)$$

$k_{accuracy}$ — коэффициент потери точности модели анализа данных.

t_{select} — временные затраты на подбор модели анализа данных.

$Cost_{select}$ — оценка расходов, необходимых для процесса подбора модели интеллектуального анализа данных.

Для сравнения обозначенных моделей используется формула подсчета итоговой оценки расходов:

$$Total_{savings} = \sum_{robot} \sum_{node} (TP_{savings} - FN_{cost} - FP_{cost}) \quad (11)$$

$Total_{savings}$ — итоговая оценка расходов стоимости технического обслуживания на основе анализа данных.

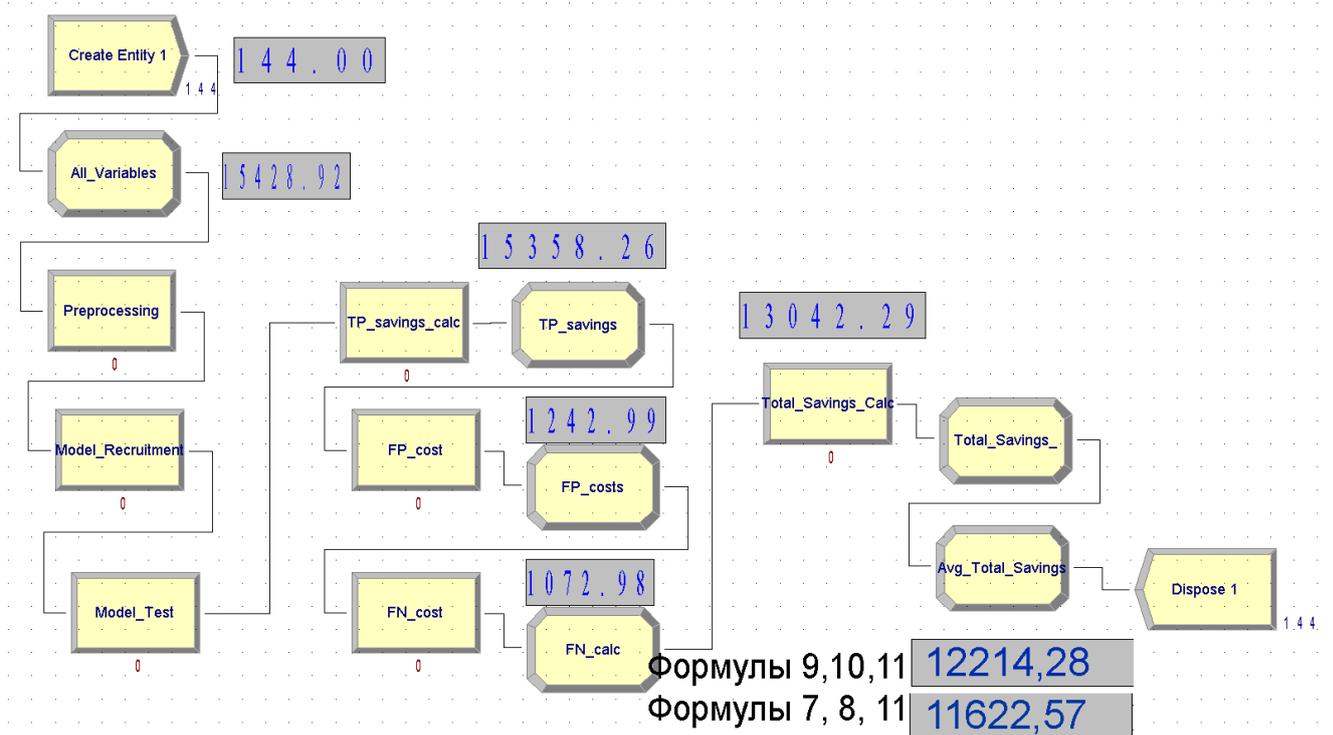


Рисунок 9 – Разработанная имитационная модель для оценки потенциальных расходов при планировании мероприятий ТОиР на основе данных

Исходя из результатов сравнения имитационных моделей, при заданных параметрах моделирования в условных единицах, имитационная модель №2 (спроектированная с учетом разработанного комплекса алгоритмов по подбору моделей на основе оценки сходства данных) позволяет сократить экономические расходы при принятии решений на основе данных для ТОиР на 5,1%.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1) Предложена методика проектирования информационной системы для автоматизации предиктивного технического обслуживания и ремонта промышленных роботов на базе проблемно-ориентированного конвейера обработки данных, включающую комплекс алгоритмов по обработке данных разнородного оборудования и управления моделями анализа данных. Результаты имитационного моделирования продемонстрировали сокращение экономических расходов на информационное обеспечение процесса принятия решения при ТОиР на 5,1% за счет экономии временных ресурсов на конструирование новых моделей анализа данных.

2) Разработан алгоритм автоматизированного подбора и оценки эффективности модели машинного обучения для прогнозирования параметров работы промышленного робота, обеспечивающий сокращение временных ресурсов на использование моделей анализа данных до 18%.

3) Разработан алгоритм вычисления меры сходства наборов исторических данных о работе промышленного робота, обеспечивающий подбор модели анализа данных с потерей точности прогнозирования не более 12%.

4) Разработан алгоритм автоматизированного поиска аномальных значений параметров промышленных манипуляторов, обеспечивающий гибкость процесса мониторинга состояния за счет формирования диапазона допустимых значений параметров работы на каждой операции рабочей программы по сравнению со штатными функциональными возможностями программного обеспечения мониторинга.

5) Разработан прототип программного обеспечения, выполняющий функцию управления и подбора моделей анализа данных промышленных манипуляторов в информационной инфраструктуре ООО «Инспайр-технологии». Программное обеспечение осуществляет процесс мониторинга аномальных состояний оборудования и отклонения производственного технического процесса, а также визуализацию результатов анализа данных работы электроприводов промышленных манипуляторов.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК:

1) Гончаров А. С. Подход к формированию информационного обеспечения для процесса принятия решений по предиктивному техническому обслуживанию // Современные наукоемкие технологии. – 2024. – № 11. – С. 17-25.

2) Гончаров А. С., Савельев А. О., Писанкин А. С., Чепкасов А. Ю. Разработка алгоритма подбора модели анализа данных для прогнозирования работоспособности промышленных роботов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2023. – Т. 11, – № 4. – С. 1-12.

3) Гончаров А. С., Савельев А. О., Писанкин А. С., Чепкасов А. Ю., Джаякоди Д. Н. К. Подход к автоматическому прогнозированию состояния промышленных манипуляторов с применением методов машинного обучения // Доклады ТУСУР. – 2021. – Т. 24, № 1. – С. 48-54.

Статьи, опубликованные в журналах, индексируемых в международных реферативных базах Scopus и Web of Science:

1) Goncharov, A. Automated anomalies detection in the work of industrial robots / A. Goncharov, A. Savelev, N. Krinitsyn, S. Mikhalevich // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2019. – № 1019. – С. 012095.

Свидетельства о регистрации интеллектуальной деятельности:

1) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022617263 Российская Федерация. Модуль адаптивного выбора прогнозной модели работоспособности промышленного манипулятора : № 2022615922 : заявл. 03.04.2022 : опубл. 19.04.2022 / А. С. Гончаров, А. С. Писанкин, А. Ю. Чепкасов. – EDN HNHILG.

2) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020614448 Российская Федерация. Диагностика аномальных состояний приводов промышленных манипуляторов : № 2020613448 : заявл. 31.03.2020 : опубл. 09.04.2020 / С. С. Михалевич, А. О. Савельев, А. С. Гончаров ; заявитель Общество с ограниченной ответственностью «Инспайр-технологии». – EDN POFSON.

Остальные публикации по теме диссертации, индексируемые в РИНЦ:

1) Мангутова, Е. А. Обзор современных алгоритмов кластеризации данных / Е. А. Мангутова, А. С. Гончаров // Молодежь и современные информационные технологии: Сборник трудов XX Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. – 2023. – № 1-1. – С. 242-243.

2) А.С. Гончаров. Сравнительный анализ методов машинного обучения для анализа данных об отказах оборудования / А.С. Гончаров // XVIII Международная научно-практическая конференция старшеклассников, студентов и аспирантов «Молодёжь и наука». – 2022. № 1-2. – С. 74-75.

3) А.С. Гончаров. Архитектура программного обеспечения управления прогнозными моделями «умного» производства / А.С. Гончаров // XXVII Международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР – 2022». – 2022. № 1-3. – С. 21-23.

4) А.С. Писанкин, А.Ю. Чепкасов, А.С. Гончаров. Разработка алгоритма подбора обученных моделей методами оценки подобия данных / А.С. Писанкин, А.Ю. Чепкасов, А.С. Гончаров // XXVII Международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР – 2022». – 2022. № 1-3. – С. 119-121.

5) А.С. Писанкин, А.Ю. Чепкасов, А.С. Гончаров. Прогнозирование перегрева привода промышленного манипулятора с использованием методов интеллектуального анализа данных / А.С. Писанкин, А.Ю. Чепкасов, А.С. Гончаров // Международная научно-практическая конференция «Электронные средства и системы управления» (МНПК ЭСиСУ-2020). – 2020. № 1-2. – С. 10-12.

6) А.С. Гончаров. Разработка алгоритма автоматизированного поиска аномальных значений параметров промышленных манипуляторов / А.С. Гончаров // XX Всероссийская конференция молодых учёных по математическому моделированию и информационным технологиям: тезисы докладов. – 2019. № 1-1. – С. 57.