

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
“САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЛЕСОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ С.М. КИРОВА”

кафедра Робототехнических систем и интеллектуальных технологий

РОБОТОТЕХНИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ, ПРОБЛЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И СИСТЕМНОГО АНАЛИЗА

Сборник научных трудов
Выпуск 1



Санкт-Петербург

2025

УДК 004

Робототехнические системы, проблемы искусственного интеллекта и системного анализа: материалы научно-технической конференции кафедры Робототехнических систем и интеллектуальных технологий, 12 февраля 2025 г. /под ред. С.С. Колмогоровой, – Санкт-Петербург.: – СПбГЛТУ, 2025. – 55 с.

Рассмотрено и рекомендовано к изданию оргкомитетом конференции
3 марта 2025 г.

Редакционная коллегия:

Отв. редактор: Колмогорова С.С., кандидат технических наук,
Бойцов А.К., ассистент,
Иванов С.А., кандидат технических наук,
Павлов В.С., кандидат сельскохозяйственных наук,

©Санкт-Петербургский
государственный лесотехнический
университет имени С.М. Кирова, 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

Колмогорова С.С. МОДЕЛЬ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ В СИСТЕМЕ МОНИТОРИНГА СРЕДЫ НА ОСНОВЕ БЕСПРОВОДНОЙ СЕНСОРНОЙ СЕТИ.....	4
Алексеева С.Д., Иванов С.А. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АНАЛИТИЧЕСКОЙ ПЛАТФОРМЫ LOGINOM ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ В ЛОГИСТИКЕ.....	10
Афанасьев А.П., Колмогорова С.С. ИНТЕГРАЦИЯ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И СЕНСОРНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ СИСТЕМ ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ СТОЛКНОВЕНИЙ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ.....	14
Герасимова В.И., Лубков М.К., Бойцов А.К. ОЦЕНКА ПОДХОДОВ К УВЕЛИЧЕНИЮ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ВСТРАИВАЕМЫХ СИСТЕМ ЧЕРЕЗ УПРАВЛЕНИЕ ПЕРЕПОЛНЕНИЕМ SRAM НА БАЗЕ АТМЕГА328Р	18
Дубовский С.В., Иванов С.А. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АНАЛИТИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ПЛАНА ЛЕСОУСТРОИТЕЛЬНЫХ МЕРОПРИЯТИЙ	23
Еленская А.А., Колмогорова С.С. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И РОБОТОВ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ЦЕПОЧКОЙ ПОСТАВОК.....	27
Ранцев А.А. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ РЕЖИМОВ РАБОТЫ КОНДЕНСАТНЫХ НАСОСОВ ПАРОТУРБИННЫХ УСТАНОВОК АТОМНЫХ ЛЕДОКОЛОВ	31
Романов Н.О. ГИБКАЯ МОДУЛЬНАЯ АРХИТЕКТУРА ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНЫХ СЕНСОРНЫХ УСТРОЙСТВ ДЛЯ МОНИТОРИНГА ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ НА БАЗЕ МИКРОКОНТРОЛЛЕРОВ STM32U083X И АТМЕГА328Р	36
Соколов А.М., Иванов С.А. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ ОЦЕНКЕ ИНВЕСТИЦИОННОЙ ПРИВЛЕКАТЕЛЬНОСТИ ИТ-ПРОЕКТОВ.....	43
Туркин С.М., Иванов С.А. ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ.....	49

МОДЕЛЬ ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ В СИСТЕМЕ МОНИТОРИНГА СРЕДЫ НА ОСНОВЕ БЕСПРОВОДНОЙ СЕНСОРНОЙ СЕТИ

Колмогорова С.С.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

THE MODEL OF THE INTERNET OF THINGS IN AN ENVIRONMENTAL MONITORING SYSTEM BASED ON A WIRELESS SENSOR NETWORK

Kolmogorova S.S.

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. Сохраняется тенденция в необходимости получения информации об окружающей среде в режиме реального времени. В статье рассматривается общая система мониторинга среды на основе модели Интернета вещей и теории управления, состоящая из системы сбора данных, системы хранения и платформы визуализации для анализа больших данных. Система сбора данных тесно интегрирована со сбором и передачей данных для работы в реальном времени. Получение данных об окружающей среде в различных областях рельефа, включая метеорологию, гидрологию, данные почв, рост и т. д. Беспроводная передача передает данные в реальном времени через сеть на платформу анализа больших данных. Платформа анализа больших данных представляет информацию о данных анализируемого участка, реализует раннее предупреждение и прогнозирование и предоставляет эффективную информацию для принятия решений. Представлено сравнение систем мониторинга окружающей среды на основе Интернета вещей.

Ключевые слова: мониторинг, беспроводные сети, окружающая среда, Интернет вещей

Введение. Модель интернета вещей (IoT) в системе мониторинга окружающей среды [5, 9] на основе беспроводной сенсорной сети (WSN) представляет собой интеграцию сенсорных устройств, которые собирают данные о различных параметрах окружающей среды, таких как температура, влажность, качество воздуха, уровень загрязнения и другие, а также местонахождения источника [3]. Ключевые компоненты и характеристики системы включает несколько важных компонентов. Прежде всего сети датчиков и сбор данных. В системах мониторинга используется целый ряд датчиков, включая датчики температуры, влажности, качества воздуха (PM2.5, PM10) и качества воды (рН, коэффициент загрязненности) [6, 10]. В работе [6] представляется интеллектуальная система мониторинга окружающей среды, использующую Интернет вещей и аналитику данных для мониторинга уровней температуры и влажности в режиме реального времени, предоставляя заинтересованным сторонам полезную информацию для улучшения процесса принятия решений и повышения производительности. Важно реализовывать мониторинг в режиме реального времени. Системы, которые работают автономно, обеспечивают непрерывный поток данных, что снижает влияние человеческого фактора и потребление энергии [8]. В этом исследовании предлагается система мониторинга воздуха на основе Интернета вещей с автоматизированными узлами, использующая связь по WiFi, датчики и модуль NodeMCU для измерений в реальном времени, что позволяет сократить количество ошибок и потребление энергии и подходит для применения в сфере охраны окружающей среды, домашнего хозяйства и сельского хозяйства. В составе модели реализовывается передача и обработка данных. Например, микроконтроллер ESP32 в сочетании с Wi-Fi или LoRaWAN позволяет

сенсорным узлам безопасно передавать данные в облако. Использование коммуникационных протоколов выбирается в соответствии с задачами. Например, данные передаются с помощью протоколов типа MQTT [4] и UDP (User Datagram Protocol), обеспечивающих эффективную связь между сенсорными узлами и облачными платформами [7], с обработкой и фильтрацией сигналов [2]. Эти протоколы обеспечивают эффективную передачу данных с сенсорных узлов в облако или на центральный сервер. В интеллектуальной системе мониторинга окружающей среды [с3], использующую Интернет вещей и аналитику данных для мониторинга уровней температуры и влажности в режиме реального времени, предоставляется актуальная информация для улучшения процесса принятия решений и повышения производительности. В концепции системы реализуется аналитика данных. Собранные данные обрабатываются с помощью таких платформ, как Node-RED [1], и визуализируются с помощью таких инструментов, как Grafana, которые встроены в веб-приложение Flask, предоставляя заинтересованным сторонам бесперебойный доступ к актуальным сведениям об условиях окружающей среды. Для обработки и анализа собранных данных используются облачные платформы и алгоритмы машинного обучения. Например, FastTree и обобщенные аддитивные модели (GAM) используются для прогнозирования уровня качества воздуха, а такие платформы, как InfluxDB и Grafana, обеспечивают визуализацию параметров окружающей среды в режиме реального времени.

Постановка задачи. Интеграция Интернета вещей (IoT) с беспроводными сенсорными сетями (БСС, WSN) произвела революцию в системах экологического мониторинга. Эти системы крайне важны для отслеживания различных параметров окружающей среды, таких как качество воздуха, температура, влажность и уровень загрязнения, в режиме реального времени. Сочетание IoT и WSN позволяет собирать, передавать и анализировать данные из удаленных мест, предоставляя ценные сведения для сохранения окружающей среды и здоровья населения. В статье рассматривается модель IoT в системах экологического мониторинга, определяются ключевые компоненты, протоколы связи, управление данными, приложения, проблемы и будущие направления.

Структура, основные компоненты и сравнение систем мониторинга. Области применения систем мониторинга на основе IoT разнообразны. Системы на базе IoT широко используются для мониторинга параметров качества воздуха, таких как PM_{2.5}, PM₁₀, CO и NO₂. Эти системы выдают предупреждения в реальном времени, когда уровень загрязнения превышает безопасные пороговые значения, что позволяет принимать упреждающие меры по снижению загрязнения. Системы IoT также используются для мониторинга параметров качества воды, таких как pH, температура и мутность. Это помогает обеспечить безопасную питьевую воду и предотвратить заболевания, передающиеся через воду. Системы на базе IoT интегрируются в инициативы «умных городов» для мониторинга состояния окружающей среды в городских районах. Они дают представление о городском планировании и помогают создать более здоровую среду обитания. Системы используются для мониторинга уровня загрязнения как внутри, так и снаружи помещений, обеспечивая безопасную среду обитания для жильцов. Например, мониторинг качества воздуха в помещениях помогает поддерживать здоровую обстановку в помещениях.

Системы мониторинга микроклимата, использующие беспроводные сенсорные сети, играют ключевую роль в совершенствовании практики исследований. Эти системы используют технологии IoT для получения данных о параметрах окружающей среды в

режиме реального времени, что позволяет принимать более эффективные решения и управлять ресурсами. Интеграция различных типов датчиков и коммуникационных технологий позволяет осуществлять комплексный мониторинг на различных структурах. На рис.1 показаны основные компоненты.



Рисунок 1. Компоненты модели сенсорной сети системы мониторинга окружающей среды

Модель сенсорной сети в системе мониторинга объединяет различные первичные устройства для сбора и передачи данных о состоянии окружающей среды. В таких системах обычно используется комбинация микроконтроллеров, датчиков и коммуникационных модулей для обеспечения эффективного мониторинга и управления данными. В следующих разделах описаны ключевые компоненты и функциональные возможности этих систем. Основные устройства в сенсорных сетях — это датчики со встроенным микроконтроллерами и источниками питания. Сейчас часто применяют мультимодальные датчики, включая датчики дождя, влажности почвы, ультрафиолетового излучения, пыли, огня и газа, они обеспечивают комплексный сбор данных по различным параметрам окружающей среды

Системы мониторинга окружающей среды опираются на сети датчиков для сбора и анализа данных о различных параметрах окружающей среды. Эти системы обычно состоят из аппаратных компонентов, таких как микроконтроллеры, датчики и коммуникационные модули, которые интегрируются в единую сеть, способную собирать и передавать данные в режиме реального времени. Аппаратные средства, используемые в этих системах, должны быть энергоэффективными, масштабируемыми и способными работать автономно в различных условиях. Микроконтроллеры ESP32 часто используются благодаря низкому энергопотреблению и встроенным возможностям сети, которые способствуют бесперебойной передаче данных по сети. Еще одним популярным выбором являются модули NodeMCU, предлагающие компактные и гибкие решения для IoT-приложений, особенно в зонах с WiFi-покрытием.

Архитектура сети при проектировании мониторинговых систем также подбираются в соответствии с условиями эксплуатации. В беспроводных сенсорных сетях используются конфигурации с древовидной топологией, где ведущие и ведомые модули управляются микроконтроллерами, что обеспечивает эффективную обработку данных и масштабируемость.

Существует ряд проблем и ограничения систем мониторинга среды. Сенсорные узлы в удаленных местах необходимо снабжать надежными источниками питания. Для решения этой проблемы используются методы сбора энергии, например солнечная энергия. Обеспечение бесперебойной связи между сенсорными узлами и облаком является серьезной проблемой, особенно в районах с ограниченным доступом в Интернет. Такие протоколы, как LoRaWAN и GPRS, помогают решить эту проблему. Системы на базе IoT уязвимы к кибератакам. Безопасные протоколы связи и методы шифрования необходимы для защиты экологических данных. Развертывание и обслуживание крупномасштабных БСС может быть дорогостоящим. Для снижения этих затрат разрабатываются недорогие сенсорные узлы и энергоэффективные конструкции.

Таблица 1.

Сравнение систем мониторинга окружающей среды на основе IoT

Параметры мониторинговых систем	Протоколы	Источники питания
Качество воздуха (PM2.5, PM10)	LoRaWAN, GPRS	Солнечная батарея, аккумулятор
Температура, влажность	Wi-Fi, MQTT	Солнечная батарея, электричество
Качество воды	HTTP, UDP	Аккумулятор, солнечная батарея
Шумовое загрязнение	Bluetooth, ZigBee	Аккумулятор
Качество воздуха (CO, NO ₂)	ESP-Now, MQTT	Аккумулятор, солнечная батарея

Перспективы и возможности использования систем мониторинга связаны с несколькими направлениями. Интеграция искусственного интеллекта и машинного обучения, а именно интеграция передовых алгоритмов машинного обучения повысит прогностические возможности систем экологического мониторинга. Такие методы, как глубокое обучение и нейронные сети, будут играть ключевую роль в повышении точности. Пограничные вычисления (Edge Computing) позволят обрабатывать данные в реальном времени на уровне сенсорных узлов, сокращая задержки и повышая эффективность системы. Это будет особенно полезно для приложений, требующих немедленных действий. Внедрение сетей 5G и следующего поколения повысит скорость и надежность передачи данных, что позволит создать более эффективные системы экологического мониторинга. Хотя аппаратные компоненты составляют основу систем мониторинга окружающей среды, интеграция граничных вычислений и алгоритмов машинного обучения может еще больше повысить их эффективность и точность.

Будущие системы будут ориентироваться на устойчивые энергетические решения, такие как солнечная энергия и сбор энергии, чтобы уменьшить зависимость от датчиков, питающихся от батарей.

Выводы и заключение. Система мониторинга окружающей среды на базе IoT и беспроводной сенсорной сети может значительно повысить уровень информированности и управления экологическими процессами, а также способствовать более эффективному использованию ресурсов и улучшению качества жизни.

Предложенная в статье структура возможна в технологии реализации «умный город». Эти системы могут быть интегрированы в инициативы «умного города», «умного парка» или «умного производства», улучшая управление и мониторинг порядка. В части применения в предиктивной аналитике, а именно включение алгоритмов машинного обучения позволит проводить предиктивное моделирование, которое предполагает прогнозирование изменений наблюдаемых параметров окружающей среды и потенциальные опасные факторы.

Несмотря на то, что модель IoT дает значительные преимущества при мониторинге окружающей среды, такие проблемы, как конфиденциальность данных, безопасность и необходимость создания надежной инфраструктуры, остаются важнейшими факторами для будущих разработок в этой области.

Интеграция IoT с WSN изменила системы экологического мониторинга, обеспечив сбор, анализ и визуализацию данных в режиме реального времени. Эти системы имеют

решающее значение для решения экологических проблем, таких как загрязнение воздуха и воды, изменение климата и риски для здоровья населения. Благодаря использованию передовых коммуникационных протоколов, алгоритмов машинного обучения и решений в области устойчивой энергетики системы на базе IoT будут и дальше играть важную роль в создании более здоровой и устойчивой окружающей среды для будущих поколений.

Библиографический список

1. Кашо, П. А. Система визуального проектирования Node-red компонентов Интернета вещей в лесной отрасли / П. А. Кашо, Р. А. Яковлев, С. С. Колмогорова // Информационные системы и технологии: теория и практика : научно-техническая конференция Института леса и природопользования СПбГЛТУ, Санкт-Петербург, 25 февраля 2022 года. Том Выпуск 14. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова, 2022. – С. 144-151. – EDN NGGJSL.
2. Колмогорова, С. С. Обработка и фильтрация измерительных данных с сенсорных элементов / С. С. Колмогорова, М. Ю. Вахрушев, Т. Д. Бабуринов // Приборы. – 2023. – № 12(282). – С. 8-17. – EDN LPZZYA.
3. Колмогорова, С. С. О возможности применения электроиндукционных датчиков в задаче нахождения местоположения источников электромагнитного поля в окружающей среде / С. С. Колмогорова // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2024. – № 12. – С. 7-16. – DOI 10.25791/pribor.12.2024.1543. – EDN MKMAWV.
4. Колмогорова, С. С. Реализация технологии «издатель/подписчик» для организации взаимодействия движущихся и стационарных объектов / С. С. Колмогорова, И. В. Захаров // Вестник Поволжского государственного технологического университета. Серия: Радиотехнические и инфокоммуникационные системы. – 2024. – № 3(63). – С. 43-52. – DOI 10.25686/2306-2819.2024.3.43. – EDN BTUECP.
5. Платформа контроля электромагнитного поля для обеспечения безопасности труда и промышленных объектов / С. С. Колмогорова, А. С. Колмогоров, Д. С. Баранов, А. В. Мокряк // Безопасность труда в промышленности. – 2022. – № 2. – С. 58-63. – DOI 10.24000/0409-2961-2022-2-58-63. – EDN WZTIWM.
6. Guerbaoui, M., El Faiz, S., Ed-Dahhak, A., Lachhab, A., Benhala, B., Bakziz, Z., Ichou, I. and Selmani, A., From Data to Decisions: A Smart IoT and Cloud Approach to Environmental Monitoring, *E3S Web of Conferences*, vol. 601, p. 00008, January 1, 2025. DOI: 10.1051/e3sconf/202560100008
7. Guerbaoui, M., El Faiz, S., Ed-Dahhak, A., Lachhab, A., Benhala, B., Bakziz, Z., Ichou, I. and Selmani, A., From Data to Decisions: A Smart IoT and Cloud Approach to Environmental Monitoring, *E3S Web of Conferences*, vol. 601, p. 00008, January 1, 2025. DOI: 10.1051/e3sconf/202560100008
8. Ho, T. T., Research on Building an Environmental Quality Monitoring Management Device Using the Internet of Things, *Vinh University Journal of Science*, vol. 53, no. 4A, pp. 47–58, December 20, 2024. DOI: 10.56824/vujs.2024a077a
9. Maoling Yan, Pingzeng Liu, Rui Zhao, Lining Liu, Weijie Chen, Xueru Yu, Jianyong Zhang, Shailesh Tiwari, Munesh Trivedi, and Mohan L. Kohle. 2018. Field microclimate monitoring system based on wireless sensor network. *J. Intell. Fuzzy Syst.* 35, 2 (2018), 1325–1337. <https://doi.org/10.3233/JIFS-169676>

10. Sushma, S., Tejaswini, V., Lakshmanarao, A., Mouli, D. C. and Rao, R. P., Air and Water Quality Surveillance Model for Real-Time Environmental Monitoring Based on IoT Approach, pp. 166–71, November 18, 2024. DOI: 10.1109/icdici62993.2024.10810872

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АНАЛИТИЧЕСКОЙ ПЛАТФОРМЫ LOGINOM ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ В ЛОГИСТИКЕ

Алексеева С.Д., Иванов С.А.,

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

USING ANALYTICS PLATFORM LOGINOM TO SOLVE LOGISTICS CHALLENGES

Alekseeva S.D., Ivanov S.A.,

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. В статье представлен обзор платформы Loginom, предназначенной для обработки и анализа данных. Рассмотрена архитектура системы, методы обработки, предобработки и исследования данных с применением инструментов машинного обучения. Описаны возможности платформы по интеграции с базами данными и облачными хранилищами, импорт и экспорт данных из сторонних источников, добавление собственного кода в качестве дополнительных модулей проекта.

Ключевые слова: платформа Loginom, аналитика, интеграция, системный анализ, методы машинного обучения.

Abstract. The article presents an overview of Loginom platform designed for data processing and analysis. The architecture of the system, methods of data processing, preprocessing and research using machine learning tools are considered. The possibilities of the platform for integration with databases and cloud storages, import and export of data from other sources, adding your own code as additional modules of the project are described.

Keywords: Loginom platform, analytics, integration, system analysis, machine learning methods.

Введение. В эпоху цифровой трансформации и стремительного роста объема данных, аналитические инструменты становятся неотъемлемой частью эффективного управления информацией. Одной из таких технологий является аналитическая платформа Loginom, объединяющая в себе возможности консолидации данных, их моделирования и визуализации. Платформа позволяет решать широкий спектр задач анализа данных, применяя разнообразные алгоритмы обработки и обеспечивая гибкость работы как в коллективном режиме, так и при персональном использовании.

Обзор платформы Loginom. Loginom представляется как универсальное средство для организации аналитических процессов. Основной принцип работы платформы базируется на сценарном подходе, когда анализ данных представляется в виде последовательности операций, выполненных с помощью готовых компонентов. Результаты обработки можно просматривать в режиме онлайн, а также экспортировать в удобных форматах для дальнейшей работы. Такой подход делает Loginom удобным инструментом для специалистов различных областей – от бизнес-аналитики до научных исследований [6].

Платформа Loginom включает в себя ряд ключевых компонентов, обеспечивающих ее функциональность и масштабируемость (рис. 1).

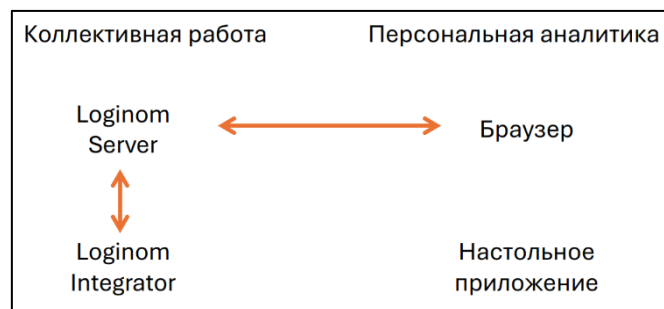


Рисунок 1. Компоненты Loginom.

Server. Аналитический сервер является ядром платформы и предназначен для коллективной работы. Он выполняет задачи загрузки данных, расчетов, построения моделей, визуализации, а также управления правами доступа. Развертывание Loginom Server во внутренней сети позволяет обеспечить одновременную работу нескольких пользователей с разных рабочих мест, что особенно важно для корпоративных структур. Integrator.

Компонент, который позволяет публиковать собственные проекты и сценарии для совместного использования на Loginom Server. Благодаря интегратору платформа обеспечивает отказоустойчивость и горизонтальное масштабирование.

Сценарный подход и стандартные компоненты. Сценарный подход – концепция, на которой строится работа на платформе. Сценарий (рис. 2) – последовательность действий, направленных на работу с данными. Каждый сценарий состоит из узлов, выполняющих отдельные операции над данными. Узлы сценария соединяются посредством входных и выходных портов, что позволяет создавать логическую цепочку обработки входного пакета данных [5].

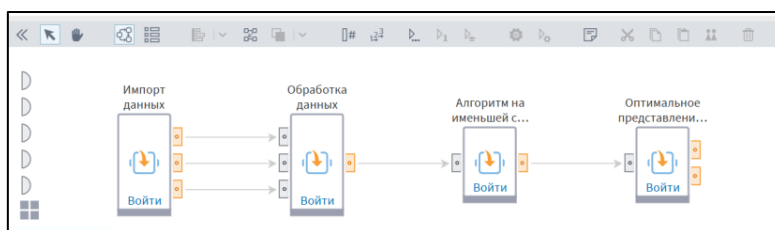


Рисунок 2. Пример сценария в Loginom

Библиотека стандартных компонентов предоставляет широкий выбор готовых инструментов для выполнения различных операций – от простой фильтрации и сортировки до сложных вычислений, построения моделей и использование блоков Data Mining. Такой модульный подход позволяет пользователю формировать сложные алгоритмы обработки данных, повторно используя проверенные блоки в рамках различных проектов.

Построение аналитического проекта в Loginom основано на методологии структурного проектирования, при которой алгоритм представляется в виде иерархической структуры блоков. Это позволяет выделять независимые подзадачи и создавать библиотеки универсальных функций для решения смежных задач. Такой подход способствует ускорению разработки и повышению качества аналитических решений, поскольку повторное использование ранее созданных алгоритмов сокращает время на их адаптацию и тестирование.

Одной из важнейших стадий обработки данных является их предварительная обработка. Loginom предлагает ряд методов, которые направлены на формализацию входных пакетов данных. На платформе представлены такие методы, как заполнение пропусков, сэмплинг, редактирование выбросов и другие операции, позволяющие подготовить данные для дальнейшего анализа.

В частности, настройка заполнения пропусков включает следующие возможности:

1. Замена значений: пропуски можно заменять средним, медианой или наиболее вероятным значением по столбцу, что обеспечивает корректное представление данных в зависимости от их распределения.

2. Замена нулями или случайными значениями: такие методы позволяют адаптировать данные к специфическим требованиям анализа.

3. Удаление записей: в случаях, когда доля пропусков превышает заданный порог, строки с неполными данными могут быть исключены из выборки.

Настройка этих методов осуществляется в мастере настройки узла с учетом упорядоченности данных и заданных пороговых значений, что позволяет гибко адаптировать процесс обработки под конкретные задачи.

Loginom обладает механизмами интеграции, которые обеспечивают обмен данными между платформой и внешними системами. Платформа способна работать как с веб-сервисами, так и с базами данных, а также с файловыми хранилищами. Такой функционал позволяет пользователям легко подключать различные источники информации, также есть возможность создавать собственные блоки кода с помощью программирования на языках JavaScript и Python. Входные данные, а также различные параметры можно задавать, как внутри кода, так и воспользовавшись редактированием мастером настройками узла.

Платформу Loginom удобно использовать для решения задач в логистике. Благодаря гибкой и интуитивно понятной визуальной среде специалисты могут быстро интегрировать данные из различных источников, проводить их очистку и анализ. Это позволяет оперативно выявлять узкие места в цепочках поставок, оптимизировать маршруты доставки и планировать распределение ресурсов, что в итоге способствует снижению затрат и повышению эффективности работы [1-4].

Блоки Loginom по предобработке данных позволяют не только обнаруживать отсутствующие значения, но и применять различные методы их корректировки – от простого заполнения средним значением до использования продвинутых алгоритмов интерполяции. Такой подход обеспечивает целостность и достоверность исходной информации, что критически важно для построения точных прогнозных моделей и принятия обоснованных управленческих решений в сфере логистики.

Заключение. Аналитическая платформа Loginom представляет собой комплексное решение для обработки и анализа данных, объединяющее в себе удобство визуального программирования, гибкость сценарного подхода и возможности интеграции с внешними системами. Благодаря модульной архитектуре и широкому спектру инструментов для предварительной обработки и визуализации данных, Loginom успешно применяется в самых различных областях, способствуя принятию обоснованных управленческих решений и оптимизации бизнес-процессов.

Библиографический список

11. Гаврилов С. В. Преимущество математических инструментов прогнозирования. – 2020.

12. Гуськов А. Тендерные продажи. Первая книга о тендерах на человеческом языке. – Litres, 2021.

13. Иванов С. А. Обзор инструментов интеллектуального анализа данных современных ит-платформ для решения задач прогнозирования / С. А. Иванов // Информационные системы и технологии: теория и практика : научно-техническая конференция Института леса и природопользования СПбГЛТУ, Санкт-Петербург, 25 февраля 2022 года. Том Выпуск 14. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова, 2022. – С. 141-143.

14. Лакошка Д. А. Использование тендерной системы в логистике //Логистика-евразийский мост. – 2022. – С. 144-147.

15. Топчиян Р. Р. Формы закупок в логистике вертикально интегрированных корпораций //Стратегии бизнеса. – 2016. – №. 5 (25). – С. 28-31.

16. Loginom - аналитическая low-code платформа, которая позволяет проводить анализ данных любого уровня сложности без программирования [Электронный ресурс]. URL: <https://loginom.ru/platform> (дата обращения 5.02.2025)

ИНТЕГРАЦИЯ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ И СЕНСОРНЫХ СИСТЕМ ДЛЯ СИСТЕМ ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ СТОЛКНОВЕНИЙ ПОДВИЖНЫХ ОБЪЕКТОВ

Афанасьев А.П., Колмогорова С.С.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

INTEGRATION OF FUZZY LOGIC AND SENSOR SYSTEMS FOR COLLISION AVOIDANCE SYSTEMS OF MOVING OBJECTS

Afanasev A.P., Kolmogorova S.S.

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. Существующие системы обработки данных с подвижных объектов сталкиваются с необходимостью анализа больших объемов информации в режиме реального времени. Представлены подходы к разработке систем поддержки принятия решений (СППР), основанные на нечеткой логике и интеграции данных с различных датчиков. Такая структура позволяет повысить точность и эффективность управления движущимися объектами.

Ключевые слова: обработка данных, СППР, подвижные объекты, нечеткая логика, моделирование

Annotation. Existing mobile data processing systems face the need to analyze large amounts of information in real time. Approaches to the development of decision support systems (DSS) based on fuzzy logic and integration of data from various sensors are presented. This structure makes it possible to increase the accuracy and efficiency of controlling moving objects.

Keywords: data processing, DSS, moving objects, fuzzy logic, modeling

Современный этап развития общества характеризуется интенсивным внедрением цифровых технологий во все сферы жизнедеятельности. Переход к цифровому представлению информации привел к изменению в возможностях хранения, сбора и обработки данных. Существующие технические устройства способны генерировать и обрабатывать терабайты информации за считанные секунды. Это породило огромное количество разнообразных технических систем, включая, в частности, множество подвижных объектов, которые сами по себе выступают как источники данных. К числу таких объектов относятся, например, беспилотные летательные аппараты, автомобили, оснащенные системами слежения, интеллектуальные роботы. Обработка данных, с таких объектов, представляет собой задачу, отличающуюся повышенной сложностью. Ключевыми особенностями здесь становятся временная и пространственная зависимость информации. Данные, получаемые с движущегося объекта, не являются статичными: они непрерывно изменяются во времени и пространстве. Это создает необходимость обработки информации в режиме реального времени, чтобы адекватно реагировать на происходящие события. Например, система автоматического управления беспилотным летательным аппаратом должна непрерывно анализировать данные о скорости, высоте, направлении движения и окружающей обстановке, быстро принимая решения для корректировки траектории полета. Стоит также отметить, что обработка данных, полученных от различных датчиков, требует согласования и интеграции информации из разных источников. Например, данные с GPS-приемника могут быть неточными в условиях плохой видимости спутников, поэтому необходимо использовать дополнительную информацию от инерциальной навигационной системы. В результате

обработка данных с подвижных объектов часто ведёт к работе с огромными объемами неструктурированных данных, характеризующихся высоким уровнем помех и неполнотой. Для эффективной обработки таких данных требуются специальные алгоритмы и методы, способные выделять полезную информацию из большого потока данных. В задачах лесохозяйственной отрасли обработка данных с подвижных объектов сталкивается с теми же проблемами, накладываемыми на специфику отрасли [1].

Вышеуказанные факторы определяют актуальность текущего исследования:

1. Необходимость совершенствования и оптимизации процесса обработки данных.
2. Потенциальное сокращение эксплуатационных и экономических издержек при обработке данных с лесохозяйственной техники за счет применения автономных подвижных объектов.
3. Необходимость повышения скорости принятия оперативных решений.
4. Увеличивающееся количество автономных подвижных объектов в области лесной промышленности.

В исследовании [2] приведена работа по созданию системы предотвращения столкновения подвижных объектов (при безэкипажном судовождении). Эта система опирается на Международные правила предупреждения столкновений судов (МППСС-72), которые хранятся в базе правил системы. Ключевым ее элементом является нечеткий логический контроллер, который обрабатывает информацию о движении объекта. Входные данные для нечеткого контроллера представляют собой расхождения между введенными параметрами движения (скорость и курс), получаемыми от блока принятия решений автоматической системы предупреждения столкновений судов (АСПСС), и фактическими значениями этих параметров, измеряемыми блоком фильтрации сигналов и слияния данных. Важно отметить, что фактические значения представляют собой 54 отдельные измеренные величины, что подразумевает многомерность процесса обработки информации. Система не просто сравнивает два числа; она обрабатывает множество данных, фильтрует помехи и интегрирует информацию из различных источников, чтобы получить точную картину текущего состояния. Эта многомерность критически важна для надежной работы системы в сложных условиях, таких как плохая видимость или наличие множества других судов.

Для обработки информации используется методология нечеткой логики. Разница между заданным и фактическим состоянием (погрешность) преобразуется в нечеткие переменные — лингвистические описания. Это позволяет учитывать неопределенность и неточность измерений, характерную для реальных условий эксплуатации. Далее, эти нечеткие переменные поступают в блок нечеткого вывода, содержащий базу правил, основанную на МППСС-72. Нечеткий логический вывод обрабатывает нечеткие переменные и, используя правила МППСС-72, генерирует управляющие воздействия, направленные на предотвращение столкновений. Эти воздействия — например, изменение курса или скорости — представляют собой нечеткие значения. Поэтому, после вывода, происходит дефаззификация — преобразование нечетких управляющих воздействий в четкие значения, которые затем передаются на исполнительные механизмы объекта. Результаты данного исследования имеют широкую область применения за счет использования разработанных алгоритмов в иных типах автономных транспортных средств, в том числе и в лесохозяйственной сфере.

На основе такой системы предложена система предотвращения столкновений для автономных подвижных объектов в лесохозяйственной отрасли (рис. 1). Структурная схема включает в себя следующие блоки: нечеткий контроллер, подсистема управления, сенсорная подсистема, а также автономную систему предотвращения столкновений. В

базе правил учитывается специфика местности, такая как, например, особенности рельефа, наличие статических препятствий и условия видимости.

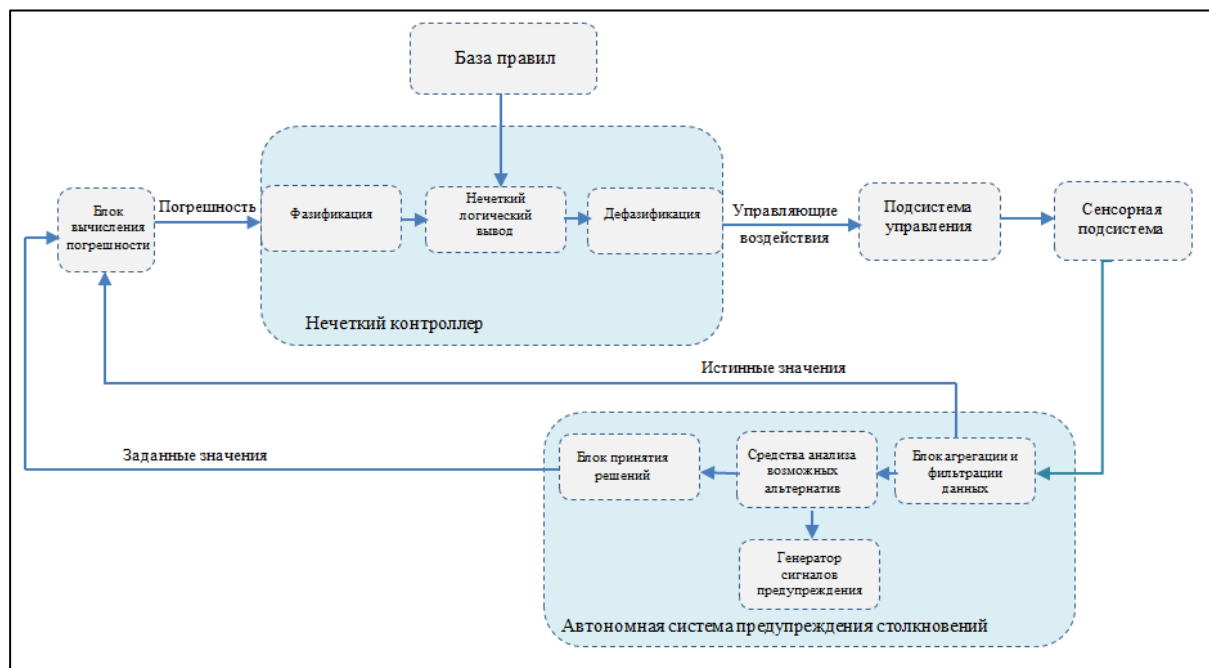


Рисунок 1. Система нечеткого вывода для предотвращения столкновений

Кроме того, исследования [4] указывают на актуальность разработки системы поддержки принятия решений (СППР) для определения местоположения подвижных объектов с использованием беспроводных сенсорных сетей. Сочетание данных с беспроводных сенсоров с алгоритмами нечеткого вывода может привести к созданию более точных и надежных систем для мониторинга и управления подвижными объектами [3]. Например, подобная система может включать в себя три подсистемы: сенсорную, вычислительную и подсистему управления. Сенсорная подсистема собирает данные с подвижного объекта с помощью инерциальных измерительных устройств, радаров, лидаров, GPS и ГЛОНАСС, а также методов локализации источников сигналов. Вычислительная подсистема фильтрует и анализирует данные с помощью алгоритмов нечеткой логики. Подсистема управления формирует список альтернатив, оценивает их, анализирует последствия и выбирает наилучшее решение из возможных.

Библиографический список

1. Афанасьев, А. П. Разработка информационной системы с использованием данных подвижных объектов / А. П. Афанасьев, С. С. Колмогорова // Трансформация бизнеса и общественных институтов в условиях цифровизации экономики: сборник научных трудов VI Национальной (русской) научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 18–19 апреля 2024 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский университет технологий управления и экономики, 2024. – С. 98-103. – EDN FACBUG.
2. Баракат Л. А., Квятковская И. Ю. Разработка механизма принятия решений для автономного предотвращения столкновений при безэкипажном судовождении: нечеткий подход // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2023. – №. 3.
3. Кравченко П. П., Бурцев Д. С. Цифровые технологии в лесной промышленности: перспективы и барьеры // Вопросы инновационной экономики. – 2022. – Т. 12. – №. 2. – С. 1029-1050.

4. Рогожкина К. П., Козлов В. В. АЛГОРИТМ СИНТЕЗА СИСТЕМЫ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ НА БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТАХ ДЛЯ ЗАЩИТЫ ПЛОЩАДНОГО ОБЪЕКТА //Медицина и здравоохранение. – 2022. – С. 91.

ОЦЕНКА ПОДХОДОВ К УВЕЛИЧЕНИЮ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ВСТРАИВАЕМЫХ СИСТЕМ ЧЕРЕЗ УПРАВЛЕНИЕ ПЕРЕПОЛНЕНИЕМ SRAM НА БАЗЕ ATMEGA328P

Герасимова В.И., Лубков М.К., Бойцов А.К.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

EVALUATION OF APPROACHES TO INCREASE THE PERFORMANCE OF EMBEDDED SYSTEMS THROUGH SRAM OVERFLOW MANAGEMENT BASED ON ATMEGA328P

Gerasimova V.I., Lubkov M.K., Boitsov A.K.

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. В данной работе рассматривается проблема переполнения статической оперативной памяти (SRAM) в микроконтроллерах ATmega328P на платформе Arduino UNO. Исследование направлено на оценку методов встроенной защиты микроконтроллера и работу со статическим массивом фиксированной длины для предотвращения переполнения SRAM. В ходе эксперимента были использованы ультразвуковой датчик HC-SR04 для заполнения памяти и реализованы две программы: одна для анализа встроенной защиты, другая — для работы со статическим массивом. Результаты показали, что статический массив обеспечивает предсказуемое использование памяти и позволяет избежать непредсказуемого поведения системы. Полученные данные могут быть полезны для разработчиков встраиваемых систем, стремящихся оптимизировать использование ресурсов.

Ключевые слова: встраиваемые системы, микроконтроллеры, статическая оперативная память, SRAM, динамическое выделение памяти, статический массив, встроенная защита, ATmega328P, Arduino UNO, управление памятью

Abstract. This paper examines the problem of static random access memory (SRAM) overflow in the ATmega328P microcontroller on the Arduino UNO platform. The research is aimed at evaluating the methods of integrated protection of the microcontroller and working with a fixed-length static array to prevent SRAM overflow. During the experiment, the HC-SR04 ultrasonic sensor was used to fill the memory and two programs were implemented: one for analyzing the built-in protection, the other for working with a static array. The results showed that a static array provides predictable memory usage and avoids unpredictable system behavior. The data obtained can be useful for developers of embedded systems seeking to optimize resource usage. Key words: embedded systems, microcontrollers, static RAM, DRAM, dynamic memory allocation, static array, built-in protection, ATmega328P, Arduino UNO, memory management

Введение. Разработка встраиваемых систем предъявляет особые требования к эффективности использования ресурсов в различных областях [2-7]. Микроконтроллеры, как правило, имеют ограниченный объем статической оперативной памяти (SRAM), что делает управление памятью особенно необходимым. Переполнение SRAM может привести к непредсказуемому поведению системы, зависаниям и серьезным сбоям [1].

Существуют различные подходы к решению проблемы переполнения SRAM в микроконтроллерах. Один из методов включает использование внешнего сервера в качестве дополнительной оперативной памяти, при условии стабильной передачи

данных по сети. Данный подход позволяет обойти ограничения, связанные с объемом локальной SRAM, однако требует подключения Wi-Fi модуля и соответствующих протоколов обмена. Слабой стороной этого метода является зависимость от стабильности интернет-соединения, что может вызывать задержки при передаче данных. Национальный исследовательский университет «МЭИ» продемонстрировал эффективность этого решения в своих работах [6].

В случае отсутствия сетевого соединения, альтернативным решением является использование SD-карты для расширения оперативной памяти микроконтроллера при подключении SD-модуля [7]. Основным преимуществом этого метода является его простота, так как реализация аналогична использованию SD-карты в качестве хранилища данных. Однако скорость доступа к данным на SD-карте значительно ниже, чем к SRAM, что может негативно сказаться на производительности программы.

Еще одним подходом к увеличению объема доступной памяти является запись данных в энергонезависимую память EEPROM [9]. Главным недостатком данного метода является ограничение количества циклов перезаписи, что может привести к преждевременному износу и выходу из строя памяти при частой записи данных.

В случаях, когда расширение памяти невозможно, применяются алгоритмы управления существующим объемом памяти, такие как кольцевой буфер и статический массив [3, 8]. Статические массивы обеспечивают более предсказуемое использование памяти и меньше подвержены фрагментации, что делает их особенно актуальными для встраиваемых систем с ограниченными ресурсами.

Несмотря на разнообразие методов, представленных в научных источниках, каждый из них имеет свои ограничения и недостатки. Однако в большинстве случаев, в рассмотренных работах выбирался один метод решения проблемы переполнения SRAM, при выборе которого не было приведено сравнение с иными методами.

Поэтому целью работы является оценка эффективности статического массива, используемого для предотвращения переполнения SRAM, и встроенной защиты микроконтроллера ATmega328P на платформе Arduino UNO.

Методика и объекты исследования. Для проведения исследования был выбран микроконтроллер ATmega328P на платформе Arduino UNO, который обладает 2 KB SRAM, 32 KB Flash-памяти и 1 KB EEPROM. Для заполнения памяти был подключен ультразвуковой датчик HC-SR04 (рис. 1). Показания с датчика снимались с частотой 20 Гц и представляли собой данные типа `int`. В среде разработки Arduino IDE были реализованы две программы: первая предназначалась для исследования встроенной защиты микроконтроллера, вторая — для реализации статического массива.

Результаты и обсуждение. Для измерения свободного объема оперативной памяти была создана функция `freeRam()`. Данная функция вызывается после каждой записи данных для проверки стабильности работы системы.

В рамках первой программы для работы со встроенной защитой микроконтроллера был написан код, создающий динамический массив в который последовательно записывались показания с ультразвукового датчика HC-SR04. Массив реализовывался через указатель с начальной инициализацией памяти с использованием функции `malloc()`. Последующее расширение массива осуществлялось через `realloc()`.

При попытке выделения памяти, превышающей доступный объем, происходил сбой в выполнении `realloc()`, после чего выводилось диагностическое сообщение об исчерпании памяти, и запись данных прекращалась. Это позволяло зафиксировать минимальный безопасный объем SRAM, необходимый для стабильной работы встроенной защиты (рис. 2).

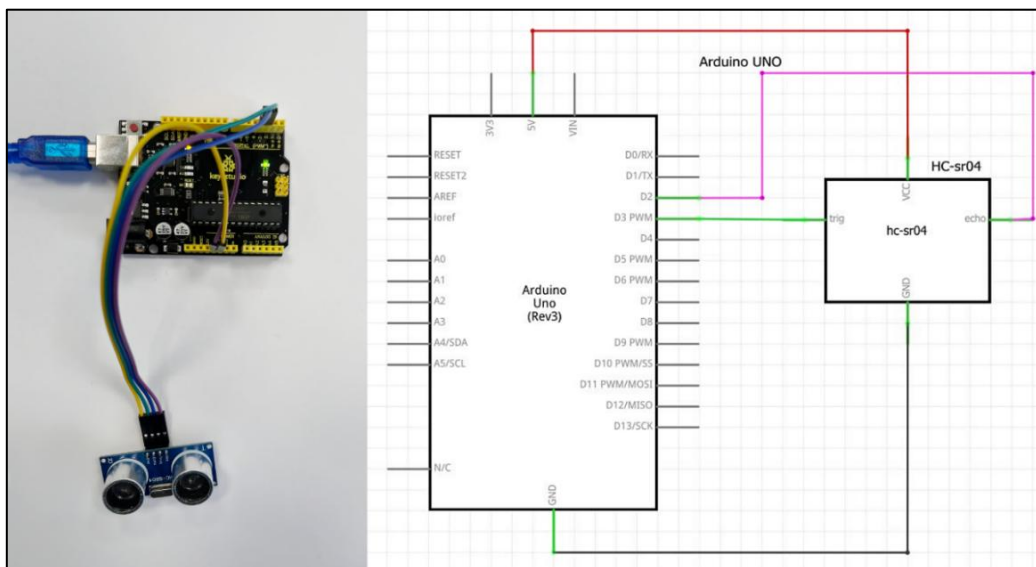


Рисунок 1. Схема подключения ультразвукового датчика к Arduino Uno

```

Попытка расширения до 556 элементов. Свободно памяти: 153 байт
Измерение 555/556: 106 см | Свободно памяти: Свободно SRAM: 149 байт
Измерение 556/556: 106 см | Свободно памяти: Свободно SRAM: 149 байт
Попытка расширения до 558 элементов. Свободно памяти: 149 байт
Измерение 557/558: 106 см | Свободно памяти: Свободно SRAM: 145 байт
Измерение 558/558: 105 см | Свободно памяти: Свободно SRAM: 145 байт
Попытка расширения до 560 элементов. Свободно памяти: 145 байт
Память заполнена!
  
```

Рисунок 2. Заполнение памяти до срабатывания встроенной защиты микроконтроллера

В рамках второй программы был реализован статический массив фиксированной длины, объявленный глобально, с заданным числом элементов. Размер массива варьировался вручную, начиная от безопасных значений и постепенно увеличиваясь до тех пор, пока работа программы не становилась нестабильной.

Аналогично первому случаю, в массив записывались значения `int`, полученные от датчика с той же частотой. После каждой записи выполнялась проверка корректности вывода данных в Serial Monitor и отслеживалась стабильность выполнения команд в цикле `loop()` (рис.3). В случае некорректного поведения программы, например, искажённый текст, отсутствие ответа от микроконтроллера, прерывание передачи данных, фиксировался момент сбоя и размер массива, при котором он возникал (рис. 4).

В обоих вариантах тестирования производился замер времени, затраченного на выполнение операций записи и чтения элементов массива с помощью функции `micros()`. Дополнительно регистрировались объем памяти, занятой глобальными и локальными переменными и общий объем занятой SRAM по данным из вывода компиляции.

В первом случае при достижении объема свободной памяти в 143 байта расширение динамического массива становилось невозможным, в результате чего запись последующих показаний прекращалась.

4. Иванов Г. С. Автоматизированная система управления лесных питомников для мониторинга физических параметров в открытом грунте / Г. С. Иванов, А. К. Бойцов // Актуальные вопросы лесного хозяйства : Материалы VII международной молодежной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 09–10 ноября 2023 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет им. С.М. Кирова, 2023. – С. 184-187. – EDN LFZMXH.
5. Мокринский А. А. Создание аппаратно-программного комплекса для решения проблемы оценки фактического объёма углекислого газа в лесу / А. А. Мокринский, А. К. Бойцов // Леса России: политика, промышленность, наука, образование : материалы VII Всероссийской научно-технической конференции, Санкт-Петербург, 25–27 мая 2022 года. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова, 2022. – С. 262-265. – EDN DCDEAC.
6. Оцоков Ш. А. и др. Разработка программно-аппаратного комплекса сбора и хранения данных термометрии //Инженерный вестник Дона. – 2022. – №. 2 (86). – С. 63-71.
7. Терехов З. С. Создание температурного регистратора на базе Arduino //Постулат. – 2019. – №. 8 август.
8. Nasri M., Davis R. I., Brandenburg B. B. FIFO with offsets: High schedulability with low overheads //2018 IEEE Real-Time and Embedded Technology and Applications Symposium (RTAS). – IEEE, 2018. – С. 271-282.
9. Pestrikov, P. P. Saving data during an emergency power off of the microcontroller / P. P. Pestrikov // Theoretical & Applied Science. – 2021. – No. 8(100). – P. 153-156. – DOI 10.15863/TAS.2021.08.100.28. – EDN CNROOA.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АНАЛИТИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ПЛАНА ЛЕСОУСТРОИТЕЛЬНЫХ МЕРОПРИЯТИЙ

Дубовский С.В., Иванов С.А.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

USE OF ANALYTICAL INFORMATION SYSTEMS FOR THE DEVELOPMENT OF A FOREST MANAGEMENT PLAN

Dubovskii S.V., Ivanov S.A.

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. В статье рассматривается использование аналитических информационных систем для управления лесными ресурсами. Описаны методы автоматизированного сбора и анализа данных, разработка математической модели лесного массива и применение машинного обучения. Представлены этапы создания системы мониторинга лесов в режиме реального времени, прогнозирования изменений и оптимизации лесопользования.

Ключевые слова: аналитические информационные системы, лесоустройство, мониторинг лесных ресурсов, машинное обучение, управление лесами.

Abstract. The paper examines the use of analytical information systems for forest resource management. It describes automated data collection and analysis, the development of a forest mathematical model, and machine learning applications. The study outlines the stages of creating a real-time forest monitoring system, change prediction, and forest utilization optimization.

Keywords: analytical information systems, forest management, forest resource monitoring, machine learning, forest management.

Леса занимают значительные территории Российской Федерации, покрывая около 49% всей площади страны и составляя примерно 20% мировых лесных массивов (табл. 1) [6]. Они играют ключевую роль в поглощении углекислого газа, регулировании климата, сохранении биоразнообразия и предотвращении эрозии почв. Поэтому актуальная и точная информация о запасах древесины, их динамике и состоянии лесных массивов крайне важна для эффективного управления лесными ресурсами.

Таблица 1.

Страны с наибольшей площадью лесов

№	Страна	Площадь лесов	
		тыс. га	% от общей площади в мире
1	Российская Федерация	815 312	20
2	Бразилия	496 620	12
3	Канада	346 928	9
4	Соединенные штаты Америки	309 795	8
5	Китай	219 978	5
6	Австралия	134 005	3

Необходимость мониторинга лесных ресурсов закреплена законодательно, в том числе в документах, таких как Стратегия развития лесного комплекса Российской Федерации до 2030 года [8], Постановление Правительства РФ о государственном экологическом мониторинге [7], а также Лесной кодекс РФ [5], согласно которому должно проводиться периодическое обновление таксационной информации. Также Россия учитывает объемы поглощения углерода своими лесами в рамках Киотского протокола и Парижского соглашения [4, 6].

Оценка лесных ресурсов сталкивается с рядом проблем, среди которых труднодоступность значительных территорий лесного фонда, особенно в Сибири, на Дальнем Востоке и в северных регионах, а также динамичность лесных ресурсов, изменяющихся под воздействием антропогенных и природных факторов [3]. Запасы древесины варьируются в зависимости от заготовки, незаконных вырубок, пожаров, деградации почв, вредителей и ежегодного прироста древесины. Получение актуальных данных необходимо для государственного мониторинга, лесохозяйственной деятельности и научных исследований.

Ключевым документом для ведения деятельности на территории лесного фонда является проект освоения лесов, включающий планируемые объемы заготовки, экологические ограничения и меры по восстановлению лесов. Базой для его составления является таксационная ведомость, содержащая информацию о породном составе, возрасте, запасах древесины и других характеристиках лесных насаждений. Однако традиционные таксационные работы могут занимать до двух лет, что приводит к устареванию данных и увеличению рисков для бизнеса и инвесторов. Современные технологии, такие как спутниковый мониторинг и машинное обучение, позволяют получать актуальную информацию о лесах в режиме реального времени [1].

Использование аналитических информационных систем является актуальным решением для разработки планов лесоустроительных мероприятий, основанных на системном анализе и автоматизированной обработке данных. Эти системы могут применяться не только для лесоустройства, но и для мониторинга состояния лесов в режиме реального времени, моделирования последствий природных катастроф, оптимизации логистики лесозаготовительных работ, предотвращения незаконных рубок и прогнозирования влияния климатических изменений на лесной фонд. Центральным элементом таких систем является математическая модель лесного массива, позволяющая формализовать процессы, происходящие в лесных экосистемах, и принимать обоснованные управленческие решения.

Разработка математической модели лесного массива включает несколько ключевых этапов. На первом этапе проводится сбор данных о лесных насаждениях из различных источников, включая спутниковые снимки, аэрофотосъемку, данные с беспилотных летательных аппаратов и наземные исследования. Затем создается структурированная база данных, в которой учитываются характеристики лесных участков: состав пород, возраст, плотность насаждений, степень деградации почвы и другие параметры. После этого разрабатывается математическая модель, которая описывает лесной массив как сложную динамическую систему, в которой взаимодействуют природные и антропогенные факторы. Модель позволяет прогнозировать изменения лесных массивов в зависимости от различных сценариев: интенсивности лесозаготовок, влияния климатических изменений и распространения вредителей. Использование методов машинного обучения и системного анализа позволяет выявлять закономерности в изменениях лесного покрова и формировать оптимальные стратегии управления лесными ресурсами. Таким образом,

математическая модель служит основой для принятия решений в области лесного планирования, позволяя заранее оценить последствия различных управленческих решений и выбрать наиболее эффективные стратегии лесопользования.

Создание аналитической информационной системы для управления лесным фондом включает несколько важных этапов [2]. В первую очередь разрабатывается архитектура системы, обеспечивающая интеграцию данных из различных источников. Затем реализуются алгоритмы автоматизированной обработки данных, включая геоинформационные технологии, анализ больших данных и искусственный интеллект. После этого система тестируется на небольших территориях, а затем масштабируется на более крупные регионы. Важно, чтобы аналитическая система могла не только предоставлять актуальную информацию, но и предлагать варианты решений, например, оптимальные участки для заготовки древесины с учетом экологических ограничений, прогнозы распространения лесных пожаров и рекомендации по восстановлению лесов.

Оптимизация принимаемых решений на основе модели позволяет выбирать наиболее рациональные площади для заготовки древесины с учетом экологических ограничений, разрабатывать меры по восстановлению лесов и экономически оценивать стратегии освоения. Для этого создаются аналитические информационные системы, включающие сбор данных из различных источников, автоматизированную обработку данных и формирование оптимальных стратегий лесопользования. Результаты работы таких систем могут использоваться для подготовки соответствующих разделов проекта освоения лесов, включая мероприятия по охране, защите и воспроизводству лесов.

Эффективность внедрения аналитических информационных систем измеряется по таким показателям, как уменьшение сроков инвентаризации лесов, повышение точности оценки ресурсов и оптимизация планирования лесохозяйственных мероприятий. Разработанная система позволит значительно повысить эффективность управления лесными ресурсами, сократить затраты на проведение лесоустроительных мероприятий и сформировать устойчивые стратегии лесопользования и мониторинга природных ресурсов. Благодаря интеграции современных технологий возможно создание единой цифровой платформы для мониторинга и управления лесными ресурсами, что обеспечит прозрачность и эффективность принимаемых решений.

Библиографический список

1. Иванов С. А. Обзор инструментов интеллектуального анализа данных современных ит-платформ для решения задач прогнозирования / С. А. Иванов // Информационные системы и технологии: теория и практика : научно-техническая конференция Института леса и природопользования СПбГЛТУ, Санкт-Петербург, 25 февраля 2022 года. Том Выпуск 14. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова, 2022. – С. 141-143.
2. Иванов С. А. Элементы информационной поддержки принятия решений при управлении лесным хозяйством / С. А. Иванов // Актуальные вопросы лесного хозяйства : материалы V международной молодежной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 11–12 ноября 2021 года / Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова, 2021. – С. 138-141.
3. Иванов С. А. Системный анализ факторов, влияющих на возникновение лесных пожаров в Северо-Западном федеральном округе / С. А. Иванов // Вестник

Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2022. – № 4. – С. 26-34.

4. Киотский протокол к Рамочной конвенции Организации Объединенных Наций об изменении климата: принят 11 декабря 1997 г. // Организация Объединенных Наций. URL: https://www.un.org/ru/documents/decl_conv/conventions/kyoto.shtml (дата обращения: 04.03.2025).

5. Лесной кодекс Российской Федерации: принят Государственной Думой 8 ноября 2006 г., одобрен Советом Федерации 24 ноября 2006 г. (с изменениями от 26 декабря 2024 г. № 492-ФЗ) // Официальный интернет-портал правовой информации. URL: <http://pravo.gov.ru/proxy/ips/?docbody=&nd=102110364> (дата обращения: 04.03.2025).

6. Парижское соглашение к Рамочной конвенции Организации Объединенных Наций об изменении климата: принято 12 декабря 2015 г. // Рамочная конвенция ООН об изменении климата. URL: https://unfccc.int/sites/default/files/russian_paris_agreement.pdf (дата обращения: 04.03.2025).

7. Постановление Правительства Российской Федерации от 14 марта 2024 г. № 300 "Об утверждении Положения о государственном экологическом мониторинге (государственном мониторинге окружающей среды)" // Правительство Российской Федерации. URL: <http://government.ru/docs/all/152557/> (дата обращения: 04.03.2025).

8. Распоряжение Правительства Российской Федерации от 20 сентября 2018 г. № 1989-р "О Стратегии развития лесного комплекса Российской Федерации до 2030 года" // Правительство Российской Федерации. URL: <http://static.government.ru/media/files/cA4eYSe0MObgNpm5hSavTdIxID77KCTL.pdf> (дата обращения: 04.03.2025).

9. ФАО. 2021. Глобальная оценка лесных ресурсов 2020 года - Основной отчет. Рим. <https://doi.org/10.4060/ca9825ru>

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И РОБОТОВ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ЦЕПОЧКОЙ ПОСТАВОК

Еленская А.А., Колмогорова С.С.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS AND ROBOTS IN SUPPLY CHAIN MANAGEMENT

Elenskaya A.A., Kolmogorova S.S.

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. В статье рассматривались области применения роботов и алгоритмов искусственного интеллекта при организации логистических процессов на производстве. Управление цепочкой поставок требует комплексных решений и применения современных технологий обработки больших объемов информации. Автоматизация склада является неотъемлемой чертой успешного и эффективного управления производством.

Ключевые слова: цепь поставок, искусственный интеллект, роботы, автоматизация.

Abstract. The article considered the areas of application of robots and artificial intelligence algorithms in organizing logistics processes in production. Supply chain management requires comprehensive solutions and the use of modern technologies for processing large volumes of information. Warehouse automation is an integral feature of successful and effective production management.

Keywords: supply chain, artificial intelligence, robots, automation.

Введение. Складская логистика охватывает множество аспектов и технологий, которые могут быть применены в процессе доставки груза (товара) от поставщика (производителя) к потребителю. Управление цепочкой поставок достаточно масштабный и ресурсозатратный процесс, который требует применения современных методов и информационных технологий в процессе функционирования. Цепь поставок затрагивает процессы планирования (прогнозирование, разработка стратегий управления ресурсами), закупки, производства, управления запасами, логистику (транспортировка, оптимизация маршрутов, управление потоками грузоперевозки), распределение и управление отношений с клиентами. Современное производство для организации деятельности использует роботизированное оборудование и интеллектуальные алгоритмы, позволяющие оптимизировать производственные процессы и сократить время, затрачиваемое на выполнение операций. Роботизация является неотъемлемой составляющей успешного функционирования производства. На сегодняшний день методы искусственного интеллекта (ИИ) и робототехники могут быть внедрены в:

1. Интеграцию робототехники и управление запасами;
2. Прогнозирование спроса и адаптацию операций;
3. Оптимизацию логистики и маршрутов;
4. Улучшение взаимодействия с поставщиками;
5. Обработку и анализ данных.

Интеграция роботов в управление запасами. Интеграция в процессы управления запасами прежде всего рассматривает автоматизированное пополнение запасов и оптимизацию размещения товаров на складе. Роботы, использующие алгоритмы ИИ, способны отслеживать уровень запаса товара на складе и производить заказ необходимой продукции в режиме реального времени, когда уровень наличия приближается или равен критическому. Анализируя данные о спросе и перемещениях товара, алгоритмы ИИ позволяют оптимизировать хранение и сократить время на сборку и комплектацию заказа покупателям. Роботы играют важную роль в автоматизации логистических процессов. Сегодня мировой рынок промышленных роботов находится в стадии роста. Аналитическая компания «Tractica», занимающаяся исследованиями в области цифровых технологий, опубликовала статистические данные о том, что с 2018 по 2022 год был спрогнозирован рост продаж промышленных роботов с показателей 194 тыс. единиц до 938 тыс. единиц [3]. Приведем несколько примеров типов роботов и технологий, которые могут применяться на производстве: роботы для автоматизированного сбора (AS/RS), мобильные роботы (AMR), роботы-манипуляторы, роботы для упаковки. Каждая из них отличается функциональностью и возможностью применения в заданных условиях.

Рассматривая роботов для автоматизированного сбора (AS/RS), следует понимать, что такой тип автоматизированных систем может применяться в случаях, если необходимо найти и доставить определенный товар из зоны хранения в общую зону. Использование подобного типа роботизированных систем целесообразно в случаях больших объемов складских помещений и нацеленности компании извлечь из них максимальную выгоду [1]. Мобильные роботы, в отличие от AS/RS имеют компактные размеры, используют встроенные датчики и автоматизированные системы для навигации по складскому комплексу. Траектория движения AMR не поддается четкому предписанию и может быть изменена и скорректирована в случае необходимости. В функционал таких роботов входит: транспортировка, сканирование инвентаря с помощью RFID меток, обнаружение и сбор посылок [1]. Роботы-манипуляторы на автоматизированном складе могут быть представлены шарнирной роботизированной рукой, способной производить манипуляции с произведенной продукцией, тем самым совершая сбор, комплектацию паллетов, сортировку.

Прогнозирование спроса и адаптация операций. Алгоритмы ИИ могут анализировать статистическую информацию, собранную за определенный срок. На основе выявленных закономерностей и рассматривая тенденции в предпочтениях клиентов, системы, с внедренными алгоритмами ИИ, способны спрогнозировать спрос на производимую продукцию. Для достижения поставленных целей может производиться адаптация работы роботизированных систем (роботы могут менять траекторию построенных маршрутов и стратегию своей работы, тем самым повышая эффективность производственных операций). Компания Amazon является ярким примером успешного внедрения роботов на склад. Amazon потратила 775 млн. долларов на покупку компании Kiva, ориентированной на роботизацию склада [3]. Применение промышленных роботов для сбора и упаковки товаров позволило компании на 20% снизить операционные расходы, что составило около \$22 млн на один складской центр [4].

Оптимизация логистики и маршрутов. Оптимизация запасов и маршрутов доставки на основе прогнозов позволяет сократить затраты на хранение и транспортировку. Грамотно выстроенная транспортная логистика позволяет эффективно управлять цепочкой поставок и производить своевременную доставку

товара от поставщика к потребителю [5]. При проектировании маршрутов перевозки товаров особое внимание уделяется процессу моделирования. Цифровые транспортные модели могут быть спроектированы в AnyLogic и Matlab. Для поддержания взаимосвязей на всех уровнях организации транспортной цепи могут быть использованы цифровые технологии: Big Data, блокчейн, облачные технологии для хранения и обработки больших объемов данных, Интернет вещей.

Цифровизация экономики и автоматизация складской деятельности сделали существенный прорыв в области транспортной логистики. Использование систем управления логистикой, применение автоматизированных систем для планирования и мониторинга перевозок, а также внедрение технологий Интернета вещей (IoT) и искусственного интеллекта позволяют сократить затраты на логистику, снизить риски потерь грузов и повысить качество обслуживания клиентов [5]. Применение технологий ИИ и Интернета вещей дает возможность анализировать большие объемы информации, оптимизировать транспортные перевозки и повысить эффективность денежных операций [5].

Улучшение взаимодействия с поставщиками. Использование алгоритмов ИИ на уровне логистики помогает наиболее эффективно спланировать маршруты транспортировки продукции, а также дает возможность улучшить взаимодействие с поставщиками и клиентами посредством интерактивного общения. Популярные сегодня чат-боты, онлайн-помощники являются наглядным примером того, как развито умение искусственного интеллекта взаимодействовать с людьми [2]. Чат-боты и виртуальные ассистенты могут использоваться для автоматизации общения с поставщиками, отвечая на часто задаваемые вопросы и обрабатывая запросы в режиме реального времени. Это ускоряет процесс обмена информацией и снижает вероятность ошибок. На основе прошлых вопросов и ответов, ИИ учится понимать суть задаваемых вопросов, а также генерировать ответы. К настоящему моменту времени, такие роботы способны отвечать на большую часть возникающих вопросов [2].

Обработка и анализ данных. Алгоритмы ИИ позволяют анализировать большие объемы данных и выявлять скрытые зависимости и тенденции в данных, неочевидные для человеческого восприятия. Искусственный интеллект, применяемый в системах поддержки принятия решений, позволяет выявить и объединить данные из систем управления складом, ERP и CRM систем для создания единой картины цепи поставок.

Заключение. Интеграция алгоритмов ИИ и робототехнических систем на складах для управления цепями поставок позволяет значительно повысить эффективность, снизить затраты и улучшить качество обслуживания клиентов. Это требует тщательной интеграции и адаптации технологий, но в итоге приводит к улучшению конкурентоспособности компании на рынке.

Библиографический список

1. Автоматизация склада: все, что вам нужно знать // EVS URL: <https://www.evsint.com/ru/all-you-need-to-know-about-warehouse-robotics/> (дата обращения: 18.02.2025).
2. Ветрова, Е. Н. Проблемы и перспективы использования технологий искусственного интеллекта на промышленном предприятии / Е. Н. Ветрова, М. К. Комаров, Е. П. Казарова // Кластеризация цифровой экономики: теория и практика. – Санкт-Петербург : ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2020. – С. 410-434. – DOI 10.18720/IEP/2020.6/16. – EDN VJPPCT.

3. Дирко, С. В. Проблемы и перспективы роботизации в складской логистике / С. В. Дирко, А. А. Тур // Молодежь и научно-технический прогресс : Сборник докладов XIII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. В 2-х томах, Губкин, 09 апреля 2020 года / Составители: Е.Н. Иванцова, В.М. Уваров [и др.]. Том 1. – Старый Оскол: Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, 2020. – С. 158-161. – EDN ZIFXKD.

4. Зачет автоматом: как модернизация меняет рынок грузоперевозок // ati.su URL: <https://news.ati.su/article/2019/04/30/zachet-avtomatom-kak-modernizaciya-menyaet-rynok-gruzoperevozok-173658/> (дата обращения: 18.02.2025).

5. Куныгина Л. В. Транспортная логистика: современные подходы к оптимизации транспортных процессов // ТРАНСПОРТ: НАУКА, ОБРАЗОВАНИЕ, ПРОИЗВОДСТВО («Транспорт-2024»). – 2024. – С. 114-119.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ РЕЖИМОВ РАБОТЫ КОНДЕНСАТНЫХ НАСОСОВ ПАРОТУРБИННЫХ УСТАНОВОК АТОМНЫХ ЛЕДОКОЛОВ

Ранцев А.А.

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»
имени В. И. Ульянова (Ленина), ЛЭТИ

INTELLIGENT METHODS FOR OPTIMIZING OPERATING MODES OF CONDENSATE PUMPS IN STEAM-TURBINE INSTALLATIONS OF NUCLEAR ICEBREAKERS

Rantsev A.A.

Saint Petersburg State Electrotechnical University «LETI» named after V. I. Ulyanov (Lenin),
LETI, Saint Petersburg

Аннотация. В статье представлены интеллектуальные методы управления, направленные на оптимизацию режимов работы конденсатных насосов, входящих в состав паротурбинной установки атомного ледокола. Рассматриваются логические алгоритмы, реализующие автоматическое переключение насосов в зависимости от технологических параметров. Программная реализация выполнена в среде EcoStruxure Control Expert с последующей интеграцией в AVEVA Plant SCADA. Также представлены результаты тестирования в виртуальной среде.

Ключевые слова интеллектуальные методы, оптимизация режимов, конденсатные насосы, логические алгоритмы, автоматизация, паротурбинная установка, атомный ледокол

Abstract. The article presents intelligent control methods aimed at optimizing the operating modes of condensate pumps that are part of the steam-turbine installation of a nuclear icebreaker. The study considers logical algorithms that implement automatic switching of pumps based on technological parameters. The software implementation was carried out in the EcoStruxure Control Expert environment with subsequent integration into AVEVA Plant SCADA. The results of virtual environment testing are also presented.

Keywords: intelligent methods, mode optimization, condensate pumps, logical algorithms, automation, steam-turbine installation, nuclear icebreaker

Конденсатно-питательные системы (КПС) являются важнейшим элементом в составе энергетических установок атомных ледоколов. Их основная функция – обеспечение парогенератора питательной водой [1]. Учитывая условия эксплуатации в арктических регионах, где характерны переменные нагрузки, резкие колебания технологических параметров и повышенные требования к надёжности, актуальной становится задача оптимизации режимов работы оборудования на основе интеллектуальных методов.

Одни из важных элементов в КПС – конденсатные насосы (КН). Они предназначены для удаления конденсата из конденсатора и подачи его в деаэратор [2]. От стабильности их работы зависит эффективность функционирования паротурбинной установки в целом. Управление КН – это основной инструмент автоматизации, от которого зависят такие критические аспекты, как переход между рабочими и резервными

насосами, защита от «сухого хода», реакция на обесточивание и обеспечение высокой производительности при росте нагрузки.

В данной работе под интеллектуальными методами понимаются логические алгоритмы, которые обеспечивают автоматическое управление режимами работы насосной группы в зависимости от текущих технологических параметров. Оптимизация в данном контексте заключается в автоматическом выборе наиболее подходящего режима работы насосной группы при изменении технологических параметров, обеспечивая надёжность, экономичность и устойчивость функционирования системы без участия оператора.

Конденсатные насосы могут функционировать в одном из трёх режимов:

- штатный режим: один насос находится в работе, второй – в резерве;
- режим повышенной нагрузки: оба насоса находятся в работе;
- режим отключения: оба насоса отключены.

Электродвигатели конденсатных насосов работают с постоянной скоростью вращения и не предусматривают регулирование частоты. В таких условиях выбор режима функционирования насосной группы осуществляется исключительно за счёт включения, отключения и переключения между насосами. Это обуславливает необходимость разработки логических алгоритмов, способных реагировать на изменяющиеся технологические параметры и обеспечивать устойчивое функционирование системы.

Для обеспечения автоматического управления насосной группой и оптимизации режимов её функционирования разработано пять алгоритмов. Эти алгоритмы реализованы в виде функциональных блоков в среде EcoStruxure Control Expert и интегрированы в систему визуализации AVEVA Plant SCADA:

1. Пуск и остановка насоса. Данный алгоритм обеспечивает запуск и остановку конденсатного насоса в автоматическом и дистанционном режимах управления. Перед подачей команды на пуск выполняется проверка наличия силового электропитания и допустимого уровня конденсата в главном конденсаторе. При уровне ниже 0,3 м формируется сигнал блокировки запуска во избежание «сухого хода». Для повышения устойчивости к колебаниям уровня, обусловленным качкой, используется временная фильтрация: блокировка формируется только при устойчивом превышении уставки в течение 5 секунд. Таким образом, алгоритм обеспечивает безопасный вход в штатный режим, при котором один насос находится в работе, а второй – в резерве, и оптимизирует его функционирование за счёт исключения ложных запусков и защиты оборудования от повреждений.

2. Переключение на резервный насос при падении давления в напорной магистрали. При понижении давления в напорной магистрали ниже 0,6 МПа алгоритм инициирует остановку основного насоса и запуск резервного. Алгоритм активируется с задержкой 5 секунд после команды на пуск, что позволяет исключить ложные срабатывания при выходе насоса на рабочее давление. Для выполнения переключения необходимо наличие электропитания и перевод ключей управления насосами в положение «АВТ». Данный алгоритм обеспечивает сохранение насосной группы в пределах штатного режима работы и предотвращает переход в аварийное состояние. Оптимизация достигается за счёт своевременного автоматического восстановления давления без участия оператора и при минимальных временных потерях.

3. Переключение на резервный насос при падении давления на укупорки и охлаждение торцевых уплотнений. Алгоритм срабатывает при снижении давления на укупорки и охлаждение торцевых уплотнений ниже 0,2 МПа. При возникновении такого условия основной насос отключается, а в работу автоматически вводится резервный. Структурно алгоритм повторяет предыдущий, но с иной уставкой.

4. Переключение на резервный насос при падении силового электропитания. В случае исчезновения силового питания на работающем насосе система отслеживает наличие напряжения на резервном насосе и его готовность к автоматическому запуску. При выполнении условий резервный насос включается автоматически. В алгоритме предусмотрена 5-секундная защита от ложного срабатывания, предотвращающая реагирование на кратковременные просадки питания после команды на пуск. Таким образом, обеспечивается непрерывность работы в рамках штатного режима без перехода в режим отключения. Это позволяет оптимизировать функционирование насосной группы при неустойчивом электроснабжении и минимизировать простой оборудования.

5. Запуск резервного насоса при высоком уровне конденсата. При устойчивом превышении уровня конденсата в конденсаторе выше 0,9 м резервный насос запускается автоматически при сохранении работы основного. Также присутствует 5-секундная временная фильтрация сигнала уставки, что исключает запуск при кратковременном повышении уровня, обусловленном внешними факторами (например, качкой). Алгоритм реализует переход к режиму повышенной нагрузки, при котором оба насоса находятся в работе. Оптимизация заключается в расширении пропускной способности системы только при объективной необходимости, без перегрузки оборудования при нормальных условиях.

Разработанные методы оптимизации режимов работы КН реализованы в программной среде EcoStruxure Control Expert, соответствующей стандарту [3]. В качестве языка программирования использован язык функциональных блоков (FBD). Логика построена с применением типовых элементов управления, включая SR- и RS-триггеры, блоки задержки TON (включение с выдержкой времени) и TP (импульсный таймер).

Для оптимизации общей логической схемы в проекте повторяющиеся участки схем были оформлены в виде пользовательских функциональных блоков (FB). Это решение также упростило внесение изменений в проект.

Каждому сигналу присвоен конкретный адрес в области памяти программного-логического контроллера (ПЛК), в формате %MW (Memory Word), отражающем структуру 16-битных регистров. Например, адрес %MW100.0 означает нулевой бит регистра MW100. Такая адресация используется при передаче данных между контроллером и SCADA-системой по протоколу Modbus TCP через интерфейс Ethernet.

Для визуализации текущих состояний использована AVEVA Plant SCADA – современное программное обеспечение, обеспечивающее мониторинг и управление технологическими объектами в реальном времени. На разработанном видеокадре (рис.1) отображаются:

- состояния основного и резервного насосов с использованием мнемознаков (включён/выключен, дистанционное/автоматическое управление, наличие питания);
- трубопроводная схема с цифровыми табло значений давления и уровня;
- индикаторы предупредительной сигнализации с цветовой и мигающей индикацией;

— элементы, позволяющие менять вид управления.



Рисунок 1. Разработанный видеокадр

Тестирование методов проводилось в виртуальной среде с применением симулятора ПЛК и разработанного видеокадра. Проверялись как стандартные, так и аварийные сценарии: запуск и остановка насосов, превышение уровня, снижение давления, отключение питания.

Все проверки подтвердили стабильность функционирования системы: управляющие воздействия формировались корректно, на видеокадре отображались актуальные состояния. Сбоев и нарушений логики в процессе тестирования не зафиксировано.

В рамках работы разработаны и реализованы интеллектуальные методы оптимизации режимов работы конденсатных насосов в составе паротурбинной установки атомного ледокола. Предложенные логические алгоритмы обеспечивают автоматическое переключение между насосами при изменении технологических параметров, блокировку запуска в нештатных условиях и защиту оборудования от возможных отказов. Реализованные решения позволяют поддерживать устойчивое функционирование насосной группы без участия оператора.

Особенностью реализации является использование современного промышленного программного обеспечения (ПО): EcoStruxure Control Expert и AVEVA Plant SCADA. Такое ПО широко используется в составе современных автоматизированных систем управления.

Полученные результаты могут быть адаптированы под условия эксплуатации в энергетических установках, используемых на атомных ледоколах, а также могут быть интегрированы в существующие системы управления или использованы при их модернизации.

Разработанная система отличается гибкой структурой, что делает её применимой на объектах со схожими принципами организации насосного оборудования.

Библиографический список

1. Лычаков А.И. Судовые энергетические установки. Паротурбинные установки: учебное пособие по курсовому и дипломному проектированию. Северодвинск: Севмашвтуз, 2010. 89 с.

2. Пешков В.Г., Пшеницын А.А. Расчет центробежных и погружных насосов конденратно-питательной системы судна: методические указания к курсовому и дипломному проектированию. Северодвинск: Севмаштуз, 2003. 37 с.

3. ГОСТ Р МЭК 61131-3-2016. Контроллеры программируемые. Часть 3. Языки программирования. М.: Стандартинформ, 2017.

ГИБКАЯ МОДУЛЬНАЯ АРХИТЕКТУРА ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНЫХ СЕНСОРНЫХ УСТРОЙСТВ ДЛЯ МОНИТОРИНГА ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ НА БАЗЕ МИКРОКОНТРОЛЛЕРОВ STM32U083X И ATMEGA328P

Романов Н.О.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова,

Научный руководитель – Колмогорова С.С., Санкт-Петербургский
государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова

Аннотация. В статье представлена разработанная система, поддерживающая модульную конструкцию сенсоров, что позволяет легко адаптировать их под конкретные задачи заказчика. Базовый набор датчиков (температура, влажность, CO₂, освещенность) масштабируется дополнительными модулями (например, датчиками атмосферного давления, скорости ветра или осадков). Использование энергоэффективных микроконтроллеров (STM32U083x или ATmega328P) и автономных источников питания (солнечные панели) обеспечивает длительную работу устройств без внешнего вмешательства.

Ключевые слова: мониторинг, сенсорные устройства, окружающая среда, STM32U083x, ATmega328P

Введение

Современные системы мониторинга окружающей среды требуют высокую точность, энергоэффективность и гибкость в настройке [1]. Использование сенсорных устройств [2] на базе микроконтроллеров позволяет создавать компактные и автономные решения для сбора данных о состоянии воздуха, температуры, влажности, местоположении источников [3] и других параметров.

В статье рассматривается разработка гибкой модульной архитектуры энергоэффективных сенсорных устройств на основе микроконтроллеров STM32U083x и ATmega328P, обеспечивающей адаптивность к различным задачам мониторинга и длительное время работы от батарей. В этих архитектурах используются передовые технологии оптимизации энергопотребления при сохранении высокой производительности и адаптируемости к различным приложениям.

Существуют различные подходы в работе с требованиями энергоэффективности. Использование конечных автоматов позволяет избавить микроконтроллер от задач и сэкономить до 46% энергии по сравнению с традиционными методами обработки [4]. Архитектура CoSen [5] использует динамическое управление питанием и глубокую конфигурируемость, что позволяет сенсорным узлам регулировать уровни мощности в соответствии с требованиями реального времени, повышая общую эффективность.

Модульная конструкция позволяет решить несколько важных задач. В работах [6, 7] архитектура LEAP объединяет несколько процессоров для решения сложных задач и мониторинга рассеивания энергии, обеспечивая использование энергоэффективных компонентов в соответствии с потребностями приложений. В работе [8] платформа ELSA предлагает двухканальный метод пробуждения, который значительно повышает энергоэффективность топологий линейных датчиков и позволяет в десять раз повысить производительность каждого узла

Постановка задачи. Основной задачей является создание модульной платформы для сенсорных устройств, которая позволит легко интегрировать различные типы

датчиков и обеспечит минимальное энергопотребление при сохранении высокой производительности. Необходимо разработать архитектуру, поддерживающую:

- быструю смену и расширение функционала за счет модулей;
- энергоэффективное управление питанием;
- надежную обработку и передачу данных;
- совместимость с популярными микроконтроллерами STM32U083x и ATmega328P.

Существуют проблемы, связанные с балансом сложности и энергоэффективности, особенно в крупномасштабных развертываниях, где управление сетью может стать обременительным.

Теория. Микроконтроллер STM32U083x относится к серии ультранизкопотребляющих устройств с ARM Cortex-M0+ ядром, что обеспечивает высокую энергоэффективность и достаточную вычислительную мощность для обработки данных с сенсоров. ATmega328P — широко используемый 8-битный микроконтроллер с низким энергопотреблением и простой архитектурой, что делает его подходящим для базовых задач мониторинга.

Гибкая модульная архитектура предполагает разделение системы на независимые блоки:

- Модуль сбора данных (различные сенсоры);
- Модуль обработки (микроконтроллер);
- Модуль связи (например, Bluetooth, LoRa, Wi-Fi);
- Модуль питания (батареи, солнечные элементы).

Энергосбережение достигается за счет использования режимов пониженного энергопотребления микроконтроллеров, оптимизации программного обеспечения и управления питанием периферийных устройств. Применение стандартизированных интерфейсов (I2C, SPI, UART) обеспечивает простоту интеграции и масштабируемость.

Результаты моделирования. Для разработки сенсорного устройства рассматривается две модели от двух крупных производителей полупроводников: STM32U083x и ATmega328P.

STM32U083x. STM32 от компании STMicroelectronics, а именно модель серии STM32U083x, обладает самым низким энергопотреблением в обычном режиме, среди подобных MCU. Плата разработчика изображена на рисунке 1.

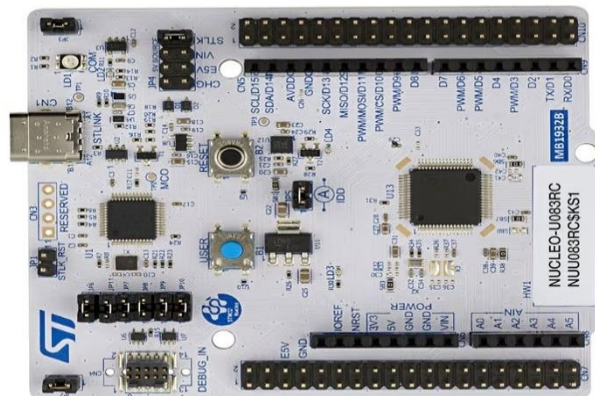


Рисунок 1. Плата разработчика STM32U083x. Модель STM32 Nucleo-64.

Характеристики STM32U083x:

- Центральный процессор - Arm Cortex-M0+ с максимальной частотой 56 МГц;

- Встроенная память - 256 KB Flash, 40 KB SRAM;
 - Рабочее напряжение - от 1.7 V до 3.6 V (5 V для платы разработчика);
 - Рабочие температуры - от -40°C до $+85^{\circ}\text{C}$;
 - Поддерживаемые интерфейсы:
3 I²C, 2 SPI, 4 USART, 2 энергоэффективных UARTs;
USB 2.0 full-speed (crystal-less);
16 канальный ADC на 12-бит (для аналоговых датчиков);
6-пинов для прерываний;
 - Дополнительно:
Поддерживается AES 128 шифрование;
Встроенные часы реального времени с частотой 32 kHz (RTC);
Десять таймеров - 3 x 16-битных энергоэффективных (можно использовать в режиме Stop Mode); 3 16-битных общего назначения; 1 x 32-битный; 1 16-битный для сервоприводов или моторов; 2 x 16-базовых; 2 x наблюдателя;
 - Режимы работы и потребление тока. Среднее потребление указывается при учете напряжения 3.3 V и температуре не более 30°C :
Run Mode - обычный режим работы. Потребление - $\sim 52\text{ }\mu\text{A}$ на один MHz (1.664 mA при 32 MHz; 0.416 mA при 8 MHz);
Stop 2 Mode - режим пониженного энергопотребления с сохранением ОЗУ и RTC. Общие потребление - $\sim 825\text{ nA}$;
Standby Mode - ОЗУ не функционирует, но RTC продолжает работать. Общие потребление - $\sim 160\text{ nA}$;
Shutdown Mode - минимальное энергопотребление. Пробуждение возможно только через сброс или прерывания. Общие потребление - $\sim 16\text{ nA}$;
- ATmega328P*
- В качестве возможной альтернативы STM32U083х существует чип ATmega328P, который обладает более скромными характеристиками, однако является более доступным благодаря цене и распространённости. Плата разработчика Arduino UNO R3 изображена на рисунке 2.

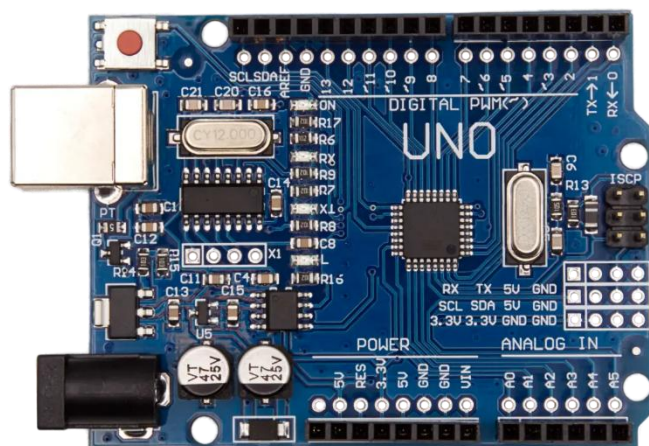


Рисунок 2. Плата разработчика ATmega328P. Модель Arduino UNO R3.

Характеристики ATmega328P:

- Центральный процессор - 8-bit AVR RISC с максимальной частотой 25 MHz;

- Встроенная память - 32 KB Flash, 8 KB SRAM;
- Рабочее напряжение - от 1.7 V до 5.5 V;
- Рабочие температуры - от -40°C до $+125^{\circ}\text{C}$;
- Поддерживаемые интерфейсы:
1 I²C, 1 SPI, 1 USART, 2 энергоэффективных UARTs;
- Дополнительно:
Три таймера - 2 энергоэффективных 8-битных; 1 16-битных общего назначения;
- Режимы работы и потребление тока. Среднее потребление указывается при учете напряжения 3.3 V и температуре не более 30°C :
Active Mode - обычный режим работы. Потребление - $\sim 0.2\text{ mA}$ на один MHz. ($\sim 4\text{ mA}$ при 20 MHz);
Idle Mode - центральный процессор остановлен, но таймеры продолжают функционировать. Потребление - $\sim 0.5\text{ mA}$;
Power-down Mode - минимальное энергопотребление. Пробуждение возможно только через сброс или прерывания. Потребление - $\sim 1\text{ nA}$;
Power-save Mode - минимальное энергопотребление, но возможно функционирование внешнего RTC. Потребление - $\sim 0.24\text{ mA}$;
Standby Mode - возможно быстрое пробуждение. Внутренние таймеры функционируют. Потребление - $\sim 0.36\text{ mA}$;
Extended Standby Mode - совмещает в себе Standby Mode и Power-save Mode. Потребление - $\sim 0.8\text{ mA}$;

Сравнение микроконтроллеров (MCU)

На основе приведённых выше данных можно составить сравнительную таблицу между STM32U083x и ATmega328P. MCU сравниваются по нескольким критериям:

- общая производительность – учитывается максимальная частота, встроенная память, количество таймеров, поддержка шифрования;
- интерфейсы - учитываются поддерживаемые интерфейсы и их максимальное количество;
- энергоэффективность – максимальное энергопотребление при одинаковых показателях, количество режимов работы, а также поддерживаемое рабочее напряжение для внешних устройств;
- доступность – средняя цена за один микроконтроллер и плату разработчика, общая популярность и распространённость.

На основании таблицы 1 можно сделать вывод, что для создания простых сенсорных устройств подходит MCU ATmega328P ввиду своей доступности, популярности и минимально необходимыми характеристиками, а MCU STM32U083x можно использовать для создания продвинутых сенсорных устройств с большим количеством датчиков.

Энергопотребление для базового устройства. Базовое сенсорное устройство состоит из следующих компонентов:

- Микроконтроллер: ATmega328P;
Максимальное потребление с оптимально для работы частотой 8 MHz - $\sim 1.5\text{ mA}$;
Минимальное потребление в режиме Power Save - 0.24 mA
- Датчик температуры и влажности воздуха: DHT20;
Максимальное потребление при активной работе - $\sim 0.98\text{ mA}$;
Минимальное потребление в выключенном режиме - $\sim 0\text{ mA}$;
- Датчики температуры и влажности почвы: DS18B20;

- Максимальное потребление при активной работе - ~ 1.5 mA;
- Минимальное потребление в выключенном режиме - ~ 0 mA;
- Датчик CO₂: MQ-135;
- Максимальное потребление при активной работе - ~ 150 mA;
- Минимальное потребление в выключенном режиме - ~ 0 mA;
- Модуль связи: E32-400M30S;
- Максимальное потребление при передаче данных (в худшем случае) - 120 mA (+ 20 dBm);
- Минимальное потребление в выключенном режиме - ~ 0 mA;
- Рабочее напряжение устройства: 5 V;
- Дополнительно: Солнечная панель.

Таблица 1.

Сравнение STM32U083x и ATmega328P

Критерии	STM32U083x	ATmega328P
Общая производительность	Высокий уровень производительности, который позволяет реализовать продвинутое устройства: (+) Высокая частота процессора; (+) Большой объем ОЗУ и памяти для встроенного ПО. Возможна загрузка программ большого объема и хранение данных; (+) Большое количество встроенных таймеров; (+) Встроенный RTS; (+) Поддержка AES шифрования;	Оптимальный уровень производительности, который подходит для создания базовых устройств: (~) Оптимальная частота процессора для использования большинства периферии; (-) Малый объем встроенной памяти. Необходима оптимизация программного обеспечения; (~) Минимально необходимый набор таймеров; (-) Отсутствует встроенный RTS, но возможно подключение внешнего; (-) Отсутствует поддержка шифрования;
Интерфейсы	Большое количество поддерживаемых интерфейсов: (+) Возможность подключения большого количества периферии; (+) Поддержка USB 2.0. Может использоваться для быстрой отладки;	Минимально необходимое количество поддерживаемых интерфейсов:

Энергоэффективность	STM32U083x считает лидером на рынке в плане энергоэффективности: (+) Потребление в обычном режиме работы ~52 μ A на 1 MHz; (+) Минимальное потребление ~160 nA; (~) Максимально рабочее напряжение 3.3 V. Необходимо использовать DC/DC converter; (~) Четыре режима работы;	ATmega328P, при правильной настройке, может функционировать очень продолжительное время без постоянных источников питания: (-) Потребление в обычном режиме - ~0.2 mA (200 μ A) на 1 MHz; (+) Минимальное потребление ~1 nA; (+) Максимально рабочее напряжение 5 V; (+) Шесть режимов работы;
Доступность	STM32U083x менее популярный и более дорогой микроконтроллер: (-) Цена за один микроконтроллер - 5 евро; (-) Цена за плату разработчика - 13 евро;	ATmega328P очень доступный и популярный микроконтроллер: (+) Цена за один микроконтроллер - 3 евро; (+) Цена за плату разработчика - 8 евро;

На основе приведенных выше данных можно сделать вывод, что максимальный уровень энергопотребления устройства (в случае, если все компоненты работают одновременно и находятся в активном режиме) составляет примерно 274 мА.

$$1.5 \text{ mA} + 0.98 \text{ mA} + 1.5 \text{ mA} + 150 \text{ mA} + 120 \text{ mA} = \mathbf{274 \text{ mA}}$$

$$5 \text{ V} \times 274 \text{ mA} = 1.37 \text{ W}$$

На практике энергопотребление будет значительно ниже, поскольку устройство не функционирует постоянно в максимальном режиме. Обычно сенсоры и модули передачи данных работают поочередно, а не одновременно.

Минимальное энергопотребление, когда все модули отключены и микроконтроллер находится в режиме сна, составляет примерно 0.3 мА.

Суммарное потребление в один день при условии, если устройство переходит в активный режим каждый час и функционирует не более 5 секунд:

- Активный режим: $274 \text{ mA} \times 5 \text{ сек} = 1370 \text{ mA} \cdot \text{сек}$
- Остальное время (3595 сек): $0.3 \text{ mA} \times 3595 \text{ сек} = 1078.5 \text{ mA} \cdot \text{сек}$
- Суммарное потребление за 1 час: $1370 + 1078.5 = 2448.5 \text{ mA} \cdot \text{сек}$
- Суммарное потребление за 1 час в мА/ч: $2448.5 \text{ mA} \cdot \text{сек} \div 3600 \text{ сек} = \sim 0.68 \text{ mA} \cdot \text{ч}$

Суточное энергопотребление:

$$0.68 \text{ mA/h} \times 24 = 16.3 \text{ mA/h}$$

Солнечная панель – сколько нужно энергии в день, если солнце доступно 5 часов в день:

$$032.6 \text{ mA/h} \div 5 \text{ h} = \sim 6.52 \text{ mA} \text{ при } 5 \text{ V} = \sim 0.0326 \text{ W}$$

Таким образом, для работы системы с таким уровнем энергопотребления, потребуется солнечная панель мощностью не более 1 W.

Выводы и заключение

Разработанная гибкая модульная архитектура на базе STM32U083x и ATmega328P позволяет создавать энергоэффективные сенсорные устройства, адаптируемые под различные задачи мониторинга окружающей среды. Использование современных микроконтроллеров с низким энергопотреблением и модульный подход обеспечивают высокую надежность, удобство расширения и длительное время автономной работы. Данная архитектура может быть успешно применена в системах экологического контроля, умных городах и других областях, требующих непрерывного и точного мониторинга параметров окружающей среды.

Библиографический список

1. Колмогорова, С. С. Профилирование системы сбора и обработки данных окружающей среды / С. С. Колмогорова, Н. О. Романов // Приборы. – 2023. – № 4(274). – С. 14-18. – EDN SYGNXH.
2. Расчет характеристик многоэлектродного дискового датчика и оценка его эффективности при использовании в составе платформы сбора и обработки данных / С. С. Колмогорова, С. В. Бирюков, А. С. Колмогоров, Д. С. Баранов // Приборы. – 2022. – № 8(266). – С. 1-13. – EDN UICOEK.
3. Колмогорова, С. С. О возможности применения электроиндукционных датчиков в задаче нахождения местоположения источников электромагнитного поля в окружающей среде / С. С. Колмогорова // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2024. – № 12. – С. 7-16. – DOI 10.25791/pribor.12.2024.1543. – EDN MKMAWV.
4. Ramos, J. C. P. and Verhelst, M., Flexible, Ultra-Low Power Sensor Nodes through Configurable Finite State Machines, *Reconfigurable Communication-Centric Systems-on-Chip*, pp. 1–7, from https://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6581533, July 10, 2013. DOI: 10.1109/RECOsoc.2013.6581533
5. Riley, D. and Younis, M., A Modular and Power-Intelligent Architecture for Wireless Sensor Nodes, *Local Computer Networks*, pp. 304–7, from <https://dblp.uni-trier.de/db/conf/lcn/lcn2012.html#RileyY12>, October 22, 2012. DOI: 10.1109/LCN.2012.6423635
6. McIntire, D., Yip, B., Singh, A., Wu, W. and Kaiser, J., TheLowPowerEnergyAwareProcessing (LEAP) EmbeddedNetworked SensorSystem, January 1, 2006.
7. McIntire, D., Stathopoulos, T., Reddy, S., Schmidt, T. R., & Kaiser, W. J. (2012). Energy-Efficient Sensing with the Low Power, Energy Aware Processing (LEAP) Architecture. *ACM Transactions in Embedded Computing Systems*, 11(2), 27. <https://doi.org/10.1145/2220336.2220339>
8. Almalki, K. J., Jabbari, A. M. A., Ayinala, K., Sung, S., Choi, B.-Y. and Song, S. M., ELSA: Energy-Efficient Linear Sensor Architecture for Smart City Applications, *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 7, pp. 7074–83, April 1, 2022. DOI: 10.1109/jsen.2022.3154239

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ ОЦЕНКЕ ИНВЕСТИЦИОННОЙ ПРИВЛЕКАТЕЛЬНОСТИ ИТ-ПРОЕКТОВ

Соколов А.М., Иванов С.А.

*Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова*

INTELLECTUAL SUPPORT OF DECISION MAKING IN ASSESSMENT OF INVESTMENT ATTRACTIVENESS OF IT-PROJECTS

Sokolov A.M., Ivanov S.A.

Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirov

Аннотация. В рамках данной статьи рассматриваются системы интеллектуальной поддержки принятия решений в сфере оценки инвестиционной привлекательности ИТ-проектов. Проводится анализ ключевых технологий, таких как системы поддержки принятия решений (СППР), методы искусственного интеллекта (ИИ), а также применение технологий больших данных и интеллектуального анализа данных для выявления закономерностей и тенденций в инвестиционной сфере. Описываются модели систем интеллектуальной поддержки, включая экспертные системы, прогностические модели и рекомендательные алгоритмы. Представлены основные методы интеллектуальных систем для оценки ИТ-проектов, включая многокритериальный анализ и машинное обучение. Рассмотрены практические аспекты использования интеллектуальных систем в процессе инвестиционного анализа, а также преимущества их использования.

Ключевые слова: система поддержки принятия решений, искусственный интеллект, оценка инвестиционной привлекательности.

Abstract. This article examines Intelligent Decision Support Systems (IDSS) in assessing the investment attractiveness of IT projects. Key technologies such as decision support systems (DSS), artificial intelligence (AI) techniques, and the application of big data and data mining technologies to identify patterns and trends in the investment sphere are analysed. Types of intelligent support are described, including expert systems, predictive models and recommendation algorithms. The main methods and approaches of ISSP for IT project evaluation are presented, including multi-criteria analysis and machine learning. The practical aspects of using intelligent systems in the investment analysis process, as well as the advantages of their use are considered.

Keywords: decision support system, artificial intelligence, investment attractiveness assessment.

Введение. В условиях цифровой трансформации и развития технологий, инвестиции в новые ИТ-решения являются стратегическим направлением для крупных ИТ-компаний и венчурных инвесторов. Однако оценка инвестиционной привлекательности инновационных проектов сопряжена с рядом сложностей, таких как быстрое устаревание технологий, а также отсутствие или противоречивость данных для построения прогнозов [5].

Традиционные методы оценки (например, анализ дисконтированных денежных потоков, анализ рентабельности и пр.) часто оказываются неприменимыми, так как не учитывают специфические риски, присущие ИТ-сектору, или проведение анализа вовсе невозможно по причине отсутствия фактических данных на начальных этапах проекта.

В связи с чем, потребность в интеллектуальной поддержке принятия решений, потенциально снижающей риски при анализе инвестиционных перспектив в инновации, постоянно возрастает.

1. Проблемы и задачи в процессе оценки инвестиционной привлекательности ИТ-проектов. Оценка инвестиционной привлекательности ИТ-проектов представляет собой сложную комплексную задачу, связанную с рядом факторов:

Высокий уровень неопределенности и динамичность ИТ-рынка: быстрое развитие технологий формирует риск устаревания идеи еще до выхода на рынок. Высокая конкуренция и волатильный спрос.

Сложность прогнозирования финансовых показателей: традиционные методы, такие как NPV и IRR, технически не учитывают специфику ИТ-сектора, плюс в структуре ИТ-проектов преобладают нематериальные активы, что затрудняет достоверность оценки.

Множественные риски: технические, рыночные и финансовые.

2. Основные задачи систем интеллектуальной поддержки:

- Автоматизация сбора и обработки данных о рынке и конкурентах.
- Ускорение процессов обработки и анализа больших массивов данных.
- Прогнозирование возможных исходов и оценка рисков.
- Обучение и адаптация к новым типам данных и вводных условий
- И как итог: повышение эффективности процесса принятия решений и облегчение управления. [10]

3. Интеллектуальная поддержка принятия решений.

3.1. Виды систем интеллектуальной поддержки принятия решений.

Под интеллектуальной поддержкой принятия решений понимается применение системы, которая, используя инструментарий математического моделирования и анализа, машинного обучения и дата майнинга и т.д. упрощает для ЛПР процедуру принятия точных и обоснованных решений. [5]

Ключевые технологиями в данной области являются:

- **Системы поддержки принятия решений (СППР)** — программные комплексы, объединяющие базы данных, аналитические модели и экспертные системы.
- **Методы искусственного интеллекта (ИИ)** — машинное обучение, нейронные сети, обработка естественного языка для анализа текстовых данных и т.д.
- **Big Data и аналитика** — применение методов дата майнинга для выявления трендов и закономерностей в искомой области (в нашем случае, в инвестициях).

3.1.1. Системы поддержки принятия решений (СППР) (Decision Support Systems)

В зависимости от способа влияния на процесс принятия решения различают пассивные, активные и комбинированные СППР-системы. Первые предоставляют информацию для принятия решений, вторые предлагают альтернативные готовые варианты, третьи предполагают, что оператор может корректировать предложенное системой решение и согласовывать его до обретения оптимальной формы [1].

Типы СППР используемые в отрасли инвестиционной оценки ИТ-проектов:

Коммуникативные — ориентированы на совместную работу нескольких специалистов одновременно: инвесторов, аналитиков и консультантов и проч.

Информационные — сосредоточены на сборе и обработке больших объемов данных, преимущественно анализе временных рядов, автоматизируя сбор и обработку информации. Чаще функционируют, как СУБД в рамках одной или группы компаний.

Экспертные (интеллектуальные) — на основе баз знаний. Содержат данные о решениях аналогичных задач, методах и правилах, на основании которых они принимались, предлагают готовые алгоритмы, исходя из накопленного опыта и экспертизы.

Интерактивные — позволяют тестировать разные сценарии инвестирования, используя симуляции и прогнозные модели.

Моделируемые — Подбирают модели бизнес-процессов по заданным условиям – статистические, финансовые, аналитические. [5]

Основными компонентами любой из вышеперечисленных систем принятия решений являются:

База данных для хранения всех необходимых данных для анализа: информация о прошлых инвестициях, финансовые отчеты, рыночные тенденции и т.д.

Модельный менеджер (предметная область) — который управляет аналитическими моделями (например, прогнозирование NPV, IRR, ROI, анализ жизнеспособности проекта и т.д.).

Пользовательский интерфейс предоставляющий доступ к информации и аналитическому инструментарию. [10]

СППР использует следующие аналитические методы:

- *Регрессионный и дисперсионный анализ* - позволяет вычислить предполагаемые отношения между зависимой и одной или несколькими независимыми переменными.

- *Многомерный и дискриминантный анализ* - позволяет наблюдать данные в динамике, в различных направлениях и измерениях.

- *Анализ выживаемости и прогноза временных рядов* - помогает понять поведение и изменение временных данных и выявить скрытые тенденции и закономерности.

- *Анализ категориальных данных* - помогает выявлять закономерности и тенденции, которые могут быть неочевидны в необработанных числовых данных.

- *Структурный, пространственный и факторный анализы* - позволяют получить наиболее углубленную оценку, определить, какие факторы имеют больше влияния на результирующий показатель, например, прибыль или рентабельность.

- *Систематизация запросов и средств поиска данных* - формулирует обращение к базам данных, которое идентифицируется по содержанию и образцу, наделяет программное обеспечение возможностями оперативного поиска данных по образцам и моделям определения информационных зависимостей. [9]

3.1.2. Методы искусственного интеллекта (ИИ). Машинное обучение (Machine Learning, ML) позволяет обучать модели на больших объемах данных и выявлять закономерности в инвестиционных процессах.

Применение: Классификация ИТ-проектов по уровням риска, прогнозирование вероятности успеха стартапов, оптимизация инвестиционного портфеля.

Глубокое обучение (Deep Learning, DL) использует нейронные сети для обработки сложных данных (изображений, диаграмм, инфографики, финансовых отчетов и т.д.).

Применение: - Анализ рыночных новостей и предсказание трендов.

- Автоматическая оценка потенциала стартапов по открытым данным.

- Генерация инвестиционных рекомендаций.

Обработка естественного языка (Natural Language Processing) используется для анализа текстовой информации: пресс-релизов, отзывов инвесторов, оценки рыночных настроений по социальным сетям, поиска инсайтов. [6]

3.1.3. Большие данные и аналитика: применение методов дата майнинга для выявления трендов и закономерностей в инвестициях

Современные инвестиционные решения требуют анализа огромных объемов информации, включая финансовые отчеты, рыночные тренды, социальные сети, экспертные оценки и данные о конкурентах. **Технологии Big Data и методы data mining** позволяют инвесторам находить скрытые закономерности, делать точные прогнозы и минимизировать риски. [4]

Большие данные (Big Data) — это массивы информации, которые невозможно обработать традиционными методами из-за их объема, скорости поступления и структурной сложности. [6]

Источниками данных для анализа инвестиционной привлекательности ИТ-проектов являются: финансовые и рыночные показатели, социальные сети и новости, технические данные и информация о технологиях, данные о прошлых инвестициях и пр. [5]

Основные методы data mining для оценки ИТ-проектов:

Кластеризация - разделение ИТ-проектов на группы по схожим характеристикам.

Обучение на ассоциативных правилах - выявление зависимостей между различными факторами.

Дерево решений - прогнозирование вероятности успеха проекта на основе множества параметров.

Анализ временных рядов - используется для прогнозирования будущих трендов.

Text mining (анализ текстовых данных) - автоматическая обработка новостей, отзывов и аналитических отчетов. [2]

Применение оценке инвестиционной привлекательности: прогнозирование трендов, оценка рыночных рисков, автоматизация процесса принятия решений, выявление аномалий.

Вывод: Системы поддержки принятия решений (СППР) — помогают ЛПР проводить оценку проектов на основе анализа данных, моделей и экспертных оценок.

Методы искусственного интеллекта (ИИ) — позволяют автоматизировать анализ данных, выявлять скрытые закономерности, прогнозировать «выживаемость» стартапов.

Big Data и дата майнинг - позволяют анализировать миллионы параметров и помогают делать прогнозы для оценки инвестиционной привлекательности более точными.

Интеграция **систем поддержки принятия решений, методов машинного обучения и Big Data** способствует выработке более точных и эффективных инвестиционных стратегий; а инвесторы, использующие аналитические платформы с внедренным интеллектуальным анализом данных, получают неоспоримое конкурентное преимущество.

3.2. Модели систем интеллектуальной поддержки. Экспертная система — предиктивная система, включающая в себя знания об определенной слабо структурированной и трудно формализуемой предметной области, способная предлагать пользователю разумные решения.

Основными компонентами экспертных систем являются:

-База знаний - хранилище, содержащее совокупность знаний по предметной области, включающую два типа знаний: фактических и процедурных (правила, алгоритмы и т.д)

-Механизм вывода - логический модуль, интерпретирующий правила и факты, применяя их к пользовательским данным для получения выводов и рекомендаций.

-Модуль объяснений - объясняет процесс рассуждения и выводы системы.

-Пользовательский интерфейс – механизм взаимодействия пользователя с ЭС.

Применение: автоматизированный аудит стартапов на соответствие инвестиционным критериям.

Прогностическое моделирование (Predictive Models)— это математическая или статистическая модель, которая анализирует исторические данные и предсказывает будущее поведение ИТ-проектов.

Ключевые технологии прогностического моделирования:

Машинное обучение — анализирует десятки параметров и строит предсказательные модели (например, вероятность успеха стартапа).

Анализ временных рядов — используется для прогнозирования роста или спада рынка.

Моделирование сценариев — оценивает возможные пути развития проекта при разных условиях. [7]

Системы рекомендательных алгоритмов — интеллектуальные алгоритмы, которые автоматически подбирают инвестиционные стратегии и пути на основе предпочтений инвестора и данных по рынкам. [10]

Типы рекомендательных алгоритмов:

Фильтрация по содержанию — анализирует характеристики проектов и предлагают схожие по параметрам.

Коллаборативная фильтрация — учитывает мнения других инвесторов о том или ином активе, проекте и т.д., имитируя "социальный интеллект".

Гибридные модели — объединяют оба подхода для более точных рекомендаций.

Вывод: Экспертные системы помогают консолидировать опыт множества специалистов и автоматизировать процесс инвестиционного анализа.

Прогностические модели позволяют оценивать вероятность успеха/провала проекта, предсказывать его рост и выявлять рыночные тренды.

Системы рекомендательных алгоритмов адаптируются под каждого инвестора, предлагая индивидуальные инвестиционные возможности.

4. Методы интеллектуальных систем. Сценарный анализ и моделирование рисков - позволяет оценить, как изменится инвестиционная привлекательность проекта при различных сценариях развития событий.

Основные методы: **Метод Монте-Карло** — моделирует тысячи сценариев развития проекта и оценивает возможные риски.

Баесовские сети и вероятностные модели - позволяют оценивать вероятность успеха проекта, учитывая взаимосвязанные риски.

Анализ чувствительности - оценивает влияние изменения исходных параметров инвестпроекта на его конечные характеристики. Сначала определяются исходные параметры, по которым производят расчет, затем осуществляют последовательно-единичное изменение каждого выбранного показателя, что помогает оценить факторы, оказывающие наибольшее влияние на успех проекта т.е. выявляет наиболее критичные параметры. [8]

Методы машинного обучения и нейросетей - машинное обучение (ML) и глубокие нейронные сети/глубокое обучение (Deep Learning) анализируют большие объемы данных, выявляют скрытые закономерности и прогнозируют вероятность успеха.

Ключевые технологии ML: Регрессионные модели (Linear, Logistic Regression) - позволяют оценить, какие факторы влияют на успех проекта.

Нейросети (Deep Neural Networks, CNN, RNN) - глубокие модели, анализирующие сложные взаимосвязи (например, влияние команды стартапа на его перспективы).

Алгоритм случайного леса и Градиентный бустинг - предсказывают вероятность успеха проекта, используя исторические данные инвестиций. [3]

Заключение. В статье были рассмотрены системы интеллектуальной поддержки принятия решений и их применение для инвестиционного анализа. Проанализированы ключевые технологии, включая системы поддержки принятия решений (СППР), методы искусственного интеллекта (ИИ) и алгоритмы обработки больших данных. Рассмотрены различные виды интеллектуальной поддержки, такие как экспертные системы, прогностические модели и рекомендательные алгоритмы.

На основе изученных методов и подходов было установлено, что использование ИСПП позволяет значительно повысить точность прогнозирования рисков и финансовых показателей, что ведет к оптимизации процесса принятия решений. Внедрение таких систем обеспечивает повышение эффективности инвестиций при минимизации «человеческого» фактора.

Несмотря на явные преимущества, существуют ограничения, связанные с высокой сложностью разработки, высокими требованиями к качеству вводимых и анализируемых данных, и механизмам адаптации к динамично меняющимся условиям рынка.

Библиографический список

1. Быканова А. С., Соболев В. В. «Разработка системы поддержки принятия решений на основе данных» // *Сборник статей конференции «Информационные технологии и математическое моделирование»*. – 2017.
2. Горбунов А. В., Иванов П. В. «Использование больших данных и искусственного интеллекта в поддержке легкого принятия решений» // *Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление*. – 2019.
3. Гудфеллоу И., Бенджио Й., «Глубокое обучение». – М.: ДМК Пресс, 2018.
4. Джеймс Г., Виттен Д., Хасты Т., Тибширани Р. «Введение в статистическое обучение с применением R». – М.: ДМК Пресс, 2014.
5. Кузнецов С. О., Кузнецова О. С. «Применение методов интеллектуального анализа данных в задачах инвестиционного анализа» // *Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*. – 2018.
6. Макшанов А. В., Журавлев А. Е., Тындыкар Л. Н. «Большие данные и данные базы данных NoSQL». – СПб.: Лань, 2020.
7. Мейер Д., Шустер М. «Предсказательная аналитика и большие данные». – М.: Вильямс, 2016.
8. Рассел С., Нодвиг П. «Искусственный интеллект: современный подход». 4-е издание. – М.: Вильямс, 2020.
9. Стародубцев А. А. «Система поддержки принятия решений» // *Сборник статей конференции «Информационно-экономические системы»*. – 2017.
10. Турбан Э., Шарда Р., Деллен Дж. "Поддержка управленческих решений и бизнес-аналитика". – М.: Юрайт, 2017.

ИССЛЕДОВАНИЕ НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ

Туркин С.М., Иванов С.А.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
имени С.М. Кирова

INVESTIGATION OF FUZZY MODELS FOR FOREST FIRE FORECASTING

Turkin S.M., Ivanov S.A.

Аннотация. Лесные пожары представляют собой сложное природное явление, прогнозирование которого требует учета множества факторов, включая метеорологические условия, тип растительности и антропогенное воздействие. Традиционные методы прогнозирования часто не справляются с высокой степенью неопределенности входных данных, что делает актуальным использование нечетких моделей. В данной статье рассматриваются теоретические основы нечеткой логики и её применение в задачах прогнозирования природных катастроф. Анализируются ключевые типы нечетких систем (Мамдани, Сугено, Цукамото) и их особенности. Приводится обзор существующих исследований, демонстрирующих эффективность нечетких моделей для оценки риска возникновения пожаров. Основное внимание уделяется построению интерпретируемых нечетких систем, способных работать в условиях недостатка данных и высокой изменчивости факторов. Обсуждаются преимущества и ограничения различных подходов, а также перспективы интеграции нечетких моделей с методами машинного обучения и глубоких нейросетей.

Ключевые слова: нечеткие модели, прогнозирование лесных пожаров, нечеткая логика, Fuzzy Inference System, Мамдани, Сугено, Цукамото, фаззификация, дефаззификация, экспертные системы, анализ рисков.

Abstract. Forest fires are a complex natural phenomenon, the forecasting of which requires considering many factors, including meteorological conditions, vegetation type and anthropogenic impact. Traditional forecasting methods often fail to cope with a high degree of uncertainty in the input of data, which makes the use of fuzzy models relevant. This article discusses the theoretical foundations of fuzzy logic and its application in forecasting natural disasters. The key types of fuzzy systems (Mamdani, Sugeno, Tsukamoto) and their features are analyzed. An overview of existing studies demonstrating the effectiveness of fuzzy models for assessing fire risk is provided. The main focus is on the construction of interpretable fuzzy systems capable of operating in conditions of insufficient data and high variability of factors. The advantages and limitations of various approaches are discussed, as well as the prospects for integrating fuzzy models with machine learning and deep neural network methods.

Keywords: fuzzy models, forest fire forecasting, fuzzy logic, Fuzzy Inference System, Mamdani, Sugeno, Tsukamoto, fuzzification, defuzzification, expert systems, risk analysis.

Введение. Лесные пожары представляют одну из наиболее разрушительных природных катастроф, оказывая серьёзное влияние на экосистемы, экономику и безопасность населения. За последние десятилетия их частота и интенсивность возросли, что связано с изменением климата, увеличением средних температур и изменением режима осадков. В этих условиях особую актуальность приобретает задача раннего прогнозирования и оценки риска возникновения пожаров [5].

Традиционные методы прогнозирования, основанные на статистическом анализе и моделях машинного обучения, демонстрируют высокую точность в условиях достаточного объёма и качества данных. Однако они не всегда эффективно учитывают неопределённость входных параметров, связанных с изменчивостью погодных условий, различиями в типах растительности и непредсказуемостью человеческого фактора. В таких ситуациях полезным инструментом становится нечеткая логика, позволяющая учитывать неточные, лингвистически описанные данные и экспертные знания.

Нечеткие модели позволяют прогнозировать природные явления на основе размытых границ между состояниями, что делает их особенно подходящими для задач, где невозможно установить строгие пороговые значения. Например, вместо фиксированных значений температуры или влажности, нечеткая логика позволяет работать с такими понятиями, как «умеренная температура» или «низкая влажность», что приближает модель к естественному человеческому восприятию данных [7].

В данной статье рассматривается применение нечетких моделей для прогнозирования лесных пожаров. Приводится анализ основных методов нечеткой логики, их преимуществ и ограничений, а также рассматриваются существующие исследования, демонстрирующие эффективность этого подхода. Особое внимание уделяется сравнению различных типов нечетких моделей и их применимости к задаче прогнозирования природных катастроф [3].

Основная часть. Традиционные математические модели используют бинарную логику, где переменные принимают либо истинное, либо ложное значение. Однако в реальных условиях многие параметры изменяются плавно, а их границы нечетко определены.

В нечеткой логике переменные могут принимать значения в диапазоне от 0 до 1, что позволяет описывать явления, для которых невозможно провести строгие границы. Например, температура 29°C может частично принадлежать категории «жарко» и одновременно категории «тепло».

Стандартная нечеткая система прогнозирования состоит из четырех ключевых этапов:

Фазификация – преобразование четких входных данных в нечеткие множества.

Формирование базы правил – определение набора экспертных правил вида «если-то».

Логический вывод – применение правил к входным данным.

Дефазификация – преобразование нечеткого результата в четкое значение.

Эта архитектура позволяет учитывать сложные взаимосвязи между параметрами и адаптироваться к изменяющимся условиям [8].

В прогнозировании лесных пожаров могут использоваться различные типы нечетких систем.

Модель Мамдани является одной из самых распространенных, поскольку позволяет формировать понятные для человека выходные значения [6]. В этой модели используется набор нечетких правил, основанных на экспертных знаниях. Например, правило «если температура высокая и влажность низкая, то риск пожара высокий» позволяет описывать сложные зависимости. Основное преимущество модели – её интерпретируемость, однако процесс дефазификации требует значительных вычислительных ресурсов.

Модель Сугено отличается от Мамдани тем, что выходные переменные представлены в виде линейных функций или константных значений [4]. Это делает её более эффективной с вычислительной точки зрения, особенно при использовании в

сочетании с методами машинного обучения. Примером правила в этой модели является «если температура высокая и влажность низкая, то риск пожара равен 0.85».

Модель Цукамото является промежуточным вариантом между Мамдани и Сугено [1]. В ней выходные переменные представлены монотонными функциями, что делает её подходящей для управления динамическими системами.

Выбор модели зависит от поставленной задачи. Модель Мамдани лучше всего подходит для экспертных систем, модель Сугено – для задач, требующих быстрого вычисления, а модель Цукамото – для управления процессами в реальном времени.

Прогнозирование лесных пожаров зависит от множества факторов, включая метеорологические данные, характеристики растительного покрова и антропогенные воздействия [2]. Нечеткие модели позволяют учитывать влияние таких параметров, как температура, влажность, осадки и сила ветра, на вероятность возникновения пожара. В отличие от традиционных статистических методов, они позволяют работать с неопределёнными и изменяющимися условиями.

Преимуществами нечетких моделей являются способность работать с неточными данными, высокая интерпретируемость (особенно в случае моделей Мамдани) и гибкость в добавлении новых факторов. Однако они могут быть вычислительно затратными, особенно если количество входных переменных велико. Кроме того, для построения качественной модели требуется привлечение экспертов, которые смогут задать корректные правила для логического вывода.

Таким образом, нечеткие модели представляют собой перспективный инструмент для прогнозирования лесных пожаров, особенно в условиях высокой неопределённости данных. Их эффективность может быть повышена за счёт интеграции с методами машинного обучения, что является одним из ключевых направлений будущих исследований.

Пример работы нечеткой системы. Рассмотрим ситуацию, в которой необходимо определить риск лесного пожара на основе температуры воздуха, влажности и скорости ветра.

Определение лингвистических переменных

- Температура: {низкая, средняя, высокая}
- Влажность: {низкая, средняя, высокая}
- Ветер: {слабый, умеренный, сильный}
- Риск пожара: {низкий, средний, высокий}

Задание функций принадлежности: Температура 30°C может принадлежать одновременно к двум множествам:

- 0.8 к множеству «высокая температура»
- 0.2 к множеству «средняя температура»

Применение правил: если температура высокая (0.8) и влажность низкая (0.9), то риск пожара высокий.

Дефаззификация: Полученное нечеткое значение риска пожара переводится в конкретный процент вероятности, например, 85%.

Преимущества и недостатки нечетких моделей

Преимуществами нечетких моделей являются:

- возможность работы с неточными и размытыми данными;
- высокая интерпретируемость, особенно в случае модели Мамдани;
- гибкость в моделировании сложных процессов без необходимости строгой математической формализации.

Однако у этого подхода есть и ограничения:

- необходимость привлечения экспертов для определения правил;
- сложность настройки параметров функций принадлежности;
- высокая вычислительная нагрузка при увеличении числа входных переменных.

В контексте прогнозирования лесных пожаров нечеткие модели особенно полезны при наличии данных с высокой степенью неопределённости, например, в регионах с резкими климатическими изменениями. Их применение позволяет учитывать сложные взаимосвязи между параметрами, что делает их эффективным инструментом в системах раннего предупреждения.

Заключение. Прогнозирование лесных пожаров является важной задачей, требующей учета множества факторов, включая климатические условия, тип растительности и антропогенное воздействие. Традиционные методы прогнозирования, основанные на статистическом анализе и машинном обучении, обладают высокой точностью, но не всегда эффективно обрабатывают неопределённость входных данных. В этом контексте нечеткие модели представляют собой мощный инструмент, позволяющий формализовать экспертные знания и учитывать сложные взаимосвязи между параметрами.

В данной статье были рассмотрены основные принципы нечеткой логики, её ключевые элементы и методы применения для прогнозирования лесных пожаров. Был проведён анализ различных типов нечетких моделей, включая системы Мамдани, Сугено и Цукамото. Исследования показали, что нечеткие модели позволяют повысить точность прогнозирования в условиях высокой неопределённости, а их комбинация с методами машинного обучения может значительно улучшить результаты.

Библиографический список

1. Загибин Н. О., Ульянов С. В. Программная реализация нечеткой логики с лингвистическими переменными //Системный анализ в науке и образовании. – 2021. – №. 1. – С. 45-57.
2. Иванов, С. А. Системный анализ факторов, влияющих на возникновение лесных пожаров в Северо-Западном федеральном округе / С. А. Иванов // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2022. – № 4. – С. 26-34.
3. Иванов, С. А. Модель экспертной системы прогнозирования лесных пожаров на основе байесовской сети доверия / С. А. Иванов // Информационные технологии. – 2024. – Т. 30, № 3. – С. 124-132.
4. Талагаев Ю. В. Анализ и синтез сверхустойчивых нечетких систем Такаги-Сугено //Проблемы управления. – 2016. – №. 6. – С. 2-11.
5. Туркин, С. М. Анализ методов получения данных из разнородных источников для оценки уровня пожароопасности лесного массива / С. М. Туркин, С. А. Иванов // Информационные системы и технологии: теория и практика : Сборник научных трудов. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет им. С.М. Кирова, 2024.
6. Штовба С. Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным //Проблемы управления и информатики. – 2007. – Т. 4. – С. 102-114.
7. Babuška R., Verbruggen H. B. An overview of fuzzy modeling for control //Control Engineering Practice. – 1996. – Т. 4. – №. 11. – С. 1593-1606.

8. Bezdek J. C. et al. Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing. – Springer Science & Business Media, 1999. – T. 4.

Научное издание

**РОБОТОТЕХНИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ,
ПРОБЛЕМЫ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
И СИСТЕМНОГО АНАЛИЗА**

Сборник научных трудов
Выпуск 1

Ответственный редактор: Колмогорова С.С.,
Редакторы: Бойцов А.К., Иванов С.А., Павлов В.С.

В авторской редакции с готового оригинал-макета

Формат 60×84/16. Усл. п. л. 3,37

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет
194021, Санкт-Петербург, Институтский пер, 5, лит У