Применение локального распознавания речи позволяет обеспечить автономную работу устройства без подключения к облачным сервисам, уменьшить задержки обработки команд и повысить надежность функционирования системы. Благодаря этому разработанное решение может использоваться в современных интеллектуальных лифтовых системах, где предъявляются повышенные требования к безопасности, доступности и удобству эксплуатации.

Литература

1. Что такое COP и LOP. – URL: https://dazentech.com/ru/что-такое-лифт-cop-и-lop/ (дата обращения: 11.03.2026).
2. Руководство по использованию платформы TensorFlow. – URL: https://www.tensorflow.org/guide (дата обращения: 11.03.2026).
3. Предварительная обработка набора аудиоданных. – URL: https://www.geeksforgeeks.org/data-analysis/preprocessing-the-audio-dataset/ (дата обращения: 28.02.2026).
4. Петровец, В. Н. Использование алгоритма MFCC в задаче распознавания музыкальных композиций / В. Н. Петровец, П. Л. Мискевич, Д. В. Деменковец // Компьютерные системы и сети : сб. ст. 59-й науч. конф. аспирантов, магистрантов и студентов, Минск, 17–21 апр. 2023 г. / Белорус. гос. ун-т информ. и радиоэлектроники. – Минск, 2023. – С. 412–413.
5. Микросхема ESP32-S3-WROOM-1U-N16R8. – URL: https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32-s3-wroom-1_wroom-1u_datasheet_en.pdf/ (дата обращения: 28.02.2026).

ПЛАТФОРМА ДЛЯ ИНОСТРАННЫХ АБИТУРИЕНТОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ AI

Д. С. Санец, А. А. Антоненко

Учреждение образования «Гомельский государственный технический университет имени П. О. Сухого», Республика Беларусь

Научный руководитель А. Е. Запольский

Рассмотрено применение технологий обработки естественного языка и машинного обучения для автоматизации сопровождения иностранных абитуриентов. Внедрение цифровых технологий и искусственного интеллекта во многом определяет сегодняшние образовательные тренды [1].

Ключевые слова: искусственный интеллект, иностранные абитуриенты, цифровая платформа, машинное обучение, обработка естественного языка, рекомендательная система, парсинг данных.

Ручная обработка запросов иностранных абитуриентов традиционно производится с помощью сотрудников международного отдела и приемной комиссии вуза (рис. 1).

Одним из этапов подготовки к зачислению является выделение полезной информации из предоставляемых документов (аттестатов, дипломов), а также преодоление языкового барьера. Технологии обработки естественного языка (NLP) активно исследуются в наше время. Они позволяют компьютерам понимать, интерпретировать и генерировать человеческий язык [2, 3].

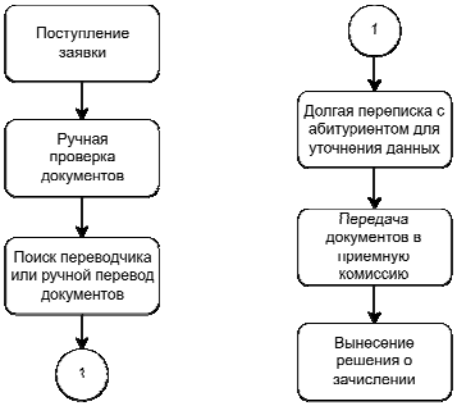


Рис. 1. Структурная схема классического процесса обработки заявок абитуриентов

С помощью модуля обработки естественного языка (NLP) (рис. 2) выделяется и анализируется первичный запрос пользователя. В области машинного обучения NLP посвящена именно тому, как компьютер анализирует естественный язык [3]. После этого запрос поступает на семантический анализатор, где в зависимости от контекста выделяется ключевая потребность абитуриента (при реакции на информационный запрос) или запускается сценарий сбора данных. Фильтр стоп-слов отсеивает спам-помехи и пропускает основную суть запроса для генерации ответа.

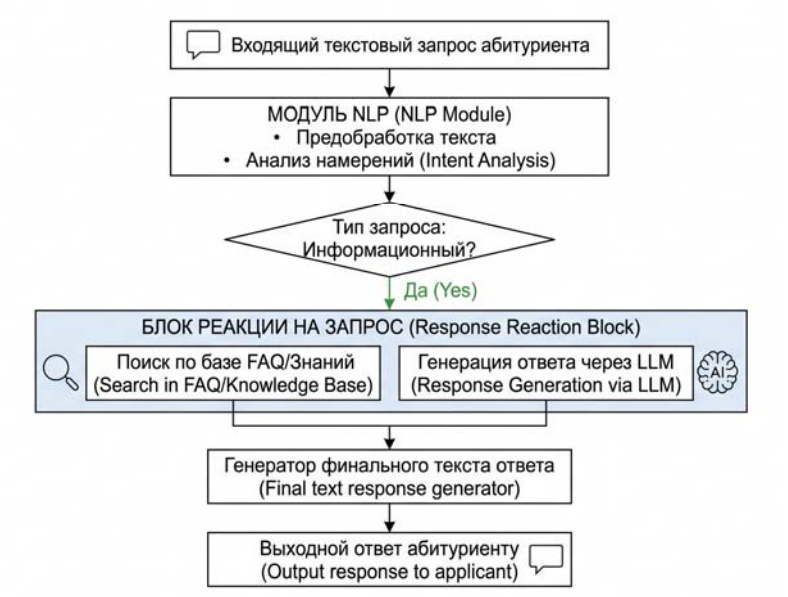


Рис. 2. Реакция на детектирование информационного запроса (выход с модуля NLP)

Интеллектуальная обработка документов с платформы (рис. 3) производится с помощью оптического распознавания символов (OCR) и нейросетевой архитектуры [4]. Процесс автоматического извлечения информации может быть разделен на несколько этапов, включая предварительную обработку текста (токенизацию) и выделение сущностей [2].



Рис. 3. Структурная схема блока интеллектуальной обработки документов с платформы

Серверная часть с помощью API больших языковых моделей (LLM) и векторной базы данных формирует персонализированный текстовый ответ. NLP охватывает не только распознавание слов, но и глубокое понимание контекста и намерения пользователя [2, 4]. Выходными данными рекомендательной системы (РС) питается интерфейс личного кабинета абитуриента. К выходу парсера документов подключен алгоритм верификации данных. Сигнал с выхода алгоритма верификации суммируется с правилами приема вуза и подается на вход системы скоринга (СС) (рис. 4). Интеллектуальный агент с частотой обновления в реальном времени формирует статус заявки.



Рис. 4. Выходные данные сумматора системы скоринга

Для верификации разработанных технических решений было проведено глубокое математическое моделирование функционирования комплексной интеллектуальной системы, объединяющей рекомендательный алгоритм и специализированную нейронную сеть платформы [4]. Валидация модели осуществлялась с использовани-

ем масштабного и репрезентативного массива исторических данных, содержащего деперсонализированные профили и документы иностранных граждан, успешно прошедших процедуру поступления в предыдущие периоды.

Результаты полученного моделирования убедительно демонстрируют, что спроектированный блок обработки обладает достаточной точностью и надежностью, чтобы полностью заменить трудоемкий ручной этап первичной верификации и проверки документов, значительно сокращая время обработки заявок, что отвечает современным концепциям трансформации высшего образования [1]. Реализованная пошаговая цепочка преобразования входных данных представляет собой сквозной технологический процесс, включающий последовательно: высокоточную оцифровку многоязычного текста модулем OCR, глубокий семантический анализ извлеченной информации для понимания контекста [3], автоматизированную маршрутизацию через фильтр распределения (ФР1), расчет дифференцированных рейтинговых показателей многокритериальной СС, финальную нейросетевую обработку блоком ФНК1 для формирования персонализированной рекомендации [4] и, наконец, генерацию контекстно-зависимого, персонализированного ответа абитуриенту с помощью встроенного чат-бота, что обеспечивает масштабируемость системы при минимальном участии человека.

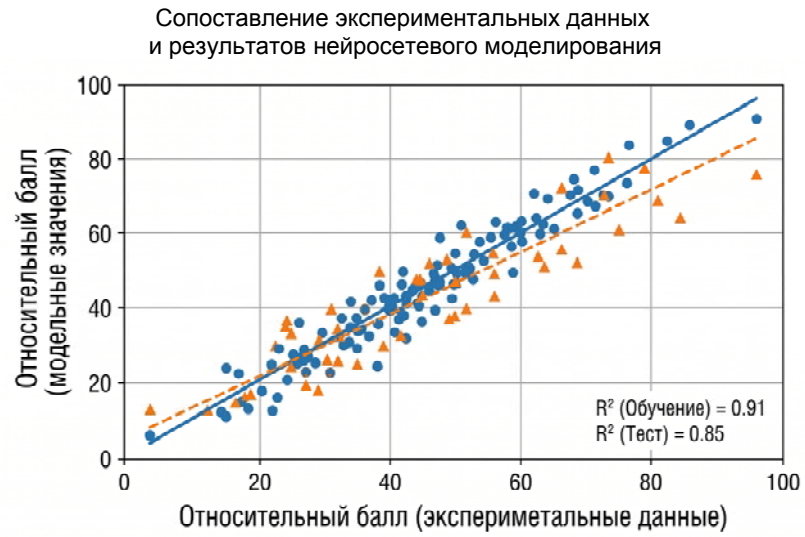


Рис. 5. Результаты верификации нейросетевой модели:
● – обучающая выборка (training data); ▲ – тестовая выборка (test data);
— – линейный тренд (обучение); - - - – линейный тренд (тест)

Рис. 5 наглядно показывает сопоставление экспериментальных (исходных) данных и модельных значений относительных баллов для обучающей и тестовой выборок. Высокие коэффициенты детерминации ($R^2_{(\text{обуч})} = 0{,}91$, $R^2_{(\text{тест})} = 0{,}85$) подтверждают адекватность модели и применимость разработанных алгоритмов для автоматизированной оценки абитуриентов.

Литература

1. Лукичев, П. М. Применение искусственного интеллекта в системе высшего образования / П. М. Лукичев, О. П. Чекмарев // Russian Journal of Innovation Economics. – 2023. – Т. 13. – С. 485–502.

2. Исаева, М. З. Методы и технологии обработки естественного языка / М. З. Исаева // Вестник ГГНТУ. – С. 136–138.
3. Цитульский, А. М. NLP-обработка естественных языков / А. М. Цитульский. – КиберЛенинка.
4. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг. – М. : Вильямс, 2019.

FROM TRADITIONAL TO INTELLIGENT: AN IOT-BASED INTELLIGENT MONITORING AND EVALUATION SYSTEM FOR DISSOLVED OXYGEN IN WATERSHED WATER ENVIRONMENT

Feng Naifan

Sukhoi State Technical University of Gomel, the Republic of Belarus

Scientific supervisor Yu. V. Kryshneu

Dissolved oxygen is a core indicator for assessing the health status of water environments in river basins. This paper explores the transition from traditional manual sampling to intelligent monitoring, proposes a dedicated monitoring system architecture for dissolved oxygen based on the Internet of Things, and utilizes statistical data analysis methods to quantitatively evaluate the dynamic changes of dissolved oxygen in water bodies and the impacts of environmental events.

Keywords: Internet of Things. dissolved oxygen, watershed monitoring. Difference-in-Differences model, statistical analysis, sensor nodes.

In the watershed ecosystem, the concentration of dissolved oxygen (DO) directly determines the survival status of aquatic organisms and the self-purification capacity of the water body. Traditional monitoring methods rely on manual regular inspections and titration analysis, which are not only time-consuming and laborious, but also suffer from significant spatial and temporal lags in data, making it difficult to capture diurnal fluctuations or sudden hypoxia events of dissolved oxygen. The transition to an intelligent monitoring system based on the Internet of Things (IoT) has become the key to addressing this bottleneck.

The intelligent dissolved oxygen monitoring system designed in this study comprises a sensing layer, a transmission layer, and a data analysis layer.

Block diagram of the intelligent dissolved oxygen monitoring system for river basins based on the Internet of Things (Fig. 1).

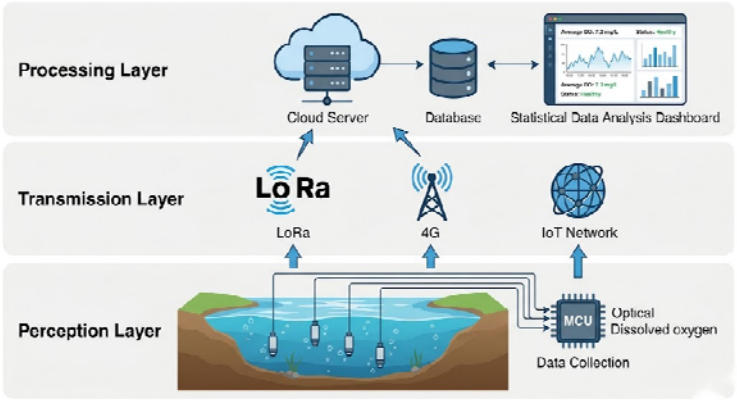


Fig. 1. Block diagram of the intelligent dissolved oxygen monitoring system for river basins based on the Internet of Things