

Нейросетевая рекомендательная система для планирования и оптимизации научно-исследовательской работы студента

Научный руководитель – Дубровина Оксана Васильевна

Белоусова Екатерина Евгеньевна

Студент (бакалавр)

Тамбовский государственный технический университет, Тамбовская область, Россия

E-mail: kattya78947@bk.ru

В настоящее время студенты-исследователи в вузах сталкиваются с огромным потоком информации. Им нужно не только посещать пары, но и писать курсовые, дипломы, статьи для конференций, подавать заявки на гранты, постоянно общаться со своим научным руководителем. И как со всем этим справиться, всё успеть и ничего не упустить – серьезная и актуальная проблема.

Существующие инструменты тайм-менеджмента (LeaderTask, YouGile) помогают лишь в грамотном структурировании списков дел. Ключевой их недостаток – необходимость полного ручного ввода, классификации и расстановки приоритетов, что требует от студента дополнительных временных затрат и не учитывает семантику текстов заданий.

Цель работы – автоматизация процесса сбора, анализа и приоритизации задач, а также формирование адаптивного плана научно-исследовательской работы студента с помощью разработки архитектуры нейросетевой рекомендательной системы.

Для функционирования системы используется анализ различных типов данных, с которыми сталкивается студент: сообщения от кафедры и руководителя по электронной почте, описания заданий в LMS, записи календаря и история завершенных задач.

Архитектура системы гибридная и включает три модуля. Первый из них предназначен для извлечения информации из неструктурированных текстов. Для этой цели применяется предобученная языковая модель RuBERT (разработка ИСП РАН), являющаяся адаптацией BERT для русского языка. RuBERT выполняет распознавание именованных сущностей, таких как тип задачи (например, лабораторная работа, раздел диссертации, патентная заявка) и субъект (научный руководитель, кафедра). Её ключевая функция – извлечение темпоральных выражений (конкретных дат, относительных указаний, интервалов, повторяющихся событий и ссылок на события-ориентиры), что позволяет автоматически определять дедлайны [1, 2].

Основная задача второго модуля – это классификация и приоритизация. Он берет уже обработанные и структурированные данные, которые затем поступают в нейронную сеть прямого распространения. Чтобы сделать прогнозы более точными, эта сеть использует не только основные данные, но и дополнительные, а именно насколько хорошо студент учился в течение семестра и насколько важна или сложна задача, что определяется по её ключевым словам [1, 3]. В результате работы модуля каждая задача получает свой уровень важности (высокий, средний или низкий приоритет) и оценку того, сколько времени потребуется на её выполнение.

В третьем модуле осуществляется оптимизация расписания. Он берет информацию из второго модуля и сведения о том, когда студент наиболее продуктивен (его хронотип). Затем нейросеть или её комбинация с другими методами создает итоговый план работы, минимизируя когнитивную нагрузку, связанную с переключением между различными видами деятельности [1, 3].

В основе работы системы лежит обработка конфиденциальных данных. Среди них – персональная информация пользователей (ФИО, контакты, принадлежность к учебной

группе) и сведения, составляющие тайну частной жизни и интеллектуальную собственность (например, научные работы, наброски статей, личная переписка). Поэтому при проектировании системы заложены механизмы, обеспечивающие соответствие требованиям Федерального закона № 152-ФЗ «О персональных данных». Во-первых, обязательным является получение информированного согласия пользователя на обработку данных с четким указанием целей такой обработки. Во-вторых, реализуется принцип минимизации данных, то есть система стремится собирать только те сведения, которые непосредственно необходимы для построения корректных рекомендаций.

Основой стратегии приватности является подход Privacy by Design. В частности, важный для конфиденциальности модуль NLP-анализа функционирует полностью на стороне клиента (on-device) [2, 3]. Это гарантирует, что исходные текстовые данные пользователя не покидают его устройство и не передаются на внешние серверы для обработки. Для передачи агрегированных, анонимных метаданных (например, счетчики задач, обобщенные категории) применяются защищенные TLS-соединения с шифрованием. Локальное хранение данных на устройстве пользователя обеспечивается с помощью алгоритмов симметричного шифрования, таких как AES.

Таким образом, внедрение предлагаемой системы приведет к ряду положительных изменений. Автоматизация управления задачами позволит снизить когнитивную нагрузку на студентов. Система будет автоматически определять дедлайны из заданий, что повысит точность соблюдения контрольных точек научных работ, минимизируя влияние человеческого фактора. Важно отметить, что архитектура с локальной обработкой конфиденциальных данных обеспечит баланс между функциональностью ИИ и требованиями информационной безопасности и законодательства о персональных данных, что является решающим условием для принятия данной технологии в академической среде. Дальнейшие перспективы работы связаны с разработкой подсистемы объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ), которая позволит пользователю понимать логику принятия рекомендательных решений, и персонализацией модели с учетом психофизиологических особенностей обучающихся.

Источники и литература

- 1) Антохина, Ю. А. Методы и алгоритмы искусственного интеллекта: учебник для вузов / Ю. А. Антохина, Т. М. Татарникова. — Санкт-Петербург: Лань, 2025.
- 2) Демидова, Л. А. Прикладная разработка систем искусственного интеллекта на языке Python: современные модели обработки и генерации текстовой информации: учебно-методическое пособие / Л. А. Демидова. — Москва: РТУ МИРЭА, 2025.
- 3) Митяков, Е. С. Искусственный интеллект и машинное обучение: учебное пособие для вузов / Е. С. Митяков, А. Г. Шмелева, А. И. Ладынин. — 2-е изд., стер. — Санкт-Петербург: Лань, 2026.