

ся к воздействию лекарственных средств за счёт мутаций и горизонтального переноса генетического материала. Распространение устойчивых форм бактерий значительно ограничивает возможности стандартной терапии и требует более обоснованного подхода к выбору препаратов.

В условиях увеличения объёма медицинских данных и множества возможных терапевтических вариантов возрастает необходимость применения автоматизированных систем поддержки принятия решений. Использование методов искусственного интеллекта позволяет выявлять закономерности в клинических данных и формировать рекомендации на основе накопленного опыта.

Цель работы – разработка интеллектуальной системы для выбора оптимальной антибактериальной терапии при различных бактериальных инфекциях на основе методов нейронных сетей [5].

Материал и методы. Разработанная система принимает на вход текстовые данные, содержащие информацию о диагнозе и микроорганизме [10]. На первом этапе выполняется преобразование текста в числовое представление посредством токенизации и векторизации. Далее используется слой эмбединга, формирующий обучаемые векторные представления фиксированной размерности [3; 4]. Полученные векторы агрегируются и подаются на вход полносвязной нейронной сети, осуществляющей классификацию [1; 2; 9].

Результаты и их обсуждение. На выходе формируется вероятностное распределение по рассматриваемым антибиотикам, что позволяет ранжировать препараты по предполагаемой эффективности. Итоговое решение определяется на основе максимального значения вероятности [6; 7].

Заключение. Таким образом практическая значимость исследования заключается в создании программной системы, способной автоматизировать процесс анализа данных и повысить обоснованность назначения антибактериальной терапии. Разработанный подход может способствовать снижению риска нерационального применения антибиотиков и повышению эффективности лечения бактериальных инфекций.

1 Keras Documentation. TextVectorization, Embedding, Model Training / Keras. – URL: <https://keras.io> (дата обращения: 04.02.2025).

2 TensorFlow Documentation. Neural Network API Guide / TensorFlow. – URL: <https://www.tensorflow.org> (дата обращения: 04.02.2025).

3 Pandas Documentation. Data Processing Tools / Pandas.– URL: <https://pandas.pydata.org> (дата обращения: 04.02.2025).

4 McKinney, W. Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython / McKinney W. – O'Reilly Media, 2018. — 550 p.

5 Соколов, А.В.; Литвинов, С.В. Методы машинного обучения в биомедицине / Соколов А.В., Литвинов С.В. – М.: Бином, 2021. — 368 с.

6 Кулагин, В.В.; Сафронов, В.А. Применение нейронных сетей в медицине / Кулагин В.В., Сафронов В.А. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2019. — 304 с.

7 Левин, И.И. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений в клинической практике / Левин И.И. – СПб.: Питер, 2020. — 288 с.

8 Баранов, А.А. Инфекционные заболевания: клинические рекомендации / Под ред. Баранова А.А. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2019. — 720 с.

9 Python 3.12 Documentation / Python Software Foundation. – URL: <https://docs.python.org/3/> (дата обращения: 04.02.2025).

10 Собственные данные: база prepared_all.xlsx, содержащая сведения о чувствительности микроорганизмов к антибиотикам, использованная для обучения модели. – 2024.

РАЗРАБОТКА RAG-СИСТЕМЫ ДЛЯ ИЗВЛЕЧЕНИЯ ДАННЫХ ДИАГНОЗА ПО ПРЕОБРАЗОВАННОЙ В ВЕКТОР СТРУКТУРЕ ДАННЫХ ПЕРВИЧНОГО ОСМОТРА

Вишневский А.М., Хотьков В.Е., Малахов К.М.,

студенты 2 курса ВГУ имени П.М. Машерова, г. Витебск, Республика Беларусь

Научный руководитель – Корчевская Е.А., канд. физ.-мат. наук, доцент

Точность постановки диагноза остаётся одной из приоритетных задач современной клинической практики. Эффективность терапевтического вмешательства напрямую зависит от корректности и своевременности интерпретации данных первичного осмотра. Ошибки на этапе диагностики могут приводить к неверному выбору тактики лечения, увеличению сроков госпитализации и росту рисков для жизни пациентов. В условиях

роста объёма медицинских данных возрастает необходимость автоматизации процесса анализа клинической информации.

Проблема обработки структурированных медицинских данных усугубляется разрозненностью источников: таблицы диагнозов, реестры лекарственных средств, шкалы оценки (МКФ) и нормативные документы часто хранятся в несовместимых форматах. Традиционные системы поддержки принятия решений (СППР) требуют жесткого сопоставления по полям, что снижает их гибкость при работе с неполными или вариативными данными. Использование методов искусственного интеллекта позволяет выявлять скрытые закономерности в структурированных данных и формировать рекомендации на основе семантической близости, а не только точного совпадения ключей.

Целью работы является разработка архитектуры RAG-системы (Retrieval-Augmented Generation) для извлечения и ранжирования диагнозов на основе векторного представления структурированных данных первичного осмотра.

Материал и методы. В качестве материала и методов исследования использованы предварительно структурированные данные, полученные посредством распознавания именованных сущностей (NER). Датасет включает таблицы диагнозов, методов лечения и медикаментов, а также классификаторы на основе нормативных документов. Для представления данных в векторном пространстве применены методы эмбединга табличных структур. Поиск релевантных случаев осуществляется посредством вычисления косинусного сходства векторов в многомерном пространстве признаков.

Результаты и их обсуждение. На текущем этапе реализован пайплайн преобразования табличных данных первичного осмотра в векторные эмбединги фиксированной размерности. Разработана схема индексации медицинских записей в векторной базе данных. Экспериментально подтверждена возможность поиска схожих клинических случаев на основе метрики косинусного сходства. Данный подход позволяет идентифицировать пациентов со схожей структурой показателей, даже при наличии различий в точных числовых значениях параметров. Преимуществом предложенного подхода является способность системы оперировать семантической близостью всего профиля осмотра, аналогично тому, как NLP-модели работают с текстовыми корпусами. Планируется интеграция с большой языковой моделью (LLM) для генерации пояснений к предложенному диагнозу на основе найденных прецедентов.

Заключение. Практическая значимость исследования заключается в создании программной системы, способной автоматизировать анализ структурированных медицинских данных и повысить обоснованность постановки диагноза. Предлагаемый подход позволяет эффективно использовать накопленные данные для поиска наиболее релевантной информации, снижая нагрузку на медицинский персонал и минимизируя риск диагностических ошибок.

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УЧЕБНОЙ НЕУСПЕВАЕМОСТИ НА ОСНОВЕ МАРКОВСКИХ ПРОЦЕССОВ

Гиоргадзе Т.Т.,

студент 4 курса ВГУ имени П.М. Машерова, г. Витебск, Республика Беларусь

Научный руководитель – Сипаков И.Е., преподаватель

Своевременное выявление студентов группы риска является критической задачей для управления качеством образования. Традиционные методы оценки успеваемости часто носят констатирующий характер, фиксируя результат уже после завершения контрольной точки. Однако учебный процесс представляет собой последовательность переходов из одного состояния в другое, что позволяет рассматривать его как случайный процесс с дискретным временем.