

Анализ мультимодальных данных для персонализированного выбора каналов связи в пациент-ориентированных медицинских организациях в контексте 4П-медицины

Винников А.А (ИТМО)

Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Федоров Д.А. (ИТМО)

Введение. Цифровая трансформация медицины требует внедрения интеллектуальных систем, способных адаптироваться к динамическим изменениям в предпочтениях пациентов и технических условиях. В рамках концепции 4П-медицины (персонализация, предиктивность, превентивность, партисипативность) ключевым аспектом является персонализированное взаимодействие, однако традиционные подходы не учитывают гетерогенность данных и изменяющиеся условия. Анализ мультимодальных данных, включающих временные ряды взаимодействий, поведенческие паттерны (behavioral patterns), клинические показатели (clinical biomarkers) и параметры сетевой инфраструктуры, позволяет разработать предиктивные модели для выбора оптимального канала связи. В данном исследовании рассматриваются методы обработки данных, включая feature extraction, dimensionality reduction (PCA и t-SNE), и разработка рекомендательной системы на основе методов машинного обучения [1].

Основная часть. Статичные стратегии взаимодействия в медицинских организациях не учитывают динамические изменения в предпочтениях пациентов и технических условиях, что снижает эффективность коммуникации. Внедрение рекомендательных алгоритмов, основанных на методах машинного обучения, таких как градиентный бустинг (Gradient Boosting Decision Trees), рекуррентные нейронные сети (RNN) и обучение с подкреплением (Reinforcement Learning), позволяет динамически адаптировать выбор канала связи. Эти алгоритмы учитывают мультимодальные данные, включая медицинские показатели (данные из электронных медицинских карт - EHR), поведенческие паттерны (частоту и тип взаимодействий) и параметры сетевой инфраструктуры (latency, bandwidth) [2].

Для обучения и тестирования модели будут использованы датасеты, такие как *MIMIC-III*, содержащий данные о пациентах интенсивной терапии, включая клинические показатели и временные ряды, *eICU Collaborative Research Database*, предоставляющий информацию о пациентах отделений интенсивной терапии, включая демографические данные и лабораторные результаты, а также специализированные датасеты, такие как *Behavioral Patterns Dataset*, содержащий данные о предпочтениях пациентов в выборе каналов связи (SMS, email, мобильные приложения), и *Network Performance Dataset*, включающий параметры сетевой инфраструктуры (latency, bandwidth, packet loss), собранные в реальных условиях медицинских организаций. Применение предиктивной аналитики и методов RL позволяет системе автоматически анализировать мультимодальные данные для выбора оптимального канала связи, что снижает необходимость ручного вмешательства и обеспечивает своевременное, персонализированное взаимодействие, повышающее удовлетворенность пациентов. Ключевым аспектом является интеграция системы с электронными медицинскими картами (EHR) и телемедицинскими платформами, что обеспечивает предиктивность, превентивность и персонализацию взаимодействия. Основным вызов заключается в синтезе разнородных данных (структурированных, неструктурированных и полуструктурированных) в единую модель принятия решений, способную динамически адаптироваться к изменяющимся условиям. Для этого предлагается использовать методы мультимодального обучения, такие как *раннее* и *позднее* слияние данных, а также *трансформеры* для обработки текстовых и временных данных [3][4][5].

Выводы. Использование мультимодальных данных для персонализированного выбора

каналов связи соответствует принципам 4П-медицины, обеспечивая адаптивность и эффективность взаимодействия. Исследование сосредоточено на анализе данных, разработке алгоритмической основы и интеграции с существующими медицинскими системами. В перспективе планируется создание прототипа рекомендательной системы с последующим тестированием в реальных условиях медицинских организаций. Это позволит оценить эффективность модели и ее влияние на качество коммуникации и удовлетворенность пациентов. Дальнейшие исследования будут направлены на оптимизацию алгоритмов и масштабирование системы для использования в различных медицинских учреждениях

Список использованных источников:

1. О.С.Елистратова, Д.В.Бельшев Поддержка МИС IPSPG.2. Повышение эффективности коммуникаций. // Менеджер здравоохранения. - 2023.
2. Кобринский Б.А. Интеллектуальные рекомендательные системы для медицины: Особенности и ограничения. // Искусственный интеллект и принятие решений. - 2022.
3. Zining Liu, Chong Long, Xiaolu Lu, Zehong Hu, Jie Zhang, Yafang Wang, Which Channel to Ask My Question? Personalized Customer Service Request Stream Routing using Deep Reinforcement Learning. - 2023. // [URL] - <https://arxiv.org/abs/1911.10521>
4. Danielle Whicher, Mahnoor Ahmed, Sonoo Thadaney Israni, Michael Matheny, Artificial Intelligence in Health Care: The Hope, the Hype, the Promise, the Peril // National Academies Press. — 2023 // [URL] - <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39146448/>
5. Wang L., Zhang W., He X., MIMIC-Extract: A Data Extraction, Preprocessing, and Representation Pipeline for MIMIC-III // Proceedings of ACM CHIL. — 2020. // [URL] - <https://arxiv.org/abs/1907.08322>