

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ СЕРВИС ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННЫХ НЕМЕДИЦИНСКИХ РЕКОМЕНДАЦИЙ НА ОСНОВЕ МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ФАКТОРОВ ОБРАЗА ЖИЗНИ

**Постникова М.С. (ИТМО), Белоусова А.А. (ИТМО), Лучко О.М. (ИТМО)
Научный руководитель – к.т.н. Федоров Д.А. (ИТМО)**

Введение

Развитие цифровых технологий и искусственного интеллекта способствует росту цифровой медицины и расширению инструментов превентивной медицины и самонаблюдения [1–3]. При хронических заболеваниях поведенческие факторы и образ жизни значительно влияют на проявление симптомов, при этом выявление зависимостей между привычками и самочувствием требует анализа индивидуальных временных рядов после самонаблюдений. Несмотря на распространенность мобильных трекеров отдельных привычек, пользователям сложно самостоятельно обрабатывать накопленные данные, выявлять паттерны и делать практические выводы, вследствие чего их наблюдения остаются разрозненными и необработанными, а привычки не изменяются.

Основная часть

Целью работы является разработка концепции интеллектуального сервиса, выполняющего анализ индивидуальных временных рядов факторов образа жизни и проявляющихся симптомов для выявления скрытых закономерностей и формирования персонализированных немедицинских рекомендаций.

В основе работы рассматривается задача анализа наблюдений пользователя, представляющих собой временной ряд факторов образа жизни и показателя выраженности симптома. Предполагается использование датасетов, где каждая запись соответствует одному дню и содержит независимые переменные (продолжительность сна, его качество, физическая активность за день, длительность рабочего времени, эмоциональное состояние, количество основных приемов пищи, количество перекусов) и зависимый показатель – степень выраженности симптома, например, головной боли, оцененная по шкале 0-100.

Тип задачи определяется как анализ индивидуальных временных рядов с построением модели зависимости симптома от совокупности факторов с учетом влияния времени и внутренних взаимодействий параметров. Для моделирования планируется использовать методы машинного обучения, способные учитывать нелинейные зависимости и комбинированное влияние факторов, в частности ансамблевые алгоритмы, таких как градиентный бустинг или случайный лес, а также моделей анализа временных рядов. Формирование рекомендаций может осуществляться на основе анализа вклада факторов и моделирования сценариев изменения поведения, что позволит выявлять индивидуальные триггеры ухудшения состояния и формировать немедицинские рекомендации по изменению привычек и образа жизни.

Качество модели планируется оценивать по точности прогноза целевого показателя и устойчивости выявляемых вкладов факторов при последовательном обновлении временного ряда. Валидация предполагается осуществить с использованием разделения данных на обучающую и тестовую выборки. Ограничения применимости связаны с возможным шумом в самоотчетах, малым объемом данных и невозможностью полноценной интерпретации выявленных зависимостей.

Был проведен конкурентный анализ наиболее известных и доступных существующих решений. Предложения конкурентов либо ориентированы на сбор отдельных показателей в формате трекеров и не могут предоставить глубокой аналитики (bionmax, flo), либо создают рекомендации, используя сторонние данные

(общедоступные LLM). Отдельную позицию занимают носимые устройства: умные часы и браслеты, обеспечивающие непрерывный сбор первичных биометрических данных. Однако их программные решения, например, SamsungHealth, как правило, ограничены визуализацией показателей в привязке к конкретному устройству и не предлагают пользователю комплексной аналитики о состоянии здоровья в динамике. Также существуют неочевидные конкуренты, которые входят в крупные экосистемы, предоставляют услуги телемедицины и SaaS-решения для медицинских организаций и могут разработать качественное решение, подобное предложенному в данной работе (СберЗдоровье, Genotek.Здоровье).

Для уточнения интереса к решению было проведено анонимное онлайн-анкетирование (197 респондентов). Опрос включал вопросы о состоянии здоровья, опыте самонаблюдения и интересе к персонализированным рекомендациям. По результатам были выделены три группы потенциальных пользователей: люди с хроническими симптомами (51%), обеспокоенные состоянием здоровья (37%) и активно практикующие здоровый образ жизни (12%). Полученные данные свидетельствуют о заинтересованности аудитории, около 40% опрошенных готовы регулярно вводить свои данные, еще 40% допускают такую возможность, при этом более половины респондентов отметили высокую ценность персонализированных рекомендаций и ИИ-аналитики.

Выводы

Таким образом, проведенный анализ показал актуальность разработки сервиса автоматизированного анализа самонаблюдений. В работе предложена концепция системы, выявляющей индивидуальные зависимости между факторами образа жизни и проявлением симптомов на основе анализа временных рядов и методов машинного обучения. Практическая значимость решения заключается в возможности формирования персонализированных немедицинских рекомендаций по изменению привычек. Дальнейшие перспективы связаны с повышением устойчивости и результативности моделей при малых объемах данных, расширением источников наблюдений и обеспечением прозрачности и безопасности обработки данных.

Литература

1. Галстян А.Г., Мартиросян В.А. Анализ рынка цифровой медицины в России и прогнозы его развития // Век качества. 2025. №1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-rynka-tsifrovoy-meditsiny-v-rossii-i-prognozy-ego-razvitiya> (дата обращения: 29.01.2026).
2. Введенская Е.В. Цифровые агенты в медицине: новые возможности и вызовы // Этическая мысль | Ethical Thought. 2024. № 1 (24). С. 115–128. <https://doi.org/10.21146/2074-4870-2024-24-1-115-128> (дата обращения: 02.02.2026).
3. Кошт И.Т., Сударев М.М. Urban Health: возможности некоторых технологий на основе искусственного интеллекта для повышения показателей здоровья // Теория и практика общественного развития. 2025. № 11. С. 104–109. <https://doi.org/10.24158/tipor.2025.11.10> (дата обращения: 03.02.2026).