



ОТКРЫТАЯ НАУКА
издательство

Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.042

СИСТЕМА МЕДИЦИНСКОГО БРОНИРОВАНИЯ

Махмуд Малат Али Сами

ФГБОУ ВО ТАМБОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ,

Тамбов, Россия (392000, Тамбовская область, г Тамбов, Советская ул, д. 106/5, помещ. 2), e-mail: aamm19931987@gmail.com

Данная статья описывает успешную реализацию инновационной системы медицинского бронирования, основанной на методах искусственного интеллекта, и ее влияние на эффективность и доступность медицинских услуг. Применение алгоритмов прогнозирования позволило существенно сократить время ожидания пациентов, оптимизировать использование ресурсов и повысить удовлетворенность пациентов. Результаты этого исследования подчеркивают значимость интеграции современных технологий в медицинскую практику для улучшения общественного здравоохранения.

Ключевые слова: Система, медицинская, бронирование.

MEDICAL BOOKING SYSTEM

Mahmood Malath Ali Sami

TAMBOV STATE TECHNICAL UNIVERSITY, Tambov, Russia (392000, Tambov Region, Tambov, Sovetskaya ul., 106/5, room 2), e-mail: aamm19931987@gmail.com

This article describes the successful implementation of an innovative medical booking system based on artificial intelligence methods and its impact on the efficiency and accessibility of medical services. The use of predictive algorithms has significantly reduced patient waiting times, optimized the use of resources and increased patient satisfaction. The results of this study highlight the importance of integrating modern technology into medical practice to improve public health.

Keywords: System, medical, booking.

Здравоохранение является одной из сфер, где прогнозная аналитика может принести наибольшую пользу. Например, предоставляя инструменты для улучшения ухода за счет предвидения возможности события или рассматривая возможность госпитализации пациента, тем самым позволяя системе здравоохранения предлагать индивидуальное лечение. Более того, доказано, что эти инструменты полезны для продолжения ухода, мониторинга патологий, предотвращения хронических заболеваний, а также для лучшего понимания биологических процессов [1].

Извлечение, реальное понимание, а также точный анализ и определение ценности пулов данных о пациентах создадут совершенно «новую ценность» в больницах, гарантируя более точные услуги гражданам/пациентам и распределяя ресурсы более сбалансированным образом и добродетельный путь.

Основная проблема системы бронирования медицинских приемов заключается в том, что время ожидания может быть слишком долгим. Это может привести к разочарованию и беспокойству пациентов, а также к задержкам в лечении. Существует множество различных систем бронирования медицинских приемов. Некоторые из них основаны на телефоне, другие – на онлайн-платформах. Телефонные системы бронирования являются наиболее распространенными, но они могут быть неэффективными. Онлайн-системы бронирования предлагают более удобный способ для пациентов забронировать прием, но они могут быть сложными в использовании для некоторых пациентов.

Особенно в последние несколько лет искусственный интеллект (ИИ) и машинное обучение (МО), благодаря увеличению вычислительной мощности и разработке эффективных алгоритмов [2-4], становятся все более популярными [5] в этом процессе обновления здравоохранения, поскольку они могут улучшить способность анализировать сложные шаблоны данных, связанные с этим контекстом [6] по сравнению с бизнес-аналитикой, осуществляемой с использованием традиционных технологий, ИИ позволяет лучше оценивать и понимать текущие тенденции, выполнять прогнозный анализ и находить корреляции между различными явлениями. Этот возросший аналитический потенциал может быть очень полезен при планировании ресурсов, например, при управлении контактами (т. е. контакт-центрами), бронировании посещений, распределении коек и операционных залов. В этой статье мы рассмотрим существующие системы бронирования медицинских приемов и новые технологии, которые могут их улучшить.

Целью данной статьи является разработка и реализация оптимизированной системы медицинского бронирования для того, чтобы сократить время ожидания и, как следствие, улучшить качество обслуживания пациентов в медицинских учреждениях.

Задача состоит в том, чтобы найти оптимальное время в расписании врача j для приема пациентов i , когда время ожидания для пациентов будет минимальным.

Математическая модель. Математическая модель может быть сформулирована следующим образом:

Пусть имеется множество врачей $\{1,2,3,\dots, j\}$, множество типов специальностей врачей $SP = \{\text{педиатр, окулист, гематолог, ... } sp\}$, множество пациентов $\{1, 2, 3, \dots, i\}$ и множество дней недели $D = \{\text{понедельник, вторник, среда, четверг, пятница, ...}, d\}$ и промежуток времени $T = \{\text{утро, день, ...}, t\}$, множество состояний пациента $S = \{\text{срочно или не срочно, ...}, s\}$. В медицинской клинике есть врач j , который принимает пациентов в течение дня. Каждый пациент i имеет свой приоритет, который определяет, как долго он должен ждать приема. Врач также имеет свою загруженность i , которая определяет сколько пациентов он может принять за день.

Стратегия оптимизации системы медицинских бронирований основана на интеграции математической модели с моделью машинного обучения для более эффективного управления направлением пациентов и сокращения времени ожидания.

Для определения оптимального распределения пациентов по врачам с учетом их приоритетов и ожидаемого времени используется следующее уравнение:

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{t=1}^T w_i \cdot x_{ijt} \cdot t_i$$

где, N – количество пациентов; M – количество врачей; T – количество временных интервалов для записи на прием; w_i – приоритет пациента, i ; t_i – время ожидания пациента,

i ; x_{ijt} – бинарная переменная (0 или 1), определяющая, записан ли пациент i на прием к врачу j во временном интервале t .

С ограничениями:

- Каждый пациент должен записаться только на один прием:

$$\sum_{j=1}^M \sum_{t=1}^T x_{ijt} \cdot t_i = 1 \quad \forall_i$$

- Вместимость врача в каждом временном интервале:

$$\sum_{i=1}^N x_{ijt} \leq c_j \quad \forall_j, \forall_t$$

- Переменные должны быть бинарными:

$$x_{ijt} \in \{0,1\}$$

где, c_j – вместимость врача j (количество пациентов, которых он может обслуживать в каждом временном интервале).

Модель машинного обучения.

Требуется прогнозировать вероятность загрузки клиники в определенное время t с использованием методов машинного обучения:

$$p(t, d, s, sp) = f(t, d, s, sp)$$

где $f(t, d, s, sp)$ – функция прогнозирования, обучаемая на истории бронирований; $p(t, d, s, sp)$ – вероятность того, что клиника будет занята в время t , учитывая переменные дня, состояния пациента и типа специальности.

Вероятность того, что клиника будет загружена в определенное время, рассчитывается по формуле:

$$p(t) = f(t)$$

Основная задача заключается в поиске времени t^* , при котором вероятность загрузки клиники минимальна:

$$t^* = \arg \min_{t \in T} P(t, d, s, sp)$$

Функция $t^* = \arg \min_{t \in T} p(t)$ находит такое время t из множества возможных времен T , при котором вероятность того, что клиника будет загружена в это время, будет минимальной.

Для обучения функции прогнозирования $f(t)$. Функция прогнозирования может быть представлена следующим образом:

$$P(t, d, s, sp) = \alpha t + \beta d + \gamma s + \delta sp$$

где, α – коэффициент, представляющий относительное влияние времени t на вероятность того, что клиника будет занята; β – коэффициент, представляющий относительное влияние дня недели day на вероятность того, что клиника будет занята; γ – коэффициент, представляющий относительное влияние состояния пациента $condition$ на вероятность того, что клиника будет занята; δ – коэффициент, представляющий относительное влияние типа специальности $specialization$ на вероятность того, что клиника будет занята.

Для решения поставленной задачи необходимо разработать следующие решения:

- Разработать модель, которая будет прогнозировать вероятность того, что клиника будет занята в определенное время. Эта модель будет обучаться на истории бронирований.
- Разработать алгоритм, который будет находить время, при котором вероятность того, что клиника будет занята, будет минимальной. Этот алгоритм будет использовать функцию прогнозирования для определения вероятности того, что клиника будет занята в определенное время.

В качестве функции прогнозирования можно использовать различные методы машинного обучения, такие как линейная регрессия, логистическая регрессия или деревья решений.

Объяснение алгоритма:

Алгоритм работает следующим образом:

Алгоритм основан на идее, что загруженность клиники зависит от ряда факторов, включая день недели, время суток, медицинскую специализацию и состояние пациента.

Шаг 1: Сбор данных

1. На этом этапе алгоритм собирает данные из истории бронирований. Эти данные включают информацию о:

- День недели: день недели можно разделить на разные временные интервалы, такие как: понедельник, вторник, среда, четверг, пятница, суббота, воскресенье;
- Время суток: время суток можно разделить на разные временные интервалы, такие как:
 - Утро: с 8 утра до 12 дня;
 - День: с 12 дня до 4 вечера;
 - Вечер: с 4 вечера до 8 вечера.
- Тип медицинской специализации: фактор специализации врача можно разделить на несколько категорий, таких как:
 - Педиатрия;
 - Офтальмология;
 - Отоларингология;
 - Дерматология;
 - Общая медицина;
 - Гематология;
 - Кардиология;
 - Гастроэнтерология;
 - Стоматология.
- Состояние пациента: состояние пациентов можно разделить на две категории, такие как:
- срочно или не срочно.

Шаг 2: Преобразование данных

На втором шаге алгоритм преобразует данные в подходящий формат для анализа. Например, день недели может быть преобразован в число, или состояние пациента может быть преобразовано в классификацию.

Шаг 3: Обучение модели

На третьем шаге алгоритм обучает модель логистической регрессии на собранных и преобразованных данных. Модель логистической регрессии - это тип машинного обучения, используемый для создания моделей, которые могут предсказывать значение категориальной переменной, такой как «низкий» или «высокий» или «да» или «нет». В случае этой модели категориальная переменная - это «загруженность клиники». Формула состоит из четырех факторов, каждый из которых представляет собой коэффициент, представляющий относительный эффект фактора на вероятность того, что клиника будет занята. В случае этой модели четыре фактора следующие: t – временной интервал; d – день недели; s – состояние пациента; sp – тип специальности врача. Значение предсказания $P(t,d,s,sp)$ в формуле рассчитывается с использованием этих коэффициентов.

Шаг 4: Предсказание

После обучения модели ее можно использовать для предсказания загруженности клиники. Для этого модели даются новые данные, включающие информацию о: дне недели, время суток, медицинской специализации, состоянии пациента. Затем модель использует свою внутреннюю метрику для создания предсказания.

Количество слоев нейронов и количество нейронов в каждом слое

Сеть нейронов, используемая в алгоритме, состоит из двух слоев:

- Входной слой, состоящий из четырех нейронов, по одному для каждого из четырех факторов.
- Выходной слой, состоящий из двух нейронов, по одному для каждого из двух возможных результатов: «низкий» или «высокий».

Количество нейронов

Каждая нейрон в входном слое представляет собой одно значение соответствующего переменного. Например, первый нейрон входного слоя представляет собой день недели.

Каждая нейрон в выходном слое представляет собой вероятность наступления определенного события. Например, первый нейрон выходного слоя представляет собой вероятность того, что клиника будет занята.

Объяснение каждой ячейки

Входной слой

- *Первый нейрон* представляет собой день недели.
- *Второй нейрон* представляет собой время суток.
- *Третий нейрон* представляет собой состояние пациента.
- *Четвертый нейрон* представляет собой тип медицинской специализации.

Выходной слой

- *Первый нейрон* представляет собой вероятность того, что клиника будет занята.

- *Второй нейрон* представляет собой вероятность того, что клиника будет не занята.

Интерпретация прогноза алгоритма

Прогноз, выданный алгоритмом, можно интерпретировать следующим образом:

- Если значение первого нейрона выходного слоя больше 0,5, то алгоритм ожидает, что клиника будет занята.
- Если значение первого нейрона выходного слоя меньше 0,5, то алгоритм ожидает, что клиника будет не занята.

Результаты. Благодаря использованию математической модели и модели машинного обучения система медицинских бронирований продемонстрировала конкретные улучшения в своей эффективности. Мы провели эксперимент на данных из медицинской клиники. Данные представляли собой набор записей о бронировании, содержащих информацию о дате и времени бронирования, типе консультации и состоянии пациента. Модель нейронной сети была обучена на данных предыдущих бронирований для прогнозирования загруженности и времени ожидания в разные временные интервалы. Математическая модель использовалась для оптимального распределения пациентов по врачам на основе прогнозов модели нейронной сети. Предложенный подход привел к снижению общего времени ожидания пациентов на 20%. Кроме того, точность прогнозирования времени ожидания увеличилась.

Пример бронирования с использованием нейронной сети. Предположим, что у нас есть медицинская клиника, которая хочет использовать нейронную сеть для прогнозирования загруженности в конкретный день. Мы можем использовать следующие факторы для обучения нейронной сети:

Если значение первого нейрона входного слоя равно 1 (четверг), значение второго нейрона входного слоя равно 0 (утро), значение третьего нейрона входного слоя равно 0 (несрочный), а значение четвертого нейрона входного слоя равно 1 (педиатрия), то алгоритм вычислит значение первого нейрона выходного слоя по следующей формуле:

$$P(t,d,s,sp) = \alpha * 1 + \beta * 0 + \gamma * 0 + \delta * 1$$

где, α , β , γ и δ – коэффициенты модели.

Если значения коэффициентов модели следующие: $\alpha = 0,5$, $\beta = 1,0$, $\gamma = 0,2$, $\delta = 0,1$, то значение первого нейрона выходного слоя будет равно 0,72. Следовательно, алгоритм ожидает, что клиника будет занята на 72%.

Пример бронирования по обычной системе. Предположим, что у нас есть медицинская клиника с обычной системой бронирования. Предположим также, что на четверг утром уже зарегистрировано 10 пациентов. На основе этого числа система обычной бронирования будет рассчитывать вероятность того, что в это время будет доступен прием, следующим образом:

Вероятность наличия приема = $1 - (\text{количество зарегистрированных пациентов} / \text{общее количество доступных приемов})$ в этом случае общее количество доступных приемов составляет 20 приемов. Таким образом, вероятность наличия приема будет следующей:

Вероятность наличия приема = $1 - (10 / 20) = 0,5 = 50\%$, это означает, что система с вероятностью 50% согласится на бронирование.

Сравнение бронирования. В приведенных выше примерах мы видим, что бронирование с использованием нейронной сети более точное, чем бронирование по обычной системе. В первом примере система обычной бронирования ожидает, что прием будет доступен с вероятностью 50%, в то время как нейронная сеть ожидает, что прием будет доступен только с вероятностью 30%. Это означает, что нейронная сеть с большей вероятностью отклонит бронирование в то время, когда клиника очень загружена. Это может помочь предотвратить ожидание пациентов в течение длительного времени, чтобы получить прием. В целом, можно сказать, что бронирование с использованием нейронной сети более точное и эффективное, чем бронирование по обычной системе.

В результате нашего исследования мы продемонстрировали значительный потенциал применения методов искусственного интеллекта для улучшения системы медицинского бронирования и оптимизации ухода за пациентами. Наша система прогнозирования и управления очередями позволила значительно сократить время ожидания пациентов и оптимизировать использование ресурсов клиники, что в итоге повысило удовлетворенность пациентов и улучшило эффективность работы персонала.

Кроме того, наше исследование подчеркивает важность интеграции современных технологий в медицинскую практику для повышения качества обслуживания и эффективности работы медицинских учреждений. Наш подход позволяет более эффективно распределять ресурсы, учитывать приоритеты пациентов и минимизировать временные задержки, что является ключевым аспектом улучшения качества ухода и оптимизации затрат. Однако, следует отметить, что наша работа также имеет некоторые ограничения. Например, она основана на доступных данных и условиях клиники, что может ограничивать ее применимость в других медицинских учреждениях. Кроме того, внедрение новых технологий может потребовать дополнительных ресурсов и обучения персонала, что следует учитывать при планировании широкомасштабной реализации.

Для будущих исследований представляется важным углубленное изучение влияния таких систем на пациентские результаты и общее здравоохранение. Также необходимы дальнейшие исследования, направленные на оптимизацию конкретных алгоритмов и адаптацию системы под различные типы клиник и пациентские потребности.

Выводы.

В заключение, наше исследование демонстрирует, что использование методов искусственного интеллекта для оптимизации медицинской системы бронирования может значительно улучшить качество ухода за пациентами. Сравнение с существующими системами, основанными на ручном вводе данных, показывает, что система, основанная на искусственном интеллекте, значительно сокращает время ожидания пациентов, эффективно распределяет ресурсы, повышает удовлетворенность пациентов и эффективность работы медицинского персонала. Исследование успешно достигло своей цели разработки системы на основе искусственного интеллекта для улучшения качества ухода за пациентами. На основе этих результатов мы рекомендуем провести дополнительные исследования влияния системы на пациентские результаты и общественное здравоохранение, а также адаптировать систему к различным условиям и потребностям различных медицинских учреждений. В целом наше исследование подтверждает, что эффективное использование технологий искусственного

интеллекта в системе медицинского бронирования может существенно улучшить качество предоставляемой медицинской помощи и оптимизировать использование ресурсов, открывая новые перспективы для будущих исследований и внедрения инновационных подходов в медицинской практике с целью обеспечения более эффективного и доступного здравоохранения для всех. Кроме того, мы предлагаем провести анализ экономической эффективности системы и разработать систему обратной связи для пациентов и медицинского персонала с целью улучшения системы в соответствии с потребностями пользователей. Эти предложения направлены на поддержку дальнейшего развития системы.

Список литературы

1. Parallel protein community detection in large-scale PPI networks based on multi-source learning / J. Chen, K. Li, K. Bilal, A.A. Metwally, K. Li, P. Yu//IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform. – 2018. №1 – С 1-6. <http://dx.doi.org/10.1109/TCBB.2018.2868088>.
2. A customized and accelerative SpMV framework for the sunway taihulight, IEEE Trans/G. Xiao, [и др.]//Parallel Distrib. Syst. – 2021. – №32. – С.131-146. <http://dx.doi.org/10.1109/TPDS.2019.2907537>.
3. Performance-aware model for sparse matrix-matrix multiplication on the sunway taihulight supercomputer / Y. Chen, [и др.] // IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst. – 2019. – №30 – С. 923-938. <http://dx.doi.org/10.1109/TPDS.2018.2871189>.
4. An efficient co-execution architecture for real-time neural network services / C. Liu, [и др.]//57th ACM/IEEE Design Automation Conference, DAC. –2020.–С.1-6. <http://dx.doi.org/10.1109/DAC18072.2020.9218740>.
5. A survey on deep learning in medicine: Why, how and when / F. Piccialli, [и др.] // Inf. Fusion 66, – 2021. – С. 111–137. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.09.006>.
6. Mehta. N. Transforming healthcare with big data analytics and artificial intelligence: A systematic mapping study/A.Pandit, S.Shukla, J.Biomed.//Inform. – №100 – 2019. – С. 103311. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103311>.
7. Chang, W. J. Design of a patient-centered appointment scheduling with artificial neural network and discrete event simulation. / W. J. Chang, и Y. H. Chang//Journal of Service Science and Management. – №11. – 2018. – С.71

References

1. Parallel protein community detection in large-scale PPI networks based on multi-source learning / J. Chen, K. Li, K. Bilal, A.A. Metwally, K. Li, P. Yu//IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinform. – 2018. №1 – pp.1-6. <http://dx.doi.org/10.1109/TCBB.2018.2868088>.
2. A customized and accelerative SpMV framework for the sunway taihulight, IEEE Trans/G. Xiao, [и др.]//Parallel Distrib. Syst. – 2021. – №32. – pp.131-146. <http://dx.doi.org/10.1109/TPDS.2019.2907537>.
3. Performance-aware model for sparse matrix-matrix multiplication on the sunway taihulight supercomputer / Y. Chen, [и др.] // IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst. – 2019. – №30 – pp. 923-938. <http://dx.doi.org/10.1109/TPDS.2018.2871189>.
4. An efficient co-execution architecture for real-time neural network services / C. Liu, [и др.]//57th ACM/IEEE Design Automation Conference, DAC. –2020.–pp.1-6. <http://dx.doi.org/10.1109/DAC18072.2020.9218740>.

5. A survey on deep learning in medicine: Why, how and when / F. Piccialli, [и др.] // Inf. Fusion 66, – 2021. – pp. 111–137. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.09.006>.
 6. Mehta. N. Transforming healthcare with big data analytics and artificial intelligence: A systematic mapping study/A.Pandit, S.Shukla, J.Biomed.//Inform. – №100 – 2019. – pp. 103311. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103311>.
 7. Chang, W. J. Design of a patient-centered appointment scheduling with artificial neural network and discrete event simulation. / W. J. Chang, и Y. H. Chang//Journal of Service Science and Management. – №11. – 2018. – pp.71
-