

Современные возможности определения риска и предикторов госпитализации на основе данных медицинских информационных систем. Систематический обзор

Шепель Р. Н.^{1,2}, Демко В. В.¹, Гончаров М. В.¹, Лукьянов М. М.¹, Марцевич С. Ю.¹, Бернс С. А.¹, Драпкина О. М.^{1,2}

¹ФГБУ "Национальный медицинский исследовательский центр терапии и профилактической медицины" Минздрава России. Москва; ²ФГБОУ ВО "Российский университет медицины" Минздрава России. Москва, Россия

Рост числа госпитализаций пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями остаётся одной из ключевых проблем систем здравоохранения. Значительная часть таких госпитализаций потенциально предотвратима при своевременном амбулаторном наблюдении и эффективной работе первичного звена. Прогностические модели, основанные на данных медицинских информационных систем (МИС) и электронных медицинских карт (ЭМК), позволяют идентифицировать пациентов с повышенным риском госпитализации и совершенствовать тактику их ведения. В статье систематизирован и обобщен международный опыт использования прогностических моделей оценки риска госпитализации, разработанных на основе данных МИС и ЭМК. Проведен систематический обзор публикаций, представленных в отечественных и зарубежных библиографических базах данных (Scopus, PubMed, BMC Health Services Research, BMJ Research, Google Scholar, Elibrary, Oxford Academic, Wiley Online Library) за период 1993-2023 гг. В анализ включены исследования, в которых применялись данные ЭМК и МИС для разработки и/или валидации прогностических моделей риска госпитализации. Информация систематизирована по категориям предикторов: заболевания и коморбидные состояния, назначения лекарственных препаратов, взаимодействие с медицинскими организациями (МО), социально-демографические и лабораторные показатели. В окончательный анализ включены 14 исследований, описывающих 28 моделей прогнозирования риска госпитализации. В большинстве работ использовалась логистическая регрессия; в отдельных исследованиях применялись методы машинного обучения (градиентный бустинг, случайный лес, байесовские ансамблевые модели). Наибольшую прогностическую значимость имели категории "заболевания и коморбидные состояния" (42,3%), "назначения лекарственных препаратов" (23,6%) и "взаимодействие с МО" (19,8%). Включение временных характеристик (частота и давность госпитализаций, посещений МО первичной медико-санитарной помощи и проведения лабораторных исследований) повышало

точность моделей. Прогностические модели, основанные на данных ЭМК и МИС, демонстрируют высокую дискриминационную способность и позволяют оценивать риск госпитализаций на уровне первичной медико-санитарной помощи. Применение методов машинного обучения в отдельных исследованиях показало возможность более глубокого анализа взаимосвязей между предикторами и повышение точности прогнозирования. Перспективным направлением является дальнейшая разработка, внешняя валидация и адаптация моделей на расширенных массивах данных ЭМК и МИС с целью их последующего использования при организации диспансерного наблюдения и профилактике хронических неинфекционных заболеваний.

Ключевые слова: госпитализация, электронные медицинские карты, медицинские информационные системы, машинное обучение, прогностические модели, предотвратимые госпитализации, опросники, анкетирование, предикторы госпитализации, мультиморбидность, полипрагмазия.

Отношения и деятельность: нет.

Поступила 10/11-2025

Рецензия получена 17/11-2025

Принята к публикации 22/11-2025



Для цитирования: Шепель Р. Н., Демко В. В., Гончаров М. В., Лукьянов М. М., Марцевич С. Ю., Бернс С. А., Драпкина О. М. Современные возможности определения риска и предикторов госпитализации на основе данных медицинских информационных систем. Систематический обзор. *Кардиоваскулярная терапия и профилактика*. 2025;24(12):4694. doi: 10.15829/1728-8800-2025-4694. EDN: RNQNNM

*Автор, ответственный за переписку (Corresponding author):

e-mail: skirir@inbox.ru

[Шепель Р. Н. — к.м.н., зам. директора по перспективному развитию медицинской деятельности, руководитель отдела научно-стратегического развития первичной медико-санитарной помощи, в.н.с., ORCID: 0000-0002-8984-9056, Демко В. В.* — с.н.с. отдела научно-стратегического развития первичной медико-санитарной помощи, врач-методист, аспирант кафедры общественного здоровья и организации здравоохранения, ORCID: 0000-0002-0282-1983, Гончаров М. В. — эксперт, аспирант кафедры общественного здоровья и организации здравоохранения, ORCID: 0009-0006-3667-712X, Лукьянов М. М. — к.м.н., руководитель отдела клинической кардиологии и молекулярной генетики, ORCID: 0000-0002-5784-4525, Марцевич С. Ю. — д.м.н., профессор, г.н.с., руководитель отдела профилактической фармакотерапии, ORCID: 0000-0002-7717-4362, Бернс С. А. — д.м.н., профессор, руководитель отдела изучения патогенетических аспектов старения, зав. кафедрой терапии и общей врачебной практики с курсом гастроэнтерологии ИПО, ORCID: 0000-0003-1002-1895, Драпкина О. М. — д.м.н., профессор, академик РАН, директор, зав. кафедрой терапии и профилактической медицины, ORCID: 0000-0002-4453-8430].

Адреса организаций авторов: ФГБУ "Национальный медицинский исследовательский центр терапии и профилактической медицины" Минздрава России, Петроввергский пер., д. 10, стр. 3, Москва, 101990, Россия; ФГБОУ ВО "Российский университет медицины" Минздрава России, ул. Долгоруковская, д. 4, Москва, 127006, Россия.

Addresses of the authors' institutions: National Medical Research Center for Therapy and Preventive Medicine of the Ministry of Health of the Russian Federation, Petroverigsky Lane, 10, bld. 3, Moscow, 101990, Russia; Russian University of Medicine of the Ministry of Health of the Russian Federation, Dolgoroukovskaya str., 4, Moscow, 127006, Russia.

Modern approaches for assessing hospitalization risk and predictors based on health information system data. A systematic review

Shepel R. N.^{1,2}, Demko V. V.¹, Goncharov M. V.¹, Lukyanov M. M.¹, Martsevich S. Yu.¹, Berns S. A.¹, Drapkina O. M.^{1,2}

¹National Medical Research Center for Therapy and Preventive. Moscow; ²Russian University of Medicine. Moscow, Russia

The increase in hospitalizations of patients with noncommunicable diseases remains a key challenge for healthcare systems. A significant portion of these hospitalizations is potentially preventable with timely outpatient monitoring and effective primary care. Predictive models based on data from health information systems (HIS) and electronic health records (EHRs) make it possible to identify patients at increased risk of hospitalization and improve their management strategies. The article systematizes and summarizes international experience in using hospitalization risk prognostic models, developed on the basis of HIS and EHR data. We made a systematic review of publications presented in Russian and foreign databases (Scopus, PubMed, BMC Health Services Research, BMJ Research, Google Scholar, Elibrary, Oxford Academic, Wiley Online Library) for the period 1993-2023. The analysis included studies that used EHR and HIS data to develop and/or validate prognostic models of hospitalization risk. The information is systematized by following predictor categories: diseases and comorbidities, prescriptions, interaction with healthcare organizations, socio-demographic and laboratory parameters. The final analysis included 14 studies describing 28 models for predicting the hospitalization risk. Most studies used logistic regression. Machine learning methods (gradient boosting, random forest, and Bayesian ensemble models) were used in some studies. The categories with the highest prognostic value were "diseases and comorbidities" (42,3%), "medication prescriptions" (23,6%), and "interaction with health organizations" (19,8%). Including temporal characteristics (frequency and recency of hospitalizations, visits to primary care facilities, and laboratory tests) increased the model accuracy. Predictive models based on EHR and HIS data demonstrate high discriminatory power and enable the assessment of hospitalization risk at the primary care level. Machine learning methods in some studies demonstrated the possibility of a more in-depth analysis

of the relationships between predictors and improved prediction accuracy. A promising area of research is the further development, external validation, and adaptation of models using expanded EHR and HIS data sets for its use in outpatient monitoring and preventing noncommunicable diseases.

Keywords: hospitalization, electronic health records, health information systems, machine learning, predictive models, preventable hospitalizations, questionnaires, surveys, hospitalization predictors, multimorbidity, polypharmacy.

Relationships and Activities: none.

Shepel R. N. ORCID: 0000-0002-8984-9056, Demko V. V.* ORCID: 0000-0002-0282-1983, Goncharov M. V. ORCID: 0009-0006-3667-712X, Lukyanov M. M. ORCID: 0000-0002-5784-4525, Martsevich S. Yu. ORCID: 0000-0002-7717-4362, Berns S. A. ORCID: 0000-0003-1002-1895, Drapkina O. M. ORCID: 0000-0002-4453-8430.

*Corresponding author: skirnir@inbox.ru

Received: 10/11-2025

Revision Received: 17/11-2025

Accepted: 22/11-2025

For citation: Shepel R. N., Demko V. V., Goncharov M. V., Lukyanov M. M., Martsevich S. Yu., Berns S. A., Drapkina O. M. Modern approaches for assessing hospitalization risk and predictors based on health information system data. A systematic review. *Cardiovascular Therapy and Prevention*. 2025;24(12):4694. doi: 10.15829/1728-8800-2025-4694. EDN: RNQNNM

АГ — артериальная гипертензия, ЛП — лекарственные препараты, МИС — медицинские информационные системы, МО — медицинская организация, НЛР — нежелательные лекарственные реакции, ПМСП — первичная медико-санитарная помощь, СД-2 — сахарный диабет 2 типа, ССЗ — сердечно-сосудистые заболевания, ХНИЗ — хронические неинфекционные заболевания, ЭМК — электронные медицинские карты, ACSC — Ambulatory Care Sensitive Conditions, ACG — Adjusted Clinical Groups, AUC — Area Under Curve (площадь под кривой), CPM — Combined Predictive Model, DPM — Devon Predictive Model, ERMER — Emergency Room Model & Emergency Risk, ML — machine learning (машинное обучение), PAHS — Patients At High-risk for Hospitalization Screening, PEONY — Predicting Emergency Admissions Over the Next Year, PPV — Positive Predictive Value, QA — Qadmissions, VHA — Veterans Health Administration.

Введение

Предсказуемый характер значительной доли потенциально предотвратимых госпитализаций, преимущественно связанных с хроническими неинфекционными заболеваниями (ХНИЗ), усиливает научно-практический интерес к поиску эффективных способов их предотвращения. Вместе с тем постановка задачи по предотвращению госпитализаций требует дифференцированного подхода, поскольку во многих случаях стационарное лечение может быть обусловлено тяжестью состояния и объективными клиническими показателями, а своевременная плановая госпитализация с последующим наблюдением на этапе первичной медико-санитарной помощи (ПМСП) может яв-

ляться оптимальной клинической стратегией¹ [1]. Согласно современным отечественным и зарубежным исследованиям, значительная часть госпитализаций пациентов с ХНИЗ является предотвратимой при более эффективном и качественном ведении на амбулаторном этапе [2-4]. В последнее время все больше внимания уделяется концепции состояний, чувствительных к амбулаторному лечению (Ambulatory Care Sensitive Conditions, ACSC), со-

¹ World Health Organization Regional Office for Europe. Assessing health services delivery performance with hospitalizations for ambulatory care sensitive conditions. Working document. Копенгаген: Европейское региональное бюро Всемирной организации здравоохранения; 2016. 52 с. URL: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/348972>.

Ключевые моменты

Что известно о предмете исследования?

- Значительная доля госпитализаций относится к предотвратимым и может быть снижена за счёт более эффективного амбулаторного ведения пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями.
- Прогностические модели, основанные на данных электронных медицинских карт и медицинских информационных систем, используются для оценки риска госпитализации и оптимизации оказания помощи на уровне первичной медико-санитарной помощи.

Что добавляют результаты исследования?

- Систематизированы данные о сгруппированных в пять категорий уникальных предикторах риска госпитализации (n=181).
- Наибольший вклад в риск госпитализации вносят заболевания и коморбидные состояния, назначения лекарственных препаратов и характеристики взаимодействия с медицинскими организациями.
- Показано преимущество методов машинного обучения при прогнозировании риска госпитализаций по сравнению с традиционными статистическими моделями.

Key messages

What is already known about the subject?

- A significant proportion of hospitalizations are preventable and can be reduced through more effective outpatient management of patients with noncommunicable diseases.
- Predictive models based on data from electronic health records and health information systems are used to assess the risk of hospitalization and optimize care at the primary care level.

What might this study add?

- Data on unique predictors of hospitalization risk (n=181) grouped into five categories were systematized.
- The greatest contributions to hospitalization risk were made by medical conditions and comorbidities, medication prescriptions, and characteristics of interactions with healthcare facilities.
- The advantage of machine learning methods in predicting hospitalization risk compared to traditional statistical models was demonstrated.

гласно которой эффективность, доступность и своевременность оказания населению ПМСП позволяет снизить социально-экономическое бремя, обусловленное предотвратимыми госпитализациями при указанных состояниях [5]. В опубликованном в 2025г международном систематическом обзоре, обобщившем результаты >50 исследований за 2001-2023гг, была подтверждена обратная зависимость между доступностью и качеством ПМСП и частотой предотвратимых госпитализаций [6]. Несмотря на то, что авторы подчёркивают необходимость учета национальных особенностей и структуры системы здравоохранения при использовании ACSC для международных сопоставлений, результаты обзора позволяют говорить о существующем общем тренде, подтвержденном современными исследованиями отдельных стран. В 2024г в Мексике прямые затраты на госпитализации по поводу ACSC, связанных с сахарным диабетом 2 типа (СД-2) составили до 2% всех расходов на стационарную помощь и ~1% валового внутреннего продукта, выделяемого на здравоохранение и социальные услуги [7]. В Канаде внедрение организационной модели оказания медицинской помощи, ориентированной на первичное звено, с элементами смешанной оплаты труда врачей и дополнительными финансовыми

стимулами за достижение целевых показателей, способствовало снижению частоты госпитализаций по таким ACSC, как СД-2 и хроническая сердечная недостаточность [8].

В России также имеется интерес к изучению возможностей предотвращения госпитализаций за счет оптимизации оказания ПМСП. Согласно результатам регистра стационарных больных СОФИТ (Регистр многопрофильного медицинского центра), сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) выявлены у 65,7% госпитализированных, причём у 84,4% из них имелась как минимум одна сопутствующая хроническая патология терапевтического профиля. Мультиморбидность в виде сочетания ≥ 2 ССЗ была установлена у 38,2% пациентов, а наличие ССЗ совместно с некардиальной патологией — у 84,4%, что подтверждает значительную концентрацию мультиморбидных пациентов среди госпитализированных [9]. Мультиморбидность, в свою очередь, приводит к полипрагмазии (одновременному назначению пациенту ≥ 5 лекарственных препаратов (ЛП)), которая значительно увеличивает риск нежелательных лекарственных реакций (НЛР). В исследовании Марцевича С. Ю. и др. показано, что полипрагмазия ассоциируется с более частыми госпитализациями, осложнениями и ухудшением исходов лечения за-

болеваний, поэтому является важной мишенью для профилактических мероприятий на этапе ПМСП [10]. Сходные данные представлены в обзоре Долгушевой Ю.А. и др., согласно которому полипрагматизация у пожилых пациентов с ССЗ значительно увеличивает риск НЛР, приводящих в 5% случаев к госпитализации в отделения неотложной помощи, при этом авторы подчеркивают ключевую роль врачей первичного звена в оптимизации фармакотерапии: оценка межлекарственных взаимодействий, НЛР и своевременной коррекции назначений, что способствуют предупреждению госпитализаций [11]. В системе здравоохранения Российской Федерации врачи общей практики (семейные врачи) и врачи-терапевты участковые также выполняют ключевые функции по реализации комплекса профилактических мероприятий в рамках ПМСП, включая периодические медицинские осмотры и диспансеризацию определенных групп взрослого населения — регулярные скрининговые обследования, направленные на раннее выявление ХНИЗ и факторов риска их развития^{2,3}. Проведение таких профилактических мероприятий позволяет на ранних стадиях диагностировать заболевания или предрасположенность к ним, своевременно начинать лечение и, тем самым, предотвратить развитие осложнений. Для пациентов, состоящих на диспансерном наблюдении, критерием эффективности является снижение частоты обострений, осложнений и связанных с ними жизнеугрожающих состояний при ХНИЗ, а также уменьшение количества обращений за медицинской помощью, включая вызовы скорой медицинской помощи и госпитализации по экстренным медицинским показаниям⁴. Таким образом, периодические медицинские осмотры, диспансеризация определенных групп взрослого населения и последующее диспансерное наблюдение представляют собой взаимосвязанные механизмы профилактики, позволяющие снизить риск потенциально предотвратимых госпитализаций, что согласуется с концепцией ACSC.

Несмотря на то, что в нормативной базе установлены критерии эффективности профилактических мероприятий, практическая реализация мер, направленных на снижение риска госпитализации,

по-прежнему остаётся сложной задачей для медицинского сообщества. Одним из перспективных направлений ее решения является своевременная идентификация пациентов с высоким риском госпитализации на основании выявления прогностических признаков (предикторов). Предикторы являются ключевыми элементами прогностических моделей риска госпитализации, позволяющих своевременно выявлять пациентов с высоким риском и оптимизировать тактику их ведения на амбулаторном этапе [12]. Изначально получение информации о таких предикторах осуществлялось с помощью методов анкетирования и опросников, заполняемых как пациентами, так и медицинским персоналом. Авторским коллективом ранее был проведен систематический обзор, посвящённый анализу международного опыта применения прогностических моделей риска госпитализации, основанных на данных указанных опросных инструментов [13]. В рамках обзора была осуществлена систематизация наиболее распространённых прогностических факторов, таких как возраст, количество предшествующих госпитализаций, полипрагматизация, самооценка здоровья, а также функциональный и когнитивный статус пациентов.

Однако в последние годы, с развитием цифровых технологий в здравоохранении и повсеместным внедрением электронных медицинских карт (ЭМК) и медицинских информационных систем (МИС), появились принципиально новые возможности для прогнозной аналитики. Накопление больших объёмов структурированных клинических, лабораторных и инструментальных данных, формируемых в процессе оказания медицинской помощи пациентам, позволяет выявлять значимые прогностические признаки, опираясь на рутинную клиническую информацию [14, 15]. При этом, несмотря на отдельные отечественные исследования, посвящённые прогнозированию риска госпитализации при конкретных заболеваниях [16–18], систематические обзоры, обобщающие международный опыт использования прогностических моделей риска госпитализации, разработанных именно на основе данных ЭМК и МИС, в отечественной литературе на данный момент не представлены.

Цель исследования — систематизировать и обобщить опыт использования прогностических моделей оценки риска госпитализаций, которые потенциально могли бы быть предотвращены при эффективном ведении пациентов на амбулаторном этапе, разработанных на основе данных МИС и ЭМК.

Материал и методы

Исследование было выполнено в 4 последовательных этапа.

1 этап — поиск публикаций в отечественных и зарубежных электронных библиографических базах данных. Поиск статей был проведён в период с 01.09.2023 по 15.12.2023

² Приказ Минздрава России от 14.04.2025 № 202н "Об утверждении Положения об организации первичной медико-санитарной помощи взрослому населению". <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202506020016>.

³ Приказ Минздрава России от 19.07.2025 № 404н "Об утверждении порядка проведения профилактического медицинского осмотра и диспансеризации определенных групп взрослого населения". <https://normativ.kontur.ru/document?moduleId=1&documentId=477456>.

⁴ Приказ Минздрава России от 15.03.2022 № 168н "Об утверждении порядка проведения диспансерного наблюдения за взрослыми". <https://normativ.kontur.ru/document?moduleId=1&documentId=468441>.

в восьми библиографических базах данных: Scopus, PubMed, BMC Health Services Research, BMJ Research, Google Scholar, Elibrary, Oxford Academic и Wiley Online Library. Для поиска использовались ключевые слова на английском и русском языках: risk assessment of emergency admission, questionnaire of emergency admission, probability of repeated admission, risk prediction of emergency admission, repeated admission, validity of emergency admission, predictive validity of emergency admission, screening tool for admission prediction, экстренная госпитализация, повторная госпитализация, внеплановая госпитализация, опросники госпитализаций, оценка риска, системы оценки риска, прогностические модели оценки риска.

Критерии включения:

- пациенты/популяция: без ограничений;
- число участников: ≥ 100 человек;
- страна проведения: без ограничений;
- дизайн исследования: рандомизированные контролируемые исследования, клинические исследования (нерандомизированные), когортные исследования, исследования случай-контроль, перекрёстные исследования, сравнительные исследования, оценочные исследования, систематические обзоры метаанализы, правительственные/технические отчеты;
- способ получения информации о наличии у участников исследования предикторов риска госпитализации: использование данных ЭМК или МИС;
- язык публикации: русский, английский;
- дата публикации: 01.01.1993–01.01.2023;
- наличие в полнотекстовой версии статьи:
 - сведений об участниках (количество, возраст, критерии включения/невключения в исследование);
 - сведений о разработке, валидации и/или практическом использовании прогностических моделей на основе данных ЭМК и/или МИС;
 - сведений о предикторах госпитализации;
 - сведений о прогнозируемом исходе: госпитализация.

Критерии не включения:

- обзоры литературы, продолжающиеся исследования на момент включения, протоколы исследований или рецензии, редакционные статьи или редакционные комментарии, материалы конференций, статьи, опубликованные до 01.01.1993 или после 01.01.2023 и написанные не на английском/русском языках;
- исследования, в которых изучались исходы у группы пациентов в рамках конкретных заболеваний/состояний;
- опросники/анкеты, иные методы сбора данных, не связанные с ЭМК и МИС.

2 этап — исключение дубликатов. Названия и аннотации материалов, полученных на 1 этапе, были проверены и оценены на предмет релевантности двумя членами исследовательской группы, после чего были исключены повторяющиеся поисковые выдачи.

3 этап — отбор полнотекстовых публикаций по критериям включения и не включения. Два члена исследовательской группы извлекли полные тексты потенциально релевантных публикаций и провели их анализ на соответствие установленным критериям включения и не включения.

4 этап — систематизация и анализ полученных данных. Для всех публикаций, включённых в финальный

анализ, был составлен перечень предикторов риска госпитализации, использованных в прогностических моделях на основе ЭМК и МИС с группировкой по следующим категориям:

- заболевания и коморбидные состояния;
- назначения ЛП;
- взаимодействие с медицинскими организациями (МО);
- социально-демографические показатели;
- лабораторные показатели.

При подготовке систематического обзора использовалась система PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses) [19]. Систематизация информации проводилась в электронных таблицах Microsoft Office Excel (Office 365).

Результаты и обсуждение

Исследования, соответствующие установленным критериям

Схема реализации стратегии поиска публикаций представлена на рисунке 1.

Всего из 28133 первично найденных публикаций к 4 этапу исследования допущены 14 полнотекстовых версий статей с описанием исследований, которые полностью соответствовали критериям включения/невключения и были внесены в окончательный анализ (таблица 1).

В этих 14 исследованиях было изучено 28 прогностических моделей:

1. Qadmissions (QA);
 - 1.1. QResearch (женщины);
 - 1.2. QResearch (мужчины);
 - 1.3. Clinical Practice Research Datalink (CPRD) (женщины);
 - 1.4. CPRD (мужчины);
 - 1.5. Qadmissions (QA);
 - 1.6. QA+;
 - 1.7. QA-Time (Gradient Boosting classifier) (QA-T GBC);
2. The Predicting Emergency Admissions Over the Next Year (PEONY);
 - 2.1. PEONY, Великобритания;
 - 2.2. PEONY, Новая Зеландия (NZ);
3. Combined Predictive Model (CPM);
4. Devon Predictive Model (DPM);
5. Inpatient Admissions and Emergency Outpatient General Practice Predictor (IPAEOPGP);
6. Emergency Room Model & Emergency Risk (ERMER);
7. Patient Risk Identification and Stratification Model (PRISM);
8. Adjusted Clinical Groups (ACG);
 - 8.1. Модель предыдущих госпитализаций (Prior Hospitalization Model);
 - 8.2. Модель индекса коморбидности Чарльсон (Charlson comorbidity hospitalization model);
 - 8.3. ACG модель госпитализации с поступлением в стационар (ACG Inpatient Hospitalization);

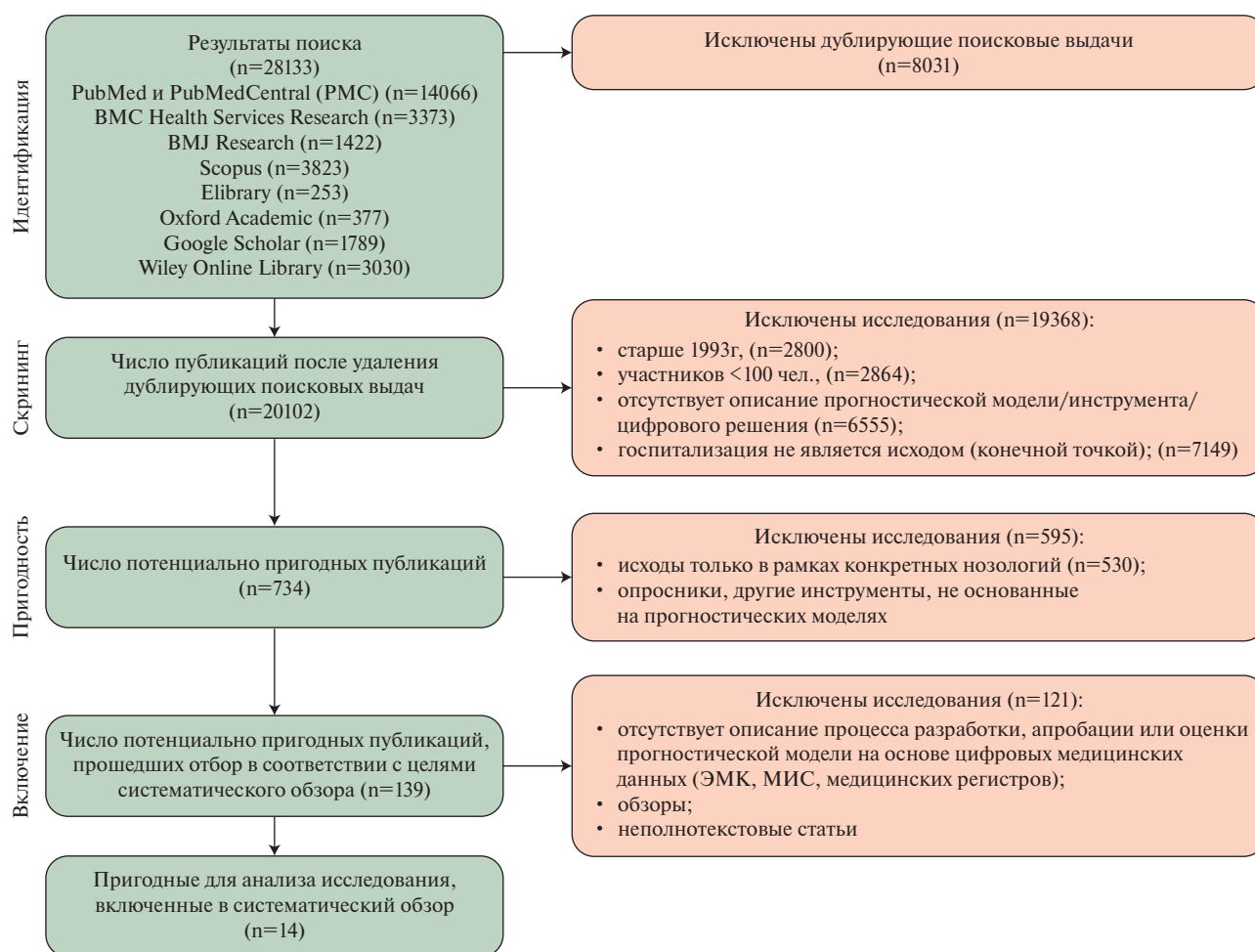


Рис. 1 Дизайн исследования, чел.

Примечание: МИС — медицинские информационные системы, ЭМК — электронные медицинские карты.

8.4. ACG модель госпитализации с поступлением в отделение реанимации и интенсивной терапии (ОРИТ) (ACG ICU (intensive care unit)/CCU (coronary care unit) Hospitalization);

8.5. ACG модель длительной госпитализации (ACG Extended Hospitalization);

9. Veterans Health Administration (VHA) Predictive Model;

9.1. Модель госпитализации (90 дней);

9.2. Модель летального исхода без госпитализации (90 дней);

9.3. Модель госпитализации или летального исхода (90 дней);

9.4. Модель госпитализации (1 год);

9.5. Модель летального исхода без госпитализации (1 год);

9.6. Модель госпитализации или летального исхода (1 год);

10. Patients At High-risk for Hospitalization Screening (PAHS);

11. Elders Risk Assessment Index (ERA);

12. ACSC Predictive Model.

Большинство (8 из 14 исследований) было выполнено в Великобритании, 4 в США, по 1 исследованию в Дании и Новой Зеландии.

Исследования, отобранные для окончательного анализа, характеризуются широким спектром применяемых методов предиктивной аналитики и значительным объемом выборок участников (от 12650 до 9339227 человек) (таблица 1). Возрастной диапазон пациентов варьировал от 18 до 100 лет, однако в большинстве исследований были представлены взрослые >40 лет. Прогностические модели различались по числу предикторов от 13 до >1200, что связано с методологическими особенностями разработки моделей и объемом доступных данных ЭМК и МИС МО. Анализ 28 изученных моделей прогнозирования риска госпитализации был основан как на традиционных статистических подходах, так и на современных алгоритмах машинного обучения (machine learning, ML).

В исследовании 2013г, проведенном группой ученых во главе с Hippisley-Cox J [20] (QAdmissions), разработка и валидация алгоритма прогнозирования

ния риска госпитализации в течение года были основаны на анализе данных пациентов, получавших ПМСП, которые были извлечены из национальной базы медицинских данных Великобритании QResearch Database.

Прогностическая модель была разработана на основе регрессии Кокса (Cox proportional hazards model) с поэтапным включением переменных. В отношении риска госпитализации наибольшую прогностическую значимость продемонстрировали социально-демографические показатели, заболевания и коморбидные состояния, а также назначения ЛП. В более позднем исследовании, проведенном Rahimian F, et al. в 2019г [21], на основе расширенных данных базы QResearch, помимо регрессии Кокса, использовались методы ML — градиентный бустинг (GBC — gradient booster classifier) и алгоритм "случайного леса" (Random Forest, RF). Сравнительный анализ показал, что ML-алгоритмы обеспечивают более высокую точность прогнозирования риска госпитализации в течение года по сравнению с традиционными статистическими подходами за счёт возможности анализа нелинейных зависимостей и более сложных взаимодействий между переменными. Для проведения внешней валидации авторы следовали рекомендациям, описанным в комплексном исследовании Riley RD, et al. [22], где изложены современные подходы и методологические рекомендации по внешней валидации прогностических моделей с использованием больших массивов данных из ЭМК и метаанализа индивидуальных данных пациентов. В частности, акцентируется внимание на необходимости оценки дискриминационной способности (C-statistic) и калибровки (соотношение ожидаемых и наблюдаемых исходов, наклон калибровочной кривой), гетерогенности эффективности модели в разных клинических условиях, популяциях и подгруппах пациентов, а также предлагаются способы графической интерпретации результатов валидации, включая применение мета-регрессионного анализа и методов рекалибровки для повышения прогностической точности модели в целевой популяции.

В исследовании Donnan PT, et al. (PEONY) [23] алгоритм прогнозирования риска госпитализации в течение года был разработан и валидирован на основе данных национальной медицинской информационной системы Шотландии (Scottish Morbidity Record). Для построения прогностической модели использовалась логистическая регрессия. Наибольшую прогностическую значимость в отношении риска госпитализации продемонстрировали такие предикторы как возраст, социально-демографические показатели (в т.ч. индекс депривации района проживания), заболевания и коморбидные состояния, а также сведения о назначениях ЛП. Проведение внешней валидации позволило

подтвердить точность алгоритма при прогнозировании риска госпитализации в течение года.

В исследовании Tomlin, AM, et al. (PEONY-NZ) [24] алгоритм прогнозирования риска госпитализации в течение года был разработан и валидирован на основе данных национальной медицинской информационной системы Новой Зеландии. Для построения модели также применялась логистическая регрессия. Среди исследованных предикторов наиболее прогностически значимыми оказались возрастные характеристики, заболевания и коморбидные состояния, а также данные о назначениях ЛП. Внешняя валидация модели показала умеренную прогностическую точность (Area Under Curve, AUC=0,72) и высокую специфичность (99,5%), однако при этом была отмечена низкая чувствительность (5,9%), что указывает на имеющийся риск пропуска пациентов с реальной потребностью в госпитализации.

В модели CPM⁵ использовался значительный объем данных, включавший информацию о госпитализациях, посещениях отделений неотложной помощи, а также данные из ЭМК учреждений ПМСП. В общей сложности модель включала >850 переменных, среди которых наибольшей прогностической значимостью обладали количество и частота предыдущих госпитализаций, обращения в отделения неотложной помощи, а также набор клинических диагнозов и лабораторных показателей. Модель была валидирована на большой выборке и показала высокое положительное прогностическое значение (Positive Predictive Value, PPV=73,6%) при прогнозировании госпитализаций в течение года для пациентов с максимальным уровнем риска. В дальнейшем модель CPM была использована в качестве референса для сравнения с моделью DPM (Chenore T, et al. 2013) [25]. В данном исследовании авторы подчеркнули необходимость учёта локальных данных, продемонстрировав, что добавление таких предикторов, как продолжительность прикрепления пациента к учреждению общей практики позволяет улучшить точность модели, особенно в группах пациентов пожилого возраста.

В исследовании Mesgarpour M, et al. [26] представлены результаты оценки прогностической эффективности модели ERMER (Ensemble Risk Model of Emergency Readmissions) в отношении риска повторной госпитализации в течение года после выписки из стационара. Модель основана на ансамблевом байесовском методе (Bayes Point Machine), что позволяет учитывать нелинейные взаимосвязи между переменными и динамически адаптироваться

⁵ Combined Predictive Model: Final Report and Technical Documentation. London: Health Dialog UK, King's Fund, New York University; декабрь 2006г. URL: <https://www.slideshare.net/slideshow/parrcombinedpredictivemodelfinalreportdec06/70673865>.

Таблица 1

Характеристика 13 исследований, включенных в исследование на этапе 4

№	Авторы, год и № в списке литературы	Страна	Число участников, пациентов	Возраст участников, лет	Конечные точки	Общее число исследуемых предикторов, ед.	Общее число предикторов, показавших наибольшую прогностическую значимость, ед.	Способы оценки (AUC, 95% ДИ, чувствительность, специфичность, р-значение)
1	Hippisley-Cox J, Coupland C, 2013 [20]	Великобритания	2 849 381; обучающая — 1 340 622; валидирующая — 2 475 360	18–100	Госпитализация в течение 2 лет	34	30	AUC=QResearch: 0,773 (0,77–0,74); женщины; 0,77 (0,77–0,77) мужчины; CPRD: 0,77 (0,77–0,77) женщины; 0,77 (0,77–0,77) мужчины; чувствительность и специфичность не указаны; р — не указано
2	Rahimian F, Salimi-Khorshidi G, Payberah A, et al., 2018 [21]	Великобритания	4 637 297; обучающая — 3 749 932; валидирующая — 887 365	18–100	Госпитализация в течение 2 лет	43 (QA), затем расширено до 56 (QA+) и 69 (T) за счёт временных характеристик	20	Внутренняя валидация: AUC=0,84 (95% ДИ: 0,84–0,84, GBS модель, Т-перемные); внешняя валидация: AUC=0,82; чувствительность и специфичность не указаны; р — не указано
3	Donnan PT, Donward DWT, Mutch B, et al., 2008 [23]	Великобритания	186 523; обучающая — 90 522; валидирующая — 90 879	≥40	Госпитализация в течение 1 года	53	35	Внутренняя валидация: AUC=0,80; внешняя валидация: AUC=0,79; чувствительность и специфичность не указаны; р — не указано
4	Tomlin AM, Lloyd HS, Tillyard MW, 2016 [24]	Новая Зеландия	1 409 506	≥40	Госпитализация в течение 1 года	22	21	AUC=0,72; PPV=58,2% (≥50% риска); чувствительность 5,9%; специфичность 99,5%; р — не указано
5	Wennberg D, Siegel M, Darin B, et al., 2006 ⁵	Великобритания	560 000; обучающая — 280 000; валидирующая — 280 000	≥18	Госпитализация в течение 1 года	>850	69	PPV=73,6% (для 250 пациентов с наивысшим риском), PPV=58,7% (для 1000 пациентов); чувствительность и специфичность не указаны; AUC не указано; р — не указано
6	Chenore T, Pereira Gray DJ, Forrer J, et al., 2013 [25]	Великобритания	722 383; обучающая — 577 906; валидирующая — 144 477	≥65	Госпитализация в течение 1 года	89	16	AUC=0,78 (95% ДИ: 0,778–0,783); PPV=54,6%; чувствительность 8,4%; специфичность 99,6%; р<0,001
7	Billings J, Georghiou T, Blunt I, et al., 2013 [36]	Великобритания	1 836 099	18–95	Госпитализация в течение 1 года	>300	88	AUC=0,780; PPV 53,8%; чувствительность 6,0%; р — не указано
8	Mesgarpour M, Chausaulet T, Chahed S, 2017 [26]	Великобритания	1 441 227; 1 615 347; 1 474 166 (3 временных окна)	18–95	Повторная госпитализация в течение года	738	12	AUC=0,767; PPV 71,9%; чувствительность 47,8%; специфичность 88,7%; р<0,001
9	Hutchings HA, Evans BA, Fitzsimmons D, et al., 2013 [28]	Великобритания	298 077; 50% — обучающая; 25% — валидирующая; 25% — тестовая	≥18	Госпитализация в течение 1 года	1268	37	PPV 44,26% чувствительность 6,56% (для 1% по риску); PPV 16,46% и чувствительность 48,81% (для 20% по риску); AUC не указан; р — не указано

Таблица 1. Продолжение

№	Авторы, год и № в списке литературы	Страна	Число участников, пациентов	Возраст участников, лет	Конечные точки в течение 1 года	Общее число исследуемых предикторов, ед.	Общее число предикторов, показавших наибольшую прогностическую значимость, ед.	Способы оценки (AUC, 95% ДИ, чувствительность, специфичность, р-значение)
10	Lemke KW; Weiner JP; Clark JM, 2012 [29]	США	9 339 227; обучающая — 4 632 226; валидирующая — 4 707 001	0-84	Госпитализация в течение 1 года	132	22	AUC=0,75 (модель предыдущих госпитализаций); 0,78 (модель индекса Чарльсон); 0,80 (ACG: госпитализация); 0,85 (ACG: ОРИТ); 0,87 (ACG: длительная госпитализация); чувствительность/специфичность для верхних перцентилей риска: 90-й — 42,4%/87,8%; 95-й — 27,9%/95,7%; 99-й — 11,0%/99,1%; 95% ДИ — не указаны; p<0,001
11	Wang L, Porter B, Maynard C, et al., 2013 [30]	США	4 598 408; обучающая — 2 761 392; валидирующая — 1 837 016	≥18	Госпитализация; Летальный исход без госпитализации; Госпитализация/летальный исход (в течение 90 дней и в течение 1 года)	105	36	AUC=0,83 (95% ДИ: 0,832-0,834) — 90 дней, госпитализация; 0,86 (95% ДИ: 0,86-0,86) — 90 дней, летальный исход; 0,81 (95% ДИ: 0,81-0,81) — 90 дней, госпитализация/летальный исход; 0,80 (95% ДИ: 0,80-0,81) — 12 мес., госпитализация; 0,85 (95% ДИ: 0,85-0,85) — 12 мес., летальный исход; 0,78 (95% ДИ: 0,78-0,78) — 12 мес., госпитализация/летальный исход; чувствительность/специфичность не указаны; p — не указано
12	Benthien KS, Jacobsen RK, Hjaama L, et al., 2021 [31]	Дания	112 026	≥18	Госпитализация в течение 3 мес.	59	57	AUC=0,77 (95% ДИ: 0,77-0,77); PPV=52%; чувствительность/специфичность не указаны; p — не указано
13	Crane SJ, Tung EE, Hanson GJ, et al., 2010 [32]	США	12 650	≥60	Госпитализация или обращение в отделение неотложной помощи в течение 2 лет	13	11	AUC=0,67; чувствительность/специфичность не указаны; p — не указано
14	Gao J, Moran E, Li Y-F, et al., 2014 [27]	США	2 987 052	≥18	Госпитализация (в течение 90 дней и в течение 1 года)	394	50	AUC=0,856 (95% ДИ 0,853-0,860) — 90 дней; 0,835 (0,831-0,837) — 12 мес.; PPV в группе наивысшего прогнозируемого риска (~29,9 тыс. пациентов): 12% — 90 дней; 29,9% — 12 мес.; чувствительность в этой группе: 16 и 13%; специфичность — не указана; p — не указано

Примечание: ДИ — доверительный интервал, ОРИТ — отделение реанимации и интенсивной терапии, AUC — Adjusted Clinical Groups, AUC — Area Under Curve (площадь под кривой), CPRD — Clinical Practice Research Datalink, GBS — gradient booster classifier, PPV — Positive Predictive Value (положительная прогностическая ценность) — доля пациентов, идентифицированных моделью как пациенты с высоким риском госпитализации, у которых действительно произошла госпитализация в течение прогнозируемого периода, QA — Qadmissions.

к изменениям структуры и качества данных, а также к изменениям популяционных характеристик пациентов и особенностям оказания медицинской помощи. В основу модели ERMER заложены данные об экстренных госпитализациях из базы Hospital Episode Statistics (HES), разработка и валидации осуществлялись на трёх временных выборках с использованием нескольких субмоделей, сформированных по разным популяционным группам. Среди наиболее значимых предикторов были выделены количество и тип предшествующих госпитализаций, поступления по скорой помощи, наличие заболеваний и ранее проведённых вмешательств. Модель ERMER показала хорошую прогностическую точность ($AUC=0,759-0,771$; $PPV=71,6-73,9\%$) и продемонстрировала эффективность использования байесовского подхода и методов ML для прогнозирования риска госпитализаций.

В других прогностических моделях риска госпитализаций также преимущественно были использованы данные из ЭМК, информация о посещениях МО ПМСП и отделений неотложной помощи, а также информация о предшествующих госпитализациях. Для разработки и валидации моделей применялись методы многомерного статистического анализа (логистическая регрессия). В моделях, ориентированных на прогнозирование госпитализаций при заболеваниях/состояниях, чувствительных к амбулаторному лечению, ACSC Predictive Model (Gao J, et al.) [27] и PRISM, (Hutchings HA, et al.) [28], особое внимание уделялось интеграции значительного числа социально-демографических и клинических факторов, а также показателей доступности и качества оказываемой медицинской помощи. Прогностическая точность таких моделей была от умеренной до высокой: значения AUC варьировали от 0,76 до 0,80, а PPV от 52 до 74% (таблица 1). В моделях ACG (Lemke KW, et al.) [29] и VHA (Wang L, et al.) [30] при определении риска госпитализации особое внимание уделялось наличию и сочетанию коморбидных состояний, а также частоте и характеру предшествующих госпитализаций.

В датской модели PAHS [31], включавшей 57 предикторов, использовались данные о частоте амбулаторных обращений и эпизодах лечения в стационаре, демографические и социально-экономические характеристики пациентов, а также информация об имеющихся ХНИЗ. Несмотря на ограниченное число переменных, модель продемонстрировала приемлемые показатели прогностической точности ($AUC=0,77$; $PPV=52\%$). В модели ERA (Elders Risk Assessment Index) [32] использовался аналогичный подход, однако особое внимание уделялось пожилым пациентам, а основными предикторами являлись возраст, частота госпитализаций и обращений в отделение неотложной помощи, наличие ССЗ, эндокринных

заболеваний. Прогностическая точность этой модели была умеренной ($AUC=0,68-0,70$).

Систематизация данных о предикторах госпитализации

На основе анализа прогностических моделей, включенных в систематический обзор, был сформирован единый перечень из 181 уникального предиктора риска госпитализации (рисунок 2). Ввиду различий в исходных клинических классификациях и способах кодирования данных, была проведена унификация с последующим приведением предикторов к единому понятийному пространству. Полученный перечень предикторов был структурирован путём объединения в несколько укрупнённых категорий, что позволило обеспечить сопоставимость данных из различных прогностических моделей (рисунок 3).

Доминирование категории "Заболевания и коморбидные состояния" (42,3%) отражает значимость мультиморбидности как ведущего фактора, обуславливающего риск госпитализации и связанного с более высоким потреблением ресурсов системы здравоохранения. Наиболее распространёнными предикторами риска госпитализации в данной категории были болезни органов дыхания; астма, хроническая обструктивная болезнь легких в 9 исследованиях и 24 моделях, СД 2 типа в 8 исследованиях и 19 моделях, и ССЗ в 7 исследованиях и 15 моделях. При этом, если суммировать предиктор "ССЗ (любые)" с отдельными нозологическими формами, относящимися к данной группе заболеваний и представленными в качестве независимых переменных (артериальная гипертензия (АГ), ишемическая болезнь сердца, хроническая сердечная недостаточность и др.) (рисунок 2), то совокупно предикторы, относящиеся к ССЗ, присутствовали во всех проанализированных исследованиях и моделях. В отечественной и международной литературе мультиморбидность активно изучалась с позиций её связи с риском госпитализации и с исходами заболеваний с использованием медицинских регистров [1, 33]. В частности, по данным проспективного регистра ChiOTEAF (China Optimal Thromboprophylaxis in Elderly Chinese Patients with Atrial Fibrillation) было установлено, что мультиморбидность является независимым фактором риска неблагоприятных клинических исходов, включая повторные госпитализации и сердечно-сосудистую смерть [34]. Согласно результатам регистра REPOSI (REgistro POLiterapie SIMI (Società Italiana di Medicina Interna — SIMI)), оценивавшего мультиморбидность у пожилых пациентов, экстренно поступающих в стационары, наличие нескольких ХНИЗ ассоциировалось с увеличением риска повторных госпитализаций [35].

Следующими по распространённости категориями были "Назначения ЛП" (23,6%) и "Взаимодействие с МО" (19,8%). Наиболее распространёнными

№	Предиктор	Процент от всех моделей (%)	№	Предиктор	Процент от всех моделей (%)
1	Возраст	96,4	46	Прием бензодиазепинов	21,4
2	Экстренные/Внеплановые/Повторные госпитализации (n= эпизодов за последний год)	85,7	47	Прием пенициллинов	21,4
3	БОД (Астма, ХОБЛ)	75	48	Прием сульфаниламидов	21,4
4	Прием антидепрессантов	64,3	49	Прием инсулиносодержащих ЛП	21,4
5	ХБП	60,7	50	ДАД	21,4
6	СД-2	57,1	51	Язвенная болезнь желудка	21,4
7	ХСН	57,1	52	Плановые госпитализации (n= эпизодов за последний год)	21,4
8	Онкологические заболевания (любые)	50	53	Прием витаминов группы В	21,4
9	САД	50	54	Прием антиостеопоротических ЛП	21,4
10	Посещения врача общей практики (n= посещений за последний год)	50	55	Прием ЛП для лечения БОД	21,4
11	Посещения отделений неотложной помощи (A&E) (n= эпизодов за последний год)	50	56	Посещения врачей-специалистов (амбулаторно) (n= эпизодов за последний год)	21,4
12	Другие болезни периферических сосудов	46,4	57	Дистанционные контакты с амбулаторной службой без очных визитов (кроме телефонных) (n= эпизодов за последний год)	21,4
13	Статус курения	42,9	58	Обращения в амбулаторную службу по телефону (>4) (n= эпизодов за последний год)	21,4
14	Фибрилляция предсердий	42,9	59	ХНИЗ (любые)	21,4
15	Эпилепсия	42,9	60	Креатинин, СКФ	21,4
16	Прием НПВС	42,9	61	Услуги сестринского ухода (дом престарелых/ уход на дому, факт услуги за последний год)	21,4
17	Регион оказания МП (регион обслуживания по месту проживания)	39,3	62	Хромосомные болезни	21,4
18	ИМТ (факт измерения)	39,3	63	Анемия	21,4
19	Этническая принадлежность	35,7	64	Категория приоритета обслуживания в VNA	21,4
20	Прием алкоголя (>3-6 ед./нед.)	35,7	65	Альбумин	21,4
21	ССЗ (любые)	35,7	66	Мочевина	21,4
22	Прием диуретиков	35,7	67	Калий	21,4
23	Индекс множественной депривации (балл Таунсенда)	32,1	68	Лейкоциты	21,4
24	Психические расстройства/Когнитивные нарушения (любые)	32,1	69	ДЦП/др. паралитические синдромы	17,9
25	Прием кортикостероидов	32,1	70	Падения	17,9
26	Семейное положение	32,1	71	Хронические заболевания печени/панкреатит	17,9
27	Депрессия (определение QOF)	28,6	72	ЛП для лечения БОД (n= назначенных)	17,9
28	Гемоглобин (<11 г/дл)	28,6	73	Гипнотики и анксиолитики (n= назначенных)	17,9
29	Функциональные пробы печени (повышение уровня в >3 раза)	28,6	74	Анальгетики (n= назначенных)	17,9
30	Ож (>2 ст.)	28,6	75	Антибактериальные ЛП (n= назначенных)	17,9
31	Пол (мужской)	28,6	76	ЛП для лечения СД (n= назначенных)	17,9
32	Пропущенные амбулаторные визиты (n= эпизодов)	28,6	77	Диализ (факт услуги за последний год)	17,9
33	Деменция	28,6	78	Биполярное аффективное расстройство	17,9
34	Атеросклероз коронарных артерий	25	79	Муковисцидоз	17,9
35	Инсульт	25	80	Синдром старческой астении	17,9
36	Венозная тромбоземболия	25	81	Ресурсоемкие стационарные медицинские вмешательства (классификация BETOS) за последний год	17,9
37	Прием антикоагулянтов	25	82	Уровень ожидаемого потребления медицинских ресурсов	17,9
38	Прием антипсихотиков	25	83	Осложнения внутренних протезов, имплантатов и трансплантатов	17,9
39	Гемиплегия	25	84	Общий холестерин/холестерин ЛВП	14,3
40	Прием бета-блокаторов	25	85	БОД (любые)	10,7
41	Индекс коморбидности Чарльсона	25	86	Травмы, растяжения, повреждения суставов	10,7
42	Участие в военных конфликтах	25	87	АГ	10,7
43	Острый инфаркт миокарда	21,4	88	Направления от врача общей практики к узким специалистам	10,7
44	Инфаркт миокарда (перенесенный, в анамнезе)	21,4			
45	Метастатический рак	21,4			

№	Предиктор	Процент от всех моделей (%)
89	Предыдущие госпитализации (n= эпизодов за последние 3 года)	10,7
90	Прием антигипертензивных ЛП	10,7
91	Прием нитратов	10,7
92	Прием антитромбоцитарных ЛП	10,7
93	Прием антипаркинсонических ЛП	10,7
94	Прием ЛП для лечения заболеваний ЖКТ	10,7
95	Пол (женский)	10,7
96	Экстренные/Внеплановые/Повторные госпитализации (n= эпизодов за последние 3 года)	10,7
97	Болезни мочеполовой системы (любые)	7,1
98	Дерматологические и венерические заболевания (любые)	7,1
99	Болезни глаза и его придаточного аппарата (любые)	7,1
100	ЛОР-болезни (любые)	7,1
101	Эндокринные, метаболические заболевания (любые)	7,1
102	Алкоголь-ассоциированные заболевания	7,1
103	Первое посещение врача общей практики (факт первого обращения за последний год)	7,1
104	Заболевания соединительной ткани	7,1
105	Дислипидемия	7,1
106	Остеопороз	7,1
107	Любые ЖКТ	7,1
108	Время с момента последнего обращения за МП (n= дней)	7,1
109	Длительность госпитализаций (n= койко-дней за последние 3 года)	7,1
110	Индекс множественной депривации (индекс Карстеса)	7,1
111	Антианемические ЛП (n= назначенных)	7,1
112	Прием ингибиторов АПФ	7,1
113	Прием иммунодепрессантов	7,1
114	Прием опиоидных анальгетиков	7,1
115	Лечение в стационаре (n= случаев за последний год)	7,1
116	Болезни нервной системы	7,1
117	Инфекционные заболевания (любые)	7,1
118	Индекс множественной депривации (IMD, Англия)	7,1
119	Оперативные вмешательства (n= эпизодов за 90 дней до госпитализации)	7,1
120	Госпитализации по профилю: общая хирургия/терапия (n= эпизодов за последний год)	7,1
121	Отравления	7,1
122	Стоимость медицинских услуг (общая за последний год)	7,1
123	Аритмия	3,6
124	Варикозное расширение вен нижних конечностей	3,6
125	Болезни крови, кроветворных органов и отдельные нарушения, вовлекающие иммунный механизм (любые)	3,6

№	Предиктор	Процент от всех моделей (%)
126	Болезни молочной железы (любые)	3,6
127	Гинекологические заболевания (любые)	3,6
128	Рак простаты	3,6
129	Патологические находки в моче	3,6
130	Синдром мальабсорбции	3,6
131	Заболевания сердечных клапанов	3,6
132	Ревматоидный артрит/СКВ	3,6
133	Прием цефалоспоринов/цефамицинов	3,6
134	Артрит	3,6
135	ВИЧ/СПИД	3,6
136	Нарушения обучаемости	3,6
137	ИзбМТ	3,6
138	Злоупотребление психоактивными веществами	3,6
139	Время с момента первой постановки диагноза (n= дней)	3,6
140	Время с момента последнего лабораторного исследования (n= дней)	3,6
141	Лабораторные исследования (любые) за последний год	3,6
142	Предотвратимые госпитализации ACSC (n= эпизодов за последний год)	3,6
143	Госпитализации (любые) (n= эпизодов за последний год)	3,6
144	Посещения врача общей практики (n= эпизодов в течение года после госпитализации)	3,6
145	Длительность госпитализаций (n= 3-5 койко-дней за последние 2 года)	3,6
146	Длительность госпитализаций (n≥ 6 койко-дней за последние 2 года)	3,6
147	Прием макролидов	3,6
148	Прием ЛП для лечения заболеваний ШЖ	3,6
149	Прием статинов	3,6
150	Прием антиаритмических ЛП	3,6
151	Прием противосудорожных ЛП	3,6
152	Прием ЛП для лечения заболеваний печени	3,6
153	Прием ЛП для лечения заболеваний почек	3,6
154	Прием противовирусных ЛП	3,6
155	Прием антиаллергических ЛП	3,6
156	Прием сердечных гликозидов	3,6
157	Индекс множественной депривации (NZDep2006)	3,6
158	Лечение в стационаре (n= случаев за последние 3 года)	3,6
159	Прием ЛП для лечения СД	3,6
160	Прием антибиотиков (любых)	3,6
161	Прием гипнотиков и анксиолитиков	3,6
162	Посещения отделений неотложной помощи (A&E) (n= эпизодов за 90 дней)	3,6
163	Полипругазия	3,6
164	ХНИЗ (n=)	3,6
165	Предыдущие госпитализации (эпизоды, период не указан)	3,6
166	Длительность госпитализаций (n= койко-дней за последний год)	3,6

№	Предиктор	Процент от всех моделей (%)	№	Предиктор	Процент от всех моделей (%)
167	Продолжительность регистрации пациента у врача общей практики (x дней за последний год)	3,6	173	Послеоперационные состояния (любые)	3,6
168	Госпитализации по профилю: акушерство и гинекология (n= эпизодов за последние 3 года)	3,6	174	Длительность госпитализации средняя (x койко-дней)	3,6
169	Госпитализации по профилю: общая хирургия/терапия (n= эпизодов за последние 3 года)	3,6	175	Сотрясение головного мозга (≥ 1 эпизодов за последний год)	3,6
170	Госпитализации по любому профилю (n= эпизодов за последние 3 года)	3,6	176	Стерилизация (факт за последний год)	3,6
171	Госпитализации по любому профилю (n= эпизодов за последний год)	3,6	177	Роды (живорождение, факт за последний год)	3,6
172	Длительность послеоперационного периода (x дней при госпитализациях за предшествующие 3 года)	3,6	178	Люмбаго, др. неспецифические расстройства/боли в спине	3,6
			179	Авитаминозы/Дефицит нутриентов и других питательных веществ/Нарушения водно-солевого и кислотно-щелочного баланса	3,6
			180	Отсутствие страхового плана	3,6
			181	Доступность МП (x часов пути до ближайшей МО ПМСП)	3,6

Рис. 2 Частота использования предикторов в 28 прогностических моделях (в % от общего количества моделей).

Примечание: АГ — артериальная гипертензия, АПФ — ангиотензинпревращающий фермент, БОД — болезни органов дыхания, ВИЧ — вирус иммунодефицита человека, ДАД — диастолическое артериальное давление, ДЦП — детский церебральный паралич, ЖКТ — желудочно-кишечный тракт, ИзбМТ — избыточная масса тела, ИМТ — индекс массы тела, ЛОР — ларингооторинология, ЛП — лекарственные препараты, ЛВП — липопротеины высокой плотности, МО — медицинская организация, МП — медицинская помощь, НПВС — нестероидные противовоспалительные средства, Ож — ожирение, ПМСП — первичная медико-санитарная помощь, САД — систолическое артериальное давление, СД-2 — сахарный диабет 2 типа, СКВ — системная красная волчанка, СКФ — скорость клубочковой фильтрации, СПИД — синдром приобретённого иммунодефицита, ССЗ — сердечно-сосудистые заболевания, ХБП — хроническая болезнь почек, ХОБЛ — хроническая обструктивная болезнь лёгких, ХНИЗ — хронические неинфекционные заболевания, ХСН — хроническая сердечная недостаточность, ЩЖ — щитовидная железа, А&Е (Accident & Emergency) — отделение неотложной помощи; ACSC (Ambulatory Care Sensitive Conditions) — состояния, чувствительные к амбулаторной помощи; IMD (Index of Multiple Deprivation) — индекс множественной депривации; NZDep2006 — New Zealand Deprivation 2006 (индекс множественной депривации), Новая Зеландия, 2006; QOF (Quality and Outcomes Framework) — рамочная программа оценки качества медицинской помощи (Великобритания).



Рис. 3 Распределение предикторов по категориям (в % от общего количества предикторов, n=181).

Примечание: ЛП — лекарственные препараты.

предикторами госпитализации в категории "Назначения ЛП" были приём антидепрессантов (8 исследований, 19 моделей), диуретиков (5 исследований, 10 моделей) и нестероидных противовоспалительных средств (4 исследования, 15 моделей). Реже встречались приём кортикостероидов, антиостеопоротических препаратов, антипсихотиков и антикоагулянтов (по 4 исследования и 9 моделей). В нескольких моделях упоминались антибактериальные препараты, антитромбоцитарные средства, нитраты, антигипертензивные и антиаритмические препараты, статины, ЛП для лечения сахарного диабета, антипаркинсонические препараты и анальгетики (по 3 исследования и 6 моделей).

В категории "Взаимодействие с МО" (19,8%) наиболее значимыми предикторами госпитализаций были экстренные, внеплановые и повторные госпитализации (10 исследований, 25 моделей). Также важными предикторами являлись регион оказания медицинской помощи (5 исследований, 11 моделей), посещения врача общей практики и отделений неотложной помощи (по 5 исследований и 10 моделей). Реже использовались такие предикторы, как пропущенные амбулаторные визиты и направления от врача общей практики к врачам-специалистам (по 3 исследования и 6 моделей). Наиболее распространённым предиктором в категории "Социально-демографические показатели" (8,2%) являлся возраст, представленный в 13 из 14 исследований и 27 из 28 моделей. Также часто встречались такие предикторы, как пол и статус курения (по 7 исследований и 16 моделей). Реже использовались такие показатели, как этническая принадлежность и употребление алкоголя (по 4 исследования и 6 моделей), семейное положение (4 исследования, 5 моделей), а также различные индексы множественной депривации, учитывающие социально-экономические особенности регионов или стран, для которых были разработаны соответствующие прогностические модели (3 исследования, 5 моделей). Категория "Лабораторные показатели" (6,0%) была представлена относительно

но небольшим набором предикторов. В отличие от большинства других категорий, в которых прогностическую значимость имели факты наличия диагноза или назначенных ЛП и/или дискретные значения ("да"/"нет"), в этой категории значимыми предикторами были изменения лабораторных показателей относительно референсных значений, в частности, снижение уровня гемоглобина (<11 г/дл; 2 исследования, 4 модели), повышение уровня ферментов печени (2 исследования, 3 модели), изменения липидного профиля (холестерин общий/холестерин липопротеинов высокой плотности (2 исследования, 3 модели), и креатинин, скорость клубочковой фильтрации (1 исследование, 3 модели).

Отдельные прогностические модели, проанализированные в рамках систематического обзора, имеют свои особенности как в структуре и наборе предикторов, так и в методологических подходах. Так, использующая агрегированные данные CPM была разработана на основании крупного массива информации Национальной службы здравоохранения Великобритании — NHS (National Health Service) Primary Care Trusts) — и включала >850 предикторов; ключевое значение имели сведения о предшествующих госпитализациях, обращениях за неотложной медицинской помощью, клинических диагнозах, лабораторных показателях и назначениях ЛП. В зарубежных, преимущественно европейских публикациях, CPM рассматривается как одна из наиболее полно структурированных моделей с широким охватом возрастных групп, применявшаяся для сопоставлений с последующими разработками^{6,7} [36]. Представленная в настоящем обзоре DPM была разработана на локальном массиве данных (графство Девон, Великобритания) с учётом особенностей прикрепленного населения. При сопоставлении с CPM, DPM продемонстрировала более высокое значение PPV во всех проанализированных группах пациентов с наибольшей прогнозируемой вероятностью госпитализации у лиц пожилого возраста: для 200 пациентов с максимальными значениями прогноза PPV составило 86,5 vs 71,5% для CPM; аналогичное преимущество сохранялось и при анализе более крупных подгрупп пациентов, формируемых по ранговым значениям прогнозируемого риска госпитализации. Рост точности прогнозирования в DPM связывается с включением локально релевантных данных

и учётом регионально специфичных подкатегорий предикторов; наибольшая прогностическая значимость отмечена в возрастных подгруппах 90–94 года ($\beta=1,321$; $p<0,001$), ≥ 95 лет ($\beta=1,195$; $p<0,001$) и 85–89 лет ($\beta=1,047$; $p<0,001$). Вместе с тем, выборка DPM ограничена пожилыми жителями одного региона, что следует учитывать при интерпретации результатов и оценке возможности их применения в иных выборках пациентов.

Эффективность методов ML при прогнозировании риска госпитализаций подтверждается результатами ряда крупных исследований и мета-анализов, опубликованных в 2024–2025 гг [37–39]. Включённая в данный систематический обзор модель QAdmissions представлена в виде цифрового решения⁸ и применяется врачами первичного звена NHS для расчёта риска госпитализации пациентов в течение года после даты оценки риска. Хотя модель успешно функционирует на основе традиционных статистических подходов (регрессия Кокса), в независимом исследовании Rahimian F, et al. [21] была продемонстрирована возможность повышения её точности и стабильности при использовании методов ML (градиентный бустинг и "случайный лес"). Внедрение таких методов позволило дополнительно учитывать динамические характеристики, в т.ч. срок с момента первой регистрации диагноза, продолжительность и частоту визитов пациента к врачу, а также давность предыдущих госпитализаций. В результате был достигнут прирост дискриминационной способности модели (способности прогностической модели правильно различать пациентов с высоким и низким риском наступления прогнозируемого события) по сравнению с исходной статистической версией (таблица 1). Наибольшее значение для улучшения точности прогноза имели именно временные характеристики взаимодействия пациентов с МО, что может свидетельствовать о высоком потенциале использования ML-алгоритмов при дальнейшей оптимизации подобных инструментов прогнозирования.

В отечественной литературе представлены отдельные примеры разработки и применения прогностических моделей риска госпитализации, созданных на основе данных МИС и ЭМК. В частности, разработаны и валидированы модели ML для прогнозирования госпитализаций у пациентов с СД 2 типа и АГ в течение года, использующие широкий спектр клинических, анамнестических и лабораторных прогностических признаков. Показано, что для пациентов с СД 2 типа наибольший вклад в риск госпитализации вносили диабетические осложнения (нейропатия, нефропатия), дислипидемия и функциональный статус [16]. Для модели у пациентов с АГ наибольшую прогностическую значимость

⁶ Georgiou T, Billings J, Bardsley M. New Predictive Case Finding Models for the NHS: Report to accompany Nuffield Trust Predictive Risk Conference 2013. Лондон: Nuffield Trust; июль 2013г. URL: <https://www.nuffieldtrust.org.uk/files/2017-01/new-predictive-case-finding-models-for-the-nhs-web-final.pdf>.

⁷ NHS England. Risk Stratification: Learning and Impact Study. Лондон: Operational Research and Evaluation Unit, NHS England; июль 2017г. URL: <https://www.england.nhs.uk/publication/risk-stratification-learning-and-impact-study>.

⁸ <https://qadmissions.org/>.

имели возраст, фракция выброса левого желудочка, количество госпитализаций в анамнезе, систолическое артериальное давление и наличие клинических симптомов (одышка, цианоз) [17]. Дополнительно в отечественной работе, посвящённой клинико-организационным алгоритмам на амбулаторном этапе, подчёркивается практическая значимость стратификации индивидуальных рисков и обоснования тактики ведения пациентов старших возрастных групп, в т.ч. при планировании хирургических вмешательств [18]. Вместе с тем, указанные разработки преимущественно ориентированы на прогнозирование госпитализаций в рамках отдельных нозологических групп, что ограничивает их применение в первичном звене и подтверждает необходимость создания и валидации универсальных моделей на данных ЭМК и МИС, применимых для пациентов с различными ХНИЗ в условиях реальной клинической практики.

Стоит отметить, что большинство моделей ориентировано исключительно на прогнозирование риска госпитализации без учёта её потенциальной клинической целесообразности. В условиях сокращения коечного фонда и одновременного роста нагрузки на действующие стационары⁹ особую значимость приобретает задача дифференцированной оценки не только вероятности госпитализации, но и её клинической обоснованности. Прогнозирование должно включать не только выявление пациентов с высоким риском госпитализации, но и оценку тех случаев, когда стационарное лечение действительно необходимо с точки зрения тяжести состояния, динамики заболевания и эффективности проводимого амбулаторного наблюдения. Такой подход позволит повысить точность стратификации рисков и обеспечить более рациональное использование ресурсов системы здравоохранения.

Ограничения исследования. В контексте общего анализа наиболее часто применяемыми методами оценки эффективности моделей являлись показатели дискриминационной способности (AUC ROC), PPV, чувствительность и специфичность. При этом стоит отметить, что в ряде публикаций отсутствовали важные статистические характеристики (чувствительность, специфичность, р-значения), что затруднило объективное сопоставление прогностических моделей.

Предикторы в используемых наборах данных кодировались разнородными клиническими тер-

минологиями: помимо Международной классификации болезней 10-го пересмотра (МКБ-10), применялись коды Read¹⁰ и локальные справочники. Из-за различий в глубине детализации и правилах ведения записей (диагноз, симптом/признак, состояние/функциональный дефицит, приём ЛП/назначения, процедуры/вмешательства) не все предикторы подлежат однозначному перекодированию в МКБ-10. Такая неоднородность могла привести к неполному или неточному сопоставлению отдельных предикторов и, как следствие, ограничивать прямую сравнимость результатов между источниками данных.

Проведенный систематический обзор основывается преимущественно на международном опыте, полученном в странах с системами первичного звена, отличающимися от российской, что требует осторожности при переносе выводов на отечественную практику здравоохранения.

Заключение

Систематический обзор показал, что прогностические модели риска госпитализации, основанные на данных ЭМК и МИС, демонстрируют устойчивые показатели дискриминационной способности и подтверждают значимость комплексного учёта клинических, социально-демографических и организационных факторов. Наибольший вклад в риск госпитализаций вносят категории "заболевания и коморбидные состояния", "назначения ЛП" и "взаимодействие с МО". Учёт временных характеристик (частоты и давности госпитализаций, посещений МО и проведения лабораторных исследований) повышает точность прогноза и расширяет возможности персонализированного управления рисками.

В отдельных исследованиях использование методов ML позволило повысить точность прогнозирования по сравнению с традиционными статистическими подходами. Вместе с тем, полученные результаты указывают на необходимость дальнейшей разработки, внешней проверки и адаптации моделей на расширенных массивах отечественных данных ЭМК и МИС с учётом структуры и полноты медицинской информации, а также оценки их практической применимости в условиях первичного звена здравоохранения.

Отношения и деятельность: все авторы заявляют об отсутствии потенциального конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.

⁹ Федеральная служба государственной статистики (Росстат). Здравоохранение в России. 2023: Статистический сборник. М.: Росстат; 2023. 159 с. URL: <http://ssl.rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Zdravoohran-2023.pdf>.

¹⁰ Стандартизированный набор клинических терминов, используемый в NHS для записи информации о пациентах.

Литература/References

1. Drapkina OM, Kontsevaya AV, Kalinina AM, et al. Comorbidity of patients with noncommunicable diseases in general practice. Eurasian guidelines. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2024;23(3):3996. (In Russ.) Драпкина О.М., Концевая А.В., Калинина А.М. и др. Коморбидность пациентов с хроническими неинфекционными заболеваниями в практике врача-терапевта. Евразийское руководство. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2024;23(3):3996. doi:10.15829/1728-8800-2024-3996. EDN: AVZLPJ.
2. Sundmacher L, Fischbach D, Schuettig W, et al. Which hospitalisations are ambulatory care-sensitive, to what degree, and how could the rates be reduced? Results of a group consensus study in Germany. Health Policy. 2015;119(11):1415-23. doi:10.1016/j.healthpol.2015.08.007.
3. Malyavin AG, Avksentieva MV, Babak SL, et al. Medical and economic consequences of expanding the drug provision program for patients with COPD in Russia. Therapy. 2019;5(5): 36-44. (In Russ.) Мальявин А.Г., Авксентьева М.В., Бабак С.Л. Медицинские и экономические последствия расширения программы лекарственного обеспечения пациентов с ХОБЛ в России. Терапия. 2019;5(5):36-44. doi:10.18565/therapy.2019.5.36-44. EDN: VLVVPJ.
4. Klunder JH, Panneman SL, Wallace E, et al. Prediction models for the prediction of unplanned hospital admissions in community-dwelling older adults: A systematic review. PLoS One. 2022;17(9):e0275116. doi:10.1371/journal.pone.0275116.
5. Shepel RN, Drapkina OM, Kontsevaya AV, et al. Ambulatory care sensitive diseases/conditions in adult patients. A systematic review. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2024;23(9):4128. (In Russ.) Шепель Р.Н., Драпкина О.М., Концевая А.В. и др. Заболевания/состояния, чувствительные к амбулаторному лечению взрослых пациентов. Систематический обзор. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2024;23(9):4128. doi:10.15829/1728-8800-2024-4128. EDN: MAIAVK.
6. Castro Vargas S, Bauhoff S. Evaluating health systems through ambulatory care-sensitive conditions. Rev Panam Salud Publica. 2025;49:e75. doi:10.26633/RPSP.2025.75.
7. Saturno-Hernández P, Moreno-Zegbe E, Poblano-Verastegui O, et al. Hospital care direct costs due to ambulatory care sensitive conditions related to diabetes mellitus in the Mexican public healthcare system. BMC Health Serv Res. 2024;24(1):507. doi:10.1186/s12913-024-10937-w.
8. Somé NH, Devlin RA, Mehta N. Primary care payment models and avoidable hospitalizations in Ontario, Canada: A multivalued treatment effects analysis. Health Econ. 2024;33(10):2288-305. doi:10.1002/hec.4872.
9. Loukianov MM, Gomova TA, Savishceva AA, et al. RegiStry Of the multiFaceted medical cenTer (SOFIT): the main tasks, development, and the first results. The Russian Journal of Preventive Medicine. 2023;26(6):46-54. (In Russ.) Лукьянов М.М., Гомова Т.А., Савищева А.А. и др. Регистр многопрофильного медицинского центра (СОФИТ): основные задачи, опыт создания и первые результаты. Профилактическая медицина. 2023;26(6):46-54. doi:10.17116/profmed20232606146.
10. Martsevich SYu, Kutishenko NP, Lukina Yu, et al. Polypharmacy: definition, impact on outcomes, need for correction. Rational Pharmacotherapy in Cardiology. 2023;19(3):254-63. (In Russ.) Марцевич С.Ю., Кутишенко Н.П., Лукина Ю.В. и др. Полифармация: определение, влияние на исходы, необходимость коррекции. Рациональная Фармакотерапия в Кардиологии. 2023;19(3):254-63. doi:10.20996/1819-6446-2023-2924.
11. Dolgusheva YuA, Efremova YuE, Kudrina VG, et al. Risks of polypharmacy in elderly patients with cardiovascular diseases. RMJ. Medical Review. 2025;9(1):77-84. (In Russ.) Долгушева Ю.А., Ефремова Ю.Е., Кудрина В.Г. и др. Риски полипрагмазии у пожилых пациентов с сердечно-сосудистыми заболеваниями. РМЖ. Медицинское обозрение. 2025;9(1):77-84. doi:10.32364/2587-6821-2025-9-1-10.
12. Oddy C, Zhang J, Morley J. Promising algorithms to perilous applications: a systematic review of risk stratification tools for predicting healthcare utilisation. BMJ Health Care Inform. 2024;31(1):e101065. doi:10.1136/bmjhci-2024-101065.
13. Shepel RN, Demko VV, Goncharov MV, et al. Analysis of questionnaires from the perspective of hospitalization risk prediction. Systematic review. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2024;23(5):4026. (In Russ.) Шепель Р.Н., Демко В.В., Гончаров М.В. и др. Анализ предикторов, используемых в опросниках или анкетировании пациентов, с позиции прогностической эффективности в отношении риска госпитализации. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2024;23(5):4026. doi:10.15829/1728-8800-2024-4026. EDN: FRKOHO.
14. Raldow AC, Raja N, Villaflores CW, et al. Proactive care management of AI-identified at-risk patients decreases preventable admissions. Am J Manag Care. 2024;30(11):548-54. doi:10.37765/ajmc.2024.89625.
15. Golinelli D, Pecoraro V, Tedesco D, et al. Population risk stratification tools and interventions for chronic disease management in primary care: a systematic literature review. BMC Health Serv Res. 2025;25:526. doi:10.1186/s12913-025-12690-0.
16. Andreychenko AE, Ermak AD, Gavrilov DV, et al. Development and validation of machine learning models predicting hospitalizations of hypertensive patients over 12 months. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2025;24(1):4130. (In Russ.) Андрейченко А.Е., Ермак А.Д., Гаврилов Д.В. и др. Разработка и валидация моделей машинного обучения, прогнозирующих госпитализации пациентов с артериальной гипертензией в течение 12 месяцев. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2025; 24(1):4130. doi:10.15829/1728-8800-2025-4130. EDN: YXVRIN.
17. Andreychenko AE, Ermak AD, Gavrilov DV, et al. Development and validation of machine learning models predicting hospitalization risk in patients with diabetes mellitus within the next 12 months. Diabetes Mellitus. 2024;27(2):142-57. (In Russ.) Андрейченко А.Е., Ермак А.Д., Гаврилов Д.В. и др. Разработка и валидация моделей машинного обучения, прогнозирующих риск госпитализации пациентов с сахарным диабетом в течение последующих 12 месяцев. Сахарный диабет. 2024;27(2):142-57. doi:10.14341/DM13065.
18. Rukodayny OV, Goloshchapov-Aksenov RS, Shaburov RI, et al. The experience of the decision-making algorithm of primary healthcare for the elderly patients with cardiovascular diseases. Complex Issues of Cardiovascular Diseases. 2022;11(2):85-97. (In Russ.) Рукодайный О.В., Голощапов-Аксенов Р.С., Шабуров Р.И. и др. Опыт применения алгоритма принятия клинко-организационного решения на этапе первичной медико-санитарной помощи при сердечно-сосудистых заболеваниях у пациентов старших возрастных групп. Комплексные проблемы сердечно-сосудистых заболеваний. 2022;11(2):85-97. doi:10.17802/2306-1278-2022-11-2-85-97.
19. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. BMJ. 2021;372:n71. doi:10.1136/bmj.n71.

20. Hippisley-Cox J, Coupland C. Predicting risk of emergency admission to hospital using primary care data: derivation and validation of QAdmissions score. *BMJ Open*. 2013;3(8):e003482. doi:10.1136/bmjopen-2013-003482.
21. Rahimian F, Salimi-Khorshidi G, Payberah AH, et al. Predicting the risk of emergency admission with machine learning: development and validation using linked electronic health records. *PLoS Medicine*. 2018;15(11):e1002695. doi:10.1371/journal.pmed.1002695.
22. Riley RD, Ensor J, Snell KI, et al. External validation of clinical prediction models using big datasets from e-health records or IPD meta-analysis: opportunities and challenges. *BMJ*. 2016;353:i3140. doi:10.1136/bmj.i3140.
23. Donnan PT, Dorward DW, Mutch B, et al. Development and validation of a model for predicting emergency admissions over the next year (PEONY): a UK historical cohort study. *Arch Intern Med*. 2008;168(13):1416-22. doi:10.1001/archinte.168.13.1416.
24. Tomlin AM, Lloyd HS, Tilyard MW, et al. Risk stratification of New Zealand general practice patients for emergency admissions in the next year: adapting the PEONY model for use in New Zealand. *J Prim Health Care*. 2016;8(3):227-37. doi:10.1071/HC15000.
25. Chenore T, Pereira Gray DJ, Forrer J, et al. Emergency hospital admissions for the elderly: insights from the Devon Predictive Model. *J Public Health (Oxford)*. 2013;35(4):616-23. doi:10.1093/pubmed/fdt009.
26. Mesgarpour M, Chaussalet T, Chahed S. Ensemble Risk Model of Emergency Readmissions (ERMER). *Int J Med Inform*. 2017;103:65-77. doi:10.1016/j.ijmedinf.2017.04.010.
27. Gao J, Moran E, Li YF, et al. Predicting potentially avoidable hospitalizations. *Med Care*. 2014;52(2):164-71. doi:10.1097/MLR.0000000000000041.
28. Hutchings HA, Evans BA, Fitzsimmons D, et al. Predictive risk stratification model: a progressive cluster-randomised trial in chronic conditions management (PRISMATIC) research protocol. *Trials*. 2013;14:301. doi:10.1186/1745-6215-14-301.
29. Lemke KW, Weiner JP, Clark JM. Development and validation of a model for predicting inpatient hospitalization. *Med Care*. 2012;50(2):131-9. doi:10.1097/MLR.0b013e3182353ceb.
30. Wang L, Porter B, Maynard C, et al. Predicting risk of hospitalization or death among patients receiving primary care in the Veterans Health Administration. *Med Care*. 2013;51(4):368-73. doi:10.1097/MLR.0b013e31827da95a.
31. Benthien KS, Jacobsen RK, Hjarnaa L, et al. Predicting individual risk of emergency hospital admissions — a retrospective validation study. *Risk Manag Healthc Policy*. 2021;14:3865-72. doi:10.2147/RMHP.S314588.
32. Crane SJ, Tung EE, Hanson GJ, et al. Use of an electronic administrative database to identify older community-dwelling adults at high risk for hospitalization or emergency department visits: the Elders Risk Assessment Index. *BMC Health Serv Res*. 2010;10:338. doi:10.1186/1472-6963-10-338.
33. Larina VN, Karpenko DG, Mikhailusova MP. Risk factors associated with cardiovascular hospitalizations in outpatients aged 60 years and older with chronic heart failure. *Therapy*. 2020;6(8):47-54. (In Russ.) Ларина В.Н., Карпенко Д.Г., Михайлузова М.П. Факторы риска, ассоциированные с госпитализациями по сердечно-сосудистым причинам, у амбулаторных пациентов в возрасте 60 лет и старше с хронической сердечной недостаточностью. *Терапия*. 2020;6(8):47-54. doi:10.18565/therapy.2020.8.47-54. EDN: VAFJEM.
34. Guo Y, Wang Y, Li X, et al. Optimal Thromboprophylaxis in Elderly Chinese Patients with Atrial Fibrillation (ChiOTEAF) registry: protocol for a prospective, observational nationwide cohort study. *BMJ Open* 2018;8:e020191. doi:10.1136/bmjopen-2017-020191.
35. Mannucci PM, Nobili A. Multimorbidity and polypharmacy in the elderly: lessons from REPOSI. *Intern Emerg Med*. 2014;9(7):723-34. doi:10.1007/s11739-014-1124-1.
36. Billings J, Georgiou T, Blunt I. Choosing a model to predict hospital admission: an observational study of new variants of predictive models for case finding. *BMJ Open*. 2013;3(8):e003352. doi:10.1136/bmjopen-2013-003352.
37. Nunes AL, Lisboa T, da Rosa BN. Impact of artificial intelligence on hospital admission prediction and flow optimization in health services: a systematic review. *Int J Med Inform*. 2025;204:106057. doi:10.1016/j.ijmedinf.2025.106057.
38. Zhang X, Wang H, Yu G. Machine learning-driven prediction of hospital admissions using gradient boosting and GPT-2. *Digit Health*. 2025;11:20552076251331319. doi:10.1177/20552076251331319.
39. Sharda M, Sharma S, Raikar S, et al. The Role of Machine Learning in Predicting Hospital Readmissions Among General Internal Medicine Patients: A Systematic Review. *Cureus*. 2025;17(5):e84761. doi:10.7759/cureus.84761.