

DOI: <https://doi.org/10.17816/medjrf635256>

Системы искусственного интеллекта для прогнозирования исходов при хронической ишемической болезни сердца у пациентов, перенёсших кардиохирургическое вмешательство, в зависимости от наличия анемического синдрома: обзор литературы

Т.Ю. Калюта, И.П. Емельянова, В.В. Суворов, А.С. Федонников

Саратовский государственный медицинский университет имени В.И. Разумовского, Саратов, Россия

АННОТАЦИЯ

Обоснование. Ежегодно в России число лиц, перенёсших кардиохирургические вмешательства, превышает 600 тыс. Среди них анемия встречается у 30–70% человек, что в 4 раза повышает риск летального исхода в течение года, в 5 раз — риск тромбоза стента, в 1,3 раза — риск рецидивов острых коронарных событий и в 2 раза — риск кровотечений. Однако среди разработанных систем прогнозирования с применением технологий искусственного интеллекта (ИИ) лишь немногие учитывают наличие анемического синдрома. Имеющиеся цифровые платформы не сфокусированы на поддержке принятия врачебных решений.

Цель обзора — анализ существующих платформ ИИ для прогнозирования течения ишемической болезни сердца (ИБС) и систем, учитывающих наличие анемического синдрома.

Материалы и методы. Проанализированы базы данных PubMed и «Российский индекс научного цитирования» с 2000 по январь 2024 года. По ключевым словам «искусственный интеллект», «анемия», «ИБС», «гемоглобин», «кардиохирургические вмешательства» найдено 906 статей, из них критериям включения в анализ соответствовало 38.

Результаты. В ряде стран мира в настоящее время созданы платформы ИИ для прогнозирования течения ИБС. В настоящем обзоре представлен анализ опубликованных данных о разработанных и используемых цифровых продуктах на основе ИИ для ведения пациентов с ИБС, в том числе учитывающих основные гематологические показатели.

Заключение. Анализ существующих разработок показал нацеленность на решение прогностических вопросов. При этом, на наш взгляд, недостаточно широк спектр анализируемых параметров. В частности, не развит учёт наличия или отсутствия анемии, играющей ключевую роль в модификации риска неблагоприятных исходов при ИБС.

Ключевые слова: искусственный интеллект; анемия; ишемическая болезнь сердца; обзор.

Как цитировать:

Калюта Т.Ю., Емельянова И.П., Суворов В.В., Федонников А.С. Системы искусственного интеллекта для прогнозирования исходов при хронической ишемической болезни сердца у пациентов, перенёсших кардиохирургическое вмешательство, в зависимости от наличия анемического синдрома: обзор литературы // Российский медицинский журнал. 2024. Т. 30, № 5. С. 486–493. DOI: <https://doi.org/10.17816/medjrf635256>

DOI: <https://doi.org/10.17816/medjrf635256>

Artificial intelligence systems for predicting chronic ischemic heart disease outcomes in cardiac surgery patients based on presence of anemia: a literature review

Tatyana Yu. Kalyuta, Irina P. Emelyanova, Valeriy V. Suvorov, Alexander S. Fedonnikov

Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky, Saratov, Russia

ABSTRACT

BACKGROUND: In Russia, the number of people undergoing heart surgery exceeds 600 thousand annually. These include anemia in 30–70% of patients with a 4-fold increased risk of one-year death, a 5-fold increased risk of stent thrombosis, a 1.3-fold increased risk of recurrent acute coronary events, and a 2-fold increased risk of bleeding. However, among the prognostic systems developed using artificial intelligence (AI) technologies, few take the presence of anemia into account. Existing digital platforms are not designed to support clinical decision making.

AIM: The review aimed to evaluate existing AI platforms for predicting the course of ischemic heart disease (IHD) and systems that take into account the presence of anemia.

MATERIALS AND METHOD: The PubMed and Russian Science Citation Index databases from 2000 to January 2024 were analyzed. Using Keywords of “artificial intelligence”, “anemia”, “coronary heart disease”, “hemoglobin”, and “cardiac surgery”, 906 articles were found, of which 38 met the inclusion criteria for analysis.

RESULTS: In some countries, AI platforms have been created to predict the course of IHD. This review analyzes published data on the development and use of AI-based digital products for the management of patients with IHD, including those that take into account key hemodynamic parameters.

CONCLUSION: Analysis of existing developments revealed a focus on solving prognostic problems. However, in our opinion, the range of parameters analyzed is not wide enough. For example, anemia, which plays a key role in modifying the risk of adverse outcomes in IHD, has not been considered as a factor.

Keywords: artificial intelligence; anemia; ischemic heart disease; review.

To cite this article:

Kalyuta TYu, Emelyanova IP, Suvorov VV, Fedonnikov AS. Artificial intelligence systems for predicting chronic ischemic heart disease outcomes in cardiac surgery patients based on presence of anemia: a literature review. *Russian Medicine*. 2024;30(5):486–493. DOI: <https://doi.org/10.17816/medjrf635256>

ОБОСНОВАНИЕ

Сердечно-сосудистые заболевания представляют собой значительную и растущую нагрузку на систему здравоохранения [1]. Ежегодно в России число лиц, перенёвших кардиохирургические вмешательства, превышает 600 тыс. [2, 3]. Среди них анемия встречается у 30–70% человек, что в 4 раза повышает риск летального исхода в течение года, в 5 раз — риск тромбоза стента, в 1,3 раза — риск рецидивов острого коронарного синдрома (ОКС) и в 2 раза — риск кровотечений [1–3]. В настоящий момент идентифицировано более 10 модифицируемых и множество немодифицируемых факторов риска неблагоприятного прогноза ишемической болезни сердца (ИБС), среди которых значимым выступает анемия. Всё чаще для анализа прогностических аспектов неблагоприятного прогноза при ИБС используют искусственный интеллект (ИИ) [4–41]. Поэтому целью данного обзора стал анализ существующих платформ ИИ, созданных для прогнозирования течения ИБС и учёта наличия анемического синдрома.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Представлен обзор отечественных и зарубежных исследований, посвящённых специфике разработанных для прогнозирования течения ИБС платформ ИИ в контексте такой проблемы, как учёт наличия/отсутствия анемии. Проанализированы базы данных PubMed и «Российский индекс научного цитирования» с 2000 по начало 2024 года. По ключевым словам «искусственный интеллект», «анемия», «ИБС», «гемоглобин», «кардиохирургические вмешательства» найдено 906 статей, проанализированных по представленным критериям. Поскольку поиск статей по всем ключевым словам не давал результатов, осуществляли поиск статей при попарном применении вышеназванных ключевых слов, среди которых анализировали статьи, представлявшие данные о применении цифровых платформ с элементами ИИ для прогнозирования исходов ИБС. В итоге было отобрано 38 статей, которые были проанализированы по параметрам, включённым в интерпретируемые «входящие» данные в системах ИИ. Оценивали также список исходов (конечных точек, КТ), прогнозирование которых осуществляли авторы статей.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Основные интерпретируемые опубликованными платформами ИИ клинические параметры и прогнозируемые ими исходы представлены в приложении 1. Проанализированы 38 авторских платформ ИИ, интерпретируемые в них данные и прогнозируемые параметры исхода. Мы выделили среди интерпретируемых параметров клинические, инструментальные и лабораторные. При таком анализе видно, что большинство платформ включают в себя редко определяемые в рутинной практике параметры, и лишь 8 из 38

созданных систем включают в перечень прогностических параметров показатели общего анализа крови (ОАК).

Среди параметров исхода мы выделили 2 типа прогнозируемых авторами платформ ИИ исходов: 1 — вероятности клинически определяемого неблагоприятного исхода (ОКС, смерть и т. п.); 2 — вероятности морфологически определяемого неблагоприятного исхода (например, разрыва бляшки). С нашей точки зрения, такое деление имеет значение для понимания ценности практического применения созданных разными авторами платформ ИИ. С одной стороны, увеличение числа выходящих данных и доли объективных, количественно определяемых признаков, применяемых для прогнозирования исходов, повышает точность системы. С другой стороны, необходимость сбора и внесения в систему большого объёма информации на практике бывает ограничена техническими возможностями лечебного учреждения, временным лимитом на сбор данных и другими факторами. Кроме того, расчёт вероятности неблагоприятного «морфологического» исхода (например, риск разрыва бляшки) в рутинной практике сложно рассматривать как руководство к действию для клинициста, так как традиционный риск-ориентированный подход в практике врача, отражённый в клинических рекомендациях, опирается на оценку вероятности наступления клинически неблагоприятных состояний, а не каких-либо морфологических повреждений.

Использование различных подходов к разработке платформ ИИ, вошедших в проанализированные нами статьи, представлено в приложении 1: в основном применяли модели машинного обучения, лишь в четырёх случаях авторы не конкретизируют алгоритм.

Большинство исследователей включают в список данных для интерпретации платформой ИИ информацию из анамнеза, касающуюся наличия/отсутствия общепризнанных факторов риска неблагоприятного течения ИБС. Большинство данных факторов риска немодифицируемые. При этом важно констатировать, что анемический синдром является модифицируемым фактором риска. Однако этот показатель включают в анализ риска при ИБС только 10% исследователей. Единственный алгоритм, сфокусированный на определении риска ИБС с учётом анемии, создан F. D'Ascenzo и соавт. [25]. Показатели красной крови оценивали как параметр прогноза исхода анемии только T. Ohara и соавт. [24]. Между тем анемия при ИБС является значимым фактором риска и коррелирует с худшими исходами [3].

Из приложения 2 видно, что все созданные системы ИИ по учёту лабораторных параметров, которые отражают наличие/отсутствие анемии, можно разделить на 2 группы: первую — не учитывающие параметры ОАК (29 статей), вторую — учитывающие параметры ОАК (9 статей).

На наш взгляд, это указывает на недооценку влияния анемического синдрома как прогностически неблагоприятного фактора,кратно повышающего риск неблагоприятных исходов течения ИБС [1–3]. Факт кровотечений

при оперативном лечении ИБС также недооценивается, хотя он служит независимым неблагоприятным предиктором прогноза: среди созданных систем ИИ он учтён лишь в одной системе (F. D'Ascenzo и соавт.) [25].

Частота использования КТ для оценки исходов, прогнозируемых авторами статей, представлена в табл. 1.

Оценка параметров прогнозирования исходов говорит о том, что преобладает фокус на «клинические» КТ — смерть, аритмия, кровотечение, а «морфологические» неблагоприятные КТ, к которым можно отнести гипертрофию миокарда и тромбоз стента, оцениваются лишь в 7,8% случаев суммарно. На наш взгляд, акцент на использование клинических КТ оправдан, так как это соответствует логике рекомендаций, которым следует врач в рутинной клинической практике.

ОБСУЖДЕНИЕ

Применение ИИ может улучшать качество прогнозирования риска неблагоприятных исходов у пациентов с ИБС. Однако результаты нашего исследования показывают: в настоящий момент в профессиональном сообществе отсутствует консенсус по вопросу минимально достаточной

совокупности параметров, которые необходимо анализировать с помощью ИИ для их прогнозирования у пациентов, перенёсших кардиохирургическое вмешательство. Большинство исследователей включают в список данных для интерпретации преимущественно информацию анамнеза, касающуюся наличия/отсутствия общепризнанных факторов риска, из которых большинство немодифицируемые. Важно констатировать, что анемический синдром является модифицируемым фактором риска. Однако этот показатель включают в анализ риска при ИБС лишь 10% исследователей. Алгоритмы Т. Ohara и F. D'Ascenzo являются первыми опубликованными платформами прогнозирования для лиц с ИБС, учитывающими анемический синдром, при этом оба алгоритма создавались для пациентов с кровотечениями и/или с исходной анемией [24, 25]. У пациентов без анемии или не имевших кровотечений никто из исследователей не включил анемию в число возможных исходов, которой следует прогнозировать.

На наш взгляд, недостаточное внимание исследователей к учёту анемии при прогнозировании течения ИБС связано со сравнительной «молодостью» применения технологии ИИ в медицине. Вероятно, на относительно узком наборе одних и тех же интерпретируемых данных

Таблица 1. Частота использования конечных точек для оценки исходов, прогнозируемых авторами статей

Исход, который прогнозировали	Число статей, в которых прогнозировали данный исход	Процент статей, в которых прогнозировали данный исход, от общего числа (n=38) статей, подходящих под критерии включения и не содержащих критериев исключения
Анемия	1	2,60
Острый коронарный синдром без подъёма сегмента ST	3	7,80
Нестабильная стенокардия	9	23,60
Рецидив острого инфаркта миокарда	7	18,40
Перикардит	3	7,84
Фибрилляция предсердий	4	10,50
Кардиомиопатия	4	10,50
Ангионевротический отёк	1	2,60
Хроническая сердечная недостаточность	2	5,20
Острая сердечная недостаточность	2	5,20
Гипертрофия миокарда	1	2,60
Гипертрофическая кардиомиопатия	2	5,20
Смерть от сердечных причин	3	7,84
Тромбоз стента	2	5,20
Синдром Бругада	2	5,20
Гипертония белого халата	1	2,60
Лёгочная гипертензия	1	2,60
Метаболический синдром	2	5,20
Аритмия	4	10,50
Кровотечение	6	15,47
Смерть от всех причин	8	21,0

и исходов (см. приложение 2) учёные «отшлифовывают» методологию, и на следующем этапе можно ожидать, что в анализ будет включаться более широкий спектр показателей.

Следует отметить, что не разработаны платформы ИИ с поддержкой принятия врачебных решений, в которых предлагалась бы терапевтическая или диагностическая тактика на основе персонифицированного подхода, кроме системы, разработанной У.К. Нох и соавт. [6], которая предусматривает «необходимость реваскуляризации».

Обращает на себя внимание сравнительно небольшое число разработок. При этом в России ведутся разработки платформ ИИ, и они способствуют улучшению качества жизни пациентов с ИБС, оптимизации использования ресурсов здравоохранения. Отмечается высокая востребованность таких сервисов врачами и пациентами, однако готовых сервисов ещё не предложено.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ряде стран мира в настоящее время созданы системы ИИ для прогнозирования течения ИБС. Они сфокусированы на решении прогностических вопросов и недостаточно внимания уделяют терапевтическим стратегиям. На текущем этапе методологии конструирования платформ ИИ у пациентов с ИБС находятся в стадии формирования, они используют ограниченный набор входных данных. Наличие анемии не учитывается большинством научных коллективов при разработке моделей ИИ у пациентов, перенёвших кардиохирургическое вмешательство. Поэтому актуальна разработка платформ ИИ для прогнозирования течения ИБС с обязательным учётом такого фактора риска, как анемия, что позволит повысить их медико-социальную и экономическую эффективность.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Приложение 1. Анализ интерпретируемых и прогнозируемых параметров в публикациях о разработанных системах искусственного интеллекта. doi: 10.17816/rmj635256-4221253

Приложение 2. Частота использования показателей, вошедших в интерпретируемые авторами статей данные. doi: 10.17816/rmj635256-4221255

Источник финансирования. Работа выполнена в рамках научного исследования ФГБОУ ВО Саратовский ГМУ им. В.И. Разумовского Минздрава России по тематике государственного задания Минздрава России «Разработка экспертной системы искусственного интеллекта для персонализированной диагностики, коррекции когнитивных нарушений и прогнозирования исходов при хронической ишемической болезни сердца в зависимости от наличия анемического синдрома» (ЕГИСУ НИОКРТ № 124020600005-4, ПТНИ 1023022700025-8 от 06.02.2024).

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии явных и потенциальных конфликтов интересов.

Вклад авторов. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE. Наибольший вклад распределён следующим образом: Т.Ю. Калюта — концепция и дизайн исследования, сбор и обработка материала, написание текста, редактирование; И.П. Емельянова — сбор и обработка материала, написание текста; В.В. Суворов — написание текста, составление списка литературы; А.С. Федонников — написание текста, редактирование.

ADDITIONAL INFORMATION

Appendix 1. Analysis of interpreted and predicted parameters in publications on developed artificial intelligence systems. doi: 10.17816/rmj635256-4221253

Appendix 2. The frequency of use of indicators included in the data interpreted by the authors of the articles. doi: 10.17816/rmj635256-4221255

Funding source. The work was performed as part of a scientific study of the Saratov State Medical University named after V.I. Razumovsky of the Ministry of Health of the Russian Federation on the subject of the state assignment of the Ministry of Health of the Russian Federation "Development of an expert artificial intelligence system for personalized diagnosis, correction of cognitive impairment and prediction of outcomes in chronic coronary heart disease depending on the presence of anemic syndrome" (EGISU R&D No. 124020600005-4, PTNI 1023022700025-8 dated 06.02.2024)

Competing interests. The authors claim that there is no conflict of interest in the article.

Authors' contribution. All authors confirm compliance of their authorship with the international ICMJE criteria. The largest contribution is distributed as follows: T.Yu. Kalyuta — research concept and design, writing the text, editing; I.P. Emelyanova — collection and processing of material, writing the text; V.V. Suvorov — writing the text, compilation of the list of literature; A.S. Fedonnikov — writing the text, editing.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Концевая А.В., Драпкина О.М., Баланова Ю.А., и др. Экономический ущерб сердечно-сосудистых заболеваний в Российской Федерации в 2016 году // Рациональная фармакотерапия в кардиологии. 2018. Т. 14, № 2. Р. 156–166. EDN: XNSQUP doi: 10.20996/1819-6446-201814-2-156-166
2. Lanser L., Fuchs D., Scharnagl H., et al. Anemia of chronic disease in patients with cardiovascular disease // Front Cardiovasc Med. 2021. Vol. 8. P. 666638. doi: 10.3389/fcvm.2021.666638
3. Калюта Т.Ю., Глушакова В.Д., Глушаков И.А., и др. Анемия и острые коронарные синдромы: эпидемиология, этиология,

прогностическое значение и риски кровотечений // Актуальные проблемы медицины. 2022. Т. 45, № 4. С. 325–342. EDN: UNCZUF doi: 10.52575/2687-0940-2022-45-4-325-342

- 4. Wang H., Zu Q., Chen J., et al. Application of artificial intelligence in acute coronary syndrome: a brief literature review // Adv Ther. 2021. Vol. 38, N 10. P. 5078–5086. doi: 10.1007/s12325-021-01908-2
- 5. Kulkarni H., Amin A.P. Artificial intelligence in percutaneous coronary intervention: improved prediction of PCI-related complications using an artificial neural network // medRxiv. 2020. doi: 10.1101/2020.08.17.20177055

6. Noh Y.K., Park J.Y., Choi B.G., et al. A machine learning-based approach for the prediction of acute coronary syndrome requiring revascularization // *J Med Syst.* 2019. Vol. 43, N 8. P. 253. doi: 10.1007/s10916-019-1359-5
7. Zack C.J., Senecal S., Kinar Y., et al. Leveraging machine learning techniques to forecast patient prognosis after percutaneous coronary intervention // *JACC Cardiovasc Interv.* 2019. Vol. 12, N 14. P. 1304–1311. doi: 10.1016/j.jcin.2019.02.035
8. Pinaire J., Chabert E., Azé J., et al. Sequential pattern mining to predict medical in-hospital mortality from administrative data: application to acute coronary syndrome // *J Healthc Eng.* 2021. Vol. 2021. P. 5531807. doi: 10.1155/2021/5531807
9. Berikol G.B., Yildiz O., Özcan I.T. Diagnosis of acute coronary syndrome with a support vector machine // *J Med Syst.* 2016. Vol. 40, N 4. P. 84. doi: 10.1007/s10916-016-0432-6
10. Than M.P., Pickering J.W., Sandoval Y., et al. Machine learning to predict the likelihood of acute myocardial infarction // *Circulation.* 2019. Vol. 140, N 11. P. 899–909. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.119.041980
11. Wu C.C., Hsu W.D., Islam M.M., et al. An artificial intelligence approach to early predict non-ST-elevation myocardial infarction patients with chest pain // *Comput Methods Programs Biomed.* 2019. Vol. 173. P. 109–117. doi: 10.1016/j.cmpb.2019.01.013
12. Baxt W.G., Shofer F.S., Sites F.D., Hollander J.E. A neural network aid for the early diagnosis of cardiac ischemia in patients presenting to the emergency department with chest pain // *Ann Emerg Med.* 2002. Vol. 40, N 6. P. 575–583. doi: 10.1067/mem.2002.129171
13. Hadanny A., Shouval R., Wu J., et al. Predicting 30-day mortality after ST elevation myocardial infarction: Machine learning- based random forest and its external validation using two independent nationwide datasets // *J Cardiol.* 2021. Vol. 78, N 5. P. 439–446. doi: 10.1016/j.jjcc.2021.06.002
14. Sherazi S.W.A., Bae J.W., Lee J.Y. A soft voting ensemble classifier for early prediction and diagnosis of occurrences of major adverse cardiovascular events for STEMI and NSTEMI during 2-year follow-up in patients with acute coronary syndrome // *PLoS One.* 2021. Vol. 16, N 6. P. e0249338. doi: 10.1371/journal.pone.0249338
15. Zeron R.M.C., Serrano Junior C.V. Artificial intelligence in the diagnosis of cardiovascular disease // *Rev Assoc Med Bras* (1992). 2019. Vol. 65, N 12. P. 1438–1441. doi: 10.1590/1806-9282.65.12.1438
16. Gruson D., Bernardini S., Dabla P.K., et al. Collaborative AI and laboratory medicine integration in precision cardiovascular medicine // *Clin Chim Acta.* 2020. Vol. 509. P. 67–71. doi: 10.1016/j.cca.2020.06.001
17. Фоминых А.М. Комплекс автоматической диагностики сердечно-сосудистой деятельности на базе системы искусственного интеллекта // *Фундаментальные и прикладные исследования: проблемы и результаты.* 2013. № 3. С. 54–58. EDN: RDMQXS
18. Гельцер Б.И., Рублев В.Ю., Циванюк М.М., Шахгельдян К.И. Машинное обучение в прогнозировании ближайших и отдаленных результатов реваскуляризации миокарда: систематический обзор // *Российский кардиологический журнал.* 2021. Т. 26, № 8. С. 115–124. EDN: PVUHFE doi: 10.15829/1560-4071-2021-4505
19. Johnson K.W., Torres S.J., Glicksberg B.S., et al. Artificial intelligence in cardiology // *J Am Coll Cardiol.* 2018. Vol. 71, N 23. P. 2668–2679. doi: 10.1016/j.jacc.2018.03.521
20. Johnson A.E., Brewer L.C., Echols M.R., Mazimba S., et al. Utilizing artificial intelligence to enhance health equity among patients with heart failure // *Heart Fail Clin.* 2022. Vol. 18, N 2. P. 259–273. doi: 10.1016/j.hfc.2021.11.001
21. Pieszko K., Hiczekiewicz J., Budzianowski P., et al. Machine-learned models using hematological inflammation markers in the prediction of short-term acute coronary syndrome outcomes // *J Transl Med.* 2018. Vol. 16, N 1. P. 334. doi: 10.1186/s12967-018-1702-5
22. Duan H., Sun Z., Dong W., Huang Z. Utilizing dynamic treatment information for MACE prediction of acute coronary syndrome // *BMC Med Inform Decis Mak.* 2019. Vol. 19, N 1. P. 5. doi: 10.1186/s12911-018-0730-7
23. Ma M., Hao X., Zhao J., et al. Predicting heart failure in-hospital mortality by integrating longitudinal and category data in electronic health records // *Med Biol Eng Comput.* 2023. Vol. 61, N 7. P. 1857–1873. doi: 10.1007/s11517-023-02816-z
24. Ohara T., Ikeda H., Sugitani Y., et al. Artificial intelligence supported anemia control system (AISACS) to prevent anemia in maintenance hemodialysis patients // *Int J Med Sci.* 2021. Vol. 18, N 8. P. 1831–1839. doi: 10.7150/ijms.53298
25. D'Ascenzo F., De Filippo O., Gallone G., et al. Machine learning-based prediction of adverse events following an acute coronary syndrome (PRAISE): a modelling study of pooled datasets // *Lancet.* 2021. Vol. 397, N 10270. P. 199–207. doi: 10.1016/S0140-6736(20)32519-8
26. Laumer F., Di Vece D., Cammann V.L., et al. Assessment of artificial intelligence in echocardiography diagnostics in differentiating takotsubo syndrome from myocardial infarction // *JAMA Cardiol.* 2022. Vol. 7, N 5. P. 494–503. doi: 10.1001/jamacardio.2022.0183
27. Chan P.Z., Ramli M.A.I.B., Chew H.S.J. Diagnostic test accuracy of artificial intelligence-assisted detection of acute coronary syndrome: a systematic review and meta-analysis // *Comput Biol Med.* 2023. Vol. 167. P. 107636. doi: 10.1016/j.combiomed.2023.107636
28. Kumar S., Chu M., Tu S., et al. Physiologic and compositional coronary artery disease extension in patients with takotsubo syndrome assessed using artificial intelligence: an optical coherence tomography study // *Coron Artery Dis.* 2022. Vol. 33, N 5. P. 349–353. doi: 10.1097/MCA.0000000000001130
29. Hong H., Jia H., Zeng M., et al. Risk stratification in acute coronary syndrome by comprehensive morphofunctional assessment with optical coherence tomography // *JACC Asia.* 2022. Vol. 2, N 4. P. 460–472. doi: 10.1016/j.jacasi.2022.03.004
30. Thießen N., Schnabel R. Diagnose des akuten Koronarsyndroms // *Dtsch Med Wochenschr.* 2024. Vol. 149, N 9. P. 488–495. doi: 10.1055/a-2163-2586
31. Emakhu J., Monplaisir L., Aguwa C., et al. Acute coronary syndrome prediction in emergency care: A machine learning approach // *Comput Methods Programs Biomed.* 2022. Vol. 225. P. 107080. doi: 10.1016/j.cmpb.2022.107080
32. Glessgen C.G., Boulougouri M., Vallée J.P., et al. Artificial intelligence-based opportunistic detection of coronary artery stenosis on aortic computed tomography angiography in emergency department patients with acute chest pain // *Eur Heart J Open.* 2023. Vol. 3, N 5. P. eoad088. doi: 10.1093/ehjopen/oead088
33. Chopannejad S., Sadoughi F., Bagherzadeh R., Shekarchi S. Predicting major adverse cardiovascular events in acute coronary syndrome: a scoping review of machine learning approaches // *Appl Clin Inform.* 2022. Vol. 13, N 3. P. 720–740. doi: 10.1055/a-1863-1589
34. Kayvanpour E., Gi W.T., Sedaghat-Hamedani F., et al. microRNA neural networks improve diagnosis of acute coronary syndrome (ACS) // *J Mol Cell Cardiol.* 2021. Vol. 151. P. 155–162. doi: 10.1016/j.yjmcc.2020.04.014

35. Park J., Yoon Y., Cho Y., Kim J. Feasibility of artificial intelligence-based electrocardiography analysis for the prediction of obstructive coronary artery disease in patients with stable angina: validation study // *JMIR Cardio*. 2023. Vol. 7. P. e44791. doi: 10.2196/44791

36. Kumar S., Chu M., Sans-Roselló J., et al. In-hospital heart failure in patients with takotsubo cardiomyopathy due to coronary artery disease: an artificial intelligence and optical coherence tomography study // *Cardiovasc Revasc Med*. 2023. Vol. 47. P. 40–45. doi: 10.1016/j.carrev.2022.09.010

37. Wang Y., Chen H., Sun T., et al. Risk predicting for acute coronary syndrome based on machine learning model with kinetic plaque features from serial coronary computed tomography angiography // *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*. 2022. Vol. 23, N 6. P. 800–810. doi: 10.1093/ehjci/jeab101

REFERENCES

1. Kontsevaya AN, Drapkina OM, Balanova YuA, et al. Economic burden of cardiovascular diseases in the russian federation in 2016. *Rational Pharmacotherapy in Cardiology*. 2018;14(2):156–166. EDN: XNSQUP doi: 10.20996/1819-6446-201814-2-156-166

2. Lanser L, Fuchs D, Scharnagl H, et al. Anemia of chronic disease in patients with cardiovascular disease. *Front Cardiovasc Med*. 2021;8:666638. doi: 10.3389/fcvm.2021.666638

3. Kalyuta TYu, Glushakova VD, Glushakov IA, et al. Anemia and acute coronary syndromes: epidemiology, etiology, prognostic value and bleeding risks. *Challenges in Modern Medicine*. 2022;45(4):325–342. EDN: UNCZUF doi: 10.52575/2687-0940-2022-45-4-325-342

4. Wang H, Zu Q, Chen J, et al. Application of artificial intelligence in acute coronary syndrome: a brief literature review. *Adv Ther*. 2021;38(10):5078–5086. doi: 10.1007/s12325-021-01908-2

5. Kulkarni H, Amin AP. Artificial intelligence in percutaneous coronary intervention: improved prediction of PCI-related complications using an artificial neural network. *medRxiv*. 2020. doi: 10.1101/2020.08.17.20177055

6. Noh YK, Park JY, Choi BG, et al. A machine learning-based approach for the prediction of acute coronary syndrome requiring revascularization. *J Med Syst*. 2019;43(8):253. doi: 10.1007/s10916-019-1359-5

7. Zack CJ, Senecal C, Kinar Y, et al. Leveraging machine learning techniques to forecast patient prognosis after percutaneous coronary intervention. *JACC Cardiovasc Interv*. 2019;12(14):1304–1311. doi: 10.1016/j.jcin.2019.02.035

8. Pinaire J, Chabert E, Azé J, et al. Sequential pattern mining to predict medical in-hospital mortality from administrative data: application to acute coronary syndrome. *J Healthc Eng*. 2021;2021:5531807. doi: 10.1155/2021/5531807

9. Berikol GB, Yildiz O, Özcan IT. Diagnosis of acute coronary syndrome with a support vector machine. *J Med Syst*. 2016;40(4):84. doi: 10.1007/s10916-016-0432-6

10. Than MP, Pickering JW, Sandoval Y, et al. Machine learning to predict the likelihood of acute myocardial infarction. *Circulation*. 2019;140(11):899–909. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.119.041980

11. Wu CC, Hsu WD, Islam MM, et al. An artificial intelligence approach to early predict non-ST-elevation myocardial infarction patients with chest pain. *Comput Methods Programs Biomed*. 2019;173:109–117. doi: 10.1016/j.cmpb.2019.01.013

12. Baxt WG, Shofer FS, Sites FD, et al. A neural network aid for the early diagnosis of cardiac ischemia in patients presenting

38. Li R., Shen L., Ma W., et al. Use of machine learning models to predict in-hospital mortality in patients with acute coronary syndrome // *Clin Cardiol*. 2023. Vol. 46, N 2. P. 184–194. doi: 10.1002/clc.23957

39. Boeddinghaus J., Doudesis D., Lopez-Ayala P., et al. Machine learning for myocardial infarction compared with guideline-recommended diagnostic pathways // *Circulation*. 2024. Vol. 149, N 14. P. 1090–1101. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.123.066917

40. Jing M., Xi H., Sun J., et al. Differentiation of acute coronary syndrome with radiomics of pericoronary adipose tissue // *Br J Radiol*. 2024. Vol. 97, N 1156. P. 850–858. doi: 10.1093/bjr/tqae032

41. Herman R., Meyers H.P., Smith S.W., et al. International evaluation of an artificial intelligence-powered electrocardiogram model detecting acute coronary occlusion myocardial infarction // *Eur Heart J Digit Health*. 2023. Vol. 5, N 2. P. 123–133. doi: 10.1093/ehjdh/ztad074

to the emergency department with chest pain. *Ann Emerg Med*. 2002;40(6):575–583. doi: 10.1067/mem.2002.129171

13. Hadanny A, Shouval R, Wu J, et al. Predicting 30-day mortality after ST elevation myocardial infarction: Machine learning- based random forest and its external validation using two independent nationwide datasets. *J Cardiol*. 2021;78(5):439–446. doi: 10.1016/j.jjcc.2021.06.002

14. Sherazi SWA, Bae JW, Lee JY. A soft voting ensemble classifier for early prediction and diagnosis of occurrences of major adverse cardiovascular events for STEMI and NSTEMI during 2-year follow-up in patients with acute coronary syndrome. *PLoS One*. 2021;16(6):e0249338. doi: 10.1371/journal.pone.0249338

15. Zeron RMC, Serrano Junior CV. Artificial intelligence in the diagnosis of cardiovascular disease. *Rev Assoc Med Bras (1992)*. 2019;65(12):1438–1441. doi: 10.1590/1806-9282.65.12.1438

16. Gruson D, Bernardini S, Dabla PK, et al. Collaborative AI and laboratory medicine integration in precision cardiovascular medicine. *Clin Chim Acta*. 2020;509:67–71. doi: 10.1016/j.cca.2020.06.001

17. Fominykh AM. A complex for automatic diagnostics of cardiovascular activity based on an artificial intelligence system. *Fundamental'nye i prikladnye issledovaniya: problemy i rezul'taty*. 2013;(3):54–58. (In Russ.) EDN: RDMQXS

18. Geltser BI, Rublev VYu, Tsivanyuk MM, Shakhgeldyan KI. Machine learning in predicting immediate and long-term outcomes of myocardial revascularization: a systematic review. *Russian Journal of Cardiology*. 2021;26(8):115–124. EDN: PVUHFE doi: 10.15829/1560-4071-2021-4505

19. Johnson KW, Torres Soto J, Glicksberg BS, et al. Artificial intelligence in cardiology. *J Am Coll Cardiol*. 2018;71(23):2668–2679. doi: 10.1016/j.jacc.2018.03.521

20. Johnson AE, Brewer LC, Echols MR, et al. Utilizing artificial intelligence to enhance health equity among patients with heart failure. *Heart Fail Clin*. 2022;18(2):259–273. doi: 10.1016/j.hfc.2021.11.001

21. Pieszko K, Hiczkiewicz J, Budzianowski P, et al. Machine-learned models using hematological inflammation markers in the prediction of short-term acute coronary syndrome outcomes. *J Transl Med*. 2018;16(1):334. doi: 10.1186/s12967-018-1702-5

22. Duan H, Sun Z, Dong W, Huang Z. Utilizing dynamic treatment information for MACE prediction of acute coronary syndrome. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2019;19(1):5. doi: 10.1186/s12911-018-0730-7

23. Ma M, Hao X, Zhao J, et al. Predicting heart failure in-hospital mortality by integrating longitudinal and category data in electronic health records. *Med Biol Eng Comput*. 2023;61(7):1857–1873. doi: 10.1007/s11517-023-02816-z

24. Ohara T, Ikeda H, Sugitani Y, et al. Artificial intelligence supported anemia control system (AISACS) to prevent anemia in maintenance hemodialysis patients. *Int J Med Sci.* 2021;18(8):1831–1839. doi: 10.7150/ijms.53298
25. D'Ascenzo F, De Filippo O, Gallone G, et al. Machine learning-based prediction of adverse events following an acute coronary syndrome (PRAISE): a modelling study of pooled datasets. *Lancet.* 2021;397(10270):199–207. doi: 10.1016/S0140-6736(20)32519-8
26. Laumer F, Di Vece D, Cammann VL, et al. Assessment of artificial intelligence in echocardiography diagnostics in differentiating takotsubo syndrome from myocardial infarction. *JAMA Cardiol.* 2022;7(5):494–503. doi: 10.1001/jamacardio.2022.0183
27. Chan PZ, Ramli MAIB, Chew HSJ. Diagnostic test accuracy of artificial intelligence-assisted detection of acute coronary syndrome: a systematic review and meta-analysis. *Comput Biol Med.* 2023;167:107636. doi: 10.1016/j.compbiomed.2023.107636
28. Kumar S, Chu M, Tu S, et al. Physiologic and compositional coronary artery disease extension in patients with takotsubo syndrome assessed using artificial intelligence: an optical coherence tomography study. *Coron Artery Dis.* 2022;33(5):349–353. doi: 10.1097/MCA.0000000000001130
29. Hong H, Zeng M, et al. Risk stratification in acute coronary syndrome by comprehensive morphofunctional assessment with optical coherence tomography. *JACC Asia.* 2022;2(4):460–472. doi: 10.1016/j.jacasi.2022.03.004
30. Thießen N, Schnabel R. Diagnosis of acute coronary syndrome. *Dtsch Med Wochenschr.* 2024;149(9):488–495. (In Germany). doi: 10.1055/a-2163-2586
31. Emakhu J, Monplaisir L, Aguwa C, et al. Acute coronary syndrome prediction in emergency care: A machine learning approach. *Comput Methods Programs Biomed.* 2022;225:107080. doi: 10.1016/j.cmpb.2022.107080
32. Glessgen CG, Boulougouri M, Vallée JP, et al. Artificial intelligence-based opportunistic detection of coronary artery stenosis on aortic computed tomography angiography in emergency department patients with acute chest pain. *Eur Heart J Open.* 2023;3(5):oead088. doi: 10.1093/ehjopen/oead088
33. Chopannejad S, Sadoughi F, Bagherzadeh R, Shekarchi S. Predicting major adverse cardiovascular events in acute coronary syndrome: a scoping review of machine learning approaches. *Appl Clin Inform.* 2022;13(3):720–740. doi: 10.1055/a-1863-1589
34. Kayvanpour E, Gi WT, Sedaghat-Hamedani F, et al. microRNA neural networks improve diagnosis of acute coronary syndrome (ACS). *J Mol Cell Cardiol.* 2021;151:155–162. doi: 10.1016/j.yjmcc.2020.04.014
35. Park J, Yoon Y, Cho Y, Kim J. Feasibility of artificial intelligence-based electrocardiography analysis for the prediction of obstructive coronary artery disease in patients with stable angina: validation study. *JMIR Cardio.* 2023;7:e44791. doi: 10.2196/44791
36. Kumar S, Chu M, Sans-Roselló J, et al. In-hospital heart failure in patients with takotsubo cardiomyopathy due to coronary artery disease: an artificial intelligence and optical coherence tomography study. *Cardiovasc Revasc Med.* 2023;47:40–45. doi: 10.1016/j.carrev.2022.09.010
37. Wang Y, Chen H, Sun T, et al. Risk predicting for acute coronary syndrome based on machine learning model with kinetic plaque features from serial coronary computed tomography angiography. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging.* 2022;23(6):800–810. doi: 10.1093/ehjci/jeab101
38. Li R, Shen L, Ma W, et al. Use of machine learning models to predict in-hospital mortality in patients with acute coronary syndrome. *Clin Cardiol.* 2023;46(2):184–194. doi: 10.1002/clc.23957
39. Boeddinghaus J, Doudesis D, Lopez-Ayala P, et al. Machine learning for myocardial infarction compared with guideline-recommended diagnostic pathways. *Circulation.* 2024;149(14):1090–1101. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.123.066917
40. Jing M, Xi H, Sun J, et al. Differentiation of acute coronary syndrome with radiomics of pericoronary adipose tissue. *Br J Radiol.* 2024;97(1156):850–858. doi: 10.1093/bjr/tqae032
41. Herman R, Meyers HP, Smith SW, et al. International evaluation of an artificial intelligence-powered electrocardiogram model detecting acute coronary occlusion myocardial infarction. *Eur Heart J Digit Health.* 2023;5(2):123–133. doi: 10.1093/ehjdh/ztad074

ОБ АВТОРАХ

* **Калюта Татьяна Юрьевна**, канд. мед. наук;
адрес: Россия, 410012, Саратов, ул. Большая Казачья, д. 112;
ORCID: 0000-0003-3172-0804;
eLibrary SPIN: 4982-7861;
e-mail: tatianakaluta@yandex.ru

Емельянова Ирина Павловна;
ORCID: 0000-0002-4178-9437;
eLibrary SPIN: 1766-8528;
e-mail: irisha-9966@mail.ru

Суворов Валерий Владимирович, канд. ист. наук;
ORCID: 0000-0002-4181-9034;
eLibrary SPIN: 4757-5250;
e-mail: valeriy_s@inbox.ru

Федонников Александр Сергеевич, д-р мед. наук;
ORCID: 0000-0003-0344-4419;
eLibrary SPIN: 2248-5246;
e-mail: fedonnikov@mail.ru

AUTHORS' INFO

* **Tatyana Yu. Kalyuta**, MD, Cand. Sci. (Medicine);
address: 112 Bolshaya Kazachya street, 410012 Saratov, Russia;
ORCID: 0000-0003-3172-0804;
eLibrary SPIN: 4982-7861;
e-mail: tatianakaluta@yandex.ru

Irina P. Emelyanova;
ORCID: 0000-0002-4178-9437;
eLibrary SPIN: 1766-8528;
e-mail: irisha-9966@mail.ru

Valeriy V. Suvorov, Cand. Sci. (History);
ORCID: 0000-0002-4181-9034;
eLibrary SPIN: 4757-5250;
e-mail: valeriy_s@inbox.ru

Alexander S. Fedonnikov, MD, Dr. Sci. (Medicine);
ORCID: 0000-0003-0344-4419;
eLibrary SPIN: 2248-5246;
e-mail: fedonnikov@mail.ru

* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author