Профилактическая медицина
2025, т. 28, №7, с. 36–42
https://doi.org/10.17116/profmed20252807136

Russian Journal of Preventive Medicine
2025, vol. 28, no. 7, pp. 36–42
https://doi.org/10.17116/profmed20252807136

Инновационный подход к прогнозированию кардиоваскулярного риска с использованием методов машинного обучения

© А.С. АГИЕНКО[1], М.В. ТРИФОНОВА[2], Е.Д. БАЗДЫРЕВ[1], Д.П. ЦЫГАНКОВА[1], Е.Г. КНЯЗЕВ[3], Г.В. АРТАМОНОВА[1]

[1]ФГБНУ «Научно-исследовательский институт комплексных проблем сердечно-сосудистых заболеваний» Минобрнауки России, Кемерово, Россия;
[2]ООО «Айтентика Дон», Воронеж, Россия;
[3]ООО «Международный инновационный консалтинг», Москва, Россия

РЕЗЮМЕ

Особенность машинного обучения — выявление в больших наборах данных нелинейных взаимосвязей, оказывающих влияние на развитие, течение и исход заболеваний.

Цель исследования. Разработать инновационную модель прогностической шкалы кардиоваскулярного риска и определить диапазон значений параметров модели с применением методов машинного обучения.

Материалы и методы. Основой создания модели послужил набор данных 1217 участников: у 354 (29,1% выборки) имелись сердечно-сосудистые заболевания, у 863 (70,9%) — нет. Суммарно исследовано 1915 параметров разных групп: оценка системы здравоохранения, лабораторные показатели здоровья и др. Основной подход к построению модели машинного обучения — метод градиентного бустинга, применяли фреймворк SHAP.

Результаты. Из всех групп параметров определены параметры, обладающие наибольшей значимостью, построено 9 моделей, отобрана для дальнейшего исследования модель из 28 параметров: AUC 0,72, чувствительность 0,71. С кардиоваскулярным риском ассоциированы повышенные значения доли внутреннего жира, объема талии, соотношения объема талии/бедер, низкие значения объема форсированного выдоха за 1 с, общей продолжительности физической активности на работе и пр.

Заключение. С применением методов машинного обучения определены новые неклассические показатели, влияющие на сердечно-сосудистый прогноз: инструментально-лабораторные (параметры спирометрии, биоимпедансометрии и динамометрии), образа жизни (отсутствие потребления алкоголя, физическая активность в разных видах деятельности), системы здравоохранения (получение рекомендаций и изменения образа жизни) и социально-экономического статуса (отсутствие работы и пр.). Сформирована прогностическая шкала кардиоваскулярного риска, определен диапазон значений параметров модели.

Ключевые слова: *организация здравоохранения, первичная профилактика, профилактика сердечно-сосудистых заболеваний*

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:
Агиенко А.С. — https://orcid.org/0000-0001-5521-4653
Трифонова М.В. — https://orcid.org/0000-0002-6439-8957
Баздырев Е.Д. — https://orcid.org/0000-0002-3023-6239
Цыганкова Д.П. — https://orcid.org/0000-0001-6136-0518
Князев Е.Г. — https://orcid.org/0009-0000-2122-0203
Артамонова Г.В. — https://orcid.org/0000-0003-2279-3307
Автор, ответственный за переписку: Агиенко А.С. — e-mail: agieas@kemcardio.ru

КАК ЦИТИРОВАТЬ:
Агиенко А.С., Трифонова М.В., Баздырев Е.Д., Цыганкова Д.П., Князев Е.Г., Артамонова Г.В. Инновационный подход к прогнозированию кардиоваскулярного риска с использованием методов машинного обучения. *Профилактическая медицина*. 2025;28(7):36–42. https://doi.org/10.17116/profmed20252807136

Innovative approach for cardiovascular risk predicting by machine learning methods using

© A.S. AGIENKO[1], M.V. TRIFONOVA[2], E.D. BAZDYREV[1], D.P. TSYGANKOVA[1], E.G. KNYAZEV[3], G.V. ARTAMONOVA[1]

[1]Research Institute for Complex Issues of Cardiovascular Diseases, Kemerovo, Russia;
[2]«Itentika Don» LLC, Voronezh, Russia;
[3]«International Innovation Consulting» LLC, Moscow, Russia

ABSTRACT

The feature of machine learning is the identification in large sets of non-linear relationships data influencing the development, course and outcome of diseases.

Objective. To develop an innovative model of the prognostic scale of cardiovascular risk and to determine a range of the model parameters using machine learning methods.
Materials and methods. The model was based on a data set of 1217 participants: 354 (29.1% of the sample) had cardiovascular diseases, 863 (70.9%) did not have. Totally, 1915 parameters of different groups were studied: evaluation of the healthcare system, laboratory health indicators, etc. Gradient boosting method was the main approach to develop the machine learning model, SHAP framework was applied.
Results. Out of all groups of parameters the most important ones were determined, 9 models were developed, a model consisting of 28 parameters was selected for further study: AUC 0.72, sensitivity 0.71. Elevated internal fat content, waist measurement, waist-to-hip ratio, low forced expiratory volume in 1 second values, total duration of physical activity at work and so on are associated with cardiovascular risk.
Conclusion. With the use of machine learning methods, new non-classical indicators affecting the cardiovascular prognosis have been determined: instrumental and laboratory (parameters of spirometry, bioimpedansometry and dynamometry), lifestyle (absence of alcohol consumption, physical activity in different types of activity), healthcare system (receiving recommendations and lifestyle changes) and socio-economic status (absence of work and other things). The prognostic scale of cardiovascular risk has been formed, the range of the model parameters' values has been defined.

Keywords: *healthcare organization, primary prevention, prevention of cardiovascular diseases*

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS:
Agienko A.S. — https://orcid.org/0000-0001-5521-4653
Trifonova M.V. — https://orcid.org/0000-0002-6439-8957
Bazdyrev E.D. — https://orcid.org/0000-0002-3023-6239
Tsygankova D.P. — https://orcid.org/0000-0001-6136-0518
Knyazev E.G. — https://orcid.org/0009-0000-2122-0203
Artamonova G.V. — https://orcid.org/0000-0003-2279-3307
Corresponding author: Agienko A.S. — e-mail: agieas@kemcardio.ru

TO CITE THIS ARTICLE:
Agienko AS, Trifonova MV, Bazdyrev ED, Tsygankova DP, Knyazev EG, Artamonova GV. Innovative approach for cardiovascular risk predicting by machine learning methods using. *The Russian Journal of Preventive Medicine.* 2025;28(7):36–42. (In Russ.).
https://doi.org/10.17116/profmed20252807136

Введение

По данным Всемирной организации здравоохранения, широкая распространенность болезней системы кровообращения (БСК) ежегодно становится причиной смерти 18 млн человек в мире, а к 2030 г. количество смертей возрастет до рекордных 23,6 млн [1]. С целью прогнозирования развития БСК у лиц без заболевания используется от 5 до 9 хорошо изученных параметров, применяемых в классических шкалах (SCORE, Фрамингемская шкала и др.). Тем не менее остается неохваченная часть населения с сердечно-сосудистым риском, но его выявление с помощью классических методик затруднительно [2, 3]. Применение методов машинного обучения (случайный лес, деревья решений и пр.) широко распространилось в области диагностики и лечения заболеваний, а также их профилактики. Именно прогностической возможности машинного обучения придается особое значение, поскольку, обучаясь на больших объемах данных, алгоритмы позволяют выявлять нелинейные взаимодействия между изучаемыми параметрами и заданным исходом [4]. Помимо классических факторов риска, на развитие БСК влияют многие другие параметры, которые могут иметь небольшую значимость в развитии заболевания, но оказывать влияние на прогноз БСК [3, 5—7]. Кроме того, дополнение новыми параметрами классических прогностических шкал позволяет снизить переоценку риска смерти от БСК и улучшает качество прогнозных шкал [2, 3, 7—10].

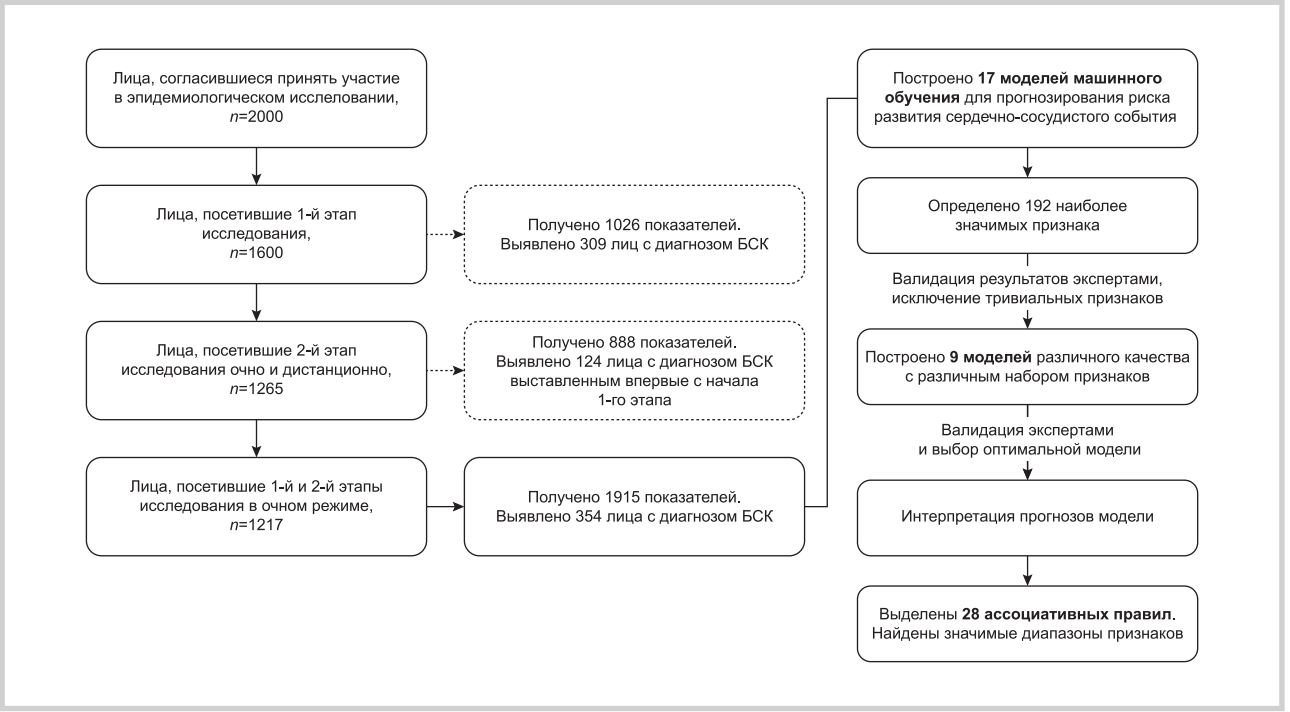
Цель исследования — разработать инновационную модель прогностической шкалы кардиоваскулярного риска и определить диапазон значений параметров модели с применением методов машинного обучения.

Материалы и методы

Набор данных собран на двух этапах проспективного исследования, проведенного с участием респондентов из г. Кемерово и поселений, располагающихся не далее 50 км от города (n=1600). Возрастной диапазон: 35—70 лет. Подробный дизайн описан в работе главного исследователя и соавт. [11]. Первый этап проведен в 2016 г., второй — через 3 года (в 2019 г.). Набор данных состоял из совокупности параметров, сгруппированных в категории **(табл. 1)**.

В рамках 1-го этапа определялось, были ли диагностированы БСК у участников когда-либо в течение жизни, а в рамках 2-го — в течение последних 3 лет (с момента первого визита) согласно предоставленной медицинской документации. Данные, полученные на этапах, проанализированы совокупно и объединены, дизайн представлен на **рисунке**. Коды заболеваний включали I20—I25: ишемическая болезнь сердца; I30—I52: другие болезни сердца; I60—I69: цереброваскулярные болезни; I70—I79: болезни артерий, артериол и капилляров. Для построения наиболее полной прогностической модели учитывали набор параметров, полученный в рамках очного обследования на двух этапах: у 354 (29,1%) респондентов имелись БСК, а у 863 (70,9%) — нет; суммарно использовано 1915 параметров.

Применен метод градиентного бустинга, реализованный в составе фреймворка библиотеки Catboost [12]. Для углубленного анализа параметров и прогнозов модели использовали фреймворк Shap Welcome to the SHAP documentation — SHAP latest documentation. Для определения значимых диапазонов параметров и интересных закономерностей использовали метод ассоциативных пра-



Дизайн исследования.
БСК — болезни системы кровообращения.

Study design.
DCS — diseases of the circulatory system.

Таблица 1. **Совокупный перечень данных, анализируемых в исследовании**

Table 1. **Total list of data analyzed in the study**

Группа параметров	Набор параметров	Количество параметров, определенных на этапах исследования	
		1-й этап	2-й этап
Анамнез заболевания и жизни	Инфаркт миокарда, стенокардия, инсульт, хронические болезни коронарных артерий, сердечная недостаточность, фибрилляция и/или трепетание предсердий, другие заболевания сердца, сахарный диабет, заболевания бронхолегочной системы, желудочно-кишечного тракта и других систем	266	331
Социально-экономический и психосоциальный статус	Профессия, уровень образования, доходов, изменения состава семьи (смерть родственников, развод, отделение от семьи, рождение детей) и другие показатели	139	201
Условия проживания и окрестностей	Близкое расположение магазинов, освещение на улице, возможность общения на прогулке, уровень преступности в окрестностях и другие показатели	237	—
Образ жизни	Употребление алкоголя и табака, время засыпания и пробуждения, показатели физической активности, изменение образа жизни и другие показатели	261	261
Оценка системы здравоохранения	Посещение частных и государственных клиник, аптек, соблюдение рекомендаций врачей и другие показатели	—	72
Лабораторно-инструментальные показатели здоровья	Антропометрия, анализ состава тела согласно биоимпедансометрии, спирометрия, лабораторная оценка показателей крови (в том числе липидограмма) и другие показатели	123	23

вил [13]. Алгоритм ассоциативных правил включает такие параметры, как: **поддержка** — отражает, как часто в наборе данных вместе встречаются X и Y, **достоверность** — доля данных, содержащих X, в которых также встречается Y, **улучшение** — ключевая метрика, которая показывает, что X и Y чаще встречаются вместе, чем по отдельности. Качество модели проверяли трехкратно перекрестно, использовали значения величины площади под кривой (AUC — area under the curve), специфичности (Specificity) и чувствительности (Recall).

Таблица 2. **Параметры, ассоциированные с риском развития болезней системы кровообращения, и их значимость**
Table 2. **Parameters associated with the risk of developing diseases of the circulatory system and their significance**

Значимость параметра	Параметры, ассоциированные с риском развития болезней системы кровообращения	Диапазон значений измеримых параметров
0,159538	Отсутствие потребления алкоголя в настоящем или прошлом (никогда не употреблял)	Неприменимо
0,116632	Объем форсированного выдоха за 1 с	<2,22 л, [2,22; 2,71]
0,100638	Доля внутреннего жира	⩾13
0,095542	Отсутствие потребления пива	Неприменимо
0,089565	Общая продолжительность физической активности, связанной с выполнением рабочих обязанностей	[0,0; 2475,0] МЕТ-мин/нед
0,087362	Отсутствие работы	Неприменимо
0,080219	Уровень холестерина	<4,7 ммоль/л
0,074803	Снижение потребления поваренной соли после врачебной рекомендации	Неприменимо
0,065727	Отсутствие расходов на покупку собственности, земли, скота, ремонт за последние 12 мес	Неприменимо
0,064895	Объем талии	⩾103 см
0,058305	Ходьба, связанная с выполнением рабочих обязанностей	[0,0; 1386,0] МЕТ-мин/нед
0,055193	Отсутствие доли физической активности, связанной с выполнением рабочих обязанностей	Неприменимо
0,049917	Объем форсированного выдоха за 1 с	<89,0%, [89,0; 98,17], [98,17; 110,0]
0,047156	Ходьба, связанная с оздоровительными мероприятиями	[0,0; 198,0], [198,0; 792,0], ⩾792,0 МЕТ-мин/нед
0,037265	Отношение объема талии/бедер	⩾0,94, [0,88; 0,94]
0,037182	Сила мышц правой руки	Не установлена
0,036723	Время засыпания	01:00, 22:00
0,032103	Форсированная жизненная емкость легких	<2,86 л, [2,86; 3,48]
0,031261	Пребывание на пенсии	Неприменимо
0,030698	Физическая активность, приходящаяся на прогулку	[1617,0; 3564,0], [396,0; 1617,0] МЕТ-мин/нед
0,029094	Уровень креатинина крови	<6,7 мкмоль/л [10,1; 15,0], [6,7; 10,1]
0,028292	Посещение врача государственной больницы за последние 12 мес	Неприменимо
0,026192	Сила мышц левой руки	⩾34,67 кг
0,022681	Посещение частной аптеки за последние 12 мес	Неприменимо
0,020141	Общая физическая активность	[0,0; 1200,0] МЕТ-мин/нед
0,012550	Отсутствие обращений к врачу за последние 12 мес	Неприменимо
0,010051	Факт изменения образа жизни	Неприменимо
0,004169	Факт получения врачебных рекомендаций по коррекции образа жизни	Неприменимо

Примечание. МЕТ-мин/нед — показатель уровня физической активности, который выражается в количестве метаболических эквивалентов (МЕТ) за 1 нед.
Note. METs-min/week — indicator of physical activity level, which is expressed in the number of metabolic equivalents (METs) per week.

Результаты

Предварительные данные опубликованы ранее [14]. В качестве первоначальной обработки набора данных построено 17 моделей машинного обучения, включающих параметры каждой отдельной группы и разных групп (n=1915), **(см. табл. 1)**. При построении модели с наибольшим количеством параметров (n=256) специфичность и чувствительность составляли 0,60 и 0,70 соответственно, а с наименьшим (n=23) — 0,54 и 0,66 соответственно, что являлось недостаточным качеством модели. Максимально возможная специфичность (0,77) обнаружена у модели машинного обучения №17, объединяющей набор параметров по оценке системы здравоохранения (n=72), чувствительность — 0,70. У модели №16, характеризующей условия проживания и окрестностей (n=198), наблюдалась наибольшая чувствительность 0,77, а специфичность при этом составила 0,49. Таким образом, из всех групп параметров определены те, которые обладали наибольшей значимостью, к ним отнесено 192 параметра. Далее построение моделей проводилось только по значимым параметрам (n=192), получено 9 моделей. Исходя из реализуемости модели на амбулаторно-поликлиническом этапе, эксперты-клиницисты отобрали модель (n=28), AUC которой была 0,72, а чувствительность — 0,71.

В итоговую модель вошли параметры с указанием значения, связанного с риском развития БСК **(табл. 2)**.

Получено 28 ассоциативных правил. Далее приведены правила, имеющие максимальные значения по критериям поддержки, достоверности и улучшения. Правило 1 (поддержка 25, достоверность 0,758, улучшение 2,6) содержало следующие условия:

— отношение объема талии/бедер (ОТ/ОБ) ⩾0,94;
— получение врачебных рекомендаций по коррекции образа жизни;
— физическая активность, приходящаяся на прогулку — [396,0; 1617,0] МЕТ-мин/нед.

Правило 1 свидетельствует о том, что у 25 участников исследования есть БСК, при этом у всех отношение ОТ/ОБ ⩾0,94, все респонденты получали врачебные рекомендации по коррекции образа жизни, а физическая активность, приходящаяся на прогулку, была в диапазоне [396,0; 1617,0] МЕТ-мин/нед. Сочетание указанных параметров в удовлетворяющих данным диапазонам значениях приводило к выявлению БСК в 75,8% случаев. При этом выявление (улучшение) данной комбинации условий в 2,6 раза чаще наблюдалось у лиц с БСК, чем без.

Правило 2 (поддержка 10, достоверность 1, улучшение 3,4) содержало следующие условия:
— объем форсированного выдоха за 1 с (ОФВ1), л [2,22; 2,71];
— отношение ОТ/ОБ ⩾0,94;
— рекомендация по изменению потребления соли.

Правило 2 указывает на то, что 10 респондентов с диагнозом БСК получали рекомендации по изменению (снижению) потребления поваренной соли, у всех респондентов отношение ОТ/ОБ было ⩾0,94, а ОФВ1 находился в диапазоне [2,22; 2,71]. Сочетание указанных условий в 100% случаев приводило к выявлению БСК, при этом у пациентов с данными показателями риск развития БСК был в 3,4 раза выше.

Правило 3 (поддержка 11, достоверность 1, улучшение 3,4) содержало следующие условия:
— отношение ОТ/ОБ ⩾0,94;
— снижение потребления поваренной соли после врачебной рекомендации;
— посещение врача в государственной больнице в течение последних 12 мес.

Правило свидетельствует о том, что в 100% случаев у 11 участников исследования с БСК выявлены названные условия. При этом риск БСК определяли в 3,4 раза чаще у пациентов с данными показателями.

Обсуждение

По данным мировой литературы, к неклассическим параметрам, связанным с развитием БСК, относят: темп ходьбы, ОФВ1, концентрацию натрия в моче, уровень основного обмена, силу мышц левой руки, возраст отца на момент смерти, самооценку здоровья [3], уровень цистатина С, индекс пачка-лет [15], гематокрит [16], наличие хронической обструктивной болезни легких [17], сумму амплитуд зубцов $S_{V1}+R_{V5}-R_{V6}$ [18], уровень фибриногена, ОТ, соотношение ОТ/ОБ, частоту сердечных сокращений, уровни С-реактивного белка, глюкозы [6] и пр. К другим ассоциированным с развитием БСК факторам относят психосоциальные: личностные свойства (тип личности Д, агрессивность), отрицательный эмоциональный фон (стресс, тревога), информированность о здоровье и самооценка здоровья, социально-экономические детерминанты здоровья (наличие работы и уровень доходов, уровень образования, район проживания) [19, 20].

В ходе данного исследования выявлены новые факторы (n=28), связанные с риском развития БСК. В отдельных исследованиях подтверждается связь БСК и указанных параметров [3, 6, 15—20]. Однако только в настоящем исследовании все параметры собраны в одну модель с указанием их значимости и величин, связанных с риском развития БСК. Следует отметить, что в полученной модели прогностической шкалы риск развития БСК связан с низким уровнем холестерина — <4,7 ммоль/л, в то время как классические шкалы используют гиперхолестеринемию как фактор риска БСК. Согласно данным отечественных ученых, высокий уровень холестерина имеет обратную зависимость с заболеваемостью БСК, что не противоречит настоящему исследованию [5]. В полученной прогностической модели значимыми признаками были доля внутреннего жира, ОТ и отношение ОТ/ОБ, которые характеризуют массу тела и соответствуют такому фактору, как индекс массы тела, используемому в ряде классических прогностических шкал (Framinghem-30 и Joint British Societies-3). Показатели спирометрии ОФВ1 и форсированная жизненная емкость легких характеризуют дыхательную функцию и являются частью диагностических признаков хронической обструктивной болезни легких наряду с индексом пачка-лет — неклассическими факторами, упомянутыми в мировой литературе. Физическая активность рассмотрена всесторонне: при выполнении рабочих обязанностей, в рамках оздоровительных мероприятий, в свободное время. Это способствует лучшему пониманию уровня физической активности человека и вносит свой вклад в информационный пул факторов риска, помимо известного негативного влияния малоподвижного образа жизни, а также учета только темпа ходьбы в общем прогнозе развития БСК. Пагубное влияние чрезмерных доз алкоголя изучено и представлено в многочисленных публикациях. Полученный в рамках исследования факт того, что потребление алкоголя в настоящий момент не связано с развитием БСК, подтверждается данными мировой литературы [21]. Умеренное употребление алкоголя (красное и белое вино) оказывает протективный эффект в отношении БСК и выполняет защитную функцию для сердечно-сосудистого здоровья [21—23]. Отсутствие работы и отсутствие трат на ремонт и приобретение собственности отражает социально-экономический статус, влияние которого на развитие БСК является доказанным. Известно, что с возрастом растет уровень сердечно-сосудистого риска, соответственно, увеличивается распространенность БСК, с этим согласуется «пребывание на пенсии» как параметр полученной модели. Показано, что более частое получение рекомендаций и коррекция образа жизни наблюдаются как у длительно болеющих БСК, так и у заболевших в пределах 3 лет по сравнению со здоровыми людьми [24]. Вместе с этим отмечается, что у лиц из группы заболевших БСК в пределах 3 лет при отсутствии заболевания исходно имелись высокие уровни общего холестерина, артериального давления и индекса массы тела. Это позволяет сделать вывод, что необходимость коррекции образа жизни связана с изначально нездоровым поведением (неправильное питание, низкая физическая активность), а также с низким самоконтролем здоровья, что подтверждается данными литературы [20, 24]. В то же время отсутствие визитов к врачу за последние 12 мес в полученной прогностической модели ассоциировано с риском развития БСК. Данный факт отражает роль ежегодных профилактических осмотров, контроль уровня холестерина и артериального давления с целью профилактики БСК.

Важным ограничением исследования является небольшой, с позиции машинного обучения, объем выборки, а также ее исходное смещение в сторону относительно здоровых лиц. Решением служит расширение объема выборки за счет лиц с уже известным целевым событием, что не только улучшит метрики сформированной модели, но и усилит ее предиктивную ценность.

Заключение

С применением методов машинного обучения определены новые неклассические показатели, влияющие на сердечно-сосудистый прогноз: инструментально-лабораторные (параметры спирометрии, биоимпедансо- и динамометрии), образа жизни (отсутствие потребления алкоголя, физическая активность в разных видах деятельности), системы здравоохранения (получение рекомендаций и изменения образа жизни) и социально-экономического статуса (отсутствие работы и пр.). Сформирована прогностическая шкала кардиоваскулярного риска, определен диапазон значений параметров модели.

Вклад авторов: концепция и дизайн исследования — Артамонова Г.В., Баздырев Е.Д., Князев Е.Г.; сбор и обработка материала — Агиенко А.С., Цыганкова Д.П.; статистический анализ данных — Агиенко А.С., Цыганкова Д.П., Трифонова М.В.; написание текста — Агиенко А.С., Трифонова М.В.; научное редактирование — Артамонова Г.В., Цыганкова Д.П., Бздырев Е.Д.

Финансирование: *результаты получены при поддержке Российской Федерации в лице Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках Соглашения от 30 сентября 2022 г. №075-15-2022-1202 (КНТП, утвержденная распоряжением Правительства Российской Федерации от 11 мая 2022 г. №1144-р).*

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Authors contribution: study design and concept — Artamonova G.V., Bazdyrev E.D., Knyazev E.G.; data collection and processing — Agienko A.S., Tsygankova D.P.; statistical analysis — Agienko A.S., Tsygankova D.P., Trifonova M.V.; text writing — Agienko A.S., Trifonova M.V.; scientific editing — Artamonova G.V., Tsygankova D.P., Bzdyrev E.D.

Financial Support: *results were obtained with the support of the Russian Federation through the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation within the framework of the Agreement dated September 30, 2022 No. 075-15-2022-1202 (ISTP, approved by order of the Government of the Russian Federation dated May 11, 2022 No. 1144-р).*

The authors declare no conflicts of interest.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Mozaffarian D, Benjamin E, Go A, et al. Heart disease and stroke statistics-2016 update: a report from the American heart association. *Circulation*. 2016;133(4):38-360. https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000350
2. Kakadiaris I, Vrigkas M, Yen A, et al. Machine Learning Outperforms ACC/AHA CVD Risk Calculator in MESA. *Journal of the American Heart Association*. 2018;7(22):e009476. https://doi.org/10.1161/JAHA.118.009476
3. Alaa A, Bolton T, Angelantonio E, et al. Cardiovascular disease risk prediction using automated machine learning: A prospective study of 423,604 UK Biobank participants. *PLoS One*. 2019;14(5):e0213653. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0213653
4. Weng S, Reps J, Kai J, et al. Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? *PLoS One*. 2017;12(4):e0174944. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174944
5. Шальнова С.А., Оганов Р.Г., Деев А.Д. и др. Сочетания ишемической болезни сердца с другими неинфекционными заболеваниями в популяции взрослого населения: ассоциации с возрастом и факторами риска. *Кардиоваскулярная терапия и профилактика*. 2015;14(4):44-51.
Shalnova SA, Oganov RG, Deev AD, et al. Comorbidities of ischemic heart disease with other non-communicable diseases in adult population: age and risk factors association. *Kardiovaskulyarnaya terapiya i profilaktika*. 2015; 14(4):44-51. (In Russ.).
https://doi.org/10.15829/1728-8800-2015-4-44-51
6. Невзорова В.А., Бродская Т.А., Шахгельдян К.И. и др. Методы машинного обучения в прогнозировании рисков 5-летней смертности (по данным исследования ЭССЕ-РФ в Приморском крае). *Кардиоваскулярная терапия и профилактика*. 2022;21(1):34-42.
Nevzorova VA, Brodskaya TA, Shakhgeldyan KI, et al. Machine learning for predicting 5-year mortality risks: data from the ESSE-RF study in Primorsky Krai. *Kardiovaskulyarnaya terapiya i profilaktika*. 2022;21(1):34-42. (In Russ.).
https://doi.org/10.15829/1728-8800-2022-2908
7. Heo J, Yoon J, Park H, et al. Machine Learning-Based Model for Prediction of Outcomes in Acute Stroke. *Stroke*. 2019;50(5):1263-1265. https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.118.024293
8. Rigdon J, Basu S. Machine learning with sparse nutrition data to improve cardiovascular mortality risk prediction in the USA using nationally randomly sampled data. *BMJ Open*. 2019;9(11):e032703. https://doi.org/10.1136/bmjopen-2019-032703
9. Yasmin F, Shah S, Naeem A, et al. Artificial intelligence in the diagnosis and detection of heart failure: the past, present, and future. *Reviews in Cardiovascular Medicine*. 2021;22(4):1095-1113. https://doi.org/10.31083/j.rcm2204121
10. Quesada J, Lopez-Pineda A, Gil-Guillén V, et al. Machine learning to predict cardiovascular risk. *International Journal of Clinical Practice*. 2019;73(10): e13389. https://doi.org/10.1111/ijcp.13389
11. Барбараш О.Л., Артамонова Г.В., Индукаева Е.В. и др. Международное эпидемиологическое исследование неинфекционных заболеваний в России: протокол исследования. *Комплексные проблемы сердечно-сосудистых заболеваний*. 2018;7(4):128-135.
Barbarash OL, Artamonova GV, Indukaeva EV, et al. International epidemiological study of noncommunicable diseases in Russia: protocol. *Complex Issues of Cardiovascular Diseases*. 2018;7(4):128-135. (In Russ.).
https://doi.org/10.17802/2306-1278-2018-7-4-128-135
12. Hancock J, Khoshgoftaar T. CatBoost for big data: an interdisciplinary review. *Journal of Big Data*. 2020;7(1):94. https://doi.org/10.1186/s40537-020-00369-8
13. Agrawal R, Imielinski T, Swami A. Mining association rules between sets of items in large databases. *In Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data (SIGMOD '93)*. 1993. 207-216. https://doi.org/10.1145/170035.170072
14. Агиенко А.С., Трифонова М.В., Цыганкова Д.П. и др. Применение модели машинного обучения в прогнозе неблагоприятных сердечно-сосудистых событий. *Актуальные проблемы медицины*. 2024;47(4): 465-474.
Agienko AS, Trifonova MV, Tsygankova DP, et al. Application of Machine Learning Model in Prediction of Adverse Cardiovascular Events. *Aktual'ny'e problemy` medicziny`*. 2024;47(4):465-474. (In Russ.).
https://doi.org/10.52575/2687-0940-2024-47-4-465-474
15. You J, Guo Y, Kang J, et al. Development of machine learning-based models to predict 10-year risk of cardiovascular disease: a prospective cohort study. *Stroke and Vascular Neurology*. 2023;8(6):475-485. https://doi.org/10.1136/svn-2023-002332
16. Макарихин А.В., Немков А.Г., Рейтблат О.М. и др. Разработка прогностической модели наступления инфаркта миокарда на основе технологий машинного обучения. *Вестник новых медицинских технологий*. 2021;28(4):103-106.
Makarichin AV, Nemkov AG, Reytblat OM, et al. Development of a predictive model of myocardial infarction based on machine learning technologies. *Vestnik novy'h medicinskih tehnologij*. 2021;28(4):103-106. (In Russ.).
https://doi.org/10.24412/1609-2163-2021-4-103-106

17. Сурунович Ю.Н., Подпалов В.П., Деев А.Д. и др. Факторы риска развития «инцидентов» болезней системы кровообращения с учетом наличия коморбидной патологии (по данным 5-летнего проспективного исследования). *Кардиология в Беларуси*. 2019;11(6):925-933. Ссылка активна на 03.04.25.
Surunovich YuN, Podpalov VP, Deev AD, et al. Risk factors for the development of «incidents» of diseases of the circulatory system taking into account the presence of comorbid pathology (according to a 5-year prospective study). *Kardiologiya v Belarusi.* 2019;11(6):925-933. (In Russ.). Accessed April 3, 2025.
https://www.elibrary.ru/item.asp?id=41574343&

18. Подпалов В.П., Сурунович Ю.Н., Подпалова О.В. и др. Влияние факторов риска и коморбидной патологии на развитие MACE (по данным 5-летнего и 13-летнего проспективных рандомизированных исследований). *Вестник Витебского государственного медицинского университета*. 2023;22(1):48-56.
Podpalov VP, Surunovich JN, Podpalova OV, et al. The influence of risk factors and comorbid pathology on the development of MACE (according to the 5-year and 13-year prospective randomized studies). *Vestnik Vitebskogo gosudarstvennogo medicinskogo universiteta*. 2023;22(1):48-56. (In Russ.).

19. Safford M, Reshetnyak E, Sterling M, et al. Number of social determinants of health and fatal and nonfatal incident coronary heart disease in the REGARDS Study. *Circulation*. 2021;143(3):244-253.
https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.120.048026

20. Пушкарев Г.С., Мацкеплишвили С.Т. Психосоциальные факторы риска в кардиологической практике. *Патология кровообращения и кардиохирургия*. 2021;25(4):30-40.
Pushkarev GS, Matskeplishvili ST. Psychosocial risk factors in cardiac practice. *Patologiya krovoobrashheniya i kardioxirurgiya*. 2021;25(4):30-40. (In Russ.).
https://doi.org/10.21688/1681-3472-2021-4-30-40

21. Castaldo L, Narvaez A, Izzo L, et al. Red Wine Consumption and Cardiovascular Health. *Molecules*. 2019;24(19):3626.
https://doi.org/10.3390/molecules24193626

22. Mizin VI, Iezhov VV, Severin NA, Yalaneckyy AYa. Red wines countering the metabolic syndrome. *Russian Open Medical Journal*. 2018;7(4):e0414.
https://doi.org/10.15275/rusomj.2018.0414

23. Mizin VI, Iezhov VV, Severin NA, Yalaneckyy AYa. White wines countering the metabolic syndrome. *Russian Open Medical Journal*. 2017;6(4):e0405.
https://doi.org/10.15275/rusomj.2017.0405

24. Агиенко А.С., Строкольская И.Л., Цыганкова Д.П. и др. Взаимосвязь состояния здоровья и факторов образа жизни у пациентов с сердечно-сосудистыми заболеваниями. *Здоровье населения и среда обитания — ЗНиСО*. 2024;32(1):7-14.
Agienko AS, Strokolskaya IL, Tsygankova DP, et al. Relationship between health status and lifestyle factors in patients with cardiovascular diseases. *Zdorov'e naseleniya i sreda obitaniya — ZNiSO*. 2024;32(1):7-14. (In Russ.).
https://doi.org/10.35627/2219-5238/2024-32-1-7-14

Поступила 15.04.2025
Received 15.04.2025
Принята к печати 12.05.2025
Accepted 12.05.2025