

Сравнение диагностических параметров шкалы на основе машинного обучения и шкалы GRACE 2.0 для оценки долгосрочного риска летального исхода после инфаркта миокарда и нестабильной стенокардии

Швец Д. А.¹, Поветкин С. В.²

Цель. Сравнение диагностических параметров шкалы оценки долгосрочного риска летального исхода после инфаркта миокарда (ИМ) и нестабильной стенокардии (НС), основанной на модели машинного обучения и шкалы Global Registry of Acute Coronary Events (GRACE) 2.0.

Материал и методы. Ретроспективно исследовано 1515 медицинских карт больных с ИМ и НС. В течение 62 мес. наблюдения зафиксировано 238 случаев кардиологических летальных исходов и 1277 благоприятных исходов. 80% данных использовали для обучения с помощью Categorical Boosting классификатора. В окончательной модели использовали 8 наиболее значимых автоматически выделенных признаков. Качество модели оценивалось по основным метрикам: чувствительность, специфичность, предсказательная ценность положительного и отрицательного результатов теста, отношение правдоподобия положительного и отрицательного результатов теста, F1 (гармоническое среднее между чувствительностью и предсказательной ценностью положительного результата теста), receiver operating characteristic (ROC), индекс Юдена, сводный прогнозный индекс.

Результаты. Диагностическая точность шкалы GRACE 2.0 (area under the curve (AUC)=0,74) и шкалы оценки долгосрочного риска летального исхода после ИМ и НС, основанной на модели машинного обучения (Machine Learning (ML)) (AUC=0,73) совпадают. Шкала риска ML демонстрирует устойчивую производительность на всех этапах кросс-валидации. В шкале риска ML признак, сопоставимый по значимости с возрастом — фракция выброса (ФВ) левого желудочка (ЛЖ). После 30 мес. от момента ИМ и НС существенно снижается выживаемость больных с исходным значением ФВ ЛЖ $\leq 40\%$. Верификация высокого риска летального исхода на основании шкалы риска ML позволит отнести больного к категории повышенного риска, даже при улучшении функции ЛЖ в динамике.

Заключение. Оценка долгосрочного риска летального исхода после ИМ и НС, основанная на модели ML, осуществляется по 8 признакам: возраст, ФВ ЛЖ, площадь поверхности тела, уровень креатинина, систолическое артериальное давление, стадия хронической сердечной недостаточности, коморбидность. Точность прогнозирования летального исхода больных после ИМ и НС шкалой риска ML и шкалой GRACE 2.0 сопоставима. Диагностика высокого риска кардиологической летальности больных с ИМ и НС при ФВ ЛЖ $\leq 40\%$ может позволить оптимизировать мероприятия вторичной профилактики в данной группе больных.

Ключевые слова: машинное обучение, инфаркт миокарда, нестабильная стенокардия, оценка риска.

Отношения и деятельность: нет.

Благодарности. Авторы выражают благодарность независимому исследователю, специалисту в области машинного обучения Смолякову Максиму Валерьевичу.

¹БУЗ Орловской области Орловская областная клиническая больница, Орел, Россия; ²ФГБОУ ВО Курский государственный медицинский университет Минздрава России, Курск, Россия.

Швец Д. А.* — к.м.н., врач-кардиолог отделения кардиологического № 2, ORCID: 0000-0002-1551-9767, Поветкин С. В. — д.м.н., профессор, зав. кафедрой клинической фармакологии, ORCID: 0000-0002-1302-9326.

*Автор, ответственный за переписку (Corresponding author):
denpost-card@mail.ru

ИМ — инфаркт миокарда, ЛЖ — левый желудочек, НС — нестабильная стенокардия, СН — сердечная недостаточность, ФВ — фракция выброса, ХСН — хроническая сердечная недостаточность, AUC — площадь под кривой (area under the curve), GRACE — глобальный регистр острого коронарного синдрома (Global Registry of Acute Coronary Events), FN — False negative, FNR — False negative rate, FP — False positive, FPR — False positive rate, ML — машинное обучение (Machine Learning), NLR — Negative Likelihood Ratio, NPV — Negative predictive value, PLR — Positive Likelihood Ratio, PPV — Positive predictive value, ROC — Receiver operating characteristic Curve, Se — Sensitivity, Sp — Specificity, TN — True negative, TNR — True negative rate, TP — True positive, TPR — True positive rate.

Рукопись получена 05.07.2025

Рецензия получена 17.10.2025

Принята к публикации 18.11.2025



Для цитирования: Швец Д. А., Поветкин С. В. Сравнение диагностических параметров шкалы на основе машинного обучения и шкалы GRACE 2.0 для оценки долгосрочного риска летального исхода после инфаркта миокарда и нестабильной стенокардии. *Российский кардиологический журнал*. 2026;31(5):6461. doi: 10.15829/1560-4071-2026-6461. EDN: XYDWUZ

Comparison of the diagnostic parameters of a machine-learning-based score and the GRACE 2.0 score for assessing the long-term mortality risk after myocardial infarction and unstable angina

Shvets D. A.¹, Povetkin S. V.²

Aim. To compare the diagnostic parameters of machine-learning-based score for assessing the long-term mortality risk after myocardial infarction (MI) and unstable angina (UA), based on a machine-learning model, and the Global Registry of Acute Coronary Events (GRACE) 2.0 scale.

Material and methods. This retrospective review of 1515 medical records of patients with MI and UA were performed. During 62-month follow-up, 238 cases of cardiac death and 1277 favorable outcomes were recorded. Eighty percent of the data were used for training using a categorical boosting classifier. The final model utilized eight automatically extracted, most significant variables. The model's performance was assessed using following key metrics: sensitivity, specificity, positive and negative predictive value, positive to negative likelihood ratio, F1 score (the harmonic

mean between sensitivity and positive predictive value), receiver operating characteristic (ROC), Youden index, and summary predictive index.

Results. The diagnostic accuracy of the GRACE 2.0 score (area under the curve (AUC)=0,74) and the machine learning (ML)-based long-term mortality risk assessment score after MI and UA (AUC=0,73) were consistent. The ML risk score demonstrated consistent performance across all stages of cross-validation. In the ML risk score, the feature with comparable significance to age was left ventricular ejection fraction (LVEF). After 30 months, survival of patients with a baseline LVEF $\leq 40\%$ decreases significantly from the time of MI or UA. Verification of a high mortality risk based on the ML risk score will classify the patient as high-risk, even with dynamic improvement in LV function.

Conclusion. Long-term mortality risk after MI or UA is assessed using the ML model using the following 8 parameters: age, LVEF, body surface area, creatinine level, systolic blood pressure, heart failure stage, and comorbidity. The accuracy of predicting mortality in patients after MI or UA using the ML risk score is comparable to that of the GRACE 2.0 score. Diagnosing a high risk of cardiac mortality in patients with MI or UA with $nLVEF \leq 40\%$ may optimize secondary prevention measures in this group of patients.

Keywords: machine learning, myocardial infarction, unstable angina, risk assessment.

Relationships and Activities: none.

Acknowledgements. The authors would like to thank Maxim Smolyakov, an independent researcher and specialist in the field of machine learning.

¹Oryol Regional Clinical Hospital, Oryol, Russia; ²Kursk State Medical University, Kursk, Russia.

Shvets D.A.* ORCID: 0000-0002-1551-9767, Povetkin S.V. ORCID: 0000-0002-1302-9326.

*Corresponding author:
denpost-card@mail.ru

Received: 05.07.2025 **Revision Received:** 17.10.2025 **Accepted:** 18.11.2025

For citation: Shvets D.A., Povetkin S.V. Comparison of the diagnostic parameters of a machine-learning-based score and the GRACE 2.0 score for assessing the long-term mortality risk after myocardial infarction and unstable angina. *Russian Journal of Cardiology*. 2026;31(5):6461. doi: 10.15829/1560-4071-2026-6461. EDN: XYDWUZ

Ключевые моменты

- Риск летальных исходов у больных после инфаркта миокарда и нестабильной стенокардии определяется нелинейными связями признаков, значимость которых меняется со временем. Аналогичные данные регистров: международный регистр GRACE (версия 2.0) и общероссийский регистр РЕКОРД-3.
- Длительность наблюдения более 5 лет. Негативный прогноз определяется предикторами, характеризующимися сердечной недостаточностью и коморбидным фоном у больных.

Key messages

- The mortality risk in patients after myocardial infarction and unstable angina is determined by nonlinear relationships between parameters whose significance changes over time. Similar registry data are available from the international GRACE registry (version 2.0) and the all-Russian RECORD-3 registry.
- The follow-up period is over 5 years. A negative prognosis is determined by predictors characterizing heart failure and the comorbid background of patients.

Прогнозирование возможного риска осложнений, особенно летального исхода после инфаркта миокарда (ИМ) и нестабильной стенокардии (НС), позволит оптимизировать мероприятия вторичной профилактики и улучшить выживаемость больных. Для повышения точности прогнозирования перспективно использование машинного обучения (Machine Learning (ML)) больших данных [1], которое конкурирует с традиционными методами статистического анализа [2].

Риск летального исхода больных в течение 3 лет после ИМ и НС прогнозируется шкалой (Global Registry of Acute Coronary Events (GRACE)) 2.0 с наибольшим дискриминационным значением для ИМ без подъёма ST и НС (Area Under the Curve (AUC = 0,78)) [3-5]. Изучалась диагностическая возможность шкалы GRACE во временном горизонте свыше 3 лет, в т.ч. с использованием отечественной программы "КардиоЭксперт" для мобильных устройств [6]. При создании шкалы GRACE 2.0 впервые использованы нелинейные методы оценки взаимосвязи между риском летальных осложнений и изучаемыми предикторами [5], что особенно актуально при многофакторном ИМ 2 типа. Алгоритмы ML позволяют изучать нелинейные связи значительно глубже. Для создания наиболее валидированного алгоритма ML по-

мимо количества данных важны разнообразие и репрезентативность признаков. Эффективность нового алгоритма определяется балансом между диагностической точностью и клинической пользой от его использования [7].

Цель: сравнение диагностических параметров шкалы оценки долгосрочного риска летального исхода после ИМ и НС, основанной на модели машинного обучения и шкалы GRACE 2.0.

Материал и методы

Регистрационные данные. В рамках наблюдательного ретроспективного когортного исследования [8] изучали медицинские карты пациентов с диагнозами при выписке из стационара: НС (I20.0) и ИМ (I21-I22).

Вопрос этики и конфиденциальности является одним из основных принципов работы с большими данными [9]. Исследование было выполнено в соответствии со стандартами надлежащей клинической практики и принципами Хельсинкской декларации. Протокол исследования был одобрен этическим комитетом Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования (ФГБОУ ВО) "Курский государственный медицинский университет" Министерства здравоохранения Российской Федерации (г. Курск). До включения в исследование у всех больных было получено пись-

менное информированное согласие. В исследовании использованы обезличенные данные.

Критерии включения: диагностика ИМ и НС согласно рекомендациям [10, 11] и получение контрольных данных о состоянии больного в динамике.

Первый этап работы: извлечение данных из медицинских карт, получение контрольных данных о состоянии больных в динамике, формирование групп больных с негативным (летальным) и благоприятным исходами, создание алгоритма отбора признаков, участвующих в модели ML, был представлен в предыдущем исследовании [12].

Разделение данных. Данные делились на обучающую и тестовую выборки с использованием функции `train_test_split` из библиотеки `sklearn`. В данном случае, 80% данных используется для обучения модели, а 20% — для тестирования. Параметр `random_state=42` обеспечивает воспроизводимость результатов [13].

Настройка, обучение и тестирование модели. Используются следующие библиотеки анализа данных:

— `LightAutoML` (фреймворк для автоматизированного машинного обучения) — автоматизированный подбор алгоритмов ("умный помощник", выбирающий оптимальную модель) [14].

— `CatBoostClassifier` — алгоритм, имитирующий принятие решений на основе древовидных правил, разработанный компанией Яндекс. Алгоритм эффективен при работе с категориальными признаками и не требует их предварительного кодирования [15].

— `SMOTE` (`Synthetic Minority Over-sampling Technique`) — технология синтеза данных для балансировки редких событий ("виртуальные пациенты" для обучения модели)¹.

Этапы анализа данных: генерация признаков (в т.ч. создание новых показателей из исходных данных), балансировка данных (искусственное увеличение числа примеров летальных исходов), обучение моделей (автоматический подбор "правил" для классификации (6000+ итераций), совместное использование алгоритмов `CatBoost` и `LightAutoML`), внутренняя валидация (5-кратная проверка на подгруппах изучаемых больных).

Прогнозирование включает интеграцию результатов двух моделей (70% `LightAutoML` и 30% `CatBoost`) и расчет персонального риска (шкала 0-100%).

Метрики, оценивающие модель. Для оценки модели применялись следующие метрики [16], рассчитанные на основе матрицы ошибок (`Confusion Matrix`):

Чувствительность (`Recall`, `Sensitivity` (`Se`)) — показатель, определяющий долю истинно летальных исходов из общего числа прогнозируемых летальных исходов (`True positive rate` (`TPR`)). $TPR = \text{True positive (TP)} / (\text{TP} + \text{False negative (FN)})$.

Специфичность (`Specificity` (`Sp`)) — показатель, определяющий долю истинно благоприятных исходов из общего числа прогнозируемых благоприятных исходов (`True negative rate`, (`TNR`)). $TNR = \text{True negative (TN)} / (\text{TN} + \text{False positive (FP)})$.

Предсказательная ценность положительного результата (`Positive predictive value`, (`PPV`)). `Precision` (точность). Вероятность летального исхода при предсказанном летальном исходе. $PPV = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$.

Предсказательная ценность отрицательного результата (`Negative predictive value`, (`NPV`)): вероятность благоприятного исхода при предсказанном благоприятном исходе. $NPV = \text{TN} / (\text{TN} + \text{FN})$.

Отношение правдоподобия положительного результата теста (`Positive Likelihood Ratio`, сокр. `LR+` или `LR+`, `PLR`): отношение между вероятностью предсказанного летального исхода при истинном летальном исходе (`TPR`) и вероятностью предсказанного летального исхода при истинном благоприятном исходе (`False positive rate` — `FPR`), т.е. TPR / FPR или $Se / (1 - Sp)$.

Отношение правдоподобия отрицательного результата теста (`Negative Likelihood Ratio`, сокр. `LR-`, `LR-`, `NLR`): отношение между вероятностью предсказанного благоприятного исхода при истинном летальном исходе (`False negative rate` — `FNR`) и вероятностью предсказанного благоприятного исхода при истинном благоприятном исходе (`TNR`), т.е. $FNR / TNR = (1 - Se) / Sp$.

`F1`: Гармоническое среднее между `precision` и `recall`, обеспечивающее баланс между ними. $F1 = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$.

`Receiver operating characteristic` (`ROC`) `Curve` — график, показывающий соотношение между `True Positive Rate` и `False Positive Rate` при различных порогах классификации. `ROC AUC`: площадь под `ROC` кривой, измеряющая общую способность модели различать изучаемые классы.

Индекс Юдена `J` (`Youden's index`) — это разница между `TRP` и `FPR` (долей истинно положительных результатов (чувствительностью теста) и долей ложноположительных результатов). Чем больше это различие, тем лучше работает диагностическая технология. $J = Se + Sp - 1$. Число, необходимое для диагностики (`The number needed to diagnose`, сокр. `NND`), вычисляется путем инверсии индекса Юдена ($1/J$) и определяется как число пациентов, которые должны быть протестированы, чтобы получить один правильный, т.е. истинно летальный исход.

Сводный прогнозный индекс (`predictive summary index` (`PSI`)) отражает общую уверенность в летальном исходе при выполнении алгоритма ML: $PSI = PPV + NPV - 1$. Обратная величина `PSI` предлагается как число пациентов, которые должны быть обследованы, чтобы правильно предсказать один летальный исход.

Для подсчета метрик использовалась библиотека `Scikit-learn` (`sklearn`) — это популярная библиотека машинного обучения для языка программирования

¹ Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V., Gulin, A. `CatBoost`: unbiased boosting with categorical features. In *Advances in Neural Information Processing Systems*. *NeurIP S.* 2018;(31):1-11. <https://arxiv.org/abs/1706.09516>.

Таблица 1

Клиническая характеристика тестовой выборки больных (n=303)

Параметр		Результат
Возраст, год		64 [57; 73]
Пол		М — 184 (60,7%); Ж — 119 (39,3%)
Проживание		Город — 75 (24,7%); село — 228 (75,3%)
Данные анамнеза	Стенокардия	184 (60,7%); 2 ФК — 80 (43,5%); 3 ФК — 104 (56,5%)
	ПИКС	77 (25,4%)
	Начало симптомов	До 72 ч — 195 (64,3%); >72 ч — 108 (35,7%)
	Реваскуляризация	19 (6,3%)
	Предшествующее лечение	175 (57,7%)
Факторы риска	Сахарный диабет 2 тип	58 (19,1%)
	Гипертоническая болезнь	264 (87,1%)
	Курение	75 (24,7%)
	ИМТ, кг/м ²	28,4 [25,7; 32,0]
Коморбидный фон	Нет заболеваний	127 (41,9%)
	1 заболевание	99 (32,7%)
	2 заболевания	45 (14,8%)
	3 заболевания	27 (8,9%)
	4 заболевания и больше	5 (1,7%)
Данные исследований	Рост, см	170 [162; 175]
	Вес, кг	82 [73; 92]
	ППТ, м ²	1,92 [1,8; 2,05]
	САД, мм рт.ст.	140 [130; 160]
	Killip, класс	1 271 (89,5%)
		2 26 (8,6%)
		3 6 (1,9%)
	ХСН	1-244 (80,5%); 2-59 (19,5%)
	Эритроциты, 10 ¹² /л	4,5 [4,1; 4,8]
	Гемоглобин, г/л	147 [135; 157]
	Тромбоциты, 10 ⁹ /л	217 [177; 255]
	Лейкоциты, 10 ⁹ /л	8,1 [6,7; 10,1]
	Глюкоза, ммоль/л	6,4 [5,4; 7,6]
	Креатинин, мкмоль/л	88 [75; 104]
	СКФ, мл/мин/1,73 м ²	72 [55; 88]
	ХБП, стадия	1 70 (23,1%)
		2 143 (47,2%)
		3 82 (27,1%)
		≥4 8 (2,6%)
	ОХ, ммоль/л	5,0 [4,0; 6,1]
	ОТ, ммоль/л	1,35 [1,05; 1,6]
	ХС ЛНП, ммоль/л	3,18 [2,3; 4,2]
	ХС ЛВП, ммоль/л	1,17 [1,05; 1,31]
	Калий, ммоль/л	4,5 [4,1; 5,0]
	ПТИ, %	88,5 [76,5; 100]
	Положительные тропонины	119 (39,3%)
	ЧСС, уд./мин	76 [64; 87]
	Девияция S-T	нет 119 (39,3%)
		депрессия 79 (26,1%)
		элевация 105 (34,6%)
	Блокада НПГ	18 (5,9%)
	Фибрилляция предсердий	53 (17,5%)
	иКДОЛЖ, мл/м ²	53,1 [42,8; 63,5]
	иКСОЛЖ, мл/м ²	21,7 [16,2; 29,6]
	ФВ, %	57 [50; 65]
	ЭКГ нагр. проба	отрицательная 118 (55,9%)
		положительная 93 (44,1%)
	СДЛА, мм рт.ст.	26 [20; 34]
	КАГ	137 (45,2%)
	Индекс Gensini	35,5 [13,5; 69]
	ЧКВ	71 (23,4%)

Таблица 1. Продолжение

Параметр	Результат	
Нозология	GRACE 2.0	баллы
		% риска
	Передний неQ	101 [79; 128]
	Передний Q	2,8 [1,5; 6,5]
	Нижний неQ	50 (16,5%)
	Нижний Q	35 (11,5%)
	НС	34 (11,2%)
		28 (9,2%)
		156 (51,6%)

Примечание: стенокардия — наличие приступов стенокардии в анамнезе, начало симптомов — начало коронарных болей в течение 72 ч до госпитализации или раньше, реваскуляризация — наличие в анамнезе данных о реваскуляризации коронарных артерий, предшествующее лечение — наличие в анамнезе указаний на медикаментозную терапию, курение — статус курения, коморбидный фон — простая сумма наиболее часто встречающихся сопутствующих заболеваний (см. ниже), положительные тропонины — количество больных с повышенным уровнем тропонинов, девиация S-T — вариант отклонения сегмента S-T ЭКГ, блокада НПП — блокада ножек пучка Гиса, Killip — класс острой сердечной недостаточности, индекс Gensini — индекс тяжести стеноза коронарных артерий, ХСН 1 — предстадия СН, ХСН 2 — симптомная СН 1 и 2 стадии, ЭКГ нагр. проба — ЭКГ проба с физической нагрузкой, GRACE 2.0 — риск по шкале GRACE 2.0. Наиболее часто встречающиеся сопутствующие заболевания: цереброваскулярные заболевания, психические расстройства (делирий, деменция), заболевания периферических артерий, хроническая болезнь почек (3б и выше), хроническая обструктивная болезнь лёгких, бронхиальная астма, сахарный диабет, гипотиреоз, язвенная болезнь желудка и двенадцатиперстной кишки, остеоартроз, подагра, онкопатология, анемия.

Сокращения: иКДОЛЖ — индекс конечного диастолического объёма левого желудочка, иКСОЛЖ — индекс конечного систолического объёма левого желудочка, ИМТ — индекс массы тела, КАГ — коронароангиография, ОТ — общие триглицериды, ОХ — общий холестерин, ПИКС — постинфарктный кардиосклероз, ПТИ — протромбиновый индекс, ППТ — площадь поверхности тела, САД — систолическое артериальное давление, СДЛА — систолическое давление в лёгочной артерии, СКФ — скорость клубочковой фильтрации, ФВ ЛЖ — фракция выброса левого желудочка, ФК — функциональный класс, ХБП — хроническая болезнь почек, ХС ЛВП — холестерин липопротеидов высокой плотности, ХС ЛНП — холестерин липопротеидов низкой плотности, ХСН — хроническая сердечная недостаточность, ЧКВ — чрескожное коронарное вмешательство, ЧСС — частота сердечных сокращений, ЭКГ — электрокардиография.

**Метрики, характеризующие
диагностическую точность шкалы
GRACE 2.0 и шкалы риска ML исследуемых
больных с ишемической болезнью сердца**

Параметр	GRACE 2.0	Модель ML
Recal, Se, чувствительность %	76,6	73,5
Специфичность, Sp, %	66	64,6
Precision, точность	29,3	27,9
Положительная прогностическая ценность, PPV		
F-мера, %	42,3	40,0
Отрицательная прогностическая ценность, NPV	93,9	92,9
ROC, AUC, %	0,74	0,73
Отношение правдоподобия положительного результата теста, PLR	2,25	2,1
Отношение правдоподобия отрицательного результата теста, NLR	0,35	0,41
Индекс Юдена	0,426	0,381
Число пациентов индекса Юдена, Iy	2,33	2,6
Сводный прогностический индекс	0,232	0,208
Число пациентов PSI	4,3	4,8

Примечание: число пациентов индекса Юдена — число пациентов, которые должны быть протестированы, чтобы выявить один летальный исход. Число пациентов PSI — количество пациентов, которые должны быть обследованы, чтобы правильно предсказать один летальный исход.

Сокращения: GRACE — глобальный регистр острого коронарного синдрома (Global Registry of Acute Coronary Events), ML — машинное обучение (Machine Learning).

Python, предоставляющая простые и эффективные инструменты для анализа данных и моделирования, включая классификацию, регрессию, кластеризацию и снижение размерности.

Таблица 2

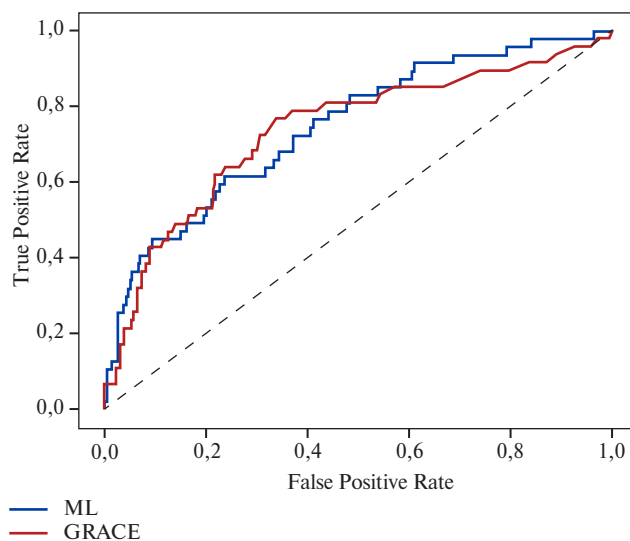


Рис. 1. ROC-кривые, оценивающие качество бинарного классификатора летального исхода исследуемых больных с ИМ и НС при использовании шкалы риска ML и шкалы GRACE 2.0.

Примечание: AUC для шкалы риска ML = 0,73, для шкалы GRACE 2.0 = 0,74.

Сокращения: GRACE — глобальный регистр острого коронарного синдрома (Global Registry of Acute Coronary Events), ML — машинное обучение (Machine Learning).

Для оценки качества бинарной классификации изучаемых моделей выстраивались ROC-кривые. С целью проверки устойчивости алгоритма ML проведена внутренняя K-fold кросс-валидация, для чего вся выборка пациентов случайно делилась на 5 равных групп (Fold 1-5) [17]. Итоговые метрики (AUC) рассчитывались как среднее по всем 5 циклам.

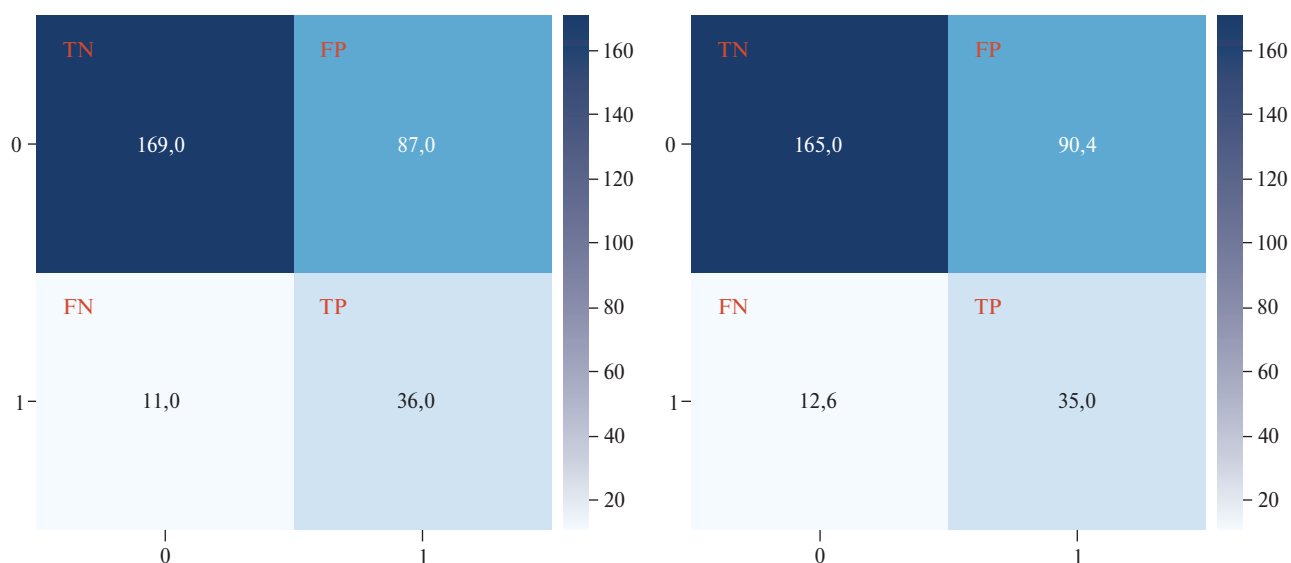


Рис. 2. Матрицы ошибок (Confusion Matrix) бинарного классификатора вероятности летального исхода больных с ИМ и НС, предсказанного шкалой риска ML (слева) и шкалой GRACE 2.0 (справа). Примечание: по оси абсцисс, 1 — предсказанный летальный исход, 0 — предсказанный благоприятный исход. По оси ординат, 1 — истинный летальный исход, 0 — истинный благоприятный исход.

Сокращения: FN — False negative, FP — False positive, TN — True negative, TP — True positive.

Сравнение диагностических параметров изучаемых шкал проводилось по тестовой выборке больных (20% общего количества больных в исследовании, $n=303$).

Результаты

Согласно данным предыдущих исследований [12], алгоритмом ML в результате обучения отобраны 8 наиболее важных признаков, по совокупности которых оценивается риск летального исхода.

Клиническая характеристика тестовой выборки больных, по которой проводилось сопоставление изучаемых прогностических шкал, представлена в таблице 1.

Как видно из таблицы 1, больные тестовой выборки в основном имеют низкий риск летальных осложнений по шкале GRACE 2.0. Кардиологическая летальность в данной группе — 15,8%, соответствует летальности в обучающей выборке больных.

При сравнении тестовых выборок по изучаемым параметрам, характеризующих точность изучаемых шкал, получены следующие данные (табл. 2).

Как видно из таблицы, диагностическая точность шкалы GRACE 2.0 и шкалы риска ML совпадают.

ROC кривая наглядно показывает общую способность обеих шкал дифференцировать благоприятный и неблагоприятный исходы исследуемых больных с ИМ и НС (рис. 1).

Общая способность диагностики риска летального исхода после ИМ и НС шкалой риска ML и шкалой GRACE 2.0 одинаковая.

Матрицы ошибок позволяют наглядно оценить число истинных и ложных заключений при использовании шкалы риска ML и шкалы GRACE 2.0 (рис. 2).

Количество ложных заключений, полученных при использовании шкалы риска ML, совпадало с результатами, оцененными по шкале GRACE 2.0.

Перекрестная проверка является важным аспектом оценки шкалы риска ML, поскольку позволяет оценить устойчивость алгоритма ML (рис. 3).

Модель демонстрирует устойчивую производительность на всех этапах кросс-валидации. Однако существует потенциал для улучшения, особенно в части повышения точности (Precision) и полноты (Recall).

Фракция выброса (ФВ) левого желудочка (ЛЖ) наряду с возрастом больных играет основную роль в определении риска летального исхода в алгоритме ML [12] и влияет на выживаемость больных после ИМ и НС (рис. 4).

Как видно на рисунке, выживаемость больных с ФВ ЛЖ $\leq 40\%$ существенно снижается после 3 года наблюдения.

Обсуждение

В результате исследования точность прогнозирования летального исхода больных после ИМ и НС шкалой риска ML и шкалой GRACE 2.0 оказалась сопоставима [18]. Причина может быть в том, что машинное обучение в настоящем виде представляет собой расширение традиционных методов моделирования, каждый из которых имеет свои уникальные ограничения [19]. Преимущество разработанного алгоритма ML в прогнозировании кардиологической летальности во временном горизонте свыше 5 лет. Учитывая, что вклад факторов в моделях прогнозирования может меняться в разные временные промежутки [20], значение может иметь не точность модели, а уникаль-

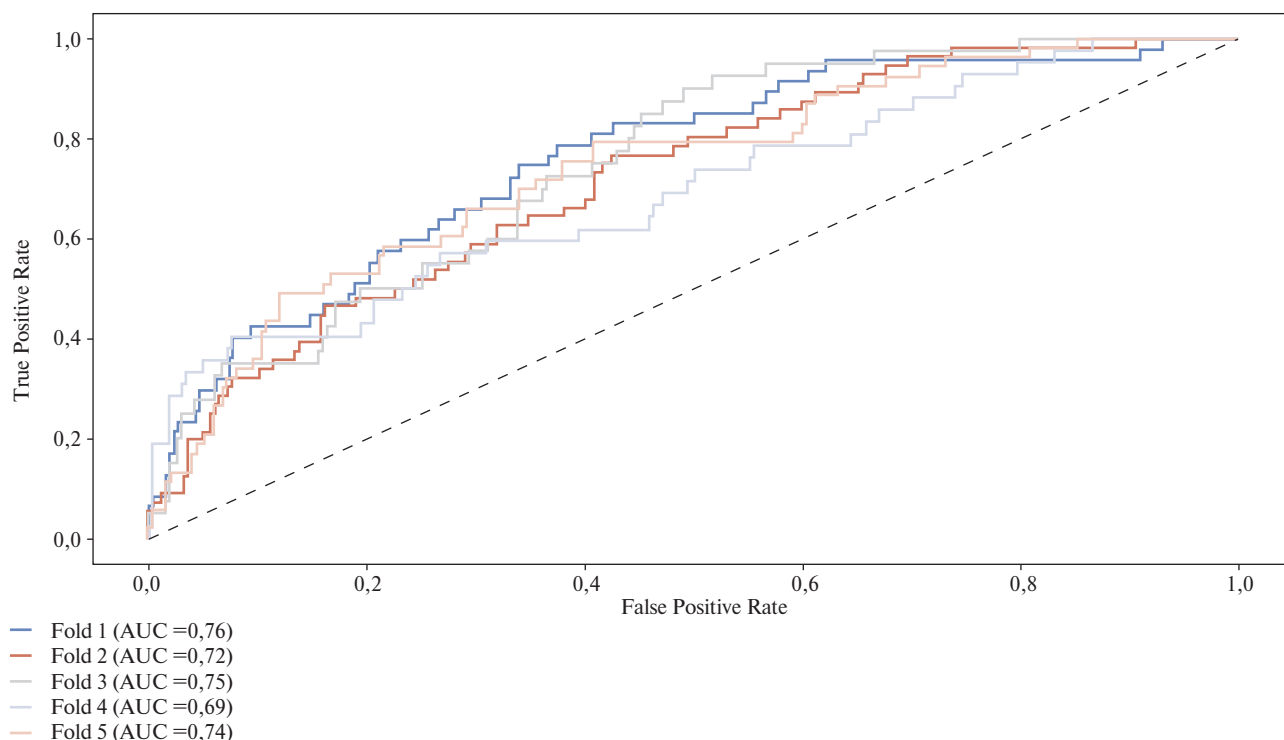


Рис. 3. Внутренняя K-fold кросс-валидация алгоритма ML. ROC-кривые для каждого Fold кросс-валидации.

Примечание: на рисунке представлены ROC-кривые для каждого фолда кросс-валидации, используемой для оценки производительности модели. Каждая кривая соответствует одному фолду и отражает зависимость True Positive Rate (TPR) от False Positive Rate (FPR) при различных порогах классификации. Цветное изображение доступно в электронной версии журнала.

ное сочетание автоматически выбранных факторов, осуществляющих прогноз.

Прогнозирование неблагоприятного исхода после ИМ и НС необходимо для оптимизации вторичной профилактики [21]: своевременное проведение нагрузочного стресс теста и полной реваскуляризации миокарда [22], оптимальной липидснижающей терапии и лечения сердечной недостаточности (СН), предусмотренные рекомендациями [10, 11]. Благоприятный прогноз позволит снизить риски при меньшем использовании ненужного лечения и ослабить бремя ненужных затрат [7].

Модель риска, основанная на машинном обучении в настоящем исследовании, сравнивалась с распространённой шкалой оценки риска больных после перенесенного ИМ и НС — GRACE 2.0. Отечественной программой "КардиоЭксперт" для мобильных устройств на основании 9 предикторов (возраст, частота сердечных сокращений, систолическое артериальное давление, креатинин, повышенный уровень тропонинов, девиация ST, анамнез СН, анамнез ИМ, чрескожное коронарное вмешательство) можно оценить риск кардиологической летальности больного после выписки из стационара. Результаты GRACE 2.0 были следствием продолжения исследования GRACE (1999-2009гг) и получены на основании подгруппы из 1274 больных, при использовании нелинейных методов оценки взаимосвязи между риском и предикторами (максимальный

AUC модели при трёхлетнем прогнозе составил 0,78) [5, 6]. Модель GRACE прогнозирует летальность на основании факторов острого ишемического повреждения миокарда, что наиболее достоверно при ИМ 1 типа [4, 23]. В прогнозируемый период происходит восстановление повреждённого миокарда, стабилизация систолической функции ЛЖ на качественно новом уровне. Больным проводится полная поэтапная реваскуляризация миокарда и назначается рекомендованная терапия [10, 11]. Совокупность факторов, входящих в модель ML, характеризует острую стадию ишемического процесса с позиции ряда проспективных показателей, тесно связанных с последующей функцией ЛЖ и коморбидным фоном больных. Следовательно, ранняя и поздняя кардиологическая летальность после ИМ и НС может иметь разные причины. Считается, что традиционные прогностические модели недостаточны для оценки долгосрочного прогностического риска (3 года и более) [24]. Причина может быть в увеличении вклада ишемии ЛЖ вследствие не атеросклеротических (гемодинамических) причин (хроническая СН (ХСН), сопутствующие заболевания), что определяет необходимость создания модели прогнозирования с включением данных факторов [4].

Использование 8 автоматически выбранных предикторов: возраст, ФВ ЛЖ, площадь поверхности тела, уровень креатинина, систолическое артериальное давление, ХСН, коморбидность, нозология, позво-

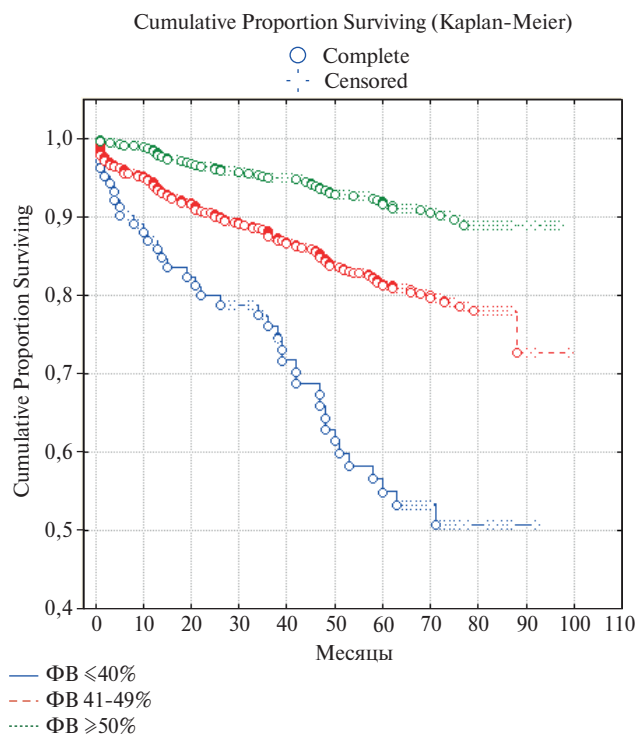


Рис. 4. Кривая выживаемости Каплана-Майера больных после ИМ и НС в зависимости от значения ФВ ЛЖ.

Примечание: значимость коэффициента Log Rank кривых: различие между больными с ФВ ЛЖ $\leq 40\%$ и $41-49\%$, $p < 0,001$; различие между больными с ФВ ЛЖ $41-49\%$ и $\geq 50\%$, $p < 0,05$.

Сокращение: ФВ — фракция выброса.

ляет прогнозировать вероятность летального исхода в течение 5 лет наблюдения. Половина из этих признаков совпадает с переменными шкалы GRACE 2.0, что подтверждает практическую значимость шкалы риска ML. Профиль пациента высокого риска на основании модели ML [12]: больной старше 69 лет, со сниженной ФВ ЛЖ ($< 50\%$), ХСН 1 и 2 стадии (клинически явная СН), концентрации креатинина крови > 97 мкмоль/л, площадь поверхности тела $< 1,88$ м², наличие > 2 сопутствующих заболеваний, ИМ передней стенки ЛЖ. Онлайн калькулятор оценки риска кардиологической летальности на основании разработанной модели ML: <http://www.cardio-ai.ru>.

Наиболее значимый фактор в обеих шкалах риска — возраст. С увеличением возраста увеличивается количество ИМ без подъёма ST, больше риск многососудистого поражения коронарных артерий, снижается количество чрескожных коронарных вмешательств, увеличивается количество сопутствующих заболеваний [6, 24–26]. С увеличением возраста больных снижается прогностическое влияние традиционных факторов риска [24, 25], значение приобретают СН и коморбидная патология.

В модели ML признак, сопоставимый по значимости с возрастом — ФВ ЛЖ. Это один из ключевых прогностических факторов и возможная мишень ле-

чебного воздействия. Величина ФВ характеризует компенсаторные механизмы в ЛЖ с учётом тяжести коронарного атеросклероза. На основании полученных данных установлено, что между 20 и 30 месяцами после ИМ и НС замедляется темп снижения выживаемости больных с ФВ ЛЖ $\leq 40\%$. На протяжении 2 лет после реваскуляризации миокарда проводится рекомендованное лечение, которое способствует активному восстановлению функции ЛЖ (повреждённого и оглушённого миокарда), что особенно выражено при ФВ ЛЖ $\leq 40\%$ [27–29]. После 30 мес. от момента ИМ и НС начинается существенное снижение выживаемости больных с исходным значением ФВ ЛЖ $\leq 40\%$. Причина может быть не только в ослаблении фармакологического лечения таких больных [28]. Снижение систолической функции после периода ремиссии может наступать по причинам прогрессирования коронарного атеросклероза, ишемии ЛЖ, не обусловленной коронарным атеросклерозом и в связи с тяжестью сопутствующих патологий [29]. Несмотря на применение актуальных рекомендаций по вторичной профилактике, риск у таких больных всё равно остаётся высоким [28]. Следовательно, верификация высокого риска летального исхода на основании алгоритма ML позволит отнести больного к категории повышенного риска, даже при улучшении функции ЛЖ в динамике.

Ограничения исследования. Модель ML в отличие от регрессии Кокса не позволяет оценить причинно-следственную связь. При оценке коморбидного фона не учитывался различный вклад каждой нозологии в прогнозе больных. Небольшая доля выполненных коронароангиографий и чрескожных коронарных вмешательств — существенный фактор ухудшающий прогноз исследуемых больных.

Заключение

Оценка долгосрочного риска летального исхода после ИМ и НС, основанная на модели ML, осуществляется по 8 наиболее значимым признакам: возраст, ФВ ЛЖ, площадь поверхности тела, уровень креатинина, систолическое артериальное давление, стадия ХСН, коморбидность. Точность прогнозирования летального исхода больных после ИМ и НС шкалой риска ML и шкалой GRACE 2.0 сопоставима. Диагностика высокого риска кардиологической летальности больных с ИМ и НС при ФВ ЛЖ $\leq 40\%$ может позволить оптимизировать мероприятия вторичной профилактики в данной группе больных.

Практическое применение. Выявление высокого риска неблагоприятного исхода по алгоритму ML позволит выделить группу больных, перенесших ИМ и НС, у которых после улучшения ФВ ЛЖ существует необходимость продолжить лечение систолической дисфункции ЛЖ (ингибитор ангиотензиновых рецепторов и неприлизина).

Благодарности. Авторы выражают благодарность независимому исследователю, специалисту в области машинного обучения Смолякову Максиму Валерьевичу.

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

Литература/References

- Weng SF, Reys J, Kai J, et al. Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? PLoS ONE. 2017;12(4):e0174944. doi:10.1371/journal.pone.0174944.
- Austin PC, Harrell FE, Steyerberg EW. Predictive performance of machine and statistical learning methods: impact of data-generating processes on external validity in the "large N, small p" setting. Stat Methods Med Res. 2021;30:1465-83. doi:10.1177/09622802211002867.
- Belyalov FI. Application of prediction scores in clinical medicine. Russian Journal of Cardiology. 2016;(12):23-7. (In Russ.) Белялов Ф.И. Использование шкал прогноза в клинической медицине. Российский кардиологический журнал. 2016;(12):23-7. doi:10.15829/1560-4071-2016-12-23-27.
- Hung J, Roos A, Kadesjo E, et al. Performance of the GRACE 2.0 score in patients with type 1 and type 2 myocardial infarction. Eur Heart J. 2021;42(46):2552-61. doi:10.1093/eurheartj/ehaa375.
- Gawinski L, Engelse P, Kozlowski R. Application of Modern Clinical Risk Scores in the Global Assessment of Risks Related to the Diagnosis and Treatment of Acute Coronary Syndromes in Everyday Medical Practice. Int. J. Environ. Res. Public Health. 2021;18(17):9103. doi:10.3390/ijerph18179103.
- Berns SA, Schmidt EA, Klimenkova AV, et al. Using the GRACE SCORE to assess long-term risk in patients with non-ST elevation acute coronary syndrome. Doctor.Ru. 2019;(2):12-8. (In Russ.) Бернс С.А., Шмидт Е.А., Клименкова А.В. и др. Возможности шкалы GRACE в долгосрочной оценке риска у больных с острым коронарным синдромом без подъема сегмента ST. Доктор.Ру. 2019;(2):12-8. doi:10.31550/1727-2378-2019-157-2-12-18.
- Nixon MP, Momotaz F, Smith C, et al. From pre-test and post-test probabilities to medical decision making. BMC Med Inform Decis Mak. 2024;24(1):210. doi:10.1186/s12911-024-02610-3.
- Martsevich SYu, Kutishenko NP, Lukina YuV, et al. Observational studies and registers. Their quality and role in modern evidence-based medicine. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2021;20(2):2786. (In Russ.) Марцевич С.Ю., Кутишенко Н.П., Лукина Ю.В. и др. Наблюдательные исследования и регистры. Их качество и роль в современной доказательной медицине. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2021;20(2):2786. doi:10.15829/1728-8800-2021-2786.
- Ben AliW, Pesaraghader A, Avram R, et al. Implementing Machine Learning in Interventional Cardiology: The Benefits Are Worth the Trouble. Front. Cardiovasc. Med. 2021;8:711401. doi:10.3389/fcvm.2021.711401.
- Collet J-Ph, Thiele H, Barbato E, et al. 2020 ESC Guidelines for the management of acute coronary syndromes in patients presenting without persistent ST-segment elevation. Russian Journal of Cardiology. 2021;26(3):4418. (In Russ.) Collet J-Ph, Thiele H, Barbato E и др. Рекомендации ESC по ведению пациентов с острым коронарным синдромом без стойкого подъема сегмента ST 2020. Российский кардиологический журнал. 2021;26(3):4418. doi:10.15829/1560-4071-2021-4418.
- Staroverov II, Shakhnovich RM, Gilyarov MYu, et al. Eurasian clinical guidelines on diagnosis and treatment of acute coronary syndrome with st segment elevation (STEMI). Eurasian heart journal. 2020;(1):4-77. (In Russ.) Староверов И.И., Шахнович Р.М., Гиляров М.Ю. и др. Евразийские клинические рекомендации по диагностике и лечению острого коронарного синдрома с подъемом сегмента ST (ОКСПСТ). Евразийский кардиологический журнал. 2020;(1):4-77. doi:10.38109/2225-1685-2020-1-4-77.
- Shvets DA, Povetkin SV. Selection of features for modeling the risk of fatal outcomes in patients after myocardial infarction or unstable angina. Cardiovascular Therapy and Prevention. 2025;24(3):4102. (In Russ.) Швец Д.А., Поветкин С.В. Выбор признаков для моделирования риска летальных исходов больных после перенесенного инфаркта миокарда или нестабильной стенокардии. Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2025;24(3):4102. doi:10.15829/1728-8800-2025-4102.
- James G, Witten D, Hastie T, et al. An Introduction to Statistical Learning. Springer Science+Business Media New York, 2013. p. 450. (In Russ.) Джеймс Г., Уиттон Д., Хасте Т. и др. Введение в статистическое обучение с примерами на языке R. Пер. с англ. С.Э. Матицкого — М.: ДМК Пресс, 2016. 450 с: ил. ISBN: 978-5-97060-293-5.
- Hutter F, Kotthoff L, Vanschoren J. The Springer Series on Challenges in Machine Learning. Springer, 2019. p. 219. ISBN: 978-3-030-05318-5 (eBook). doi:10.1007/978-3-030-05318-5.
- Chawla NV, Bowyer KW, Hall LO, et al. SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. Journal of Artificial Intelligence Research. 2002;16:321-57. doi:10.1613/jair.953.
- Korneenkov AA, Ryazantsev SV, Vyazemskaya EE. Calculation and interpretation of indicators of informativeness of diagnostic medical technologies. Medical Council. 2019;(20):45-51. (In Russ.) Корнеев А.А., Рязанцев С.В., Вяземская Е.Э. Вычисление и интерпретация показателей информативности диагностических медицинских технологий. Медицинский Совет. 2019;(20):45-51. doi:10.21518/2079-701X-2019-20-45-51.
- López M, González M, López M, et al. Statistical Machine-Learning Methods for Genomic Prediction Using the SKM Library. Genes. 2023;14(5):1003. doi:10.3390/genes14051003.
- Cohen M, Visweswaran G. Defining and managing patients with non-ST-elevation myocardial infarction: Sorting through type 1 vs other types. Clin Cardiol. 2020;43(3):242-50. doi:10.1002/clc.23308.
- Manhiot C, Eynde J, Kuttly S, et al. A Primer on the Present State and Future Prospects for Machine Learning and Artificial Intelligence Applications in Cardiology. Can. J. Cardiol. 2022;38:169-84. doi:10.1016/j.cjca.2021.11.009.
- Simon S, Mandair D, Abdel Albakri A, et al. The Impact of Time Horizon on Classification Accuracy: Application of Machine Learning to Prediction of Incident Coronary Heart Disease. JMIR Cardio. 2022;6(2):e38040. doi:10.2196/38040.
- Kakadiaris IA, Vrigkas M, Yen AA, et al. Machine Learning Outperforms ACC/AHA CVD Risk Calculator in MESA. J Am Heart Assoc. 2018;7(22):e009476. doi:10.1161/JAHA.118.009476.
- Kochergina AM, Tarasov RS, Ganyukov VI, et al. Results of endovascular revascularization in elderly patients with ST elevation myocardial infarction in multivessel disease. Russian Journal of Cardiology. 2016;(3):70-4. (In Russ.) Кочергина А.М., Тарасов Р.С., Ганюков В.И. и др. Результаты эндоваскулярной реваскуляризации у пожилых больных инфарктом миокарда с элевацией сегмента ST при многососудистом поражении коронарного русла. Российский кардиологический журнал. 2016;(3):70-4. doi:10.15829/1560-4071-2016-3-70-74.
- Yang P, Duan J, Li M, et al. Construction and Validation of a Predictive Model for Long-Term Major Adverse Cardiovascular Events in Patients with Acute Myocardial Infarction. Clinical Interventions in Aging. 2024;19:1965-77. doi:10.2147/CIA.S486839.
- Shishkina EA, Khlynova OV, Cheremnykh AB. Post-hospital Mortality Forecast in Young and Middle-Aged Patients with Myocardial Infarction. Doctor.Ru. 2020;19(5):24-9. (In Russ.) Шишкина Е.А., Хлынова О.В., Черемных А.Б. Прогнозирование постгоспитальной летальности у больных инфарктом миокарда молодого и среднего возраста. Доктор.Ру. 2020;19(5):24-9. doi:10.31550/1727-2378-2020-19-5-24-29.
- You J, Guo Y, Kang J-J, et al. Development of machine learning-based models to predict 10-year risk of cardiovascular disease: a prospective cohort study. Stroke Vasc Neurol. 2023;8(6):475-485. doi:10.1136/svn2023-002332.
- Özdoğan Ö, Kayıkçıoğlu M, Kılıçkap M, et al. Clinical presentation and outcomes in real-life management of elderly patients aged ≥75 years presenting with acute myocardial infarction. Anatol J Cardiol. 2022;26(4):286-97. doi:10.5152/AnatolJCardiol.2021.1096.
- Miller LW. Cardiac Ejection Fraction New Insights About its Dynamic Nature. JACC. 2018;72(6):602-4. doi:10.1016/j.jacc.2018.06.004.
- De Groote P, Fertin M, Pentiah AD, et al. Long-term functional and clinical follow-up of patients with heart failure with recovered left ventricular ejection fraction after β-blocker therapy. Circ Heart Failure. 2014;7(3):434-9. doi:10.1161/CIRCHEARTFAILURE.113.000813.
- Savarese G, Stolfo D, Sinagra G, et al. Heart failure with mid-range or mildly reduced ejection fraction. Reviews. 2022;19(2):100-16. doi:10.1038/s41569-021-00605-5.

Адреса организаций авторов: БУЗ Орловской области Орловская областная клиническая больница, бульвар Победы, д. 10, Орел, 302028, Россия; ФГБОУ ВО Курский государственный медицинский университет Минздрава России, ул. Карла Маркса, д. 3, Курск, 305041, Россия.

Addresses of the authors' institutions: Oryol Regional Clinical Hospital, Victory Boulevard, 10, Oryol, 302028, Russia; Kursk State Medical University, Karl Marx str., 3, Kursk, 305041, Russia.