

ISSN 2782-3806
ISSN 2782-3814 (Online)
УДК 616.12-005.4:004.8

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННОЙ ОЦЕНКИ РИСКА ЛЕТАЛЬНОГО ИСХОДА ПОСЛЕ ОПЕРАЦИИ АОРТОКОРОНАРНОГО ШУНТИРОВАНИЯ

Голухова Е. З., Керен М. А., Завалихина Т. В., Булаева Н. И.,
Сигаев И. Ю., Мерзляков В. Ю., Алшибая М. Д.

Федеральное государственное бюджетное учреждение «Научный медицинский
исследовательский центр сердечно-сосудистой хирургии имени А. Н. Бакулева»
Министерства здравоохранения Российской Федерации, Москва, Россия

Контактная информация:

Керен Милена Абрековна,
ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева»
Минздрава России,
Рублевское шоссе, д. 135, Москва, Россия,
121552.
E-mail: milenamailru@mail.ru

Статья поступила в редакцию 17.07.2023
и принята к печати 07.08.2023.

РЕЗЮМЕ

Актуальность. Стремление к улучшению и оптимизации результатов хирургического лечения ишемической болезни сердца (ИБС), наряду с наблюдаемой интеграцией в здравоохранение методов искусственного интеллекта, создает предпосылки для изучения возможностей методов машинного обучения для прогнозирования неблагоприятных исходов после кардиохирургических вмешательств. **Целью** нашего исследования являлась оценка и сравнение точности прогнозирования смерти после операции АКШ с помощью методов машинного обучения и рекомендованной к применению шкалы оценки кардиохирургического риска EuroSCORE 2. **Материалы и методы.** На основании анализа обезличенных медицинских данных об исходах операции аортокоронарного шунтирования у 2 826 больных ИБС (выжившие — 2 785, умершие — 41), с помощью методов машинного обучения (логистическая регрессия (ЛР), LightGBM, XGBoost, CatBoost, бустинговая модель) были разработаны прогностические модели, оценивающие риск внутригоспитальной смерти после вмешательства. Эффективность прогнозирования полученных моделей была сравнена с результатами прогнозирования шкалы EuroSCORE 2. Для оценки производительности моделей использовались метрики, рекомендованные при анализе несбалансированных данных: точность, полнота, специфичность, F1-мера, ROC-AUC. **Результаты.** Модель, разработанная с помощью ЛР, обладала максимальной полнотой (0,88), однако при этом значительно превышала риск смерти (точность — 0,03). F1-мера для модели ЛР составила 0,06, ROC AUC — 0,77. Модели градиентного бустинга (LightGBM, XGBoost, CatBoost), в сравнении с ЛР, обладали более высокими показателями полноты, точности, специфичности, F1-меры и AUC. При этом наилучшие метрики качества наблюдались у бустинговой

модели (БМ), которая объединяла в себе ЛР и модели градиентного бустинга. Показатели эффективности БМ: точность — 0,67, полнота — 0,50, F1-мера — 0,57, специфичность — 1,0, ROC-AUC — 0,85. Модель риска EuroSCORE 2 показала крайне низкую эффективность в прогнозировании смерти на исследуемой выборке: точность — 0,143, полнота — 0,125, F1-мера — 0,133, специфичность — 0,97, ROC-AUC — 0,47. **Заключение.** Методы машинного обучения (ММО) перспективны в прогнозной аналитике в кардиохирургии. В нашем исследовании прогностические модели на основе ММО показали преимущество в точности расчета риска госпитальной смерти после КШ в сравнении с классической моделью EuroSCORE 2. Для получения оптимальной модели риска, адаптированной к условиям применения в РФ, необходимы широкомасштабные многоцентровые исследования.

Ключевые слова: аортокоронарное шунтирование, искусственный интеллект, ишемическая болезнь сердца, машинное обучение, смерть после коронарного шунтирования.

Для цитирования: Голухова Е.З., Керен М.А., Завалихина Т.В., Булаева Н.И., Сигаев И.Ю., Мерзляков В.Ю., Алишбая М.Д. Применение методов машинного обучения для персонализированной оценки риска летального исхода после операции аортокоронарного шунтирования. *Российский журнал персонализированной медицины.* 2023;3(5):6-13. DOI: 10.18705/2782-3806-2023-3-5-6-13. EDN: AVQVDF

USING MACHINE LEARNING METHODS FOR PERSONALIZED ASSESSMENT OF THE RISK OF DEATH AFTER CORONARY ARTERY BYPASS SURGERY

Golukhova E. Z., Keren M. A., Zavalikhina T. V., Bulaeva N. I., Sigaev I. Yu., Merzlyakov V. Yu., Alshibaya M. D.

A. N. Bakulev National Medical Research Center for Cardiovascular Surgery, Moscow, Russia

Corresponding author:

Keren Milena A.,
A. N. Bakulev National Medical Research
Center for Cardiovascular Surgery,
Rublevskoe shosse, 135, Moscow, Russia,
121552.
E-mail: milenamailru@mail.ru

Received 17 July 2023; accepted 07 August 2023.

ABSTRACT

Relevance. The desire to improve and optimize the results of surgical treatment of coronary heart disease (CHD), along with the observed integration of artificial intelligence methods into healthcare, creates prerequisites for exploring the possibilities of machine learning meth-

ods for predicting adverse outcomes after cardiac surgery. The purpose of our study was to evaluate and compare the accuracy of predicting death after CABG surgery using machine learning methods and the recommended cardiac risk assessment scale EuroSCORE 2. **Materials and methods.** Based on the analysis of depersonalized medical data on the outcomes of coronary artery bypass surgery in 2,826 patients with coronary artery disease (survivors — 2,785, deceased — 41), using machine learning methods (logistic regression (LR), LightGBM, XGBoost, CatBoost, boosting model), prognostic models were developed that assess the risk of in-hospital death after intervention. The forecasting efficiency of the obtained models was compared with the forecasting results of the EuroSCORE 2 scale. To evaluate the performance of the models, the metrics recommended for the analysis of unbalanced data were used: precision, recall, specificity, F1-measure, ROC-AUC. **Results.** The model developed with the help of LR had the maximum recall (0.88), but at the same time significantly overestimated the risk of death (precision — 0.03). F1-measure for the LR model was 0.06, ROC AUC — 0.77. Gradient boosting models (LightGBM, XGBoost, CatBoost), in comparison with LR, had higher indicators of precision, recall, specificity, F1-measures and AUC. At the same time, the best quality metrics were observed in the boosting model (BM), which combined LR and gradient boosting models. BM performance indicators: precision — 0.67, recall — 0.50, F1-measure — 0.57, specificity — 1.0, ROC-AUC — 0.85. The EuroSCORE 2 risk model showed extremely low efficiency in predicting death in the study sample: precision — 0.143, recall — 0.125, F1-measure — 0.133, specificity — 0.97, ROC-AUC — 0.47. **Conclusion.** Machine learning (ML) methods are promising in predictive analytics in cardiac surgery. In our study, predictive models based on ML showed an advantage in the accuracy of calculating the risk of hospital death after CABG in comparison with the classic EuroSCORE 2 model. To obtain an optimal risk model adapted to the conditions of application in the Russian Federation, large-scale multicenter studies are needed.

Key words: artificial intelligence, coronary artery bypass grafting, coronary heart disease, death after coronary bypass grafting, machine learning.

For citation: Golukhova EZ, Keren MA, Zavalikhina TV, Bulaeva NI, Sigaev IYu, Merzlyakov VYu, Alshibaya MD. Using machine learning methods for personalized assessment of the risk of death after coronary artery bypass surgery. Russian Journal for Personalized Medicine. 2023; 3(5):6-13. (In Russ.) DOI: 10.18705/2782-3806-2023-3-5-6-13. EDN: AVQVDF

Список сокращений: АКШ — аортокоронарное шунтирование, БМ — бустинговая модель, ИБС — ишемическая болезнь сердца, ЛР — логистическая регрессия, ММО — методы машинного обучения.

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день для лечения стабильной ИБС в дополнение к оптимальной медикаментозной терапии применяют две стратегии коронарных вмешательств: коронарное стентирование и АКШ. Обе стратегии имеют высокую безопасность и эф-

фективность, однако только АКШ способно продлить пациенту жизнь в долгосрочной перспективе, в первую очередь, за счет снижения частоты инфаркта миокарда [1].

В настоящее время для стратификации риска смерти после АКШ рекомендуется использование шкал Европейской системы расчета риска кардиохирургических операций (EuroSCORE II) и Общества торакальных хирургов (STS) [2, 3].

Однако эффективность применения данных шкал по-прежнему активно обсуждается экспертными сообществами из-за проблем, связанных с их некорректной работой в отношении больных низ-

кого и высокого риска, а также отличающейся эффективностью в различных популяциях [4, 5].

Наступившая эра «больших данных» и использование методов искусственного интеллекта позволяют применять более усовершенствованные возможности для прогнозирования клинических исходов. В данной работе мы оценивали возможности методов машинного обучения в сравнении с традиционными методами статистического анализа в прогнозировании смертельного исхода после операции АКШ.

ГИПОТЕЗА

Методы машинного обучения (ММО) способны прогнозировать клинический исход с более высокой точностью, чем традиционные методы статистического анализа. Это преимущество ММО объясняется алгоритмами их построения, включающими возможность поиска неочевидных нелинейных взаимосвязей между исходными данными и прогнозируемым результатом.

ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ —

оценка и сравнение точности прогнозирования смерти после операции АКШ с помощью ММО и валидированной шкалы EuroSCORE 2.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Проведено одноцентровое ретроспективное когортное исследование. Предметом исследования явилась база данных (датасет) [6] с обезличенными медицинскими данными 2 826 больных ИБС, перенесших плановую операцию АКШ в ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава России.

Критерии включения больных: стабильное течение ИБС при наличии значимого поражения коронарных артерий по данным коронарографии и перенесенное коронарное шунтирование за период с 2018 по 2022 гг.

Критерии невключения: сочетанные с АКШ прочие кардиохирургические и сосудистые операции.

Критерии исключения: неполные данные в датасете.

Конечная точка (результат прогнозирования) — внутригоспитальная смерть в результате АКШ.

Датасет содержал:

1. Данные об исходном состоянии пациентов на основании лабораторных и инструментальных обследований, полученных до АКШ: пол, возраст, факторы риска сердечно-сосудистых заболеваний, тяжесть и анамнез заболевания, коморбидные

состояния, ритм сердца по данным электрокардиографии, фракция выброса левого желудочка по данным эхокардиографии, атеросклероз других сосудистых бассейнов по данным ультразвуковой доплерографии, поражение коронарных артерий по данным коронарографии, некоторые лабораторные показатели, оценка дооперационного риска по шкале EuroSCORE 2.

2. Данные, характеризующие интраоперационные особенности: число шунтированных артерий, использование искусственного кровообращения, использование артериальных шунтов, необходимость постановки внутриаортального контрпульсатора и пр.

3. Данные о послеоперационных исходах АКШ (смерть, инфаркт миокарда, инсульт и др.).

Исследование было одобрено локальным этическим комитетом, решением которого исключалась необходимость получения информированного согласия из-за исходной деперсонализации данных и наблюдательного характера исследования.

Подготовка данных для машинного обучения включила в себя: очистку данных, анализ пропусков, нормализацию данных. Значения, имеющие технические ошибки, были исправлены или заменены на пропуски для последующего исключения. Неинформативные признаки были удалены. Данные, имеющие более 60 % пропущенных значений, были исключены из анализа. Оставшиеся пропущенные значения в других признаках были импутированы методом k-ближайших соседей. Следующий этап включил стандартизацию данных.

Методика построения прогностических моделей и их сравнение. Дизайн исследования представлен на рисунке 1. Обучение и тренировка моделей проводилось на выборке, разделенной в соотношении 80 % (для обучения): 20 % (для валидации моделей). При этом внутри каждой из этих выборок присутствовал значительный дисбаланс классов (доля выживших составила 98,55 % (n = 2 785), доля умерших 1,45 % (n = 41) от общего числа пациентов). Разделение было произведено таким образом, чтобы сохранить соотношение классов, представленное в исходном наборе данных.

Для прогнозирования летального исхода после КШ использовали следующие модели:

1. Логистическая регрессия (ЛР) как алгоритм машинного обучения для задач бинарной классификации. Отличием от линейной регрессии является преобразование прогноза с помощью нелинейной или логистической функции, что позволяет иметь больше обоснований для прогнозирования.

2. Модели градиентного бустинга — это методы машинного обучения, используемые в зада-

чах регрессии и классификации и реализованные с помощью деревьев решений. Данные методы позволяют оценивать значимость признаков, то есть степень влияния каждого признака на целевую переменную (прогнозируемый исход). Для реализации нами были использованы три наиболее перспективные модели: CatBoost, LightGBM и XGBoost.

3. Бустинговая модель (БМ), построенная на основании ансамбля четырех моделей ЛР, LightGBM, XGBoost и CatBoost. Бустинг представляет собой семейство ансамблевых алгоритмов, работа которых заключается в создании сильного классификатора на основе нескольких слабых. Для этого сначала создается одна модель, затем другая модель, которая пытается исправить ошибки в первой. Модели добавляются до тех пор, пока тренировочные данные не будут точно предсказывать исход. Для реализации БМ использовали усредненные прогнозы всех исходных моделей.

4. Модель шкалы риска EuroSCORE 2 — реализована при помощи логистической линейной регрессии и подходит для решения задач, где вероятность развития события линейно связана с признаками (факторами риска), валидирована к применению [9, 10]. Значимость признаков, формирующих шкалы, определяется величиной коэффициентов каждого из них.

мирующих шкалы, определяется величиной коэффициентов каждого из них.

Для каждого из алгоритмов (ЛР, CatBoost, LightGBM, XGBoost, БМ) в обучающей выборке проводили 5-фолдовую кросс-валидацию и поиск гиперпараметров. Наилучшей комбинацией гиперпараметров считалась та, которая максимизирует усредненную по 5 фолдам метрику F1-меры. В результате было разработано 5 моделей с наилучшей производительностью. Далее оценивали эффективность моделей на тестовой валидирующей выборке. Полученные модели применялись к выборке для тестирования, после чего их метрики качества сравнивались повторно. Разработанные с помощью ММО прогнозные модели сравнивались между собой и с EuroSCORE 2.

Поскольку набор данных является несбалансированным по числу пациентов в каждом классе, для оценки качества моделей использовались: 1) точность — доля правильно классифицированных объектов положительного класса относительно всех объектов, которые модель отнесла к этому классу; 2) полнота — доля правильно классифицированных объектов положительного класса относительно всех объектов, которые действительно принадлежат к этому классу; 3) специфичность —

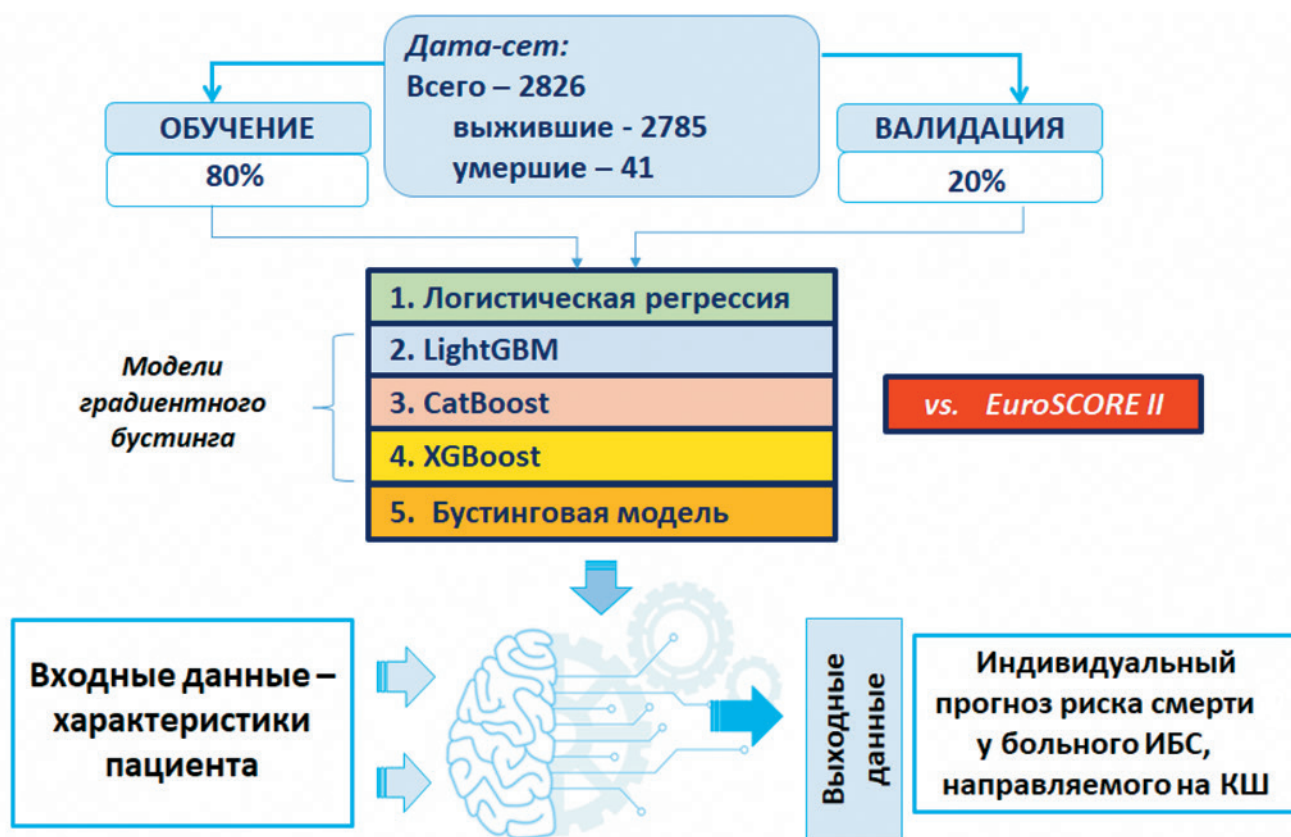


Рис. 1. Разработка моделей прогнозирования смерти после АКШ

Таблица 1. Результаты прогнозирования госпитальной смерти с помощью ММО

Модель	Полнота	Точность	F1-мера	Специфичность	AUC
Логистическая регрессия	0.88	0.03	0.06	0.60	0.77
LightGBM	0.50	0.50	0.50	1.00	0.84
XGBoost	0.50	0.44	0.47	0.99	0.79
Catboost	0.62	0.15	0.24	0.95	0.87
Бустинговая модель	0.50	0.67	0.57	1.00	0.85
EuroSCORE-II	0.143	0.125	0.133	0.97	0.47

доля правильно предсказанных отрицательных примеров среди всех реальных отрицательных примеров; 4) F1-мера — среднее гармоническое между точностью и полнотой; 5) AUC — доля пар объектов, которые алгоритм верно упорядочил; вычисляется как площадь под ROC-кривой.

Для написания кода применяли PYTHON (3.9.13). Для обучения моделей были использованы библиотеки: SKLEARN (1.0.2), CATBOOST (1.1.1), XGBOOST (1.5.0), LIGHTGBM (3.2.1). Анализ и обработка данных проводились с использованием PANDAS (1.4.4) И NUMPY (1.21.5).

РЕЗУЛЬТАТЫ

Подробное описание анализируемых признаков и характеристики пациентов, выживших ($n = 2\,785$) и умерших ($n = 41$) после АКШ, было представлено нами ранее [7]. Больные, умершие после АКШ, были объективно более тяжелыми, в сравнении с выжившими пациентами. Тяжесть состояния объяснялась более старшим возрастом, более низкой сократительной способностью миокарда, более тяжелой коморбидностью (системный атеросклероз, хроническая почечная недостаточность), а также более высоким средним риском по данным шкалы EuroSCORE 2 ($p < 0,001$). В таблице 1 продемонстрированы параметры производительности ММО, определенные на валидированной выборке.

Среди полученных моделей ЛР обладала максимальной полнотой (0,88), но при этом крайне низкой специфичностью (0,60) и точностью (0,03), что

приводило к крайне низким значениям F1-меры (0,06) за счет значительной способности ЛР к завышению риска смерти. Модели градиентного бустинга, в сравнении с ЛР, обладали более высокими показателями полноты, точности, специфичности, F1-меры и AUC. Однако наилучшие показатели производительности продемонстрировала БМ, объединяющая возможности ЛР и моделей градиентного бустинга (CatBoost, LightGBM и XGBoost). Метрики качества для БМ: точность — 0,67, полнота — 0,50, F1-мера — 0,57, специфичность — 1,0, ROC-AUC — 0,85. Модель риска EuroScore 2 показала крайне низкую эффективность в прогнозировании смерти на исследуемой выборке: точность — 0,143, полнота — 0,125, F1-мера — 0,133, специфичность — 0,97, ROC-AUC — 0,47 (табл. 1).

ОБСУЖДЕНИЕ

В нашей работе было показано, что применение ММО имеет значительные преимущества над традиционными методами статистической обработки данных, используемыми в медицине. Важной находкой данного исследования стало то, что эффективность прогнозирования у модели ЛР, реализованной на собственной базе данных, оказалась значительно выше возможностей шкалы EuroSCORE 2. При этом наилучшими показателями эффективности обладала БМ, включившая как ЛР, так и модели градиентного бустинга.

Популярность использования ММО для прогнозной аналитики в клинической медицине неу-

клонно возрастает в надежде получить доступный сервис, позволяющий лечащему врачу и пациенту принять оптимальное решение по тактике дальнейшего лечения с учетом персональных рисков. Однако на данный момент единодушного мнения экспертов по поводу использования ММО в прогнозировании исходов и определении индивидуального риска у пациентов не наблюдается [8, 9].

Среди причин, препятствующих внедрению данных технологий в практику, множество организационных, юридических, медицинских и технических проблем. Особо стоит отметить отсутствие стандартизации разработок ММО, проблемы технической реализации и низкой воспроизводимости моделей, отсутствие «универсальных» ММО, сложности сбора и поддержания проспективных данных, проблемы выбора корректных предикторов и многое другое. Отдельной проблемой стоит вопрос преодоления несбалансированности данных, ведущих к переобучению моделей. В своей прежней работе мы подробно освещали способы преодоления этой проблемы с помощью методов передискредитации [10].

Безусловно, следует учесть, что ограничения нашего исследования (одноцентровая ретроспективная выборка, отсутствие внешней валидации, дисбаланс данных, ограничения возможностей учета всех возможных предикторов и др.) могут приводить к изменениям производительности разработанных нами моделей в условиях внешнего применения. Тем не менее, по нашему мнению, данное исследование следует считать первым шагом в создании актуальной, адаптированной к российскому здравоохранению шкалы оценки кардиохирургического риска смерти, реализация которой тесно связана с необходимостью привлечения данных из других кардиохирургических центров, что поспособствует повышению эффективности прогнозирования и позволит в дальнейшем использовать модель в рутинной практике федеральных центров.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Методы машинного обучения перспективны в прогнозной аналитике в кардиохирургии. Активное использование «больших данных» может изменить парадигму стратификации кардиохирургического риска: переход от теоретического прогнозирования среднего риска до моделирования индивидуальных, оптимальных для пациента, терапевтических стратегий.

В нашем исследовании прогностические модели на основе методов машинного обучения показали преимущество в точности расчета риска госпи-

тальной смерти после КШ в сравнении с классической моделью EuroSCORE 2. Для получения оптимальной модели риска, адаптированной к условиям применения в РФ, необходимы широкомасштабные многоцентровые исследования.

Конфликт интересов / Conflict of interest

Авторы заявили об отсутствии потенциального конфликта интересов. / The authors declare no conflict of interest.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Doenst T, Haverich A, Serruys P, et al. PCI and CABG for Treating Stable Coronary Artery Disease: JACC Review Topic of the Week. *J Am Coll Cardiol*. 2019;73(8):964–976.
2. Nashef SA, Roques F, Sharples LD et al. EuroSCORE II. *Eur J Cardiothorac Surg*. 2012;41:734–44.
3. Shahian DM, O'Brien SM, Filardo G, et al. The Society of Thoracic Surgeons 2008 cardiac surgery risk models: Part 1—coronary artery bypass grafting surgery. *Ann Thorac Surg*. 2009;88(1):S2–22.
4. Silverborn M, Nielsen S, Karlsson M. The performance of EuroSCORE II in CABG patients in relation to sex, age, and surgical risk: a nationwide study in 14,118 patients. *J Cardiothorac Surg*. 2023;18(1):40.
5. Shahian DM, Blackstone EH, Edwards FH, et al. STS workforce on evidence-based surgery. Cardiac surgery risk models: a position article. *Ann Thorac Surg*. 2004;78(5):1868–77.
6. Golukhova EZ, Keren MA, Sigaev IYu, et al. A dataset of labeled data of patients with stable coronary artery disease who underwent myocardial revascularization (coronary bypass surgery and coronary stenting), created for training a neural network. Patent on the application #2021622974, 25.01.2022. In Russian [Голухова Е.З., Керен М.А., Сигаев И.Ю. и др. Датасет размеченных данных пациентов со стабильной ИБС, перенесших реваскуляризацию миокарда (коронарное шунтирование и коронарное стентирование), предназначенный для обучения нейронной сети. Свидетельство о регистрации № 2022620223, 25.01.2022].
7. Golukhova EZ, Keren MA, Zavalikhina TV, et al. The effectiveness of machine learning in predicting early postoperative death after coronary bypass surgery. *Creative cardiology*. 2023;17(1):77–93. In Russian [Голухова Е.З., Керен М.А., Завалихина Т.В. и др. Эффективность машинного обучения в прогнозировании ранней послеоперационной смерти после операции коронарного шунтирования. Креативная кардиология. 2023;17(1):77–93].

8. Penny-Dimri JC, Bergmeir C, Perry L, et al. Machine learning to predict adverse outcomes after cardiac surgery: A systematic review and meta-analysis. *J Card Surg.* 2022;37 (11):3838–3845.

9. Benedetto U, Dimagli A, Sinha S, et al. Machine learning improves mortality risk prediction after cardiac surgery: Systematic review and meta-analysis. *J Thorac Cardiovasc Surg.* 2022;163(6):2075–2087.

10. Golukhova EZ, Keren MA, Zavalikhina TV, et al. The possibilities of machine learning methods in the stratification of operational risk in patients with coronary artery disease referred for coronary bypass surgery. *Russian Journal of Cardiology.* 2023;28(2):102–109. In Russian [Голухова Е.З., Керен М.А., Завалихина Т.В. и др. Возможности методов машинного обучения в стратификации операционного риска у больных ишемической болезнью сердца, направляемых на коронарное шунтирование. *Российский кардиологический журнал.* 2023;28(2):102–109].

Информация об авторах:

Голухова Елена Зеликовна, академик РАН, директор ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава России;

Керен Милена Абрековна, д.м.н., старший научный сотрудник отделения хирургии сочетанных заболеваний коронарных и магистральных артерий ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава РФ;

Завалихина Татьяна Владимировна, к.м.н., заместитель главного врача по амбулаторно-клинической работе ИКХ им. В. И. Бураковского ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава России;

Булаева Наида Ибадулаевна, к.б.н., заведующая отделом координации и сопровождения научно-исследовательской деятельности и проведения тематических мероприятий ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава России;

Сигаев Игорь Юрьевич, д.м.н., профессор, заведующий отделением хирургии сочетанных заболеваний коронарных и магистральных артерий ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава РФ;

Мерзляков Вадим Юрьевич, д.м.н., заведующий отделением хирургического лечения ишемической болезни сердца и малоинвазивной коронарной хирургии ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава России;

Алшибая Михаил Дурмишханович, д.м.н., профессор, заведующий отделением хирургического лечения ишемической болезни сердца ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А. Н. Бакулева» Минздрава России.

Author information:

Golukhova Elena Z., Academician of the Russian Academy of Sciences, Director of the A. N. Bakulev National Medical Research Center for Cardiovascular Surgery;

Keren Milena A., MD, Senior Researcher at the Department of Surgery of Combined Diseases of the Coronary and Main Arteries of the A. N. Bakulev National Medical Research Center for Cardiovascular Surgery;

Zavalikhina Tatiana V., PhD, Deputy Chief Physician for Outpatient Clinical Work of the V. I. Burakovsky ICH of the A. N. Bakulev Scientific Medical Research Center for Cardiovascular Surgery;

Bulaeva Naida I., Candidate of Biological Sciences, Head of the Department of Coordination and Support of Research Activities and Thematic Events of the A. N. Bakulev Scientific Medical Research Center for Cardiovascular Surgery;

Sigaev Igor Yu., Doctor of Medical Sciences, Professor, Head of the Department of Surgery of Combined Diseases of the Coronary and Main Arteries of the A. N. Bakulev Scientific Medical Research Center for Cardiovascular Surgery;

Merzlyakov Vadim Yu., MD, Head of the Department of Surgical Treatment of Coronary Heart Disease and Minimally Invasive Coronary Surgery of the A. N. Bakulev National Medical Research Center for Cardiovascular Surgery;

Alsibaya Mikhail D., MD, Professor, Head of the Department of Surgical Treatment of Coronary Heart Disease of the A. N. Bakulev Scientific Medical Research Center for Cardiovascular Surgery.