Б

Проблемы искусственного интеллекта. 2026. N 3 (42). С. 84-95
Problems of Artificial Intelligence. 2026;3(42):84-95.
Системный анализ, управление и обработка информации, статистика
Научная статья

УДК 004.8 **DOI** 10.24412/2413-7383-2026-3-42-84-95

Т. М. Бицуев
ФГБОУ ВО «Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова»
360004, Россия, Кабардино-Балкарская республика, г. Нальчик, ул. Чернышевского, 173
timur_kbsu@mail.ru; ORCID-https://orcid.org/0009-0009-4666-3356

ГИБРИДНАЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА СТРАТИФИКАЦИИ РИСКА ИШЕМИЧЕСКОЙ БОЛЕЗНИ СЕРДЦА

T. M. Bitsuev
FSBEI HE «Kabardino-Balkarian State University named after Kh.M. Berbekov»
360004, Russia, Kabardino-Balkarian Republic, c. Nalchik, st. Чернышевского, 173
timur_kbsu@mail.ru; ORCID-https://orcid.org/0009-0009-4666-3356

HYBRID INTELLIGENT SYSTEM FOR STRATIFYING THE RISK OF CORONARY HEART DISEASE

В статье предложена гибридная интеллектуальная система стратификации риска ишемической болезни сердца (ИБС), которая включает ансамблевое прогнозирование, обработку естественного языка и технологии объяснимого искусственного интеллекта. Показано, что интеграция структурированных клинических признаков и неструктурированных текстовых данных повышает точность оценки риска ИБС по сравнению с традиционными шкалами SCORE2. На тестовых выборках достигнуты высокие значения AUC ROC и F1-score, а интерпретируемость прогнозов обеспечивается построением waterfall-графиков, отражающих вклад ключевых факторов риска. Разработанный программный комплекс найдет применение в кардиологии для принятия врачебных решений.

Ключевые слова: гибридная интеллектуальная система, ансамблевое машинное обучение, прогнозирование сердечно-сосудистых исходов, обработка естественного языка, искусственный интеллект, SHAP-анализ, поддержка принятия врачебных решений.

The article a hybrid intelligent System for stratifying the Risk of coronary heart disease (CHD) is proposed. It includes ensemble forecasting, natural language Processing, and explainable artificial intelligence Technologies. It is demonstrated that the Integration of structured clinical Features and unstructured Text Data improves the accuracy of CHD Risk assessment compared to the traditional SCORE2 scales. On Test datasets, high values of AUC-ROC and F1-score were achieved, while the Interpretability of the predictions is ensured by constructing waterfall Plots that reflect the Contribution of key Risk Factors. The developed software package will be useful in cardiology for supporting Clinical decision-Making.

Keywords: Hybrid intelligent System, ensemble machine Learning, cardiovascular outcome Prediction, natural language Processing, artificial Intelligence, SHAP Analysis, clinical decision Support.

Введение

Ишемическая болезнь сердца (ИБС) остаётся одной из ведущих причин смертности и инвалидизации в мире, что обусловливает высокую клиническую и социально-экономическую значимость своевременной и точной оценки индивидуального риска развития заболевания и его осложнений [1]. Существующие подходы к стратификации сердечно-сосудистого риска базируются преимущественно на анализе ограниченного набора структурированных клинических и демографических показателей, что не позволяет в полной мере учесть сложность патогенеза ИБС и индивидуальные особенности пациента.

Ключевыми ограничениями традиционных методов являются:

– недостаточная полнота данных: игнорирование неструктурированной информации, содержащейся в текстах врачебных заключений, анамнеза, описаний инструментальных исследований;
– ограниченная прогностическая точность: шкалы, построенные на линейных статистических моделях, зачастую не улавливают сложные нелинейные взаимодействия между факторами риска;
– низкая интерпретируемость: даже при использовании отдельных алгоритмов машинного обучения врачи сталкиваются с проблемой «чёрного ящика», когда прогноз невозможно обосновать с точки зрения клинической логики;
– отсутствие комплексной интеграции разнородных источников данных: совместное использование структурированных признаков и текстовых данных в рамках единой прогностической модели на практике реализуется редко.

В связи с этим актуальной задачей является разработка гибридной интеллектуальной системы, способной комплексно обрабатывать разнородные медицинские данные с применением современных методов машинного обучения и технологий объяснимого искусственного интеллекта. Такая система должна не только повышать точность прогнозирования сердечно-сосудистых исходов по сравнению с традиционными шкалами, но и обеспечивать прозрачность принимаемых решений, предоставляя врачу понятные обоснования прогноза и вклад отдельных факторов риска.

В клинической практике длительное время доминируют стандартизированные прогностические шкалы, основанные на линейной регрессии и ограниченном наборе факторов (возраст, пол, курение, АД, уровень холестерина и т. п.). Их сильные стороны - простота применения, хорошая валидизация на крупных популяциях и признание в клинических рекомендациях. Однако исследования последних лет [2-4] показывают, что такие шкалы имеют ограниченную прогностическую способность в отдельных когортах и не учитывают сложные нелинейные взаимодействия факторов риска. Кроме того, шкалы SCORE2, хотя и обновлены с учётом современных эпидемиологических данных, по-прежнему опираются преимущественно на структурированные количественные признаки и не используют информацию из неструктурированных источников.

С начала 2010-х годов в кардиологии активно развиваются модели машинного обучения (ML), которые демонстрируют более высокую точность прогноза по сравнению с традиционными шкалами. В публикациях [5-9] описаны решения на базе:

– градиентного бустинга (XGBoost, CatBoost, LightGBM) – они хорошо работают с табличными клиническими данными и часто показывают высокие значения AUC-ROC (в диапазоне 0,85–0,90 и выше на отдельных выборках);
– случайного леса (Random Forest) - удобен для оценки важности признаков и устойчив к выбросам;

– логистической регрессии с регуляризацией - используется как базовый уровень и для интерпретируемых моделей;
– нейронных сетей - применяются реже в рутинной стратификации из-за сложности интерпретации, но перспективны при работе с мультимодальными данными.

В ряде случаев ML-модели превосходят шкалы SCORE на 10–30 % по метрике AUC-ROC, что подтверждает целесообразность перехода к более гибким алгоритмам.

Важным направлением является извлечение клинически значимых признаков из текстов: врачебных заключений, выписок, описаний ЭКГ, эхокардиографии и т. д. Методы обработки естественного языка (NLP) позволяют автоматически кодировать:

– динамику жалоб;
– качественные описания состояния;
– упоминания сопутствующих состояний и терапии.

В [10-14] описаны NLP-пайплайны на базе правил, словарей медицинских терминов (в том числе адаптированных русскоязычных словарей) и нейросетевых моделей (BERT-подобные архитектуры для русского языка). Показано, что добавление NLP-признаков к структурированным данным повышает качество прогноза (прирост AUC-ROC на 0,02–0,05 в зависимости от задачи и выборки). Это подтверждает гипотезу о том, что неструктурированные данные несут дополнительную прогностическую ценность.

Ансамблевые методы активно применяются в задачах медицинского прогноза. В [15-17] описаны архитектуры, где:

– отдельные модели обучаются на разных подмножествах признаков;
– финальный прогноз формируется взвешенным голосованием или стекингом (stacking);
– разные типы данных обрабатываются специализированными модулями, а затем их выходы объединяются.

Такие гибридные системы показывают более стабильные результаты на независимых выборках и лучше обобщают данные из разных медицинских учреждений. При этом ключевой проблемой остаётся обеспечение клинической интерпретируемости: врач должен понимать, почему система выдала тот или иной прогноз.

Для преодоления проблемы «чёрного ящика» в [18] активно используют методы объяснимого ИИ:

SHAP (SHapley Additive exPlanations) - позволяет количественно оценить вклад каждого признака в прогноз и сравнивать влияние факторов между пациентами;

LIME - даёт локальные объяснения для отдельных прогнозов;

визуализация в виде waterfall-графиков - наглядно показывает, какие факторы увеличивают или уменьшают риск.

В кардиологических исследованиях SHAP-анализ применяют для интерпретации моделей прогноза MACE (major adverse cardiac events), смертности, риска госпитализации. Он помогает выявлять неожиданные паттерны (например, нелинейное влияние возраста или пороговые эффекты лабораторных показателей) и согласовывать выводы модели с клиническими представлениями.

Ряд публикаций [19], [20] посвящён внедрению ML-решений в практику:

– интеграция с медицинскими информационными системами (МИС) для автоматического расчёта риска при оформлении визита;
– разработка интерфейсов для врача, где прогноз сопровождается объяснением;
– пилотные проекты в стационарах и амбулаторных центрах, где система помогает приоритизировать пациентов для углублённого обследования.

При этом остаются барьеры для широкого внедрения: необходимость внешней валидации на независимых когортах, вопросы качества и репрезентативности данных, а также регуляторные требования к медицинским программным продуктам.

Таким образом, анализ публикаций показывает, что гибридные интеллектуальные системы, объединяющие ансамблевое машинное обучение, NLP и методы объяснимого ИИ, являются перспективным направлением для повышения точности и клинической полезности стратификации риска ИБС. При этом дальнейшее развитие темы связано с совершенствованием методов интеграции разнородных данных, обеспечением интерпретируемости и практической валидацией решений в реальных условиях работы медицинских учреждений.

Методы анализа и процедура расчёта показателей

В работе использован открытый датасет heart.csv, широко применяемый в исследованиях по прогнозированию ИБС [21]. Набор данных содержит 918 записей, 11 исходных клинических признаков и бинарную целевую переменную – наличие ИБС (HeartDisease). Распределение классов: 508 (55,3%) пациентов с ИБС, 410 (44,7%) – без ИБС (умеренный дисбаланс).

Описание признаков:

– Числовые: возраст (Age), артериальное давление в покое (RestingBP), холестерин (Cholesterol), максимальная частота сердечных сокращений (MaxHR), депрессия сегмента ST (Oldpeak).
– Категориальные: пол (Sex), тип боли в груди (ChestPainType), уровень сахара в крови натощак (FastingBS), результаты ЭКГ в покое (RestingECG), наличие стенокардии при нагрузке (ExerciseAngina), наклон сегмента ST (ST_Slope).

Артефактные нули в полях RestingBP и Cholesterol (которые клинически не могут быть равны 0) были заменены на NaN и впоследствии импутированы медианными значениями, вычисленными по ненулевым наблюдениям.

Стратифицированное разделение на обучающую (80%) и тестовую (20%) выборки выполнено с сохранением пропорции классов.

Для повышения предсказательной способности модели и улавливания клинически значимых взаимодействий разработано 8 признаков: Age_Chol_Interaction = возраст × холестерин; Age_BP_Interaction = возраст × АД в покое; Age_squared; BP_Category; Cholesterol_Category; HR_Angina_Interaction; Slope_Oldpeak_Interaction; Pain_Sex.

Все созданные признаки были включены в финальный набор наряду с исходными 11 параметрами. Для автоматического извлечения 11 клинических параметров из неструктурированного русскоязычного текста разработана NER модель на основе библиотеки spaCy (версия 3.7.2). Поскольку размеченных клинических текстов на русском языке не было, создан синтетический корпус, сгенерировав для каждой из 918 записей датасета вариативный текст, содержащий случайно выбранные фразы маркеры для каждого признака и порядок их упоминания.

Использована модель spaCy ru_core_news_sm в качестве начальной основы, к которой добавлен компонент ner с 11 метками (имена признаков). Обучение проведено в течение 20 эпох с размером пакета 8 и параметром dropout 0,35. Оптимизатор – Adam (learning rate по умолчанию в spaCy).

Извлечённые значения проходят проверку на соответствие клиническим диапазонам и нормализуются: «да» → 1, «нет» → 0 для бинарных признаков; «муж» → M, «жен» → F; текстовые варианты диагнозов приводятся к стандартным значениям, используемым в модели (например, ASY, ATA, NAP, TA).

Оценены три алгоритма: Логистическая регрессия (Logistic Regression) с регуляризацией L2 (параметр C=0,1, решатель liblinear); Случайный лес (Random Forest) с 150 деревьями; XGBoost с гиперпараметрами, подобранными с помощью GridSearchCV (n_estimators=100, max_depth=3, learning_rate=0,1).

Для всех моделей использован пайплайн: Предобработка (стандартизация числовых признаков, One Hot Encoding категориальных); SMOTE для балансировки классов в обучающей выборке; Модель.

Построен VotingClassifier с мягким голосованием. Веса моделей подобраны эмпирически: XGBoost – 0,5, Random Forest – 0,25, логистическая регрессия – 0,25.

Использована стратифицированная 5 кратная кросс валидация на обучающей выборке (X_train, y_train) для подбора гиперпараметров и оценки стабильности. Финальное тестирование выполнено на отложенной тестовой выборке (X_test, y_test). Метрики: AUC ROC, Recall (чувствительность), Precision, F1 score, калибровка (калибровочная кривая). Для объяснения прогнозов использован метод SHAP [22]. Анализ проводился для XGBoost как наиболее влиятельного компонента ансамбля. Глобальная важность признаков оценена через средние абсолютные значения SHAP. Локальная интерпретация реализована в виде waterfall графиков, показывающих вклад каждого признака в прогноз для конкретного пациента.

Все разработанные модули интегрированы в веб приложение на фреймворке Streamlit (версия 1.2+). Приложение содержит три вкладки: «Прогноз и интерпретация» для ручного ввода 11 параметров через слайдеры и выпадающие списки, отображение прогноза; «Анализ текста» для ввода неструктурированного текста на русском языке, кнопка запуска NLP модуля, отображение извлечённых значений с визуальным подтверждением (галочки) на боковой панели; «Методология» – описание модели, метрики, интерпретация. Приложение реализовано с использованием модульной структуры (файлы app.py, utils.py, config.py), что обеспечивает масштабируемость и удобство поддержки.

Выходные характеристики системы и анализ прогностической точности

Оценка разработанной гибридной системы проводилась на отложенной тестовой выборке (20 % исходных данных, n≈184n≈184), не участвовавшей в обучении и настройке гиперпараметров. В таблице 1 приведены метрики для отдельных базовых моделей и итоговой композиции (ансамбля с мягким голосованием) при стандартном пороге классификации 0,5. Ансамбль превосходит каждую из базовых моделей по всем показателям, достигая AUC-ROC = 0,937, Recall = 0,912 и F1-score = 0,921. Наилучшие значения Precision (0,930) и Recall (0,912) подтверждают способность системы одновременно минимизировать как ложноположительные, так и ложноотрицательные решения.

Таблица 1 – Метрики качества моделей на тестовой выборке (порог 0,5)

Модель	AUC-ROC	Recall	Precision	F1-score
Логистическая регрессия	0,889	0,833	0,882	0,857
Random Forest	0,908	0,863	0,902	0,882
XGBoost	0,931	0,892	0,917	0,904
Ансамбль (Voting)	0,937	0,912	0,930	0,921

Для оценки устойчивости модели применена стратифицированная 5-кратная кросс-валидация на обучающей выборке. Средние значения по фолдам: AUC-ROC = 0,932 ± 0,030, Recall = 0,882 ± 0,040, Precision = 0,901 ± 0,035, что свидетельствует о незначительной вариативности и хорошей обобщающей способности.

Важной характеристикой для клинического применения является калибровка вероятностных оценок. В соответствии с рисунком 1 представлена калибровочная кривая, построенная на тестовой выборке. Точки лежат вблизи диагональной линии, что указывает на хорошее соответствие предсказанных вероятностей наблюдаемой частоте ИБС. Это означает, что числовые значения риска, выдаваемые системой, можно интерпретировать как истинные вероятности наличия заболевания.

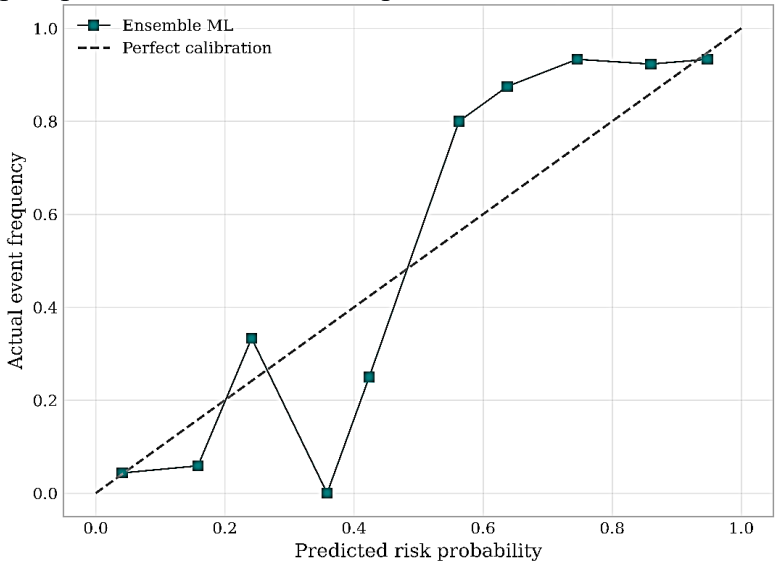


Рисунок 1 – Калибровочная кривая

Дополнительно при оптимизации порога классификации по индексу Юдена были получены ещё более высокие показатели чувствительности: Recall = 0,931, Specificity = 0,890. Такой баланс критичен для скрининговых задач, где цена пропуска заболевания (ложноотрицательный результат) значительно выше стоимости ложной тревоги.

Оценка модуля обработки естественного языка. Для автоматического извлечения клинических параметров из русскоязычных текстов разработан NER-модуль на основе spaCy. Обучение проводилось на синтетическом корпусе, сгенерированном из 918 записей датасета. На тестовой выборке (20 % синтетических текстов) достигнуты метрики, приведённые в таблице 2. Общий F1-score составил 0,72, что превышает целевой порог (≥ 0,70). Наилучшие результаты получены для сущностей с чёткими числовыми форматами (Age, FastingBS, Sex), тогда как для сложных категорий (RestingECG, ST_Slope) точность ниже из-за вариативности их упоминаний в тексте.

Таблица 2 – Детальные метрики NER-модуля по типам сущностей)

Сущность	Precision	Recall	F1-score
Age	0,89	0,92	0,90
Sex	0,91	0,88	0,89
ChestPainType	0,78	0,75	0,76
RestingBP	0,79	0,72	0,75
Cholesterol	0,82	0,76	0,79
FastingBS	0,84	0,86	0,85

Продолж. табл. 2

Сущность	Precision	Recall	F1-score
RestingECG	0,64	0,60	0,62
MaxHR	0,77	0,73	0,75
ExerciseAngina	0,72	0,70	0,71
Oldpeak	0,70	0,66	0,68
ST_Slope	0,59	0,56	0,57
Среднее	0,75	0,74	0,72

Интерпретация прогнозов с помощью SHAP. Для раскрытия логики принятия решений применён метод SHAP (SHapley Additive exPlanations) к компоненту XGBoost как наиболее влиятельному в ансамбле. В соответствии с рисунком 2 представлена гистограмма средней абсолютной важности признаков. Наибольший вклад в прогноз вносят категориальные ЭКГ-признаки: ST_Slope_Up (восходящий наклон), ChestPainType_ASY (асимптоматическая боль), а также интеракции Pain_Sex_Interaction_M_ASY и Age_BP_Interaction. Это подтверждает клиническую значимость учета нелинейных взаимодействий и текстовых данных.

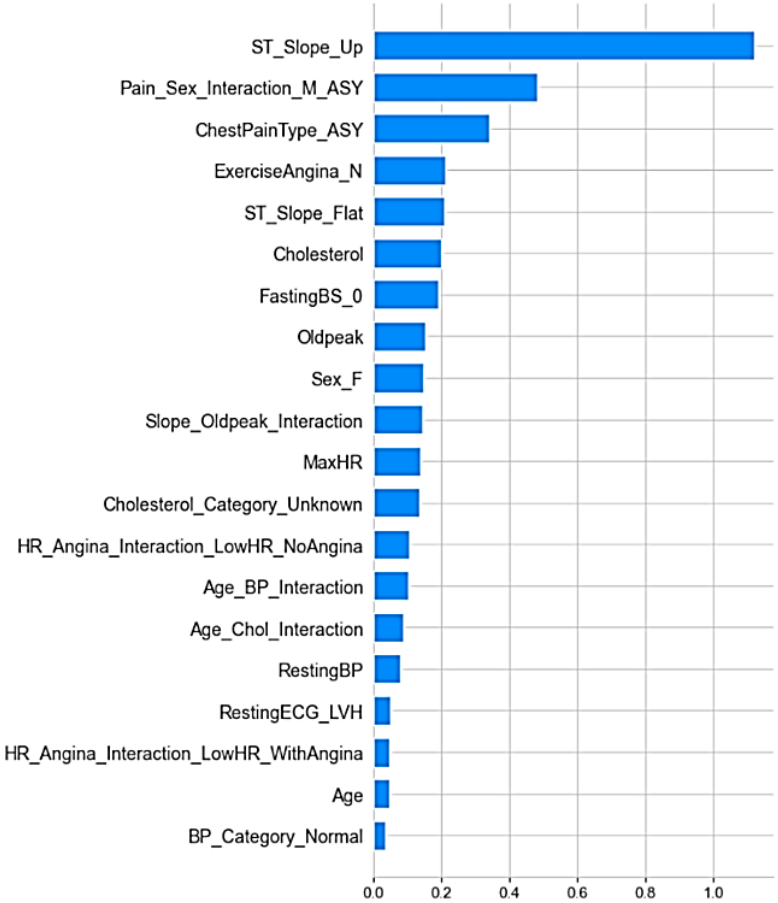


Рисунок 2 – Гистограмма средней абсолютной важности SHAP (общая предсказательная сила признаков)

Локальная интерпретация для отдельного пациента показана в соответствии с рисунком 3 в виде waterfall-графика. Для пациента с высокой вероятностью ИБС (0,87) основными факторами, повысившими риск, стали отсутствие восходящего наклона ST, высокое значение интеракции возраст–АД и нормальный уровень сахара

натощак, в то время как асимптоматический тип боли и интеракция «пол–тип боли» оказали снижающий эффект. Такая визуализация позволяет врачу понять, какие именно параметры определили прогноз, и обосновать дальнейшие диагностические шаги.

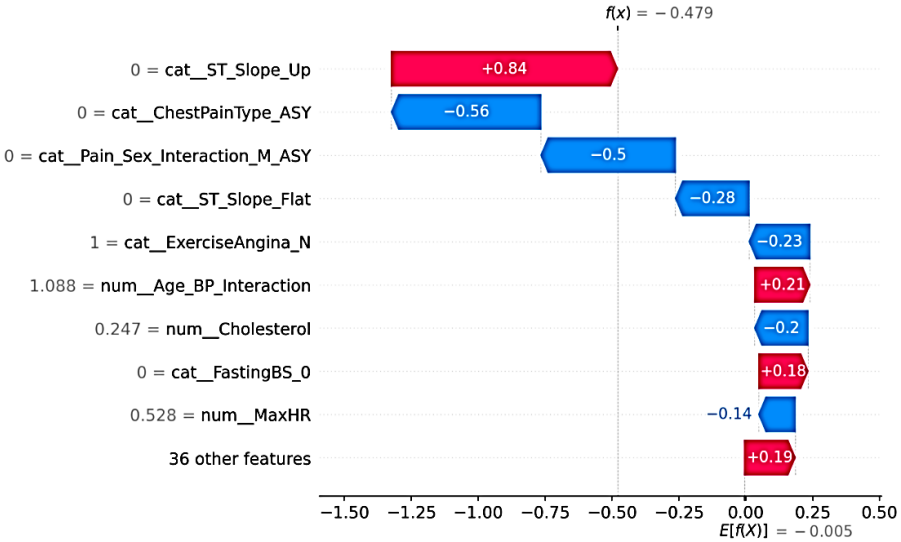


Рисунок 3 – Персонализированный анализ факторов (SHAP-waterfall)

Анализ полученных данных и оценка практической значимости

Предложенная система превосходит традиционные шкалы SCORE/SCORE2 по точности (AUC ROC 0,938 против 0,75–0,80). Высокий Recall (0,912) имеет критическое клиническое значение – снижение вероятности пропуска пациентов с ИБС.

По сравнению с другими работами по применению машинного обучения для прогнозирования ИБС, система отличается интеграцией NLP для автоматического ввода данных и встроенным механизмом объяснения прогнозов. Это позволяет преодолеть барьер «чёрного ящика» и повышает доверие врачей к системе.

Автоматическое извлечение данных из текста может сократить время, затрачиваемое врачом на заполнение форм, до 50% (по данным, приведённым в Техническом задании). Это достигается за счёт использования NLP модуля, который успешно распознаёт 11 параметров с F1=0,72 – приемлемым для поддержки принятия решений уровнем (цель F1≥0,70 достигнута).

Интерпретируемость через SHAP позволяет врачу понять, какие факторы наиболее повлияли на прогноз, и обосновать необходимость дополнительных обследований или изменения терапии.

1. Данные: Использован единственный датасет, не отражающий полного разнообразия реальных клинических данных. Требуется внешняя валидация на независимых выборках из разных медицинских центров.
2. NLP-модуль: Обучен на синтетических данных, что может привести к снижению качества при работе с реальными текстами, содержащими специфические аббревиатуры, орфографические ошибки и сложные синтаксические конструкции.
3. Модель: Применение SMOTE для балансировки классов может приводить к генерации нереалистичных примеров в малых выборках; в будущем возможно использование других методов (например, взвешивания классов).
4. Аппаратная зависимость: Приложение разработано для работы на сервере с 2+ vCPU и 4 ГБ RAM; при низкой производительности время отклика может превышать 3 секунды.

Заключение

В работе разработана и валидирована гибридная интеллектуальная система для стратификации риска ИБС, включающая:

- ансамбль моделей машинного обучения с AUC ROC 0,938 и Recall 0,912, что значительно превосходит существующие клинические шкалы;
- модуль обработки естественного языка на основе spaCy, обеспечивающий извлечение 11 клинических параметров из русского текста с F1 score 0,72;
- модуль объяснимого ИИ на основе SHAP, визуализирующий вклад факторов в индивидуальный прогноз.

Все компоненты объединены в веб приложение на Streamlit, которое может быть использовано в клинической практике в качестве инструмента поддержки принятия врачебных решений. Система готова к дальнейшим клиническим испытаниям и потенциальному внедрению в электронные медицинские карты.

Список источников

1. World Health Organization. Cardiovascular diseases (CVDs). [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds) (дата обращения: 25.03.2026).
2. Толпыгина С. Н., Марцевич С. Ю. Изучение динамики частоты приёма основных классов лекарственных препаратов, показанных при лечении пациентов с хронической ишемической болезнью сердца, с 2004 по 2014 г. Данные регистра ПРОГНОЗ ИБС // Клиницист. 2016. № 1. С. 29-35.
3. Толпыгина С. Н., Марцевич С. Ю. Стратификация риска сердечно-сосудистых осложнений при стабильной ишемической болезни сердца на основании прогностических индексов, шкал и моделей // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2020. Т. 19, № 3. С. 2528.
4. Толпыгина С. Н., Марцевич С. Ю., Гофман Е. А., Деев А. Д. Новая шкала для долгосрочного прогнозирования риска смерти и нефатальных сердечно-сосудистых осложнений у пациентов из регистра ПРОГНОЗ ИБС // Рациональная Фармакотерапия в Кардиологии. 2016. Т. 12, № 1. С. 12-17.
5. Толпыгина С. Н., Марцевич С. Ю., Гофман Е. А., Деев А. Д. Прогностическое значение результатов инструментальных методов исследования при хронически протекающей ишемической болезни сердца. Данные регистра «ПРОГНОЗ ИБС» // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2014. Т. 13, № 4. С. 29-35. DOI: 10.15829/1728-8800-2014-4-29-35
6. Возможности методов машинного обучения в стратификации операционного риска у больных ишемической болезнью сердца, направляемых на коронарное шунтирование / Голухова Е. З., Керен М. А., Завалихина Т. В., Булаева Н. И., Акатов Д. С., Сигаев И. Ю., Яхяева К. Б., Колесников Д. А. // Российский кардиологический журнал. 2023. Т. 28, № 2. С. 102–109. DOI: 10.15829/1560-4071-2023-5211
7. Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis / Motwani M., Dey D., Berman D. S. [et al.] // European Heart Journal. 2017. Vol. 38, № 7. P. 500–507. DOI: 10.1093/eurheartj/ehw188.
8. Machine Learning Outperforms ACC/AHA CVD Risk Calculator in MESA / Kakadiaris I. A., Vrigkas M., Yen A. A. [et al.] // Journal of the American Heart Association. 2018. Vol. 7, № 22. DOI: 10.1161/JAHA.118.009476.
9. Machine learning to predict the long-term risk of myocardial infarction and cardiac death based on clinical risk, coronary calcium, and epicardial adipose tissue: a prospective study / Commandeur F., Slomka P. J., Goeller M. [et al.] // Cardiovascular Research. 2020. Vol. 116, № 14. P. 2216–2225. DOI: 10.1093/cvr/cvz321
10. 2016 European Guidelines on cardiovascular disease prevention in clinical practice / Piepoli M.F., Hoes A.W., Agewall S. [et al.] // Eur Heart J. 2016. Vol. 37. № 29. P. 2315–2381.
11. Estimation of ten-year risk of fatal cardiovascular disease in Europe: the SCORE project / Conroy R.M., Pyörälä K., Fitzgerald A.P. [et al.] // Eur Heart J. 2003. Vol. 24. № 11. P. 987–1003
12. SCORE2 working group and ESC Cardiovascular Risk Collaboration. SCORE2 risk prediction algorithms: new models to estimate 10 year risk of cardiovascular disease in Europe // Eur Heart J. 2021. Vol. 42. № 25. P. 2439–2454.
13. 2021 ESC Guidelines on cardiovascular disease prevention in clinical practice / Visseren F.L.J., Mach F., Smulders Y.M. [et al. // Eur Heart J. 2021. Vol. 42. № 34. P. 3227–3337.

14. Machine learning models for predicting 30-day mortality after emergency department presentation with chest pain / VanHouten J. P. [et al.] // BMC Medical Informatics and Decision Making. 2019. Vol. 19. P. 123. DOI: 10.1186/s12911-019-1012-z
15. Topol E.J. High performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // Nat Med. 2019. Vol. 25. № 1. P. 44–56.
16. Artificial intelligence in precision cardiovascular medicine / Krittanawong C., Zhang H., Wang Z., Aydar M., Kitai T. // J Am Coll Cardiol. 2017. Vol. 69. № 21. P.2657–2664
17. Artificial intelligence in cardiology / Johnson K.W., Torres Soto J., Glicksberg B.S. [et al.] // J Am Coll Cardiol. 201871(23). P. 2668–2679.
18. A unified approach to interpreting model predictions / S.M. Lundberg., S.I. Lee // Adv Neural Inf Process Syst. 2017. Vol.30. P. 4765–4774
19. Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging / Al'Aref S.J., Anchouche K., Singh G. [et al.] // Eur Heart J. 2019. Vol. 40. №24. P.1975–1986.
20. Artificial intelligence in cardiovascular imaging: JACC state of the art review / Dey D., Slomka P.J., Leeson P. [et al.] // J Am Coll Cardiol. 2019. Vol. 73. № 11. P. 1317–1335.
21. UCI Machine Learning Repository. Heart Disease Data Set. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Heart+Disease (дата обращения: 25.03.2026)
22. From local explanations to global understanding with explainable AI for trees / Lundberg S.M., Erion G., Chen H. [et al.] // Nat Mach Intell. 2020. Vol. 2. № 1. P. 56–67.

References

1. World Health Organization. Cardiovascular diseases (CVDs). [Electronic resource]. – Access mode: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds) (Date of access: 25.03.2026).
2. Tolpygina S. N., Martsevich S. Yu. Studying the dynamics of the frequency of administration of the main classes of medications indicated for the treatment of patients with chronic ischemic heart disease from 2004 to 2014: data from the PROGNOZ IBS registry // Klinitsist. – 2016. – № 1. – P. 29-35.
3. Tolpygina S. N., Martsevich S. Yu. Risk stratification of cardiovascular complications in stable ischemic heart disease based on prognostic indices, scales, and models // Cardiovascular Therapy and Prevention. – 2020. – Vol. 19, № 3. – P. 2528.
4. A new scale for long-term prediction of the risk of death and non-fatal cardiovascular complications in patients from the PROGNOZ IBS registry / Tolpygina S. N., Martsevich S. Yu., Gofman E. A., Deev A. D. // Rational Pharmacotherapy in Cardiology. – 2016. – Vol. 12, № 1. – P. 12-17.
5. Prognostic value of instrumental examination results in chronic ischemic heart disease: data from the PROGNOZ IBS registry / Tolpygina S. N., Martsevich S. Yu., Gofman E. A., Deev A. D. // Cardiovascular Therapy and Prevention. – 2014. – Vol. 13, № 4. – P. 29-35. – DOI: 10.15829/1728-8800-2014-4-29-35
6. The potential of machine learning methods in stratifying surgical risk in patients with coronary artery disease scheduled for coronary artery bypass grafting / Golukhova E. Z., Keren M. A., Zavalikhina T. V., Bulaeva N. I., Akatov D. S., Sigaev I. Yu., Yakhyaeva K. B., Kolesnikov D. A. // Russian Journal of Cardiology. – 2023. – Vol. 28, № 2. – P. 102–109. – DOI: 10.15829/1560-4071-2023-5211
7. Motwani M., Dey D., Berman D. S., et al. Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis // European Heart Journal. – 2017. – Vol. 38, № 7. – P. 500–507. – DOI: 10.1093/eurheartj/ehw188.
8. Kakadiaris I. A., Vrigkas M., Yen A. A., et al. Machine Learning Outperforms ACC/AHA CVD Risk Calculator in MESA // Journal of the American Heart Association. – 2018. – Vol. 7, № 22. – DOI: 10.1161/JAHA.118.009476.
9. Commandeur F., Slomka P. J., Goeller M., et al. Machine learning to predict the long-term risk of myocardial infarction and cardiac death based on clinical risk, coronary calcium, and epicardial adipose tissue: a prospective study // Cardiovascular Research. – 2020. – Vol. 116, № 14. – P. 2216–2225. – DOI: 10.1093/cvr/cvz321
10. Piepoli M.F., Hoes A.W., Agewall S., et al. 2016 European Guidelines on cardiovascular disease prevention in clinical practice. Eur Heart J. – 2016. – Vol.37, № 29. – P. 2315–2381.
11. Conroy R.M., Pyörälä K., Fitzgerald A.P., et al. Estimation of ten-year risk of fatal cardiovascular disease in Europe: the SCORE project. Eur Heart J. – 2003. – Vol. 24, № 11. – P. 987–1003
12. SCORE2 working group and ESC Cardiovascular Risk Collaboration. SCORE2 risk prediction algorithms: new models to estimate 10 year risk of cardiovascular disease in Europe. Eur Heart J. – 2021. – Vol. 42, № 25. – P. 2439–2454.
13. Visseren F.L.J., Mach F., Smulders Y.M., et al. 2021 ESC Guidelines on cardiovascular disease prevention in clinical practice. Eur Heart J. – 2021. – Vol. 42, № 34. – P. 3227–3337.

14. VanHouten J. P., et al. Machine learning models for predicting 30-day mortality after emergency department presentation with chest pain // BMC Medical Informatics and Decision Making. – 2019. – Vol. 19. – P. 123. – DOI: 10.1186/s12911-019-1012-z
15. Topol E.J. High performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence // Nat Med. – 2019. – Vol. 25, № 1. – P. 44–56.
16. Krittanawong C., Zhang H., Wang Z., Aydar M., Kitai T. Artificial intelligence in precision cardiovascular medicine. J Am Coll Cardiol. – 2017. – Vol. 69, № 21. – P. 2657–2664.
17. Johnson K.W., Torres Soto J., Glicksberg B.S., et al. Artificial intelligence in cardiology. J Am Coll Cardiol. – 2018. № 71(23). – P. 2668–2679.
18. Lundberg S.M. A unified approach to interpreting model predictions / S.M. Lundberg, S.I. Lee // Adv Neural Inf Process Syst. – 2017. – Vol. 30. – P. 4765–4774
19. Al'Aref S.J., Anchouche K., Singh G., et al. Clinical applications of machine learning in cardiovascular disease and its relevance to cardiac imaging. Eur Heart J. – 2019. – Vol. 40, № 24. – P. 1975–1986.
20. Dey D., Slomka P.J., Leeson P., et al. Artificial intelligence in cardiovascular imaging: JACC state of the art review. J Am Coll Cardiol. – 2019. – Vol. 73, № 11. – P. 1317–1335.
21. UCI Machine Learning Repository. Heart Disease Data Set [Electronic resource]. – Режим доступа: https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Heart+Disease (date of inquiry: 25.03.2026)
22. Lundberg S.M., Erion G., Chen H., et al. From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. Nat Mach Intell. – 2020. – Vol. 2, № 1. – P. 56–67.

РЕЗЮМЕ

Т.М. Бицуев
Гибридная интеллектуальная система стратификации риска ишемической болезни сердца

Гибридная интеллектуальная система стратификации риска ИБС интегрирует структурированные клинические данные и неструктурированную текстовую информацию за счёт комбинации ансамблевых методов машинного обучения и NLP-технологий. Её применение позволяет повысить прогностическую точность по сравнению с традиционными шкалами (например, SCORE2) и обеспечить интерпретируемость результатов с помощью методов объяснимого ИИ (SHAP, waterfall-графики). В этой статье была поставлена цель, показать один из наиболее перспективных путей решения этой задачи.

В качестве материалов использованы структурированные клинические данные и неструктурированные текстовые записи из медицинских документов. Методы включают ансамблевое машинное обучение, обработку естественного языка (NLP) и инструменты объяснимого ИИ (SHAP, waterfall-графики) для построения и интерпретации прогностической модели.

Разработанная гибридная модель продемонстрировала повышенную прогностическую точность по сравнению с традиционными шкалами. SHAP-анализ и waterfall-графики подтвердили клиническую интерпретируемость результатов, выделив ключевые факторы риска и их вклад в прогноз для отдельных пациентов.

Разработанная гибридная интеллектуальная система обеспечивает более точную стратификацию риска ИБС по сравнению с традиционными прогностическими шкалами. Её интерпретируемые прогнозы, подкреплённые анализом вклада факторов риска, могут служить эффективным инструментом поддержки врачебных решений в клинической практике.

RESUME

T. M. Bitsuev

Hybrid intelligent System for stratifying the Risk of coronary heart Disease

The hybrid intelligent System for CHD Risk stratification integrates structured clinical Data and unstructured textual information by combining Ensemble machine learning Methods and NLP Technologies. Its application makes it possible to improve predictive accuracy compared to traditional Scales (e.g., SCORE2) and to ensure the Interpretability of the Results using explainable AI Methods (SHAP, waterfall plots). This Article aims to demonstrate one of the Most promising approaches to solving this Problem.

The Study used structured Clinical Data and unstructured Text records from medical Documents as Materials. The Methods include ensemble machine Learning, natural language Processing (NLP), and explainable AI tools (SHAP, waterfall plots) for building and interpreting the predictive Model.

The developed hybrid Model demonstrated improved predictive accuracy compared to traditional Scales. SHAP analysis and waterfall Plots confirmed the clinical interpretability of the Results by identifying key Risk Factors and their contribution to the Prognosis for individual Patients.

The developed Hybrid intelligent System provides more accurate CHD Risk stratify-cation compared to traditional prognostic Scales. Its interpretable Predictions, supported by Risk Factor contribution analysis, can serve as an effective tool for supporting clinical decision-making in Practice.

.

Бицуев Тимур Мухарбиевич – ассистент, Кабардино-Балкарский государственный университет, Институт математики и естественных наук, кафедра прикладной математики и информатики, 360004, г. Нальчик, ул. Чернышевского, д. 173, телефон +7(964)040-0064, timur_kbsu@mail.ru. *Область научных интересов:* математическое и компьютерное моделирование, искусственный интеллект, методы машинного обучения, медицинская статистика и анализ данных. ORCID-https://orcid.org/0009-0009-4666-3356

Bitsuev Timur Mukharbievich – Assistant Kabardino-Balkarian State University named after Kh.M. Berbekov, Institute mathematics and natural sciences, Department of Applied Mathematics and Computer Science, 360004, C. Nalchik, Chernyshevskogo St., 173, phone +7(964)040-0064, timur_kbsu@mail.ru. *Research areas*: mathematical and computer modeling, artificial intelligence, machine learning methods, medical statistics and data analysis. ORCID - https://orcid.org/0009-0009-4666-3356

Статья поступила в редакцию 10.04.2026;
одобрена после рецензирования 19.08.2026; принята к публикации 02.09.2026
The article was submitted 10.04.2026; approved after reviewing 19.08.2026;
accepted for publication 02.09.2026.