

На правах рукописи

Тимофеева Ольга Юрьевна

**КЛИНИКО-МОРФОФУНКЦИОНАЛЬНОЕ ОБОСНОВАНИЕ
ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ ПРИ ВЫБОРЕ
ХИРУРГИЧЕСКОЙ ТАКТИКИ У ДЕТЕЙ С ТЕТРАДОЙ ФАЛЛО**

3.1.15. Сердечно-сосудистая хирургия

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени

кандидата медицинских наук

Москва - 2026 год

Диссертационная работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении «Национальный медицинский исследовательский центр сердечно-сосудистой хирургии имени А.Н. Бакулева» Минздрава России.

Научный руководитель:

доктор медицинских наук, профессор

Ким Алексей Иванович

Официальные оппоненты:

Абрамян Михаил Арамович - доктор медицинских наук, заведующий отделением экстренной кардиохирургии и интервенционной кардиологии ГБУЗ «Морозовская детская городская клиническая больница» Департамента здравоохранения города Москвы.

Сойнов Илья Александрович - доктор медицинских наук, заведующий научно-исследовательским отделом врожденных пороков сердца ФГБУ "НМИЦ им. академика Е.Н. Мешалкина" Минздрава России.

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное учреждение «Национальный медицинский исследовательский центр трансплантологии и искусственных органов имени академика В.И. Шумакова» Минздрава России

Защита диссертации состоится 20 ноября 2026 года в 14-00 часов на заседании диссертационного совета 21.1.038.01 при ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр сердечно-сосудистой хирургии им. А.Н. Бакулева» Минздрава России (121552, г. Москва, Рублевское шоссе, д. 135, конференц-зал №2).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБУ «НМИЦ им. А.Н. Бакулева» Минздрава России и на сайтах ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А.Н. Бакулева» Минздрава России – www.bakulev.ru и Высшей Аттестационной Комиссии (ВАК) – www.vak.minobrnauki.gov.ru.

Автореферат разослан «16» октября 2026г.

Ученый секретарь

диссертационного совета 21.1.038.0

доктор медицинских наук

Д. Ш. Газизова

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность

Достижения медицины в области диагностики, хирургических методов, непрерывного ухода в до и послеоперационном периоде в детском возрасте изменили перспективы для пациентов с ТФ, увеличив выживаемость и продолжительность жизни. Однако с ростом когорты прооперированных больных обострились давние проблемы и возникли новые, что требует современных подходов к тактике лечения ТФ. Актуальность применения ИИ в кардиохирургии, особенно при лечении ВПС, обусловлена необходимостью повышения точности диагностики, оптимизации хирургических вмешательств и улучшения послеоперационного ведения пациентов. ВПС представляют собой сложную и разнообразную группу заболеваний, требующих индивидуального подхода, и здесь ИИ становится незаменимым инструментом. Одним из ключевых направлений является автоматизированная обработка медицинских изображений. Алгоритмы глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN), способны анализировать данные эхокардиографии (ЭхоКГ), магнитно-резонансной томографии (МРТ) и компьютерной томографии (КТ), выявляя даже малозаметные аномалии строения сердца. ИИ применяется для прогнозирования течения заболевания и рисков послеоперационных осложнений. Машинное обучение анализирует огромные массивы данных, включая историю болезни, генетические маркеры, показатели гемодинамики и другие параметры, что позволяет разрабатывать персонализированные схемы лечения. Современные технологии позволяют создавать 3D-модели сердца пациента на основе медицинских изображений, что дает хирургам возможность детально изучить анатомические особенности и заранее проработать стратегию операции. Дополненная и виртуальная реальность (AR/VR) в сочетании с ИИ используются для симуляции хирургических

вмешательств, что особенно важно при сложных случаях ВПС. После операции ИИ продолжает играть важную роль в мониторинге состояния пациента. Алгоритмы способны анализировать данные с датчиков, предсказывать возможные осложнения (например, аритмии или инфекции) и корректировать терапию. Телемедицинские платформы с ИИ позволяют удаленно наблюдать за пациентами, что особенно актуально для детей с ВПС, нуждающихся в длительном наблюдении. Таким образом, применение ИИ в кардиохирургии ВПС не только улучшает результаты лечения, но и способствует развитию персонализированной медицины, сокращает сроки госпитализации и снижает нагрузку на медицинский персонал.

Цель диссертационного исследования

Разработка и клиническая валидация интеллектуальной системы поддержки принятия решений на основе искусственного интеллекта для персонализированного выбора хирургической тактики у детей с тетрадой Фалло.

Задачи исследования

1. Провести систематический анализ современных хирургических стратегий при тетраде Фалло (РК, паллиативные вмешательства, гибридные методы)
2. Определить набор значимых прогностических параметров, включая: Анатомические особенности (размер ЛЖ, ПЖ, ДМЖП, степень гипоплазии ЛА, выраженность инфундибулярного стеноза); гемодинамические показатели (градиенты давления, сатурация, давление в ПЖ); клинико-демографические данные (возраст, вес, сопутствующие патологии).
3. Определить оптимальную модель (LGBMClassifier, CatBoostClassifier, XGBClassifier, RandomForestClassifier, LogisticRegression) для клинического применения, учитывая баланс между точностью, обобщающей способностью и интерпретируемостью.

4. Разработать электронную платформу на основе обученной модели для персонализированной рекомендации хирургической тактики у детей с тетрадой Фалло и внедрить в клиническую работу кардиохирургических отделений врождённых пороков сердца.

Научная новизна исследования

Впервые в нашей практике единовременно проведён анализ группы пациентов с диагнозом ТФ в возрасте до 5 лет, всех имеющихся тактик лечения и факторов, влияющих на выбор оперативного вмешательства. Исследование впервые демонстрирует эффективность применения моделей машинного обучения для анализа мультимодальных данных при ТФ с интеграцией в хирургическую практику.

Практическая ценность исследования

Исследование имеет прикладное значение как основа для дальнейшей разработки систем поддержки принятия решений в кардиохирургии врождённых пороков, которые могут использоваться как вспомогательный инструмент при выборе хирургической тактики у детей с тетрадой Фалло.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Научно обоснована и клинически валидирована возможность использования машинного обучения для персонализированного выбора хирургической тактики при тетраде Фалло. Разработанная на основе алгоритма LGBMClassifier прогностическая модель демонстрирует высокую точность (90–92%) для стандартных видов операций, подтверждённую на независимой тестовой выборке и превосходящую по обобщающей способности другие алгоритмы.
2. Установлен и ранжирован по степени значимости комплекс прогностических параметров (включающий насыщение кислородом, размеры лёгочных артерий, логарифмический показатель развития лёгочного русла, градиент давления ПЖ/ЛА, КДР ЛЖ, возраст и вес пациента), которые

являются критическими для дифференцированного выбора хирургического вмешательства и должны учитываться в предоперационном планировании.

3. Обоснованы границы применимости интеллектуальных систем в кардиохирургии: доказано, что точность прогнозирования машинного обучения для редких хирургических вмешательств (реконструкция путей оттока ПЖ, транслюминальная баллонная вальвулопластика) статистически значимо ниже (28–57%) и ограничена малым объёмом клинических данных, что определяет необходимость использования экспертной оценки в таких случаях и создания мультицентровых регистров.

4. Разработан и внедрён в клинический процесс цифровой инструмент поддержки принятия решений: веб-калькулятор выбора хирургической тактики (на базе Streamlit/HuggingFace), интегрирующий обученную модель с интуитивным интерфейсом ввода 23 клинических параметров, что позволяет стандартизировать подходы к лечению детей с тетрадой Фалло и повысить объективность решений.

5. Доказано, что продолжительность госпитального периода после коррекции тетрады Фалло не определяется возрастом, массой тела и техническими параметрами операции (длительность искусственного кровообращения, пережатия аорты), а определяется исходным анатомо-функциональным состоянием сердца и наличием послеоперационных осложнений, что подтверждает приоритет персонализированной предиктивной оценки над упрощёнными протоколами.

Реализация результатов исследования

Диссертационная работа Тимофеевой О.Ю. «Клинико-морфофункциональное обоснование поддержки принятия решения при выборе хирургической тактики у детей с тетрадой Фалло» входит в рамки целевой темы 121091700062-9 «Разработка методов диагностики и хирургического лечения обструктивных поражений правого желудочка у

новорожденных и детей первого года жизни», разрабатываемой в ФГБУ «НМИЦ ССХ им. А.Н. Бакулева» Минздрава России.

Публикации результатов исследования

По теме диссертации опубликовано 8 печатных работ, из них 4 научных статьи (все статьи в журналах, рецензируемых ВАК), 3 тезиса, 1 патент.

Объем и структура работы

Диссертационная работа изложена на 110 страницах машинописного текста, состоит из введения, 5 глав, заключения, выводов, практических рекомендаций и списка литературы. В диссертацию включены 8 таблиц и 14 рисунков. Список литературы представлен 103 источниками (14 отечественных и 89 зарубежных).

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Материалы и методы исследования

Нами было проведено одноцентровое когортное исследование и сформирован датасет, включивший ретроспективный пул медицинских данных 300 больных с ТФ, прооперированных в 2017-2022 гг. Целевым признаком были 4 типа операции, которые применялись у детей с ТФ. Критерии включения больных: первично прооперированные дети. Пациенты были разделены на 4 группы в зависимости от примененной хирургической тактики: радикальная коррекция тетрады Фалло (РК ТФ) – 168 пациентов (57.1%), реконструкция путей оттока из правого желудочка (РПОПЖ) – 25 детей (8.5%), наложение системно-легочного анастомоза (СЛА) – 83 пациента (28.2%), а также стентирование/баллонирование выводного отдела правого желудочка (стентирование ВОПЖ, ТЛБВП клапана ЛА) – 24 человека (8.2%). Итоговое количество пациентов – 294.

Датасет был разделён на тестовую и тренировочную выборки в соотношении 70:30. Модель обучалась на тренировочной выборке. Для борьбы с переобучением применялась 5-Fold кросс-валидация. Применялись

алгоритмы случайного леса и градиентного бустинга. Базовая метрика была получена с помощью логистической регрессии. После обучения готовая модель проверялась на тестовой выборке.

Модели МО

Logistic Regression – логистическая регрессия представляет собой один из базовых методов статистического анализа и машинного обучения, предназначенный для решения задач классификации, где целевой признак принимает лишь два возможных значения. Основная концептуальная идея метода заключается в поиске такой зависимости между входными параметрами и искомым результатом, которая позволяла бы четко разграничивать анализируемые данные.

Механизм функционирования логистической регрессии базируется на преобразовании линейной комбинации признаков в вероятностное значение, ограниченное диапазоном от нуля до единицы.

Одним из ключевых достоинств данного метода в контексте научной работы является высокая степень интерпретируемости получаемых результатов. Анализ итоговых коэффициентов позволяет исследователю не только получать качественные прогнозы, но и содержательно описывать характер влияния каждой независимой переменной на вероятность наступления исследуемого события. Это делает логистическую регрессию незаменимым инструментом для подтверждения гипотез о наличии связей между факторами, когда необходимо аргументированно объяснить причины принятия моделью того или иного решения.

Random Forest Classifier - классификатор на основе случайного леса представляет собой сложный метод ансамблевого обучения, который основывается на объединении множества решающих деревьев для достижения более высокой точности и стабильности прогнозов. Сущность данного подхода заключается в переходе от построения одной детализированной

модели к созданию обширной совокупности независимых алгоритмов, результаты работы которых впоследствии суммируются. Такая архитектура позволяет эффективно компенсировать ошибки отдельных компонентов и обеспечивает значительную устойчивость к случайным искажениям или аномалиям в исходной информации.

Для научного исследования данная модель является значимой по причине возможности проведения детального анализа вклада различных факторов в итоговый результат. Алгоритм позволяет ранжировать входные параметры по степени их влияния на качество классификации, что способствует более глубокому теоретическому осмыслению природы изучаемого объекта.

LGBMClassifier – классификатор на основе алгоритма градиентного бустинга. Концепция бустинга как методологического подхода заключается в последовательном построении ансамбля моделей, где каждый последующий алгоритм обучается с учетом ошибок, допущенных всей совокупностью предшествующих структур. В рамках данного процесса система стремится минимизировать общую погрешность путем направленной коррекции предсказаний на тех участках данных, где предыдущие итерации продемонстрировали недостаточную точность.

LGBMClassifier является современной высокопроизводительной реализацией метода последовательного построения ансамблей решающих деревьев. Механизм функционирования указанной архитектуры имеет принципиальное отличие от традиционных алгоритмов бустинга за счет использования стратегии роста деревьев по принципу выбора наиболее значимых листовых узлов. В то время как большинство классических методов реализуют поуровневый рост, данная модель отдает приоритет расширению тех ветвей, которые обеспечивают максимальное снижение функции потерь.

Данный алгоритм обеспечивает высокую обобщающую способность и демонстрирует стабильность результатов на различных наборах данных.

XGBoost Classifier – представляет собой высокоэффективную реализацию градиентного бустинга над решающими деревьями, которая занимает значимое место в методологическом аппарате современных исследований благодаря своей исключительной точности и вычислительной мощности.

Механизм работы подобной системы базируется на аддитивном подходе к построению прогностической функции. В процессе итеративного развития алгоритм оценивает вклад каждого нового дерева через расчет градиентов функции потерь, что обеспечивает направленное движение к глобальному минимуму ошибки. Важной отличительной чертой рассматриваемой модели является использование процедуры прунинга (методики исключения ветвей, не обладающих достаточной прогностической значимостью) или обрезки деревьев на основе показателя чистого прироста информации. Особое внимание в архитектуре указанного классификатора уделено вопросам предотвращения переобучения через внедрение штрафных функций за избыточную сложность модели. Процесс обучения включает в себя автоматический учет весов признаков и параметров глубины деревьев, что позволяет сохранять устойчивость алгоритма при работе с зашумленными данными или выборками малого объема. Благодаря сочетанию строгого математического подхода к минимизации ошибок и гибкости в управлении сложностью ансамбля, классификатор XGBoost является одним из наиболее надежных инструментов для решения задач классификации, требующих глубокого анализа структурных взаимосвязей внутри изучаемых явлений.

CatBoostClassifier (Categorical Boosting) – представляет собой современную реализацию градиентного бустинга, разработанную с особым акцентом на эффективную обработку категориальных признаков без необходимости их предварительного преобразования в числовые значения.

Данная модель основывается на использовании симметричных решающих деревьев, что отличает ее от большинства других методов бустинга и обеспечивает высокую скорость выполнения прогнозов.

Механизм функционирования подобной системы базируется на применении метода упорядоченного бустинга, который заменяет традиционные подходы к расчету остатков. Данная модель использует специальные схемы перестановок для оценки вклада новых данных, что предотвращает утечку информации из целевой переменной в процессе обучения. Важной архитектурной особенностью является использование сбалансированных деревьев, в которых на каждом уровне разделение происходит по одному и тому же условию для всех узлов.

Особое внимание в рамках данного классификатора уделено автоматизированному кодированию категориальных данных. Алгоритм реализует продвинутую технику вычисления статистик по значениям признаков, учитывая при этом хронологический порядок поступления информации или случайные перестановки в массиве. Указанный подход делает процесс моделирования более автономным и снижает вероятность возникновения субъективных ошибок на этапе подготовки данных.

В рамках данной работы были добавлены новые признаки: рост и вес в центилях. Для перевода значений использовали единый подход для детей женского и мужского пола, так как в датафрейме не было явных указаний на кодирование пола, а также для упрощения оценки - использовали центильную таблицу развития девочек, в которой все данные несколько ниже, чем для мальчиков (с учетом ожидаемого низкого веса и роста по сравнению с общей популяцией в популяции детей с кардиологическими проблемами). Центильные группы хорошо характеризуют гармоничность развития детей относительно здоровых сверстников и вносят новую информацию для разделения признаков пространства. Для удобства возраст был переведен в значения в месяцах. Дети были разделены по возрасту на группы

новорожденных (возраст менее 1 месяца - 31 из 294 детей), детей от 1 месяца до 1 года - 229 из 294 пациентов и старше года (также малая часть выборки: 36 из 296 детей). Был добавлен новый признак $\log$ - натуральный логарифм произведения значений АВнАо и ЛАИ пациента (отношение суммы диаметров устьев легочных артерий к диаметру нисходящей аорты * легочно-артериальный индекс). Эти 2 признака были выбраны по значимости (высокая корреляция для 1 и 2 операций). Также для целей визуализации ЭхоКГ был выполнен стемминг описания клапанов, но так как записи присутствовали для небольшой доли датасета, при последующем подборе моделей эти признаки не использовали. Все пропуски были заменены на -1.

Результаты обследований пациентов были внесены в единую базу данных, созданную в программе Microsoft Excel.

Статистическая обработка полученных результатов и анализ всех расчетных показателей проведены в программе STATA 17.0. Анализ данных был проведён с использованием языка программирования Python. Для визуализации результатов применялась библиотека Seaborn, а для формирования таблиц использовались сводные таблицы. Для визуализации результатов применялись библиотеки Seaborn и Matplotlib.

Алгоритм работы рекомендательной системы для выбора хирургической тактики при тетраде Фалло

Ввод медицинских параметров

- Медицинский работник вводит 23 ключевых показателя пациента через интуитивный интерфейс:
- Антропометрические данные (возраст в днях, вес, рост)
- Показатели оксигенации (SpO₂, градиент давления ПЖ/ЛА)
- Эхокардиографические параметры (размеры ЛЖ, характеристики клапана ЛА)
- Особенности анатомии (наличие сопутствующих ВПС)

Автоматический анализ параметров

Система преобразует данные:

- Рассчитывает перцентили роста/веса по возрастным нормативам
- Определяет статус недоношенности
- Анализирует текстовые описания особенностей клапана ЛА
- Вычисляет логарифмические показатели ($AB_{нAo} \times LAИ$)

Интеграция с медицинскими алгоритмами

Автоматически учитываются:

- Критические значения градиентов (>100 мм рт.ст. корректируются)
- Возрастные группы (новорожденные, 1-12 мес., старше года)
- Морфологические особенности клапанного аппарата

Генерация рекомендации

Искусственный интеллект на основе обученной модели (294 клинических случая) предлагает 1 из 4 тактик:

Код	Хирургическая тактика	Клиническое применение
0	РК	Полная анатомическая коррекция
1	Реконструкция выводного тракта ПЖ	Гемодинамическая коррекция в качестве 1 или 2 этапа
2	Системно-лёгочный анастомоз	Паллиативная коррекция в качестве 1 этапа
3	ТЛБВП клапана ЛА/стентирование ВОПЖ	Миниинвазивная паллиативная коррекция в качестве 1 этапа

Интерпретация результата

Система предоставляет: четкую текстовую рекомендацию, автоматическую верификацию введенных данных, визуализацию критических параметров, повлиявших на выбор тактики

Особенности работы системы:

- Адаптирована под российские клинические протоколы
- Учитывает возрастные нормы роста/развития

- Автоматически фильтрует противоречивые данные
- Обновляется 2 раза в год с интеграцией новых клинических рекомендаций

Для использования достаточно последовательно заполнить поля ввода и нажать кнопку “Собрать данные”. Система не требует технических навыков - весь анализ выполняется автоматически за 2-3 секунды.

Результаты

Эффективность моделей, полученных после применения алгоритмов к первичным данным датасета, представлена в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение показателей метрики F1 макро алгоритмов МО на тренировочной и тестовой выборках.

Алгоритм	Метрика F1 макро	
	Тренировочная выборка	Тестовая выборка
LogisticRegression	0,5788	0,5973
RandomForestClassifier	0,6972	0,6280
LGBMClassifier	0,7652	0,8180
XGBClassifier	0,7479	0,6660
CatBoostClassifier	0,7631	0,7037

Macro F1 — это усредненное значение F1 для каждого класса без взвешивания, то есть все классы обрабатываются одинаково. Представляет собой гармоническое среднее между Precision и Recall, обеспечивая между ними баланс, что особенно полезно при неравномерном распределении классов. Использование данной метрики позволяет лучше выбрать модель, которая не только точно классифицирует различные случаи, но и минимизирует количество пропущенных данных. Представленная таблица демонстрирует результаты сравнения пяти алгоритмов МО по метрике F1-макро на тренировочной и тестовой выборках. F1-макро — это среднее гармоническое между точностью (precision) и полнотой (recall), вычисленное для каждого класса отдельно с последующим усреднением, что особенно полезно при несбалансированных данных.

LGBMClassifier (LightGBM) показал наилучший результат на тестовой выборке (0.8180), что свидетельствует о его хорошей способности к обобщению. При этом его результат на тренировочной выборке (0.7652) лишь немного выше, чем у CatBoost (0.7631), что указывает на отсутствие

переобучения.

RandomForestClassifier демонстрирует значительный разрыв между результатами на тренировочной (0.6972) и тестовой (0.6280) выборках, что может указывать на переобучение модели.

XGBClassifier (XGBoost) и CatBoostClassifier показывают схожие результаты на тренировочной выборке (~0.75), но XGBoost хуже обобщается на тестовых данных (0.6660 против 0.7037 у CatBoost).

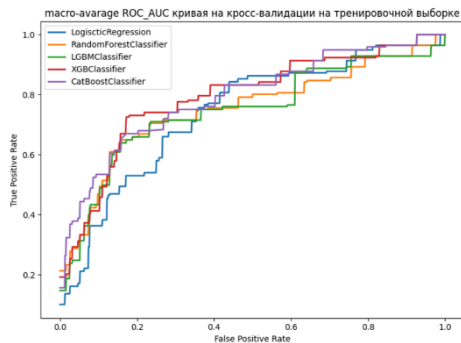
LogisticRegression имеет самые низкие показатели среди всех алгоритмов (0.5788 на тренировочной и 0.5973 на тестовой выборке), что ожидаемо для линейной модели на сложных данных.

Одним из критически важных шагов при создании хорошей модели является правильный выбор метрики для оценки её качества, поскольку неправильный выбор может привести к неверным выводам и, как следствие, к принятию не самых оптимальных решений. Поэтому на сегодняшний день существует большое количество метрик, подходящих для самых разных задач и ситуаций.

Качество моделей было оценено нами с помощью AUC-площади (Area Under Curve) под ROC-кривой (Receiver Operating Characteristics curve), выраженной через отношение доли истинно положительных прогнозов (TPR) к доли ложноположительных (FPR). ROC-кривые для пяти моделей представлены на рисунке 1.

Все модели демонстрируют достаточно высокую производительность ($AUC > 0.8$), что указывает на хорошую способность различать классы. CatBoostClassifier и XGBClassifier, судя по визуальному анализу кривых, показывают наилучшие результаты (их кривые ближе к левому верхнему углу). LogisticRegression, как правило, уступает ансамблевым методам, что ожидаемо для сложных данных.

Рисунок 1. ROC- кривые сравнения всех используемых моделей МО.



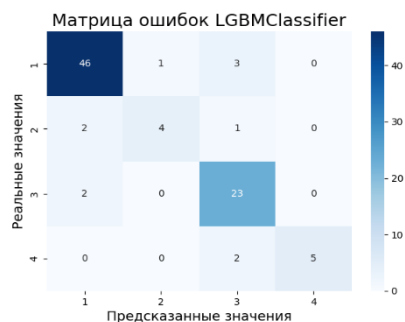
На представленном графике изображены ROC-кривые (Receiver Operating Characteristic) пяти различных алгоритмов МО, оцененные с помощью макро-усреднения на кросс-валидации.

Крутой подъем кривых в начале (левый край графика) свидетельствует о высокой чувствительности моделей - они правильно идентифицируют значительную долю положительных случаев при низком уровне ложных срабатываний. Плато в верхней части кривых указывает на то, что дальнейшее увеличение True Positive Rate требует значительного роста False Positive Rate.

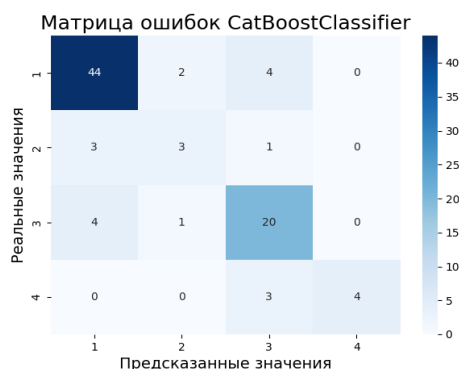
Разница между лучшими моделями (CatBoost/XGBoost) и остальными становится заметной при False Positive Rate около 0.2-0.4 - важный диапазон для многих практических применений. LGBMClassifier и RandomForest показывают схожую производительность, находясь между бустинговыми моделями и логистической регрессией.

Для критически важных задач, где важна максимальная точность, стоит выбрать CatBoost или XGBoost. Если важна интерпретируемость, можно рассмотреть RandomForest. LogisticRegression может быть полезна как базовый ориентир, несмотря на более низкую производительность. График хорошо демонстрирует преимущество современных алгоритмов бустинга (CatBoost, XGBoost, LGBM) перед традиционными методами для данной задачи.

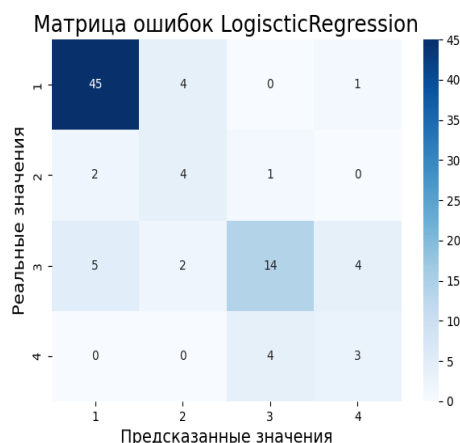
Анализ работы различных моделей МО показал следующие результаты



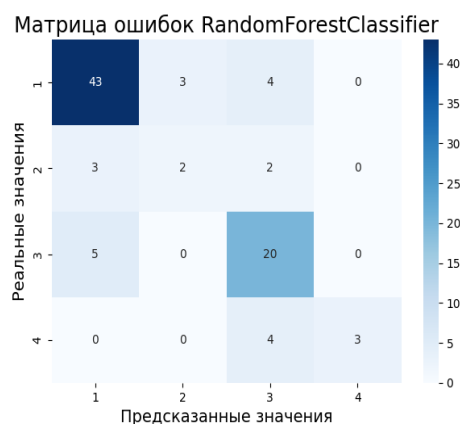
Модель LGBMClassifier продемонстрировала наилучшие показатели в 1 и 3 группах. В группе РК ТФ она совпала с решениями хирургов в 45 из 50 случаев (90%), при этом в 2 случаях (4%) рекомендовала РПОПЖ и в 3 случаях (6%) - СЛА. В группе СЛА совпадение составило 23 из 25 случаев (92%), при этом в 2 случаях (8%) модель не смогла определить правильную тактику. Однако для 2 и 4 групп из-за малого количества пациентов точность прогнозирования оказалась существенно ниже.



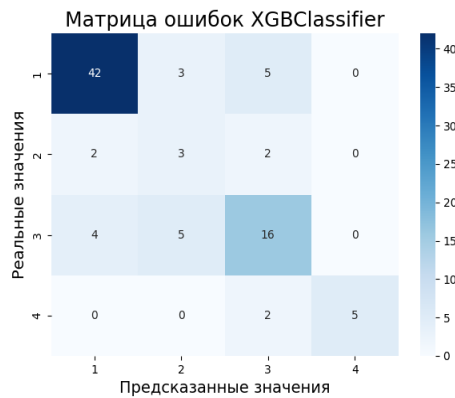
Модель CatBoostClassifier в группе РК ТФ показала совпадение в 44 из 50 случаев (88%), рекомендуя в 2 случаях (4%) РПОПЖ и в 4 случаях (8%) СЛА. В группе РПОПЖ совпадение составило лишь 3 из 7 случаев (42.9%), при этом в 3 случаях (42.9%) модель ошибочно рекомендовала РК ТФ и в 1 случае (14.2%) - СЛА. В группе СЛА точность составила 20 из 25 случаев (80%), с ошибочными рекомендациями РК ТФ в 4 случаях (16%) и РПОПЖ в 1 случае (4%). Для группы стентирования ВОПЖ совпадение наблюдалось в 4 из 7 случаев (57.1%), с ошибочным предложением СЛА в 3 случаях (42.9%).



LogisticRegression показала высокую точность в группе РК ТФ - 45 из 50 случаев (90%), с ошибками в виде рекомендации РПОПЖ в 4 случаях (8%) и ТЛБВП ЛА в 1 случае (2%). В группе РПОПЖ совпадение составило 4 из 7 случаев (57.1%), с ошибочными рекомендациями РК ТФ в 2 случаях (28.6%) и СЛА в 1 случае (14.3%). Для группы СЛА точность была ниже - 14 из 25 случаев (56%), с ошибками: РК ТФ в 5 случаях (20%), РПОПЖ в 2 случаях (8%) и ТЛБВП ЛА в 4 случаях (16%). В группе стентирования ВОПЖ совпадение составило лишь 3 из 7 случаев (42.9%), с ошибочной рекомендацией СЛА в 4 случаях (57.1%).



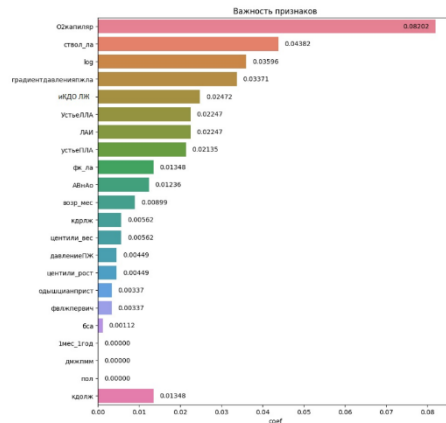
RandomForestClassifier в группе РК ТФ показал совпадение в 43 из 50 случаев (86%), рекомендуя в 3 случаях (6%) РПОПЖ и в 4 случаях (8%) СЛА. В группе РПОПЖ точность была особенно низкой - лишь 2 из 7 случаев (28.6%), с ошибочными рекомендациями РК ТФ в 3 случаях (42.9%) и СЛА в 2 случаях (28.6%). В группе СЛА совпадение составило 20 из 25 случаев (80%), с ошибками в виде рекомендации РК ТФ в 5 случаях (20%). Для группы стентирования ВОПЖ точность составила 3 из 7 случаев (42.9%), с ошибочной рекомендацией СЛА в 4 случаях (57.1%).



XGBClassifier в группе РК ТФ показал совпадение в 42 из 50 случаев (84%), рекомендуя в 3 случаях (6%) РПОПЖ и в 5 случаях (10%) СЛА. В группе РПОПЖ точность составила 3 из 7 случаев (42.9%), с ошибочными рекомендациями РК ТФ в 2 случаях (28.6%) и СЛА в 2

случаях (28.6%). В группе СЛА совпадение наблюдалось в 16 из 25 случаев (64%), с ошибками: РК ТФ в 4 случаях (16%) и РПОПЖ в 5 случаях (20%). Для группы стентирования ВОПЖ точность составила 5 из 7 случаев (71.4%), с ошибочной рекомендацией СЛА в 2 случаях (28.6%).

Важность признаков для моделей представлена на рисунке.



На графике представлена значимость (*feature importance*) различных переменных, используемых в модели МО. Чем выше значение коэффициента (*coef*), тем больше влияние признака на предсказание модели.

Признаками с высокой значимостью были:

насыщение капиллярной крови кислородом SpO2 (0.08202) – самый влиятельный признак в модели, что может указывать на его критическую роль в прогнозируемом исходе; размер ствола ЛА (0.04382) – второй по значимости, связан с анатомией ЛА; log - натуральный логарифм произведения значений АВнАо и ЛАИ пациента (отношение суммы диаметров устьев легочных артерий к диаметру нисходящей аорты * легочно-артериальный индекс). (0.03596) – логарифмированная метрика; градиент давления ПЖ/ЛА (0.03371) – важный гемодинамический параметр, отражающий разницу давления между ПЖ и ЛА; иКДО ЛЖ (0.02472) – размер

ЛЖ. Эти признаки играют ключевую роль в предсказании модели и должны быть тщательно контролируемы в клинической практике.

Признаки средней значимости: диаметры устьев лёгочных артерий (0.02247, 0.02135) и ЛАИ (0.02247), диаметр фиброзного кольца ЛА (0.01348), индекс Наката (0.01236) все параметры говорят об анатомии лёгочного русла. Возраст (0.00899) – возраст в месяцах, что важно для педиатрических исследований. Эти переменные вносят умеренный вклад в модель, но их нельзя игнорировать. Остальные факторы имеют низкую или нулевую важность, поэтому были исключены из модели. График помогает понять, какие параметры наиболее критичны для модели, что полезно для оптимизации алгоритма и клинической интерпретации результатов.

Создана электронная платформа для определения тактики хирургического лечения детей с ТФ: <https://huggingface.co/spaces/aakretov/TOF>. На общедоступном бесплатном хостинге приложений от HuggingFace. Интерфейс сделан с помощью питоновской библиотеки streamlit. Оформлен патент на изобретение.



ВЫВОДЫ

Проведенное исследование позволило сформулировать следующие ключевые выводы, которые вносят вклад в понимание факторов, влияющих на выбор хирургической тактики и послеоперационное ведение пациентов с врожденными пороками сердца:

1. Наилучшие результаты точности прогнозирования хирургической тактики при ТФ достигнуты с использованием модели LGBMClassifier, показавшей соответствие с решениями хирургов в 90–92% случаев при стандартных типах операций.
2. Разработанная и внедрённая электронная платформа предоставляет специалистам дополнительный метод персонализированного выбора хирургической тактики при ТФ и может быть использована в кардиохирургических и кардиологических стационарах с целью увеличения объективности, стандартизации подходов и возможного снижения вероятности послеоперационных осложнений.
3. Анализ вклада отдельных предикторов в формирование прогностического решения позволяет выявлять значимые факторы и повышает интерпретируемость моделей машинного обучения.
4. Точность прогнозирования ИИ-модели для более редких хирургических вмешательств существенно ниже (28-57%) в связи с ограниченным представительством данных в обучающей выборке, что требует расширения клинического материала для надёжной стратификации подобных пациентов.
5. Модели машинного обучения могут быть использованы для поддержки принятия решений при планировании хирургической тактики у детей с тетрадой Фалло при наличии достаточного объёма верифицированных данных.

ПРАКТИЧЕСКИЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

1. Для повышения клинической значимости и точности прогноза следует регулярно обновлять и дообучать модели ИИ на расширяющихся локальных и мультицентровых базах данных.
2. При анализе спорных или пограничных клинических случаев, когда модель предлагает альтернативную хирургическую тактику, рекомендуется

совместное обсуждение результатов модели в мультидисциплинарной команде с участием кардиохирургов, анестезиологов и специалистов по ИИ.

3. Для оценки предикторов послеоперационного течения у детей с ТФ рекомендуется использовать значения эхокардиографических показателей в динамике (до и после операции), включая иКДО ЛЖ и градиент ПЖ-ЛА.

4. Разработанная модель ИИ не показала достаточной точности для редких видов вмешательств (например, РПОПЖ, ТЛБВП ЛА); для таких случаев необходимо воздерживаться от полагания на автоматические рекомендации без экспертной оценки.

5. При использовании алгоритмов ИИ важно проводить визуализацию значимости признаков (feature importance) для клинической интерпретации и контроля качества автоматических решений.

6. В условиях детских кардиохирургических центров рекомендуется применение специализированного калькулятора хирургической тактики, интегрированного в электронную медицинскую систему отделения.

7. Рекомендуется инициировать разработку и внедрение мультицентрового регистра пациентов с ТФ для повышения обобщающей способности моделей и выработки единых стандартов машинного прогнозирования.

8. При формировании обучающих выборок для моделей МО следует исключать пациентов с сопутствующими врожденными пороками сердца, чтобы обеспечить однородность данных и повысить точность прогноза.

9. Для перевода показателей роста и веса в стандартизированную шкалу рекомендуется использование центильных таблиц, даже при отсутствии точной информации о поле пациента, что позволяет проводить более корректную оценку физического развития.

10. В качестве дополнительного информативного признака при построении моделей рекомендуется использовать логарифмическое преобразование

мультипликативных клинико-анатомических показателей (например, $\log(\text{ABнAo} \times \text{ЛАИ})$).

11. При недостаточности визуализации ЛА и ПЖ на ЭхоКГ рекомендуется дополнительная визуализация с использованием КТ или МРТ с последующей цифровой сегментацией и включением этих данных в модель.

12. Для минимизации вероятности ошибочной рекомендации модели необходимо предварительно исключить случаи с неполными или некорректно закодированными данными.

13. Внедрение цифровой платформы с ИИ-моделью в клинический процесс целесообразно сопровождать этапом пилотного тестирования и сопоставления рекомендаций с ретроспективными решениями хирургов.

14. Для оценки долгосрочной эффективности хирургической тактики и моделей ИИ необходимо внедрять систематическое катamnестическое наблюдение с повторной валидацией прогнозов на новых данных через 6–12 месяцев.

СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ

1. Стратегии лечения тетрады Фалло: радикальная коррекция, реконструкция запирающего элемента при трансаннулярной пластике лёгочной артерии, ремоделирование правого желудочка. А. И. Ким, Т. Р. Григорьянц, **О. Ю. Тимофеева** // Детские болезни сердца и сосудов. – 2023. – Т. 20, № 2. – С. 100-109. – DOI 10.24022/1810-0686-2023-20-2-100-109.

2. Искусственный интеллект в оптимизации хирургического лечения тетрады Фалло: разработка и валидация прогностической модели. **О. Ю. Тимофеева**, Д. С. Акатов, А. Ю. Глазунов [и др.] // Наука молодых (Eruditio Juvenium). – 2025. – Т. 13, № 4. – С. 603-614. – DOI 10.23888/HMJ2025134603-614.

3. Возможности искусственного интеллекта при выборе тактики хирургического лечения при тетраде Фалло. **О. Ю. Тимофеева**, Д. С. Акатов, А. Ю. Глазунов, А. И. Ким // Кардиология и сердечно-сосудистая хирургия. – 2025. – Т. 18, № 5. – С. 560-565. – DOI 10.17116/kardio202518051560.
4. Автоматизированные системы поддержки принятия решений при врожденных пороках сердца: анализ последних достижений. **О. Ю. Тимофеева**, Т. Р. Григорьянц, А. И. Ким. // Детские болезни сердца и сосудов. – 2026. Т.23, № 1. – С. 5 -13. DOI 10.24022/1810-0686-2026-23-1-513.
5. Возможности рекомендации выбора тактики хирургического лечения с помощью искусственного интеллекта. **О. Ю. Тимофеева**, Д. С. Акатов. Третий Всероссийский съезд детских кардиохирургов и специалистов по врождённым порокам сердца: Сборник тезисов, Казань, 05–07 сентября 2024 года. – Москва: Издательство РАМН, 2024. – С. 87.
6. Аномально высокий уровень нормбластов в периферической крови у новорожденных с Тетрадой Фалло. О. Ю. Тимофеева, Е. А. Рогальская, Г. С. Есаян, М. М. Рыбка. Бюллетень НЦССХ им. А.Н. Бакулева РАМН. Сердечно-сосудистые заболевания. – 2022. – Т. 23, № S3. – С. 106.
7. Разработка и валидация прогностической модели в оптимизации хирургического лечения тетрады Фалло. О.Ю. Тимофеева, Д.С. Акатов, А.И. Ким. Четвёртый Всероссийский съезд детских кардиохирургов и специалистов по врождённым порокам сердца: Сборник тезисов, Самара, 2025 год. С. 168.
8. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026611058 Российская Федерация. Программа, рекомендующая хирургическую тактику у детей с тетрадой Фалло : заявл. 30.12.2025: опубл. 16.01.2026 / А. И. Ким, Д. С. Акатов, Т. В. Рогова [и др.]; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение «Национальный медицинский исследовательский центр сердечно-сосудистой хирургии имени А.Н. Бакулева» Министерства здравоохранения Российской Федерации.