

АКУШЕРСТВО И ГИНЕКОЛОГИЯ OBSTETRICS AND GYNAECOLOGY

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КЕСАРЕВА СЕЧЕНИЯ ПОСЛЕ ИНДУКЦИИ РОДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ (RANDOM FOREST)

Булатова И.А.¹,
Саланова М.Ш.¹,
Пониманская М.А.²,
Десятник К.А.²,
Панина О.Б.¹

¹ Медицинский научно-образовательный институт, ФГБОУ ВО «Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова» (119991, г. Москва, Ломоносовский пр-кт, д. 27, к. 1; Россия)

² Городская клиническая больница № 67 им. Л.А. Ворохобова (123423, г. Москва, ул. Саляма Адила, д. 2/44, Россия)

Автор, ответственный за переписку:
Булатова Инга Акоповна
e-mail: inga5797@mail.ru

РЕЗЮМЕ

Обоснование. Индукция родов (ИР) — широко распространённое акушерское вмешательство, однако частота кесарева сечения (КС) после ИР может превышать 50 % в отдельных группах. Существующие прогностические модели преимущественно используют антенатальные факторы, не учитывают нелинейные взаимосвязи и не всегда обладают достаточной дискриминационной способностью.

Цель. Разработка, валидация и интерпретация прогностической модели для определения исхода ИР при доношенной беременности с применением методов машинного обучения.

Методы. Ретроспективное когортное исследование на основе госпитального регистра (июнь 2024 – июнь 2025) включило 1670 одноплодных беременных со сроком гестации ≥ 37 недель, которым проводилась ИР (амниотомия, окситоцин). Исходы ИР: успешная ИР (вагинальные роды) и неуспешная ИР (КС). Для предварительного отбора признаков производилось вычисление важности признаков (feature importance) с помощью логистической регрессии, логистической регрессии с L1-регуляризацией (Lasso) и модели случайного леса (Random Forest) для устранения неинформативных переменных. Финальная прогностическая модель была построена с использованием алгоритма случайного леса. Для интерпретации влияния отобранных признаков на предсказания модели применялся SHAP-анализ.

Результаты. Частота КС составила 21,1 % ($n = 352$). В финальную модель вошли 7 признаков (по убыванию важности): продолжительность интервала от начала ИР до развития регулярной родовой деятельности, паритет, предполагаемая масса плода по ультразвуковому исследованию, необходимость преиндукции родов, возраст матери, индекс массы тела матери, срок гестации. AUC-ROC модели на тестовой выборке составила 0,904 (95% ДИ 0,846–0,951), чувствительность – 75 %, специфичность – 92 %, Net Benefit – 0,184. SHAP-анализ позволил интерпретировать индивидуальные прогнозы.

Заключение. Разработанная модель на основе случайного леса с включением интранатального предиктора (интервал до регулярных схваток) демонстрирует высокую прогностическую эффективность, возможность в внешней валидации и клиническую полезность, что может способствовать своевременному принятию обоснованных решений о тактике ведения родов.

Ключевые слова: индукция родов, кесарево сечение, факторы риска, прогностические модели, машинное обучение, случайный лес

Статья поступила: 31.03.2026
Статья принята: 27.08.2026
Статья опубликована: 09.10.2026

Для цитирования: Булатова И.А., Саланова М.Ш., Пониманская М.А., Десятник К.А., Панина О.Б. Прогнозирование кесарева сечения после индукции родов с использованием машинного обучения (Random Forest). Acta biomedica scientifica. 2026; 11(4): 49-61. doi: 10.29413/ABS.2026-11.4.6

PREDICTION OF CESAREAN DELIVERY AFTER INDUCTION OF LABOR USING MACHINE LEARNING (RANDOM FOREST)

**Bulatova I.A.¹,
Salanova M.S.¹,
Ponimanskaya M.A.²,
Desyatnik K.A.²,
Panina O.B.¹**

¹ Lomonosov Moscow State University,
Medical Research and Educational
Institute (27 Lomonosovsky ave, unit 1,
Moscow 119991, Russian Federation)

² Vorokhobov City Clinical Hospital No 67
(Salyam Adil Str., 2/44, Moscow 123423,
Russian Federation)

Corresponding author:
Inga A. Bulatova
e-mail: inga5797@mail.ru

ABSTRACT

Background. Induction of labor (IOL) is a widely used obstetric intervention. However, the rate of cesarean section (CS) following IOL may exceed 50% in certain subgroups. Existing predictive models predominantly rely on antenatal factors, fail to account for nonlinear relationships, and do not always demonstrate sufficient discriminative ability.

Aim. Development, validation, and interpretation of a predictive model for predicting the outcome of IOL in term pregnancy using machine learning methods.

Materials and methods. This retrospective cohort study, based on a hospital registry (June 2024 – June 2025), included 1,670 women with singleton pregnancies with gestational age of ≥ 37 weeks who underwent IOL (amniotomy, oxytocin). Outcomes were defined as successful IOL (vaginal delivery) and unsuccessful IOL (CS). For preliminary feature selection, feature importance was calculated using logistic regression, logistic regression with L1 regularization (Lasso), and random forest to eliminate non-informative variables. The final predictive model was built using the random forest algorithm. SHAP analysis was used to interpret the influence of the selected features on the model predictions.

Results. The CS rate was 21.1% ($n=352$). Seven features were included in the final model (in descending order of importance): the time interval from IOL initiation to the onset of regular uterine contractions, parity, estimated fetal weight by ultrasound, need for pre-induction of labor, maternal age, maternal body mass index, and gestational age. The model achieved an AUC-ROC of 0.904 (95% CI 0.846–0.951) on the test set, with a sensitivity of 75%, specificity of 92%, and net benefit of 0.184. SHAP analysis enabled interpretation of individual predictions.

Conclusion. The developed random forest-based model, which incorporates an intrapartum predictor (time interval to regular contractions), demonstrates high predictive performance, potential for external validation, and clinical utility, thereby supporting timely and informed decision-making regarding labor management.

Keywords: Induction of labor; cesarean section; risk factors; predictive models; machine learning; random forest

Received: 31.03.2026
Accepted: 27.08.2026
Published: 09.10.2026

For citation: Bulatova I.A., Salanova M.S., Ponimanskaya M.A., Desyatnik K.A., Panina O.B. Prediction of cesarean delivery after induction of labor using machine learning (Random Forest). *Acta biomedica scientifica*. 2026; 11(4): 49-61. doi: 10.29413/ABS.2026-11.4.6

ВВЕДЕНИЕ

Индукция родов (ИР) — это широко распространенная акушерская процедура, которая заключается в искусственной стимуляции маточных сокращений для начала родовой деятельности. В развитых странах мира у одной из пяти женщин проводится ИР, при этом частота родоразрешения путем операции кесарева сечения (КС) после ИР может превышать 50 % в некоторых группах [1, 2]. Неудачная ИР связана с повышенной материнской и перинатальной заболеваемостью, в связи с чем целесообразно проведение исследований для оценки вероятности успешной ИР.

В литературе широко представлены данные о статистическом анализе отдельных факторов и их влиянии на исход ИР [3–5]. Однако прогнозирование способа родоразрешения является сложной задачей, поскольку многочисленные факторы влияют на успех родов. Алгоритмы машинного обучения продемонстрировали потенциал в области предсказания способа родоразрешения, поскольку могут анализировать большие и сложные наборы данных, выявлять закономерности и нивелировать субъективность [6]. Для построения прогностической модели традиционно использовались модели логистической регрессии, однако, они не учитывают нелинейные взаимосвязи между факторами [7–9]. Алгоритм случайного леса (Random Forest), улавливающий нелинейные взаимосвязи, показывает более перспективные результаты [10].

На данный момент в клинической практике отсутствует высококачественная модель, учитывающая все особенности процедуры ИР, которая позволяет с высокой точностью прогнозировать исход родов. Доступные зарубежные исследования прогнозирования исхода ИР, использовавшие в обработке материала методы машинного обучения, посвящены оценке дородовых факторов риска и обладают недостаточно высокой предсказательной способностью [1, 2]. Нами предпринята попытка создания модели, прогнозирующей исход ИР, на основе случайного леса; подобного рода исследования в отечественной литературе нами не обнаружено. Отличием настоящего от существующих зарубежных аналогов является смещение акцентов с антенатальных факторов риска на интранатальные факторы риска (начальный этап ИР). По данным Guedalia J. et al., включение в модель интранатальных факторов риска, полученных в реальном времени на протяжении процесса родов, позволяют более точно оценить исходы родов [6]. Экспериментальное использование существующих прогностических моделей демонстрирует 6 % снижение риска материнских осложнений и 8 % снижение частоты КС [11]. Предполагаемая нами модель предназначена для прогнозирования риска кесарева сечения у женщин с доношенной одноплодной беременностью после ИР и для помощи акушерам-гинекологам при принятии решения о методе родоразрешения.

ЦЕЛЬ

Разработка, валидация и интерпретация прогностической модели для определения исхода индукции родов с одноплодной беременностью на основе методов машинного обучения.

МЕТОДЫ

Дизайн исследования. Нами было проведено ретроспективное когортное исследование на основе госпитального регистра. Анализ медицинской документации проводился за период: июнь 2024 г. – июнь 2025 г. на базе Перинатального центра ГБУЗ «Городская клиническая больница № 67 им. Л.А. Ворохобова ДЗМ» (Москва, Россия).

Критерии включения. В исследование вошли 1670 одноплодных беременных, которым при доношенной беременности (≥ 37 недель гестации) была проведена ИР путем амниотомии и введения окситоцина. ИР и преиндукция родов (ПИР) у всех пациенток проводилась согласно клиническим рекомендациям «Подготовка шейки матки к родам и родовозбуждение», утвержденным в 2024 г. Критериями не включения являлись тазовое предлежание плода, плановые КС, наличие внутриутробных пороков развития или генетических аномалий плода, антенатальная гибель плода на момент ИР, преждевременный разрыв плодных оболочек, преждевременная отслойка нормально расположенной плаценты.

Для анализа некоторых прогностических признаков, не доступных у всех 1670 пациенток, была сформирована случайная подвыборка из 444 пациенток с сохранением пропорции классов. Размер подвыборки формировался для достижения 80 % мощности; оценка была выполнена с использованием метода Хэнли – МакНила для сравнения двух коррелированных AUC (тест Делонга). Ключевые характеристики (возраст, паритет, срок гестации, частота ПИР, хронической и гестационной артериальной гипертензии, преэклампсии, гестационного сахарного диабета и других состояний) статистически не различались ($p > 0,15$) между подвыборкой ($n = 444$) и оставшейся частью когорты ($n = 1226$). Формирование выборки исследования показано на рис. 1.

Исходы исследования. Пациентки были разделены на две группы: успешная ИР (вагинальные роды) и неуспешная ИР (родоразрешение путем операции КС). В качестве прогностических признаков нами учитывались данные общего анамнеза: возраст матери, паритет, индекс массы тела (ИМТ) до беременности и перед родами. Также были проанализированы особенности течения настоящей беременности: необходимость ПИР, срок гестации, сопутствующие заболевания, предполагаемая масса плода по ультразвуковому исследованию (УЗИ). Для последующего анализа также были использованы интранатальные признаки: необходимость эпидуральной анестезии, продолжительность интервала

от начала индукции родов до развития регулярной родовой деятельности (ПНР). Данные были проверены на точность и полноту двумя независимыми исследователями. Данные о ИМТ, предполагаемой массе плода, необходимости эпидуральной анестезии, ПНР имелись только у подвыборки ($n = 444$), в связи с чем, анализ данных признаков проводился отдельно. Данные об остальных 14 признаках имелись у всех пациенток в общей выборке (без пропусков).

Этическая экспертиза. Все стадии исследования соответствуют законодательству Российской Федерации, международным этическим нормам и нормативным документам, а также одобрены локальным этическим комитетом ГБУЗ г. Москвы ГКБ № 67 им. Л.А. Ворохобова (протокол № 20 от 22.01.2024).

Статистический анализ. Статистическая обработка полученных данных выполнена с помощью программного обеспечения JASP (2025, версия 0.19.3). Нормальность распределения результатов была проанализирована с помощью критерия Шапиро – Уилка. Численные и порядковые данные представлены: для нормального распределения – среднее арифметическое $\pm$ стандартное отклонение (СО), для ненормального распределения – медиана и интерквартильный размах (медиана [Q1–Q3]). Для сравнения между группами использовались U-критерий Манна – Уитни для количественных и порядковых данных (существенных различий в разбросе и асимметрии формы

распределений в сравниваемых группах не обнаружено). Категориальные данные представлены в виде частот, для сравнения использовали критерий χ^2 и точный тест Фишера (при ожидаемых частотах < 5). Значение $p < 0,05$ считалось статистически значимым.

Машинное обучение. После статистического анализа была проведена нормализация данных путем стандартизации. Данные были разделены на обучающую (70 %) и тестовую (30 %) выборки с сохранением стратификации по исходу. Для анализа структуры данных использовался метод главных компонент (PCA). Отбор признаков производился на обучающей выборке путем вычисления важности признаков (feature importance) с помощью логистической регрессии, логистической регрессии с L1-регуляризацией (Lasso) и модели случайного леса (Random Forest, RF) для устранения неинформативных переменных. Была проведена проверка признаков на мультиколлинеарность. Далее была создана прогностическая модель с помощью алгоритма машинного обучения – случайный лес. Модель настраивалась и оптимизировалась с использованием поиска по сетке гиперпараметров, метрики F1 и индекса Юдена на основе внутренней 5-кратной стратифицированной кросс-валидации (k-fold cross-validation) на обучающей выборке. На этапах отбора признаков и построения моделей дисбаланс классов был учтён путём взвешивания классов (вес класса «КС» был установлен как 3, класса «роды через естественные родовые пути» – 1).

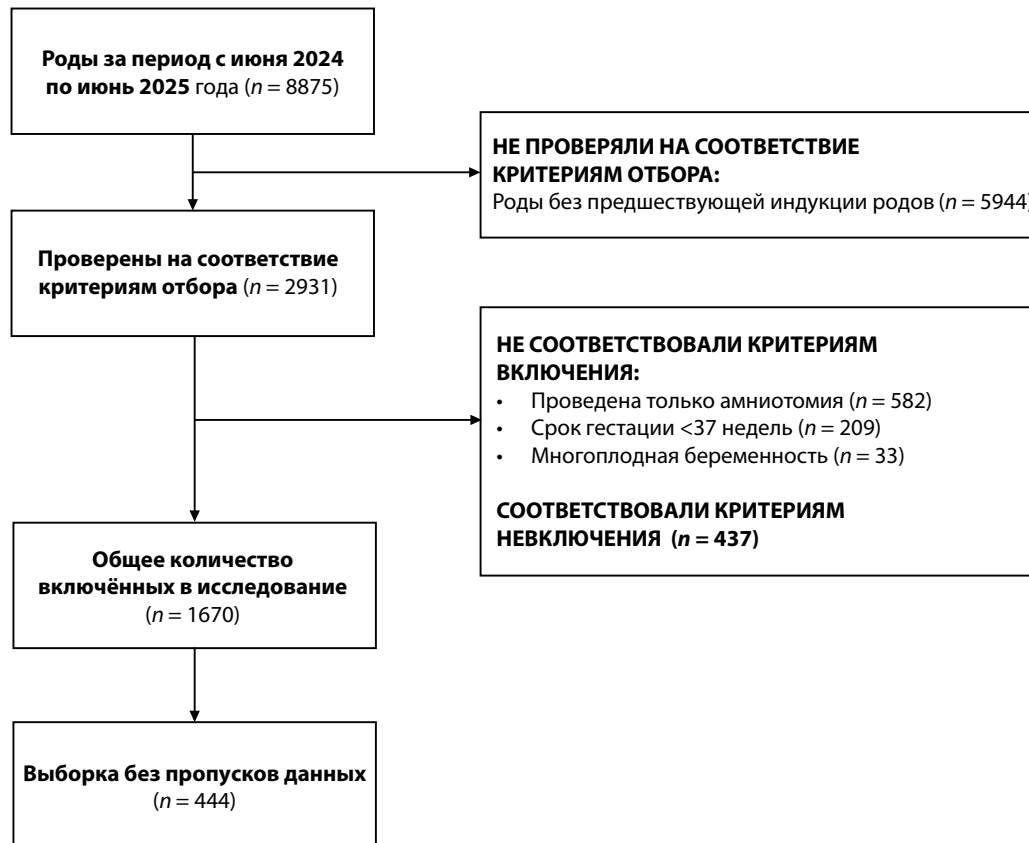


РИС. 1.
Последовательность формирования выборки исследования

FIG. 1.
Study participant flow diagram

Все этапы отбора признаков, настройки гиперпараметров и обучения модели выполнялись исключительно на обучающей выборке. Тестовая выборка использовалась однократно для итоговой оценки прогностической эффективности финальной модели. Для оценки дискриминационной способности моделей использовалась площадь под ROC-кривой (AUC-ROC) с 95% доверительными интервалами, чувствительность (recall), precision (точность), f1-мера (f1-score), анализ полезности (Net Benefit). Основным показателем модели была неуспешность ИР (родоразрешение путем КС). Для интерпретации важности признаков в наилучшей модели (случайный лес) использовались SHAP-анализ. Анализ данных был выполнен с использованием Python (библиотеки scikit-learn, SHAP).

РЕЗУЛЬТАТЫ

В исследование было включено 1670 беременных. Из них 1318 (78,9 %) родили через естественные родовые пути, а 352 (21,1 %) – путем КС. Основными показателями к КС являлись первичная слабость родовой деятельности у 57 %, вторичная слабость родовой деятельности у 23 %, патологический сердечный ритм плода у 11 %, клинически узкий таз у 5 %, иные причины – 4 % пациентов. Демографические, анамнестические

и клинические характеристики пациенток представлены в табл. 1.

Женщины, у которых роды завершились путем КС, имели статистически значимо более высокий ИМТ, большую предполагаемую массу плода по данным УЗИ, чаще были первородящими и требовали ПИР ($p < 0,05$). Такие признаки как возраст матери, умеренная преэклампсия, хроническая артериальная гипертензия, внутриспеченочный холестаз беременных хоть и не достигали статистической значимости, являются потенциально важными для прогноза исхода ИР [1, 7, 9]. По остальным показателям группы были сопоставимы.

Особенности течения ИР и исходы для матери и новорожденного приведены в табл. 2. У пациенток с последующим КС отмечался более длительный ПНР (медиана 180 мин против 60 мин при вагинальных родах, $p < 0,001$), а также менее часто требовалась эпидуральная анестезия.

Предварительный анализ структуры данных. Для поиска информативных предикторов КС на 1670 пациентках был проведен анализ 18 потенциальных признаков, включающих анамнестические факторы, данные текущей беременности и интранатальные показатели, которые могли бы быть доступны до принятия решения о завершении родов путем КС. После стандартизации был использован метод главных компонент. Метод показал, что первые две компоненты

ТАБЛИЦА 1

ДЕМОГРАФИЧЕСКИЕ, АНАМНЕСТИЧЕСКИЕ И КЛИНИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ БЕРЕМЕННЫХ, ПРОШЕДШИХ ИНДУКЦИЮ РОДОВ

TABLE 1

DEMOGRAPHIC, OBSTETRIC, AND CLINICAL CHARACTERISTICS OF PREGNANT WOMEN WHO UNDERWENT INDUCTION OF LABOR

Показатель	Вагинальные роды (n=1318)	Кесарево сечение (n=352)	p
Возраст матери, лет	31 [26–35]	31 [27–36]	0,1
Индекс массы тела матери*, кг/м ²	28,3 [25,3–32,2]	29,7 [27,2–33,7]	0,005
Первородящие, n	901 (68,4%)	317 (90,1%)	<0,001
Срок гестации при индукции родов, дней	280 [273–287]	280 [273–287]	0,9
Предполагаемая масса плода по УЗИ*, граммов	3550 [3200–3881]	3725 [3300–4027]	0,013
Необходимость преиндукции родов, n	721 (54,7%)	278 (79,0%)	<0,001
Особенности течения настоящей беременности			
Умеренная преэклампсия, n	87 (6,6%)	31 (8,8%)	0,151
Гестационная артериальная гипертензия, n	154 (11,7%)	40 (11,4%)	0,867
Хроническая артериальная гипертензия, n	92 (7,0%)	35 (10,0%)	0,062
Гестационный сахарный диабет или имеющийся ранее сахарный диабет, n	354 (26,9%)	82 (23,3%)	0,176
Крупный плод, n	44 (3,3%)	6 (1,7%)	0,110
Маловодие, n	58 (4,4%)	21 (6,0%)	0,219
Многоводие, n	79 (6,0%)	17 (4,8%)	0,404
Внутриспеченочный холестаз беременных, n	42 (3,2%)	5 (1,4%)	0,075
Задержка роста плода, n	31 (2,4%)	7 (2,0%)	0,685

Примечания: данные представлены в виде медианы [интерквартильный размах] или частот (%). Жирным шрифтом выделены статистически значимые различия.
* – значение показано для группы 444 пациентки.

описывали только 22,8 % вариативности и наиболее тесно связаны с такими факторами как возраст матери, срок гестации, паритет, необходимость ПИР, гестационный сахарный диабет, умеренная преэклампсия. Для накопления > 85 % дисперсии требовалось 11 компонент. Визуализация в пространстве двух главных компонент, показанная на рис. 2, а также первых трёх главных компонент, не выявила чётких обособленных групп пациенток с различным исходом. В сочетании

с низкой долей объяснённой дисперсии это указывает на сложную многомерную структуру данных, плохо поддающуюся описанию линейными методами. Данное наблюдение послужило аргументом в пользу применения нелинейных алгоритмов машинного обучения.

Далее, для отбора важных признаков использовались три метода: оценка важности признаков (feature importance) на основе логистической регрессии, логистической регрессии с L1-регуляризацией и метода

ТАБЛИЦА 2
ОСОБЕННОСТИ ТЕЧЕНИЯ ИНДУКЦИИ РОДОВ И ИСХОДОВ БЕРЕМЕННОСТИ ДЛЯ МАТЕРИ И РЕБЕНКА

TABLE 2
LABOR INDUCTION CHARACTERISTICS AND MATERNAL AND NEONATAL OUTCOMES

Показатель	Вагинальные роды (n=1318)	Кесарево сечение (n=352)	p
Продолжительность интервала от начала индукции родов до развития регулярной родовой деятельности*, минут	60 [26–139]	180 [110–240]	<0,001
Продолжительность безводного промежутка*, минут	542 [398–703]	777 [627–957]	<0,001
Необходимость эпидуральной анестезии во время родов*, n	212 (70,9%)	87 (60,0%)	0,022
Дистресс плода во время родов, n	126 (9,6%)	84 (23,9%)	<0,001
Новорожденные			
Масса новорожденного, граммов	3510 [3213–3800]	3645 [3300–3950]	<0,001
Макросомия, n	178 (13,5%)	79 (22,4%)	<0,001
Госпитализация в ОРИТН, n	18 (1,4%)	7 (2,0%)	0,393
Оценка по шкале Апгар на 1-й мин ≤7, n	58 (4,4%)	25 (7,1%)	0,008
Оценка по шкале Апгар на 5-й мин ≤7, n	6 (0,5%)	2 (0,6%)	0,045

Примечания: данные представлены в виде медианы [интерквартильный размах] или частот (%). Жирным шрифтом выделены статистически значимые различия. ОРИТН – отделение реанимации и интенсивной терапии новорожденных. * – значение показано для группы 444 пациентки.

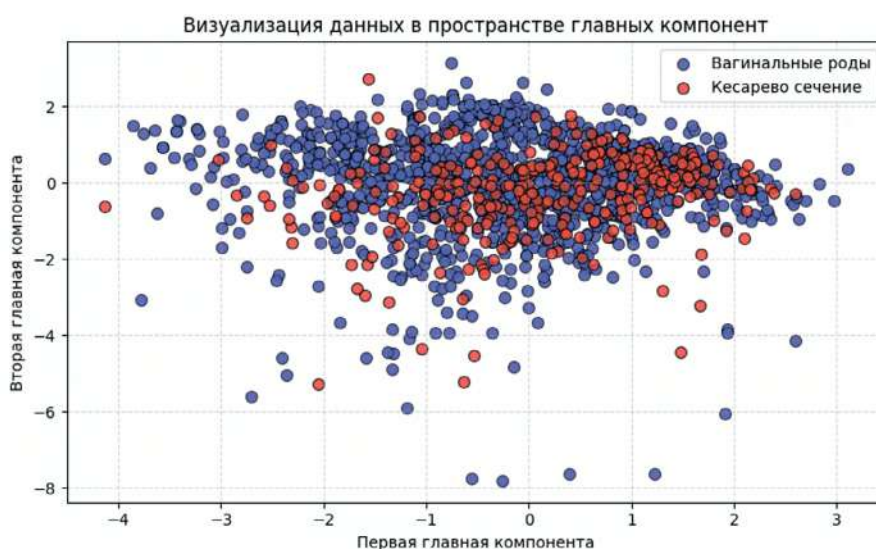


РИС. 2.
Визуализация данных в пространстве первых двух главных компонент. Каждая точка соответствует отдельному наблюдению

FIG. 2.
Data visualization in the space of the first two principal components. Each point represents a single observation

случайного леса. В связи с ограниченной доступностью отдельных прогностических признаков, первоначальный поиск значимых предикторов был проведен среди 14 признаков в общей когорте ($n = 1670$). Результаты наиболее важных 7 признаков из 14 в общей когорте представлены в табл. 3.

Для окончательного отбора предикторов был выполнен аналогичный анализ на подвыборке из 444 женщин с полными данными по всем 18 признакам (добавленные признаки: предполагаемая масса плода по УЗИ, ИМТ матери, необходимость эпидуральной анестезии, ПНР). Результаты показаны в табл. 4.

ТАБЛИЦА 3

НАИБОЛЕЕ ВАЖНЫЕ ПРЕДИКТОРЫ КЕСАРЕВА СЕЧЕНИЯ ПОСЛЕ ИНДУКЦИИ РОДОВ В ОБЩЕЙ КОГОРТЕ ($n = 1670$) ПО ДАННЫМ РАЗЛИЧНЫХ МЕТОДОВ ОТБОРА ПРИЗНАКОВ

TABLE 3

THE MOST IMPORTANT PREDICTORS OF CESAREAN DELIVERY AFTER INDUCTION OF LABOR IN THE OVERALL COHORT ($n = 1,670$) ACCORDING TO VARIOUS FEATURE SELECTION METHODS

	Логистическая регрессия (β -коэффициент)	Логистическая регрессия с L1-регуляризацией (β -коэффициент)	Случайный лес (относительная важность признака)
Паритет	-0,720	-0,706	0,073
Необходимость преиндукции родов	0,486	0,481	0,065
Возраст матери	0,367	0,357	0,358
Гестационный сахарный диабет	-0,313	-0,268	0,034
Внутрипеченочный холестаз беременных	-0,196	-0,188	–
Срок гестации	-0,191	-0,175	0,355
Задержка роста плода	-0,148	-0,164	–
Гестационная артериальная гипертензия	–	–	0,019
Хроническая артериальная гипертензия	–	–	0,019

Примечания: в таблице указаны в порядке убывания значения важности признаков для логистической регрессии, логистической регрессии с L1-регуляризацией, случайного леса. «–» означает, что признак не вошел в 7 наиболее важных признаков соответствующей модели.

ТАБЛИЦА 4

НАИБОЛЕЕ ВАЖНЫЕ ПРЕДИКТОРЫ КЕСАРЕВА СЕЧЕНИЯ ПОСЛЕ ИНДУКЦИИ РОДОВ В ПОДВЫБОРКЕ ($n = 444$) ПО ДАННЫМ РАЗЛИЧНЫХ МЕТОДОВ ОТБОРА ПРИЗНАКОВ

TABLE 4

THE MOST IMPORTANT PREDICTORS OF CESAREAN DELIVERY AFTER INDUCTION OF LABOR IN THE COMPLETE-CASE COHORT ($n = 444$) ACCORDING TO VARIOUS FEATURE SELECTION METHODS

	Логистическая регрессия (β -коэффициент)	Логистическая регрессия с L1-регуляризацией (β -коэффициент)	Случайный лес (относительная важность признака)
Продолжительность интервала от начала индукции родов до развития регулярной родовой деятельности	0,981	0,853	0,324
Паритет	-0,861	-0,734	0,043
Предполагаемая масса плода	0,854	0,688	0,173
Необходимость преиндукции родов	0,559	0,509	0,045
Срок гестации	-0,514	-0,293	0,091
Крупный плод	-0,488	-0,340	–
Возраст матери	0,466	0,371	0,094
Индекс массы тела матери	–	–	0,122

Примечания: в таблице указаны в порядке убывания значения важности признаков для логистической регрессии, логистической регрессии с L1-регуляризацией, случайного леса. «–» означает, что признак не вошел в 7 наиболее важных признаков соответствующей модели.

ИМТ матери не вошел в 7 наиважнейших признаков по результатам логистической регрессии и L1-регуляризации, однако был на 9 месте с результатом 0,335 и 0,275 соответственно.

После удаления сильно коррелирующих признаков (диагноз: крупный плод, задержка роста плода) и признаков с важностью $< 0,01$, а также объединения некоторых признаков в единую переменную (гестационная и хроническая артериальная гипертензия, умеренная преэклампсия) на подвыборке в 444 пациентки была дополнительно проведена L1-регуляризация, а также выбранные признаки были проверены на мультиколлинеарность (фактор инфляции дисперсии < 2 – мультиколлинеарность отсутствует).

Построение и оценка прогностической способности модели. Для построения финальной модели на подвыборке ($n = 444$) было отобрано 7 признаков (указаны в порядке значимости): ПНР, паритет, предполагаемая масса плода, необходимость ПИР, возраст матери, ИМТ матери, срок гестации. Финальная прогностическая модель была построена с использованием алгоритма случайного леса. Гиперпараметры настраивались

на обучающей выборке (5-кратная стратифицированная кросс-валидация) и составляли количество деревьев – 1500, минимальное число образцов для разделения узла – 10, минимальное число образцов в листе – 4; для учёта дисбаланса классов применена настройка весов в пользу исхода КС (1:3), порог классификации – 0,543. Финальная модель была применена к отложенной тестовой выборке (внутренняя валидация). На тестовой выборке ROC-анализ продемонстрировал высокую дискриминационную способность: AUCROC составила 0,904 (95% ДИ 0,846–0,951), что характеризует модель как отличную. Результаты работы модели отражены на рис. 3.

Точность модели при внутренней валидации составила 84,3 %, полезность модели (Net Benefit) – 0,184. Дополнительные показатели качества модели представлены в табл. 5.

Для преодоления эффекта «черного ящика», что критически важно для оценки модели с клинической точки зрения, была проведена интерпретация модели с помощью SHAP-анализа (рис. 4). С наиболее высокой вероятностью КС связаны более высокие

ТАБЛИЦА 5
ПОКАЗАТЕЛИ КАЧЕСТВА МОДЕЛИ НА ТЕСТОВОЙ ВЫБОРКЕ

	Точность (precision)	Чувствительность (recall)	f1-мера (f1-score)
Класс «вагинальные роды»	0,88	0,92	0,90
Класс «кесарево сечение»	0,82	0,75	0,79

TABLE 5
MODEL PERFORMANCE METRICS ON THE TEST SET

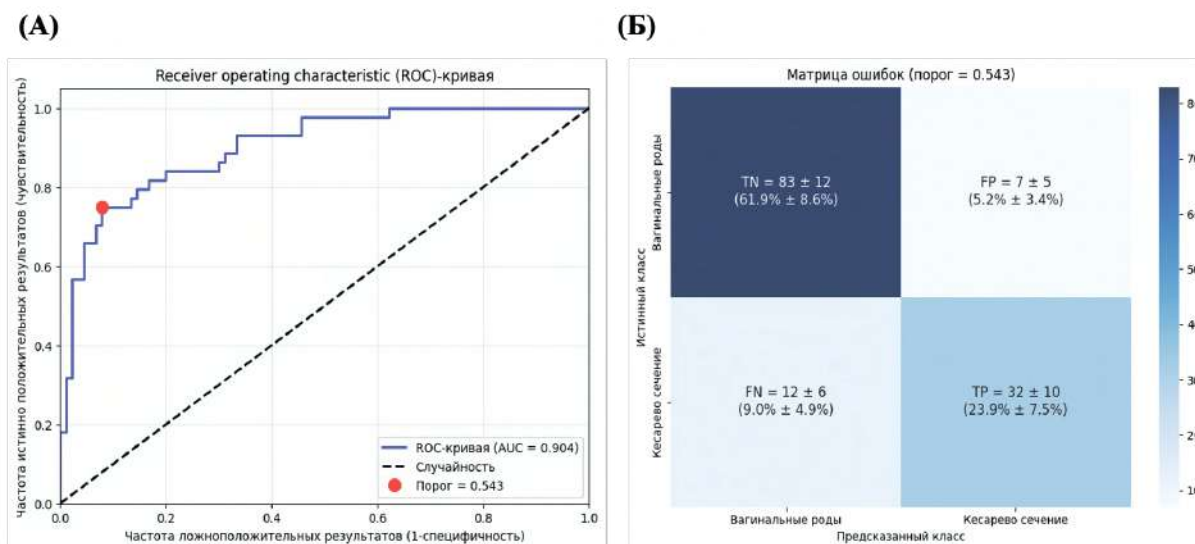
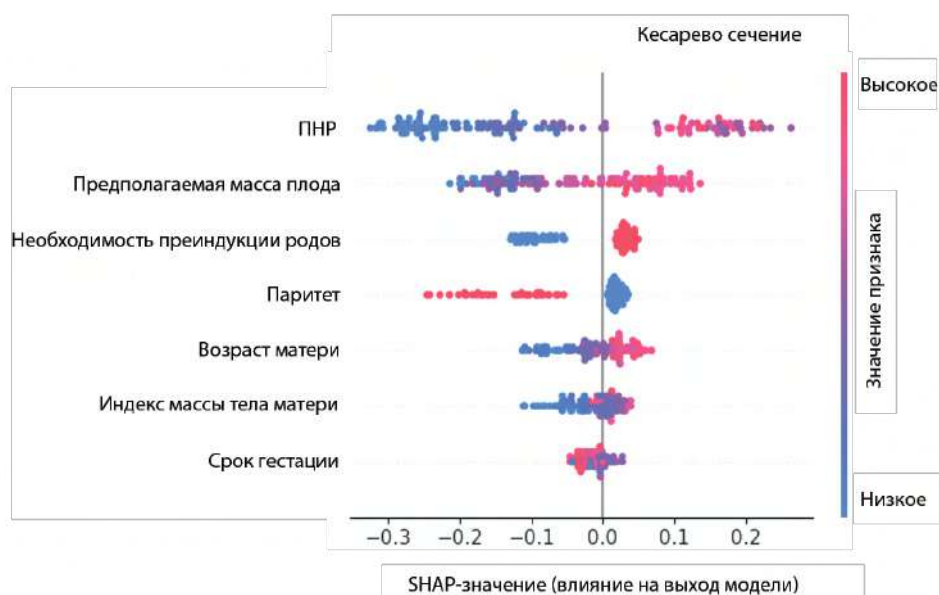


РИС. 3.
Оценка эффективности прогностической модели для прогнозирования кесарева сечения после индукции родов. (А) ROC-кривая для модели по 7 признакам; (Б) матрица ошибок для модели случайного леса с использованием 7 признаков (TN – истинно отрицательные, FN – ложноотрицательные, FP – ложноположительные, TP – истинно положительные исходы).

FIG. 3.
Evaluation of predictive model performance for predicting cesarean section after induction of labor. (A) ROC curve for the 7-feature model; (B) Confusion matrix for the random forest model using 7 features (TN – true negative, FN – false negative, FP – false positive, TP – true positive outcomes).



Примечание: SHAP-график показывает влияние каждого признака на прогноз модели в порядке убывания важности. По оси ординат: более высокие значения признака отмечены красным цветом, более низкие – синим. По оси абсцисс отложены SHAP-значения, отражающие вклад каждого признака в прогноз модели. Каждая точка представляет отдельный случай. ПНР – продолжительность интервала от начала индукции родов до развития регулярной родовой деятельности. **Note.** The SHAP plot shows the impact of each feature on the model prediction in descending order of importance. The y-axis: higher feature values are shown in red, lower values in blue. The x-axis shows SHAP values reflecting the contribution of each feature to the model prediction. Each point represents an individual case. TIRC – time interval from IOL initiation to the onset of regular uterine contractions.

РИС. 4.

SHAP-анализ наиболее влиятельных признаков в модели случайного леса

FIG. 4.

SHAP analysis of the most influential features in the random forest model

значения ПНР, предполагаемая масса плода, возраст и ИМТ, первые роды и необходимость ПИР. Направление влияния факторов соответствует клиническим ожиданиям.

ОБСУЖДЕНИЕ

В ходе исследования разработана и внутренне валидирована прогностическая модель на основе алгоритма случайного леса, позволяющая с высокой дискриминационной способностью (AUC-ROC 0,904) предсказывать риск КС после ИР. Модель включает семь клинически доступных признаков, среди которых наибольший вклад в прогноз вносит ПНР. Достигнутый баланс чувствительности (75 %) и специфичности (92 %) обеспечивает клинически приемлемое соотношение выявления истинных случаев КС и естественных родов. Использование SHAP-анализа позволило интерпретировать индивидуальные прогнозы, что является критически важным для принятия клинических решений.

В настоящем исследовании разработана и валидирована прогностическая модель риска КС после ИР на основе данных о 1670 беременностях и родах. Исследование проводилось на базе данных, включающей исключительно роды после ИР без предшествующего отбора групп риска, чтобы предотвратить смещения модели. Для построения прогностической модели был

выбран алгоритм случайного леса, вместо традиционно используемых моделей логистической регрессии [1, 8, 9]. Использование случайного леса основано на выявленных нами нелинейных взаимосвязях между признаками (PCA), а также из-за наличия в выборке естественного дисбаланса в наборе данных (у 78,9 % женщин – вагинальные роды после ИР). Наша модель продемонстрировала высокую прогностическую ценность с площадью под ROC-кривой 0,904 (95% ДИ 0,846–0,951) при внутренней валидации, что превышает опубликованные результаты для прогнозирования КС после ИР [1, 7, 12]. Одна из самых известных моделей, разработанная Rossi R.M. et al., возможна для определения группы высокого риска необходимости операции КС, однако из-за низкой чувствительности в группе высокого риска не позволяет оптимизировать тактику ведения этих пациенток (AUC-ROC 0,787) [1]. В работе Huang K. et al., получилось достигнуть площади под ROC-кривой 0,983, но исследование проведено на малой выборке женщин с гипертензивными расстройствами во время беременности [10].

В нашей модели мы стремились добиться баланса между чувствительностью и специфичностью, так как в клинической практике важно не только избежать ложноотрицательных, но и ложноположительных прогнозов. Модели, достигающие высокой точности, хорошо предсказывают больший по численности класс (вагинальные роды), но часто недооценивают вероятность КС (до 35 %) [8].

Выбранное соотношение чувствительности (75 %) и специфичности (92 %) нацелено на подтверждение низкого риска КС у пациентки при сомнениях врача о необходимости продолжения ИР. Высокая специфичность важна, поскольку она с достаточной уверенностью исключает женщин, у которых не будет КС. В таком случае мы снижаем частоту ложноположительных результатов, и переход к КС является способом родоразрешения до развития осложнений, которые приведут к более позднему КС с худшими исходами для матери и ребенка. Данный подход выбирается и другими авторами. Например, Ferreira I. et al., сохраняли баланс между специфичностью и чувствительностью на уровне 91 % и 76 % соответственно [2]. При выбранном пороге модель обеспечивает необходимый клинический компромисс (Net Benefit 0,184) между стратегией «роды только путем КС» (Net Benefit -0,469) и «только вагинальные роды» (Net Benefit 0,000). Таким образом, использование модели позволяет дополнительно верно классифицировать 184 случая на 1000 родоразрешений по сравнению со стратегией «только вагинальные роды».

Сравнение с другими прогностическими моделями может быть затруднительно из-за различий в дизайне исследования – нашей целью было повышение точности модели по сравнению с имеющимися за счет введение новых прогностических признаков и снижения числа используемых признаков. Ferreira I. et al., использовали 90 признаков для построения прогностической модели, однако в этом случае повышается риск переобучения и снижается устойчивость модели [2]. Сокращение числа признаков также повышает возможность для дальнейшей внешней валидации, так как упрощает сбор данных.

Полученные нами данные об основных прогностических факторах исхода ИР, таких как паритет, возраст матери, ИМТ матери, согласуются с данными литературы [1, 2]. Вагинальные роды чаще встречаются у повторнородящих молодых пациенток без ожирения. Rossi R.M. et al., использовали такие признаки, как паритет, масса тела, рост, раса и возраст матери, срок гестации на момент ИР. Полученная ими модель на основе логистической регрессии достигла AUC-ROC 0,783 на внешней валидации [1]. Отечественными авторами также были показаны значимые ассоциации между риском КС и поздним репродуктивным возрастом, высоким ИМТ и первыми родами [3, 4, 13].

Нами было принято решение об использовании этого признака на основе методов поиска важных признаков, а также как маркера, объединяющего другие признаки, такие как крупный плод (слабо повышает риск КС) и задержка роста плода (слабо снижает риск КС). «Предполагаемая масса плода по УЗИ» является достаточно дискуссионным прогностическим признаком. В частности, само знание врачом о наличии макросомии у плода может склонить его в сторону принятия решения о КС [14]. Kamlungkuea T. et al., указывают на порог в 3500 граммов, после которого риск КС возрастает [9]. Huang K. et al., также включили предполагаемую массу

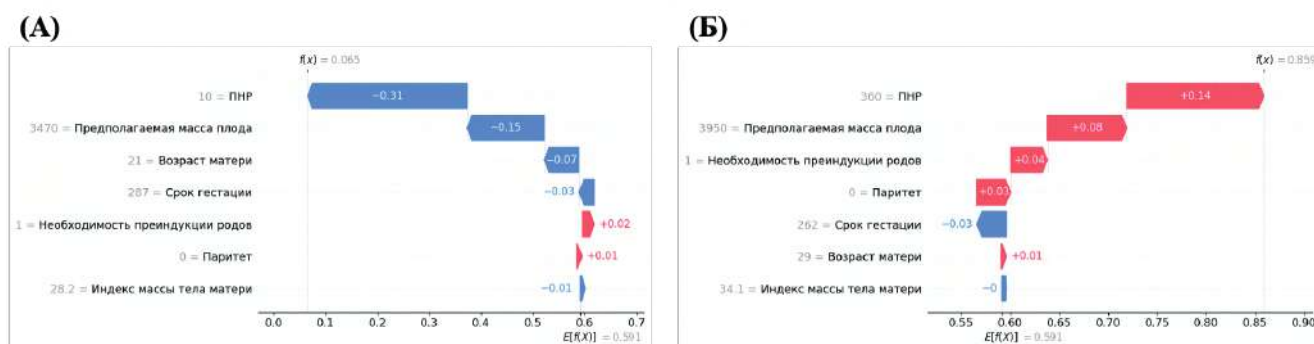
плода в свою прогностическую модель, причем данный признак являлся вторым по важности признаком после длительности введения окситоцина при ИР [10].

В разработанной нами модели наибольший вклад в прогноз внёс новый интранатальный фактор – ПНР. Этот показатель, отражающий эффективность ИР на начальном этапе, позволяет не принимать решение об оперативном родоразрешении до начала ИР. Включение данного временного периода в прогностическую модель позволит врачам принять решение о необходимости КС до диагностики дистресса плода или возникновения других осложнений. Интересно, что даже после включения этого показателя классические предикторы сохранили самостоятельное прогностическое значение.

В качестве дополнительного фактора нами был выбран признак «необходимость ПИР» вместо чаще используемой балльной оценки по шкале Бишоп. Необходимость ПИР является прогностическим фактором неуспешной ИР. Большинство исследователей сходится во мнении, что оценка готовности шейки матки к родам с помощью шкалы Бишоп является относительно субъективной оценкой [9, 15, 16]. Несмотря на это, незрелая шейка матки ассоциирована с повышенным риском КС [13]. Превращение этого фактора в бинарный признак повышает его прогностическую точность. В нашем исследовании даже при необходимости ПИР, т.е. низкой балльной оценке по шкале Бишоп, возможны вагинальные роды. Этому способствуют повторные роды, более низкий ИМТ и возраст матери, что соответствует данным D'Souza R. et al., исследовавшим только пациенток с показателем шкалы Бишоп < 4 баллов на момент ПИР [12].

Необходимо отметить факторы, которые не вошли в финальную модель, но могут иметь значения на выборке большего размера. Наличие гестационного сахарного диабета и внутрипеченочного холестаза беременных снижало риск КС, что может быть связано с повышенной чувствительностью миометрия к окситоцину [17]. Возможно, не наличие самого диагноза, а срок родоразрешения (38–40 недель гестации) повышали благоприятный прогноз. Дополнительного рассмотрения требует наличие гипертензивных расстройств во время беременности, которые по данным литературы могут быть связаны с риском КС [18]. Из-за небольшого числа пациенток в данными заболеваниями, эти признаки не достигли статистической значимости и не были отобраны методами поиска.

Разработанная модель использует доступные признаки (возраст и ИМТ матери, паритет, срок гестации, предполагаемая масса плода по УЗИ, необходимость ПИР и ПНР) и является хорошо интерпретируемой благодаря SHAP-анализу. SHAP-анализ представляет вклад каждого признака для конкретной пациентки, позволяя получить не только бинарную оценку (успешная/неуспешная ИР), но понимание о индивидуальном риске КС, что критически важно для внедрения модели в клиническую практику. Пример для обоих исходов представлен на рис. 5.



Примечания: (А) Пациентка с низким риском кесарева сечения; (Б) пациентка с высоким риском кесарева сечения. Визуализация вклада признаков в предсказание модели с использованием SHAP-значений. Для каждого признака указано его фактическое значение и направление влияния (красный – увеличение вероятности кесарева сечения, синий – уменьшение). $E[f(X)]$ – базовое предсказание модели, $f(x)$ – фактическое предсказание модели. ПНР – продолжительность интервала от начала индукции родов до развития регулярной родовой деятельности.

Notes. (A) Patient with low risk of cesarean section; (B) Patient with high risk of cesarean section. Visualization of feature contributions to the model prediction using SHAP values. For each feature, the actual value and the direction of influence are shown (red – increasing the probability of cesarean section, blue – decreasing). $E[f(X)]$ – baseline model prediction, $f(x)$ – actual model prediction. TIRC – time interval from IOL initiation to the onset of regular uterine contractions.

РИС. 5.

Примеры индивидуальных прогнозов для двух исходов

FIG. 5.

Examples of individual predictions for two outcomes

Ограничением исследования являлся относительно маленький размер финальной выборки и отсутствие внешней валидации (данные получены из одной клиники). Ключевыми сильными сторонами нашей модели являются ее дизайн и выбор порога классификации. После внешней валидации и разработки удобного пользовательского инструмента для расчёта индивидуального риска, полученная прогностическая может быть использована для оптимизации тактики ведения пациенток в процессе ИР и помощи в принятии обоснованных решений в отношении метода родоразрешения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предшествующие исследования показали, что исход ИР определяется сложным взаимодействием множества факторов, и традиционные модели на основе логистической регрессии, как правило, обладают ограниченной дискриминационной способностью.

В настоящем исследовании на основе данных 1670 родов нами были обнаружены нелинейные взаимосвязи между признаками и разработана модель на основе алгоритма случайного леса. С помощью методов логистической регрессии, случайного леса, L1-регуляризации были отобраны наиболее значимые для прогнозирования исхода ИР признаки: ПНР, паритет, предполагаемая масса плода по УЗИ, необходимость ПИР, возраст матери, ИМТ матери, срок гестации. Финальная прогностическая модель, созданная на основе простых анамнестических и клинических признаках, продемонстрировала отличные показатели AUC-ROC 0,904 (95% ДИ 0,846–0,951), чувствительности (75 %), специфичности (92 %) и клинической полезности (Net Benefit 0,184). Благодаря SHAP-анализу получена интерпретация финальной модели, что уже сейчас может служить вспомогательным инструментом для врача при выборе

тактики ведения пациентки во время ИР. Полученные результаты показывают эффективность машинного обучения и использования интранатальных факторов для создания еще более эффективного инструмента для прогнозирования исходов ИР.

Конфликт интересов

Авторы данной статьи подтверждают отсутствие конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА / REFERENCES

- Rossi RM, Requarth E, Warshak CR, Dufendrach KR, Hall ES, DeFranco EA. Risk Calculator to Predict Cesarean Delivery Among Women Undergoing Induction of Labor. *Obstet Gynecol.* 2020; 135(3): 559–568. doi: 10.1097/AOG.0000000000003696
- Ferreira I, Simões J, Correia J, Areia AL. Predicting vaginal delivery after labor induction using machine learning: Development of a multivariable prediction model. *Acta Obstet Gynecol Scand.* 2025; 104(1): 164–173. doi: 10.1111/aogs.14953
- Султанмуратова Д.Д., Исенова С.Ш., Казыбаева А.С., Нурбаева Т.Ю., Наханова Ж.К. Модель прогнозирования кесарева сечения при индукции родов в доношенном сроке беременности. *Вопросы гинекологии, акушерства и перинатологии.* 2024; 23(1): 117–122. [Sultanmuratova DD, Issenova SSh, Kazybayeva AS, Nurbayeva TYu, Nakhanova ZhK. Predictive model for cesarean section following labor induction at full-term pregnancy. *Gynecology, Obstetrics and Perinatology.* 2024; 23(1): 117–122. (In Russ.). doi: 10.20953/1726-1678-2024-1-117-122
- Грищенко О.В., Мамедова С.Ш. Прогнозирование слабости родовой деятельности, ставшей причиной кесарева сечения. *Репродуктивная медицина.* 2020; 2(43): 56–59. [Grishchenko OV, Mamedova S. Prognostication la-

bor dystocia and cesarean section. *Reproductive medicine*. 2020; 2(43): 56–59. (In Russ.)). doi: 10.37800/RM2020-1-14

5. Гурьев Д.Л. и др. Оценка эффективности индукции родов в стационаре. *РМЖ. Мать и дитя*. 2020; 3(1): 10–16. [Guryev DL, et al. The assessment of labor induction efficacy in inpatient department. *Russian Journal of Woman and Child Health*. 2020; 3(1): 10–16. (In Russ.)). doi: 10.32364/2618-8430-2020-3-1-9-15

6. Guedalia J, Lipschuetz M, Novoselsky-Persky M, Cohen SM, Rottenstreich A, Levin G, et al. Real-time data analysis using a machine learning model significantly improves prediction of successful vaginal deliveries. *Am J Obstet Gynecol*. 2020; 223(3): 437.e1–437.e15. doi: 10.1016/j.ajog.2020.05.025

7. Levine LD, Downes KL, Parry S, Elovitz MA, Sammel MD, Srinivas SK. A validated calculator to estimate risk of cesarean after an induction of labor with an unfavorable cervix. *Am J Obstet Gynecol*. 2018; 218(2): 254.e1–254.e7. doi: 10.1016/j.ajog.2017.11.603

8. Hu T, Du S, Li X, et al. Establishment of a model for predicting the outcome of induced labor in full-term pregnancy based on machine learning algorithm. *Sci Rep*. 2022; 12(1): 19063. doi: 10.1038/s41598-022-21954-2

9. Kamlungkuea T, Manonai J, Suriyawongpaisal P, Hansahiranwadee W. Factors Predicting Successful Vaginal Delivery Following Induction of Labor in Term Pregnancy. *Int J Womens Health*. 2022; 14: 245–255. doi: 10.2147/IJWH.S347878

10. Huang K, Liu Z, Luo J, Li X, Yan J. Random Forest Model for Labor Induction in Pregnant Women With Hypertensive Disorders Using a Cervical Double Balloon. *Altern Ther Health Med*. 2023; 29(1): 44–51.

11. Hamm RF, Srinivas SK, Levine LD, et al. Maternal morbidity and birth satisfaction after implementation of a validated calculator to predict cesarean delivery during labor induction. *JAMA Network Open*. 2020; 3(11): e2025582. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2020.25582

12. D'Souza R, Doyle O, Miller H, Pillai N, Angehrn Z, Li P, et al. Prediction of successful labor induction in per-

sons with a low Bishop score using machine learning: Secondary analysis of two randomized controlled trials. *Birth*. 2023; 50(1): 234–243. doi: 10.1111/birt.12691

13. Васильев С.А. и др. Метод прогнозирования исхода индуцированных родов с учетом комплексной оценки шейки матки. *Репродуктивное здоровье. Восточная Европа*. 2021; 11(4): 397–409. [Vasiliev S. Method for Prediction of the Outcome of Induction of Labor, Taking into Account the Comprehensive Assessment of the Cervix of the Uterin. *Reproductive health. Eastern Europe*. 2021; 11(4): 397–409 (In Russ.)). doi: 10.34883/Pl.2021.11.4.002

14. Bushman ET, Thompson N, Gray M, Steele R, Jenkins SM, Tita AT, et al. Influence of Estimated Fetal Weight on Labor Management. *Am J Perinatol*. 2020; 37(3): 252–257. doi: 10.1055/s-0039-1695011

15. Мудров В.А. Возможности прогнозирования аномалий родовой деятельности. *Журнал акушерства и женских болезней*. 2020; 69(5): 13–26. [Mudrov VA. Possibilities for predicting abnormal labor at the present stage. *Journal of Obstetrics and Women's Diseases*. 2020; 69(5): 13–26. (In Russ.)). doi: 10.17816/JOWD69513-26

16. Баранова М.В. и др. Перспективы проведения индукции родов окситоцином в течение 12 часов (опыт перинатального центра). *Пермский медицинский журнал*. 2024; 41(1): 114–119. [Baranova MV, et al. Prospects for induction of labor with oxytocin within 12 hours (perinatal center experience). *Perm Medical Journal*. 2024; 41(1): 114–119. (In Russ.)). doi: 10.17816/pmj411114119

17. Ma Z, Liu Y, Chai L, Jin G, Sun Y, Zhou S, et al. Metabolic changes in bile acids with pregnancy progression and their correlation with perinatal complications in intrahepatic cholestasis of pregnant patients. *Sci Rep*. 2023; 13(1): 1608. doi: 10.1038/s41598-022-22974-8

18. Bregand-White JM, Kominiarek MA, Hibbard JU. Hypertension and patterns of induced labor at term. *Pregnancy Hypertens*. 2017; 10: 57–63. doi: 10.1016/j.preghy.2017.06.003

Сведения об авторах

Булатова Инга Акововна – аспирант, стажер-исследователь отдела гинекологии и репродуктивной медицины Медицинского научно-исследовательского центра ФГБОУ ВО «Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова»; e-mail: inga5797@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-9263-9068>

Саланова Мадина Шералиевна – студент факультета фундаментальной медицины Медицинского научно-исследовательского центра ФГБОУ ВО «Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова»; e-mail: madina.salanova@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0009-8594-5129>

Пониманская Мария Александровна – кандидат медицинских наук, заместитель главного врача по акушерско-гинекологической помощи Городской клинической больницы № 67 им. Л.А. Ворохобова; e-mail: ponimanskayama@zdrav.mos.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9447-110X>

Десятник Кирилл Александрович – заведующий отделением патологии беременных Городской клинической больницы № 67 им. Л.А. Ворохобова; e-mail: kirilldes1994@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-6758-2605>

Панина Ольга Борисовна – доктор медицинских наук, профессор, заведующий отделом гинекологии и репродуктивной медицины, заведующий кафедрой акушерства и гинекологии Медицинского научно-исследовательского центра ФГБОУ ВО «Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова»; e-mail: olgapanina@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1397-6208>

Information about the authors

Inga A. Bulatova – postgraduate student, junior researcher of the Department of Gynecology and Reproductive Medicine, Lomonosov Moscow State University, Medical Research and Educational Institute; e-mail: inga5797@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-9263-9068>

Madina S. Salanova – student of the Faculty of medicine, Lomonosov Moscow State University, Medical Research and Educational Institute; e-mail: madina.salanova@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0009-8594-5129>

Maria A. Ponimanskaya – Cand. Sc. (Med.), deputy chief physician for obstetric and gynecological care, Vorokhobov City Clinical Hospital № 67; e-mail: ponimanskayama@zdrav.mos.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9447-110X>

Kirill A. Desyatnik – Head of the Department of pregnancy pathology, Vorokhobov City Clinical Hospital № 67; e-mail: kirilldes1994@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-6758-2605>

Olga B. Panina – Dr. Sc. (Med.), professor, head of the Department of Gynecology and Reproductive Medicine, head of the Department of Obstetrics and Gynecology, Lomonosov Moscow State University, Medical Research and Educational Institute; e-mail: olgapanina@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1397-6208>

Статья опубликована в рамках VII Всероссийской научно-практической конференции молодых учёных с международным участием «ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЕ И ПРИКЛАДНЫЕ АСПЕКТЫ В МЕДИЦИНЕ И БИОЛОГИИ», 22–24 июня 2026 г.