

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ
АКУШЕРСТВО И ГИНЕКОЛОГИЯ

УДК 618.514-005.1

<https://doi.org/10.23946/2500-0764-2025-10-4-88-100>

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА РЕФРАКТЕРНЫХ ПОСЛЕРОДОВЫХ КРОВОТЕЧЕНИЙ

АРТЫМУК Д.А.¹, АРТЫМУК Н.В.² ✉, МАРОЧКО Т.Ю.², АТАЛЯН А.В.³, ШИБЕЛЬГУТ Н.М.⁴,
БАТИНА Н.А.⁴, АПРЕСЯН С.В.⁵ БАИНТУЕВ Т.Г.³¹ Городская клиническая больница им. В.М. Буянова Департамента здравоохранения г. Москвы
ул. Бакинская, 26, г. Москва, 115516, Россия² Кемеровский государственный медицинский университет, ул. Ворошилова, 22а, г. Кемерово, 650056, Россия³ Научный центр проблем здоровья семьи и репродукции человека, ул. Тимирязева, д. 16, г. Иркутск, 664003, Россия⁴ Кузбасская областная клиническая больница имени С.В. Беляева, пр. Октябрьский, д. 22, г. Кемерово, 650066, Россия⁵ Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы, ул. Миклухо-Маклая, 6, г. Москва, 117198, Россия

Основные положения

В результате проведенного исследования разработаны два автоматизированных алгоритма программы «Прогнозирование рефрактерных послеродовых кровотечений». Модуль компьютерной программы, включающий оценку клинико-лабораторных показателей (уровни гемоглобина, гематокрита, АЧТВ, фибриногена) и паритета родов, обладает чувствительностью 61,5 % и специфичностью 69,5 % (AUC – 0,742); модуль, основанный на оценке клинико-анамнестических данных (кесарево сечение в анамнезе, локализация плаценты по передней стенке матки, экстренное КС, возраст женщины, возраст менархе), обладает чувствительностью 69,2 % и специфичностью 65,2 % (AUC – 0,688) при прогнозировании рПРК.

Резюме

Послеродовое кровотечение (ПРК) остается значительным фактором материнской смертности и заболеваемости во всем мире. Смертельные исходы, связанные с ПРК, можно потенциально предотвратить путем эффективного прогнозирования и профилактики. Методы профилактики ПРК разработаны, регламентированы клиническими рекомендациями и нашли широкое применение в большинстве стран мира. Однако на сегодняшний день не существует эффективной системы для выявления пациенток с высоким риском ПРК, которым необходимы более строгие и научно обоснованные превентивные меры. **Цель.** Разработать и оценить информативность компьютерной программы (КП) прогнозирования риска рефрактерных ПРК, основанную на оценке анамнестических, клинических и лабораторных показателей. **Материалы и методы.** Обработка данных и построение моделей проводились с использованием Python 3.12 и библиотек pandas, shap, xgboost, sklearn и mlxtend. На отобранных признаках обучены ансамблевые модели экстремального градиентного бустинга (XGBoost). С помощью метода SHAP оценен вклад каждого признака в предсказательную способность моделей, визуализированный на столбчатых диаграммах и графиках типа «рой пчел». Тестирование разработанных моделей проведено на независимой выборке из 556 женщин (дизайн исследования – сплошное попе-

речное одномоментное исследование). **Результаты.** В результате проведенного исследования с использованием имеющихся баз данных из 178 параметров были отобраны 9 клинико-анамнестических (возраст пациентки, возраст менархе, паритет родов, рубец на матке, экстренное кесарево сечение, один параанамнестический (локализация плаценты по передней стенке матки по данным ультразвукового исследования) и четыре лабораторных (уровни Hb, Ht, АЧТВ, фибриногена) параметров, которые были положены в основу двух автоматизированных моделей КП для ЭВМ «Прогнозирования риска послеродовых кровотечений». В модели, основанной на оценке клинико-анамнестических параметров, наиболее значимыми были наличие рубца на матке и локализация плаценты по передней стенке матки. В модели, основанной на оценке клинико-лабораторных параметров, наибольшее значение имели уровни Hb и Ht. **Заключение.** Разработаны две достаточно информативные модели программы «Прогнозирование риска рефрактерного послеродового кровотечения», основанные на оценке клинико-анамнестических (AUC – 0,69) и клинико-лабораторных данных (AUC – 0,74), применение которых может способствовать корректной стратификации пациенток в группу высокого риска ПРК с целью более дифференцированного подхода к проведению профилактических мероприятий.

Ключевые слова: рефрактерное послеродовое кровотечение, прогнозирование, риск, автоматизированный алгоритм

Корреспонденцию адресовать:

Артымук Наталья Владимировна, 650056, Россия, г. Кемерово,
ул. Ворошилова, 22а, E-mail: artymuk@gmail.com

Соответствие принципам этики. Исследование одобрено Локальным этическим комитетом ГБОУ ВО «Кемеровский государственный медицинский университет» МЗ РФ (протокол №309/к от 14.06.2023) с оформлением информированного добровольного согласия пациенток.

Конфликт интересов. Артымук Д. А., Марочко Т. Ю., Аталян А. В., Шибельгут Н. М., Батина Н. А., Апресян С. В., Баинтуев Т. Г. заявляют об отсутствии конфликта интересов. Н. В. Артымук – член редакционной

коллегии журнала «Фундаментальная и клиническая медицина», но в данном случае не имела никакого отношения к решению опубликовать эту статью. Статья прошла принятую в журнале процедуру рецензирования.

Финансирование. Исследование не имело спонсорской поддержки.
Для цитирования: Артымук Д. А., Артымук Н. В., Марочко Т. Ю., Аталян А. В., Шибельгут Н. М., Батина Н. А., Апресян С. В., Баинтуев Т. Г. Автоматизированный алгоритм прогнозирования риска рефрактерных послеродовых кровотечений *Фундаментальная и клиническая медицина*. 2025;10(4):88–100. <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2025-10-4-88-100>

Поступила:	Поступила после доработки:	Принята в печать:	Дата печати:
11.07.2025	28.07.2025	28.11.2025	24.12.2025

Сокращения

АЧТВ – активированное частичное
тромбопластиновое время
ИИ – искусственный интеллект
КП – компьютерная программа
КС – кесарево сечение
МНО – международное нормализованное отношение
ПРК – послеродовое кровотечение
ПТИ – протромбиновый индексПЦ – перинатальный центр
рПРК – рефрактерное послеродовое кровотечение
СЗП – свежемороженая плазма
Тр – тромбоциты
Эр – эритроциты
AI – artificial intelligence
АРТТ – activated partial thromboplastin time
AUC – area under the curve
CFT – CFT (Clot Formation Time) – время
образования сгусткаCP – computer program
CT – Clotting Time – время коагуляции
Hb – гемоглобин
Ht – гематокрит
KNN – K Nearest Neighbor
LGB – Lightgbm
LR – логистическая регрессия
PPH – postpartum hemorrhage
rPPH – refractory postpartum hemorrhage

ORIGINAL RESEARCH
OBSTETRICS AND GYNECOLOGY

AUTOMATED ALGORITHM FOR PREDICTING THE RISK OF REFRACTORY POSTPARTUM HEMORRHAGE

DMITRY A. ARTYMUК¹, NATALIA V. ARTYMUК² ✉, TATIANA YU. MAROCHKO², ALINA V. ATALYAN³,
NONNA M. SHIBELGUT⁴, NATALIA A. BATINA⁴, SERGEY V. APRESYAN⁵, TIMUR G. BAINOTUEV³¹Buyanov City Clinical Hospital, Moscow Department of Health, Bakinskaya Street, 26, Moscow, 115516, Russia²Kemerovo State Medical University, Voroshilova Street, 22a, Kemerovo, 650056, Russia³Research Centre for Family Health and Human Reproduction, Timiryazeva Street, 16, Irkutsk, 664003, Russia⁴Kuzbass Regional Clinical Hospital, Oktyabrskiy Prospekt, 22, Kemerovo, 650066, Russia⁵Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba, Miklukho-Maklaya Street, 6, Moscow, 117198, Russia

HIGHLIGHTS

As a result of the conducted study, two automated algorithms of the program "Prediction of refractory postpartum hemorrhage" were developed. The computer program module, including the assessment of clinical and laboratory parameters (hemoglobin, hematocrit, APTT, fibrinogen levels) and parity of births, has a sensitivity of 61.5% and a specificity of 69.5% (AUC - 0.742); the module based on the assessment of clinical and anamnestic data (history of cesarean section, localization of the placenta on the anterior wall of the uterus, emergency CS, the woman's age, the age of menarche), has a sensitivity of 69.2% and a specificity of 65.2% (AUC - 0.688) in predicting refractory postpartum hemorrhage.

Abstract

Postpartum hemorrhage (PPH) remains a significant factor in maternal mortality and morbidity worldwide. Fatal outcomes associated with PPH can be potentially prevented through effective prediction and prevention. Methods for PPH prevention have been developed, regulated by clinical guidelines and have found wide application in most countries of the world. However, to date, there is no effective system for identifying patients with a high risk of PPH who require more stringent and scientifically based preventive measures. **Aim.** To develop and evaluate the informativeness of a computer program (CP) for predicting the risk of refractory PPH based on anamnestic, clinical and laboratory parameters. **Materials and methods.** Data processing and model building were performed using Python 3.12 and pandas, shap, xgboost, sklearn and mlxtend libraries. Ensemble extreme gradient boosting (XGBoost) models were trained on the selected features. The SHAP method was used to estimate the contribution of each feature to the predictive ability of the models, visualized in bar charts and bee swarm graphs. The developed models were tested on an independent sample of 556 women (the study design was a continuous cross-sectional one-time study). **Results.** As a result of the conducted study using the avail-

able databases, 9 clinical and anamnestic (patient age, age at menarche, parity of delivery, uterine scar, emergency cesarean section, one paraclinical (placenta localization on the anterior wall of the uterus according to ultrasound examination data) and four laboratory (HB, Ht, APTT, fibrinogen levels) parameters were selected from 178 parameters. They were used as the basis for two automated models of the CP for the computer "Prediction of the risk of postpartum hemorrhage". In the model based on the assessment of clinical and anamnestic parameters, the most significant were the presence of a scar on the uterus and the localization of the placenta on the anterior wall of the uterus. In the model based on the assessment of clinical and laboratory parameters, the most important were the levels of Hb and Ht. **Conclusion.** Two sufficiently informative models of the program "Prediction of the risk of refractory postpartum hemorrhage" have been developed, based on the assessment of clinical and anamnestic (AUC – 0.69) and clinical and laboratory data (AUC – 0.74), the use of which can contribute to the correct stratification of patients in the high-risk group for PPH for the purpose of a more differentiated approach to preventive measures.

Keywords: refractory postpartum hemorrhage, prognosis, risk, automated algorithm

Corresponding author:

Prof. Natalia V. Artyumuk, Voroshilova Street, 22a, Kemerovo, 650056, Russia, E-mail: artymuk@gmail.com

© Dmitry A. Artyumuk, et al.

Ethics statements. The study was approved by the Local Ethics Committee of the State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Kemerovo State Medical University" of the Ministry of Health of the Russian Federation (protocol No. 309/k dated 14.06.2023) with the registration of informed voluntary consent of patients.

Conflict of interest. Dmitry A. Artyumuk, Tatiana Yu. Marochko, Alina V. Atalyan, Nonna M. Shibelgut, Natalia A. Batina, Sergey V. Apresyan,

Timur G. Baintuev declare that there is no conflict of interest. Natalia V. Artyumuk is a member of the Journal «Fundamental and Clinical Medicine» Editorial Board, but in this case, she had no involvement in the decision to publish this article. The article has undergone the journal's standard peer review process.

Financing. The study had no sponsorship (own resources).

For citation: Dmitry A. Artyumuk, Natalia V. Artyumuk, Tatiana Yu. Marochko, Alina V. Atalyan, Nonna M. Shibelgut, Natalia A. Batina, Sergey V. Apresyan, Timur G. Baintuev. Automated algorithm for predicting the risk of refractory postpartum hemorrhage. *Fundamental and Clinical Medicine*. 2025;10(4):88-100. (In Russ.). <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2025-10-4-88-100>

Received:
11.07.2025

Received in revised form:
28.07.2025

Accepted:
28.11.2025

Published:
24.12.2025

Введение

Послеродовое кровотечение (ПРК) остается значительным фактором материнской смертности и заболеваемости во всем мире: ежегодно от него страдают около 14 миллионов женщин, а 70 000 из них умирают [1]. Большая часть ПРК поддается лечению вмешательствами первой линии (массаж, утеротоники, транексам), однако от 10 до 50 % ПРК требуют вмешательств второй линии, включая назначение трех утеротоников и более, дополнительных препаратов, гемотрансфузию, хирургические методы гемостаза, т.е. являются рефрактерными ПРК (рПРК) [2, 3].

Смертельные исходы, связанные с этой проблемой, могут быть потенциально предотвращены путем эффективного прогнозирования и профилактики [4]. Методы рутинной профилактики ПРК для широкой популяции женщин разработаны, регламентированы клиническими рекомендациями и нашли широкое применение в большинстве стран мира [5–10]. Однако на сегодняшний день не существует эффективной системы для выявления пациенток с высоким риском ПРК, которым необходимы более строгие и научно обоснованные превентивные меры.

В настоящее время для решения задачи прогнозирования ПРК ряд авторов предлагают рассмотреть возможность применения технологий искусственного интеллекта (ИИ от англ. artificial intelligence, AI), т.е. компьютерных технологий, основанных на нейросетях, способных генерировать выводы, подобно процессам мышления человека [11].

Одним из частных вариантов ИИ является машинное обучение (англ. machine learning), основанное на компьютерных алгоритмах и позволяющее, при помощи компьютерного анализа, разрабатывать модели прогнозирования. Разработанные в настоящее время модели обнадуживают, некоторые из них на небольшой выборке демонстрируют высокую и специфичность [1, 11].

Однако внешняя валидация этих моделей имеет решающее значение и часто отсутствует, поскольку имеются различия в характеристиках когорт и методах измерения результатов. Большинство существующих исследований проводилось в хорошо обеспеченных ресурсами медицинских учреждениях, и отсутствуют модели, применимые в условиях ограниченных ресурсов, где потребность в предикции этого грозного осложнения наибольшая [1].

Цель исследования

Разработать и оценить информативность компьютерной программы (КП) прогнозирования риска рПРК, основанную на оценке анамнестических, клинических и лабораторных показателей.

Материалы и методы

Исследование проводилось на клинической базе федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Кемеровский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации в перинатальном центре (ПЦ) государственного автономного учреждения здравоохранения «Кузбасская областная клиническая больница» имени С. В. Беляева.

Разработка КП для построения моделей прогнозирования рПРК проводилась на основании полученных ранее баз данных^{1,2}, включавших 178 анамнестических, клинических, лабораторных и инструментальных показателей у 55 пациенток с рПРК и 165 пациенток без рПРК.

Результаты представлены в виде: $M(SD)$, где M – это среднее, SD (от англ. Standard Deviation) – стандартное отклонение или $Me (LQ;UQ)$ – медиана и доверительный интервал.

Клинико-анамнестические данные о пациентках получены путем выкопировки из истории родов. Уровень гемоглобина (Hb) и гематокрита (Ht) определяли на гематологическом анализаторе Mindray BC-6800 Plus на основе технологии SF Cube, уровень фибриногена, активированного частичного тромбопластинового времени (АЧТВ) – на автоматическом анализаторе гемостаза SYSMEX CS-1600 на основе технологии мультиволнового анализа перед родоразрешением.

Обработка данных и построение моделей проводились с использованием Python 3.12 и библиотек pandas, shap, xgboost, sklearn и mlxtend. Использовалась целевая бинарная переменная (group: 0 – отсутствие ПРК, 1 – наличие ПРК).

1. Применение комплексного компрессионного гемостаза в управлении послеродовыми кровотечениями. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2023624260 РФ / Д.А. Артымук, Н.В. Артымук, Т.Ю. Марочко; заявитель ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России. № 2023623383; заявл. 13.10.2023; опубл. 29.11.2023.

2. Применение комплексного компрессионного гемостаза в управлении послеродовыми кровотечениями. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2023670045 РФ / заявитель ФГБОУ ВО КемГМУ Минздрава России. № 2023670063 заявл. 13.10.2023; опубл. 24.10.2023.

Для обработки двух наборов данных применялись: алгоритм k-ближайших соседей (KNN) для импутации пропущенных значений; метод SMOTENC для устранения дисбаланса классов; StandardScaler для масштабирования данных перед обучением моделей. Для отбора признаков использовался гибридный подход, сочетающий: фильтрацию на основе дисперсии и пошаговый отбор признаков с использованием логистической регрессии и метрики AUC.

На отобранных признаках обучены ансамблевые модели экстремального градиентного бустинга (XGBoost). С помощью метода SHAP оценен вклад каждого признака в предсказательную способность моделей, визуализированный на столбчатых диаграммах и графиках типа «рой пчел». На основе SHAP-анализа наборы данных скорректированы вручную с учетом доменных знаний.

Тестирование разработанных моделей проведено на независимой выборке из 556 женщин. Дизайн исследования – сплошное поперечное одномоментное исследование. Критерии включения в независимую выборку: срок беременности $\geq 37+0$ недель, госпитализация в ОПБ ПЦ в период с 1 октября 2022 года

по 25 декабря 2022 года. Критерии невключения в независимую выборку: госпитализация по экстренным показаниям, вращение плаценты, срок беременности < 37 недель.

Результаты

В результате проведенного исследования с использованием имеющихся баз данных из 178 параметров были отобраны 9 клинико-анамнестических (возраст пациентки, возраст менархе, паритет родов, рубец на матке, экстренное кесарево сечение, один параклинический (локализация плаценты по передней стенке матки по данным ультразвукового исследования) и четыре лабораторных (уровни Hb, Ht, АЧТВ, фибриногена) параметров, которые были положены в основу двух автоматизированных моделей КП для ЭВМ «Прогнозирования риска послеродовых кровотечений». Разработанные модели были тестированы на независимой выборке» (n = 556).

Краткая характеристика клинико-анамнестических и лабораторных показателей пациенток, включенных в «независимую выборку» для тестирования разработанной программы представлена в **таблице 1**.

Параметры Parameters	Независимая выборка (n = 556) Independent sample (n = 556)
Клинико-анамнестические/Clinical and anamnestic	
Возраст пациентки, лет Age of the patient, years M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	31,79 \pm 6,53; 32,0 (27,0; 37,0); 15,0-48,0
Возраст менархе, лет Age of menarche, years M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	13,2 \pm 1,27; 13,0 (12,0; 14,0) 10-18
Паритет родов, абс. Parity of births, abs. M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	1,25 \pm 1,18; 1,0 (0,0; 2,0); 0 - 7
Локализация плаценты на передней стенке матки, абс. (%) Localization of the placenta on the anterior wall of the uterus, abs (%)	280/556 (50,36 %)
Рубец на матке, абс. (%) Uterine scare abs (%)	174/556 (31,29 %)
Экстренное кесарево сечение, абс. (%) Emergency caesarean section, abs. (%)	156/556 (28,06 %)
Лабораторные/Laboratory	
Гемоглобин, г/л Hb, g/l M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	111,15 \pm 12,84; 111,0 (103,0; 119,75) 77,0-143,0
Гематокрит, % Ht, % M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	33,71 \pm 3,82; 34,0 (31,1; 36,4) 22,7-41,5
АЧТВ, с APTT, s M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	30,96 \pm 4,55; 29,5 (27,75; 33,0) 26,0-43,0
Фибриноген, г/л Fibrinogen, g/l M \pm SD; Me (LQ;UQ); min-max	4,1 \pm 1,16; 3,9 (3,3; 4,5) 2,2-8,0

Таблица 1.

Краткая характеристика клинико-анамнестических и лабораторных показателей пациенток, включенных в «независимую выборку» (n = 556)

Table 1. Brief characteristics of clinical, anamnestic and laboratory parameters of patients included in the "independent sample" (n = 556)

Таблица 2. Метрики качества моделей

Table 2. Model quality metrics

Метрика Metric	Модель, основанная на клиничко-лабораторных данных Model based on clinical laboratory data	Модель, основанная на клиничко-анамнестических данных Model based on clinical and anamnestic data
Точность Accuracy	0.653	0.673
Точность Precision	0.696	0.692
Чувствительность Recall	0.615	0.692
Специфичность Specificity	0.695	0.652
Оценка F1 Score	0.653	0.692
ROC-AUC	0.742	0.688

Метрики качества разработанных моделей представлены в **таблице 2**.

Как видно из **таблицы 2**, модель, основанная на клиничко-анамнестических данных, демонстрирует несколько большую точность в общем количестве правильных предсказаний, однако в этой модели Accuracy может быть менее информативной при дисбалансе классов.

На основе Precision обе модели имеют близкую точность положительного класса, но модель с клиничко-лабораторными данными имеет некоторые преимущества для минимизации ложноположительных ошибок (предсказание ПРК при его отсутствии).

Метрика Recall в отношении модели, основанной на клиничко-анамнестических данных, демонстрирует лучшее выявление случаев рПРК, то есть меньше пропускает истинные случаи (ложноотрицательные ошибки).

Метрика F1 Score в отношении модели, основанной на клиничко-анамнестических данных, демонстрирует лучший баланс между Precision и Recall, что делает ее более устойчивой при дисбалансе классов.

Метрика ROC-AUC показывает, что модель, основанная на оценке клиничко-лабораторных данных, лучше разделяет классы (наличие или отсутствие рПРК), что указывает на ее более высокую общую дискриминационную способность.

Модель, основанная на оценке клиничко-лабораторных данных, включает следующие ключевые признаки: уровень гемоглобина, гематокрит, АЧТВ (активированное частичное тромбопластиновое время), фибриноген, паритет родов. На **рисунке 1** представлена ROC-AUC для модели, основанной на оценке клиничко-лабораторных данных.

Модель программы «Прогнозирование риска рефрактерных послеродовых кровотечений», основанная на оценке клиничко-лабораторных данных, на независимой выборке из 556 женщин продемонстрировала чувствительность 61,5 %, специфичность – 69,5 % при прогнозировании неблагоприятного события (развития рПРК) (AUC – 0,742).

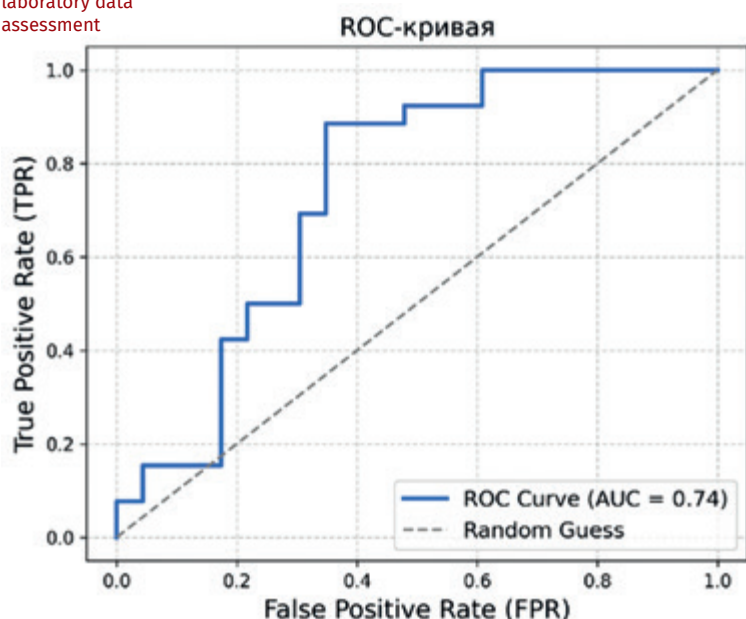
На **рисунке 2** показана важность признаков для модели, основанной на оценке клиничко-лабораторных данных.

На **рисунке 2** признаки упорядочены по убыванию важности: уровень гемоглобина (г/л) является наиболее значимым признаком, гематокрит (%) – второй по важности, АЧТВ (сек.) продемонстрировало умеренное влияние, уровень фибриноген (г/л) – меньшее влияние, паритет родов показал наименьшую значимость.

На **рисунке 3** показана зависимость значений SHAP для каждого признака от их исходных значений, основанной на оценке лабораторных данных.

Рисунок 1. ROC-AUC для модели, основанной на оценке клиничко-лабораторных данных

Figure 1. ROC-AUC for a model based on clinical laboratory data assessment



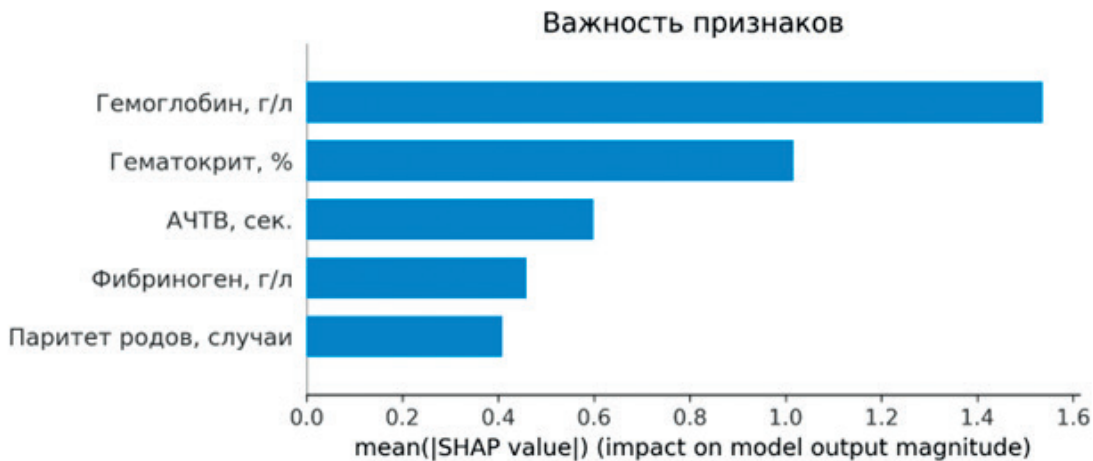


Рисунок 2. SHAP Summary Plot (график важности признаков, демонстрирующий среднее абсолютное значение SHAP (|SHAP value|) для каждого признака для модели, основанной на оценке лабораторных данных)

Figure 2. SHAP Summary Plot (feature importance plot showing the mean absolute SHAP value (|SHAP value|) for each feature for the model based on laboratory data assessment)

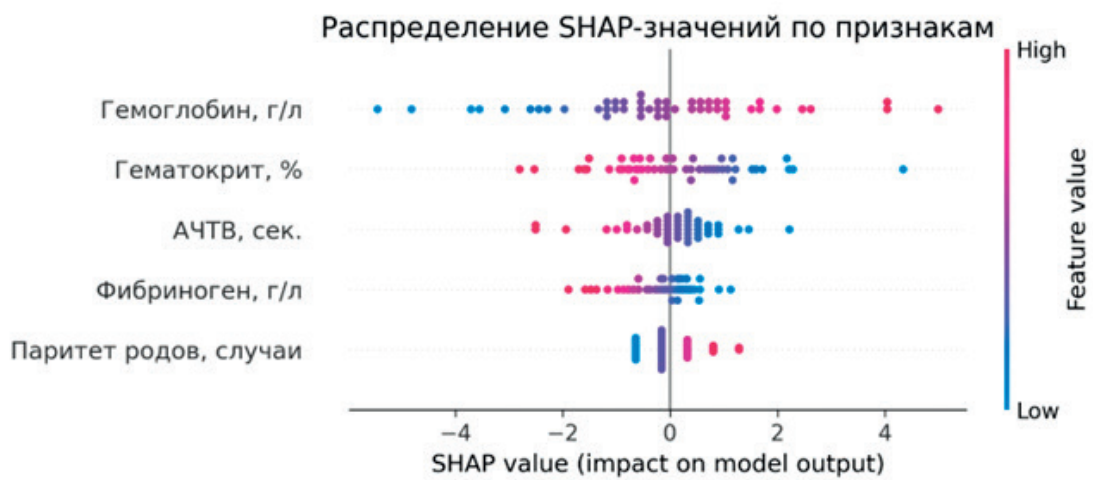


Рисунок 3. Распределение SHAP-значений по признакам для модели, основанной на оценке лабораторных данных

Figure 3. Distribution of SHAP values by features for a model based on laboratory data assessment

Этот график помогает понять, как конкретные значения признаков влияют на предсказания модели (положительное или отрицательное воздействие на вероятность принадлежности к группе 1 (наличия рПРК).

На **рисунке 3** показано, что низкие значения гемоглобина снижают вероятность класса 1 (отрицательные SHAP-значения), низкие значения гематокрита увеличивают вероятность класса 1, высокие — снижают. Значения АЧТВ около нормы имеют SHAP-значения близкие к 0; отклонения в обе стороны дают смешанный эффект. Низкие значения фибриногена увеличивают вероятность класса 1 (рефрактерные ПРК). Паритет родов: низкие значения снижают, высокие — увеличивают вероятность класса 1 (рефрактерные ПРК).

Ключевыми признаками модели, основанной на оценке клиничко-анамнестических данных, являются: наличие кесарева сечения в анамнезе, локализация плаценты на передней стенке матки, экстренное КС, возраст, возраст менархе.

На **рисунке 4** показана ROC-AUC для модели, основанной на оценке клиничко-анамнестических данных.

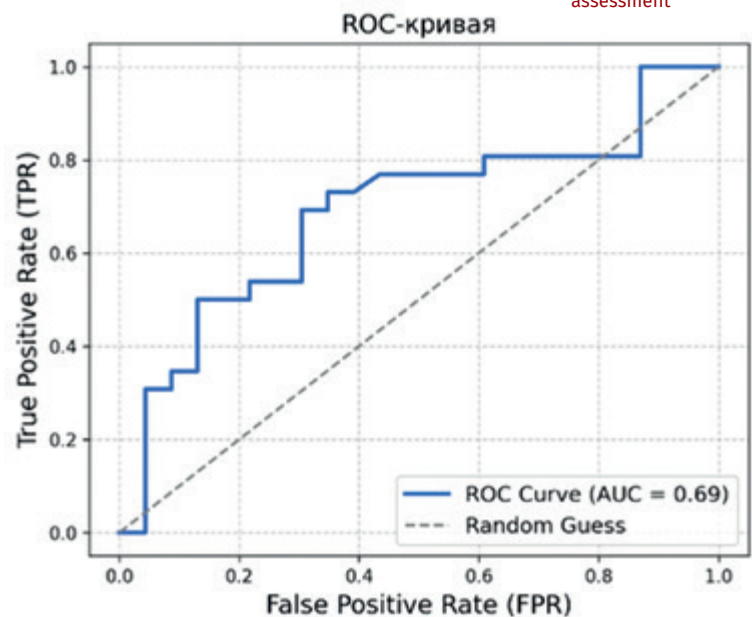


Рисунок 4. ROC-AUC для модели, основанной на оценке клиничко-анамнестических данных

Figure 4. ROC-AUC for the model based on clinical and anamnestic data assessment

Рисунок 5. SHAP Summary Plot (график важности признаков, демонстрирующий среднее абсолютное значение SHAP (|SHAP value|) для каждого признака для модели, основанной на оценке клинико-anamnestических данных

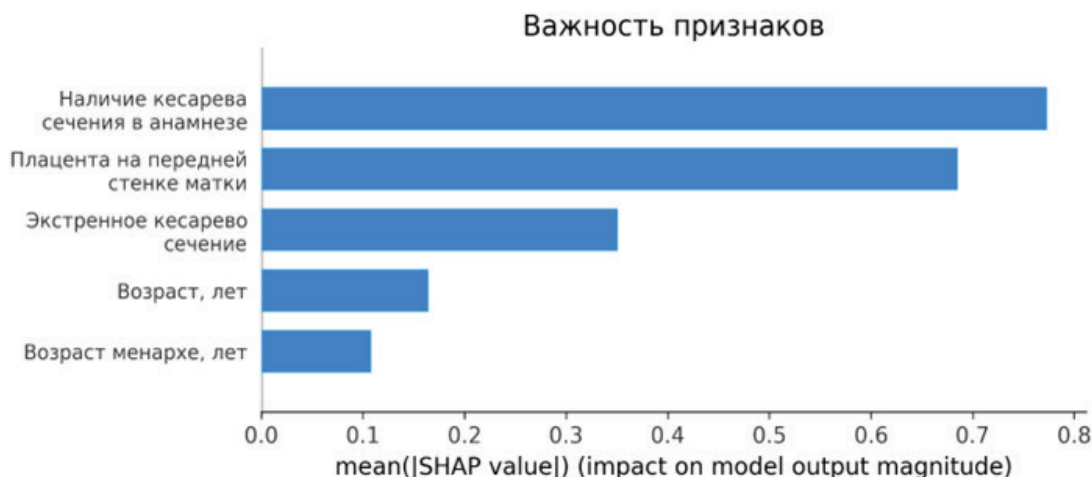


Figure 5. SHAP Summary Plot (feature importance graph showing the average absolute SHAP value (|SHAP value|) for each feature for a model based on clinical and anamnesic data assessment

Модель программы «Прогнозирование риска рефрактерных послеродовых кровотечений», основанная на оценке клинико-anamnestических данных на независимой выборке из 556 женщин продемонстрировала чувствительность 66,2%, специфичность – 65,2% при прогнозировании неблагоприятного события (развития рПРК) (AUC – 0,688).

На **рисунке 5** представлен SHAP Summary Plot (график важности признаков, демонстрирующий среднее абсолютное значение SHAP (|SHAP value|) для каждого признака для моде-

ли, основанной на оценке клинико-anamnestических данных.

На **рисунке 5** признаки упорядочены по убыванию важности. Наличие кесарева сечения в анамнезе является наиболее значимым признаком. Локализация плаценты на передней стенке матки – второй по важности признак. Экстренное КС оказывает умеренное влияние, возраст – меньшее влияние, возраст менархе – минимальное влияние.

На **рисунке 6** показано распределение SHAP-значений по признакам для модели, основанной на оценке клинико-anamnestических данных.

Рисунок 6. Распределение SHAP-значений по признакам для модели, основанной на оценке клинико-anamnestических данных

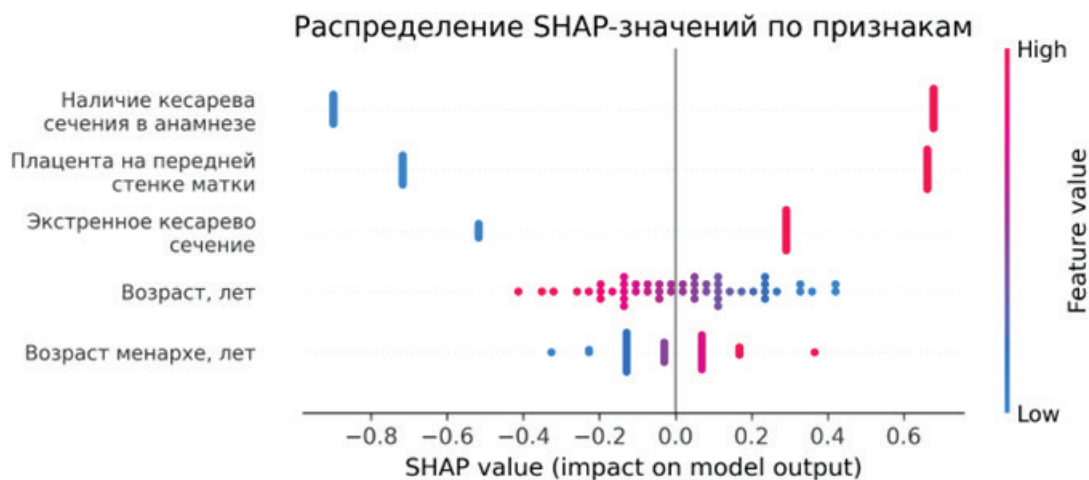


Figure 6. Distribution of SHAP values by features for a model based on the assessment of clinical and anamnesic data

Как показано на **рисунке 6**, наличие кесарева сечения в анамнезе (значение 1) увеличивает вероятность класса 1 (рефрактерного ПРК), значение 0 (отсутствие) — снижает. Локализация плаценты на передней стенке матки: значение 1 увеличивает, значение 0 снижает вероятность класса 1. Экстренное КС: значение 1 увеличивает, значение 0 снижает вероятность. Более молодой возраст женщины увеличивает, более старший — снижает вероятность класса

1. Возраст менархе: старший возраст увеличивает, ранний — снижает вероятность класса 1.

QR код моделей прогнозирования рПРК представлен на **рисунке 7**.

Обсуждение

В настоящее время существует большое количество исследований, посвященных изучению факторов риска ПРК, наиболее значимыми из них является патологическое прикреплё-



(a) (a)



(b) (b)

Рисунок 7.

QR код модулей программы «Прогнозирование рефрактерных послеродовых кровотечений», основанный на оценке клиничко-лабораторных данных (а); основанный на оценке клиничко-анамнестических данных (б).

Figure 7.

QR code of the modules of the program "Prediction of refractory postpartum hemorrhage", based on the assessment of clinical and laboratory data (a); based on the assessment of clinical and anamnestic data (b).

ние плаценты и рубец на матке [12–15]. Установлены факторы риска рПРК: патологическое прикрепление плаценты (врастание, плотное прикрепление, предлежание), родостимуляция, кесарево сечение, кесарево сечение в связи с тяжелой преэклампсией, отслойка плаценты, рубец на матке, гипотония матки во время операции кесарева сечения [12]. Показано, что пациентки с рПРК перед родоразрешением имеют статистически значимо более низкие значения фибриногена [16]. Самый крупный метаанализ, проведенный Yunas I. и соавт. (2025), включал 327 исследований, в которых приняла участие 847 413 451 женщина. Исследование продемонстрировало, что к факторам риска с сильной связью с ПРК относились: анемия, предшествующее ПРК, кесарево сечение, женское обрезание, сепсис, отсутствие антенатального наблюдения, многоплодная беременность, предлежание плаценты, использование вспомогательных репродуктивных технологий, макросомия с массой тела при рождении более 4500 г и дистоция плечиков. К факторам риска с умеренной связью с ПРК относились: ИМТ ≥ 30 кг/м², инфекция COVID-19, гестационный диабет, многоводие, преэклампсия и дородовое кровотечение. К факторам риска, слабо связанным с ПРК, относились: принадлежность к черной и азиатской расе, ИМТ 25–29,9 кг/м², астма, тромбоцитопения, миома матки, прием антидепрессантов, индукция родов, инструментальные роды и преждевременный разрыв плодных оболочек [17].

Калифорнийское объединение по обеспечению качества медицинской помощи при ро-

ждении детей (California Maternal Quality Care Collaborative, CMQCC) разработало алгоритм стратификации риска ПРК на основе факторов риска у матери. Пациентки классифицируются как пациентки с низким риском, если у них одноплодная беременность, нет кесарева сечения или кровотечения в анамнезе и не более четырех предыдущих родов. Факторы риска, которые классифицируют пациенток в категорию среднего риска, включают многоплодную беременность, затяжные роды, хориоамнионит или кровотечение в анамнезе. Самый высокий риск ПРК был связан с такими факторами, как нарушения инвазии плаценты, HELLP синдром, внутриутробная смерть плода или разрыв матки [18].

Согласно действующим российским клиническим рекомендациям «Послеродовое кровотечение» (2021), к факторам высокого риска относятся предлежание, плотное прикрепление или врастание плаценты, гематокрит менее 30, наличие кровопотери при госпитализации, установленный дефект системы свертывания крови, а также ПРК в анамнезе. Факторы умеренного риска включают: многоплодную беременность, наличие четырех родов в анамнезе, кесарево сечение или другие оперативные вмешательства на матке, миому матки больших размеров, хориоамнионит, а также родовозбуждение или стимуляцию родов окситоцином [5].

Тем не менее, все указанные рекомендации не позволяют точно оценить влияние каждого из факторов на риск возникновения ПРК и не обеспечивают персонализированный подход к его профилактике.

Общепризнано, что сложный процесс прогнозирования риска ПРК требует учета множества факторов, включая медицинский и личный анамнез беременной женщины, течение беременности и родов, а также состояние плода. Учитывая значительную нагрузку на врачей, существует вероятность того, что некоторые факторы риска могут быть пропущены [19].

Целью данного исследования было оказание поддержки врачам посредством использования алгоритмов машинного обучения для повышения эффективности прогнозирования риска и значительного снижения частоты ПРК, что в свою очередь, позволит снизить показатели материнской смертности.

В результате проведенного исследования разработана КП прогнозирования рПРК, включающая два модуля которые могут применяться как изолировано, так и последовательно для прогнозирования риска рПРК, т.е. ПРК, которое не будет реагировать на мероприятия первой линии (массаж матки, утеротоническую терапию, введение транексама). В результате было разработано два автоматизированных алгоритма, включающих оценку клиничко-анамнестических показателей (возраст пациентки, возраст менархе, паритет родов, рубец на матке, экстренное кесарево сечение), параклинического показателя (локализация плаценты по передней стенке матки), лабораторных показателей (уровни Hb, Ht, АЧТВ, фибриноген). В проведенном нами исследовании оценка всех показателей, включая лабораторные, проводилась при планировании родоразрешения. В модели, основанной на оценке клиничко-анамнестических параметров, наиболее значимыми были наличие рубца на матке и локализация плаценты по передней стенке матки. В модели, основанной на оценке клиничко-лабораторных параметров, наибольшее значение имели уровни Hb и Ht.

В исследовании, проведенном в Кении продемонстрировано, что семь факторов: анемия, ограниченное дородовое наблюдение, концентрация гемоглобина, бледность кожных покровов, систолическое и диастолическое артериальное давление (АД) и частота дыхания (ЧД) во время родов, были связаны с прогнозированием ПРК у кенийской популяции [20]. Следует отметить, что несмотря на то, что авторы указывают на высокую прогностическую значимость этой модели, с клинической точки зрения такие параметры, как бледность кожных

покровов, снижение АД и увеличение ЧД, скорее являются клиническими симптомами геморрагического шока, чем прогностическими факторами ПРК.

В китайском исследовании, проведенном Zhang Y. соавт (2023), в нормограмму для прогнозирования ПРК при двойне включено семь независимых прогностических переменных, включая уровень альбумина в антенатальном периоде, вспомогательные репродуктивные технологии, гипертензивные расстройства при беременности, предлежание плаценты, вращение плаценты, кесарево сечение в родах и предполагаемый вес близнецов. Исходя из производительности модели, можно сделать вывод о ее хорошей предиктивной способности (площадь под кривой: 0,778, 95% ДИ: 0,732–0,825) [21].

В настоящее время не вызывает сомнений, что ИИ открывает захватывающие возможности для прогнозирования и управления ПРК, но остаются такие проблемы, как валидация моделей, клиническая трансляция и их применимость в различных условиях здравоохранения. Считается, что необходимо продолжать исследования в этом направлении, особенно в странах с низким и средним уровнем доходов [1].

Ранее предложенные программы, например, проведенное в Румынии проспективное многоцентровое исследование с участием 203 пациенток с интра- и ранними ПРК или без ПРК с использованием наивного байесовского алгоритма (NB), продемонстрировала более высокую точность в прогнозировании ПРК, показав чувствительность 96,3 % и точность 98,6 % с частотой ложноотрицательных результатов 3,7 % [21]. Тем не менее авторы указывают на заметное расхождение в эффективности алгоритмов при легких и тяжелых формах ПРК, при этом алгоритмы Naïve Bayes (NB) и Support Vector Machine (SVM) продемонстрировали более высокую чувствительность и более низкие показатели ложноотрицательных результатов, особенно при легких формах [20].

Наши результаты согласуются с результатами недавно проведенных исследований. Например, проспективное исследование, оценивающее прогностическую эффективность четырех алгоритмов машинного обучения с использованием 55 факторов риска ПРК, показало, что алгоритм Random Forest (RF) значительно превзошел алгоритмы, основанные на логистической регрессии, с точки зрения дискриминационной и прогностической способности [22]. Исследо-

вание, проведенное в Соединенных Штатах с участием 200000 пациенток, использовало модель логистической регрессии (LR) для прогнозирования акушерских осложнений, продемонстрировав, что на основе этих прогнозов можно добиться своевременного и эффективного лечения пациентов [6]. В сравнительном анализе традиционных статистических моделей и алгоритмов машинного обучения для прогнозирования послеродового кровотечения в наборе данных из 8888 пациенток, ИИ продемонстрировал значительно превосходящую точность, чувствительность и специфичность [23].

В проспективном исследовании оценивалась прогностическая эффективность алгоритмов, основанных на логистической регрессии, NB, Decision Tree (DT) и RF для прогнозирования послеродового кровотечения (ПРК). Исследование показало, что алгоритм NB продемонстрировал наилучшую прогностическую эффективность, достигнув точности 95 %, специфичности 97 % и значения площади под кривой (AUC) 0,76 [19]. Модели машинного обучения могут включать широкий спектр алгоритмов, использующих большие наборы данных со сложными характеристиками, что позволяет сочетать высокую точность, качество прогнозирования и чувствительность.

Liu J. и соавт. (2022) провели ретроспективное исследование, в котором оценили три модели машинного обучения для прогнозирования ПРК после вагинальных родов в когорте из 25098 пациенток [24]. Модели были представлены случайным лесом, методом K Nearest Neighbor (KNN) и одной моделью, интегрированной с Lightgbm (LGB) и логистической регрессией (LR). Эти модели были обучены с использованием 16 факторов высокого риска, и наилучшая прогностическая эффективность была достигнута моделью LGB + LR, при этом ее чувствительность и специфичность достигли 69 % и 80 % соответственно [24]. Напротив, модель LR имела значение AUC 0,729, что было ниже, чем у других моделей машинного обучения. Более того, добавление кривой сокращения матки значительно повысило информативность всех моделей машинного обучения, указывая на необходимость включения параклинических параметров для достижения лучшей прогностической эффективности.

Машинное обучение даёт значительные преимущества, позволяя разрабатывать автоматизированные модели, основанные на большом

количестве предикторов и способные фиксировать сложные взаимосвязи между переменными [25, 26]. Его применение становится всё более распространённым в медицине, особенно для прогнозирования рисков. Таким образом, прогностические модели, созданные с помощью машинного обучения, могут помочь врачам принимать обоснованные решения [22]. В недавних исследованиях алгоритмы машинного обучения использовались для прогнозирования ПРК, что демонстрирует потенциал этих методов [21, 22]. Дальнейшие исследования в этой области могут улучшить клиническую практику и способствовать снижению материнской смертности.

Интеграция машинного обучения в клиническую практику потенциально может снизить человеческий фактор, связанный с высокой нагрузкой на врачей, обеспечивая более надёжную и последовательную оценку риска ПРК. Это, в свою очередь, может способствовать раннему вмешательству, улучшению результатов лечения пациентов и снижению материнской смертности, связанной с ПРК [19].

Однако необходимо учитывать ряд ограничений, в частности, относительно небольшой размер выборки и ограниченное число учитываемых факторов риска могут ограничивать обобщаемость результатов. Более того, низкая частота рПРК может представлять собой смещение выборки, снижающее общую точность оцениваемых моделей. Несмотря на свой потенциал, внедрение машинного обучения в клиническую практику сопряжено с рядом сложностей, включая необходимость надлежащего обучения, интеграции данных и решения проблем, связанных с автоматизированным принятием решений. Более того, выявление оптимальных клинических и параклинических факторов риска для прогнозирования заболеваний является сложной задачей, требующей доработки [27].

Заключение

Таким образом, в результате проведенного исследования разработано две достаточно информативные модели программы «Прогнозирование риска рефрактерного послеродового кровотечения», основанные на оценке клинико-анамнестических (AUC – 0,69) и клинико-лабораторных данных (AUC – 0,74), применение которых может способствовать корректной стратификации пациенток в группу высокого риска

ПРК с целью более дифференцированного подхода к проведению профилактических мероприятий. Дальнейшие исследования должны быть направлены на валидацию этих алгоритмов в различных группах населения и условиях, чтобы гарантировать их надежность и обобщаемость.

Вклад авторов

Д. А. Артымук: сбор и анализ данных, подготовка текста рукописи, критический пересмотр рукописи с внесением ценного интеллектуального содержания; полная ответственность за содержание.

Н. В. Артымук: разработка концепции и дизайна исследования, редактирование, полная ответственность за содержание.

Т. Ю. Марочко: разработка концепции и дизайна исследования, сбор и анализ данных, редактирование.

А. В. Аталян: разработка концепции и дизайна исследования, статистическая обработка и анализ полученных данных, редактирование публикации.

Н. М. Шибельгут: сбор и анализ данных, подготовка текста рукописи, редактирование публикации.

Н. А. Батина: сбор и анализ данных, редактирование публикации.

В. Н. Паличев: сбор и анализ данных, редактирование публикации.

С. В. Апресян: разработка концепции и дизайна исследования, редактирование публикации.

Т. Г. Байнтуев: статистическая обработка и анализ полученных данных, редактирование публикации.

Все авторы утвердили окончательную версию статьи.

Author contributions

Dmitry A. Artymuk: data collection and analysis, preparation of the manuscript text, critical revision of the manuscript with the introduction of valuable intellectual content; full responsibility for the content.

Natalia V. Artymuk: development of the concept and design of the study, editing, fully responsible for the content.

Tatiana Yu. Marochko: development of the concept and design of the study, data collection and analysis, editing.

Alina V. Atalyan: development of the concept and design of the study, statistical processing and analysis of the obtained data, editing the publication.

Nonna M. Shibelgut: data collection and analysis, preparation of the manuscript, editing the publication.

Natalia A. Batina: data collection and analysis, editing the publication.

Vasily N. Palichev: data collection and analysis, editing the publication.

Sergey V. Apresyan: development of the concept and design of the study, editing the publication.

Timur G. Baintuev: statistical processing and analysis of the obtained data, editing the publication.

All authors approved the final version of the article.

Литература :

- Mathewlynn S. J., Soltaninejad M., Collins S. L. Artificial Intelligence and Postpartum Hemorrhage. *Matern. Fetal Med.* 2025;7(1):22–28. <https://doi.org/10.1097/FM9.0000000000000257>
- Liu L. Y., Nathan L., Sheen J. J., Goffman D. Review of current insights and therapeutic approaches for the treatment of refractory postpartum hemorrhage. *Int. J. Womens Health.* 2023;15:905–926. <https://doi.org/10.2147/IJWH.S366675>
- Артымук Н. В., Артымук Д. А., Апресян С. В., Марочко Т. Ю., Аталян А. В., Шибельгут Н. М. и др. Клинико-анамнестические особенности пациенток с рефрактерными послеродовыми кровотечениями. *Акушерство и гинекология: новости, мнения, обучение.* 2025;13(S):69–76.
- Andrikopoulou M., D'Alton M. E. Postpartum hemorrhage: early identification challenges. *Semin. Perinatol.* 2019;43(1):11–17. <https://doi.org/10.1053/j.semperi.2018.11.003>
- Клинические рекомендации – *Послеродовое кровотечение – 2021-2022-2023 (16.01.2023)* – Утверждены Минздравом РФ. М., 2021. Ссылка активна на 28.09.2025. http://disuria.ru/_id/12/1271_kr210-67072MZ.pdf
- Escobar M. F., Nassar A. H., Theron G., Barnea E. R., Nicholson W., Ramasauskaite D., et al. FIGO recommendations on the management of postpartum hemorrhage 2022. *Int. J. Gynaecol. Obstet.* 2022;157(suppl. 1):3–50. <https://doi.org/10.1002/ijgo.14116>
- World Health Organization. *WHO recommendations for the prevention and treatment of postpartum haemorrhage.* Ссылка активна на 28.09.2025. https://www.who.int/reproductivehealth/publications/maternal_perinatal_health/9789241548502/en/
- Prevention and Management of Postpartum Haemorrhage: Green-top Guideline No 52. *BJOG.* 2017;124(5):e106–e149. <https://doi.org/10.1111/1471-0528.14178>
- Semrau K., Litman E., Molina R. L., Marx Delaney M., Choi L., Robertson L., et al. Implementation strategies for WHO guidelines to prevent, detect, and treat postpartum hemorrhage. *Cochrane Database Syst. Rev.* 2025;2(2):CD016223. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD016223>
- Ng'ang'a J., Chitimbe T., Mburu R., Rushwan S., Ntirushwa D., Chinery L. et al. Challenges in updating national guidelines and essential medicines lists in Sub-Saharan African countries to include WHO-recommended postpartum hemorrhage medicines. *Int. J. Gynaecol. Obstet.* 2022;158 Suppl 1:11–13. <https://doi.org/10.1002/ijgo.14269>
- Holcroft S., Karangwa I., Little F., Behoor J., Bazirete O. Predictive Modelling of Postpartum Haemorrhage Using Early Risk Factors: A Comparative Analysis of Statistical and Machine Learning Models. *Int. J. Environ. Res. Public Health.* 2024;21(5):600. <https://doi.org/10.3390/ijerph21050600>
- Артымук Н. В., Марочко Т. Ю., Артымук Д. А., Апресян С. В., Колесникова Н. Б., Аталян А. В. и др. Факторы риска и протективные факторы рефрактерного послеродового кровотечения. *Акушерство и гинекология.* 2024;10:82–90. <https://dx.doi.org/10.18565/aig.2024.169>
- Omotayo M.O., Abioye A.I., Kuyebi M., Eke A.C. Prenatal anemia and postpartum hemorrhage risk: A systematic review and meta-analysis. *J. Obstet. Gynaecol. Res.* 2021;47(8):2565–2576. <https://doi.org/10.1111/jog.14834>
- Ende H. B., Lozada M. J., Chestnut D. H., Osmundson S.S., Walden R.L., Shotwell M. S., et al. Risk factors for atonic postpartum hemorrhage: a systematic review and meta-analysis. *Obstet. Gynecol.* 2021;137(2):305–323. <https://doi.org/10.1097/AOG.0000000000004228>
- Patek K., Friedman P. Postpartum Hemorrhage-Epidemiology, Risk Factors, and Causes. *Clin. Obstet. Gynecol.* 2023;66(2):344–356. <https://doi.org/10.1097/GRF.0000000000000782>
- Артымук Д. А., Артымук Н. В., Марочко Т. Ю., Аталян А. В., Шибельгут Н. М., Батина Н. А. и др. Основные параметры гемостаза у пациенток с рефрактерными послеродовыми кровотечениями. *Фундаментальная и клиническая медицина.* 2025;10(2):44–55.

- <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2025-10-2-44-55>
17. Yunas I., Islam M. A., Sindhu K. N., Devall A. J., Podeseck M., Alam S. S., et al. Causes of and risk factors for postpartum haemorrhage: a systematic review and meta-analysis. *Lancet*. 2025;405(10488):1468–1480. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(25\)00448-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(25)00448-9)
 18. Lagrew D M. J., Sakowski C., Cape V., McCormick E., Morton C. H., Lagrew D., et al. Improving Health Care Response to Obstetric Hemorrhage, a California Maternal Quality Care Collaborative Toolkit, 2022. 2022. Ссылка активна на 28.09.2025. <https://www.cmqcc.org/resources-tool-kits/toolkits/ob-hemorrhage-toolkit>.
 19. Susanu C., Hrrrbor A., Vasilache I. A., Harabor V., Călin A. M. Predicting Intra- and Postpartum Hemorrhage through Artificial Intelligence. *Medicina (Kaunas)*. 2024;60(10):1604. <https://doi.org/10.3390/medicina60101604>
 20. Shah S. Y., Saxena S., Rani S. P., Nelaturi N., Gill S., Tippett Barr B., et al. Prediction of postpartum hemorrhage (PPH) using machine learning algorithms in a Kenyan population. *Front. Glob. Womens Health*. 2023;4:1161157. <https://doi.org/10.3389/fgwh.2023.1161157>
 21. Zhang Y., Chen L., Zhou W., Lin J., Wen H. Nomogram to predict postpartum hemorrhage in cesarean delivery for twin pregnancies: a retrospective cohort study in China. *Front. Med. (Lausanne)*. 2023;10:1139430. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1139430>
 22. Venkatesh K. K., Strauss R. A., Grotegut C. A., Heine R. P., Chescheir N. C., Stringer J. S. A., et al. Machine Learning and Statistical Models to Predict Postpartum Hemorrhage. *Obstet. Gynecol.* 2020;135(4):935–944. <https://doi.org/10.1097/AOG.0000000000003759>
 23. Mehrnough V., Ranjbar A., Farashah M.V., Darsareh F., Shekari M., Jahromi M. S. Prediction of postpartum hemorrhage using traditional statistical analysis and a machine learning approach. *AJOG Glob. Rep.* 2023;3(2):100185. <https://doi.org/10.1016/j.xagr.2023.100185>
 24. Liu J., Wang C., Yan R., Lu Y., Bai J., Wang H., et al. Machine learning-based prediction of postpartum hemorrhage after vaginal delivery: combining bleeding high risk factors and uterine contraction curve. *Arch. Gynecol. Obstet.* 2022;306(4):1015–1025. <https://doi.org/10.1007/s00404-021-06377-0>
 25. Obermeyer Z., Emanuel E. J. Predicting the Future—Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine. *N. Engl. J. Med.* 2016;375:1216–1219. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1606181>
 26. Sanchez-Pinto L. N., Luo Y., Churpek M. M. Big Data and Data Science in Critical Care. *Chest*. 2018;154:1239–1248. <https://doi.org/10.1016/j.chest.2018.04.037>
 27. Savin M. L., Mihai F., Gheorghel L., Lupascu Ursulescu C., Negru D., Trofin A.M., et al. Proposal of a Preoperative CT-Based Score to Predict the Risk of Clinically Relevant Pancreatic Fistula after Cephalic Pancreatoduodenectomy. *Medicina (Kaunas)*. 2021;57(7):650. <https://doi.org/10.3390/medicina57070650>

References:

1. Mathewlynn SJ, Soltaninejad M, Collins SL. Artificial Intelligence and Postpartum Hemorrhage. *Matern Fetal Med.* 2025;7(1):22–28. <https://doi.org/10.1097/FM9.0000000000000257>
2. Liu LY, Nathan L, Sheen JJ, Goffman D. Review of current insights and therapeutic approaches for the treatment of refractory postpartum hemorrhage. *Int J Womens Health.* 2023;15:905–926. <https://doi.org/10.2147/IJWH.S366675>
3. Artyumuk NV, Artyumuk DA, Apresyan SV, Marochko TYU, Atalyan AV, Shibelgut NM, et al. Clinical and anamnestic features of patients with refractory postpartum hemorrhage. *Obstetrics and gynecology. News. Views. Education.* 2025;13(S):69–76. <https://doi.org/10.33029/2303-9698-2025-13-suppl-69-76>
4. Andrikopoulou M, D'Alton ME. Postpartum hemorrhage: early identification challenges. *Semi. Perinatol.* 2019;43(1):11–17. <https://doi.org/10.1053/j.semperi.2018.11.003>
5. Клинические рекомендации – *Poslerodovoe krvotekhenie – 2021-2022-2023 (16.01.2023)* – Utverzhdenny Minzdravom RF. Moscow, 2021. Available on: http://disuria.ru/_ld/12/1271_kr21O67O72MZ.pdf. Accessed: 28.09.2025.
6. Escobar MF, Nassar AH, Theron G, Barnea ER, Nicholson W, Ramasauskaite D, et al. FIGO recommendations on the management of postpartum hemorrhage 2022. *Int J Gynaecol Obstet.* 2022;157(suppl. 1):3–50. <https://doi.org/10.1002/ijgo.14116>
7. World Health Organization. *WHO recommendations for the prevention and treatment of postpartum haemorrhage*. Available on: https://www.who.int/reproductivehealth/publications/maternal_perinatal_health/9789241548502/en/. Accessed: 28.09.2025.
8. Prevention and Management of Postpartum Haemorrhage: Green-top Guideline No 52. *BJOG.* 2017;124(5):e106–e149. <https://doi.org/10.1111/1471-0528.14178>
9. Semrau K, Litman E, Molina RL, Marx Delaney M, Choi L, Robertson L, et al. Implementation strategies for WHO guidelines to prevent, detect, and treat postpartum hemorrhage. *Cochrane Database Syst Rev.* 2025;2(2):CD016223. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD016223>
10. Ng'ang'a J, Chitimbe T, Mburu R, Rushwan S, Ntirushwa D, Chinery L., et al. Challenges in updating national guidelines and essential medicines lists in Sub-Saharan African countries to include WHO-recommended postpartum hemorrhage medicines. *Int J Gynaecol Obstet.* 2022;158 Suppl 1:11–13. <https://doi.org/10.1002/ijgo.14269>
11. Holcroft S, Karangwa I, Little F, Behoor J, Bazirete O. Predictive Modelling of Postpartum Haemorrhage Using Early Risk Factors: A Comparative Analysis of Statistical and Machine Learning Models. *Int J Environ Res Public Health.* 2024;21(5):600. <https://doi.org/10.3390/ijerph21050600>
12. Artyumuk NV, Marochko TYu, Artyumuk DA, Apresyan SV, Kolesnikova NB, Atalyan AV, et al. Risk factors and protective factors for refractory postpartum hemorrhage. *Akusherstvo i Ginekologiya/Obstetrics and Gynecology.* 2024;(10):82–90. (in Russ.). <https://dx.doi.org/10.18565/aig.2024.169>
13. Omotayo MO, Abioye AI, Kuyebi M, Eke AC. Prenatal anemia and postpartum hemorrhage risk: A systematic review and meta-analysis. *J Obstet Gynaecol Res.* 2021;47(8):2565–2576. <https://doi.org/10.1111/jog.14834>
14. Ende HB, Lozada MJ, Chestnut DH, Osmundson SS, Walden RL, Shotwell MS, et al. Risk factors for atonic postpartum hemorrhage: a systematic review and meta-analysis. *Obstet Gynecol.* 2021;137(2):305–323. <https://doi.org/10.1097/AOG.0000000000004228>
15. Patek K, Friedman P. Postpartum Hemorrhage-Epidemiology, Risk Factors, and Causes. *Clin Obstet Gynecol.* 2023;66(2):344–356. <https://doi.org/10.1097/GRF.0000000000000782>
16. Artyumuk DA, Artyumuk NV, Marochko TY, Atalyan AV, Shibelgut NM, Batina NA, et al. Basic parameters of hemostasis in patients with refractory postpartum hemorrhage. *Fundamental and Clinical Medicine.* 2025;10(2):8–14. (In Russ.). <https://doi.org/10.23946/2500-0764-2025-10-2-44-55>
17. Yunas I, Islam MA, Sindhu KN, Devall AJ, Podeseck M, Alam SS, et al. Causes of and risk factors for postpartum haemorrhage: a systematic review and meta-analysis. *Lancet.* 2025;405(10488):1468–1480. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(25\)00448-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(25)00448-9)
18. Lagrew D MJ, Sakowski C, Cape V, McCormick E, Morton CH, Lagrew D, et al. Improving Health Care Response to Obstetric Hemorrhage, a California Maternal Quality Care Collaborative Toolkit, 2022. Available at: <https://www.cmqcc.org/resources-tool-kits/toolkits/ob-hemorrhage-toolkit>. Accessed: 28.09.2025.
19. Susanu C, Hrrrbor A, Vasilache IA, Harabor V, Crlin AM. Predicting Intra- and Postpartum Hemorrhage through Artificial Intelligence. *Medicina (Kaunas)*. 2024;60(10):1604. <https://doi.org/10.3390/medicina60101604>
20. Shah SY, Saxena S, Rani SP, Nelaturi N, Gill S, Tippett Barr B, et al. Prediction of postpartum hemorrhage (PPH) using machine learning algorithms in a Kenyan population. *Front Glob Womens Health.* 2023;4:1161157. <https://doi.org/10.3389/fgwh.2023.1161157>
21. Zhang Y, Chen L, Zhou W, Lin J, Wen H. Nomogram to predict postpartum hemorrhage in cesarean delivery for twin pregnancies: a retrospective cohort study in China. *Front Med (Lausanne)*. 2023;10:1139430. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1139430>
22. Venkatesh KK, Strauss RA, Grotegut CA, Heine RP, Chescheir NC, Stringer JSA., et al. Machine Learning and Statistical Models to Predict Postpartum Hemorrhage. *Obstet Gynecol.* 2020;135(4):935–944. <https://doi.org/10.1097/AOG.0000000000003759>
23. Mehrnough V, Ranjbar A, Farashah MV, Darsareh F, Shekari M,

- Jahromi MS. Prediction of postpartum hemorrhage using traditional statistical analysis and a machine learning approach. *AJOG Glob Rep.* 2023;3(2):100185. <https://doi.org/10.1016/j.xagr.2023.100185>
24. Liu J, Wang C, Yan R, Lu Y, Bai J, Wang H, et al. Machine learning-based prediction of postpartum hemorrhage after vaginal delivery: combining bleeding high risk factors and uterine contraction curve. *Arch Gynecol Obstet.* 2022;306(4):1015–1025. <https://doi.org/10.1007/s00404-021-06377-0>
25. Obermeyer Z, Emanuel EJ. Predicting the Future—Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine. *N Engl J Med.* 2016;375:1216–1219. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1606181>
26. Sanchez-Pinto LN, Luo Y, Churpek MM. Big Data and Data Science in Critical Care. *Chest.* 2018;154:1239–1248 <https://doi.org/10.1016/j.chest.2018.04.037>
27. Savin ML, Mihai F, Gheorghe L, Lupascu Ursulescu C, Negru D, Trofin AM, et al. Proposal of a Preoperative CT-Based Score to Predict the Risk of Clinically Relevant Pancreatic Fistula after Cephalic Pancreatoduodenectomy. *Medicina (Kaunas).* 2021;57(7):650. <https://doi.org/10.3390/medicina57070650>

Сведения об авторах

Артымук Дмитрий Анатольевич, врач акушер-гинеколог государственного бюджетного учреждения здравоохранения «Городская клиническая больница им. В.М. Буянова Департамента здравоохранения г. Москвы». **ORCID:** 0000-0002-7099-4405

Артымук Наталья Владимировна, доктор медицинских наук, профессор, заведующая кафедрой акушерства и гинекологии им. проф. Г.А. Ушаковой федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Кемеровский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации. **ORCID:** 0000-0001-7014-6492

Марочко Татьяна Юрьевна, кандидат медицинских наук, доцент кафедры акушерства и гинекологии им. проф. Г.А. Ушаковой федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Кемеровский государственный медицинский университет» Министерства здравоохранения Российской Федерации. **ORCID:** 0000-0001-5641-5246

Аталян Алина Валерьевна, кандидат биологических наук, старший научный сотрудник, руководитель функциональной группы информационных систем и биостатистики Федерального государственного бюджетного научного учреждения «Научный центр проблем здоровья семьи и репродукции человека». **ORCID:** 0000-0002-3407-9365

Шибельгут Нонна Марковна, кандидат медицинских наук, заместитель главного врача по акушерской помощи государственного автономного учреждения здравоохранения «Кузбасская областная клиническая больница имени С.В. Беляева». **ORCID:** 0000-0002-2075-5529

Батина Наталья Анатольевна, заведующая родовым отделением государственного автономного учреждения здравоохранения «Кузбасская областная клиническая больница имени С.В. Беляева». **ORCID:** 0000-0001-7943-807X

Апресян Сергей Владиславович, доктор медицинских наук, профессор кафедры акушерства и гинекологии федерального государственного автономного образовательного учреждения «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы». **ORCID:** 0000-0002-7310-974X

Байнтуев Тимур Гомбожапович, лаборант-исследователь функциональной группы информационных систем и биостатистики Научного центра здоровья семьи и репродукции человека. **ORCID:** 0009-0003-5226-231X

Authors

Dr. Dmitry A. Artyumuk, MD, Obstetrician-Gynecologist, Buyanov City Clinical Hospital, Moscow Department of Health. **ORCID:** 0000-0002-7099-4405

Prof. Natalya V. Artyumuk, MD, Dr. Sci. (Medicine), Professor, Head of the Department of Obstetrics and Gynecology named after prof. G.A. Ushakova, Kemerovo State Medical University. **ORCID:** 0000-0001-7014-6492

Dr. Tatiana Yu. Marochko, MD, Cand. Sci. (Medicine), Associate Professor, Department of Obstetrics and Gynecology. prof. G.A. Ushakova, Kemerovo State Medical University. **ORCID:** 0000-0001-5641-5246

Mrs. Alina V. Atalyan, Cand. Sci. (Biology), Senior Researcher, Head of the Functional Group of Information Systems and Biostatistics, Research Centre for Family Health and Human Reproduction. **ORCID:** 0000-0002-3407-9365

Dr. Nonna M. Shibegut, MD, Cand. Sci. (Medicine), Deputy Chief Physician for Obstetric Care, Kuzbass Regional Clinical Hospital named after S.V. Belyaev. **ORCID:** 0000-0002-2075-5529

Dr. Natalia A. Batina, MD, Head of the Maternity Department, Kuzbass Regional Clinical Hospital named after S.V. Belyaev. **ORCID:** 0000-0001-7943-807X

Prof. Sergey V. Apresyan, MD, Dr. Sci. (Medicine), Professor, Department of Obstetrics and Gynecology, Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba **ORCID:** 0000-0002-7310-974X

Mr. Timur G. Baintuev, research laboratory assistant of the Functional Group of Information Systems and Biostatistics, Scientific Center for Family Health and Human Reproduction. **ORCID:** 0009-0003-5226-231X