



ХИРУРГИЯ SURGERY

УДК: 616.33'342-002.44-005.1-072.1::004.8

DOI 10.52575/2687-0940-2025-48-4-520-535

EDN WXGOML

Информационные технологии

Нейросетевая классификация типа язвенного гастродуоденального кровотечения по эндоскопическим изображениям

Баранников С.В.¹ , Каширина И.Л.^{2,3} ,

Чередников Е.Ф.¹ , Пархисенко Ю.А.¹ , Воротилина А.И.²

¹⁾ Воронежский государственный медицинский университет имени Н.Н. Бурденко,
Россия, 394036, г. Воронеж, ул. Студенческая, 10;

²⁾ Воронежский государственный университет,
Россия, 394018, г. Воронеж, Университетская площадь, д. 1;

³⁾ МИРЭА – Российский технологический университет,
Россия, 119454, г. Москва, Проспект Вернадского, д. 78

E-mail: svbarannikov@rambler.ru

Аннотация. Язвенные гастродуоденальные кровотечения продолжают оставаться серьезной проблемой современной медицины. Для определения типа язвенного кровотечения общемировое признание получила эндоскопическая классификация J. Forrest, 1974, определяющая тактику лечения пациентов с кровоточащими гастродуоденальными язвами. Способность правильно классифицировать тип кровотечения зависит, прежде всего, от опыта врача-эндоскописта. С развитием технологий искусственного интеллекта связаны большие ожидания в совершенствовании диагностики и лечении хирургических заболеваний. В настоящей статье рассматривается возможность разработки алгоритма распознавания типа язвенного кровотечения по эндоскопическим изображениям с использованием моделей машинного обучения и его интеграция в экспертную систему поддержки принятия врачебных решений. В ходе настоящего исследования разработана первая отечественная нейросетевая классификация, позволяющая с 75,56 % точностью определять тип язвенного гастродуоденального кровотечения. Разработанный алгоритм распознавания типа язвенного кровотечения интегрирован в мобильное приложение в качестве инструмента помощи в принятии врачебных решений, что в перспективе позволит улучшить качество диагностики и оказания медицинской помощи пациентам с желудочно-кишечными кровотечениями язвенной этиологии.

Ключевые слова: язвенное гастродуоденальное кровотечение, искусственный интеллект, машинное обучение, клинические решения

Финансирование: работа выполнялась на средства Гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских ученых – кандидатов наук Грант № МК-1069.2020.7 (Конкурс МК-2020) и премии Правительства Воронежской области среди молодых ученых (Постановление Правительства Воронежской области от 18 декабря 2023 г. № 924).

Для цитирования: Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Каширина И.Л., Пархисенко Ю.А., Воротилина А.И. 2025. Нейросетевая классификация типа язвенного гастродуоденального кровотечения по эндоскопическим изображениям. *Актуальные проблемы медицины*, 48(4): 520–535. DOI: 10.52575/2687-0940-2025-48-4-520-535. EDN: WXGOML

Neural Network Classification of the Type of Ulcerative Gastroduodenal Bleeding According to Endoscopic Images

Sergey V. Barannikov¹ , Irina L. Kashirina² ,
Evgeniy F. Cherednikov¹ , Yuriy A. Parkhisenko¹ , Anastasia I. Vorotilina² 

¹N.N. Burdenko Voronezh State Medical University,
10 Studencheskaya St., Voronezh 394036, Russia;

²Voronezh State University,

1 University Square, Voronezh 394018, Russia;

³MIREA – Russian Technological University,
78 Vernadsky Ave., Moscow 119454, Russia

E-mail: svbarannikov@rambler.ru

Abstract. Ulcerative gastroduodenal bleeding remains a serious problem in modern medicine. To determine the type of ulcerative bleeding, the Forrest classification is used worldwide, defining the tactics of treating patients with bleeding gastroduodenal ulcers. The ability to correctly classify the type of bleeding depends primarily on the experience of an endoscopist. With the development of artificial intelligence technologies, there are high expectations in improving the diagnosis and treatment of surgical diseases. This article discusses the possibility of developing an algorithm for recognizing the type of ulcerative bleeding from endoscopic images using machine learning models and integrating it into an expert medical decision support system. In the course of this study, the first Russian neural network classification was developed, which makes it possible to determine the type of ulcerative gastroduodenal bleeding with 75,56 % accuracy. The developed algorithm for recognizing the type of ulcerative bleeding is integrated into a mobile application as a tool to help in making medical decisions, which in the future will improve the quality of diagnosis and medical care for patients with gastrointestinal bleeding of ulcerative etiology.

Keywords: ulcerative gastroduodenal bleeding, artificial intelligence, machine learning, clinical solutions

Funding: the work was carried out with the funds of the Grant of the President of the Russian Federation for state support of young Russian scientists – Candidates of Sciences Grant No. MK-1069.2020.7 (MK-2020 Competition) and the award of the Government of the Voronezh Region among young scientists (Decree of the Government of the Voronezh Region 18.12.2023, No. 924).

For citation: Barannikov S.V., Kashirina I.L., Cherednikov E.F., Parkhisenko Yu.A. Vorotilina A.I. 2025. Neural Network Classification of the Type of Ulcerative Gastroduodenal Bleeding According to Endoscopic Images. *Challenges in Modern Medicine*, 48(4): 520–535 (in Russian). DOI: 10.52575/2687-0940-2025-48-4-520-535. EDN: WYGOML

Введение

Актуальность. Язвенные гастроуденальные кровотечения (ЯГДК) продолжают оставаться серьезной проблемой современной медицины, что определяется высокой частотой встречаемости и летальности при данной патологии. Согласно аналитическим данным, в 2024 году в хирургические стационары Российской Федерации было госпитализировано 48 154 пациента с ЯГДК, оперативное лечение было проведено 5 954 (12,36 %) пациентам при общей летальности в 6,04 % и уровне послеоперационной летальности в 19,53 % [Баранников и др., 2025; Бедин и др., 2025; Ревитшвили и др., 2025].

Ведущим методом в диагностике и лечении ЯГДК является неотложная эзофагогастроуденоскопия (ЭГДС). ЭГДС позволяет диагностировать кровотечение из верхних отделов пищеварительного тракта, установить источник и характер кровотечения [Гасанов и др., 2025; Генрих и др., 2025]. Для определения типа ЯГДК общемировое признание получила эндоскопическая классификация J. Forrest, 1974. Наиболее важной клинической характеристикой данной классификации является возможность определения тактики лечения пациентов с различным типом ЯГДК [Безалтынных и др. 2025; Шептулин, Работягова, 2025].



При продолжающемся кровотечении FIA-FIB показан эндоскопический гемостаз, при нестабильно остановившемся FPA-FPB необходимо выполнить эндоскопическую профилактику рецидива кровотечения, а при типе FPC и FPII эндоскопическая профилактика рецидива кровотечения не рекомендуется [Ивашкин и др., 2024; Cherednikov et al., 2022].

Способность правильно определять тип ЯГДК зависит, прежде всего, от опыта врача-эндоскописта. Так, согласно данным Laine, частота правильного определения типа ЯГДК по J. Forrest увеличивалась по мере накопления опыта (выполнение пяти процедур в месяц) с 59 % до 73 % до прохождения обучения. При оценке типов кровоточащих язв по J. Forrest наблюдается высокая степень согласованности между врачами-эндоскопистами при кровотечениях FIA-FIB, в то время как при FPA, FPB, FPC, FPII согласованность низкая. При этом важно отметить, что ошибки в классификации типов ЯГДК по J. Forrest напрямую приводят к неправильной тактике лечения и развитию рецидивов кровотечения [Yen et al., 2021].

С развитием технологий искусственного интеллекта (ИИ) связаны большие ожидания в совершенствовании диагностики и лечении ЯГДК [Bindra, Jain, 2024; Tasci et al., 2025]. В современной научной литературе активно рассматриваются возможности нейронных сетей и методов машинного обучения для анализа эндоскопических изображений и диагностики желудочно-кишечных кровотечений, что подтверждается работами [Shung, 2021; Alhajlah et al., 2023; Lobanovs et al., 2025], которые демонстрируют значительный потенциал и перспективы применения этих технологий для повышения точности и эффективности диагностики, а также улучшения качества медицинской помощи пациентам. Однако, важно отметить, что в доступных литературных источниках имеются лишь единичные сведения о разработках по применению ИИ в классификации ЯГДК, что связано, прежде всего, с отсутствием общедоступного набора данных эндоскопических изображений ЯГДК [Borgli et al., 2020]. При этом отечественных прототипов нейросетевых классификаций ЯГДК в доступных литературных источниках и реферативных базах найдено не было, что обуславливает необходимость разработки отечественных технологий машинного обучения (МО) для клинической хирургии в целях улучшения качества диагностики и лечения хирургических заболеваний.

Цель. Улучшение качества оказания медицинской помощи пациентам с кровоточащими гастродуоденальными язвами путем разработки алгоритма нейросетевой классификации типа язвенного кровотечения по эндоскопическим изображениям и его интеграции в экспертную цифровую систему поддержки принятия врачебных решений.

Материалы и методы

Исследование проведено с соблюдением принципов Этики (Разрешение Этического комитета Воронежского государственного медицинского университета им. Н.Н. Бурденко Минздрава России (Протокол № 1 от 28.01.2020 г)). На первом этапе разработки нейросетевой классификации ЯГДК был сформирован обучающий набор ЭИ пациентов с различными типами кровоточащих гастродуоденальных язв (КГДЯ). Набор ЭИ проводился на базе Воронежского городского специализированного Центра желудочно-кишечных кровотечений. Произведен анализ архива ЭИ за период 2021–2024 гг. Первоначально для анализа были отобраны 7 954 эндоскопических фотографии пациентов, прошедших эндоскопическое обследование верхних отделов желудочно-кишечного тракта. Все ЭИ были проанализированы с целью отбора фотографий КГДЯ. В результате отбора был сформирован набор предварительных данных из 764 ЭИ КГДЯ. Далее все эндоскопические фотографии с целью повышения релевантности данных и распределения по типам классификации J. Forrest были проанализированы 5 врачами-эндоскопистами высшей категории, имеющими опыт оказания медицинской помощи пациентам с ЯГДК более 5 лет.

В результате окончательной обработки данных был сформирован итоговый набор ЭИ, состоящий из 441 ЭИ КГДЯ, которые распределились по типам ЯГДК следующим образом: FIA – 40 изображений (9,07 %); FIB – 71 изображение (16,09 %); FIIA – 45 изображений (10,20 %); FIIB – 77 изображений (17,46 %); FIIC – 128 изображений (29,02 %); FIIF – 80 изображений (18,14 %). Пример ЭИ КГДЯ из обучающего набора данных представлен на рисунке (рисунок 1).

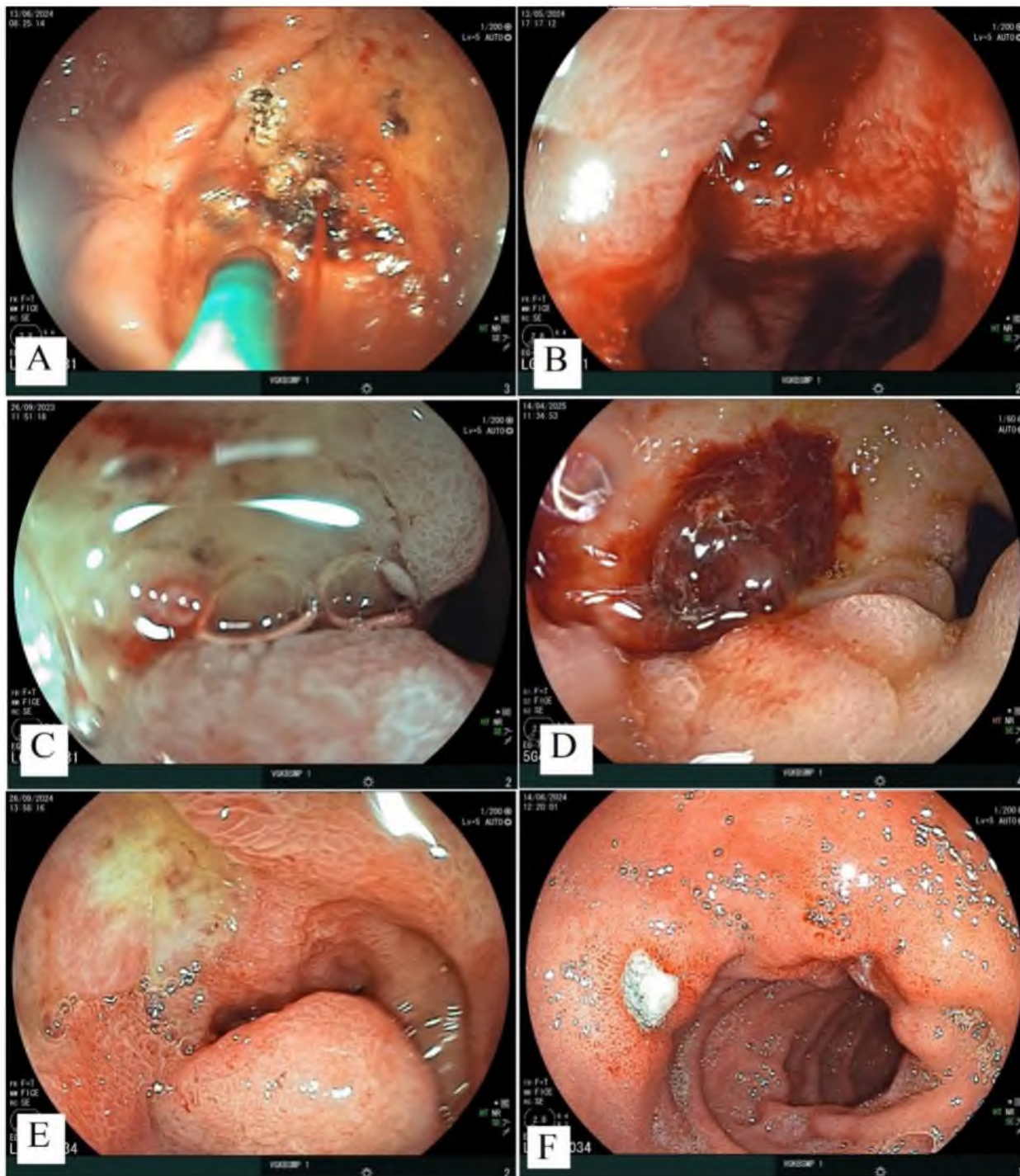


Рис. 1. Пример эндоскопических фотографий КГДЯ из обучающего набора данных: А – тип кровотечения FIA; В – тип кровотечения FIB; С – тип кровотечения FIIA; D – тип кровотечения FIIB; E – тип кровотечения FIIC; F – тип кровотечения FIIF

Fig. 1. Example of endoscopic photographs of bleeding gastroduodenal ulcers (BGDU) from the training dataset: A – FIA type of bleeding; B – FIB type of bleeding; C – FIIA type of bleeding; D – FIIB type of bleeding; E – FIIC type of bleeding; F – FIIF type of bleeding

Распределение ЭИ имело дисбаланс распределения классов: наиболее частым типом кровотечения был ФПС – 29,02 %, наименее представленным типом был FIA – 9,07 %, что было обусловлено различной частотой встречаемости типов ЯГДК по J. Forrest в клинической практике. На следующем этапе работы с ЭИ производили разметку изображений с выделением патологических структур, соответствующих различным типам ЯГДК (струйное кровотечение, тромбированный сосуд, сгусток крови, гематин, фибрин и др.), что отражено на рисунке 2. В результате обработки изображений было сформировано 2 набора данных: ЭИ без обработки и ЭИ с разметкой данных.

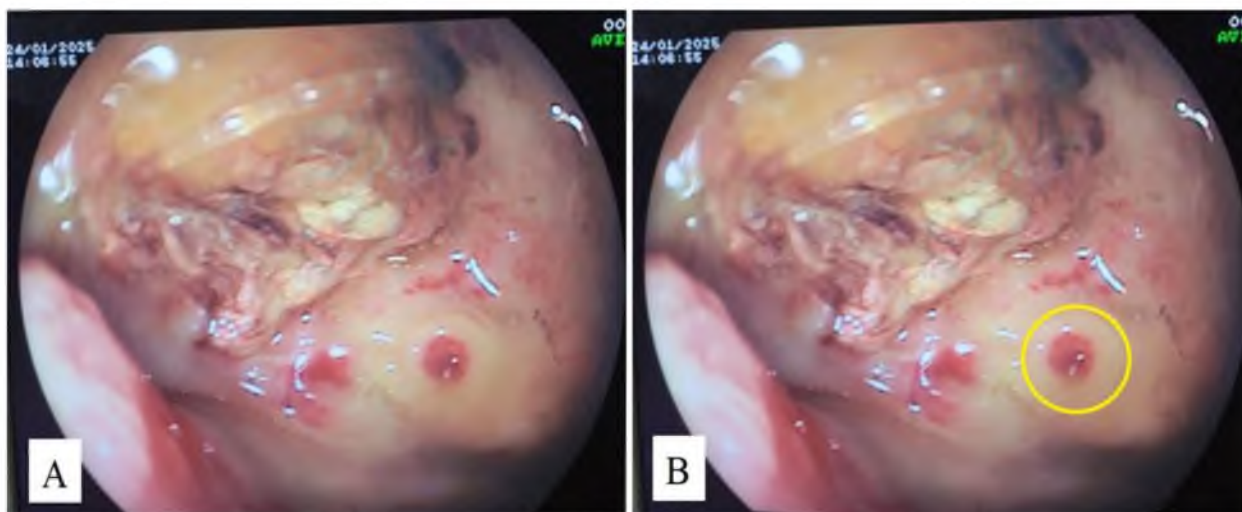


Рис. 2. Эндоскопических фотографий КГДЯ: А – до разметки патологических структур;
В – после разметки (желтым кругом выделен тромбированный сосуд в дне КГДЯ)
Fig. 2. Endoscopic photographs of the BGDU: A – before marking the pathological structures;
B – after marking (a yellow oval highlights a thrombosed vessel in the bottom of the BGDU)

Далее с целью оптимизации работы алгоритма МО со всех фотографий были удалены шумы и dicom-теги. Для их удаления использовалась обработка данных с применением генеративных диффузионных моделей stable-diffusion-2-inpainting (Stability AI) [Liu et al., 2025; Shen et al., 2025]. Для использования модели был использован Stable Diffusion web UI. Для наилучшей работы модели с ЭИ были выявлены следующие настройки: Mask blur – 4; Mask mode – inpaint masked; Masked content – fill; Inpaint area – only masked; Sampling steps – 5; Denoising strength – 0,65; Примеры обработанных Stable Diffusion изображений представлены на рисунке 3.

При обработке данных с использованием диффузионных моделей для каждого ЭИ была создана маска, которая накладывалась на все фотографии при помощи функции наложения одного изображения на другое с использованием высокоуровневого языка программирования Python. Входными параметрами были архив с ЭИ для обработки и файл наложения, а выходным параметром выступал новый архив с обработанными диффузионной моделью ЭИ.

В качестве альтернативного подхода рассматривался метод предобработки данных удалением, заключающийся в удалении всех изображений, содержащих существенные шумы и дефекты.

В качестве архитектуры машинного обучения для классификации ЭИ была выбрана нейросетевая модель EfficientNetB0, которая в процессе вычислительного эксперимента продемонстрировала наилучшую точность по сравнению с другими мобильными архитектурами (MobileNetV2, MobileNetV3). Модель EfficientNetB0 – это базовая архитектура сверхточной нейронной сети из семейства EfficientNet, известной своей высокой эффективностью.

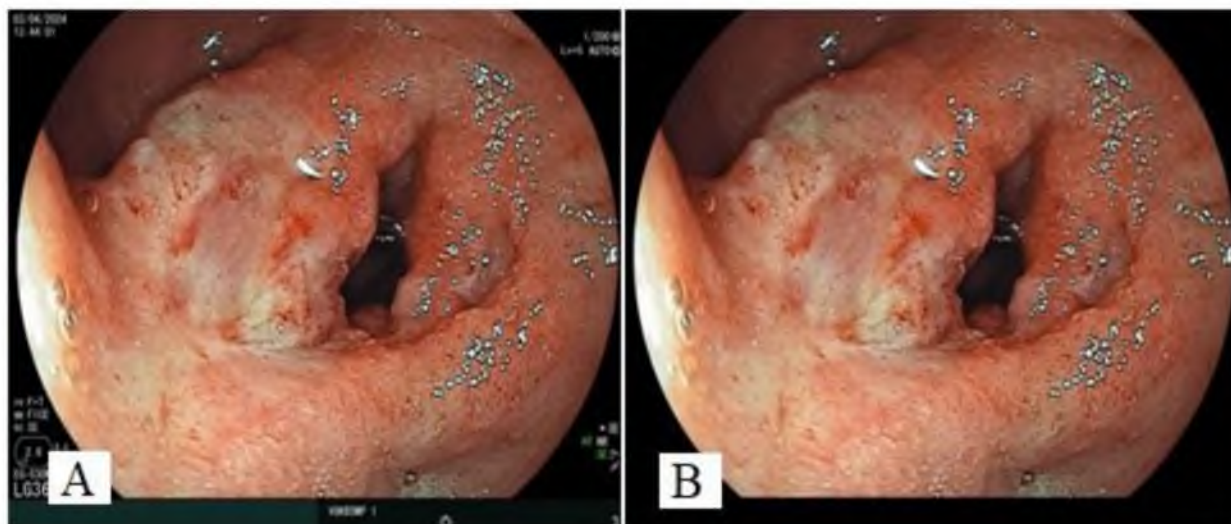


Рис. 3. Эндоскопические фотографии КГДЯ (ФИП): А – исходное изображение;
В – после обработки с использованием генеративных диффузионных моделей Stable Diffusion

Fig. 3. Endoscopic photographs of BGDU (FIIC): A – initial image;
B – after processing using Stable Diffusion generative diffusion models

Ее ключевое преимущество заключается в оригинальном подходе к масштабированию входного изображения, который равномерно и согласованно увеличивает его глубину, ширину и разрешение. Это позволяет достичь оптимального баланса между точностью и вычислительной эффективностью. В результате модель демонстрирует высокую точность распознавания изображений при значительно меньшем количестве параметров и более высокой скорости работы по сравнению с другими современными архитектурами, что делает ее идеальным решением для устройств с ограниченными ресурсами, таких как мобильные устройства. Для обучения моделей использовались открытая библиотека для МО TensorFlow (Google) и фреймворк для МО PyTorch. При обучении для повышения качества и устойчивости модели использовалась аугментация данных «на лету». Этот метод искусственно увеличивал объем тренировочной выборки за счет создания модифицированных версий изображений, что способствовало лучшему обобщению знаний и предотвращало переобучение моделей.

Для оценки эффективности модели МО использовались метрики точности: Accuracy – для оценки общей точности по 6 классам (формула 1), отражающая долю верных предсказаний модели; и Precision – для оценки точности по классам (формула 2), отражающая долю верных предсказаний класса, среди всех предсказаний этого класса.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{FP + TP + FN + FP} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} ; \quad (2)$$

где TP (True Positive) – верно предсказанные принадлежности к классу (типу ЯГДК); FP (False Positive) – неверно предсказанные принадлежности к классу; TN (True Negative) – верно предсказанные отсутствия принадлежности к классу; FN (False Negative) – неверно предсказанные отсутствия принадлежности к классу.

Результаты исследования и их обсуждение

Модель EfficientNetB0 из библиотеки torchvision.models изначально предобучена для распознавания 1 000 выходных классов изображений (немедицинских) и имеет 1 000 выходов. Поэтому до начала обучения ее последний слой был модифицирован для адаптации под 6 классов. Далее возможны две стратегии обучения:

1. Обучение всех весов сети на имеющихся данных. Минус этого подхода в том, что данных в обучающей выборке не так много, а полная архитектура сети содержит слишком большое количество весов.

2. Заморозка всех весов сети, кроме весов последнего модифицированного слоя, и обучение только весов последнего слоя. Минус этого подхода в том, что для адаптации к обучающему набору данных будет использован только один слой сети.

Для определения наилучшей стратегии обучения было обучено 4 модели EfficientNetB0:

1. Модель классификации по 6 классам с предобработкой данных удалением без заморозки весов (то есть и их полной настройкой) (Модель-I).

2. Модель классификации по 6 классам с предобработкой данных удалением с заморозкой весов (для изменения весов доступен только последний слой) (Модель-II).

3. Модель классификации по 6 классам с предобработкой данных StableDiffusion без заморозки весов (Модель-III).

4. Модель классификации по 6 классам с предобработкой данных StableDiffusion с заморозкой весов (для изменения весов доступен только последний слой) (Модель-IV).

Для оценки эффективности распознавания типа ЯГДК модели EfficientNetB0 была использована тренировочная выборка из 70 % ЭИ из используемого набора данных, остальные 30 % ЭИ составили тестовую выборку. Графики обучения и матрица ошибок на тестовой выборке для всех моделей представлены на рисунках 4–11.

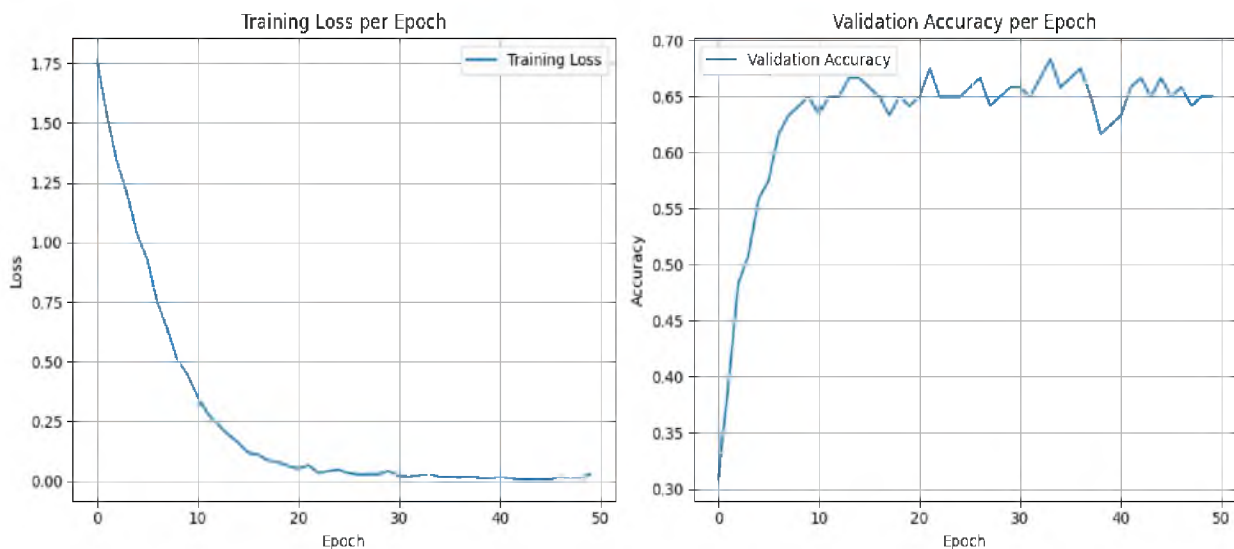


Рис. 4. Графики обучения модели EfficientNetB0 классификации по 6 классам с предобработкой данных удалением без заморозки весов

Fig. 4. Graph of the training of the EfficientNetB0 model for classification into six classes with data preprocessing by deleting weights without freezing

График на рисунке 4 демонстрирует динамику процесса обучения модели без замораживания весов и без применения генеративных диффузионных моделей для предобработки данных. Показаны кривая ошибок на тренировочном наборе (слева) и изменение метрики точности на тестовом наборе данных, позволяющие оценить стабильность и скорость обучения.

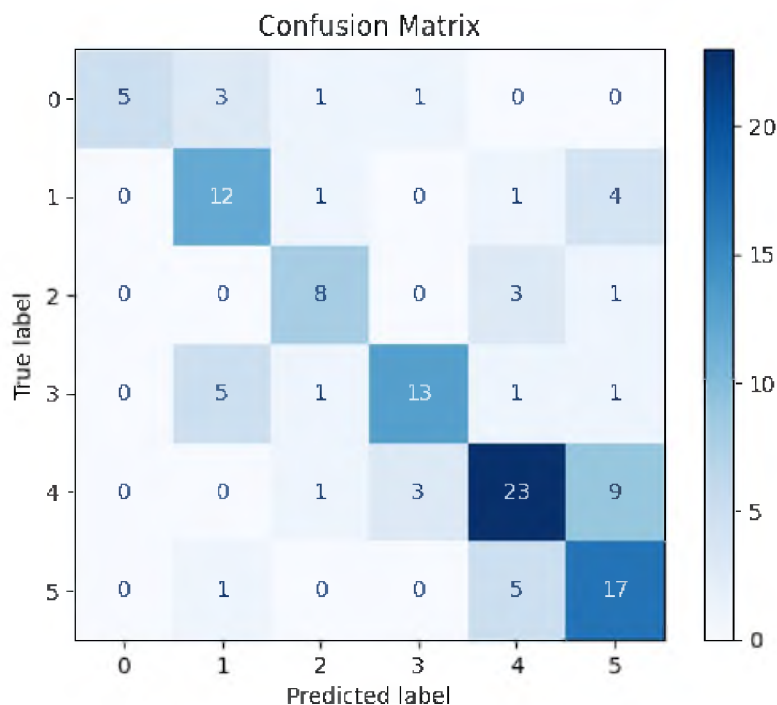


Рис. 5. Матрица ошибок на тестовых данных модели EffcientNetB0 классификации по 6 классам с предобработкой данных удалением без заморозки весов

Fig. 5. Matrix of errors of the EffcientNetB0model of classification into six classes with data preprocessing by deleting without freezing weights

На рисунке 5 представлена матрица ошибок (confusion matrix), иллюстрирующая результаты классификации тестового набора данных. Цветовые градации указывают на частоту правильных или ложных классификаций по каждому типу кровотечения. Из рисунка видно, насколько хорошо модель справлялась с каждым отдельным классом. На диагонали находится количество правильных предсказаний каждого класса на тестовых данных (не участвовавших в обучении и настройке модели). Здесь использованы следующие обозначения: 0 – это класс FIA; 1 – класс FIB; 2 – класс FIIA; 3 – класс FIIB; 4 – класс FIIC; 5 – класс FIH. Видно, что сильнее всего данная модель путает классы 4 и 5.

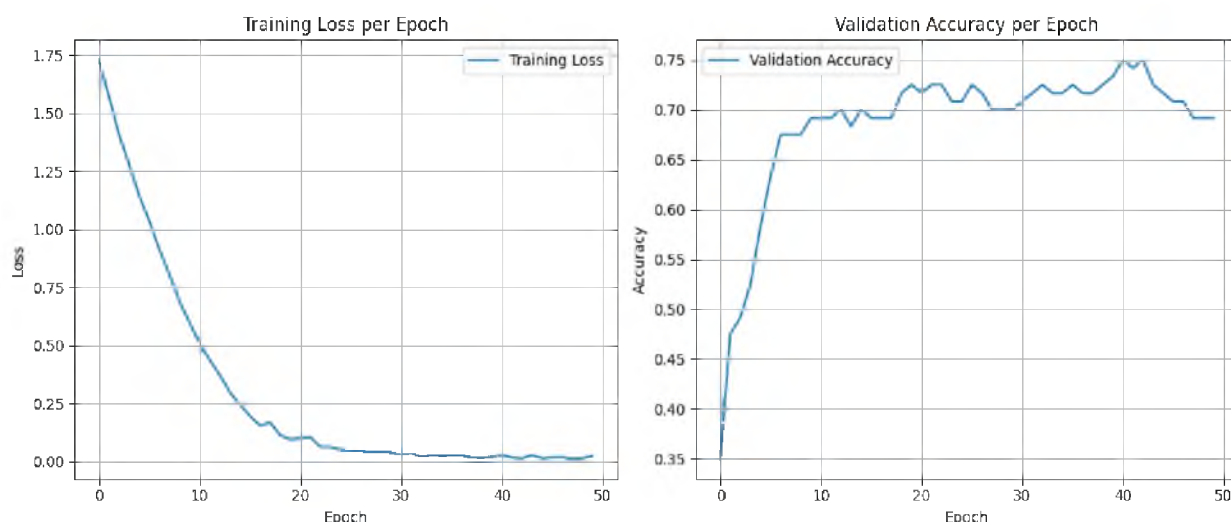


Рис. 6. Графики обучения модели EffcientNetB0 классификации по 6 классам с предобработкой данных удалением с заморозкой весов (для изменения весов доступен только последний слой)

Fig. 6. Graph of the training of the EffcientNetB0 model for classification into six classes with data preprocessing by deleting and freezing weights (only the last layer is available for changing weights)

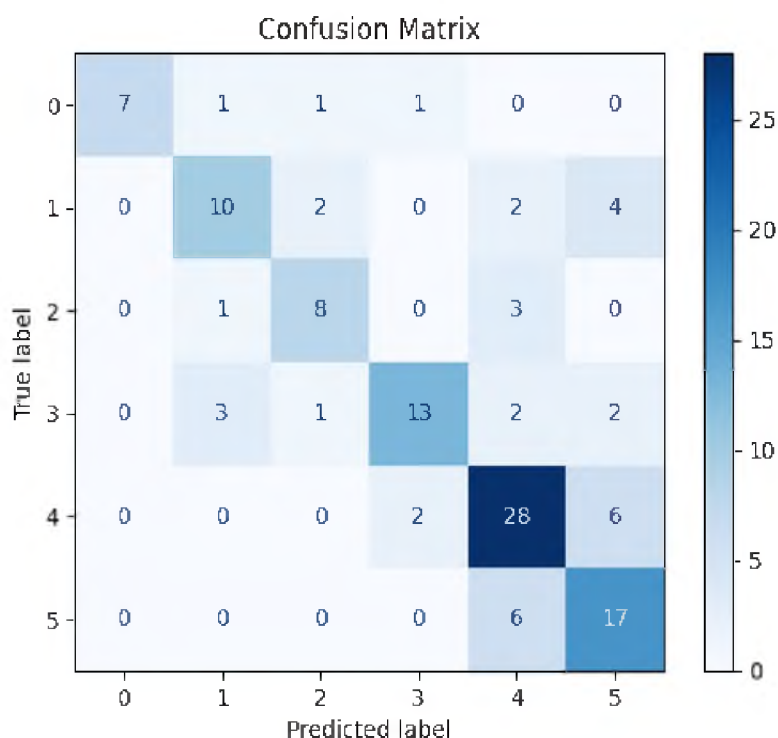


Рис. 7. Матрица ошибок на тестовых данных модели EfficientNetB0 классификации по 6 классам с предобработкой данных удалением с заморозкой весов (для изменения весов доступен только последний слой)

Fig. 7. Matrix of errors of the EfficientNetB0 model of classification into six classes with data preprocessing by deleting and freezing weights (only the last layer is available for changing weights)

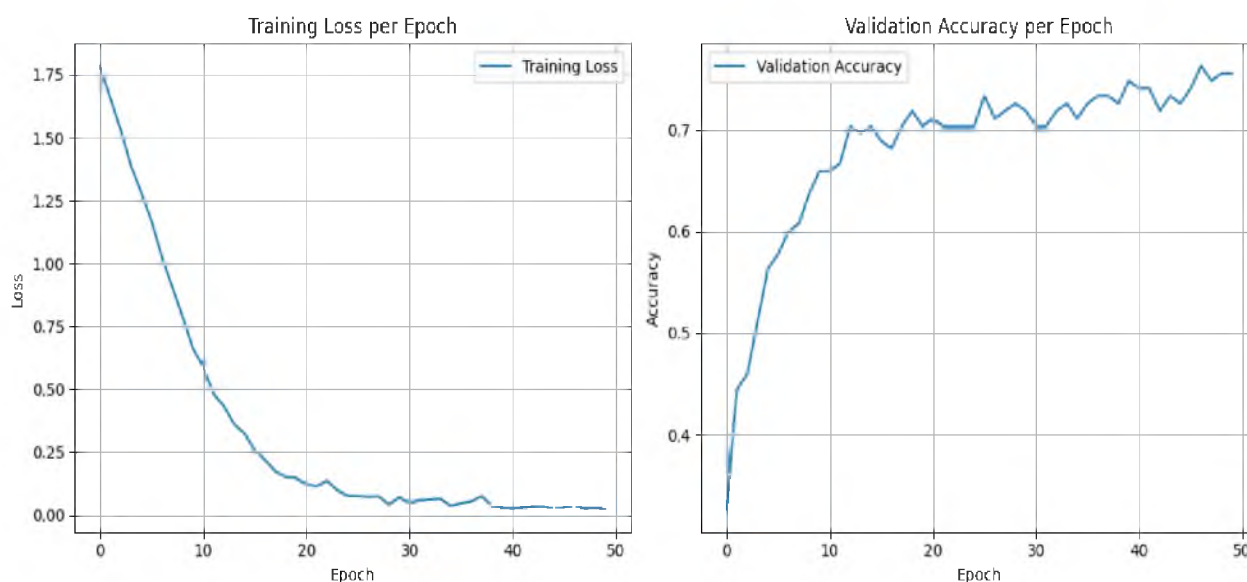


Рис. 8. Графики обучения модели EfficientNetB0 с предобработкой данных StableDiffusion без заморозки весов

Fig. 8. Graph of the Efficientnetb0 model training with StableDiffusion data preprocessing without freezing weights

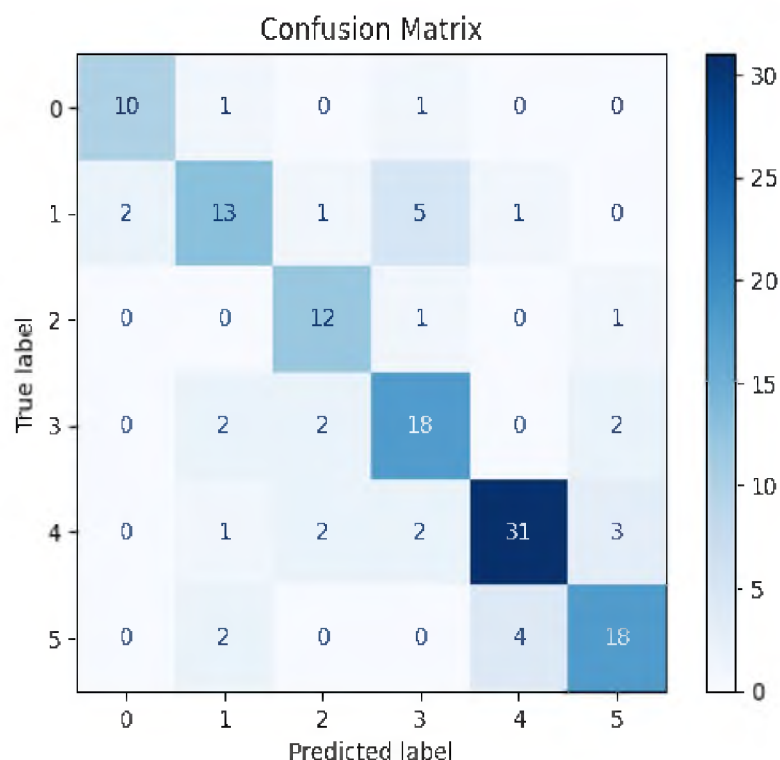


Рис. 9. Матрица ошибок на тестовых данных модели EfficientNetB0 с предобработкой данных StableDiffusion без заморозки весов
Fig. 9. Error matrix of the Efficientnetb0 model with preprocessing of StableDiffusion data without freezing weights

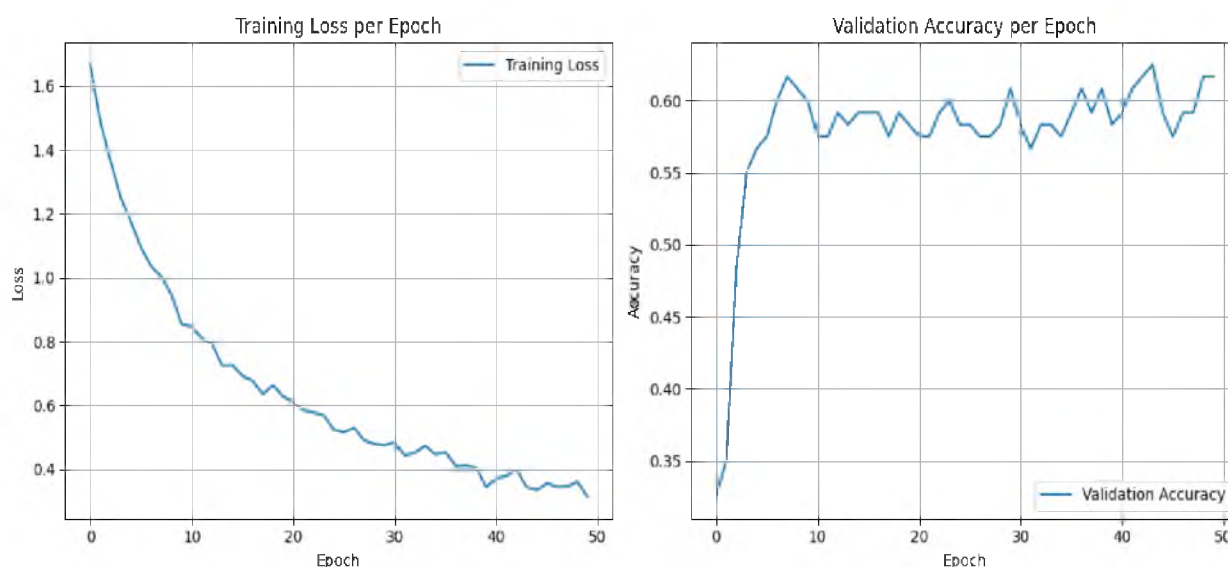


Рис. 10. Графики обучения модели EfficientNetB0 классификации по 6 классам с предобработкой данных StableDiffusion с заморозкой весов (для изменения весов доступен только последний слой)
Fig. 10. Graph of the training of the EfficientNetB0 model of classification into six classes with preprocessing of StableDiffusion data with freezing of weights (only the last layer is available for changing weights)

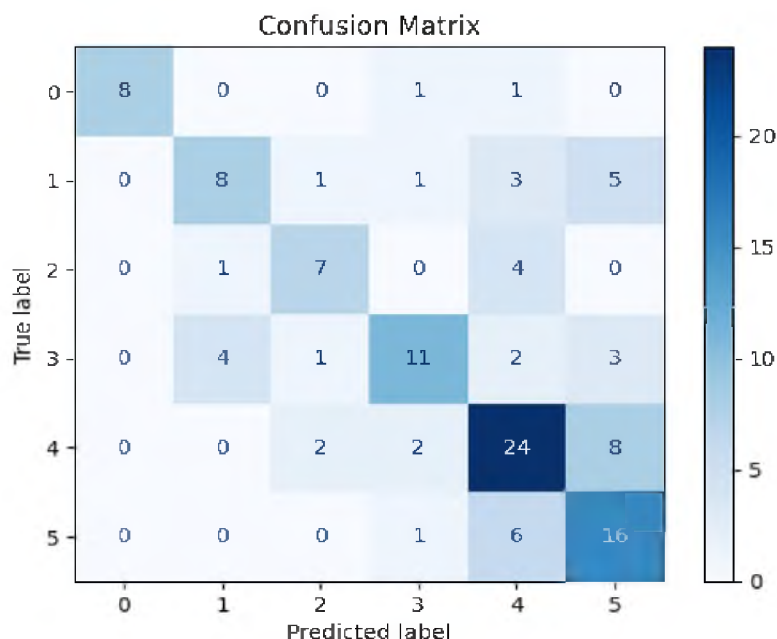


Рис. 11. Матрица ошибок на тестовых данных модели EfficientNetB0 классификации по 6 классам с предобработкой данных StableDiffusion с заморозкой весов (для изменения весов доступен только последний слой)

Fig. 11. Matrix of errors of the Efficientnetb0 model of classification into 6 classes with preprocessing of StableDiffusion data with freezing of weights (only the last layer is available for changing weights)

В таблице представлены результаты тестирования для каждой описанной модели с указанием точности на тестовом наборе как общей (Accuracy), так и для каждого отдельного класса (Precision). В тестовом наборе для ЭИ с предобработкой данных удалением содержится 120 изображений, для датасета с предобработкой данных StableDiffusion – 135 изображений.

Таблица
Table

Точность классификации моделей EfficientNetB0
Classification accuracy of EfficientNetB0 models

Вид модели EfficientNetB0	Точность по типам ЯГДК по J.Forrest, 1974						Общая точность для всех типов ЯГДК
	FIA	FIB	FIIA	FIIB	FIIC	FIH	
Модель-I (%)	100	57	67	76	70	53	65
Модель-II (%)	100	67	67	81	68	59	69,17
Модель-III (%)	83	68	71	67	86	75	75,56
Модель-IV (%)	100	62	64	69	60	50	61,67

Как видно из данных таблицы, уровень точности различных моделей EfficientNetB0 при различных типах ЯГДК имел существенные отличия. Так, наилучший результат точности при типе кровотечения FIA показали модели I, II, III с уровнем точности классификации 100 %. Модель-III при данном типе кровотечения показала уровень точности 83 %. При типе кровотечения FIB уровень точности в моделях колебался от 57 % до 68 %. При этом наилучший показатель для FIB показала Модель-III – 68 % и Модель-II 67 %. Модели IV и I имели меньший уровень точности классификации для данного типа кровотечения в 62 % и 57 % соответственно. При типе кровотечения FIIA все модели показали примерно одинаковый уровень точности – 64–71 %, однако наилучший показатель был у Модели-III – 71 %. Для FIIB модели показали точность классификации от 67 % до 81 %, при этом наилучший показатель точности для FIIB показали Модель-II – 81 % и Модель-I – 76 %. При кровотечении FIIC точность классификации моделей составила от 60 % до 86 %, наилучший показатель 86 % для

ФПС показала Модель-III. Для ФПС размах точности моделей был от 50 % до 75 %. Для данного класса кровотечения наилучший показатель 75 % также показала Модель-III. По общей точности наилучшей оказалась Модель-III – 75,56 %. При комплексной оценке изученных моделей в качестве наиболее точной и показывающей стабильные результаты была Модель-III с предобработкой SD без заморозки весов. На данную модель МО получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025681146 [Каширина и др., 2025].

С целью практического применения разработанной нейросетевой классификации ЯГДК по ЭИ Модель-III с предобработкой SD без заморозки весов была интегрирована в мобильное приложение (МПВР) для принятия врачебных решений «Эндоскопический гемостаз язвенного гастродуоденального кровотечения» (Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024680004) [Баранников и др., 2025]. Стартовое окно данного МПВР представлено на рисунке 12А.

Для загрузки модели МО в МПВР была реализована функция load Model From Assets, позволяющая загружать модель и ее веса из директории assets. При помощи библиотек expo-image-picker и expo-file-system был реализован экран Camera Screen, который предлагает пользователю выбор источника ЭИ (рисунок 12В): сделать фото или выбрать из галереи. При открытии экрана загружается модель, пользователь выбирает способ загрузки ЭИ в МП. ЭИ отображается под кнопками, полученное изображение отправляется на обработку, предсказанный тип кровотечения отображается под самим изображением (рисунок 12С).

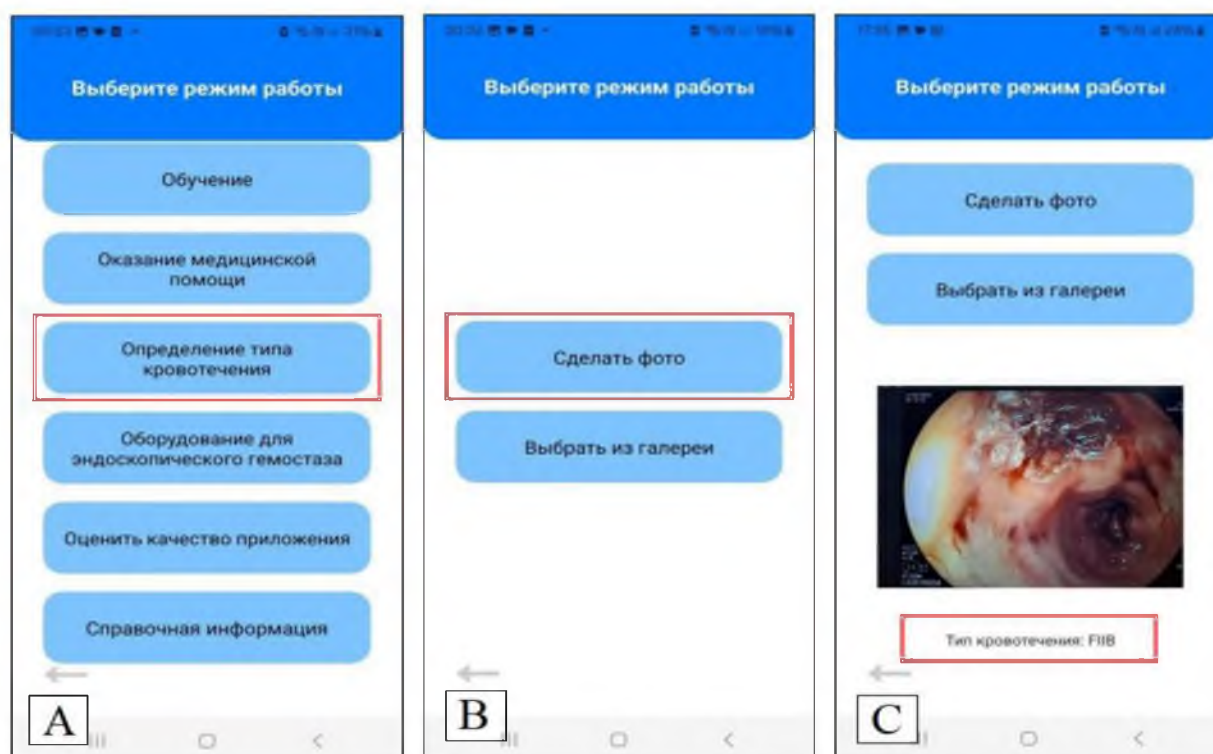


Рис. 12. Окна мобильного приложения «Экспертная цифровая система поддержки принятия врачебных решений «Эндоскопический гемостаз язвенного гастродуоденального кровотечения»»: А – стартовое окно; В – окно определения типа кровотечения; С – окно результата предсказания типа кровотечения
Fig. 12. Windows of the mobile application “Expert digital medical decision support system “Endoscopic hemostasis of ulcerative gastroduodenal bleeding””: A – Start window; B – window for determining the type of bleeding; C – window for predicting the type of bleeding

Заключение

Таким образом, в ходе проведенного исследования была впервые разработана модель машинного обучения, предназначенная для автоматизированной классификации типа



язвенного гастродуоденального кровотечения по эндоскопическим изображениям в соответствии с классификацией J. Forrest. Наилучший результат показала модель на основе архитектуры EfficientNetB0, использующая предобработку данных с помощью генеративных диффузионных моделей (Stable Diffusion) и обученная с полной настройкой всех весов сети. Продемонстрированная общая точность модели на тестовой выборке составила 75,56 %, что является конкурентоспособным результатом для задачи многоклассовой классификации в условиях ограниченного и несбалансированного набора данных.

Практическая значимость работы подтверждается успешной интеграцией разработанного алгоритма в мобильное приложение – экспертную систему поддержки принятия врачебных решений. Это создает предпосылки для его использования в реальной клинической практике в качестве вспомогательного инструмента, способного снизить субъективность эндоскопической диагностики, особенно врачами с недостаточным опытом, и минимизировать ошибки в определении тактики лечения.

Основные научно-практические результаты исследования заключаются в следующем.

1. Создан специализированный размеченный датасет эндоскопических изображений ЯГДК, адаптированный для обучения нейросетевых моделей и соответствующий требованиям медицинского сообщества.

2. Апробирована и сравнена методология предобработки изображений, включая использование генеративных нейросетевых моделей для удаления шумов и артефактов, что доказало свою эффективность для повышения точности классификации.

3. Экспериментально обоснован выбор архитектуры и стратегии обучения (EfficientNetB0 с полным обучением), обеспечивающей оптимальный баланс между точностью и вычислительной эффективностью для развертывания на мобильных устройствах.

Перспективы дальнейших исследований видятся в следующих направлениях: увеличение объема и диверсификация обучающей выборки для улучшения обобщающей способности модели; применение методов балансировки классов для повышения точности распознавания редко встречающихся типов кровотечений.

Внедрение разработанного решения в клиническую практику открывает путь к стандартизации диагностики язвенных кровотечений, повышению доступности квалифицированной эндоскопической оценки и, как следствие, к улучшению качества оказания медицинской помощи пациентам с данной жизнеугрожающей патологией.

Список литературы

- Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Банин И.Н., Судаков Д.В., Бавыкина И.А. 2025. Мобильное приложение «Профилактика гастродуоденальных кровотечений: индивидуализированная схема оценки фактов рисков, формирование рекомендаций по тактике ведения пациента». Актуальные проблемы медицины, 48(3): 390–398. doi: 10.52575/2687-0940-2025-48-3-390-398
- Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Банин И.Н., Чопоров О.Н., Судаков Д.В., Болховитинов А.Е., Каширина И.Л., Воротилина А.И. 2025. Мобильное приложение: экспертная цифровая система поддержки принятия врачебных решений «Эндоскопический гемостаз язвенного гастродуоденального кровотечения». Человек и его здоровье, 28(1): 21–30. doi: 10.21626/vestnik/2025-1/03
- Бедин В.В., Коржева И.Ю., Власенко А.В., Михайлянц Г.С., Цуркан В.А., Бочарников Д.С., Соколов К.А. 2025. Язвенные гастродуоденальные кровотечения с высоким риском рецидива. Тактика лечения. Московский хирургический журнал, (2): 200–212. doi: 10.17238/2072-3180-2025-2-200-212
- Безалтынних Е.Д., Безалтынних В.А., Зебзеев А.А. 2025. Анализ распространенности осложнений язвенной болезни желудка. Смоленский медицинский альманах, 1–2: 19–21. doi: 10.37903/SMA.2025.1.53
- Гасанов А.Ф., Галиханов Р.И., Ахмаров Н.В., Бабаева Г., Маслянинова А.Е. 2025. Роль эндоскопии в диагностике и лечении желудочно-кишечных кровотечений. Международный научно-исследовательский журнал, 3(153). doi: 10.60797/IRJ.2025.153.55

- Генрих С.Р., Дурлештер В.М., Калачев А.Г., Беданов К.М. 2025. Сложности в выборе оптимального способа хирургического лечения язвенной болезни двенадцатиперстной кишки, осложненной кровотечением. Клинический случай. Хирургия. Журнал им. Н.И. Пирогова, 2: 111–118. doi: 10.17116/hirurgia2025021111
- Ивашкин В.Т., Маев И.В., Царьков П.В., Королев М.П., Андреев Д.Н., Баранская Е.К., Бордин Д.С., Бурков С.Г., Деринов А.А., Ефетов С.К., Лапина Т.Л., Павлов П.В., Пирогов С.С., Полуэктова Е.А., Ткачев А.В., Трухманов А.С., Ульянин А.И., Федоров Е.Д., Шептулин А.А. 2024. Диагностика и лечение язвенной болезни у взрослых (Клинические рекомендации Российской гастроэнтерологической ассоциации, Российского общества колоректальных хирургов, Российского эндоскопического общества и Научного сообщества по содействию клиническому изучению микробиома человека). Российский журнал гастроэнтерологии, гепатологии, колопроктологии, 34(2): 101–131. doi: 10.22416/1382-4376-2024-34-2-101-131
- Каширина И.Л., Воротилина А.И., Баранников С.В., Чередников Е.Ф., Чопоров О.Н. 2025. Нейросетевая классификация типа язвенного гастродуоденального кровотечения по эндоскопическим изображениям. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025681146
- Ревишвили А.Ш., Оловянный В.Е., Гогия Б.Ш., Ручкин Д.В., Марков П.В., Гурмиков Б.Н., Мамошин А.В., Чилилов А.М., Кузнецов А.В., Шелина Н.В. 2025. Хирургическая помощь в Российской Федерации, М.: 192.
- Шептулин А.А., Работягова Ю.С. 2025. Этиологические факторы и особенности дифференциальной диагностики множественных язв желудка. Клиническая медицина, 103(3): 223–227. doi: 10.30629/0023-2149-2025-103-3-223-227
- Alhajlah M., Noor M.N., Nazir M., Mahmood A., Ashra, I., Karamat T. 2023. Gastrointestinal Diseases Classification using Deep Transfer Learning and Features Optimization. Comput. Mater. Contin., 75(1), 2227–2245. doi: 10.32604/cmc.2023.031890
- Bindra S., Jain R. 2024. Artificial Intelligence in Medical Science: A Review. Ir J Med Sci., 193(3): 1419–1429. doi: 10.1007/s11845-023-03570-9
- Borgli H., Thambawita V., Smedsrud P.H., Hicks S., Jha D., Eskeland S.L., Randel K.R., Pogorelov K., Lux M., Nguyen D.T.D., Johansen D., Griwodz C., Stensland H.K., Garcia-Ceja E., Schmid, P.T., Hammer H.L., Riegler M. A., Halvorsen P., de Lange T. 2020. HyperKvasir, a Comprehensive Multi-Class Image and Video Dataset for Gastrointestinal Endoscopy. Scientific data, 7(1), 283. doi: 10.1038/s41597-020-00622-y
- Cherednikov E.F., Barannikov S.V., Yuzefovich I.S., Chernykh A.V., Berezhnova T.A., Polubkova G.V., Banin I.N., Maleev Yu.V., Ovsyannikov E.S., Shkurina I.A. 2022. Modern Technologies of Endoscopic Hemostasis in the Treatment of Ulcer Gastroduodenal Bleeding: A Literature Review. International Journal of Biomedicine, 12(1): 9–18. doi: 10.21103/Article12(1)_RA1
- Liu Y., Jiang T., Li R., Yuan L., Grzegorzec M., Li C., Li X. 2025. A State of the Art Review of Diffusion Model Applications for Microscopic Image and Micro-Alike Image Analysis. Frontiers in Medicine, 12: 1551894. doi: 10.3389/fmed.2025.1551894
- Lobanovs S., Aleksejeva J., Rūtiņa A. K., Krustiņš E., Čizovs, J., Bļizņuks D. 2025. Machine Learning in Gastrointestinal Endoscopy: Challenges and Opportunities. BMJ Open Gastroenterology, 12(1): e001923. doi: 10.1136/bmjgast-2025-001923
- Shen H., Zhang, J., Xiong, B., Hu, R., Chen, S., Wan, Z., Wang, X., Zhang, Y., Gong, Z., Bao, G. 2025. Efficient Diffusion Models: A Survey. Transactions on Machine Learning Research (TMLR). doi: 10.48550/arXiv.2502.06805
- Shung D.L. Advancing Care for Acute Gastrointestinal Bleeding using Artificial Intelligence. 2021 Journal of Gastroenterology and Hepatology, 36(5): 273–278. doi: 10.1111/jgh.15372
- Tasci B., Dogan S., Tuncer T. 2025. Artificial Intelligence in Gastrointestinal Surgery: A Systematic Review. World J Gastrointest Surg., 17(8): 109463. doi:10.4240/wjgs.v17.i8.109463
- Yen H.H., Wu P.Y., Chen M.F., Lin W.C., Tsai C.L., Lin K.P. 2021. Current Status and Future Perspective of Artificial Intelligence in the Management of Peptic Ulcer Bleeding: A Review of Recent Literature. Journal of Clinical Medicine, 10(16), 3527. doi: 10.3390/jcm10163527

References

- Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Banin I.N., Sudakov D.V., Bavykina I.A. 2025. Mobile Application «Prevention of Gastroduodenal Bleeding: An Individualized Risk Assessment Scheme, the Formation



- of Recommendations on Patient Management Tactics». *Challenges in Modern Medicine*, 48(3): 390–398 (in Russian). doi: 10.52575/2687-0940-2025-48-3-390-398
- Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Banin I.N., Choporov O.N., Sudakov D.V., Bolkhovitinov A.E., Kashirina I.L., Vorotilina A.I. 2025. Mobile Application: Expert Digital Medical Decision Support System «Endoscopic Hemostasis of Ulcerative Gastroduodenal Bleeding» *Humans and their Health*, 28(1): 21–30 (in Russian). doi: 10.21626/vestnik/2025-1/03
- Bedin V.V., Korzheva I.Yu., Vlasenko A.V., Mikhailyants G.S., Turkan V.A., Bocharnikov D.S., Sokolov K.A. 2025. Ulcerative Gastroduodenal Bleeding with a High Risk of Recurrence. Treatment Tactics. *Moscow Surgical Journal*, (2): 200–212 (in Russian). doi: 10.17238/2072-3180-2025-2-200-212
- Bezaltynikh E.D., Bezaltynikh V.A., Zebzeev A.A. 2025. Analysis of the Prevalence of Complications of Gastric Ulcer. *Smolenskiy Medical Almanac*, 1–2: 19–21 (in Russian). doi: 10.37903/SMA.2025.1.53
- Hasanov A.F., Galikhanov R.I., Akhmarov N.V., Babayeva G., Maslyaninova A.E. 2025. The Role of Endoscopy in the Diagnosis and Treatment of Gastrointestinal Bleeding. *International Scientific Research Journal*, 3(153) (in Russian). doi: 10.60797/IRJ.2025.153.55
- Heinrich S.R., Durlshster V.M., Kalachev A.G., Bedanokov K.M. 2025. Choosing the Optimal Surgical Method for Duodenal Ulcer Complicated by Bleeding. *Pirogov Russian Journal of Surgery*, 2:111–118 (in Russian). doi: 10.17116/hirurgia2025021111
- Ivashkin V.T., Mayev I.V., Tsarkov P.V., Korolev M.P., Andreev D.N., Baranskaya E.K., Bordin D.S., Burkov S.G., Derinov A.A., Efetov S.K., Lapina T.L., Pavlov P.V., Pirogov S.S., Poluektova E.A., Tkachev A.V., Trukhmanov A.S., Uljanin A.I., Fedorov E.D., Sheptulin A.A. 2024. Diagnostics and Treatment of Peptic Ulcer in Adults (Clinical Guidelines of the Russian Gastroenterological Association, the Russian Society of Colorectal Surgeons, the Russian Endoscopic Society and the Scientific Society for the Clinical Study of Human Microbiome). *Russian Journal of Gastroenterology, Hepatology, Coloproctology*, 34(2): 101–131 (in Russian). doi: 10.22416/1382-4376-2024-34-2-101-131
- Kashirina I.L., Vorotilina A.I., Barannikov S.V., Cherednikov E.F., Choporov O.N. 2025. Neural Network Classification of the Type of Ulcerative Gastroduodenal Bleeding According to Endoscopic Images. Certificate of State Registration of the Computer Program N 2025681146 (in Russian).
- Revishvili A.Sh., Olovyanij V.E., Gogiya B.Sh., Ruchkin D.V., Markov P.V., Gurmikov B.N., Mamoshin A.V., Chililov A.M., Kuznecov A.V., Shelina N.V. 2025. *Surgical Care in the Russian Federation*, Moscow: 192 (in Russian).
- Sheptulin A.A., Rabotyagova Y.S. 2025. Etiological Factors and Peculiarities of Differential Diagnosis of Multiple Gastric Ulcers. *Clinical Medicine (Russian Journal)*, 03(3): 223–227 (in Russian). doi: 10.30629/0023-2149-2025-103-3-223-227
- Alhajlah M., Noor M.N., Nazir M., Mahmood A., Ashra, I., Karamat T. 2023. Gastrointestinal Diseases Classification using Deep Transfer Learning and Features Optimization. *Comput. Mater. Contin.*, 75(1), 2227–2245. doi: 10.32604/cmc.2023.031890
- Bindra S., Jain R. 2024. Artificial Intelligence in Medical Science: A Review. *Ir J Med Sci.*, 193(3): 1419–1429. doi: 10.1007/s11845-023-03570-9
- Borgli H., Thambawita V., Smedsrud P.H., Hicks S., Jha D., Eskeland S.L., Randel K.R., Pogorelov K., Lux M., Nguyen D.T.D., Johansen D., Griwodz C., Stensland H.K., Garcia-Ceja E., Schmid, P.T., Hammer H.L., Riegler M. A., Halvorsen P., de Lange T. 2020. HyperKvasir, a Comprehensive Multi-Class Image and Video Dataset for Gastrointestinal Endoscopy. *Scientific data*, 7(1), 283. doi: 10.1038/s41597-020-00622-y
- Cherednikov E.F., Barannikov S.V., Yuzefovich I.S., Chernykh A.V., Berezhnova T.A., Polubkova G.V., Banin I.N., Maleev Yu.V., Ovsyannikov E.S., Shkurina I.A. 2022. Modern Technologies of Endoscopic Hemostasis in the Treatment of Ulcer Gastroduodenal Bleeding: A Literature Review. *International Journal of Biomedicine*, 12(1): 9–18. doi: 10.21103/Article12(1)_RA1
- Liu Y., Jiang T., Li R., Yuan L., Grzegorzec M., Li C., Li X. 2025. A State of the Art Review of Diffusion Model Applications for Microscopic Image and Micro-Alike Image Analysis. *Frontiers in Medicine*, 12: 1551894. doi: 10.3389/fmed.2025.1551894
- Lobanovs S., Aleksejeva J., Rūtiņa A. K., Krustiņš E., Čizovs, J., Bļizņuks D. 2025. Machine Learning in Gastrointestinal Endoscopy: Challenges and Opportunities. *BMJ Open Gastroenterology*, 12(1): e001923. doi: 10.1136/bmjgast-2025-001923
- Shen H., Zhang, J., Xiong, B., Hu, R., Chen, S., Wan, Z., Wang, X., Zhang, Y., Gong, Z., Bao, G. 2025. Efficient Diffusion Models: A Survey. *Transactions on Machine Learning Research (TMLR)*. doi: 10.48550/arXiv.2502.06805



- Shung D.L. Advancing Care for Acute Gastrointestinal Bleeding using Artificial Intelligence. 2021 Journal of Gastroenterology and Hepatology, 36(5): 273–278. doi: 10.1111/jgh.15372
- Tasci B., Dogan S., Tuncer T. 2025. Artificial Intelligence in Gastrointestinal Surgery: A Systematic Review. World J Gastrointest Surg., 17(8): 109463. doi:10.4240/wjgs.v17.i8.109463
- Yen H.H., Wu P.Y., Chen M.F., Lin W.C., Tsai C.L., Lin K.P. 2021. Current Status and Future Perspective of Artificial Intelligence in the Management of Peptic Ulcer Bleeding: A Review of Recent Literature. Journal of Clinical Medicine, 10(16), 3527. doi: 10.3390/jcm10163527

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 13.10.2025

Поступила после рецензирования 17.10.2025

Принята к публикации 23.10.2025

Received October 13, 2025

Revised October 17, 2025

Accepted October 23, 2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Баранников Сергей Викторович, кандидат медицинских наук, доцент, доцент кафедры urgentной и факультетской хирургии, Воронежский государственный медицинский университет имени Н.Н. Бурденко, г. Воронеж, Россия

[ORCID: 0000-0002-2620-9836](https://orcid.org/0000-0002-2620-9836)

Каширина Ирина Леонидовна, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры математических методов исследования операций, Воронежский государственный университет, г. Воронеж, Россия; профессор кафедры технологий искусственного интеллекта РТУ МИРЭА, г. Москва, Россия

[ORCID: 0000-0002-8664-9817](https://orcid.org/0000-0002-8664-9817)

Чередников Евгений Федорович, доктор медицинских наук, профессор, заведующий кафедрой urgentной и факультетской хирургии, Воронежский государственный медицинский университет имени Н.Н. Бурденко, г. Воронеж, Россия

[ORCID: 0000-0003-2048-6303](https://orcid.org/0000-0003-2048-6303)

Пархисенко Юрий Александрович, доктор медицинских наук, профессор, профессор кафедры специализированных хирургических дисциплин, Воронежский государственный медицинский университет имени Н.Н. Бурденко, г. Воронеж, Россия

[ORCID: 0000-0002-6486-9405](https://orcid.org/0000-0002-6486-9405)

Воротилина Анастасия Игоревна, студент магистратуры кафедры математических методов исследования операций, Воронежский государственный университет, г. Воронеж, Россия

[ORCID: 0009-0006-1823-9441](https://orcid.org/0009-0006-1823-9441)

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Sergey V. Barannikov, Candidate of Sciences in Medicine, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Urgent and Faculty Surgery, N.N. Burdenko Voronezh State Medical University, Voronezh, Russia

Irina L. Kashirina, Doctor of Sciences in Technology, Professor, Professor of the Department of Mathematical Methods of Operations Research, Voronezh State University, Voronezh, Russia; Professor at the Department of Artificial Intelligence Technologies at RTU MIREA, Moscow, Russia

Evgeniy F. Cherednikov, Doctor of Sciences in Medicine, Professor, Head of the Department of Urgent and Faculty Surgery, N.N. Burdenko Voronezh State Medical University, Voronezh, Russia

Yuriy A. Parhisenko, Doctor of Sciences in Medicine, Professor, Professor of the Department of Specialized Surgical Disciplines, N.N. Burdenko Voronezh State Medical University, Voronezh, Russia

Anastasia I. Vorotilina, Graduate Student of the Department of Mathematical Methods of Operations Research, Voronezh State University, Voronezh, Russia