

Алгоритм искусственного интеллекта в оценке сердца плода. Первые этапы разработки НМИЦ АГП имени академика В.И. Кулакова

© Бокерия Е.Л.^{1, 2}, Яннаева Н.Е.^{1, 6*}, Сенча А.Н.^{1, 3}, Костюков К.В.¹,
Прялухин И.А.^{1, 4, 5}, Голошубов П.А.¹, Джабиев А.В.¹, Потапова А.А.¹,
Передвигина А.В.¹, Коротченко О.Е.¹, Машинец Н.В.¹, Ляпунов А.К.¹

¹ ФГБУ “Национальный медицинский исследовательский центр акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России; 117997 Москва, ул. Академика Опарина, д. 4, Российская Федерация

² ФГАОУ ВО Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский Университет); 119991 Москва, ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2, Российская Федерация

³ ФГАОУ ВО Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова Минздрава России; 117997 Москва, ул. Островитянова, д. 1, Российская Федерация

⁴ ФГБУ “Государственный научный центр Российской Федерации – Федеральный медицинский биофизический центр имени А.И. Бурназяна” Федерального медико-биологического агентства России; 123098 Москва, ул. Маршала Новикова, д. 23, Российская Федерация

⁵ СПб ГБУЗ “Городской перинатальный центр №1”; 193312 Санкт-Петербург, пр. Солидарности, д. 6, Российская Федерация

⁶ ФГБОУ ВО “Рязанский государственный медицинский университет имени академика И.П. Павлова” Минздрава России; 390026 Рязань, ул. Высоковольная, д. 9, Российская Федерация

Патология сердечно-сосудистой системы плода – это наиболее распространенный вид врожденных пороков развития, находится на втором месте среди причин младенческой смертности и составляет 47% всех причин смерти от пороков развития. Общепринятый минимальный расчетный показатель частоты врожденных пороков сердца (ВПС) – 8 случаев на 1 тыс. живорожденных (5–9 из 1000 новорожденных).

Оценка сердца плода является сложной задачей, главным образом из-за небольшого размера сердца, произвольных движений плода, неудобного положения плода.

Дифференциальная диагностика нормального сердца плода и сердца с ВПС, требующим кардиохирургической помощи после рождения, является важной, а иногда критически необходимой целью ультразвукового исследования плода.

Цель исследования: создание системы поддержки принятия врачебных решений путем формирования алгоритма осмотра сердца плода с помощью искусственного интеллекта, результатом которого должен стать один из вариантов медицинского заключения: “норма” – правильное строение сердца – ВПС нет; “не норма” – неправильное строение сердца – нельзя исключить наличие ВПС, рекомендована расширенная эхокардиография плода в кратчайшие сроки.

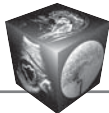
Материал и методы. Исследование проводилось на сроке беременности 18–21 нед. Каждое исследование на одного пациента содержало видеофайлы пяти стандартных проекций сердца. Каждый срез представлен не менее чем 25 кадрами. Верификация была выполнена путем подтверждения/изменения диагноза врачом-экспертом, а также подтверждением диагноза после рождения.

Результаты. В результате выполнения работ задача определения зон грудной клетки и сердца плода решена с точностью 98%, задача классификации среза сердца на кадре – с точностью 82%, задача определения патологии на срезах сердца – с точностью 77%.

Заключение. Результаты показали, что алгоритм искусственного интеллекта может повысить точность ультразвукового диагностики сердца плода и имеет хорошую прикладную ценность. Ожидается, что методы искусственного интеллекта внесут вклад в стандартизацию и оптимизацию эхокардиографии плода, повысят процент пренатальной диагностики ВПС и тем самым приведут к снижению младенческой смертности и детской инвалидизации.

Ключевые слова: плод человека; врожденные пороки сердца; искусственный интеллект; ультразвуковая пренатальная диагностика; свёрточная нейронная сеть; глубокое обучение; ультразвуковое исследование плода; пренатальная диагностика

Авторы подтверждают отсутствие конфликтов интересов.



Для цитирования: Бокерия Е.Л., Яннаева Н.Е., Сенча А.Н., Костюков К.В., Прялухин И.А., Голошубов П.А., Джабиев А.В., Потапова А.А., Передвижина А.В., Коротченко О.Е., Машинец Н.В., Ляпунов А.К. Алгоритм искусственного интеллекта в оценке сердца плода. Первые этапы разработки НМИЦ АГП имени академика В.И. Кулакова. *Медицинская визуализация*. 2025; 29 (3): 67–79. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1484>

Поступила в редакцию: 16.06.2024. **Принята к печати:** 09.06.2025. **Опубликована online:** 09.06.2025.

Artificial intelligence in evaluating the fetal heart. The first stages of development of the Moscow Kulakov National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology

© Ekaterina L. Bokerija^{1,2}, Natalia E. Yannaeva^{1, 6*}, Aleksandr N. Sencha^{1, 3},
Kirill V. Kostyukov¹, Ivan A. Prialukhin^{1, 4, 5}, Petr A. Goloshubov¹, Alan V. Djabiev¹,
Alyona A. Potapova¹, Anastasiia V. Peredvigina¹, Olga E. Korotchenko¹,
Natalia V. Mashinets¹, Alexandr K. Lyapunov¹

¹ National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov of the Ministry of Healthcare of the Russian Federation; 4, Akademika Oparina street, Moscow 117997, Russian Federation

² I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University); 8, bld. 2, Trubetskaya str., Moscow 119991, Russian Federation

³ Pirogov Russian National Research Medical University; 1, Ostrivtyanova str., Moscow 117997, Russian Federation

⁴ The A.I. Burnazyan Federal Medical Biophysical Center of the Federal Medical and Biological Agency of Russia; 23, Marshal Novikov str., Moscow 123098, Russian Federation

⁵ City Perinatal Center No. 1; 6, Solidarnosty prosp., Saint-Petersburg 193312, Russian Federation

⁶ Ryazan State Medical University named after academician I.P. Pavlov; 19, Vysokovolt'naya str., Ryazan 390026, Russian Federation

Pathology of the fetal cardiovascular system is the most common type of congenital malformations and is in second place among the causes of infant mortality and accounts for 47% of all causes of death from malformations.

The effectiveness and result of cardiac surgery largely depend on the earliest diagnosis of heart disease, on the readiness of medical staff to provide medical care to a newborn with CHD and on the ability to arrange timely transportation of a newborn to a cardiac surgery center as soon as possible.

Fetal heart assessment is a difficult task, mainly due to the small size of the heart, involuntary fetal movements, and lack of experience in fetal echocardiography by some ultrasound specialists

The objective of our study is to create a medical decision support system by forming an algorithm for examining the fetal heart using AI. The result of which should be one of the medical opinion options: "normal" – correct heart structure – no congenital heart disease; "not normal" – abnormal heart structure – the presence of congenital heart disease cannot be ruled out, extended fetal echocardiography is recommended as soon as possible.

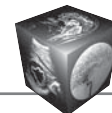
One of the tasks of our work was: the formation of an algorithm for examining the fetal heart using AI, the result of which should be one of the options for a medical conclusion: "norm" – correct heart structure – there is no CHD; "not norm" – incorrect heart structure – the presence of CHD cannot be excluded, extended fetal echocardiography is recommended as soon as possible.

Research methodology. The study was conducted at the gestation period of 18–21 weeks. Each study per patient contained video files of five standard projections of the heart. Each slice is represented by at least 25 frames. Verification was performed by confirming/changing the diagnosis by an expert doctor, as well as confirming the diagnosis after birth.

As a result of the work, the task of determining the zones of the chest and heart of the fetus was solved with an accuracy of 98%; the task of classifying the slice of the heart on the frame was solved with an accuracy of 82%, the task of determining pathology on the slices of the heart was solved with an accuracy of 77%.

Conclusions. The results showed that the artificial intelligence algorithm can improve the accuracy of ultrasound diagnosis of the fetal heart and has good applied value. It is expected that artificial intelligence methods will contribute to the standardization and optimization of fetal echocardiography, increase the percentage of prenatal diagnosis of CHD, and thereby lead to a decrease in infant mortality and childhood disability.

Keywords: fetus; congenital heart defects; artificial intelligence; ultrasound diagnostics; artificial intelligence; convolution neural network; deep learning; fetal ultrasound; prenatal diagnosis



Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest. The study had no sponsorship.

For citation: Bokeria E.L., Yannaeva N.E., Sencha A.N., Kostukov K.V., Prialukhin I.A., Goloshubov P.A., Djabiev A.V., Potapova A.A., Peredvigina A.V., Korotchenko O.E., Mashinec N.V., Lypunov A.K. Artificial intelligence in evaluating the fetal heart. The first stages of development of the Moscow Kulakov National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology. *Medical Visualization*. 2025; 29 (3): 67–79. <https://doi.org/10.24835/1607-0763-1484>

Received: 16.06.2024.

Accepted for publication: 09.06.2025.

Published online: 09.06.2025.

Введение

Патология сердечно-сосудистой системы плода – это наиболее распространенный вид врожденных пороков развития, находится на втором месте среди причин младенческой смертности и составляет 47% всех причин смерти от пороков развития [1].

Общепринятый минимальный расчетный показатель частоты врожденных пороков сердца (ВПС) – 8 случаев на 1000 живорожденных (5–9 из 1000 новорожденных) [2–4].

В Российской Федерации ежегодно рождаются около 20 000 детей с ВПС. При этом 25% всех ВПС являются критическими, то есть требуют хирургической коррекции в первые дни жизни [2]. 18% живорожденных детей с ВПС умирают в течение первого года [2, 5].

Объем и качество медицинской помощи новорожденным с ВПС зависят от своевременной диагностики ВПС. Ранняя пренатальная диагностика пороков сердца у плода, которые поддаются хирургической коррекции, снижает уровень инвалидизации и смертности в перинатальном периоде. Поэтому дифференциальная диагностика нормального сердца плода и сердца с ВПС, требующим кардиохирургической помощи после рождения, является важной, а иногда критически необходимой целью ультразвукового исследования (УЗИ) плода.

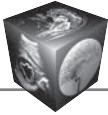
Для пренатальной диагностики ВПС, согласно рекомендациям ISUOG Practice Guidelines (2023), используется 5 стандартных проекций сердца [6]. В нашей стране обязательными срезами для оценки сердца являются: четырехкамерный срез и срез через 3 сосуда и трахею и еще 2 дополнительных среза: срез через выносящий тракт левого желудочка и срез через выносящий тракт правого желудочка [7].

При выведении четырехкамерного среза сердца возможна диагностика >50% серьезных пороков сердца у плода, при добавление срезов через выходные тракты и среза через 3 сосуда и трахею чувствительность диагностики ВПС увеличивается до 90% [8–12]. На практике частота пренатально диагностируемых ВПС составляет 30% [12]. И даже там, где проводилось экспертное УЗИ плода, специфичность также неоптимальна и составляет всего 40–50% [11–13].

Оценка сердца плода человека требует экспертных знаний и многолетнего обучения специалиста [14]. Выведение и интерпретация стандартных плоскостей сердца плода во время УЗИ в скрининговые сроки беременности является сложной задачей главным образом из-за небольшого размера сердца, произвольных движений плода, артефактов изображения, таких как затенение от позвоночника и ребер плода, и, в некоторых случаях, из-за отсутствия опыта в области эхокардиографии плода у специалистов пренатальной диагностики [15–17]. Стандартное исследование плода включает в себя тысячи кадров изображений, охватывающих несколько структур за одну “развертку” видео, и диагностических кадров, представляющих интерес для исключения порока сердца, может быть лишь несколько и поэтому их легко пропустить [18]. Автоматическая обработка изображений может предоставить необходимые инструменты, которые помогут специалистам.

Технологии искусственного интеллекта (ИИ) в медицине используют алгоритмы и программное обеспечение для аппроксимации человеческих знаний при анализе сложных медицинских данных [19]. Глубокое обучение – это отрасль машинного обучения, в которой используются сверхточные нейронные сети (CNN), которые обеспечивают масштабируемый подход к классификации изображений и распознаванию объектов [20]. Алгоритмы глубокого обучения превосходятно справляются с распознаванием изображений, позволяет быстро сканировать и анализировать визуальную информацию, что помогает ускорить и упростить процесс диагностики.

Развитие ИИ в УЗИ в акушерстве – это динамично-развивающееся направление. УЗИ плода представляет сложную задачу для технологий ИИ, поскольку ставит ряд уникальных задач, которые могут влиять на интеллектуальное обнаружение анатомических структур и их измерение: подвижность плода, развивающаяся анатомия плода, необходимость получения определенных плоскостей для диагностики, которые могут быть как труднодоступными, так и ограничены положением плода и телосложением матери [21–24]. При этом анализ анатомии сердца плода представляет собой наиболее сложную задачу для технологий ИИ из-



за сложности диагностического анализа строения сердца и относительно высокой частоты сердечбиения [18, 23, 24].

В последние годы проведено несколько работ по применению технологии ИИ в оценке сердца плода. В 2021 г. S. Nurmaini и соавт. предложили сделать эхокардиографию плода автоматической. В их исследовании предлагается компьютерная эхокардиография сердца плода на основе глубокого обучения с использованием подхода сегментации экземпляров. Авторы использовали 1149 статических изображений сердца плода без ВПС и 3 изображения с ВПС. Результат показал, что предложенная модель решила вопрос обнаружения ВПС со средней точностью около 98,30% для вариаций внутри изображений у одного пациента и 82,42% для вариаций между пациентами [25].

R. Arnaout и соавт. (2021) также провели работу по обучению интегрированной модели нейронной сети отличать нормальное сердце от сложных ВПС на основе 1326 ультразвуковых изображений в В-режиме. Модель была протестирована внутри компании с концентрацией AUC 0,99, чувствительностью 95%, специфичностью 96% и отрицательной прогностической ценностью 100%. Их результаты показали, что чувствительность модели сопоставима с чувствительностью клиницистов и хорошо работает как на внешних наборах данных, так и на изображениях более низкого качества [18].

В 2022–2023 гг. в Китае также проводились исследования по использованию технологий ИИ в эхокардиографии плода. Итоги этих исследований продемонстрировали, что методы машинного обучения эффективно помогают выявлять анатомические структуры сердца плода и оценивать их соответствие стандартам [26, 27].

Во всех программах ИИ в пренатальной диагностике, описанных в доступных источниках информации, используются статические кадры, в то время как выведение качественного информативного кадра со стандартным срезом определенной проекции сердца иногда занимает больше времени врача, чем сохранение видеофайла с той же проекцией сердца. При видеофиксации кадры, свидетельствующие о наличии ВПС, с большей вероятностью попадут в поле зрения анализатора.

Цель исследования: создание системы поддержки принятия врачебных решений путем формирования алгоритма ИИ осмотра сердца плода, результатом которого должен стать один из вариантов медицинского заключения: “норма” – правильное строение сердца – ВПС нет; “не норма” – неправильное строение сердца – нельзя исклю-

чить наличие ВПС, рекомендована расширенная эхокардиография плода в кратчайшие сроки.

Задачи исследования:

- 1) разработка функциональных и диагностических требований к алгоритму ИИ;
- 2) создание набора данных обучения и тестирования алгоритма ИИ: оцифрованных и размеченных кинопетель сердца плода с нормой и патологией;
- 3) тестирование алгоритма ИИ.

Материал и методы

Исследование проводилось на базе ФГБУ “Национальный медицинский исследовательский центр акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России врачами отделения ультразвуковой и функциональной диагностики в период с ноября 2023 г. по май 2024 г.

Все исследования проводились на сроке беременности 18–21 нед. Пациентки подписывали информированное согласие.

УЗИ проводились на аппаратах разного класса экспертности: Medison AccuvixA30, Voluson E6 (GE), Voluson E8 (GE), Voluson E10 (GE), Samsung medison WS80, на ультразвуковой системе Toshiba Aplio 500, Toshiba Aplio XG.

Каждое исследование на одного пациента содержало видеофайлы следующих проекций сердца: видеофайл желудок–сердце, подтверждающий правильное положение сердца, четырехкамерный срез сердца, выходной тракт левого желудочка, выходной тракт правого желудочка, срез через 3 сосуда и трахею, сагиттальный срез дуги аорты, V-скан (рис. 1–6).

Каждый срез должен был представлен не менее чем 25 кадрами. Целевым признаком полноты проведенного исследования одного пациента является наличие всех требуемых срезов сердца. Отсутствие одного или нескольких срезов в исследовании должно было помечаться моделью ИИ.

Общее количество исследований составило 2016, количество кадров – 659 324 .jpg-файлов.

Количество исследований с патологией составило 265 (13%), количество кадров с патологией – 27 886 .jpg (13% от общего количества кадров).

На вход модели глубокого обучения поступали наборы DICOM-файлов, содержащие видеопетли выведения стандартных срезов сердца плода в серой шкале. На разметку передавались анонимизированные исследования. Для защиты персональных данных из исходных DICOM файлов были удалены теги и часть изображения, содержащие персональные данные. Обезличивание кадров проводилось внутри цифрового контура ФГБУ

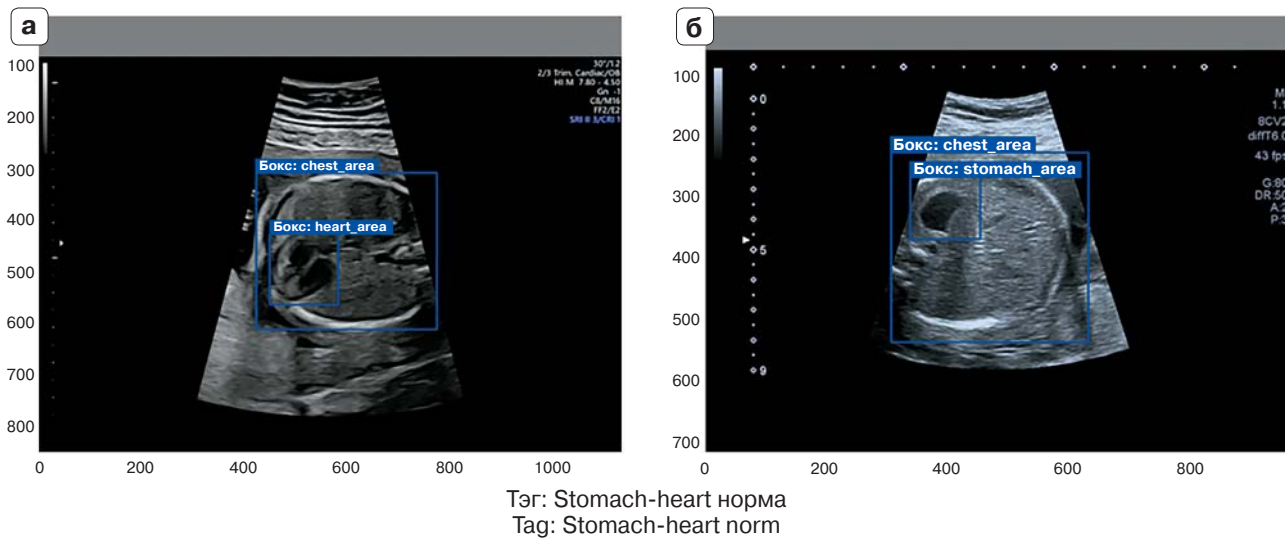


Рис. 1. а – сердце; б – желудок. Видеофайл желудок–сердце.

Fig. 1. а – the heart; б – the stomach. “Stomach–heart”.

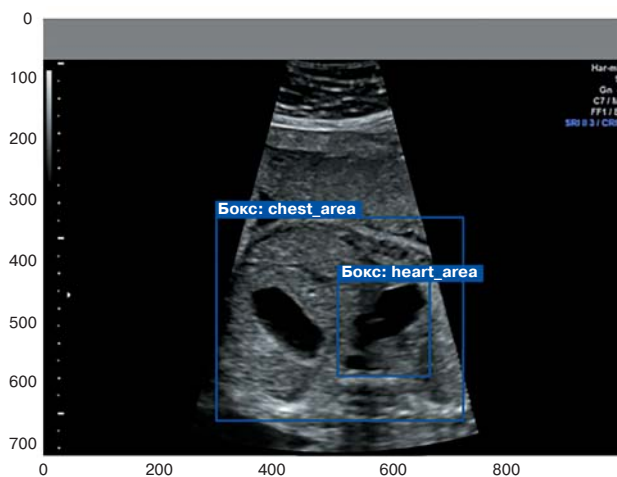


Рис. 2. Желудок и сердце. Видеофайл желудок–сердце. Патология. Желудок и сердце в одном срезе и по разные стороны.

Fig. 2. Tag: Stomach-heart disease. The stomach and the heart are in the same section and on different sides.

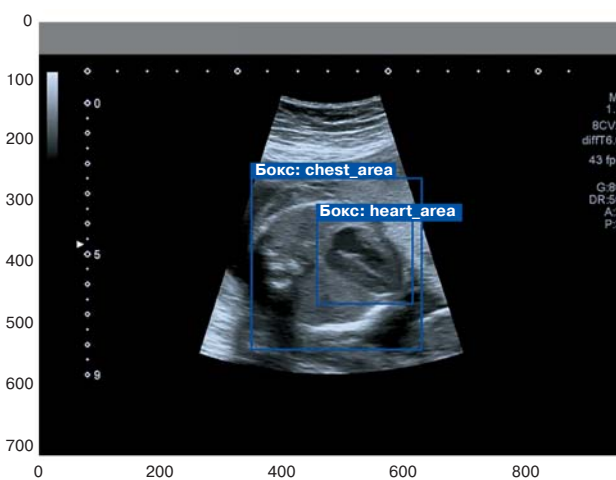


Рис. 3. Четырехкамерный срез. Норма.

Fig. 3. Tag: four_chamber – norm.

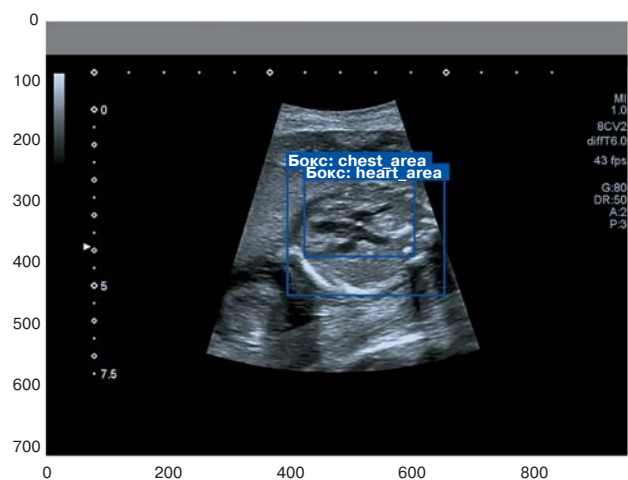


Рис. 4. Выносящий тракт левого желудочка. Норма.

Fig. 4. LVOT- norm.

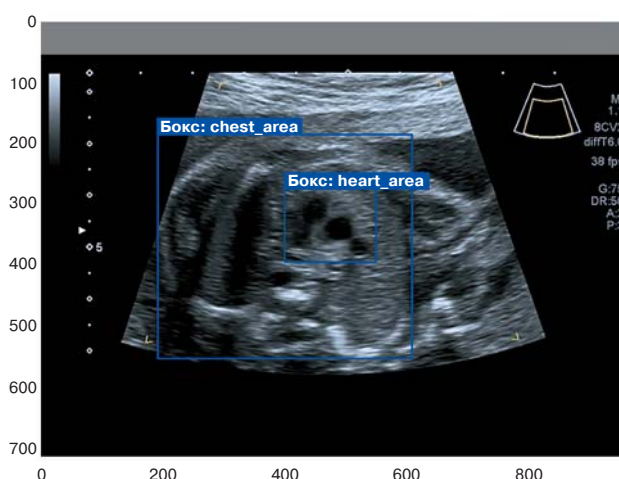
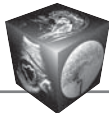


Рис. 5. Срез через три сосуда. Норма.

Fig. 5. 3V-norm.

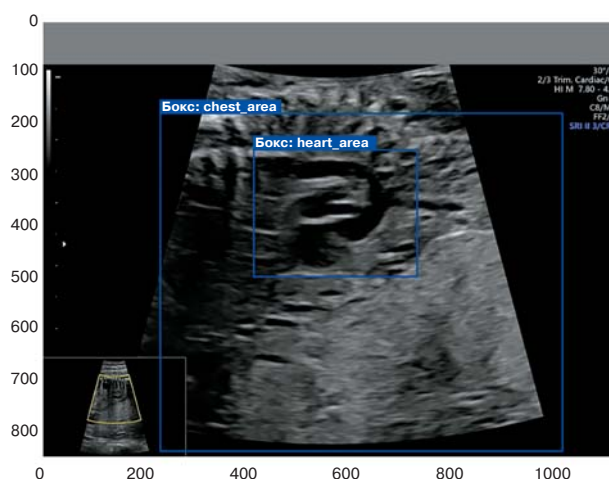


Рис. 6. Сагитальный срез через дугу аорты. Норма.

Рис. 6. SagitAO – norm.

“НМИЦ АГП имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России.

Разметка файлов выполнялась врачами ультразвуковой диагностики ФГБУ “НМИЦ АГП имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России в онлайн-инструменте разметки CVAT. Список классов представлен в табл. 1. В ней перечислены как названия проекций, так и дополнительные

метки для маркировки области сердца, нормы и патологии.

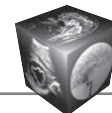
Исходные данные представляют собой эхокардиографические исследования в виде набора изображений (формат .jpg), полученных при разбиении исходного DICOM-файла на кадры.

Для создания набора данных для разработки алгоритма ИИ системы поддержки принятия вра-

Таблица 1. Методика разметки видеофайлов с проекциями сердца плода: названия проекций, дополнительные метки для маркировки области сердца, нормы и патологии

Table 1. Methodology for marking video files with fetal heart projections: projection names, additional marks for marking the heart area, norms and pathologies

Основные классы (срезы на кадре) Main classes (frame sections)			
№	Тип проекции Projection type	Название метки Label name	Цвет разметки Marking color
1	Видеофайл от желудка к сердцу / Video file from stomach to heart	Stomach-heart	
2	Четырехкамерный срез сердца / Four-chamber slice	Four_chamber	
3	Срез через 3 сосуда / Slice through three vessels	3V	
4	Выходной тракт левого желудочка / Left ventricular outflow tract	LVOT	
5	Выходной тракт правого желудочка / Right ventricular outflow tract	RVOT	
6	Срез через 3 сосуда и трахею / Slice through three vessels and the trachea	VScan	
7	Срез через дугу аорты / Slice through the aortic arch	SagitAO	
Дополнительные классы			
№	Описание области	Название метки Label name	Цвет разметки Marking color
8	Область сердца / Heart area	heart_area	
9	Область грудной клетки / Chest area	chest_area	
10	Область желудка / Stomach area	stomach_area	
11	Кадр с патологией / Frame with pathology	disease	



чебных решений исходные данные были размечены следующим образом: на каждом исследовании необходимо было разметить: анатомические области (сердце, желудок, грудная клетка) и все кадры, на которых визуализируются корректно выведенные проекции сердца с пометкой норма или патология. Отсутствие меток в исследовании означало, что на нем нет ни одной проекции, соответствующей требуемым диагностическим критериям.

Если кадр исследования обладает смазанной, нечитаемой информацией, такому кадру присваивается тэг: “Тэг: «bad_quality»”.

Разметка наличия патологических изменений представляет собой бинарную классификацию: при наличии на кадре явно определяемой патологии кадру присваивается тэг “Тэг: «disease»” (см. рис. 2). При этом если хотя бы один кадр в серии кадров одной проекции отмечен как патология, то все кадры в этой серии принимают класс “патология”.

Каждое исследование было размечено одним врачом-экспертом. Верификация диагноза была выполнена путем подтверждения/изменения диагноза врачом-экспертом, а также подтверждением диагноза после рождения. В качестве диагноза после рождения принимается норма и/или не норма.

Весь исходный набор данных был разделен на 3 выборки:

- обучающая выборка – 459 631 кадра (69,7% от исходного количества кадров);
- валидационная выборка – 100 652 кадра (15,2% от исходного количества кадров);
- тестовая выборка – 99 041 кадр (15,1% от исходного количества кадров).

Описание архитектуры модели. В основе данной работы лежит модель свёрточной нейронной сети ResNet34. Архитектура данной сети, помимо основных шагов: нормализация, активация, свёртка, понижение размерности, содержит дополнительный шаг – добавление дополнительной связи, которая пропускает несколько слоев нейронной сети. Такой подход позволяет решить проблему исчезающего градиента, связанную с тем, что на глубокие слои нейронной сети приходит очень малая величина градиента.

В данной работе модель ИИ обучалась по двум сценариям:

- статический – на вход модели подается один серый кадр,
- динамический – на вход модели подается серия из N последовательных серых кадров, где N – нечетное число.

Описание процесса обучения модели. Обучение модели проводилось с использованием сле-

дующих параметров и алгоритмов: оптимизатор Adam, LR-диспетчер ReduceLROnPlateau (количество эпох ожидания – 10; коэффициент уменьшения LR – 0.5; минимальный LR: $1.0e-7$), количество эпох – 100, размер батча – 32, функция потерь: BinaryFocalLossWithLogits, количество соседей (для динамической модели) – 3; шаг (для динамической модели): 1.

Функция BinaryFocalLossWithLogits была выбрана в качестве функции потерь из-за наличия дисбаланса в данных. Данная функция “штрафует” модель больше на сложных примерах, тем самым стимулируя модель учиться более на тех примерах, где она чаще делает ошибки.

Для оценки качества работы модели классификации использовались следующие метрики для каждого класса:

$Precision = TP / (TP + FP)$ – показатель специфичности модели;

$Recall = TP / (TP + FN)$ – показатель чувствительности модели;

$F1 = 2 * Precision * Recall / (Precision + Recall)$ – гармоническое среднее между специфичностью и чувствительностью модели, где

TP – количество предсказаний класса, совпадающих с разметкой,

FP – количество предсказаний класса, не совпадающих с разметкой,

FN – количество значений класса в разметке, не совпадающих с предсказаниями.

Результаты исследования

Статистический анализ исходных данных и размеченных классов

В ходе валидации процесса разметки была разработана методология, позволившая сформировать качественный набор данных, на основании которого были проведены все дальнейшие работы по обучению моделей компьютерного зрения и оценке эффективности этих моделей.

После фильтрации выборки (удаление файлов, не соответствующих требованиям данного исследования (без полезной информации, с PW-доплером, с не валидной разметкой)) количество кадров в обучающей выборке составило 520 865 (21% данных было отфильтровано).

В большинстве исследований была размечена только одна проекция. Были также исследования, где в видеофайле было размечено несколько проекций [2–7].

На рис. 7 представлено распределение количество кадров с различными проекциями сердца. Следует отметить, что в базе данных отмечается значительный дисбаланс в сторону наибольшего содержания кадров с проекцией “Тэг: four_

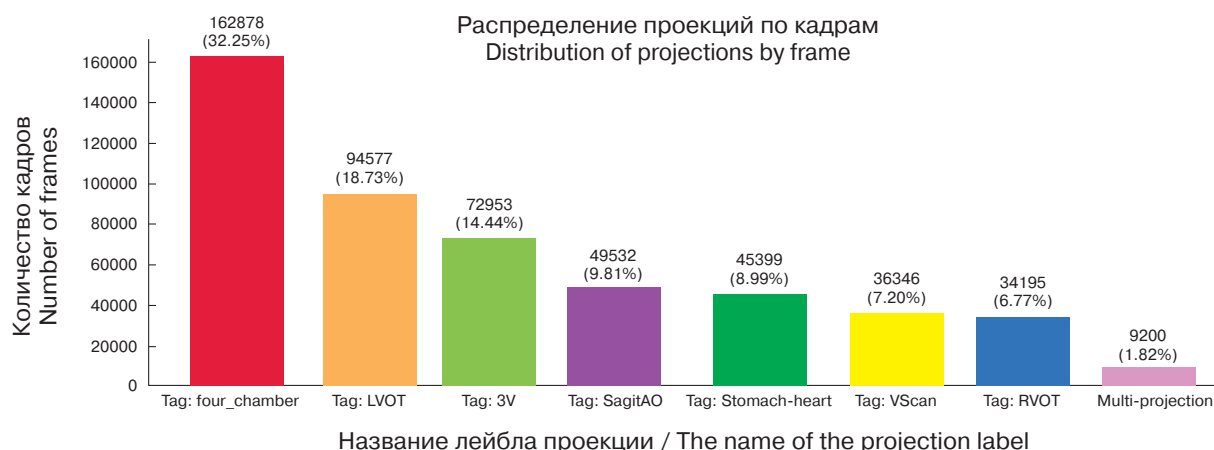
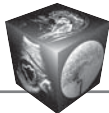


Рис. 7. Распределение проекций срезов сердца по количеству кадров в исследовании.

Примечание. Тэг: four_chamber – четырехкамерный срез, Тэг: LVOT – выходной тракт левого желудочка, Тэг: 3V – срез через 3 сосуда и трахею, Тэг: SagitAO – срез через дугу аорты, Тэг: Stomach-heart – видеофайл от желудка к сердцу, Тэг: VScan – V-скан, Тэг: RVOT – выходной тракт правого желудочка, Тэг: multi-projection – несколько проекций в одном кадре (например: срез через 3 сосуда и трахею и V-скан и/или выходной тракт правого желудочка).

Fig. 7. Distribution of heart slice projections by the number of frames in the study.

Note. Tag: four_chamber – four-chamber slice, Tag: LVOT – left ventricular outflow tract, Tag: 3V – slice through three vessels and the trachea, Tag: SagitAO – slice through the aortic arch, Tag: Stomach-heart – video file from stomach to heart, Tag: VScan – V-scan, Tag: RVOT – right ventricular outflow tract, multi-projection – several projections in one frame (for example: slice through three vessels and the trachea and V-scan and/or right ventricular outflow tract).



Рис. 8. Распределение проекций срезов сердца с патологией по количеству кадров в исследовании.

Примечание. Тэг: Stomach-heart – видеофайл от желудка к сердцу, Тэг: four_chamber – четырехкамерный срез, Тэг: 3V – срез через 3 сосуда и трахею, Тэг: LVOT – выходной тракт левого желудочка, Тэг: RVOT – выходной тракт правого желудочка, Тэг: VScan – V-скан, Тэг: SagitAO – срез через дугу аорты.

Fig. 8. Distribution of projections of heart sections with pathology by the number of frames in the study.

Note. Tag: Stomach-heart – video file from stomach to heart, Tag: four_chamber – four-chamber slice, Tag: 3V – slice through three vessels and the trachea, Tag: LVOT – left ventricular outflow tract, Tag: RVOT – right ventricular outflow tract, Tag: VScan – V-scan, Tag: SagitAO – slice through the aortic arch.



chamber” (четырёхкамерный срез сердца). Это закономерно, так как четырёхкамерный срез сердца является основной проекцией сердца для диагностики ВПС: более 50% врожденных пороков диагностируется именно в этом срезе [8, 9, 11, 12]. В нашем исследовании на одного пациента фиксировались несколько видеопетель с четырёхкамерным срезом сердца плода.

Распределение кадров с патологией также подтверждает вывод, что патологические изменения чаще всего определяются на четырёхкамерной проекции сердца (рис. 8).

Обучение модели

Обученные модели включают в себя решения по следующим задачам:

- 1) определение зон грудной клетки и сердца плода;
- 2) определение срезов сердца;
- 3) выявление наличия патологии на срезах сердца.

Тестовая выборка после фильтрации файлов составила 80 997 кадров (18,2% данных было отфильтровано).

Детекция областей плода

Выбраны два подхода: обучение без использования фоновых кадров и обучение с использованием фоновых кадров.

Выбранные модели: YOLOv5s (“small”) – 7,2 млн параметров и YOLOv5l (“large”) – 46,5 млн параметров.

С практической точки зрения лучшей моделью является YOLOs, без фона работала эффективнее, с пороговыми значениями 0,35/0,6.

Задача определения зон грудной клетки и сердца плода решена с точностью 98% и требует доработки только в случае необходимости покрытия специфичных граничных случаев (табл. 2).

Детекция стандартных проекций сердца

Выбранные два подхода:

Подход 1: классификация проекций при помощи 2 моделей:

- модель на 4 проекции (четырёхкамерный срез сердца, выносящий тракт левого желудочка, выносящий тракт правого желудочка, сагиттальный срез через дугу аорты);
- модель на 3 проекции (четырёхкамерный срез сердца, выносящий тракт левого желудочка, сагиттальный срез через дугу аорты).

Подход 2: классификация проекций при помощи одной модели на 6 классах.

Выбранные модели: YOLOv5m (“medium”) – 21,2 млн параметров и YOLOv5l (“large”) – 46,5 млн параметров.

Задача классификации среза сердца на кадре решена с точностью 82% и дает достаточно хоро-

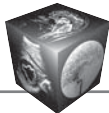
Таблица 2. Детекция областей плода на размеченных кадрах

Table 2. Detection of fetal regions in marked frames

Тип модели Model type	Пороги Conf/IoU Conf/IoU thresholds	Фоновые кадры Background footage		Специ- фичность Precision	Чувстви- тельность Recall	mAP50	mAP50-95
		сердце heart	грудная клетка the chest				
YOLOs без фона no background	0.001/0.3	99.8%	88.5%	0.984	0.984	0.985	0.632
	0.35/0.6	27%	8.8%	0.987	0.963	0.975	0.628
YOLOl без фона no background	0.001/0.3	99.5%	91.9%	0.986	0.986	0.984	0.636
	0.35/0.6	30%	15%	0.987	0.978	0.982	0.635
YOLOs с фоном with background	0.001/0.3	91.5%	50.6%	0.984	0.984	0.985	0.636
	0.35/0.6	4.3%	4.8%	0.986	0.968	0.979	0.633
YOLOl с фоном with background	0.001/0.3	97.8%	48.2%	0.984	0.984	0.984	0.632
	0.35/0.6	7.38%	8.11%	0.986	0.975	0.981	0.631

Примечание. Precision = TP / (TP + FP) – показатель специфичности модели; Recall = TP / (TP + FN) – показатель чувствительности модели. Specificity = Sp = TN / (TN + FP) специфичность – показатель, отражающий точность работы модели бинарной классификации.

Note. Precision = TP / (TP + FP) – model specificity indicator; Recall = TP / (TP + FN) – model sensitivity indicator. Specificity = Sp = TN / (TN + FP) specificity – indicator reflecting the accuracy of the binary classification model.



шую классификацию срезов, особенно для четырехкамерного и сагиттального срезов, а также, до определенной степени, для выносящего тракта левого желудочка (табл. 3).

Наибольшую сложность представляют собой срезы 3V, RVOT и VScan в связи с высокой степенью их взаимной схожести и возможностью нахождения сразу нескольких срезов на одном кадре.

Детекция патологии на стандартных срезах сердца

Задача классификации наличия отклонений на срезах сердца на кадре является наиболее сложной из поставленных и решена с точностью 77% (в рамках размеченных кадров) (табл. 4).

Лучше всего с бинарной классификацией патологий справляется модель YOLOs, работающая только на четырехкамерной проекции, с пороговыми значениями 0,35/0,6.

Подавляющее число патологий в данных присутствует на четырехкамерном срезе, в связи с чем он имеет наилучшие показатели среди прочих.

В результате выполнения работ были получены следующие метрики качества по каждой из задач:

Задача определения зон грудной клетки и сердца плода решена с точностью 98%.

Задача классификации среза сердца на кадре решена с точностью 82%.

Задача определения патологии на срезах сердца решена с точностью 77%.

Ограничения исследования

Модель делает достаточно много ошибок при предсказании класса "патология". При этом динамическая модель делает меньше ошибок по сравнению со статической, но все еще достаточно много ошибок при предсказании класса "патология".

Модель все еще стремится переобучиться, что свидетельствует о недостаточной базе данных, на которой она не в полной мере может выявить зависимости между данными.

С практической точки зрения лучшей моделью является YOLOs, работающая сразу на 6 проекциях, с пороговыми значениями 0,35/0,6.

Таблица 3. Детекция стандартных проекций сердца

Table 3. Detection of standard cardiac projections

Проекция сердца Projections of the heart	Specificity	Precision	Recall	F1-score	Количество кадров Number of frames
Tag: four_chamber	0.957	95.1%	0.952	0.952	15099
Tag: LVOT	0.956	84%	0.905	0.872	6514
Tag: SagitAO	0.999	98.7%	0.947	0.967	2224
Tag: 3V	0.904	64.5%	0.791	0.711	6261
Tag: VScan	0.968	64.2%	0.569	0.603	2980
Tag: RVOT	0.968	61.1%	0.38	0.468	3960

Примечание. Precision = TP / (TP + FP) – показатель специфичности модели; Recall = TP / (TP + FN) – показатель чувствительности модели; Specificity = Sp = TN / (TN + FP) специфичность – показатель, отражающий точность работы модели бинарной классификации.

Note. Precision = TP / (TP + FP) – model specificity indicator; Recall = TP / (TP + FN) – model sensitivity indicator; Specificity = Sp = TN / (TN + FP) specificity – indicator reflecting the accuracy of the binary classification model.

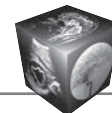
Таблица 4. Детекция патологии на стандартных срезах сердца

Table 4. Detection of pathology in standard heart sections

Проекция сердца Projections of the heart	Specificity	Precision	Recall	F1-score	Количество кадров Number of frames
Нет патологии / No pathology	0.471	77.3%	0.931	0.845	24398
Патология / Pathology	0.931	78%	0.471	0.588	12640

Примечание. Precision = TP / (TP + FP) – показатель специфичности модели; Recall = TP / (TP + FN) – показатель чувствительности модели. Specificity = Sp = TN / (TN + FP) специфичность – показатель, отражающий точность работы модели бинарной классификации.

Note. Precision = TP / (TP + FP) – model specificity indicator; Recall = TP / (TP + FN) – model sensitivity indicator. Specificity = Sp = TN / (TN + FP) specificity – indicator reflecting the accuracy of the binary classification model.



На основании вышеизложенного можно сделать следующие предположения:

1) статического кадра может быть недостаточно, чтобы модель могла уверенно разделить классы между собой, нужно использовать серию кадров при обучении;

2) динамическая модель делает меньше ошибок по сравнению со статической моделью;

3) объединение проекций в один класс не помогает модели обобщить зависимости, вероятно, из-за большого разнообразия данных;

4) недостаточное количество признаков в разметке;

5) малый объем данных для решения вопроса выявления патологии.

В качестве вариантов решения можно рассмотреть следующее:

– увеличение количества данных;

– более тщательная проверка разметки и устранение ошибок;

– использование альтернативных архитектур, в том числе темпоральные модели.

Заключение

Поставленные задачи по обработки данных эхокардиографии плода являются комплексными и инновационными. Такой вывод можно сделать в результате анализа существующих решений в данной области, а именно по тому факту, что достоверных источников по аналогам работы ИИ с видеоматериалами найдено не было. Немногочисленные статьи по теме не содержат информации, достаточной для полноценного сравнения оценки качества и аутентичности представленных результатов.

Результаты показали, что алгоритм ИИ может повысить точность ультразвукового изображения при дифференциальной диагностике нормы (сердца плода без ВПС) и не нормы (неправильное строение сердца – нельзя исключить наличие ВПС) и имеет хорошую прикладную ценность.

Считаем, что применение ИИ улучшит качество ультразвуковых исследований сердца плода за счет его стандартизации, не позволит пропустить любые отклонения от нормального строения сердца плода при проведении скрининговых исследований и при выявлении “не нормы”, женщина своевременно будет направлена на дообследование.

Производительность и скорость модели позволяют интегрировать ее в клиническую практику в качестве программного обеспечения на ультразвуковых аппаратах для улучшения сбора данных в реальном времени и облегчения телемедицинских консультаций.

Участие авторов

Бокерия Е.Л. – концепция и дизайн исследования, проведение исследования, участие в научном дизайне, утверждение окончательного варианта статьи.

Яннаева Н.Е. – проведение исследования, сбор и обработка данных, обзор публикаций по теме статьи, написание текста, подготовка и редактирование текста, участие в научном дизайне, подготовка, создание опубликованной работы.

Сенча А.Н. – концепция и дизайн исследования.

Костюков К.В. – концепция и дизайн исследования, проведение исследования.

Прялукhin И.А. – статистическая обработка данных, анализ и интерпретация полученных данных.

Голошубов П.А. – сбор и обработка данных, статистическая обработка данных, анализ и интерпретация полученных данных.

Джабиев А.В., Потапова А.А., Передвикина А.В., Коротченко О.Е., Машинец Н.В., Ляпунов А.К. – проведение исследования.

Authors' participation

Bokeria E.L. – concept and design of the study, conducting research, participation in scientific design, preparation and creation of the published work.

Yannaeva N.E. – conducting research, collection and analysis of data, review of publications, writing text, text preparation and editing, participation in scientific design.

Sencha A.N. – concept and design of the study.

Kostukov K.V. – concept and design of the study, conducting research.

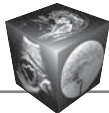
Prialukhin I.A. – statistical analysis, analysis and interpretation of the obtained data.

Goloshubov P.A. – collection and analysis of data, statistical analysis, analysis and interpretation of the obtained data.

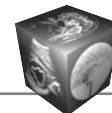
Djabiev A.V., Potapova A.A., Peredvigina A.V., Korotchenko O.E., Mashinec N.V., Lypunov A.K. – conducting research.

Список литературы [References]

1. Бокерия Л.А., Шаталова К.В. Детская кардиохирургия: Руководство для врачей. М.: НЦССХ им. А.Н. Бакулева, 2016: 24–40.
Bokeria L.A., Shatalova K.V. Pediatric cardiac surgery. Manual for physicians. Moscow: A.N. Bakulev National Medical Research Center of Cardiovascular Surgery, 2016: 24–40. (In Russian)
2. Бокерия Е.Л. Перинатальная кардиология: настоящее и будущее. Часть I: Врожденные пороки сердца. *Российский вестник перинатологии и педиатрии*. 2019; 64 (3): 5–10. <https://doi.org/10.21508/1027-4065-2019-64-3-5-10>
Bokerija E.L. Perinatal cardiology: the present and the future. Part I: Congenital heart disease. *Rossiyskiy Vestnik Perinatologii i Pediatrii = Russian Bulletin of Perinatology and Pediatrics*. 2019; 64 (3): 5–10. <https://doi.org/10.21508/1027-4065-2019-64-3-5-10> (In Russian)
3. Mcleod G., Shum K., Gupta T. et al. Echocardiography in Congenital Heart Disease. *Prog. Cardiovasc. Dis.* 2018; 5–6: 468–475. <https://doi.org/10.1016/j.pcad.2018.11.004>



4. Yoon S.A., Hong W.H., Cho H.J. Congenital heart disease diagnosed with echocardiogram in newborns with asymptomatic cardiac murmurs: A systematic review. *BMC Pediatr.* 2020; 20: 1–10. <https://doi.org/10.1186/s12887-020-02212-8>
5. Patel N., Narasimhan E., Kennedy A. Fetal Cardiac US: Techniques and Normal Anatomy Correlated with Adult CT and MR Imaging. *Radiographics.* 2017; 37 (4): 1290–1303. <https://doi.org/10.1148/rg.2017160126>
6. Carvalho J.S., Axt-Fliedner R., Chaoui R. et al. ISUOG Practice Guidelines (updated): fetal cardiac screening. *Ultrasound Obstet. Gynecol.* 2023. 61 (6): 788–803. <https://doi.org/10.1002/uog.26224>
7. Приказ Министерства здравоохранения РФ от 20 октября 2020 г. N 1130н "Об утверждении Порядка оказания медицинской помощи по профилю "акушерство и гинекология": [Зарегистрировано в Минюсте РФ 12 ноября 2020 г. Регистрационный N 60869]. – Официальный интернет-портале правовой информации" (www.pravo.gov.ru) 13 ноября 2020 г. N 0001202011130037 (дата обращения: 13.04.2025). – Текст: электронный.
Order of the Ministry of Health of the Russian Federation of October 20, 2020 N 1130n "On approval of the Procedure for the provision of medical care in the profile of "obstetrics and gynecology": [Registered with the Ministry of Justice of the Russian Federation on November 12, 2020. Registration N 60869]. - Official Internet portal of legal information" (www.pravo.gov.ru) November 13, 2020 N 0001202011130037 (date of access: 04/13/2025). - Text: electronic. (In Russian)
8. Carvalho J.S., Allan L.D., Chaoui R. et al. ISUOG Practice Guidelines (updated): sonographic screening examination of the fetal heart. *Ultrasound Obstet. Gynecol.* 2013; 41 (3): 348–359. <https://doi.org/10.1002/uog.12403>
9. Bak G.S., Shaffer B.L., Madriago E. et al. Impact of maternal obesity on fetal cardiac screening: which follow-up strategy is cost-effective? *Ultrasound Obstet. Gynecol.* 2020; 56 (5): 705–716. <https://doi.org/10.1002/uog.21895>
10. Friedberg M.K., Silverman N.H., Moon-Grady A.J. et al. Prenatal detection of congenital heart disease. *J. Pediatr.* 2009; 155 (1): 26–31, 31.e1. <https://doi.org/10.1016/j.jpeds.2009.01.050>
11. Sekar P., Heydarian H.C., Cnota J.F. et al. Diagnosis of congenital heart disease in an era of universal prenatal ultrasound screening in southwest Ohio. *Cardiol. Young.* 2015; 25 (1): 35–41. <https://doi.org/10.1017/S1047951113001467>
12. Donofrio M.T., Moon-Grady A.J., Hornberger L.K. et al. Diagnosis and treatment of fetal cardiac disease: a scientific statement from the American Heart Association. American Heart Association Adults With Congenital Heart Disease Joint Committee of the Council on Cardiovascular Disease in the Young and Council on Clinical Cardiology, Council on Cardiovascular Surgery and Anesthesia, and Council on Cardiovascular and Stroke Nursing. *Circulation.* 2014; 27; 129 (21): 2183–2242. <https://doi.org/10.1161/01.cir.0000437597.44550.5d>
13. Tunçalp Ö., Pena-Rosas J.P., Lawrie T. et al. WHO recommendations on antenatal care for a positive pregnancy experience – going beyond survival. *BJOG.* 2017; 124 (6): 860–862. <https://doi.org/10.1161/01.cir.0000437597.44550.5d>
14. Baumgartner C.F., Kamnitsas K., Matthew J. et al. SonoNet: Real-Time Detection and Localisation of Fetal Standard Scan Planes in Freehand Ultrasound. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 2017; 36 (11): 2204–2215. <https://doi.org/10.1109/TMI.2017.2712367>
15. Sklansky M., DeVore G.R. Fetal Cardiac Screening: What Are We (and Our Guidelines) Doing Wrong? *J. Ultrasound Med.* 2016; 35 (4): 679–681. <https://doi.org/10.7863/ultra.15.07021>
16. Sun H.Y., Proudfoot J.A., McCandless R.T. Prenatal detection of critical cardiac outflow tract anomalies remains suboptimal despite revised obstetrical imaging guidelines. *Congenit. Heart Dis.* 2018; 13 (5): 748–756. <https://doi.org/10.1111/chd.12648>
17. Garcia-Canadilla P., Sanchez-Martinez S., Crispi F. et al. Machine Learning in Fetal Cardiology: What to Expect. *Fetal Diagn. Ther.* 2020; 47 (5): 363–372. <https://doi.org/10.1159/000505021>
18. Arnaout R., Curran L., Zhao Y. et al. An ensemble of neural networks provides expert-level prenatal detection of complex congenital heart disease. *Nat. Med.* 2021; 27 (5): 882–891. <https://doi.org/10.1038/s41591-021-01342-5>
19. Artificial intelligence technologies. United Kingdom Engineering and Physical Sciences Research Council. Accessed December 12, 2022. <https://epsrc.ukri.org/research/ourportfolio/researchareas/ai/>
20. He F., Wang Y., Xiu Y. et al. Artificial intelligence in prenatal ultrasound diagnosis. *Front. Med.* 2021; 8: 729978. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.729978>
21. Zhang L., Ye X., Lambrou T. et al. A supervised texton based approach for automatic segmentation and measurement of the fetal head and femur in 2D ultrasound images. *Phys. Med. Biol.* 2016; 61 (3): 1095–1115. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/61/3/1095>
22. Li P., Zhao H., Liu P., Cao F. Automated measurement network for accurate segmentation and parameter modification in fetal head ultrasound images. *Med. Biol. Eng. Comput.* 2020; 58 (11): 2879–2892. <https://doi.org/10.1007/s11517-020-02242-5>
23. van den Heuvel T.L.A., Petros H., Santini S. et al. Automated fetal head detection and circumference estimation from free-hand ultrasound sweeps using deep learning in resource-limited countries. *Ultrasound Med. Biol.* 2019; 45 (3): 773–785. <https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2018.09.015>
24. Sinclair M., Baumgartner C.F., Matthew J. et al. Human-Level Performance on Automatic Head Biometrics in Fetal Ultrasound Using Fully Convolutional Neural Networks. *IEEE.* 2018; 714–717. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.09102>
25. Nurmaini S., Rachmatullah M.N., Sapitri A.I. et al. Deep Learning-Based Computer-Aided Fetal Echocardiography: Application to Heart Standard View Segmentation for Congenital Heart Defects Detection. *Sensors (Basel).* 2021; 21 (23): 8007. <https://doi.org/10.3390/s21238007>
26. Han G., Jin T., Zhang L. et al. Adoption of Compound Echocardiography under Artificial Intelligence Algorithm in Fetal Congenital Heart Disease Screening during Gestation. *Bionics Biomech.* 2022; 2022: 6410103. <https://doi.org/10.1155/2022/6410103>
27. Wu H., Wu B., Lai F. et al. Application of Artificial Intelligence in Anatomical Structure Recognition of Standard Section of Fetal Heart. *Comput. Math. Methods. Med.* 2023. 24; 2023: 5650378. <https://doi.org/10.1155/2023/5650378>



Для корреспонденции*: Яннаева Наталья Евгеньевна – yannaeva@yandex.ru

Бокерия Екатерина Леонидовна – доктор мед. наук, советник директора, неонатолог, детский кардиолог, ведущий научный сотрудник отделения патологии новорожденных и недоношенных детей №2 ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России; профессор кафедры неонатологии Клинического института детского здоровья им. Н.Ф. Филатова ФГАОУ ВО Первый МГМУ имени И.М. Сеченова Минздрава России (Сеченовский Университет), Москва. <https://orcid.org/0000-0002-8898-9612>

Яннаева Наталья Евгеньевна – канд. мед. наук, врач ультразвуковой диагностики, старший научный сотрудник ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва; доцент кафедры акушерства и гинекологии ФГБОУ ВО “Рязанский государственный медицинский университет имени академика И.П. Павлова” Минздрава России, Рязань. <https://orcid.org/0009-0002-1049-0296>

Сенча Александр Николаевич – доктор мед. наук, заведующий отделом визуальной диагностики, профессор кафедры акушерства и гинекологии ДПО ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России; профессор кафедры ультразвуковой диагностики ФДПО ФГБОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-1188-8872>

Костюков Кирилл Витальевич – доктор мед. наук, заведующий отделением ультразвуковой и функциональной диагностики отдела визуальной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0003-3094-4013>

Прялухин Иван Александрович – канд. мед. наук, специалист-эксперт центра цифровой трансформации ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва; ассистент кафедры общественного здоровья и здравоохранения с курсом медико-социальной экспертизы ФГБУ ГНЦ ФМБЦ имени А.И. Бурназяна ФМБА России, Москва; заместитель главного врача СПб ГБУЗ “ГПЦ№1”, С.-Петербург. <https://orcid.org/0000-0001-8867-3020>

Голошубов Петр Анатольевич – специалист центра цифровой трансформации ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва.

Джабиев Алан Валерьевич – канд. мед. наук, врач отделения ультразвуковой и функциональной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России Москва. <https://orcid.org/0000-0002-2858-0129>

Потапова Алёна Андреевна – канд. мед. наук, врач отделения ультразвуковой и функциональной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0002-4940-3201>

Передвигина Анастасия Владимировна – канд. мед. наук, врач отделения ультразвуковой и функциональной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0009-0001-3702-1206>

Коротченко Ольга Евгеньевна – канд. мед. наук, врач отделения ультразвуковой и функциональной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0000-0001-6446-4849>

Машинцев Наталья Валериевна – канд. мед. наук, старший научный сотрудник отделения ультразвуковой и функциональной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0009-0009-0226-2999>

Ляпунов Александр Константинович – врач отделения ультразвуковой и функциональной диагностики ФГБУ “НМИЦ акушерства, гинекологии и перинатологии имени академика В.И. Кулакова” Минздрава России, Москва. <https://orcid.org/0009-0003-5840-1691>

Contact*: Natalia E. Yannaeva – yannaeva@yandex.ru

Ekaterina L. Bokerija – Doct. of Sci. (Med.), Leading Researcher, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov; Professor, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-8898-9612>

Natalia E. Yannaeva – Cand. of Sci. (Med.), ultrasound diagnostics doctor, Senior Research Fellow, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow; Associate Professor, Department of Obstetrics and Gynecology, Ryazan State Medical University named after Academician I.P. Pavlov, Ryazan. <https://orcid.org/0009-0002-1049-0296>

Aleksandr N. Sencha – Doct. of Sci. (Med.), Head of Radiology Division, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov; Professor, Department of Ultrasound Diagnostics, Pirogov Russian National Research Medical University, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-1188-8872>

Kirill V. Kostyukov – Doct. of Sci. (Med.), Head of the Ultrasound and functional diagnosis department, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0000-0003-3094-4013>. Scopus AuthorID: 57191928092

Ivan A. Prialukhin – Cand. Of Sci. (Med.), specialist expert, Center for Digital Transformation of Healthcare, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov; Assistant Professor, Department of Public Health and Healthcare, the A.I. Burnazyan Federal Medical Biophysical Center of the FMBA of Russia, Moscow; Deputy Chief Physician, City Perinatal Center No. 1 Saint-Petersburg. <https://orcid.org/0000-0001-8867-3020>

Petr A. Goloshubov – specialist expert, Center for Digital Transformation of Healthcare, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow.

Alan V. Djabiev – Cand. of Sci. (Med.), doctor of the Department of the Ultrasound and Functional Diagnosis, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-2858-0129>

Alyona A. Potapova – Cand. of Sci. (Med.), doctor of the Department of the Ultrasound and Functional Diagnosis, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0000-0002-4940-3201>

Anastasiia V. Peredvigina – Cand. of Sci. (Med.), doctor of the Department of the Ultrasound and Functional Diagnosis, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0009-0001-3702-1206>

Olga E. Korotchenko – Cand. of Sci. (Med.), doctor of the Department of the Ultrasound and Functional Diagnosis, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0000-0001-6446-4849>

Natalia V. Mashinets – Cand. of Sci. (Med.), Senior Researcher, of the Department of Ultrasound and Functional Diagnostics, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0009-0009-0226-2999>

Alexandr K. Lyapunov – doctor of the Department of the Ultrasound and Functional Diagnosis, National Medical Research Center for Obstetrics, Gynecology and Perinatology named after academician V.I. Kulakov, Moscow. <https://orcid.org/0009-0003-5840-1691>