

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623196>

# Применение искусственного интеллекта в диагностике кальцификации артерий

Ю.А. Трусов<sup>1</sup>, В.С. Чупахина<sup>2</sup>, А.С. Нуркаева<sup>3</sup>, Н.А. Яковенко<sup>4</sup>, И.В. Абленина<sup>5</sup>,  
Р.Ф. Латыпова<sup>5</sup>, А.П. Питке<sup>5</sup>, А.А. Язовских<sup>3</sup>, А.С. Иванов<sup>3</sup>, Д.С. Богатырева<sup>6</sup>,  
У.А. Попова<sup>7</sup>, А.Ф. Юзлекбаев<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Самарский государственный медицинский университет, Самара, Россия;

<sup>2</sup> Ростовский государственный медицинский университет, Ростов-на-Дону, Россия;

<sup>3</sup> Башкирский государственный медицинский университет, Уфа, Россия;

<sup>4</sup> Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова, Москва Россия;

<sup>5</sup> Оренбургский государственный медицинский университет, Оренбург, Россия;

<sup>6</sup> Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова, Москва, Россия;

<sup>7</sup> Российский университет медицины, Москва, Россия

## АННОТАЦИЯ

**Обоснование.** Показатели заболеваемости населения Российской Федерации патологиями системы кровообращения за прошедшие два десятилетия постоянно повышались, и с 2000 г. до 2019 г. увеличились в 2,047 раза. Процесс кальцификации сосудов включает отложение солей кальция в стенке артерий, что приводит к ремоделированию сосудистой стенки. Лучевые методы исследования — золотой стандарт диагностики кальцификации сосудов. Однако в связи с возрастающим объёмом данных и необходимостью сокращения времени постановки диагноза неизбежно снижается эффективность работы. Активное развитие и внедрение в клиническую практику искусственного интеллекта открыло перед специалистами возможности для решения этих проблем.

**Цель** — проанализировать отечественную и зарубежную литературу, посвящённую использованию искусственного интеллекта в диагностике различных типов кальцификации сосудов, а также обобщить прогностическую ценность кальцификации сосудов и оценить аспекты, препятствующие диагностике кальцификации сосудов без применения искусственного интеллекта.

**Материалы и методы.** Авторы провели поиск публикаций в электронных базах данных PubMed, Web of Science, Google Scholar и eLibrary. Поиск проводился по следующим ключевым словам: «artificial intelligence», «machine learning», «vascular calcification», «искусственный интеллект», «машинное обучение», «кальцификация сосудов». Поиск проводился во временном интервале с момента основания соответствующей базы данных до июля 2023 года.

**Результаты.** Основная методология включённых в обзор исследований заключалась в сравнении диагностических способностей клиницистов и искусственного интеллекта с применением одних и тех же изображений и последующей оценкой точности, скорости и других показателей. Участки возникновения сосудистых кальцификаций весьма разнообразны, что обуславливает их различную прогностическую ценность.

**Заключение.** Искусственный интеллект отлично зарекомендовал себя в диагностике сосудистой кальцификации. Помимо повышения точности и эффективности, способности к детализации превосходят возможности ручного метода диагностики. Искусственный интеллект достиг уровня, позволяющего помогать врачам инструментальной диагностики в автоматическом выявлении кальцификации сосудов. Возможности искусственного интеллекта могут способствовать эффективному развитию рентгенологии в будущем.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект; машинное обучение; кальцификация сосудов; рентгенология; диагностическая визуализация.

## Как цитировать:

Трусов Ю.А., Чупахина В.С., Нуркаева А.С., Яковенко Н.А., Абленина И.В., Латыпова Р.Ф., Питке А.П., Язовских А.А., Иванов А.С., Богатырева Д.С., Попова У.А., Юзлекбаев А.Ф. Применение искусственного интеллекта в диагностике кальцификации артерий // Digital Diagnostics. 2024. Т. 5, № 1. С. 85–100. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623196>

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623196>

# Use of artificial intelligence in the diagnosis of arterial calcification

Yuri A. Trusov<sup>1</sup>, Victoria S. Chupakhina<sup>2</sup>, Adilya S. Nurkaeva<sup>3</sup>, Natalia A. Yakovenko<sup>4</sup>, Irina V. Ablenina<sup>5</sup>, Roksana F. Latypova<sup>5</sup>, Aleksandra P. Pitke<sup>5</sup>, Anastasiya A. Yazovskih<sup>3</sup>, Artem S. Ivanov<sup>3</sup>, Darya S. Bogatyreva<sup>6</sup>, Ulyana A. Popova<sup>7</sup>, Azat F. Yuzlekbaev<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Samara State Medical University, Samara, Russia;

<sup>2</sup> Rostov State Medical University, Rostov-on-Don, Russia;

<sup>3</sup> Bashkir State Medical University, Ufa, Russia;

<sup>4</sup> Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia;

<sup>5</sup> Orenburg State Medical University, Orenburg, Russia;

<sup>6</sup> Russian National Research Medical University named after N.I. Pirogov, Moscow, Russia;

<sup>7</sup> Russian University of Medicine, Moscow, Russia

## ABSTRACT

**BACKGROUND:** The incidence of circulatory system diseases in the Russian Federation has been steadily increasing during the last two decades, growing 2,047 times between 2000 and 2019. Vascular calcification involves the deposition of calcium salts in the artery wall, which leads to vascular wall remodeling. X-ray imaging is the gold standard for diagnosing of vascular calcification. However, because of the need to process an increasing amount of data in a shorter period of time, the number of diagnostic errors inevitably increases, and work efficiency inevitably decreases. The active development and introduction of artificial intelligence into clinical practice have created opportunities for specialists to address these issues.

**AIM:** To analyze the national and international literature on the use of artificial intelligence in the diagnosis of various vascular calcifications, summarize the prognostic value of vascular calcification, and evaluate aspects that prevent the diagnosis of vascular calcification without using artificial intelligence.

**MATERIALS AND METHODS:** A search was performed in PubMed, Web of Science, Google Scholar, and eLibrary. The search was conducted using the following keywords: artificial intelligence, machine learning, vascular calcification, and their analogues in Russian. The search covered the period from inception till July 2023.

**RESULTS:** The studies included in the review compared the diagnostic abilities of clinicians and artificial intelligence using the same images, with subsequent assessment of the accuracy, speed, and other parameters. The sites of vascular calcification varied, resulting in differences in their prognostic value.

**CONCLUSION:** Artificial intelligence has proven to be effective in the diagnosis of vascular calcification. In addition to improved accuracy and efficiency, the level of detail is superior to manual diagnosis methods. Artificial intelligence has advanced to the point that imaging specialists can automatically detect vascular calcification. Artificial intelligence can contribute to the successful development of X-ray imaging in the future.

**Keywords:** artificial intelligence; machine learning; vascular calcification; radiology; diagnostic imaging.

## To cite this article:

Trusov YuA, Chupakhina VS, Nurkaeva AS, Yakovenko NA, Ablenina IV, Latypova RF, Pitke AP, Yazovskih AA, Ivanov AS, Bogatyreva DS, Popova UA, Yuzlekbaev AF. Use of artificial intelligence in the diagnosis of arterial calcification. *Digital Diagnostics*. 2024;5(1):85–100. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623196>

Submitted: 10.11.2023

Accepted: 10.01.2024

Published online: 29.01.2024

DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623196>

# 人工智能在动脉钙化诊断中的应用

Yuri A. Trusov<sup>1</sup>, Victoria S. Chupakhina<sup>2</sup>, Adilya S. Nurkaeva<sup>3</sup>, Natalia A. Yakovenko<sup>4</sup>, Irina V. Ablenina<sup>5</sup>, Roksana F. Latypova<sup>5</sup>, Aleksandra P. Pitke<sup>5</sup>, Anastasiya A. Yazovskih<sup>3</sup>, Artem S. Ivanov<sup>3</sup>, Darya S. Bogatyreva<sup>6</sup>, Ulyana A. Popova<sup>7</sup>, Azat F. Yuzlebaev<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Samara State Medical University, Samara, Russia;

<sup>2</sup> Rostov State Medical University, Rostov-on-Don, Russia;

<sup>3</sup> Bashkir State Medical University, Ufa, Russia;

<sup>4</sup> Sechenov First Moscow State Medical University, Moscow, Russia;

<sup>5</sup> Orenburg State Medical University, Orenburg, Russia;

<sup>6</sup> Russian National Research Medical University named after N.I. Pirogov, Moscow, Russia;

<sup>7</sup> Russian University of Medicine, Moscow, Russia

## 摘要

**论证。**近二十年来，俄罗斯联邦居民循环系统疾病的发病率持续上升。从2000年到2019年，此类疾病的数量增加了2.047倍。血管钙化过程包括钙盐在动脉壁的沉积，这导致血管壁重塑。放射性检查方法是诊断血管钙化的金标准。然而，随着数据量的增加和诊断时间的需要，工作效率不可避免地下降，人工智能的积极发展和应用于临床为专家解决这些问题提供了机会。

**目的。**本研究的目的是分析国内外关于使用人工智能诊断不同类型血管钙化的文献，同时，总结血管钙化的预后价值，并评估在不使用人工智能的情况下阻碍血管钙化诊断的方面。

**材料与方法。**在电子数据库PubMed、Web of Science、Google Scholar和eLibrary中搜索了相关出版物。搜索时使用了以下关键词：“artificial intelligence”，“machine learning”，“vascular calcification”，“人工智能”、“机器学习”、“血管钙化”。检索时间为相关数据库建立至2023年7月。

**结果。**综述中包含的研究的主要方法是比较临床医生和人工智能使用相同图片的诊断能力，然后评估准确性、速度和其他指标。血管钙化发生的部位差异很大，这也是其预后价值不同的原因。

**结论。**事实证明，人工智能在诊断血管钙化方面表现出色。除了提高准确性和效率外，其细节处理能力也超过人工诊断方法。人工智能已经达到了帮助仪器诊断医生自动检测血管钙化的水平。未来，人工智能的能力可以促进放射学的有效发展。

**关键词：**人工智能；机器学习；血管钙化；放射学；诊断成像。

## 引用本文：

Trusov YuA, Chupakhina VS, Nurkaeva AS, Yakovenko NA, Ablenina IV, Latypova RF, Pitke AP, Yazovskih AA, Ivanov AS, Bogatyreva DS, Popova UA, Yuzlebaev AF. 人工智能在动脉钙化诊断中的应用. *Digital Diagnostics*. 2024;5(1):85–100. DOI: <https://doi.org/10.17816/DD623196>

收到: 10.11.2023

接受: 10.01.2024

发布日期: 29.01.2024

## ОБОСНОВАНИЕ

Показатели заболеваемости населения Российской Федерации патологиями системы кровообращения за прошедшие два десятилетия постоянно повышались, и с 2000 г. до 2019 г. увеличились в 2,047 раза [1]. Процесс кальцификации сосудов включает отложение солей кальция в стенке артерий, что приводит к ремоделированию сосудистой стенки [2]. Кальцификация интимы носит очаговый характер и ассоциируется с атеросклерозом, в то время как кальцификация медики носит диффузный характер и лежит в патогенезе таких заболеваний, как сахарный диабет, заболевания периферических артерий, а также хроническая болезнь почек [3]. Лучевые методы исследования — золотой стандарт диагностики кальцификации сосудов [4]. Однако в связи с возрастающим объёмом данных и необходимостью сокращения времени постановки диагноза неизбежно снижается эффективность работы [5]. Данные обстоятельства способствуют поиску новых аспектов для улучшения качества работы врачей инструментальной диагностики.

Активное развитие и внедрение в клиническую практику искусственного интеллекта (ИИ) открыло перед специалистами возможности для решения этих проблем [6]. Исходя из анализа имеющихся литературных данных, до настоящего времени ИИ применялся для рентгенодиагностики 5 типов кальцификации сосудов: кальцификации коронарных артерий (ККА), грудной аорты (КГА), брюшной аорты (КБА), сонных артерий (КСА) и маммарных артерий (КМА).

**Цель исследования** — проанализировать отечественную и зарубежную литературу, посвящённую использованию ИИ в диагностике различных типов кальцификации сосудов, а также обобщить прогностическую ценность кальцификации

сосудов и оценить аспекты, препятствующие диагностике кальцификации сосудов без применения ИИ.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Авторы провели поиск публикаций в электронных базах данных PubMed, Web of Science, Google Scholar и eLibrary. Поиск проводился по следующим ключевым словам: «artificial intelligence», «machine learning», «vascular calcification», «искусственный интеллект», «машинное обучение», «кальцификация сосудов». Поиск проводился во временном интервале с момента основания соответствующей базы данных до июля 2023 года. Авторы независимо друг от друга провели анализ заголовков и аннотаций статей, после чего извлекался полный текст релевантных исследований. Кроме того, анализу подвергали списки литературы релевантных исследований.

## РЕЗУЛЬТАТЫ

Основная методология включённых в обзор исследований заключалась в сравнении диагностических способностей клиницистов и ИИ с применением одних и тех же изображений и последующей оценкой точности, скорости и других показателей.

Участки возникновения сосудистых кальцификаций весьма разнообразны, что обуславливает их различную прогностическую ценность. В табл. 1 кратко представлена прогностическая ценность кальцификации сосудов в зависимости от локализации.

### Кальцификация коронарных артерий

Один из инструментов прогнозирования сердечно-сосудистого риска — Фрамингемская шкала, которая

Таблица 1. Прогностическая ценность кальцификации сосудов в зависимости от локализации

Тип кальцификации сосудов	Прогностическое значение
Кальцификация коронарных артерий	<ul style="list-style-type: none"> <li>– маркёр выраженности атеросклероза коронарных артерий;</li> <li>– оценка риска развития сердечно-сосудистых заболеваний по Фрамингемской шкале;</li> <li>– предиктор ИБС;</li> <li>– маркёр кардиотоксичности при химиотерапии онкологических заболеваний</li> </ul>
Кальцификация грудной аорты	<ul style="list-style-type: none"> <li>– маркёр повышенного риска ИБС;</li> <li>– определение повышенного риска ишемического инсульта;</li> <li>– определение риска эмболии</li> </ul>
Кальцификация брюшной аорты	<ul style="list-style-type: none"> <li>– определение наличия обструктивной ИБС;</li> <li>– прогнозирование бессимптомного течения ИБС;</li> <li>– маркёр застойной сердечной недостаточности</li> </ul>
Кальцификация сонных артерий	<ul style="list-style-type: none"> <li>– маркёр атеросклероза сосудов головы и шеи;</li> <li>– определение риска развития инсульта;</li> <li>– прогнозирование риска развития неблагоприятных цереброваскулярных событий у молодых людей</li> </ul>
Кальцификация маммарных артерий	<ul style="list-style-type: none"> <li>– определение риска сердечно-сосудистых событий у лиц женского пола;</li> <li>– ассоциация с хронической болезнью почек, сахарным диабетом и заболеваниями костей</li> </ul>

Примечание. ИБС — ишемическая болезнь сердца.

подразумевает оценку таких факторов риска, как возраст, пол и артериальное давление [7]. Однако в крупном проспективном исследовании с последующим наблюдением в течение 7 лет сообщалось, что ККА, диагностированная с помощью компьютерной томографии (КТ), может улучшить прогноз риска, полученный только с использованием Фрамингемской шкалы. М.Н. Criqui и соавт. в исследовании с периодом наблюдения 7,6 года показали, что оценка выраженности ККА, основанная на показателях объёма и плотности сосуда, обладает хорошей прогностической ценностью [8]. Показатель объёма ККА положительно коррелировал с риском развития ишемической болезни сердца (ИБС), в то время как показатель плотности ККА демонстрировал отрицательную корреляцию [8].

Степень ККА определяется путём перемножения интеграла плотности кальцифицированных бляшек и площади кальцификации. Общее значение ККА представляет собой сумму результатов, рассчитанных на каждом уровне. Общеизвестно, что пожилые люди — основная группа риска развития ИБС [1]. Однако 12,5-летнее исследование показало, что лица в возрасте от 32 до 46 лет даже при низкой степени выраженности ККА имели повышенный риск развития ИБС и смерти [9]. Анализируя результаты данных исследований, можно сделать вывод, что информация, связанная с ККА, обладает высокой прогностической ценностью для определения риска сердечно-сосудистых событий практически во всех возрастных группах. Взаимосвязь между степенью ККА и риском развития неблагоприятных сердечно-сосудистых событий представлена в табл. 2.

### Кальцификация грудной аорты

Известно, что КГА широко распространена в популяции пациентов с гипертонической болезнью [10]. Кроме того, неоднократно выявлялась связь между КГА и повышенным риском ИБС и смерти [10, 11]. На основании исследования, включавшего 2618 человек, Y. Itani и соавт. установили, что КГА — эффективное средство оценки риска развития ишемического инсульта [12]. В исследовании, проведённом на пациентах, имеющих показания

к проведению сердечно-сосудистых операций, R. Lee и соавт. выявили, что предоперационный КТ-скрининг состояния КГА позволяет выявить зоны повышенного риска и снизить вероятность аортальной эмболии и инсульта [13]. Таким образом, степень КГА позволяет не только прогнозировать риск развития сердечно-сосудистых катастроф, но и способствовать выявлению цереброваскулярных изменений.

### Кальцификация брюшной аорты

В исследовании, проведённом с участием 58 пациентов, было обнаружено, что показатель КБА, оценённый с использованием КТ, коррелирует со степенью выраженности ККА. Отсутствие КБА, в свою очередь, позволяет исключить ИБС [14]. Кроме того, было показано, что КБА может быть использована в качестве дополнительного диагностического инструмента бессимптомного течения ИБС и независимого фактора риска развития застойной сердечной недостаточности [15, 16]. Известно также, что КБА имеет важное прогностическое значение по отношению к костной системе. Y.Z. Vagge и соавт. провели исследование, включавшее 2662 здоровых женщины, находящихся в постменопаузе. Результаты исследования показали, что КБА коррелирует с повышением риска развития остеопороза проксимального отдела бедренной кости [17]. Кроме того, исследование P. Szulc и соавт., включавшее 5994 мужчины возрастом 65 лет, подтвердило, что наличие КБА коррелирует с повышенным риском перелома бедренной кости у пожилых мужчин [18].

### Кальцификация сонных артерий

КСА — важный предиктор цереброваскулярных заболеваний [19]. Кальцификация интракраниального отдела внутренних сонных артерий (КИК) служит важным маркёром внутричерепной гипертензии у представителей различных этнических групп и тесно связана с риском развития инсульта [19–21]. Примечательно, что исследование, включавшее около 2000 пациентов, показало, что КИК широко распространена у лиц молодого возраста. Однако неясно, является ли КИК в молодом возрасте сходной с патологией, возникающей в более старшем возрасте, и, следовательно, может ли увеличивать риск развития инсульта в будущем [22].

### Кальцификация артерий молочной железы

В исследовании, включавшем 213 пациенток, Z. Huang и соавт. выявили, что КМА коррелирует с ККА и тяжестью ИБС [23]. Е.В. Бочкарева и соавт. проанализировали 4274 цифровые маммограммы женщин в возрастном диапазоне 40–93 лет. Авторы выявляли статистически значимую сильную корреляцию между возрастом женщины и наличием КМА [24]. Другие работы Е.В. Бочкаревой и соавт. наглядно продемонстрировали, что КМА связана с развитием хронической болезни почек, сахарного диабета, цереброваскулярных заболеваний, а также

**Таблица 2.** Взаимосвязь между степенью кальцификации коронарных артерий и риском развития неблагоприятных сердечно-сосудистых событий

Оценка кальцификации коронарных артерий	Риск кальцификации
0	Отсутствует
1–10	Низкий
11–100	Средний
101–400	Выше среднего
>401	Высокий

с нарушением минеральной плотности костной ткани [25–27]. К сожалению, пациенты женского пола имеют недостаточное представление о сердечно-сосудистых заболеваниях, которые являются одной из наиболее серьёзных угроз для здоровья женщин [28]. Таким образом, учитывая факт доступности оценки КМА и её диагностической ценности, отражающей сердечно-сосудистый риск у женщин, врачи инструментальной диагностики должны уделять должное внимание данной проблеме.

### Трудности инструментальной диагностики кальцификации сосудов

Анализ развития службы лучевой диагностики в Российской Федерации за 2014–2019 гг. показал, что объём медицинских изображений ежегодно растёт, и врачам отделений инструментальной диагностики приходится интерпретировать изображения каждые 3–4 секунды в течение 8-часового рабочего дня [29]. Исследование физического состояния 40 специалистов инструментальной диагностики до и после рабочего дня показало, что после работы в течение 1 дня значительно снижается концентрация внимания и усиливаются симптомы астенопатии [30]. По имеющимся данным, 75% исков, касающихся дефектов оказания медицинской помощи среди врачей инструментальной диагностики связаны с диагностическими ошибками [31].

Точное определение степени кальцификации сосудов — сложная задача. Форма кальцифицированных очагов изменчива и подвержена различным нарушениям. Например, с целью диагностики ККА используются различные модификации КТ [32], однако они требуют дополнительного оснащения, что увеличивает экономическую нагрузку на медицинскую организацию, а также лучевую нагрузку на пациента (которая может быть снижена, если установить диагноз с помощью стандартных методов). Кроме того, не во всех случаях врачи-рентгенологи оценивают отражённую на снимках сосудистую кальцификацию, что может использоваться для косвенной оценки кальциноза коронарного русла, но золотым стандартом является КТ с кардиосинхронизацией и определённой областью исследования (FOV) [33, 34].

### Роль искусственного интеллекта в оценке кальцификации артерий

#### Кальцификация коронарных артерий

Впервые автоматическое определение степени ККА с помощью ИИ было проведено в 2007 году. Для каждого кандидата было разработано 64 признака, после чего был применён метод кластеризации ближайших соседей, являющийся метрическим алгоритмом для автоматической классификации объектов или регрессии, который позволил достичь точности 73,8% [35]. В последующие годы активно изучались различные методы проектирования характеристик, включая пространственные и геометрические [36–38]. Поскольку выбор объектов на изображениях,

полученных с использованием неконтрастной КТ, вызывает технические сложности, более популярным методом стала регистрация информации, полученной с использованием изображений КТ с определением коронарного кальция [39–41]. Для определения коронарного кальциноза принято использовать электрокардиографическую (ЭКГ) синхронизацию для получения изображения в диастолическую фазу, с последующей реконструкцией «сшиванием» изображений. Алгоритм, использующий машину опорных векторов, достиг чувствительности 98,9% и прогностической ценности 94,8% [42]. Подобные алгоритмы машинного обучения активно применялись до 2016 года, но ввиду необходимости ручного управления их применение было сопряжено с определёнными трудностями [42].

Для дальнейшего повышения эффективности в качестве основного варианта была выбрана искусственная нейронная сеть (ИНС) с глубоким обучением (ГО) [43]. Первоначально эффективность ГО была неудовлетворительной, однако благодаря постоянному совершенствованию ИНС исследователям удалось добиться повышения эффективности, точного, автоматического подсчёта баллов [44–51].

B.D. de Vos и соавт. в исследовании по определению ККА выявили, что результаты, полученные с использованием ГО, практически полностью совпали с результатами, рассчитанными вручную, а определение индекса Агатстона (золотой стандарт КТ-метода подсчёта кальция в клинической практике) было выполнено менее чем за 0,3 секунды [52].

Алгоритм U-Net является расширением ИНС, целью которого служит достижение более эффективного обучения с использованием меньшего количества ресурсов [53]. N. Gopin и соавт. в проведённом исследовании подтвердили эффективность ГО на основе архитектуры U-Net, производительность которой оказалась очень близка к показателям других алгоритмов [46]. U-Net правильно классифицировала риски в 86% случаев. Важно отметить, что применение U-Net позволяет напрямую вводить изображение без потери пиксельной информации [49].

КТ с ЭКГ-синхронизацией получила менее широкую распространённость в мире по сравнению с КТ без применения ЭКГ [54]. В случае повышения достоверности информации о ККА, полученной без применения ЭКГ, возможно сократить количество КТ-исследований, снизить экономические затраты и уменьшив лучевую нагрузку [55]. Наличие большого количества помех и артефактов значительно снижает точность ручного определения ККА с помощью КТ без ЭКГ [56].

ИИ сыграл большую роль в диагностике ККА с применением КТ без ЭКГ. I. Isgum и соавт. более 10 лет назад выявили, что алгоритмы машинного обучения позволяют достичь точности, равной 82,2%, в оценке по шкале Агатстона при использовании низкодозовой КТ грудной клетки [57]. Многие исследователи стремились нивелировать уровень помех и артефактов, а также уменьшить влияние

некальцифицированных компонентов (стенты) на диагностику. Разработанные ими алгоритмы ГО позволили повысить ценность изображений низкого качества [58, 59]. Z. Sun и соавт. продемонстрировали, что алгоритмы ГО улучшали соотношение сигнал/шум низкодозовой КТ на 27,7%, а специфичность выявления ККА увеличилась на 41% за счёт удаления артефактов [60]. Важно отметить, что доля случаев правильной интерпретации КТ без ЭКГ составила всего 70%, однако коэффициент корреляции между результатами с применением ИИ и ручного анализа составил 0,923 [56].

В другом исследовании, проведённом В. Yasoub и соавт., было установлено, что при выявлении ККА на не-контрастной КТ грудной клетки чувствительность, специфичность и площадь под кривой (AUC), полученные с применением ИИ, превосходят результаты, полученные вручную. Это позволяет предположить, что эффективность применения ИИ при проведении КТ без ЭКГ может быть выше, чем при человеческой оценке [34]. Кроме того, в одном из исследований эффективность ИИ с применением КТ без ЭКГ была подтверждена в 4 различных центрах. Во всех выборках были получены высокие показатели чувствительности и положительная прогностическая ценность, что повышает качество полученных результатов [61]. Следует отметить, что в настоящее время применение ИИ в диагностике ККА на основе КТ без ЭКГ является достоверным методом оценки данных.

Примечательно, что исследователи начали применять возможности ИИ по диагностике ККА и на других устройствах — например, при анализе рентгенограммы грудной клетки [62]. P.I. Kamel и соавт. разработали классификацию суммарных показателей кальция на рентгенограммах грудной клетки с использованием глубокой ИНС, что продемонстрировало возможность снижения применения КТ у ряда пациентов [63]. При этом для выявления ККА в этом исследовании AUC достигла 0,73 и 0,7 на снимках в переднезадней и боковой проекциях соответственно. Кроме того, в одном из исследований была предложена нейронная сеть, позволяющая в течение нескольких секунд анализировать изображения, полученные при инвазивной коронарной ангиографии, и выявлять ККА с коэффициентом F1, равным 0,802 [64].

### Кальцификация грудной аорты

По сравнению с ККА точность выявления КГА при КТ не зависит от интенсивности сокращения сердца [65]. Например, I. Isgit и соавт. выявили КГА в 97,9% случаев с использованием метода k-ближайших соседей, что коррелировало с результатами, полученными при ручном исследовании [65]. В последние годы применение ГО позволило одновременно определять ККА и КГА [66]. Аналогичной позиции придерживаются S.G.M. van Velzen и соавт., применившие описанные методы к различным видам КТ (включая КТ с определением коронарного кальция, низкодозную КТ грудной клетки

и позитронно-эмиссионную КТ), при этом коэффициент внутрикласовой корреляции варьировал от 0,68 до 0,98 [67]. Следует отметить, что в исследовании с использованием свёрточной нейронной сети для обнаружения КГА была достигнута чувствительность 98,4%, что позволило не только дифференцировать КГА в восходящей и нисходящей частях аорты, а также в её дуге, но и определить выраженность риска [68]. Таким образом, применение ИИ с автоматической оценкой ККА и КГА является неотъемлемой частью работы врачей-рентгенологов.

### Кальцификация брюшной аорты

Благодаря прогрессу в области ГО была реализована возможность автоматического определения КБА, что было подтверждено в двух исследованиях [69, 70]. Двухэнергетическая рентгеновская абсорбциометрия — метод диагностики, позволяющий оценить риски возникновения переломов. Рост использования этого метода открывает возможности для применения автоматизации оценки КБА, однако в силу технических сложностей он не используется для рутинного выявления КБА. S. Reid и соавт. классифицировали КБА с помощью свёрточной нейронной сети на основе денситометрии, достигнув высокой степени соответствия с результатами, полученными вручную, а показатель Карра составил 0,71 [69]. Стоит отметить, что по сравнению с двухэнергетической рентгеновской абсорбциометрией КТ демонстрирует очевидные преимущества в количественной оценке кальцификации аорты. P.M. Graffy и соавт. удалось успешно реализовать автоматическое выявление КБА с применением КТ брюшной полости у более чем 9000 пациентов, объясняя это применением Mask Region-based Convolutional Neural Network [70]. На основе количественных данных в рамках этого исследования также была проведена оценка распространённости КБА, что повышает значимость ИИ.

Подводя итог, можно сказать, что автоматическая количественная оценка КБА может быть реализована с применением ИИ, однако количество имеющихся данных резко ограничено.

### Кальцификация сонных артерий

Кальцификация как экстракраниального, так и интракраниального отделов внутренних сонных артерий могут быть диагностированы при использовании КТ с ИИ [71–73]. G. Vortsova и соавт. в проведённом исследовании использовали 4 сети ГО со структурой, аналогичной U-Net, при этом точность обнаружения КИК оказалась выше, чем при ручной оценке, — с чувствительностью 83,8% и прогностической ценностью 88% [73]. Ручная оценка КИК требует тщательного анализа, а также чревата ошибками и подвержена риску появления схожих структур (например, костные кальцификаты). Ввиду этого большое значение имеет высокая точность, демонстрируемая ГО.

Наиболее существенные отличия КСА от других сосудистых кальцификаций может выявить магнитно-резонансная

томография (МРТ) [71]. В более ранних исследованиях точность выявления кальцификации при использовании МРТ была низкой [71]. Однако применение SNAP (simultaneous non-contrast angiography and intraplaque hemorrhage) позволило улучшить способность распознавания кальцификации с использованием МРТ. При использовании SNAP все сигналы инвертируются инверсионным импульсом, после чего выполняется T1-взвешенное восстановление инверсии и контрольное сканирование, взвешенное по протонной плотности с помощью двухградиентного эхо, что даёт отличный эффект при визуализации сосудов черепа и шейного отдела позвоночника [74]. Несмотря на то, что SNAP успешно выявляет кальцификацию, он подвержен влиянию артефактов при движении, а время проведения исследования относительно велико. Данная проблема может быть решена с помощью Goal-SNAP и быстрого SNAP [75, 76]. В данном исследовании такие алгоритмы машинного обучения, как метод случайного леса, схожи с ИНС в отношении обнаружения кальцификации, но ГО может быть эффективнее по отношению к сегментированию сосудистых компонентов, что требует проведения дальнейших исследований.

#### Кальцификация артерий молочной железы

КМА визуализируется на маммограммах, однако проявления кальцификации весьма разнообразны. Они могут быть раздвоенными, перекрытыми, усечёнными, а также иметь различную интенсивность [77]. Такая сложность затрудняет ручную количественную оценку КМА.

Маммография, являясь методом лучевой диагностики, который применяют для скрининга, нацеленного на выявление рака молочной железы, введена в объём профилактического медицинского осмотра и диспансеризации с 2012 г. Ежегодно частота проведения этого исследования, соответственно регламентам Министерства здравоохранения Российской Федерации, увеличивается [78].

В отношении данного вопроса ряд авторов рассматривает применение ГО. Было предложено нарезать маммограммы на участки, что необходимо ввиду большого объёма данных для прямого ввода [53]. 12-слойная свёрточная нейронная сеть описывает обнаружение КМА как задачу второго порядка [28]. Несмотря на то, что она успешно различала наличие или отсутствие КМА, количественная оценка её результатов была недостаточна точной [28]. Кроме того, анализ и обработка данных проводились достаточно медленно из-за необходимости отдельной обработки каждого участка. Впоследствии исследователи усовершенствовали свёрточную нейронную сеть с учётом описанных недостатков, предложив использовать простую контекстную U-сеть (SCU-Net) и плотную U-сеть (DU-Net) [33, 53]. SCU-Net — это упрощённая версия U-Net, которая преодолевает проблему, связанную с тем, что на КМА приходится менее 1% изображений, тем самым создавая большое количество данных и нарушая эффективное обучение системы. DU-Net также позволяет

избежать данной проблемы, значительно повышая эффективность свёрточной нейронной сети, и имеет точность 91,47% и чувствительность 91,22% [53].

Подводя итог, можно сказать, что ГО, используемое для автоматического определения КМА, достигло высокого уровня, однако не существует надёжного общедоступного набора данных для унификации в этой области, поэтому необходимо продолжать исследования в данном направлении.

## ОБСУЖДЕНИЕ

Как было отмечено выше, ИИ может облегчить и улучшить деятельность врачей инструментальной диагностики по вопросам кальцификации сосудов, выполняя предварительный скрининг и повышая эффективность обработки данных.

Точность применения ИИ в диагностической рентгенологии связана с алгоритмами ИИ и характеристикой изображений. Эффективность деятельности алгоритмов машинного обучения и ГО достигла значительного прогресса, что способствует улучшению диагностической ценности данных методик. По мере развития технологий визуализации качество изображений постоянно улучшалось, что положительно сказалось на эффективности диагностики. Возможности ИИ связаны с высоким качеством баз данных, необходимых для обучения, что также может быть полезно при создании общедоступных баз данных или тестовых платформ. Таким образом, в будущем инженеры и врачи должны стремиться к развитию диагностических возможностей ИИ, основываясь на самом алгоритме ИИ и качестве изображений.

Важно отметить, что хотя ИИ показал удовлетворительный результат при 5 типах сосудистой кальцификации, он имеет потенциальную ценность и при таком типе обызвествления, как кальцификация почечных артерий, прогностическая ценность которой при артериальной гипертензии и протеинурии была подтверждена [79]. В то же время количество исследований, посвящённых КБА и КСА невелико, что вызывает ещё больший интерес относительно их изучения. Сравнение эффективности ИИ в диагностике каждого типа кальцификации сосудов представлено в табл. 3.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

ИИ отлично зарекомендовал себя в диагностике сосудистой кальцификации. Помимо повышения точности и эффективности, способности к детализации превосходят возможности ручного метода диагностики. ИИ достиг уровня, позволяющего помогать врачам инструментальной диагностики в автоматическом выявлении кальцификации сосудов. Возможности ИИ могут способствовать эффективному развитию рентгенологии в будущем.

Таблица 3. Сравнение результатов применения искусственного интеллекта в диагностике 5 типов кальцификации сосудов

Тип сосудистой кальцификации	Количество исследований	Применение рентгенографии	Применение КТ	Применение МРТ	Применение ГО
Кальцификация коронарных артерий	Большое	Да	Да	Нет	Пиксельная и сквозная ГО в сочетании с ГАН снижает уровень помех и артефактов, что делает надёжной автоматическую оценку ККА и позволяет достоверно оценить результаты
Кальцификация грудной аорты	Среднее	Нет	Да	Нет	ГО обеспечивает автоматическое определение КГА и КСА, позволяя оценивать результаты на разных участках аорты
Кальцификация брюшной аорты	Малое, требуется большее количество исследований	Да	Да	Нет	Такие методы ГО, как Mask Region-CNN, позволяют проводить точную количественную оценку КБА при использовании ДРА и КТ
Кальцификация сонных артерий	Малое, требуется большее количество исследований	Нет	Да	Да	Эффективность ГО, по-видимому, близка к эффективности МО и превосходит возможности человека с дополнительной возможностью использования МРТ
Кальцификация маммарных артерий	Среднее	Да	Нет	Нет	U-Net, SCU-Net, DU-Net и другие усовершенствованные системы ГО способствуют выявлению КМА

*Примечание.* ГАН — генеративно-согласованная сеть; ГО — глубокое обучение; ДРА — двухэнергетическая рентгеновская абсорбциометрия; КБА — кальцификация брюшной аорты; КГА — кальцификация грудной аорты; ККА — кальцификация коронарных артерий; КМА — кальцификация маммарных артерий; КТ — компьютерная томография; МО — машинное обучение; МРТ — магнитно-резонансная томография; Mask Region-CNN — Mask Region-based Convolutional Neural Network; SCU-Net — простая контекстная U-сеть; DU-Net — плотная U-сеть.

## ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

**Источник финансирования.** Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования.

**Конфликт интересов.** Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

**Вклад авторов.** Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией).

Наибольший вклад распределён следующим образом: Ю.А. Трусов, В.С. Чупахина — разработка концепции и дизайна исследования, научное редактирование рукописи; А.С. Нуркаева — анализ и поиск данных, написание текста рукописи; Н.А. Яковенко — анализ данных, написание текста рукописи; И.В. Абленина — анализ данных, редактирование текста рукописи; Р.Ф. Латыпова — анализ данных, проверка и утверждение текста; А.П. Питке — написание текста рукописи, получение

фактических данных; А.А. Язовских — редактирование текста статьи, анализ данных; А.С. Иванов — получение данных, написание текста статьи; Д.С. Богатырева — утверждение финального варианта рукописи, редактирование текста статьи; У.А. Попова — анализ данных, написание текста статьи; А.Ф. Юзлекбаев — анализ и получение данных.

## ADDITIONAL INFORMATION

**Funding source.** This study was not supported by any external sources of funding.

**Competing interests.** The authors declare that they have no competing interests.

**Authors' contribution.** All authors made a substantial contribution to the conception of the work, acquisition, analysis, interpretation of data for the work, drafting and revising the work, final approval of the version to be published and agree to be accountable for all aspects of the work. Yu.A. Trusov, V.S. Chupakhina — development of the concept and design of the study, scientific revision of the manuscript; A.S. Nurkaeva — data analysis and search, writing

the manuscript; N.A. Yakovenko — data analysis, writing the manuscript; I.V. Ablenina — data analysis, editing the text of the manuscript; R.F. Latypova — data analysis, verification and approval of the text; A.P. Pitke — writing a manuscript, obtaining factual data; A.A. Yazovskikh — editing the text of the article, analyzing

data; A.S. Ivanov — obtaining data, writing the text of the article; D.S. Bogatyreva — approval of the final version of the manuscript, editing of the text of the article; U.A. Popova — data analysis, participation in the writing of the article; A.F. Yuzlekbayev — analysis and data acquisition.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шарапова О.В., Кича Д.И., Герасимова Л.И., и др. Картографический анализ показателей заболеваемости и смертности от болезней системы кровообращения населения Российской Федерации (2010–2019 гг.) // Комплексные проблемы сердечно-сосудистых заболеваний. 2022. Т. 11, № 1. С. 56–68. EDN: ZUQVNA doi: 10.17802/2306-1278-2022-11-1-56-68
2. Мальков О.А., Говорухина А.А., Бурыкин Ю.Г., Афинеевская А.Ю. Роль кальцификации в патогенезе воспалительной реакции артериальной стенки (на примере сосудов шеи и головы взрослого населения) // Журнал медико-биологических исследований. 2021. Т. 9, № 4. С. 435–443. EDN: FTSKDS doi: 10.37482/2687-1491-Z081
3. Арчакова Т.В., Недосугова Л.В. Факторы кальцификации сосудов у пациентов с сахарным диабетом 2 типа, получающих лечение программным гемодиализом // Сахарный диабет. 2020. Т. 23, № 2. С. 125–131. EDN: KPXIVL doi: 10.14341/DM10145
4. Mori H, Torii S, Kutyna M, et al. Coronary Artery Calcification and its Progression: What Does it Really Mean? // JACC Cardiovasc Imaging. 2018. Vol. 11, N 1. P. 127–142. doi: 10.1016/j.jcmg.2017.10.012
5. Йоо К.К. Искусственный интеллект в кардиологии: сработал ли он? // Российский журнал персонализированной медицины. 2022. Т. 2, № 6. С. 16–22. EDN: UIENOT doi: 10.18705/2782-3806-2022-2-6-16-22
6. Карпов О.Э., Андриков Д.А., Максименко В.А., Храмов А.Е. Прозрачный искусственный интеллект для медицины // Врач и информационные технологии. 2022. № 2. С. 4–11. EDN: DTCAWX doi: 10.25881/18110193\_2022\_2\_4
7. Greenland P, LaBree L, Azen S.P., et al. Coronary artery calcium score combined with Framingham score for risk prediction in asymptomatic individuals // JAMA. 2004. Vol. 291, N 2. P. 210–215. doi: 10.1001/jama.291.2.210
8. Criqui M.H., Denenberg J.O., Ix J.H., et al. Calcium density of coronary artery plaque and risk of incident cardiovascular events // JAMA. 2014. Vol. 311, N 3. P. 271–278. doi: 10.1001/jama.2013.282535
9. Carr J.J., Jacobs D.R. Jr, Terry J.G., et al. Association of Coronary Artery Calcium in Adults Aged 32 to 46 Years With Incident Coronary Heart Disease and Death // JAMA Cardiol. 2017. Vol. 2, N 4. P. 391–399. doi: 10.1001/jamacardio.2016.5493
10. Халиков А.А., Кузнецов К.О., Искужина Л.П., и др. Судебно-медицинские аспекты внезапной аутопсия-отрицательной сердечной смерти // Судебно-медицинская экспертиза. 2021. Т. 64, № 3. С. 59–63. doi: 10.17116/sudmed20216403159
11. Eisen A., Tenenbaum A., Koren-Morag N., et al. Calcification of the thoracic aorta as detected by spiral computed tomography among stable angina pectoris patients: association with cardiovascular events and death // Circulation. 2008. Vol. 118, N 13. P. 1328–1334. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.107.712141
12. Itani Y., Watanabe S., Masuda Y. Relationship between aortic calcification and stroke in a mass screening program using a mobile helical computed tomography unit // Circ J. 2006. Vol. 70, N 6. P. 733–736. doi: 10.1253/circj.70.733
13. Lee R., Matsutani N., Polimenakos A.C., et al. Preoperative noncontrast chest computed tomography identifies potential aortic emboli // Ann Thorac Surg. 2007. Vol. 84, N 1. P. 38–42. doi: 10.1016/j.athoracsur.2007.03.025
14. Zweig B.M., Sheth M., Simpson S., Al-Mallah M.H. Association of abdominal aortic calcium with coronary artery calcium and obstructive coronary artery disease: a pilot study // Int J Cardiovasc Imaging. 2012. Vol. 28, N 2. P. 399–404. doi: 10.1007/s10554-011-9818-1
15. An C., Lee H.J., Lee H.S., et al. CT-based abdominal aortic calcification score as a surrogate marker for predicting the presence of asymptomatic coronary artery disease // Eur Radiol. 2014. Vol. 24, N 10. P. 2491–2498. doi: 10.1007/s00330-014-3298-3
16. Мельников М.В., Зелинский В.А., Жорина А.С., Чуглова Д.А. Кальцификация абдоминальной аорты при периферическом атеросклерозе: факторы риска и маркёры // Атеросклероз и дислипидемии. 2014. № 3. С. 33–38. EDN: SISNRZ
17. Bagger Y.Z., Tankó L.B., Alexandersen P., et al. Radiographic measure of aorta calcification is a site-specific predictor of bone loss and fracture risk at the hip // J Intern Med. 2006. Vol. 259, N 6. P. 598–605. doi: 10.1111/j.1365-2796.2006.01640.x
18. Szulc P., Blackwell T., Schousboe J.T., et al. High hip fracture risk in men with severe aortic calcification: MrOS study // J Bone Miner Res. 2014. Vol. 29, N 4. P. 968–975. doi: 10.1002/jbmr.2085
19. Лобанова Н.Ю., Чичерина Е.Н., Мальчикова С.В., Максимчук-Колобова Н.С. Напряжение сдвига на эндотелии стенки сонной артерии и кальциноз коронарных артерий у пациентов с гипертонической болезнью // Южно-Российский журнал терапевтической практики. 2022. Т. 3, № 3. С. 60–67. EDN: QWCOCH doi: 10.21886/2712-8156-2022-3-3-60-67
20. Kim J.T., Yoo S.H., Kwon J.H., et al. Subtyping of ischemic stroke based on vascular imaging: analysis of 1,167 acute, consecutive patients // J Clin Neurol. 2006. Vol. 2, N 4. P. 225–230. doi: 10.3988/jcn.2006.2.4.225
21. Wong L.K. Global burden of intracranial atherosclerosis // Int J Stroke. 2006. Vol. 1, N 3. P. 158–159. doi: 10.1111/j.1747-4949.2006.00045.x
22. Kockelkoren R., De Vis J.B., de Jong P.A., et al. Intracranial Carotid Artery Calcification From Infancy to Old Age // J Am Coll Cardiol. 2018. Vol. 72, N 5. P. 582–584. doi: 10.1016/j.jacc.2018.05.021
23. Huang Z., Xiao J., Xie Y., et al. The correlation of deep learning-based CAD-RADS evaluated by coronary computed tomography angiography with breast arterial calcification on mammography // Sci Rep. 2020. Vol. 10, N 1. P. 11532. doi: 10.1038/s41598-020-68378-4
24. Бочкарева Е.В., Бутина Е.К., Байрамкулова Н.Х., и др. Распространенность и степень тяжести кальциноза артерий молочной железы — нового маркёра сердечно-сосудистого риска у женщин // Рациональная Фармакотерапия в Кардиологии. 2022. Т. 18, № 5. С. 530–535. EDN: HUFTZE doi: 10.20996/1819-6446-2022-09-01

25. Бочкарева Е.В., Бутина Е.К., Байрамкулова Н.Х., Драпкина О.М. Кальциноз артерий молочной железы и сахарный диабет: клинический пример и краткий обзор литературы // Профилактическая медицина. 2021. Т. 24, № 9. С. 97–101. EDN: QPQDLT doi: 10.17116/profmed20212409197
26. Бочкарева Е.В., Бутина Е.К., Савин А.С., и др. Кальциноз артерий молочной железы: потенциальный суррогатный маркер цереброваскулярных заболеваний // Профилактическая медицина. 2020. Т. 23, № 5. С. 164–169. EDN: IRHLDZ doi: 10.17116/profmed202023051164
27. Бочкарева Е.В., Бутина Е.К., Савин А.С., Драпкина О.М. Кальциноз артерий молочной железы и остеопороз у женщины в постменопаузе (клинический случай и мнение по проблеме) // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. 2020. Т. 19, № 4. С. 2574. EDN: RTDDQG doi: 10.15829/1728-8800-2020-2574
28. Wang J., Ding H., Bidgoli F.A., et al. Detecting Cardiovascular Disease from Mammograms With Deep Learning // IEEE Trans Med Imaging. 2017. Vol. 36, N 5. P. 1172–1181. doi: 10.1109/TMI.2017.2655486
29. Голубев Н.А., Огрызко Е.В., Тюрина Е.М., Шелепова Е.А., Шелехов П.В. Особенности развития службы лучевой диагностики в Российской Федерации за 2014–2019 года // Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики. 2021. № 2. С. 356–376. EDN: EHSADW doi: 10.24412/2312-2935-2021-2-356-376
30. Krupinski E.A., Berbaum K.S., Caldwell R.T., et al. Long radiology workdays reduce detection and accommodation accuracy // J Am Coll Radiol. 2010. Vol. 7, N 9. P. 698–704. doi: 10.1016/j.jacr.2010.03.004
31. Lee C.S., Nagy P.G., Weaver S.J., Newman-Toker D.E. Cognitive and system factors contributing to diagnostic errors in radiology // AJR Am J Roentgenol. 2013. Vol. 201, N 3. P. 611–617. doi: 10.2214/AJR.12.10375
32. Николаев А.Е., Шапиев А.Н., Блохин И.А., и др. Новые подходы к оценке изменений коронарных артерий при мульти-спиральной компьютерной томографии // Российский кардиологический журнал. 2019. № 12. С. 124–130. EDN: VHYAYK doi: 10.15829/1560-4071-2019-12-124-130
33. Guo X., O'Neill W.C., Vey B., et al. SCU-Net: A deep learning method for segmentation and quantification of breast arterial calcifications on mammograms // Med Phys. 2021. Vol. 48, N 10. P. 5851–5861. doi: 10.1002/mp.15017
34. Yacoub B., Kabakus I.M., Schoepf U.J., et al. Performance of an Artificial Intelligence-Based Platform Against Clinical Radiology Reports for the Evaluation of Noncontrast Chest CT // Acad Radiol. 2022. Vol. 29, N 2. P. 108–117. doi: 10.1016/j.acra.2021.02.007
35. Isgum I., Rutten A., Prokop M., van Ginneken B. Detection of coronary calcifications from computed tomography scans for automated risk assessment of coronary artery disease // Med Phys. 2007. Vol. 34, N 4. P. 1450–1461. doi: 10.1118/1.2710548
36. Kurkure U., Chittajallu D.R., Brunner G., et al. A supervised classification-based method for coronary calcium detection in non-contrast CT // Int J Cardiovasc Imaging. 2010. Vol. 26, N 7. P. 817–828. doi: 10.1007/s10554-010-9607-2
37. Brunner G., Chittajallu D.R., Kurkure U., Kakadiaris I.A. Toward the automatic detection of coronary artery calcification in non-contrast computed tomography data // Int J Cardiovasc Imaging. 2010. Vol. 26, N 7. P. 829–838. doi: 10.1007/s10554-010-9608-1
38. Brunner G., Kurkure U., Chittajallu D.R., et al. Toward unsupervised classification of calcified arterial lesions // Med Image Comput Comput Assist Interv. 2008. Vol. 11, N 1. P. 144–152. doi: 10.1007/978-3-540-85988-8\_18
39. Takx R.A., de Jong P.A., Leiner T., et al. Automated coronary artery calcification scoring in non-gated chest CT: agreement and reliability // PLoS One. 2014. Vol. 9, N 3. P. e91239. doi: 10.1371/journal.pone.0091239
40. Wolterink J.M., Leiner T., Takx R.A., et al. Automatic Coronary Calcium Scoring in Non-Contrast-Enhanced ECG-Triggered Cardiac CT With Ambiguity Detection // IEEE Trans Med Imaging. 2015. Vol. 34, N 9. P. 1867–1878. doi: 10.1109/TMI.2015.2412651
41. Saur S.C., Alkadhi H., Desbiolles L., et al. Automatic detection of calcified coronary plaques in computed tomography data sets // Med Image Comput Comput Assist Interv. 2008. Vol. 11, N 1. P. 170–177. doi: 10.1007/978-3-540-85988-8\_21
42. Yang G., Chen Y., Ning X., et al. Automatic coronary calcium scoring using noncontrast and contrast CT images // Med Phys. 2016. Vol. 43, N 5. P. 2174. doi: 10.1118/1.4945045
43. Jiang B., Guo N., Ge Y., et al. Development and application of artificial intelligence in cardiac imaging // Br J Radiol. 2020. Vol. 93, N 1113. P. 20190812. doi: 10.1259/bjr.20190812
44. Shahzad R., van Walsum T., Schaap M., et al. Vessel specific coronary artery calcium scoring: an automatic system // Acad Radiol. 2013. Vol. 20, N 1. P. 1–9. doi: 10.1016/j.acra.2012.07.018
45. Cano-Espinosa C., González G., Washko G.R., et al. Automated Agatston Score Computation in non-ECG Gated CT Scans Using Deep Learning // Proc SPIE Int Soc Opt Eng. 2018. Vol. 10574. P. 105742K. doi: 10.1117/12.2293681
46. Gogin N., Viti M., Nicodème L., et al. Automatic coronary artery calcium scoring from unenhanced-ECG-gated CT using deep learning // Diagn Interv Imaging. 2021. Vol. 102, N 11. P. 683–690. doi: 10.1016/j.diii.2021.05.004
47. Wolterink J.M., Leiner T., de Vos B.D., et al. Automatic coronary artery calcium scoring in cardiac CT angiography using paired convolutional neural networks // Med Image Anal. 2016. Vol. 34. P. 123–136. doi: 10.1016/j.media.2016.04.004
48. Wang W., Wang H., Chen Q., et al. Coronary artery calcium score quantification using a deep-learning algorithm // Clin Radiol. 2020. Vol. 75, N 3. P. 237.e11–237.e16. doi: 10.1016/j.crad.2019.10.012
49. Singh G., Al'Aref S.J., Lee B.C., et al. End-to-End, Pixel-Wise Vessel-Specific Coronary and Aortic Calcium Detection and Scoring Using Deep Learning // Diagnostics (Basel). 2021. Vol. 11, N 2. P. 215. doi: 10.3390/diagnostics11020215
50. Martin S.S., van Assen M., Rapaka S., et al. Evaluation of a Deep Learning-Based Automated CT Coronary Artery Calcium Scoring Algorithm // JACC Cardiovasc Imaging. 2020. Vol. 13, N 1. P. 524–526. doi: 10.1016/j.jcmg.2019.09.015
51. Zhang N., Yang G., Zhang W., et al. Fully automatic framework for comprehensive coronary artery calcium scores analysis on non-contrast cardiac-gated CT scan: Total and vessel-specific quantifications // Eur J Radiol. 2021. Vol. 134. P. 109420. doi: 10.1016/j.ejrad.2020.109420
52. de Vos B.D., Wolterink J.M., Leiner T., et al. Direct Automatic Coronary Calcium Scoring in Cardiac and Chest CT // IEEE Trans Med Imaging. 2019. Vol. 38, N 9. P. 2127–2138. doi: 10.1109/TMI.2019.2899534
53. AlGhamdi M., Abdel-Mottaleb M., Collado-Mesa F. DU-Net: Convolutional Network for the Detection of Arterial Calcifications in Mammograms // IEEE Trans Med Imaging. 2020. Vol. 39, N 10. P. 3240–3249. doi: 10.1109/TMI.2020.2989737

54. Николаев А.Е., Коркунова О.А., Хуторной И.В., и др. Сопоставимость методик оценки коронарных рисков по данным ультра-НДКТ грудной клетки и КТ-коронарографии с ЭКГ-синхронизацией // Медицинская визуализация. 2021. Т. 25, № 4. С. 75–92. EDN: CMSGAX doi: 10.24835/1607-0763-1047
55. van Assen M., Martin S.S., Varga-Szemes A., et al. Automatic coronary calcium scoring in chest CT using a deep neural network in direct comparison with non-contrast cardiac CT: A validation study // *Eur J Radiol*. 2021. Vol. 134. P. 109428. doi: 10.1016/j.ejrad.2020.109428
56. Николаев А.Е., Шапиев А.Н., Блохин И.А. Стандартизация оценки кальцификации коронарных артерий на бесконтрастных компьютерных томограммах без ЭКГ-синхронизации // *Radiology Study*. 2020. Т. 3, № 2. С. 45–52. EDN: VVGXBI
57. Isgum I., Prokop M., Niemeijer M., et al. Automatic coronary calcium scoring in low-dose chest computed tomography // *IEEE Trans Med Imaging*. 2012. Vol. 31, N 12. P. 2322–2334. doi: 10.1109/TMI.2012.2216889
58. Wolterink J.M., Leiner T., Viergever M.A., Isgum I. Generative Adversarial Networks for Noise Reduction in Low-Dose CT // *IEEE Trans Med Imaging*. 2017. Vol. 36, N 12. P. 2536–2545. doi: 10.1109/TMI.2017.2708987
59. Klug M., Shemesh J., Green M., et al. A deep-learning method for the denoising of ultra-low dose chest CT in coronary artery calcium score evaluation // *Clin Radiol*. 2022. Vol. 77, N 7. P. 509–517. doi: 10.1016/j.crad.2022.03.005
60. Sun Z., Ng C.K.C. Artificial Intelligence (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network) for Calcium Debloating in Coronary Computed Tomography Angiography: A Feasibility Study // *Diagnostics (Basel)*. 2022. Vol. 12, N 4. P. 991. doi: 10.3390/diagnostics12040991
61. Eng D., Chute C., Khandwala N., et al. Automated coronary calcium scoring using deep learning with multicenter external validation // *NPJ Digit Med*. 2021. Vol. 4, N 1. P. 88. doi: 10.1038/s41746-021-00460-1
62. Морозов С.П., Кокина Д.Ю., Павлов Н.А., и др. Клинические аспекты применения искусственного интеллекта для интерпретации рентгенограмм органов грудной клетки // *Туберкулез и болезни легких*. 2021. Т. 99, № 4. С. 58–64. doi: 10.21292/2075-1230-2021-99-4-58-64
63. Kamel P.I., Yi P.H., Sair H.I., Lin C.T. Prediction of Coronary Artery Calcium and Cardiovascular Risk on Chest Radiographs Using Deep Learning // *Radiol Cardiothorac Imaging*. 2021. Vol. 3, N 3. P. e200486. doi: 10.1148/ryct.2021200486
64. Du T., Xie L., Zhang H., et al. Training and validation of a deep learning architecture for the automatic analysis of coronary angiography // *EuroIntervention*. 2021. Vol. 17, N 1. P. 32–40. doi: 10.4244/EIJ-D-20-00570
65. Isgum I., Rutten A., Prokop M., et al. Automated aortic calcium scoring on low-dose chest computed tomography // *Med Phys*. 2010. Vol. 37, N 2. P. 714–723. doi: 10.1118/1.3284211
66. de Vos B.D., Lessmann N., de Jong P.A., Işgum I. Deep Learning-Quantified Calcium Scores for Automatic Cardiovascular Mortality Prediction at Lung Screening Low-Dose CT // *Radiol Cardiothorac Imaging*. 2021. Vol. 3, N 2. P. e190219. doi: 10.1148/ryct.2021190219
67. van Velzen S.G.M., Lessmann N., Velthuis B.K., et al. Deep Learning for Automatic Calcium Scoring in CT: Validation Using Multiple Cardiac CT and Chest CT Protocols // *Radiology*. 2020. Vol. 295, N 1. P. 66–79. doi: 10.1148/radiol.2020191621
68. Guileana F.N., Casciaro M.E., Pascaner A.F., et al. Thoracic Aorta Calcium Detection and Quantification Using Convolutional Neural Networks in a Large Cohort of Intermediate-Risk Patients // *Tomography*. 2021. Vol. 7, N 4. P. 636–649. doi: 10.3390/tomography7040054
69. Reid S., Schousboe J.T., Kimelman D., et al. Machine learning for automated abdominal aortic calcification scoring of DXA vertebral fracture assessment images: A pilot study // *Bone*. 2021. Vol. 148. P. 115943. doi: 10.1016/j.bone.2021.115943
70. Graffy P.M., Liu J., O'Connor S., et al. Automated segmentation and quantification of aortic calcification at abdominal CT: application of a deep learning-based algorithm to a longitudinal screening cohort // *Abdom Radiol (NY)*. 2019. Vol. 44, N 8. P. 2921–2928. doi: 10.1007/s00261-019-02014-2
71. van Engelen A., Niessen W.J., Klein S., et al. Atherosclerotic plaque component segmentation in combined carotid MRI and CTA data incorporating class label uncertainty // *PLoS One*. 2014. Vol. 9, N 4. P. e94840. doi: 10.1371/journal.pone.0094840
72. Онищенко П.С., Клышников К.Ю., Овчаренко Е.А. Искусственные нейронные сети в кардиологии: анализ графических данных // *Бюллетень сибирской медицины*. 2021. Т. 20, № 4. С. 193–204. EDN: XVBERA doi: 10.20538/1682-0363-2021-4-193-204
73. Bortsova G., Bos D., Dubost F., et al. Automated Segmentation and Volume Measurement of Intracranial Internal Carotid Artery Calcification at Noncontrast CT // *Radiol Artif Intell*. 2021. Vol. 3, N 5. P. e200226. doi: 10.1148/ryai.2021200226
74. Li D., Qiao H., Han Y., et al. Histological validation of simultaneous non-contrast angiography and intraplaque hemorrhage imaging (SNAP) for characterizing carotid intraplaque hemorrhage // *Eur Radiol*. 2021. Vol. 31, N 5. P. 3106–3115. doi: 10.1007/s00330-020-07352-0
75. Chen S., Ning J., Zhao X., et al. Fast simultaneous noncontrast angiography and intraplaque hemorrhage (fSNAP) sequence for carotid artery imaging // *Magn Reson Med*. 2017. Vol. 77, N 2. P. 753–758. doi: 10.1002/mrm.26111
76. Qi H., Sun J., Qiao H., et al. Carotid Intraplaque Hemorrhage Imaging with Quantitative Vessel Wall T1 Mapping: Technical Development and Initial Experience // *Radiology*. 2018. Vol. 287, N 1. P. 276–284. doi: 10.1148/radiol.2017170526
77. Cheng J.Z., Cole E.B., Pisano E.D., Shen D. Detection of arterial calcification in mammograms by random walks // *Inf Process Med Imaging*. 2009. Vol. 21. P. 713–724. doi: 10.1007/978-3-642-02498-6\_59
78. Ломаков С.Ю. Объёмы маммографических исследований в современных условиях проведения профилактических мероприятий // *Профилактическая медицина*. 2020. Т. 23, № 4. С. 41–44. EDN: OUIINQ doi: 10.17116/profmed20202304141
79. Roseman D.A., Hwang S.J., Manders E.S., et al. Renal artery calcium, cardiovascular risk factors, and indexes of renal function // *Am J Cardiol*. 2014. Vol. 113, N 1. P. 156–161. doi: 10.1016/j.amjcard.2013.09.036

## REFERENCES

1. Sharapova OV, Kicha DI, Gerasimova LI, et al. Map analysis of morbidity and mortality from blood circulatory system diseases of the population of the Russian federation (2010–2019). *Complex Issues of Cardiovascular Diseases*. 2022;11(1):56–68. EDN: ZUQVNA doi: 10.17802/2306-1278-2022-11-1-56-68
2. Mal'kov OA, Govorukhina AA, Burykin YuG, Afineevskaya AYU. The Role of Calcification in the Pathogenesis of Inflammatory Reaction in the Arterial Wall (Exemplified by the Vessels of the Neck and Head in Adults). *Journal of Medical and Biological Research*. 2021;9(4):435–443. EDN: FTSKDS doi: 10.37482/2687-1491-2081
3. Archakova TV, Nedosugova LV. Factors of vascular calcification in patients with type 2 diabetes mellitus on long-term dialysis. *Diabetes mellitus*. 2020;23(2):125–131. EDN: KPXLV doi: 10.14341/DM10145
4. Mori H, Torii S, Kutyna M, et al. Coronary Artery Calcification and its Progression: What Does it Really Mean? *JACC Cardiovasc Imaging*. 2018;11(1):127–142. doi: 10.1016/j.jcmg.2017.10.012
5. Yeo KK. Artificial intelligence in cardiology: did it take off? *Russian Journal for Personalized Medicine*. 2022;2(6):16–22. EDN: UIENOT doi: 10.18705/2782-3806-2022-2-6-16-22
6. Karpov OE, Andrikov DA, Maksimenko VA, Hramov AE. Explainable artificial intelligence for medicine. *Medical Doctor and IT*. 2022;2(2):4–11. EDN: DTCAXW doi: 10.25881/18110193\_2022\_2\_4
7. Greenland P, LaBree L, Azen SP, et al. Coronary artery calcium score combined with Framingham score for risk prediction in asymptomatic individuals. *JAMA*. 2004;291(2):210–215. doi: 10.1001/jama.291.2.210
8. Criqui MH, Denenberg JO, Ix JH, et al. Calcium density of coronary artery plaque and risk of incident cardiovascular events. *JAMA*. 2014;311(3):271–278. doi: 10.1001/jama.2013.282535
9. Carr JJ, Jacobs DR Jr, Terry JG, et al. Association of Coronary Artery Calcium in Adults Aged 32 to 46 Years With Incident Coronary Heart Disease and Death. *JAMA Cardiol*. 2017;2(4):391–399. doi: 10.1001/jamacardio.2016.5493
10. Khalikov AA, Kuznetsov KO, Iskuzhina LR, Khalikova LV. Forensic aspects of sudden autopsy-negative cardiac death. *Sudebno-Meditsinskaya Ekspertisa*. 2021;64(3):59–63. doi: 10.17116/sudmed20216403159
11. Eisen A, Tenenbaum A, Koren-Morag N, et al. Calcification of the thoracic aorta as detected by spiral computed tomography among stable angina pectoris patients: association with cardiovascular events and death. *Circulation*. 2008;118(13):1328–1334. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.107.712141
12. Itani Y, Watanabe S, Masuda Y. Relationship between aortic calcification and stroke in a mass screening program using a mobile helical computed tomography unit. *Circ J*. 2006;70(6):733–736. doi: 10.1253/circj.70.733
13. Lee R, Matsutani N, Polimenakos AC, et al. Preoperative noncontrast chest computed tomography identifies potential aortic emboli. *Ann Thorac Surg*. 2007;84(1):38–42. doi: 10.1016/j.athoracsur.2007.03.025
14. Zweig BM, Sheth M, Simpson S, Al-Mallah MH. Association of abdominal aortic calcium with coronary artery calcium and obstructive coronary artery disease: a pilot study. *Int J Cardiovasc Imaging*. 2012;28(2):399–404. doi: 10.1007/s10554-011-9818-1
15. An C, Lee HJ, Lee HS, et al. CT-based abdominal aortic calcification score as a surrogate marker for predicting the presence of asymptomatic coronary artery disease. *Eur Radiol*. 2014;24(10):2491–2498. doi: 10.1007/s00330-014-3298-3
16. Melnikov MV, Zelinskiy VA, Zhorina AS, Chuglova DA. An abdominal aortic calcification in peripheral arterial occlusive disease: risk factors and markers. *Journal of atherosclerosis and dyslipidemias*. 2014;3(3):33–38. EDN: SISNRZ
17. Bagger YZ, Tankó LB, Alexandersen P, et al. Radiographic measure of aorta calcification is a site-specific predictor of bone loss and fracture risk at the hip. *J Intern Med*. 2006;259(6):598–605. doi: 10.1111/j.1365-2796.2006.01640.x
18. Szulc P, Blackwell T, Schousboe JT, et al. High hip fracture risk in men with severe aortic calcification: MrOS study. *J Bone Miner Res*. 2014;29(4):968–975. doi: 10.1002/jbmr.2085
19. Lobanova NI, Chicherina EN, Malchikova SV, Maksimchuk-Kolobova NS. Fluid shear stress on the endothelium of the carotid artery wall and coronary artery calcinosis in patients with arterial hypertension. *South Russian Journal of Therapeutic Practice*. 2022;3(3):60–67. EDN: QWCOCH doi: 10.21886/2712-8156-2022-3-3-60-67
20. Kim JT, Yoo SH, Kwon JH, et al. Subtyping of ischemic stroke based on vascular imaging: analysis of 1,167 acute, consecutive patients. *J Clin Neurol*. 2006;2(4):225–230. doi: 10.3988/jcn.2006.2.4.225
21. Wong LK. Global burden of intracranial atherosclerosis. *Int J Stroke*. 2006;1(3):158–159. doi: 10.1111/j.1747-4949.2006.00045.x
22. Kockelkoren R, De Vis JB, de Jong PA, et al. Intracranial Carotid Artery Calcification From Infancy to Old Age. *J Am Coll Cardiol*. 2018;72(5):582–584. doi: 10.1016/j.jacc.2018.05.021
23. Huang Z, Xiao J, Xie Y, et al. The correlation of deep learning-based CAD-RADS evaluated by coronary computed tomography angiography with breast arterial calcification on mammography. *Sci Rep*. 2020;10(1):11532. doi: 10.1038/s41598-020-68378-4
24. Bochkareva EV, Butina EK, Bayramkulova EK, et al. Prevalence and Severity of Breast Arterial Calcification on Routine Mammography. *Rational Pharmacotherapy in Cardiology*. 2022;18(5):530–535. EDN: HUFTZE doi: 10.20996/1819-6446-2022-09-01
25. Bochkareva EV, Butina EK, Bayramkulova NK, Drapkina OM. Mammary artery calcinosis and diabetes mellitus: case report and brief literature review. *Profilakticheskaya Meditsina*. 2021;24(9):97–101. EDN: QPQDLT doi: 10.17116/profmed20212409197
26. Bochkareva EV, Butina EK, Savin AS, et al. Breast arteries calcification: a potential surrogate marker for cerebrovascular disease. *Profilakticheskaya Meditsina*. 2020;23(5):164–169. EDN: IRHLDZ doi: 10.17116/profmed202023051164
27. Bochkareva EV, Butina EK, Savin AS, Drapkina OM. Breast artery calcification and osteoporosis in postmenopausal woman: a case report and opinion on the problem. *Cardiovascular Therapy and Prevention*. 2020;19(4):2574. EDN: RTDDQG doi: 10.15829/1728-8800-2020-2574
28. Wang J, Ding H, Bidgoli FA, et al. Detecting Cardiovascular Disease from Mammograms With Deep Learning. *IEEE Trans Med Imaging*. 2017;36(5):1172–1181. doi: 10.1109/TMI.2017.2655486
29. Golubev NA, Ogryzko EV, Tyurina EM, Shelepova EA, Shelekhov PV. Features of the development of the radiation diagnostics service in the Russian Federation for 2014–2019. *Current problems of health care and medical statistics*. 2021;2(2):356–376. EDN: EHSADW doi: 10.24412/2312-2935-2021-2-356-376

30. Krupinski EA, Berbaum KS, Caldwell RT, et al. Long radiology workdays reduce detection and accommodation accuracy. *J Am Coll Radiol*. 2010;7(9):698–704. doi: 10.1016/j.jacr.2010.03.004
31. Lee CS, Nagy PG, Weaver SJ, Newman-Toker DE. Cognitive and system factors contributing to diagnostic errors in radiology. *AJR Am J Roentgenol*. 2013;201(3):611–617. doi: 10.2214/AJR.12.10375
32. Nikolaev AE, Shapiev AN, Blokhin IA, et al. New approaches for assessing coronary changes in multi-layer spiral computed tomography. *Russian Journal of Cardiology*. 2019;(12):124–130. EDN: VHYAYK doi: 10.15829/1560-4071-2019-12-124-130
33. Guo X, O'Neill WC, Vey B, et al. SCU-Net: A deep learning method for segmentation and quantification of breast arterial calcifications on mammograms. *Med Phys*. 2021;48(10):5851–5861. doi: 10.1002/mp.15017
34. Yacoub B, Kabakus IM, Schoepf UJ, et al. Performance of an Artificial Intelligence-Based Platform Against Clinical Radiology Reports for the Evaluation of Noncontrast Chest CT. *Acad Radiol*. 2022;29(2):108–117. doi: 10.1016/j.acra.2021.02.007
35. Isgum I, Rutten A, Prokop M, van Ginneken B. Detection of coronary calcifications from computed tomography scans for automated risk assessment of coronary artery disease. *Med Phys*. 2007;34(4):1450–1461. doi: 10.1118/1.2710548
36. Kurkure U, Chittajallu DR, Brunner G, et al. A supervised classification-based method for coronary calcium detection in non-contrast CT. *Int J Cardiovasc Imaging*. 2010;26(7):817–828. doi: 10.1007/s10554-010-9607-2
37. Brunner G, Chittajallu DR, Kurkure U, Kakadiaris IA. Toward the automatic detection of coronary artery calcification in non-contrast computed tomography data. *Int J Cardiovasc Imaging*. 2010;26(7):829–838. doi: 10.1007/s10554-010-9608-1
38. Brunner G, Kurkure U, Chittajallu DR, et al. Toward unsupervised classification of calcified arterial lesions. *Med Image Comput Comput Assist Interv*. 2008;11(1):144–152. doi: 10.1007/978-3-540-85988-8\_18
39. Takx RA, de Jong PA, Leiner T, et al. Automated coronary artery calcification scoring in non-gated chest CT: agreement and reliability. *PLoS One*. 2014;9(3):e91239. doi: 10.1371/journal.pone.0091239
40. Wolterink JM, Leiner T, Takx RA, et al. Automatic Coronary Calcium Scoring in Non-Contrast-Enhanced ECG-Triggered Cardiac CT With Ambiguity Detection. *IEEE Trans Med Imaging*. 2015;34(9):1867–1878. doi: 10.1109/TMI.2015.2412651
41. Saur SC, Alkadh H, Desbiolles L, et al. Automatic detection of calcified coronary plaques in computed tomography data sets. *Med Image Comput Comput Assist Interv*. 2008;11(1):170–177. doi: 10.1007/978-3-540-85988-8\_21
42. Yang G, Chen Y, Ning X, et al. Automatic coronary calcium scoring using noncontrast and contrast CT images. *Med Phys*. 2016;43(5):2174. doi: 10.1118/1.4945045
43. Jiang B, Guo N, Ge Y, et al. Development and application of artificial intelligence in cardiac imaging. *Br J Radiol*. 2020;93(1113):20190812. doi: 10.1259/bjr.20190812
44. Shahzad R, van Walsum T, Schaap M, et al. Vessel specific coronary artery calcium scoring: an automatic system. *Acad Radiol*. 2013;20(1):1–9. doi: 10.1016/j.acra.2012.07.018
45. Cano-Espinosa C, González G, Washko GR, et al. Automated Agatston Score Computation in non-ECG Gated CT Scans Using Deep Learning. *Proc SPIE Int Soc Opt Eng*. 2018;10574:105742K. doi: 10.1117/12.2293681
46. Gogin N, Viti M, Nicodème L, et al. Automatic coronary artery calcium scoring from unenhanced-ECG-gated CT using deep learning. *Diagn Interv Imaging*. 2021;102(11):683–690. doi: 10.1016/j.diii.2021.05.004
47. Wolterink JM, Leiner T, de Vos BD, et al. Automatic coronary artery calcium scoring in cardiac CT angiography using paired convolutional neural networks. *Med Image Anal*. 2016;34:123–136. doi: 10.1016/j.media.2016.04.004
48. Wang W, Wang H, Chen Q, et al. Coronary artery calcium score quantification using a deep-learning algorithm. *Clin Radiol*. 2020;75(3):237.e11–237.e16. doi: 10.1016/j.crad.2019.10.012
49. Singh G, Al'Aref SJ, Lee BC, et al. End-to-End, Pixel-Wise Vessel-Specific Coronary and Aortic Calcium Detection and Scoring Using Deep Learning. *Diagnostics (Basel)*. 2021;11(2):215. doi: 10.3390/diagnostics11020215
50. Martin SS, van Assen M, Rapaka S, et al. Evaluation of a Deep Learning-Based Automated CT Coronary Artery Calcium Scoring Algorithm. *JACC Cardiovasc Imaging*. 2020;13(1):524–526. doi: 10.1016/j.jcmg.2019.09.015
51. Zhang N, Yang G, Zhang W, et al. Fully automatic framework for comprehensive coronary artery calcium scores analysis on non-contrast cardiac-gated CT scan: Total and vessel-specific quantifications. *Eur J Radiol*. 2021;134:109420. doi: 10.1016/j.ejrad.2020.109420
52. de Vos BD, Wolterink JM, Leiner T, et al. Direct Automatic Coronary Calcium Scoring in Cardiac and Chest CT. *IEEE Trans Med Imaging*. 2019;38(9):2127–2138. doi: 10.1109/TMI.2019.2899534
53. AlGhamdi M, Abdel-Mottaleb M, Collado-Mesa F. DU-Net: Convolutional Network for the Detection of Arterial Calcifications in Mammograms. *IEEE Trans Med Imaging*. 2020;39(10):3240–3249. doi: 10.1109/TMI.2020.2989737
54. Nikolaev AE, Korkunova OA, Khutornoy IV, et al. Comparability of coronary risk assessment methods with chest ultra-LDCT and CT coronography with ECG synchronization. *Medical Visualization*. 2021;25(4):75–92. EDN: CMSGAX doi: 10.24835/1607-0763-1047
55. van Assen M, Martin SS, Varga-Szemes A, et al. Automatic coronary calcium scoring in chest CT using a deep neural network in direct comparison with non-contrast cardiac CT: A validation study. *Eur J Radiol*. 2021;134:109428. doi: 10.1016/j.ejrad.2020.109428
56. Nikolaev AE, Shapiev AN, Blokhin IA. Standardization of coronary artery calcification assessment on contrast-free computed tomograms without ECG synchronization. *Radiology Study*. 2020;3(2):45–52. EDN: VVGXBI
57. Isgum I, Prokop M, Niemeijer M, et al. Automatic coronary calcium scoring in low-dose chest computed tomography. *IEEE Trans Med Imaging*. 2012;31(12):2322–2334. doi: 10.1109/TMI.2012.2216889
58. Wolterink JM, Leiner T, Viergever MA, Isgum I. Generative Adversarial Networks for Noise Reduction in Low-Dose CT. *IEEE Trans Med Imaging*. 2017;36(12):2536–2545. doi: 10.1109/TMI.2017.2708987
59. Klug M, Shemesh J, Green M, et al. A deep-learning method for the denoising of ultra-low dose chest CT in coronary artery calcium score evaluation. *Clin Radiol*. 2022;77(7):509–517. doi: 10.1016/j.crad.2022.03.005
60. Sun Z, Ng KKC. Artificial Intelligence (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network) for Calcium Debloating in Coronary Computed Tomography Angiography: A Feasibility Study. *Diagnostics (Basel)*. 2022;12(4):991. doi: 10.3390/diagnostics12040991

61. Eng D, Chute C, Khandwala N, et al. Automated coronary calcium scoring using deep learning with multicenter external validation. *NPJ Digit Med*. 2021;4(1):88. doi: 10.1038/s41746-021-00460-1
62. Morozov SP, Kokina DYU, Pavlov NA, et al. Clinical aspects of using artificial intelligence for the interpretation of chest X-rays. *Tuberculosis and Lung Diseases*. 2021;99(4):58–64. doi: 10.21292/2075-1230-2021-99-4-58-64
63. Kamel PI, Yi PH, Sair HI, Lin CT. Prediction of Coronary Artery Calcium and Cardiovascular Risk on Chest Radiographs Using Deep Learning. *Radiol Cardiothorac Imaging*. 2021;3(3):e200486. doi: 10.1148/ryct.2021200486
64. Du T, Xie L, Zhang H, et al. Training and validation of a deep learning architecture for the automatic analysis of coronary angiography. *EuroIntervention*. 2021;17(1):32–40. doi: 10.4244/EIJ-D-20-00570
65. Isgum I, Rutten A, Prokop M, et al. Automated aortic calcium scoring on low-dose chest computed tomography. *Med Phys*. 2010;37(2):714–723. doi: 10.1118/1.3284211
66. de Vos BD, Lessmann N, de Jong PA, Işgum I. Deep Learning-Quantified Calcium Scores for Automatic Cardiovascular Mortality Prediction at Lung Screening Low-Dose CT. *Radiol Cardiothorac Imaging*. 2021;3(2):e190219. doi: 10.1148/ryct.2021190219
67. van Velzen SGM, Lessmann N, Velthuis BK, et al. Deep Learning for Automatic Calcium Scoring in CT: Validation Using Multiple Cardiac CT and Chest CT Protocols. *Radiology*. 2020;295(1):66–79. doi: 10.1148/radiol.2020191621
68. Guilenea FN, Casciaro ME, Pascaner AF, et al. Thoracic Aorta Calcium Detection and Quantification Using Convolutional Neural Networks in a Large Cohort of Intermediate-Risk Patients. *Tomography*. 2021;7(4):636–649. doi: 10.3390/tomography7040054
69. Reid S, Schousboe JT, Kimelman D, et al. Machine learning for automated abdominal aortic calcification scoring of DXA vertebral fracture assessment images: A pilot study. *Bone*. 2021;148:115943. doi: 10.1016/j.bone.2021.115943
70. Graffy PM, Liu J, O'Connor S, et al. Automated segmentation and quantification of aortic calcification at abdominal CT: application of a deep learning-based algorithm to a longitudinal screening cohort. *Abdom Radiol (NY)*. 2019;44(8):2921–2928. doi: 10.1007/s00261-019-02014-2
71. van Engelen A, Niessen WJ, Klein S, et al. Atherosclerotic plaque component segmentation in combined carotid MRI and CTA data incorporating class label uncertainty. *PLoS One*. 2014;9(4):e94840. doi: 10.1371/journal.pone.0094840
72. Onishchenko PS, Klyshnikov KYu, Ovcharenko EA. Artificial neural networks in cardiology: analysis of graphic data. *Bulletin of Siberian Medicine*. 2021;20(4):193–204. EDN: XVBERA doi: 10.20538/1682-0363-2021-4-193-204
73. Bortsova G, Bos D, Dubost F, et al. Automated Segmentation and Volume Measurement of Intracranial Internal Carotid Artery Calcification at Noncontrast CT. *Radiol Artif Intell*. 2021;3(5):e200226. doi: 10.1148/ryai.2021200226
74. Li D, Qiao H, Han Y, et al. Histological validation of simultaneous non-contrast angiography and intraplaque hemorrhage imaging (SNAP) for characterizing carotid intraplaque hemorrhage. *Eur Radiol*. 2021;31(5):3106–3115. doi: 10.1007/s00330-020-07352-0
75. Chen S, Ning J, Zhao X, et al. Fast simultaneous noncontrast angiography and intraplaque hemorrhage (fSNAP) sequence for carotid artery imaging. *Magn Reson Med*. 2017;77(2):753–758. doi: 10.1002/mrm.26111
76. Qi H, Sun J, Qiao H, et al. Carotid Intraplaque Hemorrhage Imaging with Quantitative Vessel Wall T1 Mapping: Technical Development and Initial Experience. *Radiology*. 2018;287(1):276–284. doi: 10.1148/radiol.2017170526
77. Cheng JZ, Cole EB, Pisano ED, Shen D. Detection of arterial calcification in mammograms by random walks. *Inf Process Med Imaging*. 2009;21:713–724. doi: 10.1007/978-3-642-02498-6\_59
78. Lomakov SYu. Volumes of mammographic studies in modern conditions of providing preventive measures. *Profilakticheskaya Meditsina*. 2020;23(4):41–44. EDN: OUIUINQ doi: 10.17116/profmed20202304141
79. Roseman DA, Hwang SJ, Manders ES, et al. Renal artery calcium, cardiovascular risk factors, and indexes of renal function. *Am J Cardiol*. 2014;113(1):156–161. doi: 10.1016/j.amjcard.2013.09.036

## ОБ АВТОРАХ

### \* Нуркаева Адиля Салаватовна;

адрес: Россия 450008, Уфа, ул. ул. Заки Валиди, 45а;  
ORCID: 0009-0006-8621-5580;  
eLibrary SPIN: 3307-5546;  
e-mail: vkomissiya@inbox.ru

### Трусов Юрий Александрович;

ORCID: 0000-0001-6407-3880;  
eLibrary SPIN: 3203-5314;  
e-mail: yu.a.trusov@samsmu.ru

### Чупахина Виктория Сергеевна;

ORCID: 0009-0003-8318-3673;  
eLibrary SPIN: 4402-7476;  
e-mail: chupalhina@bk.ru

### Яковенко Наталья Александровна;

ORCID: 0009-0005-6726-9623;  
eLibrary SPIN: 4415-2236;  
e-mail: tigris2011@yandex.ru

## AUTHORS' INFO

### \* Adilya S. Nurkaeva;

address: 45a Zaki Validi str. 450008, Ufa, Russia;  
ORCID: 0009-0006-8621-5580;  
eLibrary SPIN: 3307-5546;  
e-mail: vkomissiya@inbox.ru

### Yuri A. Trusov;

ORCID: 0000-0001-6407-3880;  
eLibrary SPIN: 3203-5314;  
e-mail: yu.a.trusov@samsmu.ru

### Victoria S. Chupakhina;

ORCID: 0009-0003-8318-3673;  
eLibrary SPIN: 4402-7476;  
e-mail: chupalhina@bk.ru

### Natalia A. Yakovenko;

ORCID: 0009-0005-6726-9623;  
eLibrary SPIN: 4415-2236;  
e-mail: tigris2011@yandex.ru

\* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author

**Абленина Ирина Витальевна;**

ORCID: 0009-0006-6222-9339;  
eLibrary SPIN: 4123-3336;  
e-mail: aninelba@gmail.com

**Латыпова Роксана Фанилевна;**

ORCID: 0009-0004-5057-6451;  
eLibrary SPIN: 3542-3376;  
e-mail: roxevansss@gmail.com

**Питке Александра Петровна;**

ORCID: 0009-0002-1111-759X;  
eLibrary SPIN: 3726-4213;  
e-mail: pitkea00@gmail.com

**Язовских Анастасия Алексеевна;**

ORCID: 0000-0002-3955-0830;  
eLibrary SPIN: 3543-5323;  
e-mail: anyaz.bgmu@yandex.ru

**Иванов Артём Сергеевич;**

ORCID: 0009-0000-3562-8293;  
eLibrary SPIN: 4834-5324;  
e-mail: artem.ivanov656@yandex.ru

**Богатырева Дарья Сергеевна;**

ORCID: 0009-0004-5055-8819;  
eLibrary SPIN: 3331-3421;  
e-mail: diria1012@yandex.ru

**Попова Ульяна Андреевна;**

ORCID: 0009-0002-7994-5631;  
eLibrary SPIN: 3452-2543;  
e-mail: ulyanka.popova.2000@gmail.com

**Юзлекбав Азат Флюрович;**

ORCID: 0009-0002-8799-4732;  
eLibrary SPIN: 4812-3213;  
e-mail: ztl5@rambler.ru

**Irina V. Ablenina;**

ORCID: 0009-0006-6222-9339;  
eLibrary SPIN: 4123-3336;  
e-mail: aninelba@gmail.com

**Roksana F. Latypova;**

ORCID: 0009-0004-5057-6451;  
eLibrary SPIN: 3542-3376;  
e-mail: roxevansss@gmail.com

**Aleksandra P. Pitke;**

ORCID: 0009-0002-1111-759X;  
eLibrary SPIN: 3726-4213;  
e-mail: pitkea00@gmail.com

**Anastasiya A. Yazovskih;**

ORCID: 0000-0002-3955-0830;  
eLibrary SPIN: 3543-5323;  
e-mail: anyaz.bgmu@yandex.ru

**Artem S. Ivanov;**

ORCID: 0009-0000-3562-8293;  
eLibrary SPIN: 4834-5324;  
e-mail: artem.ivanov656@yandex.ru

**Darya S. Bogatyreva;**

ORCID: 0009-0004-5055-8819;  
eLibrary SPIN: 3331-3421;  
e-mail: diria1012@yandex.ru

**Ulyana A. Popova;**

ORCID: 0009-0002-7994-5631;  
eLibrary SPIN: 3452-2543;  
e-mail: ulyanka.popova.2000@gmail.com

**Azat F. Yuzlekbaev;**

ORCID: 0009-0002-8799-4732;  
eLibrary SPIN: 4812-3213;  
e-mail: ztl5@rambler.ru