

# ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ВОЗРАСТНЫХ ИЗМЕНЕНИЙ НЕКОТОРЫХ СТРУКТУР ЧЕРЕПА И ШЕЙНЫХ ПОЗВОНКОВ ПО ДАННЫМ КТ-СНИМКОВ (ПИЛОТНЫЙ ПРОЕКТ)

DOI: 10.17691/stm2024.16.2.03

УДК 616.711.1–073.756.8:004.8

Поступила 7.11.2023 г.

© **Г.В. Золотенкова**, д.м.н., профессор кафедры судебной медицины;  
**Д.К. Валетов**, ассистент кафедры высшей математики, механики  
и математического моделирования Института компьютерных наук и математического моделирования  
Научно-технологического парка биомедицины;  
**М.П. Полетаева**, к.м.н., доцент кафедры судебной медицины;  
**Ю.В. Василевский**, д.ф.-м.н., профессор, член-корреспондент РАН, зав. кафедрой высшей математики,  
механики и математического моделирования Института компьютерных наук  
и математического моделирования Научно-технологического парка биомедицины

Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова  
(Сеченовский Университет), ул. Трубецкая, 8/2, Москва, 119991

**Цель исследования** — изучение возможности использования технологий искусственного интеллекта для прогнозирования возраста по данным КТ-исследования некоторых структур черепа и шейных позвонков.

**Материалы и методы.** В исследование включены 223 томограммы головы и шеи в сагиттальной проекции от пациентов без какой-либо патологии изучаемых структур. Морфометрический анализ выполняли при помощи программ PjaPro, Gradient, статистический анализ — SPSS Statistics. Применяли полностью сверточную нейронную сеть EfficientNet-B2, для которой проводили обучение в два этапа: выделение интересующей области и решение задачи регрессии.

**Результаты.** Морфометрическая оценка и последующий статистический анализ выделенной группы признаков выявили наличие наиболее сильной корреляционной связи с возрастом у показателя, характеризующего инволюцию срединного атланта-осевого сустава. Опробован метод использования системы глубокого обучения с помощью сверточной сети, которая автоматически выделяет нужную область на снимке (область соединения позвонков), классифицирует образец и дает предположение о возрасте неизвестного с точностью от 7,5 до 10,5 года.

**Заключение.** Получен положительный опыт, свидетельствующий о возможности использования сверточных нейронных сетей для установления возраста неизвестного, что расширяет доказательную базу и дает новые возможности для определения общегрупповых признаков личности в судебной медицине.

**Ключевые слова:** определение возраста; компьютерная томограмма; атланта-осевой сустав; позвонки; глубокое обучение; искусственная нейронная сеть.

**Как цитировать:** Zolotenkova G.V., Valetov D.K., Poletaeva M.P., Vassilevski Yu.V. Experience of using neural networks to assess age-related changes in some structures of the skull and cervical vertebrae based on CT scans (pilot project). *Sovremennye tehnologii v medicine* 2024; 16(2): 29, <https://doi.org/10.17691/stm2024.16.2.03>

English

## Experience of Using Neural Networks to Assess Age-Related Changes in Some Structures of the Skull and Cervical Vertebrae Based on CT Scans (Pilot Project)

**G.V. Zolotenkova**, MD, DSc, Professor, Department of Forensic Medicine;  
**D.K. Valetov**, Tutor, Department of Higher Mathematics, Mechanics, and Mathematical Modeling,  
Institute of Computer Science and Mathematical Modeling of the Biomedicine Science and Technology Park;

**Для контактов:** Полетаева Мария Петровна, e-mail: [poletaeva\\_m\\_p@staff.sechenov.ru](mailto:poletaeva_m_p@staff.sechenov.ru)

**M.P. Poletaeva**, MD, PhD, Associate Professor, Department of Forensic Medicine;  
**Yu.V. Vassilevski**, DSc, Professor, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences,  
Head of the Department of Higher Mathematics, Mechanics, and Mathematical Modeling,  
Institute of Computer Science and Mathematical Modeling of the Biomedicine Science and Technology Park  
First Moscow State Medical University (Sechenov University), 8/2 Malaya Trubetskaya St., Moscow,  
119991, Russia

**The aim of the investigation** is to study the possibility of using artificial intelligence technologies for age prediction based on CT studies of some structures of the skull and cervical vertebrae.

**Material and Methods.** The study included 223 tomograms of the head and neck in sagittal projection from patients without any pathology of the studied structures. Morphometric analysis was carried out using PjaPro and Gradient programs, statistical analysis was performed by SPSS Statistics software. A fully convolutional EfficientNet-B2 neural network was used, which was trained in two stages: selection of the area of interest and solution of regression tasks.

**Results.** Morphometric assessment and subsequent statistical analysis of the selected group of features have shown presence of the strongest correlation with age in the indicator characterizing the involution of the median atlantoaxial joint. A deep learning method using the convolutional network, which automatically selects the desired area in the image (the area of the vertebral junction), classifies the sample, and makes an assumption about the age of the unknown individual with an accuracy of 7.5 to 10.5 years has been tested.

**Conclusion.** As a result of the study, a positive experience has been obtained indicating the possibility of using convolutional neural networks to determine the age of the unknown person, which expands the evidence base and provides new opportunities for determining group-wide personality traits in forensic medicine.

**Key words:** age estimation; CT scans; atlantoaxial joint; vertebrae; deep learning; artificial neural networks.

## Введение

В современных реалиях судебно-медицинская экспертиза по установлению возраста является особенно востребованной [1, 2]. Это обусловлено, в частности, ежегодным ростом миграционной активности и, как следствие, увеличением числа лиц, находящихся на территории чужой страны без документов, удостоверяющих личность [3, 4].

Существует множество методов определения возраста, основанных на качественном или на количественном анализе морфологических параметров костных структур и их рентгенологических изображений [2, 5]. Рентгенологические методы исследования имеют ряд недостатков, основные из которых — низкая точность результатов и субъективность в оценке полученных данных. Кроме того, они зачастую достаточно трудоемки. Лучевые методы медицинской визуализации имеют ряд преимуществ перед обычным рентгеновским снимком. Так, КТ дает возможность более детально и точно исследовать не только орган, но и отдельные структуры, их организацию и саму костную ткань за счет получения изображений различных слоев с высоким разрешением, без наложения.

В настоящее время существует потребность в разработке новых быстрых и «удобных» в рутинном использовании методов установления биологического возраста с помощью современных компьютерных программ, способных обеспечить воспроизводимость самой методики и достоверность экспертных выводов [6–8]. Конечным результатом подобной работы должен стать полностью автоматизированный, непредвзятый и неинвазивный метод точного определения возраста человека.

Технологии машинного обучения зарекомендовали себя как мощный и эффективный инструмент для работы с медицинскими изображениями и позволили оптимизировать многие рутинные процессы в диагностике. В частности, благодаря внедрению компьютерного зрения удалось заменить традиционные алгоритмы, основанные на ручном программировании функций [9–12]. В медицинской практике глубокие нейронные сети применяют для обнаружения паттернов интерстициальных заболеваний легких на КТ-изображениях органов грудной клетки [13, 14]; сегментации сосудистой сети глаза человека на фотографиях глазного дна [15]; прогнозирования развития феномена коронарной микрососудистой обструкции в ходе выполнения чрескожных коронарных вмешательств [16]; а также для определения возраста по рентгенограммам кисти [17] и зубов [8]. Важным преимуществом глубоких нейронных сетей является возможность получать высокорепрезентативные, иерархические представления изображений [18]. В дополнение к задачам сегментации и локализации многие методы, основанные на глубоком обучении, хорошо подходят для задач регрессии и классификации в медицинской визуализации, что позволяет успешно использовать их для оценки возраста и в судебной медицине [2, 5].

Методы машинного обучения представляются перспективными для снижения зависимости результатов от пользователя при одновременном ускорении процесса и стандартизации измерений. Недавние достижения в области искусственного интеллекта позволили автоматизировать рабочие процессы и получить новые результаты в области медицины [18, 19]. Искусственные нейронные сети, выступая в качестве

селекторов функций, могут быть обучены извлекать информацию, относящуюся к конкретной задаче [20]. В связи с вышесказанным разработка и внедрение нейронных сетей для оценки возрастных изменений является актуальной задачей.

**Цель исследования** — изучение возможности использования технологий искусственного интеллекта для прогнозирования возраста по данным КТ-исследования некоторых структур черепа и шейных позвонков.

## Материалы и методы

**Материалы.** Изучали КТ-сканогаммы черепа пациентов, обследованных в отделении лучевой диагностики Университетской клинической больницы №1 Первого Московского государственного медицинского университета им. И.М. Сеченова за период с 2018 по 2022 г. Все исследования были проведены на компьютерном томографе Canon Aquilion One (Toshiba, Япония) (количество рядов детекторов — 320, толщина среза — 0,5 мм). Полученные данные экспортировали в формат DICOM, а затем при помощи программы Merge Healthcare—eFilm Workstation 4.2 сагиттальные проекции черепа в костном режиме были экспортированы в формат BMP для дальнейших исследований.

**Характеристика выборки.** В исследование включены 223 анонимизированные томограммы головы и шеи пациентов в возрасте от 17 до 79 лет в сагиттальной проекции без какой-либо патологии структур внутреннего основания черепа и краниовертебральной области, а именно лобных, клиновидной пазух и I, II шейных позвонков. Возраст человека в годах рассчитывали исходя из даты рождения и даты получения изображения. Соотношение женщин и мужчин в выборке — 54 и 46% соответственно, фильтрацию образцов не применяли. Возрастные распределения между мужчинами и женщинами почти одинаковы. Данные смещены в сторону более молодых выборок, хотя средний возраст составляет 39 лет, что статистически относит выборки к категории «взрослых».

Возрастные группы старше 60 лет имеют значительно меньший размер. Подробное распределение выборок по полу и возрасту представлено на рис. 1.

**Морфометрический анализ** КТ-изображений выполняли при помощи программы PjaPro, предназначенной для автоматизированного выделения «пятен» с сохранением координат и параметров в файле (оценка геометрических характеристик изображений лобных и клиновидных пазух, признаки 1–17 в таблице), и программы Gradient для анализа диффузных изображений цветных или оттенков серого (оценка неоднородности изображения костной ткани в области бляменбахова ската и спинки турецкого седла, признаки 18–25 в таблице) [21]. В PjaPro на основании полученных исходных величин рассчитаны величина среднего размера пазух, отношение площадей лобных пазух к площади клиновидной пазухи в условных единицах (пикселях) и две новые безразмерные величины, характеризующие степень вытянутости изображения пазух, — среднее значение вытянутости пазух и максимальное значение вытянутости пазух. Подробная методика проведения измерений изучаемых признаков изложена в предыдущей работе [22].

Следующий этап исследования заключался в анализе соотношения позвонков в атлanto-аксиальном суставе Крювелье с помощью визуально-морфометрического метода исследования КТ-снимков. Для удобства оценки инволютивных изменений сустава была проведена дополнительная разбивка выборки на возрастные группы с 10-летним интервалом.

Сформирован общий перечень изучаемых признаков (параметров), составленный на основании изучения специализированной литературы по возрастной морфологии (см. таблицу).

**Нейронные сети.** 3D-изображения получали из необработанных файлов DICOM путем конвертации их в файлы .nii. Затем с помощью библиотеки SimpleITK эти изображения загружали в Python в виде массивов NumPy. Результирующие 3D-изображения имели разрешение  $512 \times 512 \times Z$ , где  $Z$  варьировался в диапазоне от 197 до 631. Применяли полностью

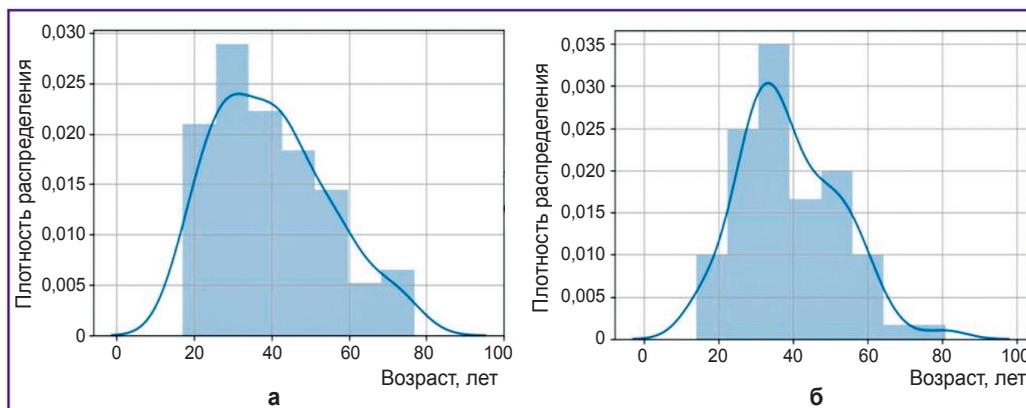


Рис. 1. Распределение выборок по полу и возрасту: а — женщины, б — мужчины

Перечень параметров для проведения измерений в программах Gradient и PjaPro с указанием коэффициента корреляции между исследуемыми параметрами и возрастом

№ признака	Параметр	Коэффициент корреляции (с возрастом)	p
1	Количество точек в лобной пазухе	0,199	0,076
2	Среднеквадратичное расстояние точек в лобной пазухе от центра изображения пазухи	0,136	0,229
3	Максимальное расстояние между точками в лобной пазухе	0,104	0,357
4	Направление, вдоль которого изображение лобной пазухи более вытянуто	-0,233	0,037
5	Количество точек в клиновидной пазухе	-0,027	0,809
6	Среднеквадратичное расстояние между точками в клиновидной пазухе	0,026	0,82
7	Максимальное расстояние между точками в клиновидной пазухе	-0,015	0,893
8	Направление, вдоль которого изображение клиновидной пазухи более вытянуто	0,009	0,935
9	Расстояние между центрами лобной и клиновидной пазух по горизонтали	-0,197	0,08
10	Расстояние между центрами лобной и клиновидной пазух по вертикали (дельта_Y)	0,312	0,005
11	Величина среднего размера лобных пазух	0,232	0,038
12	Среднее значение вытянутости лобных пазух	-0,066	0,563
13	Максимальное значение вытянутости лобных пазух	-0,066	0,559
14	Величина среднего размера клиновидной пазухи	0,014	0,903
15	Среднее значение вытянутости клиновидной пазухи	0,081	0,476
16	Максимальное значение вытянутости клиновидной пазухи	-0,072	0,524
17	Отношение площадей лобной и клиновидной пазух	0,23	0,04
18	Средняя величина яркости серого точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	-0,455	<0,001
19	Дисперсия яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	-0,741	<0,001
20	Среднеквадратичное отклонение яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	-0,761	<0,001
21	Коэффициент вариации яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	-0,581	<0,001
22	Третий центральный момент яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	0,072	0,523
23	Коэффициент асимметрии яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	0,385	<0,001
24	Четвертый центральный момент яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	-0,672	<0,001
25	Коэффициент эксцесса яркости точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла	0,658	<0,001
26	Инволюция сустава Крювелье	0,885	<0,001

сверточную нейронную сеть EfficientNet-B2 [20] для выделения интересующей нас области и нейросеть, состоящую преимущественно из слоев 3D-свертки кастомной архитектуры, для решение задачи регрессии возраста. Для оценки точности и эффективности решаемой задачи классификации нейронными сетями использовали визуализацию данных — матрицу ошибок [18, 19], а для оценки качества решения задачи регрессии — диаграмму рассеяния значений для тренировочных и тестовых данных.

**Статистический анализ.** Статистический анализ результатов морфометрического исследования выполнен с помощью программы SPSS Statistics 21. Был применен метод описательной статистики с вычислением среднеарифметического значения статистической погрешности средней арифметической; среднего квадратического отклонения; медианы, минимального и максимального значения признака. Показатель нормальности распределения рассчитывали по тесту Колмогорова–Смирнова. У ряда показателей имелось

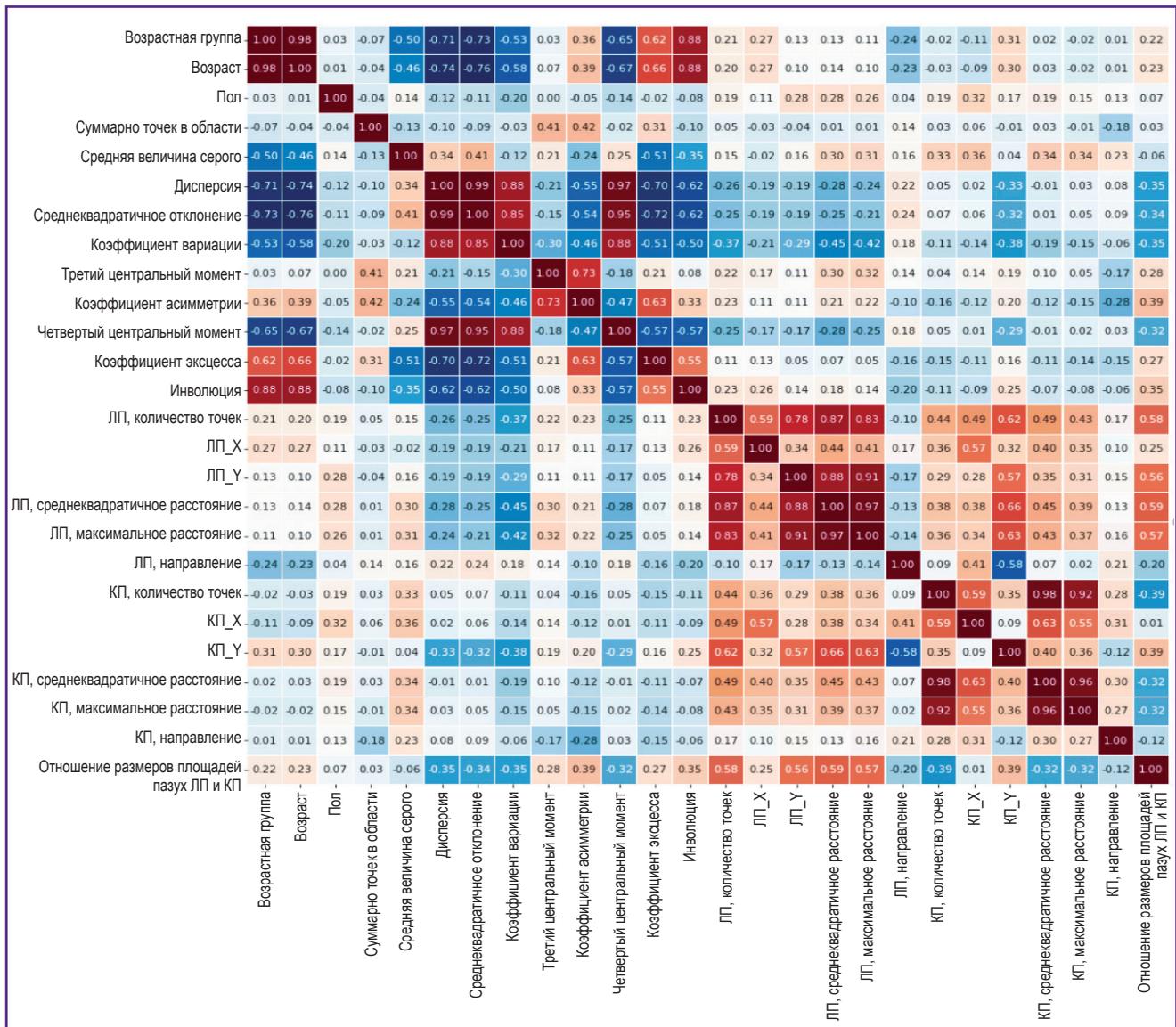
сильное некомпактное и асимметричное распределение (признаки 24 и 25). Для показателей с некомпактным и асимметричным распределением использовали непараметрические методы статистики, поэтому считали не только среднее арифметическое значение, но и медиану с квантилями. Для учета взаимного влияния факторов в работе применяли также метод корреляционного анализа с вычислением коэффициентов корреляции Пирсона (r). Статистическую значимость различий определяли по U-критерию Манна-Уитни, считая различия статистически значимыми при уровне  $p < 0,05$ .

**Результаты**

Морфометрическая оценка возрастных изменений лобных и клиновидных пазух заключалась в определе-

нии геометрии пазух и их размерных характеристик с использованием программы Pjapro [16, 18]. В ходе исследования проанализированы 17 метрических параметров лобных и клиновидных пазух (см. таблицу, признаки 1–17). Помимо метрических размеров лобных и клиновидных пазух рассчитывали коэффициенты их соотношения и разности локации условных центров синусов по вертикальной оси. В результате статистического анализа установлена незначительная связь изученных показателей с возрастом. Следовательно, данные параметры (см. таблицу, рис. 2) не могут использоваться для дальнейшей работы.

**Изучение возрастных изменений в области спинки турецкого седла и блюменбахова ската.** Проанализировали выраженность и распространенность разрежения костного вещества на КТ-снимках для оценки возрастных изменений в области спинки



**Рис. 2. Тепловая карта (Heatmap) показателей возрастных изменений изучаемых структур черепа**  
 ЛП — лобная пазуха, КП — клиновидная пазуха

турецкого седла и блюменбахова ската. При помощи программы Gradient оценивали неоднородность цвета костной ткани этих анатомических структур. Определены степени яркости каждой точки костной ткани в диапазоне от 0 (черная) до 255 (ярко-белая), после чего полученный массив яркостей точек оценивали как количество наблюдений случайной величины. Для дальнейшего исследования выбраны 9 параметров (признаки 18–25 в таблице). С целью визуального анализа зависимостей признаков построена тепловая карта, представленная на рис. 2.

При корреляционном анализе установлено следующее: среднее значение яркости серого точек структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла (признак 18) уменьшается с возрастом (становится темнее на тепловой карте); дисперсия (признак 19) и среднеквадратичное отклонение яркости (признак 20) становятся более однородными с возрастом; коэффициент вариации (признак 21) и третий центральный момент яркости (признак 22) не имеют статистически значимых корреляций с возрастом; четвертый центральный момент (признак 24) и коэффициент эксцесса (признак 25) распределяются менее компактно в зависимости от количества прожитых лет. Наиболее сильная связь с возрастом обнаружена у показателя «среднеквадратичное отклонение яркости структуры костного вещества блюменбахова ската и спинки турецкого седла» (признак 20). На основании исследования распределения яркости точек была показана взаимосвязь возраста с особенностями изображения костной ткани. Зафиксированы характеристики, в целом отражающие процессы изменения плотности костной ткани, ее разряжения и неоднородности, которые прогрессируют с возрастом.

**Морфометрическое исследование трансформации (инволюции) срединного атланто-осевого сустава (сустава Крювелье).** Оценивали в динамике морфологические изменения I и II шейных позвонков, а также анализировали взаимосвязь между позвонками в ходе морфометрического исследования

трансформации (инволюции) срединного атланто-осевого сустава (сустава Крювелье). Динамика возрастной трансформации срединного атланто-осевого сустава подробно описана в работе [22].

На основании изученных КТ-снимков предложена 7-балльная шкала (0–6) качественной оценки инволютивно-дегенеративных признаков срединного атланто-осевого сустава.

0 баллов (возрастной диапазон 14–20 лет) — поверхности передней дуги атланта и зуба аксиса ровные и гладкие, контуры несколько угловаты. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем около 3 мм. Верхушка зуба, как правило, выше, чем видимый верхний участок дуги атланта. Передняя дуга атланта расположена под острым углом, который открыт сверху относительно передней поверхности зуба осевого позвонка (рис. 3).

1 балл (возрастной диапазон 21–30 лет) — поверхности передней дуги атланта и зуба аксиса ровные. Верхушка зуба, как правило, находится на уровне видимого верхнего участка дуги атланта, хотя может быть и несколько выше его. Передняя дуга атланта расположена под острым углом, который открыт сверху относительно передней поверхности зуба осевого позвонка. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем около 2–3 мм. Отмечается тенденция к стремлению передней дуги атланта к параллельному расположению относительно передней поверхности зуба CII.

2 балла (возрастной диапазон 31–39 лет) — поверхности передней дуги атланта и зуба аксиса ровные, при этом ближе к концу данного интервала наблюдается некоторая шероховатость за счет впервые появляющихся костных наростов, расположенных в области верхнего края дуги атланта. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и



Рис. 3. 3D-реконструкция КТ-снимка срединного атланто-осевого сустава юноши 18 лет

внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем около 2–3 мм. Контуры передней дуги атланта приобретают линейно-дуговидную форму.

3 балла (возрастной диапазон 40–49 лет) — передняя дуга атланта расположена в большинстве случаев параллельно передней суставной поверхности зуба осевого позвонка. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем около 1–2 мм. Поверхности шероховатые за счет костных наростов. В области верхнего края дуги атланта определяются костные наросты. В данном возрастном интервале также отмечается формирование костных наростов в области нижнего края дуги атланта и на верхушке зуба осевого позвонка. К концу возрастного отрезка отмечаются случаи дугообразного расположения поверхностей срединного атланто-осевого сустава, но дуга в данном случае открыта кзади.

4 балла (возрастной диапазон 50–59 лет) — передняя дуга атланта расположена либо параллельно прямолинейно передней суставной поверхности зуба осевого позвонка, либо несколько шире в верхней части срединного атланто-осевого сустава, чем в его нижней части. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем около 1 мм. Костные наросты в области верхнего края, в области нижнего края дуги атланта и на верхушке зуба осевого позвонка становятся отчетливо выраженными.

5 баллов (возрастной диапазон 60–70 лет) — передняя дуга атланта расположена или параллельно прямолинейно, или параллельно дугообразно передней суставной поверхности зуба осевого позвонка, что отмечается на всем протяжении поверхностей срединного атланто-осевого сустава. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем менее 1 мм. Костные разрастания в области верхнего края дуги атланта, в области нижнего края дуги атланта и на верхушке зуба осевого позвонка выражены отчетливо; за счет возникновения костных наростов формируется некоторая угловая шероховатость поверхностей передней дуги атланта и зуба осевого позвонка.

6 баллов (старше 71 года) — передняя дуга атланта расположена параллельно передней суставной поверхности зуба осевого позвонка. Расстояние между передней поверхностью зуба осевого позвонка и внутренней поверхностью дуги атланта в верхней трети составляет в среднем менее 1 мм. Костные разрастания в области верхнего края дуги атланта, в области нижнего края дуги атланта и на верхушке зуба, как правило, ярко выражены (рис. 4).

Все исследуемые снимки были оценены по предложенной классификации. В результате статистической обработки обнаружена сильная прямая связь возраста с величиной инволюции срединного атланто-осевого сустава (признак 26);  $r=0,89$ ;  $p<0,001$  (см. рис. 2).

**Исследование возрастных изменений в области краниовертебрального перехода с помощью нейронных сетей** позволило выявить признаки, наиболее точно отражающие дегенеративные процессы в костной ткани. Среди всей изученной группы признаков наибольшая корреляционная связь наблюдалась у показателя 26 — инволюция сустава Крювелье, поэтому дальнейшая работа была сфокусирована на данном признаке и состояла из двух этапов: выделение интересующей области (проявляющей общую тенденцию старения) и решение задачи регрессии.

**Первый этап** — выделение интересующей области: изучаемая область является окрестностью

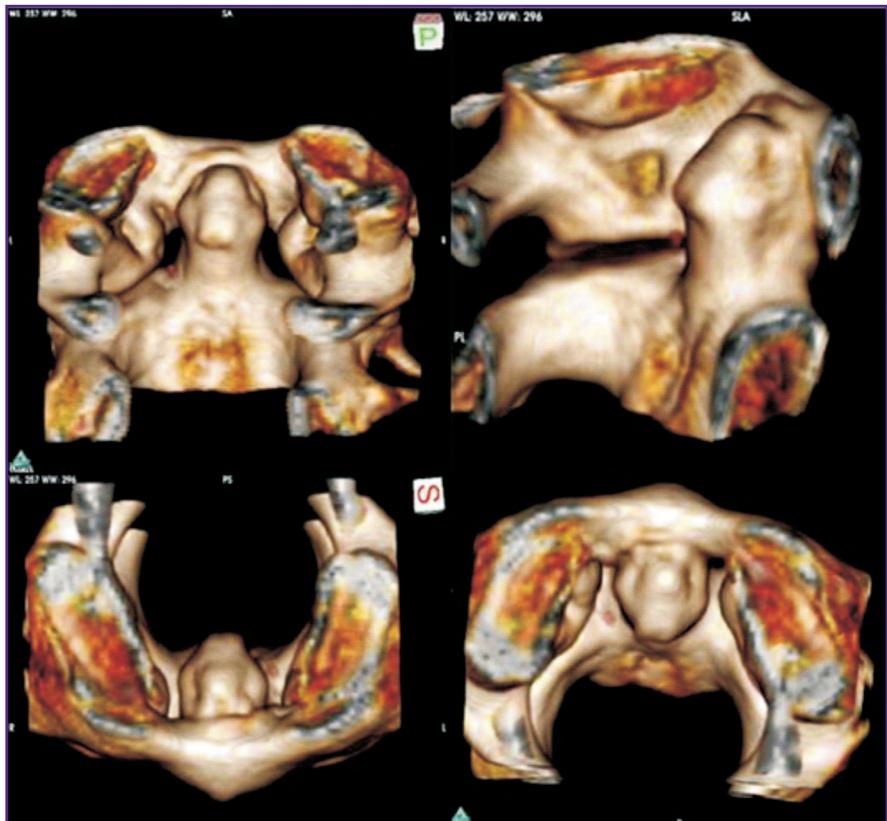
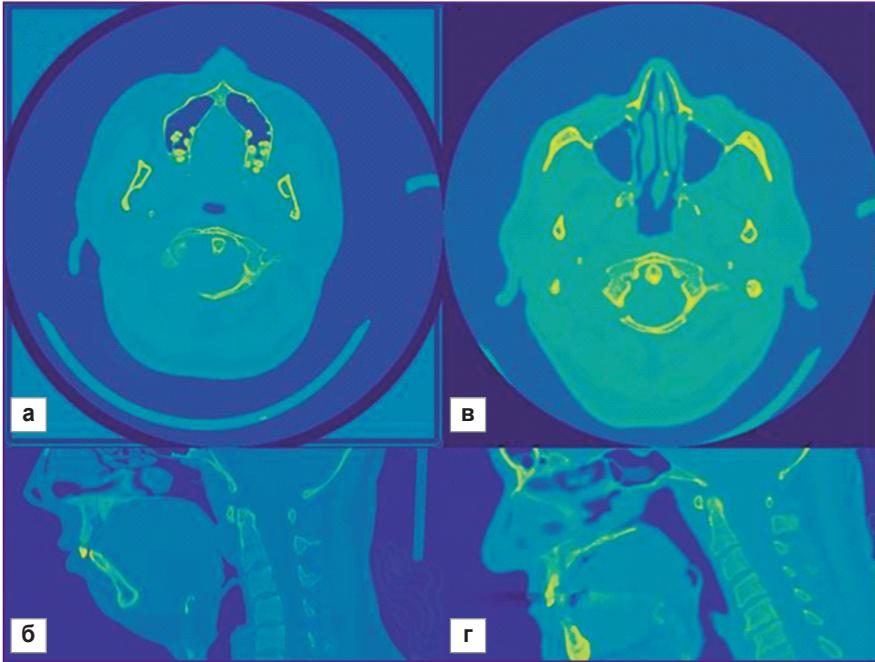


Рис. 4. 3D-реконструкция фрагмента КТ-снимка срединного атланто-осевого сустава мужчины 69 лет



**Рис. 5.** Фрагменты КТ-снимков, используемые для машинного обучения, в аксиальных и горизонтальных областях у мужчины 25 лет (а, б) и у мужчины 57 лет (в, г): а, в — горизонтальная проекция; б, г — сагиттальная проекция

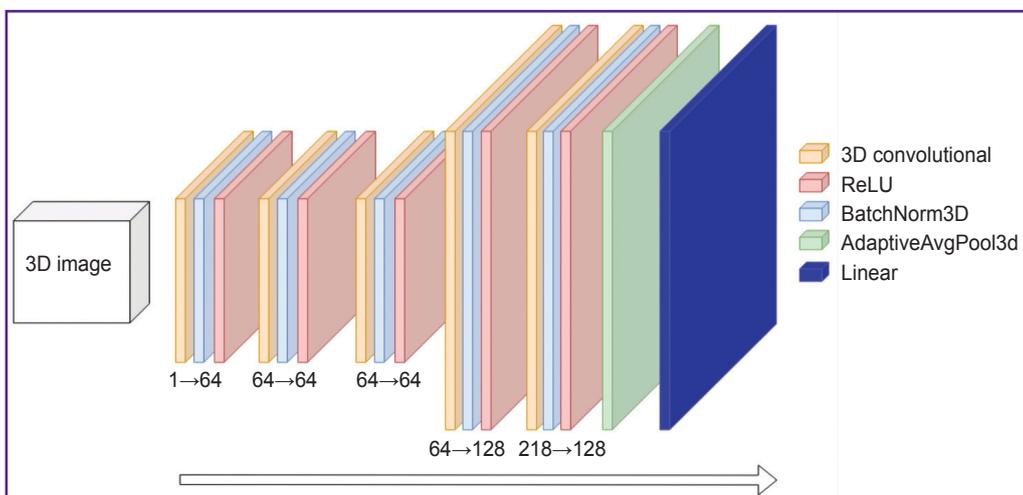
позвонков атланта и аксиса. Для каждого изображения находили три точки: точку атланта с наивысшим положением (максимальная Z-координата), точку атланта с наименьшим положением (минимальная Z-координата), вершину оси d-зуба (зубовидный отросток) с наивысшим положением (максимальная Z-координата). Для каждой точки сохранили координаты — Zmin и Zmax, для кончика оси зуба — X0, Y0, Z0. Эти значения должны быть определены автоматически, чтобы сгенерировать интересующую область —  $[X0-64, X0+64] \times [Y0-64, Y0+64] \times [Zmin, Zmax]$ .

С этой целью использовали сверточную нейронную сеть EfficientNet-B2 [20], которая классифицирует 2D-срезы в аксиальной, сагиттальной и корональной проекциях (рис. 5) одновременно и присваивает срезу метку 1 (интересный класс), если он пересекает интересующую область; все остальные срезы получают метку 0. Обучающий набор изображений снабдили аннотациями, вручную указав вышеописанные координаты. Конфигурация обучения нейросети следующая: размер пакета равен 128 2D-изображений, размер 2D-фрагментов изменен до 128 пикселей по высоте и ширине, используются оптимизатор Adam со скоростью обучения 0,000001 (безразмерная величина) и косинусная регулировка скорости обучения с прогревом, количество проходов по обучающему набору данных равно 10.

После обучения модель slicer способна извлекать интересующие 3D-области.

*Второй этап* — решение регрессионной задачи для прогнозирования возраста; реализован с использованием 3D-сверточной нейронной сети, структура которой продемонстрирована на рис. 6.

Конфигурация обучения нейросети следующая: размер пакета равен 16 3D-изображениям, использовался оптимизатор Adam со скоростью обучения 0,001 (безразмерная величина) при регулировании скорости обучения косинусной функцией с прогревом. Все



**Рис. 6.** Архитектура 3D-сверточной сети  
Числа в формате «а→b» описывают преобразование количества каналов через слои

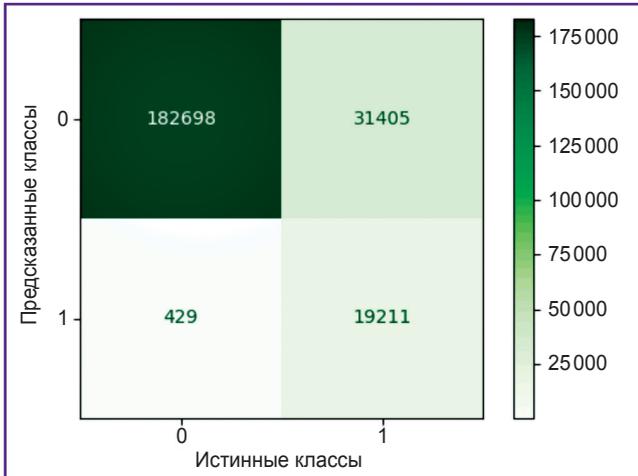


Рис. 7. Матрица ошибок на тестовых данных для нейронной сети

3D-области были приведены к размеру  $64 \times 64 \times 64$  перед передачей их в нейронную сеть; количество проходов по обучающему набору данных — 150.

Исходный набор изображений был разделен на обучающие и тестовые подмножества случайным образом в соотношении 4:1. Во время тренировки использовались обычные аугментации изображений (вращение, инвертирование и зеркальное отображение). Нормализация целевого показателя (возраста)

не оказала какого-либо существенного влияния на конечный результат.

С помощью вышеописанных конфигураций обучения были получены следующие результаты: на первом этапе, который заключался в выделении интересующей области, — тестовая матрица ошибок (confusion matrix), представлена на рис. 7. Точность 0-го класса близка к 1,0; полнота 1-го класса равна 0,98. Однако точность 1-го класса составляет 0,38. Этой точности недостаточно для использования всех изображений с меткой 1. Поэтому интересующую область выделяли с помощью процедуры, которая гарантирует включение пространства между атлантом и осью. Сначала вычисляли  $Z_m$  — среднюю Z-координату XY-срезов с меткой 1,  $X_m$  — среднюю X-координату всех ZY-срезов с меткой 1 и  $Y_m$  — среднюю Y-координату всех ZX-срезов с меткой 1. Следующий шаг — вычисление STD, т.е. стандартного отклонения Z-координат для XY-срезов с меткой 1. Область, представляющая интерес, это поле  $[X_m - 64, X_m + 64] \times [Y_m - 64, Y_m + 64] \times [Z_m - STD, Z_m + STD]$ . На рис. 8 представлены два примера извлеченных областей.

Цель второго этапа состояла в решении регрессионной задачи для прогнозирования возраста. На рис. 9 представлена диаграмма рассеяния значений для тренировочных и тестовых данных. В результате обучения среднеквадратичная ошибка на тренировочных данных составила 7,5 года, а на тестовых — 10,5 года.

Рис. 8. Примеры областей, представляющих интерес (Z-образный вырез)

Верхушка зубовидного отростка аксиса имеет форму круга и окружена атлантом. Атлант не образует петли, так как вырез пересекает его под некоторым углом

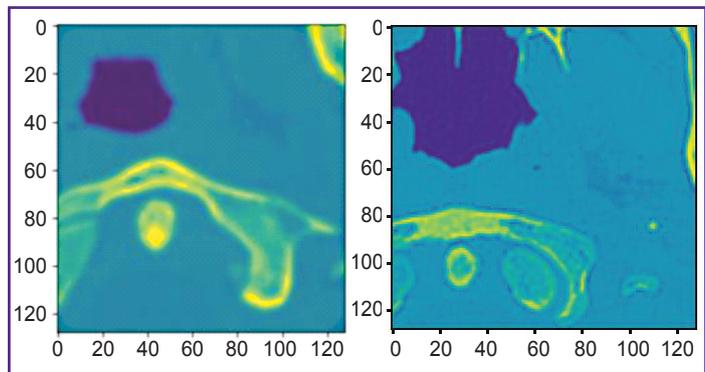
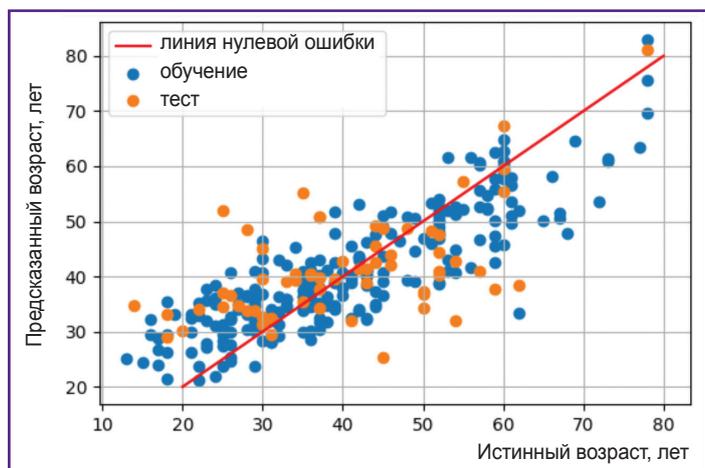


Рис. 9. Диаграмма рассеяния предсказаний нейронной сети для тренировочных и тестовых данных



## Обсуждение

По данным A.L. Dallora с соавт. [12], наиболее востребованными объектами для определения возраста с помощью методов машинного обучения являются снимки костей кисти и запястья. Для получения изображений большинство авторов выбирают рентгенографию, реже встречается МРТ и в одной работе — КТ. Самым распространенным интеллектуальным методом оценки оказалось машинное обучение, основанное на регрессионном анализе. Кроме того, сообщается о небольшом количестве работ, посвященных разработке методов оценки костного возраста с использованием сверточных нейронных сетей, несмотря на достигнутые при их использовании положительные результаты.

Узкий круг объектов и методов исследования, а также преобладание работ из США и Западной Европы подразумевают получение ограниченных данных от конкретной популяции. Большинство публикаций посвящено оценке возраста детей и подростков и лишь незначительное количество — определению возраста взрослых [12]. Данное обстоятельство, а также недостаток сведений о возможности использования снимков черепа и шейных позвонков для диагностики костного возраста у взрослого человека обусловили цель и выбор объекта для проведения настоящего исследования.

В представленной работе проанализированы возрастные изменения различных анатомических областей черепа и шейных позвонков с использованием сверточных нейронных сетей. Предложено компьютеризованное и автоматическое решение для оценки биологического возраста по КТ-изображениям. Результаты настоящего пилотного проекта демонстрируют эффективность инновационного подхода и свидетельствуют о перспективности дальнейшего привлечения искусственного интеллекта для решения подобного рода задач. Важным преимуществом разработанной модели является возможность ее использования как при установлении возраста живых лиц, так и при виртопсии. В условиях текущей сложной геополитической ситуации нередко возникает потребность в проведении экспертных исследований для идентификации личности, что подчеркивает государственную и социальную значимость данного исследования.

## Заключение

Изучена возрастная изменчивость некоторых структур черепа по данным КТ-снимков. Среди 26 признаков сильная корреляционная связь с возрастом установлена у показателя, характеризующего величину инволюции срединного атланта-осевого сустава. В связи с этим сустав Крювелье стал «областью интереса» для оценки возрастных изменений и прогнозирования хронологического возраста подэкспертных. В результате исследования получен положительный

опыт применения системы глубокого обучения с помощью сверточной нейронной сети, которая автоматически выделяет нужную область («область интереса») на КТ-снимке, классифицирует образец и прогнозирует возраст неизвестного, неопознанного субъекта с точностью от 7,5 до 10,5 года. Созданная и обученная модель показала хорошие результаты, что дает возможность развивать и усовершенствовать данный метод, а так же успешно внедрить и применить его на практике. В будущем планируется расширить базу данных, внести дополнительную информацию с целью улучшения дальнейшего обучения и повысить точность прогноза возраста.

**Финансирование исследования и конфликт интересов.** Исследование не финансировалось какими-либо источниками, и конфликты интересов, связанные с данным исследованием, отсутствуют.

## Литература/References

1. Loganathan T., Chan Z.X., Hassan F., Ong Z.L., Majid H.A. Undocumented: an examination of legal identity and education provision for children in Malaysia. *PLoS One* 2022; 17(2): e0263404, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0263404>.
2. Zolotenkova G.V., Rogachev A.I., Pigolkin Y.I., Edelev I.S., Borshchevskaya V.N., Cameriere R. Age classification in forensic medicine using machine learning techniques. *Sovremennye tehnologii v medicine* 2022; 14(1): 15, <https://doi.org/10.17691/stm2022.14.1.02>.
3. Knudtzen F.C., Mørk L., Nielsen V.N., Astrup B.S. Accessing vulnerable undocumented migrants through a healthcare clinic including a community outreach programme: a 12-year retrospective cohort study in Denmark. *J Travel Med* 2022; 29(7): taab128, <https://doi.org/10.1093/jtm/taab128>.
4. International Commission of Jurists. *Migration and International Human Rights Law. A practitioners' guide*. Updated edition, 2014. URL: <https://www.icj.org/wp-content/uploads/2014/10/Universal-MigrationHRLaw-PG-no-6-Publications-PractitionersGuide-2014-eng.pdf>.
5. Cummaudo M., De Angelis D., Magli F., Minà G., Merelli V., Cattaneo C. Age estimation in the living: a scoping review of population data for skeletal and dental methods. *Forensic Sci Int* 2021; 320: 110689, <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2021.110689>.
6. Priya E. Methods of skeletal age estimation used by forensic anthropologists in adults: a review. *Forensic Res Criminol Int J* 2017; 4(2): 41–51, <https://doi.org/10.15406/frcij.2017.04.00104>.
7. Bailey C., Vidoli G. Age-at-death estimation: accuracy and reliability of common age-reporting strategies in forensic anthropology. *Forensic Sci* 2023; 3(1): 179–191, <https://doi.org/10.3390/forensicsci3010014>.
8. Zaborowicz M., Zaborowicz K., Biedziak B., Garbowski T. Deep learning neural modelling as a precise method in the assessment of the chronological age of children and adolescents using tooth and bone parameters. *Sensors (Basel)* 2022; 22(2): 637, <https://doi.org/10.3390/s22020637>.
9. Гридина Н.В., Золотенкова Г.В., Рогачев А.И., Пиголкин Ю.И. Инструментальное обеспечение решения

задачи классификации при судебно-медицинской диагностике биологического возраста неопознанного индивидуума. *Системы высокой доступности* 2020; 16(4): 64–70, <https://doi.org/10.18127/j20729472-202004-06>.

Gridina N.V., Zolotenkova G.V., Rogachev A.I., Pigolkin Yu.I. Building a 3D model of heart vessels with the removal of calcifications. *Sistemy vysokoj dostupnosti* 2020; 16(4): 64–70, <https://doi.org/10.18127/j20729472-202004-06>.

10. Chetverikov S.F., Arzamasov K.M., Andreichenko A.E., Novik V.P., Bobrovskaya T.M., Vladzimirsky A.V. Approaches to sampling for quality control of artificial intelligence in biomedical research. *Sovremennye tehnologii v medicine* 2023; 15(2): 19, <https://doi.org/10.17691/stm2023.15.2.02>.

11. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature* 2015; 521(7553): 436–444, <https://doi.org/10.1038/nature14539>.

12. Dallora A.L., Anderberg P., Kvist O., Mendes E., Diaz Ruiz S., Sanmartin Berglund J. Bone age assessment with various machine learning techniques: a systematic literature review and meta-analysis. *PLoS One* 2019; 14(7): e0220242, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0220242>.

13. Anthimopoulos M., Christodoulidis S., Ebner L., Christe A., Mougiakakou S. Lung pattern classification for interstitial lung diseases using a deep convolutional neural network. *IEEE Trans Med Imaging* 2016; 35(5): 1207–1216, <https://doi.org/10.1109/tmi.2016.2535865>.

14. Gogoberidze Y.T., Klassen V.I., Natenzon M.Y., Prosvirkin I.A., Vladzimirsky A.V., Sharova D.E., Zinchenko V.V. PhthisisBioMed artificial medical intelligence: software for automated analysis of digital chest X-ray/fluorograms. *Sovremennye tehnologii v medicine* 2023; 15(4): 5, <https://doi.org/10.17691/stm2023.15.4.01>.

15. Liskowski P., Krawiec K. Segmenting retinal blood vessels with deep neural networks. *IEEE Trans Med Imaging* 2016; 35(11): 2369–2380, <https://doi.org/10.1109/tmi.2016.2546227>.

16. Frolov A.A., Pochinka I.G., Shakhov B.E., Mukhin A.S., Frolov I.A., Barinova M.K., Sharabrin E.G. Using an artificial neural network to predict coronary microvascular obstruction (no-reflow phenomenon) during percutaneous

coronary interventions in patients with myocardial infarction. *Sovremennye tehnologii v medicine* 2021; 13(6): 6, <https://doi.org/10.17691/stm2021.13.6.01>.

17. Li S., Liu B., Li S., Zhu X., Yan Y., Zhang D. A deep learning-based computer-aided diagnosis method of X-ray images for bone age assessment. *Complex Intell Systems* 2022; 8(3): 1929–1939, <https://doi.org/10.1007/s40747-021-00376-z>.

18. Greenspan H., Hayit G., van Ginneken B., Summers R.M. Guest editorial deep learning in medical imaging: overview and future promise of an exciting new technique. *IEEE Trans Med Imaging* 2016; 35(5): 1153–1159, <https://doi.org/10.1109/tmi.2016.2553401>.

19. Huang G., Liu Z., Van Der Maaten L., Weinberger K.Q. Densely connected convolutional networks. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, HI; 2017; p. 4700–4708, <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.243>.

20. Tan M., Le Q.V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*. ICML; 2019; p. 6105–6114, <http://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html>.

21. Список программ по анализу изображений с сайта *1mgmu.com*. URL: <http://1mgmu.com/nau/spisokizo.html>.

Список программ по анализу изображений с сайта *1mgmu.com* [List of image analysis programs from the site *1mgmu.com*]. URL: <http://1mgmu.com/nau/spisokizo.html>.

22. Ковалев А.В., Аметрин М.Д., Золотенкова Г.В., Герасимов А.Н., Горностаев Д.В., Полетаева М.П. Судебно-медицинское определение возраста на основе анализа КТ-сканогамм черепа и краниовертебральной области в сагиттальной проекции. *Судебно-медицинская экспертиза* 2018; 61(1): 21–27, <https://doi.org/10.17116/sudmed201861121-27>.

Kovalev A.V., Ametrin M.D., Zolotenkova G.V., Gerasimov A.N., Gornostaev D.V., Poletaeva M.P. Forensic medical determination of the age based on the analysis of CT-scanograms of the skull and the craniovertebral region in the sagittal projection. *Sudebno-meditsinskaya ekspertiza* 2018; 61(1): 21–27, <https://doi.org/10.17116/sudmed201861121-27>.