

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ВОЗРАСТА ДЕТЕЙ ПО ОРТОПАНТОГРАММАМ (ПИЛОТНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ)

DOI: 10.17691/stm2026.18.2.02

УДК 616.314–053.2–073.7:004.8

Поступила 19.05.2025 г.



М.П. Полетаева, к.м.н., доцент кафедры судебной медицины Института клинической медицины им. Н.В. Склифосовского¹;

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 биомедицины¹;

Д.К. Валетов, ассистент кафедры высшей математики, механики и математического моделирования Института компьютерных наук и математического моделирования Научно-технологического парка биомедицины¹;

N. Angelakopoulos, DDS, MSc, Department of Orthodontics & Dentofacial Orthopaedics²;

Г.В. Золотенкова, д.м.н., профессор кафедры судебной медицины Института клинической медицины им. Н.В. Склифосовского¹

¹Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова (Сеченовский университет), ул. Трубецкая, 8/2, Москва, 119991;

²University of Bern, Freiburgstrasse 7, 3010 Bern, Switzerland

Цель исследования — изучить возможность использования технологий искусственного интеллекта для определения возраста детей по рентгеновским снимкам зубов.

Материалы и методы. Проведено ретроспективное исследование, в ходе которого проанализированы ортопантограммы 322 детей (173 — женского и 149 — мужского пола) в возрасте 4–16 лет. На каждом снимке были аннотированы 14 постоянных зубов нижней челюсти. Обучение нейросетей производили с разбиением данных на тренировочную и тестовую выборку в соотношении 80:20; применяли кросс-валидацию с числом разбиений, равным 5. Оценка возраста решалась как задача регрессии. Процесс обучения и валидации нейросети реализован на языке Python с использованием библиотеки PyTorch. Точность прогнозирования возраста оценивали по коэффициенту детерминации (R^2), среднеквадратичной ошибке (MSE) и средней абсолютной ошибке (MAE).

Результаты. Исследование показало, что разработанная модель машинного обучения обладает высокой точностью в оценке возраста детей. Значение средней абсолютной ошибки на кроссвалидацию составило 0,92 года, что существенно меньше ошибки при традиционно используемых ручных методах.

Ключевые слова: медицинская визуализация; определение возраста; зубной возраст; ортопантограмма; стоматологический статус; глубокое обучение; искусственная нейронная сеть.

Как цитировать: Poletaeva M.P., Vasilevsky Yu.V., Valetov D.K., Angelakopoulos N., Zolotenkova G.V. Neural network technologies for age estimation in children from orthopantomograms (a pilot study). *Sovremennye tehnologii v medicine* 2026; 18(2): 15, <https://doi.org/10.17691/stm2026.18.2.02>

Это статья с открытым доступом, распространяемая по лицензии CC BY 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Для контактов: Полетаева Мария Петровна, e-mail: poletaeva_m_p@staff.sechenov.ru

Neural Network Technologies for Age Estimation in Children from Orthopantomograms (a Pilot Study)

M.P. Poletaeva, MD, PhD, Associate Professor, Department of Forensic Medicine, N.V. Sklifosovsky Institute of Clinical Medicine¹;

Yu.V. Vasilevsky, 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, Biomedical Science and Technology Park¹;

D.K. Valetov, Assistant, Department of Higher Mathematics, Mechanics, and Mathematical Modeling, Institute of Computer Science and Mathematical Modeling, Biomedical Science and Technology Park¹;

N. Angelakopoulos, DDS, MSc, Department of Orthodontics and Dentofacial Orthopaedics²;

G.V. Zolotenkova, MD, DSc, Professor, Department of Forensic Medicine, N.V. Sklifosovsky Institute of Clinical Medicine¹

¹I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), 8/2 Trubetskaya St., Moscow, 119991, Russia;

²University of Bern, Freiburgstrasse 7, 3010 Bern, Switzerland

The aim of the study was to investigate the potential of using artificial intelligence technologies for age estimation in children from dental radiographs.

Materials and Methods. A retrospective study was conducted, analyzing orthopantomograms of 322 children (173 female, 149 male) aged 4–16 years. Fourteen permanent mandibular teeth were annotated on each radiograph. Neural network training was performed by splitting the data into training and test sets at a ratio of 80:20; 5-fold cross-validation was used. Age estimation was approached as a regression task. The neural network training and validation were conducted in Python using the PyTorch library. The accuracy of age prediction was assessed using the coefficient of determination (R^2), mean squared error (MSE), and mean absolute error (MAE).

Results. The study showed that the developed machine learning model was highly accurate in age estimation in children. The mean absolute error across cross-validation was 0.92 years, which was significantly lower than the error associated with traditional manual methods.

Key words: medical imaging; dental age estimation; orthopantomogram; dental status; deep learning; artificial neural network.

Введение

В подавляющем большинстве случаев в судебно-медицинской экспертной практике для установления возраста используются «ручные» способы измерения и визуальной оценки стоматологического статуса [1, 2]. Наиболее популярные из них: метод качественной оценки зубного ряда по стадиям A. Demirjian; его модификация, предложенная G. Willems; и метод количественного анализа по R. Cameriere. Метод A. Demirjian основывается на определении стадий формирования и развития зубов (восемь стадий от A до H) по панорамной рентгенограмме (ортопантограмме). Стадия развития каждого зуба преобразуется в баллы с помощью таблицы перевода значений с учетом пола и суммируется. Итоговый балл зрелости переводят в стоматологический возраст посредством расчетных таблиц или диаграмм [3]. G. Willems со временем немного переработал метод, упростив перевод итоговых значений в возраст, но основой метода осталась система стадирования зубов по степени минерализации [3, 4]. R. Cameriere предложил количественный метод оценки возраста

по зубам, основанный на взаимосвязи между возрастом и размером открытых апикальных частей корней зубов [5]. Как показала практика, данные методы имеют ряд ограничений. Одним из основных являются требования к специалисту, который должен обладать минимальными знаниями о стоматологических особенностях развития зубов, понимать специфику используемого метода, иметь достаточно времени для исследования, а также опыт проведения подобного рода экспертиз. Все эти условия влияют на уровень внутри- и межэкспертной согласованности и в итоге могут привести к неточным результатам экспертиз [6–8].

В настоящее время уровень развития инновационных технологий позволяет модернизировать существующие традиционные методы. Одним из вариантов повышения точности является применение нейросетевых технологий, а именно методов машинного обучения. Применение цифровых инноваций позволит быстрее, точнее и объективнее справляться с задачей оценки возраста [8]. В последнее время область использования искусственного интеллекта существенно расширилась. Недавние достижения

глубокого обучения в судебной медицине показали многообещающие результаты в определении возраста по компьютерным томограммам коленного сустава [9], компьютерным томограммам шеи [10] и других костных структур [11]. В данных работах показан большой потенциал использования глубокого обучения для оценки возраста. Ряд исследований в области искусственного интеллекта посвящены оценке стоматологического статуса по анализу третьих моляров [6, 7], семи зубов нижней челюсти [12], но оценка всего нижнего зубного ряда до настоящего времени не проводилась, что актуализирует научный поиск в данном направлении.

Цель исследования — изучить возможность использования технологий искусственного интеллекта для определения возраста детей по рентгеновским снимкам зубов (ортопантомограммам).

Материалы и методы

Характеристика выборки. Объектом исследования послужили панорамные рентгеновские снимки зубов из архивных данных Клинического центра Института стоматологии Первого Московского государственного медицинского университета им. И.М.Сеченова (Москва). Снимки были выполнены с диагностической и терапевтической целью в период с 2017 по 2023 г. Изображения были получены с помощью цифрового панорамного рентгеновского аппарата Pan eXam Plus (KaVo Dental, Германия) при следующих параметрах экспозиции: напряжение — 66 кВ, сила тока — 2,5 мА, время экспозиции — 17 с. Файлы были сохранены в формате JPEG. Изображения имели исходное разрешение 2800×1480 пикселей.

В исследование включены 322 ортопантограммы. Критерии исключения: панорамные рентгенограммы без информации о поле пациента, дате его рождения и дате получения изображения; снимки пациентов, которые имели системные заболевания

(нарушения обмена веществ и нарушения, связанные с развитием зубов) в анамнезе; ортопантограммы с видимыми повреждениями костной ткани; изображения низкого качества. Возраст пациентов рассчитывали как разницу между датой рождения и датой получения изображения. Возрастной диапазон составил от 4 до 16 лет; средний возраст выборки — 10,8 года. Соотношение мужского и женского пола — 46,3 и 53,7% соответственно. Распределение пациентов по полу и возрасту представлено на рис. 1.

Исследование проведено в соответствии с Хельсинкской декларацией (2024). Протокол исследования одобрен Этическим комитетом Сеченовского университета (протокол №02–24 от 29.01.2024 г.). Все данные, использованные в исследовании, были обезличены для обеспечения конфиденциальности.

Подготовка данных. На начальном этапе извлекали ключевые параметры (пол, возраст) и одновременно обезличивали ортопантограмму для исключения влияния этой информации на обучающий эффект модели. С помощью программы LabelMe проводили разметку данных для машинного обучения. На каждой ортопантограмме аннотировали постоянные зубы нижней челюсти с присваиванием им условного обозначения, соответствующего порядковому номеру зуба (31–37 и 41–47), за исключением третьего моляра (38 и 48). На снимке выделяли следующие параметры: периметр изображения зуба (S), его метрические характеристики — длину зуба (L) и ширину открытых(ой) вершин(ы) зуба (AB, Ab, Ad). Для каждого зуба размечено от двух (например, у 31-го зуба периметр — 31S, длина зуба — 31L) до четырех параметров (например, у 36-го зуба периметр — 36S, длина зуба — 36L, ширина дистального и медиального корня — 36Ad и 36Am соответственно в зависимости от стадии развития и минерализации зубов). На рис. 2 представлено итоговое аннотированное изображение ортопантограммы в програм-

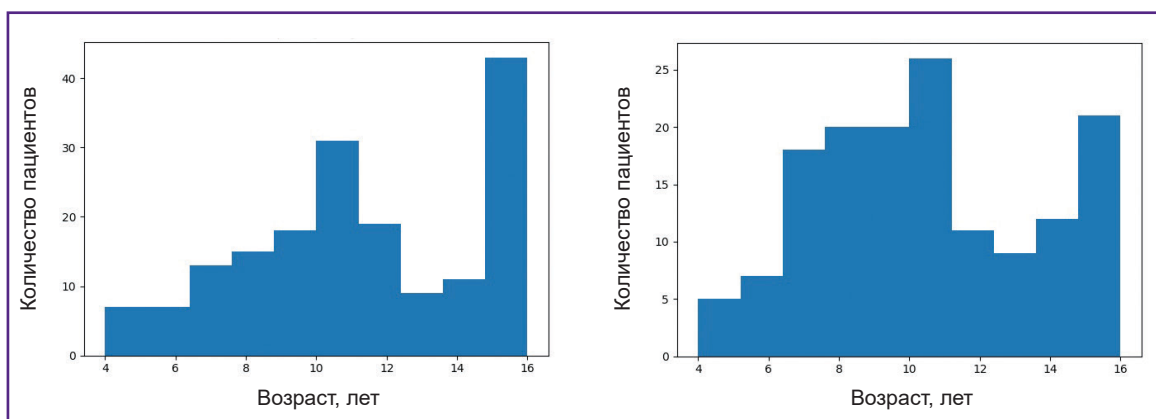


Рис. 1. Распределение исследуемой выборки по полу и возрасту: слева — пациенты женского пола, справа — мужского пола

ме LabelMe, где разным цветом выделен каждый параметр 14 зубов для обеспечения последующей работы нейронной сети с изображением. Размеченный файл сохраняли в формате JSON в отдельной папке. В дальнейшем по набору данных обучали модели. Методологической основой разметки был оригинальный метод Cameriere, который основан на измерении метрических характеристик 7 левых зубов нижней челюсти. Согласно этому методу, с помощью уравнения линейной регрессии предлагается определять возраст ребенка [3].

Нейронные сети. В дальнейшем для решения задачи установления возраста применяли методы машинного обучения — нейронные сети. Рассматривали задачу регрессии возраста в годах, для чего была использована нейросетевая архитектура Efficientnet-b0 [13–15] (рис. 3). Данная сеть выбрана по причине удобства ее использования с небольшой выборкой и положительным опытом практического применения. Нейросети обучали и валидировали при помощи библиотеки языка Python — PyTorch.

Решение регрессионной задачи прогнозирования возраста, реализованное с использованием нейронной сети, выполнялось последовательно и состояло из следующих этапов. Сначала для снижения колебаний метрик оценки нейросетей была проведена перекрестная проверка модели с числом разбиений, равным 5. В ходе исследования оценивали работу как одной нейросети, так и ансамбля из разного количества нейросетей одной архитектуры, обученных с разных начальных случайных состояний. Общий подход при обучении и оценке моделей был следующий: обучение каждой модели проводили на протяжении 50 эпох методом кросс-валидации с числом разбиений, равным 5. Процесс обучения осуществляли путем разбиения выборки в соотношении 4:1, где 80% данных использовали для обучения, а 20% — для тестирования системы методом перебора блока данных, на которых проводили тестирование, против данных, на которых будет осуществляться обучение для получения наиболее стабильной метрики ошибки MAE (рис. 4). Во время тренировки

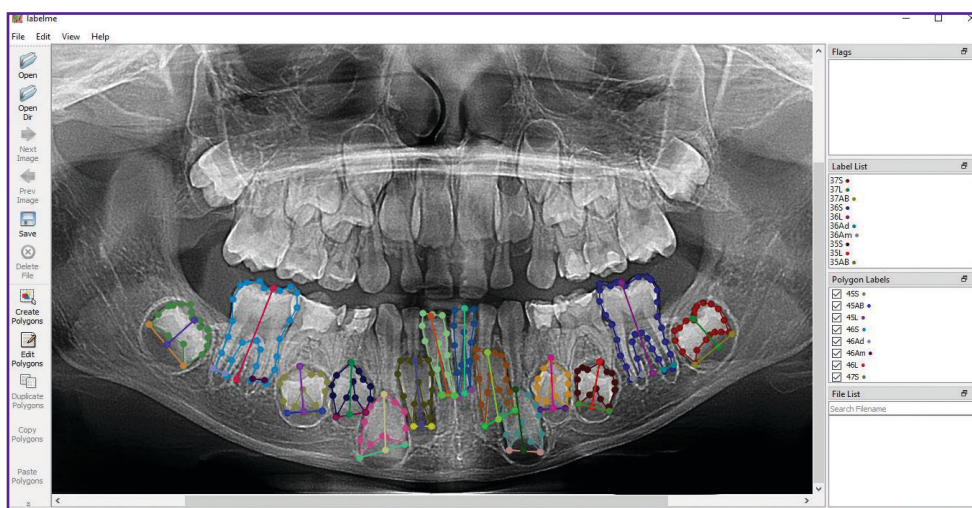


Рис. 2. Пример аннотации (разметка периметра, длины зуба и ширины корня) постоянных зубов нижней челюсти с помощью программы LabelMe

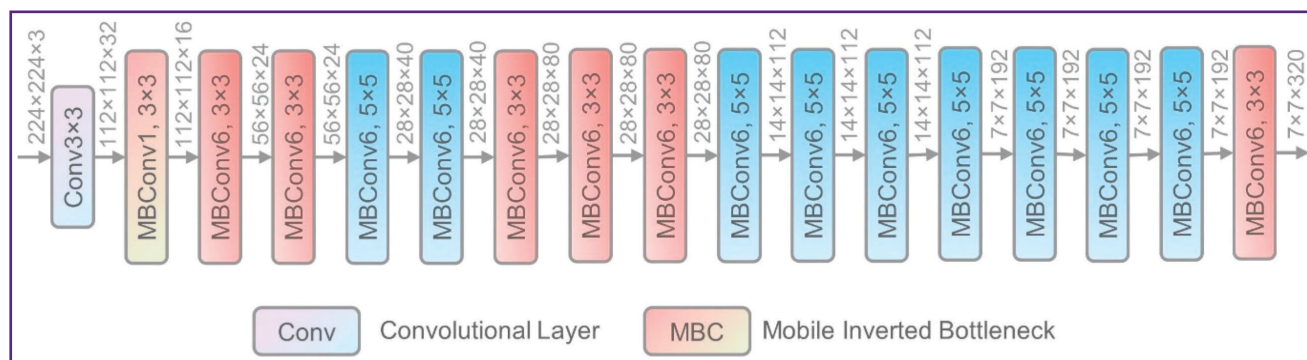


Рис. 3. Сетевая структура Efficient Net [15]

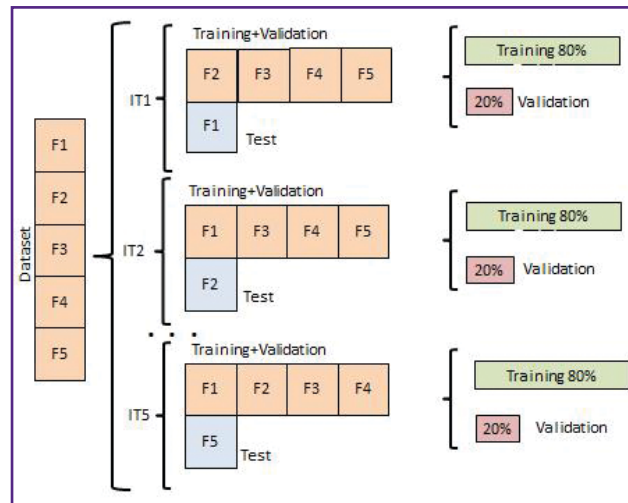


Рис. 4. Схема проведения кросс-валидации в исследовании (F1–F5 — части выборки, IT1–IT5 — итерация данных)

Таблица 1

Таблица значений средней абсолютной ошибки (MAE) и среднеквадратичной ошибки (MSE) при использовании разного количества моделей нейросети

Метрика ошибки	Количество моделей								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
MAE±SD	1,014±0,066	0,949±0,080	0,931±0,089	0,927±0,093	0,927±0,093	0,936±0,103	0,927±0,103	0,920±0,099	0,920±0,101
MSE±SD	1,861±0,534	1,615±0,503	1,573±0,451	1,544±0,464	1,543±0,459	1,581±0,472	1,575±0,491	1,549±0,486	1,538±0,481

использовали обычные аугментации изображений (вращение, инвертирование и зеркальное отображение). Среднюю абсолютную ошибку на тестовом наборе данных оценивали на каждой эпохе и сохраняли лучшую модель. Оптимизацию проводили методом обратного распространения ошибки, а именно методом Adam (Adaptive Moment Estimation).

Статистический анализ данных включал определение точности прогнозирования возраста, которую оценивали по следующим показателям: коэффициент детерминации (R^2), средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичная ошибка (MSE).

Результаты

В процессе поиска оптимальных параметров обучения были найдены и установлены следующие значения: скорость обучения — 0,001, размер грани приведенного изображения — 224 пикселя, размер пакета для обучения порядка — 16. Для сборки ансамбля проводили независимые последовательные обучения моделей методом Adam. В табл. 1 приведены значения MAE при различном количестве моделей, полученных в ходе теста и подбора оптимальной модели.

Далее была проведена оценка работы моделей в ансамбле — получены предсказания каждой мо-

дели на тестовых данных, которые усреднялись с равными весами, что позволило снизить дисперсию предсказания. В результате методом кросс-валидации определены наиболее удачные и приемлемые параметры обучения. В итоге был выбран ансамбль из 5 моделей как наиболее точный. При размере ансамбля более 5 моделей разброс ошибки не уменьшался, что и позволило остановиться на этом количестве. Таким образом, средняя абсолютная ошибка при работе одной модели нейросети составляет 1,04 года, а при сочетании 5 моделей — 0,927 года (см. табл. 1). График ошибок при работе ансамбля из 5 моделей представлен на рис. 5.

Оценка качества решения задачи регрессии дополнительно визуализирована диаграммой рассеяния значений для тестовых данных по предсказаниям из 5 моделей при значении MAE, равном 0,92, и R^2 — 0,86 (рис. 6).

При анализе совместного распределения возраста и его предсказания видно, что большинство значений попадают в желаемое реальное значение, где каждая точка представляет один образец из тестового набора, а его положение (истинный возраст, предсказанный возраст) располагается рядом с идеальным местом для нахождения оценок, а значит, у выбранной модели реализовано успешное решение.

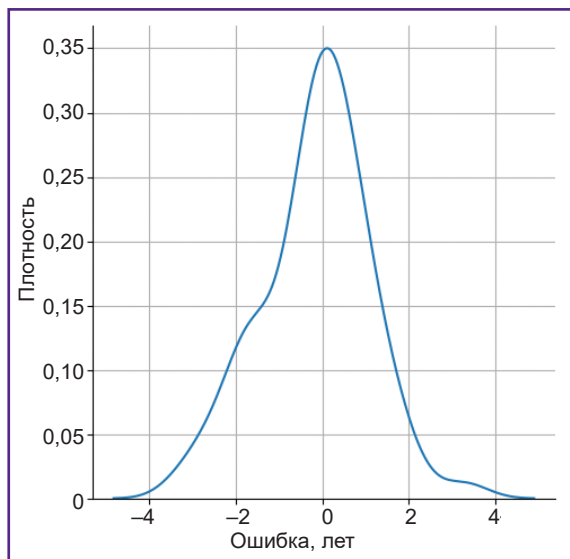


Рис. 5. Визуализация графика ошибок по тестовым данным при работе ансамбля из 5 моделей

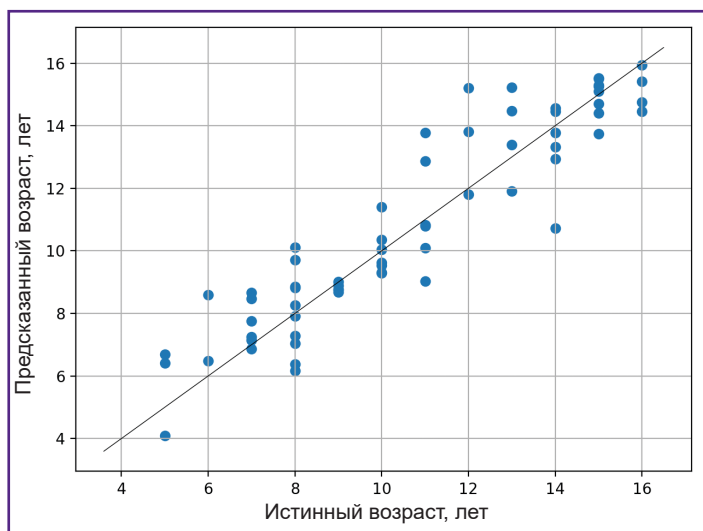


Рис. 6. Совместное распределение истинного и предсказанного возраста при сочетании 5 моделей нейросети по тестовым данным

Обсуждение

Большинство современных методов оценки зубного возраста включают в себя сложный процесс «ручного» определения широкого спектра морфометрических признаков, которые затем сравниваются с эталонными значениями, с учетом деления по полу и этнической принадлежности, или измерения метрических параметров зубов с последующим вычислением возраста с помощью представленных регрессионных уравнений. Чаще всего в зарубежной практике для оценки возраста используют методы Demirjian и Cameriere [3–5]. Данные методы получили широкое распространение в разных странах благодаря удобству их использования и приемлемым результатам. Однако «ручные» методы имеют ряд недостатков, к основным из которых относят затруднения в оценке, вызванные монотонностью действий и «усталостью» зрения эксперта; а также отсутствие опыта в исследовании рентгенологических снимков (орто-

пантомограмм) и незнание/несоблюдение методики проведения оценки [6]. Отмечается также факт наличия межэкспертных различий в оценке стадий развития зубов из-за частого сходства между ближайшими соседними стадиями минерализации, что может привести к завышению или занижению установленного возраста [12, 16]. В связи с этим в настоящее время все большее внимание уделяется разработке автоматических алгоритмов (программ, методов), которые будут предсказывать возраст без участия эксперта, тем самым исключая субъективность оценки и повышая точность прогноза.

Результаты исследований показали, что по сравнению с оригинальными «ручными» методиками все виды машинного обучения имеют большую точность [6], однако значения ошибок варьируют в зависимости от основополагающего метода (Demirjian, Cameriere и Willems), положенного в основу разметки, и от метода машинного обучения (линейная регрессия, случайный лес, метод опорных векторов и др.).

Так, в исследовании A. Galibourg с соавт. [17] при использовании алгоритма машинного обучения, основанного на классификации рентгенологических стадий постоянных зубов Demirjian, получено значение MAE, равное 0,811 года. При «ручной» оценке, проведенной в работе для сравнения, значение MAE составило 1,107 года. В исследовании S. Shen и соавт. [12] значение MAE для традиционной европейской формулы Cameriere составило 0,846 года, тогда как методы машинного обучения, основанные на стадиях созревания зубов по Cameriere, оказались более точными в оценке зубного возраста: при использовании алгоритма в виде линейной регрессии получено значение MAE, равное 0,55 года, а при использовании метода опорных векторов — 0,49 года. В работе J. Tao и соавт. [18] оценка по методу Demirjian показала значение MAE, равное 1,307 года, для всей выборки, а расчеты ошибки при использовании метода MLP (многослойный перцептрон) составили 0,75 года для всей выборки. В исследовании A. Abuabaga и соавт. [19] точность 8 моделей искусственного интеллекта сравнивали с точностью традиционного метода. Результаты работы продемонстрировали, что у моделей градиентного бустинга и случайного леса самая высокая производительность и наименьшая средняя ошибка. Таким образом, во всех исследованиях подтвердилась гипотеза о более точном прогнозе возраста при использовании методов машинного обучения (табл. 2), что согласуется с результатами настоящего исследования.

Следует помнить о том, что автоматизированные подходы, использующие методы глубокого обучения,

сталкиваются с рядом проблем при их планировании и реализации, а также имеют ряд ограничений. Нехватка цифровых данных, длительный процесс их аннотации, подбор оптимального метода обучения и сложности его тонкой настройки вносят свои коррективы в разработку и практическую реализацию новых методов [6, 12, 19]. Это требует от исследователей тщательного подбора материала для работы, его соответствия критериям включения, разработки точного плана и методологии исследования, использования надежных методов обучения и грамотных специалистов в области знания искусственного интеллекта.

Проведенное исследование было сосредоточено только на выборке ортопантограмм детей в возрасте от 4 до 16 лет, дальнейшие наработки и результаты будут улучшены за счет изменения характеристик выборки путем увеличения ее объема и расширения диапазона возрастных групп. В последующей работе мы добавим материал из разных центров и охватим другие возрастные группы, чтобы создать более полный массив данных с относительно сбалансированным распределением по демографическим характеристикам. Конечная цель данного проекта — разработка нового для России программного продукта по оценке возраста с последующей его практической реализацией. Следует отметить, что аналоги данных работ имеются в арсенале медицинских организаций других стран, но для России это является новацией. Проведение исследований в данной области соответствует направлению цифровизации здравоохранения, что выражается в разра-

Таблица 2

Сравнение точности решений (MAE) при использовании традиционных методов оценки возраста детей по ортопантограммам (Demirjian и Cameriere) и различных видов машинного обучения (по данным литературы)

Источник	Значение MAE (оригинальная методика)	Значение MAE (машинное обучение)	Используемые виды машинного обучения
<i>Метод Demirjian</i>			
[17]	1,107	0,811	Байесовская линейная регрессия Дерево принятия решений Случайный лес
[18]	1,307	0,990	Многослойный перцептрон
[19]	1,34	0,75	Линейная регрессия Градиентный бустинг Метод опорных векторов Многослойный перцептрон Дерево принятия решений Случайный лес
<i>Метод Cameriere</i>			
[12]	0,846	0,489–0,553	Линейная регрессия Случайный лес Метод опорных векторов

Примечание: MAE — средняя абсолютная ошибка.

ботке и внедрении современных информационных технологий, которые приведут к конкретным практическим результатам, таким как создание программного обеспечения.

Заключение

Представлен и апробирован алгоритм машинного обучения по оценке возраста на рентгеновских снимках зубов у детей от 4 до 16 лет. Используя анализ 14 постоянных зубов нижней челюсти и новый набор функций разметки данных, с помощью метода линейной регрессии и нейронной сети удалось спрогнозировать возраст детей по ортопантограмме со средней ошибкой 0,92 года. Данные результаты подтверждают возможность и реальную эффективность практического использования алгоритмов машинного обучения совместно или вместо «ручных» стандартных методов оценочных таблиц. В ходе пилотного проекта (эксперимента) подтверждено, что алгоритм на основе искусственного интеллекта является наиболее точным методом по сравнению с широко используемыми традиционными стоматологическими методами прогнозирования возраста по зубам. Полученный положительный опыт открывает новые возможности для дальнейшего внедрения данного алгоритма в практическую деятельность как судебных медиков, так и врачей других клинических специальностей. Перспектива развития данного научного направления состоит в количественном увеличении и разнообразии выборки, использовании различных видов нейросетевых алгоритмов и их комбинировании для успешной реализации конечной цели — создания программного обеспечения для повышения точности прогнозирования возраста по стоматологическому статусу.

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

Литература/References

1. Золотенкова Г.В., Полетаева М.П. Обзор методов оценки возраста детей и подростков по рентгенограммам зубов. *Судебно-медицинская экспертиза* 2024; 67(2): 47–52, <https://doi.org/10.17116/sudmed20246702147>.
Zolotenkova G.V., Poletaeva M.P. Review of age assessment methods of children and adolescents by teeth X-rays. *Sudebno-meditsinskaia ekspertiza* 2024; 67(2): 47–52, <https://doi.org/10.17116/sudmed20246702147>.
2. 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>.
3. Demirjian A., Goldstein H., Tanner J.M. A new system of dental age assessment. *Hum Biol* 1973; 45(2): 211–227.

4. Chaillet N., Willems G., Demirjian A. Dental maturity in Belgian children using Demirjian's method and polynomial functions: new standard curves for forensic and clinical use. *J Forensic Odontostomatol* 2004; 22(2): 18–27.

5. Cameriere R., Ferrante L., Cingolani M. Age estimation in children by measurement of open apices in teeth. *Int J Legal Med* 2006; 120(1): 49–52, <https://doi.org/10.1007/s00414-005-0047-9>.

6. Vila-Blanco N., Varas-Quintana P., Tomás I., Carreira M.J. A systematic overview of dental methods for age assessment in living individuals: from traditional to artificial intelligence-based approaches. *Int J Legal Med* 2023; 137(4): 1117–1146, <https://doi.org/10.1007/s00414-023-02960-z>.

7. Shen S., Zhou Z., Wang J., Fan L., Han J., Tao J. Using machine learning to determine age over 16 based on development of third molar and periodontal ligament of second molar. *BMC Oral Health* 2023; 23(1): 680, <https://doi.org/10.1186/s12903-023-03284-5>.

8. Vila-Blanco N., Carreira M.J., Varas-Quintana P., Balsa-Castro C., Tomas I. Deep neural networks for chronological age estimation from OPG images. *IEEE Trans Med Imaging* 2020; 39(7): 2374–2384, <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2968765>.

9. Золотенков Д.Д., Огарев Е.В., Валетов Д.К., Неведова С.М., Золотенкова Г.В., Пиголкин Ю.И. Оценка возраста с использованием КТ коленного сустава и нейросетевых технологий. *Судебно-медицинская экспертиза* 2023; 66(4): 34–40, <https://doi.org/10.17116/sudmed20236604134>.

- Zolotnikov D.D., Ogarev E.V., Valetov D.K., Nefedova S.M., Zolotenkova G.V., Pigolkin Y.I. Age assessment using CT of knee joint and neural network technologies. *Sudebno-meditsinskaia ekspertiza* 2023; 66(4): 34–40, <https://doi.org/10.17116/sudmed20236604134>.

10. Zolotenkova G.V., Valetov D.K., Poletaeva M.P., Vassilevski Y.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): 29–38, <https://doi.org/10.17691/stm2024.16.2.03>.

11. Пиголкин Ю.И., Солодовников В.И., Золотенков Д.Д., Салем Б.Р., Полетаева М.П., Золотенкова Г.В. Опыт использования Data Analysis исследовательских данных при решении задачи установления целевой возрастной группы. *Судебно-медицинская экспертиза* 2024; 67(4): 37–41, <https://doi.org/10.17116/sudmed20246704137>.

- Pigolkin Y.I., Solodovnikov V.I., Zolotnikov D.D., Salem B.R., Poletaeva M.P., Zolotenkova G.V. Experience of Data Analysis application for proceeding research data in solving the problem of target age group establishment. *Sudebno-meditsinskaia ekspertiza* 2024; 67(4): 37–41, <https://doi.org/10.17116/sudmed20246704137>.

12. Shen S., Liu Z., Wang J., Fan L., Ji F., Tao J. Machine learning assisted Cameriere method for dental age estimation. *BMC Oral Health* 2021; 21(1): 641, <https://doi.org/10.1186/s12903-021-01996-0>.

13. Huang G., Liu Z., Van Der Maaten L., Weinberger K.Q. Densely connected convolutional networks. In: *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. USA; 2017, p. 2261–2269, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>.
14. Tan M., Le Q.V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks. In: *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, ICML*. USA; 2019; p. 6105–6114. URL: <https://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html>.
15. Xu R., Lin H., Lu K., Cao L., Liu Y. A forest fire detection system based on ensemble learning. *Forests* 2021; 12: 217, <https://doi.org/10.3390/f12020217>.
16. Willmann C., Fernandez De Grado G., Kolb C., Raul J.S., Musset A.M., Gros C.I., Offner D. Accuracy of age estimation using three dental age estimation methods in a young, large, and multiethnic patient sample. *Dent J (Basel)* 2023; 11(12): 288, <https://doi.org/10.3390/dj11120288>.
17. Galibourg A., Cussat-Blanc S., Dumoncel J., Telmon N., Monsarrat P., Maret D. Comparison of different machine learning approaches to predict dental age using Demirjian's staging approach. *Int J Legal Med* 2021; 135(2): 665–675, <https://doi.org/10.1007/s00414-020-02489-5>.
18. Tao J., Wang J., Wang A., Xie Z., Wang Z., Wu S., Hassanien A.E., Xiao K. Dental age estimation: a machine learning perspective. In: *The International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications (AMLTA2019)*. Springer, Cham; 2019; p. 722–733, https://doi.org/10.1007/978-3-030-14118-9_71.
19. Abuabara A., do Nascimento T.V.P.M., da Cruz K.R., Küchler E.C., Madalena I.R., de Oliveira M.B.C.R., Lepri C.P., de Menezes-Oliveira M.A.H., de Araujo C.M., Baratto-Filho F. Dental age estimation by comparing Demirjian's method and machine learning in Southeast Brazilian youth. *Forensic Sci Med Pathol* 2025, <https://doi.org/10.1007/s12024-025-01042-3>.