

УДК 616-073.96-092-08:681.3

## Определение костного возраста с использованием искусственного интеллекта

*Косик И. И.<sup>1</sup>, Кабак С. Л.<sup>1</sup>, Каранетян Г. М.<sup>1</sup>, Кислая Е. И.<sup>2</sup>, Ермаков В. В.<sup>1</sup>,  
Недзьведь О. В.<sup>1</sup>, Шевчук Т. А.<sup>1</sup>*

<sup>1</sup>Учреждение образования «Белорусский государственный медицинский университет»,  
г. Минск, Республика Беларусь;

<sup>2</sup>Государственное учреждение «Республиканский центр детской эндокринологии»,  
г. Минск, Республика Беларусь

**Реферат.** Определение костного возраста — обязательный этап, входящий в клинический протокол диагностики детей с эндокринными заболеваниями, характеризующимися нарушением роста. Сопоставление хронологического и костного возраста пациента определяет необходимость проведения дополнительных диагностических исследований, позволяющих уточнить этиологию данной патологии, и в последующем объективно оценить эффективность проводимого лечения. В статье описывается альтернативный автоматический метод определения костного возраста, исключающий погрешности из-за субъективности визуального восприятия исходных данных, используемых для определения показателя традиционными методиками. Предлагаемый авторами метод основан на применении искусственных нейронных сетей и реализован в составе программного приложения BoneAgeAnalyzer.

**Ключевые слова:** костный возраст, рентгенографическое исследование, аномалии роста, сверточные нейронные сети.

**Введение.** Оценка роста и веса является важной частью педиатрического обследования, интегрально характеризующей уровень здоровья и самочувствия ребенка. Снижение темпов роста и отставание в росте от сверстников является достаточно частым поводом для обращения к педиатру и детскому эндокринологу. У 2–3 % детей в любой популяции диагностируется низкорослость [1]. По определению, низкорослость — это задержка роста, при которой длина тела оказывается ниже 3-й перцентили (коэффициент стандартного отклонения роста  $< -2$ ) средних значений, характерных для данной возрастной гендерной группы [2]. Причины низкорослости разнообразны, поэтому требуется соблюдение корректного подхода как в установлении диагноза, так и в последовательности диагностического поиска с целью установления генеза задержки роста. На этапе скрининга дефицита гормона роста дифференциальная диагностика нанизма различной этиологии предусматривает обязательное определение костного возраста ребенка [3]. Костный возраст (англ. *BoneAge*) — параметр, позволяющий оценить биологическую зрелость скелета и построить прогностическое заключение о потенциале его роста у конкретного индивидуума [4; 5]. При нарушениях на уровне эпифизарной пластинки (костные дисплазии, синдромальная патология) костный возраст практически не отстает от паспортного. Напротив, для вторичного дефицита роста, особенно для дефицита соматотропного гормона, а также при идиопатической низкорослости, характерно значительное отставание костного возраста от паспортного (более 2 лет) [2].

Для определения костного возраста анализируется, как правило, степень оссификации костей кисти и дистальных эпифизов костей предплечья, а также последовательность синостозирования костных структур [6]. Анализ состояния костной ткани предполагает сравнение изображения пациента, чаще всего рентгенограммы его левой руки, с аналогичными контрольными изображениями людей с точно датированным возрастом и полом [4]. Однако такая методика требует значительных временных затрат и при сравнении с контрольными изображениями приводит к существенным погрешностям вследствие субъективности визуального восприятия исходных данных. Еще один недостаток рутинного метода определения костного возраста связан с тем, что у современных детей сохраняется тенденция повышения интенсивности роста при сокращении средней продолжительности отдельных фаз окостенения. Это дополнительно уменьшает точность оценки с применением разработанных в середине XX в. рентгенологических таблиц и описаний.

В последние годы появились новые решения, основанные на совершенствовании и расширении аппаратной базы исследований, а также на применении новых методов анализа изображений. В статье описывается одно из таких решений с применением возможностей искусственных нейронных сетей, реализованное в Белорусском государственном медицинском университете в форме программного приложения BoneAgeAnalyzer и прошедшее клинические испытания на базе Республиканского центра детской эндокринологии.

**Цель работы** — оценка эффективности автоматического метода определения костного возраста по сравнению с наиболее востребованными в педиатрической практике традиционными методами (с использованием атласа GreulichetPyle [7] и таблиц Tanner [8]) по следующим критериям: время, затрачиваемое на получение результата, качество получаемой информации для формирования и верификации заключения, точность и воспроизводимость полученного результата.

**Материалы и методы.** В качестве материала исследования использовались рентгенограммы левой кисти и лучезапястного сустава 55 пациентов разного хронологического возраста: от 3 до 16 лет. Для определения костного возраста применялись три метода:

1) метод GreulichetPyle, предполагающий оценку состояния костных структур по рентгенограмме левой кисти с лучезапястным суставом. Определение костного возраста производится путем визуального выбора из классического атласа того изображения, в котором количество ядер оссификации, их размеры форма и взаимное расположение наиболее полно соответствуют рентгенограмме пациента. Костный возраст пациента принимается равным тому значению, которое указано для выбранного в атласе изображения;

2) метод Tanneret Whitehouse (TW2), также подразумевающий использование рентгенограммы левой кисти и лучезапястного сустава. Но в этом случае осуществляется пошаговое визуальное сравнение рентгенограммы пациента с экспертными изображениями 20 конкретных центров окостенения, для каждого из которых присутствует описание в привязке к костному возрасту. После выбора каждого из наиболее похожих вариантов, по специальной формуле с помощью компьютерной программы производился итоговый подсчет баллов и определялся костный возраст;

3) метод интеллектуального компьютерного зрения, основанный на применении искусственных нейронных сетей и реализованный в составе программного приложения BoneAgeAnalyzer. Особенность такого подхода в том, что нейронные сети, будучи специальным образом обучены на большом количестве реального рентгенологического материала, самостоятельно формируют набор признаков, по которым строится собственная классификация, позволяющая с высокой точностью определять костный возраст. Участие человека в данном случае ограничивается вводом в программу оцифрованного рентгеновского снимка.

Для реализации третьего (автоматического) метода применялась комбинированная сверточная нейронная сеть, составленная из достаточно хорошо известной модели Xception и относительно новой модели DenseNet 169. Архитектура DenseNet является логическим продолжением более ранней версии ResNet. Уникальность данной архитектуры в том, что при увеличении глубины сети ее результативность не уменьшается. Улучшение информационного потока DenseNet достигается за счет использования схемы, в которой определены прямые соединения из любого слоя во все последующие. При увеличении глубины улучшается точность модели. Повышению точности определения костного возраста способствовало также добавление в архитектуру сети дополнительных слоев, блока стекинга и второго входа (нейрон, кодирующий пол пациента). Полученная архитектура комбинированной сети показана на рисунке 1.

Две вертикальные ветви блок-схемы с моделями Xception и DenseNet 169 определяют информативные зоны на изображении, характеризующие костный возраст. Каждая ветвь заканчивается блоками обработки данных, состоящими из двух полносвязных слоев и одного нейрона. Подобная архитектура позволяет получать для каждой ветки собственное решение в виде численного значения. Каждое из полученных значений становится промежуточным для окончательного определения костного возраста. Иными словами, получаются два равноценных решения, выходные значения которых могут не совпадать. Выходное значение каждая ветвь формировала исходя из анализа целого набора представленных на рентгенограмме признаков. Точность анализа по каждому из признаков зависела от особенностей архитектуры ветви. Часть признаков точнее обрабатывалась одной веткой, часть — другой. Линейных зависимостей в данных результатах не было выявлено. Как следствие, ни одно из промежуточных решений не могло быть признано однозначно лучшим и для подготовки единого результата следовало использовать какой-то из существующих методов объединения базовых алго-

ритмов в композиции. Наиболее известные из них — голосование, взвешенное голосование, смесь экспертов. Эти методы обычно применяются, когда базовые алгоритмы существенно отличаются друг от друга.

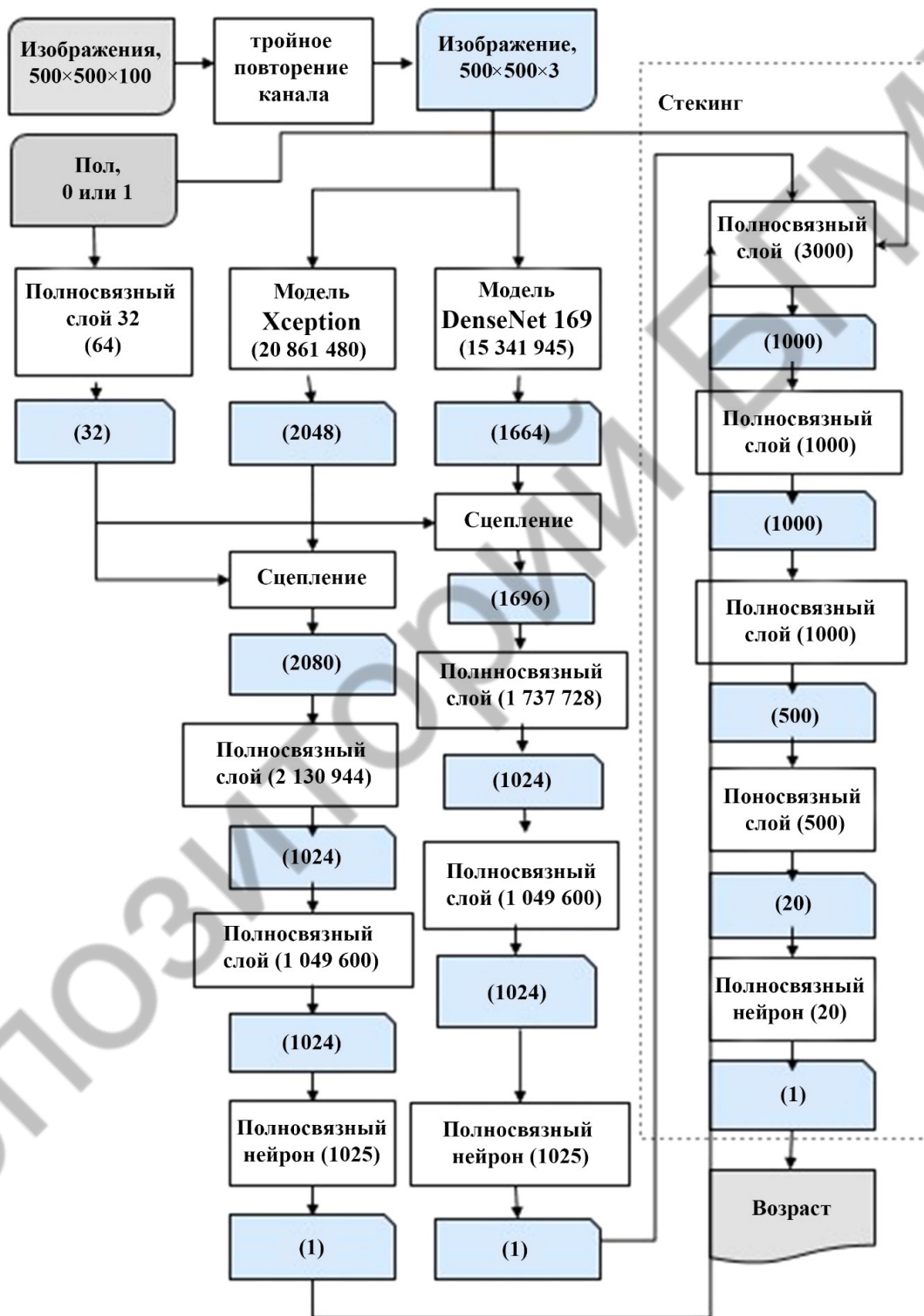


Рисунок 1 — Схема архитектуры решения задачи определения костного возраста (светлые блоки отражают основные операции и алгоритмы обработки данных, где значения в скобках показывают общее количество параметров входа, голубые блоки соответствуют наборам данных с указанной размерностью)

Следует, однако, отметить, что при всех имеющихся алгоритмических различиях, значения, полученные в ходе работы веток Xception и DenseNet 169, достаточно часто оказывались близкими. Алгоритмы голосования в ходе проверки приводили к результату худшему, чем те, что были получены каждой ветвью по отдельности. Поэтому использовался наиболее общий метод ансамблирования — стекинг, идея которого состоит в использовании предсказаний базовых алгоритмов в качестве признаков для метаалгоритма, который в нашем случае организован как набор полносвязных слоев. Объединение решения происходит в отдельном блоке стекинга осуществляющего ансамблирование ветвей Xception и DenseNet 169 в одно решение. Блок стекинга состоит из четырех полносвязных слоев и одного нейрона, что позволяет объединить два отдельных результата, дважды прогнать решение по слоям и уточнить решение за счет последовательного уменьшения размеров слоев.

Экспериментальное программное обеспечение было разработано на языке Python 3.6 с использованием пакетов Keras 2.08 и TensorFlow 1.3. Предварительная обработка изображений ограничивалась добавлением полей (для получения квадратных картинок без нарушения пропорций исходных изображений) и масштабированием до размера входа  $512 \times 512$ . В качестве исходных данных при обучении нейронной сети использовались рентгенограммы детей, подростков и молодых людей, возраст которых находится в диапазоне от 3 до 20 лет. Общее количество задействованных для обучения рентгенограмм — 11 745. В качестве валидационных использовалось 2135 рентгенограмм, в группу тестовых отобрано 356 рентгенограмм. Непосредственно в сравнительное исследование дополнительно включены 55 пациентов в возрасте от 3 до 16 лет, проходившие обследование в Минском городском центре детской эндокринологии.

Обучение проводилось на графическом процессоре NVIDIA GTX 1080 Ti. Размер блока (batch-size) — 8. Обучение длилось 30 эпох. На выходе сеть дает значение возраста в диапазоне  $[-1; 1]$ , которое затем для перевода возраста в месяцы преобразуется по формуле, обратной уравнению нормализации:

$$(\text{age} = \text{agenorm} + 1) \cdot 120.$$


Полученный результат подкреплялся картой активации, формирующейся на последних слоях нейронной сети. Эта карта представляет собой изображение кисти, на котором области, оказавшие наибольшее влияние на предсказанный возраст, выделяются различными цветовыми оттенками (рисунок 2). Цветовые оттенки распределены по палитре в направлении от наименее значимых участков —  — к наиболее значимым т. е., наиболее значимые участки отображены красным цветом, наименее значимые — синим, остальные по мере значимости окрашиваются в промежуточные цвета.



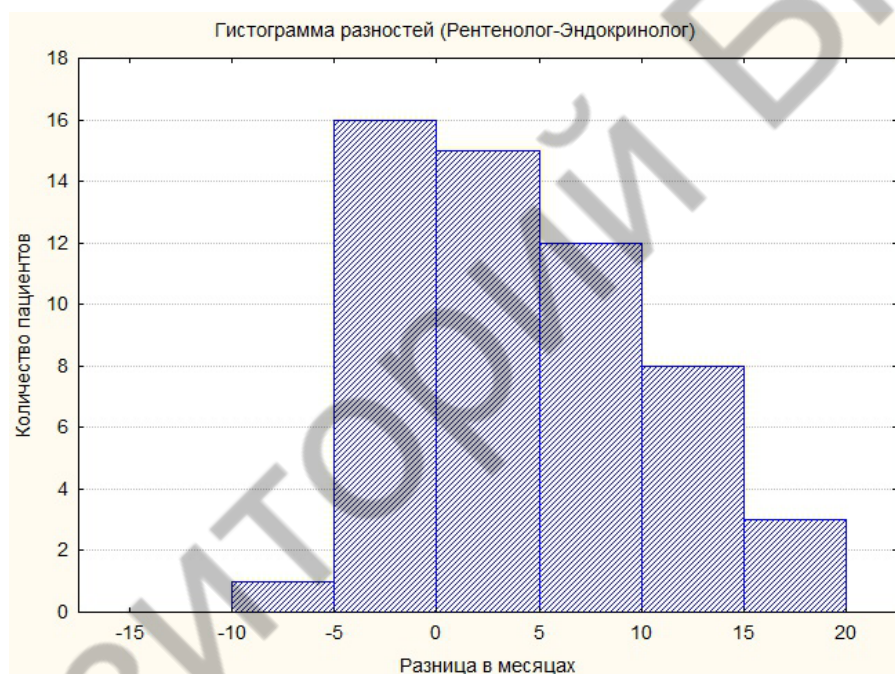
Рисунок 2 — Цветовая идентификация информативных участков на карте активации

**Результаты и их обсуждение.** По каждому представленному для исследования рентгеновскому снимку были получены три результата определения костного возраста: один — от эксперта-эндокринолога, работавшего по ручной методике, предполагающей использование атласа GreulichPyle; вто-



рой— от эксперта-рентгенолога, работавшего в полуавтоматическом режиме с помощью таблиц TW2; третий результат в полностью автоматическом режиме выдавала нейронная сеть, дополняя его картой активации. Поскольку подавляющее большинство результатов различались между собой, окончательное решение о выборе одного, наиболее точного, принималось независимым экспертом после дополнительного анализа.

Значения костного возраста, полученные по методу TW2 и по атласу GreulichetPyle иногда находились близко друг от друга, но чаще всего они существенно различались. Близкие результаты (разница не более 3 месяцев) были зарегистрированы 24 раза, что составило 44 % от всех результатов. В 20 % случаев (11 пациентов) разбежка в результатах составила от 4 до 6 месяцев, в 20 % случаев — от 7 месяцев до года, а еще у 9 человек (16 %) разница превысила 12 месяцев. Таким образом, более половины рентгенограмм были интерпретированы клиницистами с уровнем точности, не позволяющим сделать однозначное заключение о наличии и степени отклонений от нормального развития костных структур. Распределение разницы в результатах, полученных рентгенологом и эндокринологом по всей выборке пациентов, приведено в графическом виде на рисунке 3.



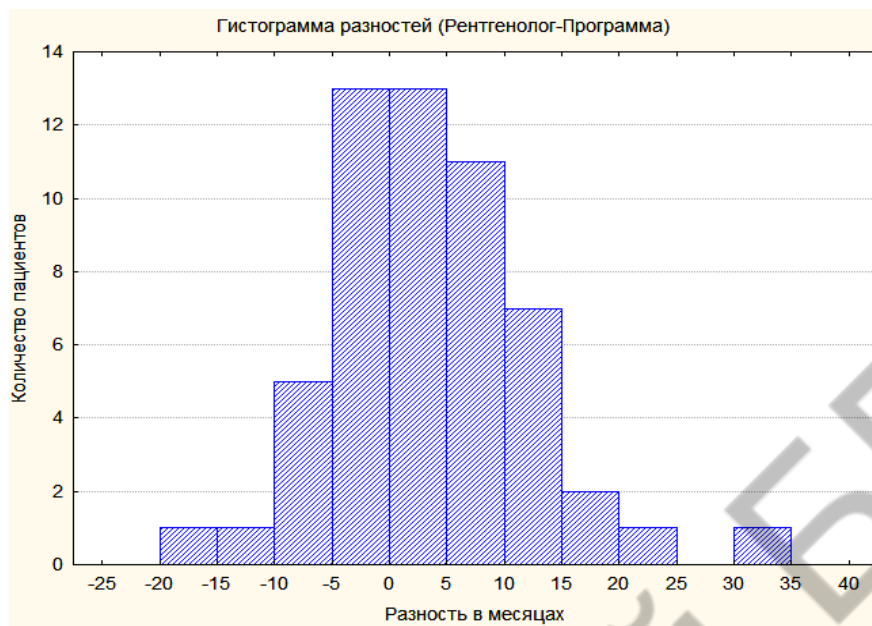
**Рисунок 3 — Распределение разницы результатов, полученных специалистами, работавшими по традиционным методам**

Как видно на графике, костный возраст, полученный по методу TW2 чаще всего превосходил значение параметра, полученное по атласу GreulichetPyle.

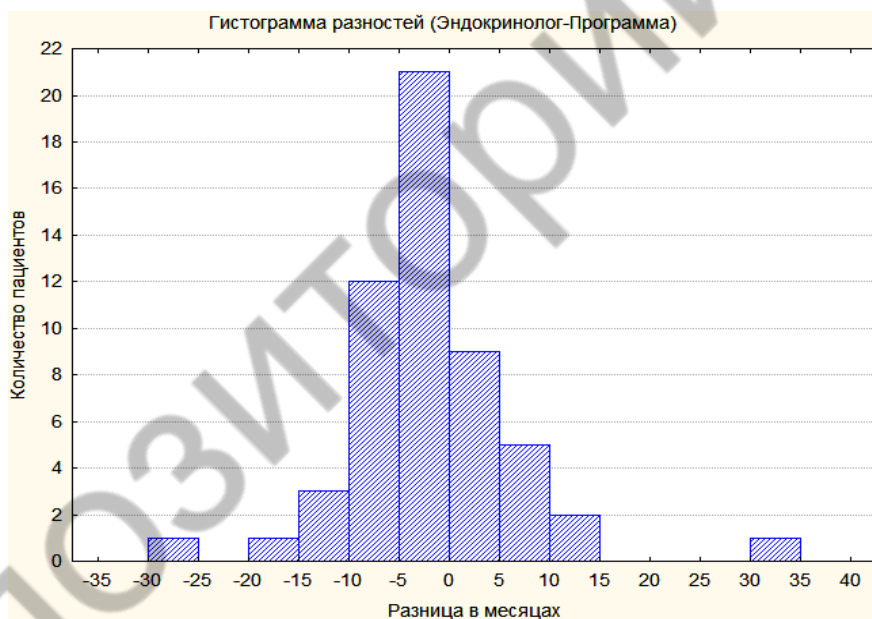
Высокая вариабельность результатов, получаемых на основе визуального анализа, усугублялась их низкой повторяемостью. Один и тот же специалист с перерывом в неделю мог несколько иначе интерпретировать один и тот же снимок.

Точное совпадение или близкие значения результатов (в пределах 3 месяцев), полученных с помощью искусственного интеллекта и обоих традиционных методов, были зафиксированы по 33 пациентам из 55 (общий показатель совпадений результатов составляет 60 %). Число совпадений результатов по каждому из традиционных методов выглядит следующим образом: 20 случаев (36 %) с результатами эксперта-рентгенолога, 26 случаев (47 %) с результатами эксперта-эндокринолога. При этом повторяемость результата, формируемого искусственной нейронной сетью, составляет 100 %, а на его получение затрачивается не более 4–5 с. Ручной и полуавтоматический режимы требовали не менее 20 мин на каждого пациента.

Распределение разницы между результатами, полученными специалистами, работавшими традиционными методами, и значениями костного возраста, полученными нейронной сетью, приведено на рисунках 4 и 5.



**Рисунок 4** — Распределение разницы значений костного возраста, полученных по одним и тем же пациентам рентгенологом (с использованием метода TW2) и программой



**Рисунок 5** — Распределение разницы значений костного возраста, полученных по одним и тем же пациентам эндокринологом (с использованием атласа GreulichPyle) и программой

Из графиков следует, что результаты эксперта-эндокринолога оказались ближе к результатам, полученным нейронной сетью, чем результаты эксперта-рентгенолога. Этот вывод подтверждают и статистика, составленная по абсолютным данным, полученным в трех случаях: экспертом-рентгенологом (таблица 1), экспертом-эндокринологом (таблица 2) и программным приложением BoneAge-Analyzer (таблица 3).

Таблица 1 — Статистика по данным, полученным эндокринологом

Исполнитель	Среднее	Медиана	Минимум	Максимум
	месяцы			
Эндокринолог	110	120	24	192

Таблица 2 — Статистика по данным, полученным рентгенологом

Исполнитель	Среднее	Медиана	Минимум	Максимум
	месяцы			
Рентгенолог	116	128	28	193

Таблица 3 — Статистика по данным, полученным нейронной сетью

Исполнитель	Среднее	Медиана	Минимум	Максимум
	месяцы			
BoneAgeAnalyzer	112	120	20	195

В целом автоматический метод, основанный на применении искусственных нейронных сетей, показал более точный результат по сравнению с ручным и полуавтоматическим методами. Большая часть проблем с точностью автоматического метода пришлись на детей в возрасте до 3 лет. Недостаточная точность определения костного возраста для данной группы пациентов очевидно объясняется малым количеством рентгенограмм, имевшихся в базе изображений и использованных для обучения нейронной сети: тренировочных — 354 из 11 745 (т. е. 3 % от общего числа); валидационных — 56 из 2 135 (2,6 %); тестовых 12 из 356 (3,4 %).

Ниже в качестве примеров приводятся несколько результатов, полученных разными методами, и пояснения независимого эксперта по поводу определения наиболее точного из них. Пояснения представлены в виде пометок цветными стрелками на рентгенограммах (рисунки 7, 9, 10), сопровождаемых текстовой аргументацией.

*Пациент № 1* мужского пола. Хронологический возраст на момент обследования 14 лет 3 месяца. Причина обследования — задержка роста. Эксперт-рентгенолог, используя метод TW2, пришел к заключению, что костный возраст пациента составляет 13 лет. Эксперт-эндокринолог, работавший атласом GreulichetPyle (рисунок 6) получил результат 12 лет 9 месяцев. Результат работы нейронной сети — возраст равен 11 годам 7 месяцев.

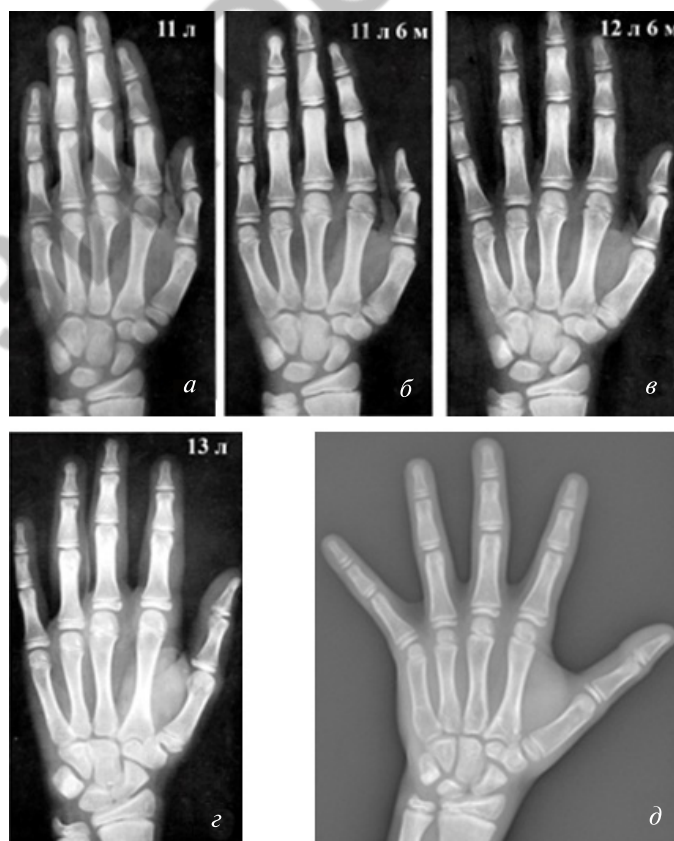
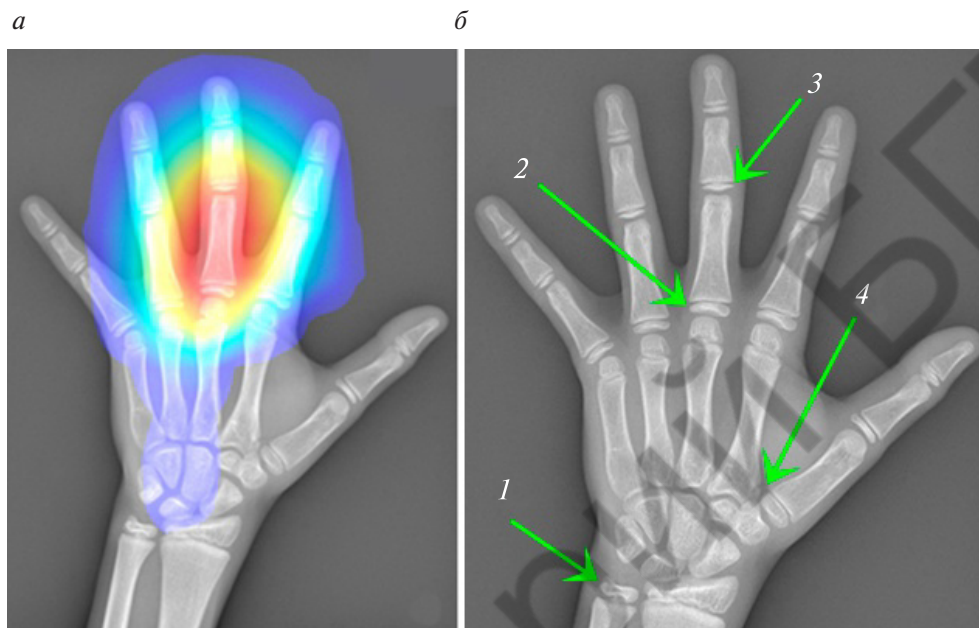


Рисунок 6 — Эталоны по возрастам из атласа GreulichetPyle (а–с) и рентгенограмма пациента № 1 (д)

В ходе проведенного анализа экспертом было выделено и отмечено стрелками (рисунок 7, б) четыре признака, подтверждающие определенное нейронной сетью значение костного возраста. Здесь и далее по тексту признаки, которые, по мнению независимого эксперта, подтверждают результат, полученный нейронной сетью, будут отмечены стрелками зеленого цвета. Стрелки красного цвета указывают на признаки, которые, по мнению эксперта, ошибочно выделены нейронной сетью как основные (значимые) для определения возраста.



**Рисунок 7 — Рентгенограмма пациента № 1:**

**а — карта активации, сформированная нейронной сетью; б — стрелками выделены признаки, подтверждающие определенное нейронной сетью значение костного возраста**

Заключение независимого эксперта с аргументацией, поясняющей расположение стрелок на рисунке 7, б:

1 — дистальный эпифиз локтевой кости по размерам и форме находится в пределах возрастного диапазона 11 лет — 11 лет 6 месяцев;

2 — так же размеры и формы проксимальной фаланги третьего пальца ближе к 11 годам (что также выделено в карте активации);

3 — размеры эпифиза средней фаланги третьего пальца по размерам ближе к 11 годам (и эта область выделена программой в карте активации как информативная);

4 — взаимное расположение кости-трапециис близлежащими эпифизами пястных костей соответствует возрастному диапазону 11 лет — 11 лет 6 месяцев.

Кроме этого, на рентгенограмме отсутствует локтевая сесамовидная кость первого пястно-фалангового сустава, которая визуализируется примерно с возраста 12 лет 8 месяцев.

Таким образом, по совокупности признаков результат нейронной сети (11 лет 7 месяцев) выглядит наиболее обоснованным.

*Пациент № 2* мужского пола. Календарный возраст на момент обследования 11 лет 4 месяца.

Причина обследования — задержка роста. Костный возраст по заключению рентгенолога (метод TW2) — 13 лет 5 месяцев. Результат эндокринолога, работавшего с атласом GreulichetPyle (рисунок 8) — 12 лет. Результат работы нейронной сети оказался равным 12 лет 9 месяцев.

Дополнительная яркостно-контрастная коррекция исходного рентгеновского изображения пациента № 2, проведенная в ходе анализа экспертом полученных результатов, позволила обнаружить практически скрытый в обычных условиях признак (рисунок 9, а, 3). Всего же было выделено четыре существенных признака, подтверждающих результат, полученный нейронной сетью. Эти признаки отмечены экспертом стрелками (см. рисунок 9, б).



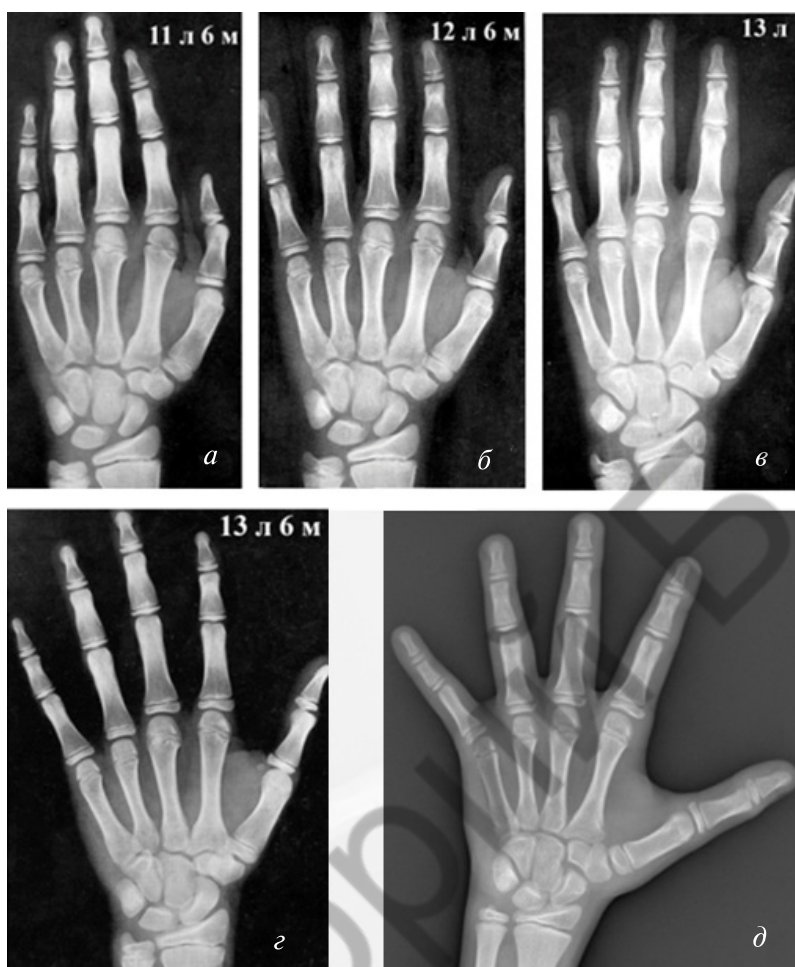


Рисунок 8 — Эталоны по возрастам из атласа GreulichPyle (а–г) и рентгенограмма пациента № 2 (д)

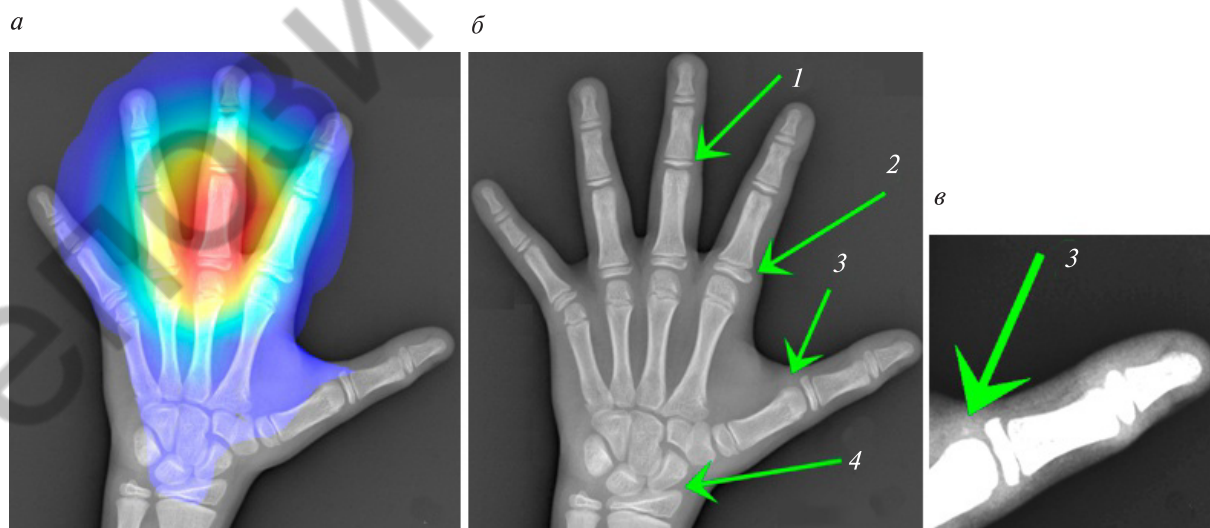


Рисунок 9 — Рентгенограмма кисти пациента № 2:  
 а — карта активации, сформированная нейронной сетью; б — стрелками выделены признаки, подтверждающие, по мнению эксперта, значение костного возраста, полученного нейронной сетью;  
 в — визуализация сесамовидной кости после коррекции яркостно-контрастных характеристик изображения

Заключение независимого эксперта с аргументацией, поясняющей расположение стрелок на рисунке 9, б:

1 — по размерам эпифизов средних фаланг значение костного возраста находится в диапазоне от 12 лет 6 месяцев до 13 лет;

2 — размеры эпифизов проксимальных фаланг укладываются в диапазон возраста от 12 лет 6 месяцев до 13 лет;

3 — при сильном увеличении и дополнительном контрастировании (рисунок 9, в) становятся различимыми очертания локтевой сесамовидной кости первого пястно-фалангового сустава, что свидетельствует о том, что костный возраст мальчика превышает 12 лет 6 месяцев, но не достигает 13 лет;

4 — плотность взаимного расположения, а также размеры костной группы (головчатая, полулунная, ладьевидная кости) и дистального эпифиза лучевой кости соответствуют возрасту около 13 лет.

По совокупности признаков результат нейронной сети (12 лет 9 месяцев) выглядит наиболее обоснованным.

*Пациент № 3* женского пола. Календарный возраст на момент обследования 3 года 1 месяц. Причина обследования — задержка роста. Костный возраст по заключению рентгенолога 2 года 4 месяца. Результат эндокринолога — 2 года 6 месяцев. Нейронная сеть также определила значение костного возраста — 2 года 6 месяцев (рисунок 10).

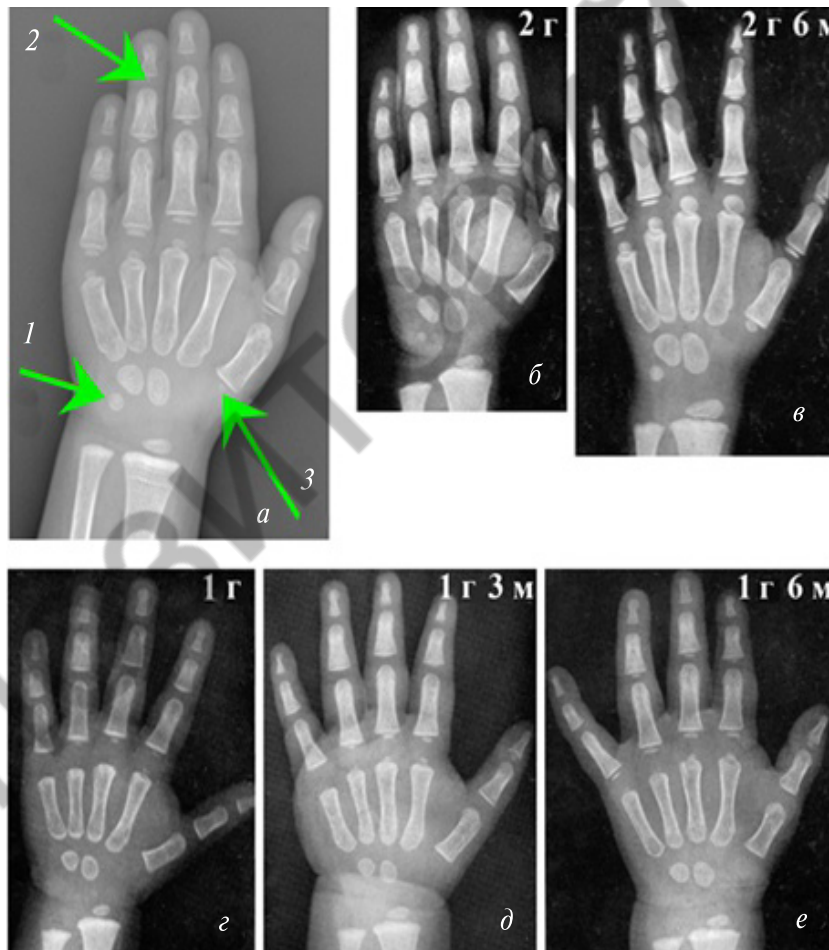


Рисунок 10 — Эталонные изображения из атласа GreulichPyle (а–д) и рентгенограмма (е) пациента № 3

Комментарии независимого эксперта к рисунку 10, а:

1 — размер трехгранной кости ближе к 2 годам и 6 месяцам, поэтому результат рентгенолога (2 года 4 месяца) — более точный;

2 — не во всех пальцах сформированы эпифизы ногтевых фаланг, что характерно для возраста около 2 лет. По данному признаку наиболее вероятен результат 2 года 2 месяца, полученный по методике TW2;

3 — эпифиз первой пястной кости по размерам указывает на возраст 2 года или чуть больше. Отсюда, наиболее вероятен результат метода TW2, равный 2 года 2 месяца.

Погрешность принятия любого из трех результатов, показавших возраст от 2 лет 4 месяцев до 2 лет 6 месяцев, не велика, однако по совокупности признаков наиболее точным выглядит результат специалиста, работавшего по методу TW2 (2 года 4 месяца).

**Заключение.** Выявлены следующие преимущества автоматического метода определения костного возраста, основанного на применении искусственных нейронных сетей, по сравнению с традиционными методами GreulichPyle и TW2:

- автоматический метод превосходит используемые в отечественной медицинской практике рутинные методы в точности анализа участков оссификации на рентгенограммах. Процент точных результатов, полученных в автоматическом режиме, составил 87 %. При проведении аналогичных исследований с помощью традиционных методов, базирующихся на зрительном восприятии и эмпирических заключениях диагноста, доля точных результатов составила 65 %;

- время, затрачиваемое на определение костного возраста при нейронных сетях, не превышало 2 с. Среднее время определения этого же параметра для одного пациента традиционными методами оказалось равным 15 мин;

- результаты определения костного возраста, получаемые на основе визуального анализа, отличались высокой вариабельностью и низкой повторяемостью. Воспроизводимость результатов, формируемых искусственной нейронной сетью, оказалась абсолютной (равной 100 %);

- разработанный метод позволяет верифицировать результат получения костного возраста с помощью автоматически формируемых карт активации — изображений кистей рук, на которых псевдоцветами выделены зоны оссификации, состояние которых оказало наибольшее влияние на получение заключения;

- дополнительным преимуществом метода является возможность проведения малозатратного для лечащего врача, но при этом высокоточного мониторинга значений параметра «костный возраст» по ходу проведения гормональной терапии пациентов.

## Литература

1. Short stature diagnosis and referral / M. Maghnie [et al.] // *Frontiers in Endocrinology*. — 2017. — № 8. — 374 p. DOI: 10.3389/fendo.2017.00374.
2. Федеральные клинические рекомендации по диагностике и лечению идиопатической низкорослости у детей и подростков [Электронный ресурс]. — М., 2013. — Режим доступа: [https://minzdrav.gov-murman.ru/documents/poryadki-okazaniya-meditsinskoy-pomoshchi/28\\_03.pdf](https://minzdrav.gov-murman.ru/documents/poryadki-okazaniya-meditsinskoy-pomoshchi/28_03.pdf). — Дата доступа: 20.10.2020.
3. Солнцева, А. В. Дифференциальная диагностика низкорослости у детей: учеб.-метод. пособие / А. В. Солнцева, А. В. Сукало. — Минск: БГМУ, 2008.
4. Харитонов, В. М. Антропология: учебник / В. М. Харитонов, А. П. Ожигова, Е. З. Година. — М.: ВЛАДОС, 2004. — 272 с.
5. Creo, A. L. Bone age: A handy tool for pediatric providers / Creo, A. L., & Schwenk, W. F. // *Pediatrics*. — 2018. — № 140(6). — P. e20171486.
6. Manzoor Mughal, A. Bone age assessment methods: a critical review / A. Manzoor Mughal, N. Hassan, A. Ahmed // *Pak. J. Med. Sci.* — 2014. — № 30(1). — P. 211–5. DOI: 10.12669/pjms.301.4295. PMID: 24639863; PMCID: PMC3955574.
7. Greulich, W. W. Radiographic Atlas of Skeletal Development of the Hand and Wrist / W. W. Greulich, S. I. Pyle. — 2nd ed. — Stanford, CA: Stanford University Press, 1959.
8. Assessment of Skeletal Maturity and Prediction of Adult Height (TW2 Method) / J. M. Tanner [et al.]. — 2nd ed. — L.: Academic Press, 1983.
9. Automated Deep Learning System for Bone Age Assessment / Lee Hyunkwang [et al.] // *J. of Digital Imaging*. — 2017, August. — Vol. 30, № 4. — P. 427–441.

## Determination of bone age using artificial intelligence

*Kosik I.<sup>1</sup>, Kabak S.<sup>1</sup>, Karapetsian R.<sup>1</sup>, Kislaya E.<sup>2</sup>, Ermakov V.<sup>1</sup>, Nedzved O.<sup>1</sup>, Shevchuk T.<sup>1</sup>*

*<sup>1</sup>Belarusian State Medical University, Minsk, Republic of Belarus;*

*<sup>2</sup> State Institution «Republican Center of Pediatric Endocrinology», Minsk, Republic of Belarus*

Determination of bone age is a mandatory step in the clinical protocol for the diagnosis of children suffering from endocrine diseases, which are characterized by impaired growth. The result of comparing the chronological and bone age of the patient depends on the need for additional diagnostic studies, which make it possible to clarify the etiology of this pathology, and subsequently to objectively assess the effectiveness of the treatment. This article describes an alternative automatic method for determining bone age. The method proposed by the authors is based on the use of artificial neural networks and is implemented as part of the «Bone Age Analyzer» software application. This method allows to eliminate the errors in the result that arise due to the subjectivity of traditional visual methods for determining the indicator.

**Keywords:** bone age, X-ray examination, growth anomalies, convolutional neural networks.

*Поступила 03.11.2020*