TIBBIYOT
TA'LIMI & INNOVATSIYALARI

O'ZBEKISTON RESPUBLIKASI
19 20
TOSHKENT TIBBIYOT AKADEMIYASI

Google scholar

PubMed MEDLINE

NIH U.S. National Library of Medicine National Institutes of Health | Advancing Health Through Knowledge



- 14.00.00 - Tibbiyot fanlari;
- 14.00.01 - Akusherlik va ginekologiya;
- 14.00.02 - Morfologiya;
- 14.00.03 - Endokrinologiya;
- 14.00.04 - Otorinolaringologiya;
- 14.00.05 - Ichki kasalliklar;
- 14.00.06 - Kardiologiya;
- 14.00.07 - Gigiena;
- 14.00.08 - Oftal'mologiya;
- 14.00.09 - Pediatriya;
- 14.00.10 - Yuqumli kasalliklar;
- 14.00.11 - Dermatologiya va venerologiya;
- 14.00.12 - Tibbiy reabilitologiya;
- 14.00.13 - Nevrologiya;
- 14.00.14 - Onkologiya;
- 14.00.15 - Patologik anatomiya;
- 14.00.16 - Normal va patologik fiziologiya;
- 14.00.17 - Farmakologiya va klinik farmakologiya;
- 14.00.18 - Psixiatriya va narkologiya;
- 14.00.19 - Klinik radiologiya;
- 14.00.20 - Tibbiy genetika;
- 14.00.21 - Stomatologiya;
- 14.00.22 - Travmatologiya va ortopediya;
- 14.00.23 - Hamshiralik ishini tashkil etish;
- 14.00.24 - Sud tibbiyoti;
- 14.00.27 - Xirurgiya;
- 14.00.28 - Neyroxirurgiya;
- 14.00.41 - Xalq tabobati;
- 14.00.35 - Bolalar xirurgiyasi;
- 14.00.34 - Yurak-qon tomir xirurgiyasi

№8-SON

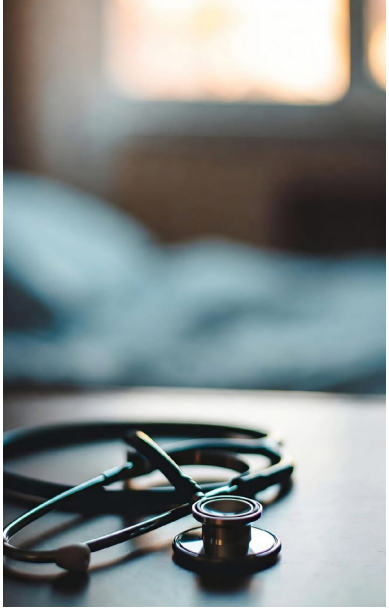
2026-yil, avgust

tibbiyot-talimi-va-innovatsiyalari.uz

https://t.me/tibbbiyot_2100

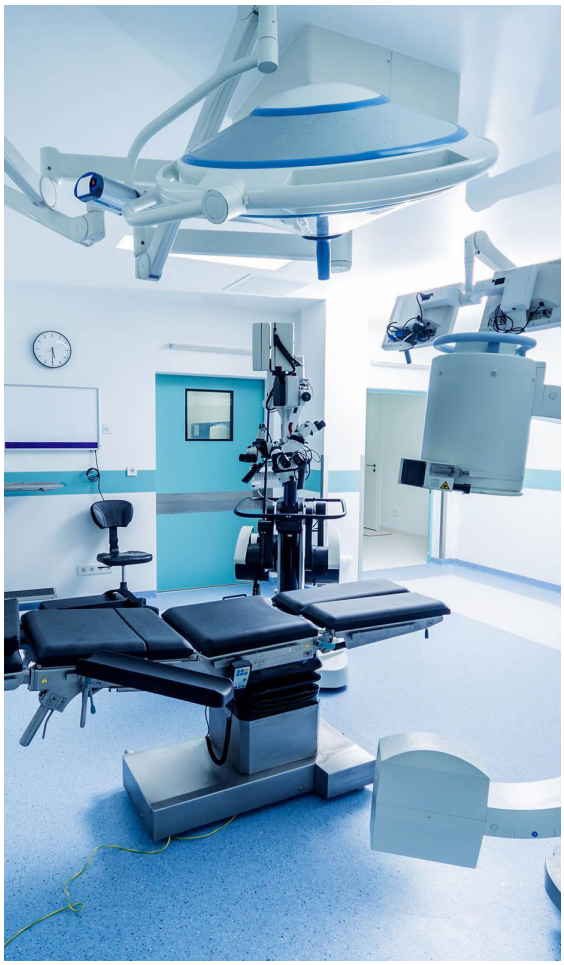
Litsenziya raqami: №745444













Tahrir hay’ati a’zolari:



BOSH MUHARRIR:
Shuhrat Baymuradov Abdujalilovich
tibbiyot fanlari doktori (DSc), professor



BOSH MUHARRIR O‘RINBOSARI:
Iminov Komiljon Odiljonovich
tibbiyot fanlari bo‘yicha falsafa doktori

“Tibbiyot ta'limi va innovasiyalari” ilmi elektron jurnali 29.04.2025-yildan O‘zbekiston Respublikasi Prezidenti Adminstratsiyasi huzuridagi Axborot va ommaviy kommunikatsiyalar agentligi tomonidan C-5669801 reyestr raqami tartibi bo‘yicha ro‘yxatdan o‘tkazilgan. Litsenziya raqami: №745444.

Tahrir hay’ati a’zolari:



Sharipov Kongratbay Avezimbetovich
Texnika fanlari doktori (DSc), professor



Ishanqulov Artiqboy Eshboyevich
Biologiya fanlari doktori (DSc), professor



Otamuradov Furqat Abdukarimovich
tibbiyot fanlari doktori (DSc), dotsent.



Shuxrat Jumayevich Teshayev
tibbiyot fanlari doktori (DSc), professor



Oral Aminovna Ataniyazova
tibbiyot fanlari doktori (DSc), professor



Jalolova Feruza Maxamatjanovna
Tibbiyot fanlari bo‘yicha falsafa doktori (DSc), dotsent



Uraqov Shokir Ulashovich
tibbiyot fanlari doktori doktori (DSc)

"TIBBIYOT TA’LIMI VA INNOVATSIYALARI"
ilmiy elektron jurnali O‘zbekiston Respublikasi Axborot va ommaviy kommunikatsiyalar agentligi (AOKA) tomonidan 2024-yil 9-oktabrdan boshlab c-5669651 raqami ostida rasmiy ro‘yxatdan o‘tkazilgan.

Murojaat uchun telefon:
+998 97 748 70 03
Email: @munis_sm

MUNDARIJA

TOSHKENT XALQARO MOLIYA MARKAZI VA SOG‘LIQNI SAQLASH TIZIMINI RIVOJLANTIRISH: YANGI QONUNNING AHAMIYATI 12
Shuhrat Boymurotov

IMPROVEMENT OF THE SURGICAL APPROACH TO THE TREATMENT OF CRANIOVERTEBRAL JUNCTION ANOMALIES ASSOCIATED WITH SPINAL MALFORMATIONS (CLINICAL EXPERIENCE) 17
Arzikulov Sh.T., Ismailova R.O., Jabborov N.I.

ARTERIAL GIPERTENZIYA VA 2 TIP QANDLI DIABET: PATOGENETIK BOG‘LIQLIKLAR VA GENETIK PREDISPOZITSIYA 25
Ellamonov Suxrobjon No‘mon o‘g‘li

BOLALARDA PSORIAZNING KLINIK-BIOKIMYOVIY, IMMUNOPATOGENETIK XUSUSIYATLARINI HISOBGA OLGAN HOLDA KOMPLEKS DIAGNOSTIKA VA TERAPIYASINI TAKOMILLASHTIRISH 32
Xaitov Kaxramon Najmitdinovich, Abidov Xasanxodja Alisherovich, Maxkamova Muxlisa Farxadovna

GLUTEN BILAN BOG‘LIQ SALOMATLIK XAVFLARI VA OZIQ-OVQAT NAZORATINING ZAMONAVIY YONDASHUVLARI: TANQIDIY ADABIYOTLAR SHARHI 48
Abdullaeva Dilafruz G‘ayratovna, Razikov Farrux Ibragim o‘g‘li, Abdullaeva Dilafruz G‘ayratovna

SLEEP AND CIRCADIAN RHYTHMS IN RELATION TO ANDROGEN STATUS IN MIDDLE-AGED MEN: CURRENT EVIDENCE AND CLINICAL IMPLICATIONS 58
Feruza Lyutpillayevna Azizova, Abdukhalim Kholiddin ugli Abdurakhimov

BOLALARDAGI NEYROGEN DEFORMATSIYALARNING UMUMIY KLINIK TAVSIFI VA ULARNI KELTIRIB CHIQARUVCHI OMILLAR TAHLILI 66
Xalimov Ravshan Jurabayevich

KESARCHA KESISHDAN KEYINGI UZOQ MUDDATLI ASORATLAR VA REABILITATSIYA STRATEGIYALARI (ADABIYOTLAR SHARHI) 70
Atayeva Farzona Nuriddinovna

KATTALARDA MODIFIKATSIYALANGAN INTRAMEDULLYAR VINTLAR YORDAMIDA KAFT SUYAKLARI SINIQLARINI KAM INVAZIV OSTEOSINTEZ QILISH 75
Xudoyorov Farhod Rustamovich

CLINICAL AND PROGNOSTIC FACTORS OF FUNCTIONAL RECOVERY IN PATIENTS WITH HEMORRHAGIC STROKE 80
Gulchekhra Erkinovna Usmanova, Rakhimbaeva Gulnara Sattarovna

УСОВЕРШЕНСТВОВАННАЯ МЕТОДИКА ДИНАМИЧЕСКОЙ АНГИОНЕФРОСЦИНТИГРАФИИ ДЛЯ РАСШИРЕННОЙ КОЛИЧЕСТВЕННОЙ ОЦЕНКИ ФУНКЦИИ ПОЧЕК 85
Хикматов Акром Азимджанович

ОБЩИЕ ПОКАЗАТЕЛИ АДАПТАЦИИ СРЕДИ ИНОСТРАННЫХ И МЕСТНЫХ СТУДЕНТОВ 90
Калим Мухаммад Раза

КОМПЛЕКСНЫЙ АЛГОРИТМ МЕДИКО-СТОМАТОЛОГИЧЕСКОЙ ПОМОЩИ БОЛЬНЫМ ТУБЕРКУЛЁЗОМ КОСТЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СОВРЕМЕННЫХ СРЕДСТВ МЕСТНОЙ ТЕРАПИИ 95
Тимур Зафарович Абдуллаев

TAJRIBAVIY ALKOGOL INTOKSIKATSIYASI TA'SIRIDA UCH OYLIK KALAMUSHLAR OSHQOZON OSTI BEZINING MORFOLOGIK O'ZGARISHLARI 100
Axmatov Azizbek Avaz o'g'li, Rajabov Axtam Boltabayevich

FERTIL YOSHDAGI AYOLLARDA MIGREN NING KLINIK-NEVROLOGIK XUSUSIYATLARI 104
Qudratova Nigora Burxonovna, Kamalova Malika Ilhomovna

МОРФОФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ИЗМЕНЕНИЯ ПРИ ДОЛИХОСИГМЕ В РАЗНЫХ ВОЗРАСТНЫХ ПЕРИОДАХ У ДЕТЕЙ 108
Исраилов Махамадсодик Солиевич, Камалова Малика Илхомовна

O'ZBEKISTON RESPUBLIKASIDA 2017–2026 YILLARDA POSTASFIKTIK HOLATLARNING DINAMIKASI VA UMUMIY EPIDEMIOLOGIK TAVSIFI 113
Xakimov Sarvar Abduazimovich, Kamalova Malika Ilxamovna

OIV INFEKSIYASINING GIYOHVAND MODDALARGA TOBELIK BILAN KOMORBID KECHISHIDA VIROSOLOGIK-IMMUNOLOGIK KO'RSATKICHLARNING XUSUSIYATLARI 119
Kenjayeva Nargiza Quvatovna

BIRLAMCHI TIBBIY-SANITARIYA YORDAMI MUASSASASIDA ONKOSKRININGNI TASHKIL ETISH VA SUT BEZI SARATONINI ERTA ANIQLASH NATIJALARINING TAHLILI 125
Abduraximova Lola Anvarovna, Komilova Latofat Bahridinovna

КОНТРОЛЬ ПОСЛЕОПЕРАЦИОННОГО БОЛЕВОГО СИНДРОМА И ДЫХАТЕЛЬНАЯ ФУНКЦИЯ У ПАЦИЕНТОВ С ГНОЙНО-СЕПТИЧЕСКИМИ ЗАБОЛЕВАНИЯМИ ГРУДНОЙ КЛЕТКИ 132
Бектемирова Норбуви Тухтаевна, Атаков Сарвар Султанбаивич

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ДЕТСКОЙ ЭНДОКРИНОЛОГИИ: РАЗРАБОТКА И КЛИНИЧЕСКАЯ ВАЛИДАЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ КОСТНОГО ВОЗРАСТА 138
Каланходжаева Шахноза Бахтияровна, Алимова Насиба Усмановна, Акбаров Мухаммадаъзам Хусанбек углы

УДК: 616.43

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ДЕТСКОЙ ЭНДОКРИНОЛОГИИ: РАЗРАБОТКА И КЛИНИЧЕСКАЯ ВАЛИДАЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ КОСТНОГО ВОЗРАСТА



Каланходжаева Шахноза Бахтияровна
PhD, с.н.с. и директор учебного центра учебный центр, республиканский специализированный научно-практический медицинский центр эндокринологии им. акад. Ё.Х. Туракулова, Ташкент, Узбекистан
ORCID: 0000-0003-2809-9834
E-mail: Sh_kalanhodjaeva@mail.ru



Алимова Насиба Усмановна
PhD, с.н.с. и заведующая лабораторией детской эндокринологии лаборатория детской эндокринологии, Республиканский специализированный научно-практический медицинский центр эндокринологии им. акад. Ё.Х. Туракулова, Ташкент, Узбекистан
ORCID: 0009-0008-0000-5916



Акбаров Мухаммадаъзам Хусанбек углы
младший научный сотрудник, учебный центр, республиканский специализированный научно-практический медицинский центр эндокринологии им. акад. Ё.Х. Туракулова, Ташкент, Узбекистан
ORCID: 0009-0009-1834-3734

Аннотация: Разработана и клинически оценена локальная система искусственного интеллекта для автоматической оценки костного возраста по рентгенограммам кисти с использованием международных и клинических данных Узбекистана.

Ключевые слова: искусственный интеллект; костный возраст; детская эндокринология; глубокое обучение; рентгенография; скелетная зрелость.

Annotatsiya: Qo‘l rentgenogrammalari asosida suyak yoshini avtomatik baholash uchun sun’iy intellekt tizimi ishlab chiqildi va xalqaro hamda O‘zbekistondagi klinik ma’lumotlar asosida klinik baholandi.

Kalit so‘zlar: sun’iy intellekt; suyak yoshi; bolalar endokrinologiyasi; chuqur o‘rganish; rentgenografiya; skelet yetukligi.

Abstract: An artificial intelligence system for automated bone age assessment was developed and clinically evaluated using international and local paediatric hand radiographs.

Key words: artificial intelligence; bone age; paediatric endocrinology; deep learning; radiography; skeletal maturity.

ВВЕДЕНИЕ

Одним из наиболее ценных диагностических признаков в педиатрии является различие между хронологическим и биологическим возрастом ребёнка. Понятие «костный возраст» (КВ) уже много лет используется в медицинской практике как общепринятый показатель степени оссификации костно-мышечной системы относительно возрастной нормы популяции. Если это различие превышает 2 стандартных отклонения (SD), это может свидетельствовать о системной патологии. Диагностическое применение КВ чрезвычайно широко. В детской эндокринологии, где точная и воспроизводимая оценка костного возраста имеет первостепенное значение, от неё напрямую зависит выбор заместительной гормональной терапии, дозировки и прогноз конечного роста. Систематическая ошибка в 6–12 месяцев при каждом визите может существенно исказить представление о динамике лечения и привести к неверной коррекции дозы. Точное определение КВ также важно при ведении подросткового идиопатического сколиоза — как для консервативного корсетирования, которое наиболее эффективно в пределах «терапевтического окна» активного роста, так и для хирургического лечения, требующего иного периода роста. Аналогичный подход применяется при лечении разницы в длине конечностей: при пропуске оптимальных сроков для эпифизиодеза возможна гиперкоррекция или рецидив деформации. Данные о КВ могут использоваться в первичной педиатрической практике для выявления детей с нарушениями роста вследствие хронических заболеваний (целиакия, врождённые пороки сердца, хроническая почечная недостаточность, нарушения питания) ещё до появления полной клинической картины. Таким образом, определение костного возраста — это не узкоспециализированная процедура, а универсальный биомаркер здоровья ребёнка, применимый в практике широкого круга специалистов.

Рентгенография кисти и запястья долгое время считалась «золотым стандартом» оценки КВ, поскольку в одной проекции с минимальной лучевой нагрузкой визуализируется наибольшее количество зон роста. Наиболее распространены два метода интерпретации — атлас Грейлиха–Пайла (G&P) и методика Таннера–Уайтхауса (TW2/TW3). Метод G&P был предложен в 1959 г. и заключается в сопоставлении рентгенограммы пациента с рентгенограммами эталонных детей (представителей европеоидной расы, рождённых в США в первой половине XX века), упорядоченных и пронумерованных по костному возрасту [4]. На практике метод удобен, однако его главный недостаток — дискретность эталонного набора: оценка «скачкообразно» переходит между заданными значениями, а не изменяется непрерывно. Метод TW методологически более строг, но требует от специалиста 10–20 минут и значительного опыта, поскольку оценивает зрелость 13 или 20 отдельных костей в составе комплексного индекса [11]. Обоим методам присущ ряд ограничений, отмеченных в крупных сравнительных исследованиях [2].

Таблица 1. Сравнение методов оценки костного возраста

Критерий	Метод G&P	Метод TW3	ИИ (разработанная система)
Время оценки	3–5 мин	10–20 мин	≈ 22 мс
Межэкспертная вариабельность (MAE)	12–18 мес.	~12 мес.	5,6–6,1 мес.
Адаптация к узбекской популяции	Нет	Частично	Да (дообучена на локальных данных)
Автоматизация	Нет	Нет	Полная
Воспроизводимость	Низкая	Средняя	Высокая (детерминированная)

Второе ограничение связано с несоответствием исходных атласов современной популяции: темпы роста и этнические особенности детей XXI века существенно отличаются от таковых у американских детей середины прошлого века, а применимость атласа G&P к различным этническим группам ставится под сомнение в систематических обзорах [1]. В мире доступны коммерческие системы автоматической оценки КВ, такие как BoneXpert (Дания) [12], VUNO Med-BoneAge (Южная Корея) и Gleamer BoneAge (Франция). Несмотря на высокую точность на собственных тестовых выборках (MAE 4,5–6,0 мес.), при применении в условиях Узбекистана они имеют ряд существенных ограничений: высокая стоимость лицензий, зависимость от зарубежных систем обработки данных, несоответствие требованиям локализации персональных данных, а также отсутствие адаптации к принятым в отечественных медицинских учреждениях протоколам укладки пациента. Перечисленные ограничения, наряду с появлением новых методов глубокого обучения для автоматической оценки костного возраста [10, 7], послужили основанием для разработки национального решения, первые этапы которого уже описаны в отечественной литературе [9].

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ ПО ТЕМЕ

Проблема объективной оценки костного возраста (КВ) обсуждается в медицинской литературе на протяжении более полувека, и за это время сформировалось несколько принципиально разных методологических подходов. Классическим и до сих пор наиболее распространённым остаётся атлас-метод Грейлиха–Пайла (G&P), предложенный ещё в 1959 г. и основанный на визуальном сопоставлении рентгенограммы пациента с эталонными изображениями детей европеоидной расы, рождённых в США в первой половине XX века [4]. Несмотря на удобство применения, метод характеризуется дискретностью шкалы и выраженной субъективностью интерпретации. Альтернативный подход — методика Таннера–Уайтхауса (TW2/TW3) — предполагает балльную оценку зрелости отдельных костей кисти и запястья и считается методологически более строгим, однако требует значительных временных затрат (10–20 минут на снимок) и высокой квалификации специалиста [11]. Крупные сравнительные исследования показывают, что оба метода имеют сопоставимую по величине межэкспертную вариабельность и ограниченную воспроизводимость результатов [2]. Отдельного внимания заслуживает вопрос популяционной применимости эталонных атласов. Систематические обзоры и метаанализы указывают, что кросс-этническая валидность атласа G&P, разработанного на выборке детей середины прошлого века, вызывает серьёзные сомнения при использовании в популяциях с иными темпами роста и этническими особенностями [1]. Это ограничение особенно значимо для стран, не представленных в исходной эталонной выборке, включая государства Центральной Азии.

Клиническая значимость точной и своевременной оценки КВ подробно освещена в литературе, посвящённой ведению эндокринных и ортопедических заболеваний детского возраста. Обзорные работы подчёркивают, что от точности определения КВ напрямую зависят выбор терапевтической тактики при дефиците гормона роста, расчёт прогнозируемого конечного роста и мониторинг эффективности заместительной гормональной терапии [8]. В ортопедической практике знание костного возраста является определяющим фактором при выборе оптимального периода для консервативного или хирургического лечения идиопатического сколиоза и коррекции разницы длины конечностей, поскольку и то и другое жёстко привязано к «терапевтическому окну» активного роста скелета [3]. Развитие методов глубокого обучения в последнее десятилетие открыло принципиально новое направление — автоматизированную оценку костного возраста на основе свёрточных нейронных сетей. Знаковым событием стало проведение международного конкурса RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge, в рамках которого был сформирован крупнейший общедоступный аннотированный набор рентгенограмм (12 810 изображений) и определены референсные показатели точности для алгоритмов машинного обучения (MAE 4,5–5,2 месяца для лучших решений) [5]. Технологической основой большинства современных решений служат архитектуры глубоких остаточных сетей [6], которые впоследствии легли в основу как исследовательских, так и коммерческих разработок.

Среди коммерческих систем автоматической оценки КВ наибольшее распространение в мировой практике получила BoneXpert (Дания) — один из первых сертифицированных автоматизированных методов определения скелетной зрелости [12]. Позднее появился ряд решений на основе глубокого обучения, продемонстрировавших точность, сопоставимую или превосходящую результаты TW-метода в руках опытного специалиста [10]. Обзорные публикации последних лет обобщают накопленный опыт применения искусственного интеллекта в этой области и обозначают его как перспективное направление развития диагностики, одновременно указывая на нерешённые вопросы — интерпретируемость решений алгоритма, доверие клиницистов к автоматизированным заключениям и риски снижения диагностических навыков специалистов при широком внедрении подобных систем [7]. Отдельную группу составляют работы, посвящённые адаптации методов оценки костного возраста к региональным особенностям популяции постсоветского пространства, в том числе описывающие первые шаги по разработке отечественных решений на стыке классических и основанных на искусственном интеллекте подходов [9]. Таким образом, анализ литературы свидетельствует о постепенном смещении парадигмы оценки костного возраста от субъективных атлас-методов к автоматизированным системам на основе глубокого обучения. Вместе с тем сохраняется существенный пробел, связанный с отсутствием сертифицированных решений, адаптированных к особенностям популяции и клинической практики Узбекистана, что и обусловило актуальность настоящего исследования. Целью исследования являлись разработка и клиническая валидация локальной системы искусственного интеллекта для автоматической оценки костного возраста по рентгенограммам кисти, адаптированной к детской популяции Узбекистана, а также сравнение её точности и скорости обработки с традиционными методами Грейлиха–Пайла и Таннера–Уайтхауса.

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Исследование проведено на базе Республиканского специализированного научно-практического медицинского центра эндокринологии им. акад. Ё.Х. Туракулова (г. Ташкент). Работа носила характер ретроспективного многоцентрового наблюдательного исследования. Обучающая выборка была сформирована из двух принципиально различных источников, что обеспечило как статистическую мощность модели, так и её клиническую релевантность для популяции Узбекистана. Первый источник — международный обезличенный набор данных RSNA Pediatric Bone Age Challenge [5], включающий 12 810 рентгенограмм кисти детей в возрасте от 0 до 19 лет и широко используемый в качестве эталонного набора для методов машинного обучения, разрабатываемых для оценки костного возраста, обладающего широким диапазоном обучающих примеров. Второй источник — 350 верифицированных клинических рентгенограмм из отделения лучевой диагностики Центра. Эти изображения имели ключевое значение для адаптации модели, поскольку отражали реальную вариабельность качества, характерную для отечественного рентгенологического оборудования и протоколов укладки, принятых в национальных медицинских учреждениях. Особенностью данного набора является то, что костный возраст для каждого изображения был представлен в виде интервала (минимум, максимум), для чего была разработана специальная функция потерь для дообучения (см. ниже). Разведочный анализ набора данных RSNA выявил дисбаланс классов, особенно выраженный для новорождённых по сравнению с детьми старшего возраста и подростками 5–15 лет, что было учтено на этапе предобучения при формировании обучающей и валидационной выборок.

Система представляет собой автономное настольное приложение, написанное на Python 3.11 с графическим интерфейсом на базе PyQt 5.15.11, не предназначенное для работы в сети или облаке, а рассчитанное исключительно на использование в условиях клиники. Конвейер обработки построен по принципу «от грубого к точному» — от локализации области интереса до финальной регрессии возраста. Этап 1. Детекция области интереса. Регрессионная модель применяется только к области кисти для повышения точности. Маски кисти из набора RSNA использовались для построения ограничивающих рамок путём определения вертикального и горизонтального размера каждой маски. На этих данных была обучена детекционная сеть YOLOv8n при размере батча 16 и 50 эпохах обучения с порогом достоверности >0,5 для отбора рамок. Среднее время обработки на этом этапе составило 9,8 мс. Этап 2. Регрессия костного возраста. Выделенная область интереса далее подаётся на вход свёрточной сети EfficientNet-B0 [6], используемой в качестве базовой модели для извлечения визуальных признаков. Пол пациента кодируется в виде 32-мерного вектора вложения и конкатенируется с выходом базовой модели; объединённый вектор признаков затем подаётся на полносвязную регрессионную голову, выдающую значение костного возраста. Обучающие изображения подвергались случайному масштабированию, повороту до 15°, горизонтальному отражению и приведению к размеру 320×320 пикселей, после чего нормализовались по каналам со средними значениями 0,485/0,456/0,406 и стандартными отклонениями 0,229/0,224/0,225. Набор данных был разделён на обучающую и валидационную выборки в соотношении 80%/20% при размере батча 24 и обучался в течение 200 эпох на GPU NVIDIA RTX 3050 с использованием средней абсолютной ошибки (MAE) в качестве функции потерь и оптимизатора AdamW. Среднее время обработки на этом этапе составило 12,2 мс.

Этап 3. Дообучение на локальных клинических данных. Модель, предварительно обученная на наборе данных RSNA, далее дообучалась на 350 верифицированных изображениях, предоставленных Центром, которые также были разделены на обучающую и валидационную выборки в соотношении 80/20. Поскольку костный возраст в этом наборе данных задавался в виде интервала, а не точечного значения, была предложена специальная целевая функция, включающая штраф ReLU за прогнозы, выходящие за пределы интервала, а также взвешенное отклонение от центральной точки интервала (α). На этом этапе точность также оценивалась относительно среднего значения интервала, поскольку сами границы интервала также являлись целевыми значениями. Этап 4. Визуализация и формирование отчёта. Итоговая оценка костного возраста вместе с аннотированным изображением области интереса отображается в интерфейсе приложения и представляется в виде структурированного отчёта для медицинской документации. Статистическую обработку результатов осуществляли с вычислением среднего значения. Значимость различий определяли по критерию Стьюдента. Различия считали статистически достоверными, если достигнутый уровень значимости (p) не превышал принятого критического уровня значимости, равного 0,05.

АНАЛИЗ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Точность разработанной системы

В качестве основного критерия использовалась средняя абсолютная ошибка (MAE) — среднее отклонение (в месяцах) между прогнозируемым костным возрастом и эталонным верифицированным значением.

Таблица 2. Средняя абсолютная ошибка до и после дообучения

Этап	Validation MAE, мес.	Training MAE, мес.	Примечание
Предобучение (RSNA)	7,9	9,3	мальчики 7,7 / девочки 7,2
Дообучение (локальные данные)	5,8	7,5	мальчики 6,1 / девочки 5,6

Дообучение модели на локальных клинических данных Центра значительно снизило величину ошибки по сравнению с этапом предобучения на международном наборе данных RSNA (табл. 2): средняя ошибка на каждом из этапов составила 7,7 и 6,1 мес. у мальчиков и 7,2 и 5,6 мес. у девочек соответственно. Это подчёркивает необходимость адаптации модели к отечественной популяции пациентов и используемому рентгенологическому оборудованию. В среднем разработанная система превосходит традиционный атлас Грейлиха–Пайла более чем на 60%: типичная ошибка ручной оценки составляет 12–18 месяцев, тогда как для системы ИИ она составляет 5,6–6,1 месяца. Это имеет существенное клиническое значение, поскольку разница в точности 4–10 месяцев способна повлиять на решение о начале или прекращении лечения. Разработанный алгоритм был сопоставлен с оценками опытных врачей-рентгенологов, что показало его сопоставимость с уровнем консенсуса группы экспертов (межэкспертная вариабельность ~12 месяцев) при устранении субъективного фактора и зависимости от опыта отдельного специалиста.По сравнению с лучшими алгоритмами конкурса RSNA Ch allenge (MAE 4,5–5,2 мес. [5]) отмечается заметное различие в показателях точности представленной системы. Авторы полагают, что это связано с принципиальным различием исходных данных: наборы данных конкурса представляют собой стандартизированные, тщательно отобранные коллекции изображений, тогда как цифровые медицинские системы Узбекистана, такие как платформа DMED и локальные решения PACS/RIS ведущих клиник, отражают реальное многообразие клинической практики: нестандартную укладку, различное оборудование, артефакты изображения и широкий диапазон качества снимков. Тем не менее достигнутая точность (MAE < 6 мес.) является удовлетворительной для клинических целей — скрининга, эндокринологического наблюдения и долгосрочного мониторинга костного возраста в клинической практике Узбекистана.

Полная обработка одного изображения — от детекции области до регрессии костного возраста — занимает около 22 мс (9,8 мс на детекцию области и 12,2 мс на регрессию костного возраста), без учёта времени загрузки изображения и формирования отчёта в интерфейсе. С клинической точки зрения это означает сокращение времени выполнения рутинной задачи на несколько порядков — в тысячи раз быстрее метода TW3 (10–20 минут) и метода G&P (3–5 минут). Врач-рентгенолог, ранее затрачивавший на каждое изображение 5–20 минут, теперь может получать результат значительно быстрее и потенциально уделять больше времени интерпретации сложных и атипичных случаев. При лечении дефицита гормона роста повторная оценка КВ проводится каждые 6–12 месяцев для контроля темпов скелетного созревания на фоне терапии гормоном роста. Поскольку субъективность ручной оценки сопоставима по величине с оцениваемым временным интервалом (~12 месяцев), «шум» метода способен маскировать истинный «сигнал» эффективности лечения. Система ИИ, обладая фиксированной математической логикой, не подвержена усталости и межэкспертной вариабельности, что обеспечивает достоверность мониторинга терапии и продольную сопоставимость оценок [8]. Наличие результата оценки КВ непосредственно в момент обращения пациента меняет рабочий процесс: врач-ортопед может обсудить с семьёй план ведения сколиоза в интерактивном режиме, не дожидаясь заключения рентгенолога [3]. В крупных отделениях лучевой диагностики это позволяет перераспределить ресурсы, передав рутинные случаи системе ИИ и сосредоточив специалистов на клинически сложных случаях.

По мнению авторов, значимость данного исследования определяется не только полученными метриками, но и заложенной методологической основой. Первое сертифицированное отечественное решение позволило бы устранить существенную зависимость от зарубежного программного обеспечения в важной области медицины, а при интеграции с платформой DMED система стала бы не просто исследовательским прототипом, а инструментом, встроенным в существующий клинический процесс. Вместе с тем к ограничениям исследования следует отнестись со всей серьёзностью.

Большая часть обучающей выборки представлена американской популяцией [5], что может привести к систематическому смещению при оценке детей, относящихся к иным этническим группам, характерным для населения Узбекистана [1]. Проспективные клинические исследования, оценивающие влияние внедрения системы на реальные клинические исходы (например, точность прогнозирования конечного роста, своевременность терапевтических решений), ещё предстоит провести. Наконец, требует изучения характер использования заключений ИИ клиницистами [7] и возможное снижение диагностических навыков врачей с течением времени вследствие автоматизации подобных заключений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представленная система является первой в Узбекистане автоматической системой определения костного возраста на основе глубокого обучения, разработанной и клинически валидированной в стране; её регистрация запланирована в дальнейшем. Ниже перечислены ключевые достижения: Точность (MAE ~5,6–6,1 мес.) более чем на 60% превосходит ручной метод Грейлиха–Пайла и практически не уступает оценке группы экспертов. Скорость обработки (≈ 22 мс) на несколько порядков сокращает время выполнения рутинного анализа. Для адаптации к узбекской популяции проведено дообучение на 350 клинических изображениях реальных пациентов, полученных в отделении лучевой диагностики Центра. Система полностью автономна и работает как настольное приложение без подключения к сети или облаку, что упрощает её внедрение в медицинских учреждениях.

Внедрение и масштабирование данной технологии в рамках цифровой трансформации здравоохранения Ташкента и регионов Узбекистана позволит стандартизировать процессы диагностики, лечения и мониторинга в области биометрии роста, снизить нагрузку на службы лучевой диагностики и повысить качество специализированной медицинской помощи детям с эндокринными и ортопедическими заболеваниями. Дальнейшая работа будет направлена на расширение отечественной обучающей выборки для повышения популяционной специфичности модели, проведение проспективных клинических исследований, а также на мультимодальное расширение системы — использование данных других анатомических областей и клинических показателей для повышения точности. Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов. Финансирование: исследование не имело внешнего финансирования.

Список использованной литературы:

1. Alshamrani K., Messina F., Offiah A. C. Is the Greulich and Pyle atlas applicable to all ethnicities? A systematic review and meta-analysis // European Radiology. — 2019. — Vol. 29, No. 6. — P. 2910–2923.
2. Boer A. J., van Rijn R. R., van der Steen A., et al. Bone age assessment: a large-scale comparison of the Greulich and Pyle, and Tanner and Whitehouse (TW2) methods // Archives of Disease in Childhood. — 2001. — Vol. 85. — P. 172–175.
3. Dimeglio A., Canavese F. The growing spine: how spinal deformities influence normal spine growth // European Spine Journal. — 2012. — Vol. 21, No. 1. — P. 64–70.
4. Greulich W. W., Pyle S. I. Radiographic Atlas of Skeletal Development of the Hand and Wrist. 2nd ed. — Stanford, CA: Stanford University Press, 1959.
5. Halabi S. S., Prevedello L. M., Kalpathy-Cramer J., et al. The RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge // Radiology. — 2019. — Vol. 290, No. 2. — P. 498–503.
6. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition // Proceedings of CVPR. — 2016. — P. 770–778.
7. Lee B. D., Lee M. S. Automated bone age assessment using artificial intelligence: the future of bone age assessment // Korean Journal of Radiology. — 2021. — Vol. 22, No. 5. — P. 792–800.
8. Martin D. D., Wit J. M., Hochberg Z., et al. The use of bone age in clinical practice — part 1 // Hormone Research in Paediatrics. — 2011. — Vol. 76, No. 1. — P. 1–9.
9. Reznikov D. N., Gordeev A. E., Varyukhina M. D., et al. Determination of bone age from hand radiography: from classical methods to artificial intelligence // Digital Diagnostics. — 2025. — Vol. 6, No. 2. — P. 302–316.
10. Spampinato C., Palazzo S., Giordano D., et al. Deep learning for automated skeletal bone age assessment in X-ray images // Medical Image Analysis. — 2017. — Vol. 36. — P. 41–51.
11. Tanner J. M., Whitehouse R. H., Cameron N., et al. Assessment of Skeletal Maturity and Prediction of Adult Height (TW3 Method). 3rd ed. — Philadelphia: Saunders, 2001.
12. Thodberg H. H., Kreiborg S., Juul A., Pedersen K. D. The BoneXpert method for automated determination of skeletal maturity // IEEE Transactions on Medical Imaging. — 2009. — Vol. 28, No. 1. — P. 52–66.

TIBBIYOT
TA'LIMI & INNOVATSIYALARI

2026. № 8

Muharrir: Sherzod Qurbonov

Mas’ul kotib: Surmaniso Mirzaliyeva

Dizayner: Oloviddin Sobir o‘g‘li

© Materiallar ko‘chirib bosilganda “Tibbiyot ta'limi va innovasiyalari” ilmi elektron jurnali manba sifatida ko‘rsatilishi shart. Jurnalda bosilgan material va reklamalardagi dalillarning aniqligiga mualliflar ma’sul. Tahririyat fikri har vaqt ham mualliflar fikriga mos kelamasligi mumkin. Tahririyatga yuborilgan materiallar qaytarilmaydi.

Jurnalga istalgan payt quyidagi rekvizitlar orqali obuna bo‘lishingiz mumkin. Obuna bo‘lgach, @iqtisodiyot_77 telegram sahifamizga to‘lov haqidagi ma’lumotni skrinshot yoki foto shaklida jo‘natishingizni so‘raymiz. Shu asosda har oygi jurnal yangi sonini manzilingizga jo‘natamiz.

Mazkur jurnalda maqolalar chop etish uchun quyidagi havolalarga
maqola, reklama, hikoya va boshqa ijodiy materiallar yuborishingiz mumkin.
Materiallar va reklamalar pullik asosda chop etiladi.
El.Pochta: sq143235@gmail.com
Bot: @munis_sm
Tel.: 97 748 70 03





Google scholar

PubMed MEDLINE
NIH U.S. National Library of Medicine National Institutes of Health
Advancing Health Through Knowledge