

УДК 616.71

Пересторонин Аким Максимович

Трушин Владислав Алексеевич

Архипов Кирилл Александрович

студент

«Московский Политехнический Университет», 107023, г. Москва, ул.

Большая Семёновская, 38

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ОЦЕНКА КОСТНОГО ВОЗРАСТА И КАЛИБРОВКА МОРФОМЕТРИИ КИСТИ ПО РЕНТГЕНОГРАММАМ ДЛЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ АНТРОПОМОРФНОЙ ФАЛАНГИ

Аннотация: Представлен интегрированный конвейер восстановления метрических параметров костных структур кисти по одной рентгенограмме, ориентированный на задачи инженерного проектирования антропоморфных приводов и роботизированных фаланг. Подход объединяет три вычислительных блока: нейросетевую оценку костного возраста, сегментацию фаланг и метакарпальных костей, а также антропометрическую калибровку, переводящую пиксельные измерения в миллиметры. В статье дополнительно раскрыты архитектуры примененных сетей и обоснование их выбора. Модель костного возраста реализована на основе переноса обучения с ResNet50, глобального усредняющего пулинга, 128-мерного эмбединга и линейной регрессионной головы; интерпретация надежности выполнена через UMAP и k-ближайших соседей. Сегментационный блок использует компактную модель семейства YOLO для выделения 19 анатомических классов и извлечения длин сегментов. На валидационной выборке модели оценки костного возраста получена средняя абсолютная ошибка 1,66 года. Среднее абсолютное отклонение калиброванных длин от литературных референсов составило 0,53 мм. Практическая ценность работы состоит в формировании

параметрической базы для биомеханически обоснованного проектирования звеньев роботизированной кисти.

Ключевые слова: рентгенография кисти, костный возраст, компьютерное зрение, сегментация изображений, ResNet50, YOLO, UMAP, антропометрия, роботизированная кисть

Perestoronin Akim Maksimovich

Trushin Vladislav Alekseevich

Arkhipov Kirill Alexandrovich

student

«Moscow Polytechnic University», 107023, Russian Federation, Moscow, st.

Bolshaya Semyonovskaya, 38

E-mail: mospolytech@mospolytech.ru

**NEURAL NETWORK ASSESSMENT OF BONE AGE AND
CALIBRATION OF HAND MORPHOMETRY FROM RADIOGRAPHS
FOR DESIGNING ANTHROPOMORPHIC PHALANX**

Abstract: The paper presents an integrated pipeline for reconstructing metric characteristics of hand bones from a single radiograph for engineering design of anthropomorphic actuators and robotic phalanges. The method combines three computational stages: neural bone-age estimation, segmentation of phalanges and metacarpals, and anthropometric calibration that converts pixel measurements into millimeters. The article additionally details the network architectures and explains why this design is suitable for engineering-oriented radiographic analysis. The bone-age model is implemented with transfer learning based on ResNet50, global average pooling, a 128-dimensional embedding, and a linear regression head, while prediction reliability is interpreted using UMAP and k-nearest neighbors. The segmentation block uses a compact YOLO-family model for 19 anatomical classes. On the validation set, the bone-age model achieved a mean absolute error of 1.66

years. The mean absolute deviation between calibrated bone lengths and literature reference values was 0.53 mm. The proposed pipeline forms a practically useful parameter base for biomechanically grounded design of robotic hand links.

Key words: hand radiograph, bone age, computer vision, image segmentation, ResNet50, YOLO, UMAP, anthropometry, robotic hand

1. Введение

Развитие антропоморфных роботизированных кистей требует не только кинематического подобия человеческой руке, но и опоры на количественно проверяемые морфометрические данные. Для жестовых интерфейсов, реабилитационных устройств и экспериментальных прототипов важно, чтобы размеры звеньев, диапазоны движений и компоновка привода соответствовали реальным пропорциям кисти, а не произвольной САД-модели. В этой связи рентгенографические данные представляют особую ценность: они дают доступ к костным структурам и позволяют перейти от визуального подобия к инженерно обоснованной геометрии [1-4].

Существующие исследования обычно решают отдельные подзадачи. Одни работы сосредоточены на оценке костного возраста по снимкам кисти [2, 3], другие - на антропометрии и пропорциях костных сегментов [1, 5], третьи - на разработке роботизированных кистей и принципах синергетического управления [11-15]. Однако для проектирования физического звена антропоморфной кисти требуется связать эти направления в единую вычислительную схему: определить возрастную норму размеров, измерить сегменты на изображении и получить метрические оценки, пригодные для конструирования.

Цель настоящей статьи - представить и обосновать интегрированный конвейер, который по рентгенограмме кисти оценивает костный возраст, выделяет костные структуры, переводит пиксельные измерения в миллиметры и формирует набор параметров для проектирования роботизированной фаланги. В отличие от краткого журнального варианта, в данной редакции

подробнее рассмотрены архитектуры сетей, логика их сочетания и причины, по которым именно такая конфигурация является удачной для инженерно-ориентированного анализа медицинских изображений.

2. Материалы и методы

2.1. Данные и общая схема обработки

В работе использованы два типа открытых данных. Во-первых, антропометрические измерения взрослых испытуемых из проекта CAESAR, примененные для оценки ожидаемой длины кисти при известном поле и возрастной группе [9, 10]. Во-вторых, открытые рентгенограммы кисти из RSNA Pediatric Bone Age Challenge, использованные для обучения и валидации модели костного возраста [2]. Дополнительно был сформирован набор размеченных рентгенограмм для сегментации фаланг и метакарпальных костей.

Взрослая антропометрическая выборка использовалась не для прямого обучения нейросети, а как статистическая база нормировки. Анализ показал, что для взрослых испытуемых связь между возрастом и длиной кисти практически отсутствует: коэффициент корреляции Пирсона составил $r = 0,0079$ при $p = 0,60$. При этом различия между мужской и женской подвыборками статистически значимы (Welch $t = 60,09$; $p < 0,001$), что подтверждает необходимость учета пола при инженерной калибровке размеров.

Итоговый конвейер строится последовательно. Сначала рентгенограмма поступает в модель оценки костного возраста, затем тот же снимок обрабатывается сегментационной сетью, извлекающей длины анатомических сегментов в пикселях. После этого возрастной и антропометрический блоки задают ожидаемую длину кисти, по которой вычисляется масштабный коэффициент и производится перевод всех измерений в миллиметры.

2.2. Архитектура модели оценки костного возраста

Для предсказания костного возраста использована сверточная сеть с переносом обучения на базе ResNet50. Выбор остаточной архитектуры обусловлен тем, что остаточные связи позволяют устойчиво обучать глубокие сети и уменьшают деградацию качества при росте глубины модели [6]. На вход модели подавалось изображение размером 224x224 пикселей, приведенное к трехканальному формату. В реализованной конфигурации использовались веса ImageNet, при этом большая часть ранних слоев была заморожена, а последние блоки дообучались на рентгенограммах кисти.

После backbone-части применялся слой GlobalAveragePooling2D, переводящий пространственную карту признаков в компактный вектор без резкого увеличения числа параметров. Далее следовал полносвязный слой размерности 128 с функцией активации ReLU, формирующий эмбединг снимка, и слой Dropout с вероятностью 0,3. Финальная регрессионная голова представляла собой линейный слой Dense(1), выдающий оценку возраста в годах. Обучение выполнялось с использованием функции потерь MSE и оптимизатора Adam с шагом обучения $1e-4$; контроль переобучения обеспечивался ранней остановкой и уменьшением шага обучения при стагнации валидационной ошибки.

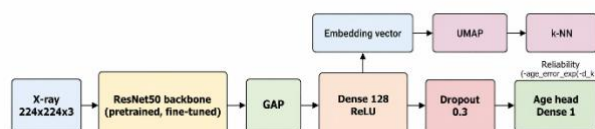


Рис. 1. Архитектура модели оценки костного возраста: остаточная backbone-сеть, эмбединг и ветвь оценки надежности.

Такая архитектура удобна тем, что она разделяет две функции. Регрессионная голова решает основную задачу предсказания возраста, а эмбединг выступает как промежуточное латентное представление степени скелетной зрелости. Благодаря этому модель перестает быть чистым «черным ящиком»: помимо численного прогноза она формирует пространство признаков, пригодное для последующего анализа интерполяции и доверия.

2.3. Почему ResNet50 с эмбедингом является удачным выбором

Для данной задачи использование переноса обучения предпочтительнее, чем обучение глубокой сети с нуля. Рентгенограммы кисти не образуют сверхбольшой выборки по сравнению с естественными изображениями, а переиспользование устойчивых низкоуровневых фильтров позволяет быстрее достичь сходимости и снизить риск переобучения. ResNet50 при этом остается достаточно глубокой, чтобы выделять сложные морфологические паттерны окостенения, но все еще компактной по сравнению с более тяжелыми архитектурами.

Глобальный усредняющий пулинг также играет важную роль. Он уменьшает число обучаемых параметров по сравнению с полносвязным «хвостом», снижает вероятность подгонки под шум и делает модель более устойчивой к локальным вариациям экспозиции и положения кисти. Эмбединг размерности 128 обеспечивает компромисс между информативностью и компактностью: вектор остается достаточно выразительным для UMAP-проекции, но не становится чрезмерно высоким по размерности для поиска соседей.

Дополнительным преимуществом является то, что эмбединг можно анализировать независимо от выходной регрессионной головы. Это важно в медицинских и инженерных приложениях, где пользователю нужен не только ответ, но и указание, насколько новый снимок похож на обучающие примеры. Тем самым сочетание ResNet50, латентного эмбединга и отдельного блока надежности лучше соответствует требованиям ответственного применения, чем модель, выдающая единственное число без признака доверия [6, 7].

2.4. Интерпретация надежности: UMAP и k-ближайших соседей

Для интерпретации результатов эмбединга обучающей выборки дополнительно анализировались в низкоразмерном пространстве UMAP. Данный метод выбран потому, что он сохраняет локальную структуру соседства и позволяет визуализировать континуум зрелости скелета в двумерной проекции [7]. Новый снимок проектировался в то же пространство, после чего вычислялось среднее расстояние до пяти ближайших соседей. На

этой основе определялась мера надежности $C_{age} = \exp(-d_k)$, где d_k - среднее расстояние до ближайших примеров.

Такой подход удобен по двум причинам. Во-первых, он позволяет отличать интерполяционный режим работы модели от экстраполяционного. Если новый снимок попадает в плотную область обучающего распределения, то прогноз опирается на действительно похожие примеры и вызывает больше доверия. Во-вторых, анализ соседей позволяет интерпретировать возможные ошибки: при высоком d_k модель может ошибаться не из-за недостатка общей точности, а из-за того, что изображение мало похоже на обучающие данные.

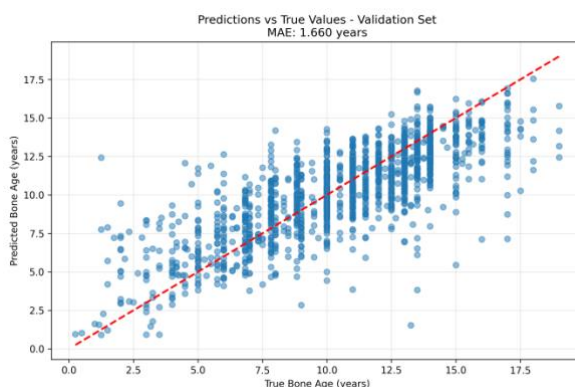


Рис. 2. Соотношение предсказанного и истинного костного возраста на валидационной выборке (MAE = 1,66 года).

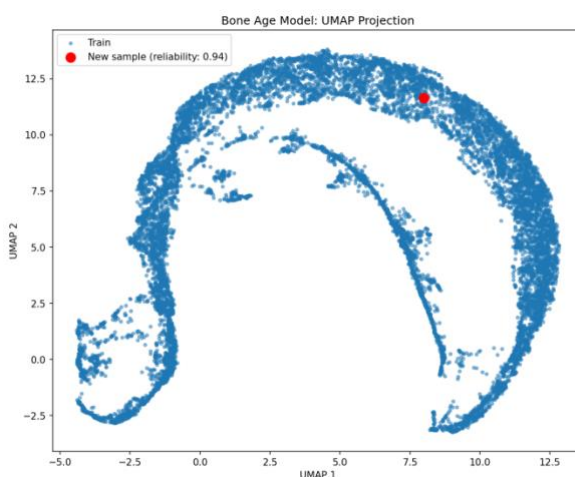


Рис. 3. Проекция нового снимка в UMAP-пространство модели костного возраста; положение точки соответствует высокой надежности.

2.5. Архитектура сегментационной сети и извлечение размеров

Для морфометрического анализа использовалась компактная сегментационная модель семейства YOLO, обученная на 19 анатомических классах:

дистальных, средних и проксимальных фалангах, а также метакарпальных костях. В обучающей конфигурации применялись изображения размером 640x640 пикселей, пакет из 16 изображений и 100 эпох обучения. Использование одностадийной архитектуры оправдано тем, что она одновременно сохраняет приемлемую точность сегментации и высокую вычислительную эффективность, что важно для быстрого прогонки инженерных сценариев и для возможной последующей интеграции в прототипную систему.

В отличие от классического применения YOLO только для масок и ограничивающих прямоугольников, в данной работе из промежуточных слоев backbone дополнительно извлекались признаки для оценки надежности. В кодовой реализации использовались три уровня иерархии признаков, соответствующие промежуточным блокам с индексами 4, 6 и 8. Для каждого тензора применялся глобальный усредняющий пулинг, после чего векторы конкатенировались в единое описание снимка. Эта схема позволяет учитывать одновременно низкоуровневые текстуры и более абстрактные структурные паттерны расположения костей.

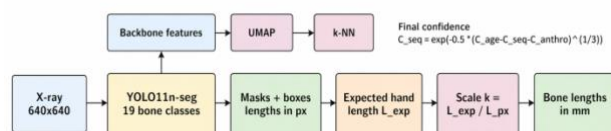


Рис. 4. Архитектура сегментационного и калибровочного блока: маски костей, признаки backbone и вычисление итоговой уверенности.

Длина каждого сегмента оценивалась как максимальная ось ограничивающего прямоугольника над маской. Хотя такое приближение уступает специализированным морфометрическим алгоритмам по точности восстановления истинной оси кости, оно обеспечивает стабильность на неоднородных по качеству снимках и не требует сложного постпроцессинга. Для задач параметрического проектирования, где далее все оценки проходят этап глобальной антропометрической калибровки, такой компромисс оказывается практически оправданным.

2.6. Почему сегментационный блок YOLO подходит для данной задачи

Выбор компактной YOLO-модели обусловлен несколькими факторами. Во-первых, это одностадийная архитектура, а значит она хорошо подходит для быстрого получения масок и размеров без сложного каскадного инференса. Во-вторых, компактная версия сети снижает требования к памяти и времени обучения, что важно для исследовательского цикла, где модель многократно переобучается, а разметка медицинских изображений ограничена по объему. В-третьих, такая архитектура естественным образом поддерживает расширение до режима контроля надежности, поскольку промежуточные представления backbone доступны для дальнейшего анализа.

С инженерной точки зрения преимуществом является не только точность, но и воспроизводимость. Для проектирования фаланги нет необходимости строить избыточно сложную диагностическую систему. Гораздо важнее получить устойчивые относительные размеры сегментов и количественный индикатор того, типичен ли новый снимок для обучающего распределения. Именно в этой постановке сочетание компактной сегментации и отдельного блока оценки доверия оказывается методически сильнее, чем использование только «сырого» результата масок.

2.7. Антропометрическая калибровка и интегральная оценка

Ключевым этапом является перевод пиксельных длин в миллиметры. Для этого используется ожидаемая длина кисти L_{exp} , полученная из антропометрической модели, и измеренная на рентгенограмме суммарная длина костных сегментов L_{rx} . Коэффициент масштабирования вычисляется как $k = L_{exp} / L_{rx}$. После этого длина каждого сегмента в миллиметрах определяется умножением на k . Такой прием превращает рентгенограмму без метрической линейки в источник инженерно значимых размеров.

Итоговая уверенность конвейера задается геометрическим средним трех компонент: $C = (C_{age} \cdot C_{anthro} \cdot C_{seg})^{(1/3)}$, где C_{anthro} характеризует надежность антропометрического прогноза по взрослой выборке. Выбор геометрического среднего принципиален: если хотя бы один блок работает в

ненадежном режиме, итоговая уверенность снижается заметнее, чем при арифметическом усреднении. Для практического использования это важнее, поскольку предотвращает ложное ощущение достоверности при частично проваленном конвейере.

3. Результаты

На валидационной выборке модель костного возраста достигла средней абсолютной ошибки 1,66 года. График на рис. 2 показывает устойчивую линейную тенденцию между истинными и предсказанными значениями при ожидаемом росте разброса в переходных возрастах. Визуальный анализ эмбеддингов подтвердил формирование непрерывной возрастной траектории, что важно для дальнейшего использования UMAP как инструмента контроля интерполяции.

После калибровки изображений полученные длины костей были сопоставлены с литературными референсами для взрослой кисти [1]. Среднее абсолютное отклонение между калиброванными оценками и референсными значениями составило 0,53 мм, а максимальное - 1,52 мм. Для задач инженерного выбора длины звеньев такой уровень ошибки можно считать приемлемым, поскольку он существенно меньше типовых допусков, возникающих на стадии 3D-печати и сборки экспериментального прототипа.

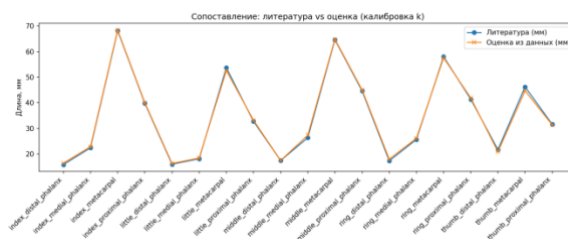


Рис. 5. Сопоставление литературных референсов и калиброванных оценок длин костей кисти.

Для тестового снимка, использованного как сквозной пример конвейера, модель предсказала костный возраст 11,3 года при надежности $C_{age} = 0,943$. Ожидаемая длина кисти составила 123,5 мм, надежность антропометрического блока - 0,500, надежность сегментации - 0,818.

Интегральная уверенность всего конвейера достигла 0,728, а оцененный коэффициент масштаба составил 0,219962 мм/пиксель. В результате были получены метрические оценки длин 19 костных сегментов, пригодные для последующего параметрического проектирования фалангового узла.

Ключевые количественные результаты. Для взрослых данных CAESAR получено $r = 0,0079$ ($p = 0,60$) между возрастом и длиной кисти; различие по полу статистически значимо (Welch $t = 60,09$; $p < 0,001$). Для модели костного возраста на валидационной выборке достигнута MAE 1,66 года. Среднее абсолютное отклонение длин после калибровки составило 0,53 мм. Для сквозного примера интегральная надежность равна 0,728, а коэффициент масштаба - 0,219962 мм/пиксель.

4. Обсуждение

Полученные результаты показывают, что сильной стороной предложенного решения является не изолированная точность одного алгоритма, а согласованность архитектурных решений между тремя блоками. ResNet50 обеспечивает устойчивое представление зрелости скелета, компактный YOLO-блок извлекает геометрию костей, а антропометрическая нормировка связывает медицинское изображение с реальными метрическими параметрами. Такое сочетание особенно удачно именно для инженерной постановки задачи, где требуются не диагнозы, а размеры, пригодные для конструирования.

Отдельно важно, что оба нейросетевых блока дополняются механизмом оценки надежности. В медицинских и околomedical задачах модель, которая возвращает только число, часто оказывается недостаточно интерпретируемой. В предлагаемом подходе и возрастной, и сегментационный блоки проецируются в пространство похожести обучающих примеров, поэтому пользователь получает не только результат, но и сигнал о том, насколько этот результат является интерполяцией внутри уже известного

распределения. Это делает метод более пригодным для ответственного практического применения.

Для проектирования роботизированной фаланги это означает возможность отказаться от усредненных пропорций и перейти к статистически обоснованным диапазонам размеров. Кроме того, модульная организация конвейера делает его расширяемым: вместо полной переработки системы можно независимо улучшать возрастной блок, заменять сегментационную модель или усложнять морфометрическое извлечение длины по маскам.

Ограничения работы также очевидны. Модель костного возраста обучалась на педиатрическом распределении, поэтому для взрослых снимков ее возрастная интерпретация носит косвенный характер. Сегментация оценивает длину кости через ограничивающий прямоугольник, что упрощает истинную геометрию. Наконец, антропометрическая нормировка основана на открытых выборках и может требовать адаптации при смене популяции или постановки съемки. Тем не менее даже в текущем виде конвейер обеспечивает достаточную точность для этапа эскизного и параметрического проектирования.

5. Заключение

Предложен интегрированный конвейер анализа рентгенограмм кисти, объединяющий нейросетевую оценку костного возраста, сегментацию костных структур и антропометрическую калибровку масштаба изображения. Показано, что сочетание остаточной backbone-сети, латентного эмбединга, UMAP-анализа надежности и компактной сегментационной модели семейства YOLO позволяет восстанавливать метрические размеры костей с приемлемой для инженерных задач точностью.

Практический результат работы состоит в формировании параметрической базы для проектирования антропоморфной фаланги и других звеньев роботизированной кисти. Дальнейшее развитие метода связано с более точной геометрической оценкой длины костей по маскам, учетом пола

непосредственно в модели костного возраста, расширением обучающей выборки и возможным переходом к end-to-end схеме, в которой морфометрические и возрастные признаки будут использоваться совместно.

Список литературы

1. Buryanov A., Kotiuk V. Proportions of hand segments. *International Journal of Morphology*. 2010;28(3):755-758. doi:10.4067/S0717-95022010000300015.
2. Halabi S., Prevedello L.M., Kalpathy-Cramer J., et al. The RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge. *Radiology*. 2019;290(2):498-503. doi:10.1148/radiol.2018180736.
3. Satoh M. Bone age: assessment methods and clinical applications. *Clinical Pediatric Endocrinology*. 2015;24(4):143-152. doi:10.1297/cpe.24.143.
4. Greulich W.W., Pyle S.I. *Radiographic Atlas of Skeletal Development of the Hand and Wrist*. 2nd ed. Stanford University Press; 1959.
5. 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;29(6):2910-2923. doi:10.1007/s00330-018-5792-5.
6. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2016:770-778.
7. McInnes L., Healy J., Melville J. UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. *Journal of Open Source Software*. 2018;3(29):861. doi:10.21105/joss.00861.
8. Rasmussen C.E., Williams C.K.I. *Gaussian Processes for Machine Learning*. MIT Press; 2006.
9. Robinette K.M., Blackwell S., Daanen H., et al. *Civilian American and European Surface Anthropometry Resource (CAESAR): Final Report*. Air Force Research Laboratory; 2002.
10. ISO 7250-1:2017. *Basic human body measurements for technological design - Part 1: Body measurement definitions and landmarks*.
11. Cutkosky M.R. On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 1989;5(3):269-279. doi:10.1109/70.34763.
12. Salvietti G. Replicating Human Hand Synergies Onto Robotic Hands: A Review on Software and Hardware Strategies. *Frontiers in Neurorobotics*. 2018;12:27. doi:10.3389/fnbot.2018.00027.
13. Park H., Kim D. An Open-Source Anthropomorphic Robot Hand System: HRI Hand. *HardwareX*. 2020;7:e00100. doi:10.1016/j.ohx.2020.e00100.

14. Kim U., Kim D.H., Jeong Y., et al. Integrated linkage-driven dexterous anthropomorphic robotic hand. *Nature Communications*. 2021;12:7177. doi:10.1038/s41467-021-27261-0.
15. Tian L., Magnenat S., Smith R., et al. Design of a Single-Material Complex Structure Anthropomorphic Robotic Hand. *Micromachines*. 2021;12(9):1124. doi:10.3390/mi12091124.
16. Feix T., Romero J., Schmiedmayer H.-B., Dollar A.M., Kragic D. The GRASP taxonomy of human grasp types. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. 2016;46(1):66-77. doi:10.1109/THMS.2015.2470657.
17. Ultralytics. YOLO11 Documentation. Available at: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/> (дата доступа 22.04.2026).
18. Ultralytics. Instance Segmentation Documentation. Available at: <https://docs.ultralytics.com/tasks/segment/> (дата доступа 22.04.2026).
19. Keras Team. ResNet and ResNetV2 API Documentation. Available at: <https://keras.io/api/applications/resnet/> (дата доступа 22.04.2026).

References

1. Buryanov A., Kotiuk V. Proportions of hand segments. *International Journal of Morphology*. 2010;28(3):755-758. doi:10.4067/S0717-95022010000300015.
2. Halabi S., Prevedello L.M., Kalpathy-Cramer J., et al. The RSNA Pediatric Bone Age Machine Learning Challenge. *Radiology*. 2019;290(2):498-503. doi:10.1148/radiol.2018180736.
3. Satoh M. Bone age: assessment methods and clinical applications. *Clinical Pediatric Endocrinology*. 2015;24(4):143-152. doi:10.1297/cpe.24.143.
4. Greulich W.W., Pyle S.I. *Radiographic Atlas of Skeletal Development of the Hand and Wrist*. 2nd ed. Stanford University Press; 1959.
5. 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;29(6):2910-2923. doi:10.1007/s00330-018-5792-5.
6. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2016:770-778.
7. McInnes L., Healy J., Melville J. UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction. *Journal of Open Source Software*. 2018;3(29):861. doi:10.21105/joss.00861.
8. Rasmussen C.E., Williams C.K.I. *Gaussian Processes for Machine Learning*. MIT Press; 2006.
9. Robinette K.M., Blackwell S., Daanen H., et al. *Civilian American and European Surface Anthropometry Resource (CAESAR): Final Report*. Air Force Research Laboratory; 2002.

10. ISO 7250-1:2017. Basic human body measurements for technological design - Part 1: Body measurement definitions and landmarks.
11. Cutkosky M.R. On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 1989;5(3):269-279. doi:10.1109/70.34763.
12. Salvietti G. Replicating Human Hand Synergies Onto Robotic Hands: A Review on Software and Hardware Strategies. *Frontiers in Neurorobotics*. 2018;12:27. doi:10.3389/fnbot.2018.00027.
13. Park H., Kim D. An Open-Source Anthropomorphic Robot Hand System: HRI Hand. *HardwareX*. 2020;7:e00100. doi:10.1016/j.ohx.2020.e00100.
14. Kim U., Kim D.H., Jeong Y., et al. Integrated linkage-driven dexterous anthropomorphic robotic hand. *Nature Communications*. 2021;12:7177. doi:10.1038/s41467-021-27261-0.
15. Tian L., Magnenat S., Smith R., et al. Design of a Single-Material Complex Structure Anthropomorphic Robotic Hand. *Micromachines*. 2021;12(9):1124. doi:10.3390/mi12091124.
16. Feix T., Romero J., Schmiedmayer H.-B., Dollar A.M., Kragic D. The GRASP taxonomy of human grasp types. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. 2016;46(1):66-77. doi:10.1109/THMS.2015.2470657.
17. Ultralytics. YOLO11 Documentation. Available at: <https://docs.ultralytics.com/models/yolo11/> (accessed 22.04.2026).
18. Ultralytics. Instance Segmentation Documentation. Available at: <https://docs.ultralytics.com/tasks/segment/> (accessed 22.04.2026).
19. Keras Team. ResNet and ResNetV2 API Documentation. Available at: <https://keras.io/api/applications/resnet/> (accessed 22.04.2026).