

УДК 617.3:617-7

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА ЭЛЕКТРОННЫХ ПЛАНТОГРАММ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА КАК ЭТАП АВТОМАТИЗАЦИИ ПЛАНТОГРАФИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Михайлишин В.В., младший научный сотрудник лаборатории инновационных и экспертно-реабилитационных технологий Федерального научно-образовательного центра медико-социальной экспертизы и реабилитации им. Г.А. Альбрехта, Санкт-Петербург, Российская Федерация, e-mail: dootpro@mail.ru

Смирнова Л.М., доктор технических наук, ведущий научный сотрудник отдела биомеханических исследований ОДС Института протезирования и ортезирования Федерального научно-образовательного центра медико-социальной экспертизы и реабилитации им. Г.А. Альбрехта, профессор кафедры биотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), e-mail: info@diaserv.ru

Черкашин С.О., лаборант-исследователь лаборатории инновационных реабилитационно-экспертных технологий Института протезирования и ортезирования Федерального научно-образовательного центра медико-социальной экспертизы и реабилитации им. Г.А. Альбрехта, студент направления биотехнических систем и технологий Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), e-mail srgchm1@mail.ru

DIGITAL PROCESSING OF ELECTRONIC PLANTOGRAMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES AS A STAGE OF AUTOMATION OF PLANTOGRAPHIC RESEARCH

Mikhailishin V.V., Smirnova L.M., Cherkashin S.O.

Computer plantography is an instrumental method for diagnosing the condition of the feet based on the analysis of images of the plantar surface of the feet under load. An important step in working with medical images is their unification to facilitate their analysis. To this end, the article proposes criteria for evaluating the preprocessing of such images to simplify their analysis. A technique for processing images of the plantar surface of the feet, implemented in Python, using computer vision and artificial intelligence algorithms, is also proposed. The results obtained can be applied for scientific purposes, practical medical activities, in the selection and manufacture of orthopedic products for the foot.

Key words: computer plantography, artificial intelligence, image processing, foot diagnostics.

Ключевые слова: компьютерная плантография, искусственный интеллект, обработка изображений, диагностика стоп.

Введение

Компьютерная плантография – исследование, применяемое для оценки деформаций стоп пациента по результатам анализа цифрового снимка отпечатка подошвенной поверхности стоп под нагрузкой собственного веса исследуемого. Данный метод широко применяется в практической деятельности врачей физической и реабилитационной медицины, ортопедов, травматологов [1].

Однако важно учесть тот факт, что, согласно действующему на территории Российской Федерации государственному стандарту ГОСТ Р 52623.1-2008, данное обследование могут проводить лишь специалисты, имеющие среднее медицинское образование по специальностям сестринское дело, лечебное дело или высшее медицинское образование по специальностям лечебное дело, педиатрия [2].

Ввиду этого производителям компьютерных плантографов приходится балансировать между стремлением к повышению информативности исследования и снижению времени, необходимого специалисту на определение

Компьютерная плантография – инструментальный метод диагностики состояния стоп на основе анализа снимков плантарной поверхности стоп под нагрузкой. Важным этапом при работе с медицинскими изображениями является их унификация для облегчения анализа. С этой целью в статье предложены критерии оценки предобработки таких изображений для упрощения их анализа. Также предложена методика обработки снимков плантарной поверхности стоп, реализованная на языке Python, с применением алгоритмов компьютерного зрения и искусственного интеллекта. Полученные результаты могут быть применены в научных целях, практической медицинской деятельности, при подборе и изготовлении ортопедических изделий для стопы.

нение диагностически значимых ключевых точек и областей на изображении стопы.

Таким образом, появляется задача оптимизации плантографического обследования и повышения его эффективности, которая в значительной степени определяется объёмом ресурсов, затраченных на проведение обследований, и степенью достоверности полученных результатов. В этапы решения данной задачи входят разработка и внедрение методов предобработки снимков. Такие методы представляют собой инструмент для ускорения процесса анализа данных и повышения точности результатов диагностики. Особое внимание при этом уделяется созданию однотипных снимков, поскольку они способствуют упрощению дальнейшего про-

цесса разметки и классификации объектов на изображениях.

Предобработка медицинских изображений предполагает применение различных методов преобразования изображений, таких как фильтрация, коррекция яркости и контраста, а также устранение шумов и артефактов с целью повышения качества моделей машинного обучения для разметки этих снимков при их дальнейшем анализе [3]. Эти процедуры также направлены на унификацию и улучшение качества изображений, что, в свою очередь, способствует улучшению точности и надежности получаемых результатов [4].

Цель исследования: разработка методики предобработки снимков компьютерной плантографии для автоматизации плантографических исследований на основе методов искусственного интеллекта.

Материалы и методы

В процессе работы были проанализированы 4000 цифровых плантограмм, полученных способом оптического планшетного сканирования плантарной поверхности стоп человека в позе стоя под нагрузкой тела. Этот набор данных в виде цветных изображений был получен на плантографах одной и той же модели (РУ РЗН 2018/7709).

Для обработки данных был выбран язык программирования Python. В качестве основных инструментов использованы библиотеки numpy и pandas для работы с массивами данных.

Обработка изображений выполнена с применением библиотек Python Image Library (PIL) и OpenCV, обеспечивающих широкие возможности для обработки и анализа изображений.

Для построения, обучения, оценки и использования нейронных сетей применена библиотека TensorFlow, которая является инструментом для решения задач машинного обучения и анализа данных.

Выбор данных инструментов обусловлен их широким функционалом, эффективностью работы, что обеспечило возможность использования современных методов анализа данных и машинного обучения в проводимом исследовании.

Результаты

На всех снимках была выявлена общая структура изображения, включающая левую и правую стопы, рамку изображения, являющуюся отображением части плантографа, и неоднородный темный фон. Пример компьютерной плантограммы представлен на рис.1.

Для всех снимков было характерным содержание мелких частиц грязи, неоднородность фона плантограммы.

В качестве критериев исключения изображений из работы были приняты признаки, подтверждающие нарушение правил проведения плантографического обследования:

- присутствие засветов, вызванных внешними источниками света;
- отображение элементов одежды, перевязочных материалов и тейпов на изображениях стоп;

- присутствие чулочных изделий на изображениях стоп;
- неправильная установка стоп на плантографе;
- отсутствие на изображениях одной из стоп.



Рис. 1. Пример исходной цифровой плантограммы

По этим критериям из 4000 снимков набора данных были отбракованы для исследования 37 изображений.

Для обеспечения унификации изображений в рамках исследования были установлены следующие критерии оценки результатов предобработки снимков:

- отображение только одного объекта на изображении – для обеспечения единства снимков в наборе данных, что достигается путём разделения плантографии на 2 изображения, содержащих по одной стопе;
- расположение объекта (стопы) в центре изображения, что обеспечивает равномерность распределения данных в анализируемом наборе данных;
- однотонный фон снимка, ярко контрастирующий с отображаемым объектом;
- определённое (единственное) разрешение изображения для обеспечения консистентности и согласованности данных при их последующей обработке и анализе.

Для предобработки снимков был разработан алгоритм, структурно-логическая схема которого представлена на рис. 2.

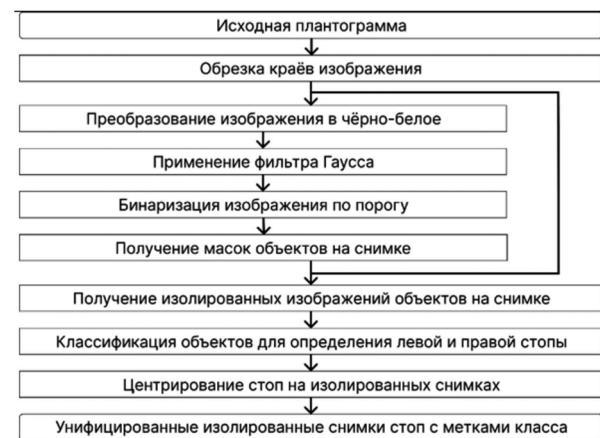


Рис. 2. Структурно-логическая схема работы алгоритма предобработки плантограмм

Этапы предобработки снимка

Первым этапом предобработки снимка является обрезка краёв изображения с отображением рамок планто-

графа. Для этой процедуры было определено количество рядов пикселей с каждой стороны изображения, которые были поочерёдно удалены со снимка.

На следующем этапе была проведена изоляция объектов, представленных на изображении на отдельных снимках.

Для решения данной задачи произведено преобразование изображения из цветного в черно-белое.

Входные изображения представлены в трехканальном формате, включающем отдельные матрицы для интенсивности красного (R), зеленого (G) и синего (B) цветов. В отличие от этого, черно-белое изображение содержит только один канал, который определяется интенсивностью белого цвета. Значения интенсивности для каждого канала находятся в диапазоне от 0 до 255.

Для перевода изображения в серый цвет для каждого пикселя была применена формула:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B,$$

где: Y – искомый пиксель черно-белого изображения, R, G, B – пиксель каналов интенсивности соответственно красного, зелёного и синего цвета исходного изображения.

Далее для снижения цифрового шума и обработки световых пятен, которые могут появляться на стекле плантографа при сканировании, на чёрно-белом изображении был применён фильтр Гаусса:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}},$$

где: x и y – координаты точки относительно центра ядра, σ – стандартное отклонение гауссовского распределения, контролирующее степень размытия [5].

В данном исследовании было применено стандартное отклонение со значением 10. Чем выше значение σ , тем сильнее размытие и тем меньше деталей остается на изображении после обработки.

После применения фильтра Гаусса требуется инвертировать цвета снимка.

Для монохромного изображения, где интенсивность каждого пикселя представлена одним числом в диапазоне от 0 до 255, максимальное значение интенсивности составляет 255, следовательно 0 – черный цвет, 255 – белый [6].

Формула операции инвертирования имеет вид:

$$I' = 255 - I,$$

где: I – обозначает исходную интенсивность пикселя в изображении, I' представляет интенсивность пикселя после инверсии.

Посредством этой операции темные области изображения преобразуются в светлые, а светлые – в темные.

Далее к изображению был применён пороговый фильтр с пороговым значением равным 242. Таким образом, после применения порогового фильтра изображение представляет собой бинарный массив, где каждый пиксель принимает значение 1, если его интенсивность больше 242, и 0 – в противном случае. Это преобразование упрощает последующую обработку изображения, поскольку оно сокращает количество возможных значений интенсивности пикселей до двух, что облегчает вы-

деление и анализ объектов на изображении [7].

Далее для обработки полученного изображения применялся алгоритм маркировки связанных компонент, который позволяет определить и классифицировать отдельные объекты на основе их пространственной связности [8]. Каждому уникальному объекту присваивается уникальный идентификатор (метка), что облегчает их последующий анализ и обработку. В результате алгоритм возвращает два основных элемента: матрицу меток и общее количество обнаруженных объектов. Матрица меток представляет собой структуру данных, в которой каждому пиксели исходного изображения сопоставляется значение, указывающее на принадлежность к определенному объекту [9]. Это позволяет визуализировать распределение и пространственное расположение объектов на изображении. Общее количество объектов представляет количественную оценку числа отдельных элементов, присутствующих на изображении. Пример такой обработки представлен на рис. 3.

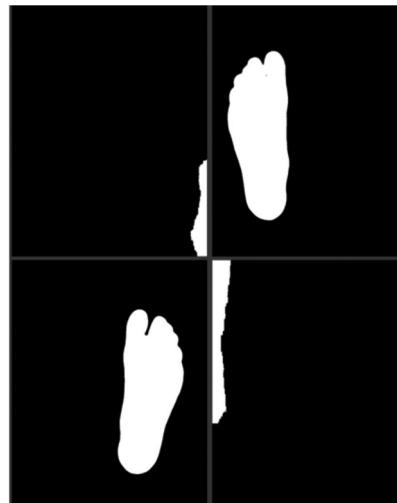


Рис. 3. Пример определения объектов на бинаризированном снимке

Далее проводилась подготовка к извлечению изолированных изображений объектов.

Исходное изображение преобразуется в массив (array) для удобства обработки. Затем, в зависимости от количества обнаруженных объектов, определяется размерность целевого массива для хранения изолированных изображений. Если количество объектов превышает десять, то создаётся массив с десятью слоями, соответствующими первым десяти объектам, в противном случае – массив с количеством слоев, равным числу обнаруженных объектов. Каждый слой массива предназначен для хранения изображения одного объекта и инициализируется нулями, что подготавливает основу для последующего заполнения данными об объектах: проводится итерация по каждому пиксели исходного изображения для заполнения предварительно подготовленного массива изолированными изображениями объектов. Для каждой позиции (x, y) в изображении проверяется метка принадлежности к одному из первых десяти объектов. Если метка пикселя входит в диапазон от 1 до 10, данные о цвете пикселя копируются в соответствующий слой массива изолированных изображений, при этом индекс в

массиве корректируется с учетом смещения на единицу, так как нумерация объектов начинается с 1, а индексация массива – с 0. Таким образом каждый слой массива постепенно заполняется пикселями, соответствующими одному из объектов, позволяя впоследствии анализировать их в изоляции от остальной части изображения. Пример такой обработки представлен на рис. 4.

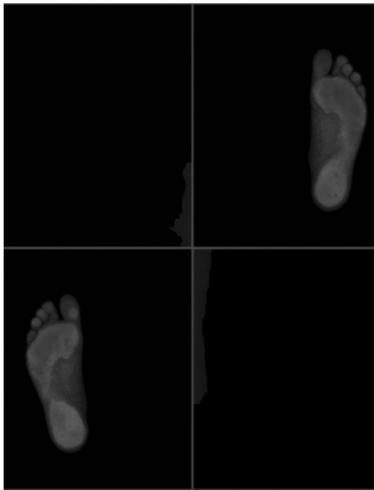


Рис. 4. Пример извлеченных изолированных объектов, содержащихся в многомерном массиве данных

По такой методике была проведена обработка набора данных из 3976 снимков компьютерной плантографии, не попадающих под критерии исключения, о которых шла речь выше. В процессе этой процедуры для каждого изображения были получены массивы снимков, в которых каждому изолированному изображению был присвоен один из трёх классов: отсутствие стопы, изображение левой стопы, изображение правой стопы. Данный процесс разметки массивов позволил создать набор данных, содержащий в общей сложности 16313 аннотированных изображения, в которых содержалось

7952 изображения с метками классов, соответствующих изображению левой или правой стопы, а также 8361, на которых стопы отсутствовали.

Размеченный набор данных был разделен на две части: тренировочную выборку, составляющую 80% от общего числа изображений, и валидационную выборку, составляющую 20%. Такое разделение было проведено для обеспечения оценки качества модели на данных, не участвующих в процессе обучения [10].

В качестве архитектуры модели была выбрана свёрточная нейронная сеть, реализованная с использованием фреймворка TensorFlow. Предложенная архитектура модели искусственного интеллекта для решения задачи классификации изображений состоит из: входного слоя масштабирования изображения к разрешению 256 x 256 пикселей; трех свёрточных слоев с функцией активации ReLU (rectified linear unit) – $f(x) = \max(0, x)$ и максимальным пулингом; слоя выравнивания; двух полно связанных слоев, последний из которых имеет 3 выхода и предназначен для классификации изображений по заданным классам (рис. 5).

Была выбрана данная архитектура свёрточной нейронной сети, так как слой масштабирования позволяет унифицировать размеры входящего изображения. Три свёрточных слоя обеспечивают последовательное выделение признаков на разных уровнях абстракции, а максимальное объединение в них сокращает размерность данных, сохраняя наиболее важную информацию. Выравнивающий, полно связанный и выходной слои обеспечивают объединение всех ранее полученных признаков и выполняют трёхклассовую классификацию снимка.

При обучении модели использовался алгоритм оптимизации Adam в сочетании с функцией потерь Sparse Softmax Cross-Entropy Loss и метрикой точности (Accuracy). Количество эпох обучения составило пять, а размер пакета данных – 128 снимков.

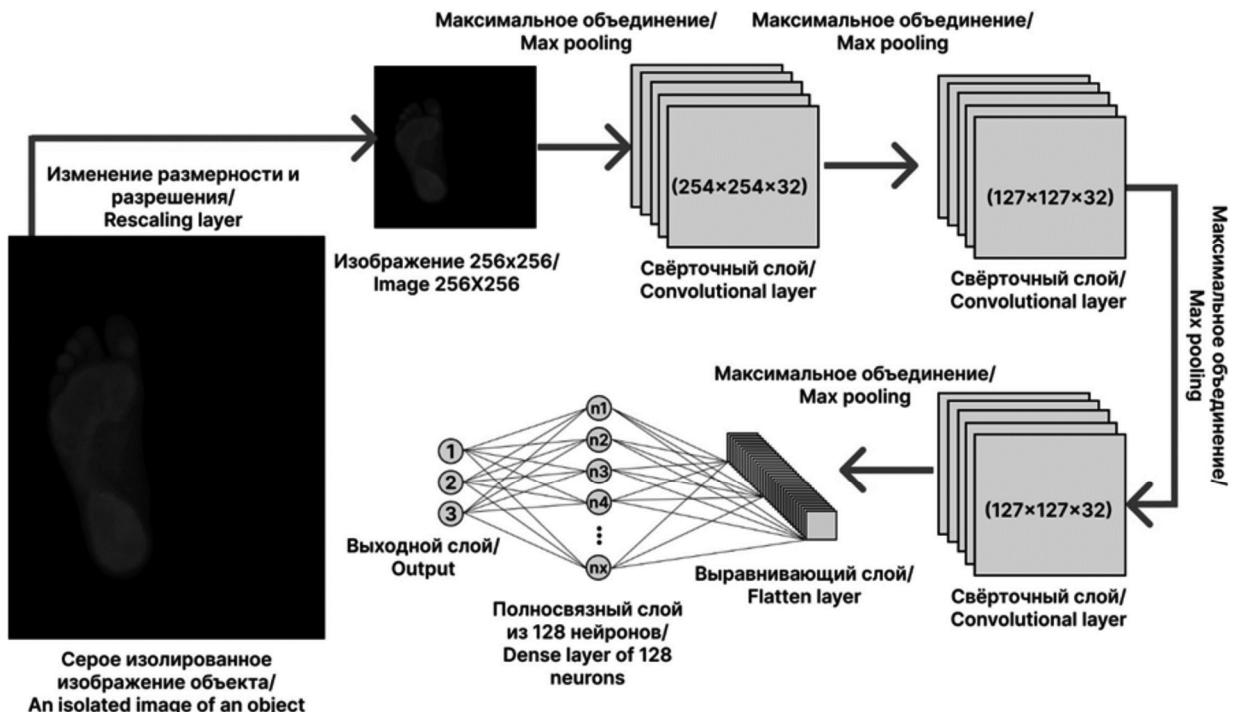


Рис. 5. Архитектура свёрточной нейронной сети для классификации снимков

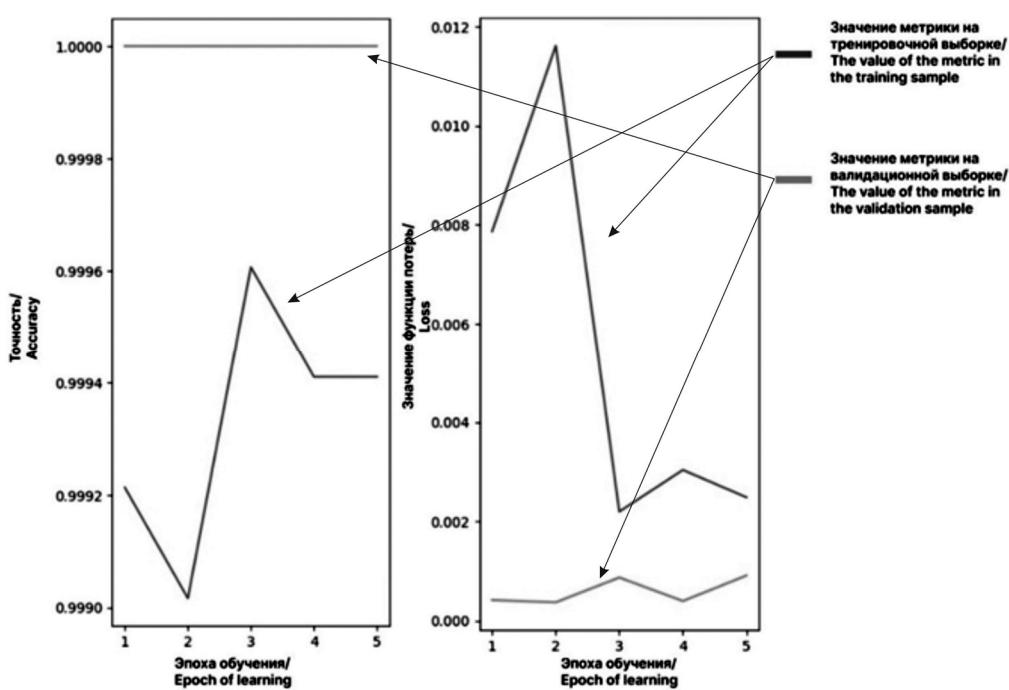


Рис. 6. Графики изменения основных метрик в процессе обучения модели искусственного интеллекта для тестовой и валидационной выборки: а) для точности, б) для оценки функции потерь

Точность классификации по завершении обучения на валидационных данных достигла 1, а на тренировочных – 0.9992. При этом значения функции потерь составили 0.0009 на валидационных данных и 0.0025 – на тренировочных. Такие результаты свидетельствуют о высокой точности и эффективности модели классификации изображений по заданным классам. Визуализация изменений точности и потерь в зависимости от эпохи обучения представлена на рис. 6.

После обучения модель была интегрирована в процесс предварительной обработки изображений, где каждому изолированному снимку в массиве был назначен соответствующий класс.

жащимся в нём объектом) таким образом, чтобы его продольная ось (следовательно, и ось стопы) была параллельна вертикальной оси изображения.

Завершающим этапом обработки являлось создание рамок монохромного черного цвета вокруг прямоугольника, что позволило центрировать прямоугольник (следовательно, и стопу) внутри изображения с заданным размером.

Данные манипуляции способствовали улучшению качества и унификации входных данных для последующего анализа. Пример предобработанных таким образом снимков представлен на рис. 7.

Заключение

Предложенная процедура обработки электронных планограмм обеспечивает исключение посторонних объектов с изображений, что повышает чистоту исходных данных, и способствует уменьшению вероятности ошибок при дальнейшем анализе. Однородность размера всех обработанных изображений обеспечивает унификацию входных данных и поддержание их консистентности, что важно для автоматизированного анализа электронных планограмм, в том числе с применением технологий искусственного интеллекта.

Ключевым аспектом такой обработки является центрирование анализируемого объекта, в данном случае стопы, что обеспечивает его стабильное положение в пределах изображения и существенно облегчает задачу последующего распознавания и анализа формы и структуры опорного отпечатка плантарной поверхности. Благодаря такому подходу алгоритмам анализа изображений на основе искусственного интеллекта не потребуется корректировать свои параметры под различное расположение стопы на снимке.

Дополнение изображений монохромным черным фоном улучшает контрастность анализируемого объекта,

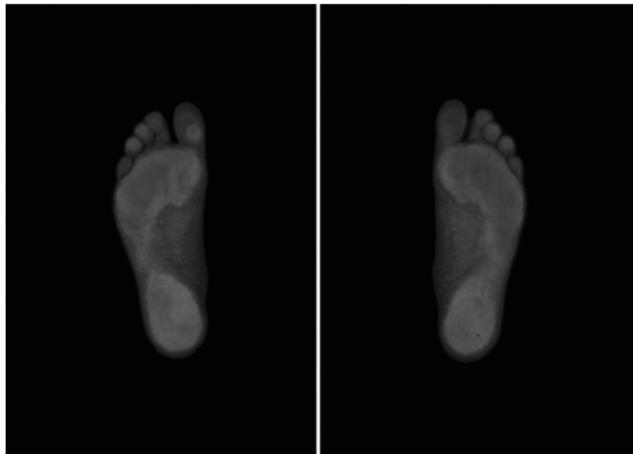


Рис. 7. Результат предобработки электронной планограммы

Изображения, не содержащие левую или правую стопу, были удалены из массива, а каждое из оставшихся подвергалось дополнительной обработке, в ходе которой стопа описывалась прямоугольником, а остальная часть изображения вне прямоугольника удалялась. Затем прямоугольник выравнивался (вместе с содер-

что является важным фактором для повышения точности алгоритмов компьютерного зрения. Это особенно значимо, учитывая, что анализ плантограмм, связан с выявлением границ и контуров объекта. Черный фон устраниет влияние фоновых шумов и способствует более четкому выделению характеристик объекта, таких как очертания, текстура и внутренние структуры стопы.

Предложенная методика предобработки цифровых плантограмм позволила создать унифицированную базу данных, которая может быть применена в медицинской практике и научных исследованиях, где требуется анализ морфо-анатомической структуры стопы. Кроме того, созданный набор данных из однотипных снимков компьютерной плантографии представляет собой инновационный этап в разработке моделей узкого искусственного интеллекта для анализа плантограмм, что открывает новые перспективы для автоматической разметки и классификации изображений, значительно ускоряя процесс анализа данных, снижая нагрузку на специалистов.

Литература

1. Скрининг функциональных нарушений стоп с помощью компьютерной плантографии и подометрии. А.С. Веденина, И.В. Ткачук, Л.М. Смирнова [и др.]. Медицинская техника. 2014. № 2(284). С. 21-24 URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=21476909> (дата обращения: 18.03.2024).

2. ГОСТ Р 52623.1-2008 Технологии выполнения простых медицинских услуг функционального обследования: национальный стандарт Российской Федерации: дата введения 2009-09-01. Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии. Изд. официальное. Москва: Стандартинформ, 2009 32 с. URL: <https://internet-law.ru/gosts/gost/47892/> (дата обращения: 18.03.2024).

3. The Effect of Preprocessing on Convolutional Neural Networks for Medical Image Segmentation. K.B. de Raad; K.A. van Garderen; M. Smits., et al. IEEE 18th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Nice, France, 2021, pp. 655-658. doi: 10.1109/ISBI48211.2021.9433952. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9433952> (дата обращения: 18.03.2024).

4. Albahra S., Gorbett T., Robertson S., D'Aleo G., Vasudevan Suseel Kumar S., Ockunzzi S., Lallo D., Hu B., Rashidi H.H. «Artificial intelligence and machine learning overview in pathology & laboratory medicine: A general review of data preprocessing and basic supervised concepts». Seminars in Diagnostic Pathology, vol. 40, no. 2, 2023, pp. 71-87. ISSN 0740-2570. doi: 10.1053/j.semfp.2023.02.002. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0740257023000138> (дата обращения: 18.03.2024).

5. Kumar B.K.S. Image denoising based on gaussian/bilateral filter and its method noise thresholding. Signal Image Video Process. 2013. Т. 7. №. 6. С. 1159-1172.

6. Azad M.M. et al. Color image processing in digital image. International Journal of New Technology and Research. 2017. Т. 3. №. 3. С. 263334. URL: <https://www.neliti.com/publications/263334/color-image-processing-in-digital-image> (дата обращения: 18.03.2024).

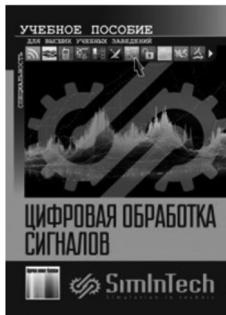
7. Uchida S. Image processing and recognition for biological images. Development, growth & differentiation. 2013. Т. 55. №. 4. С. 523-549. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1111/dgd.12054> (дата обращения: 18.03.2024).

8. He L. et al. Fast connected-component labeling. Pattern recognition. 2009. Т. 42. №. 9. С. 1977-1987. URL: https://d1wqxts1xzle7.cloudfront.net/41609963/Fast_connected-component_labeling20160126-26079-1ng7thm-libre.pdf (дата обращения: 18.03.2024).

9. Chaudhuri B. et al. Multilabel remote sensing image retrieval using a semisupervised graph-theoretic method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2017. Т. 56. №. 2. С. 1144-1158. URL: https://www.researchgate.net/profile/Bindita-Chaudhuri/publication/319873854_Multi-label_Remote_Sensing_Image_Retrieval_using_a_Semi-Supervised_Graph-Theoretic_Method/links/5a1546d2a6fdcc697bc0e69/Multi-label-Remote-Sensing-Image-Retrieval-using-a-Semi-Supervised-Graph-Theoretic-Method.pdf (дата обращения: 18.03.2024).

10. Cawley G.C., Talbot N.L.C. On over-fitting in model selection and subsequent selection bias in performance evaluation. The Journal of Machine Learning Research. 2010. Т. 11. С. 2079-2107. URL: <https://www.jmlr.org/papers/volume11/cawley10a/cawley10a.pdf> (дата обращения: 18.03.2024).

НОВЫЕ КНИГИ



Витязев В.В., Волченков В.А., Овинников А.А., Лихобабин Е.А.

Цифровая обработка сигналов: Учебное издание для вузов, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2023 г. 188 с.: ил.

Рекомендовано Научно-методическим советом ФГБОУ ВО «Рязанский государственный Радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» в качестве учебного пособия для студентов обучающихся по программе высшего образования по направлениям 11.03.01 – «Радиотехника» и 11.03.02 – «Инфокоммуникационные технологии и системы связи», магистров по 09.04.04 – «Программная инженерия» и специалистов по специальности 12.05.01 – «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения».

Изложены общие принципы цифровой обработки сигналов. Основное внимание удалено проектированию цифровых фильтров в классе КИХ- и БИХ-цепей. Приводятся теоретические сведения, касающиеся характеристик фильтров, приводятся подробные примеры их проектирования и анализа их характеристик. Рассматриваются инструменты моделирования прохождения сигналов через цифровые фильтры в среде SimInTech. Использование среды SimInTech для проектирования цифровых фильтров и моделирования прохождения сигналов через них отличает данное учебное издание от имеющейся учебной литературы в данной области.

Для студентов, обучающихся по направлениям 11.03.01 – «Радиотехника» и 11.03.02 – «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» и специальности 12.05.01 – «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения», и магистрантов, обучающихся по направлению 09.04.04 – «Программная инженерия», может представлять интерес для специалистов.