

УДК 617.3; 004.89

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.60.9.001](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.60.9.001)

Исследование и разработка методов определения вальгусной деформации стопы с помощью подометрической измерительной системы

А.В. Бочкарев✉, Е.А. Тюрин, В.В. Муратова

*Самарский государственный технический университет, Самара,
Российская Федерация*

Резюме. Актуальность исследования обусловлена проблемой развития методов обработки подометрических изображений, характеризующих распределение давления стоп пациентов на чувствительной платформе. На сегодняшний день диагностирование проблем опорно-двигательного аппарата производится ручными методами по отпечаткам стоп (плантография), тогда как подометрия предоставляет компьютерные изображения, пригодные для автоматизированной обработки. Несмотря на очевидные преимущества такого подхода, не все традиционные плантографические методы применимы в подометрии, что приводит к необходимости разработки новых. Данная статья посвящена исследованию существующих и разработке новых методов, направленных на выявление плоско-вальгусной деформации стопы. Проводится анализ работ по теме, выявляется наиболее перспективный метод, основанный на сверточных нейронных сетях, для сравнения с которым в работе используется тот же набор подометрических изображений (датасет). Описаны этапы разработки собственных методов для сравнения с существующими, выявляются ограничения используемого датасета, а также применения тех или иных методов машинного обучения для решения задачи. Лучшие результаты показывает наивный байесовский классификатор, который обеспечивает точность в 71 %. Формируется заключение о проблемах датасета и путях улучшения дальнейших результатов. Материалы представляют практическую ценность для разработчиков в сфере медицинского приборостроения, а также для врачей, использующих подометрические измерительные системы в своей практике.

Ключевые слова: подометрия, плантография, машинное обучение, сверточные нейронные сети, плосковальгусная деформация стопы.

Для цитирования: Бочкарев А.В., Тюрин Е.А., Муратова В.В. Исследование и разработка методов определения вальгусной деформации стопы с помощью подометрической измерительной системы. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(9). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2492> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.001

Research and development of methods for determining flat valgus foot deformity using a podometric measuring system

A.V. Bochkarev✉, E.A. Tyurin, V.V. Muratova

Samara State Technical University, Samara, the Russian Federation

Abstract. The relevance of this study stems from the need to develop methods for processing podometric images characterizing the distribution of patient foot pressure on a sensitive platform. Currently, musculoskeletal disorders are diagnosed manually using foot prints (plantography), whereas podometry provides computer images suitable for automated processing. Despite the obvious advantages of this approach, not all traditional plantographic methods are applicable to podometry, necessitating the development of new ones. This article examines existing methods and develops new ones aimed at identifying flat-valgus foot deformities. An analysis of relevant studies is conducted, identifying the most promising method based on convolutional neural networks, which is compared with the same set

of podometric images (dataset). The stages of developing our own methods for comparison with existing ones are described, the limitations of the dataset used are identified, and the application of various machine learning methods to solve the problem is discussed. The best results are demonstrated using a naive Bayes classifier, which achieves an accuracy of 71 %. A conclusion is drawn about the dataset's limitations and ways to improve future results. The materials are of practical value to developers in the field of medical instrumentation, as well as to physicians who use podometric measurement systems in their practice.

Keywords: podometry, plantography, machine learning, convolutional neural networks, flat valgus foot deformity.

For citation: Bochkarev A.V., Tyurin E.A., Muratova V.V. Research and development of methods for determining flat valgus foot deformity using a podometric measuring system. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(9). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2492> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.60.9.001

Введение

Большая часть населения земли имеет те или иные проблемы опорно-двигательного аппарата [1]. В зависимости от диагностируемого набора заболеваний используются различные неинвазивные методы, определяющие как тип, так и степень заболевания опорно-двигательного аппарата. Среди всех методов в последнее время большое развитие получил метод подометрии: пациент встает на специализированную чувствительную к давлению платформу (чаще всего представляющую собой матрицу из 1000+ тензорезисторов), а медицинский работник получает данные о распределении давления стопы и, иногда, пальцев [2]. Такой метод можно считать развитием плантографии, при котором, в свою очередь, пациенту наносят красящее вещество на стопы, после чего тот прикладывает окрашенные стопы к расположенной на полу миллиметровой бумаге [3]. Оба метода направлены на анализ отпечатка стопы, но подометрический метод дает больше информации, поскольку демонстрирует не только площадь контакта стопы с измерительной плоскостью, но и распределение нагрузки. Это позволяет осуществлять различные методы анализа, подразумевающие определение смещения центра масс как всей стопы, так и отдельных ее зон [4].

Подометрический и плантографический метод чаще всего оперируют только со стопой пациента, игнорируя пальцы, в таких методах стопу делят на три равные по длине (или в близких к равенству соотношениях) зоны, которые именуются:

1) плюсна (на англ. forefoot) – передняя зона стопы, «подушечка» пальцев, отвечает за удержание равновесия и финальный толчок при ходьбе и беге;

2) пятка (на англ. hindfoot) – задняя зона стопы, главная опора при ходьбе, первой принимает нагрузку при каждом шаге, защищает позвоночник, коленные и прочие суставы ног от повреждений;

3) свод (на англ. midfoot) – средняя зона стопы, расположенная между плюсной и пяткой, изогнутая арка в средней части стопы, передает энергию шага от пятки к плюсне и далее к носку, главная зона для идентификации плоскостопия [4].

В силу того, что получаемая при подометрии матрица распределения давлений стопы (или чаще стоп, как на Рисунке 1а) для анализа представляется в виде изображения, компьютерная обработка позволяет переходить от таких распределений к изображениям плантографического типа. Пикселям, превышающим некоторый порог, присваивается максимальное значение (как правило, 255), а всем остальным – минимальное (0), что дает четкий отпечаток стопы вместо матрицы давлений (Рисунок 1б) [2]. Это позволяет использовать подометрические системы для компьютерной плантографии, что имеет смысл, поскольку известно множество

различных плантографических индексов, характеризующих те или иные нарушения в опорно-двигательном аппарате, тогда как подометрию используют чаще лишь для визуального осмотра квалифицированным врачом распределения давления стопы с целью последующего изготовления индивидуальных корректирующих стелек [5].

Известно, что по плантографическим изображениям можно определять такие распространенные заболевания, как плоскостопие и вальгусная деформации стопы (или «плоско-вальгусная стопа») [6]. Важно отметить, что под вальгусом (на англ. «hallux valgus») часто понимают деформацию большого пальца, который начинает разворачиваться во внутреннюю сторону стопы, здесь же имеется в виду вальгусная деформация стопы, при которой вся стопа «заваливается» внутрь (в сторону к соседней стопе, (Рисунок 1: *в* – нормальная стопа, *г* – вальгусная). И если для диагностики плоскостопия по плантографическим изображениям крайне эффективно используется индекс Кавана и Роджерса, то для выявления вальгуса стопы ситуация менее однозначная [7]. Индекс Чижина, судя по анализу источников, позволяет предположить наличие вальгуса, но требует четкого отпечатка плюсны и пятки, чего не всегда можно достичь в компьютерной плантографии из-за ограничений чувствительности подометрических систем: чаще всего плюсна ближе к большому пальцу может давить на измерительную платформу слабее, чем к мизинцу, что при преобразовании подометрического изображения в плантографическое происходит утеря информации об отпечатке стопой в этой области, тогда как индекс Чижина на нее опирается [3]. Это указывает на необходимость поиска альтернативного метода для обработки подометрических изображений.

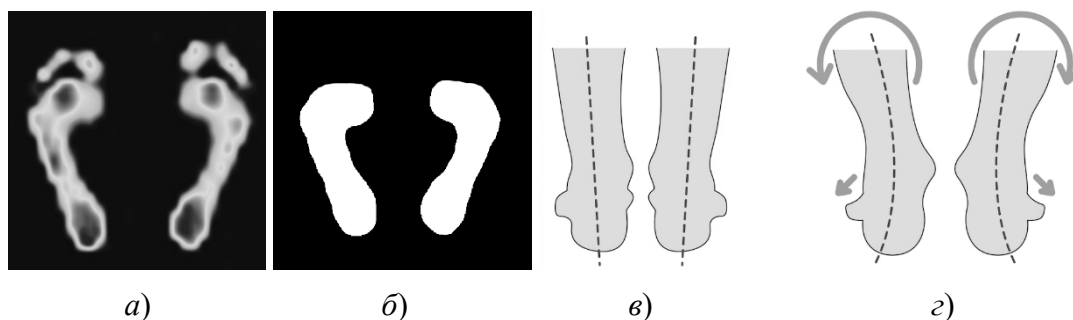


Рисунок 1 – Визуализация стоп
Figure 1 – Feet visualization

При анализе современных научных работ была выявлена одна, использующая сверточные нейронные сети для анализа подометрических изображений 100 пациентов (обе стопы), у которых был выявлен или не выявлен вальгус (суммарно по отдельным стопам 61 стопа с вальгусом и 139 без) [8]. Авторы показали, что их метод позволяет достичь 90 % точности при решении задачи, но их метод может быть усовершенствован. В рассматриваемой работе сказано, что сверточная нейронная сеть решала задачу классификации, а именно определяла для подометрического изображения обеих стоп, к какому классу оно относится из следующих вариантов: 1) обе стопы без вальгуса; 2) вальгус только на левой стопе; 3) вальгус только на правой стопе; 4) вальгус на обеих стопах. Для обучения нейронных сетей требуется большое количество образцов данных, и чем большее число классов должна выявлять нейронная сеть, тем больше образцов данных нужно. В настоящей работе, в первую очередь, рассматривается возможность анализа каждой стопы в отдельности (с предварительным зеркальным отражением правой стопы по горизонтали), что автоматически увеличит объем данных вдвое и сократит определяемое число классов до двух: 1) стопа без вальгуса; 2) стопа с

вальгусом. Рассматриваемые в [8] изображения доступны в открытом доступе, что позволяет рассмотреть описанную возможность совершенствования метода.

Материалы и методы

Авторы настоящей работы занимаются разработкой собственной подометрической измерительной системы, для которой и потребовалась разработка метода определения вальгуса стопы. Внешний вид системы представлен на Рисунке 2а. Верхняя часть платформы – тензометрическая матрица с токосъемными электродами (характерные светлые полосы), под матрицей располагаются такие же электроды, но ортогональные верхним, что позволяет подавать напряжение на выбранный тензорезистор матрицы. Для снятия напряжения используется Arduino Mega вместе с мультиплексорами портов, итоговое число чувствительных зон – 1024 (что дает изображения 32×32) [9]. В отличие от использованной в [8] (Рисунок 2б), в данной системе тензометрическая матрица приклеена к жесткой пластине, что уменьшает паразитные деформации матрицы и, как следствие, снижает уровень шума.

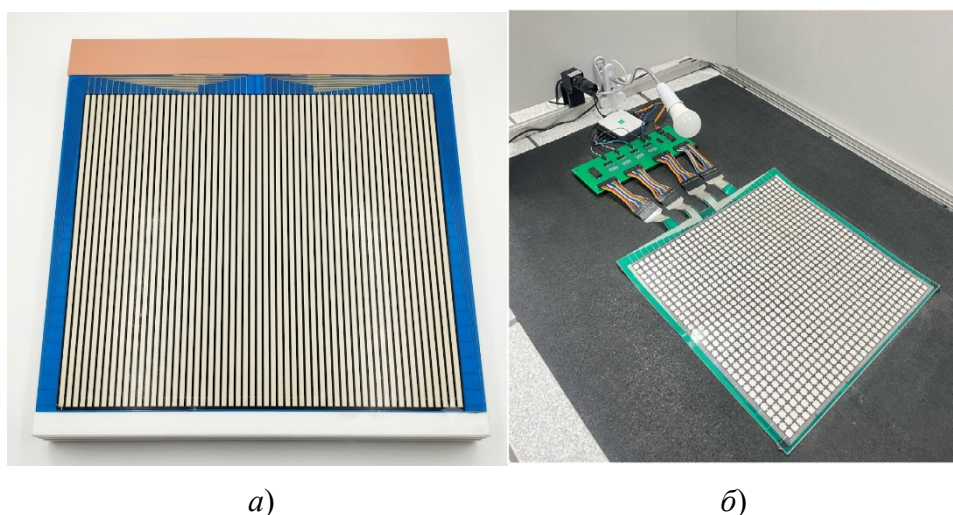


Рисунок 2 – Сравнение подометрических измерительных систем
Figure 2 – Comparison of podometric measurement systems

Архитектурно системы на Рисунке 2а и 2б подобны, что позволяет использовать методы, созданные на основе данных, полученных в работе [8], на разрабатываемой подометрической измерительной системе. Для разработки методов определения вальгуса были выбраны методы машинного обучения, решающие задачу классификации [10]. Все эти методы можно условно поделить на две группы, реализующие различные подходы:

1) глубокие нейронные сети, особенностью которых является самостоятельное выделение отличительных черт (далее – «признаки») в данных, которые позволяют отличить изображения с вальгусной стопой от изображений без него; наиболее применимы для обработки изображений в этой группе сверточные нейронные сети, которые сами формируют обобщенные признаки (или представления), по которым и различают разные классы изображений;

2) классификаторы, для которых необходимо самостоятельно извлечь признаки из изображений в виде чисел, классификация осуществляется по этим числам [10].

В качестве представителя первой группы была выбрана сверточная нейронная сеть из 4 сверточных слоев, в которых использовалось, соответственно, 16, 32, 64 и 128

фильтров (с отступами или padding равным 1, а также слоями подвыборки Max Pool между сверточными слоями), после которых происходил перевод в одномерный вектор (операция уплощения), который передавался полносвязному слою из 2048 нейронов с активацией типа ReLU и, следом за ним, был установлен полносвязный слой без активации из 2 нейронов (по числу классов). Для проверки влияния размера изображений на точность работы нейронной сети, перед операцией уплощения также был установлен слой адаптивной подвыборки (Adaptive AVG Pool). В целях снижения переобучения после первого полносвязного слоя был установлен слой исключения случайных нейронов из процедуры обучения (Dropout) с регулируемой долей отключаемых в первом полносвязном слое нейронов. Такая архитектура отличается от использованной в [8], но считается традиционной для классификации изображений с малым числом классов [10].

Сверточная нейронная сеть и многослойный перцептрон, как представители нейронных сетей, имеют также параметры скорости обучения (learning rate) и числа эпох, они варьировались в ходе исследований для получения наилучших результатов.

Проблема используемого набора изображений из [8] (далее – датасет) заключается в малом количестве, для машинного обучения, и, в особенности, нейронных сетей рекомендуются тысячи и более образцов данных, тогда как в исходном исследовании их 100. Частично проблема решается, как было сказано выше, извлечения из изображений стоп по-отдельности, что увеличивает число изображений до 200. В [8] авторы для решения проблемы использовали аугментацию – размножение изображений путем их копирования и модифицированием копий (поворот, смещение, зашумление и т. п.), что дало в итоге 1000 изображений (использовались смещения на ± 1 пиксель по вертикали и горизонтали, а также поворот до $\pm 15^\circ$). Стоит отметить, что аугментация имеет положительное воздействие только для методов, обучающихся непосредственно на изображениях, то есть для сверточной нейронной сети. В настоящей работе из извлеченных 200 изображений отдельных стоп было сформировано 4200 изображений (исходные изображения +20 модифицированных копий для каждого, допускались смещение $\pm 5\%$ от ширины/высоты изображения и поворот до $\pm 15^\circ$).

Другой проблемой датасета оказалась зашумленность из-за деформации тензочувствительной матрицы при измерениях в работе [8] (ее можно наблюдать даже в состоянии до измерения на Рисунке 2б – изгибы по краям и у левого края по центру дают ложно нагруженное состояние для деформируемых этими изгибами тензорезисторов, что усугубляется воздействиями стоп). Для устранения проблемы использовался метод гамма-коррекции – нелинейного изменения амплитуды яркостей пикселей изображений датасета [11]. Также была произведена интерполяция изображений из исходного размера 32×16 (для каждой стопы) до размера 128×64 по методу кубической интерполяции для потенциального извлечения большего количества полезной информации [8]. Дальнейшее исследование показало, что интерполяция приводит к повышению точности определения вальгуса, несмотря на неизбежные искажения изображений, такие как появление фиктивных (интерполированных) зон контакта стопы с чувствительной зоной подометрической системы.

Для второй группы методов определения вальгуса использовались классификаторы древо решений, k-ближайших соседей, случайный лес, наивный байесовский классификатор и другие. Архитектура многослойного перцептрона имела 2 слоя с активацией ReLU в первом и без активации во втором, с Dropout после первого слоя и варьируемыми параметрами: долей отключаемых Dropout нейронов, числом нейронов в первом слое [10]. Поскольку для данной группы необходимо было вручную извлечь из подометрических изображений признаки, пригодные для определения вальгусной стопы, было проведено исследование существующих решений: для анализа

общего состояния стопы [3, 4], выявления именно вальгусной деформации [6, 7], а также анализ распределения медиальной и латеральной нагрузки в стопе [12]. В качестве признаков были отобраны: индекс Кавана и Роджерса (отношение площади свода к сумме площадей плюсны и пятки), коэффициент медиальной нагрузки (отношение площади слева от оси, соединяющей центры плюсны и пятки, к общей площади), распределение давлений в каждой зоне стопы (каждая из 3 зон делится по горизонтали на 3 равные части, для каждой части считается доля нагрузки в данной зоне, итого 9 признаков), а также вертикальный и горизонтальный профиль стопы (сумма всех ненулевых пикселей на K равно удаленных прямых, совпадающих с направлением стопы, или вертикальный профиль, K значений и сумма всех ненулевых пикселей на M равно удаленных прямых, перпендикулярных направлению стопы, или горизонтальный профиль, M значений). Для автоматического извлечения данных признаков была разработана программа на языке Python с применением библиотеки компьютерного зрения OpenCV. С ее помощью обнаруживалась стопа и ее направление, остальные расчеты осуществлялись запрограммированным вручную тривиальным алгоритмом.

Поскольку признаки могли различаться масштабом, была применена операция нормализации методом z-оценки [10]. Так как не все признаки могли быть информативны, проверялось влияние метода главных компонент (МГК) на точность работы классификаторов, с помощью которого происходило вычисление новых, потенциально более информативных признаков и ограничение числа используемых признаков первыми несколькими из них (в порядке убывания информативности, в качестве меры которой используется доля объясненной дисперсии) [10].

При машинном обучении часть датасета отделяется для проверки точности, это должна быть часть, с которой метод не мог взаимодействовать при обучении. В [8] авторы использовали 140 изображений из 1000, полученных после аугментации для этих целей, в настоящей же работе применяется техника кросс-валидации. Поскольку для классификаторов (из второй группы, см. выше), аугментация неприменима, приходится проводить обучение на 200 образцах данных. Отделять часть данных для проверки в этом случае значит рисковать не подать модели важные примеры, которые содержались в этой части данных. Кросс-валидация решает проблему, деля весь датасет на L частей, так называемых «фолдов», и оставляя одну часть для проверки, а все остальные используя для обучения модели. В результате, модель обучается и проверяется L раз, а итоговая точность модели определяется как средняя точность по всем фолдам [10].

Результаты

Во всех методах точность анализировалась с помощью стандартной метрики «точность» (на англ. accuracy) [10]:

$$Acc = \frac{TR}{N}, \quad (1)$$

где TR – число верно распознанных изображений (изображению верно соотнесен класс – вальгусная или нормальная стопа), N – суммарное число изображений. Для сверточной нейронной сети N равнялось 4200, для остальных методов – 200. Лучшие результаты обучения сверточной нейронной сети при различных параметрах приведены в Таблице 1.

Столбец Aug означает использование аугментации (для сравнения один из результатов приведен без нее). Для данной модели была опробована техника кросс-валидации (при использовании лучших остальных параметров). Размер изображений в Таблице 1 был разным, поскольку в качестве исходных использовались изображения, полученные после гамма-коррекции и интерполяции (128×64), размер которых в ходе экспериментов уменьшался до 64×32 и 32×16. При использовании кросс-валидации для

сверточной нейронной сети обеспечивалось, чтобы полученные при аугментации модифицированные копии конкретного изображения находились в одном фолде.

Таблица 1 – Результаты исследования сверточной нейронной сети

Table 1 – Results of the study of convolutional neural network

№	Размер изображений	Скорость обучения	Эпох	Dropout	Aug	Кросс-валидация		Асс, %	
						Использована	Число фолдов	Обучения	Проверки
1	32×16	5e-4	45	0,3	Да	Нет	–	100	95,4
2	64×32	5e-4	45	0,3	Да	Нет	–	100	98,4
3	128×64	5e-4	60	0,3	Да	Нет	–	100	99,2
4	128×64	5e-4	40	0,7	Да	Да	4	100	63,0
5	128×64	5e-4	30	0,7	Нет	Да	4	100	62,0

При обучении моделей классификаторов на готовых признаках было установлено, что качество обучения зависит и от используемых признаков. Поэтому признаки в ходе экспериментов были разделены на 2 набора, обеспечивающих лучшие результаты по-отдельности:

1) индекс Кавана и Роджерса, коэффициент медиальной нагрузки, распределение давлений в каждой зоне стопы;

2) индекс Кавана и Роджерса, коэффициент медиальной нагрузки, вертикальный и горизонтальный профиль стопы.

Для вертикального и горизонтального профилей наилучшие результаты были получены при использовании $K = M = 7$, то есть использовании пяти значений каждого из профиля (итого 14 признаков). Кросс-валидация использовалась всегда. Лучшие результаты приведены в Таблице 2 (здесь Бернулли НБ – наивный байесовский классификатор с использованием распределения Бернулли). Для перцептрона в обоих представленных случаях использовались одинаковые параметры: 32 нейрона, Dropout 0,3, скорость обучения 5e-4, 100 эпох.

Таблица 2 – Результаты исследования прочих классификаторов

Table 2 – Results of the study of other classifiers

№	Модель	Набор признаков	Фолдов	МГК		Асс, %
				Использован	Компонент	
1	Перцептрон	2	5	Да	10	58,7
2	Перцептрон	1	5	Да	13	68,1
3	Бернулли НБ	1	5	Да	8	71,2

Обсуждение

Стоит начать с того, что указанный в [8] результат в 90 % точности (также рассчитанный по формуле, эквивалентной (1) в данной работе) по Таблице 1 был превзойден при схожих условиях, но с разделением подометрических снимков на 2 части. Также можно видеть, что повышение разрешения изображения интерполяцией положительно влияет на точность. В то же время, считать данные результаты верными не следует – очевидно, что при изоляции размноженных аугментацией изображений по различным фолдам происходит существенное снижение точности, и результат становится сопоставимым с тем, что был получен без аугментации вовсе. Это говорит о том, что в [8] была допущена логическая ошибка, называемая «утечкой данных» [10], при которой модель в ходе обучения подстраивалась в том числе к изображениям, которые затем встречала в проверочной выборке (часть модифицированных копий одних

и тех же изображений находилась в обучающем наборе данных, часть – в проверочном). Также возможной причиной невысокой точности классификации можно считать дисбаланс классов – среди всех стоп здоровыми были 61 стопа, оставшиеся 139 с вальгусом.

Среди прочих моделей наилучший результат показывает наивный байесовский классификатор с использованием распределения Бернулли, достаточно простая модель, особенно по сравнению со сверточной нейронной сетью.

Заключение

Авторы считают, что в ходе экспериментов провели максимально возможные процедуры по повышению точности методов определения вальгусной деформации стоп – от коррекции самих изображений до подбора параметров моделей машинного обучения. По всей видимости, использованный датасет не пригоден в полной мере для решения поставленной задачи с высокой точностью (наивысшее значение в 71 % все еще недостаточно высоко, чтобы говорить об однозначном успехе модели), требуется самостоятельный сбор данных с применением разработанной подометрической измерительной системы. В то же время, важно подметить, что при корректном анализе результатов, наивысшей точности достигает достаточно простая модель на ручную отобранных признаках, а не глубокая нейронная сеть, потенциально извлекающая информативные признаки самостоятельно. Это говорит о том, что при корректном подборе признаков, имеющих сведения о физиологической обусловленности, в сфере диагностики проблем опорно-двигательного аппарата можно достичь лучших результатов, чем при передаче снимков глубоким нейронным сетям, особенно при малом наборе изображений.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. GBD 2021 Other Musculoskeletal Disorders Collaborators. Global, regional, and national burden of other musculoskeletal disorders, 1990–2020, and projections to 2050: a systematic analysis of the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet Rheumatology*. 2023;5(11):e670–e682. [https://doi.org/10.1016/S2665-9913\(23\)00232-1](https://doi.org/10.1016/S2665-9913(23)00232-1)
2. Калинина М.Л., Шехтман А.Г., Железнов Л.М. Функциональные методы исследования стопы в современной медицинской практике. *Современные проблемы науки и образования*. 2015;(3):203. URL: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=19966>
Kalinina M.L., Shekhtman A.G., Zheleznov L.M. Functional methods of research of the foot in modern medical practice. *Modern problems of science and education*. 2015;(3):203. (In Russ.). URL: <https://science-education.ru/en/article/view?id=19966>
3. Бойко Н.А., Керимов Г.Ф. Оценка состояния свода стоп у обучающихся младшего школьного возраста с ОВЗ методом плантографии. *Ученые записки университета имени П.Ф. Лесгафта*. 2023;(5):88–92.
Boyko N.A., Kerimov H.F. Assessment of the foot arch condition in elementary school-aged students with disabilities by plantography. *Scientific Notes of P.F. Lesgaft University*. 2023;(5):88–92. (In Russ.).
4. Cavanagh P.R., Rodgers M.M. The arch index: a useful measure from footprints. *Journal of Biomechanics*. 1987;20(5):547–551. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(87\)90255-7](https://doi.org/10.1016/0021-9290(87)90255-7)
5. Telfer S., Woodburn J. The use of 3D surface scanning for the measurement and assessment of the human foot. *Journal of Foot and Ankle Research*. 2010;3(1):19. <https://doi.org/10.1186/1757-1146-3-19>

6. Hofmann U.K., Götze M., Wiesenreiter K., et al. Transfer of plantar pressure from the medial to the central forefoot in patients with hallux valgus. *BMC Musculoskeletal Disorders*. 2019;20(1):149. <https://doi.org/10.1186/s12891-019-2531-2>
7. Galica A.M., Hagedorn Th.J., Dufour A.B., et al. Hallux valgus and plantar pressure loading: the Framingham foot study. *Journal of Foot and Ankle Research*. 2013;6(1):42. <https://doi.org/10.1186/1757-1146-6-42>
8. Rodríguez-Quíñonez J.C., Ortiz-Villaseñor D., Trujillo-Hernández G., et al. Method and system for the classification of tibial-calcaneal angle using FSR sensors and convolutional neural networks. *IET Image Processing*. 2025;19(1):e70244. <https://doi.org/10.1049/ipr2.70244>
9. Тюрин Е.А., Ланге П.К., Ярославкина Е.Е. Система диагностики неравномерности распределения весового давления на основе метода тензометрии. *Математические методы в технологиях и технике*. 2025;(12-1):55–59.
Tyurin E.A., Lange P.K., Yaroslavkina E.E. System for diagnosing non-uniformity of weight pressure distribution based on strain gauge method. *Mathematical Methods in Technologies and Technics*. 2025;(12-1):55–59. (In Russ.).
10. Géron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. Sebastopol: O'Reilly Media; 2019. 856 p.
11. Booth B.G., Hoefnagels E., Huysmans T., et al. PAPPI: Personalized analysis of plantar pressure images using statistical modelling and parametric mapping. *PLoS ONE*. 2020;15(2):e0229685. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0229685>
12. Schwachmeyer V., Kutzner I., Bornschein J., et al. Medial and lateral foot loading and its effect on knee joint loading. *Clinical Biomechanics*. 2015;30(8):860–866. <https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2015.06.002>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Бочкарев Андрей Владимирович, кандидат технических наук, доцент, Самарский государственный технический университет, Самара, Российская Федерация.
e-mail: bochkarevpublicit@gmail.com
ORCID: [0000-0003-1615-5659](https://orcid.org/0000-0003-1615-5659)

Andrey V. Bochkarev, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Samara State Technical University, Samara, the Russian Federation.

Тюрин Евгений Андреевич, старший преподаватель, Самарский государственный технический университет, Самара, Российская Федерация.
e-mail: genja140595@mail.ru

Evgeniy A. Tyurin, Senior Lecturer, Samara State Technical University, Samara, the Russian Federation.

Муратова Вера Владимировна, кандидат технических наук, доцент, Самарский государственный технический университет, Самара, Российская Федерация.
e-mail: muratova.vv@samgtu.ru

Vera V. Muratova, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Samara State Technical University, Samara, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 11.06.2026; одобрена после рецензирования 24.08.2026; принята к публикации 05.09.2026.

The article was submitted 11.06.2026; approved after reviewing 24.08.2026; accepted for publication 05.09.2026.