

Биометрия Походки Человека и Цифровая Криминалистика

Рамиз Алыгулиев¹, Людмила Сухостат²

^{1,2}Институт Информационных Технологий, Баку, Азербайджан

¹r.aliguliyev@gmail.com, ²lsuhostat@hotmail.com

Аннотация— Цифровая криминалистика позволяет получать информацию о людях на основе их биометрических данных. Одной из уникальных поведенческих характеристик человека является походка. Она позволяет определить пол и возраст на основе данных видеонаблюдений. В данной работе предлагается подход, основанный на трансферном обучении с применением моделей MobileNet и DenseNet. Эксперименты проводятся на двух наборах данных о походке людей: CASIA-B и OU-ISIR OULP-Age. Полученные результаты сравниваются с другими известными методами. Применение предлагаемого подхода повысит эффективность функционирования автоматизированных информационных систем в цифровой криминалистике, медицине, банковской сфере, а также поможет исследователям и экспертам в принятии решений.

Ключевые слова— биометрия; трансферное обучение; определение пола; оценка возраста человека; изображение энергии походки человека; цифровая криминалистика.

I. ВВЕДЕНИЕ

Современные биометрические технологии основаны на физических и поведенческих характеристиках человека [1]. В данном случае к физическим характеристикам относятся черты лица, радужная оболочка глаза, голос и т. д. [2]. В то же время, распознавание походки человека является биометрией, основанной на поведении. Ее уникальность заключается в том, что это менее «контактная» технология, чем сканирование отпечатков пальцев или венозного рисунка на руке [2]. Более того, даже если человек отворачивается от камеры или его лицо закрыто очками или маской для борьбы с пандемией COVID-19, его походка позволит его распознать.

В настоящее время изучение особенностей передвижения человека позволяет обнаружить местонахождение группы людей или отдельного человека. Это одно из множества направлений исследований цифровой криминалистики.

Системы обнаружения демографических характеристик широко используются в системах видеонаблюдения и безопасности на парковках, в аэропортах, на автозаправочных станциях и т. д. [3]. Они также включены в некоторые коммерческие приложения, такие как автоматический контроль доступа с ограничениями по полу и возрасту человека [4].

Характеристики походки, полученные с камер

видеонаблюдения, помогают обнаруживать, отслеживать и идентифицировать пропавших детей и пожилых людей [5], [6]. Однако распознать можно только тех людей, данные которых хранятся в биометрической базе данных [7]. Различия в походке между мужчинами и женщинами отражаются в продолжительности цикла походки, длине шага, фазах опоры и частоте шагов [8]. Разные возрастные группы также имеют отличительные особенности походки, такие как осанка, соотношение головы и тела, длина тела, размах рук и т. д. [6]. Так, у детей и подростков относительный шаг походки по отношению к телу более полный, чем у пожилых людей, чей шаг короче из-за снижения физической силы. В то время как пожилые люди больше сутулятся при ходьбе и имеют больший размах рук. Однако при определении возраста и пола человека на основе походки возникают опасения относительно безопасности и конфиденциальности персональных данных, что требует согласия на получение и мониторинг уникальных биометрических данных [9].

Распознавание пола и возраста человека по походке имеет ряд ограничений. К ним относятся разрешение камер видеонаблюдения, освещение, точка обзора, одежда, обувь и носимые предметы. Тем не менее, технология распознавания походки более точна и быстрее, чем другие биометрические технологии.

Широкое использование камер видеонаблюдения в режиме реального времени в современных «умных городах» позволяет распознавать подозрительное поведение, обнаруживать угрозы и предотвращать инциденты. Однако это требует значительных человеческих ресурсов и затрат [7]. Поэтому автоматизация этих процессов является важной областью исследований.

В настоящее время для определения пола и возраста человека по походке используются различные подходы. Эти подходы в основном основаны на вычитании фона и создании силуэта объекта [10]. Одной из наиболее распространенных и эффективных характеристик походки являются изображения энергии походки [11, 12]. Однако основные проблемы, связанные с распознаванием человека по походке, связаны с ношением аксессуаров (например, сумки) и изменениями в одежде (например, пальто). Форма силуэта затрудняет определение возраста человека. В настоящее время наиболее популярным и эффективным методом извлечения признаков из изображения является глубокая нейронная сеть [13].

В данной статье предлагается подход к определению пола и классификации возраста человека по походке на основе трансферного обучения.

Основные результаты данной работы включают следующее:

- Разработка модели трансферного обучения с использованием изображения энергии походки для автоматического определения пола и возраста человека на основе его походки.
- Для классификации пола и возраста по изображениям походки применяется метод ELM.
- Эксперименты проводятся на двух известных наборах данных: CASIA-B [14] и OU-ISIR OULP-Age [15].
- Сравнение производительности с популярными методами машинного обучения доказало эффективность предлагаемого подхода в распознавании пола и возраста человека.

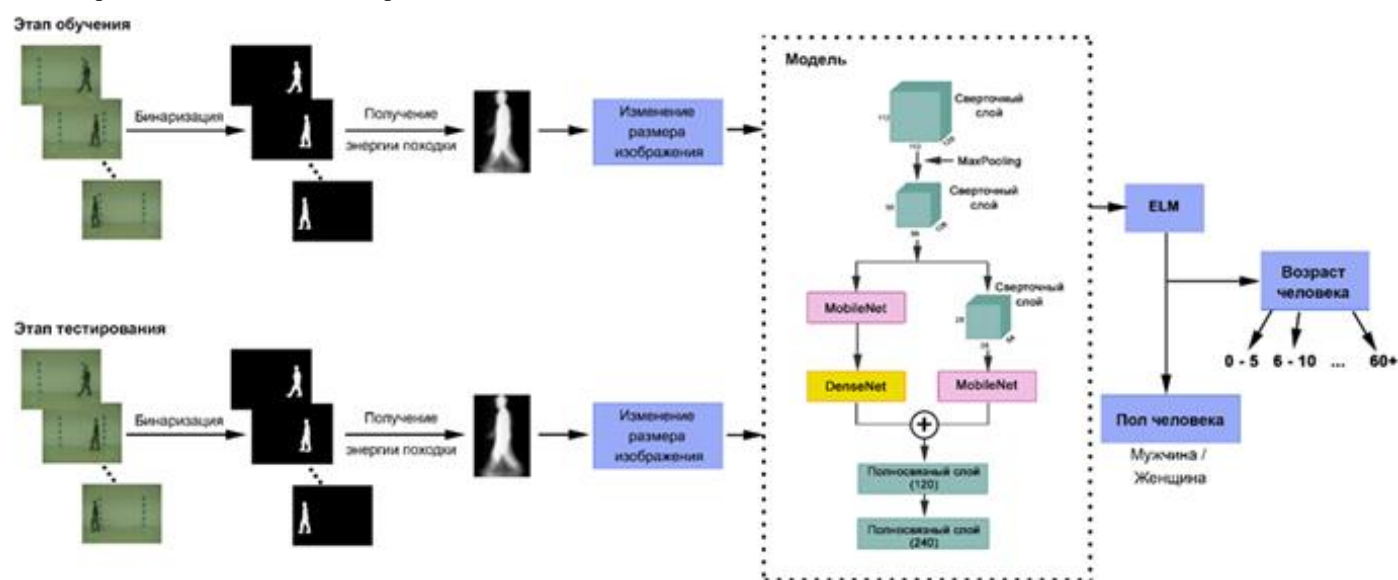


Рисунок 1. Общая схема предлагаемого подхода

Подход к распознаванию пола и определению возраста на основе походки обычно включает следующие шаги: извлечение силуэта из данных камеры видеонаблюдения, извлечение признаков и классификация. В предлагаемом подходе извлеченные силуэты обрабатываются для получения изображений энергии походки [17]. Они представляют собой пространственно-временную информацию об изображениях силуэтов на протяжении всего цикла походки. Применение изображений энергии походки предотвращает влияние цвета и текстуры одежды на результат работы классификатора.

Предложенная глубокая сверточная модель реализует последовательные сверточные нейронные слои (Convolutional Neural Network, CNN) следующим образом. Здесь входными данными являются изображения энергии походки человека в оттенках серого, извлеченные из

II. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ ПОДХОД

Большинство исследований рассматривают только либо пол, либо возраст человека, но не оценивают их вместе. В связи с этим, чтобы преодолеть недостатки существующих подходов, мы предлагаем метод определения пола и возраста по походке людей на основе трансферного обучения. Использование глубоких нейронных моделей позволяет извлекать информативные признаки из изображений силуэта. Классификатор ELM [16] значительно повышает точность распознавания пола и возраста по сравнению с существующими методами.

В этом разделе описывается предложенная модель, основанная на трансферном обучении и ELM, которая оценивает пол и возраст человека по изображениям энергии походки человека в оттенках серого. Приводится описание глубоких нейронных моделей для нашей задачи. Общая схема предложенного подхода показана на рис. 1.

силуэтов походки. Предложенная модель реализует многослойную CNN, поскольку она способна обучаться сложным и высокоуровневым признакам на основе входных данных, а также низкоуровневым признакам. Выход сверточного нейронного слоя подается на предварительно обученную модель MobileNet, а затем на DenseNet для извлечения визуальных признаков. MobileNet — это небольшая сеть, обеспечивающая высокую точность классификации и использующая мало вычислительных ресурсов, что демонстрирует ее производительность. Модель DenseNet обеспечивают быструю реализацию, легко настраивается, собирает информацию со всех уровней сети и передает ее на последующие слои. Далее для получения итогового вектора признаков применяются два полносвязных слоя (Dense layer).

Извлеченные признаки передаются на классификатор

ELM [16], который представляет собой однослойную нейронную сеть прямого распространения. Он демонстрирует хорошие результаты и может обучаться гораздо быстрее, чем традиционные алгоритмы обучения нейронных сетей прямого распространения [18]. Преимущество ELM перед SVM и искусственными нейронными сетями заключается в случайном выборе весов между узлами входного слоя и узлом скрытого слоя, а также смещения для каждого скрытого узла. Кроме того, ELM не требует итеративной настройки параметров для обучения.

Предложенный подход позволяет использовать трансферное обучение для извлечения признаков из изображений походки и последующего обучения классификатора, даже при небольшом объеме данных. Мягкая биометрия походки позволяет решить проблему классификации пола, в результате чего получается один из двух классов («Мужчина» или «Женщина»), поэтому признаки, изученные для одной задачи, могут помочь в решении других приложений. Определение возраста также является сложной задачей. Поэтому, например, сложно определить возраст человека в диапазоне 20-30 лет.

В нашей работе мы разделили возраст человека на пять возрастных групп. Предложенная модель выдает результат принадлежности человека к одной из этих групп, а именно: «0–5», «6–10», «11–15», «16–60» и «60+». Знание пола человека помогает лучше классифицировать возраст. Для этой цели в предложенном подходе входной признак, характеризующий пол человека, может обеспечить более точное определение возрастной группы на основе изображения походки.

III. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ НАБОРЫ ДАННЫХ

В этом разделе описаны два набора данных, использованные в данной работе: CASIA-B и OU-ISIR OULP-Age.

В Набор данных CASIA-B

Набор данных CASIA-B был собран в январе 2005 года Институтом автоматизации Китайской академии наук (CASIA) и включает видеозаписи походки 124 испытуемых [19, 20]. Девяносто три мужчины и тридцать одна женщина имели три различных состояния походки: нормальная, с сумкой и в одежде. Для первого случая было проведено 6 повторений, а для второго и третьего — по 2. Набор данных был получен с 11 точек обзора от 0° до 180° с разницей в 18°. Общее количество последовательностей изображений составило 13 640 изображений [21].

С Набор данных OU-ISIR OULP-Age

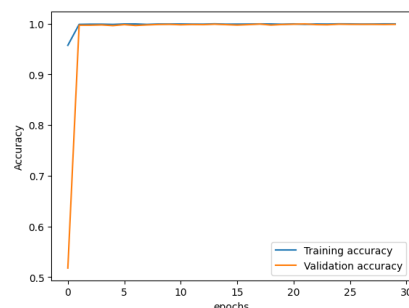
Набор данных OU-ISIR OULP-Age, содержащий изображения походки разных возрастов и полов, был собран Институтом научных и промышленных исследований (ISIR) (Университет Осаки) [22]. Набор данных состоит из 63 846 изображений походки (31 093 мужчины и 32 753 женщины) в возрасте от 2 до 90 лет [22]. Походка каждого человека записывалась с помощью USB-камеры, установленной на расстоянии 4 м от маршрута движения справа налево.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

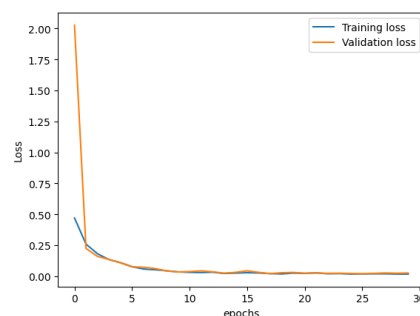
Эксперименты проводились на Python 3.10.12 с использованием различных библиотек, включая TensorFlow и Keras. Использовалась машина Intel Xeon (R) CPU X5670 @ 2.93GHz * 24 с 24 ГБ ОЗУ.

В данном исследовании анализируются модели глубокого обучения (DenseNet и MobileNet). Они обучались на наборах данных CASIA-B и OU-ISIR OULP-Age и использовались для извлечения признаков из синопграмм. Для оценки эффективности предложенного подхода использовались метрики accuracy, precision, recall и F-measure.

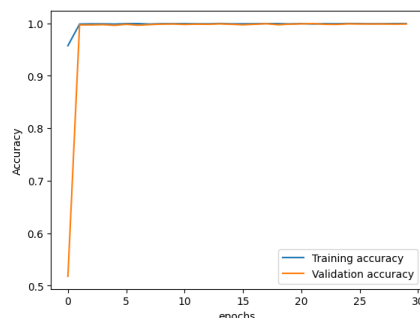
Набор данных был случайным образом разделен на обучающий и валидационный наборы данных на 80% и 20% соответственно. Для минимизации проблемы переобучения использовалась k-кратная перекрестная валидация. Предложенная модель была реализована в течение 30 эпох, и эксперименты показали оптимальное значение k, равное 5. Наблюдается устойчивое снижение потерь при проверке по мере увеличения числа эпох для CASIA-B (Рис. 2 (а, б)) и OU-ISIR OULP-Age (Рис. 2 (в, г)).



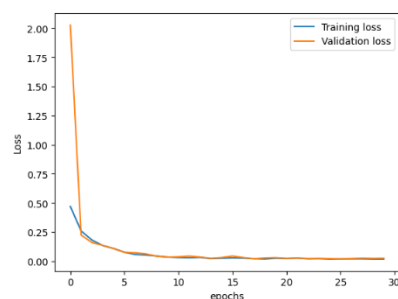
(а)



(б)



(в)



(г)

Рисунок 2. Кривые точности и потерь для наборов данных CASIA-B (а, б) и OU-ISIR OULP-Age (в, г)

Предложенный подход сравнивался с известными методами для различных условий походки на наборе данных CASIA-B (Таблица I). Наибольшая точность наблюдалась при «нормальной» походке, которая составила 99.92%. Относительно небольшие трудности были отмечены при распознавании класса «в пальто», где точность составила 98.79%. В случае ношения сумки методы, предложенные в [23-26], продемонстрировали наименьшую точность. Таким образом, согласно таблице I, предложенный подход превзошел рассмотренные методы

при всех трех условиях походки.

ТАБЛИЦА L I. СРАВНЕНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОГО ПОДХОДА С ИЗВЕСТНЫМИ МЕТОДАМИ НА НАБОРЕ ДАННЫХ CASIA-B

Метод	Условия ходьбы		
	«Нормальная» походка	С сумкой	В пальто
Darknet-19 [23]	88.67%	89.67%	93.87%
Han et al. [24]	96.00%	91.60%	74.80%
Li et al. [25]	96.00%	92.00%	81.00%
Khan et al. [26]	96.89%	93.07%	83.66%
Предложенный подход	99.92%	99.03%	98.79%

Оценка предложенной модели также была проведена на наборе данных OU-ISIR OULP-Age. Это позволило определить не только пол человека по походке, но и принадлежность людей к определенным возрастным группам (Таблица II).

По сравнению с [27] и [28], предложенный подход превзошел их по распознаванию мужского и женского пола для классов «0-5» и «11-15». Хотя модель уступала другим работам в распознавании мужского пола для возрастных групп «6-10», «16-60» и «60+», она смогла точно распознать женский пол для всех возрастных групп.

ТАБЛИЦА L II. СРАВНЕНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОГО ПОДХОДА С ИЗВЕСТНЫМИ МЕТОДАМИ НА НАБОРЕ ДАННЫХ OU-ISIR OULP-Age

Метод	Пол человека	Возраст				
		(0-5)	(6-10)	(11-15)	(16-60)	60+
CNN A+CNN B+CNN C [27]	Женщина	86.73%	99.52%	92.71%	99.37%	81.86%
	Мужчина	82.42%	99.66%	92.52%	99.58%	90.48%
Sakata et al. [28]	Женщина	71.52%	83.13%	70.68%	90.57%	63.49%
	Мужчина	55.42%	82.74%	77.65%	92.02%	64.56%
Предложенный подход	Женщина	97.62%	99.69%	97.91%	99.61%	81.91%
	Мужчина	97.09%	99.29%	93.85%	99.43%	85.01%

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Цифровая криминалистика изучает уникальные поведенческие характеристики человека. Одной из них является походка, позволяющая определить пол и возраст людей на основе данных видеонаблюдений.

В данной работе предложен подход, основанный на моделях MobileNet и DenseNet для точной классификации пола и определения возраста человека по походке. Экспериментальные результаты на двух наборах данных, CASIA-B и OU-ISIR OULP-Age, позволили решить задачу распознавания человека по походке, несущего сумку и одетого в пальто. Показатели accuracy, precision, recall и F-measure подтвердили эффективность предложенного подхода в определении пола человека по изображениям энергии походки. Это позволило идентифицировать не только пол человека по походке, но и принадлежность к определенной возрастной группе. Предложенный подход превзошел другие известные методы определения мужского пола в возрастных группах «0-5» и «11-15». Однако система смогла точно распознавать женщин всех возрастных групп.

Предложенный подход может повысить эффективность функционирования автоматизированных информационных

систем в цифровой криминалистике, медицине, а также банковской сфере.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] O. L. Finnegan, J. W. White III, B. Armstrong, E. L. Adams, S. Burkart, M. W. Beets, S. Nelakuditi, E. A. Willis, L. von Klinggraff, H. Parker, M. Bastyr, X. Zhu, Z. Zhong, and R. G. Weaver, “The utility of behavioral biometrics in user authentication and demographic characteristic detection: A scoping review,” *Systematic Reviews*, vol. 13, no. 1, 61, 2024.
- [2] O. Costilla-Reyes, R. Vera-Rodríguez, P. Scully, and K. B. Ozanyan, “Analysis of spatio-temporal representations for robust footstep recognition with deep residual neural networks,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 41, no. 2, pp. 285-296, 2019.
- [3] S. Gul, M. I. Malik, G. M. Khan, and F. Shafait, “Multi-view gait recognition system using spatio-temporal features and deep learning,” *Expert Systems with Applications*, vol. 179, 115057, 2021.
- [4] P. Barra, C. Bisogni, M. Nappi, D. Freire-Obregón, and M. Castrillón-Santana, “Gait analysis for gender classification in forensics,” In *Proc. of 5th International Conference on Dependability in Sensor, Cloud, and Big Data Systems and Applications (DependSys)*, 2019, pp. 180-190.
- [5] M. Liu, “The research of gait recognition based on deep learning: A case study of the missing elderly,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 677, no. 3, 032072, 2019.
- [6] C. Xu, Y. Makihara, Y. Yagi, and J. Lu, “Gait-based age progression/regression: a baseline and performance evaluation by age

- group classification and cross-age gait identification,” *Machine Vision and Applications*, vol. 30, pp. 629–644, 2019.
- [7] B. Rahi, M. Li, and M. Qi, “A review of techniques on gait-based person re-identification,” *International Journal of Network Dynamics and Intelligence*, vol. 2, no. 1, pp. 66–92, 2023.
- [8] S. Suner-Keklik, G. Çobanoğlu, Z. B. Ecemiş, and N. A. Güzel, “Gender differences in gait parameters of healthy adult individuals,” *Journal of Basic and Clinical Health Sciences*, vol. 7, no. 1, pp. 277–283 2023.
- [9] Y. Su, Y. Li, and Z. Cao, “Gait-based privacy protection for smart wearable devices,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 11, no. 2, pp. 3497–3509, 2023.
- [10] T. B. Aderinola, T. Connie, T. S. Ong, A. B. J. Teoh, and M. K. O. Goh, “Gait-based age group classification with adaptive Graph Neural Network,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 137, 109081, 2024.
- [11] J. Lu, and Y.-P. Tan, “Gait-based human age estimation,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 5, no. 4, pp. 761–770, 2010. <https://doi.org/10.1109/TIFS.2010.2069560>
- [12] Y. Makihara, M. Okumura, H. Iwama, and Y. Yagi, “Gait-based age estimation using a whole-generation gait database,” In *Proc. of IEEE International Conference on Biometrics (ICB)*, 2011, pp. 1–6.
- [13] J. Lu, and Y.-P. Tan, “Ordinary preserving manifold analysis for human age and head pose estimation,” *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 43, pp. 249–258, 2013.
- [14] H. Zhu, Y. Zhang, G. Li, J. Zhang, and H. Shan, “Ordinal distribution regression for gait-based age estimation,” *Science China Information Sciences*, vol. 63, no. 2, 120102, 2020.
- [15] K. Shiraga, Y. Makihara, F. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi, “GEINet: View-invariant gait recognition using a convolutional neural network,” In *Proc. of International Conference on Biometrics (ICB)*, 2016, pp. 1–8.
- [16] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, “Extreme learning machine: theory and applications,” *Neurocomputing*, vol. 70, pp. 489–501, 2006.
- [17] Y. Makihara, M. Okumura, H. Iwama, and Y. Yagi, “Gait-based age estimation using a whole-generation gait database,” In *Proc. of International Conference on Biometrics (ICB)*, 2011, pp. 1–6.
- [18] R. C. Deo, and M. Shahin, “Application of the extreme learning machine algorithm for the prediction of monthly Effective Drought Index in eastern,” *Atmospheric Research*, vol. 153, pp. 512–525, 2015.
- [19] C. Shan, S. Gong, and P. McOwan, “Learning gender from human gaits and faces,” In *Proc. of IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, 2007, pp. 505–510.
- [20] S. Zheng, J. Zhang, K. Huang, R. He, and T. Tan, “Robust view transformation model for gait recognition,” In *Proc. of IEEE International Conference on Image Processing*, 2011, pp. 2073–2076.
- [21] H. Zhu, Y. Zhang, G. Li, J. Zhang, and H. Shan, “Ordinal distribution regression for gait-based age estimation,” *Science China Information Sciences*, vol. 63, no. 2, Article 120102, 2020.
- [22] C. Xu, Y. Makihara, G. Ogi, X. Li, Y. Yagi, and J. Lu, “The OU-ISIR gait database comprising the large population dataset with age and performance evaluation of age estimation,” *IPSI Transactions on Computer Vision and Applications*, vol. 9, 24, 2017.
- [23] T. Wareechol, and W. Chiracharit, “Recognition of similar gait pattern using transfer learning DarkNet,” In *Proc. of 9th IEEE International Electrical Engineering Congress (IEEECON)*, pp. 381–384, 2021.
- [24] F. Han, X. Li, J. Zhao, and F. Shen, “A unified perspective of classification-based loss and distance-based loss for cross-view gait recognition,” *Pattern Recognition*, vol. 125, 108519, 2022.
- [25] H. Li, Y. Qiu, H. Zhao, R. Chen, T. Wei, and Z. Huang, “Gaitslice: A gait recognition model based on spatio-temporal slice features,” *Pattern Recognition*, vol. 124, 108453, 2022.
- [26] M. A. Khan, H. Arshad, R. Damaševičius, A. Alqahtani, S. Alsubai, A. Binbusayyis, Y. Num, and B. G. Kang, “Human gait analysis: A sequential framework of lightweight deep learning and improved moth-flame optimization algorithm,” *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2022, no. 1, 8238375, 2022.
- [27] N. S. Russel, and A. Selvaraj, “Gender discrimination, age group classification and carried object recognition from gait energy image using fusion of parallel convolutional neural network,” *IET Image Processing*, vol. 15, no. 1, pp. 239–251, 2021.
- [28] A. Sakata, N. Takemura, and Y. Yagi, “Gait-based age estimation using multi-stage convolutional neural network,” *IPSI Transactions on Computer Vision and Applications*, vol. 11, no. 4, pp. 1–10, 2019.

Human Gait Biometrics and Digital Forensics

Ramiz Aliguliyev¹, Lyudmila Sukhostat²

^{1,2}Institute of Information Technology, Baku, Azerbaijan

¹r.aliguliyev@gmail.com, ²lsukhostat@hotmail.com

Abstract- Digital forensics allows the obtaining of information about people based on their biometric data. One of the unique behavioral characteristics of humans is gait. It enables the determination of gender and age from video surveillance data. This paper proposes an approach based on transfer learning using the MobileNet and DenseNet models. Experiments are conducted on two human gait datasets: CASIA-B and OU-ISIR OULP-Age. The results are compared with other state-of-the-art methods. Application of the proposed approach will improve the efficiency of automated information systems in digital forensics, medicine, and banking, and will also assist researchers and experts in decision-making.

Keywords- biometrics; transfer learning; gender determination; human age estimation; human gait energy imaging; digital forensics.