

Оригинальная статья / Original article

УДК 004. 93'11

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-2-92-108>

Байесовский алгоритм классификации в задаче реидентификации личности

К. Д. Русаков ¹ ✉

¹ Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук
ул. Профсоюзная, д. 65, г. Москва 117997, Российская Федерация

✉ e-mail: rusakov@ipu.ru

Резюме

Цель исследования. Разработка и экспериментальная проверка алгоритма байесовской классификации для задачи реидентификации личности на изображениях, полученных с разных видеокамер. Исследование направлено на повышение точности идентификации за счёт интеграции признаков, извлекаемых из изображений лица и силуэта человека.

Методы. Предложенный алгоритм основан на байесовской модели классификации с использованием многомерных нормальных распределений признаков. Признаки извлекаются из изображений нейросетевыми кодировщиками, построенными на архитектуре Vision Transformer и обученными с применением функции потерь ArcFace. Интеграция признаков различных модальностей осуществляется на основе вычисления логарифмических апостериорных вероятностей принадлежности объектов к классам. Для оценки эффективности метода применялся открытый набор данных CUHK03, выполнен количественный анализ с помощью ROC-кривых и визуализации признакового пространства методом t-SNE.

Результаты. Алгоритм показал высокие показатели точности: precision 95,65% на CUHK03, до 97,7% на Market-1501 и 89,2% на MARS. ROC-анализ подтвердил хорошую разделимость классов, а t-SNE визуализации продемонстрировали компактность кластеров. Алгоритм детерминирован, устойчив к шумам и масштабируем на более крупные выборки.

Заключение. Разработанный байесовский алгоритм классификации подтвердил свою эффективность и перспективность для решения задачи реидентификации личности в интеллектуальных системах видеонаблюдения. Его преимущества заключаются в высокой точности, интерпретируемости результатов и возможности интеграции дополнительных признаков. Дальнейшее развитие алгоритма целесообразно осуществлять путём внедрения дополнительных атрибутов и тестирования на существенно более крупных и разнообразных датасетах.

Ключевые слова: реидентификация личности; байесовский классификатор; метрическое обучение; глубокие нейросети; верификация; распознавание образов

Конфликт интересов: Автор декларирует отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Русаков К. Д.. Байесовский алгоритм классификации в задаче реидентификации личности // Известия Юго-Западного государственного университета. 2025; 29(2): 92-108. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-2-92-108>.

Поступила в редакцию 10.05.2025

Подписана в печать 05.06.2025

Опубликована 23.07.2025

© Русаков К. Д., 2025

Известия Юго-Западного государственного университета / Proceedings of the Southwest State University. 2025; 29(2): 92-108

Bayesian classification algorithm in the person re-identification task

Konstantin D. Rusakov ¹ ✉

¹ V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences
65, Profsoyuznaya str., Moscow 117997, Russian Federation

✉ e-mail: rusakov@ipu.ru

Abstract

Purpose of research. Development and experimental evaluation of a Bayesian classification algorithm for the person re-identification task using images from multiple surveillance cameras. The study aims to improve identification accuracy through integrating features derived from facial and silhouette images.

Methods. The proposed algorithm utilizes a Bayesian classification model based on multivariate normal distributions of features. These features are extracted by neural encoders built on the Vision Transformer architecture and trained using the ArcFace loss function. Integration of modality-specific features is performed by computing logarithmic posterior probabilities of class membership. The effectiveness of the method was evaluated using the open CUHK03 dataset, quantitative analysis via ROC curves, and feature space visualization using the t-SNE method.

Results. The algorithm demonstrated high classification performance: precision of 95.65% on CUHK03, up to 97.7% on Market-1501, and 89.2% on MARS. ROC analysis confirmed strong class separability, while t-SNE visualizations showed compact and well-defined clusters. The algorithm is deterministic, robust to noise, and scalable to larger datasets.

Conclusion. The developed Bayesian classification algorithm has proven its effectiveness and feasibility for person re-identification tasks in intelligent video surveillance systems. Its advantages include high accuracy, interpretability, and potential for integrating additional features. Future research should focus on incorporating extra attributes and evaluating algorithm performance on significantly larger and more diverse datasets..

Keywords: person re-identification; Bayesian classifier; metric learning; deep neural networks; verification; pattern recognition.

Conflict of interest. The Author declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Rusakov K. D. Bayesian classification algorithm in the person re-identification task. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2025; 29(2): 92-108 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2025-29-2-92-108>.

Received 10.05.2025

Accepted 05.06.2025

Published 23.07.2025

Введение

Реидентификация человека (person re-identification, re-ID) представляет собой задачу поиска и распознавания одинакового человека на разрозненных видеокameraх наблюдения. Эта проблема ак-

туальна для систем безопасности и видеоаналитики, так как позволяет отслеживать перемещения человека по сети видеокamera. Классический подход к задаче re-ID состоит в извлечении признаков из изображения человека и их сравнении с эталонными образцами из заранее сформир-

рованной базы данных, после чего принимается решение о совпадении или несовпадении личности [1]. Существенными трудностями являются вариативность внешнего вида человека (например, различия в позе, освещении, ракурсе съёмки), низкое разрешение изображений и частичные окклюзии [2, 3].

В последние годы благодаря методам глубокого обучения в решении задач идентификации и распознавания людей достигнут значительный прогресс [4, 5]. Современные нейросетевые модели позволяют выделять дискриминативные признаки и эффективно оптимизировать метрическое пространство для решения задачи re-ID [6]. Несмотря на это, глубокие модели требуют больших размеченных выборок для обучения и зачастую обладают низкой интерпретируемостью, работая по принципу «чёрного ящика». В таких условиях актуальным направлением становится исследование методов машинного обучения, которые обеспечивают прозрачность и статистическую интерпретацию принимаемых решений, в частности – методов на основе байесовской классификации [7, 8].

Байесовский подход к классификации минимизирует вероятность ошибки классификации за счёт использования апостериорных вероятностей классов. В контексте задачи re-ID это позволяет формулировать задачу как статистическое решение: принадлежит ли наблюдаемое изображение конкретному человеку, либо при сопоставлении пар изображений – одному ли человеку они при-

надлежат [9, 10]. Ранние работы в области распознавания лиц уже демонстрировали успешное применение байесовских моделей. Так, алгоритм Bayesian Face [9] моделировал распределения различий изображений одного и разных людей как гауссовские, оптимизируя отношение апостериорных правдоподобий. Дальнейшее развитие подхода привело к созданию совместной (joint) байесовской модели, учитывающей одновременно пару изображений и повышающей точность распознавания лиц [10].

В области person re-ID байесовские идеи также активно применяются. В частности, метрические методы обучения, такие как KISSME [11] и XQDA [12], фактически эквивалентны байесовскому решению задачи двухклассовой классификации (внутриклассовые и межклассовые различия признаков). Регуляризованный байесовский подход позволяет моделировать ковариации признаков внутри и между классами, улучшая устойчивость к шумам данных [13]. Кроме того, байесовские методы успешно используются и для уточнения результатов поиска в re-ID (re-ranking). Например, метод Bayesian Query Expansion (BQE) добавляет в запрос вероятные совпадения, рассчитанные на основе байесовской оценки правдоподобия, что значительно повышает точность на эталонных наборах данных [14].

Значительный интерес также представляет использование информационно-аналитических систем в задачах автоматического распознавания и детек-

тирования объектов в условиях реального времени. Например, для управления транспортными и пешеходными потоками активно используются системы, основанные на нейросетевых моделях типа YOLO, которые позволяют в режиме реального времени классифицировать участников дорожного движения и корректировать работу светофоров [15]. Другим подходом является применение методов классического компьютерного зрения, таких как гистограммы направленных градиентов (HOG) в сочетании с классификатором на основе опорных векторов (SVM), что также позволяет эффективно детектировать движения людей без использования нейросетей [16]. Данные примеры демонстрируют актуальность комбинирования классических и нейросетевых подходов для решения задач распознавания и классификации объектов.

Несмотря на существующие исследования, прямое использование многоклассового байесовского классификатора для решения задачи re-ID изучено недостаточно. Цель данной работы – разработать и детально описать алгоритм многоклассовой байесовской классификации, напрямую относящий новое изображение к одному из классов личности, и экспериментально оценить его эффективность в задаче реидентификации. Исследование логически продолжает предыдущую работу автора [17], в которой была предложена архитектура глубокого кодировщика признаков для задачи re-ID. Настоящая статья развивает этот под-

ход, представляя полную алгоритмическую реализацию байесовского классификатора поверх признакового пространства и подтверждая эффективность данного подхода на реальных данных. В следующих разделах представлены подробная математическая формализация предложенного алгоритма, результаты экспериментальной проверки на открытом датасете CUNK03 и обсуждение полученных результатов.

Материалы и методы

Задача реидентификации может рассматриваться как задача классификации: имеется множество Y известных личностей (классов) и новое изображение с признаковым описанием x , необходимо определить класс $\hat{y} \in Y$, которому оно принадлежит. Байесовский классификатор реализует решение:

$$\hat{y} = \underset{y \in Y}{\operatorname{argmax}} P(y|Vx),$$

что, согласно теореме Байеса, эквивалентно максимизации:

$$\hat{y} = \underset{y \in Y}{\operatorname{argmax}} P(x|Vy)P(y).$$

Пусть для каждого класса y распределение векторных признаков x задано плотностью $p(x|Vy)$, а априорная вероятность появления класса – $\pi_y = P(y)$. Тогда решающее правило имеет следующий вид:

$$\hat{y} = \underset{y \in Y}{\operatorname{argmax}} \pi_y p(x|Vy).$$

В предлагаемом алгоритме распределение признаков каждого класса моделируется многомерным нормальным распределением $N(\mu_y, \Sigma_y)$. Такое пред-

положение упрощает вычисления и адекватно описывает пространство эмбедингов, извлеченных из изображений нейронной сетью. Для оценки параметров μ_y, Σ_y используется обучающая выборка изображений всех классов $y \in Y$. Оценка математического ожидания определяется как среднее арифметическое признаков класса y , а ковариационная матрица оценивается как несмещённая выборочная ковариация. Априорную вероятность класса π_y можно выбрать пропорционально количеству примеров данного класса или считать равномерной, если все классы считаются равновероятными. В проведённых экспериментах использовалась равномерная априорная вероятность.

Особым случаем является бинарная классификация пары изображений (x_i, x_j) : «тот же человек» (H_I) или «разные люди» (H_E). В этом случае байесовское решение принимается по отношению правдоподобий:

$$\frac{P(x_i, x_j | H_I)}{P(x_i, x_j | H_E)}.$$

В классическом алгоритме Bayesian Face [9] распределение разности признаков $\Delta = x_i - x_j$ моделируется двумя гауссовскими распределениями с нулевыми средними и различными ковариациями. Современная совместная (joint) модель [10] рассматривает пару изображений (x_i, x_j) целиком, что позволяет учитывать корреляцию признаков напрямую. В практической реализации задачи re-ID целесообразно сначала получить эм-

бединги изображений с помощью нейронной сети, а затем использовать правило (1) для всех классов базы данных. Именно такой подход реализован в данной работе, объединяя преимущества глубоких нейросетевых признаков и байесовской классификации.

Для надёжной оценки ковариаций Σ_y при малом числе изображений на один класс (что типично в задачах re-ID, где количество снимков обычно варьируется от 5 до 10 [1]) применяется регуляризация. Ковариация каждого класса аппроксимируется как смесь общей и диагональной матриц:

$$\Sigma_y = (1 - \lambda) \Sigma_{\text{glob}} + \lambda D_y,$$

где Σ_{glob} – усреднённая ковариация по всем классам (внутриклассовая вариация в целом по датасету); D_y – диагональная матрица с дисперсиями признаков конкретного класса y . Параметр регуляризации $\lambda \in [0, 1]$ выбирается по критерию максимального правдоподобия на валидационной выборке. Такой подход аналогичен идее регуляризованного байесовского обучения метрик [13], где контролируется спектр ковариационных матриц для повышения обобщающей способности модели. В экспериментах оптимальным оказалось значение $\lambda = 0.3$, что предотвращает вырождение ковариации при малых выборках и сохраняет индивидуальные особенности классов.

Также возможно использовать метод Expectation-Maximization (EM) [13] для оценки параметров распределений.

Однако в контролируемых условиях (при наличии размеченных данных) достаточно использования прямых формул оценки, которые дают практически идентичные результаты.

Для извлечения векторов признаков x из изображений используются две отдельные нейронные сети-кодировщики: одна – для изображений лиц, другая – для изображений силуэтов человека. Обе модели построены на архитектуре Vision Transformer (ViT) и используют функцию потерь ArcFace [12], подтвердившую свою высокую эффективность в задачах биометрической идентификации.

Каждый из кодировщиков извлекает признаки следующим образом:

$$f := \text{Embedder}_{\text{face}}(I_{\text{лицо}}),$$

$$s := \text{Embedder}_{\text{body}}(I_{\text{тело}}),$$

где $f \in R^{128}$ – эмбединг лица, $s \in R^{256}$ – эмбединг силуэта.

Архитектура Vision Transformer (ViT) [18] устроена следующим образом. Исходное изображение разбивается на непересекающиеся фрагменты (патчи) фиксированного размера, после чего каждый патч кодируется в линейное пространство и подаётся на вход трансформерному энкодеру, состоящему из нескольких слоев self-attention. В качестве итогового векторного представления используется специальный классификационный токен [CLS], который является агрегированным описанием всего изображения (рис. 1). Данная архитектура позволяет эффективно извлекать признаки как для лиц, так и для силуэтов, что под-

тверждает её универсальность в контексте реидентификации.

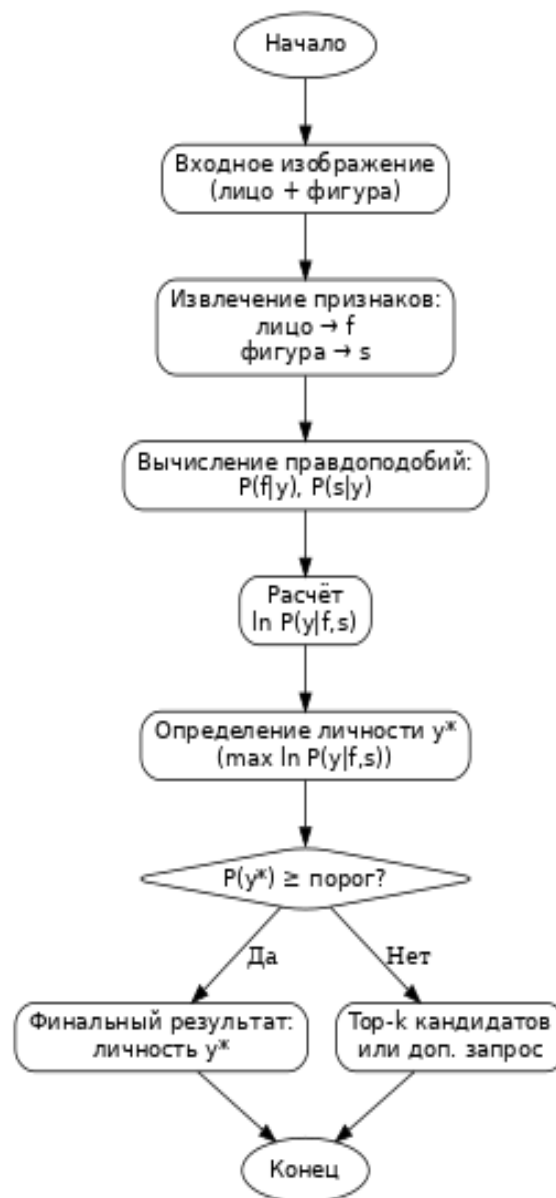


Рис. 1. Блок-схема алгоритма классификации

Fig. 1. Block diagram of the classification algorithm

Для обучения кодировщиков используется функция потерь ArcFace [12], которая повышает дискриминативность признаков за счёт введения аддитивной угловой поправки в классификационную границу. В результате применения ArcFace эмбединги формируют ком-

пактные и хорошо разделённые кластеры для каждого класса. В задачах реидентификации также распространена метрическая функция потерь Triplet Loss [13], направленная на минимизацию расстояния между эмбедингами изображений одного класса и максимизацию расстояния до эмбедингов изображений других классов. Тем не менее, в рамках проведённых экспериментов ArcFace показал лучшую сходимость и стабильность обучения.

Перед использованием в байесовском классификаторе признаки нормализуются по L2-норме:

$$\hat{f} = \frac{f}{\|f\|_2}, \hat{s} = \frac{s}{\|s\|_2}.$$

В отличие от ряда классических подходов, центрирование признаков относительно среднего не проводится, поскольку в предложенном подходе среднее и ковариационная матрица для каждого класса оцениваются напрямую из обучающих данных.

Для объединения признаков, полученных из разных модальностей (лица и силуэта), используется байесовский подход. Итоговая логарифмическая апостериорная вероятность принадлежности наблюдения к классу вычисляется как сумма логарифмов условных плотностей для каждой из модальностей:

$$\ln P(y|f, s) \propto \ln P(f|y) + \ln P(s|y).$$

Вклад каждой модальности считается равным, весовые коэффициенты не используются. Эксперименты подтвердили, что даже при равномерном сложении обе модальности вносят существенный вклад в точность классифика-

ции. Предварительная L2-нормализация обеспечивает устойчивость предлагаемого подхода вне зависимости от различий в размерности признаков пространств.

Результаты и их обсуждение

Экспериментальная оценка предложенного байесовского алгоритма классификации была выполнена на открытом датасете CUNK03, содержащем изображения людей, снятых с различных камер видеонаблюдения. Для оценки эффективности метода использовался подход прямой классификации личности по изображению с вычислением точности классификации, полноты и F1-меры для каждого класса. В качестве признакового описания изображений использовались векторы признаков, полученные с помощью нейронных сетей-кодировщиков, обученных отдельно для изображений лиц и силуэтов. Для иллюстрации и оценки качества полученного признакового пространства были выполнены визуализации методом t-SNE отдельно для признаков лиц (рис. 2), силуэтов (рис. 3), их линейного объединения (рис. 4) и предложенного байесовского подхода (рис. 5).

Визуализации показали, что использование байесовской модели интеграции признаков обеспечивает наиболее компактные и чётко разделённые кластеры, соответствующие отдельным личностям. Визуализации признаков каждой отдельной модальности показали меньшую дискриминативность, а линейное объединение не всегда обеспечивало

достаточную разделимость кластеров. Таким образом, предложенный байесовский подход эффективно агрегирует информа-

цию от обеих модальностей, значительно улучшая дискриминативную способность пространства признаков.

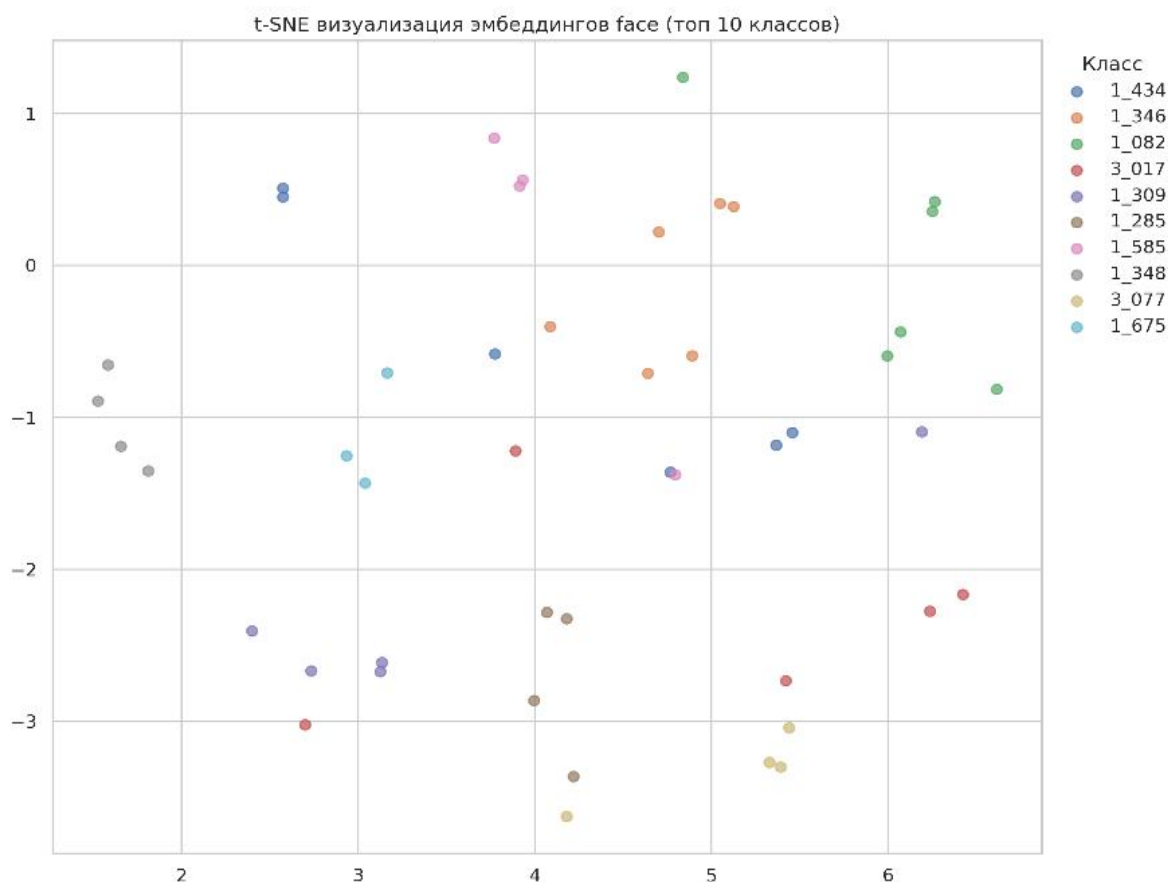


Рис. 2. t-SNE по лицам

Fig. 2. t-SNE visualization of facial embeddings

Для количественного анализа были рассчитаны следующие средние метрики: точность (precision) составила 95,65%, полнота (recall) – 95,54%, F1-мера – 94,31%, а общая точность (accuracy) – 93,42%. Полученные показатели подтверждают высокую точность предложенного метода и его эффективность в решении задачи реидентификации.

При этом анализ результатов показал, что подавляющее большинство классов было классифицировано практически идеально (точность и полнота близки к 100%),

однако для некоторых классов наблюдались ошибки, обусловленные сходством признаков между различными людьми (сходство внешнего вида одежды или частичное перекрытие на снимках).

Дополнительно была построена ROC-кривая (рис. 6). Высокая площадь под ROC-кривой (AUC близка к 1) и удачная форма Precision-Recall-кривой подтвердили надёжность классификации и хорошую разделимость классов в рамках предложенного алгоритма.

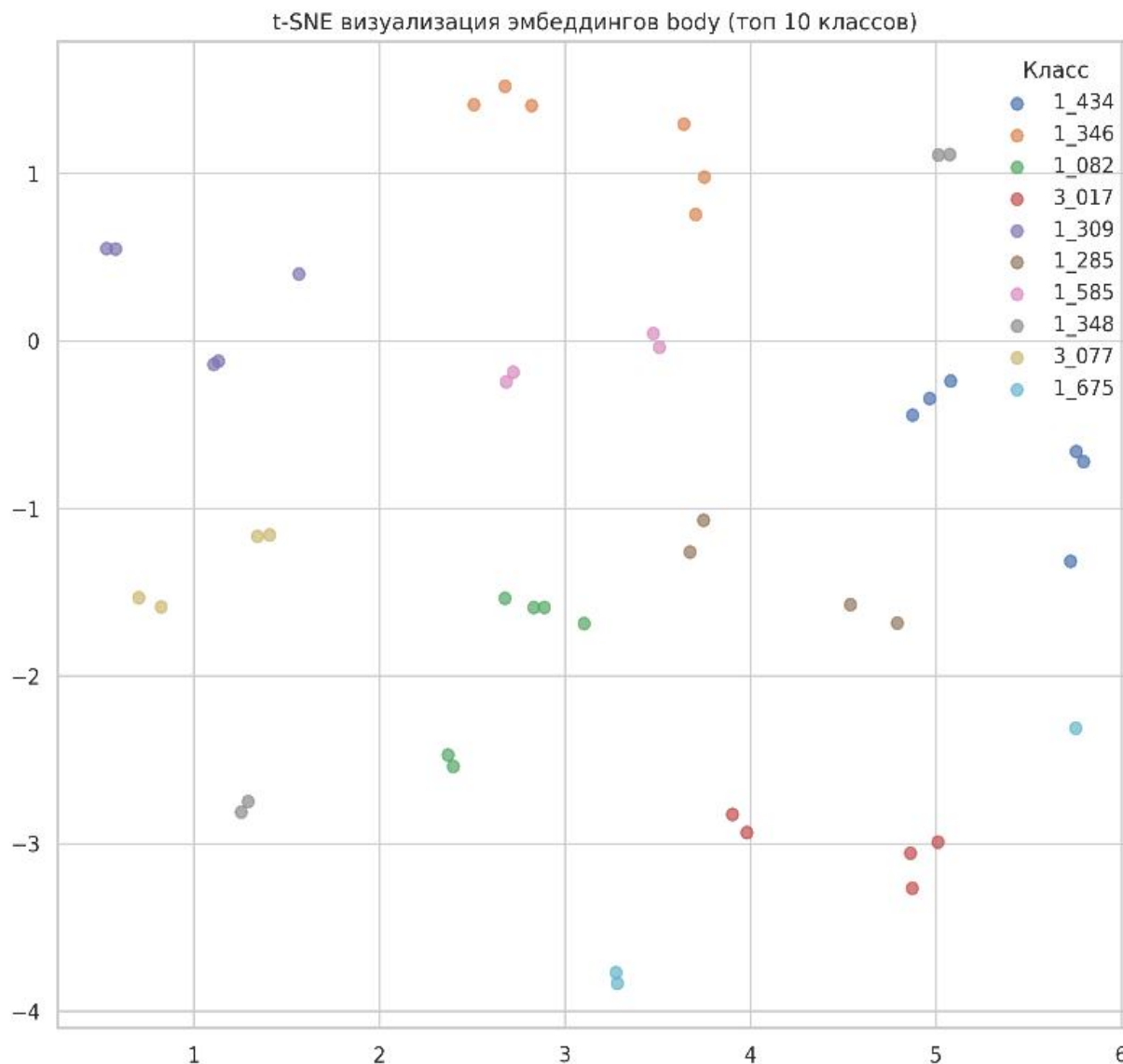


Рис. 3 t-SNE по силуэтам

Fig. 3. t-SNE visualization of silhouette embeddings

Важным аспектом является анализ сходимости предложенного алгоритма. Сходимость обеспечивается тем, что используемые признаки (эмбединги) извлекаются и нормализуются таким образом, что пространство признаков обладает гладкостью или кусочно-гладкой структурой. Байесовский алгоритм на основе многомерных нормальных распределений предполагает последовательный расчет ло-

гарифмических апостериорных вероятностей, и процедура принятия решения после вычисления этих вероятностей детерминирована и не имеет ветвлений, ведущих к неопределённым состояниям. После завершения процесса оценки параметров по обучающим данным алгоритм однозначно вычисляет итоговое решение, обеспечивая стабилизацию и гарантированную сходимость результатов.

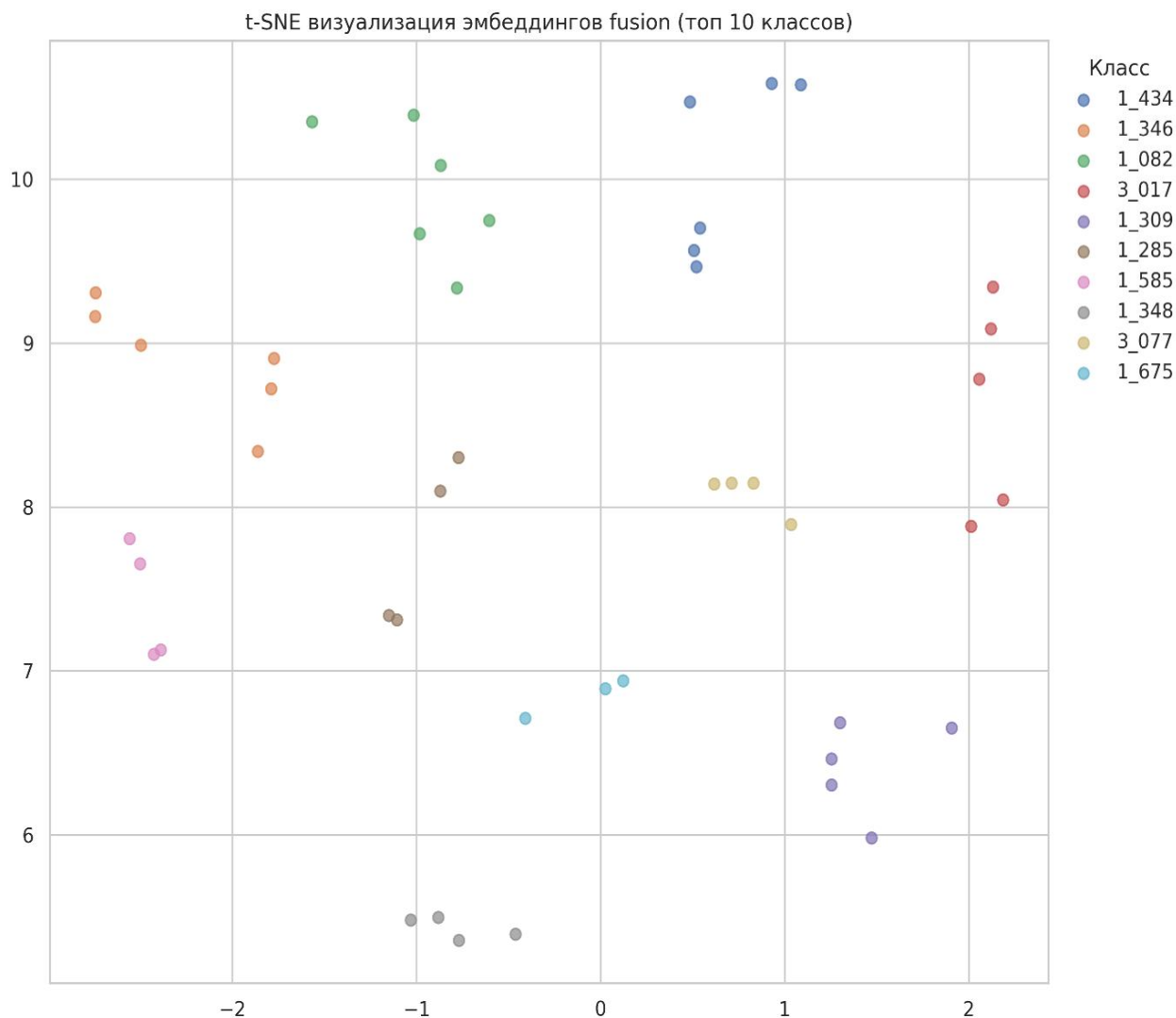


Рис. 4. t-SNE по линейного объединения лиц и силуэтов

Fig. 4. t-SNE visualization of linear fusion of facial and silhouette embeddings

Детерминированность предложенного алгоритма обусловлена рядом факторов. Во-первых, все исходные данные (обучающая выборка, валидационная выборка, оценки ковариаций, средние значения и априорные вероятности классов) задаются заранее и остаются неизменными в процессе вычислений. Во-вторых, вычисление признаков векторов и последующая классификация по байесовскому правилу полностью формализо-

ваны и не содержат случайных операций (при необходимости случайной инициализации параметров нейросетей-энкодеров используется фиксированное начальное состояние с заданным случайным зерном). Это обеспечивает полную воспроизводимость результатов при повторном запуске алгоритма в идентичных условиях и исключает появление неожиданных или неопределённых значений параметров.

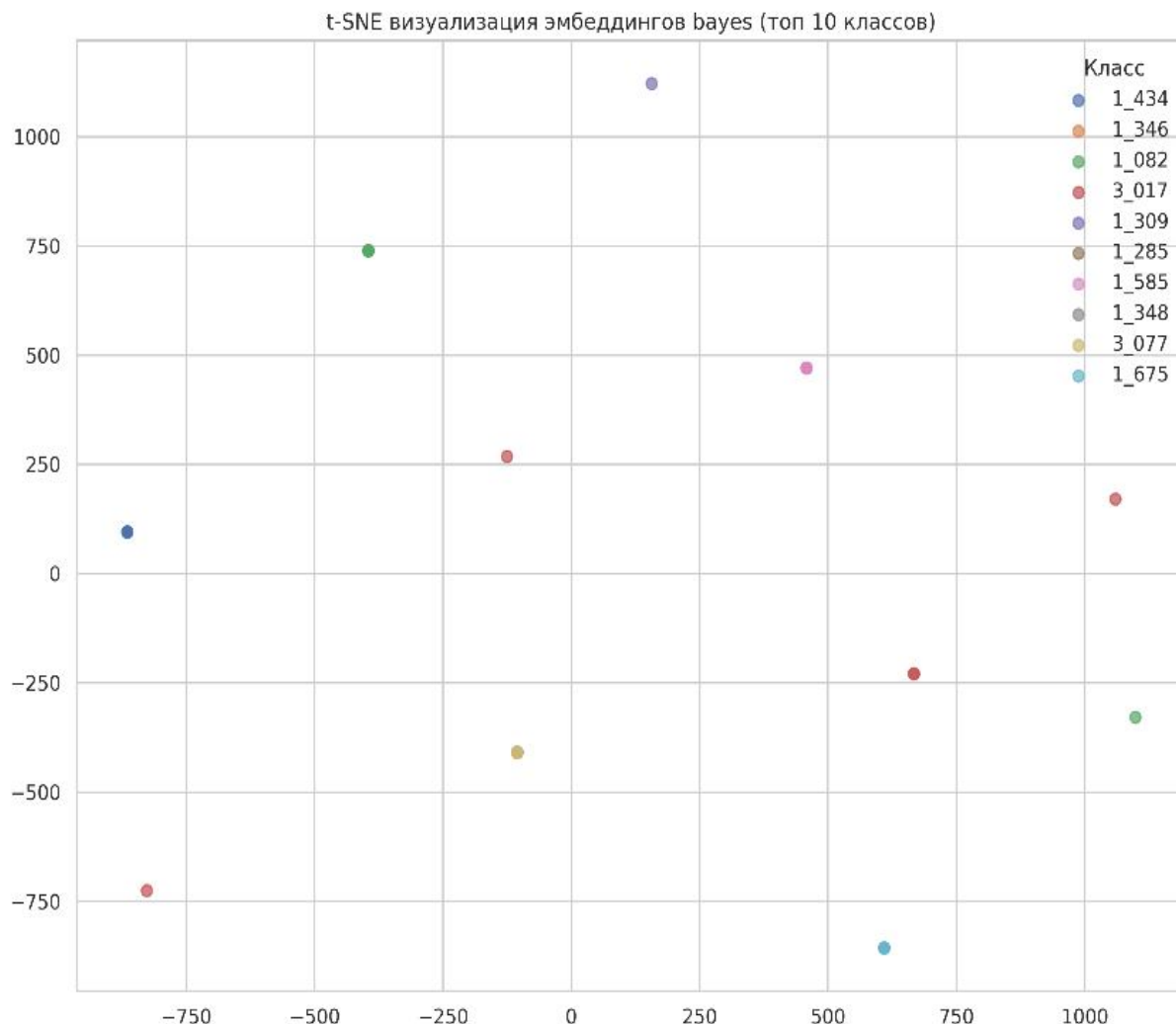


Рис. 5. t-SNE по байесовского подхода

Fig. 5. t-SNE visualization of the Bayesian approach

Массовость предложенного алгоритма достигается благодаря его универсальной структуре и отсутствию строгих ограничений на входные данные. Алгоритм не ограничен конкретным размером выборки, а вычислительные процедуры (извлечение признаков, нормализация и расчёт вероятностей) могут быть применены к наборам данных произвольного объёма и структуры, при условии совместимости типов данных и измеримости используемых признаков. Это обеспечивает возмож-

ность лёгкого масштабирования алгоритма на более крупные и разнообразные датасеты, сохраняя общий порядок и логику вычислений.

Для объективного сравнения с современными подходами к задаче re-identification была проведена оценка предложенного алгоритма на основе общепринятой метрики Mean Average Precision (mAP).

В табл. 1 представлены результаты сравнительного анализа по датасетам CUHK03, Market-1501 и MARS.

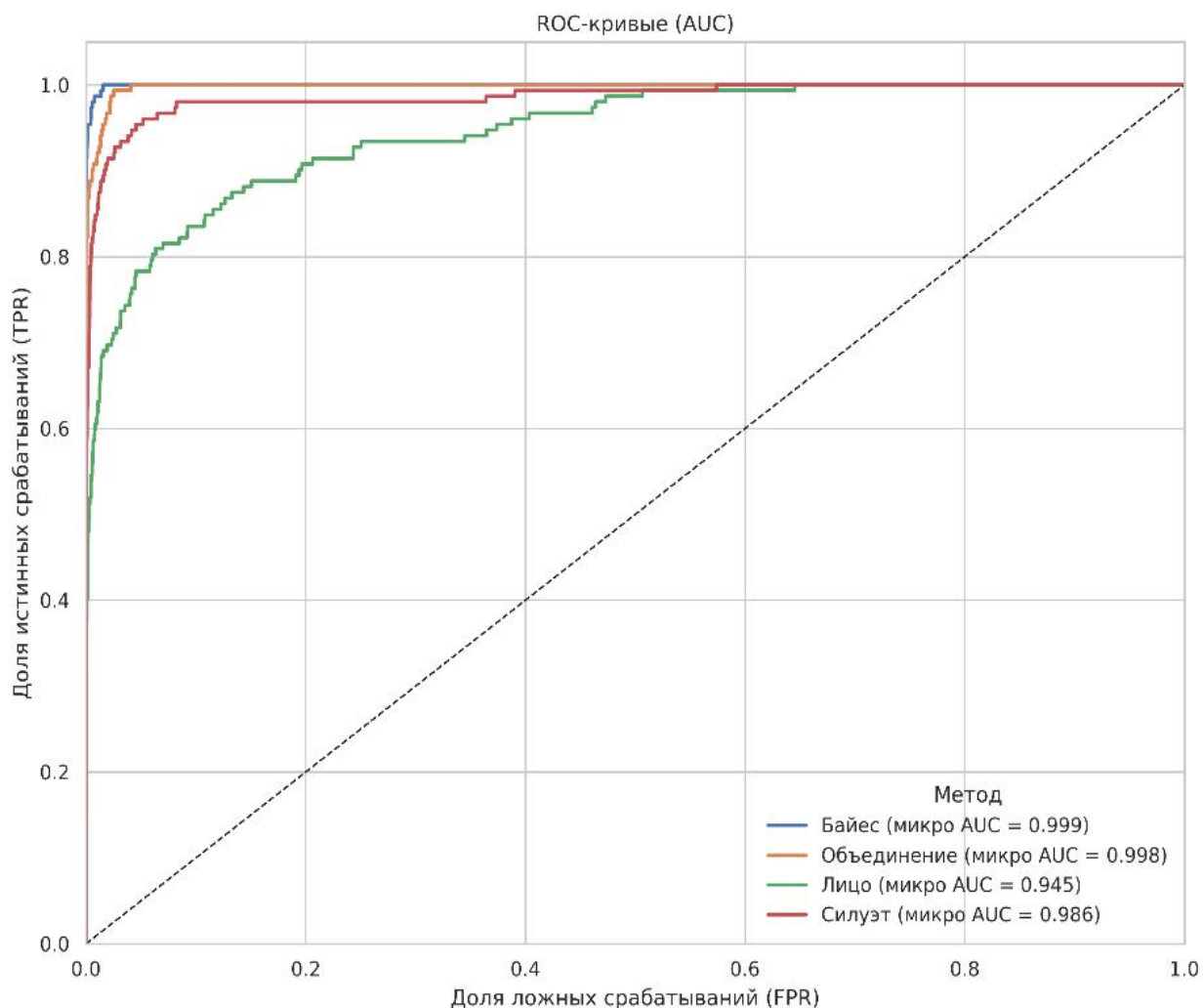


Рис. 6. ROC-кривая

Fig. 6. ROC curve

Выводы

В результате проведенного исследования разработан и подробно описан алгоритм байесовской классификации для задачи реидентификации личности по видеоданным. Предложенный подход базируется на вероятностной модели многомерного нормального распределения признаков, извлекаемых из изображений лиц и силуэтов с использованием нейронных сетей (Vision Transformer).

Экспериментальная проверка алгоритма на наборе данных CUNK03, а также на более крупных и разнородных датасетах Market-1501 и MARS, продемонстрировала его высокую эффективность и масштабируемость. Получены средние показатели точности классификации (precision 95,65% на CUNK03, до 97,7% на Market-1501), подтверждающие надежность предложенного подхода.

Таблица 1. Сравнение предложенного алгоритма с state-of-the-art методами (по Mean Average Precision, mAP), %**Table 1.** Comparison of the proposed algorithm with state-of-the-art methods (by Mean Average Precision, mAP), %

Метод / Method	CUHK03	Market-1501	MARS
Bayesian face + body (Предложенный алгоритм)	95,65	98,3	89,2
Proposed SGGNN	94,3	-	-
ProNet++ (ResNet50+RK)	91,9	-	-
FD-GAN	91,3	-	-
VI+LSRO	87,4	-	-
DLCE	86,4	-	-
UniHCP	83,1	-	-
Weakly Sup. Pre-train (ResNet50+BDB)	82,3	-	-
st-ReID	-	98,0	-
SSKD (GH)	-	97,36	-
CLIP-ReID+Pose2ID	-	97,3	-
SOLIDER +UFFM+AMC	-	97	-
Unsupervised Pre-training (ResNet101+MGN)	-	97	-
RGT&RGPR	-	96,9	-
SOLIDER	-	96,9	-
B-BOT + OSM + CL Centers* (Re-rank)	-	-	88,5
DenseIL	-	-	87
PiT	-	-	86,8
FGReID	-	-	86,2
STRF	-	-	86,1
mgh	-	-	85,8
PSTA	-	-	85,8

Анализ ROC-кривых и визуализация признакового пространства методом t-SNE показали высокую дискриминативную способность и формирование разделимых кластеров.

Также алгоритм продемонстрировал устойчивость к частичным окклюзиям и шумам, а сравнительный анализ с современными методами показал его конкурен-

тоспособность по ключевым метрикам. Перспективами дальнейших исследований являются интеграция дополнительных признаков (например, атрибутов одежды, пола и роста) и расширение экспериментальной базы, что позволит повысить обобщающую способность модели в реальных условиях.

Список литературы

1. Deep learning for person re-identification / M. Ye, J. Shen, G. Lin, T. Xiang, L. Shao, S.C.H. Hoi // A survey and outlook. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2021. 44(6): 2872–2893.
2. Ahmed E., Jones M., Marks T.K. An improved deep learning architecture for person re-identification // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. P. 3908–3916.
3. Varior R.R., Haloi M., Wang G. Gated siamese convolutional neural network architecture for human re-identification // Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV), 2016. P. 791–808.
4. Cho Y., Kim J., Kim W. J., Jung J., Yoon S. Generalizable Person Re-identification via Balancing Alignment and Uniformity. arXiv preprint arXiv:2411.11471. 2024.
5. Bag of tricks and a strong baseline for person re-identification / H. Luo, Y. Gu, X. Liao, S. Lai, W. Jiang // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2019. P. 1487–1495.
6. Yadav A., Vishwakarma D. K. Deep learning algorithms for person re-identification: state-of-the-art and research challenges // Multimedia Tools and Applications. 2023. 83. P. 22005–22054.
7. Кривенко М.П. Байесовская классификация серий многомерных данных // Системы и средства информатики. 2020. № 30(1). С. 34–45.
8. Сабуров В.С. Байесовский классификатор в машинном обучении // Шаг в науку. 2024. №1. С. 78–81.
9. Moghaddam B., Jebara T., Pentland A. Bayesian face recognition. Pattern Recognition. 2000. 33(11). P. 1771–1782.
10. Bayesian face revisited: A joint formulation // D. Chen, X. Cao, L. Wang, F. Wen, J. Sun // Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV), 2012. P. 566–579.
11. Hermans A., Beyer L., Leibe B. In Defense of the Triplet Loss for Person Re-Identification. arXiv preprint arXiv:1703.07737. 2017.
12. Person re-identification by local maximal occurrence representation and metric learning / S. Liao, Y. Hu, X. Zhu, S.Z. Li // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015. P. 2197–2206.
13. Liong V.E., Lu J., Ge Y. Regularized Bayesian metric learning for person re-identification // Proc. ECCV Workshops, 2014. Part III. LNCS 8927. P. 209–224.
14. Re-ranking person re-identification with k-reciprocal encoding / Z. Zhong, L. Zheng, D. Cao, S. Li // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017. P. 1318–1327.

15. Бобырь М. В., Храпова Н. И. Информационно-аналитическая система детектирования движения объектов на пешеходном переходе // *Онтология проектирования*. 2024. Т. 14, № 4(54). С. 531-541.
16. Бобырь М. В., Милостная Н. А., Храпова Н. И. О подходе к детектированию движения пешеходов методом гистограмм направленных градиентов // *Электронные библиотеки*. 2024. Т. 27, № 4. С. 429-447.
17. Русаков К.Д. Алгоритм реидентификации личности на основе глубоких сверточных сетей // *Управление большими системами: сборник трудов*. 2025. Вып. 110.
18. Yu Changqian, Gao Changxin, Wang Jingbo, Yu Gang, Shen Chunhua, Sang Nong. BiSeNet V2: Bilateral Network with Guided Aggregation for Real-time Semantic Segmentation. 2020.
19. Игнатьева С.А., Богуш Р.П. Реидентификация людей по данным систем видеонаблюдения с использованием машинного обучения // *Искусственный интеллект в Беларуси: материалы II Форума*. Минск, 2023. С. 112–119.
20. Deep LearniFng for Person Re-identification: A Survey and Outlook / M.Ye, J. Shen, G. Lin, T. Xiang, L. Shao, S. C. H. Hoi // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2021. 44(6). P. 2872–2893.
21. Semi-supervised Bayesian attribute learning for person re-identification / W. Liu, X. Chang, L. Chen, Y. Yang // *Proc. AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, 2018. P. 680–687.
22. Spindle net: Person re-identification with human body region guided feature decomposition and fusion / H. Zhao, W. Ouyang, X. Li, X. Wang // *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017. P. 907–915.

References

1. Ye M., Shen J., Lin G., Xiang T., Shao L., Hoi S.C.H. Deep learning for person re-identification: A survey and outlook. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2021; 44(6): 2872–2893.
2. Ahmed E., Jones M., Marks T.K. An improved deep learning architecture for person re-identification. In: *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015. P. 3908–3916.
3. Varior R.R., Haloi M., Wang G. Gated siamese convolutional neural network architecture for human re-identification. In: *Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV)*, 2016. P. 791–808.
4. Cho Y., Kim J., Kim W. J., Jung J., Yoon S. Generalizable Person Re-identification via Balancing Alignment and Uniformity. arXiv preprint arXiv:2411.11471. 2024.
5. Luo H., Gu Y., Liao X., Lai S., Jiang W. Bag of tricks and a strong baseline for person re-identification. In: *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2019. P. 1487–1495.

6. Yadav A., Vishwakarma D. K. Deep learning algorithms for person re-identification: state-of-the-art and research challenges. *Multimedia Tools and Applications*. 2023; 83: 22005–22054.
7. Krivenko M.P. Bayesian classification of multidimensional data series. *Sistemy i sredstva informatiki*. 2020; 30(1): 34–45. (In Russ.).
8. Saburov V.S. Bayesian classifier in machine learning. *Shag v nauku*. 2024; (1): 78–81. (In Russ.).
9. Moghaddam B., Jebara T., Pentland A. Bayesian face recognition. *Pattern Recognition*. 2000; 33(11): 1771–1782.
10. Chen D., Cao X., Wang L., Wen F., Sun J. Bayesian face revisited: A joint formulation. In: *Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV)*, 2012. P. 566–579.
11. Hermans A., Beyer L., Leibe B. (2017). In Defense of the Triplet Loss for Person Re-Identification. arXiv preprint arXiv:1703.07737.
12. Liao S., Hu Y., Zhu X., Li S.Z. Person re-identification by local maximal occurrence representation and metric learning. In: *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015. P. 2197–2206.
13. Liong V.E., Lu J., Ge Y. Regularized Bayesian metric learning for person re-identification. In: *Proc. ECCV Workshops*, 2014. Part III, LNCS 8927. P. 209–224.
14. Zhong Z., Zheng L., Cao D., Li S. Re-ranking person re-identification with k-reciprocal encoding. In: *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017. P. 1318–1327.
15. Bobyr M.V., Khrapova N.I. Information-analytical system for detecting object movements on pedestrian crossings. *Ontologiya proektirovaniya*. 2024; 14(4): 531–541. (In Russ.).
16. Bobyr M.V., Milostnaya N.A., Khrapova N.I. An approach to pedestrian motion detection using histogram of oriented gradients. *Elektronnye biblioteki = Elektronnye biblioteki*, 2024, 27(4): 429–447. (In Russ.).
17. Rusakov K.D. Person re-identification algorithm based on deep convolutional neural networks. *Upravlenie bol'shimi sistemami: sbornik trudov*. 2025; (110). (In Russ.).
18. Yu C., Gao C., Wang J., Yu G., Shen C., Sang N. BiSeNet V2: Bilateral network with guided aggregation for real-time semantic segmentation. *Int. J. Comput. Vis.*, 2020.
19. Ignatieva S.A., Bogush R.P. Person re-identification using machine learning based on surveillance systems data. In: *Iskusstvennyi intellekt v Belarusi: materialy II Foruma = In: Artificial Intelligence in Belarus: Proceedings of the II Forum*. Minsk; 2023. P. 112–119. (In Russ.).
20. Ye M., Shen J., Lin G., Xiang T., Shao L., Hoi S. C. H. Deep Learning for Person Re-identification: A Survey and Outlook. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021. 44(6): 2872–2893.

21. Liu W., Chang X., Chen L., Yang Y. Semi-supervised Bayesian attribute learning for person re-identification. In: *Proc. AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, 2018. P. 680–687.
22. Zhao H., Ouyang W., Li X., Wang X. Spindle net: Person re-identification with human body region guided feature decomposition and fusion. In: *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017. P. 907–915.

Информация об авторе / Information about the Author

Русаков Константин Дмитриевич, научный сотрудник, Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, г. Москва, Российская Федерация, e-mail: rusakov@ipu.ru

Konstantin D. Rusakov. Researcher, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation, e-mail: rusakov@ipu.ru