

Выбор способов формирования признаков PCA и подбор параметров SVM-классификатора для идентификации личности по походке

О.В. Струкова¹, Е.В. Мясников^{1,2}

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

²Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

Аннотация. В работе представлены результаты продолженных исследований с применением метода главных компонент (PCA) и машины опорных векторов (SVM) для идентификации личности по походке. В рамках экспериментальных исследований с использованием базы данных CASIA GAIT проведено сравнение схем работы с входными данными метода главных компонент. По результатам экспериментов дана оценка способам формирования признаков пространства и определены наиболее эффективные параметры классификатора SVM. Проведена классификация видеопоследовательностей, регистрируемых видеосъемками, расположенными фронтально, под углом и ортогонально направлению движения объектов.

1. Введение

Идентификация личности по походке в сравнении с другими широко применяемыми биометрическими системами более универсальна по причине того, что позволяет распознать человека с большого расстояния. Кроме того, данный способ идентификации может обнаружить человека даже в толпе, а благодаря постоянной видеосъемке, особенно на стратегически важных объектах, позволяет сделать это в режиме реального времени. Несомненным плюсом этого подхода является и тот факт, что процесс идентификации личности возможен и без ведома и согласия объекта. Попытки скрыть лицо, проходя мимо камеры наблюдения, не помешают распознать человека по походке.

Тем не менее, до настоящего времени у данного подхода существует ряд ограничений, среди которых изменение ракурса, под которым производится съемка или видеозапись. Для широкого применения на практике важна устойчивость системы распознавания личности к изменению условий съемки.

По данным литературных обзоров идентификация личности по походке проводилась исследователями с использованием различных методов. В работе [1] рассматривается зависимость точности классификации личности в зависимости от изменения угла съемки на базе данных OU-ISIR.

В современных литературных источниках отмечается все более частое обращение исследователей к методу опорных векторов [2], как одному из эффективных методов классификации. В работе [3] производится сравнение эффективности применения классификатора SVM и скрытой модели Маркова (HMM).

Метод главных компонент (PCA) также является часто используемым в задачах распознавания личности по походке [4,5]. Анализ эффективности использования линейного (PCA) и нелинейных (ISOMAP, LLE) методов снижения размерности для формирования признаков подробно описывается в источнике [4].

Нами, в рамках предложенного ранее подхода [6], продолжен поиск оптимального способа формирования признакового описания движения человека и подбор наилучших параметров SVM-классификатора для повышения эффективности классификации. Исследования выполнены в условиях расширения базы данных. Результаты проведенных исследований продемонстрировали важность тщательного выбора характеристик при решении поставленной задачи, позволяющих достичь высоких показателей качества классификации личности.

Работа имеет следующую структуру. Раздел 2 отражает используемые в работе методы. Раздел 3 состоит из описания результатов собственных экспериментов. Итоги работы представлены в заключении. В завершении приведен список использованных литературных источников.

2. Методы

Разработанный в рамках проведенного исследования метод состоит из четырех шагов:

- выделение движущегося человека на видеопоследовательности,
- нормализацию размера выделенного фрагмента видеопоследовательности,
- снижение размерности выделенного фрагмента видеопоследовательности,
- классификацию видеопоследовательности.

2.1. Выделение движущегося объекта

На первом этапе исследования производится выделение движущегося человека на видеопоследовательности с использованием метода вычитания фона на основе смеси гауссовских распределений (Gaussian mixture model, GMM) [7,8].

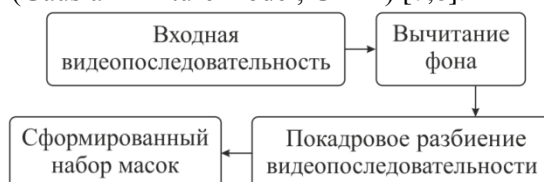


Рисунок 1. Выделение движущегося объекта.

Итогом работы первого этапа является сформированный набор масок, соответствующих отдельным кадрам видеопоследовательности (рисунок 1).

2.2. Нормализация

На втором этапе метода полученные покадрово маски подвергаются обработке (рисунок 2).



Рисунок 2. Схема нормализации изображения.

Размерность данных, содержащих информацию о движении человека, остается высокой даже после усечения и сжатия (масштабирования) изображений. Поэтому на следующем этапе производится снижение размерности.

2.3. Снижение размерности

Для снижения размерности применяется один из часто используемых методов при идентификации личности - метод главных компонент [4,5], который осуществляет поиск линейной проекции в подпространство меньшей размерности, максимизирующей разброс

данных. Информацию о движении объекта содержит последовательность кадров, из которой выделяется набор подпоследовательностей фиксированной длины, а для каждой выделенной подпоследовательности формируется вектор признаков. В работе сравниваются две схемы формирования входной матрицы для метода главных компонент.

2.3.1 Снижение размерности всей подпоследовательности

Каждый нормализованный кадр подпоследовательности разворачивается в строку, и полученные для отдельных кадров строки сцепляются между собой. Строка входной матрицы для PCA представляет собой соединенные кадры одной подпоследовательности (рисунок 3). После нахождения главных компонент в качестве признакового описания берется проекция данных исходных подпоследовательностей на первые N главных компонент.

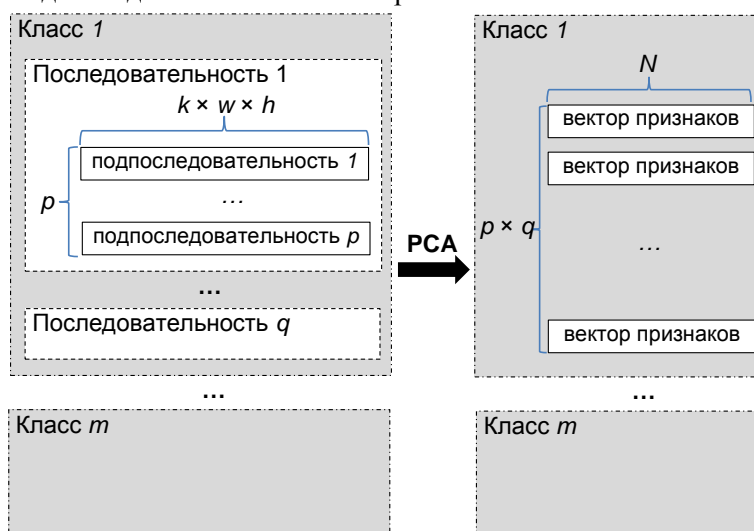


Рисунок 3. Схема 1.

2.3.2 Покадровое снижение размерности

Во второй схеме каждый кадр также нормализуется и раскладывается в строку, и на вход PCA отправляется матрица, где строка – развернутый кадр каждой подпоследовательности (рисунок 4). Аналогично первой схеме производится поиск главных компонент и проецирование данных исходных кадров подпоследовательностей на первые N главных компонент. Далее для удобства работы алгоритма происходит покадровое сцепление в строку спроецированных данных одной подпоследовательности.

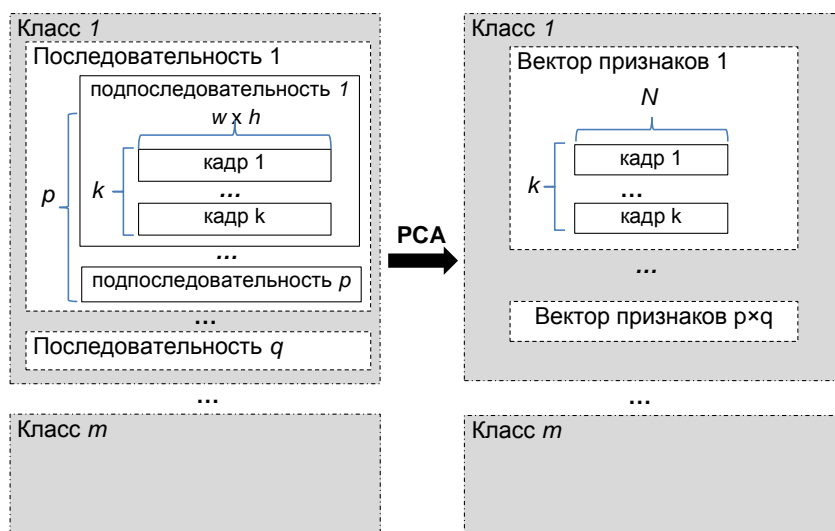


Рисунок 4. Схема 2.

2.4. Классификация видеопоследовательностей

Полученные в результате метода главных компонент признаки используются для обучения классификатора, в качестве которого в настоящей работе выступает машина опорных векторов (support vector machines, SVM)[2,9]. При этом классы соответствуют отдельным людям (личностям), а вектора признаков, полученные для всех соответствующих этим личностям подпоследовательностей, соответствуют отдельным реализациям.

3. Эксперименты

Предложенный в работе метод был реализован на языке C++ с использованием библиотеки OpenCV. При выполнении экспериментальных исследований был использован ПК на базе Intel Core i5-3470 CPU 3.2 ГГц.

Для экспериментального исследования предложенного метода были использованы раскадрированные видеопоследовательности из открытой базы данных CASIA GAIT [10]. Указанная база данных содержит последовательности бинарных изображений, соответствующих отдельным кадрам видеопоследовательности, на которых уже выполнено выделение движущихся объектов (сегментация переднего плана и фона).

Для проведения экспериментов была сформирована база видеопоследовательностей со съемкой с трех камер: фронтально (0 градусов), под углом (36 градусов) и в ортогональном направлении (90 градусов) относительно направления движения человека. Случайным образом было взято по 25 классов для каждого угла. На класс приходилось 6 последовательностей, в каждой из которых не менее 60 кадров. Последовательности класса делились на обучающую и тестовую выборки по 3 последовательности.

Метод формирования подпоследовательностей был взят из прошлых работ [3, 6]. Из последовательности кадров, содержащей движение, выделяется набор подпоследовательностей фиксированной длины. Выделение подпоследовательностей осуществляется с некоторым заданным шагом, начиная с начала исходной последовательности.

Для определения качества работы метода оценивалась точность классификации, определяемая как доля правильно классифицированных объектов. Для надежности точность классификации рассчитывалась с использованием метода k-кратной кросс-валидации.

В первом эксперименте проводилось сравнение методов снижения размерности, подробно описанных в разделах 2.3.1 и 2.3.2. Эксперимент проводился для 5, 10, 15, 20 и 25 классов взятых под прямым углом съемки, другие параметры оставались фиксированными. В частности, шаг s составлял 2 кадра, максимальный сдвиг m от начала выделенной подпоследовательности был равен 15 кадрам. Оптимальное значение выходной размерности метода главных компонент было определено в исследованиях предыдущих работ [3,6]. Поэтому во всех экспериментах в качестве признакового описания берется проекция данных исходных подпоследовательностей на первые 64 главных компоненты. Результаты экспериментов представлены на рисунках 5, 6.

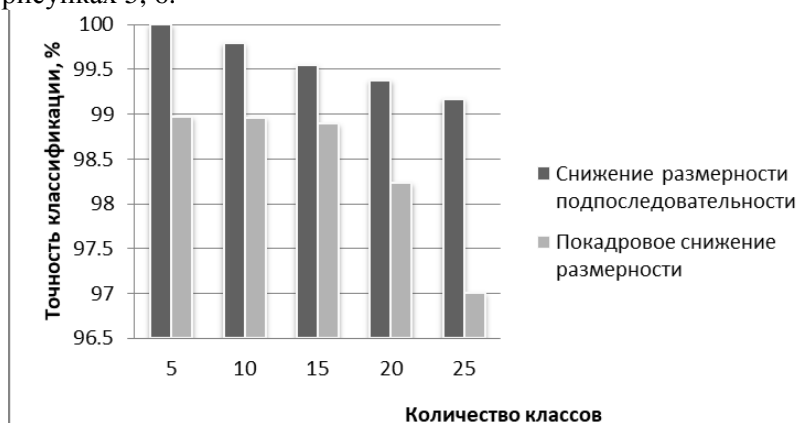


Рисунок 5. Зависимость точности классификации от количества классов при использовании схем снижения размерности, описанных в п. 2.3.1 и 2.3.2.

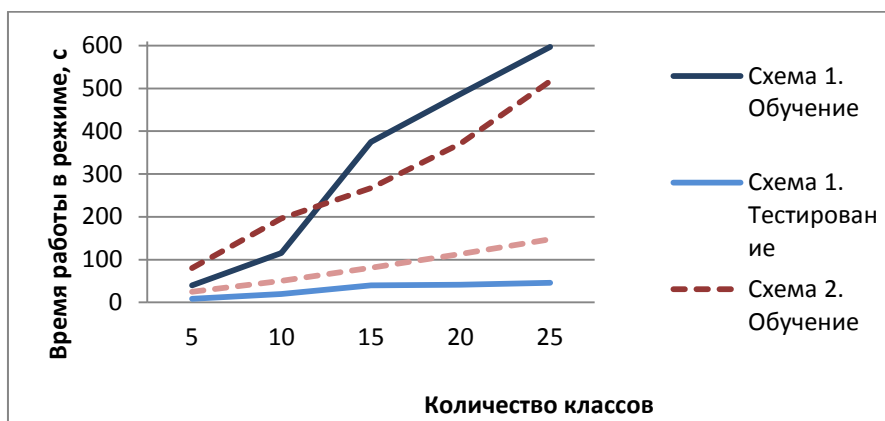


Рисунок 6. Зависимость времени работы в режимах обучения и тестирования от количества классов при использовании схем снижения размерности, описанных в п. 2.3.1 и 2.3.2.

Как видно из приведённых результатов, наилучшая точность классификации была достигнута с использованием схемы, предложенной в методе 2.3.1. Кроме того, этот метод значительно быстрее провёл обработку в режиме тестирования (рисунок 6).

Другим направлением исследования являлось изучение параметров классификатора SVM. При проведении экспериментов использовались видеопоследовательности, взятые под тремя углами съёмки (0° , 36° , 90°). В таблице 1 приведены результаты работы классификатора на ядрах LINEAR и INTER (histogram intersection). Линейное ядро представляет собой скалярное произведение двух любых заданных векторов признаков. Ядро пересечения гистограмм измеряет сходство между гистограммами, описывающими признаки объекта. Оба ядра не требуют дополнительной настройки параметров классификатора и их оптимизации, поэтому являются самыми быстрыми. Экспериментально было определено, что на ядре LINEAR точность классификации значительно выше.

Таблица 1. Зависимость точности классификации в зависимости от количества классов и выбранного типа ядра.

Ядро	Угол съёмки 90°		Угол съёмки 36°		Угол съёмки 0°	
	LINEAR	INTER	LINEAR	INTER	LINEAR	INTER
Кол-во классов						
5	100.00	98.67	82.33	76.39	81.5	80.83
10	99.79	98.96	79.79	75.21	80.56	74.17
15	99.54	98.89	80	74.67	78.24	72.33
20	99.38	98.23	77.43	70	77.5	72.08
25	99.17	97.00	77.16	69.17	77.33	69.72

Похожие эксперименты проводились авторами статьи [2], где для исследования параметров классификатора SVM было взято всего 10 объектов со съёмкой под прямым углом. Полученная в ходе исследований точность классификации соответствует современному уровню и превосходит результат, продемонстрированный в [2] для экспериментов, где совпадают условия (количество классов, тип ядра, база и угол съёмки).

4. Заключение

В рамках предложенного ранее подхода [19,21] были разработаны новые способы формирования входных данных метода главных компонент. Выполненные на базе данных

CASIA GAIT эксперименты позволили выбрать наилучший из методов. В ходе исследований было определено, что первая схема требует больше времени на обучение, чем вторая, но быстрее работает в режиме тестирования.

Применение SVM в качестве классификатора последовательностей было успешным, поскольку для небольшого количества классов была получена высокая точность классификации. В частности, для 25 классов точность составила 99,17%. Также было выявлено, что качество классификации значительно выше при съемке под углом 90°. На расширенной базе данных было проведено сравнение двух типов ядер, дальнейшим направлением исследований является изучение нелинейных ядер.

5. Литература

- [1] Takemura, N. Multi-view large population gait dataset and its performance evaluation for cross-view gait recognition / N. Takemura, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, Y. Yagi // *IPSN Transactions on Computer Vision and Applications*. – 2018. – Vol. 10(4).
- [2] Shelke, P.B. Person Identification Using Gait: SVM Classifier Approach / P.B. Shelke, P.R. Deshmukh // *International Journal of Emerging Technologies and Engineering (IJETE)*. – 2014. – Vol. 1(10).
- [3] Shiripova, L. Comparative analysis of classification methods for human identification by gait / L. Shiripova, E. Myasnikov // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2018. – Vol. 2268. – P. 118-128.
- [4] Josiński, H. Feature Extraction and HMM-Based Classification of Gait Video Sequences for the Purpose of Human Identification / H. Josiński, A. Świtoński, A. Michalczyk, D. Kostrzewa, K. Wojciechowski // *Vision Based Systems for UAV Applications. Studies in Computational Intelligence*. – Heidelberg: Springer. – 2013. – Vol. 481.
- [5] Murukesh, C. Secured Authentication through Integration of Gait and Footprint for Human Identification / C. Murukesh, K. Thanushkodi, P. Padmanabhan, M.D. Feroze Naina // *Electrical Engineering and Technology*. – 2018. – Vol. 9(6). – P. 2118-2125.
- [6] Strukova, O.V. Gait analysis for person recognition using principal component analysis and support vector machines / O.V. Strukova, L.V. Shiripova, E.V. Myasnikov // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2018. – Vol. 2210 – P.170-176.
- [7] Zivkovic, Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction, 2004.
- [8] Suutala, J. Gaussian Process Person Identifier Based on Simple Floor Sensors / J. Suutala, K. Fujinami, J. Röning // *European Conference on Smart Sensing and Context*. – 2008. – P. 55-68.
- [9] Cortes, C. Support-vector networks / C. Cortes, V. Vapnik // *Machine Learning*. – 1995. – Vol. 20(3). – P. 273-297.
- [10] База данных CASIA GAIT [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/Databases.asp> (13.11.2017).

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 17-29-03190-офи-м.

The choice of methods for the construction of PCA-based features and the selection of SVM parameters for person identification by gait

O.V. Strukova¹, E.V. Myasnikov^{1,2}

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

²Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

Abstract. The paper presents the results of continued research of the principal component analysis (PCA) and support vector machine (SVM) techniques for person identification by gait. The experimental studies performed using the CASIA GAIT dataset allowed us to compare the schemes of work with input data for PCA. According to the results of experiments, the optimal method of forming the feature space and the most effective parameters of the SVM-classifier were selected. The classification of video sequences recorded by video cameras located frontally, at an angle and orthogonal to the direction of objects movement was carried out.