

УДК 004.93

Алгоритм реидентификации по биометрическому шаблону лица человека

Р.Р. Исмагилов^{1,2}, С.Ю. Андреев²

Научный руководитель: доцент, к.ф.-м.н. М.Е. Семенов^{1,3}

¹Национальный исследовательский Томский политехнический университет,
Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30, 634050

²ООО «Научно-производственная компания «Техника дела»»,
Россия, г. Томск, ул. Елизаровых, 93, 634021

³Научно-технологический университет «Сириус»
Россия, Краснодарский край, п. г. т. Сириус, пр. Олимпийский, д. 1, 354340
E-mail: ri10@tpu.ru

Re-identification algorithm based on face embeddings

R.R. Ismagilov^{1,2}, S.I. Andreev²

Scientific Supervisor: Ass. Prof., PhD, M.E. Semenov^{1,3}

¹Tomsk Polytechnic University, Russia, Tomsk, Lenin str., 30, 634050

²«SPC «Technika Dela»» LLC, Russia, Tomsk, Elivzarovikh str., 93, 634021

³Sirius University of Science and Technology, Russia, Sirius, Olimpiyskiy str., 1, 354340
E-mail: ri10@tpu.ru

Abstract. This article provided performance research of DBSCAN and agglomerative clustering algorithms on re-identification task based on face embeddings. Evaluation of algorithms performance was made using custom dataset containing 35 090 images of 20 people. Adjusted mutual information, Purity and Inverse Purity scores are equal to 0.9964, 1.0 and 0.9965 respectively for both algorithms using cosine distance threshold between samples of same cluster equal to 0.37.

Key words: re-identification, face recognition, DBSCAN, agglomerative clustering, biometrics.

Введение

Идентификация личности человека по изображению его лица — одна из классических задач компьютерного зрения. В общем случае она сводится к локализации лица на изображении, извлечению его биометрического вектора (шаблона) и его сопоставлению с базой данных зарегистрированных лиц. Однако зачастую возникает потребность в повторной идентификации незнакомых системе людей. Данная задача машинного обучения носит название задачи реидентификации.

Целью работы является решение задачи реидентификации людей методом кластеризации биометрических векторов.

Экспериментальная часть

Наивный алгоритм. Предположим, что в биометрической системе был обнаружен человек, который отсутствует в базе данных. Пусть X_1 — биометрический шаблон, полученный с помощью модели распознавания лиц при первом обнаружении человека в кадре; X_2 — при втором обнаружении и т. д.; X_{ref} — эталонный биометрический вектор данного человека, который хранится в базе данных для идентификации персоны. При первом обнаружении человека $X_{ref} = X_1$. Получим оценку качества $q(X_1)$ биометрического вектора с помощью алгоритма оценки качества [1]. Если при последующих обнаружениях человека $q(X_i)$ окажется больше $q(X_{ref})$, то эталонный вектор X_{ref} переопределяется и равен X_i .

Однако при использовании данного подхода нет гарантии, что в окрестность эталонного биометрического вектора попадут все случаи распознавания конкретного человека.

Алгоритмы кластеризации. Рассмотрим случай, когда задача реидентификации решается не в режиме реального времени; а мы имеем набор биометрических шаблонов,

снятых за определённый промежуток времени. Тогда задачу реидентификации можно рассматривать как задачу кластеризации, где каждый кластер соответствует одному человеку.

Главная проблема многих алгоритмов кластеризации — необходимость заранее задать число кластеров для разбиения. В рамках нашей задачи данная проблема становится критической, т. к. мы не знаем, сколько уникальных персон было детектировано системой.

С учётом требований к решению задачи мы выбрали алгоритм DBSCAN и алгоритм агломеративной кластеризации. В качестве параметров для алгоритма DBSCAN было задано максимальное расстояние между соседними точками кластера (0,33; 0,35; 0,37) и минимальное число объектов в одном кластере (один). Параметры алгоритма агломеративной кластеризации: пороговое расстояние между кластерами (0,33; 0,35; 0,37), а также метод одиночной связи для вычисления связи между экземплярами данных. В качестве метрики схожести было использовано косинусное расстояние.

Алгоритм получения биовектора. В качестве модели детектирования лиц на изображении мы взяли свёрточную нейронную сеть RetinaFace [2]. С её помощью мы получаем координаты ограничивающей рамки области, содержащей лицо человека. Далее мы выравниваем полученную область относительно ключевых точек лица (центры глаз, центр носа, уголки губ) и подаём на вход нейронной сети ResNet50, обученной методом ArcFace [3] на наборе данных WebFace600k. На выходе мы получаем биометрический шаблон — вектор размерностью 512.

Набор данных. В качестве набора данных для тестирования алгоритмов мы взяли серии записей с камер видеонаблюдения, расположенных в местах высокой проходимости. Видеозаписи были разделены на треки — фрагменты непрерывного присутствия человека в кадре. Разметку треков на уровне персон мы проводили с помощью алгоритма DBSCAN, а также ручной проверки и исправления содержимого кластеров.

Полный набор данных содержит 718 685 изображений лиц, 54 705 видео треков для 1003 человек. Сравнение алгоритмов мы провели на 35 090 изображениях 20 человек.



Рис. 1. Пример изображений набора данных

Результаты

Для сравнения качества работы алгоритмов были использованы следующие метрики: скорректированная мера взаимной информации (Adjusted mutual information score, AMI), Purity — точность содержимого кластеров, Inverse Purity — описание полноты кластеров и скорректированная F-мера для пар истинных и спрогнозированных меток изображений [4].

Таблица 1

Сравнение алгоритмов DBSCAN и агломеративной кластеризации (AC) на малой выборке данных

Показатель	DBSCAN@0,33	DBSCAN@0,35	DBSCAN@0,37	AC@0,33	AC@0,35	AC@0,37
AMI	0,9898	0,9933	0,9964	0,9898	0,9933	0,9964
Purity	1	1	1	1	1	1
Inverse purity	0,9915	0,9952	0,9975	0,9915	0,9952	0,9975
Время вычислений	65,43 с	64,51 с	67,30 с	452,7 с	454,91 с	450,25 с

Таблица 2

Сравнение наивного алгоритма (QA) и DBSCAN на полном наборе данных

Показатель	DBSCAN@0,3	DBSCAN@0,33	DBSCAN@0,35	QA@0,35	QA@0,4	QA@0,45
AMI	0,9898	0,9933	0,9964	0,9898	0,9933	0,9964
Purity	0,9996	0,9987	0,9920	0,9999	0,9999	0,9999
Inverse purity	0,9490	0,9763	0,9863	0,3136	0,3740	0,4428
F^{eq}	0,9860	0,9944	0,9885	0,4402	0,5182	0,5915

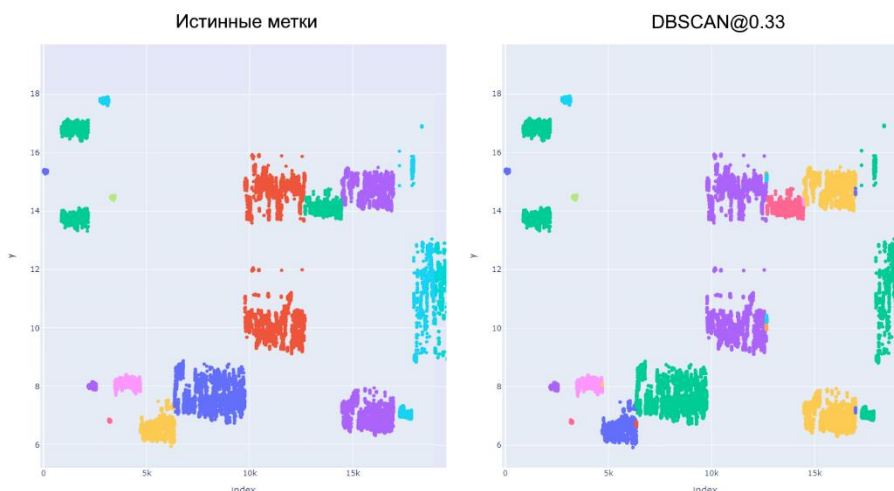


Рис. 2. Фрагмент визуализации кластеризованных данных: цвета соответствуют уникальной персоне

Заключение

Алгоритм агломеративной кластеризации (AC) и DBSCAN достигли одинаковых показателей качества при одинаковом значении максимального расстояния между ближайшими соседями одного кластера. Однако скорость работы алгоритма DBSCAN на малом наборе данных оказалась в среднем в 6,88 раз больше, чем скорость работы агломеративного алгоритма. Наиболее высокое значение Inverse Purity было достигнуто при радиусе окрестности 0,37. На полном наборе данных алгоритм показал себя значительно лучше, чем наивный подход. Наилучшее значение скорректированной F-меры было получено при радиусе окрестности 0,33.

Список литературы

1. Terhorst P. et al. SER-FIQ: Unsupervised estimation of face image quality based on stochastic embedding robustness // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2020. – P. 5651–5660.
2. Deng J. et al. Retinaface: Single-stage dense face localisation in the wild // arXiv preprint arXiv:1905.00641. – 2019.
3. Deng J., Guo J., Xue N. and Zafeiriou S. ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2019. – P. 4685–4694.
4. Копылов А.В., Середин О.С. Новая F-мера качества бинарных классификаторов // Математические методы распознавания образов: тезисы докладов 21-ой Всероссийской конференции с международным участием, Москва, 12–15 декабря 2023. – Москва : РАН, 2023 – С. 48–50.