

УДК 004.93
05.11.00

Разработка алгоритма мультиклассификации для решения задач верификации человека по изображению лица

07, июль 2012

Бобе А.С.

*Студент,
кафедра «Биомедицинские технические системы»*

*Научный руководитель: Самородов А. В.,
к.т.н., доцент, доцент кафедры «Биомедицинские технические системы»*

МГТУ им. Н.Э. Баумана
anatoly_bobe@mail.ru

Введение

Задачи верификации личности по изображению лица играют важнейшую роль во многих современных биометрических системах и системах видеонаблюдения. К алгоритмам, реализующим данные задачи, предъявляются высокие требования, как по вероятностным характеристикам, так и по быстродействию. Математически задача верификации сводится к задаче классификации двух рассматриваемых изображений лиц на два класса: «свои» и «чужие». В данной работе были проведены разработка и исследование алгоритма мультиклассификации, построенного на основе объединения результатов работы базового алгоритма по различным областям лица. На первом этапе было проведено обучение и тестирование базового алгоритма классификации независимо по изображениям пяти различных областей: всего лица, области глаз, лба, носа и рта. На втором этапе был реализован ряд алгоритмов объединения решений базового алгоритма с целью нахождения оптимального варианта по критерию наилучших вероятностных характеристик верификации. В качестве базового алгоритма использовался алгоритм, основанный на методе локальных бинарных шаблонов.

Базовый алгоритм верификации

Метод локальных бинарных шаблонов (ЛБШ) применяется для выделения признаков изображений на основе описания локальной окрестности каждого пикселя в двоичной форме [1]. Модификация ЛБШ, применяемая для распознавания изображений лиц, была описана в работах [2, 3]. Оператор формирования ЛБШ применяется к каждому пикселю изображения и основан на сравнении значений интенсивности восьми пикселей его окрестности с его интенсивностью. По результатам данных сравнений формируется восьмиразрядный бинарный код, в

котором единицы и нули соответствуют пикселям окрестности, интенсивность которых не меньше или, соответственно, меньше интенсивности рассматриваемого пикселя (рис.1). В модификации алгоритма, используемой в данной работе, расстояние между центральным пикселем и пикселями окрестности было взято равным двум пикселям.

В работе [1] было предложено для анализа изображения использовать не все ЛБШ, а только те, которые имеют не более трех серий нулей и единиц. Такие шаблоны называют равномерными ЛБШ (РЛБШ).

Вектор признаков всего изображения формируется на основе алгоритма, описанного в работе [4]. Сначала изображение лица делится на $k \times k$ областей (в данной работе $k=6$, т.е. всего 36 областей) и в каждой области для каждого пикселя изображения вычисляются ЛБШ. Затем для каждой области изображения отбираются РЛБШ и строится гистограмма значений ЛБШ, причем все ЛБШ, не являющиеся равномерными, учитываются как имеющие одинаковые значения. Гистограмма каждой области изображения содержит $P(P-1)+3$ отсчетов, где $P=8$ – количество рассматриваемых точек окрестности пикселя. Набор гистограмм всех областей рассматриваемого изображения является его вектором признаков.

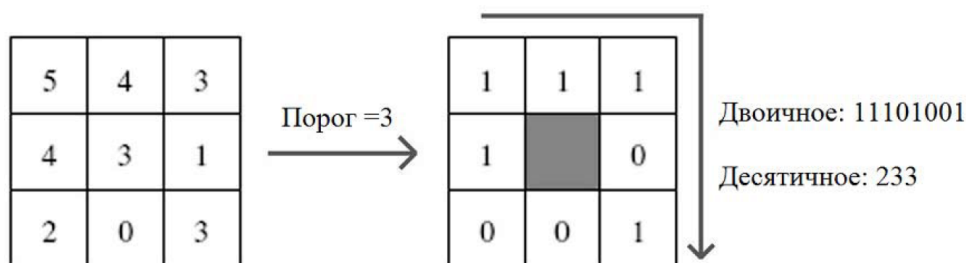


Рис.1 Пример работы ЛБШ-оператора [2]

При сопоставлении двух изображений лица для каждой пары гистограмм соответствующих областей вычисляется расстояние Кульбака-Лейблера [3]:

$$d_n = \sum_{i=1}^L \lg\left(\frac{x_{ni}}{y_{ni}}\right) \cdot (x_{ni} - y_{ni}) ,$$

где x_{ni} , y_{ni} – i -е отсчеты гистограмм ЛБШ, соответствующих n -й области первого и второго изображений лица;

L – количество отсчетов гистограммы ЛБШ.

В результате формируется $k \times k$ – мерный вектор $D=\{d_n\}$, характеризующий степень отличия двух изображений. Окончательное решение принимается по значению степени схожести сопоставляемых изображений:

$$s = \frac{y_1}{y_1 + y_2} ,$$

где y_1 – расстояние в $k \times k$ – мерном пространстве между текущим вектором D рассматриваемой пары изображений и средним вектором D , полученным ранее по группе обучения для пар изображений, соответствующих классу «чужих»;

y_2 – аналогичное расстояние до среднего вектора пар изображений, соответствующих классу «своих».

Указанные расстояния в $k \times k$ – мерном пространстве вычисляются как расстояния Махаланобиса:

$$y_c = \sqrt{(D - \mu_c)^T \cdot C^{-1} \cdot (D - \mu_c)}$$

где μ_c – средний вектор D для класса $c=\{\text{«свои»}, \text{«чужие»}\}$;

C – корреляционная матрица вектора D .

Сопоставляемые изображения считаются принадлежащими одному человеку, если мера схожести $s > s_{thr}$, где пороговое значение s_{thr} определяется по группе обучения исходя из требований к уровню ошибки второго рода (вероятность ложного совпадения, ВЛС).

Исследование качества верификации базовым алгоритмом по различным областям лица

Исследование базового алгоритма было проведено на базе лиц ColorFeret, а также на базе изображений, собранной МГТУ им. Н.Э. Баумана. Для обучения и тестирования на базе ColorFeret были выбраны только изображения, полученные в разные даты (341 изображение в обучающей выборке и 100 в тестовой). Задача верификации на данной выборке существенно осложняется по сравнению со стандартной выборкой из базы ColorFeret из-за существенных различий во внешности людей на изображениях. На базе данных МГТУ им. Н.Э. Баумана проводились сравнения изображений лиц, полученных в кабине автоматической системы паспортного контроля при многократных проходах, с фотографиями из биометрического паспорта (для каждого из 15 человек 15 сравнений использовались для обучения, 25 – для тестирования). При тестировании качество верификации при заданном пороге сопоставления оценивалось по вероятности истинно положительного сопоставления (P_v). Результаты тестирования представлены в таблице 1. В каждой ячейке таблицы первое и второе числа – значения P_v для выборки из 100 изображений БД colorFERET, полученных соответственно в один день и в разные дни, третье число – значение P_v , полученное для базы данных МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Таблица 1. Результаты тестирования базового алгоритма на основе ЛБШ

Область	P_v , %		
	FMR=0,1%	FMR=0,5%	FMR=1,0%
лица	86,0 / 40,4 / 17,3	92,0 / 61,5 / 24,6	94,0 / 76,9 / 27,2
глаз	86,0 / 26,9 / 8,2	90,0 / 40,4 / 14,7	92,0 / 46,2 / 23,5
лба	66,0 / 44,2 / 12,3	76,0 / 55,8 / 15,2	84,0 / 55,8 / 16,7
носа	76,0 / 23,1 / 18,8	88,0 / 44,2 / 26,7	88,0 / 57,7 / 33,7
рта	56,0 / 42,3 / 8,2	66,0 / 51,9 / 10,2	70,0 / 51,9 / 10,9

Из таблицы видно, что результаты работы исследуемого базового алгоритма не дают удовлетворительных результатов ни по одной из областей, включая область всего лица.

Построение мультиклассификатора

Общая схема объединения результатов работы базового алгоритма, реализованная в данной работе, показана на рис. 2. Полученные по каждой из областей меры схожести на первом этапе нормируются следующим образом:

$$sn_i = \frac{s - s_{thr,i}}{s_{thr,i}},$$

где $s_{thr,i}$ – порог принятия решения для i -й области.

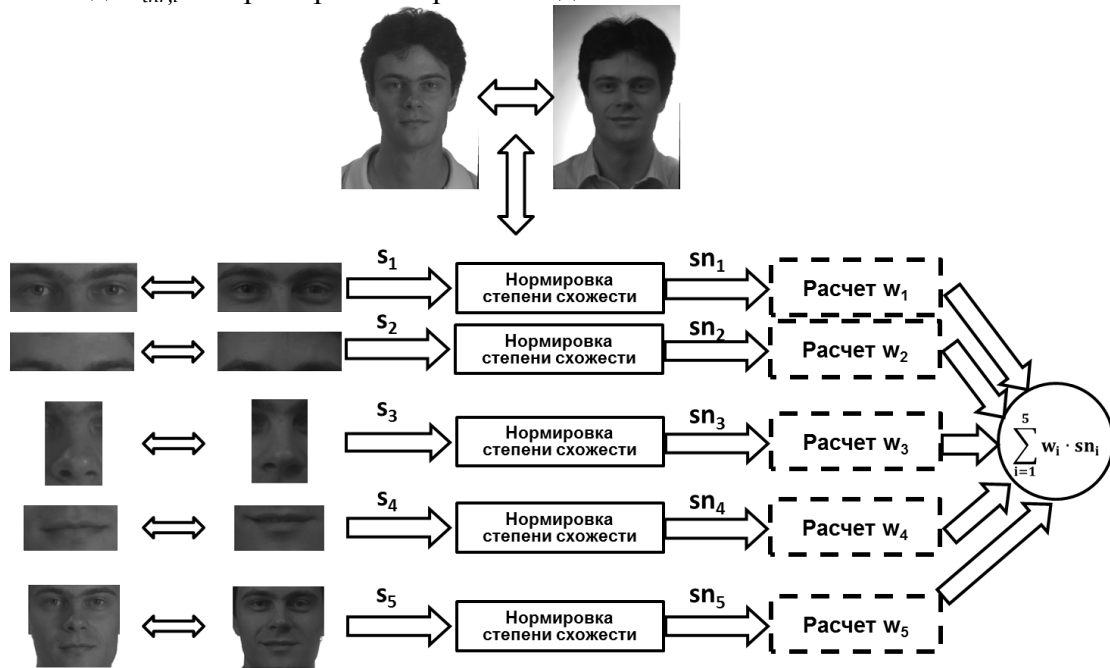


Рис.2 Схема объединения результатов работы алгоритма по 5 областям

Знак нормированных таким образом степеней схожести может интерпретироваться как решение классификатора, а абсолютная величина – как степень уверенности в этом решении. На втором этапе нормированные степени схожести складываются с весовыми коэффициентами w_i для получения итоговой степени схожести. Задача сводится к нахождению этих коэффициентов. В работе был проведен сравнительный анализ нескольких вариантов расчета весовых коэффициентов [5, 6].

а) Эмпирический подбор. Весовые коэффициенты подбираются эмпирически по критерию наилучших вероятностных характеристик построенного на их основе мультиклассификатора.

б) Коэффициенты на основе вероятностных характеристик [7]. Весовые коэффициенты пропорциональны логарифму вероятностной характеристике P_i работы классификатора для данной области:

$$w_i = \log \frac{P_i}{1 - P_i}.$$

В данной работе в качестве P_i использовалась вероятность истинно положительной верификации P_v и $(1 - EER)$, где EER – уровень эквивалентной ошибки (Equal Error Rate). Эквивалентная ошибка вычисляется при подборе порога верификации исходя из условия равенства ошибок первого и второго рода.

в) Коэффициенты на основе степени уверенности классификаторов. Коэффициенты, получаемые перечисленными выше способами, являются

постоянными, то есть, не зависят от фактического значения степени схожести для пары изображений. В работе исследовались также адаптивные коэффициенты, значение которых рассчитывается следующим образом. На основании распределений положительных и отрицательных решений классификатора для изображений обучающей выборки строятся кривые, аппроксимирующие эти распределения (рис. 3). Тогда для нормированного значения меры схожести двух изображений весовой коэффициент исследуемой области для j -й пары сравниваемых изображений может быть вычислен следующим образом:

$$w_{i,j} = \begin{cases} \frac{sn_{i,j}}{\max_2_i}, s_{i,j} \geq s_{thr,i} \\ \frac{-sn_{i,j}}{\min_1_i}, s_{i,j} < s_{thr,i} \end{cases},$$

где $\max_2_i, \min_1_i$ – характеристики диапазонов решений классификатора (рис. 3).

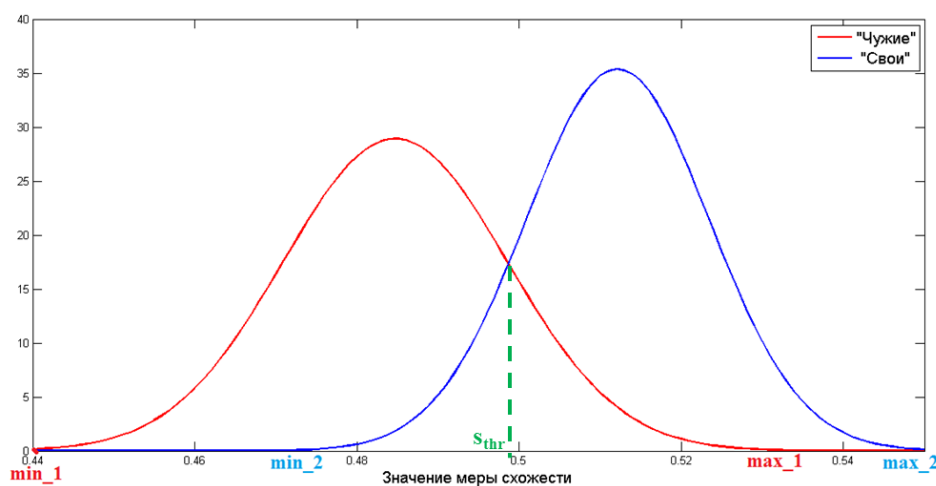


Рис.3 Распределения решений классификатора по одной из областей лица

После расчета коэффициентов объединения было проведено тестирование полученных мультиклассификаторов и расчет вероятностных характеристик их работы аналогично расчету для обычного классификатора.

Экспериментальные исследования

Результаты тестирования представлены в таблице 2 (первые значения – по изображениям базы ColorFeret, зарегистрированным в разные дни, вторые – по базе данных МГТУ им. Н.Э. Баумана). Также была реализована модель «идеального» объединения решений, в которой результат верификации считался верным, если хотя бы по одной из областей классификатор дал верное решение.

Таблица 2. Результаты работы мультиклассификаторов

Метод	Pv, %		
	FMR=0,1%	FMR=0,5%	FMR=1,0%
«Идеальное» объединение решений	82,7 / 46,6	88,5 / 63,9	92,3 / 71,0
Эмпирический подбор коэффициентов	86,5 / 60,7	88,5 / 69,5	90,4 / 74,5

На основе вероятностной характеристики P_v	57,7 / 37,5	75,0 / 55,1	84,6 / 61,6
На основе вероятностной характеристики EER	75,0 / 41,9	82,7 / 57,1	84,6 / 67,2
На основе степеней уверенности	78,9 / 51,6	84,6 / 61,9	86,5 / 64,2
На основе степеней уверенности и вероятностной характеристики EER	71,2 / 44,0	82,7 / 55,4	84,6 / 67,7

Из таблицы видно, что все методы объединения дают сходные результаты и повышают вероятностные характеристики простого классификатора по области лица на 15-20%. Наиболее предпочтительным является эмпирический метод объединения на основе подбора коэффициентов, однако данный метод требует длительного переобучения для каждой новой обучающей выборки. Поэтому предпочтительным был признан метод объединения на основе значений степеней уверенности.

В рамках работы было также проведено исследование влияние координат областей, на которые делятся изображения. Было установлено, что наилучшие характеристики достигаются именно при условии максимальной независимости классификаторов (области не имеют значительных пересечений друг с другом).

Заключение

В работе были проведены разработка и исследование мультиклассификатора для решения задач верификации человека по изображению лица. В качестве базового классификатора был использован алгоритм на основе метода ЛБШ. Алгоритм применялся независимо к 5 различным областям изображения лица. Для объединения результатов по различным областям на уровне решений была предложена схема, состоящая из нормировки и сложения полученных степеней схожести с весовыми коэффициентами.

Было проведено исследование различных алгоритмов расчета этих коэффициентов и сравнительный анализ вероятностных характеристик работы полученных мультиклассификаторов. По итогам работы наилучшим был признан метод объединения на основе значений степеней уверенности в решениях базового классификатора по различным областям лица. В дальнейшем планируется исследовать ряд других методов объединения результатов на различных уровнях, а также комбинации из нескольких методов с целью максимально приблизить вероятностные характеристики мультиклассификатора к теоретическому максимуму.

Список литературы

1. Ojala, T., Pietikainen, M., Harwood, D.: A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. //Pattern Recognition. – 1996. – Vol.29, No.1. – P.51–59.
2. Маслий Р. В.: Использование локальных бинарных шаблонов для распознавания лиц на полутоновых изображениях. //Наукові праці ВНТУ. – 2008. – № 4.
3. Петрук В.И., Самородов А.В., Спиридонов И.Н. Применение локальных бинарных шаблонов к решению задачи распознавания лиц //Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. Спец. выпуск «Биометрические технологии». – 2011. – С.58-63.

4. Ahonen T., Hadid A., Pietikainen M.: Face description with local binary patterns: application to face recognition. //IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2006. – Vol.28, No.12. – P.2037-2041.
5. Ross A.A. Nandakumar K., Jain A.K. Handbook of multibiometrics. Springer Science Business Media, 2006. – 198 p.
6. Kuncheva L.I. Combining pattern classifiers: methods and algorithms. John Wiley and Sons, Ltd, 2004. – 350 p.
7. Барабаш Ю.Л. Коллективные статистические решения при распознавании. М.: Радио и связь, 1983. – 224 с.