

Повышение точности нейросетевых методов верификации лиц за счет пространственно-взвешенной нормализации яркости изображения*

С. А. Илюхин^{III,IV}, Т. С. Чернов^{IV}, Д. В. Полевой^{I,II,III}

^I Национальный исследовательский технологический университет “МИСиС”, г. Москва, Россия

^{II} Федеральное государственное учреждение “Федеральный исследовательский центр Информатика и управление” Российской академии наук”, г. Москва, Россия

^{III} Московский Физико-Технический Институт, г. Долгопрудный, Московская обл., Россия

^{IV} ООО “Смарт Энджинс Сервис”, г. Москва, Россия

Аннотация. В статье предлагается метод пространственно-взвешенной нормализации яркости изображений лиц в градациях серого, который сохраняет значимую информацию при яркостной нормализации. Проводится экспериментальное исследование влияния различных вариантов яркостной нормализации на точность работы фиксированного нейросетевого классификатора в задаче верификации. Экспериментально показывается, что яркостная нормализация может повысить точность верификации для изображений лиц при сложном освещении и компенсировать не представленные в обучающих данных примеры.

Ключевые слова: верификация изображений лиц, биометрия, яркостная нормализация, обработка изображений.

DOI 10.14357/20718632190402

Введение

Распознавание и верификация изображений лиц на протяжении многих лет является популярной темой исследований специалистов по компьютерному зрению [1, 2]. В связи с высокой вариативностью объекта распознавания, исследования велись по двум основным направлениям: разработка снижающих вариативность изображений методов нормализации и выделение инвариантного пространства признаков для построения над ним робастного классификатора. В 2014 году нейросетевые

модели DeepFace [3] и DeepID [4] впервые пре-взошли по точности результаты человека на наборе данных LFW [5] в сценарии “без ограничений”. В 2015 году была представлена универсальная библиотека распознавания лиц OpenFace [6] на основе подхода FaceNet [7] для мобильных приложений. С этих пор фокус исследований сместился в сторону подходов, основанных на глубинном обучении (deep learning), которые самостоятельно выделяют устойчивые признаки, а развитие методов нормализации изображений для решения задач верификации лиц приостановилось.

* Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов №17-29-03370 и №18-07-01387.

Несмотря на развитие методов обучения нейросетевых классификаторов [2] и разработку все более совершенных методов аугментации данных для обучения [8-11], изменение условий освещенности сохраняет значительное влияние на качество результатов современных методов распознавания [12, 13]. Нормализация изображений может снижать дисперсию в пространстве признаков, тем самым повышая качество работы нейросетевого классификатора за счет адаптации к более широкому спектру входных данных и компенсации недостаточности представительности обучающей выборки. Требуется дополнительные исследования возможностей методов нормализации, поскольку нормализация может использоваться совместно с методами аугментации и адаптации предметной области (domain adaptation) для повышения качества нейросетевых классификаторов.

В рамках этой статьи исследуется влияние яркостной нормализации изображений лиц на результаты работы фиксированного нейросетевого классификатора и предлагается пространственно-взвешенный метод яркостной нормализации изображений лиц в градациях серого.

1. Обзор существующих работ

В режиме верификации биометрическая система решает задачу бинарной классификации: сравнивает два изображения лица и принимает решение, принадлежат ли оба изображения одному и тому же человеку или нет. Достижения мобильных технологий верификации лиц [6, 14, 15] и возможности современных систем распознавания документов и кредитных карт на мобильных устройствах [16-18] дали толчок для появления новых технологий в сфере мобильного банкинга и финансовых услуг [19, 20]. Например, сравнение фотографии владельца документа и его изображения с камеры [21] предлагается использовать для создания более защищенных банкоматов [22]. Последнее является примером важной частной задачи верификации лиц, называемой междоменной биометрией (cross-domain biometrics), в рамках которой изображение лица человека сравнивается на соответствие с фотографией владельца документа [21-25].

Мобильные приложения с функцией верификации изображения лица являются востребованными, поскольку по техническим причинам, из соображений безопасности или для соблюдения локальных законодательных актов передача изображения лица и других данных для распознавания или верификации лица на удаленный сервер может быть невозможна. Пользователи такого рода приложений заинтересованы в положительных результатах верификации и готовы соблюдать рекомендации по съемке, поэтому можно считать, что изображения лиц имеют низкую вариативность по углам ориентации и эмоциональным состояниям. Повлиять на качество и характер освещения в неконтролируемых условиях получения изображения не представляется возможным.

Описание большого количества методов нормализации освещенности в задачах распознавания лиц на изображениях в градациях серого можно найти в обзорах [1, 26-28]. Положительное влияние яркостной нормализации серого изображения на результаты нейросетевого классификатора для случаев сложного освещения описывается в [12]. При описании прикладных решений в [22] упоминается нормализация перед распознаванием цветных изображений методом [29, 30]. В работе [31] присутствует описание метода автоматической настройки камеры, что может помочь добиться лучших результатов в сложных случаях.

2. Наборы данных

В процессе исследования были использованы различные наборы данных, содержащие изображения лиц. Поскольку задача верификации лиц рассматривалась для случая преимущественно фронтальной ориентации, все наборы данных фильтровались. Для подсчета статистики использовались только те изображения, для которых отношение углов, построенных на линиях, соединяющих внешние края глаз с внутренними, а также соединяющих внешние края глаз с кончиком носа (Рис. 1), превышали некоторый порог (0.9).

Далее кратко будут рассмотрены наборы данных, которые использовались в исследовании.

Открытый набор данных LFW (Labeled Faces in the Wild) [5] создан для решения про-



Рис. 1. Угол между векторами, построенными на особых точках, по которому фильтруются данные

блем распознавания лиц и содержит 13233 фотографии 5749 человек из открытых источников. После фильтрации для сбора статистик использовалось 6148 изображений. Открытый набор данных Specs on Faces (SoF) dataset [32] содержит 42 592 фотографии 112 носящих очки людей (66 мужчин и 46 женщин). Фотографии сделаны при разных условиях освещения. После фильтрации для сбора статистик использовалось 1377 изображений. Открытый набор данных The Face Recognition Technology (FERET) [33, 34] содержит 14126 фотографии 1199 человек. После фильтрации для сбора статистик использовалось 2754 изображения.

Помимо открытых наборов данных в исследовании использовались закрытые наборы данных Face Illumination и Face Verify, собранные сотрудниками компании Smart Engines. Набор данных Face Illumination содержит фотографии лиц, полученных при помощи фронтальной камеры различных мобильных телефонов и при различных условиях съемки (Рис. 2, а). Face Verify содержит фотографии владельцев документов, присутствующие на документах, удостоверяющих личность (Рис. 2, б).

Отметим, что изображения лиц на документах имеют ряд особенностей: часть изображений являются полутоновыми, в зону лица могут попадать фрагменты печатей или других элементов защиты документов, может присутствовать загрязнение ламинирования.

3. Предлагаемый метод нормализации изображения лица

В соответствии с подходом OpenFace [6], ключевые точки лица (внешние уголки глаз и кончик носа) на фотографии выделяются с помощью детектора библиотеки Dlib [35], после чего по ним производится аффинная геометрическая нормализация и масштабирование зоны лица с вырезанием квадратного нормализован-



(а)

(б)

Рис. 2. Примеры геометрически нормализованных и цветоредуцированных изображений лиц из наборов данных (а) Face Illumination с фотографиями фронтальной камеры, (б) Face Verify с фотографиями удостоверяющих личность документов

ного изображения размером 96x96 пикселей. Для цветных изображений цветоредукция производится методом усреднения каналов.

Первым исследуемым методом яркостной нормализации было автоконтрастирование с порогами по квантилям [36] (далее - автоконтрастирование). Автоконтрастирование попиксельно изменяет изображение так, чтобы на результирующем изображении заданная доля (в нашем случае 0.02) всех пикселей изображения являлась чёрными (значение 0) и заданная доля (в нашем случае 0.02) всех пикселей изображения - белыми (значение 255). Для этого на гистограмме находятся 2 значения: i_l и i_r .

$$h(j) = \sum_{u,v} [I(u,v) = j], H(i) = \sum_{j=0}^i h(j)$$

$$i_l = \min\{i \mid H(i) > 0.02 \cdot H(255)\}$$

$$i_r = \max\{i \mid H(255) - H(i) > 0.02 \cdot H(255)\},$$

где I - исходное изображение, h - гистограмма изображения и H - кумулятивная гистограмма.

Далее ко всему изображению применяется линейная функция $L(i)$:

$$L(i) = (i - i_l) \cdot \frac{255}{i_r - i_l}$$

Вторым исследуемым в работе методом яркостной нормализации является глобальная нормализация гистограмм [36]. Первым шагом этого метода является построение гистограммы изображения, после чего на гистограмме строится кумулятивная гистограмма. Последним шагом применяется табличное преобразование (look-up table, LUT). На Рис. 3 представлены примеры цветоредукции (Рис. 3, а) и результаты применения автоконтрастирования и нормализации гистограмм (Рис. 3, б, в).

Для более аккуратной обработки и нормализации яркости в значимых областях изображения лица предлагается метод пространственно-



Рис. 3. Примеры изображений из набора данных Face Verify

- (а) полутоновое изображение после цветоредукции,
- (б) автоконтрастированное изображение,
- (в) изображение после нормализации гистограммы,
- (г) изображение после пространственно-взвешенной нормализации яркости

взвешенной нормализации яркости, применяющийся к геометрически нормализованной и цветоредуцированной зоне изображения лица. Для создания пространственной карты взвешивания используется центр изображения и полученные на этапе детектирования и аффинной нормализации ключевые точки лица (внутренние точки глаз, “горбинка” носа, нижняя точка губ на оси симметрии, Рис. 4, а).

Карта весов формируется в виде раstra по размеру зоны лица, в соответствующие места которого помещаются ключевые точки (Рис. 4, б). Затем к изображению $w(u,v)$ применяется фильтр размытия по Гауссу, в результате чего получается финальная карта весов (Рис. 4, в).

Для работы метода необходимо эталонное изображение, к гистограмме которого будет приводиться гистограмма обрабатываемого изображения. При проведении экспериментов в качестве эталонного изображения была выбрана фотография владельца документа сотрудника Smart Engines.

Следующим шагом гистограмма обрабатываемого изображения приводится к гистограмме эталонного изображения. Поскольку освещение может быть неравномерно, образуя

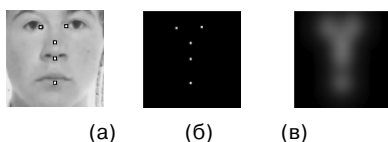


Рис. 4. Пространственная карта взвешивания

- (а) схема расположения ключевых точек, (б) карта весов без размытия, (в) финальная карта весов

слишком светлые участки на одной части лица и очень темные участки на другой части (Рис. 3, а – г), фотография разбивается на части, в каждой из которых происходит локальная коррекция. Для этого исходное изображение, карта весов и эталонное изображение разбивается на 4 пересекающихся прямоугольных области, построенных на границах изображения (Рис. 5), после чего каждая область обрабатывается отдельно. В нашем случае площадь одной прямоугольной области составляет 45,8% общей площади фотографии лица.

Чтобы сумма значений области четырехугольника соответствовала размеру изображения, каждый элемент рассчитываем по формуле:

$$Z = \sum_{u,v} w(u, v), w_{new}(u, v) \cdot \frac{255}{Z},$$

где $w(u, v)$ и $w_{new}(u, v)$ - старое и новое значение для области четырехугольника карты весов, соответственно, H - кумулятивная гистограмма для данной области четырехугольника изображения. После подсчета кумулятивной гистограммы H_w с использованием карт весов исходного и эталонного изображений, кумулятивные гистограммы делятся на 25 частей так, чтобы первой части принадлежало 0.1 от общего количества пикселей изображения, а во всех остальных находился равномерно распределенный остаток:

$$h(j) = \sum_{u,v: I(u,v)=j} w_{new}(u, v), H_w(i) = \sum_{j=0}^i h_w(j)$$

$$X_0 = \min\{i \mid H_w(i) \geq 0.1 \cdot H_w(255)\}$$

$$X_j = \min\left\{i \mid H_w(j) \geq \left(j \cdot \frac{0.9}{24} + 0.1\right) \cdot H_w(255)\right\}$$

$$j = 1..24,$$

где h_w - это взвешенная гистограмма, X_j - нижняя граница для j -ого смежного интервала кумулятивной гистограммы.

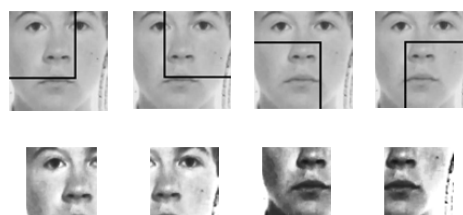


Рис. 5. Разбиение и предобработка четырехугольников

После выполнения всех вычислений становится возможным построение LUT для табличного пересчета четырехугольников:

$$mult(j) = \frac{X_{j+1}^{ref} - X_j^{ref}}{X_{j+1}^{src} - X_j^{src}}$$

$$add(j) = X_j^{ref} - X_j^{src} \cdot mult(j)$$

$$LUT(i) = mult(j) \cdot i + add(j) | j : X_j^{src} \leq i \leq X_{j+1}^{src}$$

где X^{ref} и X^{src} - вышеупомянутые границы гистограммы для эталонного и обрабатываемого изображения.

Далее, к исходному изображению применяется LUT:

$$I_{new}(u, v) = LUT(I(u, v))$$

Наконец, все регионы изображения комбинируются: сначала верхние и нижние части объединяются в две горизонтальные полосы, после чего и они объединяются аналогично. Объединение пары регионов в один происходит следующим образом: пиксели позиций, принадлежащих только одному региону, просто копируются в результирующий регион, а пересекающиеся пиксели смешиваются по формуле:

$$I_{dst}(u, v) = I_A(u, v) \cdot f(u, v) + I_B(u, v) \cdot (1 - f(u, v)),$$

где $f(u, v) \in [0, 1]$ - весовая функция для комбинации пикселей с пересекающихся позиций, которая принимает значение 0 при $(u, v) \in I_B$ и $(u, v) \notin I_B$, значение 1 в противоположном случае и линейно возрастает на участке пересечения.

Предложенный метод пространственно-взвешенной нормализации яркости учитывает важность различных зон за счет привязки к ключевым точкам лица и сохраняет больше значимой информации, чем более простые методы. На Рис. 6 показан пример нормализации изображения лица с затемненными очками, на котором в результате стала более четко различимой зона глаз.

4. Экспериментальные результаты

При проведении экспериментов использовался нейросетевой классификатор nn4.small2.v1.t7 [6], предобученный на комбинации наборов данных FaceScrub [37] и CASIA-WebFace [38]. Согласно [6], данный классификатор имеет точность 0.9292 ± 0.0134 и AUC 0.973 на LFW Benchmark.



Рис. 6. Пример вариантов обработки изображения из набора данных SoF

(а) серое изображение после цветоредукции, (б) автоконтрастированное изображение, (в) после нормализации гистограммы, (г) после пространственно-взвешенной нормализации яркости

В рамках статьи расчет показателей качества верификатора изображений лиц производился по стандартной процедуре кросс-валидации [5]. Для попарной верификации было сгенерировано 6000 пар изображений лиц таким образом, что количество пар, содержащих фотографии одного и того же человека (где ожидается положительный ответ верификации), было положено равным количеству пар фотографий с разными людьми (отрицательный ответ). Далее эти 6000 пар разделились на 10 частей, 9 из которых объединялись в одну с целью определения на ней порога разделения, при котором достигается максимальная точность верификации. Затем найденный порог используется для подсчета точности на оставшейся части выборки. Финальным показателем точности являлась средняя точность среди возможных 10 разбиений. Для набора данных Face Verify процедура генерации пар была немного модифицирована, чтобы гарантировать наличие в каждой сгенерированной паре одной фотографии владельца документа и одной фотографии лица, полученной с фронтальной камеры мобильного устройства. В процессе проведения эксперимента для различных вариантов предварительной обработки и нормализации изображений были зафиксированы как сгенерированные пары изображений для верификации, так и их разбиения при кросс-валидации.

В Табл. 1 показаны вычисленные значения точности с оценками среднеквадратичного отклонения и среднее значение AUC, т.е. площадь под ROC-кривой.

При разработке метода пространственно-взвешенной нормализации яркости целевым набором данных был Face Illumination. На нем при использовании предложенного метода нормализации достигается максимальная средняя точность.

Табл. 1. Экспериментальные результаты

| | LFW | | SoF | | NIST ColorFeret | | Face Illumination | | Face Verify | |
|-----------------------------|---------------------|-------|---------------------|-------|---------------------|-------|---------------------|-------|----------------------|-------|
| | Accuracy | AUC | Accuracy | AUC | Accuracy | AUC | Accuracy | AUC | Accuracy | AUC |
| Цветные изображения | 0.9453+/- 0.0045 | 0.985 | 0.7698+/- 0.0152 | 0.841 | 0.9670+/- 0.0049 | 0.995 | 0.8788+/- 0.0123 | 0.958 | 0.5350 +/- 0.1050 | 0.936 |
| Серые изображения | 0.9390+/- 0.0043 | 0.982 | 0.7682+/- 0.0157 | 0.850 | 0.9595+/- 0.0038 | 0.994 | 0.8738+/- 0.0151 | 0.944 | 0.5372 +/- 0.1104 | 0.938 |
| Автоконтрастирование | 0.9387+/- 0.0073 | 0.982 | 0.7732+/- 0.0172 | 0.852 | 0.9667+/- 0.0074 | 0.995 | 0.8742+/- 0.0180 | 0.956 | 0.8720 +/- 0.0158 | 0.936 |
| Нормализация гистограммы | 0.9230+/- 0.0117 | 0.976 | 0.8065+/- 0.0107 | 0.887 | 0.9685+/- 0.0072 | 0.995 | 0.8783+/- 0.0149 | 0.952 | 0.5325 +/- 0.0964 | 0.911 |
| Взвешенное контрастирование | 0.9297+/- 0.0074 | 0.979 | 0.8075+/- 0.0128 | 0.882 | 0.9650+/- 0.0073 | 0.994 | 0.8848+/- 0.0124 | 0.955 | 0.7845 +/- 0.1418 | 0.920 |

Высокие показатели для наборов данных LFW и NIST ColorFeret показывают близость природы использованных для тестирования изображений к использовавшимся при обучении сети данным. Визуальная инспекция этих наборов подтверждает малое количество изображений лиц в условиях сложного освещения. При этом если на LFW лучший результат дают исходные цветные изображения, то на NIST ColorFeret самая высокая точность достигается при использовании серых изображений и нормализации гистограмм.

Сложность набора данных SoF с точки зрения освещенности и наличия в нем изображений с частично закрытыми лицами, а также недостаточная представленность такого рода изображений лиц в обучающих данных подтверждается сравнительно низкими показателями точности классификатора. Тем не менее, использование любого из рассматриваемых методов яркостной коррекции приводит к повышению точности по сравнению с использованием исходных цветных изображений. Предложенный метод пространственно-взвешенной нормализации показал наиболее высокую точность, так как он сохраняет большое число значимых деталей изображения. Наблюдаемый при использовании различных методов яркостной нормализации большой разброс точности исследуемого классификатора в задаче междоменной биометрии на наборе данных Face Verify требует дополнительного исследования.

Заключение

В статье рассмотрено влияние различных типов яркостной нормализации изображений лиц на качество работы фиксированного нейросетевого классификатора в задаче верификации лиц. Предложен и протестирован метод пространственно-взвешенной нормализации яркости для сохранения значимой информации при нормализации изображений лиц в градациях серого. По результатам исследования показано, что яркостная нормализация оказывает сильное влияние на результаты и может улучшать качество изображений лиц при сложном освещении (компенсировать не представленные в обучающих данных примеры).

В дальнейшем планируется изучить возможности цветовой коррекции изображений лица в задачах верификации. Другими направлениями исследований могут быть использование нормализации в процессе обучения классификатора и разработка специализированных методов верификации для задачи сравнения фото с документа и фотографии человека (междоменная биометрия).

Часть исследований, представленных в статье, использует базу данных изображений лица FERET, собранную в рамках программы FERET, спонсируемой офисом программы развития технологии DOD для борьбы с наркотиками [33, 34].

Литература

1. Zou X., Kittler J., Messer K. Illumination invariant face recognition: A survey // First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2007. – IEEE, 2007. – P.1–8.
2. Wang M., Deng W. Deep face recognition: A survey // arXiv preprint 1804.06655. – 2018.
3. Taigman Y. et al. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification // In Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2014. – P. 1701–1708.
4. Sun Y. et al. Deep learning face representation by joint identification-verification // In Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'14.). – MIT Press, Cambridge, MA, USA. 2014. – V. 2. – P. 1988–1996.
5. Huang G. B., Learned-Miller E. Labeled faces in the wild: Updates and new reporting procedures // Tech. Rep.UM-CS-2014-003. – University of Massachusetts, Amherst, 2014.
6. Amos B., Ludwiczuk B., Satyanarayanan M. Openface: A general-purpose face recognition library with mobile applications // Tech. rep., CMU-CS-16-118. – CMU School of Computer Science, 2016.
7. Schroff F., Kalenichenko D., Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering // In Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2015. – P. 815–823.
8. Crispell D. E. et al. Dataset augmentation for pose and lighting invariant face recognition // arXiv preprint arXiv:1704.04326. 2017.
9. Banerjee S. et al. Srefi: Synthesis of realistic example face images // In IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). – IEEE, 2017. P. 37–45.
10. Bao J. et al. Towards open-set identity preserving face synthesis // arXiv preprint arXiv: 1803.11182. – 2018.
11. Huang H. et al. Variational capsules for image analysis and synthesis // arXiv preprint arXiv: 1807.04099. – 2018.
12. Ghazi M. M., Ekenel H. K. A comprehensive analysis of deep learning based representation for face recognition // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (2016). – IEEE, 2016. – P. 34–41.
13. Peng B., Yang H., Li D., Zhang Z. An empirical study of face recognition under variations // In Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018). – IEEE, 2018. – P. 310–317.
14. Ren J., Jiang X., Yuan J. A complete and fully automated face verification system on mobile devices // Pattern Recognition – 2013. – V. 46. – № 1. – P. 45–56.
15. Chen S., Liu Y., Gao X., Han Z. Mobilefacenets: efficient CNNs for accurate real-time face verification on mobile devices // arXiv preprint arXiv: 1804.07573. – 2018.
16. Usilin S. et al. Visual appearance based document image classification // In Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2010). – IEEE, 2010. – P. 2133–2136.
17. Bulatov K. et al. Smart IDReader: Document recognition in video stream // In Proceedings of the 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2017). – IEEE, 2017. – V. 06. – P. 39–44.
18. Skoryukina N. et al. Document localization algorithms based on feature points and straight lines // Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017). – International Society for Optics and Photonics, 2018. – V. 10696 - P. 106961H.
19. Winarski T. Y. Selfie financial security transaction system // US Patent App. 14/634,774. – 2016.
20. Cook S. Selfie banking: is it a reality? // Biometric Technology Today. – 2017. – №3. – P. 9–11.
21. Folego G. et al. Cross-domain face verification: Matching ID document and self-portrait photographs // arXiv preprint arXiv:1611.05755. – 2016.
22. Oliveira J. S. et al. Cross-domain deep face matching for real banking security systems // arXiv preprint arXiv:1806.07644. – 2018.
23. Starovoitov V., Samal D., Briiliuk D. Three approaches for face recognition // The 6-th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis. – Velikiy Novgorod, Russia, 2002. – P. 21–26.
24. Bourlai T., Ross A., Jain A. K. Restoring degraded face images: A case study in matching faxed, printed, and scanned photos // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. – IEEE, 2011. – V. 6. – №2. – P. 371–384.
25. Clark A. D., Whitelam C., Bourlai T. Document to live facial identification // Face Recognition Across the Imaging Spectrum. – Springer, Cham, 2016. – P. 223–245.
26. Li Y., Wang C., Ao X. Illumination processing in face recognition. – InTech, 2010. – P. 187–214.
27. Struc V., Pavesic N. Photometric normalization techniques for illumination invariance // Advances in face image analysis: Techniques and technologies. – IGI Global, 2011. – P. 279–300.
28. Ochoa-Villegas M. A. et al. Addressing the illumination challenge in two-dimensional face recognition: a survey // IET Computer Vision. – 2015. – V. 9. – № 6. – P. 978–992.
29. Rizzi A., Gatta C., Marini D. A new algorithm for unsupervised global and local color correction // Pattern Recognition Letters. – 2003. – V. 24. – № 11. – P. 1663–1677.
30. Кобер В. И., Карнаухов В. Н. Адаптивная коррекция неравномерного освещения на цифровых мультиспектральных изображениях // Информационные процессы. – 2016. – Т. 16. – № 2. – С. 152–161.
31. Гладков А. П., Кузнецова Е. Г., Гладилин С., Грачева М. Адаптивная стабилизация яркости изображения в технической системе распознавания крупных движущихся объектов // Сенсорные системы. — 2017. — Т. 31. — № 3. — С. 247–260.
32. Afifi M., Abdelhamed A. AFIF4: deep gender classification based on adaboost-based fusion of isolated facial features and foggy faces // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2019. – V. 62. – P. 77–86..
33. Phillips P. J. et al. The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms // Image and vision computing. – 1998. – V. 16. – № 5. – P. 295–306.
34. Phillips P. J. et al. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 1997. – P. 137–143.
35. King D. E. Dlib-ml: A machine learning toolkit // Journal of Machine Learning Research. – 2009. – V. 10. №. Jul. – P. 1755–1758.

36. Burger W., Burge M. J. Principles of digital image processing. - Springer, 2009.
37. Ng H.-W., Winkler S. A data-driven approach to cleaning large face datasets // In IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'14). - IEEE, 2014. – P. 343–347
38. Yi D. et al. Learning face representation from scratch //arXiv preprint arXiv:1411.7923. – 2014.

Илюхин Сергей Александрович. МФТИ, г. Долгопрудный, Московская обл. Студент магистратуры. Область научных интересов: обработка изображений, компьютерное зрение, машинное обучение. E-mail: ilyuhin.sergey.1997@gmail.com

Чернов Тимофей Сергеевич. ООО "Смарт Энджинс Сервис", г. Москва, Россия. К.т.н. Область научных интересов: компьютерная наука, системное программирование, компьютерное зрение, машинное обучение. linkedin.com/in/timchernov; github.com/dreamzor

Полевой Дмитрий Валерьевич. с.н.с. Федеральное государственное учреждение "Федеральный исследовательский центр "Информатика и управление" Российской академии наук, г. Москва, Россия; доцент НИТУ МИСИС, г. Москва, Россия; доцент МФТИ, г. Долгопрудный, Московская обл. К.т.н. Количество печатных работ: 30. Область научных интересов: обработка изображений, компьютерное зрение, машинное обучение. E-mail: dvpsun@gmail.com

Improving the Accuracy of Neural Network Methods of Verification of Persons by Spatial-Weighted Normalization of Brightness Image

S. A. Ilyuhin^{III,IV}, D. V. Polevoy^{I,II,III,IV}, T. S. Chernov^{IV}

^INational University of Science and Technology "MISIS", Moscow, Russia

^{II}Federal Research Center "Computer Science and Control" of RAS, Moscow, Russia

^{III}Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Moscow, Russia

^{IV}Smart Engines, Moscow, Russia

Abstract. In this article, we propose a method of spatially weighted brightness normalization for facial grayscale images which retains more information during the normalization process. An experimental study is being conducted of the effect of various brightness normalization options on the accuracy of a fixed neural network classifier in the verification problem. It is experimentally shown that the proposed brightness normalization can improve the accuracy of facial images verification in complex lighting conditions and compensate for the samples that were not present in the training data.

Keywords: face verification, cross-domain biometrics, brightness normalization, image processing.

DOI 10.14357/20718632190402

References

1. Zou X., Kittler J., Messer K. Illumination invariant face recognition: A survey // First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2007. – IEEE, 2007. - P.1–8.
2. Wang M., Deng W. Deep face recognition: A survey // arXiv preprint 1804.06655. - 2018.
3. Taigman Y. et al. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification // In Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2014. - P. 1701–1708.
4. Sun Y. et al. Deep learning face representation by joint identification-verification // In Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'14.). - MIT Press, Cambridge, MA, USA. 2014. – V. 2. - P. 1988–1996.
5. Huang G. B., Learned-Miller E. Labeled faces in the wild: Updates and new reporting procedures // Tech. Rep.UM-CS-2014-003. - University of Massachusetts, Amherst, 2014.
6. Amos B., Ludwiczuk B., Satyanarayanan M. Openface: A general-purpose face recognition library with mobile applications // Tech. rep., CMU-CS-16-118. - CMU School of Computer Science, 2016.
7. Schroff F., Kalenichenko D., Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering // In Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – IEEE, 2015. - P. 815-823.
8. Crispell D. E. et al. Dataset augmentation for pose and lighting invariant face recognition // arXiv preprint arXiv:1704.04326. 2017.
9. Banerjee S. et al. Srefi: Synthesis of realistic example face images // In IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). – IEEE, 2017. P. 37–45.

10. Bao J. et al. Towards open-set identity preserving face synthesis // arXiv preprint arXiv: 1803.11182. - 2018.
11. Huang H. et al. Variational capsules for image analysis and synthesis // arXiv preprint arXiv: 1807.04099. - 2018.
12. Ghazi M. M., Ekenel H. K. A comprehensive analysis of deep learning based representation for face recognition // In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (2016). - IEEE, 2016. - P. 34–41.
13. Peng B., Yang H., Li D., Zhang Z. An empirical study of face recognition under variations // In Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2018). - IEEE, 2018. - P. 310–317.
14. Ren J., Jiang X., Yuan J. A complete and fully automated face verification system on mobile devices // Pattern Recognition - 2013. - V. 46. - №. 1. - P. 45–56.
15. Chen S., Liu Y., Gao X., Han Z. Mobilefacenets: efficient CNNs for accurate real-time face verification on mobile devices // arXiv preprint arXiv: 1804.07573. - 2018.
16. Usilin S. et al. Visual appearance based document image classification // In Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2010). - IEEE, 2010. - P. 2133–2136.
17. Bulatov K. et al. Smart IDReader: Document recognition in video stream // In Proceedings of the 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2017). - IEEE, 2017. - V. 06. - P. 39–44.
18. Skoryukina N. et al. Document localization algorithms based on feature points and straight lines // Tenth International Conference on Machine Vision (ICMV 2017). - International Society for Optics and Photonics, 2018. - V. 10696 - P. 106961H.
19. Winarski T. Y. Selfie financial security transaction system // US Patent App. 14/634,774. - 2016.
20. Cook S. Selfie banking: is it a reality? // Biometric Technology Today. - 2017. - №3. - P. 9–11.
21. Folego G. et al. Cross-domain face verification: Matching ID document and self-portrait photographs // arXiv preprint arXiv:1611.05755. - 2016.
22. Oliveira J. S. et al. Cross-domain deep face matching for real banking security systems // arXiv preprint arXiv:1806.07644. - 2018.
23. Starovoitov V., Samal D., Briliuk D. Three approaches for face recognition // The 6-th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis. - Velikiy Novgorod, Russia, 2002. - P. 21–26.
24. Bourlai T., Ross A., Jain A. K. Restoring degraded face images: A case study in matching faxed, printed, and scanned photos // IEEE Transactions on Information Forensics and Security. - IEEE, 2011. - V. 6. - №2. - P. 371–384.
25. Clark A. D., Whitelam C., Bourlai T. Document to live facial identification // Face Recognition Across the Imaging Spectrum. - Springer, Cham, 2016. - P. 223–245.
26. Li Y., Wang C., Ao X. Illumination processing in face recognition. - InTech, 2010. - P. 187–214.
27. Struc V., Pavesic N. Photometric normalization techniques for illumination invariance // Advances in face image analysis: Techniques and technologies. - IGI Global, 2011. - P. 279–300.
28. Ochoa-Villegas M. A. et al. Addressing the illumination challenge in two-dimensional face recognition: a survey // IET Computer Vision. - 2015. - V. 9. - №. 6. - P. 978–992.
29. Rizzi A., Gatta C., Marini D. A new algorithm for unsupervised global and local color correction // Pattern Recognition Letters. - 2003. - V. 24. - №. 11. - P. 1663–1677.
30. Kober V. I., Karnaukhov V. N. Adaptive correction of uneven illumination in digital multispectral images (in russian) // - Information processes. - 2016. - V. 16. - № 2. - P. 152–161.
31. Gladkov A. et al. Adaptive image brightness stabilization for the industrial system of large moving object recognition (in russian) // Sensory systems. — 2017. — T. 31. — № 3. — C. 247–260.
32. Afifi M., Abdelhamed A. AFIF4: deep gender classification based on adaboost-based fusion of isolated facial features and foggy faces // Journal of Visual Communication and Image Representation. - 2019. - V. 62. - P. 77–86.
33. Phillips P. J. et al. The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms // Image and vision computing. - 1998. - V. 16. - №. 5. - P. 295–306.
34. Phillips P. J. et al. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. - IEEE, 1997. - P. 137–143.
35. King D. E. Dlib-ml: A machine learning toolkit // Journal of Machine Learning Research. - 2009. - V. 10. №. Jul. - P. 1755–1758.
36. Burger W., Burge M. J. Principles of digital image processing. - Springer, 2009.
37. Ng H.-W., Winkler S. A data-driven approach to cleaning large face datasets // In IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'14). - IEEE, 2014. - P. 343–347.
38. Yi D. et al. Learning face representation from scratch // arXiv preprint arXiv:1411.7923. - 2014.

Ilyuhin S. A. Master student of MIPT. Research interests are image processing, computer vision, machine learning. Email: ilyuhin.sergey.1997@gmail.com

Chernov T. S. Ph.D. (Eng.) LLC "Smart Engines Service", Moscow, Russia. linkedin.com/in/timchernov; github.com/dreamzor.

Polevoy D. V. Ph.D. (Eng.). Federal Research Center "Computer Science and Control" of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia; associate professor NUST "MISiS", Moscow, Russia; associate professor Moscow Institute of Physics and Technology (State University), Dolgoprudny, Moskovskaya oblast', Russia. Email: dvpsun@gmail.com