

Метод обратной индексации для поиска лиц по эталону¹

Аннотация. Распознавание лиц на данный момент является одной из наиболее важных задач компьютерного зрения и распознавания образов. Распознавание лиц применяется в системах безопасности, когда, например, необходимо идентифицировать определенного человека среди других. Для этой цели в данной работе представлен новый подход к индексации данных, который обеспечивает быстрый поиск изображений-кандидатов на больших коллекциях изображений. Индексация данных состоит из пяти этапов. На первом выделяется область, которая содержит лицо, на втором этапе лицо выравнивается, а затем выделяются области, содержащие глаза и брови, нос, рот. Затем для каждой области с помощью дескриптора выделяются ключевые признаки, и эти данные индексируются с применением процедуры квантификации. Представлен экспериментальный анализ качества работы метода, который дает результаты на уровне современных исследований в области распознавания лиц и довольно быстро, что важно в системах обеспечения безопасности, работающих в реальном масштабе времени (например, при анализе видеопотока).

Ключевые слова: распознавание лиц, особые области и точки, инвертированный индекс.

Введение

Распознавание лиц на протяжении последних нескольких лет является одной из самых важных тем в сфере интеллектуального анализа изображений. Большие объемы данных, представленные, в том числе в графическом виде, требуют средств быстрого и эффективного поиска нужной информации. Без специализированных поисковых машин, например, невозможно найти фотографию определенного человека. Одной из причин востребованности задачи распознавания лиц является необходимость обеспечения безопасности на основе анализа изображений и идентификации персон в общественных местах.

Другой задачей точного распознавания лиц в целях обеспечения безопасности служит разблокировка смартфонов. Есть вероятность, что человек, который будет выглядеть сходным образом, сможет разблокировать смартфон и получить доступ к информации на этом устройстве.

Сложность решения задачи идентификации персоны на основе анализа изображений состо-

ит в том, что априорно неизвестно, с какими признаками следует работать для достижения лучших результатов при работе с определенными алгоритмами в тех или иных постановках этой задачи.

Настоящая статья направлена на решение задачи отбора изображений-кандидатов с высокими показателями полноты для дальнейшей, более точной обработки. Эксперименты и их результаты также представлены в настоящей статье.

Одной из связанных задач является решение проблемы влияния возрастных изменений на результаты распознавания образов [1]. Другим важным аспектом является задача выравнивания лиц на изображениях [2] для получения их «эталонного вида».

Представляют интерес подходы с использованием 3D-моделей. Для их реализации необходимы изображения людей с разных ракурсов или видеозапись. Так, например, в одном из исследований, авторы строят 3D-модель с использованием покрытия треугольниками [3]. В работе [4] рассматривают множество основных опорных точек лица, их взаимное расположение.

¹ Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда (проект №15-19-10010), а также Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 16-08-00342).

Многие исследователи используют также и 2D-модели для распознавания лиц. Этот подход особенно хорош в ситуациях, когда есть изображение-запрос только с одного ракурса, а построить 3D-модель для поиска по коллекции не представляется возможным. Например, 2D-модель используется в подходе, основанном на рекурсивном вычислении гистограмм ориентированных градиентов (HOG – Histograms of Oriented Gradients) [5].

Для распознавания лиц часто применяют нейронные сети [6]. Сравнительный анализ методов распознавания лиц приведен в работе [7].

1. Предлагаемый подход

Пусть имеется коллекция изображений лиц, обозначенная $I = \{a_i\}_{i=1}^M$. Необходимо построить инвертированный индекс этой коллекции и разработать процедуру поиска изображений, визуально сходных с заданным изображением d , также содержащим лицо некоторой персоны.

Блок-схема общего алгоритма индексации, включающего пять основных стадий, представлена на Рис. 1. В алгоритме учтена специфика обрабатываемых изображений и используются известные методы обработки изображений. Рассмотрим основные стадии алгоритма.

1.1. Распознавание лица и выделение области, содержащей его

На первом этапе обработки для изображения a производится распознавание лица с применением метода Виолы-Джонса [8, 9]. После нахождения лица, выделяется область изображения, содержащая лицо. Таким образом, формируется новое изображение f меньшего размера. Выделение области лица необходимо проводить, чтобы сократить затраты памяти и времени для последующей обработки полученной информации.

1.2. Выравнивание лица

На следующем этапе осуществляется выравнивание лица. Сначала определяется местоположение глаз с помощью алгоритма Виолы-Джонса и вычисляется центр каждого глаза. Затем, зная эти координаты, рассчитывается направление поворота изображения:

$$direction = \langle Reye_x - Leye_x, Reye_y - Leye_y \rangle, \quad (1)$$

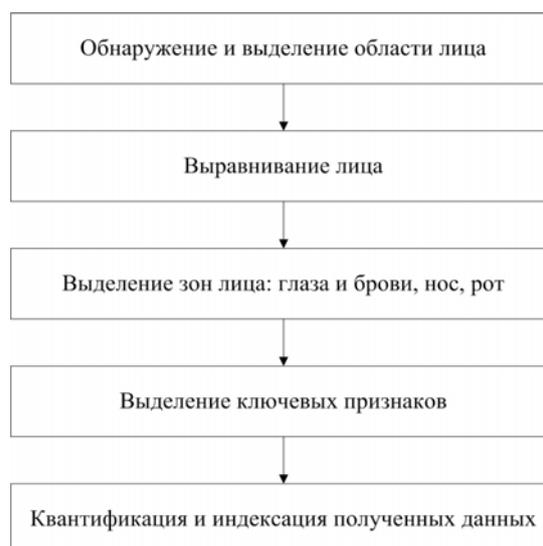


Рис. 1. Стадии обработки изображения для индексации изображений лиц

где $direction$ - направление поворота, $Reye_x$ - x - координата центра правого глаза, $Reye_y$ - y - координата центра правого глаза, $Leye_x$ - x - координата центра левого глаза, $Leye_y$ - y - координата центра левого глаза.

В качестве центра поворота берется центр левого глаза, точнее координаты его центра $(Leye_x, Leye_y)$. Угол поворота определяется в радианах по следующей формуле:

$$angle = \arctan(direction_x, direction_y). \quad (2)$$

На основе рассчитанных характеристик производится выравнивание изображения при помощи поворота вокруг центра левого глаза. Для каждой точки изображения f , полученного на предыдущем этапе алгоритма, новые координаты рассчитываются по формуле:

$$\begin{cases} x'_i = a_0 + a_1x_i + a_2y_i \\ y'_i = b_0 + b_1x_i + b_2y_i \end{cases} \quad (3)$$

где (x_i, y_i) - координаты i -ой точки изображения f , (x'_i, y'_i) - координаты i -ой точки на выровненном изображении f' .

Коэффициенты $a_i, b_i, i = \overline{0, 2}$ вычисляются при помощи значений, полученных по формулам (1) и (2):

$$\begin{aligned} a_0 &= \cos(angle), a_1 = \sin(angle), \\ a_2 &= (1 - a_0)Leye_x - a_1Leye_y, \\ b_0 &= -\sin(angle), b_1 = \cos(angle), \\ b_2 &= (1 - b_1)Leye_y - b_0Leye_x. \end{aligned} \quad (4)$$

1.3. Выделение зон лица: глаза, брови, нос и рот

На следующем этапе решения задачи индексации лица, в соответствии с предлагаемым методом, необходимо определить, какие зоны изображения содержат ключевые признаки. В отличие от подходов, основанных на применении сверточных нейронных сетей, которые позволяют «автоматически» сформировать признаковое пространство, будем полагать, что ключевые признаки изображения представлены особыми точками, находящимися в отдельных областях лица. Таким образом, на данном этапе необходимо выделить части лица из изображения f' , полученного на предыдущем этапе. Для этого снова используется метод Виолы-Джонса, но в этот раз необходимо найти четыре зоны: левый глаз и бровь, правый глаз и бровь, нос, рот. Стоит сразу заметить, что при таком подходе не используется информация о форме лица.

После сегментации изображения, выделенные зоны рассматриваются каждая в отдельности. Обозначим эти зоны через p_i , где $i = \overline{1,4}$. Каждая часть лица p_i должна быть приведена к размеру (64x64), достаточному для человеческого глаза, чтобы увидеть разницу между цветными изображениями [15].

1.4. Выделение ключевых признаков

Согласно описанному алгоритму, на следующем этапе для каждой части p_i , полученной из исходного изображения $a \in I$, необходимо выделить ключевые признаки. В данной работе в качестве дескриптора взяты гистограммы ориентированных градиентов [10]. Для каждой выделенной зоны p_i изображения a строится вектор признаков φ^i :

$$\varphi^i(a) = \langle \varphi_1^i(a), \dots, \varphi_N^i(a) \rangle, \quad (5)$$

где $i = \overline{1,4}$; N – мощность множества признаков.

Таким образом, для исходного изображения a строится вектор $\Phi(a)$, образуемый слиянием векторов $\varphi^i, i = \overline{1,4}$.

$$\Phi(a) = \langle \varphi^1(a), \varphi^2(a), \varphi^3(a), \varphi^4(a) \rangle = \langle \varphi_1^1(a), \dots, \varphi_N^1(a), \varphi_1^2(a), \dots, \varphi_N^2(a), \varphi_1^3(a), \dots, \varphi_N^3(a), \varphi_1^4(a), \dots, \varphi_N^4(a) \rangle. \quad (6)$$

Размерность вектора при этом

$$|\Phi(a)| = M = 4 * N.$$

1.5. Квантификация и индексация

На больших коллекциях прямое (попарное) сопоставление изображений друг с другом не является эффективным из-за линейной (от длины коллекции) вычислительной сложности процедуры поиска. По этой причине для быстрого поиска и анализа информации часто прибегают к построению специальной структуры хранения данных – инвертированного индекса. Инвертированный индекс строится на основе предварительно упорядоченной по заданным критериям исходной коллекции. Обычно данный подход применяется для реализации полнотекстового поиска, однако исследования показывают, что для поиска по коллекциям изображений он также может успешно быть применен [11]. Этот подход будет реализован для решения поставленной задачи поиска в большой коллекции изображений лиц.

Для построения инвертированного индекса необходимо всем компонентам вектора признаков $\Phi(a)$ сопоставить, так называемые, «гистограммные слова», которые характеризуют эти значения. Для этого прибегнем к процедуре квантификации [12]. В рамках исследования использовались нормализованные НОГ-дескрипторы, поэтому все компоненты вектора $\Phi(a)$ принимают значения из отрезка $[0;1]$. Возьмем конечное покрытие Δ отрезка $[0;1]$ перекрывающимися отрезками:

$$\Delta = \{[x_i; y_i] | 0 \leq x_i < y_i \leq 1, \cup_{i=1}^{|\Gamma|} [x_i; y_i] = [0; 1]\}, \quad (7)$$

где Γ - число покрывающих отрезков.

Таким образом, отрезок $[0;1]$ разбит на Γ отрезков длины α с перекрытием $\beta \leq \frac{\alpha}{2}$. Перекрытие в данном случае служит механизмом защиты от потери информации на границах гистограммных слов.

Каждому покрывающему отрезку присвоен порядковый номер i . Каждой компоненте вектора признаков $\Phi(a)$ ставится в соответствие множество упорядоченных троек $\xi_c^a = \langle p, c, i \rangle | \varphi_j^p(a) \in [x_i; y_i], i = \overline{1, |\Delta|}, c = pN + j$, где p - номер выделенной части изображения. Для этого определяется отображение: $E: \mathbb{R} \rightarrow \Lambda$, где $\Lambda = \{c \in \mathbb{N} | c \leq M\} \times \{i \in \mathbb{N} | i \leq |\Delta|\}$, что означает $\xi_c^a \subseteq \Lambda$. Описанные упорядоченные тройки назовем гистограммными словами. Определение отображения E действительно и в случае, если значение некоторого признака

$\varphi_j^p(a)$ попадает в несколько покрывающих отрезков.

Введем отношение линейного порядка П1 на множестве Λ : тройка $\langle p, c, i \rangle$ предшествует тройке $\langle p', c', i' \rangle$ тогда и только тогда, когда выполнится хотя бы одно из условий:

- выполняется условие $p < p'$,
- выполнено равенство $p = p'$ и условие $c < c'$,
- выполняются равенства $p = p'$, $c = c'$ и условие $i < i'$.

По построению множества Λ равенство $i = i'$ не выполняется. Для построения инвертированного индекса изображения $a \in I$ сначала необходимо построить прямой индекс $DI(a) = \{\langle p, c, i, \varphi_j^p(a) \rangle\}$. Затем, согласно правилу П1, этот индекс упорядочивается по гистограммным словам $\langle p, c, i \rangle$.

Затем с помощью операции слияния из отсортированного прямого индекса $DI(a)$ строится инвертированный индекс I . Инвертированный индекс коллекции ставит в соответствие каждому гистограммному слову $\langle p, c, i \rangle$ линейно-упорядоченное множество:

$$I(\langle p, c, i \rangle) = \{\langle id^a, \varphi_j^p(a) \rangle \mid a \in I\}. \quad (8)$$

1.6. Этап поиска изображений

На стадии распознавания лица на изображении d нужно построить вектор признаков $\Phi(d)$ и затем построить прямой индекс $DI(d)$. Гистограммные слова $\langle p, c, i \rangle$ построенного прямого индекса будут запросами к инвертированному индексу коллекции. Для каждого гистограммного слова в ходе поиска будут получены множества $I(\langle p, c, i \rangle)$, которые необходимо трансформировать в тройки $S(\langle p, c, i \rangle) = \{\langle id^a, c, \varphi_j^p(a) \rangle \mid a \in I\}$ добавлением порядкового номера признака в векторе $\Phi(a)$. Элементы каждого множества $S(\langle p, c, i \rangle)$ упорядочиваются по возрастанию id^a , а также значение c фиксировано для всех элементов любого из множеств $S(\langle p, c, i \rangle)$.

Введем отношение линейного порядка П2 для слияния линейно-упорядоченных множеств $S(\langle p, c, i \rangle)$: тройка $\langle id^a, c, \varphi_j^p(a) \rangle$ предшествует тройке $\langle id^b, c', \varphi_j^p(b) \rangle$ тогда и только тогда, когда выполняется одно из условий: неравенство $id^a < id^b$, равенство $id^a = id^b$ и условие $c < c'$.

Таким образом, можно получить линейно-упорядоченное множество $\tilde{S}(d)$, которое хранит информацию обо всех потенциально похожих изображениях с лицами, которые найдены в инвертированном индексе.

Теперь оценка сходства эталонного изображения и изображений-кандидатов может быть выполнена с помощью однопроходного алгоритма по множеству $\tilde{S}(d)$. Для расчета оценки сходства пары изображений, используется оценка, описанная формулой:

$$\rho(d, a) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{p=1}^4 g(\varphi_j^p(d), \varphi_j^p(a))}{M},$$

где

$$g(\varphi_j^p(d), \varphi_j^p(a)) = \begin{cases} |\varphi_j^p(a) - \varphi_j^p(d)|, & \text{if } \varphi_j^p(a) \in i \text{ and } \varphi_j^p(d) \in i \\ \alpha, & \text{иначе} \end{cases} \quad (9)$$

Как видно из формулы (9) описанная оценка $\rho(d, a)$ не обладает свойством симметричности, ввиду вычисления функции $g(\varphi_j^p(d), \varphi_j^p(a))$.

2. Эксперименты

Для апробации представленного метода разработана система распознавания лиц, которая написана на языке Python версии 2.7 с использованием открытой библиотеки для обработки изображений Open Source Computer Vision Library (OpenCV). Инвертированный индекс реализован с использованием Light Memory Database (LMDB).

Система принимает на вход следующие значения параметров. Покрывание отрезка $[0; 1]$ строится с использованием отрезков длины $\alpha = 0.125$ и перекрытием $\beta = \frac{\alpha}{2} = 0.0625$.

Существуют различные коллекции изображений для распознавания лиц такие, как, например, MegaFace Benchmark [13] и Labeled Faces in The Wild [14]. Для проверки работы описанного метода было решено взять коллекцию Labeled Faces in The Wild (LFW). Текущая версия этой коллекции насчитывает 13233 изображений 5749 людей, среди них 1680 имеют не менее двух фотографий.

Рассмотрим более подробно процесс обработки изображения: для примера взято первое изображение из коллекции LFW – файл под названием "Aaron_Eckhart_0001.jpg" (Рис. 2). Результат обработки распознавания лица и его выделения представлен на Рис. 3. Результат выравнивания представлен на Рис. 4.



Рис. 2. Пример изображения из коллекции LFW-файл "Aaron_Eckhart_0001.jpg"



Рис. 3. Обнаружение и выделения лица для рассматриваемого изображения



Рис. 4. Изображение лица, полученное после выравнивания

На следующей стадии получены изображения с частями лица $p_i, i = \overline{1,4}$ (Табл. 1). После этого система выделяет ключевые признаки с помощью HOG-дескриптора из каждой части p_i исходного изображения, затем выполняется процедура квантификации. Полученные данные записываются в инвертированный индекс.

Предлагаемый подход предполагается использовать для предварительного отбора изображений-кандидатов, которые должны будут проходить заключительную обработку для более точного определения сходства. По этой причине, наиболее важными для этой системы являются показатели полноты. Для одного изображения (например, изображения a) полнота ($recall$) может быть вычислена по формуле:

$$recall_a = \frac{TP_a}{TP_a + FN_a}, \quad (10)$$

где TP_a - правильно найденные похожие изображения, FN_a - неправильно отвергнутые системой изображения.

Для расчета эффективности работы системы на всей коллекции необходимо вычислить среднюю полноту для ее изображений. Для этого существует два подхода. Первый заключается в оценке микроусреднения:

$$recall_{micro_av} = \frac{\sum_{i=1}^K TP_i}{\sum_{i=1}^K TP_i + \sum_{i=1}^K FN_i}, \quad (11)$$

где K - количество изображений в коллекции.

Альтернативной метрикой качества является макроусреднение:

$$recall_{macro_av} = \frac{\sum_{i=1}^K recall_i}{K}. \quad (12)$$

Табл. 1. Выделенные части лица для рассматриваемого изображения

p_1	p_2	p_3	p_4

Табл. 2. Макро- и микроусреднение значений полноты в зависимости от порога сходства

Порог сходства	$recall_{macro_av}$	$recall_{micro_av}$
0,2	0,998395	0,998668
0,205	0,997655	0,998274
0,215	0,994322	0,995657
0,23	0,984942	0,988131
0,2316	0,983584	0,987014
0,2332	0,982041	0,986106
0,2348	0,98056	0,984951
0,2364	0,978586	0,982961
0,2396	0,973525	0,979904
0,246	0,963157	0,970578
0,25	0,953468	0,965361
0,254	0,942854	0,958729
0,275	0,868428	0,900039
0,305	0,691558	0,788452
0,34	0,442236	0,635048

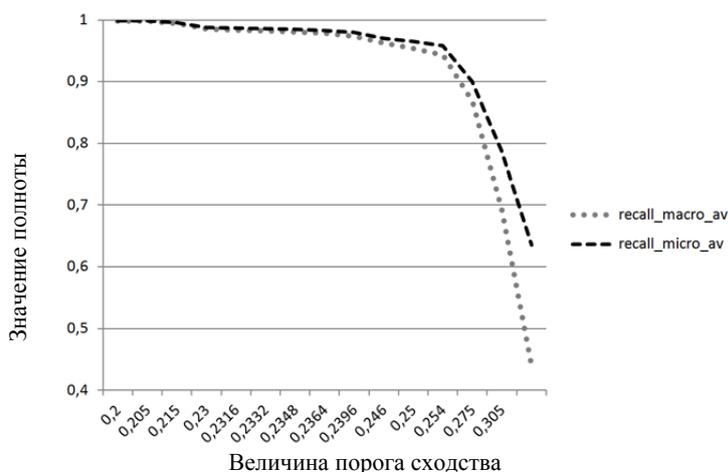


Рис. 5. Макро- и микроусреднение полноты в зависимости от порога сходства



Рис. 6. Эталонное изображение из коллекции LFW–файл “Angelina_Jolie_0014.jpg”

В ходе проведения эксперимента варьировался порог сходства для оценки $\rho(d, a)$ из формулы (9), и таким образом изменялось количество найденных схожих изображений. Значение порога сходства говорит о том, что система в качестве изображений-кандидатов выбирает только те, для которых $\rho(d, a) \geq border$. Результаты представлены в Табл. 2 и на Рис. 5. Пример резуль-

тата поиска сходных изображений по заданному эталонному изображению представлен на Рис. 6 и Рис. 7.

Эксперимент показывает, что предлагаемый подход помогает найти похожие изображения-кандидаты с высокой полнотой, когда порог сходства имеет адекватное значение для рассматриваемой коллекции.



Рис. 7. Изображения – кандидаты для заданного эталонного изображения

Заключение

В статье представлен эффективный метод индексации для распознавания лиц. Описанный метод помогает найти с высокой полнотой изображения-кандидаты в коллекции. Изображения-кандидаты, полученные в результате работы системы, могут быть подвергнуты точному анализу с помощью более затратного алгоритма сопоставления с эталоном.

Литература

1. Chen B.C., Chen C.S., Hsu W.H. Cross-age reference coding for age-invariant face recognition and retrieval. In European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 768-783 (2014, September).
2. Ren S., Cao X., Wei Y., Sun J. Face alignment at 3000 fps via regressing local binary features. Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1685-1692 (2014).
3. Echeagaray-Patrón B.A., Kober V. 3D face recognition based on matching of facial surfaces. Proc. SPIE Optical Engineering+ Applications. International Society for Optics and Photonics, 95980V-95980V (2015, September).
4. Lee Y., Song H., Yang U., Shin H., Sohn K. Local feature based 3D face recognition. Proc. International Conference on Audio-and Video-based Biometric Person Authentication. Springer Berlin Heidelberg, 909-918 (2005, July).
5. Vokhmintsev A.V., Sochenkov I.V., Kuznetsov V.V., Tikhonkikh D.V. Face recognition based on a matching algorithm with recursive calculation of oriented gradient histograms. In Doklady Mathematics, Pleiades Publishing, vol. 93, no. 1, 37-41 (2016, January).
6. Sun Y., Liang D., Wang X., Tang X. Deepid3: Face recognition with very deep neural networks. arXiv preprint arXiv:1502.00873. (2015).
7. Godil A., Ressler S., Grother P. Face recognition using 3D facial shape and color map information: comparison and combination. In Defense and Security. International Society for Optics and Photonics, 351-361 (2004, August).
8. Viola P., Jones M.J. Robust real-time face detection. International Journal of Computer Vision, vol. 57, no. 2, 137-154 (2004).
9. Viola P., Jones M.J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001), (2001).
10. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. Proc. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). IEEE, vol. 1, 886-893 (June 2005).
11. Squire D., Muller W., Muller H., Raki J. Content-based query of image databases, inspirations from text retrieval: inverted files, frequency-based weights and relevance feedback. (1999).
12. Sochenkov I., Vokhmintsev A. Visual Duplicates Image Search for a Non-cooperative Person Recognition at a Distance. Procedia Engineering, 129, 440-445 (2015).
13. Kemelmacher-Shlizerman I., Seitz S., Miller D., Brossard E. The megaface benchmark: 1 million faces for recognition at scale. arXiv preprint arXiv:1512.00596. (2015).
14. Huang G. B., Ramesh M., Berg T., Learned-Miller E. Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments. Technical Report 07-49, University of Massachusetts, Amherst, vol. 1, no. 2, 3 (2007).
15. Слесарев А. В. и др. Яндекс на РОМИП 2010: Поиск похожих изображений и дубликатов //Российский семинар по Оценке методов информационного поиска. Труды РОМИП. 2010. – С. 148-153.

Соченкова Анастасия Сергеевна. Магистрант Российского университета дружбы народов. Окончила бакалавриат РУДН в 2016 году. Автор пяти печатных работ. Область научных интересов: интеллектуальные методы поиска и анализа информации, обработка больших массивов данных, обработка изображений, распознавание образов. E-mail: anasochenkova@gmail.com

Соченков Илья Владимирович. Старший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории «Математические методы обработки мультисенсорных данных» ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет», доцент кафедры информационных технологий РУДН. Окончил Российский университет дружбы народов в 2009 году. Кандидат физико-математических наук. Автор 50 печатных работ. Область научных интересов: интеллектуальные методы поиска и анализа информации, обработка больших массивов данных, защита сетей, контентная фильтрация, компьютерная лингвистика, распознавание образов. E-mail: ivsochenkov@gmail.com

Вохминцев Александр Владиславович. Заведующий научно-исследовательской лабораторией «Интеллектуальные информационные технологии и системы», старший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории «Математические методы обработки мультисенсорных данных» ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет». Окончил Южно-Уральский государственный университет в 2000 году. Кандидат технических наук. Автор 28 печатных работ. Область научных интересов: цифровая обработка информации, восстановление искаженных изображений, алгоритмы сопоставления и регистрации изображений (облаков точек), методы одновременной навигации и составления карты в неизвестном пространстве, распознавание личности по лицу на основе мультисенсорных биометрических данных. E-mail: vav@csu.ru

Inverted Indexing of Images for Face Search and Recognition

A.S. Sochenkova, I.V. Sochenkov, A.V. Vokhmintsev

Abstract. There are many different possible applications for face recognition, but this problem has not been solved properly. Therefore face recognition is still very important task. As an example of its application, face recognition could be useful for security systems to provide safety. For these systems it is necessary to identify the person among many others. In this case this work presents new approach in data indexing, which provides fast retrieval in big image collections. Data indexing in this research has five stages. First, we detect and extract the area containing face, second we align face, and then we detect areas containing eyes and eyebrows, nose, mouth. On the next stage we find key points of each area using histograms of oriented gradients (HOG) descriptors and finally index these descriptors with help of quantization procedure. The experimental analysis of this method is also performed. This paper shows that performing method has results at the level of state-of-the-art face recognition methods, but it also gives results fast that is important for the systems that provide safety.

Keywords: face recognition, person identification, inverted index

References

1. Chen, B.C., Chen, C.S., and Hsu, W.H, "Cross-age reference coding for age-invariant face recognition and retrieval," In European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 768-783 (2014, September).
2. Ren, S., Cao, X., Wei, Y., and Sun, J., "Face alignment at 3000 fps via regressing local binary features," Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1685-1692 (2014).
3. Echeagaray-Patrón, B. A., and Kober, V., "3D face recognition based on matching of facial surfaces," Proc. SPIE Optical Engineering+ Applications. International Society for Optics and Photonics, 95980V-95980V (2015, September).
4. Lee, Y., Song, H., Yang, U., Shin, H., and Sohn, K., "Local feature based 3D face recognition," Proc. International Conference on Audio-and Video-based Biometric Person Authentication. Springer Berlin Heidelberg, 909-918 (2005, July).
5. Vokhmintsev, A.V., Sochenkov, I.V., Kuznetsov, V.V., and Tikhonkikh, D.V., "Face recognition based on a matching algorithm with recursive calculation of oriented gradient histograms," In Doklady Mathematics, Pleiades Publishing, vol. 93, no. 1, 37-41 (2016, January).
6. Sun, Y., Liang, D., Wang, X., and Tang, X., "Deepid3: Face recognition with very deep neural networks," arXiv preprint arXiv:1502.00873. (2015)
7. Godil, A., Ressler, S., and Grother, P., "Face recognition using 3D facial shape and color map information: comparison and combination," In Defense and Security. International Society for Optics and Photonics, 351-361 (2004, August)
8. Viola, P. and Jones, M.J., "Robust real-time face detection," International Journal of Computer Vision, vol. 57, no. 2, 137–154 (2004)
9. Viola, P. and Jones, M.J., "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001), (2001).
10. Dalal, N., and Triggs, B., "Histograms of oriented gradients for human detection," Proc. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). IEEE, vol. 1, 886-893 (June 2005)
11. Squire, D., Muller, W., Muller, H., and Raki, J., "Content-based query of image databases, inspirations from text retrieval: inverted files, frequency-based weights and relevance feedback," (1999).
12. Sochenkov, I., and Vokhmintsev, A., "Visual Duplicates Image Search for a Non-cooperative Person Recognition at a Distance," Procedia Engineering, 129, 440-445 (2015).
13. Kemelmacher-Shlizerman, I., Seitz, S., Miller, D., and Brossard, E., "The megaface benchmark: 1 million faces for recognition at scale," arXiv preprint arXiv:1512.00596. (2015).
14. Huang, G. B., Ramesh, M., Berg, T., and Learned-Miller, E., "Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments," Technical Report 07-49, University of Massachusetts, Amherst, vol. 1, no. 2, 3 (2007).
15. Slesarev A. V. i dr. Yandeks na ROMIP 2010: Poisk pohozihih izobrazhenij i dublikatov //Rossijskij seminar po Ocenke Metodov Informacionnogo Poiska. Trudy ROMIP. – 2010. – S. 148-153.

Sochenkova A.S. Master of the RUDN University. In 2016 she graduated from the Bachelor of RUDN University. Author of 5 scientific papers and reports. Research interests: intelligent methods of search and analysis of information, processing massive amounts of data, image processing, pattern recognition, face recognition. E-mail: anasochenkova@gmail.com

Sochenkov I.V. Senior Researcher in Research Laboratory "Mathematical methods of data processing multisensory" in Chelyabinsk State University, an assistant professor of information technology in RUDN University. He graduated from the Russian University of Peoples' Friendship in 2009. Candidate of Physical and Mathematical Sciences. Author of 50 scientific papers and conference papers. Research interests: intelligent search methods and analysis of information processing massive amounts of data, network security, content filtering, computational linguistics, pattern recognition. E-mail: ivsochenkov@gmail.com

Vohmintsev A.V. Head of research laboratory "Intelligent Information Technologies and Systems", a senior researcher at the Research Laboratory "Mathematical methods of data processing multisensory" in Chelyabinsk State University. In 2000, he graduated from South Ural State University. Candidate of Technical Sciences. The author 28 publications. Research interests: digital data processing, restoration of distorted images, mapping and image registration algorithms (point clouds), simultaneous methods of navigation and mapping in an unknown space, recognition of the individual's face, based on multi-touch biometric data. E-mail: vav@csu.ru