

23. Gladkov L.A., Gladkova N.V., Dmitrienko N.A. Integrated Model for Constructing Evolving Multi-Agent Subsystems, *Proceedings of International Russian Automation Conference "RusAutoCon 2019"*.
24. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Geneticheskie algoritmy [Genetic algorithm]. Moscow: Fizmatlit, 2010.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н., профессор В.Б. Тарасов.

Гладков Леонид Анатольевич – Южный федеральный университет; e-mail: leo_gladkov@mail.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371625; кафедра САПР; доцент.

Гладкова Надежда Викторовна – e-mail: nadyusha.gladkova77@mail.ru; кафедра САПР; старший преподаватель.

Gladkov Leonid Anatol'evich – Southern Federal University; e-mail: leo_gladkov@mail.ru; 44, Nekrasovskiy lane, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371625; CAD department; associate professor.

Gladkova Nadezhda Viktorovna – e-mail: nadyusha.gladkova77@mail.ru; CAD department; senior teacher.

УДК 004.932.72

DOI 10.18522/2311-3103-2020-4-59-70

А.Н. Каркищенко, В.Б. Мнухин

МЕТОД ДЕТЕКЦИИ ХАРАКТЕРНЫХ ТОЧЕК ИЗОБРАЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ЗНАКОВОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ*

Целью исследования является разработка метода детекции характерных точек цифрового изображения, обладающего устойчивостью по отношению к определенному классу преобразований яркости. Необходимость в подобном методе обусловлена потребностями выделения ключевых точек изображений в системах видеонаблюдения и распознавания лиц, зачастую работающих в условиях меняющейся освещенности. Особенностью предлагаемого метода, отличающего его от ряда известных подходов к проблеме выделения характерных точек, является использование так называемого знакового представления изображений. В отличие от обычного задания цифрового изображения дискретной функцией яркости, при знаковом представлении изображение задается в виде ориентированного графа, соответствующего бинарному отношению увеличения яркости на множестве пикселей. Тем самым, знаковое представление определяет не единственное изображение, а множество изображений, функции яркости которых связаны строго монотонными преобразованиями яркости. Именно это свойство знакового представления определяет его эффективность для решения задач, обусловленных поставленной выше целью. Особенностью рассматриваемого метода является особый подход к интерпретации характерных точек изображения. Это понятие в теории обработки изображений не является строго определенным; можно сказать, что характерная точка отличается повышенной «сложностью» структуры изображения в её окрестности. Поскольку знаковое представление изображения может быть представлено в виде ориентированного графа, в данной работе для оценки меры сложности локальной окрестности его вершин предложено использовать известный в спектральной теории графов метод ранжирования, основанный на теореме Перрона-Фробениуса. Его суть состоит в том, что в качестве меры сложности вершины выступает значение компоненты так называемого перроновского собственного вектора матрицы смежностей данного графа. Для проведения экспериментальных исследо-

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 19-07-00873.

ваний предложенного подхода был разработан комплекс программ, результаты работы которых подтверждают работоспособность метода и демонстрируют, что с его помощью удастся на модельных примерах получать близкие к ожидаемым результаты. В работе предложен также ряд рекомендаций по применению данного метода.

Цифровое изображение; обработка изображений; графы; знаковые представления; характерные точки; группа; функция яркости; монотонные преобразования; спектр; собственный вектор.

A.N. Karkishchenko, V.B. Mnukhin

METHOD FOR DETECTING FEATURE POINTS OF AN IMAGE USING A SIGN REPRESENTATIONS

The aim of the study is to develop a method for detecting feature points of a digital image that is stable with respect to a certain class of brightness transformations. The need for such a method is due to the needs of detecting feature points of images in video surveillance systems and face recognition, often working in a changing light environment. A feature of the proposed method that distinguishes it from a number of well-known approaches to the problem of distinguishing characteristic points is the use of the so-called sign representation of images. In contrast to the usual defining of a digital image by a discrete brightness function, with a sign representation, the image is set in the form of an oriented graph corresponding to the binary relation of the increase in brightness on a set of pixels. Thus, the sign representation determines not a single image, but a set of images, the brightness functions of which are connected by strictly monotonic brightness transformations. It is this property of the sign representation that determines its effectiveness for solving the problems caused by the goal set above. A feature of the method under consideration is a special approach to the interpretation of the characteristic points of the image. This concept in image processing theory is not strictly defined; we can say that the characteristic point is characterized by increased "complexity" of the image structure in its vicinity. Since the sign representation of the image can be represented in the form of a directed graph, in this paper, to evaluate the complexity measure of the local neighborhood of its vertices, it is proposed to use the ranking method known in the spectral theory of graphs based on the Perron-Frobenius theorem. Its essence lies in the fact that the value of the component of the so-called Perron eigenvector of the adjacency matrix of this graph acts as a measure of the complexity of the vertex. To conduct experimental studies of the proposed approach, a set of programs was developed, the results of which confirm the efficiency of the method and demonstrate that with its help it is possible to obtain results close to the expected ones on model examples. The paper also offers a number of recommendations on the use of this method.

Digital image; image processing; graphs; sign representations; feature points; group; brightness function; monotonous transformations; spectrum; eigenvector.

Введение. Одной из наиболее распространенных задач обработки визуальной информации является задача классификации. В этом случае, как правило, требуется установить, принадлежит ли анализируемое изображение или его часть некоторому классу изображений. Примеры таких задач появляются при необходимости автоматического поиска, детекции и локализации объектов на изображении или в видеоряде. В частности, большой класс представляют задачи распознавания людей, которые зачастую обусловлены необходимостью наблюдения за доступом в контролируемые зоны, предупреждения о появлении разыскиваемых персон или опознании личности. Иными словами, целью разработки систем технического зрения является автоматическое распознавание за эффективно приемлемое время.

Как правило, разрабатываемые программно-технические системы распознавания построены на комбинации различных принципов, что делает задачу классификации методов распознавания непростой. Между тем, условно можно выделить следующие категории методов.

Методы целостного соответствия. Эти методы в качестве входных данных для алгоритма распознавания используют яркости точек всего изображения. Для распознавания людей одним из распространенных в данной категории является метод собственных лиц [1, 2], основанный на методе главных компонент.

Методы структурного соответствия. Обычно в этих методах сначала выделяются характерные объекты, после чего для распознавания используются характеристики их геометрического расположения и локальные статистики.

Гибридные методы. Методы данной категории представляют собой комбинации различных методик. Внутри каждой из этих категорий возможна более детальная классификация. Например, существует много методов распознавания лиц, основанных на методе главных компонент: метод собственных лиц (eigenfaces) [3], основанный на методе классификации «ближайший сосед»; линейный дискриминантный анализ (Fisherfaces) [4–7]; байесовские методы, использующие расстояние Махаланобиса [8, 9]. В работе [9] показано, что метод анализа независимых компонент является более представительным, чем метод главных компонент, а значит, может быть более качественным для задачи распознавания.

В области распознавания лиц наряду с этими классическими методами, существуют также подходы, основанные на применении нейронных сетей [7], которые потенциально могут давать более общее решение при наличии достаточно большой обучающей базы. Многие из подобных методов относятся к категории структурного соответствия. Эти методы в качестве характерных признаков при распознавании лиц используют антропометрические показатели [10–12]. Впоследствии разрабатывались также методы, основанные на комбинации различных расстояний [13]. К данной категории относятся и так называемые скрытые марковские модели, в которых для анализа используются фиксированные прямоугольные области лица [10]. К гибридным методам можно отнести модульный метод собственных лиц [12], гибридный метод локальных особенностей, основанный на методе главных компонент и локальном анализе особенностей [13, 14], методы, основанные на анализе формы лица, а также трехмерные модели лица [15]. В [5] предлагается подход, основанный на совмещении стандартного метода собственных лиц и спектральных разложений отдельных частей лица. Несмотря на то, что эксперименты демонстрируют лишь незначительное улучшение по сравнению со стандартным методом собственных лиц, эти методы считаются перспективными и предполагают развитие дальнейших исследований.

В работах [16, 17] был предложен метод, относящийся к категории структурного соответствия. В его основе лежит модель активных контуров (Active Shape Model), основанная на применении расстояния Махаланобиса для поиска расстояния между профилями точки. Базовыми элементами в данном методе являются *характерные точки (key points)*, которые представляют собой четко различимые ориентиры на рассматриваемых изображениях. Примером характерной точки на изображении лица может быть зрачок левого глаза, кончик носа или правый угол рта, однако в методе нет ограничений на определение точек.

В общем случае под характерной (особой, ключевой, опорной) точкой можно понимать любую точку на изображении рассматриваемого объекта, обладающую локальной особенностью. Это значит, что окрестность данной точки имеет некоторые признаки, существенно отличающие ее от остальных точек изображения. При этом желательно, чтобы упомянутые признаки таких точек были инварианты относительно изменения масштаба, ракурса съемки, освещения, поворота и других преобразований изображения, встречающихся в практических задачах, а также быть относительно устойчивыми к статистическим шумам. Описание признаков характерной точки представляется в виде так называемого дескриптора -

вектора числовых характеристик окрестности этой точки. При этом важно, чтобы дескриптор имел не очень высокую размерность, чтобы гарантировать эффективную вычислимость. Вместе с тем, низкоразмерные дескрипторы приводят к снижению точности распознавания.

В настоящей работе предлагается метод, основанный на использовании *знакового представления изображения*, суть которого заключается в описании изображения с помощью отношений квазипорядка на множестве пикселей изображения. Особенностью знакового представления является его инвариантность относительно группы строго монотонных преобразований функции яркости. Вместе с тем оно полностью сохраняет структурные особенности изображения, что обеспечивает эффективность его применения в системах технического зрения.

В частности, в работах [18–20] рассматривается применение знакового представления изображений в задачах детекции и идентификации лиц на изображениях. Применение знакового представления в модели активных контуров [21] позволяет вычислительно эффективно локализовывать антропометрические особенности лица. Исследованию устойчивости знаковых представлений к шумам посвящены работы [22, 23]. В работе [24] рассматриваются связи знакового представления с локальными бинарными шаблонами и понятием *формы* в морфологии Ю.П. Пытьева [25]

Ниже в работе понятие знакового представления изображения рассматривается более подробно; в частности, дается его интерпретация в виде ориентированного графа ([26], гл. 4). На основе данного представления предлагается метод детекции характерных точек изображений путем построения дескриптора, основанного на анализе спектральных свойств графа его знакового представления с помощью теоремы Перрона-Фробениуса. Суть метода состоит в том, что в качестве меры сложности вершины указанного графа (пикселя изображения) выступает значение компоненты так называемого перроновского собственного вектора матрицы смежностей данного графа.

Знаковое представление. Пусть $\Omega = \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\} \subset \mathbb{N}^2$ – целочисленная сетка размера $M \times N$, а $f = f(x_1, x_2)$ – функция, заданная в узлах этой сетки и принимающая значения из интервала $[0, 1]$, т.е. $f : \Omega \rightarrow [0, 1]$. Под *изображением* условимся понимать пару $\langle f, \Omega \rangle$. Пару чисел $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ будем называть *пикселем* или *точкой*, а значение функции f в точке \mathbf{x} – *яркостью* соответствующего пикселя. Функцию f будем называть *функцией яркости* и для краткости отождествлять с изображением. Множество всех изображений $f : \Omega \rightarrow [0, 1]$ обозначим через \mathcal{F} .

Определение 1. Отношение $\tau \subseteq \Omega \times \Omega$ будем называть *знаковым представлением* изображения $f \in \mathcal{F}$, если выполняются следующие условия:

1. $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \tau$, если $f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{y})$;
2. $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \tau$, $(\mathbf{y}, \mathbf{x}) \notin \tau$, если $f(\mathbf{x}) < f(\mathbf{y})$.

Из определения следует, что знаковое представление описывает отношение яркостей в общем случае не для всех пар пикселей, а лишь для некоторого подмножества. Таким образом, по одному и тому же изображению можно построить ряд его различных знаковых представлений. В частности, под полным знаковым представлением понимается отношение, обладающее свойством связности, т.е. содержащее все пары пикселей изображения:

$$\tau = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \Omega^2 : f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{y})\}.$$

Отметим, что полное знаковое представление заданного изображения однозначно определяется условием связности отношения.

Другим важным примером является *оконное знаковое представление* – компактный вариант знакового представления, когда учитываются лишь отношения на достаточно близко расположенных пикселях:

$$\tau = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \Omega^2 : f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{y}), \mathbf{y} \in O_\varepsilon(\mathbf{x})\},$$

где $O_\varepsilon(\mathbf{x})$ – некоторая окрестность точки \mathbf{x} , например,

$$O_\varepsilon(\mathbf{x}) = \{\mathbf{y} \in \Omega : \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| < \varepsilon\},$$

где под нормой понимается манхеттенское расстояние между пикселями

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|.$$

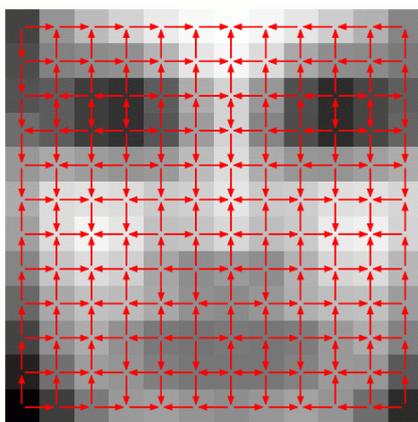


Рис. 1. Пример оконного знакового представления для $\varepsilon = 2$. Петли не показаны

Пример такого оконного представления для $\varepsilon = 2$ показан на рис. 1. В этом случае пиксели, принадлежащие одной окрестности, являются смежными в обычном смысле, т.е. непосредственно прилегающими друг к другу сторонами. Отметим, что для прикладных задач именно оконные представления с небольшим ε представляет наибольший интерес.

Очевидно, что поскольку знаковое представление характеризует лишь соотношение яркости некоторых элементов изображения, то разные изображения могут иметь одно и то же знаковое представление. Действительно, пусть $\varphi: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ – произвольная функция, изменяющая яркость. Тогда, для всякого изображения $f: \Omega \rightarrow [0, 1]$ композиция $\varphi(f)$ также является изображением, поэтому φ можно считать преобразованием $\varphi: \mathcal{F} \rightarrow \mathcal{F}$. Знаковое представление τ будем называть *инвариантным* относительно этого преобразования, если для любого изображения $f \in \mathcal{F}$ и изображения $g = \varphi(f)$ выполняется равенство $\tau(g) = \tau(f)$.

Понятно, что преобразование яркости φ не является, вообще говоря, обратимым, а его применение к изображению может привести к потере содержащейся в нем информации. Поэтому рассмотрим множество $\Phi = \{\varphi\}$ всех строго монотонно возрастающих преобразований $\varphi: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ таких, что $\varphi(0) = 0$ и $\varphi(1) = 1$. Как очевидно, Φ является группой относительно операции суперпозиции, где роль единичного элемента играет тождественное преобразование.

Как показано в [22], справедливо следующее утверждение.

Теорема 1. Знаковые представления являются инвариантными относительно преобразований группы Φ .

Примерами строго монотонно возрастающих преобразований яркости могут служить функции

$$\varphi = \begin{cases} \frac{1-(1-2z)^\alpha}{2} & \text{при } 0 \leq z \leq 0.5, \\ \frac{1+(2z-1)^\alpha}{2} & \text{при } 0.5 \leq z \leq 1, \end{cases}$$

где $\alpha \geq 0$ – некоторый параметр. При $\alpha = 1$ получаем тождественное преобразование $\varphi(z) = z$. Графики преобразования $\varphi(z)$ для различных значений α показаны на рисунке ниже.

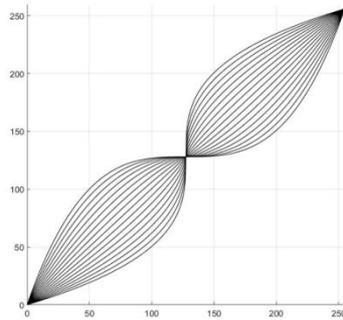


Рис. 2. Графики монотонно возрастающих преобразований яркости

На рис. 3 показаны результаты преобразования изображения человеческого лица. Параметр преобразования был равен $\alpha = a^m$, где $a = 1.2$, а $m = -8, -4, 0, 4, 8$. Исходное (не преобразованное) изображение находится в центре, отрицательные значения m соответствуют усилению контрастности, а положительные – её уменьшению. Все пять изображений имеют одно и то же знаковое представление.



Рис. 3. Преобразованные изображения лица для $m = -8, -4, 0, 4, 8$.
(Изображение лица взято из открытых источников)

Алгоритм выделения характерных точек. Напомним некоторые результаты теории спектральной теории графов [27].

Определение 2. Суммой двух графов $G_1 = \langle V, E_1 \rangle$ и $G_2 = \langle V, E_2 \rangle$ называется граф $G_1 + G_2 = \langle W, E \rangle$, где $W = V \times U$ и вершина $(v_1, u_1) \in W$ смежна с $(v_2, u_2) \in W$ тогда и только тогда, когда либо $v_1 = v_2$ и $(u_1, u_2) \in E_2$, либо же когда $u_1 = u_2$ и $(v_1, v_2) \in E_1$.

Если $A(G)$ – матрица смежности графа G , то

$$A(G_1 + G_2) = A(G_1) \otimes I_N + I_M \otimes A(G_2),$$

где \otimes – кронекерово произведение матриц, M и N – числа вершин графов G_1 и G_2 соответственно, а I_M и I_N – единичные матрицы соответствующих размеров.

Как известно [27], *спектром* графа G называется множество $Spec(G)$ всех собственных значений его матрицы смежности. Как показано в [27, с.70], если $Spec(G_1) = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M\}$, а $Spec(G_2) = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N\}$, то

$$Spec(G_1 + G_2) = \{\lambda_i + \mu_j : 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\},$$

что и объясняет название операции $G_1 + G_2$.

В частности, если P_M – простая неориентированная цепь длины M , то граф $P_M + P_N$ представляет собой прямоугольную решетку размера $M \times N$, см. рис. 4. Поскольку [27 с.73] характеристический многочлен графа P_M представляет собой многочлен Чебышева второго рода порядка M , то

$$Spec(P_M) = \left\{ 2 \cos \frac{\pi i}{M+1} : 1 \leq i \leq M \right\}$$

и

$$Spec(P_M + P_N) = \left\{ 2 \cos \frac{\pi i}{M+1} + 2 \cos \frac{\pi j}{N+1} : 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \right\}.$$

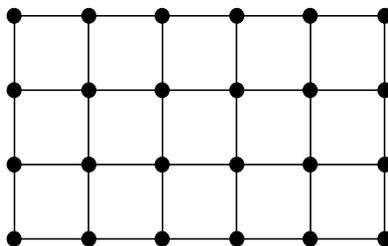


Рис. 4. Граф $P_4 + P_6$

Таким образом, наибольшее собственное значение графа $P_M + P_N$ равно

$$2 \cos \frac{\pi}{M+1} + 2 \cos \frac{\pi}{N+1} < 4. \quad (1)$$

Спектр ориентированного графа (ввиду несимметричности его матрицы смежности) может включать в себя комплексные числа. Однако из хорошо известной теоремы Перрона-Фробениуса [28, с. 334] следует, что если орграф G сильно связан (т.е. в G существует путь из любой вершины в любую другую), то его наибольшее по модулю собственное значение единственно, действительно и положительно. Его называют *перроновским собственным значением* (или *индексом графа*) и обозначают $\lambda(G) > 0$. Соответствующий нормированный собственный вектор $\mathbf{p}(G) = (p_1, p_2, \dots, p_N)$ называют *перроновским собственным вектором* графа G . Все его компоненты положительны, $0 < p_1 \leq 1$, и допускают [29, с. 590] следующую комбинаторную интерпретацию.

Обозначим через $\sigma_i(k)$ число замкнутых маршрутов длины $k > 2$, начинающихся и заканчивающихся в вершине v_i орграфа G , т.е.

$$(\sigma_1(k), \sigma_2(k), \dots, \sigma_N(k)) = \text{diag}(A^k(G)).$$

Тогда

$$p_i = \lim_{k \rightarrow \infty} \sqrt[k]{\frac{\sigma_i(k)}{\lambda^k}}, \quad \text{где } \lambda = \lambda(G). \quad (2)$$

Таким образом, величина p_i в некотором смысле характеризует «сложность строения» окрестностей вершины v_i графа G , что обуславливает широкое применение перроновских векторов в различных задачах, сводящихся к ранжированию элементов сетей.

Мы воспользуемся перроновскими векторами для выделения характерных точек изображения. Для этого свяжем знаковые представления с графами. Заметим, что знаковому представлению τ изображения f естественно ставится в соответствие ориентированный граф $G_\tau = \langle \Omega, E_\tau \rangle$, множеством вершин которого является множество пикселей Ω , а множество дуг E_τ совпадает с множеством τ ; при этом, если $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \tau$, то соответствующая дуга графа направлена от вершины \mathbf{x} к вершине \mathbf{y} . Понятно, что построенный таким образом орграф G_τ имеет петли на каждой вершине. Далее условимся рассматривать G_τ без петель, сохраняя за ним прежнее обозначение. Кроме того, будем считать пару противоположно направленных дуг между двумя вершинами одним неориентированным ребром.

Пусть далее τ – оконное знаковое представление и $\varepsilon = 2$. Если f – тривиальное изображение, все пиксели которого имеют одинаковую яркость, т.е. $f(\mathbf{x}) = \text{const}$ для всех $\mathbf{x} \in \Omega$, то $G_\tau = P_M + P_N$. Следовательно, граф нетривиального изображения получается из $P_M + P_N$ заданием ориентации на некоторых ребрах, или другими словами, удалением одной из дуг в парах, соответствующих ребрам. Поскольку удаление дуги не может увеличить индекс графа, из (1) немедленно вытекает, что

$$\lambda(G_\tau) \leq 2 \cos \frac{\pi}{M+1} + 2 \cos \frac{\pi}{N+1} < 4.$$

Таким образом, граф изображения размера $M \times N$ имеет MN вершин, причем информация об изображении кодируется в виде «отклонения матрицы $A(G_\tau)$ от симметричности»: парам смежных пикселей одинаковой яркости соответствуют единицы, симметричные относительно главной диагонали матрицы, а различной яркости – симметрично расположенные 0 и 1.

Идея предлагаемого подхода к выделению характерных точек изображения основана на интерпретации таких точек как максимальных компонент перроновского вектора некоторой матрицы, ассоциированной с G_τ . При этом использование $A(G_\tau)$ нецелесообразно ввиду того, что вершины G_τ , соответствующие пикселям однотонных областей, инцидентны неориентированным ребрам. Это значительно увеличивает число замкнутых маршрутов, проходящих через такие вершины и, в соответствии с (2), максимизирует соответствующую компоненту перроновского вектора. В то же время интуитивно очевидно, что характерные точки должны соответствовать областям значительного изменения яркости. Это приводит нас к следующему определению.

Определение 3. Пусть $A(G_\tau) = (a_{ij})$, где $1 \leq i, j \leq MN$. Квадратную матрицу $S = S_\tau = (|a_{ij} - a_{ji}|)$ будем называть *градиентной матрицей* знакового представления τ изображения f .

Как очевидно, S – симметрическая (0,1)-матрица, единицы которой соответствуют парам пикселей различной яркости. Граф, матрицей смежности которого является S_τ будем обозначать H_τ .

Разумеется, при обработке реальных изображений f нет необходимости в работе одновременно со всей матрицей S_τ . Это связано как со значительными размерами этой матрицы, так и с тем, что понятие характерной точки по самой своей сути является локальным. Предлагаемый алгоритм предусматривает разбиение анализируемого изображения на небольшие прямоугольные фрагменты (с возможностью их перекрытия). Размеры этих фрагментов ограничены следующими ограничениями:

- ◆ максимальный размер фрагмента ограничен вычислительной сложностью нахождения перроновского вектора (действительно, даже для фрагмента изображения с размерами 32×32 приходится работать с матрицей S_τ размера 1024×1024 . В то же время возникающие матрицы сильно разрежены, что позволяет использовать для работы с ними известные эффективные алгоритмы;

- ◆ фрагмент должен быть достаточно большим для того, чтобы находящиеся в нем потенциальные характерные точки могли себя «проявить»;

- ◆ фрагмент не может быть слишком маленьким, поскольку при его уменьшении растёт вероятность несвязности графа H_τ , что нарушает условие применимости теоремы Перрона-Фробениуса. (Разумеется, эта вероятность всегда остается ненулевой, однако опыт применения алгоритма позволяет считать её пренебрежимо малой уже для фрагментов порядка 10×10).

Кроме того, при построении знакового представления представляется целесообразным не учитывать незначительных изменений яркости (порядка 1%-2% от наибольшего), вызываемых неизбежными шумами.

На рис. 5 приведен пример работы алгоритма для изображения лица на рис. 3. Анализируемое изображение имело размер 330×330 , используемое окно – 9×9 , параметр $\varepsilon = 3$.

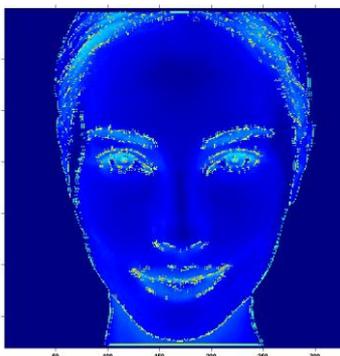


Рис. 5. Пример построения характерных точек на основе предлагаемого алгоритма

Заключение. Резюмируя изложенное, можно сделать следующие выводы. В работе рассмотрен метод построения характерных точек цифрового изображения, заданного своим знаковым представлением. Особенностью метода является его инвариантность относительно группы строго монотонных преобразований функции яркости. Метод основан на интерпретации характерных точек как максимальных компонент перроновского вектора некоторой матрицы, ассоциированной с графом знакового представления. Приведен алгоритм выделения характерных точек и рассмотрены условия и ограничения его применимости. Приведен пример работы алгоритма.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Kirby M., Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for characterization of human faces // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1990. – Vol. 12. – P. 23-35.
2. Sirovich L., Kirby M. Low-dimensional procedure for characterization of human face // Journal of the Optical Society of America. – 1987. – Vol. 4. – P. 519-524.
3. Turk M., Pentland A. Eigenfaces for recognition // Journal of Cognitive Neuroscience. – 1991. – Vol. 3. – P. 72-86.
4. Liu C., Wechsler H. A shape- and texture-based enhanced fisher classifier for face recognition // IEEE Transactions Image Processing. – 2001. – Vol. 10. – P. 598-608.
5. Swets D.L., Weng J. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1996. – Vol. 18. – P. 831-836.
6. Moghaddam B., Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1997. – Vol. 19. – P. 696-710.
7. Lin S.H., Kung S.Y., Lin L.J. Face recognition/detection by probabilistic decision-based neural network // Transactions on Neural Network. – 1997. – Vol. 8. – P. 114-132.
8. Liu C., Wechsler H. Evolutionary pursuit and its application to face recognition // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2000. – Vol. 22. – P. 570-582.
9. Cox I.J., Ghosn J., Yianilos P.N. Feature-based face recognition using mixture distance // Computer Vision and Pattern Recognition. – 1996. – P. 209-216.
10. Nefian A.V., Hayes M.H. Hidden Markov models for face recognition // Acoustics, Speech and Signal Processing. – 1998. – Vol. 5. – P. 2721-2724.
11. Samaria F., Young S. HMM-based architecture for face identification // Image and Vision Computing. – 1994. – Vol. 12. – P. 537-543.
12. Pentland A., Moghaddam B., Starner T. View-based and modular eigenspaces for face recognition // Computer Vision and Pattern Recognition. – 1994. – P. 84-91.
13. Penev P., Atick J. Local feature analysis: A general statistical theory for object representation // Computation in Neural Systems. – 1996. – No. 7. – P. 477-500.
14. Lanitis A., Taylor C.J., Cootes T.F. Automatic face identification system using flexible appearance models // Image and Vision Computing. – 1995. – Vol. 13. – P. 393-401.
15. Weyrauch B., Heisele B., Huang J., Blanz V. Component-Based Face Recognition with 3D Morphable Models // Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. – 2004. – P. 85-93.
16. Гончаров А.В., Каркищенко А.Н. Влияние освещенности на качество распознавания фронтальных лиц // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 4(81). – С. 82-92.
17. Goncharov A., Gubarev V. Comparison of high-level and low-level face recognition methods // Proc. Pattern recognition and image analysis: new information technologies (PRIA-9-2008). – 2008. – P. 178-181.
18. Гончаров А.В. Исследование свойств знакового представления изображений в задачах распознавания образов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 8 (97). – С. 178-188.
19. Броневиц А.Г., Гончаров А.В. Знаковое представление изображений и его информативность // 14-я Всероссийская конф. Математические методы распознавания образов. – М.: МАКС Пресс, 2009. – С. 309-312.
20. Гончаров А.В. Распознавание лиц на основе многомасштабного знакового представления изображений // Цифровая обработка сигналов. – 2010. – Т. 1. – С. 10-13.

21. Гречухин И.А., Каркищенко А.Н. О методе построения характерных точек на основе вариации яркостного профиля // Тр. ОАО «НИИАС». Сб. научных трудов. Вып. 9. – М.: Изд-во ООО «Группа ИДТ». – 2011. – С. 203-220.
22. Каркищенко А.Н., Гончаров А.В. Геометрия знакового представления изображений и её приложение к исследованию устойчивости к шумам // Международная конференция Интеллектуализация обработки информации (ИОИ-8): Сб. докладов. – М.: МАКС Пресс, 2010. – С. 335-339.
23. Каркищенко А.Н., Гончаров А.В. Исследование устойчивости знакового представления изображений // Автоматика и телемеханика. – 2010. – Т. 9. – С. 57-69.
24. Мясников В.В. Описание изображений с использованием конфигурационного отношения эквивалентности // Компьютерная оптика. – 2018. – Т. 42, № 6. – С. 998-1007.
25. Пытьев Ю.П., Чуличков А.И. Методы морфологического анализа изображений. – М.: Физматлит, 2010. – 336 с.
26. Броневич А.Г., Каркищенко А.Н., Ленский А.Е. Анализ неопределенности выделения информативных признаков и представлений изображений. – М.: Физматлит, 2013. – 308 с.
27. Svetković D.M., Doob M., Sachs H. Spectra of Graphs – Theory and Application. – Berlin, 1980. – 368 p.
28. Гантмахер Ф.П. Теория матриц. – М.: Наука, 1988. – 552 с.
29. Хорн Р., Джонсон Ч. Матричный анализ. – М.: Мир, 1989. – 655 с.

REFERENCES

1. Kirby M., Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for characterization of human faces, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, Vol. 12, pp. 23-35.
2. Sirovich L., Kirby M. Low-dimensional procedure for characterization of human face, *Journal of the Optical Society of America*, 1987, Vol. 4, pp. 519-524.
3. Turk M., Pentland A. Eigenfaces for recognition, *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, Vol. 3, pp. 72-86.
4. Liu C., Wechsler H. A shape- and texture-based enhanced fisher classifier for face recognition, *IEEE Transactions Image Processing*, 2001, Vol. 10, pp. 598-608.
5. Swets D.L., Weng J. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, Vol. 18, pp. 831-836.
6. Moghaddam B., Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, Vol. 19, pp. 696-710.
7. Lin S.H., Kung S.Y., Lin L.J. Face recognition/detection by probabilistic decision-based neural network, *Transactions on Neural Network*, 1997, Vol. 8, pp. 114-132.
8. Liu C., Wechsler H. Evolutionary pursuit and its application to face recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, Vol. 22, pp. 570-582.
9. Cox I.J., Ghosn J., Yianilos P.N. Feature-based face recognition using mixture distance, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1996, pp. 209-216.
10. Nefian A.V., Hayes M.H. Hidden Markov models for face recognition, *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1998, Vol. 5, pp. 2721-2724.
11. Samaria F., Young S. HMM-based architecture for face identification, *Image and Vision Computing*, 1994, Vol. 12, pp. 537-543.
12. Pentland A., Moghaddam B., Starner T. View-based and modular eigenspaces for face recognition, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, pp. 84-91.
13. Penev P., Atick J. Local feature analysis: A general statistical theory for object representation, *Computation in Neural Systems*, 1996, No. 7, pp. 477-500.
14. Lanitis A., Taylor C.J., Cootes T.F. Automatic face identification system using flexible appearance models, *Image and Vision Computing*, 1995, Vol. 13, pp. 393-401.
15. Weyrauch B., Heisele B., Huang J., Blanz V. Component-Based Face Recognition with 3D Morphable Models, *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, 2004, pp. 85-93.
16. Goncharov A.V., Karkishchenko A.N. Vliyaniye osveshchennosti na kachestvo raspoznavaniya frontal'nykh lits [Effects of illumination and quality of frontal faces recognition], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2008, No. 4 (81), pp. 82-92.

17. *Goncharov A., Gubarev V.* Comparison of high-level and low-level face recognition methods, *Proc. Pattern recognition and image analysis: new information technologies (PRIA-9-2008)*, 2008, pp. 178-181.
18. *Goncharov A.V.* Issledovanie svoystv znakovogo predstavleniya izobrazheniy v zadachakh raspoznavaniya obrazov [Investigation of properties of images sign representation in the pattern recognition problems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 8 (97), pp. 178-188.
19. *Bronevich A.G., Goncharov A.V.* Znakovoe predstavlenie izobrazheniy i ego informativnost' [Sign representations of images and its informativity], *14-ya Vserossiyskaya konf. Matematicheskie metody raspoznavaniya obrazov* [Proceedings of 14th All-Russia scientific conference of mathematical methods for images recognition]. Moscow: MAKS Press, 2009, pp. 309-312.
20. *Goncharov A.V.* Raspoznavanie lits na osnove mnogomasshtabnogo znakovogo predstavleniya izobrazheniy [On face recognition based on multiscale sign representations of images], *Tsifrovaya obrabotka signalov* [Digital signal processing], 2010, Vol. 1, pp. 10-13.
21. *Grechukhin I.A., Karkishchenko A.N.* O metode postroeniya kharakternykh toчек na osnove variatsii yarkostnogo profilya [On a method for key points construction based on brightness cross-section variations], *Tr. OAO «NILAS». Sb. nauchnykh trudov* [Proceedings of JSC NIIAS]. Issue 9. Moscow: Izd-vo OOO «Gruppa IDT», 2011, pp. 203-220.
22. *Karkishchenko A.N., Goncharov A.B.* Geometriya znakovogo predstavleniya izobrazheniy i ee prilozhenie k issledovaniyu ustoychivosti k shumam [Sign representations geometry applied for noise stability investigations], *Mezhdunarodnaya konferentsiya Intellektualizatsiya obrabotki informatsii (IOI-8): Sb. dokladov* [Proceedings of International conference on intellectualization of images processing (IIP-8)]. Moscow: MAKS Press, 2010, pp. 335-339.
23. *Karkishchenko A.N., Goncharov A.V.* Issledovanie ustoychivosti znakovogo predstavleniya izobrazheniy [Stability investigation of the sign representation of images], *Avtomatika i telemekhanika* [Automation and Remote Control], 2010, Vol. 9, pp. 57-69.
24. *Myasnikov V.V.* Opisanie izobrazheniy s ispol'zovaniem konfiguratsionnogo otnosheniya ekvivalentnosti [Description of images based on configurational equivalence relation], *Komp'yuternaya optika* [Computer Optics], 2018, Vol. 42, No. 6, pp. 998-1007.
25. *Pyt'ev Yu.P., Chulichkov A.I.* Metody morfologicheskogo analiza izobrazheniy [Methods for Morphological Analysis of Images]. Moscow: Fizmatlit, 2010, 336 p.
26. *Bronevich A.G., Karkishchenko A.N., Lepskiy A.E.* Analiz neopredelennosti vydeleniya informativnykh priznakov i predstavleniy izobrazheniy [Uncertainty analysis of informational features selection and images representations]. Moscow: Fizmatlit, 2013, 308 p.
27. *Cvetković D.M., Doob M., Sachs H.* Spectra of Graphs – Theory and Application. Berlin, 1980, 368 p.
28. *Gantmakher F.R.* Teoriya matrits [Theory of Matrices]. Moscow: Nauka, 1988, 552 p.
29. *Khorn R., Dzhonson Ch.* Matrichnyy analiz [Matrix Analysis]. Moscow: Mir, 1989, 655 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.ф.-м.н. Г.В. Куповых.

Каркищенко Александр Николаевич – Научно-исследовательский институт робототехники и процессов управления ЮФУ, e-mail: karkishalex@gmail.com; 347928, г. Таганрог, ул. Шевченко, 2; тел.: +78634371694; д.ф.-м.н.; профессор; ведущий научный сотрудник.

Мнухин Валерий Борисович – Институт компьютерных технологий и информационной безопасности ЮФУ; e-mail: mnukhin.valeriy@mail.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: +78634371606; к.ф.-м.н.; доцент.

Karkishchenko Alexander Nikolayevich – Research and Development Institute of Robotics and Control Systems of the Southern Federal University; e-mail: karkishalex@gmail.com; 2 Shevchenko street, Taganrog, 347928 Russia; phone: +78634371694; dr. of phys. and math. sc.; professor; leading researcher.

Mnukhin Valeriy Borisovich – Institute of computer technology and information security of the Southern Federal University; e-mail: mnukhin.valeriy@mail.ru; 44 Nekrasovskiy lane, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371606; cand. of phys. and math. sc.; associate professor.