

# Поиск изображений по визуальному подобию с применением инвертированных индексов цветовых гистограмм<sup>1</sup>

И.В. Соченков, А.В. Вохминцев, В.В. Кузнецов, Н.А. Хромов, К.С. Григорьева

**Аннотация.** В работе исследуется метод поиска изображений по визуальному подобию на основе сопоставления изображений по цветовым гистограммам. Предложен метод построения инвертированного индекса для быстрого поиска визуально схожих изображений по динамически пополняемой коллекции.

**Ключевые слова:** поиск по визуальному подобию, инвертированный индекс, анализ гистограмм, поиск в коллекциях изображений.

## Введение

Решение задач распознавания и классификации относится к актуальной области современных информационных технологий, а их решение делает возможным эффективное использование доступной информации. В задаче распознавания образов существует подзадача поиска изображений по визуальному подобию. В рамках этой задачи для заданной коллекции изображений необходимо определить, какие из изображений являются визуально похожими. Для ее решения необходимо выделить признаки, характеризующие визуальное сходство изображений, и сравнить изображения с помощью этих признаков.

Главным применением поиска по визуальному подобию являются те области, где визуальное сходство важнее, чем семантика того, что именно представлено на изображении [1]:

поиск нечетких дубликатов (почти идентичных копий) изображений, поиск в медицинских коллекциях (например, среди рентгеновских снимков), поиск в коллекциях графических дизайнеров (объектом поиска является подходящее по цветовой гамме и текстуре изображение) и т.п. В настоящей работе оценка визуального сходства изображений рассматривается в контексте поиска нечетких дубликатов («почти дубликатов») заданных эталонных изображений.

При решении задачи поиска изображений по визуальному подобию в качестве признаков выбирают такие характеристики изображения, которые обеспечивают наилучшее обобщение графической информации в контексте выбранного понятия сходства: цветовые характеристики [2], особые точки [3-5], характеристики текстур [6], а также комбинации этих признаков [7].

Для решения задач оценки визуального сходства в статичных коллекциях изображений

<sup>1</sup> Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект №15-19-10010).

применяют методы машинного обучения, оперирующие представлением исходных изображений в виде значений выбранных признаков. Для пополняемых массивов изображений используют такие методы, которые ориентированы на индексацию данных об изображениях в форме, пригодной для быстрой выборки и сопоставления (поиска) информации.

Целью работы является повышение качества (точности и полноты) результатов поиска изображений по визуальному подобию в динамически пополняемых коллекциях текстов за счет создания метода индексации гистограмм изображений. Основной задачей статьи является оценка влияния обобщения информации и потери части информации, возникающих в ходе индексации графических изображений, на качество поиска по визуальному подобию.

## 1. Поиск изображений по визуальному подобию

Пусть задана коллекция различных изображений  $I = \{a_i\}_{i=1}^M$ . Для изображений этой коллекции необходимо установить соответствие на основе оценки визуального сходства. В нашем исследовании каждое изображение  $a \in I$  характеризуется вектором числовых значений признаков  $\Phi(a) = \langle \varphi_1^a, \dots, \varphi_N^a \rangle$ ,  $N$  – мощность пространства признаков  $\mathbb{R}^N$ . Два изображения  $a \in I$  и  $b \in I$  будем называть визуально схожими, если для выбранной функции оценки сходства  $\rho(a, b)$  выполнено  $\rho(a, b) = 1 - f(\Phi(a), \Phi(b)) \geq f_{\min}$ , где  $f(\cdot, \cdot)$  – некоторая метрика (или псевдометрика) в  $\mathbb{R}^N$ , а  $f_{\min}$  – пороговое значение сходства.

Нас будут интересовать такие признаки, которые позволяют выявлять нечеткие дубликаты заданных эталонных изображений, отделяя их от всех остальных изображений. В основу предлагаемого метода оценки сходства изображений положен подход, исследованный в работе [8]. Исходное изображение представляет собой множество точек  $P(a) = \{(x, y)\}$ , для каждой точки задано значение цветности

$C(x, y)$  в выбранном цветовом пространстве  $\Omega: C(x, y): P(a) \rightarrow \Omega$ . В качестве цветового пространства могут использоваться оттенки серого, пространства RGB, CMYK, HSV и др. В нашем случае мы использовали пространство RGB. Поскольку в контексте решаемой задачи метод оценки визуального сходства должен позволять обнаруживать незначительно измененные изображения (добавление/удаление рамки, незначительная цветокоррекция и т.п.), гистограммы должны обеспечивать достаточный уровень обобщения исходной информации. Для этой цели исходное изображение в цветовом пространстве RGB ( $2^{24}$  цветов) приводится к цветовому пространству меньшей размерности  $\sigma = |\Omega|$  (4, 64, 128, 256 и т.п. цветов). Таким образом, гистограмма  $H_\sigma$  изображения  $a \in I$  – есть отображение  $H_\sigma(a): P(a) \rightarrow \mathbb{R}^\sigma$ , где  $H_\sigma(a) = \langle v_1^a, \dots, v_\sigma^a \rangle$ ,  $v_i^a = \frac{|\{(x, y) \in P(a) \mid C(x, y) = c_i\}|}{|P(a)|}$ ,  $c_i$  –  $i$ -я цветовая компонента в цветовом пространстве размерности  $\sigma$ .

Известно, что гистограммы совершенно различных по содержанию изображений могут оказаться близки (шахматная доска и квадрат того же размера, разделенный по диагонали на черный и белый треугольники, имеют одинаковое количество черных и белых точек). Чтобы учесть распределение цветов в разных областях изображения, будем рассматривать не гистограммы изображения в целом, а гистограммы отдельных его сегментов. Каждое изображение  $a \in I$  сегментируется на области  $S(a) = \{s_j(a)\}_{j=1}^K$  с возможным перекрытием областей (Рис. 1). Каждый сегмент  $s_j(a)$  является квадратной областью исходного изображения, а  $K = r \times r$ , где  $r$  – параметр разбиения. Сегменты нумеруются последовательно слева направо, сверху вниз. Для обеспечения возможности такого разбиения требуется, чтобы изображения были предварительно приведены к форме квадрата. Для каждого сегмента  $s_j(a)$  строится гистограмма  $H_\sigma(s_j(a))$ .

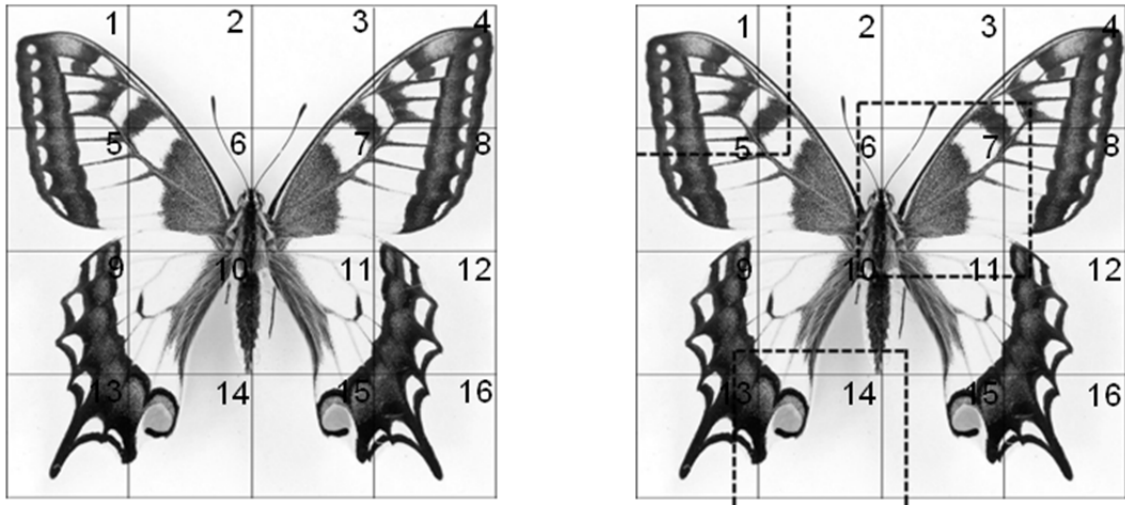


Рис. 1. Разбиение изображения на сегменты (4x4) без перекрытия (слева) и с 25% перекрытием (справа)

Далее сравнение изображений выполняется по сегментам:

$$\varphi_i^a = v_{i-J\sigma}^{s_{J+1}(a)}, \quad (1)$$

где  $i = \overline{1, (r \cdot \sigma)}$ ,  $J = \left[ \frac{i}{r} \right]$ , а  $[\cdot]$  – операция взятия целой части.

Таким образом, пространство векторов значений признаков изображения имеет размерность  $r \cdot \sigma$ . Для оценки сходства изображений в этом пространстве могут применяться метрики Минковского, Бхаттачария, косинусное и евклидово расстояния и др.

На практике, рассмотренный метод поиска изображений можно дополнить свойством инвариантности относительно поворота на углы, кратные  $90^\circ$ . Для этого следует перенумеровать

гистограммы исходного изображения (Рис. 2) и наряду с  $\Phi(a)$  рассматривать вектора  $\Phi_k(a)$ , где  $k = \overline{1, 3}$ , а  $\Phi_k(a)$  получается перенумерацией сегментов исходного изображения при повороте на  $90k^\circ$ .

Практическая реализация изложенного подхода методом прямого сравнения изображений по принципу «каждое с каждым» обладает квадратичной вычислительной сложностью (по операциям оценки сходства двух изображений):  $O(I^2/2)$ . В случае поиска, инвариантного относительно поворота на углы, кратные  $90^\circ$ , вычислительная сложность составляет  $O(2I^2)$ . Операция оценки сходства двух изображений реализуется на упорядоченных массивах значе-

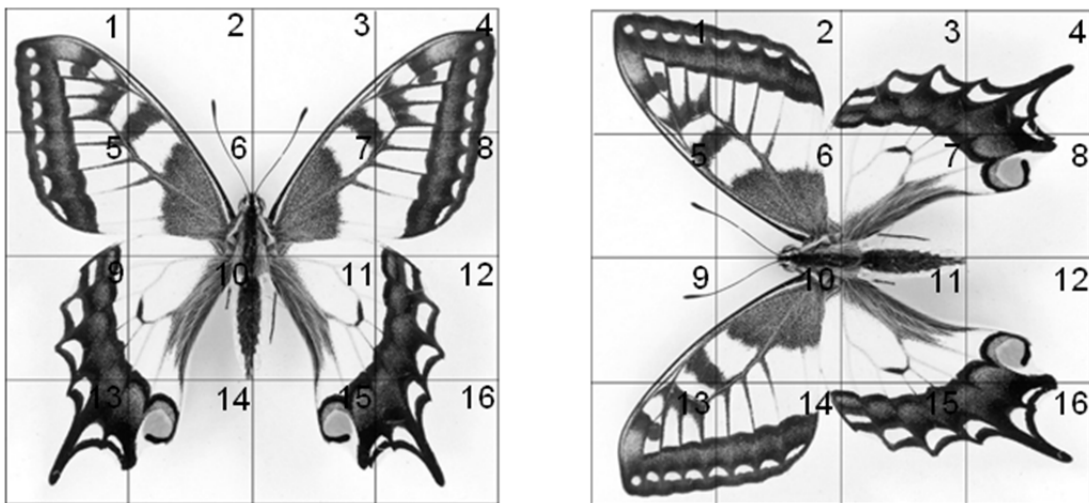


Рис.2. Сегменты исходного изображения (слева) и изображения, повернутого на угол  $90^\circ$  (справа)

ний признаков за один проход по этим массивам. Ее вычислительная сложность равна  $O(r \cdot \sigma)$ .

## 2. Инвертированный индекс гистограмм для эффективного поиска изображений по визуальному подобию

Квадратичная сложность процедуры поиска, реализуемой путем попарной оценки сходства изображений, делает этот метод неприменимым для больших коллекций. Для работы с большими информационными массивами при решении задачи быстрого поиска и выборки целевой информации применяют специальные структуры данных – инвертированные индексы, предусматривающие предварительное упорядочение исходной коллекции в соответствии с определенными критериями. Такой подход эффективно используется при решении задач полнотекстового поиска; он также применим и для поиска изображений [9].

Для построения инвертированного индекса изображения  $a \in I$  по гистограммам его сегментов рассмотрим вектор  $\Phi(a)$ , компоненты которого содержат сведения об относительном количестве пикселей каждого из цветов (цветовых каналов) пространства  $\Omega$  в том или ином сегменте изображения – формула (1). Компонентам этого вектора необходимо сопоставить «гистограммные слова», которые «содержательно» характеризуют исходные вещественные числовые значения  $\varphi_i^a, i = \overline{1, (r \cdot \sigma)}$ . Для этой цели введем конечное покрытие отрезка  $[0; 1]$  подотрезками (возможно, частично перекрывающимися):  $\Delta = \{[x_i; y_i] \mid 0 \leq x_i < y_i \leq 1, \bigcup_{i=1}^{|\Delta|} [x_i; y_i] = [0; 1]\}$ . В простейшем случае, отрезок  $[0; 1]$  разбивается, например, на  $G$  отрезков длины  $\alpha$ , с перекрытием  $\beta < \alpha/2$ .

Будем ставить в соответствие каждой компоненте  $\varphi_j^a, j = \overline{1, N}$  вектора  $\Phi(a)$  множество упорядоченных пар  $\xi_j^a = \{ \langle j, i \rangle \mid \varphi_j^a \in [x_i; y_i], i = \overline{1, |\Delta|} \}$ . Для этого

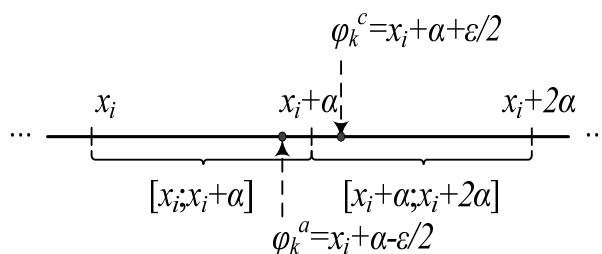


Рис. 3. Квантование значений признаков отрезками без перекрытия

введем отображение:  $E: \mathbb{R} \rightarrow \Lambda$ , где  $\Lambda = \{j \in \mathbb{N} \mid j \leq N\} \times \{i \in \mathbb{N} \mid i \leq |\Delta|\}$ , т.е.  $\xi_j^a \subseteq \Lambda$ . Упорядоченные пары  $\langle j, i \rangle$  будем называть «гистограммными словами». Здесь  $i$  представляет собой натуральные индексы отрезков  $[x_i; y_i] \in \Delta$  таких, что значение  $\varphi_j^a$  попадает в эти отрезки. В определении соответствия  $E$  учтено, что значение  $\varphi_j^a$  может попадать в несколько перекрывающихся отрезков из покрытия  $\Delta$ .

Вариант квантования с перекрытием отрезков необходим для того, чтобы переход к «гистограммным словам» и их дальнейшая индексация не приводили к потере информации (вызванной дискретизацией). Пусть, например, изображения  $a$  и  $c$  имеют близкие значения  $k$ -го признака в  $\Phi(a)$  и  $\Phi(c)$ , соответственно:  $\varphi_k^c = \varphi_k^a + \epsilon$ . Если покрытие  $\Delta$  взято без перекрытия таким образом, что  $\varphi_k^a \in [x_i; x_i + \alpha]$  и  $\varphi_k^c \in [x_i + \alpha; x_i + 2\alpha]$ , а  $\varphi_k^a = x_i + \alpha - \epsilon/2$ ,  $\varphi_k^c = x_i + \alpha + \epsilon/2$ , то изображениям  $a$  и  $c$  будут сопоставлены разные «гистограммные слова», соответствующие разным отрезкам из  $\Delta$  (с индексами  $i$  и  $i+1$ , соответственно) (Рис. 3). В силу этого при поиске по «гистограммным словам» изображения  $c$  изображения  $a$  не будет найдено и наоборот.

Рассмотрим далее отображение  $\Sigma: \mathbb{R}^N \rightarrow \Lambda$ . По построению множеств  $\xi_j^a$  имеем, что  $\xi_j^a \cap \xi_{j'}^a = \emptyset, j \neq j'$  и можно положить  $\Sigma(\Phi(a)) = \bigcup_{j=1}^N \xi_j^a$ . Оно ставит в соответствие

исходной гистограмме изображения (вектору признаков  $\Phi(a)$ ) множество «гистограммных слов», характеризующих сегменты изображения с точки зрения значений цветовых каналов соответствующих гистограмм сегментов. Количество «гистограммных слов» – максимальная мощность множества  $\Sigma(\Phi(a))$  – не превышает  $N \cdot \Delta = |\Lambda|$ .

Введем отношение линейного порядка П1 на множестве  $\Lambda$ : пара  $\langle j, i \rangle$  предшествует паре  $\langle j', i' \rangle$  тогда и только тогда, когда:

1. выполнено неравенство  $j < j'$ .

2. выполнено равенство  $j = j'$ , но при этом  $i < i'$ .

Ситуация равенства  $i = i'$  в условиях п.2. невозможна в силу построения множества  $\Lambda$ .

На основе описанных «гистограммных слов» строится инвертированный индекс изображения  $a \in I$ . Для этой цели по предварительно построенному вектору  $\Phi(a)$ , содержащему значения цветовых каналов сегментов изображения, выполняется построение прямого индекса изображения:  $DI(a) = \{ \langle j, i, \varphi_j^a \rangle \mid \langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(a)) \}$ , содержащего элементы данных (ЭД) – упорядоченные тройки. Затем этот индекс упорядочивается в соответствии с отношением порядка П1 по гистограммным словам  $\langle j, i \rangle$ . Инвертированный индекс (ИИ) коллекции изображений представляет собой соответствие (на практике реализуемое в виде хэш-таблицы или В-дерева), в котором с каждым гистограммным словом  $\langle j, i \rangle$  соотнесено линейно-упорядоченное множество:  $\Pi(\langle j, i \rangle) = \{ \langle id^a, \varphi_j^a \rangle \mid a \in I \}$ , где  $id^a$  – натуральный числовой идентификатор изображения  $a \in I$ , а отношение линейного порядка на множестве пар  $\langle id^a, \varphi_j^a \rangle$  вводится естественным образом по  $id^a$ . ИИ строится по коллекции изображений путем слияния (merge) линейно-упорядоченных прямых индексов  $DI(a)$ . Возможно инкрементальное пополнение индекса новыми изображениями с применением промежуточных буферов для реализации вычислительно эффективного обновления индекса.

На этапе поиска визуально похожих изображений выполняется построение вектора признаков  $\Phi(c)$  по заданному эталонному изображению  $c$ , а затем формируется прямой индекс изображения  $DI(c)$ , «гистограммные слова» которого ( $\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$ ) выступают в роли запроса к ИИ. Полученные для каждого «гистограммного слова» множества  $\Pi(\langle j, i \rangle)$ ,  $\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$  преобразуются во множества троек:  $S(\langle j, i \rangle) = \{ \langle id^a, j, \varphi_j^a \rangle \mid a \in I \}$ ,  $\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$  добавлением в  $\langle id^a, \varphi_j^a \rangle$  индекса  $j$ -го признака в  $\Phi(a)$ . Элементы каждого множества  $S(\langle j, i \rangle)$ ,  $\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$  изначально упорядочены по возрастанию  $id^a$  (по построению ИИ – см. выше), а значение  $j$  фиксировано для всех элементов в каждом из множеств  $S(\langle j, i \rangle)$ ,  $\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$ . Введем отношение линейного порядка П2 для применения операции объединения (слияния) линейно-упорядоченных множеств  $S(\langle j, i \rangle)$ : тройка  $\langle id^a, j, \varphi_j^a \rangle$  предшествует тройке  $\langle id^b, j', \varphi_j^b \rangle$  тогда и только тогда, когда:

1. выполнено неравенство  $id^a < id^b$ .

2. выполнено равенство  $id^a = id^b$ , но при этом  $j < j'$ .

Таким образом, операция слияния множеств  $S(\langle j, i \rangle)$ , полученных из ИИ для  $\forall \langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$ , дает линейно-упорядоченное множество  $\tilde{S}(c)$ , содержащее сведения о потенциально похожих изображениях-кандидатах, которые обнаружены в ИИ. Заметим: в силу того, что отрезки  $\Delta$  могут перекрываться, то во множествах  $S(\langle j, i \rangle)$ ,  $\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))$  при фиксированном  $j$  для разных значений  $i \neq i'$  могут возникнуть повторяющиеся тройки:  $\langle id^a, j, \varphi_j^a \rangle \in S(j, i) \& \langle id^a, j, \varphi_j^a \rangle \in S(j, i')$ . В ходе слияния повторения должны быть исклю-

чены (т.к.  $\tilde{S}(c)$  – множество по определению). Таким образом, имеет место нестрогое неравенство  $|\tilde{S}(c)| \leq \sum_{\langle j, i \rangle \in \Sigma(\Phi(c))} |S(\langle j, i \rangle)|$ .

Оценка сходства эталонного изображения и найденных изображений-кандидатов алгоритмически может быть реализована за один проход по множеству  $\tilde{S}(c)$  в случае ранее упомянутых метрик. Однако оценка сходства перестает удовлетворять свойству симметричности и представляет собой псевдометрику. Например, в случае метрики Минковского (расстояния Хэмминга), оценка сходства эталонного изображения  $c$  и найденного в ИИ изображения  $a$ , вычисленная на основе информации, имеющейся в  $\tilde{S}(c)$ , принимает следующий вид (в варианте, нормированном на 1):

$$\rho_M(c, a) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N g(\varphi_j^a, \varphi_j^c)}{2}, \quad (2)$$

где

$$g(\varphi_j^a, \varphi_j^c) = \begin{cases} |\varphi_j^a - \varphi_j^c|, & \text{если } \langle id^a, j, \varphi_j^a \rangle \in \tilde{S}(c), \\ \max_{[x_i; y_i] \in \Delta} \{y_i \mid \varphi_j^a \in [x_i; y_i]\} - \\ - \min_{[x_i; y_i] \in \Delta} \{x_i \mid \varphi_j^a \in [x_i; y_i]\}, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Свойство симметрии в формуле (2) отсутствует из-за вида функции  $g(\varphi_j^a, \varphi_j^c)$ : ввиду применения ИИ, на этапе поиска нам известны значения  $\varphi_j^a$  не для всех  $j$ . Фактически, на этапе поиска мы имеем информацию только по таким «гистограммным словам» и только для таких значений  $j$ , что значения  $\varphi_j^a$  и  $\varphi_j^c$  попали в один и тот же отрезок  $[x_i; y_i]$ :  $\exists i \in \mathbb{N}, i \leq |\Delta|$ :  $[x_i; y_i] \in \Delta \ \& \ \varphi_j^a \in [x_i; y_i] \ \& \ \varphi_j^c \in [x_i; y_i]$ . В противном случае мы лишь делаем предположение о том, что модуль разности  $|\varphi_j^a - \varphi_j^c|$  не превосходит длины интервала, покрывающего отрезки, в которые попадает значение  $\varphi_j^c$  при квантовании (Рис. 4).

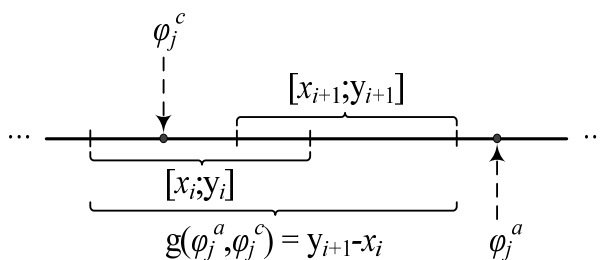


Рис. 4. Оценка разности  $|\varphi_j^a - \varphi_j^c|$  на основе длины интервала, покрывающего отрезки при квантовании

Оценка  $\rho_M(c, a)$  является априорно завышенной – на практике сходство, вычисленное путем прямого сопоставления полных векторов значений признаков  $\Phi(a)$  и  $\Phi(c)$ , может оказаться выше. Тем не менее, подбор параметров покрытия  $\Delta$  и порога  $f_{\min}$ , адекватных условиям решаемой задачи, позволяет реализовать поиск с высоким качеством.

При необходимости, стадию поиска с применением ИИ можно рассматривать как стадию предварительного отбора небольшого количества (в сравнении с объемом всей коллекции изображений) похожих изображений-кандидатов (сходных в смысле псевдометрики  $\rho_M(c, a)$ ), для которых затем оценка сходства вычисляется на векторах значений признаков  $\Phi(a)$  и  $\Phi(c)$ .

### 3. Экспериментальный анализ метода

Один из вариантов метода поиска изображений по визуальному подобию с применением ИИ гистограмм был реализован и экспериментально проверен. В качестве языка программирования был выбран Python с использованием библиотек Pillow<sup>1</sup>, Pil<sup>2</sup>, Numpy<sup>3</sup>. ИИ гистограмм реализован с применением библиотеки MongoDB<sup>4</sup>.

В качестве тестовых данных были сформированы 2 коллекции из открытого набора изображений openclipart<sup>5</sup>. Размер каждой коллекции – 100 различных изображений. Каждая коллек-

<sup>1</sup> <https://pillow.readthedocs.org/>

<sup>2</sup> <http://www.pythonware.com/products/pil/>

<sup>3</sup> <http://www.numpy.org/>

<sup>4</sup> <http://www.mongodb.org/>

<sup>5</sup> <https://openclipart.org/>

ция содержала по 20 изображений визуально схожих друг с другом (определялось экспертно), а остальные изображения подмешивались к ним произвольным образом.

Изображения приводились к размеру 150\*150 пикселей с применением линейного фильтра.

Были сформированы 3 набора параметров (Табл. 1), представляющих 3 серии экспериментов на каждой из 2 коллекций (итого было выполнено 6 прогонов).

Для оценки сходства выбрана рассмотренная псевдометрика, заданная формулой (2).

В ходе эксперимента для каждой серии в систему поступало по 5 эталонных изображений, похожих на 20 изображений каждой из 2-х коллекций, для которых система устанавливала визуальное соответствие в рамках этой коллекции. Результаты сравнения показателей качества поиска приведены на Рис. 5. Метод «Базовый-X» соответствует оценке сходства методом «грубой силы» (эталонное изображение сравнивается с каждым изображением коллекции X). Метод «ИИ-X» соответствует поис-

Табл. 1. Тестовые наборы параметров

№	Количество сегментов	Перекрытие, %	Количество цветочных каналов гистограммы
1	64	15	12
2	16	0	24
3	256	30	256

ку визуально похожих изображений в ИИ для каждой коллекции X.

Как следует из представленных диаграмм, соотношение полноты-точности поиска визуально похожих изображений зависит от выбранных значений параметров. В случае набора параметров, соответствующего 2-й серии экспериментов (Серия-2), ИИ уступает по точности и полноте базовому методу. Эксперименты 3-й серии демонстрируют обратное соотношение. В 1-й серии экспериментов результаты примерно равны. Таким образом, ИИ обеспечивает достаточную степень обобщения, но не приводит к потере информации при решении задачи поиска визуально похожих изображений. Выигрыш по

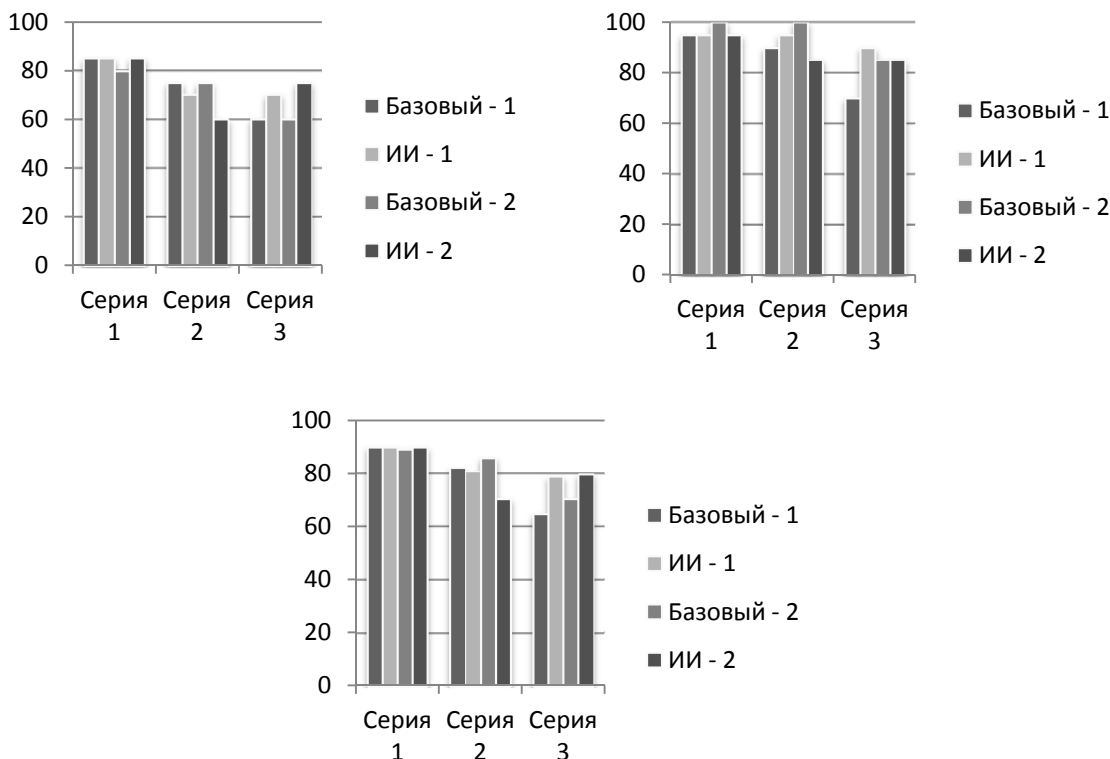


Рис. 5. Значения точности (левая верхняя диаграмма), полноты (правая верхняя диаграмма) и F-меры (нижняя диаграмма)

времени при использовании ИИ достигает 45-80% по сравнению с базовым методом. Причем с ростом объема проиндексированной коллекции преимущество ИИ по времени поиска становится еще более значительным.

## Заключение

В статье представлен метод поиска изображений по визуальному подобию с применением ИИ гистограмм. Показано, что применение ИИ в задачах поиска визуально похожих изображений на основе сравнения гистограмм обеспечивает достаточную степень обобщения индексируемой информации и не приводит к потерям информации, что подтверждается результатами экспериментов.

Подбор оптимальных параметров метода и проверка их инвариантности относительно различных размеченных выборок данных является одним из направлений дальнейших исследований. Здесь можно предложить новые методы подбора параметров метода: пороговых значений сходства, величин перекрытия сегментов, типов покрытия интервалов при квантовании. В частности, в работе [10] предложен альтернативный подход к сегментации изображений. Перспективным представляется также исследование такой схемы квантования значений признаков, которая учитывает распределение получающихся «гистограммных слов» по обратной документной частоте – IDF [11, 12].

Особый интерес представляет также вопрос применения других метрик (наряду с рассмотренной псевдометрикой на основе Манхэттенского расстояния) и изучения их свойств при оценке сходства изображений с помощью ИИ гистограмм.

Заметим, что аналогичный метод индексации изображений по особым точкам (SIFT, SURF, SNoG и др.) применяется для решения задач «смыслового» поиска по изображениям (возможно, визуально различным) [13]. В перспективе представляется актуальной адаптация метода индексации изображений для метода поиска сходных изображений на основе гистограмм ориентированных градиентов (HoG) [14, 15].

## Литература

1. Мельниченко, А. Методы поиска изображений по визуальному подобию и детекции нечетких дубликатов изображений / А. Мельниченко, А. Гончаров // Труды РОМИП 2009. – СПб.: НУ ЦСИ. – 2009. – С. 108-121.
2. R. Mojsilović, J. Kovačević, J. Hu, R. J. Safranek, & S. K. Ganapathy. Matching and retrieval based on the vocabulary and 121 grammar of color patterns, In IEEE Trans. Image Processing, volume 9, pages 38-54, 2000.
3. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features //Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on. – Ieee, 1999. – Т. 2. – С. 1150-1157.
4. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. Surf: Speeded up robust features //Computer vision–ECCV 2006. – Springer Berlin Heidelberg, 2006. – С. 404-417.
5. Rublee E. et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF //Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on. – IEEE, 2011. – С. 2564-2571.
6. Tamura H., Mori S., Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception //Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on. – 1978. – Т. 8. – №. 6. – С. 460-473.
7. Murala S., Gonde A. B., Maheshwari R. P. Color and texture features for image indexing and retrieval //Advance Computing Conference, 2009. IACC 2009. IEEE International. – IEEE, 2009. – С. 1411-1416.
8. Markus Stricker and Alexander Dimai. Color indexing with weak spatial constraints. SPIE proceedings, 2670:29–40, February 1996.
9. D. M. Squire, W. Müller, H. Müller & J. Raki. Content-based query of image databases, inspirations from text retrieval: inverted files, frequency-based weights and relevance feedback, In Pattern Recognition Letters, pages 143-149, 1999.
10. Пименов В. Ю. Простые методы поиска изображений по содержанию //Российский семинар по Оценке Методов Информационного Поиска. Труды РОМИП. – 2010. – С. 69-79.
11. Chum O. et al. Near Duplicate Image Detection: min-Hash and tf-idf Weighting //BMVC. – 2008. – Т. 810. – С. 812-815.
12. Zheng L. et al. Lp-norm idf for large scale image search //Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on. – IEEE, 2013. – С. 1626-1633.
13. Chen D. M. et al. Inverted Index Compression for Scalable Image Matching //DCC. – 2010. – С. 525.
14. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection //Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. – IEEE, 2005. – Т. 1. – С. 886-893.
15. Miramontes-Jaramillo, Daniel, Vitaly Kober, and Víctor Hugo Díaz-Ramírez. "Rotation Invariant Tracking Algorithm Based on Circular HOGs." Pattern Recognition. Springer International Publishing, 2015. 115-124.



**Соченков Илья Владимирович.** Старший научный сотрудник ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет». Окончил Российский университет дружбы народов в 2009 году. Кандидат физико-математических наук, доцент. Автор 40 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 лабораторией ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет». Окончил Южно-Уральский государственный университет в 2000 году. Кандидат технических наук, старший научный сотрудник. 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

**Кузнецов Владислав Владимирович.** Старший научный сотрудник ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет». Окончил Московский государственный университет им. Ломоносова в 2010 году. Кандидат технических наук. Автор 9 печатных работ. Область научных интересов: биометрия, криптография, защищенная биометрия, нечеткие экстракторы, мультимодальные биометрические данные, обработка информации в технических системах в реальном времени, мультисенсорная информация, локализация, идентификация, фильтрация, восстановление информации. E-mail: k.v.net@rambler.ru

**Хромов Никита Александрович.** Окончил Российский университет дружбы народов в 2009 году. Автор 2 печатных работ. Область научных интересов: интеллектуальные методы поиска и анализа информации, распознавание образов. E-mail: nikchromov@gmail.com

**Григорьева Кристина Сергеевна.** Лаборант-исследователь ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет». Окончила ФГБОУ ВПО «Челябинский государственный университет» в 2015 году. Автор 1 печатной работы. Область научных интересов: цифровая обработка информации, восстановление искаженных изображений от помех окружающей среды. E-mail: gks@csu.ru