

## Раздел II. Алгоритмическое и программное обеспечение

УДК 004.93

Е.А. Башков, О.Л. Вовк, Н.С. Костюкова

### КОНТЕКСТНЫЙ ПОИСК ИЗОБРАЖЕНИЙ В БАЗАХ ДАННЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АППАРАТА МУЛЬТИМНОЖЕСТВ

*В работе рассматриваются вопросы уменьшения избыточности результатов поиска изображений по визуальному содержимому путем применения аппарата мультимножеств.*

*Поиск изображений по визуальному содержимому; избыточность результатов; мультимножество.*

E.A. Bashkov, O.L. Vovk, N.S. Kostyukova

### CONTENT-BASED IMAGE RETRIEVAL IN DATABASES WITH MULTISSETS

*This article is devoted to the problem of results surplus decreasing for image retrieval by visual content by multisets application.*

*Image retrieval by visual content; results; multiset.*

**Введение.** В современной жизни сфера использования электронных коллекций изображений постоянно расширяется. Наиболее часто базы данных изображений встречаются в медицине, криминалистике, дизайне, удаленном наблюдении [1]. Такие архивы визуальной информации включают тысячи изображений, и возникает проблема организации эффективного поиска в таких коллекциях.

Наиболее простой и распространенный способ поиска изображений в базах данных – поиск по текстовым описателям, ассоциированным с изображениями [2]. Поскольку не любое изображение можно однозначно описать с помощью текстовых ассоциаций (к примеру, изображения абстракций), данная технология применима только для поиска среди изображений ограниченных классов. Менее ограниченными являются методы контекстного поиска, основанные на автоматическом анализе цветовых характеристик пикселей изображений. Среди них можно выделить методы, которые базируются на анализе всего изображения целиком [3] (методы цветовых и текстурных гистограмм, методы поиска по цветовой планировке) и методы, в основе которых сравнение визуальных примитивов отдельных групп пикселей (регионов, областей, кластеров) [3]. Однако корректное удовлетворение запросов поиска изображений неограниченных классов возможно только при использовании методов анализа примитивов кластеров изображений. Это обусловлено недостатками других методов, среди которых отсутствие устойчивости к масштабированию изображений и повороту объектов внутри изображений, зависимость результатов от вариаций параметров освещенности изображений, невозможность выделения характеристик формы объектов изображений без выделения самих объектов.

Следовательно, наиболее перспективными для научных исследований можно считать методы, основанные на сравнении характеристик кластеров изображений. Однако эффективность данных методов напрямую связана с качеством выделения анализируемых кластеров. Наиболее часто для выделения кластеров используют метод *k*-средних [4]. Авторами предлагается, как более эффективный, иерархиче-

ский агломеративный метод кластеризации изображений, основанный на битовой маске взаимосвязей и рангов [5]. Сравнительный анализ этих методов показывает, что последний из приведенных методов без потери в качестве имеет преимущества при оценке временных затрат [5].

Целью данной работы является описание разработанного авторами подхода к построению системы контекстного поиска изображений, основанного на учете влияния разнородных характеристик изображений с помощью аппарата мультимножеств.

**Анализ существующих технологий построения систем контекстного поиска изображений.** Запросы пользователей к коллекциям изображений традиционно классифицируют по трем уровням абстракции [3]: примитивный уровень (поиск по визуальным примитивам: цвету, форме, текстуре – найти изображения, подобные заданному), логический уровень (идентификация представленных объектов – найти изображения Эйфелевой башни), абстрактный уровень (учёт значимости изображённых сцен – найти изображения, отражающие определенные настроения).

Большинство методов поиска изображений в электронных коллекциях осуществляют удовлетворение запросов примитивного уровня абстракции.

Методы, в основе которых лежит распознавание образов изображений, позволяют проводить контекстный поиск изображений и на логическом уровне абстракции, поскольку базируются на выделении отдельных объектов изображений.

Общая схема содержательного поиска изображений в электронных коллекциях приведена в [6,7]. Как правило, система поиска включает блок кластеризации (при поиске, основанном на выделении кластеров изображений), подсистемы извлечения характеристик изображения, вычисления степени подобия изображений, блоки сортировки и визуализации результатов.

**Постановка задачи.** В данной работе предлагается модифицировать этап контекстного поиска, на котором производится отбор изображений для предъявления пользователю в качестве результатов. Часть схемы контекстного поиска изображений, соответствующая сортировке результатов поиска по близости к изображению запроса, не рассматривается.

Исходными данными для предлагаемого метода отбора изображений-результатов является отсортированный по убыванию близости к изображению образцу набор изображений базы данных, которые заданы характеристиками (цветовыми, формы, местоположения, текстуры и т.д.). В данной работе релевантными изображениями-результатами поиска считаются изображения тематической группы, к которой принадлежит изображение-образец.

Пусть множество  $I=\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$  – отсортированный по убыванию близости к изображению-образцу набор изображений, множество  $R=\{R_1, R_2, \dots, R_m\}$  – набор релевантных изображений для определенного запроса ( $R \in I$ ),  $Q$  – изображение-запрос поиска. Для рассматриваемого механизма поиска 90 % элементов множества  $R$  будут находиться среди первых 20 % элементов множества  $I$  [9].

Цель предлагаемого подхода – уменьшить избыточность результатов поиска, представляемых пользователю, исключив из набора результатов нерелевантные изображения путем применения аппарата мультимножеств. Исходными данными предлагаемого метода является часть базы данных изображений. Пусть количество входных изображений равно  $k$ . С помощью аппарата мультимножеств отфильтровываются нерелевантные изображения, в результате чего получается уменьшенный по размеру набор, количество изображений в котором  $p$  ( $p \leq k$ ).

**Основные определения теории мультимножеств.** Подробное описание математического аппарата мультимножеств дано в [10,11]. Рассмотрим основные понятия и определения.

В различных предметных областях рассматриваются совокупности  $A = \{A_1, \dots, A_k\}$  объектов, которые описываются  $m$  дискретными признаками  $Q_1, \dots, Q_m$ , имеющими конечное число  $q_s^{e_s}$ ,  $e_s = 1, \dots, h_s$ ,  $s = 1, \dots, m$  количественных (числовых) или качественных (номинальных, либо порядковых) значений. Каждый объект  $A_i$ ,  $i = 1, \dots, k$  из совокупности  $\mathcal{A}$  можно представить как точку  $q_i$  в  $m$ -мерном векторном пространстве  $Q = Q_1 \times Q_2 \times \dots \times Q_m$ , являющемся прямым произведением шкал значений признаков  $Q_s$ , и поставить объекту  $A_i$  в соответствие  $m$ -мерный вектор  $A_i = (q_{i1}^{e_1}, q_{i2}^{e_2}, \dots, q_{im}^{e_m})$ .

Мультимножеством  $A$ , порожденным обычным множеством  $U = \{x_1, x_2, \dots\}$ , все элементы которого различны, называется совокупность групп элементов вида  $A = \{k_A(x) \bullet x | x \in U, k_A(x) \in \mathbb{Z}_+\}$ . Здесь  $k_A: U \rightarrow \mathbb{Z}_+ = \{0, 1, 2, \dots\}$  называется функцией числа экземпляров мультимножества, определяющей кратность вхождения элемента  $x_i \in U$  в мультимножество  $A$ , что обозначено символом  $\bullet$ .

Если  $k_A(x) = \chi_A(x)$ , где  $\chi_A(x) = 1$  при  $x \in A$  и  $\chi_A(x) = 0$  при  $x \notin A$ , то мультимножество  $A$  становится обычным множеством.

Действительная неотрицательная функция  $m(A)$ , определенная на алгебре  $L(\mathbb{Z})$  и удовлетворяющая условию коаддитивности:  $m(A) + m(B) = m(A + B)$ , называется мерой мультимножества. Мера мультимножества  $m(A)$  обладает следующим свойствами:  $m(\emptyset) = 0$ ; монотонность  $m(A) \leq m(B) \Leftrightarrow A \subseteq B$ ; непрерывность  $m(A_i) = m(A)$ ; симметричность  $m(A) + m() = m(\mathbb{Z})$ ; эластичность  $m(h \bullet A) = hm(A)$ . Мету мультимножества можно определить различными способами, например, как линейную комбинацию функций кратности:  $m(A) = \sum_j w_j k_A(x_j)$ ,  $w_j > 0$ . Заметим, что мощность мультимножества  $|A|$  также будет мерой мультимножества.

Метрические пространства мультимножеств  $(A, d)$  введены в [3], где определены следующие виды расстояний между мультимножествами:

$$d_1(A, B) = m(A \Delta B); \quad d_2(A, B) = m(A \Delta B) / m(\mathbb{Z}); \quad d_3(A, B) = m(A \Delta B) / m(A \cup B).$$

Функции  $d_2(A, B)$  и  $d_3(A, B)$  удовлетворяют условию нормировки  $0 \leq d(A, B) \leq 1$ . По определению принимается  $d_3(\emptyset, \emptyset) = 0$ . Основное расстояние  $d_1(A, B)$  является метрикой типа Хемминга, традиционно используемым во многих приложениях. Полностью усредненное расстояние  $d_2(A, B)$  характеризует различие между двумя мультимножествами  $A$  и  $B$ , отнесенное к расстоянию, максимально возможному в исходном пространстве. Локально усредненное расстояние  $d_3(A, B)$  задает различие, отнесенное к максимально возможной «общей части» только этих двух мультимножеств в исходном пространстве.

**Устранение избыточности результатов поиска с помощью аппарата мультимножеств.** Пусть изображение  $I_j$  ( $j = \overline{1, n}$ ) из набора изображений  $I$  задается набором характеристик  $Q_j = \{q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{jm}\}$ , где  $n$  – количество изображений,  $m$  – количество характеристик, по которым производится идентификация объектов-изображений при построении системы контекстного поиска.

При построении запроса к базе данных пользователь задает изображение-шаблон поиска  $X$  и количество изображений – результатов  $k$ , предъявляемых пользователю системы контекстного поиска изображений после обработки запроса.

Для заданного пользователем изображения вычисляется набор характеристик  $Q_x = \{q_{x1}, q_{x2}, \dots, q_{xm}\}$  и происходит сортировка изображений базы данных  $I$  по убыванию близости к изображению образцу  $X$ . Первые  $k$  изображений полученного набора и есть результаты.

С помощью аппарата мультимножеств предлагается отфильтровать нерелевантные к изображению запроса  $X$  результаты поиска. Учет разнородных характеристик изображений приведен в табл. 1.

Кроме количественных или качественных оценок множества  $Q$ , в табл. 1 приведены два параметра  $r_a$  и  $r_b$ , которые показывают, является ли изображение  $I_l (l=1, k)$  релевантным ( $r_a$ ) или нерелевантным ( $r_b$ ) для изображения запроса  $X$ :

$r_{al}$  – количество признаков, согласно которым изображение  $I_l$  можно считать релевантным для изображения поиска  $X$ ;

$r_{bl}$  – количество признаков, согласно которым изображение  $I_l$  можно считать нерелевантным для изображения поиска  $X$ .

Так как общее число характеристик  $m$ , то  $r_a + r_b = m$ .

Таблица 1

**Учет разнородных характеристик изображений**

	$q_1$	$q_2$		$q_m$	$r_a$	$r_b$
Изображение_1	$q_{11}$	$q_{12}$		$q_{1m}$	$r_{a1}$	$r_{b1}$
Изображение_2	$q_{21}$	$q_{22}$		$q_{2m}$	$r_{a2}$	$r_{b2}$
			.....			
Изображение_k	$q_{k1}$	$q_{k2}$		$q_{km}$	$r_{am}$	$r_{bm}$

Задачу определения того, является ли изображение  $I_l (l=1, k)$  релевантным для изображения поиска  $X$  в соответствии с характеристикой  $q_{ls} (s=1, m)$ , предлагается решать в соответствии со следующим правилом:

$$r_{als} = \begin{cases} 1, & \text{если } (q_{ls} - q_{xs})^2 \leq eps, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

$$r_{al} = \sum_{s=1}^m r_{als}$$

Параметр  $eps$  подбирается экспериментально в зависимости от особенностей характеристик, рассчитываемых при индексации изображений и специфики базы данных изображений.

Результат разделения изображений на релевантные  $X_a$  и нерелевантные  $X_b$  для изображения запроса представлены в табл. 2. Принято, что изображение  $I_l$  относится к классу  $X_a$ , если  $r_a(I_l) > r_b(I_l)$ , иначе изображение относится к классу  $X_b$ , для  $l \in [1, k]$ .

Таблица 2

**Классы релевантных и нерелевантных изображений**

	$q_1$	$q_2$		$q_m$	$r_a$	$r_b$
$X_a$	$\theta_{a1}$	$\theta_{a2}$	...	$\theta_{am}$	$r_{aXa}$	$r_{bXa}$
$X_b$	$\theta_{b1}$	$\theta_{b2}$	...	$\theta_{bm}$	$r_{aXb}$	$r_{bXb}$

В табл. 2 элементы вычисляются по следующим формулам:

$$\theta_{as} = \sum_{l=1}^k q_{ls}, \text{ при } r_a(I_l) > r_b(I_l);$$

$$\theta_{bs} = \sum_{l=1}^k q_{ls}, \text{ при } r_a(I_l) \leq r_b(I_l);$$

$$r_{aXa} = \sum_{l=1}^k r_{al}, \text{ при } r_a(I_l) > r_b(I_l); r_{bXa} = \sum_{l=1}^k r_{bl}, \text{ при } r_a(I_l) > r_b(I_l);$$

$$r_{aXb} = \sum_{l=1}^k r_{al}, \text{ при } r_a(I_l) \leq r_b(I_l); r_{bXb} = \sum_{l=1}^k r_{bl}, \text{ при } r_a(I_l) \leq r_b(I_l).$$

Как основной критерий качества контекстного поиска используется оценка характеристики точности, рассмотренная в [9]. В качестве результатов поиска рассматривались 10 наиболее близких к шаблону поиска изображений. Для оценки механизма поиска, модифицированного с помощью аппарата мультимножеств, заданы следующие числовые значения параметров:  $\text{eps}=0,1$ ,  $k=20$ . Эксперименты проводились с использованием системы контекстного поиска кластеризованных изображений, описанной в [9], со следующими параметрами: характеристики формы учитывать как второстепенные, характеристики местоположения учитывать, характеристики текстуры не учитывать. В качестве коллекции изображений для тестирования выбрана база изображений группы исследователей Ванга [8]. Результаты экспериментов по оценке точности контекстного поиска показывают, что применение модификации механизма поиска с помощью аппарата мультимножеств дает выигрыш при оценке характеристики точности в среднем на 3,24 %.

**Выводы.** Поиск изображений по визуальному содержанию (контекстный поиск изображений) – актуальная задача, которую решают исследователи в области криминалистики, медицинской диагностики, удаленного наблюдения и т.д. Для каждой из сфер применения технологии контекстного поиска изображений существуют специфические требования к результатам поиска. В данной работе рассматривается система поиска по визуальному подобию среди изображений неограниченных классов.

В работе предлагается повышать точность контекстного поиска изображений с помощью применения аппарата мультимножеств, позволяющего учитывать как количественные, так и качественные характеристики изображений. Для минимизации временных затрат аппарат мультимножеств применяется не для всех изображений коллекции, а только для того количества изображений, которое пользователь задал в качестве количества результатов.

Проведенные эксперименты показали, что введенная модификация позволяет повысить точность контекстного поиска изображений в анализируемой базе данных в среднем на 3,24 %.

В дальнейшем с использованием аппарата мультимножеств планируется построение общего правила отбора релевантных и нерелевантных изображений для запроса.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Eakins J.P., Graham M.E.* A report to the JISC Technology Applications Programme. – Newcastle: Institute for Image Data Research, 1999. – 54 p.
2. *Байгарова Н.С., Бухитаб Ю.А., Евтеева Н.Н.* Современная технология содержательного поиска в электронных коллекциях изображений [Электрон. ресурс]. – Институт при-

- кладной математики им. М.В. Келдыша РАН, 2000. – Режим доступа: <http://www.artinfo.ru/eva/EVA2000M/eva-papers/200008/Baigarova-R.htm>.
3. *Smeulders A., Worring M., Santini S., Gupta A., Jain R.* Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2000. – Vol. 22, № 12. – P. 1349-1380.
  4. *Kanungo T., Mount D., Netanyahu N., Piatko C., Silverman R., Wu A.* An Efficient k-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2002. – Vol. 24, №7. – P. 881-892.
  5. *Башков Е.А., Вовк О.Л.* Математическая модель статистического иерархического агрегативного метода кластеризации изображений // *Наукові праці Донецького національного технічного університету: “Інформатика, кібернетика і обчислювальна техніка” (ІКОТ-2007)* – Донецьк: ДонНТУ. – 2007. – випуск 8 (120).
  6. *Wang J.Z., Li J. Wiederhold G.* SIMPLIcity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2001. – Vol. 23, № 9. – P. 947-963.
  7. *Башков Е.А., Костюкова Н.С.* К оценке эффективности поиска изображений с использованием 2d – цветowych гистограмм // *Проблемы управления и информатики*. – 2006. – № 6. – С. 84-89
  8. Коллекция изображений группы исследователей Ванга [Electronic resource]. – Mode of access: <http://wang.ist.psu.edu/~jwang/test1.tar>.
  9. *Вовк О.Л.* Применение процедуры кластеризации для содержательного поиска изображений // *Матеріали І Міжнародної науково-технічної конференції “Моделювання та комп’ютерна графіка”*. – ДНТУ, Донецьк. – 2005. – С. 55-58.
  10. *Петровский А.Б.* Упорядочение и классификация объектов с противоречивыми признаками // *Новости искусственного интеллекта*. – 2003. – № 4. – 17 с.
  11. *Петровский А.Б.* Пространства множеств и мультимножеств. – М.: Едиториал УРСС, 2003. – 248 с.

**Башков Евгений Александрович**

Государственное высшее учебное заведение «Донецкий национальный технический университет».

E-mail: [bashkov@pop.dgtu.donetsk.ua](mailto:bashkov@pop.dgtu.donetsk.ua).

83001, г. Донецк, ул. Артема, 58, Украина.

Тел.: +380623053567.

**Костюкова Наталья Стефановна**

E-mail: [shozda@r5.dgtu.donetsk.ua](mailto:shozda@r5.dgtu.donetsk.ua).

Тел.: +380623010729.

**Вовк Ольга Леонидовна**

E-mail: [vovk.olga@gmail.com](mailto:vovk.olga@gmail.com).

Тел.: +380623010729.

**Bashkov Evgeny Alexandrovich**

High state educational establishment “Donetsk national technical university”.

E-mail: [bashkov@pop.dgtu.donetsk.ua](mailto:bashkov@pop.dgtu.donetsk.ua).

58, Artyom street, Donetsk, 83001, Ukraine.

Phone: +380623053567.

**Kostyukova Natalya Stefanovna**

E-mail: [shozda@r5.dgtu.donetsk.ua](mailto:shozda@r5.dgtu.donetsk.ua).

Phoner: +380623010729.

**Vovk Olga Leonidovna**

E-mail: [vovk.olga@gmail.com](mailto:vovk.olga@gmail.com).

Phone: +380623010729.