

## ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОГО АППАРАТА МУЛЬТИМНОЖЕСТВ ПРИ КОНТЕКСТНОМ ПОИСКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ В БАЗАХ ДАННЫХ

Е.А. Башков, О.Л. Вовк, Н.С. Костюкова  
Донецкий национальный технический университет

*В роботі розглядаються питання зменшення надлишковості результатів пошуку зображень за візуальним змістом шляхом застосування математичного апарату мультимножин.*

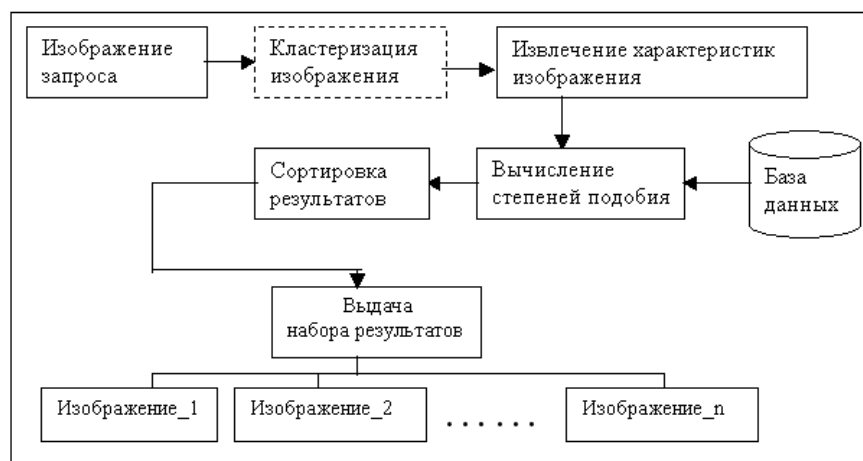
**Введение.** Среди предметных областей, в которых в настоящее время используются электронные коллекции изображений, можно назвать медицину, криминалистику, дизайн, удаленное наблюдение [1]. Такие коллекции, как правило, состоят из тысяч изображений, и наличие эффективного инструмента для поиска нужных изображений является необходимым условием успешной работы пользователей с коллекциями. Использованию текстовых аннотаций изображений (наиболее простой способ реализации поиска) препятствует тот факт, что не любое изображение можно однозначно описать с помощью текстовых ассоциаций, поэтому данная технология применима только для поиска среди изображений ограниченных классов [2]. Методы контекстного поиска, основанные на автоматическом анализе цветовых характеристик пикселей всего изображения (методы цветовых и текстурных гистограмм, методы поиска по цветовой планировке) либо отдельных групп пикселей (регионов, областей, кластеров), выполняют поиск достаточно грубо [3]. Методы, основанные на сравнении характеристик кластеров изображений, считаются наиболее перспективными, их эффективность напрямую связана с качеством выделения анализируемых кластеров. Наиболее часто для выделения кластеров используют метод k-средних [4]. Более эффективным является иерархический агломеративный метод кластеризации изображений, основанный на битовой маске взаимосвязей и рангов, который без потери в качестве имеет лучшие временные характеристики [5].

Общим недостатком всех систем поиска изображений является избыточность результатов, предъявляемых пользователю. Целью данной работы является анализ возможностей математического аппарата мультимножеств на этапе формирования множества

результатов поиска для отбора изображений с учетом их разнородных характеристик.

**Анализ существующих технологий построения систем контекстного поиска изображений.** При поиске изображений запросы пользователей можно разделить на три группы, соответствующие уровням абстракции [3]. Поиск по визуальным примитивам: цвету, форме, текстуре (примитивный уровень) предполагает выполнение запросов с формулировкой «Найти изображения, подобные заданному». Поиск с идентификацией представленных объектов (логический уровень) позволяет найти изображения, содержащие некоторый объект. Поиск, предполагающий учёт значимости изображённых сцен (абстрактный уровень), позволяет найти изображения, отражающие определенные настроения. Большинство современных методов поиска изображений в электронных коллекциях осуществляют удовлетворение запросов примитивного уровня абстракции.

Общая схема содержательного поиска изображений в электронных коллекциях приведена на рис.1 [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. Модификации, описываемые в данной работе, касаются этапа, на котором производится отбор изображений для предъявления пользователю в качестве результатов. Этап сортировки результатов поиска по близости к изображению запроса, не рассматривается.



**Рис. 1. Общая схема контекстного поиска изображений в базах данных на примитивном уровне абстракции**

**Постановка задачи.** 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 ( $R \in I$ ),  $X$  – изображение-запрос поиска. Для рассматриваемого механизма поиска 90% элементов множества  $R$  будут находиться среди первых 20% элементов множества  $I$  [9].

Целью является уменьшение избыточности результатов поиска, представляемых пользователю, за счет исключения из набора результатов нерелевантных изображений. Исходными данными предлагаемого метода является часть базы данных изображений. Если количество входных изображений равно  $k$ , то средствами аппарата мультимножеств отфильтровываются нерелевантные изображения, в результате чего получается уменьшенный по размеру набор, количество изображений в котором  $p$  ( $p \leq k$ ).

**Устранение избыточности результатов поиска с помощью аппарата мультимножеств.** Подробное описание математического аппарата мультимножеств дано в [10,11].

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 таблице 1. Кроме количественных или качественных оценок множества  $Q$ , в таблице 1 приведены два параметра  $r_a$  и  $r_b$ , которые

показывают, является ли изображение  $I_l$  ( $l=\overline{1,k}$ ) 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 релевантности изображения  $I_l$  ( $l=\overline{1,k}$ ) для образца поиска  $X$  в соответствии с характеристикой  $q_{ls}$  ( $s=\overline{1,m}$ ), предлагается решать по следующему правилу:

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

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

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 таблице 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:

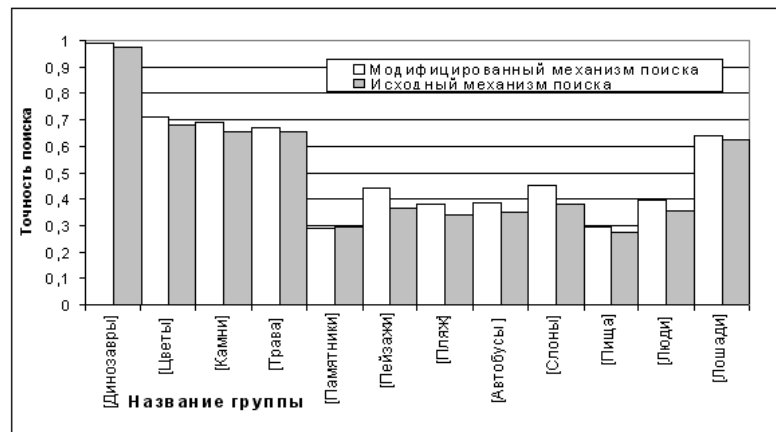
$$\theta_{as} = \sum_{l=1}^k q_{ls}, \text{ при } r_a(I_l) > r_b(I_l);$$

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

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

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

Как основной критерий качества контекстного поиска используется оценка характеристики точности, рассмотренная в [9], результатами поиска считались 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 на коллекции изображений группы исследователей Ванга [8] 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. 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% (см. рис.2).



**Рис. 2. Результаты экспериментального сравнения механизмов поиска**

### Выводы

В работе рассмотрена система поиска по визуальному подобию среди изображений неограниченных классов, в которой при отборе изображений, являющихся результатами поиска, используется

аппарат мультимножеств, позволяющий учитывать как количественные, так и качественные характеристики изображений. Проведенные эксперименты показали, что данная 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., Бухштаб Ю.А., Евтеева Н.Н. Современная технология содержательного поиска в электронных коллекциях изображений [Электрон. ресурс]. – Институт прикладной 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 агломеративного 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 – цветовых гистограмм. Проблемы управления и информатики, №6, 2006. 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 I 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. – Москва: Едиториал УРСС, 2003. – 248 с.