

МЕТОДЫ РАСЧЕТА МЕРЫ БЛИЗОСТИ КЛАСТЕРИЗИРОВАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ КОНТЕКСТНОГО ПОИСКА В ВИЗУАЛЬНЫХ КОЛЛЕКЦИЯХ

Вовк О.Л.

Кафедра ПМИ, ДонНТУ

vovkolga@ukrtop.com

Abstract

Vovk O. L. The methods of the definition of the similarity measure between cluster-based images for content-based retrieval in the visual collections. The different methods of the distance definition between images for content-based retrieval are analyzed. The most effective method, which developed using a region-matching scheme that integrates properties of all the regions in the images, is chosen.

Введение

Актуальность задачи эффективного контекстного поиска изображений в электронных базах данных возрастает с каждым днем, в первую очередь, в связи с постоянным увеличением числа сфер, в которых данная задача решается. На сегодняшний день наиболее часто содержательный поиск визуальной информации применяется при медицинской диагностике, удаленном наблюдении и поиске во всемирной сети Интернет [1, 2].

Существует несколько основных направлений контекстного поиска [3]: по текстовым описателям [4] (наиболее распространенная и устаревшая методика), с помощью расчета характеристик всего изображения (пример – цветовые гистограммы) [5] и путем анализа свойств отдельных регионов (однородных по некоторым характеристикам областям) изображений [6-9]. Каждая из приведенных методик эффективна для баз данных изображений ограниченного вида. К примеру, с помощью текстовых описателей удобно искать изображения, которые легко однозначно описать словами (это могут быть электронные копии картин из коллекций живописи [5]). Для поиска среди изображений различных типов обычно используют методы третьей из перечисленных групп – методы поиска на основе выделения регионов (кластеров) изображений [8, 9]. Одним из этапов разработки систем поиска кластеризованных изображений является расчет расстояний (мер близости) между изображением-образцом поиска и изображениями анализируемой базы данных.

Цель данной статьи – обзор и теоретический анализ существующих способов расчета расстояний между кластеризованными изображениями и выбор среди них наиболее эффективного путем теоретического и экспериментального анализа.

1. Постановка задачи определения меры близости кластеризованных изображений

Исходными данными при решении рассматриваемой задачи являются два изображения, которые предварительно разбиты на регионы (кластеры) – пример приведен на рис. 1.

В основе определения меры близости изображений – расчет «близостей» отдельных пар регионов, на базе которых рассчитывается «близость» изображений в целом.

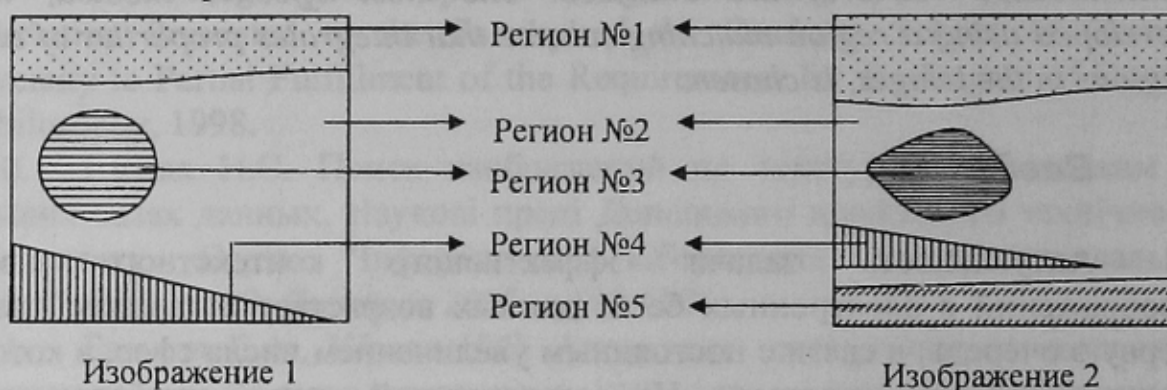


Рисунок 1 – Пример выделения регионов сравниваемых изображений

2. Обзор основных методов расчета расстояния между изображениями

В основе всех методов определения «близости» изображений, заданных наборами регионов, лежит расчет расстояний между векторами характеристик соответствующих регионов. Традиционно в качестве такого расстояния используют евклидово или квадратичное расстояния [5, 8, 10].

Обозначим сравниваемые изображения I_1 и I_2 ; регионы изображения $I_1 - S_1(i)$, изображения $I_2 - S_2(j)$ ($i=1 \dots m, j=1 \dots n$; m, n – количества регионов изображений I_1 и I_2 соответственно); $d(S_1(i), S_2(j))$ – расстояние между i -тым регионом изображения I_1 и j -тым регионом изображения I_2 (принято рассчитывать как евклидово расстояние между векторами характеристик).

Наиболее распространенный способ вычисления степени подобия («близости») изображений – метод суммирования ошибок [11]:

$$d(I_1, I_2) = \sum_i \sum_j d(S_1(i), S_2(j)) \quad (1)$$

Другим используемым методом расчета «близости» изображений принято считать метод нахождения минимальной ошибки [10, 12]:

$$d(I_1, I_2) = \underset{i, j}{\text{Min}} d(S_1(i), S_2(j)) \quad (2)$$

Очевидно, что в основе формул (1), (2) лежит перебор расстояний между всеми парами кластеров рассматриваемых изображений. Однако, сейчас наибольший интерес для исследователей в данной сфере представляет построение эффективной методики определения соответствующих в сравниваемых изображениях кластеров. К примеру, анализируя рис. 1, визуально легко выделить 4 пары соответствующих друг другу регионов, но остаются проблемы как автоматизации этого процесса так и нахождения региона, соответствующего региону №5. Решение поставленных проблем предлагается в работе [8]. В основе метода решения – построение матрицы значимости связей между регионами на базе значимости регионов.

3. Оценка эффективности методов расчета «близости» изображений

Способы, описанные формулами (1), (2) легки для понимания и реализации, однако, неэффективны для поиска изображений неограниченного класса.

К примеру, при поиске в коллекции исследователя Ванга объемом 1000 24-битных изображений [13], при вычислении расстояния согласно формуле (1) не каждое изображение, точная копия которого находится в базе данных, будет найдено в числе первых («ближайших») изображений. Так как при суммировании ошибок рассматриваются и расстояния между несоответствующими кластерами.

В случае определения расстояния согласно формуле (2) точная копия изображения-запроса, безусловно, будет найдена первой, но следующие за ней в списке результатов изображения в редких случаях будут визуально подобны, так как расстояние между двумя некоторыми кластерами сравниваемых изображений может быть относительно небольшим по сравнению с расстоянием между остальными кластерами изображений.

Для сравнения различных методов нахождения расстояния между кластеризованными изображениями предлагаются визуальные результаты тестирования рассматриваемых методов. В качестве алгоритма кластеризации при разработке системы тестирования используется алгоритм, описанный в [9]. Система контекстного поиска построена согласно общей структуре без семантической классификации, приведенной в [8]. В качестве изображений-запросов случайным образом выбраны из базы данных [13] два изображения (591.jpg, 679.jpg – рис. 2), к которым для наглядности применены по две модификации: зашумление с помощью фильтра Гаусса 10x10 и поворот части изображения на 30°. Результаты контекстного поиска изображений-запросов, основанного на вычислении

расстояний между изображениями согласно формуле (2), приведены на рис. 3. Стоит отметить, что в качестве результатов даны «ближайшие» шесть изображений, которые расположены в порядке убывания «близости» к изображению-запросу (слева-направо).



Рисунок 2 – Изображения-образцы поиска для тестирования способов расчета расстояний между сравниваемыми изображениями



Рисунок 3 – Результаты контекстного поиска при расчете расстояния методом нахождения минимальной ошибки

Метод, приведенный в формуле (1), можно усовершенствовать путем нахождения расстояний только между соответствующими в изображениях кластерами. Проще всего соответствующими обозначить пары кластеров, расстояние между которыми минимально [6, 10]. Результаты контекстного поиска по такой схеме приведены на рис. 4. Однако, такая модификация хотя и улучшает результаты поиска, но не учитывает случая, когда расстояние между некоторыми соответствующими кластерами двух анализируемых изображений относительно небольшое по сравнению с

другими расстояниями между соответствующими кластерами тех же изображений.

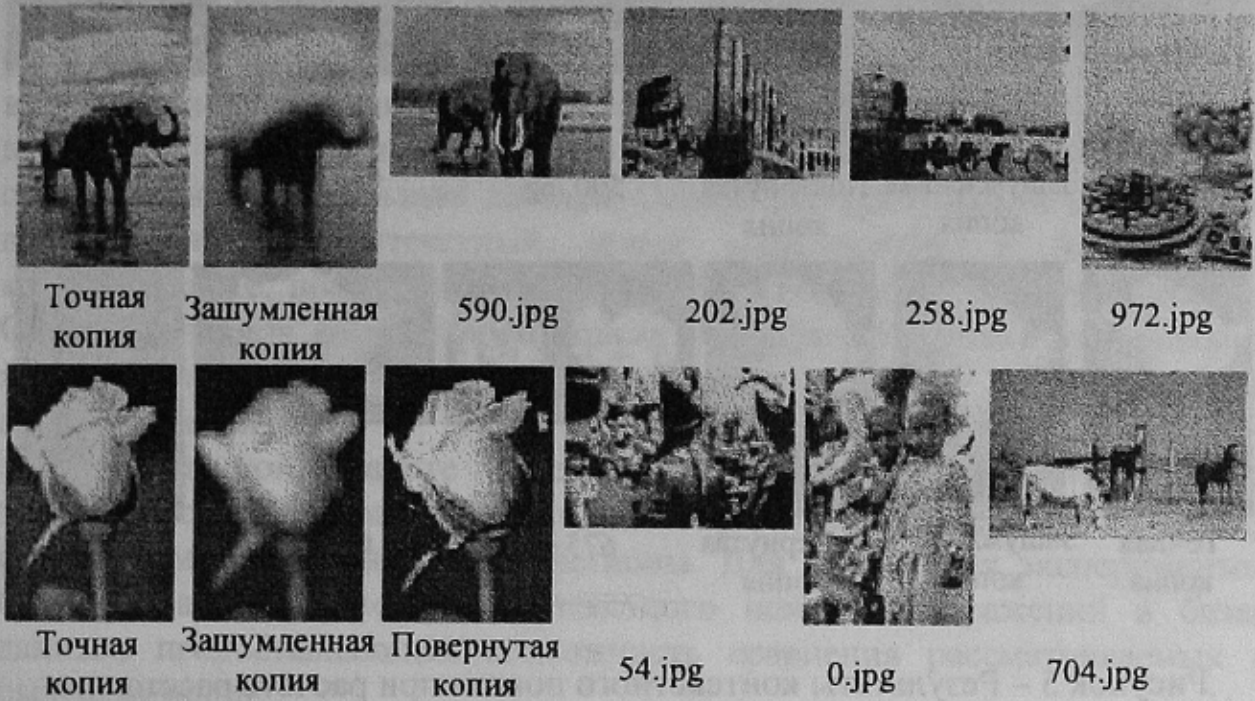


Рисунок 4 – Результаты контекстного поиска при расчете расстояния методом суммирования расстояний между соответствующими кластерами

Простейшее решение этой проблемы состоит в дополнительном учете площади сопоставляемых регионов [12]. Результаты поиска согласно методу суммирования ошибок с учетом площадей анализируемых регионов показаны на рис. 5.

Для нахождения соответствующих кластеров в работе [8] предлагается построить матрицу значимости связей регионов S , в которой элементы $S(i,j) > 0$ – если регионы i и j являются сравниваемыми и $S(i,j) = 0$ – если регионы i и j не сравниваемые. Причем, величина $S(i,j)$ показывает степень соответствия регионов i и j . В основе расчета матрицы S – площади анализируемых регионов. Таким образом, предлагается метод, который основан на степени взаимосвязи регионов анализируемых изображений. Его эффективность, в первую очередь, в том, что все пары кластеров сравниваемых изображений не делятся на соответствующие и несоответствующие, а вводится определение степени соответствия пары кластеров на основе значимости самих кластеров. Практические результаты содержательного поиска по методу [8] приведены на рис. 6.



Рисунок 5 – Результаты контекстного поиска при расчете расстояния методом суммирования расстояний между соответствующими кластерами с учетом их площадей



Рисунок 6 – Результаты контекстного поиска при расчете расстояния методом построения матрицы значимости связей регионов

Выводы

В последние годы все более популярным становится хранение как простыми пользователями так и научными исследователями информации, в том числе визуальной, в электронном виде. Такая тенденция делает актуальной решение задачи разработки эффективных средств доступа к оцифрованным визуальным данным. Особое распространение в настоящее время получил контекстный поиск изображений в электронных коллекциях, т.е. поиск по визуальным, а не текстовым, характеристикам. Одним из этапов контекстного поиска кластеризованных изображений является нахождение расстояния (ошибки) между сравниваемыми изображениями [7].

В данной работе предлагается экспериментальная оценка эффективности основных методов определения расстояния между изображениями, разбитыми на регионы. Для проведения экспериментов была разработана система контекстного поиска изображений в базах данных, предоставляющая возможность сравнения рассматриваемых в работе методов.

В результате проведенного анализа, в качестве наиболее эффективного предлагается метод суммирования ошибок между соответствующими кластерами, которые выделяются на основе значимостей связей сравниваемых кластеров [8]. Автором предлагаются краткие теоретические и экспериментальные обоснования.

Дальнейшие исследования будут направлены на совершенствование рассматриваемой структуры системы содержательного поиска изображений для работы с электронными коллекциями визуальной информации, находящимися во всемирной сети Интернет.

Литература

1. 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. – July 2002. – vol. 24, №7. – P. 881-892.
2. Chen C.H., Pau L.F., Wang P.S.P. The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition) – World Scientific Publishing Co., 1998. – 1004 p.
3. Eakins J.P., Graham M.E. A report to the JISC Technology Applications Programme. – Institute for Image Data Research, University of Northumbria at Newcastle. – 1999. – 54 p.
4. Байгарова Н.С., Бухштаб Ю.А., Евтеева Н.Н. Современная технология содержательного поиска в электронных коллекциях изображений. –

- Институт прикладной математики им. М. В. Келдыша РАН,
<http://artinfo.ru/eva/eva2000M/eva-papers/200008/Baigarova-R.htm>.
5. Башков Е.А., Шозда Н.С. Поиск изображений в больших БД с использованием коэффициента корреляции цветowych гистограмм // GraphiCon'2002. – Нижний Новгород. – 2002. – С. 458-460.
 6. Chen C., Wang J. Z. Large-scale Emperor Digital Library and Semantics-sensitive Region-based Retrieval // Proc. International Conference on Digital Library – IT Opportunities and Challenges in the New Millennium. – Beijing. – 2002. – P. 454-462.
 7. Вовк О.Л. Поиск изображений в электронных коллекциях на основе регионального разбиения // Тезисы V Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых “Системный анализ и информационные технологии”. – Киев. – 2003. – С. 144-145.
 8. 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.
 9. Вовк О.Л. Иерархический агломеративный алгоритм кластеризации для выделения регионов изображений // Графикон'2004. – Москва, 2004. – С. 245-248.
 10. 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.
 11. Manjunath B.S., Ma W.Y. Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1996. – vol. 18, №8. – P. 837-842.
 12. Chang C., Wenyin L., Zhang H. Image retrieval based on shape similarity, http://research.microsoft.com/asia/dload_files/group/mediasearching/spie-clipart-retrieval-4th.pdf
 13. База данных изображений, <http://wang.ist.psu.edu/~jwang/test1.tar>.

Дата надходження до редакції 10.06.2005 р.