

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПОИСКА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Н.С.Костюкова
Кафедра ПМИ ДонНТУ
Shozda@r5.dgtu.donetsk.ua

Abstract

Kostyukova Natalya S. Estimation of image retrieval effectiveness. In this paper author describes a new algorithm for image retrieval, that allows to account color allocation. Experimental estimation of retrieval effectiveness with Recall and Precision value is performed, test procedure is specified.

1. Современные подходы к решению задачи поиска изображений по образцу

Поиск изображений на основе их содержимого выполняется при решении различных задач и характеризуется разнообразными подходами, причем используемые подходы значительно различаются в зависимости от области применения. В качестве основных признаков, описывающих содержимое изображений, используются цвет, текстура и структура изображения, причем под структурой, как правило, понимается описание объектов, составляющих семантику изображения. Наиболее проблематично решение данной задачи для случая произвольных изображений, и, как правило, в настоящее время для изображений вычисляются числовые характеристики, по которым и выполняется последующий поиск. Для представления цветового содержимого наиболее часто используются гистограммные признаки. В работе рассматривается предложенный автором алгоритм, позволяющий при построении гистограммного признака учесть пространственную информацию, и выполняется оценка указанного алгоритма.

Одним из способов учета пространственной информации о содержимом изображения является выделение признаков отдельных областей изображения.

В процессе выполнения контекстного поиска изображений выделение областей можно выполнять различными способами. Наименее сложным является ручное выделение областей, когда изображение обрабатывается человеком и вся необходимая информация определяется визуально. В частности, этот подход использовали разработчики системы QVIC [1]. Однако ручное выделение областей и объектов крайне громоздко и для больших наборов изображений требует значительных временных затрат. Предложенные позднее технологии позволяют усовершенствовать процесс ручного выделения областей и используют контуры для грубого описания границ областей, которые затем обрабатываются вручную.

Другой подход заключается в том, что области изображения получаются в результате разбиения изображения на фиксированные фрагменты. Этот подход был предложен Stricker and Dimai [2] для поиска цветных изображений. Они предложили разделять изображение на пять областей. Однако в общем случае сложно выбрать для каждого изображения масштаб сегментации. Более того, такая сегментация не является инвариантной относительно сдвига и масштабирования.

Третий подход включает в себя сегментацию изображений. Сегментация – это процесс разбиения изображения $I[x, y]$ на неперекрывающиеся гомогенные сегменты R_i . При этом необходимо, чтобы набор сегментов был полным:

$$\bigcup R_i = I \text{ и } \bigcap R_i = 0 \quad (1)$$

При сегментации изображений не требуется, чтобы образцы выделяемых областей были известны заранее. Однако сегментация не является четко сформулированной задачей для случая произвольных изображений. Поиск гомогенных областей применительно к таким изображениям является некорректной задачей, поскольку понятие «гомогенность» зависит от области использования изображений. Более того, для произвольных изображений нет формального способа оценки корректности выполнения сегментации, а задача сегментации изображения с учетом ограничения (1) не имеет единственного решения [3].

Было предложено много способов сегментации изображений. Chua, Lim and Pung [4] предлагают выполнять сегментацию на основе цветных пар, Hsu, Chua and Pung [5] расширили этот подход, выделяя цвета объектов переднего плана. Swain and Ballard [6] предложили новый способ выделения областей изображения, частично реализующий обратное проецирование гистограмм – класс алгоритмов, построенных для определения в изображении областей с такими гистограммами признаков, которые сходны с заданной гистограммой – моделью. Согласно формулировке Swain and Ballard [6], обратное проецирование гистограмм определяет наиболее вероятное расположение некоторой гистограммы h_i внутри изображения $I[x, y]$. Расположение участка с заданной гистограммой определяется как частное этой гистограммы и гистограммы изображения. При обработке небольших баз данных изображений обратное проецирование может выполняться во время выполнения запроса. Однако такой подход неприменим к большим БД, поскольку предполагает доступ к изображению в процессе выполнения запроса.

Большинство из существующих технических приемов, использующих цвет, применяют только цветные гистограммы для распознавания и/или определения местоположения объектов. Поскольку гистограмма игнорирует пространственное распределение цветов, этот метод устойчив к изменению ориентации объектов, однако приводит к неточности при поиске. Комбинирование цветных гистограмм и

характеристик пространственного распределения цветов может дать более устойчивый и точный результат.

Для учета пространственного расположения цветов используются различные методы. Метод, использующий коэффициенты дискретного косинусного преобразования, а также метод обратного проецирования цветовых гистограмм [7], неприемлемы в рамках данной задачи, поскольку предполагают работу с самим изображением. Метод построения матрицы корреляции [8] применим только в специальных случаях для ограниченного класса задач. Разбиение изображения на прямоугольные области и построение локальных ЦГ приводит к тому, что объем этих гистограмм значительно превышает размер изображения. Таким образом, все рассмотренные подходы обладают как достоинствами, так и недостатками.

Еще одним средством представления цветового содержимого изображения является цветовая коррелограмма (далее просто коррелограмма) – пространственная корреляция пар изменений цветов с расстоянием [9]. В отличие от гистограммы, коррелограмма учитывает пространственное распределение цветов в изображении. В качестве меры различия коррелограмм принимается их конъюнкция. В [9] показано, что эта величина является наилучшей для сравнения цветовых коррелограмм.

2. Использование гистограммных признаков для учета информации о распределении цветов внутри изображения

При поиске в больших базах данных изображений, визуально сходных с заданным, ключевым моментом, как правило, является сравнение цветового содержимого изображений. Однако многие изображения представляют собой проявление повторяющейся структуры (аналогично кирпичной кладке, структуре ткани или узору паркета). Такие изображения называют текстурами, и существует ряд задач, в рамках которых необходимо сравнивать текстурные характеристики изображений. Изображения текстур могут состоять из регулярно и/или случайно размещенных элементов. Зачастую текстуры представлены различными оттенками серого цвета, хотя нередко обрабатываются и цветные текстуры. В [10] рассматриваются вопросы построения текстурных гистограмм.

Автором была предпринята попытка совместить подходы, используемые для описания цветового и текстурного содержимого изображений, а именно, строить гистограмму, аналогичную текстурной, но учитывать соотношение цветов пар пикселей (а не только яркостную составляющую). Построенную таким образом характеристику содержимого изображения будем называть двумерной цветовой гистограммой (2D-цветовой гистограммой). Предположительно, использование такой характеристики может быть особенно эффективным

для цветных изображений, обладающих следующими свойствами: с одной стороны, их содержимое можно назвать произвольным, с другой стороны, рисунок характеризуется определенной повторяемостью. Примером таких изображений являются образцы тканей, обоев и т.п., а также изображения цветных текстур. Очевидно, что для сравнения таких изображений следует учитывать как пространственную информацию, так и информацию о цветах точек.

При использовании для представления содержимого изображения 2D-цветовых гистограмм можно выделить те же этапы контекстного поиска, что и при использовании обычных текстурных гистограмм: дискретизацию цветов (Q), построение 2D-цветовой гистограммы (H), сравнение изображений (C), сортировка (S) изображений по возрастанию вычисленных на этапе C значений. Различие заключается в реализации этапов H и C.

С учетом пространственной природы содержимого рассматриваемых изображений 2D-цветовая гистограмма строится как двумерный массив $S_{max} \times S_{max}$, где S_{max} – число цветов базового набора, использовавшегося на этапе дискретизации цветов [11]. Каждый элемент такой гистограммы равен количеству пар пикселей с заданным соотношением цветов в окрестности точки.

Рассмотрим более подробно алгоритм построения 2D-цветовой гистограммы. Каждая из $M \cdot N$ точек изображения сравнивается с k точками шаблона, и в процессе этого сравнения увеличиваются на единицу k элементов 2D-цветовой гистограммы. Таким образом, после обработки всего изображения сумма элементов 2D-цветовой гистограммы будет равна $k \cdot M \cdot N$, а каждый ее элемент будет равен количеству пар точек с заданным соотношением цветов. Далее, выполним нормирование элементов, разделив значение каждого на количество пар точек изображения, что позволит нам сравнивать 2D-цветовые гистограммы, построенные для изображений различных размеров. Построение 2D-цветовой гистограммы по такому алгоритму означает, что каждый ее элемент $H[i, j]$ представляет собой вероятность присутствия в изображении пары точек с цветами $c[i]$ и $c[j]$. Если цветовое пространство, для которого выполнялось построение базового набора цветов $c[1..S_{max}]$, обладает

свойством полноты, то, очевидно,
$$\sum_{i=1}^{S_{max}} \sum_{j=1}^{S_{max}} H[i, j] = 1.$$

В [12] были проанализированы преимущества сравнения цветковых гистограмм изображений путем вычисления коэффициента их корреляции. Расширим данный подход и на рассматриваемую ситуацию: будем считать, что 2D-цветовая гистограмма, построенная по алгоритму, описанному выше, является случайным вектором размерности S_{max}^2 (или, другими словами, многомерной случайной величиной). В качестве параметра, характеризующего наличие линейной корреляции между двумя

многомерными случайными величинами N_1 и N_2 , будем использовать коэффициент их корреляции.

3. Экспериментальная проверка предложенного алгоритма

При поиске с использованием традиционных цветowych гистограмм считаются идентичными изображения, визуально абсолютно разные. Данная особенность иллюстрируется рисунком 1.

В данном случае в качестве образца поиска было использовано изображение, являющееся пятым в результирующем списке, однако распределение цветов четырех предыдущих изображений является таким же, как и у образца (половина точек окрашены в синий цвет, половина - в желтый). Таким образом, при использовании данного образца алгоритм поиска дает неудовлетворительные результаты.

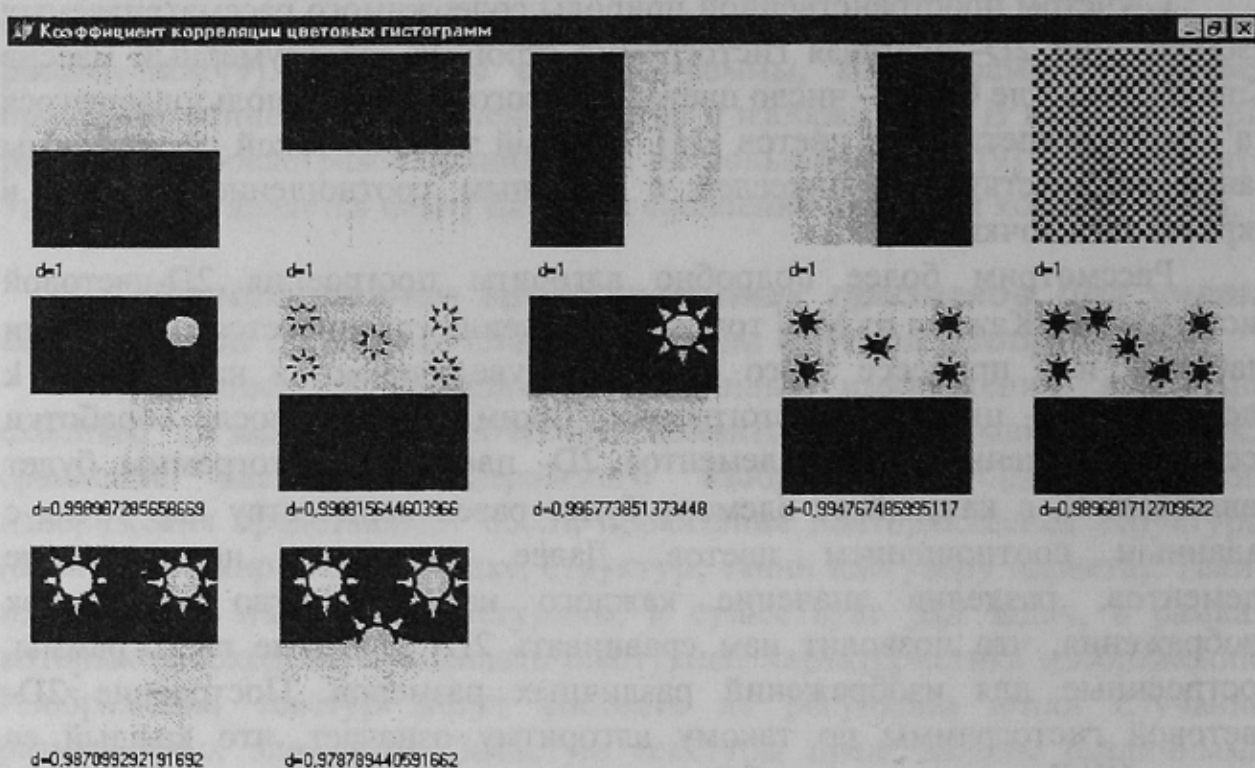


Рисунок 1- Иллюстрация недостатков традиционных цветowych гистограмм

Результаты поиска с использованием коэффициента корреляции 2D-цветowych гистограмм приведены на рисунках 2 и 3. Изображение, использовавшееся в качестве образца, как и ранее, располагается в левом верхнем углу. Найденные изображения размещаются слева направо и сверху вниз по убыванию степени сходства с искомым образцом.

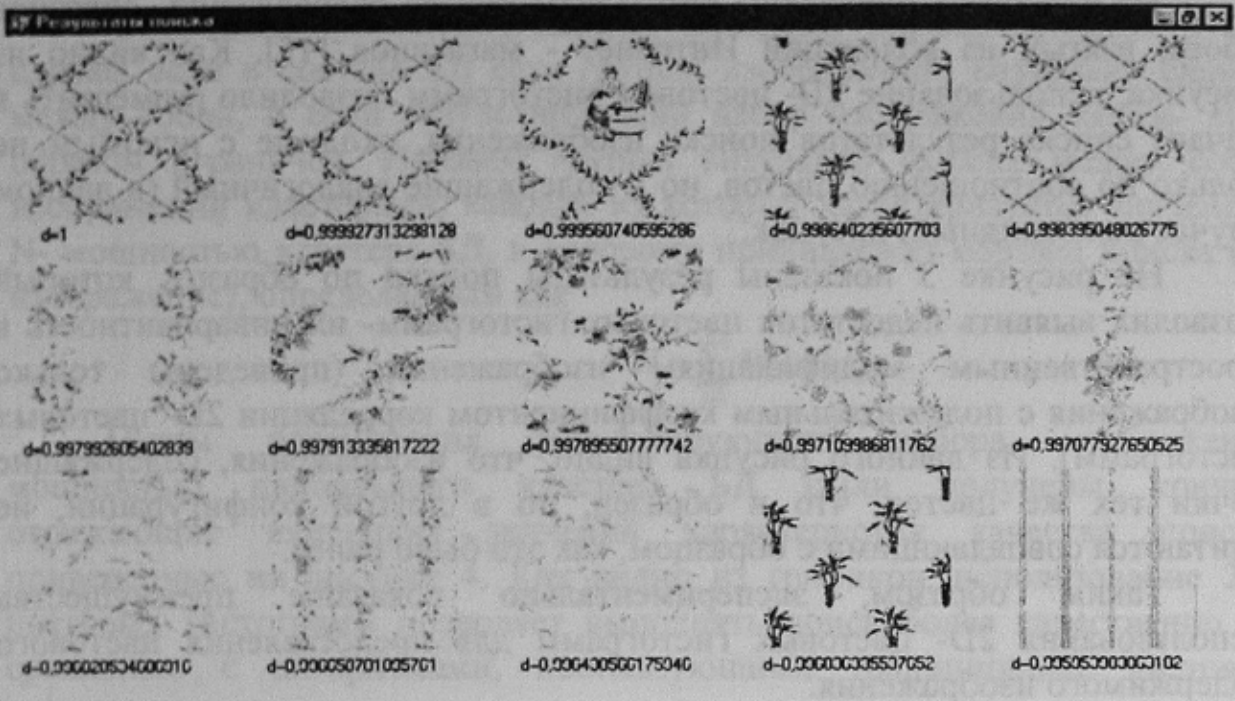


Рисунок 2- Результаты поиска с использованием 2D-цветовых гистограмм

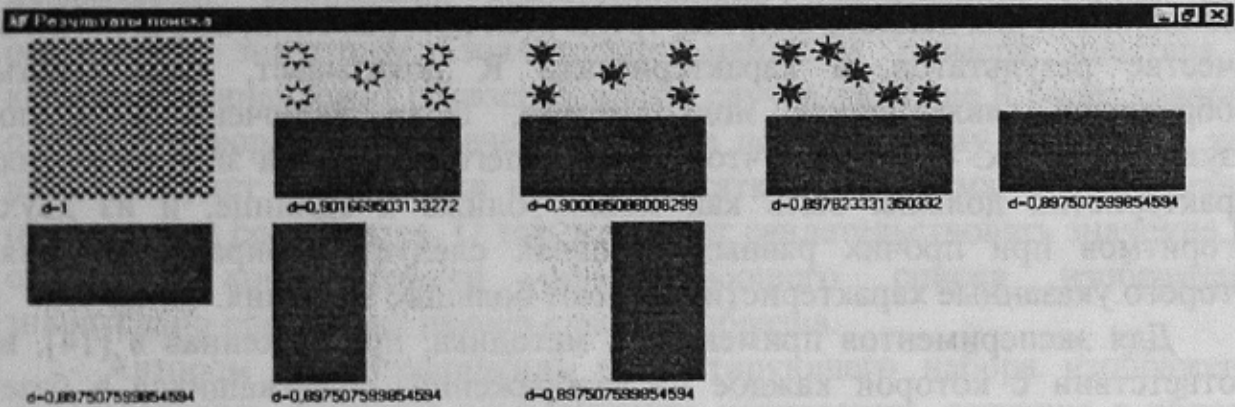


Рисунок 3- Результаты поиска с использованием 2D-цветовых гистограмм, иллюстрирующие их преимущества по сравнению с традиционными цветовыми гистограммами

На рисунке 2 приведены результаты поиска изображений-образов обоев, взятых из коллекций Интернет - магазинов [13]. Как видно из рисунка, использование 2D-цветовых гистограмм позволило разместить в начале списка результатов поиска изображения, сходные с искомым не только по соотношению цветов, но и содержащие аналогичный (в данном случае ромбовидный) рисунок.

На рисунке 3 показаны результаты поиска по образцу, который позволил выявить недостаток цветовых гистограмм- их инвариантность к пространственным модификациям изображений (приведены только изображения с положительным коэффициентом корреляции 2D-цветовых гистограмм). Из данного рисунка видно, что изображения, содержащие точки тех же цветов, что и образец, но в другой конфигурации, не считаются совпадающими с образцом, как это было ранее.

Таким образом, экспериментально показаны преимущества использования 2D-цветовых гистограмм для представления цветового содержимого изображения.

3. Оценка качества поиска изображений в базе данных

Для оценки качества поиска изображений по конкретному алгоритму используются значения характеристик recall (R) и precision (P) [3]. Характеристика P оценивает долю изображений, являющихся подходящими для данного запроса, среди всех изображений, выведенных в качестве результатов, а характеристика R показывает, какая часть изображений, являющихся подходящими, была включена в число результирующих. Очевидно, что для хорошего алгоритма значения этих характеристик должны быть как можно ближе к единице, и из двух алгоритмов при прочих равных условиях следует выбирать тот, для которого указанные характеристики имеют большие значения.

Для экспериментов применялась методика, предложенная в [14], в соответствии с которой каждое из изображений, содержащихся в базе данных, используется в роли образца поиска для получения набора изображений, упорядоченного по убыванию сходства с образцом. После каждого цикла поиска вычисляются значения характеристик recall (R) и precision (P). Для анализа эффективности алгоритма используются средние значения указанных характеристик, вычисляемые после того, как все изображения, содержащиеся в БД, были использованы в качестве образца.

Для реализации выполняется предварительная разметка всей базы данных изображений. В ходе этой разметки формируется матрица $M[V \times V]$ (V – количество изображений в БД), каждый элемент которой определяется следующим образом:

$$M[i, j] = \begin{cases} 1, & \text{если } j - e \text{ изображение похоже на } i - e \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2)$$

Очевидно, применение данной методики оправдано лишь в том случае, если в составе БД есть группы изображений, визуально схожих между собой, и если результирующий набор изображений каким-либо образом ограничен. Назовем группы визуально схожих между собой изображений кластерами, каждый из которых характеризуется значением N - мощностью кластера БД, к которому принадлежит образец поиска (i -е изображение), определяемым как

$$N = \sum_{j=1}^V M[i, j]. \quad (3)$$

Путем ограничения результирующего набора изображений мощностью наибольшего кластера БД были получены кривые, отражающие изменения значений характеристик качества поиска, приведенные на рисунке 4. Как видно из графиков, использование 2D-цветовых гистограмм позволяет выполнять поиск более качественно по сравнению с алгоритмами, использующими традиционные цветовые гистограммы.

В работе [15] результирующий набор ограничивается произвольным целочисленным значением и исследуются изменения значений характеристик P и R при увеличении числа изображений, выводимых в качестве результатов. Такой анализ обладает одним существенным недостатком- количество результирующих изображений может быть ограничено значением, значительно меньшим размера кластера, к которому принадлежит образец, и в этом случае значение R будет говорить о неудовлетворительном качестве поиска по некоторому алгоритму, хотя причина будет заключаться не в недостатках алгоритма, а в неудачном ограничении результатов. О том же может свидетельствовать значение P в ситуации, когда размер результирующего списка изображений значительно превышает размер кластера образца.

Автором для ограничения результирующего набора изображения использовались значения коэффициента корреляции, лежащие в области его значений $[1; -1]$ с шагом 0.1. На рисунках 5 и 6 приведены кривые, отражающие среднее значение характеристик P и R при различных значениях коэффициента корреляции, полученные при поиске путем сравнения традиционных цветовых гистограмм и 2D-цветовых гистограмм.

Анализируя приведенные на указанных рисунках кривые, можно сделать следующие выводы. Во-первых, поведение обеих характеристик демонстрирует преимущества применения 2D-цветовых гистограмм для представления содержимого изображений. Во-вторых, эти графики наглядно иллюстрируют существование порогового значения коэффициента корреляции, который может быть использован для ограничения результирующего набора изображений. Из рисунка 4 видно, что при коэффициенте корреляции, равном 0.8 [16], доля подходящих

изображений среди всех, включенных в результирующий список, составляет всего 0.3, то есть даже при таком ограничении приводит к большой избыточности списка. Анализ рисунка 5 показывает, что при этом же пороговом значении имеется некоторая часть изображений, сходных с образцом и не включенных в результирующий набор (примерно 2%), поэтому устанавливать пороговое значение коэффициента корреляции выше 0.8 нецелесообразно.

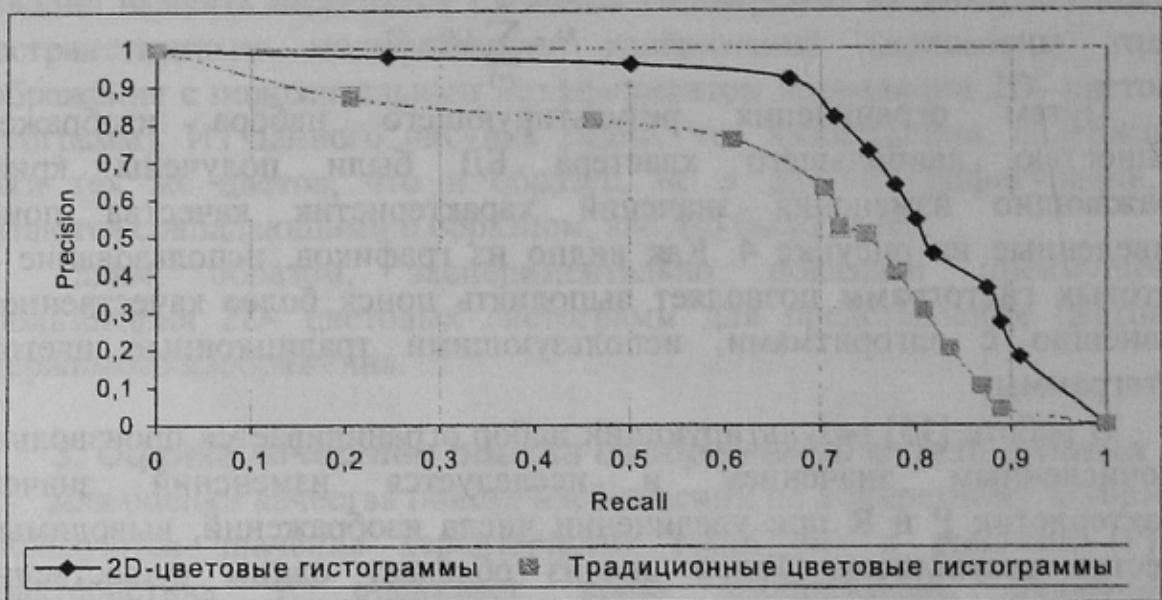


Рисунок 4- Изменение средних значений качества поиска по различным алгоритмам.

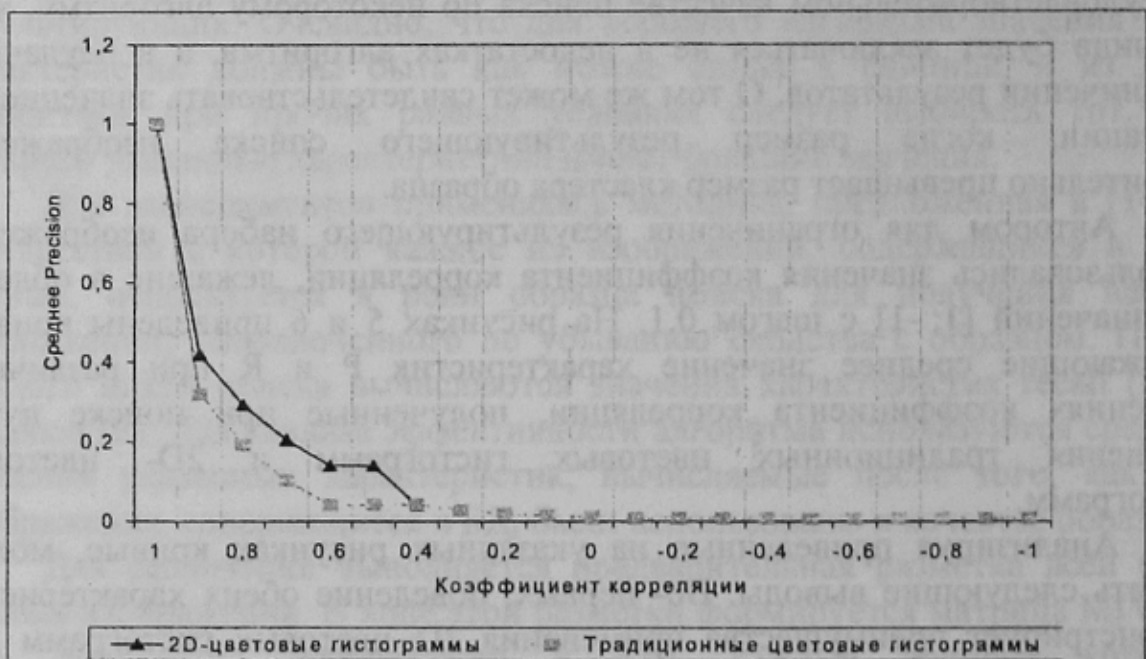


Рисунок 5 – Изменение среднего значения характеристики Precision при различных значениях коэффициента корреляции

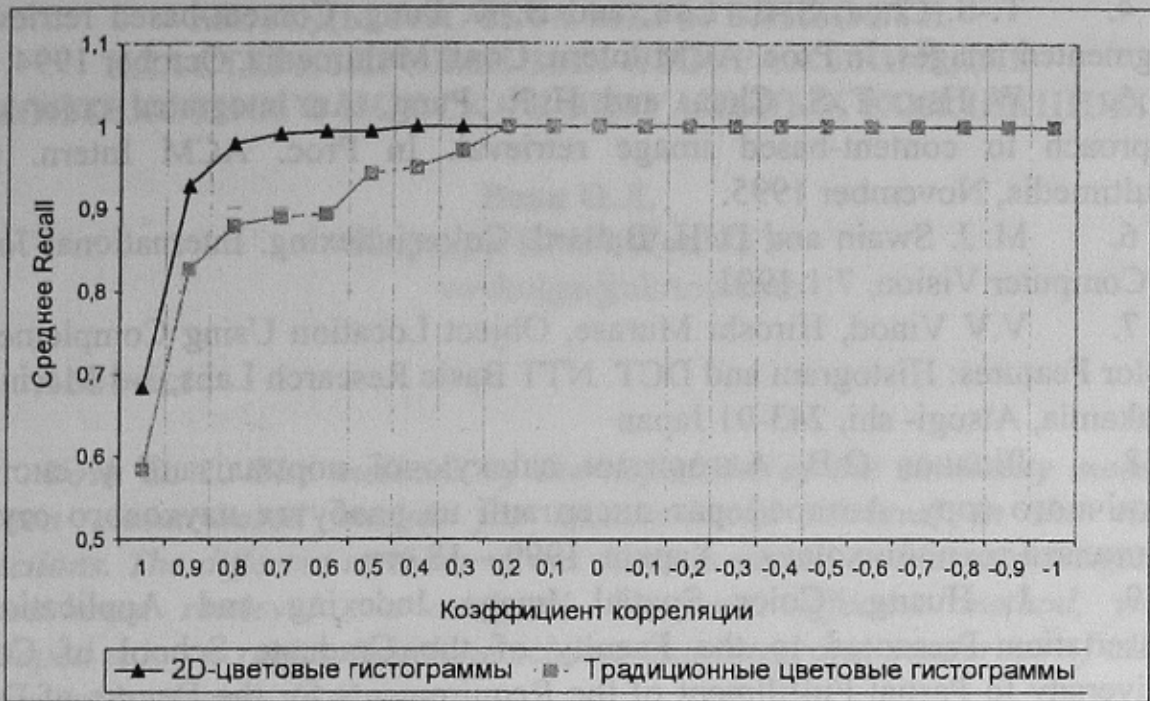


Рисунок 6 – Изменение среднего значения характеристики Recall при различных значениях коэффициента корреляции

Выводы

В данной статье проанализированы существующие подходы, обеспечивающие учет пространственной информации при поиске изображений, показаны недостатки применения цветных гистограмм в качестве характеристик цветового содержимого изображения, и предложена новая характеристика- 2D-цветовая гистограмма, позволяющая учесть пространственную информацию. Показана более высокая эффективность использования 2D-цветовых гистограмм для представления цветового содержимого изображений. В качестве направлений дальнейших исследований можно указать разработку алгоритмов поиска, позволяющих учесть пространственную информацию не только локально, но и в изображении в целом.

Литература

1. IBM Almaden Research Center. Query by Image and Video Content: the QBIC System. Computer, September 1995, 23-31.
2. M. Stricker and A. Dimai. Color indexing with weak spatial constraints. In Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology - Storage & Retrieval for Image and Video Databases IV, volume 2670, pages 29 - 41. IS&T/SPIE, 1996
3. John R. Smith Integrated Spatial and Feature Image Systems: Retrieval, Analysis and Compression. Submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy in the Graduate School of Arts and Sciences, Columbia University, 1997.

4. T.-S. Chua, S.-K. Lim, and H.-K. Pung. Content-based retrieval of segmented images. In Proc. ACM Intern. Conf. Multimedia, October 1994
5. W. Hsu, T. S. Chua, and H. K. Pung. An integrated color-spatial approach to content-based image retrieval. In Proc. ACM Intern. Conf. Multimedia, November 1995.
6. M. J. Swain and D. H. Ballard. Color indexing. International Journal of Computer Vision, 7:1 1991.
7. V.V Vinod, Hiroshi Murase, Object Location Using Complementary Color Features: Histogram and DCT. NTT Basic Research Labs, 3-1 Morinosato Wakamia, Atsugi- shi, 243-01 Japan
8. Ліпанов О.В. Алгоритми слідкуючої нормалізації у системах технічного зору. Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук – Харків, 1999 – 18 стр.
9. J. Huang. Color Spatial Image Indexing and Application. a Dissertation Presented to the Faculty of the Graduate School of Cornell University to Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Doctor of Philosophy, 1998.
10. Шозда Н.С. Поиск изображений по текстурным признакам в больших базах данных. Наукові праці Донецького державного технічного університету. Серія: "Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка". Випуск 39. Донецьк, 2002. с.182-187
11. Башков Е.А., Шозда Н.С. Алгоритмы дискретизации цветового пространства и их использование в контекстном поиске изображений. Наукові праці Донецького державного технічного університету. Серія: "Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка". Випуск 15. Донецьк, 2000. с.192-197
12. Башков Е.А., Шозда Н.С. Поиск изображений в больших БД с использованием коэффициента корреляции цветовых гистограмм.// Труды 12-й Международной конференции ГрафиКон'2002. – Нижний Новгород, 2002. – стр. 358–361.
13. Интернет- магазин обоев <http://wallpaperwholesaler.com>
14. Aibing Rao, Rohini K. Srihari, Lei Zhu, Aidong Zhang. A method for measuring the complexity of image databases. IEEE Transactions on Multimedia. Vol. 4, No.2, June 2002.—p. 160-173
15. Gaurav Aggarval, Ashvin T.V. and Sugata Ghosal. An image retrieval system with automatic query modification. IEEE Transactions on Multimedia. Vol. 4, No.2, June 2002.—p. 201-214
16. Е.А.Башков, Н.С.Костюкова. Модифицированный алгоритм поиска изображений по их цветовому содержанию. IV международная научно- техническая конференция «Кибернетика и технологии XXI века». Воронеж (Россия), 13-14 мая 2003 г. с. 460-472