

**С. В. КОВАЛЕНКО**, ст. преподаватель НТУ «ХПИ»  
**С. Н. КОВАЛЕНКО**, канд. техн. наук, ХНТУСХ им. П.Василенко,  
**Н. В. БИРЮКОВА**, магистрант НТУ «ХПИ»

### АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПОИСКА СХОДНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СРЕДИ БОЛЬШИХ КОЛЛЕКЦИЙ ГРАФИЧЕСКИХ ФАЙЛОВ

У роботі розглядаються способи рішення задачі пошуку схожих зображень у колекціях зображень. Технологія пошуку реалізується на базі зіставлення набору візуальних примітивів і визначенням кількісної оцінки близькості зображень за значеннями примітивів.

В работе рассматриваются способы решения задачи поиска похожих изображений в коллекциях изображений. Технология поиска реализуется на базе сопоставления набора визуальных примитивов и определением количественной оценки близости изображений по значениям примитивов.

The paper discusses various questions connected with finding similar images in the collections of images. Search technology is implemented on the basis of comparison set of visual primitives and the definition of quantitative estimates of how close the values of image primitives.

**Введение.** В наше время наблюдается постоянный рост объема обрабатываемой информации. Количество изображений самого разного характера постоянно растет. Интернет и цифровые библиотеки дают доступ к огромному количеству информации.

Методы распознавания образов в настоящее время из-за отсутствия эффективных универсальных алгоритмов применяются в узких предметных областях. Современная универсальная технология доступа к коллекциям изображений связана с сопоставлением изображению набора визуальных примитивов (характеристик цвета, формы, текстуры) и определением количественной оценки близости изображений по значениям примитивов.

Визуальные примитивы [1] – это характеристики изображения, которые автоматически вычисляются по визуальным данным, позволяют эффективно индексировать их и обрабатывать запросы с использованием визуальных свойств изображения. Поиск по образцу, сгенерированный из визуальных примитивов, невелик по размеру в сравнении с самим изображением и удобен для организации поиска. Запросным механизмом является поиск по образцу. В этом случае система отыскивает изображения, визуально похожие на предоставленный образец. Поиск на таком уровне абстракции не предполагает идентификацию объектов. Тем не менее, метод поиска по образцу на основании визуальных примитивов представляется на сегодняшний день достаточно эффективным и универсальным средством доступа к коллекциям оцифрованных изображений.

**Общая постановка задачи.** Для организации электронных библиотек, связанных с визуальными данными, требуется использовать методы создания поисковых образов, отражающих визуальное содержание изображений.

Задача состоит в необходимости отыскать в большой коллекции графических файлов изображения, не являющиеся идентичными, однако обладающие некоторой степенью схожести. В зависимости от уровня этой степени найденные изображения могут походить друг на друга больше или меньше. Похожие изображения группируются в кластеры для дальнейшей работы с ними [3]. Подобный идейный подход реализован в экспериментальном сервисе Google Similar Images, который позволяет находить в интернете по запросу не текстовую информацию, а и графическую.

**Методы решения поставленной задачи.** Важность для человека цветового восприятия изображения объясняет значение методов поиска визуальной информации на основании схожести с образцом по цветовым характеристикам. Метод цветových гистограмм – наиболее популярный из методов, использующих цветовые характеристики для индексирования изображений. Идея метода цветových гистограмм для индексирования и сравнения изображений сводится к следующей последовательности действий. Все множество цветов разбивается на набор непересекающихся, полностью покрывающих его подмножеств  $V_i$ ,  $0 \leq i < N$ . Для изображения формируется гистограмма, отражающая долю каждого подмножества цветов в общей цветовой гамме изображения. Для сравнения гистограмм вводится понятие расстояния между ними. Известны различные способы построения и сравнения цветových гистограмм, отличающиеся между собой изначальной цветовой схемой, размерностью гистограммы и определением расстояния между гистограммами.

В данной статье рассмотрены методы, использующие разные способы квантования множества цветов и вычисление расстояния между гистограммами.

**Разбиение цветов, представленных в модели RGB по яркости.** В базовой палитре  $V_i$  определяется как множество цветов

$$C: C \in V_i \Leftrightarrow \frac{i}{N \cdot I_{\max}} \leq I(C) < \frac{i+1}{N \cdot I_{\max}}, \quad (1)$$

где  $I(C)$  – интенсивность цвета  $C$ , нормализованная таким образом, что  $0 \leq I(C) < I_{\max}$ .

Интенсивность вычисляется по формуле:

$$I(C) = 0.3R(C) + 0.59G(C) + 0.11B(C), \quad (2)$$

где R, G и B – красная, зеленая и синяя компоненты цвета  $C$ ,  $I_{\max} = 256$ ,  $0 \leq I(C) < 256$ . Значение  $N$  является количеством каналов, на которые разбивается цветовая составляющая.

Для сравнения гистограмм вводится понятие расстояния между ними – сумма модулей разности соответствующих элементов гистограмм. Некоторое усовершенствование метода достигается при вычислении расстояния на основании поэлементного сравнения гистограмм с учетом соседних элементов. При этом для каждого элемента гистограммы первого изображения вычисляется не одна, а три разности:

$$\begin{aligned} R_1[i] &= |H_1[i] - H_2[i-1]|, \\ R_2[i] &= |H_1[i] - H_2[i]|, \\ R_3[i] &= |H_1[i] - H_2[i+1]|. \end{aligned} \quad (3)$$

Для  $i=0$  и  $i=N$  вместо невычислимых разностей подставляются заведомо большие значения.

Этот метод построения гистограмм наиболее эффективен для черно-белых полутоновых изображений. Для цветных RGB-изображений лучшие результаты дает другой способ – разбиение RGB-цветов по прямоугольным параллелепипедам.

**Разбиение по параллелепипедам.** Цветовое RGB-пространство рассматривается как трехмерный куб, каждая ось которого соответствует одному из трех основных цветов. При таком рассмотрении любой цвет RGB-изображения может быть представлен точкой куба. Для построения цветовой гистограммы каждая сторона делится, например, на  $n$  ( $n=4$ ) равных интервалов, соответственно RGB-куб делится в данном случае на  $N$  ( $N=64$ ) прямоугольных параллелепипедов, при этом  $V_i$  – множество цветов, все компоненты которых попадают в определенные интервалы. Гистограмма изображения отражает распределение точек RGB-пространства, соответствующих цветам пикселей изображения, по параллелепипедам.

В качестве расстояния между гистограммами используется покомпонентная сумма модулей разности между ними. Несмотря на предельную простоту подхода, он показывает довольно стабильные результаты.

**Техника квадродеревьев.** Более точное сравнение изображений достигается с помощью техники квадродеревьев, когда методы вычисления и сравнения цветных гистограмм применяются не ко всему изображению, а к его четверти (одной шестнадцатой и т. д.). Целесообразность ее применения определяется значением для пользователя расположения на картинке-образце определенных цветных областей.

**Пространственное сегментирование.** Сегментирование изображения может осуществляться автоматически, когда выделяются области с некими общими свойствами – одинаковыми или сильно схожими значениями того или иного примитива. Полученные в результате области характеризуются расположением на изображении и размерами.

Определение границ объектов изображения выполняется с помощью фильтрации изображения: цветное изображение переводится в черно-белое полутоновое и сглаживается, осуществляется пространственное дифференцирование – вычисляется градиент функции интенсивности в каждой точке изображения и, наконец, подавляются значения меньше установленного порога. За основу взят метод Собеля, использующий для вычисления градиента первого порядка функции интенсивности – специальные ядра, известные как «операторы Собеля». Ядра применяются к каждому пикселу изображения: он помещается в центр ядра, и значения интенсивности в соседних точках умножаются на соответствующие коэффициенты ядра (см. рисунок), после чего полученные значения суммируются. X-оператор Собеля, примененный к матрице исходного изображения, дает величину горизонтальной составляющей градиента интенсивности в центральной точке этой матрицы, а Y-оператор Собеля дает величину вертикальной составляющей градиента.

В результате получается массив чисел, характеризующих изменения яркости в различных точках изображения. На следующем шаге выполняется операция сравнения с пороговым значением и определяется положение элементов изображения с наиболее сильными перепадами яркости.

-1	0	1	-1	-2	-1
-2	0	2	0	0	0
-1	0	1	1	2	1

а) X-оператор Собеля

б) Y-оператор Собеля

Операторы Собеля

В качестве основного порога берется средняя для изображения величина градиента. Для достаточно большого изображения с малым числом точек, обладающих сильным перепадом яркости, данной пороговой величины недостаточно. Это связано с тем, что для изображений подобного вида оказывается весьма сильным влияние шума. Для устранения этой проблемы для каждой точки изображения рассчитывается величина  $S_{local}$ , равная средней величине градиента в области  $3 \times 3$  вокруг анализируемой точки. Пороговое условие в данном случае выглядит следующим образом:

$$(G_{i,j} \geq S_{mid}) \text{ AND } (S_{local} \geq S_{mid}) \quad (4)$$

где  $S_{mid}$  – средняя для изображения величина градиента.

В результате обработки получается бинарная матрица, где единицам соответствуют точки со значительным перепадом яркости, нулям – все остальные.

В дальнейшем при сегментации изображения в бинарной матрице единицами представлены точки, принадлежащие искусственно утолщенным на предыдущем этапе границам объектов. Для выделения границы одного объекта в матрице по определенному алгоритму отыскивается элемент, равный единице, не отнесенный ранее ни к какому другому объекту. На следующем шаге считается, что все соседние элементы, равные единице, также принадлежат этому объекту. Для выделения точек внешнего контура используется обход полученного объекта по внешней его стороне, начиная с нижней левой точки объекта и заканчивая ею же. В результате получаем массив точек, образующий замкнутый контур объекта. Контур [2] – граница объекта, которая представляет собой замкнутую последовательность точек  $(x_s, y_s)$ , где  $1 \leq s \leq N$ . Из него равномерно выбирается 128 точек  $(x_s, y_s)$ , где  $1 \leq s \leq 128$ , которые используются для вычисления предназначенных для индексирования характеристик формы.

**Кластерный анализ.** После применения описанных выше методов осуществляется кластеризация схожих изображений. Задача кластерного анализа заключается в том, чтобы на основании данных о схожести изображений разбить их множество  $G$  на  $m$  кластеров (подмножеств)  $Q_1, Q_2, \dots, Q_m$  так, чтобы каждый объект  $G_j$  принадлежал одному и только одному подмножеству разбиения и чтобы объекты, принадлежащие одному и тому же кластеру, были сходными, в то время как объекты, принадлежащие разным кластерам, были разнородными.

**Заключение.** Таким образом, применяя различные методы сравнения изображений, можно найти похожие изображения в коллекции графических файлов. Группируя найденные изображения в кластеры, становится возможной работа с группами похожих изображений внутри большой группы файлов. Внутри определенного кластера, размеры которого во много раз меньше общей совокупности графических файлов коллекции, возможна дальнейшая обработка.

**Список литературы:** 1. Байгарова Н.С., Бухштаб Ю.А., Евтеева Н.Н., Корягин Д.А. Некоторые подходы к организации содержательного поиска изображений и видеoinформации.– Москва: Институт прикладной математики им. Келдыша РАН, 2002.– 24 с. 2. Гончаров А., Мельниченко А. Pseudometric Approach to Content Based Image Retrieval and Near Duplicates Detection.– РОМИП, 2008.– 34 с. 3. Пономаренко Н.Н., Лукин В.В., Абрамов С.К. Устойчивый поиск изображений по полному и тематическому подобию с использованием многопараметровой классификации.– Харьков: «ХАИ», 2003.– 13с.

*Поступила в редколлегию 27.11.09*

УДК 621.3

**Н. И. БЕЗМЕНОВ**, канд. техн. наук, профессор НТУ «ХПИ»,  
**С. В. КОВАЛЕНКО**, старший преподаватель НТУ «ХПИ»,  
**М. А. ТКАЧЕВ**, магистрант НТУ «ХПИ»

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ГРАФИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ

Пропонується використовувати нейронні мережі на основі базисно радіальних функцій як метод для розпізнавання графічних образів. Продемонстрована працездатність мережі на прикладі розпізнавання цифр.

Предлагается использовать нейронные сети на основе базисно радиальных функций в качестве метода для распознавания графических образов. Продемонстрирована работоспособность сети на примере распознавания цифр.

It is proposed to use neural network based on radial basic functions as a method for recognition of graphic images. The capacity of network is retined on the example of recognition of numbers.

**Введение.** Одной из актуальных проблем современных информационных технологий в настоящее время остается распознавание образов, в частности, графически представленных символов. Для решения данной задачи используют ряд алгоритмов, которые можно условно разделить на три категории:

- алгоритмы, основанные на сравнении шаблонов;
- алгоритмы, основанные на методах теории решений;
- алгоритмы, использующие нейронные сети.

Все вышеперечисленные группы алгоритмов имеют, в целом, одинаковую структуру и содержат такие блоки:

- блок обучения системы на наборе образов, подобным тем, которые будут распознаваться системой в будущем. По завершению обучения, его результаты сохраняются;
- блок распознавания, который, используя информацию, полученную на этапе обучения, относит незнакомый образ к одному из классов с помощью определенного математического аппарата (классификатора).

Алгоритмы, основанные на сравнении шаблонов, из-за своей негибкости (привязанности к шрифту, масштабу, наклону символов) не подходят для общего решения данной задачи. Однако в силу своей простоты и малым вычислительным затратам, они (с определенными модификациями) достаточно часто используются при решении отдельных задач распознавания [1].

Метод нейронных сетей, использующий некоторые принципы искусственного интеллекта, широко применяется в большинстве