

ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ ОБЪЕКТОВ В РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Костюкова Н.С., Коршун А.Н., Корольчук Е.А.

Кафедра ПМИ ДонНТУ

shozda@r5.dgtu.donetsk.ua

Abstract

Kostyukova N.S., Korshun A.N., Korolchuk E.A.. Contours extraction in raster images. This work deals with image processing for shape descriptors extracting. Some approaches for picture recognition, as polygonal approximation and contour analysis, are presented. The content-based colour image retrieval task is specified for shape consideration. The application for contour analysis and image retrieval is described, search results are estimated.

Введение

Выделение контуров и идентификация объектов, из которых состоит изображение, является одним из наиболее важных этапов при решении ряда задач, в частности, в процессе поиска изображений по заданному образцу. В соответствии с постановкой задачи поиска изображений, приведенной в [1], данная проблема должна решаться дважды: при вычислении характеристик содержимого изображения, заданного в качестве образца поиска, и при вычислении характеристик нового изображения, помещаемого в базу данных (БД) изображений. Наименее сложным является ручное выделение областей, когда изображение обрабатывается человеком и вся необходимая информация определяется визуально (в частности, этот подход использовали разработчики системы QVIC [2]). Однако ручное выделение областей и объектов крайне громоздко и для больших наборов изображений требует значительных временных затрат. Для решения указанной задачи применяются подходы, использующие контуры для грубого описания границ областей, которые затем обрабатываются вручную [5].

В статье предлагается метод выделения контуров объектов, основанный на предположении о том, что для большинства изображений основная структура образуется прямолинейными и криволинейными отрезками.

1. Алгоритмы выделения объектов изображения

Выделение областей внутри изображения можно выполнять различными способами. Иногда выполняют сегментацию изображения – разбиение его на набор неперекрывающихся гомогенных областей. Однако, как правило, поиск гомогенных областей является некорректной задачей, поскольку понятие “гомогенность” зависит от области использования изображений. Более того, для произвольных изображений не существует способа определения правильности сегментации или оценки корректности ее выполнения.

В настоящее время существует три общих подхода к представлению границ объекта: аппроксимация кривых, прослеживание контуров и связывание точек перепадов. Разработка методов и алгоритмов выделения объектов изображения ведется в основном в рамках этих подходов.

Аппроксимация кривых может быть использована для контурной сегментации путем подбора аналитически заданной кривой к совокупности точек контурного перепада, полученного с помощью детектора перепадов [4]. Если имеется априорная информация относительно ожидаемой формы объекта, то выбор аппроксимирующей кривой облегчается. Иногда применяют аппроксимацию полиномами, используя итеративные методы подбора, что дает приемлемые результаты для объектов с простой структурой. Трудности возникают, когда изображение содержит множество перекрывающихся объектов, а точки перепадов образуют ветвистые структуры.

Соединение точек перепадов также можно использовать для решения рассматриваемой задачи, поскольку объект или область изображения, которую желательно выделить, обычно отделяется от соседних частей изображения перепадом яркости. Метод соединения точек перепадов [4], разработанный Робертсом, основан на тех же основных принципах, что и большинство других методов такого связывания, и применим для соединения точек, полученных путем предварительной обработки изображения с помощью специального детектора перепадов.

Прослеживание контуров напоминает поведение жука, обходящего препятствие. Описанный в работе алгоритм использует идею прослеживания контуров, поскольку для метода аппроксимации кривых необходим начальный набор точек, а для метода соединения точек перепада – детектор перепадов.

Как уже было сказано, алгоритм, предлагаемый авторами, основывается на предположении о том, что прямолинейные и криволинейные отрезки образуют основную структуру многих изображений. Для таких изображений математические соотношения

между выделенными точками на границе объекта позволяют сформировать символическое описание изображения.

Получение символического описания изображений представляет собой задачу перехода от набора простейших признаков изображения, таких, как контурные точки, к значительно меньшему набору средств описания, которые могут служить в качестве исходных данных для последующей семантической интерпретации. Общепринятого набора таких средств, которые необходимы и достаточны для описания изображения, не существует, что создает определенные трудности при анализе изображений. Для выделения контуров объекта внутри изображения используются алгоритмы, учитывающие признаки отдельных областей изображения. Типичными графическими символами являются цепочки контурных точек, образующих границу объекта, и элементарные фигуры, такие, как прямоугольники, окружности, эллипсы, прямые.

Анализ изображений включает такие операции, как получение внешнего контура изображенных объектов и запись координат точек этого контура. Часто требуется получить внешний контур в виде замкнутой кривой или совокупности отрезков. Главная проблема при формировании символического описания изображения по массиву элементов или набору простейших признаков заключается в определении геометрических соотношений и связности между элементами, относительно которых предполагается, что они принадлежат одному контуру. Связность – это возможность соединения двух пикселей растровой линией. Существует два понятия связности, основанные на цифровой модели изображения с прямоугольным растром: четырехсвязность и восьмисвязность [5], причем понятие четырехсвязности является более сильным: любые два четырехсвязных пикселя являются и восьмисвязными, но не наоборот.

Предлагаемые алгоритмы в процессе распознавания сравнивают набор точек, полученных в результате обхода контура, с набором точек, генерируемых другим алгоритмом, и принимают решение о том, на какую фигуру наиболее похож имеющийся контур. Для генерации тестового набора точек используются алгоритмы Брезенхема [5].

2. Задача поиска изображений с учетом пространственного расположения объектов

Для учета пространственного расположения объектов в изображении постановка задачи поиска изображений, приведенная в [1], нуждается в изменении. Приведем ее уточненную формулировку.

Пусть существует БД, которая содержит k изображений I_j , $j=1..k$, определена структура данных S_j , содержащая информацию об объектах,

входящих в состав изображения I_j , и существует закон для вычисления величины:

$$d_{kj} = f(S_k, S_j), 0 \leq d_{kj} \leq 1, \quad (1)$$

характеризующей сходство изображений I_k и I_j .

Имеется также некоторое изображение-образец, с которым выполняется сравнение. В этом случае задача поиска изображений сводится к формированию списка изображений, упорядоченных по убыванию значений величины подобия d_{kj} . В начале списка будут находиться изображения с наибольшей степенью подобия. Последовательность данного списка определяется алгоритмом сортировки, для которого исходными данными служат числовые значения степени сходства каждого изображения с изображением-образцом, называемые далее процентом подобия.

3. Распознавание и поиск изображений с использованием выделения контуров

На основании математической постановки задачи, сформулированной выше, авторами была предложена универсальная структура системы для поиска изображений по их содержанию (рис. 1).



Рис. 1. Структура системы поиска изображений по их содержанию

Для реализации алгоритмов, описанных выше, была разработана программа в среде визуального программирования Delphi. В качестве базового набора примитивов использовались прямая, многоугольник, окружность и эллипс. Для случая, когда автоматическое распознавание не может быть выполнено, реализовано выделение объектов вручную.

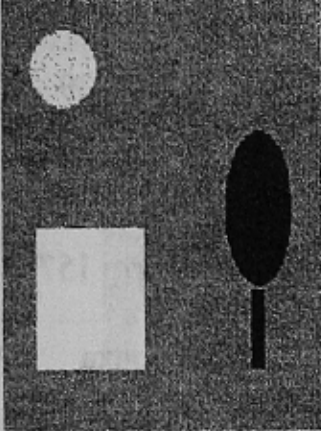

Для каждого изображения в процессе распознавания формируется файл- дескриптор, содержащий сведения об объектах, составляющих изображение. Для каждого примитива в файле-дескрипторе сохраняется соответствующий признак (1, 2, 3, 4 соответственно), а также габаритный прямоугольник и определенные параметры:

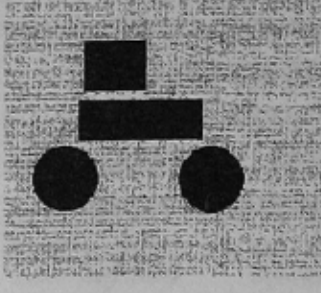
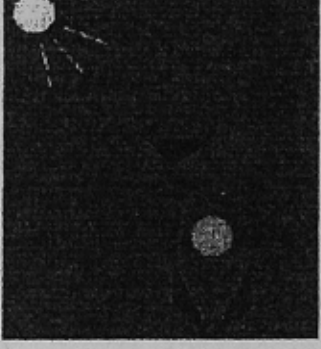
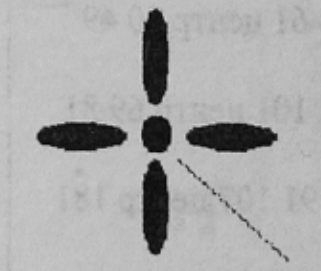
- для прямой – координаты крайних точек;
- для многоугольника – число и координаты его вершин;
- для окружности – координаты центра и длина радиуса;
- для эллипса – координаты центра и длины радиусов.

В таблице 1 приведены тестовые изображения и сформированные для них символические описания содержимого, иллюстрирующие используемые методы.

Таблица 1

Тестовые изображения и их символические описания

Рисунок	Описание
	<p>вид 3 цвет 65535 габар 25 72 29 79 центр 48 54 радиус 24 .</p> <p>вид 2 цвет 4227327 габар 13 121 97 155 вершин 3 вершины 67 98 121 155 14 153 .</p> <p>вид 4 цвет 32768 габар 165 212 97 201 центр 188 149 радиусы 52 24 угол 90 .</p> <p>вид 2 цвет 16777215 габар 28 105 163 258 вершин 4 вершины 29 163 105 164 105 258 28 257 .</p> <p>вид 2 цвет 16512 габар 184 192 205 258 вершин 4 вершины 185 205 192 206 191 258 184 257</p>
	<p>вид 4 цвет 8388736 габар 45 58 37 63 центр 51 50 радиусы 13 7 угол 90 .</p> <p>вид 4 цвет 8388736 габар 74 87 38 61 центр 80 49 радиусы 12 7 угол 90 .</p> <p>вид 3 цвет 8388736 габар 48 91 62 101 центр 69 81 радиус 21 .</p> <p>вид 4 цвет 8388736 габар 174 188 91 107 центр 181 99 радиусы 8 7 угол -63 .</p> <p>вид 4 цвет 8388736 габар 68 181 92 150 центр 124 121 радиусы 57 29 угол 0 .</p> <p>вид 4 цвет 8388736 габар 75 95 148 183 центр 85</p>

	<p>165 радиусы 18 10 угол 90 . вид 4 цвет 8388736 габар 145 167 152 182 центр 156 167 радиусы 15 11 угол 90</p>
	<p>вид 2 цвет 8388608 габар 69 121 46 86 вершин 4 вершины 70 46 121 46 121 86 69 86 . вид 2 цвет 65535 габар 181 266 58 127 вершин 5 вершины 266 61 242 127 232 121 181 85 190 80 . вид 2 цвет 8388608 габар 66 169 94 125 вершин 3 вершины 67 94 169 94 169 125 . вид 3 цвет 16711680 габар 27 81 130 182 центр 54 156 радиус 26 вид 3 цвет 16711680 габар 149 203 132 184 центр 176 158 радиус 26</p>
	<p>вид 3 цвет 65535 габар 8 38 3 31 центр 23 17 радиус 14 . вид 1 цвет 65535 габар 43 87 19 19 нач.точка 43 19 кон.точка 87 19 вид 1 цвет 65535 габар 44 77 27 39 нач.точка 44 27 кон.точка 77 39 вид 1 цвет 65535 габар 19 19 35 71 нач.точка 19 35 кон.точка 19 71 вид 1 цвет 65535 габар 38 59 36 60 нач.точка 38 36 кон.точка 59 60 вид 1 цвет 65535 габар 28 35 39 69 нач.точка 28 39 кон.точка 35 69 вид 2 цвет 8388736 габар 108 154 109 128 вершин 3 вершины 153 110 127 128 108 109 . вид 3 цвет 4227327 габар 142 172 165 193 центр 157 179 радиус 14 вид 1 цвет 32768 габар 157 157 197 250 нач.точка 157 197 кон.точка 157 250 вид 2 цвет 32768 габар 128 154 199 249 вершин 3 вершины 129 200 152 248 128 228 . вид 2 цвет 32768 габар 160 186 199 249 вершин 6</p>
	<p>вид 4 цвет 16711935 габар 115 134 18 87 центр 124 52 радиусы 35 10 угол 90 . вид 3 цвет 8388736 габар 114 137 96 122 центр 125 109 радиус 13 вид 2 цвет 16711935 габар 33 102 101 120 вершин 12 вершины 80 102 99 106 102 110 100 114 96 116 76 120 56 120 36 115 33 111 35 107 39 105 59 101 . вид 2 цвет 16711935 габар 149 218 101 120 вершин 12 вершины 196 102 215 106 218 110 216 114 212</p>

116 192 120 172 120 152 115 149 111 151 107 155 105 175 101 . вид 4 цвет 16711935 габар 115 134 128 197 центр 124 162 радиусы 35 10 угол 90 . вид 1 цвет 8421376 габар 143 228 128 202 нач.точка 143 128 кон.точка 228 202 .

Вычисление степени сходства изображений d_{kj} выполняется на основе размеров изображения и параметров базовых примитивов: координат начала и конца прямой, количества вершин и размеров многоугольника, координат центра и длины радиуса окружности, координат центра и длин радиусов эллипса.

Первоначально выполняется проверка выделенных объектов на совпадение по виду и цвету фигуры. Затем размеры изображения из БД приводятся к размерам изображения-образца путем определения коэффициентов масштабирования по каждой оси как отношения размеров изображений. Полученные таким образом коэффициенты используются далее для сравнения геометрических размеров фигур и определения коэффициентов их подобия. Алгоритмы определения этих коэффициентов специфичны для каждого вида объектов. Коэффициент подобия двух изображений формируется как сумма коэффициентов подобия входящих в их состав объектов и является критерием упорядоченности при формировании списка результатов поиска.

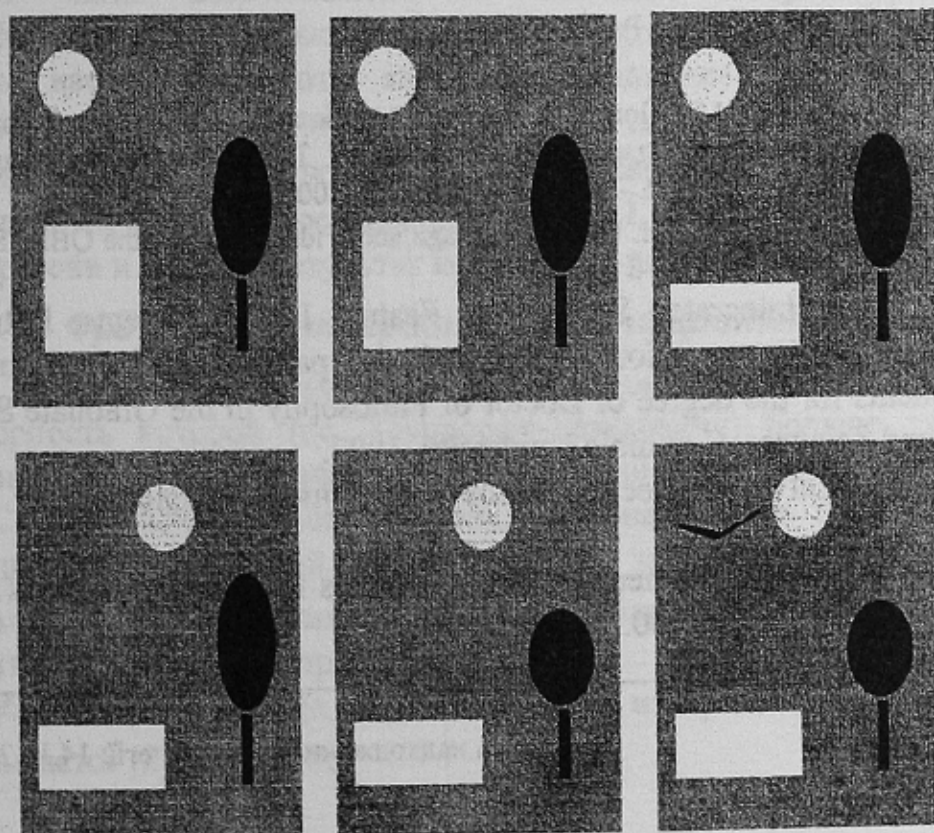


Рис. 2. Результаты поиска с использованием описанного метода

На рисунке 2 приведены результаты поиска, выполненные с помощью разработанной программы. Результаты поиска расположены в порядке убывания сходства с образцом слева направо и сверху вниз, в качестве образца поиска использовалось изображение, расположенное в левом верхнем углу рисунка.

Как видно из рисунка, для достаточно простых изображений поиск выполняется успешно, то есть порядок изображений соответствует воспринимаемому человеком убыванию подобия изображений.

Заключение

Выделение элементов растровых изображений является слабо формализованной задачей, для решения которой применяются разнообразные подходы, к сожалению, в большинстве своем малоэффективные. В работе описан предложенный авторами способ решения данной задачи и проанализирована его эффективность. Выполненная экспериментальная проверка показала, что предложенные алгоритмы являются достаточно эффективными для простых изображений, не содержащих участков с плавными переходами цветов. Однако для более сложных изображений, описанные алгоритмы не приводят к удовлетворительным результатам, поэтому необходимо их дальнейшее усовершенствование с использованием другого математического аппарата.

Литература

1. 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.
2. IBM Almaden Research Center. Query by Image and Video Content: the QBIC System. Computer, September 1995, 23-31.
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. Роджерс Д. Алгоритмические основы машинной графики. –М.: Мир, 1989. –512 с.
5. Michael S. Lew. Next-Generation Web Searches for Visual Content// IEEE Computer.–November, 2000.–pp.46-53.