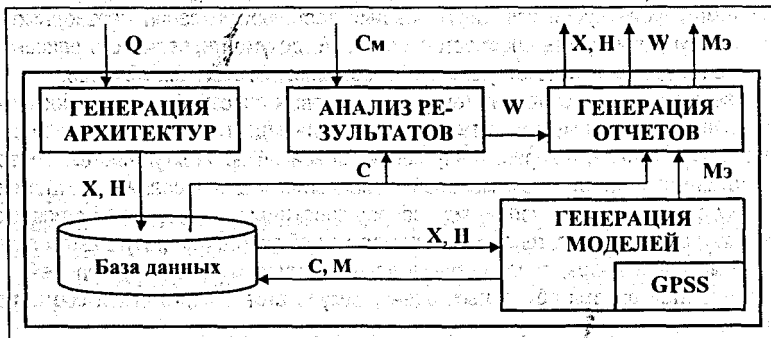


трансформации внутренних описаний архитектур систем в модельные описания на одноименном входном языке. Полученные модели выполнялись и из отчетов GPSS формировались наборы значений эталонных характеристик  $C$  для тестовых описаний. Кроме этого, предполагается генерация модели-эталона  $M_э$ , выполняющей роль программного имитатора системы, исследуемой и моделируемой обучаемым. Далее характеристики  $C_m$ , полученные обучаемым в ходе моделирования, вводятся в систему и сравниваются с эталонными характеристиками. Результаты контроля  $W$  представляются в отчете. Все полученные результаты хранятся в виде соответствующих внутренних представлений в базе данных системы.



Таким образом, в работе рассмотрен подход к автоматизации формирования тестовых описаний  $\langle X, H, C \rangle$ , используемых для обучения моделированию. Разработаны правила, алгоритмы, составляющие базу компьютерной генерации описаний (включая генерацию базовых архитектур, моделей, эталонов). Дальнейшая замена GPSS World на оригинальную имитационную модель позволит исключить этапы генерации GPSS-моделей и трансформации их отчетов. А сама модель совместно с описаниями после соответствующей трансформации сможет исполнять роль программного имитатора моделируемой системы.

#### СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Советов, Б.Я. Моделирование систем / Б.Я. Советов, С.А. Яковлев. – М.: Высшая школа, 2001. – 430 с.
2. Ивницкий, В. А. Теория сетей массового обслуживания / В.А. Ивницкий. – М., Физико-математическая литература, 2004. – 772 с.
3. Рыжиков, Ю.И. Имитационное моделирование. Теория и технологии / Ю.И. Рыжиков. – СПб.: КОРОНА, 2004. – 320 с.

УДК 621.397.13:004.932.75'1

*Кузьмицкий Н.Н.*

*Научный руководитель: к.т.н., доцент Дереченник С.С.*

#### КОНТУРНАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДОКУМЕНТОВ

##### Введение

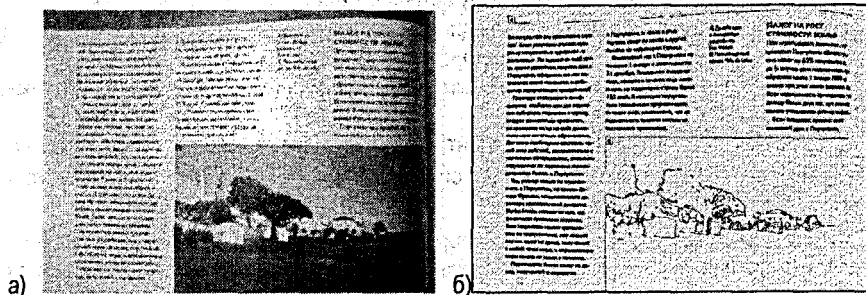
Сегментация является важнейшей задачей обработки цифровых изображений, т.к. именно точность ее проведения во многом определяет успех дальнейших процедур

анализа. При этом эффективность сегментации существенно затрудняется, если рассматриваемое изображение имеет сложную структурную организацию, как, например, у цифровых изображений документов; характерными особенностями которых являются: группировка текстовых образов в обособленные блоки и колонки, наличие объектов искусственного или естественного природного происхождения, стилистическая разобщенность текстовой информации и др.

Указанные признаки вынуждают использовать широкий круг математических и программно-технологических средств обработки изображений, для осуществления качественной сегментации, чрезмерная общность которых приводит к необходимости разработки специальных способов совместного применения базовых подходов. Примером такой интеграции является предлагаемая процедура контурной сегментации цифровых изображений документов, особенностью которой является одновременное использование двух базовых свойств яркости: разрывности и однородности.

### Постановка задачи

В качестве входных данных для процедуры сегментации будем рассматривать растровое полутоновое изображение документа, как, например, на рисунке 1. Целью процедуры является разделение изображения на области, с которыми связана существенная для данной задачи информация (наличие образов алфавитно-цифровых данных) и второстепенные, содержащие, например, сложные графические объекты, текстуры и др.



полутоновое изображение (а), его контурное представление (б)  
Рисунок 1 – Пример изображения документа (журнальной страницы)

Как правило, алгоритмы сегментации основаны на одном из двух указанных выше свойств яркости. При этом в первом случае подход состоит в разбиении изображения на части, исходя из резких перепадов значений яркости, которые присутствуют, в частности, на границах объектов. Вторая группа методов осуществляет разделение изображений на области, однородные в смысле определенных, заранее заданных критериев, например, топологических.

Предлагаемая процедура контурной сегментации сочетает характеристики обоих подходов, при этом процесс обработки включает в себя следующие этапы:

- 1) обнаружение контуров полутонового изображения;
- 2) первый этап кластеризации контуров: выделение отдельных текстовых образов ("слов");
- 3) второй этап кластеризации контуров: выделение крупных текстовых блоков ("колонок");
- 4) фильтрация кластеров.

## Описание процедуры контурной сегментации

### Обнаружение контуров полутонового изображения

Основной признак изображения, используемый для решения данной задачи – перепады уровня яркости. Если рассматривать математическое описание изображения как двумерную функцию, то перепады яркости определяются путем вычисления ее первой и второй пространственных производных на основе следующего правила: в области перепада первая производная имеет экстремум, а вторая производная изменяет знак. Полученные участки можно сгруппировать в кривые, которые в свою очередь образуют контуры изображения.

Существуют различные методы выделения контуров, например, детекторы Робертса и Чена. Их свойства проявляются в способности обнаруживать малоконтрастные перепады, препятствовать разрывности границ, отсеивать ненужные линии и шумы. Выбор метода определяется целью последующей обработки, требованиями к качеству и скорости действия.

Исходя из особенностей рассматриваемой задачи, в качестве основного детектора контуров был выбран детектор Кэнни, отличительными признаками которого являются:

1. хорошее обнаружение: минимальная вероятность пропуска реального перепада яркости и минимальная вероятность ложного определения;
2. хорошая локализация: пиксели, определенные как пиксели края, должны располагаться настолько возможно ближе к центру истинного края;
3. наличие только одного отклика на один край.

Основные шаги используемого детектора:

1. Изображение сглаживается гауссовым фильтром с заданным стандартным отклонением  $\sigma$  для снижения шума.

2. В каждой точке вычисляется градиент  $g(x, y) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$  и направление контура  $\alpha(x, y) = \arctg(G_y / G_x)$ . Точки перепада определяются как локальные экстремумы градиента.

3. Отслеживается верх гребней на изображении модуля градиента и присваивается нулевое значение точкам, которые не лежат на них. В результате на выходе строится тонкая линия, а сам процесс называется *немаксимальным подавлением*.

4. Проводится пороговая обработка с использованием двух значений  $T1$  и  $T2$  ( $T1 < T2$ ): пиксели гребня, яркость которых больше  $T2$ , называют "сильными", а пиксели, яркость которых находится в интервале  $[T1, T2]$  – "слабыми".

5. Совершается объединение: к сильным пикселям добавляются слабые, 8-связные с ними. В результате формируется бинарное контурное представление исходного изображения [1].

Результат работы рассматриваемого алгоритма существенно зависит от параметра сглаживания  $\sigma$  и значений порогов, описанных в п.3, при этом принципы их подбора, являются объектом отдельного исследования. Пример использования детектора Кэнни приведен на рисунке 1 (б).

### Первый этап кластеризации контуров

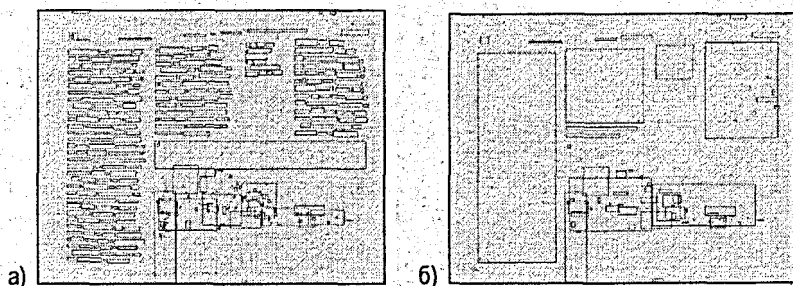
Целью этапа является выделение отдельных текстовых образов ("слов"). Для этого бинарное контурное изображение подвергается маркировке компонент (бинарных сегментов), которые в дальнейшем подвергаются процедуре кластеризации на основе следующих признаков:

1) близость расположения: для кластера близкой считается компонента, хотя бы один пиксель которой принадлежит окрестности кластера стандартного размера (в проводимых экспериментах это квадратная маска размера  $5 \times 5$ );

2) яркостная однородность: однородной с кластером считается компонента, разность яркости которой с яркостью любой компоненты кластера не превышает порога  $T_3$ , а разность с яркостью самого кластера не превышает порога  $T_4$ . При этом под яркостью компоненты понимается, среднее значение яркости пикселей исходного полутонового изображения, покрываемых ее единичной окрестностью; а яркость кластера (средняя яркость его элементов) после добавления очередного элемента каждый раз пересчитывается.

Процедура кластеризации реализована в виде рекурсивного алгоритма, входными данными для которого является номер текущей компоненты кластера, а выходом – номера поглощенных ею (включенных в кластер) компонент. В завершение образованные кластеры подвергаются фильтрации, результатом которой является исключение из дальнейшего рассмотрения непропорциональных, в смысле предмета поиска кластеров (например, образованных прямыми, разделяющими неоднородные участки фона). Кроме того, производится определение цветовой ориентации кластеров: "темный текст + светлый фон" или "светлый текст + темный фон".

Результат выполнения первого этапа кластеризации приведен на рисунке 2 (а).



после первого этапа (а), после второго этапа (б)

Рисунок 2 – Результат поэтапной кластеризации контуров цифрового изображения документа

### *Второй этап кластеризации контуров*

На данном этапе формируются обособленные текстовые блоки ("колонки") путем объединения кластеров предыдущего этапа ("слов") в новые. Формирование осуществляется на базе следующих признаков:

1) близость расположения: для кластера близким считается слово, хотя бы один пиксель которого принадлежит его окрестности стандартного размера (в проводимых экспериментах – квадратная маска размера  $20 \times 20$ );

2) яркостная однородность: однородным с кластером считается слово, разность яркости которого с яркостью любого слова кластера не превышает порога  $T_3$ , а разность с яркостью всего кластера – порога  $T_4$ ;

3) близость значений высот: в кластер может быть добавлено слово, отношение высоты которого к средней высоте слов кластера не превышает порога  $T_5$ , за исключением слов, представляющих собой внутренние контуры символов R, P, A и др.;

4) одинаковая ориентация: кластер объединяет одинаково ориентированные слова, за исключением слов, представляющих собой внутренние контуры символов R, P, A и др.

Алгоритм кластеризации на данном этапе аналогичен рекурсивному алгоритму предыдущего этапа, при этом входом для него является номер текущего слова, выходом – номера поглощенных им (включенных в кластер) слов, а яркость и высота кластера после добавления очередного слова каждый раз пересчитываются. Результат выполнения второго этапа кластеризации приведен на рисунке 2 (б).

#### *Фильтрация кластеров*

Для повышения качества и быстродействия дальнейших процедур анализа образованные кластеры необходимо подвергнуть объединению на основе следующих признаков:

- 1) вложенность минимальных прямоугольников;
- 2) одинаковая ориентация;
- 3) яркостная однородность.

При этом для предотвращения добавления к пустому кластеру-рамке внутреннего текстового содержимого, объединяемые кластеры должны иметь достаточную плотность слов.

Ввиду сложности и объемности критериев фильтрации, опустим подробное описание данного этапа, отметив, что в проводимых экспериментах использовались метрические и статистические признаки, оценивалась возможность бинаризации кластеров [2].

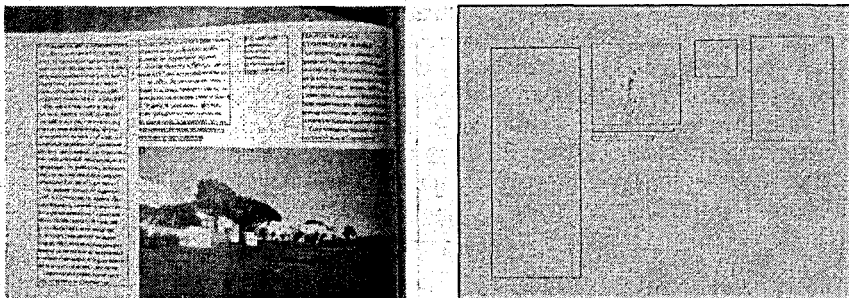


Рисунок 3 – Итоговый результат контурной сегментации цифрового изображения документа

#### **Выводы**

В работе описана процедура контурной сегментации цифровых изображений документов, особенностью которой является одновременное использование двух базовых свойств яркости: разрывности и однородности.

Эффективность предлагаемой процедуры определяется интеграцией различных подходов к проведению сегментации, использованием как метрических, так и статистических признаков, учетом структурных особенностей образов текстовых данных, как основного объекта поиска.

При этом дополнительным источником повышения качества процедуры является разработка методов адаптивного подбора параметров, достижение инвариантности рассмотренных этапов обработки относительно качества и композиционного содержания изображения.

#### **СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде Matlab / Л. Гонсалес, Р. Вудс, С. Эддинс. – М.: Техносфера. – 2006. – 616 с.
2. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений. – М.: Мир. – 1982. – Кн. 2. – 480 с.