

На основе данных о положениях ключевых точек рассчитываются отношения между данными точками и сохраняются в вектор. Необходимость использования отношений между ключевыми точками (а не расстояний) заключается в том, что при изменении размера изображения изменяются и расстояния, а отношения останутся неизменными. При идентификации персоны на изображении рассчитываются среднеквадратичные отклонения данных векторов. Также может быть обучена нейронная сеть для идентификации персоны по найденным отношениям.

Детектирование эмоций производится двумя способами: с использованием каскадов Хаара, с использованием нейронной сети.

При первом способе требуются сами каскады, натренированные на каждый тип эмоционального состояния человека. Тренировка каскадов на большой выборке не менее чем на 1 000 позитивных и 500 негативных изображениях, которая продолжается, как правило, не менее суток на каждый каскад.

При втором способе тренируется нейронная сеть на основе ключевых точек и областей. Данный способ более предпочтителен, так как находит вероятности каждой эмоции в отличие от первого, который детектирует только максимальное эмоциональное состояние.

**Заключение.** Результатом работы является программный продукт, позволяющий решать поставленную задачу распознавания лиц и эмоций человека.

В ходе выполнения исследовательской работы был составлен алгоритм распознавания лиц и эмоций, а также разработано приложение, реализовывающее данный алгоритм.

Приложение написано в среде Visual Studio 2013 с использованием библиотеки OpenCV. Программный продукт имеет невысокие системные требования (Версия ОС: Windows 7+; Процессор: Intel Pentium 2.6 ГГц Оперативная память: 2 Гб или более; свободное место на жестком диске: 10 Мб), которые позволяют применять данный программный продукт практически на любых персональных компьютерах и ноутбуках.

#### Список цитируемых источников

1. Рожков, М. М. Использование текстурных карт Лавса и дискретного косинусного преобразования в задаче распознавания лиц / М. М. Рожков // Прикладная информатика. — 2011. — № 1 (31). — С. 98—103.
2. Алгоритм работы каскада Хаара [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.bntu.by/news/67-conference-mido/1580-2014-11-23-09-36-26.html>. — Дата доступа: 21.01.2017.

УДК 004.932.75'1

А. И. Калько

Учреждение образования «Барановичский государственный университет», Барановичи

### УЛУЧШЕНИЕ АЛГОРИТМА СКЕЛЕТНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ НА БАЗЕ АЛГОРИТМА ЗОНГА—СУНЯ

**Введение.** Задача распознавания текстовой информации при переводе печатного и рукописного текстов в машинные коды является одной из важнейших составляющих проектов, имеющих целью автоматизацию документооборота. Вместе с тем эта задача является одной из наиболее сложных и наукоемких в области автоматического анализа изображений. Даже человек, читающий рукописный текст, в отрыве от контекста делает в среднем 7% ошибок. Что касается систем считывания печатных документов, то здесь сложность заключается в том, что в приложениях, таких как, например, автоматизация ввода паспортно-визовой информации, необходимо обеспечить высокую надежность распознавания (более 98—99%) даже при плохом качестве печати и оцифровки исходного текста.

**Основная часть.** В последние десятилетия с использованием современных достижений компьютерных технологий были развиты новые методы обработки изображений и распознавания образов, благодаря чему стало возможным создание таких систем распознавания печатного текста, которые удовлетворяли бы основным требованиям систем автоматизации документооборота. Тем не менее создание каждого нового приложения в данной области по-прежнему остается творческой задачей и требует дополнительных исследований в связи со специфическими требованиями по разрешению, быстродействию, надежности распознавания и объему памяти, которыми характеризуется каждая конкретная задача разработки проблемно-ориентированной системы автоматического ввода в компьютер бумажной документации.

При распознавании печатных и рукопечатных (написанных от руки неслитных образов, сходных с большими печатными буквами) символов могут использоваться хорошо изученные структурные методы, которые предполагают описание образа, разбиваемого на отдельные составные части, описываемые как стабильные идеальные элементы.

Предобработка является важным этапом в процессе распознавания образов и позволяет производить сглаживание, нормализацию, сегментацию и аппроксимацию отрезков линий.

Сглаживание состоит из операций заполнения и утоньшения. Заполнение устраняет небольшие разрывы и пробелы.

Утоньшение представляет собой процесс уменьшения толщины линии, в которой сразу несколько пикселей ставятся в соответствие только одному пикселу. Известны последовательные, параллельные и гибридные алгоритмы утоньшения. Наиболее общие методы утоньшения основаны на итеративном размывании контуров, при котором окно ( $3 \times 3$ ) движется по изображению, а внутри окна выполняются соответствующие операции. После завершения каждого этапа все выделенные точки удаляются.

Нормализация состоит из алгоритмов, устраняющих перекосы отдельных символов и слов, а также включает в себя процедуры, осуществляющие нормализацию символов по высоте и ширине после соответствующей их обработки.

Сегментация осуществляет разбиение изображения на отдельные области. Как правило, прежде всего необходимо очистить текст от графики и рукописных пометок, поскольку перечисленные методы позволяют обрабатывать лишь незашумленный текст. Очищенный от различных пометок текст уже может быть сегментирован.

Большинство алгоритмов оптического распознавания разделяют текст на символы и распознают их по отдельности.

Это простое решение действительно эффективно, если только символы текста не перекрывают друг друга. Слияние символов может быть вызвано типом шрифта, которым был набран текст, плохим разрешением печатающего устройства или высоким уровнем яркости, выбранным для восстановления разорванных символов.

Разбиение текста на слова возможно в том случае, если слово является самостоятельным признаком, в соответствии с которым выполняется сегментация. Подобный подход сложно реализовать из-за большого числа элементов, подлежащих распознаванию, но он может быть полезен, если набор слов в кодовом словаре ограничен по условию задачи.

Под аппроксимацией отрезков линий понимают составление графа описания символа в виде набора вершин и прямых ребер, которые непосредственно аппроксимируют цепочки пикселей исходного изображения. Данная аппроксимация осуществляется в целях уменьшения объема данных и может использоваться при распознавании, основанном на выделении признаков, описывающих геометрию и топологию изображения [1].

Целью работы является улучшение алгоритма скелетизации контуров текста методом Зонга—Суня.

Существуют разнообразные методы получения скелетов символов, отличающихся друг от друга. В описываемой системе применялся усовершенствованный метод скелетизации контуров текста — метод Зонга—Суня [2]. Этот метод относится к группе популярных в настоящее время параллельных алгоритмов скелетизации, является последовательным, но его и не предполагалось использовать на машинах с параллельной архитектурой. В то же время данный метод обладает многими преимуществами. Так, этот метод полностью сохраняет восьмисвязность исходного изображения, причем для изучения каждой точки (в целях возможного удаления точки с сохранением связности и для выбора направления перехода) в каждый момент требуется знание только окрестности пиксела  $3 \times 3$ . Это позволяет эффективно использовать табличные данные, поэтому алгоритм работает с большим быстродействием — более 1 000 символов в секунду на процессоре Intel Celeron 366. Кроме того, этот метод дает скелетное представление толщиной в один пиксел, что исключает необходимость последующей дообработки скелета. Также данный метод позволяет сохранять все особенности исходной картинке, что бывает полезно при анализе тонких случаев распознавания.

В целях увеличения скорости обработки изображения алгоритм Зонга—Суня был усовершенствован. Вначале происходит разделение исходного образа символа на компоненты связности, для чего может быть использовано линейное представление, сформированное для событийного метода. В каждой компоненте для каждого внешнего и каждого внутреннего контура находятся исходные левые верхние точки. Далее шаг за шагом удаляется один слой точек. Для очередной точки контура рассматривается конфигурация восьми соседних точек. Точка удаляется, если она не является концевой (не лежит на начальном или конечном интервале прямой или поворотной линии), если после ее удаления восемь ее соседей будут по-прежнему образовывать связное множество. Отметим, что связность может пониматься по-разному (восьмисвязность, четырехсвязность), поэтому можно легко получать разные виды скелетных представлений. После анализа точки и ее соседей, возможного удаления точки осуществляется переход к следующей точке контура таким образом, чтобы остаться на границе изображения.

За один проход снятие одного слоя точек проводится для каждой компоненты поочередно — для каждого внешнего, внутренних контуров. Процедура повторяется до тех пор, пока не останутся только неудаляемые точки (рисунок 1).

В реализованном алгоритме скелетизации осуществлялась следующая последовательность удаления «крайних» элементов и «бахромь»:

- 1) удаление концевых элементов типа «хвост» и стирание «бахромь»;
- 2) удаление крайних слева элементов;
- 3) стирание «бахромь», если на втором этапе были удалены элементы;

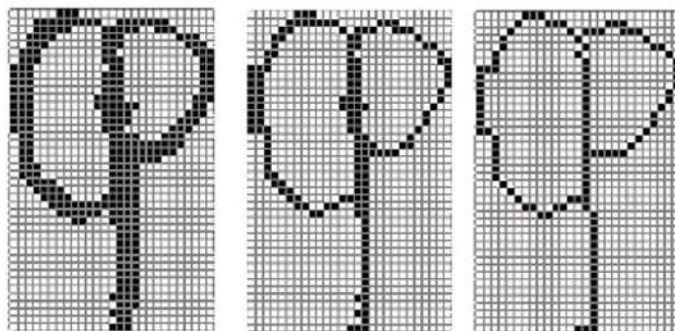


Рисунок 1 — Скелетизация образа, состоящего из одного внешнего и двух внутренних контуров

- 4) удаление крайних справа элементов;
- 5) стирание «бахромы», если на четвертом этапе были удалены элементы;
- 6) удаление крайних сверху элементов;
- 7) стирание «бахромы», если на шестом этапе были удалены элементы;
- 8) удаление крайних снизу элементов;
- 9) стирание «бахромы», если на восьмом этапе были удалены элементы.

Для ускорения получения скелетного представления применяется ряд технических приемов, таких как получение сведений о возможности удаления точки и о последующей точке перехода по границе с использованием предварительно подготовленных таблиц, а не с помощью вычисления нужных величин.

**Заключение.** Скелетизация играет важную роль во многих системах оптического распознавания. При этом для распознавания важен не столько алгоритм скелетизации (при совершенно разных алгоритмах сами скелеты все равно достаточно сходны), как последующее использование скелетного представления. При использовании для распознавания одних и тех же признаков для разных скелетных представлений получаются сходные результаты распознавания. Разработанный алгоритм может быть использован для распознавания скелетного представления образа печатного или рукописного текста. Преимуществом данного алгоритма является быстрота приведения оригинального изображения к скелетному образному виду в сравнении со стандартным алгоритмом Зонга—Суна.

#### Список цитируемых источников

1. *Wakahara, T.* Shape machine using LAT and its application to hand-written character recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence / T. Wakahara. — 1994. — June. — Vol. 16. — №. 6. — P. 618—629.
2. *Гильманов, Т. А.* Сравнение методов сегментации в задаче распознавания дорожных знаков [Электронный ресурс] / Т. А. Гильманов. — Режим доступа: <http://eb.by/bmu>. — Дата доступа: 03.02.2017.

УДК 530.145.3

И. А. Камленок, М. Л. Мартынюк, В. А. Радюк

Учреждение образования «Барановичский государственный университет», Барановичи

## КВАНТОВЫЕ КОМПЬЮТЕРЫ — БУДУЩЕЕ СОВРЕМЕННОГО МИРА

**Введение.** Квантовый компьютер — вычислительное устройство, которое использует в основе своей работы квантовую суперпозицию и квантовую запутанность. На данный момент это все еще гипотетическое устройство, а практически реализованные экспериментальные системы ограничены в своих возможностях.

**Основная часть.** Первым о квантовых вычислениях заговорил Юрий Манин в 1980 году. Одну из первых моделей квантового компьютера описал Ричард Фейнман в 1981 году, а позже Пол Бениофф описал основы построения этого компьютера.

Элементарным блоком квантового процессора является кубит (квантовый бит) — аналог транзисторов в обычных компьютерах. Он может быть реализован на разных физических системах: фотоны, ионы, электроны. На данный момент фаворитом является сверхпроводящий кубит. Квантовый бит, как и обычный, имеет два основных состояния — 0 и 1, но благодаря квантовому свойству суперпозиции он также может принимать множество других значений между нулем и единицей. Это позволяет передавать с помощью одного кубита зна-