

СЕКЦИЯ № 10

**Оптотехника,
передача и обработка видеoinформации**

Реализация и применение алгоритма цифровой локализации изображений символьных меток на основе анализа скорости изменения яркости

В активном развитии систем технического зрения (СТЗ) для целей автоматизации производственных процессов появляются проблемы выбора и создания алгоритмов для поиска, локализации и идентификации промышленных объектов. Одной из таких проблем является проблема поиска и локализации меток на отслеживаемых объектах, т.к. для правильной работы СТЗ необходимо найти именно то изображение, которое даст нам наибольший объём полезной информации.

Целью данного исследования является разработка алгоритма локализации символьных меток на основе анализа скорости изменения яркости на объектах производственного процесса ОАО «Выксунского металлургического завода». Для достижения поставленной цели необходимо выполнить ряд задач:

1. Рассмотреть существующие методы маркировки продукции;
2. Рассмотреть метод маркировки, используемый на ОАО «ВМЗ»;
3. Спроектировать и разработать алгоритм локализации согласно выбранного метода маркировки.

На ОАО «ВМЗ» используется методика маркировки изделий с использованием металлических пластин со штрих-кодом типа (Штрих-код Code 39), которые закрепляются на объектах производства – слябах. Пример маркировки слябов показан на рис. 1.



Рис. 1. Пример маркера на ОАО «ВМЗ»

Согласно заданного типа маркировки необходимо спроектировать алгоритм локализации её на изображении. Исходя из того, что большая часть маркера состоит из белого цвета, а остальная часть – чёрного. Это отличительный признак характеризуется сильными скачками яркости от черного к белому и от белого к черному.

Если сделать горизонтальное сечение изображения и построить график зависимости амплитуды яркости от координаты X, область пластины маркера на графике отразится характерными скачками (рис. 2).

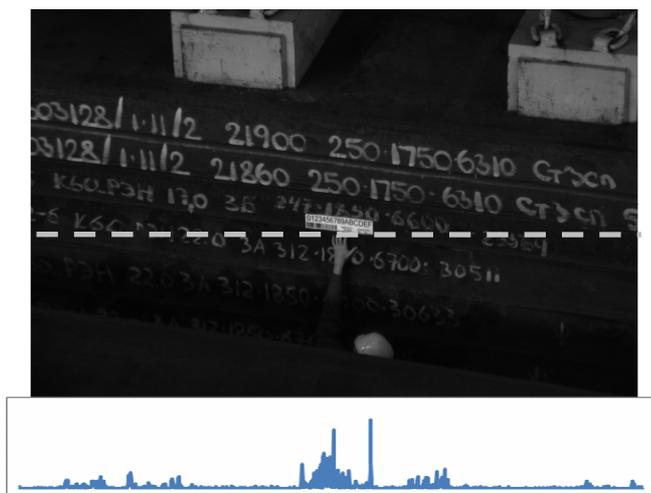


Рис. 2. График зависимости амплитуды яркости от координаты X

Данное свойство послужило основой для следующего алгоритма. Изображение сканируется построчно и строится функция следующего вида:

$$f(x) = \sum_{i=0}^{x-2} |D(i+1) - D(i)|, \quad (1)$$

где $D(i)$ значение яркости в соответствующем пикселе строки. Функция $f(x)$ в области пластины маркера начнет быстро возрастать (рис. 3).

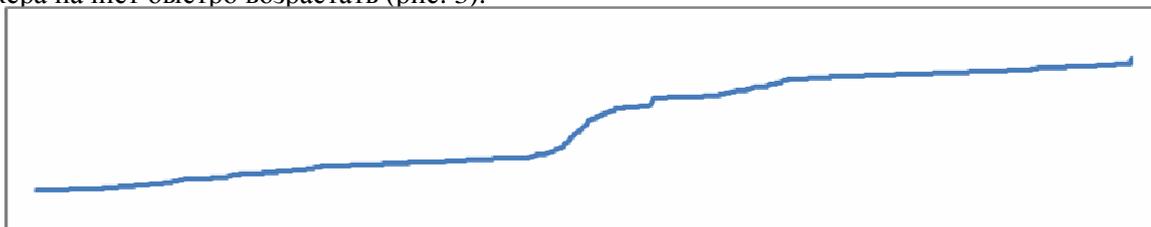


Рис. 3. График функции $f(x)$

После чего производится сглаживание функции $f(x)$ при помощи формулы (2). Полученная функция показана на рис. 4.

$$f(x) = D(i+L) - D(i), \quad (2)$$

где L – предполагаемая ширина пластины маркера.

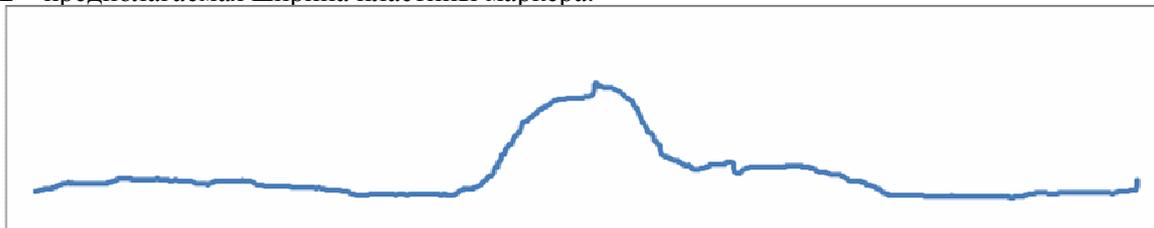


Рис. 4. График функции $f(x)$ после процедуры сглаживания

Этот метод позволяет с высокой скоростью определить предполагаемые области расположения пластины маркера. Кроме того, необязательно сканировать каждую строчку исходного изображения. Можно задать минимально возможную ширину пластины и проверять сечения сделанные с интервалом в половину минимальной ширины. Это ускорит, и без того быстрый, процесс поиска в несколько раз. Метод абсолютно устойчив к различным шумам, каплям грязи и многих других дефектов, сильно мешавших другим методам. Минусом данного алгоритма является его слабая устойчивость к наклонам (поворотам пластины маркера). В данной задаче этим можно пренебречь, так как сильно перекошенные пластины маркеров (угол более 20 градусов) встречаются крайне редко, а СТЗ ОАО «ВМЗ» предусматривает метод поворота изображения для устранения данной проблемы [2].

Проведённые тесты программных решений, основанных на всех трёх методах поиска метки показали, что наиболее быстрым является разработанный метод поиска метки, т.к. в его основе лежат элементарные линейные вычисления.

Использование приведённого выше алгоритма позволяет значительно сократить трудозатраты, а соответственно и время обработки входного изображения. За счёт этого можно сократить простой оборудования цеха, связанные с обработкой данных СТЗ.

Литература

1. Орлов А. А. Разработка методики автоматической идентификации промышленных изделий на основе анализа методов маркировки [Текст] / А. А. Орлов, А. В. Провоторов, А. В. Астафьев // Технические науки: проблемы и перспективы: материалы междунар. заоч. науч. конф. (г. Санкт-Петербург, март 2011 г.). — СПб.: Реноме, 2011. — С. 132-134.
2. Гашников М.В., Глумов Н.И., Ильясова Н.И. Методы компьютерной обработки изображений. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003.—784 с.
3. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. — М: Техносфера, 2005. —1072 с.
4. Гаганов В., Конушин А. Сегментация движущихся объектов в видео потоке // Научно-популярный online-журнал Графика и Мультимедиа [Электронный ресурс].
5. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов / Я.А. Фурман, А.В. Кривецкий, А.К. Передреев, А.А. Роженцов.

Проблемы поиска изображений скрытого Интернет

Традиционные поисковые системы позволяют найти гораздо меньше информации, чем ее размещено в интернет пространстве. Чаще всего пользователь получает необходимые ему документы и просматривает интересные страницы благодаря информационно-поисковым системам. Но кроме известных поисковикам ресурсов существует огромная часть информационного пространства, которую невозможно найти с их помощью [1]. С 1994 года эти источники стали именоваться скрытым Интернетом (невидимый Интернет, глубокий Интернет, deep web, invisible web, hidden web).

Различные проведенные исследования [2] Интернет пространства показали, что объем реальной информации, размещенной в Интернете, в сотни раз превышает тот объем информации, к которой можно добраться посредством информационно-поисковой системы. Вполне уместным оказалось сравнение контента мировой сети с айсбергом, видимая часть которого может быть ассоциирована с открытым web-пространством, а наибольшая по объему подводная часть с категорией скрытых ресурсов.

Изображения, как разновидность информационных ресурсов глобальной сети, также можно разделить на две категории: открытые и скрытые. При этом им присущи те же закономерности, что и другим ресурсам и многие особенности интернет страниц как наиболее популярных Интернет-ресурсов.

К категории скрытого Интернета можно отнести следующие, размещенные в глобальной сети, изображения:

- 1 изображения нестандартных форматов;
- 2 картинки, являющиеся составными частями других документов;
- 3 изображения, представляющие собой элементы оформления страниц;
- 4 изображения, размещенные на страницах, которые сами принадлежат к скрытому web;
- 5 фотографии социальных сетей, размещенные на страницах пользователей, которые включают опцию индексирования их страниц;
- 6 другие изображения.

С большой степенью уверенности можно утверждать, что доля скрытых ресурсов во множестве размещенных в интернете изображений, не меньше доли всех скрытых ресурсов во всем пространстве глобальной сети. Это является следствием следующих факторов:

- Информационно-поисковые системы, специализирующиеся на поиске изображений, гораздо менее развиты традиционных поисковых систем, основанных на текстовом поиске.
- Изображения, входящие в web, расположены либо на страницах, либо в документах. Нахождение страницы в скрытом пространстве не дает возможность изображениям, размещенным на ней, попасть в видимую поисковикам категорию ресурсов. Аналогично, графические данные документов глубокого Интернета не смогут быть проиндексированы поисковыми системами и остаются в скрытом пространстве.

В докладе рассматривается проблема поиска изображений скрытого Интернет к контексте анализа современного состояния Интернет-ресурсов и исследования феномена глобальной сети - скрытого Интернета.

Литература

1. Кутовенко А. Профессиональный поиск в Интернете. СПб: Издательство Питер, 2011, 220 с.
2. Ландэ Д.В. Поиск знаний в Internet. Профессиональная работа.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2005. – 272 с.

Алгоритм визуализации дорожной сети с изображений высокого разрешения с использованием нечеткой кластеризации

Наличие и использование спутниковых снимков высокого разрешения в широком значении, таких как подготовка и обновление карт, автоматическое извлечение объектов, создали новые задачи в области дистанционного зондирования. Дороги извлекаемые с аэрофотоснимков и спутниковых фотографий выполняются вручную оператором. Учитывая тот факт, что этот метод был дорогостоящим и трудоемким эффективность была не высокой.

Были предложены методы для автоматического и полуавтоматического извлечения дорожной сети с помощью спутниковых изображений.

В данном исследовании методология прорисовки основана на идее кластеризации пути на растровой карте. Этот процесс может быть разделен на два основных этапа:

- 1) Распознавание ключевых точек пути;
- 2) Объединение ключевых точек пути.

Первый шаг распознавания ключевых точек пути (растровая карта пути) формируется в результате процесса обнаружения дороги на карте. На этом этапе карта разделяется на несколько соседних сегментов на основе алгоритма кластеризации. В процессе кластеризации выполняется последовательное суммирование сегментов дороги, принятых за ключевые точки пути.

Алгоритмом кластеризации определяется номер кластера. При высоком разрешении растровой карты используется равномерное распределение центра кластеров. Этот метод может дать приемлемый результат, если пути на растровой карте и на изображении имеют схожее распределение и схожую ширину.

В целях преодоления указанных недостатков данного метода, были разработаны генетически управляемые кластеры с переменной длиной хромосом (Malay K., 2005).

Учитывая свойство увеличения изображения, для формирования кластеров пути применяется форма эллипса, т.о., структура хромосом может быть представлена в виде пяти ген-блоков, где каждый блок представляет собой позицию эллипса (x, y), форму эллипса (a, b) и параметры ориентации. На рисунке 1 показана структура хромосомы, предназначенной для кластеров.

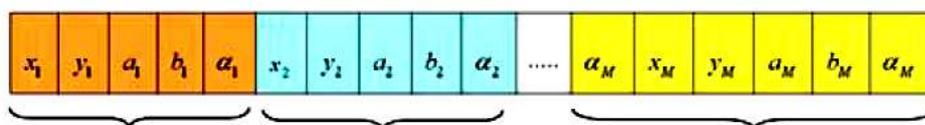


Рис. 1. Структура хромосомы генетически управляемых эллипсов кластеризации

Кроме генетически управляемого распознавания ключевых точек пути, идея кластеризации эллипса также используется в методе "увеличения эллипса". Оценкой соответствия сектора являются остальные кластеры, не помеченные, как зашумленные и не совпадающие с оцениваемым сектором. На рисунке 2 показана изобретенная методика увеличения эллипса кластеризации.



Рис. 2. Алгоритм увеличения эллипса прорисовки пути

Условием завершения этой процедуры является наличие не завершенной оценки секторов карты, даже если все они были отнесены к категории совпадающих или зашумленных секторов.

Для исправления наложения/стыковки между идентифицированными ключевыми точками пути, могут быть использованы общие пиксели между смежными секторами на карте.

Соответствующие соединения были сгенерированы, при использовании последовательного суммирования размазанных пикселей пути на карте.

Рассмотренные на данном этапе прорисовки пути, генетические алгоритмы не являются в большей степени рациональными, поскольку занимают довольно много времени на обработки изображения и последующего обозначение пути на карте.

Литература

1. Doucette, P., Agouris, p., Stefanidis, A., and Musavi, M., 2001. Self-organised clustering for road extraction in classified imagery, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 55(5/6), pp. 347-358.
2. Malay K. Pakhira, Sanghamitra Bandyopadhyay, Ujjwal Maulik, 2005. A study of some fuzzy cluster validity indices, genetic clustering and application to pixel classification, *Fuzzy Sets and Systems*. 155 (2), pp. 191–214.

Метод текстурирования поверхности в задаче повышения реалистичности синтезированных ландшафтов

В докладе представлен новый алгоритм текстурирования триангулированной синтезированной земной поверхности на основе наложения текстур на динамическую иррегулярную сетку, позволяющий повысить реалистичность по сравнению с известными алгоритмами наложения текстур.

Текстура представляет собой изображение с собственной системой координат (s, t) . Пиксели текстуры, обычно называемые текселями, являются узловыми точками с целочисленными координатами s и t (рис. 1).



Рис.1. Битовая карта текстуры

Определим трёхмерную сцену в системе координат $OXYZ$ (рис. 2). Ось Z пересекает центр экрана в точке $z = 1$.

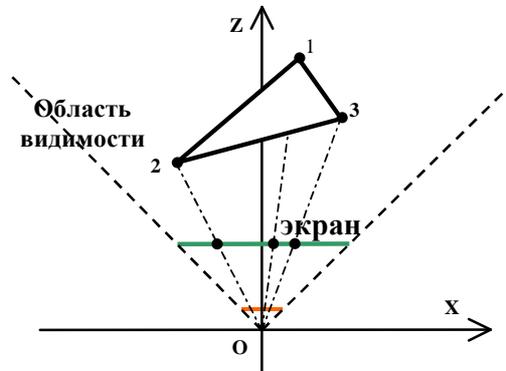


Рис.2. Треугольник в системе координат наблюдателя

Для текстурирования поверхности необходимо задать соответствие координат (s, t) текстуры координатам (x, y, z) поверхности.

Введём ортогональную систему координат (p, q) с осями, параллельными сторонам экрана. Пикселями экрана будем считать квадраты между соседними четвёрками с целочисленными координатами p и q (рис. 3).

Координаты текселей на карте текстуры являются целочисленными величинами, а координаты (s, t) – вещественными, и текселю не соответствуют. Поэтому необходимо преобразовать вещественные координаты (s, t) в значение цвета экранного пикселя.

Рассмотрим пиксель как квадрат. Его образ в координатах (s, t) – есть произвольный четырёхугольник. Изменение координаты s вдоль образа горизонтальной стороны пикселя вычисляется по формуле

$$\frac{\partial s}{\partial p}(v_{\text{центре_пикселя}}) \times \text{горизонтальный_размер_пикселя} =$$

$$= \frac{\partial s}{\partial p}(v_{\text{центре_пикселя}}).$$

Аналогично изменение координаты t вдоль образа горизонтальной стороны пикселя вычисляется через $\frac{\partial t}{\partial p}(v_{\text{центре_пикселя}})$.

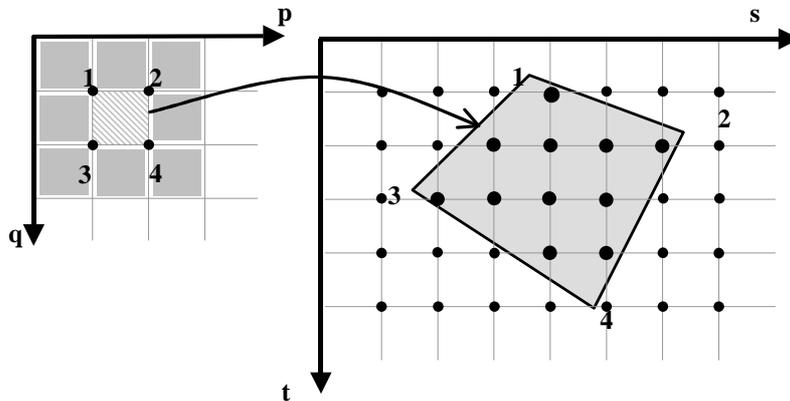


Рис.3. Пиксель в координатах (p, q) и его образ в координатах (s, t)

Заменяя в формулах p и q , можно легко получить соотношения и для вертикальной стороны пикселя. Производные обычно приближаются конечными разностями значений на сторонах пикселей или соседей.

Алгоритм динамической генерации синтезированной земной поверхности с применением математической модели текстуры

Для отображения земной поверхности наиболее часто используются алгоритмы LOD (Level of Details) и ROAM (Real-time Optimally Adapting Meshes), регулярные и иррегулярные сетчатые структуры.

Указанные методы имеют ряд существенных недостатков, а именно:

- имеет место отсечение невидимых частей сцены;
- используются значительные вычислительные ресурсы;
- требуется определение оптимального уровня детализации для отображения различных объектов.

Предложен комбинированный метод (рис. 1), позволяющий устранять разрывы в геометрии и освещении, поддерживать высокую динамическую скорость генерации одного кадра, динамически изменять сложность получаемой модели.

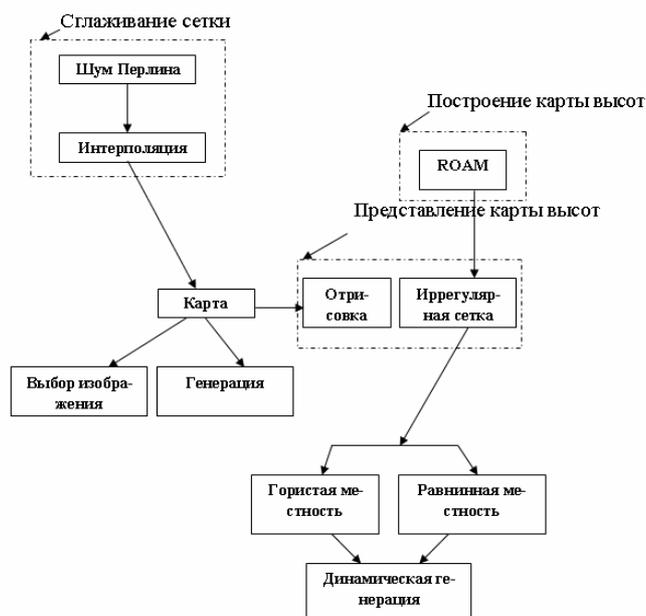


Рис.1. Общая схема реализации предложенного метода

Карта высот генерируется случайным образом. Кроме этого, предусмотрена возможность выбора изображения, как монохромного, так и цветного. Карта высот представляется иррегулярной сетчатой структурой с использованием модифицированного алгоритма ROAM. Применение шума Перлина и косинусоидальной интерполяции позволяет избавиться от всплесков пиковых вершин по краям генерируемого ландшафта.

Так как вся поверхность задаётся наборами треугольников, то каждый треугольник поверхности, исходя из заранее заданных значений цвета в его вершинах, задаётся в виде линейной функции на плоскости, содержащей данный треугольник, с известными значениями в трёх вершинах.

В.В. Костров,
С.Н. Жиганов,
И.В. Гашин

*Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
E-mail: s_zh_72@mail.ru, muromdx@gmail.com*

Марковский подход к фильтрации изображений

Сформированные оптическими, инфракрасными, радиолокационными датчиками изображения искажаются разного рода шумами и помехами. Статистические характеристики таких шумов существенно зависят от источника их возникновения, характеристик датчика, способа получения изображения, а так же множества других, не поддающихся анализу и учету факторов. При всем многообразии существующих статистических законов в теории обработки изображений принят ряд статистических моделей, которые наиболее точно аппроксимируют реальные шумы [1]. К ним относят гауссовский, равномерный и экспоненциальный закон распределения вероятностей, законы Рэлея и Эрланга.

Шумы существенно снижает информативность полученного изображения, поэтому одним из важных алгоритмов предварительной обработки изображений является их фильтрация. В настоящее время в большинстве практических задач широко используются полуэмпирические алгоритмы фильтрации, основанные либо на усреднении, либо на вычислении порядковых статистик, либо на алгоритмах адаптации, качественные характеристики ряда таких алгоритмов получены в [2, 3]. В последнее время при фильтрации изображений, активно стали применять марковские алгоритмы, достаточно хорошо разработанные в теории фильтрации радиосигналов [4]. Подобные алгоритмы с одной стороны позволяют повысить качество фильтрации изображений, поскольку основаны на определении статистических характеристик обрабатываемого изображения, а с другой стороны, не требуют катастрофически больших ресурсов при их реализации на современных вычислительных системах в отличие от других оптимальных алгоритмов [5, 6].

В представленной работе получены качественные характеристики работоспособности алгоритмов фильтрации изображений, искаженных шумами различного типа на основе марковского подхода.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 12-07-97521-р_центр_а.

Литература

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Жиганов, С.Н. Сравнительная оценка качества фильтрации алгоритмов обработки изображений при различных типах искажающих шумов. / С.Н. Жиганов, И.В. Гашин // Радиопромышленность. – 2012. – № 2. – С. 180–188.
3. Жиганов, С.Н. Построение модели тестового изображения. / С.Н. Жиганов, И.В. Гашин // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2012. – № 2. – С. 31–35.
4. Тихонов, В.И. Марковские процессы. / В.И. Тихонов, М.А. Миронов – Москва: Сов. радио, 1977. – 472 с.
5. Трубин, И.С. Нелинейная фильтрация видеопоследовательностей цифровых полутоновых изображений. / И.С. Трубин, Е.В. Медведева, О.П. Булыгина // Инфокоммуникационные технологии. – 2007. – Том 5. – № 4. – С. 29–36.
6. Колупаев, А.В. Квазиоптимальный алгоритм фильтрации цифровых полутоновых изображений марковского типа. / А.В. Колупаев, Е.В. Медведева, Е.П. Петров / Инфокоммуникационные технологии. – 2008. – Том 6. – № 3. – С. 13–18.

Фрактальное древовидное представление изображений

Существует широкий круг задач, в которых изображения рассматриваются как источник информации, на основе которой необходимо вынести некоторое решение. Основой решения таких задач является теория распознавания образов, которая особенно активно развивается в связи с созданием систем искусственного интеллекта [1].

Одним из развивающихся направлений в цифровой обработке изображений является фрактальный анализ изображений. Развитию этого направления способствует тот факт, что большинство изображений в некоторой степени можно считать фракталом или мультифракталом [2]. Поэтому, любое изображение обладает свойствами и характеристиками фрактальных объектов, в том числе инвариантностью к масштабу рассмотрения и повороту, что целесообразно использовать для разработки новых методов фрактальной обработки изображений.

При создании новых методов обработки изображений необходима модель изображений, позволяющая описывать изображения в терминах того или иного теоретического подхода. В данном случае речь идет о фрактальной модели изображений. Так как, для построения фракталов используются системы итерируемых функций, а изображение является псевдофракталом, то одним из возможных способов описания изображения является использование для этого систем итерируемых функций.

В работах [3-5] приводится описание фрактальной модели изображений с использованием систем итерируемых функций. Используя фрактальную модель изображения, можно получить фрактальные признаки изображений. Одним из возможных признаков изображений, который можно использовать для распознавания, является распределение локальных признаков самоподобия, которое отражает наиболее часто встречаемые участки на изображении.

Таким образом, изображение состоит из четырех ранговых блоков первого уровня, каждый ранговый блок первого уровня состоит из четырех ранговых блоков второго уровня и т.д.

Аналитически ранговые блоки изображения можно представить в виде дерева, где корневым элементом является изображение, а листьями являются ранговые блоки, из которых строится изображение.

Представим изображение f в виде графа $G = (V, \bar{U})$, где V - список ранговых блоков изображения, \bar{U} - связи между ранговыми блоками. Тогда процесс формирования дерева ранговых блоков изображения можно расписать следующим образом. Имеется ранговый блок нулевого уровня R^0 , которому соответствует все изображение, т.е. $v_1 = R^0$. Он содержит ранговые блоки первого уровня $\{R_1^1, R_2^1, R_3^1, R_4^1\} \in R^0$, т.е.:

$$v_2 = R_1^1, v_3 = R_2^1, v_4 = R_3^1, v_5 = R_4^1, \\ \{\bar{u}_1 = (v_1, v_2), \bar{u}_2 = (v_1, v_3), \bar{u}_3 = (v_1, v_4), \bar{u}_4 = (v_1, v_5)\} \in \bar{U}.$$

Продолжив далее формирование фрактального кода, получается законченное дерево ранговых блоков, из которого строится изображение.

Оператор формирования фрактального кода, в частности фрактального дерева, назовем прямым фрактальным преобразованием:

$$F(f, \mathbf{D}) = \Phi, \quad (1)$$

где Φ - получаемый фрактальный код изображения f с помощью оператора F . Кроме того, дополнительным параметром оператора является список доменных блоков изображения, участвующих в формировании кода.

Кроме прямого преобразования существует обратное фрактальное преобразование, которое формирует изображение по фрактальному коду:

$$f' = F^*(\Phi, \mathbf{D}) = F^*(F(f, \mathbf{D})). \quad (2)$$

Для правильного восстановления изображения по его фрактальному коду, важно, чтобы в преобразованиях использовался одинаковый список доменных блоков \mathbf{D} .

В изначальном варианте формируемый фрактальный код является полным. Это означает, что каждая вершина графа имеет одного родителя и четырех потомков, но длина нисходящей цепочки не превышает глубины квадродерева, которая задается на начальном этапе построения кода.

Если для восстановления изображения оператором (2) в качестве параметра Φ использовать полное дерево, тогда изображение f' будет максимально похоже на исходное изображение.

Для целей получения видоизмененных изображений используются неполные деревья ранговых блоков. Для формирования неполного дерева используется оператор вида:

$$\Phi^* = \Gamma(\Phi). \quad (3)$$

Вид оператора Γ зависит от требуемого результата. Так, например, убрав некоторые ветки фрактального дерева, можно добиться получения изображения, на котором участки за которые отвечали удаленные ветки, будут сглаженными, а остальные участки четкими.

Для получения фрактального представления изображения из фрактального кода удаляются листья дерева. В результате получают сглаженные, фрактальные изображения.

Полученный набор изображений, позволяет проводить более детальный анализ исходного изображения. Переход к другим масштабам позволяет отойти от мелких и случайных деталей, лучше выявить «внутреннюю» структуру. В связи с этим, представляет интерес рассмотрение структурных элементов, выделенных на разных масштабах представления изображения.

Основанием для такого подхода является следующая причина. Структурные элементы изображения, такие, как контура, сегменты, скелет в основном несут в себе всю содержательную информацию об исходном изображении. В то же время, они имеют намного более компактное представление и лучше подходят для анализа, как автоматического, так и субъективного, чем исходное полутоновое изображение. В случае автоматического анализа, это определяется возможностью формального описания структурных элементов, например, параметрами кривой (для контура, скелета) либо площадного геометрического объекта (для сегментации).

Таким образом, фрактальный код изображения можно представить в виде графа G , в котором вершинами V являются ранговые блоки R , и дугами – отношения вложенности ранговых блоков. При этом структура кода остается неизменной, данный подход изменяет лишь форму представления и математический аппарат исследования.

Описанный подход к фрактальному представлению изображений, может быть использован для формирования набора признаков, отражающих внутреннюю структуру изображения, так как мелкие детали отбрасываются. В дальнейшем на основе предлагаемого описания могут быть построены алгоритмы выделения контуров, сегментации изображений, скелетизации и др.

Литература

1. Методы компьютерной обработки изображений. / Под ред. В.А. Сойфера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784с. – ISBN 5-9221-0270-2.
2. Новейшие методы обработки изображений. / Под ред. А.А. Потапова – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008. – 496с. – ISBN 978-5-9221-0841-6.
3. Привезенцев Д.Г. «Модель цифрового изображения с использованием систем итерируемых функций» // Информационные технологии моделирования и управления. №6(65), 2010, С. 761-769.
4. Жизняков А.Л., Привезенцев Д.Г. Использование характера распределения самоподобия в качестве признака цифрового изображения в задаче классификации // Цифровая обработка сигналов. 2012. № 3. С. 64-67.
5. Привезенцев Д.Г., Рыбкин И.А., Касаткина Н.С. Исследование фрактальных признаков самоподобия в задачах цифровой обработки изображений // Современные проблемы науки и образования. 2012. № 3. С. 175-175.

А.В. Провоторов,
А.А. Орлов

*Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
E-mail: provotorovalexey@gmail.com, AlexeyAlexOrlov@gmail.com*

Обзор и анализ технологий идентификации на основе видеонаблюдения

В настоящее время наблюдается растущий интерес к системам автоматической идентификации (САИ). Это в значительной мере объясняется тем, что прогресс компьютерной техники привел к возможности появления систем, способных решать актуальные задачи в различных областях науки и техники. В целях необходимости модернизации технологий сейчас динамично развиваются системы технического зрения (СТЗ), основанные на обработке изображения, полученного с видеокамеры.

Целью данной работы является проведение обзора и анализа существующих технологий, применяемых в системах технического зрения. Наиболее популярные из них:

1. Технологии распознавания лиц. Применяются в системах распознавания образов (например, Cognitec или "Каскад-Поток"), задача которых сводится к формированию некоторого набора признаков, так называемого биометрического шаблона, согласно заложенной в систему математической модели. Эффективность распознавания лица напрямую зависит от таких факторов, как устойчивость биометрического шаблона к различного рода помехам, искажениям в исходном фото- или видеоизображении.

Технология распознавания лиц включает следующие этапы:

а) обнаружение лица. Это объединенный этап работы системы распознавания, на котором производится сравнение биометрического шаблона лица, построенного по детектированному лицу, с массивом шаблонов, хранящихся в базе данных.;

б) оценка качества. Биометрический движок осуществляет выбор из всего массива детектированных лиц только тех изображений, которые удовлетворяют заданным критериям качества.;

в) построение шаблона. Суть данного этапа состоит в математическом преобразовании изображения лица в набор признаков, объединенных в биометрический шаблон. Каждому лицу соответствует свой уникальный биометрический шаблон. Шаблон может быть основан на текстурных свойствах лица, на геометрических особенностях, на характерных точках, на комбинации различных разнородных признаков;

г) сопоставление и принятие решения. Это объединенный этап работы системы распознавания, на котором производится сравнение биометрического шаблона лица, построенного по детектированному лицу, с массивом шаблонов, хранящихся в базе данных [1].

Технологии распознавания имеют свои ограничения: ракурс лица (не должен превышать 20–30 град.), размер лица, (оценивается по расстоянию между зрачками глаз и должен быть больше 50–80 пкс), частичное закрытие лица (закрытие лица не должно быть больше 10–25% от общей площади лица). Соблюдение этих условий при внедрении систем распознавания позволяет эффективно решать задачу идентификации личности и поиска людей, представляющих определенный интерес, с вероятностями, максимально приближенными к декларируемыми разработчиками значениям показателей успешной идентификации.

2. Технологии распознавания автомобильных номеров. Предназначены для идентификации автомобильных номеров в различных условиях освещенности, погоды, расстоянии и т.д. Для наиболее эффективной работы применяются разнообразные методы обработки и анализа изображений: расчёт статистик интенсивности, частотная фильтрация, различные методы бинаризации и т. п.

Технология распознавания автомобильных номеров включает следующие этапы:

а) детектирование областей с предполагаемым расположением автомобильного номера. Переданный с видеокамеры кадр проходит предварительную обработку, после чего осуществляется детектирование областей, где может находиться автомобильный номер;

б) определение типа автомобильного номера и границ символов. При наличии более чем одного кандидата местоположения автомобильной пластины, каждый кандидат проходит

процедуру определения типа номера и границ символов. Если номер наклонен, то он преобразуется к нормальному виду;

в) распознавание символов. Для распознавания текста существует множество методов: с использованием шаблонов, контурного анализа, векторизации, а также нейронных сетей. Как правило нейронные сети считаются наиболее предпочтительным вариантом при оптическом распознавании символов, однако специфическая задача распознавания автомобильных номеров решается эффективнее при помощи шаблонного распознавания. Это происходит за счёт слишком большого разброса условий распознавания, поэтому обучение нейронной сети не даёт какого-либо существенного преимущества перед шаблонным методом;

г) формирование результата. Отображение области номерного знака на исходном изображении, вывод результата распознавания в текстовом виде [2].

Технологии распознавания автомобильных номеров применяются в системах АПК «Автоураган», «Рустелесис», «Domination АВТО» и других. В настоящее время системы подобного способны выдавать с высокой долей вероятности правильный результат даже при неблагоприятных условиях распознавания, специфичных для данной области: освещение неравномерно, на изображении с камеры имеются различные шумы, номер может быть расположен под существенным углом к горизонту и покрыт пятнами грязи. Несмотря на это существуют ограничения в степени указанных условий, что делает задачу разработки технологий распознавания автомобильных номеров актуальной и сегодня.

3. Технологии автоматической идентификации продукции. Предусматривает формирование и печать технологических этикеток со штриховыми или символьными кодами на продукцию предприятия. Штриховые коды предназначаются для автоматизации сбора данных в реальном масштабе времени в информационно-управляющую систему предприятия, что позволяет оперативно отслеживать все этапы производственного цикла изготовления продукции [3].

Технология автоматической идентификации продукции включает следующие этапы:

а) Определение местоположения маркировки. На данном этапе необходимо определить область маркировки на изображении для ее последующего анализа;

б) Распознавание штрихового кода или символов. Существует несколько подходов распознавания маркировки. Для определения оптимального подхода необходимо точно определить условия распознавания;

в) формирование результата. Вывод результата распознавания, занесение результата в общую информационно-управляющую систему.

Технология автоматической идентификации продукции используются в различных системах контроля «Shakt ID», «ДатаСкан» и других. Системы подобного типа являются частью информационно-управляющего комплекса предприятия и не могут применяться в отрыве от нее. На корректность результата распознавания могут оказывать влияние множество факторов: освещенность, удаленность маркировки от видеокамеры, наклон маркировки, а также движение изделия с маркировкой. Решение указанных проблем является актуальной задачей при разработке систем автоматической идентификации.

В ходе работы был проведен обзор и анализ существующих технологий идентификации на основе видеонаблюдения. Системы технического зрения, основанные на подобных технологиях, постоянно развиваются и совершенствуются. Новые алгоритмы и методики позволяют не только увеличить эффективность использования таких систем, но и расширить область их применения. Поэтому создание и совершенствование систем технического зрения является актуальной задачей современной науки.

Литература

1. Хрулев А. Системы распознавания лиц // Системы безопасности – 2012. - №1. – С.36-37.
2. Технология распознавания автомобильных номеров [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.rustelesys.ru/tehnologies/56-tehnologiya-raspoznavaniya-avtomobilnyx-nomerov.html> (дата обращения: 15.11.12).
3. Провоторов А.В., Орлов, А.А., Астафьев А.В. Системный анализ методов маркировки промышленных изделий // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2010. - №15. - С.136-141.

Исследование алгоритма распознавания наложенных реальных плоских объектов

Несмотря на высокий уровень развития современной компьютерной техники, до настоящего времени остается целый ряд практических задач, решение которых оказывается достаточно проблематичным. К числу подобных задач можно отнести задачу распознавания наложенных плоских объектов при сортировке, контроле и отбраковке деталей, изделий, сборке изделий [1].

На конвейере, в бункерах, ящиках, коробках детали или изделия находятся в наложенном состоянии. Основными трудностями при решении данной задачи являются ограниченное количество информации о распознаваемых объектах, ввиду того, что при наложении одна часть объекта оказывается частично или полностью закрыта другим объектом. (При этом процент наложения может быть самым различным: от 0% – ситуация касания, до 100% – полное закрытие одного объекта другим).

В связи с этим актуальным является вопрос разработки автоматической системы распознавания, которая будет идентифицировать плоские промышленные детали и изделия, расположенные на ленте конвейера, в бункере и т.д. как по отдельности, так и в наложенном состоянии с использованием быстродействующих и точных алгоритмов распознавания.

В данной работе предложен алгоритм распознавания наложенных объектов (A_2 -алгоритм), который реализуется в два этапа.

Первый этап – обучение, второй – экзамен (распознавание).

На этапе обучения реализуются следующие шаги:

1. Формирование эталонных A_3 -функций отдельных исходных объектов [2, 3].
2. Генерация эталонных и экзаменационных наложенных двух объектов (два или три наложенных объекта назовем сложным объектом).
3. Формирование эталонных A_{23} -функций сложных объектов.

На этапе экзамена реализуются следующие шаги:

1. Генерация экзаменационного сложного объекта из известных отдельных объектов
2. Формирование A_2 -функции сложного экзаменационного (входного) объекта.
3. Определение классов сложных объектов, к которым относится экзаменационный (входной) объект.
4. Распознавание каждого отдельного объекта в сложном (по найденной A_{23} -функции) и определение их расположения в найденном сложном объекте.
5. Оценка вероятности ошибки и правильности распознавания

Эксперименты по исследованию алгоритма идентификации отдельных реальных плоских объектов были проведены на изображениях реальных деталей. Всего было использовано 50 различных объектов. Общее число испытаний равно 20000 (по 2000 изображений для каждого реального объекта).

В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов обработки реальных объектов. Оцениваются точностные и временные характеристики отдельных этапов алгоритма и пути их дальнейшего улучшения.

Литература

1. Садыков С.С., Стулов Н.Н. Методы и алгоритмы выделения признаков объектов в системах технического зрения. М.: Горячая линия – Телеком, 2005. 204 с.
2. Садыков С.С., Савичева С.В. Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков // Автоматизация и современные технологии. 2011. № 7. С. 3-6.
3. Садыков С.С., Савичева С.В. Идентификация реальных плоских объектов на основе единственного признака точек их внешних контуров // Информационные технологии. 2011. №8. С.13-16.