

Цифровая обработка, анализ и генерация изображений

А.С. Веденин,
С.В. Савичева

Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Исследование алгоритма распознавания трех наложенных плоских объектов

Одной из актуальных задач, возникающих при обработке изображений, является задача распознавания. Под распознаванием понимается отнесение объекта к одному из заранее определенных классов. Особый интерес представляет проблема создания систем распознавания наложенных объектов, работающих в реальном масштабе времени.

Разработка таких систем полезна при решении таких задач как комплектация деталей для сборки, ориентированный перенос распознанных заготовок с конвейера и др. Задача распознающей системы в данном случае является: определение параметров положения объектов, их распознавание и передача управления роботу для захвата и манипулирования [1]

В докладе предложен алгоритм, позволяющий идентифицировать три наложенных плоских объекта. Данный алгоритм состоит из следующих шагов:

1. Предварительная обработка полутоновых изображений включающая в себя [2-4]:
2. Идентификация объектов

Включает в себя:

2.1 Генерацию изображений наложенных объектов и формирование на их основе кластеров для каждого сочетания сгенерированных наложенных объектов.

2.2 Распознавание

Состоит из двух этапов:

– определение типа (класса) наложенности объектов с использованием метода k-средних, метода правдоподобия и EM-алгоритм [5];

– идентификация каждого объекта в данном наложенном классе на основе значений б-функций [6-8].

Корректность работы разработанного алгоритма проверена на экзаменационной выборке, состоящей из 100, 500, 1000 различных реальных плоских объектов. Максимальный размер объектов 512x512 и 1024x1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия.

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

Литература

1. Прэйт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
2. Садыков С.С., Стародубов Д.Н. Алгоритмы определения длины и ширины дискретных площадных объектов. //Автоматизация и современные технологии. 2007. №10. С.10-15.
3. Садыков С.С., Савичева С.В. «Исследование наложенности плоских объектов в поле зрения СТЗ», //Приборостроение, 2012. №2. С. 14-19.
4. Садыков С.С., Савичева С.В. «Предварительная обработка изображений плоских объектов в системах технического зрения», //Приборостроение, 2012. №2. С. 19-24.
5. Дюран Б., Одел П. Кластерный анализ. – М.: Статистика, – 1977. – 128 с.
6. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков» //Автоматизация и современные технологии, 2011. № 7. С. 3-6.
7. 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.
8. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.

И.В. Гашин
 Научный руководитель – доцент, канд. техн. наук С.Н. Жиганов
 Муромский институт Владимирского государственного университета
 602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
 e-mail: muromdx@gmail.com

Сравнительная оценка алгоритмов фильтрации изображений

В настоящей работе проводится сравнительный анализ эффективности различных алгоритмов фильтрации зашумленных изображений.

В ходе эксперимента на тестовое изображение был наложен гауссовский шум, который подчинялся следующей плотности распределения вероятностей

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2 / 2\sigma^2},$$

где z представляет собой значение яркости, μ - среднее значение случайной величины z , σ – ее среднеквадратическое отклонение.

На рис. 1 приведено тестовое и зашумленное изображение.



Рис. 1. Тестовое и зашумленное изображения

Для борьбы с шумом на изображении был исследован ряд алгоритмов фильтрации, основанных на вычислении различного вида средних в окне размером $N \times N$, а так же порядковых статистик и один из адаптивных алгоритмов [1]. Мерой качества фильтрации являлся модуль разности между тестовым изображением и изображением после обработки, деленный на количество пикселей изображения. Исследовались алгоритмы фильтрации для окон двух размеров 3Ч3 и 5Ч5. Полученные результаты сведены в таблицу 1.

Таблица 1

Алгоритм фильтрации	Разность между исходным и зашумленным изображением	
	Окно 3Ч3	Окно 5Ч5
Основанный на вычислении среднего арифметического	0,929	0,906
Основанный на вычислении среднего гармонического	0,927	0,905
Медианный	0,941	0,907
Основанный на выборе максимального значения	1,011	1,011
Срединной точки	0,943	0,922
Адаптивный фильтр локального подавления шума	1,044	1,001

Как видно из таблицы, лучшим качеством фильтрации обладает фильтр, основанный на вычислении среднего гармонического, поскольку обладает наименьшей разностью, а наихудшие результаты показал адаптивный алгоритм фильтрации. Кроме этого из таблицы 1 видно, что увеличение размеров окна позволяет улучшить качество фильтрации.

Результаты работы исследованных алгоритмов фильтрации представлены на рис. 2.

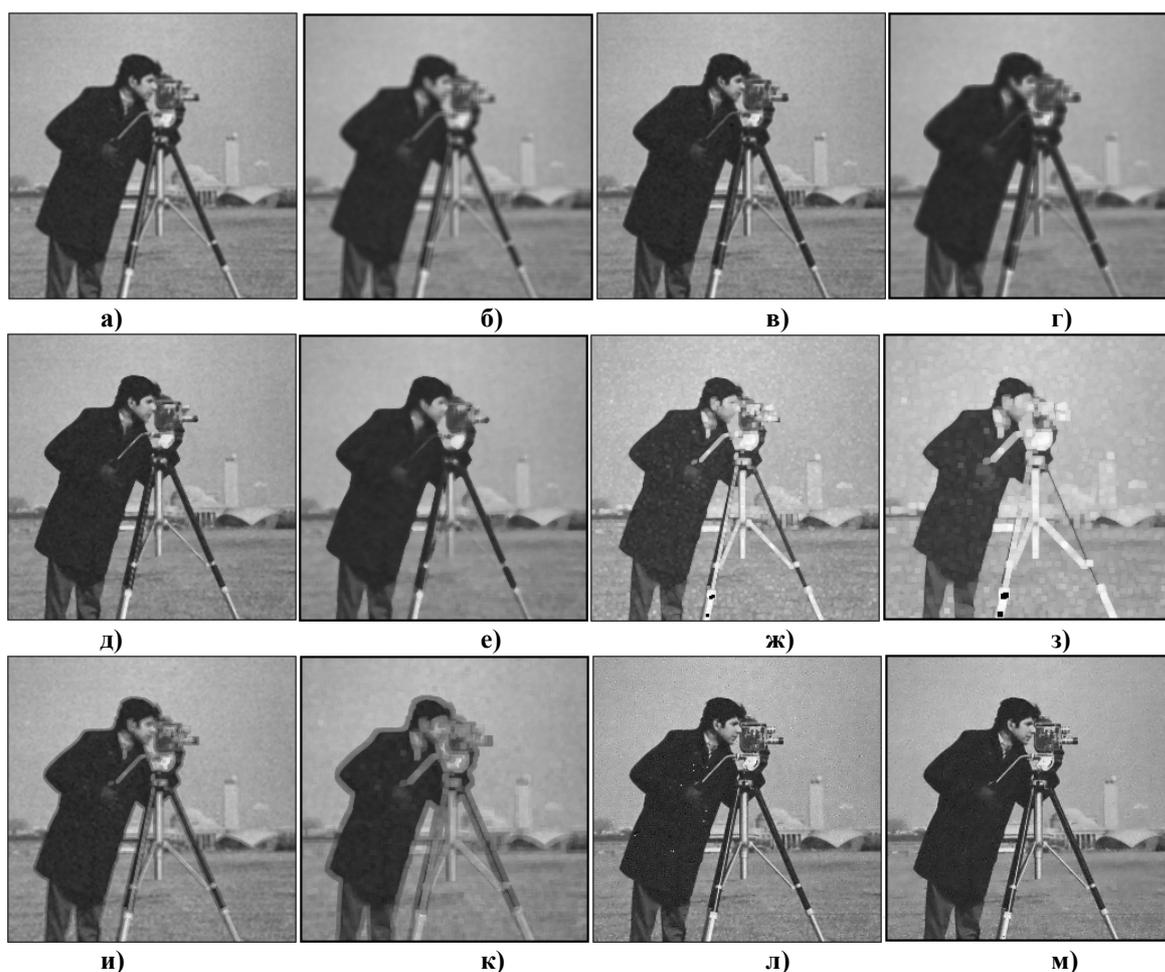


Рис. 2. Результат фильтрации зашумленного изображения посредством: а) среднеарифметического фильтра с окном 3Ч3, б) с окном 5Ч5, в) среднегармонического фильтра с окном 3Ч3, г) с окном 5Ч5, д) медианного фильтра с окном 3Ч3, е) с окном 5Ч5, ж) фильтра, основанного на выборе максимального значения, с окном 3Ч3, з) с окном 5Ч5, и) фильтра срединной точки с окном 3Ч3, к) с окном 5Ч5, л) адаптивного фильтра локального подавления шума с окном 3Ч3, м) с окном 5Ч5

Как видно из рис. 2, результатом работы практически всех алгоритмов фильтрации является уменьшение детализации изображений пропадание мелких деталей, появление дополнительных контуров, размытие изображений. Даже результатом работы алгоритмов, обладающих лучшими характеристиками фильтрации, является расплывчатое изображение (рис. 2, в) и г)). Однако, адаптивный алгоритм демонстрирует достаточно резкое результирующее изображение, избавленное от шума, хотя полученная разность в таблице 1 у этого алгоритма самая большая. Это показывает, что при анализе качества фильтрации изображений необходимо привлекать метод экспертных оценок.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2005, 755 с.

И.В. Гашин
Научный руководитель – доцент, канд. техн. наук С.Н. Жиганов
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: muromdx@gmail.com

Адаптивные алгоритмы фильтрации изображений и их применение

Обычно изображения, сформированные различными информационными системами, искажаются действием различного рода помех. Это затрудняет как их визуальный анализ человеком-оператором, так и автоматическую обработку при помощи ЭВМ. При решении некоторых задач обработки изображений в роли помех могут выступать те или иные компоненты самого изображения. Например, при анализе космического снимка земной поверхности может стоять задача определения границ между ее отдельными участками - лесом и полем, водой и сушей и т.п. С точки зрения этой задачи отдельные детали изображения внутри разделяемых областей являются помеховыми.

Ослабление действия помех достигается фильтрацией. При фильтрации яркость каждой точки исходного изображения, искаженного помехой, заменяется некоторым другим значением яркости, которое признается в наименьшей степени искаженным помехой.

Изображение часто представляет собой двумерную функцию пространственных координат, которая изменяется по этим координатам медленнее (иногда значительно медленнее), чем помеха, также являющаяся двумерной функцией. Это позволяет при оценке полезного сигнала в каждой точке кадра принять во внимание некоторое множество соседних точек, воспользовавшись определенной похожестью сигнала в этих точках. В других случаях, наоборот, признаком полезного сигнала являются резкие перепады яркости. Однако, как правило, частота этих перепадов относительно невелика, так что на значительных промежутках между ними сигнал либо постоянен, либо изменяется медленно. И в этом случае свойства сигнала проявляются при наблюдении его не только в локальной точке, но и при анализе ее окрестности [1].

Для фильтрации изображений применяется множество алгоритмов. Многообразие методов и алгоритмов связано с большим разнообразием сюжетов, которые приходится описывать различными математическими моделями. Кроме того, применяются различные критерии оптимальности, что также ведет к увеличению используемых методов фильтрации. Наконец, даже при совпадении моделей и критериев очень часто из-за математических трудностей не удается найти оптимальную процедуру. Сложность нахождения точных решений порождает различные варианты приближенных методов и процедур.

Множество применяемых алгоритмов обладают одной общей особенностью – их применяют без учета того, как свойства изображения изменяются от точки к точке. Совершенно другая идея заложена в принципе работы так называемых адаптивных фильтров. Их поведение изменяется в зависимости от статистических свойств локальных фрагментов самого изображения. Благодаря этому возможности адаптивных фильтров превосходят возможности фильтров, упомянутых выше. Но в то же время адаптивные фильтры гораздо более сложны в практической реализации.

В работе было проведено восстановление изображения, искаженного добавлением гауссова шума, с помощью адаптивного фильтра локального подавления шума, смоделированного в программном пакете MathCAD, а также сравнение с результатами, полученными при помощи фильтров, основанных на вычислении среднеарифметического и среднегеометрического в пространственном окне.

На рис. 1 слева показано исходное (тестовое) изображение, справа – то же изображение, но искаженное добавлением гауссова шума.

Результаты фильтрации среднеарифметическим, среднегеометрическим фильтрами, а также адаптивным фильтром локального подавления шума с размером окна 5Ч5 показаны на рис. 2.



Рис. 1. Тестовое и зашумленное изображения

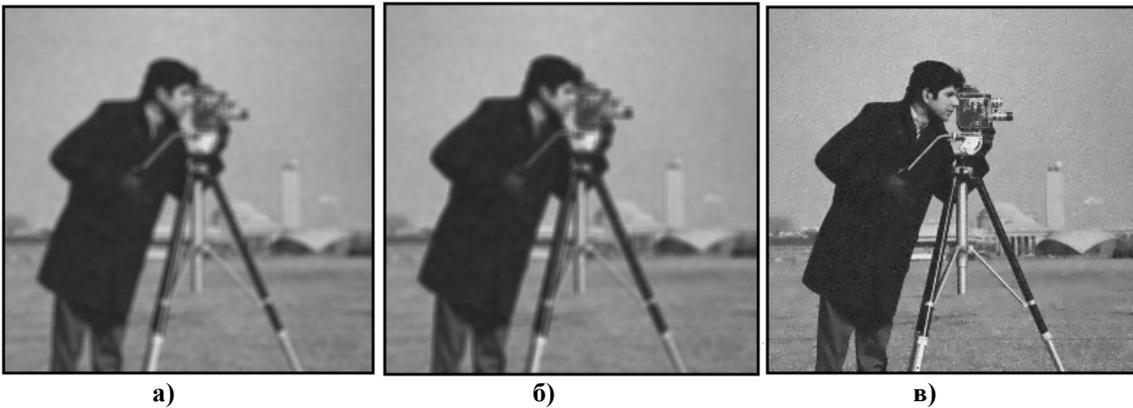


Рис. 2. Результат фильтрации изображения, искаженного гауссовым шумом, с помощью:
а) среднеарифметического фильтра, б) среднегеометрического фильтра,
в) с помощью адаптивного фильтра локального подавления шума

Были проведены математические расчеты, из которых наглядно видно, что адаптивный алгоритм обладает гораздо большей эффективностью, чем алгоритмы с применением среднеарифметического и среднегеометрического фильтров. Визуальная оценка позволяет сделать вывод, что изображение, восстановленное при помощи адаптивной фильтрации, является более резким и детализированным.

Литература

1. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2005. 755 с.

Д.П. Гранченко,
С.В. Савичева

Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Разработка системы автоматической идентификации плоских объектов

Важной производственной задачей, требующей использования подобных систем, является автоматизация операций на открытых конвейерах. К числу подобных задач можно отнести: идентификацию деталей, расположенных на поддоне и передача их на станок с ЧПУ; кассетирование и комплектацию деталей, поступающих неупорядоченным образом по конвейеру; ориентированный перенос штампованных заготовок с конвейера [1].

Особенность этих операций состоит в том, что объекты транспортируются на горизонтальной ленте конвейера поштучно, партиями или сплошным потоком. Задачами распознающей системы в данном случае является: определение параметров положения объектов, их распознавание и передача управления роботу для захвата и манипулирования.

В данной работе предложен алгоритм, позволяющий идентифицировать отдельно расположенные и наложенные, например, на конвейере, объекты с использованием минимального числа признаков.

Предлагаемый алгоритм состоит из следующих этапов:

1. Предварительная обработка полутоновых изображений включающая в себя [2-4]:

- сглаживание шумов;
- сегментацию-бинаризацию;
- маркировку;

– определение ситуаций, когда в поле зрения СТЗ располагаются помехи, два объекта по отдельности, касающиеся объекты, наложенные объекты.

2 Идентификация объектов

В случае, когда в поле зрения СТЗ объекты расположены по отдельности, применяется алгоритм идентификации по г-функции [5-6].

Для касающихся и наложенных объектов используется алгоритм идентификации на основе кластерного анализа [7], который состоит из двух этапов:

1 Этап. Обучение

– генерация изображений наложенных и касающихся объектов;

– формирование кластеров для каждого сочетания сгенерированных касающихся и наложенных объектов.

2 Этап. Распознавание

– определение типа (класса) наложенности объектов с использованием кластерного анализа;

– распознавание каждого объекта в данном наложенном классе на основе значений б-функций [8-10].

Корректность работы разработанного алгоритма проверена на экзаменационной выборке, состоящей из 100, 500, 1000 различных реальных плоских объектов. Максимальный размер объектов 512x512 и 1024x1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия.

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

Литература

1. Прэйт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
2. Садыков С.С., Стародубов Д.Н. Алгоритмы определения длины и ширины дискретных площадных объектов. //Автоматизация и современные технологии. 2007. №10. С.10-15.

3. Садыков С.С., Савичева С.В. «Исследование наложенности плоских объектов в поле зрения СТЗ», //Приборостроение, 2012. №2. С. 14-19.
4. Садыков С.С., Савичева С.В. «Предварительная обработка изображений плоских объектов в системах технического зрения», //Приборостроение, 2012. №2. С. 19-24.
5. Садыков С.С., Савичева С.В. «Идентификация реальных плоских объектов на основе их сигнатуры», // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2012. №1. С. 17-20.
6. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации реальных плоских объектов с использованием значений их γ -функций», Надежность и качество-2011. Труды Международного симпозиума/ Под ред. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та, 2011. С.123-127.
7. Дюран Б., Одел П. Кластерный анализ. – М.: Статистика, – 1977. – 128 с.
8. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков» //Автоматизация и современные технологии, 2011. № 7. С. 3-6.
9. 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.
10. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.

Факторный анализ признаков для оценки визуального подобия изображений

Сегодня с развитием информационных технологий визуальная информация стала занимать не меньшую долю в общем количестве доступной информации, чем текстовая. Появились огромные базы данных изображений, как у отдельного пользователя, так и у различных организаций. Общее же количество изображений в Интернете оценивается сегодня двенадцатизначным числом и с каждым годом удваивается. В этих условиях весьма актуальным становится вопрос навигации среди этой массы информации, о быстром и точном поиске нужных пользователю данных.

На сегодняшний день существует два основных подхода к поиску изображений: поиск на основе текстового запроса и поиск на основе визуального образца. Главным применением поиска по визуальному образцу являются те области, где сходство важнее, чем семантика: например, поиск в дизайнерских коллекциях, когда дизайнер ищет некоторое подходящее по цветовой гамме и текстуре изображение. С этой точки зрения актуальна проблема разработки алгоритма оценки тематической близости изображений. Такая задача не является формализуемой, поэтому ее целесообразно решать с использованием искусственного интеллекта, например с помощью нейронных сетей. Искусственные нейронные сети — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. Впоследствии, после разработки алгоритмов обучения, получаемые модели стали использовать в практических целях: в задачах прогнозирования, для распознавания образов, в задачах управления, а так же для определения визуального подобия.

Всю работу условно можно представить в несколько этапов:

- формирование обучающей выборки изображений с разной степенью визуального подобия;
- формирование тестовой выборки изображений для оценки результатов обучения нейронной сети;
- выбор программы - нейромитатора, для обучения сети и анализа изображений;
- разработка алгоритмов вычисления признаков изображений для оценки их визуального подобия;
- расчет значения признаков и их анализ;
- определения главных признаков с целью их использования в алгоритме определения тематической близости изображений;
- обучение нейронной сети оценки визуального подобия изображений;
- анализ результатов исследования.

Выделим две степени визуального подобия: визуально подобные и визуально неподобные изображения.

Примеры визуально подобных изображений приведены на рисунке 1.



Рис. 1. Примеры визуально подобных изображений

Примеры визуально не подобных изображений приведены на рисунке 2.



Рис. 2. Примеры визуально неподобных изображений

Для оценки визуального подобия изображений теоретически можно использовать огромное количество признаков [1]. Приведем лишь некоторые:

- отличие по форме контрасту и яркости;
- отличие по цвету изображений;
- отличия по форме гистограмм;
- отличия в пропорциях изображений;
- отличие по степени детализированности;
- отличие по содержанию фона;
- отличие по процентному содержанию объектов определенного цвета;

При оценке визуального подобия изображений использование большого числа признаков не целесообразно, так как в результате получится очень сложная нейросеть, обучение будет выполняться долго и конечный алгоритм будет трудоемким. Для отбора наиболее значимых признаков разумно применять факторный анализ, который позволит определить статистические взаимосвязи между признаками, и сократить их количество с минимальными потерями информации.

Применяя факторный анализ, вдвое было сокращено число признаков, соответственно, вдвое была сокращена трудоемкость алгоритма определения визуального подобия. При этом полнота и точность поиска изображений заданным алгоритмом уменьшились не более чем на 2 процента.

Литература

1. Устойчивый поиск изображений по полному и тематическому подобию с использованием многопараметровой классификации. Под ред. Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин, С.К. Абрамов
2. Методы поиска изображений по визуальному подобию и детекции нечетких дубликатов изображений. Под ред. А. Мельниченко, А. Гончаров
3. Простые методы поиска изображений по содержанию. Под ред. В.Ю. Пименов.

В.А. Комков,
С.В. Савичева

Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Реализация и исследование алгоритма идентификации двух наложенных однотипных и разнотипных плоских объектов

Автоматизация таких операций как касетирование, сортировка деталей, и др. требуют использования системы технического зрения (СТЗ) (в промышленных роботах), позволяющих в реальном масштабе времени определять местоположение, ориентацию и идентификацию объектов на основе обработки и анализа их изображений [1].

Определение типа детали в поле зрения СТЗ является задачей распознавания образов, требующей выбора набора эффективных признаков, причем желательно, чтобы их количество было незначительно. Поэтому задача разработки алгоритмов идентификации объектов на основе минимального числа признаков является актуальной.

В данной работе предложен алгоритм, позволяющий идентифицировать, например, на конвейере, объекты с использованием минимального числа признаков.

Предлагаемый алгоритм состоит из двух этапов:

1. Этап обучения.

– генерация изображений наложенных объектов [2].

– формирование кластеров наложенных объектов.

Группа сгенерированных для одного сочетания объектов образует кластер. Для каждого объекта в кластере формируется вектор, содержащий следующие признаки:

– б-функция [3-5];

– длины выпуклых и вогнутых участков;

– коэффициенты выпуклости и вогнутости.

Поскольку признаки объектов представлены в разных единицах измерения, их нормируют, переводя в безразмерные единицы [6].

2. Этап распознавания.

Данный этап состоит из двух подэтапов:

– определение типа (класса) наложенности объектов с использованием кластерного анализа.

Отнесение неизвестного вектора признаков к тому классу, эталонный образец которого, наиболее близок данному вектору с использованием метода k-средних и метода правдоподобия [7].

– распознавание каждого объекта в данном наложенном классе на основе значений б-функции.

Под б-функцией понимается последовательность значений кривизны, вычисленной в каждой точке дискретного контура изображения объекта [3-5].

Корректность работы разработанного алгоритма проверена на экзаменационной выборке, состоящей из 100, 500, 1000 различных реальных плоских объектов. Максимальный размер объектов 512x512 и 1024x1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия.

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

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
2. Садыков С.С., Савичева С.В. «Исследование наложенности плоских объектов в поле зрения СТЗ», //Приборостроение, 2012. №2. С. 14-19.

3. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков» //Автоматизация и современные технологии, 2011. № 7. С. 3-6.
4. 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.
5. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.
6. Дюран Б., Одел П. Кластерный анализ. – М.: Статистика, – 1977. – 128 с.

А.О. Кравченко,
А.В. Терехин
Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: andrey.from.murom@gmail.com

Алгоритм формирования признаков эталонов трехмерных объектов

В современном технологическом мире возникает необходимость увеличения интенсивности производства с целью повышения производительности труда и снижения стоимости продукции. Особая роль в этом вопросе отводится интеллектуальным робототехническим устройствам и системам, в которых основным компонентом является система технического зрения (СТЗ). Сейчас разработаны и используются различные типы СТЗ. Главная особенность любой СТЗ заключается в том, что для неё входной информацией является изображения объектов. Путем автоматической обработки и анализа изображений СТЗ выполняет те функции, которые на неё возложены.

В докладе рассматривается алгоритм формирования эталонов 3-х мерных объектов по их двум снимкам, снятым сверху и сбоку, для определения их положения, ориентации и типа. Общая последовательность действий при формировании признаков эталонов объектов выглядит следующим образом:

1. Предварительная обработка изображения — сглаживание, фильтрация помех, повышение контраста [1];
2. Бинаризация изображения и выделение контура объекта [1];
3. Определение соотношения сторон объекта;
4. Начальная фильтрация контура по периметру, площади, углу поворота и т.д.;
5. Определение 64-битного целого числа (hash) характеризующего изображение;
6. Расчет инвариантных моментов контура [2];
7. Приведение контуров к единой длине, сглаживание [3];
8. Нахождение автокорреляционной функции для описания контура объекта [3];
9. Вычисление характеристик (площадь, положение) отверстий объекта на изображении.

Каждый эталон объекта представлен шестью изображениями (куб). Это позволяет точно описать объект со всех сторон для дальнейшего распознавания. Каждое изображение проходит все вышеперечисленных этапы, и все полученные характеристики хранятся в базе эталонов.

Соотношение сторон объекта позволяет отфильтровать объекты по геометрическому признаку (широкие, длинные, квадратные и т.д.). Hash позволит отсеять объекты, которые сильно отличаются по форме (квадратные, круглые, со скошенным углом и т.д.). Эти два признака позволяют существенно сократить выборку эталонов из базы данных.

Другие признаки участвуют непосредственно при распознавании объектов.

В докладе подробно приведены примеры фильтрации объектов по соотношению сторон и 64-битному целому числу, а также способ расчета инвариантных моментов, нахождение автокорреляционной функции и расчет характеристик отверстий. В конце доклада приведена структура базы эталонов.

Литература

1. Абламейко С.В., Лагуновский Д. М. Обработка изображений: технология, методы, применение. Учебное пособие. – Мн.: Амалфея, 2000. – 304 с.
2. Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library / Gary Bradski, Adrian Kaehle – O'Really, 2008. – 556 с.
3. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов/ Я.А. Фурман, А.В. Кривецкий, А.К. Передреев, А.А. Роженцов, Р.Г. Хафизов, И.Л. Егошина, А.Н. Леухин; Под ред. Я.А. Фурмана – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 592 с.

Д.И. Куреннов,
С.В. Савичева
Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Исследование алгоритма идентификации двух наложенных плоских объектов с использованием разных коэффициентов прорезивания

На современном этапе развития компьютерных технологий все более широкое распространение получают системы технического зрения (СТЗ). Их основное назначение состоит в дополнении или даже замене человека в областях деятельности, связанных со сбором и анализом зрительной информации. Уровень их использования в прикладных областях является одним из наиболее ярких и наглядных показателей развития высоких технологий в самых различных отраслях человеческой деятельности. Традиционно развитие СТЗ ориентировано на промышленное производство, связанное с роботами [1].

Актуальным в промышленности является решение задачи распознавания наложенных плоских объектов, поскольку распознавание одиночных и нескольких (однотипных и разнотипных) изолированных друг от друга объектов решается несложными алгоритмами с высокой степенью достоверностью [2, 3].

В докладе предлагается алгоритм распознавания двух наложенных реальных плоских объектов. Он состоит из двух шагов.

Шаг 1. Обучение

Включает в себя генерацию изображений наложенных объектов и формирование кластеров наложенных объектов.

Шаг 2. Идентификация

Состоит из определения класса наложенности объектов с использованием трех методов кластерного анализа [4]:

- метода Байеса;
- нисходящего алгоритма кластеризации;
- восходящего алгоритма кластеризации.

и распознавания каждого объекта в определенном классе на основе значений б-функции [5–7].

Корректность работы разработанного алгоритма проверена на экзаменационной выборке, состоящей из 100, 500, 1000 различных реальных плоских объектов. Максимальный размер объектов 512x512 и 1024x1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия.

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

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
2. Садыков С.С., Савичева С.В. «Идентификация реальных плоских объектов на основе их сигнатуры», // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2012. №1. С. 17-20.
3. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации реальных плоских объектов с использованием значений их г-функций», Надежность и качество-2011. Труды Международного симпозиума/ Под ред. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та., 2011. С.123-127.
4. Дюран Б., Одел П. Кластерный анализ. – М.: Статистика, – 1977. – 128 с.
5. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков» //Автоматизация и современные технологии, 2011. № 7. С. 3-6.
6. 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.
7. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.

О.Ю. Маханёк,
Л.В. Антонов
Научный руководитель – доцент, канд. техн. наук А.Д. Варламов
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23

Анализ обучающей выборки нейронной сети, оценивающей визуальное подобие пар изображений

В настоящее время в рамках научной работы сотрудников Муромского института разрабатывается экспериментальная система оценки изображений на визуальное подобие. Решаемые ею задачи могут быть использованы в информационно-поисковых системах для поиска изображений. Задача может быть сформулирована следующим образом: дана пара изображений. Необходимо определить степень их тематической близости. Примеры изображений, имеющих разную меру подобия, показаны на рисунках 1-3.



Рис. 1. Пример пары изображений, обладающих визуальным подобием



Рис. 2. Пример пары изображений, обладающих частичным визуальным подобием



Рис. 3. Пример пары изображений, не обладающих визуальным подобием

Одной из основных характеристик обучающей выборки для задач анализа изображений является ее репрезентативность, которая определяет соответствие характеристик выборки генеральной совокупности. В нашем случае под генеральной совокупностью понимается множество изображений, доступных в сети интернет. Проще говоря, если выборка репрезентативна, то ее можно использовать при обучении нейронной сети, полагая, что обобщенные численные показатели результатов обучения будут схожи с результатами работы с генеральной совокупностью.

Коллективом авторов была создана обучающая выборка на основе коллекции FLICKR для научной работы в области разработки и анализа алгоритмов поиска визуально подобных изображений. Она включает в себя 500 пар изображений, из которых 120 являются тематически близкими, а 380 – визуально не подобными друг другу. Данную выборку пар предстоит проанализировать на репрезентативность. Это возможно сделать при помощи ассессоров. Ассессоры – это специально привлеченные люди, которые участвуют в процессе независимой оценки результатов работы.

Работа ассессора состоит в следующем: ему предоставляется пара изображений, а он определяют степень их подобия. Очевидно, что оценка ассессора субъективна, поэтому для большей объективности результатов привлекаются несколько ассессоров. При этом могут использоваться следующие три способа сведения оценок:

а) **or**. Хотя бы один из ассессоров признал пару тематически близкой; б) **and**. Все ассессоры признали пару тематически близкой; в) **vote**. Большинство ассессоров признало пару тематически близкой.

Анализ выборки включает следующие этапы:

1. Обучается нейронная сеть на изображениях выборки.
2. Оцениваются характеристики по данной выборке, применяемые для оценки качества информационного поиска: полнота выдачи, точность выдачи, потери информации, информационный шум, чувствительность и специфичность.
3. Те же характеристики оцениваются на совокупности пар изображений, оцененных ассессорами.
4. При совпадении численных характеристик принимается решение о репрезентативности выборки.

Проведенное исследование показало, что необходимо увеличить объем полученной обучающей выборки. Планируется повторить исследование с выборкой, содержащей 5000 пар изображений.

О.Ю. Маханёк,
Ю.М. Лукьянова,
Л.В. Антонов

Научный руководитель – доцент, канд. техн. наук А.А. Фомин
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23

Фрактальная сегментация изображений

В современном мире активного развития информационных технологий и их использования в различных областях, принципиально важным моментом является факт обнаружения и сопровождения объектов на основе вычисления признаков. Признаки являются численной мерой однородности областей изображения, на основе которой проводится дальнейшая сегментация изображения. Опыт показывает, что при работе видеокomпьютерных систем в сложных реальных условиях, простых признаков, таких как яркость, цвет, градиент изображения, а также спектральных признаков часто недостаточно для хорошей сегментации изображения. Как показывают исследования, эффективными признаками являются характеристики изображения, полученные при помощи фрактального анализа [1].

Сегментация изображений - это процесс разделения изображения на неперекрывающиеся связные области, называемые регионами, основанный на критерии однородности. Разумеется, на результаты сегментации очень сильно влияет как выбор критерия однородности, так и способ построения однородных регионов. Цель сегментации заключается в упрощении и/или изменении представления изображения, чтобы его было проще и легче анализировать [2].

Основной особенностью фрактальных характеристик является то, что изображения искусственных и природных объектов имеют сильно различающиеся фрактальные размерности. Это позволяет успешно использовать фрактальные признаки для обнаружения искусственных изменений ландшафта по фотографиям из космоса, обнаружения искусственных объектов на изображениях, полученных с телекамер и других задачах [3,4].

В работе представлена разработка и исследование алгоритма сегментации изображений на основе фрактальной размерности. Входными данными разрабатываемого алгоритма является исходное изображение, выходными - сегментированное изображение. При этом сегментация изображения осуществляется на основе фрактальных размерностей отдельных его частей.

Основной характеристикой фрактала является фрактальная размерность, которая может быть определена следующим образом.

Пусть некоторое множество разбито на шары с радиусом ε . Тогда фрактальная размерность этого множества равна:

$$D = -\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{N(\varepsilon)}{\ln(\varepsilon)},$$

где $N(\varepsilon)$ - количество шаров радиуса ε , покрывающих заданное множество. При компьютерной реализации данного алгоритма шары могут быть заменены квадратными ячейками. Размерность, описываемая выражением (1), называется размерностью Минковского.

В данной работе реализуется метод сегментации изображения на основе фрактальной размерности Минковского. Суть данного метода заключается в следующем.

Исходное изображение представляется в виде куба, где третьей координатой является яркость. Далее данный куб делится на кубы меньших объемов, для каждого из которых вычисляется фрактальная размерность.

Далее задается количество разбиений диапазона значений фрактальной размерности. Каждому пороговому значению в этом диапазоне ставится в соответствие определенное значение яркости. Затем каждому кубу в соответствии со значением фрактальной размерности присваивается определенное значение яркости.

Рассмотрим математическую модель алгоритма сегментации изображений на основе фрактальной размерности. Исходной информацией для данного алгоритма является полутоновое изображение размером 256x256 пикселей. У каждой точки изображения есть три

координаты: X , Y , и Z – яркость ($0 \dots 255$). Данное изображение представляется как некоторая поверхность в трех измерениях (где координатой Z является яркость) (Рис 1).

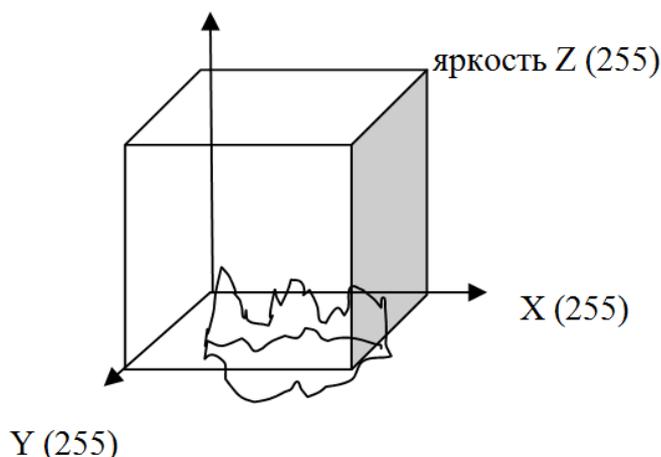


Рис. 1. Представление исходного изображения в виде куба

Далее получившийся куб разбивается на меньшие кубы с ребром a . Затем для каждого элементарного куба рассчитывается фрактальная размерность.

В ходе работы была спроектирована и реализована программа, которая сегментирует изображения на основе фрактальной размерности. Эта программа помогает исследовать данный алгоритм.

Для исследования использовалась «библиотека текстур», чтобы выделить особенности работы алгоритма и определить его достоинства и недостатки.

Анализируя полученные изображения, можно заметить, что участки, соответствующие различным текстурам, закрашены разными цветами. Кроме того, анализируя численные значения фрактальной размерности одной и той же текстуры, фрактальная размерность меняет мерности. В ходе анализа можно заметить существенное различие между значениями мерностей для участков изображений, соответствующих различным текстурам. В то же время в пределах одной и той же текстуры фрактальная размерность меняется незначительно. Другими словами, алгоритм реагирует на области резкого перепада яркости. Это позволяет сделать вывод о применимости фрактальной размерности для распознавания текстур.

При повороте изображений фрактальная размерность изменяется не значительно. Это позволяет сделать вывод, что алгоритм не чувствителен к повороту.

Резюмируя изложенную информацию, можно подвести итог. Существует ряд фундаментальных методов сегментации изображений на основе различных признаков, и сравнительно молодой метод сегментации на основе фрактальной размерности проявил себя как достаточно качественный метод, имеющий полное право на существование наряду с другими. Дальнейшее развитие этого метода, скорее всего, приведет к положительному практическому применению метода. Например, выделение и анализ объектов на спутниковых снимках, разработка систем управления дорожным движением и обнаружения стоп-сигналов, машинного зрения.

Литература

1. Федер Е. Фракталы: Пер. с англ. - М.: Мир, 1991. - 254 с.: ил.2. Христьянский
2. Божокин С.В., Паршин Д.А. Фракталы и мультифракталы. - Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. - 128 с.
3. Морозов А.Д. Введение в теорию фракталов. – М.: Современная математика, 2002. – 57 с.
4. Мандельброт Б. Фрактальная геометрия природы. – М.: Институт компьютерных исследований, 2002. – 54 с.

П.С. Пилипишин,
С.В. Савичева
Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Исследование алгоритма идентификации касающихся плоских объектов

В настоящее время системы технического зрения (СТЗ) достаточно широко и успешно применяются во многих отраслях промышленности на таких операциях, как контроль и отбраковка различных деталей и изделий по внешнему виду, загрузка обрабатывающих станков деталями с конвейеров или из бункеров, сортировка и ориентированная укладка в кассеты деталей и заготовок, в том числе неупорядоченно движущихся по конвейеру или поступающих в таре навалом, сборка и комплектация узлов и другие [1].

Распознавание одиночных и нескольких (однотипных и разнотипных) изолированных друг от друга объектов решается несложными алгоритмами с высокой достоверностью [2, 3]. Сложности возникают при распознавании соприкасающихся и наложенных объектов. При этом оказывается особо важным знание закона соприкосновения и наложения объектов, поскольку, если например один плоский объект закрывает большую часть другого, чаще всего не удается идентифицировать закрытый объект.

В данной работе приведен алгоритм распознавания касающихся реальных плоских объектов. Данный алгоритм состоит из двух этапов:

1. Разделение касающихся объектов с использованием алгоритма эрозии.

Под касающимися объектами понимаются наложенные объекты с процентом наложения от 0 до 0,9%, минимальная толщина которых не менее 10-15 элементов.

2. Распознавание каждого из разделенных объектов по отдельности с использованием алгоритмов идентификации по б-функции и г-функции.

Под б-функцией понимается последовательность значений кривизны, вычисленной в каждой точке дискретного контура изображения объекта [2-4].

Под г-функцией понимается множество значений расстояний от центра объекта до точек его внешнего контура [5-6].

Для экспериментальных исследований были использованы сгенерированные изображения касающихся плоских объектов. Максимальный размер объектов 512x512 и 1024x1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия.

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

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
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.
4. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.
5. Садыков С.С., Савичева С.В. «Идентификация реальных плоских объектов на основе их сигнатуры», // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2012. №1. С. 17-20.
6. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации реальных плоских объектов с использованием значений их г-функций», Надежность и качество-2011. Труды Международного симпозиума/ Под ред. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та., 2011. С.123-127.

Е.В. Пугин
Научный руководитель – доцент, канд. техн. наук А.А. Захаров
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23

Разработка системы автоматической реконструкции трёхмерной модели по ортогональным видам

Использование автоматических и автоматизированных систем на предприятиях во много раз упрощает и ускоряет процесс разработки и производства деталей. К настоящему времени накоплен большой объём чертежей, представленный на электронных носителях. Эти чертежи исполнены в виде ортогональных видов, в то время как для автоматических станков или роботов удобнее использовать трёхмерную модель. Ручное создание таких моделей крайне трудоёмко, поэтому существует задача разработки системы автоматической реконструкции трёхмерной модели по её ортогональным видам.

Разработанная система содержит следующие составляющие:

1. Подсистема конвертации исходных чертежей из формата DXF.
2. Ядро графических примитивов, такие как точка, отрезок, полигон, окружность, и функции для работы с ними.
3. Подсистема реконструкции трёхмерной модели детали. Выполняет поиск пересечений линий, нахождение общие точек на ортогональных видах, отслеживает ошибки и сохраняет результаты работы.

Важным требованием к системе является её автоматическая работа без участия пользователя. Это позволяет включать её в пакетную обработку. Общий ход работы программы выглядит следующим образом:

1. Происходит открытие и загрузка DXF файла.
2. Модуль преобразования производит обработку загруженного файла и создаёт временный текстовый файл, хранящий описание всех примитивов чертежа.
3. Система реконструкции считывает данный файл и создаёт в памяти графические примитивы.
4. По некоторому алгоритму происходит построение трёхмерной модели детали.
5. Новые примитивы, составляющие трёхмерную модель, выгружаются в текстовый файл.
6. Подсистема преобразования считывает текстовый файл с результатами работы в результирующий DXF файл, который может в дальнейшем использоваться другими конструкторскими системами.

Процесс создания трёхмерной модели выполняется в несколько этапов:

1. Производится поиск примитива, принадлежащего виду. Выполняется поиск связанных примитивов с текущим.
2. Выделяются границы ортогональных видов по максимальным и минимальным координатам. Используется свойство того, что виды на чертеже никогда не пересекаются и не касаются друг друга.
3. К найденным видам относятся оставшиеся примитивы, не включенные в вид на стадии их поиска. К примеру, окружности, которые не касаются и не пересекаются с прямоугольными формами детали.
4. Устанавливается порядок видов: F (Front) – главный, L (Left) – вид слева, T (Top) – вид сверху.
5. Виды, помещаются в начало координат O (0,0,0). Каждый вид параллельно соответствующей плоскости.
6. Создаются вспомогательные линии в узловых точках каждого вида.
7. На пересечении вспомогательных линий производится установка точек каркаса трёхмерного объекта.
8. Проводятся основные линии каркаса.
9. Определяются и маркируются грани получившейся трёхмерной модели на основе замкнутых контуров и частей трёхмерных объектов.

Система реконструкции трёхмерной модели детали предназначена для использования в производстве на предприятиях, использующих станки с ЧПУ. Автономный режим работы позволяет увеличить степень автоматизации технологических процессов, а система вывода информации об ошибках даёт возможность контроля за состоянием системы и дальнейшего совершенствования алгоритмов реконструкции.

Е.В. Пугин,
С.В. Савичева
Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Исследование алгоритма идентификации трех наложенных плоских объектов с использованием различных коэффициентов прореживания

Уровень использования систем технического зрения (СТЗ) в прикладных областях является одним из наиболее ярких и наглядных показателей развития высоких технологий в самых различных областях человеческой деятельности. Традиционно развитие СТЗ ориентировано на промышленное производство [1].

При использовании СТЗ возможно наличие в поле зрения СТЗ:

- единственного объекта;
- нескольких (однотипных и разнотипных) изолированных друг от друга объектов;
- двух и более наложенных друг на друга объектов.

Последний случай является наиболее сложным, поскольку если один плоский объект закрывает большую часть другого, то чаще всего не удастся идентифицировать закрытый объект.

В данном докладе предлагается рассмотреть алгоритм идентификации трех наложенных объектов и проанализировать возможность сокращения временных затрат на обработку и анализ изображений объектов при сохранении точности идентификации.

Алгоритм идентификации состоит из следующих этапов:

1. Обучение

Состоит в формировании кластеров наложенных объектов.

Под кластером понимается группа сгенерированных для одного сочетания объектов. Для каждого объекта в кластере формируется вектор, содержащий следующие признаки:

- б-функция [2-4];
- длины выпуклых и вогнутых участков;
- коэффициенты выпуклости и вогнутости.

Поскольку признаки объектов представлены в разных единицах измерения, их нормируют, переводя в безразмерные единицы [5].

2. Этап распознавания.

Данный этап состоит из двух подэтапов:

– определение типа (класса) наложенности объектов с использованием кластерного анализа.

Состоит из определения класса наложенности объектов с использованием трех методов кластерного анализа [5]:

- метода Байеса;
- нисходящего алгоритма кластеризации;
- восходящего алгоритма кластеризации.
- распознавание каждого объекта в данном наложенном классе на основе значений б-функции.

Под б-функцией понимается последовательность значений кривизны, вычисленной в каждой точке дискретного контура изображения объекта [2-4].

Для статистического исследования представленных алгоритмов идентификации использовались изображения реальных объектов. Была создана обучающая база данных, в которую внесено по одному изображению для каждого объекта.

Изображения наложенных объектов были получены искусственно, путем генерации выбранного количества наложений для каждого сочетания исходных объектов. Угол поворота каждого объекта менялся случайным образом от 0 до 360 градусов.

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

Литература

1. Прэйтт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
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.
4. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.
5. Дюран Б., Одел П. Кластерный анализ. – М.: Статистика, – 1977. – 128 с.

И.А. Рыбкин,
Д.Г. Привезенцев
Научный руководитель – д-р техн. наук А.Л. Жизняков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: flauder007@gmail.com

Исследование характера распределения самоподобия для изображений одного и разных классов

В настоящее время одним из развивающихся и перспективных направлений в цифровой обработке изображений является применение фрактального анализа. Фракталы обладают свойствами самоподобия, что означает точное или вероятностное повторение свойств объекта при рассмотрении его в разных масштабах. Свойство самоподобия приводит к определенным закономерностям в статистическом поведении признаков изображений, в результате чего, изображения можно с определенной точностью описать фрактальными признаками.

Характерные участки изображения представляют собой часто встречаемые блоки и блоки, которым подобно некоторое количество остальных участков изображения. Следовательно, для одного класса изображений характерные участки должны быть в наибольшей степени равны.

Для сравнения характерных участков будем использовать следующие параметры.

Стандартное отклонение:

$$\sigma = \frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (f(i, j) - \mu), \quad (1)$$

где μ - среднее значение яркостей точек блока размером $n \times m$, $f(i, j)$ - значение яркости точки блока с координатами (i, j) .

Межпиксельная контрастность, которая измеряет среднюю разность между значениями соседних пикселей в восьмисвязной окрестности:

$$MK = \frac{1}{(n-2) \cdot (m-2)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^{m-1} (8f(i, j) - f(i+1, j)). \quad (2)$$

Бета, которая показывает, насколько сильно отличаются значения яркостей точек блока от значения яркости средней точки:

$$B = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left| f\left(\frac{n}{2}, \frac{m}{2}\right) - f(i, j) \right|. \quad (3)$$

Для исследования были взяты текстурные изображения трех классов, состоящих из пяти подклассов каждый. Всего 75 изображений: по пять изображений в каждом подклассе. Для каждого изображения были вычислены характерные участки, по пять для каждого изображения: всего 375 участков. Для каждого характерного участка были вычислены параметры (5-7).

Использование вычисленных параметров характерных участков в большинстве случаев при рассмотрении по отдельности не предоставляют возможность проводить классификацию изображений, так как значения параметров очень близки для разных участков. Однако использование параметров в совокупности позволяет использовать данные признаки для задач классификации изображений.

Внутри класса СКО параметров характерных участков не превышает 15%, что дает основание использовать их для сравнения изображений.

Характер распределения самоподобия цифрового изображения описывает использование самоподобных участков при описании изображения. Фактически он отражает фрактальность изображения.

Для использования этого признака в качестве информативного признака необходимо провести исследование характера распределения самоподобия, заключающееся в сравнении признака изображений одного и разных классов.

Для исследования были взяты текстурные изображения трех классов, состоящих из пяти подклассов каждый. Всего 75 изображений: по пять изображений в каждом подклассе.

В результате исследования было установлено, что средние значения коэффициентов k и b для изображений разных подклассов различаются, об этом свидетельствуют средние значения параметров. В то время как, внутри класса наблюдается устойчивость параметров, о чем говорят величины СКО.

Таким образом, подтверждается возможность использования характера распределения самоподобия в качестве классифицирующего признака. Среднее значение СКО признака внутри класса не превышает 10%. Однако коэффициенты уравнения разных классов в некоторых случаях различаются недостаточно для того, чтобы говорить о точной классификации, поэтому необходимо использовать данный фрактальный признак совместно с другими признаками для достижения более точных результатов.

Литература

1. Привезенцев Д.Г., Жизняков А.Л. "Фрактальная модель цифрового изображения" // Алгоритмы, методы и системы обработки данных: сб. науч. тр. Издательско-полиграфический центр МИ ВЛГУ. – 2010. – Вып. 15. – с.147-152.
2. Уэлстид С. Фракталы и вейвлеты для сжатия изображений в действии. Учебное пособ. - М.: Издательство Триумф, 2003 - 320 с.: ил.

С.П. Фомин
Научный руководитель – доцент, д-р техн. наук А.А. Орлов
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: SergeyFomin@f5f5.ru

Применение марковских последовательностей в работе систем технического зрения

Система технического зрения (СТЗ) является составляющей систем автоматического управления (САУ), от показаний СТЗ зависит, какое решение примет САУ.

В рамках доклада будет рассмотрена возможность применения марковских последовательностей в СТЗ, разработана программа, демонстрирующая работу алгоритма.

Марковская последовательность как совокупность возможных состояний системы, в которых она может находиться, однако переход системы в некоторое состояние будет зависеть только от состояния, в котором система находилась ранее. Системы технического зрения, используемые в большинстве САУ, работают с данными в виде изображений или видео потока, полученного с камеры. Любой сигнал, получаемый в СТЗ, состоит из двух частей: полезного сигнала и помех. Одна из задач СТЗ – ослабить действие помех при помощи механизма фильтрации. При фильтрации яркость (сигнала) точки изображения, искаженного помехой, заменяется некоторым другим значением яркости, которое признается в наименьшей степени искаженной помехой.

Рассматривая сигнал, передающий изображение, мы можем рассматривать его как марковскую последовательность. Для программной реализации можно графически представить распределение вероятностей перехода из одной градации яркости в другую. На производстве камера СТЗ снимает строго определенный участок и вероятность распределения на всех кадрах будет одинакова. То есть, если сделать один идеальный снимок, что возможно, мы можем получить распределение вероятностей перехода, которое можно использовать в дальнейшем преобразовании.

Использование марковской последовательности может позволить распознать помехи в сигнале изображения. Однако распознавание шума с использованием марковской последовательности позволяет успешно только распознать шум, при попытке исправления значения получается взять только наиболее вероятное, что не всегда верно.

Применение подобного метода в СТЗ поможет успешно определить сильно искаженный снимок и переснять его еще раз до получения корректного результата.

А.Ю. Храмикова,
С.В. Савичева
Научный руководитель – профессор, д-р техн. наук С.С. Садыков
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, д. 23
e-mail: savicheva.svetlana@gmail.com

Сравнение алгоритмов идентификации отдельных плоских объектов

В настоящее время в промышленности активно внедряются системы, работающие в режиме реального времени. Важной производственной задачей, требующей использования подобных систем, является автоматизация операций на открытых конвейерах. К числу подобных задач можно отнести: идентификацию деталей, расположенных на поддоне и передача их на станок с ЧПУ; кассетирование и комплектацию деталей, поступающих неупорядоченным образом по конвейеру; ориентированный перенос штампованных заготовок с конвейера. Особенность этих операций состоит в том, что объекты транспортируются на горизонтальной ленте конвейера поштучно, партиями или сплошным потоком. Задачами распознающей системы в данном случае является: определение параметров положения объектов, их распознавание и передача управления роботу для захвата и манипулирования [1].

В данной работе приведены алгоритмы распознавания отдельных реальных плоских объектов. Для сравнения были выбраны следующие алгоритмы:

– алгоритм идентификации отдельных объектов по их б-функциям

Под б-функцией понимается последовательность значений кривизны, вычисленной в каждой точке дискретного контура изображения объекта [2-4].

– алгоритм идентификации отдельных объектов по их г-функциям

Под г-функцией понимается множество значений расстояний от центра объекта до точек его внешнего контура [5-6].

– алгоритм идентификации по минимуму расстояний [7].

В основе алгоритма лежит сравнение вектора признаков неизвестного (распознаваемого) объекта с векторами признаков эталонов с использованием Евклидовой меры расстояния.

– алгоритм идентификации по минимуму расстояний с закруглением изображений [7].

Алгоритм предполагает разбиение исходного изображения на области. Затем из этих областей формируется новое изображение меньшей размерности по следующему правилу: если число пикселей, принадлежащих объекту в данной области, больше чем число пикселей, принадлежащих фону, то соответствующий элемент нового изображения имеет значение равное единице, в противном случае – равное нулю.

На основе разбиения распознаваемого изображения и разбиения эталонов для каждого класса формируется решающее правило, аналогичное алгоритму распознавания по минимуму расстояния.

Корректность работы разработанного алгоритма проверена на экзаменационной выборке, состоящей из 100, 500, 1000 различных реальных плоских объектов. Максимальный размер объектов 512x512 и 1024x1024 элементов. Часть объектов имеет отверстия.

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

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. – М.: Мир, 1982, 788 с.: ил.
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.

4. Савичева С.В. Экспериментальное исследование алгоритма идентификации плоских объектов. Алгоритмы, методы и системы обработки данных: Сборник научных трудов. Выпуск 15 – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2010. С. 153-160.

5. Садыков С.С., Савичева С.В. «Идентификация реальных плоских объектов на основе их сигнатуры», // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2012. №1. С. 17-20.

6. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации реальных плоских объектов с использованием значений их г-функций», Надежность и качество-2011. Труды Международного симпозиума/ Под ред. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та., 2011. С.123-127.

7. Бабаян П.В., Фельдман А.Б. «Распознавание объектов на изображениях при наблюдении из космоса», // Вестник РГРТУ, 2008. №4 (выпуск 26). С. 20-28.

В.В. Южалов
Научный руководитель – преподаватель специальных дисциплин К.В. Мортин
Муромский техникум радиоэлектронного приборостроения
г. Муром, Владимирской обл., ул. Комсомольская, д. 55
Тел: (49234)3-36-40, 3-37-40
e-mail: mtrp@yandex.ru

Архитектурная визуализация. Ландшафтный дизайн

Возможности современных вычислительных алгоритмов и компьютерных мощностей позволяют создавать полностью фотореалистичные изображения архитектурных форм, что особенно важно при визуализации объекта в сложившейся застройке или на существующей местности. Таким образом, на данный момент архитектурная визуализация включает в себя множество разнообразных задач как для строителей и архитекторов, так и для рекламной и творческой сферы. Такой широкий спектр возможностей архитектурной визуализации создал условия для развития этого направления компьютерной графики в отдельную отрасль сервиса и услуг на мировом рынке.

Трехмерная визуализация позволяет увидеть архитектурный объект таким, каким он будет в действительности, будучи возведенным. 3D визуализация – это трехмерное реалистичное изображение объекта, позволяющее увидеть форму, размер, цвет представляемого объекта, а также его масштаб и положение в окружающем пространстве.

С помощью трехмерного моделирования и анимации мы можем показать как будет выглядеть будущий дом, любые специфические технологические процессы или работу сложных механизмов в современных компьютерных играх, создать динамичную заставку к мультимедийной презентации, разработать дизайн предлагаемой информационной области.

Архитектурная визуализация стала специальным направлением в работе архитекторов и 3D-дизайнеров. На сегодняшний день архитектурная визуализация как конечный продукт должна сочетать в себе не только информативную ценность в виде изображения проектируемых архитектурных форм, но и художественную ценность с точки зрения композиции, постановки света и грамотной подачи архитектурных элементов.

Основная задача - построение графического отображения объекта и представление итогового проекта. Основная особенность данного вида моделирования - направленность всего производственного процесса на получение визуальной информации о проекте в виде готового фотореалистичного изображения, учитывающего все дизайнерские особенности.

Архитектурная визуализация позволяет обеспечить экономию времени, материальных средств, качественный контроль на этапе проектирования и выполняет отрисовку внешнего вида проекта на этапе моделирования.

Данные разработки ландшафтной и архитектурной визуализации используются в качестве рекламных роликов на Муромском городском телевидении.