

УДК 519.673

И.В. Рубан¹, К.С. Смеляков¹, А.С. Смелякова²¹Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков²Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

КРАТНОМАСШТАБНАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Основная задача работы состоит в том, чтобы описать метод построения пирамиды изображений и метод кратномасштабной сегментации изображений, предназначенный для эффективного обнаружения точечных и малоразмерных изображений с целью построения их области локализации.

Ключевые слова: кратномасштабный анализ, локализация, сегментация.

Постановка проблемы

Теория кратномасштабного анализа (КМА) изображений сводит воедино методы из разных областей. Как следует из названия КМА – это теория, которая имеет дело с представлением и анализом сигналов и изображений в различных масштабах, т.е. при различных разрешениях [1 – 3]. Для перевода английского multiresolution (множественное разрешение) мы везде используем прилагательное кратномасштабный. Следует при этом иметь в виду, что в действительности разные масштабы (разрешения), о которых идет речь, являются кратными по отношению друг к другу, т.е. связаны целой степенью некоторого масштабного фактора, который в большинстве случаев равен 2.

Для целей сегментации (и распознавания) с использованием принципов КМА требуется построить пирамиду изображений, с уменьшением масштаба исходного изображения до заданного размера (вплоть до пикселя) и, последовательно рассматривать изображения пирамиды, соответственно росту масштаба, для оперативной сегментации, проявляющихся малоразмерных изображений объектов.

Уменьшение масштаба изображения в k раз по порядку величины приводит к снижению трудоемкости последующей обработки и анализа изображения в k^2 раз.

Такое снижение трудоемкости приобретает особую актуальность в настоящее время при обработке крупных изображений с линейными размерами, составляющими несколько тысяч пикселей, когда требуется обеспечивать сегментацию, распознавание и прикладной анализ объектов по их изображениям в реальном масштабе времени [3, 4].

Однако при значимом уменьшении масштаба для сравнительно небольших изображений объектов невозможно анализировать их топологические и геометрические свойства; кроме того возможна ситуация исчезновения или слияния близко расположенных объектов [5]. Поэтому лишь для небольшого числа приложений такой подход, ориентирован-

ный лишь на рассмотрение малоразмерных изображений объектов является адекватным.

Вместе с тем, кратномасштабный анализ, может применяться в качестве базового для быстрого обнаружения и локализации изображений по заданным ключевым признакам, которые потенциально могут отвечать интересующим нас объектам рассматриваемой сцены, с целью последующего рассмотрения локализованных малоразмерных изображений в крупном масштабе [4].

Использование КМА важно и по другой причине: сегментация объектов и признаков является оптимальной при их рассмотрении в определенном масштабе [3].

Например, с увеличением масштаба интересующие нас объекты представляться в деталях, что существенно затрудняет их сегментацию и распознавание. В таких условиях целесообразно ориентироваться на сегментацию изображений в уменьшенном масштабе с целью снижения трудоемкости моделирования и сегментации изображений. В любом случае масштаб сегментированного изображения по требованию можно затем увеличить и рассмотреть объект (и его мелкие детали) с высоким разрешением.

Кроме того, использование КМА позволяет рассматривать объекты (после их обнаружения в виде точечного или малоразмерного изображения) в заданном, а не в произвольном масштабе, что является чрезвычайно важным для упрощения решения задач моделирования, сегментации и распознавания.

При этом для малоразмерного изображения, сегментированного на основе применения КМА, возможно довольно просто построить область его локализации, например, на основе применения покрытия прямоугольной формы. Рассмотрение объекта не в рамках входного изображения, а в области его локализации является чрезвычайно важным для адекватного и эффективного применения методов сегментации и распознавания изображения в укрупненном масштабе, поскольку в области локализации объект является практически вырезанным из фона, а сам фон однороден.

Основная задача работы, следовательно, состоит в том, чтобы описать метод построения пирамиды изображений и, на этой основе метод кратномасштабной сегментации, предназначенный для эффективной сегментации точечных и малоразмерных изображений с целью построения их области локализации.

1. Построение пирамиды изображений

Для целей построения пирамиды изображений используются процедуры фильтрации и прореживания [1].

Как правило, для получения каждого нового изображения пирамиды меньшего масштаба производится фильтрация текущего изображения пирамиды и прореживание с заданным масштабным фактором. Для этих целей можно использовать различные виды фильтрации, такие, как усреднение по окрестности, что дает пирамиду средних значений, гауссову низкочастотную фильтрацию, что дает гауссову пирамиду, или не использовать фильтрацию вовсе, что дает пирамиду прореженных значений.

При использовании фильтрации качество получаемого приближения зависит от используемого фильтра.

При отсутствии фильтрации, на изображениях верхних уровней пирамиды может проявиться ступенчатость контуров, поскольку выбранные пиксели могут оказаться плохими представителями тех областей, из которых они выбраны.

Так, если при получении уменьшенных изображений пирамиды использовался фильтр гаусса (гауссиан), то в этом случае получаем, так называемую, гауссову пирамиду изображений. При этом если сглаживающий фильтр заменить оператором дифференцирования, например, оператором Лапласа, то получим пирамиду контрастированных изображений.

Для изображений приемлемого качества, полученных в нормальных условиях, производить фильтрацию при получении каждого изображения пирамиды нет никакой необходимости, поскольку фильтрация приводит к сглаживанию границ изображений, линий и малоразмерных изображений целиком.

Поэтому для целей построения пирамиды изображений предлагается использовать комплексный метод однократной фильтрации с прореживанием (ОФП). Суть метода ОФП состоит в том, чтобы первый этап уменьшения масштаба входного изображения произвести с применением заданного сглаживающего фильтра. После этого с целью повышения контрастности границ изображений (линий) производится повышение резкости изображений на основе сглаженного на первом этапе изображения [1, 6, 7]. После этого дальнейшее построение пирамиды производится прореживанием.

Фильтрацию шума целесообразно производить с уменьшением масштаба изображения, поскольку, за счет прореживания, происходит частичная компенсация эффекта сглаживания границ. Применение же фильтров резкости можно производить как с уменьшением масштаба снимка, так и без него.

При этом с практической точки зрения, если требования к масштабу входного изображения $n \times m$, то желательно, чтобы масштаб входного изображения был в k раз больше, т.е. $kn \times km$, где k – выбранный масштабный фактор. В таких условиях улучшенное входное изображение $n \times m$, полученное в результате фильтрации и повышения резкости можно положить в основание строящейся пирамиды, а исходное изображение $kn \times km$ далее не рассматривать.

Уменьшение масштаба изображения с использованием метода ОФП, таким образом, кроме представления изображения объекта однородным пятном, приводит к уменьшению уровня зашумления и повышению уровня контраста изображений объектов. В результате сегментация получаемых мелкомасштабных изображений многократно упрощается и ускоряется.

2. Кратномасштабная сегментация изображений

Под сегментацией понимается декомпозиция получаемого входного изображения на изображения объектов и фон по их яркостным, цветовым и/или контрастностным свойствам [7, 8]; результатом сегментации является объектно-ориентированное описание изображения рассматриваемой на снимке сцены, которое после декомпозиции можно представить моделью типа «состав системы» [9]. При этом объекты после сегментации представляются бинарными образами, или если они не являются точечными или линейными, они могут представляться своими границами.

Сегментация изображений, не являющихся тривиальными, представляет собой одну из самых сложных задач обработки изображений, поскольку суть любой сегментации состоит в том, чтобы сгруппировать по заданным критериям пиксели входного изображения во множества, отвечающие объектам (фону). Успех последующих процедур распознавания и прикладного анализа объектов по их изображениям в первую очередь определяется именно качеством сегментации [1, 10].

При этом, если в задачах технического контроля, например, возможно управлять условиями съемки, то в ряде иных задачах, например, в автономных системах наведения, разработчик не может контролировать окружающие условия. Хорошим примером такого подхода служит съемка в инфракрасном диапазоне, используемая в военных целях для обнару-

жения объектов, например, боевой техники, по тепловому излучению. Таким образом, для получения устойчивых методов и адекватных результатов сегментации большое внимание должно уделяться обеспечению широких возможностей адаптации параметров моделей и критериев к особенностям рассматриваемых объектов, а также к переменным условиям получения снимков [1].

В этом отношении ключевая идея использования пирамиды изображений состоит в том, чтобы производить поиск и обнаружение изображений интересующих нас объектов сцены, представляемых однородным пятном, начиная с вершины пирамиды в направлении основания, соответственно увеличению масштаба изображений. Такой подход позволяет значительно снижать трудоемкость сегментации и производить быструю локализацию зоны поиска объекта с целью его рассмотрения в укрупненном масштабе. По умолчанию для целей локализации объектов будем использовать прямоугольное покрытие минимальной площади.

Коэффициентом формы объекта ff (form factor) назовем величину

$$ff = w / l, l \geq w,$$

где w – ширина, а l – длина объекта. Для объектов нерегулярного вида понятия длины и ширины не определены. Поэтому для использования коэффициента формы ff находим диаметр объекта d , ($l = d$), и на его основе строим прямоугольник минимальной площади P , содержащий объект и, определяем длину и ширину объекта величинами большей и меньшей стороны прямоугольника.

С ростом масштаба изображений пирамиды выпуклые объекты, в зависимости от их коэффициента формы, начинают появляться на снимке в виде точечного или линейного изображения: округлые объекты с коэффициентом формы близким к единице впервые появляются в виде точечного изображения, а протяженные объекты – в виде линейного изображения.

При этом связность невыпуклых объектов при значимом уменьшении масштаба снимка, как правило, нарушается. Специально такие объекты и ситуация потери связности в работе не рассматриваются.

В большинстве практически значимых случаев объекты при их первом появлении на снимке являются точечными, квазиточечными или малоразмерными, в том числе и линейными. Таким образом, появляющиеся после фильтрации шума на мелко-масштабном снимке контрастные пиксели и их группы – это объекты в значимо уменьшенном масштабе. Обнаружение таких точечных и малоразмерных изображений объектов – довольно простая и оперативно решаемая задача.

При этом после обнаружения можно сразу же произвести локализацию области объекта и затем

его сегментацию в области локализации.

В результате приходим к *методу (укрупненно-му алгоритму) кратномасштабной сегментации* (КМС).

Шаг 1. В ходе просмотра изображений пирамиды с вершины к основанию, сегментируем объекты в виде точечных (малоразмерных) изображений. Уменьшение масштаба объектов при построении пирамиды изображений производилось прореживанием, что приводит к росту их контрастности относительно фона. Поэтому целесообразно сегментировать точечные изображения объектов по контрастности с применением масок.

Шаг 2. Производим локализацию области изображения на основе использования покрытия прямоугольной формы по значениям предельных координат обнаруженного изображения.

Шаг 3. Переходим к рассмотрению изображения в заданном укрупненном масштабе.

Шаг 4. Масштабируем область локализации объекта.

Шаг 5. Сегментируем объект в его области локализации. При сегментации объекта в определенной его области локализации можно применить многие эффективные методы, неприменимые ко всему входному изображению. Например, в качестве основного может быть использован гистограммный метод сегментации.

Практическая значимость предложенного метода кратномасштабной сегментации состоит в следующем.

Возможность использования различных масштабов представления изображений позволяет стандартизировать метод КМС для изображений любого размера встречающихся в приложениях: при построении модели и для целей сегментации обнаруженное точечное изображение может быть рассмотрено в любом требуемом масштабе, существующем в пирамиде. Такая ситуация позволяет значительно снижать затраты как на построение модели, так и на выполнение сегментации: достаточно рассмотреть объект в одном – заданном масштабе.

При этом использование уменьшенных масштабов позволяет представить объект однородным пятном (а также сократить или устранить разрывы границы), что приводит не только к значимому снижению затрат на построение модели и сегментацию объекта, но и к росту устойчивости сегментации, поскольку отсутствует вариативность структуры объекта.

Обеспечение устойчивости сегментации за счет фильтрации шума и повышения резкости (метод ОФП), за счет стандартизации масштаба представления объекта, а также за счет сегментации объекта внутри области локализации, а не в рамках всего входного изображения, является основой для по-

строения автоматических систем технического зрения.

Что касается вычислительной эффективности сегментации, то время обнаружения и локализации объектов снижается пропорционально уменьшению площади рассматриваемого изображения пирамиды (по экспоненциальному закону). При этом время сегментации снижается за счет рассмотрения лишь областей локализации объектов; величина снижения времени сегментации зависит от приложения: от численности и структуры рассматриваемых в приложениях объектов.

Замечание. Кроме того, реализация метода КМС, начиная с крупных изображений (носителей), с последующей сегментацией вложенных внутри них изображений позволяет динамически строить и использовать для последующего анализа изображений древовидную модель типа «состав системы».

Выводы

Построение эффективных систем технического зрения в настоящее время требует качественного анализа получаемых снимков в реальном масштабе времени в автоматическом режиме. Получаемые изображения при этом часто характеризуются довольно большими линейными размерами в несколько тысяч пикселей. Кроме того, объекты на изображениях в различных масштабах представляются с различной степенью детализации, что приводит к значимому росту трудоемкости моделирования и сегментации изображений таких объектов.

Предложенный в работе подход и методы построения пирамиды и кратномасштабной сегментации изображений позволяют обеспечить оперативное решение задачи сегментации изображений в реальном масштабе времени в автоматическом режиме.

КРАТНОМАСШТАБНА СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ

I.V. Ruban, K.S. Smelyakov, A.S. Smelyakova

Однією з актуальних задач сучасної теорії розпізнавання зображень є збільшення обчислювальної ефективності знаходження об'єктів в умовах зростання лінійних розмірів зображень, що розглядаються. Для вирішення цієї задачі в роботі описані методи побудови піраміди зображень та кратномасштабної сегментації зображень, які призначені для ефективного знаходження малорозмірних зображень з метою побудови їх області локалізації.

Ключові слова: кратномасштабний аналіз, локалізація, сегментація.

MULTIRESOLUTION IMAGE SEGMENTATION

I.V. Ruban, K.S. Smelyakov, A.S. Smelyakova

One of the most important problems of modern image recognition theory consists in increase of time efficiency of object detection algorithms for images of increased sizes. For solving this problem two methods are proposed for construction of image pyramid and multiresolution image segmentation for effective detection of small sized images with the aim to obtain their localization domain.

Keywords: multiresolution analysis, localization, segmentation.

Список литературы

1. Gonzalez R., Woods Digital Image Processing. Second Edition. – Prentice Hall, 2002. – 793p.
2. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
3. Яне Б. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2007. – 584 с.
4. Рубан И.В., Смеляков К.С., О.В. Шитова Сегментация границ с использованием принципов кратномасштабного анализа изображений // Системи обробки інформації. – Х.в: ХУ ПС. – 2007. – Вип. 1 (59). – С. 90-92.
5. Лесная Н.С., Смелякова А.С. Аппроксимация границ изображений на основе онтологической структуризации системы фильтров // Проблемы бионики. – 2003. – Вип. 59. – С. 3-7.
6. Sonka M., Hlavak V., Boyle R. Image processing, analysis, and machine vision. – California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.
7. Смеляков К.С. Пространственные фильтры резкости // Збірник наукових праць ХУ ПС. – Х.: ХУ ПС. – 2007. – Вип. 2 (14). – С. 83-85.
8. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение; Пер. с англ. – М.: БИНОМ, 2006. – 752 с.
9. Лямец В.И., Тевяшев А.Д. Системный анализ.: Учебное пособие. – Х.: ХТУРЭ, 1998. – 252 с.
10. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов / Я.А. Фурман, А.В. Кревецкий, А.К. Передреев, А.А. Рожнецов, Р.Г. Хафизов, И.Л. Егошина, А.Н. Леухин; Под ред. Я.А. Фурмана. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 592 с.

Поступила в редколлегию 9.07.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Ю.В. Стасев, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.