

И.В. РУБАН, канд. техн. наук, ХУВС (г. Харьков),
К.С. СМЕЛЯКОВ, канд. техн. наук, ХУВС (г. Харьков),
С.В. ОСИЕВСКИЙ, канд. техн. наук, ХУВС (г. Харьков)

ВЫДЕЛЕНИЕ МАЛОРАЗМЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИДА

З метою підвищення стійкості, адекватності і точності виділення малорозмірних зображень об'єктів нерегулярного вигляду в автоматичному режимі в роботі запропоновано підхід, який засновано на аналізі контрастності розглядаємих зображень відносно фону з використанням спеціального виду регіональних масок, адаптованих до параметрів форми аналізуємих об'єктів нерегулярного вигляду.

With the aim to increase stability, adequacy and accuracy of segmentation of small-sized images of irregular objects in automatic mode, an approach is suggested that is based on the image vs. background contrast analysis that uses the proposed regional masks being adjusted to the form parameters of the considered irregular objects.

Постановка проблемы. В связи с существенным ростом возможностей современных технических средств получения цифровых фотографий объектов различной физической природы, все большее число таких снимков используется для компьютерного анализа свойств объектов, например, для мониторинга чрезвычайных ситуаций, поиска месторождений ископаемых и иных объектов на поверхности Земли по аэрофотоснимкам [1 – 5]. Важный класс задач этого типа связан с выявлением особенностей структуры объектов по их изображениям. При этом возникает необходимость анализа фрагментов исходного (входного) изображения, линейные размеры которых не выходят за границы заданного интервала значений

$$[diam_*, Diam_*], \quad (1)$$

и на два-три порядка меньше размеров входного изображения. Для таких малоразмерных изображений (МИ) их границы, особенно для объектов естественного происхождения, как правило, не имеют приемлемого аналитического представления (кривыми первого и второго порядка) с заданной точностью. Поэтому в общем случае МИ имеют нерегулярный вид.

Для этих задач в рамках данной работы считается, что в качестве исходных данных задано полутоновое входное изображение некоторой совокупности объектов в поле зрения. Под сегментацией понимается отделение изображений объектов от фона по контрастности с целью их последующей идентификации и анализа свойств интересующих объектов.

Анализ литературы. Изменение условий получения исходных данных, например, по уровню освещения, может приводить к значимым вариациям

яркости изображений объектов и фона. В этих условиях пороговые методы сегментации по яркости неустойчивы, а использование методов аппроксимации распределения яркости изображения не обеспечивает требуемую оперативность [6], что не позволяет на их основе автоматизировать сегментацию и идентификацию МИ. Поэтому основное распространение получил подход, основанный на сегментации изображений по контрастности с использованием масок. В сравнении с пороговыми методами сегментации по яркости этот подход обладает существенно большей устойчивостью к вариациям яркости изображений [6 – 8]. В развитие этого подхода разработано большое количество масок и детекторов граничных пикселей изображений [9 – 14], а также методов построения границ по выделенным граничным пикселям, включая методы устранения разрывов, утоньшения и сглаживания границ [6 – 8, 15 – 18]. При этом для обеспечения устойчивости сегментации в условиях зашумления разработан широкий спектр сглаживающих фильтров.

Вместе с присущими им достоинствами, существующие маски и граничные детекторы преимущественно не ориентированы на работу с МИ. Структура и параметризация существующих масок и граничных детекторов не всегда позволяет обеспечивать требуемую полноту их настройки и адаптации к условиям получения исходных данных и параметрам изображений [19]. В результате во многих важных приложениях возникает актуальная проблема адекватной сегментации МИ с требуемым уровнем автоматизации и вычислительной эффективности.

Целью данной работы является разработка подхода к автоматизации сегментации МИ объектов нерегулярного вида по контрастности на основе использования масок, адаптируемых к параметрам формы анализируемых объектов.

1. Построение модели и критерия сегментации МИ

Считаем, что входное изображение отфильтровано и содержит одно связное МИ некоторого класса объектов. При этом координаты пикселей изображения могут принимать неотрицательные целочисленные значения; ε – окрестность пикселя d на дискретном поле – множество пикселей $\{d_i\}$: $\rho(d, d_i) \leq \varepsilon$, где $\varepsilon > 0$ – действительное число. Здесь ρ – евклидово расстояние, а радиусы рассматриваемых окрестностей принадлежат множеству типовых расстояний $\{\rho_\zeta\}_{\zeta=1,2,\dots} = \{1, \sqrt{2}, 2, \sqrt{5}, \sqrt{8}, 3, \dots\}$ между пикселями дискретного поля снимка.

Одномерный случай. При анализе по выделенному направлению контрастность пикселя d_i с яркостью f_i с использованием одномерной маски радиуса ρ_ζ относительно пикселя d_j с яркостью f_j оценивается так

$$u_{i;\zeta} = |f_i - f_j|. \quad (2)$$

Использование одномерных масок служит для оперативного обнаружения МИ на начальной фазе сегментации с целью локализации области поиска МИ. При этом увеличение радиуса маски позволяет оценивать контрастность пикселей МИ относительно фона, а не тени, яркость пикселей которой значительно варьируется; зная, что яркость МИ больше (или меньше) яркости фона, контрастные пиксели фона можно отфильтровать по знаку выражения $(f_i - f_j)$ в (2). Под тенью изображения [19] здесь понимается множество пикселей входного изображения, яркость которых после оцифровки образована излучением объекта и фона (рис. 1).

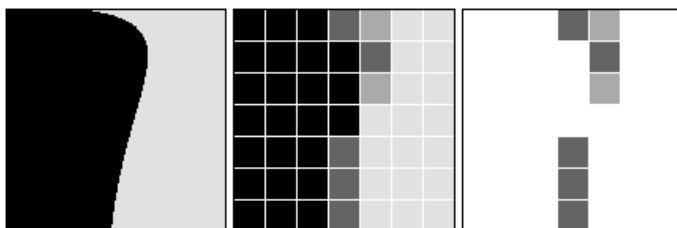


Рис. 1. Слева направо: оптическое изображение объекта, цифровое изображение объекта и его тень

Двумерный случай. Пусть задано односвязное множество G – регион. Его огибающая $l_{\xi, \eta}$ – это множество пикселей, расположенных на расстоянии не ближе ρ_{ξ} и не далее ρ_{η} от границы региона G . Совокупность региона и его огибающей назовем региональной маской $rmask_{\xi, \eta}$ (рис. 2).

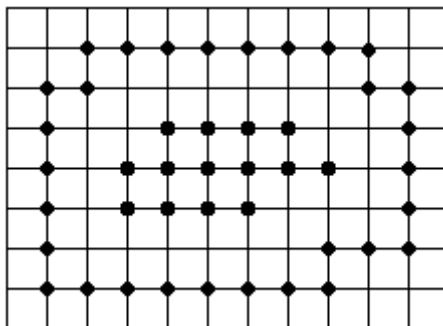


Рис. 2. Региональная маска $rmask_{3,5}$, где черным отмечены пиксели региона G , а серым – пиксели огибающей $l_{3,5}$

Пусть \bar{f}_G и \bar{f}_l – средние яркости региона и его огибающей. Тогда

контрастность региона G оценим так

$$\bar{u}_G = \left| \bar{f}_G - \bar{f}_I \right|. \quad (3)$$

Эти модели далее используются для описания свойств МИ с целью его сегментации по контрастности посредством адаптации формы региона на форму МИ. При этом возможность изменения радиусов ρ_ξ и ρ_η позволяет добиваться ситуации, когда при совмещении МИ и региона G его огибающая состоит из пикселей фона, а тень содержится между регионом и его огибающей, что требуется для делимости МИ от фона.

Таким образом, основные элементы модели МИ, в дополнение к ограничениям (1), которые служат для быстрой идентификации объектов по диаметру, представлены: радиусами масок ρ_ζ , ρ_ξ , ρ_η , нижней оценкой контрастности (порогом) T_1 для быстрого обнаружения МИ с использованием одномерной маски по (2), а также нижней оценкой контрастности (порогом) T_2 для выделения МИ с использованием региональной маски по (3). Кроме этого, для снижения степени маскирования ложных пикселей в процессе сегментации может проверяться выполнение ограничения на неоднородность яркостей пикселей получаемого региона. Критерий Kr_1 сегментации пикселя МИ: пиксель входного изображения d_i считается пикселем искомого МИ, если для него выполняются соотношение $u_{i;\zeta} \geq T_1$, при условии, что $f_i > f_j$ (предполагаем, что яркость фона ниже яркости объекта). Критерий Kr_2 сегментации МИ: регион G считается искомым МИ, если его диаметр удовлетворяет (1), а контрастность удовлетворяет соотношению $\bar{u}_G \geq T_2$, при условии, что $\bar{f}_G > \bar{f}_I$.

2. Сегментация МИ

На основе введенной системы критериев предлагается метод адаптивной сегментации МИ, основные шаги которого состоят в следующем.

Шаг 1. По критерию Kr_1 построчным сканированием входного изображения ищем контрастный пиксель; при обнаружении такового – переход к шагу 2, иначе (по окончании просмотра) – переход к шагу 4.

Шаг 2. Пусть f – яркость полученного пикселя. В качестве базового региона $G_{(i)}$ ($i = 0$) принимаем объединение этого пикселя с теми 8-связными с ним пикселями, яркость которых не ниже f . Далее выполняется адаптивная итерационная процедура наращивания региона.

Шаг G_0 . Принимаем значение f в качестве начального порога по яркости $B_{(i)}$ для региона $G_{(i)}$.

Шаг G1. Полагаем $i = i + 1$.

Шаг G2. Снижаем порог $B_{(i-1)}$ и наращиваем множество $G_{(i-1)}$ за счет 8-связных пикселей с яркостью не меньшей $B_{(i)}$.

Шаг G3. Если диаметр $G_{(i)}$ превышает $Diam_*$, переход к шагу G4; иначе – к шагу G1.

Шаг G4. Удаляем из системы $\{G_{(i)}\}$ регионы, диаметр которых меньше $diam_*$.

Пример равномерного построения порога имеет вид $B_{(i)} = B_{(i-1)} - k$, где k – целое положительное число, определяющее скорость наращивания региона; с целью повышения эффективности сегментации правило построения порога следует формировать с учетом особенностей рассматриваемых изображений.

Шаг 3. Для регионов $\{G_{(i)}\}$ строим региональную маску (по-существу – огибающую) и оцениваем их контрастность согласно (3). Применяя критерий Kr_2 к регионам $\{G_{(i)}\}$, определяем, какой из них определяет искомое МИ. Если несколько регионов удовлетворяет критерию Kr_2 , выбираем из них регион с максимальной контрастностью.

Шаг 4. Конец.

3. Автоматизация сегментации МИ в условиях вариаций их яркостных и контрастных свойств

Основной причиной значительного разброса яркостно-контрастных свойств изображений является изменение условий освещения и вариации фотометрических параметров объектов. В этих условиях яркостные и, в значительно меньшей степени, контрастные свойства изображений также будут варьироваться. В связи с этим использование фиксированного набора параметров модели (радиусов масок и порогов) может существенно снижать устойчивость и адекватность сегментации МИ в автоматическом режиме. Для решения этой проблемы предлагается применять следующие процедуры. На этапе настройки параметров модели определяется диапазон $F = [\overline{F}_{\min}, \overline{F}_{\max}]$ возможных средних яркостей входного изображения. Затем диапазон F разбивается на n частей $\{F_i\}_{i=1, \overline{, n}}$ по заданному критерию и для каждого уровня яркости F_i настройка параметров (радиусов масок и порогов) производится индивидуально; в результате получается n кортежей параметров модели МИ $\{K_i\}_{i=1, \overline{, n}}$. Перед сегментацией поступившего изображения вначале оценивается средняя яркость входного изображения, по которой выбирается требуемый кортеж параметров модели. После этого сегментируется МИ.

Выводы. При выполнении определенных ограничений на вариации исходных данных (после выполнения процедуры настройки радиусов масок и порогов и, при необходимости, после фильтрации шума с целью обеспечения устойчивости) предложенный в работе метод позволяет обеспечить высокую точность сегментации МИ нерегулярного вида в автоматическом режиме за счет адаптации региона маски $rmask_{\xi, \eta}$ на форму МИ. Решение ряда практических задач сегментации МИ по аэрофотоснимкам подтвердило эффективность предложенного подхода в отношении точности сегментации МИ нерегулярного вида в автоматическом режиме. При этом быстрая локализация МИ с применением одномерных масок позволяет добиваться высоких показателей вычислительной эффективности сегментации МИ.

Список литературы: 1. Rudel T.K., Bates D., Machinguashi R. A tropical forest transition? Agricultural change, out-migration, and secondary forests in the Ecuadorian Amazon // Annals of Association of American Geographers. – 2002. – Vol. 92. – № 1. – P. 87–102. 2. Malanson G.P. Extinction-debt trajectories and spatial patterns of habitat destruction // Annals of Association of American Geographers. – 2002. – Vol. 92. – № 2. – P. 177–188. 3. Cowell C.M., Dyer J.M. Vegetation development in a modified riparian environment: Human imprints on an Allegheny River wilderness // Annals of Association of American Geographers. – 2002. – Vol. 92. – № 2. – P. 189–202. 4. Lo C.P. Urban indicators of China from radiance-calibrated digital DMSP-OLS nighttime images // Annals of Association of American Geographers. – 2002. – Vol. 92. – № 2. – P. 225–240. 5. Lloyd R., Hodgson M.E., Stokes A. Visual Categorization with Aerial Photographs // Annals of Association of American Geographers. – 2002. – Vol. 92. – № 2. – P. 241–266. 6. M. Sonka, V. Hlavak, R. Boyle Image processing, analysis, and machine vision. California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p. 7. Chen C.H., Pau L.F., Wang P.S.P. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision. London (UK): Word Scientific Publishing Company, 1993. – 984 p. 8. Форсайт Д.А., Понс Д. Компьютерное зрение. Современный подход. – К.: Вильямс, 2004. – 928 с. 9. Семенов С.И. Теория неадаптивных масок для обработки изображений // Биомедицинские технологии и радиоэлектроника. – 2002. – № 12. – С. 33–40. 10. Smith S.M., Brady J.M. SUSAN – a new approach to low level image processing // Int. Journal of Computer Vision. – 1997. – Vol. 23. – № 1. – P. 45–78. 11. Robert. M. Haralick Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1984. – Vol. 6. – № 1. – P. 58–68. 12. Canny J.F. A computational approach to edge detection // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. 8. – № 6. – P. 679–698. 13. Sobel I. An isotropic 3x3 image gradient operator. In H. Freeman, editor, Machine Vision for Three-Dimensional Scenes, Academic Press, 1990. – P. 376–379. 14. Shen J., Castan S. An optimal linear operator for step edge detection // Computer Vision, Graphics and Image Processing. – 1992. – Vol. 54. – № 2. – P. 112–133. 15. Cohen L.D., Cohen I. Finite-Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2-D and 3-D Images // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1993. – Vol. 15. – № 11. – P. 1131–1147. 16. Haris K., Efstratiadis S. N., Maglaveras N. and Katsaggelos A. K. Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging // IEEE Trans. Image Processing. – 1998. – Vol. 7. – № 12. – P. 1684–1699. 17. Peter Meer, Bogdan Georgescu Edge Detection with Embedded Confidence // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2001. – Vol. 23. – № 12. – P. 1351–1365. 18. Konishi S., Yuille A.L., Coughlan J.M., Zhu S.C. Statistical Edge Detection: Learning and Evaluating Edge Cues // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2003. – Vol. 25. – № 1. – P. 57–74. 19. Смеляков К.С. Модели и методы сегментации границ изображений нерегулярного вида на основе адаптивных масок: Автореф. ... канд. техн. наук: 18.11.04. / ХНУРЭ. – Харьков, 2005. – 16 с.

Поступила в редакцию 14.04.2006