

Различение объектов на цифровых изображениях

В. Ю. Волков

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина);
vl_volk@mail.ru

Аннотация. Целью работы является решение задачи выделения компактных объектов и различения их по форме на цифровых изображениях. Для анализа рассматриваются монохромные изображения, присущие системам дистанционного зондирования. Использован адаптивный многопороговый подход, который основан на формировании набора бинарных срезов. На каждом срезе производится селекция объектов по площади и по коэффициенту компактности, который является решающей статистикой для различения. Для установления связи объектов на разных срезах анализируется скорость изменения площади объекта с увеличением порога с учетом эффекта перколяции. Рассмотрен пример различения объектов в виде диска и квадрата, появляющихся на шумовом гауссовом фоне. Для него рассчитаны потенциальные характеристики различения, совпадающие с результатами моделирования, а также получены результаты применения многопороговой обработки. Приведены примеры различения компактных объектов на реальных изображениях, полученных бортовыми системами наблюдения.

Ключевые слова: адаптивная многопороговая сегментация, различение и распознавание объектов, перколяция

I. ВВЕДЕНИЕ

Задачи обнаружения, различения и локализации объектов интереса на изображениях различной природы весьма актуальны и интенсивно исследуются. Эти задачи решаются телевизионными, инфракрасными, лазерными и радиолокационными системами наблюдения с синтезированными апертурами [1–5].

В данной статье исследуется возможность выделения и дифференциации компактных объектов на монохромных цифровых изображениях с использованием адаптивного многопорогового алгоритма. Работа алгоритма основана на изменении площадей объектов с увеличением порога и на эффекте перколяции (просачивания), который вызывает расщепление единого объекта на отдельные фрагменты. Для выделения объектов на каждом морфологическом слое используются характеристики изменения площади и компактности этого объекта на соседних слоях. Преимущество этого метода заключается в его адаптивных свойствах. Пороговые значения алгоритма настраиваются для каждого изолированного объекта отдельно, что отличает его от известных решений [6, 7].

Новый подход связан с формированием трехмерной иерархической структуры объектов на основе многопороговой обработки с использованием эффекта перколяции [8,9]. Он позволяет связать свойства объекта на соседних бинарных слоях и построить трехмерную

иерархическую структуру для последующей сегментации с использованием геометрических характеристик.

Представленные алгоритмы легко реализуются благодаря простоте операций, небольшому количеству настраиваемых параметров и имеют преимущества в эффективности по сравнению с известными стандартными процедурами. Задача состоит в том, чтобы изучить эффективность их использования при обнаружении и выделении компактных объектов на зашумленных тестовых и реальных изображениях.

II. РАЗЛИЧЕНИЕ ОБЪЕКТОВ НА ЗАШУМЛЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

A. Оптимальное различение объектов в гауссовском шуме

Рассмотрение задачи различения полностью известных объектов интересно для получения потенциальных количественных характеристик оптимального различения, например, условных вероятностей ошибок или полной (суммарной) вероятности ошибки [1].

Рассмотрим случай задания действительных сигналов на дискретной сетке пикселей: $i = 1, \dots, N_x; j = 1, \dots, N_y$, где $N_x N_y$ определяет размер всего изображения.

Пусть s_1 и s_2 – точно известные двумерные сигналы с мощностями $P_1 = \sum_{i,j} s_1^2(i, j)$ и $P_2 = \sum_{i,j} s_2^2(i, j)$ причем на изображении $y(i, j) \in N_x \times N_y$ может появиться либо

сигнал s_1 в аддитивной смеси с гауссовским шумом (гипотеза H_1), либо сигнал s_2 также в смеси с шумом (гипотеза H_2). Шум полагается некоррелированным, причем в каждом пикселе он имеет нулевое математическое ожидание и дисперсию σ^2 . Требуется принять решение в пользу одной из гипотез путем обработки входного изображения y .

Алгоритм оптимального различения сигналов в дискретной форме следует из [10]: решение в пользу H_1 принимается, если $\sum_{i,j} y(i, j) s_{\Delta}(i, j) > (P_1 - P_2)/2$. Здесь

$s_{\Delta}(i, j) = s_1(i, j) - s_2(i, j)$ – разностный сигнал с мощностью $P_{\Delta} = \sum_{i,j} s_{\Delta}^2(i, j)$. В случае, когда на

зашумленном изображении действительно присутствует объект s_1 , наблюдение имеет вид: $y(i, j) = s_1(i, j) + n(i, j)$, и вероятность ошибки (вероятность принятия гипотезы H_2

при наличии объекта s_1) определится вероятностью выполнения неравенства

$$\sum_{i,j} s_1(i,j)s_{\Delta}(i,j) + \sum_{i,j} n(i,j)s_{\Delta}(i,j) < (P_1 - P_2)/2,$$

или $\sum_{i,j} n(i,j)s_{\Delta}(i,j) < (P_1 - P_2)/2 - P_1 + \sum_{i,j} s_1(i,j)s_2(i,j).$

Левая часть неравенства $z = \sum_{i,j} n(i,j)s_{\Delta}(i,j)$

представляет собой случайную величину с нулевым математическим ожиданием и дисперсией $\sigma_z^2 = \sigma^2 P_{\Delta}$, а правая часть равна $-P_{\Delta}/2$. Выполняя замену переменной $\eta = -z/\sigma_z$, можно получить выражение для вероятности

ошибки $p = \int_{-P_{\Delta}/2}^{\infty} \varphi(z) dz$, где $\varphi(z) = (2\pi)^{-0.5} \exp(-z^2/2) -$

гауссовская плотность вероятности. Переходя к нормированной переменной, получаем расчетную формулу, использующую интеграл вероятности в форме

Лапласа $\Phi(\alpha) = \int_{-\infty}^{\alpha} \varphi(z) dz :$

$$p = 1 - \Phi(\alpha), \text{ где } \alpha = 0,5 P_{\Delta}/\sigma_z = 0,5 (P_{\Delta}/\sigma^2)^{0.5}.$$

Точно такое же выражение получается для второй вероятности ошибки (вероятность принятия гипотезы H_1 при наличии объекта s_2), поэтому суммарная вероятность ошибки равна p , если сигнальные изображения равновероятны.

В. Оптимальное различение объектов в форме диска и квадрата

Рассмотрим различение двух объектов примерно одинаковой площади и одинаковой интенсивности, один в виде диска, другой – квадратной формы. На рис. 1 изображены оба объекта и разностный сигнал s_{Δ} . Рис. 2 показывает результаты корреляционной обработки z_1 и z_2 для двух гипотез при дисперсии шума $\sigma^2 = 1$ и отношении сигнал/шум $d = 4,65$ (это отношение представляет собой относительный сдвиг математического ожидания в каждом пикселе). Ниже приведены горизонтальные сечения этих изображений.

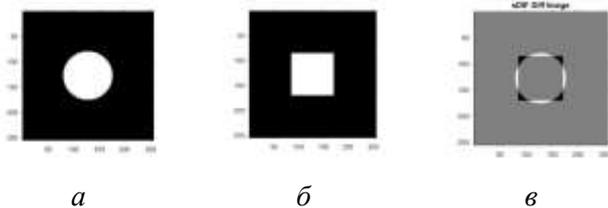


Рис. 1. Сигнальные объекты (а, б) и разностный сигнал (в)

Результаты моделирования оптимального различения приведены на рис. 3 для числа итераций $M = 100$. В данном случае приемлемые вероятности ошибок достигаются при отношении сигнал/шум для разностного сигнала, большего 10.

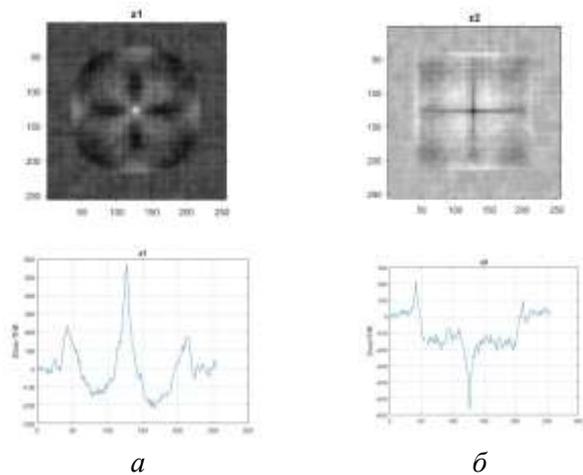


Рис. 2. Результаты корреляционной обработки для двух гипотез (а и б), и их горизонтальные сечения

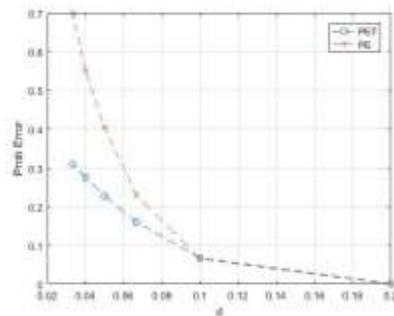


Рис. 3. Теоретическая вероятность ошибки (PET) и ее оценка (PE), полученная моделированием для числа итераций $M = 100$

С. Адаптивный многопороговый алгоритм различения объектов по коэффициенту компактности

Основной трудностью при реализации оптимального алгоритма различения объектов на зашумленных изображениях является проблема априорной неопределенности. Как правило, точно не известны ни геометрическая форма объектов, ни распределение интенсивности в пределах их границ. Это не позволяет корректно сформировать опорные сигналы и разностный сигнал, а также установить пороговые значения для принятия решения. Таким образом, исследование оптимального алгоритма различения имеет смысл для расчета потенциальных вероятностей ошибок. Практически работоспособные алгоритмы должны формировать инвариантные статистики и использовать адаптивные методы установки порогов для принятия решения.

Такой вариант алгоритма различения объектов на изображениях реализуется путем многопороговой обработки и адаптивной селекции объектов по геометрическим признакам. Детали алгоритма селекции изложены в работе [2]. В качестве признака для селекции и различения объектов по форме можно использовать коэффициент компактности, представляющий собой отношение квадрата периметра объекта к его площади. Его также называют коэффициентом удлинения периметра. Для незашумленного объекта в форме диска эта величина равна 4π . Поэтому используются нормированные значения $P_S = P^2/(4\pi S)$, которые для диска равны единице. Здесь P – периметр объекта; S –

его площадь. Теоретическое значение этого параметра для квадрата – 1,273. Это позволяет хорошо различать такие структуры на незашумленных изображениях. При действии шумов происходит существенное увеличение этого показателя вследствие появления «фрактальных» отростков на бинарных срезах, формируемых многопороговой обработкой, поэтому эффективность селекции и различения компактных объектов разной формы падает с уменьшением отношения сигнал/шум.

Рассмотрим различение объектов в форме диска и квадрата. Объекты не различимы по площади и по интенсивности, поэтому единственным путем является селекция по форме. Рис. 4 показывает зависимости средних значений коэффициента удлинения периметра для объектов в форме диска и квадрата, полученные в результате моделирования. При малых отношениях сигнал/шум значения этого параметра существенно возрастают, что затрудняет селекцию объектов интереса от фоновых образований, также имеющих большие значения P_S .

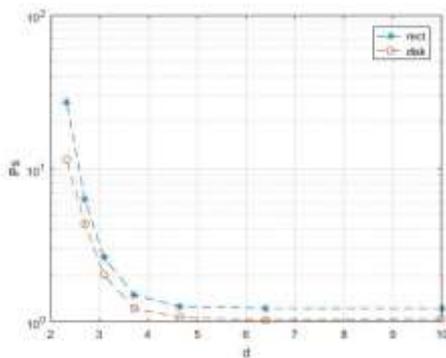


Рис. 4. Зависимости коэффициента удлинения периметра P_S от отношения сигнал/шум в сигнальных пикселях: disk – для диска; rect – для квадрата

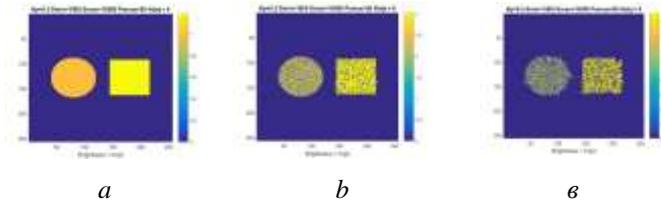


Рис. 5. Результаты селекции объектов путем многопороговой обработки с использованием коэффициента удлинения периметра: а – $d = 20$; б – $d = 2$; в – $d = 1$

Результирующие изображения отселектированных объектов показаны на рис. 5 для трех значений отношения сигнал/шум $d = 20, 2, 1$, где цветовая шкала соответствует значениям P_S . При малых отношениях сигнал/шум объекты обрастают фрактальными отростками, что снижает возможности использования коэффициента удлинения периметра. Однако заметно, что объекты в значительной степени сохраняют форму, следовательно, в этих ситуациях возможно применение других признаков для повышения эффективности различения.

Многопороговый алгоритм выбирает изолированные объекты на каждом слое и выбирает свой собственный слой для сегментации отдельного объекта на основе минимального значения коэффициента компактности P_S для этого слоя. В случае обработки модельного изображения, содержащего диск и квадрат, оценки этого

коэффициента оказываются зависящими от отношения сигнал/шум d , как показано на рис. 6 и 7. При достаточно больших отношениях сигнал/шум эти коэффициенты стремятся к теоретическим значениям ($P_S = 1$ для чистого диска и $P_S = 1,2441$ для чистого квадрата). Таким образом, распознавание каждого из объектов по абсолютному значению измеряемого коэффициента P_S затруднено.

Однако разница в этих оценках позволяет выбрать диск и квадрат, если эти объекты присутствуют на изображении вместе. В этом случае алгоритм позволяет отличить в шуме диск (наиболее компактный объект) от другого объекта с меньшей компактностью. Увеличение уровня шума приводит к потере формы объектов из-за появления фрактальных шумовых процессов по периметру. Алгоритм уверенно отличает диск от квадрата при $d > 6$, но при более низких значениях его эффективность резко падает, как показано на рис. 6.

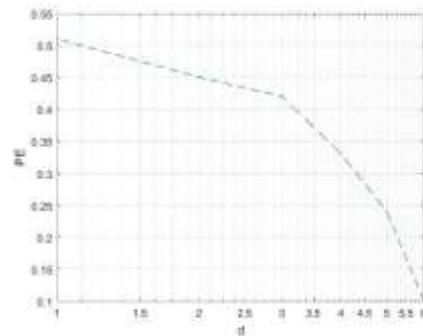


Рис. 6. Вероятности ошибки в зависимости от отношения сигнал/шум для адаптивного многопорогового различения диска от квадрата, полученные путем моделирования для числа итераций $M = 100$

Различение объектов по коэффициенту компактности решает проблему неизвестного размера объекта, однако из сравнения с оптимальной обработкой ясно, что существует значительный ресурс для улучшения качества различения объектов за счет использования дополнительных признаков формы объектов.

III. СЕЛЕКЦИЯ И РАЗЛИЧЕНИЕ КОМПАКТНЫХ ОБЪЕКТОВ НА РЕАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Ряд примеров иллюстрирует эффективность использования коэффициента компактности для различения объектов по форме. Они представлены на рис. 7 – рис. 9. Исходные цифровые изображения расположены сверху, а результаты адаптивной многопороговой обработки – под ними. Для выделения и различения объектов использовались минимальные значения коэффициента компактности P_S с ограничениями на минимальную площадь S_{min} выбранных объектов. Объекты с наименьшими показателями P_S подсвечены желтым цветом. Каждый изолированный объект выбирается отдельно и может быть локализован и измерен для дальнейшего распознавания.

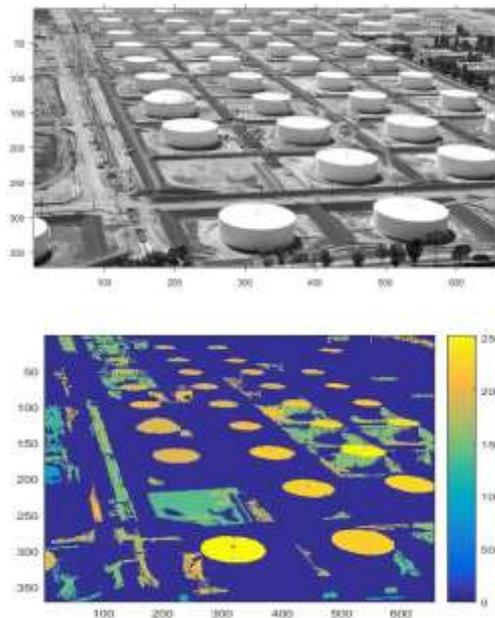


Рис. 7. Исходное цифровое изображение (сверху), и результаты многопороговой селекции компактных объектов (снизу)

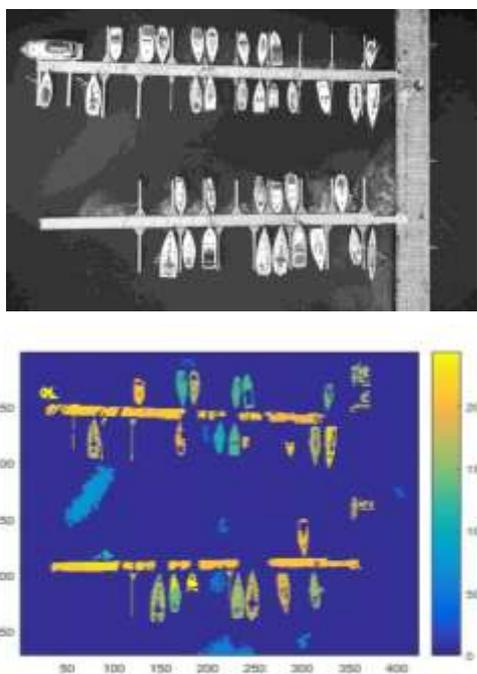


Рис. 8. Исходное цифровое изображение (сверху), и результаты многопороговой селекции компактных объектов (снизу)

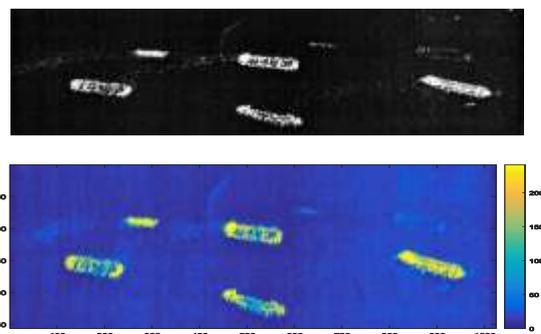


Рис. 9. Исходное цифровое радиолокационное изображение (сверху), и результаты многопороговой селекции компактных объектов (снизу)

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрена задача различения сигнальных объектов на зашумленных изображениях. Исследован случай различения объектов в форме диска и в форме квадрата. Рассчитаны теоретические значения вероятностей ошибок в этом случае, и проведено моделирование работы оптимального различителя. Для ситуаций с априорной неопределенностью относительно формы объектов и их интенсивностей использован практический алгоритм адаптивной многопороговой селекции по коэффициенту удлинения периметра, показывающий неплохие результаты при моделировании и при обработке реальных цифровых изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2016. V. 117. P. 11–28.
- [2] Arias-Castro E., Grimmert G.R. Cluster detection in networks using percolation // *Bernoulli*. 2013. V. 19(2). P. 676–719.
- [3] Patil G.P., Taillie C. Upper level set scan statistic for detecting arbitrarily shaped hotspots // *Environmental and Ecological Statistics*. 2004. V. 11, P. 183–197.
- [4] Gorelick L., Gorelick R., Basri R. Shape based detection and top-down delineation using image segments // *Int. J. of Computer Vision*. 2009. V. 83(3), P. 211–232.
- [5] Szakál, Z., Zsoldos, I. Symmetry and similarity properties of 2D figures // *Int. J. of Sustainable Construction and Design*. 2011. V. 11; 2(1). P. 152–159.
- [6] Gu H., Han Y., Yang Y., Li H., Liu Z., Soergel U., Blaschke T., Cui S. An efficient parallel multi-scale segmentation method for remote sensing imagery // *Remote Sensing*. 2018. V. 10(4). P. 590–608.
- [7] Shivahare B.D., Gupta S.K. Multilevel thresholding based image segmentation using whale optimization algorithm // *Int. J. of Innovative Technology (IJITEE)*. 2019. V. 8. Iss. 12.
- [8] Волков В.Ю. Адаптивная многопороговая селекция объектов на изображениях в системах дистанционного зондирования // *Информационно-управляющие системы*. 2020. № 3. С. 12–24.
- [9] Volkov V.Yu., Bogachev M.I., Kayumov A.R. Object selection in computer vision: from multi-thresholding to percolation based scene representation / In: *Computer Vision in Advanced Control Systems-5, Intelligent Systems Reference Library*. V. 175. Springer Nature Switzerland AG, 2020.
- [10] Зюко А.Г., Кловский Д.Д., Назаров М.В., Финк Л.М. Теория передачи сигналов. М.: Радио и связь, 1986. 304 с.