ISSN 2413–9599 (Print)
ISSN 2541–870X (Online)

www.radioprom.org

DOI: 10.21778/2413-9599-2019-29-2-76-88
УДК 004.932.2: 621.396.96

Многопороговая селекция объектов на изображениях в системах дистанционного наблюдения

В.Ю. Волков[1, 2, 3], М.И. Богачев[2], О.А. Маркелов[2]

[1] АО «Научно-производственное предприятие «Радар ммс», Санкт-Петербург, Россия
[2] Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ», Санкт-Петербург, Россия
[3] Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия

Цель работы – повышение эффективности селекции объектов различной природы на цифровых монохромных изображениях, формируемых в системах дистанционного наблюдения. Для этого в структуру многопороговой обработки вводятся алгоритмы формирования признаков объектов, относительно которых задаются граничные значения. Предложены новые схемы многопороговой обработки и селекции объектов интереса с установкой порога по результатам селекции. Получены и опробованы алгоритмы многопороговой селекции объектов по площади и по другим масштабно-инвариантным геометрическим признакам, таким как коэффициент удлинения периметра объекта и коэффициент удлинения главной оси описывающего эллипса. Порог бинаризации устанавливается для каждого из селектируемых объектов исходя из экстремума применяемого геометрического критерия. Используемые новые инвариантные геометрические признаки различаются для круглых и удлиненных объектов и обеспечивают независимость характеристик при изменениях масштаба изображения. Представлены результаты обработки типовых моделей изображений, а также результаты селекции объектов на реальных телевизионных и инфракрасных изображениях, показывающие эффективность предложенного метода селекции.

Ключевые слова: многопороговая обработка, селекция объектов, сегментация

Для цитирования:
Волков В.Ю., Богачев М.И., Маркелов О.А. Многопороговая селекция объектов на изображениях в системах дистанционного наблюдения // Радиопромышленность. 2019. Т. 29, № 2. С. 76–88. DOI: 10.21778/2413-9599-2019-29-2-76-88

© Волков В.Ю., Богачев М.И., Маркелов О.А., 2019

Multi-threshold object selection in images of remote sensing systems

V. Yu. Volkov[1, 2, 3], M.I. Bogachev[2], O.A. Markelov[2]

[1] Research and Production Enterprise Radar mms JSC, Saint-Petersburg, Russia
[2] Saint-Petersburg State Electrotechnical University, Saint-Petersburg, Russia
[3] Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Saint-Petersburg, Russia

The aim of the work is to increase the efficiency of selection of objects of different nature in digital monochrome images formed in remote sensing systems. For this purpose, algorithms for the formation of features of objects with respect to which boundary values are specified are introduced into the structure of multi-threshold processing. New schemes of multi-threshold processing and selection of objects of interest with threshold setting based on selection results are proposed. Algorithms of multi-threshold selection of objects by area and other scale-invariant geometric features, such as the elongation coefficient of the perimeter of the object and the elongation coefficient of the main axis of the describing ellipse, are obtained and tested. The binarization threshold is set for each of the selected objects based on the extremum of the applied geometric criterion. The new invariant geometric features used are different for round and elongated objects and provide independence of characteristics with changes in the image scale. Results of processing of typical models of images, and also results of selection of objects on the real television and infrared images showing efficiency of the proposed selection method are presented.

Keywords: multi-threshold processing, object selection, segmentation

For citation:
Volkov V. Yu., Bogachev M.I., Markelov O.A. Multi-threshold object selection in images of remote sensing systems. Radiopromyshlennost, 2019, vol. 29, no. 2, pp. 76–88. (In Russian). DOI: 10.21778/2413-9599-2019-29-2-76-88

Введение

Задачи обнаружения, выделения, селекции и локализации объектов различной формы возникают в системах радиовидения, использующих синтезированные антенные решетки (SAR), инфракрасные, лидарные и телевизионные камеры видимого диапазона. При этом круг решаемых задач включает идентификацию объектов, слежение за ними, сопоставление и совмещение изображений от разнородных датчиков, индексацию и восстановление изображений [1, 2].

Разнообразие и изменчивость форм и текстур объектов, а также интенсивный нестационарный фон определяют сложность обработки. В области объектов интереса, как правило, реализуются небольшие отношения сигнал/фон. Кроме того, зарегистрированное цифровое изображение может иметь низкое качество, малое число уровней квантования, неоднородный характер и нечеткие границы естественных и искусственных структур (рек, дорог, мостов, зданий).

На практике в системах дистационного наблюдения статистический фон сильно отличается от гауссовского, распределение явно асимметрично, а хвосты плотностей вероятности похожи на логнормальную или загрязненную нормальную (contaminated-normal) плотности. При ограниченной выборке вид плотности фона идентифицируется с трудом. Фон также может содержать элементы, которые структурно похожи на сигналы. Такой характер фона практически исключает применение известных методов адаптивной пороговой обработки, так как неправильное формирование порогов может привести к потере полезных объектов на самой ранней стадии. Другая проблема – низкое качество формируемых изображений, пятна, размытые границы; кроме того, изображения SAR страдают от серьезного внутреннего спекл-шума [3].

В теории и практике распознавания объектов на изображениях в системах дистанционного зондирования и технического зрения используются два основных подхода:

1. Дискриминантный подход, основанный на сравнении с эталоном [4]. К нему относятся корреляционные и спектральные методы. Эти методы обладают слабой устойчивостью к возможным искажениям отдельных элементов описания объектов.
2. Структурно-синтаксический подход, более перспективный и связанный с анализом внутренней структуры объектов интереса и выделением локальных признаков [5, 6]. Этот подход обычно включает этап преобразования или реконструкции исходного изображения, чтобы можно было применить селекцию объектов по заданным признакам. В большинстве подходов этап

реконструкции имеет целью сегментацию изображения, т.е. выделение областей, пиксели в которых обладают одинаковым свойством. На этом этапе используются свойства связности и однородности областей. Далее области селектируются по заданным признакам объектов интереса. Трудности использования данного подхода связаны с необходимостью описания разнообразия объектов конечной системой правил. Кроме того, ему присущ большой объем вычислений, особенно в условиях разнообразных геометрических преобразований.

В традиционных схемах сегментации используются признаки, которые выделяются из исходного изображения и только косвенно учитывают свойства объектов интереса. В частности, широко используются свойства гистограммы исходного изображения, свойства кромок и контуров. Результаты последующей селекции объектов практически не используются для сегментации [7–15].

В данной статье рассматривается метод селекции связных объектов, основанный на многопороговой обработке и установке порога по различным геометрическим критериям и их комбинациям, основы которого заложены в работах [16–18].

Селекция объектов при многопороговой обработке

Пусть монохромное изображение $I(x, y)$, где I – интенсивность, а x, y – координаты пикселей, бинаризовано фиксированным глобальным порогом T. Результатом является двоичный слой B_T: $\{B_T = 1$, если $I(x, y) \geq T$; $B_T = 0$, если $I(x, y) < T\}$, в котором подмножество единиц представляет объекты интереса (foreground), например здания, сооружения, транспортные средства, береговая линия, а подмножество нулей относится к фону (background), который определяется ландшафтом области наблюдения.

Если интенсивности пикселей объектов интереса в основном выше интенсивностей фоновых пикселей, то общепринятым методом выбора глобального порога является метод Отсу, работающий в довольно общих условиях. Он основан на анализе гистограммы исходного изображения и дает минимальную сумму внутригрупповых дисперсий для подмножеств $\{I(x, y) > T\}$ и $\{I(x, y) \leq T\}$ соответственно. Ясно, что в практических сценариях объекты интереса размыты, а фон неоднороден и зашумлен, что в случае глобального порога приводит к перекрытию участков распределений для указанных подмножеств и неизбежным ошибкам.

В идеале для каждого объекта интереса требуется свое значение порога, и такие локальные пороги возможно сформировать при использовании локальных (скользящих) окон, в пределах которых фон считается однородным. При этом необходимо задать контролируемую, или базовую (связанную с размерами ожидаемого объекта), и опорную (фоновую) области. Опорная область располагается вблизи контролируемой и используется для формирования адаптивного порога [19]. Эти методы требуют априорного знания размеров объекта интереса. Кроме того, использование фонового окна приводит к потере разрешающей способности по близким объектам и к подавлению одного объекта соседними объектами, которые попадают в область этого окна.

Альтернативные подходы возможны с использованием многопороговой обработки. Один из методов предлагает установку для каждой категории объектов интереса своего порога, который выбирается по заданному критерию [16–18]. При этом для описания категории объектов можно использовать различные параметры, отражающие, например, размеры объекта или его ориентацию. Для анализа разномасштабных изображений удобнее оказываются инвариантные параметры, такие как отношение квадрата периметра к площади, коэффициент растяжения эллипса, а также другие геометрические или текстурные характеристики.

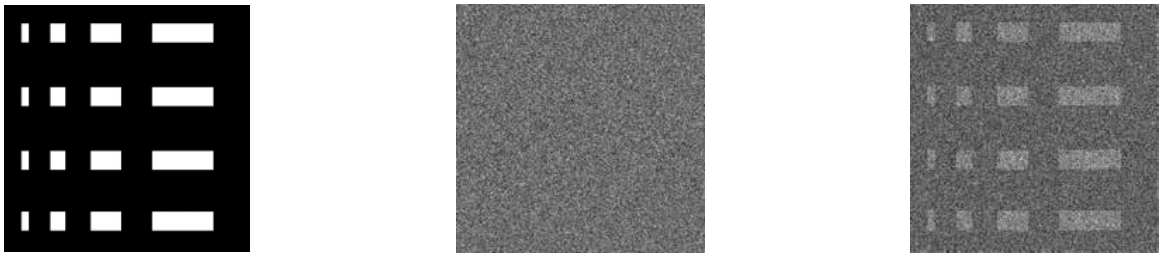
В этом случае на каждом двоичном слое производится селекция объектов, удовлетворяющих заданным свойствам, и порог бинаризации для таких объектов выбирается таким образом, чтобы получить максимальное число отселектированных объектов данной категории (или их пикселей) с учетом требуемого сохранения формы объектов. Этот процесс можно автоматизировать, что приводит к адаптивным методам установки порогов.

Селекция объектов по площади

Считается, что основным свойством, отличающим объект интереса от шумового фона, является связность смежных пикселей на бинарном изображении I_T. На рис. 1 представлена модель монохромного зашумленного изображения на сетке размером 256×256 пикселей, в которой сигнальное поле (рис. 1а) суммируется с гауссовским шумом (рис. 1б) таким образом, что в результирующем поле (рис. 1в) объекты интереса имеют малое отношение сигнал/шум d = 1,163 в каждом сигнальном пикселе.

Отношение сигнал/шум вводится как отношение сдвига математического ожидания к среднеквадратичному значению шума. Сигнальное поле содержит прямоугольные объекты размером 20×8, 20×16, 20×32 и 20×64 пикселей, так что наименьшая площадь объекта равна 160 пикселям.

Рассмотрим чисто шумовое поле с гауссовским распределением вероятности (см. рис. 1б). При



а) б) в)

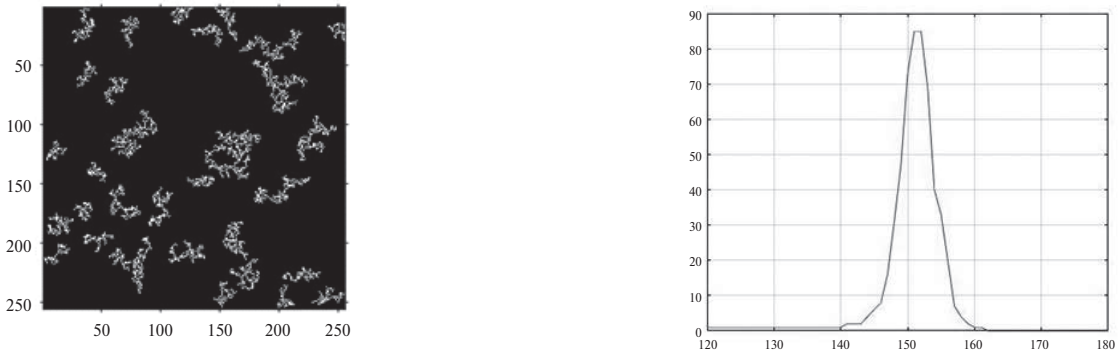
Рисунок 1. Модель изображения, содержащая объекты прямоугольной формы на фоне гауссовского шума: а – сигнальное поле, б – гауссовский шум, в – результирующее поле
Figure 1. An image model containing rectangular objects against a Gaussian noise: a – the signal field, б – Gaussian noise, в – the resultant field

каждом значении порога бинаризации выделяются связные изолированные объекты, содержащие разное число пикселей. Поскольку в дальнейшем будет представлять интерес форма объекта интереса, мелкие объекты (площадь которых меньше $S_{\min}$ = 120 пикселей) исключаются из рассмотрения, что позволяет существенно снизить уровень шума после бинаризации. На рис. 2а показан результат бинаризации при значении 0,6 для порога, нормированного к максимальному значению. Изолированные объекты шумовой природы имеют ярко выраженную фрактальную структуру. Число связных объектов зависит от значения порога (рис. 2б), причем всегда имеется максимум, связанный с определенной процентной точкой плотности вероятности шума [16–18].

На рис. 3 показаны результаты однопороговой селекции связных объектов прямоугольной формы с учетом удаления мелких объектов. Заметны два вида искажения формы объектов: потеря пикселей в области объекта и добавление лишних пикселей по его границам. При высоких значениях порога, необходимых для малого числа ложных объектов, полезные объекты в основном теряют пиксели. При малых отношениях сигнал/шум полезные объекты претерпевают существенные деформации границ, которые приобретают фрагментированный вид. Это приводит к достаточно заметному увеличению периметра таких связных фрагментов.

Оптимальный порог должен обеспечить приемлемое сохранение формы полезных объектов. В частности, можно потребовать примерного равенства числа пикселей, потерянных внутри объекта, и числа пикселей, «приклеившихся» по его границе. В этом случае оптимальный порог не будет соответствовать максимуму отселектированных объектов заданной площади (S_b = 160 и больше), а будет несколько смещен в сторону более высоких значений. На рис. 3а порог бинаризации был равен T = 115, при этом выделилось объектов N_{obj} = 15, в то время как максимальное число N_{obj} = 21 объектов площадью более S_b образовалось при значении T = 108 (рис. 3г).

При последовательном снижении порога (рис. 3в) по сравнению с наиболее высоким (см. рис. 3г) наблюдается «приклеивание» фоновых пикселей



а) б)

Рисунок 2. Результат бинаризации шумового поля: а – шумовые объекты, б – зависимость числа выделенных объектов от значения порога
Figure 2. The result of the noise field binarization: a – noise objects, б – dependence of the number of discriminated objects on the threshold value

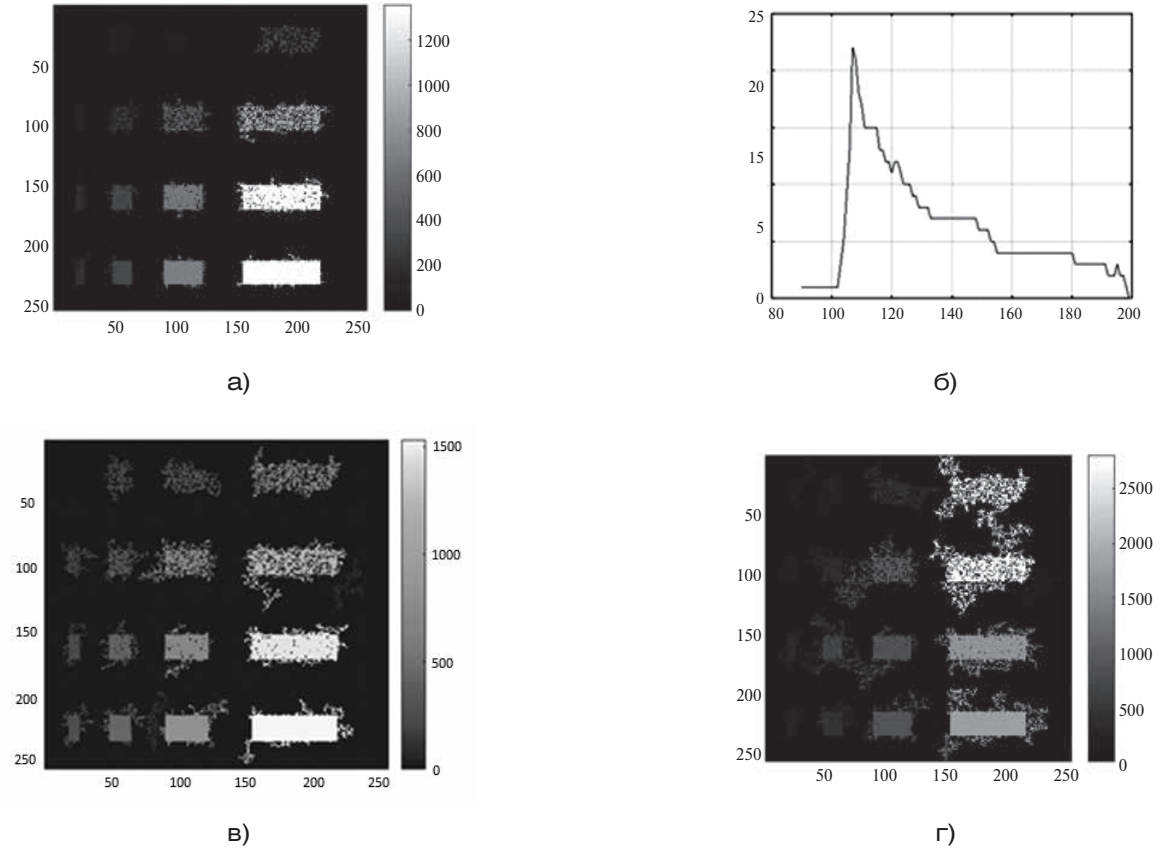


Рисунок 3. Результаты однопорогового выделения прямоугольных объектов (а, в, г) и зависимость (б) числа выделенных объектов от значения порога (яркость объектов пропорциональна их площади): а – T = 115, в – T = 110, г – T = 108
Figure 3. Results of the single-threshold selection of rectangular objects (а, в, г) and dependence (б) of the number of discriminated objects on the threshold value (brightness of objects is proportional to their area): а – T = 115, в – T = 110, г – T = 108

по границам объектов, далее эти «приклеившиеся» отростки разрастаются, а затем соседние объекты сливаются, образуя конгломераты. В этом случае число полезных объектов может уменьшиться. Однако в фоновой области появляются ложные объекты, площадь которых оказывается сравнимой с площадью полезных объектов.

Адаптивная селекция объектов по площади может быть реализована путем установки порога по результатам многопороговой обработки таким образом, чтобы получить на выходе максимальное число объектов заданной площади (или максимальное число пикселей при селекции таких объектов) с учетом требований по искажениям формы объектов [16, 18]. При этом для селекции может быть выбран диапазон площадей желаемых объектов интереса.

Если предположить как одну из самых неблагоприятных ситуаций, что значения интенсивностей в пикселях изображения взаимно независимы, а фон и объекты интереса однородны, можно рассчитать эффективность обнаружения объекта интереса на заданной площади S, включающей n пикселей. Если порог бинаризации достаточно высок, можно пренебречь малым числом фоновых пикселей, которые «прилипают» к объекту в виде фрактальных хвостов. Тогда задача обнаружения объекта интереса в шуме решается путем регистрации k превышений порога из n возможных в области S и сравнения статистики k с порогом счета k_T (метод бинарного интегрирования) [19, 20].

В чистом виде метод бинарного интегрирования может быть реализован путем суммирования числа превышений в пределах скользящего окна заданных размеров, согласованного с размерами обнаруживаемых объектов. При каждом положении скользящего окна статистика k распределена по биномиальному закону. Вероятность достижения или превышения порога k_T статистикой k дается известной формулой [20]

$$P(k \geq k_T) = \sum_{k=m}^{n} C_n^k p^k (1-p)^{n-k},$$

где C_n^k – биномиальные коэффициенты, а p – вероятность превышения порога в каждом пикселе. Эта вероятность равна p_0 в области шумового фона

и p_1 – в области объекта, причем полагается, что $p_1 > p_0$. При достаточно больших n биномиальное распределение можно аппроксимировать гауссовским и ввести дефлекцию решающей статистики $dk = \sqrt{n}(p_1 - p_0)/\sqrt{p_0(1-p_0)}$ как отношение сдвига математического ожидания к среднеквадратичному значению шума. При бинарном интегрировании статистика k имеет математическое ожидание $m = np$ и дисперсию $\sigma^2 = np(1-p)$. Таким образом, в области объекта меняется как математическое ожидание, так и дисперсия решающей статистики.

В случае селекции объектов по площади оказывается возможным существенно снизить вероятность p_0 и соответственно уменьшить порог бинаризации. При этом значения p_1 в области объекта селекции возрастают, что и обеспечивает повышение эффективности обработки. Однако статистика k уже не подчиняется биномиальному распределению, поскольку селектируются лишь связные объекты, а их число существенно меньше, чем число сочетаний из n по k. По аналогии со случаем бинарного интегрирования вероятность достижения или превышения порога k_T статистикой k можно записать в виде

$$P(k \geq k_T) = \sum_{k=k_T}^{n} B_n^k p^k (1-p)^{n-k}, \qquad (1)$$

где B_n^k – коэффициенты, значения которых определяют число связных объектов, состоящих из k пикселей на площади в n пикселей. Вычислить точные значения этих коэффициентов удалось пока только для одномерной модели и для малой площади объектов $n \leqslant 9$ [18].

Трудности расчетов вероятностей по формуле (1) препятствуют определению точного значения порога счета k_T. Однако это можно сделать путем адаптации. Для адаптивной установки порога используется селекция объектов по площади с учетом ограничений на искажения формы объектов. Эти искажения количественно характеризуются числом появляющихся ложных пикселей вокруг границ объекта и числом пропадающих полезных пикселей внутри объекта.

Результаты моделирования представлены на рис. 4, где на стандартном гауссовском шумовом фоне располагаются 49 квадратных объектов размером 16×16 пикселей (рис. 4б). Отношение сигнал/шум (относительный сдвиг математического ожидания) в каждом пикселе равно d = 1,163. На рис. 4в представлена зависимость общего числа связных объектов от значения порога. При селекции объектов по площади приемлемое искажение границ объектов достигается при значениях порога,

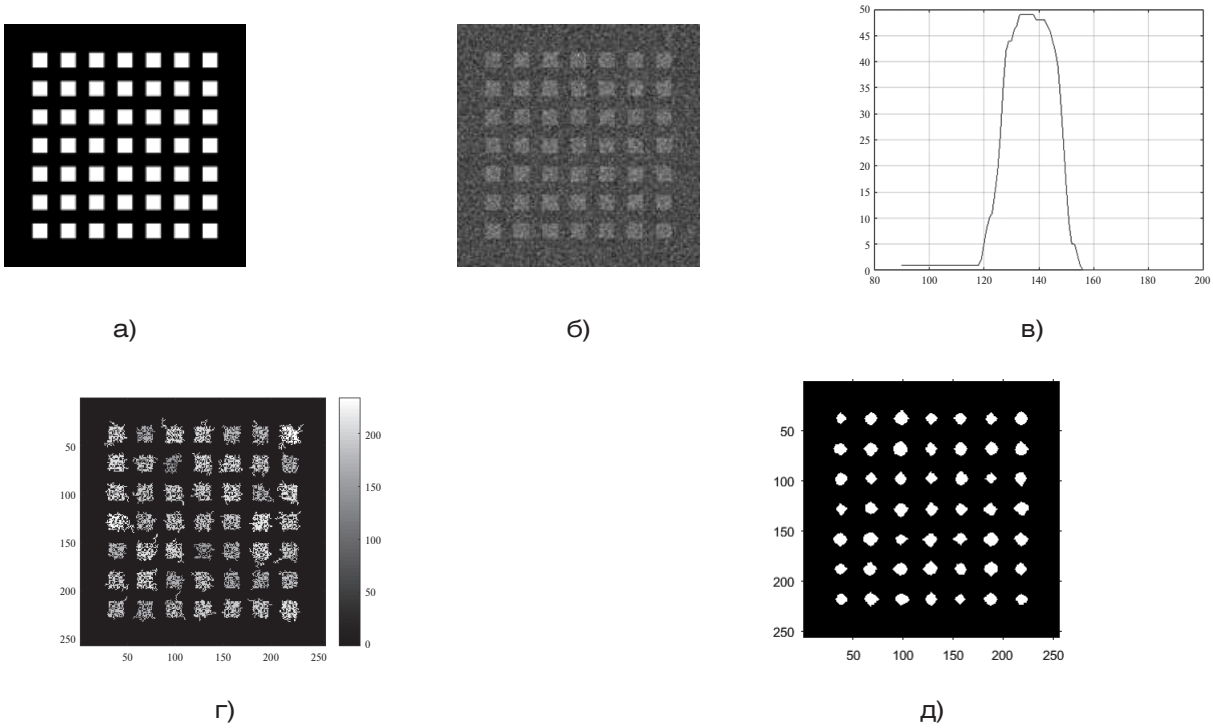


Рисунок 4. Моделирование селекции по площади квадратных объектов (а) на фоне гауссовского шума (б); в – зависимость числа селектируемых объектов от значения порога; г – результаты селекции объектов по площади; д – результаты обнаружения объектов методом бинарного интегрирования

Figure 4. Simulation of discrimination by area of square objects (a) against the background of Gaussian noise (б); в – dependence of the number of selected objects on the threshold value; г – the results of the discrimination of objects by area; д – results of the detection of objects by the method of binary integration

превышающих $T = 138$ (рис. 4г). При меньших значениях порога форма объектов искажается фрактальным шумом, который существенно фрагментирует границы.

Метод селекции объектов по площади обеспечивает неплохое выделение формы объектов даже при малых отношениях сигнал/шум, практически не уступая по помехоустойчивости методу бинарного интегрирования (рис. 4д). Хорошо заметно, что алгоритм, работающий по методу бинарного интегрирования, значительно искажает форму объектов, обеспечивая взамен наибольшее отношение сигнал/шум при накоплении.

На рис. 5 представлены результаты селекции объектов по площади на изображении, полученном аэрофотосъемкой (рис. 5а). На рис. 5б показана зависимость числа селектируемых объектов от значения порога. Изображение (рис. 5в) получено при установке порога на максимальное число выделяемых связных объектов ($N_{obj} = 30$ при $T = 101$). Шкала интенсивностей отражает значения площадей объектов в пикселях. С увеличением порога удается

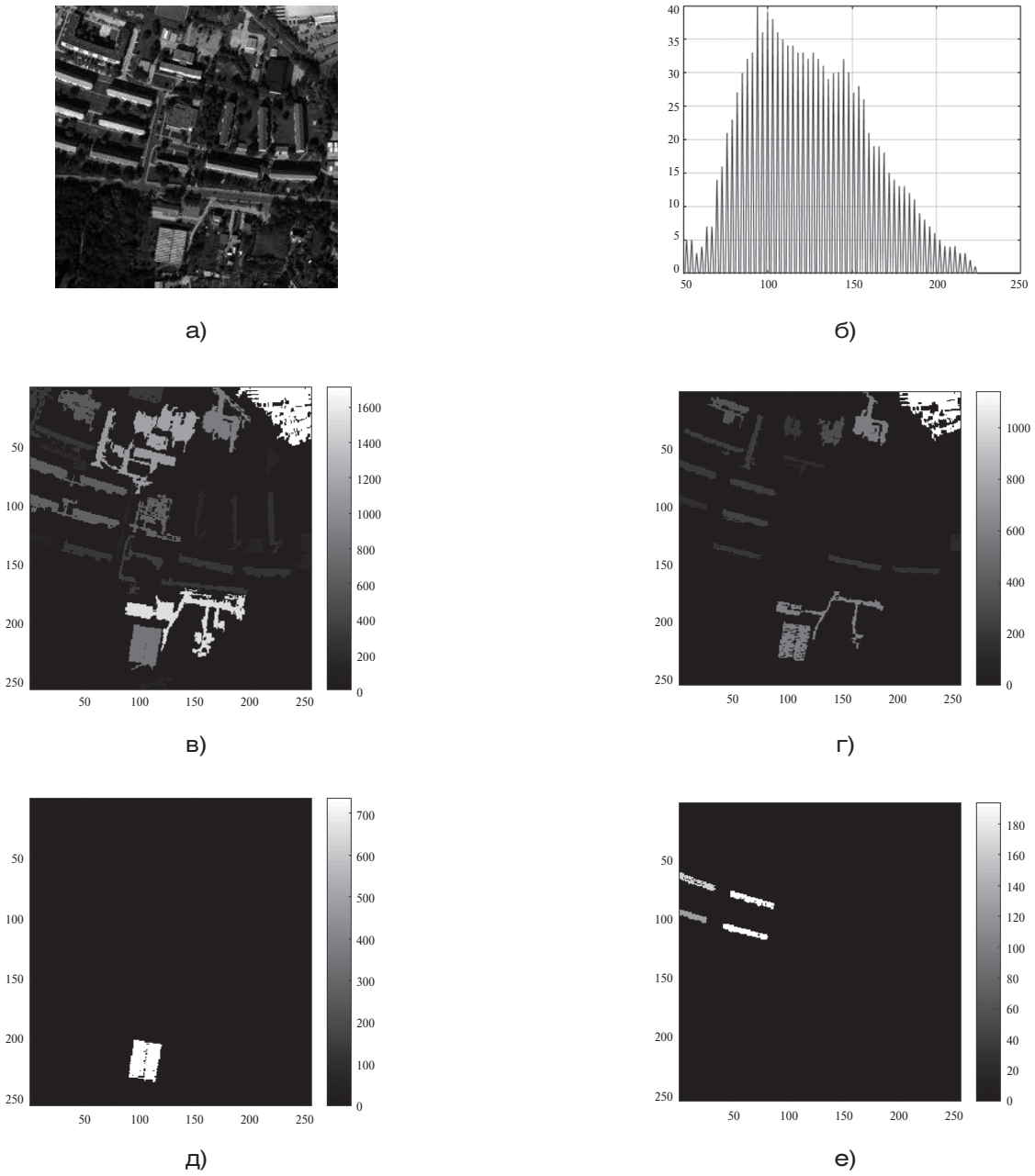


Рисунок 5. Результаты селекции объектов по площади: а – реальное изображение; б – зависимость числа связных объектов от значения порога; в – слияние объектов при низких порогах; г – пропадание объектов при высоких порогах; д, е – отселектированные объекты
Figure 5. The results of the discrimination of objects by area: а – the real image; б – dependence of the connected objects number against the threshold value; в – merging of objects at low thresholds; г – loss of objects at high thresholds; д, е – selected objects

повысить разрешение объектов (рис. 5г), но при этом менее интенсивные объекты исчезают. Если объекты изолированы, после селекции каждый объект локализуется, т.е. определяются координаты его центра, а также другие параметры формы и текстуры.

Недостатком селекции по площади является необходимость задания параметра площади в абсолютных величинах (пикселях), что затруднительно в случаях изменения масштаба изображения. Этот метод плохо работает в случае неоднородного фона, который может давать ложные объекты, сравнимые по площади с объектами интереса (см. рис. 5в).

Селекция объектов по геометрическим инвариантам

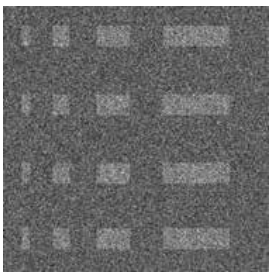
Среди множества характеристик формы объектов интереса наиболее используемыми являются такие, которые инвариантны к масштабу изображения и вычисление которых осуществляется достаточно просто. К ним относятся отношение квадрата периметра к площади объекта (коэффициент удлинения периметра) и отношение длин осей эквивалентного эллипса (коэффициент эллиптичности).

Как известно, отношение квадрата периметра к площади имеет наименьшее значение 4π для круглых объектов. Определим коэффициент удлинения периметра объекта как $P_S = P^2/4\pi S$, где P – периметр объекта, S – его площадь. Тогда для объекта в виде круга этот коэффициент равен единице. Любые изменения формы объекта приводят к увеличению этого коэффициента. Действие шума приводит к фрагментированию границ и их удлинению, так что в шуме данный коэффициент также растет и для объектов круглой формы. Часто удобнее оперировать с обратной величиной $1/P_S$, которая меняется от нуля до единицы и имеет максимальное единичное значение для круга.

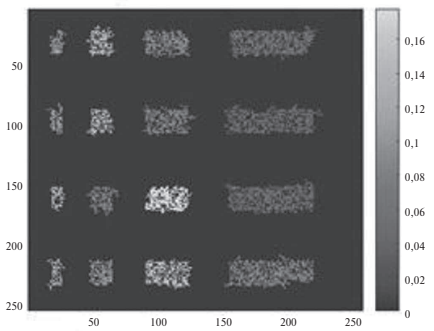
Несмотря на то что формально минимизация коэффициента P_S обоснована для круглых объектов, она годится и для выделения других регулярных объектов с коэффициентом удлинения периметра, близким к единице, например для квадратных объектов, где этот коэффициент равен 1,273. Действие шума приводит к существенному (на один-два порядка) увеличению P_S для таких объектов за счет удлинения границ, что превышает незначительные различия в коэффициентах для разных регулярных форм объектов при отсутствии шума. При низких порогах объект сливается с окружающим шумом, который имеет фрактальную структуру.

С ростом порога эта шумовая фрактальная структура отделяется, но одновременно возникают потери пикселей в области объекта, приводящие к фрагментированию его границ. Таким образом, как низкие, так и высокие значения порогов приводят к росту коэффициента удлинения периметра объекта при действии шума. Минимизируя этот коэффициент, можно выбрать наилучший бинарный слой (и порог бинаризации) для представления объектов круглой или иной регулярной формы (если они присутствуют в изображении) с наименьшей фрагментированностью границ.

На рис. 6 представлены результаты селекции объектов прямоугольной формы по обратному значению коэффициента P_S. При отсутствии шума величина $1/P_S$ имеет наибольшее значение, равное 0,786 для квадратных объектов. Для прямоугольных объектов эта величина имеет меньшие значения. Воздействие шума при малых отношениях



а)



б)

Рисунок 6. Селекция тестовых объектов по коэффициенту удлинения периметра. Яркость объектов (шкала яркостей дана справа) обратно пропорциональна коэффициенту удлинения периметра: а – зашумленное изображение, б – результаты селекции по коэффициенту удлинения периметра
Figure 6. Selection of test objects by the perimeter elongation coefficient. The brightness of objects (the brightness scale is given on the right) is inversely proportional to the perimeter elongation coefficient: a – noisy image, б – selection results according to the perimeter elongation coefficient

сигнал/шум (рис. 6а) приводит к разрушению формы объектов (рис. 6б) и к появлению фрактальных отростков по границам объектов. В результате периметр объекта существенно растет, а отношение площади к квадрату периметра уменьшается, чему способствует также пропадание пикселей в области объекта. На рис. 6г максимальное значение $1/P_S$ = 0,178 имеет прямоугольный объект в третьей колонке, хотя, несмотря на искажения формы вследствие шума, квадратные объекты получили в среднем бóльшие значения этой величины, чем прямоугольные. Рисунок 7 представляет результат селекции удлиненных объектов по критерию $1/P_S$ на инфракрасном изображении.

Поскольку оценка периметра объекта при действии шума становится завышенной, можно использовать вместо нее оценку главной оси A описывающего эллипса, которая хорошо отражает удлинение объекта, сглаживая при этом флуктуации вследствие фрактальности.

Рассмотрим геометрический инвариант к масштабу, равный отношению площади объекта к квадрату главной оси описывающего эллипса. В случае круга отношение квадрата диаметра к площади равно $4/\pi$, поэтому коэффициент удлинения главной оси объекта можно нормировать к этому значению, с тем чтобы для круглых объектов он равнялся единице. Таким образом, определим $P_L = A^2\pi/4S$. Для квадратного объекта этот коэффициент равен $P_L = \pi/2$ = 1,571. Чтобы получать для круглых и квадратных объектов максимальные значения по отношению к другим объектам, можно использовать обратную величину $1/P_L$, которая для квадратного объекта равна 0,637.

На рис. 8 показаны результаты селекции прямоугольных объектов при малом отношении сигнал/шум в каждом пикселе (d = 1,163) и при использовании критерия селекции $1/P_L$. Как видно из рисунка, алгоритм корректно распознает квадратные объекты как объекты с максимальными значениями коэффициента $1/P_L$. Для удлиненных объектов прямоугольной формы эти значения уменьшаются.

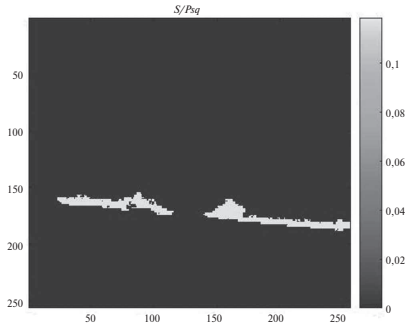
Результаты обработки реальных изображений представлены на рис. 9, где приведены наблюдения одно и того же участка местности с самолета и со спутника. Пороги бинаризации для каждого объекта устанавливались по максимальным значениям используемого критерия с учетом предварительного удаления мелких объектов. Несмотря на существенные различия в характере сцен и статистике наблюдений, алгоритм довольно успешно селектирует одинаковые объекты, что особенно важно для решения задач сопоставления разнородных изображений.

Выводы

Задача выделения объектов интереса на изображении обычно решается путем сегментации изображения, т.е. разделения его на непересекающиеся области. Селекция объектов осуществляется с использованием различных признаков, характеризующих форму и текстуру объекта. Как правило, эти этапы осуществляются последовательно, т.е. сначала определяются «области интереса» и лишь затем анализируются свойства этих областей. Традиционные схемы сегментации напрямую не используют свойства или признаки объектов интереса.

Предложен метод адаптивной установки порога бинаризации для каждого селектируемого объекта после многопороговой (многослойной) обработки исходя из экстремума геометрического

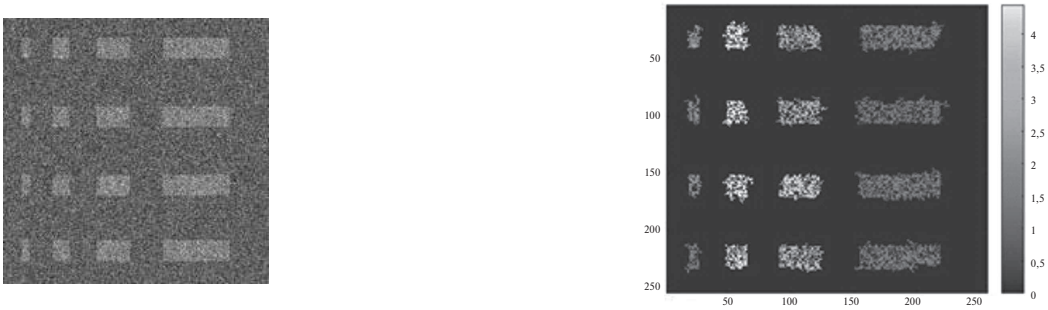
а)



б)

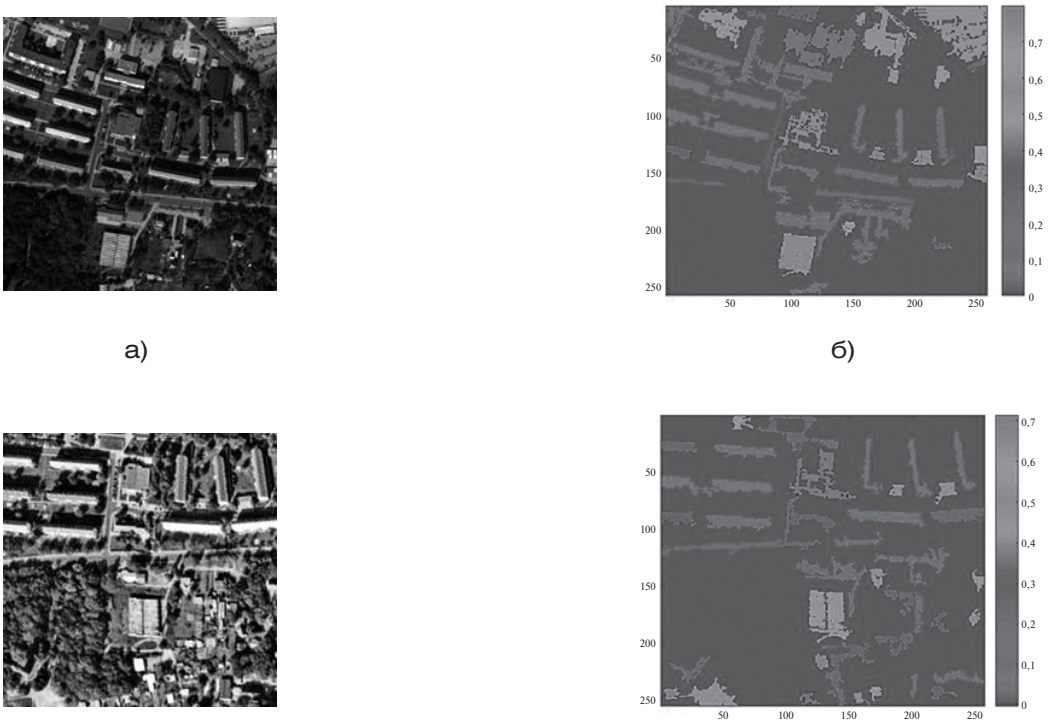
Рисунок 7. Селекция объектов на инфракрасном изображении по коэффициенту удлинения периметра: а – исходное инфракрасное изображение; б – результат селекции. Яркости объектов (шкала яркостей справа) обратно пропорциональны соответствующим коэффициентам удлинения периметра

Figure 7. Selection of objects in the infrared image by the perimeter elongation coefficient: a – the original infrared image; б – selection result. The brightness of objects (the brightness scale on the right) is inversely proportional to the corresponding perimeter elongation coefficients



а) б)

Рисунок 8. Селекция объектов по коэффициенту удлинения главной оси описывающего эллипса: а – исходное изображение; б – выделенные объекты. Яркости объектов обратно пропорциональны соответствующим коэффициентам удлинения главной оси описывающего эллипса
Figure 8. Selection of objects by the coefficient of elongation of the main axis of the describing ellipse: a – the original image; б – selected objects. The brightness of objects is inversely proportional to the corresponding elongation coefficients of the main axis of the describing ellipse



а) б)

в) г)

Рисунок 9. Селекция объектов на самолетном и на спутниковом изображениях по коэффициенту удлинения оси описывающего эллипса: а – самолетное изображение; б – результат селекции; в – спутниковое изображение; г – результат селекции. Яркости отселектированных объектов обратно пропорциональны PL
Figure 9. Selection of objects in the aircraft and satellite images by the elongation coefficient of the axis of the describing ellipse: a – aircraft image; б – selection result; в – satellite image; г – selection result. The brightness of the selected objects is inversely proportional to PL

критерия. Таким критерием, кроме площади объекта, могут быть коэффициенты удлинения периметра или главной оси описывающего эллипса. Эти коэффициенты различаются для круглых и протяженных объектов и обеспечивают инвариантность характеристик при изменениях масштаба изображения.

Рассмотренная методология проста, алгоритм имеет всего несколько свободных параметров, которые легко интерпретировать. Отметим два

важных параметра, которые определяют граничные условия, а именно минимальный базовый размер объекта Sb, и максимальный коэффициент PS (или коэффициент PL), который будет учитываться при многослойном контент-анализе. Разумный выбор обоих параметров позволяет ускорить алгоритм, а также устранить высокочастотные помехи, представленные многочисленными мелкими изолированными объектами, многие из которых содержат только один или несколько пикселей. Однако для надлежащего выбора обоих параметров требуется знание типичного размера интересующего объекта, а также размера разрешения изображения, хотя на практике они часто подстраиваются в процессе испытаний.

Результаты селекции объектов на типовых зашумленных модельных и реальных телевизионных и инфракрасных изображениях показали работоспособность и эффективность селекции протяженных компактных (пятенных) и удлиненных объектов интереса с минимальными искажениями их границ при довольно низких отношениях сигнал/шум.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда (проект № 16–19–00172).

ACKNOWLEDGMENT

The study was performed with the support of the Russian Science Foundation (project no. 16–19–00172).

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. *Blaschke T.* Object based image analysis for remote sensing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, vol. 65, iss. 1, pp. 2–16.
2. *Lang S., Baraldi A., Tiedel D., Hay G., Blaschke T.* Towards a (GE)OBIA 2.0 manifesto – achievements and open challenges in information & knowledge extraction from big Earth data. Conference GEOBIA 2018, Montpellier, 18–22 June 2018, pp. 30–42.
3. *Gao G.* Statistical modeling of SAR images: A Survey. Sensors, 2010, vol. 10, pp. 775–795. DOI: 10.3390/s100100775.
4. *Горелик А.Л., Кривошеев Ю.Л., Эпштейн С.С.* Селекция и распознавание на основе локационной информации. М: Радио и связь, 1990. 240 с.
5. *Форсайт Д., Понс Ж.* Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Вильямс, 2004, 928 с.
6. *Обработка* и анализ изображений в задачах машинного зрения / Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов, А.В. Бондаренко, М.В. Ососков. А.В. Моржин. М.: Физматкнига, 2010. 689 с.
7. *Zhou W., Troy A.* An Object-Oriented Approach for Analyzing and Characterizing Urban Landscape at the Parcel Level. International Journal of Remote Sensing, 2008, vol. 29, no. 11, pp. 3119–3135.
8. *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, no. 10(4), p. 590. DOI: 10.3390/rs10040590.
9. *Cheng J., Tsai Y., Hung W., Wang S., Yang M.* Fast and accurate online video object segmentation via tracking parts. Proceedings of the 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT USA, 2018, pp. 7415–7424.
10. *Wang M.* A multiresolution remotely sensed image segmentation method combining rainfalling watershed algorithm and fast region merging. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII. Part B4. Beijing 2008, pp. 1–25.
11. *Arora S., Acharya J., Verma A., Panigrahi P.K.* Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm. Pattern Recognition Letters 29, 2008, pp. 119–125.
12. *Yang J., Yang Y., Yu W., Feng J.* Multi-threshold Image Segmentation based on K-means and Firefly Algorithm. Proceedings of the 3rd International Conference on Multimedia Technology. Proc. ICMT-13, 2013, Atlantis Press, pp. 134–142.
13. *Priyanka P., Vasudevarao K., Sunitha Y., Sridhar B.A.* Multi level fuzzy threshold image segmentation method for industrial applications. IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE), 2017, Vol. 12, Iss. 2, pp. 6–17. DOI: 10.9790/2834–1202030617.
14. *Banimelhem O., Yahya Y.* Multi-thresholding image segmentation using genetic algorithm. Proc. IPCV, 2012, pp. 1–5.
15. *Cuevas E., González A., Fausto F., Zaldívar D., Pérez-Cisneros M.* Multithreshold Segmentation by Using an Algorithm Based on the Behavior of Locust Swarms. Hindawi Publishing Corporation. Mathematical Problems in Engineering, vol. 2015, article ID805357, 25 p.
16. *Volkov V.Y.* Extraction of extended small-scale objects in digital images. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XL-5/ W6, 2015, pp. 87–93 [Электронный ресурс]. URL: https://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XL-5-W6/87/2015/ (дата обращения: 23.04.2019).
17. *Bogachev M., Volkov V., Markelov O., Trizna E., Baydamshina D., Melnikov V., Murtazina R., Zelenikhin P., Sharafutdinov I., Kayumov A.* Fast and simple tool for the quantification of biofilm-embedded cells sub-populations from fluorescent microscopic images. PLoS One, 2018, vol. 13, iss. 3, p. e0192022 [Электронный ресурс]. URL: https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0193267 (дата обращения: 26.04.2019).
18. *Волков В.Ю.* Адаптивное выделение мелких объектов на цифровых изображениях // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2017. № 1. С. 17–28.

19. *Волков В.Ю.* Адаптивные и инвариантные алгоритмы обнаружения объектов на изображениях и их моделирование в Matlab. СПб.; М.; Краснодар: Лань, 2014. 191 с.
20. *Клюев Н.Ф.* Обнаружение импульсных сигналов с помощью накопителей дискретного действия. М.: Советское радио, 1963. 121 с.

REFERENCES

1. Blaschke T. Object based image analysis for remote sensing. ISPRS *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, vol. 65, iss. 1, pp. 2–16.
2. Lang S., Baraldi A., Tiedel D., Hay G., Blaschke T. Towards a (GE)OBIA 2.0 manifesto – achievements and open challenges in information & knowledge extraction from big Earth data. *Conference GEOBIA 2018*, Montpellier, 18–22 June 2018, pp. 30–42.
3. Gao G. Statistical modeling of SAR images: A Survey. *Sensors*, 2010, vol. 10, pp. 775–795. DOI: 10.3390/s100100775.
4. Gorelik A.L., Krivosheev Yu. L., Epshtein S.S. *Selektsiya i raspoznavanie na osnove lokatsionnoi informatsii* [Discrimination and recognition based on location information], Moscow, Radio i svyaz Publ., 1990. 240 p. (In Russian).
5. Forsait D., Pons Zh. *Kompyuternoe zrenie. Sovremennyi podkhod* [Computer vision. Modern approach]. Moscow: Viljams Publ., 2004, 928 p. (In Russian).
6. Vizilter Yu. V., Zheltov S. Yu., Bondarenko A.V., Ososkov M.B., Morzhin A.V. *Obrabotka i analiz izobrazhenii v zadachakh mashinnogo zreniya* [Image processing and analysis in computer vision problems]. Moscow, Fizmatkniga Publ., 2010, 689 p. (In Russian).
7. Zhou W., Troy A. An Object-Oriented Approach for Analyzing and Characterizing Urban Landscape at the Parcel Level. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, vol. 29, no. 11, pp. 3119–3135.
8. 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, no. 10(4), p. 590. DOI: 10.3390/rs10040590.
9. Cheng J., Tsai Y., Hung W., Wang S., Yang M. Fast and accurate online video object segmentation via tracking parts. Proceedings of the 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT USA, 2018, pp. 7415–7424.
10. Wang M. A multiresolution remotely sensed image segmentation method combining rainfalling watershed algorithm and fast region merging. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII. Part B4. Beijing 2008, pp. 1–25.
11. Arora S., Acharya J., Verma A., Panigrahi P.K. Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm. Pattern Recognition Letters 29, 2008, pp. 119–125.
12. Yang J., Yang Y., Yu W., Feng J. Multi-threshold Image Segmentation based on K-means and Firefly Algorithm. Proceedings of the 3rd International Conference on Multimedia Technology. Proc. ICMT-13, 2013, Atlantis Press, pp. 134–142.
13. Priyanka P., Vasudevarao K., Sunitha Y., Sridhar B.A. Multi level fuzzy threshold image segmentation method for industrial applications. *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE)*, 2017, vol. 12, iss. 2, pp. 6–17. DOI: 10.9790/2834–1202030617.
14. Banimelhem O., Yahya Y. Multi-thresholding image segmentation using genetic algorithm. Proc. IPCV, 2012, pp. 1–5.
15. Cuevas E., González A., Fausto F., Zaldívar D., Pérez-Cisneros M. Multithreshold Segmentation by Using an Algorithm Based on the Behavior of Locust Swarms. Hindawi Publishing Corporation. Mathematical Problems in Engineering, vol. 2015, article ID805357, 25 p.
16. Volkov V.Y. Extraction of extended small-scale objects in digital images. Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XL-5/ W6, 2015, pp. 87–93. Available at: https://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/XL-5-W6/87/2015/ (accessed 23.04.2019).
17. Bogachev M. Volkov V., Markelov O., Trizna E., Baydamshina D., Melnikov V, Murtazina R., Zelenikhin P., Sharafutdinov I., Kayumov A. Fast and simple tool for the quantification of biofilm-embedded cells sub-populations from fluorescent microscopic images. PLoS One, 2018, vol. 13, iss. 3, p. e0192022. Available at: https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0193267 (accessed 26.04.2019).
18. Volkov V. Yu. Adaptive Extraction of Small Objects in Digital Images. *Izvestiya vuzov Rossii. Radioelektronika*, 2017, no. 1, pp. 17–28. (In Russian).
19. Volkov V. Yu. *Adaptivnye i invariantnye algoritmy obnaruzheniya ob'ektov na izobrazheniyakh i ikh modelirovanie v Matlab* [Adaptive and invariant algorithms for detecting objects in images and their modeling in Matlab]. St. Petersburg – Moscow – Krasnodar: Lan Publ., 2014, 191 p. (In Russian).
20. Klyuev N.F. *Obnaruzhenie impulsnykh signalov s pomoshchyu nakopitelei diskretnogo deistviya* [Detection of pulse signals using discrete-variable storages]. Moscow, Sovetskoe radio Publ., 1963, 121 p. (In Russian).

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Волков Владимир Юрьевич, д.т.н., профессор, начальник Учебно-методического центра, АО «Научно-производственное предприятие «Радар ммс», 197375, Санкт-Петербург, ул. Новосельковская, д.37, лит. А., тел.: +7 (905) 280-87-81, e-mail: volkov_vju@radar-mms.com.

Богачев Михаил Игоревич, к.т.н., доцент, ведущий научный сотрудник кафедры Радиотехнических систем, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ», 197376, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5, тел.: +7 (911) 721-45-78, e-mail: rogex@yandex.com.

Маркелов Олег Александрович, к.т.н., доцент, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ», 197376, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, 5, тел.: +7 (921) 989-79-84, e-mail: OAMarkelov@etu.ru.

AUTHORS

Vladimir Yu. Volkov, Dr. Sci. (Engineering), professor, chief of the department, Research and Production Enterprise Radar mms JSC, 37A, Novoselkovskaya ulitsa, Saint-Petersburg, 197375, Russia, tel. +7 (905) 280-87-81, e-mail: volkov_vju@radar-mms.com.
Mikhail I. Bogachev, Ph.D. (Engineering), associate professor, leading researcher at the Radio Systems Department, Saint-Petersburg State Electrotechnical University, 5, ulitsa Professora Popova, Saint Petersburg, 197376, Russia, tel.: +7 (911) 721-45-78, e-mail: rogex@yandex.com.
Oleg A. Markelov, Ph.D. (Engineering), associate professor, Saint-Petersburg State Electrotechnical University, 5, ulitsa Professora Popova, Saint Petersburg, 197376, Russia, tel.: +7 (921) 989-79-84, e-mail: OAMarkelov@etu.ru.

Поступила 18.04.2019; принята к публикации 22.04.2019; опубликована онлайн 27.05.2019.
Submitted 18.04.2019; revised 22.04.2019; published online 27.05.2019.