

УДК 004.932.2:621.396.96

doi:10.31799/1684-8853-2020-3-12-24

Адаптивная многопороговая селекция объектов на изображениях в системах дистанционного зондирования

В. Ю. Волков^{а, б}, доктор техн. наук, профессор, orcid.org/0000-0001-8552-4775, vl_volk@mail.ru

^аСанкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Б. Морская ул., 67, Санкт-Петербург, 190000, РФ

^бСанкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ», Профессора Попова ул., 5, Санкт-Петербург, 197376, РФ

Введение: обнаружение, селекция и анализ объектов интереса на цифровых изображениях являются важнейшей задачей в системах дистанционного зондирования и технического зрения. Известные методы порогового обнаружения и селекции объектов не используют результаты обработки, поэтому не обеспечивают низкую вероятность ложных тревог и плохо сохраняют форму выделяемых объектов. Имеется довольно мало результатов количественной оценки качества таких алгоритмов как на модельных, так и на реальных изображениях. **Цель:** исследование эффективности алгоритмов обнаружения, выделения и локализации объектов интереса, использующих селекцию объектов по геометрическим характеристикам, в условиях априорной неопределенности относительно свойств объектов и фона при сохранении формы селективируемых объектов. **Результаты:** получены и исследованы характеристики алгоритмов обнаружения и выделения объектов интереса на тестовых моделях монохромных изображений. Реализованные программно, алгоритмы используют многопороговую обработку, которая дает набор двоичных срезов. Это позволяет проводить морфологическую обработку объектов на каждом срезе в целях анализа их геометрических характеристик и последующего отбора по геометрическим критериям с учетом эффекта перколяции, который приводит к изменению площади и фрагментации объектов. В результате анализа этих изменений устанавливается адаптивный порог обнаружения для каждого из выбранных объектов. Селекция позволяет значительно снизить количество ложных срабатываний при обнаружении и установить пороги более низкого уровня, что повышает вероятность правильного обнаружения интересующих объектов. Представлены характеристики обнаружения и результаты обработки тестовых моделей изображений, а также результаты селекции объектов на реальном телевизионном и радиолокационном изображении, подтверждающие эффективность рассмотренных алгоритмов. **Практическая значимость:** алгоритмы способны более эффективно селективировать объекты на изображениях различной природы, получаемых в системах дистанционного зондирования, системах исследования материалов и в системах медицинской диагностики. Их микропроцессорная реализация существенно проще, чем реализация универсальных обучаемых алгоритмов на базе нейронных сетей.

Ключевые слова – многопороговая обработка, селекция объектов, перколяция, адаптивный порог, селекция признаков, критерии сегментации.

Для цитирования: Волков В. Ю. Адаптивная многопороговая селекция объектов на изображениях в системах дистанционного зондирования. *Информационно-управляющие системы*, 2020, № 3, с. 12–24. doi:10.31799/1684-8853-2020-3-12-24

For citation: Volkov V. Yu. Adaptive multi-threshold object selection in remote sensing images. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2020, no. 3, pp. 12–24 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2020-3-12-24

Введение

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

Сегментация изображения на отдельные объекты обычно основана на таких характеристиках, как однородность интенсивности и соответствие цветов. Основными свойствами объектов по отношению к фону являются их компактность и изолированность. Региональные методы основаны на свойствах областей и на предположении, что соседние пиксели в пределах области объекта имеют более или менее сходные значения [4].

Подробный обзор методов сегментации объектов, которые достаточно универсальны для различных приложений анализа изображений, без ограничения системами дистанционного зондирования, микроскопической или биомедицинской визуализации, приведен в работе [5].

Многопороговая обработка связана с преобразованием исходного монохромного изображения в набор бинарных слоев. В случае достаточно большого числа пороговых значений можно предположить, что такое преобразование не приводит к потере информации. В то же время обработка двоичных изображений проще и быстрее, чем обработка изображений в оттенках серого. Различные применения многопороговой обработки для сегментации изображений были рассмотрены в многочисленных работах, например [6–13]. Как правило, многопороговая сегмента-

ция основана на свойствах гистограммы исходного изображения, причем последним шагом является выбор оптимального порогового значения. Свойства объектов интереса и результаты их селекции при этом никак не учитываются и не используются в алгоритме обработки.

В данной статье развивается и количественно анализируется оригинальный подход к анализу монохромных изображений, основанный на многопороговой обработке с учетом эффекта перколяции (просачивания) [14–16]. Специфической особенностью подхода является то, что сегментация и отбор осуществляются на основе апостериорной информации после получения бинарных слоев для ряда пороговых значений. Основная идея заключается в том, чтобы исключить предварительное обучение, а параметры алгоритма селекции объектов настраивать для каждого изображения, а затем и для каждого объекта в отдельности. Такой подход позволяет связать свойства объекта на соседних бинарных слоях и построить трехмерную иерархическую структуру для последующей сегментации.

Эффект перколяции связан с просачиванием пустых пикселей в область, занимаемую объектом, при увеличении пороговых значений, что в конечном итоге приводит к его разрушению и появлению новых объектов из образовавшихся фрагментов [14, 15]. Вычисляя изменения площади для каждого объекта, можно ввести условия его существования на некоторой совокупности порогов и определить трехмерную иерархическую структуру, где третьим измерением будет значение порога. После 3D-реконструкции все интересующие объекты могут быть отобраны с использованием различных критериев, таких как коэффициент перколяции, геометрические характеристики или параметры текстуры [16].

Селекция объектов на основе многопороговой обработки

Чтобы реализовать селекцию объекта, необходимо описать и учесть при обработке ожидаемые свойства объекта. Как правило, наблюдается острая нехватка информации об объектах, за исключением типичных размеров и некоторых предположений о площади, периметре, форме и ориентации. Новая идея состоит в том, чтобы выбрать и установить оптимальное пороговое значение на основе результатов селекции объектов в многопороговой структуре для достижения наилучшего результата, опираясь на апостериорную информацию. Этот подход был первоначально предложен в работе [17] для выделения мелко-масштабных объектов.

Площадь объекта является очень эффективным признаком для выделения объектов при

многопороговой обработке [16]. Сложность реализации алгоритмов заключается в необходимости указывать абсолютные значения площади в пикселях. Обычно можно исключить из рассмотрения небольшие объекты, которые возникают из фона или являются мелкими фрагментами крупных объектов, подвергшихся разрушению на этом пороге. Это позволяет упростить алгоритм и ускорить вычисления. Однако реализация многомасштабной обработки требует инвариантных признаков объектов.

В идеале для каждого объекта интереса требуется свое пороговое значение, и такие адаптивные локальные пороги могут быть сформированы с помощью локальных (скользящих) окон, в пределах которых фон считается однородным [18]. Такие методы требуют априорного знания размера и формы интересующего объекта, в противном случае возникают значительные искажения формы объекта. При малых размерах окон по отношению к размерам объекта возникает эффект дифференцирования формы, в результате чего подавляются центральные области объектов. Кроме того, использование локального окна, которое охватывает объект и прилегающий участок фона, приводит к потере разрешения близко расположенных объектов и подавлению одного объекта соседними объектами, которые попадают в область этого окна.

Рассматриваемый здесь подход основан на многопороговой обработке. Один из методов предполагает установление порога для каждой категории интересующих объектов, который выбирается по заданному критерию [16, 17, 19]. В этом случае могут использоваться различные параметры для описания категории объектов, такие как размер объекта или его форма. Инвариантные параметры, такие как отношение площади периметра к площади, коэффициент удлинения описывающего эллипса и другие геометрические или текстурные характеристики, более удобны для анализа разномасштабных изображений. На каждом бинарном слое селекционируются объекты, удовлетворяющие заданным геометрическим свойствам, а порог бинаризации для таких объектов устанавливается таким образом, чтобы получить максимальное количество выделенных объектов данной категории (или их пикселей) с учетом требуемого сохранения формы объектов [19]. Этот процесс может быть автоматизирован, что приводит к адаптивным методам установки порога.

Однако такой способ не подходит для объектов, различающихся по площади и интенсивности. Инвариантные геометрические признаки в значительной степени преодолевают вышеуказанное ограничение. Одним из таких признаков является отношение периметра объекта в квад-

рате к площади объекта: $P_S = P^2/4\pi S$. Этот признак характеризует компактность объекта [16]. Нормирующий коэффициент 4π вводится для того, чтобы обеспечить единичное значение коэффициента для наиболее компактного объекта, которым является круг. Шумовые и фоновые объекты обычно характеризуются «фрактальными границами», поэтому их значения P_S намного превышают единицу. Объекты интереса, отличающиеся компактной формой, имеют меньшие значения коэффициентов, чем шумовые объекты, что позволяет обнаруживать и выделять их на шумном фоне.

Другим геометрическим инвариантом является коэффициент протяженности главной оси описывающего эллипса: $P_L = \pi L^2/4S$. В этом случае используется более сглаженная оценка протяженности границы объекта по сравнению с периметром. Для круга он также равен единице [16].

При использовании коэффициентов P_S и P_L пороговый уровень может быть установлен для каждого из выбранных объектов по минимальному значению этого коэффициента на определенном бинарном срезе. В этом случае определяются адаптивные локальные пороги. Эти методы позволяют значительно снизить количество ложных срабатываний при обнаружении, а также использовать пороги более низкого уровня, что повышает вероятность правильного обнаружения интересных объектов. Основными трудностями на этом пути является определение набора пороговых уровней, относящихся к данному объекту, и задание правил формирования новых объектов из отколовшихся фрагментов. Эти трудности были успешно преодолены в работах [16, 17, 19], где, однако, не было количественных оценок получаемых результатов обнаружения и выделения объектов.

В данной статье исследуются характеристики качества алгоритмов, которые программно реализованы на основе идей многопороговой селекции с использованием указанных геометрических признаков.

Иерархическая структура на основе многопороговой обработки с учетом эффекта перколяции

Чтобы выбрать локальный порог, необходимо установить отношения между отдельными бинарными слоями и определить, что данный пиксель принадлежит одному и тому же или новому объекту, который появляется на новом бинарном слое вместо предыдущего из-за эффекта фрагментации при увеличении порогового уровня. Алгоритм должен устанавливать связи между пикселями с одинаковыми координатами на раз-

ных бинарных слоях. После введения некоторого параметра, определяющего заданное соотношение между площадями объекта на разных слоях, может быть сформирована трехмерная иерархическая структура. Она строится на базе одного бинарного (белого) объекта, полученного при нулевом пороговом значении и совпадающего по площади со всем изображением. Для решения этой задачи используется структура, основанная на эффекте перколяции, исследование которой начато в работе [16].

Рассмотрим бинаризацию монохромного изображения $I(x, y)$, где I — интенсивность, а x, y — координаты пикселей, с помощью глобального порога T . В результате получается бинарный слой (срез) B_T : $\{B_T = 1, \text{ если } I(x, y) \geq T; B_T = 0, \text{ если } I(x, y) < T\}$, в котором подмножество единиц представляет интересующие объекты (передний план), такие как здания, сооружения, транспортные средства, береговая линия, а подмножество нулей относится к фону, который определяется ландшафтом области наблюдения. Увеличение порога приводит к «просачиванию» нулей на бинарных изображениях, в результате которого площади объектов уменьшаются, а далее они фрагментируются (разваливаются) на части, каждая из которых может либо принадлежать исходному объекту, либо образовать новый объект на этом слое. Здесь использованы обозначения, введенные в работе [19]. Все моделируемые и исследуемые изображения представляются в цифровом формате в диапазоне интенсивностей от 0 до 255.

Начнем с нулевого порога $T = 0$, когда $I(x, y) > 0$ удовлетворяется для всего изображения, образуя таким образом бинарный слой, содержащий один глобальный изолированный объект площадью S_0 и занимающий полный размер изображения. Пусть порог T увеличивается на ΔT , так что некоторые пиксели появляются ниже нового порога ΔT , а сверху создается новый бинарный слой, удовлетворяющий $I(x, y) \geq \Delta T$. Если ΔT относительно невелико и из объекта исключена лишь малая часть пикселей, то глобальный изолированный объект остается единственным, несмотря на уменьшение его площади: $S_T < S_0$.

При дальнейшем увеличении порога доля пикселей с интенсивностью ниже порога становится достаточно большой для того, чтобы эти пиксели сливались вместе, образуя черные пятна в изображении. В конечном счете это приводит к образованию разрывов в исходном объекте и отделению от него фрагментов. Этот вид изменения фазового состояния известен как перколяция [14]. После разрушения исходного объекта на его месте формируется набор фрагментов, каждый из которых может быть его преемником. В этом случае необходимо решить, существует ли преемник исходного объекта вообще или исходный объект

уничтожен и все фрагменты, которые появляются, являются новыми объектами. Для этого вводится параметр, характеризующий устойчивость каждого изолированного объекта при изменении порога. Он связан со скоростью, с которой площадь изолированного объекта уменьшается при увеличении порога. Проводилось рассмотрение данного эффекта [16], но без количественной оценки его влияния на эффективность селекции объектов.

Для каждого из двух смежных слоев отношение $K_S = S_{T+\Delta T} / S_T$ характеризует долю связанных пикселей, хранящихся внутри изолированного объекта. Дальнейшее увеличение порога оставляет все большее число пикселей объекта ниже новых порогов $T + k\Delta T$, где $k = 0, 1, \dots$ есть целое число слоев. Значение K_S зависит от двух смежных значений порога, и его можно считать характеристикой ожидаемой стойкости (устойчивости площади) для объекта по мере увеличения порога. Его учет позволяет связать каждые два соседних бинарных слоя для выбранного объекта.

Пока отношение K_S равно или больше половины, объект в верхнем слое может рассматриваться как однозначный преемник объекта в нижнем слое, который оказывается его единственным предшественником или базовым объектом. Если базовый объект точно разделен пополам, то оба фрагмента, за вычетом пикселей, образующих промежутки, имеют меньшую площадь, чем $S_T/2$, и таким образом на этом месте появляются два новых объекта. Начальный бинарный слой для нового объекта формируется в момент просачивания предшественника, а затем новый объект накапливает дальнейшие бинарные представления для различных пороговых значений T_k до тех пор, пока будет выполняться условие $I(x, y) > T_k$. Пусть объект возникает при пороговом значении T , его базовая площадь S_T уменьшается по K слоям до тех пор, пока не произойдет одно из двух событий: 1) объект исчезает, т. е. $S_{T+(K+1)\Delta T} = 0$; 2) объект теряет устойчивость, т. е. на $(K + 1)$ -м слое отношение $S_{T+(K+1)\Delta T} / S_{T+K\Delta T}$ становится меньше заданного значения K_p (допустимый коэффициент устойчивости или персистентности). В последнем случае объект считается «погибшим», а его остатки (фрагменты) образуют новые объекты [16].

Изменение площади за время существования объекта $S_{T+K\Delta T} / S_T$ можно рассматривать как его коэффициент перколяции P_C . Значение порогового уровня T_K считается порогом перколяции T_C для данного объекта. Коэффициент перколяции частично характеризует текстуру поверхности объекта. Если объект имеет плоскую вершину с постоянным значением интенсивности $I(x, y) = \text{const}$, то он полностью исчезает за один пороговый шаг, а его коэффициент перколяции $P_C = 1$. В этом случае величина интенсивности

сама по себе не влияет на величину коэффициента перколяции, т. е. он оказывается инвариантным к таким преобразованиям, как сдвиг или масштабирование изображения. Пусть объект плавно меняет свою интенсивность, т. е. имеет небольшой градиент интенсивности. Тогда наследование между соседними слоями с возрастающим порогом будет сохраняться до тех пор, пока $S_{T+(K+1)\Delta T} \geq K_p S_{T+K\Delta T}$. Если объект «долгоживущий», то его коэффициент перколяции P_C может оказаться небольшим [16].

Для увеличения детализации можно задать $K_p = 1$, что является самым жестким требованием, когда потеря даже одного пикселя для исходного объекта приводит к образованию нового объекта. В этом случае каждый следующий возрастающий порог дает новую коллекцию объектов. Напротив, выбор $K_p = 0,5$ приводит к значительному уменьшению общего числа трехмерных объектов, охватывающих несколько бинарных слоев. Если установить значение K_p , меньшее 0,5, то каждый изолированный объект в нижнем слое может иметь более одного последовательного изолированного объекта в верхнем слое, что приводит к неоднозначности [19].

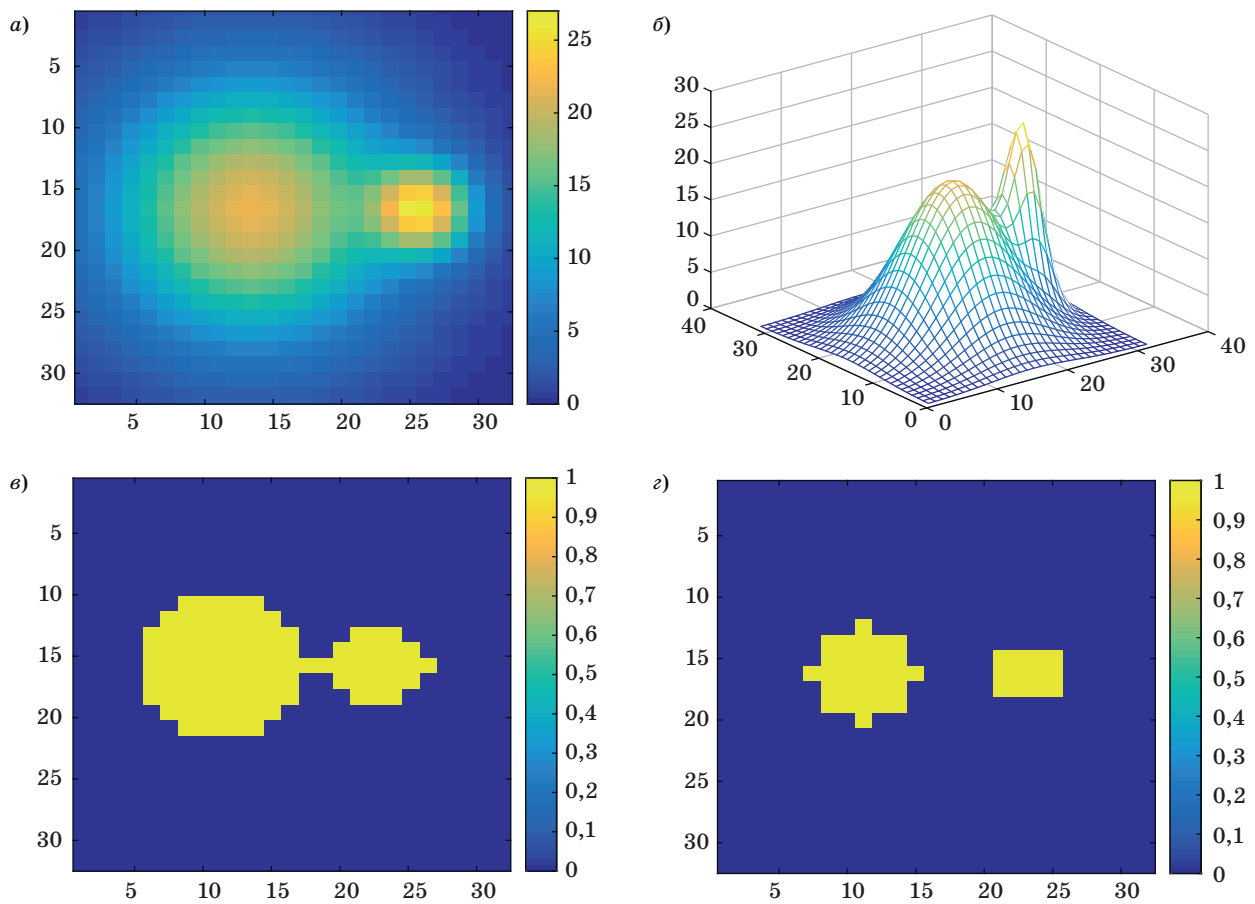
Результат бинаризации объекта при разных порогах представлен на рис. 1, а–г.

Исходный объект (при $T = 0$) с ростом порога медленно теряет свою площадь (его коэффициент персистентности K_S больше половины) и дробится (фрагментируется) на две части при пороге $T_1 = 17$ (см. рис. 1, г). Один из фрагментов (на рис. 1, г слева) исчезает после своего порога перколяции $T_{c1} = 21$. Его коэффициент перколяции P_C очень мал, он меньше 0,01. Второй фрагмент (на рис. 1, г справа) имеет несколько более высокий коэффициент перколяции, равный 0,12.

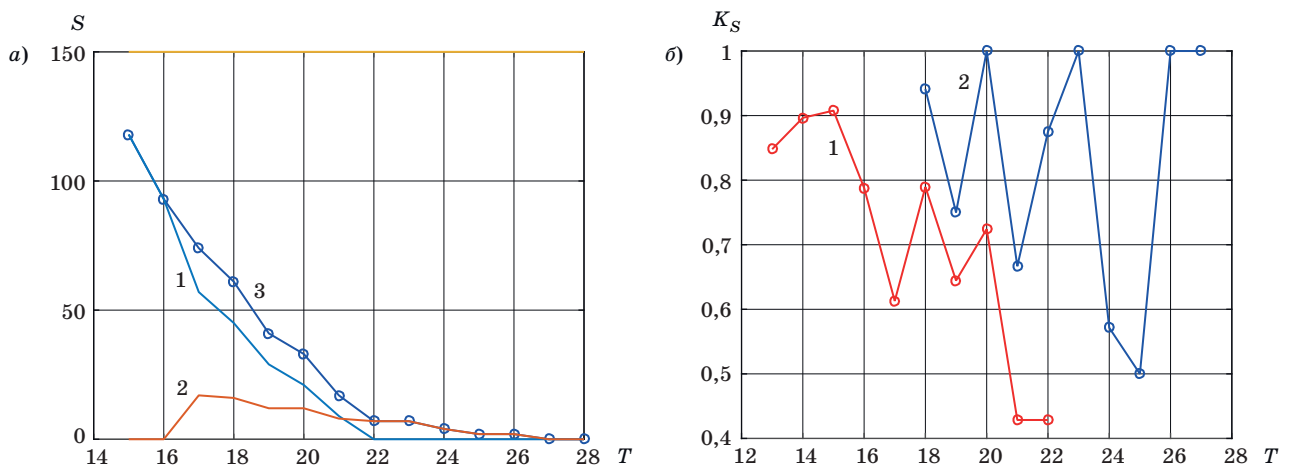
Зависимости площадей фрагментов и коэффициентов персистентности K_S показаны на рис. 2, а и б. Установка минимального значения K_p выше 0,5 уменьшает время жизни каждого из фрагментов.

Если изображение содержит только случайный шум, т. е. интенсивность беспорядочно распределена по всему изображению, то расположение пикселей, которые появляются ниже следующего порога, также является случайным. Теоретически хорошо известно [8], что для бесконечного размера изображения и чистого фонового шума коэффициент перколяции инвариантен к распределению шума и равен $P_C \approx 0,593$.

В результате такого подхода формируется трехмерная иерархическая структура, содержащая все выделенные объекты, в которой каждый пиксель больше не принадлежит одному бинарному слою, а может соответствовать нескольким бинарным слоям в структуре. На основе этой конструкции можно обобщить сегментацию изобра-



■ **Рис. 1.** Фрагментация объекта в результате эффекта перколяции при возрастании порога: *a* — исходный объект; *б* — интенсивность изображения; *в, г* — бинарные срезы
 ■ **Fig. 1.** Object fragmentation as a result of the percolation effect when the threshold increases: *a* — the source object; *б* — image intensity; *в, г* — binary slices



■ **Рис. 2.** Зависимости: *a* — площадей фрагментов от увеличения порога: *1* — первый фрагмент; *2* — второй фрагмент; *3* — общая площадь; *б* — коэффициентов персистентности фрагментов от порогового уровня: *1* — первый фрагмент; *2* — второй фрагмент
 ■ **Fig. 2.** Dependencies: *a* — change in the area of fragments with an increase in the threshold: *1* — the first fragment; *2* — the second fragment; *3* — total area; *б* — the object's persistence coefficients on the threshold level: *1* — the first fragment; *2* — the second fragment

жений и выделение объектов. Для этого вводятся ограничения по площади выделенных объектов и другим геометрическим признакам, характеризующим компактность и форму. Для каждого выбранного объекта, который проходит через несколько бинарных слоев в трехмерном представлении, оптимальный порог T_{opt} , соответствующий слою с его лучшим плоским представлением, может быть выбран по различным геометрическим или текстурным критериям. Частными примерами таких критериев являются области или диапазоны областей выбранных объектов [16, 19].

Аналогичную трехмерную структуру можно получить, понижая порог с его наивысшего уровня до нуля [20]. Это представление имеет то преимущество, что сначала выбираются наиболее интенсивные объекты, образующие изолированные кластеры. Здесь перколяция приводит к слиянию двух или более объектов, что также соответствует разрушению исходных объектов и появлению новых. Недостатком этого подхода является то, что все мелкомасштабные объекты, обнаруженные в верхних слоях, должны сохраняться до тех пор, пока не будет выяснено, являются ли они преемниками более крупных объектов с малыми коэффициентами перколяции и соответствуют ли их базовые размеры введенным ограничениям. Такой подход может увеличить вычислительную сложность алгоритма.

Селекция объектов с использованием адаптивного глобального порога

Глобальный порог хорошо работает при обнаружении и селекции группы однородных компактных (или протяженных) объектов на однородном шумовом фоне. Рассмотрим случай, когда изображение содержит ряд похожих объектов, которые необходимо выделить. На каждом бинарном слое выбираются объекты, удовлетворяющие заданным свойствам, а порог бинаризации для таких объектов выбирается таким образом, чтобы получить максимальное количество объектов данной категории (или их пикселей) с учетом требуемого сохранения формы объекта. Этот процесс может быть автоматизирован, что приводит к адаптивным пороговым методам.

Простейшая селекция основана на площади объектов. В некоторых случаях имеется априорная информация о типичном размере или площади объектов. Слишком мелкие объекты следует исключить из рассмотрения, что значительно снижает вычислительную сложность алгоритмов. Таким образом, минимальная площадь объекта S_{min} является одним из параметров настройки алгоритма.

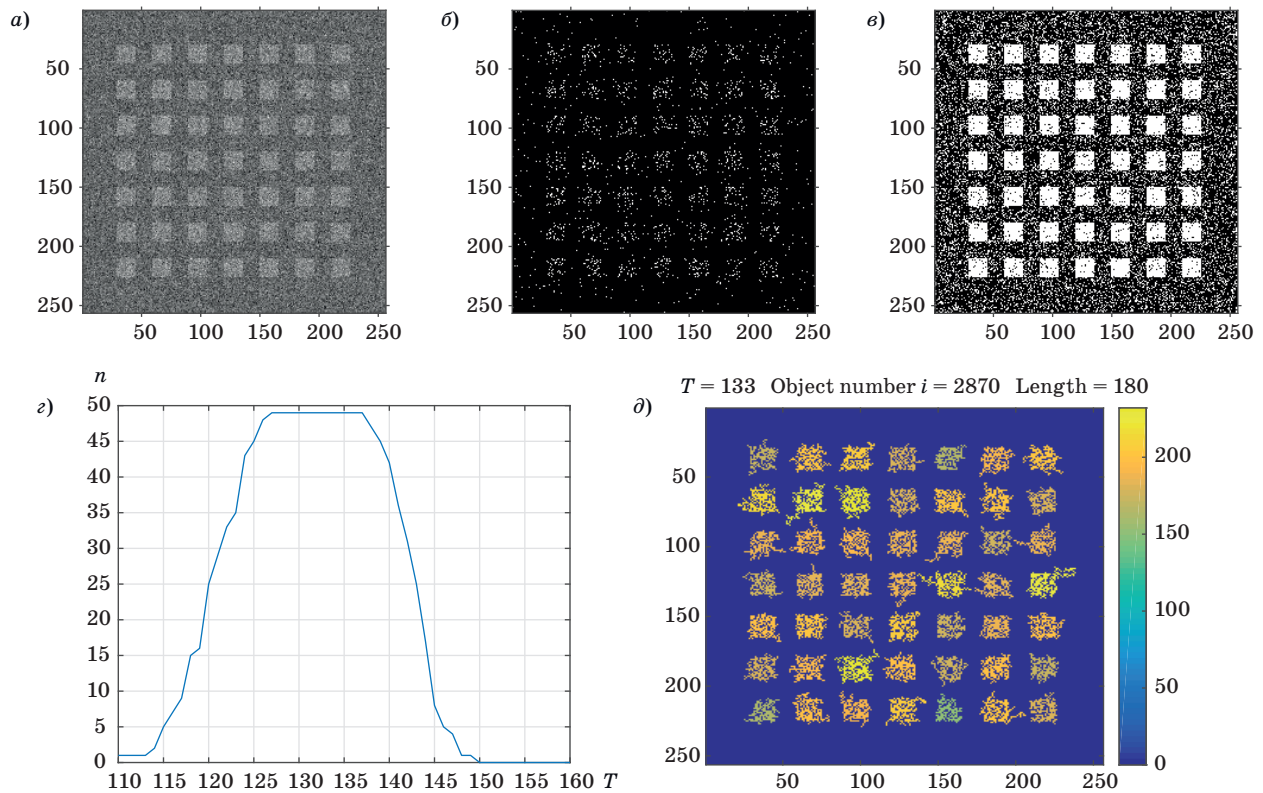
Результаты моделирования селекции по площади показаны на рис. 3. Исходное изображение (рис. 3, а) содержит 49 квадратных объектов размером 16×16 пикселей на стандартном гауссовом шумовом фоне. Отношение сигнал/шум (относительный сдвиг или отклонение математического ожидания) d в каждом пикселе равно 1,163. При высоких пороговых значениях некоторые объекты могут быть потеряны. Детектор с порогом Неймана — Пирсона дает вероятность ложной тревоги $F = 0,01$ в каждом пикселе (рис. 3, б), но вероятность обнаружения составляет только $D = 0,12$, поэтому объекты сильно фрагментированы и ни один не сохраняет свою квадратную форму.

Можно видеть два типа искажений и помех: пропадание точек и разрушение (фрагментация) объекта для порога высокого уровня (см. рис. 3, б); при более низких пороговых значениях форма объектов искажается фрактальным шумом, который существенно фрагментирует границы объектов (рис. 3, в). Фрактальные шумовые разрастания появляются и вне объектов.

Широко используемый детектор Отсу дает слишком много ложных тревог (рис. 3, в). Зависимость числа отсеleccionированных объектов от порогового значения показана на рис. 3, г. При селекции объектов по площади с ограничением $S_{min} = 150$ приемлемое искажение границ объектов достигается при пороговом значении $T = 133$ (рис. 3, д).

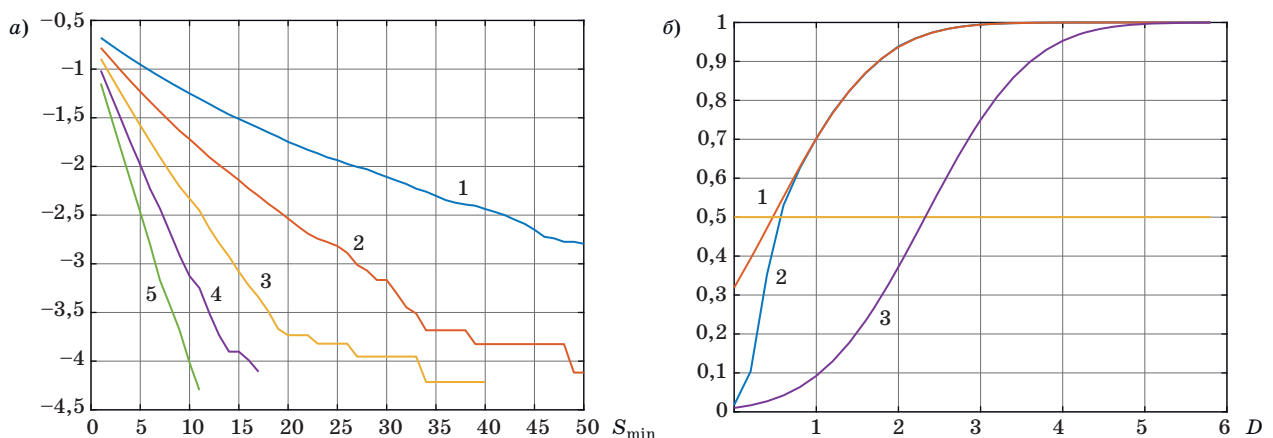
Вероятность ложной тревоги зависит от минимальной площади S_{min} обнаруженных объектов, как показано на рис. 4, а в логарифмическом масштабе. Кривые получены путем моделирования. Для заданного порога и для каждой области, превышающей по площади границу S_{min} (которая укладывается в пикселях вдоль горизонтальной оси), рассчитано количество превышений шума, которое нормировано к общей площади поля. Ось ординат представляет собой десятичный логарифм этого нормированного значения, который соответствует расчетной степени вероятности ложной тревоги.

Этот анализ используется для задачи обнаружения, в которой объект выделяется путем сравнения интенсивности в каждом пикселе с пороговым уровнем T_{NP} , удовлетворяющим критерию Неймана — Пирсона. Рассмотрим задачу обнаружения без учета формы объекта, которая обычно неизвестна, но ее сохранение желательно для последующей селекции. Пусть мы имеем сдвиг в математическом ожидании в области сигнала для гауссова шумового поля (см., например, рис. 3). При отсутствии селекции объектов вероятность обнаружения для каждого пикселя в сигнальном поле вычисляется по формуле $D = 1 - \Phi(t_{NP} - d)$, где Φ — интеграл вероят-



■ **Рис. 3.** Селекция квадратных объектов в гауссовом шуме: *a* — исходное изображение; *б* — порог по критерию Неймана — Пирсона; *в* — порог Отсу; *г* — зависимость числа отселектированных объектов от порога; *д* — результат селекции по площади с помощью адаптивного глобального порога при $S_{\min} = 150$ (цветовая шкала соответствует значению площади соответствующего объект)

■ **Fig. 3.** Selection of square objects in Gaussian noise: *a* — the original image; *б* — the threshold for the Neyman — Pearson criterion; *в* — the Otsu threshold; *г* — the dependence of the number of selected objects from the threshold; *д* — the result of selection by area using an adaptive global threshold (the color scale corresponds to the area of corresponding object)



■ **Рис. 4.** Характеристики обнаружения: *a* — зависимость степени превышения порога для шума (логарифма вероятности ложной тревоги) от площади S_{\min} ; кривые 1–5 соответствуют возрастающим пороговым уровням $T = 150, 155, 160, 165, 170$; *б* — характеристики обнаружения для каждого пикселя: 1, 3 — детектор Неймана — Пирсона для $F = 0,32$ и $F = 0,01$; 2 — селекция объектов с $S_{\min} = 150$

■ **Fig. 4.** Detection characteristics: *a* — dependence of the degree of exceeding the threshold for noise (logarithm of false alarm probability) on the S_{\min} area; curves 1–5 correspond to increasing threshold levels $T = 150, 155, 160, 165, 170$; *б* — detection characteristics for each pixel: curves 1, 3 — Neyman — Pearson detector for $F = 0,32$ and $F = 0,01$; curve 2 — selection of objects with $S_{\min} = 150$

ности Лапласа; $t_{NP} = T_{NP}/\sigma$ — нормированный к среднеквадратическому значению шума порог для получения заданной вероятности ложной тревоги F ; d — отношение сигнал/шум (дефлексия решающей статистики). Эта характеристика обнаружения показана кривой 3 на рис. 4, б для $F = 0,01$ и нормированного порога $t_{NP} = 2,326$. Ось x показывает отношение сигнал/шум d (дефлекцию). Пороговая дефлексия для обеспечения вероятности правильного обнаружения $D = 0,5$ равна $d(0,5) = 2,326$.

В случае селекции объектов предполагается, что область сигнала больше, чем параметр S_{\min} , который используется в алгоритме. Удаление небольших шумовых объектов из двойного изображения может уменьшить количество ложных тревог или порог обнаружения для заданного значения вероятности ложной тревоги. Следствием отбора и удаления мелких объектов является возможность снижения порогового уровня при сохранении низкой вероятности ложной тревоги при обнаружении полезных объектов. Чем больше площадь шумовых объектов, подлежащих удалению, тем ниже порог обнаружения может быть установлен при той же вероятности ложной тревоги. В то же время селекция позволяет сохранить низкое значение порога обнаружения без увеличения вероятности ложной тревоги, что в результате дает увеличение вероятности правильного обнаружения. Для $S_{\min} = 150$ в этой задаче селекция дает нормированный порог $t_{NP} = 0,47$ вместо $2,326$ в случае детектора Неймана — Пирсона. Понятно, что без селекции такой по-

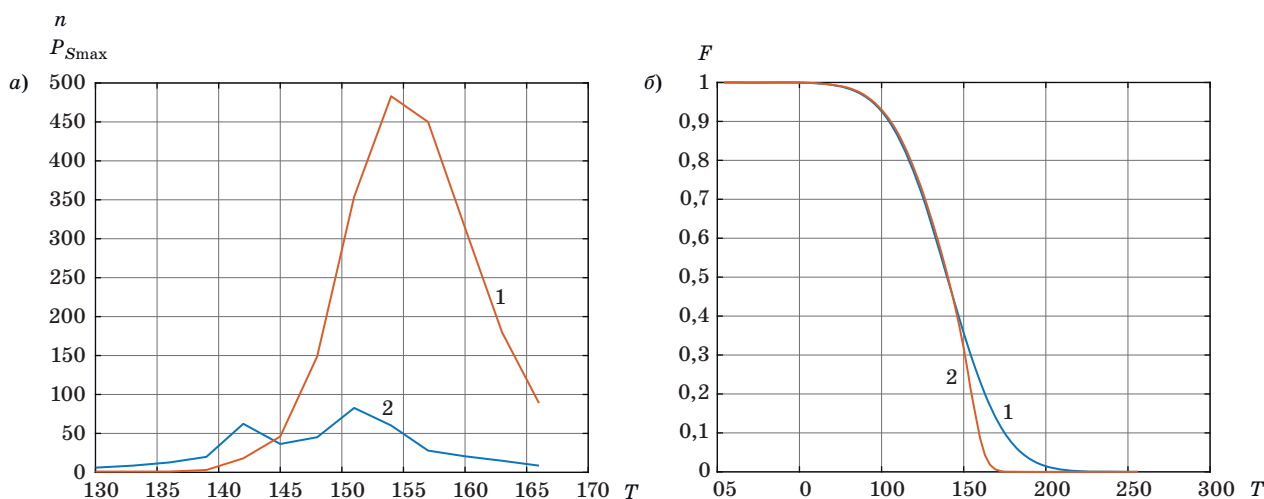
рог даст значительно большую вероятность ложной тревоги (0,32), что показано кривой 1 на рис. 4, б.

Характеристика обнаружения для каждого пикселя в случае селекции объектов проходит между этими двумя линиями (линия 2 на рис. 4, б). Результаты получены путем моделирования, поэтому ось ординат представляет оценку вероятности обнаружения. Пороговая дефлексия для вероятности правильного обнаружения $D = 0,5$ теперь равна 0,5, что обеспечивает увеличение отношения сигнал/шум примерно на 6 дБ. Если имеется информация о форме сигнальной области, то характеристика может быть улучшена применением накопления.

Стоит отметить, что адаптация порогового уровня по максимуму отсекалируемых объектов имеет смысл в тех ситуациях, когда сцена содержит достаточное их количество. Кроме того, этот метод дает несколько меньшее значение порогового уровня, если требовать сохранения формы. Эти недостатки можно попытаться устранить применением геометрических инвариантов в соответствии с подходом, предложенным в работе [16].

Селекция объектов с использованием адаптивного локального порога на основе геометрических критериев

Рассмотрим сначала бинаризацию гауссова шумового поля с ограничением $S_{\min} = 10$, которое может существенно уменьшить число



■ **Рис. 5.** Результаты обработки гауссова шума: а — число объектов n (кривая 1) и максимальный коэффициент удлинения периметра $P_{S_{\max}}$ после выделения области с $S_{\min} = 10$ (кривая 2); б — вероятности обнаружения шумовых выбросов при простой бинаризации (кривая 1) и после предварительного выделения области с $S_{\min} = 10$ (кривая 2) в зависимости от порога

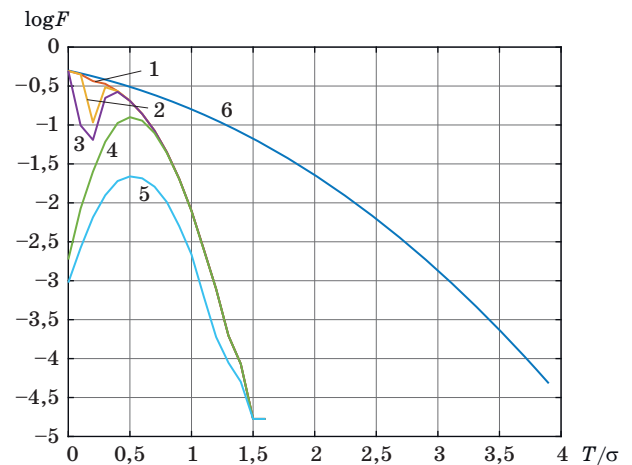
■ **Fig. 5.** Results of processing Gaussian noise: а — the number of objects n (curve 1) and the maximum coefficient of perimeter elongation $P_{S_{\max}}$ after selecting the area with $S_{\min} = 10$ (curve 2); б — the probability of detecting noise emissions during simple binarization (curve 1) and after preliminary selection of the area with $S_{\min} = 10$ (curve 2), depending on the threshold

изолированных объектов после бинаризации. Зависимость числа объектов n от порогового значения T показана на рис. 5, а (линия 1), где максимальное число объектов равно 500.

Кривая 2 (см. рис. 5, а) представляет зависимость максимального (по всем объектам в данном срезе) коэффициента удлинения периметра $P_{S_{\max}}$ от порогового значения. Очевидно, что коэффициент $P_{S_{\max}}$ достигает больших значений (здесь около 90) для шумовых объектов с фрактальными структурами. Предварительная селекция по площади уменьшает вероятность возникновения шумовых выбросов в области высоких порогов (рис. 5, б, кривая 2) по сравнению с простой бинаризацией (кривая 1). При этом преселекция практически не влияет на значения коэффициентов удлинения периметра P_S для остальных объектов.

Интересно исследовать эффективность ограничений на максимальное значение коэффициента удлинения периметра P_S . Очевидно, селекция по P_S приводит к дополнительному удалению шумовых объектов, имеющих слишком большие коэффициенты удлинения периметра. Ожидается, что эти объекты имеют фрактальные структуры и не представляют собой объекты интереса. Значение $P_{S_{\max}}$ является вторым важным параметром для адаптивной селекции объектов. Алгоритм удаляет объекты с $P_S > P_{S_{\max}}$, которые появляются при определенных значениях порога.

В результате селекции объектов по P_S кривые на рис. 6 приобретают провал при низких пороговых значениях. Как видно из анализа ограничений на коэффициент удлинения, алгоритм может уменьшить вероятность ложной тревоги в задаче обнаружения для некоторых значений порога. Это приводит к более эффективному обнаружению при этих значениях порога других объектов с меньшими значениями P_S , но выигрыш зависит от этого значения P_S , которое, в свою очередь, за-



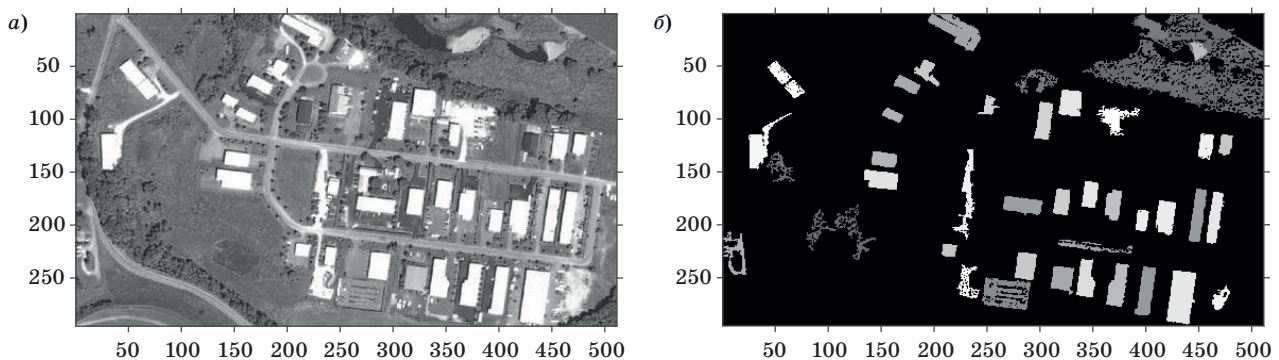
■ Рис. 6. Зависимости логарифма вероятности превышения (степени вероятности ложной тревоги) от нормированного порога для $S_{\min} = 10$ и $P_{S_{\max}} = 1000, 300, 100, 10, 3$ (кривые 1–5); кривая 6 — без селекции

■ Fig. 6. Dependences of the logarithm of the probability of exceeding (the degree of probability of a false alarm) on the normalized threshold for $S_{\min} = 10$ and $P_{S_{\max}} = 1000, 300, 100, 10, 3$ (curves 1–5); curve 6 — without selection

висит от порога. Таким образом, выигрыш существенно зависит от формы объекта и формы удаленных объектов. С другой стороны, данный вид селекции работает независимо от абсолютных размеров селектируемых объектов, т. е. данный метод обнаружения и выделения компактных объектов инвариантен к масштабу изображения.

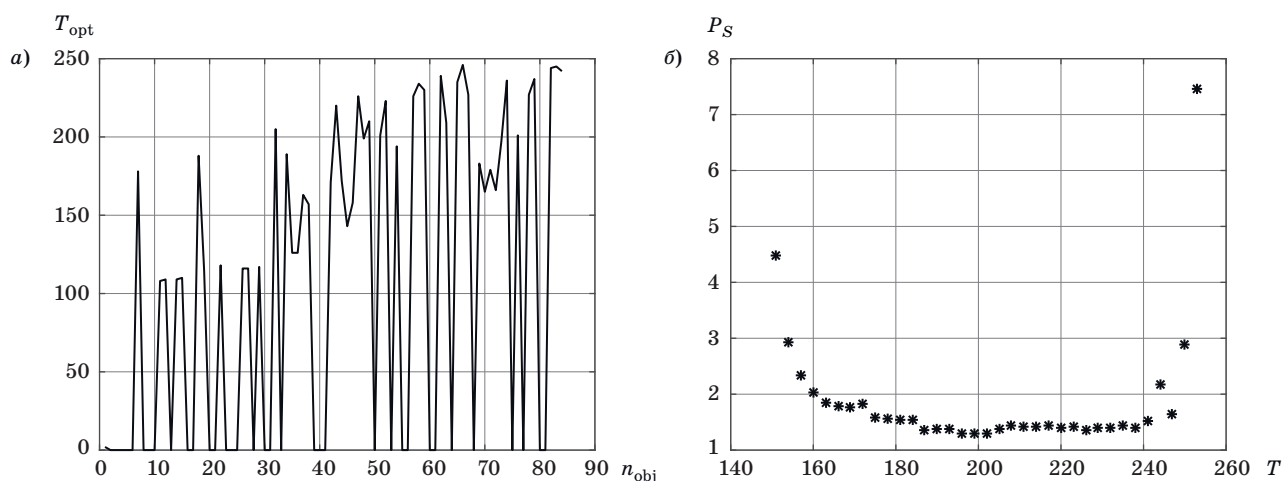
Практические примеры обработки дистанционных наблюдений

Рассмотрим телевизионное изображение (рис. 7, а). Задача состоит в том, чтобы выбрать и локализовать здания в этой сцене. Изображение



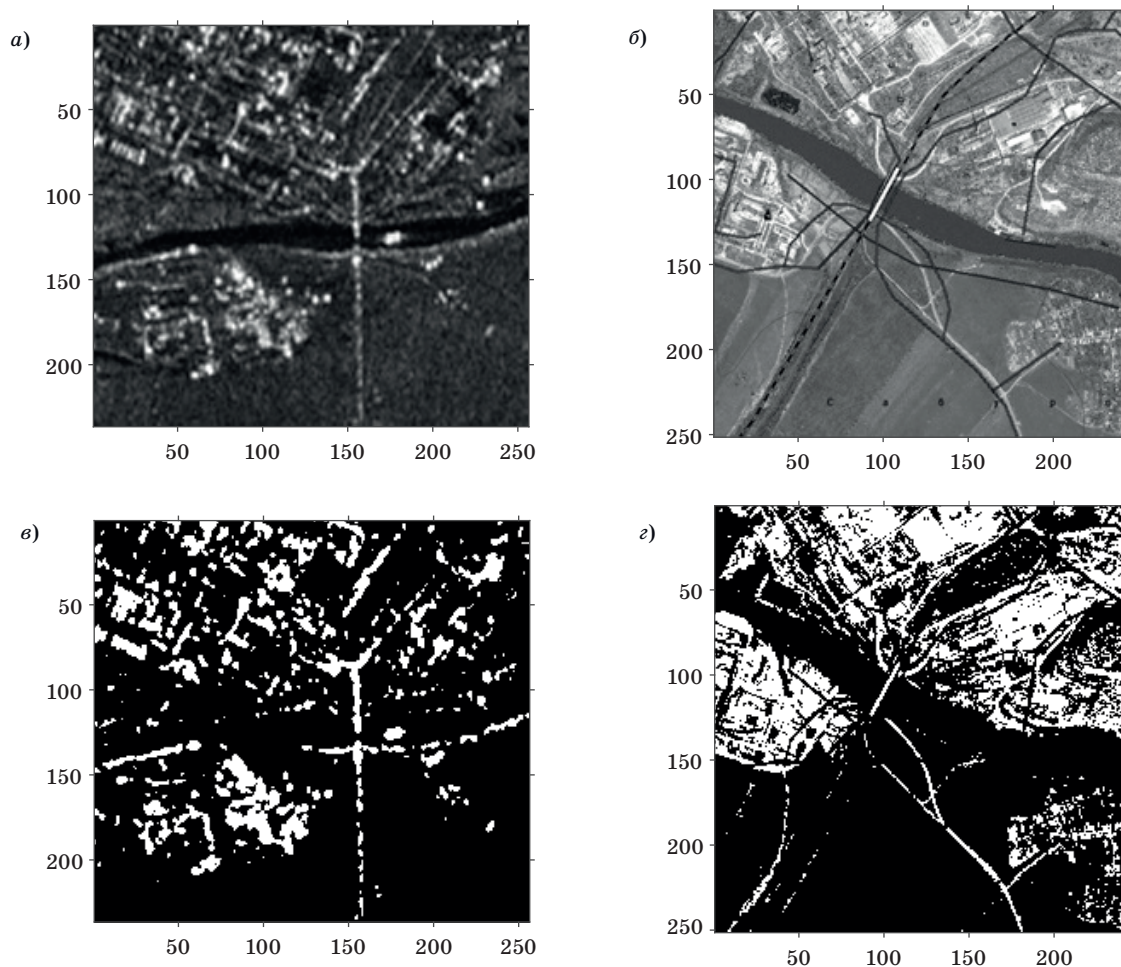
■ Рис. 7. Селекция объектов на телевизионном изображении при $K_p = 0,5$; $S_{\min} = 150$ и $P_{S_{\max}} = 50$: а — исходное изображение; б — результаты селекции, яркость объектов соответствует значениям адаптивного порога

■ Fig. 7. Selection of objects in the TV image at $K_p = 0,5$; $S_{\min} = 150$ and $P_{S_{\max}} = 50$: а — original image; б — results of selection, brightness of objects corresponds to adaptive thresholds



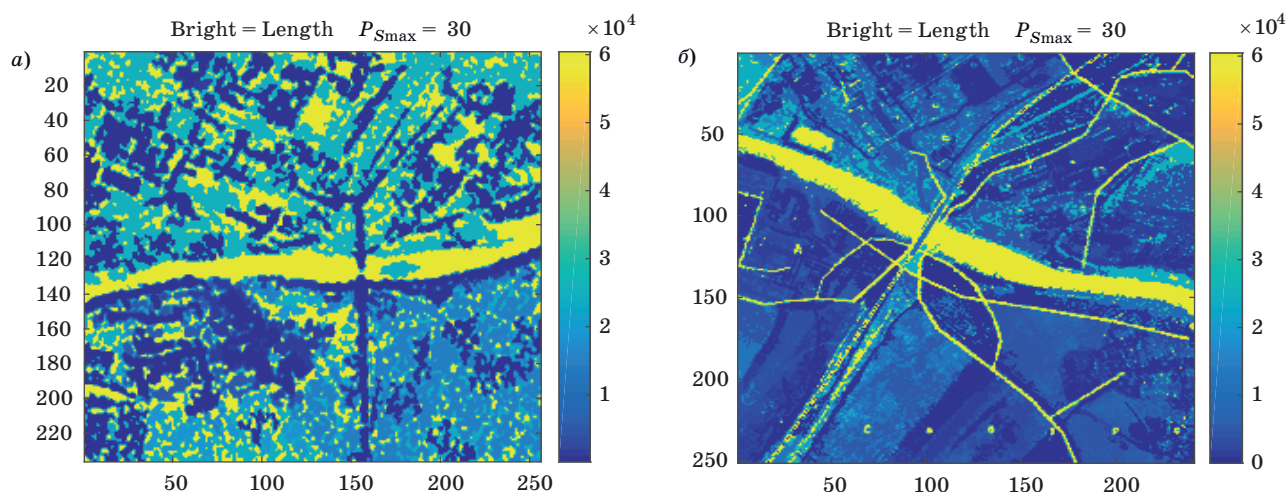
■ **Рис. 8.** Адаптация пороговых уровней: *a* — зависимость адаптивных пороговых значений от номера объекта; *б* — типичная U-образная кривая оптимизации порога

■ **Fig. 8.** Threshold level adaptation: *a* — dependence of adaptive threshold values on the object's number; *б* — typical U-shaped curve for optimizing the threshold



■ **Рис. 9.** Анализируемые изображения и соответствующие бинарные срезы с порогом по Отсу: *a* — изображение, полученное с помощью радиолокатора с синтезированной апертурой; *б* — эскиз местности; *в* и *г* — соответствующие бинарные срезы

■ **Fig. 9.** Images analyzed and corresponding binary slices with Otsu threshold: *a* — image obtained using a synthesized aperture radar; *б* — sketch of the terrain; *в* and *г* — corresponding binary slices



■ **Рис. 10.** Результаты обработки с применением селекции объектов, представленные значениями площадей выделенных объектов: *a* — для изображения, полученного с помощью радиолокатора с синтезированной апертурой; *b* — для скетча местности

■ **Fig. 10.** The results of processing with object selection which are represented by area values: *a* — for image obtained using a synthesized aperture radar; *b* — for the sketch of terrain

содержит 82 объекта, которые селектируются с помощью локального адаптивного порога для каждого объекта. Предлагаемый способ применяется при $K_p = 0,5$; $S_{\min} = 150$ и $P_{S\max} = 50$. Результаты селекции представлены на рис. 7, б.

Адаптивный локальный порог вычисляется для каждого объекта с помощью процесса оптимизации, в ходе которого порог устанавливается по минимуму P_S . Оптимальные значения порогов для всех 82 объектов представлены на рис. 8, а, где ось x содержит номера изолированных объектов. Типичная U-образная кривая оптимизации представлена на рис. 8, б.

Радиолокационное изображение местности, полученное с помощью радиолокационной станции с синтезированной апертурной решеткой, и эскиз для этой области показаны на рис. 9, а и б. Часто проблема заключается в объединении фрагментов (задача сопоставления или регистрации изображений), и одним из возможных решений является селекция одних и тех же объектов на разных изображениях, которые затем используются для формирования опорных точек.

В этом случае глобальный порог работает очень хорошо. Бинарные изображения получены с помощью алгоритма Отсу (рис. 9, в, г). Большая часть объектов уничтожена.

Использование адаптивного локального порога с выделением объектов по площади с учетом коэффициента P_S позволяет получить ряд представлений для выделенных объектов, отличающихся отображаемым параметром. Результаты селекции представлены на рис. 10, а и б, где яркостная индикация соответствует площадям объектов.

Используемый метод позволяет получить набор различных бинарных срезов, содержащих геометрические признаки селектируемых объектов для решения задач сопоставления и совмещения изображений, формируемых разнородными датчиками.

Заключение

Исследованы характеристики алгоритмов адаптивной селекции компактных объектов на изображениях. Алгоритмы реализованы программно на основе начальной многопороговой обработки исходного цифрового изображения, в результате чего создается несколько бинарных слоев. На основе эффекта перколяции («просачивания» нулей в бинарном слое) устанавливаются связи между слоями, формируется и исследуется трехмерная иерархическая структура, где третьей координатой выступает пороговый уровень.

После селекции изолированных объектов в каждом из бинарных слоев находятся слои, содержащие его наилучшее представление с точки зрения используемого геометрического критерия, например минимума коэффициента удлинения периметра объекта. Ключевая идея алгоритма заключается в том, что решение основано на апостериорной информации о свойствах объектов, которые могут быть выбраны из каждого бинарного слоя, и в поиске наилучшего слоя с точки зрения геометрических свойств этих объектов. Используя эту информацию, можно успешно решать задачи адаптивной селекции, устанавливая локальный пороговый уровень для каждого

из объектов интереса, при этом сохранять форму объекта, несмотря на нестационарный фон.

Новые результаты заключаются в получении количественных характеристик эффективности при обнаружении компактных объектов и в исследовании влияния на них параметров алгоритмов.

Для тестовой задачи обнаружения квадратных объектов в гауссовом шуме получены зависимости вероятности ложной тревоги от минимальной площади селектируемых объектов и характеристики обнаружения для критерия Неймана — Пирсона. Получены оценки выигрыша в отношении сигнал/шум при селекции объ-

ектов по площади. Использование адаптивной селекции по коэффициенту удлинения периметра объекта также обеспечивает выигрыш в отношении сигнал/шум не менее 6 дБ.

Исследования качества селекции компактных (пятенных) объектов на типовых зашумленных модельных и реальных телевизионных, инфракрасных и радиолокационных изображениях показали работоспособность и эффективность рассмотренного алгоритма. При этом наблюдались минимальные искажения их границ объектов по сравнению с известными алгоритмами сегментации при довольно низких отношениях сигнал/шум.

Литература

1. Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, vol. 117, pp. 11–28.
2. Arias-Castro E., Grimmett G. R. Cluster detection in networks using percolation. *Bernoulli*, 2013, vol. 19(2), pp. 676–719.
3. Patil G. P., Taillie C. Upper level set scan statistic for detecting arbitrarily shaped hotspots. *Environmental and Ecological Statistics*, 2004, vol. 11, pp. 183–197.
4. 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(11), pp. 3119–3135.
5. 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, vol. 10(4), pp. 590–608.
6. Shivahare B. D., Gupta S. K. Multilevel thresholding based image segmentation using whale optimization algorithm. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 2019, vol. 8, iss. 12, pp. 4602–4613.
7. Cuevas E., González A., Fausto F., Zaldívar D., Pérez-Cisneros M. Multithreshold segmentation by using an algorithm based on the behavior of locust swarms. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, article ID 805357, pp. 1–12.
8. Arora S., Acharya J., Verma A., Panigrahi P. K. Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 2008, vol. 29, pp. 119–125.
9. Yang Jie, Yang Yang, Yu Weiyu, Feng Jiuchao. Multi-threshold image segmentation based on K-means and firefly algorithm. *Proc. of 3rd Intern. Conf. on Multimedia Technology, ICMT-13*, 2013, Atlantis Press, pp. 134–142.
10. Priyanka P., Vasudevarao K., Sunitha Y., Sridhar B. A. Multilevel fuzzy threshold image segmentation method for industrial applications. *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE)*, 2017, vol. 12, iss. 2, ver. III, pp. 06–17.
11. Banimelhem O., Yahya Y. Multi-thresholding image segmentation using genetic algorithm. *Proc. IPCV, Las-Vegas, CSREA*, 2012, pp. 1–7.
12. Naidu M. S. R., Kumar P. R. Multilevel image thresholding for image segmentation by optimizing fuzzy entropy using Firefly algorithm. *Int. J. Eng. Technol*, 2017, vol. 9.2, pp. 472–488.
13. Kumari R., Gupta N., Kumar N. Image segmentation using improved genetic algorithm. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, 2019, vol. 9, iss. 1, pp. 1784–1792.
14. Bunde A., Havlin S. *Fractals and disordered systems*. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 1996. 408 p.
15. Langovoy M., Wittich O. Randomized algorithms for statistical image analysis and site percolation on square lattices. *Statistica Neerlandica*, 2013, vol. 67, pp. 337–353. doi:10.1111/stan.12010
16. Volkov V. Yu., Bogachev M. I., Kayumov A. R. Object selection in computer vision: from multi-thresholding to percolation based scene representation. In: *Intelligent Systems Reference Library: Computer Vision in Advanced Control Systems-5: Advanced Decisions in Technical and Medical Applications*. Ed. by M. N. Favorskaya, L. C. Jain. Springer, 2019. Pp. 161–194.
17. Волков В. Ю. Адаптивное выделение мелких объектов на цифровых изображениях. *Известия вузов России. Радиоэлектроника*, 2017, № 1, с. 17–28.
18. Rohling H. Ordered statistic CFAR technique — an overview. *Proc. of the 12th International Radar Symposium (IRS)*, 2011, pp. 631–638.
19. 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.org/10.21778/2413-9599-2019-29-2-76-88
20. Fan J., Meng J., Saberi A. A. Percolation framework of the Earth's topography. *Phys. Rev. E*, 2019, 99:022304. doi:10.1103/PhysRevE.99.022304

UDC 004.932.2:621.396.96

doi:10.31799/1684-8853-2020-3-12-24

Adaptive multi-threshold object selection in remote sensing imagesV. Yu. Volkov^{a,b}, Dr. Sc., Tech., Professor, orcid.org/0000-0001-8552-4775, vl_volk@mail.ru^aSaint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, 67, B. Morskaya St., 190000, Saint-Petersburg, Russian Federation^bSaint-Petersburg Electrotechnical University «LETI», 5, Prof. Popov St., 197376, Saint-Petersburg, Russian Federation

Introduction: Detection, selection and analysis of objects of interest in digital images is a major problem for remote sensing and technical vision systems. The known methods of threshold detection and selection of objects avoid using the processing results, therefore not providing a low probability of false alarms, and not keeping the shape of the selected objects well enough. There are only few results from the studies about quantifying the quality of such algorithms on either model or real images. **Purpose:** Studying the effectiveness of algorithms for detecting, selecting, and localizing objects of interest using their geometric characteristics, when the object properties and background are a priori uncertain, and the shape of the selected objects is kept unchanged. **Results:** We have obtained and studied the characteristics of algorithms for detecting and selecting objects of interest on test models of monochrome images. These software-implemented algorithms use multi-threshold processing, providing a set of binary slices. This makes it possible to perform morphological processing of objects on each slice in order to analyze their geometric characteristics and then select them according to geometric criteria, taking into account the percolation effect which causes changes in the area, and fragmentation of the objects. As a result of analyzing these changes, an adaptive detection threshold is set for each of the selected objects. The selection allows you to significantly reduce the number of false positives during the detection and to use lower thresholds, increasing the correct detection probability. We present the detection characteristics and the results of test model processing, as well as the results of object selection on a real television and radar image, confirming the effectiveness of the considered algorithms. **Practical relevance:** The proposed algorithms can more effectively select objects on images of various nature obtained in remote sensing, material research or medical diagnostics systems. Their microprocessor implementation is much simpler than the implementation of universal trainable neural network algorithms.

Keywords — multi-threshold processing, object selection, percolation, adaptive threshold, feature selection, segmentation criteria.

For citation: Volkov V. Yu. Adaptive multi-threshold object selection in remote sensing images. *Informatsionno-upravliaiushchie sistemy* [Information and Control Systems], 2020, no. 3, pp. 12–24 (In Russian). doi:10.31799/1684-8853-2020-3-12-24

References

- Cheng G., Han J. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, vol. 117, pp. 11–28.
- Arias-Castro E., Grimmett G. R. Cluster detection in networks using percolation. *Bernoulli*, 2013, vol. 19(2), pp. 676–719.
- Patil G. P., Taillie C. Upper level set scan statistic for detecting arbitrarily shaped hotspots. *Environmental and Ecological Statistics*, 2004, vol. 11, pp. 183–197.
- 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(11), pp. 3119–3135.
- 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, vol. 10(4), pp. 590–608.
- Shivhare B. D., Gupta S. K. Multilevel thresholding based image segmentation using whale optimization algorithm. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 2019, vol. 8, iss. 12, pp. 4602–4613.
- Cuevas E., González A., Fausto F., Zaldívar D., Pérez-Cisneros M. Multithreshold segmentation by using an algorithm based on the behavior of locust swarms. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, article ID 805357, pp. 1–12.
- Arora S., Acharya J., Verma A., Panigrahi P. K. Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 2008, vol. 29, pp. 119–125.
- Yang Jie, Yang Yang, Yu Weiyu, Feng Jiuchao. Multi-threshold image segmentation based on K-means and firefly algorithm. *Proc. of 3rd Intern. Conf. on Multimedia Technology, ICMT-13*, 2013, Atlantis Press, pp. 134–142.
- Priyanka P., Vasudevarao K., Sunitha Y., Sridhar B. A. Multilevel fuzzy threshold image segmentation method for industrial applications. *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE)*, 2017, vol. 12, iss. 2, ver. III, pp. 06–17.
- Banimelhem O., Yahya Y. Multi-thresholding image segmentation using genetic algorithm. *Proc. IPCV*, Las-Vegas, CSREA, 2012, pp. 1–7.
- Naidu M. S. R., Kumar P. R. Multilevel image thresholding for image segmentation by optimizing fuzzy entropy using Firefly algorithm. *Int. J. Eng. Technol.*, 2017, vol. 9.2, pp. 472–488.
- Kumari R., Gupta N., Kumar N. Image segmentation using improved genetic algorithm. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, 2019, vol. 9, iss. 1, pp. 1784–1792.
- Bunde A., Havlin S. *Fractals and disordered systems*. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 1996. 408 p.
- Langovoy M., Wittich O. Randomized algorithms for statistical image analysis and site percolation on square lattices. *Statistica Neerlandica*, 2013, vol. 67, pp. 337–353. doi:10.1111/stan.12010
- Volkov V. Yu., Bogachev M. I., Kayumov A. R. *Object selection in computer vision: from multi-thresholding to percolation based scene representation*. In: *Intelligent Systems Reference Library: Computer Vision in Advanced Control Systems-5: Advanced Decisions in Technical and Medical Applications*. Ed. by M. N. Favorskaya, L. C. Jain. Springer, 2019. Pp. 161–194.
- Volkov V. Yu. Adaptive extraction of small objects in digital images. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii Rossii. Radioelektronika*, 2017, no. 1, pp. 17–28 (In Russian).
- Rohling H. Ordered statistic CFAR technique — an overview. *Proc. of the 12th International Radar Symposium (IRS)*, 2011, pp. 631–638.
- Volkov V. Yu., Bogachev M. I., Markelov O. A. Multi-threshold object selection in images of remote sensing systems. *Radio industry (Russia)*, 2019, vol. 29(2), pp. 76–88 (In Russian). doi.org/10.21778/2413-9599-2019-29-2-76-88
- Fan J., Meng J., Saberi A. A. Percolation framework of the Earth's topography. *Phys. Rev. E*, 2019, 99:022304. doi:10.1103/PhysRevE.99.022304