

УДК 621.391:621.397

ВЫДЕЛЕНИЕ МЕЛКОМАСШТАБНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

В.Ю. Волков (*vl_volk@mail.ru*)

Санкт-Петербургский государственный университет
телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича,
Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург

Е.Г. Борисов (*begspb1967@mail.ru*)

Санкт-Петербургский государственный университет
телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича

Аннотация. Задача обнаружения и локализации протяженных мелких объектов различных размеров и формы встречается в радиотехнических системах наблюдения, которые используют радары с синтезированной апертурой, лидары, инфракрасные и телевизионные камеры. Основной трудностью обработки является интенсивный и нестационарный фон. Эта задача решается здесь с использованием ориентированной фильтрации, адаптивной пороговой обработки и морфологического анализа. Предложен усовершенствованный метод адаптации порога обнаружения, основанный на анализе изолированных фрагментов, остающихся на изображении после пороговой обработки. Метод позволяет решить задачу автоматизации принятия решений в бортовой системе наблюдения при управлении беспилотными транспортными средствами.

Ключевые слова: фильтрация, сегментация, адаптивная пороговая обработка.

Введение

Задача обнаружения и локализации мелкомасштабных протяженных объектов на зашумленных изображениях возникает в радиотехнических системах наблюдения, использующих радары с САР, инфракрасные и лазерные системы, а также телевизионные камеры [Волков, 2013], [Волков, 2014], [Гонсалес и др., 2006], [Gao, 2010]. Эта задача является актуальной, поскольку указанные объекты обычно имеют искусственное происхождение и представляют первостепенный интерес. Часто эти объекты имеют малый размер на изображении, занимая несколько

пикселей, и практически не влияя на свойства всего изображения. Такая поисковая ситуация имеет место в бортовых системах наблюдения беспилотных транспортных средств.

При обнаружении, выделении и локализации таких объектов возникают существенные трудности построения эффективных алгоритмов и структур обработки, поскольку в принимаемых изображениях имеется интенсивный и нестационарный фон, также содержащий элементы, структурно подобные сигналам, отношение сигнал/фон обычно невелико, а само зарегистрированное цифровое изображение имеет невысокое качество, малое число уровней квантования, пятенный характер и нечеткие границы природных и искусственных структур (берегов рек, дорог, мостов, зданий). Статистика фона весьма отличается от гауссовской, распределения явно асимметричны, а хвосты распределений подобны логнормальной плотности или смешанной нормальной (contaminated-normal), и при малых объемах выборок идентифицируются с трудом.

Эти факторы определяют потребность создания автоматизированных алгоритмов обнаружения и выделения объектов интереса в бортовых системах наблюдения беспилотных транспортных средств.

Основными принципами, позволяющими решать указанную сложную задачу, является пространственно-ориентированная фильтрация, адаптивная пороговая обработка и селекция полезных объектов по связности соседних пикселей с учетом протяженности полезных структур [Волков, 2013], [Волков, 2014], [Гонсалес и др., 2006].

1 Постановка задачи и метод выделения объектов на изображениях

Имеется изображение в цифровой форме, содержащее полезные объекты, которые имеют сравнительно небольшую протяженность по отношению к размерам всего изображения и произвольную ориентацию. Форма объектов интереса может быть линейной или пятенной, а их протяженность задается путем задания максимального размера или длины объекта в пикселях, причем задаются минимальная и максимальная границы для протяженности объектов. Особенностью задачи является то, что появление мелкомасштабных объектов интереса практически не влияет на интегральные характеристики изображения.

Общая структура цифровой обработки изображений включает предварительную фильтрацию, бинарное квантование (пороговую обработку), и последующую морфологическую обработку. Входное изображение после регистрации представляется в цифровой форме (двумерным массивом на прямоугольной сетке точек). Задача

автоматической установки порога в автономных информационно-управляющих системах беспилотных транспортных средств очень важна для сегментации [Волков и др., 2009], [Волков, 2014], [Гонсалес и др., 2006], [Sergin et al., 2004], [Volkov, 2009a], [Volkov, 2009b]. Хорошо известные методы установки глобальных и локальных порогов обычно используют гистограммы или локальные свойства точки на изображении [Гонсалес и др., 2006], [Sergin et al., 2004]. В данном случае пороговая обработка должна зависеть от результатов бинаризации.

Целью статьи является исследование адаптивного метода установки порога сегментации для обнаружения и выделения объектов, основанного на структурном разложении бинарного изображения на элементарные изолированные объекты, анализ влияния порогового уровня на результаты разложения, и разработка алгоритма для установки и изменения порога в соответствии с результатами разложения.

2 Предварительная фильтрация

Предварительная фильтрация имеет целью улучшение изображения и подчеркивание перепадов и границ. Предполагается, что полезные объекты всегда имеют более высокую интенсивность по отношению к фону. В данном случае применяются дифференцирующие фильтры, которые позволяют затем использовать глобальный порог для бинарного квантования по превышению интенсивности порога квантования [Волков, 2014], [Гонсалес и др., 2006].

При фильтрации ориентированных линейных объектов использовались пространственно-ориентированные маски фильтра следующего вида (Рис. 1 слева и в центре), которые позволили эффективно выделить конечные точки отрезков неизвестной длины. В данном случае коэффициенты $a = 1$, $b = -1$.

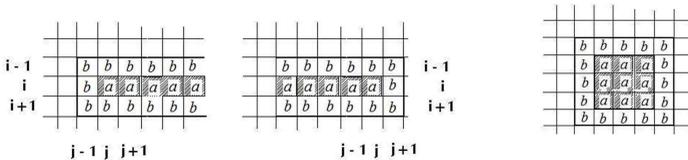


Рис. 1. Маски фильтров предварительной фильтрации

В случае объектов с неизвестной ориентацией организуется ряд каналов с соответствующими масками для выделения всех возможных мелких объектов. Для выделения небольших объектов пятенного характера применяются неориентированные маски фильтров (например, типа лапласиан), маска которого представлена на рис. 1 справа).

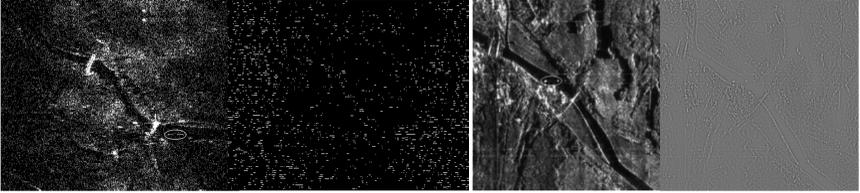


Рис. 2. Предварительная фильтрация изображений

Результаты использования усредняющих фильтров показаны на рис. 2, где приведены исходные изображения, и справа от них результаты предварительной фильтрации. Расположение полезных мелкомасштабных объектов выделено белым овалом.

3 Иерархия изолированных фрагментов на бинарном изображении

Основная идея установки и адаптивного регулирования порога бинарного квантования связана с учетом результатов сегментации. В этих целях предлагается иерархия видов изолированных фрагментов, возникающих на бинарном изображении, и для заданного вида изолированных фрагментов вводится эффективность их выделения, которая может быть использована для настройки порогового уровня [Волков и др., 2009], [Volkov, 2009a], [Volkov, 2009b].

Нашей целью является нахождение таких атрибутов бинарного изображения, которые характеризуют дополнительные свойства объектов, такие как их протяженность и смежность. Для характеристики протяженности используется *характеризационная маска* для изолированного фрагмента, определяемая как минимальная прямоугольная маска, которая полностью охватывает этот фрагмент.

На рис. 3 показано гауссовское шумовое поле (слева), и результат его бинаризации достаточно высоким порогом (в центре). Изолированные точки (пиксели) характеризуются маской 1×1 , изолированные пары точек могут иметь характеризационную маску 1×2 , 2×1 или 2×2 в зависимости от их ориентации. Некоторые изолированные пары, тройки и четверки полностью накрываются маской 2×2 . Более крупные фрагменты из трех точек имеют маски 2×3 и 3×2 . Линии из трех точек могут иметь маски 1×3 , 3×1 или 3×3 в зависимости от ориентации.

Имеются и другие более протяженные, но изолированные фрагменты различной формы и ориентации. Иерархия мелких изолированных фрагментов на бинарном изображении приведена на рис. 5, справа. В

левом верхнем углу находятся изолированные точки. Сложность изолированных фрагментов возрастают от левого верхнего к правому нижнему углу. Простейшая иерархия не учитывает ориентацию фрагментов и использует только квадратные характеристические маски 1×1 , 2×2 , 3×3 и т. д.

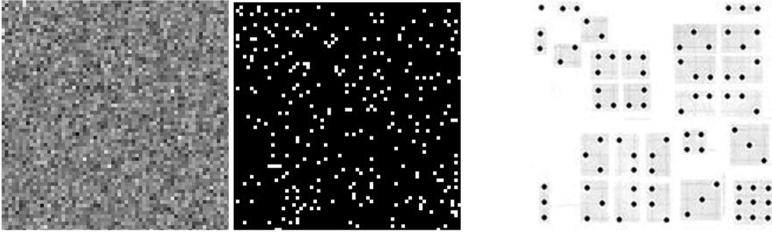


Рис. 3. Гауссовское шумовое поле, и результат его бинаризации

4 Установка и регулировка порога с использованием анализа изолированных фрагментов на бинарном изображении

Легко убедиться, что число возникающих мелких объектов данного вида в бинарном изображении невелико как при очень низких, так и при высоких значениях порогов. При низких порогах мелкие фрагменты сливаются в более крупные, а при высоких остаются только очень мелкие объекты, в конечном счете только изолированные точки. Нас будут интересовать связные объекты, содержащие два и более пиксела. Для некоторого промежуточного значения порога количество таких мелкомасштабных связных объектов будет максимальным. В целом, с ростом значения порога уменьшается общее число пикселей, в которых интенсивность превышает порог, и поэтому так же уменьшается возможность образования связных структур.

Поэтому при анализе количества пикселей, содержащихся в тех или иных фрагментах необходимо нормировать это количество на общее число пикселей, в которых данный порог превышен. Такие нормированные числа можно рассматривать в качестве оценки эффективности выделения того или иного мелкомасштабного фрагмента при данном значении порога. Пусть после бинарного квантования с заданным значением порога T изображение содержало всего $N(T)$ точек превышения порога. При последовательном выделении мелкомасштабных объектов с увеличивающейся в размерах характеристической маской, и их удалении из бинарного изображения на нем остаются все более и более крупные фрагменты. На каждом шаге удаления бинарное изображение теряет

$N_1(T)$, $N_2(T)$, ... и т. д. точек. Поскольку все эти числа зависят от порога квантования, то необходимо произвести нормировку, и рассматривать относительные значения $N_1(T)/N(T)$, $N_2(T)/N(T)$, ... и т. д. Эти значения можно рассматривать как оценку *эффективности выделения* соответствующих структур при данном значении порога.

Для однородного гауссовского шумового поля со стандартным распределением вероятности можно рассчитать вероятности того, что интенсивность в каждом пикселе превышает пороговое значение: $P(T) = 1 - \Phi(T)$, где $\Phi(T)$ – интеграл вероятности, $P(T)$ – вероятность превышения порога T в любом пикселе изображения.

Вероятность получить изолированную точку в квадрате 3×3 равна $P_1(T) = \Phi^8(T)[1 - \Phi(T)]$, а вероятность появления фрагмента с характеристической матрицей 2×2 ограничена снизу значениями

$$P_2(T) = 2\Phi^{10}(T)[1 - \Phi(T)]^2[1 + \Phi^2(T)] + \Phi^{12}(T)[1 - \Phi(T)]^3[1 + 3\Phi].$$

Здесь учтены вероятности появления двух горизонтальных и двух диагональных пар, четырех троек и одной четверки единиц в соответствующих пикселах.

Нормированные значения эффективностей выделения $E_k = P_k(T)/P(T)$, для $k = 1, 2, 3$, т. е. для характеристических матриц 1×1 , 2×2 и 3×3 , приведены на рис. 4 слева. Заметим, что максимум в нормированных кривых отсутствует для изолированных точек. Начиная со связанных фрагментов, кривые эффективности имеют очевидный максимум, для двусвязных фрагментов он появляется при значении порога 1,3.

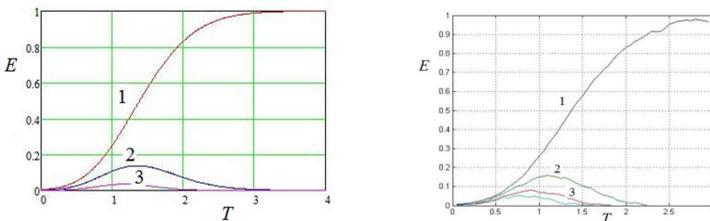


Рис. 4. Эффективности выделения мелкомасштабных фрагментов на шумовом изображении

Положение этого максимума соответствует непараметрической оценке среднеквадратического отклонения распределения вероятностей интенсивностей, при этом такая оценка привязана к размеру и форме удаляемого фрагмента. Этот порог является наилучшим для выделения таких объектов, с увеличением связности фрагментов максимум

эффективности слегка сдвигается в сторону более низких значений порога, однако эти значения сохраняют устойчивость при вариациях параметров гауссовского распределения.

Теоретические расчеты подтверждаются результатами моделирования процесса бинаризации шумового поля с нормальным распределением (рис. 4 справа).

5 Выделение мелкомасштабных объектов на реальных изображениях

Результаты выделения мелкомасштабных объектов на реальных радиолокационных изображениях представлены на рис. 5 для двух изображений, приведенных на рис. 2.

В верхнем ряду показаны выходы бинарных квантователей. Для бинаризации в обоих случаях использовались адаптивные пороги, которые выбирались по максимуму оценок эффективности выделения небольших связных фрагментов. Зависимости значений эффективности выделения фрагментов от порогового уровня представлены в среднем ряду, где цифры соответствуют размерам квадратной характеристической матрицы.

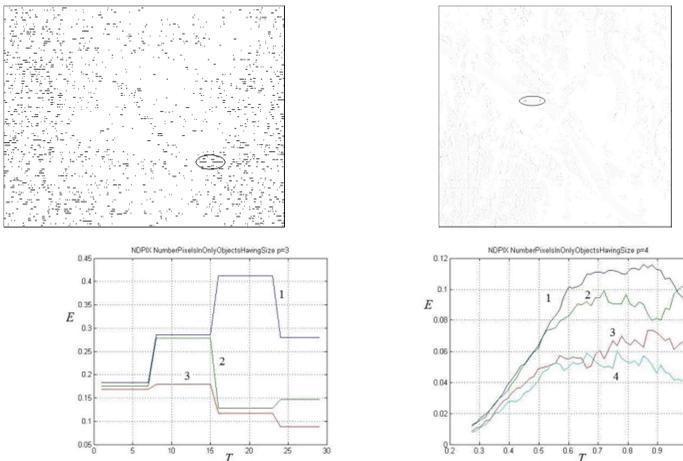


Рис. 5. Выделение мелкомасштабных объектов на изображениях, приведенных на рис. 2.

Морфологическая обработка заключалась в выделении объектов заданной протяженности. Она позволила оставить только объекты интереса.

Заключение

Предложен новый способ выделения и локализации мелкомасштабных объектов, включающий предварительную фильтрацию, адаптивную пороговую обработку и морфологический отбор. Предложена иерархия изолированных фрагментов, которая используется для анализа связанных фрагментов. Тип мелкомасштабного протяженного объекта определяется его характеристической маской, полностью накрывающей этот объект. Наилучший пороговый уровень должен обеспечивать наибольшую эффективность выделения фрагментов данного типа. Метод позволяет автоматизировать процесс выделения объектов интереса в бортовых системах наблюдения беспилотных транспортных средств.

Список литературы

- [Волков, 2013] Волков В.Ю. Методы дискретной фильтрации и задачи обработки изображений в радиотехнических системах наблюдения. – СПб.: СПбГУТ, 2013.
- [Волков, 2014] Волков В.Ю. Адаптивные и инвариантные алгоритмы обнаружения объектов на изображениях и их моделирование в Matlab. – Санкт-Петербург-Москва-Краснодар: Лань, 2014.
- [Волков и др., 2009] Волков В.Ю., Турнецкий Л.С. Пороговая обработка для сегментации и выделения протяженных объектов на цифровых изображениях // Информационно-управляющие системы. 2009. №5 (42). С. 10-13.
- [Гонсалес и др., 2006] Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. – М: Техносфера, 2006.
- [Gao, 2010] Gao G. Statistical modeling of SAR images: A Survey // Sensors. 2010. P. 775-795.
- [Sezgin et al., 2004] Sezgin M., Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation // Journal of Electronic Imaging. 2004. V. 13(1), P. 146-165.
- [Volkov, 2009a] Volkov V. Segmentation and Extraction of Extensive Objects on Digital Images // Proceedings 2009 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Pattern Recognition. IPCV2009. V. II. Las Vegas, Nevada, USA. CSREA Press: 2009. P. 656-662.
- [Volkov, 2009b] Volkov V. Thresholding for segmentation and extraction of extensive objects on digital images // Proceedings 32 Annual German Conference on Artificial Intelligence. KI 2009. Paderborn, Germany, Springer, 623—630; Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics) 5803 LNAI. – <http://www.springer.com/computer/ai/book/978-3-642-04616-2>.