

ЦИФРОВЫЕ МЕТОДЫ ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ НА ТЕПЛОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ПОВЕРХНОСТИ МОРЯ

Анцев Г.В., Волков В.Ю., Макаренко А.А., Рогачев В.А., Турецкий Л.С.

Российская Федерация, Санкт-Петербург, ОАО «НПП «РАДАР ММС»

Съемка морской поверхности в инфракрасном (тепловом) диапазоне электромагнитных волн часто выполняется при поисковых операциях жертв морских катастроф. Такая съемка позволяет повысить эффективность обнаружения на поверхности моря нагретых предметов, которыми обычно являются средства спасения экипажей морских судов. Кроме того, инфракрасная съемка позволяет вести наблюдение в темное время суток и в сложных метеорологических условиях [1].

Обнаружение и выделение объектов на изображениях представляет важную задачу цифровой обработки изображений [2, 3]. Обработке подвергаются случайные поля, заданные на прямоугольной сетке элементов изображения и полученные с помощью оптоэлектронной матрицы. Среди полезных объектов встречаются точечные объекты, которые занимают один элемент изображения, и протяженные объекты, которые могут иметь различную форму.

Широкий класс алгоритмов использует локальные линейные или нелинейные операции в пределах «движущегося» или «скользящего» окна [2-6]. Сглаживающие фильтры используются для подавления шума, простейшие алгоритмы формируют выборочное среднее, медиану или выбирают максимальное значение в пределах окна, которое определяет апертуру фильтра.

Для обнаружения точечных объектов и выделения контуров протяженных объектов используются алгоритмы, осуществляющие локальное дифференцирование изображений. На начальном этапе производится локальное сглаживание в «скользящем» окне с тем, чтобы получить оценку математического ожидания переменного фона. В целях локального дифференцирования эта оценка вычитается из каждой точки исходного изображения.

Обнаружение и выделение объектов на шумовом фоне осуществляется путем сравнения уровня выходного сигнала фильтра с порогом. Установка порога должна быть адаптивной, чтобы обеспечить заданную вероятность ложных тревог. Для этого используются быстрые и медленные схемы адаптации.

Следующим за пороговой обработкой этапом является выделение связанных элементов: линий и контуров. Распознавание на заключительном этапе позволяет отнести объект к одному из заданных классов.

Тепловые изображения, как и большинство других реальных изображений, содержат полезные объекты нескольких типов: точечные, линейные, протяженные зоны, сегменты и др. Шум и помехи включают импульсные компоненты, которые затрудняют обнаружение и выделение. Наблюдение $y(i, j)$ в каждой точке (i, j) представляет результат взаимодействия «чистого» сигнала $s(i, j)$ и белого шума $\eta(i, j)$, $i = 0, 1, \dots, P-1$, $j = 0, 1, \dots, Q-1$.

Предположим, что белый шум и сигнал взаимно независимы. Наиболее часто используется аддитивная модель взаимодействия $y(i, j) = s(i, j) + \eta(i, j)$. Оптоэлектронные изображения обычно содержат сигнално-зависимые (дробовые) компоненты и неизвестные нестационарный фон. Поэтому более подходящей оказывается мультипликативная модель $y(i, j) = [1 + a \cdot s(i, j)] \cdot \eta(i, j) + b$, где параметры a и b зависят от типа фотодетектора и полагаются неизвестными константами в пределах апертуры фильтра.

Статистика шума обычно неизвестна. Часто используется гауссовское и экспоненциальное распределения, но для фоновой помехи более подходящими являются модели, включающие логарифмическое нормальное и распределение Вейбулла.

Рассмотрим обнаружители, которые используют скользящие окна и принимают решение о наличии объекта по выборкам в этих окнах. В пределах окна обработки выбираются два окна: сигнальное окно Y , содержащее выборки $y = y_1, y_2, \dots, y_N$, и помеховое окно X , включающее выборки $x = x_1, x_2, \dots, x_M$.

Апертуры окон могут иметь разнообразную форму, однако самыми распространенными являются квадратные окна и квадратные рамки (окна с исключением центральных областей). Расположение сигнального и помехового окон обычно выбирается таким, что сигнальное окно помещается внутри помехового. Однако встречаются ситуации, когда сигнальное окно лучше поместить снизу, сверху или сбоку от помехового. Эти ситуации характерны для реальных изображений, содержащих границы участков, например, для поверхности моря с линией горизонта. Смещение тестируемых отсчетов часто помогает обнаружить объект, но ведет к искажениям его формы. Размеры окон обычно выбираются с учетом локальной однородности фона.

Обнаружитель с «быстрым» порогом принимает решение о наличии объекта, если $u(y \in Y(i, j)) \geq L(v \in X(i, j))$, где $L(v \in X(i, j))$ – пороговая функция (адаптивный порог), исполь-

зующая выборки в помеховом окне. Здесь положение окон зависит от выбранной точки отсчета (i, j) на изображении, $u(y \in Y(i, j))$ – сигнальная (тестовая) статистика, $v(x \in X(i, j))$ – помеховая статистика.

Адаптация порога в данном случае соответствует обучению по классифицированной помеховой (фоновой) выборке. В параметрических задачах желательно, чтобы статистика $v(x)$ была достаточна для неизвестных параметров помехи. Тогда можно обеспечить оптимальность алгоритма обнаружения в классе несмещенных и подобных.

В случае применения дифференциального фильтра алгоритм обнаружения имеет вид $u(y \in Y(i, j)) - c \cdot v(x \in X(i, j)) \geq T(i, j)$, где $T(\cdot)$ – порог, устанавливаемый исходя из требуемой вероятности ложной тревоги.

Для обнаружения точечных объектов (при $N = 1$) используется алгоритм $y(i, j) - c \cdot v(x \in X(i, j)) \geq T(i, j)$, при этом тестовый отсчет обычно берется в центре окна X и исключается из помехового окна. В ряде случаев оказывается возможным использовать нулевой порог $T(\cdot) = 0$. Тогда обнаружитель принимает вид $y(i, j) \geq c \cdot v(x \in X(i, j))$, и управляется единственной пороговой константой.

Важно, чтобы помеха в помеховом окне была такой же, как в сигнальном окне, т. е. помеха должна быть однородной. Это требование тем труднее выполнить, чем больше сигнальных и помеховых выборок используется. Возможно, что часть помеховых выборок на самом деле содержит другие полезные сигналы, либо «поражена» помехой, отличающейся от помехи в анализируемых сигнальных каналах. Это приводит к существенному ухудшению качества обнаружения, если не приняты специальные меры. В частности, можно провести предварительную выбраковку резко отличающихся (аномальных) выборок помехи. Соответствующая операция называется цензурированием. Она незначительно уменьшает число помеховых выборок, но позволяет уменьшить влияние неоднородности помехи, т. е. повысить устойчивость или робастность алгоритма.

Весьма негативное влияние на работу таких обнаружителей оказывает резкая смена вида помехи в пределах скользящего окна, так называемые кромки помехи (границы участков), поскольку они не удаляются цензурированием. Это требует специальных мер обнаружения кромок и адаптации самих окон (апертур) [4-7].

Обнаружитель с порогом по среднему включает наиболее распространенный вариант пороговой функции с суммированием (усреднением) помеховых выборок (суммирующим порогом) и представляет *Average-Detector* или *A-Detector*. Используются также другие обозначения обнаружителя, отражающие формирование порога: *Mean-Level-Detector* (порог по среднему уровню), *Cell-Averaging-Detector* (порог с усреднением по ячейкам).

Алгоритм с порогом по медиане или *Med-Detector* имеет вид $y \geq c_2 \cdot \text{med}(x_1, x_2, \dots, x_M)$, где c_2 – пороговая константа [8].

Алгоритм с порогом по максимуму или *Max-Detector* имеет вид $y \geq c_3 \cdot \max(x_1, x_2, \dots, x_M)$, где c_3 – пороговая константа. В случае $c_3 = 1$ получаем знаковый алгоритм $\sum_{k=1}^M \text{sgn}(y - x_k) \geq M$, обладающий непараметрическими свойствами. При $c_3 \neq 1$ алгоритм можно считать квазипараметрическим (т. е. почти параметрическими).

Алгоритм Хаббарда [9], или *H-Detector* имеет вид $y \geq c_3 \cdot \max(\sum_{k=1}^{M/2} x_k, \sum_{k=M/2+1}^M x_k)$. Помеховые выборки разбиты на две группы. При этом их число полагается четным. Такое формирование порога позволяет снизить вероятность ложной тревоги при появлении кромок помехи. Другое название алгоритма *Greatest Off-Detector*. Для обработки изображений используется разбиение апертуры на четыре квадранта.

В ряде случаев чувствительность к виду распределения помехи можно уменьшить введением адаптации с учетом предыдущих решений, т. е. формированием так называемого «медленного» порога. Решение на n -ом шаге о наличии полезного сигнала принимается, если $u_n \geq L_n(d_{n-1}, d_{n-2}, \dots)$, где предыдущие решения d_{n-1}, d_{n-2}, \dots классифицируются как ложные выбросы.

Алгоритм можно переписать в виде $d_n = \text{step}(u_n - L_n)$, где $L_n = L_n(d_{n-1}, d_{n-2}, \dots)$ – функция «медленного» порога, $n = 0, 1, 2, \dots$. В простейшем варианте он включает рекуррентное формирование порога по формуле $L_{n+1} = L_n + a_n \cdot (d_n - \varepsilon_n)$, где a_n – величина изменения порога на n -м шаге. Последовательность $\{\varepsilon_n\}$ состоит из нулей и единиц и представляет эталонную (возможно, случайную) последовательность с заданной вероятностью появления единиц. Эта вероятность совпадает с требуемой вероятностью ложной тревоги. Начальное значение порога L_0 может быть задано достаточно произвольно, но от этого значения зависит время установления порога в стационарном режиме.

В случае комбинирования быстрого и медленного порогов формирователь порога использует статистику $v(y)$ и предыдущие решения d_{n-1}, d_{n-2}, \dots , поскольку их знание позволяет полнее учесть имеющуюся информацию: $u_n \geq L_n(v_n, d_{n-1}, d_{n-2}, \dots)$. При этом достигается существенное уменьшение времени установления порога [10].

Представляет интерес исследование потерь качества обнаружения различных алгоритмов локального сглаживания нестационарного фона в зависимости от размеров помехового окна, и сравнение со случаем фиксированного порога. Исследовались алгоритмы «быстрого» порога по среднему, по медиане и по максимуму.

Обнаружитель с порогом по среднему или *A-Detector* $y \geq c_1 \cdot \sum_{k=1}^M x_k$, где c_1 – пороговая константа, является оптимальным (по критерию Неймана-Пирсона в классе несмещенных и подобных алгоритмов) в случае экспоненциального распределения помехи $f_0(x) = (1/\beta_0) \exp(-x/\beta_0)$. При отсутствии полезного сигнала величина y имеет такое же распределение $f_0(y)$, а при появлении полезного сигнала распределение меняется в зависимости от характера амплитудных флуктуаций сигнала. Если $f_1(y) = (1/\beta_1) \exp(-y/\beta_1)$, где $\beta_1 = \beta_0(1+d)$, то величина d представляет отношение разности математических ожиданий при двух гипотезах к среднеквадратическому значению при отсутствии сигнала, т. е. дефлекцию решающей статистики.

Вероятность правильного обнаружения определяется общими выражениями $D = \int_0^\infty w(z) (\int_{c_1 z}^\infty f_1(y) dy) dz$ или $D = \int_0^\infty f_1(y) (\int_0^{y/c_1} w(z) dz) dy$. Внутренний интеграл в первом выражении представляет условную (при фиксированном пороге) вероятность правильного обнаружения $P(y \geq c_1 z | z, H_1) = P_1(z) = \int_{c_1 z}^\infty f_1(y) dy$, которая зависит от модели флуктуаций полезного сигнала. Вертикальная черта в скобках отделяет условие.

Обозначим $z = \sum_{k=1}^M x_k$, тогда вероятность превышения порога есть вероятность события $y \geq c_1 z$. Условная вероятность ложной тревоги (при фиксированном значении z) равна $P(y \geq c_1 z | z, H_0) = P_0(z) = \int_{c_1 z}^\infty f_0(y) dy = \exp(-c_1 z / \beta_0)$. Случайная величина z имеет гамма-распределение $w(z) \sim \Gamma(M, \beta_0)$. Безусловная вероятность ложной тревоги вычисляется по формуле $F = \int_0^\infty P_0(z) w(z) dz$ и равна $F = (1 + c_1)^{-M}$. Обозначив $a = -\lg F$, получаем формулу для расчета пороговой константы $c_1 = 10^{a/M} - 1$.

Если учесть, что $\beta_0 = (1/M) \cdot \sum_{k=1}^M x_k$ есть эффективная оценка неизвестного параметра масштаба β_0 (интенсивности шума), то алгоритм приводится к виду $y \geq C_1 \cdot \beta_0$, где коэффициент $C_1 = c_1 \cdot M$. Для известного значения β_0 фиксированный порог по критерию Неймана-Пирсона принимает значение $y_{NP} = C_0 \cdot \beta_0$, где $C_0 = a / \lg e$. Нетрудно убедиться, что вследствие флуктуаций оценки β_0 адаптивный порог имеет большую пороговую константу, чем фиксированный, т. е. $C_1 > C_0$ для одного и того же значения $a = -\lg F$.

Условная вероятность правильного обнаружения $P_1(z) = \exp[-c_1 z / \beta_0(1+d)]$, поэтому вероятность правильного обнаружения рассчитывается по формуле $D = (1 + c_1 / (1+d))^{-M}$. Введя $b = -\lg D$ и $a = -\lg F$, можно рассчитать пороговую дефлекцию $d_{D,F} = c_1 / (10^{b/M} - 1) - 1 = (10^{a/M} - 10^{b/M}) / (10^{b/M} - 1)$.

Для алгоритма *Med-Detector* с порогом по выборочной медиане вероятность правильного обнаружения равна $D = K \cdot \{(g+h+1) \cdot (g+h+2) \cdot \dots \cdot (g+M)\}^{-1}$, где $g = c / (1+d)$ и коэффициент K зависит от числа помеховых выборок. В случае нечетного числа $M = 2h+1$ этот коэффициент равен $K_{odd} = M! / h!$, а для четного числа $M = 2h$ можно получить $K_{even} = 2 \cdot M! \{(g+M) \cdot (h-1)!\}^{-1}$. Вероятность ложной тревоги получается из этих выражений при замене g на c .

В случае алгоритма *Max-Detector* с порогом по максимуму обозначим $z = \max(x_1, x_2, \dots, x_M)$, тогда вероятность превышения порога есть вероятность события $y \geq c_1 z$. Случайная величина z имеет распределение $w(z) = M \cdot F_0^{M-1}(z) \cdot f_0(z)$, где $F_0(z)$ есть функция распределения, соответствующая плотности помехи $f_0(z)$. Можно показать, что вероятность правильного обнаружения равна $D = \{(1+g) \cdot (1+g/2) \cdot \dots \cdot (1+g/M)\}^{-1}$.

Заметим, что в случае фиксированного порога в задаче обнаружения изменения масштаба экспоненциального распределения характеристики обнаружения имеют вид $D = F^{1/(1+d)}$, а пороговая дефлекция $d_{D,F}^{(0)} = a/b - 1$.

Были рассчитаны зависимости пороговой дефлекции в децибелах по уровню $D = 0,9$ (при $b = 0,046$) от M для указанных алгоритмов при $F = 10^{-2}$. Анализ результатов расчета показывает, что потери в пороговой дефлекции существенны при высоких требованиях к уровню вероятности ложной тревоги. Алгоритм с порогом по максимуму вносит максимальные потери.

Наличие нестационарного тренда в изображениях приводит к необходимости использования локального сглаживания для оценивания неизвестного уровня тренда. Важной задачей является исследование влияния типа локального сглаживания на искажения сигнальных изображений

Дифференциальный алгоритм $z(i, j) = y(i, j) - v(x \in X(i, j))$ с квадратной апертурой X различного размера был проверен в экспериментах с реальными тепловыми изображениями морской поверхности. Сигнальный отсчет располагался в центре апертуры.

Анализ трех рассмотренных вариантов дифференциальных фильтров показал, что алгоритм *Med-Detector* с выборочной медианой лучше выделяет точечные и линейные объекты, чем алгоритм *A-Detector* с усреднением по апертуре, но подавляет контуры протяженных объектов.

Алгоритм *Max-Detector* с выбором максимального значения дает удвоение контуров: точка превращается в квадрат, линия – в прямоугольник, а окружность превращается в две концентрические окружности. Кроме того, рисунок контуров инвертируется по яркости, что требует инвертирования выходного сигнала фильтра.

Рассмотрено влияние смещения сигнального отсчета от центра помехового окна. Оказалось, что если сигнальное окно располагается в центре помехового, то форма сигналов не изменяется. Если же сигнальное окно сдвинуто вниз относительно центра, то появляются заметные искажения формы сигналов. Однако в ряде случаев смещение позволило улучшить выделение части границ протяженных объектов.

Литература

1. Ллойд Дж. Системы тепловидения. М. Мир, 1978, - 414 с.
2. Ярославский Л. П. Введение в цифровую обработку изображений. –М.: Сов. Радио, 1979.
3. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т. С. Хуанг, Дж. О. Эклунд, Дж. Нуссбауэр и др.; Под ред. Т. С. Хуанга: Пер. с англ. –М.: Радио и связь, 1984.
4. Волков В. Ю., Оводенко А. А. Алгоритмы обнаружения локационных сигналов на фоне помехи с неизвестными параметрами. // Зарубежная радиоэлектроника, № 5, с. 25-41, 1981.
5. Weiss M. Analysis of some modified cell-averaging CFAR processors in multiple-target situations”, – IEEE Trans. Aersp. Electron. Syst., vol. AES-18, pp. 102–114, Jan. 1982.
6. Song W. J., Pearlman W. A. Edge-preserving noise filtering based on adaptive windowing, – IEEE Trans. Circuits Syst., vol. CAS-35, pp. 1048–1055, Aug, 1988.
7. Белявцев В. Г., Воскобойников Ю. Е. Алгоритмы фильтрации изображений с адаптацией размеров апертуры. Автометрия, № 3, с. 18–27, 1998.

8. А. с. СССР №123950 от 3.02.1977. Авт. Волков В. Ю.
9. Зарубежная радиоэлектроника, №7, с. 3-16, 1964.
10. Волков В. Ю., Оводенко А. А. Анализ процесса установления порога при изменении интенсивности шума в адаптивных и робастных обнаружителях локационного сигнала. – Радиотехника, т. 37, № 11, с.45-47, 1982.

OBJECTS' DIGITAL DETECTION METHOD ON THERMAL SEA SURFACE IMAGES

Antsev G., Volkov V., Makarenko A., Rogatchev V., Tournetsky L.

Russian Federation, St.Petersburg, "Radar mms" JSC

Very often sea surface shooting in infrared (thermal) wave band is carried out during Maritime Search and Rescue operations. Such shooting gives the possibility to increase the detection effectiveness of heated objects on sea surface which are usually ship life-saving appliances. After that infrared shooting makes it possible to carry out surveillance at darkness and hard weather.

Objects detection and selection at different nature images is a very important task for digital image processing. The random fields given on a rectangular grid of elements of the images and received with the help optoelectronic matrix are exposed to processing.

The thermal images (as well as majority of other real images) contain useful objects of several types: dot, linear, extended zones, segments etc. Noise and interferences include pulse components, which complicate detection and selection. Observation $y(i, j)$ at point (i, j) represents the result of interaction of a pure signal $s(i, j)$ and noise $\eta(i, j)$, $I = 0, 1, \dots, P - 1$, $j = 0, 1, \dots, Q - 1$.

It is supposed that white noise and signal are mutually independent. An additive model of interaction is used very often $y(i, j) = s(i, j) + \eta(i, j)$. Usually optoelectronic images consist of signal-dependent (fraction) components and unknown non-stationary background. That's why a multiplicative model becomes more suitable $y(i, j) = [1 + a \cdot s(i, j)] \cdot \eta(i, j) + b$, where a and b parameters depend on photodetector and rely by unknown constants within the limits of the filter aperture.

In the report the various algorithms of object's detection on noise background are considered:

- Algorithm with a limit on average - limit function with averaging of interference choices;
- Algorithm with a limit on median;
- Algorithm with a limit on a maximum;
- Hubbard's algorithm;
- The combined algorithms.

For comparison of efficiency of the considered algorithms the account of the point objects detection characteristics is executed according to these algorithms.

The received results are checked experimentally up by processing the real thermal images of a sea surface, on which there were heated up objects.

In the report is given the compared analysis of results of experimental check allowing to choose determined algorithm of object detection on the thermal image depending on a task detection character.
