

УДК. 621.383.3

ОБНАРУЖЕНИЕ – ИЗМЕРЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

Л. Д. Вилесов,

канд. техн. наук, доцент

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

Рассматривается работа ТВ-системы на пороге ее чувствительности, связанная с наблюдением сигналов от объектов на фоне помех и принятием соответствующих решений и оценок. Помехи заданы статистически, а параметры сигналов неизвестны и являются для наблюдателя ТВ-системы случайными. В таких условиях для решения задачи обнаружения-измерения параметров объектов используется теория статистических решений, включающая в себя проверку гипотез и оценку параметров.

Work of TB-system on a threshold of its sensitivity, connected with supervision of signals from objects on a background of handicapes and acceptance of corresponding decisions and ratings is considered. Handicapes are set statistically, and parameters of signals are unknown and are for the observer (TB-system) casual. In such conditions for the decision of a problem of detection - measurement of parameters of objects the theory of statistical decisions including check of hypotheses and a rating of parameters is used.

Общие вопросы обнаружения-измерения неизвестного числа объектов с неизвестными параметрами

Рассмотрим модели сигнала и фона, используемые в данной работе.

Фон состоит из коррелированной составляющей (морская поверхность и воздушная среда), некоррелированной составляющей (белый шум) и квазидетерминированной составляющей (структурная помеха ТВ-датчика).

Сигналы наблюдаются от морских и воздушных объектов. Параметры сигналов: энергия (интеграл от двумерной функции, описывающей сигнал, на поверхности ТВ-датчика), размеры объекта (масштаб) в ограниченных сверху и снизу пределах, положение объекта (координаты), динамика объекта (неподвижный / движущийся).

Изображение, регистрируемое ТВ-датчиком, представим в виде непрерывной модели. Реализацию изображения одного кадра, ограниченного областью $R \in R^2$ (R^2 – плоскость), можно записать как

$$\begin{aligned} x(\mathbf{r}) &= S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_S^m) + S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_S^n) + n_\Phi(\mathbf{r}) + n_0(\mathbf{r}); \\ \mathbf{r} &= (r_1, r_2) \in R \subset R^2, \end{aligned} \quad (1)$$

где $\mathbf{r} = (r_1, r_2)$ – горизонтальная и вертикальная координаты в плоскости изображения; $S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_S^m)$ – сигнал от объекта класса m с вектором информационных параметров $\bar{\Theta}_S^m$; $n_\Phi(\mathbf{r})$ – изображение фона; $n_0(\mathbf{r})$ – двумерное поле белого гауссовского шума, обусловленное шумами датчика и видеоусилителя; $S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_S^n)$ – сигнал от

объекта класса n с вектором параметров $\bar{\Theta}_S^n$. Объекты различных классов могут отличаться, например, своими размерами в плоскости изображения.

Изображение объекта определенного класса занимает ограниченную подобласть $R_S^{(r_0)}$ на R , где r_0 – точка привязки объекта или его координаты на R .

Сначала будем считать, что координаты объекта определенного класса и размеры подобласти $R_S^{(r_0)} = S$ известны, и необходимо принять решение о наличии сигнала определенного класса или фона только для подобласти $R_S^{(r_0)} = S$.

Переход к неизвестному положению объекта и неизвестным его размерам предполагает разбиение области R на непересекающиеся зоны $R_S^{(r_i)}$; $\bigcup R_S^{(r_i)} = R$ многократно (по числу классов, каждому разбиению соответствуют свои размеры $R_S^{(r_0)}$) или скользящую фильтрацию одного кадра изображения следующими друг за другом пространственными строками, размеры которых согласованы с ожидаемыми объектами. Сигналы различных классов ортогональны на R (их изображения не перекрываются):

$$\int_R S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_S^m) S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_S^n) d\mathbf{r} = 0.$$

Кроме измерения параметров, необходимо также принять решение о том, к какому классу относится сигнал от объекта. Такая задача относится к проблеме совместного многоальтернативного обнаружения-измерения (многоальтернативность предполагает,

что проверяемой гипотезе о наличии сигнала определенного класса противопоставлен ряд других гипотез, т. е. альтернатив). Ей посвящено значительное число работ, среди которых можно выделить [1, 2]. В работе [1] для решения задачи используется адаптивный байесовский метод, в работе [2] – байесовский метод, а также методы максимума апостериорной плотности вероятности (АПВ) и максимума правдоподобия (МП). В работе [3] неизвестные параметры отнесены к мешающим и для решения задачи многоальтернативного обнаружения применены принципы инвариантности и подобия.

Ниже для решения задачи многоальтернативного обнаружения-измерения используется байесовский метод для функции потерь, которая позволяет значительно упростить алгоритмы принятия решения, сводя их к проверке бинарных гипотез. Это позволило обобщить критерий Немана–Пирсона на многоальтернативный случай. Такой подход для решения задачи многоальтернативного обнаружения был использован в работе [4].

Задача совместного обнаружения-измерения формулируется как проверка $L + 1$ гипотезы относительно объекта класса $\alpha; \alpha \in \{0, 1, 2, \dots, L\} = Q_\alpha$ с

оценкой векторного параметра $\bar{\Theta}^{(\alpha)}$, соответствующего принятой гипотезе (выбранному классу). Причем значению $\alpha = 0$ соответствует отсутствие объекта (наличие только фона). Таким образом, необходимо принять решение для каждой зоны $R_S^{(r)}$; $\cup R_S^{(r)} = R$ о наличии объекта соответствующего класса и оценить его параметры.

Естественно, что за ошибочные решения и неточные оценки нужно «платить». Ниже рассматриваются три ситуации назначения потерь в выражении для функции стоимости:

1) за ошибочные решения при проверке любой из гипотез с номером $\alpha; \alpha \in \{0, 1, 2, \dots, L\} = Q_\alpha$ назначаются равные стоимости, но отличающиеся от потерь за ошибочные решения при проверке любой из оставшихся гипотез из совокупности Q_α ;

2) за правильно выбранное решение из числа проверяемых гипотез, но неточные оценки параметров сигнала для данной гипотезы потери снижаются;

3) за правильные решения и абсолютно точные оценки параметров назначаются бесконечно малые ($\rightarrow -\infty$) потери.

Учитывая это, функцию потерь можно представить в виде квадратной матрицы с размерами $(L + 1) \times (L + 1)$, элементы которой учитывают все перечисленные ситуации. Элемент с номером kq этой матрицы учитывает потери, связанные с принятием решения о наличии сигнала класса k и оценки его параметров $\bar{\Theta}^{(k)}$, если в действительности присутствует сигнал класса q с истинными параметрами $\bar{\Theta}^{(q)}$:

$$\|c_{kq}\| = \begin{bmatrix} c^{00} & c^{01} & \dots & c^{0L} \\ c^{10} & c^{11} & \dots & c^{1L} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ c^{L0} & c^{L1} & \dots & c^{LL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_0 & a_1 & \dots & a_L \\ a_0 & a_1 & \dots & a_L \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_0 & a_1 & \dots & a_L \end{bmatrix} - \text{diag}\{g_q \delta_{kq} + \delta(\bar{\Theta}^{(k)} - \bar{\Theta}^{(q)})\}, \quad (2)$$

где k, q – номера классов объектов, принадлежащих совокупности $\{0, 1, 2, \dots, L\} = Q_\alpha$; $\text{diag}(\cdot)$ – диагональная матрица; δ_{kq} – символ Кроникера ($\delta_{kq} = 1$ при $k = q$ и

$\delta_{kq} = 0$ при $k \neq q$); $\delta(x)$ – дельта-функция ($\delta(x) \rightarrow \infty$ при $x = 0$ и $\delta(x) = 0$ при $x \neq 0$); $(a_0 \dots a_L)$ – потери за ошибочные

решения при проверке каждой из гипотез; g_q – постоянная величина (потери за неточную оценку параметра).

Таким образом, функция потерь (2) позволяет при справедливости гипотезы H_q назначить одинаковые потери за ошибочные решения $k \neq q$, равные a_q (столбцы матрицы) [4], потери за правильные реше-

ния, но с ошибочными оценками $\bar{\Theta}^{(q)} \neq \bar{\Theta}^{(q)}$ снизить до $a_q - g_q$ (диагональные элементы матрицы $\|c_{kq}\|$ [2], а потери за правильные решения при точных оцен-

ках (также диагональные элементы матрицы $\|c_{kq}\|$ [2] уменьшить до бесконечно малых величин [2]:

$$(a_q - g_q - \infty) \rightarrow -\infty.$$

В соответствии с байесовским методом [1, 2] оптимизация принятия решения и оценки параметров заключается в минимизации апостериорного риска. Апостериорный (условный) риск есть результат усреднения функции потерь по случайным параметрам: дискретному α (номер гипотезы) и непрерывному $\bar{\Theta}^{(\alpha)}$ (параметры сигнала для гипотезы $H_\alpha; \alpha \in \{0, 1, 2, \dots, L\} = Q_\alpha$)

при выполнении условия, что реализация изображения $x(r); r \in R \subset R^2$ получена. Запишем апостериорный риск в виде

$$R_k = \sum_{q \in Q_\alpha} P(q/x(r)) \int_{R^{(q)}} c_{kq}(\bar{\Theta}^{(k)}, \bar{\Theta}^{(q)}) p(\bar{\Theta}^{(q)} / x(r), q) d\bar{\Theta}^{(q)}, \quad (3)$$

где $R_k = R_k(\bar{\alpha} = k, \bar{\Theta}^{(k)} / x(r)) = R(k, \bar{\Theta}^{(k)} / x(r)); R^{(q)}$ – область интегрирования по векторному параметру $\bar{\Theta}^{(q)}$.

Интегрирование проводится по дискретно-непрерывной условной вероятностной мере

$$P_q = P(\alpha = q, d\bar{\Theta}^{(q)} / x(r)) = P(q/x(r)) p(\bar{\Theta}^{(q)} / x(r), q),$$

где $P(q/x(r))$ – апостериорная (условная) вероятность наличия сигнала класса q после наблюдения

реализации $x(r)$; $p(\bar{\Theta}^{(q)} / x(r), q)$ – апостериорная плотность вероятности вектора параметров $\bar{\Theta}^{(q)}$ после наблюдения реализации и наличия в реализации изображения сигнала класса q (при справедливости гипотезы H_q).

С помощью байесовского критерия оптимальности и заданной функции потерь задачу многоальтернативного обнаружения-измерения можно свести к проверке бинарных гипотез с оценкой соответствующих параметров $\bar{\Theta}^{(k)} = \bar{\Theta}^{(k)}$, где $\bar{\Theta}^{(k)}$ – оценка по максимуму апостериорной плотности вероятности измеряемого векторного параметра.

Бинарные задачи обнаружения, как известно, позволяют использовать критерий Неймана–Пирсона,

т. е. оптимизировать решающее правило по максимуму вероятности правильного обнаружения при ограничении на заданную вероятность ложной тревоги. Известно, что этот критерий наиболее приемлем при разработке систем с ограниченными ресурсами противодействия обнаруживаемому объекту, что и определяет его широкое применение. Вероятность ложной тревоги должна быть достаточно малой и не превышать допустимой величины.

Оптимальное решающее правило можно записать в следующем виде [5]. Принимается решение в пользу гипотезы H_m , $m \in Q_\alpha$ и оценка $\hat{\Theta}^{(m)} = \hat{\Theta}^{(m)}$, если одновременно выполняется совокупность L неравенств:

$$\Lambda^{(m)} = \frac{p(x_R/\hat{\Theta}^{(m)})}{p(x_R/0)} \geq c_m; \quad (4)$$

$$\Lambda^{(mk)} = \frac{p(x_R/\hat{\Theta}^{(m)})}{p(x_R/\hat{\Theta}^{(k)})} \geq c_{mk}; \quad k \in \{1, \dots, L\} \setminus m, \quad (5)$$

где $\Lambda^{(m)}$ – отношение правдоподобия, $\Lambda^{(mk)} – (L - 1)$

отношений правдоподобия; $p(x_R/\hat{\Theta}^{(m)})$ – функционал правдоподобия (аналог функции правдоподобия – плотности вероятности) изображения в оценочной

точке $\hat{\Theta}^{(m)}$ при справедливости гипотезы H_m (наличии сигнала класса m); $p(x_R/0)$ – функционал правдоподобия изображения при справедливости гипотезы H_0 (наличии только фона); $\{1, \dots, L\} \setminus m$ – совокупность $\{1, \dots, L\}$, исключающая элемент m .

Физический смысл выражений (4) и (5) заключается в совместном выполнении неравенств. Для фиксированной зоны $R_s^{(r_m)}$; $UR_s^{(r_m)} = R$ принимается решение о наличии объекта класса m относительно фона [согласно (4)] и различении объекта класса m относительно объектов других классов [в соответствии с (5)].

Неравенства (4) необходимо проверить всего L раз (по числу гипотез о наличии объекта относительно фона). Неравенства (5) необходимо проверить $L(L-1)/2$ раз,

так отношения правдоподобия $\Lambda^{(mk)}$ и $\Lambda^{(km)}$, содержащие одни и те же функционалы правдоподобия

$p(x_R/\hat{\Theta}^{(m)})$ и $p(x_R/\hat{\Theta}^{(k)})$, симметричны при проверке неравенств и, кроме того, исключается проверка любой гипотезы по отношению к самой себе.

Таким образом, при обнаружении в фиксированной зоне $R_s^{(r_m)}$; $UR_s^{(r_m)} = R$ объекта класса L необходима проверка $L(L+1)/2$ неравенств.

Пороги c_{mk} ; $k \in Q_\alpha \setminus m$; $Q_\alpha = \{0, 1, 2, \dots, L\}$ вычисляются по заданной вероятности ложной тревоги F . В левые части неравенств (4), (5) входят оценки параметров по максимуму апостериорной плотности вероятности.

Известно, что при высокой апостериорной точности измерения параметров оценку по максимуму АПВ $\hat{\Theta}_i^{(\alpha)}$ можно заменить оценкой в виде среднего значения АПВ и использовать в решающих правилах (4), (5) квазиоптимальные рекуррентные алгоритмы измерения параметров.

Если оцениваемые параметры постоянны (не зависят от времени): $\hat{\Theta}_i^{(\alpha)} = \bar{\Theta}^\alpha$; $\alpha \in Q_\alpha \setminus 0$, то, как известно, при равномерных априорных распределениях параметров оценки по максимуму АПВ соответствуют оценкам максимального правдоподобия.

Таким образом, в зависимости от оговоренных условий, в левой части выражений (4), (5) можно использовать либо оценки по максимуму АПВ, либо оценки как среднее значение АПВ, либо оценки МП.

Оценка параметров линии горизонта. Разделение фона на два класса

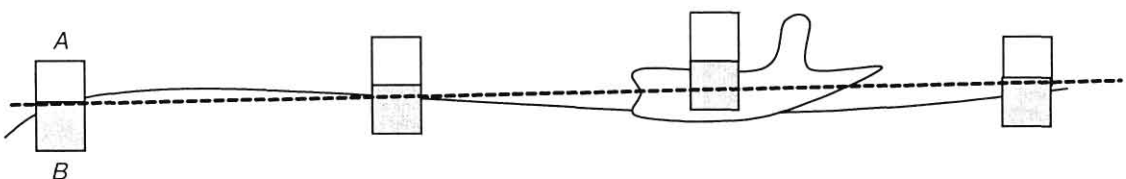
Совместное обнаружение воздушных и морских целей осложнено наличием перепада контраста на линии горизонта, вдоль которой априорная вероятность морских объектов максимальна [7]. Перепад контраста фона на линии горизонта вносит дополнительную сложность при обнаружении-измерении параметров морских объектов.

Предлагается классифицировать фон, разделить его на два класса: над линией горизонта (при обнаружении воздушных объектов) и под линией горизонта [6]. Таким образом, при сравнении относительного правдоподобия с порогом автоматически должно учитываться, где расположен объект: на линии или под линией горизонта (морские объекты) или над линией горизонта (воздушные объекты). Последнее позволяет резко уменьшить области поиска объектов – воздушных и морских.

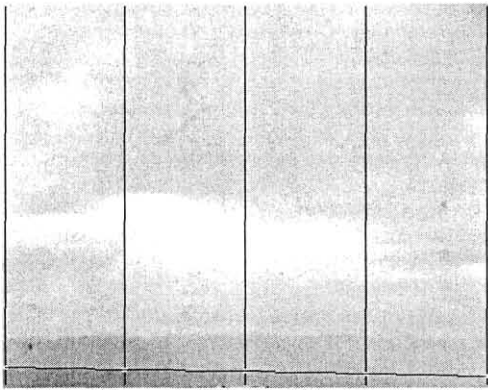
Для решения поставленной задачи используются маркеры из двух полустробиов, каждый из которых перемещается по соответствующей вертикальной полосе (по кадру) и останавливается в точке максимального перепада контраста (рис. 1). Маркеры локально отслеживают (оптимально оценивают) положение линии горизонта. По оценкам вертикальных координат, полученных с помощью группы маркеров, интерполируется линия горизонта (рис. 2).

Каждый из маркеров реализует весовую функцию вида $+1/-1$ при формировании отношения правдоподобия для проверки гипотез: воздух/вода. Обработка сигналов пикселей верхнего полустробиа А:

$$x_A = \frac{1}{m \times n} \sum_{i,j \in A} x_{ij}$$



■ Рис. 1. Оценка линии горизонта



■ Рис. 2. Построение линии горизонта по вертикальным линиям

Соответственно, обработка сигналов пикселей нижнего полуэкрана B :

$$x_B = \frac{1}{m \times n} \sum_{i,j \in B} x_{ij}$$

В приведенных формулах m – число пикселей по горизонтали в полуэкрane A и полуэкрane B ; n – число пикселей по вертикали в тех же полуэкранах; x_{ij} – сигнал ij -го пикселя. Очевидно, что в результате обработки отношение сигнал/шум для x_A

и x_B увеличивается в $\sqrt{m \times n}$ раз по отношению к x_{ij} , что позволяет значительно уменьшить влияние шумов изображения. Вторая проблема, связанная с неизвестной интенсивностью сигналов изображения, решается с помощью нормировки сигналов x_A и x_B . Запишем правило принятия решения о наличии перепада контраста внутри полуэкранов A или B :

$$Q_{A/B} = \frac{|x_A - x_B|}{x_A + x_B} \geq C,$$

которое не зависит от абсолютных энергетических соотношений для пикселей изображения. Оценка вертикальной координаты линии горизонта для обрабатываемой вертикальной полосы изображения

$$\hat{y}_j = \max_j \frac{|x_A(j) - x_B(j)|}{x_A(j) + x_B(j)},$$

где y_j – максимальное значение, которому соответствует оценка номера пикселя j линии горизонта по вертикали для обрабатываемой полосы. Направление поиска максимума (перемещение полуэкранов на один пиксель) зависит от знака разности $(x_A - x_B)$. Если $x_A > x_B$, то поиск направлен вверх, если $x_A < x_B$, то – вниз.

Из-за неоднородности изображения возможны ложные обнаружения и аномальные оценки, которые исключаются и заменяются интерполяционными, например, по методу наименьших квадратов. Отметка маркера по вертикали, отклонение которого относительно среднего уровня линии горизонта велико, отбрасывается.

Для случая малоконтрастного горизонта (туман, плохая видимость) группа маркеров заменяется на полуэкраны, которые непрерывно заполняют всю линию горизонта (вдоль строки изображения).

Обнаружение-измерение параметров объекта одного класса при наличии неизвестного фона

Рассмотрим задачу совместного обнаружения и оценки параметров для одного объекта при наличии неизвестного фона. Для ее решения необходимо вычислить отношение правдоподобия, входящее в выражение (4).

Фон имеет коррелированную и квазидетерминированную компоненты. Статистическая модель коррелированного фона удовлетворительно описывает фон в виде облачного покрова и морской поверхности. Характерной особенностью такого фона является наличие ярко выраженной пространственной корреляции.

Сигнал от объекта представим как

$$S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_s) = a_s f_s(\mathbf{r} - \mathbf{r}_0, \bar{\Theta}); \quad \bar{\Theta}_s = (a_s, \bar{\Theta}, \mathbf{r}_0),$$

где a_s – неизвестная амплитуда, равная энергии сигнала от объекта (за один кадр наблюдения) или объему тела

сигнала $\int_{R_s^{(r_0)}} S(\mathbf{r}, \bar{\Theta}_s) d\mathbf{r} = a_s$; $f_s(\mathbf{r} - \mathbf{r}_0)$ – неизвестная функция, описывающая форму сигнала от объекта, отличная

от нуля в ограниченной области $R_s^{(r_0)} \subset R$; \mathbf{r}_0 – точка привязки (координаты) объекта на R ; $\bar{\Theta}$ – параметры объекта, связанные с его свойствами, например площадью пятна, формой и т. д.

Так как ТВ-датчик является детектором интенсивности излучения, то статистическое распределение фона в общем случае негауссовское и изображение коррелированного фона есть неоднородное негауссовское поле.

По реализации изображения (1) или совокупности реализаций-кадров (в зависимости от усложнения постановки задачи) для ограниченной области $R_s^{(r_0)} \subset R$ необходимо принять решение о наличии сигнала от объекта или только фона и оценить параметры сигнала

$a_s, \bar{\Theta}, \mathbf{r}_0$, а также фон $n_\Phi(\mathbf{r})$. Подход к решению задачи обнаружения-измерения в такой постановке связан с применением инновационного метода [8, 9], в основе которого лежит выбеливание изображения. В результате получаем преобразованное изображение

$$x^w(\mathbf{r}) = a_s f_s^w(\mathbf{r} - \mathbf{r}_0, \bar{\Theta}) + w_0(\mathbf{r}),$$

где $w_0(\mathbf{r})$ – поле белого гауссовского шума, стохастически эквивалентное $n_0(\mathbf{r})$ (в смысле равенства их спектральных плотностей); индекс w над переменной обозначает применение к ней операции выбеливания.

Оператор выбеливания обратим, поэтому в результате преобразования не происходит потери информации относительно полезного сигнала. С помощью обратного преобразования всегда можно получить исходный сигнал. При этом, если распределение исходного изображения фона является негауссовским, то результат выбеливания, т. е. $x^w(\mathbf{r})$, имеет гауссовское распределение и является полем нормального белого шума. Поэтому одной из основных проблем при таком подходе к решению задачи обнаружения является нахождение оператора выбеливания, так как дальнейшее решение может быть

выполнено известными методами статистической теории решений.

Согласно инновационному методу [8], в выбеливающем фильтре осуществляется оценка $\hat{n}(\mathbf{r})$ коррелированной составляющей фона $n(\mathbf{r})$, а результат выбеливания есть разность

$$x^w(\mathbf{r}) = x(\mathbf{r}) - \hat{n}(\mathbf{r}).$$

Обычно отношение правдоподобия (ОП) редуцируется (совокупность отсчетов изображения в результате обработки сжимается до одного числового значения) или приводится к достаточной статистике, которая для гауссовского распределения может быть записана в виде функционала:

$$b(\mathbf{r}_0) = \int_R f_s^w(\mathbf{u} - \mathbf{r}_0, \bar{\Theta}) x^w(\mathbf{r}) d\mathbf{r},$$

представляющего результат оптимальной фильтрации выбеленного изображения.

Решающее правило (4) в случае неизвестной энергии сигнала $a_s \in (0, \infty)$ при известных параметрах $\mathbf{r}_0, \bar{\Theta}$ является равномерно наиболее мощным, а в случае оптимальной оценки a_s или, лучше сказать, подоптимальной (так как оптимальные оценки практически никогда не достижимы) – оптимальным (в смысле близости к оптимальному). Если параметры $\mathbf{r}_0, \bar{\Theta}$ неизвестны, их оценка сводится к многоканальной обработке (с расстроенными по параметрам каналами). Каждый канал реализуется в виде так называемого скользящего окна. Например, при неизвестных координатах скользящее происходит по векторному параметру (координатам).

При неизвестных размерах (площади) объекта континуум (непрерывность поиска оптимальной оценки) никогда не достигим и приходится довольствоваться многоканальными (относительно размеров объекта) фильтрами в пределах между максимальными размерами объекта и минимальными.

При цифровой обработке изображение подвергается пространственной дискретизации и для гауссовского распределения пространственных отсчетов и известной корреляционной функции фона оптимальным оператором выбеливания является дискретное преобразование Карунена–Лоева.

Известно также, что для выбеливания изображений можно использовать и другие виды дискретных ортогональных преобразований. Среди них можно выделить быстрое преобразование Фурье, преобразование Уолша, Адамара, синусное, косинусное [10], а также вейвлетт-преобразование [7, 12].

Практическая реализация ортогональных преобразований всего изображения связана с большими вычислительными затратами. Кроме того, необходимо решать проблему неоднородности фона. Фон статистически однороден (или квазиоднороден) лишь в ограниченной области. Поэтому все изображение разбивается на блоки из ограниченного числа элементов: 8×8 , 16×16 и т. д., а выбеливание изображения (декорреляция) осуществляется для каждого блока в отдельности [11]. Разбиение на блоки позволяет выбеливать статистически неоднородные изображения, которые имеют локальную однородность (в пределах ограниченного окна). Обычно такими являются реальные изображения фона.

В настоящее время практическая реализация дискретного косинусного преобразования используется в видеостандартах: JPG (внутрикадровая обработка) и MPG (внутрикадровая и межкадровая обработка).

По мере увеличения числа элементов в блоке функция правдоподобия отсчетов преобразованного изображения стремится к произведению гауссовских функций правдоподобия, что отмечено в работе [11].

При непрерывном представлении изображения имеем бесконечное число отсчетов и функция правдоподобия стремится к функции правдоподобия белого гауссовского шума, что согласуется с результатами инновационного метода [9].

Реализация выбеливающего фильтра во временной (пространственной) области основана на сравнении (вычитании) коррелированных отсчетов изображения: соседних по строке и (или) соседних по столбцу (кадру).

Представляет интерес реализация выбеливающего фильтра также в частотной области. Для этого необходимо выполнить прямое преобразование JPEG: получить спектральные амплитуды изображения для ограниченной пространственной области (блока изображения), а затем выполнить обратное преобразование только для ограниченного числа номеров спектральных амплитуд.

Выбор спектральных амплитуд изображения из различных частотных областей соответствует реализации выходов фильтра $\hat{n}(\mathbf{r})$ и $x^w(\mathbf{r})$.

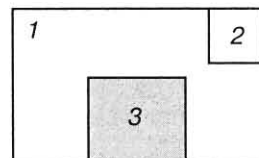
В результате сравнения ОП с порогом принимается решение о наличии объекта рассматриваемого класса.

Многоканальная фильтрация морских и воздушных объектов

При наличии в зоне обзора нескольких объектов для принятия решения о наличии объекта класса $\alpha = m$; $\alpha \in \{0, 1, 2, \dots, L\} = Q_\alpha$ и оценок $\bar{\Theta}^{(m)}$ необходимо сформировать отношения правдоподобия (2.5) для каждой проверяемой гипотезы и сравнить их с порогом, выбираемым по заданной вероятности ложной тревоги.

Решение в пользу гипотезы с номером $\alpha = m$ принимается с учетом одновременно оцениваемых параметров сигнала (оценки максимального правдоподобия или максимальной апостериорной вероятности), например, совместно оцениваются координаты и площадь объекта. Рассмотрим особенности решения данной задачи.

На рис. 3 изображено положение пространственного строба (скользящего вдоль линии горизонта окна), содержащего три пространственных фильтра-интегратора. Каждый из них осуществляет фильтрацию: фильтр 1 – нижних частот, фильтр 3 – средних частот, фильтр 2 – верхних частот. Под частотами подразумеваются пространственные частоты с размерностью 1/м.



■ Рис. 3. Многоканальные пространственные фильтры для обнаружения морских объектов

Обозначим через M и N – число пикселей окна, соответственно, по горизонтали и вертикали. Нормированный сигнал на выходе интегратора равен

$$x_l = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij},$$

где x_{ij} – значения пикселей внутри окна. Деление перед знаком суммы осуществляет масштабирование (приведение результата интегрирования к масштабу входного сигнала). Если объект полностью заполняет окно, а значения сигнала для всех пикселей одинаковы и равны A , то с учетом нормировки сигнал на выходе интегратора равен значению A его пикселя, но среднеквадратичное значение шума на выходе интегратора уменьшается в $\sqrt{M \times N}$ раз. Таким образом,

$$A_{\text{вых}} = A; \sigma_{\text{вых}} = \sigma / \sqrt{M \times N}. \quad (7)$$

Обозначим отношение сигнал/шум на пиксель на входе фильтра как (A/σ) . Тогда для сигнала, полностью заполняющего окно из $M \times N$ пикселей, при равновесном суммировании значений пикселей отношение сигнал/шум на выходе фильтра-интегратора равно

$$(A/\sigma)_{\text{вых}} = \sqrt{M \times N} (A/\sigma), \quad (8)$$

т. е. увеличится в $\sqrt{M \times N}$ раз по сравнению со входным. Если же сигнал занимает часть окна ($m \times n$ пикселей), то сигнал на выходе фильтра равен

$$A_{\text{вых}} = \frac{m \times n}{M \times N} A. \quad (9)$$

При этом среднеквадратическое значение шума на выходе интегратора для заданного окна не изменяется и определяется формулой (7), а отношение сигнал/шум равно

$$(A/\sigma)_{\text{вых}} = \frac{m \times n}{\sqrt{M \times N}} (A/\sigma). \quad (10)$$

Рассмотрим пример. Сигнал от крупноразмерного объекта полностью заполняет окно из $M \times N = 100 \times 100$ элементов-пикселей. После компенсации коррелированной составляющей фона ОП формируется для скользящего окна из $100 \times 100 = 10^4$ элементов-пикселей. Отношение сигнал/шум на выходе фильтра составляет

$$(A/\sigma)_{\text{вых}} = \sqrt{M \times N} (A/\sigma)_{\text{вх}} = 100 (A/\sigma), \quad (11)$$

т. е. увеличивается в 100 раз или на 40 дБ по отношению к входному.

Если в поле зрения окна попал малоразмерный объект, сигнал занимает $m \times n = 2 \times 2$ пикселей, то амплитуда сигнала на выходе интегратора в соответствии с формулой (9) равна

$$A_{\text{вых}} = \frac{m \times n}{M \times N} A = 4 \cdot 10^{-4} A, \quad (12)$$

т. е. уменьшается в $\frac{M \times N}{m \times n}$ раз, а отношение сигнал/шум на выходе фильтра равно

$$(A/\sigma)_{\text{вых}} = \frac{m \times n}{\sqrt{M \times N}} (A/\sigma) = 0,04,$$

т. е. сигнал от малоразмерного объекта на выходе фильтра практически подавлен.

Максимальный отклик на выходе фильтра будет получен для объекта с наибольшими размерами, положение максимума соответствует координатам объекта (центра окна – пространственного строба), подсчет числа пикселей, превысивших порог в пределах окна, даст оценку площади объекта. В момент максимума отклика необходимо принять решение (путем сравнения с порогом C) в пользу гипотезы о крупноразмерном объекте или отклонить ее.

Такую процедуру необходимо выполнить для каждого из фильтров 1–3 в пределах строба, изображенного на рис. 3, и для каждого фильтра должен быть свой канал обработки: формирование ОП и порога для принятия решения в пользу соответствующей гипотезы.

Количество фильтров выбирается в разумных пределах, исходя из возможностей практической реализации числа каналов микропроцессорной обработки.

Поясним алгоритм формирования ОП, определяемый одним из неравенств (5), используя рассмотренный выше пример: фильтры 1 и 2 с числом пикселей, соответственно, $M \times N = 100 \times 100$ и $m \times n = 2 \times 2$.

Функция правдоподобия отсчетов $\bar{x} = \{x_{ij}; i \in 1 \dots M; j \in 1 \dots N\}$ сигнала класса 1 – гауссовская:

$$p(\bar{x} / 1, \bar{\Theta}^{(1)}) = \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [x_{ij} - s_{ij}(\bar{\Theta}^{(1)})]^2\right\}, \quad (13)$$

где σ^2 – дисперсия белого гауссовского шума на пиксель изображения; s_{ij} – весовая функция для окна из $M \times N$ пикселей (при отсутствии априорной информации относительно формы сигнала $f_s(\mathbf{r} - \mathbf{r}_0)$ принимается как равновесная); $\bar{\Theta}^{(1)} = (\bar{r}_1, \bar{S}_1)$ – оценки сигнала, привязанного к окну: координаты окна $\bar{r}_1 = (r_{11}, r_{12})$ и площадь окна \bar{S}_1 (в процессе слежения по координатам при межкадровой обработке будет уточняться). Координаты $r_1 = (r_{11}, r_{12})$ привязаны к левому верхнему углу окна (пространственного строба 1).

Функция правдоподобия для сигнала класса 2

$$p(\bar{x} / 2, \bar{\Theta}^{(2)}) = \prod_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [x_{ij} - s_{ij}(\bar{\Theta}^{(2)})]^2\right\} \quad (14)$$

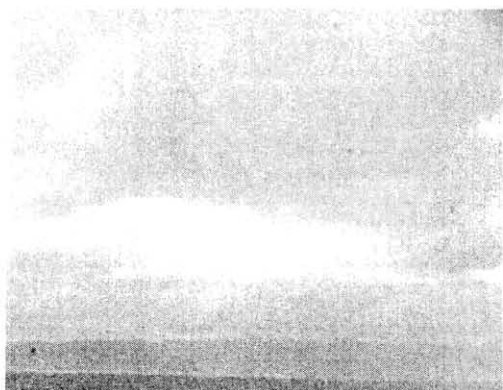
отличается от сигнала класса 1 лишь тем, что весовая функция s_{ij} постоянна и отлична от нуля для области из $m \times n$ пикселей, а для остальных пикселей из окна $M \times N$ равна нулю. Соответственно, привязка параметров сигнала класса 2, т. е. его оценка, осуществляется относительно положения области из $m \times n$ пикселей.

Взяв отношение функций правдоподобия и логарифмируя его, получаем алгоритм проверки гипотезы H_1 : сигнал класса 1 относительно гипотезы H_2 : сигнал класса 2:

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij} - \sum_{i=k}^m \sum_{j=l}^n x_{ij} \geq C, \quad (15)$$

где kl – начало отсчета для области из $m \times n$ пикселей

(левый верхний угол); $\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij}$ – сигнал класса 1 на



■ Рис. 4. Исходное изображение

выходе фильтра-интегратора для крупноразмерного объекта; $\sum_{i=k}^m \sum_{j=l}^n x_{ij}$ – сигнал класса 2 на выходе фильтра-интегратора для малоразмерного объекта.

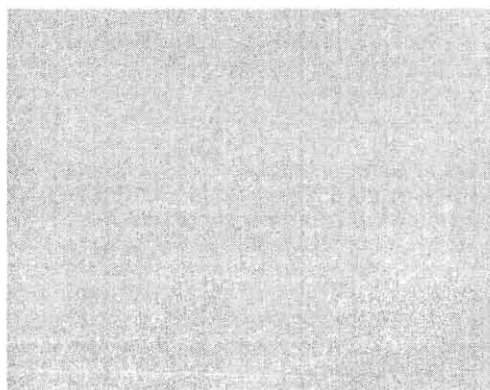
Для практической реализации ОП вводится нормировка:

$$\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij} - \frac{k}{m \times n} \sum_{i=k}^m \sum_{j=l}^n x_{ij} \geq \frac{C}{M \times N},$$

где $k = \frac{m \times n}{M \times N}$.

Если продолжить рассмотрение примера [см. соотношения (11), (12)], то очевидно, что при наличии крупноразмерного объекта сигнал на выходе первого фильтра будет максимален, а на выходе второго фильтра – минимален и нетрудно выбрать порог, при котором почти всегда будет приниматься решение о гипотезе H_1 . Напротив, при наличии малоразмерного объекта левая часть неравенства будет близка к нулю со стороны положительных и отрицательных нормированных шумовых значений на выходах фильтров. В этом случае решение почти всегда будет приниматься в пользу гипотезы H_2 .

Основной недостаток работы с большими окнами – низкая разрешающая способность ТВ-системы. Для решения этой проблемы необходимо формировать более сложные фильтры и применять со-



■ Рис. 6. Инновационное изображение

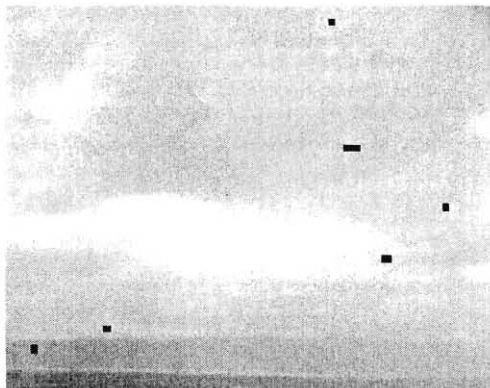
ответствующую межканальную обработку между отдельными фильтрами в пределах строка. Порядок следования пространственных стробов – от большего к меньшему. Причем зона из пикселей, которой соответствует решение о наличии крупноразмерного объекта с оценкой его координат, закрыта для принятия решения в этой зоне относительно меньшего объекта с помощью пространственного строба меньших размеров. Таким образом, последовательность принятия решений относительно классов объектов следует от крупных к малым размерам. Задача обнаружения-оценки параметров воздушных объектов решается методами, подобным рассмотренным, только зона поиска расширяется и охватывает надводную часть изображения.

В заключение рассмотрим на рис. 4 – 10 этапы обработки реального изображения при обнаружении-оценке параметров шести целей. На рис. 4 исходное изображение – незашумленное, на рис. 5 представлена оценка коррелированной составляющей фона, полученная с помощью фильтрации скользящим окном 5×5 элементов. На рис. 6 представлено инновационное изображение, полученное из исходного после вычитания из него коррелированного фона. Для отображения на рис. 6 значения всех пикселей инновационного изображения подняты на уровень +140.

Сравнение с порогом инновационного изображения, величина которого равна 25, позволяет выделить все шесть обнаруживаемых целей. Результат обнаружения показан на рис. 7 в виде зачерненных объектов, которые наложены на исходное



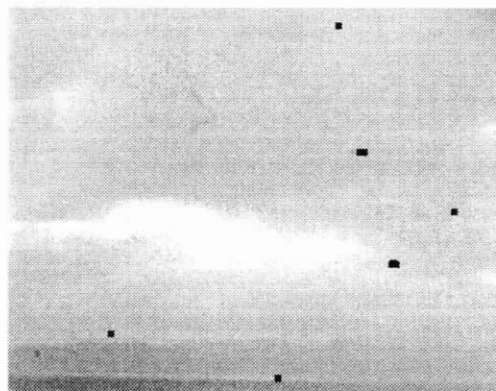
■ Рис. 5. Оценка фона



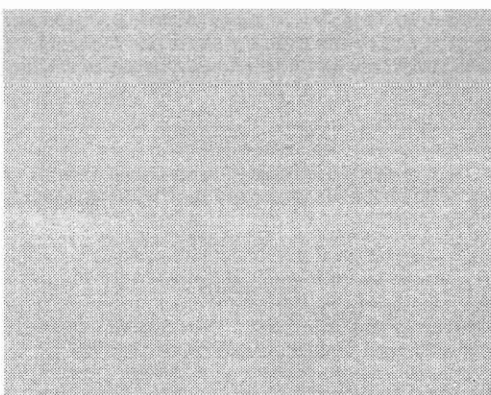
■ Рис. 7. Результат обнаружения-измерения шести целей



■ Рис. 8. Исходное зашумленное изображение



■ Рис. 10. Результат: пять целей обнаружено, одна ложная тревога на линии горизонта



■ Рис. 9. Инновационное изображение, полученное из исходного, зашумленного

изображение (см. рис. 4). Координаты каждого объекта (положение левого верхнего угла) и его площадь в числе пикселей являются оценками измеряемых параметров. На рис. 7 число пикселей каждой отметки увеличено с целью наглядности их отображения. Один пиксель отображается как девять (матрицей с размерами 3×3).

На рис. 8–10 показаны результаты, которые получены для изображения, с наложенным на него гауссовским шумом со стандартным отклонением $\sigma = 6$. Величина порога обнаружения равна 33. Из шести целей обнаружены пять, но из-за наличия шума имеется одна ложная тревога на линии горизонта. В реальной системе порог обнаружения устанавливается автоматически по вероятности ложной тревоги, оцениваемой в процессе обработки всего изображения.

Литература

1. **Репин В. Г., Тартаковский Г. П.** Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. – М.: Сов. радио, 1977. – 432 с.
2. **Трифонов А. П., Шинаков Ю. С.** Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех. – М.: Сов. радио, 1986. – 264 с.
3. **Теория обнаружения сигналов** / П. С. Акимов, П. А. Бакут, В. А. Богданович и др.; Под ред. П. А. Бакута. – М.: Радио и связь, 1984. – 440 с.
4. **Вилесов Л. Д., Гаврилин С. В.** Особенности построения радиоприемных устройств при борьбе с ответными импульсными помехами // Вопросы специальной радиоэлектроники. Сер. РЛТ. – 1969. – № 16. – С. 23–29.
5. **Вилесов Л. Д.** Обнаружение-измерение неизвестного числа объектов с неизвестными параметрами на телевизионном изображении: Тез. докл. // Труды 2-й международн. конф. «Телевидение: передача и обработка изображений», 2002. – С. 57–59.
6. **Вилесов Л. Д.** Оценка параметров линии горизонта морской поверхности на телевизионном изображении. Тез. докл. // Труды 3-й международн. конф. «Телевидение: передача и обработка изображений», 2003. – С. 134–136.
7. **Germain O., Refregier Ph.** Edge Location in SAR Images: Performance of the Likelihood Ratio Filter and Accuracy Improvement with an Active Contour Approach // IEEE Transactions on Image Processing. – 2001. – Vol. 10. – N 1. – P. 72–78.
8. **Кайлатц Т.** Метод порождающего процесса в применении к теории обнаружения и оценки // ТИИЭР. – 1970. – Т. 58. – С. 82–98.
9. **Сосулин Ю. Г.** Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов. – М.: Сов. радио, 1978. – 320 с.
10. **Виттих В. А., Сергеев В. В., Сойфер В. А.** Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований. – М.: Наука, 1982. – 214 с.
11. **Претт У.** Цифровая обработка изображений. Кн. 1. – М.: Мир, 1982. – 312 с.
12. **Davies D., Palmer P., Mirmehdi M.** Detection and Tracking of Small Low Contrast Objects // In Proceedings of the British Machine Vision Conference. – BMVA Press, 2003. – P. 599–608.
13. **Амиантов И. Н.** Избранные вопросы статистической теории связи. – М.: Сов. радио, 1971. – 416 с.