

# 17

## Метод селекции объектов на гиперспектральном изображении на основе анализа их контуров

© В.В. Шипко, М.Ф. Волобуев

Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил „Военно-воздушная академия им. проф. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина“, 394064 Воронеж, Россия  
e-mail: shipko.v@bk.ru

Поступила в редакцию 17.02.2022 г.  
В окончательной редакции 22.03.2022 г.  
Принята к публикации 10.04.2022 г.

Рассмотрен новый метод спектральной селекции заданных объектов на гиперспектральных изображениях. На первом этапе метода осуществляется проверка гипотез по критерию Неймана–Пирсона о наличии контуров объекта в соседних пикселях относительно простой альтернативы их отсутствия последовательно по всем спектральным компонентам. В случае принятия решения о наличии контура хотя бы в одном спектральном канале данные пиксели анализируются на втором этапе относительно их распределения по спектральному диапазону по критерию максимума апостериорной плотности вероятности. Задаваясь значениями математического ожидания разности градиентов между спектральными компонентами, формируют гипотезы о наличии либо отсутствии контура искомого объекта. Решение принимают на основе сравнения решающей статистики с функциями правдоподобия. Приводятся характеристики обнаружения и результаты экспериментов, выполненных на реальных изображениях.

**Ключевые слова:** гиперспектральные изображения, контур, градиент, функция правдоподобия.

DOI: 10.21883/OS.2022.08.52911.3268-22

### Введение

В настоящее время прослеживается интенсивное развитие и внедрение технологий гиперспектральной съемки в различных областях деятельности человека. Современные образцы гиперспектральной аппаратуры позволяют получать изображения в сотнях узких полос ультрафиолетового, видимого и ближнего инфракрасного диапазонов спектра [1,2]. Одной из важных задач обработки гиперспектральных изображений (ГСИ) является обнаружение (выделение) объектов на различных фонах. Чаще всего такая задача решается путем выделения контуров объектов [3]. Под контуром понимается пространственный перепад (скачкообразный разрыв) яркости, превышающий определенное значение. Использование контурных изображений позволяет существенно сократить вычислительные затраты различных алгоритмов последующего анализа и распознавания, что особенно актуально для обработки многокомпонентных ГСИ.

Существует множество методов и алгоритмов выделения контуров на однокомпонентных изображениях [3–9]. Некоторые из них основаны на использовании градиентных операторов [3], другие используют статистический [4–6] или нейросетевой [5,6] подход, также известны алгоритмы на основе методов математической морфологии [7], ранговые алгоритмы [8] и другие [9]. Однако большинство существующих методов и алгоритмов выделения контуров на однокомпонентных изображениях является малоэффективным при покомпонентной обработке многокомпонентных ГСИ. Это связано в основном

с отсутствием возможности учета взаимосвязи между спектральными компонентами. Анализировать последовательно контура каждого спектрального канала является задачей трудоемкой и неэффективной, а усреднение полученных результатов приводит к потере ценной информации о спектральной взаимосвязи. Так, например, существуют специфические задачи, характерные только для обработки ГСИ [10,11], где необходимо выделить объекты со спектральными характеристиками, сходными с характеристиками из спектральной библиотеки или выделить объекты в определенном спектральном диапазоне и т.д. Здесь все существующие [3–9] алгоритмы выделения контуров могут быть использованы лишь на предварительном этапе анализа контуров ГСИ. В работах [12,13] обоснованы подходы и рассмотрены некоторые алгоритмы выделения контуров на ГСИ, позволяющие учитывать межспектральную корреляцию, однако выбор порога обнаружения контуров и сама постановка задачи имеют эвристический характер.

Целью настоящей работы является разработка метода селекции объектов на гиперспектральном изображении на основе статистического анализа их контуров.

### Постановка задачи

Модель оцифрованного по строкам  $i$  и столбцам  $j$   $L$ -компонентного гиперспектрального изображения  $\Lambda$  в общем случае имеет вид

$$\Lambda = [\lambda_{i,j}^1, \lambda_{i,j}^2, \dots, \lambda_{i,j}^L], \lambda_{i,j}^l \in [0, \dots, 2^N - 1], \quad (1)$$

Комбинации совместных пар значений индексов  $i, j$  и  $p, q$

$n_{i,j}$	1	2	3	4
$p$	$i$	$i + 1$	$i + 1$	$i - 1$
$q$	$j + 1$	$j$	$j + 1$	$j + 1$
$i, j$	$1, \dots, I, 1, \dots, J - 1$	$1, \dots, I - 1, 1, \dots, J$	$1, \dots, I - 1, 1, \dots, J - 1$	$2, \dots, I, 1, \dots, J - 1$

где  $i = 1, \dots, I, j = 1, \dots, J; I, J$  — число строк и столбцов изображения соответственно;  $l$  — индекс компоненты ГСИ,  $l = 1, \dots, L; N$  — степень квантования яркости компонент изображения  $\Lambda$ .

С учетом влияния различных факторов при формировании отдельных спектральных компонент ГСИ модель такого изображения можно представить в виде аддитивной смеси полезной составляющей  $\Lambda$  и шума:

$$\mathbf{X} = \Lambda + \boldsymbol{\eta} = [x_{i,j}^1, x_{i,j}^2, \dots, x_{i,j}^L], \quad x_{i,j}^l \in [0, \dots, 2^N - 1], \quad (2)$$

где  $\boldsymbol{\eta} = [\eta^1, \eta^2, \dots, \eta^L]$  — случайная спектрально и пространственно некоррелированная аддитивная шумовая составляющая сигналов  $L$ -компонентного изображения с нулевым математическим ожиданием (МО) и некоторым значением среднеквадратического отклонения (СКО)  $\sigma_x^l$ . Адекватность такой модели шума для многих приложений достаточно обоснована в ряде работ, например в [5,10,14]. Тогда будем считать, что яркости  $x_{i,j}^l$  каждого пикселя ГСИ  $\mathbf{X}$  независимые, несмещенные, распределенные по нормальному закону с неизвестным математическим ожиданием  $m_{x_{i,j}^l}^l$  и известным СКО  $\sigma_x^l$ :

$$W(x_{i,j}^l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left(-\frac{(x_{i,j}^l - m_{x_{i,j}^l}^l)^2}{2(\sigma_x^l)^2}\right). \quad (3)$$

Признаком отсутствия контура объекта на ГСИ является совпадение МО скалярных значений яркости соседних пикселей с некоторым допустимым отклонением  $m_{x_{i,j}^l}^l \approx m_{x_{i\pm 1,j\pm 1}^l}^l = m^l$ . Признаком наличия искомого объекта является совпадение вероятностных характеристик его контура с априорно определенными.

Будем рассматривать попарное сравнение значений яркости  $i, j$ -х пикселей и соседних  $p, q$ -х пикселей с неизвестным истинным значением  $m^l$ .

В таблице представлено  $n$  парных комбинаций  $i, j$ -х и соответствующих им соседних  $p, q$ -х пикселей, используемых при их совместном оценивании.

Из приведенных выше условий процесс выделения контура искомого объекта будет состоять из двух этапов.

Первый этап — обнаружение контуров объектов на ГСИ.

Второй этап — селекция контура с требуемыми вероятностными параметрами.

## Описание метода

На первом этапе воспользуемся процедурой проверки гипотез Неймана–Пирсона [15,16] в следующем варианте:

— проверим гипотезу  $H_0$  об отсутствии контуров изображений в соседних пикселях относительно простой альтернативы их наличия  $H_1$ , при этом проверка происходит последовательно по всем спектральным компонентам  $l$ ;

— в случае принятия решения о наличии контура хотя бы в одной спектральной компоненте данные пиксели анализируются на втором этапе.

На втором этапе воспользуемся критерием максимума апостериорной плотности вероятности [15,16]. Тогда принятие решения о наличии контура с требуемым параметром в общем виде сводится к проверке гипотезы относительно простой альтернативы: отсутствия контура с требуемым параметром. Для этого формируем функцию правдоподобия относительно требуемого МО и функцию правдоподобия для сколь угодно малого отклонения МО от его требуемого значения. Далее по отношению правдоподобия и заданному критерию принимаем ту или иную гипотезу. Однако для малых выборок точное знание МО во всем спектральном диапазоне затруднено, обычно известен допустимый диапазон отклонения МО искомого контура. Тогда возможно воспользоваться проверкой гипотезы относительно сложной альтернативы в следующем виде. Задаваясь значениями математического ожидания разности градиентов в спектральных компонентах, сформируем гипотезы:  $H_2$  — наличие контура с заданным параметром;  $H_3$  — контур с заданным параметром отсутствует, разрыв яркости слишком большой;  $H_4$  — контур с заданным параметром отсутствует, разрыв яркости слишком маленький.

*Этап 1.* В соответствии с избранной процедурой проверки гипотез определим функции правдоподобия гипотез и оценим неизвестные в них параметры.

Для принятых моделей функция правдоподобия как плотность вероятности значений измеряемого параметра при известном его истинном значении описывается многомерным нормальным законом распределения.

В случае нулевой гипотезы об отсутствии контуров объектов на ГСИ ее функция правдоподобия зависит от одного неизвестного информационного параметра  $m^l$ :

$$W_n^l(m^l) = \frac{1}{2\pi\sigma_x^2} \exp\left(-\frac{(x_{i,j}^l - m^l)^2 + (x_{p,q}^l - m^l)^2}{2(\sigma_x^l)^2}\right), \quad (4)$$

где  $p, q$  — параметры пикселей окрестности, определяемые в соответствии с таблицей;  $n$  — номер анализируемой пары пикселей с координатами  $i, j$  и  $p, q$ .

Для отыскания оптимальной оценки неизвестного параметра воспользуемся методом максимального правдоподобия. Для этого возьмем логарифм от функции

правдоподобия (4) и продифференцируем ее:

$$\ln(W_n^l(m^l)) = \ln\left(\frac{1}{2\pi\sigma_x^2}\right) - \frac{(x_{i,j}^l - m^l)^2 + (x_{p,q}^l - m^l)^2}{2(\sigma_x^l)^2}, \quad (5)$$

$$\frac{\partial \ln(W_n^l(m^l))}{\partial m^l} = \frac{(x_{i,j}^l - m^l)^2 + (x_{p,q}^l - m^l)^2}{(\sigma_x^l)^2}. \quad (6)$$

Приравняв полученное значение нулю, получим оптимальную оценку математического ожидания

$$\hat{m}^l = \frac{x_{i,j}^l + x_{p,q}^l}{2}. \quad (7)$$

Решающая статистика имеет следующий вид:

$$r_{n_{i,j}}^l = \frac{((x_{i,j}^l - \hat{m}^l)^2 + (x_{p,q}^l - \hat{m}^l)^2)}{(\sigma_x^l)^2}. \quad (8)$$

В работе [17] показано, что такая решающая статистика имеет распределение хи-квадрат с одной степенью свободы. Тогда порог рассчитаем исходя из заданной вероятности ложной тревоги  $P_{f0}$  по обратным функциям распределения

$$h_0 = \chi^{-2}(1 - P_{f0}; 1). \quad (9)$$

Решение о наличии контуров объектов на ГСИ принимают путем сравнения решающей статистики (8) с порогом  $h_0$ ,

$$r_{n_{i,j}}^l \stackrel{H_1}{>}_{H_0} h_0. \quad (10)$$

При не превышении порога  $h_0$  принимают гипотезу  $H_0$  отсутствия контуров объектов в анализируемых пикселях на данном спектре, в противном случае принимают гипотезу  $H_1$  о наличии контура в пикселях  $n$ -й пары. В случае, если хоть для одной из  $n$  пар для  $i, j$ -го пикселя в  $l$ -й спектральной компоненте принята гипотеза  $H_1$ , то этому пикселу присваивается 1, в остальных случаях — 0:

$$r_{i,j}^l = \begin{cases} 1, & \forall n, \exists r_{n_{i,j}}^l \geq h_0, \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases} \quad (11)$$

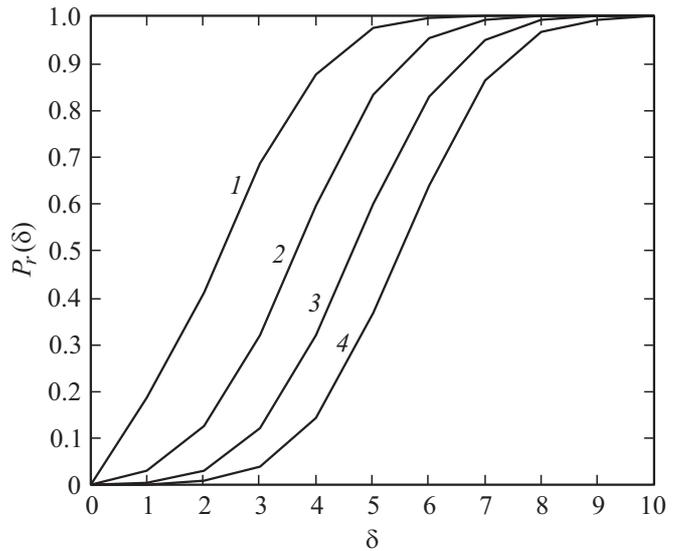
Общее решение о наличии контура в  $i, j$ -м пикселе по всем спектральным компонентам ГСИ принимается в случае, если  $\forall l, \exists r_{i,j}^l = 1$ .

На рис. 1 приведены вероятности правильного обнаружения  $P_r$  контура объекта в зависимости от отклонения

$$\delta = \frac{|m_{i,j}^l - m_{p,q}^l|}{(\sigma_x^l)^2},$$

полученные в результате статистического моделирования с объемом выборки в каждой точке анализа 10 000.

*Этап 2.* В случае, когда принято решение о наличии контура в  $i, j$ -м пикселе, дальнейший его анализ проведем относительно его распределения по спектральному диапазону.



**Рис. 1.** Вероятность правильного обнаружения контура объекта при: 1 —  $P_{f0} = 0.1$ , 2 —  $P_{f0} = 10^{-2}$ , 3 —  $P_{f0} = 10^{-3}$ , 4 —  $P_{f0} = 10^{-4}$ .

В качестве анализируемых величин будем использовать градиенты яркостей  $g_{i,j}$ , получаемые какими-либо операторами (Робертса, Собела, Превитта, Лапласа и др. [3]). Вектор скалярных значений градиентов яркости ГСИ с учетом спектра, на котором анализируется изображение, имеет следующий вид:

$$\mathbf{G} = \text{Grad}[\mathbf{X}] = [g_{i,j}^1, g_{i,j}^2, \dots, g_{i,j}^L], \quad (12)$$

где  $\text{Grad}[\dots]$  — градиентный оператор.

В силу того, что градиенты изображения получают с использованием разностных уравнений с постоянными коэффициентами, нормальный закон изменения яркости (3) переходит в нормальный закон изменения градиентов:

$$W(g_{i,j}^l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left(-\frac{(g_{i,j}^l - m_{g_{i,j}^l}^l)^2}{2(\sigma_g^l)^2}\right), \quad (13)$$

где

$$\sigma_g = \frac{a\sigma_x}{b}, \quad m_{g_{i,j}^l}^l = n^{-1} \left( nm_{i,j}^l - \sum_{p=0}^1 \sum_{q=0}^1 m_{i\pm p, j\pm q}^l \right),$$

$a$  определяется весовыми коэффициентами градиентных фильтров (масок),  $b$  — количеством используемых парных элементов маски для вычисления градиента.

Плотность вероятности разности градиентов яркости двух спектральных компонент будет иметь вид [18]

$$W(\varphi^{1-2}) = \left(\frac{1}{2\sqrt{\pi}\sigma_g}\right) \exp\left(-\frac{(\varphi^{1-2} - m_{\varphi^{1-2}})^2}{4(\sigma_g^l)^2}\right), \quad (14)$$

где  $\varphi^{1-2} = (g_{i,j}^1 - g_{i,j}^2)$ ,  $m_{\varphi^{1-2}} = (m_{g_{i,j}^1}^1 - m_{g_{i,j}^2}^2)$ .

Тогда суммарная плотность вероятности разности всех возможных пар градиентов каждой  $l$ -й компоненты

с градиентами остальных  $r$ -х компонент (без повторений) представляется в виде

$$W_x(\varphi^{l-(l+r)}) = \left( \frac{1}{2\sqrt{\pi C_L \sigma_g^l}} \right) \times \exp\left( \frac{\left( \sum_{r=1}^{L-1} \sum_{l=1}^{L-r} \varphi^{l-(l+r)} - m_{\varphi^{l-(l+r)}} \right)^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right), \quad (15)$$

где

$$\varphi^{l-(l+r)} = (g_{i,j}^l - g_{i,j}^{l+r}), \quad m_{\varphi^{l-(l+r)}} = (m_{g_{i,j}}^l - m_{g_{i,j}}^{l+r}),$$

$$C_L = \frac{L!}{(L-2)!2!}$$

— число всех возможных парных сочетаний (без повторений) разностей градиентов, составленных из  $L$  спектральных компонент,  $r = 1, \dots, L-1$ .

В случае, когда при анализе контура не имеет значение в каком конкретном пикселе МО больше, целесообразно использовать сумму модулей разности межспектральных градиентов яркости

$$\Delta = \sum_{r=1}^{L-1} \sum_{l=1}^{L-r} |g_{i,j}^l - g_{i,j}^{l+r}|.$$

При этом составляющая

$$\Delta^r = \frac{1}{L-r} \sum_{l=1}^{L-r} |g_{i,j}^l - g_{i,j}^{l+r}|$$

по сути является структурной функцией спектральных градиентов, а  $\frac{\Delta}{C_L}$  — ее МО. Для упрощения записи, введя новое обозначение

$$\Theta_{\Delta} = \sum_{r=1}^{L-1} \sum_{l=1}^{L-r} m_{g_{i,j}}^l - m_{g_{i,j}}^{l+r}$$

на основе подходов, изложенных в [18,19], получим

$$W(\Delta) = \left( \frac{1}{2\sqrt{\pi C_L \sigma_g^l}} \right)^k \sum_{k=0}^K C_K^k \exp\left( -\frac{(\Delta_k + \Theta_{\Delta})^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right)^{K-k} \times \exp\left( -\frac{(\Delta_k - \Theta_{\Delta})^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right)^k, \quad (16)$$

где  $C_K^k$  — биномиальный коэффициент,  $k = 1, \dots, K$  — количество измерений.

Данное выражение существенно упрощается, если достаточной информацией при анализе контура является модуль отклонения МО градиентов яркости между спектральными компонентами. В этом случае из-за малости значения экспоненты

$$\exp\left( -\frac{(\Delta_k + \Theta_{\Delta})^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right)$$

им можно пренебречь, тогда

$$W(\Delta) = \left( \frac{1}{2\sqrt{\pi C_L \sigma_g^l}} \right)^k \exp\left( -\frac{\sum_k (\Delta_k - \Theta_{\Delta})^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right). \quad (17)$$

В этом случае логарифмы функций правдоподобия сложной альтернативы при исключении повторяющихся множителей

$$\left( \frac{1}{2\sqrt{\pi C_L \sigma_g^l}} \right)$$

имеют вид

$$W_{\Delta}(\Theta_2) = \left( -\frac{\sum_k (\Delta_k - \Theta_2)^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right), \quad (18)$$

$$W_{\Delta}(\Theta_3) = \left( -\frac{\sum_k (\Delta_k - \Theta_3)^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right), \quad (19)$$

$$W_{\Delta}(\Theta_4) = \left( -\frac{\sum_k (\Delta_k - \Theta_4)^2}{4C_L(\sigma_g^l)^2} \right), \quad (20)$$

где нижний индекс — номер гипотезы в составной гипотезе,  $\Theta_{2,3,4}$  — значения математических ожиданий, заданные априорно и соответствующие гипотезам, описанным выше.

Решающая статистика имеет следующий вид:

$$r = \max(W_{\Delta}(\Theta_2), W_{\Delta}(\Theta_3), W_{\Delta}(\Theta_4)). \quad (21)$$

Принятие решения о наличии либо отсутствии контура искомого объекта на ГСИ осуществляется на основе сравнения решающей статистики (21) с функциями правдоподобия (18)–(20),

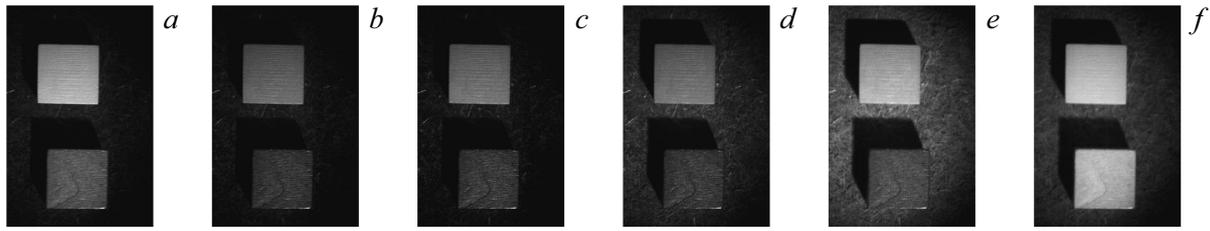
$$r \stackrel{H_2}{=} W_{\Delta}(\Theta_2), \quad r \stackrel{H_3}{=} W_{\Delta}(\Theta_3), \quad r \stackrel{H_4}{=} W_{\Delta}(\Theta_4). \quad (22)$$

Таким образом, контурные изображения искомого объектов в соответствии с первым и вторым этапами определяются выражением

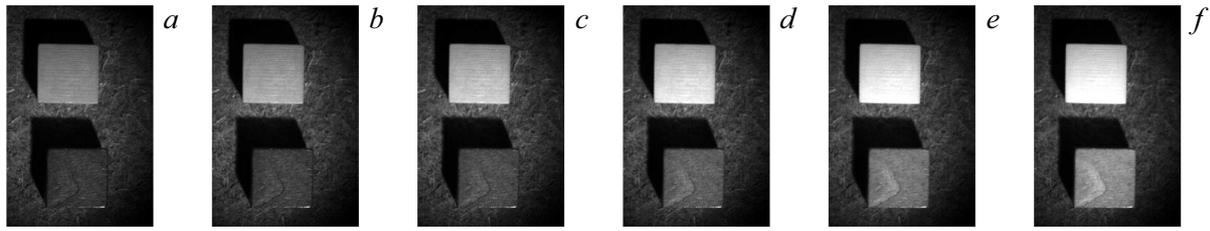
$$c_{i,j} = \begin{cases} 0, & \text{если } H_0, \\ 1, & \text{если } H_1 \text{ и } H_2, \\ 2, & \text{если } H_1 \text{ и } H_3, \\ 3, & \text{если } H_1 \text{ и } H_4. \end{cases} \quad (23)$$

### Примеры обработки изображений

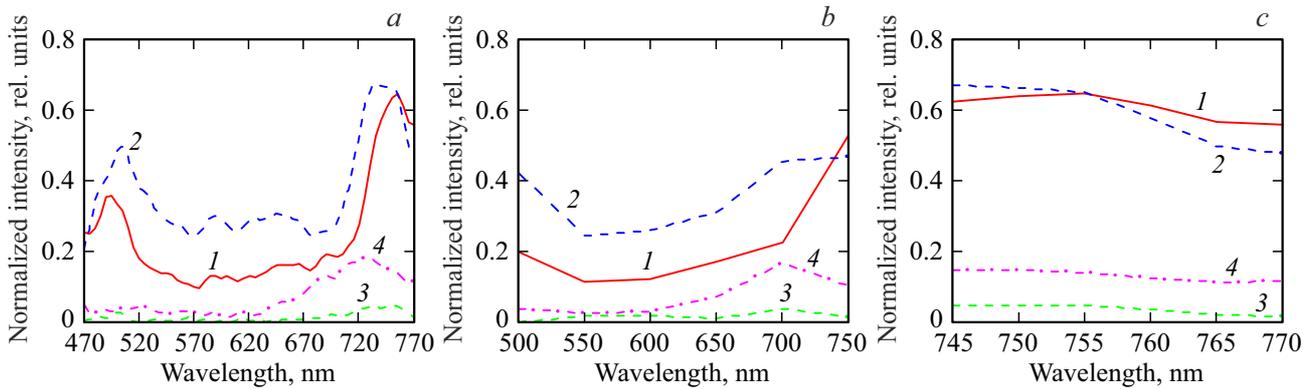
На рис. 2 представлены выборочные ГСИ, полученные акустооптическим гиперспектрометром [2] в широком спектральном диапазоне (500–750 nm) с интервалом 50 nm. На рис. 3 представлены выборочные ГСИ, полученные в узком спектральном диапазоне (745–770 nm) с интервалом 5 nm. На изображениях находятся два спектрально селективных объекта (объект 1 — нижний кубик, объект 2 — верхний кубик),



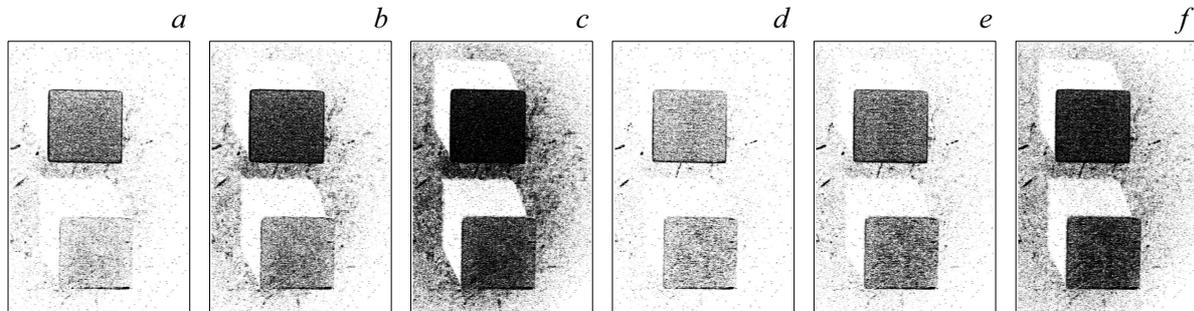
**Рис. 2.** Выборка компонент ГСИ в широком спектральном диапазоне: *a* — 500 nm, *b* — 550 nm, *c* — 600 nm, *d* — 650 nm, *e* — 700 nm, *f* — 750 nm.



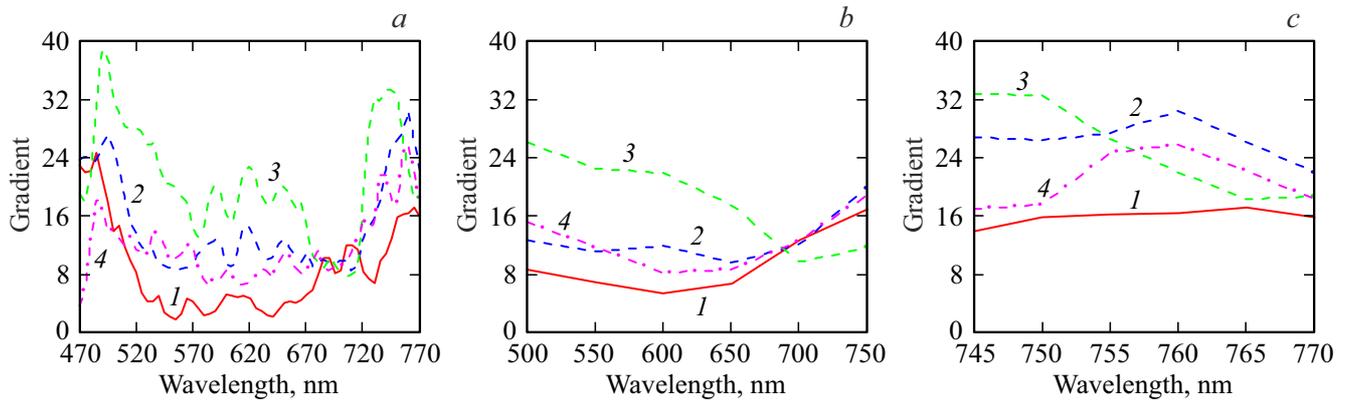
**Рис. 3.** Выборка компонент ГСИ в узком спектральном диапазоне: *a* — 745 nm, *b* — 750 nm, *c* — 755 nm, *d* — 760 nm, *e* — 765 nm, *f* — 770 nm.



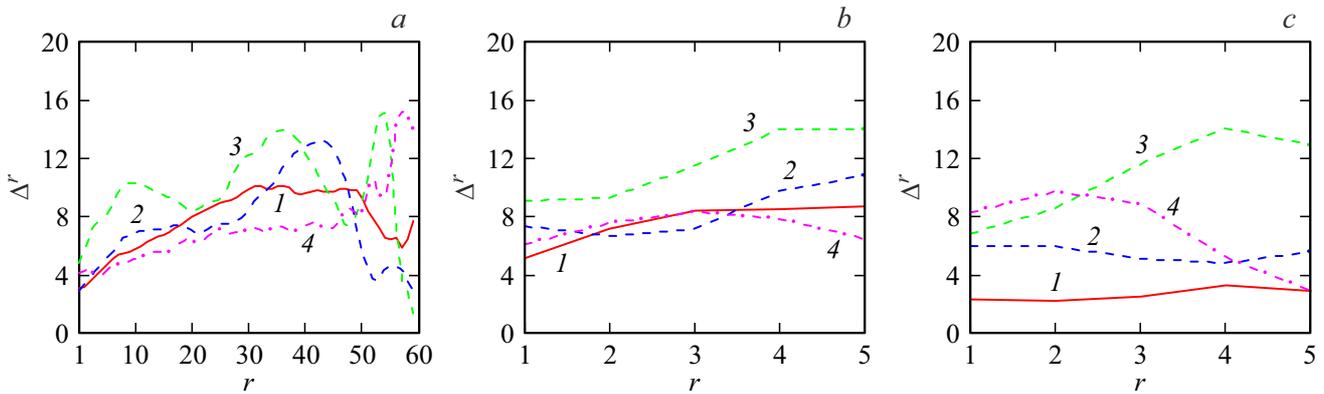
**Рис. 4.** Нормированные спектральные интенсивности отражения: (а) полного набора (61 спектральная компонента в диапазоне 470–770 nm с интервалом 5 nm), (b) шести спектральных компонент в широком диапазоне 550–750 nm с интервалом 50 nm, (с) шести спектральных компонент в узком диапазоне 745–770 nm с интервалом 5 nm.



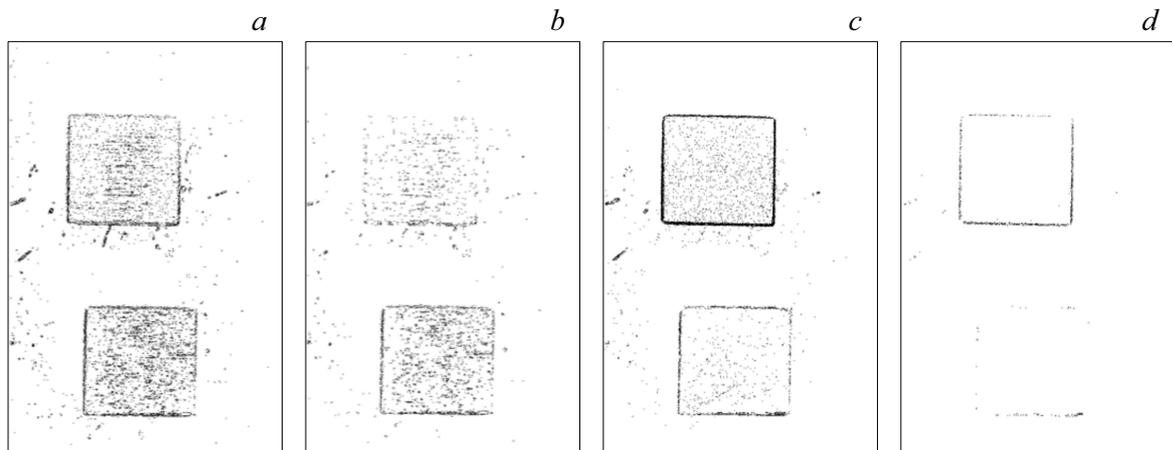
**Рис. 5.** Результат обнаружения контуров на первом этапе: для набора ГСИ (рис. 2) при  $P_{f0} = 10^{-4}$  — *a*,  $10^{-3}$  — *b*,  $10^{-2}$  — *c*, для набора ГСИ (рис. 3) при  $P_{f0} = 10^{-4}$  — *d*,  $10^{-3}$  — *e*,  $10^{-2}$  — *f*.



**Рис. 6.** Значения градиентов ГСИ: (a) полного набора (61 спектральная компонента в диапазоне 470–770 nm с интервалом 5 nm), (b) шести спектральных компонент в широком диапазоне 550–750 nm с интервалом 50 nm, (c) шести спектральных компонент в узком диапазоне 745–770 nm с интервалом 5 nm.



**Рис. 7.** Структурные функции спектральных компонент: (a) полного набора (61 спектральная компонента в диапазоне 470–770 nm с интервалом 5 nm), (b) шести спектральных компонент в широком диапазоне 550–750 nm с интервалом 50 nm, (c) шести спектральных компонент в узком диапазоне 745–770 nm с интервалом 5 nm.



**Рис. 8.** Результат спектральной селекции контуров ГСИ при  $P_{f0} = 10^{-3}$ , принятии гипотез  $H_1, H_2$ , и различном подборе параметров  $\Theta_{2,3,4}$ : a —  $\Theta_2 = 9, \Theta_3 = 1, \Theta_4 = 15$  для набора ГСИ рис. 2, b —  $\Theta_2 = 15, \Theta_3 = 10, \Theta_4 = 5$  для того же набора ГСИ, c —  $\Theta_2 = 9, \Theta_3 = 1, \Theta_4 = 15$  для набора ГСИ рис. 3, d —  $\Theta_2 = 15, \Theta_3 = 1, \Theta_4 = 15$  для того же набора ГСИ.

обладающих схожими по изменению, но разными по интенсивности спектральными характеристиками, представленными на рис. 4, где кривая 1 — объект 1, 2 — объект 2, 3 — тень, 4 — фон.

В соответствии с первым этапом разработанного метода на рис. 5 представлены результаты обнаружения контуров по выборкам изображений на рис. 3, 4 оптимальным по критерию Неймана–Пирсона алгоритмом (4)–(11) при различных заданных значениях вероятности ложной тревоги.

Стоит отметить, что при несоответствии полученных распределений яркости пикселей нормальному закону эффективность первого этапа резко снижается. В этом случае повысить эффективность возможно за счет использования других алгоритмов на первом этапе, в том числе на основе нейронных сетей [5,6]. Но как показали результаты обработки реальных ГСИ, разработанный алгоритм позволяет получить приемлемые результаты для выполнения второго этапа обработки.

В соответствии со вторым этапом вычислялись градиенты компонент ГСИ с помощью масок оператора Превитта [3]. На рис. 6 представлены усредненные значения градиентов нескольких точек контура, где кривая 1 — объект 1 и фон, 2 — объект 1 и тень, 3 — объект 2 и фон, 4 — объект 2 и тень. На рис. 7 изображены соответствующие им структурные функции, по изменениям которых и будет проводиться спектральная селекция заданных объектов, согласно выражениям (18)–(23). В качестве примера на рис. 8 показаны варианты спектральной селекции контуров объектов при различных значениях параметров  $\Theta_{2,3,4}$  как для разнесенных по спектру изображений, так в узком спектральном участке.

Анализ рис. 6–8 показал, что использование нескольких спектральных изображений в определенных диапазонах позволяет более выразительно разделять области значений градиентов и соответствующих им структурных функций. Как сказано в [20], выбор наиболее информативных спектральных компонент позволяет снизить потери в достоверности при распознавании по ограниченному числу спектральных каналов. Поэтому выбор наиболее информативных спектральных компонент можно осуществить еще на этапе планирования съемки по априорной информации о наблюдаемых объектах и фоне либо в процессе съемки с управляемой фрагментарной регистрацией по спектру, например на основе акустооптических фильтров [2,21].

Быстродействие разработанного алгоритма, программно-реализованного в MathCad, при обработке ГСИ размером  $600 \times 900$  пикселей по шести наиболее информативным спектральным компонентам на компьютере с процессором Intel Celeron CPU G1610 2.6 GHz и оперативной памятью 2 GB составило 40 s, из них 36 s — только на первый этап. Сокращение времени обработки на первом этапе возможно за счет оптимизации программного кода.

## Заключение

Таким образом, разработанный метод позволяет в оптимальной постановке осуществлять спектральную селекцию заданных объектов по их контурам. Выявлено, что для эффективной работы метода достаточно нескольких наиболее информативных спектральных компонент ГСИ, полученных в определенных спектральных диапазонах.

Разработанный метод реализован программно и может быть использован в различных гиперспектральных системах, где необходимо осуществлять спектральную селекцию заданных объектов, например в медицинских гиперспектральных модулях для выявления аномальных образований, в задачах неразрушающего контроля или в системах оперативного мониторинга окружающей среды.

## Благодарности

Авторы благодарят лабораторию акустооптической спектроскопии НТЦ УП РАН за помощь в проведении гиперспектральной съемки объектов.

## Конфликт интересов

Авторы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

## Список литературы

- [1] А.Н. Виноградов, В.В. Егоров, А.П. Калинин, А.И. Родионов, И.Д. Родионов. Оптический журнал, **88** (4), 54 (2016).
- [2] В.Э. Пожар, А.С. Мачихин, М.И. Гапонов, С.В. Широков, М.М. Мазур, А.Е. Шерышев. Светотехника, **4**, 47 (2018). [V.E. Pozhar, A.S. Machikhin, M.I. Gaponov, S.V. Shirokov, M.M. Mazur, A.E. Sheryshev. Light & Engineering, **27** (3), 99 (2019). DOI: 10.33383/2018-029].
- [3] Р. Гонсалес, Р. Вудс. *Цифровая обработка изображений*. Изд. 3-е. (Техносфера, Москва, 2019).
- [4] А.И. Перов, Г.Г. Соколов. Радиотехника, **7**, 83 (1998).
- [5] А.А. Сирота, А.И. Соломатин. Компьютерная оптика, **34** (1), 109 (2010).
- [6] А.А. Сирота, А.И. Соломатин. Вестник ВГУ, серия: системный анализ и информационные технологии, **1**, 58 (2008).
- [7] С.Р. Huang, R.Z. Wang. Pattern Recognition and Image Analysis, **16** (3), 406 (2006).
- [8] К.Д. Гребенщиков, А.А. Спектор. Автометрия, **4**, 119 (2001).
- [9] П.А. Чочиа. Информационные процессы, **14** (2), 117 (2014).
- [10] Р.А. Шовенгердт. *Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений* (Техносфера, Москва, 2013).
- [11] Т.А. Шереметьева, Г.Н. Филиппов, А.М. Малов. Оптический журнал, **82** (1), 32 (2015). [T.A. Sheremetieva, G.N. Filippov, A.M. Malov. J. Opt. Tech., **82** (1), 24 (2015)].

- [12] В.В. Шипко, Е.А. Самойлин, В.Э. Пожар, А.С. Мачихин. *Автоматрия*, **57** (6), 67 (2021). DOI: 10.15372/AUT20210607 [V.V. Shipko, E.A. Samoilin, V.E. Pozhar, A.S. Machikhin. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, **57**(6), 618 (2021). DOI: 10.3103/S8756699021060145].
- [13] В.В. Шипко. *Цифровая обработка сигналов*, **4**, 36 (2021).
- [14] *Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли*, под ред. В.В. Еремеева (Физматлит, Москва, 2015).
- [15] В.Г. Репин, Г.П. Тартаковский. *Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем* (Советское радио, Москва, 1977).
- [16] Б.Р. Левин. *Теоретические основы статистической радиотехники*. Кн. 2. (Советское радио, Москва, 1968).
- [17] М.Ф. Волобуев, В.А. Уфаев. *Информационно-измерительные и управляющие системы*, **15** (10), 28 (2017).
- [18] Е.С. Вентцель, Л.А. Овчарова. *Прикладные задачи теории вероятностей* (Радио и связь, Москва, 1983).
- [19] И.Н. Бронштейн, К.А. Семендяев. *Справочник по математике для инженеров и учащихся ВТУЗов* (Наука, Москва, 1980).
- [20] И.А. Козин, Г.Н. Мальцев. *Опт. и спектр.*, **121** (6), 1005 (2016). DOI: 10.7868/S0030403416120151 [I.A. Kozinov, G.N. Maltsev. *Opt. Spectrosc.*, **121** (6), 934 (2016). DOI: 10.1134/S0030400X16120158].
- [21] М.М. Мазур, Ю.А. Судден, В.Э. Пожар. *Опт. и спектр.*, **128** (2), 284 (2020). DOI: 10.21883/OS.2020.02.48980.211-19 [M.M. Mazur, Y.A. Suddenok, V.E. Pozhar. *Opt. Spectrosc.*, **128** (2) 274 (2020). DOI: 10.1134/S0030400X20020162].