

КОРРЕЛЯЦИОННЫЙ И СТРУКТУРНЫЙ АНАЛИЗ СПЕКТРА ГРАДИЕНТОВ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ЗАДАЧЕ СПЕКТРАЛЬНОЙ СЕЛЕКЦИИ КОНТУРОВ ЗАДАНЫХ ОБЪЕКТОВ

Шипко В.В., к.т.н., докторант кафедры автоматизации управления летательных аппаратов (и вычислительных систем) ВУНЦ ВВС «Военно-воздушная академия им. проф. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина», г. Воронеж; e-mail: shipko.v@bk.ru

CORRELATION AND STRUCTURAL ANALYSIS OF THE GRADIENT SPECTRUM OF HYPERSPECTRAL IMAGES IN THE PROBLEM OF SPECTRAL SELECTION OF THE CONTOURS OF GIVEN OBJECTS

Shipko V.V.

Investigations of the effectiveness of correlation and structural functions in the problem of identifying the contours of spectrally selective objects in hyperspectral images have been carried out. The results obtained indicate a higher noise immunity and information content of the structural function in comparison with the correlation function. An approach to the synthesis of an optimal algorithm for extracting the contours of spectrally selective objects based on the distribution densities of the values of the structure function of spectral images of gradients is proposed.

Key words: hyperspectral images, gradient, correlation function, structure function, random functions with stationary increments.

Ключевые слова: гиперспектральное изображение, градиент, корреляционная функция, структурная функция, случайные функции со стационарными приращениями.

Введение

В настоящее время развитие средств дистанционного зондирования Земли характеризуется внедрением технологий гиперспектральной съёмки в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах [1, 2]. Гиперспектральная съёмка позволяет формировать сотни и даже тысячи изображений в узких спектральных зонах. С учетом того, что спектры поглощения различных веществ и материалов уникальны, такой подход позволяет определять тип и состояние растительности и почвенного покрова, идентифицировать материал наблюдаемых объектов. Одним из свойств гиперспектральных изображений (ГСИ) является сильная корреляция между смежными спектральными компонентами зондируемой поверхности, но в тоже время открывается возможность анализа характера изменения спектра отражения света различных объектов по набору этих спектральных компонент методами цифровой обработки.

Как известно [3–5], важным промежуточным этапом множества конечных задач цифровой обработки изображений является выделение контуров объектов. 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], однако классический подход выделения контуров в каждой спектральной компоненте и их

Проведены исследования эффективности корреляционной и структурной функций в задаче выделения контуров спектрально-селективных объектов на гиперспектральных изображениях. Полученные результаты свидетельствуют о более высокой помехоустойчивости и информативности структурной функции по сравнению с корреляционной. Предложен подход к синтезу оптимального алгоритма выделения контуров спектрально-селективных объектов на основе плотностей распределения значений структурной функции спектральных изображений градиентов.

покомпонентный анализ являются малоэффективным для 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. Хорошие результаты показал подход на основе меры различимости двух точек на ГСИ [6–8]. В качестве такой меры, в частности, используют коэффициент корреляции Пирсона, распространенный на некоторую окрестность относительно анализируемой точки пространства компонент градиентов ГСИ. Однако существуют специфические задачи, где необходимо выделить объекты со спектральными характеристиками, сходными с характеристиками из спектральной библиотеки или выделить спектрально-селективные объекты в определенном спектральном диапазоне, либо выделить объекты с заданными спектральными характеристиками из полученного изображения и т.д. Поэтому интерес представляет получение расширенной (функциональной) взаимосвязи каждой компоненты градиентов по отношению ко всем остальным компонентам для возможности более гибкого выделения контуров. С учетом наличия градиентов каж-

дой спектральной компоненты ГСИ, которые уже сами по себе являются пространственной характеристикой яркостных перепадов, в качестве их функциональной взаимосвязи рассмотрим корреляционную и структурную функции.

Корреляционный и структурный анализ спектра градиентов ГСИ

Одной из самых распространенных и хорошо изученных характеристик взаимосвязи является корреляционная функция (КФ). Для дискретной случайной функции спектра градиентов КФ можно записать в следующем виде:

$$r_{i,j}^\tau = \left(L - \tau \sum_{l=1}^{L-\tau} g_{i,j}^{l+\tau} \cdot g_{i,j}^l \right) - \left(\sum_{l=1}^{L-\tau} g_{i,j}^{l+\tau} \cdot \sum_{l=1}^{L-\tau} g_{i,j}^l \right) \div \sqrt{\left(L - \tau \sum_{l=1}^{L-\tau} (g_{i,j}^l)^2 - \left(\sum_{l=1}^{L-\tau} g_{i,j}^l \right)^2 \right) \cdot \left(L - \tau \sum_{l=1}^{L-\tau} (g_{i,j}^{l+\tau})^2 - \left(\sum_{l=1}^{L-\tau} g_{i,j}^{l+\tau} \right)^2 \right)}$$

где $i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n$; m, n – число строк и столбцов изображения $\Lambda = [\lambda_{i,j}^1 \ \lambda_{i,j}^2 \ \dots \ \lambda_{i,j}^L]^T$ соответственно; $\lambda_{i,j}^l \in [0, \dots, 2^N - 1]$ – значения яркости i, j -го элемента компоненты l ; l – индекс компоненты ГСИ, $l = 1, \dots, L$, N – степень квантования яркости компонент изображения Λ ; $g_{i,j}^l = \text{Grad}[\lambda_{i,j}^l]$ – изображения градиентов яркости в компонентах ГСИ; $\text{Grad}[\cdot]$ – градиентный оператор; τ – интервал корреляции, $\tau = 1, \dots, L - 1$.

Корреляционная характеристика удобна в использовании в случае исследования стационарных случайных функций. Однако реальные функции спектра градиентов ГСИ нельзя рассматривать как стационарные, особенно для случая спектрально-селективных объектов. На рис. 1 а представлены возможные случайные функции спектра градиентов ГСИ в условиях наличия аддитивного гауссовского шума с СКО $\sigma_{ш} = 3$, а на рис. 1 б их КФ согласно выражению (1). Как видно из рис. 1, КФ такого вида проблематично использовать для оценки характе-

ра изменения функции спектра градиентов $g_{i,j}^l$ в силу нестационарного (неоднородного) характера значений градиентов по компонентам l . Особенностью КФ является ее максимальное значение в компоненте, взятой в качестве начала отсчета. Обычно КФ спадает до определенного уровня, далее идут ее флуктуации вблизи этого уровня. Радиус корреляции (расстояние от начала отсчета до уровня спада КФ) здесь характеризует размер неоднородности градиентов по спектру.

При отсутствии априорной информации о стационарности случайной функции не всегда возникает необходимость использования теории нестационарных функций общего вида. Существует большой класс нестационарных функций, охватывающий стационарные функции в качестве частного случая, и вместе с тем соответствующая теория может быть развита сильнее, чем это можно сделать в самом общем случае. Одним из таких классов является класс случайных функций со стационарными приращениями, для которых сохраняется локализация по частоте для моментов второго порядка, то есть сохраняется понятие спектральной интенсивности [9]. Случайные функции со стационарными приращениями относятся к классу случайных функций, нестационарных по математическому ожиданию.

Таким образом, когда функция спектра градиентов $g_{i,j}^l$ представляет собой нестационарную случайную функцию, можно вместо $g_{i,j}^l$ рассматривать разность $\Delta g_{i,j}^l = g_{i,j}^{l+\tau} - g_{i,j}^l$. При не слишком большом τ медленные изменения функции $g_{i,j}^l$ будут мало сказываться на значениях $\Delta g_{i,j}^l$, и тем меньше, чем они медленнее. Если $g_{i,j}^l$ содержит постоянную составляющую, то она вообще выпадает из $\Delta g_{i,j}^l$. В результате подавления компонент с очень большими периодами может оказаться, что приращение $g_{i,j}^l$ стационарно. В случае, когда $\Delta g_{i,j}^l$ есть случайная стационарная функция l , то функ-

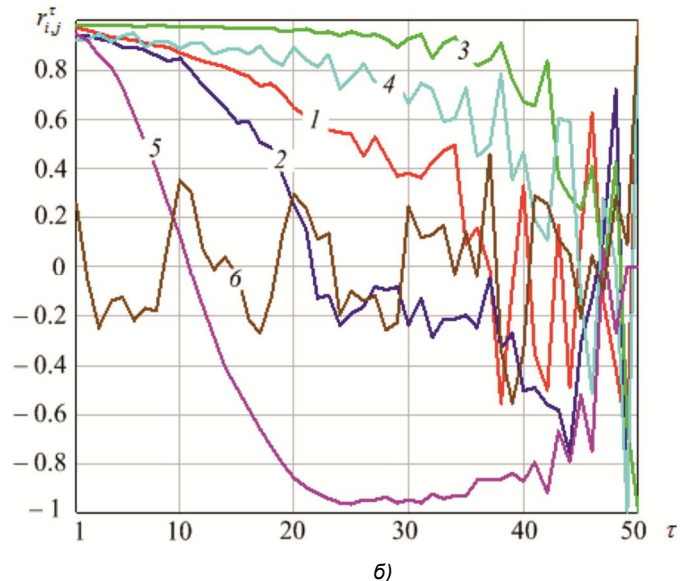
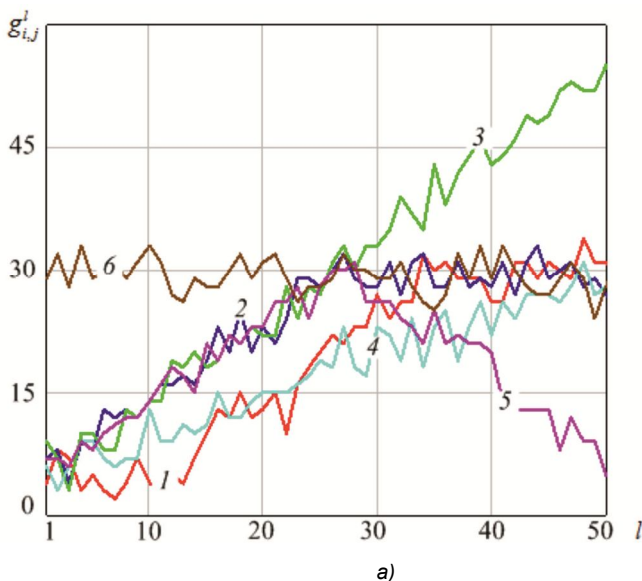
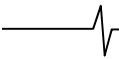


Рис. 1. Спектры градиентов (а) и их корреляционные функции (б)



цию $g_{i,j}^l$ называют случайной функцией со стационарными первыми приращениями или просто случайной функцией со стационарными приращениями [9]. Основной характеристикой случайной функции со стационарными приращениями является структурная функция (СФ), которая инвариантна к изменениям среднего случайной функции и функционально связана с характеристиками ее спектральных свойств.

Структурная функция в дискретной форме определяется следующим образом [10]:

$$s_{i,j}^\tau = \frac{1}{L-\tau} \sum_{l=1}^{L-\tau} (g_{i,j}^{l+\tau} - g_{i,j}^l)^2, \quad (2)$$

или в более практичном варианте

$$s_{i,j}^\tau = \frac{1}{L-\tau} \sum_{l=1}^{L-\tau} |g_{i,j}^{l+\tau} - g_{i,j}^l|. \quad (3)$$

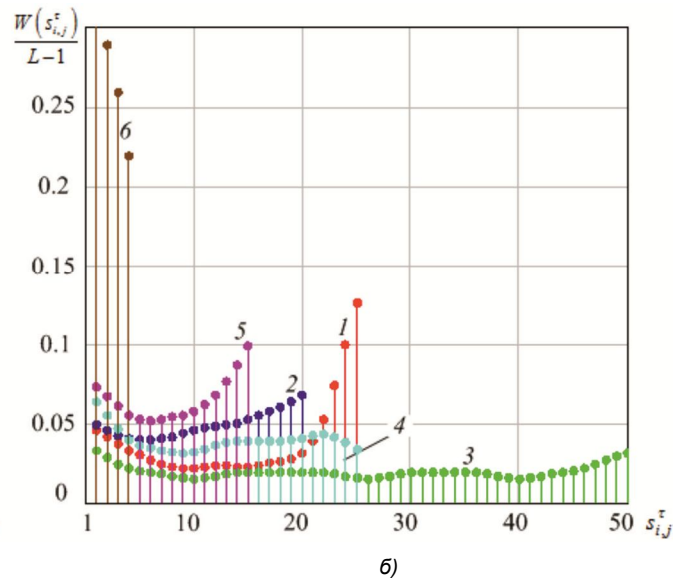
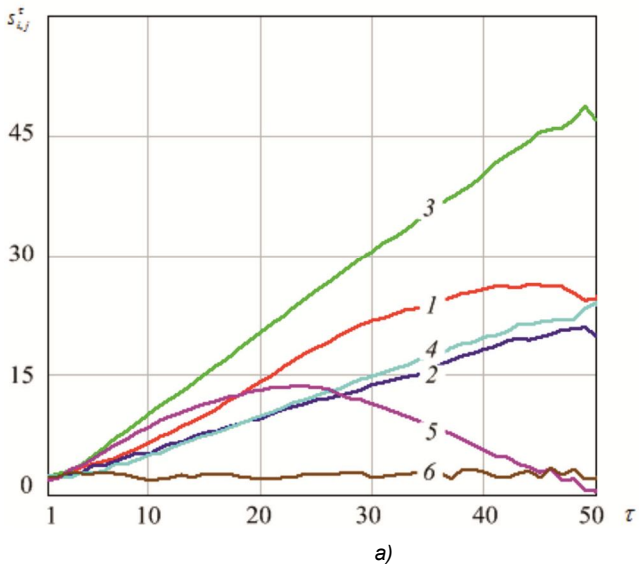
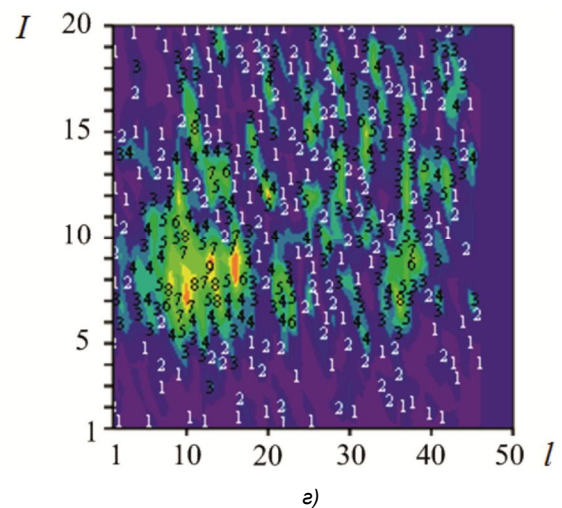
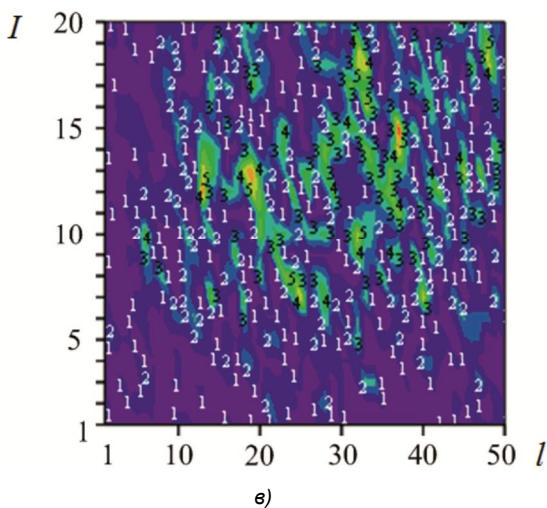
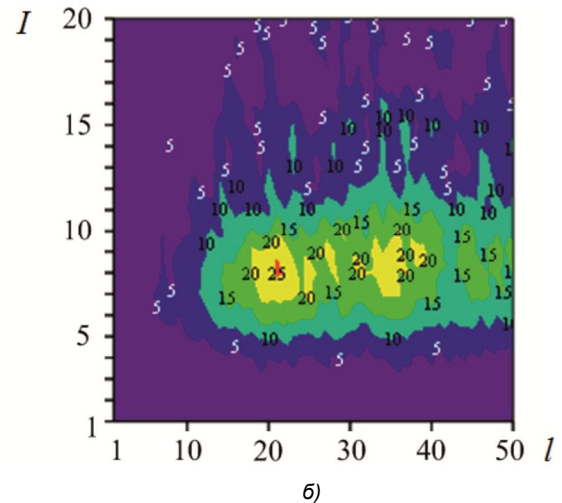
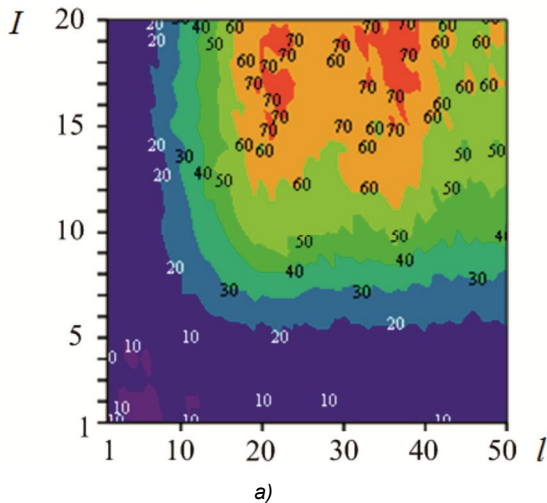


Рис. 2. Структурная функция (а) и ее плотность распределения (б)



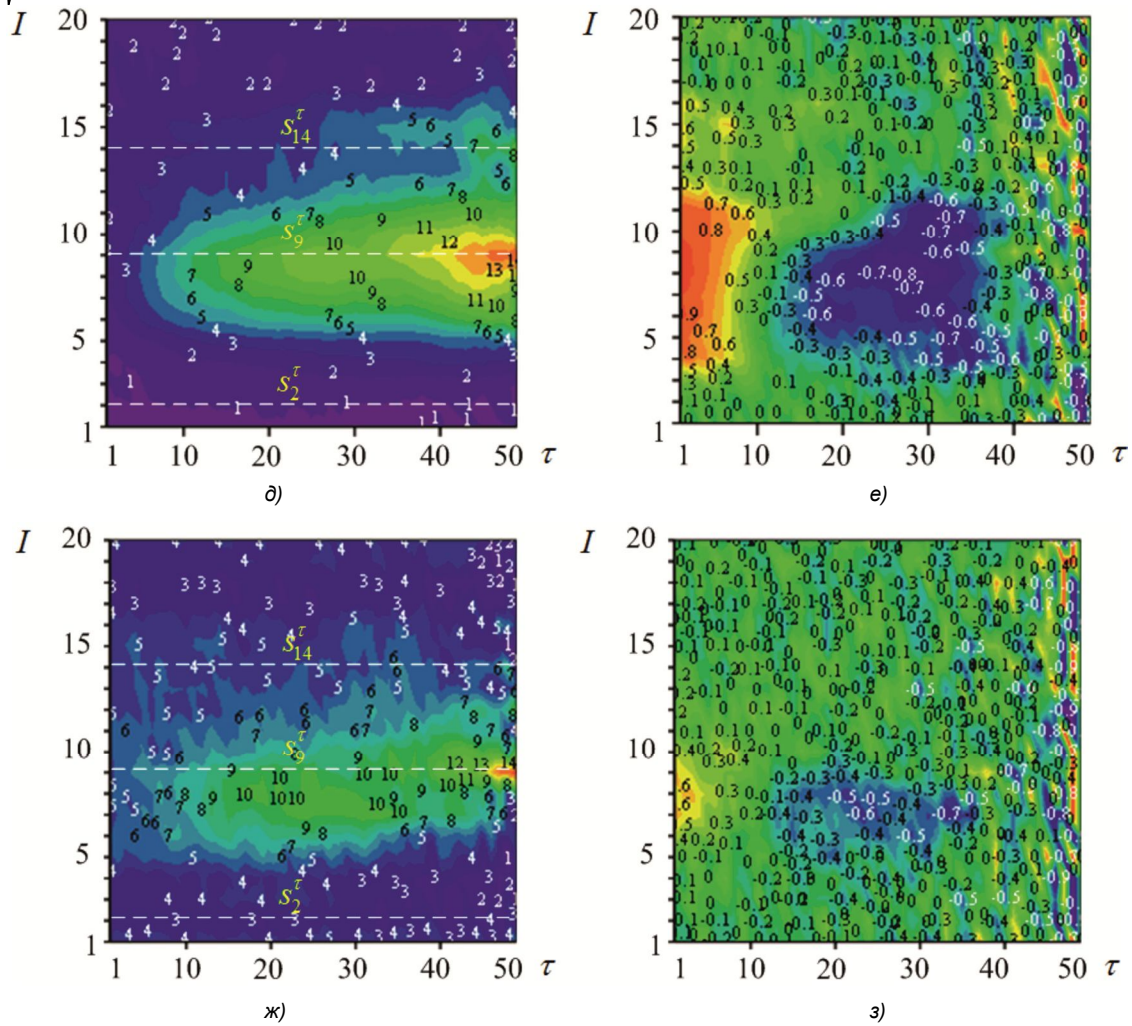


Рис. 3. Характеристики участка строки ($I = 1, \dots, 20$) гиперспектрального изображения, со спектральными компонентами $l = 1, \dots, 50$: а – λ_i^l ; б – g_i^l ; в – Δg_i^l при $\tau = 1$; г – Δg_i^l при $\tau = 1$; д – s_i^r ; е – r_i^r ; ж – s_i^r при $\sigma_m = 5$; з – r_i^r при $\sigma_m = 5$

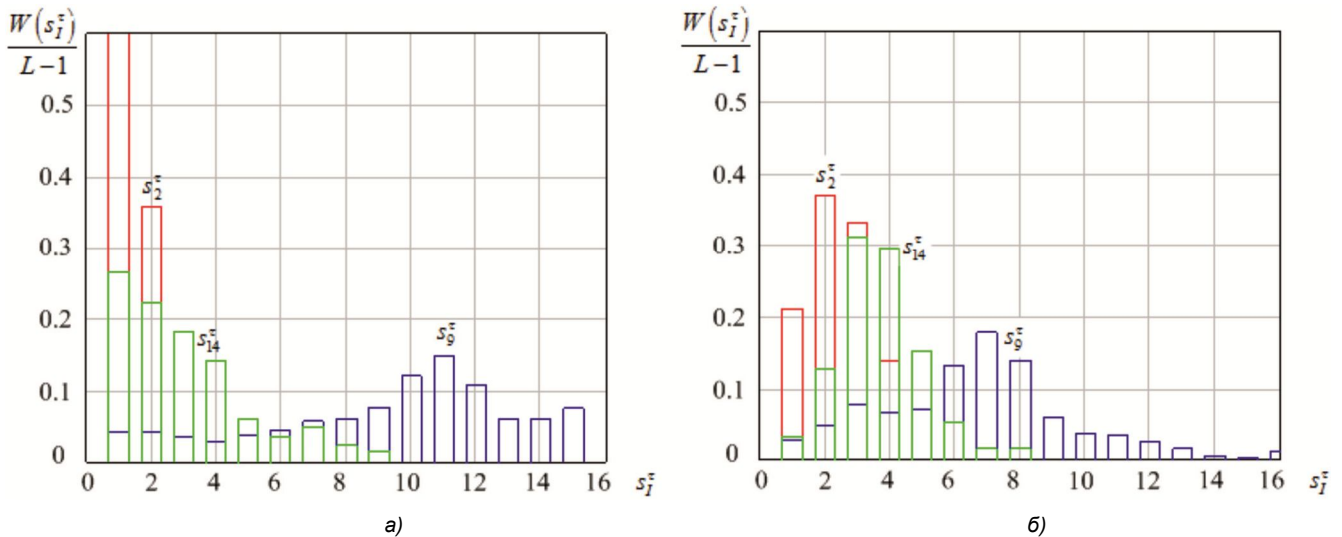


Рис. 4. Плотности распределения СФ представленных на рис. 3 (д) – а, рис. 3 (ж) – б

На рис. 2 представлены СФ (3) и их нормированные плотности распределения (гистограммы) $W(s_{i,j}^r)$ соответствующие случайным функциям спектра градиентов $g_{i,j}^l$ показанных на рис. 1 а. Видно, что $s_{i,j}^r$ более наглядно отображают характер изменения $g_{i,j}^l$ по срав-

нению с $r_{i,j}^r$, при этом полученные плотности распределения $W(s_{i,j}^r)$ можно использовать в качестве апостериорных оценок для алгоритма обнаружения контуров с заданным характером изменения градиентов в спектральных компонентах ГСИ.

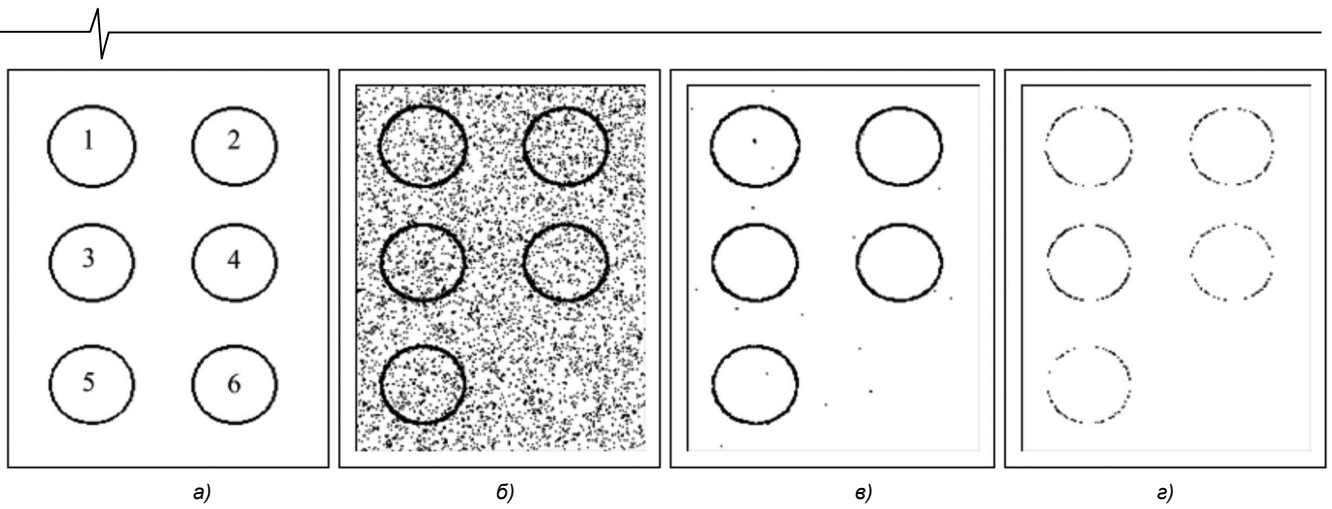


Рис. 5. Результаты выделения контуров спектрально-селективных объектов алгоритмом корреляции градиентов: а – идеальные контура тестовых объектов; б – $T = 0,2$; в – $T = 0,6$; г – $T = 0,8$

В качестве еще одного примера на рис. 3 представлены некоторые характеристики участка строки ($I = 1, \dots, 20$) реального гиперспектрального изображения, со спектральными компонентами $l = 1, \dots, 50$ с явно выраженным изменением значений перепада яркости по спектру. На рис. 3 показаны поверхности значения яркости λ_l^j (а); градиентов яркости g_l^j (б) полученные оператором Собела; приращения Δg_l^j этих градиентов по спектру при $\tau = 1$ (в) и $\tau = 5$ (г) подтверждающие их локальную спектральную однородность. Видно, что с увеличением интервала τ наблюдается выделение резких перепадов градиентов g_l^j в спектральных компонентах. Также на рис. 3 представлены соответствующие СФ s_l^r (д) отображающие характер изменения градиентов g_l^j в спектральных компонентах, и КФ r_l^r (е) этих градиентов, а также аналогичные СФ (ж) и КФ (з) при воздействии на исходное изображение белого гауссовского шума с СКО $\sigma_{ш} = 5$.

На рис. 4 а, б для сравнения показаны плотности распределения СФ (s_2^r , s_9^r , s_{14}^r) выделенных на рис. 3 д, ж соответственно.

Полученные результаты свидетельствуют о более высокой помехоустойчивости и информативности СФ по сравнению с КФ.

В дальнейшем предполагается перспективным использование плотностей распределения структурных функций градиентов в качестве апостериорных оценок при синтезе статистически оптимального обнаружителя контуров с заданным характером изменения градиентов в спектральных компонентах ГСИ, например, по критерию максимума правдоподобия [11].

На рис. 5 а представлено тестовое изображение контуров спектрально-селективных объектов характеризующихся спектральными градиентами, представленными на рис.1, где градиенты объекта 1 соответствуют кривой 1, объекта 2 кривой 2, объект 3 кривой 3 и т.д. На рис. 5 б-г показаны результаты выделения контуров алгоритмом градиента корреляции, представленным в [6] для разных пороговых значений T .

На рис. 6 показаны результаты выделения контуров алгоритмом на основе оценки математического ожидания распределения значений СФ $W(s_{i,j}^r)$ представленных на рис. 2 б, также для разных пороговых значений. При этом на рис. 6 д-з представлены результаты двух порогового (интервального) сравнения с нижним $T_{н}$ и верхним $T_{в}$ пороговыми значениями. Как видно, алгоритм на основе структурного анализа дает более гибкую возможность выделения контуров заданных объектов и может быть использован при реализации различных подходов сегментации ГСИ.

Таким образом, структурный анализ нестационарных случайных функций спектра градиентов в каждой точке ГСИ приводит к более гибкому выделению контуров заданных объектов. Параметры структурных функций обладают свойствами инвариантности относительно некоторых форм нестационарности градиентов (проявляющихся, например, при смещенности по математическому ожиданию). Как показывают многие исследования, например представленные в [9, 10], структурная функция для случайных функций со стационарными приращениями служит столь же основной характеристикой, как корреляционная функция для стационарных функций. Поэтому целесообразно использование именно структурного анализа при выделении контуров объектов с заданными характеристиками изменения градиентов по спектральным компонентам ГСИ.

Заключение

Исследования показали перспективность применения метода структурного анализа спектра градиентов, являющегося по сути развитием алгоритма межспектральной разности при выделении заданных спектрально-селективных объектов. Результаты моделирования и анализ реальных ГСИ позволил выявить предпосылки для синтеза оптимального алгоритма обнаружения контуров спектрально-селективных объектов по заданным плотностям распределения значений структурной функции спектральных изображений градиентов, что определяет дальнейшие исследования в этом направлении.

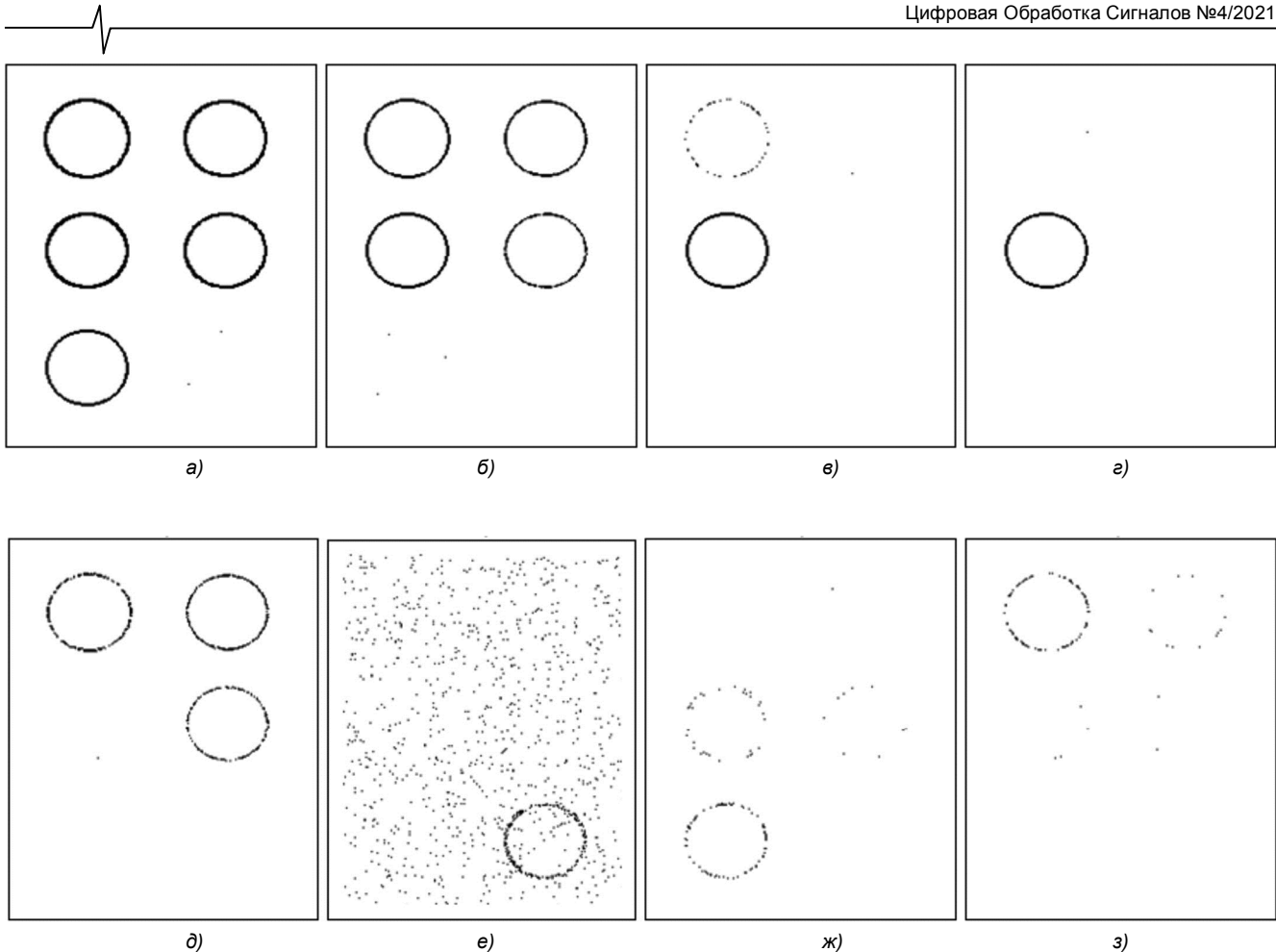


Рис. 6. Результаты выделения контуров спектрально-селективных объектов алгоритмом на основе анализа структурной функции: а – $T = 5$; б – $T = 13$; в – $T = 20$; г – $T = 22$;
 д – $T_b = 20, T_n = 15$; е – $T_b = 3, T_n = 2$; ж – $T_b = 10, T_n = 9$; з – $T_b = 21, T_n = 19$

Литература

1. Виноградов А.Н., Егоров В.В., Калинин А.П., Родионов А.И., Родионов И.Д. Линейка авиационных гиперспектрометров ультрафиолетового, видимого и ближнего инфракрасного диапазонов // Оптический журнал. 2016. Т. 88. № 4. С. 54–62.

2. Пожар В.Э., Балашов А.А., Булатов М.Ф. Современные спектральные оптические приборы НТЦ УП РАН // Научное приборостроение. 2018. Т. 28. № 4. С. 49-57.

3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2019. 1104 с.

4. Ким Н.В. Обработка и анализ изображений в системах технического зрения: Учебное пособие. М. Издательство МАИ, 2014. 144 с.

5. Обработка изображений в авиационных системах технического зрения / Под ред. Л.Н. Костяшкина, М.Б. Никифорова. М.: Физматлит, 2016. 240 с.

6. Антонушкина С.В., Еремеев В.В., Макаренков А.А.,

Московитин А.Э. Особенности анализа и обработки информации от систем гиперспектральной съемки земной поверхности / Цифровая обработка сигналов. 2010. №4. С. 38-43.

7. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / Под ред. В.В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.

8. Шереметьева Т.А., Филиппов Г.Н., Малов А.М. Применение метода целевой визуализации для обработки гиперспектральных изображений // Оптический журнал. 2015. Т. 82. № 1. С. 32-36.

9. Рытов С.М. Введение в статистическую радиофизику. Часть 1. Случайные процессы М.: Наука. 1976. 496 с.

10. Прохоров С.А., Графкин В.В. Структурно-спектральный анализ случайных процессов. Самара: СНЦ РАН, 2010. 128 с.

11. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М: Советское радио, 1968. 504 с.