

АНАЛИЗ И СИНТЕЗ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 004.932.4

ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ НА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

© В. В. Шипко¹, Е. А. Самойлин¹, В. Э. Пожар², А. С. Мачихин²

¹Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия им. проф. Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина»,
394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а

²Научно-технологический центр уникального приборостроения РАН,
117342, г. Москва, ул. Бутлерова, 15
E-mail: shipko.v@bk.ru

Рассмотрены основные подходы к выделению контуров объектов на гиперспектральных изображениях. Представлены алгоритмы выделения контуров спектрально-селективных объектов на основе пространственно-спектральной корреляции и межспектральной разности градиентов. Показана эффективность предложенных алгоритмов при обработке реальных гиперспектральных изображений при условии аддитивного гауссовского шума.

Ключевые слова: гиперспектральные изображения, выделение контуров, градиент, коэффициент корреляции, межспектральная разность.

DOI: 10.15372/AUT20210607

Введение. В настоящее время прослеживается интенсивное развитие и внедрение технологий гиперспектральной съёмки в различных областях деятельности человека. Современные образцы гиперспектральной аппаратуры позволяют получать изображения в сотнях узких полосах ультрафиолетового, видимого и ближнего инфракрасного диапазонов спектра [1, 2]. Одним из свойств гиперспектральных изображений (ГСИ) является сильная корреляция между смежными спектральными компонентами зондируемой поверхности, но в то же время существует возможность анализа характера изменения спектра отражения света различных объектов по набору этих спектральных компонент. Результаты гиперспектральной съёмки могут эффективно использоваться для решения сложных задач обнаружения малоразмерных объектов [3], идентификации объектов исследуемой поверхности [4], определения их состояния и динамики [5], выделения различий между близкими классами наблюдаемых объектов [6] и т. д.

Как известно, важным промежуточным этапом множества конечных задач цифровой обработки изображений является выделение контуров объектов [7–9]. 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 [7], большинство из которых основано на применении операторов первой и второй производных, к которым относятся операторы Робертса, Собела, Превитта, Лапласа и др. Выделение контуров при применении указанных операторов обычно осуществляется в два этапа. Вначале вычисляются яркостные перепады (градиенты) в каждом элементе изображения, а затем их по модулю сравнивают с порогом. Если результат превышает порог, то считается, что элемент изображения принадлежит контуру, в противном случае — фону [7]. Однако указанные методы и алго-

ритмы выделения контуров на однокомпонентных изображениях являются малоэффективными при покомпонентной обработке многокомпонентных ГСИ. Это связано в основном с отсутствием возможности учёта взаимосвязи между спектральными компонентами. Анализировать последовательно контур каждого спектрального канала является задачей трудоёмкой и неэффективной, а усреднение полученных результатов приводит к потере ценной информации о спектральной взаимосвязи. Так, например, существуют специфические задачи, характерные только для обработки ГСИ [10–12], где необходимо выделить объекты со спектральными характеристиками, сходными с характеристиками из спектральной библиотеки, или выделить спектрально-селективные объекты в определённом спектральном диапазоне, либо выделить объекты с заданными спектральными характеристиками из полученного изображения и т. д.

Поэтому представляет интерес и является целью данной работы анализ и обоснование основных подходов и разработка алгоритмов выделения контуров объектов с учётом их спектральной взаимосвязи в компонентах ГСИ.

Постановка задачи выделения контуров на гиперспектральных изображениях. Модель оцифрованного по строкам i и столбцам j L -компонентного гиперспектрального изображения Λ в общем случае имеет вид

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

где $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n; m, n$ — число строк и столбцов изображения 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 .

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

$$\mathbf{X} = \Lambda + \boldsymbol{\eta}, \quad (2)$$

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 и некоторым значением среднеквадратического отклонения (СКО) $\sigma_{\text{ш}}^l$. Адекватность такой модели шума для многих приложений достаточно обоснована в ряде работ, например в [10, 11].

В качестве основных этапов выделения контуров на ГСИ предлагается использовать следующие операторы обработки:

1. Оператор градиентной обработки $\text{Grad}[\cdot]$, предназначенный для выделения и подчёркивания перепадов яркости в компонентах гиперспектрального изображения \mathbf{X} путём формирования вектора $\mathbf{G} = [g_{i,j}^1, g_{i,j}^2, \dots, g_{i,j}^L]$ или скаляра $g_{i,j}$ оценок градиента яркости по определённому закону.

2. Критериальный оператор $\text{Crit}[\cdot]$, предназначенный для определения спектральной (пространственно-спектральной) взаимосвязи компонент гиперспектрального изображения \mathbf{X} путём формирования вектора $\mathbf{R} = [r_{i,j}^1, r_{i,j}^2, \dots, r_{i,j}^L]$ или скаляра $r_{i,j}$ оценок взаимосвязи по определённому критерию.

3. Оператор пороговой обработки $\text{Thres}[\cdot]$, предназначенный для формирования вектора $\mathbf{C} = [c_{i,j}^1, c_{i,j}^2, \dots, c_{i,j}^L]^T$ или скаляра $c_{i,j}$ бинарных оценок контуров ГСИ путём сравнения полученных на предыдущем этапе оценок с заданным порогом.

Формализованная постановка задачи выделения контуров на ГСИ состоит в нахождении единого бинарного контурного изображения $c_{i,j}$ путём преобразования спектральных

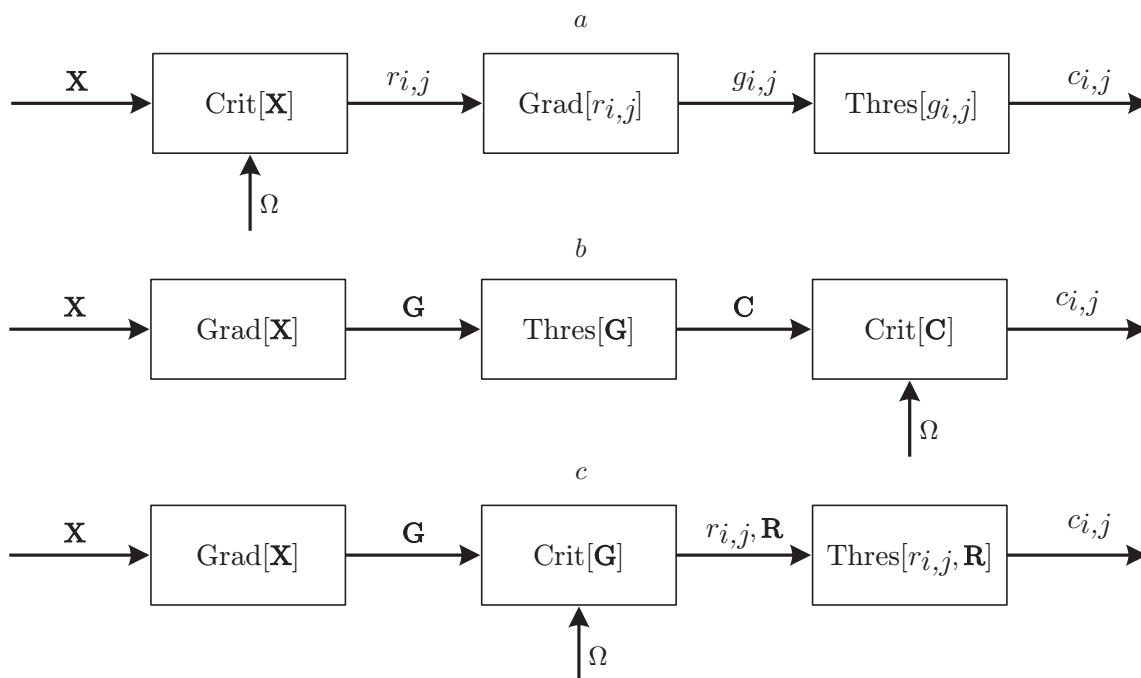


Рис. 1. Подходы к выделению контуров объектов на гиперспектральных изображениях, основанные на: *a* — синтезе единого изображения, *b* — сравнении контуров каждой компоненты, *c* — критериальной оценке пространственно-спектральной взаимосвязи градиентов

компонент гиперспектрального изображения \mathbf{X} операторами градиентной $\text{Grad}[\cdot]$, критериальной $\text{Crit}[\cdot]$ и пороговой $\text{Thres}[\cdot]$ обработок с учётом ограничений Ω , определяемых спецификой задачи:

$$c_{i,j} = \text{Thres}[\text{Crit}[\text{Grad}[\mathbf{X}, \Omega]]]. \quad (3)$$

В качестве параметра Ω могут быть выбраны, например, спектральный поддиапазон обработки или эталонная информация о спектре выделяемого объекта и его фоне и т. д. Порядок применения операторов $\text{Grad}[\cdot]$, $\text{Crit}[\cdot]$ и $\text{Thres}[\cdot]$ может быть любым в зависимости от решаемой задачи.

Основные подходы к выделению контуров на гиперспектральных изображениях. В зависимости от решаемых конечных задач можно выделить несколько основных подходов к выделению контуров на ГСИ (рис. 1), характеризующихся различной последовательностью применения операторов $\text{Grad}[\cdot]$, $\text{Crit}[\cdot]$, $\text{Thres}[\cdot]$ и их содержанием.

Согласно рис. 1, *a* первый подход основан на формировании критериальным оператором $\text{Crit}[\mathbf{X}] = r_{i,j}$ единого синтезированного (комплексированного) изображения $r_{i,j}$ по спектральным компонентам $x_{i,j}^1, x_{i,j}^2, \dots, x_{i,j}^L$ гиперспектрального изображения \mathbf{X} и последующей обработке градиентным $\text{Grad}[r_{i,j}] = g_{i,j}$ и пороговым $\text{Thres}[g_{i,j}] = c_{i,j}$ операторами. В качестве критериального оператора здесь могут выступать различные алгоритмы комплексирования и целевой визуализации многокомпонентных изображений, например на основе спектральных мер сходства [11, 13], метода главных компонент [12] или любых других методов, формирующих единое изображение по совокупности спектрально-зональных изображений в соответствии с решаемой задачей.

Второй подход (рис. 1, *b*) основан на формировании градиентным оператором $\text{Grad}[\mathbf{X}] = \mathbf{G}$ оценок градиента \mathbf{G} в каждой спектральной компоненте ГСИ \mathbf{X} и полу-

чении вектора бинарных изображений контуров $\text{Thres}[\mathbf{G}] = \mathbf{C}$ путём пороговой обработки. Конечное единое контурное изображение формируется критериальным оператором $\text{Crit}[\mathbf{C}] = c_{i,j}$ путём сравнения бинарных изображений каждой спектральной компоненты между собой. В качестве критериального оператора здесь могут использоваться межкомпонентные логические операции И, ИЛИ и исключающее ИЛИ, а также более сложные методы, например, на основе парных критериальных функций Рао, Джекарда, Дейка, Соукала — Снита, Кулзинского и т. д. [8], обобщённых на многомерный случай. Такие критериальные функции позволяют вычислять количество элементов бинарных контурных изображений спектральных компонент, совпадающих или не совпадающих между собой. Отдельные критериальные функции придают различный вес совпадающим или несовпадающим элементам. В частности, функция Дейка придаёт больший вес совпадающим элементам, а функция Соукала — Снита — несовпадающим элементам.

Третий подход (рис. 1, с) в отличие от второго после этапа формирования градиентов $\text{Grad}[\mathbf{X}] = \mathbf{G}$ в каждой спектральной компоненте выполняет критериальную оценку $\text{Crit}[\mathbf{G}] = r_{i,j}$ спектральной или пространственно-спектральной взаимосвязи компонент градиента \mathbf{G} , например, на основе спектральных мер сходства или любыми другими методами. Заключительным этапом этого подхода является пороговая обработка $\text{Thres}[r_{i,j}] = c_{i,j}$ полученных критериальных оценок $r_{i,j}$ пространственно-спектральной взаимосвязи компонент гиперспектрального изображения \mathbf{X} .

С точки зрения возможности максимального использования многоспектральной информации потенциально наиболее эффективным является третий подход. Именно в этом случае учёт спектральной зависимости гиперспектральных измерений может быть произведён по самим измерениям, что позволяет наиболее полно использовать пространственно-спектральную взаимосвязь перепадов яркости в компонентах ГСИ. В первом подходе редукция векторной величины яркости ГСИ к скалярной величине яркости синтезированного изображения приводит к потере некоторой доли многоспектральной информации. В свою очередь, во втором подходе решения о наличии контуров изначально принимаются независимо и это также приводит к потере части информации о спектральной взаимосвязи перепадов яркости в компонентах ГСИ. Поэтому далее приводятся некоторые эффективные алгоритмы выделения контуров на ГСИ на основе третьего подхода.

Алгоритмы выделения контуров ГСИ в задаче обнаружения спектрально-селективных объектов. Существует множество областей исследований, например медицинская диагностика или сельскохозяйственный мониторинг, где необходимо осуществлять спектральную селекцию заданных объектов в определённом диапазоне длин волн в целях их обнаружения и дальнейшего измерения параметров (размер, состояние, сходство с эталоном и т. д.).

В качестве меры различимости двух точек на ГСИ удобно использовать коэффициент корреляции Пирсона, который также можно распространить на некоторую окрестность относительно анализируемой точки пространства компонент градиентов вектора \mathbf{G} . С учётом наличия градиентных портретов \mathbf{G} каждой компоненты ГСИ, которые уже сами по себе являются пространственной характеристикой яркостных перепадов в спектральных компонентах ГСИ, можно использовать меру межспектральной разности градиентов, показавшую высокую эффективность в задаче восстановления искажённых ГСИ [14].

В соответствии с этим рассмотрим алгоритмы выделения контуров спектрально-селективных объектов на основе коэффициента корреляции и межспектральной разности.

Алгоритм пространственно-спектральной корреляции градиентов ГСИ.

Шаг 1. Вычисляются градиенты $\text{Grad}[\mathbf{X}] = \mathbf{G}$ каждой компоненты ГСИ, например, на основе масок оператора Собела.

Шаг 2. Вычисляются коэффициенты корреляции для каждого i, j -го элемента по L спектральным компонентам градиентного изображения \mathbf{G} с окружающими $i \pm p, j \pm q$ элементами:

$$r'_{i\pm p, j\pm q} = \frac{\left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{i,j}^l \cdot g_{i\pm p, j\pm q}^l\right) - \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{i,j}^l \cdot \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{i\pm p, j\pm q}^l\right)}{\sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(g_{i,j}^l - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{i,j}^l\right)^2 \cdot \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(g_{i\pm p, j\pm q}^l - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{i\pm p, j\pm q}^l\right)^2}}, \quad (4)$$

где p, q — параметры размера скользящего окна по i и j соответственно, $p = (0, 1, \dots, P)$, $q = (0, 1, \dots, Q)$.

Шаг 3. Вычисляются средние по окрестности значения коэффициентов пространственно-спектральной корреляции градиентов:

$$r'_{i,j} = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1) - 1} \sum_{p=0}^P \sum_{q=0}^Q r'_{i\pm p, j\pm q}. \quad (5)$$

Шаг 4. Формируется бинарное контурное изображение:

$$c_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } r'_{i,j} \geq T, \\ 0, & \text{в остальных случаях,} \end{cases} \quad (6)$$

где T — порог принятия решения о наличии контура.

Алгоритм межспектральной разности градиентов ГСИ.

Шаг 1. Аналогичен первому шагу первого алгоритма.

Шаг 2. Вычисляется среднее модулей разности всех возможных пар градиентов каждой l -й компоненты с градиентами остальных k -х компонент (без повторов):

$$r''_{i,j} = C_L^{-1} \sum_{k=1}^{L-1} \sum_{l=1}^{L-k} |g_{i,j}^l - g_{i,j}^{l+k}|, \quad (7)$$

где $C_L = \frac{L!}{(L-2)! \cdot 2!}$ — число всех возможных парных сочетаний (без повторов) разностей градиентов, составленных из L спектральных компонент; $k = 1, \dots, L-1$.

Шаг 3. Аналогичен четвёртому шагу первого алгоритма.

На рис. 2 представлены выборочные тестовые гиперспектральные изображения, полученные акустооптическим гиперспектрометром [2, 15], разработанным в Научно-технологическом центре уникального приборостроения РАН.

На рис. 3 представлены результаты выделения контуров вышерассмотренными алгоритмами, а также классическим алгоритмом, основанным на усреднении градиентов по

всем спектральным компонентам $\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L |g_{i,j}^l|$.

Из рис. 3 видно, что алгоритм пространственно-спектральной корреляции градиентов позволяет более выразительно выделять спектрально-селективные объекты, чем алгоритм

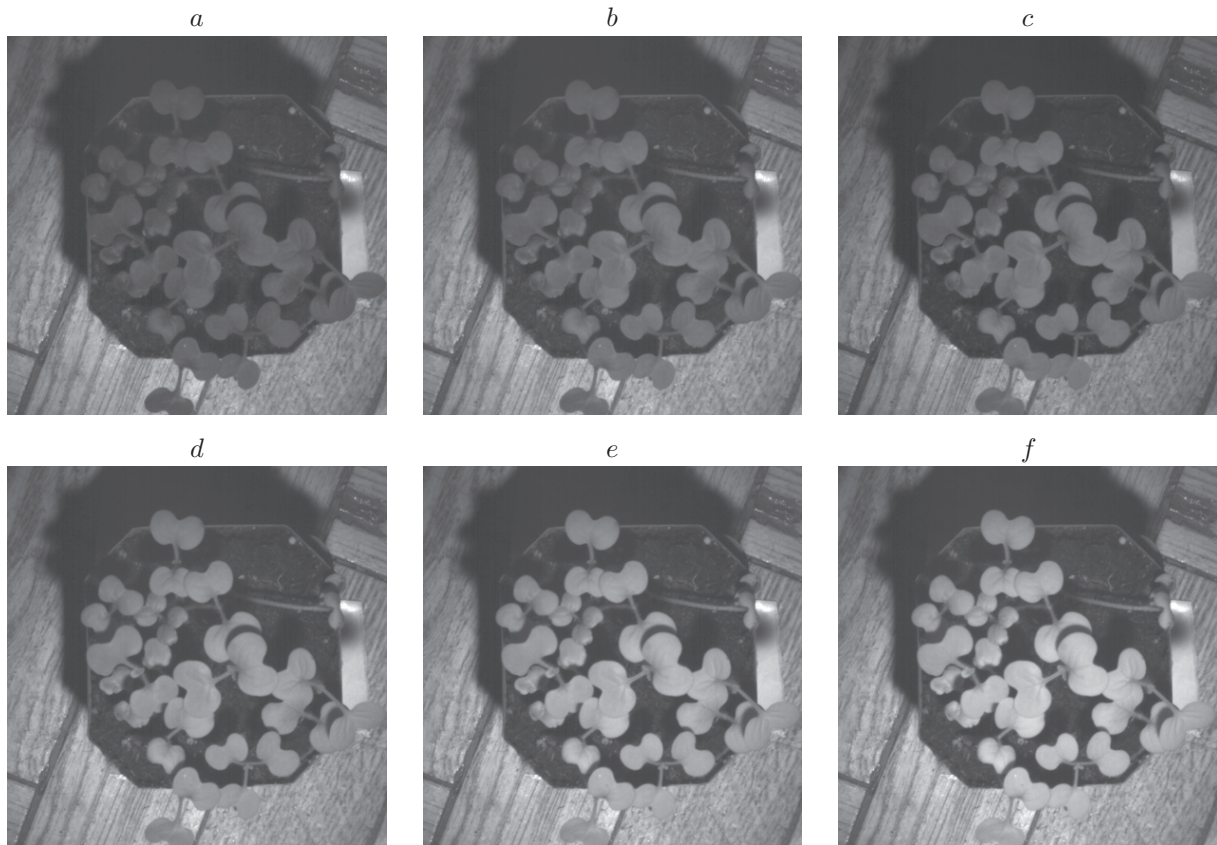


Рис. 2. Выборка компонент ГСИ в узком спектральном диапазоне: a — 690, b — 694, c — 698, d — 702, e — 706, f — 710 нм

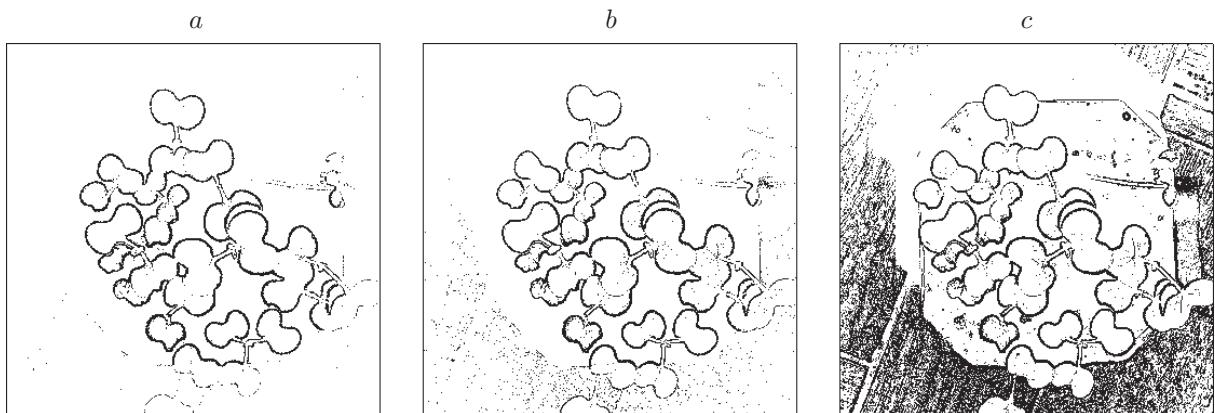


Рис. 3. Выделение контуров в спектральном диапазоне $\lambda^l = 690\text{--}710$ нм с интервалом $\Delta\lambda = \lambda^1 - \lambda^2 = 4$ нм: a — алгоритм пространственно-спектральной корреляции, b — алгоритм межспектральной разности, c — алгоритм усреднения спектральных градиентов

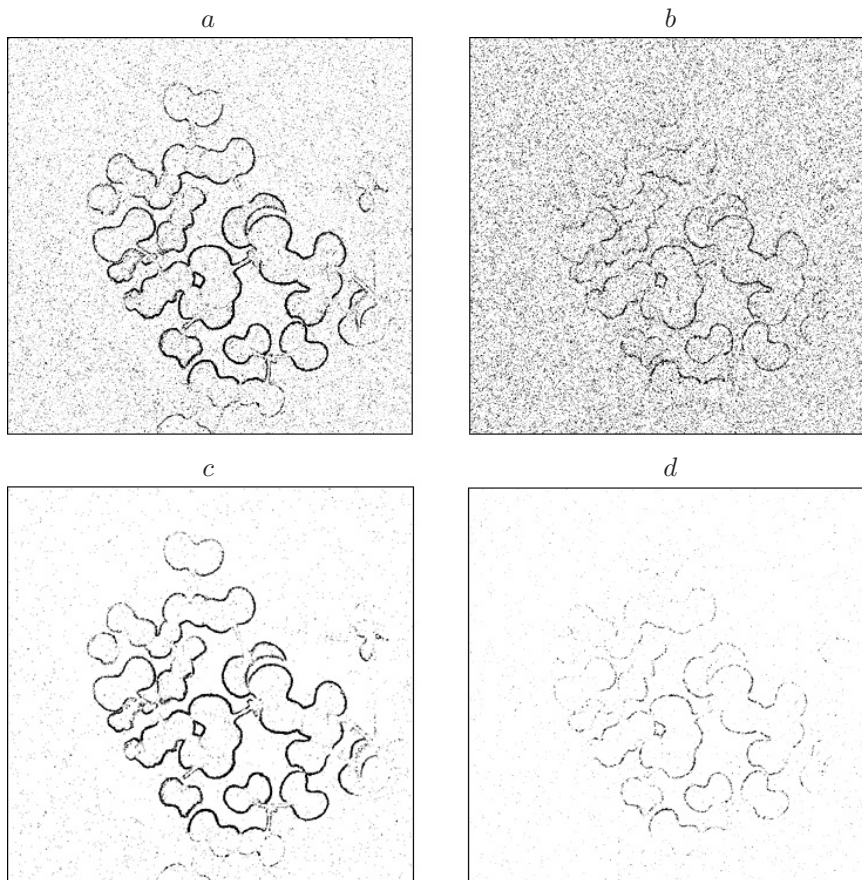


Рис. 4. Результат выделения контуров алгоритмом пространственно-спектральной корреляции в спектральном диапазоне $\lambda^l = 690\text{--}710$ нм и $\Delta\lambda = 4$ нм: a — $\sigma_{\text{ш}} = 10$, $P, Q = 1$; b — $\sigma_{\text{ш}} = 20$, $P, Q = 1$; c — $\sigma_{\text{ш}} = 10$, $P, Q = 2$; d — $\sigma_{\text{ш}} = 20$, $P, Q = 2$

на основе межспектральной разности градиентов. Однако преимущество межспектральной разности (7) по сравнению с коэффициентом корреляции (4) — отсутствие операций умножения и более простая реализация, что позволяет ускорить процессы вычислений в 4–10 раз [8]. В то же время в разных источниках, например в [11], говорится о худшей помехоустойчивости разностных алгоритмов, но, как показали дальнейшие исследования, это в основном характерно для пространственных разностей, а не для спектральных, как в случае (7). Так, на рис. 4, 5 представлены результаты выделения контуров при различных СКО шума ($\sigma_{\text{ш}}$) и параметрах алгоритмов. Выявлено, что значения корреляционных оценок (5) уменьшаются с увеличением СКО шума (величина уменьшения этих значе-

ний определяется отношением $\sigma_{\text{ш}}$ к СКО градиента $\sigma_g = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(g_{i,j}^l - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{i,j}^l \right)^2}$.

Особенно сильно это проявляется на монотонно изменяющихся участках спектральных характеристик градиентов \mathbf{G} , где величина σ_g мала. При этом увеличение размера скользящего окна (т. е. параметров P, Q) при одном и том же значении порога T ощутимо снижает влияние шума (см. рис. 4). Аналогичный положительный эффект наблюдается и при формировании межспектральной разностной оценки (7), если уменьшить спектральный интервал формирования спектральных компонент в заданном диапазоне и тем самым

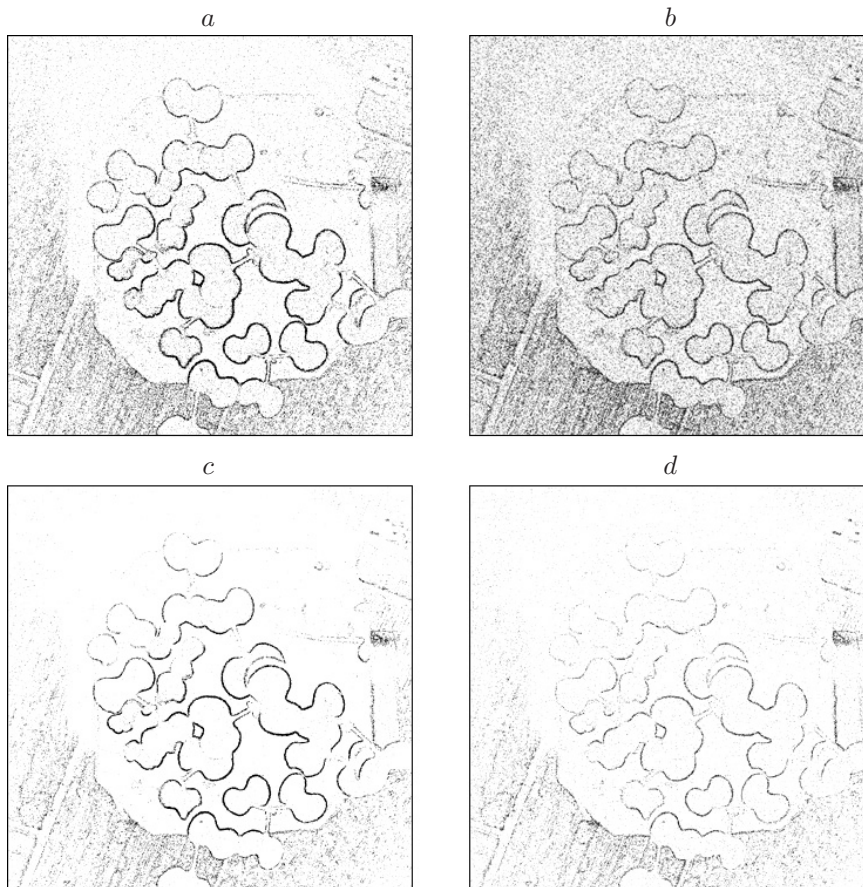


Рис. 5. Результат выделения контуров алгоритмом межспектральной разности в спектральном диапазоне $\lambda^l = 690\text{--}710$ нм: *a* — $\sigma_{\text{ш}} = 10$, $\Delta\lambda = 4$ нм; *b* — $\sigma_{\text{ш}} = 20$, $\Delta\lambda = 4$ нм; *c* — $\sigma_{\text{ш}} = 10$, $\Delta\lambda = 2$ нм; *d* — $\sigma_{\text{ш}} = 20$, $\Delta\lambda = 2$ нм

увеличить количество спектральных компонент вектора \mathbf{G} (см. рис. 5). Управлять спектральным интервалом при формировании ГСИ возможно с помощью гиперспектрометра на основе перестраиваемых акустооптических фильтров с программным управлением [15].

Заключение. Предложенные подходы к выделению контуров на ГСИ позволяют на основе операторов градиентной, критериальной и пороговой обработок осуществлять выделение контуров с учётом спектральной взаимосвязи компонент ГСИ и ограничений, определяемых спецификой решаемой задачи. Разработанные алгоритмы выделения контуров спектрально-селективных объектов на основе пространственно-спектральной корреляции и межспектральной разности градиентов показали высокую эффективность обработки реальных гиперспектральных изображений в условиях наличия аддитивного гауссовского шума. При этом корреляционный алгоритм позволяет более выразительно выделять спектрально-селективные объекты, чем алгоритм на основе межспектральной разности. В свою очередь, выигрыш алгоритма межспектральной разности в меньших вычислительных затратах делает его более привлекательным на практике, где существуют вычислительные ограничения. Следует отметить, что в представленных алгоритмах формируются единичные (усреднённые) оценки спектральной взаимосвязи градиентов, но интерес также представляет получение расширенной (функциональной) взаимосвязи каждой компоненты градиентов по отношению ко всем остальным компонентам для возможности более гибкого выделения контуров, например в задаче выделения контуров объектов с заданным их

спектром и спектром фона в определённом диапазоне. Это определяет целесообразность дальнейших исследований по данному направлению.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Виноградов А. Н., Егоров В. В., Калинин А. П. и др.** Линейка авиационных гиперспектрометров ультрафиолетового, видимого и ближнего инфракрасного диапазонов // Оптический журнал. 2016. **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. **28**, № 4. С. 49–57.
3. **Южно П. М., Огреб С. М., Тишанинов М. В.** Статистический синтез гиперспектрального обнаружителя // Автометрия. 2015. **51**, № 3. С. 61–69.
4. **Демидова Л. А., Тишкин Р. В., Труханов С. В.** Алгоритмы идентификации гиперспектральных характеристик объектов в задачах дистанционного зондирования земли // Цифровая обработка сигналов. 2014. № 3. С. 30–37.
5. **Виноградов А. Н., Егоров В. В., Калинин А. П. и др.** Исследование возможностей гиперспектральной съёмки для мониторинга состояния водных объектов (на примере Невской губы). М.: ИКИ РАН, 2016. 16 с. (Препр./ИКИ РАН; Пр-2180).
6. **Борзов С. М., Потатуркин О. И.** Спектрально-пространственные методы классификации гиперспектральных изображений. Обзор // Автометрия. 2018. **54**, № 6. С. 64–86. DOI: 10.15372/AUT20180607.
7. **Гонсалес Р., Вудс Р.** Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
8. **Ким Н. В.** Обработка и анализ изображений в системах технического зрения: Учеб. пособие. М.: Изд-во МАИ, 2014. 144 с.
9. **Обработка изображений в авиационных системах технического зрения** /Под ред. Л. Н. Костяшкина, М. Б. Никифорова. М.: Физматлит, 2016. 240 с.
10. **Шовенгердт Р. А.** Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2013. 592 с.
11. **Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли** /Под ред. В. В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.
12. **Перспективные информационные технологии дистанционного зондирования Земли** /Под ред. В. А. Сойфера. Самара: Новая техника, 2015. 256 с.
13. **Шереметьева Т. А., Филиппов Г. Н., Малов А. М.** Применение метода целевой визуализации для обработки гиперспектральных изображений // Оптический журнал. 2015. **82**, № 1. С. 32–36.
14. **Шипко В. В.** Фильтрация шума на гиперспектральных изображениях // Автометрия. 2020. **56**, № 1. С. 23–32. DOI: 10.15372/AUT20200103.
15. **Пожар В. Э., Мачихин А. С., Гапонов М. И. и др.** Гиперспектрометр на основе перестраиваемых акустооптических фильтров для БПЛА // Светотехника. 2018. № 4. С. 47–50.

Поступила в редакцию 25.07.2021

После доработки 26.08.2021

Принята к публикации 03.09.2021