

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ЗАДАЧЕ ДЕШИФРИРОВАНИЯ МАЛОРАЗМЕРНЫХ, НИЗКОКОНТРАСТНЫХ ОБЪЕКТОВ

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

Борзов С.М., к.т.н., заведующий лабораторией информационной оптики, Институт автоматизации и электротехники Сибирского отделения Российской академии наук, г. Новосибирск, e-mail: borzov@iae.nsk.su.

VISUALIZATION OF HYPERSPECTRAL IMAGES IN THE TASK OF DECODING SMALL-SIZED, LOW-CONTRAST OBJECTS

Shipko V.V., Borzov S.M.

The article analyzes the main approaches to the visualization of hyperspectral images, highlights their advantages and disadvantages. A new approach is proposed and an appropriate algorithm for contrast visualization of hyperspectral images of small-sized, low-contrast objects is developed. The developed algorithm is based on calculating the contrast coefficient of the specified spectral characteristics of the object and background, finding local maxima of the spectral contrast function, selecting a set of spectral images from the corresponding maxima and synthesizing a grayscale or color image from this set. Examples and results of numerical studies confirming the effectiveness of the proposed approach are presented.

Key words: hyperspectral image, contrast, probability of detection, decryption.

Ключевые слова гиперспектральное изображение, контраст, вероятность обнаружения, дешифрирование.

Введение

Как известно современные образцы гиперспектральной аппаратуры охватывают видимый и инфракрасный спектральный диапазон с формированием сотен спектральных изображений со спектральным разрешением единицы нанометров [1, 2]. Обработка гиперспектральных изображений (ГСИ) позволяет проводить дешифрирование и распознавать объекты на основе анализа спектров. Однако в ряде задач информации о спектрах может быть недостаточно. В таком случае осуществляют визуализацию ГСИ, позволяющую использовать пространственные признаки при дешифрировании. Рассматривать последовательно все спектральные изображения – задача трудоемкая и неэффективная. В основном эта задача решается на этапе постобработки уже сформированного ГСИ путем синтеза нового изображения, например, на основе метода выделения главных компонент [3] или визуализации по некоторым мерам сходства с эталоном [4]. Так же получил распространение метод [5], в котором совокупность спектральных полутоновых изображений преобразуется в одно изображение в псевдоцвете. Для этого из всей совокупности спектральных каналов выбирают три канала и, представляя данные, соответственно, в виде красной, зеленой и синей составляющей, получают RGB-изображение. Поскольку в этом методе не предусмотрено использование какой-либо дополнительной информации, повлиять на результат визуализации можно выбирая тот или иной вариант раскраски. Вариантов такой раскраски может быть множество, при этом заранее не из-

Проведен анализ основных подходов к визуализации гиперспектральных изображений, выделены их достоинства и недостатки. Предложен новый подход и разработан соответствующий алгоритм контрастной визуализации гиперспектральных изображений малоразмерных, низкоконтрастных объектов. Разработанный алгоритм основан на расчете коэффициента контраста заданных спектральных характеристик объекта и фона, нахождении локальных максимумов спектральной функции контраста, выборе по соответствующим максимумам набора спектральных изображений и синтез полутонового или цветного изображения по этому набору. Представлены примеры и результаты численных исследований, подтверждающие эффективность предложенного подхода.

вестно, какой вариант будет наиболее представительным. Большинство рассмотренных методов используют полный объем сформированного ГСИ и требуют значительных вычислительных и временных ресурсов, что ограничивает их применение в задачах оперативного мониторинга.

Экспериментальные исследования информационного содержания различных ГСИ показывает, что наиболее ценная для различных тематических задач информация сосредоточена, как правило, в нескольких спектральных каналах [6, 7]. Данное обстоятельство дает основу для сокращения массива информации, используемой для различения объектов известного спектрального состава. При обработке ГСИ для экономии времени и вычислительных операций желательно заранее отобрать наиболее информативные спектральные каналы.

Целью работы является обоснование подхода и разработка соответствующего алгоритма визуализации ГСИ в задаче обнаружения малоразмерных, низкоконтрастных объектов.

Постановка задачи

Используемая модель исходного оцифрованного по строкам i и столбцам j гиперспектрального изображения L полученного в $n=1, \dots, N$ спектральных каналах, в спектральном диапазоне $\lambda_n = \lambda_1^{\min}, \dots, \lambda_N^{\max}$ имеет вид:

$$L = L_{\lambda_n} = [L_{i,j,\lambda_1} \quad L_{i,j,\lambda_2} \quad \dots \quad L_{i,j,\lambda_N}]^T, \quad (1)$$

где $i=1, \dots, I, j=1, \dots, J$; I, J – число строк и столбцов изображения соответственно; $L_{i,j,\lambda_n} \in [0, \dots, 2^k - 1]$ – спектральные яркости компоненты n ; k – степень квантования яркости.

Модель панхроматического изображения можно представить в виде:

$$L_{i,j,\Sigma\lambda_m} = M^{-1} \sum_m a_{\lambda_m} L_{i,j,\lambda_m}, \quad (2)$$

где $\lambda_m = \lambda_1, \dots, \lambda_M$ – спектральный диапазон чувствительности датчика формирующего изображение; L_{i,j,λ_m} – значения спектральной яркости на λ_m длине волны; $m=1, \dots, M, m \subset n, a_{\lambda_m} \in [0, \dots, 1]$ – коэффициенты спектральной чувствительности панхроматического датчика, считаются распределенными по нормальному закону (кривая 4 рис.1 б).

Тогда модель RGB-цветного изображения будет иметь вид:

$$L_{i,j,R} = R^{-1} \sum_r a_{\lambda_r} L_{i,j,\lambda_r}, \quad (3)$$

$$L_{i,j,G} = G^{-1} \sum_g a_{\lambda_g} L_{i,j,\lambda_g}, \quad (4)$$

$$L_{i,j,B} = B^{-1} \sum_b a_{\lambda_b} L_{i,j,\lambda_b}, \quad (5)$$

где $\lambda_r = \lambda_1, \dots, \lambda_R, \lambda_g = \lambda_1, \dots, \lambda_G, \lambda_b = \lambda_1, \dots, \lambda_B$ – спектральные диапазоны чувствительности датчиков R, G и B спектральных каналов; $L_{i,j,\lambda_r}, L_{i,j,\lambda_g}, L_{i,j,\lambda_b}$ – значения спектральных яркостей на $\lambda_r, \lambda_g, \lambda_b$ длинах волн; $r=1, \dots, R, g=1, \dots, G, b=1, \dots, B, r, g, b \subset m; a_{\lambda_r}, a_{\lambda_g}, a_{\lambda_b} \in [0, \dots, 1]$ – коэффициенты спектральной чувствительности R, G и B спектральных каналов, также считаются распределенными по нормальному закону (кривые 1-3 рис. 1 б).

На рис. 1 представлены спектральные кривые низко контрастного объекта (кривая 1 рис. 1 а) на фоне растительности (кривая 2 рис. 1 а) полученные по данным гиперспектрометра ВИД-ИК2 разработанного ЗАО «НПЦ «Реагент» [1], а также полутонное широкополосное (рис. 1 в) и RGB-цветное (рис. 1 г) изображения с выделенными участками местонахождения малоразмерного объекта и его окружающего фона, полученные путем синтеза набора гиперспектральных изображений по выражениям (2) и (3)-(5) в соответствии со спектральной чувствительностью типовых камер (рис. 1 б) [8]. На рис. 1 б кривые 1-3 соответствуют R, G и B спектральным каналам, а кривая 4 – широкополосному панхроматическому каналу.

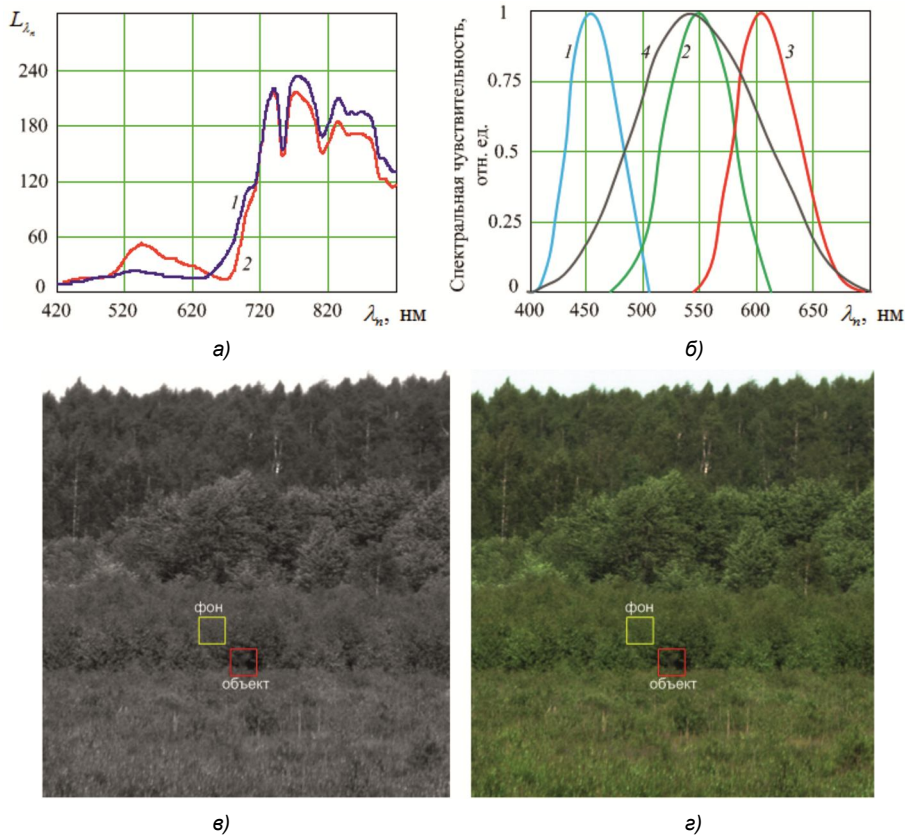


Рис. 1. Спектральные яркости объекта и фона (а), спектральные чувствительности широкополосной и цветной камер (б) и соответствующие им полутонное (в) и цветное в естественных цветах (г) изображения с выделенными участками объекта и фона

На рис. 2 для сравнения представлены некоторые спектральные изображения из исходного гиперспектрального изображения.

Анализ спектра фона (растительности) и объекта, а также сопоставление рис. 1, 2 показывает:

– на полутонном широкополосном и цветном в натуральных цветах изображении искомый объект практически визуально не отделяется от фона;

– принципиальное отличие спектра зеленой растительности от спектра объекта заключается в более низкой отражательной способности растительности в полосе поглощения хлорофилла (675–685 нм), что дает существенный положительный контраст объекта в этом диапазоне;

– особенности соотношений других пигментов расти-

тельности (каротины, ксантофиллы, антоцианины) также влияют на увеличение отражательной способности в диапазоне 520–620 нм, в отличие от спектра объекта, что и дает зеленый цвет здоровой растительности и отрицательный контраст объекта;

– положение красной границы поглощения хлорофилла (700–750 нм) также зависит от соотношения указанных пигментов, в нашем случае наблюдается небольшое смещение для искусственной окраски объекта по сравнению с растительностью;

– в ближней инфракрасной области поглощение искусственного объекта и растительности практически отсутствует, а отражение определяется рассеянием излучения на структурах листьев (фон) и маскировочной ткани (объекта) и не имеет значительных особенностей.

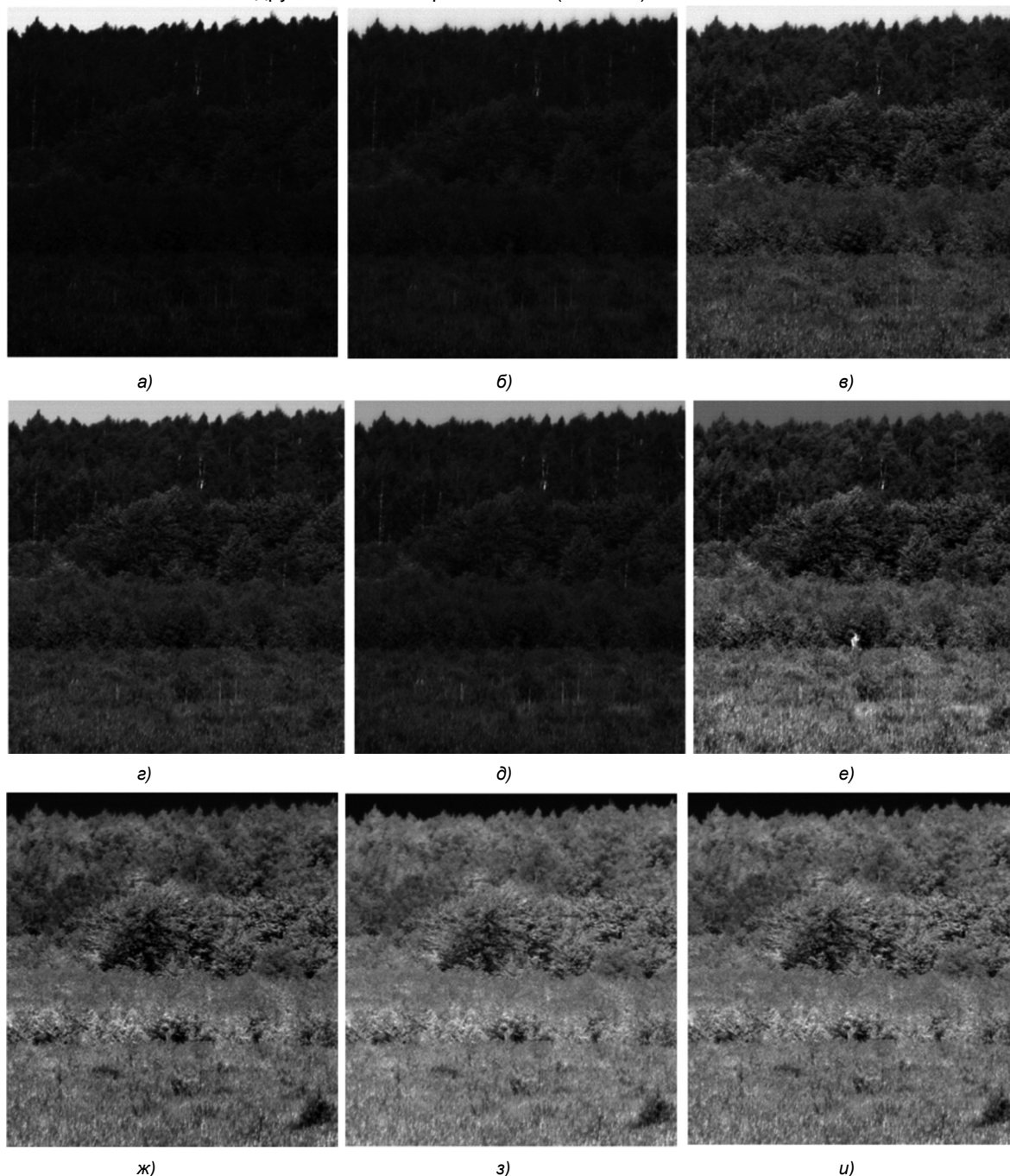


Рис. 2. Спектральные изображения: 450 нм – а), 500 нм – б), 550 нм – в), 600 нм – г), 650 нм – д), 700 нм – е), 750 нм – ж), 800 нм – з), 850 нм – и)

Анализ подходов к визуальному дешифрированию объектов по гиперспектральным изображениям

Метод главных компонент

Метод главных компонент предназначен для выделения некоррелированных комбинаций признаков среди коррелированных данных, в том числе в задачах обработки гиперспектральных изображений. Направление первой главной компоненты выбирается вдоль максимального разброса пикселей в пространстве спектральных пикселей. Направление каждой последующей также в направлении максимального разброса, но перпендикулярно предыдущей. Таким образом, объект занимающий малую площадь на изображении, не может оказать существенного влияния на выбор первых главных компонент и, соответственно в них, скорее всего не будет отражаться. Когда все определяющие компоненты уже выбраны на каком-то этапе, скорее всего объект выделится. Но сказать заранее в какой именно компоненте невозможно. Это определяется не параметрами объекта, а параметрами фона. В нашем случае это случилось на пятой и некоторых последующих компонентах (рис. 3). Однако основным недостатком метода главных компонент является достаточно большие вычислительные затраты на обработку. Например, для выделения 20 главных компонент ГСИ с параметрами $I = 904$, $J = 1245$, $N = 900$ на компьютере с процессором Intel(R) Core(TM) i3-8100 CPU 3,6 GHz и оперативной памятью 16 GB потребовалось 67 минут.

Поскольку основная задача выделить не растительность из фона, состоящего в основном из растительности, ожидаемо более интересные результаты получают при расчете вегетационных индексов. Все индексы

рассчитываются по эмпирическим формулам [9, 10], которые не всегда могут полно отражать реальную ситуацию в конкретных условиях. Определяемые коэффициенты светопоглощения могут изменяться как от вида фона, плотности стояния растений, так и от фаз развития растений и от растительного ценоза в целом. Поэтому применительно к конкретным условиям все коэффициенты должны корректироваться на основе анализа текущих наблюдений. При этом синтезированные по индексам изображения обладают не всегда приемлемым визуальным эффектом. На рис. 4 представлены некоторые наиболее информативные в нашем случае изображения, полученные при вычислении известных индексов.

Выбор критерия оценки информативности объекта на фоне

В соответствии с поставленной целью, для разработки алгоритма визуализации ГСИ в задаче обнаружения малоразмерных, низкоконтрастных объектов необходима априорная информация о спектральной яркости искомого объекта $L_{\lambda_n}^o$ и его фона $L_{\lambda_n}^f$ в рабочем диапазоне длин волн λ_n . Такую информацию можно получить на этапе планирования съемки из базы сформированных эталонных спектральных сигнатур, а также корректировать ее в процессе съемки. Так как необходимо получить максимально контрастное изображение заданного объекта на заданном фоне, то в качестве критерия их различимости естественно использовать коэффициент контраста объекта на фоне.

Существуют разные интерпретации коэффициента

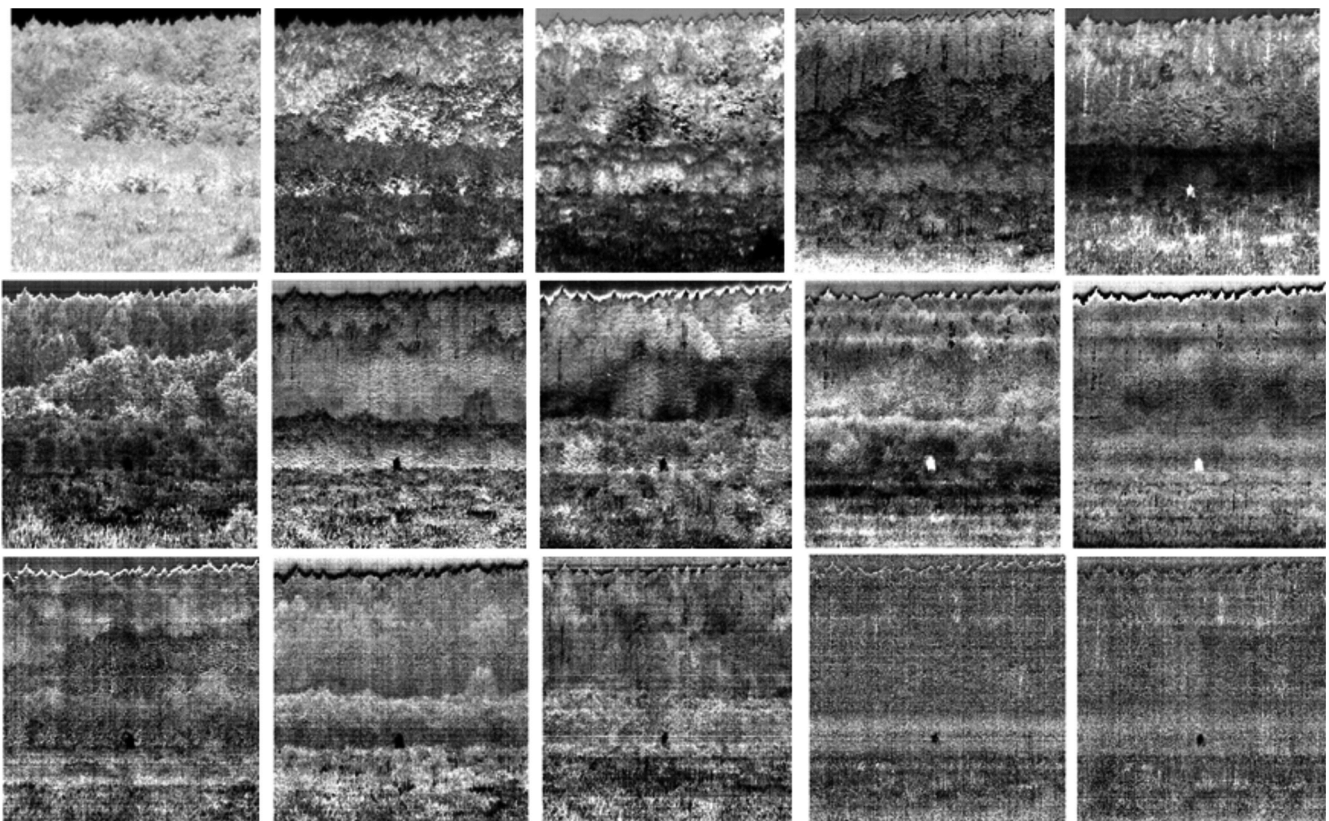


Рис. 3. Результаты выделения первых 15 главных компонент
Вегетационные индексы

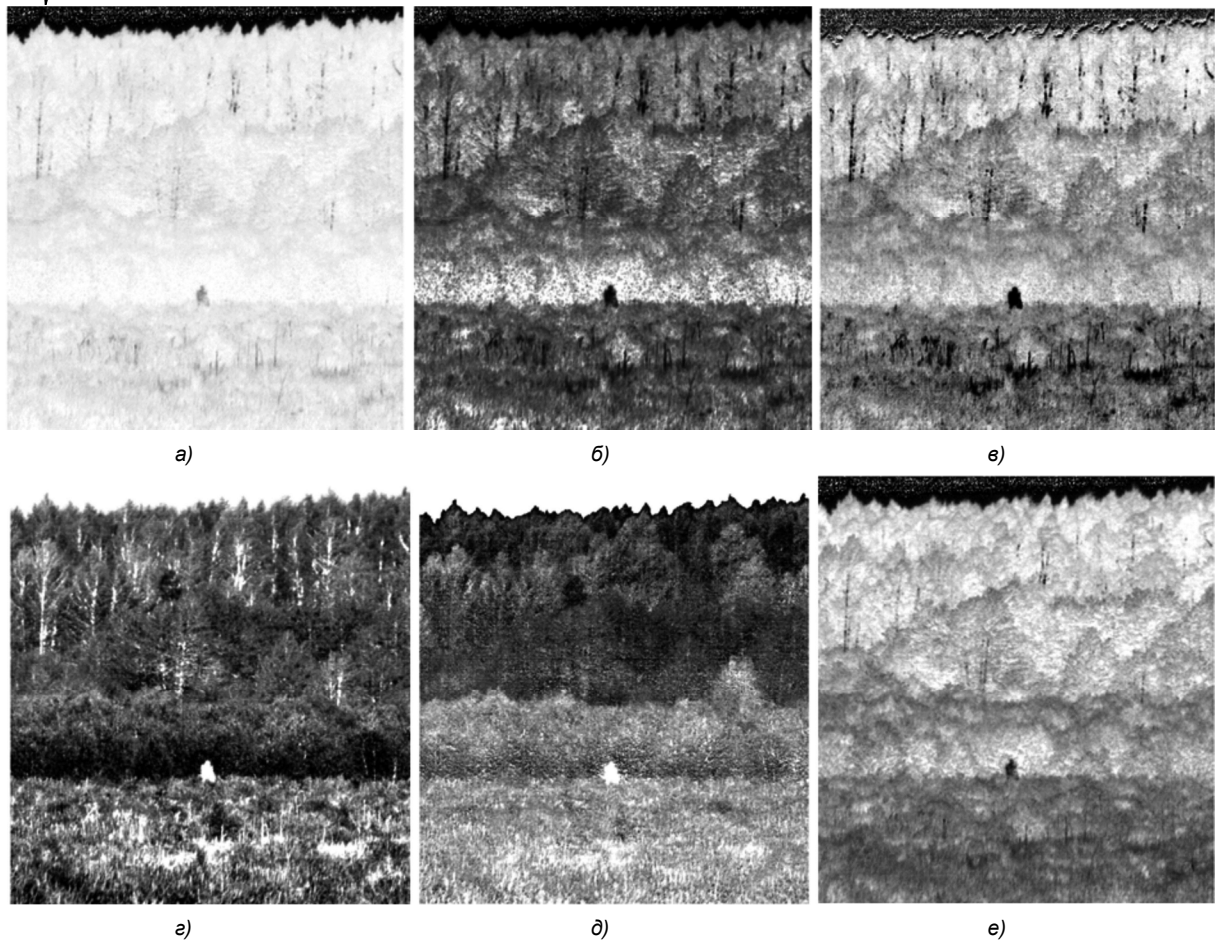


Рис. 4. Результаты вычисления вегетационных индексов: NDVI – а), Simple Ratio Index – б), ARVI – в), RG Ratio Index – а), Anthocyanin Reflectance Index2 – б), Red Edge NDVI – в)

контраста, отличающиеся в основном нормировкой. Наиболее распространенные из них имеют следующий вид:

$$K_1 = \frac{|L^o - L^\phi|}{\max(L^o, L^\phi)}, \quad (6)$$

$$K_2 = \frac{|L^o - L^\phi|}{L^o + L^\phi}, \quad (7)$$

$$K_3 = \frac{|L^o - L^\phi|}{2^k - 1}, \quad (8)$$

$$K_4 = \frac{|L^o - L^\phi|}{L^\phi}, \quad (9)$$

где $L^o = O^{-1} \sum_{i,j \in O} L_{i,j}^o$, $L^\phi = F^{-1} \sum_{i,j \in F} L_{i,j}^\phi$ – средние по пространству объекта и фона яркости; O, F – пространственные области расположения объекта и фона соответственно.

На рис. 5 представлены зависимости представленных коэффициентов контраста от яркости объекта для разных фиксированных яркостей фона (кривая 1 – $L^\phi = 10$, 2 – $L^\phi = 50$, 3 – $L^\phi = 100$, 4 – $L^\phi = 150$, 5 – $L^\phi = 250$). Видно, что K_1 и K_2 имеют схожий характер и отличаются лишь величиной значений (более низкие

значения K_2 характеризуются нормировкой на суммарные яркости объекта и фона). При этом особенностью K_1 и K_2 является несимметричная зависимость для всех фиксированных яркостей фона и разная интенсивность изменения коэффициента контраста для разных яркостей объекта (для низких яркостей интенсивность изменения более резкая, чем для больших яркостей). Зависимости коэффициентов K_3 и K_4 имеют симметричный характер, при этом K_3 равнозначен для всех яркостей объекта и фона, а K_4 так же, как и K_1 , K_2 имеет разную интенсивность изменения для разных яркостей объекта. Еще одной особенностью K_4 является превышение значения единицы, что обусловлено нормированием только на фоновую составляющую. Такое возможно при превышении значения яркости объекта в яркости фона в два раза.

На рис. 6 представлены зависимости коэффициентов контраста (6)-(9) объекта и фона от спектральных компонент исходного ГСИ. Спектры объекта и фона для расчета коэффициентов контраста представлены на рис.1а. Как видно для всех коэффициентов контраста имеется общий максимум на длине волны 680 нм соответствующий наибольшему контрасту заданного объекта на заданном фоне, а также максимум на длине волны 560 нм.

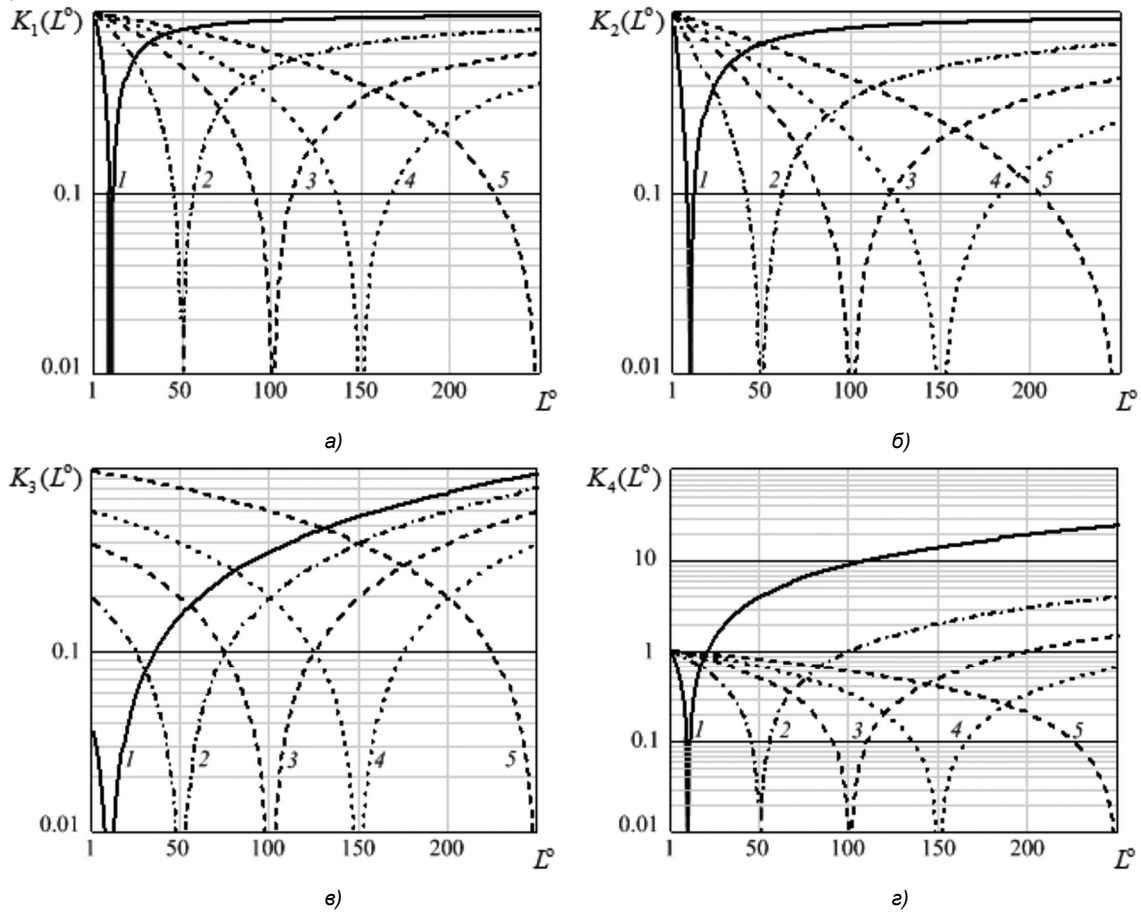


Рис. 5. Зависимости коэффициентов контраста от яркости объекта при различных яркостях фона: K_1 – а), K_2 – б), K_3 – в), K_4 – г)

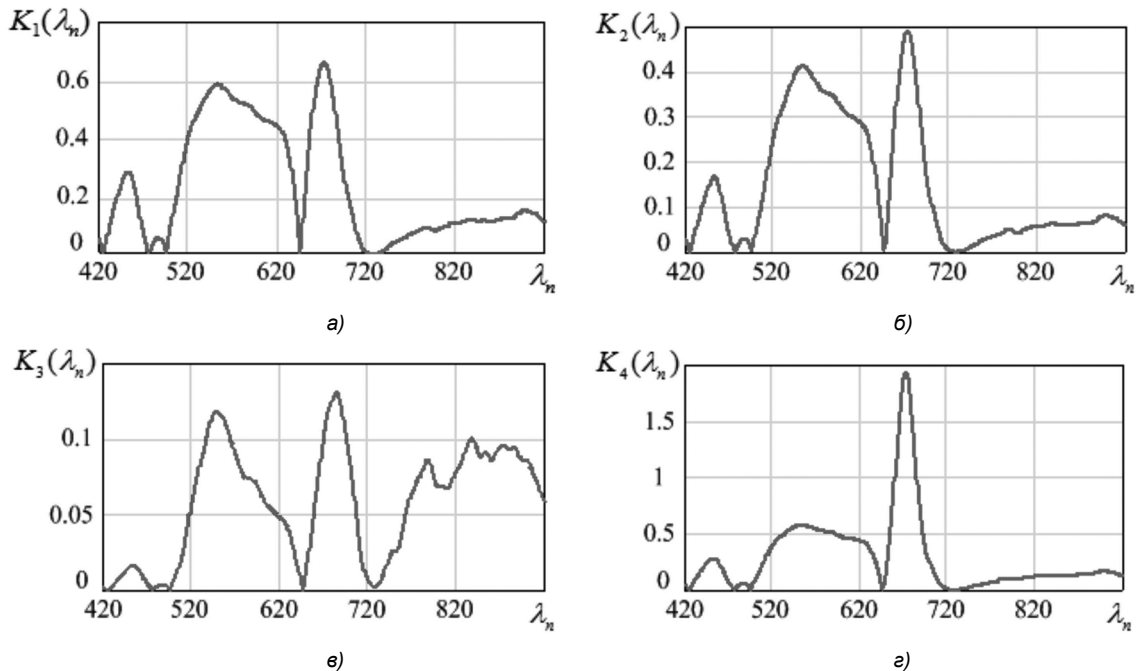


Рис. 6. Зависимости коэффициентов контраста от длины волны: K_1 – а), K_2 – б), K_3 – в), K_4 – г)

Алгоритм визуализации ГСИ малоразмерных, низкоконтрастных объектов

Разработанный алгоритм визуализации ГСИ малоразмерных, низкоконтрастных объектов будет состоять из следующих шагов.

Шаг 1. Выбирают необходимые спектры объекта $L_{\lambda_n}^o$ и фона $L_{\lambda_n}^{\phi}$.

Шаг 2. Вычисляют заданные коэффициенты контраста K_{λ_n} объекта и фона.

Шаг 3. Определяют их максимальные взаимные отклонения. Для этого целесообразно использовать метод нахождения точек локальных экстремумов (максимумов) функции K_{λ_n} . Точка λ_0 будет являться точкой локального максимума ($\text{localmax}(K_{\lambda_n})$) функции K_{λ_n} , если в некоторой окрестности $\lambda_0 - \Delta\lambda > \lambda_0 > \lambda_0 + \Delta\lambda$ этой точки для каждой точки λ_n отличной от λ_0 , из этой окрестности выполняется неравенство $G_{\lambda_n} < G_{\lambda_0}$.

Шаг 4. Из найденных длин волн $\lambda_n = \text{localmax}(K_{\lambda_n})$ обеспечивающих максимальные значения K_{λ_n} выбирается определенное количество λ_p ($p=1, \dots, P$, $p \subset n$) для которых $K_{\lambda_n} \geq \varepsilon$, где ε – минимально допустимый порог.

Шаг 5. По выбранным λ_p спектральным каналам формируют изображение (полутоновое или цветное). Это может быть сделано несколькими способами.

Первый наиболее простой способ это выбор единичных спектральных изображений соответствующих найденным максимумам (рис. 7 а).

Второй способ заключается в усреднении определенного количества (Δn) спектральных компонент относительно найденных максимумов. Количество усредняемых компонент может быть задано постоянным ($\Delta n = \text{const}$) и определяться путем спуска от выбранного максимума функции K_{λ_n} до момента соответствующего заданному количеству Δn (рис. 7 б).

По третьему способу количество усредняемых спектральных компонент может быть варьируемым ($\Delta n = \text{var}$) и определяться в соответствии с заданным порогом значения функции K_{λ_n} относительно выбранных максимумов (рис. 7 в).

Оценка вероятности обнаружения объектов на синтезированном изображении

В соответствии с [11] вероятность обнаружения объекта на равномерном фоне с достаточной точностью аппроксимируется выражением

$$P_o = 1 - e^{-\frac{bK^2\gamma^2L^{0.3}}{\varphi}} \quad (10)$$

где b – коэффициент, характеризующий поисковые возможности дешифровщика; K – контраст объекта относительно фона, определяемый выражением (6); γ – размеры объекта (угл. мин.); L – яркость (кд/м²) сектора поиска φ (угл. мин.).

Оценка вероятности обнаружения объекта $P_{o(c)}$ на синтезированном изображении относительно исходной вероятности обнаружения $P_{o(n)}$ по широкополосному (панхроматическому) или цветному изображению при всех равных условиях будет определяться по формуле

$$P_{o(c)} = P_{o(n)}^{\frac{K_n}{K_c}} \quad (11)$$

где K_n – контраст объекта на исходном изображении (панхроматическое, цветное в натуральных цветах); K_c – контраст объекта на синтезированном (полутоновом или цветном) изображении.

Расчет производился при следующих исходных данных: поисковый потенциал $b = 50$, яркость обозреваемого сектора $L = 100$ кд/м², размер обозреваемого сектора $\varphi = 1200$ угл. мин., линейный размер объекта $\Delta l = 2$ м, исходный контраст равномерно окрашенного объекта на равномерно окрашенном фоне $K_n = 0,3$, съемка ведется с расстояния $R = 500$ м. Угловой размер объекта исходя из его линейного размера Δl и заданной дальности съемки R можно определить из выражения

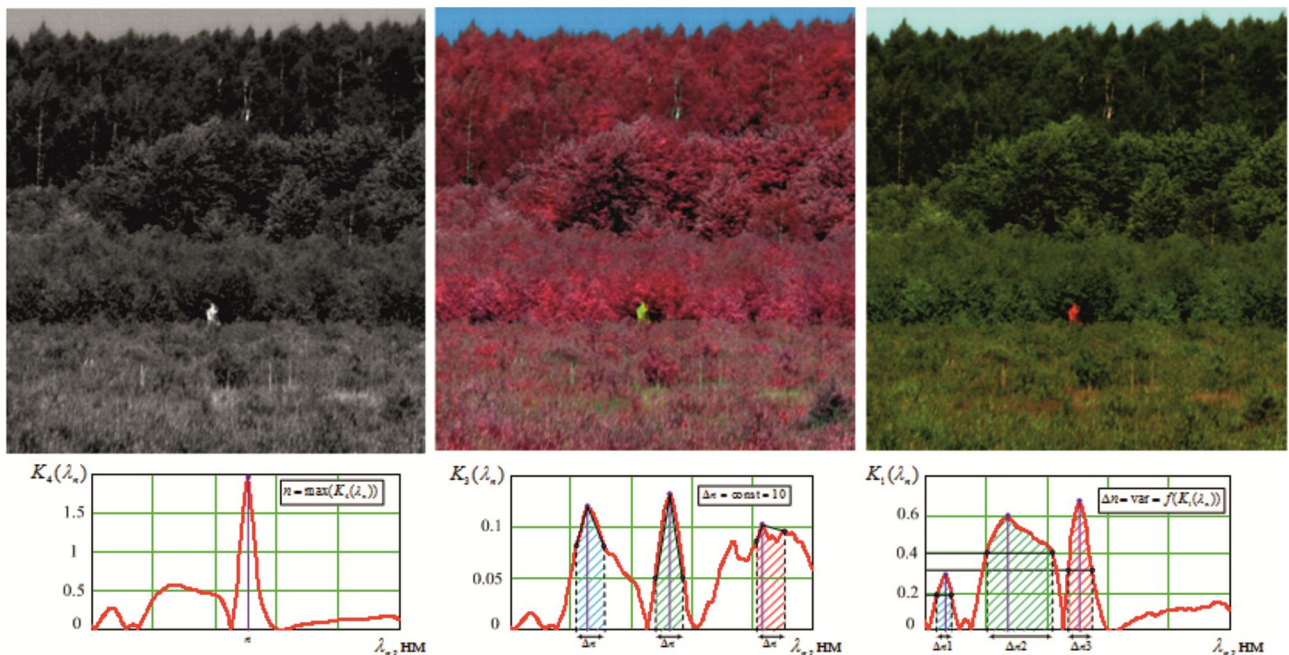


Рис. 7. Результаты синтеза контрастных изображений объекта на фоне: первым способом по K_4 – а), вторым способом по K_3 – б), третьим способом по K_1 – в)

$$\gamma = \left(180^\circ - 2 \left(\arctg \frac{2R}{\Delta l} \right) \right) 60. \quad (12)$$

Графики зависимости вероятности обнаружения объекта на синтезированном изображении от времени поиска для указанных выше исходных данных представлены на рис. 8. Кривая 1 определена для отношения $K_{\text{н}} / K_{\text{с}} = 1$, когда на синтезированном изображении контраст не изменился по отношению к исходному изображению, а кривые 2 и 3 для случаев $K_{\text{н}} / K_{\text{с}} = 0,75$ и $0,5$ соответственно.

На рис. 9 представлены зависимости вероятности обнаружения $P_{\text{о(с)}}$ на синтезированном изображении от отношений контрастов $K_{\text{н}} / K_{\text{с}}$, где кривая 1 соответствует исходной вероятности $P_{\text{о(н)}} = 0,8$, кривая 2 – $0,5$, кривая 3 – $0,3$, кривая 4 – $0,1$. Из рис. 8, 9 видно, что синтезируемое изображение с более высоким контрастом объекта при всех равных условиях съемки и фоноцелевой обстановки позволяет повысить возможности обнаружения низкоконтрастных в широком диапазоне объектов.

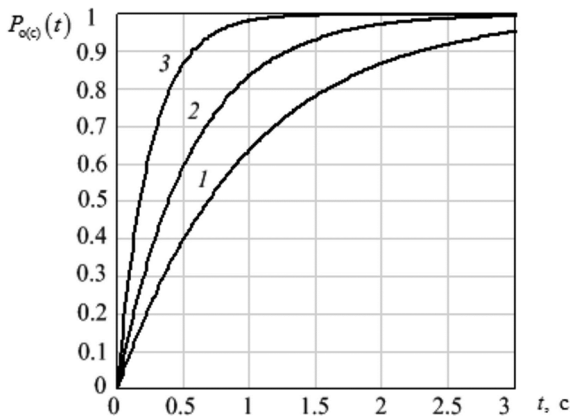


Рис. 8. Зависимости вероятности обнаружения объекта от времени поиска

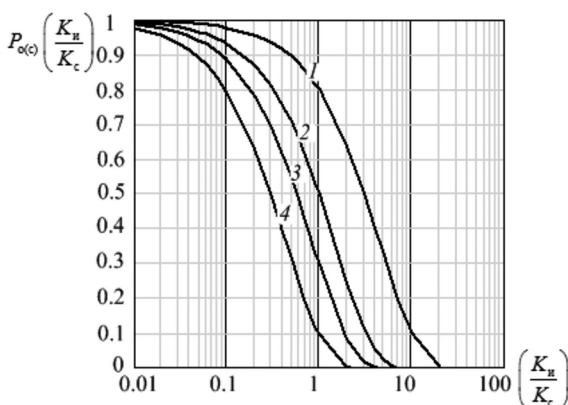


Рис. 9. Зависимости вероятности обнаружения $P_{\text{о(с)}}$ от отношений контрастов $K_{\text{н}} / K_{\text{с}}$

Заключение

Таким образом, предложенный подход к визуализации гиперспектральных изображений малоразмерных, низкоконтрастных объектов позволяет в интерактивном режиме проводить синтез высокоинформативных (полутонных или цветных) изображений по заданным спектральным характеристикам искомого объекта и его фона. Представленные примеры синтезированных изображений подтверждают их высокие дешифровочные свойства по сравнению с панхроматическим и цветным в натуральных цветах изображениями.

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., Мачихин А.С., Гапонов М.И., Широков С.В., Мазур М.М., Шерышев А.Е. Гиперспектрометр на основе перестраиваемых акустооптических фильтров для БПЛА. *Светотехника*. 2018. № 4. С. 47-50.
3. Дель Агила А., Ефременко Д.С., Траутманн Т. Обзор методов снижения размерности при обработке гиперспектральных оптических сигналов. *Светотехника*. 2019. № 4. С. 60-70.
4. Шереметьева Т.А., Филиппов Г.Н. Способ преобразования изображений. Патент России № 2267232. 2005.
5. Know H., Der S. Z., Nasrabadi N. M. Adaptive multisensor target detection using feature-based fusion. *Opt. Eng.* 2002. vol. 41, no 1, pp. 69-80.
6. Борзов С.М. Потатуркин О.И. Выбор информативной системы признаков при классификации сельскохозяйственных культур по гиперспектральным данным. *Автоматрия*. 2020. Т. 56. № 4. С. 134-144.
7. Мальцев Г.Н., Козинев И.А. Оптимизация числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа гиперспектральных данных дистанционного зондирования мирового океана. *Фундаментальная и прикладная гидрофизика*. 2015. Т. 8. № 4. С. 92-100.
8. Ложкин Л.Д. Цвет, его измерение и восприятие в цветном телевидении. М.: КомКнига, 2018. 480 с.
9. Черепанов А.С. Вегетационные индексы. *Геоматика*. 2011. № 2. С. 98-102.
10. Саворский В.П., Кашницкий А.В., Константинова А.М., Балашов И.В. и др. Возможности анализа гиперспектральных индексов в информационных системах дистанционного мониторинга семейства «Созвездие-Вега». *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2016. Т. 13. № 3. С. 28-45
11. Мирошников М.М. Теоретические основы оптико-электронных приборов. Л.: Машиностроение, 1977. 696 с.