

УДК 004.021

АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ АКУСТИЧЕСКИХ, ОПТИЧЕСКИХ, ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ ОТ СЛАБЫХ ИСТОЧНИКОВ В ПРИСУТСТВИИ ИЗВЕСТНОГО ФОНА

А. В. Герус, Е. В. Савченко, В. П. Саворский

Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова
РАН, 141190, Московская область, г. Фрязино, пл. академика Введенского, д.1

Статья поступила в редакцию 27 октября 2017 г.

Аннотация. Предложен способ идентификации слабых оптических, а также электрических и акустических сигналов на известном фоне в многоспектральном анализе. Способ основан на использовании нормированных калиброванных спектров фона и возможных объектов и использовании процедуры ортогонализации, при которой находится модуль ортогональной проекции к векторам фона и объектов в расширенном многомерном пространстве. Для правильной гипотезы объекта этот модуль должен иметь минимальное значение среди возможных вариантов. Математическое моделирование на примере оптических сигналов от подмосковного аэродрома, полученных гиперспектральным приемником, показало уверенное распознавание всех рассмотренных четырех объектов при доле фона в смеси до 85-95%.

Ключевые слова: гиперспектральный анализ, ортогональная проекция, вариативность, фон, дистанционное зондирование земли.

Abstract. A method for identifying weak optical as well as electrical and acoustic signals from biological objects on a known background in a multispectral analysis is proposed. The method is based on the use of normalized calibrated background spectra and possible objects and using the orthogonalization procedure, under which the orthogonal projection module is determined to the background and object vectors in the extended multidimensional space. For a correct hypothesis of an object, this module must have a minimum value among the possible ones. Mathematical modeling on the example of optical signals from the aerodrome near Moscow, obtained by a hyperspectral receiver, showed a good recognition of all four objects under consideration with a background fraction in the mixture up to 85-95%.

Key words: orthogonal projection, variability, extended multidimensional space.

Введение

Одной из распространенных задач является распознавание слабых сигналов в присутствии известного фона. Такие задачи встречаются при исследовании акустических и электрических сигналов биологических объектов [1]. А также при дистанционном зондировании земли (ДЗЗ). В последнем случае объекты, которые необходимо распознать, могут иметь размеры заметно меньшие, чем позволяет разрешение приемной аппаратуры. Изучению этой проблемы был посвящен целый ряд работ. Так в [2-3] для решения задачи увеличения пространственного разрешения рассматривалось применение техники паншерпинга, включающей в себя регистрацию, передискретизацию и согласование гистограммы мультиспектральных и панхроматических изображений. В работе [4] рассматриваются методы согласованной фильтрации с коррекцией атмосферных искажений. В [5] предложен и исследован метод повышения разрешения, использующий информацию в векторной форме для сохранения границ. Синтез и анализ алгоритмов распознавания групповых точечных объектов подробно рассмотрен в [6]. В [7] исследуются различные акустооптические методики для распознавания мелких объектов в присутствии известного фона.

Описание метода

В настоящей работе мы описываем работу алгоритма на примере ДЗЗ. Одной из основных сложностей при решении этой задачи является значительная вариативность фона. Причем сигналы на приемных устройствах от различных точек фона могут меняться как по яркости, так и по спектральному составу. Это сильно затрудняет задачу распознавания. Задача распознавания малых объектов значительно усложняется, когда спектры возможных гипотез близки между собой и/или со спектром фона. В этой работе мы показываем, что используя особенности, по-видимому, большинства типов фонов можно предложить новый алгоритм распознавания малых объектов на известном фоне. Особенность, о которой мы говорим, заключается в том, что у основных типов фонов – леса, поля, дороги, реки и т.п., более сильные

вариации испытывает яркость сигналов (сумма интенсивностей спектральных компонент), приходящих в приемные устройства, чем спектральный состав.

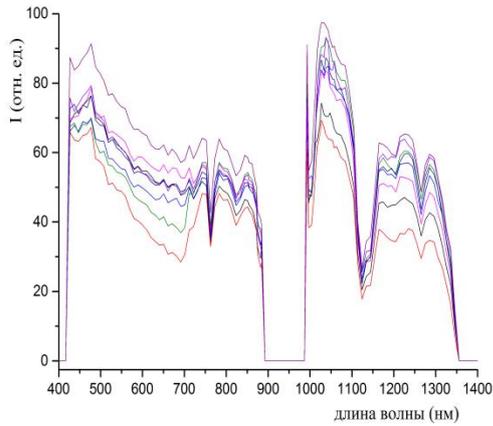


Рис. 1а

Спектры северо-таежного ландшафта

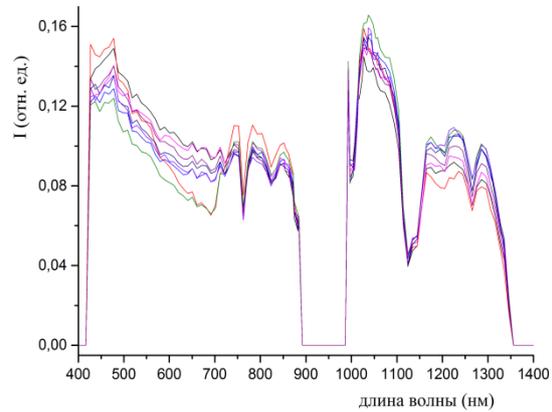


Рис. 1б

Нормированные спектры ландшафта

На рис. 1а приведена часть спектра снимка северо-таежного ландшафта Сибири, полученных с приемного устройства «ЕО-1 Hyperion Imaging Spectrometer» [8]. Здесь и далее будем пользоваться данными [9], полученными с этого спутника. На рис. 1б приведены спектры тех же точек, но в нормированной форме. Нормировка проводилась так, чтобы сумма квадратов компонент каждого из спектров равнялась 1. Из сравнения рисунков видно, что в нормированных спектрах их вариативность практически во всем спектральном диапазоне значительно меньше, чем у исходных. Такая картина наблюдалась, в той или иной мере, во всех 10 типах исследованных нами фонов (дома, дороги, горы, озера и т.п.). Это свойство мы использовали при анализе спектров в смешанных пикселях.

Помимо обычного формализма спектральных функций мы будем использовать и формализм гиперпространства, предложенный и разработанный в [10-11]. При этом формализме каждому спектру в этом пространстве сопоставляется вектор, компоненты которого равны интенсивностям соответствующих компонент одномерного спектра. Это пространство мы расширим и отрицательными числами.

Будем следовать методике, впервые рассмотренной в [7]. В аналитической геометрии в многомерном пространстве известна теорема, что если есть три произвольных непараллельных вектора A , B , S то всегда найдутся коэффициенты α и β , такие, что вектор S можно однозначно представить в виде:

$$S = \alpha A + \beta B + T, \quad (1),$$

где T – вектор, отвечающий условию $(AT) = (BT) = 0$. Последнее условие означает равенство 0 скалярных произведений. То есть, вектор S представляется в виде линейной комбинации векторов A и B и вектора, ортогонального двумерной плоскости, опирающейся на вектора A и B . Вектор T обязательно должен иметь отрицательные компоненты (если только все три вектора не содержат лишь по одной спектральной компоненте). Именно для этого нам и пришлось расширить пространство до отрицательных величин. Очевидно, что в случае, если все три вектора A , B и S лежат в одной плоскости, то вектор $T \equiv 0$.

Пусть теперь вектора A , B и S – нормированные. Тогда, умножив последовательно (1) на A и B и, проведя простейшие преобразования, получим следующие выражения:

$$\alpha = \frac{(AS) - (BS)(AB)}{1 - (AB)^2}, \quad \beta = \frac{(BS) - (AS)(AB)}{1 - (AB)^2} \quad (2),$$

$$T = S - A \frac{(AS) - (BS)(AB)}{1 - (AB)^2} - B \frac{(BS) - (AS)(AB)}{1 - (AB)^2} \quad (3).$$

Пусть мы имеем библиотеку всевозможных объектов. Мы будем считать, что эта библиотека пересчитана под приходящий свет путем сравнения априорно известных спектров каких-либо объектов, находящихся в библиотеке со светом, принятым от этих объектов, который зависит от состояния атмосферы, спектрального состава солнечного излучения в данный момент. То есть, мы считаем, что свет одинаково искажается для всех объектов. И пусть на приемном устройстве мы приняли сигнал S , содержащий свет от фона A и от одного из объектов библиотеки B . Если мы правильно угадали, какой именно объект B из библиотеки пришел вместе с фоном, то, рассчитав по известным

нормированным спектрам фона, объекта и пришедшего света исходя из выражения (2), должны получить положительные коэффициенты α и β . А рассчитав по формуле (3) модуль вектора T должны получить 0. Для всех остальных гипотез модуль T в 0 не должен обращаться. Поскольку в реальности мы точно не знаем величину вектора A , и, как уже отмечалось, она может заметно меняться от точки к точке, то о нуле говорить не приходится, но можно говорить о минимальной величине модуля вектора T .

Опишем теперь процедуру распознавания неизвестного объекта в присутствии известного фона. Пусть в приемник пришел сигнал $S_1 = \gamma A_1 + (1 - \gamma)B_1$. Здесь S_1 , A_1 и B_1 – исходные (ненормированные) значения спектров, γ – доля в сигнале, занимаемая фоном. Затем проведем нормировку спектров. Зная у фона и объекта величину нормировочных коэффициентов, можем пересчитать значения α и β через величину γ . Очевидно, что из кандидатов на правильную гипотезу нужно оставить только те объекты из библиотеки, для которых яркость пришедшего света E_S попадает в интервал между яркостями фона E_A и гипотезы E_B . Кроме того, коэффициенты α и β должны оказаться положительными. Или, что то же самое, должно быть выполнено соотношение: $0 < \gamma < 1$. После этого необходимо сравнить величины модуля вектора T , вычисленного по формуле (3) для всех возможных гипотез. Поскольку в реальности вместо одного вектора фона имеется их множество в разных точках, необходимо провести проверку для значительного количества спектров фона для разных точек и провести статистическую обработку полученных результатов.

Реализация метода

Было проведено компьютерное моделирование указанной процедуры идентификации на примере спектров аэродрома, полученных приемной аппаратурой Нурегіон EOS-1 в Подмоскowie в ноябре 2005 года. Помимо снимка в гиперспектральном режиме с пространственным разрешением 30 м, имелся и снимок с более высоким разрешением 0,5 м с сервиса Яндекс-карт,

снятый, правда, в другое время. Этот снимок помог уточнить, с какими именно объектами мы имели дело. В качестве объектов рассматривались 2 группы самолетов: 4 самолета на взлетно-посадочной полосе (ВПП); 9 самолетов на поле аэродрома; сама ВПП (30 точек) и отдельно стоящее здание (1 точка в ее центре). В качестве фона рассматривалось поле аэродрома. Среди точек фона несколько точек были отбракованы. Критерием отбраковки было существенное отличие от 1 скалярного произведения нормированных спектров этих фонов с усредненным спектром по всем точкам поля. Причиной существенного отличия этих бракованных точек, по-видимому, было то, что в них находились еще какие-то небольшие объекты, существенно искажающие спектр. В итоге было отобрано 40 точек фона. По всем объектам были найдены средние значения спектров, которые и были использованы в качестве библиотечных. Спектры самолетов, находящихся на ВПП, и на поле отличались.

При компьютерном моделировании мы имели дело, как с необработанными спектрами, так и с калиброванными. Калибровка производилась следующим образом. Бралась спектры всех объектов (и фона) и делились на спектр фона, после чего результат умножался на весовой множитель для каждого из 4 спектральных диапазонов, установленный так, чтоб соотношение спектральных компонент в середине каждого диапазона было примерно таким же, как и у некалиброванных спектров. Таким способом нивелировалось влияние спектральных особенностей солнца и поглощения и искажения спектрального состава атмосферой. На рис. 2а приведены некалиброванные нормированные спектры фона и объектов. А на рис. 2б приведены те же прокалиброванные спектры. Из этих рисунков видно, что нормированные спектры всех объектов довольно слабо различаются между собой. Не сильно велико различие этих спектров и от спектра фона. Но в калиброванном виде различие увеличивается, особенно в тех частях спектра, где интенсивность компонент фона мала по сравнению с интенсивностью компонент объектов (1450 и 2050 нм).

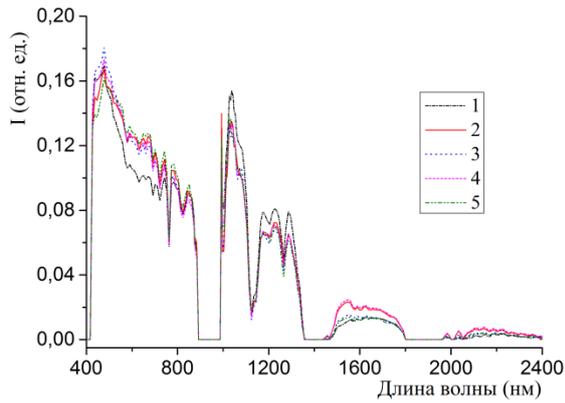


Рис. 2а

Нормированные средние спектры фона и объектов

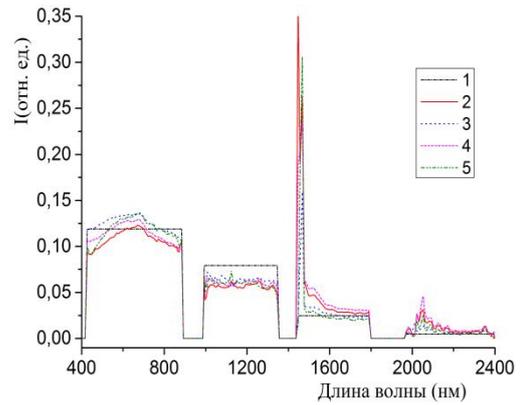


Рис. 2б

Нормированные калиброванные спектры фона и объектов

1 – летное поле; 2 – самолеты на ВПП; 3 – самолеты на поле; 4 – ВПП; 5 – здание

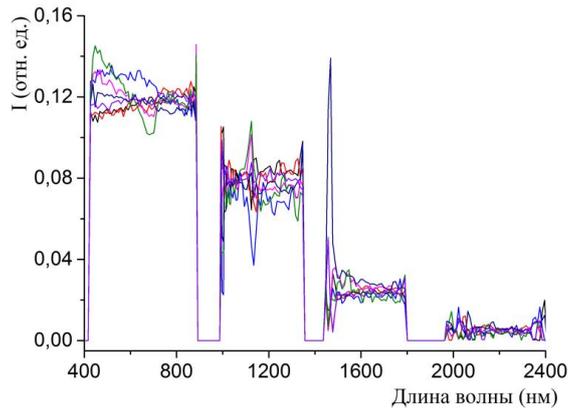


Рис. 3

Калиброванные нормированные спектры летного поля (фон).

На рис. 3 приведены несколько нормированных спектров фона в калиброванном виде. Видно, что разброс спектров фона, снятый в разных точках аэродрома, особенно в коротковолновой части спектра, существенно превышает различие в средних спектрах определенных 4 объектов.

В большинстве работ, посвященных тематике идентификации малых объектов в присутствии известного фона, так или иначе, производится сравнение расчетных спектров с измеренными по методу наименьших

квадратов. По каждой из гипотез производится варьирование соотношения между вкладом фона и гипотезы, берется корень квадратный из суммы квадратов различия между расчетным значением и измеренным интенсивности света по каждой спектральной компоненте, после чего находится такое соотношение, которое минимизирует эту величину. Помимо этой методики, мы будем для каждой из гипотез вычислять модуль ортогональной проекции, определяемый из выражения (3). При этом в выражения для величин A и B будем брать соответствующие средние значения векторов (спектров). При моделировании будем предполагать, что вместо света от среднего фона A может светить любая из его точек. Поэтому мы будем рассматривать результаты заданного большого числа возможных фонов (из сорока пространственных точек). Будем предполагать, что в приемник приходит свет $S_i = \alpha A_i + (1 - \alpha) B_j$. Здесь индекс i относится к одному из 40 спектров фона из разных точек, а индекс j относится к одной из 4 возможных гипотез. Индекс $j = 1$ относится к самолетам на ВПП; 2 – к самолетам на поле; 3 – к ВПП; 4 – к отдельно стоящему зданию. Таким образом, при таком моделировании мы априори знаем, что «приходящий» свет содержит, наряду с фоном, свет от одной из гипотез. И будем для всех гипотез вычислять и величину модуля ортогональной проекции, и величину среднеквадратичного отклонения для расчетного и «пришедшего» света.

Для интерпретации результатов важно знать достоверность различия величин модуля ортогональной проекции для различных гипотез, как и для величины, вычисленной по методу наименьших квадратов. Отношение сигнал-шум каждой из спектральных компонент, в соответствии с описанием приемного устройства, заметно лучше 100 практически во всем спектральном диапазоне. И величина модуля ортогональной проекции, и величина среднеквадратичного отклонения имеют точность измерения не хуже 1 %, поскольку состоят из, как бы, некой усредненной величины по всем спектральным компонентам. В качестве достоверности различия мы брали величину эту величину 1 %. На рис. 4 приведен пример моделирования для

смеси некалиброванных спектров $S = 0,7A_i + 0,3B_1$ для величины ортогональной проекции для первых 21 спектров фона. Видно, что спектры 13, 14 и 15 дают минимальное значение для модуля ортогональной проекции не для исходной гипотезы B_1 , а для гипотезы B_2 . А для спектра № 20 различие между величиной модуля для спектра B_1 и B_4 менее 1 %, поэтому результат считался сомнительным. Гипотеза B_3 не рассматривалась по причине «неправильной» яркости.

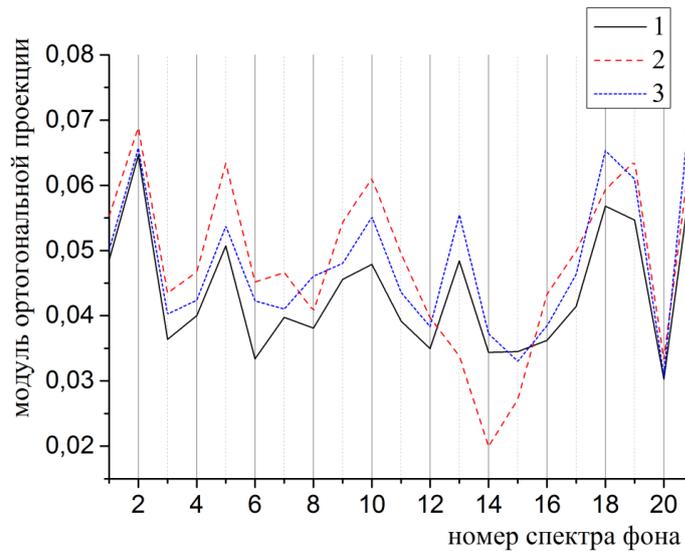


Рис. 4

Результат моделирования для смеси $S = 0,7A_i + 0,3B_1$
 1 – самолеты на ВПП; 2 – ВПП; 3 – здание

Результаты

В работе по результатам моделирования определялось, правильно ли распознаются объекты или нет. Мы рассматривали такой критерий: если из 40 вариантов фона 20 и более результатов отвечали заданной смеси и при этом количество «победивших» результатов в 2 и более раз превышает результаты ближайшего конкурента, то объект считается правильно распознанным. Если различие между результатами вычислений составляло менее 1 %, результат был записан, как сомнительный. В таблице представлены результаты моделирования по обеим методикам для различных соотношений фона и

гипотез для всех 4 гипотез. При этом все спектры брались как исходными (некалиброванными), так и калиброванными. В каждом случае проводилось сравнение – правильный результат дает расчет или нет. Рассматривались только те гипотезы, для которых расчетные коэффициенты вкладов фона и гипотезы по яркости лежали между 0 и 1. Результаты моделирование сведены в таблицу.

Таблица 1. Сравнение доли предельно распознаваемых спектров для методов ортогональной проекции и наименьших квадратов для некалиброванных и калиброванных данных.

Номер гипотезы	Предельные распознаваемые смеси (доля В)			
	Некалиброванные спектры		Калиброванные спектры	
	Ортогональные проекции	Наименьшие квадраты	Ортогональные проекции	Наименьшие квадраты
1	30%	40%	5%	10%
2	30%	50%	15%	50%
3	50%	55%	15%	20%
4	20%	10%	10%	5%

Из сравнения видно, что при использовании калиброванных спектров «правильные» объекты определяются значительно более надежно. Видно, что для всех рассмотренных гипотез надежно удастся распознать объект в присутствие известного фона вплоть до его (фона) доли в 85-95%. Единственный объект, при определении которого метод наименьших квадратов не проиграл, это здание, яркость которого максимально отличалась от яркости фона.

В работе проводилась верификация метода по исследованию спектров точек, соседних для разных объектов аэродрома. Во всех случаях удавалось правильно определять, что в измеренных спектрах присутствовала, помимо фона, доля именно тех объектов, возле которых эти точки брались.

Выводы

Из-за того, что для всех исследованных нами фонов их вариативность

заметно уменьшалась при нормировании, применение спектров в такой форме в большинстве случаев оказывается оправданным. При этом информация о модуле ненормированных векторов может быть использована для отбора возможных гипотез объектов.

Применение метода минимальной величины модуля ортогональной проекции, позволяет более-менее надежно устанавливать присутствие малых объектов в присутствии известного фона при довольно значительной вариативности фона. Для рассмотренных в работе объектов аэродрома моделирование показало, что можно идентифицировать объекты в присутствии известного фона вплоть до 90 % доли фона во всех случаях. Этот метод имеет значительное преимущество по сравнению с методом наименьших квадратов для объектов, спектры которых мало различаются между собой и/или с фоном. При более значительном различии между собой спектров объектов распознаваемость достигается и при более значительных долях вклада фона.

Применение калибровки позволяет заметно улучшать различимость объектов в присутствии фона. Для калиброванных спектров метод минимальной величины ортогональной проекции «обыгрывает» метод наименьших квадратов практически во всех случаях.

Метод минимальной величины ортогональной проекции - более простой и более быстрый при вычислениях. Он требует только провести вычисление по формуле (3), после чего вычислить модуль полученного выражения. Он не требует перебора соотношений вклада фона и гипотез объекта, что приходится делать в методе наименьших квадратов. Что может оказаться полезным при идентификации объектов в реальном времени и в автоматическом режиме.

Дальнейшие исследования могут показать применимость метода не только при ДЗЗ, но и для анализа сигналов от биологических объектов.

Работа поддержана Грантом РФФИ: №16-29-09615-офи-м, частично выполнена в рамках Госзадания по темам с уникальным номером 0030-2015-176 (Шифр "ЦОХКИ-1").

Литература

1. Миргородский В.И., Герасимов В.В., Пешин С.В. Обнаружение новых акустических сигналов от головы человека. // Акустический журнал. 2014. Т. 60 № 4. С. 437-442.
2. Amro I., Mateos J., Vega M., Molina R., Katsaggelos A.K. A survey of classical methods and new trends in pansharpening of multispectral images. // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. 2011.
3. Loncan L., Almeida L.B., Bioucas-Dias J.M., Briottet X., Chanussot J., Dobigeon N., Fabre S., Liao W., Licciardi G.A., Simões M., Tourneret J.-I., Veganzones M.A., Vivone G., Wei Q., Yokoya N. Hyperspectral pansharpening. // IEEE Geoscience and remote sensing magazine. 2015. No 3. P.27-46.
4. Журавель Ю.Н., Федосеев А.А. Особенности обработки гиперспектральных данных дистанционного зондирования при решении задач мониторинга окружающей среды // Компьютерная оптика, 2013. Том 37. № 4. С.471-476.
5. Игнатъев В.Ю., Матвеев И.А., Мурынин А.Б., Трекин А.Н. Метод повышения разрешения космических изображений с использованием априорной информации в векторной форме для сохранения границ. // Вестник Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Серия «Естественные науки». 2017. С.1717-1730
6. Хафизов Д.Г. Синтез и анализ алгоритмов распознавания изображений пространственных групповых точечных объектов. Дисс. канд. техн. наук. Йошкар-Ола. 2004. 151 с.
7. Герус А.В., Герус Т.Г. Акустооптические методы идентификации объектов в гиперспектральном анализе. // Физические основы приборостроения, 2015. С. 70-83.
8. J. Pearlman, S. Carman, C. Segal, P. Jarecke, P. Barry Overview of the Hyperion Imaging Spectrometer for the NASA EO-1 Mission // Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS '01. IEEE. 2001. Vol. 7
9. ВЕГА-PRO - Профессиональный информационный сервис анализа данных спутниковых наблюдений для оценки и мониторинга возобновляемых

биологических ресурсов [электронный ресурс]. Режим доступа: <http://pro-vega.ru>

10. D. Manolakis, G. Shaw. Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications // Signal Processing Magazine. IEEE. 2002. Vol. 19. No. 1. P. 378–384.

11. D. Manolakis, D.Marden, G. Shaw. Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Applications // Lincoln Laboratory Journal. 2003. Vol. 14. No 1. P. 79-115.

Ссылка на статью:

А. В. Герус, Е. В. Савченко, В. П. Саворский. Алгоритм распознавания акустических, оптических электрических сигналов от слабых источников в присутствии известного фона. Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2017. №11. Режим доступа: <http://jre.cplire.ru/jre/nov17/8/text.pdf>