

Использование метода ортогональной проекции для идентификации малых объектов в мультиспектральном анализе

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

*Институт радиотехники и электроники им. В. А. Котельникова РАН
Фрязинский филиал, Фрязино, Московская область, 141190, Россия
E-mail: agierus@fryazino.net*

Предложен способ распознавания малых объектов (меньше разрешающей способности аппаратуры) на известном фоне в многоспектральном анализе. В основе способа лежат четыре основные идеи. Первая — применение не исходных спектров, а нормированных, что для всех исследованных фонов даёт существенно меньшую их вариативность. Вторая — применение специальной калибровки, когда при расчёте все спектры сигналов и фона делятся на средний спектр фона с соответствующими весовыми коэффициентами. Третья — использование процедуры вычисления модуля ортогональной проекции к нормированным векторам фона и исследуемого спектра, которая для правильной гипотезы неизвестного сигнала должна дать минимальное значение. Четвёртая — статистическая обработка полученных результатов, когда берутся в расчёт спектры различных точек пространства, в которых присутствует только фон. В работе проводилось сравнение идентификации различных объектов нашим методом с известным методом, основанным на минимизации среднеквадратичного отклонения расчётного спектра от исследуемого. Бралась спектры 40 различных пространственных точек фона и рассматривались четыре объекта на подмосковном аэродроме. Моделирование показало уверенное распознавание всех рассмотренных объектов при доле фона в смеси до 85–95 %, которое практически во всех случаях было значительно лучше, чем для метода средних квадратов.

Ключевые слова: ортогональная проекция, вариативность, расширенное многомерное пространство

Одобрена к печати: 19.07.2018
DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-4-27-35

Введение

При дистанционном зондировании земли (ДЗЗ) важной задачей является распознавание относительно небольших объектов в мульти- или гиперспектральном режиме. В настоящей работе рассматривается ситуация, когда такие объекты наблюдаются в присутствии известного фона — объекта, имеющего существенно большие размеры. Объекты, которые необходимо распознать, могут иметь размеры, заметно меньшие, чем позволяет разрешение приёмной аппаратуры. Изучению этой проблемы был посвящён целый ряд исследований. Так, в работах (Amro et al., 2011; Loncan et al., 2015) для решения задачи увеличения пространственного разрешения рассматривалось применение техники паншерпинга, включающей в себя регистрацию, передискретизацию и согласование гистограммы мультиспектральных и панхроматических изображений. В работе (Четвертаков, 2013) исследуется возможность автоматического распознавания начала появления объекта при съёмке путём использования функции отношений главных миноров S -матрицы изображения. В публикации (Журавель, Федосеев, 2013) рассматриваются методы согласованной фильтрации с коррекцией атмосферных искажений. В работе (Игнатьев и др., 2017) 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 статье (Хафизов, 2004). В работе (Герус, Герус, 2015) исследуются различные акустооптические методики для распознавания мелких объектов в присутствии известного фона.

Описание метода

Одной из основных сложностей при решении описанной выше задачи является значительная вариативность фона. Причём сигналы на приёмных устройствах от различных точек фона могут меняться как по яркости, так и по спектральному составу, что сильно затрудняет распознавание. Задача распознавания малых объектов значительно усложняется, когда спектры возможных гипотез близки между собой и/или со спектром фона. В настоящей работе мы показываем, что, используя особенности 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 — лесов, полей, дорог, рек и т. п. — более сильные вариации испытывает яркость сигналов (сумма интенсивностей спектральных компонент), приходящих в приёмные устройства, чем спектральный состав.

На *рис. 1а* приведена часть спектра произвольно выбранных пикселей снимка полей в Волгоградской области, полученных с приёмного устройства EO-1 Hyperion Imaging Spectrometer (Pearlman et al., 2001). Здесь и далее будем пользоваться данными из работы (Лупян и др., 2015), полученными с этого аппарата. На *рис. 1б* приведены спектры тех же точек, но в нормированной форме. Нормировка проводилась так, чтобы сумма квадратов компонент каждого из спектров равнялась единице. Из сравнения рисунков видно, что в нормированных спектрах их вариативность практически во всём 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, озёра 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 статьях (Manolakis, Shaw, 2002; Manolakis et al., 2003). При этом формализме каждому спектру в данном пространстве сопоставляется вектор, компоненты которого равны интенсивностям соответствующих компонент одномерного спектра. Это пространство мы расширим и отрицательными числами, пусть не имеющими физического смысла, но позволяющими использовать процедуру ортогонализации векторов.

Мы будем следовать методике, впервые рассмотренной в работе (Герус, Герус, 2015). В аналитической геометрии в многомерном пространстве известна теорема, согласно которой при наличии трёх произвольных непараллельных векторов **A**, **B**, **S** всегда найдутся коэффициенты α и β , такие что вектор **S** можно однозначно представить в виде:

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

где **T** — вектор, отвечающий условию $(\mathbf{AT}) = (\mathbf{BT}) = 0$.

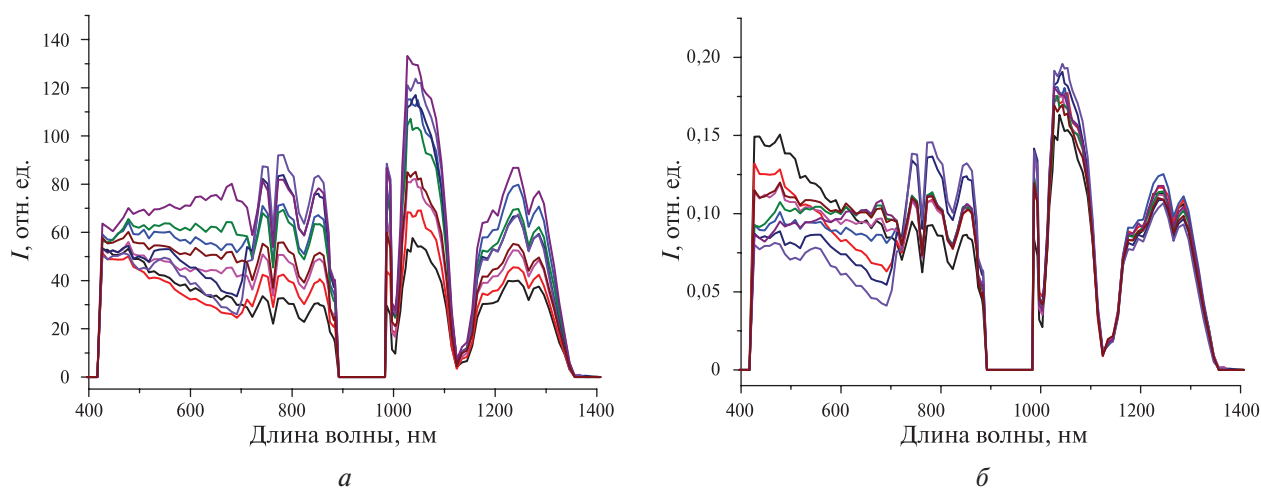


Рис. 1. Спектры полей Волгоградской области (а); нормированные спектры полей (б)

Последнее условие означает равенство нулю скалярных произведений. То есть вектор \mathbf{S} представляется в виде линейной комбинации векторов \mathbf{A} и \mathbf{B} и вектора, ортогонального двумерной плоскости, опирающейся на векторы \mathbf{A} и \mathbf{B} . Вектор \mathbf{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 \mathbf{A} , \mathbf{B} и \mathbf{S} лежат в одной плоскости, $\mathbf{T} = 0$.

Пусть теперь векторы \mathbf{A} , \mathbf{B} и \mathbf{S} — нормированные. Тогда, умножив последовательно выражение (1) на \mathbf{A} и \mathbf{B} и проведя простейшие преобразования, получим следующие выражения:

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

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

Предположим, что мы имеем библиотеку всевозможных объектов. Будем считать, что эта библиотека пересчитана под приходящий свет путём 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 приёмном устройстве мы приняли сигнал \mathbf{S} , содержащий свет от фона \mathbf{A} и от одного из объектов библиотеки \mathbf{B} . Если мы правильно угадали, какой именно объект \mathbf{B} из библиотеки пришёл вместе с фоном, то в результате расчётов по известным нормированным спектрам фона, объекта и пришедшего света в выражении (2) должны получить положительные коэффициенты α и β , а рассчитав по формуле (3) модуль вектора \mathbf{T} , должны получить ноль. Для всех остальных гипотез модуль \mathbf{T} не должен обращаться в ноль. Поскольку в реальности мы точно не знаем величину вектора \mathbf{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 \mathbf{T} .

Для проверки правильности гипотезы нужно определить коэффициенты α и β , которые должны оказаться положительными. Это означает, 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 . После этого необходимо сравнить величины модуля вектора \mathbf{T} , вычисленные по формуле (3) для всех возможных гипотез. Поскольку в реальности вместо одного вектора фона имеется их множество в разных точках, требуется провести проверку для значительного количества спектров фона для разных точек и выполнить статистическую обработку полученных результатов.

Реализация метода

Было проведено компьютерное моделирование указанной процедуры идентификации на примере спектров аэродрома, полученных приёмной аппаратурой Hyperion EOS-1 в Подмоскowie в ноябре 2005 г. Помимо снимка в гиперспектральном режиме с пространственным разрешением 30 м, имелся и снимок с более высоким разрешением с сервиса «Яндекс-карты», снятый, правда, в другое время. Этот снимок помог уточнить, с какими именно объектами мы имели дело. В качестве объектов рассматривались две группы самолётов: четыре самолёта на взлётно-посадочной полосе (ВПП) и девять самолётов на поле аэродрома, сама ВПП (30 точек) и отдельно стоящее здание (одна точка в её центре). В качестве фона рассматривалось поле аэродрома. Из точек фона несколько были отбракованы. Критерием отбраковки являлось существенное отличие от единицы скалярного произведения нормированных спектров этих фонов с усреднённым спектром по всем точкам поля. Причиной существенного отличия бракованных точек, по-видимому, было то, что в них находились ещё какие-то небольшие объекты, значительно искажающие спектр. Кроме того,

причиной могла стать неоднородность дымки, всегда имеющейся над исследуемой сценой. В итоге было отобрано 40 точек фона. По всем объектам были найдены средние значения спектров, которые и использовались в качестве библиотечных. Спектры самолётов, находящихся на ВПП и на поле, отличались. Причин здесь, по-видимому, две. Первая — размеры самолётов таковы, что они заметно меньше пространственного разрешения приёмника, особенно в поперечном направлении. Поэтому в приёмник приходит свет не только от самолёта, но и от того места, на котором он расположен. Вторая причина заключается в том, что самолёты на ВПП обработаны антиобледенительной жидкостью, которая делает отражение света от них более сильным и, возможно, меняет спектр отражённого света.

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 четырёх спектральных диапазонов, установленный так, чтобы соотношение спектральных компонент в середине каждого диапазона было примерно таким же, как и у некалиброванных спектров. Таким способом нивелировалось влияние особенностей солнечного спектра и поглощения, а также искажения спектрального состава атмосферой. На *рис. 2а* приведены некалиброванные нормированные спектры фона и объектов, а на *рис. 2б* — те же спектры, но прокалиброванные. Из рисунков видно, что нормированные спектры всех объектов довольно слабо различаются между собой. Не сильно велико отличие 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).

На *рис. 3* (см. с. 31) приведены несколько нормированных спектров фона в калиброванном виде. Видно, что разброс спектров фона, снятых в разных точках аэродрома, особенно в коротковолновой части спектра, существенно превышает различие в средних спектрах определённых четырёх объектов.

В большинстве работ, посвящённых тематике идентификации малых объектов в присутствии известного фона, так или иначе производится сравнение расчётных спектров с измеренными по методу наименьших квадратов. По каждой из гипотез производится варьирование соотношения между вкладом фона и гипотезы, берётся корень квадратный из суммы квадратов различия между расчётным значением и измеренной интенсивности света по каждой спектральной компоненте, после чего находится такое соотношение, которое минимизирует эту величину. Помимо применения данной методики, мы будем для каждой из гипотез вычислять модуль ортогональной проекции, определяемый из выражения (3). При этом для величин **A** и **B** возьмём соответствующие средние значения векторов (спектров).

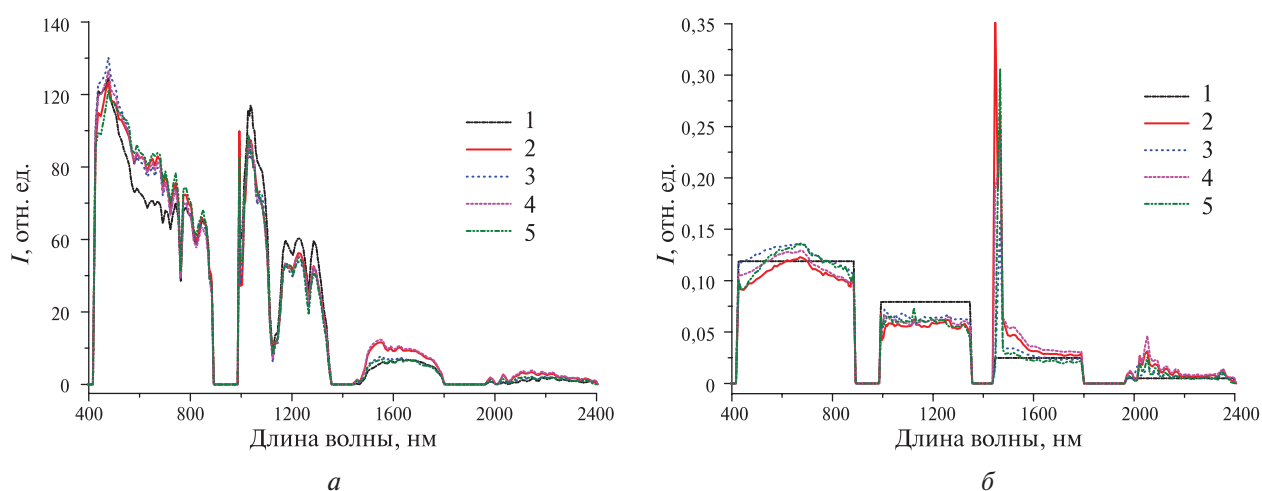


Рис. 2. Нормированные калиброванные спектры фона и объектов (*а*); нормированные средние спектры фона и объектов (*б*). 1 — лётное поле; 2 — самолёты на ВПП; 3 — самолёты на поле; 4 — ВПП; 5 — здание

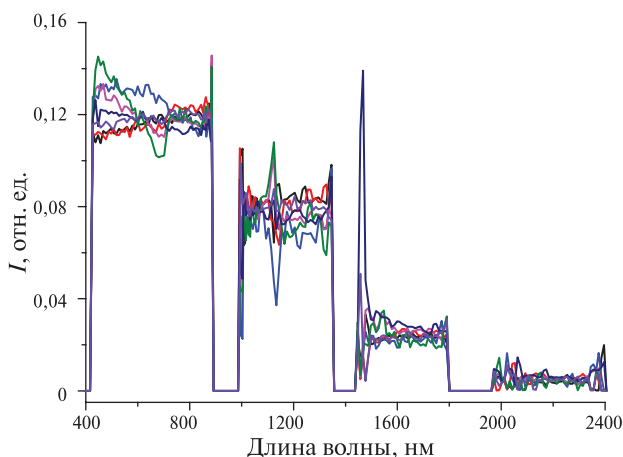


Рис. 3. Калиброванные нормированные спектры лётного поля (фон)

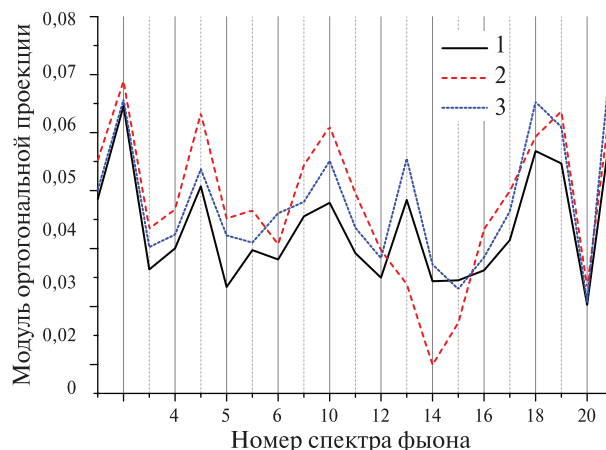


Рис. 4. Результат моделирования для смеси $S = 0,7A_i + 0,3B_j$. 1 — Самолёты на ВПП; 2 — ВПП; 3 — здание

При моделировании будем исходить из предположения, что вместо света, отражённого от среднего фона A , он может исходить из любой точки фона. Поэтому рассмотрим параметры заданного большого числа возможных фонов (из сорока пространственных точек). Будем предполагать, что в приёмник 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 — к одной из четырёх возможных гипотез. Индекс $j = 1$ относится к самолётам на ВПП; $j = 2$ — к самолётам на поле; $j = 3$ — к ВПП; $j = 4$ — к отдельно стоящему зданию. Следовательно, при таком моделировании мы априори знаем, что «приходящий» свет содержит, наряду с фоном, свет от одной из гипотез, и для всех гипотез будем вычислять и величину модуля ортогональной проекции, и величину среднеквадратичного отклонения для расчётного и «пришедшего» света.

Для интерпретации результатов важно знать достоверность различия величин модуля ортогональной проекции как для различных гипотез, так и для величины, вычисленной по методу наименьших квадратов. Отношение «сигнал — шум» каждой из спектральных компонент, в соответствии с описанием приёмного устройства, заметно лучше 100 практически во всём спектральном диапазоне. И величина модуля ортогональной проекции, и величина среднеквадратичного отклонения имеют точность измерения не хуже 1 %, поскольку состоят из некоей усреднённой по всем спектральным компонентам величины. Для проверки в работе проводилось варьирование каждой спектральной компоненты одного из фонов на величину в 1 % (с разными знаками) и изучалось, как меняются величины модуля ортогональной проекции и величины среднеквадратичного отклонения, которые всегда оказывались заметно меньше 1 %. В качестве достоверности различия мы брали эту величину за 1 %. Поэтому вычисляемые величины считались достоверно различимыми, если отличались более чем на 1 %. На рис. 4 приведён пример моделирования для смеси некалиброванных спектров $S = 0,7A_i + 0,3B_j$ для величины ортогональной проекции для спектров фона с 1-го по 21-й. Видно, что спектры 13-й, 14-й и 15-й дают минимальное значение для модуля ортогональной проекции не для исходной гипотезы B_1 , а для гипотезы B_2 . В то же время для спектра 20 различие между величиной модуля для спектра B_1 и B_4 составляет менее 1 %, поэтому результат считался сомнительным. Гипотеза B_3 не рассматривалась по причине «неправильной» яркости.

Результаты

В работе по результатам моделирования определялось, правильно ли распознаются объекты или нет. Для разных задач критерии распознаваемости могут быть различными. Мы рассматривали следующий критерий: если из 40 вариантов фона 20 и более результатов отвечали

заданной смеси и при этом количество «победивших» результатов в два и более раз превышало результаты ближайшего конкурента, то объект считался правильно распознанным. Если различие между результатами вычислений составляло менее 1 %, результат был записан как сомнительный. В графе «конкурент» записывалось максимальное число победивших результатов одной из «неправильных» смесей. При моделировании с исходными (некалиброванными) спектрами удалось правильно распознать смеси, состоящие из фона и самолёта на ВПП, вплоть до доли фона в 70 % (60 %) (здесь и далее в скобках указано распознавание методом наименьших квадратов). Смеси, содержащие самолёты на лётном поле, были распознаны до 80 % (50 %) доли фона. Смеси с ВПП — до 50 % (45 %). При этом к рассмотрению допускались те гипотезы, при которых расчётные коэффициенты вкладов фона и гипотезы по яркости лежали между 0 и 1.

В таблице приведены те же результаты моделирования, но для спектров, калиброванных по третьей процедуре.

Калиброванные спектры

S	Число гипотез	Ортогональные проекции			Наименьшие квадраты		
		Верные	Сомнительные	Конкурент	Верные	Сомнительные	Конкурент
$0,6A + 0,4B_1$	3	39	0	1	39	0	1
$0,7A + 0,3B_1$	3	37	0	3	37	1	2
$0,8A + 0,2B_1$	4	37	0	3	32	4	4
$0,9A + 0,1B_1$	4	31	1	6	23	6	7
$0,95A + 0,05B_1$	4	24	8	5	12	5	12
$0,5A + 0,5B_2$	4	39	1	0	33	0	7
$0,7A + 0,3B_2$	4	28	0	12	21	1	18
$0,8A + 0,2B_2$	4	20	4	9	14	3	20
$0,85A + 0,15B_2$	4	20	3	9	10	3	20
$0,9A + 0,1B_2$	4	17	6	5	6	3	17
$0,5A + 0,5B_3$	3	40	0	0	40	0	0
$0,7A + 0,3B_3$	4	39	0	1	32	1	7
$0,8A + 0,2B_3$	4	28	1	9	22	0	10
$0,85A + 0,15B_3$	4	22	2	11	17	3	10
$0,9A + 0,1B_4$	4	27	2	9	28	1	8
$0,95A + 0,05B_4$	4	12	8	12	23	4	8

Как показывает *таблица*, при использовании калиброванных спектров «правильные» объекты определяются значительно надёжнее. Видно, что для всех рассмотренных гипотез уверенно удаётся распознать объект в присутствии известного фона вплоть до его (фона) доли в 85–95 %. При меньших, чем приводятся в *таблице*, долях фона результаты определения объекта оказываются безошибочными для всех вариантов фона. Единственный объект, при определении которого метод наименьших квадратов не проиграл, — это здание, чья яркость 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 ортогональной проекции позволяет надёжно устанавливать наличие малых объектов в присутствии известного фона при довольно значительной его вариативности. Для рассмотренных в данной работе объектов моделирование показало, что можно идентифицировать объекты в присутствии известного фона вплоть до 85–95 % 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. В случае большего различия 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 «обогрывает» 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. При этом нет необходимости в переборе соотношений вклада фона и гипотез объекта, что приходится делать в методе наименьших квадратов. Это может оказаться полезным при идентификации объектов в реальном времени и в автоматическом режиме.

Работа поддержана РФФИ (проект № 16-29-09615-офи-м) и частично выполнена в рамках Госзадания по теме с уникальным номером 0030-2015-176 (Шифр «ЦОХКИ-1»).

Литература

1. Герус А. В., Герус Т. Г. Акустооптические методы идентификации объектов в гиперспектральном анализе // Физические основы приборостроения. 2015. Т. 4. № 4. С. 70–83.
2. Журавель Ю. Н., Федосеев А. А. Особенности обработки гиперспектральных данных дистанционного зондирования при решении задач мониторинга окружающей среды // Компьютерная оптика. 2013. Т. 37. № 4. С. 471–476.
3. Игнатьев 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 гос. технич. ун-та им. Н. Э. Баумана. Серия «Естественные науки». 2017. С. 1717–1730.
4. Лупян Е. А., Прошин А. А., Бурцев М. А., Балашов И. В., Барталев С. А., Ефремов В. Ю., Кашицкий А. В., Мазуров А. А., Матвеев А. М., Суднева О. А., Сычугов И. Г., Толпин В. А., Уваров И. А. Центр коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных ИКИ РАН для решения задач изучения и мониторинга окружающей среды // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2015. Т. 12. № 5. С. 263–284.
5. Хафизов Д. Г. Синтез и анализ алгоритмов распознавания изображений пространственных групповых точечных объектов: дис. ... канд. техн. наук. Йошкар-Ола, 2004. 151 с.
6. Четвертаков А. Н. Обнаружение объектов минимального контраста на цифровых изображениях // Гаудеамус. 2013. № 2(22). С. 92–95.
7. 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 J. Advances in Signal Processing. 2011. P. 2–19.
8. Loncan L., Almeida L. B., Bioucas-Dias J. M., Briottet X., Chanussot J., Dobigeon N., Fabre S., Liao W., Licciardi G. A., Simões M., Tournet 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.
9. Manolakis D., Shaw G. Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications // IEEE Signal Processing Magazine. 2002. V. 19. No. 1. P. 378–384.

10. Manolakis D., Marden D., Shaw G. Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Applications // Lincoln Laboratory J. 2003. V. 14. No. 1. pp. 79–115.
11. Pearlman J., Carman S., Segal C., Jarecke P., Barry P. Overview of the Hyperion Imaging Spectrometer for the NASA EO-1 Mission // Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS'01): Proc. Conf. IEEE, 2001. V. 7. P. 3036–3038.

Using the orthogonal projection method to identify small objects in multispectral analysis

A. V. Gerus, E. V. Savchenko, V. P. Savorskiy

V. A. Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics RAS
Fryazino Branch, Fryazino 141190, Russia
E-mail: agierus@fryazino.net

A method for recognizing small objects (less than the resolution of equipment) on a known background in a multispectral analysis is proposed. The method is based on four main principles. First, the normalized spectra are used rather than the initial ones, which leads to a significant variability reduction for all backgrounds studied. Second, a special calibration is employed, when all signal and background spectral components are normalized to their average values for the background with the corresponding weight coefficients. Third, a procedure is applied for calculating the modules of the orthogonal projection onto the normalized background and the spectrum vectors under study, which should have a minimum value for the correct hypothesis about the unknown signal. The fourth principle is statistical processing of the obtained results when spectra of those different points are taken into account where only the background is present. The results of identification of different objects by our method were compared with a known method based on the minimization of the standard deviation of the calculated value from the investigated one. 40 spectra of different background points were selected and four objects on airfield near Moscow were considered. For the background fraction in the mixture up to 85–95 %, the simulation showed a confident recognition of all four objects under consideration, which in almost all cases was much better than the results obtained by the mean square method.

Keywords: orthogonal projection, variability, extended multidimensional space

Accepted: 19.07.2018

DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-4-27-35

References

1. Gerus A. V., Gerus T. G., Akustoopticheskie metody identifikatsii ob"ektov v giperspektral'nom analize (Acoustooptical methods for identifying objects in hyperspectral analysis), *Fizicheskie osnovy priborostroyeniya*, 2015, Vol. 4, No. 4, pp. 70–83.
2. Zhuravel Yu. N., Fedoseev A. A., Osobennosti obrabotki giperspektral'nykh dannykh distantsionnogo zondirovaniya pri reshenii zadach monitoringa okruzhayushchei sredy (Features of processing of hyperspectral remote sensing data in solving environmental monitoring problems), *Komp'yuternaya optika*, 2013, Vol. 37, No. 4, pp. 471–476.
3. Ignatiev V. Yu., Matveev I. A., Murynin A. B., Trekin A. N., Metod povysheniya razresheniya kosmicheskikh izobrazhenii s ispol'zovaniem apriornoj informatsii v vektornoj forme dlya sokhraneniya granits (The method of increasing the resolution of space images using a priori information in a vector form to preserve the boundaries), *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. N. E. Baumana. Seriya "Estestvennye nauki"*, 2017, pp. 1717–1730.
4. Loupian E. A., Proshin A. A., Burtsev M. A., Balashov I. V., Bartalev S. A., Efremov V. Yu., Kashnitsky A. V., Mazurov A. A., Matveev A. M., Sudneva O. A., Sychugov I. G., Tolpin V. A., Uvarov I. A., Tsentr kollektivnogo pol'zovaniya sistemami arkhivatsii, obrabotki i analiza sputnikovyykh dannykh IKI RAN dlya

- resheniya zadach izucheniya i monitoringa okruzhayushchei sredy (Center for the collective use of the systems of archiving, processing and analysis of satellite data of the IKI RAN for solving problems of studying and monitoring the environment), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2015, Vol. 12, No. 5, pp. 263–284.
5. Hafizov D. G., *Sintez i analiz algoritmov raspoznavaniya izobrazhenii prostranstvennykh gruppovykh tochechnykh ob'ektov: Diss. kand. tekhn. nauk* (Synthesis and analysis of image recognition algorithms for spatial group point objects: Cand. techn. sci. thesis), Yoshkar-Ola, 2004, 151 p.
 6. Chetvertakov A. N., Obnaruzhenie ob'ektov minimal'nogo kontrasta na tsifrovyykh izobrazheniyakh (Detecting objects of minimal contrast on digital images), *Gaudeamus*, 2013, No. 2(22), pp. 92–95.
 7. 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 J. Advances in Signal Processing*, 2011, pp. 2–19.
 8. Loncan L., Almeida L. B., Bioucas-Dias J. M., Briottet X., Chanussot J., Dobigeon N., Fabre S., Liao W., Licciardi G. A., Simões M., Tournet J.-I., Veganzones M. A., Vivone G., Wei Q., Yokoya N., Hyperspectral pansharpening, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2015, No. 3, pp. 27–46.
 9. Manolakis D., Shaw G., Detection Algorithms for Hyperspectral Imaging Applications, *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, Vol. 19, No. 1, pp. 378–384.
 10. Manolakis D., Marden D., Shaw G., Hyperspectral Image Processing for Automatic Target Detection Applications, *Lincoln Laboratory J.*, 2003, Vol. 14, No. 1, pp. 79–115.
 11. Pearlman J., Carman S., Segal C., Jarecke P., Barry P., Overview of the Hyperion Imaging Spectrometer for the NASA EO-1 Mission, *Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS'01)*, Proc. Conf. IEEE, 2001, Vol. 7, pp. 3036–3038.