Выявление очагов замусоривания по данным космических изображений низкого пространственного разрешения Landsat

Identification of Littered Sites from Low Spatial Resolution Satellite Images Landsat Data

Шахраманьян / Schachramanian M.
Михаил Андраникович
(7283763@mail.ru)
доктор технических наук, профессор,
заслуженный деятель науки РФ,
почетный строитель РФ, изобретатель СССР,
дважды лауреат премии Правительства РФ
в области науки и техники,
академик Российской академии естественных наук,
Международной академии информатизации,
Международной академии наук Евразии,
Всемирной академии комплексной безопасности.
Владикавказский филиал ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» (Финансовый университет),
профессор кафедры математики и информатики.
г. Владикавказ

Казарян / Kazaryan M.
Маретта Левоновна
(marettak@bk.ru)
кандидат физико-математических наук, доцент,
профессор Российской академии естествознания.
Владикавказский филиал Финансового университета,
заведующая кафедрой математики и информатики.
г. Владикавказ

Рихтер / Richter A.
Андрей Алексеевич
(7283763@mail.ru)
ФГБНУ «Научно-исследовательский институт аэрокосмического мониторинга «АЭРОКОСМОС»,
программист.
г. Москва

Ключевые слова: деградация почвы – soil degradation; алгоритм детектирования свалок – dumps detection algorithm; степень деградации почвы – degree of soil degradation; температура – temperature; дистанционное зондирование – remote sensing; космические изображения – space images.

Предлагается новый алгоритм детектирования замусоривания методами космического мониторинга с использованием космических изображений низкого пространственного разрешения. Приведены основные математические соотношения, представлена блок-схема алгоритма и описаны основные шаги его работы. Приведены результаты работы программы, реализующие данный алгоритм, на примере участка ближневосточного Подмосковья. Показаны области детектирования предсвалок для двух разных исходных данных (эталонов и космических изображений).

A new algorithm for detection of littering by means of space monitoring methods using satellite images of low spatial resolution is proposed. Basic mathematical relations are given, the flow chart of the algorithm is presented and basic steps of its operation are described. Results of operation of a program implementing this algorithm are shown on an example of an eastern section of Moscow suburbs. Areas of detected littered sites for two different source data (standard and space images) are shown.

Введение

На территории Московской области располагается по разным данным от 300 до 500 крупных и средних объектов захоронения отходов (ОЗО), не считая ОЗО государственных и частных предприятий. В настоящее время в Московской области существует комплекс проблем по обеспечению экологической безопасности от негативного воздействия объектов захоронения твердых бытовых и промышленных отходов в соответствии с принятыми нормативно-правовыми документами, в том числе и финансово-экономического характера. Но, несмотря на действующий комплекс мер, в Московском регионе регулярно стихийно появляется большое число несанкционированных захламлений, которые могут превратиться в крупные мусорные свалки со всеми вытекающими экологическими последствиями.

Постановка задачи

Существует огромное множество методов и алгоритмов обработки космических изображений, как общих ([1] и [2]), так и привязанных к тем или иным прикладным областям, таким как экологические, в частности, деградация почвы как направление исследования ([3] и [4]). Значимость замусоривания как направления исследования растет со временем, и вместе с

тем возникает потребность в разработке соответствующих методов и алгоритмов.

Задача выявления свалок на ранней стадии является более актуальной, чем на поздней [5], т.к. с одной стороны, «ранние» свалки (предсвалки) выявить сложнее, чем «поздние», а с другой «поздние» более крупные свалки значительно более опаснее «ранних». Иными словами, на ранних стадиях «болезнь» не выражена явно, но ее можно вылечить, а на поздних она «смело» и открыто себя выдает, но вылечить ее уже не представляется возможным.

Проблема замусоривания подобна протеканию очень продолжительного и смертельно опасного заболевания, которая проявляет себя только «под конец» своего развития [6]. Чем дольше затягивать и откладывать «лечение», тем сложнее от нее вылечиться, т.к. в один прекрасный момент уже не помогут никакие профилактические меры по борьбе с ней. В связи с этим детектирование предсвалок (очагов замусоривания) может быть полезным в целях сдерживания фактора замусоривания окружающей среды.

Один из способов детектирования очагов замусоривания по космическим изображениям состоит в выделении пикселей определенных значений коэффициентов спектральной яркости (КСЯ). Данные значения получаются для некоторых эталонных областей, занятых объектами замусоривания. Разработанный на базе указанного способа алгоритм выделения очагов замусоривания, как и практически все алгоритмы детектирования тех или иных объектов, имеет ошибки детектирования, но является наиболее простым алгоритмом детектирования предсвалок.

Описание алгоритма

Общая блок-схема алгоритма показана на рисунке 1. На входе алгоритма – мультиспектральное изображение I низкого пространственного разрешения Landsat, снятое в момент времени t. Для выявления исторических предсвалок используются Landsat 4, 5, 7, для текущих – Landsat 8 [7].

Характеристическим изображением P многоканального изображения I будем считать матрицу P того же размера, в которой равным элементам соответствует одна и та же комбинация КСЯ пикселей на каналах I_k изображения I, т.е.:

$$P(x_1, y_1) = P(x_2, y_2) \Leftrightarrow I_k(x_1, y_1) = I_k(x_2, y_2), \forall k = 1, 2, ..., b,$$

где (x_1, y_1) и (x_2, y_2) – координаты двух точек (пикселей), k – номер канала, b – число каналов изображения I, I, $I_k(x_1, y_1)$ и $I_k(x_2, y_2)$ – КСЯ пикселей на k-м канале, $P(x_1, y_1)$ и $P(x_2, y_2)$ – значения элементов матрицы P.

Один из способов задания функции $P = f(I_1, I_2, \ldots, I_b)$ – в виде:

$$P(x, y) = \sum_{k=1}^{b} n^{k-1} \cdot I_k(x, y), \quad (1)$$

где n – длина диапазона значений КСЯ для данного типа изображений I (для Landsat 4, 5 TM $n = 256$).

Введение матрицы P позволяет сократить b-мерное пространство состояний пикселей мультиспектральных изображений до одномерного. Т.е. между координатами по осям КСЯ каналов $I_1, I_2, \ldots, I_b$ в b-мерном пространстве и по оси значений элементов матрицы P в 1-мерном устанавливается взаимно однозначное соответствие. Т.к. область определения пикселя лежит в диапазоне от 0 до $n-1$ по каждой координате I_k, то он имеет n^b разных значений матрицы P, т.е. пиксель может иметь n^b различных состояний.

Характеристические значения матрицы P составляют множество p тех значений на интервале $[0, n^b-1]$, которые имеют эталонные области S, покрывающие характеристические изображения P, полученные из исходных J. Полагаем, что каждая эталонная область

Рис. 1. Блок-схема алгоритма

S покрывает ту часть изображения J, которая занята объектами-эталонами, т.е. теми объектами, про которые известно, к какому типу они принадлежат. «Следы» этого искомого типа объектов по характеристическим значениям p будут детектироваться на различных изображениях I, поступающих на вход алгоритма (см. правую часть блок-схемы). Процедура формирования характеристических значений (см. левую часть блок-схемы) является циклической, на каждом цикле которой происходит пополнение вектора p новыми характеристическими значениями для различных исходных мультиспектральных изображений J. При этом эталонные области S должны покрывать очищенную от облачности и других примесей часть поверхности земли, наиболее близкую к объектам-эталонам. Т.к. характеристические значения получаются по эталонной области, на изображении I, как одном из $\{J\}$, эталонная область будет выделяться полностью. В связи с тем, что требуется выделить предсвалки, эталонная область вычитается и не выводится на D как область детектирования.

Процедуры формирования характеристических значений p и выдачи областей детектирования D по этим значениям можно проводить параллельно. При каждом новом цикле формирования могут быть получены новые предсвалки не только для новых изображений I, но и для уже поступавших на вход алгоритма ранее.

Вероятность совпадения КСЯ на одном изображении I мала, поэтому желательно обработать некоторый массив изображений $\{J\}$ для предварительного получения вектора p. Связь между изменениями тех или иных параметров обработки можно представить так:

$$n\downarrow, N\uparrow, S\uparrow \;\Rightarrow\; l\uparrow, T\uparrow, s\uparrow, s_1\uparrow, s_2\downarrow,$$

т.е. чем шире диапазон n, меньше число снимков N массива $\{J\}$ и площадь эталонных областей S, тем меньше число характеристических значений l, время обработки T (чем больше l, тем больше сложность алгоритма) и площадь детектируемых объектов. s_1 – часть площади s, занимаемая ложными объектами, s_2 – площадь необнаруженных предсвалок.

При малом n вероятность детектирования ложных объектов большая, т.е. объекты искомого типа могут быть «размыты» теми же значениями КСЯ, но объектов другого типа. При большом n большая вероятность необнаружения истинных объектов, т.е. объекты искомого типа просто не обнаружатся при таком большом «разнообразии» значений КСЯ. Например, для Landsat $8n = 2^{16}$ – большое, поэтому целесообразно его сократить до меньшего n'. Для этого проводится линеаризация и укорочение гистограммы изображений I (и $\{J\}$). В этом случае вместо формулы (1) имеет формулу:

$$P(x,y) = \sum_{k=1}^{b} n'^{k-1} \cdot I'_k(x,y).$$

I' – приведенное мультиспектральное изображение.

Алгоритм имеет недостатки. Для идентификации предсвалок требуется знать место эталонной свалки в некоторой окрестности, подобно поиску грибов в лесу. Детектируемые объекты названы предсвалками условно, т.к. сам ОЗО имеет некоторую форму, которая не выявляется. Находится только условное месторасположение ОЗО, причем большая часть предсвалок ОЗО не детектируется по тому или иному эталону, т.е. имеются ошибки второго рода s_2. В отдельных случаях могут встречаться и ложно выделенные объекты, т.е. имеются ошибки первого рода s_1. Для сокращения ошибок детектирования в программном блоке, разработанном на базе данной методики, предусмотрено регулирование значения n. Так, при сокращении n в $m = 2$ раза ($n'=n/2$) в 2^b раза больше значений КСЯ детектируются на изображении I.

Результаты работы алгоритма

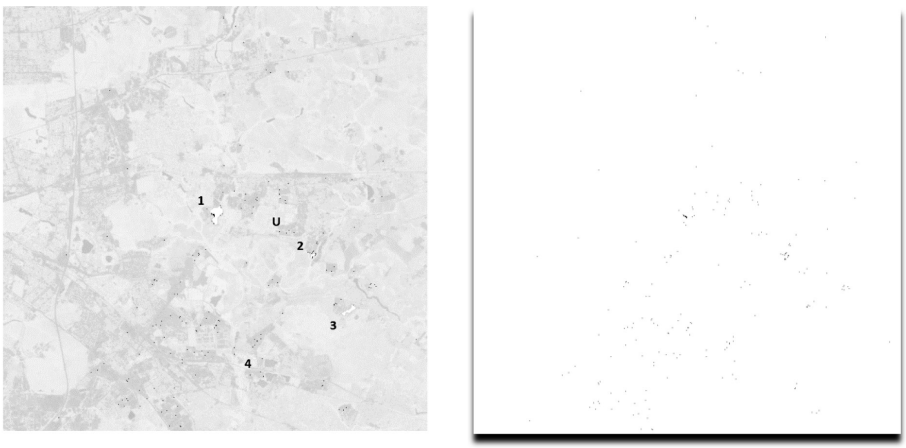
Покажем результаты работы алгоритма на примере участка ближневосточного Подмосковья, ограниченного прямоугольником x_1=423965 м, x_2=443965 м, y_1=6166835 м, y_2=6186835 м (в проекции UTM, WGS-84).

Найдем исторические предсвалки по космическим снимкам Landsat 5 TM. В качестве $\{J\}$, для которых получены характеристические значения p, взяты геопри-

Таблица 1

Исходные изображения

Ji	ID снимка	Год	Месяц	Число
*J*1	LT51770212011153MOR00	2011	Май	3
*J*2	LT51780212011224MOR00	2011	Июль	3
*J*3	LT51780212011240KIS01	2011	Июль	29
*J*4	LT51770212011281KIS00	2011	Сентябрь	8



(а) *(б)*

Рис. 2. а) область детектирования D; б) наложение области на изображение NDVI: черные пиксели – предсвалки, белые – эталон

(а) *(б)* *(в)*

Рис. 3. Примеры предсвалок, выделенных по алгоритму: а) А; б) Б; в) В (окрестность микрорайона Саввино, г.о. Железнодорожный, Google Earth)

вязанные изображения $\{J\}$ – см. табл. 1. В качестве эталона взяты 4 области, каждая из которых – участок известных свалок твердых бытовых (ТБО) и промышленных (ПО) отходов, покрывающая замусоренную территорию (см. рисунок 2а): 1 – полигон Кучино, 2 – Торбеево, 3 – Саввино, 4 – свалка в окрестности полигона Машково (Московский регион).

По результатам обработки при $m = 2.1$ получена карта предсвалок на базе данного эталона. На рисунке 2а – наложение области детектирования D (1б) его с учетом эталона на NDVI для изображения $I = J4$.

Данный эталон воспроизвел 160 точек на рассматриваемой области наблюдения за период с мая по август 2011 г. Проверка верификацией показала, что 90% из них задают месторасположение ОЗО, а 10% устанавливаются как ложно выделенные объекты. Из рисунка 2а видно, что очаги в основном приурочены к антропогенным территориям, выделенным темным цветом, многие из которых – промышленные зоны.

Эталонные свалки «дорисовываются», т.к. в качестве эталона взяты не все области, занятые свалками, а только «достоверная» их часть.

На рисунке 3 даны изображения в программе Google Earth 3 выделенных очагов ОЗО А, Б, В подобласти U (см. рисунок 2а) в окрестности времени наблюдения (16 августа 2011 г.) как примеры. Географические координаты данных предсвалок: А – 55°43'41.41''С, 38°00'11.06''В, Б – 55°43'40.71''С, 37°59'57.94''В, В – 55°43'36.58''С, 37°59'32.39''В. Области 1-4 и U в увеличении показаны на рисунке 4.

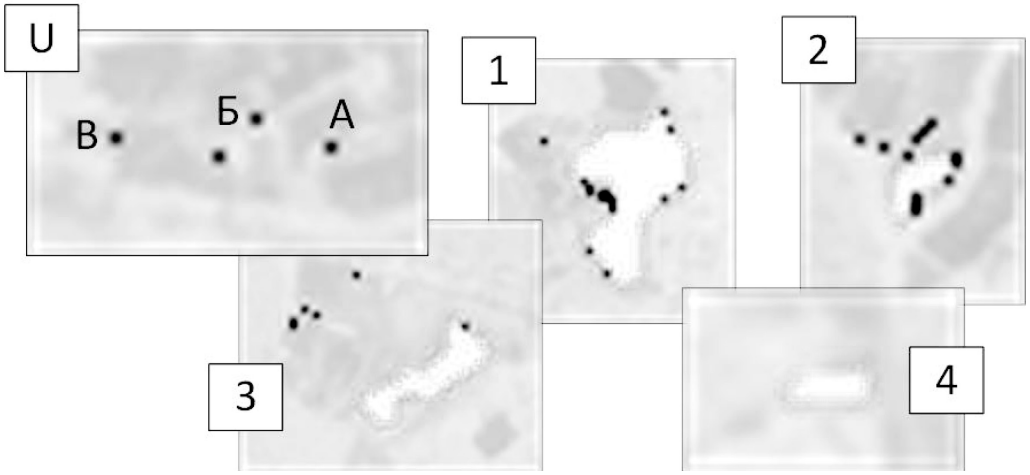


Рис. 4. Эталонные области 1–4 и точки детектирования А–В (примеры)

Рис. 5. Область детектирования предсвалок (черный цвет, по изображению) на базе эталона полигон ТБО Кучино (белый цвет, область на северо-востоке), ID снимка – LC81790212015146LGN00

Пример детектирования по снимкам Landsat 8 показан на рисунке 5. Параметры обработки: $b = 10$, $m = 28$, эталон – участок полигона ТБО Кучино, использован 1 снимок, снятый в момент времени съемки – 26 апреля 2015 г., область наблюдения – участок снимка, прямоугольник x_1=421125 м, x_2=436725 м, y_1=6177435 м, x_2=6165165 м. По данному эталону на участке обнаружено 48 точек детектирования, 41 из которых – очаги замусоривания. Из рисунка видно, что на территории Москвы (внутри МКАД) очагов почти нет, за исключением района Капотня.

Выводы

Состояние окружающей среды стабильно ухудшается ввиду столкновения духовных ценностей и экономического воздействия на природу. Даже вопреки всевозможным действующим природоохранным мероприятиям, они не могут останавливать загрязнение окружающей среды, в частности замусоривание, т.к. их основная функция – только сдерживание и уменьшение скорости деградации почвы, воды и воздуха.

Предлагаемый алгоритм является малой частью возможностей космического мониторинга ОЗО, который, в свою очередь, является малой частью всевозможных экологических направлений деятельности. Только комплексный и систематический подход к решению экологических проблем может дать шанс человечеству на выживание на текущем этапе эволюции.

Литература

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.

2. Фисенко, В. Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие / В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.

3. Зверев, А. Т. Разработка метода оценки и прогноза повреждения сельскохозяйственных посевов по космическим снимкам / А.Т. Зверев, Е.В. Фисенко, И.Ю. Савин // Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2013. – № 2. – С. 81–84

4. Технология комплексной оценки фитомассы сельскохозяйственных культур по данным дистанционного зондирования земли / Н.А. Калинин [и др.] // Вестник Удмуртского Университета. – 2010. – Вып. 4. – С. 11–18.

5. Оценка геометрических параметров областей замусоривания по мультиспектральным космическим изображениям / А.А. Рихтер [и др.] // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 2 (часть 13). – С. 2866–2870.

6. Шахраманьян, М. А. Методы и технологии космического мониторинга объектов захоронения отходов в интересах обеспечения экологической безопасности территорий: Учебно-методическое пособие / М.А. Шахраманьян, А.А. Рихтер. – М.: Издательский центр РГУ нефти и газа имени И. М. Губкина, 2013. – 241 с.

7. Kazaryan, M. Space monitoring of the Earth and Haar wavelet transform / M. Kazaryan, M. Schahramanian, A. Richter // Future Communication Technology and Engineering. – 2015. – Ch. 61. – P. 291–294.