

УДК 004.932.2

МЕТОДИКА АВТОМАТИЧЕСКОГО ДЕТЕКТИРОВАНИЯ КОМПОНЕНТ ОБЪЕКТОВ ЗАХОРОНЕНИЯ ОТХОДОВ ПО КОСМИЧЕСКИМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ

Казарян Маретта Леоновна¹,
marettak@bk.ru

Рихтер Андрей Александрович²,
urfin17@yandex.ru

Шахраманьян Михаил Андрикович^{1,2},
7283963@mail.ru

¹ Владикавказский филиал Финансового университета при Правительстве Российской Федерации, Россия, 362001, Владикавказ, ул. Молодежная, 7.

² НИИ АЭРОКОСМОС, Россия, 105064, г. Москва, Гороховский пер., 4.

Предлагается методика автоматического выделения компонент объектов захоронения отходов и разложения поверхности объекта на компоненты по космическим изображениям. Методика позволяет построить модели поверхности структурных объектов, таких как полигоны твердых бытовых отходов и муниципальных свалок, составленных из нескольких компонент, заданных разными текстурами поверхности. Применяются матрицы информационных признаков, идентифицирующие тот или иной компонент, дана их математическая модель и различные формы представления. Представлены понятия изображений компонент поверхности и общие компонентные изображения, на которых детально отражаются области детектирования, соответствующие разным текстурам поверхности. Описан критерий принадлежности пикселя изображения к тому или иному компоненту, каждый из которых характеризуется своей матрицей информационных признаков. Отмечена возможность обработки территорий поверхности Земли любого размера и автоматизации обработки.

Цель: разработать методику автоматического детектирования компонент объектов захоронения отходов по космическим изображениям.

Методы исследования: методы регрессионного анализа, методы математической статистики и обработки космических изображений.

Результаты. Представлены результаты методики на примере полигона твердых бытовых отходов Кучино (поселок Салтыковска, Балашихинский район Московского региона). Приведено представление в проекциях пространства информационных признаков значений яркости эталонной области покрытия заданной текстуры. Показан пример компонентного разложения фрагмента участка складирования отходов полигона: изображения ряда компонент и общее компонентное изображение. Построено компонентное разложение всего участка складирования: дифференцирование исходного видимого изображения WorldView2 покрытия свалки на небольшие участки, компонентное разложение каждого участка и интегрирование участков.

Ключевые слова:

Космическое изображение, объект захоронения отходов, свалка, текстура, матрица информационных признаков, компонент, детектирование, выделение, компоненты поверхности, модель поверхности, компонентная модель, компонентное разложение.

Введение

Существует множество методик детектирования объектов захоронения отходов (ОЗО) по космическим изображениям. Так, методика индексов реакции растительности работает со снимками низкого пространственного разрешения (в частности, Landsat 4–8). Для детектирования ОЗО требуется временная серия изображений, которые получают геопривязкой и разложением больших изображений на участки (постоянных или переменных размеров) [1]. Визуальная методика (по видимым аэрокосмическим, наземным изображениям) считается наиболее точным, но для этого область наблюдения сканируется в ручном режиме, просмотром, прослеживанием территории. Однако в связи с «ручным» характером методики ее эффективность уменьшается с ростом размера области наблюдения [2]. Методика эталона позволяет детектировать следы (признаки наличия) ОЗО на базе

одного изображения, что оказывается эффективнее для снимков низкого пространственного разрешения (особенно крупных), хотя может быть применима и для высокого. В методике используется точное совпадение коэффициентов спектральной яркости (КСЯ) пикселей снимков на всех каналах по эталонным значениям, взятым с известных ОЗО на снимке [3].

Постановка задачи

Одна из задач космического мониторинга ОЗО [4–8] является их детектирование по снимкам из космоса. Среди методик автоматического детектирования свалок по аэрокосмическим снимкам [9–12] рассмотрим методику, позволяющую автоматически выделить компоненты ОЗО – области замусоривания, отличающиеся текстурой поверхности на космическом изображении среднего или высокого пространственного разрешения. Для это-

го используются специальные матрицы информационных признаков (МИП).

Для выделения ОЗО и его компонент на изображениях (независимо от разрешения в пределах 0–30 м) требуется критерий детектирования, близкий к зрительному восприятию компонент объектов человеком. МИП [13–16] – критерий детектирования компонент объекта (ОЗО), выраженный упорядоченным набором чисел, позволяющим по определенному алгоритму дешифровать на изображении те или иные признаки. Каждая компонента задается своей МИП.

Методика детектирования по визуальным признакам позволяет обнаружить ОЗО размеров, не меньше пространственного разрешения, за счет визуального прослеживания изображений поверхности земли. Визуальное детектирование можно проводить в специальной программе Google Earth, содержащей модель поверхности планеты Земля, построенную на разных участках в различном пространственном и временном разрешении.

Методика детектирования по эталонным значениям яркостей позволяет обнаружить следы замусоривания по значениям яркостей известных (эталонных) ОЗО. Для этого по мультиспектральному изображению строится характеристическое изображение, значениям элементов которого ставится взаимно однозначное соответствие с вектором значений яркостями пикселя на каналах исходного изображения.

Методика детектирования по индексам реакции растительности позволяет обнаружить и выделить ОЗО по снимкам среднего разрешения и построить временную серию выделений замусоривания. Для этого рассчитывается изображение индексов реакции растительности по синему, красному и ближнему инфракрасному каналам мультиспектральных изображений, после чего вычисляется изображение степени деградации почвы по временной серии полученных изображений, которое подвергается пороговой фильтрации.

В отличие от этих методик детектирования ОЗО предлагаемая методика позволяет: 1) обнаружить ОЗО любого размера по текстуре характерного для него компонента; 2) детально выделить компонен-

ты поверхности и провести компонентное разложение ОЗО, когда месторасположение ОЗО уже обнаружено; 3) полностью выделить ОЗО на снимках высокого и сверхвысокого пространственного разрешения с использованием комплекса МИП, просчитанного для различных текстур замусоривания.

Описание методики

Рассмотрим МИП, которые получаются исследованием зависимостей $y(x)$ яркости у одного канала космического (и любого другого) изображения от яркости x другого канала для заданного объекта детектирования (в нашем случае ОЗО и его компоненты) [17]. На рис. 1, а показана проекция (x, y) пространства информационных признаков, на котором координируется объект O поверхности земли в виде множества U координат (x_0, y_0) на проекции; $[x_{\min}, x_{\max}]$ – область определения, $[y_{\min}, y_{\max}]$ – область значений объекта. В общем виде в пространстве $\{X_i\}$ любой объект задается множеством U точек

$$A = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_n].$$

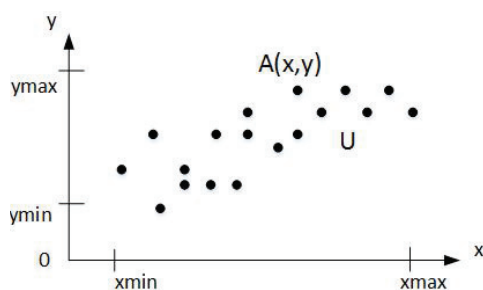
По всей видимости, если объект на изображении различается зрительно, то множество U будет иметь определенные закономерности в пространстве и не будет беспорядочным. Ясно, что данные закономерности выражаются функционально и объект аналитически можно записать в виде функционала, описывающего замкнутую гиперобласть, которая раскладывается на $2n^2$ функций и записывается в виде:

$$\begin{aligned} f_1(x) \leq y \leq f_2(x), \quad x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, \\ x = x_i, \quad y = y_j, \quad i, j = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (1)$$

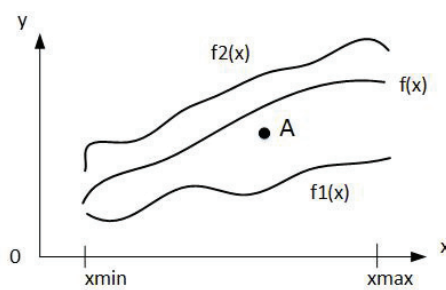
При фиксированном i (считаем, $i=1$) и варьировании $j=1, \dots, n$ имеем $2n$ функций минимумов $f_1(x)$ и максимумов $f_2(x)$ КСЯ y на j -м канале в зависимости от КСЯ x на 1-м (рис. 1, б):

$$\begin{aligned} f_1(x) \leq y \leq f_2(x), \quad x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, \\ x = x_i, \quad y = y_j, \quad i = \text{const}, \quad j = 1, \dots, n. \end{aligned} \quad (2)$$

При $i=j$ имеем $f_1(x)=f_2(x)$ при любых x – в проекции (x, y) точки объекта O лежат на линии $y=x$.



а/а



б/б

Рис. 1. а) объект в пространстве информационных признаков; б) представление объекта в пространстве. A – точка (пиксель) объекта O ; x_i – яркостные координаты точки A на i -х каналах; n – всего каналов

Fig. 1. а) object in informational signs space; б) representation of the object in space. A is the point (pixel) of the object O ; x_i are the luminance of the point A at i -x channels; n is the total number of channels

Соотношение (2) – ограничение соотношения (1), т. е. (1) и (2) не являются эквивалентами, но в большинстве случаев для детектирования объектов достаточно рассматривать (1) в тех или иных ограничениях, прежде всего, в виде (1).

Практически множество U можно получить по области-эталоны: «чистый» участок объекта, выделенный на космическом изображении, т. е. участок, который достоверно принадлежит данному объекту (и всему классу объектов данного типа). Его можно получить в интерактивном режиме просмотра снимка, обнаружив объект и выделив «чистую» область на нем (например, в ENVI). Тогда каждой координате точек полигональной области задаются КСЯ на всех каналах изображения.

Модель (1) имеет частные случаи, в каждом из которых рассматриваются различные модели МИП. Так, функции $f_1(x)$ и $f_2(x)$ для n каналов ($(n-1)$ каналов) от 1-го канала x могут быть заданы в виде аналитических зависимостей, например, полигональных:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^m a_i x^i, \quad a = [a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_m],$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^m b_i x^i, \quad b = [b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_m],$$

или по точкам в виде векторов:

$$f_1(x): \quad c = [c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_k],$$

$$f_2(x): \quad d = [d_1 \quad d_2 \quad \dots \quad d_k].$$

В первом случае МИП задается в виде матриц:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & \dots & b_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ b_{m1} & \dots & b_{mn} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

В формуле (3) a_{ij} и b_{ij} – коэффициенты полиномов функций нижних и верхних порогов яркости на j -м канале от 1-го канала. Функции могут быть получены проведением регрессионного анализа. $m = \max(\{m_{j1}\}, \{m_{j2}\})$ – максимальный порядок полиномов, где m_{j1} (m_{j2}) – порядок оптимальной функции регрессии f_1 (f_2) на j -м канале. Задается область определения функций, т. е. вектор $u = [x_{\min} \quad x_{\max}]$ ми-

нимальной и максимальной яркости на 1-м канале, либо функции f_1, f_2 (также f и Δf) определяются для всех x от 0 до максимального КСЯ для данного типа снимков и приводятся к одному диапазону.

Во втором случае МИП задается в виде матриц:

$$\tilde{N} = \begin{bmatrix} \tilde{n}_{11} & \dots & \tilde{n}_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ \tilde{n}_{k1} & \dots & \tilde{n}_{kn} \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} d_{11} & \dots & d_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ d_{k1} & \dots & d_{kn} \end{bmatrix}.$$

$k = q_{\max} + 1$ – число всевозможных значений яркости, которые может принимать поверхность земли для данного типа снимков; q_{\max} – максимальная яркость (например, для Landsat 4–5 $q_{\max} = 255$).

В другой модели вместо функций-порогов f_1 и f_2 задаются функции средних значений f_0 (аналитически или как вектор). Тогда отклонения от средних значений f_0 (рис. 1, б) могут быть выражены в виде числа Δf как среднего отклонения по всей области определения или в виде функции $\Delta f(x)$ (также аналитически или как вектор). $f_0(x)$ вычисляется как оптимальная функция регрессии, а отклонения, например, так:

$$\Delta f(x) = \max |y(x) - f_0(x)|, \quad \Delta f = E[\Delta f(x)],$$

$y(x)$ – множество точек объекта со значением x КСЯ на 1-м канале; $f_0(x)$ – значение при x ; E – среднее значение.

Алгоритмически в качестве функций $f_1, f_2, f_0, \Delta f$ следует задать линии регрессии соответствующих отчетных значений, а не сами эти значения, т. к. последние могут быть заданы не для всех x на интервале области определения $[x_{\min}, x_{\max}]$ (рис. 2).

Большинство объектов, особенно окрашенных в один цвет, описываются линейными зависимостями (рис. 2, а), т. е. функции f_0 имеют вид:

$$f_0(x) = k \cdot x + b.$$

Тогда если отклонения задаются в виде чисел, то МИП имеет вид:

$$K = [k_1 \quad \dots \quad k_n], \quad B = [b_1 \quad \dots \quad b_n],$$

$$D = [\Delta_1 \quad \dots \quad \Delta_n], \quad u = [x_{\min} \quad x_{\max}]. \quad (4)$$

В формуле (4): k_j и b_j – параметры отрезков прямых $f_0(x)$ на j -м канале, ограниченных областью

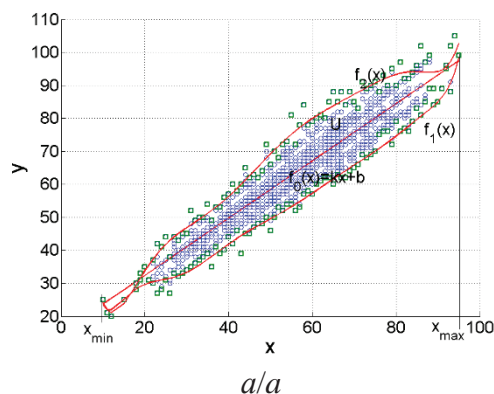


Рис. 2. Геометрический смысл функций: а) f_1, f_2, f_0 ; б) Δf

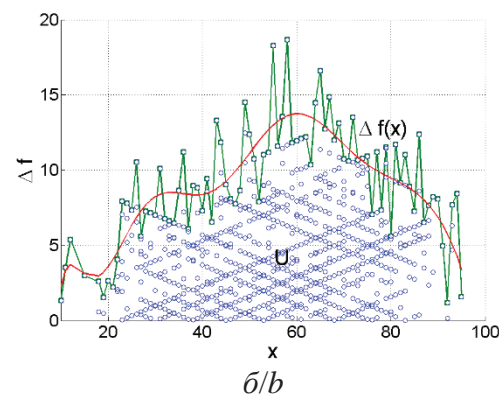


Fig. 2. Geometric meaning of the functions: а) f_1, f_2, f_0 ; б) Δf

определения u яркости на 1-м канале; Δ_j – отклонения допустимых точек объекта от средних значений $f_{ij}(x)$ на j -м канале.

Способ компонентного разложения может быть разным. Например, разложение на «светлую» и «темную» компоненты или их выделение в составе ОЗО возможно как по снимкам низкого, так и по снимкам высокого разрешения. Причем для снимков низкого разрешения (Landsat) достаточно видимых каналов спектра, если известны МИП «светлой» и «темной» компоненты.

Пиксель исходного изображения с яркостными координатами $A=(x,y)$ принадлежит тому компоненту c_j , заданному функциями $f_{ij}(x)$, $x=x_1=[x_{\min}, x_{\max}]$, $i=2, \dots, n$, где n – число каналов, для которого меньше расстояние от точки A до этих средних функций f_{ij} в пространстве информационных признаков. Запишем эти расстояния как сумму разностей до каждой функции:

$$\Delta_j = \sum_{i=1}^n |f_{ij}(x) - y_i|, \quad f_{ij} = \frac{1}{2}(x_{\min} + x_{\max}).$$

Если исходное изображение большое, его можно нарезать на участки и для каждого провести компонентное разложение. Так как процедура компонентного разложения проводится попиксельно, результат не зависит от кратности нарезки.

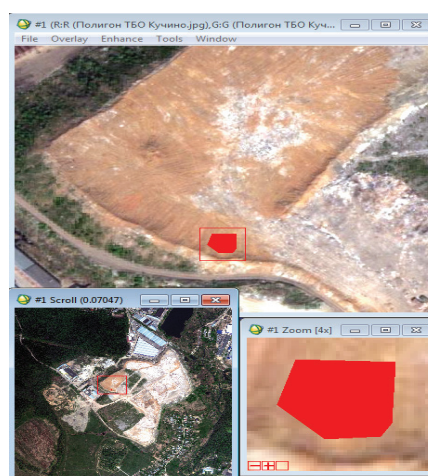
Результаты работы алгоритма

Покажем результаты работ методики на примере участка полигона твердых бытовых отходов (ТБО) Кучино Московского региона.

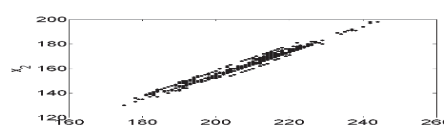
На рис. 3 приведено представление в пространстве информационных признаков множества U для текстуры компонента поверхности [18–20] полигона ТБО Кучино на снимке высокого разрешения. Исходное изображение – WorldView2 с приведением гистограммы к диапазону 0–255 в видимом спектре. Канал 1 – красный, 2 – зеленый, 3 – синий. Выделенный участок компонента ОЗО (тип грунта) однороден, в связи с чем зависимости $x_2(x_1)$, $x_3(x_1)$, $x_3(x_2)$ линейны. При этом функции $f_1(x_1)$ и $f_2(x_1)$ в общем случае нелинейны. На рис. 4 пример компонентного разложения.

На входе (а) – участок космического снимка WorldView2, приведенный к диапазону 0–255 препарированием гистограммы КСЯ. Модель поверх-

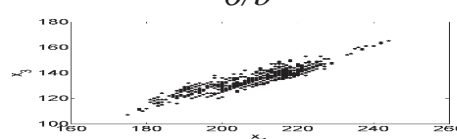
ности (б) составляют 6 компонент (рис. 5): металл (а), загрязненная растительность (б), уплотненная земля (в), открытые отходы (г), смесь отходов и грунта (д), открытый грунт (е).



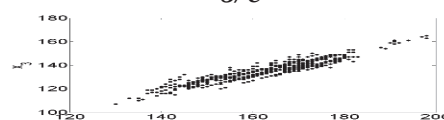
a/a



б/б



в/с



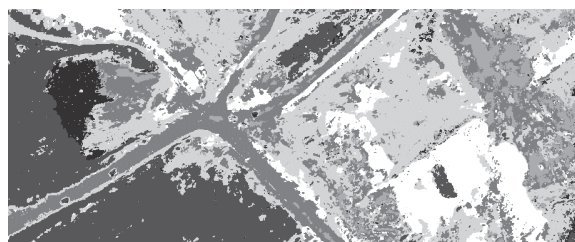
г/д

Рис. 3. а) Выделение эталона (ENVI); б–г) множество U : б) проекция (x_1, x_2) , в) проекция (x_1, x_3) , г) проекция (x_2, x_3) ;

Fig. 3. а) Allocation of a benchmark (ENVI); б–d) the set U : б) projection (x_1, x_2) , в) projection (x_1, x_3) , г) projection (x_2, x_3)



a/a



б/б

Рис. 4. Пример компонентного разложения поверхности: а) исходное изображение; б) общее компонентное изображение [участок полигона ТБО Кучино, WorldView2]

Fig. 4. Example of component decomposition of the surface: а) original image; б) common component image [plot of landfill Kuchino, WorldView2]

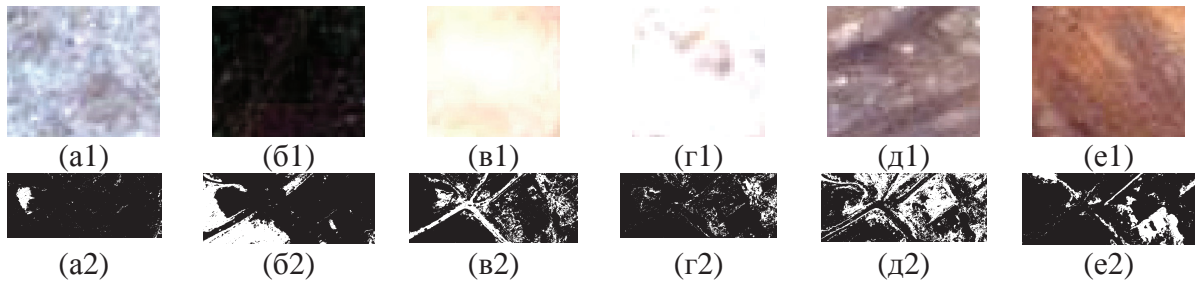


Рис. 5. Компоненты разложения: 1) текстуры компонент, 2) компонентные изображения; компоненты: а) c_1 , б) c_2 , в) c_3 , г) c_4 , д) c_5 , е) c_6

Fig. 5. Decomposition components: 1) component texture, 2) component image; components: а) c_1 , б) c_2 , в) c_3 , г) c_4 , д) c_5 , е) c_6

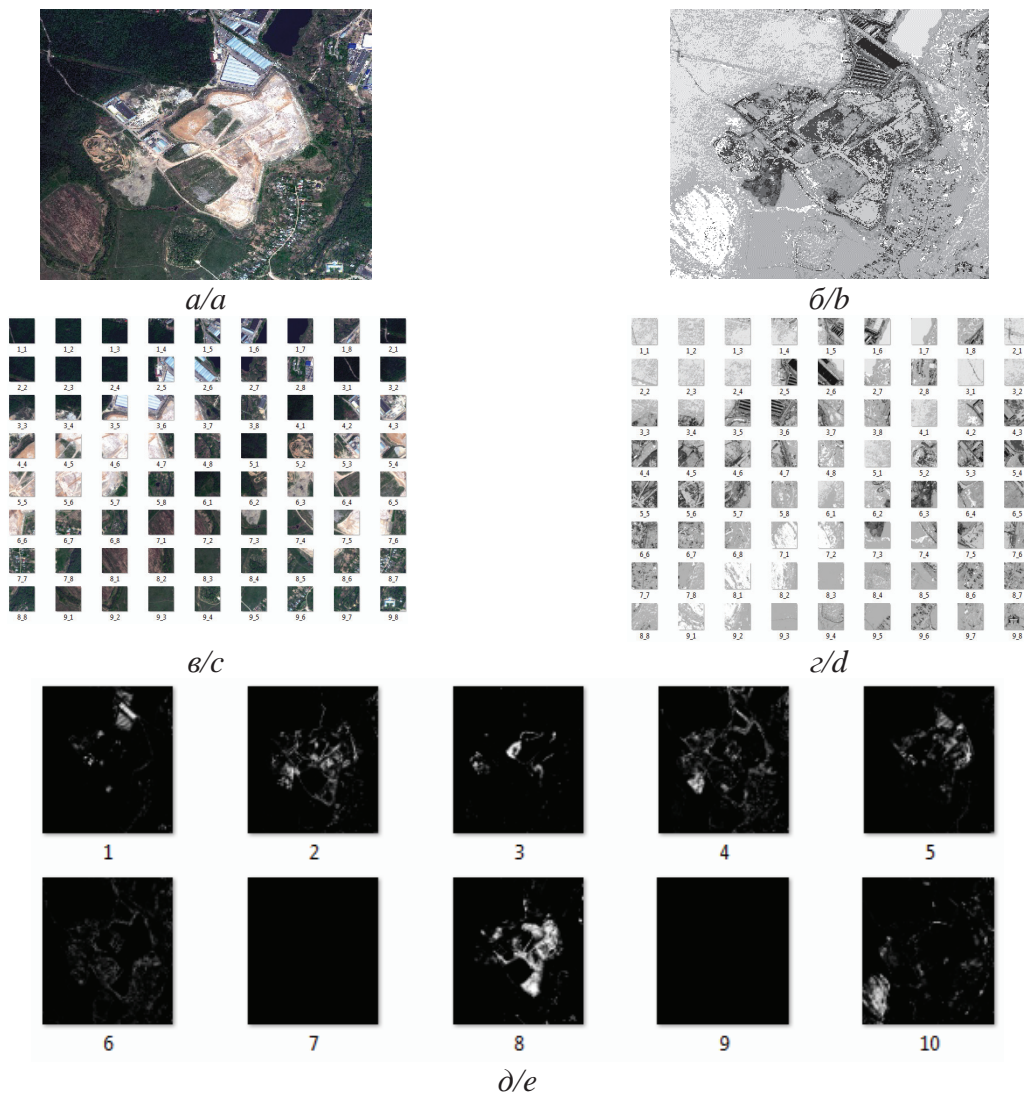


Рис. 6. Компонентное разложение больших изображений: а) исходное изображение; б) общее компонентное изображение (интегрирование участков); в) дифференцирование исходного изображения на участки; г) дифференцирование общего компонентного изображения; д) матрица компонентных изображений

Fig. 6. Component decomposition of large images: а) original image; б) common component image (integration sites); в) differentiation of the original image into sections; г) differentiation of the common component image; д) matrix of component images

Процедура компонентного разложения большого изображения проводится разбиением на участки, результат не зависит от кратности деления (рис. 6).

Оценка достоверности предлагаемой методики подтверждена проведением верификации фрагмента участка замусоривания контактными методами мониторинга (обходом участка складирова-

ния) и сопоставлением полученных данных с результатами космического мониторинга.

Заключение

Для детектирования текстур поверхности земли требуется база МИП. Несмотря на то, что по готовой базе МИП объект (ОЗО) и его компоненты детектируются автоматически, сами МИП находятся в автоматизированном режиме и с применением интерактивной обработки (хотя воз-

можно приведение к автоматическому способу формирования МИП). Однако разметка эталонов компонент и расчет МИП разных компонент по ключевым ОЗО дает базу данных МИП, применимую к любым другим ОЗО. Такая база данных, разработанная не только по ОЗО, но и по другим объектам, позволяет детектировать объекты поверхности земли по их характерным компонентам и проводить компонентное разложение объектов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Казарян М.Л., Рихтер А.А., Шахраманьян М.А. Метод автоматизации оценки индексов подстилающей поверхности и их изменения во времени по космическим изображениям и его применение при оценке состояния окружающей среды в окрестности полигонов твердых бытовых отходов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2016. – Т. 327. – № 8. – С. 52–58.
2. Рихтер А.А., Шахраманьян М.А., Казарян М.Л. Метод визуального детектирования в задаче космического мониторинга объектов захоронения отходов // Вестник Владикавказского научного центра. – 2015. – Т. 15. – № 3. – С. 61–67.
3. Шахраманьян М.А., Казарян М.Л., Рихтер А.А. Выявление очагов замусоривания по данным космических изображений низкого пространственного разрешения Landsat // Информатика и космос. – 2016. – № 3. – С. 91–96.
4. Абросимов А.В., Никольский Д.Б., Шешукова Л.В. Использование космических снимков и геоинформационных технологий для мониторинга мест складирования отходов // Экология урбанизированных территорий. – 2014. – № 1. – С. 38–43.
5. Nádudvari Á. Thermal mapping of self-heating zones on coal waste dumps in Upper Silesia (Poland) – a case study // International Journal of Coal Geology. – 1 August 2014. – V. 128–129. – P. 47–54.
6. Integrated remote sensing for multi-temporal analysis of anthropogenic activities in the south-east of Mt. Vesuvius National Park / C. Manzo, A. Mei, G. Fontinovo, A. Allegrini, C. Bassani // Journal of African Earth Sciences. – October 2016. – V. 122. – P. 63–78.
7. Studying bio-thermal effects at and around MSW dumps using Satellite Remote Sensing and GIS / Khalid Mahmood, Syeda Adila Batool, Muhammad Nawaz Chaudhry // Waste Management. – September 2016. – V. 55. – P. 118–128.
8. Using imaging spectroscopy to map red mud dust waste: the Podgorica Aluminum Complex case study / S. Pascucci, C. Belviso, R.M. Cavalli, A. Palombo, S. Pignatti, F. Santini // Remote Sensing of Environment. – August 2012. – V. 123. – P. 139–154.
9. Бровкина О.В. Дистанционный мониторинг антропогенных нарушений таежной зоны северо-запада России: автореф. дис. ... канд. геогр. наук. – Санкт-Петербург, 2011. – 120 с.
10. Аристов М.В. Мониторинг полигонов ТБО и обнаружение стихийных мусоросвалок по данным космической съемки // Геопрофиль. – 2009. – № 2. – С. 60–65.
11. Погорелов А.В., Дулепа С.В., Липилин Д.А. Опыт космического мониторинга свалок на территории Краснодарского края // Геоматика. – 2013. – № 4. – С. 64–72.
12. Мониторинг состояния недр на полигоне захоронения ЖРО / Л.Н. Александрова, М.Л. Глинский, А.А. Зубков, В.В. Данилов, Л.Г. Чертков // Безопасность окружающей среды. – 2009. – № 4. – С. 66–70.
13. Improved visual information fidelity based on sensitivity characteristics of digital images / Tien-Ying Kuo, Po-Chyi Su, Cheng-Mou Tsai // Journal of Visual Communication and Image Representation. – October 2016. – V. 40. – P. A. – P. 76–84.
14. Deep learning and mapping based ternary change detection for information unbalanced images / Linzhi Su, Maoguo Gong, Puzhao Zhang, Mingyang Zhang, Jia Liu, Hailun Yang // Pattern Recognition, In Press, Accepted Manuscript. – March 2017. – V. 63. – P. 1–14.
15. Cheng Liu, Weibin Liu, Weiwei Xing. An improved edge-based level set method combining local regional fitting information for noisy image segmentation // Signal Processing. – January 2017. – V. 130. – P. 12–21.
16. Kalpana Goyal, Jyoti Singhai. Texture-based self-adaptive moving object detection technique for complex scenes // Computers & Electrical Engineering. – October 2016. – V. 44. – P. 17–24.
17. Казарян М.Л., Шахраманьян М.А., Рихтер А.А. Метод автоматизации обнаружения и выделения объектов захоронения отходов // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 8–2. – С. 281–286.
18. Mazur A.K., Wählin A.K., Krężel A. An object-based SAR image iceberg detection algorithm applied to the Amundsen Sea // Remote Sensing of Environment. – February 2017. – V. 189. – P. 67–83.
19. Unsupervised change detection in VHR remote sensing imagery – an object-based clustering approach in a dynamic urban environment // T. Leichtle, Ch. Geiß, M. Wurm, T. Lakes, H. Taubenböck // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – February 2017. – V. 54. – P. 15–27.
20. Gong Cheng, Junwei Han. A survey on object detection in optical remote sensing images // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – July 2016. – V. 117. – P. 11–28.

Поступила 17.02.2017 г.

Информация об авторах

Казарян М.Л., кандидат физико-математических наук, доцент, заведующая кафедрой математики и информатики Владикавказского филиала Финансового университета при Правительстве Российской Федерации.

Рихтер А.А., инженер НИИ АЭРОКОСМОС.

Шахраманьян М.А., доктор технических наук, профессор кафедры математики и информатики Владикавказского филиала Финансового университета при Правительстве Российской Федерации; заместитель директора НИИ АЭРОКОСМОС.

UDC 004.932.2

METHOD OF AUTOMATIC DETECTING THE COMPONENTS OF WASTE DISPOSAL OBJECTS BY SPACE IMAGES

Maretta L. Kazaryan¹,
maretta@bk.ru

Andrey A. Richter²,
urfin17@yandex.ru

Michail A. Shakhramanian^{1,2},
7283963@mail.ru

¹ Financial University at Government of the Russian Federation, Vladikavkaz Branch,
7, Molodezhnaya street, Vladikavkaz, 362001, Russia.

² Research Institute AEROCOSMOS,
4, Gorokhovy by-street, Moscow, 105064, Russia.

The authors propose the method of automatically separation of components of waste objects and decomposition of the object surface to the components by space images. The technique allows constructing a model of surface of structural objects, such as solid waste landfills and municipal landfill sites, made up of several components, given by the different surface textures. The paper used the matrix of information signs, identifying a particular component, their mathematical model and various presentation forms are given. The paper introduces the concepts of surface component images and overall surface component images, which reflect in details the detection areas corresponding to different surface textures. The authors have described the criterion of pixel belonging to one or another component, characterized by a complex of matrices of information signs. There is an opportunity of processing the earth's surface area of any size and process automation.

The main aim of the study is to develop a method of automatic detection of components of waste objects for space images.

The methods used in the study: the regression analysis methods, statistical methods and processing of satellite images.

Results. The paper introduces the results of the method on the example of landfill Kuchino (village Saltykovsk, Balashikha District of Moscow Region) and projection representation of information space of standard values of the covering area with the given texture. The example of component decomposition of landfill waste section fragment: images of six components and the total component image is shown. The authors constructed the component decomposition of the full waste area: differentiation of the original visible image WorldView2 of a dump cover into small sections, component decomposition of each sites and its integration.

Kew words:

Space image, waste disposal object, landfill, texture, matrix of information signs, component, detection, separation, surface components, surface model, component model, component decomposition.

REFERENCES

1. Kazaryan M.L., Rikhter A.A., Shakhramanyan M.A. Method for automating estimation of surface indices and their time changes using space images. Application of the method in assessing the environment state in the vicinity of solid waste landfills. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2016, vol. 327, no. 8, pp. 52–58. In Rus.
2. Rikhter A.A., Shakhramanyan M.A., Kazaryan M.L. The visual detection method in space monitoring of waste disposal sites. *Vestnik Vladikavkazskogo nauchnogo tsentra*, 2015, vol. 15, no. 3, pp. 61–67. In Rus.
3. Shakhramanyan M.A., Kazaryan M.L., Rikhter A.A. Identifying pockets of debris by satellite images of low spatial resolution Landsat. *Informatsiya i kosmos*, 2016, no. 3, pp. 91–96. In Rus.
4. Abrosimov A.V., Nikolskiy D.B., Sheshukova L.V. Using satellite imagery and GIS technologies for monitoring waste storage sites. *Ekologiya urbanizirovannykh territoriy*, 2014, no. 1, pp. 38–43. In Rus.
5. Nádudvari Á. Thermal mapping of self-heating zones on coal waste dumps in Upper Silesia (Poland) – a case study. *International Journal of Coal Geology*, 1 August 2014, vol. 128–129, pp. 47–54.
6. Manzo C., Mei A., Fontinovo G., Allegrini A., Bassani C. Integrated remote sensing for multi-temporal analysis of anthropogenic activities in the south-east of Mt. Vesuvius National Park/Original Research Article. *Journal of African Earth Sciences*, October 2016, vol. 122, pp. 63–78.
7. Khalid Mahmood, Syeda Adila Batoool, Muhammad Nawaz Chaudhry. Studying bio-thermal effects at and around MSW dumps using Satellite Remote Sensing and GIS. *Waste Management*, September 2016, vol. 55, pp. 118–128.
8. Pascucci S., Belviso C., Cavalli R.M., Palombo A., Pignatti S., Santini F. Using imaging spectroscopy to map red mud dust waste: the Podgorica Aluminum Complex case study. *Remote Sensing of Environment*, August 2012, vol. 123, pp. 139–154.
9. Brovkina O.V. *Distantionny monitoring antropogennykh narusheniy taezhnoy zony severo-zapada Rossii*. Dis. Kand. Nauk [Remote monitoring of anthropogenic disturbances in taiga north-west zone of Russia. Cand. Diss.]. St.-Petersburg, 2011. 120 p.
10. Aristov M.V. Monitoring of landfill and detection of natural landfills according to satellite imagery. *Geoprofil*, 2009, no. 2, pp. 60–65. In Rus.
11. Pogorelov A.V., Dulepa S.V., Lipilin D.A. The experience of landfills space monitoring in Krasnodar Territory. *Geomatika*, 2013, no. 4, pp. 64–72. In Rus.
12. Aleksandrova L.N., Glinskiy M.L., Zubkov A.A., Danilov V.V., Chertkov L.G. Monitoring subsoil status at the LRW dumping site. *Bezopasnost okruzhayushchey sredy*, 2009, no. 4, pp. 66–70. In Rus.

13. Tien-Ying Kuo, Po-Chyi Su, Cheng-Mou Tsai. Improved visual information fidelity based on sensitivity characteristics of digital images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, October 2016, vol. 40, P. A, pp. 76–84.
14. Linzhi Su, Maoguo Gong, Puzhao Zhang, Mingyang Zhang, Jia Liu, Hailun Yang. Deep learning and mapping based ternary change detection for information unbalanced images. *Pattern Recognition*, March 2017, vol. 63, pp. 1–14.
15. Cheng Liu, Weibin Liu, Weiwei Xing. An improved edge-based level set method combining local regional fitting information for noisy image segmentation. *Signal Processing*, January 2017, vol. 130, pp. 12–21.
16. Kalpana Goyal, Jyoti Singhai. Texture-based self-adaptive moving object detection technique for complex scenes. *Computers & Electrical Engineering*, October 2016, vol. 44, pp. 17–24.
17. Kazaryan M.L., Shakhramyan M.A., Rikhter A.A. The method of automated detection and isolation of waste disposal facilities. *Fundamentalnye issledovaniya*, 2015, no. 8–2, pp. 281–286. In Rus.
18. Mazur A.K., Wählin A.K., Krężel A. An object-based SAR image iceberg detection algorithm applied to the Amundsen Sea. *Remote Sensing of Environment*, February 2017, vol. 189, pp. 67–83.
19. Leichtle T., Geiß Ch., Wurm M., Lakes T., Taubenböck H. Unsupervised change detection in VHR remote sensing imagery – an object-based clustering approach in a dynamic urban environment. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, February 2017, vol. 54, pp. 15–27.
20. Gong Cheng, Junwei H. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, July 2016, vol. 117, pp. 11–28.

Received: 17 February 2017.

Information about the authors

Maretta L. Kazaryan, Cand. Sc., associate professor, head of the department, Financial University at Government of the Russian Federation.

Andrey A. Richter, engineer, Research Institute AEROCOSMOS.

Michail A. Shachramanian, Dr. Sc., professor, Financial University at Government of the Russian Federation, Vladikavkaz Branch; deputy director, Research Institute AEROCOSMOS.