

УДК 528.854

И.Н. Гаркуша, канд. техн. наук, доц.

Государственное высшее учебное заведение „Национальный горный университет“, г. Днепропетровск, Украина, e-mail: igor_garik@ua.fm

ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА РЕЗУЛЬТАТОВ КОНТРОЛИРУЕМОЙ КЛАССИФИКАЦИИ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ КОСМОСНИМКОВ

I.N. Garkusha, Cand. Sc. (Tech.), Associate Professor

State Higher Educational Institution "National Mining University", Dnipropetrovsk, Ukraine, e-mail: igor_garik@ua.fm

IMPROVEMENT OF QUALITY OF THE RESULTS OF CONTROLLABLE CLASSIFICATION OF MULTISPECTRAL SATELLITE IMAGES

Рассмотрена задача различения типов земного покрытия, имеющих сходные спектральные характеристики на мультиспектральном космоснимке, полученных сканером QuickBird-2. Предложен метод различения типов земного покрытия, основанный на методе сегментации наращивания областей и пространственном анализе яркостей пикселей. Представлены результаты обработки участка космоснимка городской застройки реализованным алгоритмом.

Ключевые слова: классификация, мультиспектральный космоснимок, сегментация, яркость пикселя, QuickBird-2

Актуальность работы. Данные дистанционного зондирования (ДЗ) Земли (ДЗЗ) из космоса все чаще применяются для решения широкого круга задач. Например, актуальными являются задачи цифрового картографирования территорий. С этой целью используются космоснимки высокого и сверхвысокого разрешений. Они позволяют оперативно, с высокой точностью выполнять оценку состояния земельных участков, предоставлять актуальную информацию о планах городской застройки, изменениях рельефа местности, проводить мониторинг состояния растительного покрова. Для этих целей наиболее часто используются космоснимки, полученные при помощи съемочной аппаратуры спутников ДЗЗ QuickBird-2, WorldView-2, EO-1, Ikonos, SPOT, а в последний год все чаще со спутника TerraSAR-X.

По спектральному разрешению съемки космоснимки, полученные в процессе пассивного ДЗ, делят на панхроматические, мультиспектральные (многозональные) и гиперспектральные. Выделяют также радарную всепогодную съемку, используемую в процессе активного ДЗ из космоса. Именно панхроматические и мультиспектральные космоснимки сверхвысокого разрешения получили широкое применение для решения задачи цифрового картографирования городских территорий. Кроме того, система радарной съемки TerraSAR-X обеспечивает всепогодную радарную съемку с пространственным разрешением до 1 метра. Однако такая съемка, в силу своей физической природы, представляет большой интерес для выявления изменений рельефа местности, просадок грунта и других подобных задач.

Материалы ДЗЗ способствуют наполнению информацией систем оперативного мониторинга и используются для анализа изменений территорий, вы-

явления различных негативных явлений и процессов. Так, например, периодичность съемки системой QuickBird-2 составляет от одних суток до трех. Актуальными будут съемки, выполненные в различное время года с периодичностью в несколько лет.

Известно, что космоснимки применяют только после выполнения предварительной обработки. Например, выполняются операции геометрической и радиометрической коррекций. До операций, связанных с измерительным процессом, необходимо выполнять трансформирование изображений и перевод их в заданную картографическую проекцию и систему координат. Среди множества различных операций над данными ДЗ (ДДЗ) выделяют операции, связанные с классификацией типов земного покрытия. Цифровая классификация заключается в том, чтобы на основе спектральной информации из различных диапазонов проанализировать каждый пиксел и отнести его к тому или иному классу. Выходными данными классификации являются изображения, представляющие растровые тематические карты. В процессе контролируемой классификации далеко не всегда удается получить удовлетворительные результаты. Очень многое зависит как от действий оператора, так и от выбранного метода, от набора эталонных участков и других факторов. Часто специалисты сталкиваются с тем, что типы земного покрытия, относящиеся к различным классам, имеют похожие спектральные характеристики, что сказывается как на качестве результатов классификации, так и на дальнейших действиях оператора.

Поэтому является актуальной разработка метода повышения качества результатов контролируемой классификации мультиспектральных изображений.

Цель работы. Разработать метод повышения качества результатов контролируемой классификации

мультиспектральних зображень, отриманих системою QuickBird-2.

Исходные данные. В качестве исходных данных выбран фрагмент учебного мультиспектрального снимка городской территории, полученный системой QuickBird-2 с пространственным разрешением 2,4 м (рис. 1).



Рис. 1. Фрагмент мультиспектрального космоснимка QuickBird-2 (синтез каналов 4-3-2) и результат визуальной дешифровки объектов: 1 – городская застройка; 2 – дорога, дорожное покрытие; 3 – луговая/приозерная зеленая растительность; 4 – деревья; 5 – вода с взвесями; 6 – вода; 7 – тень; 8 – пустынная растительность

Задача разделения классов. Результат визуальной дешифровки объектов на снимке представлен на рис. 1. Исходя из результатов видно, что при классификации будут трудности, заключающиеся в различении дорожного покрытия и городской застройки, а также конкретных видов растительности, поскольку их спектральные классы будут пересекаться в пространстве измерений. Для подтверждения этого в программе MultiSpec определены эталонные участки следующих классов: Building (здания), Road (дороги), Vegetation1 (луговая/приозерная растительность), Vegetation2 (деревья), BadWater (вода с взвесями), Water (вода), Shadow (тени), Vegetation3 (пустынная растительность). На рис. 2 представлено распределение эталонных участков на исследуемом изображении, а на рис. 3 – двумерное поле распределения спектральных характеристик эталонных участков в каналах 3 и 4 сканера QuickBird-2.

Как видно из рис. 3, действительно спектральные характеристики объектов из класса Building сильно пересекаются с классом Road, а также плохо различимы объекты из классов Vegetation1 и Vegetation2. Однако, если объекты, связанные с растительностью, еще можно объединить между собой в один класс, то объекты из класса Building и Road являются совершенно разными по контексту и было бы неправильным их объединение в один класс.



Рис. 2. Эталонные участки для классификации, определенные в программе MultiSpec

Задача выделения объектов, имеющих сходные спектральные характеристики и различную тематическую принадлежность, является сложной и актуальной. Вот как комментируют эту проблему специалисты одной из наиболее известных российских компаний ScanEx: “Проблемы, которые приходится решать при тематической интерпретации: излишняя вариабельность и перекрытие спектральных характеристик классов; недостатки „попиксельной“ классификации – необходимость генерализации объектов и удаление „пространственного шума“; нелинейность „тематических“ границ в спектральном пространстве; неполное описание тематики“ [1]. Компания ScanEx предлагает решать подобные задачи при помощи инструмента ScanEx Image Processor, включающего инструмент попиксельного нелинейного классификатора – нейронную сеть прямого распределения.

Очевидно, что если бы существовал некоторый дополнительный признак, позволяющий выполнить разделение классов Building и Road, то задача классификации указанных данных была бы решена. Известно, что признак определяется как функция от значений, содержащихся в одном или более пикселях, и вычисляется так, что численно выражает некоторую значимую характеристику объекта [2]. Классифицируют различные признаки изображений следующим образом [3]:

1. Общие признаки – признаки, не зависящие от приложения. Например, цвет, текстура, форма, которые делятся на:

- 1.1. Признаки пиксельного уровня (вычисляемые в каждом пикселе), например, цвет, положение.
- 1.2. Локальные признаки (вычисляемые в некотором окне или ограниченной области изображения).
- 1.3. Глобальные признаки (вычисляемые по всему изображению), например, гистограмма, среднее значение, дисперсия и др.

2. Предметно-зависимые признаки, зависящие от приложения, например, описывающие лица людей, отпечатки пальцев и т.д. Они формируются на основе общих признаков для конкретной предметной области.

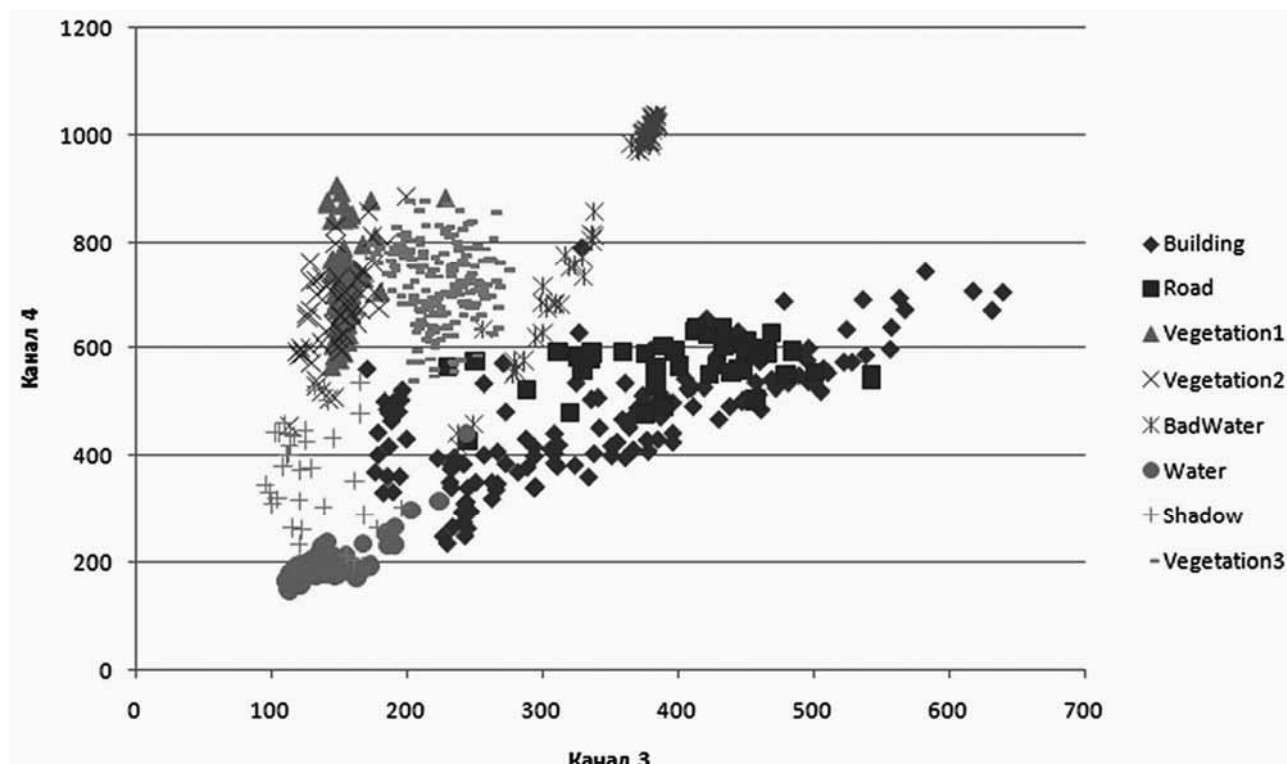


Рис. 3. Двумерное поле распределения спектральных характеристик эталонных участков в каналах 3 и 4 мультиспектрального снимка QuickBird-2

Описание некоторого изображения или каких-то его областей совокупностью признаков позволяет применять дискриминантные методы распознавания образов, поэтому признаковый подход наиболее широко используется в распознавании объектов [4–6] или текстур [7, 8], принадлежащих ограниченному числу классов, т.е. в условиях низкой априорной определенности [9].

Наиболее подходящими для рассматриваемого случая являются общие признаки. Остановимся на цвете и форме исследуемых объектов. Рассмотрим более детально кривые спектральной отражательной способности одного из эталонных участков, относящегося к классу Building, построенные в программе MultiSpec (рис. 4). Видно, что по указанному участку в каналах наблюдается определенная вариация данных отражения.

В ходе исследования отслежено распределение яркостных значений пикселей, представляющих классы Building и Road. Установлено, что яркостные колебания в эталонных участках значительны и поэтому трудно подобрать функциональную зависимость, позволяющую отделить группы пикселей на основании только разброса яркостей в каналах снимка.

Таким образом, выделить группы пикселей, относящихся к определенному классу только по яркости, практически невозможно. Поэтому необходимо учитывать форму. Например, интуитивно понятно, что пиксели, имеющие отношение к дороге, группируются в вытянутый по У-координате объект, а пиксе-

лы, относящиеся к постройкам, имеют форму, близкую к прямоугольной. Задача группирования пикселей решается при помощи методов сегментации. Одним из наиболее известных является метод наращивания областей, предложенный в 1985 г. Хараликом и Шапиро (известен, как метод наращивания областей Харалика) [10].

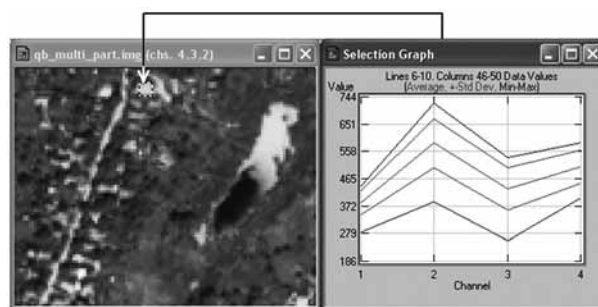


Рис. 4. Кривые спектральной отражательной способности эталонного участка из класса Building

В вышеназванном методе предполагается, что область представляет собой множество связанных пикселей с общим выборочным средним и дисперсией. Авторы предлагают некоторую случайную величину T

$$T = \left[\frac{(N-1)N}{(N+1)} (y - \bar{X})^2 / S^2 \right]^{1/2},$$

где N – количество пикселей в исследуемой области радиуса R ; y – некоторая интенсивность текущего пикселя; \bar{X} – средняя величина выборки; S^2 – разброс [4].

Если значение T достаточно мало, то пиксел y добавляется к области R и значения выборочного среднего и разброса пересчитываются для учета значения y . После этого пересчитываются новое среднее значение и разброс.

Если значение T велико, то это означает, что вероятность принадлежности пикселя y области R мала. Если значение y отличается от всех соседних областей, то этот пиксел принимается в качестве новой области. Более строгий критерий наращивания может требовать не только близости значения y к выборочному среднему соседней области, но и чтобы соседний пиксел из данной области имел значение, достаточно близкое к y .

Данный метод сегментации просто решает условие отнесения того или иного пикселя к известному множеству, исходя из определенного статистического критерия. Однако, он не анализирует форму найденной совокупности пикселей.

Метод различения типов земного покрытия. Предложенный в работе метод базируется на концепции поиска пикселей с заданными яркостными характеристиками и отнесения его к классу Building или Road по критерию его пространственной принадлежности к уже найденным пикселям.

Пусть F – яркостное изображение снимка, полученное по данным каналов 4, 3 и 2 спутника QuickBird-2; pt_i ($pt_i \in F$) – эталонная яркость некоторого i -го пикселя, относящегося к классам Building и Road, рассчитанная как

$$pt(x, y) = f_4(x, y) \cdot 0,229 + f_3(x, y) \cdot 0,544 + f_2(x, y) \cdot 0,114 \quad (1)$$

где $pt(x, y)$ – яркость пикселя с координатами (x, y) ; $f_i(x, y)$ – яркость пикселя в i -м канале сканера.

Тогда пусть имеется некоторая функция пространственного поиска

$$H = H(x, y, x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max}, pt_i, delta),$$

такая, что

$$\begin{aligned} H &= true, \text{ если } b(x, y) \pm delta = pt_i \\ H &= false, \text{ если } b(x, y) \pm delta \neq pt_i \end{aligned} \quad (2)$$

где $b(x, y)$ – яркость какого-либо пикселя из F с координатами (x, y) , найденная по (1); $x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max}$ – координаты граничной области поиска; $delta$ – параметр разброса, допускающий схожесть $b(x, y)$ с pt_i при заданном $delta$.

Алгоритмическая реализация функции H пространственного поиска выполнена на базе рекурсивной процедуры по заданным критериям (2) с учетом 8-ми направлений от каждого пикселя из F (рис. 5).

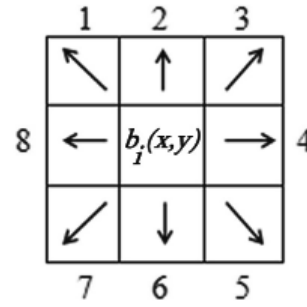


Рис. 5. Направления пространственного поиска

Результат поиска для $b_i(x, y)$ – это количество пикселей, удовлетворяющих (2) по 8-ми направлениям. Экспериментально установлено, что если границы окна поиска заданы такими, при которых область поиска вытянута по y координате, то критерием отнесения к классу Road являлось наибольшее количество найденных пикселей в направлениях 2–6 (рис. 5). Если преобладало количество пикселей в направлениях 4–8, то они были отнесены к классу Building. Другие варианты на тестовом изображении дали менее удовлетворительные результаты.

Результат отнесения пикселей к классам Building и Road, на основе пространственного анализа яркостей, представлен на рис. 6. Параметры поиска: окно размером 5×15 , $delta = 25$, количество пикселей с эталонной яркостью равно 4 (по два от Building и Road соответственно).

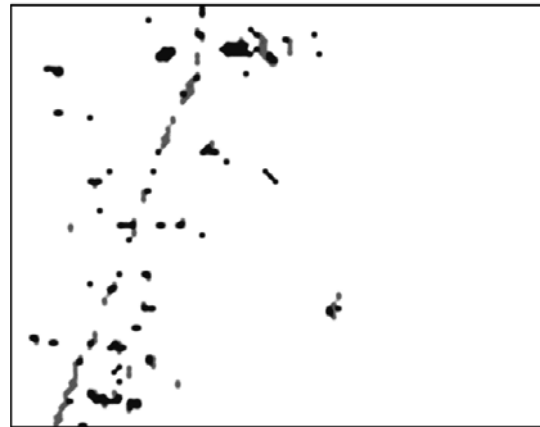


Рис. 6. Результат пространственного поиска (черным цветом выделены пиксели, отнесенные к классу Building)

Полученное тематическое изображение было использовано в качестве дополнительного канала при классификации методом максимального правдоподобия. В табл. 1 и 2 представлены матрицы ошибок классификации для классов Building и Road.

Выводы. Предложенный метод позволил повысить процент отнесения пикселей к классу Road (дороги). Однако, поскольку метод основывается на яр-

костной составляющей, то в процессе анализа пиксели из других классов, имеющих схожие спектральные характеристики, также были идентифицированы, как относящиеся к Building (здания) либо как Road (дороги) (рис. 6). В качестве перспективы развития предложенного метода, можно предложить исключать из анализа те области космоснимка, пиксели которого априори не принадлежат заданным классам, а также использовать аппарат математической статистики для более тонкой настройки отнесения пиксела к определенному классу.

Таблица 1

Матрица ошибок классификации по методу максимального правдоподобия для классов Building и Road

Фактический класс	Расчетный класс	
	Building	Road
Building	88	44
Road	3	38
Всего	91	82
Достоверная точность, %	96,7	46,3

Таблица 2

Матрица ошибок классификации по методу максимального правдоподобия для классов Building и Road с учетом дополнительного тематического раstra

Фактический класс	Расчетный класс	
	Building	Road
Building	77	12
Road	3	32
Всего	80	44
Достоверная точность, %	96,3	72,7

Список литературы

1. Савельев А.А. Современные возможности тематической обработки космических снимков в программе ScanEx Image Processor [Электронный ресурс]: / Савельев А.А. // 4th International Conference “Earth from Space – the Most Effective Solutions”. – Режим доступа: WWW.URL: conference.transparentworld.ru/docs/materials/011209/TrainingHall/processing1/saveluev.pdf. – Название с экрана.
 2. Castleman K.R. Digital Image Processing: New York, Prentice Hall Press / Castleman K.R. - 1996. 667 p.
 3. Lei B.J. On feature extraction from images/ Lei B.J., Hendriks E.A., Reinders M.J.T. // Technical Report, Deliverable 2.1.1.2A+B, MCCWS project, Information and Communication Theory Group. TU Delft. 1999. 57 p.

4. Lei B.J. Affine invariant features from the trace transform/ Lei B.J., Hendriks E.A., Reinders M.J.T. // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2004. V. 26. №1. P. 30-44.
 5. Lowe D. Object recognition from local scale-invariant feature / Lowe D. // Proc. Int. Conf. on Computer Vision. 1999. P. 1150-1157.
 6. Разин И.В. Математическая модель для экспресс-оценки степени сходства изображений / Разин И.В., Тетерин В.В. // Оптический журнал. – 2001. – №11. – С. 33-37.
 7. Kruijinga P. Nonlinear operator for oriented texture / Kruijinga P., Petkov N. // IEEE Trans. on Image Processing. 1999. V. 8. №10. P. 1395-1407.
 8. Portilla J. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients / Portilla J., Simoncelli E.P. // Int. J. of Computer Vision. 2000. V. 40. №1. P. 49-71.
 9. Потапов А.С. Математические методы и алгоритмическое обеспечение анализа и распознавания изображений в информационно-телекоммуникационных системах / Потапов А.С., Гуров И.П., Васильев В.Н. // Всероссийский конкурсный отбор обзорно-аналитических статей по приоритетному направлению „Информационно-телекоммуникационные системы“, 2008. – 46 с.
 10. Linda G. Shapiro Computer Vision: New Jersey, Prentice Hall / Linda G. Shapiro, George C. Stockman. - 2001. 608 p.

Розглянуто задачу розрізнення типів земного покриття, які мають подібні спектральні характеристики на мультиспектральному космоснімку, що отриманий сканером QuickBird-2. Запропоновано метод розрізнення типів земного покриття, заснований на методі сегментації нарощування областей і просторовому аналізі яскравості пікселів. Представлено результати обробки ділянки космоснімку міської забудови реалізованим алгоритмом.

Ключові слова: класифікація, мультиспектральний космоснімок, сегментація, яскравість піксела, QuickBird-2

The paper considers the problem of Earth surface types recognition, with similar spectral characteristics in multispectral satellite imagery obtained by the scanner QuickBird-2. A method of Earth surface types recognition, based on the method of building of areas by segments and spatial analysis of the pixel brightness is proposed. The paper presents the results of processing of satellite imagery of urban area by means of introduced algorithms.

Keywords: classification, multispectral image, segmentation, pixel brightness, QuickBird-2

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук Б.С. Бусигиним. Дата надходження рукопису 14.03.11