

4. Дубинин, В. Н., Вяткин В. В. Формализованное описание и моделирование систем функциональных блоков IEC 61499 // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. – 2005. – № 5 (20). – с. 76–89. – (Технические науки).

5. Дубинин, В. Н., Вяткин В. В. Семантический анализ описаний систем управления промышленными процессами на основе стандарта IEC 61499 с использованием онтологий. // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. – 2010. – № 3 (15). – С. 3–15 – (Технические науки).

6. Руководство пользователя по программированию ПЛК в CoDeSys 2.3. – Kempten: 3S - Smart Software Solutions GmbH, 2008. – 454 S. [www.3s-software.com].

7. Сальников С. Н. Моделирование базисных функциональных блоков IEC61499 в интегрированной инструментальной среде CODESYS (3S) 2.3 // Доклады X научно-практическая конференция ППС ВПИ. – Волгоград: ВолГТУ, 2011.

8. Создание распределенных приложений на основе стандарта IEC61499 и среды программирования контроллеров ISaGRAF [Электронный ресурс]. – URL: <http://isagraf.ru/tehnologiya/isagraf-i-iec61499>.

9. Старых В. А., Дунаев С. Б., Коровкин С. Д. Спецификация и форматы обмена данными в разнородных информационных системах на базе XML-технологий [Электронный ресурс]. – URL: <http://citforum.ru/internet/xml/xmltech/>.

10. Энциклопедия АСУ ТП [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.bookasutp.ru/>.

11. IEC International Standard 61131-3: Programmable Controllers -Part 3. Programming Languages/ Ed.2. – Geneva, Switzerland: The International Electrotechnical Commission, 2003.

12. International Standard IEC 61499. Function blocks for industrial-process measurement and control systems. Part 1: Architecture / International Electrotechnical Commission. – Geneva, 2005. – 111 p.

13. International Standard IEC 61499. Function blocks for industrial-process measurement and control systems. Part 2: Software tool requirements / International Electrotechnical Commission. – Geneva, 2005. – 41 p.

14. IEC 61499 [Электронный ресурс]. – URL : https://en.wikipedia.org/wiki/IEC_61499.

15. Lewis R.W. Programming industrial control systems using IEC 1131-3/ Revised ed. - London, United Kingdom: The Institution of Electrical Engineers, 1998. –329 p.

16. Lewis R.W. Modelling control systems using IEC 61499. Applying function blocks to distributed systems/ Reprinted. -London, United Kingdom: The Institution of Electrical Engineers, 2008. –192 p

17. OpenPCS Infoteam Software GmbH [Электронный ресурс]. – URL: <http://vywww.infoteam.de/>.

18. Petry, Jochen. Modicon Micro Programmierung mit ConCept. – Seligenstadt: AEG Schneider Automation, 1996. – 420 S.

УДК 303.447.3:528.8.04-022.322:528.931.3

МЕТОД ПОСТКЛАССИФИКАЦИОННОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ИЗМЕНЕНИЙ ПОЧВЕННО-РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА

Каримова Гульмира Токтомуратовна, ст.преподаватель кафедры «ИСТТ», Институт Электроники и Телекоммуникаций КГТУ им. И.Раззакова, Кыргызстан, 720044, г.Бишкек, пр. Мира 66, e-mail: k.gulpeace@gmail.com

Аннотация. В данной статье обсуждается пиксел-ориентированный метод выявления изменений почвенно-растительного покрова. Представлены и проанализированы результаты, полученные на основе пост-классификационного метода

Ключевые слова: дистанционное зондирование, методы дешифрирование снимков, изменение почвенно-растительного покрова и землепользовании

CHANGE DETECTION POST-CLASSIFICATION METHOD ANALYSIS OF REMOTE SENSING DATA

Karimova Gulmira, Senior Lecturer of “Information System in Telecommunication” Department, Electronics and Telecommunication Institute, I.Razzkov KSTU, 66, Prospect Mira, 720044 Bishkek, Kyrgyzstan, e-mail: k.gulpeace@gmail.com

Abstract. In this paper is discussed pixel-based approach for multispectral image data processing. Particularly, has done and analyzed post-classification comparison method for change detection.

Key words: change detection, classification, remote sensing data

Разработка методов выявления изменений почвено-растительного покрова (ИПРП) в дистанционном зондировании является одной из непрерывных перспективных программ исследования. Принципы, лежащие в использовании данных дистанционного зондирования (ДДЗ) для выявления изменений в интересующих нас объектах почвенно-растительного покрова – это изменения в спектральном поведении или образах объекта, таких как значение коэффициента отражения или локальная текстура, которые отличны от изменений вызванных другими факторами, такими как, изменения в пространственных и спектральных характеристиках, тематические и временные ограничения, радиометрическое разрешение, атмосферные условия, влажность почвы (Джэнсон, 1983, Сингх, 1989). К настоящему времени разработано не мало методов выявления ИПРП, в зависимости от поставленных задач и требуемых условий. Однако на практике, очень не просто выбрать подходящий метод (Лу, 2004). Исследователи приложили не мало усилий, для разработки различных методов выявления ИПРП включая как традиционные пиксел-ориентированные методы, так и недавно, появившиеся, объектно-ориентированные методы. Пиксел-ориентированный (pixel-based) анализ ДДЗ группируются на преклассификационные методы и методы постклассификационного сопоставления для выявления ИПРП. В настоящей работе будут представлены результаты метода постклассификационного сопоставления.

Метод постклассификационного сопоставления (сравнения является полезным инструментом для извлечения информации о почвенно-растительном покрове и землепользовании. Он является одним из широко используемых методов для выявления ИПРП. Метод требует сравнения двух независимо друг от друга классифицированных снимков. Классификация - это тематическая обработка, которая позволяет производить автоматизированное разбиение снимков на однородные по какому-либо критерию области (классы объектов). Получающееся при этом изображение называется тематической картой. Поскольку обычно выделяют содержательно интерпретируемые классы объектов, то классификацию можно рассматривать как процедуру автоматизированного дешифрирования ДДЗ. Процедура классификации основывается чаще всего на статистическом анализе различных характеристик изображения: пространственных, спектральных или временных. К простейшим полезным пространственным характеристикам относятся: текстура, контекст, форма и структурные соотношения. Под временными характеристиками следует понимать сезонные изменения земных покровов (особенно растительности), которые могут служить их индикаторами. Однако принято считать, что основную информацию о природе объектов на земной поверхности содержат их спектральные характеристики. Поэтому в большинстве известных алгоритмов классификации используются спектральные образы (сигнатуры) типов покрытий

Тематическая карта полученная в результате этих классификаций, показывает матрицу изменений, соответствующей времени T_1 и T_2 .

Существуют два вида классификации: классификация с обучением (supervised classification) и автоматическая (unsupervised classification) или еще в литературе ее можно встретить как кластеризацию.

Математическая реализация классификации с обучением, чаще применяется как метод максимального правдоподобия, имеет седующий вид: для одномерного случая нормальная функция плотности вероятности яркости пикселей f_{ij} для некоторого класса k имеет вид:

$$w_1(f_{ij}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left[-(f_{ij} - \mu_k)^2 / 2\sigma_k^2\right],$$

где (i, j) – координаты пикселя; μ_k – математическое ожидание (среднее значение) яркости для класса k ; $\sigma_k^2 = \langle (f - k)^2 \rangle$ – дисперсия яркости пикселей для класса k .

На практике μ_k и σ_k^2 неизвестны и должны оцениваться по обучающим выборкам.

В многомерном случае обозначим вектор яркости (i, j) пикселя через (f_{ij}) , вектор математического ожидания класса k – через μ_k , корреляционную матрицу через R_k :

$$f_{ij} = \begin{bmatrix} f_{ij1} \\ f_{ij2} \\ \vdots \\ f_{ijn} \end{bmatrix}, \mu_k = \begin{bmatrix} \mu_{1k} \\ \mu_{2k} \\ \vdots \\ \mu_{nk} \end{bmatrix}, R_k = \begin{bmatrix} R_{11k} & R_{12k} & R_{13k} & \cdots & R_{1nk} \\ R_{21k} & R_{22k} & R_{23k} & \cdots & R_{2nk} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{n1k} & R_{n2k} & R_{n3k} & \cdots & R_{nnk} \end{bmatrix}$$

где f_{ijn} – яркость (i, j) пикселя в n -ном спектральном канале; μ_{nk} – математическое ожидание яркости в n -м спектральном канале k -го класса;

$R_{ijk} = \frac{1}{Q-1} \sum_{m=1}^Q [f_{mi} - \mu_{ik}] * [f_{mj} - \mu_{jk}]$, $1 \leq i, j \leq n$ – коэффициент корреляции между яркостями пикселей i -го канала и j -го канала изображения k -го класса. Используя векторную (матричную) форму записи, получим компактное выражение для формулы n -мерной нормальной функции плотности вероятностей:

$$w_n(f_{ij}) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |R_k|^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} (f_{ij} - \mu_k)^T R_k^{-1} (f_{ij} - \mu_k)\right],$$

где $|R_k|$ – определитель корреляционной матрицы; R_k^{-1} – обратная к R_k матрица; $(f_{ij} - \mu_k)^T$ – транспонированный вектор $(f_{ij} - \mu_k)$

Пусть спутниковое сканерное изображение земной поверхности Landsat 4 с 6 спектральными каналами (полосами) рис.1, представляет собой совокупность пикселей, причем яркость (i, j) –го пикселя описывается вектором f_{ij} с n компонентами – значения яркости в каждом канале. Требуется отнести этот пиксел к одному из K классов. Для этого создается обучающая выборка – спутниковое изображение, на котором по наземным данным определены участки, отвечающие различным классам (например, водоемы, сельхозпосевы, городские и сельские застройки). Укажем границы этих классов, при этом происходит обучение, т.е. происходит оценка вектора математического ожидания и корреляционной матрицы для каждого из классов рис 2. Далее производится обработка (классификация) интересующего нас спутникового изображения. Для каждого пикселя программой определяется вектор измерений f_{ij} и в каждом классе k формируются условные плотности вероятностей. Рис.2. Для этого в многомерный нормальный закон распределения подставляются f_{ij} и упомянутые оценки вектора математического ожидания μ_k и корреляционной матрицы R_k . Таким образом, для каждого пикселя формируется K условных плотностей вероятностей, которые сравнивают между собой, определяя максимальную плотность вероятности, позволяющую определить, к какому из классов относится данный пиксел. Полученный результат классификации для снимка Landsat 4 с 6 спектральными каналами (полосами) 1994 года и 2008 года показан на рис. 3.

Автоматическая классификация (unsupervised classification) осуществляется на основе пороговой сегментации ДДЗ. Сущность заключается в простом объединении близких по

яркости областей изображения в небольшое число кластеров. Пусть $F(R)$ -заданная мера однородности области R . Если $R_{12}=R_1 \cap R_2$, то критерий однородности можно задать, потребовав, чтобы выполнялось условие $F(R_{12}) \leq \varepsilon$, где ε – заданный порог.

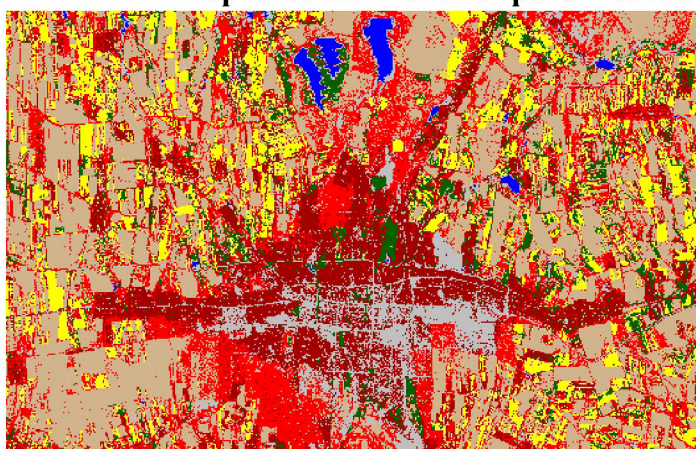
При обработке многоспектральных данных дистанционного зондирования в качестве $F(R)$ выбирают расстояние между пикселями в пространстве яркостей в спектральных каналах по метрике Евклида:

$$F(R) = \left[\sum_{(i,j) \in R} (f_{1ij} - \mu_1)^2 + \sum_{(i,j) \in R} (f_{2ij} - \mu_2)^2 + \sum_{(i,j) \in R} (f_{3ij} - \mu_3)^2 + \dots \right]^{\frac{1}{2}}$$

Здесь f_{1ij} -яркость (i,j) пикселя в 1 канале, f_{2ij} -яркость (i,j) пикселя во 2 канале и т.д.; μ_1 -средняя яркость области в 1-канале, μ_2 -средняя яркость области в 2-канале и т.д.

Результаты классификации на основе математической модели:

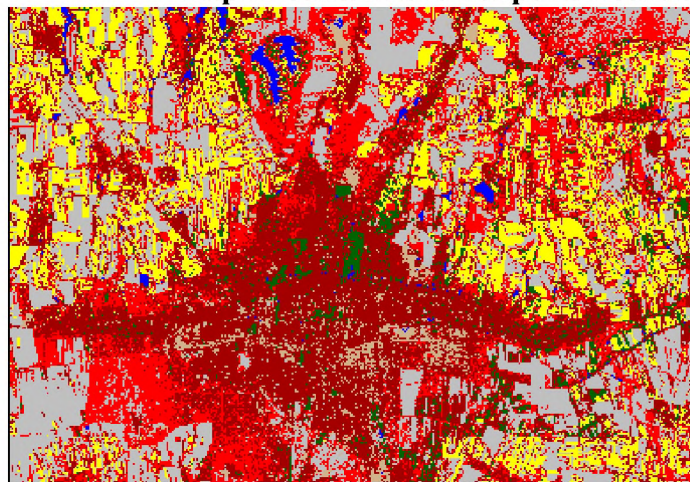
Карты земельного покрова и землепользования за 2006 год



- Обозначения
- Новостройки
 - Городские территории
 - Парковые зоны
 - Промышленные и коммерческие территории
 - Водные площади
 - Сельхоз угодья с урожаем
 - Сельхоз угодья без урожая

Рис.1. Карты земельного покрова и землепользования за 2006 год

Карты земельного покрова и землепользования за 2014 год



- Обозначения
- Новостройки
 - Городские территории
 - Парковые зоны
 - Промышленные и коммерческие территории
 - Водные площади
 - Сельхоз угодья с урожаем
 - Сельхоз угодья без урожая

Рис.2. Карты земельного покрова и землепользования за 2014 год

Таблица 1.

Матрица сходства пикселей классов для снимка Landsat 5TM, 01.08.2006

№	Название класса	Классы проверки								Ср. точность классифик. %	Ошибка процедуры, %	Коефф. Каппа, %
		1	2	3	4	5	6	7	Всего			
1	Новостройки	8	3		1		4	4	20	80	40	0,3333

2	Городские/ составные территории		14				3		17	82,35	82,35	0,7874
3	Парковые зоны			3			1		4	100	75	0,7423
4	Промышленные и коммерческие	1			5			1	7	83,3	71,43	0,6960
5	Водоемы					2			2	100	100	1
6	Сельхоз угодья с урожаем	1					18	1	20	66,67	90	0,8630
7	Сельхоз угодья без урожая							29	29	82,86	96	0,9487

Общая точность классификации составила - 79%. Для визуальной валидации результатов классификации был использован снимок Google Earth от 24.07.2006.

Таблица 2.

Матрица сходства пикселей классов для снимка Landsat 5TM, 03.08.2014

№	Название класса	Классы проверки								Ср.точность классифик. %	Ошибка процедуры, %	Коефф. Каппа, %
		1	2	3	4	5	6	7	Всего			
1	Новостройки	42			1			30	73	97,67	57,53	0,5043
2	Городские/ составные территории	1	54		1	2	8	9	76	100	71,05	0,6470
3	Парковые зоны			3			3		6	100	50	0,4949
4	Индустриальные и коммерческие				2				2	40	100	1
5	Водные площади					1			1	33,33	100	1
6	Сельхоз угодья с урожаем					1	63		63	85,14	100	1
7	Сельхоз угодья без урожая							79	79	66,95	100	1

Общая точность классификации составила – 81,33%. Для визуальной валидации классификации был использован снимок Google Earth от 03.08.2014.

Выводы: Как уже выше было сказано, сходства между пикселями или группами пикселей является основным понятием при проведении классификации. Мы хотим пометить области на поверхности Земли, которые имеют сходные физические характеристики. Поэтому основным вопросом является: насколько хорошо эти характерные особенности класса на снимке отвечают физическим характеристикам этого класса, которые фактически отличают одну категорию от другой? К сожалению, подобного рода семантические проблемы, возникают при нанесении на карту классов городского землепользования, которая состоит в выборе между «городским жилищем» и «легким промышленным зданием», также по своим спектральным характеристикам схожи сухая почва и новостроящиеся населенные пункты, особенно осенью, после уборки урожая. В тоже время весной не возможно дифференцировать некоторые виды сельскохозяйственных растений как кукуруза и табак от лесных массивов, также парковые зоны пока еще с начинающейся листвой и влажной почвой, трудно различимо от воды в канале с содержанием водорослей и седиментами. Очень трудно выявить ИПРП в виду сложного ландшафта, где к примеру, влажная почва будет отлична значением отражательной способности от сухой, колебания в высотности местности и температуры. Из таблицы 1 и 2 сходства пикселей можно увидеть, что ошибочная классификация в основном произошла между классами сельхоз угодья, новостройки, промышленные территории, а также городские территории. Таким образом,

разнородные ландшафты характеризуются тем, что покровы земли трудно разделить по спектральным характеристикам из-за низкого межклассового различия и высокой внутриклассовой вариативности и требуют применения других методов выявления изменений. С учетом средней точности классификации, в результате проделанных расчетов было получено, что общая изучаемая территория составила 86363,55 га. Изменению подверглась территория в 20502,9 га, что составило 23,7%. Основные изменения произошли в результате трансформации сельхозугодий в жилые массивы. Эти изменения к сожалению показывают, потерю сельхоз угодий, которые не только теперь не восстановятся, но и будут играть существенную роль в уменьшении производства сельхоз продукции. Выявление ИПРП играет важную роль в изучении антропологического воздействия на окружающую среду, а также дает пищу для размышления руководителям на национальном, региональном и локальном уровнях, принимать оптимальные решения в землепользовании.

Список литературы

1. Wiemker R., Speck A., Kulbach D. 1997, Unsupervised Robust Change Detection on Multispectral Imagery Using Spectral and Spatial Features. Proceedings of the Third International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, Copenhagen, Denmark. Vol. 1. – P. 640-647.
2. Lillesand T., Kiefer R., John Wiley, 1994, Remote Sensing and Image Interpretation. Sons Publishing, 1994.
3. Jensen J.R. 1996, Introductory Digital Image processing: a Remote Sensing perspective. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall
4. Lu, D., Mausel, P., Batistella, M. and Moran, E., 2005 Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon: a comparative study. International Journal of Remote Sensing, 26, pp.101-104
5. В.Б.Кашкин, А.А. Баскова, Т.В. Рублева, А.С. Власов, Цифровая обработка аэрокосмических изображений. – Красноярск: ИПК СФУ, 2008
6. Роберт А. Шовенгердт Дистанционное зондирование. Методы и модели обработки изображений, 1997
7. И.А.Колтунов, Я.Г. Великая Тематическая обработка изображений с помощью смесевых моделей вероятностных распределений.
8. Ю.А. Журавлев Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации. Проблемы кибернетики. –М.Наука. 1978.-Вып.33, стр. 5-68
9. Е.В. Кочуб, Анализ методов обработки материалов дистанционного зондирования земли. Белорусский государственный университет, Минск
10. Е.А. Вершовский, Разработка методов и алгоритмов кластеризации мультиспектральных данных дистанционного зондирования земли, 2010

УДК:681.51:621.941.2

АВТОМАТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ РЕЖИМАМИ РАБОТ ТОКАРНЫХ СТАНКОВ ПРИ ЧЕРНОВОЙ И ЧИСТОВОЙ МЕХАНИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКЕ.

Муслимов Аннас Поясович доктор технических наук, профессор КРСУ им.Б.Ельцина Бишкек, Кыргызская Республика

Гинятуллина Альмира аспирантка КГТУ им.И.Раззакова 720044, Бишкек, Кыргызская Республика E-mail: almirabari@gmail.com

Трегубов Александр Васильевич кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой «технология машиностроение» КГТУ им.И.Раззакова 720044, Бишкек, Кыргызская Республика

В статье рассмотрены конструкция системы автоматического управления режимами копирования токарем на первичном и отделочных машин, а также определение его основных параметров.