

МЕТОДЫ И СРЕДСТВА ОБРАБОТКИ И ИНТЕРПРЕТАЦИИ КОСМИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ

ДЕШИФРИРОВАНИЕ РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СПЕКТРАЛЬНО-ВРЕМЕННЫХ ПРИЗНАКОВ

© 2012 г. В. С. Марчуков*, Е. А. Стыщенко

Московский государственный университет геодезии и картографии (МИИГАиК), Москва

* E-mail: marchukov@miigaik.ru

Поступила в редакцию 23.12.2010 г.

Статья посвящена исследованию возможностей повышения эффективности дешифрирования растительного покрова земной поверхности автоматизированными методами с использованием временных рядов снимков разных сезонов. Показано, что дешифрирование растительного покрова с использованием сезонного временного ряда (спектрально-временного снимка) позволяет существенно повысить достоверность дешифрирования большинства классов объектов растительного покрова.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, автоматизированное дешифрирование, многозональная съемка

ВВЕДЕНИЕ

Исследование растительного покрова требует актуальной и объективной информации, которая может быть получена путем обработки данных космической съемки. Растительность – наиболее информативный элемент экосистемы и лучше всего отображается на многозональных космических снимках, отражая различные характеристики состояния территории (Бондур, 1995; Бондур, 2006; Бондур, Савин, 1992; Савиных и др., 2000; Шаталов и др., 2007).

Методы дистанционного зондирования (ДЗ) основаны на получении информации о земной поверхности путем регистрации приходящего от нее электромагнитного излучения, отраженного или собственного, в различных частях спектрального диапазона. Возможность распознавания различных объектов и определения их характеристик дистанционными методами обусловлена тем, что поглощение, рассеивание, отражение и излучение электромагнитной энергии в различных зонах спектра специфичны для каждого участка земной поверхности. Анализ спектральных характеристик объектов, структурных и текстурных особенностей изображений позволяет получить информацию для их последующего дешифрирования и интерпретации (Козодеров, 2010).

Спектральные признаки являются основными при обработке многозональных снимков, так как они изначально формализованы при использовании цифровых изображений и легко поддаются формализации путем оцифровки изображений с бумажных и пленочных носителей информации.

Однако, несмотря на то что различные природные объекты обладают специфическими спектральными характеристиками, эти признаки далеко не всегда обеспечивают достоверное разделение разных объектов. Известно (Сухих, 2008; Дистанционное зондирование, 1983), что во многих случаях необходимая информация об объекте фактически содержится во временных (сезонных) изменениях изображений территории. Объединив слои многозональных снимков, полученных в различные моменты времени, в один многослойный снимок, можно получить большую разделимость некоторых классов объектов. Для некоторых классов разделимость может оказаться меньшей, чем на одномоментных снимках.

В настоящей работе приведены результаты изучения возможностей повышения эффективности дешифрирования растительного покрова земной поверхности автоматизированными методами с использованием временных рядов снимков разных сезонов. Для решения этой задачи было проведено экспериментальное дешифрирование нескольких одиночных снимков на одну территорию, полученных в разные сезоны в течение одного года. Проведено экспериментальное совместное дешифрирование этих изображений. Выполнен анализ полученных результатов с целью выяснения, будет ли совместное дешифрирование растительности по нескольким разносезонным снимкам на одну и ту же территорию целесообразнее, объективнее и более достоверным, чем дешифрирование по одиночным снимкам.

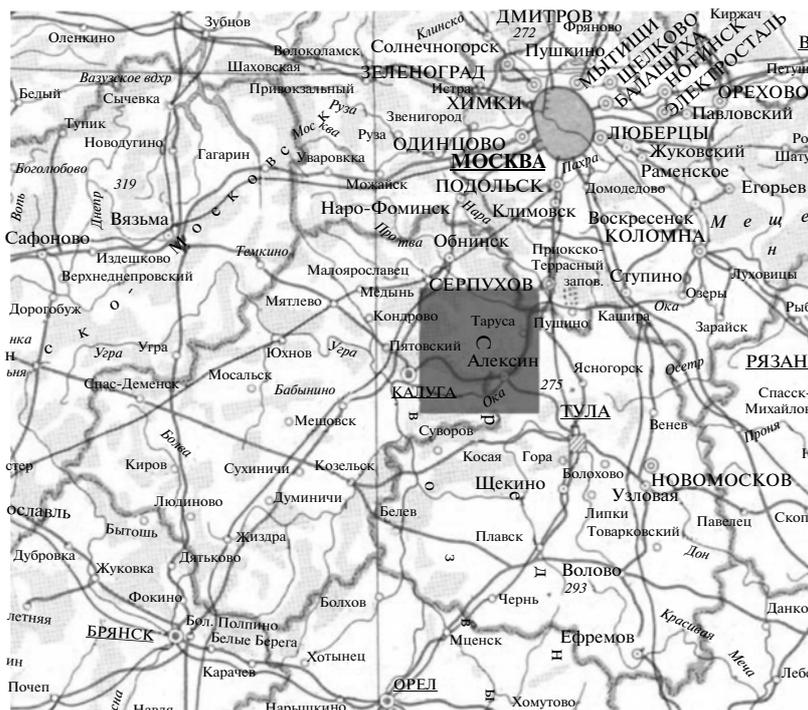


Рис. 1. Исследуемая территория (выделенная область) на карте.

ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

Для исследования были использованы многозональные снимки высокого разрешения с космического аппарата Landsat-5 (Landsat TM). Из бесплатного открытого архива USGS (US Geological Survey) получены снимки на три даты: 29 мая, 14 июня, 17 августа 2007 г. Космические снимки были выбраны на даты (конец весны—лето), обеспечивающие анализ временного ряда в период устойчивого состояния листовенного покрова растительности. Этот временной интервал интересен для исследования достаточно плавным изменением спектральных характеристик, в отличие от снимков в период появления листьев и осенних снимков.

Каждый из трех снимков содержит семь спектральных каналов. Исследованию была подвергнута не вся площадь снимков, а фрагмент территории, безоблачный на снимках на все три даты. В итоге были получены три семислойных изображения размером 1915×2195 пикселей, что соответствует 57450×65850 м на местности.

Для определения набора классов объектов дешифрирования и формирования их тестовых участков в процессе работы использовался картографический материал: топографические карты М 1 : 200000, 1 : 100000, 1 : 50000.

На рис. 1 показана исследуемая территория (выделенная область) на карте, на которой отображены границы административных районов.

Сопоставляемые снимки должны быть геометрически совмещены. Все подобранные космические снимки уже прошли предварительный уровень обработки 1G, т.е. они приведены в проекцию UTM (Zone 37) на эллипсоиде WGS 84 по данным орбитальной привязки. Проверка геометрической идентичности снимков по координатам выбранных опорных точек (перекрестки дорог) показала расхождение не более чем на 7.5 м. На основании этого был сделан вывод об отсутствии необходимости дополнительной геометрической коррекции.

На многозональных снимках отобразился участок земной поверхности, расположенной в центре Европейской части России. На большей части снимков расположена северо-восточная часть Калужской области, на юго-восточной части снимка — северо-западный район Тульской области, небольшой верхний участок снимка занимает юг Московской области.

Для решения задачи совместного дешифрирования снимков временного ряда были соединены семь каналов каждого 29 мая, 14 июня и 17 августа в один спектрально-временной снимок, содержащий 21 слой, RGB-представление которого (каналы 2, 9, 16) показано на рис. 2.

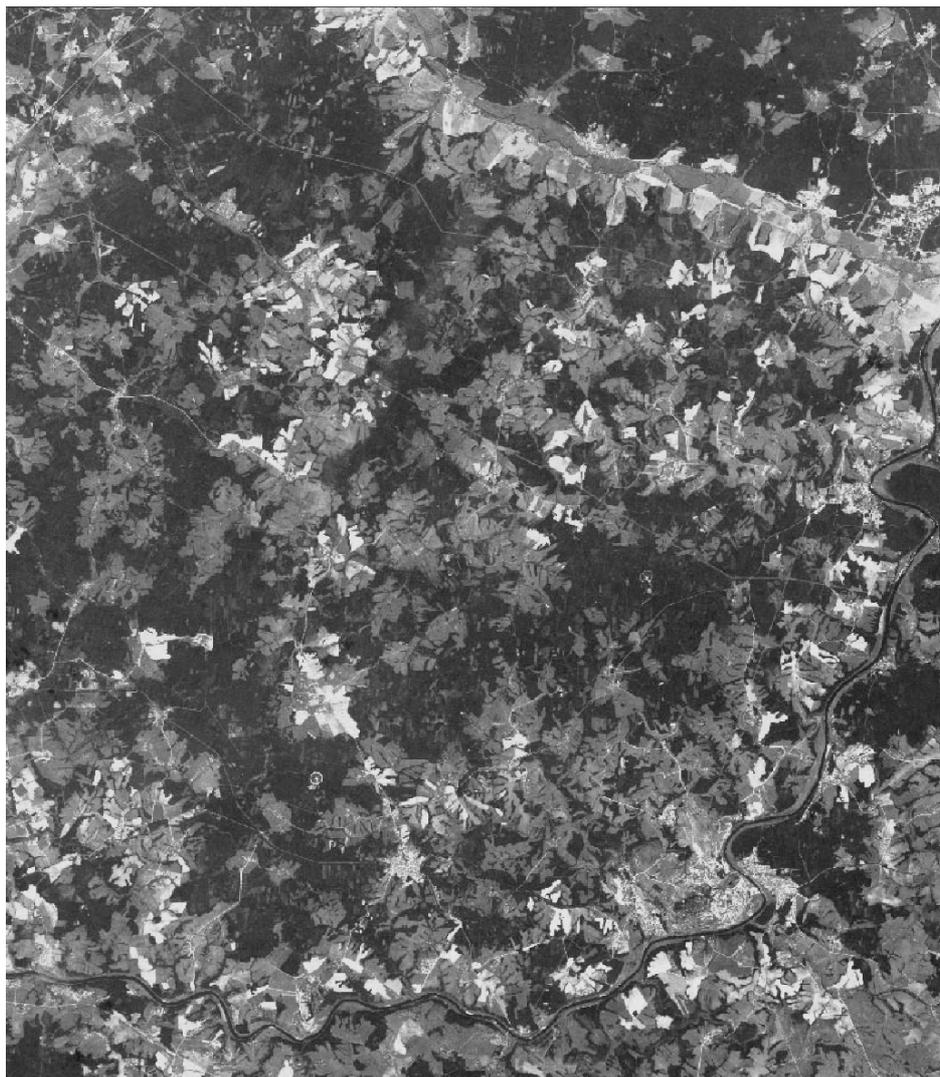


Рис. 2. RGB-представление (каналы 2, 9, 16) спектрально-временного снимка.

МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЯ

Автоматизированное дешифрирование выполнялось путем многоуровневой классификации, обеспечивающей более высокую достоверность распознавания объектов (Марчуков, 2003; Марчуков, 2010). Для выявления площадных объектов растительного покрова по результатам анализа соответствующего картографического материала и выборочных полевых исследований местности были определены тестовые участки. Объекты выделялись автоматизировано, путем контролируемой классификации гиперпараллелепипедным методом и методом максимального правдоподобия. Данный подход обеспечивает высокую достоверность классификации для площадных объектов, однако он неэффективен для выявления застроенных участков территории. Последние характеризуются присутствием различных видов

земных покрытий — таких, как крыши зданий, травяная и древесная растительность, обнаженный грунт, асфальтовые и бетонные поверхности и так далее. Это приводит к большому разбросу значений интенсивности соседних пикселей и пересечению этих значений со статистическими характеристиками большого числа других объектов. Вместе с тем указанная особенность может быть использована для построения модифицированного изображения с контрастированными застроенными участками территории. В данной работе построение такого изображения было осуществлено за счет фильтрации изображения в канале 1 снимка от 17 августа, на котором элементы городской структуры выделяются наиболее четко, скользящим среднеквадратичным отклонением с размером апертуры фильтра 5×5 элементов. Полученное изображение было подвергнуто пороговой обра-

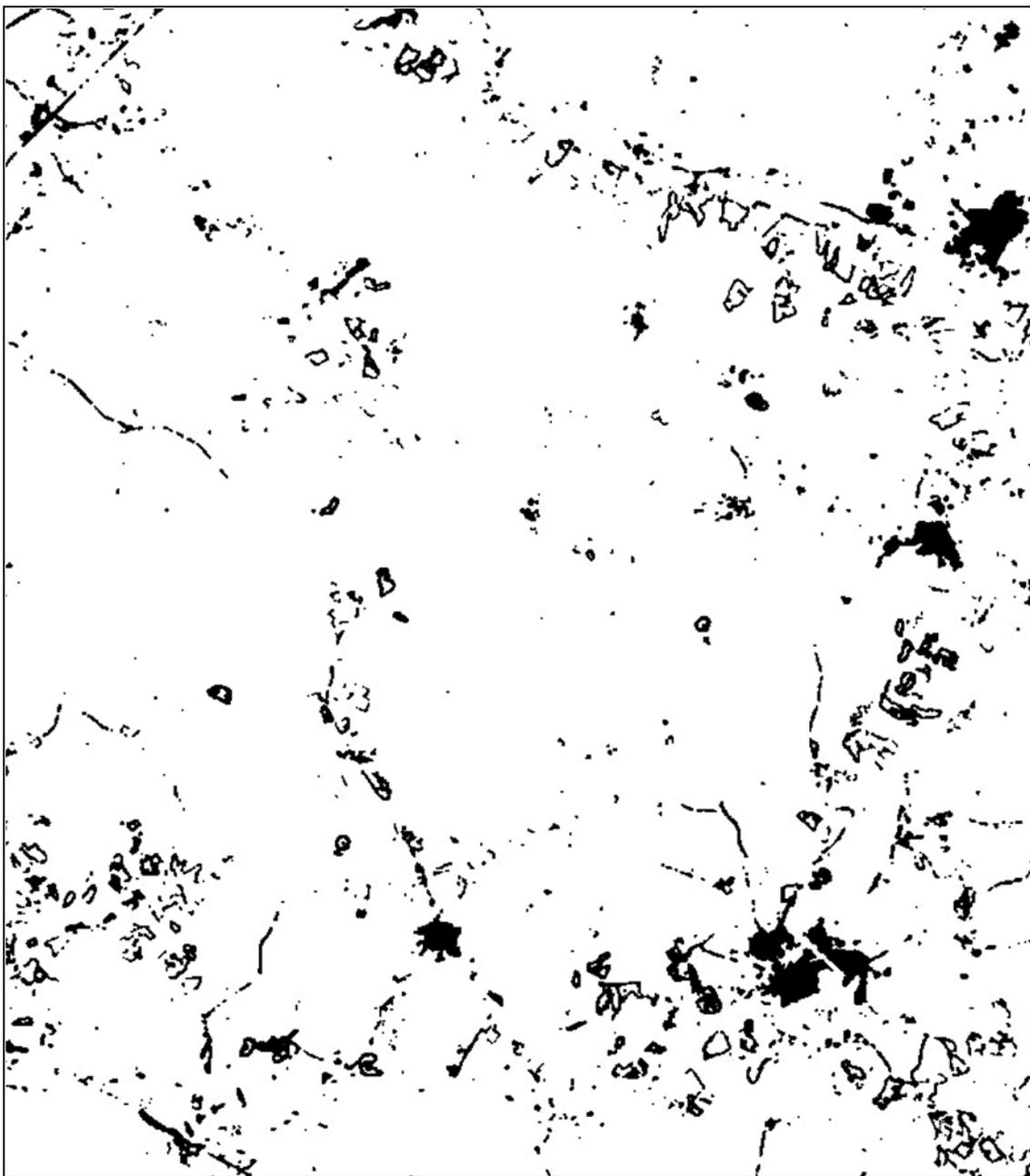


Рис. 3. Бинарная маска исследуемой территории, на которой кодом 0 обозначены населенные пункты, линейные и граничные объекты, кодом 1 – все остальные объекты.

ботке с целью получения бинарной маски (рис. 3), на которой кодом 0 обозначены населенные пункты, линейные и граничные объекты, а кодом 1 – все остальные объекты.

Дальнейшей обработке на всех снимках подвергались пикселы, которые обозначены на полученной бинарной маске кодом 1, пикселы, имеющие значение 0, относились к обобщенному клас-

су населенных пунктов, линейных и граничных объектов.

Для каждого снимка временного ряда и спектрально-временного снимка была проведена контролируемая классификация методом гиперпараллелепипеда. Если пиксел попадал в область перекрытия гиперпараллелепипедов двух и более классов, то отнесение его к тому или иному классу осуществлялось на основе метода максимального



Рис. 4. Результаты классификации снимка от 29 мая 2007 г.

правдоподобия. На рис. 4–7 представлены результаты классификации снимков на 29 мая, 14 июня, 17 августа и спектрально-временного снимка. Единые условные обозначения и выделенные классы объектов представлены в табл. 1.

АНАЛИЗ ПОЛУЧЕННЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

Визуальный анализ результатов классификации с использованием картографического материала и имеющихся снимков сверхвысокого разрешения позволил сделать ряд выводов:

1) дешифрируются объекты гидрографии на одиночных снимках и на спектрально-временном снимке. Широкая река Ока, озера и пруды отделяются хорошо, а реки, которые на снимке изобра-

зились шириной в несколько пикселей, при классификации не проявились;

2) лесные массивы в целом отделились от ненарушенных лугов, с.-х. угодий и других объектов. Дешифрируются хвойные, лиственные, смешанные и молодые леса;

3) отделились ненарушенные луга от с.-х. угодий на снимке от 29 мая и на спектрально-временном снимке; на снимках от 14 июня и 17 августа многие ненарушенные луга определяются как с.-х. угодья;

4) отдешифрировать вырубки по одиночным снимкам не удалось. Многие с.-х. угодья определились как вырубка на всех трех одиночных снимках. Зато на спектрально-временном снимке вырубки и зарастающие вырубки отделились очень четко. Кроме того, достаточно верно определи-

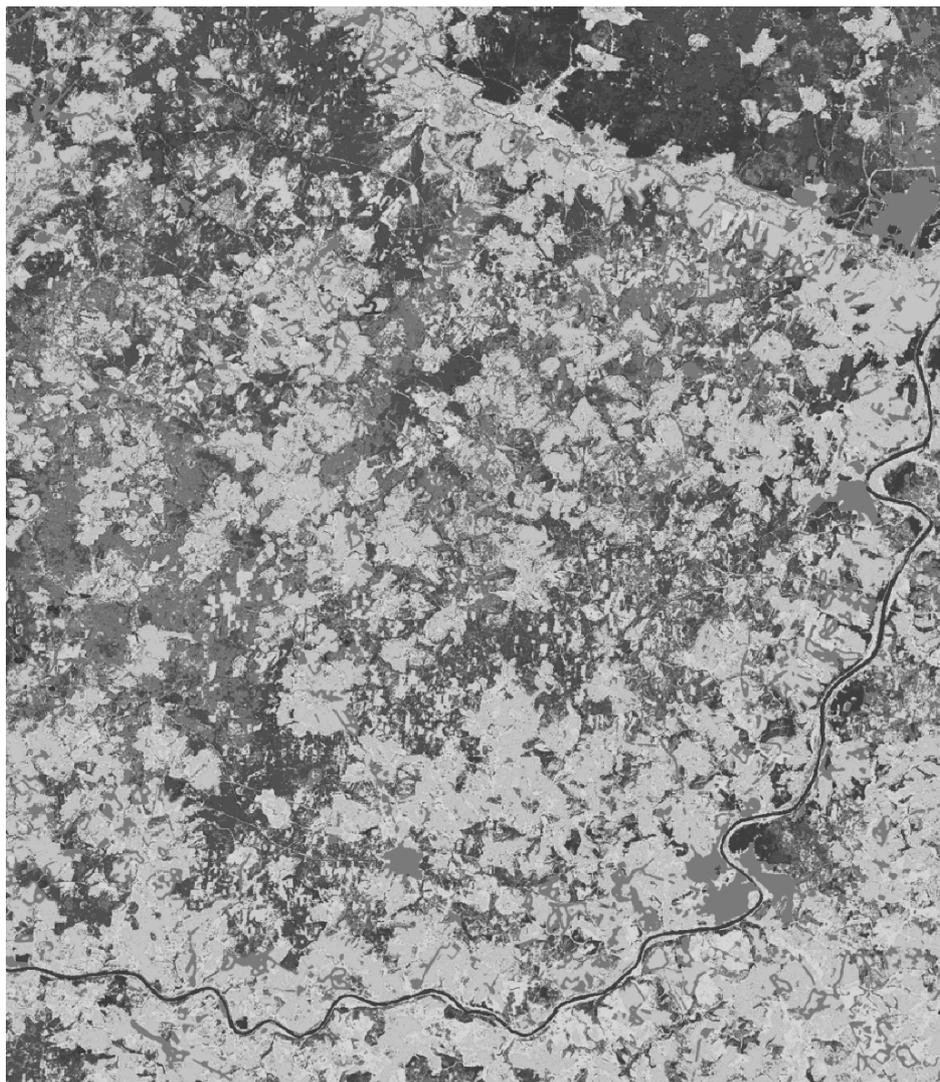


Рис. 5. Результаты классификации снимка от 14 июня 2007 г.

лась вырубка, которая появилась в июне—августе, в мае на этих местах произрастал лес.

Для получения количественных характеристик достоверности результатов классификации по предварительно сформированным контрольным участкам всех дешифрируемых классов объектов были рассчитаны вероятность правильной классификации класса объектов P_1 и вероятность ложной классификации класса объектов P_2 , определяемые следующими выражениями:

$$P_1 = \frac{N_1}{S_{cl}}, \quad (1)$$

где N_1 — количество пикселей, определившихся верно для данного класса, S_{cl} — сумма всех контрольных пикселей данного класса;

$$P_2 = \frac{N_2}{S_{cl}}, \quad (2)$$

где N_2 — сумма пикселей, определившихся как данный класс на всех контрольных участках, не относящихся к данному классу, S_{cl} — сумма пикселей всех контрольных участков, не относящихся к данному классу.

Результаты расчета вероятности P_1 и P_2 для классифицированных снимков от 29 мая, 14 июня, 17 августа и спектрально-временного снимка представлены в табл. 2 и 3 соответственно.

Анализ статистических данных (вероятностей P_1 и P_2) для каждого класса выделенных объектов приводится ниже.

Хвойный лес. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела для июньского и августовско-

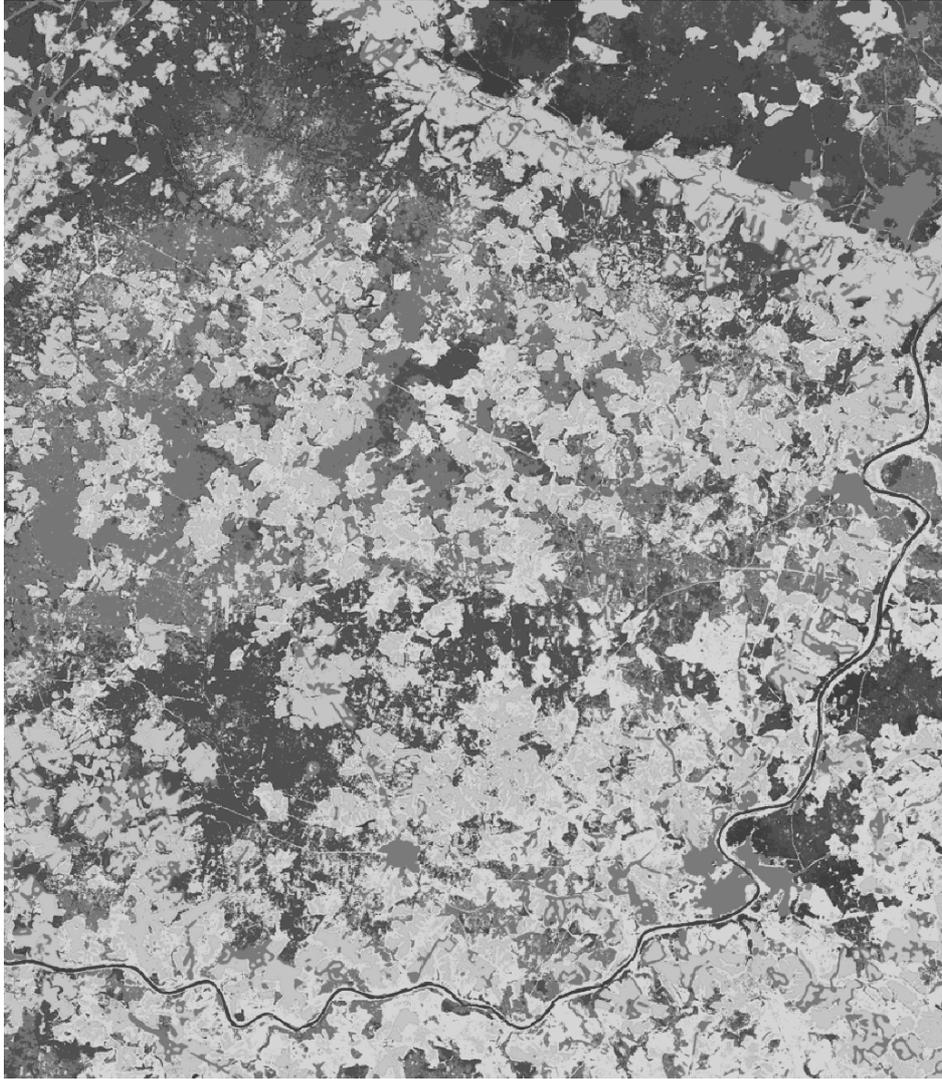


Рис. 6. Результаты классификации снимка от 17 августа 2007 г.

го изображений (93.51% и 90.38% соответственно) выше, чем вероятность правильной классификации спектрально-временного снимка (88.76%). Однако вероятность того, что пиксел на изображении неверно определится как пиксел хвойного леса для июньского и августовского снимка существенно выше, чем для спектрально-временного (4.396% – для июня, 4.979% – для августа и всего 0.18% – для спектрально-временного снимка). На одиночных снимках много пикселей смешанного леса неверно определились как хвойный лес. Можно сделать вывод, что дешифрирование хвойного леса по спектрально-временному снимку более достоверно, чем по одиночным снимкам.

Лиственный лес. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела в контрольных участках лиственного леса по спектрально-временному

снимку выше, чем вероятность P_1 для одиночных снимков. (95.45% – для спектрально-временного снимка и 80.60%, 68.32% и 62.24% – для майского, июньского и августовского снимков соответственно).

На рис. 8 и 9, отражающих распределение пикселей в контрольных областях, мы представляем только по одному участку выборки, всего же их было создано по 7–10 для каждого класса. Диаграмма отклассифицированных пикселей отражает их распределение по всем контрольным областям данного класса. Условные обозначения классов объектов, изображенных на контрольных участках и диаграммах, такие же, как для классифицированных изображений (табл. 1).

Смешанный лес. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела в контрольных областях

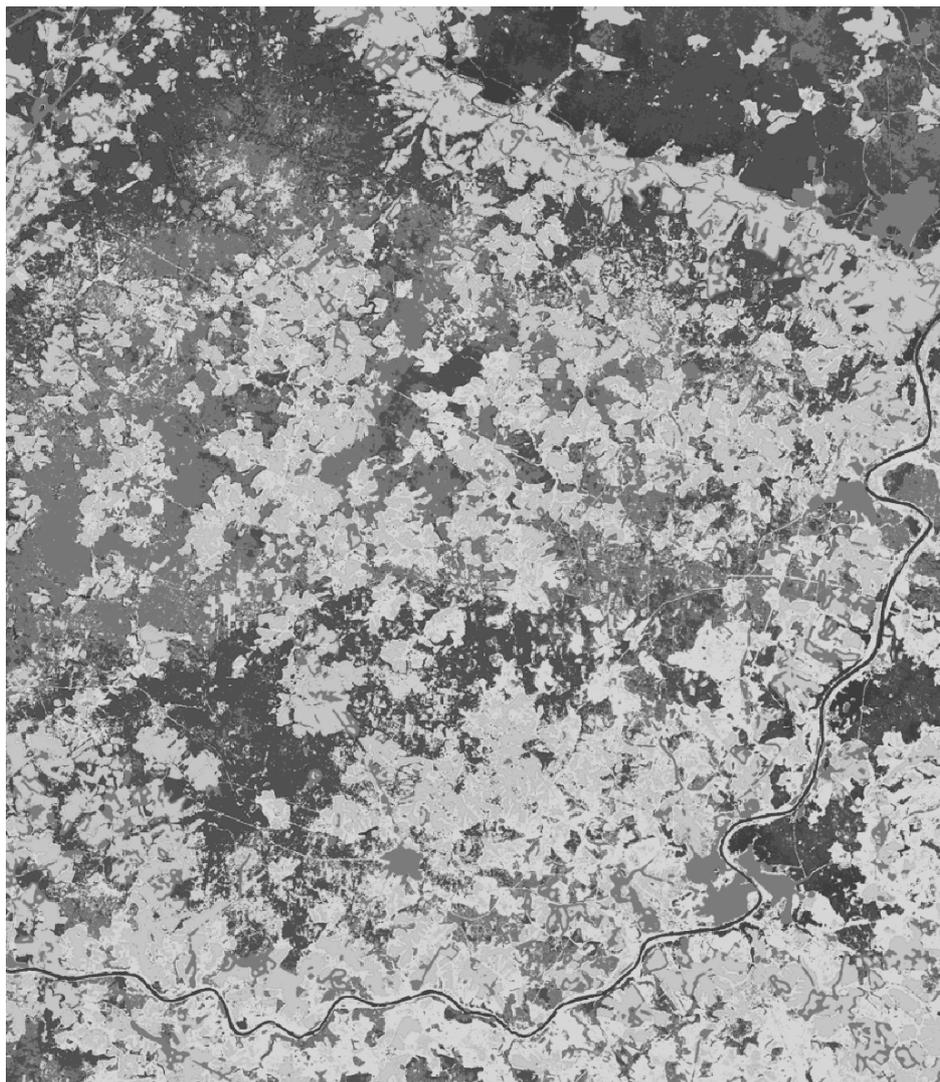


Рис. 7. Результаты классификации спектрально-временного снимка.

смешанного леса по спектрально-временному снимку выше, чем та же вероятность для одиночных снимков (97.88% – для спектрально-временного и 95.76%, 79.31%, 64.77% – для снимков, полученных соответственно в мае, июне и августе).

Ненарушенные луга. Вероятность P_1 в контрольных областях “ненарушенных лугов” по спектрально-временному снимку значительно выше, чем вероятность правильной классификации пиксела в данном классе по одиночным снимкам (94.72% – для спектрально-временного снимка и всего 55.48%, 37.59%, 29.46% – для снимков на 29 мая, 14 июня и 17 августа соответственно). Такая низкая вероятность правильной классификации пикселей ненарушенных лугов по одиночным снимкам обусловлена тем, что по ним объекты данного класса тяжело отделить от с.-х.

угодий и вырубков, а по спектрально-временному снимку можно получить достаточно достоверные результаты дешифрирования ненарушенных лугов.

Сельскохозяйственные угодья. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела в контрольных областях с.-х. угодий по спектрально-временному снимку выше, чем вероятность P_1 для одиночных снимков (96.36% – для спектрально-временного снимка и 64.14%, 85.54%, 52.60% – для майского, июньского, августовского снимков соответственно). Как уже было сказано выше, это обуславливается тем, что по одиночным снимкам с.-х. угодья сложно отделить от ненарушенных лугов, и много вырубков и зарастающих вырубков путаются с ними. Дешифрирование спектрально-временного снимка позволяет существенно увеличить правильность дешифрирования с.-х. угодий.

Молодой лес. Вероятность правильной классификации пиксела в классе “молодого леса” по спектрально-временному снимку несколько ниже вероятности правильной классификации по одиночным снимкам (93.67% – для спектрально-временного снимка и 97.33%, 96.27%, 94.47% – для снимков на 29 мая, 14 июня, 17 августа соответственно). По одиночным снимкам для каждого месяца вероятность P_2 неверного определения любого пиксела на классифицированном изображении как класса молодого леса (5.576% – для майского, 4.162% – для июньского, 6.280% – для августовского) существенно выше этой вероятности для спектрально-временного снимка (0.904%). По одиночным снимкам много пикселей лиственного леса неверно классифицируются как пиксели молодого леса. Следовательно, несмотря на то, что вероятность P_1 для спектрально-временного снимка немного ниже, чем для одиночных снимков, отдешифровать класс молодых лесов более объективно удалось по спектрально-временному снимку.

Объекты гидрографии. Объекты гидрографии отлично дешифрируются как по одиночным снимкам, так и по спектрально-временному снимку (вероятность правильной классификации пикселей в этом классе превосходит 99%). Вероятность того, что пиксели, не относящиеся к классу объектов гидрографии, распознаются как вода, тоже невелика и для одиночных снимков, полученных в мае, июне, августе, и для спектрально-временного снимка.

Вырубки. Вероятность правильной классификации P_1 пиксела класса “вырубки” по спектрально-временному снимку (92.29%) выше, чем по одиночным снимкам, полученным в июне и в августе (78.46% и 44.68% соответственно), но несколько ниже вероятности P_1 для снимка на 29 мая (93.62%). Но это не говорит о том, что дешифровать вырубку лучше по майскому снимку, так как вероятность того, что любой пиксел определится неверно как вырубка, достаточно велика как для майского, так и для летних изображений (0.071% – для спектрально-временного снимка, 3.482%, 1.944%, 4.727% – для одиночных снимков, полученных в мае, июне и августе). Особенно много пикселей, которые априорно принадлежат к классам с.-х. угодий и ненарушенных лугов, определяются на одиночных снимках как вырубка. Количество неверно определившихся пикселей превышает число пикселей, определившихся верно как данный класс. Так, например, в августе 168 пикселей из 376 определились верно, как вырубка (139 пикселей, где должна быть вырубка, обозначились с.-х. угодьями), а 2682 пиксела, где должны быть с.-х. угодья, и 160 пикселей ненарушенных лугов обозначились как вырубка. Исходя

Таблица 1. Условные обозначения классов объектов для классифицированных изображений

	хвойный лес
	лиственный лес
	смешанный лес
	ненарушенные луга*
	с.-х. угодья**
	молодой лес***
	объекты гидрографии
	вырубка
	зарастающая вырубка
	появившаяся вырубка
	населенные пункты, линейные и граничные объекты

Примечание. * класс “ненарушенные луга” состоит из участков луговой растительности, неиспользуемых в год съемки в качестве сенокосов и пастбищ;

** класс “с.-х. угодья” включает в себя пахотные земли, сенокосы и пастбища;

*** класс “молодой лес” – участки, заросшие тонкими, частыми лиственными деревьями.

из полученных результатов, можно сделать вывод, что достоверно определить вырубку по одиночным снимкам невозможно, что мы отметили сразу после визуального анализа классифицированных изображений. При дешифрировании спектрально-временного снимка вероятность правильной классификации вырубки достаточно высокая (92.29%), и в тоже время вероятность того, что другие классы определяются как вырубка, невелика. Для изучения вырубки целесообразно использовать метод дешифрирования сезонного временного ряда изображений.

Зарастающая вырубка. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела в классе “старой” вырубки по спектрально-временному снимку (73.90%) выше, чем вероятность правильной классификации для одиночных снимков (56.35% – для майского, 66.51% – для июньского, 59.82% – для августовского изображений). Также по одиночным снимкам достаточно высока вероятность того, что пиксели с.-х. земель, ненарушенных лугов (особенно в мае и в августе) определяются как класс “зарастающая вырубка”. Для спектрально-временного снимка вероятность P_2 неверного опреде-

Таблица 2. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела в данном классе, %

Класс	29 мая	14 июня	17 августа	Спектрально-временной снимок
хвойный лес	78.94	93.51	90.38	88.76
лиственный лес	80.60	68.32	62.24	95.45
смешанный лес	95.76	79.31	64.77	97.88
ненарушенные луга	55.48	37.59	29.46	94.72
с.-х. угодья	64.14	85.54	52.60	96.36
молодой лес	97.33	96.27	94.47	93.67
объекты гидрографии	99.95	99.95	99.79	99.90
вырубка	93.62	78.46	44.68	92.29
зарастающая вырубка	56.35	66.51	59.82	73.90
появившаяся вырубка	—	—	40.19	90.51

Таблица 3. Вероятность P_2 ложной классификации пиксела как данного класса, %

Класс	29 мая	14 июня	17 августа	Спектрально-временной снимок
хвойный лес	0.462	4.396	4.979	0.180
лиственный лес	0.735	2.660	7.253	0.593
смешанный лес	3.222	7.748	8.441	1.604
ненарушенные луга	2.957	1.972	1.873	1.146
с.-х. угодья	2.879	4.362	4.718	0.502
молодой лес	5.576	4.162	6.280	0.904
объекты гидрографии	0.096	0.017	0.000	0.002
вырубка	3.482	1.944	4.727	0.071
зарастающая вырубка	1.663	0.168	1.156	0.018
появившаяся вырубка	—	0.010	4.163	0.000

ления любого пиксела на классифицированном изображении как зарастающей вырубки совсем невелика (0.018%).

На рис. 8 изображены диаграммы отклассифицированных пикселов контрольных участков лиственного леса, смешанного леса, ненарушенных лугов, с.-х. угодий, зарастающих вырубок для каждого классифицированного изображения.

Появившаяся вырубка. Класс “появившаяся вырубка” представляет те участки леса, которые в мае были еще лесом, а в последующие месяцы были вырублены. Некоторые новые вырубки появились уже к 14 июня, но их не так много, как в августе. На классифицированном спектрально-временном снимке этот класс скорее представляет собой динамику изменения лесной растительно-

сти. Хотя мы и создали контрольные участки появившейся вырубки, но отнести их мы можем только к снимку на 17 августа и к спектрально-временному снимку. На августовском снимке класс появившаяся вырубка является по сути таким же, как класс “свежая” вырубка. Вероятность P_1 правильной классификации пиксела свежей вырубки по августовскому снимку составляет всего 40.19%, а вероятность того, что любой другой класс определится, как класс свежей вырубки, очень велика (4.163%) — всего проявилось 2536 пикселов вырубки, из них только 127 определены верно. Это подтверждает тот вывод, который мы сделали для класса “свежая” вырубка, — что определить достоверно вырубку по одиночным снимкам невозможно. По спектрально-временно-

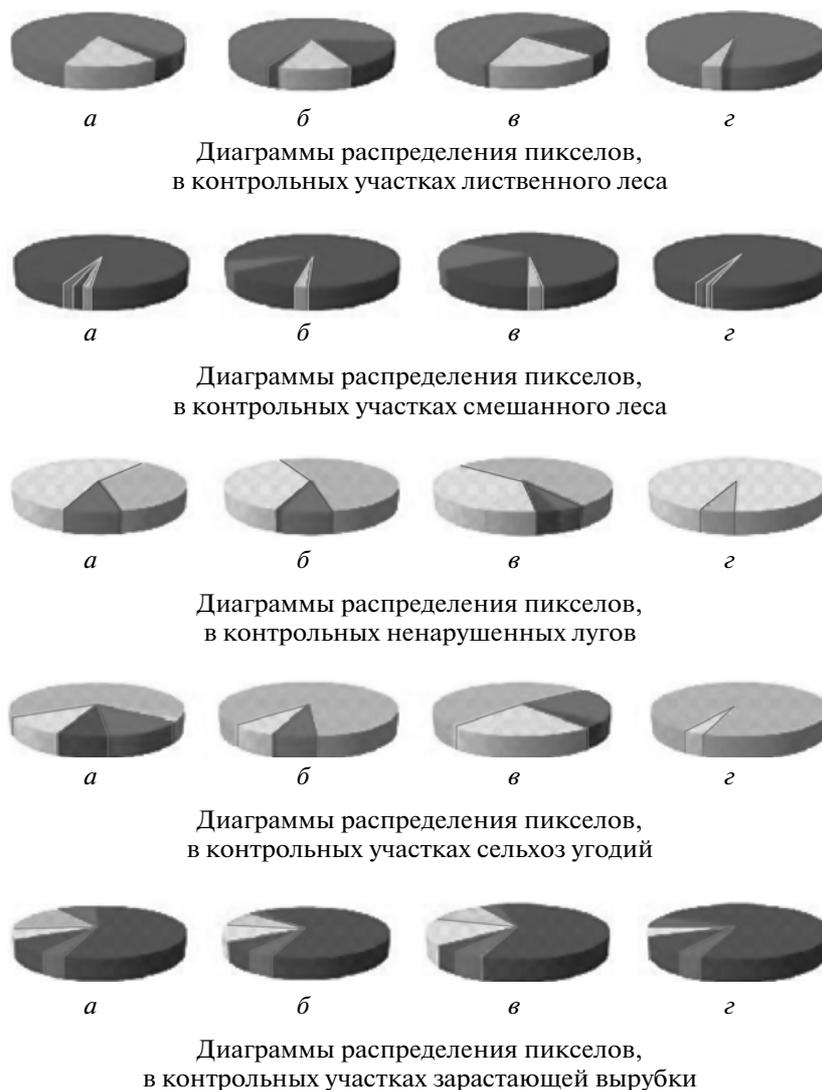


Рис. 8. Диаграммы распределения пикселей в контрольных участках классов объектов: *a* – 29 мая, *б* – 14 июня, *в* – 17 августа, *г* – для спектрально-временного снимка.

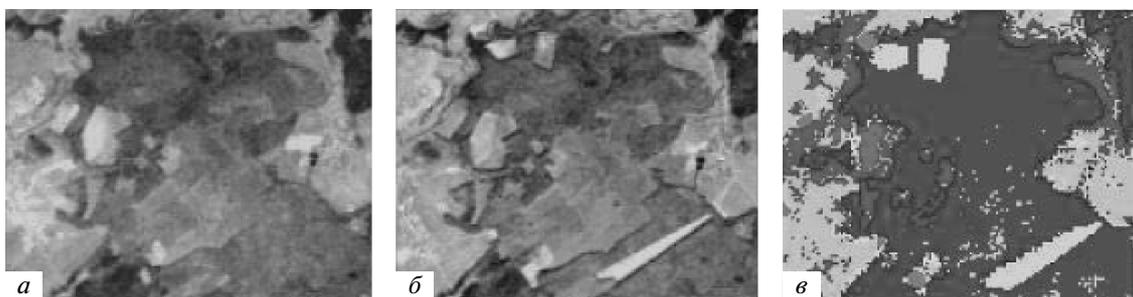


Рис. 9. Участки снимков: *a* – 29 мая, *б* – 17 августа, *в* – классифицированного спектрально-временного снимка.

му снимку можно не только правильно отдешифровать вырубку, но и достаточно точно проследить динамику изменения растительности.

На рис. 9 изображен участок снимков на 29 мая и 17 августа, где появилась вырубка, и результат классификации спектрально-временного снимка.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что дешифрирование растительного покрова с использованием сезонного временного ряда (спектрально-временного снимка) позволяет существенно повысить достоверность дешифрирования большинства классов объектов растительного покрова. Для ряда классов объектов (вырубки, с.-х. угодья, ненарушенные луга) использование одиночных снимков не обеспечивает достижения приемлемых значений достоверности дешифрирования. Решение задач выделения этих классов возможно только с использованием сезонного временного ряда снимков.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Бондур В.Г., Савин А.И.* Концепция создания систем мониторинга окружающей среды в экологических и природно-ресурсных целях // Исслед. Земли из космоса. 1992. № 6. С. 70–78.
- Бондур В.Г.* Принципы построения космической системы мониторинга Земли в экологических и природно-ресурсных целях // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. 1995. № 1–2. С. 14–38.
- Бондур В.Г.* Основы аэрокосмического мониторинга окружающей среды. Курс лекций. М.: МИИГАиК, 2006. 369 с.
- Дистанционное зондирование. Количественный подход / Под ред. Свейн Ф., Дейвис Ш. М.: Недра, 1983. 415 с.
- Козодеров В.В., Дмитриев Е.В.* Аэрокосмическое зондирование почвенно-растительного покрова: модели, алгоритмическое и программное обеспечение, наземная валидация // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 1. С. 69–86.
- Марчуков В.С.* Дешифрирование многозональных аэрокосмических изображений с использованием структурно-пространственной информации // Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка. 2003. № 6. С. 54–66.
- Марчуков В.С.* Автоматизированные методы оценки динамики пространственного распределения растительного покрова и грунтов по данным дистанционного мониторинга // Исслед. Земли из космоса. 2010. № 2. С. 63–74.
- Савиных В.П., Малинников В.А., Цыпина Э.М., Сладкопевцев С.А.* География из космоса. М.: МИИГАиК, 2000. 324 с.
- Сухих В.И.* Основные направления развития дистанционных методов изучения лесов и оценки их состояния в России // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса: физические основы, методы и технологии мониторинга окружающей среды, потенциально опасных явлений и объектов / Под. ред. Лупяна Е.А., Лавровой О.Ю. Вып. 5. Т. 2. М.: Азбука–2000, 2008. С. 352–357.
- Шаталов А.В., Жирин В.М., Сухих В.И., Эйдлина С.П., Галкин В.С.* Анализ информативности космических снимков высокого разрешения QuickBird // Докл. IV между. конф. Аэрокосмические методы и геоинформационные системы в лесоведении и лесном хозяйстве. М.: ГОУ ВПО МГУЛ, 2007. С. 168–174.

Interpretation of Vegetation Using Spectral-Temporal Characteristics

V. S. Marchukov, E. A. Stytsenko

Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow

The article deals with the study of efficiency interpretation vegetation cover the earth's surface by automated methods with applications using time-series images of different seasons. Shown that the interpretation of vegetation cover using seasonal time series (spectral-temporal image) allows you to significantly improve the reliability of interpretation of the majority of classes of objects of vegetation.

Keywords: remote sensing, automated interpretation, multi-spectral image