

## **Возможности распознавания сельскохозяйственных угодий с использованием методики совместной автоматизированной обработки разносезонных многозональных космических изображений**

**Е.А. Стыцenco**

*Московский государственный университет геодезии и картографии, 105064, Москва, Россия  
E-mail: ekaterina\_stytsenko@mail.ru*

В статье описаны возможности распознавания типов сельскохозяйственных угодий (пашня, залежь, кормовые угодья) и оценки их состояния (зарастание древесно-кустарниковой растительностью) с использованием методики автоматизированного дешифрирования разносезонных многозональных космических изображений. В работе были подобраны данные прибора OLI, установленного на спутнике Landsat 8, на исследуемую территорию и сформированы несколько зонально-временных изображений, состоящих из различных комбинаций разного количества (от двух до шести) изображений, полученных во все сезоны одного года. Каждое полученное зонально-временное изображение, а также одиночные разносезонные изображения, обрабатывались независимо с последующей количественной оценкой полученных результатов. Автоматизированная обработка включала следующие этапы: предварительная обработка космических изображений, создание зонально-временных изображений, проведение контролируемой классификации методом максимального правдоподобия, количественная оценка достоверности результатов обработки, основанная на построении матриц ошибок классификации и расчете обобщающих показателей достоверности, таких как общая точность классификации, индекс каппа Коэна и других. Количественная оценка достоверности результатов автоматизированного дешифрирования одиночных разносезонных и зонально-временных изображений показала, что совместная обработка нескольких разносезонных изображений позволяет существенно повысить как общую достоверность классификации, так и точность верного определения пикселей классов сельскохозяйственных угодий. Кроме того, использование разносезонных изображений имеет преимущества на этапе формирования обучающей выборки, так как сравнение состояния сельскохозяйственных угодий в разное время года по нескольким разносезонным изображениям позволяет более достоверно выбрать эталонные участки сельскохозяйственных угодий.

**Ключевые слова:** Landsat 8 OLI, зонально-временные изображения, совместная обработка разносезонных изображений, классификация многозональных изображений, количественная оценка достоверности автоматизированного дешифрирования, сельскохозяйственные угодья, зарастание сельскохозяйственных угодий

*Одобрена к печати: 25.09.2017  
DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-172-183*

### **Введение**

Для обеспечения устойчивого развития сельского хозяйства как составляющей агропромышленного комплекса необходимо наличие объективной и актуальной информации о состоянии сельскохозяйственных земель. Оперативным источником информации о состоянии сельскохозяйственных угодий являются космические системы дистанционного зондирования Земли. Развитие технологий автоматизированной обработки дистанционной информации позволяют повысить эффективность картографирования сельскохозяйственных угодий, достоверность и объективность оценки и анализа состояния земель.

В связи с широким распространением процессов забрасывания сельскохозяйственных угодий на территориях с умеренным климатом, связанных с увеличением урожайности на продуктивных землях и увеличением импорта сельскохозяйственной продукции из других регионов, в разных странах мира по данным дистанционного зондирования проводятся исследования, направленные на оценку площадей пахотных и заброшенных земель (Alcantara et al., 2013; de Beurs, 2014; Estel et al., 2015).

В России выявлением задействованных в сельскохозяйственном обороте земель автоматизированными методами на уровне всей страны занимаются в Институте космических исследований РАН (Барталев и др., 2011, 2016; Плотников, Барталев, Лупян, 2010). Для картографирования пахотных земель в масштабе страны применяются многолетние временные ряды измерений спектральной яркости земной поверхности радиометром MODIS со спутника Terra. В качестве признаков распознавания используются различные индексы, построенные на основе многолетних рядов перпендикулярного вегетационного индекса, значение которого рассчитывается в двумерном пространстве значений коэффициентов спектральной яркости красного и ближнего инфракрасного диапазонов как евклидово расстояние от данной точки до линии почв.

Сравнительно большой размер пикселя: 250×250 м (<https://modis.gsfc.nasa.gov/about/specifications.php>) — ограничивает применение результатов мелким масштабом картографирования. Космические снимки сверхвысокого разрешения, на которых распознавание различных типов сельскохозяйственных угодий не представляет затруднений, не всегда доступны из-за их высокой стоимости. Для оценки состояния и использования сельскохозяйственных угодий на уровне муниципальных образований предлагается использовать изображения, полученные с космического спутника Landsat, имеющие пространственное разрешение 30 м (Самсонова и др., 2015).

В работе (Стыценко, 2016) описана методика распознавания объектов растительного покрова с использованием совместной обработки нескольких разносезонных космических изображений Landsat 8 OLI. Применение данной методики позволяет повысить достоверность дешифрирования объектов растительного покрова, в том числе сельскохозяйственных угодий.

### **Распознавание сельскохозяйственных угодий с использованием методики автоматизированного дешифрирования разносезонных зональных космических изображений**

Исследование было проведено на территории Кольчугинского района Владимирской области, для которого характерно примерно равное распределение площадей лесных и сельскохозяйственных угодий. В соответствии с межгосударственным стандартом ГОСТ 26640–85 «Земли. Термины и определения» к сельскохозяйственным угодьям относятся пашни, залежи, многолетние насаждения, кормовые угодья (сенокос и пастбища).

Сельскохозяйственные угодья Кольчугинского района повсеместно подвержены процессам зарастания древесно-кустарниковой растительностью. По данным Федеральной службы государственной статистики в 2014 г. площадь Кольчугинского района составляла 117 002 га, площадь сельскохозяйственных угодий — 46 842 га, из которых 31 022 га — площадь пахотных земель, 7069 га — площадь кормовых угодий. Посевная же площадь составляла лишь 14 937 га. Распределение посевной площади по сельскохозяйственным культурам в 2014 г. приведено в *табл. 1*.

Таблица 1. Посевные площади сельскохозяйственных культур Кольчугинского района Владимирской области, 2014 г. ([www.gks.ru/free\\_doc/new\\_site/bd\\_munst/munst.htm](http://www.gks.ru/free_doc/new_site/bd_munst/munst.htm))

<i>Сельскохозяйственная культура</i>	<i>Площадь, га</i>
Зерновые культуры, в том числе	2694
• пшеница озимая	632
• пшеница яровая	361
• ячмень яровой	521
• овес	1026
Зернобобовые культуры	150
Технические культуры (рапс яровой)	397
Картофель	743
Овощи (без высадков)	492
Кормовые культуры, в том числе	9557
• кукуруза на корм	1120
• культуры кормовые на силос (без кукурузы)	693
Однолетние травы	172
Многолетние беспокровные травы посева текущего года	732
Вся посевная площадь, га:	14937

Для исследования были подобраны шесть многозональных изображений на территорию Кольчугинского района Владимирской области 2014 г., полученные 24 января, 29 марта, 9 мая, 12 июля, 20 августа, 21 сентября с космического спутника Landsat 8 OLI (30 м в спектральных каналах Coastal/Aerosol (0,435–0,451 мкм), Blue (0,452–0,512 мкм), Green (0,533–0,590 мкм), Red (0,636–0,673 мкм), NIR (0,851–0,879 мкм), SWIR-1 (1,566–1,651 мкм), SWIR-2 (2,107–2,294 мкм), Cirrus (1,363–1,384 мкм)) (<https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-data-continuity-mission/>). Данные взяты из открытого архива геологической службы США — US Geological Survey (<http://earthexplorer.usgs.gov/>). Для подбора данных был использован спутниковый сервис Vega-Science (<http://sci-vega.ru/maps/>), обладающий широким функционалом и удобным интерфейсом (Лупян, Барталев, Толпин, 2015).

Для решения задачи совместного дешифрирования было создано 13 зонально-временных изображений, представляющих собой комбинации разного количества (2–6) многозональных разносезонных изображений Landsat 8, полученных в 2014 г. (табл. 2). Для проведения исследования были использованы каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2.

При создании карты растительности было выделено 11 классов, в том числе три класса сельскохозяйственных угодий: пашни, залежи, кормовые угодья; два класса сельскохозяйственных угодий, зарастающих древесно-кустарниковой растительностью, представляющих собой поросль леса с различной сомкнутостью крон (~10–30% и ~30–80%), названные, соответственно, молодой лес 1 и молодой лес 2.

Для каждого изображения Landsat 8 OLI и 13 зонально-временных изображений была проведена контролируемая классификация методом максимального правдоподобия.

Методы контролируемой классификации требуют наличия готовых обучающих данных — сигнатур классов (Чабан, 2013). Обучающие данные были получены по оконтуренным

на изображении эталонным участкам. При формировании обучающей выборки к эталонным участкам были отнесены те группы пикселей, которые можно уверенно отнести к определенному классу на основании всей совокупности признаков (спектральных, динамических, текстурных) с учетом их конфигурации и расположения.

Таблица 2. Характеристика зонально-временных изображений, составленных из разносезонных космических изображений Landsat 8 OLI

<i>Состав зонально-временного изображения</i>	<i>Количество изображений в зонально-временном изображении</i>	<i>Количество каналов в зонально-временном изображении</i>
1. Июль+август	2	12
2. Май+сентябрь	2	12
3. Май+июль+август	3	18
4. Июль+август+сентябрь	3	18
5. Май+июль+сентябрь	3	18
6. Март+июль+август	3	18
7. Январь+июль+август	3	18
8. Январь+май+сентябрь	3	18
9. Май+июль+август+сентябрь	4	24
10. Январь+март+июль+август	4	24
11. Март+май+июль+август+сентябрь	5	30
12. Январь+май+июль+август+сентябрь	5	30
13. Январь+март+май+июль+август+сентябрь	6	36

При формировании обучающих данных одной из наиболее сложных задач является отделение пашни от залежи. Залежи обладают набором специфических свойств, что осложняет их выявление по материалам спутниковых наблюдений. Различный возраст залежных земель, наличие следов распашки на молодых залежах, малые размеры отдельных залежных территорий существенно осложняют их идентификацию (Маринина и др., 2013). Зачастую залежи имеют признаки дешифрирования пашен, но структура изображения менее четкая.

Для обеспечения репрезентативности обучающей выборки эталонные участки выбирались с использованием следующих «приемов».

1. Проводился вспомогательный анализ изображений высокого разрешения, полученных из открытых геопорталов Google.Карты, Яндекс.Карты, позволяющий проанализировать текстуру растительного покрова сельскохозяйственных угодий, определить начало процесса зарастания угодий древесно-кустарниковой растительностью, часто характерного для залежей, который по изображениям с более низким пространственным разрешением отследить сложнее или вовсе невозможно.

2. Сравнивалось состояние сельскохозяйственных угодий в разное время года по нескольким разносезонным изображениям. Визуальный анализ сезонной серии синтезированных изображений позволяет более достоверно выбрать эталонные участки



сельскохозяйственных угодий. Пахотные земли часто будут иметь более резкие цветовые переходы, связанные с распашкой земли и уборкой урожая в отличие от залежей (рис. 1).

3. Осуществлялась многоуровневая обработка зонально-временного изображения — комбинации четырех разносезонных изображений в разные дни (09.05, 12.07, 20.08, 21.09), которые составлялись из изображений Landsat 8, охватывающих период вегетации. На первом этапе при контролируемой классификации классы *пашня* и *залежи* были объединены в один класс. На втором этапе полученный класс *пашня и залежь* был подвергнут неконтролируемой классификации алгоритмом Isodata с разбиением на четыре класса с целью дальнейшего выбора участков, однородных по индексу определенного класса, и интерпретации этих участков как классов *пашня* или *залежь* для более достоверного формирования обучающей выборки и проведения дальнейших итоговых контролируемых классификаций всех одиночных и зонально-временных изображений методом максимального правдоподобия.

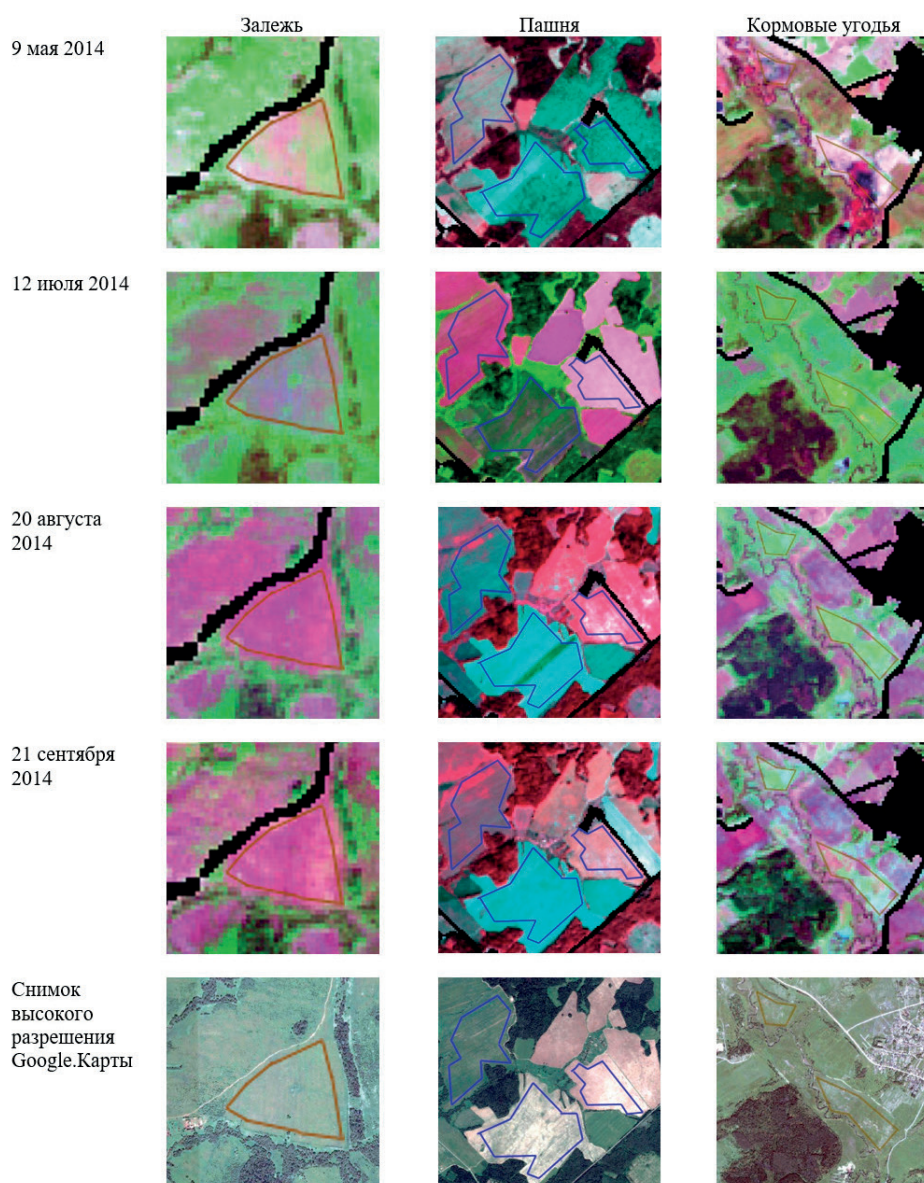


Рис. 1. Фрагменты синтезированных разносезонных изображений и изображений высокого разрешения с границами эталонных участков пашни, залежи и кормовых угодий (комбинация каналов: SWIR-1, NIR, Red)

Оценка репрезентативности обучающих данных проводилась анализом гистограмм распределения яркости сигнатур классов и разделимости обучающих выборок в спектральном пространстве. Анализ разделимости сигнатур пар классов в пространстве признаков пары каналов NIR-SWIR-1, имеющей наиболее широкую диаграмму рассеяния, каждого разносезонного изображения, показал, что классы пашня, залежь и кормовые угодья лучше всего разделяются по изображениям, полученным в июле, августе (сигнатуры классов имеют наименьшее пересечение).

### Оценка достоверности результатов классификации

При исследовании проводилась оценка достоверности результатов классификации методом, основанным на построении матрицы ошибок классификации (Лурье, 2008; Попов, 2007; Congalton, 1991), представляющей собой распределение пикселей, верно или неверно определившихся при классификации как тот или иной класс. Для каждого класса была создана опорная выборка, представляющая собой оконтуренные на изображении контрольные участки, которые выбирались аналогично эталонным участкам при создании обучающей выборки. Эталонные участки обучающей выборки и контрольные участки опорной выборки не пересекаются, и опорная выборка создавалась без учета результатов классификации одиночных и зонально-временных изображений.

Пример матрицы ошибок классификации зонально-временного изображения, составленного из шести одиночных изображений Landsat 8, представлен в *табл. 3*.

Таблица 3. Матрица ошибок классификации зонально-временного изображения, составленного из зональных изображений, полученных с космического спутника Landsat 8 (каналы Blue, Green, Red, NIR, SWIR-1, SWIR-2) 24.01.2014, 29.03.2014, 09.05.2014, 12.07.2014, 20.08.2014, 21.09.2014

Пиксели класса по классифицированному изображению	Пиксели-эталонны класса на местности											Всего:	n	P <sub>2</sub>
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11			
1. Хвойный лес	2370	187										2557	187	0,09
2. Смешанный лес	64	48955	333	83	397							49832	877	0,58
3. Лиственный лес		821	5151	43	785	1						6801	1650	0,84
4. Молодой лес 1	2	248	54	26118	883	165	180	601	59	8	58	28376	2258	1,30
5. Молодой лес 2		109	68	206	10619							11002	383	0,20
6. Кормовые угодья				363		3644		317				4324	680	0,34
7. Пашня		2		69		52	53174	2785	88	22	14	56206	3032	2,08
8. Залежь		1		729		394	2268	29146	68			32606	3460	2,05
9. Вырубка		27	1	257	16	21	271	104	4705		99	5501	796	0,40
10. Появившаяся вырубка										282		282	0	0
11. Гидрография											4188	4188	0	0
S <sub>кл</sub>	2436	50350	5607	27868	12700	4277	55893	32953	4920	312	4359	201675		
P <sub>1</sub>	97,3	97,2	91,9	93,72	83,6	85,2	95,1	88,4	95,6	90,4	96,1			

По каждой матрице ошибок классификации был рассчитан ряд обобщенных показателей достоверности:  $P_1$  — точность правильной классификации в классе — процентное количество правильно классифицированных пикселей в каждом классе:  $P_1 = N/S_{\text{кл}}$ ;  $P_2$  — доля пикселей, ошибочно отнесенных к классу и принадлежащих к другим классам в наборе опорных данных:  $P_2 = n/(S_{\Sigma} - S_{\text{кл}})$ ;  $P_{\text{общ}}$  — общая точность классификации — отношение суммарного количества правильно классифицированных пикселей к общему количеству пикселей в опорной выборке:  $P_{\text{общ}} = \sum_i N / S_{\Sigma}$  (табл. 4); индекс к каппа Коэна, вносящий поправку на случайность (Cohen, 1960):  $\kappa = (\sum_i N - q) / (S_{\Sigma} - q)$  (табл. 4), где  $q$  — число случайных результатов, вычисляемое через число случайных результатов в столбцах  $n$  и истинных в строках  $S_{\text{кл}}$ ,  $q = \sum (nS_{\text{кл}}/S_{\Sigma})$ ;  $N$  — количество пикселей, определившихся верно для класса (пиксели, расположенные по диагонали матрицы);  $n$  — число пикселей, определившихся неверно как класс (сумма пикселей по столбцам за исключением главной диагонали);  $S_{\Sigma}$  — сумма всех пикселей;  $S_{\text{кл}}$  — сумма всех пикселей класса;  $\sum_i N$  — число случаев правильного получения результата (сумма значений, стоящих на диагонали матрицы).

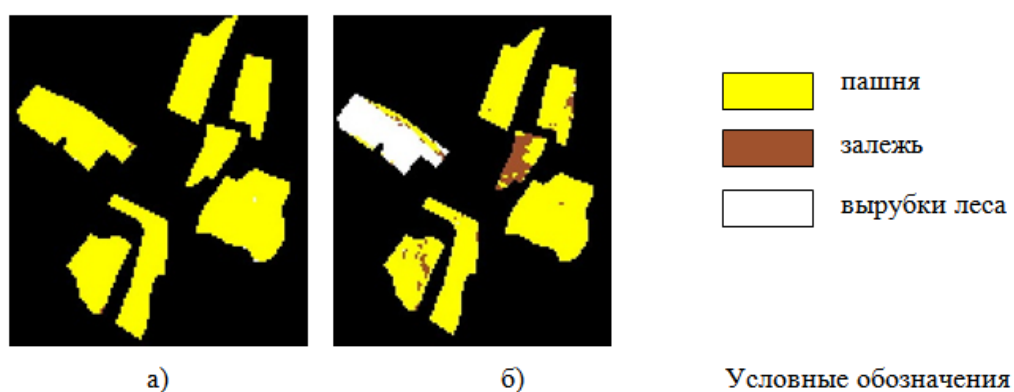
Таблица 4. Общая точность классификации и значения индекса к каппа Коэна для разновременных и зонально-временных изображений

<i>Состав зонально-временного изображения</i>	<i><math>P_{\text{общ}}</math>, %</i>	<i>Индекс к каппа Коэна, %</i>
Июль+август	83,07	79,45
Май+сентябрь	82,84	79,09
Май+июль+август	88,41	85,81
Июль+август+сентябрь	87,88	85,16
Май+июль+сентябрь	89,19	86,76
Март+июль+август	83,56	80,10
Январь+июль+август	88,16	85,47
Январь+май+сентябрь	87,29	84,37
Май+июль+август+сентябрь	91,23	89,21
Январь+март+июль+август	90,11	87,83
Март+май+июль+август+сентябрь	92,15	90,33
Январь+май+июль+август+сентябрь	92,96	91,30
Январь+март+май+июль+август+сентябрь	93,39	91,84
Январь	–	–
Март	64,16	57,22
Май	66,20	59,68
Июль	72,27	67,05
Август	72,10	66,73
Сентябрь	72,91	67,67

Индекс к каппа Коэна для одиночных изображений составляет от 56% до 68%, для зонально-временных изображений индекс к каппа Коэна выше и составляет от 79% до 92%,

причем прослеживается зависимость достоверности классификации от количества изображений, из которых составлено зонально-временное изображение. Самая высокая достоверность классификации зонально-временного изображения достигнута при совместной обработке всех шести изображений, полученных в январе, марте, мае, июле, августе, сентябре 2014 г. ( $\kappa = 91,8\%$ ).

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей пашни для зонально-временных изображений составляет от 84% до 95% для различных комбинаций разносезонных изображений. Наибольшие значения (около 95%) характерны для комбинаций четырех, пяти и шести изображений. Для одиночных изображений значение точности  $P_1$  существенно ниже (от 60% до 75%). На *рис. 2* представлены примеры контрольных участков пикселей пашни для изображения Landsat 8, полученного в июле 2014 г., и зонально-временного изображения, составленного из всех шести разносезонных изображений.



*Рис. 2. Контрольные участки пашни — фрагмент результатов классификации: а) — зонально-временного изображения — комбинации шести разносезонных изображений Landsat 8; б) — изображения Landsat 8, 12.07.2014 г.*

Максимальная точность  $P_1$  правильной классификации пикселей залежи составляет 90,1% при совместной обработке июльского, августовского и сентябрьского изображений. Для весенних изображений эта точность значительно ниже (58–60%), а для летне-осенних составляет 78–82%, что несколько ниже, чем при дешифрировании зонально-временных изображений. Доля неверного определения пикселя как пикселя класса залежь сравнительно высока для всех одиночных изображений и составляет 8–9%. Для зонально-временных изображений  $P_2$  ниже и колеблется в пределах от 1,5 до 6%.

Точность  $P_1$  правильной классификации пикселей кормовых угодий практически для всех зонально-временных изображений выше, чем для одиночных изображений. Максимальное значение 85,2%  $P_1$  достигает при совместной обработке всех шести изображений. Доля неверного определения любого пикселя как пикселя класса кормовые угодья для одиночных изображений составляет от 3% до 8,8%, а для всех зонально-временных изображений этот показатель значительно ниже — до 2,2%. Минимальное значение  $P_2$  характерно для зонально-временного изображения, составленного из всех шести разносезонных изображений, и составляет 0,3%.



Точность правильной классификации пикселей классов *молодой лес 1* и *молодой лес 2*, представляющих собой зарастающие древесно-кустарниковой растительностью сельскохозяйственные угодья, существенно выше для зонально-временных изображений, чем для оди-  
ночных.

С учетом оценки достоверности классификации распределение площади сельскохозяйственных угодий (в том числе подверженных зарастанию), полученных по результатам классификации зонально-временного изображения, составленного из шести разносезонных, представлено в *табл. 5*. Также в *табл. 5* приведено распределение площадей сельскохозяйственных угодий по данным Федеральной службы государственной статистики. Статистические данные не содержат в явном виде количественной информации о землях, подверженных процессам зарастания, и сведения о площади залежи, очевидно, занижены.

Таблица 5. Распределение площадей сельскохозяйственных угодий в Кольчугинском районе

Тип угодья		Площадь, га	
		по результатам классификации зонально-временного изображения, составленного из шести разносезонных изображений Landsat 8 2014 г.	по данным Федеральной службы государственной статистики, 2014 г.
Пашня		8241,12	31 022,00, в том числе 14 937,00 — посевная площадь
Залежь		9664,65	496,00
Кормовые угодья		4035,96	7069,00
Сельскохозяйственные угодья, подверженные процессам зарастания	Поросль леса (сомкнутость крон ~10–30%)	21 948,57	–
	Поросль леса (сомкнутость крон ~30–80%)	3426,75	–
Площадь сельскохозяйственных угодий, га:		47 317,05	46 842,00

### Выводы

- Методика совместной обработки нескольких разносезонных космических изображений позволяет повысить достоверность автоматизированной обработки;
- использование методики классификации зонально-временных изображений позволяет с высокой достоверностью распознать типы сельскохозяйственных угодий: пашни, залежи, кормовые угодья;
- использование методики классификации зонально-временных изображений позволяет выявить сельскохозяйственные угодья, подверженные процессам зарастания древесно-кустарниковой растительностью;

- совместное использование разносезонных изображений позволяет сформировать обучающую выборку объектов сельскохозяйственных угодий с более высокой достоверностью;
- рекомендуется использовать методику для оценки состояния сельскохозяйственных угодий на уровне территорий муниципальных образований.

## Литература

1. *Барталев С.А., Егоров В.А., Жарко В.О., Луян Е.А., Плотников Д.Е., Хвостиков С.А., Шабанов Н.В.* Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
2. *Барталев С.А., Егоров В.А., Луян Е.А., Плотников Д.Е., Уваров И.А.* Распознавание пахотных земель на основе многолетних спутниковых данных спектрорадиометра MODIS и локально-адаптивной классификации // Компьютерная оптика. 2011. Т. 35. № 1. С. 103–116.
3. *Луян Е.А., Барталев С.А., Толпин В.А.* Возможности и опыт использования спутниковых сервисов семейства Созвездие-Вега для решения задач мониторинга сельскохозяйственных земель и посевов. // Материалы Всерос. научной конф. (с международным участием) «Применение средств дистанционного зондирования Земли в сельском хозяйстве». Санкт-Петербург. 16–17 сент. 2015. СПб.: ФГБНУ АФИ, 2015. С. 41–46.
4. *Лурье И.К.* Геоинформационное картографирование Методы геоинформатики и цифровой обработки космических снимков: учебник. М.: КДУ, 2008. 424 с.
5. *Маринина О.А., Терехин Э.А., Кириленко Ж.А., Курлович Д.М., Ковальчик Н.В.* Особенности дистанционного выявления залежных участков и проблемы целевого использования земель сельскохозяйственного назначения // Современные проблемы науки и образования. 2013. № 5. С. 535.
6. *Плотников Д.Е., Барталев С.А., Луян Е.А.* Признаки распознавания пахотных земель на основе многолетних рядов данных спутникового спектрорадиометра MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2010. Т. 7. № 1. С. 330–341.
7. *Попов М.А.* Методология оценки точности классификации объектов на космических изображениях // Проблемы управления и информатики. 2007. № 1. С. 97–103.
8. *Самсонова В.П., Кондрашкина М.И., Кротов Д.Г., Чичиева О.А.* Распознавание зарастающих земель на снимках Landsat 8 // Проблемы агрохимии и экологии. 2015. № 1. С. 53–57.
9. *Стыценок Е.А.* Опыт дешифрирования растительного покрова земной поверхности с использованием разносезонных зональных космических изображений // «Актуальные проблемы природообустройства, кадастра и землепользования»: материалы Международной научно-практической конф., посвященной 95-летию факультету землеустройства и кадастров ВГАУ. Ч. I. Воронеж: ФГБОУ ВО Воронежский ГАУ, 2016. 284 с. С. 245–250.
10. *Чабан Л.Н.* Автоматизированная обработка аэрокосмической информации при картографировании геопространственных данных: учебное пособие. М.: МИИГАиК, 2013 г. 96 с.
11. *Alcantara C., Kuemmerle T., Baumann M., Bragina E.V., Griffiths P., Knorn J., Muller D., Prishchepov A.V., Schierhorn F., Sieber A., Radeloff V.C.* Mapping the Extent of Abandoned Farmland in Central and Eastern Europe Using MODIS Time Series Satellite Data // Environment Research Letters. 2013. No. 8. P. 1–9.
12. *Cohen J.* A Coefficient of agreement for nominal scales // Educational and Psychological Measurement. 1960. No. 20. P. 37–46.
13. *Congalton R.* A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data // Remote Sensing of Environment. 1991. No. 37. P. 35–46.
14. *de Beurs K.M.* Use of Landsat and MODIS Data to Remotely Estimate Russia's Sown Area // J. Land Use Science. 2014. P. 1–25.
15. *Estel S., Kuemmerle T., Alcantara C., Levers C., Prishchepov A., Hostert P.* Mapping Farmland Abandonment and Recultivation across Europe Using MODIS NDVI Time Series // Remote Sensing of Environment 2015. No. 163. P. 312–325.

# Evaluation of the possibilities to classify agricultural lands using multi-seasonal satellite data processing

E.A. Stytsenko

Moscow State University for Geodesy and Cartography, Moscow 105064, Russia  
E-mail: ekaterina\_stytsenko@mail.ru

The article is devoted to evaluation of the possibilities to classify agricultural lands type (arable land, abandoned land, fodder lands) and their condition (agricultural lands overgrowing) using multi-seasonal satellite data classification method. The analysis was based on combining several Landsat-OLI multi-seasonal images acquired during one vegetation season (2–6 images). Satellite data for the study area were stacked into spectro-temporal images which were used in further processing. In the study, several spectro-temporal combinations were formed including single images for further comparison of the classification results. Automated processing includes the following steps: data preprocessing, stack multiple images into a single image file, supervised classification using maximum likelihood technique and quantitative evaluation of classification accuracy that includes error matrix construction, computation of generalized indicators of accuracy such as overall accuracy, Cohen's kappa coefficient and others. Classification accuracy assessment showed that using combined spectro-temporal images improves overall and agricultural land classification accuracy compared to single images processing. Using spectro-temporal images also enables visual comparison of agricultural land conditions at different times that allows improving the quality of training sample selection.

**Keywords:** Landsat 8 OLI, spectro-temporal images, different-season images co-processing, classification, quantitative evaluation of classification accuracy, agricultural land, agricultural lands overgrowing

Accepted: 25.09.2017

DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-5-172-183

## References

1. Bartalev S.A., Egorov V.A., Zharko V.O., Loupian E.A., Plotnikov D.E., Khvostikov S.A., Shabanov N.V., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p.
2. Bartalev S.A., Egorov V.A., Loupian E.A., Plotnikov D.E., Uvarov I.A., Raspoznavaniye pakhotnykh zemel' na osnove mnogoletnykh sputnikovykh dannykh spektrometra MODIS i lokal'no-adaptivnoi klassifikatsii (Agricultural lands recognition using multi-year satellite data Spectroradiometer MODIS and locally adaptive classification), *Komp'yuternaya optika*, 2011, Vol. 35, No. 1, pp. 103–116.
3. Loupian E.A., Bartalev S.A., Tolpin V.A., Vozmozhnosti i opyt ispol'zovaniya sputnikovykh servisov semeistva Sozvezdie-Vega dlya resheniya zadach monitoringa sel'skokhozyaystvennykh zemel' i posevov (Possibilities and experience in the use satellite services-family Constellation-VEGA for the decision of tasks of monitoring agricultural land and crops), *Materialy Vserossiiskoi nauchnoi konferentsii (s mezhdunarodnym uchastiem) "Primeneniye sredstv distantsionnogo zondirovaniya Zemli v sel'skom khozyaystve"* (Materials of all-Russia Conf. "Application of remote sensing in agriculture"), Saint Petersburg, 16–17 September 2015, Saint Petersburg: FGBNU AFI, 2015, pp. 41–46.
4. Lur'e I.K., *Geoinformatsionnoye kartografirovaniye Metody geoinformatiki i tsifrovoy obrabotki kosmicheskikh snimkov: uchebnyk* (GIS mapping Methods of Geoinformatics and digital processing of satellite images: a tutorial), Moscow: KDU, 2008, 424 p.
5. Marinina O.A., Terekhin E.A., Kirilenko Zh.A., Kurlovich D.M., Koval'chik N.V., Osobennosti distantsionnogo vyyavleniya zaleznykh uchastkov i problemy tselevogo ispol'zovaniya zemel' sel'skokhozyaystvennogo naznacheniya (Features remote detection of fallow areas and the problems of target use of lands of agricultural purpose), *Sovremennyye problemy nauki i obrazovaniya*, 2013, No. 5, 535 p.
6. Plotnikov D.E., Bartalev S.A., Loupian E.A., Priznaki raspoznavaniya pakhotnykh zemel' na osnove mnogoletnykh ryadov dannykh sputnikovogo spektrometra MODIS (Signs of recognition of arable land on the basis of long data series of satellite MODIS), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2010, Vol. 7, No. 1, pp. 330–341.
7. Popov M.A., Metodologiya otsenki tochnosti klassifikatsii ob'ektov na kosmicheskikh izobrazheniyakh (The methodology for assessing the classification's accuracy of objects on space images), *Problemy upravleniya i informatiki*, 2007, No. 1, pp. 97–103.
8. Samsonova V.P., Kondrashkina M.I., Krotov D.G., Chichieva O.A., Raspoznavaniye zarastayushchikh zemel' na snimkakh Landsat 8 (Recognition of the overgrown land on the images Landsat 8), *Problemy agrokhimii i ekologii*, 2015, No. 1, pp. 53–57.
9. Stytsenko E.A., Opyt deshifirovaniya rastitel'nogo pokrova zemnoi poverkhnosti s ispol'zovaniem raznosezonnykh zonal'nykh kosmicheskikh izobrazhenii (Experience in the interpretation of the vegetation cover of the earth's surface using season zonal space images), *Aktual'nyye problemy prirodoobustroystva, kadastra i zemlepol'zovaniya: materialy mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, posvyashchennoi 95-letiyu fakul'tetu zemleustroystva i kadastru VGAIU* (Actual problems of environmental engineering, cadastre and land management: materials

- of international scientific-practical conference dedicated to the 95th anniversary of the faculty of land management and cadastre, VSAU), Part I, Voronezh: FGBOU VO Voronezhskij GAU, 2016, pp. 245–250.
10. Chaban L.N., *Avtomatizirovannaya obrabotka aerokosmicheskoi informatsii pri kartografirovanii geoprostranstvennykh dannykh* (Automated processing of aerospace information in the mapping of geospatial data. Tutorial), Moscow: MIIGAiK, 2013, 96 p.
  11. Alcantara C., Kuemmerle T., Baumann M., Bragina E.V., Griffiths P., Knorn J., Muller D., Prishchepov A.V., Schierhorn F., Sieber A., Radeloff V.C., Mapping the Extent of Abandoned Farmland in Central and Eastern Europe Using MODIS Time Series Satellite Data, *Environment research letters*, 2013, No. 8, pp. 1–9.
  12. Cohen J., A Coefficient of agreement for nominal scales, *Educational and Psychological Measurement*, 1960, No. 20, pp. 37–46.
  13. Congalton R., A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data, *Remote Sensing of Environment*, 1991, No. 37, pp. 35–46.
  14. de Beurs K.M., Use of Landsat and MODIS Data to Remotely Estimate Russia's Sown Area, *Journal of Land Use Science*, 2014, pp. 1–25.
  15. Estel S., Kuemmerle T., Alcantara C., Levers C., Prishchepov A., Hostert P., Mapping Farmland Abandonment and Recultivation across Europe Using MODIS NDVI Time Series, *Remote Sensing of Environment*, 2015, No. 163, pp. 312–325.