

Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

Г. П. Аншаков, А. В. Ращупкин, Ю. Н. Журавель, Комплексирование гипер-
спектральных и мультиспектральных данных КА «Ресурс-П» для повышения
их информативности, *Комп. опт.*, 2015, том 39, выпуск 1, 77–82

DOI: <http://dx.doi.org/10.18287/0134-2452-2015-39-1-77-82>

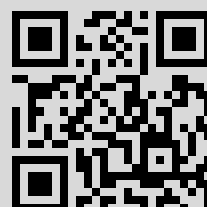
Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и
согласны с пользовательским соглашением

<http://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 77.41.175.130

4 октября 2016 г., 12:06:40



КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ И МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ КА «РЕСУРС-П» ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ИХ ИНФОРМАТИВНОСТИ

Аншаков Г.П., Ращупкин А.В., Журавель Ю.Н.
Самарский научный центр Российской академии наук,
АО «РКЦ «Прогресс»

Аннотация

Космический аппарат «Ресурс-П» позволяет проводить одновременную съёмку подстилающей поверхности мультиспектральной и гиперспектральной аппаратурой наблюдения. Получаемые мультиспектральные изображения обладают высоким пространственным, но низким спектральным разрешением. В то же время гиперспектральные данные характеризуются высоким спектральным, но низким пространственным разрешением. В статье рассматривается метод объединения гиперспектральных и мультиспектральных данных для повышения их информационных свойств.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, гиперспектральная съёмка, мультиспектральная съёмка, пространственное разрешение, спектральное разрешение.

Введение

Гиперспектральная аппаратура (ГСА) позволяет фиксировать излучение в сотнях очень узких спектральных диапазонов [1]. В процессе гиперспектральной съёмки формируется многомерное изображение, в котором два измерения характеризуют пространственное положение точек местности, а третье – их спектральные свойства. Каждый элементарный участок изображения, называемый пикселем, сопровождается спектральной характеристикой излучения, дальнейшее использование которой при дешифрировании и интерпретации снимков позволяет оценить физико-химическое или биологическое состояние наблюдаемых объектов.

Функционирующие и планируемые в ближайшей перспективе к запуску космические аппараты дистанционного зондирования Земли (КА ЕО-1 /США/, HJ-1B /Китай/, Ресурс-П /Россия/, STSAT-3 /Корея/, ALOS-3 /Япония/, PRISMA /Италия/, EnMAP /Германия/), оснащённые ГСА, не могут обеспечить съёмку подстилающей поверхности с пространственным разрешением лучше 30 м [2].

Существующие в настоящее время технические и технологические ограничения при создании ГСА космического базирования обуславливают принятие компромиссного решения о возможности достижения высокого спектрального разрешения в обмен на потерю пространственного разрешения. В результате гиперспектральные изображения содержат в себе уникальные данные о спектральных свойствах наблюдаемых объектов, но содержащиеся в них данные об их пространственных свойствах по информативности существенно уступают традиционным мультиспектральным снимкам.

Таким образом, поиск научно-технических решений для формирования изображений, обладающих одновременно высоким спектральным и пространственным разрешением, является актуальной задачей получения объективной информации при космическом мониторинге окружающей среды.

В данной статье представлен метод комплексирования гиперспектральных и мультиспектральных изображений для повышения их пространственных и спектральных характеристик, а также приведены результаты оценки его эффективности.

1. Космический аппарат «Ресурс-П»

С 25 июля 2013 года успешно функционирует на орбите российский космический аппарат дистанционного зондирования Земли «Ресурс-П». Важной особенностью КА «Ресурс-П», отличающей его от большинства космических аппаратов ДЗЗ, является комплексность наблюдения поверхности Земли за счёт установки на борту трёх видов съёмочной аппаратуры: высокодетальной, широкозахватной и гиперспектральной.

Способность вести в том числе одновременную съёмку подстилающей поверхности различными видами аппаратуры значительно повышает эффективность решения широкого круга социально-экономических и научно-прикладных задач и создаёт предпосылку для создания новых методов комплексирования получаемых снимков в целях повышения их информационных свойств.

В табл. 1 представлены основные характеристики высокодетальной мультиспектральной и гиперспектральной аппаратуры КА «Ресурс-П».

Табл. 1. Основные характеристики аппаратуры КА «Ресурс-П»

Характеристики	Высокотдетальная аппаратура	Гиперспектральная аппаратура
Диапазоны спектральных каналов, мкм	0,45 – 0,52 0,52 – 0,60 0,61 – 0,68 0,67 – 0,70 0,70 – 0,73 0,72 – 0,80 0,80 – 0,90	0,40 – 1,00 (от 96 до 192 каналов)
Пространственное разрешение, м	3	30
Полоса захвата, км	38	30
Разрядность изображений, бит/на пиксель	10	12

Характеристики съёмочной аппаратуры КА «Ресурс-П» позволяют одновременно получить 7 мультиспектральных снимков в диапазоне длин волн от 0,45 до 0,90 мкм с пространственным разрешением 3 м и гиперкуб данных той же территории со спектральным разрешением 5–10 нм в диапазоне длин волн от 0,4 до 1,00 мкм и пространственным разрешением 30 м.

Наличие такой информации позволяет сформулировать задачу комплексирования гиперспектральных и мультиспектральных данных следующим образом: обеспечить синтез изображения, обладающего и пространственными, и спектральными свойствами, присутствующими отдельно взятым снимкам от различных видов аппаратуры.

2. Предлагаемый метод

Пусть $X_{MSI} \in P^{M \times N \times k}$ – мультиспектральное изображение подстилающей поверхности, определённое в пространстве P , где M и N обозначают пространственные измерения, а k – спектральные измерения. Аналогично определим гиперспектральное изображение $X_{HSI} \in P^{m \times n \times K}$. Причём $m \ll M$, $n \ll N$, $k \ll K$.

Предположим, что имеющиеся в наличии изображения X_{HSI} и X_{MSI} являются версиями искомого изображения с высоким пространственным и спектральным разрешением. Тогда мультиспектральное и гиперспектральное изображения можно представить как

$$X_{MSI} = \Phi_1(X),$$

$$X_{HSI} = \Phi_2(X),$$

где $\Phi_1: P^{M \times N \times K} \rightarrow P^{M \times N \times k}$ и $\Phi_2: P^{M \times N \times K} \rightarrow P^{m \times n \times K}$ – функции преобразования спектральных и пространственных измерений соответственно.

Учитывая это, алгоритм комплексирования гиперспектральных и мультиспектральных изображений для повышения их информативности можно представить следующим образом.

Вначале производится вычисление начального приближения искомого изображения $X^{(0)}$ с высоким пространственным и спектральным разрешением. Каждый спектральный канал изображения $X^{(0)}$ определяется путём интерполяции каналов мультиспектрального изображения X_{MSI} :

для $\forall \lambda_q, q = \overline{1, K}$;

$$X^{(0)}(i, j, \lambda_q) = \begin{cases} X_{MSI}(i, j, \lambda_{l-1}) + (X_{MSI}(i, j, \lambda_l) - X_{MSI}(i, j, \lambda_{l-1})) \cdot \frac{\lambda_q - \lambda_{l-1}}{\lambda_l - \lambda_{l-1}}, & \text{для } \lambda_{l-1} \leq \lambda_q \leq \lambda_l, l = \overline{1, k}; \\ X_{MSI}(i, j, \lambda_1) - (X_{MSI}(i, j, \lambda_2) - X_{MSI}(i, j, \lambda_1)) \cdot \frac{\lambda_q - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1}, & \text{для } \lambda_q < \lambda_1; \\ X_{MSI}(i, j, \lambda_k) + (X_{MSI}(i, j, \lambda_k) - X_{MSI}(i, j, \lambda_{k-1})) \cdot \frac{\lambda_q - \lambda_k}{\lambda_k - \lambda_{k-1}}, & \text{для } \lambda_q > \lambda_k \end{cases} \quad (1)$$

$i = \overline{1, M}; j = \overline{1, N}$.

Затем полученное изображение $X^{(0)}$ преобразуется в гиперспектральное изображение \tilde{X}_{HSI} с низким разрешением путём уменьшения пространственной размерности в 10 раз с использованием билинейной интерполяции.

Приближённая оценка гиперспектрального изображения с низким разрешением \tilde{X}_{HSI} сравнивается с исходным изображением X_{HSI} , и для каждого канала вычисляется ошибка аппроксимации:

$$\text{для } \forall \lambda_q, q = \overline{1, K},$$

$$\text{Еггог}(p, r, \lambda_q) = X_{HSI}(p, r, \lambda_q) - \tilde{X}_{HSI}(p, r, \lambda_q), \quad (2)$$

$$p = \overline{1, m}, r = \overline{1, n}.$$

Полученная ошибка $\text{Еггог}(p, r, \lambda)$ масштабируется к размерности изображения $X^{(0)}$ с использованием билинейной интерполяции, и в завершение производится уточнение начального приближения гиперспектрального изображения с высоким разрешением:

$$X(i, j, k) = X^{(0)}(i, j, k) + \text{Еггог}(i, j, k), \quad (3)$$

$$i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}, k = \overline{1, K}.$$

3. Результаты моделирования и оценка эффективности метода комплексирования гиперспектральных и мультиспектральных изображений

Для апробации предлагаемого метода комплексирования и оценки его эффективности в качестве тестового гиперспектрального изображения высокого разрешения использовался авиационный снимок окрестности города Бадена (Швейцария) размером $1500 \times 1000 \times 285$ пикселей, полученный аппаратурой АРЕХ [3]. Снимок содержит объекты городской инфраструктуры, гидрологии, лесного и сельского хозяйства, зарегистрированные в 285 спектральных каналах в диапазоне длин волн от 0,413 до 2,421 мкм.

Семь изображений – аналогов мультиспектральных изображений КА «Ресурс-П» моделировались путём усреднения соответствующих спектральных каналов исходного тестового изображения. Аналог гиперспектрального изображения КА «Ресурс-П» формировался путём отбора первых 112 спектральных каналов в диапазоне длин от 0,4 до 1,0 мкм и их передискретизации с коэффициентом понижения размерности, равным 10 (рис. 1).

Моделирование предлагаемого метода проводилось в предположении, что мультиспектральные и гиперспектральные снимки прошли процедуры геометрического совмещения, радиометрической и атмосферной коррекции, нормализации динамического диапазона яркости к единой шкале квантования.

Результаты моделирования представлены на рис. 2. С использованием исходного и синтезированного гиперспектральных изображений высокого разрешения был проведён анализ точности восстановления спектрального профиля.

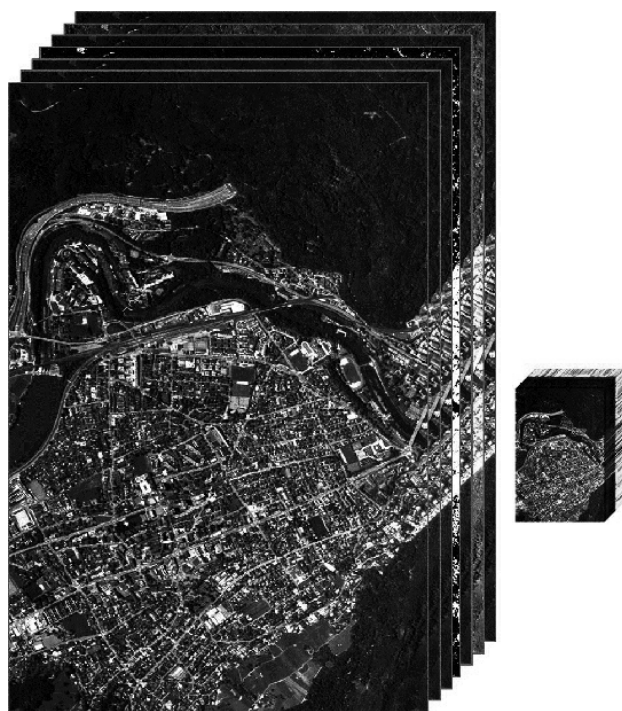


Рис. 1. Сформированные мультиспектральные и гиперспектральные изображения

Для оценки точности восстановления разработанного метода комплексирования мультиспектральных и гиперспектральных изображений использовались среднеквадратичная и относительная ошибки, характеризующие степень близости исходного и синтезированного изображений

$$\varepsilon_{\text{СКО}} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i, j, k) - X^{\text{синтез}}(i, j, k))^2,$$

$$\varepsilon_{\text{отн.}} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i, j, k) - X^{\text{синтез}}(i, j, k))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X^2(i, j, k)} \cdot 100\%,$$

где $k = \overline{1, K}$.

В табл. 2 представлены результаты численных расчётов оценки точности восстановления для каждого спектрального канала синтезированного гиперспектрального изображения высокого разрешения.

Анализ табл. 2 позволяет сделать вывод, что максимальные значения ошибок восстановления приходятся на спектральные каналы, лежащие вне диапазона длин волн, покрываемого мультиспектральными снимками. Используемая для этих каналов линейная экстраполяция даёт слишком грубое приближение. При отсечении этих каналов из гиперкуба данных точность восстановления гиперспектрального изображения высокого разрешения в диапазоне длин волн от 0,45 до 0,9 мкм составит 3,8 %, что является значимым результатом для практического применения.

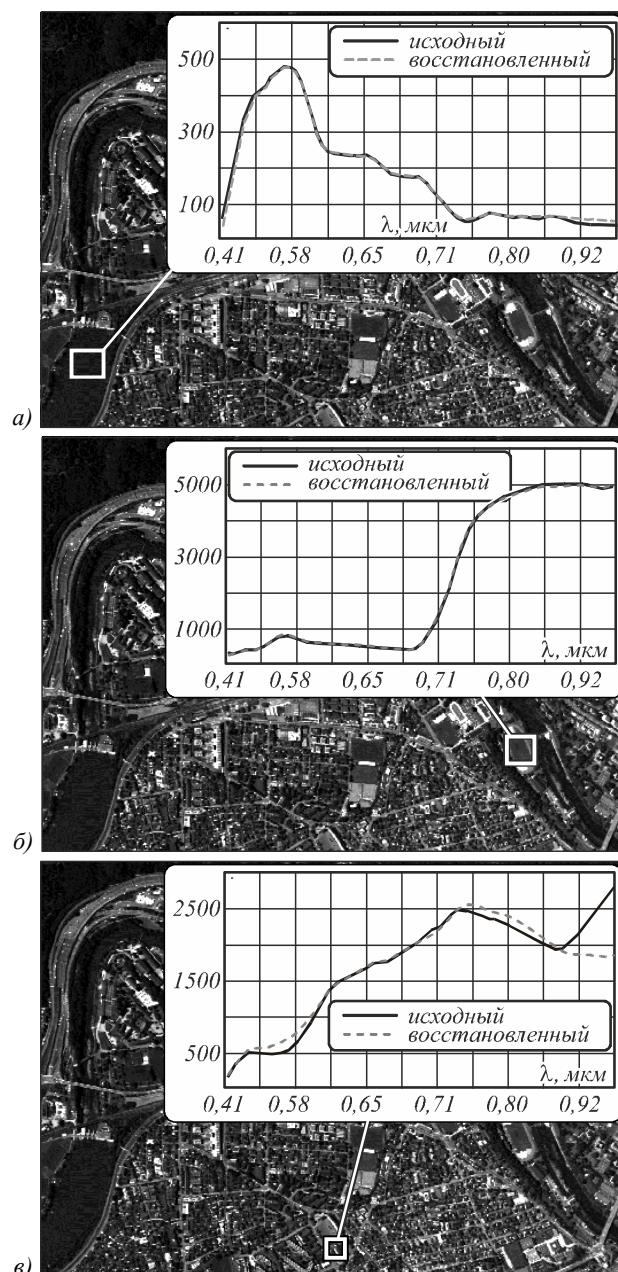


Рис. 2. Результат комплексирования мультиспектральных и гиперспектральных данных: восстановление спектрального профиля водной поверхности (а); восстановление спектрального профиля зелёной травы (б); восстановление спектрального профиля кровельного материала красного цвета (в)

Целью следующего эксперимента являлось определение эффективности предложенного метода в задачах автоматической классификации объектов. По заданным спектральным характеристикам четырёх типов объектов: водная поверхность, зелёная растительность, дорожное покрытие и кровельный материал голубого цвета – с использованием метода спектрального угла (метод SAM /Spectrum Angle Mapping/) [4] строилась карта распространения этих объектов на тестовом и синтезированном гиперспектральных изображениях (рис. 3).

Табл. 2. Результаты оценки точности восстановления для каждого спектрального канала

№ канала	$\varepsilon_{\text{СКО}}$	$\varepsilon_{\text{отн.}}, \%$	№ канала	$\varepsilon_{\text{СКО}}$	$\varepsilon_{\text{отн.}}, \%$
1	172,7	57,8	57	123,1	13,1
2	126,0	36,3	58	130,8	13,1
3	93,8	22,6	59	129,2	12,1
4	65,6	13,7	60	118,5	10,2
5	38,6	7,2	61	102,4	8,1
6	16,0	2,7	62	78,2	5,5
7	12,8	2,0	63	46,2	2,9
8	21,0	3,2	64	30,5	1,7
9	28,6	4,3	65	65,5	3,3
10	33,4	5,0	66	106,7	4,9
11	29,9	4,4	67	142,3	6,1
12	24,8	3,6	68	167,5	6,7
13	28,2	3,9	69	180,2	6,8
14	36,9	4,9	70	179,5	6,5
15	44,4	5,7	71	167,0	5,9
16	47,3	6,0	72	148,9	5,1
17	45,3	5,6	73	109,5	3,7
18	40,9	5,0	74	98,1	3,3
19	37,5	4,7	75	100,2	3,3
20	30,7	3,9	76	112,4	3,6
21	24,6	3,1	77	114,2	3,6
22	21,6	2,8	78	112,5	3,5
23	19,1	2,5	79	110,6	3,5
24	18,0	2,3	80	106,6	3,3
25	17,1	2,2	81	99,2	3,1
26	16,7	2,1	82	88,9	2,7
27	16,4	2,1	83	83,5	2,6
28	16,6	2,1	84	75,8	2,3
29	16,4	2,0	85	68,4	2,1
30	15,3	1,9	86	57,4	1,7
31	13,5	1,7	87	47,8	1,4
32	13,0	1,6	88	39,3	1,2
33	13,8	1,7	89	30,5	0,9
34	13,8	1,7	90	25,3	0,8
35	14,0	1,7	91	21,0	0,6
36	14,0	1,7	92	18,3	0,5
37	13,4	1,6	93	23,3	0,7
38	12,0	1,5	94	32,2	1,0
39	10,2	1,2	95	45,7	1,4
40	9,3	1,1	96	63,2	1,9
41	9,4	1,1	97	85,4	2,6
42	10,4	1,2	98	114,3	3,4
43	11,6	1,4	99	147,0	4,4
44	13,1	1,6	100	183,4	5,5
45	16,2	2,0	101	223,0	6,7
46	20,1	2,4	102	266,0	8,0
47	25,0	3,0	103	312,3	9,5
48	30,6	3,7	104	360,7	11,0
49	35,5	4,3	105	410,3	12,5
50	39,9	4,8	106	458,2	14,1
51	43,1	5,2	107	503,7	15,5
52	45,0	5,4	108	545,7	16,7
53	44,9	5,3	109	584,5	17,9
54	39,8	4,7	110	617,1	18,8
55	75,5	8,7	111	642,0	19,4
56	104,5	11,6	112	674,4	20,2
Среднее значение:				103,4	5,9

Визуальный анализ полученных результатов подтверждает высокую схожесть результатов классификации. Для получения количественной оценки результатов классификации была построена матрица ошибок, характеризующая не только погрешность классификации для

каждого класса, но и ошибки, связанные с неверной классификацией. Матрица ошибок классификации объектов по результатам проведенного эксперимента приведена в табл. 3.

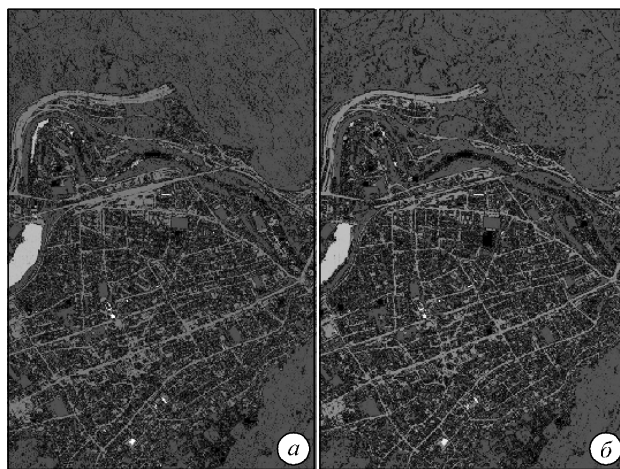


Рис. 3. Результат построения карт классификации: исходное тестовое изображение (а); синтезированное изображение (б)

Табл. 3. Матрица ошибок классификации канала

Класс	I	II	III	IV	V
I	569017 85,49%	53107 7,93%	21532 14,12%	302 3,01%	844 40,27%
II	46620 7,00%	616676 92,07%	0 0%	0 0%	0 0%
III	45466 6,83%	0 0%	131008 85,88%	0 0%	0 0%
IV	4263 0,64%	0 0%	0 0%	9722 96,99%	0 0%
V	191 0,03%	0 0%	0 0%	0 0%	1252 59,73%
Σ	665557 100%	669783 100%	152540 100%	10024 100%	2096 100%

В таблице приняты следующие обозначения классов: I – неклассифицированные объекты, II – зелёная растительность, III – дорожное покрытие, IV – водная поверхность, V – кровля голубого цвета.

Строками матрицы являются истинные классы объектов, представленные на контрольной карте (исходном тестовом гиперспектральном изображении), а столбцами – классы, выделенные на анализируемой карте, полученной по синтезированному гиперспектральному изображению высокого пространственного разрешения. Сумма значений диагональных элементов матрицы показывает общее количество правильно классифицированных пикселей, а отношение этого количества к общему количеству пикселей в матрице является суммарной точностью классификации. В таблице жирным шрифтом выделены правильно классифицированные участки синтезированного изображения в пиксельном и процентном отношении. Суммарная точность классификации по всем объектам составила 88,5%. Учитывая, что данный доста-

точно высокий результат получен для синтезированного изображения, имеющего существенные ошибки восстановления спектрального профиля в каналах, лежащих вне диапазона длин волн, покрываемого мультиспектральными снимками, можно предположить, что исключение этих каналов или использование более точных экстраполяционных методов позволит улучшить качество классификации.

Заключение

Предложенный метод комплексирования гиперспектральных и мультиспектральных данных достаточно прост как в интуитивном понимании, так и в вычислительном отношении. Метод позволяет синтезировать изображение, сочетающее в себе пространственные и спектральные свойства, присущие отдельно взятым мультиспектральным и гиперспектральным снимкам. Тестирование и экспериментальное исследование эффективности метода продемонстрировали его потенциальные возможности и высокую точность в задачах классификации объектов. Предметом дальнейших исследований является поиск решений по улучшению точности восстановления сигналов, лежащих

вне диапазона длин волн, покрываемого мультиспектральными снимками.

Предложенный метод может быть использован для создания нового информационного продукта, необходимого для решения социально-экономических и научно-прикладных задач, требующих от результатов космической съёмки одновременно высокого пространственного и спектрального разрешения.

Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ «ОФИ_М» № 13-01-12014.

Литература (References)

1. **Shaw, G.A.** Spectral Imaging for Remote Sensing / G.A. Shaw, H.K. Burke // Lincoln Laboratory Journal. – 2003. – Vol. 14, Issue 1. – P. 3-28.
2. <https://eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions>.
3. <http://www.apex-esa.org/content/free-data-cubes>
4. **Rashmi, S.** Spectral Angle Mapper Algorithm for Remote Sensing Image Classification / S. Rashmi, S. Addamani, Venkat, S. Ravikiran // IJSET – International Journal of Innovative Science, Engineering & Technology. – 2014. – Vol. 1, Issue 4. – P. 201-205.

HYPERSPPECTRAL AND MULTISPECTRAL RESURS-P DATA FUSION FOR INCREASE OF THEIR INFORMATIONAL CONTENT

*G.P. Anshakov, A.V. Raschupkin, Y.N. Zhuravel
Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences,
JSC «RSC Progress»*

Abstract

The *Resurs-P* satellite enables one simultaneously to observe the underlying surface using both multi- and hyperspectral equipment. The multispectral images, thus obtained, have high spatial resolution but low spectral resolution. Hyperspectral images, on the contrary, have high spectral resolution but low spatial resolution. This article proposes a method of the hyper- and multispectral data fusion aimed at improving their information value.

Keywords: remote sensing, hyperspectral imaging, multispectral imaging, spatial resolution, spectral resolution.

Сведения об авторах

Аншаков Геннадий Петрович, в 1961 году окончил Куйбышевский авиационный институт (ныне – Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва – СГАУ) по специальности «Производство летательных аппаратов». Доктор технических наук, член-корреспондент РАН, профессор, заместитель генерального конструктора. Область научных интересов: дистанционное зондирование Земли, методы обработки информации дистанционного зондирования Земли.

E-mail: csdb@samspace.ru.

Gennady Petrovich Anshakov, graduated from Kuibyshev Aviation Institute (presently, S. P. Korolyov Samara State Aerospace University (National Research University) (SSAU)) in 1961, majoring in Manufacture of Aircraft. Doctor of Engineering, Corresponding Member of Russian Academy of Sciences, professor, Deputy General Designer. Research interests are in the field remote sensing, methods of processing remote sensing information.

Ращупкин Анатолий Владимирович, в 1986 году окончил Куйбышевский авиационный институт (ныне – Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва – СГАУ) по специальности «Прикладная математика», работает начальником отдела тематической обработки и распространения информации ДЗЗ. Область научных интересов: дистанционное зондирование Земли, методы обработки изображений.

E-mail: csdb@samspace.ru.

Anatolii Vladimirovich Rashchupkin graduated from Kuibyshev Aviation Institute (presently, S. P. Korolyov Samara State Aerospace University (National Research University) (SSAU)) in 1986, majoring in Applied Mathematics.

Currently works as the head of Remote Sensing Data Thematic Processing and Distribution department. Sphere of scientific interests: remote sensing, digital image processing.

Журавель Юлия Николаевна, в 1990 году окончила Куйбышевский авиационный институт (ныне – Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва – СГАУ) по специальности «Прикладная математика», работает начальником сектора в научно-производственном отделе тематической обработки и распространения информации ДЗЗ. С 2013 года обучается в аспирантуре СГАУ. Область научных интересов: дистанционное зондирование Земли, методы обработки изображений.

E-mail: csdb@samspace.ru.

Yuliya Nikolaevna Zhuravel graduated from Kuibyshev Aviation Institute (presently, S. P. Korolyov Samara State Aerospace University (National Research University) (SSAU)) in 1990, majoring in Applied Mathematics. Currently works as the head of sector in Scientific Production of Remote Sensing Data Thematic Processing and Distribution department. Since 2013 she is a postgraduate student of SSAU. Sphere of scientific interests: remote sensing, digital image processing.

Поступила в редакцию 27 января 2015 г.