

РАДИОФИЗИКА

УДК621.397.001

DOI: 10.34680/2076-8052.2023.1(130).158-168

ГРНТИ 28.17.33

Специальность ВАК 1.3.4; 2.2.15

Научная статья

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕДУР СЛИЯНИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ И ПАНХРОМАТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Гареев В. М., Гареев М. В., Корнышев Н. П., Серебряков Д. А.

Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого (Великий Новгород, Россия)

Аннотация В статье рассматриваются процедуры повышения пространственной разрешающей способности спектрограмм, что возможно путём слияния панхроматического изображения и гиперспектрального изображения. Высокое пространственное разрешение необходимо для разных приложений, например, мониторинг загрязнения воздуха, мониторинг тяжёлых металлов в почве и растительности, состояние посевов. При осуществлении процедуры слияния важно, чтобы при увеличении пространственного разрешения спектрограммы, не видоизменялся её пространственный рисунок. Развитие точных приложений дистанционного зондирования увеличило потребность именно в таких процедурах слияния. В работе уделено основное внимание процедурам слияния изображений с использованием вейвлет-преобразования. Рассматривается методика эксперимента, методы количественной оценки качества результирующего изображения, а также обсуждаются полученные результаты с точки зрения эффективности использования стандартных методов расчёта коэффициентов вейвлет-преобразования.

Ключевые слова: гиперспектральная система, вейвлет-преобразование, особые точки

Для цитирования: Гареев В. М., Гареев М. В., Корнышев Н. П., Серебряков Д. А. Компьютерное моделирование процедур слияния гиперспектральных и панхроматических изображений с использованием вейвлет-преобразования // Вестник НовГУ. 2023. 1(130). 158-168. DOI: 10.34680/2076-8052.2023.1(130).158-168

Research Article

COMPUTER SIMULATION OF PROCEDURES FOR MERGING HYPERSPSPECTRAL AND PANCHROMATIC IMAGES USING WAVELET TRANSFORM

Gareev V. M., Gareev M. V., Kornyshev N. P., Serebryakov D. A.

Yaroslav-the-Wise Novgorod State University (Veliky Novgorod, Russia)

Abstract The article discusses procedures for increasing the spatial resolution of spectrograms by merging a panchromatic image and a hyperspectral one. High spatial resolution is necessary for various applications, for example, monitoring of air pollution, monitoring of heavy metals in soil and vegetation, crop conditions. An important condition for this type of image processing is the preservation of the constancy of the spatial structure of the spectral image with an increase in its spatial resolution. The need for such processing methods is caused by the need to improve the accuracy of remote sensing. The paper focuses on the procedures for merging images using wavelet transform. The experimental technique and methods for quantifying the quality of the resulting image are considered, and the results obtained are discussed from the point of view of the effectiveness of using standard methods for calculating wavelet transform coefficients.

Keywords: hyperspectral system, wavelet transform, singular points

For citation: Gareev V. M., Gareev M. V., Kornyshev N. P., Serebryakov D. A. Computer simulation of procedures for merging hyperspectral and panchromatic images using wavelet transform // Vestnik NovSU. 2023. 1(130). 158-168. DOI: 10.34680/2076-8052.2023.1(130).158-168

Введение

Слияние панхроматического изображения (ПИ) и гиперспектрального изображения (ГСИ) для получения выходного изображения с высоким пространственным и спектральным разрешением используется при обработке видеоинформации полученной с беспилотных воздушных судов (БВС) или наноспутников (НС). Обычно ГСИ имеют разрешение хуже, чем ПИ. ГСИ с высоким спектральным разрешением в настоящее время необходимы для мониторинга стихийных бедствий, точного земледелия, съемки лесного хозяйства и городского планирования [2]. Однако, пространственное разрешение таких ГСИ недостаточно для целого ряда практических приложений, таких как мониторинг загрязнения воздуха [3], температуры поверхности суши и моря [4, 5], тяжёлых металлов в почве и растительности [6], качества воды [7], растительного покрова [8, 9]. В последние годы развитие точных приложений дистанционного зондирования увеличило потребность в изображениях как с высоким пространственным, так и с высоким спектральным разрешением.

Слияние изображений относится к процессу, который извлекает избыточную и дополнительную информацию из набора входных изображений и объединяет её в одно и более полное изображение. Слитое изображение должно иметь больше полезной информации. Слияние двух изображений может происходить на уровне сигнала, признака или элементов изображений, что представляет наибольший практический интерес [10].

На рисунке 1 показано панхроматическое изображение (а), мультиспектральное изображение (б) и изображение (в), полученное поэлементным слиянием первых двух [1].



а

б

в

Рисунок 1. Паншперинг (и) – поэлементное слияние изображений (а) и (б)

Известно несколько процедур слияния изображений:

– преобразование Грама-Шмидта (Gram-Schmidt (GS)) [11];

- преобразование «интенсивность-оттенок-насыщенность» (Intensity-Hue-Saturation (HSI))[12];
- фильтрация верхних частот (High-Pass Filter (HPF)) [13];
- метод ближайших соседей (Nearest-Neighbor Diffusion (NND)) [14];
- анализ главных компонент (Principal Component Analysis (PCA)) или метод слияния Брови (Brovey) [16];
- метод нормализации «спектральной резкости» по цвету (Color Normalized Spectral Sharpening (CNSS)) [17].

В настоящее время большой практический интерес вызывает применение для задач слияния изображений метода вейвлет-преобразования (Wavelet Transform (Wavelet)) [15].

Целью статьи является ознакомление с результатами проведённого авторами компьютерного моделирования процедур слияния панхроматического и гиперспектрального изображения с использованием метода вейвлет-преобразования.

Методы оценки качества слияния изображений и методика эксперимента

Преимущества и недостатки методов слияния можно определить при помощи статистического анализа.

Среднее значение серого в основном используется для описания средней яркости изображения:

$$I_{cp} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{i,j},$$

где M и N – общее количество строк и столбцов изображения, I – яркость пиксела.

Когда среднее значение серого объединенного изображения близко к значению исходного панхроматического изображения, это хороший эффект слияния.

Стандартное отклонение характеризует однородность оттенков серого изображения:

$$S = \sqrt{\frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{i,j} - I_{cp})^2}.$$

Чем больше стандартное отклонение, тем более рассеяно распределение оттенков серого на изображении и тем выше контрастность изображения.

Средний градиент отражает скорость, с которой в изображении отображается контрастность мелких деталей и характеризует относительную четкость и текстуру изображения:

$$G = \frac{1}{(M-1) \cdot (N-1)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{(\frac{\partial z(x_i, y_i)}{\partial x_i})^2 + (\frac{\partial z(x_i, y_i)}{\partial y_i})^2}{2}},$$

где $\frac{(\partial z(x_i, y_i))}{\partial x_i}$ градиент в горизонтальном направлении, а $\frac{(\partial z(x_i, y_i))}{\partial y_i}$ градиент в вертикальном направлении. Чем больше средний градиент, тем чётче изображение.

Для объективной оценки качества обработки оценивается кросс-корреляция CC (взаимная корреляция) спектральных изображений:

$$CC(S, S1) = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N CCS(S_{i,j}, S1_{i,j}),$$

где $CCS(S, S1) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (S_{i,j} - \mu_S) \cdot (S1_{i,j} - \mu_{S1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (S_{i,j} - \mu_S)^2 \cdot (S1_{i,j} - \mu_{S1})^2}}$;

μ_S, μ_{S1} – математическое ожидание. Лучший случай, когда $CC = 1$.

Карта спектральных углов (spectralangle mapper (SAM)) показывает расхождение спектральных углов спектральных изображений:

$$SAM = \cos^{-1} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_{i,j} \cdot S1_{i,j}}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_{i,j}^2 \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S1_{i,j}^2}}.$$

Лучший случай, когда $SAM = 0$.

Поскольку вейвлеты – это операторы переноса и расширения, сгенерированные из уникальной функции ψ , которая разлагает сигнал на семейство функций ψ_s , то эти операторы можно рассматривать как фильтры нижних и верхних частот. Фильтр нижних частот представляет собой скользящее среднее, а фильтр верхних частот – скользящую разность.

Минимум вычислений требует система вейвлетов Хаара [18], которая и была использована при компьютерном моделировании. В указанной системе вейвлетов применяется, так называемый, разделимый двумерный базис, который определяется по одномерным функциям путём целых сдвигов и двоичных изменений их масштаба.

Пусть $\varphi(x, y)$ – масштабирующая двумерная вейвлет-функция, а $\psi^H(x, y)$, $\psi^V(x, y)$ и $\psi^D(x, y)$ – вейвлет-функции, зависящие от пространственных распределения яркости изображения, причём, $\psi^H(x, y)$ – зависит от вертикальных яркостных перепадов, $\psi^V(x, y)$ – зависит от горизонтальных яркостных перепадов, а $\psi^D(x, y)$ – зависит от диагональных яркостных перепадов.

Обработка изображения заключается в дискретном двумерном разложении по вейвлет-коэффициентам. При этом строки и столбцы изображения разделяются на высокочастотные и низкочастотную части и обрабатываются по очереди. Получаемые четыре матрицы вейвлет-коэффициентов являются комбинациями высокочастотных и низкочастотных компонент, имеющими половинный размер по отношению к исходному изображению. Из матриц вейвлет-коэффициентов формируют единое изображение.

В качестве иллюстрации методики рассмотрим простейший метод слияния, когда веса коэффициентов первого изображения $w1$ и веса коэффициентов изображения $w2$ постоянны и выполняется условие: $w1+w2=1$. Тогда коэффициенты слитого изображения равны:

$$W^{(1,2)} = W^{(1)} \cdot w1 + W^{(2)} \cdot w2 ,$$

где $W^{(l)}$ – коэффициенты для изображений первого канала панхроматического и второго канала гиперспектрального.

Для тестового изображения «Сетка», рисунок 2, результаты расчетов статистических характеристик приведены в таблице 1. Проведённое моделирование показывает, что статистические параметры слитого изображения, особенно взаимная корреляция (CC) и расхождение спектральных углов (SAM), близки к своим номинальным значениям.

Более сложные стратегии слияния вычисляют величину коррекции для каждого коэффициента вейвлет-преобразования. Процедура слияния на основе дисперсии [18], предлагает для каждой из частей в окрестности локальной точки (m,n) вычислять весовой коэффициент слияния:

$$T_{m,n}^i = \frac{2d_{m,n}^{i(1)}d_{m,n}^{i(2)}}{d_{m,n}^{i(1)^2} + d_{m,n}^{i(2)^2}}$$

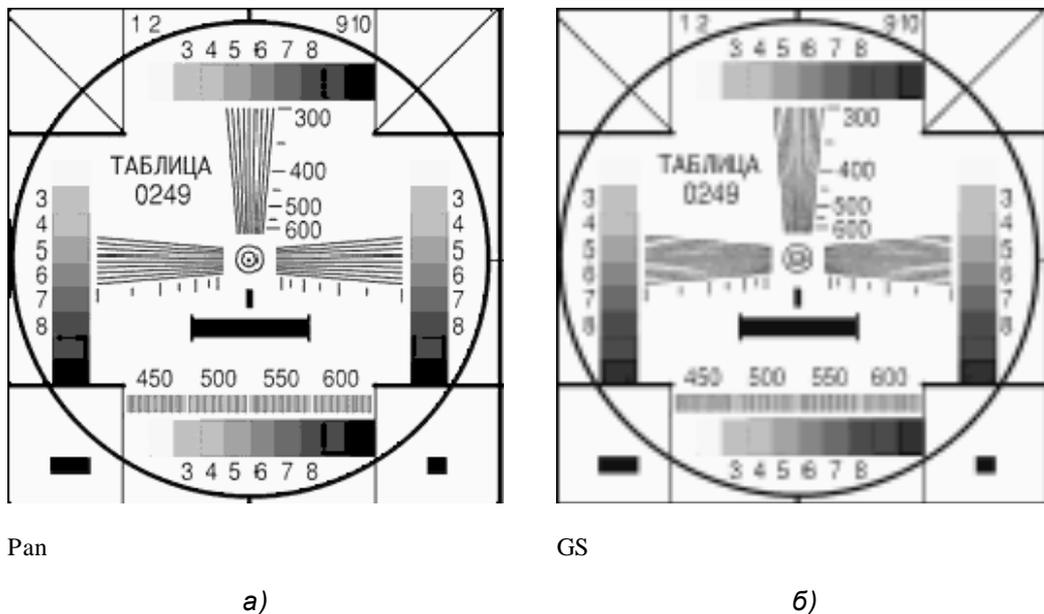


Рисунок 2. Тестовое изображение «Сетка»: а – панхроматическое изображение (высокое разрешение), б – гиперспектральное изображение (низкое разрешение)

Таблица 1. Результаты расчетов статистических характеристик

w2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7
S	27	23	19	15	12
CC	0,92	0,96	0,96	0,97	0,98
SAM	0,13	0,11	0,10	0,07	0,06

Результаты экспериментальных исследований и обсуждение

Моделирование процедуры слияния на основе дисперсии выявило следующее:

1) вычисление дисперсии вейвлет спектров двух изображений в окрестностях точки 3x3, 5x5, 7x7 требует значительных вычислительных затрат для мегапиксельных изображений;

2) «точная» коррекция коэффициента спектра вейвлет-преобразования оказывает слабое влияние на улучшение разрешения во временной области (как в Фурье спектре);

3) вычисление порога является трудоемкой задачей и требует больших вычислительных затрат.

При слиянии панхроматического и гиперспектрального изображений важно не допустить искажение вейвлет-спектра, карта спектральных углов (SAM) должна быть близка к нулю. Это возможно при одинаковой коррекции всех составляющих спектра. Весовой коэффициент слияния:

$$T = \frac{2d_{cp}^{(1)}d_{cp}^{(2)}}{d_{cp}^{(1)2} + d_{cp}^{(2)2}},$$

где $d_{cp}^{(1)}, d_{cp}^{(2)}$ – среднее значение дисперсии для изображений 1 и 2.

Моделирование показало, среднее значение дисперсии можно рассчитать по спектру вейвлет-преобразования предыдущего кадра.

На рисунке 3 показана зависимость функции T от средних значений дисперсии.

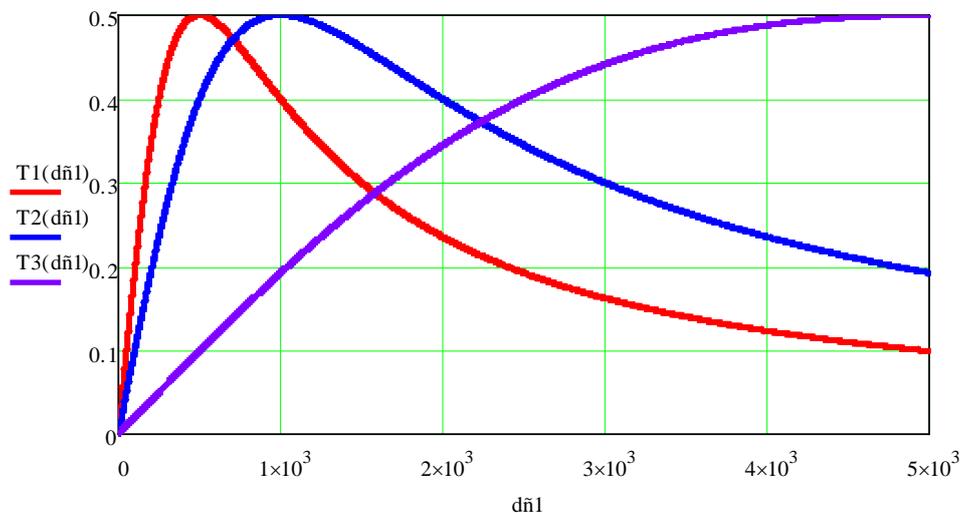


Рисунок 3. Зависимость коэффициента слияния от средних значений дисперсии: T1 при $d_{cp}^{(2)}=500$, T2 при $d_{cp}^{(2)}=1000$, T3 при $d_{cp}^{(2)}=5000$

При равенстве дисперсий $d_{cp}^{(1)} = d_{cp}^{(2)}$ коэффициент слияния равен $T = 0,5$, т.е. оба изображения (веса вейвлет-преобразований) имеют одинаковый приоритет. Большинство простейших алгоритмов слияния рекомендуют выбирать весовой коэффициент слияния для панхроматического изображения w_1 в диапазоне 0,5-0,7, весовой коэффициент слияния для гиперспектрального изображения $w_2 = 1 - w_1$. На рисунке 4 показаны графики изменения весов w_1 и w_2 для изображений 1 и 2 в зависимости от дисперсии первого изображения.

В таблице 2 приведены результаты моделирования процедуры слияния тестового изображения «Сетка» для двух случаев:

- 1) дисперсия вычисляется для окрестности каждого вейвлет-коэффициента, корректируется индивидуально каждый коэффициент;
- 2) дисперсия вычисляется по вейвлет-коэффициентам кадра и корректируются все коэффициенты.

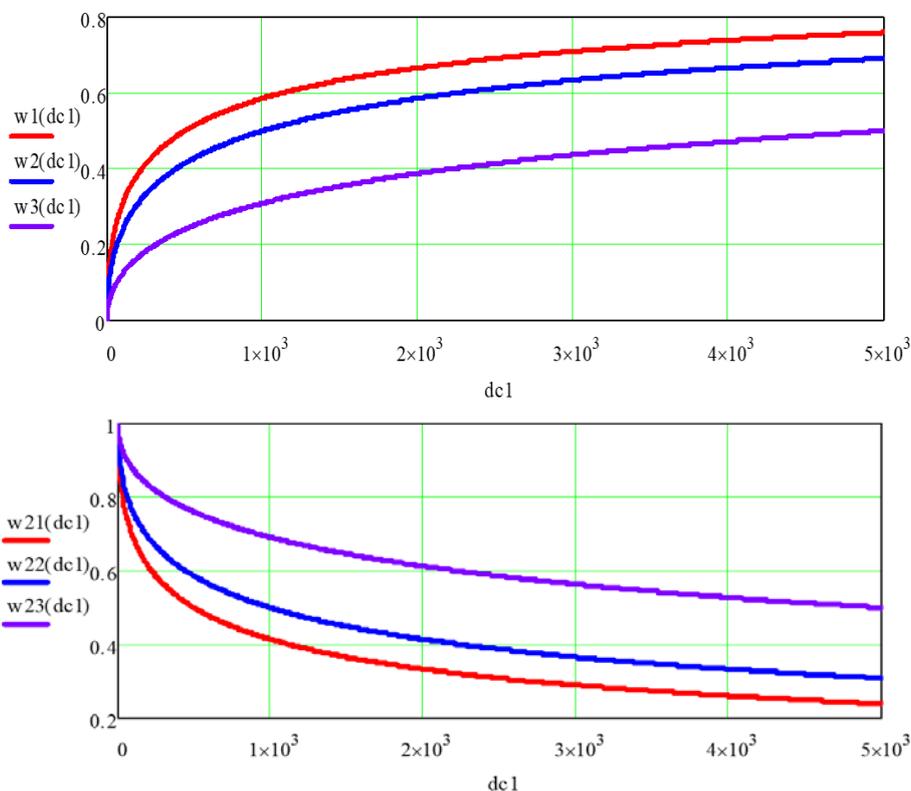


Рисунок 4. Графики изменения весов вейвлет-спектра: w_1, w_2 при $d_{cp}^{(2)} = 500$, w_1, w_2 при $d_{cp}^{(2)} = 1000$, w_1, w_2 при $d_{cp}^{(2)} = 5000$

В обоих случаях получены практически одинаковые результаты, однако для первого случая вычисления значительно сложнее и требуется выравнивание динамического диапазона исходных изображений.

Таблица 2. Результаты моделирования процедуры слияния тестового изображения «Сетка»

Параметр	Величина	
	Корректировка индивидуальная	Корректировка по кадру
S	48	37
CC	0,89	0,87
SAM	0,15	0,17

Статистические результаты моделирования слияния реальных изображений (рисунок 5) приведены в таблице 3.

Моделировались следующие три алгоритма слияния:

- 1) алгоритм № 1 – корректировка коэффициентов вейвлет-преобразования путём эвристического выбора веса $w_1 = 0,7$,

2) алгоритм № 2 – корректировка каждого коэффициента вейвлет-преобразования путём расчёта для него весового коэффициента слияния,

3) алгоритм № 3 – корректировка каждого коэффициента вейвлет-преобразования путём расчёта среднего весового коэффициента слияния.

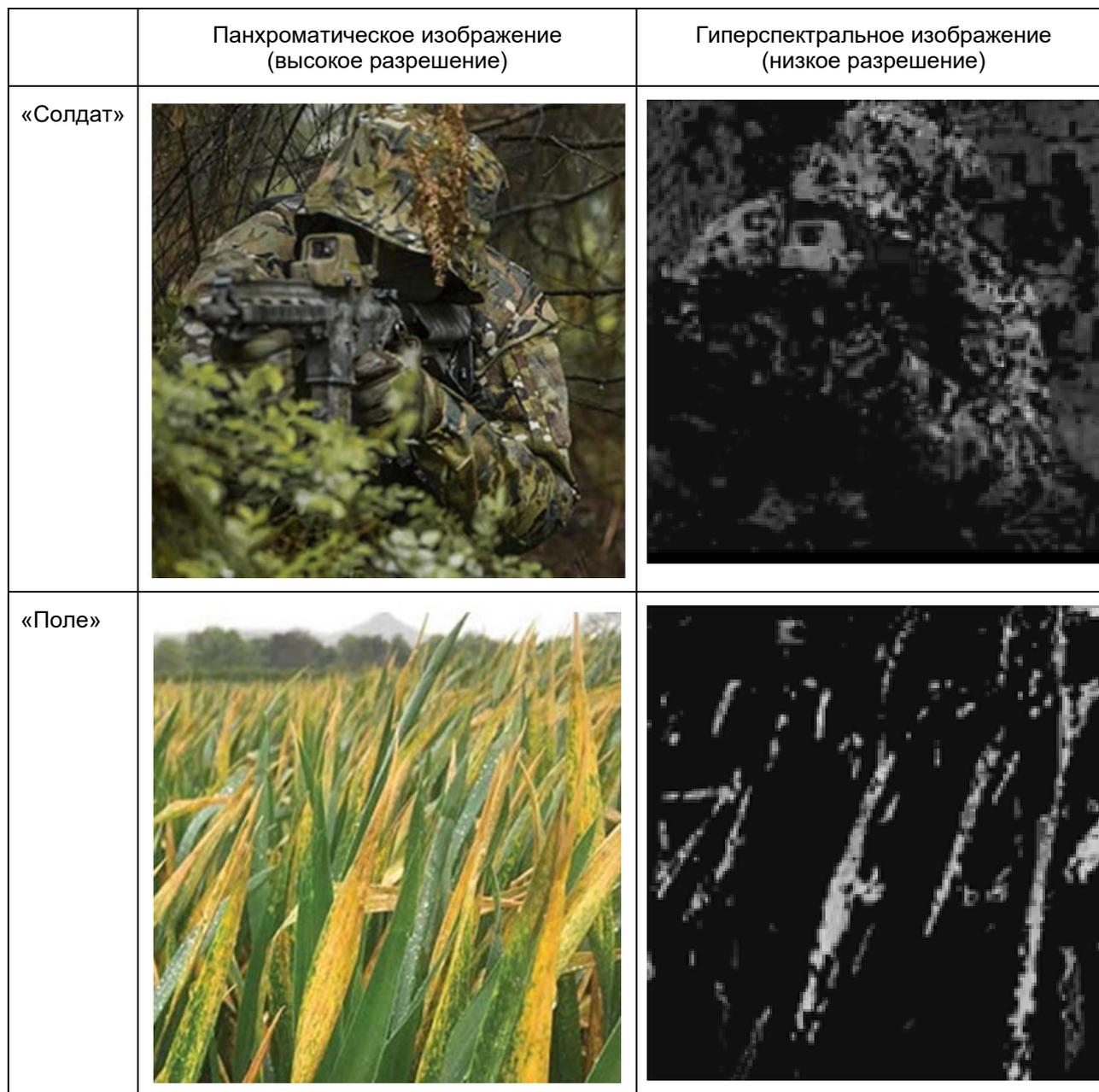


Рисунок 5. Реальные изображения

Таблица 3. Результаты моделирования трёх алгоритмов слияния реальных изображений

Параметр	Изображение «Солдат»			Изображение «Поле»		
	Алгоритм № 1	Алгоритм № 2	Алгоритм № 3	Алгоритм № 1	Алгоритм № 2	Алгоритм № 3
S	9	30	9	8	29	7
CC	0,98	0,6	0,98	0,99	0,67	0,99
SAM	0,19	0,5	0,16	0,17	0,6	0,17

Как видно из таблицы 3, алгоритмы 1 и 3 дают примерно одинаковые статистические оценки слияния. Однако алгоритм 2 при работе по реальным сюжетам даёт неприемлемые статистические характеристики, особенно это касается взаимной корреляции (СС) и расхождения спектральных углов (SAM).

Заключение

В результате компьютерного моделирования процедур слияния гиперспектральных изображений и панхроматических изображений, с использованием вейвлет-преобразования можно сделать вывод о том, что в большинстве публикаций по данной теме не учитывают основное требование паншарпенинга – увеличение пространственного разрешения при условии отсутствия изменений пространственного рисунка. При статистической проверке выполнение этого условия может быть проверено количественно. При этом кросс-корреляция (СС) должна быть близка к единице, а карта спектральных углов (SAM) стремиться к нулю.

Таким требованиям удовлетворяет алгоритм 3, при котором производится корректировка каждого коэффициента вейвлет-преобразования путем расчёта среднего весового коэффициента слияния.

Список литературы

1. Паншарпенинг в QGIS с использованием Orfeo ToolBox // GISLAB: географические информационные системы и дистанционное зондирование: официальный сайт. URL: <https://gis-lab.info/qa/qgis-pansharp-otb.html> (Дата обращения: 10.12.2022).
2. Yang D., Luo Y., Zeng Y., Si F., Xi L., Zhou H., Liu W. Tropospheric NO₂ Pollution Monitoring with the GF-5 Satellite Environmental Trace Gases Monitoring Instrument over the North China Plain during Winter 2018-2019 // Atmosphere. 2021. 12. 398. DOI:10.3390/atmos12030398
3. Tang B.-H. Nonlinear Split-Window Algorithms for Estimating Land and Sea Surface Temperatures From Simulated Chinese Gaofen-5 Satellite Data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2018. 56(11). 6280-6289. DOI: 10.1109/TGRS.2018.2833859
4. Ye X., Ren H., Liu R., Qin Q., Liu Y., Dong J. Land Surface Temperature Estimate From Chinese Gaofen-5 Satellite Data Using Split-Window Algorithm // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2017. 55(10). 5877-5888. DOI: 10.1109/TGRS.2017.2716401
5. Wang F., Gao J., Zha Y. Hyperspectral sensing of heavy metals in soil and vegetation: Feasibility and challenges // SPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2018. 136. 73-84. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.12.003
6. Giardino C., Brando V. E., Dekker A. G., Strombeck N., Candiani G. Assessment of water quality in Lake Garda (Italy) using Hyperion // Remote Sensing of Environment. 2007. 109(2). 183-195. DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.017
7. Xia J. S., Du P. J., He X. Y., Chanussot J. Hyperspectral Remote Sensing Image Classification Based on Rotation Forest // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2014. 11(1). 239-243. DOI: 10.1109/LGRS.2013.2254108
8. Demir B., Erturk S. Hyperspectral image classification using relevance vector machines // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2007. 4(4). 586-590. DOI: 10.1109/LGRS.2007.903069

9. Lehigh University: official website. URL: http://www.eecs.lehigh.edu/SPCRL/IF/image_fusion.htm (Дата обращения: 12.01.2023).
10. Aiazzi B., Baronti S., Selva N. Improving Component Substitution Pansharpening Through Multivariate Regression of MS +Pan Data // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2007. 45(10). 3230-3239. DOI: 10.1109/TGRS.2007.901007
11. Sun W., Chen B., Messinger D. W. Nearest-neighbor diffusion-based pan-sharpening algorithm for spectral images // *Optical Engineering*. 2013. 53. 3107. DOI: 10.1117/1.OE.53.1.013107
12. Metwalli M. R., Nasr A. H., Allah O. S. F., El-Rabaie S. Image fusion based on principal component analysis and high-pass filter // *Proceedings of the 2009 International Conference on Computer Engineering & Systems*. Cairo, Egypt, 14-16 December 2009. P. 63-70.
13. Zhou J., Civco D. L., Silander J. A. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data // *Int. J. Remote Sens.* 1998. 19. 743-757. DOI: 10.1080/014311698215973
14. Shah V. P., Younan N. H., King R. L. An Efficient Pan-Sharpener Method via a Combined Adaptive PCA Approach and Contourlets // *IEEE Trans. Geosci. Remote*. 2008. 46. 1323-1335. DOI: 10.1109/TGRS.2008.916211
15. Klonus S., Ehlers M. Image Fusion Using the Ehlers Spectral Characteristics Preserving Algorithm // *GISci. Remote Sens.* 2007. 44. 93-116. DOI: 10.2747/1548-1603.44.2.93
16. Klonus S., Ehlers M. Image Fusion Using the Ehlers Spectral Characteristics Preserving Algorithm // *GISci. Remote Sens.* 2007. 44. 93-116. DOI: 10.2747/1548-1603.44.2.93
17. Strang G., Nguyen T. *Wavelets and Filter Banks*. Wellesley, MA: Wellesley-Cambridge Press. 1996. 500 p.

References

1. Pansharpening v QGIS s ispol'zovaniyem Orfeo ToolBox [Pansharpening in QGIS using Orfeo ToolBox]. GIS-Lab. Available at: <https://gis-lab.info/qa/qgis-pansharp-otb.html> (Accessed: 10.12.2022).
2. Yang D., Luo Y., Zeng Y., Si F., Xi L., Zhou H., Liu W. Tropospheric NO₂ Pollution Monitoring with the GF-5 Satellite Environmental Trace Gases Monitoring Instrument over the North China Plain during Winter 2018-2019 // *Atmosphere*. 2021. 12. 398. DOI: 10.3390/atmos12030398
3. Tang B.-H. Nonlinear Split-Window Algorithms for Estimating Land and Sea Surface Temperatures From Simulated Chinese Gaofen-5 Satellite Data // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2018. 56(11). 6280-6289. DOI: 10.1109/TGRS.2018.2833859
4. Ye X., Ren H., Liu R., Qin Q., Liu Y., Dong J. Land Surface Temperature Estimate From Chinese Gaofen-5 Satellite Data Using Split-Window Algorithm // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2017. 55(10). 5877-5888. DOI: 10.1109/TGRS.2017.2716401
5. Wang F., Gao J., Zha Y. Hyperspectral sensing of heavy metals in soil and vegetation: Feasibility and challenges // *SPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2018. 136. 73-84. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.12.003
6. Giardino C., Brando V. E., Dekker A. G., Strombeck N., Candiani G. Assessment of water quality in Lake Garda (Italy) using Hyperion // *Remote Sensing of Environment*. 2007. 109(2). 183-195. DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.017

7. Xia J. S., Du P. J., He X. Y., Chanussot J. Hyperspectral Remote Sensing Image Classification Based on Rotation Forest // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letterst.* 2014. 11(1). 239-243. DOI: 10.1109/LGRS.2013.2254108
8. Demir B., Erturk S. Hyperspectral image classification using relevance vector machines // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letterst.* 2007. 4(4). 586-590. DOI: 10.1109/LGRS.2007.903069
9. Lehigh University: official website. Available at: http://www.eecs.lehigh.edu/SPCRL/IF/image_fusion.htm (Accessed: 12.01.2023).
10. Aiazzi B., Baronti S., Selva N. Improving Component Substitution Pansharpening Through Multivariate Regression of MS +Pan Data // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 2007. 45(10). 3230-3239. DOI: 10.1109/TGRS.2007.901007
11. Sun W., Sun W., Chen B., Messinger D. W. Nearest-neighbor diffusion-based pan-sharpening algorithm for spectral images // *Optical Engineering.* 2013. 53. 3107. DOI: 10.1117/1.OE.53.1.013107
12. Metwalli M. R., Nasr A. H., Allah O. S. F., El-Rabaie S. Image fusion based on principal component analysis and high-pass filter // *Proceedings of the 2009 International Conference on Computer Engineering & Systems, Cairo, Egypt, 14-16 December 2009.* P. 63-70.
13. Zhou J., Civco D. L., Silander J. A. A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data // *Int. J. Remote Sens.* 1998. 19. 743-757. DOI: 10.1080/014311698215973
14. Shah V. P., Younan N. H., King R. L. An Efficient Pan-Sharpener Method via a Combined Adaptive PCA Approach and Contourlets // *IEEE Trans. Geosci. Remote.* 2008. 46. 1323-1335. DOI: 10.1109/TGRS.2008.916211
15. Klonus S., Ehlers M. Image Fusion Using the Ehlers Spectral Characteristics Preserving Algorithm // *GISci. Remote Sens.* 2007. 44. 93-116. DOI: 10.2747/1548-1603.44.2.93
16. Klonus S., Ehlers M. Image Fusion Using the Ehlers Spectral Characteristics Preserving Algorithm // *GISci. Remote Sens.* 2007. 44. 93-116. DOI: 10.2747/1548-1603.44.2.93
17. Strang G., Nguyen T. *Wavelets and Filter Banks.* Wellesley, MA: Wellesley-Cambridge Press. 1996. 500 p.

Информация об авторах

Гареев Владимир Михайлович – кандидат технических наук, доцент, заведующий лабораторией, Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого (Великий Новгород, Россия), ORCID: 0009-0007-1392-2169, Vladimir.Gareev@novsu.ru

Гареев Михаил Владимирович – ведущий инженер, Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого (Великий Новгород, Россия), ORCID: 0009-0007-1392-2169, Mikhail.Gareev@novsu.ru

Корнышев Николай Петрович – доктор технических наук, профессор, Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого (Великий Новгород, Россия), ORCID: 0009-0005-3177-2040, Nikolai.Kornishev@novsu.ru

Серебряков Дмитрий Александрович – инженер, Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого (Великий Новгород, Россия), ORCID: 0009-0000-5994-5090, s231099@std.novsu.ru