

Исследование текстурных признаков космических изображений объектов с применением вейвлет-анализа

Л. Г. Евстратова¹, А. А. Антошкин²

¹ Государственный университет по землеустройству, Москва, 105064, Россия
E-mail: lge_21@mail.ru

² Институт космических исследований РАН, Москва, 117997, Россия
E-mail: antoshkin@d902.iki.rssi.ru

На текущий момент при распознавании объектов по изображениям широко применяется количественный анализ их спектрально-отражательных свойств. В свою очередь, за счёт привлечения текстурных признаков, которые являются одной из важных характеристик природных и антропогенных объектов, существует возможность повысить достоверность методов интерактивной и автоматизированной обработки изображений. Обработка сигнала с применением вейвлет-анализа позволяет существенно сжать объём информации, отбросить мелкие детали и выделить его наиболее существенные особенности. В работе рассматривается задача выявления изменений по разновременным космическим снимкам сверхвысокого пространственного разрешения на местности с применением вейвлет-анализа без привлечения дополнительной информации на примере зарастания участков залежных земель древесно-кустарниковой растительностью. Экспериментальные исследования выполнены на тестовых (текстуры из альбома Бродатца) и реальных космических изображениях QuikBird и WorldView. Численные эксперименты подтвердили возможность использования коэффициентов вейвлет-преобразования Добеши в качестве текстурного признака для распознавания сегментов на изображениях, относящихся к разным природным объектам. Полученный уровень достоверности определения контуров зарастания для исследуемых территорий показывает эффективность применения описанной методики. Использование полученных результатов на практике позволит существенно сократить временные затраты по тематической обработке космических снимков на обширные территории для локализации зарастания древесно-кустарниковой растительностью заброшенной пашни. Эта задача актуальна для информационного обеспечения мониторинга состояния и использования земель сельскохозяйственного назначения.

Ключевые слова: космические изображения, текстурные признаки, вейвлет-анализ, выявление изменений

Одобрена к печати: 09.02.2024

DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-246-253

Введение

В настоящее время наиболее используемым подходом при распознавании, оценке состояния и изменений в ландшафтах на основе многоспектральных космических снимков является количественный анализ их спектрально-отражательных свойств (Плотников и др., 2018; Шинкаренко, Барталев, 2023; Fan et al., 2017; Meng et al., 2019).

Когда выполняется дешифрирование изображений, ключевую роль в распознавании играет образ объекта. При создании моделей дешифрирования стараются сформировать образ объекта, описывая его с помощью тех или иных дешифровочных признаков. Часто используют поэлементные и площадные признаки, основанные на анализе векторов спектральной яркости отдельных элементов и некоторой области изображения — совокупности яркости элементов изображения, соответственно. При этом следует учитывать, что спектральные коэффициенты отражения для различных объектов сильно коррелированы и подвержены значительным флуктуациям (Гук и др., 2013; Пестунов и др., 2015; Fan et al., 2017; Meng et al., 2019).

В настоящее время для классификации изображений широко используются вероятностные модели различного типа, например Байесовский классификатор, модели максимального правдоподобия и т. д., а также часто применяются модели кластерного анализа (Дмитриев

и др., 2023; Пестунов и др., 2015; Ghaderpour, Vujadinovic, 2020). В большинстве таких моделей для упрощения алгоритмов предполагается, что признаки распределяются в соответствии с нормальным законом, часто при дешифрировании снимков среднего пространственного разрешения на местности (от 5 до 30 м) это предположение допустимо. Однако для снимков сверхвысокого и высокого пространственного разрешения на местности (лучше 2,5 м) распределение яркости элементов изображения существенно отклоняется от нормального закона (Гук и др., 2013; Пестунов и др., 2015; Meng et al., 2019). Это основной недостаток моделей такого типа. Объекты, которые требуется распознавать по космическим снимкам высокого разрешения, имеют иную структуру, чем те, которые дешифрируют на снимках среднего разрешения.

Известно, что текстурные свойства изображений несут полезную информацию для целей распознавания. Текстура — это имманентное свойство практически всех поверхностей: древесины, горных пород, переплетения ткани, рисунка растений на поле и т. д. Она содержит важную информацию о структурном расположении поверхностей и их отношении к окружающей среде (Haralick, 1979). При цифровой обработке изображений для описания текстуры используются три основных подхода: статистический, структурный и спектральный (Гонсалес, Вудс, 2005).

Исследования, выполненные за последние годы, показали, что применение текстурных признаков для распознавания объектов по их изображениям повышает достоверность и информативность при решении прикладных задач (Дмитриев и др., 2023; Пантюшин, 2020; Пестунов и др., 2015; Galford et al., 2008; Sibiya et al., 2021). Одним из эффективных методов является вейвлет-анализ, который позволяет извлекать полезную информацию из больших наборов данных, включая многоспектральные, гиперспектральные изображения, температуру поверхности моря, данные о давлении на уровне моря, растительном покрове, сейсмологические данные (Трусенкова и др., 2023; Adebayo et al., 2022; Gendrin et al., 2006; El Mahdaoui et al., 2022; Rhif et al., 2019).

Разнообразие элементов ландшафтов разных природных зон и высокая вариабельность их спектрально-отражательных и текстурных характеристик требуют разработки новых и совершенствования существующих подходов при распознавании объектов и выявлении изменений по их изображениям.

В настоящей работе рассмотрена задача оперативного выявления изменений на местности по разновременным космическим снимкам высокого пространственного разрешения, полученным разными съёмочными системами, в качестве дешифровочных признаков выбраны коэффициенты вейвлет-разложения.

Объект, материалы и краткое описание используемого метода

В качестве объекта исследований выбраны сельскохозяйственные угодья на территории Комсомольского муниципального р-на Ивановской обл. и Новозыбковского р-на Брянской обл., используемые ранее как пахотные земли. Выбор территории обусловлен двумя критериями: 1) наличествуют разновременные космические снимки высокого пространственного разрешения на местности QuikBird (2008) и WorldView (2014, 2020, 2021); 2) на участках пашни, выбывших из оборота, произошли изменения, а именно зарастание древесно-кустарниковой растительностью.

Дискретное вейвлет-преобразование раскладывает исходный сигнал на серию базовых простых сигналов, похожих на выбранную для обработки материнскую функцию ($\psi(t)$), которую называют вейвлет-функцией:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{ab}(t) dt = 0.$$

Существует целый ряд различных видов «материнских» вейвлетов (Daubechies, Coiflet, Symmlet и т. д.), и каждый вид может иметь различия по входным параметрам (Daubechies-2,

Daubechies-4 и т. д.), таким как масштабируемый параметр a и сдвиг b исходной материнской функции, а также нормирующий коэффициент обработки $(1/\sqrt{a})$. Параметр t обозначает временной шаг в одномерном временном ряду. После преобразования сигнала с использованием определённого материнского вейвлета образуются базовые сигналы, состоящие из набора дочерних вейвлетов. Важным моментом является то, что каждый дочерний вейвлет связан с соответствующим коэффициентом, который определяет, какой вклад дочерний вейвлет внёс в исходный сигнал в этом масштабе обработки. Именно эти коэффициенты содержат информацию, относящуюся к исходному сигналу, и они же позволяют обратить все действия с исходным сигналом путём сложного сложения соответствующих дочерних вейвлетов, исправленных в соответствии с весами коэффициентов используемой функции. За счёт изменения масштаба вейвлеты способны выявлять различия на разных частотах, а за счёт сдвига — проанализировать свойства сигнала в разных точках на всём исследуемом временном интервале (Блаттер, 2004; Добеши, 2001).

Дискретное вейвлет-преобразование двумерного сигнала (изображения) сводится к задаче обработки строк и столбцов изображения посредством исходного вейвлет-преобразования $W(a, b)$:

$$W(a, b)_i = \frac{1}{\sqrt{a}} \int \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) s(t) dt.$$

Решением задачи становится преобразование исходных данных $s(t)$ определённой вейвлет-функцией ψ^* с целью поиска высокочастотных (детализации) и низкочастотных (аппроксимации) коэффициентов. Повторение этих действий с аппроксимацией, полученной в нулевом уровне, позволяет получить следующие уровни масштаба разложения исходных данных. Изменение порядка или вида материнского вейвлета изменяет вид полученных дочерних вейвлетов, а также значения детализации и аппроксимации (Блаттер, 2004; Ramírez-Juidias et al., 2023).

Методика и результаты экспериментов

На основе анализа работ (Блаттер, 2004; Гук и др., 2013; Добеши, 2001; Rhif et al., 2019) и выполненных экспериментальных исследований в качестве анализирующей вейвлет-функции для выявления изменений по разновременным космическим снимкам высокого пространственного разрешения выбраны вейвлет-функции Добеши. Для выявления изменений вейвлет Добеши информативен, так как для того, чтобы выделить особенности изображения (резкие изменения яркости элементов), требуется использовать вейвлет с наименьшим размером, а выбор числа нулевых моментов позволит регулировать количество незначительных деталей, необходимых для выделения на изображении (Добеши, 2001).

Для выявления областей с разной текстурой на основе вейвлет-анализа использовались значения коэффициентов корреляции k_{ij} между уровнями i и j вейвлет-разложения изображения P . Данный подход был предложен в работе (Гук и др., 2013):

$$k_{ij} = \frac{\sum_{x=i}^N \sum_{y=j}^N (P_i(x, y) - P_{cpi}) \cdot (P_j(x, y) - P_{cpj})}{\left[\sum_{x=i}^N \sum_{y=j}^N (P_i(x, y) - P_{cpi})^2 \right]^{1/2} \left[\sum_{x=i}^N \sum_{y=j}^N (P_j(x, y) - P_{cpj})^2 \right]^{1/2}}.$$

Анализируя полученные результаты в *таблице* и на *рис. 2* (см. с. 249), заметим, что диагональные коэффициенты (ДК) на всех этапах обработки мира давали стабильный и более достоверный результат, чем вертикальные (ВК) и горизонтальные (ГК) коэффициенты. Поэтому в дальнейшей обработке при использовании вейвлет-преобразования анализировались диагональные вейвлет-коэффициенты. Исследования проводились на тестовых данных (*рис. 1*) и реальных космических изображениях.

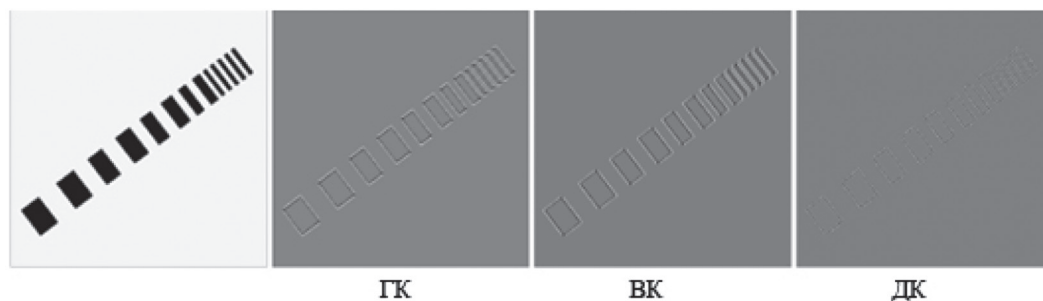


Рис. 1. Изображения мира и вейвлет-коэффициенты, масштаб разложения 1

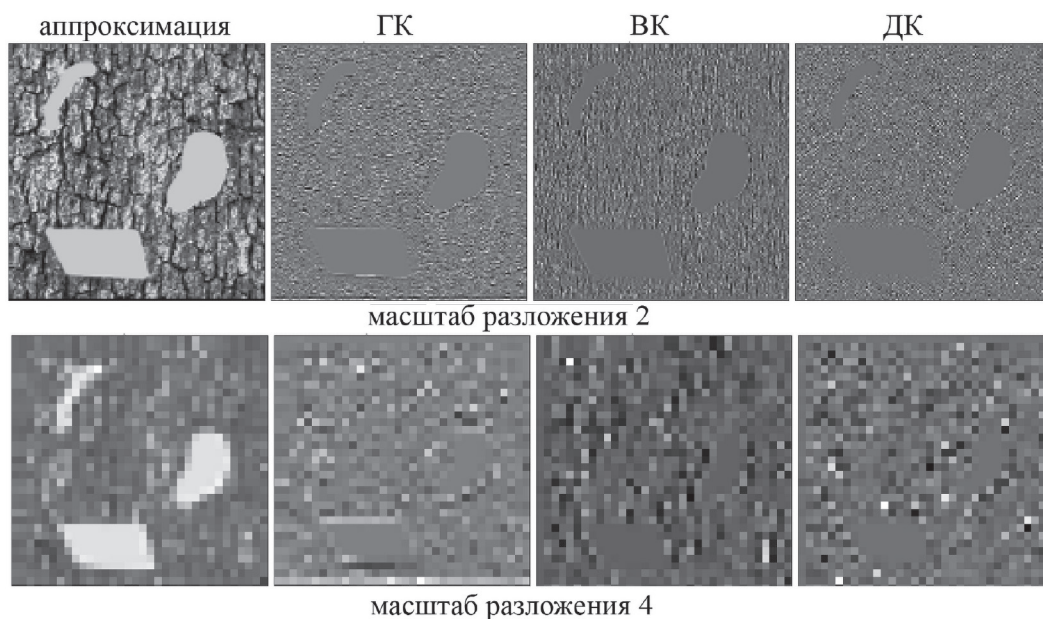


Рис. 2. Пример внесения изменений в изображение коры и вейвлет-коэффициентов

Коэффициенты корреляции между вторым и соответствующими уровнями вейвлет-разложения Добеши для изображения мира

Масштаб вейвлет-разложения	Горизонтальная мира			Вертикальная мира			Диагональная мира		
	ГК	ВК	ДК	ГК	ВК	ДК	ГК	ВК	ДК
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	0,82	0,78	0,96	0,86	0,72	0,93	0,93	0,92	0,97
3	0,67	0,83	0,85	0,80	0,73	0,85	0,87	0,84	0,85
4	0,65	0,62	0,77	0,75	0,75	0,75	0,72	0,76	0,75
5	0,50	0,55	0,69	0,66	0,62	0,63	0,58	0,55	0,65
6	0,56	0,56	0,65	0,55	0,52	0,60	0,55	0,55	0,60

Далее были проведены исследования по выявлению изменений на основе вейвлет-коэффициентов Добеши в зависимости от масштаба разложения по некоторым эскизам текстур из альбома Бродатца (кора D12, трава D9, древесина D68), в которые были нанесены изменения (см. рис. 2). Цель этого эксперимента состоит в проверке и подтверждении обоснованности и осуществимости предложенной методики.

Коэффициент k_{ij} между вторым и четвёртым масштабам вейвлет-разложения исходного и изменённого изображения составил: для 2 % изменений исходного изображения — ~0,85;

для 5 % изменений — $\sim 0,76$; для 10 % — $\sim 0,60$; в дальнейшем скорость изменения коэффициента корреляции замедляется до $\sim 0,35$ при 70 % и стремится к $\sim 0,15$ при 100 %. Это свойство позволяет использовать значение k_{ij} в данном случае как дешифровочный признак участка с произошедшими изменениями. Анализ полученных результатов показал, что $k_{ij} < 0,85$ может служить индикатором определения даже незначительных изменений.

При обработке разновременных космических снимков QuikBird и WorldView (предварительно выполнена географическая привязка и трансформирование исходных снимков в единую систему) стояла задача определить участки зарастания древесно-кустарниковой растительностью на пашне по космическим снимкам на основе вейвлет-коэффициентов Добеши. Для этого космические изображения делились на небольшие фрагменты, выполнялось вейвлет-разложение, вычислялся k_{ij} между соответствующими уровнями вейвлет-разложения участков снимков, полученных на разные даты. Для дальнейшей обработки использовались только участки снимков, на которых локализованы изменения, что приводило к повышению быстродействия обработки данных. Оценка достоверности выявленных изменений осуществлялась сравнением с эталонами, составленными по результатам визуального дешифрирования. Достоверность составила от 89 до 97 %.

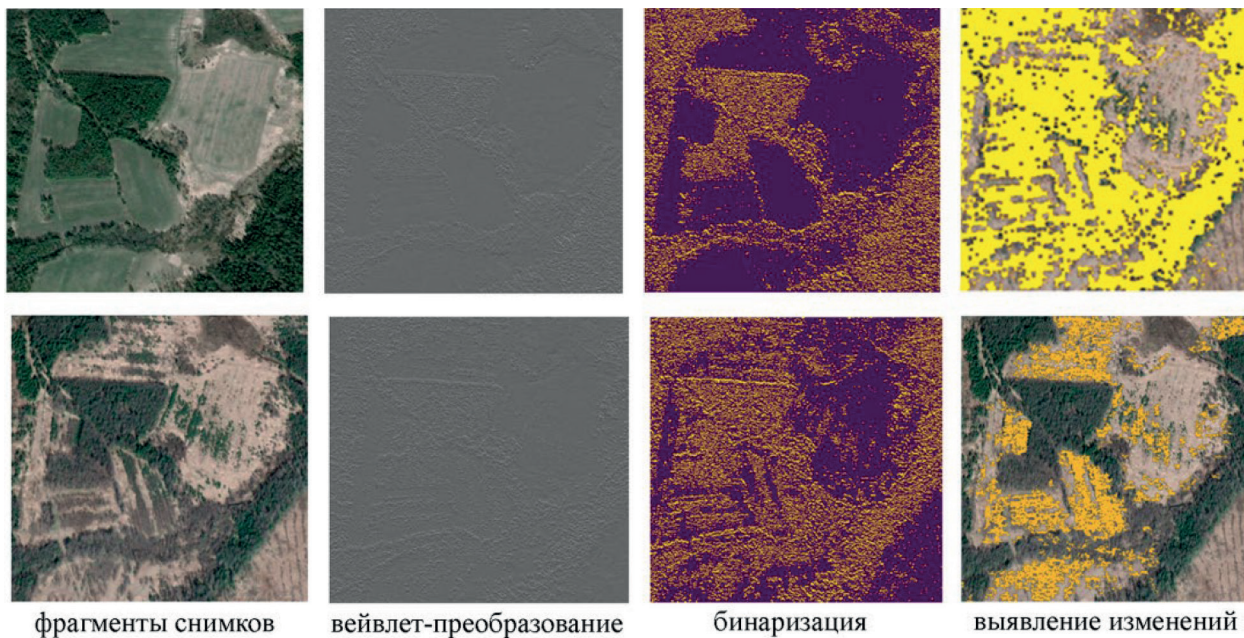


Рис. 3. Выявление изменений на основе вейвлет-анализа

Для получения контуров выявленных изменений была применена бинаризация фрагментов текстурных изображений с выявленными зарастаниями, в результате были получены изображения, состоящие из двух классов (рис. 3). Далее выполнялось вычитание двух разновременных бинарных изображений на один и тот же участок местности с целью локализации участков зарастания. По необходимости обнаруженные изменения автоматически векторизировались (см. рис. 3).

Заключение и предложения

Результаты проведённых экспериментов позволили исследовать возможности использования коэффициентов вейвлет-преобразования Добеши в качестве текстурных признаков разновременных космических снимков QuikBird и WorldView для выявления изменений, характеризующих зарастания участков залежных земель древесно-кустарниковой растительностью

в России. Применение данного подхода позволит сократить объёмы работ, когда необходимо оперативно выполнить анализ изображений на обширные территории с целью дистанционного мониторинга использования сельскохозяйственных угодий без привлечения дополнительных картографических данных. Полученная информация может быть полезна для актуализации базы данных информационных систем (контуры, площадь, год последнего использования в обороте), что позволит в целом использовать её для выработки рекомендаций по совершенствованию оборота сельскохозяйственных земель и расширению посевов сельскохозяйственных культур за счёт неиспользуемых пахотных земель.

Многочисленные эксперименты показали, что предложенная методика при низких вычислительных затратах обеспечивает высокую достоверность и способна выделять сегменты сложной структуры (формы, размера и плотности). Отметим, что ухудшение освещённости не влияет на вейвлет-образ участка до тех пор, пока оно не изменяет структуру изображения вследствие утраты мелких деталей.

Эксперименты показывают, что описанная методика выявления изменений может превосходить сопоставимые алгоритмы, основанные на спектральных признаках, относящиеся к методам выявления изменений, которые часто называют Change Detection (Гук и др., 2013; Ghaderpour, Vujadinovic, 2020).

Литература

1. *Блаттер К.* Вейвлет-анализ. Основы теории / пер. с нем. Т.Э Кренкеля; под ред. А. Г. Кюркчана. М.: Техносфера, 2004. 280 с.
2. *Гонсалес Р., Вудс Р.* Цифровая обработка изображений / пер. с англ.; под ред. П.А. Чочиа. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
3. *Гук А. П., Евстратова Л. Г., Хлебникова Е. П., Алтынцев М. А., Арбузов С. А., Гордиенко А. С., Гук А. А.* Автоматизированное дешифрирование аэрокосмических снимков. Выявление изменений состояния территорий и объектов по многозональным космическим снимкам, полученным на разные даты // *Геодезия и картография*. 2013. № 8. С. 39–44.
4. *Дмитриев Е. В., Мельник П. Г., Донской С. А. и др.* Повышение эффективности текстурной сегментации лесного полога по изображениям сверхвысокого пространственного разрешения // *Лесной вестн.* 2023. Т. 27. № 5. С. 25–36. DOI: 10.18698/2542-1468-2023-5-25-36.
5. *Добеши И.* Десять лекций по вейвлетам / пер. с англ. Е. Мищенко; под ред. А. Петухова. Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. 464 с.
6. *Пантюшин В. А.* Оценка информативности текстуры и структуры цифровых изображений // *Землеустройство, кадастр и мониторинг земель*. 2020. № 6. С. 48–53.
7. *Пестунов И. А., Рылов С. А., Бериков В. Б.* Иерархические алгоритмы кластеризации для сегментации мультиспектральных изображений // *Автометрия*. 2015. Т. 51. № 4. С. 12–22.
8. *Плотников Д. Е., Колбудаев П. А., Барталев С. А. и др.* Автоматическое распознавание используемых пахотных земель на основе сезонных временных серий восстановленных изображений Landsat // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2018. Т. 15. № 2. С. 112–127. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-2-112-127.
9. *Трусенкова О. О., Лобанов В. Б., Ладыченко С. Ю.* Оценка сдвигов частоты инерционных колебаний в центральной части Японского моря по данным поверхностных буёв // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2023. Т. 20. № 1. С. 205–218. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-1-205-218.
10. *Шинкаренко С. С., Барталев С. А.* Анализ влияния видового состава, проективного покрытия и фитомассы растительности аридных пастбищных ландшафтов на их спектрально-отражательные свойства по данным наземных измерений // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2023. Т. 20. № 3. С. 176–192. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-176-192.
11. *Adebayo T. S., Oladipupo S. D., Adeshola I. et al.* Wavelet Analysis of Impact of Renewable Energy Consumption and Technological Innovation on CO₂: evidence from Portugal // *Environmental Science and Pollution Research*. 2022. V. 29. P. 23887–23904. DOI: 10.1007/s11356-021-17708-8.
12. *El Mahdaoui A., Ouahabi A., Moulay M. S.* Image Denoising Using a Compressive Sensing Approach Based on Regularization Constraints // *Sensors*. 2022. V. 22. Article 2199. DOI: 10.3390/s22062199.
13. *Fan C., Myint S. W., Rey S. J. et al.* Time series evaluation of landscape dynamics using annual Landsat imagery and spatial statistical modeling: Evidence from the Phoenix metropolitan region // *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2017. V. 58. P. 12–25. DOI: 10.1016/j.jag.2017.01.009.

14. *Galford G. L., Mustard J. F.; Melillo J. et al.* C. E. P. Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil // *Remote Sensing of Environment*. 2008. V. 112. P. 576–587. DOI: 10.1016/j.rse.2007.05.017.
15. *Gendrin A., Langevin Y., Bibring J.-P. et al.* New Method to Investigate Hyperspectral Image Cubes: An Application of the Wavelet Transform // *J. Geophysical Research*. 2006. V. 111. Iss. E10. DOI: 10.1029/2004JE002339.
16. *Ghaderpour E., Vujadinovic T.* Change Detection within Remotely Sensed Satellite Image Time Series via Spectral Analysis // *Remote Sensing*. 2020. V. 12. Article 4001. DOI: 10.3390/rs12234001.
17. *Haralick R. M.* Statistical and Structural Approaches to Texture // *Proc. IEEE*. 1979. V. 67. P. 786–804. <https://doi.org/10.1109/PROC.1979.11328>.
18. *Meng Y., Liu X., Wu L. et al.* Spatio-temporal variation indicators for landscape structure dynamics monitoring using dense normalized difference vegetation index time series // *Ecological Indicators*. 2019. V. 107. Article 105607. DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105607.
19. *Ramírez-Juidias E., Amaro-Mellado J.-L., Antón D.* Wavelet Analysis of a Sentinel-2 Time Series to Detect Land Use Changes in Agriculture in the Vega Alta of the Guadalquivir River: Cantillana Case Study (Seville) // *Remote Sensing*. 2023. V. 15. Article 5225. DOI: 10.3390/rs15215225.
20. *Rhif M., Ben Abbes A., Farah I. et al.* Wavelet Transform Application for/in Non-Stationary Time-Series Analysis: A Review // *Applied Sciences*. 2019. V. 9. Article 1345. DOI: 10.3390/app9071345.
21. *Sibiya B., Lottering R., Odindi J.* Discriminating commercial forest species using image texture computed from a WorldView-2 image and partial least squares discriminant analysis // *Remote Sensing Applications: Society and Environment*. 2021. V. 23. Article 100605. DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100605.

Textural features research of space images of objects using wavelet analysis

L. G. Evstratova¹, A. A. Antoshkin²

¹ *State University of Land Use Planning, Moscow 105064, Russia*
E-mail: lge_21@mail.ru

² *Space Research Institute RAS, Moscow 117997, Russia*
E-mail: antoshkin@d902.iki.rssi.ru

At present, when recognizing objects in images a quantitative analysis of their spectral-reflective properties is widely used. In turn, by involving textural features, which are one of the important natural and anthropogenic objects characteristics, it is possible to increase the reliability of interactive and automated image processing methods. Signal processing using wavelet analysis allows significant compressing of the information amount, discarding small details and highlighting its most significant features. The paper considers the task of detection changes on the ground from multi-temporal ultra-high spatial resolution satellite images using wavelet analysis without involving additional information on the example of fallow lands overgrowth with tree and shrub vegetation. Experimental research has been performed on test (textures from the Brodatz album) and real QuikBird and WorldView satellite images. Numerical experiments have confirmed the possibility of using the Daubechies wavelet transform coefficients as a textural feature for recognizing segments in images belonging to different natural objects. The obtained reliability level of determining the overgrowth contours for the studied territories shows the effectiveness of the described technique. The use of the obtained results in practice will significantly reduce the time spent on satellite images thematic processing over vast territories to localize abandoned arable land overgrowth with tree and shrub vegetation. This task is relevant for information support of monitoring the condition and use of agricultural land.

Keywords: satellite images, textural features, wavelet analysis, change detection

Accepted: 09.02.2024

DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-246-253

References

1. Blatter C., *Wavelets — Eine Einführung*, 2nd ed., Wiesbaden: Vieweg, 2003, 178 p.
2. Gonzales R. C., Woods R. E., *Digital image processing*, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 2002, 185 p.
3. Guk A. P., Evstratova L. G., Khlebnikova E. P., Altyntsev M. A., Arbutov S. A., Gordienko A. S., Guk A. A., Automated interpretation of space images. Detection of changes in the status of territories and objects on multispectral satellite images obtained at different dates, *Geodezija i kartografiya*, 2013, No. 8, pp. 39–44 (in Russian).
4. Dmitriev E. V., Melnik P. G., Donskoy S. A. et al., Improving efficiency of tree canopy texture segmentation by using very high spatial resolution satellite images, *Forestry Bull.*, 2023, Vol. 27, No. 5, pp. 25–36 (in Russian), DOI: 10.18698/2542-1468-2023-5-25-36.
5. Daubechies I., *Ten Lectures on Wavelets*, Philadelphia, Pennsylvania, US: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992, 376 p.
6. Pantyushin V. A., The assessment of texture and structure of digital images, *Land Management, Monitoring and Cadastre*, 2020, No. 6, pp. 48–53 (in Russian).
7. Pestunov I. A., Rylov S. A., Berikov V. B., Hierarchical clustering algorithms for segmentation of multispectral images, *Avtometriya*, 2015, Vol. 51, No. 4, pp. 12–22 (in Russian).
8. Plotnikov D. E., Kolbudaev P. A., Bartalev S. A. et al., Automated annual cropland mapping from reconstructed time series of Landsat data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 2, pp. 112–127 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-2-112-127.
9. Trusenkova O. O., Lobanov V. B., Ladychenko S. Yu., Estimation of inertial frequency shifts in the central Japan Sea from surface drifter data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, Vol. 20, No. 1, pp. 205–208 (in Russian). DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-1-205-218.
10. Shinkarenko S. S., Bartalev S. A., Analysis of the influence of species composition, projective cover, and phytomass of arid landscape pasture vegetation on spectral reflectance properties based on ground measurements, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, Vol. 20, No. 3, pp. 176–192 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-176-192.
11. Adebayo T. S., Oladipupo S. D., Adeshola I. et al., Wavelet Analysis of Impact of Renewable Energy Consumption and Technological Innovation on CO₂: evidence from Portugal, *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, Vol. 29, pp. 23887–23904, DOI: 10.1007/s11356-021-17708-8.
12. El Mahdaoui A., Ouahabi A., Moulay M. S., Image Denoising Using a Compressive Sensing Approach Based on Regularization Constraints, *Sensors*, 2022, Vol. 22, Article 2199, DOI: 10.3390/s22062199.
13. Fan C., Myint S. W., Rey S. J. et al., Time series evaluation of landscape dynamics using annual Landsat imagery and spatial statistical modeling: Evidence from the Phoenix metropolitan region, *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, Vol. 58, pp. 12–25, DOI: 10.1016/j.jag.2017.01.009.
14. Galford G. L., Mustard J. F., Melillo J. et al., C. E. P. Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil, *Remote Sensing of Environment*, 2008, Vol. 112, pp. 576–587, DOI: 10.1016/j.rse.2007.05.017.
15. Gendrin A., Langevin Y., Bibring J.-P. et al., New Method to Investigate Hyperspectral Image Cubes: An Application of the Wavelet Transform, *J. Geophysical Research*, 2006, Vol. 111, Issue E10, DOI: 10.1029/2004JE002339.
16. Ghaderpour E., Vujadinovic T., Change Detection within Remotely Sensed Satellite Image Time Series via Spectral Analysis, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12, Article 4001, DOI: 10.3390/rs12234001.
17. Haralick R. M., Statistical and Structural Approaches to Texture, *Proc. IEEE*, 1979, Vol. 67, pp. 786–804, <https://doi.org/10.1109/PROC.1979.11328>.
18. Meng Y., Liu X., Wu L. et al., Spatio-temporal variation indicators for landscape structure dynamics monitoring using dense normalized difference vegetation index time series, *Ecological Indicators*, 2019, Vol. 107, Article 105607, DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105607.
19. Ramírez-Juidias E., Amaro-Mellado J.-L., Antón D., Wavelet Analysis of a Sentinel-2 Time Series to Detect Land Use Changes in Agriculture in the Vega Alta of the Guadalquivir River: Cantillana Case Study (Seville), *Remote Sensing*, 2023, Vol. 15, Article 5225, DOI: 10.3390/rs15215225.
20. Rhif M., Ben Abbes A., Farah I. et al., Wavelet Transform Application for/in Non-Stationary Time-Series Analysis: A Review, *Applied Sciences*, 2019, Vol. 9, Article 1345, DOI: 10.3390/app9071345.
21. Sibiyá B., Lottering R., Odindi J., Discriminating commercial forest species using image texture computed from a WorldView-2 image and partial least squares discriminant analysis, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2021, Vol. 23, Article 100605, DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100605.