

УДК 004.932

АНАЛИЗ СТРУКТУРНЫХ РАДИОМЕТРИЧЕСКИХ ИСКАЖЕНИЙ НА СПУТНИКОВЫХ СНИМКАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПАКЕТОВ

К. И. Соколов, начальник группы военного представительства, Рязань, Россия;
e-mail: skisokolow@yandex.ru

Н. В. Макарова, ведущий инженер НИОКР отдела информационного обеспечения, ассистент кафедры
ПЭЛ РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0002-1505-7670, e-mail: makarova.n.v@rsreu.ru

Рассматривается подход по обнаружению и анализу структурного шума («полосатости») на изображениях от систем космического наблюдения Земли путем использования вейвлет-преобразования и построения дерева вейвлет-пакетного разложения. Вейвлет-преобразования позволяют адекватно описывать как коррелированные в пространстве изменения яркости, так и их резкие изменения при необходимости.

Ключевые слова: изображение, структурный радиометрический шум, аддитивно-мультипликативная модель, вейвлет-преобразование, вейвлет Добеши.

DOI: 10.21667/1995-4565-2024-88-15-20

Введение

В системах дистанционного зондирования Земли часто съемка земной поверхности осуществляется с помощью приборов с зарядовой связью (ПЗС), скомпонованных в виде линеек или матриц и работающих в режиме ВЗН. В подобных сканирующих устройствах часто возникает структурный шум, который вызван неоднородностью чувствительности отдельных фотоприемников и проявляется в виде так называемой «полосатости». Устранение таких искажений является актуальной задачей, поскольку они мешают точно измерять физические характеристики наблюдаемых объектов. Рассматриваемая проблема широко известна. Например, в работе [1] фильтрация изображений осуществляется с использованием вейвлет-преобразований с «отсечением» вейвлет-коэффициентов. В настоящей работе предлагается использовать вейвлет-пакетное преобразование для поиска структурного шума на спутниковых снимках, описываемого аддитивно-мультипликативной моделью.

Пусть сканирующий датчик на основе линейки фотоприемников формирует изображение $B(m, n)$, которое содержит структурный радиометрический шум. В простейшем случае этот шум можно описать аддитивно-мультипликативной моделью, не зависящей от времени [2]:

$$B(m, n) = B^*(m, n) \cdot k(n) + b(n) + e(m, n), \quad (1)$$

где $B^*(m, n)$ – идеальное неискаженное изображение; $k(n)$ и $b(n)$ – мультипликативный и аддитивный коэффициенты структурного шума, зависящие от номера элемента n , но не зависящие от номера строки m ; $e(m, n)$ – случайный аддитивный шум с нулевым средним.

Для идеальной коррекции структурного шума предполагается, что можно оценить коэффициенты $k(n)$ и $b(n)$ для каждого столбца изображения n . Тогда можно выполнить коррекцию как

$$B^{**}(m, n) = (B(m, n) - b(n)) / k(n). \quad (2)$$

Центральный вопрос – как оценить коэффициенты $b(n)$, $k(n)$. Наиболее эффективны калибровочные методы, основанные на подаче на вход датчика известного сигнала, при этом

идеальное изображение $B^*(m, n)$ известно и коэффициенты $b(n)$, $k(n)$ оцениваются по $B(m, n)$ непосредственно из (1).

Статистические методы оценивания коэффициентов [2] основаны на том, что объём изображения $B(m, n)$ достаточно велик, а оценить необходимо лишь относительно малое количество коэффициентов $b(n)$, $k(n)$. Поэтому при росте объёма $B(m, n)$ рано или поздно удастся применить методы статистики, и адекватные оценки $b(n)$, $k(n)$ будут найдены. Однако у реальных датчиков коэффициенты $k(n)$ и $b(n)$ не остаются постоянными – они меняются в течение жизненного цикла и, что гораздо хуже, – могут меняться даже в процессе формирования изображения $B(m, n)$. Это значительно усложняет описание и коррекцию структурных искажений [3]. Формально достаточно считать коэффициенты зависящими от m и записывать их в виде $b(m, n)$, $k(m, n)$. Однако возникает проблема адекватного описания изменения коэффициентов при изменении времени (номера строки m). Обычно эти изменения медленные, однако для современных российских датчиков, особенно в ИК-диапазоне, возможны быстрые изменения [3]. Таким образом, важнейший вопрос коррекции реальных, т.е. времязависимых, структурных искажений – выбор адекватной математической модели изменения искажений во времени.

Описание изменения искажений должно учитывать, что обычно изменение коэффициентов достаточно медленное, т.е. имеет место сильная корреляция коэффициентов $b(m, n)$, $k(m, n)$ в соседних строках. В то же время необходимо иметь возможность описания изменений от m , в том числе достаточно резких в каких-то отдельных случаях. Если же рассматривать изменение изображения $B(m, n)$ вдоль n , то легко заметить, что структурный шум проявляется прежде всего в виде резких изменений яркости (хотя такие изменения могут быть обусловлены и сюжетом). Вклад структурного шума в медленные изменения гораздо ниже. Таким образом, необходимо адекватное средство описания пространственной коррелированности искажений. В [3] предложены полиномиальные модели, но они не достаточно универсальны.

Как известно, вейвлеты являются хорошим базисом для представления сигналов и изображений [4], в том числе в задачах фильтрации, поскольку они позволяют адекватно описывать как коррелированные в пространстве изменения яркости, так и их резкие изменения при необходимости.

Элементарная операция дискретного вейвлет-преобразования по m позволяет разложить исходное изображение $B(m, n)$ в два новых изображения $B_{Lm}(m, n)$ и $B_{Hm}(m, n)$, которые имеют вдвое меньшие размеры по m , при этом первое изображение содержит низкочастотные (НЧ) детали (которым соответствуют медленные измерения вдоль m), а второе – высокочастотные (ВЧ) детали (отражающие быстрые изменения). Аналогично элементарная операция вейвлет-преобразования по n позволяет получить аналогичные изображения применительно к направлению n . При этом существуют обратные вейвлет-преобразования, которые по результатам разложения восстанавливают исходное изображение.

При использовании подходящих вейвлетов, дополнительно гарантируются полезные свойства вейвлет-преобразований. Например, при использовании ортогональных вейвлетов гарантируется сохранение нормы, т.е. $\sum_{m,n} B^2(m, n) = \sum_{m,n} B_{Lm}^2(m, n) + B_{Hm}^2(m, n)$. Отсюда следует, что при уменьшении амплитуды некоторых коэффициентов, например у высокочастотной составляющей $B_{Hm}(m, n)$, реализуется соответствующая низкочастотная фильтрация для восстанавливаемого при обратном вейвлет-преобразовании изображения.

При «классическом» сепарабельном вейвлет-преобразовании $B(m, n)$ разлагается по m и по n (порядок не существен), в результате формируются четыре изображения: $B_{LL}(m, n)$ – НЧ, $B_{HL}(m, n)$ – ВЧ по m и НЧ по n , $B_{LH}(m, n)$ – НЧ по m и ВЧ по n , $B_{HH}(m, n)$ – ВЧ по m

и n . В дальнейшем такое разложение может быть повторено для $B_{LL}(m,n)$, образуя следующие уровни вейвлет-преобразования. На рисунке 1 показаны ИК-изображения со структурным шумом и варианты его вейвлет-разложения одним и двумя уровнями (использован ортогональный вейвлет Добеши 8 [4]).

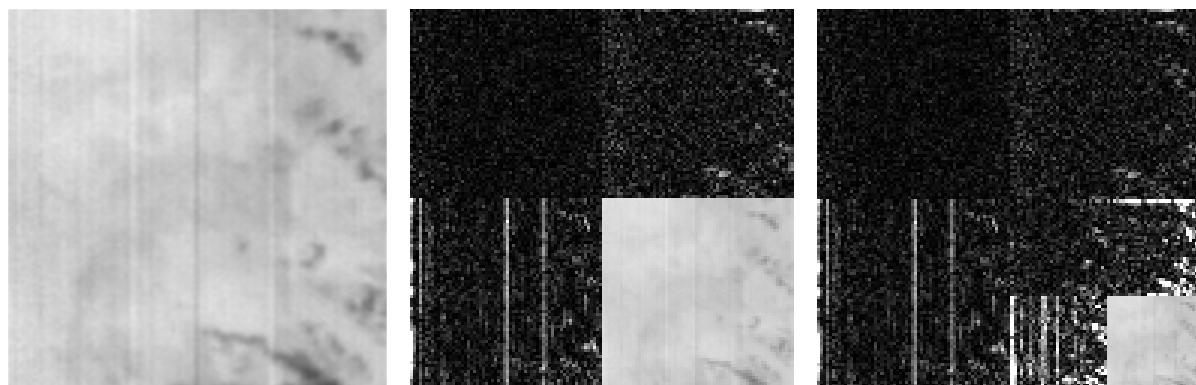


Рисунок 1 – Исходное ИК-изображение (слева) и его вейвлет-преобразования различных уровней (справа)
Figure 1 – Original IR image (left) and its wavelet transforms of different levels (right)

Можно видеть, что верхняя половина вейвлет-разложения практически не «полосатая», т.е. не содержит структурных искажений. Действительно, если структурные искажения строго аддитивные и времянезависимые, то они проявляются в изменении только средней яркости столбцов. Поэтому наилучшим окажется вейвлет-разложение, которое максимально усреднит данные столбцов вдоль m . В этом плане «классическое» вейвлет-разложение не оптимально: левый нижний квадрант (ВЧ по n и НЧ по m) содержит полосы, но его дальнейшее разложение не предусмотрено.

Известно вейвлет-пакетное преобразование [3], в котором на следующих уровнях вейвлет-разложение применяется не только к изображению $B_{LL}(m,n)$, но и другим изображениям. Тут имеется большая свобода в выборе. Если $b_k(m,n)$ – входное изображение на уровне k , то можно принять решение о вейвлет-разложении по m , по n или отказаться от разложения. Если принято решение о разложении, то для каждого из результирующих изображений уровней $(k+1)$ необходимо опять сделать выбор. Получается дерево принятия решений (связный ориентированный граф без циклов) (рисунок 2).

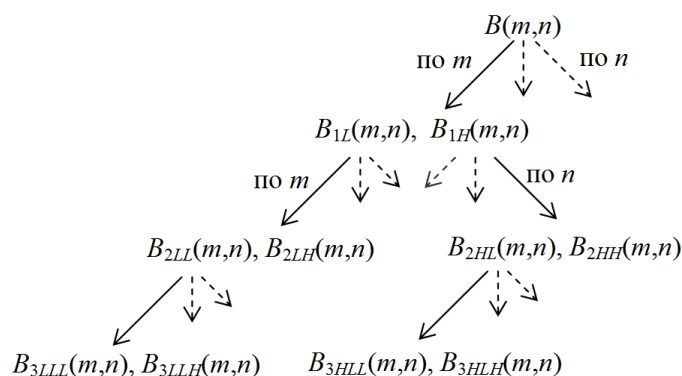


Рисунок 2 – Дерево принятия решений о разложении при использовании вейвлет-пакетов
Figure 2 – Decomposition decision tree using wavelet packets

На вершине дерева – исходное изображение. Дугами являются элементарные вейвлет-преобразования: разложение по m или разложение по n . «Листьями» дерева являются изображения, которые далее не раскладываются. Глубина дерева разложения не должна быть слишком высокой, чтобы избежать эффекта «переобучения».

Для наиболее адекватного представления структурных искажений необходимо построить дерево принятия решений о вейвлет-разложении. Известны технологии автоматического построения оптимального дерева разложения [3]. При этом обычно решается задача наиболее полного (например, в смысле сохранения нормы) описания изображения достаточным малым количеством вейвлет-коэффициентов. Остальные вейвлет-коэффициенты считаются не важными, содержащими в основном шум, их можно «отбросить» – обнулить или снизить амплитуду. Тогда при применении обратного преобразования восстановленное изображение окажется соответственно отфильтрованным.

Пусть $b_k(m, n)$ – изображение. Введём меру его «компактности» как

$$A(b_k) = \sum_{(m,n) \in \Omega_{bk}} b_k^2(m, n), \quad (3)$$

где Ω_{bk} – множество точек изображения, составляющих заданный процент от общей площади изображения и которым соответствуют отчеты изображения с наибольшей по модулю яркостью. Соответственно $A(b_k)$ характеризует энергию «наилучшей» части изображения Ω_{bk} . Для построения дерева решений рассчитываются показатели «компактности» исходного изображения и разложенного по m и по n :

$$A_l = A(b_k), \quad A_m = A(W_{Lm}b_k) + A(W_{Hm}b_k), \quad A_n = A(W_{Ln}b_k) + A(W_{Hn}b_k), \quad (4)$$

где через $W_{Lm}, W_{Hm}, W_{Ln}, W_{Hn}$, обозначены операторы взятия НЧ (L) или ВЧ (H) частей вейвлет-разложения по m или по n . Максимальное из трех значений A_l, A_m, A_n соответствует оптимальному выбору на дереве решений. Для оптимизации дерева в целом данный подход применяется рекуррентно для каждого изображения.

Непосредственно применять известный алгоритм вейвлет-фильтрации даже с адаптивным построением дерева вейвлет-пакетов для коррекции структурного шума бессмысленно: алгоритм «не знает» о структурном шуме и при фильтрации структурный шум будет «бережно» сохранён как часть сюжета. Однако если подать на вход алгоритма изображение, не содержащее объектов (например, поле однородной яркости), то в ходе оптимального вейвлет-разложения будет получена важная информация о структурном шуме датчика: дерево принятия решений о разложении и амплитуды коэффициентов на каждом листе дерева (в котором дальнейшее разложение уже не производится), например характеризующиеся средне-квадратическим отклонением (СКО).

На рисунке 3 показаны исходное изображение, полученное при съёмке в видимом диапазоне эталонного источника сигнала (a , контраст усилен), результат его классического вейвлет-разложения (b) и результат оптимального пакетного разложения (b).

Можно видеть, что при оптимальном пакетном вейвлет-разложении изображение сведено к минимальному количеству ненулевых коэффициентов (так как в ВД временная зависимость структурных искажений практически не проявляется на интервалах съёмки). Также шумовая составляющая изображения равномерно «раскидана» по вейвлет-коэффициентам.

Другой вариант построения оптимального дерева, пригодный даже в том случае, если изображения с обширными однородными областями не доступны, это автоматизированный. В этом случае решение о варианте разложения в каждом узле принимает оператор. Дело в том, что человеческий глаз хорошо различает сюжет и полосы (структурный шум). Соответственно, оптимальное дерево может быть построено точно даже при наличии сюжета. Для упрощения принятия решений для оператора визуализируются исходное изображение, изображения при различных вариантах разложения и оценки A_l, A_m, A_n . Оценка СКО при этом может быть выполнена оператором по однородной области, либо может быть сразу в интерактивном режиме подобран порог фильтрации (см. далее).

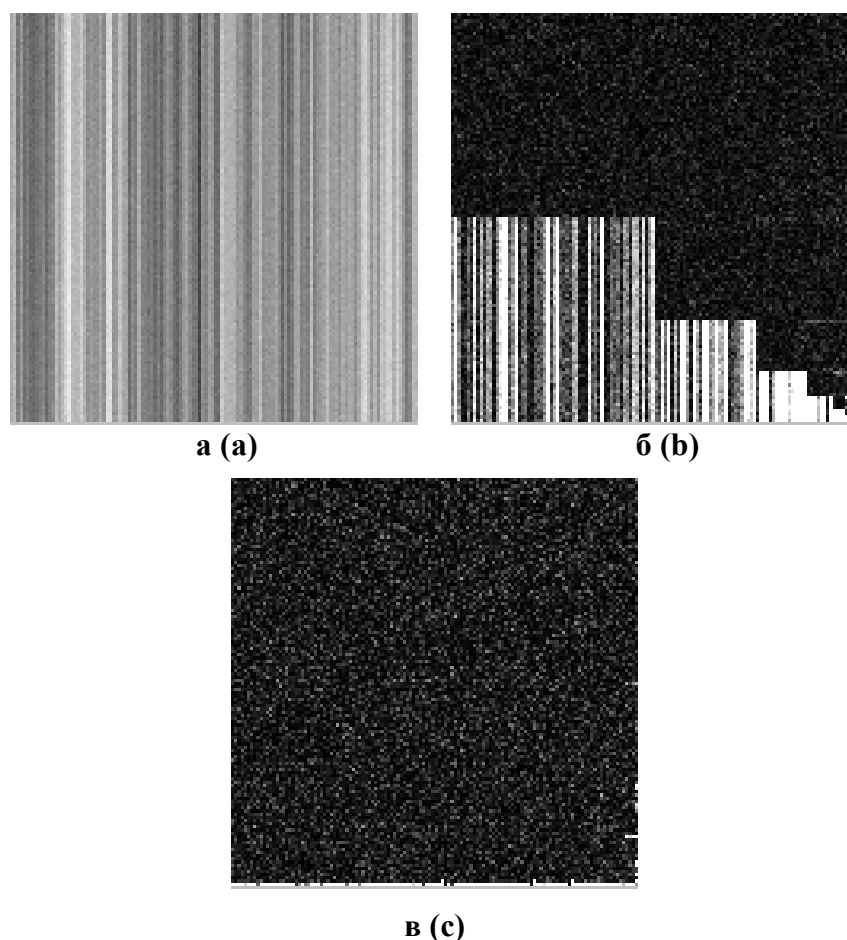


Рисунок 3 – Калибровочное изображение в видимом диапазоне спектра (а), его классическое вейвлет-разложение (в) и оптимальное пакетное разложение (б)
Figure 3 – Calibration image in visible range of the spectrum (a), its classical wavelet decomposition (c) and optimal batch decomposition (b)

Заключение

Предложен эффективный подход к описанию времязависимых структурных искажений изображений с использованием вейвлет-пакетного преобразования. Оптимальное дерево вейвлет-разложения несёт информацию о структурном шуме, оно строится автоматически или автоматизировано на основе анализа реальных изображений. После этого коррекция структурных искажений возможна путем пороговой фильтрации вейвлет-коэффициентов.

Библиографический список

1. Бехтин Ю.С., Баранцев А.А. Улучшение качества изображений многоэлементных фотоприемных устройств // Доклады 6-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение». Рязань, РГРТУ. 2004. С. 95-97.
2. Антонушкина С.В., Гуров В.С., Егешкин Н.А. и др. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / под. ред. В.В. Еремеева. М.: Физматлит. 2015. 460 с.
3. Еремеев В.В., Зенин В.А. Модели коррекции динамических структурных искажений на космических изображениях // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2010. № 33. С. 3-7.
4. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005. 671 с.
5. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. Ижевск: РХД, 2001.

UDC 004.932

STRUCTURAL RADIOMETRIC DISTORTIONS ANALYSIS ON SATELLITE IMAGES USING WAVELET PACKETS

K. I. Sokolov, head of military representative group, Ryazan, Russia;

e-mail: skisokolow@yandex.ru

N. V. Makarova, leading R&D engineer of information support department, department of industrial electronics, assistant, RSREU, Ryazan, Russia;

orcid.org/0000-0002-1505-7670, e-mail: makarova.n.v@rsreu.ru

The article discusses an approach to detecting and analyzing structural noise («banding») in the images from Earth space observation systems by using a wavelet transform and constructing a wavelet packet decomposition tree. Wavelet transforms make it possible to adequately describe both spatially correlated changes in brightness and their abrupt changes, if necessary.

Keywords: image, structural radiometric noise, additive-multiplicative model, wavelet transform, Daubechies wavelet.

DOI: 10.21667/1995-4565-2024-88-15-20

References

1. **Bekhtin Yu.S., Barancev A.A.** Uluchshenie kachestva izobrazhenij mnogoelementnyh fotopriemnyh ustrojstv. *Doklady 6-j Mezhdunarodnoj konferencii «Cifrovaya obrabotka signalov i ee primeneniye»*. Ryazan', RGRTU. 2004, pp. 95-97. (in Russian).
2. **Antonushkina S.V., Gurov V.S., Egoshkin N.A. i. dr.** *Sovremennye tekhnologii obrabotki dannyh distancionnogo zondirovaniya Zemli*. Pod. red. V.V. Eremeeva. Moscow: FIZMATLIT. 2015. 460 p. (in Russian).
3. **Eremeev V.V., Zenin V.A.** Modeli korrektsii dinamicheskikh strukturnykh iskazhenij na kosmicheskikh izobrazheniyah. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2010, no. 33, pp. 3-7. (in Russian).
4. **Malla S.** *Vejvlety v obrabotke signalov*. Moscow: Mir. 2005. (in Russian).
5. **Dobeshi I.** *Desyat' lekcij po vejvletam*. Izhevsk: RHD, 2001. (in Russian).