

МОДЕЛИРОВАНИЕ И КОРРЕКЦИЯ СТРУКТУРНЫХ РАДИОМЕТРИЧЕСКИХ ИСКАЖЕНИЙ НА СПУТНИКОВЫХ СНИМКАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПАКЕТОВ

Соколов К.И., начальник группы военного представительства, Рязань, Россия; e-mail: skisokolow@yandex.ru
Макарова Н.В., ведущий инженер НИОКР отдела информационного обеспечения, ассистент кафедры ПЭЛ РГРТУ, Рязань, Россия; e-mail: makarova.n.v@rsreu.ru

MODELING AND CORRECTION OF STRUCTURAL RADIOMETRIC DISTORTIONS IN SATELLITE IMAGES USING WAVELET PACKETS

Sokolov K. I., Makarova N. V.

The article discusses an approach to modeling and correcting structural noise ("banding") in images from Earth observation systems by constructing a wavelet-packet decomposition tree and convolutional neural networks. The features of solving the problem in the presence of blur and defocus in the images are considered.

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

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

Исследуется подход по моделированию и коррекции структурного шума («полосатости») на изображениях от систем космического наблюдения Земли путем построения дерева вейвлет-пакетного разложения и сверточных нейронных сетей. Рассмотрены особенности решения поставленной задачи при наличии на изображениях смаза и расфокусировки.

Введение

Для систем дистанционного зондирования Земли актуальной является задача коррекция структурного шума, возникающего при съемке земной поверхности с помощью приборов с зарядовой связью (ПЗС), скомпонованных в виде линеек или матриц. Подобный шум вызван неоднородностью чувствительности отдельных фотоприемников и проявляется в виде «полосатости».

Пусть $B(m, n)$ – изображение, формируемое датчиком путем сканирования земной поверхности линейками фотоприёмников. Структурный радиометрический шум можно описать аддитивно-мультипликативной моделью [1]:

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

где $B^*(m, n)$ – идеальное не искаженное 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 обработки изображений и коррекции структурных шумов широко применяются алгоритмы на основе вейвлет-преобразования [2 – 4].

В работе авторами [5] 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. По результатам проведенного анализа предлагается подход к коррекции

структурных искажений путем пороговой фильтрации вейвлет-коэффициентов.

Коррекция структурных искажений

Для этого реальное изображение сперва разлагается по вейвлет-пакетам в соответствии с ранее найденным по шуму деревом принятия решений [5, 8]. Далее вейвлет-коэффициенты фильтруются:

$$w_l^* = \begin{cases} w_l & \text{при } |w_l| > P\sigma_l, \\ w_l \cdot \theta(|w_l|/(P\sigma_l)), & \text{иначе,} \end{cases} \quad (2)$$

где w_l, w_l^* – исходные и отфильтрованные вейвлет-коэффициенты для листа разложения l ; σ_l – оценка СКО структурного шума на l -листе; P – некоторый настраиваемый порог, характеризующий уровень подавления структурного шума; $\theta(x)$ – некоторая монотонная функция, удовлетворяющая требованиям $\theta(0) = 0$ и $\theta(1) = 1$. Например, можно использовать $\theta(x) = x^q$, где $q \geq 1$ – настраиваемый параметр, характеризующий степень «жесткости» ограничения шума.

Далее по отфильтрованным коэффициентам путем обратного вейвлет-преобразования формируется восстановленное изображение. В силу построения данный подход позволяет хорошо фильтровать аддитивный структурный шум. Даже если реальный шум имеет заметную мультипликативную составляющую, то алгоритм останется работоспособным: в этом случае зависимость шума от сюжета будет истолкована как времязависимая составляющая. Сильные времязависимые искажения для ИК-датчиков можно рассматривать как аддитивные [6].

Для заметных мультипликативных искажений лучший результат можно получить по итерационной схеме: сперва находится отфильтрованное изображение, потом по исходному и отфильтрованному оценивается мультипликативный коэффициент. Этот коэффициент можно рассматривать как изображение и снова фильтровать вейвлет-пакетами, однако следует учитывать, что изменение во времени и соответственно оптимальное дерево вейвлет-пакетов для него может быть другим, его можно построить с помощью оператора. Далее на исходном изображении по фильтрованному коэффициенту корректируется мультипликативная составляющая, а затем на следующей итерации с использованием ранее рассмотренного выше подхода – аддитивная.

В принципе, в данных алгоритмах могут использоваться вейвлеты разного типа, более того, возможен выбор разных вейвлетов на различных уровнях разложения. Выбор наиболее подходящих вейвлетов из некоторого набора (словаря) может быть произведен автоматически с использованием меры «компактности» [5] или автоматизировано.

Если исходное изображение искажено белым шумом, то он будет равномерно разложен по вейвлет-коэффициентам. В этом плане можно надеяться, что рассмотренный выше алгоритм коррекции позволяет вместе со структурным шумом бороться и с аддитивным. Однако для этого необходимо, чтобы само изображение адекватно описывалось относительно малым числом ненулевых вейвлет-коэффициентов. Этого реально достичь, если дерево вейвлет-разложения формируется оператором: в этом случае оператор может выполнить построение дерева, оптимально «сжимающего» как структурный шум, так и реальное изображение. Если же дерево формируется автоматически по калибровочному изображению, то нет гарантии, что полученный базис будет подходящим для реальных изображений. В этом случае целесообразно оценить предварительно уровень шума σ_e и если оценка СКО для промежуточного изображения $\sigma_l < K\sigma_e$, где $K > 1$ – некий настраиваемый коэффициент, то принятие решения о разложении должно выполняться либо из соображений близости дерева к классическому вейвлет-преобразованию, либо на основе реального изображения, содержащего характерный сюжет (можно одновременно строить деревья для калибровочного и реального изображений).

Моделирование искажений

Построенное дерево вейвлет-пакетов можно использовать не только для коррекции искаженных изображений, но и для моделирования соответствующих искажений. Для этого вейвлет-коэффициенты формируются случайно в соответствии с оценками СКО на каждом

уровне, тогда обратное вейвлет-преобразование даст изображение с модельными искажениями. Такие изображения можно комбинировать с реальными не искаженными изображениями (выступающими в качестве эталона) и использовать для тестирования различных алгоритмов коррекции и для обучения алгоритмов искусственного интеллекта, например, искусственных нейронных сетей.

Поскольку вейвлет-пакеты обладают мощным средством описания и коррекции структурных искажений, то представляется перспективным включить построенное выше вейвлет-разложение в структуру нейронной сети. Это легко сделать, поскольку вейвлеты с конечным носителем реализуются через линейную свертку, которая используется в свёрточных нейронных сетях. Соответственно, нейронная сеть коррекции структурных искажений включает входные слои вейвлет-разложения, выходные слои вейвлет-восстановления, а между ними – дополнительные слои фильтрации коэффициентов (рис. 1).

В этом смысле предложенные выше подходы к анализу структурных искажений через вейвлет-пакеты позволяют адаптировать структуру нейронной сети для данного класса искажений: архитектура сети фактически определяется деревом принятия решения вейвлет-разложения. Это важный результат, поскольку именно проектирование подходящей архитектуры нейронной сети является плохо формализуемым этапом (в противоположность этому обучение – это формально стандартная задача минимизации целевой функции потерь). Также архитектура нейронной сети хорошо подходит для одновременного использования вейвлетов различных типов, при этом наиболее подходящие вейвлеты будут выбраны при обучении.

Фильтрация вейвлет-коэффициентов может осуществляться рядом свёрточных слоёв с нелинейностями: как известно подобные архитектуры хорошо справляются с фильтрацией шумов и искажений [9]. Особенностью пакетного вейвлет-разложения является то, что на выходе могут присутствовать изображения различных размеров, что затрудняет их совместную фильтрацию. Поэтому фильтрацию удобно совместить с обратным вейвлет-преобразованием, по мере которого осуществляется постепенное наращивание размерности изображений. Изображения, достигшие одинаковой размерности, можно фильтровать совместно свёрточными слоями с нелинейностями.

При обучении нейронной сети можно на первом этапе сохранить вейвлет-коэффициенты в свёртках неизменными, обучая только внутреннюю фильтрующую часть сети. Затем можно продолжить обучение, разрешив модификацию параметров свёрток для самих вейвлет-преобразований.

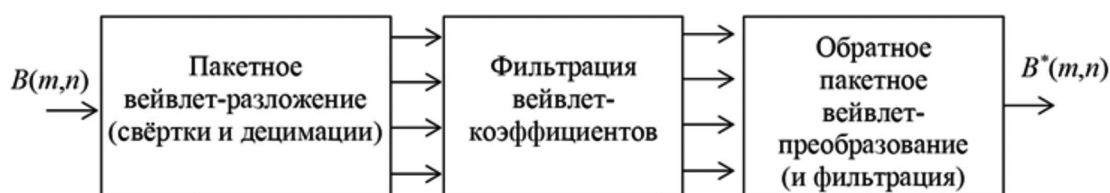


Рис. 1. Архитектура нейронной сети для коррекции структурных искажений

Коррекция с учетом смаза и расфокусировки

При наличии смаза и расфокусировки у датчика задача коррекции структурных искажений значительно усложняется – как известно, при коррекции смаза и расфокусировки наблюдается подъём (усиление) шумов, в том числе структурного шума [10, 11]. С другой стороны, при сильном смазе и расфокусировке исходные изображения в (1) становятся более гладкими, поэтому резкие детали на $B(m, n)$ заведомо вызваны только структурным шумом. Поэтому в целом оценка дерева принятия решений о вейвлет-разложении упрощается. С другой стороны, требования к точности коррекции структурного шума значительно возрастают, поскольку слабые остаточные искажения будут усилены при коррекции смаза и расфокусировки.

Рассмотрим модель смаза и расфокусировки. Пусть в (1) изображение

$$B^*(m, n) = B^{**}(m, n) \otimes H(m, n), \quad (3)$$

где $B^{**}(m, n)$ – идеальное (четкое) изображение без расфокусировки, $H(m, n)$ – функция рассеяния точки датчика, \otimes – операция свертки. Для коррекции искажений изображение после коррекции структурных искажений $B^*(m, n)$ пропускается через некий инверсный фильтр, в простейшем случае линейный фильтр Винера:

$$B_{\text{восст}}(m, n) = B^*(m, n) \otimes F(m, n), \quad (4)$$

импульсная характеристика которого $F(m, n)$ определяется в спектральной области Фурье как

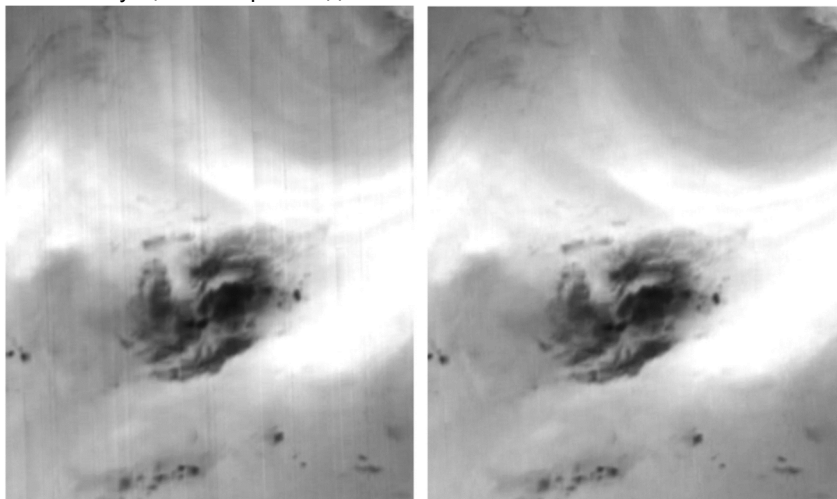
$$F(\omega_m, \omega_n) = \frac{\bar{H}(\omega_m, \omega_n)}{|H(\omega_m, \omega_n)|^2 + \varepsilon}, \quad (5)$$

где ω_m, ω_n – пространственные частоты, ε – параметр регуляризации.

В силу линейности из (4) следует, что остаточные структурные искажения, содержащиеся в $B^*(m, n)$, при восстановлении будут пропущены через фильтр $F(m, n)$, который может иметь достаточно протяженную импульсную характеристику, носящую колебательный характер. Поэтому корректировать искажения лучше до инверсной фильтрации (4). Однако идеальная коррекция при этом едва ли будет достигнута, а остаточные искажения будут усилены. Поэтому целесообразно допол-

нительно фильтровать изображение после коррекции (4). В принципе, для этой фильтрации можно применить описанный выше подход с построением дерева решений и фильтрацией, необходимо только учитывать, что аддитивный шум после коррекции (4) – не белый и его амплитуда может быть различна в НЧ и ВЧ – блоках вейвлет-разложения, а значит и в различных листьях дерева. В принципе, СКО шума может быть оценено непосредственно по изображениям в листьях дерева. Другой вариант – зная СКО белого шума в (1) и спектральную характеристику фильтра $F(\omega_m, \omega_n)$ можно предсказать СКО шума ψ_l в любом l листе дерева, потому что, как известно [7], пакетное вейвлет-преобразование локализует пространственные частоты по вполне определенным окнам с $(\omega_m, \omega_n) \in \Omega_l$. В любом случае для фильтрации шума применяется коррекция с найденными мультипликативным и аддитивным коэффициентами, при которой вместо оценок σ_l используются оценки ψ_l . Также при построении дерева принятия решений можно учитывать структуру фильтра $F(\omega_m, \omega_n)$: если $|F(\omega_m, \omega_n)|$ значимо (например, более чем на 10-20 %) меняется в пределах Ω_l , то рекомендуется разложение данного элемента дерева (и соответствующего частотного поддиапазона Ω_l) на две части и далее. Такой подход обобщает построенные в [7] «зеркальные» вейвлеты на случай произвольного фильтра $F(\omega_m, \omega_n)$ с учетом особенностей смаза, расфокусировки и структурного шума.

На рис. 2 показан пример применения описанных в статье подходов: слева сверху исходное изображение от ИК-датчика КА «Электро-Л» № 2 со структурным шумом в виде вертикальной «полосатости», справа сверху – результат коррекции структурного шума предложенным подходом, слева внизу – результат коррекции расфокусировки, справа внизу – результат вейвлет-фильтрации. Можно видеть, что вейвлет-фильтрация достаточно эффективна. Однако коррекция расфокусировки привела к росту обычного и структурного шума (стали видны остаточные полосы) и необходимости его повторной коррекции, которую удалось успешно выполнить.



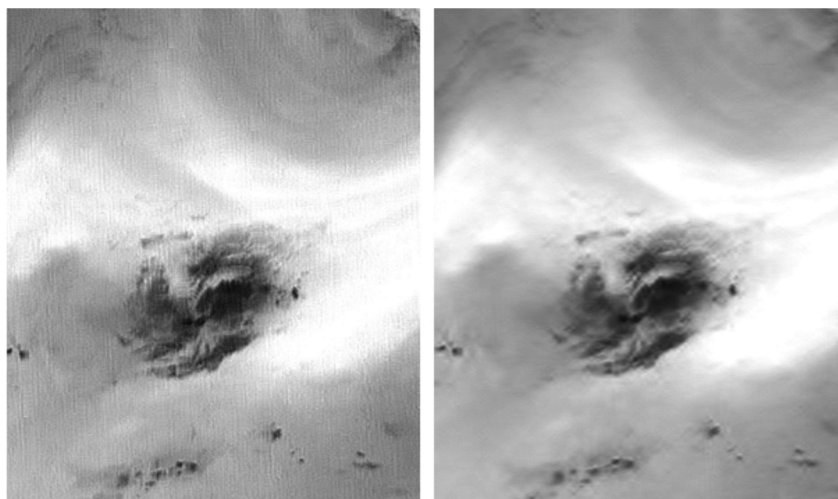


Рис. 2. Искаженное ИК-изображение и примеры коррекции «полосатости», расфокусировки и остаточных структурных искажений

Заключение

На основе описания времязависимых структурных искажений изображений с использованием аппарата вейвлет-пакетов предложен подход к коррекции структурных искажений путем пороговой фильтрации вейвлет-коэффициентов. Рассмотрены вопросы генерации модельных искажений, например, для обучения нейронных сетей и тестирования различных алгоритмов. Предложена архитектура сверточной нейронной сети в сочетании с вейвлет-пакетами для эффективной коррекции структурных искажений. На заключительном этапе предложена технология коррекции шумов в условиях наличия на изображениях смаза и расфокусировки.

Литература

1. Антонушкина С.В., Гуров В.С., Егошкин Н.А. и др. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / Под. ред. В.В. Еремеева. М.: ФИЗМАТЛИТ. 2015. 460 с.
2. Бехтин Ю.С. Примеры применения теории вейвлет-кодирования зашумленных изображений на практике. Вестник РГРТУ. 2017. № 60. С. 45-62.
3. Шаронов А.В., Новоселов С.В. Алгоритм обработки растровых изображений, основанный на вейвлет-преобра-

зовании. Вестник РГРТУ. 2009. № 4 (вып. 30). С. 12-16.

4. Бехтин Ю.С. Алгоритм вейвлет-фильтрации зашумленных изображений. Вестник РГРТУ. 2004. № 1 (вып. 15). С.22-26.

5. Соколов К.И., Макарова Н.В. Анализ структурных радиометрических искажений на спутниковых снимках с использованием вейвлет-пакетов. Вестник РГРТУ. 2024. № 88. С.15-20.

6. Еремеев В.В., Зенин В.А. Модели коррекции динамических структурных искажений на космических изображениях. Вестник РГРТУ, 2010. №33. С. 3-7.

7. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005.

8. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. Ижевск: РХД, 2001 г.

9. Xu L., Ren J.S., Liu C., Jia J. Deep convolutional neural network for image deconvolution. Advances in Neural Information Processing Systems. 2014, pp.1790-1798.

10. Егошкин Н.А., Еремеев В.В. Коррекция смаза изображений в системах космического наблюдения Земли. Цифровая обработка сигналов. 2010. №4. С. 28-32.

11. Егошкин Н.А. Коррекция смаза и расфокусировки спутниковых изображений с учетом геометрических искажений. Цифровая обработка сигналов. 2016. №3. С. 37-41.

Уважаемые авторы !

Редакция научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов» просит Вас соблюдать следующие требования к материалам, направляемым на публикацию:

1) Требования к текстовым материалам и сопроводительным документам:

- Текст – текстовый редактор Microsoft Word, формулы – в редакции MathType.
- Таблицы и рисунки должны быть пронумерованы. На все рисунки, таблицы и библиографические данные указываются ссылки в тексте статьи.
- Объем статьи до 12 стр. (шрифт 12). Для заказных обзорных работ объем может быть увеличен до 20 стр.
- Название статьи на русском и английском языках.
- Рукопись статьи сопровождается: краткой аннотацией на русском и английском языках; номером УДК; сведениями об авторах (Ф.И.О., организация, должность, ученая степень, телефоны, электронная почта); ключевыми словами на русском и английском языках; актом экспертизы (при наличии в вашей организации экспертной комиссии).

2) Требования к иллюстрациям:

- Векторные (схемы, графики) – желательно использование графических редакторов Adobe Illustrator или Corel DRAW.
- Растровые (фотографии, рисунки) – М 1:1, разрешение не менее 300 dpi, формат tiff.