

УДК 621.391.25

КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ЗАШУМЛЕННЫХ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОСТРАНСТВЕННО-ОРИЕНТИРОВАННЫХ ДЕРЕВЬЕВ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Бехтин Ю.С., д.т.н., профессор кафедры автоматики и информационных технологий в управлении Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: yuri.bekhtin@yandex.ru

Ключевые слова: комплексирование на основе вейвлет-преобразования, зашумленные мультиспектральные изображения, пространственно-ориентированное дерево.

Введение

Цель комплексирования – получить одно изображение высокого разрешения путем обработки и объединения нескольких изображений с низким разрешением и/или различными спектральными характеристиками. Известные методы комплексирования изображений, работающие на уровне пикселей, варьируются от относительно простых, например усреднения изображений, до относительно сложных, например с использованием анализа главных компонент, пирамидального и вейвлет-преобразования [1].

В последнее время вейвлет-преобразование стало одним из самых популярных методов при комплексировании данных видеокамер, снимков дистанционного зондирования Земли, медицинских изображений, кроме того, на нем разработаны стандартные модули специализированных программ по обработке изображений, например, ENVI, PCI, ERDAS. Практически во всех известных методах комплексирования мультиспектральных изображений, использующих вейвлеты, на основе некоторого правила (алгоритма) комбинируются вейвлет-коэффициенты двух или более исходных изображений [1]. Традиционным является подход, когда вейвлет-коэффициенты комбинируются на основе т.н. «правила отбора максимума» (maximum-selection fusion rule), чтобы сформировать набор из отобранных вейвлет-коэффициентов, соответствующих комплексированному изображению.

Правило отбора максимума заключается в сравнении по абсолютной величине соответствующих вейвлет-коэффициентов всех исходных изображений, после чего с помощью обратного вейвлет-преобразования над максимальными по амплитуде вейвлет-коэффициентами формируется результирующее изображение. Данное правило и более сложные схемы, как например [2], хорошо работают с относительно качественными (слабо искаженными) изображениями, поскольку характерным для вейвлетов является выделение существенных особенностей изображения. Тем не менее, многие современные видеодатчики и приборы регистрации видеоданных могут дополнительно вносить в изображения спе-

Предлагается новый метод комплексирования зашумленных мультиспектральных изображений, основанный на анализе пространственно-ориентированных деревьев (ПОД) вейвлет-преобразования. Результирующее изображение высокого качества формируется на основе синтезированных ПОД, полученных после сравнения вейвлет-коэффициентов ПОД всех комплексированных изображений. Результаты моделирования показали преимущество предлагаемого метода по сравнению с известными подходами по критериям ПОСШ и SIMM.

цифические шумы, например геометрический шум (структурные помехи) в тепловизионных приборах, спекл-шум в радарх с синтезированной апертурой и т.п. В случае комплексирования зашумленных изображений применяемые методы должны включать дополнительные средства фильтрации. Известно несколько работ, посвященных комплексированию зашумленных изображений, например [3]. Основная проблема здесь состоит в том, что на конечного пользователя возлагается необходимость подбора оптимальных в некотором смысле значений параметров методов и алгоритмов комплексирования (таких, например, как пороги).

В работе [4] предлагается относительно эффективный подход к комплексированию зашумленных изображений с низким разрешением и/или различными спектральными характеристиками на основе вейвлет-преобразования с использованием когерентных структур. Существенным недостатком данного подхода является громоздкость вычислительных (итерационных) процедур, связанных с выделением и накоплением когерентных структур в каждом из комплексированных изображений. Кроме того, пороговая обработка вейвлет-коэффициентов, являющаяся базовой процедурой шумоподавления не только в [4], но и в других подходах [5, 6], предполагает потерю части полезной высокочастотной информации (деталей) изображения. Таким образом, возникает задача разработки нового метода комплексирования зашумленных изображений, который отличался бы относительно высоким быстродействием и исключал пороговую обработку вейвлет-коэффициентов, вносящую дополнительные (блочные) артефакты в комплексированное изображение. В настоящей статье предлагается эмпирическое решение проблемы, основанное на анализе статистических свойств т.н. пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования.

Пространственно-ориентированные деревья (ПОД)

Для вейвлет-декомпозиции исходных изображений могут использоваться различные типы вейвлет-преобразования [5, 6], но в целях сокращения вычислительных затрат очевидным становится выбор т.н. быстрого вейвлет-преобразования (БВП), или схемы Малла. В двумерном случае БВП заключается в разложении исходного изображения по ветви аппроксимации (низкочастотная субполоса), где детали (высокочастотные субполосы) вычисляются по горизонтали, вертикали и диагонали на каждом уровне декомпозиции.

Известно, что при вейвлет-компрессии изображений с помощью некоторых алгоритмов, как например EZW, SPIHT [5, 6] используется представление исходного изображения в виде совокупности пространственно-ориентированных деревьев (ПОД). В таком представлении все коэффициенты вейвлет-декомпозиции упорядочиваются в виде ПОД, корнями которых являются точки аппроксимации самой низкочастотной субполосы. Корневая точка, соответствующая масштабирующей функции, имеет три потомка. Все другие точки-родители, соответствующие выбранному вейвлету, имеют по четыре потомка. Точки последнего уровня (листья) потомков не имеют. На рис. 1а показана структура связей «родитель-потомки» для трехуровневого БВП ($Q = 3$), где число субполос будет равно $3Q + 1$. В алгоритмах EZW, SPIHT последовательно просматриваются узлы дерева от родителей к потомкам, причем на основании выставленного порога принимается решение о необходимости кодирования потомков данного узла. Если значение вейвлет-коэффициента в ПОД окажется ниже порога (нулевая зона), то он считается незначимым («подрезается ветвь»), а при декодировании заменяется нулем (грубое пороговое отсечение вейвлет-коэффициентов). Последовательность просмотра узлов ПОД строится рекурсивным зигзагом от родителей к потомкам (рис. 1б). Значимые вейвлет-коэффициенты скалярно равномерно квантуются, а затем статистически кодируются [5].

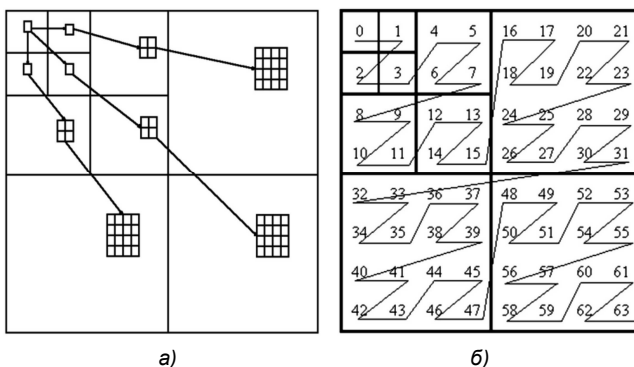


Рис. 1. а) структура ПОД; б) порядок обработки ПОД

Любое неискаженное изображение представимо в виде совокупности кусочно-регулярных структур, то есть участков с однородной текстурой (где интенсивность точек изображения примерно одинакова). В этом случае вейвлет-коэффициенты любого ПОД имеют относительно плавный спад (без резких скачков, выбросов). Внесение дополнительных искажений видеодатчиками в реги-

стрируемое изображение, рассматриваемых как аддитивный или мультипликативный шум на входе БВП и как аддитивный шум на уровне вейвлет-преобразования, приводит к разрушению кусочно-регулярных структур изображения и плавного характера спада вейвлет-коэффициентов ПОД. Подрезание ветвей, принятое при компрессии неискаженных изображений, аналогично пороговой обработке вейвлет-коэффициентов, применяемой в случае фильтрации зашумленных изображений.

Комплексирование на основе ПОД

Пусть имеется L зашумленных изображений одной и той же сцены, которые получены видеодатчиками в разных спектральных диапазонах и которые формируют библиотеку исходных изображений $\Lambda = \{Y^1, Y^2, \dots, Y^L\}$. Чтобы снизить вычислительные затраты, каждое изображение декомпозируется с помощью единственного вейвлет-базиса, выбранного конечным пользователем из имеющейся у него библиотеки вейвлет-базисов. Выбор подходящего вейвлет-базиса может быть сделан посредством различных функций стоимости, например, используя оценку коэффициента корреляции между входным изображением Y^i , $i = 1, \dots, L$, и любым вейвлет-базисом из библиотеки базисов [5]. Поскольку входные изображения содержат одну и ту же сцену, то один и тот же вейвлет-базис может быть выбран для всех изображений. Такая ситуация происходит, если количество изображений в библиотеке Λ относительно небольшое, например $L = 2, 3$, и/или изображения получены видеодатчиками, работающими в соседних участках спектра.

Для каждого из изображений, участвующих в комплексировании, будет свое множество ПОД, отличающихся разбросом вейвлет-коэффициентов в зависимости от величины среднеквадратического отклонения (СКО) и закона распределения шума. На рис. 2а показано поведение нормализованных вейвлет-коэффициентов w_i , $i = 1, \dots, 64$, для трехуровневого БВП (т.е. $Q = 3$), одного из 4096 ПОД с номером 10 для тестового изображения размером 512×512 при отсутствии шума (кривая 1) и при его наличии с различными СКО для аддитивного гауссовского шума (кривая 2), мультипликативного с экспоненциальным законом распределения (спекл-шум) (кривая 3) и импульсным шумом (кривая 4).

Нормализация вейвлет-коэффициентов проводится путем деления всех вейвлет-коэффициентов ПОД на величину его корневого узла, то есть на первый элемент ПОД (вейвлет-коэффициент аппроксимации). Нормализация приводит к устранению сигнальной зависимости в случайном процессе, что позволяет анализировать вейвлет-коэффициенты ПОД независимо от уровня и субполосы вейвлет-декомпозиции изображения.

Из рис. 2а видно, что отклонения кривых спада вейвлет-коэффициентов ПОД зашумленных изображений от «идеальной» кривой, соответствующей неискаженному изображению, носят хаотический характер, который особенно сильно проявляется в области расположения «высокочастотных» вейвлет-коэффициентов, отвечающих за детали изображения. Необходимо отметить, что традиционное «правило отбора максимума» здесь не

работает; наоборот, для сохранения деталей в восстанавливаемом (комплексированном) изображении в области вейвлет-коэффициентов с малыми амплитудами желательно оставлять те вейвлет-коэффициенты, которые ближе к «идеальной» кривой. С другой стороны, пороговая обработка, приводящая к обнулению «высокочастотных» вейвлет-коэффициентов, уничтожает полезный контент, хранящийся в них. Кроме того, выставление высоких пороговых уровней приводит к появлению блочных артефактов на восстанавливаемом изображении.

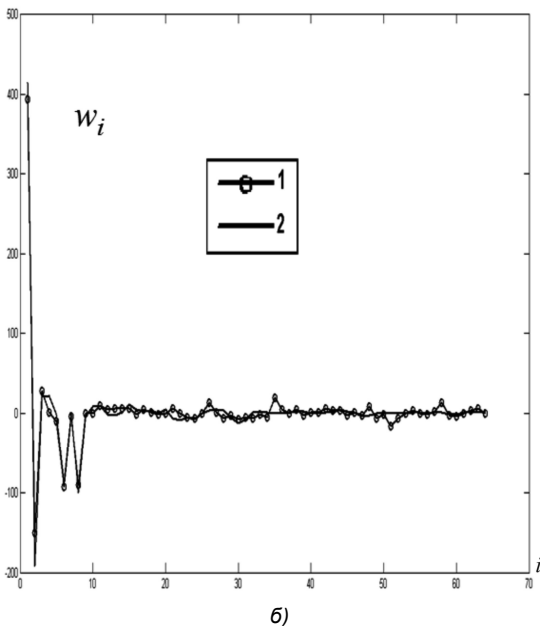
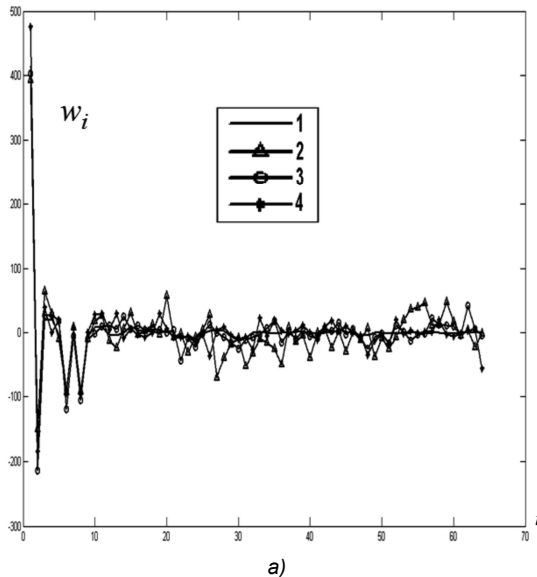


Рис.2. а) поведение нормализованных вейвлет-коэффициентов ПОД для тестового изображения при отсутствии шума (1) и при его наличии (2 – 4); б) поведение вейвлет-коэффициентов ПОД оригинального (1) и комплексированного (2) изображений

При этом необходимо принять во внимание тот факт, что вейвлет-коэффициенты верхнего уровня декомпозиции являются обычно большими по величине, поскольку именно сюда происходит «перекачка» энергии сигнала при вейвлет-преобразовании, следовательно, отношение сигнал-шум в них будет относительно большим. То-

гда для таких вейвлет-коэффициентов нужна собственная обработка с целью подавления воздействия шумов. Для ускорения обработки предлагается использовать в качестве оценки среднее арифметическое, вычисленное по соответствующим вейвлет-коэффициентам ПОД всех изображений, участвующих в комплексировании.

Таким образом, предлагаемый метод комплексирования зашумленных изображений носит эмпирический характер и является попыткой найти компромисс между противоречивыми требованиями, что приводит к следующему алгоритму обработки.

1. Вычислить быстрое вейвлет-преобразование зашумленных мультиспектральных изображений, подвергающихся комплексированию, в одном вейвлет-базисе при заданном числе уровней (не менее трех).

2. Преобразовать массивы вейвлет-коэффициентов в виде множеств векторов ПОД:

$$ПОД^{\iota}(j, k), \quad \iota = 1, \dots, L, \quad j = \overline{1, N}, \quad k = \overline{1, K},$$

где N – количество ПОД изображения, K – число вейвлет-коэффициентов, образующих одно ПОД; например, для изображения размером 512×512 при $Q = 3$ будет $N = 4096$, $K = 64$.

3. Сформировать вектор максимальных по амплитуде первых вейвлет-коэффициентов из всех ПОД, принадлежащих разным изображениям:

$$P = \max_{\iota} \{ ПОД^{\iota}(j, 1) \}, \quad j = \overline{1, N}, \quad \iota = 1, \dots, L.$$

4. Провести нормализацию вейвлет-коэффициентов ПОД.

5. Выполнить усреднение вейвлет-коэффициентов ПОД, принадлежащих верхнему уровню декомпозиции. Например, для случая трехуровневого вейвлет-преобразования это будут первые четыре коэффициента ПОД.

6. Выполнить поиск минимальных по амплитуде вейвлет-коэффициентов из оставшихся путем применения операции поэлементного сравнения всех соответствующих ПОД из множеств ПОД.

7. Сформировать множество ПОД из найденных вейвлет-коэффициентов с минимальной амплитудой с учетом знаков, а также результатов шага 5.

8. Провести «денормализацию», то есть умножить массив вейвлет-коэффициентов ПОД на вектор P , найденный на шаге 3.

9. Выполнить обратное преобразование полученного множества ПОД в массив вейвлет-коэффициентов.

10. Выполнить обратное вейвлет-преобразование над новым массивом вейвлет-коэффициентов и сформировать комплексированное изображение.

Результат работы предложенного алгоритма для ПОД с номером 10 тестового изображения показан на рис. 2б. Из рисунка видно, что удается «синтезировать» кривую спада вейвлет-коэффициентов ПОД комплексированного изображения, незначительно отклоняющуюся от кривой спада вейвлет-коэффициентов ПОД неискаженного изображения. Следовательно, можно ожидать значительного ослабления действия шумов и отсутствия блочных артефактов на комплексированном изображении.

Результаты моделирования

Для проверки эффективности предложенного метода и алгоритма комплексирования зашумленных мультиспектральных изображений было проведено статистическое моделирование на ЭВМ для различных тестовых и реальных мультиспектральных изображений. В данной статье результаты моделирования представлены только для одного тестового изображения (рис. 3а), которое для получения зашумленных изображений было искажено аддитивным гауссовским (нормально-распределенным) шумом с нулевым средним (рис. 3б), мультипликативным шумом с экспоненциальной плотностью вероятности (спекл-шум) и импульсным шумом (рис. 3в). Дисперсия шума менялась в ходе эксперимента. Комплексированное изображение представлено на рис. 3г.

Для оригинального (неискаженного), искаженных и комплексированного изображений рассчитывались оценки критериев качества пикового отношения сигнал-шум (ПОСШ) и индекса структурного сходства SSIM. Из представленных рисунков видно, что, как и ожидалось, наблюдается значительное снижение шума на комплексированном изображении, причем детали изображения сохраняют относительную четкость, что свидетельствует об отсутствии блочных артефактов на изображении.

Представленные в табл. 1 оценки критериев ПОСШ и SSIM доказывают эффективность предложенного метода комплексирования зашумленных мультиспектральных изображений.

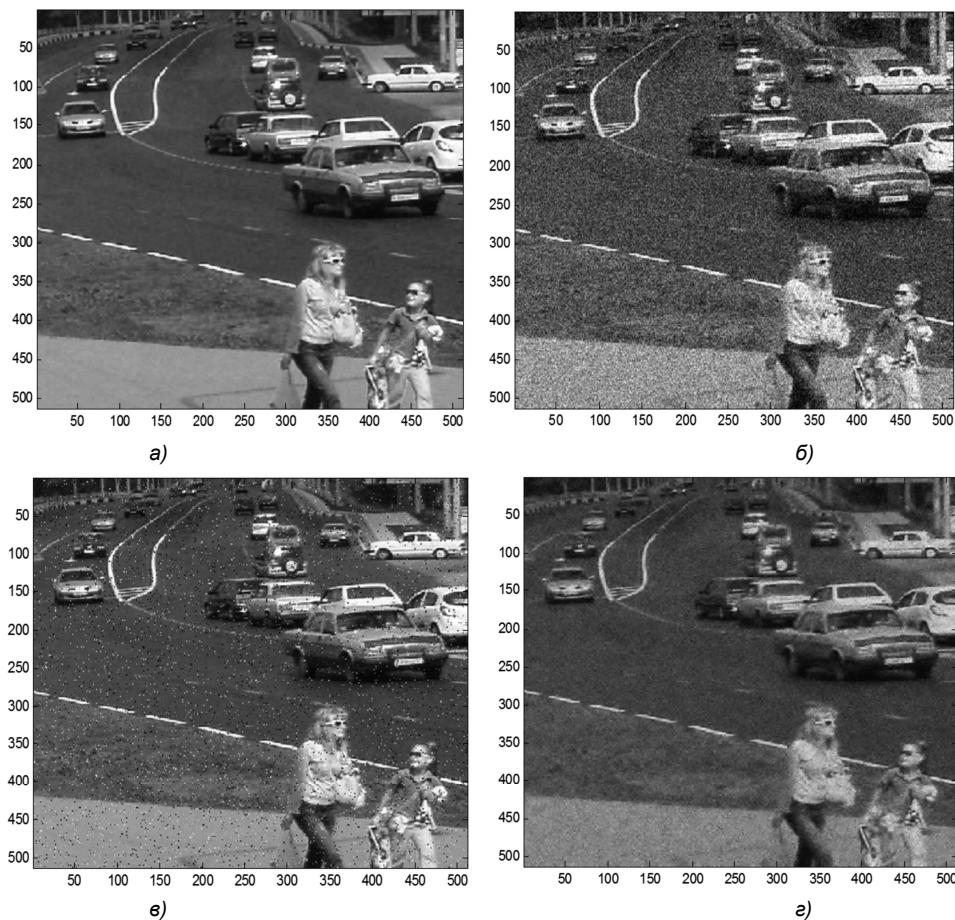


Рис.3. Результаты моделирования: а) оригинал (неискаженное) изображение; б) искаженное аддитивным гауссовским шумом; в) искаженное импульсным шумом; г) комплексированное изображения

Для сравнения таблица также содержит оценки данных критериев для изображений, полученных с помощью усреднения зашумленных изображений и применением вышеописанной схемы комплексирования, использующей «правило отбора максимума». Из таблицы видно, что при интенсивных шумах простое усреднение зашумленных изображений не работает, а метод с отбором максимальных по амплитуде вейвлет-коэффициентов не только проигрывает по данным критериям предложенному методу, но и не улучшает общее качество комплексированного изображения.

Таблица 1

Изображение	ПОСШ, дБ	SSIM
Искаженное аддитивным гауссовским шумом	20,0825	0,759
Искаженное мультипликативным экспоненциальным шумом	20,0086	0,738
Искаженное импульсным шумом	18,541	0,688
Комплексированное усреднением	6,0385	0,483
Комплексированное по «правилу отбора максимума»	16,185	0,631
Комплексированное предложенным методом	26,64	0,891

На рис. 4 и 5 показаны зашумленное видеоизображение и ИК-изображение одной и той же сцены соответственно, нормированная кросс-корреляция которых равна 0,554. Комплексированное изображение приведено на рис. 6.

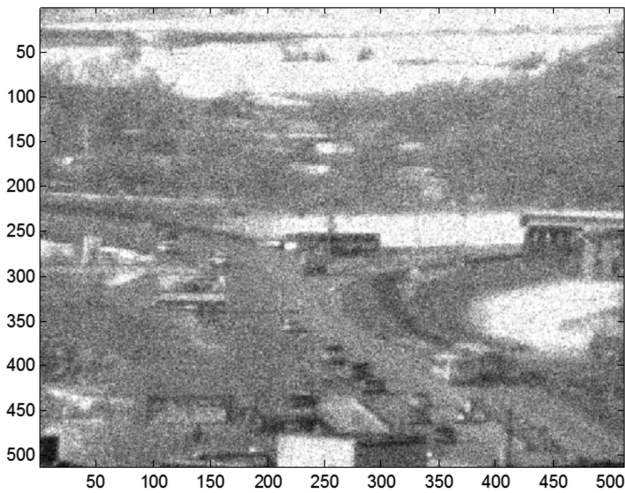


Рис.4. Зашумленное видеоизображение

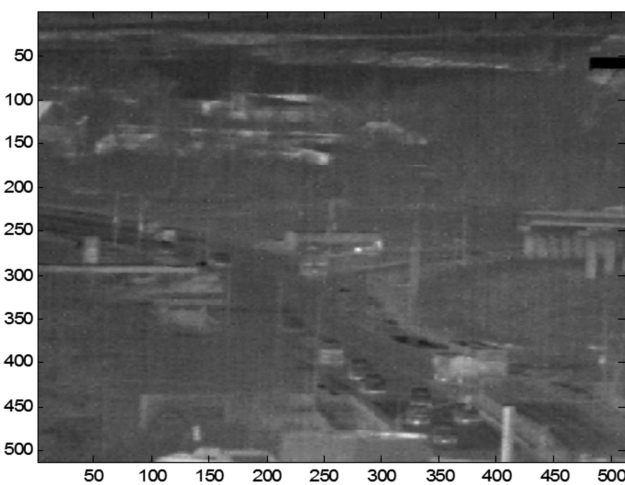


Рис.5. Тепловизионное изображение

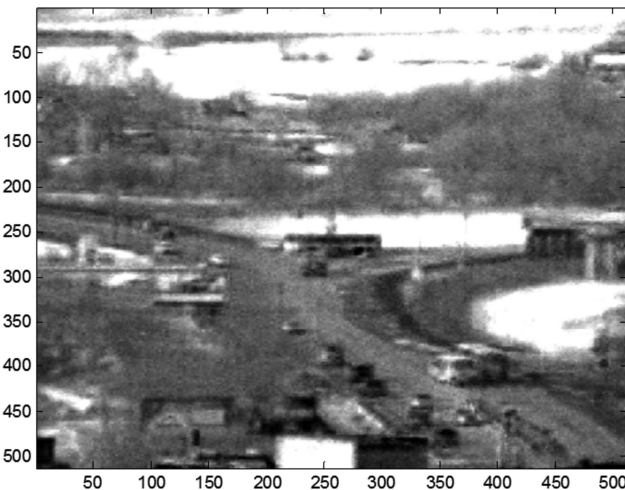


Рис.6. Комплексированное изображение

Из рис. 6 видно, что даже при относительно плохом соответствии изображений, предложенный метод комплексирования обеспечивает повышение отношения сигнал-шум, а также улучшает субъективное воспри-

ятие сцены. Проведенные исследования также показали, что использование комплексированного изображения обеспечивает более стабильную работу корреляционно-экстремальных алгоритмов по обнаружению, выделению и сопровождению объектов.

Заключение

В работе содержится описание нового эффективного метода комплексирования на основе зашумленных мультиспектральных изображений анализа пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования. Предлагаемый метод отличается относительно высоким быстродействием, поскольку не содержит рутинных вычислительных процедур, а также отсутствием пороговой обработки вейвлет-коэффициентов, что позволяет избежать появления блочных артефактов на комплексированном изображении.

Данная работа выполнена в рамках реализации ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009-2013 годы», номер контракта 16.740.11.0086.

Литература

1. Image Fusion: Algorithms and Applications / Ed. Tania Stathaki. Academic Press, 2008.
2. Rockinger, O. and Fechner, T. Pixel-level image fusion: The case of image sequences. SPIE Proceeding, vol.3374, 1998. pp.378–388.
3. Burt, P. and Kolczynski, R. Enhanced image capture through fusion. Proceedings of 4th Intl. Conference on Computer Vision, Berlin, 1993. pp.173–182.
4. Бехтин Ю.С. Комплексирование зашумленных мультиспектральных изображений поиском когерентных структур // Известия ЮЗГУ, сер. «Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение», № 1, 2011. С.53-59.
5. С.Малла. Вейвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005.
6. Р.Гонсалес, Р.Вудс. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2006.

WAVELET-BASED FUSION OF NOISY MULTISPECTRAL IMAGES USING STRUCTURE-ORIENTED TREES

Bekhtin Y.S.

A new method for fusion of noisy multispectral images based on structure-oriented trees (SOTs) analysis is suggested. The fused image is formed using synthesized SOTs obtained by logical comparing of SOTs for all of fusing images. The results of modeling have shown the advantage of the proposed fusion method in comparing with well-known fusion procedures under PSNR and SSIM criteria.