#### Исследование эффективности алгоритмов комплексирования зашумлённых мультиспектральных изображений базе на алгоритмов кратномасштабного разложения

А.С. Сычев<sup>1</sup>, И.С. Холопов<sup>1</sup>

<sup>1</sup> ФГБОУ ВО РГРТУ им. В.Ф. Уткина, ул. Гагарина, 59/1, Рязань, 390005, Россия

#### Аннотация

В статье рассмотрены алгоритмы комплексирования на основе кратномасштабного разложения в условиях воздействия аддитивного шума в одном из каналов мультиспектральной системы технического зрения. Показано отличие методов разложениявосстановления на основе пирамид и на основе вейвлетов. Приведены структурные схемы для реализации различных стратегий комплексирования, описаны их преимущества и недостатки. Для оценки качества комплексирования авторами применен комплексный интегрально-мультипликативный показатель качества цифровых полутоновых изображений, оперирующий такими частными показателями, как отношение сигнал-шум, локальный контраст и среднеквадратическое отклонение высокочастотной сигнальной составляющей. Приведены зависимости численных значений показателя качества от среднеквадратического отклонения аддитивного модельного белого гауссова шума обгли в канале видимого диапазона мультиспектральной системы технического зрения. Так, при  $\sigma_{\text{БГШ}} > 10$  для большинства рассмотренных алгоритмов комплексирования наблюдается уменьшение интегрально-мультипликативного показателя качества в 2...10 раз и более, что при априори неизвестных условиях наблюдения подтверждает нецелесообразность режимов работы систем технического зрения с постоянным комплексированием информации от всех каналов. Описаны недостатки известных методов комплексирования высокочастотных результатов кратномасштабного разложения, предложен подход для борьбы с выявленными недостатками, заключающийся в комплексировании только тех изображений, показатель качества которых не ниже порогового.

#### Ключевые слова 1

Цифровая обработка изображений, качество изображений, мультиспектральные системы технического зрения, комплексирование изображений, кратномасштабное разложение, пирамида, вейвлет.

# Research of Multi-scale Decomposition-based Noisy Multispectral **Image Fusion Methods Efficiency**

A.S. Sychev<sup>1</sup>, I.S. Kholopov<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin, 59/1 Gagarina, Ryazan, 390005, Russia

### Abstract

The article considers algorithms of multiscale decomposition under the influence of additive noise in one of the channels of a multispectral vision system. The difference between pyramid-based and wavelet-based decomposition-reconstruction methods is shown. Structural schemes for the realization of different image fusion strategies are presented, and their advantages and disadvantages are described. To estimate the fused image quality the authors applied the complex

EMAIL: sichev.a.s@rsreu.ru (А.С. Сычев); kholopov.i.s@rsreu.ru (И.С. Холопов)

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>ГрафиКон 2022: 32-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению, 19-22 сентября 2022 г., Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина, Рязань, Россия

ORCID: 0000-0003-4983-1545 (А.С. Сычев); 0000-0001-5220-0811 (И.С. Холопов)

<sup>(</sup>i) (ii)

Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

integral-multiplicative index of digital grayscale image quality that operates with such partial indices as signal-to-noise ratio, local contrast, and high-frequency signal component root-mean-square deviation. The dependences of numerical values of the quality index on the standard deviation of additive white Gaussian noise in the visible range channel of the multispectral vision system are presented. Thus, when  $\sigma_{RMS} > 10$ , for the most considered image fusion algorithms, a decrease of the integral-multiplicative quality index by 2...10 times is observed, which under a priori unknown observation conditions confirms the inexpediency of enhanced vision systems working with a constant image fusion from all channels. The known high-frequency multiscale decomposition results fusion methods disadvantages are described. The approach to combat these disadvantages, which consists of fusion only of those images whose quality index is not lower than the threshold one, is proposed.

### Keywords

Digital image processing, image quality, enhanced vision system, image fusion, multiscale decomposition, pyramid, wavelet.

## 1. Введение

При ухудшении видимости в условиях задымления, сильных осадков и в ночное вре-мя при проведении спасательных операций с использованием летательных аппаратов [1] и робототехнических комплексов используют мультиспектральные системы технического зрения (МСТЗ), обеспечивающие необходимый уровень ситуационной осведомлённости лётчика либо оператора. МСТЗ конструктивно представляет из себя совокупность юстированных между собой камер нескольких спектральных диапазонов.

С целью повышения качества выводимого на монитор оператора изображения и объединения информативных признаков, полученных камерами различных спектральных диапазонов, применяют алгоритмы комплексирования изображений [2]. Известны различные способы комплексирования изображений [3]: усреднение яркости, весовое сложение с использованием метода главных компонент, адаптивное к зашумлённости исходных изображений весовое сложение и т.д.

В отдельную категорию выделяют методы, основанные на кратномасштабном разложении того или иного вида пирамидальных разложений («фильтрация-вычитание-децимация», на основе пирамид Лапласа, морфологических пирамид, контрастных пирамид, низкочастотных пирамид); вейвлет-разложений (на основе вейвлет-градиентов, дискретного вейвлет-преобразования, инвариантного к сдвигу вейвлет-преобразования) [2, 4].

## 2. Алгоритмы кратномасштабного разложения-восстановления

На рисунке 1 (а) приведена структурная схема алгоритма комплексирования двух изображений с использованием кратномасштабного разложения Лапласа, а на рисунке 1 (б) — легенда обозначений используемых в структурных схемах блоков. Комплексирование на основе пирамид (и в том числе разложение в пирамиды Лапласа) предполагает выполнение

 $\mathbf{w} = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}$ и  $\mathbf{w}^{\mathrm{T}}$ , а вычитание результата фильтрации из исходного изображения позволяет оценить высокочастотную (ВЧ) компоненту яркости на каждом уровне разложения для дальнейшего комплексирования ВЧ компонент различных спектральных диапазонов на каждом уровне разложения. Такое комплексирование на схеме (рисунок 1, а) обозначено блоком «selc» (от англ. «selection of coefficients») и позволяет получить кратномасштабное представление результата комплексирования.

Разложение «фильтрация-вычитание-децимация» отличается от разложения Лапласа тем, что ВЧ-компонента формируется как разность НЧ-компонент предыдущего и текущего уровней разложения.

На рисунке 2 (а, б) показаны вторые уровни разложения, комплексирования и восстановления методами «отношения низкочастотных пирамид» (рисунок 2, а) и «пирамид контрастов» (рисунок 2, б).



**Рисунок 1** — Структурная схема комплексирования двух изображений с использованием разложения Лапласа (а), легенда используемых в структурных схемах условных обозначений (б)



**Рисунок 2** – Структурная схема второго уровня комплексирования на основе «отношения низкочастотных пирамид» (а), «пирамид контрастов» (б) и морфологических пирамид (в)

Оба метода для формирования ВЧ компоненты используют деление яркости изображения на яркость НЧ компоненты. Разница между ними заключается в том, что при разложении на пирамиды контрастов полученные значения центрируют посредством вычитания единицы из результата. Морфологические пирамиды (структурная схема второго уровня разложения, комплексирования и восстановления приведена на рисунке 2 (в)) получают ВЧ компоненту яркости путём вычитания исходного изображения из результата его дилатации (ранговой

фильтрации максимума). Это приводит к появлению на каждом из уровней разложения галоартефактов квадратной формы размером  $2^n \times 2^n$ , где n — уровень разложения.

Вейвлет-разложение отличается от пирамидального тем, что позволяет разделить ВЧ компоненты яркости, ориентированные в различных направлениях в плоскости изображения. Схема рисунка 3 реализует операции вейвлет-градиентного разложения и восстановления за

счёт фильтрации масками  $\mathbf{w}_{H} = \mathbf{w}_{H0} \otimes \mathbf{w}_{H0}$ ,  $\mathbf{w}_{V} = \mathbf{w}_{H}^{T}$ ,  $\mathbf{w}_{D1} = \mathbf{w}_{D0} \otimes \mathbf{w}_{D0}$ ,  $\mathbf{w}_{D2} = ! \mathbf{w}_{D1}$ , где

 $\mathbf{w}_{H0} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{w}_{D0} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}_{[4], \ !}$  — символ смены порядка строк матрицы на обратный [5]. Это позволяет выделить ВЧ компоненты, ориентированные соответственно в вертикальном, горизонтальном, направлении побочной диагонали и главной диагонали.



**Рисунок 3** — Структурная схема второго уровня вейвлет-градиентного разложения, комплексирования и восстановления

#### 3. Комплексирование результатов кратномасштабного разложения

Для получения кратномасштабного представления выводимого на монитор оператора МСТЗ изображения на каждом уровне кратномасштабного разложения исходных изображений выполняется их комплексирование с использованием метода выбора максимального по модулю значения:

$$D_{\text{FUS }m,n} = \max_{k=0, L-1} \left( D_{m,n}^k \right), \tag{1}$$

где maxabs — операция поиска максимума по модулю,  $k = \overline{0, L-1}$ , L — количество одновременно зафиксированных исходных изображений различных спектральных диапазонов оптического излучения,  $D^k$  — высокочастотная компонента k -го спектрального диапазона на очередном уровне кратномасштабного разложения,  $m = \overline{0, H-1}$ ,  $n = \overline{0, W-1}$ , a H, W — соответственно высота и ширина комплексируемых высокочастотных компонент изображений.

Так как размер содержащих признаковую информацию областей изображения, обычно больше одного пиксела, применение критерия попиксельного поиска максимума — не самый подходящий метод [6]. Поэтому в [7] комплексирование градиентных пирамид осуществлено с использованием нелинейной фильтрации для оценки локальной дисперсии в окрестности размером  $N \times N$  («salience measure» — мера активности или мера заметности):

$$S_{\text{SAL }m,n}^{k} = \frac{1}{N^{2}} \sum_{a,b=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} (D_{m+a,n+b}^{k})^{2}$$

Мера соответствия («match measure» [7]) является локальной ковариацией двух знакопеременных ВЧ компонент, нормированной к сумме локальных дисперсий:

$$M_{m,n} = \frac{1/N^2 \sum_{a,b=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} (D_{m+a,n+b}^0 D_{m+a,n+b}^1)}{S_{\text{SAL }m,n}^0 + S_{\text{SAL }m,n}^1}$$

и принимает значения в интервале [-1; +1]. Комплексирование изображений после расчёта меры взаимного соответствия осуществляют в соответствии с выражением:

$$D_{\text{FUS}\,m,n} = \begin{cases} D_{m,n}^{0}, \text{ если } S_{\text{SAL}\,m,n}^{0} > S_{\text{SAL}\,m,n}^{1} \text{ и } M_{m,n} < \alpha; \\ D_{m,n}^{1}, \text{ если } S_{\text{SAL}\,m,n}^{0} < S_{\text{SAL}\,m,n}^{1} \text{ и } M_{m,n} < \alpha; \\ D_{m,n}^{0}(1 - w_{\min m,n}) + D_{m,n}^{1} w_{\min m,n}, \text{ если } S_{\text{SAL}\,m,n}^{0} > S_{\text{SAL}\,m,n}^{1} \text{ и } M_{m,n} > \alpha; \\ D_{m,n}^{0} w_{\min m,n} + D_{m,n}^{1}(1 - w_{\min m,n}), \text{ если } S_{\text{SAL}\,m,n}^{0} < S_{\text{SAL}\,m,n}^{1} \text{ и } M_{m,n} > \alpha. \\ w_{\min m,n} = \frac{1}{2} \left( 1 - \frac{1 - M_{m,n}}{1 - \alpha} \right) \end{cases}$$
(2)

где  $\alpha = 0,75$  — пороговое значение меры соответствия,

Недостатком данного алгоритма является ограничение на количество комплексируемых изображений — возможно комплексирование только двух изображений. В то же время, известна практика применения трёхканальных МСТЗ [8], а открытая база изображений «TNO Image Fusion Dataset» [9] для исследования алгоритмов комплексирования также содержит мультиспектральные изображения, полученные в трёх диапазонах оптического излучения.

В работе [6] в качестве меры заметности принят максимум по модулю в окрестности  $D_{m,n}^k$ :

$$D_{\text{DILATE }m,n}^{k} = \max_{a,b=-N_{1}, N_{1}} \left( D_{m+a,n+b}^{k} \right),$$
где  $N_{1} = \frac{N-1}{2}$ 

Локальную меру заметности в таком случае рассчитывают в соответствии с выражением:  $\mathbf{D}_{SAL}^{k} = \mathbf{D}_{DILATE}^{k} \otimes \mathbf{h}$ , где  $\mathbf{h}$  — маска фильтра скользящего среднего,  $\otimes$  — знак линейной свёртки. Результат комплексирования в таком случае представим в виде весовой суммы:

$$D_{\text{FUS }m,n} = \sum_{k=0}^{L-1} D_{m,n}^{k} \frac{D_{\text{SAL }m,n}^{k}}{D_{\text{SAL }\Sigma m,n}}, \text{ где } D_{\text{SAL }\Sigma m,n} = \sum_{k=0}^{L-1} D_{\text{SAL }m,n}^{k}.$$
 (3)

Возможно также комплексирование, основанное на пороговом ограничении значений меры заметности. Так, в случае L=2, комплексирование [6] осуществляют в соответствии с алгоритмом:

$$D_{\text{FUS }m,n} = \begin{cases} D_{m,n}^{0}, \text{ если } w_{m,n} > 0,5; \\ D_{m,n}^{1}, \text{ иначе,} \end{cases}$$
 где  $\mathbf{w} = \mathbf{D}_{\text{compare }} \otimes \mathbf{h}, \quad D_{\text{compare }m,n} = \begin{cases} 1, \text{ если } D_{m,n}^{0} > D_{m,n}^{1}; \\ 0, \text{ иначе.} \end{cases}$ 

## 4. Качество результата комплексирования зашумлённых изображений

Так как целью комплексирования изображений является повышение качества и информативности изображения, выводимого на устройство отображения (монитор либо мультифункциональный индикатор), для сравнения различных методов комплексирования авторы применяли сравнение обеспечиваемых численных значений показателя качества.

Численная оценка качества выполнена посредством расчёта для каждого изображения его интегрально-мультипликативного показателя качества (ИМПК) [10]:

$$Q_{\rm HM\Pi K} = L_{\rm n} \left[ 0.5 \left( 1 - \exp\left( -0.2 \left( \sigma_{\rm BY} / \sigma_{\rm III} \right)^2 \right) \right) \sigma_{\rm BYn} + 0.25 \overline{K_{\rm лок BY}^*} + 0.25 \overline{K_{\rm лок HY}^*} \right]$$

где  $\sigma_{\rm B^{\rm H}}$  и  $\sigma_{\rm III}$  — соответственно среднеквадратические отклонения (СКО) ВЧ сигнальной и шумовой составляющих;  $L_n$  и  $\sigma_{\rm B^{\rm H}n}$  — нормированные к диапазону [0; 1] значения средней яркости и СКО ВЧ сигнальной составляющей; а  $\overline{K_{\rm локB^{\rm H}}^*}$  и  $\overline{K_{\rm локH^{\rm H}}^*}$  — скорректированный с учётом СКО шума локальный контраст соответственно ВЧ и НЧ сигнальных составляющих. При этом СКО шума оценено исходя из гипотезы об аддитивном характере шума, равномерной спектральной плотности мощности и гауссовской функции распределения (белый гауссовский шум — БГШ).

Исходные полутоновые 8-битные изображения [9] сделаны в видимом, ближнем инфракрасном и тепловизионном диапазонах. С изменением СКО модельного БГШ  $\sigma_{\text{БГШ}} = \overline{0, 2... 30}$  тепловизионного изображения выборка шумовых отсчётов прибавлялась к исходному изображению видимого диапазона, а динамический диапазон его яркости затем ограничивался значениями [0...255]. Для трёх изображений «Kaptein\_1123» [9] (при использовании (1) и (3)) либо для изображений видимого и тепловизионного диапазонов (при использовании (2)) выполнялось комплексирование каждым из восьми исследуемых методов кратномасштабного разложения. Оценка качества была выполнена для комплексируемых и результирующих изображений и усреднена по выборке из 20 повторений эксперимента для каждого исследуемого алгоритма и используемого значения СКО шума.

На рисунке 4 приведены зависимости  $Q_{\text{импк}}$  от  $\sigma_{\text{БГШ}}$ :

- изображения видимого, ближнего инфракрасного и тепловизионного диапазона (соответственно красная, зелёная и синяя сплошные кривые),
- полученных с использованием (3, 2, 1) изображений (соответственно красная, зелёная и синяя штриховые кривые),.



Рисунок 4 — Зависимости численного показателя интегрально-мультипликативного показателя качества исходных и зашумлённых (сплошные кривые), а также результирующих изображений (штриховые кривые) от СКО модельного аддитивного БГШ на изображении видимого диапазона

В случае «пирамид контрастов» и «низкочастотных пирамид» зависимости качества комплексированного изображения от СКО модельного БГШ в телевизионном канале МСТЗ имеют возрастающий характер. Это объяснимо используемым в данных алгоритмах принципом формирования ВЧ компоненты (рисунок 2, а, б), который приводит к смещённой оценке СКО шума. При использовании метода морфологических пирамид результат комплексирования имеет максимальные (по сравнению с другими методами) значения ИМПК:  $Q_{ИМПК} = 0,1\div0,15$  для различных методов комплексирования ВЧ-компонент при  $\sigma_{\text{БГШ}} = 10$ . Это объяснимо появлением на изображении квадратных артефактов, ложно принимаемых алгоритмом расчёта ИМПК за информативную составляющую.

В остальных случаях, как видно из рисунка 4, ухудшение одного из комплексируемых изображений за счёт увеличения СКО его шума приводит к ухудшению результата комплексирования (и выражается в уменьшении ИМПК). Этого можно избежать за счёт установки порогового значения численного показателя ИМПК комплексируемых изображений. Так, например, на рисунке 5 приведены аналогичные зависимости, построенные при условии, что комплексирование выполнено только для тех изображений, ИМПК которых больше половины от максимума:



Рисунок 5 — Зависимости численного показателя интегрально-мультипликативного показателя качества исходных и зашумлённых (сплошные кривые), а также результирующих изображений (штриховые кривые) от СКО модельного аддитивного БГШ на изображении видимого диапазона

при условии комплексирования только изображений, качество которых превысило пороговый уровень

Тем не менее, при невыполнении условия (4) при значениях  $\sigma_{\text{ьгш}} \leq 8$  воздействие шума на изображении видимого диапазона влияет на качество являющегося результатом комплексирования изображения, снижая его ИМПК.

## 5. Вывод

Комплексирование изображений на основе кратномасштабного разложения с использованием (1, 2, 3) позволяет получить качественный результат только при условии, что значения СКО шума исходных изображений сопоставимы между собой. В случае комплексирования трёх изображений, одно из которых сильно уступает по качеству другим, для использования перечисленных методов комплексирования необходимо исключать из комплексирования те изображения, качество которых уменьшено воздействием шума более, чем в два раза, по сравнению с изображениями соседних спектральных диапазонов оптического излучения.

## 6. Список источников

- [1] Круглосуточная панорамная система технического зрения для вертолетов / А. Бельский [и др.] // Фотоника. 2013. №2. С. 80-86.
- [2] Wavelets in Signal and Image Analysis / Petrosian [etc] // Utrecht. Springer Netherlands. 2001. 544 p.
- [3] Сычев А.С. Комплексирование изображений по методу главных компонент с адаптацией к мощности шума // Вестник РГРТУ. 2020. С. 3-14.
- [4] image fusion toolbox [Электронный pecypc] URL: http://metapix.de/download.htm (дата обращения 10.05.2022)..
- [5] A programming language/1130. [Электронный pecypc] Program Information Department. 1969. 107 p. URL: http://bitsavers.org/pdf/ibm/1130/lang/1130-03.3.001\_APL\_1130\_May69.pdf
- [6] Li H., Manjunath B.S., Mitra S.K. Multisensor Image Fusion Using the Wavelet Transform // Graphical models and image processing. 1995. 235-245 pp.
- [7] Burt P. Enhanced Image Capture Through Fusion // Fourth International Conference. 1993. 173-182 pp.
- [8] Бондаренко А. Аппаратно-программная реализация мультиспектральной системы улучшенного видения // Современная электроника. 2017. С. 32-37.
- [9] TNO Image Fusion Dataset [Электронный ресурс] Режим доступа: https://figshare.com/articles/TNO\_Image\_Fusion\_Dataset/1008029 (дата обращения 10.05.2022).
- [10] Сычев А.С., Холопов И.С. Безэталонный интегрально-мультипликативный показатель качества цифровых полутоновых изображений // Цифровая обработка сигналов. 2018. С. 51-57.