

Методы комплексирования изображений в многоспектральных оптико-электронных системах*

А.С. Васильев, А.В. Трушкина

a_s_vasilev@corp.ifmo.ru | avtrushkina@corp.ifmo.ru

Кафедра оптико-электронных приборов и систем

Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия

Статья посвящена рассмотрению вопросов комплексирования изображений многоспектральных оптико-электронных систем. Рассмотрены принципы формирования и методы комплексирования изображений, предложены критерии объективной оценки качества комплексированного изображения. Исследования методов комплексирования проводились по изображениям, полученным в видимом и дальнем инфракрасном спектральных диапазонах при обследовании тепловых сетей г. Санкт-Петербург. Оценка качества результирующего изображения выполнялась на основе расчета значения перекрестной энтропии, структурной схожести и контраста.

Ключевые слова: комплексирование изображений, многоспектральные системы, критерии качества изображения

1. Введение

На сегодняшний день развитие распределенных многоспектральных оптико-электронных систем (МОЭС) играет все большую роль во многих областях промышленности, в системах безопасности и противодействия терроризму. Широкое применение МОЭС получили в решении задач оперативного мониторинга экологической обстановки для наблюдения за различными объектами и явлениями на поверхности Земли [1]. Их важнейшей особенностью является возможность получения информации о параметрах исследуемого объекта на расстоянии путём измерения интенсивности его излучения в различных диапазонах длин волн. Системы мониторинга, использующие данный метод, применяются для дистанционного контроля инфраструктуры городского, лесного, сельского хозяйства, контроля состояния магистральных газо- и нефтепроводов. Анализ данных дистанционного зондирования позволяет зафиксировать районы пожаров и оценить масштабы бедствия, выявить антропогенные тепловые загрязнения природных объектов [2].

Но современные МОЭС были бы невозможны без применения методов комплексирования изображений. Они позволяют существенно увеличить эффективность МОЭС, упростить процесс восприятия и анализа получаемого изображения за счет суммирования информационных признаков объектов в различных спектральных диапазонах.

2. Многоспектральные системы комплексирования изображений

Под комплексированием изображений понимается такое совмещение нескольких изображений, которое приводит к повышению информативности по

сравнению с анализируемыми отдельными исходными изображениями. Рассмотрим структуру комплексирования изображений на примере обобщенной МОЭС (рисунок 1). Объект наблюдения форм-

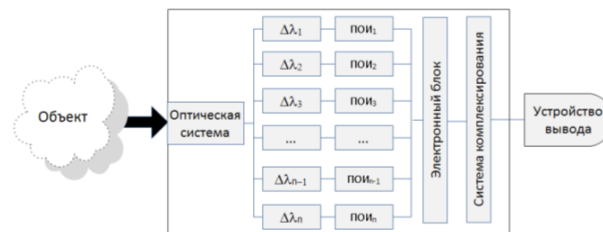


Рис. 1: Структурная схема многоспектральной ОЭС комплексирования изображений

мирует излучение в широком спектральном диапазоне. Приемная оптическая система собирает необходимый поток излучения и формирует изображения пространства объекта. Система разделения всего спектрального диапазона работы системы делит весь спектр излучения объекта на n отдельных каналов ($\Delta\lambda_1, \Delta\lambda_2, \dots, \Delta\lambda_n$). Разделенный поток излучения попадает на узкодиапазонный приемник излучения (ПОИ₁, ПОИ₂, ... ПОИ_n), преобразующий оптический сигнал в электрический. В электронном блоке происходит обработка сигналов, получаемых в разных спектральных диапазонах. Система комплексирования объединяет изображения, соответствующие разным спектральным диапазонам, в единое изображение в соответствии с требованиями результирующего изображения. Устройство вывода передает комплексированное изображение на дисплей или другие устройства дешифрования (обнаружения, распознавания, классификации, или идентификации). В общем случае объект наблюдения характеризуется множеством информативных параметров (пространственное поло-

Работа опубликована по гранту РФФИ №16-07-20482.

жение, спектр и мощность излучения и т.д.). Формируемые в отдельных каналах сигналы представляют собой двумерную функцию распределения освещенности на приемнике излучения. На выходе электронного блока формируются цифровые изображения F_1, F_2, \dots, F_n . Тогда результатом комплексирования изображений является изображение Z , представляющее объединенное множество: здесь r - размерность комплексированного изобра-

$$F_1, F_2, \dots, F_n \subset Z', \quad (1)$$

жения, для большинства случаев равная двум, однако в некоторых задачах (например, в задачах с применением объемных изображений) может быть больше двух [3,4]. Для изображений, полученных в МОЭС, в общем случае задача комплексирования сводится к нахождению функций пространственного преобразования и преобразования яркости. Пространственное преобразование заключается в устранении геометрических искажений между парой изображений F_1, F_2, \dots, F_n , полученных в одно и то же время для одного участка местности. Необходимость учета преобразования яркости возникает из-за возможного изменения освещения, сезонных и суточных изменений. Потребность применения как пространственного, так и яркостного преобразования может быть обусловлено также и тем, что совмещаемые изображения получены при помощи различного вида приемников. После нахождения пространственных и яркостных преобразований может быть реализован один из методов комплексирования изображения.

3. Методы комплексирования изображений

Основной задачей комплексирования является перенос информационных составляющих разносектральных изображений, при этом зачастую требуется обеспечить высокую скорость обработки в режиме реального времени [5]. Исходя из этих требований, для исследования нами были предложены следующие методы комплексирования изображений.

3.1 Метод максимума

Метод максимума заключается в замещении значений изображения $F_1(x, y)$ значениями изображения $F_2(x, y)$ в том случае, если значение второго изображения больше. На выходе формируется новое изображение, в котором будут присутствовать информационные признаки изображения $F_1(x, y)$ и ярко выраженные признаки $F_2(x, y)$. Метод максимума реализуется в соответствии с выражением: здесь и далее в работе $Z(x, y)$ - комплексированное изображение.

$$Z(x, y) = \max\{F_1(x, y), F_2(x, y)\}, \quad (2)$$

Метод максимума является одним из простейших методов комплексирования и реализуется на основе логической операции сравнения, является неадаптивным и результат полностью зависит от уровня яркости зарегистрированных изображений.

3.2 Метод маски

Комплексирование по методу маски, также как и метод максимума реализуется на основе простой логической операции сравнения, но при этом предполагает, что одно из входных изображений является маской для другого. Предположим, что в процессе комплексирования изображение $F_2(x, y)$ будет наложено на изображение $F_1(x, y)$. Тогда над изображением $F_2(x, y)$ выполняется операция пороговой фильтрации, в результате которой получается маска наложения на изображение $F_1(x, y)$. После наложения результирующее комплексированное изображение будет представлять собой объединенное множество $F_1(x, y)$ и $F_2(x, y)$. При этом значение в каждой точке пространства будет определяться либо соответствующим значением из изображения $F_2(x, y)$, либо, в случае, если значение соответствующей точки маски равно нулю, то результирующим значением принимается значение пикселя из изображения $F_1(x, y)$.

Комплексирование методом маски осуществляется по следующему выражению: где T - уровень

$$Z(x, y) = \begin{cases} F_1(x, y), & F_2(x, y) < T \\ F_2(x, y), & F_2(x, y) > T \end{cases} \quad (3)$$

порогового фильтра. При использовании комплексирования методом маски основную сложность представляет задание уровня порогового фильтра. Неправильный выбор уровня может привести к потере информации в результирующем изображении. Для нахождения уровня порога предлагается использовать удвоенную межклассовую дисперсию по методу Оцу [6].

3.3 Метод усреднения

Метод усреднения основан на нахождении среднего арифметического от исходных изображений $F_1(x, y)$ и $F_2(x, y)$. Этот способ требует минимальных вычислительных затрат, но не использует те информационные преимущества, которое дает наличие нескольких отличающихся изображений. Комплексирование методом усреднения осуществляется по следующему выражению: В результате получается изображение со сглаженными деталями объектов, контраст комплексированного изображения существенно уменьшается относительно

$$Z = \frac{F_1(x, y) + F_2(x, y)}{2} \quad (4)$$

исходных изображений, но в тоже время происходит уменьшение шумовой составляющей.

3.4 Метод степенного преобразования

Метод степенного преобразования заключается в возведении исходного изображения $F_1(x, y)$ в показатель степени, равный нормированному значению негатива второго изображения $F_2(x, y)$. Данный метод является модификацией метода, предложенного Ж. Лю (Zheng Liu) и Р. Лаганьером (Robert Laganière), где в качестве показателя степени использовалось отношение двух входных изображений с предварительной пространственной фильтрацией [7]. Реализация метода с применением негативного изображения в показателе степени позволяет выполнять комплексирование в режиме реального времени. Комплексирование по методу степенного преобразования осуществляется по формуле: n - разрядность исходного изображения $F_2(x, y)$

$$Z(x, y) = F_1(x, y)^{1 - F_2(x, y)/2^n}, \quad (5)$$

. Таким образом, в показателе степени будет значение в диапазоне $[0; 1]$. В результате на комплексированном изображении минимальные значения яркости изображения $F_2(x, y)$ останутся прежними, а для максимальных произойдет существенное изменение. Таким образом, узкий диапазон значений исходного изображения $F_1(x, y)$ преобразуется в широкий диапазон выходных значений, что дает улучшение контраста на результирующем изображении $Z(x, y)$.

3.5 Метод чересстрочного комплексирования

Метод чересстрочного комплексирования реализует алгоритм на основе построчного чередования одного изображения относительно другого. При этом результат комплексирования для пары изображений размером $M \times N$ в общем случае будет иметь разрешение $M \times 2N$: здесь $q = 1 \dots 2N$ - простран-

$$Z(x, q) = \begin{cases} Z(x, 2y) = F_1(x, y) \\ Z(x, 2y+1) = F_2(x, y) \end{cases}, \quad (6)$$

ственное разрешение комплексированного изображения по вертикали. Данный метод может быть реализован с сохранением пространственного разрешения исходных изображений путем составления комплексированного изображения из чередования четных и нечетных строк соответственно

изображений $F_1(x, y)$ и $F_2(x, y)$. Тогда выражение приобретает вид: Одним из недостатков мето-

$$Z(x, y) = \begin{cases} F_1(x, y), & y \in 1, 3, 5, \dots, N \\ F_2(x, y), & y \in 2, 4, 6, \dots, N-1 \end{cases} \quad (7)$$

да чересстрочного комплексирования является выраженная периодическая структура на результирующем изображении, обусловленная принципом работы данного метода. В пространственной области дефект проявляется в виде периодической составляющей по вертикальной оси изображения с известным периодом чередования (1 пиксель), а в частотной – в виде ярко выраженной составляющей на самых высоких частотах спектра, которая может быть устранена узкополосным высокочастотным фильтром.

3.6 Метод весовой функции

Метод весовой функции реализуется как линейная комбинация значений входных изображений $F_1(x, y)$ и $F_2(x, y)$ с коэффициентом α . Коэффициент α характеризует величину значимости каждого из канала и может принимать значения в диапазоне $[0; 1]$. Комплексирование по методу весовой функции осуществляется в соответствии с выражением: Ко-

$$Z(x, y) = \alpha F_1(x, y) + (1 - \alpha) F_2(x, y), \quad (8)$$

эффициент α может быть задан на основе априорной оценки эффективности каждого из каналов, но в таком случае метод будет неадаптивным к изменяющимся условиям. Поэтому нами предлагается рассчитывать коэффициент α на основе среднего значения входных изображений: Такой алгоритм

$$\alpha = \frac{\sum_0^{M-1} \sum_0^{N-1} F_2(x, y)}{\frac{1}{M \cdot N} \left[\sum_0^{M-1} \sum_0^{N-1} F_1(x, y) + \sum_0^{M-1} \sum_0^{N-1} F_2(x, y) \right]}, \quad (9)$$

нахождения весового коэффициента приводит к тому, что более значимым становится то изображение, средний уровень яркости которого выше. Метод весовой функции требует больше вычислительных затрат по сравнению с рассмотренными в статье методами, но также может быть реализован в реальном времени. Основная сложность связана с определением весового коэффициента. Неправильное определение коэффициента может привести к полной потере информационных составляющих одного из исходных изображений.

3.7 Реализация методов комплексирования изображений

На основе рассмотренных методов в среде математического моделирования MATLAB были реализованы алгоритмы их комплексирования. Результаты реализации методов представлены на рисунке 2.

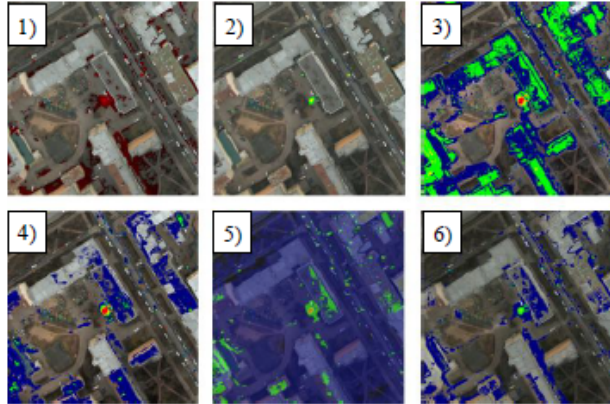


Рис. 2: Результаты комплексирования изображений: 1) Метод максимума; 2) Метод маски; 3) Метод усреднения; 4) Метод степенного преобразования; 5) Метод чересстрочного комплексирования; 6) Метод весовой функции

Как видно из представленных результатов, для методов 3 и 5 на комплексированном изображении присутствует много лишних деталей, для методов 1 и 2 произошла существенная потеря информации. Методы 4 и 6 показали лучшие результаты, сохранив необходимые информативные признаки двух изображений. Для объективной оценки качества методов комплексирования необходимо применение критериев оценки определения эффективности преобразований, включающих оценку информационной составляющей на результирующем изображении и качественную оценку его восприятия.

4. Критерии оценки качества комплексированного изображения

Эффективность применяемых методов предлагается оценивать с помощью информационной энтропии от контуров изображений. Связано это с тем, что именно контуры являются наиболее информативной частью изображения [8]. Такой метод оценки представляет процесс комплексирования как источник информации, который порождает статистически независимые символы результирующего изображения согласно заранее определенному вероятностному закону. Тогда критерием качества информационной составляющей будет выступать перекрестная энтропия от контуров изображений: где CE - перекрестная энтропия, E - информационная энтропия, $\delta Z(x, y)$, $\delta F_1(x, y)$, $\delta F_2(x, y)$ - контуры

$$CE = \frac{2 \cdot E(\delta Z(x, y))}{E(\delta F_1(x, y)) + E(\delta F_2(x, y))}, \quad (10)$$

ры комплексированного и исходных изображений соответственно.

Для критерия качества, учитывающего свойства восприятия человеческим зрением, использовался контраст, рассчитываемый между двумя соседними пикселями по всему изображению [9].

Также было предложено оценивать значение структурной схожести SSIM для пар комплексированного и исходных изображений, которое показывает схожесть между двумя изображениями путем их полного сопоставления [10].

5. Результаты сравнения методов комплексирования

Результаты исследования методов комплексирования на основе обработки 100 пар изображений, полученных в инфракрасном и видимом спектральных диапазонах при мониторинге тепловых сетей г. Санкт-Петербурга, представлены на диаграмме рисунка 3. Из полученных данных видно, что наи-

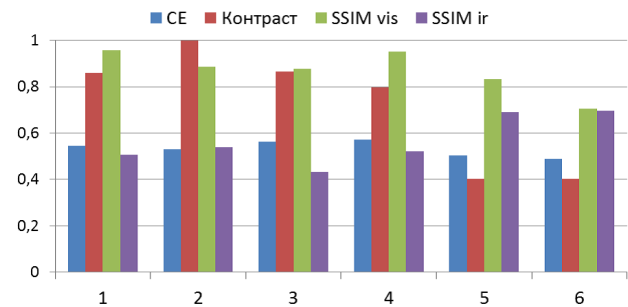


Рис. 3: Диаграмма сравнения методов комплексирования изображений: 1) Метод максимума; 2) Метод маски; 3) Метод усреднения; 4) Метод степенного преобразования; 5) Метод чересстрочного комплексирования; 6) Метод весовой функции

большим значением перекрестной энтропии обладает методы 4 и 3. По значению контраста методы 2 и 3 показали лучшие результаты. По величине структурной схожести наибольшего значения достигли методы 4 и 6. Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что метод 4 (степенного преобразования) обладает лучшими характеристиками на основе предложенных критериев.

6. Заключение

В работе были рассмотрены принципы формирования комплексированного изображения в многоспектральной оптико-электронной системе, проведен анализ и исследование основных методов комплексирования, предложены критерии оценки их качества, Результаты исследований показали, что

по субъективным и объективным критериям оценки качества изображения, методы степенного преобразования и весовой функции обладают лучшими характеристиками.

Литература

- [1] Тарасов В.В., Якушенков Ю.Г. Двух- и многодиапазонные оптико-электронные системы с матричными приемниками излучения. – М.: Университетская книга; Логос, 2007. – 192 с.
- [2] Васильев А.С., Краснящих А.В., Коротчаев В.В. и др. Разработка программно-аппаратного комплекса обнаружения лесных пожаров методом совмещения изображений // Изв. вузов. Приборостроение. - СПб, 2012. - Т. 55. - № 12 –С.50-56
- [3] Аксенов О.Ю. Совмещение изображений // Цифровая обработка сигналов. № 3, 2005, стр. 51-55
- [4] F. Al-Wassai, N. Kalyankar and A. Al-zuky, The IHS Transformations Based Image Fusion, Journal of Global Research in Computer Science, 2011a, Vol. 2, No. 5, pp. 70 Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Trans. Sys., Man., 1979, Cyber. 9: 62-66
- [5] Васильев А.С. Исследование и разработка многоспектральной оптико-электронной системы комплексирования информации для обнаружения и мониторинга лесных пожаров: дис. канд. тех. наук. Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 2015.
- [6] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Trans. Sys., Man., 1979, Cyber. 9: 62-66
- [7] Liu Z. and Laganieri R., "Context Enhancement through Infrared Vision: A Modified Fusion Scheme"// Signal, Image and Video Processing, vol. 1, no. 4, pp. 293-301, Oct. 2007.
- [8] Зуев, В. В., Жизняков А. Л. Возможности использования фактора наследственности признаков на последовательности изображений для их анализа // Цифровая обработка сигналов. - 2010. - N 4.
- [9] The MathWorks Inc. (2016). Image processing toolbox. User's guide
- [10] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity // IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4