

О визуализации мультиспектральных изображений, сохраняющей локальный контраст

В. В. Соколов¹, Ю. А. Норка²,
С. М. Карпенко³, Д. П. Николаев³

¹ *Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова,*
Россия, 119992 Москва, Ленинские горы, 1

² *Московский институт стали и сплавов,*
Россия, 119049 Москва, Ленинский пр., 4

³ *Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН,*
Россия, 117312 Москва, Большой Каретный пер., 19, стр. 1

В работе рассматриваются вопросы совместной визуализации наборов изображений, в частности данных многозональной съемки. Предложен ряд улучшений существующих алгоритмов, сохраняющих контраст, а также — новый алгоритм, результатом которого является цветное изображение.

Введение

В связи с развитием и внедрением методов удаленного зондирования Земли постоянно накапливаются результаты многозональной съемки множества участков суши. Также развиваются алгоритмы, предназначенные для анализа такого рода данных. К ним относятся, например, алгоритмы сегментации и классификации, использующие особенности спектра отражения различных объектов. Возникает естественная необходимость визуального контроля правильности их работы, а также ручного выбора участков, которые требуется подвергнуть анализу.

Данные многозональной съемки представляют собой набор полутонных изображений некоторого участка местности, каждое изображение из этого набора соответствует определенному небольшому участку спектра регистрируемого излучения. Количество изображений в таких наборах может превосходить 200. В то же время размерность цветового пространства

человеческого зрения равна трем [1], таким образом, зрение человека не способно к непосредственному восприятию данных такого рода.

Эта трудность возникает при совместной визуализации наборов полутоновых изображений любой природы. В качестве второго примера можно указать визуализацию результатов физического зондирования микро-образцов, в том числе с использованием методов флуоресцентной микроскопии [2]. Таким образом, существует фундаментальная задача совместного представления наборов полутоновых изображений в виде, удобном для зрительного восприятия человеком, — задача визуализации.

В данной статье будет дан обзор существующих и широко распространенных методов визуализации наборов полутоновых изображений. Далее будет описан шаблонный алгоритм визуализации, основанный на формализации понятия локального контраста для наборов полутоновых изображений, и представлена новая конкретизация этой шаблонной техники. В конце статьи будет предложен новый метод, результатом работы которого является цветное изображение.

Далее будем считать данным набор изображений $\bar{I}(x, y) = (I_n(x, y))$, $n = 1, \dots, N$, где N — количество изображений в наборе.

1. Распространенные методы визуализации

Наиболее простой и распространенный метод состоит в выборе трех изображений из набора и дальнейшем объединении их в одно цветное RGB-изображение. Недостатки этого метода становятся очевидными, когда количество изображений в наборе составляет несколько десятков или сотен: количество изображений, которые невозможно видеть одновременно, по-прежнему велико.

Следующий метод состоит в получении усредненного полутонового изображения. Вводится вектор весов усреднения $\vec{\lambda} = (\lambda_1, \dots, \lambda_N)$. Результирующее полутоновое изображение $G(x, y)$ получается при помощи усреднения: $G(x, y) = (\bar{I}(x, y) \cdot \vec{\lambda})$, что соответствует проецированию набора изображений на вектор $\vec{\lambda}$. Недостаток этого метода состоит в возможной потере локального контраста: если наборы значений $\bar{I}(x_1, y_1)$ и $\bar{I}(x_2, y_2)$ для соседних точек удовлетворяют условию $\bar{I}(x_1, y_1) - \bar{I}(x_2, y_2) \perp \vec{\lambda}$, то после усреднения оказывается, что $G(x_1, y_1) = G(x_2, y_2)$, даже если норма разности $\|\bar{I}(x_1, y_1) - \bar{I}(x_2, y_2)\|$ сколь угодно велика. Конечно, если в ка-

кой-то точке теряется локальный контраст, то можно выбрать другой вектор усреднения, но сделать это одновременно для всех точек в общем случае представляется невозможным.

Для устранения этого недостатка делается попытка подобрать вектор усреднения исходя из статистического анализа исходного набора. Это достигается при помощи метода главных компонент (principle component analysis, PCA): исходный набор изображений рассматривается как множество N -мерных векторов, а вектор усреднения отыскивается как собственный вектор, соответствующий наибольшему собственному значению ковариационной матрицы этих векторов [3]. Именно этот метод получил наибольшее распространение в прикладных системах обработки данных многозональной съемки.

Визуализация, основанная на методе главных компонент, также допускает потерю локального контраста. Рассмотрим работу этого метода на модельном наборе изображений. Каждое изображение набора имеет разрешение 150×150 пикселей. Яркость на каждом изображении всюду, за исключением небольшого квадрата размером 21×21 , равна нулю, а внутри квадрата — единице. Области, занятые квадратами, не пересекаются. Таким образом, на визуализации этого набора должно быть девять квадратов, но при использовании метода главных компонент оказывается, что правый нижний квадрат исчезает (рис. 1). Это связано с тем, что усреднение соответствует проецированию N -мерных векторов на некоторую диагональ в N -мерном пространстве, задаваемую вектором весов усреднения $\vec{\lambda}$. При этом косинус угла θ между любым из ортов и этой диагональю с ростом N имеет асимптотику $\cos \theta \sim 1/\sqrt{N}$. Таким образом, при больших N эта диагональ почти перпендикулярна выбранному орту, и участие соответствующего этому орту изображения в построении итогового полутонового изображения оказывается незначительным [7].

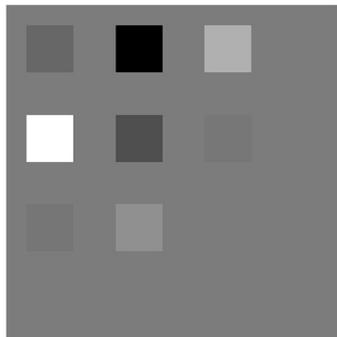


Рис. 1. Использование PCA

2. Формализация понятия локального контраста

Критика распространенных методов визуализации происходила из наблюдения качественного несоответствия исходных данных и получаемого полутонового изображения. Для построения метода визуализации, гарантирующего сохранение локального контраста, ряд авторов привлекли

к постановке задачи о визуализации данных многозональной съемки формальное определение локального контраста. Определение локального контраста для полутоновых изображений вводится при помощи градиента скалярной функции. Для набора изображений можно ввести аналогичную для векторной функции [4].

Пусть дан набор изображений $\vec{I}(x, y)$. Для каждой точки вычисляется квадратичная форма, задаваемая матрицей

$$C(x, y) = \begin{pmatrix} C_{xx}(x, y) & C_{xy}(x, y) \\ C_{xy}(x, y) & C_{yy}(x, y) \end{pmatrix}, \text{ где } C_{\xi\eta}(x, y) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial I_i}{\partial \xi} \cdot \frac{\partial I_i}{\partial \eta}.$$

Значение этой квадратичной формы в точке (x_0, y_0) на векторе (u, v) дает величину вариации вектор-функции \vec{I} в направлении (u, v) в точке (x_0, y_0) . Наибольшая вариация достигается в направлении собственного вектора, соответствующего наибольшему собственному значению этой квадратичной формы. Такой собственный вектор, длина которого равна квадратному корню из наибольшего собственного значения, можно интерпретировать как некоторый аналог вектора градиента скалярной функции. Но, в отличие от градиента, в этом случае нельзя указать, в каком направлении вектор-функция \vec{I} «убывает», а в каком — «возрастает», так как на N -мерных векторах при $N > 1$ нельзя задать отношение сравнения разумным способом. В связи с этим возникает неоднозначность выбора направления такого вектора, так называемая проблема знаков.

Введенное таким образом понятие локального контраста для набора изображений было использовано рядом авторов для построения шаблонного алгоритма визуализации. Этот шаблонный алгоритм состоит из нескольких частей. Во-первых, по набору изображений строится поле квадратичных форм $C(x, y)$ и вычисляется поле векторов $\vec{P}(x, y)$, называемое псевдоградиентным полем. $\vec{P}(x, y)$ являются главными собственными векторами форм $C(x, y)$ с длиной, равной квадратному корню из соответствующих собственных значений. На следующем шаге некоторым образом решается проблема знаков. Последний шаг шаблонного алгоритма состоит в построении полутонового изображения $G(x, y)$, чье градиентное поле в некотором смысле близко полученному ранее псевдоградиентному полю. Таким образом, параметрами этого алгоритма являются способ решения проблемы знаков и критерий близости псевдоградиентного поля и градиента полутонового изображения. Обычно для задания критерия вводится

функция ошибки $E(x, y)$, выражающая рассогласование векторных полей \vec{P} и $\vec{\nabla}G$ в точке (x, y) . Общая ошибка вычисляется при помощи интегрирования:

$$E_{\Sigma} = \iint_{\Omega} E(x, y) dx dy,$$

где Ω — область, на которой задано изображение. Сама визуализация сводится к минимизации E_{Σ} в пространстве скалярных функций, зависящих от двух переменных, которое обегает функция G .

При решении проблемы знаков часто используют какое-либо уже имеющееся векторное поле, называемое опорным. Пусть имеется опорное векторное поле $\vec{R}(x, y)$. Вектора поля $\vec{P}(x, y)$ изначально имеют произвольно выбранные знаки. Далее в каждой точке вектор $\vec{P}(x, y)$ умножается на $\text{sign}(\vec{P}(x, y) \cdot \vec{R}(x, y))$.

В работе [5] направление векторов псевдоградиентного поля задавалось согласованно с полем градиента спектральной интенсивности полного набора изображений. В качестве функции $E(x, y)$ была выбрана функция

$$E_s(x, y) = \left| \vec{\nabla}G(x, y) - \vec{P}(x, y) \right|^2.$$

Для простоты будем называть этот критерий линейным, так как соответствующее ему уравнение Эйлера—Лагранжа оказывается уравнением Пуассона, которое является линейным.

Независимо в работе [6] был предложен аналогичный способ визуализации. Задание направлений векторов псевдоградиентного поля было приведено лишь для случая $N = 3$. Используемый метод можно описать следующим образом. Выбирается некоторый ортонормированный базис N -мерного пространства, вектора которого упорядочиваются согласно некоторому правилу, которое соответствует представлению об их значимости. Затем набор изображений проецируется на вектора этого базиса, таким образом получается новый набор изображений $\{J_n(x, y)\}$, $n = 1, \dots, N$. Далее направления векторов псевдоградиентного поля согласуют с градиентом J_1 в тех точках, где его величина превосходит заданный порог. В тех точках, где вектор $\vec{\nabla}J_1$ мал, аналогичная процедура производится с использованием $\vec{\nabla}J_2$ и т. д. Если поле не удалось согласовать ни с одним из градиентов J_i , $n = 1, \dots, N$, значит, контраст мал, и произвольное направление, заданное изначально, подходит.

Критерий близости градиента и псевдоградиента в приведенной реализации был аналогичен критерию, использованному в предыдущей работе. В обсуждении результатов работы реализованного алгоритма авторы указывали на возникновение плавных градиентных переходов там, где исходные данные были однородны. В качестве возможного способа устранения этого недостатка авторы предложили использовать нелинейный критерий. В новом варианте критерия предлагалось использовать

$$E_g(x, y) = -\exp\left(-\frac{E_s(x, y)}{2\sigma^2}\right),$$

для некоторого σ .

3. О задаче выбора знаков

Как было сказано ранее, при получении псевдоградиентного поля решается задача о выборе направления вектора в каждой точке этого поля. Рассмотрим способ, предложенный в [5]. В каждой точке изображения вычисляется спектральная интенсивность

$$S(x, y) = \sqrt{\bar{I}^2(x, y)}.$$

Затем поле \vec{P} согласуется с полем $\vec{\nabla}S$. Если структура набора изображений такова, что имеются две области, имеющие одинаковую спектральную интенсивность, но различающиеся распределениями этой интенсивности по слоям, то $|\vec{\nabla}S|$ на границе двух этих областей примерно равен нулю, что приводит к зависимости знака вектора строящегося поля от шума. Итоговое псевдоградиентное поле, построенное таким образом, может иметь разрывы вдоль этой границы, что приводит к существенному искривлению результирующего полутонового изображения.

На рис. 2 изображены результаты работы линейного алгоритма при разных способах расстановки знаков при построении псевдоградиентного поля. Изображение слева иллюстрирует способ, использующий спектральную яркость, изображение справа — способ, предложенный в работе [6]. Хорошо видно, что второе изображение является более качественным.

Таким образом, подход, выбранный в [6] для устранения неоднозначности построения псевдоградиентного поля, является более надежным. Мы предлагаем следующую реализацию этого способа устранения неоднозначности. При помощи метода главных компонент строится собственный ба-

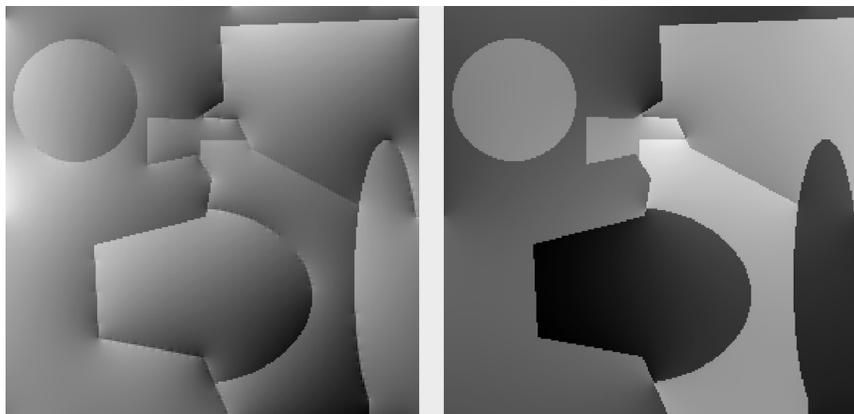


Рис. 2. Устранение неоднозначности, используя спектральную интенсивность (слева) и $Lq\beta$ (справа)

зис в цветовом пространстве набора изображений. Этот базис играет роль ортонормированного базиса, используемого в [6] для решения проблемы знаков. Очевидно, что такой подход к решению проблемы выбора знаков приводит к более аккуратному полю.

4. Нелинейные критерии

Рассмотрим предложенный в [6] нелинейный критерий $E_g(x, y)$, называемый для определенности гауссовским. Можно заметить, что этот критерий совершенно не препятствует появлению ненулевого градиента в результирующем изображении в областях, которые были однородными в исходном наборе изображений. Чтобы продемонстрировать данный эффект, алгоритм был реализован численно с использованием метода градиентного спуска. В качестве начального приближения бралось изображение, получаемое с использованием линейного критерия.

На рис. 3 изображено начальное приближение и результат минимизации при $\sigma = 0,01 \cdot I_{\max}$, где I_{\max} — динамический диапазон исходного изображения. Хорошо видно, что на выходе алгоритма возникло много артефактных границ, отсутствующих на исходном изображении. Итак, отсутствие у предложенного в [6] нелинейного критерия свойства, запрещающего появление новых границ, приводит к ошибкам в визуализации.

Представляется разумным ввести следующие требования к используемому критерию:

1. Критерий достигает минимума при совпадении исходных и полученных границ.

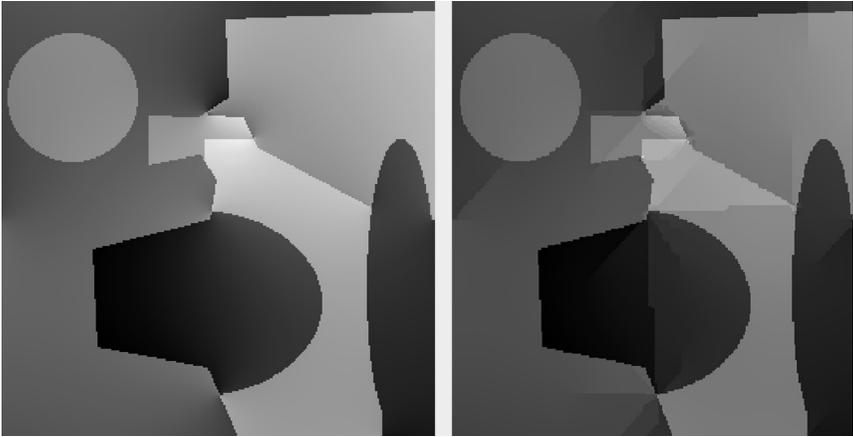


Рис. 3. Использование линейного (слева) и гауссовского (справа) критериев

2. Критерий должен препятствовать появлению сильных границ там, где они были слабыми.
3. Критерий должен препятствовать исчезновению границ там, где они были сильными.

Рассмотрим критерий относительной ошибки $E_r(x, y)$, задаваемый следующим выражением и отражающий относительное рассогласование векторных полей:

$$E_r(x, y) = \frac{|\vec{\nabla}G(x, y) - \vec{P}(x, y)|^2}{|\vec{\nabla}G(x, y)|^2 + |\vec{P}(x, y)|^2 + \alpha^2}.$$

Результирующая величина ошибки тем меньше, чем меньше $|\vec{\nabla}G(x, y) - \vec{P}(x, y)|^2$, что приводит к выполнению первого требования. В то же время два других требования также выполняются: в указанных случаях величина ошибки будет близка единице. Реализация этого метода была произведена при помощи градиентного спуска. В качестве начального приближения также использовалось изображение, получаемое при использовании линейного критерия.

На рис. 4 изображено начальное приближение и результат минимизации при $\alpha = 0,007 \cdot I_{\max}$. В области, обозначенной квадратом, можно видеть существенное ослабление плавного градиента.

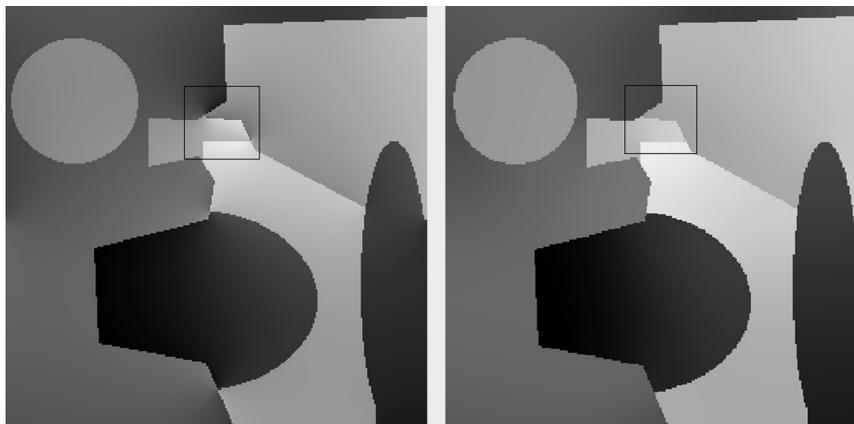


Рис. 4. Использование линейного критерия (слева) и критерия относительной ошибки (справа)

5. Цветная визуализация

Визуализация, результатом которой является полутоновое изображение, не использует возможности человеческого зрения в полной мере. Мы предлагаем следующий метод, результатом которого является цветное изображение:

1. При помощи одного из методов визуализации, сохраняющего контраст, находится полутоновое изображение $Y(x, y)$.
2. Отыскивается нормированный набор весов усреднения, такой что усреднение набора изображений с его помощью дает в результате полутоновое изображение, чей градиент близок к $\vec{\nabla}Y(x, y)$.
3. Исходный набор изображений проецируется в подпространство, ортогональное найденному набору весов. В результате получается набор из $N-1$ изображений.
4. Полученный набор проецируется на первый и второй собственные вектора, получаемые методом главных компонент.
5. Из полученных в пунктах 1 и 4 трех полутоновых изображений формируется цветное изображение, заданное тремя плоскостями в пространстве $L\alpha\beta$. Плоскостью L становится изображение $Y(x, y)$. Два других изображения становятся плоскостями α и β .

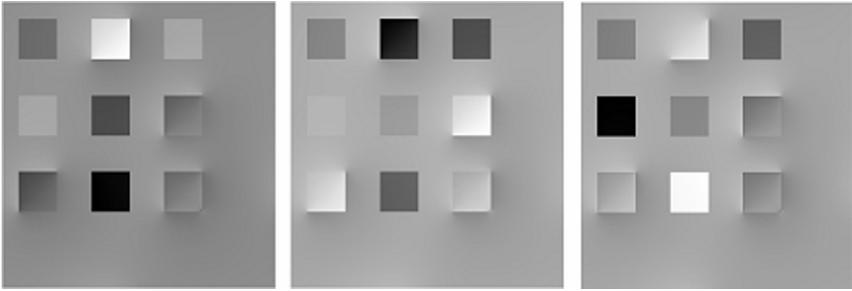


Рис. 5. Слева направо: R, G и B-плоскости результата цветной визуализации

Для отыскания нормированного набора весов усреднения, описанного в пункте 2, используется минимизация функционала

$$F(\vec{\lambda}) = \iint_{\Omega} D(x, y) dx dy, \text{ где } D(x, y) = \left| \sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i}{|\vec{\lambda}|} \vec{\nabla} I_i(x, y) - \vec{\nabla} Y(x, y) \right|^2.$$

Минимизация осуществлялась при помощи метода градиентного спуска, за начальное приближение брался вектор $\vec{\lambda} = (1, \dots, 1)$.

В пункте 3 для описания ортогонального дополнения к набору весов, полученных в пункте 2, строятся $N-1$ векторов, ортогональных вектору набора весов, и являющихся ортонормированным базисом этого ортогонального дополнения. Соответствующие $N-1$ изображений получаются проецированием исходного набора на эти $N-1$ векторов.

Пространство $L\alpha\beta$ связано с пространством RGB следующим образом [6]:

$$L = \frac{R+G+B}{3}, \quad \alpha = \frac{R-G}{\sqrt{2}}, \quad \beta = \frac{R+G-2B}{\sqrt{6}}.$$

Результат работы изображен на рис. 5. Ввиду невозможности приведения цветного изображения на рисунке показаны R, G и B-плоскости результирующего изображения. Тем не менее, можно отметить наличие всех девяти квадратов тестового изображения. Полное цветное изображение можно найти в Интернете по адресу <http://picasaweb.google.ru/sokolov.valeri/MultispectralVisualization>

Теоретически, плоскости α и β могли бы строиться, как и L , методом, сохраняющим контраст. Однако это не представляется целесообразным с учетом свойств цветового зрения человека. Дело в том, что в силу некоторых физических законов цветность поверхности объекта больше зави-

сит от свойств поверхности, нежели от освещения [9], в то время как воспринимаемая яркость зависит именно от условий освещения и наблюдения. В результате адаптации к физическим законам зрительная система человека плохо оценивает абсолютные значения яркости, но устойчиво определяет цветностные компоненты. Таким образом, выбранная схема обеспечивает «похожий» для человека вид для областей с одинаковым спектральным составом.

Заключение

Итак, мы рассмотрели улучшенный вариант алгоритма визуализации мультиспектральных изображений, сохраняющего контраст, а также предложили алгоритм визуализации, результатом которого является цветное изображение. Последний алгоритм, по нашему мнению, позволяет более полно использовать зрительную систему человека-трихромата. В дальнейшем мы планируем более подробно исследовать проблему выбора знаков, традиционно игнорируемую при рассмотрении задачи визуализации.

Литература

1. *Hunt R. W. G.* Measuring colour. 3rd ed. Fountain Press, 1998. 221 p.
2. *Chukalina M., Nikolaev D., Somogyi A., Schaefer G.* Multi-technique data treatment for multi-spectral image visualization // In proc. of 22th ECMS. 2008. P. 234–236.
3. *Scheunders P.* Local mapping for multispectral image visualization // Image and Vision Computing. 2001. Vol. 19. № 13. P. 971–978.
4. *Di Zenzo S.* A note on the gradient of multi-image // Comput. Vision Graphics Image Process. 1986. Vol. 33. P. 116–125.
5. *Socolinsky D. A., Wolff L. B.* A New Visualization Paradigm for Multispectral Imagery And Data Fusion // In proc. of CVPR. 1999. P. 1319.
6. *Nikolaev D., Karpenko S.* Color-To-Grayscale Image Transformation Preserving The Gradient Structure // In proc. of 20th ECMS. 2006. P. 427–430.
7. *Landgrebe D.* On information extraction principles for hyperspectral data. A White Paper, 1997. <http://cobweb.ecn.purdue.edu/~landgreb/whitepaper.pdf>
8. *Бахвалов Н. С., Жидков Н. П., Кобельков Г. М.* Численные методы. 6-е изд. М.: БИНОМ, 2008. 636 с.
9. *Nikolaev D. P., Nikolayev P. P.* Linear color segmentation and its implementation // Color Vision and Image Understanding, 2004. Vol. 94. P. 115–139.