
Сравнение метода нелинейной контраст-сохраняющей визуализации мультиспектральных изображений с известными алгоритмами деколоризации

Сидорчук Д.С. Волков В.В. Никоноров А.В.

Аннотация В работе исследуется метод нелинейной контраст-сохраняющей визуализации мультиспектральных изображений. Этот метод был предложен Соколинским и Вульфом и заключается в построении изображения, градиентное поле которого наиболее соответствует псевдоградиентному полю мультиспектральных контрастов. Для этого используется критерий относительной ошибки, называемый нелинейным критерием Соколова. Для оценки качества описанного метода мы обращаемся к задаче деколоризации. Мы предлагаем модификацию показателя качества E-score, нацеленную на измерение сохранности локальных контрастов. Проведены эксперименты с использованием общедоступного набора цветных изображений Color250. Результаты показывают, что при использовании модифицированного показателя E-score метод сохранения локального контраста превосходит другие методы в задаче деколоризации цветного изображения.

1 Введение

В этой статье мы рассматриваем задачу визуализации многоканального изображения (ВМИ), которая состоит в том, что из исходное n -канальное изображение требуется преобразовать в одноканальное или трехканальное, которое затем будет предъявлено человеку.

Все существующие методы решения задачи визуализации можно разделить на два класса. Методы первого класса вычисляют непрерывное отображение из исходного пространства значений в результирующее одномерное пространство. Результирующее изображение получается независимым применением этого отображения к пикселям исходного изображения (Jordan et al., 2016; Duan et al., 2017;

Сидорчук Д.С.
Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича РАН
E-mail: ds-sidorchuk@yandex.ru

Волков В.В.
Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича РАН
E-mail: volkov-vl-v@yandex.ru

Никоноров А.В.
Институт Систем Обработки Изображений РАН
E-mail: artniko@gmail.com

Liao et al., 2016). В методах второго класса изображение преобразуется как целое, то есть в общем случае не существует общего преобразования для каждого пикселя (Socolinsky and Wolff, 1999; Sokolov et al., 2010; Zhao et al., 2016).

Определим два свойства методов визуализации. Первое назовём *консистентностью* (Grundland and Dodgson, 2007; Kim et al., 2009), оно состоит в том, что любые изначально спектрально близкие точки будут иметь близкие интенсивности в результате визуализации. Второе назовём *сохранением локального контраста* (Socolinsky and Wolff, 1999), оно состоит в том, что соотношение интенсивностей двух пространственно близких точек будет сохранено в результате визуализации.

Любой метод первого класса, заданный непрерывным отображением $f : [0, \infty)^n \rightarrow [0, \infty)$, обладает первым свойством. Покажем, что любой такой метод не обладает вторым свойством. Заметим, что второе свойство означает непрерывность f^{-1} . Если для некоторого f выполнены оба свойства, то отображение f является гомеоморфизмом. Согласно теореме об инвариантности области, гомеоморфизма между $[0, \infty)^n$ и $[0, \infty)$ не существует. Значит, для любого метода первого класса может найтись изображение объекта со сколь угодно резкими границами, который будет потерян в результате визуализации.

В работе (Socolinsky and Wolff, 1999) Соколинский и Вульф предложили метод визуализации мультиспектрального изображения второго класса. Ими была введена формализация понятия локального контраста в виде матрицы размера 2×2 , называемой формой контраста или структурным тензором Ди Зензо (Di Zenzo, 1986). Для того, чтобы построить полутоновое изображение, контраст которого как можно лучше соответствует контрасту исходного многоканального изображения, на первом этапе строится векторное поле, в каждом пикселе равное собственному вектору, соответствующему максимальному собственному числу формы контраста в этом пикселе, умноженному на корень из соответствующего собственного числа. Эти вектора называются псевдоградиентами.

Сохранение локального контраста в методе (Socolinsky and Wolff, 1999) происходит за счет того, что на втором этапе получаемое векторное поле интегрируется, то есть вычисляется такое полутоновое изображение, градиентное поле которого максимально близко к псевдоградиентному. Изначально Соколинским и Вульфом было предложено для измерения близости использовать квадрат модуля разности векторов в каждой точке (Socolinsky and Wolff, 1999), так называемый линейный критерий (Sokolov et al., 2010). В этом случае оптимизационная задача интегрирования векторного поля имеет аналитическое решение. Однако использование линейного критерия может приводить к появлению паразитных плавных перепадов на результирующем полутоновом изображении, поэтому в качестве развития подхода был предложен модифицированный метод, использующий другой способ измерять близость между векторными полями - нелинейный критерий Соколова (Sokolov et al., 2010).

При проведении исследования нами не было обнаружено общеизвестных наборов данных, на которых принято было бы сравнивать и тестировать методы визуализации мультиспектральных изображений. При этом широкодоступными являются наборы данных для изучения методов деколоризации. Задача деколоризации является частным случаем задачи мультиспектральной визуализации, с *RGB* в качестве исходных каналов, и одноканальным результирующим изображением. В отличие от алгоритмов деколоризации контраст-сохраняющая визуализация не содержит ограничений на каналы входного изображения, что позволяет

оценить этот метод с использованием изображений, предназначенных для оценки качества деколоризации.

Существует характерная особенность оценки качества алгоритмов визуализации: их результат ориентирован на восприятие человеком и изображение, являющееся правильным ответом для того или иного случая, не может быть задано в явном виде. Чтобы оценивать алгоритмы проводят физиологические эксперименты (Hayes et al., 2015; Ćadić, 2008; Lu et al., 2012, 2014). Однако такой способ оценивания трудозатратен, дорог и не может использоваться в технических системах для автоматического мониторинга качества изображений. Для оценки качества деколоризации автоматически вычисляемый показатель Color Contrast Preserving Ratio (CCPR) был предложен (Lu et al., 2012) и использовался (Jin and Ng, 2015). CCPR аппроксимирует человеческие предпочтения с помощью соотношения мощностей двух множеств: множества точек, контрастных на исходном цветном изображении, и его подмножества из точек, контрастных на результирующем изображении. При этом не учитывается сохранение и *отсутствия* контраста, что приводит к тому, что максимальное значение CCPR может быть достигнуто на шумовом изображении. Позже с учетом этого недостатка в работе (Lu et al., 2014) был предложен модифицированный показатель E-score, значения которого лучше согласуются человеческими предпочтениями.

Тем не менее и эта модифицированная версия может быть в свою очередь улучшена. Дело в том, что при вычислении множества контрастных точек результирующего изображения используются разности яркостей произвольных пикселей, в том числе удаленных друг от друга. Зрительная же система человека при восприятии ахроматического стимула, которым является полутоновая визуализация, значительно более чувствительна к разнице близко расположенных пикселей, чем в случае существенно удаленных друг от друга пикселей. В данной работе предлагается модификация E-score, в рамках которой для вычисления множества контрастных точек используются разности соседних пикселей. Мы показали с помощью набора из 250 цветных изображений (Lu et al., 2014), что если на результирующем полутоновом изображении вместо измерения слабо различимой для человека консистентности, модифицировать E-score для измерения сохранности локального контраста, метод Соколинского с нелинейным критерием Соколова превосходит все рассмотренные нами современные методы деколоризации.

2 Контраст-сохраняющая визуализация

Обозначим мультиспектральное изображение как отображение $I : \Omega \rightarrow V^n$, целочисленной решетки $\Omega \subset Z^2$ в n -мерное цветовое пространство $V^n = \{v : v \in R^n, \forall i v_i \geq 0\}$. Обозначим каждый отдельно взятый канал изображения как $I_i : \Omega \rightarrow V^1$. Определим матрицу градиентов изображения I в точке (x, y) :

$$\nabla I(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I_1(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial I_1(x, y)}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial I_n(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial I_n(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Тогда структурным тензором Ди Зензо или формой контраста будем называть квадратичную форму, задаваемую положительно полуопределённой матрицей раз-

мера 2×2 :

$$C(x, y) = (\nabla I(x, y))^T \nabla I(x, y). \quad (2)$$

С помощью $C(x, y)$ можно оценить в точке (x, y) величину контраста m в любом направлении $d = [\cos\theta, \sin\theta]^T$:

$$m^2 = d^T C(x, y) d. \quad (3)$$

Подход Соколинского и Вульфа состоит из двух этапов. На первом этапе в каждой точке (x, y) вычисляется направление и величина максимального контраста, которые определяют так называемый вектор *псевдоградиента*. Пусть λ - наибольшее по модулю собственное число $C(x, y)$, E_λ - собственное подпространство, соответствующее λ . Тогда вектор псевдоградиента определяется следующим образом: $P(x, y) \in E_\lambda$, $|P(x, y)| = \sqrt{\lambda/n}$, что в случае $n = 1$ обеспечивает равенство псевдоградиента обычному градиенту. Пусть из двух направлений, соответствующих подпространству E_λ , каким-либо способом выбрано направление $P(x, y)$. Тогда $P(x, y)$ является вектором с определенными знаком и длиной. Способы выбора направлений $P(x, y)$ исследовались в работах (Drew et al., 2009; Alsam and Drew, 2009; Montagna and Finlayson, 2013).

На втором этапе происходит построение результирующего полутонового изображения G , градиентное поле которого максимально близко к P . Если для данного P существует такое G , что $\nabla G(x, y) = P(x, y)$, то и структурные тензоры исходного изображения I и результирующего G будут в точности равны, но поскольку в общем случае векторное поле P не является потенциальным, задача построения изображения G формулируется в виде задачи минимизации ошибки:

$$E(\nabla G, P) \rightarrow \min_G. \quad (4)$$

В большинстве работ в качестве критерия близости E выбирается функция:

$$E_L(\nabla G, P) = \sum_{x, y} |\nabla G(x, y) - P(x, y)|^2. \quad (5)$$

Такую форму минимизируемой ошибки будем называть линейным критерием, так как соответствующее ему уравнение Эйлера—Лагранжа оказывается уравнением Пуассона, которое является линейным. Её достоинством является наличие эффективного метода решения (Socolinsky and Wolff, 1999). Недостатком использования функции E_L является эффект возникновения плавных градиентных переходов там, где исходные данные были однородны (Sokolov et al., 2010).

Для преодоления этого недостатка был предложен так называемый нелинейный критерий Sokolov et al. (2010):

$$E_{NL}(\nabla G, P) = \sum_{x, y} \frac{|\nabla G(x, y) - P(x, y)|^2}{|\nabla G(x, y)|^2 + |P(x, y)|^2 + \alpha^2}, \quad (6)$$

который препятствует появлению сильных границ там, где они были слабыми, и препятствует исчезновению границ там, где они были сильными. При этом для нелинейного критерия не было найдено такого элегантного решения задачи оптимизации, как для линейного. Для нахождения минимума используется метод градиентного спуска.

3 Методика оценки качества методов деколоризации

В работе (Lu et al., 2012) был предложен показатель качества - CCPR (color contrast preserving ratio). Это мера сохранения исходного цветового контраста на результирующем изображении, которая вычисляется по следующей формуле:

$$CCPR = \frac{\#(\Theta \cap \Gamma)}{\#\Gamma}, \quad (7)$$

где символ $\#$ означает мощность множества, $\Theta = \{(x, y) : |G_x - G_y| \geq k\}$. Множество Γ определяется через величину цветового контраста, вычисляемую в цветовых координатах CIE Lab (Hunter, 1958):

$$\delta(x, y) = \sqrt{(L_x - L_y)^2 + (a_x - a_y)^2 + (b_x - b_y)^2}, \quad (8)$$

следующим образом: $\Gamma = \{(x, y) : \delta(x, y) \geq k\}$, где k - настраиваемый порог цветоконтрастности. G_x, G_y - значения результирующего полутонового изображения в точках x и y .

Как можно заметить, в CCPR не учитывается сохранение слабых контрастов, что приводит к тому, что изображение с черными и белыми пикселями, расставленными в шахматном порядке, будет наилучшей в смысле CCPR визуализацией *любой* исходной картинки.

В следующей работе (Lu et al., 2014) Лу переопределяет показатель CCPR, заменяя разности соседних пикселей (градиенты) на разности произвольных пар пикселей на изображении. Также авторы отмечают упомянутый недостаток и предлагают дополнить CCPR показателем Color Content Fidelity Ratio (CCFR), который учитывает долю пикселей с исходно низким показателем цветоконтрастности $\delta(x, y)$, которые в результате стали контрастными:

$$CCFR = 1 - \frac{\#\{(x, y) : (x, y) \in \Theta, \delta(x, y) \leq k\}}{\#\Theta}. \quad (9)$$

В CCFR учитываются разности соседних пикселей. Объединяет CCPR и CCFR показатель E-score:

$$E_{score} = \frac{2 CCPR CCFR}{CCPR + CCFR}. \quad (10)$$

В работе (Lu et al., 2014) также показывается, что значения показателя E-score согласуются с предпочтениями людей, измеренными в соответствующем эксперименте.

4 Предлагаемая модификация показателя E-score

Как можно видеть из приведенных выше формул, определения множества цветоконтрастных точек Γ , а также множества точек Θ , контрастных на результирующем изображении не содержат ограничений на взаимное расположение точек внутри пары, а значит точки внутри пары могут быть сколь угодно удаленными друг от друга. Мы предлагаем модифицировать описанные показатели так, чтобы при оценке качества визуализации учитывалась точность воспроизведения именно локального контраста на результирующем изображении. Для этого мы определяем показатели $CCPR^l, CCFR^l, E_{score}^l$, основанные на вычислении разностей только между соседними пикселями, то есть на вычислении градиентов:

$$CCPR^l = \frac{\#(\Psi \cap \Phi)}{\#\Phi}, \quad (11)$$

где символ $\#$ означает мощность множества, $\Psi = \{x : |\nabla G_x| \geq k\}$. Множество Φ определяется через величину цветового контраста, вычисляемую в цветовых координатах CIE Lab:

$$\zeta(x) = \sqrt{|\nabla L_x|^2 + |\nabla a_x|^2 + |\nabla b_x|^2}, \quad (12)$$

следующим образом: $\Phi = \{(x, y) : \zeta(x) \geq k\}$, где k - настраиваемый порог цветовой контрастности. $G(x, y)$ - результирующее полутоновое изображение.

$$CCFR^l = 1 - \frac{\#\{(x, y) : (x, y) \in \Psi, \zeta(x) \leq k\}}{\#\Psi}. \quad (13)$$

Показатель $E - score^l$ предлагается вычислять аналогично, как гармоническое среднее $CCPR^l$ и $CCFR^l$:

$$Escore^l = \frac{2 CCPR^l CCFR^l}{CCPR^l + CCFR^l}. \quad (14)$$

5 Сравнение методов деколоризации

Для сравнения использовался известный набор изображений COLOR250 (Lu et al., 2014) созданный и широко использующийся для исследования алгоритмов деколоризации. Он состоит из 250 цветных изображений, включающих 200 фотографий и 50 наиболее часто встречающихся синтетических изображений (схемы, карты, графики и т.д.). Доступен для скачивания на веб странице автора¹.

Мы сравнили метод Соколинского с нелинейным критерием Соколова с методами деколоризации Лу 2012 (Lu et al., 2012), Лу 2014 (Lu et al., 2014), Гуча (Gooch et al., 2005), Смита (Smith et al., 2008), Грюнланда (Grundland and Dodgson, 2007), а также Y канал исходного изображения в координатах CIE. Результирующие изображения перечисленных методов были сгенерированы авторами работы (Lu et al., 2014) и доступны на их веб странице¹.

Рассмотрим усредненные по всем изображениям набора значения показателей $CCFR$, $CCPR$ и $E - score$ (рис. 1). Метод нелинейной контраст-сохраняющей визуализации обозначен буквами NL.

Как видно на графиках (рис. 1) при использовании стандартных показателей качества исследуемый метод уступает другим алгоритмам. Однако при использовании модифицированных показателей наблюдается совсем иная картина (рис. 2).

Как видно на графике E-score (рис. 2с), исследуемый метод лидирует при значениях порога $k \in [0, 17]$. Наилучшей результат именно в указанном диапазоне особенно важен, так как в соответствии с исследованием (Chen and Wang, 2004) контраст, соответствующий $k < 6$, зрительная система человека воспринимать не способна. Таким образом, среди всего диапазона значений порога наиболее важным является значение $k = 5$ при котором учитывается потеря всех различимых для человека контрастов.

¹ <http://www.cse.cuhk.edu.hk/leo/jia/projects/color2gray/index.html>

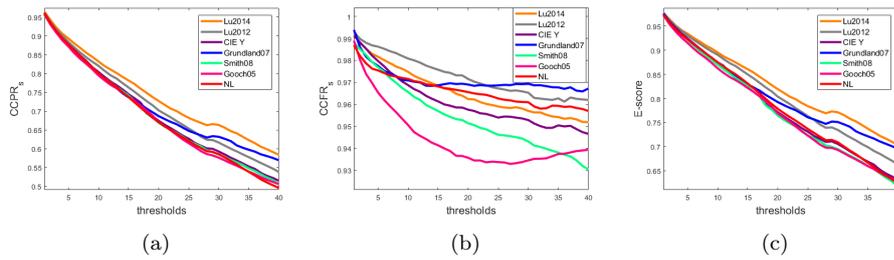


Рис. 1: Значения $CCPR$, $CCFR$ и $E - score$, усредненные по изображениям набора COLOR250, при разных значениях параметра k .

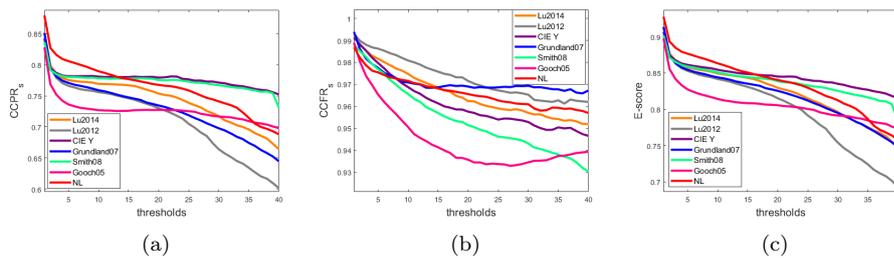


Рис. 2: Значения $CCPR^l$, $CCFR^l$ и $E - score^l$, усредненные по изображениям набора COLOR250, при разных значениях параметра k .

На рис. 3а представлено исходное изображение, на котором выделено два фрагмента, содержащие спектральные границы. В результате работы метода Лу 2012 исчезла граница водоема на правом выделенном фрагменте (рис. 3б). В результате работы метода Смита и на Y канале в координатах CIE на левом фрагменте исчезла граница между исходно желтой трассой и примыкающей к ней исходно белой дорогой (рис. 3е, 3е). В результате работы методов Грюнланда и Гуча не сохранены спектральные различия между исходно оранжевой развязкой, исходно желтой трассой и исходно белой дорогой на левом фрагменте (рис. 3д, 3ф). Все перечисленные различия сохранены в результате работы нашего метода (рис. 3г).

На рис. 4а представлен второй пример цветного изображения с выделенным фрагментом, содержащим спектральную границу. В результате работы метода Лу 2014 эта спектральная граница исчезла (рис. 4б). Метод сохранения локального контраста границу сохранил (рис. 4с).

Таким образом, все методы деколоризации так или иначе потеряли заметную на исходном изображении спектральную границу.

6 Заключение

В этой статье мы сравнили метод нелинейной контраст-сохраняющей визуализации мультиспектральных изображений с алгоритмами деколоризации. Для этих целей была предложена модификация показателя качества E -score основанная на вычислении локального контраста, то есть цветовых и полутоновых контрастов

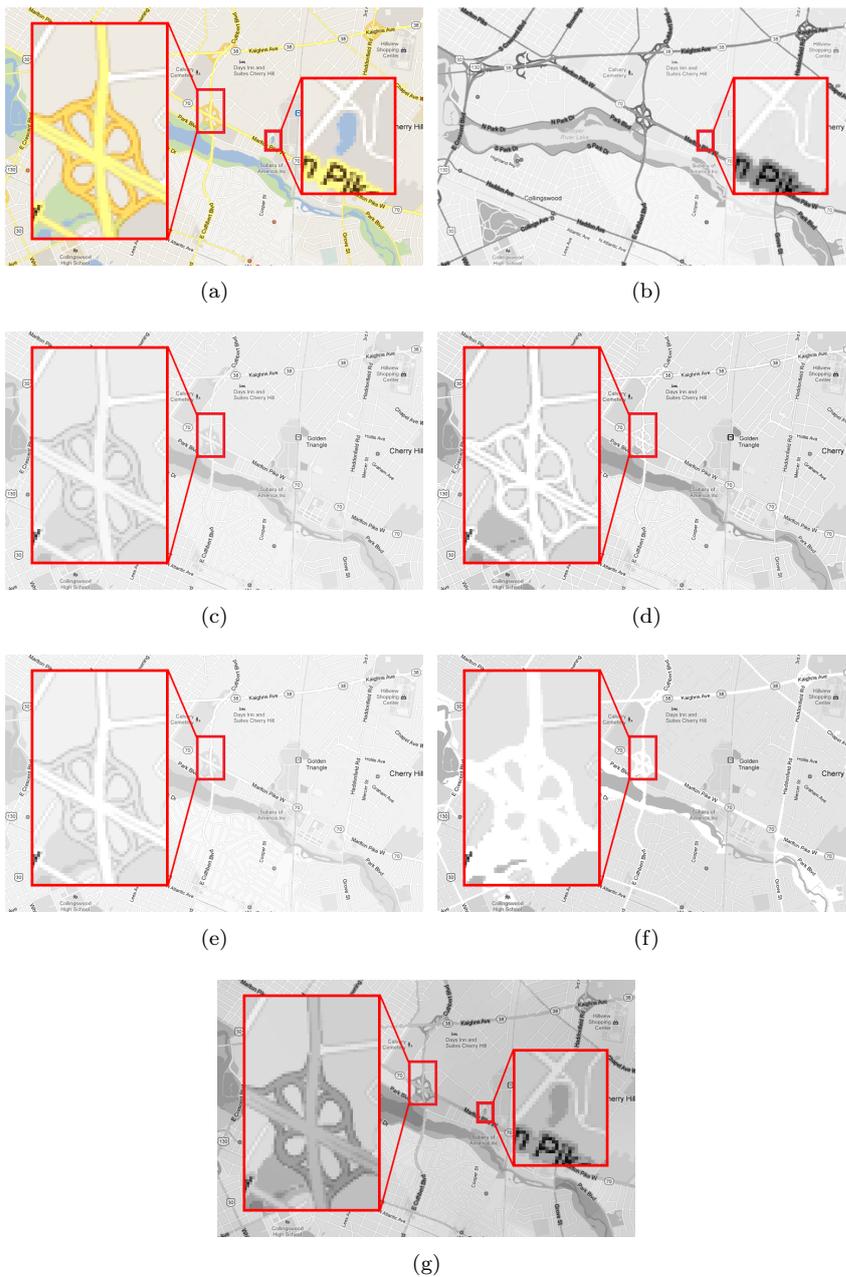


Рис. 3: Потеря и сохранение спектральных границ на синтетическом изображении. (a) - исходное цветное изображение; (b) - результат метода Лу 2012; (c) - Y канал исходного изображения в координатах CIE ; (d) - результат метода Грюнланда; (e) - результат метода Смита; (f) - результат метода Гуча; (g) - результат метода сохранения локального контраста с нелинейным критерием Соколова и выбором знаков с помощью нового алгоритма.

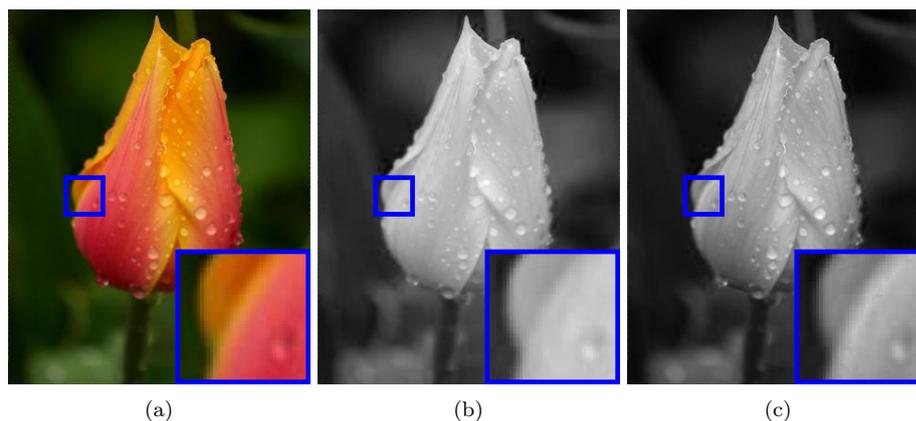


Рис. 4: Потеря и сохранение спектральных границ на фотографическом изображении. (a) - исходное цветное изображение; (b) - результат метода Лу 2014; (c) - результат метода сохранения локального контраста с нелинейным критерием Соколова и выбором знаков с помощью нового алгоритма.

между соседними пикселями в противовес стандартному определению с использованием произвольных пар пикселей. Мы провели эксперимент по сравнению методов решения задачи деколоризации на наборе данных COLOR250. В рамках количественного анализа с использованием предложенной модификации E-score наилучший результат продемонстрировал метод контраст-сохраняющей визуализации с нелинейным критерием Соколова. Независимый качественный анализ результирующих изображений также подтверждает превосходство этого метода.

Список литературы

- Alsam A., Drew M. (2009) Fast multispectral2gray. *Journal of Imaging Science and Technology* 53(6):60401–1.
- Čadík M. (2008) Perceptual evaluation of color-to-grayscale image conversions. In: *Computer Graphics Forum*, Wiley Online Library, vol 27, pp. 1745–1754.
- Chen H.-C., Wang S.-J. (2004) The use of visible color difference in the quantitative evaluation of color image segmentation. In: *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004. Proceedings. (ICASSP'04)*. IEEE International Conference on, IEEE, vol 3, pp. iii–593.
- Di Zenzo S. (1986) A note on the gradient of a multi-image. *Computer vision, graphics, and image processing* 33(1):116–125.
- Drew M. S., Connah D., Finlayson G. D., Bloj M. (2009) Improved colour to greyscale via integrability correction. In: *Human Vision and Electronic Imaging XIV*, International Society for Optics and Photonics, vol 7240, p. 72401B.
- Duan H.-w., Zhu R.-g., Yao X.-d., Lewis E. (2017) Sensitive variables extraction, non-destructive detection and visualization of total viable count (tvc) and ph in vacuum packaged lamb using hyperspectral imaging. *Analytical Methods* 9(21):3172–3183.
- Gooch A. A., Olsen S. C., Tumblin J., Gooch B. (2005) Color2gray: salience-preserving color removal. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 24(3):634–639.

- Grundland M., Dodgson N. A. (2007) Decolorize: Fast, contrast enhancing, color to grayscale conversion. *Pattern Recognition* 40(11):2891–2896.
- Hayes A. E., Finlayson G. D., Montagna R. (2015) Rgb-nir color image fusion: metric and psychophysical experiments. In: *Image Quality and System Performance XII*, International Society for Optics and Photonics, vol 9396, p. 93960U.
- Hunter R. S. (1958) Photoelectric color difference meter. *Josa* 48(12):985–995.
- Jin Z., Ng M. K. (2015) A contrast maximization method for color-to-grayscale conversion. *Multidimensional Systems and Signal Processing* 26(3):869–877.
- Jordan J., Angelopoulou E., Maier A. (2016) A novel framework for interactive visualization and analysis of hyperspectral image data. *Journal of Electrical and Computer Engineering* 2016:2.
- Kim Y., Jang C., Demouth J., Lee S. (2009) Robust color-to-gray via nonlinear global mapping. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 28(5):161.
- Liao D., Qian Y., Zhou J., Tang Y. Y. (2016) A manifold alignment approach for hyperspectral image visualization with natural color. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54(6):3151–3162.
- Lu C., Xu L., Jia J. (2012) Contrast preserving decolorization. In: *Computational Photography (ICCP), 2012 IEEE International Conference on*, IEEE, pp. 1–7.
- Lu C., Xu L., Jia J. (2014) Contrast preserving decolorization with perception-based quality metrics. *International journal of computer vision* 110(2):222–239.
- Montagna R., Finlayson G. D. (2013) Reducing integrability error of color tensor gradients for image fusion. *IEEE Transactions on Image Processing* 22(10):4072–4085.
- Smith K., Landes P.-E., Thollot J., Myszkowski K. (2008) Apparent greyscale: A simple and fast conversion to perceptually accurate images and video. In: *Computer Graphics Forum*, Wiley Online Library, vol 27, pp. 193–200.
- Socolinsky D. A., Wolff L. B. (1999) A new visualization paradigm for multispectral imagery and data fusion. In: *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on*, IEEE, vol 1, pp. 319–324.
- Sokolov V., Nikolaev D., Karpenko S., Schaefer G. (2010) On contrast-preserving visualisation of multispectral datasets. In: *International Symposium on Visual Computing*, Springer, pp. 173–180.
- Zhao W., Xu Z., Zhao J. (2016) Gradient entropy metric and p-laplace diffusion constraint-based algorithm for noisy multispectral image fusion. *Information Fusion* 27:138–149.