

Сравнение метода нелинейной контраст-сохраняющей визуализации мультиспектральных изображений с известными алгоритмами деколоризации¹

Д.С. Сидорчук*, В.В. Волков* и А.В. Никоноров**

* Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия

** Институт Систем Обработки Изображений, Российская академия наук, Самара, Россия

Поступила в редколлегию 11.03.2020

Аннотация—В работе исследуется метод нелинейной контраст-сохраняющей визуализации мультиспектральных изображений. Основная идея этого метода была предложена 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.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: мультиспектральная визуализация, локальный контраст, деколоризация, E-score.

1. ВВЕДЕНИЕ

В этой статье мы рассматриваем задачу визуализации многоканального изображения (ВМИ), которая состоит в том, что 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 действуют по принципу независимого попиксельного отображения из исходного n -мерного пространства значений в результирующее m -мерное пространство, где $m = 1$ или 3 [1, 2, 3]. В методах второго класса изображение преобразуется как целое, то есть в общем случае не существует преобразования для каждого пикселя [4, 5, 6].

Определим два свойства методов визуализации. Первое назовём *консистентностью* [7, 8], оно состоит в том, что любые изначально спектрально близкие пиксели будут иметь близкие интенсивности в результате визуализации. Второе назовём *сохранением локального контраста* [4], оно состоит в том, что соотношение интенсивностей двух пространственно близких пикселей будет сохранено в результате визуализации.

Любой метод первого класса, заданный отображением $f : [0, \infty)^n \rightarrow [0, \infty)^m$, которое является непрерывным, обладает первым свойством. Покажем, что любой такой метод не обладает вторым свойством. Предположим, что это не так и второе свойство выполняется, то есть соотношение интенсивностей пространственно близких пикселей сохраняется. Для методов первого класса это равносильно требованию сохранения соотношений интенсивностей *всех* пикселей, поскольку на вход может поступить изображение с любым соседством, а метод

¹ Работа выполнена при поддержке гранта РНФ №20-69-47110

действует попиксельно. Для сохранения соотношения всех интенсивностей требуется одновременное выполнение двух условий. Во-первых, изначально спектрально близкие интенсивности должны оставаться близкими на результирующем изображении, что выполняется по непрерывности f . Во-вторых, изначально далекие интенсивности должны оставаться далекими, в том числе изначально различные интенсивности должны отображаться в различные значения. Следовательно отображение f должно быть инъективным. Однако согласно теореме об инвариантности области [9] это невозможно: даже строго положительный ортант в R^n невозможно непрерывно и инъективно отобразить в пространство меньшей размерности¹. Значит, любой консистентный метод первого класса не гарантирует сохранение локального контраста, то есть может найтись сколь угодно резкая граница, которая будет потеряна в результате визуализации.

В работе [4] 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 Зенно [10]. 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 [4] 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 Вульфom было предложено для измерения близости использовать квадрат модуля разности векторов [4], так называемый линейный критерий [5]. 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 [5].

При проведении исследования нами не было обнаружено общеизвестных наборов данных, на которых принято сравнивать и тестировать методы визуализации мультиспектральных изображений. При этом широкодоступными являются наборы данных для изучения методов декolorизации. Задача декolorизации является частным случаем задачи мультиспектральной визуализации, с RGB в качестве исходных каналов, и одноканальным результирующим изображением. Следовательно метод ВМИ может быть оценен с использованием данных и метрик качества, предназначенных для оценки методов декolorизации.

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 [11, 12, 13, 14]. Однако такой способ оценивания трудозатратен, дорог и не может использоваться в технических системах для автоматического мониторинга качества изображений. Для оценки качества декolorизации был предложен автоматически вычисляемый показатель Color Contrast Preserving Ratio (CCPR)[13]. CCPR аппроксимирует человеческие предпочтения с помощью соотношения мощностей двух множеств: множества пикселей, контрастных на исходном цветном изображении, и его подмножества из

¹ Согласно теореме об инвариантности области при непрерывном инъективном отображении образ открытого множества $(0, \infty)^n \in R^n$ также должен быть открытым множеством. Тогда как $(0, \infty)^m$ не является открытым множеством в R^n .

пикселей, контрастных на результирующем изображении. При этом не учитывается сохранение *отсутствия* контраста, что приводит к тому, что максимальное значение ССРР может быть достигнуто на шумовом изображении. Позже с учетом этого недостатка в работе [14] был предложен модифицированный показатель E-score, значения которого лучше согласуются человеческими предпочтениями. В дальнейшем E-score был принят на вооружение другими исследователями и в настоящее время активно используется для оценки качества методов деколоризации [15, 16, 17].

Тем не менее и эта модифицированная версия может быть в свою очередь улучшена. Дело в том, что при вычислении множества контрастных пикселей 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 [18].

В нашей работе метод нелинейной контраст-сохраняющей ВМИ исследуется в контексте задачи деколоризации. Предлагается модификация показателя E-score, в рамках которой контрастное множество отбирается на основе разности именно между соседними пикселями. Мы показали с помощью набора из 250 цветных изображений [14], 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

В этом разделе описывается контраст-сохраняющий подход к решению задачи ВМИ. Обозначим мультиспектральное изображение как отображение $I : \Omega \rightarrow V^n$, прямоугольной области $\Omega \subset R^2$ в n -мерное цветовое пространство $V^n = \{v : v \in R^n, \forall ch \ v_{ch} \geq 0\}$. Обозначим каждый отдельно взятый канал изображения как $I_{ch} : \Omega \rightarrow V^1$. Определим матрицу градиентов изображения I в точке с координатами (i, j) :

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

Тогда структурным тензором Ди Зензо или формой контраста будем называть квадратичную форму, задаваемую положительно полуопределённой матрицей размера 2×2 :

$$C(i, j) = (\nabla I(i, j))^T \nabla I(i, j). \quad (2)$$

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

$$m_{i, j}^2 = d^T C(i, j) d. \quad (3)$$

Подход Соколинского и Вульфа состоит из двух этапов. На первом этапе в каждой точке (i, j) вычисляется направление и величина максимального контраста, которые определяют так называемый вектор *псевдоградиента*. Пусть λ – наибольшее по модулю собственное число $C(i, j)$, Eig_λ – собственное подпространство, соответствующее λ . Тогда вектор псевдоградиента определяется следующим образом: $P(i, j) \in Eig_\lambda$, $|P(i, j)| = \sqrt{\lambda/n}$, что в случае $n = 1$ обеспечивает равенство псевдоградиента обычному градиенту. Пусть из двух направлений, соответствующих подпространству Eig_λ , каким-либо способом выбрано направление $P(i, j)$.

Тогда $P(i, j)$ является вектором с определенными знаком и длиной. Способы выбора направлений $P(i, j)$ исследовались в работах [19, 20, 5, 21]. В нашей реализации используется метод [5].

На втором этапе происходит построение результирующего полутонного изображения G , градиентное поле которого максимально близко к P . Если для данного P существует такое G , что $\nabla G(i, j) = P(i, j)$, 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 интегральной ошибки:

$$\iint_{\Omega} E(i, j) di dj \rightarrow \min_G. \quad (4)$$

В большинстве работ в качестве критерия близости E выбирается функция:

$$E_L(i, j) = |\nabla G(i, j) - P(i, j)|^2. \quad (5)$$

Из теории вариационного исчисления известно, что функция $G(i, j)$, на которой достигается минимум функционала (4), должна удовлетворять уравнению Эйлера–Лагранжа. При подстановке E_L в уравнение Эйлера–Лагранжа оно сводится к уравнению Пуассона, которое является линейным дифференциальным уравнением. Поэтому функцию ошибки E_L будем называть линейным критерием. Недостатком линейного критерия является эффект возникновения плавных градиентных переходов там, где исходные данные были однородны [5].

Для преодоления этого недостатка был предложен так называемый нелинейный критерий или критерий относительной ошибки [5]:

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

который препятствует появлению сильных границ там, где они были слабыми, и препятствует исчезновению границ там, где они были сильными. То есть штрафует ослабление или усиление исходно слабых границ (в том числе случай возникновения плавных градиентных переходов там, где исходные данные были однородны) больше, чем исходно сильных. Для нахождения минимума нелинейного критерия используется метод градиентного спуска.

3. МЕТОДИКА ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА МЕТОДОВ ДЕКОЛОРИЗАЦИИ

В этом разделе и далее рассматривается задача деколоризации. В работе [13] был предложен показатель качества – CCPR (Color Contrast Preserving Ratio). Это мера сохранения исходного цветового контраста на результирующем изображении, которая вычисляется по следующей формуле:

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

где символ $\#$ означает мощность множества, $\Theta = \{(x, y) : |G_x - G_y| \geq k\}$ – множество пикселей контрастных на результирующем изображении, G_x, G_y – значения результирующего полутонного изображения в пикселях x и y . Множество цветоконтрастных пикселей Γ определяется через величину цветового контраста δ , вычисляемую в цветовых координатах CIELAB:

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

$$\Gamma = \{(x, y) : \delta(x, y) \geq k\}, \quad (9)$$

где k – настраиваемый порог цветоконтрастности.

Как можно заметить, в ССРР не учитывается сохранение равномерных и слабоконтрастных зон, что приводит к тому, что изображение с черными и белыми пикселями, расставленными в шахматном порядке, будет наилучшей в смысле ССРР визуализацией *любой* исходной картинке.

В следующей работе [14] Лу переопределяет показатель ССРР, заменяя разности соседних пикселей (градиенты) на разности произвольных пар пикселей на изображении. Также авторы отмечают упомянутый недостаток и предлагают дополнить ССРР показателем Color Content Fidelity Ratio (CCFR), который учитывает долю пикселей с исходно низким показателем цветоконтрастности $\delta(x, y)$, которые в результате стали контрастными:

$$\text{CCFR} = 1 - \frac{\#\{(x, y) : (x, y) \in \Theta, \delta(x, y) \leq k\}}{\#\Theta}. \quad (10)$$

Объединяет ССРР и CCFR показатель E-score:

$$\text{E-score} = \frac{2 \text{CCPR} \cdot \text{CCFR}}{\text{CCPR} + \text{CCFR}}. \quad (11)$$

В работе [14] 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 пикселей Γ , а также множества пикселей Θ , контрастных на результирующем изображении не содержат ограничений на взаимное расположение пикселей внутри пары, а значит, пиксели внутри пары могут быть сколь угодно удаленными друг от друга. Однако способность зрительной системы человека дифференцировать различные уровни ахроматического стимула снижается при размывании границы между областями разных уровней, в том время как для хроматического стимула такой тенденции не наблюдается [18].

Для примера рассмотрим цветное изображение и его полутоновую визуализацию на рис. 1. Полутоновая визуализация была подготовлена вручную следующим образом. На исходном изображении были выделены все различающиеся цвета, всего десять штук. Каждому из этих цветов было поставлено в соответствие одно из десяти значений оттенков серого, выбранных равномерно на отрезке от 0 до 255, некоторые из них вынесены на рисунок. Ориентируясь только на визуализацию невозможно с уверенностью определить какие из четырех угловых фрагментов были изначально одного цвета, а какие разного. При этом такая же по модулю разница между *соседними* фрагментами, как более темными (28 и 0), так и более светлыми (255 и 227) определяется значительно увереннее.

Таким образом, с точки зрения задачи визуализации точность метода в части сохранения соотношения удаленных друг от друга пикселей (глобальный контраст) имеет меньшее значение, чем сохранение соотношения соседних друг другу пикселей (локальный контраст). Отметим, что проиллюстрированное свойство восприятия имеет такое же значение в задаче мультиспектральной визуализации, если результирующее изображение является ахроматическим.

Мы предлагаем модифицировать описанные показатели так, чтобы при оценке качества визуализации учитывалась точность воспроизведения именно локального контраста на результирующем изображении.

Итак, определим показатели CCPR^l , CCFR^l , E-score^l , основанные на вычислении разностей только между соседними пикселями, то есть на вычислении градиентов:

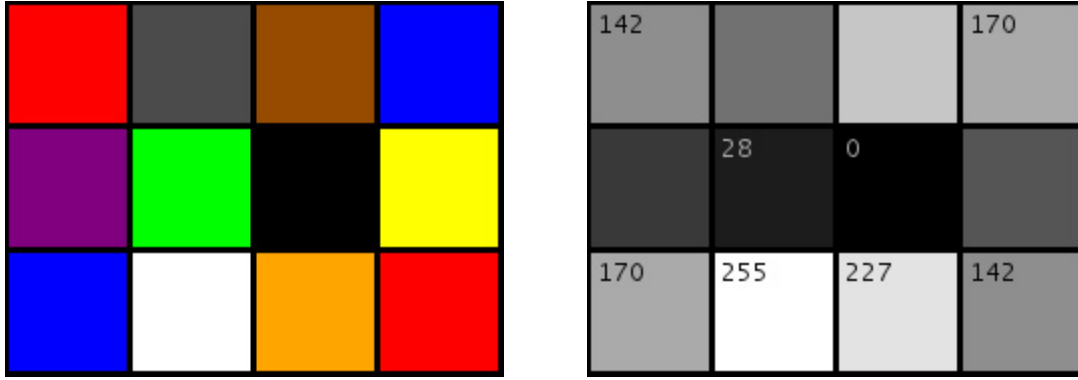


Рис. 1. Иллюстрация различия в способности зрительной системы человека дифференцировать уровни ахроматического и хроматического стимулов. Слева – исходное цветное изображение, справа – полутоновая визуализация.

$$CCPR^l = \frac{\#(\Psi \cap \Phi)}{\#\Phi}, \quad (12)$$

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

$$\zeta(x) = \sqrt{|\nabla L_x|^2 + |\nabla a_x|^2 + |\nabla b_x|^2}, \quad (13)$$

$$\Phi = \{(x, y) : \zeta(x) \geq k\}, \quad (14)$$

где k – настраиваемый порог цветоконтрастности. $G(x, y)$ – результирующее полутоновое изображение.

$$CCFR^l = 1 - \frac{\#\{(x, y) : (x, y) \in \Psi, \zeta(x) \leq k\}}{\#\Psi}. \quad (15)$$

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

$$E\text{-score}^l = \frac{2 \cdot CCPR^l \cdot CCFR^l}{CCPR^l + CCFR^l}. \quad (16)$$

Для того чтобы убедиться что предлагаемая модификация $E\text{-score}$ действительно позволяет улучшить оценку сохранности локального контраста рассмотрим два варианта визуализации исходных изображений: изображения с явно потерянным локальным контрастом и с успешно сохраненным рис. 2.

На рис. 3 приведены значения $E\text{-score}$ и предложенной модификации для значений порога от 1 до 40. Для кривых $E\text{-score}$ нахождение кривой, соответствующей визуализации с потерей локального контраста, не ниже кривой сохраненного локального контраста говорит об ошибке: рис. 3а, 3с. Для кривых модифицированного $E\text{-score}$, расположение кривой сохраненного локального контраста над кривой потери контраста говорит о том, что благодаря предложенной модификации ошибку удается успешно исправить: рис. 3б, 3д.

Для изображения цветка расположение кривых однозначно подтверждает успех модификации. Для изображения цветового круга расположение кривых модифицированного $E\text{-score}$ на первый взгляд неоднозначно. При ближайшем рассмотрении оказывается, что начиная с определенного значения порога видимые глазу контрасты перестают учитываться в метрике. Так, для изображения цветового круга одна из границ полностью выпадает из рассмотрения уже при пороге 9: рис.4.

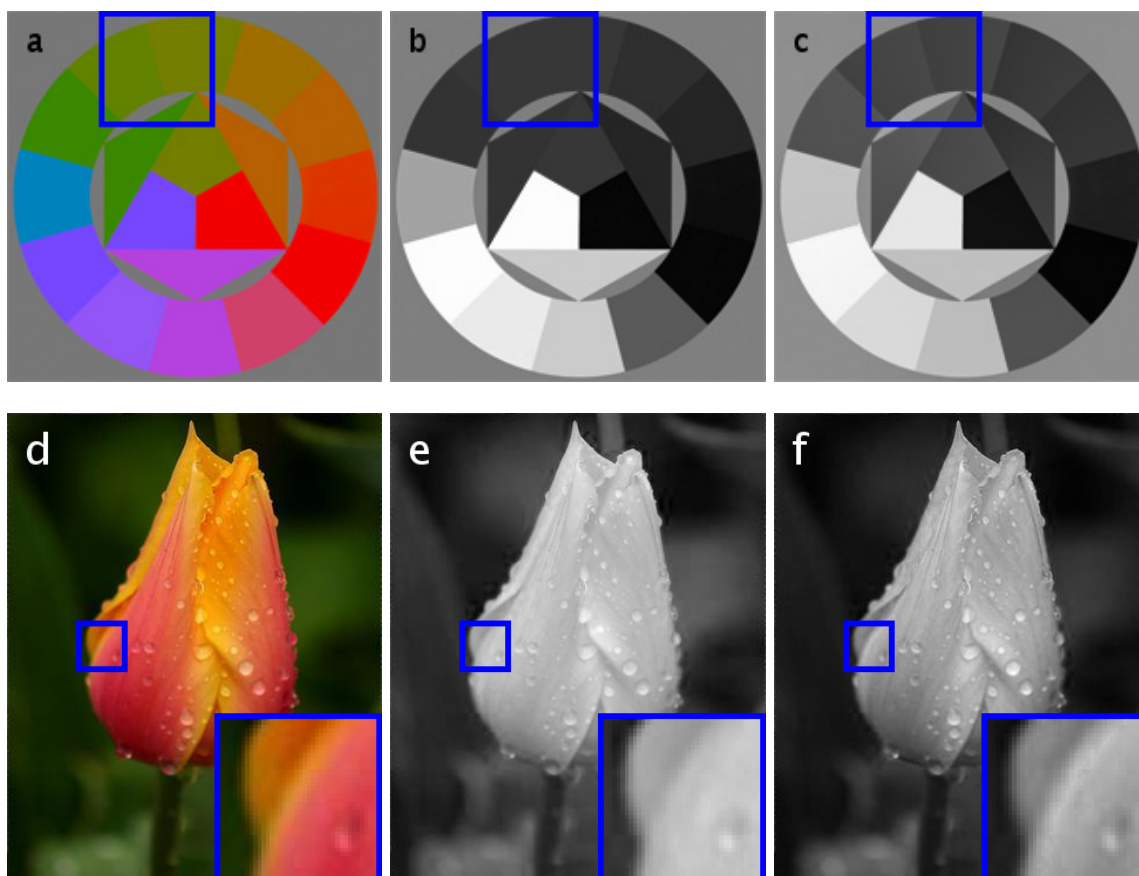


Рис. 2. Потеря и сохранение спектральных границ на фотографическом изображении. (a,d) – исходные цветные изображения; (b,e) – визуализация с потерянным локальным контрастом; (c,f) – визуализация с сохраненным локальным контрастом.

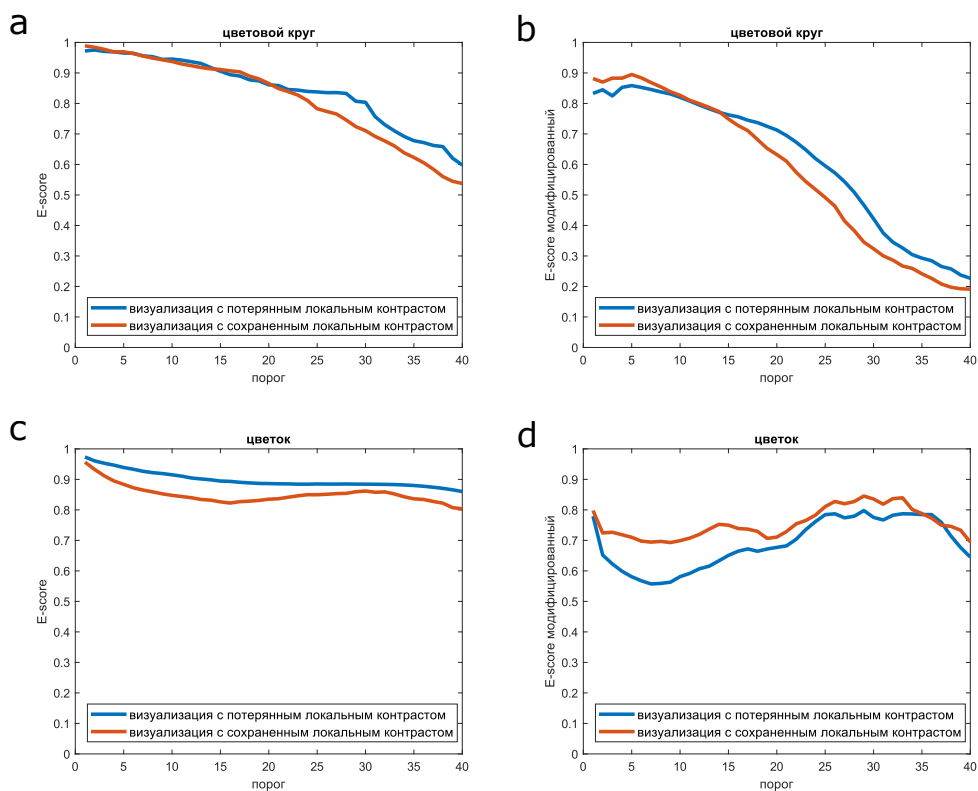


Рис. 3. Значения исходного и модифицированного E-score в зависимости от порога: (a,b) – для изображения цветка, (c,d) – для изображения цветового круга.

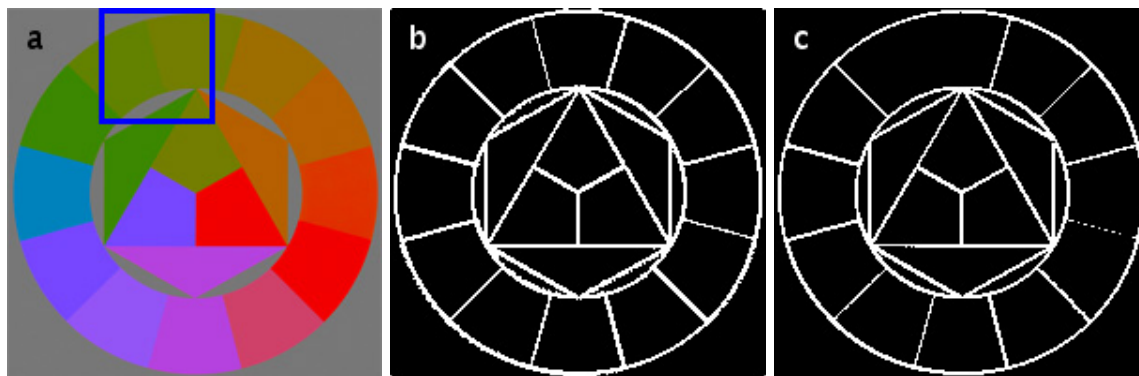


Рис. 4. Изображение исходно цветоконтрастных пикселей изображения цветового круга (т.е. пикселей множества Φ в формуле 12) при разных значениях порога k . (a) – исходное изображение, (b) – при $k=1$, (c) – при $k=9$.

Таким образом, если рассматривать правильный диапазон значений порога, в данном случае от 1 до 9, графики свидетельствуют, что предложенная модификация достигает своей цели, а именно позволяет улучшить оценку сохранности локального контраста относительно исходной версии E-score.

5. СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ДЕКОЛОРИЗАЦИИ

Для сравнения использовался известный набор изображений COLOR250 [14], созданный и широко используемый 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 автора².

Мы сравнили метод Соколинского с нелинейным критерием Соколова с методами деколоризации Лу 2012 [13], Лу 2014 [14], Гуча [22], Смита [23], Грюнланда [7], а также яркостный канал исходного изображения в координатах CIELAB (CIE Y). Результирующие изображения перечисленных методов и MATLAB код для вычисления CCFR, CCPR и E-score доступны на веб-странице² автора [14]. Отметим, что в авторской реализации алгоритмы построения множества Θ для вычисления CCPR и для вычисления CCFR оказались различными. Для вычисления CCPR пары (x, y) составляются из произвольно расположенных пикселей, а для CCFR только из соседних. Таким образом, реализация показателя CCFR не требует модификации и значения CCFR и $CCFR^l$ совпадут. Поскольку целевым показателем является E-score, а он, как и предполагалось, опирается на вычисление глобального контраста, вышеописанное обстоятельство не снижает актуальность предлагаемой модификации.

Рассмотрим значения показателей CCFR, CCPR и E-score, усредненные по всем изображениям тестового набора (рис. 5). Метод нелинейной контраст-сохраняющей визуализации обозначен буквами NL.

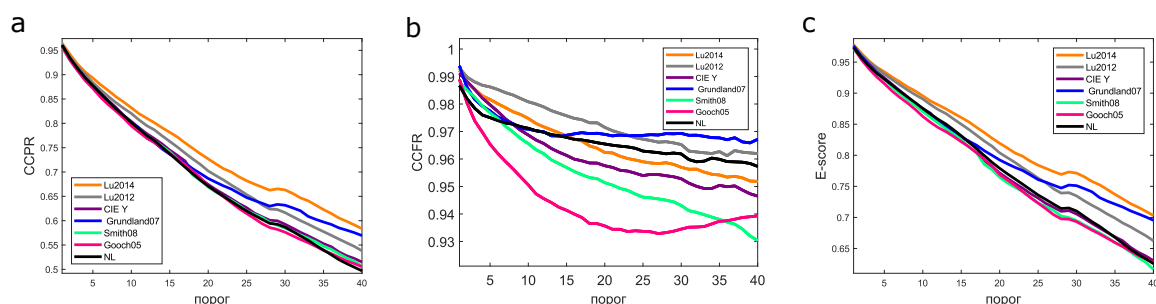


Рис. 5. Значения CCFR, CCPR и E-score, усредненные по изображениям набора COLOR250, при разных значениях параметра k .

Как видно на графиках (рис. 5) при использовании стандартных показателей качества исследуемый метод уступает другим алгоритмам. Однако при использовании модифицированных показателей наблюдается совсем иная картина (рис. 6).

По значениям $E\text{-score}^l$ на рис. 6с исследуемый метод лидирует при порогах $k \in [0, 17]$. Наилучший результат именно в указанном диапазоне особенно важен, так как в соответствии с исследованием [24] 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 различных для человека контрастов.

² <http://www.cse.cuhk.edu.hk/leojia/projects/color2gray/index.html>

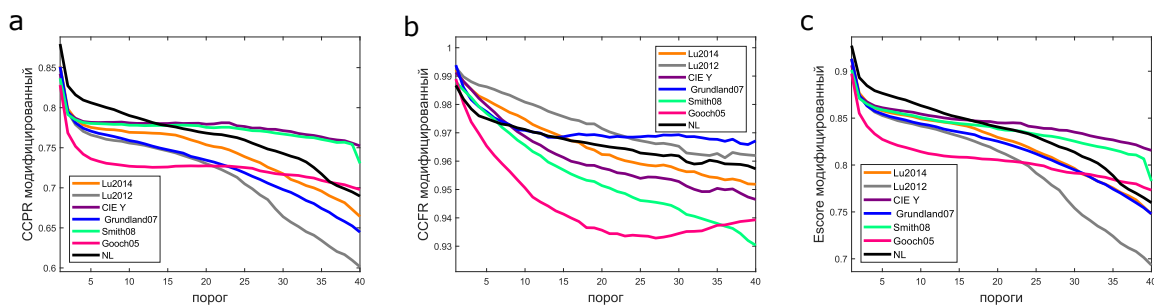


Рис. 6. Значения $CCPR^l$, $CCFR^l$ и $E-score^l$, усредненные по изображениям набора COLOR250, при разных значениях параметра k .

Рассмотрим несколько примеров результирующих изображений сравниваемых методов. На рис. 7а 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. 7б). В результате работы метода Смита и на Y канале в координатах CIE на левом фрагменте исчезла граница между исходно желтой трассой и прилегающей к ней исходно белой дорогой (рис. 7с, 7е). 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. 7д, 7ф). Все перечисленные различия сохранены в результате работы метода нелинейной контраст-сохраняющей визуализации (рис. 7г).

На рис. 8а представлен второй пример цветного изображения с выделенным фрагментом, содержащим спектральную границу. В результате работы метода Лу 2014 эта спектральная граница исчезла (рис. 8б). Исследуемый метод границу сохранил (рис. 8с).

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 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.

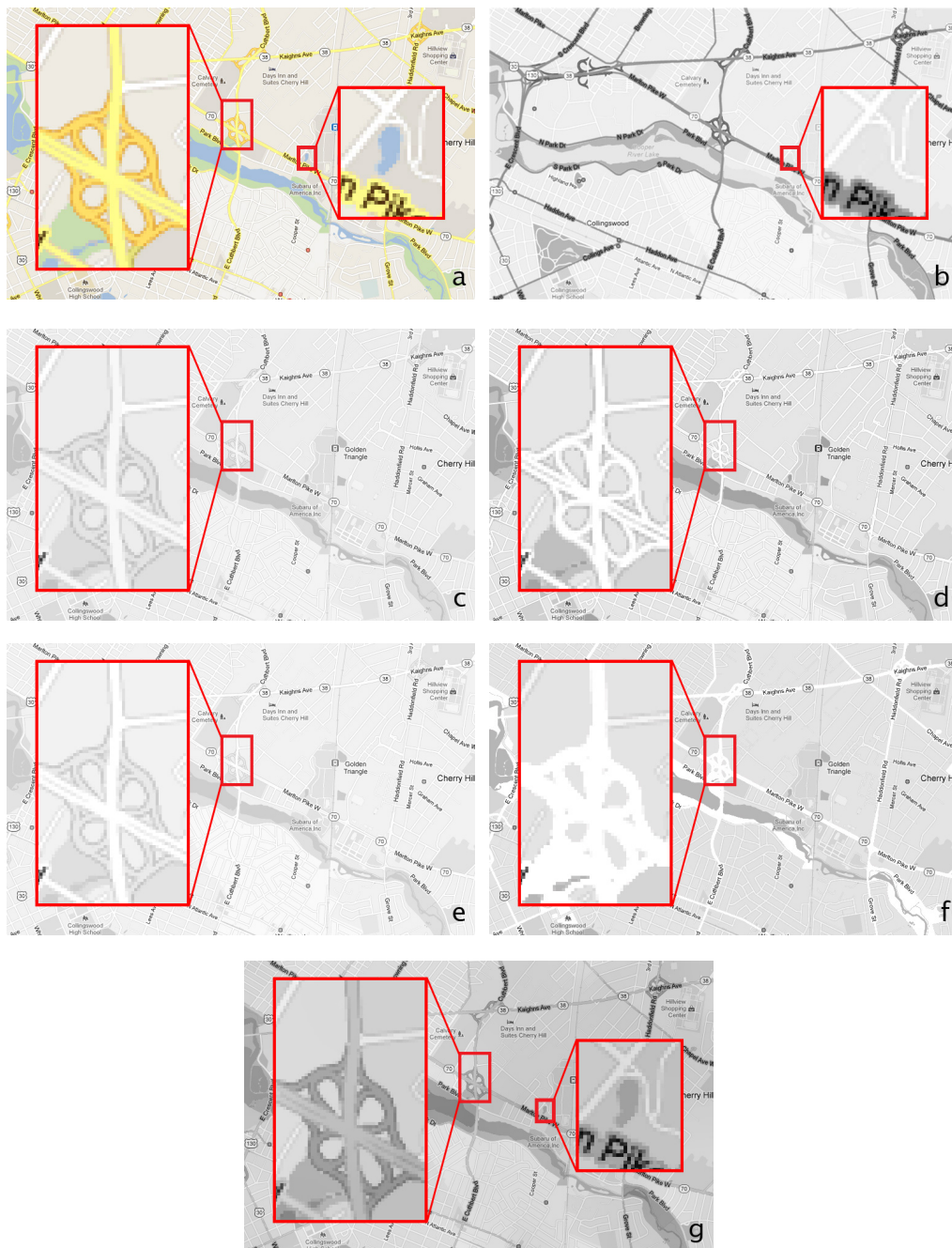


Рис. 7. Потеря и сохранение спектральных границ на синтетическом изображении. (а) – исходное цветное изображение; (b) – результат метода Лу 2012; (с) – Y канал исходного изображения в координатах CIE ; (d) – результат метода Грюнланда; (е) – результат метода Смита; (f) – результат метода Гуча; (g) – результат метода сохранения локального контраста с нелинейным критерием Соколова.

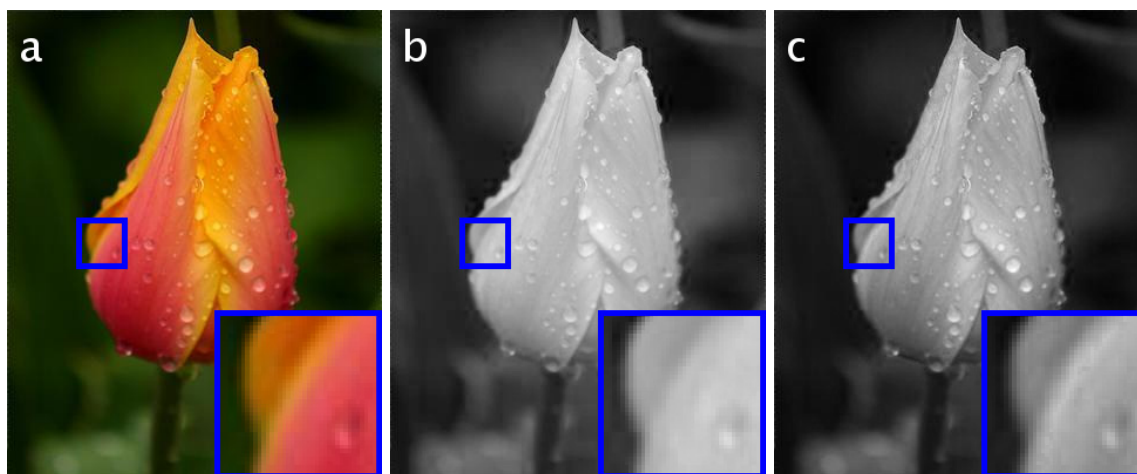


Рис. 8. Потеря и сохранение спектральных границ на фотографическом изображении. (a) – исходное цветное изображение; (b) – результат метода Лу 2014; (c) – результат метода сохранения локального контраста с нелинейным критерием Соколова.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Jordan J., Angelopoulou E., Maier A. A novel framework for interactive visualization and analysis of hyperspectral image data. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2016.
2. Duan H., Zhu R., Yao X., Lewis E. Sensitive variables extraction, non-destructive detection and visualization of total viable count (TVC) and pH in vacuum packaged lamb using hyperspectral imaging. *Analytical Methods*, 2017, vol. 9, no. 21, pp. 3172–3183.
3. Liao D., Qian, Y., Zhou J., Tang Y. Y. A manifold alignment approach for hyperspectral image visualization with natural color. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, vol. 54, no. 6, pp. 3151–3162.
4. Socolinsky D.A., Wolff L.B. A new visualization paradigm for multispectral imagery and data fusion. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1999, vol. 1, pp. 319–324.
5. Sokolov V., Nikolaev D., Karpenko S., Schaefer G. On contrast-preserving visualisation of multispectral datasets. *International Symposium on Visual Computing*, 2010, pp.173–180.
6. Zhao W., Xu Z., Zhao J. Gradient entropy metric and p-Laplace diffusion constraint-based algorithm for noisy multispectral image fusion. *Information Fusion*, 2016, vol. 27, pp.138–149.
7. Grundland M., Dodgson N.A. Decolorize: Fast, contrast enhancing, color to grayscale conversion. *Pattern Recognition*, 2007, vol. 40, no. 11, pp. 2891–2896.
8. Kim Y., Jang C., Demouth J., Lee S. Robust color-to-gray via nonlinear global mapping. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, vol. 28, no. 5, p. 161.
9. Brouwer L.E.J. Beweis der Invarianz des n-dimensionalen Gebiets. *Mathematische Annalen*, 1912, vol. 71 (1912), pp. 305–315
10. Di Zenzo S. A note on the gradient of a multi-image. *Computer vision, graphics, and image processing*, 1986, vol. 33, no. 1, pp. 116–125.
11. Hayes A.E., Finlayson G.D., Montagna R. RGB-NIR color image fusion: metric and psychophysical experiments. *Image Quality and System Performance XII*, 2015, vol. 9396, p. 93960U.
12. Ćadić M. Perceptual Evaluation of Color-to-Grayscale Image Conversions. *Computer Graphics Forum*, 2008, vol. 27, no. 7, pp. 1745–1754.
13. Lu C., Xu L., Jia J. Contrast preserving decolorization. *Proc. IEEE International Conference on Computational Photography*, 2012, pp. 1–7.

14. Lu C., Xu, L., Jia J. Contrast preserving decolorization with perception-based quality metrics. *International journal of computer vision*, 2014, vol. 110, no. 2, pp. 222–239.
15. Sowmya V., Govind D., Soman K. P. Significance of incorporating chrominance information for effective color-to-grayscale image conversion. *Signal, Image and Video Processing*, 2017, vol. 11, no. 1, pp. 129–136.
16. Zhao H., Zhang H., Jin X. Efficient image decolorization with a multimodal contrast-preserving measure. *Computers & Graphics*, 2018, vol. 70, pp. 251–260.
17. Zhang X., Liu S. Contrast preserving image decolorization combining global features and local semantic features. *The Visual Computer*, 2018, vol. 34, no. 6-8, pp. 1099–1108.
18. Van der Horst G.J.C., Bouman M.A. Spatiotemporal chromaticity discrimination. *Journal of the Optical Society of America*, 1969, vol. 59, no. 11, pp. 1482–1488.
19. Drew M.S., Connah D., Finlayson G.D., Bloj M. Improved colour to greyscale via integrability correction. *Human Vision and Electronic Imaging XIV*, 2009, vol. 7240, p. 72401B.
20. Alsam A., Drew M. Fast multispectral2gray. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2009, vol. 53, no. 6, pp. 60401–1.
21. Montagna R., Finlayson G.D. Reducing integrability error of color tensor gradients for image fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, vol. 22, no. 10, pp. 4072–4085.
22. Gooch A.A., Olsen S.C., Tumblin J., Gooch B. Color2gray: salience-preserving color removal. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, vol. 24, no. 3, pp. 634–639.
23. Smith K., Landes P.E., Thollot J., Myszkowski K. Apparent greyscale: A simple and fast conversion to perceptually accurate images and video. *Computer Graphics Forum*, 2008, vol. 27, no. 2, pp. 193–200.
24. Chen H.C., Wang S.J. The use of visible color difference in the quantitative evaluation of color image segmentation. *Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004*, vol. 3, pp. iii–593

Comparison of the nonlinear contrast-preserving visualization method for multispectral images with well-known decolorization algorithms

Sidorchuk D.S., Volkov V.V., Nikonorov A.V.

Abstract—The paper investigates the nonlinear contrast-preserving visualization method of multispectral images. Its basic idea, proposed by Sokolinsky and Wulf, is to construct an image whose gradient field most closely matches the pseudo-gradient field of multispectral contrasts. To implement this idea, the relative error criterion, called the non-linear Sokolov criterion, is used. To assess the quality of the described method, we turn to the problem of decolorization. We offer a modification of the E-score quality metric, which was developed for measuring the preservation of local contrasts. Experiments were performed using the publicly available set of color images Color250. The results show that when using the modified E-score, the local contrast preservation method is superior to other methods.

KEYWORDS: multispectral visualization, local contrast, decolorization, E-score.