

АЛГОРИТМ АДАПТИВНОГО КОНТРАСТИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Завалишин С.С., аспирант кафедры АИТУ Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: ss.zavalishin@gmail.com.

ADAPTIVE IMAGE CONTRASTING ALGORITHM

Zavalishin S.S.

In this paper we propose an adaptive contrasting algorithm that exploits image structure. In contrast to existing methods, proposed one applies preliminary segmentation in order to determine contrast curves for each image area independently, which make it possible to take into account underexposed and overexposed areas. Smooth contrast transitions between nearby regions are provided using a special graph, which store algorithm parameters and adjust them.

Key words: image processing, document processing, contrast enhancement.

Ключевые слова: обработка изображений, контрастирование, обработка документов.

Введение

В данной работе предлагается алгоритм адаптивного контрастирования изображения с использованием знания о структуре последнего. В отличие от существующих алгоритмов, предлагаемый подход позволяет подобрать оптимальные параметры кривой контраста для каждой области изображения индивидуально. Информация о структуре изображения получается путём проведения предварительной сегментации и последующего анализа сегментов для подбора оптимальных параметров кривой. Полученный граф параметров сглаживается с использованием оценки схожести соседних сегментов таким образом, чтобы переходы между похожими сегментами были незаметны. Подобный подход соответствует современному принципу фотокоррекции, когда схожие по содержанию области фотографии обрабатываются различными способами [1], что позволяет достичь максимальной контрастности изображения на всей площади кадра, не ухудшая визуального восприятия отдельных его частей из-за наличия чрезмерно контрастных областей.

Методы улучшения контраста

Рассмотрим алгоритмы улучшения изображений подробнее. Большая их часть корректирует контраст глобально по всему изображению без учёта локальных особенностей. Выделяется три группы различных алгоритмов: первая группа основана на применении физической модели формирования полутонового изображения следующего вида:

$$I = R \times L \quad (1)$$

где L – освещённость объекта, изменяющаяся медленно по всему изображению, R – альbedo (отражающая способность) деталей объекта, изменяющаяся с высокой частотой [2]. Заданная модель не принимает во внимание наличие возможных источников света, зеркальных отражений (используются только диффузные

Предлагается алгоритм адаптивного контрастирования изображения с использованием знания о структуре последнего. В отличие от существующих алгоритмов, предлагаемый подход опирается на предварительную сегментацию изображения на зоны с последующим подбором параметров кривой контраста для каждой зоны в отдельности, что позволяет учесть наличие недоэкспонированных и переэкспонированных участков. Для обеспечения равномерности переходов между зонами предлагается согласовывать параметры соседних зон с помощью построения графа параметров алгоритма специального вида.

Ламбертовы отражения) и формирования теней от объектов на изображении. Несмотря на ряд недостатков, модель успешно применяется для обработки широкого класса изображений. Отражающая способность измеряется различными способами, но независимо от выбранного метода, она всегда выражается через отношения I к I . В некоторых работах, например [3, 4], описывается метод коррекции тёмных тонов на основе различных модификаций алгоритма MultiScale Retinex (MSR ; разномасштабный ретинекс). Он определяется следующим выражением:

$$I_e = \sum_{n=1}^N \omega_n \times (\log(I) - \log(LPF_n(I))) \quad (2)$$

Здесь LFP – фильтр Гаусса с переменным значением σ , а N – число различных масштабов. MSR позволяет значительно выделить плохо видимые детали изображения, но порождает ореолы и неестественные цвета. Ещё одна проблема связана с тем, что методы на основе классического MSR , описанного выше, обладают высокой вычислительной сложностью.

Работа [5] описывает метод улучшения тёмных областей, основанный на физической модели следующего вида:

$$I_e = S \times (R + a \times L) \quad (3)$$

где a – коэффициент ослабления светового потока, S – линейный масштабирующий оператор, который приводит результат вычислений к масштабу, соответствующему масштабу сигнала, L – результат применения фильтрации, сохраняющей границы, а R – функция от

отношения яркости исходного изображения к L . Фильтрация, сохраняющая границы, применяется к каждой линии изображения, причём, конкретный фильтр, применяемый к изображению, зависит от уровня шума. Шум подавляется в яркостном канале, а цветовые каналы остаются без изменений. Основным недостатком данного метода – снижение насыщенности цветов в средних и тёмных тонах. К достоинствам относится то, что метод не создаёт эффекта гало.

Работа [6] описывает метод коррекции фотографий, содержащих засветку от источника света, направленного в камеру. В данном методе отражающая способность рассчитывается следующим образом:

$$D_s(r, c) = \frac{1.3 \times I(r, c)}{I_f(r, c) + 3 \times \sigma_R} \quad (4)$$

где r и c – координаты пикселя, I – яркость исходного изображения, а I_f – оценка освещённости, произведённая путём применения билатерального фильтра с разбросом расстояний σ_R . Локальный контраст и яркость изображения повышаются одновременно за счёт смещения изображений I и DS по маске:

$$I_e(r, c) = I(r, c) + k_s \times (1 - I_f(r, c)) \times (D_s(r, c) - I(r, c)) \quad (5)$$

В данной формуле k_s – коэффициент усиления яркости тёмных областей. После применения указанных формул, значения цветовых каналов RGB выравняются относительно друг друга таким образом, чтобы сохранить оттенок и насыщенность исходного изображения. Описанный алгоритм порождает значительно меньшее число артефактов, чем Retinex, но не может использоваться для улучшения небольших деталей и исправления контраста в светлых областях.

Вторая группа алгоритмов – это алгоритмы локальной коррекции, основанные на применении нелинейных кривых преобразования гистограммы яркостей, где форма и тип применяемых кривых зависят от локального распределения полутонов. Достаточно простой метод коррекции теней и светов описывается в работе [7]: маска областей применения алгоритма находится путём сильного размытия канала яркости, а затем каналы RGB модифицируются с помощью набора кривых воспроизведения тонов (Tone Reproduction Curves), форма которых определяется найденной маской. К примеру, для изображения, яркость которого нормализована в диапазоне $[0; 1]$, кривые принимают следующие значения:

$$R = (R)^{2^{(1-2Mask)}}; \quad G = (G)^{2^{(1-2Mask)}}; \quad B = (B)^{2^{(1-2Mask)}} \quad (6)$$

Патентная заявка [8] описывает метод улучшения изображений, основанный на ортогональной трансформации раstra изображения (orthogonal retino-morphic image transform; ORMIT):

$$I_e = \sum_{i=0}^N a_i (I) \times LPF(P_i(F(I))) \times Q_i(F(I)) + b(I) \quad (7)$$

Здесь $P_i(x)$ – ортогональный базис функций x , определённый на интервале $(0; 1)$, Q_i – отрицательные производные P_i или их аппроксимация, LPF – фильтр высоких частот в пространственной области, F – весовая функция, аналогичная функции гамма-коррекции, N –

число полос, таких что $N \ll n$, где n – глубина цвета в канале, а a и b – константы, определяющиеся для каждой полосы отдельно. Выбор P_i определяет степень увеличения локального контраста.

Работа [9] описывает алгоритм улучшения тёмных изображений, учитывающих из содержимое. На первом шаге алгоритм конвертирует изображение в цветовое пространство HSV. Коррекция производится в три стадии: разделение канала V на три плоскости, содержащие тёмные, средние и светлый полутона, коррекция каждой плоскости с помощью кривой воспроизведения тонов и объединение скорректированных плоскостей в один канал, после чего изображение конвертируется обратно в цветовое пространство RGB. Данный алгоритм позволяет получать достаточно качественные изображения, однако малое число плоскостей ведёт к появлению артефактов.

Наконец, третья группа алгоритмов базируется на методе CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization; адаптивная эквализация гистограмм с ограничением контраста) [10]. Основное назначение методов адаптивной эквализации гистограмм (Adaptive Histogram Equalization; AHE) – коррекция полутоновых медицинских изображений. Появление большого количества цветных артефактов не позволяет применять данную группу алгоритмов для фото- и видеоизображений.

Предлагаемый алгоритм

Рассмотрим алгоритм восстановления локального контраста, разработанный специально для работы с документами. Известно, что кроме текста документ может содержать несколько изображений, имеющих разный контраст. В связи с этим восстанавливать контраст необходимо для каждой локальной области отдельно. В простейшем варианте данная операция производится путём выбора индивидуальной функции преобразования для каждого пикселя следующим образом [11]:

– определяем формы S -образных кривых, которые наилучшим образом восстанавливают контраст в каждой области;

– сглаживаем параметры кривых между соседними пикселями и областями для обеспечения плавных переходов;

– восстанавливаем контраст пикселей с помощью полученных кривых.

В качестве S -кривой используется сплайн Эрмита, следующего вида:

$$f(t) = (1 - 3t^2 + 2t^3)P_{ox} + (3t^2 - 2t^3)P_{1x} + (t - 2t^2 + t^3)Q_{ox} + (t^3 + t^2)Q_{1x}, \quad (8)$$

В данной формуле параметр $t \in [0; 1]$, коэффициенты P_{ox} и P_{1x} определяют начальную и конечную точки кривой, а Q_{ox} и Q_{1x} представляют собой векторы, определяющие углы наклона кривой в точках P_{ox} и P_{1x} , соответственно.

Расстояние между точками P_{ox} и P_{1x} влияет на степень растяжения гистограммы. Иными словами, чем ближе друг к другу находятся P_{ox} и P_{1x} , тем выше будет линейный контраст, определяемый максимальным и

минимальным её значением, которые мы оставляем при контрастировании. Данные значения называются точкой белого и чёрного, соответственно. Q_{ox} и Q_{lx} влияют на угол наклона кривой в той зоне, где необходимо получить максимальный контраст (рис. 1).

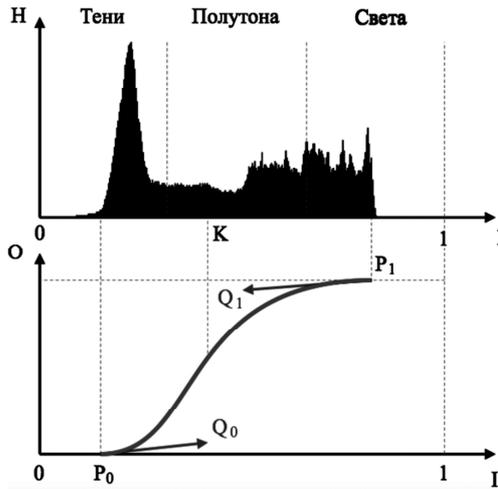


Рис. 1. Пример S-образной кривой, модифицирующей гистограмму яркости изображения

Задача контрастирования сводится к двум подзадачам: максимально расширить гистограмму, сохранив детали в тенях и светах и получить наибольший наклон S-образной кривой в зоне, содержащей объект интереса. Нахождение точек P_{ox} и P_{lx} производится следующим образом:

$$P_{ox} = \min \left(\begin{array}{l} D, \min \{i \mid H[i] \geq H_0\}, \\ \min \{i \mid \sum_{k=i}^{255} H[k] \geq C_0\} \end{array} \right),$$

$$P_{lx} = \max \left(\begin{array}{l} \max \{i \mid H[i] \geq H_1\}, \\ \max \{i \mid \sum_{k=i}^{255} H[k] \geq C_1\} \end{array} \right).$$

где H_0 и H_1 , C_0 и C_1 и D – пороги, устанавливающие максимальный уровень гистограммы, площадь гистограммы и интенсивность гистограммы, соответственно. D применяется для недопущения излишнего затемнения изображения.

Значения компонент векторов Q_{ox} и Q_{lx} зависят от того, какая часть гистограммы соответствует объекту интереса. В данной работе они определяются путём расчёта порога разбиения гистограммы изображения по яркости методом Отцу [12]:

Если $K_i > 0,5$,

$$\text{то } \begin{cases} Q_{ox} = 1 + A \cdot (K_i - 0,5); Q_{oy} = 0; \\ Q_{lx} = 0; Q_{ly} = 0; \end{cases} \quad (9)$$

$$\text{иначе } \begin{cases} Q_{ox} = 1; Q_{oy} = 0; \\ Q_{lx} = 1 + A \cdot (0,5 - K_i); Q_{ly} = 0. \end{cases}$$

Здесь A – параметр алгоритма в диапазоне от 1 до 6, устанавливающий степень контрастирования, а K – порог, найденный методом Отцу в интервале $[0; 1]$.

В тех случаях, когда ширина гистограммы слишком мала, либо имеет единственный пик, вместо локального значения порога выбирается порог, соответствующий порогам окружающих областей, что будет показано да-

лее. Вычисление ширины гистограммы производится путём нахождения точек чёрного и белого:

$$P_b = \min \{i \mid \sum_{k=0}^i H[k] \geq C_0\}; \quad (10)$$

$$P_w = \max \{i \mid \sum_{k=i}^{255} H[k] \geq C_1\}.$$

Выбор локальных областей, для которых оцениваются параметры, производится двумя способами в зависимости от модификации алгоритма. Первый способ предполагает использование перекрывающихся блоков размером 100×100 пикселей с перекрытием 50%. Для каждого блока оценивается ширина гистограммы, а затем, если соблюдается условие (11), где T_r – минимальная ширина гистограммы, вычисляется локальное значение K .

$$(P_w - P_b) > T_r, \quad (11)$$

В случае, если условие (11) не соблюдается, используется глобальный K , рассчитанный по гистограмме всего изображения.

Результатом предыдущих шагов является прямоугольная сетка коэффициентов K . Для предотвращения резких переходов между частями изображения сетка сглаживается с помощью фильтра низких частот размером 5×5 . Затем сетка масштабируется путём применения билинейной интерполяции до размеров изображения, что позволяет сопоставить каждому пикселю изображения собственное значение K и таким образом изменять в каждой точке индивидуальную кривую преобразования.

Построение S-кривых с помощью сплайна Эрмита для каждой точки изображения является трудоёмкой задачей, поэтому для уменьшения объёма вычислений применяется таблица, содержащая набор заранее посчитанных S-кривых для 256 коэффициентов K в диапазоне $[0; 1]$. Выходные значения яркости вычисляются следующим образом:

$$O = LUT \left(\left[\begin{array}{c} I - P_{ox} \\ P_{lx} - P_{ox} \end{array} \right], K \right), \quad (12)$$

где I – входное значение яркости, $[\cdot]$ – оператор округления, а $LUT(\cdot, K)$ – функция, возвращающая выходное значение яркости из таблицы.

Применение перекрывающихся блоков позволяет производить локальное контрастирование, которое лишь приблизительно описывает структуру исходного изображения. Вместе с тем, основным достоинством подобного подхода является высокая производительность.

Более точная адаптация к изображению возможна за счёт предварительной сегментации. Алгоритм выглядит следующим образом:

Изображение сегментируется на неперекрывающиеся области.

Для каждой области находятся значения коэффициентов P_{ox} , P_{lx} и K .

Строится граф $G = (V := \{P_{ox}, P_{lx}, K\}, E := S_A)$, вершинами которого являются значения найденных коэффициентов, а рёбрами – коэффициенты схожести соседних областей в диапазоне $[0; 1]$.

Значения коэффициентов сглаживаются между похожими областями для предотвращения резких переходов.

Строится сетка, сопоставляющая каждому пикселю изображений свой набор коэффициентов. Сетка сглаживается с помощью фильтра Гаусса размером 3σ , где $\sigma = 3, 5$, что позволяет сделать переходы на резких границах более естественными.

Для каждого пикселя находится выходное значение яркости с помощью формулы (12).

Опишем перечисленные шаги подробнее. Первоначальная сегментация производится с помощью алгоритма Фельзенсвальба [13]. Параметры алгоритма подбираются таким образом, чтобы число найденных областей не было слишком большим, но каждая область представляла собой значимый участок изображения. В ходе экспериментов оптимальными были признаны следующие параметры: $\sigma = 1, 0$, $k = 75$ и минимальный размер области 100 пикселей.

Метод оценки схожести областей основан на идее алгоритма выборочного поиска [14]. Схожесть между двумя соседними областями r_i и r_j определяется метрикой:

$$S(r_i, r_j) = \frac{1}{4} [S_c(r_i, r_j) + \alpha_s S_s(r_i, r_j) + \alpha_f S_f(r_i, r_j)] \quad (13)$$

где S_c, S_t, S_s и S_f – меры схожести цвета, текстуры, размера и вложенности одной области в другую, соответственно. S_c вычисляется как пересечение гистограмм яркостей двух областей:

$$S_c(r_i, r_j) = \sum_{k=1}^n \min(c_i^k, c_j^k), \quad (14)$$

где C_k – значение k -й ячейки гистограммы. S_t показывает, насколько текстура одной области похожа на текстуру другой. Для её вычисления изображение размывается с помощью фильтра Гаусса и вычисляются его производные в четырёх направлениях: G_x, G_{-x}, G_y, G_{-y} . Для каждого направления строится гистограмма значений производных, после чего полученные гистограммы объединяются в единую текстурную гистограмму: $G = \{G_x; G_{-x}; G_y; G_{-y}\}$. S_t находится как пересечение текстурных гистограмм двух областей аналогично (14).

Мера схожести размера S_s вычисляется как отношение суммы площадей областей $A(r_i), A(r_j)$ к площади всего изображения $A(I)$:

$$S_s(r_i, r_j) = 1 - \frac{A(r_i) + A(r_j)}{A(I)}, \quad (15)$$

Наконец, мера вложенности областей рассчитывается с помощью общего ограничивающего прямоугольника двух областей $BB(r_i \cup r_j)$ и их площадей:

$$S_f(r_i, r_j) = 1 - \frac{BB(r_i \cup r_j) - A(r_i) - A(r_j)}{A(I)}, \quad (16)$$

Найденные значения $S(r_i, r_j)$ для каждой пары областей используются для сглаживания переходов между похожими соседними областями:

$$P_{ox}(r_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S(r_i, r_j) \cdot P_{ox}(r_j),$$

$$P_{ix}(r_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S(r_i, r_j) \cdot P_{ix}(r_j), \quad (17)$$

$$K(r_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S(r_i, r_j) \cdot K(r_j),$$

где N – количество соседних с r_i областей. Отметим, что между областями, не являющимися соседними, метрика схожести $S(r_i, r_j)$ равна 0, а метрика схожести области с самой собой $S(r_i, r_j)$ равна 1, если соблюдается условие (11) и 0 в противном случае. Последнее предотвращает появление артефактов в однотонных областях, не обладающих ярко выраженной структурой.

Сравним сетки коэффициентов, построенные с помощью перекрывающихся блоков и с помощью сегментированных областей (рис. 2). Применение перекрывающихся блоков приводит к построению сетки, обеспечивающей максимально гладкие переходы, в то время, как сетка, построенная на основе сегментированных областей, напротив, состоит исключительно из чётких границ. Вместе с тем, последняя обеспечивает значительно более высокую степень адаптации к структуре изображения.

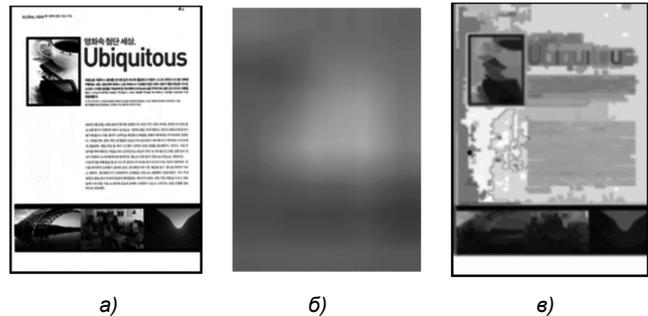


Рис. 2. Пример сетки коэффициентов:
а) исходное изображение, б) сетка, построенная с помощью перекрывающихся блоков, в) сетка, построенная с помощью сегментированных областей

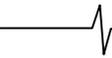
Оценка эффективности контрастирования

Оценим эффективность повышения контраста с помощью предложенных алгоритмов. Существует ряд метрик для оценки контрастности изображения. В данной диссертационной работе применяется контраст Михельсона [15]:

$$MC = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{I_{\max} + I_{\min}}, \quad (18)$$

где I_{\max} и I_{\min} – наибольшее и наименьшее значение яркости в области, соответственно. Для вычисления МС изображение делится на блоки размером 150x150 пикселей, после чего для каждого блока вычисляется значение МС. Полученные значения усредняются и среди них находится минимум. Последний показывает наилучший контраст, достигнутый при применении алгоритма.

Большинство исследователей в ходе разработки алгоритмов улучшения контраста опираются исключительно на показатели контрастности в качестве метрики качества. Вместе с тем, многие алгоритмы вносят заметные искажения в исходное изображение, что может быть недопустимо в ряде задач. В данной диссертационной



работе предлагается оценивать алгоритмы не только с точки зрения степени улучшения контраста, но и с точки зрения вносимых искажений.

Существует ряд метрик, использующихся для оценки степени искажений, однако большая часть из них приспособлена исключительно для работы с полутоновыми изображениями. Оценку цветных изображений предполагается производить путём поканального применения метрики, что не является верным подходом, так как каналы RGB в большинстве случаев несут одинаковую информацию (особенно, если обрабатывались одним и тем же способом), а однородная обработка цветовых пространств, имеющих отдельные каналы для яркости и цветности (например L^*a^*b) не учитывает особенностей человеческого зрения, которое более чувствительно к изменению яркости в сравнении с изменением цвета.

Для устранения этого недостатка была разработана метрика CSSM (Color Structure Similarity Metric; Метрика подобия цветовой структуры), основой которой послужила метрика SSIM (Structure Similarity Index Metric; Метрика индекса структурного подобия) [16]. Главным достоинством SSIM является то, что она учитывает три компонента, отвечающие за схожесть изображений: освещённость $I(x, y)$, контрастность $c(x, y)$ и структуру $s(x, y)$:

$$SSIM(x, y) = [I(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma, \quad (19)$$

где

$$I(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, \quad (20)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad (21)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x + \sigma_y + C_3}. \quad (22)$$

Здесь $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ и σ_{xy} – локальные средние значения, среднеквадратичные отклонения и кросс-ковариация для изображений x и y , а C_1, C_2, C_3 и α, β, γ – константы, предотвращающие деление на ноль и степени влияния компонент на результат.

При изучении оценок схожести изображений, получаемых с помощью SSIM, можно заметить, что компоненты освещённости и контрастности влияют на результат в значительно меньшей степени, чем структура, что связано с поведением функции вида $z(x, y) = 2xy / (x^2 + y^2)$ при значениях x и y в интервале $[0; 1]$ (рис. 3а). Более 50 % всех значений z лежат выше уровня 0,8, соответственно, влияние $I(x, y)$ и $c(x, y)$ проявляется только при очень большой разнице между изображениями по этим двум компонентам. Нормализация значений в диапазоне $[-1; 1]$ не решает данной проблемы, так как в этом случае при значениях близких к нулю, соответствующих полутонам, даже небольшая разница между изображениями приводит к сильному падению схожести.

Разработанная метрика CSSM учитывает эту особенность. Она состоит из двух компонент: цветоконтрастной ΔI и структурной ΔS . Отметим, что в отличие от SSIM, комбинирование компонент происходит таким образом, что обе компоненты учитываются в равной пропорции (рис. 3б).

$$CSSM = \frac{2 \cdot \Delta I \cdot \Delta S}{\Delta I + \Delta S}, \quad (23)$$

где ΔS рассчитывается как (24), а ΔI как (25):

$$\Delta S = \frac{\sigma_{L(x)L(y)} + C}{\sigma_{L(x)} + \sigma_{L(y)} + C}, \quad (24)$$

$$\Delta I = 1 - [\| LST^*(\bar{x}) - LST^*(\bar{y}) \|]^\alpha, \quad (25)$$

Здесь $LST^*(\cdot)$ – преобразование изображения из цветового пространства RGB в цветовое пространство LST^* , $L(\cdot)$ – вычисление канала L цветового пространства LST , а \bar{x}, \bar{y} – изображения, обработанные фильтром нижних частот.

Преобразование в пространство LST применяется в связи с вычислительной простотой в сравнении с преобразованием в L^*a^*b при сохранении аналогичных свойств. Канал L хранит значения яркости, S – насыщенности, а T – цветового оттенка:

$$L = \frac{1}{3}(R + G + B), \quad S = \frac{R}{R + G}, \quad T = \frac{R}{R + B}. \quad (26)$$

Пространство LST^* полностью аналогично LST с той разницей, что в первом каналы насыщенности и цветового оттенка имеют меньшее влияние: $S^* = S / 2, T^* = T / 2$, что соответствует модели цветового восприятия человека.

Для тестирования было выбрано 30 случайных изображений документов, содержащих текст и иллюстрации. Каждое из изображений обрабатывалось четырьмя алгоритмами: алгоритмами блочного и структурного адаптивного увеличения контраста, предложенными в данной диссертации, алгоритмом CLAHE [10] и MSR [17].

Табл. 1 содержит результаты сравнения вышеуказанных алгоритмов. Видно, что предложенные алгоритмы (БК – блочное контрастирование; СК – структурное контрастирование) превосходят существующие как с точки зрения среднего контраста, так и с точки зрения вносимых искажений. Отметим, что как алгоритм CLAHE, так и алгоритм MSR, вносят заметные искажения в исходное изображение, выражающиеся в усилении артефактов, имеющих в исходном изображении, в первом случае и появлении ореолов во втором.

Таблица 1. Сравнение алгоритмов

Метод	Средний MC	Мин. MC	SSIM	CSSM	Артефакты
CLAHE	0,78	0,14	0,92	0,87	Пятна
MSR	0,82	0,17	0,89	0,86	Ореол
БК	0,83	0,17	0,87	0,88	Нет
СК	0,83	0,16	0,87	0,88	Нет
Исх. Изобр.	0,82	0,17	-	-	-

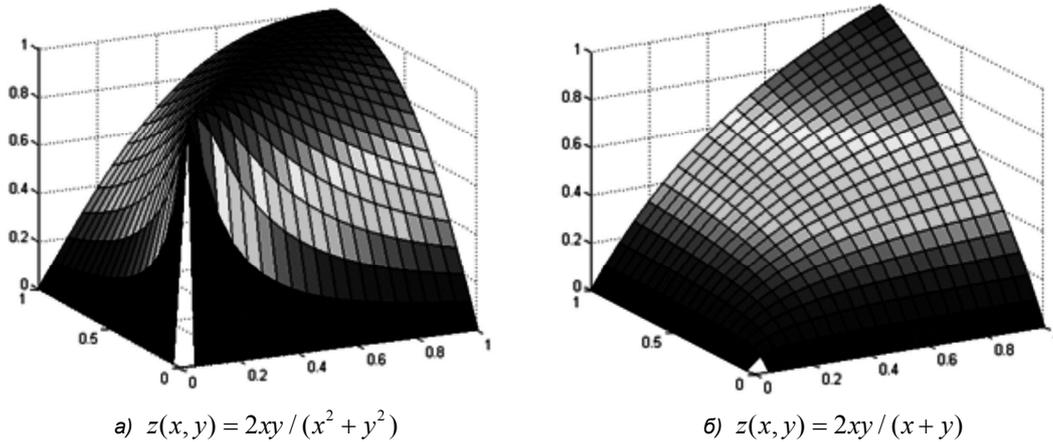


Рис. 3. Графики функций

Заключение

В статье предложен алгоритм повышения контраста изображения на основе его структуры. Предлагаемый подход позволяет адаптировать набор контрастирующих кривых к конкретному изображению, что даёт возможность более корректно обрабатывать изображения, на которых присутствует фон и один или несколько объектов. Особо стоит отметить случай, когда необходимо обрабатывать изображения документов, содержащих некоторый фон и набор фотографий напечатанных поверх этого фона. В отличие от существующих подходов, предложенный алгоритм позволяет корректно обработать каждую фотографию в отдельности, что невозможно сделать, применяя известные методы.

Литература

1. Маргулис Д. Photoshop для профессионалов: Классическое руководство по цветокоррекции. 2007.
2. Horn. B. Robot vision // MIT Press. 1986.
3. Sobol. R. Improving the Retinex algorithm for rendering wide dynamic range photographs // Journal of Electronic Imaging, Vol. 13, № 1.
4. Tao L., Asari. V. Modified Luminance based MSR for Fast and Efficient Image enhancement // Proc. of IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop. 2003.
5. Brajovic V. Brightness Perception, Dynamic Range and Noise: a Unified Model for Adaptive Image Sensors // Proc. of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004.
6. Safonov I.V. Automatic correction of exposure problems in photo printer // Proc. of IEEE ISCE'06. 2006.
7. Moroney N. Local color correction using non-linear masking // в Proc. of 8th Color Imaging Conference. 2000.
8. Chesnokov V. Image enhancement method and apparatus therefor // Patent WO 02/089060. 2002.
9. Ramirez A., Rivera B. O. Content-Aware Dark Image Enhancement Through Channel Division // IEEE Transactions on Image Processing. № 21(9), С. 3967-3980. 2012.
10. Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization // Graphic Gems IV, С. 474-485. 1994.
11. Kurilin I. et al. Fast algorithm for visibility enhancement of the images with low local contrast // IS&T/SPIE Electronic Imaging. – International Society for Optics and Photonics, 2015. – С. 93950B-93950B-9.
12. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // Automatica, № 11(285-296). 1975. С. 23-27.
13. Felzenszwalb P. F., Huttenlocher D. P. Efficient graph-based image segmentation // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Т. 59. – №. 2. – С. 167-181.
14. Uijlings J.R.R. et al. Selective search for object recognition // International journal of computer vision. – 2013. – Т. 104. – №. 2. – С. 154-171.
15. Michelson A.A. Studies in Optics // University of Chicago. 1927.
16. Wang Z. et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // Image Processing, IEEE Transactions on. – 2004. – Т. 13. – №. 4. – С. 600-612.
17. Funt B., Ciurea F., McCann J. Retinex in MATLAB™ // Journal of electronic imaging. 2004. – Т. 13. – №. 1. – С. 48-57.