

Восстановление и улучшение изображения при слепом оценивании амплитудного искажения

П. А. Чочиа

Институт проблем передачи информации им. А. А. Харкевича РАН, Москва, Россия

Поступила в редколлегию 20.06.2023

Аннотация—Восстановление и коррекция изображения являются важными этапами в задачах анализа видеoinформации. В настоящей статье рассматривается новый подход к оценке характеристик амплитудных искажений изображения и построению способа их исправления. Разработан “слепой” метод определения искажающей функции и предложен алгоритм восстановления и улучшения изображения, искаженного неизвестным нелинейным амплитудным преобразованием. На основе модели сигнала показывается, что источником информации для анализа амплитудного искажения должно быть не изображение целиком, а лишь пограничные участки между составляющими его объектами. Введено понятие функции локальных контрастов и выдвинута гипотеза о форме данной функции при отсутствии искажений. На базе этого разработан метод слепого оценивания амплитудного искажения и алгоритм автоматической коррекции изображения. Принципиальная особенность предлагаемого подхода в том, что в результате преобразования сохраняются яркостные соотношения между объектами изображения. Предложены два возможных варианта применения алгоритма к цветным изображениям. Проведенные качественные эксперименты показали эффективность предлагаемого метода. Разработанный алгоритм может быть использован в условиях, когда сведения об искажении, которому подвергалось изображение, отсутствуют, и единственным источником информации может служить лишь само получаемое искаженное изображение.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: обработка изображений, улучшение изображений, амплитудная коррекция, функция локальных контрастов, слепая оценка искажения.

DOI: 10.53921/18195822_2023_23_2.1_299

1. ВВЕДЕНИЕ

Процессы формирования, регистрации и переноса изображения с одного носителя на другой, как например фотопроект, часто сопровождаются заметными амплитудными (фотометрическими) искажениями, которые могут возникать на всех этапах, вплоть до преобразования изображения в цифровую форму. Возникновение таких искажений может являться следствием условий съемки, низкого качества устройств регистрации изображений, атмосферными изменениями, ошибками экспозиции, чрезмерным контрастом деталей, нелинейностями характеристик регистрирующего устройства и аналого-цифрового преобразователя, несбалансированностью характеристик цветных каналов из-за неточностей настройки, а также другими причинами [1, 2]. Подобные искажения влияют не только на визуальное восприятие изображения, но и на возможности его применения, например, в компьютерном зрении.

Во многих случаях получаемые изображения требуют восстановления и улучшения, в частности в таких областях, как дистанционное зондирование [3], изучение атмосферы [4] и астрофотография [2], анализ медицинских [5, 6] и спутниковых снимков [7], анализ и синтез текстур, и многие другие. Одними из наиболее распространенных видов искажений являются амплитудные искажения. Для их исправления применяется операция восстановления или коррекции

сигнала, которая также позволяет согласовать характеристики изображения с особенностями процесса его последующей обработки, анализа и воспроизведения.

В настоящей статье предлагается подход к автоматическому восстановлению и улучшению изображений, претерпевших возможные амплитудные искажения, при отсутствии какой бы то ни было информации о них — так называемый “слепой” метод. Задачей ставится поиск закономерностей, характерных для изображений высокого визуального качества, с помощью которых можно было бы оценить амплитудные искажения и построить подходящую корректирующую функцию. При отсутствии априорной информации о способе и параметрах устройства, с помощью которого было сформировано полученное изображение, единственный источник для оценки искажения, которому оно могло быть подвергнуто, — само изображение. Поэтому актуальной является задача отыскания каких-то измеримых характеристик реальных изображений, которые могли бы лечь в основу построения *функции градационной коррекции*. Предлагаемый подход базируется на математической модели сигнала и на оценивании локальных контрастов изображения, с помощью которых формулируется метод градационной коррекции — *выравнивание локальных контрастов*. Для этого, на основе модели сигнала показывается, какие области изображения являются наиболее информативно значимыми для анализа амплитудных характеристик, затем происходит выбор алгоритма обнаружения таких областей, и наконец, предлагается алгоритм восстановления и улучшения изображения. Рассматриваются модификации предлагаемого подхода в применении к обработке цветных изображений.

2. ОБЗОР

Известно много различных подходов к решению задачи автоматической градационной коррекции и улучшению видеoinформации, поступающей в виде неподвижных или движущихся изображений. Внимание этому вопросу уделяется почти в каждой монографии, посвященной обработке изображений [8–10], но, несмотря на это, данная проблема остается одной из наименее исследованных. В простейшей, но устаревшей постановке, такую задачу формулировали как приведение распределения вероятностей значений элементов изображения, т.е. его гистограммы, к желаемому виду [11–16], в частности — к выравниванию [17] или оптимизации с точки зрения визуального восприятия [14, 18]. Однако такой подход, несмотря на его модификации [19–22], не в состоянии предложить удовлетворительного решения проблемы, что связано с существенным влиянием самого сюжета сцены на вид гистограммы, а значит и на форму градационного преобразования сигнала. Основной недостаток такого подхода в том, что форма распределения значений сигнала одновременно зависит как от характеристик регистрирующего устройства, так и от самой наблюдаемой сцены. Наряду с этим алгоритмом, названным *эквализацией клипированной гистограммы* [23, 24], достигается неплохая эффективность при невысокой сложности, что позволяет реализовывать его в системах реального времени. Интересный подход предложен в работах [25, 26], где анализируется и модифицируется *распределение градиентов* на изображении, а не самих значений сигнала.

Большинство методов улучшения изображений ставят целью не коррекцию искажений, а достижение лучшего визуального качества путем применения локальных, а не глобальных алгоритмов обработки. Так, популярным подходом является повышение яркости и контрастности чрезмерно затененных участков изображений, что позволяет сделать более яркими и натуральными изображения, полученные при слабом освещении [27]. Для расширения динамического диапазона интенсивностей в [28] применены функции адаптивного картирования. В [29] для повышения контраста изображения предложено объединение трансформационной кривой с улучшенным гомоморфным фильтром, что позволяет достичь хорошего баланса контраста и сохранения естественности. В [30] для улучшения слабо освещенного изображения используется дополнительный “канал темноты”. В области улучшения малоконтрастных изображений все

чаще используются методы глубокого обучения [31, 32], с помощью которых удается получать результаты, труднодостижимые традиционными методами. Так, в [33] предложен метод улучшения подводных изображений в условиях низкой освещенности с использованием глубоких сверточных нейронных сетей и метода спектральной коррекции цвета. Однако алгоритмы, основанные на глубоком обучении, требуют получения значительного количества информации в процессе обучения, что во многих случаях затруднительно. Ряд алгоритмов улучшения изображения основаны на теории *Retinex* (англ. *retina + cortex*) — теории цветовой константности зрения, сформулированной Э.Г. Лэндом [34, 35]. Такие методы позволяют достичь хороших результатов с точки зрения улучшения яркости и детализации изображения.

Результаты приведенных выше исследований позволили добиться определенного прогресса в адаптивном улучшении изображения, но методы, основанные на модификации распределения, глубоком обучении или повышении локальном контрастов, либо показывают не вполне успешные результаты улучшения, либо не удовлетворяют условиям амплитудного преобразования и сохранения яркостных соотношений. В настоящей статье мы стараемся преодолеть указанные недостатки.

3. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Как было сказано во введении, ставится задача отыскания измеримых характеристик реальных изображений, вычисление которых позволило бы оценить искажения и построить *функцию градационной коррекции* $f(x)$. К искомой функции $f(x_{mn})$, где x_{mn} — значение сигнала в точке $(m, n) \in D$ (носитель D — ограниченная на плоскости MN область), предъявляются простые требования: монотонность, т.е. если $x_1 \leq x_2$, то $f(x_1) \leq f(x_2)$, и пространственная независимость, т.е. если $x_{mn} = x_{uv}$, то $f(x_{mn}) = f(x_{uv})$. Такое преобразование обеспечивает сохранение яркостных соотношений на изображении.

Предполагается, что некоторое первоначальное изображение $\tilde{X} = [\tilde{x}_{mn}]$ искажается монотонным пространственно-инвариантным амплитудным преобразованием $F(x)$; в результате регистрируется изображение $\mathbf{X} = [x_{mn}]$, являющееся функцией

$$x_{mn} = F(\tilde{x}_{mn}). \quad (1)$$

Для восстановления изображения \tilde{x}_{mn} нужно выполнить обратное преобразование, т.е. найти функцию $f(x) = F^{-1}(x)$ такую, что $\tilde{x}_{mn} = f(x_{mn})$. Выбор функции $f(x)$ является наиболее сложным вопросом градационной коррекции, т.к. прямая функция $F(x)$ определяется суммарными искажениями, возникающими на всех этапах формирования и регистрации изображения, которые зачастую неизвестны. Это означает, что $f(x)$ приходится находить на основе анализа полученного, т.е. искаженного изображения, пользуясь лишь предположениями о возможном виде преобразования $F(x)$ и статистическими свойствами изображений, сформулировать которые можно на основе математической модели сигнала.

4. МОДЕЛЬ ИЗОБРАЖЕНИЯ И ИСКАЖЕНИЯ

Для отыскания статистических закономерностей, общих для большинства изображений, воспользуемся двухмасштабной моделью изображения [24, 36]. Она описывает взаимосвязи элементов изображения как на больших расстояниях (модель фрагмента), так и на малых (модель окрестности). Первая из них описывает статистику элементов внутренних участков протяженных областей изображения, размеры и значения которых определяется сюжетом. В упрощенной (кусочно-постоянной) модели множество значений протяженных областей составляют лишь отдельные “всплески” в распределении значений элементов и не замечают всего

множества яркостей. В нашей задаче модель фрагмента не привносит дополнительной информации о возможных искажениях и таким образом малоприменима.

В противовес внутренним участкам областей, значения на контурных участках — границах областей — представляют большой интерес. Такие значения, являющихся “переходными” между соседними областями U^i и U^j , должны перекрывать весь диапазон значений элементов $[U^i, U^j]$. Статистика элементов контурных участков описывается моделью окрестности [24, 36].

Пусть V_{mn} — окрестность, окружающая элемент x_{mn} в точке (m, n) . Перенумеруем элементы окрестности V_{mn} , обозначив индексом r положение элемента внутри нее: $x_{mn}^r \in V_{mn}$; $r = 1, \dots, R$. Расстояние между центральным элементом x_{mn} и x_{mn}^r обозначим ρ^r . Методом наименьших квадратов проведем плоскость, наиболее близкую значениям элементов из V_{mn} . Такая плоскость будет составлять с горизонтальной плоскостью двугранный угол величиной θ_{mn} . Тем самым каждой точке изображения можно приписать вектор градиента \mathbf{g}_{mn} с амплитудой $g_{mn} = \tan \theta_{mn}$, определяющей контраст в точке (m, n) , и углом поворота θ_{mn} . Через g_{mn}^r обозначим величину проекции \mathbf{g}_{mn}^r на вектор из x_{mn} в x_{mn}^r . Значение проведенной плоскости в точке r отличается от x_{mn}^r на случайную величину ξ_{mn}^r . Такое представление позволяет связать значения элементов окрестности $x_{mn}^r \in V_{mn}$ при помощи формулы:

$$x_{mn}^r = \mu_{mn} + \rho^r g_{mn}^r + \xi_{mn}^r, \quad (2)$$

где μ_{mn} — значение плоскости в центральной точке окрестности (m, n) .

Плоскость, ближайшая к элементам окрестности, легко проводится методом наименьших квадратов [37]. Пусть α и β — тангенсы углов наклона такой плоскости в вертикальном (i) и горизонтальном (j) направлениях, а i и j — расстояния по координатным осям от центра окрестности ($-l \leq i, j \leq l$). Обозначая центральную точку окрестности за 0, уравнение плоскости можно записать как $x_{ij} = \mu_0 + \alpha_0 i + \beta_0 j$, а формула (2) тогда будет выглядеть:

$$x_{ij} = \mu_0 + \alpha_0 i + \beta_0 j + \gamma_{ij}. \quad (3)$$

Учтем преобразование (1) в модели окрестности (2). Составляющая μ_{mn} изменится на $F(\mu_{mn})$; текстурная компонента $\rho^r g^r$, при достаточной гладкости $F(x)$, на $F'(\mu_{mn})\rho^r g^r + o(F'(\mu_{mn}))$, где $F'(\mu_{mn})$ — производная функции $F(\mu_{mn})$. Полагаем, что компонента ξ^r , определяемая шумами устройства ввода, зернистостью фотопленки и т.д., добавляется после амплитудного преобразования, поэтому не изменяется. Считая $o(F'(\mu_{mn}))$ пренебрежимо малым, получим:

$$x_{ij} = F(\mu_{mn}) + \rho^r \{F'(\mu_{mn})g_{mn}^r\} + \xi_{mn}^r. \quad (4)$$

Аналогично, значения параметров μ_0 , α_0 , β_0 в (3) изменятся на $F(\mu_0)$, $F'(\mu_0)\alpha_0$ и $F'(\mu_0)\beta_0$, а значение градиента составит

$$g = F'(\mu_0)g_0. \quad (5)$$

Формулы (4) и (5) показывают, как амплитудные искажения влияют на изменение значений параметров модели окрестности. Тем самым очевидно, что такие искажения изменяют не только яркостные соотношения между отдельными участками изображения, но и меняют величину локальных контрастов на изображении.

5. ФУНКЦИЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ

Как было отмечено, искажающее преобразование $F(x)$ в (1) является пространственно независимым, а значение g_{mn} суть тангенс угла наклона плоскости приближения в точке (m, n) . По существу, g_{mn} — значение контраста в этой точке. Пусть $v_k \in \mathbf{X}$ — множество элементов изображения таких, что для окрестности каждого из них $\mu_{mn} = k$. Пусть также $N(v_k)$ — число

элементов в v_k . Найдем значение $g(k)$ для каждого k из диапазона яркостей $[k_{\min} \leq k \leq k_{\max}]$. Множество значений g для каждого v_k весьма далеко от симметричного распределения. В таком случае хорошей оценкой для среднего значения $g(k)$ является медиана распределения:

$$C(k) = g(k) = \text{med}\{g_{mn} | (m, n) \in v_k\}. \quad (6)$$

Будем называть зависимость $C(k)$ *функцией локальных контрастов* изображения.

Если изображение \mathbf{X} с исходной функцией локальных контрастов $C_0(k)$ было искажено амплитудным преобразованием $F(k)$, то тогда

$$C(F(k)) = F'(k)C_0(k) + o(F'(k)C_0(k)).$$

Последнее слагаемое достаточно мало и может быть опущено. Полагая, что для $F(k)$ существует обратная функция $f(k)$, формула восстановления функции локальных контрастов будет:

$$C_0(f(k)) = f'(k)C(k). \quad (7)$$

Зависимость $C(k)$ можно получить анализом исходного изображения \mathbf{X} . Тогда, зная $C_0(k)$, нетрудно найти требуемую функцию восстановления $f(k)$.

Информации об измененных локальных контрастах было бы достаточно для определения функции искажения изображения. Но вид распределения $C_0(k)$ к сожалению неизвестен. Если задаться какими-либо априорными сведениями о виде функции локальных контрастов $C_0(k)$ неискаженного изображения, то с помощью (7) нетрудно найти искомую функцию восстановления $f(k)$. Помочь в этом может только анализ необходимой статистики распределения значений параметра контраста на контурных точках изображений хорошего качества, которые можно было бы считать неискаженными.

6. НАХОЖДЕНИЕ КОНТУРНЫХ ТОЧЕК ДЛЯ ПРОВЕДЕНИЯ АНАЛИЗА

Существенной проблемой построения алгоритма восстановления является необходимость корректного выявления множества контурных участков изображения для проведения анализа, поскольку градационные искажения существенно влияют на результаты многих методов обнаружения контуров. Применение для этой цели алгоритмов, основанных на значениях первой или второй производной, таких как операторы Робертса, Собеля, Лапласа и др. [8, 38], является некорректным. Причина заключается в том, что в них используется пороговая дифференциация контурных элементов, результаты которой неоднозначны и зависят от возможного амплитудного искажения изображения. Алгоритм Марра–Хилдрета [39], называемый еще лапласианом гауссиана, страдает теми же недостатками. Менее подвержен градационным искажениям алгоритм “zero-crossing” [40, 41], но его проблема в том, что он обнаруживает излишне большое число *ложных контуров*. Более хорошие результаты удается получать с помощью подходов, основанных на прослеживании контурных перепадов [42]. Одним из лучших алгоритмов, использующих прослеживание и связывание контурных линий, является детектор Кэнни [43], который и был нами выбран для использования. К его достоинствам следует отнести: хорошую локализацию контурных точек, одиночный отклик на точку контура и низкую вероятность ошибок [8].

Детектор контуров Кэнни дает единичный отклик в центре контурного перепада независимо от его пространственного размера. Однако ширина контурных перепадов неодинакова и может превышать какое-то одно минимальное фиксированное значение. При этом часть контурных точек окажется вне анализа, что сделает его недостоверным. Исправить это можно анализом контурного перепада и, если необходимо, увеличением его ширины.

В качестве вспомогательного результата в детекторе контуров Кэнни вычисляются значения направления φ и градиента g наклона плоскости (3) для всех точек изображения. Чтобы оценить ширину перепада, в каждой контурной точке изображения (m, n) определяются координаты ближайших точек (m_1, n_1) и (m_2, n_2) по направлениям φ и $(\varphi + \pi)$. Если оказывается, что $g(m_1, n_1) > g/3$ или $g(m_2, n_2) > g/3$, где g — значение в точке (m, n) , то соответствующая точка также помечается как контурная.

7. АНАЛИЗ ФУНКЦИИ ЛОКАЛЬНЫХ КОНТРАСТОВ

Количество элементов изображения, попадающих на контурные участки, зависит от резкости исходного изображения и степени его дискретизации, определяющей пространственную ширину контурных перепадов. Отметим, что величина шага дискретизации одинаково (линейно) влияет на значение g во всех точках изображения [24]. В силу влияния разнообразных случайных факторов и при условии достаточно большой репрезентативности множества контурных элементов, можно сделать несколько предположений: а) на контурном перепаде между соседними областями U^i и U^j с яркостями S^i и S^j вероятность значения g_{mn} распределена равномерно на $[S^i, S^j]$; б) крутизна контурных перепадов между соседними областями не зависит от абсолютных значений S^i или S^j и может считаться одинаковой в диапазоне значений $[S_{\min}, S_{\max}]$; в) множество отрезков $[S^i, S^j]$, определяемых различием яркостей соседних областей и, соответственно, задающих амплитуду контурного перепада, покрывают все множество яркостей изображения $[k_{\min}, k_{\max}]$.

Из сделанных предположений вытекает, что для неискаженного изображения значения функции $C_0(k)$, определяемые по множеству контурных элементов, должны быть одинаковыми во всем диапазоне значений яркостей $[k_{\min} \leq k \leq k_{\max}]$. На основании сказанного выдвигается гипотеза о приблизительной константности функции локальных контрастов на изображении: $C_0(k) \approx C_0$. Данная гипотеза должна быть проверена. Для этого необходимо измерить $C(k)$ по формуле (6) на реальных неискаженных изображениях. К сожалению, выбрать изображения, про которые можно было бы с уверенностью сказать, что они не подвергались градационным искажениям (либо такие искажения известны — в этом случае их нетрудно исправить), оказалось затруднительным. В результате для анализа был отобран набор изображений, предполагавшихся искаженными незначительно.

Очевидно, что необходимы априорные предположения о “наилучшем” виде функции локальных контрастов на изображении. В принципе, возможны различные гипотезы. Нами были проведены эксперименты с изображениями, не искаженными сжатием, и про которые можно было сказать, что они “хорошего качества”. Они показали, что для большинства таких изображений функция локальных контрастов $C(k)$, измеренная на множестве контурных точек, меняется мало в диапазоне яркостей, отвечающем сюжетно важным объектам изображения. Получаемая в результате функция градационной коррекции $f(k)$ (8), о которой будет идти речь ниже, близка к тождественному преобразованию.

В качестве примеров на Рис. 1 и 2 показана пара эталонных изображений, графики их функций локальных контрастов $C(k)$ (6), а также функции градационной коррекции $f(k)$ (8). Видно, что зависимости $C(k)$ в сюжетных областях изображения меняются мало, а функции $f(k)$ близки тождественному преобразованию. Обработанные изображения визуально почти не отличаются от оригинала. Статистика, полученная исследованием данного вопроса путем анализа многих качественных изображений, подтверждает, что гипотеза константности функции локальных контрастов $C(k)$, измеренной на множестве контурных точек, имеет право на существование.

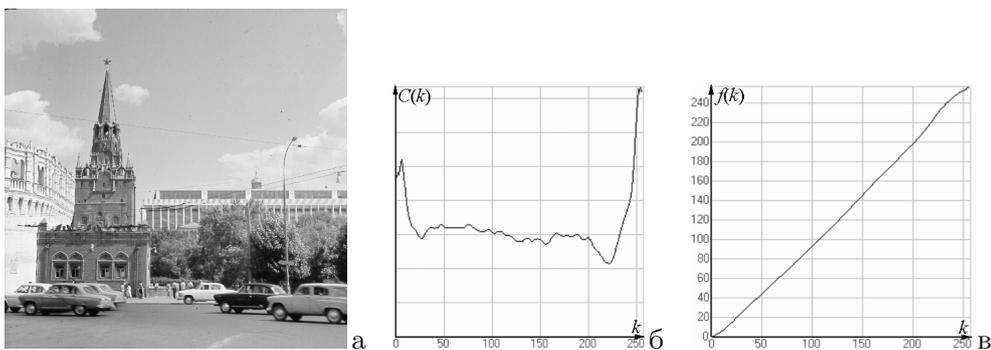


Рис. 1. а) исходное черно-белое изображение; б) график функции локальных контрастов $C(k)$; в) график функции градационной коррекции $f(k)$.

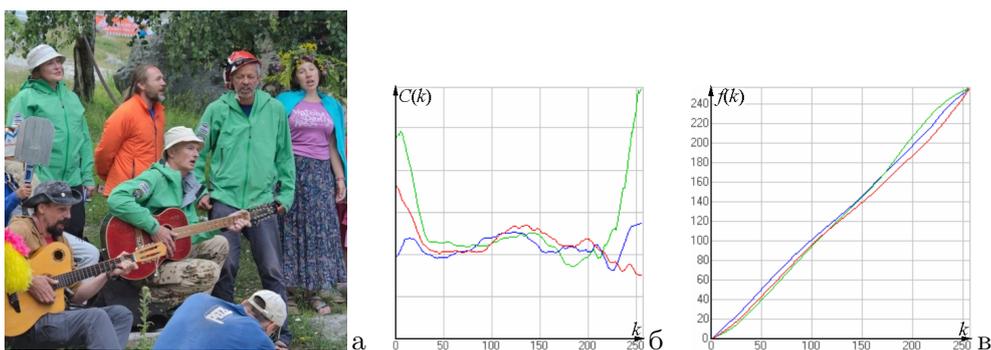


Рис. 2. а) исходное цветное изображение; б) графики функций локальных контрастов $C(k)$; в) графики функций градационной коррекции $f(k)$.

8. АЛГОРИТМ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

На основании гипотезы о константности функции локальных контрастов, из (7) следует: $f'(k) = C_0/C(k)$. Переходя к дискретным значениям и просуммировав от 0 до k , найдем:

$$f(k) = C_0 \sum_{i=0}^k \frac{1}{C(i)}.$$

Вводя естественную нормировку $f(K - 1) = (K - 1)$, получим:

$$C_0 = (K - 1) \left/ \sum_{k=0}^{K-1} \frac{1}{C(k)} \right.$$

Отсюда найдем выражение для функции градационной коррекции $f(k)$, выравнивающей функцию локальных контрастов на изображении:

$$f(k) = (K - 1) \sum_{i=0}^k \frac{1}{C(i)} \left/ \sum_{k=0}^{K-1} \frac{1}{C(k)} \right. \tag{8}$$

Данная формула записана для монохромного изображения. Применение данного преобразования к цветному изображению возможно в двух вариантах. Первый заключается в том, что преобразование (8) применяется независимо к каждому из R , G и B каналов. Для большинства цветных изображений такой вариант дает вполне хорошие результаты, показанные на примерах ниже. Однако на цветных изображениях не всегда соблюдается цветовой баланс,

что может приводить к рассогласованию цветовых соотношений. Это бывает особенно заметно на таких объектах, как облака, снег, лицо человека и некоторых других, что приводит к ухудшению зрительного восприятия.

В таком случае можно рекомендовать второй вариант преобразования. Изображение трансформируется из обычной модели RGB в цветовое представление с выделенным яркостным каналом и парой цветовых компонент, которыми могут быть цветность–насыщенность (в моделях HSI , BHS , HLS , ...), цветоразности (Lab , Luv , ...), или аналогичные [44]. При этом преобразованию по формуле (8) подвергается только канал яркости (I , V или L в соответствующей модели) при сохранении остальных компонент, после чего выполняется обратное преобразование в цветовое пространство RGB . Примеры такой обработки показаны ниже.

9. ЭКСПЕРИМЕНТЫ ПО ВОССТАНОВЛЕНИЮ

В экспериментах по обработке изображений алгоритмом (8), выравнивающим функцию локальных контрастов для контурных участков (первым или вторым вариантом улучшения), использовалось более сотни изображений различных сюжетов. Ниже приводятся некоторые примеры преобразования изображений описанным методом. Показаны исходные и обработанные изображения ('а' и 'б'), а также соответствующие графики функций локальных контрастов $C(k)$ и графики функций градационной коррекции $f(k)$. В примерах на Рис. 3–11 преобразование (8) применялось отдельно к каждому из цветовых каналов R , G и B . Изображения на Рис. 12 и 13 обработаны только вторым вариантом — трансформацией в формат BHS и преобразованием компоненты яркости V . Изображение на Рис. 14,а было обработано как первым вариантом, т.е. раздельно по каналам RGB (Рис. 14,б), так и вторым вариантом — только преобразование компоненты яркости V в модели BHS (Рис. 14,в). Существенная разница заметна лишь на небе.



Рис. 3. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.



Рис. 4. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.

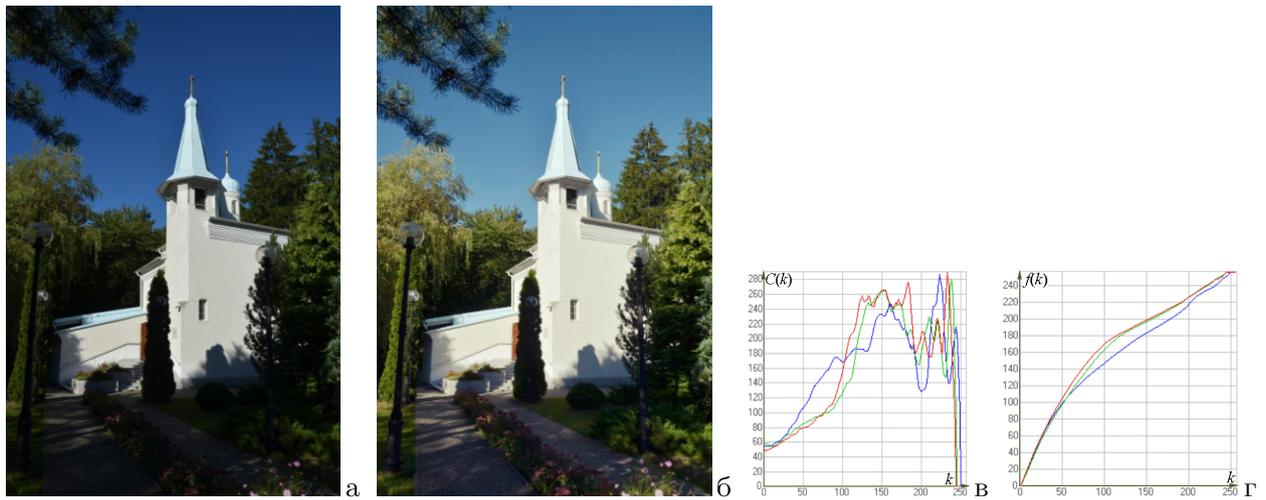


Рис. 5. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.



Рис. 6. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.



Рис. 7. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.



Рис. 8. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.



Рис. 9. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$; г) функции $f(k)$.



Рис. 10. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $f(k)$.



Рис. 11. а) исходное изображение; б) результат обработки; в) функции $C(k)$.



Рис. 12. а) исходное изображение; б) трансформация в формат BHS и преобразование компоненты яркости B ; в) функции $C(k)$ (красная) и $f(k)$ (черная).



Рис. 13. а) исходное изображение; б) трансформация в формат *BHS* и преобразование компоненты яркости *B*; в) функции $C(k)$ (красная) и $f(k)$ (черная).

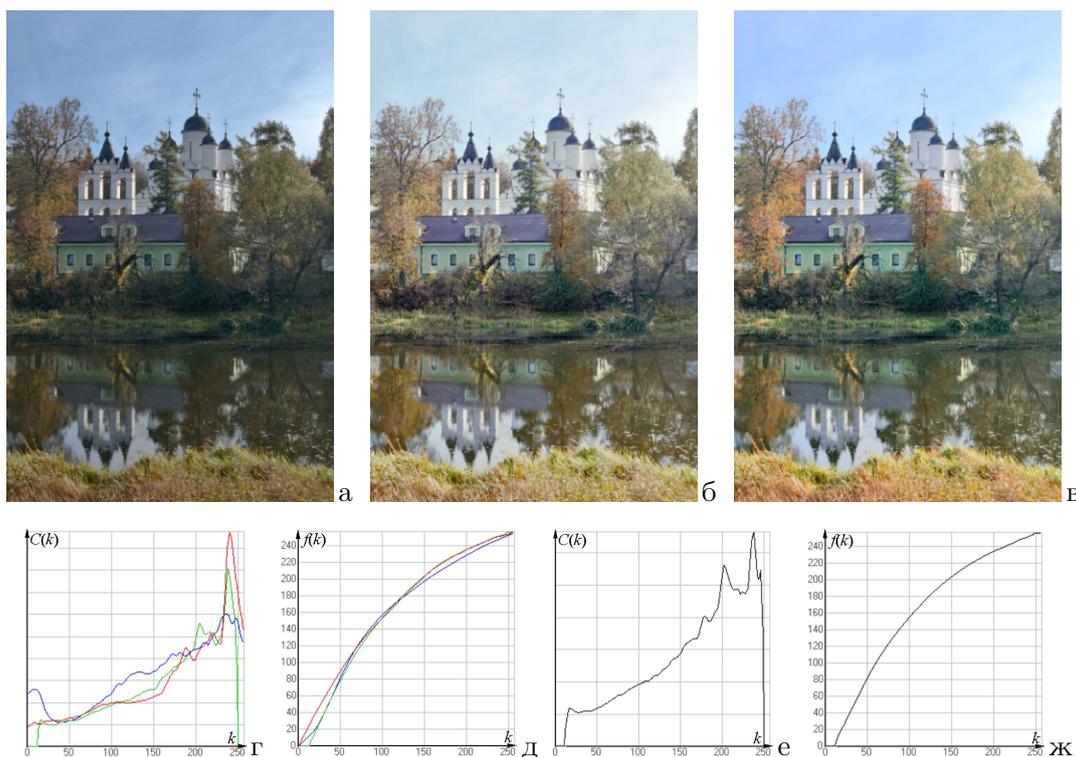


Рис. 14. а) исходное изображение; б) независимая обработка по каналам *RGB*; в) трансформация в формат *BHS* и преобразование компоненты яркости *B*; г, е) функции $C(k)$; д, ж) функции $f(k)$.

10. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен новый подход к оцениванию функции амплитудного искажения изображения, “слепой” метод ее определения, а также алгоритм восстановления и улучшения изображения. Принципиальная особенность метода в том, что в результате преобразования сохраняются исходные взаимные соотношения яркостей всех объектов изображения.

Проведенные эксперименты и визуальная оценка получаемых результатов преобразований показали, что изображения, обработанные предложенным методом, в подавляющем большинстве случаев выглядят улучшенными и более естественными как по сравнению с оригиналом, так и по сравнению с результатами обработки другими алгоритмами градиационной коррекции. Это подтверждает корректность выбранного подхода и эффективность разработанного метода для решения поставленной задачи улучшения изображения.

Предложенный метод восстановления и улучшения изображения может быть использован в условиях, когда априорные сведения о виде искажения, которому было подвергнуто исходное изображение, отсутствуют, и единственным источником информации может служить лишь само получаемое (т.е. искаженное) изображение.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Huang S., Chen B., Wang W. Visibility Restoration of Single Hazy Images Captured in Real-World Weather Conditions // *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2014, vol. 24, no. 10, pp. 1814–1824.
2. Bedi S.S., Khandelwal R. Various Image Enhancement Techniques — A Critical Review // *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 2013, vol. 2, no. 3, pp. 1605–1609.
3. Jensen J.R., Lulla K. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. 4th ed. Pearson, 2015. 656 p.
4. Ellrod G.P. Advances in the Detection and Analysis of Fog at Night Using GOES Multispectral Infrared Imagery // *Weather and Forecasting*, 1995, vol. 0, no. 3, pp. 606–619.
5. *Medical Image Processing: Techniques and Applications*. Dougherty G. (ed.). Springer, 2011, 396 p.
6. Paulsen R.R., Moeslund T.B. *Introduction to Medical Image Analysis*. Springer, 2020. 186 p.
7. Asokan A., Anitha J., Ciobanu M., Gabor A., Naaji A., Hemanth D. J. Image Processing Techniques for Analysis of Satellite Images for Historical Maps Classification — An Overview // *MDPI Applied Sciences*, 2020, vol. 10, no. 4207, pp. 1–21.
8. Gonzalez R. C., Woods R. E. *Digital Image Processing*. Upper Saddle River, New Jersey: Pearson, 2008, 977 p.
9. Pratt W. K. *Digital Image Processing*. Los Altos, California: Wiley & Sons, 2007, 807 p.
10. Rosenfeld A., Kak A. C., *Digital Picture Processing*, vol. 1–2. N.–Y.: Academic press, 1982.
11. Hall E. L. Almost Uniform Distribution for Computer Image enhancement // *IEEE Trans. Computers*, 1974, vol. C-23, no. 2, pp. 207–208.
12. Hummel R. A. Histogram Modification Techniques // *Computer Graphics Image Processing*, 1975. vol. 4, no. 3. pp. 209–224.
13. Frei W. Image Enhancement by Histogram Hyperbolisation // *Computer Graphics Image Processing*, 1977, vol. 6. no. 3. pp. 286–294.
14. Fu–Nian Ku The Principles and Methods of Histogram Modification Adapted for Visual Perception // *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1984, vol. 26, no. 1, pp. 107–117.
15. Stark J. A. Adaptive Image Contrast Enhancement Using Generalizations of Histogram Equalization // *IEEE Trans. Image Processing*, 2000, vol. 9, no. 5, pp. 889–896.
16. Cho W., Seo S., You J., Kang S. Enhancement Technique of Image Contrast using New Histogram Transformation // *Journal of Computer and Communications*, 2014, no. 2, pp. 52–56.
17. Cheng H. D., Shi X. J., A simple and effective histogram equalization approach to image enhancement // *Digital Signal Processing*, 2004, vol. 14, no. 2, pp. 158–170.
18. Литван Р. И., Аверьянов Ю. И., Быковская Ф. С. Оптимальное градационное преобразование изображений // *Техника кино и телевидения*, 1979, № 2, С. 38–41.
19. Hummel R. A. Image Enhancement by Histogram Transformation // *Computer Graphics Image Processing*, 1977. vol. 6, no. 3. pp. 184–195.
20. Vedavathi S., Deepu R., Aravind H. S., Rakesh V. Review of image enhancement histogram equalization techniques // *International Journal of Science, Engineering and Technology Research*, 2014, vol. 3, no. 4, pp. 674–676.

21. Garg R., Mittal B., Garg S. Histogram Equalization Techniques for Image Enhancement // *International Journal of Electronics & Communication Technology*, 2011, vol. 2, no. 1, pp. 107–111.
22. Rani A., Kaur R. Image Enhancement using Histogram Equalization // *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2015, vol. 5, no. 7, pp. 603–606.
23. Чочиа П. А. Методы преобразования изображений, использующие двухмасштабную модель // *Кодирование и обработка изображений*. – М.: Наука, 1988, С. 98–112.
24. Чочиа П. А. Методы обработки видеoinформации на основе двухмасштабной модели изображения. Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing, 2017. 308 с.
25. Cho T. S., Zitnick C. L., Joshi N., et al. Image restoration by matching gradient distributions // *IEEE Trans. PAMI*, 2012, vol. 34, no. 4, pp.: 683–694.
26. Gong Y., Sbalzarini I. F. Image Enhancement by Gradient Distribution Specification // *Asian Conference on Computer Vision, 2014: Computer Vision Workshops, part II. Lecture Notes in Computer Science*, 2015, vol. 9009, pp. 47–62.
27. Mu Q., Wang X., Wei Y., Li Z. Low and non-uniform illumination color image enhancement using weighted guided image filtering // *Computational Visual Media*, 2021, vol. 7, no. 4, pp. 529–546.
28. Rivera A. R., Ryu B., Chae O. Content-Aware Dark Image Enhancement through Channel Division. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, vol. 21, no. 9, pp. 3967–3980.
29. Jmal M., Souidene W., Attia R. Efficient cultural heritage image restoration with nonuniform illumination enhancement // *Journal of Electronic Imaging*, 2017, vol. 26, no. 1, 011020.
30. Shi Z., Zhu M., Guo B., et al. Nighttime low illumination image enhancement with single image using bright/dark channel prior // *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2018, no 13.
31. Oktay O., Ferrante E., Kamnitsas K., et al. Anatomically Constrained Neural Networks (ACNNs): Application to Cardiac Image Enhancement and Segmentation // *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, vol. 37, no. 2, pp. 384–395.
32. Nickfarjam A. M., Ebrahimpour-Komleh H. Multi-resolution gray-level image enhancement using particle swarm optimization // *Applied Intelligence*, 2017, vol. 47, pp. 1132–1143.
33. Lu H., Li Y., Uemura T., et al. Low illumination underwater light field images reconstruction using deep convolutional neural networks // *Future Generation Computer Systems*, 2018, vol. 82, pp. 142–148.
34. Land E. H., McCann J. J. Lightness and retinex theory // *Journal of the Optical Society of America*, 1971, vol. 61, no. 1, pp. 1–11.
35. Land E. H. The retinex theory of color vision // *Scientific American*, 1977, vol. 237, no. 6, pp. 108–128.
36. Чочиа П. А. Двухмасштабная модель изображения // *Кодирование и обработка изображений*. М.: Наука, 1988, С. 69–87.
37. Haralick R. M., Watson L. A Facet Model for Image Data // *Computer Graphics and Image Processing*, 1981, vol. 15, no. 2, pp. 113–129.
38. Papari G., Petkov N. Edge and line oriented contour detection: State of the art // *Image and Vision Computing*, 2011, vol. 29, pp. 79–103
39. Marr D., Hildreth E. Theory of Edge Detection // *Proc. Royal Society London B*, 1980, vol. B207, pp. 187–217.
40. Marr D. *Vision. A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. N.-Y., MIT Press, 2010. 428 p.
41. Clark J. J. Authenticating Edges Produced by Zero-Crossing Algorithms // *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1989, vol. 12, no. 8, pp. 830–831.
42. Smith P., Drummond T., Cipolla R. Edge tracking for motion segmentation and depth ordering // *Proc. 10th British Machine Vision Conf.*, vol. 2. — Nottingham, 1999, pp. 369–378.

43. Canny J. A Computational Approach for Edge Detection // IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, 1986, vol. 8, no. 6. pp. 679–698.
44. Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N. Color image processing and applications. Berlin–Heidelberg: Springer, 2000. 356 p.

Image Restoration and Enhancement Using Blind Estimation of Amplitude Distortion

P. A. Chochia

Image restoration and correction are important steps in video analysis applications. This paper considers a new approach to assessing the characteristics of amplitude distortions in an image and constructing a method for correcting them. A “blind” method for determining the distortion function is developed and an algorithm for restoring and enhancement an image distorted by an unknown nonlinear amplitude transformation has been proposed. Based on the signal model, it is shown that the source of information for the analysis of amplitude distortion should not be the entire image, but only the boundary areas between its constituent objects. The concept of the function of local contrasts is introduced and the hypothesis about the form of this function in the absence of distortions is put forward. On this basis, a method of blind estimation of amplitude distortion and an algorithm for automatic image correction have been developed. The principal feature of the proposed approach is that as a result of the transformation, the brightness ratios between the image objects are preserved. Two possible variants of application of the algorithm to color images are proposed. Qualitative experiments have shown the effectiveness of the proposed method. The developed algorithm can be used in conditions when any knowledge’s about the distortion, to which the image was subjected, are absent, and only the resulting distorted image itself can serve as the source of information.

KEYWORDS: image processing, image enhancement, amplitude correction, local contrast function, blind distortion estimation.