

## Оценка распределения параметров освещения в сцене по изображению

В. В. Тесалин<sup>\*,\*\*</sup>, Е. И. Ершов<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup> *Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича, Российская академия наук, Москва, Россия*

<sup>\*\*</sup> *Московский физико-технический институт (Национальный исследовательский университет), Долгопрудный, Россия*

Поступила в редколлегию 16.10.2022

**Аннотация**—Баланс белого – классический шаг всех современных конвейеров формирования изображений – выполняется, чтобы скомпенсировать влияние источника освещения, воспроизводя тем самым механизм цветовой константности зрительной системы человека. В современных устройствах методы автоматического баланса белого работают в предположении, что в сцене присутствует единственный доминантный источник освещения. Однако во многих реальных сценах зачастую несколько источников освещения (солнце и небо, свет лампы и свет из окна и т.д.), излучение от которых в разных пропорциях отражается от плоской наблюдаемой калибровочной поверхности, формируя целое распределение физически корректных оценок освещения для различных её ориентаций. Последнее необходимо учитывать при выполнении баланса белого, в том числе для моделирования неполной цветовой адаптации. Отвечая на эту необходимость, в данном исследовании рассматривается задача оценки распределения источников освещения, частным случаем которой является освещение одним источником. В работе описывается новый набор данных, состоящий из 3812 изображений и соответствующих им распределений освещения, полученный на основе набора данных Cube++. Для оценки распределения использовалась отраженная в зеркальном шаре цветовой мишени SpyderCube сцена. Предложен метод адаптации классических алгоритмов цветовой константности для оценки распределения источников освещения. Проведена численная оценка их качества с использованием дискретной реализации метрики Монжа–Канторовича–Васерштайна.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** баланс белого, оценка освещения, цветовая адаптация, цветовая репродукция, цветовая константность, обработка изображений, вычислительная фотография.

**DOI:** 10.53921/18195822\_2022\_22\_4\_247

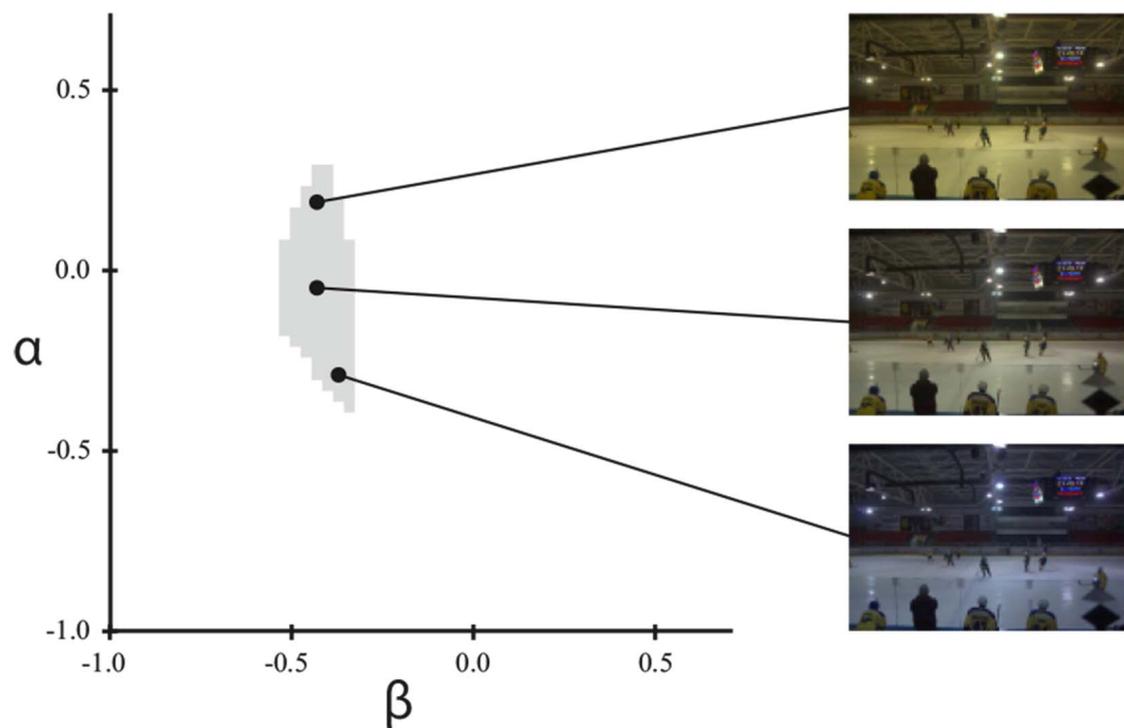
### 1. ВВЕДЕНИЕ

Задача оценки освещения в сцене по изображению или, как её часто называют, задача вычислительной цветовой константности, является классической и широко исследуемой задачей, особенно в модели одного источника освещения [1]. Её решение необходимо для работы современных конвейеров формирования и воспроизведения цветных изображений [2], а сама задача является актуальной, о чем свидетельствует не уменьшающийся темп публикаций научных работ по данной тематике. Интересно отметить, что до 2011 года почти все наборы данных [4, 5] представляли собой набор пар “изображение – точка белого”<sup>1</sup>. Как правило точка белого (за исключением наборов данных Grey Ball [3] и Flying Grey Ball [17]) оценивалась путём усреднения цвета ахроматической плоской поверхности, ориентация которой не контролировалась. В результате, исследователям и разработчикам новых решений неявно ставилась

<sup>1</sup> Точка белого – это наблюдаемый цвет источника освещения в сцене без учета его яркости (т.е. его цветность).



Corrections using three different physically-plausible white points



**Рис. 1.** На этом рисунке показано распределение освещения, оцененное по входному изображению, и три различные коррекции, полученные с использованием разных точек белого, выбранных из распределения.  $\alpha$  и  $\beta$  – координаты цветности.

задача не просто оценить параметры освещения в сцене, но и предугадать ориентацию цветовой мишени по изображению, где она замаскирована. Исключением здесь, пожалуй, стоит назвать набор данных Cube+ [33], где однородность освещения контролировалась путём проверки сходства точек белого, подсчитанных по двум разным граням цветového куба. В работе показано, что ориентация ахроматической поверхности – это фактор, которым нельзя пренебрегать. Например, на некоторых изображениях из набора Cube++ угол между векторами цветов ахроматических граней калибровочного куба достигает 20 градусов [7]. В контексте этого особенно удивительно видеть работы по предсказанию одной точки белого, где заявляется точность меньше 2 градусов [15]. Описанное положение вещей наглядно демонстрирует несоответствие разметки существующих наборов данных сложности решаемой задачи – для сцен со сложным освещением требуется исключить ориентацию ахроматической поверхности как случайный фактор путём добавления в разметку распределения всех возможных цветов этой поверхности. Представленная работа нацелена на решение данной проблемы.

В действительности, около половины изображений содержат сцены со сложным освещением [7], которое не может быть корректно описано моделью доминантного источника. Несмотря на это, множество современных устройств оснащены конвейерами формирования цветных изображений, качество которых устраивает конечных пользователей [11–14]. Отсюда можно сделать вывод, что классической постановки доминантного источника освещения достаточно на практике: в данном случае актуальна задача поиска наиболее эстетической коррекции. Однако определение распределения присутствующих параметров освещения в сцене, как показано на рисунке 1, открывает возможность выбора наилучшей из множества физически реализуемых коррекций, а это также актуально и для персонализации поведения устройства для конкретного пользователя.

Отдельно стоит отметить задачу аугментации данных. На практике аугментация путём поэлементного домножения изображения на случайно выбранную точку белого приводит к ухудшению результата, что объясняют возникновением нереалистичных цветов – в изображениях природы не может возникать зелёных источников освещения [16]. Возможность аугментации на основе распределения физически реализуемых цветностей ахроматической поверхности в сцене может позволить решить данную проблему.

С использованием набора данных Flying Grey Ball [17] было проведено предварительное исследование с целью выяснить, действительно ли для разных пользователей предпочтительны разные оценки освещения. В случае положительного ответа на этот вопрос, появляется дополнительный аргумент в пользу практической значимости определения именно распределение параметров освещения в сцене. Набор данных Flying Grey Ball ценен тем, что авторы сопровождают его множеством оценок освещения в сцене, что позволяет провести предварительные исследования предпочтения, однако не позволяет строить нейросетевые решения, поскольку набор данных состоит всего из 31 сцены. Для 10 сцен были сгенерированы результаты коррекции с тремя существенно отличными точками белого, измеренными создателями набора данных. После этого семи испытуемым были поочередно предъявлены в контролируемых условиях наблюдения тройки изображений с разной коррекцией белого и задан вопрос: “Какое изображение вы считаете наиболее красивым?”. Ниже на рисунке 3 приведены результаты опроса для 4 сцен, откуда видно, что мнения испытуе-

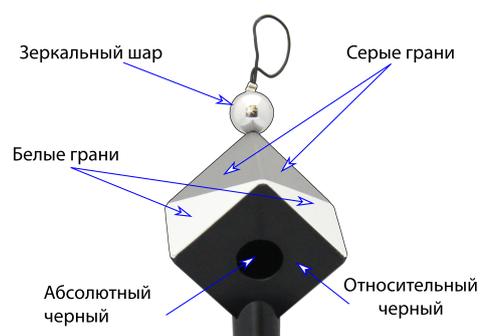


Рис. 2. Цветовая мишень SpyderCube.

мых расходятся. Этот факт, пусть и с небольшой статистической значимостью, иллюстрирует разнообразие цветовых предпочтений человека. Аналогичные эксперименты проводились при проведении международного соревнования [35], где требовалось сравнить сгенерированные разными методами изображения ночных сцен.



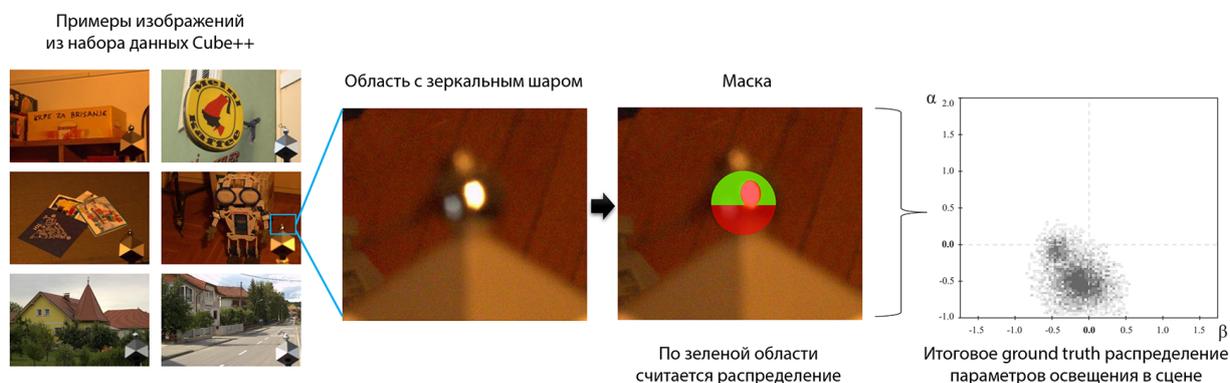
**Рис. 3.** Распределение голосов за разные коррекции изображений.

Совокупность всех перечисленных факторов и послужила мотивом для проведения описанных в данной статье работ. Перед авторами стояла задача оценить распределение параметров освещения в сцене по её изображению. Для формирования оценки распределения источников освещения в сцене использовался зеркальный шар цветовой мишени SpyderCube, которая продемонстрирована на рисунке 2. Подготовлен новый набор из 3812 изображений с оценкой распределения параметров освещения, предложена модификация существующих статистических алгоритмов (Grey-World, Grey-Edge, Max-RGB) оценки освещения, предложена и

апробирована метрика оценки качества предсказанного распределения на основе дискретной аппроксимации Монжа–Канторовича–Васерштейна и проведены вычислительные эксперименты.

## 2. СОЗДАНИЕ НАБОРА ДАННЫХ

В данной главе описана методика создания разметки для набора данных Cube++ для формирования распределения параметров освещения в сцене.



**Рис. 4.** Иллюстрация методики формирования разметки распределения параметров освещения в сцене по замаскированной верхней половине зеркального шара цветовой мишени SpyderCube.

### 2.1. Разметка набора данных Cube++

Была дополнена разметка набора данных Cube++, который состоит из 4890 16-ти битных изображений в формате .png, снятых на три разные камеры Canon 600D с одинаковым сенсором. На рисунке 4 показаны несколько примеров изображений из набора данных, зеркальный шар и методика его маскирования с последующим формированием гистограммы параметров освещения.

Для оценки распределения параметров освещения в данной работе использовался зеркальный шар, закреплённый на верху цветовой мишени. Опишем детальнее процедуру подготовки новой разметки и набора данных.

На первом шаге работа проводилась с прямоугольными областями, содержащими цветовую мишень SpyderCube, находящуюся в правой нижней части каждого изображения набора данных Cube++ (координаты [700 : 1000] от правого нижнего угла изображения). Для каждой такой области была вручную подготовлена полигональная маска зеркального шара, содержащая в среднем 16 точек. Кроме того, помимо маски зеркального шара в разметку для каждого изображения была добавлена информация о поканальном максимуме исходного изображения, из которого было вычтено 50 по рекомендациям авторов Cube++. С помощью этого значения в дальнейшем определялось значение зашкала.

### 2.2. Формирование распределений освещения в сцене

Далее по маске для каждого изображения формировалась содержащая зеркальный шар область. Средний размер такой области составил  $86 \times 89$  пикселей. На втором шаге из полученной маски зеркального шара убиралась нижняя половина (в предположении, что источники освещения находятся в верхней полусфере), а также область тёмных и зашкаленных пикселей, как

выделено на рисунке 4. Изображения с масками, где 50% пикселей зашкелены или недосвечены (т.е. содержали значение меньше 2048), удалялись из набора. Набор данных, полученный с помощью такой операции маскирования, состоит из 3812 изображений.

Далее описан способ получения оценки распределения цветностей с использованием полученной маски. Для приведения чёрной точки в ноль системы координат из значений пикселей изображения был вычтен темновой ток (2048), аналогично оригинальной работе. Для удаления шума с замаскированной части зеркального шара использовался алгоритм `bm3d` [18] с параметром шума 200 (сигма).

После операции шумоподавления исходные значения (R,G,B) пикселей были спроецированы на плоскость цветности ( $\alpha = \frac{2B-(R+G)}{R+G+B}$ ,  $\beta = \frac{\sqrt{3}(R-G)}{R+G+B}$ ) [19]. Такая проекция выбрана вместо классической ( $r = \frac{R}{G}$ ,  $b = \frac{B}{G}$ ) не случайно. При нахождении расстояния между двумя гистограммами важно одинаково учитывать все исходные цвета. Для полученных проекций пикселей строилась двумерная гистограмма, используя сетку  $116 \times 100$ , с шагом дискретизации 0.03 по каждому измерению в плоскости ( $\alpha, \beta$ ).

Затем всем ненулевым ячейкам присваивалось значение 1, в результате чего формировалось распределение параметров освещения. Таким образом сохраняется информация о наличии той или иной белой точки в сцене, но устраняется возможность неверной интерпретации численного значения, как вероятности, либо степени предпочтительности. Интересно отметить, что таким действием устраняется информация о линейных размерах источника, но она может быть восстановлена из исходных данных и разметки.

В результате экспериментов с шумоподавлением изображений зеркальных шаров с замаскированными пикселями стало ясно, что эта процедура может порождать артефакты, поскольку происходит линейное смешивание зашкеленных и незашкеленных пикселей. Для устранения этого пагубного влияния на форму гистограммы и соответствующего распределения были оставлены только те пиксели, которые присутствовали в распределении, полученном аналогичным образом из значений пикселей замаскированной части зеркального шара без шумоподавления.

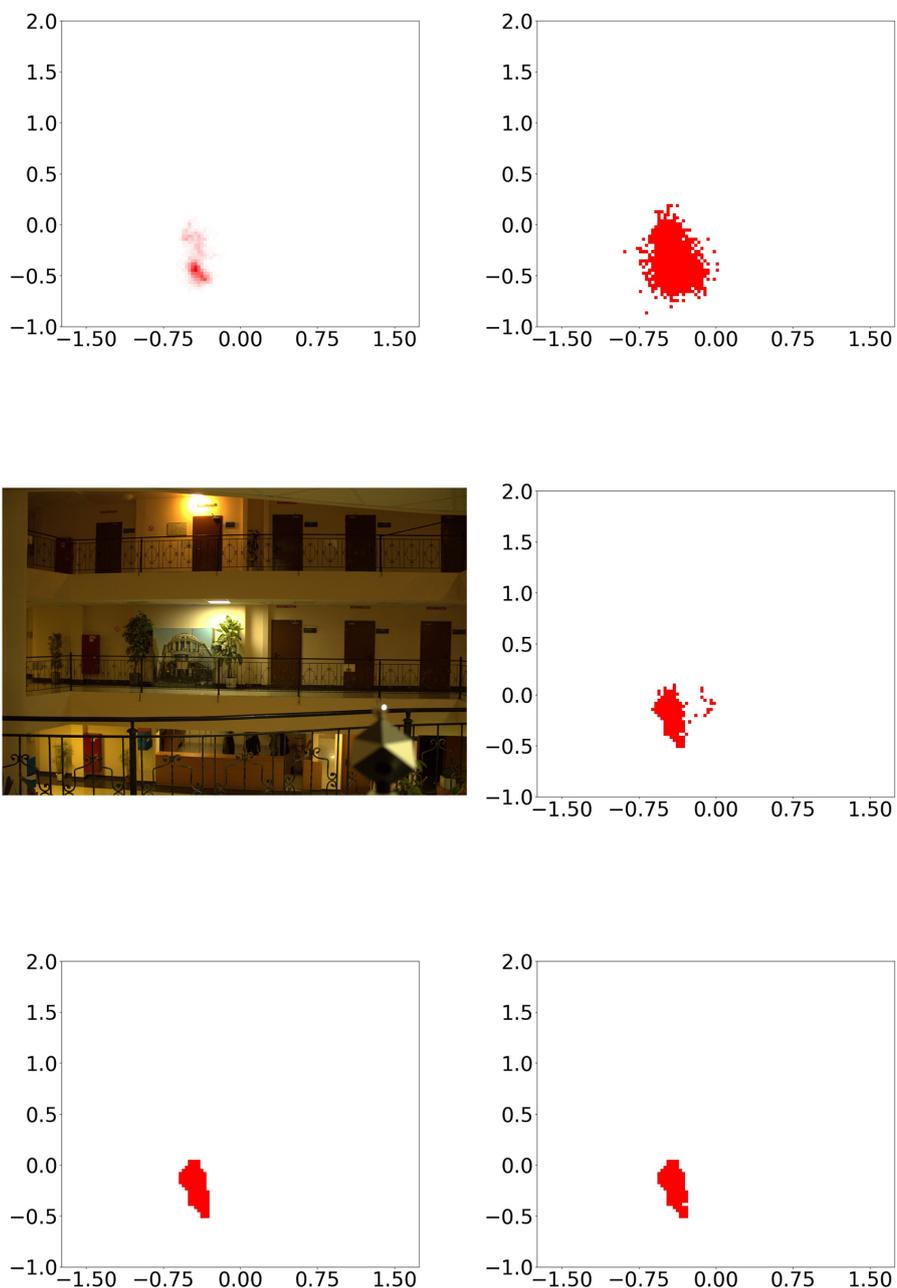
На следующем шаге, чтобы устранить несвязные кластеры небольшого размера и повысить степень связанности основных кластеров, с распределением производились морфологические операции. Сначала применялась операция открытия с ядром (3, 2), далее применялась операция закрытия с ядром (3, 3) (эти параметры получены экспериментально). После этого гистограмма смещалась на одну ячейку влево, чтобы скомпенсировать сдвиг, возникший из-за четности одного из измерений ядра в используемой реализации операции открытия.

Далее производился анализ компонент связности гистограммы. Каждому изображению набора данных `Cube++` была сопоставлена одна из 3 меток – ['indoor', 'outdoor', 'unknown'], характеризующая условия съемки. В рамках этой работы каждому изображению с меткой 'unknown' была сопоставлена метка 'indoor' или 'outdoor'. Было замечено, что в случае, когда гистограмма состоит из более чем одного компонента связности, характер этих компонент для 'indoor' и 'outdoor' изображений разный. В случае 'indoor' коррекции, соответствующие наименьшим компонентам связности, получались визуально неправдоподобными. В случае 'outdoor', напротив, коррекции, соответствующие всем компонентам связности, получались визуально правдоподобными. Таким образом, было решено оставить одну наибольшую компоненту связности для 'indoor' изображений и все компоненты для 'outdoor'.

После анализа компонент связности по гистограмме строилась ее выпуклая оболочка с помощью алгоритма Грэхема [36]. Использование выпуклой оболочки гистограммы необходимо, т.к. гистограмма, полученная с использованием предыдущих шагов может оказаться

не выпуклой или состоящей из нескольких компонент связности, что противоречит законам Грассмана [37] и линейности модели формирования изображений.

Наконец, полученное распределение дополнялось нулями по краям, чтобы получить окончательное ground truth распределение для каждого изображения размера  $128 \times 128$ , как показано на рисунке 4.



**Рис. 5.** Пример эволюции набора данных: (1) – бинаризация распределения; (2) – применение `bm3d` к распределению; (3) – применение операции открытия к распределению; (4) – применение операции закрытия к распределению и его сдвиг на одну ячейку влево.

На рисунке 5 проиллюстрированы изменения, которые происходят с распределением в ходе последовательного применения каждого шага.

Для проверки корректности предложенного способа генерации набора данных и консистентности с существующим набором данных было проверено, что отрезок, соединяющий оценки источников, полученных по серым граням цветовой мишени (эта информация уже доступна в разметке набора данных Cube++), лежит для в полученном распределении. Эта проверка позволила существенно повысить качество разметки, уточнив и процедуру формирования разметки, и позволив убрать из рассмотрения иные случаи. Случай, когда отрезок выходит за область сформированного распределения требует дополнительных модификаций разметки, которые авторы предпочли оставить в качестве будущей работы без ущерба для репрезентативности уже полученного набора данных. Также результаты допустимых согласно полученному набору данных коррекций были тщательно проверены органолептически.

### 3. АЛГОРИТМЫ

Далее в статье пойдет речь об использованных алгоритмах, но до этого стоит напомнить, как выглядит общепринятая модель формирования изображений [34]

$$f_c(\mathbf{x}) = \int_{\omega} I(\lambda, \mathbf{x}) R(\lambda, \mathbf{x}) \rho_c(\lambda) d\lambda, \quad (1)$$

где  $\mathbf{x}$  – пиксель изображения  $\mathbf{f}$ ,  $c \in \{R, G, B\}$  – цветовой канал,  $\lambda$  – длина волны в видимом спектре  $\omega$ ,  $I(\lambda, \mathbf{x})$  – спектральное распределение освещения,  $R(\lambda, \mathbf{x})$  – спектральная функция отражения поверхности, и  $\rho_c(\lambda)$  – спектральная чувствительность камеры соответствующего канала  $c$ .

#### 3.1. Grey-World

В работе в качестве базовых используются алгоритмы, основанные на статистиках низкого уровня. Наиболее известным и наиболее часто используемым методом такого типа является алгоритм Grey-World [20], в основе которого лежит следующее предположение: усредненный по полю зрения спектр сцены при нейтральном источнике света является ахроматическим. Из этого предположения напрямую следует, что любое отклонение от нейтральной цветности в сцене вызвано воздействием источника освещения. Это означает, что цвет источника освещения  $e$  может быть оценен путем вычисления среднего цвета на изображении:

$$\frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x}} f_c(\mathbf{x}) = e_c, \quad (2)$$

где  $N$  – число пикселей изображения.

В качестве альтернативы, вместо вычисления среднего цвета всех пикселей, было показано, что сегментирование изображения и вычисление среднего цвета для всех сегментов может улучшить точность алгоритма Grey-World [21, 22]. Этот этап предобработки может привести к улучшению результатов, поскольку Grey-World чувствителен к большим равномерно окрашенным поверхностям, так как их наличие в сцене часто приводит к нарушению основного предположения. Сегментация изображения перед вычислением среднего цвета сцены уменьшает этот эффект.

#### 3.2. White-Patch и Max-RGB

Другим хорошо известным методом является алгоритм White-Patch [23], работающий в следующем предположении: максимальный отклик соответствует наименее поглощающему

красителю. Такая белая или зеркальная (под нужным углом) поверхность будет отражать весь спектр падающего на неё света. Следовательно, цвет отражения в точности соответствует цвету источника света. На практике предположение об идеальном коэффициенте отражения применяется раздельно для каждого цветового канала, что приводит к алгоритму Max-RGB [24, 25]. Этот метод оценивает освещение путем вычисления максимального отклика в отдельных цветовых каналах:

$$\max_{\mathbf{x}} f_c(\mathbf{x}) = e_c. \quad (3)$$

В [26] показано, что алгоритмы Grey-World и Max-RGB являются частными случаями более общего представления, выразимого через норму Минковского:

$$\mathcal{L}_c(p) = \frac{1}{N} \left( \sum_{\mathbf{x}} f_c^p(\mathbf{x}) \right)^{\frac{1}{p}} = e_c. \quad (4)$$

Замена  $p = 1$  в уравнении (4) эквивалентна вычислению среднего значения  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ , то есть  $\mathcal{L}(1) = (\mathcal{L}_R(1), \mathcal{L}_G(1), \mathcal{L}_B(1))^T$  равно ответу алгоритма Grey-World. Когда  $p = \infty$ , уравнение (4) приводит к вычислению максимума  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ , т.е.  $\mathcal{L}(\infty)$  равно ответу алгоритму Max-RGB.

### 3.3. Grey-Edge

Допущения вышеуказанных методов цветовой константности основаны на распределении цветов (значениях пикселей), представленных на изображении. Рассмотрение статистик более высокого порядка (таких как производные изображений) предложено в [27], где представлен алгоритм Grey-Edge, который включает в себя хорошо известные методы, такие как (4), а также методы, основанные на производных первого и второго порядка:

$$\frac{1}{N} \left( \sum_{\mathbf{x}} \left| \frac{d^n f_c(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^n} \right|^p \right)^{\frac{1}{p}} = e_c^{n,p}, \quad (5)$$

где  $|\cdot|$  обозначает норму Фробениуса,  $c = \{R, G, B\}$ ,  $n$  - порядок производной, а  $p$  - норму Минковского.

Идейно ожидаемое преимущество данных алгоритмов как раз и заключается в том, что пиксели в окрестностях границ (или других особенностей) в сцене чаще в среднем оказываются ахроматическими.

Поскольку длина вектора  $\mathbf{e}$  зависит от геометрии сцены, а не от спектральных свойств источника освещения, этот вектор рассматривается в нормированном виде.

### 3.4. Оценка распределения классическими методами

Согласно работе [28], существует несколько способов адаптировать алгоритмы оценки доминантного источника освещения для получения множества оценок в сцене по одному изображению. В данной работе рассмотрено два способа: на основе сетки и на основе ключевых точек. В случае сегментация посредством сетки изображение разделяется на 4374 одинаковые квадратные области размером  $32 \times 32$ , к каждой из которых применяется соответствующий базовый алгоритм. Нахождение ключевых точек по изображению происходит с помощью детектора Харриса-Лапласа [29] со следующими параметрами: количество октав в масштабно-пространственной пирамиде - 8; пороговое значение для показателя угловатости Харриса - 0.01; пороговое значение для выбора разностной шкалы по Гауссу - 0.01; максимальное количество углов, которые необходимо учитывать - 500; количество промежуточных гамм на

октаву – 2. Далее, с помощью полученных таким образом расположений и размеров ключевых точек, всё изображение разбивается на области с использованием  $L2$  расстояния.

Оценка алгоритма для каждой полученной области соответствует точке из распределения на плоскости цветности.

#### 4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

В данном разделе обсуждаются методы оценки точности оценки гистограмм, а также приводятся результаты численных экспериментов по оценке точности предсказания распределения параметров освещения в сцене.

##### 4.1. *Использованные метрики*

Для оценки полученных результатов в работе использовались 2 метрики: угловая ошибка [1] и дискретная аппроксимация метрики Монжа–Канторовича–Васерштайна, предложенная в работе [38]. Угловая ошибка [30] является самой популярной метрикой в задаче оценки освещения, так как она отражает отклонение цветов, как векторов, друг от друга, при этом не учитывая их абсолютных величины (яркости).

Однако такой способ расчета ошибки затруднителен в случае распределений, поэтому в работе используется метрика Монжа–Канторовича–Васерштайна. В качестве алгоритма вычисления аппроксимации данной метрики в двумерном случае (поиск точного значения метрики вычислительно трудная задача) использовался алгоритм, предложенный в работе [38]. Здесь и далее в целях лаконичности данная аппроксимация будет называться «метрика землекопа».

Детальнее, метрика землекопа считалась с помощью Быстрого преобразования Хафа [32]. Сначала для всех наклонов прямых считались суммы по прямым с соответствующим наклоном, таким образом формируя одномерную гистограмму. Далее между полученными парами гистограмм (ground truth и ответ алгоритма) считались одномерное расстояние землекопа с  $L1$  метрикой за линейное время. После этого бралось среднее значение одномерных расстояний землекопа по всем наклонам кривых. Таким образом асимптотическая вычислительная сложность расчета такой метрики составляла  $\Theta(n^2 \log n)$ .

Метрика землекопа эффективно используется для нахождения расстояния между одномерными гистограммами [31], что вдохновило авторов для использования её аппроксимации в работе.

Стоит отметить, что в выражении для метрики землекопа  $L1$  расстояние между ячейками, использованное при подсчете кумулятивной суммы, можно заменить на угловую метрику или ошибку репродукции. Это позволит точно связать получаемые численные результаты в новой постановке с результатами в постановке предсказания одной белой точки.

##### 4.2. *Результаты глобальной оценки освещения*

Ниже приведены результаты работы базовых алгоритмов, предсказывающих одну глобальную оценку освещения. Угловая ошибка считалась между оценкой освещения алгоритма и ответом для левой грани SpyderCube (левая грань выбрана без ограничения общности). Метрика землекопа считалась между распределением, состоящим из одной точки белого, полученной из работы базовых алгоритмов, и ground truth распределением. В таблицу 2 помимо ответов алгоритмов также добавлены результаты для левой грани SpyderCube.

Результаты для угловой ошибки показывают, что качество алгоритмов Grey-World и Grey-Edge примерно одинаково на этой метрике, когда же алгоритм Max-RGB сильно уступает. Сравнение результатов алгоритмов на метрике землекопа приводит к таким же заключениям.

**Таблица 1.** Угловая ошибка (левая грань) для сравнения работы базовых алгоритмов, предсказывающих одну глобальную оценку освещения.

Метод	Среднее	Медиана	10% худших	1% худших
Grey-World	3.49	2.65	10.38	16.42
Max-RGB	6.71	4.15	20.99	32.13
Grey-Edge	<b>3.48</b>	<b>2.64</b>	<b>10.02</b>	<b>15.41</b>

**Таблица 2.** Метрика землекопа, посчитанная между распределением, состоящим из одной точки белого, полученной из работы базовых алгоритмов, и ground truth распределением.

Метод	Среднее	Медиана	10% худших	1% худших
SpyderCube левая грань	13.02	12.86	<b>17.29</b>	<b>21.55</b>
Grey-World	14.94	<b>14.04</b>	22.60	28.84
Max-RGB	17.69	15.44	30.70	40.97
Grey-Edge	<b>14.89</b>	14.13	22.32	27.73

Отсюда следует, что даже при использовании L1 при оценке расстояния землекопа количественное соотношение между точностями алгоритмов сохраняется. Это в том числе косвенно подтверждает корректность предложенного способа оценки расстояния землекопа. Кроме того, результаты для левой грани SpyderCube логично лучше полученных для базовых алгоритмов, так как ответы для цветовой мишени являются частью исходной разметки данных.

#### 4.3. Результаты оценки распределения освещения

Рассмотрим теперь точность оценки распределения параметров освещения на основе полученного набора данных. Ниже приведены результаты работы базовых алгоритмов с использованием сегментации на основе сетки или ключевых точек. Метрика землекопа считалась между распределением, полученным из работы базовых алгоритмов, и ground truth распределением.

**Таблица 3.** Метрика землекопа, посчитанная между распределением, полученным из работы базовых алгоритмов, и ground truth распределением.

Метод	Среднее	Медиана	10% худших	1% худших
Grey-World (сетка)	9.40	8.69	18.33	25.33
Max-RGB (сетка)	<b>8.23</b>	<b>7.60</b>	<b>16.15</b>	<b>22.25</b>
Grey-Edge (сетка)	9.31	8.46	18.20	24.91
Grey-World (ключевые точки)	9.45	8.55	18.67	24.86
Max-RGB (ключевые точки)	8.67	7.89	16.84	22.82
Grey-Edge (ключевые точки)	9.40	8.50	18.66	25.12

Результаты работы Max-RGB в условиях сегментации, напротив, лучше Grey-World и Grey-Edge как на основе сетки, так и на основе ключевых точек.

## 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе решается проблема несоответствия существующих наборов данных задачам, возникающим при цветовой коррекции изображений в современных конвейерах формирования изображений. Предложен новый набор данных “изображение – распределение освещения в сцене”. С ним произведен ряд экспериментов с использованием алгоритмов, основанных на статистиках низкого уровня (Grey-World, Max-RGB, Grey-Edge). Работа алгоритмов провере-

на на двух метриках: угловой ошибке и метрике землекопа для случая предсказания одной точки белого и распределения соответственно.

Собран новый набор данных для решения задачи оценки распределения освещения. Предложен новый способ оценки качества решения задачи оценки освещения с использованием аппроксимации метрики Васерштейна. Получены количественные оценки качества оценки распределения источников освещения с помощью адаптированных классических алгоритмов оценки освещения. Лучшее среднее значение метрики землекопа на базовых алгоритмах для глобальной оценки достигается для алгоритма Grey-Edge (14.89), а лучшее среднее значение метрики землекопа для случая сегментации достигается для алгоритма Max-RGB на основе сетки (8.23).

Стоит выделить три направления для развития данной работы. Во-первых, целесообразно выполнить исследование по поиску нейросетевой архитектуры минимального размера, способных решать рассматриваемую задачу. На практике это свойство особенно важно для обеспечения режима реального времени в работе мобильных устройств. Также есть потенциал обучения на самой метрике землекопа, в том числе с защитой в нее угловой ошибкой. Во-вторых, провести исследование человеческих предпочтений, тем самым добавив бинарным ground truth распределениям веса, соответствующие предпочтениям пользователей. В-третьих, оценить применимость нового набора данных для аугментации данных в контексте оценки доминантного источника освещения. В-четвертых, сформировать новый набор данных с использованием серого ахроматического шара в качестве цветовой мишени, что позволит непосредственно оценивать распределение параметров освещения в сцене.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Gijssenij A., Gevers T. Color constancy using natural image statistics. *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2007, pp. 1-8.
2. Karaimer H. C., Brown M. S. A software platform for manipulating the camera imaging pipeline. *European Conference on Computer Vision*. Cham: Springer, 2016, pp. 429-444.
3. Ciurea F., Funt B. A large image database for color constancy research. *Color and Imaging Conference*. Society for Imaging Science and Technology, 2003, vol. 2003, No. 1, pp. 160-164.
4. Gehler P. V. et al. Bayesian color constancy revisited. *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2008, pp. 1-8.
5. Cheng D., Prasad D. K., Brown M. S. Illuminant estimation for color constancy: why spatial-domain methods work and the role of the color distribution. *JOSA A*, 2014, vol. 31, No 5, pp. 1049-1058.
6. Laakom F. et al. Intel-tau: A color constancy dataset. *IEEE Access*, 2021, vol. 9, pp. 39560-39567.
7. Ershov E. et al. The cube++ illumination estimation dataset. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 227511-227527.
8. Aghaei H., Funt B. A flying gray ball multi-illuminant image dataset for color research. *Color and Imaging Conference*. Society for Imaging Science and Technology, 2020, vol. 2020, No. 28, pp. 142-149.
9. Beigpour S. et al. Multi-illuminant estimation with conditional random fields. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, vol. 23, No. 1, pp. 83-96.
10. Bianco S., Schettini R. Adaptive color constancy using faces. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2014, vol. 36, No. 8, pp. 1505-1518.
11. Scuello M. et al. Museum lighting: optimizing the illuminant. *Color Research & Application: Endorsed by Inter-Society Color Council, The Colour Group (Great Britain), Canadian Society for Color, Color Science Association of Japan, Dutch Society for the Study of Color, The Swedish Colour Centre Foundation, Colour Society of Australia, Centre Français de la Couleur*, 2004, vol. 29, No. 2, pp. 121-127.

12. Cheng D. et al. Two illuminant estimation and user correction preference. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016, pp. 469-477.
13. Barron J. T., Tsai Y. T. Fast fourier color constancy. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 886-894.
14. Afifi M., Brown M. S. Sensor-independent illumination estimation for DNN models. *arXiv preprint arXiv:1912.06888*, pp. 2019.
15. Qian Y. et al. Recurrent color constancy. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 5458-5466.
16. Savchik A., Ershov E., Karpenko S. Color cerberus. *2019 11th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA)*. IEEE, 2019, pp. 355-359.
17. Aghaei H., Funt B. A flying gray ball multi-illuminant image dataset for color research. *Color and Imaging Conference*. Society for Imaging Science and Technology, 2020, vol. 2020, No 28, pp. 142-149.
18. Dabov K. et al. BM3D image denoising with shape-adaptive principal component analysis. *SPARS'09-Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations*. 2009.
19. Николаев Д. П. *Алгоритмы цветовой сегментации, применимые в условиях сложного освещения сцены*. Автореферат кандидатской диссертации : Моск. гос. ун-т им. МВ Ломоносова, 2004.
20. Buchsbaum G. A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin institute*, 1980, vol. 310, No. 1, pp. 1-26.
21. Gershon R., Jepson A. D., Tsotsos J. K. From [R, G, B] to Surface Reflectance: Computing Color Constant Descriptors in Images. *IJCAI*, 1987, pp. 755-758.
22. Barnard K., Cardei V., Funt B. A comparison of computational color constancy algorithms. I: Methodology and experiments with synthesized data. *IEEE transactions on Image Processing*, 2002, vol. 11, No. 9, pp. 972-984.
23. Land E. H. The retinex theory of color vision. *Scientific american*, 1977, vol. 237, No. 6, pp. 108-129.
24. Funt B., Shi L. The rehabilitation of MaxRGB. *Color and imaging conference*. Society for Imaging Science and Technology, 2010, vol. 2010, No. 1, pp. 256-259.
25. Funt B., Shi L. The effect of exposure on MaxRGB color constancy. *Human Vision and Electronic Imaging XV*. SPIE, 2010, vol. 7527, pp. 282-288.
26. Finlayson G. D., Trezzi E. Shades of gray and colour constancy. *Color and Imaging Conference*. Society for Imaging Science and Technology, 2004, vol. 2004, No. 1, pp. 37-41.
27. Van De Weijer J., Gevers T., Gijzenij A. Edge-based color constancy. *IEEE Transactions on image processing*, 2007, vol. 16, No. 9, pp. 2207-2214.
28. Gijzenij A., Gevers T. Color constancy using natural image statistics and scene semantics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, vol. 33, No. 4, pp. 687-698.
29. Mikolajczyk K., Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors. *International journal of computer vision*, 2004, vol. 60, No. 1, pp. 63-86.
30. Hordley S. D., Finlayson G. D. Reevaluation of color constancy algorithm performance. *JOSA A*, 2006, vol. 23, No. 5, pp. 1008-1020.
31. Rubner Y., Tomasi C., Guibas L. J. The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *International journal of computer vision*, 2000, vol. 40, No. 2, pp. 99-121.
32. Ershov E. et al. Fast Hough transform analysis: pattern deviation from line segment. *Eighth International Conference on Machine Vision (ICMV 2015)*. SPIE, 2015, vol. 9875, pp. 42-46.
33. Banić N., Košćević K., Lončarić S. Unsupervised learning for color constancy. *arXiv preprint arXiv:1712.00436*, 2017.

34. Nikolaev D. P., Nikolayev P. P. Linear color segmentation and its implementation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, vol. 94, No. 1-3, pp. 115-139.
35. Ershov E. et al. NTIRE 2022 challenge on night photography rendering. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2022, pp. 1287-1300.
36. Graham R. L. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set. *Info. Pro. Lett.*, 1972, vol. 1, pp. 132-133.
37. Grassman H. Zur Theorie der Farbenmischung. Poggendorf. *Ann. Phys.*, 1953, vol. 89, No. 69, pp. 1853.
38. Шутова А.А., Ершов Е.И. Метод оценки расстояния Васерштейна с помощью быстрого преобразования Хафа. ИТиС. 2022.

## Illumination Parameters Distribution Estimation for Single Scene

V.V. Tesalin, E.I. Ershov

White balance is a classic step in all modern image formation pipelines. This step is performed to compensate for the influence of the light source, thereby reproducing the mechanism of color constancy of the human visual system. In modern devices, automatic white balance methods work assuming that there is a single dominant light source in the scene. However in many real scenes, there are often several light sources (sun and sky, light lamps and window light, etc.). In such a manner as a correct ground truth in illumination estimation problem we should consider a variety of white points and all their possible linear combinations. In this work we propose to consider illumination parameter distribution on a chromaticity plane as a new form of a ground truth. This study examines the task of estimating the distribution of light sources, a special case of which is illumination from a single source. The paper describes a new dataset consisting of 3812 images and their corresponding illumination distributions obtained on the basis of the new Cube++ dataset. The distribution reflected in mirror ball color target SpyderCube scene. A method for adapting the classical color constancy algorithms for estimating the distribution of illumination sources. A numerical assessment of their quality was carried out using a discrete implementation of Monge-Kantorovich-Wasserstein metrics.

**KEYWORDS:** white balance, illumination estimation, color adaptation, color reproduction, color constancy, image processing, computational photography