

Учёт цветового тона источника освещения для повышения точности преобразования цветового пространства¹

Д. Д. Иванов^{*,**}, В. О. Плехотнюк^{*,**}, Е. И. Ершов^{*,**}

^{*} Институт проблем передачи информации имени А.А. Харкевича, Российская академия наук,
Москва, Россия

^{**} Московский физико-технический институт (Национальный исследовательский университет),
Долгопрудный, Россия

Поступила в редколлегию 01.07.2025 г. Принята 28.07.2025 г.

Аннотация—Существующие алгоритмы преобразования цветовых пространств в конвейерах обработки изображений работают субоптимально. Линейная (матричная) модель преобразования цветовых координат теоретически может работать в 1,5–2 раза лучше используемого в современных камерах подхода. Исследование структуры пространства матриц перехода выявило его низкую размерность: размерность Хаусдорфа ≈ 3 , эффективная размерность PCA ≈ 4 . На основе этого анализа мы предлагаем новые параметризации матриц перехода. Эксперименты подтверждают, что предложенные параметризации повышают точность преобразований на 8,7% по сравнению с существующими методами.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: цветовая вычислительная фотография, переход между цветовыми пространствами, цветокоррекция

DOI: 10.53921/18195822_2025_25_2_237

1. ВВЕДЕНИЕ

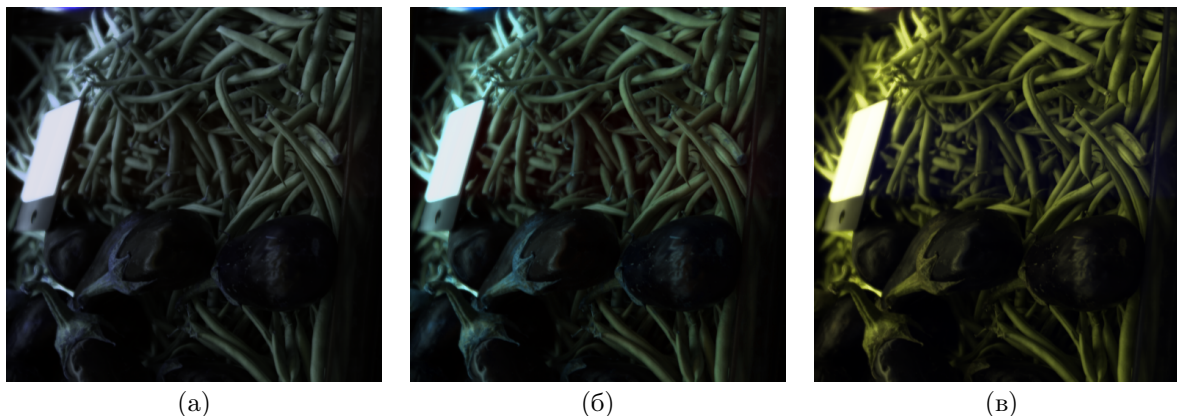


Рис. 1. Сравнение различных методов преобразования цветовых пространств. (а) интерполяция по температуре (б) интерполяция по температуре и оттенку (в) оптимальная матрица

Классический конвейер преобразования входного сигнала камеры в финальное изображение состоит из нескольких этапов. Один из ключевых шагов — преобразование цветового

¹ Исследование осуществлено в рамках Госзадания № FFNU-2022-0028 ИППИ РАН

пространства. Её обычно выполняют в два этапа — баланс белого и преобразование цветовых координат.

Баланс белого имитирует свойство человеческого зрения, известное как цветовая адаптация. Это свойство позволяет воспринимать окраску объектов относительно стабильно при изменении освещения (например, переход от ламп накаливания к дневному свету D65) [10]. Цветовая коррекция, таким образом, обеспечивает независимость итогового изображения от особенностей камеры и условий освещения.

Преобразование цветовых координат используется для сопоставления цветового пространства камеры (далее — RAW RGB) с пространством стандартного наблюдателя. Этот шаг необходим, для итоговой визуализации изображения. Найти точное сопоставление всех цветов невозможно в силу условия Максвелла-Лютера-Айвза, поэтому этап преобразования цветовых координат заключается в минимизации ошибки между результатом преобразования цветов из пространства камеры в пространство стандартного наблюдателя, CIE XYZ 1931 [6] и истинными значениями откликов в этом пространстве.

Для решения этой задачи можно использовать линейную модель, которая осуществляет переход с помощью домножения цветов в исходном пространстве на матрицу размера 3×3 . Естественным развитием этого подхода являются модели, использующие признаки, полученные некоторым преобразованием цветов, такие как корневая полиномиальная регрессия [4] и регрессия с рациональными признаками [12]. Эту задачу также можно решать с использованием нейронных сетей [8, 11]. Однако данные методы показывают высокое качество только при конкретном источнике освещения, на котором они были обучены. В работе [1] показано влияние источника на качество коррекции и исследованы различные стратегии получения матриц, такие как использование распределения ошибки определения точки белого и интерполяция заранее обученных матриц преобразования. Однако для работы представленных стратегий подбора матрицы требуется знание о спектральных чувствительностях камеры.

Метод перехода между цветовыми пространствами, описанный в статье [7] Майкла С. Брауна основывается на наблюдении, что палитра цветов в сцене задаётся источником освещения. В работе предлагается обучать матрицы CST для нескольких фиксированных источников с известной цветовой температурой и на этапе применения линейно интерполировать матрицу между ними в зависимости от обратной цветовой температуры ($1/T$) текущего источника.

Эта работа посвящена исследованию возможных путей улучшения качества алгоритма из статьи [7] Майкла С. Брауна, основанного на интерполяции заранее посчитанных матриц. Теоретический предел точности этого метода показывает большое пространство для улучшения — в 1.5-2 раза. Такая точность достигается при использовании оптимальных матриц, рассчитанных для каждого изображения. Анализ размерности пространства оптимальных матриц показывает что многообразие малопараметрично и его можно описать 3-4 параметрами с 99% точностью. С целью повышения точности мы рассмотрели дополнительный параметр для интерполяции матриц — цветность источника освещения, а также альтернативную функцию для интерполяции. Кроме того, в работе показано, что методы, основанные на интерполяции работают не только на линейной модели, но и на таких моделях как Scalable Rational и Root Polynomial.

2. ЗАДАЧА ПЕРЕХОДА В ДРУГОЕ ЦВЕТОВОЕ ПРОСТРАНСТВО

Предположим, что все поверхности сцены являются ламбертовыми, т.е. их отражательная способность не зависит от угла наблюдения лучей света, и в сцене присутствует один доминирующий источник освещения. Тогда трёхканальные изображения в пространстве камеры Φ_{cam}

в CIE XYZ Φ_{xyz} , а также точку белого I_{cam} можно представить следующим образом:

$$\Phi_{cam}(x) = \int_{\omega} R(\lambda, x) \cdot I(\lambda) \cdot S_{cam}(\lambda) d\lambda, \quad (1)$$

$$\Phi_{xyz}(x) = \int_{\omega} R(\lambda, x) \cdot 1 \cdot S_{xyz}(\lambda) d\lambda, \quad (2)$$

$$I_{cam} = \int_{\omega} I(\lambda) \cdot S_{cam}(\lambda) d\lambda, \quad (3)$$

где $R(\lambda, x)$ — отражательная способность поверхности на длине волны λ в пикселе x , $I(\lambda)$ — излучение источника, $S_i(\lambda)$ — вектор-функция спектральных чувствительностей сенсора i . Интегрирование происходит по всем длинам волн видимого спектра (380–720 нм). На практике, вычисления происходят приближённо, так как спектральные чувствительности известны только для некоторого конечного набора длин волн. При получении значения цвета в пространстве стандартного наблюдателя используется эквиэнергетический источник, излучение которого на всех длинах волн одинаково и равно единице.

Используя обобщённую модель фон Криса [3], согласно которой, цветовые каналы изображения независимы, баланс белого можно совершить домножением на диагональную матрицу, полученную обращением точки белого. Тогда переход в пространство CIE XYZ выглядит следующим образом:

$$\Phi'_{xyz} = \Phi_{cam} \times \text{diag}(I_{cam})^{-1} \times \text{CST}, \quad (4)$$

где $\text{CST} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ — матрица перехода между цветовыми пространствами.

При известных значениях цветового отклика в пространстве CIE XYZ (например, в случае использования цветовой мишени) можно посчитать матрицу перехода, минимизируя норму разности искомого и преобразованного значений:

$$\text{CST} = \arg \min_{\text{CST}} \|\Phi_{cam} \times \text{diag}(I_{cam})^{-1} \times \text{CST} - \Phi_{xyz}\|_2^2. \quad (5)$$

Минимизация МНК имеет аналитическое решение

$$\text{CST} = (\text{diag}(I_{cam})^{-1} \Phi_{cam}^T \Phi_{cam} \text{diag}(I_{cam})^{-1})^{-1} \Phi_{cam}^T \text{diag}(I_{cam})^{-1} \Phi_{xyz}. \quad (6)$$

2.1. Существоющее решение

Самый часто применяемый метод, предложенный Майклом С. Брауном в статье [7] использует в качестве параметризации функции перехода между цветовыми пространствами цветовую температуру источника — CCT (от англ. Correlated Color Temperature) [13]. Такой выбор обоснован предположением, что распределение палитры цветов в сцене в значительной степени зависит от источника освещения. Выбор температуры связан с наблюдением, что большая часть спектров источников освещения достаточно близки к спектру абсолютно чёрного тела (АЧТ), т.е. источники различаются в основном температурой. Таким образом матрица преобразования между цветовыми пространствами вычисляется с помощью интерполяции матриц, посчитанных на цветовой мишени CST_i по коррелированной цветовой температуре CST_i источника, освещающего сцену. Для заданного источника матрица вычисляется по следующей формуле:

$$\text{CST} = (1 - g) \cdot \text{CST}_i + g \cdot \text{CST}_{i+1}, \quad \text{где} \quad g = \frac{\text{CCT} - \text{CST}_i}{\text{CST}_{i+1} - \text{CST}_i}. \quad (7)$$

В данном выражении $\{\text{CST}_i\}_{i=1}^n$ — упорядоченный список температур планковских источников, с помощью которых были получены CST_i , CCT соответствует коррелированной

цветовой температуре источника, освещающего сцену, для которой требуется найти матрицу перехода. Индекс i выбирается так, чтобы $CST_i \leq CST \leq CST_{i+1}$. Если $CST < CST_1$, то полагаем $CST = CST_1$, иначе если $CST > CST_n$, CST определяется равным CST_n .

В этой работе для оценки качества перехода использовалась средняя угловая ошибка между векторами цветов. Для удобства эта метрика измерялась в градусах. Обозначим её MAE (от mean angular error). Формула MAE для двух изображений X и Y выглядит следующим образом:

$$MAE(X, Y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{180}{\pi} \arccos \left(\frac{X_i^T Y_i}{\|X_i\|_2 \|Y_i\|_2} \right). \quad (8)$$

Будем считать эту метрику для каждой пары изображений из набора данных и потом усреднять её по всем изображениям. Следует отметить, что значение этой метрики не зависит от домножения на константу, что позволяет учитывать различие между цветностями пикселей, но не их яркостью.

2.2. Описание данных

Для создания пар изображений в пространствах RAW RGB и CIE XYZ используется гиперспектральный набор KAUST [9]. Этот набор содержит 407 гиперспектральных изображений, содержащих спектральные коэффициенты отражения поверхностей сцены. Из него исключили 7 наиболее тёмных изображений из-за чрезмерного уровня шума. Освещение каждой сцены моделируется случайной линейной комбинацией 38 стандартных источников (D65, LED-01 и других). Изображения в пространствах камер получены с помощью функций спектральных чувствительностей 11 различных камер, список которых можно найти в главе, посвящённой экспериментам. Для корректного баланса белого и оценки параметров освещения, для каждой сцены сохранён спектр освещения и точка белого.

3. АНАЛИЗ РАЗМЕРНОСТИ МАТРИЦ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ЦВЕТОВЫХ КООРДИНАТ

В данном разделе исследуется размерность пространства оптимальных матриц.

Оптимальной матрицей назовём такую матрицу, которая обеспечивает минимальное среднеквадратичное отклонение для произвольного изображения (не обязательно входящего в фиксированный набор данных), освещённого физически реализуемым источником света. **Пространство оптимальных матриц** — некоторое многообразие в 9-ти мерном пространстве матриц размера 3×3 .

Теоретически, для нахождения наилучшей возможной матрицы достаточно использовать число параметров, равное размерности пространства оптимальных матриц.

3.1. Формирование пространства оптимальных матриц

Исследование аналитической формулы для вычисления оптимальной матрицы цветового перехода оказалось слишком трудозатратным, поэтому было принято решение исследовать поточечное приближение многообразия оптимальных матриц.

Для построения этого набора точек использовались следующие компоненты:

- 1024 случайные линейные комбинации из 38 стандартных источников;
- 402 изображения из набора KAUST;
- 512 случайные подвыборки из каждого изображения размером 8192 пикселя каждая.

Для формирования множества точек были использованы все возможные комбинации изображений и источников освещения. Таким образом, были получены 210 763 776 точки.

3.2. Определение размерности пространства оптимальных матриц

Для оценки доли общей дисперсии, объясняемой заданным числом линейных компонент, можно использовать метод главных компонент (РСА, рис. 2).

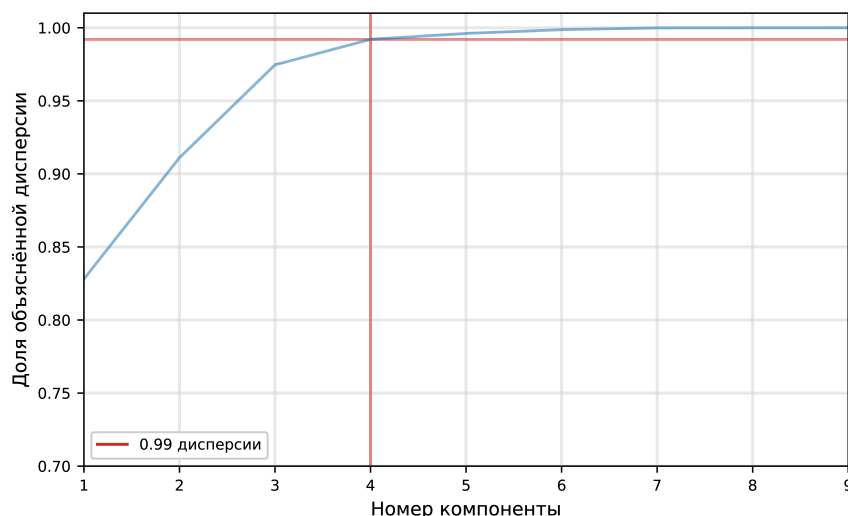


Рис. 2. Доля объясняемой дисперсии с помощью первых n компонент

Результаты анализа показывают, что уже первые четыре главные компоненты объясняют 99% общей дисперсии данных. Это означает, что пространство оптимальных матриц может быть с достаточно высокой точностью аппроксимировано четырёхмерным гиперкубом.

Для определения минимального числа параметров, необходимых для описания многообразия оптимальных матриц цветового преобразования, требуется оценить его размерность Хаусдорфа. В работе применяется метод box-counting (подсчёта покрывающих ячеек) [2], основанный на следующем соотношении:

Пусть d — искомая размерность Хаусдорфа. При покрытии пространства гиперкубами с длиной ребра s выполняется степенной закон:

$$N(s) \sim a \cdot s^{-d}, \quad (9)$$

где $N(s)$ — количество гиперкубов, внутренность которых содержит хотя бы одну точку многообразия, а a — константа. Логарифмируя, получаем линейную зависимость:

$$\log N(s) = \log a + d \cdot \log \left(\frac{1}{s} \right). \quad (10)$$

Таким образом, имеется уравнение прямой, наклон которой определяет искомую размерность. Построим график зависимости $\log s$ от $\log \frac{1}{s}$. Наклон линейного участка показывает размерность Хаусдорфа. Найти линейный участок можно, посмотрев график зависимости прироста $\frac{\log c_i - \log c_{i+1}}{\log \frac{1}{s_i} - \log \frac{1}{s_{i+1}}}$ от $\log \frac{1}{s_i}$. Плато на этом графике определяет область, в которой необходимо искать наклон.

Чтобы применить этот метод ко множеству оптимальных матриц, необходимо сначала нормировать все матрицы. В качестве нормы была выбрана спектральная норма. Далее были рассмотрены ячейки размером от 0,0002 до 0,5. Для этих размеров был построен график и определён линейный участок (рис. 3). Наклон на этом участке примерно равен 3,2.

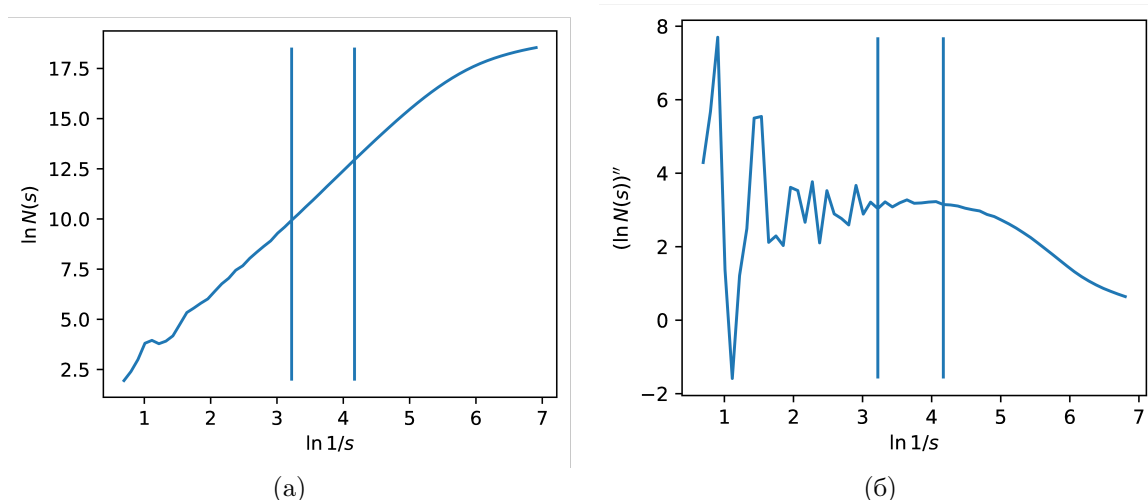


Рис. 3. (а) График зависимости логарифма количества непустых ячеек от логарифма длины ребра гиперкубов. (б) График прироста. Плато определяет область линейности.

Таким образом, размерность Хаусдорфа пространства оптимальных матриц примерно равна трём, следовательно, это множество можно с достаточной точностью описать всего тремя параметрами, т.е. существует параметризация тремя переменными, интерполяция по которым даст матрицу с наименьшей ошибкой на рассматриваемых данных.

4. ПРЕДЛАГАЕМЫЕ УЛУЧШЕНИЯ

4.1. Кубическое ядро для интерполяции

Интерполяцию Брауна из формулы 7 можно обобщить, заменив CST^{-1} на произвольную монотонную функцию $K(CST)$. Назовём такую функцию ядром. Матрицу замены координат можно получить следующим образом:

$$CST = (1 - g)CST_1 + gCST_2, \quad \text{где} \quad g = \frac{K(CST) - K(CST_1)}{K(CST_2) - K(CST_1)}. \quad (11)$$

Эксперименты показали, что использование ядра $K(CST) = CST^{-3}$ улучшает качество преобразования. Это улучшение можно объяснить, проанализировав графики зависимости элементов матрицы от температуры планковского источника при интерполяции с определённым ядром (рис. 4). Расстояние до значения матрицы, полученной при освещении цветовой мишени источником определённой температуры, определяет способность ядра к аппроксимации этого значения, что влияет на качество преобразования цветовых координат с помощью полученной матрицы.

Можно заметить, что наибольшее отклонение от оптимального значения наблюдается в правой нижней ячейке, в которой ядро $K(CST) = \frac{1}{CST^3}$ даёт лучший результат.

4.2. Интерполяция по цветовой температуре и оттенку

Анализ размерности пространства оптимальных матриц показал, что использование единственного параметра (коррелированной цветовой температуры, CST) не обеспечивает достаточной точности полученного преобразования. Естественным решением стало введение второго, ортогонального параметра — цветового сдвига.

Цветовой сдвиг определяется как расстояние от точки цветности источника до планковского локуса в пространстве uv . Таким образом, мы осуществляем параметризацию матрицы

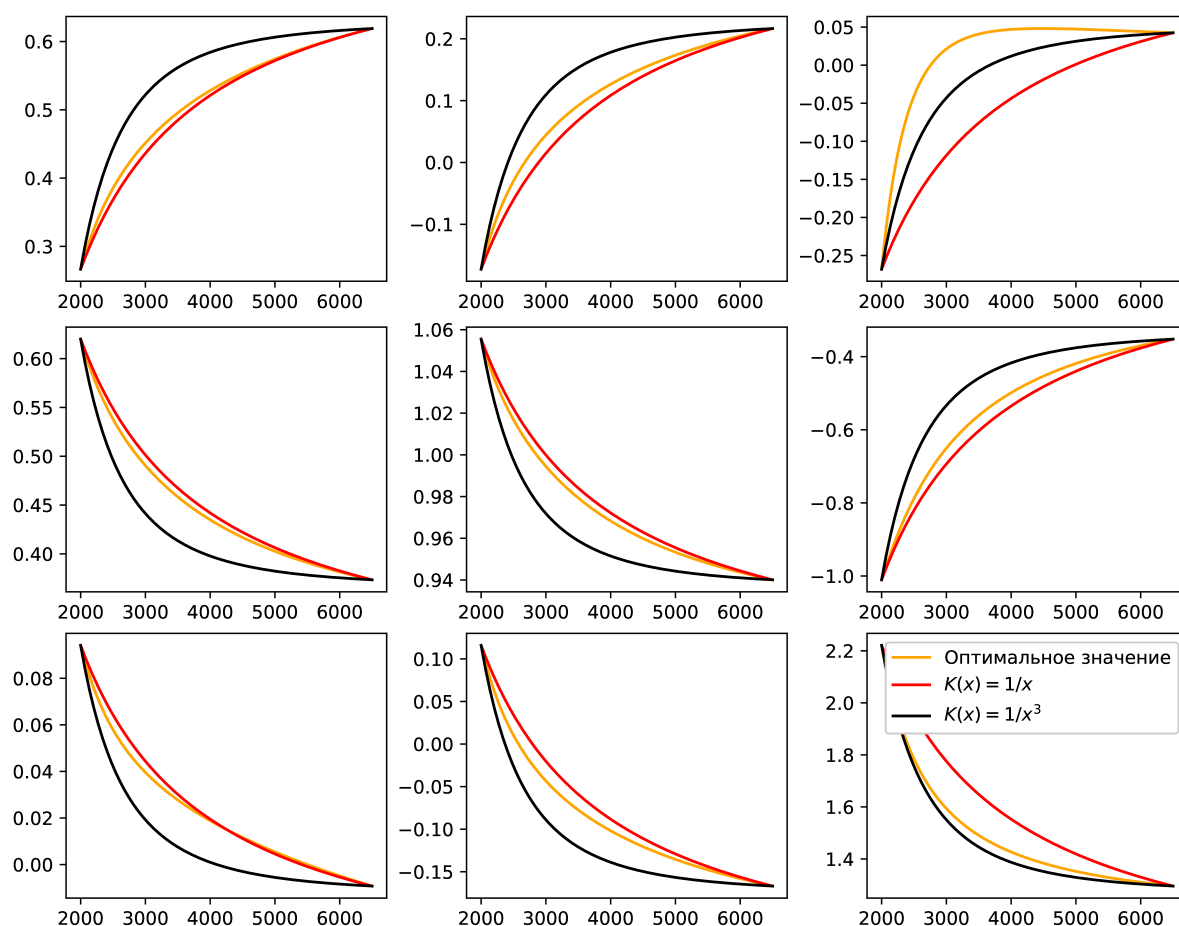


Рис. 4. Зависимость значений ячеек матриц CST при различных ядрах интерполяции в сравнении с оптимальным значением для данной температуры.

преобразования по двум свойствам источника освещения: CCT и цветовому сдвигу. Для параметра цветового сдвига применимо ядро $K(x) = x$.

Процедура интерполяции включает следующие шаги:

1. Для каждой точки белого из обучающего набора, вычислить матрицу CCT. Перевести точку белого в координаты цветовой температуры и цветового сдвига
2. Преобразовать точки (CCT, цветовой сдвиг) с помощью соответствующих ядер ($K_{\text{CCT}}(x) = x^{-3}$, $K_{\text{tint}}(x) = x$).
3. Построить триангуляцию Делоне на образе этих преобразованных точек в пространстве ядер.
4. Преобразовать параметры (CCT, цветовой сдвиг) целевого источника освещения с использованием тех же ядер.
5. Найти треугольник ABC в триангуляции Делоне, содержащий полученную преобразованную точку P .
6. Если такой треугольник найден, то использовать барицентрическую интерполяцию:
 - Посчитать площадь треугольника ABC следующим образом

$$S_{ABC} = \frac{1}{2}(A_x(B_y - C_y) + B_x(C_y - A_y) + C_x(A_y - B_y)). \quad (12)$$

- Аналогично посчитать площади треугольников APB , BPC и APC , лежащих напротив точек C , A и B соответственно.
- Вычислить матрицу преобразования, используя доли площадей, как коэффициенты интерполяции:

$$\text{CST}_P = \frac{S_{BPC}}{S_{ABC}} \text{CST}_A + \frac{S_{APC}}{S_{ABC}} \text{CST}_B + \frac{S_{APB}}{S_{ABC}} \text{CST}_C. \quad (13)$$

7. Если треугольник не найден, найти ближайшую вершину триангуляции, у которой модуль цветового сдвига меньше некоторого порогового значения, и использовать соответствующую ей матрицу. Фильтрация точек необходима из-за нестабильности качества преобразования матрицами, полученными на источнике, далёком от планковского. На практике это означает, что будут использоваться только планковские источники.

5. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Чтобы оценить эффективность предложенных решений, была проведена оценка качества различных алгоритмов получения матрицы преобразования цветовых координат. При сравнении учитывались различные ядра и количество параметров интерполяции, а также цветовые центра — точки белого, с помощью которых были предсчитаны матрицы на цветовой мишени. Рассмотрим эти алгоритмы подробнее:

- **Базовый метод, 3 планковских центра, ядро Брауна:** интерполяция по трём матрицам с температурой 2500K, 4500K и 6500K с использованием одного параметра CCT и стандартного ядра $K(\text{CCT}) = \text{CCT}^{-1}$. Данный метод служит базовым решением для сравнения.
- **3 планковских центра, кубическое ядро:** использование матриц из предыдущего пункта с ядром интерполяции $K(\text{CCT}) = \text{CCT}^{-3}$.
- **9 центров 2D интерполяция, кубическое ядро:** использование CCT и цветности в качестве параметров интерполяции с ядрами $K_{\text{CCT}}(x) = x^{-3}$, $K_{\text{tint}}(x) = x$. Для обучения матриц были выбраны три планковских источника из предыдущего пункта и 6 источников из набора данных BeyondRGB [5] таким образом, чтобы точки белого источников покрывали некоторую область в пространстве xu и не концентрировались в определённой зоне

(рис. 5). Таким образом, нет необходимости выбирать источники со строго определёнными значениями температуры и цветового сдвига. Множество подходящих источников достаточно велико.

- **477 центров 2D интерполяция, кубическое ядро:** использованы все источники из набора BeyondRGB (рис. 6).
- **477 планковских центров, кубическое ядро:** матрицы, полученные по 477-ти планковским источникам с температурой, совпадающей с температурой источников из предыдущего пункта. Этот пример необходим, чтобы показать, что улучшение качества происходит благодаря введению дополнительного параметра, а не увеличению количества точек интерполяции.

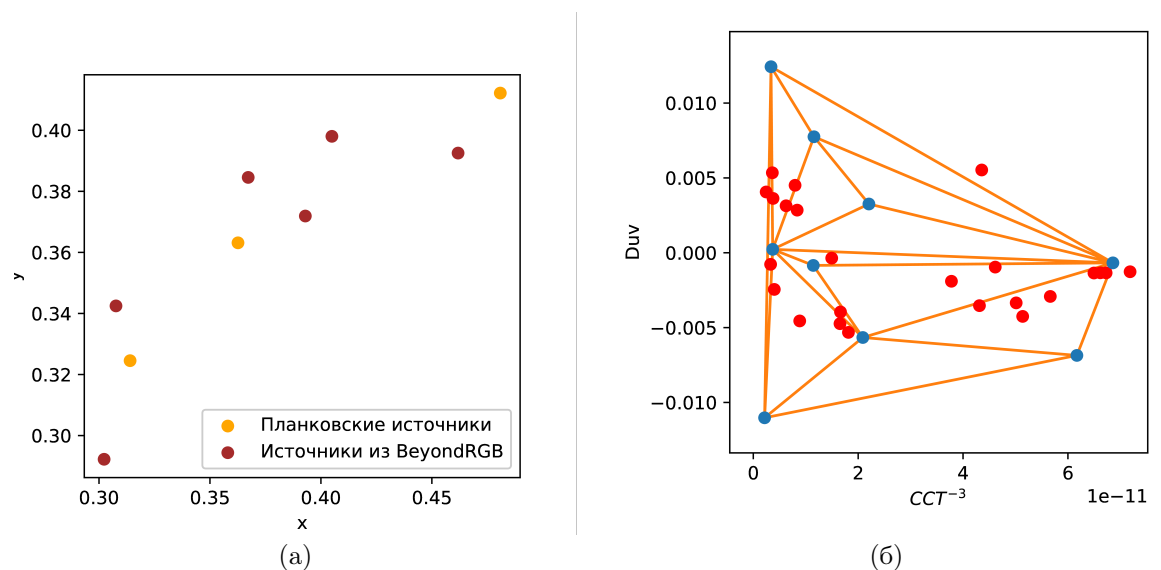


Рис. 5. Демонстрация 9-ти выбранных источников освещения. (а) Точка белого источников в пространстве xy . (б) Триангуляция в пространстве образ ядер для интерполяции. Красным показаны источники из тестового набора.

Оценка проведена на наборе данных KAUST, описанном в разделе 2.2 с использованием спектральных чувствительностей 11-ти различных устройств. В таблице 1 приведены результаты сравнения этих методов. Каждое значение (среднее арифметическое, медиана и стандартное отклонение) было получено усреднением соответствующих среднего арифметического, медианы и стандартного отклонения ошибки для отдельных устройств соответственно. Описанный эксперимент был проведён для моделей, использующих различные типы признаков: линейной модели, корневой полиномиальной регрессии и регрессии с однородными рациональными признаками.

Анализ значений метрики показывает, что замена ядра даёт прирост в качестве преобразования, уменьшая среднюю ошибку в среднем на 1,7% и медиану на 2,5%. Применение такого ядра оправдано, так как позволяет достигнуть улучшения качества без использования дополнительных данных и увеличения вычислительной сложности алгоритма.

Введение второго параметра также даёт прирост к точности преобразования. Улучшение качества обусловлено именно введением нового параметра, а не увеличением числа матриц. Это подтверждается тем, что средняя угловая ошибка при интерполяции с одним параметром на 477 планковских цветовых центрах выше, чем для интерполяции по двум параметрам. Кроме того, увеличение количества цветовых центров при использовании двух параметров может

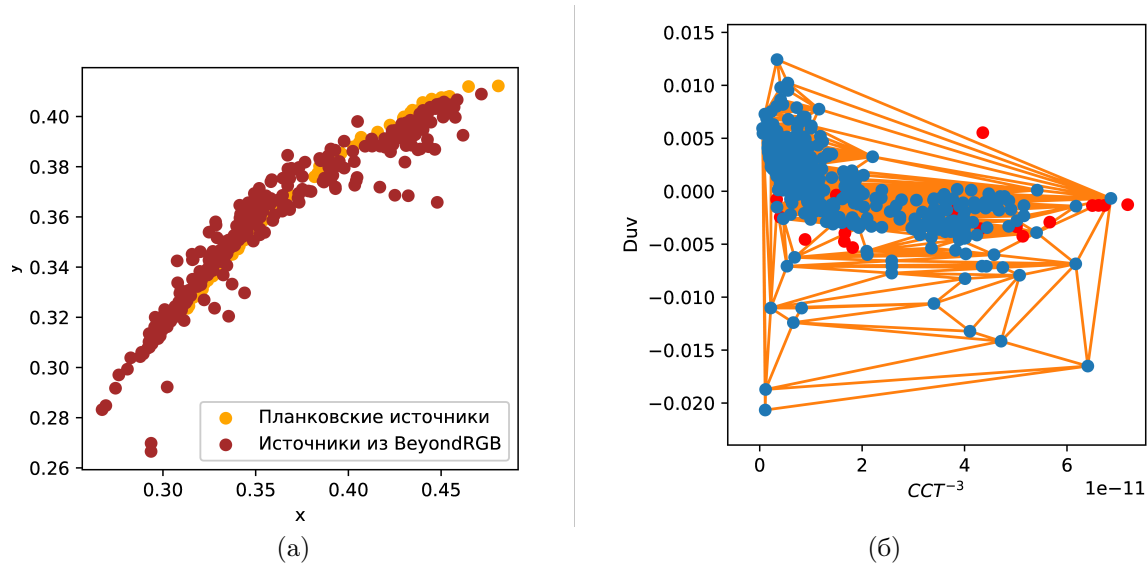


Рис. 6. Демонстрация источников освещения из BeyondRGB. (а) Точка белого источников в пространстве ху. (б) Триангуляция в пространстве образа ядер для интерполяции. Красным показаны источники из тестового набора.

Таблица 1. Угловая ошибка для различных моделей и цветовых центров. Значения посчитаны для различных устройств и усреднены.

Метод интерполяции и цветовые центры	Линейная модель		
	Среднее	Медиана	Ст. откл.
3 планковских центра, ядро Брауна	1,72	1,12	1,57
3 планковских центра, кубическое ядро	1,69	1,09	1,55
9 центров 2D интерполяция, кубическое ядро	1,61	1,02	1,49
477 центров 2D интерполяция, кубическое ядро	1,57	0,97	1,47
477 планковских центров, кубическое ядро	1,70	1,10	1,56
Метод интерполяции и цветовые центры	Корневая полином. регрессия		
	Среднее	Медиана	Ст. откл.
3 планковских центра, ядро Брауна	1,59	0,96	1,56
3 планковских центра, кубическое ядро	1,57	0,94	1,54
9 центров 2D интерполяция, кубическое ядро	1,51	0,88	1,52
477 центров 2D интерполяция, кубическое ядро	1,47	0,82	1,49
477 планковских центров, кубическое ядро	1,57	0,94	1,54
Метод интерполяции и цветовые центры	Регрессия с рац. признаками		
	Среднее	Медиана	Ст. откл.
3 планковских центра, ядро Брауна	1,67	1,05	1,58
3 планковских центра, кубическое ядро	1,65	1,03	1,56
9 центров 2D интерполяция, кубическое ядро	1,59	0,98	1,54
477 центров 2D интерполяция, кубическое ядро	1,53	0,89	1,51
477 планковских центров, кубическое ядро	1,65	1,02	1,57

дать прирост к качеству, в отличие от интерполяции по одному параметру, где увеличение числа точек интерполяции до 477 не даёт статистически значимого прироста качества.

Сделанные выводы применимы для любой модели, использующей различные цветовые признаки. Таким образом, эффективность различных методов интерполяции почти не зависит от типа используемых признаков.

Несмотря на прирост, предложенная параметризация не является оптимальной. Наилучший результат, полученный при использовании всех цветовых центров из BeyondRGB, имеет примерно в два раза меньшую точность, чем использование оптимальной матрицы, полученной путём минимизации MSE на тестируемом изображении (рис. 7).

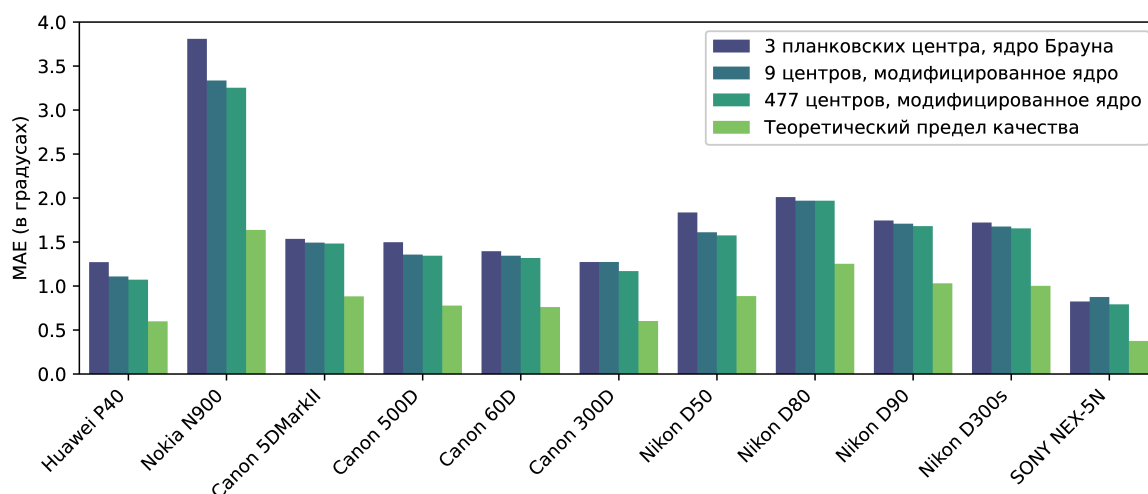


Рис. 7. Среднее значение угловой ошибки для различных устройств: лучшее достигнутое значение в сравнении с теоретическим пределом.

6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе была исследована размерность пространства оптимальных матриц преобразования цветовых координат с помощью метода главных компонент (PCA) и определена размерность Хаусдорфа этого многообразия, которые равны примерно четырём и трём соответственно. Предложена модификация алгоритма Брауна, использующая ядро $K_{\text{CCT}}(x) = x^{-3}$ вместо классического $K_{\text{CCT}}(x) = x^{-1}$ и вводящая второй параметр интерполяции, ортогональный цветовой температуре — цветность источника освещения. Данный алгоритм демонстрирует сокращение средней угловой ошибки в среднем на 8,7% для различных протестированных камер. Он сохраняет ключевое преимущество — отсутствие необходимости в знания спектральных чувствительностей камеры — и проявляет универсальность, эффективно работая с моделями, использующими разные типы признаков. Несмотря на эти достоинства, предложенный подход не претендует на оптимальность. Перспективным направлением дальнейших исследований является поиск более совершенной параметризации, а также изучение возможных кандидатов на роль третьего параметра интерполяции для дальнейшего повышения точности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Simone Bianco, Arcangelo Bruna, and Filippo Naccari. Color space transformations for digital photography exploiting information about the illuminant estimation process. *Journal of the Optical*

- Society of America A*, 29:374–384, 02 2012.
2. George Datseris, Inga Kottlarz, Anton P. Braun, and Ulrich Parlitz. Estimating fractal dimensions: A comparative review and open source implementations. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 33(10):102101, 10 2023.
 3. Mark D. Fairchild. *Color Appearance Models*. 2nd edition, 2013.
 4. Graham D. Finlayson, Michal Mackiewicz, and Anya Hurlbert. Color correction using root-polynomial regression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(5):1460–1470, 2015.
 5. Ortal Glatt, Yotam Ater, Woo-Shik Kim, Shira Werman, Oded Berby, Yael Zini, Shay Zelinger, Sangyoon Lee, Heejin Choi, and Evgeny Soloveichik. Beyond rgb: A real world dataset for multispectral imaging in mobile devices. In *2024 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pages 4332–4342, 2024.
 6. J. Guild and Joseph Ernest Petavel. The colorimetric properties of the spectrum. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character*, 230:149–187, 1931.
 7. Hakki Can Karaimer and Michael S. Brown. Improving color reproduction accuracy on cameras. In *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 6440–6449, 2018.
 8. Abdullah Kucuk, Graham D. Finlayson, Rafal Mantiuk, and Maliha Ashraf. Performance comparison of classical methods and neural networks for colour correction. *Journal of Imaging*, 9(10), 2023.
 9. Yuqi Li, Qiang Fu, and Wolfgang Heidrich. Multispectral illumination estimation using deep unrolling network. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, pages 2672–2681, 2021.
 10. John J. McCann, Suzanne P. McKee, and Thomas H. Taylor. Quantitative studies in retinex theory a comparison between theoretical predictions and observer responses to the “color mondrian” experiments. *Vision Research*, 16(5):445–IN3, 1976.
 11. Artem Nikonorov, Georgy Perevozchikov, Andrei Korepanov, Nancy Mehta, Mahmoud Afifi, Egor Ershov, and Radu Timofte. Color matching using hypernetwork-based kolmogorov-arnold networks. 03 2025.
 12. Konstantin Vitalyevich Soshin, Dmitry Petrovich Nikolaev, Egor Ivanovich Ershov, and Mikhail Konstantinovich Tchobanou. Scalable rational color correction for an image, 2024. US Patent App. 18/750,729.
 13. G. Wyszecki and W. S. Stiles. *Color science*. 2nd edition, 2000.

Improving quality of color space transform

D. D. Ivanov, V. O. Plokhotnyuk, E. I. Ershov

Existing color space transform (CST) algorithms in image processing pipelines operate suboptimally. The linear color space transformation model can theoretically work 1.5–2 times better than the current approach used in modern cameras. An investigation into the structure of the CST matrices space revealed its low dimensionality: Hausdorff dimension ≈ 3 , effective PCA dimension ≈ 4 . Based on this analysis, we propose new parameterizations for the transform matrices. Experiments confirm that the proposed parameterizations improve conversion quality by 8.7% compared to existing methods.

KEYWORDS: computational color photography, color space transform, color correction,