

АНАЛИЗ МЕТОДОВ ЦВЕТОВОЙ КАЛИБРОВКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЦВЕТО- ВЫХ ПРОСТРАНСТВ RGB И HSV В ЗАДАЧАХ ИН- ТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО МАШИННОГО ЗРЕНИЯ (НА ПРИМЕРЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОЛУЧАЕМЫХ В УСЛО- ВИЯХ ПРОМЫШЛЕННЫХ ТЕПЛИЦ)

Кулакова А.Д.¹

(Московский авиационный институт, Москва,
ФГБУН Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

Галкин В. А.², Макаренко А.В.³

(ФГБУН Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

Аннотация: В докладе проанализирована проблема цветового искажения изображений, формируемых системами машинного зрения в условиях промышленных теплиц. Рассмотрены методы цветовой калибровки изображений, применяемые для коррекции подобных искажений. Проведён анализ особенностей цветового пространства HSV. Составлена математическая модель в пространстве RGB и две модели в пространстве HSV, использующиеся для решения задачи цветокоррекции. Проведен сравнительный анализ качества представленных алгоритмов. Функционирование алгоритмов продемонстрировано на задаче коррекции цветовых искажений изображений томатов, выращиваемых в условиях промышленных теплиц, при искусственном и естественном освещении.

Ключевые слова: цветовая коррекция изображений, машинное зрение, промышленные теплицы.

1. Введение

Современные инструменты фото и видео съемки подвержены искажению цветопередачи. Каждая комбинация фотоаппарата,

¹ Кулакова Анна Дмитриевна, студент (akulakova29@gmail.com). да

² Галкин Всеволод Александрович, студент (galckin.vsevolod@gmail.com).

³ Макаренко Андрей Викторович, к.т.н. (avm.science@mail.ru).

объектива и света создают уникальную передачу цвета. В связи с этим, естественным образом возникает задача калибровки цвета, направленная на восстановление исходных значений цветовой композиции. Стремительное развитие оборудования для съемки требует разработки более точных алгоритмов цветокоррекции.

Базовые методы цветокоррекции основаны на использовании калибровочной мишени, представляющей из себя совокупность спектрально нейтральных плашек, цветовые характеристики которых априорно известны с высокой точностью.

Выделяют две группы методов:

1. сопоставление гистограмм распределений цветов [4, 5, 6];
2. выявления функциональной зависимости между цветами с фотографии и эталонными цветами. Примерами таких методов являются: линейная регрессия, полиномиальная регрессия, корневая полиномиальная регрессия, гомография [2, 3].

Минусом второй группы является необходимость в подборе математической модели при определении приближенной зависимости, от которой напрямую зависит точность алгоритма. Для методов первой группы требуется референсное изображение, полученное без искажения цветов. В то время, как для алгоритмов второй группы, достаточно фотографии калибровочной мишени в любых условиях. По этим причинам, методы, основанные на поиске функциональной зависимости являются более универсальными и применимы для большего диапазона задач, однако имеют меньшую точность.

Следует отметить, что в последнее время активно развиваются методы, основанные на машинном обучении, например применение гауссовского регрессионного процесса [1].

Представленные в данной работе алгоритмы относятся ко второй группе методов и аппроксимируют функциональную зависимость с помощью регрессионной модели в двух цветовых пространствах: *RGB* и *HSV* с использованием цветовой мишени *SpyderCheckr* [7] с 48 цветовыми плашками.

Стоит отметить, что задача цветокоррекции имеет широкий спектр практического применения, особенно в тех задачах, где истинные значения цвета объекта имеют ключевое значение. В данной работе, результаты будут применены к коррекции

цветовых искажений изображений томатов, выращиваемых в условиях промышленных теплиц, при искусственном и естественном освещении.

2. Данные

2.1. ИСХОДНЫЕ ФОТОГРАФИИ

Исходные данные представляют собой совокупность фотографий томатов и цветовой мишени, причем для каждого подмножества множества снимков томатов соответствует одна фотография мишени, которая была сделана в тех же условиях освещения. Таким образом, цветовые искажения фотоснимков томатов и цветовой мишени, в первом приближении, можно считать идентичными. В процессе получения целевых изображений использовались фотоаппараты: *Canon PowerShot G7X Mark II*, *Canon EOS 550D*, *Canon EOS 600D*, с разрешающей способностью 4864×3648 и 5184×3456 (для двух последних фотоаппаратов) пикселей.

2.3. ИСПОЛЬЗУЕМОЕ ЦВЕТОВОЕ ПРОСТРАНСТВО

Хранить, определять и задавать цвет позволяют цветовые пространства, в которых цвет представляется точкой. Существуют различные вариации цветовых пространств, предназначенные для конкретных задач.

Трёхмерное пространство *RGB* является формой отображения цвета на различных цифровых устройствах. В упомянутой цветовой модели каждый цвет описан набором из трёх координат — каждая из них отвечает компоненте цвета в разложении на красный, зелёный и синий цвета и принадлежит диапазону от 0 до 255. При фотосъёмке существуют два основных цветовых пространства: *sRGB* и *Adobe RGB*. Разница между ними заключается в диапазоне захватываемых цветов. Цветовое пространство *RGB* принято представлять кубом, см. рис. 1.

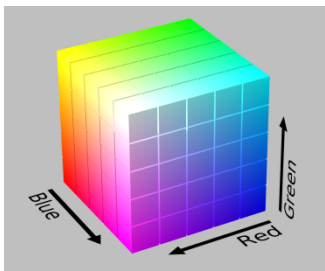


Рис. 1. Представление цветового пространства RGB

В используемом наборе данных цвет на фотографиях хранится в *sRGB* пространстве, основным преимуществом которого является широкий диапазон использования на различных устройствах. Вследствие этого, переносимость полученных результатов увеличивается. Математическая модель первого из представленных алгоритмов составлена в цветовом пространстве *sRGB*.

При составлении математической модели для двух других представленных алгоритмов решения задачи калибровки цвета использовано пространство *HSV*, которое наиболее близко к человеческой интерпретации цвета. В этой системе координат цвет не складывается из трех базовых. Компонента *H* (англ. *Hue* — тон) отвечает за цветовой тон и измеряется в градусах в диапазоне от 0 до 360. Компоненты *S* (англ. *Saturation* — насыщенность) и *V* (англ. *Value* — значение) отвечают за количество «количество» белого и черного в определяемом цвете и принимают значения от 0 до 100. Визуализировать цветовое пространство *HSV* можно цилиндром, см. рис. 2.

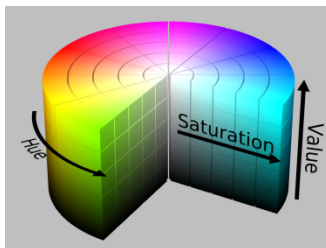


Рис. 2. Представление цветового пространства HSV.

2.3. ОБРАБОТКА ФОТОСНИМКОВ

Как было отмечено выше, эталонные цвета мишени априорно известны. Следовательно, для решения задачи цветокоррекции требуется определить цвета плашек мишени на исходных фотографиях.

Для этого, пронумеруем клетки мишени (см. рис. 3) и решим задачу сегментации каждой из используемых плашек (всего 48), используя известное расположение эталонных цветов на мишени.

Стоит отметить, что значение цвета может варьироваться внутри самой клетки. Поэтому, в качестве цветового значения плашки, характеризующего клетку, используем медианное значение сегментированной области. Таким образом, результатом обработки изображений с мишенью является двумерный массив размером 48×3 где по одной оси будем отмечать номер клетки, а по второй значение цвета по каждому из трёх каналов.



Рис. 3. Нумерация цветовой мишени

В массивах, хранящих цветовые значения плашек, важную роль в дальнейшем решении задачи играет порядок. Массив эталонных цветов достаточно упорядочить один раз, после чего использование массива становится корректным при обработке любой фотографии калибровочной мишени из исходных данных. Используемый в работе модуль *colour checker detection* [8] для

python, отвечающий за решение задачи сегментации, может считывать цветовые значения с изображения в прямом и обратном порядке относительно оговоренного ранее для каждой из половин цветовой мишени. Таким образом, каждая из двух частей имеет два возможных варианта расположения значений в массиве, а также возможны два варианта расположения самих массивов, хранящих значения левой и правой частей мишени. Значения цветов с фотографии могут быть считаны в любом из 8 описанных порядков. При решении проблемы упорядочивания составляются 8 возможных вариантов расположения 48 значений. Значения каждой из комбинаций переводятся в цветовое пространство *HSV* и вычисляется медиана по компоненте *H*. Такая же процедура проведена для верно упорядоченной комбинации эталонных цветов и получена опорная медиана. В результате очередного сравнения полученных 8 медианных значений возможных комбинаций с опорной, вычисляется модуль алгебраической разницы каждой пары сравниваемых медиан. Массив комбинации цветов, медиана которого имеет наименьший модуль описанной разницы, принимается подходящей для последующего анализа. Результаты работы алгоритма приведены на рис. 4.

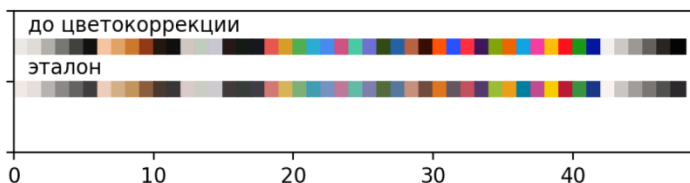


Рис. 4. Сопоставление эталонных и полученных цветов

3. Математическая модель

3.1. АЛГОРИТМ, ОСНОВАННЫЙ НА ЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ В ПРОСТРАНСТВЕ RGB.

Формализуем поставленную задачу на примере первого рассматриваемого алгоритма. Пусть X – спектральные характеристики мишени с исходной фотографии, а Y – эталонные значения цветов (1), где R_{ix} G_{ix} B_{ix} – значения цветов по трём каналам для i -ой клетки.

$$(1) \quad X = \begin{pmatrix} R_{1x} & G_{1x} & B_{1x} \\ R_{2x} & G_{2x} & B_{2x} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{48x} & G_{48x} & B_{48x} \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} R_{1y} & G_{1y} & B_{1y} \\ R_{2y} & G_{2y} & B_{2y} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{48y} & G_{48y} & B_{48y} \end{pmatrix}$$

Существует, но неизвестно и подлежит определению отображение $f: X \rightarrow Y$. В качестве целевого отображения f используем линейную регрессию, которая представляет собой параметрическую функцию и будет являться аппроксимантом неизвестного отображения.

Составим систему (2) линейных уравнений 1-го порядка для трёх каналов с неизвестными коэффициентами на примере цветовых значений одной клетки из массивов X и Y соответственно:

$$(2) \quad \begin{cases} R_y = \alpha_0 + \alpha_1 R_x + \alpha_2 G_x + \alpha_3 B_x \\ G_y = \gamma_0 + \gamma_1 R_x + \gamma_2 G_x + \gamma_3 B_x \\ B_y = \beta_0 + \beta_1 R_x + \beta_2 G_x + \beta_3 B_x \end{cases}$$

Матрица (2) является матрицей неизвестных коэффициентов регрессии. Будем называть (3) матрицей цветокоррекции и обозначать как CCM (сокращение от *Colour Correction Matrix*)[14].

$$(3) \quad CCM = \begin{pmatrix} \alpha_0 & \gamma_0 & \beta_0 \\ \alpha_1 & \gamma_1 & \beta_1 \\ \alpha_2 & \gamma_2 & \beta_2 \\ \alpha_3 & \gamma_3 & \beta_3 \end{pmatrix}$$

Для оценки элементов матрицы CCM используем 48 клеток цветовой мишени.

Для нахождения параметров линейной регрессии, обычно используется стохастический градиентный спуск. В некоторых случаях, когда матрица входных данных имеет относительно небольшой размер, можно воспользоваться методом нормального уравнения (4), который дает оценку параметров модели за одну итерацию, однако требует обращения матрицы.

$$(4) \quad Y = X \times CCM, \quad CCM = (X^T \times X)^{-1} \times X^T \times Y$$

Таким образом, мы получим функциональную зависимость между цветами на фотографии и эталонными цветами. В последствии, полученное решение может быть использовано для исправления цветовых искажений фотографий, снятых в тех же условиях.

Стоит обратить внимание на графики облаков точек зависимости эталонных значений от значений цветов плашек с фотографии по трем компонентам, рис. 5. На графиках также указаны значения коэффициентов корреляции (5).

$$(5) \quad r_{xy} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

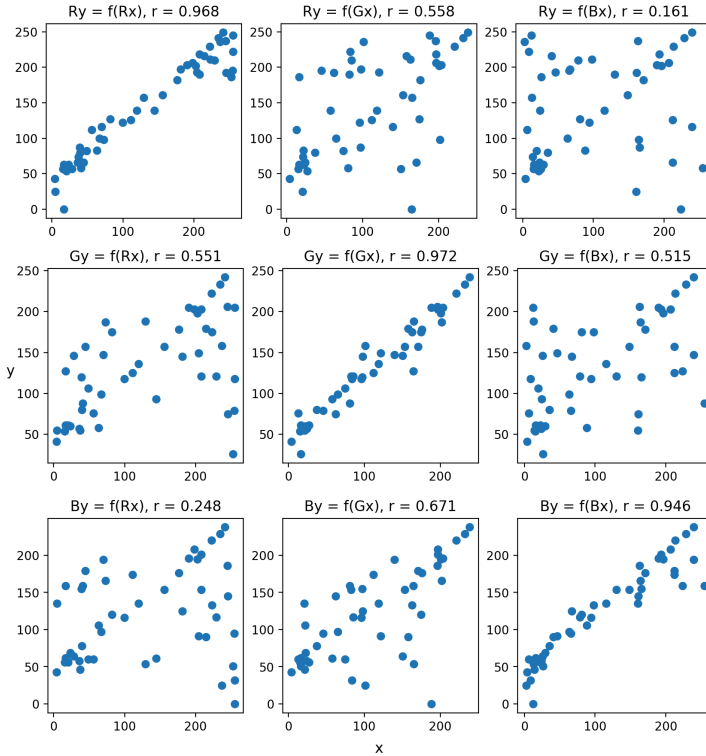


Рис. 5. Зависимости эталонных значений от значений цветов плашек с фотографии в RGB пространстве

На рис. 5, можно заметить, что наиболее близкие к единице коэффициенты корреляции наблюдаются между величинами: R_y и R_x , G_y и G_x , G_y и G_x , что говорит об их сильных линейных взаимосвязях. Также, наблюдаются умеренные и слабые линейные связи между другими компонентами, где линейность не является ярко выраженной, тем не менее взаимозависимость этих величин в первом приближении можно считать линейной. В связи с этим, применение нелинейной регрессионной модели в цветовом пространстве RGB является избыточным.

3.2. АЛГОРИТМ, ОСНОВАННЫЙ НА ЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ В ПРОСТРАНСТВЕ HSV.

Массивы (1) переведены в цветовое пространство *HSV*. Составлена аналогичная (2) система линейных уравнений 1-го порядка (6):

$$(6) \quad Y = CSM^T \times X$$

Для решения также выбран метод нормального уравнения (4).

3.3. АЛГОРИТМ, ОСНОВАННЫЙ НА ПОЛИНОМИАЛЬНОЙ РЕГРЕССИИ В ПРОСТРАНСТВЕ HSV.

Для составления математической модели были проанализированы облака точек зависимости эталонных значений от значений цветов плашек с фотографии по трем компонентам, см. рис. 6.

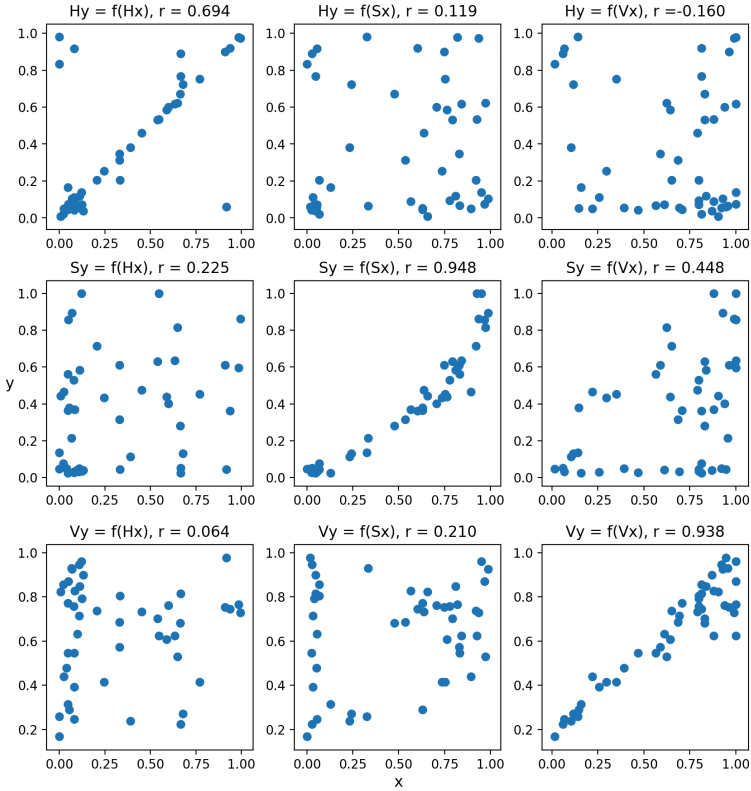


Рис. 6. Зависимости эталонных значений от значений цветов плашек с фотографии

Исходя из рис. 6 тенденция к линейной зависимости между парами величин H_y и S_x , H_y и V_x характеризуются относительно невысоким коэффициентом корреляции $r_{H_y S_x} = 0.119$ и $r_{H_y V_x} = -0.16$, что говорит о слабой линейной взаимосвязи, следовательно, членами S_x и V_x можно пренебречь.

Линейные взаимосвязи $S_y = f(V_x)$ и $V_y = f(S_x)$ также не являются сильными, что показывают соответствующие коэффициенты корреляции: $r_{S_y V_x} = 0.448$ и $r_{V_y S_x} = 0.21$. Однако, коэффициент $r_{S_y V_x}$ отражает умеренную линейную взаимосвязь величин S_y и V_x . Более того, компоненты S и V отвечают за «количество»

белого и черного в конкретном цвете, соответственно. Включим члены V_x и S_x в уравнения для компонент S_y и V_y , соответственно.

Исходя из вида зависимости $S_y = f(S_x)$ (рис. 6) можно гораздо лучше объяснить нелинейной зависимостью. Аппроксимируем данную зависимость полиномиальной регрессией степени 2-6 и ленойной регрессией степени 1, и сравним результаты, см. рис. 7. Для качественного анализа приведен коэффициент детерминации R^2 для каждой модели.

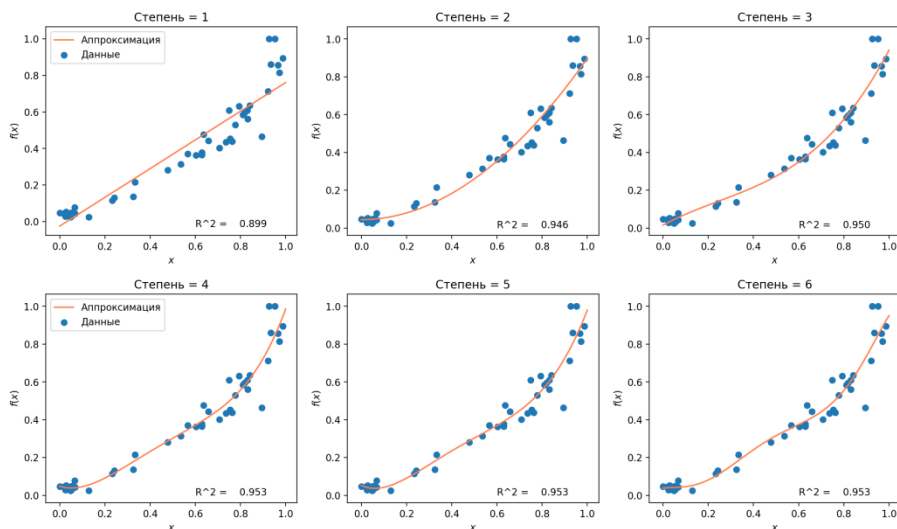


Рис. 7. Аппроксимация $S_y = f(S_x)$

Заметим, что начиная с 4 степени полиномиальной регрессии оценка R^2 растёт незначительно. Поэтому примем значение степеней 1-4 для члена S_x уравнения компоненты S_y нелинейной модели.

Основываясь на вышеприведенных рассуждениях, составим нелинейную регрессионную модель в цветовом пространстве *HSV*:

$$(8) \begin{cases} H_y = \alpha_0 + \alpha_1 H_x \\ S_y = \gamma_0 + \gamma_1 S_x + \gamma_2 S_x^2 + \gamma_3 S_x^3 + \gamma_4 S_x^4 + \gamma_5 V_x \\ V_y = \beta_0 + \beta_1 S_x + \beta_2 V_x \end{cases}$$

Стоит отметить, что небольшие изменения по цветовому тону H могут вызвать сильные искажения цветовой композиции. Заметим, что на первом графике $H_y = f(H_x)$ (рис. 6) имеются 4 ярко выраженных выброса, которые могут внести значительный вклад в понижение качества алгоритма.

Для определения выбросов, окрасим точки в соответствующие им цвета, см. рис. 8.

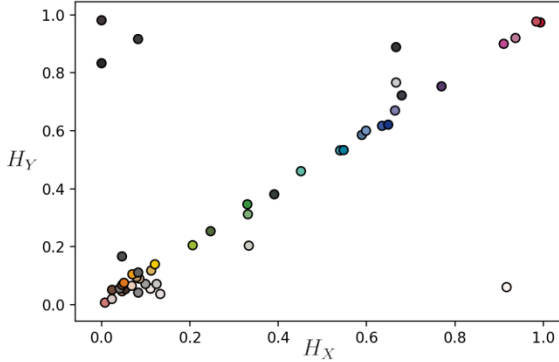


Рис. 8. Зависимость $H_y = f(H_x)$

Из рис. 8 видно, что описанная ситуация наблюдается только для значений тех цветов, которые являются белым, чёрным и их оттенками, т.е. не имеют примеси других цветов.

Действительно, определить цветовой тон чёрного или белого цвета не представляется возможным. Выбрав для таких цветов и их оттенков любое значение H , визуальнo не будет наблюдаться никаких изменений. Следовательно, в подобных случаях значение компоненты H можно не учитывать.

В таком случае, для исключения вышеописанных выбросов при аппроксимации зависимости применим алгоритм RANSAC[9].

Проанализируем результаты аппроксимации функций обоими методами на примере зависимости точек $H_y = f(H_x)$, см. рис. 9.

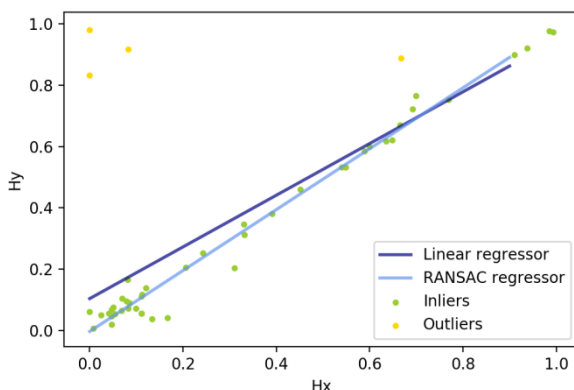


Рис. 9. Сравнение RANSAC и метода нормального уравнения

На графике рис. 9 видно, что метод *RANSAC* успешно идентифицирует анализируемые выше выбросы (отмечены жёлтым цветом).

Для решения системы уравнения (8) будем использовать метод *RANSAC*.

4. Сравнительный анализ алгоритмов

Человеческое зрение способно улавливать относительно малые различия цветов. Однако, с помощью одного только зрительного аппарата, человек не может выразить цветовое различие численно и с достаточной точностью. Естественным образом возникает проблема оценки цветового различия.

4.1. МЕТРИКА ЦВЕТОВОГО РАЗЛИЧИЯ.

Для решения описанной проблемы международная комиссия по освещению (МКО) задала метрику цветового различия ΔE_{CIE76} [10]. ΔE по стандарту *CIE76* рассчитывается в цветовом

пространстве *CIE Lab* и не учитывает неоднородности восприятия в нём. Неоднородности восприятия цвета важны, так как человеческий глаз к одним цветам более чувствителен, к другим — менее. МКО задалась целью устранения этого недостатка, и представила две новые формулы 1994[11] и 2000[12] годов. Ввиду того, что определение 1994 года не полностью устранило неоднородности восприятия цветового различия, МКО разработала стандарт *CIEDE2000*.

Формула цветового различия ΔE по стандарту *CIEDE2000*, между цветом (L_2, a_2, b_2) и эталонным цветом (L_1, a_1, b_1), заданными в пространстве *CIE Lab* (9):

$$(9) \quad \Delta E = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{K_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{K_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{K_H S_H}\right)}$$

Подробное описание коэффициентов, использованных в формуле (9), приведено в источнике[13].

Последующая оценка алгоритмов при сравнительном анализе будет основываться на использовании вышеприведенной метрики цветового различия (9).

4.2. ОЦЕНКА РЕЗУЛЬТАТОВ РАБОТЫ АЛГОРИТМОВ И ИХ СРАВНЕНИЕ.

В процессе проведения анализа были использованы 93 фотографии цветокалибровочных мишеней из описанного в начале работы набора данных. Все изображения сделаны в различных условиях цветопередачи, а также на три различных фотоаппарата. Для каждой фотографии проделано следующее:

1. Считанны цвета плашек (48 штук) и записаны в вектор $C_{(48 \times 3)}$, где в качестве нижнего индекса указана размерность вектора. Каждый из трёх столбцов отвечает за каждый цветовой канал соответственно.

2. Эталонные цвета записаны в аналогичный вектор $R_{(48 \times 3)}$ в цветовом пространстве *RGB*.

3. Оба вектора $R_{(48 \times 3)}$ и $C_{(48 \times 3)}$ переведены в цветовое пространство *Lab*. Такой перевод требуется для расчёта оценки по

используемой метрике (9). Для цветов, хранящихся в *RGB* использована последовательность переходов: $RGB \rightarrow XYZ \rightarrow Lab$. Для цветов, хранящихся в *HSV*: $HSV \rightarrow RGB \rightarrow XYZ \rightarrow Lab$. Результаты переводов записаны в векторы $R_{(48 \times 3)}$ и $C_{(48 \times 3)}$.

4. Произведено сравнение полученных цветов, хранящихся в векторах $R_{(48 \times 3)}$ и $C_{(48 \times 3)}$ соответственно, по формуле (9). Результат, вычисленный по метрике для каждой пары цветов записан в вектор $\Delta E_{(48 \times 1)}$.

5. На данном этапе качество работы модели на конкретной фотографии палетки характеризуется вектором. Возьмём l_1 -норму вектора $\Delta E_{(48 \times 1)}$ для определения качества модели скаляром:

$$\Delta E_{l_1} = \sum_{i=1}^l |\Delta E_i| = \|\Delta E_{(48 \times 1)}\|_1$$

6. Оценки качества по всем фотографиям можно представить в виде вектора $\Delta E_{l_1, (93 \times 1)}$ состоящего из значений ΔE_{l_1} . Медиана этого вектора будет являться оценкой работы модели на всех 93 изображениях $\Delta E_{0.5, model}$, где в качестве *model* будет использоваться условное обозначение одной из трёх рассматриваемых математических моделей.

Оценки, полученные описанным алгоритмом приведены в таблице 1. В первом столбце таблицы также приведены оценки различия эталонных цветов с исходными цветами на фотографиях до цветокоррекции.

$\Delta E_{0.5, \text{исх.}}$	$\Delta E_{0.5, RGB}$	$\Delta E_{0.5, HSV_{\text{лин.}}}$	$\Delta E_{0.5, HSV_{\text{нелин.}}}$
510.999	264.793	530.298	234.973

Таблица 1. Результаты анализа.

В качестве визуального анализа приведен пример работы рассмотренных алгоритмов на примере изображений двух цветowych мишеней (рис. 10), а также пример изображения с эталонными цветами клеток мишени для сравнения, см. рис. 11.



Рис. 10. Пример работы алгоритмов.



Рис. 11. Пример эталонных цветов плашек мишени.

Проанализируем результаты работы рассмотренных алгоритмов на основе проведённого статистического анализа, а также примеров работы на паре фотографий калибровочных мишеней.

Линейная *HSV* модель демонстрирует как визуально, так и статистически неудовлетворительные результаты: цвета плашек, обработанной этим алгоритмом, на верхней калибровочной мишени (рис. 10) нарушена цветовая композиция сравнительно с эталонными цветами. Также, наблюдаются ярко выраженные точечные дефекты на объектах, имеющих цвет оттенков серого, белого и чёрного. На нижней палетке (рис. 10) те же точечные дефекты выглядят менее выраженными. Наблюдаются сильные искажения цветов. При статистическом анализе результаты работы линейной *HSV* модели по выбранной метрике показывают расхождения с истинными цветами, что является неприемлемым.

Нелинейная *HSV* модель и линейная *RGB* показывают лучшие результаты решения поставленной задачи. Визуально цвета плашек обеих мишеней (рис. 10) выглядят хоть и различимо, но с достаточной точностью схожими с эталонными цветами. Проведенным статистическим анализом показано, что по используемой метрике нелинейная *HSV* модель демонстрирует наилучшие результаты, в сравнении с остальными рассмотренными алгоритмами цветокоррекции.

5. Применение алгоритмов

Как говорилось ранее, фотография калибровочной мишени сделана в таких же, конкретных, характерных подмножеству фотографий томатов, условиях освещения и цветопередачи. Следовательно, получив модель для цветокоррекции по фотографии мишени, становится возможным скорректировать цвета для всех соответствующих снимков томатов. Для примера, возьмем фотографии помидоров, соответствующие изображениям цветовым мишеням, представленным на рис. 10, и произведем цветокоррекцию тремя анализируемыми алгоритмами, рис. 12.

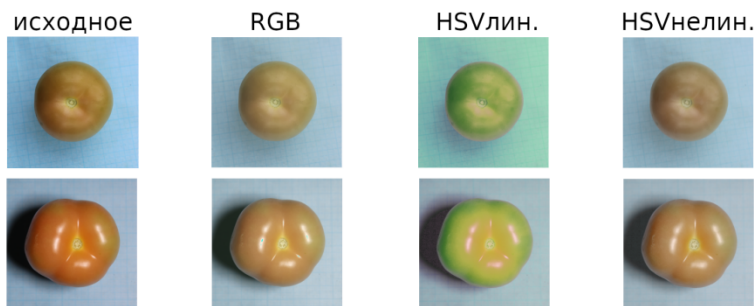


Рис. 12. Результаты цветокоррекции.

По результатам цветокоррекции (рис. 12) видно, что необработанные выбросы при цветокоррекции линейной моделью *HSV*, отрицательно влияют на качество цветовой калибровки. Линейная модель в цветовом пространстве *RGB* и нелинейная в

пространстве *HSV* успешно решают задачу цветокоррекции изображений.

6. Заключение

В представленной работе была решена задача коррекции цвета фотографий томатов, выращиваемых в промышленных тепличных комплексах. Для калибровки цвета использовалась цветовая мишень *SpyderCheckr* с 48 цветовыми плашками. Представлены три различных алгоритма цветокоррекции. Проведён сравнительный предложенных алгоритмов.

Дальнейшие исследования в данной задаче будут направлены на повышение качества и устойчивости алгоритмов, а так же применение глубоких нейронных сетей, которые выступают в роли универсального аппроксиматора.

Полученные модели являются основой для решения множества сельскохозяйственных задач, с применением технологий искусственного интеллекта, таких как автоматическая классификация томатов по сортам и степени зрелости.

ЛИТЕРАТУРА

1. AMANI M. et. al. *Color Calibration on Human Skin Images*// International Conference on Computer Vision Systems. – Springer, Cham, 2019. – С. 211-223.
2. GATTA C., RIZZI A., MARINI D. *Local linear LUT method for spatial colour-correction algorithm speed-up* // IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing. – 2006. – Т.153. – № 3. – С. 357-363.
3. F. FANG et. al., *Colour Correction Toolbox*, In Proc. 13th AIC Cong., PP.13-18 (2017).
4. FECKER U., Barkowsky M., Kaup A. *Time-constant histogram matching for colour compensation of multi-view video sequences*// Proc. 26th Picture Coding Symp. – 2007.
5. NIU H., LU Q., WANG C. *Color correction based on histogram matching and polynomial regression for image stitching* // 2018 IEEE 3rd International Conference in Image, Vision and Computing (ICIVC). – IEEE, 2018. – С. 257-261.

6. TITAN G.Y. et. al. *Color correction for panoramic imaging*//Proceedings Sixth International Conference on Information Visualisation. – IEEE, 2002. – С. 483-488
7. <https://www.datacolor.com/photography-design/product-overview/spydercheckr-family/> (дата обращения: 15.08.2021)
8. <https://github.com/colour-science/colour-checker-detection>
9. *Fischler M., Bolles R.* Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography// Comm. Of the ACM: journal.—1981.— June (vol. 24).—P. 381—395.
10. Colorimetry - Part 4: CIE 1976 L*a*b* Colour Space (Report). Draft Standard. CIE. 2007. CIE DS 014-4.3/E:2007.
11. B. Lindbloom, Delta E CIE 1994, Apr. 2021. http://www.brucelindbloom.com/index.html?Eqn_DeltaE_CIE94.html.
12. Technical Report CIE 199: 2011 Methods for Evaluating Colour Differences in Images, 2011.
13. Lindbloom, Bruce Justin. "Delta E (CIE 2000)". Brucelindbloom.com. Retrieved 2009-04-16. http://www.brucelindbloom.com/Equ_DeltaE_CIE2000.html.
14. *Color Correction Matrix (CCM)*, Apr. 2021. <https://www.imatest.com/docs/colormatrix/>.

METHOARIAL; ANALYSIS OF METHODS OF COLOUR CALIBRATION OF IMAGES USING RGB AND HSV COLOUR SPACES IN TASKS OF INTELLIGENT COMPUTER VISION (FOR EXAMPLE, IMAGES OBTAINED IN INDUSTRIAL GREENHOUSES)

Anna Kulakova, Mocsow Aviation Institute, Moscow, student (akulakova29@gmail.com).

Vsevolod Galkin, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, student (galckin.vsevolod@gmail.com).

Andrey Makarenko, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Ph.D in Cybernetics (avm.science@mail.ru).

Abstract: The article analyses the problem of colour distortion of images generated by computer vision systems in industrial greenhouses. Methods of colour calibration of images used to correct such distortions are considered. The analysis of the features

of the HSV colour space is carried out. A mathematical model in RGB space and two models in HSV space used to solve the colour correction problem have been compiled. A comparative analysis of the quality of the presented algorithms is carried out. The functioning of the algorithms is demonstrated on the task of correcting colour distortions in images of tomatoes grown in industrial greenhouses, under artificial and natural lighting.

Keywords: colour correction of images, computer vision, industrial greenhouses.

УДК 004.4
ББК 32.972