

Сравнительный анализ методов аппроксимации данных для преобразования цветовой информации в издательских системах

Н. С. Гурьева, П. Г. Романий

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина

It was considered the process of the profile building as well as examined the main approach for constructing LUT-tables for a direct and reverse transformation device-dependent and device-independent color spaces. It was also proposed the composite method of the profile LUT creating for achievement colorimetric accuracy reproduction and correspondences to standard ISO.

1. Обзор современного состояния систем управления цветом в издательских системах и цели работы

Все процессы управления цветом в открытых издательских системах могут быть разделены на четыре основных этапа: описание цвета – определение значений цвета в координатах аппаратно-зависимых цветовых пространств RGB или CMYK, либо получение результатов измерения в аппаратно-независимом пространстве Lab; нормализация цвета – приведение всех элементов к единому цветовому пространству; преобразование для вывода – получение ряда числовых значений для воспроизведения требуемого цвета на устройстве вывода; цветопроба – проверка правильности воспроизведения цвета при окончательном выводе [1-3].

При использовании системы управления цвета в условиях распределенных систем «компьютер – устройство интерпретации цветовой информации» возникает множество проблем, связанных с согласованием цветовых охватов устройств, одинаковой интерпретацией цвета различными устройствами ввода, отображения и вывода. При этом профили устройств являются основными элементами системы, так как все преобразования цвета в компьютере происходят посредством профилей. Международным консорциумом по цвету был принят стандарт структуры профиля. Основными элементами профиля являются трехмерные таблицы соответствий (LUT), используемые в процедуре интерполяции модуля системы управления цветом для обработки массивов данных изображений. От точности построения таблицы соответствия (LUT) зависит качество работы профиля и соответственно корректность работы системы управления цветом [3].

Исследования показали, что применение стандартного программного обеспечения для построения профилей (ProfileMaker, Monaco Profiler) не обеспечивает необходимую точность цветовоспроизведения [1, 3]. При создании математической модели трансформации цветовой информации, с целью увеличения точности ожидаемых результатов необходимо рассмотреть различные методы аппроксимации и интерполяции данных для построения LUT-таблиц профилей.

Таким образом, целью работы является анализ и разработка методов формирования многомерных таблиц соответствия (LUT) профиля для прямого отображения цветового охвата устройства на аппаратно-независимое цветовое пространство (AtoB) и обратного отображения аппаратно-независимого цветового пространства на цветовой охват устройства (BtoA) на основе таблично-заданных функциональных зависимостей.

2. Постановка задачи исследования

В данном исследовании в качестве выводного устройства для построения LUT-таблиц профиля выбран профессиональный принтер для печати цифровой цветопробы Epson Stylus Pro 4880. Исходными данными для сравнительного анализа методов заполнения многомерных таблиц соответствия LUT являются значения 1728 полей отпечатка тестовой шкалы, представляющие собой равномерную выборку из цветового пространства RGB (узловые точки), для которых при помощи спектрометрических промеров и обработки данных установлена связь между аппаратно-зависимыми координатами и аппаратно-независимыми цветовыми координатами Lab (рис. 1).

Равномерная сетка в пространстве RGB Соответствующие точки в пространстве Lab

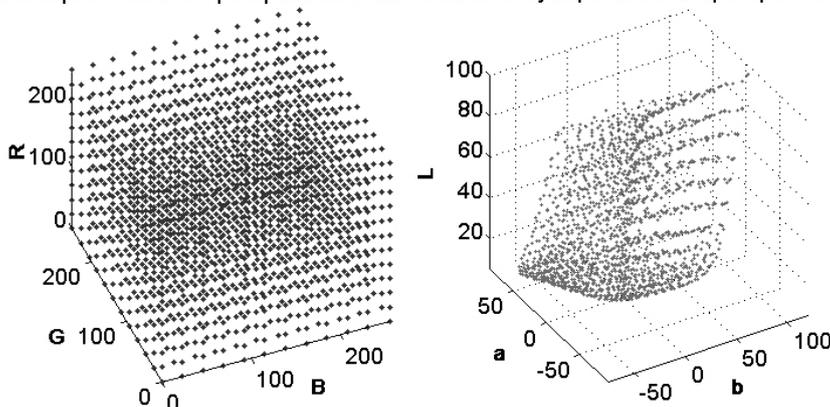


Рис. 1. Расположение значений координат полей тестовой шкалы в цветовом пространстве RGB и Lab соответственно.

Для построения профиля данного цветопробного устройства необходимо установить связь между аппаратно-зависимым цветовым пространством RGB и аппаратно-независимым пространством Lab для всех каркасных точек многомерной таблицы соответствия.

Задача определения зависимости между сигналами RGB и значениями CIE Lab при формировании ICC RGB-output профиля может быть сформулирована следующим образом: пусть определен набор N трехмерных зависимых от устройства цветовых образцов $\{R_i, G_i, B_i\} \in RGB, i = 1, \dots, N$, полученных в процессе характеристики устройства, и соответствующий набор трехмерных независимых от устройства образцов $\{L_i, a_i, b_i\} \in Lab, i=1, \dots, N$. Необходимо найти вид аналитической зависимости, описывающей прямое преобразование RGB – Lab и обратное преобразование Lab – RGB:

$$\begin{cases} L = \psi_L(R, G, B) \\ a = \psi_a(R, G, B), \\ b = \psi_b(R, G, B) \end{cases} \quad \begin{cases} R = \varphi_R(L, a, b) \\ G = \varphi_G(L, a, b). \\ B = \varphi_B(L, a, b) \end{cases} \quad (1)$$

Для оценивания точности преобразования была использована тестовая последовательность, состоящая из 1728 полей, цветовые координаты которых расположены между узловыми точками, а также 61 поля, представляющего выборку следующих памятных цветов: телесного, растительной зелени, неба.

3. Комплексный критерий точности аппроксимации экспериментальных данных аналитической зависимостью при формировании многомерных таблиц соответствия

Для оценивания точности преобразования при использовании различных методов аппроксимации данных был введен комплексный критерий, который учитывает:

- среднее отклонение ΔE между измеренными и рассчитанными цветами в трехмерном равноконтрастном пространстве Lab как меру цветового отличия по всему пространству;

- максимальное отклонение E_{max} по выборке;

- среднее отклонение ΔE_p в тех областях пространства, где требуется точная цветопередача (области памятных цветов: телесные цвета, растительной зелени и неба);

- среднее отклонение ΔE_a выборки ахроматических цветов, поскольку человеческий глаз наиболее чувствителен к цветовому сдвигу в оттенках серого;

- среднее отклонение ΔE_o выборки цветов на границе цветового охвата. Выборка состоит из насыщенных цветов, часто используемых при создании фирменной символики, а также оттенков черного, отвечающих за проработку деталей в глубоких тенях.

Итоговое значение критерия рассчитывается с учетом коэффициента значимости каждого компонента по формуле:

$$K = k_1 \cdot \Delta E + k_2 \cdot E_{max} + k_3 \cdot \Delta E_p + k_4 \cdot \Delta E_a + k_5 \cdot \Delta E_o. \quad (2)$$

Коэффициенты значимости k_1, k_2, k_3, k_4, k_5 устанавливаются группой экспертов и зависят от цели репродукционного процесса. Значения коэффициентов для печати рекламной продукции равны $0.4, 0.05, 0.3, 0.1, 0.15$ соответственно.

Международный комитет по освещению CIE (International Commission on Illumination) задает определение цветовой разницы через метрику в пространстве Lab . Поскольку не существует идеального равноконтрастного цветового пространства полностью устраняющего неоднородности восприятия цветового различия, для расчета цветовых различий ΔE_{00}^{12} (CIEDE2000) между двумя образцами $\{L_i^*, a_i^*, b_i^*\}_{i=1}^2$ в пространстве Lab , комитетом CIE разработан специальный алгоритм [4], позволяющий численно выразить различие между этими цветами в терминах колориметрии:

$$\Delta E_{00}^{12} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L \cdot S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C \cdot S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H \cdot S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C \cdot S_C}\right) \cdot \left(\frac{\Delta H'}{k_H \cdot S_H}\right)}, \quad (3)$$

где $\Delta L'$, $\Delta C'$, $\Delta H'$ - разница между образцами по светлоте, цветовому тону и насыщенности; R_T - поворот цветового угла тона для устранения неоднородностей восприятия цветового различия в области синих цветов; S_L , S_C , S_H - поправочные коэффициенты, зависящие от положения точек в цветовом пространстве Lab .

Расчет цветовых различий между теоретическими и экспериментальными данными (тестовыми образцами) использован для оценки эффективности применения исследуемых методов аппроксимации. Алгоритм расчета комплексного критерия реализован в среде MATLAB.

4. Выбор метода построения многомерных таблиц соответствия LUT для прямого преобразования (AtoB)

Для прямого преобразования $RGB - Lab$ решается задача аппроксимации - на основе равномерной сетки $\{R_i, G_i, B_i\}_{i=1}^{1728}$ с шагом, равным 23, $\{R_i, G_i, B_i\} \in RGB$, необходимо сформировать равномерную сетку LUT-таблицы, содержащую 35937 значений с более мелким шагом - 7,97.

Для таблично-заданных функциональных зависимостей было проведено сравнение эффективности применения таких методов аппроксимации как полиномиальная аппроксимация, аппроксимация при помощи нейронных сетей, сплайн-аппроксимация, интерполяция сплайнами (в том числе и линейная), а также исследовано применение сглаживающих сплайнов.

Полиномиальная аппроксимация. В работе рассмотрена аппроксимация данных полиномами по методу наименьших квадратов. Полиномиальная регрессия является частным случаем множественной, следовательно, модель регрессионного анализа в общем случае имеет следующий вид [5]:

$$y = X \cdot \beta + \varepsilon, \quad (4)$$

где y - вектор-столбец размера $n \times 1$ значений одной из выходных переменных L, a, b ; n - количество полей выборки; β - вектор коэффициентов модели; X - числовая матрица, столбцы которой соответствуют слагаемым выбранной модели; ε - вектор случайных возмущающих факторов. Размерность матрицы X равна $n \times p$, где p - количество коэффициентов модели, например, для квадратичной модели количество слагаемых $R, G, B, RG, RB, GB, R^2, G^2, B^2, 1$ равно 10.

Была решена задача о выборе подходящей степени полинома согласно критерию Фишера. Степень полинома определялась путем последовательного включения в модель членов с возрастающими степенями. При уровне значимости равным 0,05 для приближения целесообразно пользоваться полиномом 3-й степени. Модель, представляющая полный кубический полином, имеет двадцать слагаемых. С целью упрощения модели была рассмотрена задача об отсеке факторов, что позволило упростить модель для

расчета координаты L путем исключения слагаемых, содержащих B и B^2G , а для координаты $b - GB$ и B^3 . Таким способом были получены модели, описываемыми неполными полиномами третьей степени, аппроксимация которыми в дальнейшем сравнивалась с другими методами формирования многомерных таблиц соответствия.

Аппроксимация при помощи нейронных сетей. В данном исследовании была выбрана обобщенно-регрессионная нейронная GRNN (Generalized Regression Neural Network) сеть, которая предназначена для решения задач регрессии и характеризуется высокой скоростью обучения [6]. Для создания GRNN-сети были использованы следующие функции пакета MATLAB *Neural Network toolbox*:

– $\text{net} = \text{newgrnn}(X_{\text{train}}, y, sp)$ – создание сети с обучением. Здесь X_{train} значения R, G, B координат обучающей выборки (1728 полей); y – значения выходов L, a, b обучающей выборки; sp – коэффициент сглаживания;

– $y_{\text{Lab}} = \text{sim}(\text{net}, X_{\text{test}})$ – моделирование сети. Здесь X_{test} значения R, G, B координат для тестовой последовательности (1789 полей); y – результаты аппроксимации для тестовой выборки.

Была исследована зависимость среднеквадратичного отклонения для обучающей и тестовой выборок от значения коэффициента сглаживания, используемого при обучении сети. Результаты расчетов приведены в таблице 1.

Таблица 1. Зависимость среднеквадратичного отклонения для обучающей и тестовой выборок от параметра сглаживания

sp	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
обучающая выборка	0	$4,6 * 10^{-46}$	$1,08 * 10^{-18}$	$7,93 * 10^{-10}$	$2,83 * 10^{-6}$	0,0002	0,0034	0,0196	0,0639	0,1465
тестовая выборка	14,084	3,14	3,1089	2,8901	2,4463	1,9657	1,5696	1,2778	1,0701	0,9233

Для расчетов выбрано значение параметра sp равное 10, при котором среднеквадратичное отклонение для обучающей выборки и тестовой выборки становится меньше порога цветового различия, то есть меньше единицы.

Сплайн-аппроксимация. Кусочно-полиномиальные сплайн-приближения имеют ряд преимуществ для задач аппроксимации данных в случае сложных нелинейных зависимостей цветовых координат, поскольку могут учитывать локальные изменения в различных частях цветового пространства.

Следует отметить устойчивость относительно локальных возмущений сплайна, представленного в виде линейной комбинации базисных В-сплайнов: незначительное изменение значений функции в одном или нескольких узлах интерполяции мало сказывается на его значениях на некотором удалении от этих точек [7]. Что послужило причиной выбора В-сплайнов трех переменных для решения задачи аппроксимации. Любая сплайн-функция для заданной

степени, гладкости и области определения может быть представлена как линейная комбинация В-сплайнов той же степени и гладкости на той же области определения.

Сплайн от трех переменных, при помощи аппарата В-сплайнов, представляет собой тензорное произведение сплайнов каждой из переменных R, G, B

$$y(R, G, B) = \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V \sum_{w=1}^W a_{u,v,w} \cdot B_{u,k}(R) \cdot B_{v,l}(G) \cdot B_{v,m}(B). \quad (5)$$

где y – вектор-столбец одной из выходных переменных L, a, b ; $B_{u,k}, B_{v,l}, B_{v,m}$ – сплайны одной переменной; k, l, m – порядок сплайнов по R, G, B соответственно; $a_{u,v,w}$ – искомые коэффициенты модели.

В работе исследовано влияние количества кусков сплайна и порядка базисных В-сплайнов на значение комплексного критерия достоверности аппроксимации данных. В ходе вычислительного эксперимента были получены значения критерия для всех возможных комбинаций количества кусков сплайнов по трем направлениям. Максимальное число этих кусков связано с числом узлов сетки исходных данных и выбором максимального значения степени базисных сплайнов.

Таблица 2. Зависимость критериев оценки метода аппроксимации данных от порядка базиса сплайнов и числа кусков В-сплайнов по каждому направлению

Степень базисных сплайнов	Число кусков сплайна по каждому направлению			Значение критериев					
				ΔE	E_{max}	ΔE_p	ΔE_a	ΔE_o	K
Линейные	8	8	8	0,76	3,23	1,30	0,92	0,73	1,0637
Квадратичные	8	6	8	0,75	3,21	1,35	0,95	0,71	1,0714
Кубические	7	2	4	0,81	3,11	1,10	1,17	0,77	1,0452
Четвертой степени	5	1	6	0,81	3,3	1,13	1,08	0,77	1,0564

При увеличении степени базисных сплайнов от линейных до кубических погрешность аппроксимации уменьшается (табл.2), а затем начинает увеличиваться. Таким образом, основываясь на результатах вычислений, были выбраны кубические сплайны, а также оптимальное число кусков В-сплайнов по каждому направлению: по L – 7, по a – 2 и по b – 4.

Интерполирующие сплайны. Стандартное программное обеспечение для построения профилей ProfileMaker использует трехмерную интерполяцию для преобразования цветовой информации между пространствами RGB и Lab . В связи с этим для решения задачи формирования LUT-таблиц были рассмотрены методы аппроксимации на основе интерполирующих сплайнов.

Задача состояла в нахождении трехмерных сплайнов S_L, S_a, S_b , для которых выполняются условия интерполяции

$$S_L(R_i, G_i, B_i) = L_i, \quad S_a(R_i, G_i, B_i) = a_i, \quad S_b(R_i, G_i, B_i) = b_i, \quad i=1, \dots, 1728 \quad (6)$$

В процессе проведения вычислительного эксперимента получены значения комплексного критерия для всех возможных комбинаций порядков базисных сплайнов по трем направлениям. Были рассмотрены сплайны от линейных до пятой степени.

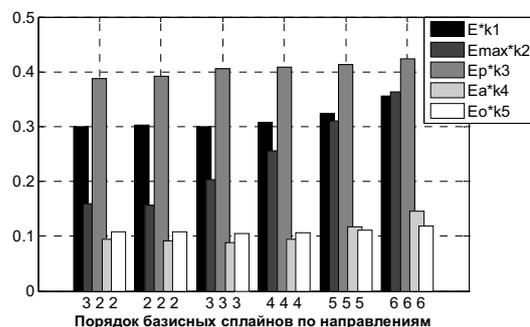


Рис. 2. Зависимость компонент комплексного критерия от порядка базисных сплайнов по направлениям L, a, b

Было установлено, что минимальное значение комплексного критерия достигается при следующем порядке базисов сплайна по координатам (рис.2): L – квадратичные, a – линейные и b – линейные.

Сглаживание кубическими сплайнами. В этом случае решается задача сглаживания экспериментальных данных как задача минимизации некоторого специального функционала (7) при ограничении на уклонение сплайна от заданных значений:

$$\min_f \left\{ p \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + (1-p) \cdot \int_{x_1}^{x_n} (f''(x))^2 dx \right\}, \quad (7)$$

где p – параметр, определяющий степень сглаживания. Если $p = 0$ вычисляется интерполирующий кубический сплайн [7].

Метод сплайн-аппроксимации для формирования таблиц соответствия $AtoB$ LUT-таблиц профилей вывода графической информации выбран на основе сравнительного анализа рассмотренных выше моделей. Результаты сравнения измеренных и ожидаемых координат $L^*a^*b^*$ приведены в табл. 3.

Таблица 3. Погрешности при вычислении цветовых координат $L^*a^*b^*$

Метод аппроксимации	Тестовая последовательность					
	ΔE	E_{max}	ΔE_p	ΔE_a	ΔE_o	K
Полиномиальная аппроксимация (Неполный кубический полином)	1,76	6,76	1,95	2,88	2,03	2,2218
Аппроксимация нейронной сетью	0,73	4,48	1,73	0,91	0,70	1,2352
Аппроксимация сплайнами	0,81	3,11	1,10	1,17	0,77	1,0452
Интерполяция сплайнами	0,74	3,17	1,29	0,94	0,71	1,0479
Сглаживание сплайнами	0,74	3,71	1,35	0,91	0,70	1,0864

Как видно из таблицы 3, при аппроксимации сплайнами средняя погрешность по всему цветовому пространству больше, чем при аппроксимации другими

методами, но при этом уменьшается погрешность областей памятных цветов, где требуется более точная цветопередача. В итоге использование аппроксимирующих кубических В-сплайнов с различным числом кусков по каждому направлению: по $L - 7$, по $a - 2$ и по $b - 4$, позволяет получить приближение с минимальным значением комплексного критерия.

Таким образом, было определено, что наиболее приемлемым методом для формирования таблиц соответствия (AtoB) является построение аппроксимирующих В-сплайнов, с оптимальными значениями степеней и числом кусков сплайна по направлениям.

5. Разработка метода формирования многомерных таблиц соответствия LUT для обратного преобразования BtoA

Для обратного преобразования $Lab - RGB$ решается более сложная задача построения равномерной сетки для таблично заданных функций $R = \varphi_R(L, a, b), G = \varphi_G(L, a, b), B = \varphi_B(L, a, b)$. При этом исходные данные, неравномерная сетка в аппаратно-независимом пространстве Lab , образуют тело сложной формы (рис. 3). Из-за разницы в форме цветовых охватов линейный переход из одного цветового пространства в другое невозможен. Поэтому математические преобразования имеют нелинейный характер и вносят существенные искажения в процесс репродуцирования.

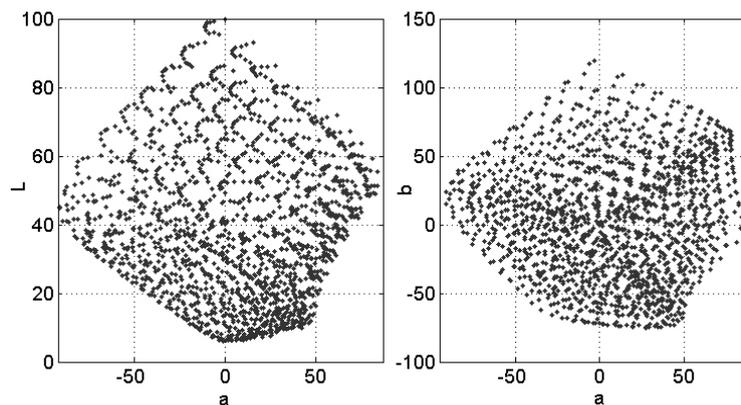


Рис. 3. Проекция исходных данных на плоскости a - b и L - a в цветовом пространстве Lab

Расположение точек (рис. 3) не позволяет использовать равномерную сетку на всем пространстве. Поэтому было предложено использовать методы локальной аппроксимации данных при формировании многомерных таблиц соответствия. Для чего на основе исходных данных для прямого преобразования $RGB - Lab$ была построена густая сетка с шагом в 2 единицы, далее все пространство разбито на несколько частей для построения более гибкой и точной аналитической зависимости преобразования каждой части цветового пространства. Выделены ахроматические цвета, цвета на границе охвата, точки, лежащие внутри тела цветового охвата и области памятных цветов, далее для каждой точки были найдены близлежащие точки – окрестности. Экспериментальным путем установлено число точек окрестности, участвующих в аппроксимации, равным 600.

Для локальной полиномиальной аппроксимации данных при заполнении многомерных таблиц соответствия рассмотрены линейная, квадратичная, неполная квадратичная и кубическая регрессионные модели. Для поиска коэффициентов модели были использованы: МНК, робастный алгоритм и метод равномерного приближения.

Полиномиальная регрессия. Был проведен расчет точечных оценок коэффициентов модели МНК для каждой выходной переменной R^* , G^* , B^* . Рассмотрена линейная, квадратичная, неполная квадратичная и кубическая модели без свободного члена. Для расчета коэффициентов регрессии была использована функция `regress` – Statistics Toolbox *MATLAB*. Результаты расчетов приведены в таблице 4.

Таблица 4. Погрешности вычисления цветовых координат $R^*G^*B^*$ при построении регрессионной модели методом наименьших квадратов

Регрессионная модель	Область цветового охвата											
	Внутри цветового охвата			Памятные цвета			Ахроматические			На границе цветового охвата		
	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
Линейная	2,6	2,4	3,8	2,1	2,3	4,8	4,1	3,0	3,1	5,4	5,8	7,6
Квадратичная	2,7	2,5	4,1	2,1	2,5	5,4	3,4	2,4	2,6	5,6	5,7	7,4
Неполная квадратичная	2,6	2,3	3,8	2,0	2,2	4,6	3,8	3,0	3,1	5,1	5,5	7,3
Кубическая	2,7	2,7	4,2	2,1	2,4	5,1	3,4	2,5	2,6	5,7	6,2	7,5

Робастная регрессия. Реализован итерационный взвешенный метод наименьших квадратов. Использование такого алгоритма позволяет задать меньшие значения весов для наблюдений, имеющих большее отклонение от регрессионной модели по отношению к остальным. Задача состоит в минимизации для каждого выхода функции вида:

$$S = \sum_{i=1}^n w_i (y_i - f(x_i, \beta))^2, \quad (8)$$

где w_i – веса, которые на текущей итерации вычисляются при помощи биквадратной весовой функции от вектора остатков, рассчитанных на предыдущей итерации. В этом случае значения весов определяются при помощи следующего выражения:

$$w_i = (|r_i| < 1) \cdot (1 - r_i^2)^2, \quad (9)$$

r_i – приведенное расстояние от i точки до линии регрессии, полученной на предыдущей итерации. Значение величины r_i определяется как:

$$r_i = res / (t \cdot s \sqrt{1 - h}), \quad (10)$$

где $res = \mathbf{y} - \mathbf{X} \cdot \beta$ – вектор остатков от предыдущей итерации; t – согласующая постоянная; h – вектор диагональных элементов матрицы подгонки $H = X(X^T X)^{-1} X^T$; s – оценка стандартного отклонения регрессии.

Использование такого алгоритма позволяет задать меньшие значения весов для наблюдений, имеющих большее отклонение от регрессионной модели по отношению к остальным. Для расчета была использована функция `robustfit` – Statistics Toolbox *MATLAB*. Результаты расчета менее чувствительны к случайным выбросам в выборке, чем при использовании метода наименьших квадратов. Результаты расчетов приведены в таблице 5.

Таблица 5. Погрешности вычисления цветовых координат $R^*G^*B^*$ при построении регрессионной модели с использованием робастного алгоритма

Регрессионная модель	Область цветового охвата											
	Внутри цветового охвата			Памятные цвета			Ахроматические			На границе цветового охвата		
	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
Линейная	2,7	2,4	3,8	2,1	2,2	4,6	4,1	3,1	3,1	5,6	5,9	7,8
Квадратичная	2,8	2,6	4,1	2,1	2,4	5,4	3,3	2,4	2,6	5,7	5,8	7,4
Неполная квадратичная	2,6	2,3	3,8	2,0	2,1	4,4	3,8	3,0	3,0	5,2	5,6	7,4
Кубическая	2,9	2,8	4,3	2,1	2,4	5,0	3,3	2,5	2,6	5,9	6,4	7,6

Для оценки коэффициентов регрессии также использовался метод равномерного приближения, заключающийся в минимизации максимального абсолютного отклонения экспериментальных данных от линии регрессии:

$$\min_{\beta} \max_i |y_i - f(x_i, \beta)|. \quad (11)$$

Для решения задачи минимакса (11) была использована функция `fminimax` – Optimization Toolbox *MATLAB*. Рассмотрены линейная, квадратичная, неполная квадратичная и кубическая регрессионные модели. Однако приближения на основе линейной и кубической модели дают существенно большую погрешность, поэтому результаты расчетов приведены только для квадратичной и неполной квадратичной моделей (табл. 6).

Таблица 6. Погрешности при вычислении цветовых координат $R^*G^*B^*$ методом равномерного приближения

Область цветового охвата	Регрессионная модель					
	Квадратичная			Неполная квадратичная		
	R	G	B	R	G	B
Внутри цветового охвата	2,7842	2,5294	4,5019	2,8156	2,4803	4,4965
Памятные цвета	2,1026	2,3942	5,4073	2,0264	2,1411	4,3853
Ахроматические	3,3197	2,4270	2,5786	3,8295	3,0208	3,0867
На границе цветового охвата	4,2408	4,9529	6,2477	4,0879	4,7643	6,0217

На основе анализа погрешностей вычисления цветовых координат $R^*G^*B^*$ различными методами (табл. 4-6) был предложен комбинированный метод формирования LUT-таблиц, который предполагает использовать различные

методы аппроксимации для соответствующих областей целевого пространства, детальная информация приведена в таблице 7.

Таблица 7. Методы локальной аппроксимации данных при формировании многомерных таблиц соответствия

Область цветового пространства	Регрессионная модель	Метод идентификации параметров модели
Внутри цветового охвата	Неполная квадратичная	МНК
Памятные цвета	Неполная квадратичная	Робастный
Ахроматические	Квадратичная	Робастный
На границе цветового охвата	Неполная квадратичная	Равномерного приближения

Предложенный метод позволяет уменьшить погрешность преобразования цветовых координат из аппаратно-независимого в аппаратно-зависимое цветовое пространство и необходим для корректного построения профилей цветовоспроизводящих устройств.

6. Выводы

Предложены методы построения прямого и обратного отображения для заполнения таблиц соответствия и сформированы LUT-таблицы профиля выводного цветопробного устройства. При сравнении со стандартным программным обеспечением для построения профилей была получена меньшая погрешность преобразования цветовых координат в процессе репродуцирования, что способствует более точной и прогнозируемой цветопередаче на оттиске. Для оценки точности цветовоспроизведения использовался комплексный критерий, позволяющий выявить локальные неоднородности цветового пространства и выбрать эффективный комбинированный метод формирования LUT-таблиц.

ЛИТЕРАТУРА

1. Vrhel M. J., Trussell H. J. Color Device Calibration: A Mathematical Formulation, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 8, No. 12, Dec. 1999.
2. ICC (International Color Consortium), Specification ICC.1:2004-10 (Profile version 4.2.0.0) "Image technology colour management — Architecture, profile format, and data structure" (2004).
3. Gaurav Sharma. The Digital Color Imaging Handbook. CRC Press, New York, 2003. — 592 p.
4. Gaurav Sharma, Wencheng Wu, Edul N. Dalal. The CIEDE2000 color-difference formula. Wiley, Color Research & Applications, Vol. 30, 2004, pp. 21–30
5. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. Третье издание, М.: «Диалектика», 2007. — 912 с.
6. Бодянский Е. В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. — Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004. — 372 с.: ил.
7. Завьялов Ю. С., Леус В. А., Скороспелов В. А. Сплаины в инженерной геометрии. — М.: Машиностроение, 1985. — 224 с.: ил.

Надійшла у першій редакції 02.04.2009, в останній — 03.04.09.