

УДК 655.001

**МОДЕЛИ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ
АППАРАТНО-ЗАВИСИМЫХ ДАННЫХ RGB
К ЦВЕТОВЫМ КООРДИНАТАМ Lab**

© Н. С. Гурьева, П. Г. Романий, д.т.н., профессор, ХНУРЭ,
Харьков, Украина

**У роботі розглянуті наступні моделі перетворення
апаратно-залежних даних RGB в апаратно-незалежні
колірні координати Lab: лінійна; квадратична; модель,
що містить поліном третього ступеня (повний і неповний);
модель на основі нейронної сіті. А також проведений
порівняльний аналіз точності перетворень.**

**In the work, there were investigated the following models
for the device-dependent data RGB transformation
into device-independent colour coordinates Lab: the linear,
the quadratic, the 3rd order polynomial (complete and incom-
plete) as well as the model based on the neural network.
The comparative analysis of transformation accuracy
of these models was carried out.**

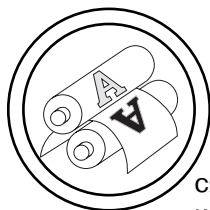
Введение

В устройствах оцифровки изображений (цветорегистрирующих устройствах) — сканерах и цифровых фотокамерах — приемники, чувствительные к различным участкам спектра, фиксируют интенсивность излучения на этих участках. Значения цветовых координат определяются характеристиками фильтров или источников света, применяемыми в конкретных аппаратах. Как и цветовоспроизводящие устройства, устройства оцифровки далеки от совершенства. Данные, полученные с помощью устройств ввода не дают возможности вычислить цветовые координаты точек исходного изображения, т.е. они тоже являются не данными о цвете, а массивом *аппаратных данных*.

Позволяя устройствам действ-

ствовать в их индивидуальных «цветовых» размерностях, мы реализуем процесс т.н. *аппаратно-зависимого цветовоспроизведения* (device-dependent colour imaging). Сложность работы с аппаратно-зависимыми данными состоит в том, что RGB-сигналы сканера — это далеко не то же самое, что RGB-сигналы, управляющие монитором или принтером. Для получения надежных и предсказуемых результатов работой открытой системы должен руководить принцип т.н. *аппаратно-независимого цветовоспроизведения* (device-independent colour imaging).

Концепция аппаратно-независимого цветовоспроизведения состоит в обеспечении системы полной цветовой информацией об изображении, позволяющей, в случае необходимости, описать данные изображения в по-



ТЕХНОЛОГІЧНІ ПРОЦЕСИ

ся к какому-либо специфическому устройству. В дальнейшем для передачи аппаратно-независимых данных (цветовых координат) какому-либо другому устройству открытой системы выполняются определенные математические преобразования [1, 2].

Таким образом, в процессе допечатной подготовки при обработке изображений необходима процедура трансформации цветовой информации из одного цветового пространства в другое, осуществляемая при помощи профилей ввода, отображения и вывода. Профили — описывают зависимость между сигналами RGB, управляющими устройством и конкретными цветами, воспроизводимыми с помощью этих сигналов. В частности, профили определяют значения CIE Lab, которые соответствуют заданному набору числовых значений RGB, при помощи многомерной таблицы соответствия CLUT [3].

Модели преобразования цветовой информации. Постановка задачи нахождения зависимости между сигналами RGB и значениями CIE Lab при формировании ICC-профиля может быть сформулирована следующим образом: пусть определен набор N

трехмерных зависимых от устройства цветowych образцов $\{X_i\} \in RGB, i = 1, \dots, N$, полученных в процессе характеристики устройства, и соответствующий набор трехмерных независимых от устройства образцов $\{y_i\} \in Lab, i = 1, \dots, N$. Создание различных моделей преобразования цветowych координат состоит из двух этапов (рис. 1):

1. Определение параметров модели. Модель имеет параметры $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$, устанавливающие соответствие между входными данными RGB и выходными данными Lab. Значения RGB взяты из отсканированного файла тестовой шкалы i1 RGB Scan 1.4, содержащей 288 полей ($N = 288$), и значения Lab — непосредственно измерены спектрофотометром Eye-One компании GretagMacbeth с вещественного носителя.

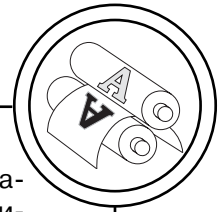
Процесс настройки модели. Вычисление данных $L^*a^*b^*$ при помощи построенной модели и дальнейшая настройка параметров модели с целью минимизации погрешности между вычисленными и экспериментально-измеренными данными $L^*a^*b^*$ и Lab.

Для оценивания точности преобразования при использовании различных моделей были



Рис. 1. Процесс преобразования цветowych координат

ТЕХНОЛОГІЧНІ ПРОЦЕСИ



введены следующие критерии — нормированная средняя погрешность \bar{e} — формула (2), несмещенная оценка среднеквадратичного отклонения по выборке σ — формула (2) и ΔE эвклидово расстояние между измеренным и рассчитанным цветами в пространстве Lab как мера цветового отличия — формула (3):

$$\bar{e} = \frac{e_L + e_a + e_b}{3}, \quad (1)$$

где $e_L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|L_i - L_i^*|}{\Delta L}$,

$$e_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|a_i - a_i^*|}{\Delta a}, \quad e_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|b_i - b_i^*|}{\Delta b};$$

$$\sigma_{L(N-1)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (L_i - L_i^*)^2}{N-1}}, \quad \sigma_{a(N-1)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (a_i - a_i^*)^2}{N-1}},$$

$$\sigma_{b(N-1)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (b_i - b_i^*)^2}{N-1}}; \quad (2)$$

$$E_i = \sqrt{(L_i - L_i^*)^2 + (a_i - a_i^*)^2 + (b_i - b_i^*)^2}. \quad (3)$$

Погрешности нормированы относительно диапазона допустимых значений каждой цветовой координаты $0 \leq L \leq 100$, $-128 \leq a \leq 127$ и $-128 \leq b \leq 127$, то есть диапазон значений $\Delta L = 100$ и $\Delta a = \Delta b = 255$ и рассчитываются путем усреднения N измерений.

Пусть функция преобразования цветových координат из RGB в $L^*a^*b^*$ имеет вид: $(L^*, a^*, b^*) = f(\theta, R, G, B)$. Для подбора параметров модели $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]$ методом наименьших квадратов (НК) использовался программный пакет MATLAB.

Структура моделей. В работе проведено исследование сле-

дующих моделей преобразования данных из аппаратно-зависимых цветových координат RGB в аппаратно-независимые цветových координаты Lab: линейная; квадратичная; модель, содержащая полином третьей степени (полный и неполный); модель на основе нейронной сети.

Линейная модель. В матричной форме такая модель может быть представлена в виде:

$$[L \ a \ b] = [R \ G \ B] \cdot \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \\ M_{41} & M_{42} & M_{43} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Ниже описан метод нахождения параметров зависимости L (R, G, B), данная последовательность действий применима и для нахождения остальных выходных переменных.

Введем обозначения:

$\theta = [M_{11} \ M_{21} \ M_{31} \ M_{41}]^T$ — вектор параметров модели;

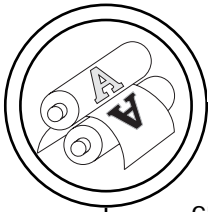
$y = [L_1 \ \dots \ L_N]^T$ — вектор выходных значений N измерений L ;

$$X = \begin{bmatrix} R_1 & G_1 & B_1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_N & G_N & B_N & 1 \end{bmatrix} \text{ — матрица входных значений } N \text{ измерений RGB.}$$

Задача сводится к решению следующей системы уравнений, линейной относительно параметров модели:

$$y = X \cdot \theta. \quad (5)$$

Решением этой системы методом НК является вектор параметров $\theta^* = [X^T \cdot X]^{-1} \cdot X^T \cdot y$. Вычисление прогнозируемых значений y^* выполняется по формуле (5), при $\theta = \theta^*$.



ТЕХНОЛОГІЧНІ ПРОЦЕСИ

Квадратичная модель. Рассматривалась полная квадратичная модель вида:

$$\begin{aligned}
 [L \ a \ b] &= \\
 &= [R \ G \ B \ RG \ RB \ GB \ R^2 \ G^2 \ B^2 \ 1] \cdot \\
 &\begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ \dots & \dots & \dots \\ M_{10,1} & M_{10,2} & M_{10,3} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{6}$$

Модель, содержащая *полный кубический полином* имеет двадцать параметров для каждой выходной переменной:

$$\begin{aligned}
 y &= M_{000} + M_{100}R + M_{010}G + \\
 &+ M_{001}B + M_{110}RG + M_{101}RB + \\
 &+ M_{011}GB + M_{200}R^2 + M_{210}R^2G + \\
 &+ M_{201}R^2B + M_{020}G^2 + M_{120}G^2R + \\
 &+ M_{021}G^2B + M_{002}B^2 + M_{102}B^2R + \\
 &+ M_{012}B^2G + M_{111}RGB + M_{300}R^3 + \\
 &+ M_{030}G^3 + M_{003}B^3
 \end{aligned} \tag{7}$$

где $y = L, a, b$; M_{rgb} — параметры системы, а индексы $r = 0 \dots 3$; $g = 0 \dots 3$; $b = 0 \dots 3$ обозначают степень соответствующих переменных R, G, B .

С целью упрощения модели (7) была рассмотрена задача об отсеивании факторов (параметров модели) [4]. Для решения вопроса о целесообразности включения в модель фактора x_m выполнялась проверка нулевой гипотезы $H_0: \theta_m = 0$ против альтер-

нативной $H_1: \theta_m \neq 0$, где θ_m — коэффициент при факторе x_m . Для этого вычислялось значение критерия Фишера:

$$F = \frac{SSE_{m-1} - SSE_m}{SSE_m} \cdot (N - m) \tag{8}$$

где m — количество параметров модели, $SSE_k = \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2$ —

разброс экспериментальных данных относительно линии регрессии для модели, содержащей k параметров.

При заданном уровне значимости выполнялась проверка гипотезы H_0 : если величина удовлетворяет неравенству $F \leq F_{кр}(1, N - m, \alpha)$, то фактор x_m является незначимым и может быть исключен из модели. Здесь $F_{кр}$ значение критерия Фишера при заданном уровне значимости $\alpha = 0,05$ и степенях свободы $1, N - m$.

Использование описанной выше процедуры позволило упростить модель для расчета координаты L путем исключения слагаемых вида $M_{001}B, M_{012}B^2G$, а для координаты b — $M_{011}GB, M_{120}B^3$. Таким способом были получены модели, описываемые *неполными полиномами третьей степени*.

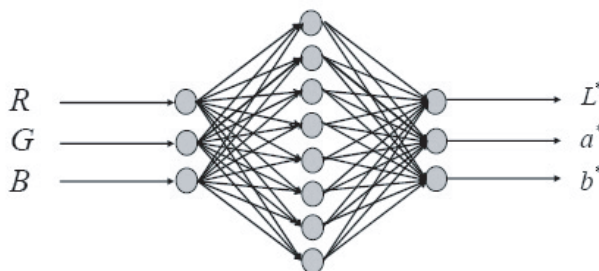
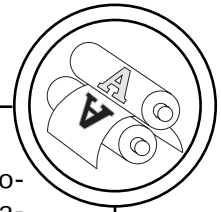


Рис. 2. Архитектура нейронной сети

ТЕХНОЛОГІЧНІ ПРОЦЕСИ



Модель на основе нейронной сети. Сеть содержит три нейрона входного слоя, по одному нейрону на каждый цветовой канал. Выходной слой также содержит три нейрона, формирующих значения (L^* , a^* , b^*). Использована сеть с одним скрытым слоем. Архитектура нейронной сети представлена на рис. 2.

Для реализации нейронной сети использована функция создания обобщенной регрессионной сети *newgrnn* — Design generalized regression neural network из *Neural Network toolbox MATLAB* [5]. Зависимость среднеквадратичного отклонения σ для обучающей и тестовой выборок от параметра отклонения P , используемого при обучении сети, приведена на рис. 3.

Из рисунка видно, что при увеличении параметра P среднеквадратичное отклонение σ для обучающей выборки моно-

тонно возрастает. А для тестовой выборки при значениях параметра до 2,9 погрешность резко падает до значения 6,6, а затем уменьшается незначительно.

Анализ результатов

Для нахождения параметров модели была использована выборка из 250 полей — обучающая последовательность, а для проверки адекватности работы модели была использована выборка из 38 полей исходной шкалы — тестовая последовательность. Обе выборки формировались случайным образом из исходных данных — 288 полей шкалы.

Вычисление погрешности для нейронной сети выполнялись при значении параметра $P = 10$. В таблице, кроме данных отклонений для тестовой и обучающей последовательности, приведены значения общей погрешности по каждой модели.

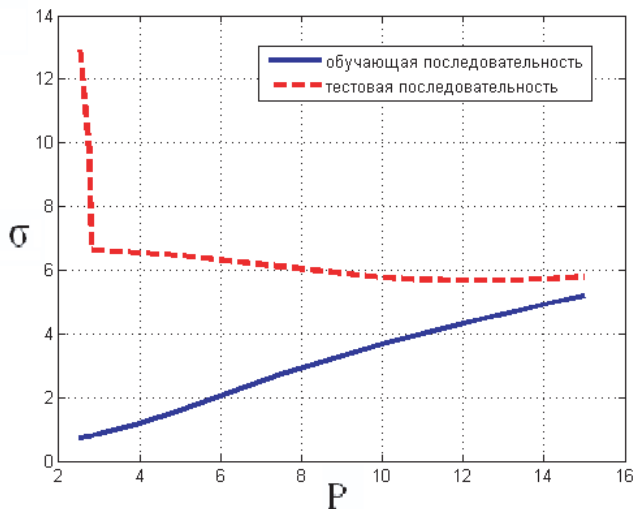
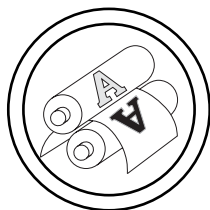


Рис. 3. Зависимость среднеквадратичного отклонения σ для обучающей и тестовой выборок от параметра P



ТЕХНОЛОГІЧНІ ПРОЦЕСИ

Погрешности при вычислении цветовых координат $L^*a^*b^*$

Модель	Обучающая последовательность			Тестовая последовательность			Общая погрешность		
	ΔE	\bar{e}	σ	ΔE	\bar{e}	σ	ΔE	\bar{e}	σ
Линейная	9,5	2,6	6,6	10,17	3,2	8,63	9,84	2,9	7,62
Квадратичная	5,47	1,34	4,5	6,8	1,5	5,05	6,14	1,42	4,78
Кубический полином	4,86	1,23	4,2	6,6	1,37	4,97	5,73	1,3	4,59
Неполный полином 3-й степени	4,97	1,37	4,61	6,83	1,61	5,3	5,9	1,49	4,955
Нейронная сеть	3,2	0,97	2,9	6,4	2,16	5,9	4,8	1,57	4,4

Дополнительно для моделей, описываемых кубическими полиномами, вычислялись коэффициенты детерминации R^2 и нормированные коэффициенты детерминации Ra^2 , используемые в регрессионном анализе для оценки адекватности моделей. Для полного кубического полинома R^2 и Ra^2 равны соответственно 0,973 и 0,965, а средние значения для неполных полиномов равны 0,971 и 0,963. Что свидетельствует о практической равноценности этих моделей.

Выводы

Наименьшую погрешность при преобразовании аппаратно-зависимых данных RGB в аппаратно-независимые цветовые координаты Lab имеют полиномиальная модель (полный полином третьей степени) и модель на основе нейронной сети. Они могут быть применены для формирования многомерной таблицы соответствия CLUT при построении профиля ввода или отображения.

1. Фрэйзер Б. Управление цветом. Искусство допечатной подготовки: Пер. с англ. / Б. Фрэйзер, К. Мэрфи, Ф. Бантинг. — К.: ООО «ТИД «ДС», 2003 — 464 с. 2. Hunt, R.W.G. Measuring Color. Second Edition. Ellis Horwood. New York, 1991. 3. Gaurav Sharma. The Digital Color Imaging Handbook. CRC Press, New York, 2003 — 764 p. 4. Монтгомери Д. К. Планирование эксперимента и анализ данных: Пер. с англ. — Л.: Судостроение, 1980. — 384 с. 5. MathWorks (2000): Optimization Toolbox for Use with Matlab: Users Guide. The MathWorks Inc.

Рецензент — В. Ф. Ткаченко, к.т.н., профессор, ХНУРЭ

Надійшла до редакції 30.01.08