

基于颜色空间转换的颜色复原方法研究

张菁, 杨应平, 章金敏
(武汉理工大学, 武汉 430000)

摘要: **目的** 研究解决因成像原理、元件性能、机械上的限制等因素导致的色彩失真与偏差的方法。**方法** 通过对基于BP神经网络的颜色复原和基于全局多项式回归的颜色复原等2种方法进行对比研究, 提出基于色调分区多项式回归的、由RGB到 $L^*a^*b^*$ 的颜色复原转换方法。**结果** 基于BP神经网络的颜色复原得到的最小色差为2.8476, 基于全局多项式回归的颜色复原得到的最小色差为2.857, 二者相差仅0.3%; 而经过分区后的多项式回归颜色复原得到的平均色差为2.206, 比基于BP神经网络和全局多项式回归方法降低了23%左右的色差。**结论** 经过分区后的多项式回归颜色复原方法能更有效地提高颜色复原的精度。

关键词: 颜色复原; 颜色空间转换; 线性回归; BP神经网络

中图分类号: TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2015)13-0130-05

Colour Recovery Method Based on Color Space Transformation

ZHANG Jing, YANG Ying-ping, ZHANG Jing-min
(Wuhan University of Technology, Wuhan 430000, China)

ABSTRACT: This paper studied the methods dealing with the distortions and deviations in color which are caused by the factors such as the limitations on imaging-forming principle, device performance and machining controls. This paper compared color restoration by the BP neural network versus the global polynomial regression. Then this paper presented an RGB to $L^*a^*b^*$ transformation method based on polynomial regression of each subspace through dividing the space into sub-domains in accordance with the hue. The calculated average color difference based on BP neural network was 2.8476, and the difference based on global polynomial regression was 2.857; the two had only 0.3% difference. However, after using polynomial regression of each subspace to recover the colors, the average color difference was 2.206, reduced by 23% compared with the above two methods. Recovering the colors by using polynomial regression of each subspace can effectively improve the precision of color restoration.

KEY WORDS: color recovery; color space transformation; linear regression; BP neural network

随着科技的进步,人们对颜色真实和精确的程度要求越来越高。颜色的精确复原一直是印刷出版^[1]、信息传播和复制^[2]、数学图像^[3]、视频处理和纺织设计等领域非常关注的问题。基于颜色空间转换的颜色复原算法是颜色复原、颜色一致性传播及颜色管理的关键技术,并与颜色科学、光学成像^[4]、计算机科学^[5-6]、工业生产及日常生活紧密联系,应用广泛。

不同的图像设备对于颜色复原有不同的特性机制,通过找到设备相关的颜色空间与设备无关的颜色空间之间的映射关系,以设备无关颜色空间的色彩表现来表现颜色,从而保持颜色信息在传递过程中的一致性。这里,以CCD作为成像器件的彩色图像采集设备为例,根据色度特征化理论,针对彩色图像采集设备输入、输出信息建立颜色复原修正模型,对采

收稿日期: 2014-12-02

基金项目: 武汉理工大学自主创新基金(2014-ZY-163)

作者简介: 张菁(1990—),女,湖北孝感人,武汉理工大学硕士生,主攻光电检测和图像处理。

通讯作者: 杨应平(1965—),男,湖北仙桃人,博士,武汉理工大学教授,主要研究方向为光电检测和图像处理。

集到的图像色彩进行修正,以实现颜色的精确复原。在此,虽然是针对 CCD 颜色检测系统,但实现的是 RGB 到 L*a*b* 颜色空间的转换,涉及的方法均可应用于其他颜色空间的转换,以及其他图像的采集、显示、处理和输出设备中。

1 颜色复原方案

图像采集设备工作原理:光源发出的均匀光线照射到待采集图像上,经图像反射或透射后产生表示图像彩色特征的反射光或透射光,经过光学系统后照射到滤色镜上,经红、黄、蓝等3种滤色镜分光后得到 R, G, B 分量,分别照射到对应的 CCD 感光原件上转换为模拟信号,后经信号处理转换为 RGB 的数字信号并存储,得到 RGB 图像。理想的彩色图像采集设备应该满足卢瑟条件,即采集值和三刺激值之间存在线性变换。但在实际应用中,彩色图像采集设备光源及彩色图像采集设备中的滤光器及 CCD 均是非线性的;同时,该图像采集设备使用了与设备相关的 RGB 颜色空间。因此,要提高颜色复原的精度,需要找到输入与输出颜色信息间更精确的对应关系,并将此映射关系应用到待测图像中。根据以上分析,设计的颜色复原模型框图见图 1。

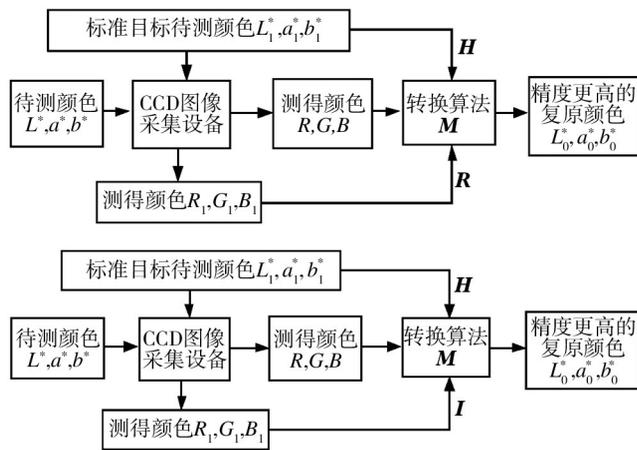


图1 颜色复原模型

Fig.1 Model block diagram of the color recovery

通过将色度值为 L_1^*, a_1^*, b_1^* 的标准目标颜色,用 CCD 图像采集设备采集,并获得相关的颜色值 R_1, G_1 和 B_1 ,求得 R_1, G_1, B_1 与 L_1^*, a_1^*, b_1^* 之间精确的映射关系,即转换算法。色度值为 L^*, a^*, b^* 的待测彩色原稿,经过 CCD 图像采集设备采集颜色信息后,得到图像颜色记录值 R, G, B ,再经过转换算法修正后得到精确复

原颜色 L_0^*, a_0^*, b_0^* ,使得 L_0^*, a_0^*, b_0^* 与 L^*, a^*, b^* 尽可能接近,其中色差公式为:

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L)^2 + (\Delta a)^2 + (\Delta b)^2} \quad (1)$$

复原后的颜色可以继续应用到后续应用中。

基于颜色空间转换的颜色复原算法,主要有多项式回归法^[7]、阶调/矩阵模型法^[8]、三维查找表法^[9]及神经网络^[10-11]等方法。多项式回归法常被用于设备特征化和颜色校正,原理简单,对样本唯一的要求就是要求源空间的样本点数应大于所选择的多项式项数,但是参与回归的数据精度会提高,而未参与回归的数据精度有可能会下降;阶调/矩阵模型法是比较经典实用的方法,但对暗调色域的颜色转换误差较大;三维查找表法要求建表的基础数据来源准确和数据足够丰富,虽然测量数据越多,精确度越高,但会使速度减慢。神经网络样本选择随意,精度较高,但是存在收敛速度慢和易陷入局部最小点的问题。这里,选择多项式回归与神经网络方法进行研究分析。

2 基于神经网络的 RGB-L*a*b* 颜色空间转换

人工神经网络由大量神经元相互连接组成,能够显示人脑的一些特征。人工神经网络具有自学习、自组织和自适应性,能够大规模地并行处理复杂系统,同时具有非常强的处理非线性关系的能力。人工神经网络中的反向传播、广义回归^[12]、支持向量机、模糊及小波等神经网络均可进行非线性的拟合,最常被使用的是 BP (back propagation 反向传播)神经网络^[13-14]。

通常 BP 神经网络是由输入层、隐含层和输出层组成,隐含层可以是 1 层或多层。输入和输出节点的多少根据实际问题的性质来确定,这里选择的输入层和输出层分别有 3 个神经元,对应 3 个输入测得颜色 R_1, G_1 和 B_1 ,以及输出标准目标颜色 L_1^*, a_1^* 和 b_1^* ,其模型见图 2。

隐含层的层数与节点数决定了转换映射的精度。Robert 通过理论分析认为,只要隐含层节点数足够,只含有 1 个隐含层的神经模型就可以以任意精度逼近一个非线性函数^[15],一般的预测误差随节点数的增加先减少后增加,节点数的多少则需要通过多次的实验来确定。同时,增加隐含层数目可以减小各隐含层的单元数,也可以减小陷入局部极小的情况。实验数据来自 CCD 扫描仪对潘通国际标准色卡的测量,删

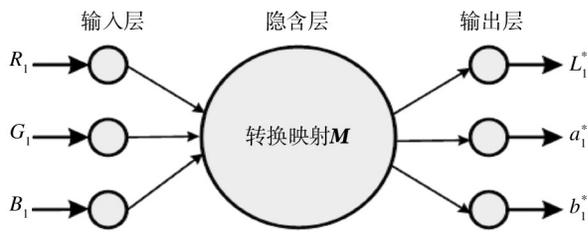


图2 BP神经网络模型

Fig.2 BP neural network model

掉由于操作不当所造成的误差非常大的数据后,选取其中 1124 组数据作为训练网络的建模数据,以及 173 组数据作为检测数据对 BP 神经网络进行检验。同时,分别选取 1~3 个隐含层的神经网络进行训练,网络结构与色差见表 1。当网络结构为 3-9-9-3 时,色差最小为 2.8476。

表 1 不同网络结构的色差

Tab.1 Analysis of color difference with the different architectures of networks

网络结构	色差	网络结构	色差	网络结构	色差
3-5-3	3.1448	3-30-3	2.9925	3-15-15-3	3.1816
3-10-3	3.0456	3-5-5-3	3.0469	3-20-20-3	3.3752
3-13-3	3.0020	3-6-6-3	3.1623	3-6-6-6-3	2.9824
3-15-3	2.9976	3-7-7-3	3.0335	3-7-7-7-3	2.8902
3-18-3	2.9613	3-8-8-3	3.1742	3-8-8-8-3	3.3628
3-20-3	3.0894	3-9-9-3	2.8476	3-9-9-9-3	2.8710
3-25-3	3.0463	3-10-10-3	2.9517	3-10-10-10-3	3.2559

3 基于多项式回归的 RGB-L*a*b*颜色空间转换

多项式回归通过假定系统为黑箱,通过输入和输出得到中间转换关系。即已知输入的标准目标颜色样本为 L_1^*, a_1^*, b_1^* , 经过 CCD 图像采集设备后得到 R_1, G_1 和 B_1 , 寻找函数 $F_i (i=1, 2, 3)$ 满足:

$$\begin{aligned} L_1^* &= F_1(R_1, G_1, B_1) \\ a_1^* &= F_2(R_1, G_1, B_1) \\ b_1^* &= F_3(R_1, G_1, B_1) \end{aligned} \quad (2)$$

R, G, B 的阶决定了三维多项式的阶,若选一阶则是一种线性转换,而基于前面的分析,要得到更精确的转换算法,就要进行非线性的回归拟合。以 10 项的多项式为例,假设共有 n 组用于建模的测量数据,其中,第 m 组测量数据的测量值为 R_{1m}, G_{1m} 和 B_{1m} ; 第 m 组测量数据的标准色度值为 L_{1m}^*, a_{1m}^* 和 b_{1m}^* , 则多项式可

设为:

$$\begin{aligned} L_{1m}^* &= r_1 R_{1m} + r_2 G_{1m} + r_3 B_{1m} + r_4 R_{1m} G_{1m} B_{1m} + r_5 R_{1m}^2 + r_6 G_{1m}^2 + \\ & r_7 B_{1m}^2 + r_8 R_{1m} G_{1m} + r_9 R_{1m} B_{1m} + r_{10} G_{1m} B_{1m} \\ a_{1m}^* &= s_1 R_{1m} + s_2 G_{1m} + s_3 B_{1m} + s_4 R_{1m} G_{1m} B_{1m} + s_5 R_{1m}^2 + s_6 G_{1m}^2 + \\ & s_7 B_{1m}^2 + s_8 R_{1m} G_{1m} + s_9 R_{1m} B_{1m} + s_{10} G_{1m} B_{1m} \\ b_{1m}^* &= t_1 R_{1m} + t_2 G_{1m} + t_3 B_{1m} + t_4 R_{1m} G_{1m} B_{1m} + t_5 R_{1m}^2 + t_6 G_{1m}^2 + \\ & t_7 B_{1m}^2 + t_8 R_{1m} G_{1m} + t_9 R_{1m} B_{1m} + t_{10} G_{1m} B_{1m} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $r_i, s_i, t_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 是假设的多项式系数; $m=1, 2, 3, \dots, n$ 。

设向量 I 为测得的 R_1, G_1, B_1 数据, 则 I 为:

$$I = \begin{pmatrix} R_{11} & G_{11} & B_{11} & L & G_{11} B_{11} \\ R_{12} & G_{12} & B_{12} & L & G_{12} B_{12} \\ M & M & M & O & M \\ R_{1n} & G_{1n} & B_{1n} & L & G_{1n} B_{1n} \end{pmatrix} \quad (4)$$

设向量 H 为经转换算法计算后的颜色复原值, H 为:

$$H = \begin{pmatrix} L_{11}^* & a_{11}^* & b_{11}^* \\ L_{12}^* & a_{12}^* & b_{12}^* \\ M & M & M \\ L_{1n}^* & a_{1n}^* & b_{1n}^* \end{pmatrix} \quad (5)$$

向量 M 为空间的转换映射, M 为:

$$M = \begin{pmatrix} r_1 & s_1 & t_1 \\ r_2 & s_2 & t_2 \\ M & M & M \\ r_{10} & s_{10} & t_{10} \end{pmatrix} \quad (6)$$

则有: $H=IM, I^T H=I^T IM$ 。可以得到:

$$M_I = (I^T I)^{-1} I^T H \quad (7)$$

式中: I^T 为 I 的转置, 上角“-1”表示矩阵求逆。求出转换映射后, 可以通过式(8)得到精度更高的复原颜色。

$$\begin{pmatrix} L_0^* \\ a_0^* \\ b_0^* \end{pmatrix} = (R \ G \ B \ L \ GB) M \quad (8)$$

4 基于色调分区多项式回归的 RGB-L*a*b*颜色空间转换

颜色空间的转换模型很容易就可以通过多项式回归法建立起来, 求多项式系数时, 对样本的选择没有要求, 可以随意选取样本, 算法实现方便简单。但如果需要得到一定精度, 就需要足够的样本, 样本越多, 多项式回归的颜色空间转换精度也就越高。同

时,多项式项数的选择也是一个难点,一般来讲,增加多项式的项数能够提高颜色空间的转换精度,但样本数目越多,多项式的项数越多,计算过程就越复杂,而且项数过多易引起震荡,精确度仍无法保证。为了解决这一问题,提出了将整个样本空间划分成若干个子空间的方法,分别求出每个子空间的转换映射 M_i ($i=1,2,\dots,q$;有 q 个子空间),由于子空间样本数目较少,从而减少了多项式的项数。在进行颜色复原时,首先需要确定复原颜色属于哪个子空间,再经由该子空间的转换映射转换后得到复原后的颜色。其中,子空间的划分有很多方法,可以是等间隔划分,也可以是不等间隔划分。

这里通过按色调区域划分的方法划分子空间。色调是图画中画面色彩的总体倾向,是最大的色彩效果。由前面的分析可知, L^*, a^*, b^* 均是关于 R, G, B 的

函数。当属于不同色调范围时, R, G, B 对 L^*, a^*, b^* 的影响均不同;当属于某一色调范围时,1个或2个参数对 L^*, a^*, b^* 的影响远远大于另外参数的影响,以此降低函数 F_i 的非线性,降低多项式的项数,以简化计算,提高运算速度。在 $L^*a^*b^*$ 颜色空间中, a^*b^* 平面上的角度,即色调角的公式定义为:

$$h_{ab}=\arctan(b/a) \tag{9}$$

依据色调角的不同范围将样本分类,可以选择均匀的间隔,也可以是不均匀的间隔,主要由不同范围的色调角区域样本个数的多少来决定,尽量使样本数分布均匀且足够多,以保证颜色复原的精度。

将BP神经网络实验数据中的建模数据用来构建多项式,并且将检测数据用于试验模型效果。多项式的项数选择决定了颜色的复原精度,选择6,10,13,16和19项多项式模型进行实验和讨论,实验数据见表2。

表2 不同色调区域的色差
Tab.2 Analysis of color difference in different hue areas

色调区域划分	目标数/检测数	未经转换的色差	6项多项式转换的色差	10项多项式转换的色差	13项多项式转换的色差	16项多项式转换的色差	19项多项式转换的色差	转换后的最优色差
红 (10° ~ 58°)	145/19	7.026	6.993	2.719	2.631	2.668	2.725	2.631
黄1 (58° ~ 90°)	150/20	7.534	3.121	2.379	2.156	2.075	2.127	2.075
黄2 (90° ~ 120°)	163/24	6.47	3.387	2.733	2.871	3.079	3.076	2.733
绿1 (120° ~ 180°)	106/17	7.806	3.828	3.283	2.911	2.671	2.642	2.642
绿2 (180° ~ 220°)	110/17	7.28	3.776	2.89	2.572	2.46	2.232	2.232
青 (220° ~ 270°)	131/22	7.186	3.762	2.176	2.22	2.0766	2.24	2.0766
蓝 (270° ~ 320°)	122/20	7.436	2.31	2.015	1.841	1.908	1.805	1.805
品1 (320° ~ 360°)	150/26	7.85	2.557	1.764	1.749	1.76	1.711	1.711
品2 (0° ~ 10°)	47/8	6.193	2.299	1.938	2.163	2.02	1.987	1.938
全局 (0° ~ 360°)	1124/173	7.262	3.58	2.42	2.33	2.31	2.29	2.206
传统多项式 (0° ~ 360°)	1124/173	7.262	3.822	3.1	2.93	2.866	2.857	2.857

色调分区法按照光谱范围的呈色特性及颜色的过渡性能,根据色标将色调区域划分为红(10° ~58°)、黄(58° ~120°)、绿(120° ~220°)、青(220° ~270°)、蓝(270° ~320°)及品(320° ~10°)等6个部分。再根据实验样本在不同色调区域的分布情况,按

照 a^*, b^* 的正负将子空间扩充为红、黄1、黄2、绿1、绿2、青、蓝、品1、品2等9个子空间进行实验。类似全局多项式,分别选择6,10,13,16和19项多项式模型进行实验和讨论,对于不同的子空间分别选择色差最小的项数,使得全局的平均色差最小,实验数据见表2。

经过多项式回归后的全局色差,从未经转换的7.262降低到了2.857,通过划分子空间方法将全局色差2.857降到了2.206(以9个不同子空间检测数为权值的最小色差的算术平均值),再次降低了色差。实验证明,经过分区后的多项式回归能更有效地提高颜色复原精度。

5 结语

针对颜色空间转换是颜色在传递过程中保持一致性的关键技术,分析对比了几种颜色空间转换算法的优缺点。同时,对BP神经网络的隐含层层数和节点数进行了探讨,获取了最佳的BP神经网络。提出了按照色调划分子空间的方法,在每个子空间中均使用多项式回归的方法,找到每个子空间的最优多项式,使得全局的平均色差最小。实验结果表明:BP神经网络与多项式回归方法所得到的结果相差不大,BP略优于多项式;色调分区的方法又在BP和多项式回归方法的基础上降低了23%的色差,提高了精度。但是,如果想要实现颜色的精确复原及一致性的保持,还需要进一步提高颜色空间转换的精度,这需要更加深入的研究。

参考文献:

- [1] 王莹,曾平,何秀芳,等.采用查找表的超四色打印光谱色彩校正方法[J].西安电子科技大学学报:自然科学版,2010,37(1):41—48.
WSANG Ying, ZENG Ping, HE Xiu-fang, et al. Spectral Color Calibration Method for the Multi-ink Printer Using the Look-up Table[J]. Journal of Xidian University: Science, 2010, 37(1): 41—48.
- [2] 陈镇龙,叶玉堂,宋尚岑,等.应用于彩色线扫描机器视觉系统的图像校正方法[J].光学学报,2013,33(7):1—7.
CHEN Zhen-long, YE Yu-tang, SONG Yun-cen, et al. Method of Image Correction for Line-Scan Machine Vision System [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(7): 1—7.
- [3] DENG Jia-bin, HU Juan-li, WU Jue-bo. A Study of Color Space Transformation Method Using Nonuniform Segmentation of Color Space Source[J]. Journal of Computers, 2011, 6(2): 288—296.
- [4] 曲兴华,毕超,贾果欣,等.偏振成像系统的颜色校正及应用[J].天津大学学报:自然科学与工程技术版,2013,46(8):673—679.
QU Xing-hua, BI Chao, JIA Guo-xin, et al. Color Calibration and Application of Polarization Imaging System[J]. Journal of Tianjin University: Science and Technology, 2013, 46(8): 673—679.
- [5] NEKTARIOS A. Color Calibration of a Laboratory Computer Vision System for Quality Evaluation of Pre-sliced Hams[J]. Meat Science, 2009, 81: 132—141.
- [6] CAO Cong-jun, SUN Jin. Study on Color Space Conversion between CMYK and CIE L*a*b* Based on Generalized Regression Neural Network[C]// International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008: 275—277.
- [7] 陈婧,唐万有,王学美.多项式回归法在印刷品质质量检测中的研究[J].包装工程,2009,30(11):93—95.
CHEN Jing, TANG Wan-you, WANG Xue-mei. Application Research of Polynomial Regression Algorithm on Printing Quality Detection[J]. Packaging Engineering, 2009, 30(11): 93—95.
- [8] 李志会,唐万有,于治国. XYZ到CMY颜色空间转换的研究[J].包装工程,2010,31(7):96—98.
LI Zhi-hui, TANG Wan-you, YU Zhi-guo. Research on the Conversion from XYZ to CMY Color Space[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(7): 96—98.
- [9] 李瑞娟,邓倩.基于三维查找表的RGB到XYZ颜色空间转换的研究[J].包装工程,2012,33(13):116—119.
LI Rui-juan, DENG Qian. Research on Color Space Conversion from RGB to XYZ Based on 3D Look-up Table[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(13): 116—119.
- [10] 智川,周世生,石毅.颜色空间转换的模糊神经网络辨识算法[J].北京理工大学学报,2011,31(6):722—726.
ZHI Chuan, ZHOU Shi-sheng, SHI Yi. Color Space Transform Based on Fuzzy and Neural Network Identification Algorithm[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2011, 31(6): 722—726.
- [11] 刘容,王强,刘真.基于分区的RBF神经网络颜色空间转换模型的研究[J].包装工程,2013,34(11):85—88.
LIU Rong, WANG Qiang, LIU Zhen. Color Space Conversion Model Based on Partition RBF Neural Networks[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(11): 85—88.
- [12] EMRE M C, HASSAN A K, FATIH C. Accelerating Color Space Transformations Using Numerical Approximations[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2010: 26—29.
- [13] 刘士伟,魏庆葆.基于BP神经网络的CMYK到L*a*b*颜色空间转换模型[J].包装工程,2011,32(11):69—71.
LIU Shi-wei, WEI Qing-bao. Color Space Conversion of CMYK to L*a*b* Based on BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(11): 69—71.
- [14] 吕兆锋,王晓红.基于饱和度优先的BP神经网络颜色空间转换模型研究[J].包装工程,2013,34(3):109—112.
LV Zhao-feng, WANG Xiao-hong. Research on Color Space Conversion Model Based on Saturation Priority BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(3): 109—112.
- [15] CHENG H D, CAI Xiao-peng, RUI Min. A Novel Approach to Color Normalization Using Neural Network[J]. Neural Computer Science, 2007, 4492: 842—850.