

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211258

自适应加权根多项式回归颜色校正算法研究*

付小康¹ 刘梅² 刘怡俊¹ 叶武剑¹ 邱逸铭¹ 王小林^{1,3}(1. 广东工业大学信息工程学院 广州 510006; 2. 广州中医药大学基础医学院 广州 510006;
3. 中国科学院北京纳米能源与系统研究所 北京 101400)

摘要: 针对多项式回归颜色校正方法中的不足,提出一种自适应加权的根多项式回归算法。多项式回归颜色校正过程中需要手动标定色卡色块位置,操作不便且易产生人为误差,本文自主设计了一种带QR码上3个定位标识符的色卡,可实现色卡色块的自动定位;针对多项式回归法的高阶项会放大噪声且对噪声不具有健壮性的问题,本文算法将自适应地调整权重矩阵以减小样本奇异值对拟合性能的影响,再由色差值计算另一个增益系数矩阵,从而提高校正性能。经实验验证,本文算法在CIE Lab色差值、PSNR两项指标上相较于传统多项式回归方法都有较大提升。其中,传统多项式回归方法平均CIE Lab色差值高达6.5,且该数值受环境影响较大,而本文算法对不同环境下的图像校正后色差可稳定在3.2以下。

关键词: 图像处理;颜色校正;自动定位色卡;多项式回归;自适应加权

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Research on color correction algorithm of adaptive weighted root polynomial regression

Fu Xiaokang¹ Liu Mei² Liu Yijun¹ Ye Wujian¹ Qiu Yiming¹ Wang Xiaolin^{1,3}(1. College of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;
2. College of Basic Medicine, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, China;
3. Institute of Nanoenergy and Nanosystem, Chinese Academy of Sciences, Beijing 101400, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of the polynomial regression color correction method, an adaptive weighted root polynomial regression algorithm is proposed. In the process of polynomial regression color correction, it is necessary to manually calibrate the position of the color block of the color card, which is complicated and prone to human error. In view of the problem that the high-order term of the polynomial will amplify the noise and is not robust to the noise, the algorithm in this paper will adaptively adjust the weight matrix to reduce the influence of singular values on the fitting performance, and then calculate another gain coefficient matrix from the color difference value, thereby improving the correction accuracy. It has been verified by experiments that the algorithm in this paper has a great improvement in the CIE Lab color difference value and PSNR compared with the traditional polynomial regression method. Among them, the average CIE Lab chromatic aberration value of the traditional polynomial regression method is as high as 6.5, which is greatly affected by the environment. However, the chromatic aberration value of the proposed algorithm can be stabilized below 3.2 after correcting images in different environments.

Keywords: image processing; image correction; automatic positioning color checker; polynomial regression; adaptive weighted

0 引言

颜色是数字图像的主要信息,但受光源、采集设备以及显示设备等因素的影响,采集到的图像总是存在一定程度上

的颜色失真,这制约了人们生产生活数字化需求的发展。特别是人工智能成为研究热点的当下,计算机视觉、模式识别、特征提取等领域都对图像颜色有着较高的要求。因此,研究一种颜色校正算法以还原颜色真实信息显得尤为重要。

收稿日期:2022-09-03

* 基金项目:广东省教育厅自然科学基金(2019KZDZX1040)项目资助

在已有的颜色校正算法中,主要包括基于映射、基于光谱反射率还原、基于图像分析等 3 类颜色校正方法^[1]。其中基于映射的算法常用的有查找表法、支持向量机、人工神经网络以及多项式回归的方法^[2]。马玫娟等^[3]在非线性回归模型的基础上自适应选择插值点个数,建立三维查找表,实现了较好的颜色校正效果,但是该方法需要大量的标准色块数据才能达到较高的校正精度。文献[4]提出一种基于支持向量机的方法,它可以根据不同光照条件下的图像的色差预测颜色校正矩阵,完成复杂环境下的颜色还原,然而 SVR 核函数以及参数的选择十分繁琐,且随着输入向量维度的升高,算法速度也会明显降低。Zhuo 等^[5]提出一种改进的 BP 神经网络的方法,它在降低网络模型复杂度的同时进一步提高了颜色校正精度,但是也不能克服神经网络本身存在的训练速度慢且训练数据需求量大问题。然而,在实时遥感、医学图像实时诊断等高实时性要求的颜色校正领域,多项式回归法^[6]却有着计算量小、模型简单的天然优势;即使在高精度要求的应用场景中,多项式回归法只要增加其多项式模型的项数与阶数,回归模型复杂度随之增加,其拟合精度就能越高^[7],也能有着较好的表现。

然而多项式阶数的增加会放大图像中的噪声,Yamakabe 等^[8]为此对校正矩阵添加了一个约束项,使得多项式在一阶与二阶之间折中效果,但是该方法在阶数达到三阶以上时约束项的推导会变得相当复杂。文献[9]指出,在引入高阶项后,随着曝光强度的变化校正后的图像色调、饱和度也跟着变化,可能会发生明显的颜色偏移或者色块高亮,其效果等同于进一步引入了异常数据点,最小二乘为拟合这些奇异值而使得回归模型性能变差,文中提出的根多项式模型就有出于保持高阶多项式颜色校正性能的同时避免这些问题的考虑。此外,多项式回归法通常需要借助色卡作为环境光标定工具^[10],但色卡本身的设计并不具备定位功能,在数字图像应用中往往需要手动或者软件辅助提取各色块的色值,这不符合当下数字系统自动化、智能化的需求。

基于以上分析,本文针对传统多项式回归法采用的色卡需要手动定位以及采用高阶项模型时会放大噪声的问题,首先介绍一种自主设计的色卡,它可以实现色卡色块区域的自动定位;再提出一种自适应加权的根多项式回归颜色校正算法,它可以一定程度上减小模型拟合受噪声点的影响,同时提高颜色校正精度。

1 颜色校正算法研究

1.1 多项式回归颜色校正

多项式回归颜色校正的实现需要通过建立一种线性或者非线性的映射关系以实现样本源颜色矩阵映射到目标标准颜色矩阵的转换。其中,训练样本源矩阵以及目标标准颜色矩阵的获取都需要借助色卡。色卡最常用的有 X-Rite Color Checker 24,该色卡由 24 个色块组成,每一个都代表

自然物的真实颜色。现展示该色卡如图 1 所示。

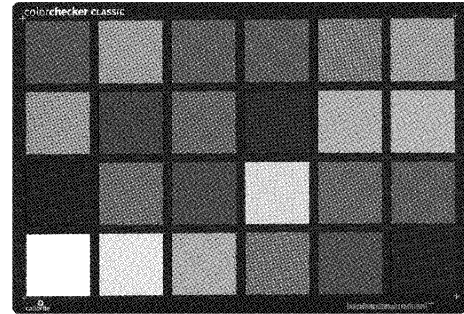


图 1 爱色丽 24 色色卡

在非参考光照环境下拍摄待校正图像后,由于图像中色卡并不具备定位功能,无法获知图像中色块区域的具体位置,所以需要通过颜色提取器手动获取该色卡各色块的 RGB 值。接着采用多项式模型对获取到的 RGB 像素值矩阵扩展,以最常用的二阶多项式模型为例,其扩展形式如下:

$$\mathbf{V}_i = [1, R_i, G_i, B_i, R_i G_i, R_i B_i, B_i G_i, R_i^2, G_i^2, B_i^2]^T \quad (1)$$

式中: R_i, G_i, B_i 分别对应色块 i 的 RGB 3 个颜色通道分量的值,则有如下 $J \times K$ 维矩阵 \mathbf{V} 作为扩展后的样本源颜色矩阵:

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1K} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{J1} & v_{J2} & \cdots & v_{JK} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: J 的值由色卡中训练色块样本数决定, K 值为多项式模型扩展后的项数。再以参考光源下拍摄的色卡 RGB 值作为标准值,则有 $J \times 3$ 维的目标标准颜色矩阵 $\mathbf{S} =$

$$\begin{bmatrix} R_{s1} & G_{s1} & B_{s1} \\ R_{s2} & G_{s2} & B_{s2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{sJ} & G_{sJ} & B_{sJ} \end{bmatrix} \circ$$

此时有如下映射关系:

$$\mathbf{S} = \mathbf{V} \times \mathbf{M}^T \quad (3)$$

其中, \mathbf{M} 为待求的 $3 \times K$ 维颜色校正系数矩阵,该矩阵由最小二乘 (least square, LS) 最小化残差平方和得到,即:

$$\hat{\mathbf{M}} = \operatorname{argmin}_j \| \mathbf{S} - \mathbf{M}\mathbf{V} \|_F^2 = ((\mathbf{V}^T \mathbf{V})^{-1} \mathbf{V}^T \mathbf{S})^T \quad (4)$$

此时输入的样本源矩阵 \mathbf{V} 可通过式(5)得到其输出响应矩阵 \mathbf{Y} , 该矩阵即为训练样本经颜色校正后在参考光源下的各色块 RGB 值。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{V} \times \hat{\mathbf{M}}^T \quad (5)$$

1.2 自适应加权根多项式回归颜色校正

传统多项式回归颜色校正方法存在较明显的缺陷:1)算

法实现过程中使用的色卡不具备自动定位功能;2)多项式回归法使用的最小二乘法本身不考虑粗差,而高阶多项式又会放大噪声,特别是对小样本数据而言,如果存在奇异值,拟合的模型性能受影响极大^[11],校正后的图像质量也得不到保证。为此,本文首先自主设计了一种可自动定位的色卡,再

修改式(1)中的多项式为根多项式模型,然后评估 RGB 残差离群值,设定残差中值作为基准值后,由 Huber 函数^[12]调整各映射对应的权值;再转换 RGB 颜色空间到 Lab 颜色空间,通过各分量色差进一步计算高斯权重矩阵,最后得到颜色校正系数矩阵。本文算法流程如图 2 所示。

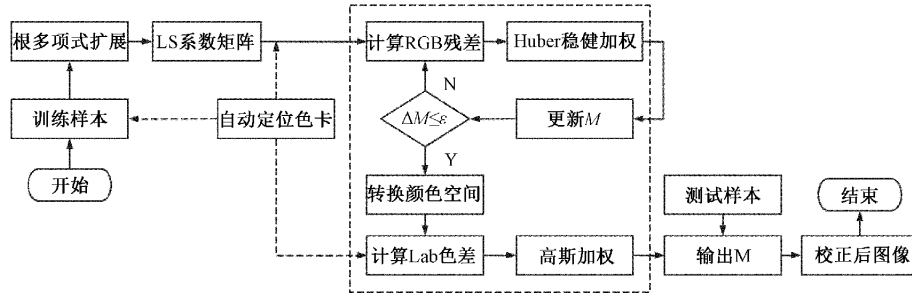


图2 自适应加权根多项式回归颜色校正流程

本文自主设计的色卡是在图 1 所示 X-Rite Color Checker 24 色卡的基础上,重排列原色卡的 24 个色块位置,并根据 QR 码的自动定位设计^[13],在色卡的左上、左下、右上 3 个位置上分别添加一个“回”字型的标识符,设计的色卡如图 3 所示。

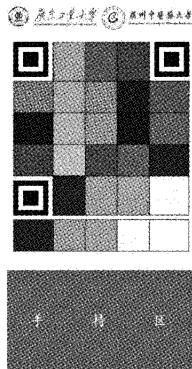


图3 具有自动定位功能的色卡

每个“回”字型位置探测图形的像素构成都是以 1:1:3:1:1 的形式,定位方法即根据比例关系分别获取水平方向和垂直方向的游程码,粗定位到两个方向上的探测图形中心点的集合,再利用 K-means 聚类^[14]可以将 3 个定位标识符中心点集合聚类为 3 个点,这样就得到了位置探测图形的中心位置。此时,可通过漫水填充算法获得色块区域的外框如图 4(a)所示。

但在真实图像采集过程中,色卡不能做到完美垂直于图像采集设备的摄像头,若直接对色卡进行颜色信息提取会有误差,对此可采用逆透视变换算法(inverse perspective mapping, IPM)。IPM 可以将一张图像所在世界坐标系的坐标,经相机坐标、像平面坐标以及图像坐标等坐标系的映射与转换,最终删除原始图像透视效果^[15],得到图像的“鸟瞰”视图如图 4(b)所示。此时可以轻易提

取到色块颜色信息,实现了色卡色块区域的自动定位功能。

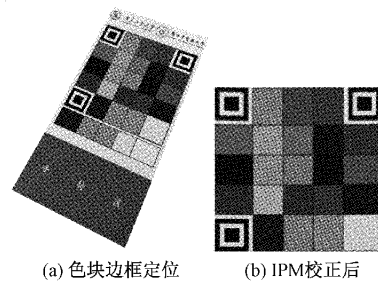


图4 色块区域自动定位与提取

本文算法采用三阶根多项式模型对样本源颜色矩阵进行扩展,该模型共包含 13 个扩展项,其形式如下:

$$V_i = [R_i, G_i, B_i, \sqrt{R_i G_i}, \sqrt{G_i B_i}, \sqrt{R_i B_i}, \sqrt[3]{R_i G_i^2}, \sqrt[3]{G_i B_i^2}, \sqrt[3]{R_i B_i^2}, \sqrt[3]{G_i R_i^2}, \sqrt[3]{B_i G_i^2}, \sqrt[3]{B_i R_i^2}, \sqrt[3]{R_i G_i B_i}]^T \quad (6)$$

在使用最小二乘计算系数矩阵后,图 2 虚线框中流程即为本文算法的自适应加权过程。首先使用式(5)计算校正后输出响应矩阵,再计算色卡各色块标准值与响应值 RGB 各分量之间的欧氏距离差异,以此作为残差:

$$e_j = \sqrt{(R_j - R_j)^2 + (G_j - G_j)^2 + (B_j - B_j)^2}, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (7)$$

再由 Huber 权函数求导后^[16]作为权因子调整每个训练样本的权重,即:

$$w_j = \begin{cases} 1, & |e_j/\delta_0| \leq k \\ \frac{k}{|e_j/\delta_0|}, & |e_j/\delta_0| > k \end{cases} \quad (8)$$

式中: δ_0 为权值调整基准值,该值为 $\text{med}(|e_j|)$, 即 e_1, e_2, \dots, e_j 的中值; k 是调谐常数,一般取 1.994 1。该函数可将较大基准值的残差视为残差的离群值,使得其映射对应的权重往较小的方向自适应调整,而较小的残差对应

权重保持不变。计算出每个色块对应的权值 w_j 后,可构建权值调整对角矩阵 W 如下:

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_2 & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & w_j \end{bmatrix}_{J \times J} \quad (9)$$

此时可得到加权以后的颜色校正系数矩阵,其加权形式如式(10)所示。之后使用该加权后的系数矩阵重新计算 RGB 残差与新的加权矩阵,迭代至相邻两次系数矩阵的差的绝对值小于一个设定值时可认为满足收敛条件。

$$\hat{M} = ((V^T W V)^{-1} V^T W S)^T \quad (10)$$

以上是针对颜色校正过程中外界引入或系统本身引入的异常数据点对回归拟合性能造成影响的问题而添加的权值调整矩阵,提高了颜色校正算法对噪声的鲁棒性。然而,针对 CIELab 颜色空间下的残差值可进一步自适应地调整权值。首先转换 RGB 颜色空间矩阵为 CIE XYZ 模型下的三颜色刺激矩阵,其转换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.412\ 391 & 0.357\ 584 & 0.180\ 481 \\ 0.212\ 639 & 0.715\ 169 & 0.072\ 192 \\ 0.019\ 331 & 0.119\ 195 & 0.950\ 532 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (11)$$

接着由式(12)将 CIE XYZ 颜色空间经非线性变换转换至 CIE1976 $L^* a^* b^*$ 颜色空间:

$$\begin{cases} L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \\ a^* = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right] \\ b^* = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right] \end{cases} \quad (12)$$

$$f(P) = \begin{cases} P^{\frac{1}{3}}, & P \leq 0.008\ 856 \\ 7.787 \times P + \frac{16}{116}, & P > 0.008\ 856 \end{cases}$$

式中: (X_n, Y_n, Z_n) 需要参考白色在 XYZ 颜色空间的坐标。完成颜色空间的转换以后,再计算各色块 CIELab 标准值与其校正后的响应值各分量之间的欧氏距离,得到校正前后的色差。计算方式如下:

$$\Delta E_j = \sqrt{(L_{sj}^* - L_j^*)^2 + (a_{sj}^* - a_j^*)^2 + (b_{sj}^* - b_j^*)^2}, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (13)$$

此时对各色块校正前后的色差根据高斯分布构建色差增益系数矩阵 D :

$$D = \begin{bmatrix} \exp\left(-\frac{\Delta E_1}{2c^2}\right) & & & \\ & \ddots & & \\ & & \exp\left(-\frac{\Delta E_j}{2c^2}\right) & \\ & & & \ddots \end{bmatrix}_{J \times J} \quad (14)$$

该矩阵中 c 为确定的用于优化训练样本和调整增益系

数的参数^[17]。将该矩阵添加到式(10)中完成二次加权,得到的系数矩阵即为本算法所求的颜色校正系数矩阵:

$$\hat{M} = ((V^T W D V)^{-1} V^T W D S)^T \quad (15)$$

2 实 验

为了验证本文算法对于噪声的抵抗能力以及提高颜色校正精度的有效性,本文以图 3 中自主设计的爱色丽 24 色色卡作为训练样本、以 X-rite ColorChecker SG 色卡作为测试样本进行如下实验:首先在 D65 光源下采集以上两种色卡数据作为标准值,其中标准 SG 测试色卡展示如图 5 所示。D65 光源为国际照明委员会建议的标准照明环境,其色温值为 6 500 K,可以模拟日光。然后使用 SL100Bi 专业补光灯模拟不同色温的光源环境,以 TES136 色温照度仪记录下 5 000 K、6 000 K、7 000 K 等 3 个色温值,再使用数码相机采集色卡在以上 3 种色温下的图像,以验证本文算法的环境适应能力。由于图像曝光水平的变化将导致高阶多项式校正后图像颜色发生偏移,这也是传统多项式回归产生噪声从而影响性能的主要原因,故本实验将在同一色温环境下采集曝光水平不同的两种色卡图片,其一取曝光值(exposure value, EV)为 8,该值对应景物照度 640Lux,为室内办公环境常用灯光照度,其二取值 12(相当于晴天室外光照)。

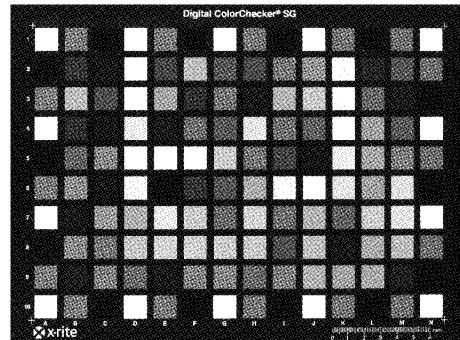


图 5 D65 光源下标准 SG 色卡

本文采用 CIELab 色差作为图像颜色校正性能的评价指标,即由式(11)、(12)将 RGB 颜色空间转换至 CIELab 颜色空间,该颜色空间通常用于评估人类视觉感知的颜色变化。再由式(13)求取各色块的色差值,之后求其均值 $\Delta \bar{E}$ 即可作为校正前后的图像整体色差值。通常 $\Delta \bar{E} \leq 3.2$ 时,肉眼无法辨别颜色差异,当达到 $3.2 < \Delta \bar{E} \leq 6.5$ 时,专业人士可辨别差异, $\Delta E > 6.5$ 时,色差明显^[18]。

表 1 所示为本实验所得到的 SG 色卡校正前后色差数据,其中每一行由上至下分别为传统三阶多项式回归模型(PCC,3)、三阶根多项式回归模型(RPCC,3)以及本文算法所对应的校正后色差。而每一列则分别对应本实验所设置的 6 个对照实验组,其中每个实验组记录色差均值($\Delta \bar{E}$)与色差最大值两项数据。

表1 各算法校正前后SG色卡色差 ΔE

校正模型	5 000K&EV=8		5 000K&EV=12		6 000K&EV=8		6 000K&EV=12		7 000K&EV=8		7 000K&EV=12	
	mean	max	mean	max	mean	max	mean	max	mean	max	mean	max
校正前	29.56	43.83	33.16	45.60	22.63	35.14	26.24	38.75	24.51	34.33	29.91	38.53
PCC,3	6.12	18.34	10.82	26.87	4.27	15.45	8.93	20.64	4.83	16.47	9.40	22.79
RPCC,3	3.44	16.47	3.74	19.83	2.75	14.89	3.18	17.21	2.94	15.82	3.33	18.53
本文算法	2.95	16.24	3.12	17.05	2.57	14.50	2.62	14.98	2.60	15.54	2.86	16.05

从表中数据可知,PCC只有在低曝光水平的时候才能保证将SG测试色卡校正后色差降至6.5范围内。而本文算法的校正性能要明显优于传统的PCC算法,校正前后色差可稳定在3.2以下;特别是在环境色温(如5 000 K)与D65光源相差较大且曝光水平较高时,本文算法的优势更为明显。此外,本文算法较之RPCC在整体校正精度上也有0.2~0.8的性能提升;值得注意的是,RPCC校正后色块色差最大值随着曝光水平的增加仍会有小幅度的波动,

但本文算法保持基本稳定。

表中EV=12的3列实验数据,PCC校正后色差最大值总是明显大于RPCC与本文算法,甚至出现少数超过20的奇异值,原因即在于SG色卡中部分色块因高阶多项式的引入产生的颜色偏移,相较于标准值有较大的色差,而本文算法引入根多项式且自适应调整这些色偏较大的色块对应权值,可有效地解决该问题,使得校正前后的图像有着极好的单源性,现展示其效果如图6所示。

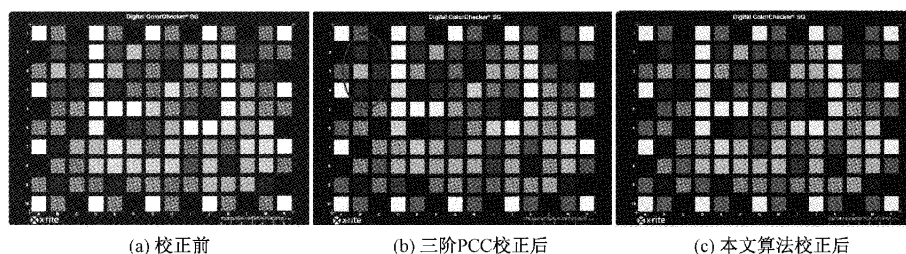


图6 高阶项色偏的产生与解决

图6中校正前的SG色卡图像是在色温值为4 500 K的模拟光源下采集的,且摄像头为高曝光拍摄,因此该图像颜色整体偏黄且较为明亮,颜色质量较差;图6(b)从直观上展示了三阶PCC校正后部分色块颜色偏移十分明显,而本文算法校正后图片颜色相较于图5中参考光源下的标准色卡颜色保持着极好的还原度。

为了进一步证明这一点,本文在以上实验环境条件设置的前提下,采集了处在不同色温不同曝光水平的图片各80例作为实验数据,经上述3种算法分别校正后,求取平均峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)作为图像颜色校正后的质量评价指标^[19]。

$$\begin{cases} PSNR(f, g) = 10 \lg \left(\frac{(2^{bit} - 1)^2}{MSE(f, g)} \right) \\ MSE(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2 \end{cases} \quad (16)$$

其中, f 是D65光源下拍摄的标准图像, g 是校正后的图像。对采集到的所有不同环境下的图片计算其校正前后的平均PSNR,对比实验结果如图7所示。

图7中横轴分别对应表1中的6个实验组设置。PSNR值越大,说明图像与标准图像越相似。从数值上看,本文算法校正后图像有着最好的质量评价,PCC校正后图像质量较差;此外PCC折线图上下波动范围较大,说明其

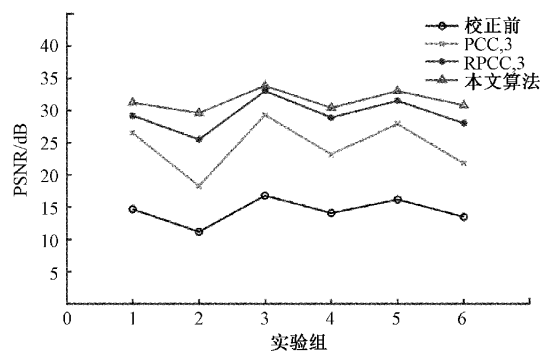


图7 3种算法校正前后PSNR对比

校正后响应值有着较大的方差,体现了其较弱的环境适应能力,而本文算法则基本趋于稳定。可见本文算法颜色校正性能略优于RPCC,相较于PCC优势明显。

3 结 论

本文主要研究多项式回归颜色校正算法的改进:针对色卡需要手动定位的问题,本文自主设计了一种带QR码上“回”字形位置探测符号的色卡,可实现色卡快速自动定位,进而实现图像颜色的自动校正。此外,针对多项式回归的高阶项放大噪声而影响自身拟合性能的问题,本文在根多项式的基础上,根据校正前后RGB残差自适应地选

代调整其系数矩阵,再根据 Lab 色差进一步赋予高斯加权。经实验验证,使用本文算法校正后色差值可稳定在 3.2 以下;而传统三阶多项式回归则在 6.5 左右,且随着曝光水平的增加其色差值波动范围较大,部分色块甚至出现明显的颜色偏移;根多项式回归模型虽然整体性能只是略差于本文算法,但是有少数色块的校正性能较之本文算法差距也较为明显。本文所做的两点改进因其可自动、计算量小、校正性能高的特性,在图像实时颜色校正领域具有较高的实用价值和研究价值。

参考文献

- [1] 葛超. 数字图像颜色校正方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
- [2] 姜永超. 中医舌象分割与颜色校正技术的研究与实现[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2018.
- [3] 马玫娟, 蔡轶珩, 张新峰, 等. 基于自适应局部非线性回归的颜色校正算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(13): 164-167.
- [4] HU M C, CHENG M H, LAN K C. Color correction parameter estimation on the smartphone and its application to automatic tongue diagnosis[J]. Journal of Medical Systems, 2016, 40(1): 1-8.
- [5] ZHUO L, ZHANG J, DONG P, et al. An SA-GA-BP neural network-based color correction algorithm for TCM tongue images[J]. Neurocomputing, 2014, 134: 111-116.
- [6] 冉建国, 刘珩, 吕振坚, 等. 基于解系数矩阵的背景颜色校正[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 138-143.
- [7] 戴祯, 刘卫东, 徐景明, 等. 基于高阶多项式的爬游机器人足端轨迹规划[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(11): 159-164.
- [8] YAMAKABE R, MONNO Y, TANAKA M, et al. Tunable color correction between linear and polynomial models for noisy images[C]. 2017 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP), IEEE, 2017: 3125-3129.
- [9] FINLAYSON G D, MACKIEWICZ M, HURLBERT A. Color correction using root-polynomial regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(5): 1460-1470.
- [10] 袁善敏, 钱鹏, 李福凤. 中医舌、面诊颜色校正方法研究进展[J]. 中华中医药杂志, 2019, 34(9): 4183-4185.
- [11] 佐磊, 胡小敏, 何怡刚, 等. 小样本数据处理的加速寿命预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 26-32.
- [12] SASAI T, FUJISAWA H. Adversarial robust weighted Huber regression [J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv:2102.11120.
- [13] 张义桢, 向婕, 唐立军. 基于二维码图像识别的无人机定位方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(9): 117-121.
- [14] 黄小莉, 陈静娴, 胡思宇. 基于自适应果蝇优化算法的 K-means 聚类[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 14-20.
- [15] QIN T, CHEN T, CHEN Y, et al. Avp-SLAM: Semantic visual mapping and localization for autonomous vehicles in the parking lot[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), IEEE, 2020: 5939-5945.
- [16] 胡义函, 张小刚, 陈华, 等. 一种基于鲁棒估计的极限学习机方法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2926-2930.
- [17] HARRINGTON P. Machine learning in action[M]. New York: Simon and Schuster, 2012.
- [18] TAYLOR J. Digital color imaging handbook[J]. Color Research & Application, 2010, 29(5): 395-397.
- [19] 马燕, 余海军, 钟发生, 等. 基于残差编解码网络的 CT 图像金属伪影校正[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 160-169.

作者简介

付小康, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉等。

E-mail: 1837622374@qq.com

王小林, 研究员、硕士生导师, 主要研究方向为卫星导航、现代中医学、机器人和智能车辆建模和控制等。

E-mail: everett.wang@gdut.edu.cn