

一种基于宽度学习的高精度光谱重建方法

杨艳红¹, 万晓霞¹, 薛智爽¹, 刘段¹, 邢海峰²

(1.武汉大学 图像传播与印刷包装研究中心, 武汉 430072; 2.湖北广彩印刷有限公司, 湖北广水 432721)

摘要: **目的** 研究一种更有效的光谱重建方法, 以提升光谱重建的精度。**方法** 文中提出一种基于宽度学习的光谱重建方法, 以包含 1 269 个色块的孟塞尔亚光数据集和包含 289 个色块的 Agfa IT8.2 数据集为实验样本, 利用商用彩色数码相机的模拟系统对所提方法进行验证, 以光谱均方根误差、光谱拟合优度系数和 2 种色差公式为算法评价指标, 并与现有的光谱重建方法进行了对比。**结果** 实验结果表明, 该方法可实现的平均均方根误差低至 0.4%, 平均光谱拟合优度系数达到 99.9%, 平均色差低至 0.147 和 0.112, 光谱精度和色度精度都明显优于其他 2 种方法。**结论** 基于宽度学习的光谱重建算法可以有效地提高光谱重建的精度, 能够实现更高精度的光谱颜色表征和再现的要求。

关键词: 光谱重建; 宽度学习; 数码相机; 特征节点

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2022)21-0181-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2022.21.023

High Precision Spectral Reconstruction Method Based on Broad Learning System

YANG Yan-hong¹, WAN Xiao-xia¹, XUE Zhi-shuang¹, LIU Duan¹, XING Hai-feng²

(1. Research Center of Graphic Communication, Printing and Packaging, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
2. Hubei Guangcai Printing Co., Ltd., Hubei Guangshui 432721, China)

ABSTRACT: The work aims to study a more effective spectral reconstruction method to improve the reconstruction precision. A spectral reconstruction method based on broad learning system was proposed. With Munsell matt color set of 1 269 color blocks and Agfa IT8.2 of 289 color blocks as experimental samples, the proposed method was verified by the simulation system of commercial color digital camera. The root mean square error of spectrum, goodness of fit coefficient of spectrum and two color difference formulas were used as the evaluation indexes to compare the proposed algorithm with the existing spectral reconstruction methods. The experimental results showed that the root mean square error of the method was 0.4%, the average spectral goodness of fit coefficient was 99.9%, and the average color difference was 0.147 and 0.112. The spectral precision and chromaticity precision were significantly better than those of other two methods. The spectral reconstruction algorithm based on broad learning system can effectively improve the precision of spectral reconstruction and meet the requirements of higher precision spectral color representation and reproduction.

KEY WORDS: spectral reconstruction; broad learning system; digital camera; characteristic nodes

收稿日期: 2022-03-01

作者简介: 杨艳红 (1998—), 女, 硕士生, 主攻颜色科学与技术。

通信作者: 万晓霞 (1965—), 女, 博士, 教授, 硕导/博导, 主要研究方向为颜色科学和信息系统。

数码相机可以非常容易地获取被摄物体图像的 RGB 响应值,但是获得的颜色与设备和光照条件相关,为了使颜色能够在不同的媒介间保真传递,需要使用更为精确的颜色表征方法。光谱反射率是决定物体颜色的本质属性,是一种更为准确的表征方法,获取到物体的光谱反射率,即可准确还原物体在不同光照和不同观察者条件下的真实颜色^[1]。近年来,直接从数码相机响应值进行光谱重建的方法受到越来越多研究者的关注,它具有低成本、快响应、高分辨率等特点,而且可以有效避免光学带通滤波器多光谱系统中存在图像几何失真等的固有问题^[2],在遥感、电影电视、出版印刷、文物修复和艺术品研究、在线商品展示等多个领域都有广泛应用。

光谱重建算法是多光谱成像技术的核心。目前,基于训练样本的光谱重建方法已经成为基于数码相机光谱重建研究的主流方法,传统方法包括伪逆法、主成分分析法、核算法、回归法、R 矩阵法等^[3]。Shen 等^[4]针对传统最小二乘法过拟合的问题,提出采用偏最小二乘法求解光谱估计矩阵的全局光谱重建算法,重建精度优于维纳估计和普通的多项式回归,但仍有很大的提高空间。Amiri 等^[5]对全局加权形式的非线性回归方法进行了研究,虽然加权非线性回归方法光谱重建精度优于其他方法^[6],但是色度误差较大,需要解决,经测试得出不同加权形式对光谱重建的光谱精度和色度精度的影响不同,但整体精度还有待提高。随着计算机视觉技术的快速发展,基于深度学习的光谱重建技术逐渐得到关注和研究,在图像分类、目标识别和图像超分辨率等领域有重要应用。在 NTIRE 2018 和 NTIRE 2020 光谱重建挑战赛中,排名领先的从 RGB 三通道图像进行光谱重建的方法都采用了基于深度学习的神经网络模型法来进行光谱重建^[7-8]。此类方法对数据集提出了更大的需求,当数据规模庞大时,深度学习模型权重调整耗时,容易陷入局部最优解;而传统简单的神经网络在小数据集上应用时容易“过拟合”,使用小样本的此类方法的应用稳健性较差。

宽度学习系统(broad learning system, BLS)是在深度学习的快速发展和应用中应运而生的,相对于深度学习的多层复杂耦合结构,宽度学习通过特征映射和增强映射的方式在宽度上构造网络,结构更为精简,训练速度更快,且具有很好的特征提取和逼近能力,准确率高,适用于数据特征不多但对预测实时性要求较高的系统^[9]。基于此,文中提出一种基于宽度学习的光谱重建算法,并采用十次十折交叉验证的实验方法,将文中所提算法(New)与 Shen 的偏最小二乘算法(SHEN)以及 Amiri 和 Fairchild 的全局加权非线性回归算法(A-F)进行对比。为评估新方法的性能,分别计算光谱均方根误差和光谱拟合优度误差作为光谱精度评价指标,计算 CIE DE1976 和 CIE DE2000 作为色度精度评价指标。

1 原理

1.1 光谱重建基本原理

假设数码相机的光电转换函数为理想线性化模型,则其成像过程的数学模型可表示为式(1)^[10]。

$$d_x = \int l(\lambda)r(\lambda)t(\lambda)f_x(\lambda)s(\lambda)d\lambda + n_x = \int h_x(\lambda)r(\lambda)d\lambda + n_x \quad x=r, g, b \quad (1)$$

式中: d_x 为图像中一个像素点第 x 个通道的响应值; $l(\lambda)$ 为照明光源的光谱分布; $r(\lambda)$ 为物体表面一个点的光谱反射率; $t(\lambda)$ 为相机镜头光学器件的总体透射率; $f_x(\lambda)$ 为相机第 x 个通道滤光片的透射率; $s(\lambda)$ 为相机感光元件光谱灵敏度函数; λ 为波长; n_x 为数码相机第 x 个通道的加性噪声信号; $m_x(\lambda)=l(\lambda)t(\lambda)f_x(\lambda)s(\lambda)$ 表示数码相机第 x 个通道的整体系统光谱灵敏度函数。在对多通道成像系统的噪声进行校正的前提下,可将式(1)写成如式(2)所示矩阵表达形式:

$$d = Mr \quad (2)$$

式中: d 为一个像素点的 $K \times 1$ 维响应值向量; K 为成像系统的通道数,对于三色数码相机来说, $K=3$; r 为一个像素点的 $N \times 1$ 维光谱向量; M 为包含了 $l(\lambda)$ 、 $t(\lambda)$ 、 $f_i(\lambda)$ 和 $s(\lambda)$ 在内的 $K \times N$ 维系统整体灵敏度函数矩阵。光谱重建算法实质就是实现上述成像模型的反向求解,具体如式(3)所示,即实现由多通道响应信号 d 到对应光谱信息 r 的计算,确保对于给定的任意三维通道响应值 d ,均能重建得到其对应光谱数据 r ,其中 $f()$ 代表光谱重建所采用的具体方法。

$$r = f(d) \quad (3)$$

1.2 基于宽度学习的光谱重建算法

基于 BLS 的光谱重建方法的整体设计思路为:首先,将数码相机获得的三维响应值进行多项式拓展,为了提升重建的精度,大多方法通常会采用多项式拓展项数的方法,这种方法已在很多研究中被证实是有效的^[11]。然后,将拓展后的设备响应值作为输入数据,通过一些特征映射和稀疏表示转化为随机特征,作为网络的特征节点,这些特征节点通过非线性激活函数进一步连接,形成增强节点。最后,所有映射的特征和增强节点直接连接到输出端,即训练样本的光谱矩阵,其中该输出层的权重将通过系统方程的快速伪逆或迭代梯度下降训练算法来确定^[12],训练过程见图 1。测试过程只需按步骤直接应用训练好的权重矩阵即可通过设备响应值预测出其真实的光谱反射率,下面是基于 BLS 的光谱重建方法的详细描述,网络结构见图 1。

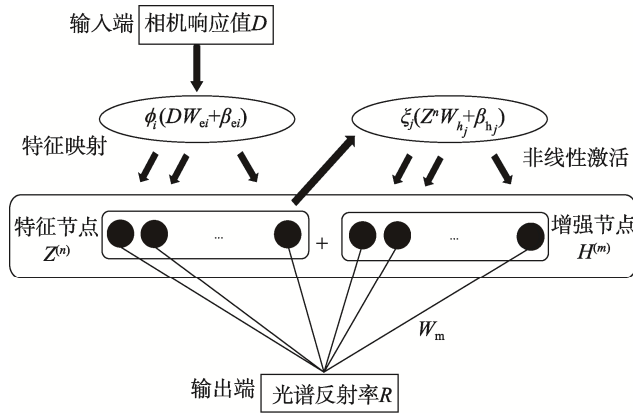


图 1 基于宽度学习的光谱重建网络结构图
Fig.1 Framework of spectral reconstruction network based on BLS

本研究采用广泛应用于彩色成像设备颜色特性化的多项式模型作为相机响应值拓展的参考模型, d 经多项式模型扩展为 d_{ex} , 样本集输入为 N 个拓展响应值的集合, 矩阵表示为:

$$D = [d_{ex1}, d_{ex2}, \dots, d_{exN}]^T \quad (4)$$

生成特征节点。对拓展后的响应值进行特征映射, 对于 n 个特征映射, 每个映射生成 k 个节点, 用方程形式可以表示为:

$$Z_i = \phi_i(D_{train} W_{ei} + \beta_{ei}), i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$Z^{(n)} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n] \quad (6)$$

式中: Z_i 为特征节点, 且 $Z_i \in \mathbf{R}^{N \times k}$; W_{ei} 和 β_{ei} 分别是随机产生的权重系数矩阵和偏置向量; $Z^{(n)}$ 为 n 个 Z_i 串联成的矩阵。为了获得输入数据的稀疏表示, 减少新生成特征节点的线性相关程度, 使得新生成的节点不至于过于“浪费”, 可通过线性反向最优化求解对随机初始化的权重矩阵 W_{ei} 进行微调^[13], 公式为:

$$W = \operatorname{argmin} : \|ZW - D\|_2^2 + \lambda \|W\|_1 \quad (7)$$

接下来, 类似的方法生成增强节点 H_j 。

$$H_j = \xi_j(Z^n W_{hj} + \beta_{hj}), j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$H^{(m)} = [H_1, H_2, \dots, H_m] \quad (9)$$

特别说明, ϕ_i 表示特征映射函数, ξ_j 表示非线性激活函数。当 i 取值不同时, ϕ_i 可以是不同的函数, 即当 $i \neq c$, $\phi_i \neq \phi_c$, ξ_j 也同理。

求伪逆。 $Z^{(n)}$ 和 $H^{(m)}$ 共同连接到输出端样本光谱数据 R , R_{train} 为样本集 N 个光谱数据 r 的集合, 用公式表示为:

$$R_{train} = [Z^{(n)}, H^{(m)}] W_m \quad (10)$$

式中: W_m 为连接特征节点和增强节点层与输出层的权重。这里使用岭回归近似可以计算得出:

$$W_m = [Z^{(n)}, H^{(m)}]^+ R_{train} \quad (11)$$

由此得到整个网络的权重 W_m 。

最后测试样本的响应值作为输入, 通过训练好的权重生成相应节点即可估计出重建的光谱反射率, 公式为:

$$R_{rec} = [Z_{test}^{(n)}, H_{test}^{(m)}] W_m \quad (12)$$

2 实验与分析

2.1 实验设置

模拟实验采用孟塞尔亚光彩色谱 (Munsell matt colors, MMC) 数据集和 Agfa IT8.7/2 (IT8.2) 数据集^[14]。MMC 数据集是由 Jouni Hiltunen 用 Perkin-Elmer lambda 9 UV/VIS/NIR 分光光度计从孟塞尔彩色亚光图集的 1 269 块色块上测量的, 测量了 380 ~ 800 nm 的光谱数据, 采样间隔为 1 nm。IT8.2 数据集是根据 IT8.7 标准设计的, 由 Elzbieta Marszalec 用 Minolta 分光光度计 CM-2002 测得, 测量了 289 个色块 400 ~ 700 nm 的光谱数据, 以 10 nm 为间隔。实验中为了统一取样范围和间隔, 在 MMC 中同样取出 400 ~ 700 nm 范围, 采样间隔为 10 nm 的数据。CIE L*a*b* 色度图中 2 个光谱数据集的色度坐标见图 2, 由 CIE 1931 标准观察者和 CIE D65 标准照明体计算得出。

基于式 (2) 中的成像模型, 忽略真实相机系统的非线性因素, 对数据集的相机响应进行了模拟。模拟成像装置采用 Nikon D7200 相机传感器的光谱灵敏度函数, 光源采用 CIE 标准光源 D65, 相机光谱灵敏度函数和光源的光谱分布如图 3。彩色数码相机的响应值通常是三维的, 表示为 [r g b], 在实验过程中, 我们发现仅仅是三维重建, 宽度学习系统重建的效果并不理想, 而将响应值拓展为二阶项数之后, 重建效果则明显加强, 重建为三阶则几乎不再提升, 故本研究选择二阶多项式模型 [1 r g b rg rb gb r2 g2 b2] 来处理输入数据。由于宽度学习系统的训练过程中需要寻找随机系数矩阵, 可能会导致测试结果的微小差异, 为了更可靠、更公平地测试模型, 使用了十次十折交叉验证的实验方法来评估所提出的方法。将 MMC 样本集和 IT8.2 样本集分别随机划分为大约 10 个大小相等的子集, 在这 10 个子集中, 一个子集被保留为测试模型的验证数据, 其余 9 个子集被用作每个折叠测试的训练数据, 相当于每个样本随机划分循环验证了 100 次, 计算 100 次测试指标的平均数参与最终的对比评价^[15]。

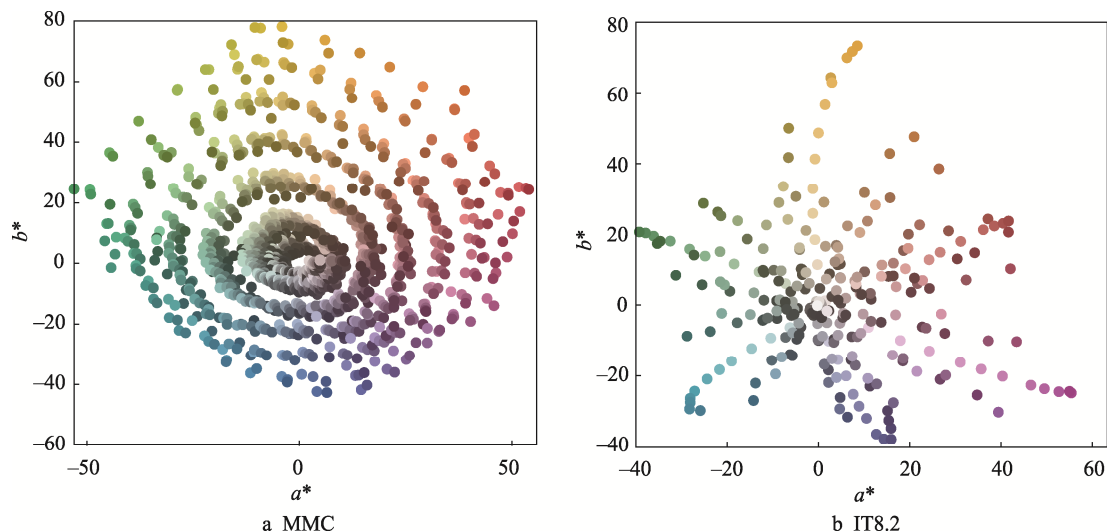


图2 数据集的色度坐标分布

Fig.2 Chromaticity coordinates distributions of datasets

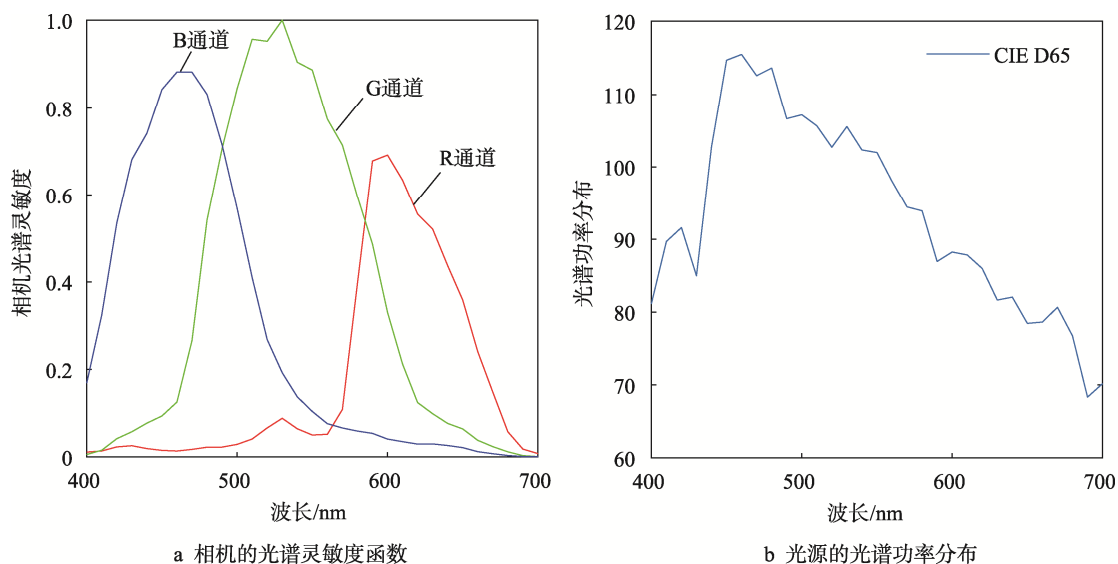


图3 整体系统光谱灵敏度函数

Fig.3 Spectral sensitivity functions of the whole system

2.2 结果与分析

在上述实验设置下,为了验证所提方法的优越性,将所提方法与 SHEN 和 A-F 的方法进行比较。评价指标分为光谱误差和色度误差两方面^[16]。色度误差用 CIE DE1976 (ΔE_{ab}^*) 和 CIE DE2000 (ΔE_{00}^*) 来评价,使用 CIE 1931 标准观察者的颜色匹配函数进行色度计算,计算几种常用 CIE 光源(包括 D65、D50 和 A)下的平均色差作为色度评估指标。光谱误差采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和拟合优度系数(Goodness Fitting Coefficient, GFC)来衡量。其中, RMSE 是用来衡量两条光谱曲线之间在每个波长的平均数值差异程度, RMSE 值(R_{MSE})越小,表明 2 条光谱曲线误差越小; GFC 本质是计算 2 条光谱之间的角度余弦值,可以用来评价 2 条光谱曲线的整体形状相似程度, GFC 值(G_{FC})的正常取

值范围为 0~1, GFC 值越接近 1,说明 2 条光谱曲线的形状越相似。实验结果见表 1。

根据表 1 可知,当样本为 MMC 时,新方法重建的光谱的 RMSE 平均值较 SHEN 的方法降低了 40.6%,较 A-F 的方法降低了 28.2%;平均 GFC 值相比前 2 种方法更高,达到了 99.8%;平均 ΔE_{ab}^* 值较 SHEN 的方法降低了 50.7%,较 A-F 的方法降低了 35.6%;平均 ΔE_{00}^* 值较 SHEN 的方法降低了 47.8%,较 A-F 的方法降低了 32.6%。当样本为 IT8.2 时,新方法重建的光谱的 RMSE 平均值较 SHEN 的方法降低了 54.0%,较 A-F 的方法降低了 21.4%;平均 GFC 值相比前两种方法更高,达到了 99.9%,几乎可以认为是完全拟合;平均 ΔE_{ab}^* 值较 SHEN 的方法降低了 69.2%,较 A-F 的方法降低了 48.2%;平均 ΔE_{00}^* 值较 SHEN 的方法降低了 68.4%,较 A-F 的方法降低了

47.7%。从数据来看, 不论是 MMC 样本还是 IT8.2 的样本, 基于宽度学习的算法在光谱精度和色度精度方面都明显优于其他 2 种算法。为了进行更直观的比较, 从 MMC 中随机取 4 个样本(色块 431、色块 599、

色块 830、色块 1001), 展示 3 种方法的拟合效果, 见图 4。由图 4 可见, 基于宽度学习的方法重建光谱反射率拟合效果更好, 色彩还原精度更高, 能够为数码相机的光谱成像技术提供更为准确的光谱信息。

表 1 2 种样本在不同算法下的光谱重建精度比较
Tab.1 Comparison of spectral reconstruction precision between 2 different samples under different algorithms

Metrics	Method	MMC			IT8.2		
		Mean	Max	Median	Mean	Max	Median
$R_{\text{MSE}}/\%$	SHEN	1.658	8.518	1.296	0.877	4.015	0.621
	A-F	1.396	7.163	1.120	0.513	3.296	0.338
	New	1.002	5.558	0.779	0.403	4.319	0.180
$G_{\text{FC}}/\%$	SHEN	99.577	99.997	99.859	99.875	99.998	99.955
	A-F	99.697	99.997	99.897	99.946	100.00	99.983
	New	99.828	99.998	99.946	99.978	100.00	99.996
ΔE_{ab}^*	SHEN	0.887	4.204	0.641	0.478	2.025	0.350
	A-F	0.679	3.166	0.521	0.284	1.414	0.189
	New	0.437	2.133	0.353	0.147	0.933	0.096
ΔE_{00}^*	SHEN	0.627	2.571	0.491	0.354	1.311	0.262
	A-F	0.485	2.000	0.397	0.214	0.960	0.146
	New	0.327	1.282	0.272	0.112	0.743	0.073

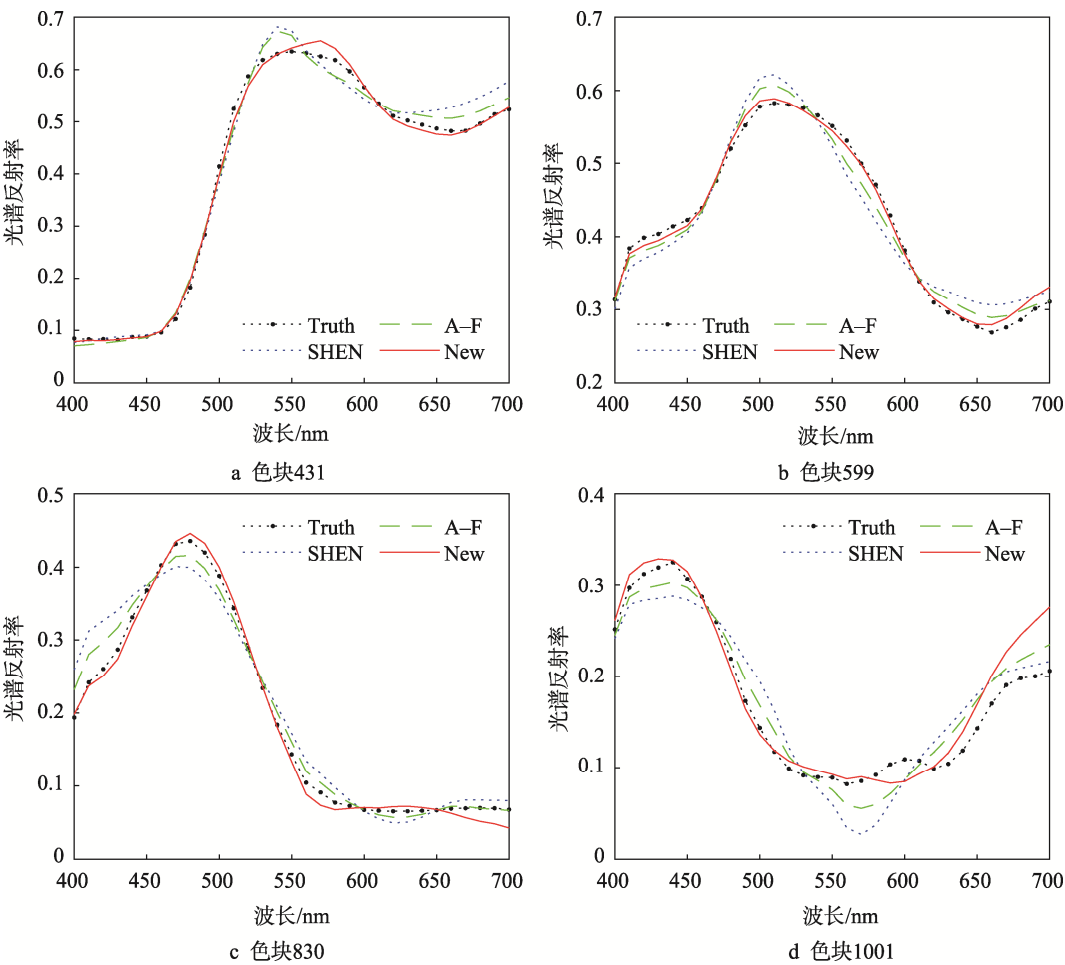


图 4 MMC 中部分测试样本 3 种方法光谱重建拟合曲线
Fig.4 Spectral reconstruction fitting curves of some test samples in MMC by 3 methods

3 结语

文中针对数码相机的多光谱成像技术,将宽度学习系统应用于光谱重建,在重建的过程中采取了多项式拓展的方式以适应于宽度学习系统,提出一种新的全局训练的光谱重建方法。该方法网络结构简单,训练速度快,准确率高,重建结果在光谱精度和色度精度上都取得了较好的效果。与2种现有的基于全局训练的方法相比,文中方法的重建效果无论是在光谱误差还是色度误差方面都表现更佳,说明宽度学习系统在相对较少的训练样本的学习下,可以很好地适用于光谱反射率重建,在数码相机的光谱成像领域有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] 卢德俊, 龔凯旋, 张伟峰. 局部 k 最近邻加权线性回归的光谱反射率重建[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(12): 3708-3712.
LU De-jun, CUAN Kai-xuan, ZHANG Wei-feng. Research on Spectral Reflectance Estimation Using Locally Weighted Linear Regression within k-nearest Neighbors[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(12): 3708-3712.
- [2] 梁金星, 李婵. 基于成像条件校正的光谱重建方法[J]. 包装工程, 2021, 42(23): 155-161.
LIANG Jin-xing, LI Chan. Spectral Reconstruction Method Based on Imaging Condition Correction[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(23): 155-161.
- [3] 王文举, 王江薇. 光谱反射率重建技术的研究进展[J]. 包装工程, 2020, 41(11): 254-261.
WANG Wen-ju, WANG Jiang-wei. Research Progress of Spectral Reflectance Reconstruction Technology[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(11): 254-261.
- [4] SHEN Hui-liang, WAN Hui-jiang, ZHANG Zhe-chao. Estimating Reflectance from Multispectral Camera Responses Based on Partial Least-squares Regression[J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(2): 020501.
- [5] AMIRI M M, FAIRCHILD M D. A Strategy Toward Spectral and Colorimetric Color Reproduction Using Ordinary Digital Cameras[J]. Color Research & Application, 2018, 43(5): 675-684.
- [6] LIANG Jin-xing, WAN Xiao-xia. Optimized Method for Spectral Reflectance Reconstruction from Camera Responses[J]. Optics Express, 2017, 25(23): 28273.
- [7] ARAD B, BEN-SHAHAR O, TIMOFTE R, et al. NTIRE 2018 Challenge on Spectral Reconstruction from RGB Images[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW 2018), Salt Lake City, USA, 2018: 1042-1051.
- [8] ARAD B, TIMOFTE R, BEN-SHAHAR O, et al. NTIRE 2020 Challenge on Spectral Reconstruction from an RGB Image[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW 2020), Seattle, USA, 2020: 1806-1822.
- [9] 任长娥, 袁超, 孙彦丽, 等. 宽度学习系统研究进展[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(8): 2258-2267.
REN Chan-ge, YUAN Chao, SUN Yan-li, et al. Research of Broad Learning System[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(8): 2258-2267.
- [10] FARRELL J E, CATRYSSSE P B, WANDELL B A. Digital Camera Simulation[J]. Applied Optics, 2012, 51(4): A80-A90.
- [11] WANG Li-xia, WAN Xiao-xia, XIAO Gen-sheng, et al. Sequential Adaptive Estimation for Spectral Reflectance Based on Camera Responses[J]. Optics Express, 2020, 28(18): 25830-25842.
- [12] CHEN C L P, LIU Zhu-lin, FENG Shuang. Universal Approximation Capability of Broad Learning System and Its Structural Variations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(4): 1191-1204.
- [13] CHEN C L P, LIU Zhu-lin. Broad Learning System: An Effective and Efficient Incremental Learning System without the Need for Deep Architecture[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(1): 10-24.
- [14] DARRODI M M, FINLAYSON G, GOODMAN T, et al. Reference Data Set for Camera Spectral Sensitivity Estimation[J]. Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science, and Vision, 2015, 32(3): 381-391.
- [15] LIANG Jin-xing, XIAO Kai-da, POINTER M R, et al. Spectra Estimation from Raw Camera Responses Based on Adaptive Local-weighted Linear Regression[J]. Optics Express, 2019, 27(4): 5165-5180.
- [16] 方新怡, 万晓霞, 史硕, 等. 基于稀疏表示的多光谱颜色数据降维方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 539-545.
FANG Xin-yi, WAN Xiao-xia, SHI Shuo, et al. Multi-Spectral Color Data Dimension Reduction Model Research Based on Sparse Representation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(22): 539-545.