

DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2024.01.004

基于光谱分解和PSOBP组合模型的光谱重构研究

胡春晖^{1,2}, 张黎明¹, 李鑫^{1*}

(1 中国科学院合肥物质科学研究院安徽光学精密机械研究所, 中国科学院通用光学定标与表征技术
重点实验室, 安徽 合肥 230031;

2 中国科学技术大学, 安徽 合肥 230026)

摘要: 针对 R 矩阵光谱重构法面临的问题, 提出了一种基于相机响应特性的光谱分解方法, 对分解出的同色异谱黑的反演建立粒子群优化BP神经网络模型(PSOBP)以实现网络训练权重的优化, 并利用全局训练样本和局部训练样本的二次光谱重构方式进行了仿真实验。结果表明, 在D65光源下, 利用所提出的方法, RGB相机观测下重构两种测试集均方误差平均值分别至少降低了1.71%和0.51%, 色差最大值分别为3.5579和2.3776, 满足人眼辨别颜色阈值要求; WorldView3观测下光谱重构精度均方误差在410~510、555~565、590~685、705~740 nm波段内不超过2%, 适应度系数表示的可接受样本占比均为91.667%, 色差最大值分别为1.6002和1.1177, 其光谱重构精度以及色度精度较其他方法均有所提高, 且6通道多光谱相机已能满足较高精度光谱重构的要求。

关键词: 遥感; 光谱重构; 同色异谱黑; 粒子群优化; 神经网络; 齐次非线性扩展

中图分类号: TP701

文献标识码: A

文章编号: 1007-5461(2024)01-00047-10

Spectral reconstruction with spectral decomposition and PSOBP combined model

HU Chunhui^{1,2}, ZHANG Liming¹, LI Xin^{1*}

(1 Key Laboratory of Optical Calibration and Characterization, Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, HFIPS,
Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;

2 University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: Aiming to the problem faced by the R matrix spectral decomposition method, a spectral decomposition method based on the camera response characteristics is proposed, a particle swarm optimization BP neural network model (PSOBP) is established for the inversion of the decomposed metameric black to realize the optimization of network training weights, and simulation experiments are conducted using the global training samples and local training samples quadratic spectral reconstruction method. The results show that under the D65 light source, using the PSOBP combined reconstruction method, the mean square error of the two test sets reconstructed by the RGB camera is reduced by at least

作者简介: 胡春晖(1995-), 安徽合肥人, 研究生, 主要从事光谱学、辐射定标方面的研究。E-mail: 572198649@qq.com

导师简介: 张黎明(1958-), 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事辐射定标方面的研究。E-mail: lmzhang@aiofm.ac.cn

收稿日期: 2022-02-14; 修改日期: 2022-03-10

*通信作者。E-mail: lixin110@aiofm.ac.cn

1.71% and 0.51%, respectively, compared with the other traditional method, and the maximum color difference is 3.5579 and 2.3776, basically meeting the requirements of the human eye color discrimination threshold. While the mean square error of spectral reconstruction accuracy of WorldView3 is less than 2% in bands of 410-510, 555-565, 590-685 and 705-740 nm, the proportion of acceptable samples represented by the fitness coefficient is 91.667%, and the maximum color difference is 1.6002 and 1.1177, respectively. In addition, the spectral reconstruction accuracy and chromaticity accuracy of the proposed method have been improved compared with other methods, and the 6-channel multi-spectral camera can meet the requirements of high precision spectral reconstruction.

Key words: remote sensing; spectral reconstruction; metamerism black; particle swarm optimization; neural network; homogeneous nonlinear extension

0 引言

自然界不同物体有着不同的光谱特性, 物体的光谱反射率是其本质最有效的反映, 不同波长电磁波与物体表面的相互作用在光谱特性上表现为形状各异的反射峰、吸收谷。遥感领域中, 人们通过设计不同波段的传感器实现对地观测, 近年来, 随着光谱成像技术的发展, 高光谱遥感因其光谱分辨率高、图谱合一等优势在各类地物识别、分布的精细描绘等领域发挥着重要的作用, 但与此同时也带来了各波段数据间相关性变大、空间分辨率降低、数据冗余量增加等问题。对一些典型地物光谱反射率的研究发现, 大多数物体表面光谱反射率比较平滑, 通过波段的合理选择、组合就能够对物体属性参数进行反演, 从而满足实际应用需求^[1]。WorldView3是美国DigitalGlobe公司于2014年发射的一颗高分辨率光学卫星, 在可见近红外范围提供全色影像和8波段多光谱影像。若能以少量波段的多光谱影像, 结合其高空间分辨率的优势实现对既定物体高光谱反射率的准确重构, 将具有重要的实际应用价值。

当前, 基于多光谱成像的光谱反射率重构方法有Wiener法^[2]、主成分分析法(PCA)^[3]、 R 矩阵法^[4]以及结合神经网络的人工智能法^[5]等。Wiener法是针对系统噪声问题提出的一种改进算法, 但其精度受限于噪声系数矩阵的估计。 R 矩阵法是从人眼视觉角度出发构造正交投影算子, 将光谱分解为基本光谱刺激和同色异谱黑, 在计算同色异谱黑时, Wang等^[6]用PCA和神经网络的组合模型弥补了传统伪逆法求解病态方程组的不足, 提高了光谱重构精度, 但网络训练并没有进行优化, 训练、测试样本均选用同一数据集, 不具有普适性。

本文从相机响应特性出发对光谱进行分解, 采用非线性扩展和PCA结合的方式等效增加相机通道响应数, 并用启发式搜索算法对神经网络参数进行优化, 同时考虑了训练样本的优化选取, 光谱重构分为基于全体训练样本集的初步光谱重构和基于局部相似训练样本的二次重构两部分。最后将本文所提出方法与几种常用方法进行了实验对比, 分析并讨论了实验结果。

1 多光谱相机光谱反射率重构组合模型

1.1 光谱反射率重构物理模型

多光谱成像系统通常由相机和一组滤光片组成。在某观测条件下, 成像系统物理模型可表示为^[7]

$$\mathbf{D} = \int \mathbf{E}(\lambda) \mathbf{S}(\lambda) \mathbf{R}(\lambda) d\lambda + \mathbf{D}_0, \quad (1)$$

式中: λ 为波长, \mathbf{E} 表示环境光源的相对光谱功率分布, \mathbf{S} 表示包含了镜头、滤光片、传感器的光谱灵敏度函数, \mathbf{R} 表示物体光谱反射率, \mathbf{D} 、 \mathbf{D}_0 分别表示成像系统的响应和暗电流响应。实际上, 同时对目标和标准白板进行观测, 二者响应值的比值作为相机观测下的目标等效反射率, 校正后的光谱重构模型为

$$\mathbf{D}_p = \frac{\mathbf{D}_t - \mathbf{D}_0}{\mathbf{D}_w - \mathbf{D}_0} = \frac{\int \mathbf{E}(\lambda) \mathbf{S}(\lambda) \mathbf{R}(\lambda) d\lambda}{\int \mathbf{E}(\lambda) \mathbf{S}(\lambda) d\lambda}, \quad (2)$$

式中: \mathbf{D}_p 为相机观测下的等效反射率, \mathbf{D}_t 为观测目标的响应值, \mathbf{D}_w 为标准白板的响应值, 暗电流响应以遮挡镜头条件下相机多次曝光取平均值的方法扣除。将(2)式离散化, 用矩阵简写为

$$\mathbf{D}_p = \mathbf{A}^T \mathbf{R}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{A} 为与环境光源、成像系统有关的系统灵敏度矩阵, 并且用矩阵 \mathbf{R} 的列向量表示目标的光谱反射率。

1.2 基于光谱分解和PSO优化的组合重构法

光谱重构其实就是求解多光谱有限通道响应值与高维光谱反射率之间的转换矩阵。矩阵 \mathbf{A} 的列向量与相机响应特性相关, 是满秩矩阵, 受 Cohen 和 Kappauf^[8] 提出的基于 \mathbf{R} 矩阵的光谱分解理论的启发, 本研究定义与相机响应特性相关的投影空间 $\Omega(\mathbf{A})$, 构造到 $\Omega(\mathbf{A})$ 的正交投影算子 $\mathbf{P}_A = \mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$, 利用投影算子 \mathbf{P}_A 将光谱反射率分解为两部分, 即^[9]

$$\mathbf{R} = \mathbf{r} + \mathbf{b} = \mathbf{P}_A \mathbf{R} + (\mathbf{I} - \mathbf{P}_A) \mathbf{R}, \quad (4)$$

式中: \mathbf{r} 是 \mathbf{R} 在算子 \mathbf{P}_A 作用下的投影, 记为相机观测下的基本光谱刺激, 决定了重构光谱的色度精度, 因为 \mathbf{P}_A 是幂等矩阵, 在相机观测条件下, 投影变换不改变 \mathbf{R} 的基本光谱刺激; \mathbf{b} 为 \mathbf{R} 与 \mathbf{r} 的差, 记为相机观测下的同色异谱黑, 它是区分同色异谱对的关键, 决定了重构光谱的光谱精度; \mathbf{I} 为单位阵。

因此, 光谱反射率重构分为两部分, 其中基本光谱刺激 $\mathbf{r} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{R} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{D}_p$, 对于同色异谱黑 \mathbf{b} , 采用总体样本集和局部样本集相结合的方法进行求解。首先建立一组总体训练样本集数据对 $(\mathbf{D}_p, \mathbf{R})$, 由(4)式得到相对应的同色异谱黑 \mathbf{b} , 对 \mathbf{b} 进行主成分分析, 将 \mathbf{b} 近似表示为以主成分 \mathbf{C} 为权重的特征向量的线性组合, 然后对等效反射率 \mathbf{D}_p 进行非线性齐次多项式扩展^[10], 根据添加项不同可分别表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{D}_{3p} = [\mathbf{R} \quad \mathbf{G} \quad \mathbf{B}]^T \\ \mathbf{D}_{4p} = [\mathbf{D}_{3p} \quad \sqrt[3]{\mathbf{RGB}}]^T \\ \mathbf{D}_{6p} = [\mathbf{D}_{3p} \quad \sqrt{\mathbf{RG}} \quad \sqrt{\mathbf{RB}} \quad \sqrt{\mathbf{GB}}]^T \\ \mathbf{D}_{7p} = [\mathbf{D}_{6p} \quad \sqrt[3]{\mathbf{RGB}}]^T \\ \mathbf{D}_{12p} = [\mathbf{D}_{6p} \quad \sqrt[3]{\mathbf{RG}^2} \quad \sqrt[3]{\mathbf{RB}^2} \quad \sqrt[3]{\mathbf{GR}^2} \quad \sqrt[3]{\mathbf{GB}^2} \quad \sqrt[3]{\mathbf{BR}^2} \quad \sqrt[3]{\mathbf{BG}^2}]^T \\ \mathbf{D}_{13p} = [\mathbf{D}_{12p} \quad \sqrt[3]{\mathbf{RGB}}]^T \end{array} \right., \quad (5)$$

式中: \mathbf{R} 、 \mathbf{G} 、 \mathbf{B} 是以 RGB 相机为例, 表示 RGB 相机三个通道的等效反射率。对于权重 \mathbf{C} 和扩展响应 \mathbf{D}_{ip} ($i=3, 4, 6, 7, 12, 13$) 之间的非线性关系, 其中 i 为通道数。本研究提出基于粒子群优化的 BP 神经网络模型 (PSO-BPNN) 进行拟合, BPNN 是误差反向传播的前馈网络, 采用梯度下降法的学习方式将误差逐层向输入层反向传播, 进而动态调整各层神经元之间的连接权重, 使得网络的期望输出与实际输出的均方误差达到最小^[11],

网络结构如图1所示,可简单表示为 $O = \text{net}(D_{ip})$, 其中 m 为隐含层神经元数, e 为输出层神经元数。传统的 BPNN 对初始权重、学习率等参数非常敏感,收敛速度较慢,且容易陷入局部极值。

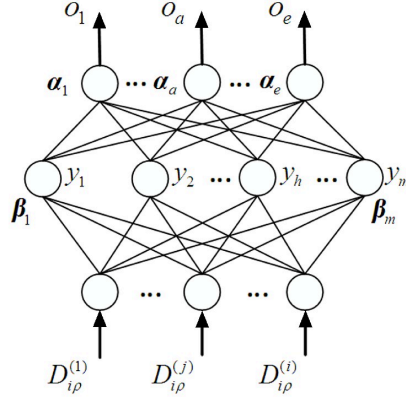


图1 BPNN结构示意图

Fig. 1 Schematic of BPNN structure

PSO 算法是 Kennedy 和 Eberhart 模拟鸟群觅食过程中的迁徙、群聚行为而提出的一种基于群体智能的启发式全局搜索算法^[12],首先在 K 维可行解空间中随机初始化 M 个粒子组成群体,第 q 个粒子的位置为 $\mathbf{X}_q = (\mathbf{x}_{q1}, \mathbf{x}_{q2}, \dots, \mathbf{x}_{qK})^T$, 飞行速度为 $\mathbf{U}_q = (\mathbf{u}_{q1}, \mathbf{u}_{q2}, \dots, \mathbf{u}_{qK})^T$, 当前最优位置为 $\mathbf{P}_q = (\mathbf{p}_{q1}, \mathbf{p}_{q2}, \dots, \mathbf{p}_{qK})^T$, 群体当前最优位置为 $\mathbf{P}_g = (\mathbf{p}_{g1}, \mathbf{p}_{g2}, \dots, \mathbf{p}_{gK})^T$ 。粒子 q 在第 $\tau+1$ 次迭代中的第 k 维位置和速度更新为

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{qk}(\tau+1) = \omega \mathbf{u}_{qk}(\tau) + \eta_1 \gamma_1 [\mathbf{p}_{qk} - \mathbf{x}_{qk}(\tau)] + \eta_2 \gamma_2 [\mathbf{p}_{gk} - \mathbf{x}_{qk}(\tau)] \\ \mathbf{x}_{qk}(\tau+1) = \mathbf{x}_{qk}(\tau) + \mathbf{u}_{qk}(\tau+1) \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $\mathbf{u}_{qk}(\tau+1)$ 表示第 q 个粒子在 $\tau+1$ 次迭代中第 k 维上的速度; ω 为惯性权重,用来调节全局搜索和局部搜索之间的平衡; η_1 、 η_2 分别为个体认知学习因子和群体学习因子; γ_1 、 γ_2 分别为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。本研究将 PSO 算法的迭代过程与 BPNN 的梯度下降法相结合,用来优化求解网络各层连接权重。取 BPNN 每次迭代得到的均方误差作为粒子群的适应度函数,网络训练时各层连接权重更新为

$$\begin{cases} \alpha_{ha}(\tau+1) = \alpha_{ha}(\tau) + \Delta \alpha_{ha} + \eta_1 \gamma_1 [\alpha_{ha}^{(q)} - \alpha_{ha}(\tau)] + \eta_2 \gamma_2 [\alpha_{ha}^{(g)} - \alpha_{ha}(\tau)] \\ \beta_{jh}(\tau+1) = \beta_{jh}(\tau) + \Delta \beta_{jh} + \eta_1' \gamma_1' [\beta_{jh}^{(q)} - \beta_{jh}(\tau)] + \eta_2' \gamma_2' [\beta_{jh}^{(g)} - \beta_{jh}(\tau)] \end{cases}, \quad (7)$$

式中: α_{ha} 表示隐含层第 h 个神经元与输出层第 a 个神经元的权重, β_{jh} 表示输入层第 j 个神经元与隐含层第 h 个神经元的权重, η_1 、 η_2 、 γ_1 、 γ_2 对应权重 α_{ha} 更新时 PSO 的初始化系数, η_1' 、 η_2' 、 γ_1' 、 γ_2' 对应权重 β_{jh} 更新时 PSO 的初始化系数。至此,将训练好的 PSOBP 网络应用于测试集 $\mathbf{D}_{\rho\nu}$, 初步重建的同色异谱黑 $\mathbf{b}_{(0)}$ 、光谱反射率 $\tilde{\mathbf{R}}_{(0)}$ 可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{b}_{(0)} = \mathbf{V} \cdot \text{net}(\mathbf{D}_{i\rho\nu}) + \bar{\mathbf{b}}, i = 3, 4, 6, 7, 12, 13 \\ \tilde{\mathbf{R}}_{(0)} = \mathbf{r} + \mathbf{b}_{(0)} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{D}_{\rho\nu} + \mathbf{b}_{(0)} \end{cases}. \quad (8)$$

进一步地,根据相似性准则,将初步重建的光谱反射率与总体训练样本集进行比较,构建局部训练样本集。光谱信息散度(SID)从信息论的角度,通过计算光谱间的相关熵来度量两条光谱的相似性^[13]。本研究利

用 SID 作为光谱相似性度量标准, 则初步重建的光谱反射率 $\tilde{\mathbf{R}}_{(0)}$ 与总体训练样本集 \mathbf{R} 中样本 t 的 SID 可表示为

$$d_{\text{SID}}(\tilde{\mathbf{R}}_{(0)}, \mathbf{R}_t) = D_{\text{SID}}(\tilde{\mathbf{R}}_{(0)} || \mathbf{R}_t) + D_{\text{SID}}(\mathbf{R}_t || \tilde{\mathbf{R}}_{(0)}) = \sum_{l=1}^n (\tilde{p}_l - p_l) \ln \left(\frac{\tilde{p}_l}{p_l} \right), \quad (9)$$

式中: $\tilde{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} \tilde{\rho}_1 & \tilde{\rho}_2 & \dots & \tilde{\rho}_n \\ \sum_{l=1}^n \tilde{\rho}_l & \sum_{l=1}^n \tilde{\rho}_l & \dots & \sum_{l=1}^n \tilde{\rho}_l \end{bmatrix}^T$, $\mathbf{p} = \begin{bmatrix} \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_n \\ \sum_{l=1}^n \rho_l & \sum_{l=1}^n \rho_l & \dots & \sum_{l=1}^n \rho_l \end{bmatrix}^T$ 分别表示重构光谱、训练集光谱相应信

息点发生的概率; $D_{\text{SID}}(\tilde{\mathbf{R}}_{(0)} || \mathbf{R}_t)$ 、 $D_{\text{SID}}(\mathbf{R}_t || \tilde{\mathbf{R}}_{(0)})$ 表示两条光谱间的相关熵; 下角标 l 、 n 分别表示第 l 个波段、波段数 n 。对测试集 \mathbf{D}_{ρ} 中每个初步重建的光谱反射率 $\tilde{\mathbf{R}}_{(0)}$, 计算其与总体训练样本间的光谱信息散度, 并将 SID 值从小到大进行排序, 挑选前 N 个训练样本作为局部训练集, 再次参与上述计算过程, 优化重构光谱反射率, 得到最终反演的的光谱反射率, 伪代码如表 1 所示, 其中变量 s 表示第 s 个测试样本。

表 1 光谱反射率优化重建部分的伪代码

Table 1 Pseudocode for the optimized reconstruction part of spectral reflectance

<i>Key Algorithm</i> Iterative construct of spectral reflectance
<i>Input:</i> The set of training, $(\mathbf{D}_{\rho}, \mathbf{R})$; The set of testing, \mathbf{D}_{ρ} ;
The result of the first construction, $\tilde{\mathbf{R}}_{(0)}, \mathbf{r}$;
<i>Output:</i> spectral reflectance, $\tilde{\mathbf{R}}$;
1 for each $\mathbf{D}_{\rho}(s) \in$ test set
2 for each $\mathbf{R}(t) \in$ train set
3 $d_{\text{SID}}(t) = \text{SID}(\tilde{\mathbf{R}}_{(0)}(s), \mathbf{R}(t))$;
4 end
5 $[\text{dist}, \text{pos}] = \text{sort}(d_{\text{SID}}, \text{'ascend'})$;
6 let $\text{subR}(s) = \mathbf{R}(\text{pos}(1:N))$, $\text{subD}(s) = \mathbf{D}_{\rho}(\text{pos}(1:N))$;
7 $\text{subB}(s) = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_A) \text{subR}(s)$;
8 $[\mathbf{V}(s), \mathbf{C}(s), \bar{\mathbf{b}}(s)] = \text{PCA}(\text{subB}(s))$;
9 $\text{net}(s) = \text{PSOBP}(\text{subD}(s), \mathbf{C}(s))$;
10 $\mathbf{b}(s) = \mathbf{V}(s) \cdot \text{net}(\mathbf{D}_{\rho}(s)) + \bar{\mathbf{b}}(s)$;
11 $\tilde{\mathbf{R}}(s) = \mathbf{r}(s) + \mathbf{b}(s)$;
12 end

2 实验仿真与结果分析

2.1 数据准备与参数选取

实验在模拟仿真条件下进行, 训练样本集选用孟塞尔无光泽色卡, 共包含 1269 个样本, 测试样本集选用 Macbeth Color Checker24 色卡, 此外, 中国科学院安徽光学精密机械研究所研制的 24 色彩色靶标作为重构精度验证, 光谱反射率由 ASD 地物光谱仪测得。样本集光谱反射率对应的相机观测下的 \mathbf{D}_{ρ} 由大疆御 Air2 搭载的 RGB 相机和商用卫星 WorldView3 多光谱相机可见光波段的 6 个通道按(2)式仿真得到, 相机归一化后的光谱灵敏度函数如图 2 所示, 模拟光源选用 CIE D65 标准光源。

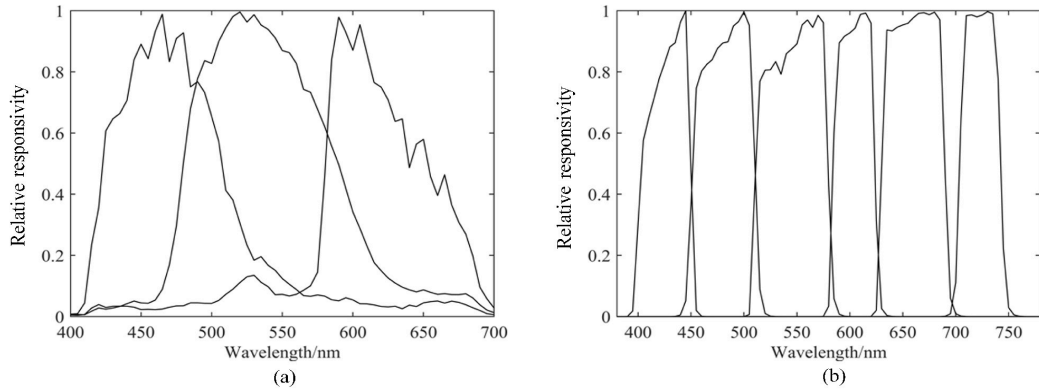


图2 相机光谱灵敏度曲线。(a) RGB相机; (b) WorldView3

Fig. 2 Curve of camera spectral sensitivity. (a) RGB camera; (b) WorldView3

对于RGB相机,其光谱响应范围在400~700 nm之间,WorldView3多光谱相机的光谱响应范围在380~780 nm之间,重构光谱反射率时根据相机响应范围不同而不同,实验过程光谱均按5 nm间隔等距采样。仿真过程中成像系统噪声以暗电流形式扣除,光照均匀性、仪器稳定性误差以扣除暗电流响应后的 DN 值与标准白板 DN 值的比值加以校正。PSOBP模型初始化参数,粒子数 $M=30$ 、迭代次数 $\tau=50$ 、学习因子 $\eta_1=\eta_2=1.49$,惯性权重采用

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (10)$$

方式自适应调节,其中 $\omega_{\min}=0.4$ 、 $\omega_{\max}=0.9$, f 表示粒子当前适应度值, f_{avg} 、 f_{\min} 表示当前全体粒子平均适应度值和最小值。

实验过程中,对同色异谱黑 \mathbf{b} 进行PCA分析时,阈值 $\zeta=0.999$,总体样本集得到的主成分数量为9个,二次反演时局部样本集数量 $N=150$,得到的主成分数量为5~12个。关于RGB相机扩展响应 \mathbf{D}_i ($i=3,4,6,7,12,13$)中通道 i 的选择,经验证 $i=13$ 时能够更好地建立 \mathbf{D}_i 与PCA权重 \mathbf{C} 之间的非线性关系,WorldView3非线性扩展只计算光谱响应有交叉的相邻通道,添加项共有21项。图3表示RGB相机观测下初步重构Macbeth测试集反射率的PSO适应度曲线,在经历13次迭代后适应度值达到稳定,此时网络训练已完成。

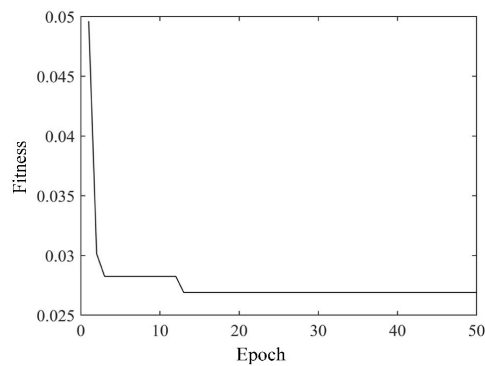


图3 初步重构Macbeth测试集反射率的PSO适应度曲线

Fig. 3 Preliminary reconstruction of PSO fitness curve of the spectral reflectance of Macbeth test set

2.2 结果分析与比较

为了验证算法的可行性和有效性,本研究将提出的组合重构法与已有的 R 矩阵法、齐次非线性扩展法、PCA+BP 法进行比较,以均方根误差、GFC 系数、CIE2000 色差为评价标准对光谱重构误差进行度量。表 2 为 RGB 相机观测下本算法与各种重构算法的精度比较,其中 RMSE 平均值在 Macbeth、彩靶两种测试集下均是最小水平,分别为 0.0209、0.0317,比其他方法至少降低了 1.71%、0.51%,且标准偏差较小。由参考文献 [14], GFC 系数以光谱余弦角大小衡量重构光谱与实测光谱间的相似性,若 GFC 大于 99.5%,表明重构精度可以接受,对于两种测试集,本算法 GFC 平均值分别为 99.486%、99.585%,至少提高了 0.787%、0.18%,重构精度可接受样本占比 75%、79.167%,是所选方法中占比最高的。人眼可分辨物体颜色阈值一般为 3 个色差单位^[14],两种测试集下 ΔE 最大值分别为 3.5579、2.3776,较其他方法,本算法重构色差基本满足需求。

RGB 相机因通道数较少,并不能很好地满足实际光谱重构精度需求。为进一步验证算法精度,表 3 为 WorldView3 观测下本算法与各种重构算法的精度比较,可以看出,两种测试集下 RMSE 最大值分别为 0.03698、0.0516,可认为光谱重构精度在 6% 以内,而其均值则达到了 2% 以内;GFC 平均值分别为 99.7081%、99.852%,重构精度可接受样本占比均是 91.667%; ΔE 最大值分别为 1.6002、1.1177。不难得出,较其他方法而言,本研究所提出算法在光谱重构精度、重构精度可接受占比及色差还原精度方面均有所提高。表 3 说明基于 6 通道多光谱相机的光谱重构已基本满足使用需求。

表 2 RGB 相机观测下各种重构算法精度比较

Table 2 Comparison of the accuracy of various reconstruction algorithms under RGB camera observation

Evaluation method		R matrix		Hnl extended		PCA + BP		Proposed method	
		Macbeth	Color target	Macbeth	Color target	Macbeth	Color target	Macbeth	Color target
RMSE	Max	0.1286	0.1615	0.1296	0.1047	0.1310	0.1002	0.0863	0.1132
	Mean	0.0388	0.0529	0.0473	0.0446	0.0380	0.0368	0.0209	0.0317
	Std	0.0296	0.0379	0.0371	0.0285	0.0349	0.0257	0.0181	0.0292
GFC/%	Mean	98.699	98.666	97.793	99.257	98.130	99.405	99.486	99.585
	Std	0.0156	0.0148	0.0385	0.0085	0.0378	0.0057	0.0088	0.0062
	>99.5	41.667	45.833	62.500	54.167	66.667	54.167	75.000	79.167
ΔE	Max	4.8894	4.7935	3.6116	2.6067	3.3721	3.2739	3.5579	2.3776
	Mean	1.5959	1.6455	1.0875	0.7745	1.3595	1.0558	0.8203	0.8238
	Std	1.0797	1.4599	0.9796	0.6351	0.8722	0.7724	0.8599	0.6459

表 3 WorldView3 多光谱相机观测下各种重构算法精度比较

Table 3 Comparison of the accuracy of various reconstruction algorithms under WorldView3 observation

Evaluation method		R matrix		Hnl extended		PCA + BP		Proposed method	
		Macbeth	Color target	Macbeth	Color target	Macbeth	Color target	Macbeth	Color target
RMSE	Max	0.0534	0.0869	0.0511	0.0628	0.0401	0.0542	0.03698	0.0516
	Mean	0.0215	0.0284	0.0202	0.0207	0.0193	0.0239	0.0143	0.0156
	Std	0.0112	0.0181	0.0124	0.0138	0.0114	0.0161	0.0095	0.0112
GFC/%	Mean	99.529	99.524	99.639	99.770	99.597	99.737	99.781	99.852
	Std	0.0074	0.0073	0.0048	0.0029	0.0060	0.0031	0.0040	0.0031
	>99.5	75.000	75.000	79.167	83.333	79.167	75.000	91.667	91.667

Continued

Evaluation method		<i>R</i> matrix		Hnl extended		PCA + BP		Proposed method	
		Macbeth	Color target	Macbeth	Color target	Macbeth	Color target	Macbeth	Color target
ΔE	Max	5.8994	4.8005	3.7208	2.4619	4.8762	3.7307	1.6002	1.1177
	Mean	1.3402	1.3709	0.9035	0.6347	1.3085	1.1194	0.6125	0.5112
	Std	1.2413	1.0648	0.9001	0.5291	1.2046	0.8855	0.4805	0.2620

图4为两种相机观测下,两种测试集中典型样本光谱反射率重构与所选方法重构结果的对比图,本研究所提出算法与ASD实测反射率曲线(图中Measured曲线)最为匹配,由图可见,曲线在光谱反射峰、吸收谷及相机光利用率低的波长范围两端均有较好的匹配效果。图5为两种相机光谱反射率重构对比图,其中,RGB相机对青绿色色卡重构精度较好,这主要与RGB响应特性相关,WorldView3对品红色、蓝绿色色卡重构出的反射率曲线与实测反射率曲线较为吻合,相比于RGB相机,其对靠近紫外、近红外波段重构有明显优势。

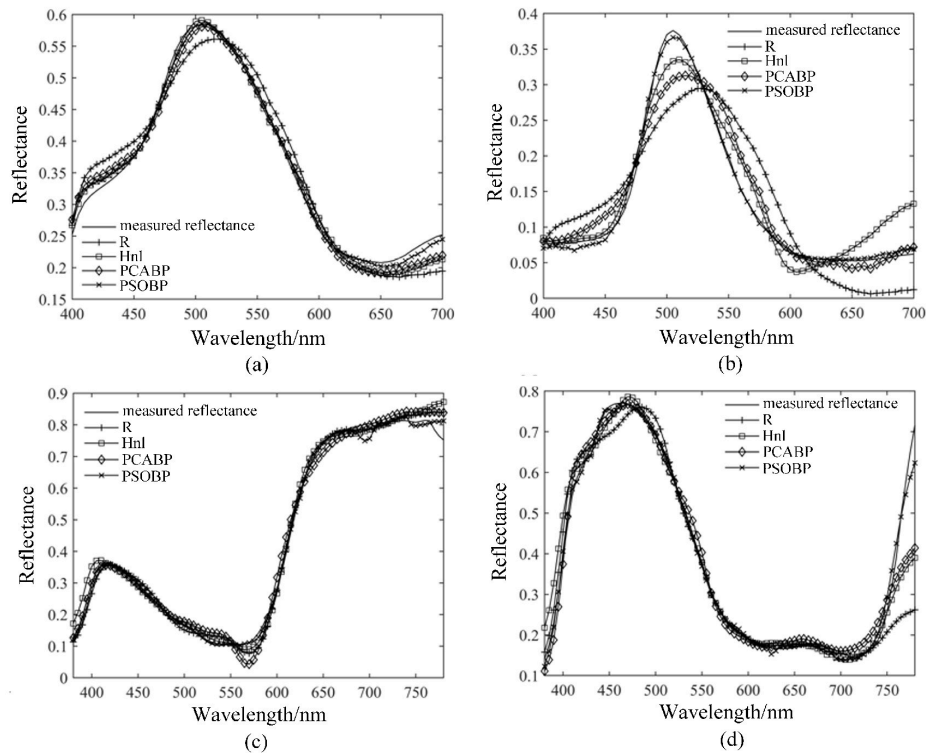


图4 光谱反射率重构实验结果。(a), (b) RGB观测下重构Macbeth, 彩靶;
(c), (d) WorldView3观测下重构Macbeth, 彩靶

Fig. 4 Experimental results of spectral reflectance reconstruction. (a), (b) Spectral reconstruction of Macbeth, color target under RGB observation; (c), (d) Spectral reconstruction of Macbeth, color target under WorldView3 observation

此外,本研究还比较了两种相机在各波长处光谱重构精度的差异,重构光谱反射率在各波长处的均方误差可表示为

$$E_{\text{band}}(\lambda) = \sqrt{\frac{\sum_s^{24} (\tilde{R}(s, \lambda) - R(s, \lambda))^2}{24}} \quad (11)$$

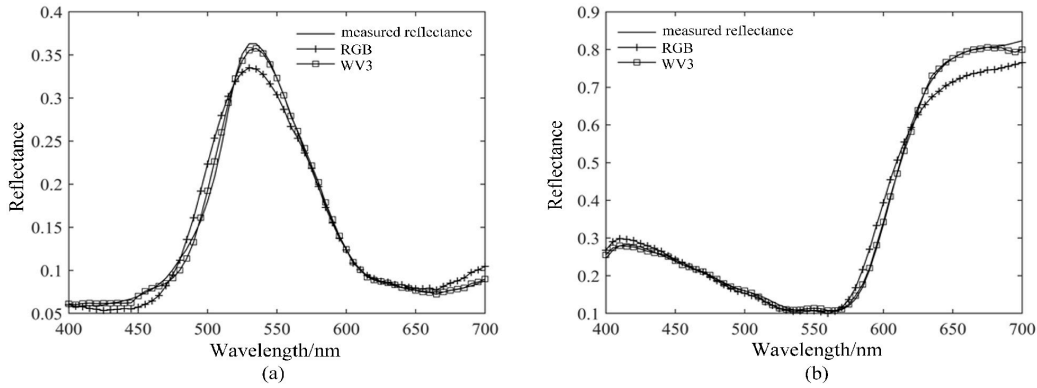


图 5 RGB、WorldView3 光谱重构结果对比。(a) 重构 Macbeth; (b) 重构彩靶

Fig. 5 Comparison of RGB and WorldView3 in spectral reconstruction results. (a) Spectral reconstruction of Macbeth; (b) Spectral reconstruction of color target

图6为两种相机重构测试集光谱反射率在各波长上的均方误差分布。在400~700 nm范围内可以直观地看出, WorldView3比RGB相机光谱重构 E_{band} 要小很多。综合考虑两种测试集的重构误差, 可以得出, RGB相机只在420~485 nm波段内光谱重构 E_{band} 不超过2%, WorldView3在410~510、555~565、590~685、705~740 nm波段内的光谱重构 E_{band} 不超过2%, 而在515、525、580、695 nm及靠近紫外、近红外波段误差相对较大, 结合其光谱响应曲线可见, 原因主要是这些波长分布在WorldView3光谱响应曲线有交叉或响应率较低的波段。

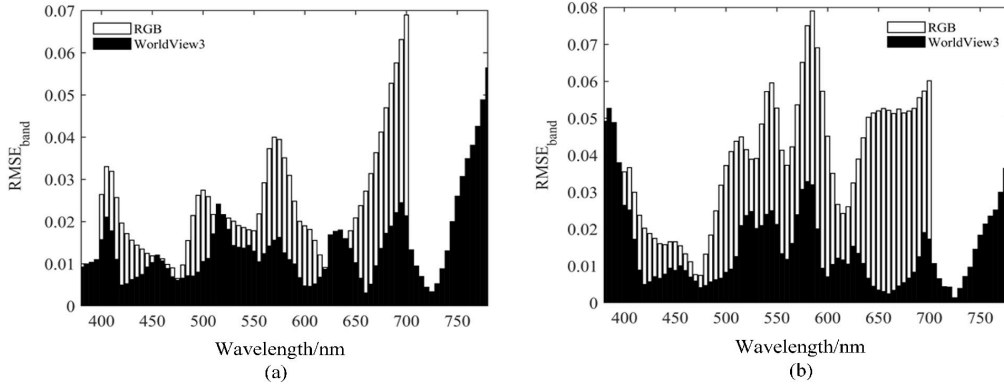


图 6 RGB、WorldView3 光谱重构各波长均方误差对比。(a) 重构 Macbeth; (b) 重构彩靶

Fig. 6 Comparison of mean square errors at each wavelength for spectral reconstruction of RGB and WorldView3. (a) Spectral reconstruction of Macbeth; (b) Spectral reconstruction of color target

3 结 论

受R矩阵同色异谱黑理论的启发, 提出了一种基于光谱分解理论的PSOBP组合重构法。首先对相机响应利用非线性扩展挖掘波段间隐藏的信息, 结合相机响应特性构造投影算子对训练集光谱反射率进行了分解, 得到设备相关的基本光谱刺激和同色异谱黑, 并利用PSOBP优化模型建立扩展响应与同色异谱黑PCA降维后主成分之间的非线性关系, 考虑光谱信息散度相似性准则对样本优化选取, 最终得到重构的光谱反射率。实验表明, 与部分文献所选方法相比, 本方法光谱重构精度、色度精度均有所提高, RGB相机重构光谱的色度精度基本满足要求, 而6通道多光谱相机光谱重构精度的提高比RGB相机更为明显, 且在一定波长范

围内光谱重构精度的 E_{band} 小于 2%, 满足特定波段光谱重构高精度的需求, 同时, 也对多光谱相机滤光片的波段设置、优化选取有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] Cheng J, Xiao Q, Wen J G, *et al.* Review of methods and remote sensing cases using spectral library [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(2): 267-286.
程娟, 肖青, 闻建光, 等. 地物波谱数据库应用方法及遥感应用现状 [J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(2): 267-286.
- [2] Wang L M, Kong L J. Optimized spectral reflectance reconstruction algorithm based on Wiener estimation [J]. *Packaging Engineering*, 2015, 36 (19): 125-129.
王丽梅, 孔玲君. 基于维纳估计的光谱反射率重建优化算法研究[J]. 包装工程, 2015, 36 (19): 125-129.
- [3] Wang Y, Wang Z M, Wang Y F, *et al.* Nonlinear dimensionality reduction of multi-spectral images for color reproduction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(5): 1171-1178.
王莹, 王忠民, 王义峰, 等. 面向色彩再现的多光谱图像非线性降维方法 [J]. 光学精密工程, 2011, 19(5): 1171-1178.
- [4] Zou J P, Yang J, Li H N, *et al.* Study of spectral reflectance reconstruction based on matrix R method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34 (z2): 444-450.
邹纪平, 杨葭, 李宏宁, 等. 基于 R 矩阵法光谱反射率重建研究 [J]. 光学学报, 2014, 34 (z2): 444-450.
- [5] Fu Y, Zou Y H, Zheng Y Q, *et al.* Spectral reflectance recovery using optimal illuminations [J]. *Optics Express*, 2019, 27(21): 30502.
- [6] Wang J J, Liao N F, Wu W M, *et al.* Spectral reflectance reconstruction with nonlinear composite model of the metamer black [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(3): 704-709.
王佳佳, 廖宁放, 吴文敏, 等. 基于同色异谱黑理论的非线性复合模型光谱重建研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(3): 704-709.
- [7] Kong L J, Zeng X, Zhang L H, *et al.* Research on spectral reflectance reconstruction based on genetic algorithm for selecting multi-illuminants [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(4): 1162-1168.
孔玲君, 曾茜, 张雷洪, 等. 基于遗传算法选择多光源下的光谱反射率重构研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 1162-1168.
- [8] Cohen J B, Kappauf W E. Metameric color stimuli, fundamental metamers, and Wyszecki's metamer black [J]. *The American Journal of Psychology*, 1982, 95(4): 537-564.
- [9] Zhang X D. *Matrix Analysis and Applications* [M]. 2nd ed., Beijing: Tsinghua University Press, 2013: 531-534.
张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2013: 531-534.
- [10] Fang J Y, Xu H S, Wang Z H, *et al.* Homogeneous polynomial model for colorimetric characterization of camera with variable settings [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(8): 0833002.
方竞宇, 徐海松, 汪哲弘, 等. 相机参数可变的齐次多项式色度特征化模型 [J]. 光学学报, 2016, 36(8): 0833002.
- [11] Zhou Z H. *Machine Learning* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 98-105.
周志华. 机器学习 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 98-105.
- [12] 武装. 几种改进的智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 科学技术文献出版社, 2018: 12-17.
- [13] Zhang X B, Yuan Y, Jing J J, *et al.* Spectral discrimination method information divergence combined with gradient angle [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(3): 853-857.
张修宝, 袁艳, 景娟娟, 等. 信息散度与梯度角正切相结合的光谱区分方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(3): 853-857.
- [14] Xie D H, Li R, Wan X X, *et al.* Iterated Tikhonov regularization for spectral recovery from tristimulus [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36 (1): 201-205.
谢德红, 李蕊, 万晓霞, 等. 基于迭代 Tikhonov 正规化的三刺激值重建光谱方法研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36 (1): 201-205.