

基于最优化维纳估计算法的多光谱图像重构

梁东, 张雷洪, 李贝
(上海理工大学, 上海 200093)

摘要: **目的** 提高光谱反射率重构精度, 更好实现图像颜色再现。**方法** 选择 4 种不同的训练样本, 比较不同的改进的维纳估计算法重构光谱反射率精度。分别把 Color Checker Color Rendition Chart(RC-24 色)和 Color Checker SG(140 色)以及 Panton 色卡、孟塞尔色卡(Munsell-1269)4 种不同颜色数量的哑光色卡作为训练样本, 用伪逆算法、维纳估计算法、自适应维纳估计算法和最优化维纳估计算法分别对多光谱图像进行重构, 并进行精度对比。从均方根误差、色差等方面评价这些光谱重构方法。**结果** 最优化维纳估计算法重构均方根误差为 0.000 41, 色差为 0.7874, 均小于其他几种算法。**结论** 最优化维纳估计算法能更好实现颜色再现。

关键词: 维纳估计; 光谱反射率重构; 训练样本

中图分类号: TS801.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2016)11-0164-07

Multispectral Image Reconstruction Based on Optimized Wiener Estimation

LIANG Dong, ZHANG Lei-hong, LI Bei

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The aim of this study was to improve the spectral reflectance reconstruction precision, and to better realize the reproduction of the image color. Four different kinds of training samples were selected and the reconstruction precision of spectral reflectance of different improved Wiener estimation algorithms was compared. Four matte color cards with different color numbers such as Color Checker Color Rendition Chart, Color Checker SG, copperplate paper spot color card of Pantone, and Munsell color card were chosen as training samples, and to reconstruct spectral image by the algorithms of pseudo inverse, Wiener, adaptive Wiener estimation and optimized Wiener estimation, and the results were compared. These methods of spectral reconstruction were evaluated by the root mean square error and color difference accuracy. The results showed that the reconstruction root mean square error (RMSE) based on optimized Wiener estimation was 0.00041 and the color difference was 0.7874 which were both lower than those of other kinds of algorithms. So it could be concluded that the algorithm of optimized Wiener estimation could better realize color reproduction.

KEY WORDS: Wiener estimation; spectral reflectance reconstruction; training sample

多光谱图像复制技术基于“光谱真实”, 它始终采用光谱反射率而非色度值如 RGB 或 CMYK 来进行颜色信息的采集、处理、传输与再现, 避免了光谱图像颜色特征等随外界条件和人眼视觉变化而变化, 从根本上保证颜色数据处理与传输再现的唯

一性。其通过多通道图像设备来获取可见光谱细分波段数据(包括环境光照信息、成像设备光谱响应特性、滤色片光学特性等), 然后对其进行估算得到测试图像的光谱反射率数据。通过已知的相机参数和环境光信息, 采用由成像系统获得的多通道图

收稿日期: 2015-10-13

作者简介: 梁东(1990—), 女, 山东枣庄人, 上海理工大学硕士生, 主攻多光谱颜色信息再现。

通讯作者: 张雷洪(1981—), 男, 江苏泰州人, 博士, 上海理工大学副教授, 主要研究方向为图像处理。

像重构原始图像的光谱反射率, 重构的光谱反射率可以精确再现原始图像的光谱反射率^[1-3]。

传统方法采用主成分分析法 (PCA)^[4-7]、独立成分分析法 (ICA)^[8]以及维纳估计法(WE)^[9-12]、伪逆法(Pinv)^[13]、有限维模型法等重构多光谱图像表面光谱反射率, 这些方法主要通过最小二乘法来获得成像系统光谱特性的伪逆模型, 重建精度不高, 不能够精细地记录颜色的光谱信息。针对以上重构算法的缺陷。文中采用自适应维纳估计法^[11]和最优化维纳估计算法^[12]重构光谱图像表面的反射率, 以解决图像传统复制技术颜色信息精度太低的问题, 实现图像颜色的精确还原再现。

1 基于伪逆法的光谱反射率重构算法

当光谱成像系统获取图像通道值时, 输出的图像受标准照明体的相对光谱功率分布 $l(\lambda)$ 、反射率光谱 $r(\lambda)$ 、相机的灵敏度 $s(\lambda)$ 、滤色片的光谱透射率 $\tau_k(\lambda)$ 以及成像系统噪声 n_k 的影响:

$$v_k = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} s(\lambda)l(\lambda)r(\lambda)\tau_k(\lambda)d\lambda + n_k \quad (1)$$

其中: k 通道数量; v_k 是光谱图像系统 k 通道所输出的图像信号, 式(1)可以被表示成如下矩阵:

$$v_k = M^T r + n_k \quad (2)$$

其中: M^T 代表光谱响应矩阵, $Q = M(M^T M)^{-1}$,

可以由最小二乘法 $\|Qu - r\|_2^2$ 得到, 令 $u_k = v_k - n_k$, 于是光谱反射率可由式 (3) 得到:

$$r = M(M^T M)^{-1} u_k \quad (3)$$

光谱反射率重构算法流程见图 1

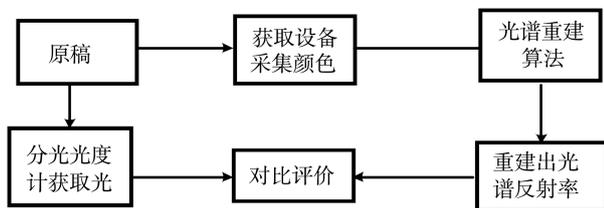


图 1 光谱反射率重构算法流程

Fig.1 The flowchart of spectral reflectance reconstruction algorithm

2 维纳估计法

2.1 传统维纳估计算法

传统维纳估计算法(Wiener Estimation, WE)的

基本原理, 是使原始光谱反射率与重构的光谱反射率的均方根误差最小化。

$$E\{\|r - \hat{r}\|^2\} \rightarrow \min \quad (4)$$

这类方法估计光谱反射率主要是找到数码响应值 u 和重建的光谱反射率 \hat{r} 之间的中间转换矩阵 W 。

$$\hat{r} = Wu \quad (5)$$

在传统维纳估计法模型中, 根据已知的先验知识^[14], 使实际的光谱反射率和重构的光谱反射率之间的均方根误差达到最小。中间转换矩阵 W 为:

$$W_{WE} = K_r M^T (MK_r M^T + K_n)^{-1} \quad (6)$$

式中: K_r 和 K_n 分别为光谱反射率 r 和系统噪声 n 的自相关矩阵。其中 K_n 是一个对角矩阵, 由系统噪声 n 的自相关矩阵中的对角元素构成。

$$K_r = E\{rr^T\} \quad (7)$$

$$K_n = \text{diag}\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_c^2\} \quad (8)$$

式中: $E\{\cdot\}$ 表示数学期望; σ_c^2 代表第 c 个通道噪声的方差:

$$\sigma_c^2 = E\{\|u_c - m_c r\|^2\} \quad (9)$$

式中: u_c 表示第 c 个通道的数码响应值; m_c 表示第 c 个通道的光谱响应函数。

2.2 自适应维纳估计算法

中间转换矩阵 W 受光谱响应函数矩阵 M 、光谱反射率 r 的自相关矩阵 K_r 和噪声 n 的自相关矩阵 K_n 三部分影响。 M 和 K_n 与成像系统参数有关, 而 K_r 与训练样本集的光谱反射率相关特性有关^[10]。在传统的维纳估计法中, K_r 通常由训练样本的所有光谱反射率计算得到, 因此不能很好地反映测试样本的总性能。

自适应维纳估计法(Adaptive Wiener Estimation, AWE)^[8,10]的基本原理是采用传统维纳估计算法重构测试样本的光谱反射率 \hat{r} , 然后计算训练样本和测试样本的光谱反射率值之间的相似性。训练样本和测试样本的光谱反射率相似度包含两部分: 平均光谱距离和最大光谱距离^[15], 可以被表达成如下公式:

$$d_i = \alpha \text{mean} \left\{ \frac{r_i}{\|r_i\|} - \frac{\hat{r}}{\|\hat{r}\|} \right\} + (1 - \alpha) \max \left\{ \frac{r_i}{\|r_i\|} - \frac{r}{\|r\|} \right\} \quad (10)$$

式中: α 是权重调节因子, 当 r_i 与 \hat{r} 非常接近

时, d_i 接近于 0。若训练样本的光谱反射率集用 Ω 表示, 且第 i 个样本的反射率 r_i 出现的次数为 k_i 次, 训练样本集合 Ω 和 k_i 表达式为:

$$\Omega = \left\{ \underbrace{r_1 \cdots r_1}_{k_1 \text{ times}}, \cdots, \underbrace{r_i \cdots r_i}_{k_i \text{ times}}, \cdots, \underbrace{r_L}_{1 \text{ times}} \right\} \quad (11)$$

$$k_i = \lfloor (d_L/d_i)^\gamma + 0.5 \rfloor \quad (12)$$

式中: $\lfloor x \rfloor$ 表示取最接近于 x 的整数; γ 表示指数因素。通过自适应维纳估计算法得到的中间转换矩阵为:

$$W_{AWE} = K_{r,\Omega} M^T (M K_{r,\Omega} M^T + K_n)^{-1} \quad (13)$$

式中: $K_{r,\Omega}$ 表示训练样本集 Ω 中光谱反射率的自相关系数。

2.3 最优化维纳估计法

最优化维纳估计法 (Opt)^[12] 是在自适应维纳估计法的基础上, 基于光谱特征值相似计算训练样本光谱反射率与所要估计的光谱反射率的相似度, 而对不同的训练样本赋予不同的权重, 相似度越高, 权重越大。权重公式如下:

$$\partial_i = 2\pi \frac{3}{2} \left| \sum_{uu} \right|^{-\frac{1}{2}} E \left\{ -\frac{1}{2} (u_i - u) \sum_{uu}^{-1} (u_i - u) \right\} \quad (14)$$

式中: \sum_{uu} 为训练样本的通道响应值 u_i 的协方差矩阵, 定义为如下公式:

$$\sum_{uu} = E \left\{ (u_i - \bar{u})(u_i - \bar{u})^T \right\} \quad (15)$$

式中: $E \{ \}$ 表示统计学中的方差; \bar{u} 表示 u 的平均值。

3 MATLAB 仿真研究

3.1 获取数据及评价标准

为了更好地描述不同的重构算法对光谱反射率重构的影响, 在 MATLAB 软件上进行仿真实验。首先在 2° 视场, D50 光源下进行测试, 先选取孟塞尔色卡作为训练样本, 通过采用色彩管理公司 GretagMacbeth 的 Eyeone 分光光度计测量实验样本的光谱反射率, 采集 400~700 nm 波长范围的光谱反射率, 以 10 nm 为间隔, 这样采集到的光谱反射率由 $N = 31$ 维构成。

采用芬兰东部大学研究实验室里的图像 (fruits and flowers) 的多光谱数据^[16] 作为测试样本, 通过标准光源 D50 光谱能量分布矩阵和 CIE1931 标准色度观察者光谱匹配函数, 得到多光谱图像的标准色度观察者光谱三刺激值, 然后通过颜色空间转换矩阵, 将 CIE1931 标准色度观察者光谱三刺激值矩阵转换成 RGB 颜色空间分布矩阵。最终重构得到测试样本的 RGB 图像。获取的 RGB 图和 RGB 3 个通道的图见图 2。

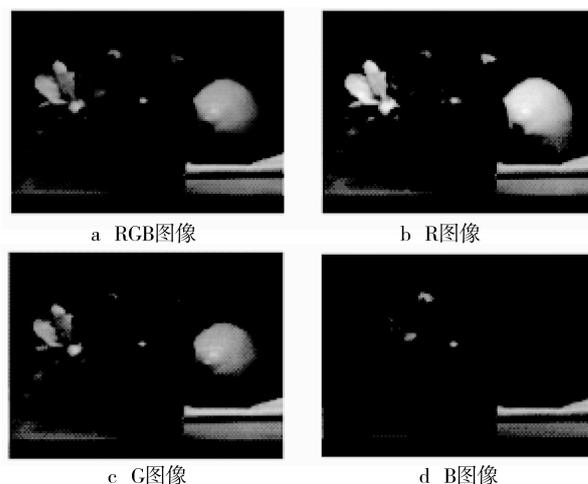


图 2 不同通道的多光谱图像

Fig.2 Multispectral images with different channels

光谱反射率重构过程如下: 根据已知的训练样本 Munsell 色卡的光谱反射率, 通过乘以标准光源 D50 光谱能量分布矩阵和 CIE1931 标准色度观察者光谱匹配函数, 得到训练样本 Munsell 色卡的标准色度观察者光谱三刺激值, 然后通过颜色空间转换矩阵, 将 CIE1931 标准色度观察者光谱三刺激值矩阵转换成 RGB 颜色空间分布矩阵, 即得到 Munsell 色卡的 3 个通道的响应值; 根据已知的测试样本 (fruits and flowers) 的光谱反射率, 通过乘以式 (2) 中的光谱响应函数, 得到训练样本的 3 个通道响应值; 根据训练样本的光谱反射率和通道响应值以及测试样本的通道响应值, 最后通过提出的最优化维纳估计算法重构测试样本的光谱反射率图像, 见图 3。

采用均方根误差 (RMSE)^[2,13] 评价光谱反射率重构精度, 每一点像素的原始光谱反射率为 r_i , 重构光谱反射率为 \hat{r}_i , 均方根误差 RMSE 为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i - \hat{r}_i)^2} \quad (16)$$

采用 CIE1976 (ΔE_{ab}) 色差公式^[17] 来评价光谱反射率重构的色差精度。其中测试样本和重构的

测试样本的坐标值分别为 (L_1, a_1, b_1) 和 (L_2, a_2, b_2) , CIE1976 色差公式:

$$\Delta E_{ab} = \left[(L_2 - L_1)^2 + (a_2 - a_1)^2 + (b_2 - b_1)^2 \right]^{1/2} \quad (17)$$

3.2 基于不同算法的光谱反射率重构结果与分析

基于伪逆算法 (PINV)、传统维纳估计算法 (WE)、自适应维纳估计算法 (AWE)、最优化维纳估计算法 (Opt) 重构光谱反射率, 在 D50 标准光源下测试, 其重构均方根误差值与色差值见表 1。由表 1 可以看出: 采用最优化维纳估计算法 (Opt) 得到的光谱反射率重构精度优于其他 3 种算法, 其 RMSE 的平均值、最大值均小于其他 3 种方法; 色差平均值、最大值均小于其他 3 种算法。



图 3 测试样本的多光谱反射率图像
Fig.3 Multispectral reflectance image of test sample

表 1 4 种方法重建光谱反射率的精度对比

Tab.1 Comparison of reflectance reconstruction accuracy and color difference for the four methods

重构方法	RMSE			ΔE		
	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值	最大值
Pinv	0.0047	0.0088	0.3615	1.3455	1.4397	3.1855
WE	0.0020	0.0063	0.2050	0.9123	1.4718	2.4855
AWE	0.00082	0.00047	0.0875	0.7370	1.1179	1.7046
Opt	0.00033	0.00041	0.0736	0.5134	0.7874	1.4732

图 4 为使用 4 种算法重构出的测试样本某个像素点的光谱反射率曲线及其真实反射率曲线。由图 4 可以看出, 基于 Opt 算法得到的光谱反射率曲线更接近于原始光谱反射率曲线, 即重构精度高于基于其他 3 种算法光谱反射率重构精度。

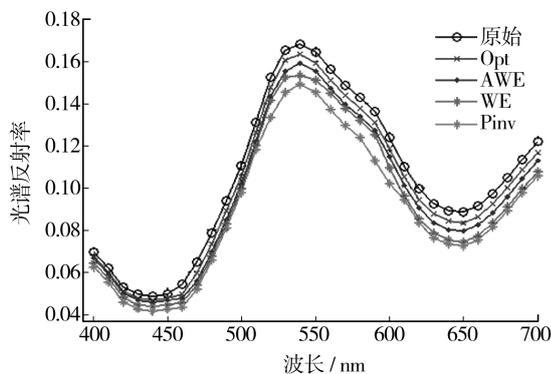


图 4 4 种算法重建光谱反射率曲线与实际光谱反射率曲线比较

Fig.4 Spectral reflectance curves for the four algorithms compared with the actual curve

3.3 训练样本对光谱反射率重构精度的影响

训练样本空间分布直接影响光谱重建精度, 其

广泛代表性与相关性是选择训练样本的重要依据。代表性指的是能够代表整个训练样本空间, 而相关性指的是训练样本光谱特性与重建样本光谱特性之间具有一定的相似性, 即训练样本光谱特性能较好地反映重构光谱特性^[5-6]。之前的大多数文献选择训练样本重构光谱反射率时, 没有充分考虑样本选择对重构精度的影响, 研究训练样本选择对光谱重构精度的影响, 有利于提高光谱反射率重构精度。

采用基于最优化维纳估计的光谱反射率重建算法, 分析了训练样本特征对光谱反射率重建精度的影响。训练样本与测试样本的相似度越高, 训练样本越具有代表性, 重建精度也越高。假设测试样本的成像系统响应为 u , 利用传统维纳估计法重建出来的光谱反射率为 \hat{r} , 则可以根据形状, 在待选样本中选择相似的作为训练样本。

通过 4 种色卡的光谱反射率计算其在 D50 光源下 XYZ 三刺激值, 然后转换成 Lab 值, 4 种色卡和测试样本的 a, b 分布见图 5。由图 5 可知, 4 种色卡的总体分布趋势相似, 训练样本 RC24 色卡和 SG140 色卡、Panton 色卡的色块数量虽然不

一样,但是其颜色空间分布是均匀的,分布趋势大致相同。然而训练样本 Munsell 色卡的颜色空间是呈现中心径向分布,比较集中,与 RC 色卡和 SG 色卡的颜色空间分布相比不具有均匀性,比较适合特定颜色物体的光谱重建,与多光谱图像 (fruitsandflowers) 的颜色空间分布具有相似性,因此 Munsell 色卡具有代表性和相关性。

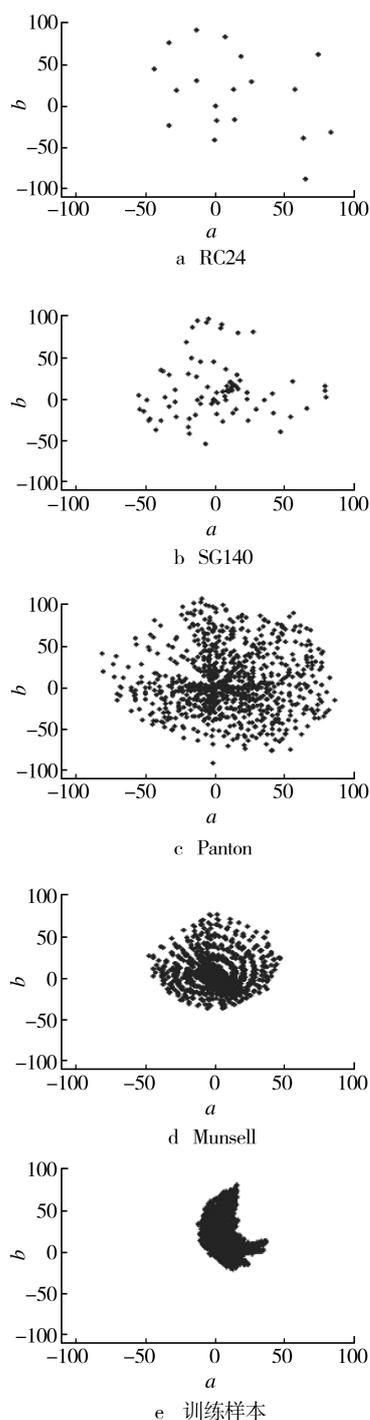


图5 4种训练样本和测试样本的颜色空间分布
Fig.5 Color spatial distribution of the four kinds of training samples and testing samples

文中重建多光谱图像的精度由式(16)和(17)计算得到。光谱反射率的重建均方根误差和色差见图6a和b。可以看出:采用最优化维纳估计算法,选择不同的训练样本重构光谱反射率,其精度有很大差异;不论是从均方根误差还是从色差方面看,24色块的均方根误差和色差均大于140色块、Panton色块和孟塞尔色块,而孟塞尔色块作为训练样本时,其重构精度比另外3种训练样本要高。光谱图像重构误差和色差平均值与样本数量的关系曲线见图6c和d。可以观察到:无论是重构误差还是色差,都随着训练样本数量的增加而减小,且随着样本数量的增多,误差与色差下降趋势趋于平缓。

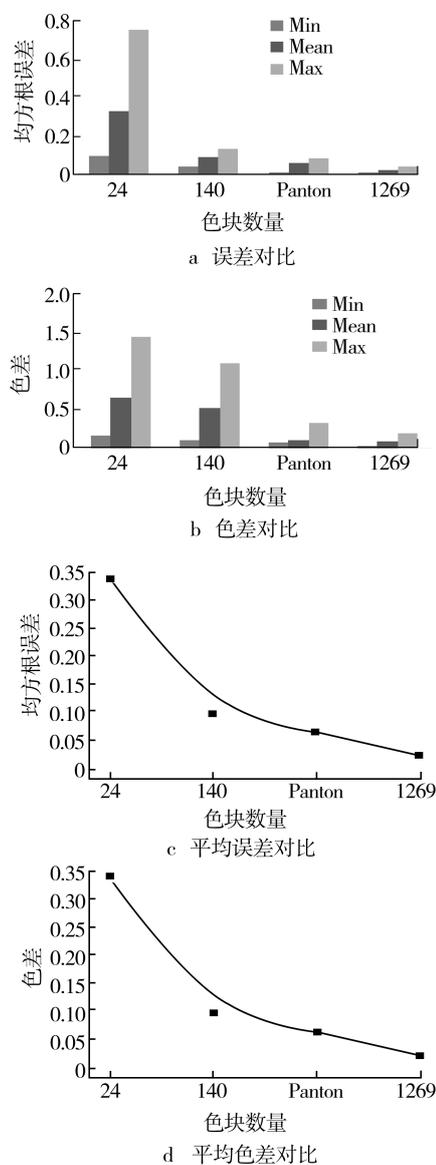


图6 4种色卡重构精度对比
Fig.6 The reconstruction precision of spectral reflectance for four kinds of color cards

3.4 光源对光谱反射率重构精度的影响

采用 2 种改进的光谱反射率重构算法，如自适应维纳估计算法和最优化维纳估计算法，孟塞尔色卡作为训练样本，以多光谱测试图像某像素为例，光谱反射率图像重构色差见表 2。考虑到标准光源影响重构结果，因此分别在不同的光源条件下如 A, D50, D60 重构光谱图像的反射率，比较不同算法的光谱反射率重构色差。从表 2 中可以看出，在不同的光源条件下，基于最优化维纳估计算法的光谱反射率重构色差值均小于自适应维纳估计算法，可见最优化维纳估计算法能提高颜色再现精度。

表 2 光谱反射率的重建色差

Tab.2 The color difference comparison of spectral reflectance reconstruction

重构算法	色差($\Delta E_{ab}, A$)	色差($\Delta E_{ab}, D50$)	色差($\Delta E_{ab}, D60$)
WE	0.87	0.61	0.57
AWE	0.63	0.55	0.50
Opt	0.12	0.09	0.17

在不同的光源条件下，自适应维纳估计算法与最优化维纳估计算法的精度，见图 7。可以看出，无论是在哪种光源条件下，基于最优化维纳估计算法的光谱反射率曲线均最接近于原光谱反射率，因此其光谱重构精度优于自适应维纳估计算法。

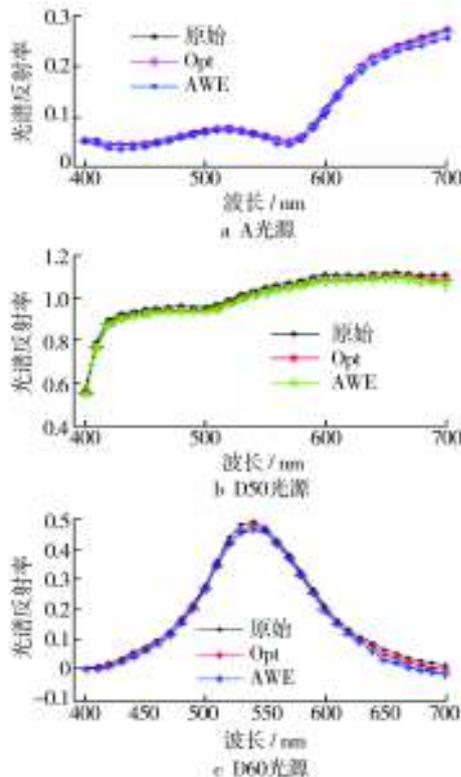


图 7 不同光源条件下的光谱反射率重构

Fig.7 Spectral reflectance reconstruction under different kinds of illuminants

4 结语

光谱反射率重构最普遍的方法通过最小二乘法获得成像系统光谱响应特性的伪逆模型，但是重建精度不高，文中提出用维纳估计算法，并在此基础上提出了 2 种改进的维纳估计算法，通过比较它们的光谱反射率重构精度，最终得出最优化维纳估计算法重构精度最高。

通过 MATLAB 仿真，可以得出如下结论：最优化维纳估计算法重构精度要高于自适应维纳估计算法、传统维纳估计算法和伪逆算法；光谱反射率重构精度不仅受重构算法的影响，也和样本选择有关，无论均方根误差还是色差都随着训练样本色块数量的增加而降低；为了消除光源对光谱反射率重构精度的影响，本文在不同的光源条件下进行，仿真结果表明，无论是在 A 光源、D50 光源、D60 光源条件下，基于最优化维纳估计算法的光谱重构色差最小。

参考文献：

- [1] CHEN Guang-xue, WANG Hai-wen, LI Jie. Study on the Efficient Reconstruction Method of Spectral Color Information[J]. Advanced Materials Research, 2011, 174:32—35.
- [2] 王莹. 多光谱图像色彩再现关键技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
WANG Ying. A Study of Key Technology in Multispectral Image Color Reproduction[D]. Xi'an: Xidian University, 2010.
- [3] 邹文海, 徐海松, 王勇. 基于彩色扫描仪的图像光谱重构[J]. 光学学报, 2007, 27(5):859—863.
ZOU Wen-hai, XU Hai-song, WANG Yong. Spectral Reconstruction of Images Based on Color Scanner[J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(5):859—863.
- [4] 许淑娜, 李长坡. 对主成分分析法三个问题的剖析[J]. 数学理论与应用, 2011, 31(4):116—121.
XU Shu-na, LI Chang-po. Dissection to Three Typical Issues of Principal Component Analysis[J]. Mathematical Theory and Applications, 2011, 31(4):116—121.
- [5] 于海琦, 刘真, 张雷洪, 等. 样本特征对光谱图像重构影响的研究[J]. 包装工程, 2014, 35(13):144—149.
YU Hai-qi, LIU Zhen, ZHANG Lei-hong, et al. Effects of Sample Characteristics on Spectral Image Reconstruction[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 144—149.
- [6] 丁国华, 朱元泓, 李博, 等. 基于不同色块数量的光谱重构对比[J]. 包装工程, 2012, 33(2):14—18.
DING Guo-hua, ZHU Yuan-hong, LI Bo, et al. Comparison of Spectrum Reconstruction on Different Number of Color Block[J]. Packaging Engineering,

- 2012, 33(3):14—18.
- [7] FLINKMAN M, LAAMANEN H, TUOMELA J, et al. Eigenvectors of optimal color spectra[J]. Journal of the Optical Society of America A Optics Image Science & Vision, 2013, 30(9):1806—1813.
- [8] SHEN H L, XIN J H. Spectral Characterization of a Color Scanner by Adaptive Estimation[J]. Journal of the Optical Society of America A Optics Image Science & Vision, 2004, 21(7):1125—1130.
- [9] 王晋. 基于数字成像设备的光谱测量精度评价[J]. 包装工程, 2014, 35(13):133—138.
WANG Jin. Accuracy Evaluation of Spectral Measurement Based on Digital Imaging Equipment[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13):133—138.
- [10] 张哲超. 成像系统中的光谱反射率重建[D]. 杭州:浙江大学, 2010.
ZHANG Zhe-chao. Spectral Reflectance Reconstruction in the Imaging System[D]. Hangzhou:Zhejiang University, 2010.
- [11] SHEN H L, CAI P Q, SHAO S J, et al. Reflectance Reconstruction for Multispectral Imaging by Adaptive Wiener Estimation[J]. Optics Express, 2007, 15(23):15545—15554.
- [12] SHEN H L, XIN J H. Spectral Characterization of a Color Scanner Based on Optimized Adaptive Estimation[J]. Journal of the Optical Society of America a Optics Image Science & Vision, 2006, 23(7):1566—1569.
- [13] 任鹏远, 廖宁放, 柴冰华, 等. 基于多光谱成像的光谱反射率重建[J]. 光学技术, 2005, 31(3):427—433.
REN Peng-yuan, LIAO Ning-fang, CHAI Bin-hua, et al. Spectral Reflectance Recovery Based on Multispectral Imaging[J]. Optical Technique, 2005, 31(3):427—433.
- [14] SHIMANO N. Recovery of Spectral Reflectances of Objects Being Imaged without Prior Knowledge[J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2006, 15(7):1848—1856.
- [15] 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.
WANG Li-mei, KONG Ling-jun. Optimized Spectral Reflectance Reconstruction Algorithm Based on Wiener Estimation[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(19):125—129.
- [16] Spectral Image Database, University of Eastern Finland Color Group[EB/OL]. http://www.uef.fi/spectral/spectral_image_database.
- [17] 刘浩学. CIE 均匀颜色空间与色差公式的应用[J]. 北京印刷学院学报, 2003, 11(3):3—9.
LIU Hao-xue. The Application of CIE Uniform Color Space and Its Color Difference Formula[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2003, 11(3):3—9.