

光谱反射率重建技术的研究进展

王文举, 王江薇

(上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093)

摘要: **目的** 综述目前已有光谱反射率重建技术的研究进展, 为光谱反射率重建技术的适用范围更广和精度更高提供科学的研究基础。**方法** 介绍目前已有光谱反射率重建技术的相关方法, 并探讨相关方法的优缺点和适用的应用场景, 提出相关方法的改进以及未来发展的趋势。**结果** 直接重建法重建精度相对较低, 插值重建只适用于小样本的数据集, 基于人工智能技术虽然精度高, 在实际应用中也受到局限, 组合重建法将各种重建方法按照一定的方式组合起来, 并加入相关的修正项进行光谱重建, 解决了其他 3 类方法存在的缺陷, 保证了光谱反射率重建精度, 解决了真正实际应用需要。**结论** 通过组合的形式解决了在重建光谱反射率过程中遇到的噪声、智能化等问题, 通过组合的方法可以解决各自单一方法缺陷, 进行互补。

关键词: 直接重建法; 插值重建法; 基于人工智能的重建法; 组合重建法

中图分类号: TS801.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)11-0254-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.11.037

Research Progress of Spectral Reflectance Reconstruction Technology

WANG Wen-ju, WANG Jiang-wei

(School of Publishing, Printing and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to summarize the current research progress of the spectral reflectance reconstruction technology, so as to provide a scientific research foundation for the broader application and higher accuracy of the spectral reflectance reconstruction technology. The related methods of the existing spectral reflectance reconstruction technology were introduced, the advantages and disadvantages of the related methods as well as applicable application scenarios were discussed and the improvement of the related methods and the future development trends were proposed. The reconstruction accuracy of the direct reconstruction method was relatively low and the interpolation reconstruction was only suitable for small sample data sets. Although the accuracy based on artificial intelligence technology was high, it was also limited in practical applications. Therefore, the combination reconstruction method was recommended to combine various reconstruction methods in a certain way and related correction items were added to perform spectral reconstruction, thus solving the defects of the other three methods, ensuring the accuracy of spectral reflectance reconstruction, and meeting the needs of real practical applications. The combination form solves the problems of noise and intelligence encountered in the process of reconstructing the spectral reflectance and the combination method can solve the defects of each single method by complementing each other.

KEY WORDS: direct reconstruction; interpolation reconstruction; reconstruction method based on artificial intelli-

收稿日期: 2019-12-20

基金项目: 上海市自然科学基金 (19ZR1435900)

作者简介: 王文举 (1979—), 男, 博士, 上海理工大学讲师, 主要研究方向为高保真颜色复制。

gence; combined reconstruction

通过周围的环境信息、光照条件,相机的光谱特征以及输出的多通道图像以获得物体的光谱反射率特性,可以对图像颜色进行光谱表征,这个过程称为光谱反射率重建 (Spectral Reconstruction)^[1]。在艺术领域,重建的光谱反射率可用于分析艺术品中各类颜料的用量,可以对艺术品进行鉴定或是针对颜料损坏的程度进行精确的修复。例如中国画中颜料的修复^[2-3]、古画鉴定等。在颜色复制领域,重建的光谱反射率可用于高保真印刷上,可以能够准确地复制颜色,能够从根本上避免“同色异谱”现象,解决了在不同的环境和不同的场景中颜色一致性的问题。例如:在纺织^[4-5]、印染等印刷的颜色复制再现^[6-10]。由此光谱反射率的重建是上述应用的核心技术,对其研究具有重要意义和实际应用价值,成为当前研究一个热点,因此,文中研究与光谱反射率有关的方法,并讨论 4 种相关类型的方法,并探讨这 4 种类型的未来研究方向。

1 光谱反射率重建

光谱反射率重建技术中数据集的采集分类主要为 2 种方式,其中第 1 种方式是通过分光光度计获取数据集,使用此类型数据集的重建主要为直接重建法,进一步可细分为:伪逆法^[11]、维纳估计法^[12]、有限维模型法^[13]、多项式回归法^[14]等。第 2 种方式是通过多光谱相机获得数据集,基于此类型数据集进行光谱重建的算法主要分为 3 类:插值重建法、基于人工智能的重建算法^[15-16]以及组合重建法,见图 1。

2 光谱反射率重建的研究现状

2.1 直接重建法

直接重建法使用分光光度计获取样本的光谱反射率,该类算法的本质属于传统数学估计法,是成像系统的光谱特征求逆,获得成像系统中的逆模型。当前具体的重建方法有平滑求逆法^[17]、伪逆法^[18-19]、Wiener 求逆法^[20]、Hardeberg 法^[21]、维纳估计法^[22]等。2014 年, Funamizu 等^[17]介绍了平滑求逆法,该方法是在伪逆方法中增加了平滑因子,找到规则的矩阵来约束多光谱系统的光谱特征,并增加了光谱反射率的平滑性,但该方法不能解决噪声影响的问题。2015 年,邱雪维等^[18]利用伪逆法进行光谱反射率重建,通过在光谱反射率和多光谱图像之间的转换矩阵来获得矩阵的伪逆,从而获得光谱反射率。尽管逆法方法很简单,但是对噪声的抗干扰能力很弱,因此光谱反射率重建的准确性不高。2017 年, Liang 等^[19]提出了基于摄像机响应展开和伪逆运算的光谱反射重建优化方法,该方法在光谱和色度精度方面明显优于上面邱雪维的方法,因为光谱反射率曲线是平滑的,所以提高了光谱重建精度。2015 年,王丽梅等^[20]提出 Wiener 求逆法针对噪声这一干扰影响因素,进行了算法改进,但是相关的噪声系数矩阵限制了重建精度。2017 年,丛洋铭^[21]研究了 Hardeberg 方法,首先建立了光谱反射率的数据库,获得了一组基函数,然后将光谱反射率表示为奇函数的线性组合。但线性组合中并未考虑到噪声影响这一因素。在 2018 年,章春娥等^[22]研究了维纳估计法,以直接建立数码相机

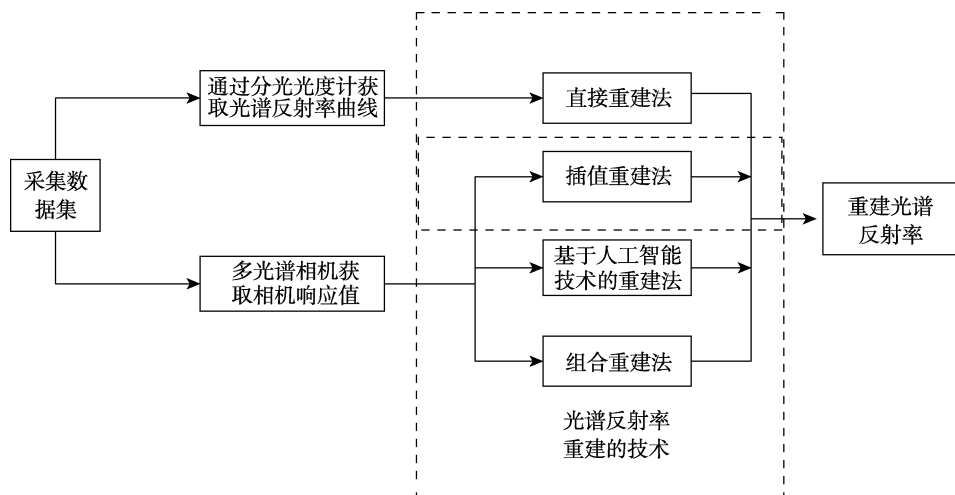


图 1 光谱反射率重建技术的框架

Fig.1 Framework of spectral reflectance reconstruction technology

响应值与光谱反射率的关系,并将所获得的光谱反射率与样本的真实平均光谱反射率之间的误差最小化。重建精度与光谱响应值紧密相关,此外受到噪声越大,光谱重建精度越低,误差均值也会受到影响。

在上述直接重建法中,成像系统的光谱特征矩阵必须是已知的。其中最简单的是伪逆法,该方法的重建精度也是最差的,容易受噪声的影响。光滑求逆法是在伪逆法的基础上增加了规则的矩阵来进行光谱重建。Wiener方法针对噪声的影响进行了改进,虽然精度相比伪逆法有所提升,但是光谱重建后的精度值与噪声相关的系数直接挂钩。Hardeberg法使用了光谱反射率的先验知识,但并未解决噪声影响的问题。综上,直接重建法虽然简单,但是要使用分光光度计去测量光谱元器件的特征参数,还需要花费大量的时间,所以工作效率低,而且光谱重建精度并不是很高,有些会受到噪声的影响。在实施上述直接光谱重建法时,必须首先利用分光光度计测量的光谱特征参数,而且必须表征系统噪声,所以会使得这类方法难以获得广泛使用。

2.2 插值重建法

插值重建法图像的采集有2种方式,传统的插值重建法是使用分光光度计进行图像采集,例如2008年,杨萍等^[23]使用分光光度计测量光谱反射率,然后通过插值法运算得到其对应的光谱输出值。目前的插值重建法使用多光谱成像系统进行图像的采集^[24],通过设备中的滤光片得到的多光谱图像获取插值的型值点。传统数学统计法中的插值重建法是常见的插值重建法有:线性插值法^[25]、改进的离散正弦变换法(Modified discrete sine transform, MDST)^[26]和三次样条插值^[27]。2009年,Abad等^[25]研究了应用颜色数据和应用颜色空间的效果,在局部插值方法中提出了一种应用于光谱反射率恢复的线性三角插值技术,有效地解决了主成分分析(Principal component analysis, PCA)方法的问题。2011年,Chong等^[26]提出MDST方法,使用离散正弦变换(Discrete sine transform, DST)逐渐逼近原光谱反射率,尽可能使两者的光谱曲线值达到最大化的相近,这样虽然能够保证光谱反射率的精度,但该算法很难将内在的控制参数设定在一定的范围内。当前的插值重构方法目标是对多光谱成像系统的响应值进行插值来获得光谱反射率的近似值:例如,在2019年,王文秀等^[27]获得了完整的光谱数据,并使用三次样条插值法重构了所有光谱,使用2个波段中的光谱数据点均匀地分布在整个波段上,并在获得完整光谱的条件下,将其应用于生肉的新鲜度参数的无损在线实时评估。综上,插值重建法会受到窄带通滤光片的影响,若要保证光谱反射率的重建精度,尽可能多地使用窄带通滤光片,滤光片

越多,光谱重建精度越高。

2.3 基于人工智能技术的重建方法

人工智能技术无需要获得成像系统的光谱特征矩阵,也无需考虑成像系统的光谱灵敏度、光照光谱功率分布以及滤光片的光谱透射率等即可获得重建光谱反射率。通过训练程度和范围不同的训练样本,可以获得不同类型和不同光谱反射率重建结果的效果。当前人工智能技术分为传统机器学习的方法和基于深度学习的方法,其中传统机器学习的方法有R矩阵法^[28]、特征向量法(Principal component analysis, PCA)^[29]等。2017年,兑利涛等^[28]使用R矩阵法进行光谱反射率的重建,R矩阵法最大的优点是将光谱分为基本刺激光谱和同色异谱黑。R矩阵法在计算同色异谱黑时使用伪逆法,伪逆法重建精度较差,因此可以使用PCA代替R矩阵法中的伪逆法,但是该算法的复杂度和计算难度都将增加,重建光谱反射率需要更久的时间,因此在时间上与单纯使用R矩阵法相比耗时长。2014年,Nguyen等^[30]基于样本选择的方式,通过径向基函数网络训练样本图像模拟相机特定RGB值与场景反射光谱之间的映射,利用RGB白平衡来规范化场景照明以恢复场景反射率。该方法只能在限定的场景范围内使用,此外,即便在限定的场景内,在光谱尖峰的情况下仍然有很差的光谱重建结果。2016年,Li等^[29]特征向量法利用PCA降维的思想,根据摄像机响应值的最小欧氏距离准则上从大量样本中选取一部分样本,保证了训练样本与目标样本的相似性。通过去除重复样本后,对这些样本进行PCA数据处理,从而提高了光反射率重建的精度。尽管光谱重建精度高,但色度误差受到影响。2017年,Wang等^[31]建立了基于等色黑理论的非线性复合模型,复合模型作用体现在通过PCA和神经网络法组合对矩阵R法进行修正,可有效提高光谱反射率的重建精度。改进后的R矩阵算法具有精度较高,操作简单,易实现等特点,可用于对色度精度和光谱重构精度要求较高的领域。

基于深度学习的方式方法目前也已应用于光谱重建有生成式对抗网络(Generative adversarial network, GAN)^[32]、卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)^[33]等。2017年,Alvarez-Gila等^[32]提出了使用卷积神经网络结构,该网络用来输入RGB图像对与高光谱图像对之间的端到端映射。这种卷积神经网络是一种基于GAN框架的生成模型,该模型能够有效地捕捉数据种类的结构,并考虑了RGB图像中存在的空间上下文信息,以获得光谱重建过程。在试图构建信息先验的光谱数据中,单个基于像素的方法在应用于光谱数据时无法有效地利用本地上下文,所以光谱精度低、速度慢,而且运行成本也高。

2017 年, Li 等^[34]提出了一种高光谱超分辨率方法。该方法将空间约束策略 (Spatial constraint strategy, SCT) 与深光谱差分卷积神经网络 (Spectral difference convolutional neural network, SDCNN) 模型相结合, SCT 策略将重构的高光谱高分辨率生成高光谱低分辨率在空间上限制接近输入高光谱低分辨率的位置, 目的是提高空间分辨率, 通过实验可知, Li 的方法获得的高光谱分辨率精度值明显要高于 3 次样条插值法的精度值。2018 年, Shi 等^[33]使用 CNN 进行光谱反射率重建, 在重建的过程中使用了剩余块代替普通的卷积层来提高光谱重建的精度。随着该网络深度的增加, 光谱反射率的精度并没有增加。综上学习重建法中的样本的获取直接影响到光谱重建精度, 而目前基于人工智能的重建法, 样本的获取是一个难点, 从而会影响色彩再现的效果。

2.4 组合重建法

组合重建法指的是将各种常见的重建光谱方法按照一定的规则组合起来, 并加入相关的修正项, 主要应用在颜色再现的领域, 组合重建法能够很大程度上提高光谱反射率重建的精度以及色度精度。2009 年, Yang 等^[35]首先用光谱仪测量样品表面的光谱反射率, 并记录数码相机的响应。然后利用奇异值分解 (Singular value decomposition, SVD) 将反射系数表示为多个基向量的线性组合; 接着使用训练神经网络, 以便能够精确地估计摄像机响应与基向量的系数之间的关系; 最后, 利用神经网络和基向量对光谱反射率进行重构。与传统统计方法相比, 重建光谱反射率精度更高。2015 年, 邹纪平等^[36]提出的基于 R 矩阵法与 PCA 及多项式模型相结合的光谱重建算法, 该方法综合了 R 矩阵法和 PCA 法的优点, 能满足高精度颜色复制领域的需要。2014 年, 赵子琦等^[37]提出将多项式回归法与 R 矩阵法组合, 用 R 矩阵方法获取光谱反射率, 利用多项式回归法的运算优势, 解决了 R 矩阵运算时间长, 多项式回归方法重建光谱精度低的问题。2017 年, 兑利涛^[38]提出将偏最小二乘法、基向量法和神经网络的 3 种方法相组合进行光谱重建, 该组合方法有效地解决了偏最小二乘法容易拟合的问题, 同时提高了光谱重建反射率精度, 但光谱重建精度高只体现在光谱较长的红色块, 然而在波长较短的蓝绿色块重建精度较低。

总之, 目前上述基于光谱反射率重建技术的发展仍然存在一些问题。

1) 采集的设备。直接重建法和传统的插值重建法该方法受到分光光度计等影响大, 而且对应查找表时会存在计算误差等问题, 效率低。目前插值重建法和人工智能的重建法使用多光谱相机或高光谱相机进行数据采集, 价格昂贵, 使用操作复杂, 效率低,

设备不可移动操作。

2) 由于多光谱或高光谱图像的出现, 采集图像的通道变多, 在图像采集的过程中增加了计算的复杂度, 采集时间长等问题的出现, 上述的方法普适性不强。

3) 目前上述方法不能做到端到端的人工智能的测量重建光谱反射率精度, 这些方法还需要手工测量光谱重建精度, 以及误差的比较。

3 研究展望

3.1 基于直接重建法的展望

相对于多光谱设备采集物体表面的光谱反射率, 搭建的环境复杂, 设备昂贵, 而且不可移动操作, 重建的光谱反射率精度低。目前直接重建法只需分光光度计直接测量物体, 就能得到物体表面颜色的光谱反射率, 适用性广, 操作简单, 价格便宜, 有一定广阔的应用空间。但直接重建法并不适合单独使用, 因为光谱重建后精度低, 而且易受到噪声影响。例如, 复合偏最小二乘法重建^[39]、R 矩阵的改进算法^[40]、最优化维纳估计算法等一些方法提出对直接重建法进行了改进, 虽然重建光谱精度上有所提高, 但易受到噪声影响, 同时其精度提升空间有限。尽管直接重建法技术比较成熟, 但要想减少或是避免噪声的影响, 并且获得高光谱反射率精度, 在未来的研究方向上可以与其他插值重建法、基于人工智能技术的重建法进行组合使用。例如, 2016 年, 张雷洪等^[41]提出了直接重建法与人工智能学习的方法组合, 该组合方法将伪逆法、维纳估计法和主成分分析法组合, 并在测量的矩阵中加了权重。减少了计算的复杂度, 同时获得了较高的光谱重建精度。

3.2 基于插值重建法的展望

目前插值重建法对传统的插值方法进行了改进, 通过光谱成像设备进行采集获取数据集, 改进后的插值重建算法适用于小数据集上, 光谱反射率重建效果比传统计算方法要好, 但在更大的数据集上, 光谱反射率精度还是不高。另外使用插值重建法重建的光谱范围有限, 难以覆盖到整个色域。在未来可以对更多大范围样本的光谱重建进行研究, 同时将改进的插值算法要扩大覆盖的光谱范围, 以便更容易地在数据集中选择样本进行光谱重建。例如, 2019 年, Chou 等^[42]提出了一种基于自然邻域插值的方法来从普通数码相机拍摄的图像中恢复物体的光谱反射率, 在不同样本上进行光谱重建, 扩大了样本选择的范围。

3.3 基于人工智能技术的重建法展望

基于人工智能技术的方法分为 2 类。一类基于传

机器学习的方法,例如2014年,Lin等^[43]提出了一种基于压缩感知的光谱信息编码方案,将采集成本转化为计算重建成本。由于硬件系统和重建算法具有高度的复杂性,因此为了减少对硬件系统和计算的复杂度,提出了第2类基于深度学习的算法。近年来,随着深度学习在许多计算机视觉任务中的成功应用,基于CNN或是GAN方法也被引入该任务中。例如2019年,Fu等^[44]使用了卷积神经网络CNN来通过光照优化来恢复光谱反射率。该模型通过端到端的网络,可以同时获得最佳光照光谱和反射光谱恢复的非线性表示。

深度学习方式方法日新月异,CNN已经得到了广泛的应用,如:图像分类、检索,在图像中定位目标并确定目标的位置及大小,目标分割等领域。GAN在图像编辑、图像转换、生成人脸照片等方向上有应用。对于上述图像通道变多,计算复杂度增加,运行时间长等问题,基于深度学习的方法能够很好地解决这些问题,例如CNN有效地降低了神经网络待训的参数数量,降低了计算复杂度,提高了运行速度。虽然CNN可以很好地提取特征空间,但必须要在大量的图像上进行训练才能突显CNN的优势,这时胶囊网络(Capsule network)^[45-46]的出现可以很好地解决这类问题,胶囊网络只需很小的图像样本就可以很好地训练图像数据。又因为CNN在处理拓扑图时,拓扑图中每个顶点的相邻顶点数目都可能不同,不能用一个同样尺寸的卷积核来进行卷积运算,如何在拓扑图的数据样本中使用深度学习方式进行有效地提取特征空间,所以图卷积(Graph Convolutional Network, GCN)^[47-48]成了研究的重点。基于深度学习的CNN、GAN、胶囊网络、GCN等方法有很多的优点,可以应用在重建光谱以及图像的再现等场景中,充分发挥其优势将会是光谱反射率重建未来研究的热点。

尽管可以通过分光光度计直接测量物体表面的光谱反射率,但是分光光度计难以执行非平面进行非接触式测量,这限制了其在实际应用。另外,尽管多光谱相机可以获得物体的每个点的光谱反射率,但缺点是价格昂贵且携带不便,这限制其在现实中应用。如果能通过普通的RGB相机采集获得高光谱图像,不仅便于使用,而且价格实惠。可以在平面或是非平面的物体上进行测量,而且还具有一定的应用价值,能够实现了性价比高,体积小,便携及使用方便的思想。利用普通相机拍摄,通过深度学习的方式从RGB图像中恢复多光谱图像是一个极具挑战的信息问题,也是当前光谱反射率发展趋势。原因在于从多光谱图像获取得到RGB图像会损失了一些图像信息,若要想从RGB图像获得多光谱图像很难实现,因为RGB图像本身就不包含高光谱的信息,这时就需要光谱反

射率重建来推断出缺少的光谱信息得到多光谱图像。在未来研究的过程大致可分为2类。第1类是在普通RGB相机的基础上建立一个具体的系统。在保证光源的前提下,多台彩色摄像机和一面反射镜完成重建^[49-51],目的是为了减少丢失的信息,获得更好的恢复多光谱图像。因为RGB值需要对应多光谱的通道值,所以这种方法依赖于严格的环境条件和采集图像的设备。第2类方法是从大量的训练数据直接建立映射模型在RGB和多光谱图像之间。由于RGB值与其对应的多光谱通道值之间存在高度相关性,该方法从大量训练数据中利用这种相关性,并直接对RGB与多光谱图像之间建立映射关系。

3.4 基于组合重建法的展望

直接和插值重建法都是基于数学统计的方法,虽然计算简单,有实用性,应用范围广,但运算需要纯手工操作,重建的精度和色度不高,不能完全做到端到端智能化的测量光谱精度。这2类重建方法在解决实际问题时,无论从光谱重建精度还是从色度精度上都难以达到高精度、无色差的结果,同时该方法容易受到噪声的影响,不能做到智能化。基于人工智能的方法虽然在一定程度上大大提高了光谱反射率精度,但在可靠性上存在缺陷,受到样本选择的局限,在实际应用中也受到局限。原因是基于深度学习的方法需要大量的数据集训练,此外基于学习重建法很难保证光谱的色度精度。基于此提出了组合重建的重建方法,建议组合重建法将各种重建方法按照一定的方式组合起来,并加入相关的修正项进行光谱重建,解决其他3类方法存在的缺陷,保证了光谱反射率重建精度,解决真正实际应用需要。

从重建方法的实用性和高效性角度建议进行光谱反射率重建:将直接重建法与人工智能的重建方法组合、插值重建法与人工智能的方法组合。例如2019年,Chou等^[42]提出将插值重建法与PCA方法组合进行光谱重建,该组合方法极大地提高了光谱插值的准确适用范围,重建后的光谱精度和色度精度要好于单一使用的插值重建法和PCA方法。2019年,Nursadul等^[52]提出Wiener求逆法与CNN方法组合,解决了噪声对光谱反射率影响的问题,提高了光谱重建精度。2019年,Moritz等^[53]提出将神经网络与维纳法相组合的框架结构,该方法计算速度快,减少运算的时间,此外也提高了重建光谱精度。通过组合的形式解决在重建光谱反射率过程中遇到噪声、智能化等问题,通过组合的方法可以解决各自单一方法缺陷,进行互补。这不仅高效地保证光谱反射率精度值,而且可以改善光谱反射率色度值,所以组合重建法能够更好地兼顾光谱重建的色度精度和光谱精度。

4 结语

光谱反射率重建保证了色彩再现的精确性和准确性,因此光谱反射率重建作为颜色准确再现的核心技术,可以从根本上避免“同色异谱”的现象,解决不同环境下不同场景颜色一致性的问题。虽然目前对光谱反射率重建的研究取得了一些成就,但在未来的方法中还有很大的提升空间。基于人工智能技术重建方法和基于人工智能的组合重建方法是未来发展的方向,也是未来发展的重点。

参考文献:

- [1] 肖开达, 迈克尔·罗. 基于彩色3D打印的颜色真实再现研究(英文)[J]. 数字印刷, 2019(3): 1—13.
XIAO Kai-da, MICHAEL R. Research on Color Real Reproduction Based on Color 3D Printing[J]. Digital Printing, 2019(3): 1—13.
- [2] 岑奕, 张琳姗, 孙雪剑. 唐卡主色矿物颜料光谱分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 146—152.
CEN Yi, ZHANG Lin-shan, SUN Xue-jian. Spectral Analysis of Tangka Main Color Mineral Pigments[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 146—152.
- [3] 邵琢瑕, 杜学维, 潘从元, 等. 多光谱成像技术辅助书画配色与修复[J]. 半导体光电, 2017, 38(3): 425—429.
SHAO Zhuo-xia, DU Xue-wei, PAN Cong-yuan, et al. Color Matching and Restoration of Calligraphy and Painting Assisted by Multi-Spectral Imaging Technology[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2017, 38(3): 425—429.
- [4] 杨晓莉. 用于土家织锦颜色的光谱反射率重建系统[J]. 湖北民族学院学报(自科版), 2016, 34(3): 261—264.
YANG Xiao-li. Spectral Reflectance Reconstruction System for Tujia Brocade Color[J]. Journal of Hubei University of Nationalities(Nature Science Edition), 2016, 34(3): 261—264.
- [5] 杨萍. 光谱颜色复制中物体表面光谱反射率重构方法[C]// 2015年第四届中国印刷与包装学术会议, 2015: 56—57.
YANG Ping. Spectral Reflectance Reconstruction Method of Object Surface in Spectral Color Reproduction[C]// 2015 4th China Printing and Packaging Academic Conference, 2015: 56—57.
- [6] 孔祥伟. 基于反馈式多光谱成像的纱线颜色测量研究[J]. 计量学报, 2019, 40(1): 93—98.
KONG Xiang-wei. Yarn Color Measurement Based on Feedback Multispectral Imaging[J]. Journal of Metrology, 2019, 40(1): 93—98.
- [7] 张傲然, 王帅, 李新宇, 等. 木材染色品质在线检测装置设计[J]. 中国新技术新产品, 2019(12): 15—16.
ZHANG Ao-ran, WANG Shuai, LI Xin-yu, et al. Design of On-line Detection Device for Wood Dyeing Quality[J]. New Technology and New Products of China, 2019(12): 15—16.
- [8] WANG L, XIONG Z, GAO D, et al. Dual-camera Design for Coded Aperture Snapshot Spectral Imaging[J]. Applied Optics, 2015, 54(4): 848.
- [9] 陈思明, 邹双全, 毛艳玲, 等. 土壤光谱重建的湿地土壤有机质含量多光谱反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(3): 912—917.
CHEN Si-ming, ZOU Shuang-quan, MAO Yan-ling, et al. Multi-spectral Inversion of Wetland Soil Organic Matter Content by Soil Spectral Reconstruction[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(3): 912—917.
- [10] CHOI I, JEON D S, NAM G, et al. High-quality Hyperspectral Reconstruction Using a Spectral Prior[J]. ACM Trans Graph, 2017, 36(6): 1—13.
- [11] 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.
KONG Ling-jun, ZENG Qian, ZHANG Lei-hong, et al. Spectral Reflectance Reconstruction Under Multiple Light Sources Based on Genetic Algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 1162—1168.
- [12] 梁东, 张雷洪, 李贝. 基于最优化维纳估计算法的多光谱图像重构[J]. 包装工程, 2016, 37(11): 164—170.
LIANG Dong, ZHANG Lei-hong, LI Bei. Multispectral Image Reconstruction Based on Optimal Wiener Estimation Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(11): 164—170.
- [13] 龙艳群, 王慧琴, 王可, 等. 基于样本优化选取的光谱重建方法研究[J]. 影像科学与光化学, 2017, 35(1): 88—96.
LONG Yan-qun, WANG Hui-qin, WANG Ke, et al. Spectral Reconstruction Based on Sample Optimization[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2017, 35(1): 88—96.
- [14] 王可, 王慧琴, 龙艳群, 等. 基于降维正则化多项式的光谱反射率重建方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 427—436.
WANG Ke, WANG Hui-qin, LONG Yan-qun, et al. Spectral Reflectance Reconstruction Method Based on Reduced Dimension Regularization Polynomial[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2018, 55(5): 427—436.
- [15] WU J, AESCHBACHER J, TIMOFTE R. In Defense of Shallow Learned Spectral Reconstruction from RGB Images[C]// Proceedings of 16th IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2017: 471—479.
- [16] KIN L, KISHORE K, REDDY, et al. Generative Adversarial Networks for Spectral Super-Resolution and

- Bidirectional RGB-to-multispectral Mapping[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2019: 1177—1185.
- [17] FUNAMIZU H, SHIMOMA S, YUASA T, et al. Effects of Spatiotemporal Averaging Processes on the Estimation of Spectral Reflectance in Color Digital Holography Using Speckle Illuminations[J]. Applied Optics, 2014, 53(30): 7072—7080.
- [18] 邱雪维, 丛洋铭, 马龙. 基于伪逆法的光谱反射比重建的研究[J]. 科学与财富, 2015(29): 18.
QIU Xue-wei, CONG Yang-ming, MA Long. Spectral Reflectance Reconstruction Based on Pseudo Inverse Method[J]. Science and Fortune, 2015(29): 18.
- [19] LIANG J X, WAN X X. Optimized Method for Spectral Reflectance Reconstruction from Camera Responses[J]. Optics Express, 2017, 25(23): 28273—28287.
- [20] 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. Research on Optimization Algorithm of Spectral Reflectance Reconstruction Based on Wiener Estimation[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(19): 125—129.
- [21] 丛洋铭. 光谱反射比重建中代表颜色选取问题的研究[J]. 工程技术(全文版), 2017(16): 301.
CONG Yang-ming. Research on Selection of Representative Colors in Reconstruction of Spectral Reflectance[J]. Engineering Technology (Full Text), 2017(16): 301.
- [22] 章春娥, 韩飞, 高韬, 等. 基于 R 矩阵的改进光谱反射率重建算法[J]. 轻工科技, 2018, 34(7): 73—75.
ZHANG Chun-e, HAN Fei, GAO Tao, et al. Improved Spectral Reflectance Reconstruction Algorithm Based on R Matrix[J]. Light Industry Science and Technology, 2018, 34(7): 73—75.
- [23] 杨萍, 廖宁放, 阿伯德·弗, 等. 一种离散点插值算法用于重建光谱反射率[J]. 光学技术, 2008(6): 870—872.
YANG Ping, LIAO Ning-fang, ABED F, et al. A Discrete Point Interpolation Algorithm for Spectral Reflectance Reconstruction[J]. Optical Technology, 2008(6): 870—872.
- [24] CHEN E, TZREN R C. Spectral Reflectance Recovery of Various Materials Based on Linear Interpolation with Nonparametric Metameric Spectra of Extreme Points[C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Cryptography, 2019: 247—255.
- [25] ABED F, AMIRSHAHI S, ABED M. Reconstruction of Reflectance Data Using An Interpolation Technique[J]. Journal of the Optical Society of America An Optics Image Science & Vision, 2009, 26(3): 613—624.
- [26] CHONG E, ZAK S, An Introduction to Optimization: Third Edition [M]. New Jersey: Wiley Blackwell, 2011: 23—41.
- [27] 王文秀, 彭彦昆, 孙宏伟, 等. 基于光谱技术的原料肉新鲜度指标在线检测系统开发及试验[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 179—186.
WANG Wen-xiu, PENG Yan-kun, SUN Hong-wei, et al. Development and Test of Online Detection System for Raw Meat Freshness Index Based on Spectral Technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 179—186.
- [28] 兑利涛. 基于复合偏最小二乘法重建光谱反射率[J]. 内蒙古科技与经济, 2017(16): 84—86.
DUI Li-tao. Spectral Reflectance Reconstruction Based on Composite Partial Least Squares Method[J]. Science and Economy of Inner Mongolia, 2017(16): 84—86.
- [29] LI C, WAN X X, LIU Q, et al. Research on the Training Samples Selection for Spectral Reflectance Reconstruction Based on Principal Component Analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(5): 1400—1405.
- [30] NGUYEN R, PRASAD D, BROWN M. Training-Based Spectral Reconstruction from a Single RGB Image[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 18(1): 87—104.
- [31] WANG K, WANG H, WANG Z, et al. Study of Spectral Reflectance Reconstruction Based on Regularization Matrix R Method[J]. Cluster Computer, 2019(22): 493—502.
- [32] ALVAREZ G A, VAN W J, GARROTE E. Adversarial Networks for Spatial Context-Aware Spectral Image Reconstruction from RGB[C]// The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 480—490.
- [33] SHI Z, CHEN C, XIONG Z, et al. HSCNN+: Advanced CNN-Based Hyperspectral Recovery from RGB Images[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2018: 1052—10528.
- [34] LI Y, HU J, ZHAO X, et al. Hyperspectral Image Super-resolution Using Deep Convolutional Neural Network[J]. Neuro Computing, 2017(266): 29—41.
- [35] YANG P, LIAO N f, SONG H. Study of Approaches to Spectral Reflectance Reconstruction Based on Digital[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1176—1180.
- [36] 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): 450.
ZOU Ji-ping, YANG Jia, LI Hong-ning, et al. Spectral Reflectance Reconstruction Based on R-Matrix Method [J]. Journal of the Optical, 2014(34): 450.
- [37] 赵子琦. 多光谱图像的获取及重构算法的研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2014: 27—29.
ZHAO Zi-qi. Acquisition and Reconstruction Algorithm of Multispectral Image[D]. Qufu: Qufu Normal

- University, 2014: 27—29.
- [38] 兑利涛. 多光谱图像的光谱反射率重建技术研究[D]. 上海: 华东交通大学, 2017: 33—35.
- DUI Li-tao. Spectral Reflectance Reconstruction of Multispectral Images[D]. Shanghai: East China Jiao-tong University, 2017: 33—35.
- [39] 劳万里, 何玉婵, 李改云, 等. 红外光谱结合偏小二乘法定量分析毛竹/聚丙烯复合材料的主成分[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(1): 57—61.
- LAO Wan-li, HE Yu-chan, LI Gai-yun, et al. Quantitative Analysis of Principal Components of Bamboo/Polypropylene Composite by Infrared Spectroscopy Combined with Partial Least Square Method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(1): 57—61.
- [40] TAKATANI T, AOTO T, MUKAIGAWA Y. One-shot Hyperspectral Imaging Using Faced Reflectors[C]// Proceeding of 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2692—2700.
- [41] ZHANG L H, LI B, LING D, et al. Study on the Key Technology of Spectral Reflectance Reconstruction Based on the Weighted Measurement Matrix[J]. Laser Physics, 2016, 26(7): 175—202.
- [42] CHOU T, HSIEH C, CHEN E. Recovering Spectral Reflectance Based on Natural Neighbor Interpolation with Model-based Metameric Spectra of Extreme Points[J]. Color Research and Application, 2019, 44(4): 508—525.
- [43] LIN X, LIU Y, WU J, et al. Spatial-spectral Encoded Compressive Hyperspectral Imaging[J]. ACM Trans, Graph, 2014, 33(6): 1—11.
- [44] FU Y, ZOU Y, ZHENG Y, et al. Spectral Reflectance Recovery Using Optimal Illuminations[J]. Optics Express, 2019, 27(21): 30502—30516.
- [45] ARUN P V, BUDDHIRAJU K, ORWAL A. Analysis of capsuleneTs towards hyperspectral classification[C]// In 9th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, Amsterdam, Netherlands, 2018: 1184—1197.
- [46] PAL A, CHATURVEDI A, GARAIN U, et al. CapsDeMM: Capsule Network for Detection of Munro's Microabscess in Skin Biopsy Images[C]// Proceeding of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2018(11071): 389—397.
- [47] SCHLICHTKRULL M, KIPF T, BLOEM P, et al. Modeling Relational Data with Graph Convolutional Networks [M]. Berlin: Springer, 2018: 593—607.
- [48] CHEN L, SUN Y, THAKURIAH P. Modelling and Predicting Individual Salaries in United Kingdom with Graph Convolutional Network[C]// International Conference on Hybrid Intelligent Systems, 2018: 61—74.
- [49] OH S, BROWN M, POLLEFEYS M, et al. Do It Yourself Hyperspectral Imaging with Everyday Digital Cameras[C]// Proceeding of 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2461—2469.
- [50] GOEL M, WHITMIRE E, MARIAKAKIS A, et al. Hyper Cam: Hyperspectral Imaging for Ubiquitous Computing Applications[C]// Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2015: 145—156.
- [51] ZHANG X. A General Generative Adversarial Capsule Network for Hyperspectral Image Spectral-spatial Classification[J]. Source: Remote Sensing Letters, 2020, 11(1): 19—28.
- [52] NURSADUL M, SOHEIL K, JOHN H L. Convolutional Neural Network-based Speech Enhancement for Cochlear Implant Recipients[J]. Computer Science, 2019, 6(3): 19—34.
- [53] MORITZ M, KENDRICK M. Fast Wiener filtering of CMB maps with Neural Networks[J]. Cosmology and Nongalactic Astrophysics, 2019, 5(14): 1—15.