

多通道图像色彩重建的神经网络算法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2019.04.012

易文娟 孙刘杰 王文举

上海理工大学
出版印刷与艺术设计学院
上海 200093

摘要:为了解决目前多光谱成像设备输出的应用问题,将神经网络算法应用于多通道图像色彩重建。CCD相机加LED光源组成多光谱成像系统,研究其输出的多通道图像中色彩信息的高效转换方法,建立了D50光源下的神经网络转换模型,利用BP神经网络和GRNN对多光谱成像系统进行色彩重建实验。研究表明:采用搭建的模型可以得到较高的色度重建精度,更换目标样本色彩重建性能保持稳定。

关键词:多光谱成像系统;色彩重建;神经网络;算法模型

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

文章编号:1674-7100(2019)04-0082-08

引文格式:易文娟,孙刘杰,王文举.多通道图像色彩重建的神经网络算法[J].包装学报,2019,11(4):82-89.

1 研究背景

多光谱系统获得的图像包含了丰富的颜色信息,关于多光谱系统的研究成果已经被广泛应用于遥感检测、侦察监控、农作物虫害检测、医学诊断识别等领域^[1-6]。多通道图像的重构是一类病态的逆问题^[7],各种从多通道相机响应值恢复物体表面的光谱反射率的算法被不断提出^[8-10]。作为输入量的多通道响应值受到诸多因素的影响,与系统的构造、设备特性、目标对象特性都相关。通过转换模型可以将光谱反射率转换成各种颜色空间的数值来进行实际使用,为了保证颜色传递的一致性,实际操作中常用的方法是对设备进行特性化,即将设备相关的颜色空间转化到设备无关的颜色空间。色彩重建即实现多通道响应值直接映射到与设备无关的所需的色度值。

何炳阳等^[11]利用BP(back propagation)神经网络,将灰度图像样本与RGB三维色彩向量进行拟合,并通过构建色彩查找表,实现了红外图像与可见光图像的色彩信息融合。A. Toet^[12]将色彩传递引入了图像融合中,利用全局颜色传递得到了具有自然感色彩的融合图像。M. M. Amiri等^[13]在D65光源下使用了加权回归,实现了对普通数码RGB相机进行光谱和色度重建,并验证了比色路径法重建精度优良。A. Hajipour等^[14]通过竞争神经网络进行实验,将Lab、LCh或LabCh作为神经网络输入元素重建光谱反射率,得到了使用6或9个Lab作为输入元素可以提高重建精度的结论。

目前关于从通道值到色度值的转换模型的研究较少。为实现最优色彩重建,本文通过构建BP神经网络和广义回归神经网络(general regression neural

收稿日期:2019-06-13

基金项目:上海市科学技术委员会科研计划基金资助项目(18060502500)

作者简介:易文娟(1995-),女,四川成都人,上海理工大学硕士生,主要研究方向为多光谱复制,

E-mail: 172412494@st.usst.edu.cn

通信作者:孙刘杰(1965-),男,安徽淮宁人,上海理工大学教授,主要从事光信息处理技术,印刷机测量与控制技术,数字印刷防伪技术方面的研究, E-mail: liujiesunx@126.com

network, GRNN), 建立从通道值到色度值的神经网络转换模型, 并分析其适用性, 以期色彩重建的研究提供一定的参考。

2 多光谱成像系统

为了提高光谱反射比的获取精度, 解决接触式分光光度计的测量效率低的问题, 多光谱相机应运而生^[1]。自1987年亚琛工业大学(Rwth Aachen University)研发了第一台使用一个512*512像素的单个电荷耦合器件(charge-coupled device, CCD)和一个电机控制的滤色片轮的多光谱相机之后, 国内外不断研究并发展了多光谱成像系统。迄今为止, 已设计出各种构造的多光谱成像系统, 如RGB相机加宽带滤色片、CCD相机加窄带滤色片、滤色片轮式多光谱相机以及基于发光二极管(light emitting diode, LED)照明的多光谱成像系统^[15-17]。根据不同的应用需求并综合考虑成本和精度问题, 不同的实验室使用了不同的多光谱成像系统, 每一种多光谱成像系统都有各自的优劣。上海理工大学引进了一套Mega Vision设备(见图1), 并已应用于艺术品保存和复制^[18]。该设备是一个基于LED照明的多光谱成像系统, 其使用的EV™LED照明系统能够从近紫外到近红外的波长范围内使用多个窄谱带组合成像, 包括: 365, 395, 420, 445, 470, 500, 520, 560, 590, 620, 630, 650, 700, 735, 780, 860, 940, 1 050 nm波长。



图1 Mega Vision 设备

Fig. 1 System model of Mega Vision

当数字相机拍摄场景图像后, 输出的是相机所用颜色空间相关的多通道图像, 该图像包含了场景的环境光照、景物的光谱反射特性、相机的光谱灵敏度等多方面的信息。光谱成像系统使用多通道数字相机获取不同波段上的图像信息, 形成多通道的图像输出, 且成像系统的通道数量越多, 获取的图像信息越多,

颜色测量的精度和稳定性就越高。滤色片多光谱成像系统一般由数字CCD相机、滤光片和照明体构成, 如图2a所示。而多光源多光谱成像系统则是由数字CCD相机和照明体构成, 如图2b所示。Mega Vision系统的显著特点有: 使用了LED照明系统, 避免了普通摄影采用中宽带白光带来的大量不必要的光能, 减少了场景中物体的热量和压力。由于窄带LED没有在指定的波段外发光, 减少了其他波段光源的影响; 从成像路径中移除光学元件滤光片, 不仅提高了光效还减少了误差。

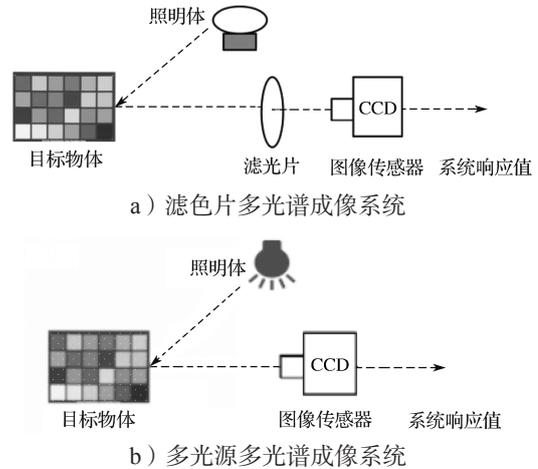


图2 两种多光谱成像系统模型

Fig. 2 Two kinds of multi-spectral imaging system model

3 色彩重建

目前常用的色彩重建方法是, 建立成像系统的多通道响应值 V 与光谱反射率 r 之间的模型关系, 而实际应用中又需要针对不同的照明条件和设备, 再进行光谱反射率 r 到Lab、RGB色度值的转换。因此色彩重建是指从多通道响应值 V 通过算法直接转换到所需的色度值。

多光谱相机的通道响应值取决于照明光源的光谱辐亮度 $E(\lambda)$ 、目标对象表面的光谱反射率 $r(\lambda)$ 、光学路径光谱透过率 $o(\lambda)$ 、传感器的光谱灵敏度 $s(\lambda)$ 以及第 i 个通道的噪声 n_i 。假设成像系统的光电转换函数是线性的, 则图像上某像素第 i 个通道的响应值 V_i 可表示为

$$V_i = \int_{\lambda} E(\lambda) r(\lambda) o(\lambda) s(\lambda) d\lambda + n_i. \quad (1)$$

用 A^T 表示系数矩阵, 得到光谱图像正向转换模型为

$$M = A^T r. \quad (2)$$

式中： M 为多通道相机的响应值矩阵；

r 为不同波长的光谱反射率组成的矩阵。

实际使用中，需要再通过色彩转换公式将 r 转换至设备可识别的 Lab 或 RGB 值。下面以 Lab 为例。

第一步，需要从 r 转换至 X 、 Y 、 Z 三刺激值，

$$\begin{cases} X = k \sum_{380}^{780} r(\lambda) l(\lambda) \bar{x}(\lambda) \Delta\lambda, \\ Y = k \sum_{380}^{780} r(\lambda) l(\lambda) \bar{y}(\lambda) \Delta\lambda, \\ Z = k \sum_{380}^{780} r(\lambda) l(\lambda) \bar{z}(\lambda) \Delta\lambda, \end{cases} \quad (3)$$

式中： X 、 Y 、 Z 为物体的三刺激值；

$l(\lambda)$ 为标准光源的光谱功率谱；

$\bar{x}(\lambda)$ 、 $\bar{y}(\lambda)$ 、 $\bar{z}(\lambda)$ 为 CIE XYZ 标准观察者色度匹配函数；

$\Delta(\lambda)$ 为波长的采样间隔；

k 为归一化因子，通常调整 k 使得白光的 Y 值为 100，并有

$$k = 100 / \sum r(\lambda) l(\lambda) \bar{y}(\lambda). \quad (4)$$

第二步，通过数学方法把 CIE XYZ 中的值进行转化，可得到 CIE1976 Lab 空间的数值：

$$\begin{cases} L^* = 116(Y/Y_0)^{1/3} - 16, \\ a^* = 500 \left[(X/X_0)^{1/3} - (Y/Y_0)^{1/3} \right], \\ b^* = 200 \left[(Y/Y_0)^{1/3} - (Z/Z_0)^{1/3} \right], \end{cases} \quad (5)$$

式中 X_0 、 Y_0 、 Z_0 为 CIE 标准照明体的三刺激值，且 $Y/Y_0 > 0.01$ 。

CIE1976 Lab 颜色空间的优点是，可以很好地反应物体色的心理感受。

4 神经网络算法

目前，常用的光谱重构是搭建系统通道值到光谱反射率的转换模型，例如主成分分析法、维纳估计法、R 矩阵法等。针对不同的实际运用，需要将获得的光谱反射率转换成系统识别的色度值。神经网络算法属于一种无数学模型的智能学习算法，不同的神经网络算法有各自的特性。目前神经网络算法已在函数逼近、模式识别、数据压缩等方面有广泛应用。将神经网络算法引入到多光谱成像系统的输出处理中，是对快速获取和转换的多通道图像色彩信息的有益尝试。

4.1 BP 神经网络

BP 神经网络自 1986 年由 D. E. Rumelhart 和 J. McClelland 等学者提出后，引起了学界的广泛关注，目前已有学者从多方面将其进行优化来提升性能，并得到了广泛的应用。BP 神经网络的学习分为两部分，即输入信号的正向传播和误差的反向传播，它是由输入层、隐含层和输出层组成的三层拓扑结构，如图 3 所示。BP 神经网络主要误差反向传播算法，即利用输出后的误差估计输出层前导层的误差，以网络误差平方为目标函数使用梯度下降法来寻找目标的最小值^[19]，由于 BP 神经网络中极小值较多，因此容易存在陷入局部极小值的缺点。

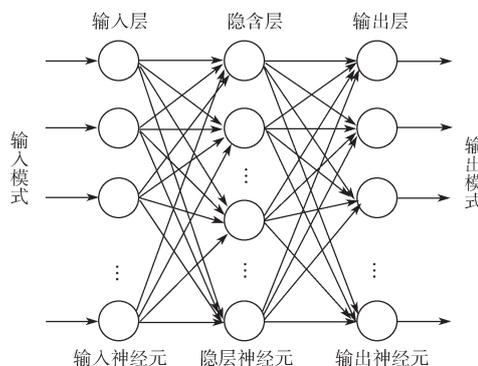


图 3 三层 BP 神经网络结构图

Fig. 3 Structure of three-layer BP neural network

4.2 GRNN

GRNN 由美国学者 D. F. Specht 于 1991 年提出，它是特殊的径向基神经网络。GRNN 在逼近能力和学习速度上较普通径向基神经网络更有优势，其特点是通过密度概率来对输入值的回归进行定义。GRNN 以非参数核回归为理论基础，网络结构柔性^[20]、非线性映射能力强且容错性和鲁棒性高，较适用于解决非线性问题。它是由输入层、模式层、求和层和输出层组成，其结构如图 4 所示。

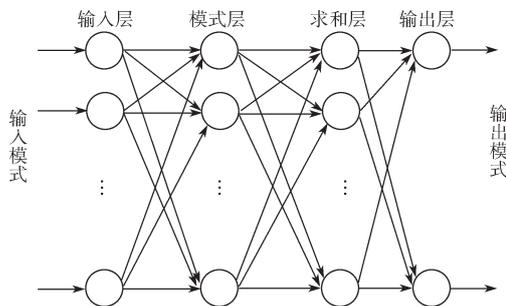


图 4 广义回归神经网络结构图

Fig. 4 Structure of GRNN

5 实验与分析

首先选择 2 种标准色卡: Gretag Macbeth Color Checker SG140 色卡 (简称 SG140 色卡) 和 Color Checker 24 色卡 (简称 CC24 色卡), 两种色卡的 Lab 色度分布整体相似, 如图 5 所示。使用 Mega Vision 设备采集两种色卡的 16 通道图像 (395, 420, 445, 470, 500, 520, 560, 590, 620, 630, 650, 700, 735, 780, 860, 940 nm 波长), 得到的通道图像大小为 6132×8176 像素, 如图 6 所示。用 X-Rite 的 Eye-one pro 分光光度计在 D50 光源, 2° 视角下测量样本实际色度值, 使用 2018 版本 Matlab 进行实验。

实验步骤如下:

1) 处理实验样本。使用 Matlab 中 `imread` 函数读取图像各通道值, 对 16 通道的 SG140 色卡中每个色块进行分割, 取 5 个点, 共获得 700 个点的 16 个通道值。

2) 搭建 BP 神经网络模型。取 SG140 色卡前 500 个点的 16 个通道值作为训练样本, 检验样本为 SG140 色卡后 200 个点的通道值。使用 `mapminmax` 函数对数据进行归一化处理, 设置最大迭代次数为 1000, 目标误差为 0.0001, 学习效率为 0.001。

3) 搭建 GRNN 模型。同样取前 500 个点的通道值作为训练样本, 检验样本为 SG140 色卡后 200 个点的通道值, 不断寻优确定最佳散布常数 (spread)。

4) 比较两种神经网络的色彩重建效果。训练样本使用 SG140 色卡的全部 700 个样本, 而检验样本使用 CC24 色卡, 然后再比较两种神经网络算法的色彩重建精度。色差评价使用 CIE2000 标准色差公式 $\Delta E_{00}^{[21-22]}$ 。

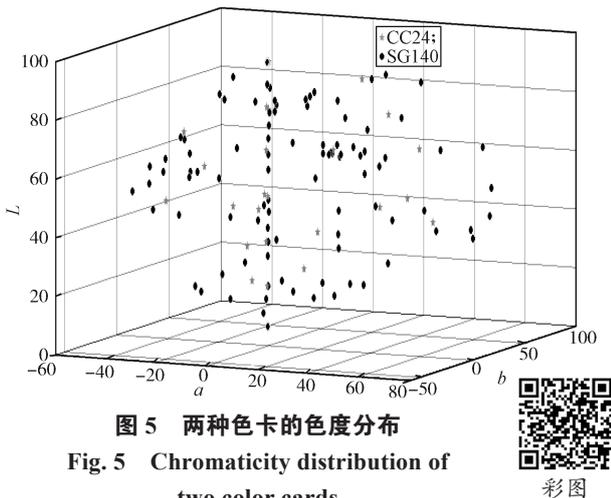


图 5 两种色卡的色度分布

Fig. 5 Chromaticity distribution of two color cards

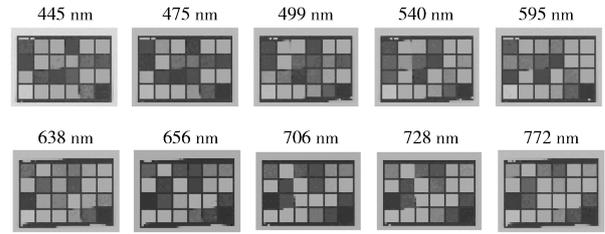


图 6 可见光范围内捕获的 10 通道 CC24 色卡图像

Fig. 6 Captured 10 channel images of CC24 color cards in visible range

5.1 BP 神经网络设计

5.1.1 网络层数和节点数

理论上, BP 神经网络中隐含层节点数不受限制, 实验表明, 三层神经网络即可以实现任意的非线性转换。因此转换模型先采用三层网络结构进行尝试, 当隐含层节点数的增加对数据的非线性拟合没有太大改善时, 再进一步考虑增加网络的层数。

用 m 表示隐含层节点数, n 表示输入层节点数, l 表示输出层节点, a 表示常数其取值范围为 $[0, 10]$, 并有经验公式 $m = \sqrt{n+l} + a$; 默认训练函数为 `trainlm`, 设置隐含层个数为 3~9, 得到的色彩重建结果如表 1 所示。

表 1 不同隐含层个数的色彩重建结果

Table 1 Reconstruction results of different number of hidden layers

隐含层个数	平均色差	最大色差	最小色差	运算时间 /s
3	1.477	4.067	0.158	9.130
4	1.415	3.841	0.209	13.907
5	1.055	2.883	0.119	21.558
6	0.825	2.886	0.090	10.346
7	0.821	2.958	0.084	14.517
8	0.814	2.850	0.119	12.440
9	0.804	2.724	0.107	8.765

由表 1 可知, 随着隐含层个数的增加平均色差明显下降, 隐含层个数达到 6 之后平均色差变化不明显; 随着隐含层个数增加最大色差整体趋势变小, 在隐含层个数为 6 时有最大色差为 2.886, 此时也出现了较小的最小色差 0.09。比较运算时间可以发现运算时间与隐含层个数并无明显关联, BP 神经网络对此样本运算速度较快, 运算时间都在可接受范围内。因此综合考虑, 确定训练层数为 6。

5.1.2 训练函数

获得合适的训练函数是 BP 神经网络中的一个关键问题, 使用不同训练函数进行实验得到如表 2 所示

的色彩重建结果。

表 2 不同训练函数的色彩重建结果

Table 2 Reconstruction results of different train function

训练函数	平均色差	最大色差	最小色差	运算时间 /s
Trainlm	0.825	2.886	0.090	10.346
Trainscg	2.102	7.070	0.393	12.534
Traingd	21.160	60.279	4.537	10.529
Traincgb	2.286	10.054	0.314	10.129
Trainbr	0.832	2.980	0.111	14.347

由表 2 可以看出,选择合适的训练函数对重建结果的精度密切相关。由于实验样本数据量较小,因此 5 种方法的运算用时都较短,说明 BP 算法适用于小数据量的转换。Trainlm 和 Trainbr 函数实现的重建平均色差较好,但从色差精度和运算时长的角度来看,Trainlm 函数更加优秀。Trainscg 和 Traincgb 函数的重建平均色差在可接受范围内,但最大色差太大。Traingd 得到的色差明显超出可接受范围,不适用于此模型。Trainlm、Trainbr、Trainscg 和 Traincgb 4 种训练函数重建的 Lab 色度分布图如图 7 所示。

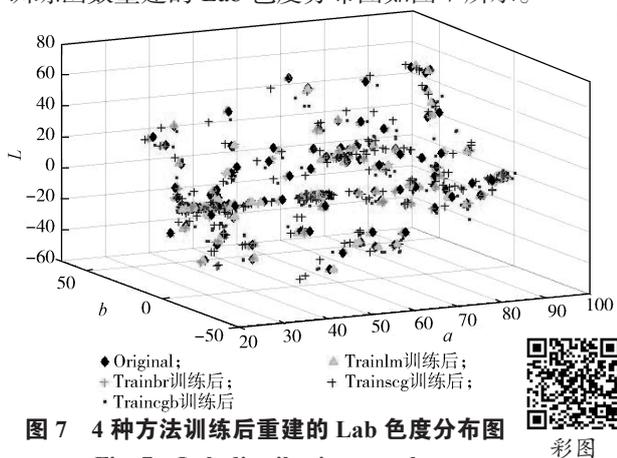


图 7 4 种方法训练后重建的 Lab 色度分布图

Fig. 7 Lab distribution map by four training methods

从图 7 可以看出,整体上重建色彩和原色彩相近,Trainscg 对 a (红绿)色彩拟合较差,Trainlm 的拟合情况最佳。

综合上述 2 个实验结果,最终得到 Matlab 编写语句为:

```
net=newff(inputn,outputn,6,{'tansig','purelin'},'trainlm');
```

5.2 GRNN 设计

对于 GRNN,创建函数为 net=newgrnn(p,t,spread)。当训练样本选定之后,网络的训练实际上只是确定散布常数值的过程^[20]。为了选取最优的散布常数,散

布常数分别取 1, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 进行实验,得到色彩重建结果如图 8 所示。

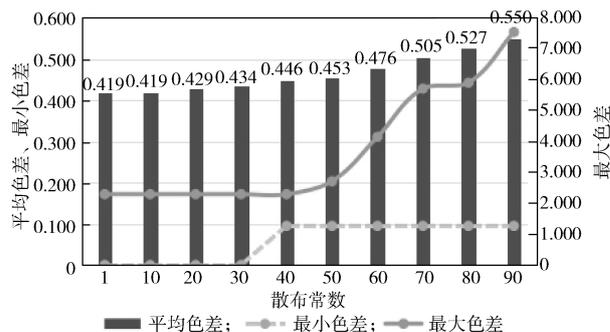


图 8 散布常数寻优图

Fig. 8 Optimization map of spread

由图 8 可知,随着散布常数的增大,平均色差呈现上升的趋势,当散布常数超过 30 后最小色差出现明显跃升,当散布常数超过 50 后最大色差也出现跃升。当散布常数在 1~10 时色彩重建表现最优秀,为了更加精准地确定散布函数,在此区间再次进行寻优,得到的色彩重建结果如表 3 所示。

表 3 不同散布常数的色彩重建结果

Table 3 Reconstruction results of different spread

散布常数	平均色差	最大色差	色差所在范围的比率 /%			运算时间 /s
			小于 0.4	在 [0.4,0.5] 内	大于 0.5	
1	0.419	2.288	53.5	18.0	28.5	2.281
2	0.417	2.287	53.5	18.5	28.0	2.094
3	0.417	2.287	53.5	18.5	28.0	2.297
4	0.418	2.287	53.5	18.5	28.0	2.156
5	0.416	2.287	53.5	18.5	28.0	2.141
6	0.417	2.288	53.0	18.5	28.5	2.203
7	0.416	2.287	54.0	19.0	27.0	2.266
8	0.419	2.288	52.5	19.0	28.5	2.250
9	0.416	2.288	53.5	19.0	27.5	3.047
10	0.419	2.289	53.5	18.5	28.0	3.094

由表 3 可以看出,当散布常数取 7 时色彩重建效果最佳,因此确定了散布常数,此时平均色差为 0.416,最大色差为 2.287。

最终可以得到 Matlab 编写语句为: net_grnn = newgrnn(p_train,t_train,7)。

综合比较 BP 神经网络和 GRNN 可以看出,GRNN 对 SG140 色卡的色彩重建效果更优秀。

5.3 两种神经网络色彩重建效果比较

使用 5.1 和 5.2 确定的转换模型对 CC24 色卡进行色彩重建实验,比较两种神经网络的稳定性和适用性,得到色彩重建精度对比如表 4 和图 9 所示。

表 4 色彩重建精度对比

Table 4 Comparison of reconstruction results

参数	BP 神经网络	GRNN
平均色差	1.37	5.00
最大色差	2.95	19.82
最小色差	0.46	1.51
平均 ΔL	0.06	-1.13
最大 ΔL	1.19	9.44
最小 ΔL	-1.67	-4.97
平均色度差 Δa	0.39	-2.75
最大色度差 Δa	3.39	7.61
最小色度差 Δa	-2.23	-20.92
平均色度差 Δb	1.04	2.77
最大色度差 Δb	4.47	23.61
最小色度差 Δb	-2.43	-2.32
运算时间 /s	19.83	2.13

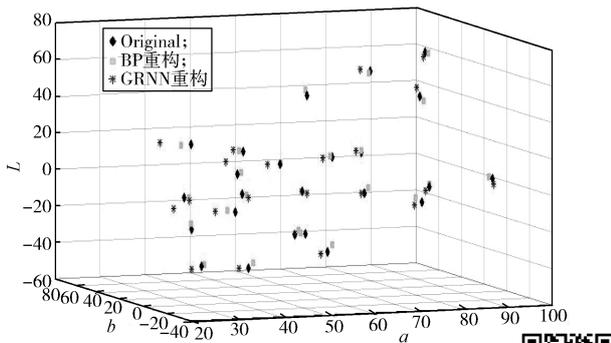


图 9 捕获的 10 通道 CC24 色卡图像

Fig. 9 Captured 10 channel images of CC24 color cards



彩图

由于色彩重建反应的是多光谱系统输出的通道图片和彩色信息间与实验条件下真实原稿间的内在联系,这与传感器的固有特性和渲染环境的特点等因素相关。由表 4 可知,虽然对 SG140 色卡进行重建的结果表明 GRNN 较优秀,但检验样本换成 CC24 色卡后,BP 神经网络用时更长,重建的色度精度更高,平均色差为 1.37。两种神经网络的重建结果整体上都向黄色偏移较多。GRNN 的色彩重建结果经过分析,整体重建明度下降,整体颜色向黄绿色偏移,这可能是由于两种色卡的涂料不同所导致。进一步分析使用 GRNN 时发现, #5、#7 两个色块出现很大的误差,剩余色块的重建平均误差为 3.62,基本达到重建的色度精度要求。由图 9 经统计,GRNN 重建色差小于 5 的占比为 75%,色差在 5~6 范围内占 17%,基本符合人眼视觉对色差的要求,转换结果说明了网络模型的有效性,将部分色块的重建图进行绘制,得到如图 10 所示的复原图。

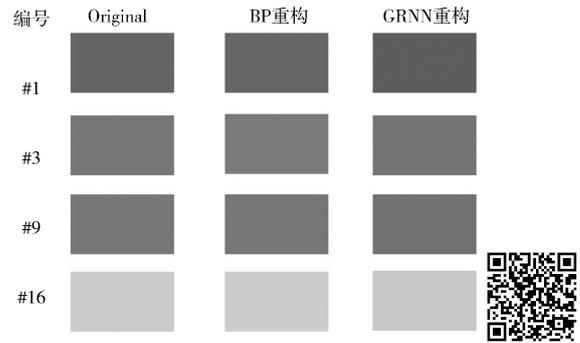


图 10 部分色块重建复原图

彩图

Fig. 10 Reconstruction restoration of partial color block

6 结语

本文利用 BP 和 GRNN 两种神经网络进行了多通道图像的色彩重建,建立了 D50 光源下的转换模型,并通过实验确定了网络模型的具体参数;然后通过检验样本对模型精度进行了评价。实验结果表明,神经网络算法可高效地解决多光谱系统中的色彩重建问题,并且能达到理想的色度精度。此研究证明了神经网络算法可以有效提取高维样本的特征信息,在颜色数据分析处理和色彩空间转换领域有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 赵 杨. 多光谱光场成像系统与算法研究 [D]. 南京: 南京大学, 2018.
ZHAO Yang. Study of Multispectral Light Field Imaging System and Algorithm[D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.
- [2] 徐 鹏. 基于多光谱成像技术的光谱图像重构与显示研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
XU Peng. Study on Spectral Image Reconstruction and Display Based on Multispectral Imaging Technology[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [3] 张 龙, 万成凯, 王 凯. 基于多光谱的铁路周界入侵智能追踪一体化侦测系统研究 [J]. 中国铁路, 2018(7): 87-92.
ZHANG Long, WAN Chengkai, WANG Kai. The Study on Intelligent Tracking Integrated Detection System for Railway Perimeter Intrusion Based on Multi-Spectrum[J]. China Railway, 2018(7): 87-92.
- [4] 方 润, 曾立波, 吴琼水. 基于多光谱成像的宫颈细胞实时筛查系统 [J]. 半导体光电, 2018, 39(3): 409-

413.
FANG Run, ZENG Libo, WU Qiongshui. Real-Time Screening System of Cervical Cells Based on Multispectral Imaging[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2018, 39(3): 409-413.
- [5] 柴勃隆, 肖冬瑞, 苏伯民, 等. 莫高窟壁画颜料多光谱数字化识别系统的研发与应用[J]. 敦煌研究, 2018(3): 123-130.
CHAI Bolong, XIAO Dongrui, SU Bomin, et al. Research and Application of the Multispectral Digital System for Identifying the Pigments of Mogao Murals[J]. Dunhuang Research, 2018(3): 123-130.
- [6] 殷文鑫. 基于多旋翼无人机的多光谱成像遥感系统开发及应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
YIN Wenxin. Development and Application of a Multispectral Remote Sensing System Based on the Multi-Rotor Drone[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.
- [7] 席如冰. 变分正则化模型与算法及其在多通道图像重构中的应用[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2015.
XI Rubing. Study on Variational Regularization Models and Algorithms with Application to Multichannel Image Restoration[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015.
- [8] GU J, CHEN H M. An Algorithm of Spectral Reflectance Function Reconstruction Without Sample Training Can Integrate Prior Information[C]//2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). Chengdu: IEEE, 2017: 541-544.
- [9] ZHANG L, FU Y, ZHENG Y Q, et al. Camera Spectral Sensitivity, Illumination and Spectral Reflectance Estimation for a Hybrid Hyperspectral Image Capture System[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing: IEEE, 2017: 545.
- [10] FANG J Y, XU H S, XU P, et al. Spectral Estimation of Fluorescent Lamps Using RGB Digital Camera and Standard Color Chart[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 130: 50-60.
- [11] 何炳阳, 张智诠, 李强, 等. 基于BP神经网络的自然感彩色融合算法[J]. 红外技术, 2018, 40(5): 431-437.
HE Bingyang, ZHANG Zhiquan, LI Qiang, et al. Natural Color Fusion Algorithm Based on BP Neural Network[J]. Infrared Technology, 2018, 40(5): 431-437.
- [12] TOET A. Natural Colour Mapping for Multiband Nightvision Imagery[J]. Information Fusion, 2003, 4(3): 155-166.
- [13] 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.
- [14] HAJIPOUR A, SHAMS-NATERI A. Effect of Classification by Competitive Neural Network on Reconstruction of Reflectance Spectra Using Principal Component Analysis[J]. Color Research & Application, 2017, 42(2): 182-188.
- [15] SHEN H L, XIN J H. Spectral Characterization of a Color Scanner by Adaptive Estimation[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2004, 21(7): 1125-1130.
- [16] 万晓霞, 梁金星, 刘强. 宽带光谱成像系统最优训练样本选择方法研究[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(6): 641-646.
WAN Xiaoxia, LIANG Jinxing, LIU Qiang. Optimal Training Sample Selection for Broadband Spectral Imaging System[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(6): 641-646.
- [17] LI S K, LIU F P, PANG J P, et al. Color Image Reconstruction Based on Digital Holography[C]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. [S. l.]: IOP, 2018, 439: 032096.
- [18] BENNETT T, BOYDSTON K, WRIGHT J, et al. Multispectral and Computational Imaging Methods for Documentation of a 19th Century British Landscape Paintin[EB/OL]. [2019-05-07]. http://mega-vision.com/papers/2014am_poster42_multispectral_and_computational.html.
- [19] 洪亮, 张浩, 朱明, 等. 基于模拟退火算法优化BP神经网络的色彩空间转换[J]. 包装工程, 2017, 38(13): 195-198.
HONG Liang, ZHANG Hao, ZHU Ming, et al. Optimization of Color Space Conversion of BP Neural Network Based on Simulated Annealing Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(13): 195-198.
- [20] 包新月. 颜色空间特征研究及在水质检测中的应用[D]. 淮北: 淮北师范大学, 2018.
BAO Xinyue. Research on Color Space Feature and the Application in Determination of Water Quality[D]. HuaiBei: HuaiBei Normal University, 2018.
- [21] 黄敏, 刘浩学, 徐艳芳, 等. CIE94 CIEDE2000色差公式均匀性分析[J]. 包装工程, 2006, 27(6): 153-154.
HUANG Min, LIU Haoxue, XU Yanfang, et al. Analysis of Uniformity of CIE94 and CIEDE2000 Color

Difference Formulae[J]. Packaging Engineering, 2006, 27(6): 153-154.

[22] DIERL M, ECKHARD T, FREI B, et al. Novel Accuracy Test for Multispectral Imaging Systems Based

on ΔE Measurements[J]. Journal of the European Optical Society-Rapid Publications, 2018, 14: 1.

(责任编辑: 邓光辉)

Neural Network Algorithm for Multi-Channel Image Color Reconstruction

YI Wenjuan, SUN Liujie, WANG Wenju

(College of Communication and Art Design, Shanghai University of Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In order to solve the problem in the application of the current multi-spectral imaging device, the neural network algorithm was applied in multi-channel image color reconstruction. With the high-efficiency conversion model of color information of multi-channel images in the multi-spectral imaging system consisting of CCD camera and LED light source, a neural network conversion model under D50 light source was established and color reconstruction experiments using BP neural network and GRNN neural network were carried out. The result showed that the built model could obtain higher chroma reconstruction accuracy and the color reconstruction performance of the replacement target sample remained stable.

Keywords: multi-spectral imaging system; color reconstruction; neural network; algorithm model