

文章编号:1007-2780(2016)02-0201-07

一种基于 GA-BP 神经网络结合 PCA 的 LCD 显示器光谱特征化模型

于海琦¹, 刘 真^{1*}, 田全慧²

(1. 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093;

2. 上海出版印刷高等专科学校, 上海 200093)

摘要:为实现 LCD 显示器的光谱特征化, 本文提出一种基于遗传算法优化(Genetic Algorithm, GA)的 BP 神经网络(GA-BP)结合 PCA(Principal component analysis)的光谱特征化模型。首先对显示器色空间进行子空间划分, 同时采用 PCA 对光谱数据进行降维, 接着在各子空间中采用遗传算法对 BP 神经网络的权值阈值进行优化, 建立显示器驱动值与光谱数据之间的神经网络模型, 实现了显示器的光谱特征化。实验结果表明子空间划分后, 在子空间中进行模型参数的优化有利于模型整体精度的提高, GA 的优化有效改善了 BP 神经网络的极值问题, 提高了模型的精度, PCA 在不影响模型精度的同时提高了算法的运行效率。由此说明该模型是一种高精度显示器特征化模型。

关键词:BP 神经网络; 遗传算法; 光谱特征化; 液晶显示器; 主成分分析

中图分类号:TP394.1; TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163102.0201

Spectral characterization model of liquid crystal display based on GA-BP neural network and PCA

YU Hai-qi¹, LIU Zhen^{1*}, TIAN Quan-hui²

(1. College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai, 200093, China)

Abstract: To achieve spectral characterization of LCD, a spectral characterization model based on GA-BP neural network and PCA was proposed in this paper. Firstly, color space of monitor was divided into subspaces and principal component analysis (PCA) was used to dimensionality reduction of the spectrum reflectance. Then genetic algorithm (GA) was adopted for optimizing the weight threshold of BP neural network in subspaces. A BP neural network was established to describe the transformation model of driver value and spectral reflectance. Lastly, the spectral characteristics model of LCD was realized. Experimental results show that model parameter optimization in the subspace is beneficial to the improvement of the model of overall after subspace division. The extremum problem of BP

收稿日期:2015-03-28; **修订日期:**2015-06-05.

基金项目:国家自然科学基金—青年科学基金(No. 61301231)

Supported by National Science Foundation for Young Scientists of China(No. 61301231)

* 通信联系人, E-mail: lunaprint@163.com

neural network can be improved by GA effectively. PCA can improve the operating efficiency of algorithm under the circumstances of maintaining accuracy. This implies that it is a high-precision display characteristic model.

Key words: BP neural network; genetic algorithm; spectral characterization; LCD; principal component analysis

1 引言

显示器在颜色质量评价以及屏幕软打样等精度要求较高的工业实践中得到广泛应用。而要实现对显示器高精度的颜色控制必须对显示器进行颜色特征化。精准的颜色特征化模型的建立能够有效地避免颜色在转换过程中的丢失。

目前针对显示器的特征化模型主要分为两类:第一类方法是色度特征化^[1-5],直接建立 RGB 与 XYZ 或 Lab 色度值之间的转换模型,色度特征化模型只是针对特定的观察环境,观察环境改变模型亦需重新建立;二是建立驱动值与光谱反射率之间的转换模型,即显示器的光谱特征化模型^[6],光谱反射率是一种既与设备无关,又与光照无关的颜色表示方法,是对颜色描述最好的选择,能够最大程度地避免色度特征化方法中的同色异谱问题,根据光谱可以得到任意观察条件下的色度信息。目前常用的特征化模型主要有 GOG 模型^[3]、查找表^[4]、多项式回归^[5]、神经网络^[5]等,在基于色度特征化的模型中,GOG 模型是一种针对 CRT 显示器的模型,用于 LCD 显示器误差较大,而查找表模型需要大量的样本,查找效率较低,多项式回归模型虽然模型简单、建模效率高,但是模型精度较差。基于光谱的特征化模型主要有刘浩学提出的基于光谱叠加性的特征化模型^[6],但是该模型在单波长下建立驱动值与光谱的多项式模型,对于 n 维的光谱数据需建立 n 个回归方程,计算量大,模型复杂度高。基于此本文提出采用 BP 神经网络进行 LCD 显示器的光谱特征化。

文献[7]的研究表明 BP 神经网络极易陷入局部极值,导致模型稳定性差,文献[8]借助遗传算法的群体全局寻优和天然的增强式学习能力对 BP 神经网络的初始权值阈值进行优化,弥补 BP 神经网络收敛速度慢、陷入局部极值的缺陷。故

本文采用 GA 对 BP 神经网络进行优化。考虑到模型的精度本文采用子空间划分的方法,在子空间中进行网络训练;同时,高维的光谱反射率会导致 BP 神经网络的训练运算量大、效率低、误差大等缺陷,故采用主成分分析对光谱反射率进行降维,在简化了神经网络结构的同时保持了对检测样本较高的识别精度。

2 关键技术

2.1 主成分分析法

主成分分析法^[9-10]是一种重要的多元统计分析方法,把多维数据转化为少数几个互相独立并且包含原来数据大部分信息的低维数据。在实际应用中一般取前几个主成分,就可以基本包含全部信息。文中采用主成分分析法对光谱数据进行降维,采用降维后的光谱数据作为 BP 神经网络训练的输出变量,进行神经网络训练。光谱反射率可以看作一系列主成分与主成分系数的组合。假定光谱反射率 r 是一个 n 维列向量,光谱反射率向量组 R 满足 $R = (r_1, r_2, r_3 \cdots r_m)$ 。通过统计分析及线性运算可获得集合 R 中的 k 个基本特征向量 $U = (U_1, U_2, U_3 \cdots U_k)$, $k < n$,使得 R 中任意样本的光谱反射率 r 都可以通过式(1)来进行估算:

$$r = \sum_1^k u_i a_i = U \cdot A, \tag{1}$$

式(1)中主成分用向量组 $U = (U_1, U_2, U_3 \cdots U_k)$ 表示; A 是对应的主成分系数,可用 $A = (a_1, a_2, a_3 \cdots a_k)^T$ 表示。

当矩阵 U 的前 k 个特征向量的贡献率足够大时,光谱反射率就可认为是前 k 个特征向量的线性组合。根据式(2)累计贡献率(CVC,cumulative variance contribution)计算公式确定所需的主成分的个数以及降维后数据的维数。

$$V^k = \frac{\sum_{i=1}^k W_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \tag{2}$$

2.2 子空间划分算法

为提高模型的精度,把整个颜色空间均匀划分成 $N \times N \times N$ 个子空间,见图 1(划分成 $2 \times 2 \times 2$ 个子空间),并对每个子空间进行编号。在每个子空间中进行神经网络的训练,并保存网络。对任意输入驱动值首先通过搜索确定其所在的子空间,调用该子空间训练好的神经网络输出光谱值。

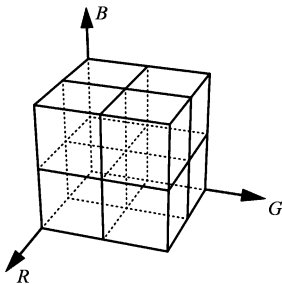


图 1 子空间划分
Fig. 1 Subspace partition

2.3 GA-BP 神经网络原理

BP 神经网络是一种误差反向传播的前馈型神经网络。它由输入层、隐含层(一层或多层)和输出层组成。网络由正向传播和反向传播组成,正向传播是输入信号从输入层经隐含层,传向输出层,若输出层得到了期望的输出,则学习算法结束。否则,转至反向传播。反向传播是将误差(样本输出与网络输出之差)按原联接通路反向计

算,由梯度下降法调整各层节点的权值和阈值,使误差减小。BP 神经网络可以实现任意线性或非线形函数映射,目前被广泛应用。然而,BP 神经网络存在收敛速度慢、易陷入局部极值等缺陷。实践证明,借助遗传算法对 BP 神经网络的初始权值阈值进行优化^[11-13],对改善 BP 神经网络的缺陷具有较好的效果。遗传算法采用逐次迭代法搜索优化 BP 神经网络的各连接层参数,经过反复不断的训练调整,最终确定网络的最优权值阈值,其过程如图 2 所示。采用 GA-BP 神经网络与主成分分析结合的方法进行 LCD 显示器光谱特征化的训练与检测过程如图 3 和 4 所示。

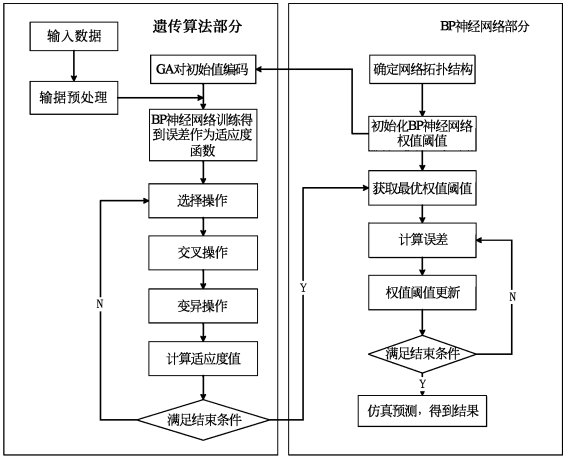


图 2 GA-BP 神经网络权值阈值优化流程
Fig. 2 Procedure of weight values and threshold value of BP neural network optimized by GA

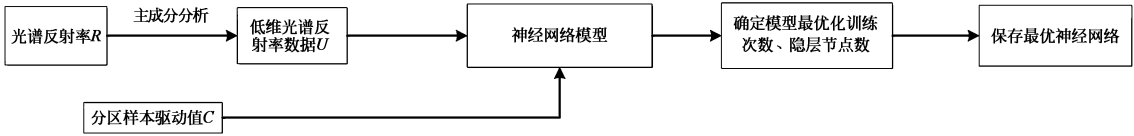


图 3 模型训练流程
Fig. 3 Training procedure of model

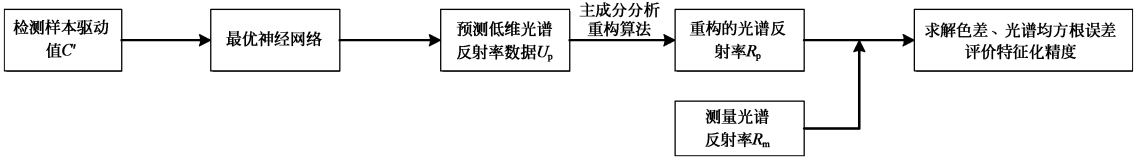


图 4 模型检测流程
Fig. 4 Testing procedure of model

3 实 验

3.1 实验设备及数据获取

实验设备:EizoColorEdge CG246W 显示器(亮度 120 cd/m²,可视角度 178/178°,最佳分辨率 1 920×1 200,面板类型 IPS,屏幕比例 16:9),Konic-minolta CS-2000 Spectroradiometer。

样本制作:样本包括训练样本和检测样本 2 部分。训练样本是对 RGB 色空间中各通道分别进行 11 级分割,即各通道颜色值分别取 0,25,50,75,100,125,150,175,200,225,255 共 1 331 个色靶。检测样本是对 RGB 色空间中各通道分别进行 9 级分割,即各通道颜色值分别取 0,30,60,90,120,150,180,210,240 共 729 个色靶。用 matlab 编写生成色靶的代码。

实验平台搭建及样本采集:整个实验在暗室中进行。EizoColorEdge CG246W 显示器设置:

①实验前首先对显示器 30 min,并对显示器进行校准,②色靶在显示器上全屏显示。

Konic-minolta CS-2000 Spectroradiometer 测量设备的设置:

①物镜镜头正对显示器中心,且与显示器成 90 度,镜头距离显示器 120 cm,测量角度 0.2°;

②实验开始前调节聚焦环进行调焦直至从取景框中看到的色块视觉效果清晰;

③基于不同亮度的色块测量时间不同,故实验中选择手动测量,测量数据选择 400~700 nm 范围内、间隔为 10 nm 的光谱数据。

3.2 主成分个数的确定

根据公式(2)计算得到各分区子空间的主成分累计贡献率如表 1 所示,由表 1 可知,各分区子空间前 6 个主成分的累计贡献率均达到了达到 99.5%,说明 6 个主成分可以完整再现颜色信息。故本文采用 6 个主成分将光谱数据降为 6 维,作为网络输出变量。

表 1 不同主成分数量的累计贡献率(%)
Tab.1 CVC of different principle components number(%)

PCA	子空间 1	子空间 2	子空间 3	子空间 4	子空间 5	子空间 6	子空间 7	子空间 8
1	54.31	72.90	76.25	68.83	84.99	73.84	73.32	67.39
2	79.90	88.64	90.93	89.25	93.10	93.75	94.60	85.74
3	99.09	99.00	99.23	99.17	99.40	99.42	99.42	99.43
4	99.35	99.55	99.47	99.48	99.48	99.50	99.48	99.50
5	99.48	99.63	99.55	99.60	99.54	99.55	99.53	99.54
6	99.52	99.68	99.61	99.65	99.59	99.59	99.57	99.58

表 2 降维前后模型运算效率和精度比较

Tab.2 Comparison operation efficiency and precision before and after the dimension reduction

	降维后	降维前
效率(时间)	2.078 9	10.849 8
精度(ΔE ₀₀ [*])	0.560 7	0.505 3

由表 2 降维前后模型的运行效率和精度可知,降维并没有影响模型的精度,但是有效提高了运行效率,由此说明将主成分分析法用于模型中进行数据降维是可行。

3.3 遗传算法参数的确定

遗传算法的参数设置如下:本文的编码方式采用实数编码,种群规模为 50,遗传迭代次数为 100,交叉概率 P_c 为 0.8,变异概率 P_m 为 0.01。

①遗传算法中,以个体适应度的大小评估一个染色体相对于整个种群的优劣的相对值,适应度函数是衡量算法优劣的关键。取实际输出与期望输出光谱反射率的误差平方和的倒数作为适应度函数 f ,即:

$$f = 1 / \sum_{i=1}^N (r_i - r'_i)^2, \quad (3)$$

其中: N 表示样本数量, r_i 表示期望输出光谱反射率, r'_i 表示实际输出光谱反射率。

②采用轮盘赌法进行优质个体的选择操作。以 p_i 表示个体的选择概率:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} = \frac{f_i}{f_{\text{sum}}} \quad (4)$$

式中: f_i 表示个体适应度, f_{sum} 表示种群的总适应度。

③交叉操作采用实数交叉算子,以交叉概率 P_c 对父代群体中的个体进行交叉操作,产生新的子代个体。

④变异操作以一定的变异概率 P_m 进行基因突变产生新的个体。

3.4 神经网络参数的确定

神经网络中隐含层和输出层分别选用 Tan-sig、purelin 函数作为激活函数,网络训练算法为 Trainlm,隐层数和隐层节点数的改变可以影响网络的性能,但是隐含层节点多,在提高学习精度的

同时,会增加网络的复杂度。本文选用常用的 3 层 BP 神经网络模型(见图 5),采用循环迭代确定最优化的网络结构(隐层节点数从 15~45,以 5 为间隔循环,训练次数从 500~1 500,以 500 为间隔循环),每一网络结构下建模 30 次,确定各子空间的最佳隐层节点数和训练次数,并保存最优网络结构。

4 实验结果及分析

以显示器驱动值作为 GA-BP 神经网络的输入变量,降维后的光谱数据作为输出变量进行神经网络模型的训练,以色差 ΔE_{00}^* 和均方根误差 RMSE 评价模型的色度精度和光谱精度。实验结果如表 3 和表 4 所示。

通过表 3 和表 4 可知,相比于 BP 神经网络,采用 GA-BP 神经网络模型作为特征化模型的色度精度和光谱精度有显著提高,尤其是最大色差的优化尤为显著,GA-BP 神经网络模型的精度提高 2 倍,遗传算法利用其全局搜索的优势有效的避免了极值点的出现,由此降低了模型的最大色差;同时对比在各子空间中模型的色度和光谱精度可知,GA-BP 神经网络模型的稳定性更高。由此可见,GA-BP 模型在色度和光谱两方面均达到了较高的精度,能够满足 LCD 显示器特性化的精度要求。

采用 GA-BP 神经网络模型作为 LCD 显示器特征化模型具有较高的精度和效率,分析其原因有以下几点:

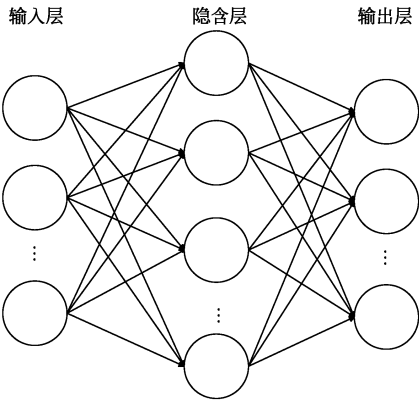


图 5 BP 神经网络结构

Fig. 5 Structure of BP neural network

表 3 各子空间中 GA-BP 与 BP 神经网络模型的色度和光谱精度

子空间	BP		GA-BP	
	Mean ΔE_{00}^*	MeanRMSE	Mean ΔE_{00}^*	Mean RMSE
1	1.755 9	2.17E-05	0.582 5	1.06E-05
2	1.272 0	3.82E-05	0.469 4	2.60E-05
3	0.928 8	3.59E-05	0.639 7	3.01E-05
4	1.579 6	5.75E-05	0.546 8	3.52E-05
5	0.926 4	4.18E-05	0.496 0	3.45E-05
6	0.566 5	3.99E-05	0.400 8	3.67E-05
7	1.399 2	5.26E-05	0.498 8	3.33E-05
8	0.581 3	3.67E-05	0.408 3	3.23E-05

(1)GA 对 BP 神经网络进行优化,有效的避免了 BP 神经网络模型极值点的出现;

(2)子空间划分法极大提高了模型的灵活性,在不同空间中训练,优化各空间中模型的最优参数,能够有效提高整体的精度;

(3)采用主成分分析法对输出变量光谱反射率进行降维,在不影响模型精度的同时,提高模型的运行效率。

表 4 总空间中 GA-BP 与 BP 神经网络模型的颜色和光谱精度

Tab. 4 Colorimetric and spectral accuracy of prediction model of GA-BP and BP neural network model of space

	BP		GA-BP	
	ΔE_{00}^*	RMSE	ΔE_{00}^*	RMSE
Mean	1.126 2	4.05E-05	0.505 3	2.98E-05
Max	6.228 3	2.31E-04	2.656 2	2.18E-04
Min	0.011 2	9.78E-07	0.002 8	3.83E-07

5 结 论

本文在分析了几种常用的 LCD 显示器光谱特征化模型优缺点的基础上,认为 BP 神经网络模型是一种高效且具有较强非线性的光谱特征化模型,故本文采用 BP 神经网络作为特征化的基本模型,针对 BP 神经网络模型容易出现局部极

值的缺陷,采用 GA 对 BP 神经网络模型进行优化,为提高模型的精度采用子空间划分的方法,在子空间中分别优化模型参数,有效提高了模型整体的精度,采用主成分分析法对输出变量光谱反射率进行降维,提高了模型的运行效率。实验结果表明子空间划分的 GA-BP 神经网络结合主成分分析的特征化模型是一种高精度的 LCD 显示器光谱特征化模型。

参 考 文 献:

[1] 宫睿,徐海松,张显斗,等. 液晶显示器色度特征化的分空间补偿模型[J]. 光学学报,2011,31(4):289-294. GONG R, XU H S, ZHANG X D, *et al.* Sub-space compensation model for accurate colorimetric characterization of liquid crystal displays[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(4): 289-294. (in Chinese)

[2] 王勇,徐海松. 液晶显示器颜色特征化的 S 模型算法[J]. 中国图象图形学报,2007,12(3):491-494. WANG Y, XU H S. The S shape model for LCD colorimetric characterization[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(3): 491-494. (in Chinese)

[3] MICHAEL S, MATTHEW A, SRINIVASAN C, *et al.* A standard default color space for the internet-sRGB[EB/OL]. (1996-11-05)<http://www.w3.org/Graphics/Color/Srgb.html>.

[4] 刘攀,刘真,朱明. 基于最佳立方体细分的显示器颜色再现模型[J]. 包装工程,2014,35(13):128-132. LIU P, LIU Z, ZHU M. Monitor color reproduction model based on optimal cube subdivision[J]. *Packaging Engineering*, 2014, 35(13): 128-132. (in Chinese)

[5] 许宝卉,李言. 基于 ICC 标准的 CRT 色空间转换方法的研究与比较[J]. 液晶与显示,2009,24(3):438-442. XU B H, LI Y. Research and comparison of CRT color space conversions based on ICC standard of color management[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2009, 24(3): 438-442. (in Chinese)

[6] 刘浩学,崔桂华,黄敏,等. 按波长分区的 LCD 颜色特征化模型[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(10):2751-2757. LIU H X, CUI G H, HUANG M, *et al.* Colorimetric characterization of LCD based on wavelength partition spectral model[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(10): 2751-2757. (in Chinese)

[7] 李金城. 色彩高保真复制的理论与实践[D]. 南京:南京林业大学,2013. LI J C. Theory and practice of high-fidelity color reproduction[D]. *Nanjing: Nanjing Forestry University*, 2013. (in Chinese)

[8] 田亮,罗宇,王阳. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的 TIG 焊缝尺寸预测模型[J]. 上海交通大学学报,2013,47(11):1690-1696.

- TIAN L, LUO Y, WANG Y. Prediction model of TIG welding seam size based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2013, 47(11): 1690-1696. (in Chinese)
- [9] TZENG D Y, BERNIS R S. A review of principal component analysis and its applications to color technology[J]. *Color Research & Application*, 2005, 30(2): 84-98.
- [10] FAIRMAN H S, BRILL M H. The principal components of reflectances[J]. *Color Research & Application*, 2004, 29(2): 104-110.
- [11] 刘春艳,凌建春,寇林元,等. GA-BP 神经网络与 BP 神经网络性能比较[J]. 中国卫生统计, 2013, 30(2): 173-176.
LIU C Y, LING J C, KOU L Y, *et al.* Performance comparison between GA-BP neural network and BP neural network[J]. *Chinese Journal of Health Statistics*, 2013, 30(2): 173-176. (in Chinese)
- [12] 罗戎蕾,刘绍华,苏晨. 基于遗传算法的 BP 神经网络服装销售预测方法[J]. 北京邮电大学学报, 2014, 37(4): 39-43.
LUO R L, LIU S H, SU C. Garment sales forecast method based on genetic algorithm and BP neural network[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2014, 37(4): 39-43. (in Chinese)
- [13] 余凡,赵英时,李海涛. 基于遗传 BP 神经网络的主被动遥感协同反演土壤水分[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(3): 283-288.
YU F, ZHAO Y S, LI H T. Soil moisture retrieval based on GA-BP neural networks algorithm[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2012, 31(3): 283-288. (in Chinese)

作者简介:于海琦(1991—),男,山东威海人,硕士研究生,主要从事设备的光谱特性化方面的研究。E-mail: hatchyu@163.com

刘真(1953—),女,江苏泰州人,教授,博士生导师,主要从事色彩管理、印刷数字化工作流程等方面的研究。
E-mail: lunaprint@163.com