

BP 神经网络在显示器色空间转换中的应用

洪亮, 朱明

(河南工程学院, 郑州 450007)

摘要: 用色彩管理软件以及分光光度仪对显示器的屏幕进行了校准和特性化, 采用 BP 神经网络法建立了从 RGB 色空间到 Lab 色空间的转换模型。通过对实验数据进行对比分析, 结果表明这种算法对色彩空间转换具有较好的非线性拟合能力和更高的预测准确性。

关键词: 色彩管理; 色彩空间; BP 神经网络

中图分类号: TP334.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2013)19-0083-04

Application of BP Neural Network in Color Space Conversion of Display

HONG Liang, ZHU Ming

(Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: Calibration and characterization of display screen was carried out using color management software and spectrophotometer. RGB to Lab color space model was established using BP neural network method. Comparative experiments were carried out and the data were analyzed. The results showed that the algorithm of this method has good non-linear fitting capability and higher prediction accuracy for color space conversion.

Key words: color management; color space; BP neural network

随着电子图像被大量采用, 显示器成为最主要、最直观的图像输出设备, 显示器的精确颜色特性化是色彩管理的基础工作之一, 显示器颜色特性化即确定其 RGB 颜色控制数值与显示颜色的 CIE 色度值之间转换关系。LCD 显示器以其体积小, 质量轻, 无辐射, 低功耗等特点得到了迅速发展, 但其对颜色的保真复制效果尚不尽人意。由此研究一种有效的 LCD 显示器的精确颜色特性化方法显得越来越重要^[1]。

目前实现色空间转换算法较多, 主要分为多项式回归法、模型法、3D-LUT 查找表插值法和 BP 神经网络法^[2]。对 LCD 显示器进行屏幕的校准和特性化, 将 BP 神经网络法引入显示器的色彩空间转换具有重要的研究意义和应用价值。

1 BP 神经网络应用

1.1 仪器校准预热与数据测量

实验显示器为方正 FGC82 型号 19 寸 LCD 显示

器, 测评仪器是爱色丽 Eye-One Pro 分光光度仪, 校正和特性化软件为 i1Profiler, 运行平台为 Windows XP 系统。测量前对显示器进行 30 min 的预热, 使它们进入稳定的工作状态。启动 i1Profiler 软件, 连接 Eye-One Pro, 按照提示操作进行校正并生成 LCD 显示器 ICC 特性文件, 最后软件自动将该 ICC 文件设置为当前 LCD 显示器系统的配置文件。

1.1.1 训练色靶的确定

在建立的算法模型中为了研究和分析数据的需要, 首先将 RGB 的数字驱动值由 0 ~ 255 按每隔 51 进行 6 级分割(即 0, 51, 102, 153, 204, 255)。用 Matlab 编写生成色块程序, RGB 分别取其中 1 个值组成 1 种颜色, 这样共有 63 即 216 个色块。

在 MeasureTool 软件中通过 Eye-One Pro 分光光度仪测量并记录 216 个训练色块对应的 Lab 值存储到文本文件中。

1.1.2 检验色靶的确定

模型精度分析中采用具有 99 个色块的检验色靶

收稿日期: 2013-06-04

基金项目: 液晶显示器线性化体系研究项目(13B5109932); 2013 年河南省教育厅自然科学研究项目

作者简介: 洪亮(1977-), 男, 湖北阳新人, 硕士, 河南工程学院副教授, 主要研究方向为印刷包装的教学与研究、多媒体制作。

为实验样本对模型算法进行测试,这些检验色靶的 RGB 值是从 Profilemaker 软件自带的"LCD Monitor Reference 2.0.txt"文件中读出的。

在 MeasureTool 软件中通过 Eye-One Pro 分光光度计测量并记录 99 个检验色块对应的 Lab 值存储到文本文件中。

1.2 BP 神经网络法

BP(Back Propagation)神经网络,即误差反传误差反向传播算法的学习过程,由信息的正向传播和误差的反向传播 2 个过程组成。一般 BP 神经网络是由输入层、中间层和输出层组成的阶层型神经网络,如图 1 所示的 BP 网络输入层有 n 个节点,隐层有 q 个节点,输出层有 m 个节点。BP 神经网络算法基本步骤见图 2。

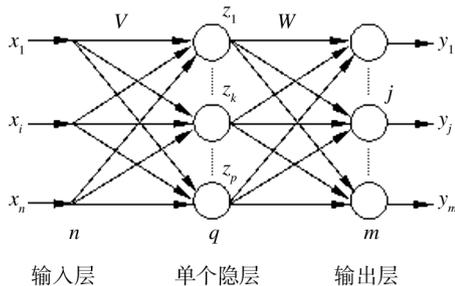


图 1 BP 神经网络原理

Fig. 1 Structure of BP neural network

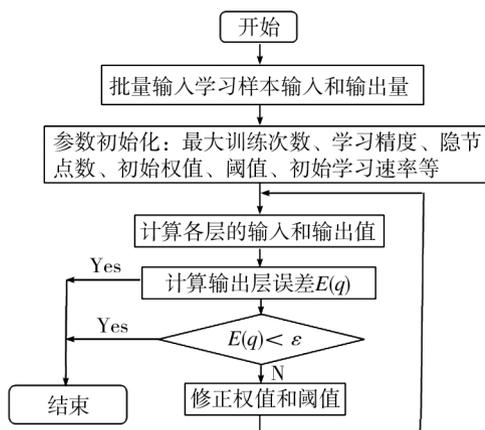


图 2 神经网络算法流程

Fig. 2 Neural network algorithm flow chart

BP 神经网络在描述非线性关系方面具有独特的优势,具有强大的函数模拟能力。在色空间转化研究中,通过对标准输出数据和测量数据的训练,可以得到不同设备色空间之间的映射关系,运用此映射关系

可以完成它们之间的转换^[3]。

1.2.1 BP 神经网络的建模准备

利用 BP 神经网络理论建立显示器特征化模型,即完成显示器从数字图像像素 RGB 值到显示色彩色度值 Lab 的转换。设计网络时,主要侧重试验、探讨多种模型方案,在实验中改进直到选取一个满意方案为止。

1.2.1.1 确定输入层和输出层节点数

由于建立的是 RGB 颜色空间到 Lab 颜色空间的转换模型,所以 BP 神经网络的输入层神经元个数为 3,输出层神经元个数为 3。

1.2.1.2 确定样本输入值与输出值

借助 MATLAB 来实现多层前馈 BP 网络的颜色空间转换。神经网络的实际输出值与输入值以及各权值和阈值有关,为了使实际输出值与网络期望输出值相吻合,可用含有一定数量学习样本的样本集和相应期望输出值的集合来训练网络。实验中选择 216 组数字图像像素值与其对应色度值之间的对应数据对,建模 216 组输入值为:

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 255 & 255 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 255 & 255 \\ 0 & 51 & 102 & 153 & \cdots & 204 & 255 \end{bmatrix} \begin{matrix} R \\ G \\ B \end{matrix}$$

建模 216 组输出值为:

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 7 & 15 & \cdots & 99 & 100 \\ 0 & 11 & 35 & 47 & \cdots & -6 & 0 \\ 0 & -30 & -57 & -77 & \cdots & 25 & 0 \end{bmatrix} \begin{matrix} L \\ a \\ b \end{matrix}$$

1.2.1.3 确定隐层数和隐层节点数

确定隐层数和隐层节点数常见规律:对任何实际问题都先只选用一个隐层,使用很少的隐层节点数,不断增加隐层节点数,直到获得满意的性能为止,否则再采用 2 个隐层重复前述过程。

由于一个 3 层的 BP 网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射^[4],因此从含有一个隐层的网络开始进行训练。该实验最终确定选用一个隐层。

关于隐层节点数的选择比较复杂,一般原则:在能正确反映输入输出关系的基础上,应选用较少的隐层节点数,以使网络结构尽量简单。文中采用网络结构增长型方法,即先设置较少的节点数,对网络进行训练,并测试检验样本误差,然后逐渐增加节点数,直到学习误差不再有明显减少为止。实验数据见表 1。

由表 1 可以看出:增加隐层节点数可以减少训练误差,但超过 20 以后测试误差会产生波动,即泛化能

表 1 隐层节点数与误差的关系

Tab.1 Relationship between the number of nodes in hidden layer and error

测试次数	隐含层 神经 元数	训练色块样本		检验色块样本	
		最小色差 平均值	最大色差 平均值	最小色差 平均值	最大色差 平均值
10	30	0.6338	5.5679	4.6277	10.1201
10	25	0.9019	16.9128	4.5359	13.3414
10	20	0.6811	13.807	4.5487	20.0660
10	15	1.3282	3.5058	4.6296	19.5523
10	10	1.6319	13.2665	4.8957	30.7999
10	5	3.0638	12.7232	5.7150	36.5465

力发生变化。综合比较隐层节点数为 20 与 25 的训练样本误差和测试样本误差,实验最终决定隐层节点数选用 20。

1.2.1.4 确定常用传递函数

BP 网络的传递函数有多种。Log-sigmoid 型函数的输入值可取任意值,输出值在 0 和 1 之间。tan-sigmod 型传递函数 tansig 的输入值可取任意值,输出值在-1 到+1 之间。线性传递函数 purelin 的输入与输出值可取任意值。

实验训练 BP 网络时发现,传递函数使用 tansig 函数时,要比 logsig 函数的误差小。最终确定隐层中的传输函数设置为 tansig,输出层的神经元则采用线性传递函数 purelin。

1.2.1.5 确定算法

BP 算法理论具有依据可靠、推导过程严谨、精度较高、通用性较好等优点,但标准 BP 算法存在以下缺点:收敛速度缓慢,容易陷入局部极小值,难以确定隐层数和隐层节点个数。在实际应用中,BP 算法很难胜任,因此出现了很多改进算法。

常见改进训练算法有:动量梯度下降算法 traingdm,收敛速度快于 traingd;变学习速率算法 traingdx,收敛速度快于 traingd,仅用于批量模式训练;贝叶斯正则化算法 trainbr,可使网络具有较强的泛化能力,避免了以尝试的方法去决定最佳网络规模的大小;L-M(Levenberg-Marquardt)算法 trainlm 对中等规模的前馈网络(多达数百个连接权)比前述几种使用梯度下降法的 BP 算法要快得多,但对于复杂问题,这种方法需要相当大的存储空间。

L-M 优化算法的基本思想是使每次迭代不再沿着单一的负梯度方向,而是允许误差沿着恶化的方向

进行搜索,同时通过在最速梯度下降法和高斯牛顿法之间自适应调整来优化网络权值,使网络能够有效收敛,大大提高了网络的收敛速度和泛化能力^[5]。

L-M 优化方法的权值调整率选为:

$$\Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} \cdot J^T e \quad (1)$$

式中: e 为误差向量; J 为网络误差对权值导数的雅可比(Jacobian)矩阵; μ 为标量。当 μ 很大时,式(1)接近于梯度法;当 μ 很小时,式(1)变成了 Gauss-Newton 法,在这种方法中, μ 也是自适应调整的。

为了验证 L-M 优化算法的性能,实验中与动量梯度下降算法、变学习速率算法、贝叶斯正则化算法等几种改进算法进行了比较,相关数据见表 2。

表 2 训练函数与误差的关系

Tab.2 Relationship between training function and error

训练函数	训练色块样本	检验色块样本
	色差平均值	色差平均值
trainlm	0.7429	4.5981
traingdm	40.5358	47.0328
trainbr	27.7596	33.4742
traingdx	40.5008	46.8745

由表 2 结果显示 L-M 算法训练时间短、收敛速度快、网络训练误差较小,故训练函数采用 trainlm。

1.2.1.6 确定评价函数

在 BP 神经网络训练过程中默认选择均方误差 MSE 较为合理:

$$MSE = \frac{1}{mp} \sum_{p=1}^p \sum_{j=1}^m (\hat{y}_{pj} - y_{pj})^2 \quad (2)$$

式中: m 为输出节点的个数; p 为训练样本数目; \hat{y}_{pj} 为网络期望输出值; y_{pj} 为网络实际输出值。

BP 神经网络的默认评估标准是 MSE 越小越好,文中采用色块平均色差 ΔE 作为评价标准。测试比较的色差基于 CIE 1976 L*a*b* 均匀颜色空间色差计算公式为:

$$\Delta E_{Lab}^* = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2} \quad (3)$$

1.2.1.7 确定权值和阈值

BP 神经网络连接权值和阈值的整体分布决定着数据拟合的效果^[6]。BP 神经网络里的权值、阈值的初始值是随机赋值的,所以每次运行的结果都会不一样,有好有坏。可以把预测效果不错的网络的输入层和输出层的权值和阈值(net. iw {1,1}, net. lw {2,1}, net. b {1}, net. b {2})作为初始值。

确定了网络层数、每层节点数、传递函数、初始权

系数、学习算法等也就确定了 BP 网络,确定这些选项时有一定的指导原则,但更多的是靠经验和试凑。

1.2.2 建立 BP 神经网络转换模型

基于上述参数的确定,在 MatLab 平台上设计创建的 BP 神经网络及相关参数设置为:

```
net=newff(minmax(p),[20,3],{'tansig','purelin',
'trainlm'});
```

```
net.trainParam.lr=0.05;
```

```
net.trainParam.epochs=500
```

```
net.trainParam.goal=1e-3;
```

其他参数可以保持默认设置。BP 神经网络算法主要参数设置概括起来见表 3。

1.2.3 BP 神经网络的精度分析

为了检查 BP 神经网络模型的精度,实验在 Matlab 中利用仿真函数 $A = \text{sim}(\text{net}, \text{test})$ 将检验样本的 RGB 数值(即 test)带入训练好的 BP 神经网络模型(即 net)进行仿真,得到对应检验样本的仿真 Lab 数值(即 A)。最后将检验样本的测量 Lab 值与仿真 Lab 值进行色差值比较,计算其差值 ΔE ,从而进行 BP 网

络精度模型评价。

表 3 BP 神经网络算法主要参数设置

Tab.3 Main parameters of the BP neural network algorithm

参数	取值
隐含层神经元数	20
传递函数	tansig 和 purelin
训练方法	trainlm(LM 算法)
最大训练次数	500
学习速率	0.05
性能目标	10^{-3}

为了便于比较,实验在 Matlab 中对相同数据连续测试 10 次。10 次测试中得到最小平均色差值为 4.5542,最大平均色差值为 9.5647。

最终把预测效果不错的 BP 神经网络(即最小平均色差值 4.5542 的 BP 神经网络)的输入层和输出层的权值和阈值作为初始值,再将训练色靶 216 个色块和检验色靶 99 个色块分别进行仿真比较,整理相关数据见表 4。

表 4 BP 神经网络模型精度数据

Tab.4 The BP neural network model accuracy data

类别	最大 ΔE	最小 ΔE	平均 ΔE	$0 < \Delta E < 2$ 所占比例/%	$2 < \Delta E < 4$ 所占比例/%	$4 < \Delta E < 6$ 所占比例/%	$6 < \Delta E$ 所占比例/%
训练色块	3.6558	0.1066	0.7461	98.61	1.39	0.00	0.00
检验色块	9.1145	0.3604	4.5740	13.13	25.25	22.22	29.30

2 结论

实验采用 MATLAB 实现多层前馈 BP 网络的 RGB 到 Lab 颜色空间转换,用训练样本与测试样本对隐层节点数为 20 的 3 层网络进行训练,得到的训练样本的平均色差为 0.7461,测试样本的平均色差为 4.5740。这说明液晶显示器色彩管理后色彩再现精度非常高,完全符合 GB/T 7705—1987^[7]标准。结果表明经过训练的多层前馈 BP 网络可以满足显示器中 RGB 空间向 Lab 颜色空间转换要求,达到了预定目标。

3 结语

实验确定了用于显示器 RGB 和 Lab 颜色空间转换的 BP 神经网络结构,并求出了该神经网络的最佳权值和阈值。使用该网络可以定量表达显示器特性

化效果,可以使显示器特性化测定和控制实现量化,而不再是主观性很强的模糊描述。

参考文献:

- [1] 许敬亚,刘浩学,黄敏.液晶显示器颜色计算方法的探讨[J].中国印刷与包装研究,2010,2(11):89-93.
XU Jing-ya, LIU Hao-xue, HUANG Min. Calculation Method of Liquid Crystal Display Color [J]. China Printing and Packaging, 2010, 2(11): 89-93.
- [2] 李瑞娟. RGB 到 CIEXYZ 色彩空间转换的研究[J]. 包装工程, 2009, 30(3): 79-81.
LI Rui-juan. RGB to Study CIEXYZ Color Space Conversion [J]. Packaging Engineering, 2009, 30(3): 79-81.
- [3] 黎新伍. 基于 BP 神经网络的 CRT 显示器色彩管理新模型[J]. 液晶与显示, 2008, 23(2): 235-240.
LI Xin-wu. CRT Color Management in the New Model of BP Neural Network [J]. LCD and Display, 2008, 23(2): 235-240.

- SUN Liu-jie, ZHUANG Song-lin. Forgery Prevention Based on In-line Fourier Holographic Watermark with Double Random Phase Encryption [J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(4):621-624.
- [6] 李孟涛, 孙刘杰, 李晨璐, 等. 基于小波变换的傅里叶加密印刷水印算法研究[J]. 包装工程, 2012, 33(1):108-112.
- LI Meng-tao, SUN Liu-jie, LI Chen-lu. Research on Fourier Encryption Printing Watermarking Algorithm Based on Wavelet Transform [J]. Packaging Engineering, 2012, 33(1):108-112.
- [7] 孙刘杰, 庄松林. 双随机相位加密全息标识防伪技术研究[J]. 光学学报, 2007, 27(1):31-34.
- SUN Liu-jie, ZHUANG Song-lin. Anti-fake Technique by Double Random Phase Encrypted Holographic Mark [J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(1):31-34.
- [8] 王敏, 周磊, 周树道, 等. 基于峰值信噪比和小波方向特性的图像奇异值去噪技术[J]. 应用光学, 2013(1):85-89.
- WANG Min, ZHOU Lei, ZHOU Shu-dao. Image SVD Denoising Based on PSNR and Wavelet Directional Feature [J]. Journal of Applied Optics, 2013(1):85-89.
- [9] 朱竹青, 冯少彤, 聂守平, 等. 基于离散余弦变换的复值加密图像隐藏技术研究[J]. 中国激光, 2009, 36(1):177-181
- ZHU Zhu-qing, FENG Shao-tong, NIE Shou-ping, et al. Complex Valued Encrypted Image Hiding Technology Based on Discrete Cosine Transform [J]. Chinese Journal of Lasers, 2009, 36(1):177-181.
- [10] 李孟涛, 孙刘杰, 刘真. 变换域加密全息水印算法[J]. 包装工程, 2011, 32(15):22-24.
- LI Meng-tao, SUN Liu-jie, LIU Zhen. Encrypted Holographic Watermarking Algorithm Based on Transform Domain [J]. Packaging Engineering, 2011, 32(15):22-24.

(上接第 86 页)

- [4] 刘士伟, 魏庆葆. 基于 BP 神经网络的 CMYK 到 $L^*a^*b^*$ 颜色空间转换模型[J]. 中国卫生统计, 2011, 32(11):69-71.
- LIU Shi-wei, WEI Qing-bao. The Conversion of CMYK to $L^*a^*b^*$ Color Space and BP Neural Network Model [J]. Chinese Health Statistics, 2011, 32(11):69-71.
- [5] 张德丰. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京:机械工业出版社, 2009:259-261. (余不详)
- ZHANG De-feng. Matlab Neural Network Application Design [M]. Beijing:Mechanical Industry Press, 2009:259-261.
- [6] 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 Chun-yan, LING Jian-chun, KOU Lin-yuan, et al. GA-BP Neural Network and BP Neural Network Performance Comparison [J]. Chinese Health Statistics, 2013, 30(2):173-176.
- [7] 全国印刷标准化技术委员会. 常用印刷标准解读[M]. 北京:印刷工业出版社, 2005.
- The National Standardization Technical Committee Printing. Common Printing Standard Interpretation [M]. Beijing: Printing Industry Publishing House, 2005.

(上接第 89 页)

- SUN Yin, YANG Song, QU Ru-yun. Suppression of Moire Patterns in Scanned Halftone Images [J]. Packaging Engineering, 2007, 28(10):14-16.
- [2] 姚海根. 数字加网技术[M]. 北京:印刷工业出版社, 2000:97-99.
- YAO Hai-gen. Digital Screening Technology [M]. Beijing: Printing Screening Technology, 2000:97-99.
- [3] 李树坤. 彩色网目调丝网印刷龟纹[J]. 工业技术, 2005(9):78-81
- LI Shu-kun. Moire of Screen Printing in Color Halftone [J]. Industry Technology, 2005(9):78-81.
- [4] 蒋文燕, 徐玉香. 多色网点叠印中龟纹的模拟与控制[J]. 包装工程, 2010, 31(15):101-104, 113.
- JIANG Wen-yan, XU Yu-xiang. Simulation and Control of Moire in Multicolor Dot Superimposition [J]. Packaging Engineering, 2010, 31(15):101-104, 113.
- [5] WANG Shen-ge, LOCE Robert. Uniform-rosette Color Halftoning for N-color Moiré-free Printing [J]. Journal of Electronic Imaging, 2008, 17(2). (余不详)
- [6] 胡更生, 李小东. 网点面积率和位相对玫瑰斑可视程度的影响[J]. 技术应用, 1998(1):31-33.
- HU Geng-sheng, LI Xiao-dong. Dot Area and Phase Affect Visible of Rose Spots [J]. Technology Applications, 1998(1):31-33.
- [7] HAINS C M, CALIF A. Method for Reducing 2-color Moire in 4-color Printing: United States, 5381247 [P], 1995-10-01.
- [8] 杨斌. 网目调丝网印龟纹现象理论分析与研究[D]. 西安:西安理工大学, 2001.
- YANG Bin. Analysis and Reserch for Moire Appearance of Screen Printing [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2001.