# 基于视觉特性的 LCD 显示器光谱特征化方法

麻祥才<sup>1</sup>,肖颖<sup>1</sup>,钱志伟<sup>1</sup>,王东东<sup>1</sup>,王晓红<sup>2</sup>,李贤峰<sup>3</sup>,张大伟<sup>2</sup> (1.上海出版印刷高等专科学校,上海 200093;2.上海理工大学,上海 200093;

3.上海致彩实业有限公司,上海 201803)

摘要:目的 实现 LCD 显示器 RGB 颜色空间到颜色光谱高效的特征化。方法 利用主成分分析法对光谱 数据进行降维处理以及借助 RBF 神经网络研究输入变量数据范围、视觉加权函数和颜色数量对特征化 模型的精度影响。结果 主成分个数为6时可以很好地保留光谱原来的信息;输入变量范围为0到2.55, CIE1931 视觉函数作为加权函数,颜色数量为364 时特征化精度高,客观验证99 个颜色转换的平均色 差为0.36,最大色差为1.59,总样本的平均色差为0.17。结论 输入变量数据范围对模型影响最大,视 觉加权函数和颜色数量次之,因此在特征化时要考虑输入变量范围、视觉加权函数和颜色数量,这样可 以提高模型的精度。文中提出的模型是一种精度较高的特征化模型,具有一定实际应用价值。 关键词:视觉特性; LCD 显示器;光谱特征化;色差

中图分类号:TS801.3 文献标识码:A 文章编号:1001-3563(2020)05-0223-05 DOI:10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.05.032

#### Spectral Characterization Method for LCD Monitor Based on Human Perception

MA Xiang-cai<sup>1</sup>, XIAO Ying<sup>1</sup>, QIAN Zhi-wei<sup>1</sup>, WANG Dong-dong<sup>1</sup>, WANG Xiao-hong<sup>2</sup>, LI Xian-feng<sup>3</sup>, ZHANG Da-wei<sup>2</sup>

(1.Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai 200093, China; 2.University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 3.Shanghai Zhicai Industrial Co., Ltd., Shanghai 201803, China)

**ABSTRACT:** The paper aims to realize efficient characterization of the LCD display RGB color space to color spectrum. The principal component analysis method was used to reduce the dimensionality of the spectral data and the RBF neural network was used to study the influence of the input variable data range, visual weighting function and color quantity on the accuracy of the characterization model. The original information of the spectrum could be properly preserved when the number of principal components was 6. The characterization accuracy was high when the number of principal components was 0 to 2.55, the CIE1931 visual function was used as the weighting function, and the number of colors was 364. The average color difference of 99 color conversions was objectively verified to be 0.36, the maximum color difference was 1.59, and the average color difference of all color patches was 0.17. The input variable data range has the greatest impact on the model, and the weighting function and the number of colors are the second. Therefore, the input variable range, visual weighting function and number of colors should be considered in the characterization to improve the accuracy of the model. The model proposed is a high-precision characterization model with certain practical application value.

KEY WORDS: human perception; LCD monitor; spectral characterization; color difference

作者简介:麻祥才(1991—),男,博士,上海出版印刷高等专科学校助教,主要研究方向为光材料和数字图像处理。 通信作者:王晓红(1971—),女,博士,上海理工大学教授,主要研究方向为数字图像处理及深度学习算法。

收稿日期: 2019-03-25

基金项目:上海市教育发展基金会和上海市教育委员会"晨光计划"(18CGB09);"柔版印刷绿色制版与标准化实验室"招标课题(ZBKT201809);"柔版印刷绿色制版与标准化实验室"资助项目(LGPSFP-01,LGPSFP-02)

随着新媒体技术的发展,液晶显示器等电子显示器作为一种常用数字图像显示的设备,应用越来越广泛。随着社会发展和技术进步,人们越来越关注显示器颜色的准确再现,而显示器准确特征化是颜色再现还原的前提。

目前,对于显示器的特征化可以分为色度角度和 光谱角度。色度角度为设备相关 RGB 数值到设备无 关 Lab (XYZ) 颜色空间的转换模型。常见的显示器 色度特征化的方法有 GOG 模型法[1]、多项式法[2]、 查找表法<sup>[3]</sup>等。GOG 模型适用于 CRT 显示器,不能 很好地对 LCD 显示器特征化;多项式法虽然建立模 型比较简单但所建模型精度比较差;三维查表法需要 大量的样本数据并且查找时间较长。光谱角度为设备 相关 RGB 数值到光谱空间的转换模型。常见的显示 器光谱特征化有光谱叠加法和神经网络法等,光谱叠 加法[4]需要建立多个回归方程,模型复杂度高,神经 网络[5-6]在非线性转换具有很强的优势,已经被广泛 应用于特征化模型中。光谱是颜色的本质,能最大限 度保留颜色信息,因此,建立 RGB 设备相关颜色空 间到光谱之间转换模型变得更有价值。2016年,于 海琦<sup>[7]</sup>等提出一种基于 RBF 神经网络的显示器特征 化,该方法扩展神经网络的输入项,提高显示器的特 征化的精度,但该方法没有考虑变量范围对模型精度 的影响,同时也没有考虑人眼视觉感知对不同波长的 响应度。

考虑到建立转换模型的时间效率以及转换精度, 文中首先利用主成分对光谱数据进行降维,然后在比 较输入变量数据范围、视觉加权函数和颜色数量对模 型精度影响的基础上,提出一种基于视觉特性的 LCD 显示器光谱特征化方法。

# 1 关键技术

### 1.1 RBF 神经网络的介绍

RBF<sup>[8—9]</sup>神经网络又称径向基神经网络, RBF 神 经网络在非线性转换方面有较强的优势,结构比较简 单、有较强的逼近能力、收敛速度快、结构简单、不 容易陷入局部最优值优点,结构分布见图 1。



图 1 RBF 神经网络结构分布 Fig.1 RBF neural network structure

RBF 网络是三层前向网络,第1层是输入层,主要由 输入信号神经元形成,输入信号的维度决定输入信 号神经元的个数。第2层是中间层,中间层又称隐 含层。中间层的神经元个数取决于输入样本数据特 性。神经元的基函数采用以中心点呈现非负非线性 径向对称的函数,该函数作为中间层的"基"可把低 维度的输入信号变换到高维度线性可分空间中,解 决了低维度空间线性不可分的问题,中间层基函数 采用径向函数:

$$\varphi(x) = \exp\left(-\frac{\|x-c\|}{2\delta^2}\right) \tag{1}$$

式中: $\varphi(x)$ 为函数向量; x 为输入端数据; c 为 径向函数的中心向量;  $\delta$  为径向函数的宽度。第 3 层是输出层,输出层对中间层的信号进行线性优化 后输出。在 Matlab 中设定目标均方根误差为 0,利 用显示器 RGB 三通道数值为输入数据、降维光谱数 值为输出数据,通过 newrb 函数进行训练网络,调 整中心向量 c、宽度  $\delta$  以及中间层与输出层连接权 重 w。

### 1.2 人眼视觉特性函数

光谱光视效率<sup>[10]</sup>是指在明视觉条件下人眼对不 同波长达到相同亮度时的感受性,感受曲线见图 2a。 LMS 视锥响应<sup>[11]</sup>是人眼锥体细胞对不同波长的灵敏 度,*L* 代表红色锥体细胞对长波长的响应度,*M* 代表 绿色锥体细胞对中波长的响应度,*S* 代表蓝色锥体细 胞对短波长的响应度,响应曲线见图 2b。CIE1931 标准观察者匹配函数<sup>[12]</sup>是匹配等能光谱色所需三原 色的数量,匹配曲线见图 2c。

## 2 实验色块选取及条件

#### 2.1 色块选取

选择显示器 RGB 各通道进行 7 不同阶调等级分割,即三通道颜色值分别为 0,51,85,145,170, 225,255,将最大程度保留颜色色域的 364 个色块作为 训练色块,验证色块采用 ICC 推荐的 RGB 各三通道分 别为 0,85,170,255,以及补充色块共 99 个色块。

### 2.2 实验仪器及测量环境

文中采用 Eizo ColorEdge CG246W 显示器,显示器色温设置为 5000 K,亮度为 100 cd/m<sup>2</sup>,伽马值为 2.2,光谱数据测量仪器使用 Eye one Pro2。

# 3 算法参数确定

### 3.1 主成分个数的确定

主成分分析 (PCA) <sup>[13-14]</sup>是将多维相关的数据



图 2 人眼视觉特性函数 Fig.2 Human perception function

变换成少量不相关的且包含原来多维数据信息的数学 分析方法。每一个颜色的光谱数据通常在 380~730 nm 范围间隔 10 nm 取样,获得 36 维的向量,这些向量 之间存在冗余,因此可以用 PCA 方法对颜色光谱数 据进行降维,提高运算速度。主成分分析法分析后得 到 N 个主成分,但 N 个主成分包含信息量随着位置 逐渐减小,利用色差<sup>[15]</sup>的方法判断颜色光谱数据保留 主要成分的个数。显示器光谱辐亮度前 K 个主成分的 重构精度见表 1。

	表 1	不同主成分降维重构后色差		
Tab.1	Color	difference after different dimensional		
reduction of principal components				

主成分数量	平均值	最大值
1	32.4228	77.1927
2	16.9271	55.2259
3	0.0596	1.0341
4	0.0551	1.1371
5	0.0437	0.8467
6	0.0401	0.8411
7	0.0401	0.8377
8	0.0397	0.8361

从表1中可以看出,随着主成分的增多,重构精 度越来越高,这是由于主成分的增多包含光谱信息越 来越多。颜色光谱前6个主成分重构后颜色色差变化 较小,说明前6个主成分能够很好地再现原来颜色信 息,故将颜色光谱降到6维,作为 RBF 网络的输出 变量。

#### 3.2 输入变量数据范围对精度影响

通过对输入变量数据分别进行保持不变、缩小 10 倍、缩小 100 倍、缩小 255 倍、缩小 1000 倍处理 作为 RBF 神经网络输入端进行模型训练,计算颜色 色差。训练样本、测试样本及所有样本色差数据见 表 2。

表 2 不同输入变量数据范围的色差 Tab.2 Color difference of different input variable data ranges

<b>检</b> λ 씓	训练样本		测试样本		所有样本
刊リノノリの	平均值	最大值	平均值	最大值	平均值
RGB	0.0425	0.8611	33.3213	61.9458	12.4306
RGB/10	0.0425	0.8611	3.6821	12.6432	1.398
RGB/100	0.0777	1.0289	0.3694	1.7246	0.1863
RGB/255	0.0726	1.1112	0.4267	2.6432	0.2044
RGB/1000	0.1391	1.4722	0.4497	1.7696	0.2548

从表 2 中可以看出,随着输入变量数据范围的变 小 模型的色差数据先变小后变大。当输入变量在 0~ 2.5 的范围时,颜色的色差数据最小,这是由于光谱 数据降维后颜色数值范围与输入变量数值范围相当, 数据可以有效转换。

### 3.3 视觉加权函数对精度影响

通过光谱光视效率函数、LMS 视锥响应及 CIE1931 标准观察者匹配函数对光谱数据进行加权 处理<sup>[12]</sup>训练模型,计算颜色色差,训练样本、测试样 本及所有样本色差数据见表 3。

表 3 不同视觉加权函数的色差 Tab.3 Color difference of different human perception weighting function

加心运物	训练样本		测试样本		所有样本
恍见困致	平均值	最大值	平均值	最大值	平均值
未加权	0.0777	1.0447	0.3694	1.7246	0.1863
$V(\lambda)$	0.1134	2.1414	0.4099	1.7672	0.2238
$LMS(\lambda)$	0.1372	2.3612	0.4164	2.1074	0.2411
$XYZ(\lambda)$	0.0743	1.0289	0.3668	1.5940	0.1732

从表 3 中可以看出,光谱光视效率和 LMS 视锥 响应函数加权对模型的精度没有提高,CIE1931 标准 观察者匹配函数与未加权相比较模型精度有提高,这 是由于光谱光视效率相当只对中间波长起作用,LMS 视锥响应函数虽然对长中短波长起作用但是峰值相 同,CIE1931 标准观察者匹配函数不仅对长中短波长 起作用而且峰值不同,更加符合人眼视觉特性。

### 3.4 颜色数量对精度的影响

通过采用显示器 RGB 三通道进行 6 级分割,即 三通道颜色值分别为 0,25,75,125,175,255, 共 216 个颜色作为训练样本和 364 个颜色分别作为训 练样本进行训练模型,并计算训练样本,99 个测试 样本及所有样本色差数据见表 4。

表 4 不同颜色数量的色差 Tab.4 Color difference of different color patches

桧入洪	训练样本		测试样本		所有样本
111八 / 响	平均值	最大值	平均值	最大值	平均值
216	0.2065	1.2627	0.3931	1.9728	0.3356
364	0.0743	1.0447	0.3668	1.594	0.1732

从表 4 中可以看出,随着训练样本的增多,模型 精度有一定提高,这是由于训练样本的增多,模型学 习的样本越多,模型精度就越高。考虑到建模的时间 效率和精度,文中训练样本采用 364 个颜色块。

# 3 实验结果与分析

利用文献[4]和文献[7]方法对99个测试样本颜色 进行光谱特征化,计算颜色色差并与文中算法进行比 较,色差数据见表 5。

表 5 算法结果比较 Tab.5 Comparison of algorithm results

	1 8	
算法	平均值	最大值
文献[4]	0.6543	3.1783
文献[7]	0.6809	2.8761
文中	0.3668	1.5940

从表 5 中可以看出, 文献[4]平均色差为 0.6543, 最大色差为 3.1783, 文献[7]平均色差为 0.6809, 最 大色差为 2.8761,文中提出的算法平均色差为 0.3668,最大色差为 1.5904。文中提出的算法与文献 [4]和文献[7]相比较,最大色差减少接近 2 个色差, 进一步说明文中提出模型的稳定性,文中算法色差分 布见图 3。



Fig.3 Analysis on test color difference

# 4 结语

在特征化之前对光谱进行主成分分析降维,选取 6 个主成分重构后光谱的色差平均为 0.0401,这说明 在不影响精度的条件下进行主成分分析降维,可以提 高运行速度;输入变量为 0~2.55,对可以明显提高 模型色差精度;将 CIE 标准色度观察者函数作为光谱 加权,可以提高模型精度;考虑到建模时间效率和模 型精度,模型训练样本选择 364 个颜色色块。文中算 法与文献[4]和文献[7]相比较在最大色差上具有优 势,说明该模型可以应用显示器特征化。

#### 参考文献:

- BERNS R S. Methods for Characterizing CRT Displays[J]. Displays, 1996, 16(4): 173–182.
- [2] 王勇,徐海松.基于多项式回归模型的扫描仪色度 特征化[J].光学学报,2007(6):185—188.
   WANG Yong, XU Hai-song. Colorimetric Characterization for Scanner Based on Polynomial Regression Models[J]. Acta Optica Sinica, 2007(6):185—188.
- [3] HUNG P C. Colorimetric Calibration in Electronic Imaging Devices Using a Look-up-table Model and Interpolations[J]. Journal of Electronic Imaging, 1993, 2(1): 53.
- [4] TIAN Q H, LIU Z, YU H Q, et al. The Spectral Radiance Piecewise Partition Model for Characterizing

Liquid Crystal Displays[J]. Displays, 2015, 39: 133–138.

- [5] ER M J, WU S, LU J, et al. Face Recognition with Radial Basis Function (RBF) Neural Networks[J]. IEEE Trans Neural Netw, 2002, 13(3): 697-710.
- [6] CHAOUI H, KHAYAMY M, OKOYE O. Adaptive RBF Network Based Direct Voltage Control for Interior PMSM Based Vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5740–5749.
- [7] 于海琦, 刘真, 田全慧. 一种基于 RBF 神经网络的 LCD 显示器光谱特征化模型[J]. 包装工程, 2015, 36(19): 130—134.
  YU Hai-qi, LIU Zhen, TIAN Quan-hui. A Spectral Characterization Model of Liquid Crystal Display Based on RBF Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(19): 130—134.
- [8] MAO K Z. RBF Neural Network Center Selection Based on Fisher Ratio Class Separability Measure[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5): 1211–1217.
- [9] LI H, CHANG J, XU F, et al. An RBF Neural Network Approach for Retrieving Atmospheric Extinction Coefficients Based on Lidar Measurements[J]. Applied Physics B, 2018, 124(9): 184.
- [10] 隋成华,沃圣杰,徐丹阳,等.角膜地形图仪中

Placido 盘及投射照明系统的设计与实现[J]. 光学精 密工程, 2017, 25(3): 603—610.

SUI Cheng-hua, WO Sheng-jie, XU Dan-yang, et al. Design and Implementation of Placido Disk and Projection Lighting System for Corneal Topography[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(3): 603—610.

- [11] EMITIS R, BRIAN F. Computational Color Prediction Versus Least-dissimilar Matching[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2018, 35(4): 292–298.
- [12] CAO Q, WAN X, LI J, et al. Spectral Data Compression Using Weighted Principal Component Analysis with Consideration of Human Visual System and Light Sources[J]. Optical Review, 2016, 23(5): 753-764.
- [13] FLINKMAN M, LAAMANEN H, TUOMELAT J, et al. Eigenvectors of Optimal Color Spectra[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2013, 30(9): 1806—1813.
- [14] SEGHOUANE A K, SHOKOUJI N, KOCH I. Sparse Principal Component Analysis with Preserved Sparsity Pattern[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28 (7): 3274–3285.
- [15] LUO M R, CUI G, RIGG B. The Development of the CIE 2000 Colour-difference Formula: CIEDE2000[J]. Color Research & Application, 2001, 26(5): 340–350.