

文章编号:1001-9081(2010)08-2108-03

基于广义回归神经网络的数码打样色彩空间转换方法

曹从军, 孙 静

(西安理工大学 印刷包装工程学院, 西安 710048)

(caocongjun@xaut.edu.cn)

摘 要:由设备无关的色彩空间 CIE $L^*a^*b^*$ 与设备相关色彩空间 CMYK 转换是图像输出设备特征化和色彩管理模块的关键技术。基于数码打样样张的测量数据采用广义回归神经网络分别建立了 CMYK 与 CIE $L^*a^*b^*$ 色彩空间转换的正反向模型,并分别应用色差公式进行精度检验,研究结果表明基于广义回归神经网络建立起来的 CMYK 与 CIE $L^*a^*b^*$ 色彩空间转换模型是实现色空间转换的有效方法,该模型无论从训练的简便性、训练速度、还是精度上都比 BP 神经网络模型有优势。

关键词:广义回归神经网络;数码打样;色彩空间转换;色彩管理

中图分类号: TP301.6; TP391 **文献标志码:** A

Color space conversion algorithm of generalized regression neural network based on digital proof

CAO Cong-jun, SUN Jing

(Institute of Printing and Packaging Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China)

Abstract: Color conversion algorithm of CMYK and CIE $L^*a^*b^*$ is the key technique in output device characterization and color management module. In this paper the forward and reverse color space conversion models between CMYK and CIE $L^*a^*b^*$ based on Generalized Regression Neural Network (GRNN) were built using the color data of the digital proof. Then the accuracy of the models were tested. Finally, The result shows that it is an efficient method to build the color space conversion between CIE $L^*a^*b^*$ and CMYK using GRNN, which gains an advantage over BP network not only in training convenience, speed but also precision.

Key words: Generalized Regression Neural Network (GRNN); digital proof; color space conversion; color management

0 引言

数码打样的核心是色彩管理技术^[1],随着数码打样技术的广泛应用,色彩管理也更加重要了。作为色彩管理的核心任务,颜色空间转换模型的建立及如何提高模型的精度一直是色彩管理研究者关心的问题。其中 CMYK 与 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间的转换是印刷输出设备特征化以及色彩管理模块的关键技术之一,其结果可应用于图像画面直接检测、计算机配色、图像分色、数码打样、图像修描技术以及输出设备色彩控制软件产品的开发等方面。因此 CMYK 与 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间的转换在色彩管理中具有广阔的理论研究价值和实用价值^[2]。

目前,实现色彩空间转换算法较多,其中人工神经网络法应用于色彩空间的转换,可达到较高的精度,国内外已有关于 BP 神经网络应用于彩色扫描仪、显示器、打印机的色彩空间转换的研究^[3-4],但是在实用中 BP 网络存在收敛速度慢和目标函数存在局部极小点两个主要问题^[5]。进行 CMYK 与 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间的转换需建模点较多,采用 BP 网络进行转换要对建模数据进行分段训练,其隐层数和隐层神经元数的确定和调整过程很繁琐,且在进行仿真预测时几乎每段网络的预测值都有溢出,这会影响模型的精度^[2]。因

此,本文基于数码打样测量得到实验数据,采用另一种新颖有效的前馈式神经网络即广义回归神经网络 (Generalized Regression Neural Network, GRNN) 来研究 CMYK 与 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间的转换。

1 广义回归神经网络结构与算法

广义回归神经网络是美国学者 Donald F. Specht 在 1991 年提出的^[6]具有很强的非线性映射能力、柔性网络结构,以及高度的容错性和鲁棒性,在逼近能力和学习速度上较 BP 网络有着较强的优势,在样本数据较少时,预测效果也较好,此外,网络还可以处理不稳定的数据^[7]。因此本文采用 GRNN 来建立色彩空间转换模型。

GRNN 由四层构成,如图 1 所示,它们分别为输入层、模式层、求和层和输出层^[8]。输入层的单元数等于训练样本输入向量的维数,输出层的神经元数目等于学习样本中输出向量的维数,网络的输出由传递函数计算得出。

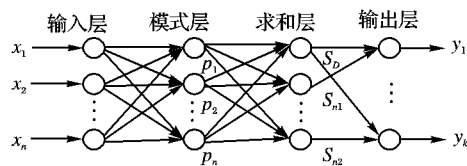


图1 广义回归神经网络结构图

收稿日期:2010-01-27;修回日期:2010-03-25。 基金项目:西安理工大学教师博士科研启动基金资助项目(104-210903)。

作者简介:曹从军(1970-),女,陕西周至人,副教授,博士,主要研究方向:颜色信息复制、印刷图像处理、复制流程与质量测控; 孙静(1983-),女,山东滕州人,硕士,主要研究方向:印刷工程。

2 Matlab 中广义回归神经网络的创建与训练

在 Matlab 中广义回归神经网络的调用格式^[9]为:

$net = newgrnn(P, T, SPREAD)$

其中: P 为 Q 组输入向量组成的 $R \times Q$ 维矩阵; T 为 Q 组目标分类向量组成的 $S \times Q$ 维矩阵; $SPREAD$ 为径向基函数的扩展速度即光滑因子, 默认为 1。

对于广义回归神经网络, 学习样本确定, 则相应的网络结构和各神经元之间的连接权值也随之确定, 网络的训练实际上只是确定 $SPREAD$ 值的过程。 $SPREAD$ 值对广义回归神经网络的预测性能的影响很大, 它决定了基函数围绕中心点的宽度。本文借助 Matlab 中的性能函数 MSE 函数来确定 $SPREAD$ 值, 该函数为均方误差函数, 以下为确定 $SPREAD$ 值的步骤:

1) 设定 $SPREAD$ 初始值。

2) 将训练样本代入网络仿真, 求出网络的训练均方差; 再将检验样本代入网络仿真, 求出检验样本的均方差; 将网络的训练均方差和检验样本的均方差作为网络的训练评价指标。

3) 使光滑因子在一定范围 $[a, b]$ 内递增变化, 重复步骤 2), 综合考虑网络的训练均方差及检验样本均方差, 确定 $SPREAD$ 值用于最后的广义回归神经网络。

3 实验与数据处理

3.1 色靶的设计

本文采用 Photoshop 软件设计所需建模及检验色靶。建模色靶 K 的网点面积率分别为 0, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90%, 100%, 三原色 C, M, Y 的网点面积率分别为 0, 10%, 20%, 40%, 70%, 100%。因此 C, M, Y, K 不同组合的建模色块共有 2 376 个。为了检验由 GRNN 建立的颜色空间转换方程的精度, 还设计了检验色靶, 其中 K 的网点面积率为 5%, 25%, 45%, 65%, 93%, C, M, Y 的网点面积率为 0, 20%, 40%, 70%, 100%。 C, M, Y, K 不同组合的检验色块共有 625 个。

3.2 实验条件及数据的获取

利用色彩管理好的数码打样机输出在 Photoshop 中设计的色靶, 测量出各个色块的 L^*, a^*, b^* 值, 建立 CMYK 色块与相应的 L^*, a^*, b^* 值数据表, 得到建模与检验数据, 实验条件: 数码打样设备: EPSON STYLUS Pro7600 喷墨打印机; 实验墨水: EPSON 世纪虹彩, 最大墨量: 220; 实验纸张: 乐凯牌乐凯高光相纸, 打样纸 230 g/m²; 测量设备: X-Rite528 分光光度计; 测量条件: 光源: D₅₀, 视场: 2°。

4 转换模型的建立及精度检验

4.1 CMYK 到 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的 GRNN 转换模型

建立 CMYK 到 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间的 GRNN 转换模型, 输入模式为 CMYK 颜色空间, 输出模式为 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间, 采用上述方法确定 $SPREAD$ 值, 可以得到 GRNN 的训练均方差及检验样本的均方差随 $SPREAD$ 值变化的情况, 具体数值见表 1。综合考虑网络的训练均方差及检验样本的均方差, 将网络的 $SPREAD$ 值选为 0.06, 把 625 个检验点代入网络进行仿真预测, 可以得到 GRNN 预测的 $L^{*'}, a^{*'}, b^{*}'$ 值。

对由 GRNN 建立起来的 CMYK 到 CIE $L^*a^*b^*$ 转换模型的精度进行检验。转换精度的检验是通过评价数码打印稿各

色块测量值与转换模型预测值之间的差异, 即色差来实现的。通过 1976 CIE $L^*a^*b^*$ 色差公式来计算, 公式如下:

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(L^* - L^{*'})^2 + (a^* - a^{*'})^2 + (b^* - b^{*'})^2} \quad (1)$$

其中: L^* 表示测量心理明度, a^*, b^* 表示测量心理色度, $L^{*'}, a^{*'}, b^{*}'$ 表示计算心理明度, $a^{*'}, b^{*}'$ 表示计算心理色度。式(1)中的参数 L^*, a^*, b^* 值通过色度计直接测量打样颜色块获得, 而 $L^{*'}, a^{*'}, b^{*}'$ 由 GRNN 模型计算得到。通过计算, 所有检验点的平均色差为 1.25, 其中色差小于 6 的点占 99.68%, 不同检验点的色差分布如图 2 所示。

表 1 训练均方差及检验样本均方差变化情况

SPREAD	网络的训练均方差	检验样本的均方差
0.03	6.678 3E-006	1.868 0
0.04	0.005 4	1.611 3
0.05	0.101 1	1.478 2
0.06	0.423 0	1.442 5
0.07	0.917 3	1.474 4
0.08	1.472 2	1.565 8
0.09	2.046 8	1.723 9
0.10	2.655 7	1.972 7

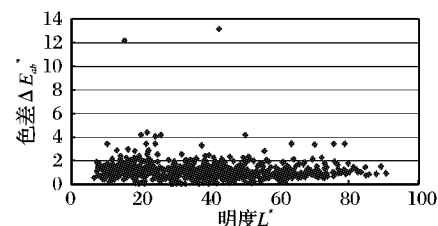


图 2 GRNN 正向转换模型检验点色差分布

4.2 CIE $L^*a^*b^*$ 到 CMYK 颜色空间的 GRNN 转换模型

建立 CIE $L^*a^*b^*$ 到 CMYK 颜色空间的 GRNN 转换模型, 输入模式为 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间, 输出模式为 CMYK 颜色空间, 模型的映射关系是从三维到四维模式, 采用上述方法来确定 $SPREAD$ 值, 然后把 625 个检验点代入网络进行仿真预测, 可以得到 GRNN 预测的 C, M, Y, K 网点面积率。基于同色异谱的原理, 实际印刷中 C, M, Y, K 具有多值性, 即不同的四色网点面积率组合可能对应相同的 L^*, a^*, b^* 值, 即相同的颜色感觉, 因此检验不能用 C, M, Y, K 网点面积率直接作比较, 因此本文利用 Photoshop 软件来检验 GRNN 反向转换模型的精度^[10], 检验过程如图 3 所示。

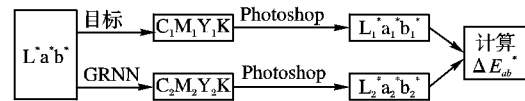


图 3 GRNN 反向转换模型精度检验过程

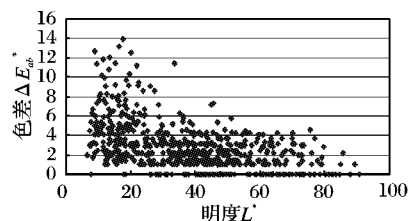


图 4 GRNN 反向转换模型检验点色差分布

按照上述步骤, 可得检验点的平均色差为 2.9, 其中色差小于 6 的点占 90.4%, 不同检验点的色差分布如图 4 所示。图中可见暗调部分色差相对较大。

5 结语

应用同样的建模和检验数据,基于 GA-BP 神经网络对 $L^*a^*b^*$ 到 CMYK 颜色空间转换的对比研究表明:为了保证训练速度和收敛的结果,训练按照心理明度值 L^* 将样本数据分为 15 组,通过确定网络输入层、输出层模式、学习函数、停止条件后,采用遗传算法给出 BP 神经网络的初始权值和阈值,然后对网络进行训练得到颜色空间转换模型。但研究发现 GA-BP 网络的隐层和隐层神经元数的确定和调整过程很繁琐,625 个检验点的平均色差为 6.67,其中色差小于 6 的点占 52%,模型的预测精度不高,而且预测结果受样本数据、隐层及隐层神经元数的影响很大^[11]。

GRNN 学习算法在训练过程中不需调整神经元之间的连接权值,只需要确定平滑参数,网络的学习完全取决于数据样本,网络预测模型能最大限度地避免人为主观假定对预测结果的影响。另外 GRNN 建立在数理统计基础上,具有明确的理论依据,且它的网络结构简单,计算速度快,计算结果稳定^[11]。应用 1976 CIE $L^*a^*b^*$ 色差公式进行精度检验后,可知基于 GRNN 建立的色彩空间转换模型取得了较好的结果,正向转换模型优于反向转换模型,且正反向模型的中色差大于 6 的点多分布在暗调区域,分析其原因可能在于暗调部分由于 C、M、Y、K 四色叠印发生了比较复杂的呈色效果。

本文基于数码打样工艺将 GRNN 引入颜色空间转换研究,提出借助 Matlab 中的性能函数 MSE 均方误差函数来确定 SPREAD 值建立网络,从整个的训练过程和结果分析,无论从训练的简便性、训练速度、还是精度上说,GRNN 神经网络都比 BP 神经网络优势明显。但是 $L^*a^*b^*$ 到 CMYK 的转换模

型在暗调区域的精度还不够理想。

参考文献:

- [1] 梁静,张立辉. 数码打样色彩管理系统的研究[J]. 包装工程, 2006, 27(2): 108-109, 112.
- [2] LITTLEWOOD D J, DRAKOPOULOS P A, SUBBARAYAN G. Pareto-optimal formulations for cost versus colorimetric accuracy trade-offs in printer color management[J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(2): 132-175.
- [3] VERIKAS A, MALMQVIST K, BERGMAN L. Neural networks based colour measuring for process monitoring and control in multi-coloured newspaper printing[J]. Neural Computing & Applications 2000, 9(3): 227-242.
- [4] 曹从军. 色彩管理关键技术 CIE $L^*a^*b^*$ 与 CMYK 变换算法的研究[D]. 西安: 西北大学, 2008.
- [5] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [6] 卢慧敏, 李大磊, 覃寿同, 等. 基于 GRNN 神经网络的中厚板轧机宽展预测模型[J]. 机械制造, 2007, 45(3): 20-23.
- [7] SPECHT D F. A general regression neural network [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [8] 罗毅. 基于灰色理论与广义回归神经网络的客运量预测模型研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2007.
- [9] 飞思科技产品研发中心编著. 神经网络理论与 Matlab 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [10] 周伟. 基于数码打样 CMYK 与 $L^*a^*b^*$ 色彩空间转换模型的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2007.
- [11] 孙静. 基于数码打样的 CMYK 与 $L^*a^*b^*$ 色彩空间转换方法的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2009.

(上接第 2005 页)

所示:样本集数量在 200 以下时,改进算法的时间消耗比 K -prototypes 算法的高,原因是改进算法在每次迭代过程中增加了计算量,用于统计各聚类集中已有样本的分类属性信息,随着节点数的增加,改进算法的优势开始显现,大规模信息的累计所呈现的规律能有效指导后继加入样本的聚类划分,所以节点数在 200 之后的改进算法时间消耗比 K -prototypes 算法要低。

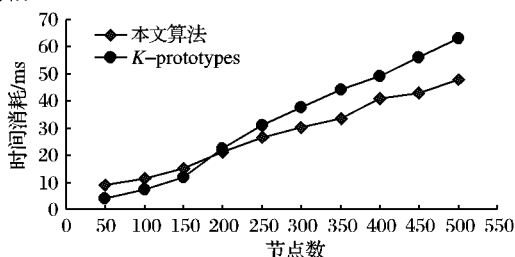


图5 节点数—时间消耗关系

由以上实验可知,基于 K -prototypes 的混合属性数据改进聚类算法对初始集的敏感性比 K -prototypes 算法要低,但结果受样本加入顺序的影响,稳定性还有待加强。算法在增加了计算量的同时也减少了问题的迭代次数,提高了效率,并且改进后的算法的平均目标函数值比 K -prototypes 算法的小,由此可见,改进后的算法提高了聚类精度。

5 结语

现实世界存在的大多是混合属性数据,而能处理此类数据的聚类算法很少,且性能还有待改善。本文基于 K -prototypes 聚类算法提出了改进的分类属性相异度计算公式

和处理混合属性数据的改进聚类算法,实验证明其具有较好的稳定性和较高的精度。

参考文献:

- [1] 陈治平, 林亚平, 彭雅, 等. 基于最小无关类的数据挖掘算法[J]. 电子学报, 2003, 31(11): 1750-1754.
- [2] CHEN N, CHEN A, ZHOU L X. Fuzzy K -prototypes algorithm for clustering mixed numeric and categorical valued data[J]. Journal of Software, 2001, 12(8): 1107-1119.
- [3] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报, 2008, 19(1): 48-61.
- [4] HUANG Z. Extensions to the K -means algorithm for clustering large data sets with categorical values[J]. Data Mining and Knowledge Discovery II, 1998(2): 283-304.
- [5] HUANG Z, MA N G. Fuzzy K -modes algorithm for clustering categorical data[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1999, 7(4): 446-452.
- [6] 赵立江, 黄永青, 刘玉龙. 改进的混合属性数据聚类算法[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(20): 4850-4852.
- [7] 万仁虹, 陈镜超, 王立新. 基于相异度矩阵的混合属性数据流聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(25): 149-151.
- [8] 王敏. 分类属性数据聚类算法研究[D]. 南京: 江苏大学, 2008.
- [9] 王宇, 杨莉. 模糊 K -prototypes 聚类算法的一种改进算法[J]. 大连理工大学学报, 2003, 43(6): 849-852.
- [10] 王宇, 杨莉. 基于凝聚函数的混合属性数据聚类算法[J]. 大连理工大学学报, 2006, 46(3): 446-449.
- [11] GAN G, YANG Z, WU J. A genetic fuzzy K -modes algorithm for clustering categorical data[J]. Expert Systems with Applications: An International Journal, 2009, 32(2): 1615-1620.