

人工神经网络在色彩变换中的应用

徐艳芳¹ 刘文耀² 武 兵¹ 黄 敏¹

(1 北京印刷学院印刷与包装工程学院, 北京市大兴区兴华北路 25 号, 102600)
(2 天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津市南开区卫津路 92 号, 300072)

摘 要:给出了一种针对数字彩色硬拷贝的输出设备,建立了由 CIE 色度值到设备控制值色彩变换的神经网络方法。基于蒙版方程的颜色传递机理,由色度密度变量实现色彩变换。结果表明,该色彩变换对各种色调均有较明显的校正作用,且保持了高饱和色的饱和度。
关键词:色彩变换;色度密度;人工神经网络;色差
中图法分类号:O 432.3; P237.3

近年来,ICC (international color consortium) 色彩管理^[1]逐渐被接受和采用,其管理核心是对成像系统中每一个设备的色彩行为进行特征化描述,即建立设备控制信号值 RGB 或 CMY (K) 与 CIE 色度值之间的函数关系,这一关系可简单地称为色彩变换。特别地,对数字彩色输出设备而言,色彩变换是指从 CIE 色度值到设备控制值的转换关系。输出设备的色彩变换关系常为三维查找表(3D_LUT)^[2],但这一方法有其本身的不足,如处于色域边界上的颜色常形成很大的转换色差。事实上,许多其他的技术也一直在致力于解决色彩变换的问题^[3~6],其中,神经网络方法显示了一定的发展潜力^[6]。本文提出了一种基于蒙版方程^[3]和色度密度概念的神经网络方法。

1 色度密度

1.1 色度密度

密度定义为反射或透射光强与入射光强比以 10 为底对数的负值。密度分为 T 状态、 E 状态、 A 状态、 M 状态等,它反映了对入射光不同的调制方式。类似地,可以把 CIE 标准色度观察者光谱三刺激值的作用也看成是一种调制方式,则调制后的相当于光强概念的 CIE XYZ 值可定义色度密度:

$$\text{density}X = -\lg(X/X_0)$$

$$\begin{aligned}\text{density}Y &= -\lg(Y/Y_0) \\ \text{density}Z &= -\lg(Z/Z_0)\end{aligned}\tag{1}$$

式中, X 、 Y 、 Z 和 X_0 、 Y_0 、 Z_0 分别为确定颜色上和基质材料(如白纸)上的 CIE 三刺激值。

几乎所有的硬拷贝影像输出系统都使用青、品红、黄色料作为原色,它们分别吸收入射的红、绿、蓝光。因此,青、品红、黄原色分别主要决定和影响 X 、 Y 、 Z , 所对应的色度密度称为青、品红和黄色度密度,并把由三个原色各自决定的青、品红、黄色度密度称为分析色度密度,记为 d_X 、 d_Y 、 d_Z 。而对于由不同量的原色色料组合的复合色,其对应的三个色度密度称为合成色度密度,记为 D_X 、 D_Y 、 D_Z 。

1.2 色度密度关系

对于实际的原色色料而言,其光谱吸收特性并不是理想的,除了吸收主要的颜色波段光外,对其他的光谱成分也有少量的吸收。如青色料,除了吸收红色波段的光谱成分外,也少量吸收绿和蓝波段范围的光谱,将其称为有害吸收。一定量的青色料除了影响 X 值外,对 Y 、 Z 也有一定的影响。这一性质可以类推到品红和黄色料的情况。因此,合成色度密度可以视为是由分析色度密度和有害色度密度组合而成:

$$\begin{aligned}D_X &= d_X + a_{12}d_Y + a_{13}d_Z \\ D_Y &= a_{21}d_X + d_Y + a_{23}d_Z \\ D_Z &= a_{31}d_X + a_{32}d_Y + d_Z\end{aligned}\tag{2}$$

式中, a_{ij} 为与原色色料光谱吸收特性相关的系数。

在印刷和摄影技术中, 与此相当的方程称为蒙版方程^[3], 是由密度变量决定的呈色规律。该方程的意义在于表明合成色度密度与分析色度密度之间为三维的线性关系。然而, 实际中存在着多种因素影响形成的最终颜色, 即影响合成色度密度。如光线在基材中的散射、色料的叠印顺序等。因此在实际中, 合成色度密度与分析色度密度之间为非常复杂的非线性关系。

2 应用神经网络的色彩变换

2.1 基于色度密度的色彩变换模型

对于 RGB 输出设备, 改变 RGB 中的一个数值而另外两个保持 255 不变, 将输出不同浓度的青、品红或黄颜色, 如只改变 R 值, 对应输出不同浓度的青颜色。可以认为, 这样的三种颜色近似为三个原色。也就是说, RGB 中的一个数值决定一种原色, 进而决定对应的分析色度密度, 因此形成了设备信号和分析色度密度之间的一维对应关系:

$$\begin{aligned} R &= f_1(dx) \\ G &= f_2(dy) \\ B &= f_3(dz) \end{aligned} \tag{3}$$

式中, f_i 代表一种函数关系。

当 RGB 数值为其他的组合情况时, 对应输出的颜色为复合色, 形成合成色度密度。如上所述, 这一合成色度密度与其 RGB 数值分别形成的分析色度密度之间为三维的非线性关系, 以普遍的关系描述为:

$$\begin{aligned} dx &= F_1(D_x, D_y, D_z) \\ dy &= F_2(D_x, D_y, D_z) \\ dz &= F_3(D_x, D_y, D_z) \end{aligned} \tag{4}$$

式中, F_i 代表一种三维非线性函数关系。

对于不同的 RGB 组合形成的许多输出色块, 其中一些为原色, 另一些为则为复合色, 可分别用于建立式(3)和式(4)的函数关系。因此, 从 $D_x D_y D_z$ 到 RGB 的转换, 亦即从 CIE XYZ 到 RGB 的转换, 称为基于色度密度方法的色彩变换模型。

2.2 应用神经网络的色彩变换

式(4)所示的函数关系可由不同的技术方法得到。人工神经网络具有很强的非线性关系的拟合能力, 误差反向传播的 BP 网络应用最为广泛。由于 BP 神经网络具有模糊性、高速并行处理和非线性映射等特点, 与色空间转换的特征相吻合。

因此, 这里采用 BP 神经网络作为式(4)关系的拟合模型。

为了产生网络训练数据集, 设计 RGB 中每一个数值从 0 到 255 约均匀间隔 32 取一个数值组合出 729 组打印输出, 并由光谱光度计测试其在 D50 标准照明体下的 CIE XYZ 值。其中, 有 27 个色块为原色(青、品红和黄各 9 个), 用于拟合式(3)所示的一维关系; 其余的为复合色块, 用于拟合式(4)所示的三维关系, 这里即用于训练所需要的神经网络。同时, 设计并输出了完全不同于网络训练色块组的 260 个色块, 其数据用于检验所建立网络的泛化能力。

在一打印机上的实验结果表明, 一个 3 层结构(输入、输出和隐含层)、20 个隐含层神经单元, 且层间转变函数和网络训练函数分别为 $\log\text{sig}()$ 、 $\text{purelin}()$ 和 $\text{trainlm}()$ 的 BP 神经网络最为合适, 对训练数组形成的颜色转换 CIE $L^* a^* b^*$ 平均和最大色差分别为 3.18 和 16.0, 对泛化检验形成的平均和最大色差则分别为 4.00 和 16.8。所用 CIE $L^* a^* b^*$ 色差 ΔE 定义如下:

$$\Delta E = \sqrt{(L_2^* - L_1^*)^2 + (a_2^* - a_1^*)^2 + (b_2^* - b_1^*)^2} \tag{5}$$

为了观察该方法的适应能力, 在另一打印机上也进行了实验, 结果为训练数集得到颜色转换平均和最大色差为 2.09 和 10.5, 泛化检验情况为 2.12 和 11.0。

颜色转换精度不仅与所使用的技术方法有关, 而且也与色料的特性及颜色转移机制相关, 这些特性随不同的成像系统而变化。相同的方法在这两个打印机系统上得到的不同转换色差即说明了这点。总地来看, 都得到了可实际应用的转换精度。

同时, 本文也进行了网络训练的稳定性实验, 图 1 所示为 10 次训练对应的转换色差的结果。另一打印机的情况也类似。从图 1 可以看到, 10 次的平均色差非常相近, 最大色差的浮动稍大一些, 但也在一个较小的范围之内。

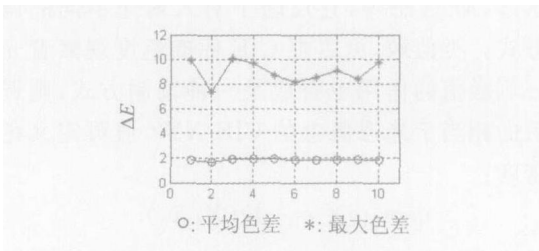


图 1 网络训练的稳定性实验

Fig. 1 Stability of Network Training

2.3 与 3D_LUT 模型方法的比较

为了明晰神经网络色彩变换方法的性能, 本文比较了其 与 3D_LUT 方法颜色转换的精度。

实验使用了 5 个彩色输出设备, 包括 3 个 4 色、一个 6 色喷墨打印机和一个使用了传统银盐相纸的彩色扩印机。对每一个设备系统, 按照上面描述的方法输出了 729 个色块, 并测量其 CIE 色度值, 建立了神经网络色彩变换关系。同时, 使用同一 729 组采样数据集, 利用自己开发的方法建立了 $17 \times 17 \times 17$ 和 $33 \times 33 \times 33$ 尺寸的 3D_LUT 变换关系。

检测数据仍采用 729 组采样 CIE 色度值, 转换为 RGB 后再次输出, 不同方法得到的 CIE 色度值与前色度值的平均和最大色差结果如图 2 所示。

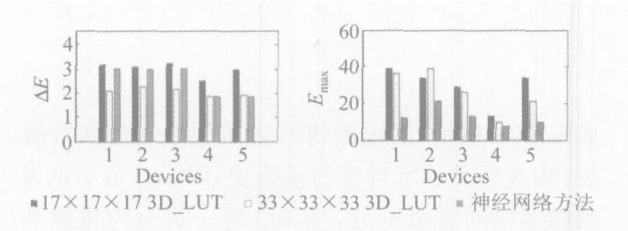


图 2 各种色彩转换方法的精度比较

Fig. 2 Comparison of Color Conversion Accuracies of Different Methods

由图 2 可明显地看出, 对所有的 5 个设备, 由神经网络转换形成的平均和最大色差分别在 2.0 ~ 3.2 和 8~ 20 范围内, 均比 $17 \times 17 \times 17$ 3D_LUT 形成的色差小, 特别是最大色差的情况。另一方面, 神经网络变换形成的平均色差大于 $33 \times 33 \times 33$ 3D_LUT 的情况, 但最大色差相反。值得注意的是, 源自较大尺寸 3D_LUT 的最大色差与较小尺寸 3D_LUT 情况相比, 并没有满意的改进。而在神经网络变换的情况, 最大色差得到了显著降低。通过分析最大色差发生的具体颜色发现, 对 3D_LUT 情况而言, 最大色差颜色常为亮丽的饱和色, 而对神经网络变换情况, 则常常发生在暗色调处。最大色差表明会有许多颜色形成较大的偏差, 对整个影像的颜色复制质量产生较大的影响, 特别是大色差发生在高饱和色的情况。由此看来, 神经网络变换方法具有自身的优势, 尽管其平均色差并不最小。在一个打印机上, 应用该神经网络变换对一 RGB 影像进行了色彩控制, 输出颜色得到了有效校正, 如鲜艳的黄色、品红色等高饱和色仍然保持了很高的色彩度。

3 结 语

通过引入色度密度变量, 将输出设备的颜色变换过程分为两步, 所开发的 BP 神经网络方法可成为实现关键的第一步, 即从合成色度密度变换为分析色度密度的有利工具。与通常的 3D_LUT 变换方法相比, 神经网络方法具有较均衡的颜色误差, 对亮丽的高饱和色形成较好的颜色复制质量。从平均变换精度来看, 该色彩变换方法相当于通常尺寸的 3D_LUT 变换。因此可以认为, 色彩变换的神经网络方法有其特有的优势和一定的应用潜力。

参 考 文 献

[1] Hung P. Colorimetric Calibration in Electronic Imaging Devices Using a Look-up Table Model and Interpolations[J]. J. Electronic Imaging, 1993, 2 (1): 53-61

[2] Zhou Shisheng. Advanced Chromatics[M]. Beijing: Printing Industry Publishing House, 1997: 111-117 (in Chinese)

[3] Amidror I S, Roger D. Neugebauer and Demichei: Dependence and Independence in π screen Superpositions for Colour Printing[J]. Col. Res. Appl., 2000, 25(4): 267-277

[4] Kotera H, Ishign A, Chen Hungshing, et al. High Precision Scanner/ Printer Calibration in Subdivided Color Spaces[J]. J. Imaging Sci. Tech., 1999, 43 (2): 178-186

[5] Shiro H, Yoshifumi A. Neural Networks for Device Independence Digital Color Imaging[J]. Information Science, 2000, 123(1-2): 115-125

[6] Holub R, Kearsley W, Pearson C. Color System Calibration for Graphic Arts: Output Devices[J]. J. Imaging Technology, 1988, 14(2): 53-60

[7] Xu Yanfang, Liu Wenya. Colorimetric Density Method for Color Space Conversion of Color Printer [J]. J. Optics and Precision Engineering, 2004, 12 (3): 265-269

[8] Jiang Zongli. Artificial Neural Networks[M]. Beijing: High Education Publishing House, 2001: 39-54 (in Chinese)

第一作者简介: 徐艳芳, 副教授, 博士。主要研究方向为影像的色彩性能评价和数字图像色彩管理技术。

E-mail: yanfang1213@sohu.com

(下转第 805 页)

Adaptive Image Compression Based on Visual Masking Effect

YANG Zhigao¹ YI Yaohua² QIN Qianqing¹

(1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University,
129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)
(2 Department of Printing and Packaging, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: Through analysis of the generation mechanism of compression distortion, a visual masking effect based adaptive image compression algorithm that can reduce the “smoothing effect” in low bit rate coding is proposed. For the reason that images should be modeled as nonstationary information resources, blocking wavelet transform is used. The decomposition levels of a block are determined by texture complexity of that block. Experiments by comparing with baseline JPEG2000 show that visual quality in low bit rate coding is improved significantly, and more weak information is reserved.

Key words: visual masking effect; wavelet transform; image compression

About the first author: YANG Zhigao, Ph. D candidate. He majors in data compression, image processing and pattern recognition.
E mail: yangzhigao@lmars.whu.edu.cn

(上接第 801 页)

Application of Neural Network in Color Conversion

XU Yanfang¹ LIU Wenyao² WU Bing¹ HUANG Min¹

(1 School of Printing and Packing Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication,
25 North Xinghua Road, Daxing District, Beijing 102600, China)
(2 College of Precision Instruments and Opto-electronics Engineering, Tianjin University, 92 Weijin Road,
Nankai District, Tianjin 300072, China)

Abstract: A neural network method for the color conversion from CIE colorimetric values to RGB control signals for color digital hardcopy devices is presented. Based on the color transfer mechanism of the making equations, the color conversion can be performed by introducing the colorimetric density variables. A BP neural network is utilized to achieve the three-dimensional transformation from the synthetic to analytical colorimetric densities. And then the analytical colorimetric densities are translated to RGB values by three one-dimensional computations. Experiments were carried out on several color devices. Compared with the conventional 3D_LUT color conversion, the network method had a close mean and much more lower maximal errors.

Key words: color conversion; colorimetric density; neural network; color differences

About the first author: XU Yanfang, associate professor, Ph.D. She is engaged in performance evaluation and color management of color images.
E mail: yanfang1213@sohu.com