

# CMAC 辨识的 CMYK 到 CIE $L^* a^* b^*$ 颜色空间转换模型的研究

智川<sup>1</sup>, 李志健<sup>1</sup>, 冷彩凤<sup>1</sup>, 石毅<sup>2</sup>

(1. 陕西科技大学, 陕西, 西安 710021; 2. 陕西华拓科技有限责任公司, 陕西, 西安 710043)

**摘要:** 为了解决设备相关颜色空间 CMYK 与设备无关颜色空间之间的相互转换问题, 利用小脑模型神经网络 (cerebellar model articulation controller, CMAC) 高度非线性拟合能力, 研究 CMYK 颜色空间与 CIE  $L^* a^* b^*$  之间的转换关系, 研究结果显示该方法具有结构简单, 易于软件和硬件的实现, 将 IT8.7/3 标准色靶文件中 104 个专业色块值作为检验样本, 检验样本的平均色差为 1.6, 完全适用于两种不同颜色空间之间的转换过程。

**关键词:** CMAC; 颜色空间转换; CMYK 颜色空间; CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间

**中图分类号:** TP 273.4; TP 301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0645(2014)09-0950-05

## Research on Color Space Conversion Model of CMYK to CIE $L^* a^* b^*$ Based on CMAC Identification

ZHI Chuan<sup>1</sup>, LI Zhi-jian<sup>1</sup>, LENG Cai-feng<sup>1</sup>, SHI Yi<sup>2</sup>

(1. Shaan'xi University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China;

2. Shaanxi Hwatec Science & Technology Co. Ltd, Xi'an, Shaanxi 710043, China)

**Abstract:** For solveing the conversional issue on device-dependend color space CMYK and the device-independent color space, the highly nonlinear fitting ability on cerebellar model articulation controller (CMAC) neural network was used to research the conversion relationship between CMYK and CIE  $L^* a^* b^*$  color space in this paper. The results show that the method has a simple structruc, and can be easily implemented by hardware and software. The average color error of the test samples is 1.6 when taking the 104 professional color values of the IT8.7/3 standard color target file as the test sample, which further shows that the proposed method can be applied to the conversion precess between the two different color spaces.

**Key words:** cerebellar model articulation controller (CMAC); color space conversion; CMKY color space; CIE  $L^* a^* b^*$  color space

在现代印刷条件下, 色彩管理是解决原稿色彩信息在整个工艺过程中传递一致性的核心技术, 它是由 3 个部分构成, 即设备的校正, 彩色设备的特征化和颜色空间转换<sup>[1]</sup>. 设备的校正是保证印刷工艺流程中的各种输入和输出设备达到使用的标准, 它是色彩管理技术得以顺利实施的基石, 由于印刷过程中各种输入和输出设备的呈色原理不同, 要保证

色彩在这些设备之间的正确传递和转移, 必须解决不同设备之间表色体系不统一的问题, 彩色设备的特征化就是要完成设备颜色空间与某一标准颜色空间之间的转换过程, 以实现对设备的标定, 目前国际色彩联盟 (ICC) 推荐使用 CIE  $L^* a^* b^*$  或 CIE XYZ 作为标准的彩色设备转换空间<sup>[2]</sup>.

经过以上两个环节后, 就可以在相同的颜色空

间内,通过一定的色域匹配算法,实现原稿颜色信息到印刷品颜色信息的准确传递,从而保证印刷色彩在复制过程中的一致性. 由以上分析可以看出,彩色设备的特征化描述是色彩管理的核心技术之一. 印刷工艺环节设备中常用的表色体系主要包括 RGB 和 CMYK 两种,印刷彩色设备的特征化主要包括 RGB 到 CIE  $L^* a^* b^*$  或 CIE XYZ 颜色空间的转换和 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  或 CIE XYZ 颜色空间的转换. 本文主要研究 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的转换.

目前,对于 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的转换方法主要有传统方法(包括三维查找表和插值法、多项式回归法、模型法等)和人工智能的方法<sup>[3-9]</sup>. 对于传统转换方法,为了降低转换模型的复杂性,往往都是先通过进行 CMY 到 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的转换,再通过黑版计算公式计算  $K$  的值,从而实现 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的转换<sup>[10-11]</sup>. 人工智能的方法具有高度的非线性拟合能力,可以方便地描述多输入、多输出的映射关系,所以越来越多的研究人员将研究重点转向人工智能的方法.

小脑模型神经网络(cerebellar model articulation controller, CMAC)是一种局部逼近网络,它具有结构简单,易于软件和硬件的实现等特点,可以将网络的输入信息存储在局部结构上,即把输入在一个多维状态空间的量,映射到一个比较小的有限区域,通过对多维状态空间中部分样本进行学习,就可以实现对应的输出,不存在局部极小问题<sup>[12-13]</sup>,从而在保证函数逼近性能的前提下,提高网络的学习速度. CMCA 算法可以有效地用于非线性函数逼近,建立系统的输入输出模型. 因此可以将 CMAC 模型应用于 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的转换.

## 1 CMAC 转换模型的结构和原理

### 1.1 基本结构

CMYK 颜色空间与 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间转换的 CMAC 模型的基本结构如图 1 所示.

图 1 中  $\mathbf{X}$  表示模型的 4 维输入状态空间,由所有可能的输入向量  $\mathbf{X}_i^T(c_i, m_i, y_i, k_i)$  表示( $i$  表示输入样本序号,其中  $0 \leq c \leq 100, 0 \leq m \leq 100, 0 \leq y \leq 100, 0 \leq k \leq 100$ ). 对应的输出向量用  $\mathbf{Y}_i(L_i^*, a_i^*, b_i^*)$  表示. 输入状态空间的输入首先被映射到概念

存储空间  $S$ ,其映射原则是对于相近的输入参数,映射到  $S$  中会产生一定的重合,而对于不相近的输入参数,在  $S$  中的距离也较远.

$S$  经过概念映射到虚拟地址空间  $A_c$ ,将  $A_c$  中的虚拟地址通过散列编码(hash coding)映射到物理地址  $A_p$  中, $A_p$  由两个参数构成,即联想单元  $a$  和权值  $w$ .  $a$  的取值只能是 0 和 1,当其取 1 时,表示该单元被激活. 在 CMAC 模型的非线性函数的学习过程中,激活联想单元的数目是 CMAC 在设计中的一个固定参数,本文设定为 20. 从  $A_p$  到  $\mathbf{Y}$  的映射是通过  $A_p$  到  $\mathbf{Y}$  的连接权  $W_{nj}$  运算得到的, $j$  的取值为 1,2,3.

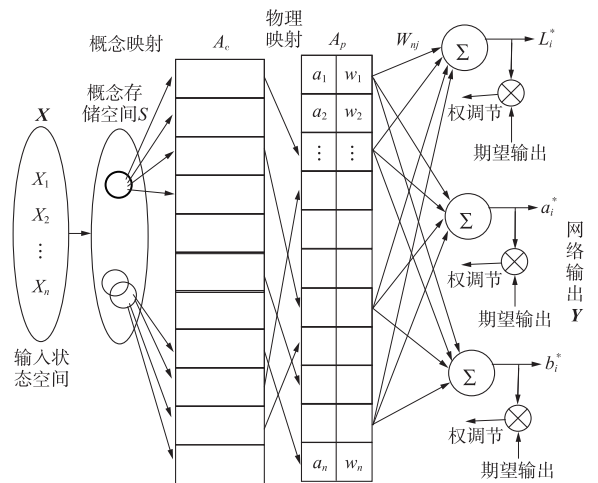


图 1 模型基本结构

Fig. 1 The basic structure of model

则网络的实际输出为

$$\begin{cases} L_i^* = \sum_{p=1}^n a_p \tau w_{p1}, \\ a_i^* = \sum_{p=1}^n a_p \tau w_{p2}, \\ b_i^* = \sum_{p=1}^n a_p \tau w_{p3}. \end{cases} \quad (1)$$

对应的误差表达式为

$$\begin{cases} \Delta L_i = \bar{L}_i^* - \sum_{p=1}^n a_p \tau w_{p1}, \\ \Delta a_i = \bar{a}_i^* - \sum_{p=1}^n a_p \tau w_{p2}, \\ \Delta b_i = \bar{b}_i^* - \sum_{p=1}^n a_p \tau w_{p3}, \end{cases} \quad (2)$$

式中  $\bar{L}_i^*$ 、 $\bar{a}_i^*$  和  $\bar{b}_i^*$  为输入向量为  $\mathbf{X}_i$  时,网络的期望输出.

对应的权值调整为

$$\begin{cases} \omega_{p1}(t) = \omega_{p1}(t-1) + \frac{\alpha}{N}(\bar{L}_i^* - \sum_{p=1}^n a_p \omega_{p1}), \\ \omega_{p2}(t) = \omega_{p2}(t-1) + \frac{\alpha}{N}(\bar{a}_i^* - \sum_{p=1}^n a_p \omega_{p2}), \\ \omega_{p3}(t) = \omega_{p3}(t-1) + \frac{\alpha}{N}(\bar{b}_i^* - \sum_{p=1}^n a_p \omega_{p3}), \end{cases} \quad (3)$$

式中： $\alpha$  为学习常数； $N$  为激活联想单元  $a_p$  的数目，本文中设定  $N=8$ 。由式(3)可以看出网络输出误差被平均分配到所有被激活的存储单元。

网络的评价函数为

$$\Delta E = \frac{\sum_{p=1}^i \sqrt{(L^* - L_p^*)^2 + (a^* - a_p^*)^2 + (b^* - b_p^*)^2}}{i} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \omega_{p1}(t) = \omega_{p1}(t-1) + \alpha \frac{(f(j))^{-k}}{\sum_{i=1}^N (f(i))^{-k}} (\bar{L}_i^* - \sum_{p=1}^n a_{p1} \omega_{p1}), \\ \omega_{p2}(t) = \omega_{p2}(t-1) + \alpha \frac{(f(j))^{-k}}{\sum_{i=1}^N (f(i))^{-k}} (\bar{a}_i^* - \sum_{p=1}^n a_{p2} \omega_{p2}), \\ \omega_{p3}(t) = \omega_{p3}(t-1) + \alpha \frac{(f(j))^{-k}}{\sum_{i=1}^N (f(i))^{-k}} (\bar{b}_i^* - \sum_{p=1}^n a_{p3} \omega_{p3}). \end{cases} \quad (5)$$

式中： $f(j)$  为第  $j$  个激活存储单元的学习次数，其值越大，说明该存储单元权值信息越精确； $k$  为调整系数，用以调整  $f(j)$  对信度分配的影响程度。

此外，为提高网络学习效率，将学习常数  $\alpha$  设置为变量，其计算公式如式(6)所示。

$$\alpha = \beta \times \left(1 - \frac{n}{1+N}\right) \quad (6)$$

式中： $0 < \beta < 1$ ； $n$  为网络迭代次数， $n=1, 2, \dots, N$ 。

当网络刚开始学习时，网络输出误差较大，此时  $\alpha$  与  $\beta$  非常接近，网络权值调整幅度也相对较大。随网络不断的训练，网络输出越来越接近于实际值时， $\alpha$  则逐渐趋近于 0，使得网络权值调整幅度也相对越来越小。

### 1.3 模型流程

CMAC 辨识的 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  转换模型的实现流程如下：

① 首先，初始化模型网络权值  $W=0$ ，设定调整系数  $k=2$ ，激活联想单元的数目  $N=20$ 。

式中： $\Delta E$  为输入样本总色差； $i$  为训练样本数量。误差的评价指标为  $\Delta E \leq 1$ 。

### 1.2 算法改进

基于 CMAC 神经网络基本结构的 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的转换方法，网络权值调整过程是将网络输出误差平均分配到所激活的存储单元。在实际运算中所激活的存储单元的权值精度不可能完全相同，通常情况存储单元被激活的次数越多，说明其存储的权值的精度也就越高，通过对网络输出误差的平均分配以调节存储单元的权值，导致算法运算效率的降低。因此，采用基于信度指派的学习方法对 CMAC 的权值进行调节，以提高算法运行效率，该方法是根据存储单元被激活的次数分配网络输出误差。对于被激活次数多的存储单元，其所分配的误差相对要减少。

新算法网络权值的调整原则如式(5)所示。

② 将输入状态参数根据其汉明距离的大小映射到概念存储空间，并经概念映射到虚拟地址空间  $A_c$ ，即  $A_c$  中存放的输入变量的地址编码。

③ 将 4 维的输入状态空间样本输入网络，并输入网络的期望输出值。

④ 据式(1)计算模型输出。

⑤ 据式(2)计算模型输出误差。同时设定  $\beta=0.5$ 。

⑥ 根据式(5)调整 CMAC 网络权值。

⑦ 如果网络的输出不能满足目标，则转向④重新学习。否则转向⑧。

⑧ 结束。

## 2 数据的获取

为获得所需建模样本和测试样本，本文采用色彩管理后的爱普生 Epson9910 喷墨打印机在 70 g 静电复印纸上输出 IT8.7/3 标准色靶文件。IT8.7/3 标准色靶文件是专门为打印机或色彩输出设备校

准时所使用的一种工业标准,主要分为 A、B、C 3 个色组及 CMYK 基础色样和专业色块,总共 982 个色样,其中专业色块 104 个,每个色块的 CMYK 值已知. 建模色块选 A、B、C 3 个色组中的色样数据和基础色样数据,共计 878 个,检验数据为 104 个专业色块值. 打印过程中保证 C、M、Y、K 4 个喷头喷出墨量足够,并且均匀.

输出样张后,利用使用爱色丽 X-Rite 528 分光密度计测量各色块的 CIE  $L^* a^* b^*$  值并记录. 在测量过程中选择 D65 光源,  $10^\circ$  视角. 对每一个色块测量多次,取其平均值.

### 3 结果分析

本文首先采用文献[8]所述 BP 神经网络的方法进行颜色空间的转换,其中训练样本和检验样本如上所述. 网络迭代次数与输出样本总色差的关系如图 2 所示. 由图 2 可以看出该模型经过近 1 500 次迭代,其输出能够满足网络训练要求. 将 104 个检验色块值输入网络,其网络输出值与实际测量值之间的色差分布如图 3 所示.

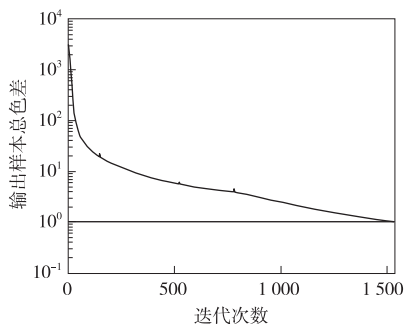


图 2 BP 神经网络模型迭代次数与输出出色差关系

Fig. 2 Relationship between iteration number on BP neural network model and total color error

由图 3 可以看出大部分检验色块的色差分布于 4 以下,网络输出的最大色差为 6.05,平均色差为 2.32.

利用 Matlab7.0 软件,建立基于 CMAC 神经网络辨识的 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  转换模型,对该转换方法进行仿真研究. 网络训练循环迭代次数与网络输出总误差的关系如图 4 所示.

由图 4 可以看出,网络经过 200 次迭代,达到输出精度要求.

将 104 个检验色块的 CMYK 数据值输入网络,网络输出值和实际测量值之间的色差分布如图 5 所示.

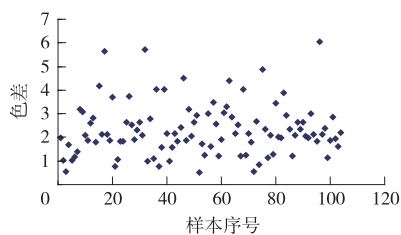


图 3 BP 神经网络模型输出检验样本色差分布图

Fig. 3 Distribution map of color error of test sampling outputting by the BP neural network model

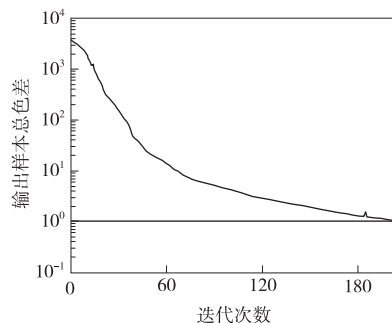


图 4 CMAC 模型迭代次数与模型输出绝对色差关系

Fig. 4 Relationship between iteration number on CMAC model and total color error

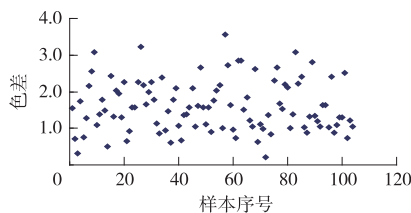


图 5 CMAC 模型输出检验样本色差分布图

Fig. 5 Distribution map of color error of test sampling outputting by the CMAC model

由图 5 可以看出大部分检验色块的色差分布于 2.5 以下,最大色差为 3.57,平均色差为 1.6.

通过以上对比分析,可以看出基于 CMAC 神经网络辨识的 CMYK 到 CIE  $L^* a^* b^*$  转换模型不仅具有较快的网络迭代速度,并且还具备较高的模型转换精度.

### 4 结 论

彩色输出设备的特征化其实质是多维空间非线性映射的问题. 本文利用 CMAC 网络高度非线性描述能力,并利用信度指派的学习方法优化模型,研究了 CMYK 与 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的变换问题. 模型采用 IT8.7/3 标准色靶文件中的 878 个样本作为模型输入样本,训练网络,并将色靶文件的 104 个专业色块值作为检验样本,对模型输出精度进行评

价. 研究表明经过 200 多次的网络迭代训练, 模型可以达到输出精度的要求. 检验样本的平均色差为 1.6, 说明该方法可以应用于 CMYK 与 CIE  $L^* a^* b^*$  颜色空间的变换问题, 为彩色输出设备的特征化描述的研究开拓了新的思路.

#### 参考文献:

- [1] 彭策. 印刷品质量控制 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2007.  
Peng Ce. Printing quality control [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2007. (in Chinese)
- [2] 盖丽英, 成刚虎. 探析 ICC 标准格式 [J]. 广东印刷, 2008(4): 20-23.  
Gai Liying, Cheng Ganghu. Analysis of ICC standard format [J]. Guangdong Print, 2008(4): 20-23. (in Chinese)
- [3] Stefaan Lippens, Wilfried Philips. Size reduction of look-up table based print models [C] // Image Processing 2006 IEEE International Conference. Atlanta Marriott Marquis, Atlanta, USA: [s. n.], 2006: 1525-1528.
- [4] Du Bin, Zhou Shisheng, Li Ju, et al. Research on color conversion model based on looking-up table in FM halftoning technique [C] // Proceedings of 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering. Wuhan, China: [s. n.], 2008: 113-115.
- [5] Gupta M R, Garcia E K, Chin E. Adaptive Local linear regression with application to printer color management [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 6(17): 936-945.
- [6] Cao Congjun, Zhou Mingquan, Xu Jinlin. Research on equation from  $L^* a^* b^*$  to CMY [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004(4): 129-132.
- [7] Si Lili, Tian Xinli. Research on neugebauer equation correction algorithm [C] // Proceedings of 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP2010). Yantai, China: [s. n.], 2010: 2371-2374.
- [8] 刘士伟, 魏庆葆. 基于 BP 神经网络的 CMYK 到 Lab 颜色空间转换模型 [J]. 包装工程, 2011(11): 69-71.  
Liu Shiwei, Wei Qingbao. Color space conversion of CMYK to  $L^* a^* b^*$  based on BP neural network [J]. Packaging Engineering, 2011(11): 69-71. (in Chinese)
- [9] Li Xinwu. A new color correction model for based on BP neural network [J]. Advanced in Information Sciences and Service Sciences, 2011, 5(3): 72-79.
- [10] 易尧华, 刘菊花, 高睿遥, 等. 彩色数字喷墨打印机色彩特性化方法研究 [J]. 中国印刷与包装研究, 2012, 2(4): 17-22.  
Yi Yaohua, Liu Juhua, Gao Ruiyao, et al. Study on color characterization method of digital color inkjet printer [J]. China Printing and Packaging Study, 2012, 2(4): 17-22. (in Chinese)
- [11] 王强. 空间信息色彩表换方法的探讨 [J]. 测绘通报, 2006, 10: 20-23.  
Wang Qiang. The comparison of color transform in spatial information [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2006, 10: 20-23. (in Chinese)
- [12] 史晓娟. 基于 CMAC 的位置伺服系统神经元离散滑模控制 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(4): 1118-1119.  
Shi Xiaojuan. Nerve cell discrete-time sliding mode control of position servo system based on CMAC [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(4): 1118-1119. (in Chinese)
- [13] 李明爱, 焦利芳, 郝冬梅, 等. 基于多个并行 CMAC 神经网络的强化学习方法 [J]. 系统仿真学报, 2008, 24(20): 6683-6684.  
Li Mingai, Jiao Lifang, Hao Dongmei, et al. Reinforcement learning based on many parallel CMAC neural networks [J]. Journal of System Simulation, 2008, 24(20): 6683-6684. (in Chinese)

(责任编辑: 刘芳)