

# 基于机器学习的彩色匹配技术<sup>\*</sup>

钱国良<sup>1</sup> 陈彬<sup>1</sup> 舒文豪<sup>1</sup> 洪勇<sup>1</sup> 马培军<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系 哈尔滨 150001)

<sup>2</sup>(日本佳能泰克公司)

E-mail: glqian@mlg.hit.edu.cn

**摘要** 在不同的设备间保持色彩的一致性是当前彩色印刷的一项重要的世界性技术难题。从机器学习的角度,提出了基于学习的色彩空间变换方法,并利用科学发现的基本思想,较为成功地解决了彩色喷墨打印机中的彩色匹配的自动化和通用性问题,取得了理想的匹配效果。该技术目前已与日本佳能泰克公司进一步合作、开发,实现商品化。

**关键词** 彩色匹配,空间变换,机器学习,科学发现。

**中图分类号** TP391

在不同设备间要保持色彩的一致性是一项重要的技术难题<sup>[1]</sup>,因为用设备复制色彩时,其精度和一致性的变化范围太大。为使用者提供一种方法来建立和处理文件或图象,并经印刷或复制后而得到一致的彩色,乃是重要的关键技术。<sup>[2]</sup>彩色匹配技术就是要在不同设备之间完成一些特定的色彩校正或色彩转换。目前的彩色匹配方法主要有 Neugebauer 方程、一维非线性函数、线性或矩阵转换、多维表转换等方法。<sup>[3-5]</sup>然而,这些彩色匹配方法大多是建立在理想的理论上,在实际应用中需要根据经验重新进行参数调整<sup>[6]</sup>,即通过色彩专家的经验知识针对不同的输出设备、墨水和纸张进行调整,确定新的匹配参数,工作量非常大;不能自动化;缺乏通用性;无法推广。本文针对显示器的彩色图象(R(红),G(绿),B(蓝))输出到彩色打印机(C(青),M(品),Y(黄),K(黑))的色彩变换过程,从机器学习的角度出发,提出了基于学习的色彩空间变换方法,利用科学发现的基本思想,自动发现各种彩色打印机(BJ,HP系列)在不同的打印(抖动)模式、墨水和纸张下的打印特性,并进行有效的学习,从而较为成功地解决了彩色喷墨打印机中的彩色匹配的自动化和通用性问题,取得了理想的匹配效果。该技术目前已通过日本佳能泰克公司实现商品化。

## 1 色彩空间及其相互关系

### 1.1 色彩空间<sup>[1]</sup>

色彩空间是指我们可以用空间上的一点来表示一个色彩,用这种方式描述的所有色彩的集合叫做色彩空间。① RGB 空间:表示三基色光红、绿、蓝的适当混合,能够调配出任一种未知的色光。② CMY 空间:主要用于彩色照相和彩色印刷,是白光相继通过青色、品色和黄色滤色器后所形成的彩色光。③ CMYK 空间:RGB 空间是依靠光源来产生颜色的,而 CMYK 空间是基于彩色墨水打印在纸上所吸收的数量。理论上,纯正的青色、品色和黄色颜料混合在一起吸收所有的颜色能够产生黑色,但由于所有的打印墨水都包含着一些不纯色,所以,这3种颜色的墨水混合在一起实际上产生了一种浑浊的褐色,因此,必须混合进一些黑色墨水来产生真正的黑色。此外,根据不同的应用需要还构造了 HSB, CIE XYZ, CIE Lab, CIE Luv 和 xyY 等色彩空间。本文所要研究的色彩空间主要是彩色显示器的 RGB 空间和彩色打印机的 CMYK 空间之间的关系(如图1所示)。<sup>[1]</sup>

### 1.2 色彩的基本关系

从色彩学的角度来研究,RGB 与 CMYK 之间存在着一种理论上的对应关系,考虑 RGB-CMY 的变换: $R+C=Y$ ,

\* 本文研究得到国家自然科学基金和国际合作项目彩色匹配资金资助。作者钱国良,1971年生,博士生,主要研究领域为机器学习,彩色匹配,模式识别。陈彬,1968年生,博士,讲师,主要研究领域为机器学习。舒文豪,1932年生,教授,博导,主要研究领域为模式识别,汉字识别。洪勇,1973年生,博士生,主要研究领域为彩色匹配。马培军,1963年生,博士,研究员,主要研究领域为彩色匹配,图象处理。

本文通讯联系人:钱国良,哈尔滨 150001,哈尔滨工业大学 319 信箱

本文 1997-08-28 收到原稿,1997-11-26 收到修改稿

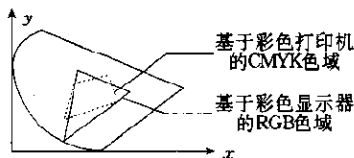


图1 绘制在CIE色品图上的典型的四色打印机及彩色显示器的区域

$R+B=M; G+B=C$ ; 从色彩吸收的角度来理解: 墨水  $C$  吸收  $R, M$  吸收  $G, Y$  吸收  $B$ . 而  $K$  的引入是为了提高黑色纯度:  $K=\text{Min}(C, M, Y); C=C-K; M=M-K; Y=Y-K$ , 上述关系是建立在纯理论基础上的, 然而, 由于墨水的纯度、纸张的质量等因素的影响, 使得这种 RGB-CMYK 对应关系存在很大的误差, 无法实现.

### 1.3 彩色匹配

彩色匹配实质上是要求解决一种复杂的多维数据空间的数据对应问题. 在从 RGB 到 CMYK 的空间变换过程中,  $R, G, B$  的值都是 8 位二进制数, 其数据组合有  $2^8 \times 2^8 \times 2^8 = 2^{24}$  种,  $C, M, Y, K$  的值一般也是 8 位二进制数, 在此参照 Photoshop 软件设定为 0~100, 其数据组合有  $100 \times 100 \times 100 \times 100 = 10^8$  种. 从图 1 可以看到, RGB 和 CMYK 的空间大小是不一样的, CMYK 空间基本包含在 RGB 空间中. 我们所要解决的彩色匹配问题就是将 RGB 空间中的某一点  $(R_m, G_m, B_m)$  对应到 CMYK 空间的某一点  $(C_n, M_n, Y_n, K_n)$  上, 使得计算机屏幕上的发光点  $(R_m, G_m, B_m)$  所表达的颜色与打印机在白纸上打印颜料后形成的反光点  $(C_n, M_n, Y_n, K_n)$  所表达的颜色是一致的 (或者说, 在人眼看来是没有区别的). 显然, 这种彩色匹配是相当困难的, 而且在 RGB 空间有一些颜色肯定是无法在 CMYK 空间中正确表达的, 只能给出近似的对应颜色.

## 2 传统彩色匹配技术<sup>[7]</sup>

### 2.1 Neugebauer 方程法

Neugebauer 方程法是彩色印刷行业中应用较为广泛的一种方法. 为了描述加色空间 RGB 到减色空间 CMYK 的变换, 首先定义一种标准颜色空间——XYZ 空间, 用  $X, Y, Z$  值表征 CIE 标准观察者的视觉敏感函数, 它与人眼的实际敏感功能呈线性关系, 然后, 根据网点印刷品的格拉斯曼叠加原理 (如图 2 所示), 通过在白纸上 CMY 网目的 8 种叠加方式来表示标准色值  $X, Y, Z$ . 公式 (1) 为 Neugebauer 方程.

$$\begin{cases} X = \sum_{i=1}^8 a_i X_i \\ Y = \sum_{i=1}^8 a_i Y_i \\ Z = \sum_{i=1}^8 a_i Z_i \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = (A_{ik}) \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$



图2 CMY的格拉斯曼分布

其中  $\alpha_1 = (1-c)(1-m)(1-y); \alpha_2 = c(1-m)(1-y); \alpha_3 = (1-c)m(1-y); \alpha_4 = cm(1-y); \alpha_5 = (1-c)(1-m)y; \alpha_6 = c(1-m)y; \alpha_7 = (1-c)my; \alpha_8 = cmy$  ( $i$  对应于图 2 的 1, 2, ..., 8).  $c, m, y$  分别为基本色青、品和黄印刷色的网点百分比;  $(X_i, Y_i, Z_i)$  为 8 种实地印刷色三刺激值 (白  $\rightarrow (X_1, Y_1, Z_1)$ ; 青  $\rightarrow (X_2, Y_2, Z_2)$ ; 品  $\rightarrow (X_3, Y_3, Z_3)$ ; 黄  $\rightarrow (X_4, Y_4, Z_4)$ ; 品+黄  $\rightarrow (X_5, Y_5, Z_5)$ ; 青+黄  $\rightarrow (X_6, Y_6, Z_6)$ ; 青+品  $\rightarrow (X_7, Y_7, Z_7)$ ; 黑  $\rightarrow (X_8, Y_8, Z_8)$ ).

Neugebauer 方程法的工作流程: (1) 输入  $R, G, B$  的值, 采用公式 (2) 的线性矩阵变换方法完成 RGB 到 XYZ 的空间转换 (其中  $A_{ik}$  矩阵中系数式是根据色度学理论得到的); (2) 采用迭代算法 (牛顿法或快速下降法等) 逆解 Neugebauer 方程 (公式 1), 求得印刷基本色的网点百分比  $c, m$  和  $y$ ; (3) 从  $c, m, y$  中根据一定准则生成一部分  $k$  (黑) 色, 提高饱和度, 输出  $c, m, y, k$ . 由于该方法是根据理想色彩分布进行计算的, 得到的结果误差较大, 需要根据经验对变换结果进行调整, 而且实现速度慢.

### 2.2 一维非线性函数法

通过运用“色彩层次”校正,将  $R, G, B$  转换为  $C, M, Y$  值.即定义一维校正曲线: $C=R$  的非线性函数; $M=G$  的非线性函数; $Y=B$  的非线性函数.很明显,这种色彩转换是一维的,换句话说就是,输出  $C$  值仅依赖于输入的  $R$  值.而与输入的  $G$  和  $B$  值无关.同样, $M$  值和  $Y$  值分别依赖于输入的  $G$  和  $B$  值.该方法很难找到合适的非线性函数,通常需要根据色彩专家的经验,反复试验获得,实现比较困难,不具有通用性.

### 2.3 线性或矩阵转换法

如果计算输出值  $C$ ,则不仅考虑直接有关的输入值  $R$ ,而且还利用两个无直接关系的  $G$  值和  $B$  值,同理可计算  $M$  值与  $Y$  值: $C$  值= $(a_1 * R$  值) $+(a_2 * G$  值) $+(a_3 * B$  值); $M$  值= $(a_4 * R$  值) $+(a_5 * G$  值) $+(a_6 * B$  值); $Y$  值= $(a_7 * R$  值) $+(a_8 * G$  值) $+(a_9 * B$  值).此法通过一个  $3 * 3$  矩阵表示的线性色彩转换,9 个不同的系数  $a_i$  根据印刷油墨杂质的含量、根据经验人为确定,十分复杂.

### 2.4 多维表转换法

多维转换表是根据不能用解析式表达的经验方法建立的,借助色度量测数据建表.必须选择一定数量足以能够代表两种相匹配的色区的色块.理想情况下,应该印制和测量大概 1 670 万种不同的色块( $256 * 256 * 256$ ),以有效地完成由  $RGB \rightarrow CMY$ (不包括黑色)的色彩转换.然而,这种方法显然是不可能的,因为色彩数目必须限制在一个实用的范围内.一般使用 1 000 个色块.输入像素用  $R, G$  和  $B$  值表示,输出是  $C, M, Y, K$ .如果输入的  $R, G$  和  $B$  值恰巧对应其中一个测量值(1 000 个色块之一),则直接输出对应的  $C, M, Y, K$  值,如果没有对应,则用一个复杂的插值法由  $R, G, B$  值计算输出的  $C, M, Y, K$  值.该变换表的数据选择比较困难,若空间过大,增加了彩色匹配算法的空间和时间复杂性,打印速度慢.若选得过小,则将不足以反映和表示原有色彩空间的本质特征.

传统的彩色匹配技术主要建立在理想的纯理论方法之上,在实际应用中要依靠经验重新调整,其缺陷在于:① 需要依靠色彩专家的经验来确定参数,不能用计算机自动发现规律,工作量很大;② 缺乏通用性,只能针对特定的输出设备进行色彩的调整,无法推广到其他设备上;③ 没有学习能力,不能针对不同的纸张、墨水 and 打印方式,在色彩上体现出优劣.正是由于上述缺陷,使得目前的彩色匹配技术只能针对特定的打印设备进行调试,无法全面推广.

## 3 基于机器学习的色彩空间变换方法

### 3.1 基于学习的色彩空间变换

彩色匹配实际上可以看作一种多维对多维的特征空间变换表(见表 1).

表 1 RGB-CMYK 的色彩空间变换表

| $R$ | $G$ | $B$ | $\rightarrow$ | $C$ | $M$ | $Y$ | $K$ |
|-----|-----|-----|---------------|-----|-----|-----|-----|
| 0   | 0   | 0   | $\rightarrow$ | 0   | 0   | 0   | 100 |
| 0   | 0   | 255 | $\rightarrow$ | 100 | 100 | 0   | 0   |
| 0   | 255 | 0   | $\rightarrow$ | 100 | 0   | 100 | 0   |
| 255 | 0   | 0   | $\rightarrow$ | 0   | 100 | 100 | 0   |
| ... | ... | ... | $\rightarrow$ | ... | ... | ... | ... |
| 255 | 255 | 255 | $\rightarrow$ | 0   | 0   | 0   | 0   |

显然,构造这样庞大的一张变换表是相当复杂繁重的一项工作,是不切实际的.那么,是否可以用一个较小的子空间变换表以较小的误差来预测这张庞大的全空间变换表呢?答案是肯定的.<sup>[6]</sup>学习是人类获得智慧的基本途径,机器学习是使计算机获得智能的根本途径.下面我们从机器学习的角度来阐述这一问题.

**定义 3.1.** 设  $E_I = D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n, E_O = G_1 \times G_2 \times \dots \times G_m$ , 其中  $E_I$  是输入向量空间,  $E_O^* = E_O \cup \{\text{unknown}\}$  是输出向量空间,  $F$  是从  $E_I$  到  $E_O^*$  的匹配函数;如果有任意  $v \in E_I$ , 唯一存在  $u \in E_O^*$ , 使得  $u = F(v)$ .

记  $F(v) = (f_1(v), f_2(v), \dots, f_m(v)), u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ , 则  $f_i$  也是  $E_I$  到  $G_i^*$  的匹配函数, 其中  $G_i^* = G_i \cup \{\text{unknown}\}$ ,  $G_i$  是  $E_O$  的第  $i$  个分量,  $G_i$  是一维有限离散向量空间.所以,  $f_i(v)$  反应了输入离散向量空间  $E_I$  和输出离散向量空间  $E_O$  的第  $i$  个分量  $G_i$  的匹配关系 ( $i=1, 2, \dots, m$ ).

**定理 3.1.** 一个学习算法能够生成一个从  $E_I$  到  $E_O^*$  的匹配函数;  $E_I = D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n$  是输入向量空间,  $E_O^* = G_1 \times G_2 \times \dots \times G_m \cup \{\text{unknown}\}$  是输出向量空间.

**证明:** 设  $X$  是训练例子集 ( $X \subset E_I$ ), 对每个  $i (1 \leq i \leq m)$ , 从  $X$  到  $G_i$  的映射  $f_i$ , 能够通过学习算法训练 ( $X, G_i$ ) 后生

成.  $f_i$  的定义域可扩展如下:

$$f_i^*(v) = \begin{cases} f_i(v) & v \in S_i \\ \text{unknown} & v \in E_I - S_i \end{cases}$$

对于每个  $v \in E_I, S_i = \{v | v \in E_I, \text{学习算法的结果(例如,规则、决策树或函数形式)能够覆盖 } v\}, i = 1, 2, \dots, m.$

显然,集合  $S_i (1 \leq i \leq m)$  的大小  $S$  依赖于相应的学习算法和  $S_i \supset X$  的情况,就是说,  $S_i$  可认为是训练例子集  $X$  的扩展. 设  $F(v) = (f_1^*(v), f_2^*(v), \dots, f_m^*(v)), v \in E_I$ , 则  $F$  是由学习算法生成的  $E_I \rightarrow E_O^S$  匹配函数, 证毕.  $\square$

由定理 3.1, 我们知道, 一个复杂的多维对多维的数据空间对应关系, 可以通过学习算法, 在不影响原有的多维对多维的本质关系的前提下, 通过几个多维对一维的数据空间对应关系的解决来获得. 这也符合我们所熟悉的分治策略原理. 那么, 如何解决彩色匹配中 RGB 与 CMYK 空间复杂的对应关系? 我们也可以由定理 3.1 给出一个合理的解决方案. 首先通过学习算法分别确定  $C, M, Y, K$  与  $R, G, B$  之间的单函数关系:  $C = f_c(R, G, B), M = f_m(R, G, B), Y = f_y(R, G, B), K = f_k(R, G, B)$ ; 然后在此基础上, 根据一定的策略, 综合形成一种多维对多维的数据空间对应关系(函数):  $(C, M, Y, K) = F(R, G, B)$ . 这样, 就可以通过对较少的有代表性的训练例子集进行学习来确定匹配函数, 从而对整个色彩空间变换以较小的误差进行预测, 以达到较好的效果, 从而具有了学习能力.

### 3.2 训练例子的选择

由于 RGB 和 CMYK 空间非常大, 如何选择具有代表性的训练例子空间是非常重要的. 根据色彩的组合规律, 我们分别选择 4 组纯色色块和 4 组混色色块作为训练例子集, 基本上可以反映出大多数色彩混合的规律. 首先用彩色打印机在 CMYK 方式下打印 8 组, 共 800 个基本训练色块, 然后用测光仪 ColorTron 分别测定其各自的反射光  $R, G, B$  值, 形成训练例子集(见表 2、表 3).

表 2 纯色训练数据

| R   | G   | B   | ← | C   | M   | Y   | K   |
|-----|-----|-----|---|-----|-----|-----|-----|
| 243 | 250 | 253 | ← | 1   | 0   | 0   | 0   |
| ... | ... | ... | ← | ... | 0   | 0   | 0   |
| 0   | 143 | 205 | ← | 100 | 0   | 0   | 0   |
| 247 | 243 | 252 | ← | 0   | 1   | 0   | 0   |
| ... | ... | ... | ← | 0   | ... | 0   | 0   |
| 210 | 19  | 119 | ← | 0   | 100 | 0   | 0   |
| 247 | 244 | 251 | ← | 0   | 0   | 1   | 0   |
| ... | ... | ... | ← | 0   | 0   | ... | 0   |
| 250 | 231 | 63  | ← | 0   | 0   | 100 | 0   |
| 247 | 249 | 251 | ← | 0   | 0   | 0   | 1   |
| ... | ... | ... | ← | 0   | 0   | 0   | ... |
| 49  | 45  | 58  | ← | 0   | 0   | 0   | 100 |

表 3 混色训练数据

| R   | G   | B   | ← | C   | M   | Y   | K |
|-----|-----|-----|---|-----|-----|-----|---|
| 229 | 231 | 238 | ← | 1   | 1   | 0   | 0 |
| ... | ... | ... | ← | ... | ... | 0   | 0 |
| 50  | 45  | 115 | ← | 100 | 100 | 0   | 0 |
| 228 | 234 | 234 | ← | 1   | 0   | 1   | 0 |
| ... | ... | ... | ← | ... | 0   | ... | 0 |
| 0   | 132 | 88  | ← | 100 | 0   | 100 | 0 |
| 243 | 232 | 235 | ← | 0   | 1   | 1   | 0 |
| ... | ... | ... | ← | 0   | ... | ... | 0 |
| 214 | 44  | 67  | ← | 0   | 100 | 100 | 0 |
| 241 | 238 | 242 | ← | 1   | 1   | 1   | 0 |
| ... | ... | ... | ← | ... | ... | ... | 0 |
| 54  | 47  | 57  | ← | 100 | 100 | 100 | 0 |

同时, 考虑到不同的纸张对光的吸收作用也不同, 我们对测得的一组纸张的反射光值, 取平均值, 形成  $(R_w, G_w, B_w)$ . 在训练例子中, 纯色数据用于学习基本色彩规律, 混色数据用于根据具体的实际色彩混合情况来校正误差, 提高精度.

### 3.3 匹配函数的科学发现

确定了训练例子之后, 采用何种学习算法, 从表 2、表 3 的数据中发现彩色匹配的规律并推广到整个色彩空间是我们所要解决的一个重要问题. 常用的学习算法主要有规则学习(AQ15)、决策树学习(ID3)、神经网络(BP)等.<sup>[5]</sup> 然而, 针对彩色匹配这种大规模的多维数据空间对应问题, 显然不是上述几种常用方法所能解决的. 在 RGB-CMYK 的空间对应关系中, 应该存在一种较为复杂的函数关系. 那么, 如何从少量的训练例子中发现这样的函数? 科学发现的思想为我们提供了广阔的前景.<sup>[10,11]</sup> BACON 系统是在科学发现领域应用最广的基本规则系统<sup>[16]</sup>, 该系统利用一些强有力的启发式规则比较有效地寻找一些可能的规则空间, 有时也能发现一些有用的概念更简明地描述规则. 利用 BACON 系统, 目前已经重新发现了自由落体、欧姆定律及复杂的开普勒第 3 定律等许多科学规律. 本文采用 BACON 系统作为学习算法, 从训练例子中来发现匹配函数.

#### 3.3.1 BACON 中的启发式规则<sup>[10]</sup>

在 BACON 系统中利用一些强有力的启发式规则比较有效地寻找一些可能的规则空间, 主要规则有以下几种:

① 发现规则:重复一过程,该过程依次通过每一个自变量  $I$  的值记录其对应的因变量的值,直到自变量  $I$  的所有值都已记录完成;然后找出记录的因变量和自变量的值之间的规则。② 常量规则:如果在所有的数据集中,因变量  $D$  的值都为  $V$ ,则可以推断  $D$  有一恒定的常量值  $V$ 。③ 线性规则:如果对自变量  $X$  和因变量  $Y$  都已记录了一系列的值,而且变量  $X, Y$  的值都线性相关于斜率  $K$  和截点  $B$ ,则可以推断变量  $X$  和  $Y$  之间存在着一种线性关系,即它们都线性相关于斜率  $K$  和截点  $B$ 。④ 递增规则:如果对自变量  $X$  和因变量  $Y$  都已记录了一系列的值,而且因变量  $Y$  的绝对值随着自变量  $X$  的绝对值的递增而递增,并且这些值不是线性相关的,则考虑变量  $X$  和  $Y$  之比。⑤ 递减规则:如果对自变量  $X$  和因变量  $Y$  都已记录了一系列的值,而且因变量  $Y$  的绝对值随着自变量  $X$  的绝对值的递增而递减,并且这些值不是线性相关的,则考虑变量  $X$  和  $Y$  之积。

### 3.3.2 彩色匹配基本规律的发现

我们首先应用 BACON 系统,针对表 2 的纯色训练数据分别发现 C-RGB, M-RGB, Y-RGB 的纯色变化规律( $K$  色为灰度平衡作用,暂不考虑):

$$\left. \begin{aligned} R_c &= R_w - \alpha_1 C_1 \\ G_c &= G_w - \beta_1 C_1 \\ B_c &= B_w - \gamma_1 C_1 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} R_m &= R_w - \alpha_2 M_1 \\ G_m &= G_w - \beta_2 M_1 \\ B_m &= B_w - \gamma_2 M_1 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} R_y &= R_w - \alpha_3 Y_1 \\ G_y &= G_w - \beta_3 Y_1 \\ B_y &= B_w - \gamma_3 Y_1 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

然后,我们从颜料对光的吸收叠加原理及定理 3.1,综合式(3)~(5),得到关于一束白光照射到印刷颜料的白纸上反射到人眼中的 RGB 色光和印刷的颜料 CMY 的关系式:

$$\left. \begin{aligned} R &= R_w - \alpha_1 C - \alpha_2 M - \alpha_3 Y \\ G &= G_w - \beta_1 C - \beta_2 M - \beta_3 Y \\ B &= B_w - \gamma_1 C - \gamma_2 M - \gamma_3 Y \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

对式(6)进行逆变换,得到 RGB→CMY 空间的变换关系:

$$\left. \begin{aligned} C &= A_{11}(R - R_w) + A_{12}(G - G_w) + A_{13}(B - B_w) \\ M &= A_{21}(R - R_w) + A_{22}(G - G_w) + A_{23}(B - B_w) \\ Y &= A_{31}(R - R_w) + A_{32}(G - G_w) + A_{33}(B - B_w) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

这样,通过科学发现的学习算法,我们获得了彩色匹配的基本规律:RGB→CMY 的矩阵变换关系式(见式(7))。

### 3.3.3 误差校正函数的发现

由于彩色匹配基本规律只是从纯色训练数据中发现而得到的,对于混色数据及不同打印机颜料输出的叠加方式没有完全体现。因此,还要通过对混色数据(见表 2)的学习来进一步校正误差,发现误差校正函数。将表 2 中的 RGB 数据作为输入数据,CMY 数据作为相应的实际输出数据,然后利用关系式(7),根据给定的 RGB,输出相应的计算值  $C', M', Y'$ 。那么,  $C - C', M - M', Y - Y'$  即是相应的误差值,误差比较小,有一定的规律性。我们利用 BACON 系统分别对  $C - C', M - M', Y - Y'$  的数据进行学习,发现相应的误差函数  $C = F_c(C')$ ,  $M = F_m(M')$ ,  $Y = F_y(Y')$ ,都是二次多项式函数。

这样,通过混色数据的误差校正后,再采用 UCR 方法<sup>[5]</sup>,根据表 2 中  $K$  色数据(第 8 列),从得到的 CMY 数据中减去一部分底色,形成黑色  $K$ ,最后得到输出 CMYK。从而获得了彩色匹配的 RGB→CMYK 的较为完整的规律。

## 4 实验结果比较

本文选择了 1 000 个标准常用色块进行测试,采用国际流行的著名的图象处理软件 PhotoShop 3.0 和我们研究的基于机器学习的 HIT-CMM 软件进行了比较,其平均误差比较结果见表 4(其中  $R, G, B$  为原始图象的值,  $R', G', B'$  是经过 RGB-CMYK 变换打印到白纸上的颜料  $C, M, Y, K$  后,再用测光仪检测得到的反射值)。

表4 PhotoShop和HIT-CMM的误差结果比较 (%)

|              | $ R-R' $ | $ G-G' $ | $ B-B' $ | $ RGB-R'G'B' $ |
|--------------|----------|----------|----------|----------------|
| PhotoShop3.0 | 10.02    | 9.27     | 10.45    | 10.05          |
| HIT-MM       | 6.48     | 5.86     | 7.21     | 5.68           |

具体的打印比较结果是在BJC455J打印机、Bayer方式、Coate纸的条件下进行的。打印的图象是具有代表性的国际印刷标准图ISO-400的图象(由于彩色印刷方面的原因,打印的彩图此处从略)。实验结果表明,基于机器学习的彩色匹配技术具有很强的学习能力,能够充分体现彩色打印机的墨水、打印方式和纸张的特性,效果明显好于PhotoShop3.0(标准RGB)的结果。

## 5 结论

彩色匹配技术问题是当前彩色印刷的一项重要的世界性技术难题。本文从机器学习的角度出发,提出了基于学习的色彩空间变换方法,利用科学发现的基本思想,自动发现各种彩色打印机在不同的打印(抖动)模式、墨水和纸张下的打印特性并进行有效的学习,从而较为成功地解决了彩色喷墨打印机中的彩色匹配的自动化和通用性问题,取得了理想的匹配效果。本文进一步的研究方向是寻找更为合理的训练数据和更好的学习算法。

### 参考文献

- 1 Fairchild M D, Berns R S. Image color-appearance specification through extension of CIELAB. *Color Research and Application*, 1993,18(3):178~190
- 2 Viggiano J A S, Wang C J. A comparison of algorithms for mapping color between media of differing luminance ranges. In: *Proceedings of the Technical Association for the Graphic Arts. Vol 2. 1992. 956~974*
- 3 Nakamura, Sayanagi. Gray component replacement by the neugebauer equations. In: *Proceedings of the International Society for Optical Engineering. Vol 1184, 1989. 50~63*
- 4 Hung Po Chieh. Colorimetric calibration in electronic imaging devices using look-up-table model and interpolations. *Journal of Electronic Imaging*, 1993,25(2):53~61
- 5 Okatsu, Murai, Kita. High accurate color transformation based on UCR. *Japan Hardcopy Papers Collection'94, 1994. 177~180*
- 6 Hung Po Chieh. Colorimetric calibration for four-color printer. *Japanese Picture Committee, 1993,56(2):112~122*
- 7 Keiji Tajima. Color-image copy theory. *Image Technology Committee, Maruzen Co., Inc., 1994. 75~107*
- 8 李国杰. 人工智能的计算复杂性研究. 模式识别与人工智能, 1992, 5(3):280~287  
(Li Guo-jie. Research on computational complexity of artificial intelligence. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1992, 5(3):280~287)
- 9 Hong Jia-rong. Learning from example and multi learning system AE5. *Journal of Computer Science and Technology*, 1989, 12(2):98~105
- 10 Langley P. BACON. 1: a general discovery system. In: *Proceedings of the 2nd National Conference of Canadian Society for Computational Studies in Intelligence. 1978. 173~180*
- 11 Li Ai-zhong *et al.* Recursive function method of science discovery. *Journal of Computer Science and Technology*, 1993, 16(8): 577~582

## A Color Matching Method Based on Machine Learning

QIAN Guo-liang<sup>1</sup> CHEN Bin<sup>1</sup> SHU Wen-hao<sup>1</sup> HONG Yong<sup>1</sup> MA Pei-jun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Department of Computer Science and Engineering Harbin Institute of Technology Harbin 150001)

<sup>2</sup>(Canotec Corporation Incorporated Japan)

**Abstract** It is an important and hard technique problem in the area of color printing to keep the accordance of color between the different devices. In this paper, from the view of machine learning, a new color space transformation method based on machine learning is presented. Using the basic ideas of science discovery, it successfully solves the automatic and general problem in the different color ink printers. The experimental results show that this approach is superior to the traditional methods. Currently, this technique has been applied to the new products in the color ink printer markets, under the cooperation with Canotec Corporation Incorporated in Japan.

**Key words** Color matching, space transformation, machine learning, science discovery.