

## 基于FICA的色彩信号宽带多光谱空间研究

李梅<sup>1</sup>, 孔令罔<sup>2</sup>

(1. 运城学院, 运城 044000; 2. 武汉大学, 武汉 430079)

**摘要:** **目的** 利用快速独立成分分析法, 实现有效利用色彩光谱信息进行色彩精度复制的关键技术。 **方法** 利用快速独立成分分析法对孟塞尔 colormatt 光谱数据集进行光谱空间降维, 并利用选用的独立成分进行光谱空间重建; 从累积空间覆盖率和表色精度等方面对该方法进行评价。 **结果** 随着选用独立成分个数的增加, 累积空间覆盖率和表色精度数据逐步增大, 当选用8个独立成分时, 累积空间覆盖率和表色精度逐步处于平稳状态; 根据需求选用5个基矢量对颜色进行准确光谱重建, 最终累积空间覆盖率达到97%, 99.92%的重构光谱拟合度达0.9以上, 100%的样品色差小于0.5。 **结论** 利用快速独立成分分析法进行光谱空间降维, 能够高精度地表示原始光谱空间。

**关键词:** 快速独立成分分析法; 宽带多光谱空间; 累积空间覆盖率; 色差; 光谱拟合度

**中图分类号:** TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2015)09-0119-05

## Color Signal Wide-band Multispectral Space Research Based on FICA

LI Mei<sup>1</sup>, KONG Ling-wang<sup>2</sup>

(1. Yuncheng Institute, Yuncheng 044000, China; 2. Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**ABSTRACT:** The aim of this work was to use fast independent component analysis to achieve effective utilization of the key technology of colour spectrum information reproducing color accuracy. Fast independent component analysis was applied to munsell colormatt spectroscopy data set for dimension reduction of the space, and the chosen independent components were used to reconstruct spectral space, finally this method was evaluated from the two aspects of accumulated space coverage and colorful accuracy. With the increase of the chosen number of independent components, the cumulative spatial coverage and colorful accuracy data increased gradually. When eight independent components were selected, the cumulative space coverage and colorful precision tended to be steady gradually. According to the demand, five base vectors were selected for accurate color spectrum reconstruction, and eventually the cumulative space coverage reached 97%, the fitting degree of 99.92% of the reconstructed spectrum reached 0.9 and above, the color difference of 100% of samples was less than 0.5. Using fast independent component analysis for dimension reduction of the spectral space could achieve high-precision representation of the original spectral space.

**KEY WORDS:** fast independent component analysis; wide-band multi-spectral space; cumulative space covering ratio; color difference; fitting degree of the spectrum

色彩是人眼、大脑对物质反射光或发光体所产生的视觉效应, 这种色彩视觉不仅由物体表面的物理性质所决定, 还受到光照、周围环境色彩及观察者心理等因素的影响<sup>[1]</sup>。传统原稿复制是基于同色异谱原理的条件匹配, 难以实现颜色的一致性, 即使是

显示器间也不例外<sup>[2-3]</sup>。随着社会对色彩复制精度要求的提升, 图像颜色信息高保真输出与再现得到了广泛关注<sup>[4]</sup>。众所周知, 只有取得原稿尽可能多的信息, 才能在同种情况下更好地进行原稿复制<sup>[5]</sup>。在当代印刷中, 以数字生产技术为手段, 以泛网络化系统

收稿日期: 2014-12-08

基金项目: 运城学院院级科研项目 (CY-2013021)

作者简介: 李梅(1987—), 女, 山西吕梁人, 硕士, 运城学院助教, 主要研究方向为色彩科学与应用。

为平台来实现图文传播,以宽带多光谱进行色彩复制已逐步成为社会主流<sup>[6]</sup>。在CIE15.2中也已指出,以5 nm带通滤波器采集的原始光谱信息,可以有效增加颜色叠加的自由度,扩大印刷色域,消除同色异谱的影响,可动态选择最佳墨色组合,进而真正实现高保真印刷复制<sup>[7]</sup>。这种方法数据量大,相近色彩间数据相关性强,会导致信息冗余、处理时间长等问题出现<sup>[8]</sup>。经研究发现,5~8个基矢量对于艺术品的准确光谱重建已经足够<sup>[9]</sup>。如何从原始信息中选择有效信息代替高维光谱信息,已成为利用光谱信息进行色彩精度复制的关键。在此,利用快速独立成分分析法(Fast Independent Component Analysis,简称FICA)<sup>[10-11]</sup>对孟塞尔colormatt光谱数据集进行了光谱空间降维,并实现了5个基矢量对颜色的准确光谱重建,最后从累积空间覆盖率<sup>[12]</sup>、色差及光谱拟合度等方面对独立成分分析法进行了评价。

## 1 FICA原理

FICA的作用是将一组混合信号经过计算处理,找出组成该组混合信号的独立成分,也称为盲源分离。具体可进行如下表示。

假设1组源信号:

$$\mathbf{X}=(x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T$$

通过计算处理找出其独立成分为:

$$\mathbf{S}=(s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t))^T$$

则计算处理过程可表示为:

$$\mathbf{X}=\mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{S}$ 为未知矩阵; $t$ 为样本标号。

FICA利用高阶统计矩提取得到的独立成分具有更强的统计特性,能够更好地保留原始数据的有效信息<sup>[13]</sup>。

当源信号的多个混合信号数目与独立成分数目相同时,解混矩阵为 $\mathbf{A}$ 的逆 $\mathbf{W}$ ,独立成分 $\mathbf{S}$ 可表示为:

$$\mathbf{S}=\mathbf{W}\mathbf{X} \quad (2)$$

$$\mathbf{W}=\mathbf{A}^{-1} \quad (3)$$

根据提取独立成分 $\mathbf{S}$ 求解的具体方式不同,FICA算法可以分为串行正交化算法(即渐进算法)和并行正交化算法(即并行算法)等2类。渐进算法是指将独立成分一个接一个的估计出来;并行算法是指将独立成分一次性估计出来。在此,利用并行算法,因为这种算法进行的是并行批量迭代,不会产生累积误差,与串行正交化算法相比,所得到的结果误差比较小<sup>[14]</sup>。

## 2 算法实现

研究采用芬兰Kuopio大学的AOTF Munsell Color Matt光谱数据集,这个数据集包含有1250个色样的光谱反射率,具有光谱代表性。此光谱数据集是从400~700 nm间隔5 nm测量的,形成 $61 \times 1250$ 矩阵。其中,在波长400~420 nm处,光谱反射率噪声比较大。

### 2.1 色彩信号光谱空间降维

色彩信号的光谱空间降维,根据FICA原理也就是对所用AOTF Munsell Color Matt光谱数据集进行独立成分提取。

1) 对观测数据 $X$ 进行中心化,记为 $x$ :

$$X-E\{X\} \rightarrow X \quad (4)$$

2) 对数据 $X$ 进行白化得到 $Z$ :求取数据 $X$ 的协方差矩阵,并得出它的特征值和特征向量,进而求得球化矩阵,然后对数据 $X$ 进行球化。这样就消除了原始数据间的二阶相关,实现方差为1,从而简化了运算过程,见式(5)(6)(7)。

$$\begin{cases} (C - \lambda E)\beta = 0 \\ |C - \lambda E| = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$V = A^{-1/2}U^T \quad (6)$$

$$Z = VX \quad (7)$$

白化作为ICA的预处理,可以在一定程度上降低盲源分离问题的复杂度,有效减少工作量,并且计算简单。此外,当混合信号 $X$ 的个数大于独立成分 $S$ 的个数时,可以利用白化直接将混合信号的维数降到与独立成分的维数相同<sup>[15]</sup>。

3) 选择预先估计的独立成分个数 $m$ 。

4) 任意选取所有初始权矢量 $W_j, j=1, 2, \dots, m$ , 并对其单位标准化。

5) 更新 $W_j$ 。对 $W_j$ 进行迭代,其中, $g(\cdot), g'(\cdot)$ 为:

$$E\{Zg(W_j^T Z)\} - E\{g'(W_j^T Z)\} W_j \rightarrow W_j \quad (8)$$

$$g_1(x) = \tanh(a_1 x) \quad (9)$$

$$g'_1(x) = a_1(1 - \tanh^2(a_1 x)) \quad (10)$$

6) 对上一步所得的 $W_j$ 进行正交标准化处理。

$$W = (WW^T)^{-1/2}W \quad (11)$$

7) 假如 $W_j$ 不满足式(12),则说明 $W_j$ 不收敛,则返回5)。

$$W_j \cdot W_{j-1} \neq 1 \quad (12)$$

$$8) \text{ 求取独立成分。公式为: } s = W^T Z \quad (13)$$

9) 原始数据的独立成分 $S$ 表示为:

$$S = s + W^T V \cdot E\{X\} \quad (14)$$

依次应用上速步骤得到独立成分,数据见表1,分布见图1。

表1 独立成分光谱反射率分布

Tab.1 The spectral reflectance distribution of independent components

IC1	IC2	IC3	IC4	IC5	IC1	IC2	IC3	IC4	IC5
-3.001 52	-0.923 76	0.237 107	0.433 303	0.552 631	-0.992 09	-0.972 85	0.385 246	0.525 23	0.999 96
-1.128 02	-2.542 65	0.151 309	0.468 367	0.614 326	-0.997 58	-0.954 44	0.443 344	0.561 159	0.993 448
-1.081 08	-1.579 34	0.410 876	0.317 905	0.414 039	-0.999 51	-0.939 87	0.494 791	0.597 072	0.981 91
-1.106 62	-1.211 11	0.557 618	0.286 475	0.349 202	-1.005 84	-0.913 72	0.542 528	0.630 532	0.962 735
-1.027 14	-1.168 43	0.594 923	0.268 389	0.301 807	-1.021 59	-0.871 78	0.583 123	0.664 057	0.917 31
-1.013 48	-1.073 01	0.570 051	0.225 258	0.273 043	-1.046 22	-0.830 06	0.604 779	0.698 023	0.858 279
-0.983 47	-1.002 96	0.575 059	0.219 503	0.268 975	-1.060 09	-0.797 86	0.605 699	0.718 758	0.796 232
-0.977 44	-0.971 02	0.5795	0.207 905	0.272 272	-1.075 99	-0.773	0.582 957	0.730 448	0.740 469
-0.981 34	-0.940 89	0.572 629	0.193 443	0.274 318	-1.0877	-0.749 56	0.531 08	0.739 84	0.670 771
-0.977 69	-0.904 97	0.572 621	0.181 384	0.277 598	-1.093 34	-0.736 26	0.460 078	0.741 18	0.594 121
-0.987 52	-0.874 85	0.557 959	0.167 851	0.289 932	-1.090 93	-0.745 15	0.395 188	0.740 833	0.538 688
-0.999 87	-0.849 28	0.5248	0.153 069	0.310 229	-1.087 61	-0.754 66	0.323 047	0.731 258	0.497 132
-1.0141	-0.812 97	0.475 262	0.137 007	0.335 297	-1.088 28	-0.758 95	0.271 072	0.724 879	0.476 74
-1.030 61	-0.791 87	0.433 822	0.121 934	0.358 879	-1.084 37	-0.7594	0.246 057	0.718 808	0.458 366
-1.0445	-0.776 35	0.384 891	0.107 997	0.384 647	-1.0761	-0.769 05	0.204 689	0.711 335	0.434 315
-1.05682	-0.753 19	0.302 217	0.084 233	0.425 735	-1.068 54	-0.778 58	0.167 652	0.701 055	0.405 919
-1.072 23	-0.740 76	0.185 133	0.056 323	0.483 959	-1.061 41	-0.807 97	0.127 063	0.693 945	0.385 452
-1.085 79	-0.7179	0.088 367	0.037 221	0.530 241	-1.0544	-0.830 18	0.090 077	0.685 401	0.373 326
-1.079 94	-0.727 22	0.003 29	0.031 256	0.581 733	-1.047 81	-0.842 71	0.069 678	0.681 333	0.359 987
-1.082 38	-0.734 78	-0.037 43	0.033 28	0.613 335	-1.040 51	-0.862 47	0.051 446	0.675 518	0.349 924
-1.088 72	-0.743 23	-0.063 11	0.044 126	0.643 885	-1.030 41	-0.889 78	0.028 08	0.672 178	0.340 492
-1.088 92	-0.769 62	-0.074 13	0.068 281	0.695 687	-1.023 66	-0.900 67	0.002 903	0.662 796	0.334 118
-1.077 92	-0.819 12	-0.082 54	0.108 961	0.766 685	-1.011 32	-0.935 08	-0.023 43	0.657 683	0.329 497
-1.064 36	-0.863 04	-0.074 02	0.147 287	0.831 685	-1.001 29	-0.952 32	-0.040 28	0.653 703	0.321 854
-1.0459	-0.906 17	-0.068 24	0.179 729	0.881 93	-0.996 77	-0.973 29	-0.065 17	0.649 016	0.322 737
-1.014 94	-0.956 61	-0.042 76	0.220 215	0.928 844	-0.992 14	-0.988 96	-0.090 41	0.643 548	0.324 393
-0.992 47	-0.998 31	-0.007 78	0.266 664	0.969 387	-0.9835	-0.998 61	-0.105 29	0.638 689	0.324 69
-0.982 58	-1.017 99	0.039 113	0.306 346	0.994 078	-0.980 32	-1.016 13	-0.119 31	0.639 234	0.334 016
-0.980 66	-1.019 02	0.105 655	0.353 008	0.999 264	-0.971 26	-1.008 72	-0.115 57	0.629 609	0.333 534
-0.976 54	-1.008 74	0.196 372	0.408 567	1	-0.966 05	-1.005 53	-0.114 71	0.616 319	0.343 524
-0.983 83	-0.987 11	0.306 027	0.472 995	0.995 982	-0.992 09	-0.972 85	0.385 246	0.525 23	0.999 96

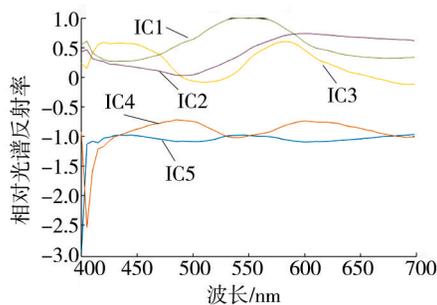


图1 独立成分分布

Fig.1 Distribution of independent components

2.2 色彩信号光谱空间重建

由原理可知,当求得独立成分S和混合矩阵A时,

就可以重建出源数据X。

根据前述光谱空间降维部分,已经求得独立成分S。而混合矩阵A可根据式(6)(11)推出:

$$A=V^{-1}W^{-1} \tag{15}$$

那么,  $\bar{X}=AS$ 。

3 实验分析

3.1 累积空间覆盖率分析

根据光谱降维第2步,可得到协方差矩阵的特征值及其对应的特征向量,进而计算累积空间覆盖率

(CSCR)。假设求得特征值为  $P$  个,从大到小排列,那么选取前  $j$  个特征值,所得到的累积覆盖率  $C_{SCR}$  为:

$$C_{SCR} = \frac{\sum_{i=1}^j \lambda_i}{\sum_{i=1}^P \lambda_i} \quad (16)$$

从而,根据累积空间覆盖率提取所需的特征值特征向量,然后求取白化向量。提取特征值个数与累积覆盖率分布见表2。

由表2可知,在1250个色样的协方差矩阵中,其

表2 累积空间覆盖率与协方差矩阵特征值个数的关系

Tab.2 The relationship between accumulated space coverage and number of the covariance matrix eigenvalue

IC个数	4	5	6	7	8	9	10	11
$C_{SCR}/\%$	95.4826	97.1998	98.406	98.832	99.219	99.4262	99.55	99.663
IC个数	12	13	14	15	16	17	18	19
$C_{SCR}/\%$	99.7497	99.8063	99.844	99.869	99.888	99.9007	99.911	99.919
IC个数	20	21	22	23	24	25	...	60
$C_{SCR}/\%$	99.9267	99.9331	99.9378	99.941	99.9454	99.9485	...	100

特征值只有60个不为0,说明有效成分只有60个,其余都可以用这60个成分混合得到。并且通过表1可知,前面几个特征值随独立成分个数的增加,增幅比较大,当独立成分个数达到11时增幅变小。这说明前面几个成分主要的独立成分,在色彩混合中,前面几个成分占主要作用,后面的成分对色彩的影响非常小,甚至可以忽略不计。当选择5个独立成分时,累积空间覆盖率已达到97%,可见,提取的独立成分可以

较好地表示源光谱表色空间。

### 3.2 表色精度分析

通过对比重构光谱和原始光谱色差<sup>[7]</sup>和光谱拟合度(GFC),来分析评价FICA应用于光谱空间的表色精度。通过改变独立成分个数来观察色差和GFC的变化,结果见表3。

由表3可知,色差受IC个数的影响尤其显著。当

表3 表色精度参数与独立成分个数的关系

Tab.3 The relationship between colorful accuracy parameters and the number of independent components

IC个数	4	5	6	7	8	9	10	11
色差(<0.5)	0.9384	1	1	1	1	1	1	1
GFC(>0.9)	0.857	0.905	0.931	0.934	0.971	0.978	0.983	0.991

独立成分为4个时,有93.84%的色样色差可达到0.5<sup>[1]</sup>,与原始光谱的色彩相比,有微量不同,不会引起人眼感觉,处于良好情况。随着独立成分个数的增多,表色精度越来越高。

当IC个数增加到5个时,经过计算可知,重构的光谱与原光谱的色差最大值为0.38672,最小值为0.002805。色差在0.5以内的比例达到100%,说明重构光谱表色只有微量变化,人眼感觉不到,达到了重建的理想状态。

同时,根据表3可知,重建后光谱的光谱拟合度最高可达到0.9999,并且99.92%的重构光谱拟合度都达到了0.9以上。可见,运用FICA法重建的光谱有理想的光谱拟合效果。

## 4 结语

快速独立成分分析法是一种相对成熟的提取独

立成分的方法。这里充分利用快速独立成分分析法对光谱进行降维,使得提取的独立成分有很强的统计特性。但不足的是,在降维前没有对原始数据集进行降噪处理,导致效果仍然不是很理想。在今后的研究中,可以考虑先对原始光谱集进行降噪处理,然后再进行光谱降维、重建,以实现高精度色彩复制。

### 参考文献:

- [1] 刘武辉,胡更生,王琪. 印刷色彩学[M]. 北京:化学工业出版社,2008.  
LIU Wu-hui, HU Geng-sheng, WANG Qi. Printing Color Science[M]. Beijing:Chemical Industry Press, 2008.
- [2] 刘振,万晓霞,黄新国,等. 基于宽带多通道的光谱反射率重建方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(4):1076—1081.  
LIU Zhen, WAN Xiao-xia, HUANG Xin-guo, et al. The Study on Spectral Reflectance Reconstruction Based on Wideband Multi-spectral Acquisition System[J]. Spectroscopy and Spec-

- tral Analysis, 2013, 33(4):1076—1081.
- [3] 王海文,李杰,万晓霞. 异种类型显示器件的色域映射技术研究[J]. 包装工程, 2008, 29(6):17—20.  
WANG Hai-wen, LI Jie, WAN Xiao-xia. Research on Gamut Mapping Technique between Heterogeneous Monitors[J]. Packaging Engineering, 2008, 29(6):17—20.
- [4] 李杰,王海文,万晓霞. 基于图像色貌模型的高动态影像显示技术研究[J]. 包装工程, 2014, 35(5):112—120.  
LI Jie, WANG Hai-wen, WAN Xiao-xia. High Dynamic Range Image Display Technique Based on Image Color Appearance Model[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(5):112—120.
- [5] 胡承伟,万晓霞. 图像系统中的色彩管理[J]. 包装工程, 2004, 25(5):27—29.  
HU Cheng-wei, WAN Xiao-xia. Color Management of Image System[J]. Packaging Engineering, 2004, 25(5):27—29.
- [6] 王海文,万晓霞,李杰,等. 当代印刷发展的核心技术[J]. 包装工程, 2008, 29(3):172—175.  
WANG Hai-wen, WAN Xiao-xia, LI Jie, et al. Key Technologies of Contemporary Printing Development[J]. Packaging Engineering, 2008, 29(3):172—175.
- [7] 王海文,李杰,万晓霞,等. 基于光谱的印刷颜色复制技术研究[J]. 包装工程, 2008, 29(4):40—43.  
WANG Hai-wen, LI Jie, WAN Xiao-xia, et al. Research on Printing Color Reproduction Technology Based on Spectral Imaging[J]. Packaging Engineering, 2008, 29(4):40—43.
- [8] 孙林. 多光谱图像获取技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2010.  
SUN Lin. Research on The Technology of Multispectral Image Acquisition[D]. Xi'an: Xidian University, 2010.
- [9] YAMAGUCHI K I. An Algebraic Solution to Independent Component Analysis[J]. Optics Communications. 2000, 177:59—64.
- [10] SHI Z, ZHAI X, AN Z, et al. Fast Fixed-point Algorithm for Blind Separation of Nonlinear Autocorrelation and Non-gaussian Sources: 2011 3rd International Conference on Awareness Science and Technology, iCAST 2011[M]. Dalian, China: 2011:40—45.
- [11] LENG Yong-gang, CHEN Ting-ting, HUANG Li-kun, et al. Repeated Blind Source Separation Based on Independent Component Analysis[J]. Zhendong Gongcheng Xuebao/Journal of Vibration Engineering, 2010, 23(5):508—513.
- [12] 孔令罔,朱元泓,李琼. 以混合算法建立宽带多光谱色彩表示空间[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2006(9):788—798.  
KONG Ling-wang, ZHU Yuan-hong, LI Qiong. Modified Multi-spectral Space for Color Representation Based on Hybrid Algorithm[J]. Journal of Wuhan university: Information Science Edition, 2006(9):788—798.
- [13] 杨金成,张南. 独立成分分析技术综述[J]. 舰船科学技术. 2007(2):83—86.  
YANG Jin-cheng, ZHANG Nan. A Review of Independent Component Analysis[J]. Ship Science and Technology, 2007(2):83—86.
- [14] 张小燕,杨卫平,冯洁,等. 光谱重建中ICA和PCA的对比[J]. 云南师范大学学报:自然科学版, 2007(3):28—35.  
ZHANG Xiao-yan, YANG Wei-ping, FENG Jie, et al. Comparison of ICA and PCA in Spectrum Reconstruction[J]. Journal of Yunnan Normal University: Natural Science Edition, 2007(3):28—35.
- [15] HILL B. Color Capture, Color Management and the Problem of Metamerism: Does Multispectral Imaging Offer the Solution Proceedings of the 2000 Color Imaging: Device-independent Color, Color Hardcopy, and Graphic Arts V[M]. San Jose, CA, USA: 2000:2—14.
- [16] 王莹,曾平,罗雪梅,等. 一种用于低维光谱空间构造的非负主成分分析法[J]. 四川大学学报:工程科学版, 2010(2):165—170.  
WANG Ying, ZENG Ping, LUO Xuemei, et al. Nonnegative Constrained Principal Component Analysis for the Construction of Low-dimensional Spectral Space[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science, 2010(2):165—170.

# 欢迎订阅

# 欢迎投稿