

# 基于高斯混合模型的区域颜色迁移

向遥<sup>1)</sup> 李宏<sup>1)</sup> 谢政<sup>1)</sup> 张卫<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(中南大学信息科学与工程学院,长沙 410083) <sup>2)</sup>(湖南大学建筑学院,长沙 410082)

**摘要** 针对具有多种颜色区域图像以及灰度图像的颜色迁移合成问题,提出了一种基于高斯混合模型的区域颜色迁移算法,以用于将一幅源图像的颜色迁移到一幅目标图像中。该算法首先在 $l\alpha\beta$ 颜色空间中,采用高斯混合模型对源图像的颜色样本空间进行聚类拟合来得到具有源图像颜色信息的参考色彩模型;然后利用该参考色彩模型对目标图像的颜色样本集进行分类决策,以确定目标图像与源图像各区域的色彩匹配关系;最后,提出了一组新的基于区域的颜色迁移公式,用于完成对目标图像的颜色迁移。实验结果表明,该算法不仅能实现两幅彩色图像之间的颜色迁移,而且能实现对灰度图像的上色处理,并均取得了较好的迁移效果。

**关键词** 颜色迁移 高斯混合模型 图像处理 建筑彩绘

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)11-1728-05

## Regional Color Transfer Based on Gaussian Mixture Model

XIANG Yao<sup>1)</sup>, LI Hong<sup>1)</sup>, XIE Zheng<sup>1)</sup>, ZHANG Wei<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083)

<sup>2)</sup>(College of Architecture, Hunan University, Changsha 410082)

**Abstract** This paper addresses the problem of regional color transfer from source image to object image based on Gaussian mixture model(GMM). Instead of choosing RGB color space, images are processed in  $l\alpha\beta$  color space, which minimizes correlation between the channels. Authors first pick up color information of the source image to construct a reference color model by adopting GMM, then classify the color samples in object image according to the model and determine the color match between object image and source image. At last, new color transfer formulas are proposed for regional color transfer. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm works very well not only on transferring color between two color images but also on colorizing gray image by color transfer from a color image.

**Keywords** color transfer, Gaussian mixture model(GMM), image processing, architecture colored-drawing

## 1 引言

颜色迁移是数字图像处理领域一个新兴的问题,其过程可以理解为,利用给定的图像A和B两幅图像合成一幅新的图像C,使其同时具有图像A的颜色和图像B的形状等遗传信息,通常称图像A为颜色图像,图像B为形状图像。

颜色迁移的研究始于1998年 $l\alpha\beta$ 颜色空间的提出<sup>[1]</sup>,该空间不仅基本消除了颜色分量之间的强相关性,并且可有效地将图像的灰度信息与颜色信息分离

开来,其中 $l$ 分量为亮度(灰度)分量, $\alpha$ 、 $\beta$ 为颜色分量。Reinhard等利用 $l\alpha\beta$ 颜色空间,进一步对 $l$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 进行统计对比,提出了整体颜色迁移算法<sup>[2]</sup>,并成功地实现了两幅彩色图像之间的颜色迁移。但该算法只能对具有整体基调的单一颜色图像进行处理,而对于具有多种颜色区域的图像以及灰度图像,其迁移效果不佳。胡国飞等提出了基于即时颜色空间转换矩阵的自适应颜色迁移算法<sup>[3]</sup>,即在整体颜色基调迁移公式中引入局部的纹理信息,但其并没有从根本上解决复杂场景图像的颜色迁移问题。Tai Yu-wing等针对复杂场景的图像,提出先分别对两

基金项目:湖南省教育厅重点项目(2004-244)

收稿日期:2006-06-28;改回日期:2006-08-03

第一作者简介:向遥(1983~),女,2004年获中南大学学士学位,现为中南大学信息科学与工程学院在读硕士研究生。目前主要研究方向为数字图像处理、虚拟现实。E-mail:xyey\_221@163.com

幅图像进行分割,然后经区域匹配在对应颜色区域之间进行颜色迁移的方法<sup>[4]</sup>。但该算法仅以灰度均值作为区域匹配依据,因而匹配精度不高,同时,两幅图像的分割处理使得算法执行效率较低。

本文提出一种新的基于高斯混合模型的区域颜色迁移算法,先通过提取颜色图像中最具颜色特征的样本点进行训练来得到参考色彩模型,进而确定形状图像颜色样本点与参考色彩模型各颜色类别的匹配关系;然后统计匹配区域的亮度、颜色和局部纹理信息,完成从颜色图像到形状图像的区域颜色迁移。通过将该算法应用到褪色、变色建筑彩绘的色彩修复中,分别对彩色图像和灰度图像进行迁移合成处理实验,均获得了较好的实验效果。

## 2 算法描述

颜色迁移通常基于如下假设:颜色图像和形状图像具有相似的内容,且对应的场景和物体有着相似的亮度、颜色和邻域统计量,即可以认为颜色图像和形状图像对应的颜色区域具有相似的颜色分布。由于图像颜色样本空间的分布通常满足一定的概率统计分布,因此可以利用概率统计模型来拟合图像的颜色样本空间,这样,颜色迁移的问题便转化为一个模式识别<sup>[5]</sup>的问题(见图 1)。

颜色迁移时,首先将颜色图像和形状图像从 RGB 空间转换到  $\alpha\beta$  颜色空间;然后从颜色图像中提取特征样本点作为训练集,以得到具有颜色图像各区域颜色分布信息的参考色彩模型;接着计算形状图像的颜色样本点及其邻域相对参考色彩模型各类别的后验概率,再根据最大后验概率方法对形状图像颜色样本进行分类,并确定其与模型各颜色类别的匹配关系,以实现颜色图像与形状图像匹配区域之间的颜色迁移;最后,将迁移合成的图像转换回到 RGB 颜色空间。

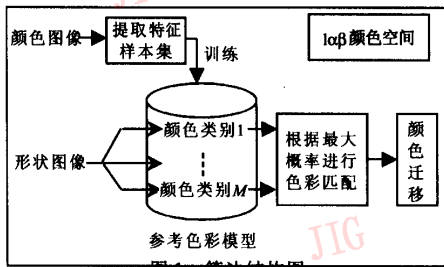


图 1 算法结构图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

## 3 参考色彩模型

### 3.1 高斯混合模型

在  $\alpha\beta$  颜色空间中,由于一幅图像可以看作是大量颜色样本点的集合,因此,对图像进行颜色区域的划分,可以转化为对图像中颜色样本点的分类。由于通常可以认为图像各区域的色彩分布近似服从高斯正态分布,因此每个颜色区域就可以由一个 3 维高斯密度函数来表示,这样利用多个高斯密度函数的线性组合——高斯混合模型就可以完成对整幅图像的色彩分布的逼近。

设颜色图像共有  $M$  个颜色区域,每个颜色区域代表一个颜色分类,设  $i=1, \dots, M$ , 则颜色样本矢量  $X$  对于第  $i$  个颜色分类的高斯概率密度函数可写为

$$G_i(X) = (2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(X-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (X-\mu_i)\right)$$

其中,  $\mu_i$  为各类的平均矢量,  $\Sigma_i$  为各类的协方差矩阵,  $d$  为样本矢量的维数(颜色样本的维数为 3)。 $(X-\mu_i)^T$  表示  $(X-\mu_i)$  的转置,  $|\Sigma_i|$  和  $\Sigma_i^{-1}$  表示矩阵  $\Sigma_i$  的行列式和逆矩阵。对于一些特殊的颜色样本集,例如灰度图像的样本集,若  $|\Sigma_i| = 0$ , 则  $\Sigma_i^{-1}$  不存在,因此,可采用  $\Sigma_i$  的非零特征根的乘积来代替其行列式,再用广义逆代替  $\Sigma_i$  的逆矩阵求解。

如果将高斯混合模型解释成是对不同颜色类别(构成了图像的样本集)的“软”表述,那么,各个颜色类别的概率密度则可以被认为描述了颜色样本矢量属于  $M$  个颜色类别中各个类别的可能性分布。代表这些颜色类别的  $M$  个高斯概率密度的联合即高斯混合模型的混合概率密度为

$$p(X|\lambda) = \sum_{i=1}^M a_i G_i(X) \quad (1)$$

其中,  $\lambda = \{a_i, \mu_i, \Sigma_i\}$  为混合高斯模型的参数集合,分别代表混合分量的权重、均值和协方差。在单个的高斯密度函数积分为 1 的前提下,设  $a_i$  必须满足如下条件:

$$a_i \geq 0, i = 1, \dots, M, \text{ 且 } \sum_{i=1}^M a_i = 1 \quad (2)$$

以保证混合密度能代表一个真正的概率密度函数。在式(2)的约束下,求式(1)参数的解析解非常复杂,一般采用迭代方法来求解。这一求解方法就是期望最大化(expectation-maximization, EM)算法。

### 3.2 EM 算法参数估计

EM 算法在迭代中可改善高斯混合模型的参数

估计,且每次迭代会增加模型估计  $\lambda$  与观测特征矢量的匹配概率,最后收敛到参数最大似然估计的最优解。采用 EM 算法进行参数估计的过程如下:

①E-步:首先利用 K 均值聚类来初始化参数  $a_i$ 、 $\mu_i$  和  $\Sigma_i$ 。设训练样本集数目为  $N$ ,  $X = \{X_n\}$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ , 则计算样本  $X$  属于第  $i$  类的后验概率  $Q_{i,x}$  为

$$Q_{i,x} = p(X | \lambda_i) = a_i G_i(X) \quad (3)$$

标准化后为

$$R_{i,x} = \frac{a_i G_i(X)}{\sum_{i=1}^M a_i G_i(X)} \quad (4)$$

②M-步:最大化式(4),即可得到新的参数值  $\tilde{a}_i$ 、 $\tilde{\mu}_i$  和  $\tilde{\Sigma}_i$ ,具体计算公式如下:

$$\tilde{a}_i = \frac{\sum_{n=1}^N R_{i,x}}{N} \quad (5)$$

$$\tilde{\mu}_i = \frac{\sum_{n=1}^N R_{i,x} X}{N \tilde{a}_i} \quad (6)$$

$$\tilde{\Sigma}_i = \frac{\sum_{n=1}^N R_{i,x} (X - \tilde{\mu}_i)(X - \tilde{\mu}_i)^T}{N \tilde{a}_i} \quad (7)$$

利用式(4)~式(7)进行运算,迭代收敛后,即可得到与输入的样本集最匹配的参数估计,以及样本  $X$  属于第  $i$  类的后验概率。后验概率代表了样本  $X$  对应于类别  $i$  的隶属度,若隶属度越高,则表明该样本点属于类别  $i$  的可能性越高,反之,则样本点属于类别  $i$  的可能性越小。利用此特性,在进行高斯迭代之前,可先对 K 均值初始聚类后得到的各类颜色样本点进行筛选,以提取隶属度高于一定阈值(一般取 0.95)的样本点作为特征样本集。特征样本集的提取一方面可以去除各类的噪声点,以加快收敛速度,另一方面可减少测试样本的数量,从而提高运行效率。

图版 I 图 1 给出将颜色图像样本集分为 3 类的分类结果,图版 I 图 1(a)为颜色图像,图版 I 图 1(b)为颜色图像全样本集(共 17 316 个像素点)的高斯分类结果,图版 I 图 1(c)为对颜色图像进行特征样本提取后,基于特征样本集(11 800 个像素点)的分类结果。由图版 I 图 1 可以看到,基于特征样本集的分类结果,很好地提取了具有各类颜色特征的像素点,并消除了各类的噪声像素点。

因此,当以颜色图像的颜色样本集来训练高斯混合模型,则迭代收敛后得到的参数模型将是与颜色样本集最匹配的最优模型,该模型不仅最大程度

上拟合了颜色图像的样本空间,而且充分提取了颜色图像的颜色及其分布信息。

## 4 色彩匹配及迁移算法

### 4.1 亮度重映射

色彩匹配过程中,由于图像各像素点的亮度分布情况往往会对匹配结果造成较大的影响,因此需要在匹配之前,对形状图像的亮度分量  $l$  进行亮度重映射<sup>[6]</sup>(luminance remapping)。设形状图像亮度重映射后的  $l$  分量值为  $\tilde{l}$ ,其映射公式如下:

$$\tilde{l} = \frac{\sigma_{l_c}}{\sigma_{l_s}}(l - \mu_{l_c}) + \mu_{l_s} \quad (8)$$

其中,  $\sigma_{l_c}$  和  $\mu_{l_c}$  (下角 c 代表 color) 表示颜色图像中各颜色样本  $l$  分量的整体标准差和均值,而  $\sigma_{l_s}$  和  $\mu_{l_s}$  (下角 s 代表 shape),则代表形状图像各颜色样本  $l$  分量的整体标准差和均值。由于亮度重映射使得形状图像与颜色图像的亮度分布保持一致,因而有利于减少色彩匹配误差。

### 4.2 色彩匹配

色彩匹配的过程就是将形状图像的颜色样本矢量  $Y$  代入参考色彩模型中,并计算其对应于模型中每个颜色类别的后验概率  $Q_{i,y}$ 。  $Q_{i,y}$  对于色彩匹配以及迁移有着重要的意义,其主要表现在以下两方面:

①  $Q_{i,y}$  反映了样本与参考色彩模型中各颜色类别之间的匹配相似度,若概率越大,则表示与该颜色类别的匹配度越高,反之亦然;

②  $Q_{i,y}$  为形状图像的颜色样本集提供了分类决策信息。根据样本点对应于各颜色类别的最大后验概率值,就可以将形状图像的样本集分为与颜色图像相对应的  $M$  个颜色类别。

图像小区域内像素之间往往存在较大的关联性,可在对形状图像进行色彩匹配时引入局部纹理信息,定义样本点  $Y$  与参考色彩模型中颜色类别  $i$  之间的匹配相似度为

$$Q_{i,y} = p(Y | \lambda_i) + p(Y_\varepsilon | \lambda_i) \quad (9)$$

$p(Y | \lambda_i)$  和  $p(Y_\varepsilon | \lambda_i)$  分别为形状图像中样本像素点及其邻域相对于参考色彩模型类别  $i$  的后验概率(计算方法见式(3)~式(4))。当  $Y$  与  $Y_\varepsilon$  的颜色分布值相近时,则邻域概率  $p(Y_\varepsilon | \lambda_i)$  的引入将会提高匹配相似度;反之,当  $Y$  与  $Y_\varepsilon$  的颜色分布值相差较远时,则会降低匹配相似度。设  $\Omega_\varepsilon$  为样本像素点  $Y$  的  $\varepsilon$  邻域,  $Y_\varepsilon \in \Omega_\varepsilon$ , 则

$$p(Y_e | \lambda_i) = \frac{1}{Z_i} \sum_{Y_s \in \Omega_s} D(Y, Y_s) p(Y | \lambda_i) \quad (10)$$

其中,  $Z_i = \sum_{Y_s \in \Omega_s} D(Y, Y_s) p(Y | \lambda_i)$  作为归一化参数<sup>[4]</sup>。设  $Y$  与  $Y_e$  的图像空间坐标分别为  $(x, y)$  和  $(x_e, y_e)$ ,  $\delta_a$  与  $\delta_c$  分别为控制空间和颜色平滑性的参数<sup>[7]</sup>。

$$D(Y, Y_e) = \exp\left(-\frac{(x-x_e)^2 + (y-y_e)^2}{\delta_a}\right) \times \exp\left(-\frac{|Y-Y_e|^2}{\delta_c}\right) \quad (11)$$

### 4.3 迁移合成算法

经色彩匹配,形状图像被分类为与颜色图像相对应的  $M$  个颜色区域,设形状图像颜色样本  $Y$  属于形状图像中第  $j$  个颜色区域,该区域中样本的  $\alpha$ 、 $\beta$  分量  $\alpha_s, \beta_s$  的均值和标准差(下角  $s$  代表 shape)分别为  $\mu_{j,\alpha_s}, \mu_{j,\beta_s}$  和  $\sigma_{j,\alpha_s}, \sigma_{j,\beta_s}$ ,而颜色图像中第  $i$  个颜色区域的  $\alpha$ 、 $\beta$  分量均值和标准差分别为  $\mu_{i,\alpha_c}, \mu_{i,\beta_c}$  和  $\sigma_{i,\alpha_c}, \sigma_{i,\beta_c}$ ,则  $Y$  的颜色分量  $\alpha_c, \beta_c$  的迁移定义如下:

$$\tilde{\alpha} = \sum_i Q_{i,y} \left( \frac{\sigma_{i,\alpha_c}}{\sigma_{j,\alpha_s}} (\alpha - \mu_{j,\alpha_s}) + \mu_{i,\alpha_c} \right) \quad (12)$$

$$\tilde{\beta} = \sum_i Q_{i,y} \left( \frac{\sigma_{i,\beta_c}}{\sigma_{j,\beta_s}} (\beta - \mu_{j,\beta_s}) + \mu_{i,\beta_c} \right)$$

对于图像中的样本点,特别是色彩层次复杂区域的样本点,如果“硬”性将其与某一颜色类别进行匹配迁移,则往往会造成迁移后图像颜色分布的不连续。而由于  $Q_{i,y}$  反映了样本  $Y$  与颜色图像中第  $i$  个区域的匹配概率,因此保证了迁移合成图像颜色的平滑性。同时,考虑到图像灰度分布的连续性,亮度分量  $l$  的迁移采用式(8)的映射结果,  $\tilde{l}, \tilde{\alpha}, \tilde{\beta}$  分别为迁移合成图像的  $l, \alpha, \beta$  分量值。最后,将迁移合成图像从  $l\alpha\beta$  空间转换回 RGB 颜色空间。

## 5 实验

本文将该算法应用到建筑彩绘的色彩修复中,并选取了两类图像样本作为形状图像进行实验,一类为已产生变色但仍具有较多颜色信息的彩绘图像,另一类为严重褪色的彩绘图像,经预处理去色后变为灰度图像。相关实验结果图见图版 I。以图版 I 图 1(a)为颜色图像,图版 I 图 2 和图 3 分别给出采用本文提出的基于高斯混合模型的区域颜色迁移算法(以下简称“区域颜色迁移”)进行迁移的结果,并与 Reihard 等提出的整体颜色迁移算法的迁移结

果进行了比较。由图版 I 图 2 可以看到,利用整体色彩迁移合成的图像仍较大程度地保留了形状图像原有的色彩,因而与颜色图像的色彩基调相差较远;而用本文的区域颜色迁移算法得到的合成图像,其不仅与颜色图像的色彩基调非常接近,而且局部色彩的迁移效果也更加鲜明。图版 I 图 3 选用灰度图像作为迁移的对象,由这组图的迁移结果可以看到,本文的区域颜色迁移算法对于灰度图像的颜色迁移效果明显优于整体色彩迁移算法。

## 6 结论

本文提出了一种基于高斯混合模型的区域颜色迁移算法,该算法利用概率统计模型对图像的颜色分布进行拟合,并借鉴模式识别的思想完成对形状图像的色彩匹配和迁移。由于该方法综合考虑了样本颜色、灰度以及空间邻域信息,因此迁移合成的图像具有较好的颜色及空间平滑性。进一步的研究工作,将结合彩绘保护的先验知识来实现具有更强知识学习和决策能力的智能化颜色迁移,为建筑文物保护提供更有价值的借鉴和参考。进而,将该技术推广到新的应用领域,如医学图像、遥感图像等的上色处理,以及旧的黑白视频的彩色化等等。

### 参考文献 (References)

- 1 Ruderman D L, Cronin T W, Chiao C C. Statistics of correspondences to natural images: Implications for visual coding [J]. *Journal of Optical Society of America*, 1998, 15(8): 2036 ~ 2045.
- 2 Reinhard E, Ashikhmin M, Gooch B, et al. Color transfer between images [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001, 21(5): 34 ~ 40.
- 3 Hu Guo-fei, Fu Jian, Peng Qun-sheng. Adaptive color transfer [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2004, 27(9): 1245 ~ 1248. [胡国飞,傅健,彭群生.自适应颜色迁移[J].*计算机学报*, 2004, 27(9): 1245 ~ 1248.]
- 4 Tai Yu-wing, Jia Jia-ya, Tang Chi-keung. Local color transfer via probabilistic segmentation by expectation-maximization [A]. In: *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, San Diego, CA, USA, 2005, 1: 747 ~ 754.
- 5 Bian Zhao-qi, Zhang Xue-gong. Pattern recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. [边肇祺,张学工.模式识别[M].北京:清华大学出版社,2000.]
- 6 Hertzmann A, Jacobs C, Oliver N, et al. Image analogies [A]. In: *Proceedings of the SIGGRAPH 2001 [C]*, New York: ACM Press, 2001: 341 ~ 346.
- 7 Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [A]. In: *ICCV98 [C]*, Bombay, India, 1998: 839 ~ 846.

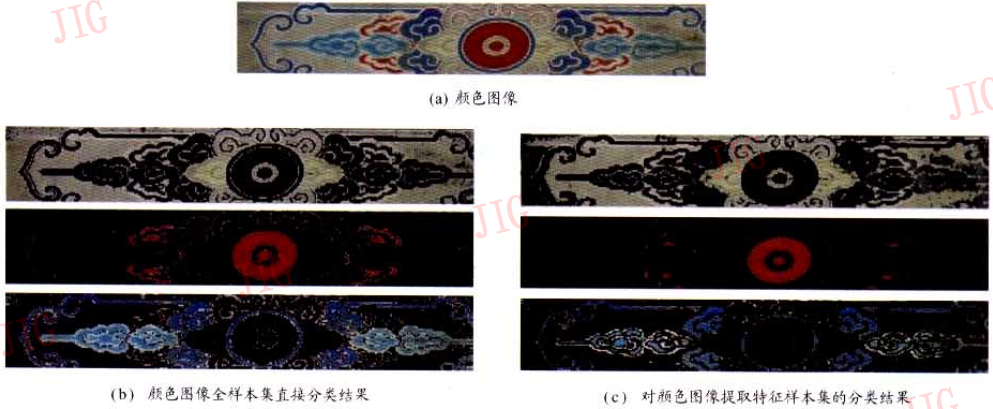


图1 颜色图像样本集分类结果比较  
Fig.1 Pixel clustering comparison of color image

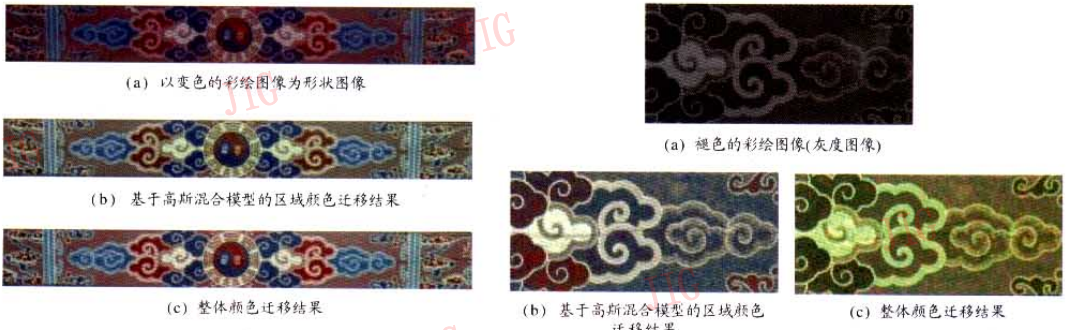


图2 变色彩绘图像的迁移效果比较  
Fig.2 Color transfer comparison of faded colored-drawing

图3 褪色彩绘图像(灰度图像)的迁移效果比较  
Fig.3 Color transfer comparison of gray colored-drawing

孙 耀等:手机电视T-DMB在L波段的覆盖研究



图1 发射台位置  
Fig.1 Locations of transmitting sites



图2 上海市区T-DMB单频网覆盖效果测试图  
Fig.2 The coverage map of Shanghai urban