

一种改进的图像色彩迁移方法

周娟丽¹, 彭海鸥²

(1. 湖南文理学院教务处, 湖南 常德 415000; 2. 中联重科, 长沙 410013)

摘要: 传统色彩迁移方法的迁移效果依赖于主观评价, 且应用局限性大。为此, 提出一种改进的图像色彩迁移方法。通过亮度拟合、分类筛选等操作从多幅源图像中选出与目标图像最匹配的参考色彩区域, 针对彩色图像, 采用隶属度概率进行平滑处理, 利用参考色彩区域的颜色分量均值和方差, 计算迁移合成值。针对灰度图像, 对颜色分量进行归一化处理, 划分灰度等级, 引入 Sigmoid 加权实现迁移合成。实验结果表明, 改进方法在视觉效果和客观评价方面都有较好的表现。

关键词: 图像色彩迁移; 亮度拟合; 隶属度概率; 参考色彩区域; 迁移合成

Improved Method of Image Color Transfer

ZHOU Juan-li¹, PENG Hai-ou²

(1. Dean's Office, Hunan University of Arts and Science, Changde 415000, China;

2. Zoomlion Heavy Industry Science and Technology Co., Ltd., Changsha 410013, China)

【Abstract】 The color migration effect of traditional methods depends on the subjective evaluation, and has a big application limitations. This paper proposes an improved method of image color transfer. It chooses the best matched color of the reference color area from the multiple source images by the brightness fitting, category selection. For the color images, the various regions of the target image are smoothed by using the probability of membership function, and the synthetic value of color transfer is computed by using the mean and variance of the reference color area; for the grayscale images, the components of reference and source color image are normalized, the gray level is divided, and the membership is weighted by the Sigmoid function, to achieve the color migration of gray images. Experimental results show that the improved method can generate convincing results with well performance in terms of objective evaluation or visual effects.

【Key words】 image color transfer; brightness fitting; probability of membership; reference color area; transfer synthesis

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.24.073

1 概述

色彩迁移^[1]是一种改变图像颜色的方法, 它参考其他的图像色彩来改变目标图像所呈现的色彩面貌, 通过将一幅图像的色彩信息添加到另一幅图像中, 使迁移后的图像不仅保留目标图像原有的形状轮廓信息, 而且具有参考图像的整体色彩信息。色彩迁移技术有着十分广泛的应用, 比如医学图像色彩修复、历史文物重现旧貌、古建筑彩画修复等。

近几年, 研究者们相继提出了一系列色彩迁移方法。文献[2]提出高阶矩在色彩迁移中的应用, 利用幂变换和模变换对源图像数据的斜度和峰度等高阶矩进行了调整, 使之接近于目标图像的斜度和峰度。文献[3]提出了一种包含高频纹理信息的向量式像素点描述方式, 并结合最近邻域搜索算法进行色彩迁移。文献[4]提出将图像划分为几个色调相对均匀的区域, 进行分段色彩迁移。文献[5]采用图像分解技术, 提取图像的结构信息和纹理信息, 将图像结构部分用基于 TV 的改进模型进行图像色彩的迁移与修复, 避免 TV 模型在平滑区域产生阶梯效应。

然而, 上述颜色迁移方法在选择参考图像时过于单一, 大多采用单幅图像, 且依赖于主观评价, 上色结果较为主观, 缺乏对图像细节的处理, 显得不够自然和真实, 具有较大的应用局限性。因此, 本文提出一种改进的图像色彩迁移方法。

2 改进的图像色彩迁移方法

在图像色彩迁移的实际应用中, 如果仅仅使用单一的源图像来实现色彩迁移, 通常不能得到很好的迁移效果。一个

较为合理的思路是采用多个源图像作为参考图像来实现色彩迁移, 这就有利于利用多幅源图像丰富的色彩特点来对源图像进行匹配与拟合。

为了从多幅源图像中选出与目标图像最匹配的颜色, 本文提出一种改进的图像颜色迁移方法。该方法主要包含了以下 5 个步骤:

(1) 将要迁移的图像变换到各颜色间不相关或相关度低的色彩空间, 找到一个正交的色彩空间。

(2) 从多个源图像中找出与目标图像亮度最相似的区域来实现亮度的拟合。

(3) 在亮度拟合的基础上, 利用最大期望(Expectation Maximization, EM)算法对源图像的颜色样本进行分类筛选。

(4) 从多个候选的参考色彩区域中选择与目标图像最匹配的样本集。

(5) 在每个目标区域都确定了与其最佳匹配的参考色彩区域后, 针对彩色图像和灰度图像, 分别给出了不同的色彩迁移方法。

2.1 色彩空间的变换

为了进行色彩迁移, 需要找到一个合适的色彩空间, 此空间的 3 个色彩分量间的相关性必须很低, 即是正交的。而目前的数字图像大多采用 RGB 色彩空间来表示, 该空间中

作者简介: 周娟丽(1985—), 女, 硕士, 主研方向: 颜色迁移技术; 彭海鸥, 学士

收稿日期: 2011-06-28 **E-mail:** zhoujl1122@126.com

的颜色分量相关度较高, 不便于处理。因此, 在进行色彩迁移之前, 需要进行色彩空间的变换, 一个理想的用于色彩迁移的空间是 $l\alpha\beta$ 空间, 其中, l 是无色分量, 表示亮度; α 和 β 表示对立色彩分量, 此空间的 3 个色彩分量间的相关性很低, 可以认为是正交的。

进行从 RGB 空间到 $l\alpha\beta$ 空间的变换, 通常需要 3 次色彩空间的变换, 依次是从 RGB 空间变换到与设备无关的 CIE XYZ 空间, 然后再变换到人眼更为敏感的以波长表示的 LMS 空间, 最后变换到 $l\alpha\beta$ 空间。为了实现从 RGB 空间到 CIE XYZ 空间的变换, 可以采用白光作为变换的参照。从 CIE XYZ 空间到 LMS 空间的色彩变换以及从 LMS 到 $l\alpha\beta$ 的变换, 主要采用主分量分析法。该方法将分散在一组相关指标上的信息集中表示到某几个不相关指标(主成分)上的进行统计分析。各个主成分用原始指标的线性组合来表示, 这样既能尽可能地保存原始指标的信息, 又能使各个主成分之间互不相关。具体的变换过程可以参考文献[1]。

2.2 亮度的拟合

亮度是影响图像色彩的重要因素, 有效地实现源图像与目标图像之间的亮度拟合是实现图像颜色迁移的前提。一般来说, 如果用来进行匹配的源图像和目标图像的亮度差异过大, 则颜色迁移是没有任何效果和意义的。因此, 为了得到更好的颜色迁移效果, 期望源图像和目标图像的亮度直方图有较多的重合区域, 这样通过实现图像间亮度的匹配处理, 就能较好地实现从源图像到目标图像的亮度拟合, 从而提高源图像和目标图像间色彩迁移的准确性。而采用多幅源图像来进行亮度的拟合, 则有利于以更高的概率来找到源图像与目标图像间的重合区域, 实现亮度的更好拟合。本文采用如下的公式来进行亮度的拟合[6]:

$$M_{s(k)} = \frac{\sigma_l^s}{\sigma_l^t} (I_{s(k)} - E_{s(k)}^l) + E_t^l \tag{1}$$

其中, $E_{s(k)}^l$ 和 $\sigma_{s(k)}^l$ 为源图像 $s(k)$ 的亮度分量 l 的均值和方差; E_t^l 和 σ_t^l 为目标图像的亮度分量均值和方差。

2.3 样本的筛选

在进行亮度的拟合后, 需要在多幅源图像样本中进行进一步的筛选, 确定源图像各个样本集与目标图像样本集的对应关系。在颜色迁移过程中匹配的区域都具有相似的统计分布, 基于此, 本文的筛选方法是以目标图像中样本训练得到的目标模型 $G(\lambda_i)$ 为初始参数模型, 来对源图像中的颜色样本进行分类筛选:

设 $G(\lambda_{s(k)})$ 为拟合源图像 $s(k)$ 色彩分布的 GMM 模型, 本文利用 EM 算法迭代估计其最优参数解, 得到源图像样本 Y 属于第 i 个高斯分量 $G(\lambda_{s_i(k)})$ 的隶属概率为:

$$p_{s(k)}^{i,Y} = \frac{p(Y |_{s_i(k)})}{\sum_{j=1}^M p(Y |_{s_j(k)})} + p_{s(k)}^{i,Y_s} \tag{2}$$

其中, $\lambda_{s_i(k)} = \{\mu_{s_i(k)}, \sigma_{s_i(k)}\}$, $\lambda_{s_i(k)}$ 的初始值等于对目标图像样本训练得到的最优模型参数 λ_i 的值; $p_{s(k)}^{i,Y_s}$ 代表 Y 的邻域隶属概率。限于篇幅, EM 算法迭代计算最优参数解的步骤不再详述。

2.4 最佳匹配区域

在样本筛选的基础上, 下一步的工作是从 K 个候选的参考色彩区域中选择一个与目标区域 t_i 最匹配的区域。本文采用如下的映射函数来确定每个与目标区域关联的高斯分量

G_{t_i} 和与候选参考色彩区域对应的高斯分量集 $\{G(\lambda_{s_i(k)}) | 1 \leq k \leq K\}$ 之间的映射关系[7]:

$$f(t_i, s_i(k)) = \frac{1}{P_{s(k)}^i} \times distance(\mu_{s_i(k)}, \mu_{t_i}) = \frac{1}{P_{s(k)}^i} \times (\mu_{s_i(k)} - \mu_{t_i})^2 \tag{3}$$

其中, $1 \leq k \leq K$, $1 \leq i \leq M$; $p_{s(k)}^i$ 表示参考色彩区域 $s_i(k)$ 样本 Y 的联合隶属概率; $distance(\mu_{s_i(k)}, \mu_{t_i})$ 表示目标区域 t_i 和参考色彩区域 $s_i(k)$ 之间的差异。

令 $SN_{s_i(k)}$ 表示属于 $s_i(k)$ 的样本数目, 则有:

$$P_{s(k)}^i = \frac{\sum_Y P_{s(k)}^{i,Y}}{SN_{s_i(k)}} \tag{4}$$

其中, $p_{s(k)}^{i,Y}$ 表示参考色彩区域 $s_i(k)$ 的样本 Y 与目标区域 t_i 之间的相似度; $p_{s(k)}^i$ 表示参考色彩区域 $s_i(k)$ 与目标区域 t_i 的相似度。 $p_{s(k)}^i$ 的值越高则两区域间的相似度越高。

由式(5)可得到 $s_i(k)$ 和 t_i 的加权均值 $\mu_{s_i(k)}$ 和 μ_{t_i} :

$$\tilde{\mu}_i = \frac{\sum_{n=1}^N p^{i,X} (X - \tilde{\mu}_i)(X - \tilde{\mu}_i)^T}{\tilde{\alpha}_i N} \tag{5}$$

这 2 个统计量主要用来表示参考色彩区域与目标区域的色彩特征。因此, 本文采用 $\mu_{s_i(k)}$ 和 μ_{t_i} 来度量 $s_i(k)$ 和 t_i 之间的距离, 距离越小, 则 2 个区域的相似性越高。

最后, 综合以上的分析, 最佳匹配区域 $BMA(t_i, s_i)$ 可以表示为:

$$BMA(t_i, s_i) = \min(\{f(t_i, s_i(k)) | 1 \leq k \leq K, 1 \leq i \leq M\}) \tag{6}$$

3 色彩迁移过程

在确定了目标区域所对应的参考色彩区域后, 接下来本文将阐述色彩迁移的主要过程。对灰度图像进行色彩迁移只有亮度信息可以参考, 而彩色图像间颜色迁移时则必须考虑目标图像原有的色彩信息, 否则迁移得到的结果将不能保证图像的清晰度和其他的一些纹理细节, 因此, 针对彩色图像和灰度图像, 本文分别给出了不同的色彩迁移方法。

3.1 彩色图像的色彩迁移

最佳匹配区域对 (t_i, s_i) 反映了从高斯分量 $G(\mu_{t_i}, \sigma_{t_i})$ 到 $G(\mu_{s_i}, \sigma_{s_i})$ 的映射, 其中, σ_{t_i} 和 σ_{s_i} 分别从协方差矩阵 Σ_{t_i} 和 Σ_{s_i} 中得到。因此, 采用如下公式来得到目标区域中各像素颜色分量 α 、 β 的迁移合成值[7]:

$$\tilde{t}_i = \frac{\sigma_{s_i}^l}{\sigma_{t_i}^l} (\tau_i - \mu_{t_i}^l) + \mu_{s_i}^l \tag{7}$$

$$\tilde{\alpha}_i = \sum_{j=1}^M p_{t_i}^{j,X} \left(\frac{\sigma_{s_i}^\alpha}{\sigma_{t_i}^\alpha} (\alpha_i - \mu_{t_i}^\alpha) + \mu_{s_i}^\alpha \right) \tag{8}$$

$$\tilde{\beta}_i = \sum_{j=1}^M p_{t_i}^{j,X} \left(\frac{\sigma_{s_i}^\beta}{\sigma_{t_i}^\beta} (\beta_i - \mu_{t_i}^\beta) + \mu_{s_i}^\beta \right) \tag{9}$$

其中, α 分量的统计量用上标 α 来表示, β 分量的统计量用上标 β 来表示; $p_{t_i}^{j,X}$ 表示样本 X 对应于目标区域 t_i 隶属度概率。式(7)主要是为了保证迁移后的图像在灰度分布上具有连续性。此外, 由于目标图像中各样本通常不仅仅属于某一幅参考图像的特定区域, 经常需要用到多幅参考图像, 因此在式(8)、式(9)中引入隶属度概率对目标图像中各区域的处理结果进行平滑, 使得利用多幅参考图像进行色彩迁移的效果更加真实合理。

3.2 灰度图像的色彩迁移

针对目前的色彩迁移算法在处理灰度图像时, 迁移效果比较差的缺点, 本文提出了一种改进的基于灰度图像的迁移算法, 其中, s_i 表示参考色彩区域; t_i 表示灰度目标区域。算法主要步骤如下:

Step1 将参考色彩区域与目标图像(灰度图像)转换到 $l\alpha\beta$ 空间。

Step2 分别对 t_i 和 s_i 中各样本的 l 、 α 和 β 分量进行归一化处理, 并划分为 R 个灰度等级。例如对于 l 分量, 有:

$$l_{\text{scaled}} = \left\lceil R \times \frac{l - l_{\min}}{l_{\max} - l_{\min}} \right\rceil \quad (10)$$

Step3 对于属于某个灰度等级 r ($q=1,2,\dots,R$) 的所有源样本点, 计算其颜色分量 α, β 均值, 分别记为 $\mu_{s_i,q}^\alpha$ 和 $\mu_{s_i,q}^\beta$; 同时计算属于等级 q 的目标样本点的灰度分量 τ 的均值, 记为 $\mu_{t_i,q}^l$ 。从而得到属于等级 q 的目标样本点颜色分量的迁移合成值:

$$\tilde{\alpha}_{t_i,q} = p_i^{i,x} \times \mu_{s_i,q}^\alpha \times \frac{l_{t_i,q}}{\mu_{t_i,q}^l} \quad (11)$$

$$\tilde{\beta}_{t_i,q} = p_i^{i,x} \times \mu_{s_i,q}^\beta \times \frac{l_{t_i,q}}{\mu_{t_i,q}^l} \quad (12)$$

对于属于等级 q 的目标样本点, 将其灰度分布映射为颜色分量 α, β 的统计分布。利用 Sigmoid 函数进行加权, 它是一个连续、光滑、单调的阈值函数, 能够使得包含较高语义成分(即色彩信息较丰富)的样本点分配得到较高的权值。根据加权处理, 在参考图像中的样本点中找到一个与目标图像中像素点最接近的点, 将样本点的 α 和 β 的值赋予目标图像中相对应的像素点。

Step4 迭代执行 Step2, 直到候选参考色彩区域中的所有样本集与目标图像都比较完毕。

Step5 将目标图像由 $l\alpha\beta$ 空间重新转换到 RGB 色彩空间, 完成整个灰度图像的色彩迁移过程。

4 实验结果与分析

本文使用 Matlab2010 来进行模拟实验, 将算法运行得到的结果与典型的整体颜色迁移方法、局部颜色迁移方法的实验结果进行比较分析。利用色彩度(colorfulness)作为颜色迁移结果的评价指标, 如表 1 所示。

表 1 色彩迁移结果评价指标

| 主观色彩评价属性 | 色彩度 C |
|---------------------|---------|
| not colorful | 0 |
| slightly colorful | 14 |
| moderately colorful | 32 |
| averagely colorful | 44 |
| quite colorful | 60 |
| highly colorful | 83 |
| extremely colorful | 110 |

色彩度是一种用来表示人对颜色进行视觉感知的属性, 通过它可以来评价图像色彩的丰富或稀疏。由表 1 可知, 不同 M 值表示图像的颜色处于不同的水平级别, 如: $C=14$ 表示该幅图像的色彩处于较低水平, 颜色比较模糊; $C=83$ 表示该幅图像的色彩处于较高水平, 颜色较为清晰。一般来说, 当一幅图像的颜色介于 averagely colorful 和 highly colorful 之间时, 该幅图像才能有较好的利用价值。

依次采用整体颜色迁移方法、局部颜色迁移方法和本文方法得到的实验结果如图 1 所示。

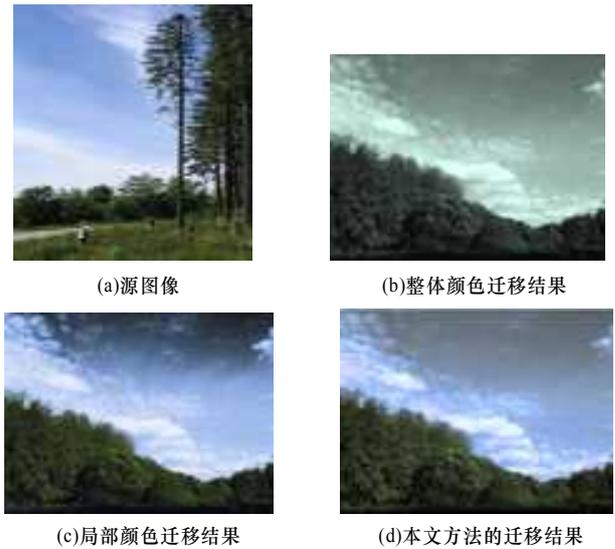


图 1 3 种方法的迁移结果对比

可以看出, 整体颜色迁移方法不能很好地分开天空和山林的颜色, 局部颜色迁移方法能够较好地实现亮度的拟合, 获得对比度较为鲜明的颜色, 而本文方法因为对彩色图像和灰度图像分别做出不同的上色处理, 所以颜色迁移的效果更优, 在得到较好的亮度和对比度的基础上, 迁移后的颜色看起来更加自然和柔和, 保证了颜色迁移结果的质量。

表 2 给出利用色彩度对迁移方法结果进行客观评价的结果, 其中, C_i 表示色彩迁移后的合成图像的色彩度; ΔC 表示迁移合成图像与源图像之间的色彩相似度。

表 2 色彩度评价结果对比

| 方法 | C_i | $\Delta C(C_s=45.8)$ |
|----------|-------|----------------------|
| 整体颜色迁移方法 | 15.8 | 31.0 |
| 局部颜色迁移方法 | 40.6 | 5.8 |
| 本文方法 | 41.8 | 4.4 |

颜色迁移要求迁移合成图像具有与源图像非常相近的色彩感觉, 令 M_s 表示源图像的色彩度, 则 $\Delta C = C_s - C_i$, 显然, ΔC 的值越小, 则表明色彩迁移算法的迁移效果越好。

与表 1 进行对照可知, 由于整体颜色迁移方法对图像的亮度、色彩分布等细节缺乏考虑, 其迁移结果的色彩度属性仅为 slightly colorful, 与源图像的色彩相差较大; 而局部颜色迁移方法和本文方法对灰度图像上色的效果非常接近, 但对于彩色图像的上色效果而言, 本文方法得到的迁移结果图像的色彩度值显然更接近于源图像的色彩度值, 这也表明本文方法能够在保证图像质量不失真的前提下, 更自然地实现颜色的迁移。

5 结束语

本文提出一种改进的图像色彩迁移方法, 能很好地解决目标图像的迁移合成问题。该方法通过亮度拟合和样本集的筛选等一系列操作, 从源图像中找到与目标匹配的参考样本集, 从而实现目标图像的迁移。下一步的工作包括: (1) 研究更加客观的评价色彩迁移的方法; (2) 对图像的颜色迁移方法的应用进行推广, 如扩展到实时视频色彩编辑、视频压缩等领域中。

(下转第 224 页)