

文章编号:1001-9081(2010)06-1629-03

结合蚁群优化搜索的图像综合特征类比在风格生成中的应用

钱 哨

(交通运输部管理干部学院 计算机系, 北京 101601)

(cjjack@163.com)

摘 要:为了解决图像风格虚拟生成过程中的参数控制困难以及运算时间较长的问题,提出了一种鲁棒的方法。该方法首先采用基于图像分割的综合特征区域纹理特征生成算法,通过与样本图像相似区域匹配获得新风格的图像;并将蚁群优化算法运用到纹理的匹配过程中以加速整个流程。实验结果表明,该算法在缩短算法时间的同时可以通过参数控制所得图像风格;以蚁群优化为代表的随机性算法能较大程度提高图像风格虚拟生成系统的综合性能。

关键词:图像类比;纹理合成;风格生成;蚁群优化搜索

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Artistic style generation by image analogy using ant algorithm based on comprehensive area features

QIAN Shao

(Department of Computer Science, Transport Management Institute, Ministry of Transport of the People's Republic of China, Beijing 101601, China)

Abstract: This paper presented a robust scheme for texture synthesis in the process of artistic style learning based on the comprehensive area features of the segmented image blobs, which speeded up the process by exploring the ant colony algorithm for the texture blobs matching firstly. The scheme also ensures the artistic style transition by the parameter setting of different sample images weights and shortens the time cost in the style generation process, which can transit the styles of several images to the targets. The preliminary experiments illustrate the good performance of the scheme. Above all, the random algorithms just like the ant colony searching algorithm can enhance the comprehensive performance of the artistic style generation system.

Key words: image analogy; texture synthesis; artistic style generation; ant colony searching algorithm

0 引言

针对计算机虚拟艺术领域中图像新艺术风格生成问题,建立在笔刷模型上的风格仿真取得良好的效果^[1-3],但是需要大量的交互与参数设定,而图像类比为这个问题提供一个新视角^[4]。图像类比的基本概念是:给定一对图像 A, A' (分别称之为源图像和源图像经过滤镜处理的结果图像),根据给出另一个图像 B (目标源图像)合成另一幅图像 B' (经过类比滤镜处理的目标结果图像),使得 $A:A'=B:B'$ 。但是在实现过程中 A 与 A' 不易获取,而文献[5]采用的滤波方法,参数的微小调整将使 B' 有很大变化。

结合文献[4-5],本文采用了一种基于区域综合特征匹配的方法生成图像新艺术风格,在此过程中采用蚁群优化算法因而不需要大量设置参数,可以将一组源图像和结果图像作为输入,并将其对应的各种风格作为权重值进行调节以获得最终满意结果。

1 相关工作

计算机纹理合成一直是计算机视觉、虚拟现实等交叉领域的热点。文献[6]首先将统计方法和高斯金字塔模型引入并取得较好效果。文献[7-8]指明最近邻域搜索可以在一次迭代中得到高质量的纹理合成,并分别利用多尺度和单尺度的邻域搜索,这个方法可以视为类似于在马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)中进行采样(在文献[9-10]中已实现)。文献[11]统一了这些方法,并且使不同分辨率的

图像中的像素组成为邻域。矢量量子化和其他的聚类被用来总结或是加速最近邻域的计算。文献[5]对文献[4]进行了改进,并提出了在多样图风格学习中的应用方法,但是纹理合成时间较长。

2 图像区域综合特征类比

我们首先将样本源图像和经过滤波处理得到的样本结果图像利用Canny算子进行区域分割,获得有语义联系的关联块,并得到各个区域映射之间的特征传输函数;同时将待处理图像进行区域分割获得语义关联块,通过蚁群算法搜索得到与待处理图像语义关联块最匹配的样本图像关联块,进而通过加速的纹理合成获得新风格的图像。在此过程中,可以调节各个样本图像在新风格生成过程中的权重得到不同的效果。

2.1 区域特征

对于样本图像本文采用了HSI空间的特征组成特征向量;实验证明比采用RGB空间的特征要好,其中的 I 分量直接表征了分割区域的亮度特征。具体设置了如下的几个特征:区域平均亮度 I ,平均色度 H ,平均饱和度 S ,亮度 I 的区域累积直方图方差 $diff_I$,色度 H 的区域累积直方图方差 $diff_H$,饱和度 S 的区域累积直方图方差 $diff_S$ 组成的特征向量为 $[I, H, S, I_diff, H_diff, S_diff]$,实验中设定每个特征的权重都相等。由于以上的6个特征矩分量的取值范围差异较大,需要对它们进行内部归一化处理,这样在计算样本图像和待处理图像两个特征区域的相似距离时,可以使得这些分量具有相同的权

重。本文采用高斯归一化方法,其特点是少量的噪声数据对于归一化后的特征向量分布影响不大。由以上的6个特征组成的特征向量记为: $\mathbf{C} = [c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6]$ 。 $[\mathbf{IS}_1, \mathbf{IS}_2, \dots, \mathbf{IS}_n]$ 代表样本图像库中各个区域特征向量,对于其中任一图像区域特征向量 \mathbf{IS}_i ,其相应的特征向量为 $\mathbf{C}_i = [c_{i,1}, c_{i,2}, c_{i,3}, c_{i,4}, c_{i,5}, c_{i,6}]$ 。这里假设图像库中图像的每个颜色矩特征序列都符合高斯分布 $[c_{1,j}, c_{2,j}, c_{3,j}, \dots, c_{i,j}, \dots, c_{n,j}]$ ($0 < j < 7$), 计算出各个矩特征的均值 m_j 和标准方差 d_j , 再将 $c_{i,j}$ 归一化为 $[-1, 1]$ 的值, 从而得到归一化特征矩向量(Norm) $c_{i,j}$:

$$(\text{Norm}) c_{i,j} = (c_{i,j} - m_j) / (3d_j)$$

其中(Norm)表示高斯归一化算子。经过归一化后,各个特征分量都具有均值为(0,1)高斯分布,特征值落在区间 $[-1, 1]$ 的概率大于99%,对于落在区间之外的特征值设为-1或1,以保证所有特征值的分布区间。对于与待处理图像某一区域特征差异最小的样本图像区域将作为对应的语义关联块。由于这个过程的时间复杂度较大,本文采用蚁群优化算法加速这个搜索过程的收敛。

2.2 直方图均衡

为了使得最后得到的目标图像与待处理图像在视觉特征上保持继承性,需要对目标图像进行亮度直方图均衡化,这里采用文献[6]方法对输入图像的每个像素点亮度进行处理。作为预处理,我们希望能够找到一种亮度转换使得可以把一个亮度直方图转换成相应的形式。一种标准的方法是直方图匹配;本文的方法是运用一线性映射来匹配平均值和亮度分布,具体地说,如果 $Y(p)$ 是图像 A 中的一个像素的亮度,那么对它进行重映射:

$$Y(p) \leftarrow \sigma B(Y(p) - \mu A) / \sigma A + \mu B$$

其中 μA 和 μB 是平均亮度,而 σA 和 σB 亮度的标准偏差,它们都是根据图像 A 和 B 中的亮度分布来计算得到的。我们对图像 A' 作同样的线性转换来保证训练图像对的一致性。

2.3 算法实现

与图像类比算法密切相关的算法包括 Wei-Levoy 的纹理合成算法以及 Ashikhmin 在此基础上作出的改进算法。本文在 W-L 纹理合成算法的基础上进行了改进,主要思想是纹理区域不再规定为矩形,而是在进行了图像分割后有一定纹理语义的区域。区域特征采用 2.1 节的 6 维向量,区域纹理特征距离为向量之间的欧氏距离,其中每一维向量的权重都相等。在这个过程中需要注意的两个问题是:首先由于纹理区域的划分是基于 Canny 算子的,调节算子中的参数(定义为图像边缘的局部方差)可以调整最终纹理区域划分的细节表现程度,显然如果表现的细节过多,将加大之后区域匹配的算法复杂度,同时一些过小的区域将使得纹理匹配误差扩大;反之如果区域分割过少,细节信息损失过大,将使得纹理合成结果的区域性过大而使得最终图像的风格呆板,整幅图像显现单调的板块特征,丧失艺术美感。这里的折中方法是在经验参数总结的基础上,加上用户可以调节纹理细节的参数,让纹理分析过程有了交互性。第二个问题是 Canny 算子基本保证了边界结果的闭合性,但是由于待处理图像和样本图像的复杂特征,对于一些不闭合的区域本文将做出一些形态学上的处理(主要是膨胀运算),使得获得最终完全闭合的纹理区域以便于第二阶段的纹理特征匹配搜索。上述过程可以用如下的伪码描述。

输入:样本图像 img_sample,待处理图像 img_input。

输出:纹理传输后的结果 img_result。

Blob1[k] = Canny(img_sample)

Blob2[k] = Canny(img_input)

//用 Canny 算子将图像划分为 k 个块(blob)

For i = 1 to k

For j = 1 to k

Compute_Distance(Blob1[i], Blob2[j])

Find(Blob1[], temp(n), Blob2[i])

//在 Blob1 中找到与 Blob2[i] 最相近的 n 个块 temp[n]

Texture_Trans(temp(n), Blob2[i])

//按照纹理特征将 temp[n] 传输到 Blob2[i] 中

End j

End i

Img_result = Blob2[]

//结果图像

纹理特征匹配算法的基本思想是:在对样本图像进行了区域分割后,在所得的各个区域中分析纹理特征,同时对待处理图像也进行上述两项工作。在样本图像的各个区域和待处理图像的各个区域之间进行纹理相似度检测,同时要去除样本图像中面积过小或者细节过多的区域,找出两幅图像各个区域纹理特征最相近的对应关系序列。最后在考虑拓扑关系的基础上,利用样本图像的某个或者某些区域的纹理特征叠加到待处理图像的特定纹理区域中完成特征传递的过程。在上述算法开始前需要进行必要的预处理:首先,输出图像通过随机噪声进行初始化,并且通过预处理,使得由随机噪声初始化的输出图像和输入的样本纹理图像有着一致的直方图。但是虽然整幅输出图像是用随机噪声来初始化的,但是用到了噪声的只有最后的少数的几行和几列像素。其次是纹理区域块的大小和形状的选择将影响到最终合成的纹理图像的质量。一般的邻域必须足够大,以便能够在纹理合成的过程中捕捉到样本纹理中的比较大的结构来保证纹理合成的质量,但是由于邻域的大小直接影响到纹理合成过程中的计算量,所以邻域的大小亦不宜过大。实验证明一般使用面积不小于 9×9 的纹理闭合区域或是包含 40 个像素的 L 型纹理区域可以合成出较好质量的图像来。对于邻域的形状,一般只要求邻域内的像素在扫描线的顺序中先于当前处理的像素即可。

3 蚁群优化搜索

本文采用蚁群优化算法加速图像区域特征匹配的搜索过程。由于匹配块的搜索过程涉及每个像素点,计算时间复杂度较大,文献[12]分别采用 kd 树、金字塔模型和主分量等工具加速匹配速度,取得了较好的效果,但是算法本身的复杂性也随之加大。实验证明,蚁群搜索算法在不增加复杂度的前提下明显加快了匹配过程。

蚁群搜索在传统的非线性优化、NP 难度的搜索中(比如旅行商问题)以及专家系统中都得到广泛运用^[13],但在图像模式识别领域的使用处于起步阶段。蚁群搜索体现了生物觅食过程中的一种基于化学物质(“信息素”)的正反馈过程,即在蚁群觅食的过程中,有蚁穴到觅食地的多条路径中,最优的路径上会积累较多的信息素从而吸引更多的蚂蚁到这条最优路径上来。针对图像块匹配的问题,设置了如下的变量:

n 为样本图像中的块数量,任一项任务 $j \in [1, n]$;

m 为蚂蚁数量,任一只蚂蚁 $k \in [1, m]$;

i 为块编号,即待匹配的块处理序号, $i \in [1, n]$;

(i, j) 为节点编号,表示样本图像的块 j 安排在工位 i 处理;

τ_{ij} 为任意时刻节点 (i, j) 处的蚂蚁信息素密度;

η_{ij} 为任意时刻节点 (i, j) 处的启发信息值;

α 为信息素密度的相对重要性, $\alpha \geq 0$;

β 为启发信息值的相对重要性, $\beta \geq 0$ 。

算法流程如下:

1) 初始化每只蚂蚁的出发位置和路径;

2) 随机地设置蚂蚁的适应度;

3) 比较每只蚂蚁的当前适应度和自身最佳适应度 P_{id} , 如果优于 P_{id} 则更新它;

4) 比较每只蚂蚁的当前适应度和全局最佳适应度 P_{gd} , 如果优于 P_{gd} 则更新它;

5) 按照自身适应度函数更新蚂蚁的位置, 按照全局适应度选择路径, 同时淘汰一些路径;

6) 到达结束条件算法结束, 否则回到2)。

按式(1) 计算的概率大小选择待匹配的纹理特征块:

$$P_{ij} = (\tau_{ij}^a \cdot \eta_{ij}^b) / \left(\sum_{u \in J_k(i)} \tau_{iu}^a \cdot \eta_{iu}^b \right) \quad (1)$$

其中 $J_k(i)$ 为此时尚未参加排序的任务集合。而当 $q \in (q_0, 1]$, 则从 $J_k(i)$ 中随机选取一个任务添加到已排序的部分任务集之后, 直至 $J_k(i)$ 为空集。

4 实验

和文献[5]不一样, 由于纹理区域采用了基于语义块的形式, 特征值没有固定维度, 因而在纹理细致程度上可以调整, 这里采用了一个用户可以调节的参数纹理细致度, 可以控制算法中纹理区域的数目, 实验中的纹理合成有着和 Ashikhmin 算法近似的高质量, 同时还消除了边界上的不连续性。

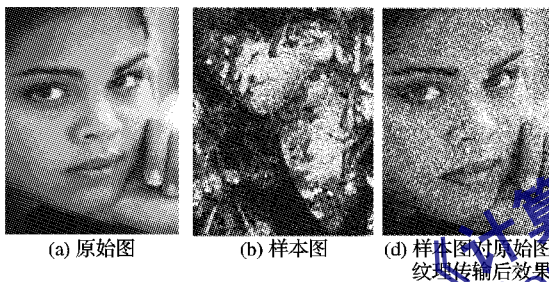


图1 实验结果

本文算法和文献[4-5]算法的时间复杂度比较如表1所示。

表1 不同算法的风格生成时间

算法类型	执行时间/s
图像类比 ^[4]	16
艺术风格学习 ^[5]	12
本文算法	8

图2是蚁群算法在匹配纹理特征块时的收敛趋势, 可以看出迭代20次左右就可以得到较为满意的匹配结果。

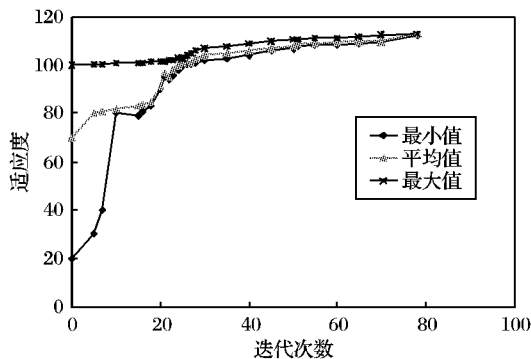


图2 蚁群搜索在图像特征匹配过程中的收敛速度

5 结语

本文针对在基于图像类比思想的各种艺术风格学习算法中用户反馈参数过多过复杂、算法时间复杂度较高的问题, 利用在 Canny 算子图像分割后对样本图像的区域综合特征进行

纹理匹配和传递获进而获得纹理细致程度可以调节的效果图像, 而且区域的匹配可以利用蚁群优化算法进行加速。实验表明, 在视觉范围内不损失纹理传输效果, 而且整个纹理传输过程大大加速。本文的算法在综合几个原始图像的风格作用到样本图像的时候出现了比较明显的纹理区域单调现象, 使得效果十分单板和纷杂, 这是需要完善的环节。此外有一些有待改进之处:

1) 提出更有效的其他图像特征统计方式, 使得纹理特征更加有效和简洁的表达;

2) 更好的特征向量, 特别是综合了颜色、纹理、形状等各类性质的特征向量;

3) 更好的相似性定义, 用户对于输出的效果能够在非参数形式下得到反馈;

4) 更好的颜色处理方式, 直方图的处理对于色彩丰富的图像显得单调;

5) 自动的纹理分割, 对于不同分辨率的区域纹理能够识别。

今后的工作将是改善算法中的不足之处, 进一步完善特征类比的效率, 产生用户满意并能实时反馈的效果图。

参考文献:

- [1] HERTZMANN A. Painterly rendering with curved brush strokes of multiple sizes [C]// Proceedings of the 25th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1998: 453-460.
- [2] FRAEL J, STROTHOTTE T. Capturing and re-using rendition styles for non-photorealistic rendering [J]. Computer Graphics Forum, 1999, 18(3): 173-182.
- [3] CURTIS C J, ANDERSON S E, SEIMS J E, et al. Computer-generated water color [C]// Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Technique. New York: ACM Press, 1997: 412-430.
- [4] HERTZMANN A, JACOBS C E, LIVER N O, et al. Image analogies [C]// Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2001: 327-339.
- [5] 徐晓刚, 张泉方, 黄劲, 等. 艺术风格学习[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(9): 866-869.
- [6] HEEGER D J, BERGEN J R. Pyramid-based texture analysis/synthesis [C]// Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Technique. New York: ACM Press, 1995: 229-238.
- [7] de BONET J S. Multiresolution sampling procedure for analysis and synthesis of texture images [C]// Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1997: 361-368.
- [8] EFROS A A, LEUNG T K. Texture synthesis by non-parametric sampling [C]// Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1999: 1033-1038.
- [9] ZHU S C, MUMFORD D, WU Y N. Filters, random fields, and maximum entropy: Towards a unified theory for texture modeling [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 27(2): 1-20.
- [10] PORTILLA J, SIMONCELLI E P. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 49-71.
- [11] WEI LI-YI, LEVOY M. Fast texture synthesis using tree-structured vector quantization [C]// Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Technique. New York: ACM Press, 2000: 479-488.
- [12] LIANG LIN, LIU CE, XU YING-QING, et al. Real-time texture synthesis using patch-based sampling [J]. ACM Transactions on Graphics, 2001, 20(3): 127-150.
- [13] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. The ant system optimization by a colony of cooperating Agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1): 28-41.