

应用粒子群优化算法的混合纹理合成*

孙立鏊, 李 峰, 丁 博

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150080)

摘要: 应用粒子群优化算法作为像素寻优策略,应用于多样图纹理合成算法中,将群智能中经典的粒子群优化算法引入到纹理合成领域。应用粒子群优化多样图纹理合成方法是传统的基于像素纹理合成方法和基于块的纹理合成方法的折中,除能大大提高多样图纹理合成的速度,样图的质量也得到了很大改善。实验证明,该算法有效解决了徐晓刚混合纹理合成中输出纹理出现的条痕问题。

关键词: 纹理合成; 粒子群优化; 群智能; 适应值

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2009)02-0772-03

PSO-based multi-samples texture synthesis

SUN Li-juan, LI Feng, DING Bo

(College of Computer Science & Technology, Harbin University of Science & Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Using the PSO method as a optimization strategy for the multi-samples texture synthesis, introducing the classical PSO method of swarm intelligence to the area of texture synthesis, multi-samples synthesis using PSO was an eclectic scheme between pixel based texture synthesis methods and patch-based texture synthesis methods. It improves the speed of synthesizing and the quality of the output image; the implementation of algorithm proves the effectiveness of this method.

Key words: texture synthesis; particle swarm optimization(PSO); swarm intelligence; fitness value

本文针对大规模场景中对于多样图纹理合成的需求,以提高合成速度和质量为目的,在传统点像素纹理合成的基础上,提出了基于粒子群优化的多样图纹理合成方法,以粒子群算法来优化输入样图点像素搜索策略,在提高合成速度的同时,也解决了合成质量条痕化问题。

1 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)是由 Kennedy 等人^[1]于 1995 年提出的,其起源于对简单社会系统的模拟,可以利用群体智能建立一个简化模型,用组织社会行为代替进化算法的自然选择机制,通过种群间个体协作来实现对问题最优解的搜索。

1.1 基本原理及其演化

PSO 算法也是根据周围环境的适应度将群体中的个体移动到好的区域,不同之处在于它不像其他演化算法那样对个体使用演化算子,而是将每个优化问题的潜在解都想象成 d 维搜索空间中的一个没有体积没有质量的微粒,称之为粒子(particle)。其中的每个粒子所处的位置都表示问题的一个解^[2]。每个粒子的适应值(fitness value)是由优化目标决定的,用于评价粒子的搜索性能,指导粒子种群的搜索过程,算法迭代停止时适应度函数最优的解变量即为优化搜索的最优解。每个粒子都将在搜索空间中以一定的速度飞行,粒子速度表示粒子在单位迭代次数位置的变化即为代表解变量的粒子在 d 维空间的位移,通过不断调整自己的位置来搜索新解。每个粒子均能记住自己搜索到的最好解(particle best),记做 $pbest$,表示单个粒子从搜索初始到当前迭代对应的适应度最优的解,以及整

个粒子群经历过的最好位置,即目前搜索到的最优解(global best),记做 $gbest$,表示整个粒子种群从搜索开始到当前迭代对应的适应度最优的解,其值是为每个粒子的当前最好解 $pbest$ 中最适应的那个。每个粒子使用下列信息改变自己的当前位置:a)当前位置;b)当前速度;c)当前位置与自己最好位置之间的距离;d)当前位置与群体最好位置之间的距离。优化搜索正是在这样一群随机初始化形成的粒子组成的一个种群中,以迭代的方式进行。

1.2 数学描述

设粒子群优化算法的搜索空间为 D 维,总粒子数为 n ,第 i 个粒子位置表示为向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,第 i 个粒子 d 个维度迄今为止搜索到的最优位置为 $pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为 $gbest = (g_1, g_2, \dots, g_n)$,第 i 个粒子的位置变化率(速度)为向量 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。粒子的每维速度和位置按如下公式进行变化:

$$\alpha_1 = \sigma_1 \times \text{rand}() \times (p_{id}(t) - x_{id}(t))$$

$$\alpha_2 = \sigma_2 \times \text{rand}() \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t))$$

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + \alpha_1 + \alpha_2$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$

其中: w 为惯性权重; σ_1, σ_2 为正常数;称为加速因子, σ_1 调节粒子飞向自身最好位置方向的步长; σ_2 调节粒子向全局最好位置飞行的步长; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 的随机数。由公式可以看出,粒子的移动方向由三部分决定,自己原有速度 v_{id} 、与自己最佳经历的距离 $(p_{id} - x_{id})$,以及与全局最佳经历位置的距离,并分别由权重系数 σ_1 和 σ_2 决定其相对重要性。

收稿日期: 2008-04-16; 修回日期: 2008-06-26 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60173055); 黑龙江省教育厅科学技术开发项目

作者简介: 孙立鏊(1944-),男,教授,博导,主要研究方向为计算机图形学、CAD;李峰(1981-),男,博士研究生,主要研究方向为计算机图形学(thugasin@hotmail.com);丁博(1983-),女,博士研究生,主要研究方向为计算机图形学 CAD。

2 应用粒子群优化的混合纹理合成方法

本文提出的基于粒子群优化方法与 Wei 和 Levoy 算法类似,即采用 L 邻域作为搜索区域。在多个样本纹理中搜索区域像素点^[3],并直接复制到输出纹理中,如图 1 所示。

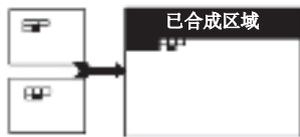


图1 多样图像素纹理合成

在匹配点查找策略上加以改进,采用一种流程简单实现,算法参数简洁,收敛快速的寻优算法——粒子群优化算法来提高搜索效率。算法中对于每一个输入样图纹理 S_{in} 定义为用来搜索的解空间,将解空间内搜索到的匹配像素点作为要搜寻的通过 PSO 计算的样本纹理空间中获得的解来处理。

算法首先与基本的基于点的纹理合成算法一致,在每个输入样图内各取一点,通过其比例参数调整计算后,生成一个输出点复制到输出纹理 S_{out} 上;然后在输入样本 $S_{in}(i)(i=0 \cdots n)$ 上随机选取几个像素点,将其作为运动粒子,并赋予初始速度,每个粒子在输入样本纹理运动时,均会记住其 L 邻域与待合成像素点 L 邻域的匹配程度,同时记住本身决定个体的匹配程度。首先找出各个输入样本中的粒子察觉到决定的匹配程度最好的粒子,并对每个粒子根据自己的运动和速度进行适当调整;然后再将各个样图找出的最佳粒子进行比较,以获得与当前已合成完成纹理区域匹配的个体,并将该个体复制到输出纹理 S_{out} 中。重复上面过程,直至纹理合成完毕。下面对 PSO 应用与多样图纹理合成的具体细节进行说明。

2.1 样图粒子属性定义

对于二维多样图,粒子维度为二维。为使算法更易于理解,首先描述双样图的纹理合成技术。不妨假设两纹理样图 $W1_{in}$ 、 $W2_{in}$ 在合成纹理图像中所占的比例分别为 β_1 、 β_2 ($0 \leq \beta_1 \leq 1, 0 \leq \beta_2 \leq 1$)。也就是说,统计意义上,结果纹理图像中 $100\beta_1\%$ 来自样图 $W1_{in}$, $100\beta_2\%$ 来自样图 $W2_{in}$ 。在 Wei 和 Levoy 算法的 L 邻域作为搜索区域基础上,采用粒子群优化算法作为搜索策略。对于每一个输入样图中,假设搜索空间有 n 个粒子,则第 i 个粒子的位置定义为在输入的样本纹理中对应像素点的位置,记为坐标 $(Present X_i, Present Y_i)$ 。粒子 i 经历的最好位置记为坐标 $(Lbest X_i, Lbest Y_i)$,粒子在这个位置取得的适应值记为 $Lbest_i$,所有粒子经历过的最好位置记为坐标 $(Gbest X, Gbest Y)$,粒子在这个位置取得的适应值记为 $Gbest$,显然有 $Gbest = \min \{Lbest_1, Lbest_2, \dots, Lbest_n\}$ 。每个粒子最初都有一个随机的初始运动向量 $V_i = (V_{ix}, V_{iy})$,这样就可以按照 1.2 节的粒子每维速度及位置变化公式进行粒子群的运动搜索过程。若记输出图像 W_{out} 中的每一像素点 p 在两输入样图中的匹配待选点分别为 p_1 、 p_2 ,则根据像素点 x 处 L 邻域与像素 x_1 、 x_2 处 L 邻域的相似性检测,就可决定出两个样图中哪个点是像素 p 的最佳匹配点,从而确定在哪个纹理图像中采样,得到合成结果。当然,在相似性比较时,需要考虑用户确定的样图混合比例,以保证合成纹理符合要求。

对于搜索空间中的每个粒子,在搜索过程中任一时刻都要计算其适应值。该适应值表示当前粒子所在位置的 L 邻域与待合成像素 L 邻域的匹配程度。定义 D 为待合成像素的 L 邻域, S

为粒子所在位置的 L 邻域。则粒子适应值的计算公式如下:

$$d(D, S) = \sqrt{\sum_{i=1}^k [R(D_i) - R(S_i)]^2 + [G(D_i) - G(S_i)]^2 + [B(D_i) - B(S_i)]^2}$$

其中: $R()$ 、 $G()$ 、 $B()$ 分别为像素点的 R 、 G 、 B 分量; D_i 为 L 邻域 D 的第 i 个像素点; S_i 为 L 邻域 S 的第 i 个像素点; k 为 L 邻域内像素点个数。

设 $\theta(p)$ 表示某一图像中 p 点 L 邻域内的所有点集合,在对多个样图选取的各自最佳匹配点中选取样图最佳匹配点时,需要选取误差最小的匹配点,这里误差 err 可取为

$$err = (1 - \beta_1) \times d(\theta(p_1), \theta(p)) + (1 - \beta_2) \times d(\theta(p_2), \theta(p))$$

2.2 样图内匹配值选取

PSO 算法在进行匹配搜索时是一个迭代的过程,由于样本的多样性,除了所要寻找的边界区域在输入样本纹理中能搜索到完全匹配其 L 邻域的点外,很难找到一个自适应的方法来结束算法。要通过 PSO 算法的通常结束条件来终止算法,即用迭代次数来控制算法的结束。本文设定了一个匹配度阈值 d_{min} ,以便找到一个与其 L 邻域匹配的点作为匹配备选点。若某一时刻粒子群的最优适应值低于 d_{min} ,则可中止迭代过程,并将取得最优适应值的粒子所在像素点作为最优解返回;另外,还需设定一个最大迭代次数以保证算法的效率。 d_{min} 的定义如下:

$$d_{min} = \eta \times \text{sqrt} \left[\sum_{k=1}^n [R(D_k)^2 + G(D_k)^2 + B(D_k)^2] \right]$$

其中: U_k 为 L 邻域 U 的第 k 个像素点; k 为 L 邻域内像素点个数。 η 为误差容忍系数,通过实验发现了一些规律,对于规律性较强的纹理,如砖墙、布等,因为很小的误差也会造成视觉上的不连续性,所以在实验中容忍系数要选择较大些。对于随机性较强的纹理,如皮毛、草等,因为随机性强,对误差的要求不是很大,所以在实验中容忍系数要选择较小些。

2.3 样图间匹配值选取

对于双输入纹理样图的纹理合成,首先需要输出样图进行初始化,并建立临时图像 $tImage$, $tImage$ 中的初始化像素点 $tPixel$ 以及图像的各个属性可以定义如下式所示:

$$\begin{aligned} tPixel. red &= (sPixel_1. red + sPixel_2. red) / 2 \\ tPixel. green &= (sPixel_1. green + sPixel_2. green) / 2 \\ tPixel. blue &= (sPixel_1. blue + sPixel_2. blue) / 2 \\ tImage. width &= \min(w1_{in}, w2_{in}) \\ tImage. height &= \min(h1_{in}, h2_{in}) \end{aligned}$$

在选取匹配点时,首先从临时图像中随机采样,填充到输出图像,将采样点像素位置写到输出样图相应点上。通过遍历输出样图中待填充点 L 邻域内所有待选点,按照 2.1 节中提到的误差计算公式计算各个输入样图最佳匹配点与输出样图待填充点 L 邻域的误差,选取误差最小的点为匹配点,并将该匹配点值拷贝到输出图像,同时更新 W_{out} 值。

将双样图纹理合成方法进行推广,可以获得多样图纹理合成结果。假设各纹理样图在结果纹理图像中所占的比例 β_i ($i=1, \dots, n$), $0 \leq \beta_i \leq 1$;最佳匹配点的位置记录在 $S(p)$ 中。将输出图像 W_{out} 中的每一点 p 与输入样图中的点 p_i ($i=1, \dots, n$) 进行比较,获得最佳匹配点,根据匹配误差决定在哪个纹理图中采样,得到合成结果。此时,控制误差为

$$err = \sum_{i=1}^n (1 - \beta_i) / (n - 1) \times d(\theta(p_i), \theta(p))$$

2.4 算法流程

综合以上方法,应用 PSO 的多样图纹理合成算法的具体

过程如下:

a) 初始化各参数和输出图像。在每个输入的样本纹理 $W_{in}(i=1, \dots, n)$ 中, 随机选择一点, 并通过混合公式初始化输出图像, 将各项参数复制到输出纹理 W_{out} 中, 令 $k=1$ 。

b) 在输出纹理中确定待合成像素点的 L 邻域 D 。在输入的样本纹理 $W_{in}(i=1, \dots, n)$ 中应用 PSO 算法寻找与之匹配的 L 邻域 S 。

c) 若粒子群的最优适应值低于 d_{min} 或已达到最大的迭代次数, 则将每个输入样图中得到的最优适应值的粒子进行误差比较, 将误差最小的像素点作为最佳匹配点复制到输出的纹理 W_{out} 中, $k=k+1$ 。转步骤 d); 否则, 迭代次数增加, 转步骤 b)。

d) 若输出纹理 W_{out} 已合成完毕, 则输出 W_{out} ; 否则, 将迭代次数清零, 转而继续执行步骤 b)。

3 系统实现

本文提出的应用粒子群优化算法的混合纹理合成经 VC 实现后, 在 PC 机 (Core T2400, 1 GB 内存, 256 MB 显存) 运行, 设置粒子数为 20, 最大迭代数为 500, 读入两个 42×42 的输入位图, 控制比例为 1:1; 为了进行对比, 同时将徐晓刚^[4]的混合纹理合成的合成结果显示作为比较, 运行结果如图 2、3 所示。



图2 徐晓刚混合纹理合成运行结果



图3 粒子群优化算法的混合纹理合成运行结果

从运行结果可以看出, 由于徐晓刚的混合纹理合成仍然是基于 Ashikhmin 的点合成的思想, 需要对输入样图内所有点的

(上接第 768 页)

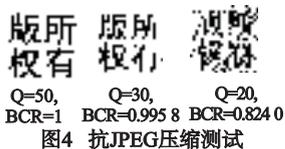


图4 抗JPEG压缩测试

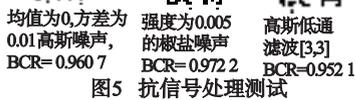


图5 抗信号处理测试

4 结束语

利用匹配的 SIFT 关键点的坐标信息, 通过解线性方程组得到仿射变换参数, 该方法不仅可以校正旋转、伸缩、平移、shear, 而且还可以校正这些变换的组合变换。此外, 遭受外围剪切的图像利用 SIFT 关键点坐标信息重新定位在原图像中的位置使本文算法可以抵抗剪切攻击。二值水印信息通过量化调制的方法嵌在小波变换低频域系数中, 可以保证算法对压缩、噪声、滤波等具有稳定性; 水印通过种子密钥分布在整个低频域, 可以保证水印系统的安全性, 而且可以抵抗剪切攻击。但此水印系统需要记录部分载体图像的 SIFT 特征信息, 属于非盲检测, 笔者下一步的工作将研究如何实现盲检测。

参考文献:

[1] DONG P, BRANKOY J G, GALATSANOS N P. Digital watermarking robust to geometric distortions[J]. IEEE Trans on Image Process, 2005, 14(12): 2140-2150.

L 邻域进行扫描, 消耗了大量时间, 而本文提出的算法由于采用了粒子群优化的寻优策略, 采用迭代的方法, 无须逐点进行扫描, 节省了大量时间, 执行时间提高了许多, 几乎达到了块拼贴的执行时间数量级。由于粒子群优化多样图纹理合成方法中不存在扫描的次序问题, 对于徐晓刚算法中结构性较强的纹理产生的明显条带痕迹也进行了改善。由图 3 可以看出, 通过粒子群优化算法的多样图纹理合成, 可得到更加自然的输出样图, 合成图的质量有了很大提高。

4 结束语

本文在多样图纹理合成寻找匹配点的过程中采用寻优策略, 有效提高了多样图纹理合成的合成速度和质量。

参考文献:

[1] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth Australia: IEEE Press, 1995:1942-1948.
[2] 张丽平. 粒子群优化算法的理论及实践[D]. 杭州: 浙江大学, 2005:18-27.
[3] XUE F, ZHANG Y S, JIANG J L. Real-time texture synthesis using S-Tile set[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2007, 22(4):590-596.
[5] MULLER G, MESETH J, SATTLER M. Synthesis, and rendering of bidirectional texture functions[J]. Computer Graphics Forum, 2005, 24(1):83-109.
[4] 徐晓刚. 纹理合成技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2001:12-25.
[6] MATUSIK W, ZWICKER M, DURAND F. Texture design using a simplicial complex of morphable textures[C]//Proc of SIGGRAPH '05. New York: ACM, 2005:787-794.
[2] PEREIRA S, PUN T. Robust template matching for affine resistant image watermark[J]. IEEE Trans on Image Process, 2000, 9(6): 1123-1129.
[3] ZHENG D, ZHAO J, SADDIK A. El. RST-invariant digital image watermarking based on log-polar mapping and phase correlation[J]. IEEE Trans on Circuits System Video Technology, 2003, 13(8): 753-765.
[4] LIN C Y, WU M, BLOOM J A. Rotation, scale, and translation resilient watermarking for images[J]. IEEE Trans on Image Process, 2001, 10(5): 767-782.
[5] KUTTER M, BHATTACHARJEE S K, EBRAHIMI T. Toward second generation watermarking schemes[C]//Proc of IEEE International Conference Image Processing. New York: IEEE Press, 1999: 320-323.
[6] BAS P, CHASSER J M, MACQ B. Geometrically invariant watermarking using feature points[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(9):1014-1028.
[7] LEE H Y, KIM H, LEE H K. Robust image watermarking using local invariant features[J]. SPIE Journal of Optical Engineering, 2006, 45(3):1-11.
[8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
[9] 黄达人, 刘九芬, 黄继武. 小波变换域图像水印嵌入对策和算法[J]. 软件学报, 2002, 13(7):1290-1297.
[10] LIN C, PAN J S, LIAO B Y. Parity modulation based watermarking resisting to cropping[C]//Proc of the 2nd International Conference on Innovative Computing, Information and Control. New York: IEEE Press, 2007:294-29.