

一种基于分布均匀度的非真实感蚁群绘制方法

钱小燕 肖亮 吴慧中

(南京理工大学计算机系, 南京 210094)

摘要 将仿生学引入非真实感绘制过程, 提出了基于分布均匀度的非真实感蚁群绘制方法。方法中绘制蚂蚁被定义为具有信息素、印迹、有限生命周期等属性和记忆、单步行走、绘制印迹、更新信息素、跳跃、死亡等行为特征的智能体。通过不断更新信息素指导绘制蚂蚁选择最优的绘制路径, 并调整单步行走、绘制印迹、跳跃等行为方式, 所有绘制蚂蚁在路径上留下的印痕即为非真实感绘制的结果。为了避免由于蚂蚁单纯按照最大选路概率寻径, 而出现轨迹收敛现象, 最终导致图像被局部绘制的情况, 通过信息权重动态地调整路径选择概率的均匀度, 改善了绘制的效果。实验结果表明, 该方法能够比较有效地模拟出手工绘画的效果。

关键词 非真实感绘制 仿生学 蚁群算法 分布均匀度

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)12-1792-07

Non-photorealistic Rendering Method Based on Ant Colony Algorithm with Equilibrium of Distribution

QIAN Xiao-yan, XIAO Liang, WU Hui-zhong

(Department of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract In this paper, bionics is applied to non-photorealistic rendering (NPR). A NPR method based on ant colony algorithm (ACS) with equilibrium of distribution is proposed. In this method, rendering ant is defined as an agent with attributes of pheromone, mark, lifecycle and so on and with behaviors of single-walking, rendering marks, updating pheromone, jumping and dying. The algorithm can direct rendering ants to select the most optimal rendering trail and adjust their behaviors such as single-walking, rendering marks, jumping and dying by updating pheromone continually. The marks that all rendering ants lay on the trails are just the rendering result. Because rendering ants select trails purely according to the selected probability, the tracks will converge by degree, which will lead to local rendering. To avoid this phenomenon, information weight is brought in to dynamically adjust the equilibrium of selected probability. And this brings more natural rendering results. Experimental results show that this method can simulate the painting process effectively and can get pleasant rendering effects.

Keywords non-photorealistic rendering, bionics, ant colony algorithm, equilibrium of distribution

1 引言

著名科学家、诺贝尔物理奖的获得者李政道教授说:“科学、艺术是不可分割的, 就像一枚硬币的两面。尽管自然现象并不依赖科学家的存在, 但对自然的抽象总结仍属人类智慧的结晶, 这和科学家的创造是一样的^[1]。”从科学与艺术融合的角度讲,

计算机艺术极好地体现了“一个硬币的两面”, 在广告设计、计算机动画和影视制作等中有广泛应用。近几年国内外兴起的非真实感绘制 (non-photorealistic rendering, NPR) 技术, 由于在计算机模拟生成艺术作品方面的研究, 揭开了计算机艺术的新篇章。NPR 借助计算机这种工具, 搭建各种数学模型并设计各种算法, 来模拟画家的创作思维过程。她不追求真实感, 强调人们的主观感受, 旨在给人以

基金项目: 高等学校博士点学科专项基金(20020288024)

收稿日期: 2005-06-17 改回日期: 2005-08-31

第一作者简介: 钱小燕(1979~), 女, 现为南京理工大学计算机系数字图像处理专业博士研究生。主要研究方向为计算机图像处理与非真实感绘制算法研究。E-mail: crystalhanlei@163.com

美的享受^[2]。

国内外许多学者已经在非真实感绘制领域做了很多工作并获得了很好的绘制效果,主要从以下两方面对其进行了深入研究:

(1)基于过程的物理模拟,它通过抽象出特定的笔刷模型,使之产生与现实绘图工具相同的艺术效果。例如通过用户交互地放置画笔成功地在计算机上模拟了水彩画的效果^[3];Salisbury 等提出了一个交互的 pen-and-ink 风格的绘画系统^[4]。由于真实的绘图工具产生的效果是多方面的,因此需要建立综合画布材质、颜料和特定画笔形状等众多参数的相对复杂的物理模型,由用户交互或半交互控制笔画路径。

(2)计算机自动绘制生成所需的艺术风格图像。颜色传输^[5]方法可以通过学习样本图像颜色基调和统计属性把一幅图像比较自然地改变为具有样图颜色风格的艺术图像;Efros 提出的基于样本的非参数化采样的纹理合成技术,也使得图像间艺术风格传输成为可能^[6]。

Hertzmann 提出了 Stroke-Based NPR 的多重绘制方法,该方法基于源图像和笔刷模型自动生成各种风格油画,不同的笔刷模型和笔刷数量对应不同的艺术风格^[7]。

受 Stroke-Based NPR 的启发,本文基于分布均匀度蚁群算法思想提出一种非真实感绘制的新方法,完成对油画风格的模拟绘制。通过定义绘制蚁群的属性特征和行为特征,利用信息素信息指导绘制蚂蚁在图像向量场中的行为。爬行历史信息和记忆能力使得它们能够由感觉到的局部颜色和梯度信息自动地在一张画布上留下印迹,完成对手工绘画的模拟绘制。

2 NPR 绘制蚂蚁与绘制蚁群

根据 Hertzmann^[7]等人 Stroke-Based NPR 的观点,基于笔刷的非真实感绘制问题可归结为一个代价函数最优化问题。在有源图像 I_s 的情况下,代价函数定义为绘制图像与源图像的匹配能量项与艺术渲染能量项的叠加:

$$E(I) = \sum_{(x,y) \in I} \|I(x,y) - I_s\| + \mu_{\text{abs}} E_{\text{stroke}}(I)$$

其中 I 为非真实感绘制的结果图像集合,艺术渲染能量项 $E_{\text{stroke}}(I)$ 定义为图像 I 中画笔的数量, μ_{abs} 是

一个权值参数,控制绘制结果的艺术表达程度。

根据此最优化思想,Hertzmann^[8]等人设计了两个算法:其一为 LLOYD 最优化方法,它能产生流线型视觉效果的艺术图像;其二为贪婪算法,它通过贪婪地放置特定形状和不同数量的画笔能模拟不同油画风格的图像。由于智能优化和生物进化的算法往往对复杂最优化问题是行之有效的解决途径,本文试图利用蚁群算法模拟,揭示和描述非真实感绘制的内涵,并首次提出非真实感绘制的蚁群算法。蚁群算法是 1996 年由意大利学者 Dorigo^[9,10]等人根据自然界蚂蚁寻径方式首先提出一种新型的模拟进化算法,为求解复杂优化问题提供了一条有效途径。实验观察表明,蚂蚁在运动过程中会留下一种分泌物——信息素,其后的蚂蚁根据前面蚂蚁所留下的信息素选择要走的路径。一条路径上的信息素越多,蚂蚁选择这条路径的概率就越大。因此,蚂蚁群体的集体行为实际上构成了一种学习信息的正反馈现象,蚂蚁之间通过这种信息进行交流,寻求通向食物的最短路径。蚁群算法正是模拟这样的优化机制,即通过个体之间的信息交流与相互协作最终找到最优解。以 TSP (traveling salesman problem) 问题为例来说明基本蚁群算法的框架。设有 n 个城市 $d_{i,j}$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$) 表示城市 i 和 j 间的距离, $\tau_{i,j}(t)$ 表示时刻 t 城市 i 和 j 之间的信息量,以此来模拟实际蚂蚁的分泌物。设共有 m 只蚂蚁,用 $f_{i,j}^k(t)$ 表示 t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率,则

$$f_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{i,j}^\alpha(t) \eta_{i,j}^\beta(t)}{\sum_{r \in \text{allowed}_k} \tau_{i,r}^\alpha(t) \eta_{i,r}^\beta(t)} & j \in \text{allowed}_k \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

其中 allowed_k 表示蚂蚁 k 下一步允许走过的城市集合, $\eta_{i,j}$ 表示由城市 i 到城市 j 的启发信息。 α, β 为控制信息素及启发信息相对重要程度的两个参数,满足 $\alpha + \beta = 1$ 。当启发信息 $\eta_{i,j}$ 为常数时,算法退化为正反馈启发式蚁群算法。经过 n 个时刻,蚂蚁可走完所有的城市,完成一次循环。每只蚂蚁所走过的路径就是一个解。此时,对各条路径上的信息量进行更新:

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{i,j}(t) + \Delta \tau_{i,j}(t)$$

其中 $\rho \in (0, 1)$, 表示信息量随时间的推移而衰减的程度。 $\Delta \tau_{i,j}(t)$ 表示从 t 时刻到 $t+1$ 时刻路径 (p_i, p_j) 的信息素增量。在经过若干次循环以后,可以根据适当的停止条件来结束计算。可以看出,

ACS(ant colony algorithm)的本质在于选择机制、更新机制和协调机制 3 个方面。这 3 个方面都以信息量为基础^[11]。

本文方法捕获了蚁群算法的思想,通过设置多群蚂蚁,实现 NPR 的多层绘制。每层绘制由一个蚁群完成,通过规定蚁群(ant colony)的多个属性特征和行为特征来完成每层绘制。绘制蚂蚁并行地在图像向量场中爬行,它们通过信息素浓度信息来互相通信、协同工作,从而完成绘制。图像向量场中信息素强度和環境信息能够帮助它们自主地调整行为,确定下一个要到达的位置,根据地形图中局部方向以及源图像(I_s)和目标图像(I_t)中的局部特征信息在画布(I_c)适当区域留下印迹,进行动态模拟绘制。蚁群中所有蚂蚁生命周期结束时,一层绘制就算完成。绘制蚁群的相关定义如下:

定义 1 绘制蚂蚁定义为具有空间位置、信息素、印迹、有限生命周期等属性和一定行为特征的智能体。它们具有记忆、单步行走、置印迹、更新信息素、跳跃和死亡等行为特征。可以用一个类 RenderingAnt 来进行描述:

```

Class RenderingAnt
{
    pixel position( x y ) //空间位置
    speed vi //行走状态参数
    float pheromone //信息素
    StructAntMark AntMark //印迹
    StructLifeCycle lifecycle //生命周期
    void memorizing( ) //记忆
    void Single-Walk( ) //单步行走
    void SettingMark( ) //绘制印迹
    void DepositingPheromone( );
    void Jumping( ) //跳跃
    void Dying( ) //死亡
};

```

其中,蚂蚁生命周期为一个具有最大跳跃次数和最大行走步数的数据结构,表示为

```

Struct LifeCycle
{
    integer MaxJumps //最多跳跃次数
    integer MaxSteps //蚂蚁最多行走步数
};

```

绘制蚂蚁的行走状态参数为一个矢量,表示为 $v_i = \{StepLength, f_{i,j}(t)\}$ 其中 $StepLength$ 为蚂蚁每次所走步长,为一常数, $f_{i,j}(t)$ 为绘制蚂蚁 t 时刻由位置 p_i 行走到位置 p_j 的概率(本文称为寻径概率)。

定义 2 蚂蚁印迹是一个仿生学的概念,它指蚂蚁行走时,在路径上留下的痕迹。具有一定大小、形状、颜色、方向等属性:

$$AntMark = \{size, shape, color, \theta\};$$

定义 3 绘制蚁群定义为一定数量的绘制蚂蚁集合,表示为

$$AntColony = \{agent-ant_i | i = 1, 2, 3, \dots, m\};$$

定义 4 绘制蚁群驻留的梯度场,定义为源图像(I_s)的梯度场。

定义 5 绘制蚂蚁的信息素,用 $\tau_{i,j}(t)$ 表示 t 时刻绘制蚂蚁由位置 p_i 行走到位置 p_j 后留下的信息素。由于梯度方向是图像信息变化最大的方向,所以把源图像梯度模与蚂蚁步长的比值作为初始信息素:

$$\tau(0) = |\nabla p_i| / StepLength$$

3 NPR 中绘制蚁群的行为特征

通常为了更好地表达图像中物体的形状,画家在进行艺术创作时,不仅要考虑画笔的颜色、形状信息,还要考虑画笔的走向。本文借助源图的梯度向量场信息来控制绘制蚂蚁的运动方式。

彩色图像的梯度向量场由两个计算步骤产生。首先把 $R、G、B$ 3 个通道的彩色源图像转换成一幅亮度图像^[12]:

$$L = red \times 0.299 + green \times 0.587 + blue \times 0.114$$

然后计算该亮度图像的梯度场。2 维函数的梯度(∇L)和梯度模($|\nabla L|$)可定义为

$$\nabla L = \left[\frac{\partial L}{\partial x} \quad \frac{\partial L}{\partial y} \right]^T$$

$$|\nabla L| = \sqrt{\left(\frac{\partial L}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial L}{\partial y}\right)^2}$$

实际算法中使用 3×3 的 Sobel 算子,记垂直和水平两个方向的检测子为 h_x, h_y ,则计算亮度图像 L 各像素 x 和 y 方向的偏导数:

$$G_x = L \otimes h_x$$

$$G_y = L \otimes h_y$$

其中,

$$h_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$h_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

梯度方向为 $\tan^{-1}(G_y/G_x)$ 。

实际蚂蚁的运动方向采取与梯度垂直的方向:

$$\nabla L^\perp = \left[-\frac{\partial L}{\partial y}, \frac{\partial L}{\partial x} \right] / |\nabla L|$$

这样绘制蚁群中的蚂蚁并行地在图像向量场中爬行,它们根据感觉到的局部信息素强度信息,自适应地调整自己的行为,完成绘制。算法中绘制蚂蚁具有如下几种行为:单步行走、置印痕、更新信息素、跳跃和死亡等。

3.1 单步行走

单步行走是蚁群(m 只蚂蚁)中绘制蚂蚁最基本的行为特征。它们以一定运动参数 $v_i = \{StepLength, f_{i,j}(t)\}$ 在图像向量场中爬行。第 k 只绘制蚂蚁($k=1, 2, \dots, m$)根据路径上的信息素正反馈信息,在以当前位置 p_i 为圆心, $StepLength$ 为半径的圆周 $circle(p_i, StepLength)$ 上,寻找该圆周上与圆心 p_i 路径概率最大的路径 (p_i, p_*) 。如果此时刻 $\tau_{i,*}(t) > \tau_{m1}$, 绘制蚂蚁留下印迹,并更新 p_* 处的信息素浓度,否则,蚂蚁不进行绘制,仅更新 p_* 处的信息素,然后继续从 p_* 出发寻找下一个最优路径。如果蚂蚁当前所有可能的路径上的信息素 $\tau_{i,j}(t) < \tau_{m2}$ ($\tau_{m2} \ll \tau_{m1}$), 它们便会选择一个信息素大于 τ_{m2} 的区域跳跃过去。为了防止蚂蚁过渡劳累或做闭环运动,算法规定蚂蚁的最大行走步数为 $MaxSteps$, 一旦蚂蚁的步数 $StepCounter > MaxSteps$, 则蚂蚁死亡。由于各位置处的信息素浓度大小以及位置间距离会同时影响绘制蚂蚁的选径概率,故第 k 只蚂蚁在 t 时刻从位置 p_i 行走到位置 p_j 的概率 $f_{i,j}^k(t)$ 设置为

$$f_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{i,j}^\alpha(t) \eta_{i,j}^\beta(t)}{\sum_{p_r \in circle(p_i, StepLength)} \tau_{i,r}^\alpha(t) \eta_{i,r}^\beta(t)} & p_j \in circle(p_i, StepLength) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

一般取 $\alpha > 0.5$ 。

3.2 绘制印痕

蚂蚁在单步行走过程中,感知向量场中的局部信息,如果当前路径信息素强度 $\tau_{i,j}(t) > \tau_{m1}$, 就考虑绘制印痕。为了防止绘制效果中呈现尖锐转角,设置一个转角门限值 θ_T 。如果当前梯度垂直方向 θ_C 与前一步绘制的印痕方向(设置一个临时寄存器 $memory(t)$ 记录前一个印痕的方向)差值在这个门限值之内,即 $|\theta_C - memory(t)| < \theta_T$ 时,蚂蚁才会在画布相应区域沿方向 θ 绘制印痕,同时 $memory(t)$

中的当前方向更新为 θ , 其中 θ 为

$$\theta = \begin{cases} \theta_C & \theta_C - memory(t) > 0 \\ memory(t) & \theta_C - memory(t) = 0 \\ \pi - \theta_C & \theta_C - memory(t) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

3.3 更新信息素强度

蚂蚁在行走过程中,在所经之处留下信息素。同时,为了模拟信息素随时间推移不断挥发的情况,路径 (p_i, p_j) 上的信息素的更新方式为

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{i,j}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{i,j}^k \quad (3)$$

式中 $(1-\rho)$ 表示 t 时刻到 $t+1$ 时刻信息素的挥发率。 $\Delta\tau_{i,j}^k(t)$ 表示第 k 只绘制蚂蚁从 t 时刻到 $t+1$ 时刻在路径 (p_i, p_j) 的信息素增量:

$$\Delta\tau_{i,j}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{蚂蚁经过路径 } (p_i, p_j) \\ 0 & \text{蚂蚁不经过路径 } (p_i, p_j) \end{cases} \quad (4)$$

式中 Q 为一常数, L_k 定义为第 k 只蚂蚁到时刻 $t+1$ 所经过的路径全长。

当采用逐步更新信息量的方法时,即第 k 只绘制蚂蚁经过路径 (p_i, p_j) 时就立即对此路径上的信息素浓度进行更新,此时,更新公式为

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}^k \quad (5)$$

3.4 跳跃

当蚂蚁的年龄不超过其生命周期,而当前所有可能的路径上的信息素 $\tau_{i,j}(t) < \tau_{m2}$, 那么它将以概率 $g_{i,j}$ 跳到其 $circle(p_i, JumpRadius)$ 上信息素浓度最大且大于 τ_{m2} 的位置 p_j 处, $JumpRadius$ 为跳跃半径;并更新相应的跳跃计数器 $jump-counter$, 定义跳跃概率为

$$g_{i,j} = \frac{\tau_{i,j}(t)}{\sum_{p_k \in circle(p_i, JumpRadius)} \tau_{i,k}(t)} \quad (6)$$

$$p_j = \underset{p_k \in circle(p_i, JumpRadius)}{\operatorname{argmax}} (\tau_{i,k}(t)) \quad (7)$$

3.5 死亡

当蚂蚁碰到下面任一种情况,将停止其一切活动,并从图像梯度场中消失。

(1) 当蚂蚁的年龄超过其生命周期时,即

$$\begin{cases} jump-counter > MaxJumps \\ \text{或} \\ Step-Counter > MaxSteps \end{cases}$$

(2) 在跳跃过程中没有搜索到可以选择的路径,即

$$\{(p_i, p_j) | p_j \in circle(p_i, JumpRadius)\}$$

$$\{\tau_{i,j}(t) > \tau_{m2}\} = \emptyset$$

(3) 当蚂蚁走到图像向量场边界,无路可走时也会导致其死亡。

4 NPR 中基于分布均匀度的自适应蚁群算法

蚁群算法主要利用正反馈原理强化最优解,当进化到一定程度后就容易因为较优解的信息素浓度不断被强化使得绘制蚂蚁大量集中在较少的路径上,出现早熟甚至是算法停滞的现象。这样如果只是简单地把传统 ACS 应用到 NPR 中,不仅不会提高绘制的效率,还容易导致局部绘制的现象,即信息素强度较大的地方,由于行走的绘制蚂蚁较多,就会多次被重复绘制;而信息素强度小的地方,由于较少甚至没有绘制蚂蚁经过,就不能被有效绘制。为了解决这个问题,使得 ACS 在 NPR 中具有更好的局部自适应性,本算法是基于分布均匀度自适应蚁群算法的思想^[11],并加以改进后应用于非真实感绘制所提出的,对绘制蚂蚁选择路径的概率,动态地进行分布均匀度的更新,使得绘制效果更加均匀、同时自然地提高绘制的速度。

为了动态调整绘制蚂蚁选择位置的概率,先引入“聚度”概念来衡量绘制的均匀程度。设从位置 p_i 共有 r 条路径到达另外 r 个位置 p_1, \dots, p_r ,另设上一次经过这 r 条路径上的绘制蚂蚁分别为 a_1, \dots, a_r ,定义聚度

$$sta(i) = \sqrt{\sum_{l=1}^r \left(\frac{m}{r} - a_l\right)^2}$$

其中 m 为蚁群大小。位置 p_i 的聚度越大,说明上一次选择的路径只集中在 r 条中的少数几条,也说明信息素集中于这少数几条上,在以后的搜索过程中,绘制蚂蚁在该位置选择下一位置的可选路径就会相对集中,因过渡强化正反馈信息就越有可能形成局部绘制,均匀程度就越低;反之,从该位置选择另外位置的信息量分布相对比较分散,绘制均匀性比较好但收敛速度较慢。

为了兼顾收敛速度和均匀绘制,动态调整路径选择概率,首先根据位置 p_i 的聚度来确定绘制蚂蚁下一步可供选择的的路径条数:

$$w = \left\lceil \frac{sta(i)}{m \sqrt{1 - 1/r}} \cdot (r - 1) + 0.5 \right\rceil + 1 \quad (8)$$

显然,当位置 p_i 的聚度越大, w 越大,绘制蚂蚁

下一步的分布范围会越来越广,绘制区域也会越来越大;反之,聚度越小,蚂蚁搜索时分布范围越小,搜索速度越来越高。这样看来,好像绘制均匀度和收敛速度得到了提高,但一般蚁群算法中绘制蚂蚁的选择策略主要依赖与其所在当前位置 p_i 选择下一位置 p_j 的启发信息 $\eta_{i,j}$ (本文取 $1/StepLength$,因此算法为纯粹正反馈蚁群算法)和以 p_i 为起点的各条路径上的信息素强度 $\tau_{i,j}(t)$,这会在一定程度上误导大量绘制蚂蚁聚集于当前信息量较大的几条路径上。因此,引入“信息权重 $\varepsilon_{i,j}$ ”来限制信息量和启发信息对绘制蚂蚁选择概率的影响程度,从而调整各个路径被选中的概率。首先把以位置 p_i 为起点的 r 条可选路径按其信息素浓度由高到低排列,序号依次存于数组 $rank$ 中,令 $q = w/r$,则路径 (p_i, p_j) 上的信息权重 $\varepsilon_{i,j}$ 定义为

$$\varepsilon_{i,j} = \begin{cases} q^{rank[j]-1} & rank[j] \leq w \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

绘制蚂蚁 (p_i, p_j) 的寻径概率则修改为

$$f_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{\varepsilon_{i,j} \tau_{i,j}^\alpha(t) \eta_{i,j}^\beta(t)}{\sum_{p_h \in circle(p_i, StepLength)} \varepsilon_{i,h} \tau_{i,h}^\alpha(t) \eta_{i,h}^\beta(t)} & p_j \in circle(p_i, StepLength) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

对照式(1)可见,式(10)对各条路径上的信息量及启发因子乘上了信息权重。路径 (p_i, p_j) 的信息权重 $\varepsilon_{i,j}$ 反映了蚂蚁从位 p_i 选择下一位置 p_j 时,路径上的信息量以及启发因子对绘制蚂蚁选择概率的影响程度。对于信息量大的路径,其信息权重较大,绘制蚂蚁选取该路径的概率也较大。

由式(8)可知,当绘制蚂蚁到达位置 p_i ,如果该处的聚度较大,就会使得下一步可选的路径条数 w 和 q 的值增大,因而各条路径的信息权重 $\varepsilon_{i,j}$ 差距(由式(9)知)就比较小,这样各条路径上的信息量及启发信息对选择概率的影响差别就小些,各条路径的被选概率相对均匀些,从而会使得绘制均匀些;反之,如果聚度较小,各条路径的信息权重 $\varepsilon_{i,j}$ 差距就较大,信息量和期望程度对选择概率的影响差别就大些,这样就能加快最优解的收敛速度,提高绘制效率。

算法采用逐步更新信息素浓度的方法。开始时,图像向量场中各路径上的信息素浓度初始化为 $\tau(0) = |\nabla p_i|/StepLength$ 。算法中使用一个与蚁群大小 m 一致的数组 $hump-counter$ 来记录每只蚂蚁的

跳跃次数。假定绘制蚂蚁正从位置 p_i 走向位置 p_j , 以下是算法的具体步骤描述:

(1) 每条路径上的信息素浓度初始化为

$$\tau(0) = |\nabla p_i| / \text{StepLength};$$

数组 jump-counter 中元素初始化为 0;

(2) 设置绘制蚁群的群数为 n ,并设置蚁群大小为 m ;

由随机数发生器生成蚁群中绘制蚂蚁;

(3) 对于每个绘制蚁群:

for $ii = 1$ to MaxSteps

for $jj = 1$ to m

a. 若 $\tau_{i,j}(t) > \tau_{m1}$,继续 ;否则转向(c);

b. 若算法继续的条件为真 ,则继续 ;否则 ,绘制蚂蚁死亡 ,从环境中消失

(b1) 若 $|\theta_c - \text{memory}| < \theta_r$

据式(2)确定印痕方向;

把绘制蚂蚁当前位置邻域对应的源图像中颜色平均值作为印痕颜色;

设置印痕形状 ,置印痕;

(b2) 记忆当前印痕方向信息:

$$\text{memory}(t) \leftarrow \theta;$$

(b3) 根据式(5)对当前位置进行信息素更新;

(b4) 绘制蚂蚁据式(8)选择概率最大路径 ,继续单步行进;

c. (c1) 若 $\tau_{i,j}(t) < \tau_{m2}$ 则

绘制蚂蚁根据式(4)和式(5)进行跳跃;

更新相应的跳跃计数器:

$$\text{jump-counter} = \text{jump-counter} + 1;$$

否则转向(c2);

(c2) 绘制蚂蚁据式(10)选择概率最大路径 ,继续单步行进。

当蚂蚁没有死亡时 ,会在向量场中继续相应的行为 ,算法继续的条件为

(1) 当蚂蚁跳跃次数没有超越其最大跳跃次数时 ,即

$$\text{jump-counter} < \text{MaxJumps}$$

(2) 仍可以选择到可以跳跃的路由时;

(3) 当蚂蚁没有走到地形图边界时。

5 实验结果

根据表达主题和意境的不同 ,以及用笔、用色的

不同 ,油画存在多种流派 ,再加上目前还没有一个科学的标准可以评价非真实感绘制效果 ,因此为了验证本文方法的可行性 ,选取 Semet 方法^[12] 以及 Ashikhmin 方法^[13] 的绘制效果作为对照对象。

通过选取多幅彩色图像在 RGB 空间进行艺术绘制 ,验证本文方法的可行性和有效性 ,如图版 I 图 1 所示。画布初始化为空白图像 ,设置 3 个蚁群进行 3 层绘制 ,每层由一个蚁群完成。每层绘制蚂蚁据式(10)选择图像向量场中具有最大选择概率的路径 ,如果当前路径(p_i, p_j)上信息素浓度 $\tau_{i,j}(t) > 30.0$,绘制蚂蚁将在画布 p_j 处留下大小为 6×6 的印痕 ,并更新此处信息素浓度。印痕颜色取自源图像中以 p_j 为中心 ,以画笔大小为邻域内的颜色平均值。如果当前所有可能路径(p_i, p_j)上的信息素 $\tau_{i,j}(t) < 0.2$,绘制蚂蚁将选择 $\text{circle}(p_i, 5)$ 上具有最大信息素浓度且大于 0.2 的位置跳跃过去。直到所有蚂蚁死亡 ,一层绘制完成。从低层到高层逐层绘制 ,绘制蚂蚁的印痕(即笔刷)大小不断减小 ,秉承了油画由粗到细 ,层层敷设的绘画特点。第 1 层绘制效果 ,图像具备了源图像的基本特征 ;在第 1 层基础上进行的第 2、3 层绘制效果 ,与第 1 层绘制效果相比 ,图像效果更为细致、真实。可以看出 ,本文算法同样可以获得 Semet 方法的类似效果 ,且只需设置少数几个蚁群和极少的用户交互便可进行绘制 ,而 Semet 方法需要通过较多的用户控制 ,并设置甚至几十群蚂蚁才能获得令用户满意的绘制效果。

表 1 给出了该实验用到的一些主要参数 ,这些参数的取值为参考了 Semet 方法 ,并进行实验后得出的经验值。其中蚁群大小、MaxSteps 和 MaxJumps 参数值的选择考虑到算法效率和绘制效果的平衡 ,蚂蚁越

表 1 主要参数描述

Tab. 1 Main parameters description

参数	类型	参数值
蚁群大小(m)	integer	35 000
MaxSteps	integer	250
MaxJumps	integer	8
StepLength	pixels	20
JumpRadius	pixels	5
信息素作用因子(α)	double	0.7
信息素门限值 τ_{m1}	double	30.0
MarkThickness	pixels	2...16
MarkLength	pixels	2...16
转角门限值 θ_r	degrees	45
信息素挥发因子 ρ	double	0.2
启发式因子(β)	double	0.3

多 $MaxSteps$ 、 $MaxJumps$ 越大,则绘制效果越细致、真实,但算法效率越低;反之,则效率提高但绘制质量降低。 $StepLength$ 、 $JumpRadius$ 和信息素门限值取值过小或过大,会出现绘制过程中信息素分布不均匀,导致图像绘制不均匀。本文算法为纯粹的正反馈蚁群算法,信息素浓度对路径概率起决定作用,因此信息素作用因子相对启发式因子较大。 $MarkThickness$ 和 $MarkLength$ 为画笔参数,实验证明在表中取值范围内均可达到绘制要求。信息素挥发因子为继承蚁群算法的参数因子。转角门限值太高会影响图像平滑效果,太小则无法有效勾勒轮廓曲线。

为比较传统蚁群算法与基于分布均匀度的蚁群算法的绘制性能,图版 I 图 2 给出了相应的对比实验,其中,图版 I 图 2(b)为应用传统蚁群算法的绘制结果,其缺点在于有些区域呈现出画布底色,主要是由于这些地方很少甚至没有绘制蚂蚁经过,从而没有得到有效绘制造成的;图版 I 图 2(c)由于引入信息权重因子动态调整绘制蚂蚁寻径概率,使得概率分布尽量均匀,从而有效避免了局部绘制的情况,使得绘制结果能较充分地表现物体的真实感和丰富的色彩效果。

图版 I 图 3 是以 Ashikhmin 的纹理传输效果作为对照对象的另一个实验,由于“天空”中缺少足够的细节信息,梯度值很小,画笔形状不能得到有效表达,为此,采用 Park 等人^[14]提出的梯度插值方法对“天空”区域进行梯度处理,从而使得“天空”部分能够被有效绘制,获得均匀色彩特征。对比 Ashikhmin 纹理传输的油画效果,本文算法同样可以实现油画风格的非真实感绘制,并在色彩处理上更加平滑,整个绘制更具视觉真实感。从总体上来看,本文算法可以实现对手工绘画的模拟绘制。

6 结 论

一个高效的非真实感绘制,绘制速度和绘制效果的均匀性是两个必不可少的考虑因素。基于分布均匀度蚁群算法的非真实感绘制能够在这两方面达到一个不错的平衡。算法中为传统蚁群的路径选择概率引入信息权重因子,有效地调节了概率分布均匀度的同时提高了绘制的速度,从而使得绘制效果比较自然和真实。利用多个蚁群来完成多层绘制的方法,能够比较成功地模拟出手工绘画的过程。实验结果表明了本文算法的有效性。该算法为非真实

感绘制提供了一个新思路。

参考文献 (References)

- Li Hua-shan. On the mathematical problems in computer art[J]. Journal of Image and Graphics, 1996, 1(1): 53 ~ 57. [李华山. 计算机艺术中的数学问题[J]. 中国图象图形学报, 1996, 1(1): 53 ~ 57.]
- Stuart G, David S, Simon S, et al. Non-photorealistic rendering [A]. In : Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH [C], Los Angeles, California, 1999 : 325.
- Cassidy J Curtis, Sean E Anderson, Kurt W Fleischer, et al. Computer-Generated Watercolor[EB/OL]. grail. cs. washington. edu/projects/watercolor/paper_small. pdf 2005-05-15.
- Salisbury M, Wong M, Hughes J, et al. Orientable textures for image-based pen-and-ink illustration [A]. In : SIGGRAPH 97 Conference Proceedings[C], Los Angeles California, 1997 : 401 ~ 406.
- Zhao Guo-ying, Xiang Shi-ming, Li Hua, et al. Application of higher moments in color transfer between images[J]. Journal of Computer-Aided Design&Computer Graphics, 2004, 16(1): 62 ~ 66. [赵国英, 向世明, 李华等. 高阶矩在颜色传输中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(1): 62 ~ 66.]
- Efros A, Freeman W. Image quilting for texture synthesis and Transfer[A]. In : Proceedings of SIGGRAPH [C], Los Angeles, California, 2001 : 341 ~ 346.
- Aaron Hertzmann. Painterly rendering with curved brush strokes of multiple sizes[A]. In : Proceedings of SIGGRAPH '1998 [C], Orlando, Florida, 1998 : 453 ~ 460.
- Aaron Hertzmann. A survey of stroke-based rendering[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2003, 23(4): 70 ~ 81.
- Marco Dorigo, Gianni Di Caro, Michael Sampels. Ant algorithms for discrete optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(3): 137 ~ 172.
- Marco Dorigo, Eric Bonabeau, Guy Theraulaz. Ant algorithms and stigmergy[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(6): 851 ~ 871.
- Chen Ling, Shen Jie, Qin Ling, et al. An adaptive ant colony algorithm based on equilibrium of distribution[J]. Journal of Software, 2003, 14(8): 1379 ~ 1385. [陈陵, 沈洁, 秦铃等. 基于分布均匀度的自适应蚁群算法[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1379 ~ 1385.]
- Yann Semet, Una-May O'Reilly, Fredo Durand. An interactive artificial ant approach to non-photorealistic rendering[A]. In : the Genetic and Evolutionary Computation Conference(GECCO '04) [C], Seattle, WA, USA, 2004 : 26 ~ 30.
- Ashikhmin M. Fast texture transfer[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2003, 23(4): 38 ~ 43.
- Park Y S, Yoon K H. Adaptive brush generation for painterly rendering[A]. In : the Eurographics Association[C], Aire-la-Ville, Switzerland, 2004 : 65 ~ 68.



图1 模拟绘制效果
Fig.1 Simulation rendering

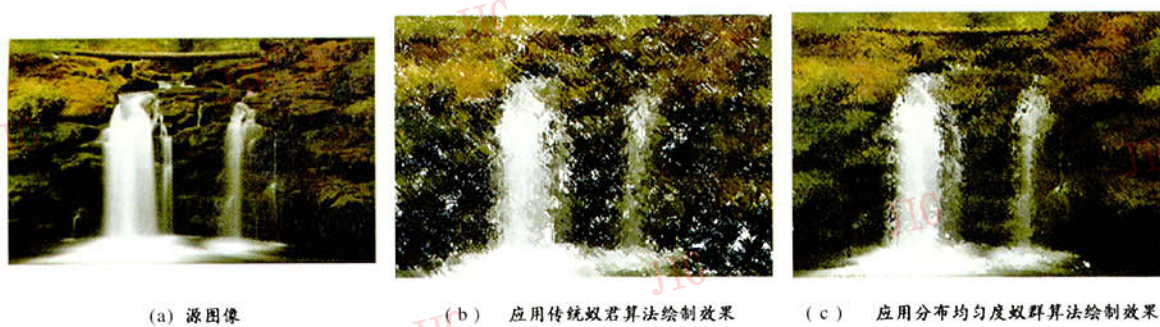


图2 对比实验结果
Fig.2 Contrasting experiment



图3 模拟绘制
Fig.3 Simulation rendering