

# 鲁棒的二维 Renyi 熵图像阈值分割快速算法

顾晓清 孙玉强 侯振杰

(常州大学信息科学与工程学院 常州 213164)

**摘要** 二维 Renyi 熵阈值分割算法是经典的图像阈值分割方法,但其性能对椒盐噪声较敏感。针对此不足,引入图像滤波中对椒盐噪声有较好鲁棒性的中值滤波技术,提出了新的二维直方图构造方法。为了进一步提高算法效率,分析了阈值分割目标函数的特点,使用惯性权重递增的粒子群算法对其进行优化。通过实验与原方法比较说明了此方法的优越性。

**关键词** 二维直方图, 阈值分割, 二维 Renyi 熵, 粒子群算法, 递增惯性权重

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## Fast Robust Thresholding Method Based on Two-dimensional Renyi's Entropy

GU Xiao-qing SUN Yu-qiang HOU Zhen-jie

(School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

**Abstract** The thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy is a classical thresholding approach. However, it suffers from the sensitivity to the salt and pepper noise. This paper introduced the median filtering method which is robust to the salt and pepper noise into the process of constructing the two-dimensional histogram. To further improve the performance of the algorithm, an improved version of particle swarm optimization with increasing inertia weight was employed. Several experiments show the algorithm is effective.

**Keywords** Two-dimensional histogram, Image thresholding, Two-dimensional Renyi entropy, Particle swarm optimization, Increasing inertia weight

## 1 引言

基于二维直方图的图像阈值分割技术是近年来学术界的研究热点<sup>[1-5]</sup>,它克服了传统的一维直方图对图像噪声敏感、无法反映图像的局部空间信息等缺点。最近, Sahoo 等基于信息理论,提出了二维 Renyi 熵图像阈值分割算法<sup>[1]</sup>,其取得了很好的分割效果。

但是, Sahoo 等的二维 Renyi 熵算法仍然存在着以下两个重要缺点。首先,它所采用的二维直方图建立在邻域窗口灰度均值的基础上。如果图像中某像素点的邻域窗口受噪声污染,其邻域窗口灰度均值会有较大的变化,这会给二维直方图带来较大的失真,从而影响最终的图像分割效果。其次,对二维 Renyi 熵目标函数进行优化时,二维直方图的引入使搜索空间从一维扩展到二维,如果使用传统的穷举搜索策略,由于计算量巨大,因此使其很难实用。

本文的工作围绕上述两个问题展开。为了改善传统的二维直方图对椒盐噪声敏感的缺点,将中值滤波技术引入到二维直方图构造过程中,提出新的基于灰度中值的二维直方图构造方法,并分析椒盐噪声对二维直方图的影响。其次,为了提高算法效率,使用粒子群优化(Particle Swarm Optimiza-

tion, PSO)算法对目标函数进行优化。惯性权重  $w$  的变化策略对 PSO 算法性能的影响很大。虽然大量基于标准测试函数的研究表明,采用线性递减的惯性权重,可以使 PSO 算法得到很好的效果<sup>[6]</sup>,但是,二维 Renyi 熵阈值分割目标函数有其不同于标准测试函数的自身特点。如何在对图像进行阈值分割时根据目标函数自身的特性来选取合适的惯性权重变化策略,相关研究尚未见报导。本文将就此进行分析,并且引入惯性权重递增策略,从而进一步加快算法的收敛速度。

本文第 2 节回顾 Sahoo 等的二维 Renyi 熵阈值分割算法;第 3 节基于邻域窗口灰度中值,提出新的二维直方图构造方法,从而增强算法抗椒盐噪声的鲁棒性;为了加快算法的收敛速度,结合目标函数的特点,将惯性权重递增策略引入到 PSO 中,以此对目标函数进行优化;第 4 节通过实验与原方法进行对比,说明本文方法的优越性。

## 2 二维 Renyi 熵阈值分割原理

记向量  $(t, s)$  为二维直方图的阈值,二维直方图可以被  $(t, s)$  分成 A、B、C、D 4 个区域(如图 1 所示),区域 A 可表示为  $[0, t] \times [0, s]$ ,区域 B 表示为  $[t+1, 255] \times [0, s]$ ,区域 C 表示为  $[t+1, 255] \times [s+1, 255]$ ,区域 D 表示为  $[0, t] \times [s+1,$

到稿日期:2011-10-26 返修日期:2012-01-03 本文受国家自然科学基金项目(61063021),江苏省高校自然科学基金研究计划(06KJB520022),江苏省教育厅自然科学基金指导性计划(06KJD310050)资助。

顾晓清(1981-),女,硕士,讲师,主要研究方向为计算机图形学、人工智能, E-mail: tidddydd@163.com;孙玉强(1956-),男,博士,教授,主要研究方向为软件工程、并行编译、图形图像处理;侯振杰(1973-),男,博士,教授,主要研究方向为图形图像处理、三维重建。

255]。其中区域 A 和 C 分别代表背景和目标,而区域 B 和区域 D 代表噪声和边缘点。

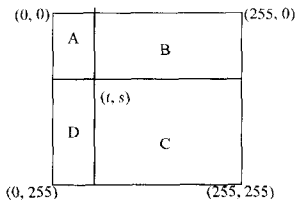


图1 二维直方图区域划分

二维直方图被 $(t,s)$ 分割后,背景和目标的累积概率 $P_A$ 和 $P_C$ 分别为:

$$P_A(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \quad (1a)$$

$$P_C(t,s) = \sum_{i=t+1}^{255} \sum_{j=s+1}^{255} p(i,j) \quad (1b)$$

式中, $p(i,j)$ 表示像素点灰度级为 $i$ ,邻域平均灰度级为 $j$ 的联合分布概率。

忽略图像中的噪声与边缘像素点,可得如下关系:

$$P_A(t,s) + P_C(t,s) \approx 1 \quad (2)$$

在二维直方图上,定义图像背景和区域目标的 Renyi 熵如下:

$$H_A^\alpha(t,s) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s \left( \frac{p(i,j)}{P_A(t,s)} \right)^\alpha \quad (3a)$$

$$H_C^\alpha(t,s) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=t+1}^{255} \sum_{j=s+1}^{255} \left( \frac{p(i,j)}{1-P_A(t,s)} \right)^\alpha \quad (3b)$$

式中, $\alpha$ 为熵指数。根据大量实验, $\alpha \in [0.3, 0.7]$ 是比较合理的取值范围,本文实验中,取 $\alpha=0.3$ 。

定义基于二维 Renyi 熵的图像阈值分割目标函数如下:

$$\Psi_\alpha(t,s) = H_A^\alpha(t,s) + H_C^\alpha(t,s) \quad (4)$$

其最大值点 $(t^*(\alpha), s^*(\alpha)) = \arg \max_{(t,s) \in G \times G} \Psi_\alpha(t,s)$ ,即为图像阈值分割的最优分割点。

使用二维 Renyi 熵阈值分割算法对椒盐噪声图像进行阈值分割,得到的分割结果受噪声影响很大。以 Cameraman 为例,对原图像进行阈值分割,分割结果 $t=101$ ;向其加入 20% 的椒盐噪声后进行分割,得到分割结果 $t=119$ (见本文实验部分)。可见算法对椒盐噪声比较敏感,其原因在于 Sahoo 将他的算法建立在灰度均值二维直方图的基础上,而均值对噪声较为敏感,所以会给相应的二维直方图带来很大的失真,进而严重影响阈值分割的效果。

### 3 鲁棒的二维 Renyi 熵阈值分割快速算法

#### 3.1 基于中值滤波的二维直方图构造方法

近年来,中值滤波技术在图像去噪中得到了成功的应用,但其优越性尚未在阈值分割中充分体现。本文在二维直方图构造过程中,引入中值滤波技术,从而改善原算法对椒盐噪声敏感的缺点。

令 $f(x,y)$ 为坐标值 $(x,y)$ 的像素点的灰度值,则分辨率为 $M \times N$ 的数字图像可记为:

$$[f(x,y) \mid x=1,2,\dots,M,y=1,2,\dots,N]$$

令 $G$ 为图像中所有像素点灰度值的集合,即 $G=\{0,1,2,\dots,L-1\}$ ,通常 $L$ 取 256; $W_{x,y}^d$ 为中心坐标 $(x,y)$ 、大小为 $d \times d$ 的窗口( $d=2r+1,r=1,2,\dots$ );用 $median(W_{x,y}^d)$ 表示对窗口 $W_{x,y}^d$ 内所有像素点的灰度取中值操作。首先计算窗口 $W_{x,y}^d$ 的中值:

$$g(x,y) = median(W_{x,y}^d)$$

则改进的基于邻域窗口灰度中值的二维直方图计算如下:

$$p(m,n) = Prob(f(x,y)=m,g(x,y)=n)$$

式中, $m,n \in G, Prob(f(x,y)=m,g(x,y)=n)$ 表示 $f(x,y)=m, g(x,y)=n$ 的联合概率。

上述过程也可看成对原图像进行中值滤波后,结合原图像,构造二维直方图。对于新构造的灰度中值二维直方图,其抗椒盐噪声能力大大增强。如图 2(a)所示的 $3 \times 3$ 窗口,若其中的 3 个像素点受椒盐噪声污染,则其值变为 $s_{max}=255$ ,如图 2(b)所示。污染前后窗口灰度值均值和中值的变化如表 1 所列,其中心像素点在灰度均值二维直方图上由坐标(7,4)移至(7,89),即由主对角线附近大幅度向偏离主对角线的方向移动。而将邻域窗口灰度中值作为二维直方图的纵坐标后,由于窗口灰度中值对小部分像素点灰度值的变化不敏感,因此此像素点在灰度中值二维直方图上的坐标为(7,4),受污染后其坐标为(7,7),几乎不受影响。

1	3	7	255	3	7
3	7	3	3	7	255
6	4	6	6	255	6

图2 受椒盐噪声污染的图像窗口

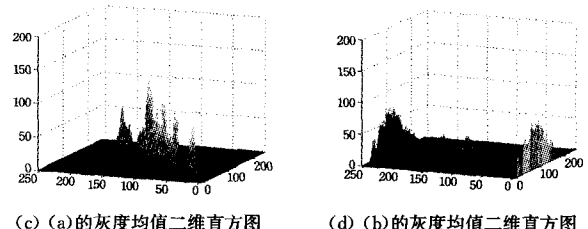
表1 邻域窗口被污染前后对比

	被椒盐噪声污染前	被椒盐噪声污染后
灰度均值	4	89
灰度中值	4	7

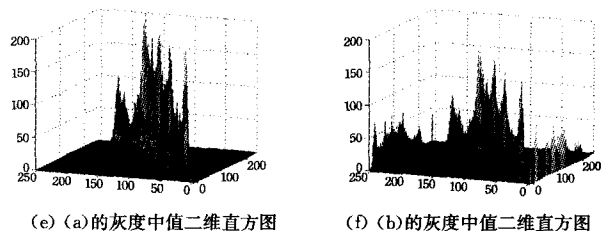
图 3 以 Lenna 为例,比较相同强度的椒盐噪声对两种方法构造的二维直方图的影响。容易发现,对于相同图像的灰度均值和灰度中值这两种二维直方图,不论图像中是否存在椒盐噪声,后者的像素点较前者都更集中于对角线的两侧,这是因为邻域灰度中值对图像中的纹理细节和噪声不敏感的缘故。所以,对于施加 20% 椒盐噪声的图像(见图 3(b)),其对应的两种灰度直方图,图 3(d)的失真较图 3(f)更为严重。



(a) 原图 (b) 加上 20% 的椒盐噪声的图像



(c) (a) 的灰度均值二维直方图 (d) (b) 的灰度均值二维直方图



(e) (a) 的灰度中值二维直方图 (f) (b) 的灰度中值二维直方图

图3 椒盐噪声对不同方法构造的二维直方图的影响

### 3.2 基于递增惯性权重的 PSO 算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[7]</sup> 是基于群集智能理论的全局优化算法, 具有全局收敛快、鲁棒性强的特点。假设  $s$  维空间  $R^s$  中有  $m$  个粒子  $p_i, i=1, 2, \dots, m$ 。在时刻  $t$ , 其状态用位置和速度表示, 分别记为  $x_i^{(t)} = (x_{i1}^{(t)}, x_{i2}^{(t)}, \dots, x_{is}^{(t)})$  和  $v_i^{(t)} = (v_{i1}^{(t)}, v_{i2}^{(t)}, \dots, v_{is}^{(t)})$ ,  $i=1, 2, \dots, m, t=1, 2, \dots$ 。粒子的初始状态(包括位置和速度)随机生成, 然后通过反复迭代找到最优解。在每次迭代中, 粒子通过跟踪个体极值  $pbest^{(t)}$  和全局极值  $gbest^{(t)}$  来更新自己的状态。每个粒子的状态更新公式如下:

$$v_i^{(t+1)} = \omega v_i^{(t)} + c_1 r_1 (pbest^{(t)} - x_i^{(t)}) + c_2 r_2 (gbest^{(t)} - x_i^{(t)}) \quad (5)$$

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)}$$

式中,  $c_1, c_2$  为正的加速度系数, 通常  $c_1 = c_2 = 2$ ;  $r_1, r_2$  为  $[0, 1]$  之间服从均匀分布的随机数。

惯性权重  $\omega$  的变化策略对 PSO 性能的影响很大。目前, 学术界对递减惯性权重已经进行了充分研究, 并且其得到了成功的应用<sup>[6]</sup>; 对于惯性权重递增变化的情况, 虽然其实现方法简单, 但目前仍然很少有人探讨, 仅有的研究尚停留在理论阶段, 没有找到合适的应用背景。惯性权重递减变化, 虽然可以使算法在运行早期脱离局部极值, 从而在更大范围内搜索全局最优值, 但是到了算法运行后期, 较小的惯性权重不利于算法迅速收敛。

在实验中, 通过观察目标函数(即式(4))的形态, 发现它有着不同于标准测试函数的特点, 其可归纳为: (1) 是单峰函数; (2) 其定义域为离散区域, 由  $255 \times 255$  个二维离散点组成。以图像 Lenna 为例, 本文给出二维 Renyi 熵目标函数的等高线图, 如图 4 所示, 其它图像的二维 Renyi 熵目标函数与之类似。

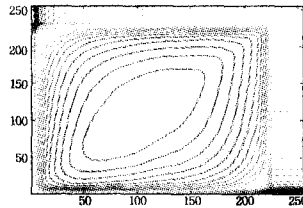


图 4 Lenna 目标函数等高线图

目标函数的上述特点, 为重新设计惯性权重变化策略提供了思路。记  $\omega_1$  为惯性权重初值,  $\omega_2$  为惯性权重终值,  $t_{max}$  为算法最大迭代次数,  $\omega_1 < \omega_2$ , 本文采用式(6)作为惯性权重变化曲线:

$$f_1: \omega_t = (\omega_2 - \omega_1) \left( \frac{t-1}{t_{max}-1} \right) + \omega_1 \quad (6)$$

在迭代过程中, 惯性权重逐渐增大, 个体极值和全局极值也不断更新, 从而完成对目标函数的优化。

使用惯性权重递增策略, 算法前期, 较小的惯性权重有利于各个粒子更加精细地在各自的局部最优解附近进行搜寻, 目标函数的单峰特性又使其不会陷于局部极值; 而算法后期, 惯性权重的不断增大更有利于算法迅速地搜索到最优解, 从而可以保证算法更加迅速地收敛。

### 3.3 算法描述

结合 3.1 节和 3.2 节得到本文算法, 其描述如下: 鲁棒的二维 Renyi 熵图像阈值分割快速算法

输入: 灰度图像  $I, \alpha$  值;

输出: 阈值  $t$ ;

算法流程:

对输入图像  $I$  进行中值滤波, 得到图像  $I_{med}$ ;

基于  $I$  和  $I_{med}$ , 构造灰度中值二维直方图;

设置惯性权重初值  $w_1$ , 终值  $w_2$ ;

设置参数  $t$  的变化范围  $t\_range = [1, 255]$ , 参数  $s$  的变化范围  $s\_range = [1, 255]$ ;

以式(4)作为目标函数, 使用 PSO 对其进行优化, 得到最佳阈值  $t$ 。

## 4 实验及讨论

根据图像的不同特点, 本文选用 Lenna, Cameraman, Mri 进行测试, 如图 5 所示。



图 5 测试图像

图像 Cameraman 的目标和背景区域有较为明显的分界, 其像素点基本分布在对角线附近; 而 Lenna 中有较明显的纹理细节; 对于 Mri 来说, 其背景区域为黑色, 这会掩盖部分椒盐噪声。本文选取这 3 幅图像作为这 3 种情况的典型代表, 对其分别添加 20%、30%、40% 不同强度的椒盐噪声, 来观察椒盐噪声对两种方法构造的二维直方图的影响。

实验 1 本实验研究不同强度的椒盐噪声对两种二维直方图的影响, 以及对应的阈值分割结果因此而产生的变化。为了比较直方图之间的相似程度, 本文使用式(7)进行度量:

$$\rho = \frac{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} p_{ij} q_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} p_{ij}^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} q_{ij}^2}} \quad (7)$$

式中,  $p_{ij}$  和  $q_{ij}$  ( $i=0, \dots, 255, j=0, \dots, 255$ ) 分别为原图像的二维直方图和噪声图像的二维直方图上相应的坐标值。表 2 列出了给图像施加不同强度的椒盐噪声后, 被噪声污染的图像二维直方图与原图像二维直方图之间的相似程度, 即式(7)的计算结果。表 3 给出了基于两种二维直方图, 对不同的测试图像及其噪声图像进行阈值分割的结果; 图 6 给出了采用不同的二维直方图, 对 30% 椒盐噪声下的 Cameraman 图像进行分割的视觉结果。

表 2 不同强度的椒盐噪声对两种二维灰度直方图的影响

	二维直方图类型	20%椒盐噪声	30%椒盐噪声	40%椒盐噪声
Cameraman	灰度均值	0.413141	0.186294	0.074019
	灰度中值	0.93284	0.830153	0.659989
Lenna	灰度均值	0.371391	0.163711	0.084174
	灰度中值	0.892649	0.740755	0.514807
Mri	灰度均值	0.729154	0.488264	0.340963
	灰度中值	0.993363	0.983876	0.971969

从表 3 可以看出, 对于不加噪声的图像, 基于两种不同的二维直方图进行阈值分割, 其分割结果较为接近。随着椒盐噪声的逐渐加大, 灰度均值二维直方图失真比较明显, 因此噪声对阈值分割的结果产生较大影响。相反, 采用邻域窗口灰度中值构造二维直方图, 椒盐噪声对二维直方图的影响有限, 所以阈值分割的结果比较稳定。图 6 给出了采用两种不同的

二维直方图在 30% 的椒盐噪声下对 Cameraman 图像进行分割后所得的视觉效果。从视觉效果来看,由于该算法没有对图像进行去噪处理,因此噪声对分割结果的干扰很严重,两种方法所得的分割结果在视觉效果上已经很难评判。但是从表 3 中所列阈值可以发现,采用灰度中值的二维直方图,其分割结果受噪声的影响很小;而采用灰度均值的二维直方图,其分割结果受噪声的影响较大。可见,在构造二维直方图过程中采用邻域窗口灰度中值,对提高阈值分割算法的鲁棒性有着重要的意义。

表 3 基于不同的二维直方图的分割结果

二维直方图类型	原图	噪声		
		20%椒盐	30%椒盐	40%椒盐
Cameraman	灰度均值	101	127	126
	灰度中值	114	111	114
Lenna	灰度均值	104	116	113
	灰度中值	105	105	104
Mri	灰度均值	52	57	59
	灰度中值	52	53	55



(a) 基于灰度均值二维直方图的分割效果



(b) 基于灰度中值二维直方图的分割效果

图 6 30% 椒盐噪声下 Cameraman 图像的分割结果

实验 2 本实验研究采用 PSO 对阈值分割目标函数进行优化时,惯性权重采用不同的变化曲线对收敛速度的影响。本实验采用如下几种惯性权重变化曲线来进行测试。

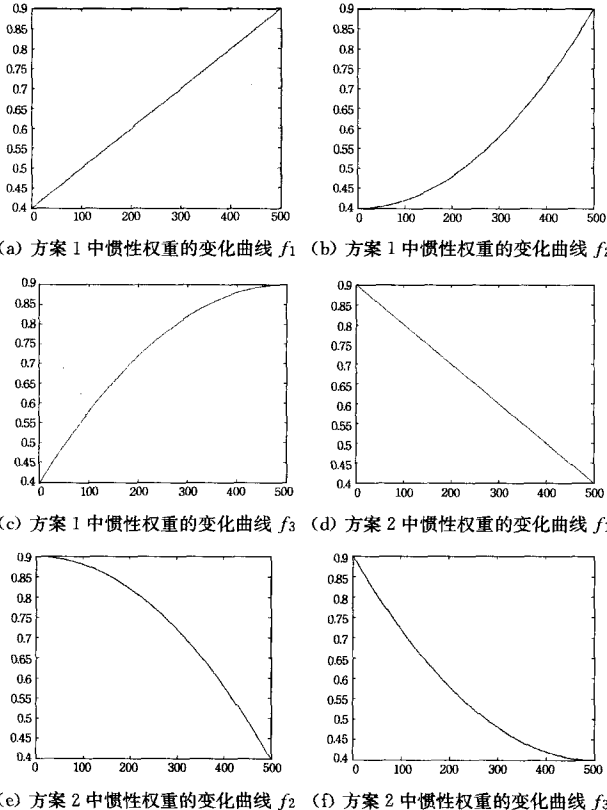


图 7 不同方案中惯性权重的变化曲线

$$f_1: \omega_t = (\omega_2 - \omega_1) \left( \frac{t-1}{t_{\max}-1} \right) + \omega_1 \quad (8a)$$

$$f_2: \omega_t = (\omega_2 - \omega_1) \left( \frac{t-1}{t_{\max}-1} \right)^2 + \omega_1 \quad (8b)$$

$$f_3: \omega_t = -(\omega_1 - \omega_2) \left( 1 - \left( \frac{t-1}{t_{\max}-1} \right) \right)^2 + \omega_1 \quad (8c)$$

实验方案 1 中,取  $\omega_1 = 0.4, \omega_2 = 0.9$ , 即惯性权重递增,变化曲线如图 7(a)~图 7(c) 所示;实验方案 2 中,取  $\omega_1 = 0.9, \omega_2 = 0.4$ , 即惯性权重递减,变化曲线如图 7(d)~(f) 所示。粒子数量设为 24,对于不同的惯性权重变化策略和图像,算法分别运行 50 次。当算法首次找到函数最优值时,所需迭代次数的平均值及方差如表 4 所列。

表 4 对于不同的惯性权重变化,算法收敛时的迭代次数平均值及方差

		Lenna	Cameraman	Mri
		均值/方差	均值/方差	均值/方差
方案 1 ( $\omega_1 = 0.4, \omega_2 = 0.9$ )	$f_1$	12.26 2.86	12.50 3.60	13.00 5.22
	$f_2$	14.78 8.18	17.04 9.97	15.80 7.30
	$f_3$	14.43 6.16	12.43 4.03	13.52 4.72
方案 2 ( $\omega_1 = 0.9, \omega_2 = 0.4$ )	$f_1$	43.96 20.25	44.02 22.10	42.19 17.97
	$f_2$	53.84 32.10	67.98 43.30	64.78 34.35
	$f_3$	39.58 13.72	39.62 17.37	33.96 12.97

从表 4 可知,使用传统的递减变化的惯性权重,该算法收敛所需的迭代次数受变化函数凹凸性的影响很大。惯性权重使用凹函数作为变化函数时,算法性能明显优于使用线性函数和凸函数作为变化函数时的性能。

但是,使用递增变化的惯性权重,惯性权重变化曲线的凹凸性对算法收敛速度的影响有限。从表 4 可以看出,对于各测试图像,算法收敛时的平均迭代次数的均值远小于惯性权重递增变化时的平均迭代次数。此外,迭代次数的方差也较小,这说明算法收敛时迭代次数比较稳定。这有利于用户选用计算量小的变化曲线作为惯性权重变化策略。本文选用线性递增函数作为惯性权重变化曲线,在 CPU 为 T7100、内存为 1GB、操作系统为 Vista 的计算机上进行测试,算法在 5s 内即可得到分割结果。

结束语 针对传统二维直方图阈值分割算法的缺点,本文对 Sahoo 等的二维 Renyi 熵图像阈值分割算法进行了改进。传统的二维直方图建立在邻域窗口灰度均值的基础上,椒盐噪声的加入会使其产生很大的失真,从而影响分割结果。本文提出了一种构造二维直方图的新方法,该方法使用邻域窗口灰度中值来代替原来的窗口灰度均值,从而减小了椒盐噪声对二维直方图的影响。为了进一步提高算法的效率,本文使用惯性权重递增的粒子群算法来优化目标函数。实验结果表明,在图像阈值分割过程中,使用灰度中值二维直方图可以有效地提高阈值算法对椒盐噪声的鲁棒性,而惯性权重递增的粒子群优化算法对加速阈值分割也有着重要的作用。

## 参考文献

[1] Sahoo P K, Arora G. A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy [J]. Pattern Recognition, 2004, 37

(6):1149-1161

- [2] 卓问,曹治国,肖阳. 基于二维 Arimoto 熵的阈值[J]. 模式识别与人工智能,2010,22(2):208-213
- [3] 潘酷,吴一全. 二维 Renyi 熵图像阈值选取快速递推算算法[J]. 中国体视学与图像分析,2007,12(2):93-97
- [4] 唐英干,邱秋艳,赵立兴. 基于二维最小 Tsallis 交叉熵的图像阈值分割方法[J]. 物理学报,2009,58(1):9-15
- [5] 黄金杰,郭鲁强,逯仁虎,等. 改进的二维 Renyi 熵图像阈值分割

[J]. 计算机科学,2010,37(10):251-253

- [6] Shi Y,Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]//International Conference on Evolutionary Computation. Washington, USA: IEEE,2000:1945-1950
- [7] Kennedy J,Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [C]//Proc. IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Western Australia: IEEE,1995(4):1942-1948

(上接第 283 页)

产生式  $p_s$ :表示绘制萼片曲面。

其中:

~ $x$ :在指定位置和方向绘制字符  $x$  表示的曲面。

# $Y$ :在指定位置和方向绘制字符  $y$  表示的圆柱。

! $Z$ :在指定位置和方向绘制字符  $z$  表示的球体。

#### 4 实验结果

花卉植物是自然景观的重要组成部分之一,其种类繁多,结构复杂。花朵由很多部分组成,如花枝、萼片、花瓣和花蕊,而每个部分都呈现出不同的三维形状,并以复杂的结构相连接。由于拓扑结构和几何结构的复杂性,花瓣排列方式非线性较强,因此三维模拟效果往往较差。传统的算法中,多是基于计算机视觉原理,通过采集的二维坐标转换成三维坐标,来完成三维视觉模拟。但是,花卉的结构往往比较复杂,因此在二维坐标采集的过程中会出现坐标重叠、冲突等问题,而转换的三维坐标往往在单一坐标轴上存在不收敛的问题,会造成三维特征的丢失、模糊,从而存在较大的渲染缺陷,造成模拟效果不真实等问题。

为了验证本文提出算法的效果,需要运用本文方法进行实验,对结构较为复杂的花瓣进行计算机的三维模拟。花瓣的三维划分方法如图 3 所示。

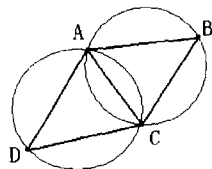


图 3 Delaunay 三角形

其中,三角划分保证划分的结果都是最优三角形,最优三角形的划分不但能够大幅缩短建模时间,也能较清晰地完成复杂物体的三维视觉化过程。对叶片的三角划分结果如图 4 所示。

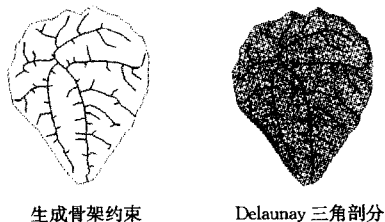


图 4

在三维视觉模拟之前,需要对其进行二维特征提取。准确采集特征值是成功模拟的关键。提取了二维特征之后,就可完成花瓣的视觉化过程。运用本文的方法对结构较为复杂的牡丹花进行三维建模视觉化处理,模拟效果图如图 5 所示。



图 5 模拟效果图

对建模后的视觉效果进行统计,统计结果如表 1 所列。

表 1 实验结果统计表

数理分析	建模结果			
	采集数据点	角度平均偏差	距离平均偏差	平移量
三维牡丹花模型	108	X:0.419	2.4	X:7.523
	108	Y:0.842	1.2	Y:7.023
	108	Z:0.554	1.7	Z:6.532

通过实验效果图可以看出,本文方法建立的实验效果图较好地完成了复杂花瓣的三维模拟,在三个坐标轴上取得的效果均符合误差的标准;在特征点采集部分,无需采集海量的特征点,所取得的直观建模效果也较为清晰,本文算法是有效的。

**结束语** 随着虚拟植物可视化技术的快速发展,高度真实感的花卉建模仿真和渲染技术已成为植物形态可视化的重点之一,由于花卉形态结构复杂,特征多变,因此其给高度真实感的建模仿真带来了挑战。本文通过分析常见牡丹花的形态特征,构建了描述其三维拓扑结构的数学模型,在实现过程中,从理论与实践两方面出发获得花朵结构特征,以实现重瓣的花朵形态结构可视化。

另外,在花朵可视化中,应重点考虑花朵本身的拓扑结构,对花卉整体的拓扑结构也需进一步研究。

#### 参考文献

- [1] 罗燕,等. 一种基于层次细节技术的植物形态系统模型优化算法[J]. 计算机科学,2010(02):300-303
- [2] 伍艳莲,等. 基于 OpenGL 的小麦形态可视化技术[J]. 农业工程学报,2009,25(1):121-126
- [3] 王立臣,淮永建. 虚拟植物叶片的可视化建模技术研究[J]. 计算机仿真,2010,27(5):204-208
- [4] Bagnato Luigi, Frossard P, Vandergheynst P. A Variational Framework for Structure from Motion in Omnidirectional Image Sequences[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision,2011,41(3):182-193
- [5] Paladini M, Bue A D, Stosic M. Factorization for non-rigid articulated structure using metric projections[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009:2898-2905
- [6] Olsen L,Samavati F F,Sousa M C, et al. Sketch-based modeling a survey [J]. Computers & Graphics,2009,33(1):85-103
- [7] Johannes P F. Gaussian filter of images;a regularization approach [J]. Signal Processing,2009,18:169-181
- [8] Chen M,Presting G,Barbazuk W B, et al. An integrated physical and genetic map of the rice genome[J]. Plant Cell,2009,14:537-545