

边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响*

赵三琴 刘德营 丁为民 申宝营

(南京农业大学江苏省现代设施农业技术与装备工程实验室, 南京 210031)

摘要:以傅里叶描述子(FDs)为形状边界的特征识别时,边界点数量(N)是影响其识别精度的唯一不确定参数。为合理选择该参数,以圆、椭圆、稻飞虱前翅边界为研究对象,以复数傅里叶描述子(CFD)、椭圆傅里叶描述子(EFD)为边界特征,以类内相似度、类间相似度为评价指标,对边界点数量影响识别精度的实质进行试验分析和验证。结果表明,边界点数量是以改变类内相似度/圆形边界信息量达到傅里叶描述子识别精度的改变,而且,一次采样的边界点数量 $N \geq 64$ 时,CFD可以用较少的重采样的边界点数量($N \geq 16$)来描述边界的整体形状;一次采样和重采样的边界点数量对EFD的识别精度均有影响,该描述子需要较多的边界点数量($N \geq 128$)来表达边界的细节信息,尤其适用于边界形状极其相似的场合。

关键词:傅里叶描述子 特征识别 边界点数量 相似度 稻飞虱

中图分类号: TP391.41; TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)09-0305-06

引言

在图像处理和模式识别领域,描述或识别边界曲线(形状)是一个很重要的问题。目前用于边界轮廓的描述方法很多,其中傅里叶描述子具有平移、旋转和尺度变换的不变性,被广泛应用于各种生物体以及平面图形的识别与检索的研究中^[1-6]。边界点数量是唯一的不确定参数,它的大小影响傅里叶描述子形状识别和检索的精度。对于边界点数量的选取,文献[1]以字母和飞机图形为研究对象,采用复数傅里叶描述子方法,以识别率为评价标准,得到边界点数量的合适范围为[16,64];文献[7-11]将边界点数量直接选取为定值,分别为64、128、128、256、512。从现有的文献可以看出,边界点数量影响傅里叶描述子识别精度的实质还不清楚,对任意边界的边界点数量的确定也没有切实可行的通用的方法。为解决上述问题,本文从信号处理的角度理论分析边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响,然后构造理想圆、椭圆边界进一步试验分析边界点数量影响傅里叶描述子识别精度的实质,进而以稻飞虱前翅边界(实际图像边界)为研究对象对试验结果进行验证和讨论,并给出采用傅里叶描述子表达任意形状边界点数量的合适范围。

1 傅里叶描述子

若设物体边界为一条封闭曲线,该曲线可看作以边界周长为周期的函数。傅里叶描述子实质上是对该周期函数展开成傅里叶级数的系数,是物体边界曲线信号频域分析的结果。图1b、图1c给出了对同一边界(图1a)进行复数傅里叶和椭圆傅里叶分解的效果图。表1给出复数傅里叶描述子及其归一化^[12]、椭圆傅里叶描述子及其归一化^[13]、形状相似度^[14]以及边界能量^[15]的计算公式。假定形状边界坐标为 $(x(i), y(i))$, $i = 0, 1, \dots, N-1, N$ 为边界点数量。

观察图1,复数傅里叶描述子、椭圆傅里叶描述子是将任意边界分别分解为与原始边界具有相同边界点数的一系列圆、椭圆(根据公式,椭圆傅里叶描述子是将边界横纵坐标分别进行傅里叶变换,每阶椭圆实际上是2个圆的叠加),不同的边界形状对应不同序列的圆、椭圆,从而实现形状的区分和识别。

在边界信息不失真的情况下,不同形状的差异(识别精度)是一个定值。为了探讨边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响,实质上是探讨边界点数量与任意边界信息失真度的关系。根据任意形状均能分解为具有相同边界点数量的圆序列,边界

收稿日期: 2013-08-12 修回日期: 2013-11-03

* 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2012AA101904)和南京农业大学工学院引进人才科研启动基金资助项目(RCQD11-01)

作者简介: 赵三琴,讲师,博士,主要从事图像处理与模式识别研究,E-mail: zhaosanqin@njau.edu.cn

通讯作者: 丁为民,教授,博士生导师,主要从事计算机模拟与控制研究,E-mail: wmding@njau.edu.cn

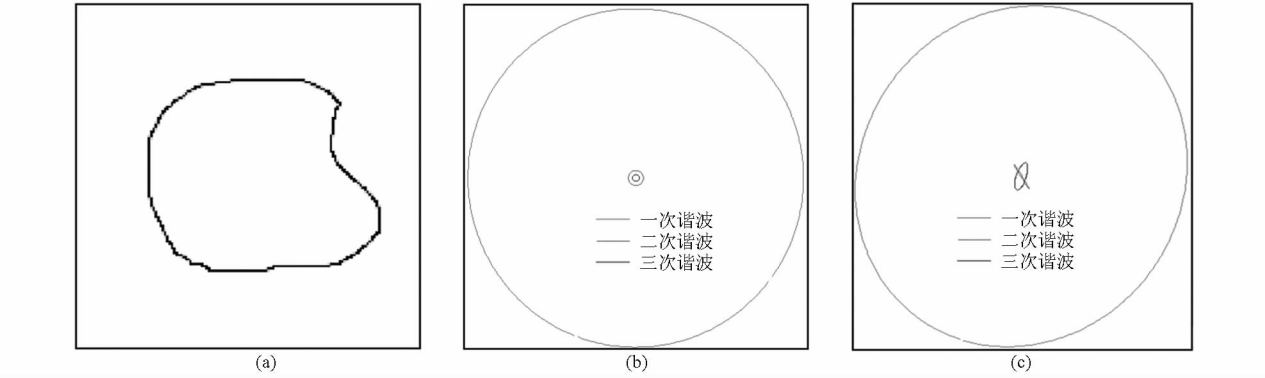


图1 边界曲线的傅里叶分解效果

Fig.1 Demonstration of Fourier decomposition
(a) 原始边界 (b) 复数傅里叶 (c) 椭圆傅里叶

表1 傅里叶描述子计算公式

复数傅里叶(CFD)		椭圆傅里叶(EFD)	
傅里叶描述子	$S(i) = x(i) + jy(i)$ $a(u) = \sum_{i=0}^{N-1} S(i) \exp(-j2\pi ui/N)$ $(u=0,1,\cdots,N-1)$	$x(i) = \sum_{n=0}^{N-1} \left(a_n \cos \frac{2n\pi i}{T} + b_n \sin \frac{2n\pi i}{T} \right)$ $y(i) = \sum_{n=0}^{N-1} \left(c_n \cos \frac{2n\pi i}{T} + d_n \sin \frac{2n\pi i}{T} \right)$ $a_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\Delta x_i}{\Delta i} (\cos \phi_i - \cos \phi_{i-1})$ $b_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\Delta x_i}{\Delta i} (\sin \phi_i - \sin \phi_{i-1})$ $c_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\Delta y_i}{\Delta i} (\cos \phi_i - \cos \phi_{i-1})$ $d_n = \frac{T}{2n^2\pi^2} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\Delta y_i}{\Delta i} (\sin \phi_i - \sin \phi_{i-1})$ $\begin{cases} \phi_i = \frac{2n\pi i}{T} \\ \Delta x_i = x_i - x_{i-1} \\ \Delta y_i = y_i - y_{i-1} \\ \Delta i_i = \sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2} \\ T = \sum_{i=1}^N \Delta i_i \end{cases}$	
		$\begin{bmatrix} a'_n & b'_n \\ c'_n & d'_n \end{bmatrix} = \frac{1}{E^*} \begin{bmatrix} \cos\varphi & \sin\varphi \\ \sin\varphi & \cos\varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_n & b_n \\ c_n & d_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(n\theta) & -\sin(n\theta) \\ \sin(n\theta) & \cos(n\theta) \end{bmatrix}$ $\begin{cases} E^* = (a^{*2} + c^{*2})^{\frac{1}{2}} \\ \varphi = \arctan(c^*/a^*) \quad (0 \leq \varphi < 2\pi) \\ a^* = a_1 \cos\theta + b_1 \sin\theta \\ c^* = c_1 \cos\theta + d_1 \sin\theta \\ \theta = \frac{1}{2} \arctan(2(a_1 b_1 + c_1 d_1) / (a_1^2 + c_1^2 - b_1^2 - d_1^2)) \\ (0 \leq \theta < \pi) \end{cases}$ $e(n) = \frac{\sqrt{a_n'^2 + b_n'^2}}{\sqrt{a_1'^2 + b_1'^2}} + \frac{\sqrt{c_n'^2 + d_n'^2}}{\sqrt{c_1'^2 + d_1'^2}}$	
	归一化傅里叶描述子	$d(u) = \frac{\ a(u)\ }{\ a(1)\ }$ $(u=0,1,\cdots,N-1)$	$D = \sqrt{\sum_{n=2}^M \ e_i(n) - e_j(n)\ ^2}$
	形状相似度	$D = \sqrt{\sum_{u=2}^M \ d_i(u) - d_j(u)\ ^2}$	$D = \sqrt{\sum_{n=2}^M \ e_i(n) - e_j(n)\ ^2}$
	参数说明	$a(u)$ 为复数傅里叶描述子, 简称 CFD; $d(u)$ 为归一化复数傅里叶描述子, 简称 NCFD	T 为轮廓线的长度, 即边界周长; a_n 、 b_n 、 c_n 、 d_n 为椭圆傅里叶描述子, 简称为 EFD; e_n 为归一化的椭圆傅里叶描述子, 简称 NEFD, 其中, $a'_1 = 1$, $b'_1 = c'_1 = 0$, d'_1 为边界形状的离心率
边界能量	P 为边界周长, $r(p)$ 为边界任意一点的曲率半径, 边界能量用 E 表示: $E = \frac{1}{P} \int_0^P K(p) ^2 dp$, 其中 $K(p) = \frac{1}{r(p)}$		
备注	D 表示两个形状 i 和 j 间的相似程度, 当 $D=0$ 时, 两个形状完全相似, D 越大, 物体形状的差异越大。 M 为谐波次数, 文中 $M=15$, 形状越复杂, M 越大		

点数量与任意边界信息失真度的关系便转化为边界点数量与圆形边界信息失真度的关系。

从数字信号处理的角度,边界信息量采用边界能量进行描述。根据边界能量的计算公式,假定理想圆形边界的半径为 R ,可以计算出其边界能量为 $(1/R)^2$ 。文献[16]采用最小二乘法推导出 N 点均布的圆形边界,其半径 R 的误差与 $1/\sqrt{N}$ 成正比,因此圆边界能量 E 的误差与 $1/N$ 成正比,也就是说边界信息的失真度与边界点数量 N 成反比例关系,随着 N 的增大,边界信息的失真度减小,而且失真度减小的速度渐趋平缓。上述分析表明,边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响,实质上是以改变圆形边界的信息量/失真度达到识别精度的改变。下面构造理想圆、椭圆以及实际的稻飞虱前翅图像边界对上述分析进行验证,并从试验量化的角度得出边界点数量的合适范围。

文中计算程序采用 Matlab 软件 (v. 7.14, R2012a, The MathWorks, Inc., Natick, Mass.) 调试完成。复数傅里叶描述子 (frdescp、ifrdescp)、椭圆傅里叶描述子计算程序为网站下载(网址分别为 http://www.imageprocessingplace.com/DIPUM_Toolbox_2/dipum_toolbox_2_function_list.htm、<http://www.mathworks.cn/matlabcentral/fileexchange/>

12746-elliptical-fourier-shape-descriptors)。

2 试验及结果分析

2.1 边界点数量影响识别精度的实质

本文设计 2 个试验进一步考察验证边界点数量对傅里叶描述子识别精度影响的实质。

(1)考察同一边界形状在边界点数量不同时的相似度。供试边界分为 5 组:根据三角函数公式构造理想圆、椭圆边界,分别记为 I、II;采用 Windows 自带的画图软件绘制圆、椭圆边界,分别记为 III、IV、V。I、II、III 组构造和绘制边界的边界点数量分别为 16、32、64、128、256,IV、V 两组绘制的圆、椭圆的边界点数量分别为 520、510,采用等弧长采样方法^[7]将其边界点数量重采样为 16、32、64、128、256。采用复数傅里叶描述子、椭圆傅里叶描述子计算程序,分别计算供试边界的 NCFD、NEFD,然后根据形状相似度公式,计算每组边界相邻边界点数量的形状相似度,称为类内相似度,计算结果见表 2。

(2)考察不同边界形状在边界点数量相同时的相似度。供试边界分为 2 组:① I 与 II。② IV 与 V。根据形状相似度公式,计算每组边界相同边界点数量的形状相似度,称为类间相似度,计算结果见表 3。

表 2 5 组边界相邻边界点数量的类内相似度

Tab.2 Intra-cluster similarities of 5 groups outlines with different adjacent point numbers											
傅里叶描述子类型	边界	相邻边界点数				傅里叶描述子类型	边界	相邻边界点数			
		16/32	32/64	64/128	128/256			16/32	32/64	64/128	128/256
NCFD	I	0.056 5	0.024 4	0.011 6	0.005 7	NEFD	I	0.036 1	0.017 0	0.008 5	0.004 2
	II	0.054 4	0.023 6	0.011 2	0.005 5		II	0.030 9	0.014 7	0.007 4	0.003 7
	III	0.048 9	0.032 3	0.011 1	0.005 0		III	0.072 6	0.037 3	0.027 3	0.011 3
	IV	0.002 1	0.002 4	0.000 8	0.000 8		IV	0.059 3	0.031 1	0.016 5	0.008 5
	V	0.002 1	0.002 1	0.001 0	0.000 8		V	0.047 5	0.023 6	0.009 7	0.005 5

表 3 具有相同边界点数量的 2 组边界的类间相似度

Tab.3 Inter-cluster similarities of 2 group outlines with the same point number						
傅里叶描述子类型	边界	边界点数量				
		16	32	64	128	256
NCFD	①	0.052 7	0.052 6	0.052 6	0.052 6	0.052 6
	②	0.256 2	0.257 0	0.258 4	0.258 2	0.258 6
NEFD	①	0.048 7	0.052 8	0.054 3	0.055 0	0.055 3
	②	0.192 8	0.237 1	0.250 4	0.256 3	0.258 0

从表 2 可以看出,对于同一形状,随着边界点数量的增加,类内相似度减小,且呈现指数下降趋势(以供试边界 I 为例),见图 2,说明边界点数量越多,边界描述精度越高,越接近边界本身,但当边界点数量 $N\geq 64$ 时,曲线下降速度已趋于平缓,对边

界描述精度的影响越来越小;从表 3 可以看出,对于不同形状,当 $N\geq 64$ 时,NCFD 的类间相似度几乎不变, $N\geq 128$ 时,NEFD 的类间相似度几乎不变,也就是不同形状的差异不变,或者说此时边界信息量的失真度很小,使得不同形状的差异为一定值,识别精度也应为定值。根据该原理,对于 NCFD, $N\geq 64$,对于 NEFD, $N\geq 128$,其形状识别精度几乎不变。但采用 NCFD 描述的 IV、V 两组边界,当 $N\geq 16$ 时,类内相似度和类间相似度均不变,其形状识别精度也不变。从上述试验可以得出,边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响,实质上是以改变类内相似度来达到改变识别精度的目的。由于任意边界均能分解为一系列的圆,下面以稻飞虱前翅图像边界为例展开对该结果的验证试验。

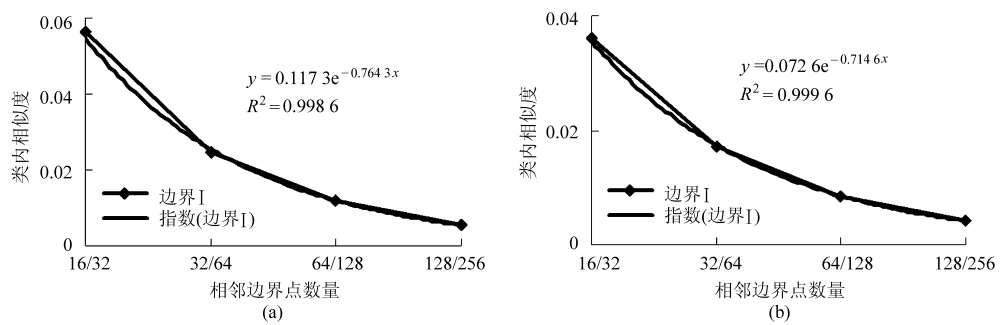


图2 同一边界(I)相邻点数量形状的类内相似度变化趋势

Fig.2 Changing trend of intra-cluster similarity of the same outline with adjacent point number
(a) CFD (b) EFD

2.2 试验验证与分析

以3种稻飞虱前翅边界为研究对象(灰飞虱(LS),褐飞虱(NL),白背飞虱(SF)),每种稻飞虱前翅样本各10个,对上述结果进行验证。样本制备、图像采集及边界提取见文献[17]。每个样本的试验过程为:提取稻飞虱前翅的边界坐标,采用等弧长采样方法将边界点数量重采样为16、32、64、128、256,如图3所示,计算每个样本边界在不同边界点数量时的NCFD、NEFD;类内相似度的计算过程为:计算每种样本中各个样本相邻边界点数量的类内相似度并求平均,计算结果见表4;类间相似度计算过程为:计算不同种类两两样本在相同边界点数时的类间相似度,计算任意两种样本在相同边界点数时的类间相似度均值,计算结果见表4、5。识别率计算过程为:计算每种样本的归一化傅里叶描述子均

值,根据相似度公式,计算每个样本与傅里叶描述子均值的相似度,最小相似度对应该样本种类,统计识别率,见表4、5。

从表4、5可以看出,当 $N \geq 16$,NCFD的类内相似度、类间相似度变化均不大,识别率几乎也不变;随着边界点数量的增加,NEFD的类内相似度减小,类间相似度缓慢增大,识别率逐渐增大,而且当 $N \geq$

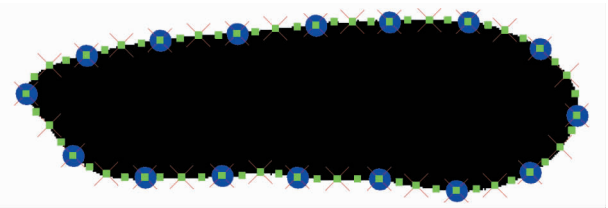


图3 稻飞虱前翅边界不同点数的重建效果图

Fig.3 Reconstruction of rice planthoppers forewing outlines with different point numbers

表4 3种稻飞虱前翅边界的类内相似度

稻飞虱种类	NCFD				NEFD			
	16/32	32/64	64/128	128/256	16/32	32/64	64/128	128/256
LS	0.008 2	0.002 0	0.001 2	0.000 6	0.052 1	0.015 7	0.007 9	0.004 4
NL	0.007 2	0.002 4	0.000 9	0.000 6	0.054 5	0.016 7	0.007 7	0.004 2
SF	0.008 1	0.001 9	0.001 1	0.000 7	0.055 5	0.018 1	0.007 2	0.004 6

表5 3种稻飞虱前翅边界的类间相似度、识别率

Tab.5 Inter-cluster similarities and recognition accuracies of 3 kind rice planthoppers' forewing outlines							
描述子	边界点数量	类间相似度			识别率/%		
		LS/NL	LS/SF	NL/SF	LS	NL	SF
复数傅里叶	16	0.024 2	0.027 2	0.035 2	50	70	100
	32	0.022 4	0.026 4	0.033 6	40	60	100
	64	0.022 5	0.026 2	0.034 0	40	70	100
	128	0.022 5	0.026 1	0.033 9	40	70	100
	256	0.022 3	0.026 1	0.033 8	40	70	100
椭圆傅里叶	16	0.012 0	0.010 1	0.013 9	60	80	70
	32	0.009 8	0.009 9	0.012 6	70	70	80
	64	0.010 8	0.010 8	0.013 7	80	70	90
	128	0.011 0	0.011 3	0.014 2	80	70	100
	256	0.011 1	0.011 5	0.014 2	80	70	100

128 时,类内相似度、类间相似度、识别率达到稳定,基本不变,与 2.1 节试验结果一致。因此,边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响,实质上是以改变类内相似度/圆形边界信息量来达到傅里叶描述子识别精度改变的目的。而类内相似度表示边界本身的描述精度,与边界信息的失真度相对应,而类间相似度表示不同形状的差异,因此,以类内相似度、类间相似度为指标的试验结果与第 1 节中的理论分析相一致。

供试的 5 组边界中,Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ实际上等价于图像边界的一次采样,与采集设备的精度密切相关,Ⅳ、Ⅴ边界是图像边界的重采样。对比表 2、表 4,边界重采样对 NCFD 影响很小,与文献[1]的结论相一致,NCFD 的精度由一次采样决定,即一次采样的边界点数量 $N \geq 64$,重采样的边界点数量 $N \geq 16$ 。而 NEFD,与一次采样和重采样均有关系,边界点数量 $N \geq 128$ 。这是因为 NCFD 以边界坐标的复数形式,也即边界坐标绝对值(见 $a(u)$ 计算公式)进行傅里叶展开,只要一次采样的边界点数量足够多(信息不丢失),重采样对边界整体形状的信息量影响很小,当重采样的边界点数量 $N \geq 16$,NCFD 就可达到对整体边界形状的描述,如Ⅳ、Ⅴ以及 SF;而 NEFD 以边界坐标的差分,也即边界坐标的相对值(见 a_n, b_n, c_n, d_n 计算公式)进行傅里叶展开,一次采样和重采样都需要足够的边界点数量才能使边界信息不失真,同时 NEFD 是将边界的横纵坐标分别进行傅里叶变换,每次谐波实际是 2 个圆的叠加,所

以 NEFD 需要的边界点数量是 NCFD 的 2 倍, $N \geq 128$,同时差分运算对边界细节特征的表达优势明显,椭圆傅里叶描述子尤其适用于边界形状差异较小的场合。当然,在实际应用中,边界点数量可根据测量精度和计算速度的要求进行选择,但不能小于最小值。

3 种稻飞虱的前翅边界较为相似,相对而言,白背飞虱与灰飞虱、褐飞虱的差异较大,总体上采用椭圆傅里叶描述子的识别效果更好一些,后续研究可以通过采集更多的样本以提高识别精度。

3 结论

(1)任意边界均可以分解为一系列的圆、椭圆,边界点数量对傅里叶描述子识别精度的影响,实际上是边界点数量对圆形边界信息失真度的影响,从试验的角度,其实质是边界点数量通过改变类内相似度来达到改变识别精度的目的。

(2)复数傅里叶描述子的识别精度仅与边界一次采样有关,而与边界重采样无关,一次采样和重采样的边界点数量 N 分别为 $N \geq 64, N \geq 16$;而椭圆傅里叶描述子的识别精度与边界一次采样和重采样均有关,边界点数量 $N \geq 128$ 。复数傅里叶描述子用较少的重采样边界点数量即可描述边界的整体形状,椭圆傅里叶描述子在边界细节信息的表达上优势明显。

(3)稻飞虱前翅边界较为相似,采用椭圆傅里叶描述子较好,白背飞虱与灰飞虱、褐飞虱的差异较大。

参 考 文 献

- 1 Kauppinen H, Seppanen T, Pietikainen M. An experimental comparison of autoregressive and Fourier-based descriptors in 2D shape classification[J]. IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 201-207.
- 2 Yadav R B, Nishchal N K, Gupta A K, et al. Vehicular shape-based objects classification using Fourier descriptor technique[J]. Journal of Scientific & Industrial Research, 2009, 68: 484-495.
- 3 Bazan C, Barba D T, Blomgren P, et al. Image processing techniques for assessing contractility in isolated adult cardiac myocytes [J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2009,2009: 32.
- 4 Rajput G G, Mali S M. Fourier descriptor based isolated Marathi handwritten numeral recognition[J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 3(4):9-13.
- 5 曹茂永,孙农亮,郁道银. 几种边界特征描述方法的比较研究[J]. 光学技术, 2003, 29(3):284-287.
Cao Maoyong, Sun Nongliang, Yu Daoyin. Comparative study of boundary feature description methods for object recognition[J]. Optical Technique, 2003, 29(3): 284-287. (in Chinese)
- 6 孙农亮,曹茂永,徐小平. 几种傅里叶子的深入比较研究[J]. 光学技术,2002,28(5):465-471.
Sun Nongliang, Cao Maoyong, Xu Xiaoping. Comparative study of Fourier descriptors[J]. Optical Technique, 2002, 28(5): 465-471. (in Chinese)
- 7 Zhang D, Lu G. A comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures[C]//Proceedings of International Conference on Intelligent Multimedia and Distance Education. Fargo, North Dakota, 2001: 1-9.
- 8 Zhang D S, Lu G. Content-based shape retrieval using different shape descriptors: a comparative study[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME2001), 2001: 317-320.
- 9 El-ghazal A, Basir O, Belkasim S. Farthest point distance: a new shape signature for Fourier descriptors [J]. Signal Processing: Image Communication, 2009, 24(7): 572-586.
- 10 王斌. 一种基于多级弦长函数的傅立叶形状描述子[J]. 计算机学报,2010,33(12):2387-2396.

- Wang Bin. A Fourier shape descriptor based on multi-level chord length function[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(12): 2387–2396. (in Chinese)
- 11 Singh K, Gupta I, Gupta S. Classification of bamboo species by Fourier and Legendre moment[J]. International Journal of Advanced Science and Technology, 2013, 50: 61–70.
- 12 Moellering H, Rayner J N. The dual axis Fourier shape analysis of closed cartographic forms[J]. The Cartographic Journal, 1982, 19(1): 53–59.
- 13 Kuhl P, Giardina C R. Elliptic Fourier features of a closed contour[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1982, 18(3): 236–258.
- 14 赵三琴,丁为民,刘德营. 基于傅里叶描述子的稻飞虱形状识别[J]. 农业机械学报,2009,40(8):181–184.
Zhao Sanqin, Ding Weimin, Liu Deying. Rice hopper shape recognition based on Fourier descriptors [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(8): 181–184. (in Chinese)
- 15 何东健. 数字图像处理 [M]. 2 版. 西安:西安电子科技大学出版社,2008:221.
- 16 张德芬,张国雄,李真. 圆参数坐标测量法的优化方法及误差传递关系[J]. 天津大学学报,1992(2):78–84.
Zhang Defen, Zhang Guoxiong, Li Zhen. The optimization and error transmission relation of coordinate measuring method of circle parameter[J]. Journal of Tianjin University, 1992(2): 78–84. (in Chinese)
- 17 赵三琴. 稻飞虱前翅形状特征测量方法的研究[D]. 南京:南京农业大学,2010.

Influence of Outline Points on the Recognition Accuracy of Fourier Descriptors

Zhao Sanqin Liu Deying Ding Weimin Shen Baoying

(*Engineering Laboratory of Modern Facility Agricultural Technology and Equipment in Jiangsu Province, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China*)

Abstract: The number of outline points is the only uncertain parameter when using Fourier descriptors (FDs) to identify or retrieve shapes. By choosing the shape outlines of circle, ellipse and rice planthopper forewings as study object, complex Fourier descriptors and elliptic Fourier descriptors as outline characteristics and intra-cluster similarity and inter-cluster similarity as evaluation indexes, the essential reason of influence of the outline points number on recognition accuracy was investigated and verified. Experimental result shows that intra-cluster similarity/circle boundary energy is changed with the number of boundary points, and thus changing recognition accuracy. And, when the boundary sampling points are more than 64, resampling has no effect on CFD recognition accuracy. However, both of the sampling and resampling point numbers have influence on EFD recognition accuracy. The advantage of CFD is that it can use at least 16 resampling boundary points to express the whole shape of an outline, while EFD needs more than 128 points, especially for identifying quite similar outlines.

Key words: Fourier descriptors Shape recognition Outline points Similarity Rice planthoppers