◇ 李启虎院士八十华诞学术论文 ◇

# 基于超椭圆拟合的水下小目标分类\*

王 梁<sup>1,2,3</sup> 田 杰<sup>1,3†</sup> 黄海宁<sup>1,3</sup> 薛山花<sup>1,3</sup>

(1 中国科学院声学研究所 北京 100190)
 (2 中国科学院大学 北京 100149)
 (3 中国科学院先进水下信息技术重点实验室 北京 100190)

**摘要** 水下小目标分类技术在海底探测、水下考古等方面应用广泛。在实际的水下声图像中,小目标投影产生的阴影区域通常在形状和尺寸方面显著于目标本身产生的亮区,故阴影分析算法对于目标的检测、识别和分类均有重要的研究意义。该文采用超椭圆曲线拟合算法拟合目标阴影区域,通过控制超椭圆函数的几个参数变化,实现不同的超椭圆曲线拟合不同的目标阴影形状,并将控制超椭圆曲线尺寸、形状和位置的参数作为特征向量输入到分类器,通过对比多个分类器得出分类结果,证明了以拟合参数为特征的分类方法有效。 关键词 水下小目标,目标阴影,超椭圆拟合,目标分类 中图法分类号: TB566 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2019)04-0697-08 DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2019.04.029

## Underwater small target classification based on superellipse fitting technology

WANG Liang<sup>1,2,3</sup> TIAN Jie<sup>1,3</sup> HUANG Haining<sup>1,3</sup> XUE Shanhua<sup>1,3</sup>

(1 Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

(3 Key Laboratory of Science and Technology on Advanced Underwater Acoustic Signal Processing,

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract** Underwater small target classification technology is widely used in seabed detection, archaeology and so on. In the actual underwater acoustic image, the shape and size of shadow area, which produced by underwater small target, are usually more significant than bright area generated by the target itself, so shadow analysis algorithms have important research value in detection, identification and classification of target. In this paper, the superellipse fitting algorithm is used to fit the shadow area of the target. By controlling several parameters of superellipse function, different superellipse curves can be used to fit different target shadow shape. The parameters controlling the size, shape and position of superellipse curve are input into the classifier as feature vectors. By comparing the classification results of several classifiers, it is demonstrated that the classification method characterized by fitting parameters is effective.

Key words Underwater small target, The shadow of target, Superellipse fitting, Target classification

<sup>2019-03-12</sup> 收稿; 2019-06-10 定稿

<sup>\*</sup>国家自然科学基金项目(11174313),"问海计划"项目(SQ2017WHZZB0701-3-2)

作者简介: 王梁 (1993-), 女, 天津人, 硕士研究生, 研究方向: 数字图像处理。

<sup>†</sup>通讯作者 E-mail: tianjie@mail.ioa.ac.cn

# 0 引言

近年来,水下小目标自动识别技术成为水下 研究的一个热点,高分辨率水下声成像设备技术 的进步使得对小目标图像进行分析成为可能。由 于描述小目标本身特性的像素数目原本就少,而 且易受水下噪声及海底混响等环境因素的影响, 在图像中呈现有关小目标的像素数目更少,很难 直接通过分析目标区域达到准确识别目标的目 的,通过研究发现目标投影产生的阴影区域无论 是在形状和尺寸方面均比亮区更为显著且描述 阴影区域特性的像素数目也比较多,能够提供良 好的识别线索,因此目标阴影区域的识别结果成 为目标分类中非常重要的信息,引起广泛的关注 和重视。

阴影识别方法主要利用阴影的形状特征识别 目标,使用描述子而不是全部像素点描述阴影信 息。Kim 等<sup>[1]</sup>提出基于边界链码法识别目标阴影, 该方法对于形状简单的阴影具有良好的识别效果。 Boulinguez等<sup>[2]</sup>提出基于傅里叶描述子识别目标 阴影,虽然将二维图像的傅里叶变换转换为一维变 换问题,用部分傅里叶变换系数重建阴影边界,减少 了复杂度,但是保留多少个变换系数难以确定。本 文提出超椭圆曲线拟合算法拟合目标阴影边界,通 过控制超椭圆函数的参数变化形成形状、尺寸和位 置不同的超椭圆曲线,进而拟合不同的阴影区域。 该方法使用特定几个参数表示一簇超椭圆曲线,达 到不同的目标阴影识别的目的,易于实现且计算 简单。

在实际的应用中,关注的目标通常是人工小目标, 阴影可以近似为规则的区域, 其形状和尺寸依赖于声呐获取图像的角度和方位。例如, 在大多数情况下, 球体目标的阴影区域是椭圆, 圆柱体目标的阴影区域是平行四边形。由于水下小目标阴影轮廓几乎为特定几种类型的形状, 则可以利用超椭圆拟合算法实现目标的识别目的, 如图1 所示, 目前广泛地应用于计算机图形学、计算机视觉等领域<sup>[3-4]</sup>。



图1 超椭圆拟合分析流程图



#### 1 理论基础

超椭圆曲线拟合目标阴影算法主要通过控制 超椭圆函数的几个参数变化对声呐获取的小目标 阴影轮廓进行拟合,对于不同的阴影轮廓使用不同 的曲线拟合,拟合过程可以分成两个部分:一是定义 目标函数,二是寻找优化算法使目标函数收敛到极 值,下面主要从这两个方面进行介绍。

## 1.1 超椭圆函数

超椭圆函数的标准方程为<sup>[5]</sup>

$$\left(\frac{x}{a}\right)^{\frac{2}{\varepsilon}} + \left(\frac{y}{b}\right)^{\frac{2}{\varepsilon}} = 1, \qquad (1)$$

其中,*a*、*b*和ε分别表示长轴、短轴和方形程度参数。 标准位置经过平移和旋转操作得到

$$\left(\frac{(x-x_c)\cos\theta - (y-y_c)\sin\theta}{a}\right)^{\frac{2}{\varepsilon}} + \left(\frac{(x-x_c)\sin\theta - (y-y_c)\cos\theta}{b}\right)^{\frac{2}{\varepsilon}} = 1, \quad (2)$$

其中, x<sub>c</sub>、y<sub>c</sub>和θ分别表示水平平移量、垂直平移量 和旋转角度。根据超椭圆方程可知,超椭圆曲线由 一簇形状不同的封闭曲线构成,通过控制超椭圆函 数中方形程度参数<sup>[6]</sup>的简单变化,可以形成矩形、 椭圆、菱形等不同的形状,对目标阴影边界提供高 效而简洁的表示,如图2所示。



图 2 不同方形程度参数对应不同的超椭圆曲线 Fig. 2 Different square degree parameters correspond to different superellipse

#### 1.2 目标函数

Rosin<sup>[7]</sup>提出将边界坐标点到超椭圆模型的代数距离作为目标函数,该方法具有计算量小和易实现等优点,但是不同位置的代数距离依赖于曲线的曲率,存在曲率有偏性。Ahn等<sup>[8]</sup>提出一种近似的几何距离,该方法通过多次迭代直至边界坐标点到曲线的距离收敛到最小,不足之处是计算量大且耗时。Voss等<sup>[9]</sup>采用矩估计的方法计算除方形程度参数以外的所有参数,再进行迭代计算方形程度参

数,该方法克服全部参数迭代产生的高计算量问题, 缺点是对不完整的阴影轮廓进行拟合过程中,会产 生较大的误差,严重时可能出现偏离给定曲线的现 象。Rosin等<sup>[10]</sup>提出一种基于欧式距离构造目标函 数的方法,该方法生成的曲线在形变程度上低于以 上几种方法且不存在曲率有偏性问题,在曲线拟合 领域应用广泛,本文也采用基于欧式距离的方法构 造目标函数。

基于欧式距离构造目标函数的方法主要是寻 找目标阴影边界坐标点与超椭圆曲线中心连线和 超椭圆曲线的交点到目标阴影边界坐标点的距离, 此距离作为超椭圆模型的欧式距离,如图3所示,欧 式距离计算表达式为

$$d = \sqrt{(X_p - X_s)^2 + (Y_p - Y_s)^2},$$
(3)

$$X_s = \left| 1 / \left[ \frac{1}{a^{2/\varepsilon}} + \left( \frac{Y_p}{X_p b} \right)^{2/\varepsilon} \right] \right|^{2/\varepsilon}, \qquad (4)$$

$$Y_s = X_s \frac{X_p}{Y_p},\tag{5}$$

其中, $(X_p, Y_p)$ 、 $(X_s, Y_s)$ 和 $(X_c, Y_c)$ 分别表示目标阴影边界的坐标点、超椭圆曲线上的坐标点和超椭圆曲线的中心,公式(3)~(5)中将超椭圆曲线中心设置为原点。



图3 欧式距离的定义

Fig. 3 Definition of Euclidean distance

## 1.3 初值估计

在优化目标函数之前,超椭圆函数中所有参数 的初值估计是非常重要的。文献[11]中提出的利用 已知坐标集拟合一个初始的椭圆,将椭圆的长轴、短 轴、旋转角度、水平平移量和垂直平移量的值作为 初始值,这里除了方形程度参数外的所有参数都提 供了合理的初步估计,对于方形程度参数,采用循环 的方式多次计算取最优值,针对不同的阴影形状设 置不同的方形程度参数,将所有的参数带入超椭圆 函数内得到一个初始的超椭圆曲线。

椭圆函数的一般式为

$$f(\boldsymbol{a}, (x, y)) = \boldsymbol{D} \cdot \boldsymbol{a}$$
  
=  $a_1 x^2 + a_2 x y + a_3 y^2 + a_4 x + a_5 y + a_6 = 0$ , (6)

其中,  $D = (x^2, xy, y^2, x, y, 1)$ ,  $a = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)$ , 且满足约束条件  $a_1^2 - 4a_2a_4 = -1$ , 使用边 界的 N 个坐标点  $X_i = (x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ 最 小化目标函数

$$\operatorname{Min}\Delta(\boldsymbol{a}, \boldsymbol{X}) = \sum_{i=1}^{N} (f(\boldsymbol{a}, \boldsymbol{X}_i))^2$$
$$= \sum_{i=1}^{N} (\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{D}_i)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{D}_i \boldsymbol{a}$$
$$= (\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S} \boldsymbol{a}, \qquad (7)$$

其中,  $S = (D_i)^T D_i \ge 6 \times 6$ 的矩阵。根据约束条 件得到

$$(\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}\boldsymbol{a} = -1, \qquad (8)$$

其中,  $C \in \mathbb{R}^{6\times 6}$ , 除C(1,3) = C(3,1) = -2、 C(2,2) = 1外,其余为0,则优化问题可以写成

$$Min(\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S} \boldsymbol{a}$$
  
s.t.  $(\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C} \boldsymbol{a} = -1.$  (9)

利用拉格朗日乘子法计算式(10)

$$L(\boldsymbol{a}) = (\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{S} \boldsymbol{a} - \lambda((\boldsymbol{a})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C} \boldsymbol{a} + 1) \qquad (10)$$

对 a 求解导数得到

$$Sa = \lambda Ca, \tag{11}$$

通过式(11)可得矩阵**a**内各个系数a<sub>1</sub>,a<sub>2</sub>,a<sub>3</sub>,a<sub>4</sub>, a<sub>5</sub>,a<sub>6</sub>的值。将椭圆函数的一般式转换为标准式 后,加上预先估计的方形程度参数得到初始的超椭 圆曲线。

## 1.4 优化算法

为了优化目标函数,本文采用 Nelder-Mead单 纯形法<sup>[12]</sup>,该算法将所有参数的初值带入到目标函 数内构成初始单纯形,对初始单纯形采用反射、扩 展或压缩的手段代替最差顶点,当以上三种方法均 无法得到最差顶点时,利用收缩方式使单纯形逐渐 收敛到一点,该点即为最优值。整个过程只需要计 算目标函数值而未进行任何求导运算,减少了计算 量。该算法的实现过程如下: (1) 将超椭圆函数的所有参数构成初始单纯形, 其顶点为 $x^i \in E^n, i = 1, 2, \dots n + 1$ , 计算目标函数  $I(x^i)$ 的值, 假设 $I(x^1) \leq \dots \leq I(x^n) \leq I(x^{n+1})$ , 其 中 $x^1$ 和 $x^{n+1}$ 分别表示最优点和最差点。

(2) 计算除了最差点 *x*<sup>*n*+1</sup> 以外剩余 *n* 个点的中 心 *x* 

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^{n+1} (x^i - x^{n+1}) \right].$$
(12)

(3) 对 x<sup>n+1</sup> 进行反射运算得到

$$x^{n+2} = \bar{x} + \alpha(\bar{x} - x^{n+1}), \tag{13}$$

其中,  $\alpha$ 为反射系数且 $\alpha > 0$ 。如果 $I(x^{n+2}) < I(x^{n+1})$ ,则 $I(x^{n+1}) = I(x^{n+2})$ ;否则转到步骤(5)。

(4) 对 I(x) 进行扩展操作得到

$$x^{n+3} = x^{n+2} + \gamma (x^{n+2} - \bar{x}), \tag{14}$$

其中, $\gamma$ 为扩展系数且 $\gamma > 1$ 。如果 $I(x^{n+3}) < I(\bar{x})$ , 则 $I(\bar{x}) = I(x^{n+3})$ ;否则转到步骤(5)。

(5) 压缩操作: 如果 $I(x^n) < I(x^{n+2}) <$  $I(x^{n+1}), 则 x_1^i = \bar{x} + \beta_1(\bar{x} - x^{n+1}); 如果 I(x^{n+2}) \ge$  $I(x^{n+1}), 则 x_2^i = \bar{x} - \beta_2(\bar{x} - x^{n+1})$ 。其中 $\beta_1 和 \beta_2$ 为压缩系数且取值在(0, 1)范围内。

## 2 超椭圆曲线拟合目标阴影

超椭圆曲线拟合目标阴影实现流程可以分为 两步:一是目标阴影边界提取,二是超椭圆曲线拟合 过程。就水下小目标而言,尽管具有不同的状态,但 基本形状却是类似的,可以使用圆柱、球和圆台三 种规则形状的模板对其进行识别。

第一步,分别提取圆柱体目标、球体目标和圆 台目标的阴影边界,目的是获取描述阴影边界的坐 标集,如图4所示。



Fig. 4 Extracting shadow boundary of target

通过分析图4,可以看出在提取目标阴影边界 之前,需要预处理图像。首先,利用无监督马尔科 夫分割算法<sup>[13]</sup>将图像分割若干个区域,得到感兴 趣的目标阴影区域。然后,使用中值滤波、形态学 滤波、形态学重建等方法去除噪声和伪影对阴影区 域的影响。最后,根据边界追踪算法<sup>[14]</sup>检测目标阴 影边界,提取描述边界信息的坐标集。值得注意的 是,目标阴影边界提取的好坏直接影响边界坐标集的准确度,此坐标集为超椭圆曲线的拟合提供了重要的数据基础,因此,阴影边界的提取成为目标识别 过程中最重要的一步。

第二步,经过MATLAB软件仿真,圆柱体、球体和圆台三类目标的超椭圆曲线拟合过程如图5~7 所示。



图 6 球体目标 Fig. 6 Sphere target



Fig. 7 Cone target

通过分析图 5~7,可以看出不同的目标阴影形 状不同,圆柱体目标阴影形状为四边形,球体目标与 圆台目标的阴影形状为椭圆形的一部分。对于圆柱 体目标而言,初始的超椭圆形状为四边形,经过若干 次的迭代优化,均尺寸、位置和形状上不断接近阴影 形状,当方形程度参数为1.6776时,实现最优拟合, 此时超椭圆曲线的形状为平行四边形。对于球体目 标,初始的超椭圆形状为四边形的一部分,当方形程 度参数等于1.0716时,拟合误差最小,此时对应的 形状为椭圆一部分。对于圆台目标,初始的超椭圆 形状为椭圆的一部分,当方形程度参数为1.0752时, 拟合效果最好,此时目标阴影形状为椭圆形一部分。

对于实际的水下小目标,其边界提取和超椭圆

曲线拟合过程如图 8~9 所示。

本节重点研究了超椭圆曲线拟合目标阴影算 法的全部实现过程,主要从目标阴影提取和超椭圆 曲线拟合的两个方面进行介绍。在提取目标阴影过 程中,经过图像分割、去噪处理和边界提取一系列 操作后,获得描述目标阴影边界形状的坐标集,为后 续的曲线拟合提供了数据基础。在超椭圆曲线拟合 过程中,分别分析了圆柱体、球体和圆台三类目标 拟合结果,其结果依赖于阴影边界提取精度,获取的 边界坐标集越接近于实际情况,拟合的准确度越高, 识别效果越好。最后,对实际的水下小目标图像进 行上述两个步骤处理,借此验证了超椭圆曲线拟合 算法有效。









# 3 目标分类

#### 3.1 数据集

根据实际水下情况生成的仿真图像和实际图像,对超椭圆曲线的识别性能进行分类实验,本文总 样本数共672个(仿真样本659个,实际样本13个), 其中,目标为球体的样本数为255个(仿真样本250 个,实际样本5个),圆台的样本数为254个(仿真样 本250个,实际样本4个),圆柱体的样本数为163个 (仿真样本159个,实际样本4个)。从总样本集中随 机选取70%的作为训练集训练模型,将剩余的30% 的样本作为测试集对未知样本进行测试和分类。

仿真样本的仿真参数:圆柱体目标(直径 290 cm,高53 cm),球体目标(直径533 cm),圆 台目标(上表面直径43 cm,下表面直径98 cm,高 43 cm)。

实际样本的数据获取条件:合成孔径声呐图像 (分辨率20 cm),试验地点为千岛湖。

## 3.2 分类结果

对于圆柱体、球体和圆台三类目标,均采用超 椭圆拟合算法识别目标阴影形状,曲线的形状由6 个参数控制,这6个参数分别为长轴a、短轴b、水平 平移量x、垂直平移量y、旋转角度 $\theta$ 和方形程度参数 $\varepsilon$ ,将a、b、x、y、 $\theta$ 、 $\varepsilon$ 作为特征向量输入到分类器内到达目标分类的目的。

本文采用随机森林<sup>[15]</sup>和支持向量机(Support vector machine, SVM)<sup>[16]</sup>两种分类器分类圆柱体、 球体和圆台三类目标,随机森林法本质上由若干颗 决策树构成,决策树的数目及深度都影响分类结果, 在分类过程中设置决策树的数目为100颗,树的深 度由交叉验证的方式得到。决策树在建树过程中, 其关键在于如何通过一个树节点对树进行下一步 划分,划分过程中需要选择分裂属性作为树生长的 依据,常用的两种分裂属性为基尼(Gini)系数和信 息熵(Entropy),其中,基尼系数的核心是最小化不 纯度,信息熵的核心是最大化信息增益。

对仿真样本使用三种分类器分类得到的分类 结果如表1所示。

从表1可以看出,对于仿真样本,随机森林的分 类准确率与SVM相近,对比这三种分类器的分类 结果,测试集分类准确率最高为95.50%,具有很好 的分类效果。

对实际样本使用三种分类器分类得到的分类 结果如表2所示。

## 表1 随机森林和 SVM 对三类目标的分类结果 (仿真样本)

Table 1 Random forest and SVM classification results for three kinds of targets (simulated sample)

类别	随机森林 (Gini)	随机森林 (Entropy)	SVM
训练集的准确率	96.13%	95.91%	100.00%
测试集的准确率	95.50%	94.50%	94.00%

## 表 2 随机森林和 SVM 对三类目标的分类结果 (实际样本)

Table 2Random forest and SVM classi-fication results for three kinds of targets(actual sample)

类别	随机森林 (Gini)	随机森林 (Entropy)	SVM
训练集的准确率	95.27%	94.14%	100.00%
测试集的准确率	86.67%	78.57%	80.00%

从表2可以看出,对于实际样本,三种分类器的 分类结果均低于仿真样本,由于实际的水下声图像 比较复杂,易于受噪声、海底混响等因素的影响,使 提取的目标阴影边界坐标点与实际的坐标点之间 存在偏差,导致分类准确度下降。尽管分类准确度 有所下降,但是最高也能达到86.67%,具有较好的 分类效果。

通过分析样本集的特征向量,得出产生错分的 原因主要集中在球体目标和圆台目标之间,当成像 设备探测的角度和方位正好处在球体垂直直径位 置上,产生的阴影区域可能与圆台目标的阴影区域 相似,导致超椭圆曲线的参数之间区分度不大,从而 降低分类准确度。

## 4 结论

本文针对水下小目标分类问题,引入了超椭圆 曲线拟合算法来识别目标阴影轮廓特性,并将控制 曲线形状的6个参数a、b、x、y、θ、ε作为特征向量输 入到分类器内进行分类。结果表明,a、b、x、y、θ、ε可 以有效地分类出目标所属的类别,因此,超椭圆曲线 拟合算法是一种可行的识别方法。但是,这种方法 对于极不规则的目标阴影形状识别效果不尽人意, 从而降低分类准确率,仍需要进一步研究与改进。

## 参考文献

- Kim S D, Lee J H, Kim J K. A new chain-coding algorithm for binary images using run-length codes[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1988, 41(1): 114–128.
- [2] Belkasim S O, Shridhar M, Ahmadi M. Pattern recognition with moment invariants: a comparative study and new results[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(12): 1117–1138.
- [3] Barr A H. Superquadrics and angle-preserving transformations[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 1981, 1(1): 11–23.
- [4] Pentland A P. Perceptual organization and the representation of natural form[J]. Artificial Intelligence, 1986, 28(3): 293–331.
- [5] Peak P. Mathematical games—The superellipse: a curve that lies between the ellipse and the rectangle, scientific american by martin gardner[J]. Mathematics Teacher, 1966, 59(5): 473.
- [6] 陈京,袁保宗,文富荣.一种基于曲率约束的不完整超二次曲 线拟合 [C]//第十二届全国信号处理学术年会 (CCSP-2005) 论文集, 2005: 367-370.
- [7] Rosin P L. Fitting superellipses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(7): 726-732.
- [8] Ahn S J, Rauh W, Cho S H, et al. Orthogonal distance fitting of implicit curves and surfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(5): 620–638.
- [9] Voss K, Suesse H. A new one-parametric fitting method for planar objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1999, 21(7): 646–651.
- [10] Rosin P L, West G A W. Curve segmentation and representation by superellipses[J]. IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing, 1995, 142(5): 280–288.
- [11] Fitzgibbon A, Pilu M, Fisher R B. Direct least square fitting of ellipses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(5): 476–480.
- [12] Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization[J]. Compute Journal, 1965, 7(4): 308–331.
- [13] Mignotte M, Collet C, Pérez P, et al. Three-class Markovian segmentation of high-resolution sonar images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 76(3): 191–204.
- [14] Kim S D, Lee J H, Kim J K. A new chain-coding algorithm for binary images using run-length codes[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1988, 41(1): 114–128.
- [15] Cutler A, Cutler D R, Stevens J R. Random forests[J]. Machine Learning, 2004, 45(1): 157–176.
- [16] Zhao Q, Principe J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2001, 37(2): 643–654.