

引用格式: WEI Shuo, ZHAO Nanxiang, HU Yihua, et al. Long-distance Ship Type Recognition Based on Airborne Photon Radar[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(12):1228001

魏硕,赵楠翔,胡以华,等.基于机载光子雷达的远距离舰船类型识别[J].光子学报,2021,50(12):1228001

# 基于机载光子雷达的远距离舰船类型识别

魏硕<sup>1,2</sup>, 赵楠翔<sup>1,2</sup>, 胡以华<sup>1,2</sup>, 孙万顺<sup>1,2</sup>, 刘彪<sup>1,2</sup>

(1 国防科技大学 电子对抗学院 脉冲功率激光技术国家重点实验室, 合肥 230037)

(2 先进激光技术安徽省实验室, 合肥 230037)

**摘要:**为了在机载光子雷达条件下实现远距离舰船类型精确识别的目标,首先对场景点云进行平面拟合、点云聚类、目标提取等处理,获得舰船点云;然后对船体点云提取体量、表面法向量直方图、甲板目标分布等三维特征,获得特征数组;最后利用随机森林对抽取的特征进行判别分类,实现船体类型精确识别。实验表明:通过对13种类型船只的多次分类实验,平均正确识别率在95%以上,有效实现了舰船的类型识别。

**关键词:**光子;聚类算法;舰船;远距离;识别;随机森林

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215012.1228001

## Long-distance Ship Type Recognition Based on Airborne Photon Radar

WEI Shuo<sup>1,2</sup>, ZHAO Nanxiang<sup>1,2</sup>, HU Yihua<sup>1,2</sup>, SUN Wanshun<sup>1,2</sup>, LIU Biao<sup>1,2</sup>

(1 State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Electronic Warfare Academy State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

(2 Advanced Laser Technology Anhui Laboratory, Hefei 230037, China)

**Abstract:** In order to accurately identify the target of the long-distance ship type under the condition of airborne photon radar, the perform plane fitting, point cloud clustering, target extraction and other processing on the scene point cloud to obtain the ship point cloud firstly. Then from the hull point cloud, three-dimensional features such as volume, surface normal vector histogram, and deck target distribution are extracted to obtain a feature array. Finally, the random forest is used to discriminate and classify the extracted features to realize the accurate identification of the hull type. Experiments show that through multiple classification experiments on 13 types of ships, the average correct recognition rate is above 95%, effectively realizing ship type recognition

**Key words:** Photons; Clustering algorithms; Ship; Long distance; Identify; Random forests

**OCIS Codes:** 280.0280; 280.3640; 030.5260; 070.4560; 150.0155

## 0 引言

近年来,随着社会的发展,海上的活动日益增多,海洋安全关系着国家的安全与稳定。加强对海上舰船的实时识别对于海上救援、船只管理等领域具有重要意义<sup>[1,2]</sup>,目前多个国家和单位正在研究不同的方法去实现舰船的分类识别。

使用舰船图像作为研究对象具有获取简单、来源广、样本量大的特点,同时神经网络算法在大样本训练时具有其他算法无法比拟的高精度优势,因此很多研究人员对传统神经网络算法进行改进<sup>[3-5]</sup>,通过舰

**基金项目:**国家自然科学基金(No.61871389),国防科技大学科研计划资助项目(No.ZK18-01-02),脉冲功率激光技术国家重点实验室主任基金(No.SK12018ZR09)

**第一作者:**魏硕(1997—),男,硕士研究生,主要研究方向为激光数据处理。Email: weishuo17333257214@163.com

**导师(通讯作者):**赵楠翔(1978—),男,副研究员,博士,主要研究方向为激光成像。Email: southfly@163.com

**收稿日期:**2021-07-23; **录用日期:**2021-08-25

<http://www.photon.ac.cn>

船图像提取特征实现多种舰船的类型识别。此外部分研究人员使用支持向量机<sup>[6]</sup>、相似度匹配<sup>[7]</sup>、粒子群算法<sup>[8]</sup>等传统分类算法对舰船图像进行识别,通过二维特征提取、相似度计算也实现了舰船分类。

依靠图像识别舰船在实际应用中存在受不良天气影响较大的缺点,而雷达具有全天候工作的能力,因此部分科学家研究如何通过雷达回波信号实现舰船识别。科学家提取雷达回波信号<sup>[9,10]</sup>中的一维特征和二维特征、路线变化、速度变化对目标进行分类识别,完成模糊逻辑分类。此外从舰船的高分辨距离像<sup>[11,12]</sup>可以提取时域特征和频域特征,这些特征与传统分类器的契合度较好,获得了较好的识别结果。从雷达回波信号中提取的特征大部分都是一维特征、二维特征,对目标描述性不强,或者需要长时间监测目标动态,实时性较差。为解决这个问题,人们使用三维激光雷达<sup>[13,14]</sup>建立目标模型,提取目标的三维特征,有效的提高了分类精度。船舶自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)包含船只静态数据和动态数据,NATALIA D<sup>[15]</sup>等提取 AIS 数据中载重吨位(Deadweight Tonnage, DWT)、宽度、长度作为分类特征,实现目标分类。目前无人机载测绘雷达最大的探测距离在 1500 m 左右,基于激光雷达回波的舰船分类方法受限于雷达工作距离的限制,无法对 2 km 以外远距离的舰船进行识别,并且提取的特征是在点云较为密集的基础上,不适合远距离稀疏点云的特征提取与识别。

光子雷达<sup>[16,17]</sup>是近年来迅猛发展的新型探测手段,通过盖革模式下的雪崩光电二极管和时间相关单光子计数技术可以接收远距离目标反射的微弱回波信号,从中提取目标的三维特征,在目标识别领域具有独特的优势。综上可知,依靠舰船图像、雷达回波信号和激光雷达进行舰船分类均存在不同的问题。本文研究机载光子雷达在海上远距离舰船识别中的应用,通过平面拟合、点云聚类将探测区域中的舰船目标提取出来,研究不同类型船只在不同方位的三维特征,在稀疏点云条件下选取具有代表性的三维特征用于类型识别,提高远距离舰船识别的精度,推进光子雷达在实际中的应用。

## 1 数据预处理

### 1.1 点云去噪

相比于常规激光雷达,光子雷达具有极高的灵敏度,因此在光子雷达工作时会探测到极多的噪声,如图 1 所示,需要的信号点云混杂在噪声点云中难以区分,需要预先进行点云去噪,才可以进行下一步的目标识别。图 1 是美国航天局 2011 年 4 月 4 日在阴天条件下采集到的 MABEL 海洋数据<sup>[18]</sup>,图 1(a)是沿着飞机角度观看的点云轨迹,图 1(b)是侧面观看的点云条带,图 1(c)是该数据投影到二维平面的点云数据,红色点云是海面点云。

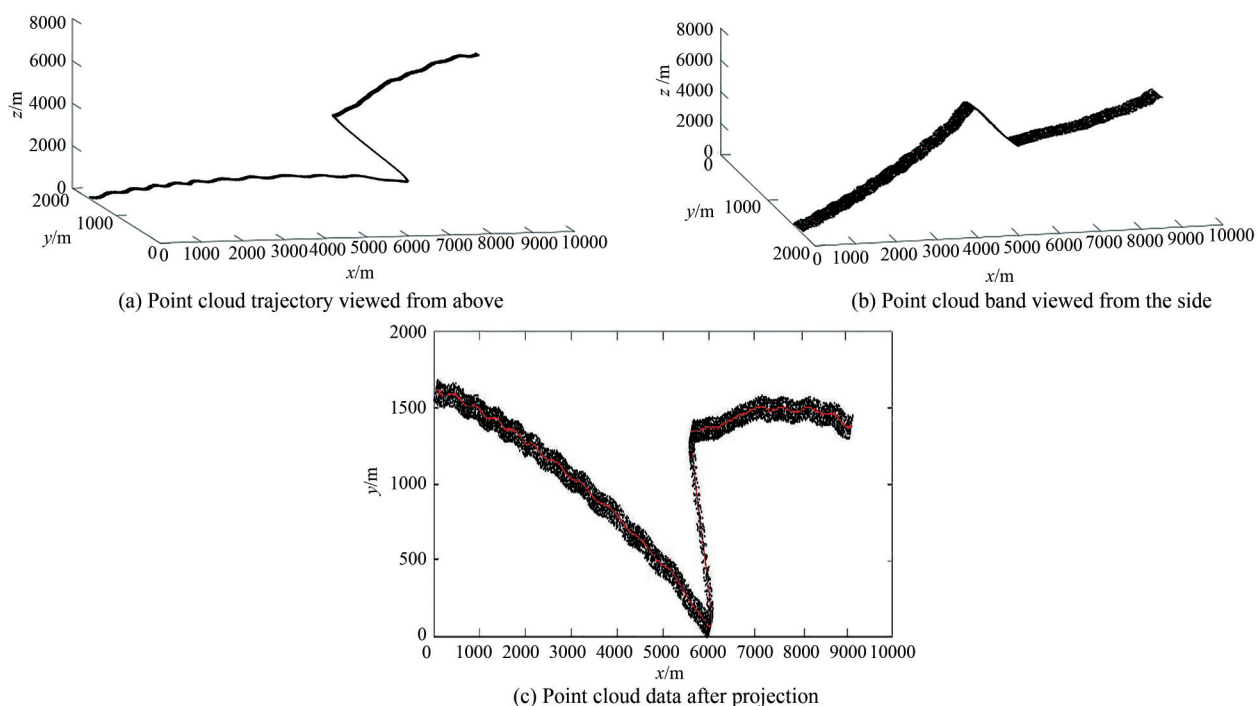


图 1 MABEL 数据中的海面点云  
Fig.1 Sea surface point cloud in MABEL data

在光子探测数据中,信号点云与噪声点云在密度上有着2~3个数量级的差距,通过设定密度阈值以及离散点云提取算法<sup>[19]</sup>可以将极大部分的噪声去除,式(1)是定义的径向基函数,式(2)是密度值计算公式。

$$\Phi(x, c) = \Phi(\|x - c\|) \quad (1)$$

式中,算子 $\|\cdot\|$ 代表事先给定区域内的临近点 $x$ 到区域中心点 $c$ 的距离。

$$f_d(c) = \sum_{x \in D_c} \Phi(\|x - c\|_a) \quad (2)$$

式中, $D_c = \{x \in D: \|x - c\|_2 \leq 20\text{m}\}$ , $D$ 是事先给定的区域。

通过这一步处理,光子雷达海面探测数据中的背景噪声几乎全部去除,仅剩的极少量噪声点云对接下来的舰船提取与型号识别可以忽略不计。

## 1.2 去除海面点云

经过1.1步骤后,场景中只剩下海面点云和舰船点云,如图2所示。图2是机载光子雷达在正右方向探测到的海面场景,海面上分布3艘舰船(左边部分船体和甲板被遮掩,没有点云数据)。为了提取舰船点云,首先需要将海面点云去除,让舰船点云成为一个个独立的点云集合。

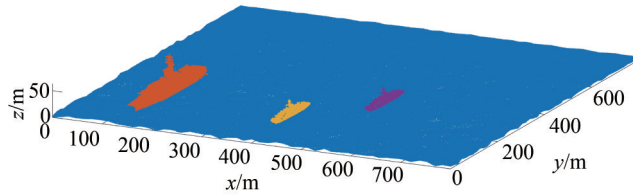


图2 从右方向探测的海上场景  
Fig.2 Sea scene detected from the right

海面点云在空间分布上近似一个平面,在正常的天气情况下,海浪的起伏在1.25~2.5 m之间,可以得到海面点云分布在一个高度为5 m的包围盒范围内,因此设距离阈值为5 m,利用经典的平面拟合算法对海面进行拟合,将拟合的平面点云除去,剩余的就是船只点云,如图3所示。

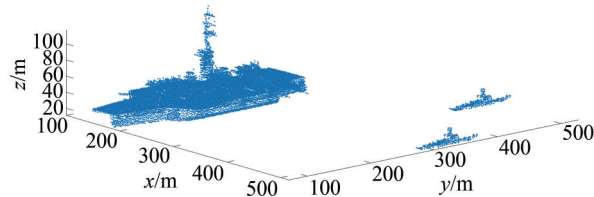


图3 去除海面后的场景  
Fig.3 The scene after removing the sea surface

平面拟合的部分公式为

$$z = a_0x + a_1y + a_2 \quad (3)$$

$$C = \sum_{i=1}^n (a_0x_i + a_1y_i + a_2 - z_i)^2 \quad (4)$$

式(3)是平面方程, $a_0, a_1, a_2$ 是待求的系数。式(4)是每个点距离平面的距离之和,当 $C$ 最小时,便得到平面系数。

## 2 点云聚类

经过预处理之后,背景噪声点云、海面点云基本全部去除,场景中只剩下一艘或者多艘舰船点云,但是对于机器视觉来说,场景中的点云是一个整体,在提取特征之前需要聚类,将同一艘舰船点云归为一类,然后逐步提取特征。

### 2.1 密度聚类算法

基于密度的空间聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)是一种经

典的聚类算法,该算法以点云密度为依据进行区域增长,直至没有符合条件的点云为止,是一种简洁有效的算法。

DBSCAN算法的缺点是参数依靠人工选取,在应用于不同的数据集时会出现过度分割或者欠分割的结果。为了弥补DBSCAN算法的缺点,本文首先对点云数据建立空间拓扑关系,然后以任一点为圆心,计算在半径  $\text{eps}$  内的临近点数量  $\text{Minpts}_i$ ,  $\text{Minpts}_i$  为点  $p_i$  的密度,计算如式(5)。

$$\text{Minpts}_i = \text{number}(|p_i - p_j| < \text{eps}) \quad (5)$$

式中,  $p_i$  为中心点坐标,  $p_j$  为点云集其余点坐标。

为减少变量误差,设  $\text{eps}$  为固定值 20,自适应求出数据集点云密度的均值  $\text{Minpts}$  代入算法计算,得到分类结果。改进后的算法可根据数据集密度自动计算参数并进行分割,解决了原DBSCAN算法依靠人工设置参数进行分割的问题。

## 2.2 聚类结果

为测试改进后的自适应DBSCAN算法的聚类效果,本文将采用2个分别包含军舰点云模型和民船点云模型的场景。在预先去除海平面后进行聚类。三维场景图如图4所示。图4(a)是军舰场景,场景中包含一艘航空母舰,2艘护卫舰,图4(b)是民船场景,场景中包含货船、集装箱船、邮轮各一艘,从图中可以看出2个场景各有3个互不相交的目标。

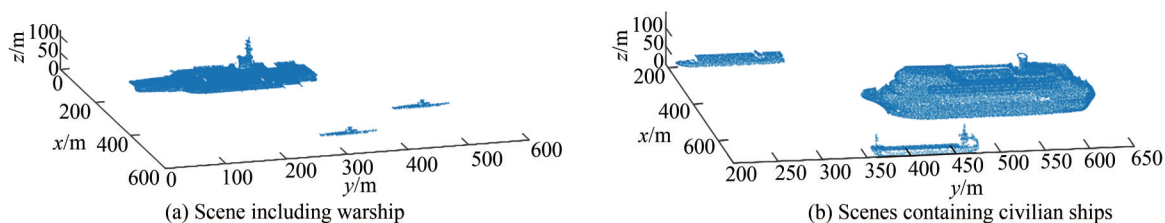


图4 包含不同舰船的场景

Fig.4 Scenes containing different types of ships

将2个场景模型点云代入改进后的聚类算法,聚类结果如图5。在图5中由颜色表示分类结果,可以看出2个场景均被分成3个聚类结果,其中舰船的整体点云几乎都被归为一类,与我们的预期结果一致,极少数比较离散的点云被判定为噪声,不过考虑到舰船的体量以及该离散点云包含的特征极少,不会影响舰船的主要特征提取,因此改进后的聚类算法对于舰船的聚类效果较好,达到预期目标。

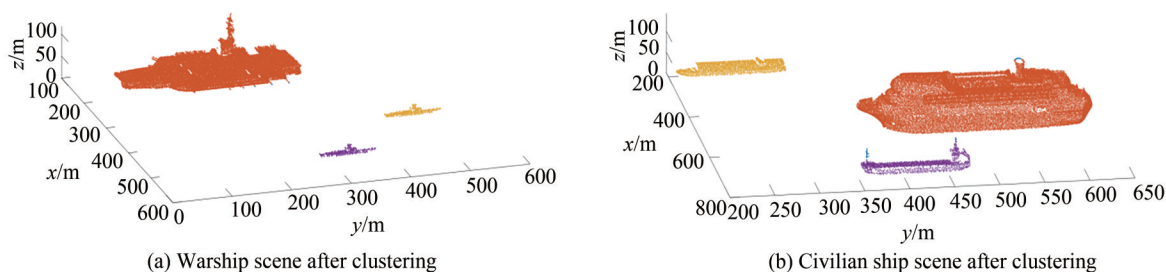


图5 聚类后的场景

Fig.5 Clustering scene

## 3 舰船型号识别

### 3.1 特征分析

经过聚类后,不同类型的船只点云已经归为一个点云集合,因此聚类后的结果可以直接用于特征提取。在远距离探测的条件下,获得的目标点云较为稀疏,长度小于100 m的舰船模型点云数量极少,且容易淹没在噪声中,因此本文研究舰船长度在100 m之内。

在图像识别中,很多算法都采用舰船面积作为识别依据之一,由此可以看出目标的维度特征是一个有效的分类特征。在图像识别中,目标的体量大小表征为目标区域像素总数,计算公式为

$$S = \sum_i \sum_j f(i, j) \quad (6)$$

式中,  $f(i, j)$  是第  $i$  行第  $j$  列的像素值,  $i$  和  $j$  分别是图像的行数、列数。

不同于二维图像,在空中拍到三维点云模型的长宽高特征几乎不会随着拍摄角度的变化而变化,在本文实验数据中,不同方位角探测下舰船的长宽高平均变化率在10%以下,因此三维模型的长宽高特征具有很强的稳定性。因此,本文选择长( $l$ )、宽( $w$ )、高( $h$ )作为维度特征来反应目标的体量大小,在光子雷达坐标系中计算公式为

$$l = \max(y) - \min(y) \quad (7)$$

$$w = \max(x) - \min(x) \quad (8)$$

$$h = \max(z) - \min(z) \quad (9)$$

文献[7]提到影响舰船相似度主要是舰船的上半部分,但该文献仅仅通过计算舰船上半部分轮廓线的相似度进行识别,没有挖掘其他的三维特征。在机载光子雷达探测条件下,无论舰船处于什么姿态,甲板以及甲板以上的建筑几乎可以被完全探测到,因此要想达到舰船类型精确识别的目标,必须挖掘甲板以上建筑物的空间分布特征,本文将该类特征称为几何特征,并用同心圆划分的方法提取上层建筑物的几何特征。

同心圆<sup>[20]</sup>划分法如图6所示,首先计算数据集中各点和中心点的距离,然后按照距离不同将数据集划分为一个个圆环,最后计算各圆环中点总数的占比,统计结果即为几何特征。

在提取几何特征之前,需要将上层建筑物点云从整个舰船模型中提取出来,步骤为:1)根据之前拟合的平面,将探测的场景进行坐标偏转,使得场景平面与地球水平面重合;2)将 $z$ 区间划分为多个子块,统计每个子块的点云数量;3)统计占比最高的区间子块高度就是甲板高度,将 $z$ 高度大于甲板高度的点云提取出来,得到数据集 $F$ 。

接下来就是计算几何特征

- 1)分别计算数据集 $F$ 中所有点在 $x$ 轴、 $y$ 轴、 $z$ 轴的均值,得到中心点。
- 2)遍历每个点,计算各点到中心点的距离。
- 3)将各点按照距离远近分为不同环,然后计算各环中点数量的占比,得到几何特征。

为了得到最佳的圆环划分数量,本文选取巡洋舰、航空母舰、护卫舰、货船、集装箱船、邮轮6个目标为实验对象,使用随机森林分类器研究稀疏点云条件下的圆空间划分法的最佳圆环数。

本文将划分的圆环数分别设为3到10,实验每一种划分方法的正确识别率,实验结果如表1。

表1 圆空间划分法实验结果  
Table1 Circular space division method experiment

| Number<br>Rings | 1    | 2   | 3    | 4    | 5    |
|-----------------|------|-----|------|------|------|
| 3               | 83%  | 91% | 91%  | 75%  | 83%  |
| 4               | 100% | 91% | 91%  | 100% | 91%  |
| 5               | 91%  | 91% | 91%  | 91%  | 91%  |
| 6               | 83%  | 83% | 91%  | 83%  | 83%  |
| 7               | 91%  | 83% | 91%  | 83%  | 91%  |
| 8               | 91%  | 91% | 91%  | 91%  | 100% |
| 9               | 91%  | 91% | 91%  | 91%  | 91%  |
| 10              | 100% | 91% | 100% | 100% | 100% |



图6 同心圆划分法  
Fig.6 Concentric circular division method

从表1中可以看出,随着划分环数的增加,6种舰船的正确识别率也随之上升并且趋于稳定,其中3环划分在实验中出现不稳定的情况,从4环开始实验结果基本稳定且处于较高的水准,在兼顾数据维度与识别正确率的考量下,本文采取4环划分表示目标的几何特征。

在上文提到在机载光子雷达照射的情况下,除了上层建筑物之外,甲板也是可以完全探测到。甲板的大小特征与上文特征有所重复,因此本文提取甲板形状特征中的夹角特征,即船头夹角。

不同类型的船只的船头角度往往不同,相比于民船,军舰的船头角度更小。在雷达探测中,在人工不参与的情况下,雷达无法分辨出船头和船尾,因此本文沿着舰船的长度提取出目标最前端和最后端的点云(首先默认距离雷达较近的一端为船头),计算出相应的角度,其中较小的角度作为船头角度。步骤为

- 1)提取船头(船尾)点云;
- 2)平行于舰船长轴方向将船头(船尾)点云划分为多个区间,并取每个区间 $y$ 值最小(距离雷达更近)的点。
- 3)将抽取的点以中值为界分为2组,投影到 $x$ - $y$ 面,然后应用最小二乘法拟合直线,选取直线上的向量 $a, b$ 计算角度,角度计算公式为

$$\cos\langle a, b \rangle = a \cdot b / |a| |b| \quad (10)$$

图7是舰船船头和船尾的拟合直线,图7(a)是机载光子雷达在上空从正后方向对巡洋舰探测获得的模型,图7(b)是机载光子雷达在上空从正前方向对货船探测获得的模型,红色线段是拟合直线。从图中可以看出拟合的直线较好地反应了船头和船尾的曲线,成功获得了船头和船尾的夹角。

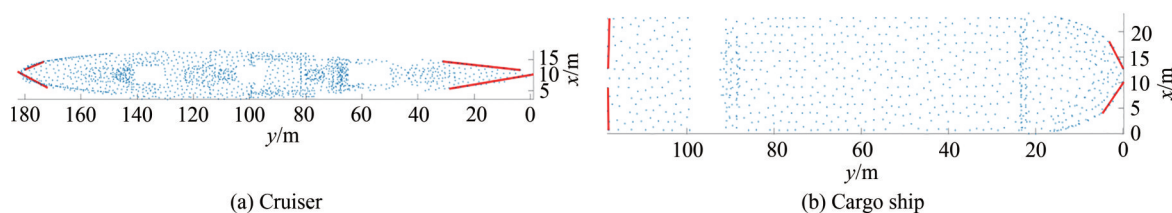


图7 舰船两端的夹角

Fig.7 The angle between the two ends of the ship

法向量直方图可以显示目标表面法向量的分布,在近距离雷达识别中可以较好地显示目标表面的三维特征。在远距离光子雷达探测中,通过分析、优化,法向量直方图仍是一个比较好的分类依据,法向量直方图的计算公式为

$$H_i = \frac{m_i}{n} \quad (11)$$

式中, $n$ 是点云总数, $m_i$ 是不同频段的频数, $H_i$ 是占比,满足 $\sum H_i = 1$ , $i$ 是频段序号。

通常的法向量直方图是对探测到的目标整体进行统计获得的,但在稀疏点云条件下,舰船的很多细节特征被模糊化,通过常规的法向量直方图很难对目标进行区分。和上文研究过程类似,本文选取巡洋舰、航空母舰、护卫舰、货船、集装箱船、邮轮6个目标为实验对象,使用随机森林分类器研究稀疏点云条件下常规法向量直方图分类能力。

由于绝大多数舰船目标关于本身长轴对称,因此本文选取长轴方向的向量作为起始线,计算每一个点的法向量与起始线的夹角,夹角分布在 $0^\circ \sim 80^\circ$ 之间。为了选取最优维度的直方图特征,本文分别以 $20^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $60^\circ$ 为间隔,计算不同间隔情况下的正确识别率。表2是不同间隔时5次实验的正确识别率。

从表2可以看出,常规的法向量直方图在稀疏点云条件下的分类能力很差,即便以 $20^\circ$ 为间隔将直方图分为9个维度,最高的正确识别率也仅仅达到33%,由此可以看出舰船目标的细节特征在远距离探测条件下几乎无法显示,常规的法向量直方图无法满足本文的要求。

在不同方位角的探测模型中,相比于侧面甲板,目标的上层建筑遮挡变化最大,为了增强法向量直方图的识别能力,本文对舰船上半部分进行直方图统计,采取不同间隔下的法向量直方图进行分类训练,5次训练结果如表3。

表2 常规法向量直方图的分类结果  
Table 2 Classification results of routine method vector histogram

| Interval | Number |     |     |     |     |
|----------|--------|-----|-----|-----|-----|
|          | 1      | 2   | 3   | 4   | 5   |
| 20       | 25%    | 17% | 33% | 25% | 17% |
| 30       | 17%    | 17% | 17% | 17% | 17% |
| 45       | 17%    | 17% | 17% | 17% | 17% |
| 60       | 17%    | 17% | 17% | 33% | 17% |

表3 优化后法向量直方图的分类结果  
Table 3 Classification results of optimized post-method vector histogram

| Interval | Number |     |     |     |      |
|----------|--------|-----|-----|-----|------|
|          | 1      | 2   | 3   | 4   | 5    |
| 20       | 67%    | 58% | 67% | 75% | 75%  |
| 30       | 50%    | 58% | 58% | 50% | 83%  |
| 45       | 67%    | 75% | 75% | 67% | 100% |
| 60       | 67%    | 50% | 67% | 58% | 58%  |

相比于表2,表3的正确识别率明显有了大幅度提升,说明优化后的法向量特征直方图更加适应远距离条件下的稀疏点云分类。此外,不同间隔角度的平均正确识别率分别为68.4%、59.8%、76.8%、60%,其中以45°为间隔的4维法向量直方图正确识别率更高,因此本文选取4维法向量直方图作为分类依据。

### 3.2 分类算法

由于目前还没有公开的机载光子雷达对舰船的点云数据集,本文仿真的舰船模型达不到神经网络算法训练量的要求,因此本文选择随机森林算法对抽取的特征进行训练分类,验证分类结果。

随机森林算法<sup>[21]</sup>可以看作是简化的神经网络算法,它是由多颗决策树组成,每一棵决策树都是一个弱分类器,都会对输入的数据输出一个结果,随机森林会对所有输出的结果进行分析,选择可能性最高的结果作为输出,算法步骤为:

- 1) 从样本集中有放回随机采样  $n$  个样本;
- 2) 从所有特征随机选择  $k$  个特征,利用这些特征建立决策树;
- 3) 上述步骤重复  $m$  次,形成由  $m$  棵决策树组成的随机森林;
- 4) 对于新数据,经过每棵树决策,最后投票确认分到哪一类。

## 4 实验结果

### 4.1 舰船数据

鉴于目前没有公开的机载光子雷达对舰船的探测点云数据集,以及部分舰船属于国家机密,因此本文利用公开的舰船模型生成舰船点云数据,舰船点云数据部分说明如下。

1) 舰船类别:本文采用巡洋舰、航空母舰、护卫舰、驱逐舰、中型航母、医疗船、登陆舰、起重船、货船、集装箱船、科考船、邮轮、渔船共13种舰船建立模型,上述舰船是包含人们常见的舰船类型,样本具有代表性。图8是部分舰船模型。

2) 点云密度:本文模拟机载光子雷达在5 km之外对舰船模型进行扫描,光子雷达的水平分辨率和垂直分辨率均为0.5 mrad,因此舰船模型的相邻点云间距均值  $M$  均大于等于2.5 m。表4是不同类型舰船对应的长宽高以及  $M$ 。

从表4可以看出舰船模型的相邻点云间距均值大于2.5 m,符合稀疏点云条件。表4中的最后一列是舰船模型的高度,部分模型有2个高度,括号外的数据是舰船模型的真实高度,但部分舰船的高度是由极为细长的桅杆高度决定,在实际探测中很难探测到,即便探测到也会在去噪处理中当作噪声去除,括号里的数据舰船主体的高度。

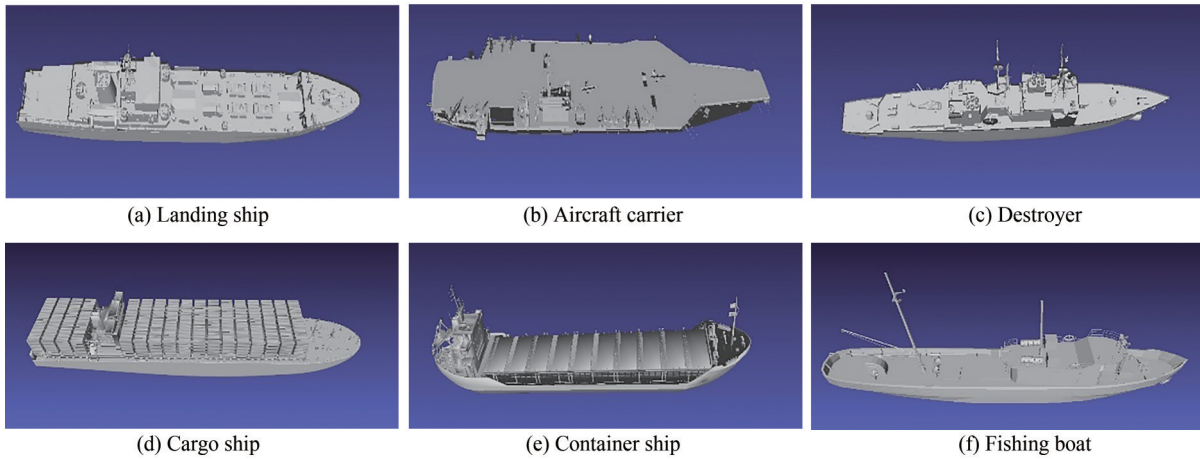


图8 不同类型舰船模型  
Fig.8 Models of different types of ships

表4 不同类型舰船模型的部分数据  
Table 4 Partial data of different types of ship models

| Ship type                      | $M$  | Long/m | Width/m | High/m   |
|--------------------------------|------|--------|---------|----------|
| Cruisers                       | 2.53 | 183    | 20      | 56(25)   |
| Aircraft carriers              | 2.77 | 315    | 75      | 60       |
| Frigates                       | 2.86 | 148    | 16      | 32(24)   |
| Destroyers                     | 2.61 | 160    | 20      | 30       |
| Fishing ships                  | 2.84 | 112    | 30      | 82.5(30) |
| Medical ships                  | 2.85 | 270    | 34      | 48       |
| Landing ships                  | 2.63 | 119    | 16      | 26(18)   |
| Crane ships                    | 2.68 | 170    | 38      | 73(28)   |
| Cargo ships                    | 2.82 | 120    | 24      | 40       |
| Scientific research ships      | 2.73 | 167    | 26      | 32       |
| Container ships                | 2.97 | 120    | 24      | 40       |
| Cruise ships                   | 2.64 | 258    | 100     | 172      |
| Medium-sized aircraft carriers | 2.55 | 198    | 38      | 49       |

需要注意的是,在海面航行时,船体会吃水深度以及甲板以上建筑物的遮挡等,因此实际样本中的维度特征比表4中的数据要小,表4的维度数据仅用来参考,表征模型之间的大小关系。

3)舰船样本:本文共建立13个型号舰船的模型,在实际探测中,不同的方位只会获得舰船模型的一部分,因此需要对模型沿不同的角度进行分割,分割后的舰船模型才是真正的样本。

在舰船5 km以外的空中选定一个点作为雷达所在位置,根据光子雷达的水平分辨率和垂直分辨率画出相应密度的线段,计算线与模型的交点作为探测到的舰船场景,如果有多个交点,选择聚类雷达最近的交点,通过改变雷达位置获得不同方位的舰船样本。

针对每一个舰船模型,本文分别在舰船正前、右前、正右、右后、正后、正左、左后这7个方位进行光子雷达照射仿真,获得7个样本,因此本文一共有13种模型,91个样本。

#### 4.2 分类结果

本文中随机森林算法中的决策树数量设为40,其中正前、右前、正右、右后、正后这5个方位的样本作为训练集,正左、左后方位的样本作为测试集。每一个样本提取的特征组成一组12维的数组,其中维度特征是3维数据,法向量直方图是4维数据,几何特征是4维数据,船头夹角是1维数据。对每个样本增加一维标签后,样本与13维特征数组建立一对一的关系,特征数组输入随机森林进行训练或者测试。

本文一共有13个输出结果,表5是使用随机森林算法测试7次的正确率。



表5 随机森林算法7次分类结果  
Table 5 Random forest algorithm 7 classification results

| Training number | Number of decision trees | Feature number | Number of misclassifications | Number of correct classifications | Correct rate |
|-----------------|--------------------------|----------------|------------------------------|-----------------------------------|--------------|
| 1               | 40                       | 12             | 0                            | 26                                | 100%         |
| 2               | 40                       | 12             | 0                            | 26                                | 100%         |
| 3               | 40                       | 12             | 1                            | 25                                | 96.15%       |
| 4               | 40                       | 12             | 0                            | 26                                | 100%         |
| 5               | 40                       | 12             | 0                            | 26                                | 100%         |
| 6               | 40                       | 12             | 1                            | 25                                | 96.15%       |
| 7               | 40                       | 12             | 0                            | 26                                | 100%         |

从表5可以看出,本文分类算法7次运算的正确识别率均大于95%,并且多数分类结果的正确率达到100%,平均正确识别率为98.90%,可以看出本文提取的特征可以满足远距离舰船识别的要求。

从表4可以看出,不同型号舰船的长宽高均不一样,但是在实际情况中同一类型的船只在维度特征上也会有差异,所以为了排除长宽高的影响,本文将维度特征之外的特征放入随机森林进行训练,测试结果如表6。

表6 第二次分类结果  
Table 6 Second classification result

| Training number | Number of decision trees | Feature number | Number of misclassifications | Number of correct classifications | Correct rate |
|-----------------|--------------------------|----------------|------------------------------|-----------------------------------|--------------|
| 1               | 40                       | 9              | 1                            | 25                                | 96.15%       |
| 2               | 40                       | 9              | 1                            | 25                                | 96.15%       |
| 3               | 40                       | 9              | 2                            | 24                                | 92.31%       |
| 4               | 40                       | 9              | 1                            | 25                                | 96.15%       |
| 5               | 40                       | 9              | 1                            | 25                                | 96.15%       |
| 6               | 40                       | 9              | 0                            | 26                                | 100%         |
| 7               | 40                       | 9              | 2                            | 24                                | 92.31%       |

表6是9个特征作为分类依据的识别结果,相比与表5的分类结果在精度上稍有下降,但平均识别准确率仍达到95.60%,下降了3.30%,仍然满足远距离舰船识别的要求。本文引用的部分文献使用传统的分类算法进行舰船识别,其中文献[6]使用支持向量机获得的平均识别率最高为87%,文献[12]使用分类树、判别式、朴素贝叶斯和K最近邻等分类方法的识别率在50%~85%,文献[13]利用支持向量机对舰船进行二元分类的识别率达到92%,本文提取特征的舰船识别率均优于以上算法,文献[4]利用深度学习进行训练,识别率达到94.4%,与本文识别率近似相同,证明了本文提取三维特征在舰船识别领域的优越性。

## 5 结论

针对目前舰船识别算法训练复杂、工作距离近、识别率较低、实时性较差的问题,本文以推进光子雷达的实际应用的目的出发,研究了机载光子雷达在远距离条件下对海面上舰船识别的问题。通过点云去噪、平面拟合、点云聚类步骤提取舰船点云,研究了稀疏点云条件下的三维特征抽取,完成了经典分类算法的舰船识别,通过比较前人的工作,成功实现了远距离条件下的舰船类型精确识别,对光子雷达的实际应用具有指导意义。

### 参考文献

- [1] WANG Wenlong, HAN Baojun, ZHANG Hongping. A new algorithm of small target detection for infrared image in background of sea and sky[J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(3): 725-728.  
王文龙, 韩保君, 张红萍. 一种海空背景下红外小目标检测新算法[J]. 光子学报, 2009, 38(3): 725-728.
- [2] SHI Wenxu, JIANG Jinghong, BAO Shengli. Ship detection method in remote sensing image based on feature fusion[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(7): 0710004.  
史文旭, 江金洪, 鲍胜利. 基于特征融合的遥感图像舰船目标检测方法[J]. 光子学报, 2020, 49(7): 0710004.
- [3] WU Jianbao, XIAO Shibin, WANG Huanpeng. Improved neural network algorithm and its application to ship target

- recognition[J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2019, 34(3): 94-98.  
 吴建宝, 肖诗斌, 王焕鹏. 改进的神经网络算法在舰船目标识别上的应用 [J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2019, 34(3): 94-98.
- [4] YANG Yang. A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree for the master of engineering [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.  
 杨阳. 基于深度学习的遥感图像舰船目标检测与分类识别 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [5] ROH M I, GWONWOO N A M, 이혜원, et al. Classification of ship images for autonomous ships using deep learning [J]. Korean Journal of Computational Design and Engineering, 2021, 26(2): 144-153.
- [6] WANG Ruxun. Research on target recognition method based onshape appearance for unmanned ship [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.  
 王汝珣. 基于形状外观的无人船目标识别方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- [7] QIAO Jianjun, HE Bin, SHA Jiang, et al. Identification of key contour parts of a ship [J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(6): 136-139.  
 乔建军, 何凛, 沙江, 等. 舰船轮廓关键部位识别方法 [J]. 测绘科学, 2021, 46(6): 136-139.
- [8] YU Hui. Research on feature recognition algorithm of marine ship based on infrared image [J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(4): 40-42.  
 喻会. 基于红外图像的海上船舶特征识别算法研究 [J]. 舰船科学技术, 2020, 42(4): 40-42.
- [9] ZHAO Xiaoping. The study on target identification for low resolution radar [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2010.  
 赵晓平. 低分辨雷达目标识别研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2010.
- [10] ALPTEKIN B, KOCAKUSAKLAR B, KAHRAMAN N, et al. Classification of ships with fuzzy logic by using radar echo [C]. 2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference. 2017.
- [11] LIU Qiaoyuan, GUO Baofeng, WANG Gang, et al. Feature selection of high resolution range profile agaist ship target [J]. Fire Control & Command Control, 2017, 42(8): 82-86.  
 刘巧圆, 郭宝峰, 王刚, 等. 针对舰船目标高分辨距离像的特征选择方法 [J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(8): 82-86.
- [12] DAN Bo, GAO Shan, JI Zhihong. Sea surface ship target recognition technology based on multiple features and multiple classifiers [J]. Ship Electronic Engineering, 2020, 40(8): 49-53.  
 但波, 高山, 戴治洪. 基于多特征多分类器的海面舰船目标识别技术 [J]. 舰船电子工程, 2020, 40(8): 49-53.
- [13] SHAO Lei, DONG Guangjun, YAO Qiangqiang, et al. Object-oriented extraction of ship targets from boat-based laser scanning data [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2017, 34(5): 481-485.  
 邵磊, 董广军, 姚强强, 等. 面向对象的船载激光扫描数据船舶目标检测方法 [J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(5): 481-485.
- [14] WANG Shuguang, TIAN Xilan. A decision-making algorithm of ship target classification for narrow band radar [J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(2): 159-162.  
 王曙光, 田西兰. 一种窄带雷达舰船目标分类的决策方法 [J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(2): 159-162.
- [15] DAMASTUTI N, SITI AISJAH A, MASROERI A A. Classification of Ship-Based Automatic Identification Systems Using K-Nearest Neighbors [C]. Proceedings of the 2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication, iSemantic, 2019.
- [16] YANG Cheng, YAN Qiurong, ZHU Zhitai, et al. Compressed photon-counting laser radar based on deep learning [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(S2): 64-71.  
 杨程, 鄢秋荣, 祝志太, 等. 基于深度学习的压缩光子计数激光雷达 [J]. 红外与激光工程, 2020, 49(S2): 64-71.
- [17] KEKKONEN J, NISSINEN J, KOSTAMOVAARA J, et al. Distance-resolving raman radar based on a time-correlated CMOS single-photon avalanche diode line sensor [J]. Sensors, 2018, 18(10): 3200.
- [18] MCGILL M, MARKUS T, SCOTT V S, et al. The Multiple Altimeter Beam Experimental Lidar (MABEL): an airborne simulator for the ICESat-2 mission [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2013, 30(2): 345-352.
- [19] LI Ming, GUO Ying, YANG Gui, et al. A noise filter method for the push-broom photon counting lidar and airborne cloud data verification [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(9): 53-58.  
 李铭, 郭颖, 杨贵, 等. 一种推扫式光子计数激光雷达点云滤波算法及其验证 [J]. 科学技术与工程, 2017, 17(9): 53-58.
- [20] ANKERST M, KASTENMULLER G, H-PKRIEGEL, et al. 3D shape histograms for similarity search and classification in spatial databases [C]. Proceedings of the 6th International Symposium on Spatial Databases, SSD 1999, 1999.
- [21] FAN Shijun, ZHANG Aiwu, HU Shaoxing, et al. A method of classification for airborne full waveform LiDAR data based on random forest [J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(9): 0914001.  
 范士俊, 张爱武, 胡少兴, 等. 基于随机森林的机载激光全波形点云数据分类方法 [J]. 中国激光, 2013, 40(9): 0914001.

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China (No. 61871389), National University of Defense Technology Research Project Funding Project (No. ZK18-01-02), Fund for the Director of the State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology (No. SKL2018ZR09)