

基于 HRRP 时频特征和多尺度非对称卷积神经网络的目标识别算法

云涛^{1,2}, 潘泉^{1,3}, 郝宇航¹, 徐蓉²

(1.西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710129; 2.中国人民解放军 63768 部队, 陕西 西安 710600;
3.信息融合技术教育部重点实验室, 陕西 西安 710114)

摘要:针对空间目标识别中特征提取难、准确率低等问题,提出了一种基于雷达高分辨率距离像(high range resolution profile, HRRP)时频特征和多尺度非对称卷积神经网络的目标识别算法。采用离差标准化、多特显点绝对对齐消除目标的强度敏感性和平移敏感性,利用雷达多普勒测速数据消除目标高速运动对 HRRP 产生的展宽、畸变、波峰分裂等影响。对 HRRP 进行时频分析,提取其时频特征。通过不同尺度的非对称卷积,实现时频特征不同精细程度和不同方向的特征提取。实测数据处理结果表明,文中方法目标识别准确率高,而且在同平台目标识别、抗姿态敏感性等方面具有很好的效果。

关键词:雷达目标识别;逆合成孔径雷达;高分辨率距离像;卷积神经网络

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1000-2758(2023)03-0537-09

由于雷达作用距离远、可全天候工作,基于雷达测量数据的目标身份识别在现代目标识别中发挥着关键性作用^[1]。由于 HRRP 获取容易、携带信息丰富、运算量小、实时性强,同时可以避免 ISAR 图像在成像过程中的运动补偿和识别中的旋转、伸缩、变形等问题,得到了广泛研究和应用。

决定 HRRP 目标识别准确率的关键是特征提取、选择和分类识别算法,这也是研究的热点。利用 HRRP 的特征提取和识别算法已有很多,如基于散射点模糊匹配的算法^[2]、基于字典学习的噪声鲁棒性特征提取方法^[3-4]、基于流形学习的特征降维方法^[5]、基于中心矩特征的 BP 神经网络识别方法^[6]、基于样本高密度的 HRRP 目标识别^[7]等。这些算法在各自的数据集上实现了较高的准确率,但需要人工设计和提取特征,严重依赖于研究人员的经验。在缺乏先验知识时,难以有效保证算法的准确性和稳定性。

深度学习是人工智能领域一个新的研究热点,

被广泛应用于文本处理^[8]、图像识别^[9-11]、语音识别^[12]、工业控制^[13]、交通运输^[14]和医疗健康^[15]等领域,并取得了超越传统算法,甚至人类的表现。

文献[16]将 CNN 和循环神经网络相结合,提取雷达图像像素之间蕴含的上下文信息。文献[17]设计了一种混合型复数域 CNN,消除了目标散焦、方位模糊,提高了三维转动舰船目标识别准确率。文献[18]提出一种迁移学习方法解决车辆目标雷达图像识别中大样本训练难的问题。由于 HRRP 获取容易,信息丰富,可以避免雷达图像识别中的各种问题,因此更有利于目标识别。文献[19]提出一种堆叠自动编码的深度架构,可以获得比浅层模型更好的识别准确率。文献[20]利用 CNN 网络和目标的全极化 HRRP 数据进行舰船目标识别。文献[21]将深度适配网络引入到 HRRP 目标识别中,以增强模型在杂波背景下的识别能力。文献[22]利用双向长短时记忆网络提取目标 HRRP 中的时序信息,实现雷达目标的识别。文献[23]提出

收稿日期:2022-07-26

基金项目:国家自然科学基金重大项目(61790552)资助

作者简介:云涛(1987—),西北工业大学硕士研究生,主要从事雷达数据处理与深度学习研究。

通信作者:潘泉(1961—),西北工业大学教授,主要从事信息融合理论及应用研究。e-mail:quanpan@nwpu.edu.cn

了一种利用 CNN 网络对多基地雷达获取到的 HRRP 信号进行目标分类的方法。

为了解决空中飞机目标和太空人造航天器目标识别中 HRRP 特征提取难、准确率低等问题,本文提出了一种基于 HRRP 时频特征和多尺度非对称卷积神经网络(multi-scale asymmetric convolutional neural network, MsACNN)的目标识别算法。首先采用离差标准化、多特显点绝对对齐消除目标的强度敏感性和平移敏感性,利用雷达多普勒测速数据消除目标高速运动对 HRRP 产生的展宽、畸变、波峰分裂等影响。然后对 HRRP 进行时频分析,提取其时频特征。通过不同尺度的非对称卷积,实现时频特征不同精细程度和不同方向的特征提取。之后利用 2 层全连接层实现目标分类识别。最后,分别利用飞机和卫星 2 组实测数据验证了本文算法的性能。

1 雷达高分辨率距离像

雷达主要通过增大发射信号带宽,实现更高的距离分辨率^[24]。当距离分辨率由米级提高到分米、厘米级时,雷达“眼中”的飞机或卫星将由一个“点状”回波变为一个沿着距离方向分布的一系列“点状”回波。因此,HRRP 是目标被雷达波照射到的所有散射点在距离方向的投影,是对目标结构的真实反映,包含了目标大部分散射点的信息,可以用于目标识别。图 1 所示是一个仿真卫星的散射点模型及其对应 HRRP。

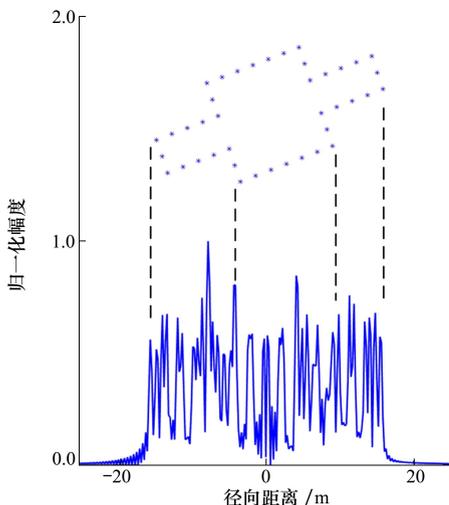


图 1 仿真目标及其 HRRP 对比示意图

2 基于多尺度非对称卷积神经网络的 HRRP 识别算法

针对 HRRP 的平移、姿态、强度敏感性以及高速运动的影响,本文采用多特显点绝对对齐、离差标准化等方式进行预处理,消除其影响,利用短时傅里叶变换将 HRRP 从一维距离域转换到二维时频域,输入设计好的卷积神经网络,进行目标分类识别。

2.1 数据预处理

1) 高速运动补偿。雷达多普勒测速结果精度较高,可以用于补偿目标高速运动对 HRRP 造成的谱峰展宽、分裂和信噪比降低等影响。

已知径向速度 v ,构造补偿信号:

$$S_{\text{comp}}(\hat{t}, t_m) = \exp(j((\frac{4\pi v f_c}{c} - \frac{8\pi\gamma v R_{\text{ref}}(t_m)}{c^2})\hat{t} + \frac{4\pi v \gamma}{c}(1 - \frac{v}{c})\hat{t}^2)) \quad (1)$$

式中: \hat{t}, t_m 分别是快时间和慢时间; f_c 是雷达发射信号中心频率; γ 是调频率; $R_{\text{ref}}(t_m)$ 是 t_m 时刻的参考距离; c 是光速。

图 2 所示为目标高速运动补偿前后的 HRRP,均采用补偿后 HRRP 的最大值进行归一化。由图中可以看出补偿后的 HRRP 信噪比更高,谱峰展宽和分裂已被消除。

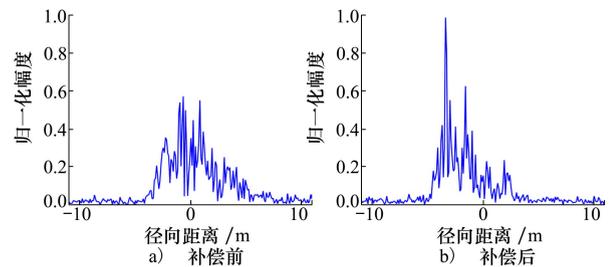


图 2 目标高速运动补偿前后 HRRP

2) 采用多特显点绝对对齐法消除平移敏感性。计算每个距离单元的归一化幅度方差,确定特显点单元,利用多特显点法对 HRRP 序列进行对齐。为了简化 CNN 的参数数量和训练难度,对齐时统一利用多特显点法将 HRRP 的重心对齐到距离窗的中心。

3) 采用离差标准化消除幅度敏感性。采用离差标准化方法,通过线性映射,将每一帧 HRRP 的幅度范围变换到 $[0, 1]$ 区间。通过归一化,可以使深度学习的重点聚焦在不同目标 HRRP 形态的差

异,减少了同一目标不同回波强度 HRRP 对训练的影响,使模型更快收敛,并实现更高的识别准确率。

4) 合理设计数据集和模型训练过程,削弱姿态敏感性影响。在构建训练数据集时,选择尽可能多的不同姿态下的数据,提高数据集对目标姿态表征的完备性。在模型训练时,尽可能使每个批次包含不同姿态的目标数据,避免神经网络过早陷入少量姿态的“局部最优解”。

2.2 特征提取

利用时频分析将 HRRP 从一维距离域转换到二维时频域,可以将 HRRP 携带的目标信息更加直观地呈现给神经网络。时频分析方法中最常用到的就是短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT),通过时间窗内的一段信号来表示某一时刻的信号特征。定义如下

$$z_{\text{STFT}} = \int_{-\infty}^{+\infty} [z(u)g(u-t)]e^{-j2\pi fu} du \quad (2)$$

式中: $z(u)$ 为原信号; $g(u-t)$ 为窗函数。

图 3 所示为图 2 中的 HRRP 利用 STFT 时频变换后的谱图。

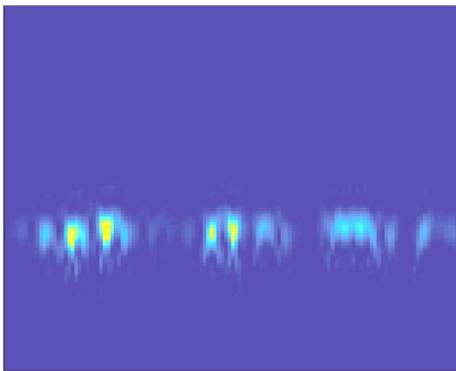


图 3 HRRP 的 STFT 谱图

2.3 卷积神经网络

1) 卷积层

卷积层是卷积神经网络中最重要、最常用的结构。卷积层其实就是将不同的卷积核应用到一个张量的所有点上,通过卷积核在输入矩阵上的滑动,产生经过处理的新张量。不同于传统全连接层,每个节点是通过上一层所有节点计算得到的,卷积层每个节点只和上一层的一部分节点有关。此时,卷积核可以理解为一种滤波器。在卷积神经网络中,卷积核的个数一般是多个,以便利用不同的卷积核(滤波器)提取输入矩阵中不同的特征。图 4 所示为卷积层示意图。

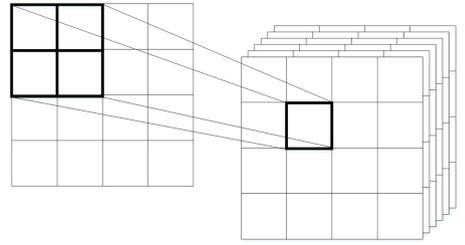


图 4 卷积层示意图

假设一张二维的图像 I 作为输入,使用一个二维的卷积核 K ,其输出可以表示为:

$$S(i,j) = (I * K)(i,j) = \sum_m \sum_n I(m,n)K(m,n) \quad (3)$$

2) 多尺度非对称卷积模块

共设计了 2 种不同的卷积模块,分别是多尺度二维卷积模块和多尺度非对称一维卷积模块,如图 5~6 所示。2 种模块都包含 4 个分支。

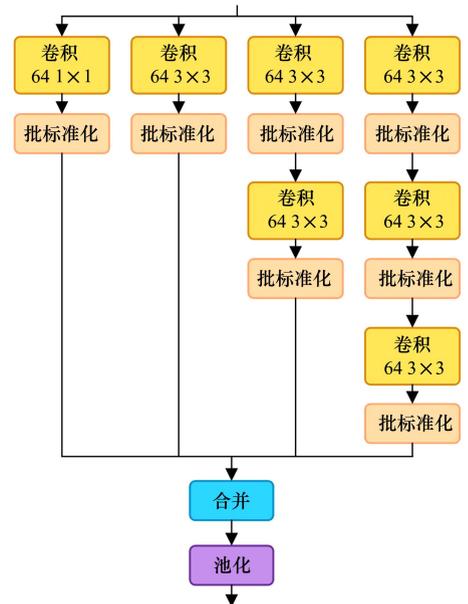


图 5 多尺度二维卷积模块

在多尺度二维卷积模块中,第 1 个分支包含 64 个 1×1 卷积,主要是在控制网络通道数的同时,提供跨层连接,使网络损失可以更容易地传递到网络的前面几层,防止梯度消失。损失进行后向传递时,从最右侧分支传递,需要经过 3 层卷积才能传递到上 1 个模块,从最左侧分支则只需要经过 1 层卷积。

其余 3 个分支的基础卷积模块都使用 3×3 的小尺度卷积。不同的是,3 个分支的卷积层数不同,

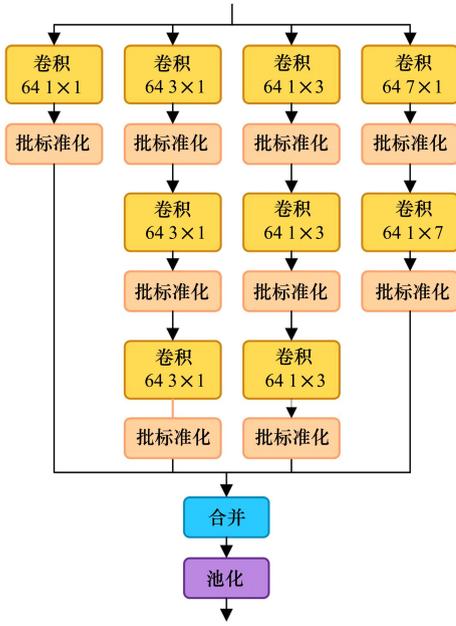


图 6 多尺度非对称一维卷积模块

分别是 1,2,3 层。这是为了利用多层小尺度卷积实现大尺度卷积效果。利用 2,3 层 3×3 的卷积分别可以实现 5×5,7×7 卷积的感受野,但是参数数量更小。以 1 层 7×7 卷积和 3 层 3×3 卷积的对比为例,每一层中 C 个通道,3 层 3×3 卷积的参数数量为 $3 \times 3^2 \times C^2$,1 层 7×7 卷积的参数数量为 $7^2 \times C^2$ 。所以 3 层 3×3 卷积以约 55.10% 的参数数量实现了 1 层 7×7 卷积同样的感受野。4 个分支分别实现了 1×1,3×3,5×5 和 7×7 卷积的感受野。尺度越大提取的精度越粗,尺度越小提取的精度越细。通过 4 种尺度卷积的融合,可以同时兼顾感受野和精度,减小网络参数,同时提供跨层连接,防止梯度消失,提高网络收敛速度。

在每个卷积层的后面都有一个批标准化层,以规范每层输入信号的均值和方差,保证每层的输出数据与输入数据具有相同的分布特征,确保神经网络层数增加以后不会更难训练。之后对 4 个分支的数据进行通道维合并。在合并之后进行池化操作,以减少数据量。

在多尺度非对称一维卷积模块中,第 1 个分支也包含 64 个 1×1 卷积。第 2 个分支通过 3 层 3×1 的卷积,实现 7×1 卷积的效果。第 3 个分支通过 3 层 1×3 的卷积,实现 1×7 卷积的效果。第 4 个分支通过串联 1 个 1×7 和 1 个 7×1 卷积,实现 7×7 卷积的效果。

采用非对称卷积是为了在保证感受野相同的同

时,降低网络参数数量。以 7×7 卷积为例,参数数量为 $7^2 \times C^2$ 。如果串联 1 个 1×7 和 1 个 7×1 卷积,感受野同样为 7×7,参数数量为 $2 \times 1 \times 7 \times C^2$,相比于 7×7 卷积,参数数量降低了约 71%。

3) 网络结构

图 7 为本文设计的用于 HRRP 目标识别的网络结构。网络主要包含 4 个部分:初始卷积模块、多尺度卷积模块、多尺度非对称卷积模块、判别模块。

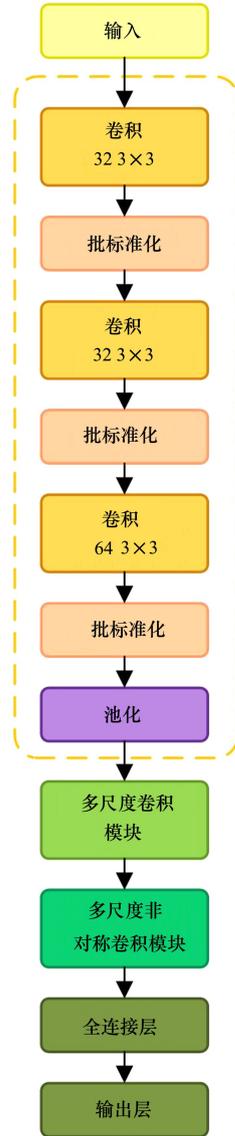


图 7 MsACNN 网络结构

初始卷积模块使用传统小尺度二维卷积模块,对时频数据进行初步特征提取。该模块主要包含 3 个 3×3 卷积层和 1 个池化层。在每个卷积层后使用批标准化对卷积输出结果进行规范。多尺度卷积模块主要提取数据中不同尺度的信息。通过小尺度

卷积的叠加实现大尺度卷积的效果,以减少网络参数。通过 1×1 卷积提供跨层连接,提高网络的收敛能力。多尺度非对称卷积在进一步加深网络,提高特征提取能力的同时,极大地减小了网络参数。最后利用2层全连接层作为判别模块,输出目标类别。

3 实验结果与分析

3.1 数据集1及实验结果分析

1) 实验数据集1

实验数据集1为采用地基逆合成孔径雷达对三型飞机采集的实测宽带数据。安-26是一种尺寸中等的螺旋桨飞机,奖状和雅克-42分别是小型和中型的喷气式飞机,表1所示为三型飞机的尺寸参数。雷达中心频率为5.5 GHz,带宽为400 MHz。图8所示为三型飞机飞行轨迹在当地水平面上的投影。每型飞机的HRRP数量约为10万条,数据长度为

256,训练、验证和测试的比例分别为60%,20%,20%。

表1 三型飞机尺寸参数

飞机型号	机长/m	机宽/m	机高/m
雅克-42	36.68	34.88	9.83
奖状	14.40	15.90	4.57
安-26	23.80	29.20	9.83

2) 实验结果

为了验证本文方法的性能,在相同实验条件下,对于数据集1,分别使用不同方法进行训练和测试。在HRRP特征下,使用样本紧密度^[7]、VGG16-1D、CNN^[23]、一维多尺度卷积网络(one-dimensional multi-scale convolutional neural network, MsCNN-1D)4种方法或模型进行处理。将本文提出的MsACNN中多尺度非对称卷积模块替换为多尺度卷积模块,并将所有的二维卷积和二维池化替换为一维卷积和

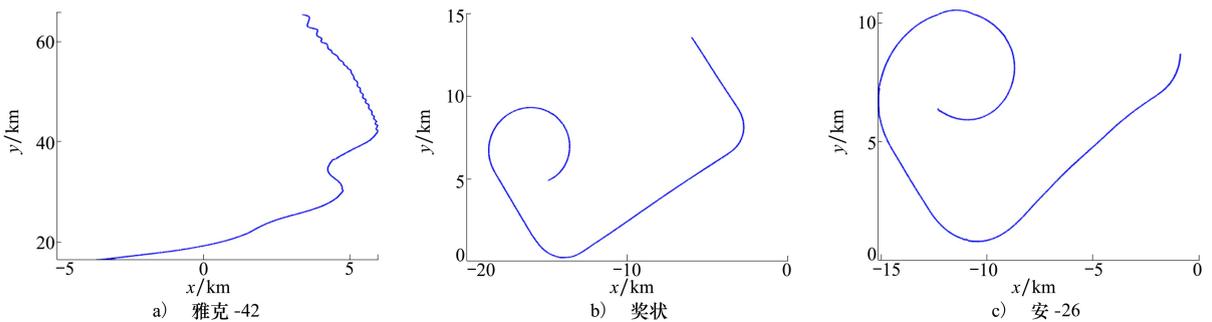


图8 三型飞机飞行轨迹在当地水平面的投影

一维池化,记为MsCNN-1D。在时频特征下,使用VGG16-2D和本文提出的MsACNN-2D 2个模型进行处理。

表2给出了不同方法对数据集1的目标识别准确率,本文方法目标识别准确率达到99.10%,显著高于其他几种方法。

表2 不同目标识别算法对比

算法	准确率/%
HRRP+样本紧密度	86.54
HRRP+VGG16-1D	88.25
HRRP+CNN-1D	86.37
HRRP+MsCNN-1D	97.48
时频特征+VGG16-2D	87.43
时频特征+MsACNN-2D	99.10

表3给出了本文方法在数据集1上的目标识别混淆矩阵。可以看出,每个目标都只有少量样本识别错误。

表3 数据集1目标识别混淆矩阵

标记	预测		
	雅克-42	奖状	安-26
雅克-42	26 145	47	158
奖状	14	30 919	350
安-26	68	156	30 543

表4所示为几种模型的参数量,可以看出本文方法模型参数量只有一维VGG16模型的85%,二维VGG16模型的35.52%,略高于文献[23]提出的CNN网络。

表 4 不同模型参数量

算法	参数量/MB
VGG16-1D	3.42
CNN-1D	2.71
MsCNN-1D	2.54
VGG16-2D	8.22
MsACNN-2D	2.92

3.2 数据集 2 及实验结果分析

1) 实验数据集 2

不同算法在数据集 1 上都取得了不错的识别准确率。但从表 1 可以看出,这 3 种类型的飞机从尺寸和外形等方面比较,都有较大区别,易于识别。为了进一步验证预处理、同平台目标的识别准确率,建立了数据集 2。

数据集 2 为采用地基逆合成孔径雷达对太空人造航天器的实测数据,有 A1、A2、B1 和 B2 共 4 个目标。其中 A1 和 A2 同为 A 系列的 2 个目标,B1 和 B2 同为 B 系列的 2 个目标。每个太空人造航天器的 HRRP 数量约为 4 万条,数据长度为 256,训练、验证和测试的比例分别为 60%,20%,20%。

经公开资料、实测 ISAR 图像和自适应光学图像验证,同属一系列的 2 个目标具有几乎相同的尺寸和外形结构,人眼不具有可分性,这对目标识别算法产生极大的挑战。

2) 识别准确率

对数据集 2,采用高速运动补偿、多特显点绝对对齐和离差标准化等预处理方法,并采用时频分析提取时频特征,而后进行模型训练和识别。在训练过程中,使用数据集 1 训练好的模型进行迁移学习,由于原模型权重已经平滑,为防止过拟合,采用了更低的初始学习率、学习率缓降和提前终止。

使用数据集 1 中的 6 种方法,对数据集 2 的 HRRP 和时频特征进行处理。表 5 所示为不同算法的识别结果,可以看出由于同平台目标具有较为相似的结构,6 种方法识别准确率均有下降,但本文方法仍保持了较高的识别准确率。

表 5 不同目标识别算法对比

算法	准确率/%
HRRP+样本紧密度	82.35
HRRP+VGG16-1D	77.35
HRRP+CNN-1D	79.84
HRRP+MsCNN-1D	93.57
时频特征+VGG16-2D	78.89
时频特征+MsACNN-2D	95.50

表 6 为本文方法对 4 个目标识别的混淆矩阵,目标识别准确率为 95.50%。表 7 为 A、B 2 个系列间识别的混淆矩阵,系列识别准确率为 98.48%。从表 6~7 可以看出,即使对于差别较小的同平台目标,本文方法依然具有很高的识别准确率。目标识别准确率低于系列间识别准确率的原因是,同系列的 2 个目标采用相同的平台,具有极为接近的外形结构,系列间的差异性大于同系列的 2 个目标间的差异性,导致每个目标识别错误中,识别为同一系列另一目标的结果较多。

表 6 数据集 2 目标间识别混淆矩阵

标记	预测			
	A1	A2	B1	B2
A1	7 105	120	78	74
A2	176	7 157	99	28
B1	53	98	10 583	347
B2	72	33	411	8 846

表 7 数据集 2 系列间识别混淆矩阵

标记	预测	
	A	B
A	14 558	279
B	256	20 187

3) 各类预处理对识别准确率的影响

虽然深度学习可以实现基于数据的识别,降低了对于预处理和特征提取的需求,但在实际工作实践中发现,合理的预处理以及特征域转换对于识别算法的准确率有着极其重要的影响。为了验证不同预处理方法对识别准确率的影响,需验证不同预处理方式的有效性并探究其对算法性能的影响的程度。

表 8 不同预处理方式对算法性能的影响

离差 标准化	多特显点 绝对对齐	高速运 动补偿	时频特 征提取	准确率/ %
√	√	√	√	95.50
√	√	√	×	94.57
√	√	×	×	92.34
√	×	×	×	91.93

从表 8 可以看出,4 种预处理方法均不同程度提升了算法的性能。采用多特显点绝对对齐提升了 0.41%的识别准确率,提升幅度较小,主要是由于卷积神经网络使用卷积核对整个数据进行特征提取,

同时还要经过池化层的降采样,这在一定程度上降低了平移敏感性的影响。高速运动补偿提升了 2.23% 的识别准确率,这是由于通过高速运动补偿消除了高速运动对回波信号产生的谱峰分裂和展宽等影响,使得数据质量明显提升。时频特征提取提高了 0.93% 的准确率。

4) 抗姿态敏感性分析

本节训练集和测试集划分时采用随机划分,训练集和测试集中具有相同或相近姿态条件下的数据,无法验证算法对于不同姿态回波数据的识别准确率。为了验证本文算法抗姿态敏感性能,设立新的测试集,图 9 所示为 A1 卫星 5 个观测弧段在极坐标系下的飞行轨迹。

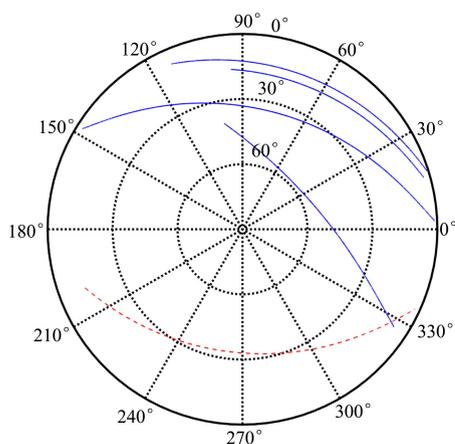


图 9 A1 卫星在极坐标系下飞行轨迹

图中蓝色实线所示为训练和验证集使用的 4 个弧段,红色虚线所示为新的测试弧段,可以看出新的测试弧段和原训练集中的弧段雷达观测角区别较大。使用新弧段的测试数据,对识别算法进行测试,识别准确率为 95.26%。由于姿态不同,识别准确率略有下降,可见本文方法具备较强的抗姿态敏感性。

4 结 论

针对太空目标识别中特征提取难、准确率低等问题,提出了一种基于深度学习的雷达 HRRP 目标识别算法。采用离差标准化、多特显点绝对对齐对目标 HRRP 进行预处理,消除幅度敏感性和平移敏感性,利用雷达多普勒测速数据进行高速运动补偿,消除回波距离像平移、谱峰分裂、展宽和信噪比降低等影响,利用短时傅里叶变换提取 HRRP 的时频特征,设计了用于太空目标识别的多分支非对称卷积神经网络模型,对时频特征进行特征提取和分类识别。实测数据处理结果表明:在由雅克-42、奖状和安-26 3 个飞机组成的目标集上识别准确率达到 99.10%,明显优于其他识别算法;在由 A1、A2、B1 和 B2 共 2 个系列 4 个目标构成的目标集上识别准确率达到 95.50%,表明该算法在同系列目标集上依然具有较高的识别准确率;通过不同姿态下的目标数据测试,证实本文算法具有很强的抗姿态敏感性。

参考文献:

- [1] 庄钊文,王雪松,黎湘,等. 雷达目标识别[M]. 北京:高等教育出版社,2015: 5-6
ZHUANG Zhaowen, WANG Xuesong, LI Xiang, et al. Radar target recognition[M]. Beijing: Higher Education Press, 2015: 5-6 (in Chinese)
- [2] WANG Yu, ZHANG Liang, WANG Suixue, et al. Radar HRRP target recognition using scattering centers fuzzy matching[C]// Processings of 2016 CIE International Conference on Radar, Guangzhou, China, 2016: 1-5
- [3] ZHOU Daming. Radar target HRRP recognition based on reconstructive and discriminative dictionary learning[J]. Signal Processing, 2016, 126: 52-64
- [4] 冯博,陈渤,王鹏辉,等. 利用稳健字典学习的雷达高分辨距离像目标识别算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(6): 1457-1462
FENG Bo, CHEN Bo, WANG Penghui, et al. Radar high resolution range profile target recognition algorithm via stable dictionary learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(6): 1457-1462 (in Chinese)
- [5] JIANG Yue, HAN Yubing, SHENG Weixing. Target recognition of radar HRRP using manifold learning with feature weighting [C]// 2016 IEEE International Workshop on Electromagnetics: Applications and Student Innovation Competition, Nanjing, China, 2011: 1-3
- [6] 赵东波,李辉. 基于中心矩特征和 GA-BP 神经网络的雷达目标识别[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(8): 394-400

- ZHAO Dongbo, LI Hui. Radar target recognition based on central moment feature and GA-BP neural network[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(8): 394-400 (in Chinese)
- [7] 张瑞, 牛威, 寇鹏. 基于样本精密度的雷达高分辨距离像识别方法研究[J]. *电子与信息学报*. 2014, 36(3): 529-536
- ZHANG Rui, NIU Wei, KOU Peng. Radar high resolution range profiles recognition based on the affinity[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(3): 529-536 (in Chinese)
- [8] HADDER A, ISSA T, SHERIF S, et al. Automated detection of unstructured context-dependent sensitive information using deep learning[J]. *Internet of Things*, 2021, 16: 100444-100454
- [9] 龚任杰, 郑智辉, 丛龙剑, 等. 小样本条件下异源图像迁移学习的红外目标检测与识别[J]. *西北工业大学学报*, 2021, 39(增刊1): 84-88
- GONG Renjie, ZHENG Zhihui, CONG Longjian, et al. Infrared target detection and recognition based on transfer learning with small samples[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2021, 39(suppl 1): 84-88 (in Chinese)
- [10] 金磊磊, 梁红, 杨长生. 基于卷积神经网络的水下目标声呐图像识别方法[J]. *西北工业大学学报*, 2021, 39(2): 285-291
- JIN Leilei, LIANG Hong, YANG Changsheng. Sonar image recognition of underwater target based on convolutional neural network[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2021, 39(2): 285-291 (in Chinese)
- [11] VOLKAN K, SERVET T, AHMET B. Detection and classification of different weapon types using deep learning[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11: 7535
- [12] 兰朝凤, 刘岩, 赵宏运, 等. 基于波束形成的长短时记忆网络语音分离算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(7): 2531-2538
- LAN Chaofeng, LIU Yan, ZHAO Hongyun, et al. Research on long short-term memory networks speech separation algorithm based on beamforming[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(7): 2531-2538 (in Chinese)
- [13] GUAN Jiwen, SU Yanzhao, SU Ling, et al. Bio-inspired algorithms for industrial robot control using deep learning methods[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2021, 47: 101473-101480
- [14] 赵海涛, 程慧玲, 丁仪, 等. 基于深度学习的车联网边缘网络交通事故风险预测算法研究[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(1): 50-57
- ZHAO Haitao, CHEN Huiling, DING Yi, et al. Research on traffic accident risk prediction algorithm of edge internet of vehicles based on deep learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 50-57 (in Chinese)
- [15] JOAO O, JONNISON L, PEDRO H, et al. A deep learning method with residual blocks for automatic spinal cord segmentation in planning CT[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 71: 103074-103086
- [16] 郭冠博. 结合卷积神经网络和循环神经网络的高分辨雷达目标检测与识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021
- GUO Guanbo. Research on high-resolution radar target detection and recognition by combining convolutional neural network and recurrent neural network[D]. Xi'an: Xidian University, 2021 (in Chinese)
- [17] 张云, 化青龙, 姜义成, 等. 基于混合型复数域卷积神经网络的三维转动舰船目标识别[J]. *电子学报*, 2022, 50(5): 1042-1049
- ZHANG Yun, HUA Qinglong, JIANG Yicheng, et al. Recognition of 3D rotating ship based on Mix-CV-CNN[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(5): 1042-1049 (in Chinese)
- [18] 吴桐, 刘云清, 姜淑华. 基于迁移学习的SAR图像车辆目标识别方法研究[J]. *长春理工大学学报*, 2021, 44(2): 74-79
- WU Tong, LIU Yunqing, JIANG Shuhua. Research on SAR image vehicle target recognition method based on transfer learning[J]. *Journal of Changchun University of Science and Technology*, 2021, 44(2): 74-79 (in Chinese)
- [19] FENG Bo, CHEN Bo, LIU Hongwei. Radar HRRP target recognition with deep networks[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61: 379-393
- [20] 但波, 付哲泉, 高山, 等. 基于卷积神经网络的海面目标全极化高分辨距离像识别技术[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(1): 108-116
- DAN Bo, FU Zhequan, GAO Shan, et al. Full-polarization high resolution range profile recognition technology for sea surface target based on convolutional network[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(1): 108-116 (in Chinese)
- [21] 王国帅. 基于迁移学习的雷达目标识别[D]. 北京: 中国电子科技集团公司电子科学研究院, 2021

- WANG Guoshuai. Radar target recognition based on transfer learning[D]. Beijing: Electronic Science Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, 2021 (in Chinese)
- [22] 徐彬, 陈渤, 刘家麒, 等. 采用双向 LSTM 模型的雷达 HRRP 目标识别[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(2): 29-34
- XU Bin, CHEN Bo, LIU Jiaqi, et al. Radar HRRP target recognition by the bidirectional LSTM model[J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(2): 29-34 (in Chinese)
- [23] LUNDEN J, KOIVUNEN V. Deep learning for HRRP-based target recognition in multistatic radar systems[C]//2016 IEEE Radar Conference, 2016: 1-6
- [24] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 130-132
- BAO Zheng, XING Mengdao, WANG Tong. Radar imaging technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 130-132 (in Chinese)

Target recognition algorithm based on HRRP time-spectrogram feature and multi-scale asymmetric convolutional neural network

YUN Tao^{1,2}, PAN Quan^{1,3}, HAO Yuhang¹, XU Rong²

(1.School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;
2.Unit 63768 of the PLA, Xi'an 710600, China;
3.Key Laboratory of Information Fusion Technology of Ministry of Education,
Xi'an 710114, China)

Abstract: A radar HRRP recognition algorithm based on time-spectrogram feature and multi-scale convolutional neural network is proposed to address the difficult feature extraction and low accuracy in space target recognition. Firstly, the normalization is used to eliminate the intensity sensitivity, the absolute alignment of multiple dominant scatterers is used to eliminate the translation sensitivity, and the radar Doppler velocity is used to eliminate the widening effect, distortion and wave crest splitting on HRRP caused by high-speed motion of the target. Then, the method applies the time-frequency analysis to the preprocessed HRRP to extract the time-frequency diagram. Finally, the time-frequency features are extracted with different scales of fineness and different directions through asymmetric convolution of different scales. The data processing results demonstrate that the present method has a high target recognition accuracy. In addition, the present improves the anti-posture sensitivity and target recognition on the same platform.

Keywords: radar target recognition; inverse synthetic aperture radar; high range resolution profile; convolutional neural network

引用格式: 云涛, 潘泉, 郝宇航, 等. 基于 HRRP 时频特征和多尺度非对称卷积神经网络的目标识别算法[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(3): 537-545

YUN Tao, PAN Quan, HAO Yuhang, et al. Target recognition algorithm based on HRRP time-spectrogram feature and multi-scale asymmetric convolutional neural network[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(3): 537-545 (in Chinese)