

# 基于代数多重网格的天波超视距雷达跨尺度 地海杂波识别方法

李 灿<sup>1</sup>, 张 钰<sup>1</sup>, 王增福<sup>1</sup>, 卢 琨<sup>2</sup>, 潘 泉<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710129; 2. 南京电子技术研究所, 江苏南京 210039)

**摘 要:** 天波超视距雷达(天波雷达)在远程预警领域发挥着关键作用. 基于天波雷达地海杂波识别的坐标配准利用地海杂波识别结果形成地/海分界线或地形轮廓, 将其与先验地理信息匹配为目标定位提供坐标配准参数, 可提升天波雷达目标定位精度. 为满足不同类型目标检测、波束驻留与扫描等要求, 天波雷达通常采用不同信号时宽、相干积累点数, 使地海杂波谱数据具有多分辨率多尺度特性. 针对不同分辨率/尺度地海杂波谱数据分别设计分类器存在训练数据不均衡、维护成本高等问题. 本文基于代数多重网格与插值相关图像下采样思想, 建立不同尺度地海杂波谱数据之间的代数关系, 提出了一种跨尺度深度卷积神经网络地海杂波分类器. 其允许使用经过训练的低分辨率地海杂波分类器对高分辨率数据进行分类, 分类正确率不低于 88.26%; 也允许使用经过训练的高分辨率地海杂波分类器对低分辨率数据进行分类, 分类正确率不低于 92.53%, 而无需针对不同分辨率/尺度数据分别设计分类器.

**关键词:** 天波超视距雷达; 杂波识别; 坐标配准; 代数多重网格法; 插值相关图像下采样; 跨尺度

**中图分类号:** TN958.93

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2022)12-3021-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20220389

## Cross-Scale Land/Sea Clutter Classification Method for Over-the-Horizon Radar Based on Algebraic Multigrid

LI Can<sup>1</sup>, ZHANG Yu<sup>1</sup>, WANG Zeng-fu<sup>1</sup>, LU Kun<sup>2</sup>, PAN Quan<sup>1</sup>

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710129, China;

2. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing, Jiangsu 210039, China)

**Abstract:** Skywave over-the-horizon radar (OTHR) plays a key role in early warning of long-range targets. Coordinate registration based on OTHR land/sea clutter recognition uses the land/sea clutter recognition results to construct the land/sea boundary or terrain contour, which is matched with the a priori geographic information to provide coordinate registration parameters for target positioning, which can improve the target positioning accuracy of OTHR. To meet the requirements of different types of target detection, OTHR usually adopts different signal time-widths and coherent integration points, so that the land/sea clutter spectrum data has multi-resolution and multi-scale characteristics. Designing classifiers for different resolution/scale land/sea clutter spectrum data has the problems of unbalanced training data and high maintenance costs. Based on the idea of algebraic multigrid and interpolation-dependent image downsampling, this paper establishes the algebraic relationship between the land/sea clutter spectrum data of different scales and proposes a cross-scale deep convolution neural network land/sea clutter classifier. This method allows us to use trained low-resolution land/sea clutter classifiers to classify high-resolution data. The classification accuracy is no less than 88.26%. It also allows us to use a trained high-resolution land/sea clutter classifier to classify low-resolution data. The classification accuracy is no less than 92.53%. It is not necessary to separately design classifiers for spectrum with different scales.

**Key words:** skywave over-the-horizon radar; clutter recognition; coordinate registration; algebraic multigrid; interpolation-dependent image downsampling; multiscale

## 1 引言

天波超视距雷达(简称天波雷达, Skywave Over-the-horizon Radar, OTHR)在超视距远程探测中发挥着关键作用<sup>[1]</sup>. 坐标配准将雷达量测或航迹从雷达量测坐标系变换到大地坐标系下,是天波雷达目标定位的关键环节,从而,坐标配准参数是天波雷达的关键参数,其误差是天波雷达目标定位误差的主要来源<sup>[2-4]</sup>. 传统上,坐标配准参数由电离层探测子系统提供<sup>[5]</sup>. 受限于部署位置及部署数量等因素,由电离层探测子系统提供的坐标配准参数存在误差较大等问题,因此研究新的坐标配准参数提取手段和方法具有实际意义.

利用地海杂波识别结果形成地/海分界线或地形轮廓,将其与先验地理信息匹配可为目标定位提供坐标配准参数,与大量增加电离层辅助探测设备等相比,仅需要在系统中增加少量模块,代价极小,具有较大潜力<sup>[4]</sup>. 为满足不同类型目标检测、波束驻留与扫描等要求,天波雷达针对不同任务类型通常采用不同信号时宽、相干积累点数等工作参数,使得地海杂波谱数据具有多分辨率多尺度特性<sup>[4]</sup>.

鉴于地海杂波识别及坐标配准参数提取对天波雷达目标定位精度提升的潜力,国内外学者开展了相关研究工作. Barnum等<sup>[6]</sup>提出了一种基于地海杂波识别的坐标配准方法,通过构造杂波模型进行杂波识别,但对地海杂波建模存在模型复杂和信息不充分的问题. Cuccoli等<sup>[7-9]</sup>研究了利用天波雷达监测区域地貌结构来进行坐标配准的方法,其首先对陆地和海洋用二进制矩阵表示,然后通过等效的电离层反射高度将其转换为参考信号,通过最大化雷达回波与地表特征之间的相关性来确定等效的电离层反射高度. 然而,其假设天波雷达传输单脉冲信号且仅提供了数值仿真结果. 文献<sup>[10]</sup>提出了利用三维射线跟踪算法进行坐标配准误差评估的方法,主要思想是通过计算地海分界处的相对群延时与先验已知的实际群延时之间的差异进行坐标配准. 文献<sup>[11]</sup>提出了一种利用地表回波的后向散射强度提高目标定位精度的坐标配准方法. 虽然上述文献均利用了地理信息提取坐标配准参数,但其研究重点主要是如何通过地理坐标的匹配来进行坐标配准,而少见对地海杂波识别的深入研究.

Turley等<sup>[12]</sup>定义布拉格比值为能量峰值处的多普勒频谱和次高峰处的多普勒频率之比,并利用该统计量在相邻距离方位角单元的基础上构建图边方程,采用加权最小二乘求解该方程组,从而识别地海杂波. 靳珍璐等<sup>[13]</sup>提出了一种基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的地海杂波识别算法,通过使用三种地海杂波频谱特征来训练SVM,并用仿真数据进行验证,取得了比较好的分类精度. 上述地海杂波识别方法采

用特征提取与分类分离的方法,即通过人工提取地海杂波特征,然后输入分类器进行识别,在天波雷达实际工作环境下存在特征利用不充分、精度低等问题<sup>[4]</sup>. 因此,部分学者提出基于深度学习的地海杂波识别方法. 李灿等<sup>[14]</sup>构建了多层深度卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)用于地海杂波识别,通过提取地海杂波数据的潜在特征,获得了优于LMS算法和SVM算法的地海杂波识别精度,在不同信号时宽、相干积累点数的数据集上均表现出不低于95%的识别正确率. 张治山等<sup>[15]</sup>构建了无监督的基于深度嵌入卷积的地海杂波聚类识别模型,避免了繁杂的地海杂波标记工作,但分类准确率较有监督的深度卷积神经网络分类模型有所下降. 上述研究均未考虑跨尺度的地海杂波识别.

虽然通过下采样或插值可形成一致分辨率数据,但是计算量大,可能丢失信息或产生误差<sup>[16,17]</sup>;而不同分辨率/尺度下分别设计分类器存在训练数据不均衡、维护成本高等问题<sup>[4]</sup>. 为此,本文基于代数多重网格(Algebraic MultiGrid, AMG)<sup>[18,19]</sup>与插值相关图像下采样(Interpolation-Dependent Image Downsampling, IDID)<sup>[20,21]</sup>思想,在Resnet框架下,建立不同尺度地海杂波谱数据间代数联系,构造不同尺度地海杂波谱数据间的最优限制、延长矩阵,最终构建不同尺度卷积核之间的最优代数关系,提出了一种跨尺度地海杂波识别方法. 实际数据实验结果表明,该方法允许使用经过训练的低分辨率地海杂波分类器对高分辨率数据进行分类,在不同数据集上,分类正确率不低于88.26%;也允许使用经过训练的高分辨率地海杂波分类器对低分辨率数据进行分类,在不同数据集上,分类正确率不低于92.53%,而无需针对不同分辨率/尺度数据分别设计分类器<sup>[4]</sup>.

本文接下来组织结构如下:第2节描述地海杂波谱数据跨尺度问题;第3节介绍跨尺度地海杂波识别流程与实现方法;第4节介绍本文实验数据集与跨尺度地海杂波方法实验结果;第5节为总结与展望.

## 2 问题描述

为满足不同类型目标检测、波束驻留与扫描等要求,天波雷达通常采用不同信号时宽、相干积累点数,使地海杂波谱数据具有多分辨率多尺度特性<sup>[4]</sup>. 探测空中目标时,天波雷达通常采用相干积累点数为 $N_1$ 和 $N_2$ ;探测海面目标时,天波雷达通常采用相干积累点数为 $N_3$ 和 $N_4$ . 其中 $N_1 < N_2 < N_3 < N_4$ . 为便于描述地海杂波谱数据多分辨率多尺度特性<sup>[4]</sup>,本文选取相干积累点数为 $N_1, N_2, N_3, N_4$ ,信号时宽为 $\tau$ 的四组数据作为对比,其地/海杂波多普勒频谱图如图1与图2所示.

本节只选取上述四个具有典型意义的地海杂波谱

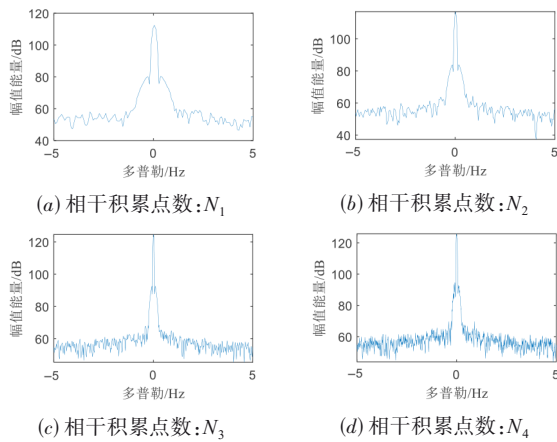


图1 地杂波谱数据对比示意图

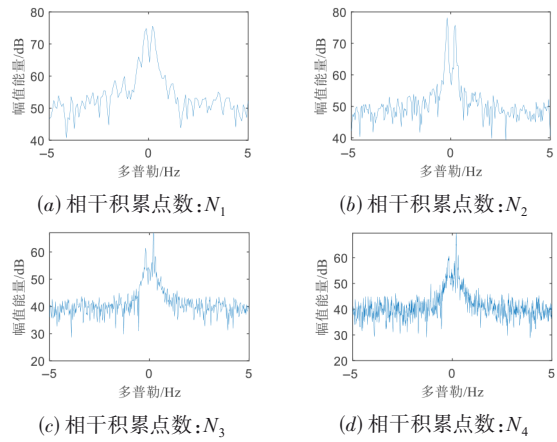


图2 海杂波谱数据对比示意图

数据作为对比,图1为四组不同参数下地杂波谱数据对比示意图,图2为四组不同参数下海杂波谱数据对比示意图.从图中可以看出,相干积累点数为 $N_3, N_4$ 点时,由于波束驻留时间长,地海杂波谱数据分辨率高;相干积累点数为 $N_1, N_2$ 点时,由于波束驻留时间短,地海杂波谱数据分辨率低.

为不同分辨率地海杂波谱数据分别设计分类器存在训练数据不均衡、维护成本高等问题;通过下采样或插值可形成一致分辨率地海杂波谱数据,但计算量大、可能丢失信息或产生误差<sup>[4]</sup>.本文期望建立一种跨尺度地海杂波谱数据分类方法,利用已训练的低分辨率地海杂波分类器对高分辨率数据进行分类,并保持较高分类正确率,反之亦然,如图3所示.

### 3 跨尺度地海杂波识别

基于AMG法,本节将详细介绍如何构造跨尺度的地海杂波识别分类器.首先介绍AMG法,重点阐述AMG与CNN的相关性;然后,介绍如何构造卷积核稀疏矩阵、跨尺度地海杂波分类器以及最优限制、延长矩阵;其次,通过实例分析帮助理解高分辨率与低分辨率

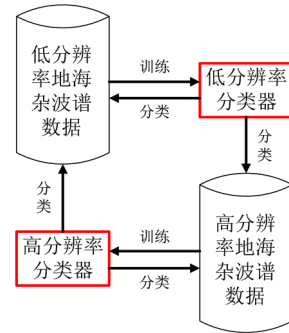


图3 跨尺度地海杂波识别示意图

卷积核之间的变换关系;最后给出跨尺度地海杂波识别流程.

#### 3.1 AMG与多尺度CNNs

文献[18]建立了最优控制与ResNet模型之间的关系,将ResNet中的前向传播解释为与时间有关的非线性微分方程,使用这种连续的解释,得出两种针对不同维度缩放CNN的方法,该方法既适用于本文所用的ResNet18模型,也适用于更深层的ResNet34, ResNet50, ResNet101, ResNet152模型.但由于LeNet, AlexNet等模型与ResNet网络结构不同,无法将前向传播过程表示为非线性微分方程,因此不适用于LeNet, AlexNet等CNN框架.其中,多尺度方法基于代数多重网格思想的延长和限制来连接低分辨率和高分辨率数据.文献[18]证明能够使用经过低分辨率图像训练的CNN来对高分辨率图像进行分类,反之亦然.

如上所述,本文所使用的跨尺度分类方法核心是AMG算法.多重网格(Multi Grid, MG)法是一种用于求解大型离散偏微分方程组的数值方法,它在使用分层算法对问题进行物理几何解释的基础上,对离散网格进行粗化. AMG算法使用多重网格思想解决大型线性方程组,该方程组通常是稀疏的.与MG法相比,AMG法不需要提供任何网格信息,所有的信息仅基于线性方程组离散后的矩阵,并构建相应的网络结构以及限制与延长算子.

AMG通常用于求解形为 $A\mu = B$ 的大规模稀疏线性系统,其中 $\mu$ 为稀疏矩阵. AMG将细网格的光滑误差传递给粗网格,在粗网格层求解后,再对细网格进行校正,从而快速消除迭代误差.其中稀疏矩阵通过限制算子重投到一系列粗网格上,通过不断迭代、重投,得到一个规模相当小的线性问题后,采用Gauss消元法求得精确解,再利用相应的延长算子还原大规模线性稀疏系统的解.

为了建立AMG与多尺度CNNs之间的联系,需要从代数角度解释CNN,其中卷积核应表示为稀疏矩阵的形式.

令 $h$ 表示细网格大小(高分辨率/高采样率), $H$ 表示

粗网格大小(低分辨率/低采样率),其中 $H>h$ . 定义 $s_H$ 为低分辨率数据 $x_H$ 的卷积核, $s_h$ 为高分辨率数据 $x_h$ 的卷积核, $C_H$ 为卷积核 $s_H$ 的稀疏表示, $C_h$ 为卷积核 $s_h$ 的稀疏表示. 高分辨率数据 $x_h$ 与卷积核 $s_h$ 的输出为 $s_h x_h$ . 本文目的不是求解线性系统,而是希望通过不同分辨率/尺度下数据之间的代数关系,寻找到一个粗尺度数据上工作的卷积核 $s_H$ ,使其等价于通过粗尺度数据模型训练得到的卷积核. 卷积核稀疏矩阵的构造方法将在接下来的3.2节中进行介绍.

### 3.2 卷积核稀疏矩阵构造

在介绍卷积核的限制与延长方法前,本节先简要描述如何将卷积核表示为稀疏矩阵并应用于矩阵乘法. 例如,假设输入数据是大小为 $1 \times 6$ 的列向量 $x=[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]^T$ ,卷积核是大小为 $1 \times 3$ 的 $s=[w_1, w_2, w_3]$ 行向量,输出结果是大小为 $1 \times 4$ 的列向量

$$C = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & w_1 & w_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ w_3 \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} w_2 & w_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w_1 & w_2 \end{bmatrix}$$

本文使用了托普利兹矩阵的转置矩阵. 余下内容介绍中,在应用卷积核的矩阵表示形式时,隐式地包含填充零的托普利兹矩阵的转置矩阵.

### 3.3 跨尺度地海杂波分类器

本节通过分析天波雷达典型工作模式及工作参数<sup>[4]</sup>,对地海杂波谱的多尺度现象进行建模,基于AMG思想,通过高分辨率数据与低分辨率数据之间的联系构造限制或延长矩阵. 使用卷积核限制方法,通过已有高分辨率数据 $x_h$ 与对高分辨率数据进行处理的卷积核 $s_h$ ,计算得到处理低分辨率数据的卷积核 $s_H$ <sup>[4]</sup>. 相反使用卷积核延长方法,通过已有低分辨率数据 $x_H$ 和对低分辨率数据进行处理的卷积核 $s_H$ ,计算得到处理高分辨率数据的卷积核 $s_h$ <sup>[4]</sup>. 建立卷积核在不同尺度上的变换关系,求取不同尺度下的卷积核的变换系数,构建天波雷达地海杂波识别跨尺度卷积神经网络分类器.

假设高分辨率数据 $x_h$ 与低分辨率数据 $x_H$ 通过限制算子 $R$ 满足以下关系:

$$x_H = R x_h \quad (1)$$

低分辨率数据 $x_H$ 与高分辨率数据 $x_h$ 通过延长算子 $P$ 满足以下关系:

$$x_h = P x_H \quad (2)$$

实际上,天波雷达不同尺度地海杂波谱数据之间并不是简单的线性关系,为保证下采样/插值后数据质量,本文采用一种适用于AMG算法框架下的最优限制、

$y=[y_1, y_2, y_3, y_4]^T$ . 为便于描述,将卷积过程描述为矩阵对应位置元素相乘,实际上需要先将卷积核逆时针旋转180度. 可以通过构造如下稀疏矩阵 $C$ ,将卷积过程描述为矩阵乘法.

$$C = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_1 & w_2 & w_3 \end{bmatrix}$$

输入数据 $x$ 与稀疏矩阵 $C$ 相乘可以得到输出结果 $y, y=Cx$ . 为保证输入数据 $x$ 与输出结果 $y$ 尺寸一致,将输入数据 $x$ 边界填充零,改写为 $x'=[0, x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, 0]^T$ ,此时稀疏矩阵 $C$ 更新为下式左边矩阵,由于0乘以任何数都等于0,故稀疏矩阵 $C$ 等价于下式右边矩阵,隐式地对输入数据补零,无需改变输入数据维度. 稀疏矩阵 $C$ 为托普利兹矩阵,其主对角线元素相等,平行于主对角线上的元素也相等.

延长矩阵构造方法,具体见3.4节. 为保证AMG算法的性质,限制算子与延长算子之间满足 $RP=I$ .

$s_h$ 为高分辨率数据上的卷积核,其对应稀疏矩阵为 $C_h$ ;  $s_H$ 为低分辨率数据上的卷积核,其对应稀疏矩阵为 $C_H$ . 高分辨率数据 $x_h$ 作为输入时,其输出结果 $y_h$ 与稀疏矩阵 $C_h$ 具有如下关系:

$$y_h = C_h x_h \quad (3)$$

低分辨率数据 $x_H$ 作为输入时,其输出 $y_H$ 与稀疏矩阵 $C_H$ 具有如下关系:

$$y_H = C_H x_H \quad (4)$$

由式(2)和式(3)可以得到:

$$y_h = C_h P x_H \quad (5)$$

显然,本文希望 $y_H$ 与 $y_h$ 满足如下关系:

$$y_H = R y_h \quad (6)$$

由式(4)、式(5)、式(6)可以得到:

$$\begin{aligned} C_H x_H &= R C_h P x_H \\ C_H &= R C_h P \end{aligned} \quad (7)$$

本节从高分辨率数据 $x_h$ 与低分辨率数据 $x_H$ 之间的联系入手,推导得到不同分辨率数据卷积核模板稀疏矩阵之间的联系,而卷积核模板的稀疏矩阵由卷积核唯一确定,至此可由对高分辨率数据进行处理的卷积核 $s_h$ 计算得到处理低分辨率数据的卷积核 $s_H$ ,反之可由对低分辨率数据进行处理的卷积核 $s_H$ 得到处理高分辨率数据的卷积核 $s_h$ .

### 3.4 最优限制、延长算子构造

式(1)和式(2)中假设高分辨率数据  $\mathbf{x}_h$  与低分辨率数据  $\mathbf{x}_H$  存在某种线性关系. 然而天波雷达不同尺度地海杂波谱数据之间并不是简单的线性关系, 不同分辨率/尺度数据下采样/插值后能否保留尽可能多的有效特征(如海杂波布拉格峰特征)便十分重要. 本文期望构造最优限制算子与延长算子, 使不同分辨率/尺度数据下采样/插值后保留尽可能多的特征, 保证数据质量最优. 文献[20]提出一种插值相关图像下采样法(IDID): 给定一种插值方法, IDID法的目标是得到下采样图像, 使输入图像和从相应下采样图像插值的图像之间的误差平方和最小. 本文结合 AMG 法与 IDID 法, 提出一种最优限制、延长算子构造方法.

当已知对高分辨率数据进行处理卷积核  $\mathbf{s}_h$ , 期望得到处理低分辨率数据的卷积核  $\mathbf{s}_H$  时, 如式(1)和式(2)所示, 低分辨率数据  $\mathbf{x}_H$  由高分辨率数据  $\mathbf{x}_h$  下采样得到, 将由低分辨率数据  $\mathbf{x}_H$  插值得到的高分辨率数据记为  $\hat{\mathbf{x}}_h$ . 为得到最优下采样数据, 使上采样数据具有最高的质量. 因此, 最优下采样数据应满足:

$$\mathbf{R} = \arg \min_{\mathbf{R}} \left\| \hat{\mathbf{x}}_h - \mathbf{x}_h \right\|^2 \quad (8)$$

将式(2)带入式(8), 最优下采样数据的目标函数可以表示为

$$J = \min_{\mathbf{R}} \left\| \mathbf{P}\mathbf{x}_H - \mathbf{x}_h \right\|^2 \quad (9)$$

令式(9)关于  $\mathbf{x}_H$  的偏导为零, 可以得到:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{x}_H} = 2\mathbf{P}^T(\mathbf{P}\mathbf{x}_H - \mathbf{x}_h) = 0 \quad (10)$$

最终, 最优下采样数据可以表示为

$$\mathbf{x}_H^* = (\mathbf{P}^T\mathbf{P})^{-1}\mathbf{P}^T\mathbf{x}_h \quad (11)$$

确定高分辨率数据与延长算子后, 可以得到最优下采样数据. 限制与延长算子的构造方法将在 3.5 节中介绍. 基于 AMG 法与 IDID 法, 提出的最优限制、延长算子构造方法如算法 1 所示. 算法 1 首先对限制、延长算子进行初始化, 然后, 计算下采样数据插值得到的高分辨率数据与原高分辨率数据之间的误差平方和 (Sum of Squares for Error, SSE), 迭代寻找使下采样数据最优的限制与延长算子.

从图 4 可以看出, 当采样方式为均值采样时, 能够尽可能多地保留高分辨率数据信息, 得到最优下采样数据. 本节仅介绍了已知对高分辨率杂波谱数据进行处理卷积核  $\mathbf{s}_h$ , 期望得到处理低分辨率杂波谱数据的卷积核  $\mathbf{s}_H$  时, 最优限制、延长算子的构造方法; 类似地, 可得, 当已知对低分辨率杂波谱数据进行处理卷积核  $\mathbf{s}_H$ , 期望得到处理高分辨率杂波谱数据的卷积核  $\mathbf{s}_h$  时, 最优限制、延长算子构造方法.

#### 算法 1 最优限制、延长算子构造法

```

输入: num1  $\mathbf{R}^0$   $\mathbf{P}^0$ 
输出:  $\mathbf{R}^{i_{\min}}$   $\mathbf{P}^{i_{\min}}$ 
初始化 num1 = 0.01, num2 = 1 - num1
初始化  $\mathbf{R}^0, \mathbf{P}^0, \mathbf{R}^0\mathbf{P}^0 = \mathbf{I}$ 
FOR  $i = 1$  to 100
    计算误差平方和:  $\mathbf{E}(i) = \left\| \hat{\mathbf{x}}_h - \mathbf{x}_h \right\|^2$ 
    IF num1 < 1
        num1 = 0.01 + num1, num2 = 1 - num1
        更新  $\mathbf{R}^i, \mathbf{P}^i, \mathbf{R}^i\mathbf{P}^i = \mathbf{I}$ 
    ELSE
        BREAK
    END IF
END FOR
寻找误差平方和最小的下标:  $i_{\min} = \min_i (\mathbf{E}(i))$ 
输出  $\mathbf{R}^{i_{\min}}, \mathbf{P}^{i_{\min}}$ 
    
```

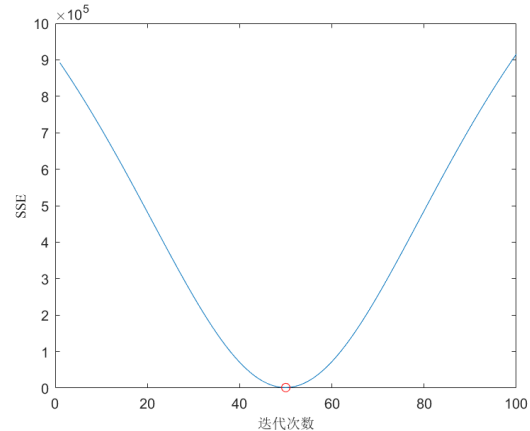


图 4 迭代次数与 SSE 变化图

### 3.5 实例分析

为便于理解高分辨率与低分辨率卷积核之间的变换关系, 本文结合实例进行简要介绍. 如上所述, AMG 算法中限制和延长矩阵的构造十分重要, 本文将简要介绍相干积累点数为  $2N$  的高分辨率地海杂波谱数据  $\mathbf{x}_h = [x_{h,1}, x_{h,2}, \dots, x_{h,2N}]^T$  与相干积累点数为  $N$  的低分辨率地海杂波谱数据  $\mathbf{x}_H = [x_{H,1}, x_{H,2}, \dots, x_{H,N}]^T$  之间限制、延长矩阵的构造方法. 标准代数多重网格法中, 常使用网格尺度为  $N, 2N, 4N$  等, 天波雷达工作参数设置使地海杂波谱数据满足上述关系. 值得注意的是, 代数多重网格法不限于上述尺度关系, 可应用于具有其他网格尺度比例关系的数据<sup>[22]</sup>, 但倍率为  $2^n, n \in \mathbb{Z}_+ \cup \{0\}$  的线性插值构造网格相对简单有效. 由高分辨率杂波谱数据仿真得到低分辨率杂波谱数据可以采用如式(12)所示的下采样方式.

$$x_{H,k} = \frac{1}{2}(x_{h,2k-1} + x_{h,2k}) \quad (12)$$

其中,  $k \in \{1, 2, \dots, N\}$ . 此时限制矩阵  $R$  可以构造为式 (13) 所示形式, 其大小为  $N \times 2N$ .

由于限制矩阵  $R$  与延长矩阵  $P$  之间满足  $RP=I$ , 通过计算限制矩阵  $R$  的广义逆矩阵可以得到延长矩阵  $P$ , 如式 (14) 所示, 矩阵大小为  $2N \times N$ .

假设高分辨率杂波谱数据上的卷积核  $s_h = [s_{h,1}, s_{h,2}, s_{h,3}, s_{h,4}, s_{h,5}]$ , 则低分辨率杂波谱数据上的卷积核  $s_H$  长度为 3,  $s_H = [s_{H,1}, s_{H,2}, s_{H,3}]$ , 其代数关系如式 (15) 所示.

$$R = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\begin{cases} s_{H,1} = s_{h,1} + \frac{s_{h,2}}{2} \\ s_{H,2} = \frac{s_{h,2}}{2} + s_{h,3} + \frac{s_{h,4}}{2} \\ s_{H,3} = \frac{s_{h,4}}{2} + s_{h,5} \end{cases} \quad (15)$$

### 3.6 跨尺度地海杂波识别算法流程

跨尺度地海杂波识别流程如图 5 所示. 低分辨率杂波谱数据训练得到的分类器与插值得到的最优延长算子, 利用卷积核延长操作, 得到高分辨率分类器, 可对高分辨率杂波谱数据分类; 高分辨率杂波谱数据训练得到的分类器与下采样得到的最优限制算子, 利用卷积核限制操作, 得到低分辨率分类器, 可对低分辨率杂波谱数据分类.

## 4 实验结果与分析

本文实验数据集来源于天波雷达距离-多普勒 (Range-Doppler, R-D) 频谱图. 由于天波雷达频域数据地海特征更明显、集中、易区分, 本文使用天波雷达频域数据作为 ResNet 的输入特征. 一般而言, 在不发生频移时, 地杂波在 R-D 图频率为零处出现单峰; 海杂波在 R-D 图零频左右出现对称的布拉格 (Bragg) 峰. 由于陆地的散射系数大于海洋的散射系数, 地杂波的幅度一般高于海杂波的幅度. 图 1 和图 2 分别给出了典型参

数下地杂波、海杂波多普勒频谱图.

为确保本文有足够的训练和测试数据, 本文收集了不同季节、不同时间的天波雷达 R-D 图数据, 从中选取了 20 万个不同电离层条件下的地、海杂波频谱数据. 剔除明显受射频干扰、多路径传播影响的数据, 以及同时包含地海特征的地、海杂波频谱数据. 将 60% 的数据用于训练, 20% 的数据用于交叉验证, 剩余 20% 用作测试数据. 根据相干积累点数不同, 将原始数据集分为三组, 其中 A 组为相干积累点数为  $N$  的地海杂波谱数据集; B 组为相干积累点数为  $2N$  的地海杂波谱数据集; C 组为相干积累点数为  $4N$  的地海杂波谱数据集, 上述三组数据信号时宽均为  $\tau$ .

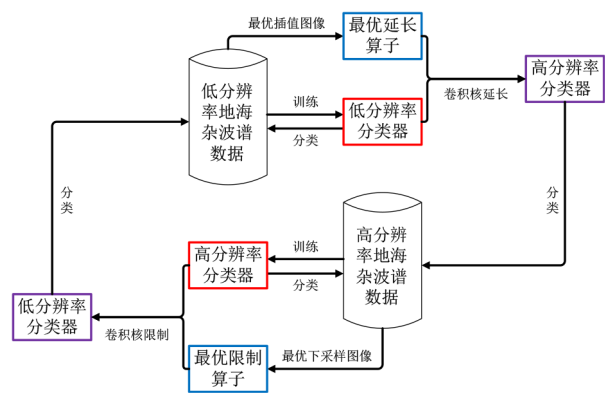


图 5 跨尺度地海杂波识别流程示意图

首先不考虑跨尺度识别, 在 ResNet18 框架下, 建立如图 6 所示的 ResNet-18 网络结构, 主体结构由一个卷积层、四个残差块组和一个全连接层组成. 卷积层 1 的卷积核尺寸为  $1 \times 5$ 、个数为 64、步长为 2. 四个残差块组结构相同, 每个残差块组由两个残差块组成, 第一个残差块内包括一个卷积核的尺寸为  $1 \times 5$ 、步长为 2 的卷积层、一个卷积核的尺寸为  $1 \times 5$ 、步长为 1 的卷积层和一个快捷连接, 第二个残差块内包括两个卷积核的尺寸为  $1 \times 5$ 、步长为 1 卷积层和一个快捷连接. 每个残差块组内卷积层的卷积核个数相同, 4 个残差块组卷积层的卷积核个数分别为 64, 128, 256, 512. 模型内每个卷积层后面都连接 Batch Normalization 层和 RELU 激活函数, Batch Normalization 层缓解过拟合, RELU 激活函数充分利用梯度信息, 保证模型不断收敛.

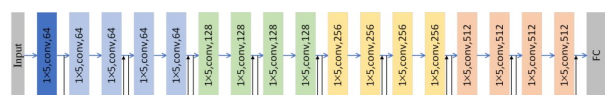


图 6 ResNet18 结构图

利用建立的 ResNet-18 网络, 分别对 A, B, C 三组数据进行训练, A 组分类器精度为 99.34%, B 组分类器精

度为 99.86%, C 组分类器精度为 99.24%, 其损失曲线及正确率曲线变化如图 7 所示.

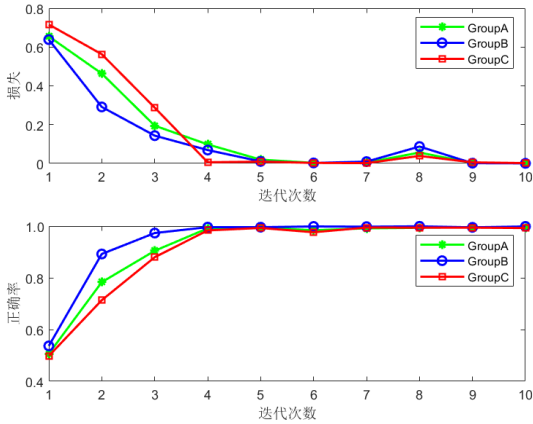


图 7 损失曲线及正确率曲线变化图

#### 4.1 跨尺度分类器:卷积核限制

为验证跨尺度地海杂波识别算法卷积核限制的可行性,利用 3.4 节中的限制算子,将 B 组数据通过最优限制算子得到相干积累点数为  $N$  的数据 B1;将 C 组数据通过最优限制算子得到相干积累点数为  $2N$  的数据 C1,上述两组数据信号时宽均为  $\tau$ ,下采样数据示例如图 8、图 9 所示.

首先,对 B 组数据训练得到的分类器卷积核进行限制,限制后的分类器在 A 组数据上分类正确率为 92.53%,在 B1 组数据上分类正确率为 93.67%,而直接利用 B 组数据训练得到的分类器对 A 组、B1 组数据进行分类,其分类正确率仅有 56.74% 和 59.48%,如表 1 所示.接下来,对 C 组数据训练得到的分类器卷积核进行限制,限制后的分类器在 B 组数据上分类正确率为 93.17%,在 C1 组数据上分类正确率为 94.51%,而直接利用 C 组数据训练得到的分类器对 B 组、C1 组数据进行分类,其分类正确率仅有 57.35% 和 64.03%,如表 2 所示.

表 1 分类器 B 限制前后精度对比

	数据集 A	数据集 B1
分类器 B	56.74%	59.48%
分类器 B(限制)	92.53%	93.67%

表 2 分类器 C 限制前后精度对比

	数据集 B	数据集 C1
分类器 C	57.35%	64.03%
分类器 C(限制)	93.17%	94.51%

#### 4.2 跨尺度分类器:卷积核延长

为验证跨尺度地海杂波识别算法卷积核延长的可行性,利用 3.4 节中延长算子,将 A 组数据通过最优延

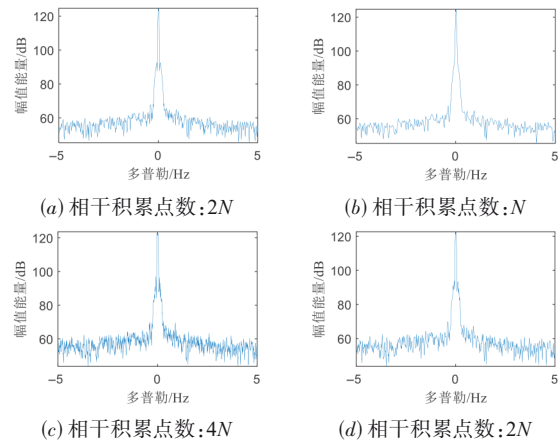


图 8 地杂波最优下采样对比示意图

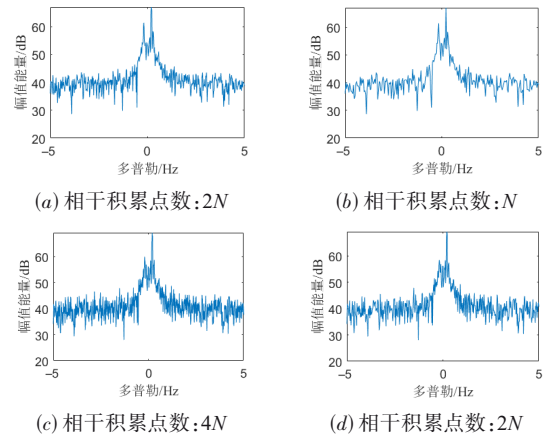


图 9 海杂波最优下采样对比示意图

长算子得到相干积累点数为  $2N$  的数据 A1,将 B 组数据通过最优延长算子得到相干积累点数为  $4N$  的数据 B2,上述两组数据信号时宽均为  $\tau$ ,最优插值数据示例如图 10、图 11 所示.

首先,对 A 组数据训练得到的分类器卷积核进行延长,延长后的分类器在 B 组数据上分类正确率为 89.49%,在 A1 组数据上分类正确率为 92.57%,而直接利用 A 组数据训练得到的分类器对 B 组、A1 组数据进行分类,其分类正确率仅有 60.77% 和 68.35%,如表 3 所示.接下来,对 B 组数据训练得到的分类器卷积核进行延长,延长后的分类器在 C 组数据上分类正确率为 88.26%,在 B2 组数据上分类正确率为 94.96%,而直接利用 B 组数据训练得到的分类器对 C 组、B2 组数据进行分类,其分类正确率仅有 54.83% 和 57.87%,如表 4 所示.

在图像处理领域,针对图像分辨率不一致问题,常采用下采样或插值统一图像分辨率,再输入指定模型进行训练.为将该方法与本文方法进行对比,将 A、B 两组数据通过最优延长算子得到相干积累点数为  $4N$  的

表3 分类器A延长前后精度对比

	数据集B	数据集A1
分类器A	60.77%	68.35%
分类器A(延长)	89.49%	92.57%

表4 分类器B延长前后精度对比

	数据集C	数据集B2
分类器B	54.83%	57.87%
分类器B(延长)	88.26%	94.96%

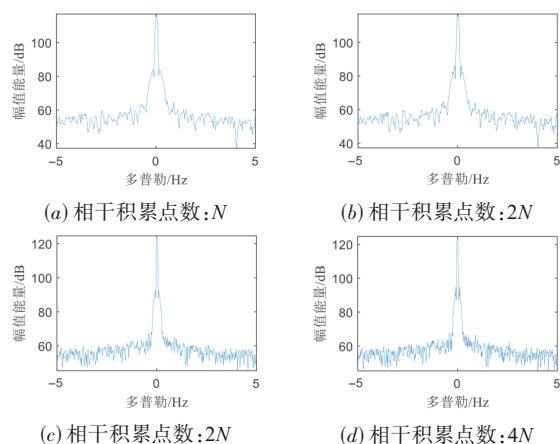


图10 地杂波最优插值对比示意图

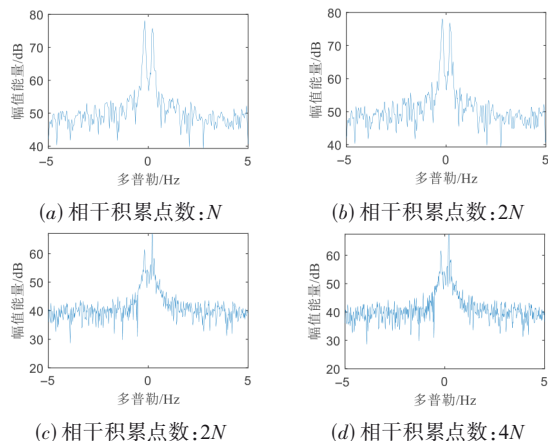


图11 海杂波最优插值对比示意图

地海杂波谱数据,与数据集C合并为相干积累点数为 $4N$ 的数据集D.利用ResNet-18网络对数据集D进行训练,分类器精度为90.37%,而单独对数据集A,B,C进行训练,分类器精度分别为99.34%,99.86%,99.24%.分类器D在数据集A上分类正确率为80.05%,而本文所采用方法在数据集A上分类正确率为92.53%;分类器D在数据集B上分类正确率为83.59%,而本文所采用方法在数据集B上分类正确率为93.17%与89.49%;分类器D在数据集C上分类正确率为92.07%,而直接对数据集C进行训练分类正确率为99.24%.将所有数据统一分辨率后,数据集增大,训练时间大大增加,分类正

确率不占优,本文认为是数据集A,B,C数据特性不同与数据集不均衡所致.

本文所采用卷积核的限制与延长操作并没有对新的数据集进行训练,实际工程应用中,仅需对某一分辨率地海杂波分类器进行长期维护,大大减少了模型训练、更新带来的人力、时间成本.

注意,不同海况、不同地形下的天波雷达地海杂波特征会有所不同.本文未对不同海况、不同地形下的地海杂波数据单独设计分类器,而是采用了统一分类器,模型训练与维护相对简单;如果对不同海况、不同地形下的地海杂波数据单独设计分类器,直觉上将进一步提高分类准确率,但模型训练与维护相对复杂.并且,当天波雷达工作带宽较窄时,雷达分辨率单元尺寸较大,可能达十几千米,从而使得在陆海分界处附近,可能存在既具有海杂波特性又具有地杂波特性的地海杂波谱数据.本文将地海杂波数据分类作为二值分类问题,无法对此类杂波特征混合单元进行有效分类.对于此类杂波特征混合单元,需要采用更加精细化的分类模型并结合先验地理信息进行比对,作为未来的研究内容.

## 5 总结与展望

本文在ResNet18框架下,建立了不同分辨率地海杂波数据卷积核之间的最优联系,通过对卷积核进行限制,允许高分辨率数据训练得到的分类器对低分辨率数据进行分类,并具有较高的分类正确率.同样,通过对卷积核进行延长,也允许低分辨率数据训练得到的分类器对高分辨率数据进行分类,并具有较高的分类正确率.基于AMG法与IDID法思想,对卷积核进行最优限制或延长,并没有对新的数据集进行标签标注、模型训练,有效解决了天波雷达参数多、地海杂波谱数据量大、标签标注烦琐等问题.本文在最优限制或延长矩阵的构造上,将不同分辨地海杂波谱数据之间视为线性关系,实际上,不同分辨地海杂波谱数据之间并非简单的线性关系,在后续工作中仍有待解决,从而进一步提升识别精度.

## 参考文献

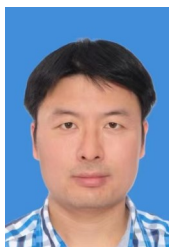
- [1] HEADRICK J M, SKOLNIK M I. Over-the-horizon radar in the HF band[J]. Proceedings of the IEEE, 1974, 62(6): 664-673.
- [2] GUO Z, WANG Z, HAO Y, et al. An improved coordinate registration for over-the-horizon radar using reference sources[J]. Electronics, 2021, 10(24): 3086.
- [3] GUO Z, WANG Z, LAN H, et al. Over-the-horizon radar target tracking based on spatial correlation ionosphere model[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(1): 354-362.
- [4] 王增福, 李灿, 张钰, 等. 一种天波雷达电离层修正系数

- 提取方法: CN202110099701.5[P]. 2021-01-25.
- [5] LAN H, WANG Z, BAI X, et al. Measurement-level target tracking fusion for over-the-horizon radar network using message passing[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(3): 1600-1623.
- [6] BARNUM JR, SIMPSON EE. Over-the-horizon radar target registration improvement by terrain feature localization [J]. Radio Science, 1998, 33(4): 1077-1093.
- [7] CUCCOLI F, FACHERIS L, GIULI D, et al. Over the horizon sky-wave radar: simulation tool for coordinate registration method based on sea-land transitions identification [C]//2009 European Radar Conference. Rome: IEEE, 2009: 208-211.
- [8] CUCCOLI F, SERMI F, FACHERIS L, et al. Sea-land transitions identification for coordinate registration of over the horizon sky-wave radar: Numerical model for performance analysis[C]//2010 11th International Radar Symposium (IRS-2010). Vilnius: IEEE, 2010: 1-4.
- [9] CUCCOLI F, FACHERIS L, SERMI F. Coordinate registration method based on sea/land transitions identification for over-the-horizon sky-wave radar: Numerical model and basic performance requirements[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4): 2974-2985.
- [10] CACCIAMANO A, CAPRIA A, OLIVADESE D, et al. A coordinate registration technique for OTH sky-wave radars based on 3D ray-tracing and sea-land transitions[C]//2012 Progress in Electromagnetics Research Symposium. Kuala Lumpur: Electromagnetics Academy, 2012: 146-150.
- [11] HOLDSWORTH D A. Skywave over-the-horizon radar track registration using earth surface and infrastructure backscatter[C]//2017 IEEE Radar Conference. Seattle, WA: IEEE, 2017: 0986-0991.
- [12] TURLEY M D E, GARDINER-GARDEN R S, HOLDSWORTH D A. High-resolution wide area remote sensing for HF radar track registration[C]//2013 International Conference on Radar. Adelaide: IEEE, 2013: 128-133.
- [13] 靳珍璐, 潘泉, 梁彦, 等. 基于 SVM 的地海杂波多特征识别算法[C]//第三十一届中国控制会议. 合肥: 中国自动化学会和中国系统工程学会, 2012: 62-67.  
JING Z L, PAN Q, LIANG Y, et al. Multi feature recognition algorithm of ground sea clutter based on SVM[C]//31st China Control Conference. Hefei: Chinese Association of Automation and Systems Engineering Society of China, 2012: 62-67.
- [14] LI C, WANG Z, ZHANG Z, et al. Sea/Land clutter recognition for over-the-horizon radar via deep CNN[C]//2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences. Chengdu: IEEE, 2019: 1-5.
- [15] 张治山. 基于深度学习的雷达信号分类算法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2018.  
ZHANG Z S. Research on Radar Signal Classification Algorithm Based on Deep Learning[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2018.
- [16] YANG M, JIAO L, LIU F, et al. DPFL-Nets: Deep pyramid feature learning networks for multiscale change detection[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(11): 6402 - 6416.
- [17] ZHOU L, YE Y, TANG T, et al. Robust matching for SAR and optical images using multiscale convolutional gradient features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 4017605.
- [18] Haber E, Ruthotto L, Holtham E, et al. Learning across scales - multiscale methods for convolution neural networks[C]//Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI, 2018: 3142-3148.
- [19] HE J, XU J. MgNet: A unified framework of multigrid and convolutional neural network[J]. Science China-Mathematics, 2019, 62: 1331-1354.
- [20] ZHANG Y, ZHAO D, ZHANG J, et al. Interpolation-dependent image downsampling[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(11): 3291-3296.
- [21] BOCHE H, Mönich U J. Downsampling of bounded bandlimited signals and the bandlimited interpolation: Analytic properties and computability[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(24): 6424-6439.
- [22] GHAFFAR F, BADSHAH N, LSLAM S, et al. Multigrid method based on transformation-free high-order scheme for solving 2D Helmholtz equation on nonuniform grids [J]. Advances in Difference Equations, 2016, 2016: 19.

#### 作者简介



李 灿 男, 1995 年出生, 湖北仙桃人. 现为西北工业大学自动化学院控制科学与工程专业博士研究生. 主要研究方向为雷达图像处理.  
E-mail: lican@mail.nwpu.edu.cn



王增福 男, 1982 年出生, 辽宁建平人. 现为西北工业大学自动化学院副教授. 主要研究方向为天波雷达数据处理、信息融合、传感器管理.  
E-mail: wangzengfu@nwpu.edu.cn