

基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像 飞机目标检测方法研究

杨钧智^{*①} 吴金亮^② 智 军^①

^①(北京市遥感信息研究所 北京 100011)

^②(中国电子科技集团公司第五十四研究所 石家庄 050081)

摘 要: 针对遥感图像飞机目标检测因目标尺度不一存在漏警、虚警等问题, 该文基于遥感图像中飞机目标形状特征和灰度变化特点提出了一种多尺度圆周频率滤波(MSCFF)与卷积神经网络(CNN)相结合的MSCFF+CNN飞机目标自动检测算法。该算法首先采用多尺度圆周频率滤波器滤除遥感图像复杂背景, 实现不同尺度飞机目标候选区域提取; 然后, 通过构建卷积神经网络(CNN)模型实现候选区域有效分类, 最终精确确定飞机目标位置。最后, 基于获取的真实遥感图像进行目标检测算法实验验证, 经统计该算法的飞机目标检测率为94.38%, 虚警率为3.76%, 实验结果充分验证了该文算法的有效性, 该算法可为机场监管、军事侦察等应用提供重要的技术支持。

关键词: 遥感图像处理; 飞机目标检测; 多尺度圆周频率滤波器; 卷积神经网络

中图分类号: TN911.73; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)05-1397-08

DOI: 10.11999/JEIT200144

Aircraft Target Detection in Remote Sensing Image Based on Multi-scale Circle Frequency Filter and Convolutional Neural Network

YANG Junzhi^① WU Jinliang^② ZHI Jun^①

^①(Beijing Institute of Remote Sensing Information, Beijing 100011, China)

^②(The 54th Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: In view of the problems of missed alarm and false alarm caused by the different scales of aircrafts in aircraft target detection tasks for remote sensing images, a Multi-Scale Circle Frequency Filter (MSCFF) and Convolutional Neural Network (CNN) aircraft target automatic detection algorithm is proposed based on the shape characteristics and gray-scale changes of aircraft targets. Firstly, the multi-scale circle frequency filter is used to filter out the complex background of remote sensing images to extract the candidate region of aircraft targets on different scales. Then, the Convolutional Neural Network (CNN) model is constructed to realize the effective classification of candidate regions, and finally the aircraft target position is accurately determined. The target detection algorithm is experimentally verified based on the obtained real remote sensing images. It shows that the aircraft target detection rate and the false alarm rate are 94.38% and 3.76% respectively. The experimental results fully verify the effectiveness of the proposed algorithm, which can provide important technical support for airport supervision, military reconnaissance and other applications.

Key words: Remote sensing image processing; Airplane target detection; Multi-scale circle frequency filter; Convolutional Neural Network (CNN)

1 引言

基于光学遥感图像的目标检测与识别是遥感数据分析领域的重要研究方向。在众多观测目标中, 飞机不仅在民用领域是重要的交通载体, 在军用领域更是关键的打击力量。因此, 基于遥感图像的飞

机目标识别技术在民用领域和军事领域均具有重要的意义。但由于遥感观测平台位置的特殊性, 遥感图像往往包含大量的复杂地物背景且飞机目标类型、尺寸、姿态往往具有不确定性, 基于遥感图像的飞机目标检测仍面临许多问题和挑战。

为了解决遥感图像飞机目标检测这一难题, 相关研究学者提出了各种方法并取得了一定的成果。与一般的目标检测方法相同, 根据目标检测步骤不同可将遥感图像飞机目标检测方法分为两阶段飞机

目标检测和一阶段飞机目标检测两类。其中,两阶段飞机目标检测方法首先基于飞机特征从遥感图像中提取出候选区域,然后进一步精细判别候选区域是否存在待检目标。An等人^[1]利用圆周频率滤波(Circle Frequency Filter, CFF)算法实现飞机候选区域提取,最后将候选区域方向梯度直方图(Histogram Of Gradient, HOG)输入至AdaBoost分类器实现飞机目标检测,此方法没有考虑飞机目标尺度变化问题,因此对于多尺度飞机目标检测效果较差。Liu等人^[2]基于CFF提取的候选区域,将径向梯度变换和稀疏编码相结合提出了一种新的飞机旋转不变特征,并利用线性支持向量机(Support Vector Machine, SVM)实现候选框筛选。Wu等人^[3]利用二值化梯度特征(Binarized Normed Gradients, BING)实现潜在候选区域提取,然后构建卷积神经网络模型(Convolutional Neural Networks, CNN)实现背景和目标分类,但该方法没有充分利用飞机特征,因此在复杂场景下会生成大量候选区域。Yu等人^[4]利用深度玻尔兹曼机(Deep Boltzmann Machine, DBM)提取图像高阶特征,并基于霍夫森林模型进行投票,最终实现飞机目标检测。Luo等人^[5]通过训练对飞机具有较强响应的SVM实现目标候选区域提取,并针对不同飞机指向训练32个SVM实现飞机目标检测,此方法使用的分类器过多使得目标检测速度有所下降。Li等人^[6]通过区域合并算法和直线提取算法提取飞机候选目标,再利用SVM实现候选目标分类。Diao等人^[7]基于视觉显著性算法实现飞机目标候选区域提取,然后利用深度置信网络分类器(Deep Belief Networks, DBN)实现飞机目标精确检测。文献^[8,9]利用特征金字塔对传统Faster-RCNN网络框架进行改进,但改进后的网络对于小目标飞机检测效果仍待改进。一阶段飞机目标检测则将飞机检测问题视为飞机位置回归问题,利用经典目标检测网络如YOLO(You Only Look Once)^[10,11], SSD(Single Shot multibox Detector)^[12-16]等实现飞机目标的直接检测与定位,但目前对于小飞机目标检测仍是亟需解决的问题。

针对遥感图像飞机目标检测因飞机目标尺度不一而产生虚警、漏警等问题,为解决目前主流算法虚警率较高的问题,同时确保目标检测率在较高的水平,本文基于遥感图像飞机目标形状特征和变化特点,通过分析遥感图像中飞机目标特征,构建了一种具有尺度不变性和旋转不变性的多尺度圆周频率滤波模型,并基于圆周滤波响应幅值实现飞机目标候选区域快速提取。在此基础上,通过构建卷积神经网络分类器并对其进行训练从而实现候选区域有效分类,最终精确确定飞机目标位置。

2 算法原理

2.1 基于多尺度圆周频率滤波的目标候选区域提取

圆周频率滤波器(CFF)最早应用于人脸检测,受该方法的启发,本文依据飞机固有特征设计了一种适用于遥感图像飞机目标检测的圆周频率滤波器,并基于多尺度圆周频率滤波器(Multi-Scale Circle Frequency Filter, MSCFF)实现不同尺度飞机目标候选区域提取。

2.1.1 飞机几何特征分析

自莱特兄弟发明飞机以来,虽然飞机结构形式不断地改进,飞机类型不断地增多,但飞机仍具有固定的几何形状特征。从外部结构来看,飞机主要由主机身和两侧机翼组成,若在遥感图像中以飞机中心为原点选取合适半径的圆周,则该圆周将被飞机主机身、尾翼和两侧机翼划分为“机身-背景-机翼-背景-尾翼-背景-机翼-背景”8个部分,由于飞机目标相对于背景往往具有较高的灰度值,因此圆周像素灰度将呈现“亮-暗-亮-暗-亮-暗-亮-暗”变化规律。如图1所示,图1(a)为遥感图像包含飞机目标的区域,图1(b)展示了以飞机中心为圆心采样圆周像素灰度变化趋势图,图1(c)为随机选取的遥感图像复杂背景区域,图1(d)展示了以图像中心为圆心采样圆周像素灰度变化趋势图。从图1(b)和图1(d)中可以看出,以飞机中心为圆心的圆周采样点灰度变化呈4峰4谷变化趋势,类似于4个周期的正弦/余弦函数;而由于复杂背景的杂乱性及图像灰度变化的无规律性,以复杂背景为中心的圆周采样点灰度往往无明显变化规律。本文将充分利用飞机目标这一几何及灰度分布特性,构建多尺度圆周频率滤波器数学模型,从而实现遥感图像飞机目标候选区域提取。

2.1.2 多尺度圆周频率滤波器

设以像素点 (i, j) 为中心,设 r 为半径的圆周上采样像素点灰度序列为 $g_{i,j,r}^k$,其中 $k \in [0, N-1]$, N 为圆周采样点个数。根据式(1)对圆周上采样像素点灰度值做1维离散傅里叶变换,得到傅里叶变换幅值响应 $f(i, j, r)$ 和相位响应 $\phi(i, j, r)$

$$F(i, j, r) = \sum_{n=0}^{N-1} g_{i,j,r}^n e^{-j2\pi cn/N}, c = 0, 1, \dots \quad (1)$$

$$f(i, j, r) = \left(\sum_{k=0}^{N-1} g_{i,j,r}^k \cos \frac{c\pi k}{N} \right)^2 + \left(\sum_{k=0}^{N-1} g_{i,j,r}^k \sin \frac{c\pi k}{N} \right)^2 \quad (2)$$

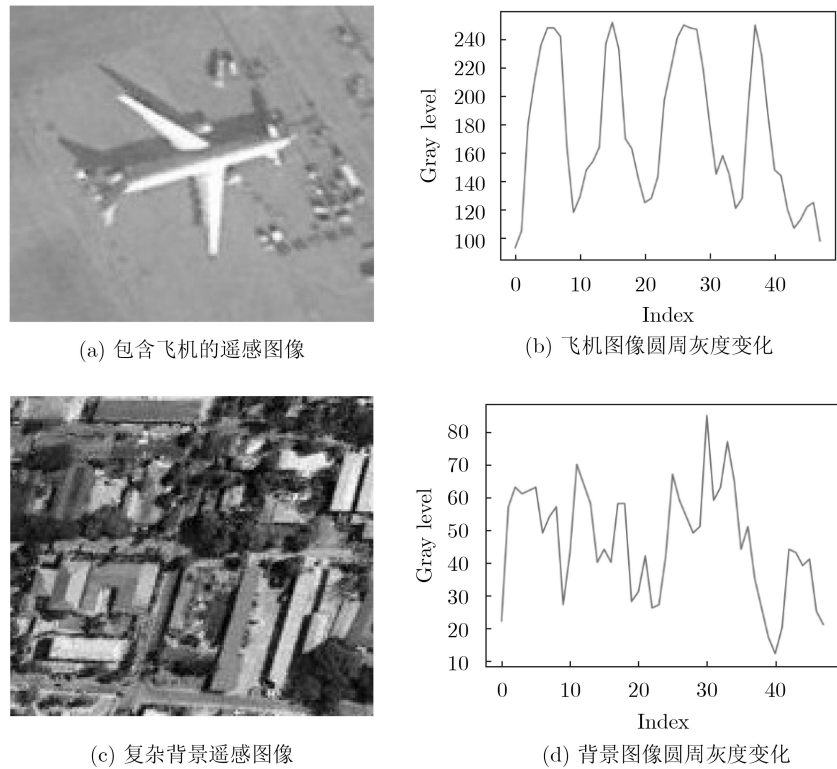


图1 采样圆周像素灰度变化

$$\phi(i, j, r) = \arctan \left(\frac{\sum_{k=0}^{N-1} g_{i,j,r}^k \sin \frac{c\pi k}{N}}{\sum_{k=0}^{N-1} g_{i,j,r}^k \cos \frac{c\pi k}{N}} \right) \quad (3)$$

式(2)和式(3)中 c 为用于控制求解1维离散傅里叶变换时正弦函数与余弦函数的周期数。由于以飞机中心为圆心的圆周采样像素点序列灰度值变换呈4峰4谷的变化趋势,类似于4个周期的正弦/余弦函数,而其余干扰背景区域圆周灰度变化不具备此特点,因此若式(2)和式(3)中取 $c=8$,此时以飞机中心为圆心的圆周采样像素点序列灰度傅里叶变换后的幅值响应最大,而以背景为中心的圆周像素灰度由于不具备该变化趋势,故其傅里叶变换后幅值响应较小,根据这一原理即可快速滤除复杂背景区域,初步定位遥感图像飞机目标位置。

由傅里叶变换性质可知,当圆周像素点序列 $g_{i,j,r}^k$ 采样起始位置发生变化时,相当于采样序列发生了相移,因此圆周频率滤波幅值响应基本不受影响,因此对于不同姿态的飞机目标,该滤波器都能够获取较大的幅度响应值,即圆周频率滤波器具有旋转不变特性。但由于遥感图像飞机目标尺度具有不确定性,同一遥感图像下往往会出现飞机目标尺度相差较大的情况,此时单一采样半径下的圆周频率滤波器往往对某一特定尺度范围内飞机目标具有较强响应值,而对其余尺度飞机目标响应值较低,从而

导致遥感图像飞机目标检测出现大量漏警现象。为解决这一问题,本文采用多尺度圆周频率滤波器实现不同尺度飞机目标的有效检测,通过对同一遥感图像在不同采样半径下计算各像素圆周频率滤波响应值,并取不同采样半径下的滤波响应结果最大值作为该位置的最终响应结果。多尺度圆周频率滤波器的数学表达式可以表示为

$$f(i, j) = \max(f(i, j, r_l)) \quad (4)$$

式中, r_l 为圆周采样半径, $l \in [0, L-1]$; $f(i, j, r_l)$ 为像素点采样圆周半径下的圆周频率滤波振幅响应; $f(i, j)$ 为像素点 (i, j) 多尺度圆周频率滤波响应。

图2展示了同一遥感图像在单尺度圆周频率滤波器与多尺度圆周频率滤波器下的滤波响应结果,图2(a)为原始遥感图像,图2(b)为采样周长为12像素的传统圆周频率滤波结果,图2(c)为本文采用的多尺度圆周频率滤波结果,可以看出传统圆周频率滤波对于小飞机目标的滤波响应值较小,易与背景混淆从而导致漏警,而多尺度圆周频率滤波对于不同尺度的飞机目标均有较强的响应。

2.1.3 基于滤波响应的飞机目标候选区域定位

根据多尺度圆周频率滤波原理,遥感图像飞机目标区域对多尺度圆周频率滤波器响应值较高,而复杂背景区域和目标干扰区域对多尺度圆周频率滤波器响应较低,因此可以基于滤波响应图像实现飞机目标区域的快速定位,基于滤波响应的飞机目标候选区域定位算法总体方案如图3所示。

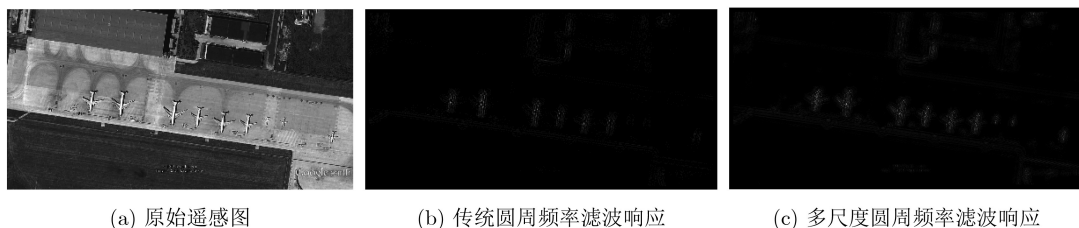


图2 圆周频率滤波响应图像

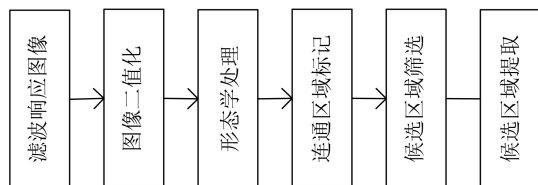


图3 飞机候选区域定位总体方案

利用多尺度圆周频率滤波实现遥感图像飞机目标候选区域提取的算法流程如下:

(1) 多尺度圆周频率滤波: 对原始遥感图像采用多尺度圆周频率滤波, 将滤波响应归一化至 $[0, 255]$ 从而得到滤波响应图像。

(2) 图像二值化: 设置合理阈值 th 对滤波响应图像二值化, 低于阈值像素均视为背景, 灰度值设置为0, 高于阈值像素作为飞机区域候选点。

(3) 形态学处理: 对二值化图像先后进行闭运算和开运算, 闭运算用于填补飞机中心区域漏洞, 开运算用于分离飞机目标和背景。

(4) 连通区域标记: 对形态学处理后的二值化图像进行连通区域标记, 获取各连通区域外接矩形, 这些矩形即为遥感图像对多尺度圆周频率滤波响应较强区域。

(5) 候选区域筛选: 基于连通区域标记结果, 考虑到飞机目标实际尺度和形状, 滤除像素面积 <200

像素或连通区域等效离心率 >0.95 的连通区域, 最终获得遥感图像飞机候选区域。

图4与图5分别展示了基于传统圆周频率滤波响应图像和基于多尺度圆周频率滤波响应图像的飞机目标候选区域提取算法仿真结果, 可以看出, 由于遥感图像中包含的飞机目标尺寸差异较大, 基于传统的圆周频率滤波响应的飞机候选区域提取算法均有不同程度的漏警现象, 而基于多尺度的圆周频率滤波响应图像的飞机候选区域虽然略有增加, 但都没有发生由于飞机尺寸变化导致的漏警现象, 因此, 对于同一遥感图像包含的飞机目标尺寸悬殊的情况, 本文提出的算法相对于传统方法, 在运算量略有增加的情况下, 其检测效果具有显著提升。从图5(b)可以看出遥感图像中飞机目标区域均具有较高响应值, 但从图5(c)连通区域标记结果可以看出原始连通区域数目较多, 且包含了大量的面积较小的“噪声”及等效离心率较高区域, 本文滤除像素面积 <200 像素及连通区域等效离心率 >0.95 的连通区域, 图5(d)展示了滤除后的候选区域结果, 将候选区域位置映射至原图可以看出, 本文算法能够获得较少的飞机目标候选区域, 且该算法对不同尺寸飞机目标具有较强的鲁棒性。为了验证多尺度圆周频率滤波算法的有效性和普适性, 选取500幅Google Earth公开机场遥感图像开展实验分析, 统计基于

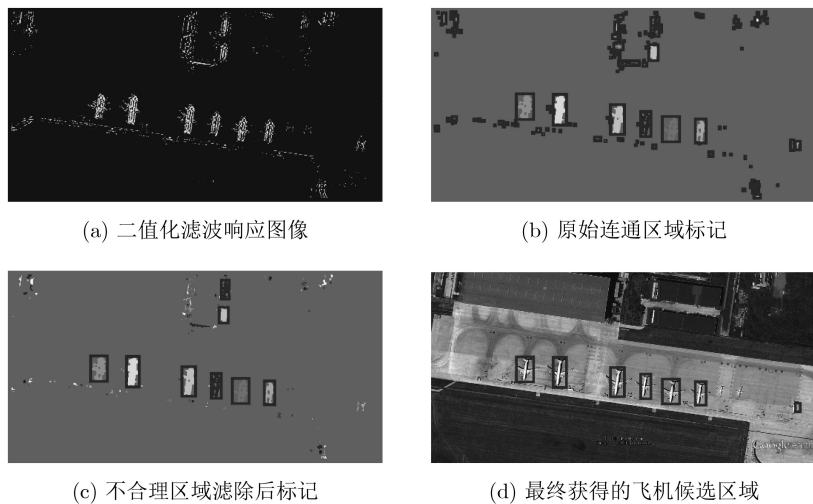


图4 基于传统圆周频率滤波响应的飞机候选区域定位结果

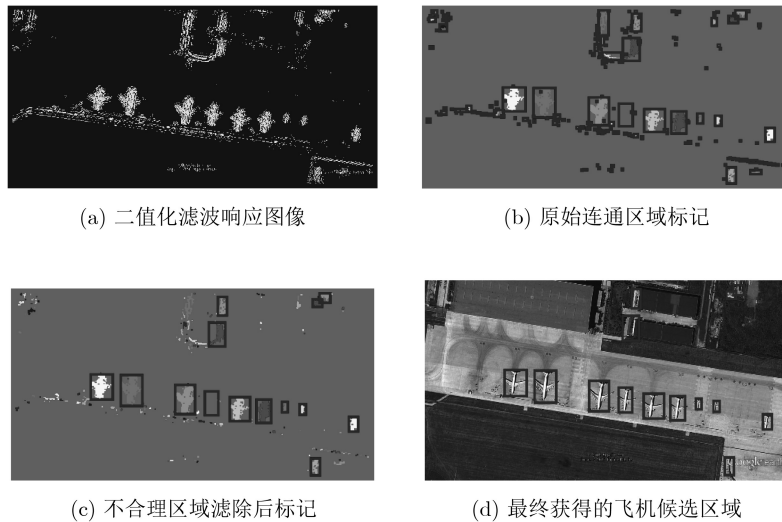


图5 基于多尺度圆周频率滤波响应的飞机候选区域定位结果

传统圆周频率滤波的飞机目标候选区域定位算法与基于多尺度圆周频率滤波的飞机目标候选区域定位算法提取飞机目标的召回率,其中基于传统圆周频率滤波的飞机目标候选区域定位算法召回率为90.32%,基于多尺度圆周频率滤波的飞机目标候选区域定位算法召回率为94.52%。实验结果表明,基于多尺度圆周频率滤波的飞机目标候选区域定位算法能够提取更多飞机目标,为进一步降低算法漏警率提供保障。

2.2 基于卷积神经网络的飞机目标精确分类

近年来,随着人工智能技术的快速发展,深度学习技术在图像分类、图像分割等领域^[17,18]取得了令人瞩目的成果。本文在利用多尺度圆周频率滤波完成候选区域选择后,进一步通过搭建卷积神经网络模型,实现飞机候选区域精确分类,最终实现遥感图像飞机目标检测。

2.2.1 卷积神经网络结构

本文通过构建卷积神经网络模型实现候选区域二元分类(飞机/背景),卷积神经网络模型结构如图6所示。

该网络结构共包含5个卷积层、2个池化层和1个全连接层,其中卷积核尺寸均为 3×3 ,卷积步

长均为1,通道数分别为8, 16, 16, 32, 32。池化层均采用最大池化,池化区域均为 2×2 ,步长均为2。为了进一步优化模型结构,提高网络泛化能力,解决网络训练过拟合问题,本文在该结构中还增加了批量归一化层(Batch Normalization, BN)和Dropout层,其中BN层分别位于Conv1, Conv2_2, Conv3_2卷积层和相应激活层之间,形成卷积-BN-激活函数结构。由于卷积层参数较少,因此Dropout层仅位于全连接层FC4。

2.2.2 卷积神经网络数据集与训练

本文从Google Earth中共截取了28500张图片作为卷积神经网络的训练数据和测试数据。该数据集共包含3500张正样本数据和25000张负样本数据,训练数据与测试数据比值为9:1。为了保证数据集具有代表性,负样本数据由遥感图像背景区域随机截取得到,截取边长为18~256 pixel不等,截取图片长宽比 $1/3 \sim 3$ 不等。获取目标区域后,正负样本切片像素均调整至 $40 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$,部分数据集展示如图7所示。

本文基于获取的正负样本数据集训练卷积神经网络分类器,网络权重参数随机初始化,全连接层

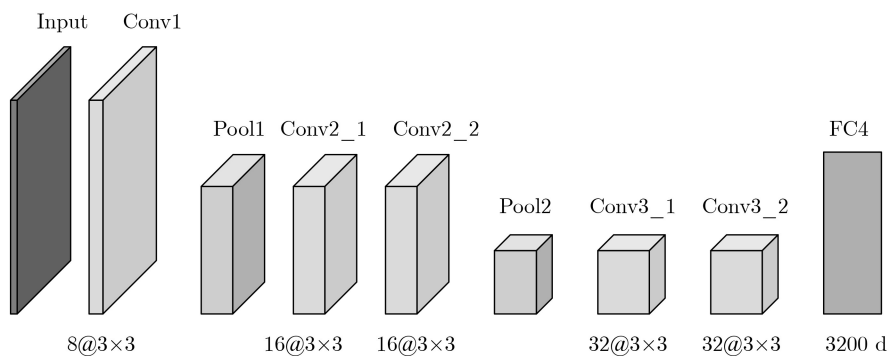


图6 卷积神经网络结构和参数

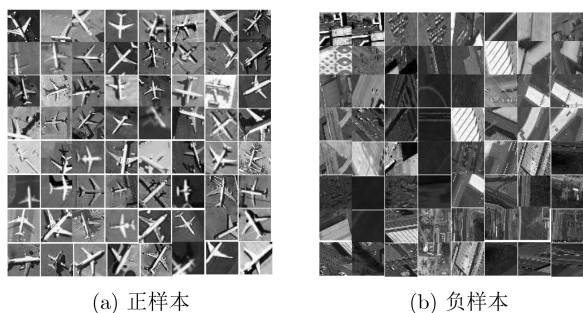


图7 部分数据集

神经元保留概率设为0.75, BN层decay设为0.99, batch size设置为512, learning rate设为0.05, 迭代次数1000次。最终, 训练集分类精度为97.8%, 测试集分类精度为98.4%。

3 实验与分析

3.1 实验结果及分析

为验证本文提出的算法的有效性和普适性, 随机选取了500幅Google Earth公开机场遥感图像开展实验分析, 设置多尺度圆周采样半径分别为16, 8, 4, 各圆周采样点个数为48, 最终得到的部分检测结果如图8所示。其中图8(a)—图8(c)中飞机目标尺寸不同, 但本文算法均正确检测出了飞机位置, 无虚警和漏警。而图8(d)中右下角飞机目标与图片水印距离过近, 导致形态学处理时区域融合并在候选框滤除步骤被筛除, 从而导致漏警。经统计, 500幅遥感图像中共包含3216架飞机目标, 本文算法正确检测3035架, 共产生121个虚警, 检测率为94.38%, 虚警率为3.76%。

利用双线性插值对原始遥感图像尺寸进行不同程度缩放, 分析多尺度圆周频率滤波器对小尺度目标尺度响应极限, 实验原始遥感图像像素数为

1280 pixel×659 pixel, 包含约40 pixel×40 pixel, 60 pixel×60 pixel, 90 pixel×90 pixel, 3种尺寸的飞机目标, 图9展示了对原始遥感图像进行2~4倍缩放后飞机目标检测各步骤结果。其中图9(a)为不同尺度圆周频率滤波响应二值化图像, 图9(b)为不同尺度下遥感图像目标候选区域提取结果, 考虑到目标尺寸发生变化, 设置不同尺度下连通域面积阈值分别为70, 30, 10, 可以看出随着连通区域面积阈值的下降, 背景滤除效果降低, 但仍能够有效提取出待检测目标区域。图9(c)展示了不同尺度下遥感图像最终检测结果, 可以看出当目标尺度缩小至20 pixel×20 pixel时本文算法仍能有效检测出目标, 但当目标尺度缩小至13 pixel×13 pixel时发生漏警现象, 当目标尺度缩小至10 pixel×10 pixel时无法检测出目标, 因此基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法需要保证目标像素尺寸大于20 pixel×20 pixel, 这种情况下本文算法能够实现遥感图像飞机目标有效检测。

3.2 与其他目标检测方法进行比较

为充分验证本文算法的检测性能, 将多尺度圆周频率滤波器(MSCFF)和传统圆周频率滤波器(CFF)算法使用相同的测试数据集分别进行测试, 结果如表1所示。其中检测率与虚警率计算公式为

$$DR = \frac{TD}{T} \quad (5)$$

$$FR = \frac{FD}{T} \quad (6)$$

式中, DR为检测率(detection rate); FR为虚警率(false rate); TD为被正确检测出的飞机数量; FD为错误检测为飞机的背景数量; T 为遥感图像包含飞机目标总数。

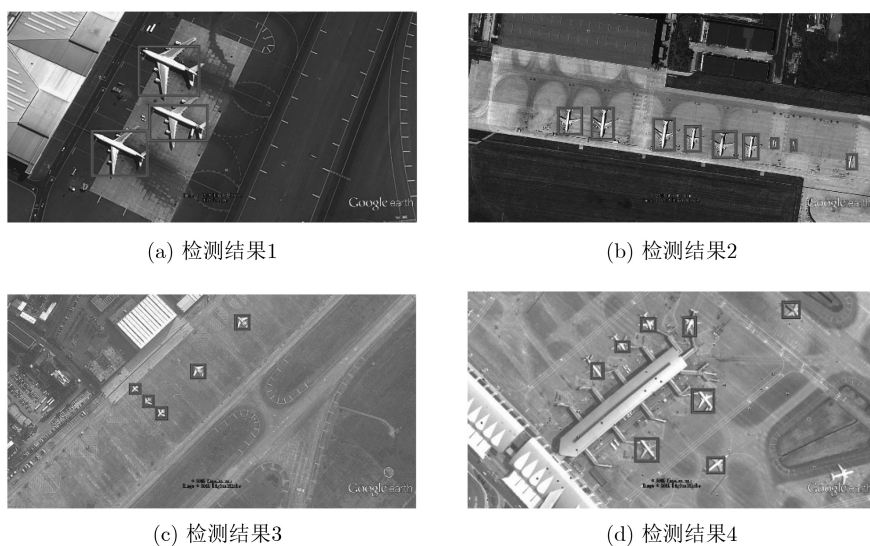
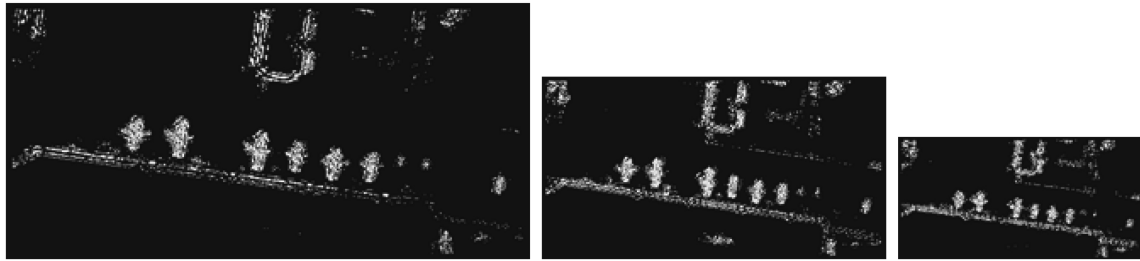
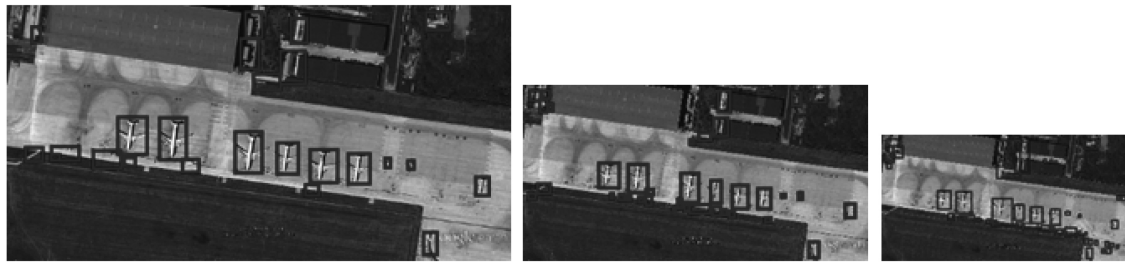


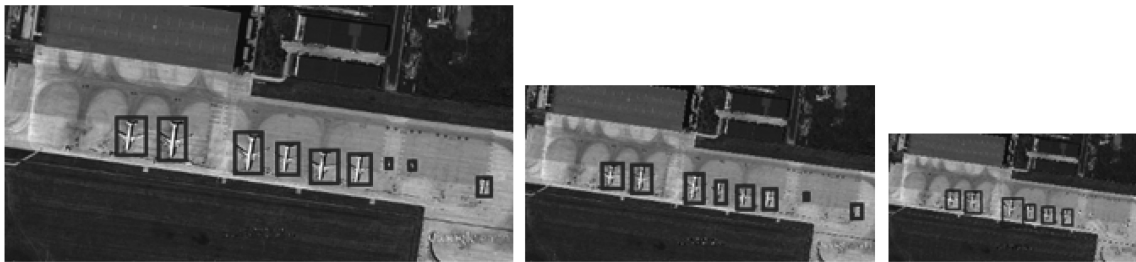
图8 部分遥感图像检测结果



(a) 不同尺度遥感图像多尺度圆周频率滤波响应二值化图像



(b) 不同尺度遥感图像目标候选区域提取结果



(c) 不同尺度遥感图像飞机目标检测结果

图9 不同尺度遥感图像飞机目标检测各步骤结果

表1 与传统圆周频率滤波算法比较

方法	检测率(%)	虚警率(%)	平均速度(s)
CFF+CNN	90.11	4.32	0.73
MSCFF+CNN	94.38	3.76	1.33

从表1的检测结果可以看出，本文所提出的方法检测性能与传统圆周频率滤波方法相比检测率提升明显。

同时可以看出本文提出的多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络相结合的方法在提升检测率、降低虚警率的同时也出现了运算量增大的情况，在实际应用中可根据需求引入配置高性能GPU运算卡的计算设备，并对算法进行优化，进一步提升运算效率。

4 结束语

针对遥感图像飞机目标检测因尺度不一存在漏警、虚警等问题，本文提出了一种多尺度飞机目标自动检测算法。该算法首先分析了遥感图像飞机目标形状特征和灰度变化特点，并基于该特点构建了一种具有旋转不变特性和尺度不变特性的圆周频率滤波数学模型，通过对滤波结果进行图像二值化、

形态学处理、连通区域标记、候选区域筛选等操作实现遥感图像复杂背景快速滤除，从而实现不同尺度飞机目标候选区域提取。同时，本文通过构建卷积神经网络模型实现了飞机候选区域有效分类，最终完成遥感图像飞机目标检测。该算法相比于传统算法能够在同一图像包含不同尺度目标情况下很好地解决虚警漏警问题。

参考文献

- [1] AN Zhenyu, SHI Zhenwei, TENG Xichao, *et al.* An automated airplane detection system for large panchromatic image with high spatial resolution[J]. *Optik*, 2014, 125(12): 2768–2775. doi: [10.1016/j.ijleo.2013.12.003](https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2013.12.003).
- [2] LIU Liu and SHI Zhenwei. Airplane detection based on rotation invariant and sparse coding in remote sensing images[J]. *Optik*, 2014, 125(18): 5327–5333. doi: [10.1016/j.ijleo.2014.06.062](https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2014.06.062).
- [3] WU Hui, ZHANG Hui, ZHANG Jinfang, *et al.* Fast aircraft detection in satellite images based on convolutional neural networks[C]. 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Quebec City, Canada, 2015: 4210–4214. doi: [10.1109/ICIP.2015.7351599](https://doi.org/10.1109/ICIP.2015.7351599).

- [4] YU Yongtao, GUAN Haiyan, ZAI Dawei, *et al.* Rotation-and-scale-invariant airplane detection in high-resolution satellite images based on deep-Hough-forests[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 112: 50–64. doi: [10.1016/j.isprsjprs.2015.04.014](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.04.014).
- [5] LUO Qinhan and SHI Zhenwei. Airplane detection in remote sensing images based on object proposal[C]. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 2016: 1388–1391. doi: [10.1109/IGARSS.2016.7729355](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729355).
- [6] LI Bangyu, CUI Xiaoguang, and BAI Jun. A cascade structure of aircraft detection in high resolution remote sensing images[C]. Proceedings of 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 2016: 653–656. doi: [10.1109/IGARSS.2016.7729164](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729164).
- [7] DIAO Wenhui, SUN Xian, ZHENG Xinwei, *et al.* Efficient saliency-based object detection in remote sensing images using deep belief networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(2): 137–141. doi: [10.1109/LGRS.2015.2498644](https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2498644).
- [8] ZHU Mingming, XU Yuelei, MA Shiping, *et al.* Effective airplane detection in remote sensing images based on multilayer feature fusion and improved nonmaximal suppression algorithm[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(9): 1062. doi: [10.3390/rs11091062](https://doi.org/10.3390/rs11091062).
- [9] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK S, *et al.* Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137–1149. doi: [10.1109/TPAMI.2016.2577031](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031).
- [10] 李淑敏, 冯权洸, 梁其椿, 等. 基于深度学习的国产高分遥感影像飞机目标自动检测[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(6): 1095–1102. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2018.6.1095](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2018.6.1095).
LI Shumin, FENG Quanlong, LIANG Qichun, *et al.* Aircraft auto-detection in domestic high resolution remote sensing-images using deep-learning[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(6): 1095–1102. doi: [10.11873/j.issn.1004-0323.2018.6.1095](https://doi.org/10.11873/j.issn.1004-0323.2018.6.1095).
- [11] 戴伟聪, 金龙旭, 李国宁, 等. 遥感图像中飞机的改进YOLOv3实时检测算法[J]. *光电工程*, 2018, 45(12): 180350. doi: [10.12086/oee.2018.180350](https://doi.org/10.12086/oee.2018.180350).
DAI Weicong, JIN Longxu, LI Guoning, *et al.* Real-time airplane detection algorithm in remote-sensing images based on improved YOLOv3[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(12): 180350. doi: [10.12086/oee.2018.180350](https://doi.org/10.12086/oee.2018.180350).
- [12] 宋萍, 许光鑫, 周沿海, 等. 基于MRNSSD模型的遥感图像中飞机目标检测方法[J]. *计算机与现代化*, 2018(12): 110–115. doi: [10.3969/j.issn.1006-2475.2018.12.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-2475.2018.12.021).
SONG Ping, XU Guangxuan, ZHOU Yanhai, *et al.* Aircraft detection method based on MRNSSD model for remote sensing images[J]. *Computer and Modernization*, 2018(12): 110–115. doi: [10.3969/j.issn.1006-2475.2018.12.021](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-2475.2018.12.021).
- [13] 余春艳, 徐小丹, 钟诗俊. 面向显著性目标检测的SSD改进模型[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(11): 2554–2561. doi: [10.11999/JEIT180118](https://doi.org/10.11999/JEIT180118).
YU Chunyan, XU Xiaodan, and ZHONG Shijun. An improved SSD model for saliency object detection[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(11): 2554–2561. doi: [10.11999/JEIT180118](https://doi.org/10.11999/JEIT180118).
- [14] CHEN Zhong, ZHANG Ting, and OUYANG Chao. End-to-end airplane detection using transfer learning in remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(1): 139. doi: [10.3390/rs10010139](https://doi.org/10.3390/rs10010139).
- [15] 唐玮, 赵保军, 龙腾. 基于轻量化网络的光学遥感图像飞机目标检测[J]. *信号处理*, 2019, 35(5): 768–774. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2019.05.005](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2019.05.005).
TANG Wei, ZHAO Baojun, and LONG Teng. Aircraft detection in remote sensing image based on lightweight network[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(5): 768–774. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2019.05.005](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2019.05.005).
- [16] 郭智, 宋萍, 张义, 等. 基于深度卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(11): 2684–2690. doi: [10.11999/JEIT180117](https://doi.org/10.11999/JEIT180117).
GUO Zhi, SONG Ping, ZHANG Yi, *et al.* Aircraft detection method based on deep convolutional neural network for remote sensing images[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(11): 2684–2690. doi: [10.11999/JEIT180117](https://doi.org/10.11999/JEIT180117).
- [17] 王鑫, 李可, 宁晨, 等. 基于深度卷积神经网络和多核学习的遥感图像分类方法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(5): 1098–1105. doi: [10.11999/JEIT180628](https://doi.org/10.11999/JEIT180628).
WANG Xin, LI Ke, NING Chen, *et al.* Remote sensing image classification method based on deep convolution neural network and multi-kernel learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(5): 1098–1105. doi: [10.11999/JEIT180628](https://doi.org/10.11999/JEIT180628).
- [18] 罗会兰, 卢飞, 孔繁胜. 基于区域与深度残差网络的图像语义分割[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(11): 2777–2786. doi: [10.11999/JEIT190056](https://doi.org/10.11999/JEIT190056).
LUO Huilan, LU Fei, and KONG Fansheng. Image semantic segmentation based on region and deep residual network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(11): 2777–2786. doi: [10.11999/JEIT190056](https://doi.org/10.11999/JEIT190056).

杨钧智: 男, 1978年生, 副研究员, 博士, 研究方向为遥感影像处理、遥感影像目标检测与识别。

吴金亮: 男, 1984年生, 高级工程师, 博士, 研究方向为遥感影像处理、数据分析和智能处理。

智 军: 男, 1983年生, 助理研究员, 博士, 研究方向为智能计算方法、遥感影像处理。

责任编辑: 马秀强