

一种基于网格的水利测绘无人机跟踪方法

姚喜

引用本文

姚喜. 一种基于网格的水利测绘无人机跟踪方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220300023-7.

YAO Xi. [Grid-based Tracking Method for Hydrographic Mapping UAV](#)[J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220300023-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于多元约束Petri网的水利测绘无人机路径规划](#)

Path Planning of Hydrographic Mapping UAV Based on Multi-constraint Petri Net

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700079-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700079>

[基于MADDPG的无人机群空中拦截作战决策研究](#)

Study on Intelligent Decision Making of Aerial Interception Combat of UAV Group Based onMADDPG

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700031-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700031>

[基于RRT的无人机动态航路规划算法](#)

UAV Dynamic Route Planning Algorithm Based on RRT

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700127-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700127>

[ARM处理器上的格点QCD计算与优化](#)

Lattice QCD Calculation and Optimization on ARM Processors

计算机科学, 2023, 50(6): 52-57. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200159>

[基于细粒度星座图识别的光性能监测方法](#)

Optical Performance Monitoring Method Based on Fine-grained Constellation Diagram Recognition

计算机科学, 2023, 50(4): 220-225. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600238>

一种基于网格的水利测绘无人机跟踪方法

姚 喜

山东省水利勘测设计院 济南 250013

摘 要 随着测绘技术的不断发展,测绘无人机在水利工程中的应用不断深入。这一方面提升了水利测绘工作的效率,另一方面又带来了因失联、迫降等原因而产生的无人机寻找、监视等问题,如何对水利测绘无人机实现有效跟踪监视成为一项研究课题。鉴于此,文中提出了一种基于网格的水利测绘无人机跟踪方法,首先对以车载雷达站为原点的空间进行三维网格划分;然后基于雷达扫描的无人机空间信息锁定目标网格;再驱动摄像头采集无人机图像;最后,融合图像识别及雷达信息实现无人机识别与跟踪。对三维网格空间划分算法、网格映射算法、无人机识别算法、跟踪监视等算法进行了详细说明。实验验证了所提方法在水利测绘无人机的快速捕捉、有效锁定和持续跟踪方面具有优越性。

关键词: 网格;水利测绘;无人机;图像识别;跟踪监视

中图分类号 TP311

Grid-based Tracking Method for Hydrographic Mapping UAV

YAO Xi

Shandong Survey and Design Institute of Water Conservancy, Jinan 250013, China

Abstract With the development of surveying and mapping technology, unmanned aerial vehicles(UAV) have been widely used in hydraulic engineering. It has improved the efficiency of water conservancy surveying and mapping work. It has also brought about problems such as searching for and monitoring UAV, which are caused by the loss of communication and forced landing. How to effectively track the water conservancy mapping UAV has become a research topic. In view of this, this paper proposes a grid-based tracking method. The three-dimensional grid of the space is divided. The target grid is locked based on the spatial information scanned by radar. Driving the camera to collect UAV images. Image recognition and radar information are fused to realize UAV recognition and tracking. In this paper, three-dimensional mesh space division algorithm, mesh mapping algorithm, UAV identification algorithm, tracking and monitoring algorithms are described in detail. Experimental results show that this technique has advantages in fast capture, effective lock, tracking and surveillance of water conservancy mapping UAV.

Keywords Grid, Water conservancy mapping, UAV, Image recognition, Tracking and monitoring

1 引言

当前,随着信息技术的不断发展,无人机应用不断拓展到社会生活的各个方面^[1]。测绘是水利工程行业设计与施工中的重要环节,伴随着水利工程事业的高速发展,测绘无人机在水利工程中的应用不断深入,并展现出了突出的优势^[2]。在水利工程测绘领域,无人机可以发挥无人驾驶及空中灵活运动的优势,对地形地貌进行航空勘测摄影和空中信息采集^[3-4]。与传统的水利地形测绘、工程测量相比,利用无人机进行水利测绘作业具有人员安全系数高、测绘作业效率高、快速响应能力强、人力成本低等优势^[5-6]。测绘无人机在水利工程中的应用一方面革新了水利测绘工作模式,另一方面又带来了因失联、迫降等原因而产生的无人机寻找、监视等问题。如测绘无人机一般以电池作为动力来源,以无线遥控作为命令输入途径。在电池供电及无线信号不稳定时,无人机失联及迫降的风险系数增大^[7]。另外,在对大片区域进行航测时,需要对无人机的测绘作业路径进行事前规划。在实施中,需要对无人机的水利测绘轨迹进行捕捉和监视,以便对后续测绘作业规划提供基础信息支撑^[8]。在上述背景下,如何对

水利测绘无人机实现有效跟踪成为一项研究课题。

当前,对无人机识别、跟踪的相关研究成果较为丰富。Hu等^[9]提出了一种基于RetinaNet的低小慢无人机目标识别方法,构建了目标智能学习模型,实现了模糊背景、视距较远的无人机目标识别与定位。Feng等^[10]对空中目标的识别与跟踪技术进行了研究,构建了RCTR算法模型用于实现对无人机的识别,提出了MFFT算法用于实现对空中目标的跟踪。深度学习是近年来兴起的一种多层结构的神经网络。通过学习深层非线性网络结构,提高了复杂分类问题的泛化能力^[11]。学者Fan将深度学习方法融入目标识别领域中,提出了一种改进的基于语义的背景提取算法和一种减少图像像素的兴趣区域提取算法,提升了面向视频目标检测性能^[12]。为解决常用目标跟踪算法只使用单一特征来描述目标外观,易受噪声干扰的问题,Yuan等提出了一种新的多特征融合模型,用于视觉跟踪的相关滤波器框架,提升了目标跟踪性能和鲁棒性^[13]。Ullah等提出了一种用于多目标跟踪的有向稀疏图模型,利用隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)对目标空间约束进行建模,以级联方式合并约束,可以在没有任何启发或探索的情况下为目标找到一组可靠的

轨迹,并通过图的设计保持较低的计算复杂度^[14]。Xu 提出了一种基于 TDSMD642 的空中目标识别与跟踪技术^[15],运用小波神经网络和模糊神经网络,研究了基于混合高斯模型背景建模和双帧差法的目标检测方法,确定了运动目标最小外接矩形,提取了区域内角点特征,在相邻帧间进行角点匹配,完成了目标跟踪。Nam 等提出了一种基于区分训练卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)表示的视觉跟踪算法^[16]。使用大量跟踪视频对 CNN 进行预训练,以获得通用的目标表示。将预训练 CNN 中的共享层与在线更新的新二值分类层相结合,构建新的跟踪网络,表现出了优异的目标跟踪性能。Tu 等提出一种多特征融合尺度自适应的无人机跟踪方法^[17],对快速运动物体跟踪的核相关滤波跟踪算法进行了改进,引入多特征融合策略,将互补的方向梯度直方图和颜色直方图进行融合,并加入图像金字塔思想,提供 31 种尺度进行匹配,达到了较优的跟踪效果。上述文献集中于视频及图像的无人机目标识别研究,对雷达等无人机探测硬件对目标锁定与跟踪的作用考虑不足,存在无人机初始目标寻找困难,以及因采集图像模糊导致的无人机识别效果不佳、无人机目标锁定不稳定问题。Qi 等研究了基于交互式多模型的雷达低小慢目标跟踪问题^[18]。基于对低小慢目标运动特征的分析,以及目标匀速直线、匀加速直线、曲线飞行航迹模型,给出了目标跟踪的 IMM 算法及其流程。Ye 等提出一种基于机器学习的雷达目标跟踪算法^[19],优化了基于雷达扫描的空中目标跟踪效果。上述文献方法在进行空中目标跟踪时,仅考虑了雷达因素。但因雷达扫描具有时间间隔,单纯依靠雷达扫描无法实现对无人机目标的实时监视与跟踪。文献^[20]在利用雷达进行目标跟踪的同时,引入二维图片目标检测技术,对目标跟踪轨迹进行修正。但未给出二维目标图像跟踪获取方法,基于相似度匹配的图像目标识别算法也有待进一步提高。

在上述背景下,本文提出了一种基于网格的水利测绘无人机跟踪方法。首先对以车载雷达站为原点的空间进行三维网格划分;然后基于雷达扫描的无人机空间信息锁定目标网格;再驱动摄像头采集无人机图像;最后,融合图像识别及雷达信息实现无人机识别与跟踪。本文对三维网格空间划分算法、网格映射算法、无人机识别算法、跟踪监视等算法进行了详细说明。实验验证了本文方法在水利测绘无人机的快速捕捉、有效锁定和持续跟踪方面具有优越性。

本文的主要创新点为:1)将无人机飞行空间划分为三维网格,构建了三维信息的网格映射算法,结合雷达扫描信息提高了车载摄像头对无人机的捕捉效率;2)基于改进的 RetinaNet 算法及雷达扫描信息,优化了无人机目标识别及实时跟踪效果,有效解决了因采集图像模糊、雷达扫描间隔等造成的无人机目标跟踪不稳定、不连续问题。

2 问题场景及技术路线

本文所述的场景是:存在一架水利测绘无人机在开阔的野外进行水利空中勘测作业;存在一辆特种车辆,车辆配备有低空雷达、云台摄像头。低空雷达能够按照一定扫描周期对水利测绘无人机进行空中探测,并生成无人机与车载平台的相对三维信息。云台摄像头的截面图如图 1 所示。由图可知,摄像头安装在固定立面上,固定立面连接到云台底座上,

云台底座可以带动固定立面绕纵轴进行 360°的平面旋转,摄像头可绕横轴进行 360°的平面旋转,上述两个平面垂直。云台底座轴线及摄像头中心线示意图如图 2 所示。规定云台底座轴线及摄像头中心线的夹角为 90°,箭头指向正方向。本文要解决的问题是对水利测绘无人机进行跟踪监视。

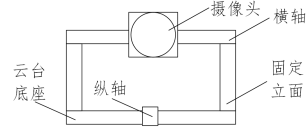


图 1 摄像头及云台截面图

Fig. 1 Cross-sectional view of camera

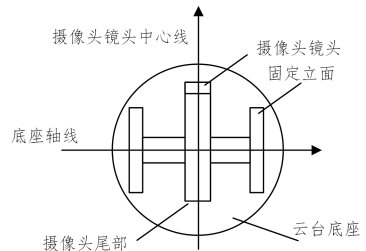


图 2 云台底座轴线及摄像头中心线示意图

Fig. 2 Diagram of axis of base and the center line of camera

本文所述的基于网格的水利测绘无人机跟踪方法的技术路线为:首先,以车载平台为原点对水利测绘无人机的作业空域进行网格划分,通过雷达扫描获取测绘无人机的空间相对三维数据,进而进行三维数据向网格空间的映射。然后,把信息传送给云台摄像头,令云台摄像头指向所确定的空间网格区域,并进行视频图像采集。其次,基于改进的 RetinaNet 算法对摄像头采集到的视频图像进行分析,进而对水利测绘无人机进行识别。最后,基于图像处理技术,通过调整摄像头的方位将无人机在图像中的位置尽量居中,实现对无人机目标的跟踪。同时,不断获取雷达扫描信息,对摄像头锁定的网格信息进行校准。此思想的优越性在于:通过雷达扫描可快速获取水利测绘无人机的空间位置,通过空间网格划分可提高摄像头的无人机捕捉效率,通过改进的 RetinaNet 算法及基于雷达信息的网格校准可优化无人机的识别与跟踪效果。图 3 给出了总体技术路线图。由图可知,本文所述的基于网格的水利测绘无人机跟踪方法的实现步骤有 6 个:1)三维空间网格划分;2)雷达扫描无人机获取目标三维信息;3)三维信息的空间网格映射;4)云台摄像头网格锁定与图像采集;5)基于改进的 RetinaNet 算法的无人机识别;6)无人机目标跟踪。

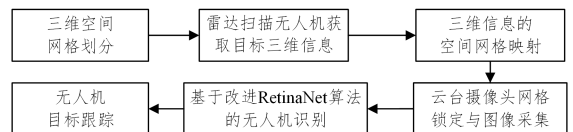


图 3 总体技术路线图

Fig. 3 Overall technical map

3 具体方法

3.1 三维空间划分

三维网格空间的划分方法为:1)构建坐标系。以车载平台为原点 O , Y 轴与经线平行,北极方向为 Y 轴正方向。 X 轴与纬线平行,正东方向为 X 轴的正方向。 X 轴和 Y 轴确定的

平面的法线方向为Z轴正方向,且符合右手法则。2)相关参数设定。用户可以根据需要设定所构建的三维网格的长、宽、高参数,假设为 a, b, c ,进而用户根据无人机跟踪范围大小设定所构建的三维区域空间的长、宽、高,假设为 A, B, C 。且 A, B, C 分别为 a, b, c 的偶数倍。3)空域网格形式化定义。构建一个二维网格数组 $W[N][6]$, N 的值为 $(A * B * C) / (a * b * c)$, N 的值标识了把空域划分为 N 个网格。每个网格有6个参数,参数意义的定义为 $W[N][0]$,标识此网格的X轴左界限, $W[N][1]$ 标识此网格的X轴右界限, $W[N][2]$ 标识此网格的Y轴左界限, $W[N][3]$ 标识此网格的Y轴右界限, $W[N][4]$ 标识此网格的Z轴左界限, $W[N][5]$ 标识此网格的Z轴右界限。4)进行空域的网格划分。第一环节:令变量 $k=0, i=0, j=0$ 。变量 t 从0到 $N/4-1$, $W[t][0]=i * a, W[t][1]=(i+1) * a, W[t][2]=j * b, W[t][3]=(j+1) * b, W[t][4]=k * c, W[t][5]=(k+1) * c$ 。若 $(i+1) * a \neq A/2$,则 $i=i+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b \neq B/2$,则 $i=0, j=j+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b = B/2$,则 $i=0, j=0, k=k+1$ 。第二环节:令变量 $k=0, i=0, j=0$ 。变量 t 从 $N/4$ 到 $N/2-1$, $W[t][0]=i * a, W[t][1]=(i+1) * a, W[t][3]=-j * b, W[t][2]=-(j+1) * b, W[t][4]=k * c, W[t][5]=(k+1) * c$ 。若 $(i+1) * a \neq A/2$,则 $i=i+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b \neq B/2$,则 $i=0, j=j+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b = B/2$,则 $i=0, j=0, k=k+1$ 。第三环节:令变量 $k=0, i=0, j=0$ 。变量 t 从 $N/2$ 到 $3N/4-1$, $W[t][1]=-i * a, W[t][0]=-(i+1) * a, W[t][2]=j * b, W[t][3]=(j+1) * b, W[t][4]=k * c, W[t][5]=(k+1) * c$ 。若 $(i+1) * a \neq A/2$,则 $i=i+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b \neq B/2$,则 $i=0, j=j+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b = B/2$,则 $i=0, j=0, k=k+1$ 。第四环节:令变量 $k=0, i=0, j=0$ 。变量 t 从 $3N/4$ 到 $N-1$, $W[t][1]=-i * a, W[t][0]=-(i+1) * a, W[t][3]=-j * b, W[t][2]=-(j+1) * b, W[t][4]=k * c, W[t][5]=(k+1) * c$ 。若 $(i+1) * a \neq A/2$,则 $i=i+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b \neq B/2$,则 $i=0, j=j+1$ 。若 $(i+1) * a = A/2$,且 $(j+1) * b = B/2$,则 $i=0, j=0, k=k+1$ 。图4给出了三维空间划分示意图。

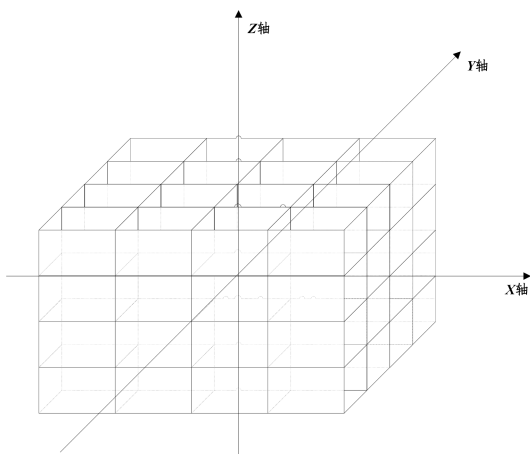


图4 三维空间划分示意图

Fig.4 3d space partition sketch map

3.2 三维信息的空间网格映射

假设车载雷达探测到的水利测绘无人机与车载平台的

相对三维信息为 x, y, z ,则三维信息的网格空间映射方法为:遍历空域网格划分后的二维数组 $W[N][6]$ 。令 i 从0到 $N-1$,若 $\{(W[i][0]>x \text{ 并且 } W[i][1]<x) \text{ 或者 } W[i][0]=x \text{ 或者 } W[i][1]=x\}$ 并且 $\{(W[i][2]>y \text{ 并且 } W[i][3]<y) \text{ 或者 } W[i][2]=y \text{ 或者 } W[i][3]=y\}$ 并且 $\{(W[i][4]>z \text{ 并且 } W[i][5]<z) \text{ 或者 } W[i][4]=z \text{ 或者 } W[i][5]=z\}$,锁定此时的 i 值,并退出。则获得结果为此飞行器处在网格 i 中。

3.3 云台摄像头的网格目标锁定

定义云台的初始状态为:底座轴线与三维网格空间的X轴平行,且底座轴线的正方向与X轴正方向一致。镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 0° 。云台摄像头的网格目标锁定方法为:1)获取要锁定的空间网格中心点。假设空间网格为 i ,假设空间网格 i 的中心点为 x, y, z 。则 $x=(W[i][0]+W[i][1])/2, y=(W[i][2]+W[i][3])/2, z=(W[i][4]+W[i][5])/2$ 。2)第一环节:假如 x, y, z 的值都大于0,令角度 $e=90-\arctg(y/x)$,则调整云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e)^\circ$ 。令角度 $r=\arctg((\sqrt{x^2+y^2})/z^2)$,调整摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 r° 。第二环节:假如 y, z 的值都大于0,且 x 的值小于0,则令角度 $e=90-\arctg(y/-x)$,调整云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e)^\circ$ 。令角度 $r=\arctg((\sqrt{x^2+y^2})/z^2)$,调整摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 r° 。第三环节:假如 x, z 的值都大于0,且 y 的值小于0,令角度 $e=90-\arctg(-y/x)$,则调整云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e)^\circ$ 。令角度 $r=\arctg((\sqrt{x^2+y^2})/z^2)$,调整摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 r° 。第四环节:假如 z 的值大于0,且 x, y 的值都小于0,令角度 $e=90-\arctg(y/x)$,则调整云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e)^\circ$ 。令角度 $r=\arctg((\sqrt{x^2+y^2})/z^2)$,调整摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 r° 。图5给出了网格目标锁定示意图。

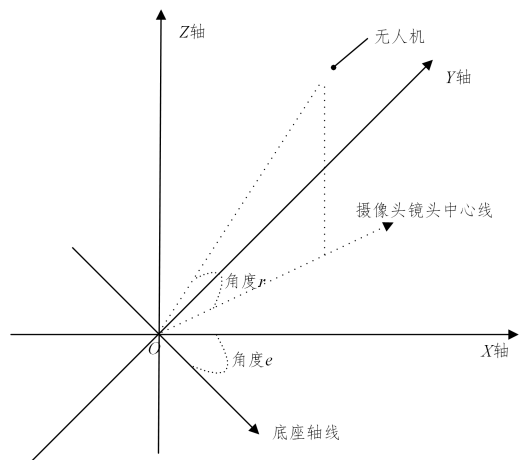


图5 网格目标锁定示意图

Fig.5 Target lock schematic

3.4 无人机识别与目标图像调整

本节对无人机识别与目标图像调整方法进行阐述, 首先对无人机识别方法进行说明。

文献[9]给出了一种基于 RetinaNet 的低小慢无人机目标识别方法, 能够实现对图片中无人机目标的识别与框选。本文从以下 3 个方面对上述方法进行改进。

(1) 训练样本采集。因拟识别的测绘无人机已知, 所以训练样本可在实际测绘作业环境中采集, 有利于提高训练样本的针对性。采集到的图像如图 6 所示。



图 6 采集到的无人机图像

Fig. 6 Captured UAV images

(2) 待识别图像预处理。在车载摄像头进行图像采集的过程中, 由于天气、环境、光照等不确定因素的干扰, 待识别的图像可能存在一定的质量问题, 如局部像素点信息不全、失真等。本文通过图像插值及图像滤波两个环节对待识别图像进行预处理。图像插值采用三次内插法。其中三次多项式 $S(x)$ 的数学表达式为:

$$s(x) = \begin{cases} 1 - 2|x|^2 + |x|^3, & 0 \leq |x| < 1 \\ 4 - 8|x| + 5|x|^2 - |x|^3, & 1 \leq |x| < 2 \\ 0, & |x| \geq 2 \end{cases} \quad (1)$$

待求像素 (x, y) 的灰度计算公式为:

$$f(x, y) = f(i+u, j+v) = ABC \quad (2)$$

其中:

$$A = \begin{pmatrix} s(1+v) \\ s(v) \\ s(1-v) \\ s(2-v) \end{pmatrix}^T$$

$$B = \begin{pmatrix} f(i-1, j-1) f(i-1, j) f(i-1, j+1) f(i-1, j+2) \\ f(i, j-1) f(i, j) f(i, j+1) f(i, j+2) \\ f(i+1, j-1) f(i+1, j) f(i+1, j+1) f(i+1, j+2) \\ f(i+2, j-1) f(i+2, j) f(i+2, j+1) f(i+2, j+2) \end{pmatrix}^T$$

$$C = \begin{pmatrix} s(1+u) \\ s(u) \\ s(1-u) \\ s(2-u) \end{pmatrix}^T$$

图像滤波采用中值滤波法, 其流程为: 1) 以某一像素点为中心, 确定 5 行 5 列滤波窗口; 2) 对窗内的每行像素灰度值按降序排列, 得到最大值、中间值和最小值; 3) 把 5 行的最小值即第五列的灰度值相比较, 取其中的最大值; 4) 把 5 行的最大值即第一列的灰度值相比较, 取其中的最小值; 5) 把 5 行的中间值即第三列相比较, 再取一次中间值; 6) 把前面得到的 3 个

值再做一次降序排列, 获得的中值即该窗口的中值。

(3) RetinaNet 网络优化。RetinaNet 网络结构如图 7 所示, Cov_1 至 Cov_5 为特征提取网络; P_4 至 P_6 为特征金字塔网络; 其他部分为分类和定位子网络。

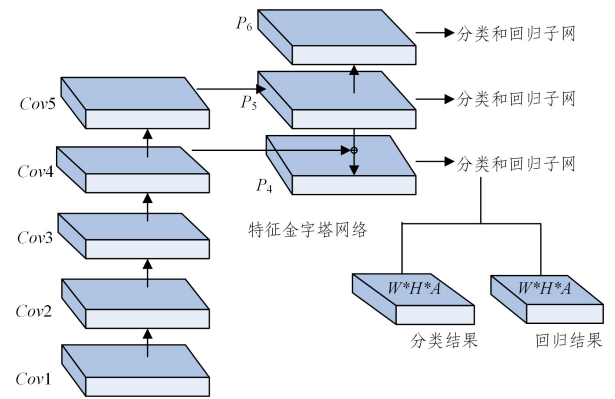


图 7 RetinaNet 网络结构

Fig. 7 RetinaNet network structure

本文增加 ResNet 的网络层数至 152 层, 以便获取更精确的原始图像特征, ResNet152 结构图如图 8 所示。

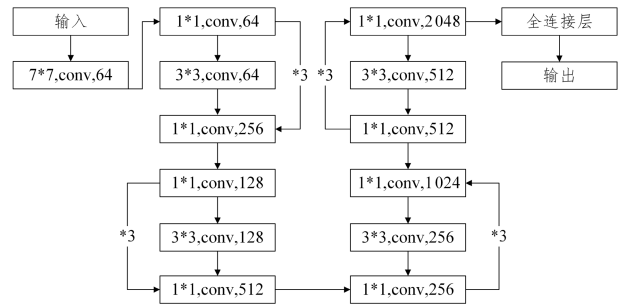


图 8 ResNet152 结构图

Fig. 8 ResNet structure diagram

引入 MobileNet 对 ResNet152 进行加速和压缩^[21]。MobileNet 的基本单元是深度可分离卷积, 将标准卷积分解为 Depthwise 和 Pointwise 两个步骤, 如图 9 所示。Depthwise 卷积模块的一个卷积核对应一个输入通道; Pointwise 卷积模块使用 1×1 的卷积核。本文将 ResNet152 中标注 3×3 的卷积操作分为 3×3 的 Depthwise 卷积模块以及 1×1 的 Pointwise 卷积模块, 再通过 BN, ReLU 激活函数构建网络。

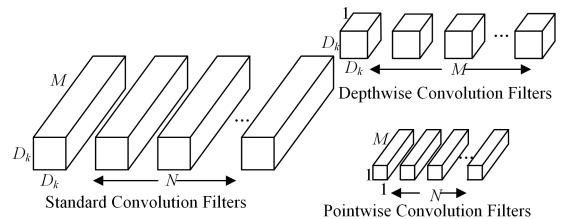


图 9 深度可分离卷积图

Fig. 9 Depthwise separable convolution

本文所述的无人机目标图像调整流程为: 1) 假定摄像头的图像采集周期为 t , 假设当前时刻摄像头采集到的图像为 A , 图像大小为 $x \times y$ 像素; 2) 经过无人机识别后, 假定生成的目标框为矩形框, 按照从上到下、从左到右的顺序, 矩形框 4 个顶点的像素点坐标依次为 $(x_1, y_1), (x_2, y_1), (x_1, y_2), (x_2,$

y_2);3)若 $(y_1 + (y_2 - y_1)/2) - y/2 > r_1$, r_1 为阈值,假设当前摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 r° ,则令摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 $(r-i)^\circ$, i 为摄像头角度调整步长。若 $y/2 - (y_1 + (y_2 - y_1)/2) > r_1$,假设当前摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 r° ,则令摄像头镜头中心线与X轴Y轴确定的平面的夹角为 $(r+i)^\circ$ 。若 $(x_1 + (x_2 - x_1)/2) - x/2 > r_2$, r_2 为阈值,假设当前云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 $(e+j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e-j)^\circ$, j 为摄像头角度调整步长。假设当前云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 $(e-j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e+j)^\circ$ 。假设当前云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 $(e-j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e+j)^\circ$ 。假设当前云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 $(e+j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e-j)^\circ$ 。若 $x/2 - (x_1 + (x_2 - x_1)/2) > r_2$, r_2 为阈值,假设当前云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 $(e-j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e+j)^\circ$, j 为摄像头角度调整步长。假设当前云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴正方向的夹角为 $(e+j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴正方向的夹角为 $(90-e-j)^\circ$ 。假设当前云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 e° ,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e)^\circ$,则令云台底座轴线正方向与X轴负方向的夹角为 $(e-j)^\circ$,且云台底座轴线正方向与Y轴负方向的夹角为 $(90-e+j)^\circ$ 。4)若 $|x_2 - x_1| < q_1$ 且 $|y_1 - y_2| < q_2$,其中 q_1, q_2 为阈值,则驱动摄像头以像素点 $(x_1 + (x_2 - x_1)/2, y_1 + (y_2 - y_1)/2)$ 为中心放大图像,直到 $q_1 < |x_2 - x_1| < q_3$ 或 $q_2 < |y_1 - y_2| < q_4$,其中 q_3, q_4 为阈值。若 $|x_2 - x_1| > q_3$ 且 $|y_1 - y_2| < q_4$,则驱动摄像头以像素点 $(x_1 + (x_2 - x_1)/2, y_1 + (y_2 - y_1)/2)$ 为中心缩小图像,直到 $q_1 < |x_2 - x_1| < q_3$ 。若 $|x_2 - x_1| < q_3$ 且 $|y_1 - y_2| > q_4$,则驱动摄像头以像素点 $(x_1 + (x_2 - x_1)/2, y_1 + (y_2 - y_1)/2)$ 为中心缩小图像,直到 $q_2 < |y_1 - y_2| < q_4$ 。5)返回第三步进行迭代。

3.5 无人机目标跟踪

本文所述的无人机目标跟踪步骤是:1)假设雷达扫描的

时间周期为 t ,假设在 t_1 时刻,接收到无人机所处的空间三维信息,通过3.2节给出的映射方法进行无人机三维信息向三维网格空间映射,假设确定的空间网格为 i ;2)通过3.3节给出的云台摄像头的网格目标锁定方法进行云台摄像头的调整;3)通过3.4节给出的无人机识别与目标图像调整方法,对无人机目标进行识别跟踪;4)实时获取雷达扫描信息,通过3.3节给出的云台摄像头的网格目标锁定方法进行目标网格锁定,假设为 j ,若当前摄像头锁定的网格不为网格 j ,则返回第二步进行迭代。图10给出了无人机目标跟踪流程图。

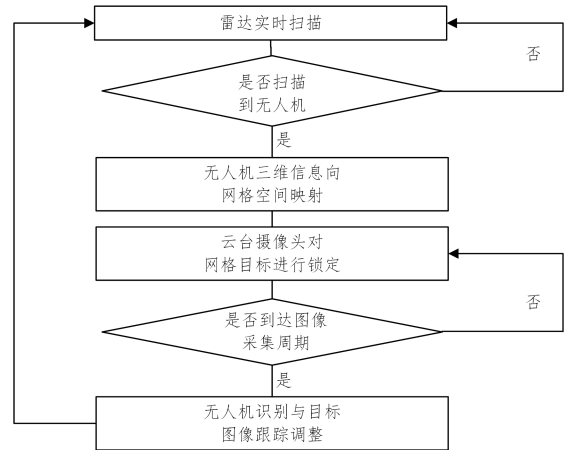


图10 无人机目标跟踪流程图

Fig.10 Flow chart of UAV target tracking

4 实验结果与分析

为了验证所提方法的有效性,本节进行仿真实验,实验设计为两个环节:1)基于Python对改进的RetinaNet无人机识别方法进行实验测试;2)基于C#对基于网格的水利测绘无人机跟踪识别效果进行实验测试。下面给出具体内容。

4.1 无人机识别测试

针对拟识别的测绘无人机,TP(True Positive)表示被正确分类的正样本个数,FP(False Positive)表示被错误标记的负样本个数,FN(False Negative)表示被错误标记为负样本的正样本个数,查全率 $RC = TP / (TP + FN)$,查准率 $PR = TP / (TP + FP)$,主要参考性能指标 $F_1 = (2 * RC * PR) / (RC + PR)$ 。

本文构建测试数据集包括3类图片数据:1)待测定的测绘无人机图片,如六旋翼无人机;2)非待测无人机图片,如固定翼无人机、小型四轴无人机、空中客机;3)非无人机图片,如鸟类、房屋、车辆等。实验测试分为两个方面:1)对图像无干扰时进行测试,即对原图进行检测,实验结果如表1所列;2)对图像有干扰时进行测试,本文对10%的待测定测绘无人机图片进行失真或部分缺失处理,实验结果如表2所列。

表1 基于原图的实验测试结果

Table 1 Experimental test results based on original images

(单位:%)			
算法	Precision	Recall	F_1
YOLO	82.3	80.1	81.19
SSD	83.5	81.8	82.64
RetinaNet	94.0	92.2	93.10
本文算法	97.0	97.3	97.15

表2 基于干扰图的实验测试结果

Table 2 Experimental test results based on interference images

(单位: %)			
算法	Precision	Recall	F ₁
YOLO	78.7	76.3	77.48
SSD	80	77.6	78.78
RetinaNet	91.0	89.7	90.35
本文算法	96.0	96.3	96.15

由表1和表2可知,本文算法在面向图像的测绘无人机识别检测性能上均优于YOLO,SSD,RetinaNet算法,在图像存在干扰时,本文算法的识别检测性能更加突出。

4.2 无人机跟踪测试

首先,根据3.1节给出的三维空间网格划分方法自定义一个二维网格数组 $W[N][6]$,设置参数 N 为8万,三维区域的长、宽、高 A,B,C 均为200,三维网格的长、宽、高 a,b,c 均为1。其次生成测绘无人机作业轨迹,设置无人机按照周期 $t_1=2\text{ms}$ 进行移动,每次移动一个三维网格,设置无人机轨迹点总数为5000,轨迹点起始网格与下一跳相邻网格均利用Random.Next函数随机产生。然后初始化车载平台,设置雷达及摄像头位置为坐标原点 $(0,0)$,底座轴线指向 X 轴正方向,镜头中心线与 X 轴 Y 轴确定的平面的夹角为 0° 。设置雷达的全空域扫描周期为 $t_2=10\text{ms}$,摄像头的照片采集周期为 $t_3=0.05\text{ms}$,按照概率 P 对采集到的照片进行干扰, P 从0至1,云台转动时间忽略不计。最后,按照3.5节给出的测绘无人机目标跟踪方法对无人机目标进行跟踪实验。

本文将目标轨迹匹配度作为方法性能指标,目标轨迹匹配度为所能识别的有效轨迹点数与轨迹总点数的比值。本文将所提方法与仅图像目标识别跟踪方法^[10]、仅雷达目标跟踪方法^[19]、融合了目标图像检测与雷达信息修正的目标跟踪方法^[20]进行比较,实验结果如图11所示。由图可知,本文方法在无人机目标跟踪上具有优越性。从理论上分析本文方法与上述文献技术相比的技术优越性在于:1)进行了三维网格划分,能够在雷达捕捉到目标信息后,快速调整摄像头对准目标所在网格;2)优化了RetinaNet无人机识别算法,提高了无人机识别效果;3)融合图像识别和雷达扫描信息调整摄像头,实现了对无人机目标的有效跟踪。

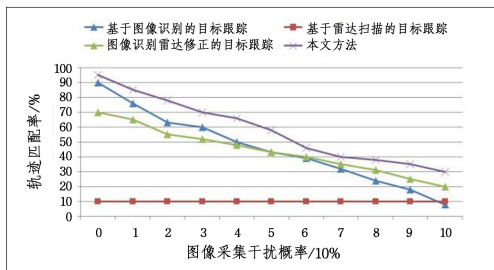


图11 无人机目标跟踪实验结果图

Fig. 11 Chart of UAV target tracking test results

结束语 为了实现对水利测绘无人机的有效跟踪,本文给出了一种基于网格的水利测绘无人机跟踪方法。对当前无人机识别跟踪技术进行了综述,给出了空间三维网格构建方法,对问题场景及技术路线进行了说明,对三维

信息的空间网格映射算法、云台摄像头空间网格目标锁定算法、无人机识别与目标图像调整算法进行了详细描述,对测绘无人机的跟踪流程进行了介绍。本文将雷达扫描、云台控制、图像识别、目标监视融合后,应用于测绘无人机目标跟踪具有一定工作拓展性。实验结果表明本文方法在测绘无人机识别跟踪上具有优越性。下一步将对水利测绘无人机路径规划及无人机目标失联搜索问题进行研究和探索。

参考文献

- [1] DENG L, MAO Z H, LI X J, et al. UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: A comparison between different cameras[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 146(5): 124-136.
- [2] LIANG W J, HE X J. Application of UAV in water conservancy industry[J]. Water Conservancy and Hydropower in Hunan Province, 2017, 11(6): 43-45.
- [3] MAO J C, ZHAO S J. Research on the application of low-altitude remote sensing in hydraulic engineering mapping[J]. Architectural Technology Development, 2020, 47(19): 85-86.
- [4] YANG Z, LI J, ZIPPER C E, et al. Identification of the disturbance and trajectory types in mining areas using multitemporal remote sensing images[J]. Science of the Total Environment, 2018, 644(9): 916-927.
- [5] LEE S, CHOI Y. Reviews of unmanned aerial vehicle(drone) technology trends and its applications in the mining industry [J]. Geosystem Engineering, 2016, 19(4): 197-204.
- [6] ZHOU T, MEGHDAD H S, HABIB A. Tightly-coupled camera/LiDAR integration for point cloud generation from GNSS/INS-assisted UAV mapping systems[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 180(4): 336-356.
- [7] HAYAJNEH A M, ZAIDI S A R, MCLERNON D C, et al. Performance Analysis of UAV Enabled Disaster Recovery Networks: A Stochastic Geometric Framework Based on Cluster Processes[J]. IEEE Access, 2018, 6(7): 26215-26230.
- [8] ASMAMAW A G, LEILA H B. Three-Dimensional Inundation Mapping Using UAV Image Segmentation and Digital Surface Model[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(3): 139-144.
- [9] HU Y, XU Z Q, LIU W J. LOW-SPEED UAV target recognition based on RetinaNet[J]. Modern Computer, 2021, 9(5): 66-70.
- [10] FENG Y P. Research on air target recognition and tracking technology[D]. Shenyang: Shenyang Ligong University, 2020.
- [11] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, 2016: 770-778.
- [12] FAN T. Research and realization of video target detection system based on deep learning[J]. International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing, 2019, 13(7): 142-149.
- [13] YUAN D, ZHANG X, LIU J, et al. A multiple feature fused

- model for visual object tracking via correlation filters[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019(2):27271-27290.
- [14] ULLAH M, CHEIKH F A. A Directed Sparse Graphical Model for Multi-target Tracking [C] // *CVPRW. IEEE*, 2018: 1897-1904.
- [15] XU J. Research on air target recognition and tracking technology based on TDSM642[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [16] NAM H, HAN B. Learning Multi-Domain Convolutional Neural Networks for Visual Tracking[C] // *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. Las Vegas, NV, USA, 2016: 4293-4302.
- [17] TU T, ZHOU Z F, ZHOU W, et al. Multi-feature Fusion scale adaptive UAV tracking method[J]. *Sensors and Microsystems*, 2021, 40(6): 34-36, 39.
- [18] QI C, ZHANG D, CAI Y Y. Research on Infrared/radar low-small slow target tracking algorithm based on interactive multi-model[J]. *Shanghai Aerospace*, 2012, 29(6): 37-41.
- [19] YE K, ZHU Y X. A radar target tracking algorithm based on machine learning[J]. *Information Technology*, 2019, 13(10): 158-160.
- [20] LI Z Y. Research on radar target tracking algorithm based on machine learning[J]. *Information Technology and Informatization*, 2020(8): 217-219.
- [21] SONG H H, HUI F, JING S C, et al. Improved RetinaNet model for vehicle target detection[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(13): 225-230.



YAO Xi, born in 1984, postgraduate, senior engineer. Her main research interests include photogrammetry and remote sensing, data processing, and equipment design of mapping UAV.