

基于尺度特征卷积神经网络的高分对地观测系统设计

刘 笛, 何 伟, 曹秀云

(中国航天系统科学与工程研究院, 北京 100045)

摘要: 针对高分对地观测系统使用过程中会受到不同活动项目的约束影响, 出现系统成像、回传及活动完成率低的问题, 导致观测效果不佳, 为此提出了基于尺度特征卷积神经网络的高分对地观测系统设计; 该系统通过管控中心服务器推送系统运行状态信息, 实现三维显示任务的功能; 利用 CMOS 图像传感器实现成像面对应点的传送和 FPGA 控制器控制其数据存储时间; 采用 BCM5464 千兆交换机, 实现数据高速传输; 构建并训练尺度特征卷积神经网络, 利用 RPN 网络识别目标区域特征, 通过划分目标的前景和背景确定了该区域内的训练兴趣区域坐标, 从而使 RPN 网络权值学习达到了预期目标, 提升了目标检测识别的准确性, 设计对地观测信息管理流程, 完成系统设计; 由实验结果可知, 该系统最高成像、回传概率、活动完成率分别为 83%、99.9% 和 100%, 具有良好的观测效果。

关键词: 尺度特征; 卷积神经网络; 高分对地观测; 图像传感器

Design of High-Resolution Earth Observation System Based on Scale Feature Convolutional Neural Network

LIU Di, HE Wei, CAO Xiuyun

(China Aerospace Academy of Systems Science and Engineering, Beijing 100045, China)

Abstract: In view of the high-scoring earth observation system being affected by the constraints of different activities during the use process, the system imaging, backhaul and activity completion rate is low, resulting in poor observation results, for this reason, a convolutional neural network based on scale features is proposed. The design of the high-scoring Earth observation system. The system pushes system operating status information through the management and control center server to achieve the function of three-dimensional display tasks. The CMOS image sensor is used to realize the transmission of the corresponding points on the imaging surface, and the FPGA controller is used to control the data storage time. Adopt BCM5464 gigabit switch to realize high-speed data transmission. Construct and train the scale feature convolutional neural network, use the RPN network to identify the characteristics of the target area, and determine the training interest area coordinates in the area by dividing the foreground and background of the target, so that the RPN network weight learning achieves the expected goal and improves The accuracy of target detection and recognition, the design of the Earth observation information management process, and the completion of the system design. It can be seen from the experimental results that the highest imaging, return probability, and activity completion rate of the system are 83%, 99.9%, and 100%, respectively, which has good observation effects.

Keywords: scale feature; convolutional neural network; high-resolution earth observation; image sensor

0 引言

随着我国航天事业的快速发展, 建立对全天候高分辨率对地观测平台的要求也在不断提升。“高分辨率地球观测系统”重大国家项目的实施, 突出了高分辨率项目卫星控制的重要性及复杂性^[1]。通过管理和控制传统的成像卫星任务规划方法, 建立了新的任务规划平台, 以支持传统的成像卫星调度和新的卫星资源任务规划, 从而将通用任务规划平台扩展到空间领域^[2]。高分辨率地面观测系统的观测过程类似于工业生产过程, 其主要目标是规划和调度卫

星和地球资源, 以满足用户对图像和任务的逻辑、时间和资源要求^[3]。

当前已有相关领域学者对高分对地观测系统作出了研究并取得了一定成果。文献 [4] 提出基于 UML 集成框架的高分对地观测系统, 采用正则化正交匹配跟踪算法重建图像, 再用迭代算法得到高分辨率的观测数据。然而, 如果迭代数取值不当, 将严重影响重建图像的质量, 造成观测结果不准确; 文献 [5] 提出基于约束网络的高分辨率地球观测系统, 观测位置的优劣取决于算法的最差时间复杂性。然而, 该系统容易受到新约束局域网的影响, 造成观

收稿日期: 2021-08-04; 修回日期: 2021-09-02。

作者简介: 刘 笛(1990-), 女, 黑龙江哈尔滨人, 硕士, 工程师, 主要从事国防科技情报, 包括对地观测卫星、国防工业方向的研究。

引用格式: 刘 笛, 何 伟, 曹秀云. 基于尺度特征卷积神经网络的高分对地观测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(5): 215-219.

测结果的误差。

为此，提出了一种基于尺度特征卷积神经网络的高分对地观测系统。在 GIS 可视化环境下设计高分对地观测系统总体结构，设计管控中心服务器、跟踪站与控制中心等硬件模块，通过尺度特征卷积神经网络及 RPN 网络实现目标前景和背景的划分，提升目标检测识别的准确性，最后设计高分对地观测信息管理流程。

1 高分对地观测系统总体结构设计

利用空间观测任务规划系统动力学模型，在二维和三维 GIS 平台上对各要素进行组织和管理，实现了时空分析、监测、资源状态空间可视化。针对资源态势的多面性和层次性，基于“平台+插件”的技术体系，设计了高分对地观测系统总体结构，用于对系统的各种态势数据进行采集和集成，以构建灵活、集成的 GIS 可视化环境^[6]。这一体系结构应实现基于网络的系统业务数据的收集、处理和应用，对多源态势数据的收集和集成，以及建立能够充分显示空间观测任务规划系统业务数据的综合可视化环境^[7]。它要求能直观、准确地反映各种资源要素的空间分布和时间变化情况，有助于对运行数据进行系统处理和分析，帮助各级用户获取知识。高分对地观测系统整体结构如图 1 所示。



图 1 高分对地观测系统整体结构

由图 1 可知，数据资源层包含的数据量较大，且数据类型复杂多样，主要包括观测任务数据和卫星资源数据、测控接收资源数据和接收任务数据以及运行调度数据与资源运行状态数据^[8]。由于这些数据具有明显的时间特征，动态数据更新频繁，因此采用分层的数据组织与管理模式，利用多源数据适配器来屏蔽分布的异构数据源，提供统一的外部调用接口^[9]。

基础支持平台层负责为可视应用提供数据的管理与共享、数据的处理与分析、访问控制和授权等专业服务^[10]。数据资源的管理与调度是通过一个自主可控的地理信息平台，通过封装服务功能模块来提供功能服务，实现可视化层次调用。

可视化集成层作为应用的基础支撑和重要组成部分，结合地理信息可视化功能，使用户在高分对地观测系统总

体结构上享受到更好的可视化服务，充分体现了框架集成和扩展的能力。

2 高分对地观测系统硬件结构设计

系统提供了一个统一的集成接口框架，减少了用户数量，提高了人机交互体验，根据用户的操作需求，扩展和定制了业务功能，实现了对系统硬件结构的支持。系统硬件结构如图 2 所示。

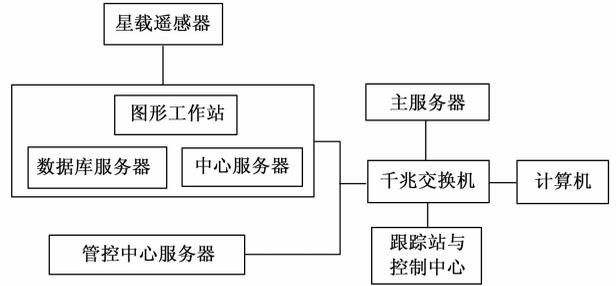


图 2 系统硬件结构

由图 2 可知，该系统主要是由星载遥感器、图形工作站、管控中心服务器、主服务器、千兆交换机、计算机和跟踪站与控制中心组成。

2.1 管控中心服务器

对各中心上报的资源运行和任务执行情况进行分类，并推送到状态显示功能中，用于监测资源使用和监测任务运行情况。

2.2 图形工作站

以三维方式实时显示资源任务执行情况、资源闲置情况和可用窗口信息，并负责维持基本信息，如观测卫星、地面站设备和中继卫星，以及地球资源能力和使用限制。

2.3 星载遥感器

星载遥感器是一种空间服务遥感设备，它通过获取地面数据，以反射电磁波的方式向地面接收站传送。星载遥感器系统如图 3 所示。

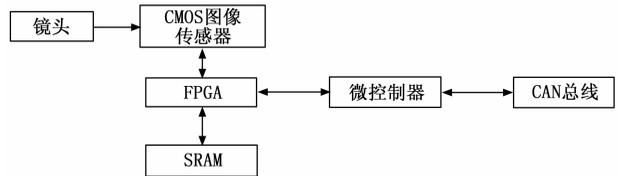


图 3 星载遥感器系统

由图 3 可知，卫星遥感系统由镜头、CMOS 图像传感器、FPGA、SRAM 和单片机共 5 部分组成。由镜头采集遥感观测图像，通过 CMOS 图像传感器将采集到的图像信息整理，并通过微控制器、FPGA 和单片机实现图像的存储^[11]。

2.3.1 CMOS 图像传感器

CMOS 图像传感器通过镜头向星载遥感系统传输图像中的对应点信息，当焦距为无穷大且接近平行光时，镜头通过 CMOS 图像传感器向透镜阵列的焦平面近平行光传输

信息, 这就决定了聚光长度。

2.3.2 FPGA 控制器

为了满足高分对比观测需求, 采用 FPGA 控制器控制所有时序, 并对 CMOS 图像传感器数据按照由小到大顺序依次排列, 并存储和输出控制结果^[12]。

FPGA 控制器对 CMOS 图像传感器成像控制过程如下: FPGA 控制器启动系统后, 将系统芯片的复位指令发送到 CMOS 图像传感器, 当 CMOS 图像传感器接收到所有的指令时, 芯片复位, 此时复位指针沿图像像素矩阵逐渐移动。重置指针的时间间隔是在重置指针达到某一目标时的积分时间, 此时重置指针开始激活并移动到重置位置^[13]。在同一周期中统计不同指针的交替运动形式, 进行连续的读线复位、读线操作等, 以确保像素阵列的所有行满足积分时间的要求。

2.3.3 CAN 总线

CAN 总线接口的主要任务是接收卫星数据处理模块的指令, 中断单片机并设置相应的标志, 由单片机进行标志查询。根据星载传感器上的 CAN 通信协议, 负责对遥感相机的工作状态, 如电源、电流、温度、曝光时间等进行控制和监测, 并实时传输卫星图像数据。

2.4 千兆交换机

BCM5464 千兆交换机是一种 4 端口数据交换装置, 主要由网络接口芯片和铜/光纤介质接口组成, BCM5464 千兆交换机接口是通过交换原始信号, 在铜/光纤介质上实现物理层设备之间的数据交换。采用 BCM5464 千兆交换机, 有 12 个可以传送千兆信号的信道。在 BCM5464 型千兆交换机上, 通过构造 MAC 学习机制, 实现数据到目标端口的交换。

2.5 跟踪站与控制中心

跟踪站与控制中心负责把星载传感器的跟踪和遥控信息从地球站传送到控制中心, 并通过飞船把数据发送回地面。然而, 星载传感器在接收相关数据时受到高频线性载波影响, 无法与地面跟踪站与控制中心及时取得联系。因此, 需要调整航天器和地面接收站的距离, 使所有的卫星都处于同一轨道, 从而形成覆盖整个中低轨空间的网络。如此一来, 由两个卫星和一个测控站组成的追踪站和控制中心就可以取代由世界各地几个测控站组成的空间测控网。跟踪站与控制中心结构如图 4 所示。

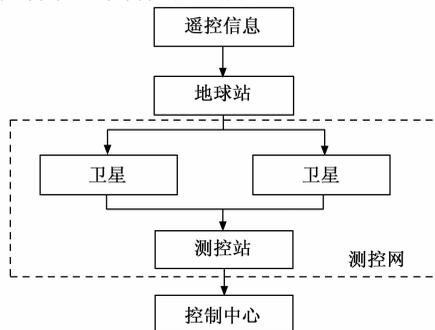


图 4 跟踪站与控制中心结构

3 高分对地观测系统软件部分设计

在硬件结构的基础上, 设计高分对地观测系统软件流程, 构建尺度特征卷积神经网络架构, 通过 RPN 网络实现目标的前景和背景划分, 提升目标提取的准确性; 将识别目标的遥感观测图像输入到基于尺度特征的卷积神经网络中, 利用 MAP 值实现目标信号识别, 最后通过设计高分对地观测信息管理流程, 实现高分对地观测系统软件部分设计。

3.1 基于尺度特征卷积神经网络的观测信号识别

尺度特征卷积神经网络是一种由 RPN 网络和目标识别网络组成的卷积神经网络, 其中 RPN 网络用于目标坐标回归识别和分类^[14]。尺度特征卷积神经网络架构如图 5 所示。

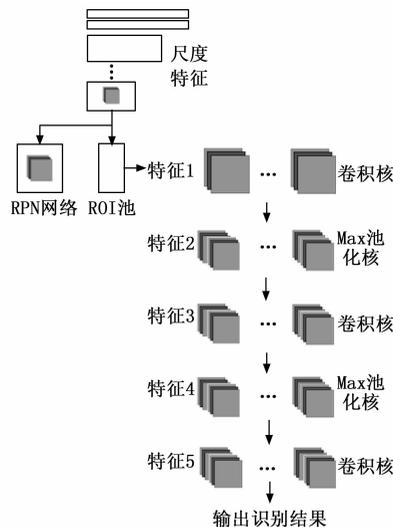


图 5 尺度特征卷积神经网络架构示意图

3.1.1 RPN 网络

RPN 网络通过提取目标的感兴趣区域特征, 实现了对目标结构的检测与识别。对目标来说, 感兴趣区域主要包括两点, 即尺度和比例, 由这两点组成的网络就是卷积神经网络的目标感兴趣区域^[15]。在此基础上, 通过目标的前景和背景划分, 确定了该区域内的训练感兴趣区域坐标, 从而使 RPN 网络权值学习达到了预期目标^[16]。对遥感观测图像的背景建模, 公式如下:

$$t(v) = \frac{|T^h|}{\max_{j \in \pi} |T^g|} \tag{1}$$

式中, π 为目标的感兴趣区域范围, T^h 、 T^g 分别为目标的前景和背景包含的特征目标数量。

对目标的前景和背景进行划分, 公式如下:

$$d(i, j) = \frac{t(v)}{|f(i, j) - B(i, j)|} \tag{2}$$

式中, $f(i, j)$ 为提取到的目标遥感观测图像, $B(i, j)$ 为背景图像。根据式 (2) 得到目标图像前景区域, 并据此实现目标遥感观测图像的信号识别^[17], 下文将对此进行介绍。

3.1.2 目标识别网络

目标识别网络能够从 RPN 网络中接收目标区域数据,

通过卷积层、活跃层和池化层进行图像特征提取^[18]。目标识别网络结构如图 6 所示。

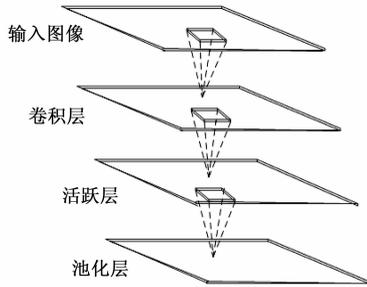


图 6 目标识别网络结构图

输入层将遥感观测图像输入至目标识别网络结构中，卷积层实现遥感观测图像的前景划分，池化层结合区域数据和特征信息可以获得星载遥感影像中的特征矢量信息，并通过遥感影像输出到输出的输出层。采用特征向量传递的方法对目标进行识别^[19]，计算公式为：

$$S_d = \sum_i^D \sum_j^D \frac{d(i,j)}{D^2} \quad (3)$$

通过目标识别网络结构中的多个层级，将 $K \times K$ 个图像矢量拼接形成矢量特征，实现了目标检测。

3.1.3 信号识别

在基于尺度特征卷积神经网络架构下，能够实现 RPN 网络和目标识别网络的高效训练，通过网损叠加方式，结合随机梯度下降方式，对基于尺度特征卷积神经网络进行训练，以此优化网络参数，获取精准输出结果。

通过把遥感观测图像输入到基于尺度特征的卷积神经网络中，得到 n 个目标感兴趣区域，首先对该区域的不相关数据进行控制，然后选择前 $1/n$ 个目标进入目标识别状态，之后再选择后 $1/n$ 个目标进行识别，从而得到目标的区域坐标^[20]，利用 MAP 值对信号进行识别，并随着 MAP 值的增大，提高了网络结构目标检测与识别的准确性，计算公式为：

$$MAP = \frac{1}{n} \sum_i^n AP_i \quad (4)$$

公式 (1) 中， n 表示信号数量； i 表示信号种类标签； AP_i 表示信号种类标签判断为 i 的精度。

3.2 观测信息管理功能设计

高分对地观测系统的信息管理功能负责维护和更新卫星资源信息数据库，以及人机交互管理功能。高分对地观测信息管理的主要流程如图 7 所示。

由图 7 可知，对于高分对地观测信息管理需先启动软件启动，查询指令通过主界面发送。在查询包接收到查询命令后，检查查询条件是否正确，然后执行查询命令返回查询结果。通过主界面发送消息维护命令，接收维护命令后，维护包验证输入信息，并返回数据处理结果。最终向主屏幕发送消息删除命令，命令完成后，向系统返回数据处理结果，由此完成高分对地观测信息管理。

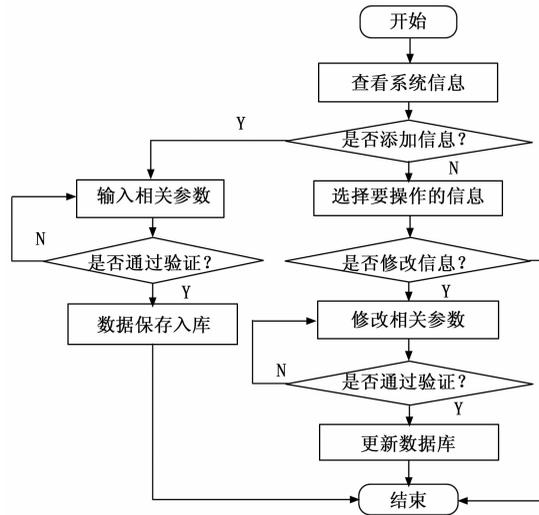


图 7 高分对地观测信息管理流程

4 实验结果与分析

为了验证基于尺度特征卷积神经网络的高分对地观测系统设计合理性，以文献 [4] 方法、文献 [5] 方法作为实验对比方法，进行实验验证分析。

4.1 系统方案

实验在 Matlab 仿真软件中进行，采用 GF-1 卫星搭载的 WFV 传感器作为实验观测设备，其分辨率为 16 m，重复周期为 4 d。以某区域地形作为观测目标，通过多次观测试验验证所设计系统的有效性。

4.2 实验结果与分析

4.2.1 系统成像机会

测试 3 种系统的成像机会，对比分析结果如图 8 所示。

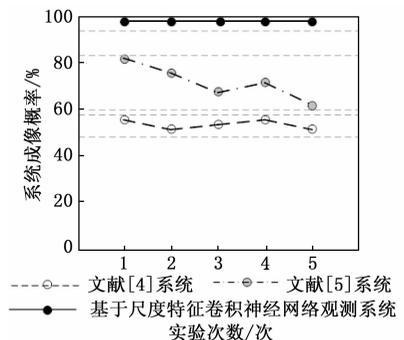


图 8 三种系统成像机会对比分析

由图 8 可知，使用文献 [4] 系统最高成像概率为 58%，最低为 51%；使用文献 [5] 系统最高成像概率为 83%，最低为 61%；使用基于尺度特征卷积神经网络观测系统成像概率始终保持在 99% 不变。由此可知，使用基于尺度特征卷积神经网络观测系统成像机会较大，系统的观测成功率较高。

4.2.2 回传机会

测试 3 种系统的回传机会，对比分析结果如图 9 所示。

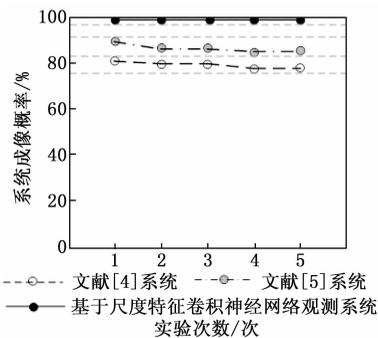


图 9 3 种系统回传机会对比分析

由图 9 可知, 使用文献 [4] 系统最高回传概率为 80%, 最低为 78%; 使用文献 [5] 系统最高回传概率为 90%, 最低为 88%; 使用基于尺度特征卷积神经网络观测系统回传概率始终保持在 99.9% 不变。由此可知, 3 种系统回传机会都较大, 但基于尺度特征卷积神经网络观测系统回传机会更大。

4.2.3 活动完成率

测试 3 种系统的活动完成率, 对比分析结果如表 1 所示。

表 1 3 种系统活动完成率对比分析 %

活动项目	基于 ROMP 系统	基于约束网络系统	基于尺度特征卷积神经网络系统
资源配置	完成 65	完成 82	完成 95
交互展现	完成 70	完成 85	完成 95
决策	完成 67	完成 80	全部完成
任务分析	完成 68	完成 81	完成 99
任务配置	完成 71	完成 86	完成 99

由表 1 可知, 使用文献 [4] 系统最高完成率为 71%, 使用文献 [5] 系统最高完成率为 86%, 使用基于尺度特征卷积神经网络观测系统最高完成率为 95%, 最高为 100%。由此可知, 基于尺度特征卷积神经网络观测系统活动完成率更大, 能够较为精准地实现对地观测。

5 结束语

针对综合资源管理对空间任务规划系统的要求, 设计基于尺度特征卷积神经网络的高分对地观测系统。采用尺度特征卷积神经网络识别观测信号, 为高分对地观测成像提供了理论基础。实验结果表明, 所设计方法的成像机会和回传机会较高, 活动完成率较好。该系统为提高对地观测系统精度提供了一定的理论支持, 对于发展我国的高分对地观测系统具有一定的战略意义。

参考文献:

[1] 韩 杰, 谢 勇, 李慧娜, 等. GF-4 卫星不同成像状态下影像定位误差特性分析 [J]. 测绘通报, 2019 (8): 63 - 66, 71.
 [2] 徐明明, 王俊峰. 基于冲突成像概率的多星任务预调度算法

[J]. 四川大学学报 (自然科学版), 2020, 57 (5): 76 - 84.
 [3] BLOMMAERT M, WACK Y, BAELMANS M. An adjoint optimization approach for the topological design of large-scale district heating networks based on nonlinear models [J]. Applied Energy, 2020, 280: 116025.
 [4] 周月敏, 周 翔. 中国高分辨率对地观测系统共性应用技术规范体系框架研究 [J]. 地球信息科学学报, 2018, 20 (9): 1298 - 1305.
 [5] 张春森, 葛英伟, 蒋 萧. 基于稀疏约束 SegNet 的高分辨率遥感影像建筑物提取 [J]. 西安科技大学学报, 2020, 40 (3): 441 - 448.
 [6] 景贵飞. 开放科学对全球综合地球观测系统建设影响分析 [J]. 国土资源遥感, 2020, 32 (4): 4 - 10.
 [7] ZHU G, LIU X, LI L, et al. Cooling system design of a high speed PMSM based on a coupled fluidic-thermal model [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2019, 29 (2): 1 - 5.
 [8] 孙俊英, 刘 吉, 陈忠超, 等. 驱动山区农业产业遥感监测的 GMG 协同系统建设与应用 [J]. 测绘通报, 2020 (11): 127 - 130.
 [9] 李圳波, 史永存, 孙芳芳, 等. 基于 GIS 的遥感溢油监测系统设计 [J]. 船海工程, 2020, 49 (2): 61 - 65, 73.
 [10] 景贵飞. 遥感可信度及可信系统互操作分析 [J]. 遥感信息, 2020, 35 (2): 5 - 11.
 [11] 姚群力, 胡 显, 雷 宏. 基于多尺度融合特征卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测 [J]. 测绘学报, 2019, 48 (10): 64 - 72.
 [12] FU M, GAO S, WANG C, et al. Design of driver assistance system for air cushion vehicle with uncertainty based on model knowledge neural network [J]. Ocean Engineering, 2019, 172 (15): 296 - 307.
 [13] 樊 星, 赵祥模, 刘占文, 等. 基于多尺度卷积神经网络的交通标志识别方法 [J]. 现代电子技术, 2019, 42 (15): 134 - 138, 143.
 [14] 段中兴, 齐嘉麟. 基于多尺度卷积神经网络的立体匹配算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (9): 212 - 217.
 [15] 李雨冲, 闫昭帆, 严国萍. 基于边缘的双路卷积神经网络及其可视化 [J]. 计算机工程与科学, 2019, 41 (10): 1837 - 1845.
 [16] 石 涛, 张安伟, 杨天明, 等. 基于高分卫星的一季稻面积遥感估算 [J]. 气象与环境学报, 2020, 36 (2): 94 - 99.
 [17] 高万里, 赵 诣, 李向红, 等. 多模卫星导航星载终端仿真平台设计 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (3): 235 - 239.
 [18] 张志杰, 谢 欢, 童小华, 等. 星载激光测高全波形数据处理技术研究进展 [J]. 测绘科学, 2019, 44 (12): 172 - 182.
 [19] 董志鹏, 王 密, 李德仁, 等. 遥感影像目标的尺度特征卷积神经网络识别法 [J]. 测绘学报, 2019, 48 (10): 1285 - 1295.
 [20] 王 协, 章孝灿, 苏 程. 基于多尺度学习与深度卷积神经网络的遥感图像土地利用分类 [J]. 浙江大学学报 (理学版), 2020, 47 (6): 68 - 76.