面向语义和目标的卫星对地观测边缘计算

Beatriz Soret、Israel Leyva-Mayorga、Antonio M. Mercado-Mart´ nez、Marco Moretti、Antonio Jurado-Navas、Marc Martinez-Gost、Celia Sanchez de Miguel、Ainoa Salas-Prendes 和 Petar Popovski

摘要 语义通信 (Sem-Com) 与边缘计算在空间网络中的集成使得为数据密集型应用优化分配稀缺的能源、计算和通信资源成为可能。我们将地球观测 (EO) 作为卫星的典型功能,并回顾其主要特征和挑战。我们确定了以低地球轨道 (LEO) 卫星星座为代表的空间部分作为分布式智能边缘层的潜力。在此基础上,提出了一种支持语义和面向目标的图像重建和对象检测与定位应用的系统架构。模拟结果使用真实数据集和最先进的 (SoA) 处理和通信参数显示了能源、时间和任务性能之间的复杂权衡。

高效决策。借助低地球轨道卫星网络及其计算资源,边缘将处理原始的地球观测数据,然后再发送到地面,从而缓解通信网络拥塞[1]。

以下三个应用的复杂程度不断增加,说明了应用目标和要求的重新定义。(i)图像重建:地面用户希望从地球表面的给定区域获取图像。图像应以满足某些失真标准的方式在空间中压缩。(ii)实时物体检测和定位:地面用户希望实时绘制物体图。卫星不发送原始数据,而是对获取的图像运行物体检测和定位算法并对结果进行编码。(iii)通过卫星闭环控制进行实时物体跟踪:地面监视器实时跟踪移动物体,其中远程闭环控制根据网络、天气或跟踪的物理实体的状态决定数据采集的轨道/高度参数。

一、引言

由于能源、计算和通信子系统的限制,资源分配是卫星网络面临的一大挑战。一组属于数据密集型的卫星应用是地球观测 (EO),它为气候和环境监测、海上监视或灾害管理等提供关键信息。收集的数据量巨大,连接地面段和空间段的馈线链路的接触时间和容量有限,使得实时EO无法进行强力数据传输。由于新技术推动因素的协同作用以及应用目标和要求的重新定义,这种情况即将改变。

这些应用说明了需求从发送原始数据转变为发送根据其应用意义或目标压缩的一小部分数据。这需要计算、人工智能和通信方面的技术推动者之间进行仔细的相互作用,以在给定的时间、能源和准确性目标内实现应用目标。因此,所描述的应用属于语义通信(SemCom)[2][3]的范畴,将信息的含义和重要性纳入通信中

新技术推动因素包括三个部分。(i)

人工智能(AI)和深度学习在数据处理方面取得了显著进展,包括图像和视频,能够将原始数据转化为可操作的情报。(ii) 3GPP在5G/6G中对非地面网络(NTN)进行了标准化,以低地球轨道(LEO)卫星星座作为旗舰基础设施,提供新的计算和通信能力。此外,小型卫星业务正在增长,并通过专业但价格合理的航天器和创新的服务模式大幅降低了任务成本。(iii) 边缘计算可以在更靠近源头的地方处理和分析信息,从而减少延迟和带宽,同时实现更快、更

讨程。

本文提倡在卫星计算和通信环境中使用 SemCom 框架。我们通过技术推动因素详细阐述了基本概念及其实例。边缘计算对 SemCom 至关重要,因为它支持语义编码/解码过程,提供所需的计算和存储资源,同时遵守带宽限制。图 1显示了 SemCom 如何支持通用 EO应用程序。EO卫星捕捉受大气湍流影响的感兴趣区域的图片。这些EO卫星可能是 LEO卫星星座的一部分,也可能是独立于 LEO卫星星座的,后者充当增强地面系统计算能力的边缘层。

B. Soret (bsoret@ic.uma.es).AM Mercado-Mart´nex.C. Sanchez de Miguel 和 A. Jurado-Navas 就职于西班牙马拉加大学电信研究所。I. Leyva-Mayorga.A. Salas-Prendes 和 P. Popovski 就职于丹麦奥尔堡大学连接科。Marco Moretti 就职于意大利比萨大学。Marc Martinez-Gost 就职于西班牙巴塞罗那加泰罗尼亚电信技术中心 (CTTC) 和加泰罗尼亚理工大学。这项工作部分由 ESA SatNEx V(注合同编号 4000130962/20/NL/NL/FE)和西班牙科学,创新和大学部("TATOOINE",拨款编号 PID2022-1362690B-100)资助。本文表达的观点绝不代表欧洲航天局的官方意见。

处理后的信息被传输到地面进行最终的汇总、解释和呈现结果。

II.地球观测基础

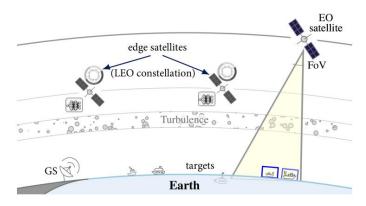


图 1. EO 血管检测和定位草图。

ESA Sentinel 任务每天获取大约 12 TB 的图像,而 NASA 任务每天总共提供 20-30 TB。随着新任务的规划和启动,这些数量正在迅速增加。EO 图像用于需要计算机视觉处理和推理的不同目的,例如对象定位和检测、图像区域的语义标记、变化检测或时间序列分析。表 I提供了 EO 任务和最先进 (SoA)处理算法的代表性列表。

A. 数据采集

EO 卫星有效载荷包括各种遥感仪器,例如相机、雷达、光谱仪或热传感器。 光学相机通常是多光谱的,波长范围从近红外 (NIR) 到紫外 (UV)。通常通过 叠加以不同波长捕获的帧来获得帧。彩色帧是通过组合以红、绿和蓝 (RGB) 波 长拍摄的图像而产生的,通常称为全色图像。

覆盖的区域和图像的质量主要受以下因素的影响:(i)轨道高度;(ii)视场(FOV),即决定摄像机传感器捕获的可观察区域范围的角宽度;(iii)地面采样距离(GSD),即图像中两个相邻像素中心之间的实际地面距离,决定图像的空间分辨率[1]。

通常,较低的高度对应较小的 GSD 和 FOV 值。由于高图像清晰度需要较小的 GSD 值,因此 LEO 卫星是 EO 的普遍选择。随着捕获的帧进一步远离天底点(远离卫星正下方的点),GSD 会增加,导致分辨率降低。因此,需要精确定义卫星的覆盖范围,以确保以所需的质量捕获图像。为此,EO 卫星的姿态子系统控制和调整航天器沿三个轴(滚动、俯仰和偏航)的方向,新一代 EO 敏捷遥感卫星 [4] 能够自行调整轨道和覆盖区域。此外,可以使用全色锐化(将多光谱帧与全色帧相结合)来降低 GSD 并提高图像质量。

B. 气象影响

气象因素对于应用图像采集和处理技术至关重要。大气构成了一个巨大的热力学系统,其缓慢的周期性振荡是由大气潮汐引起的,大气折射率的微小波动是由轻微的温度变化引起的。热微变化可以通过对流气流的出现来解释,对流气流的出现是水平方向由太阳逐渐使地面变暖引起的,垂直方向由不同大气层之间的速度梯度引起的。后者由于动态混合和随机子流(称为湍流涡旋或涡流 [10])而改变了介质粘度的均匀特性,从而引起特征图像像差,损害可实现的角度相机分辨率。

大气湍流可以通过相位屏建模,相位屏包含与折射率波动谱相关的相位波动。通常,采用基于折射率的 Kolmogorov 功率谱密度所施加的变化的薄相位屏技术 [10]。然后,当光穿过模拟大气层时,将该相位屏叠加在光的波前上,从而可以真实模拟相机如何捕捉光波像差。图 2 展示了大气湍流对给定物体检测和定位算法 YOLOv8 性能的影响示例,该算法应用于预先训练的 EO 数据库 [11]。随着湍流变得更加严重,在更大的折射率波动中参数化,该算法很难进行船只检测。

C. 数据处理

可以使用各种压缩算法来处理和压缩获取的图像,这些算法包括 JPEG 等传统方法以及为特定任务设计的高级 AI 算法。具体算法的选择取决于多种因素,包括压缩系数、算法复杂度和任务准确性。压缩系数表示数据大小的减小,这对于高效的数据存储和传输至关重要。算法复杂度会影响从数据捕获到信息准备好传输所需的时间,以及处理过程中消耗的能量。更复杂的算法需要额外的资源,但可以提供更好的性能。最后,任务准确性由特定的性能参数来衡量,以确保满足预期结果。AI 算法可以在 EO 图像数据集上进行训练,这些数据集通常包括在不同条件下捕获的图像,并且具有较小的 GSD,以实现高精度 [11]。

有几种性能指标可用于评估算法的优劣,其中支持的每秒帧数 (FPS) 对于实时应用至关重要。准确率和召回率分别指正确检测到的对象在所有检测到的对象和所有实际对象中所占的比例。此外,mAP (介于 0 和 1 之间)来自准确率和召回率值。另一个指标是并集交集 (IoU),它测量重叠度

表一

地球观测(EO)任务和SOA图像处理算法。

驻外办事处任务			
 姓名	机构/公司	星座	成像功能
哨兵-2	那	2颗卫星,距离786公里。	可见光和近红外的 13 个光谱带 (VNIR)到短波红外线(SWIR)。
去	美國國和海尔拉大气管理局 (NOAA) 和英国主机局 (MASA)	3颗地球静止卫星。	16 个光谱带:VNIR、中波红外 (MWIR) 和长波红外 (LWIR)。
行星观测站 [5]	行星实验室	> 430 颗 3U 立方体卫星 Doves 和 SuperDoves 475-525公里。	8 波段多光谱图像。
WorldView 系列 [6] Ma	ixar	3 颗卫星,距离 496 公里(WorldView-1),770 公里 (WorldView-2)和 617 公里(WorldView-3)	WorldView-1:全色图像。WorldView-2和3:8波段多光谱图像。
		图像处理算法	
姓名	应用	架构与特点	表现
JPEG2000	压缩	可扩展的有损和无损压缩。	-
单次探测器 (固态硬盘)	物体检测与定位	单个 CNN 预测多个边界框 以及来自多个特征图的类别概率。	平均准确率(mAP)@0.5 ≥ 68% PASCAL VOC2007 数据集。
YOLO (v8) [7]	分类、分割、物体检测、	多个 CNN 和全连接层 预测物体的边界框	mAP@0.5 = 76.8%。
	和追踪		
GOTURN [8]	时间序列分析	CaffeNet 架构预测边界 框中对象的坐标 先前的一个。	准确率 = 61%,稳健性 = 90%。
终端网络 [9]	多模态数据融合	编码器-解码器神经网络	平均准确率 = 93.88%。

None Recall: 0.87 Recall: 0.71 Recall: 0.41 Recall: 0.29 Recall: 0.00

图 2. 大气湍流对使用 YOLOv8 进行船舶检测和定位的影响。该算法的输出是蓝色边界框包括坐标和对检测的置信度,其性能通过召回率来衡量:正确检测到的物体与所有实际物体的比率

预测边界和真实物体边界之间 (即基本事实)。loU 阈值是预定义的(典型的值为 0.5 和 0.95)来确定检测是否是正确的。

数据融合提供了一种多功能的数据采集和处理解决方案,可以整合不同类型的数据,从而 提高结果的准确性和可靠性[12]。此外,数据融合可以利用来自多个

卫星提供更全面的了解 降低功耗的同时观察到的现象 并尽量减少延迟。多模数据融合可以发生在 不同级别:观察级别的数据,对应于原始 传感器捕获的信息;特征级数据, 指的是向量嵌入表示;决策级, 指根据任务做出的最终裁决。 融合通过这些层次进行,复杂性 和语义深度的增加,从而带来潜在的性能提升。虽然经典信号处理

主要侧重于单峰观察级融合和决策级融合(参见[2]中的参考文献),由于固有的合并不同数据类型的复杂性。在这方面,人工智能已成为解决多模态融合的有前途的工具在任何级别。也就是说,每个输入都由一个模型处理(例如,神经网络),从而得到一个向量嵌入。然后,这些表示被合并(例如附加),并进一步由另一个 AI 模型处理。嵌入是否对应于输入本身、中间表示或

最终决定,架构可以包含多模式 任何级别的数据融合[13]。

III. 低地球轨道卫星星座作为边缘层

随着网络功能软件化的出现,现代网络边缘元素通常拥有通用处理器。边缘计算利用 网络边缘节点的处理资源来执行针对用户或本地数据的算法。与云计算相比,边缘计算 降低了用户发起任务的延迟,并使用算法压缩实现了流量卸载和能耗最小化[1]。 并根据其语义或目标导向的相关程度对优化问题进行分类,并在此基础上选择适当的一组需求、性能指标和优化方法。

例如,从介绍中定义的三个说明性应用来看,图像重建具有很强的语义成分,因为图像在空间段进行语义压缩,然后在地面进行解释。另外两个,实时物体检测和跟踪,结合了两者的元素:语义特征提取嵌入在面向目标的优化中,其目的是在目的地正确及时地监控/跟踪物体,而不是单独的图像传输。

这些优势对于通常以星座形式组织的低地球轨道卫星尤其重要 [1]。低地球轨道卫星星座可以为现有的地球观测卫星提供边缘层,或者卫星可以实现多种用途,同时进行数据采集和处理。此外,星座的密度决定了运行模式和性能。稀疏部署的低地球轨道星座通过馈线链路具有间歇性连接。在这些情况下,卫星边缘计算的延迟可以低至几十毫秒,而云计算的延迟可能长达几个小时,直到卫星找到通往云服务器的路径,这需要卫星具有很高的存储容量。如果星座部署密集,并实施卫星间链路 (ISL) [14],卫星将作为分布式边缘计算架构运行,进行分布式学习,避免长传播延迟和通往云服务器的链路中增加的流量负载。尽管人们对自由空间光 (FSO) 和混合FSO/RF 解决方案的兴趣日益浓厚,馈线链路和 ISL 仍可基于传统的射频 (RF) 技术。

A. 架构和一般程序

接下来描述该架构的主要元素。

地面站:地面站由一个或几个地面站组成,连接终端用户和空间段,接收终端用户的请求,接收边缘层的结果,并进行语义解释或推理。

地面站还具有强大的(云)计算能力,可用于非时间敏感信息和补充边缘容量。在通信方面,连接地面站和边缘层的馈线链路通常是容量瓶颈。

地球观测卫星:地球观测卫星负责数据采集,其质量受大气湍流的影响。卫星摄像机拍摄的画面覆盖了大面积区域,例如WorldView-3 拍摄的画面覆盖了 617 公里高空的 170 平方公里以上区域。然后,画面被分割成较小的图像,并以 GSD 为特征。如果地球观测卫星不属于边缘层,且计算和存储能力有限,则必须使用 ISL 将原始数据(图像)发送到边缘层进行处理,然后转发到地面。

传统的 EO 方法是将原始数据发送到地面。这不仅需要通信链路的高容量,而且当连接断断续续时,还需要在空间段进行存储。馈线链路、上行链路 (UL) 和下行链路 (DL) 特别容易发生拥塞,因为这些链路通常是由于卫星的移动和大气条件的影响而容量最低的链路。卫星边缘计算可以通过提供计算能力来运行卫星上的经典算法和基于人工智能的算法,从而缓解拥塞并加快 EO 中的数据处理。也就是说,图像可以由协作的边缘卫星使用经典算法(例如 JPEG)或更先进的语义赋能处理算法(例如,对象识别和预测)进行处理和压缩,然后再发送到地面站 (GS)。

边缘节点: LEO 卫星星座为分布式处理和学习提供边缘计算能力。根据 SemCom 原则,语义编码/解码利用知识库 (KB),它代表与地面共享的知识。建立 KB 是一个复杂且耗时的过程,在 GS 离线完成,涉及从感知环境(即从大型数据集)中学习。然后,将预先训练的算法上传到机上。随着时间的推移,KB 会出现分歧,并可能导致错误的语义推断和解释,因此需要 KB 对齐和持续学习。处理后的信息通过星座路由到 GS,这需要路由算法。

IV.语义和目标导向的地球观测研究

如今,SemCom一词涵盖了 Shannon 和 Weaver [2] 最初定义的通信系统的语义和有效性水平。有效性水平也称为目标或任务导向型通信。人们一直致力于准确定义 SemCom 是什么,并区分语义和目标导向这两个问题。然而,它们之间的相互作用使得建立通用边界变得不切实际。相反,定义场景更具实用性

大气、物理和语义噪声:整个系统受到各种噪声的影响。大气噪声或湍流会降低卫星图像的质量,但其影响在一定程度上是可以容忍的。破坏 ISL 和馈线链路传输的物理噪声可能会导致比特错误,但可以通过信道解码在很大程度上进行纠正。最后,由于源 KB 和目标 KB 不匹配等原因,语义噪声会出现在消息解释过程中。

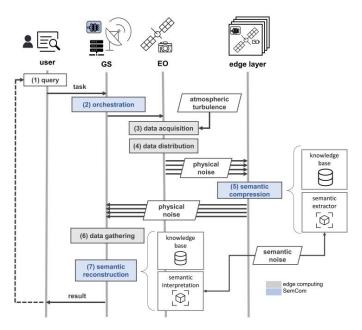


图 3. 所提出的语义和边缘计算赋能的 EO 的流程。

目标节点向源节点请求信息。具体来说,请求是让源节点感知环境(即拍照)并将更新的 信息传输到目标节点。查询可以是半静态的("绘制区域 X 的 Y 个月地图")或动态的 ("跟踪 ID 为 X 的船只"或"绘制喷发的火山 Y 周围的区域地图")。查询必须转换 为对网络的技术请求,以能源、计算和通信资源的编排形式进行,通常在GS完成。这是一 个高度复杂的调度问题[15],旨在最大化解决特定任务并使用最少资源的观测利润。根 据查询的性质,编排也将更加静态或动态。此外,编排必须考虑当前的网络条件,例如天气 条件、可能的子系统故障以及资源的可用性。

EO 卫星获取数据并将其分发到边缘层进行语义并行处理。每个协作边缘卫星的结果都 会发送到 GS 进行数据收集和语义重建。如果由于时间限制,并非所有数据都在边缘层 处理,则其余原始数据将在云GS上处理。根据GS发送给最终用户的最终语义解释,可 以生成新的查询,从而关闭通信循环。

与传统通信系统不同,通信和网络协议 (例如调制和编码、调度器和路由)的目标不仅是 提高可靠性(为此使用传统的链路和网络级指标(例如吞吐量、误码率、端到端延 迟)),而且要完成任务,该任务以语义指标(如下面定义的指标)参数化。

重新表述资源优化问题。关于这方面的文献很多(例如,参见[2]),但可以归类如下。

任务完成指标:这些指标旨在捕捉所传达信息对于预期任务的语义含义和实用性。处理 图像时,可以使用失真感知指标来评估通信系统保留图像相关特征以实现准确分类的效 果。所使用的具体失真指标取决于数据类型,通常涉及平方误差和汉明距离。然而,这些 指标不能充分捕捉语义内容。相反,关注数据感知质量的指标更为合适。例如,在图像处 理中,均方误差 (MSE) 可用作失真指标,而结构相似性指数测量 (SSIM) 可用作感知质量 指标。对于血管检测等任务,主要关注的是最大化召回率等分类指标。

时间指标:对于大多数应用,必须在指定的时间范围内接收信息,并允许最大延迟。延迟 通常定义为从图像捕获到地面站接收所经过的时间。时间性能至关重要,通常与任务完 成程度密切相关。尽管如此,我们仍将时间归为一个单独的类别,因为它在优化资源分配 方面发挥着核心作用。另一个考虑因素是存储和队列的容量有限。确保处理和通信队列 的稳定性对于保持系统高效运行而不出现拥塞至关重要。

如果每颗卫星处理和传输数据的速度都超过数据到达的速度,则系统被认为是稳定的。 否则,这个过程就不稳定,图像有被丢弃或无法获取的风险。在第二种情况下,我们需要 制定一些策略来降低卫星获取图像的速度。

能源指标:卫星可用的能源量是一个关键制约因素,因为卫星依靠太阳能电池板发电,并 将其储存在电池中,供日食期间使用。在 SemCom 优化中,重点是处理和通信子系统的 功耗。机载和机外算法的能耗受处理架构的影响很大,处理架构可以是基于中央处理单 元 (CPU) 或图形处理单元 (GPU)。GPU 具有强大的并行处理能力,而 CPU 具有针对通 用计算优化的更少、更复杂的处理单元。通过 ISL 和馈线链路传输数据的能耗取决于所 使用的技术,RF或FSO。

C. SemCom 中的能量-时间-精度权衡

语义压缩可适应特定环境和任务,从而允许接收器对图像进行有效的语义解释。具体 而言,在我们的案例中,卫星和 GS 之间共享的 KB 用于实现比传统固定方法高出几个数 量级的压缩级别。性能可能会受到大气湍流和通信噪声的影响,应将其考虑在内

B. 指标

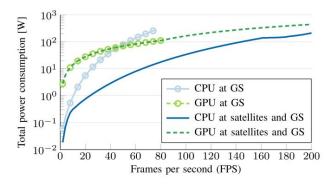


图 4. CPU 和 GPU 计算架构的最低功耗与 FPS 数量的对数关系。

纳入资源分配策略,优先考虑解码成功率较高的卫星和图像。对于实时物体跟踪,地面站实时估计船只轨迹,资源分配考虑重建状态。基于特定任务的闭环通信和卫星控制增加了资源分配的复杂性。考虑最终用户向 GS 发送查询的情况,请求地理坐标或船只 ID 等信息。GS 将此查询转换为指示特定卫星捕获图像的指令。如果 GS 无法确定哪些卫星覆盖了感兴趣的区域,则会向所有可用卫星发送一般查询以捕获新图像。然后将请求路由到目标卫星,在那里闭环控制确定数据采集的轨道和姿态参数。该决定受网络条件(例如天气、可用资源、子系统故障)和系统状态(例如跟踪的物体)的影响。

因此,在满足EO请求时,准确性、延迟和能耗之间存在微妙的平衡。

这些相互冲突的目标都必须在资源分配优化中考虑,其概念上可以表述如下:确定用于图像捕获、语义提取、编码和地面路由的最佳 EO 和边缘卫星组,目的是在满足准确性和时间限制的同时最大限度地降低能耗。

能耗主要受星上算法执行和数据传输的影响。因此,语义提取具有两个相反的影响:它增加了由于处理而产生的能耗,但通过减少需要传输的数据量来降低能耗,因为处理后的数据比原始数据小得多。此外,空间段必须考虑在捕获和处理下一帧之前执行和完成算法的硬约束。如果做不到这一点,可能需要丢弃图像或不捕获图像以避免系统拥塞。如果只能处理一部分数据,剩余数据将以原始形式传输到GS,从而增加通信网络的负载并延长传输时间。

五、绩效评估

我们提供了考虑系统的语义优化的说明性结果,即具有

23 颗卫星为 EO 卫星提供边缘计算资源。ISL 使用 FSO 和馈线链路 RF [1]。

任务是检测位于感兴趣区域的船只。

图像采集模型使用了 WorldView-3 [6] 卫星的参数。一颗 EO 卫星以 600×600 像素的分辨率和 0.5 米的 GSD 捕获给定数量的 FPS,这可能会受到大气湍流的影响。我们考虑使用 YOLOv8 进行船舶检测,这需要每幅图像WYOLO = 79.1 G 浮点运算 (FLOP)。我们使用执行时间的统计模型评估卫星和 GS 上 CPU 和 GPU 架构的性能。因此,每个边缘卫星要么有一个最高运行频率为 1.8 GHz 的 8 核 CPU,要么有一个 NVIDIA T1000 GPU,其中 YOLOv8 以 18.11 FPS 运行,功耗为 50 W。GS 要么有一个最高运行频率为 2.6 GHz 的 64 核 CPU,要么有一个 NVIDIA Quadro RTX 5000 GPU,其中 YOLOv8 以 80.812 FPS 运行,功耗为 110 W。平均而言,语义数据(即船只和边界框)的大小为每张图像 336 位。

图 4显示了能量-时间-精度优化问题得出的最低功耗与 FPS 的关系。两个基线是GS上的常规云计算,具有两种架构选项:CPU和 GPU。

如果 FPS 较低,则在 CPU 上处理图像会降低功耗。主要原因是 CPU 可以配置为以最佳 CPU 频率运行 [1],而 GPU 则以最大频率运行。

随着 FPS 的增长,在 GS CPU 上处理图像成为最糟糕的选择,并且必须使用边缘和云处理的组合来实现最低功耗并满足优化约束。

六、结论

尽管 SemCom 近年来一直是一个热门话题,但它在太空中的应用尚待探索。考虑到 EO 任务产生的大量数据,我们研究了使用 SemCom 和 LEO 卫星星座提供的边缘计算能力来支持实时物体定位和检测的潜力。

这种组合加快了物体识别和预测,并最大限度地减少了拥塞链路上的数据传输,而不会 损害性能。所提出的框架支持多种语义和面向目标的问题,并以真实图像和卫星任务参 数的示例结果进行了说明。

参考

- [1] I. Leyva-Mayorga, M. Gost, M. Moretti, A. Perez-Neira, M. Vazquez, P. Popovski 和 B. Soret, "用于实时和极高分辨率地球观测的卫星边缘计算",《IEEE 通信学报》,第 71 卷,第 10 期,第 6180-6194 页,2023 年。
- [2] D. Gund " uz" 等人,"超越传输比特:上下文、语义和面向任务的通信",《IEEE 通信选定 领域杂志》,第 41 卷,第 1 期,第 5-41 页,2023 年。
- [3] X. Luo, H.-H. Chen 和 Q. Guo, "语义通信"概述、未决问题和未来研究方向",JEEE 无 线通信. 第 29 券. 第 1 期. 第 210-219 页 . 2022 年。

- [4] X. Wang,G. Wu,L. Xing 和 W. Pedrycz,"20 年来敏捷地球观测卫星调度:公式、方法和未来方向",JEEE 系统杂志,第 15 卷,第 3 期,第 3881-3892 页,2021 年 9 月。
- [5] ESA,"Planetscope。"[在线]。可访问网址: https://earth.esa.int/eogateway/missions/planetscope
- [6] DigitalGlove, "WorldView-1、WorldView-2、WordView-3 数据表。"
- [7] G.Jocher A.Chaurasia 和 J.Qiu,"Ultralytics YOLOv8" ,2023 年。 [在线]。网址:https://github.com/ultralytics/ultralytics[8] D. Held.S. Thrun 和 S.
- Savarese,"学习使用深度回归网络以 100 fps 的速度进行跟踪",2016 年。[在线]。网址: https://arxiv.org/abs/ 1604.01802 [9] D. Hong, L. Gao, R. Hang, B. Zhang 和 J. Chanussot,"用于高光谱和激光雷达数据分类的深度 编码器-解码器网络",JEEE 地球科学和遥感快报,
- 第19卷,第1-5页,2022年。
- [10] LC Andrews 和 RL Phillips,"激光束通过随机介质的传播",激光束通过随机介质的传播:第 二版,2005年。
- [11] S. K z lkaya 等人,"VHRShips:基于可扩展深度学习的船舶检测应用的广泛基准数据集", ISPRS 国际地理信息杂志,第 11 卷,第 8 期,2022 年。
- [12] Y. Zhuang 等,"利用数据融合的多传感器综合导航/定位系统:从基于分析到基于学习的方法",

信息融合,第95卷,第62-90页,2023年。

- [13] F. Zhao、C. Zhang 和 B. Geng,"深度多模态数据融合",ACM Comput. Surv.,第 56 卷,第 9 期,2024 年 4 月。
- [14] P. Wang, H. Li, B. Chen 和 S. Zhang,"利用卫星间通信提高地球观测吞吐量",JEEE 无线通信 学报,第 21 卷,第 10 期,第 7990-8006 页,2022 年。
- [15] H. Chen、S. Peng、C. Du 和 J. Li,《地球观测卫星 任务规划和调度》。Springer Singapore, 2023 年。