

卫星互联网业务智能识别分类算法与仿真

崔 涛¹, 任智源², 黎 军¹, 谭庆贵¹, 李静玲¹, 梁 薇¹

(1. 中国空间技术研究院西安分院空间微波技术重点实验室, 陕西 西安 710100 ;

2. 西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘 要：任务需求的不断增长以及接入业务种类的不断增加, 对卫星互联网的多业务协同传输能力和网络资源全局调度能力提出新的挑战, 需要对其承载的业务进行区分服务从而进行资源的最优化调配, 满足卫星互联网多业务服务质量保障要求。提出一种面向卫星动态网络的业务智能识别分类算法, 通过分析卫星间的连通关系, 建立时空稳态图, 确定动态卫星网络拓扑, 构建卫星仿真网络; 在此基础上对5种卫星业务数据进行采样从而形成训练数据集, 提出一种基于灰度图的业务智能识别方法, 在卫星动态场景下将抓包获取的数据包转换为灰度图作为算法的输入进行训练与识别。结果表明随着迭代次数的增加, 识别准确率随之提高, 可在97%以上, 验证了所提算法的有效性, 为卫星互联网空间载荷的发展提供了技术支撑。

关键词：卫星互联网; 动态网络; 业务智能识别; 服务质量

中图分类号：TN927+.2

文献标志码：A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2022023

Intelligent Identification and Classification Algorithm and Simulation of Satellite Internet Business

CUI Tao¹, REN Zhiyuan², LI Jun¹, TAN Qinggui¹, LI Jingling¹, LIANG Wei¹

1. National Key Laboratory of Science and Technology on Space Microwave, China Academy of Space Technology (Xi'an), Xi'an 710100, China

2. State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: With the continuous growth of task requirements and the increasing types of access services, new challenges are raised to the multi-service collaborative transmission capability and the global scheduling capability of network resources of satellite Internet. It is necessary to differentiate the services carried by it to optimize resource allocation to meet the service quality assurance requirements of satellite internet multi-service. A business intelligence identification and classification algorithm for satellite dynamic network was proposed. By analyzed the connectivity between satellites, a spatio-temporal steady state diagram was established, the dynamic satellite network topology was determined, and a satellite simulation network was constructed. Sampling to form a training data set, a business intelligence recognition method based on grayscale image was proposed, and the captured data packet was converted into a grayscale image as the input of the algorithm for training and identification under the satellite dynamic scene. The results showed that with the increase of the number of iterations, the recognition accuracy increases, and the recognition accuracy was 97% or more, which verified the effectiveness of the proposed algorithm and provided technical support for the development of satellite internet space payloads.

Keywords: satellite internet, dynamic network, business intelligence identification, service quality

收稿日期：2022-02-10; **修回日期：**2022-04-22

通信作者：任智源, zyren@xidian.edu.cn

基金项目：国家重点实验室稳定支持基金 (No.HTKJ2020KL504010, No.HTKJ2021KL504006)

Foundation Items: The Sustained Supported Foundation by National Key Laboratory (No.HTKJ2020KL504010, No.HTKJ2021KL504006)

0 引言

卫星互联网是卫星通信与互联网的结合,具备全球无缝覆盖优势^[1]。卫星互联网是基于卫星通信系统,以IP互联网为服务平台,以各类行业应用和用户为网络服务对象,能够成为互联网的一个组成部分,并能够独立运行的网络系统。卫星互联网通过一定数量的卫星形成规模组网,从而辐射全球,构建具备实时信息传输与处理能力的大卫星系统^[2],是一种能够向地面和空中用户终端提供宽带互联网接入等通信服务的新型网络^[3]。

随着卫星通信技术的发展以及互联网应用环境的变化,全球卫星宽带接入需求不断增加^[4],新的任务类型不断涌现^[5],如军事信息服务、商业信息服务等,这对卫星互联网的多业务协同传输能力和网络资源全局调度能力提出了新的挑战^[6]。一方面,卫星互联网任务一般由多种业务组成,任务类型由其所包含的业务数量、种类决定,并且任务需求差异程度高^[7]。如卫星互联网任务若为遥感类任务,主要为图像业务;若为应急通信类任务,主要为语音或文字业务等。另一方面,现有的资源调度方案大多以任务中的单一业务为驱动,即以业务为单位进行资源调配,忽略了任务与业务之间一对多的关系,导致资源调配缺乏全局考虑^[8],致使一些低优先级任务抢占高优先级任务的链路资源,难以高效调整资源分配方案^[9],给任务的开展带来了诸多不便。

卫星互联网具有业务种类繁多、通信环境复杂、星上资源受限以及拓扑动态变化^[10]等特性,这对网络的灵活管控和业务的高效编排提出挑战。因此,建立业务流量特征和业务类型的映射关系,完成卫星互联网业务识别,对流量工程、网络管理以及业务编排等具有十分重要的意义。

现有地面互联网的业务识别技术主要有基于端口识别技术、深度包检测技术和机器学习等。参考文献[11]提出一种端口号和有效负载相结合的技术来识别网络应用的方法。参考文献[12]提出基于主机行为的连接模式来识别应用类型的方法。由于网络应用的不断更新发展,新型业务普遍利用随机端口进行传输,准确率较低。利用端口进行任务分类的缺陷日益明显。此外,基于主机行为受本身动态端口、载荷加密及地址转换的影响,该方法识别效率虽优于基于端口的识别方法,但仍难以适应新型的多任务传输网络。参考文献[13]介绍如何对加密业务进行识别的方法,提出基于数据包负载的随机性检测识别方法和基于数据包有效负载的识别方法,但这些算法只对特定业务类型起作用,存在局限性。参考文献[14]提出基于概率模型的朴素贝叶斯(Nave Bayes, NB)方法,该方法依赖于各个样本特征,满足条件独立并遵循

高斯分布,但实际应用的原始网络流量特征难以满足上述条件。参考文献[15]采用特种选择方法对特征集合进行过滤并使用核密度估计贝叶斯模型(Nave Bayes with Kernel Density Estimation, NBK)对识别进行改进。参考文献[16]以包长、包间隔时间、流持续时间等作为统计特征,利用期望最大化(Expectation Maximization, EM)算法,通过无监督学习的方式将业务按其类型(如批量传输、小规模传输等)进行分类。参考文献[17]基于网络流量特征难以被用户更改且不容易被设计回避的特点,将C4.5算法应用到业务识别技术,结合工程实践弥补了基于端口和应用层协议标签识别技术的不足。参考文献[18]为解决业务识别算法潜在的网络安全问题,提出了一种实时流量过滤和业务分类的混合方法,其首先使用C4.5算法决策树对业务流量进行过滤,再使用随机森林对业务进行识别分类。

卫星互联网的空间信息传输环境相比地面网络具有链路时延尺度变化大、网络拓扑高动态等特点,导致卫星节点的输入输出端口因卫星链路的动态变化而相应变化。因此利用静态端口进行业务识别的方法会导致识别不准确,并且分组传输时延和丢包率大,如果将传统的地面业务识别方法直接迁移到卫星互联网业务识别上,则存在业务识别效率低和开销大的缺陷,无法应对特殊的卫星互联网传输环境。

针对以上问题,为了提高卫星互联网业务识别能力,本文首先提出一种卫星动态网络稳态化处理方法,实现卫星动态网络到静态网络的转变过程,并以此为基础构建了卫星网络业务仿真平台;接着提出基于灰度图的卫星互联网业务智能识别方法,实现不同业务数据包的业务类型识别能力;最终,基于卫星动态仿真系统,通过卫星网络业务仿真平台实现并验证空间业务识别准确率及业务承载能力。

1 卫星动态网络稳态化处理

1.1 卫星互联方式分析

卫星星座的发展可以分为高轨、中轨、低轨3个方面^[19]。高轨卫星星座主要通过地球静止轨道(Geostationary Earth Orbit, GEO)卫星来实现^[20],经过几十年的发展,以新一代高通量卫星(High Throughput Satellite, HTS)为代表的GEO卫星通信(GEO-HTS)系统仍是提供卫星互联网服务的主力^[21]。中轨卫星星座以O3b系统为代表。低轨卫星星座以第二代铱星系统(Iridium NEXT)、一网系统(OneWeb)和星链系统(Starlink)等为代表,具有低时延、低成本、广覆盖、宽带化等优点,代表着卫星通信的重要发展方向^[22]。

高轨卫星星座系统规模适中,卫星拓扑较为稳定,

但传输时延大,带宽成本高。目前低轨卫星星座系统规模越来越大,结构越来越复杂,系统包含数量众多的低轨卫星,这些低轨卫星之间、卫星与地面之间存在高速相对运动,使整个网络拓扑具有时变特性^[23]。由此,本文将研究重点聚焦在低轨卫星星座,通过研究卫星动态拓扑特征,构建稳定的时空图模型进行系统分析。

低轨卫星高速运转,导致通信网络拓扑快速更迭,给网络性能分析带来了极大的障碍。因此,在低轨卫星通信网络中进行业务计算最主要的挑战是网络拓扑的高动态特性。由于卫星严格的轨道运动,卫星网络的动态拓扑呈现周期性与可预测性,基于这一特点,提出一种基于时间扩展图的卫星网络拓扑图稳态化方法。首先,根据星间链路建模,判断星间链路的连通性;其次,根据卫星拓扑进行时隙划分,将在相邻时隙同一卫星的不同副本节点之间建立虚拟连接,将稳态图按时间顺序串联起来共同构成稳态的时间扩展图模型;最后,为拓扑的边增加统一的时延权重参数,建立加权时间扩展图模型^[24],将低轨卫星通信网络拓扑在时间上离散、空间上延展,构成一张包含完整网络信息的高维稳态图矩阵,并利用不同卫星网络稳态图矩阵构建卫星网络仿真平台。

1.2 星间链路建模

为了便于运行轨迹建模,本文假设LEO卫星以地心为圆心,围绕地球表面做周期性圆周运动。因此,本文以地心为坐标原点,以赤道平面为 x 轴、 y 轴所在平面, z 轴通过地心并垂直于赤道平面指向北极,建立空间直角坐标系。此时,低轨通信卫星网络(Low Earth Orbit-Communication Satellite Network, LEO-CSN)可以表示为LEO卫星的集合 $N=\{v_1, \dots, v_p, \dots, v_d\}$,其中 d 为低轨卫星数目;同时,对于任意卫星 $v_p \in N$ 可以用4个参数描述其运行轨迹,即 $v_p \triangleq \{R_p, \alpha_p, \beta_p, \theta_p\}$;其中 R_p 为 v_p 的轨道半径, α_p 为 v_p 的轨道倾角, β_p 为 v_p 的轨道及赤道平面的交线与 y 轴正半轴的夹角, θ_p 为 v_p 的初始相位,具体如图1所示。

在任意时刻 τ , v_p 的坐标可以表示为

$$\begin{cases} x_p(\tau) = R_p \cos(\omega\tau + \theta_p) \sin \beta_p + R_p \sin(\omega\tau + \theta_p) \cos \alpha_p \cos \beta_p \\ y_p(\tau) = R_p \cos(\omega\tau + \theta_p) \cos \beta_p - R_p \sin(\omega\tau + \theta_p) \cos \alpha_p \sin \beta_p \\ z_p(\tau) = R_p \sin(\omega\tau + \theta_p) \sin \alpha_p \end{cases} \quad (1)$$

在时刻 τ , v_p 与 $\{v_o | v_o \in N, p \neq o\}$ 之间的距离为

$$\text{dis}_{po}(\tau) = \sqrt{(x_p(\tau) - x_o(\tau))^2 + (y_p(\tau) - y_o(\tau))^2 + (z_p(\tau) - z_o(\tau))^2} \quad (2)$$

1.3 时间扩展图

由星间链路可以看出, v_p 与 v_o 之间的距离随时间变

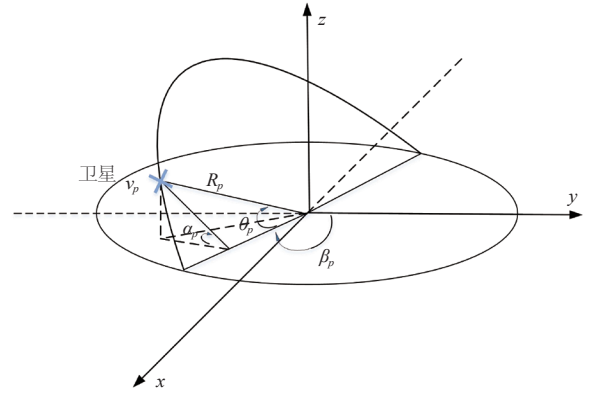


图1 LEO卫星坐标

化,导致星间链路状态随之变化,严重影响全局网络拓扑,具有较强的动态性。本文定义 τ 时刻 v_p 与 v_o 之间的链路状态如式(3)所示,当 $\text{link}_{po}(\tau)=r^*$ 时,表示 v_p 与 v_o 连通且链路传输速率为 r^* ;反之, v_p 与 v_o 链路中断。

$$\text{link}_{po}(\tau) = \begin{cases} r^*, & r_{po}(\tau) \geq r^* \\ 0, & r_{po}(\tau) < r^* \end{cases} \quad (3)$$

其中, r^* 表示星间链路的设计速率, $r_{po}(\tau)$ 为 τ 时刻 v_p 与 v_o 的理论传输速率,定义为

$$r_{po}(\tau) = B_s \log_2 \left(1 + \frac{P_r(\tau)}{\sigma^2 B_s} \right) \quad (4)$$

其中, B_s 为星间链路带宽, σ^2 为高斯白噪声方差, $P_r(\tau)$ 为 τ 时刻的信号接收功率,由于星间信号接收功率参数是对称的,所以 v_p 、 v_o 的信号接收功率都用 $P_r(\tau)$ 表示。考虑到自由空间中路径损耗在星间链路信号传输损耗中占主导地位, $P_r(\tau)$ 可表示为

$$P_r(\tau) = \frac{P_t G_t G_r}{(4\pi \text{dis}_{po}(\tau) / \lambda)^2} \quad (5)$$

与 $P_r(\tau)$ 同理, G_r 、 P_t 、 G_t 分别表示信号接收增益系数、信号发射功率和信号发射增益系数, λ 为载波波长。链路状态公式可以改写为

$$\text{link}_{po}(\tau) = \begin{cases} r^*, & B_s \log_2 \left(1 + \frac{P_t G_t G_r}{(4\pi \text{dis}_{po}(\tau) / \lambda)^2 \sigma^2 B_s} \right) \geq r^* \\ 0, & B_s \log_2 \left(1 + \frac{P_t G_t G_r}{(4\pi \text{dis}_{po}(\tau) / \lambda)^2 \sigma^2 B_s} \right) < r^* \end{cases} \quad (6)$$

通过式(6)可以计算出任意时刻卫星两两之间的链路状态,因此,LEO-CSN动态拓扑可通过遍历所有卫星

对得到。为了将动态拓扑稳态化,时间扩展图模型首先以LEO-SCN某一时刻的状态为起点,在拓扑不变的前提下,将系统运行周期 T 等分为 n 个连续且大小相等的时隙 $\{1, \dots, n\}$,时隙时长定义为 $\Delta t = T/n$,任意时隙 $\forall q \in T$ 的网络拓扑定义为时隙起始时刻的网络拓扑;然后,沿时间增长的方向,在相邻拓扑同一卫星不同副本节点之间建立虚拟链路,表示数据在卫星上缓存的过程,建立相邻拓扑之间的联系。此时,LEO-SCN可以表示为 $N=(N^T, E^T)$,其中 $N^T = \{N^1, \dots, N^n\}$ 为图 N 的节点集合; E^T 为图 N 的边集合。

1.4 星间链路加权时间扩展图

时间扩展图模型将LEO-SCN动态拓扑转化为高维稳态图,完整地表征了任意时刻网络的连通情况,能够分析网络的最短路由和最大容量,但是缺少时间相关参数,不能精确计算给定数据量的传输和计算时延。因此,本小节在时间扩展图的基础上,分别为时隙内和时隙间的边设计时延权重参数,构建WTEG模型,用于星间协同计算方案的时延性能分析。LEO-SCN部分拓扑图如图2所示。

(1) 时隙内边的权重:任意时隙 $\forall q \in T$,边 $(v_p^q, v_o^q) \in E^T$ 的权重定义为单位数据量 D^* 由节点 v_p^q 传输到节点 v_o^q 的时延,如式(7)所示。则时隙 q 内所有边的权重可由邻接矩阵 G^q 表示,如式(8)所示,同时,时隙 q 的图模型如图2(a)所示。

$$\pi_{po}^q = \begin{cases} \frac{D^*}{r^*}, \text{link}_{po}(\tau) = r^*, \tau \in q \\ 0, \text{link}_{po}(\tau) = 0, \tau \in q \end{cases} \quad (7)$$

$$G^q = \begin{bmatrix} 0 & \pi_{12}^q & \dots & \pi_{1(d-1)}^q & \pi_{1d}^q \\ \pi_{21}^q & 0 & \dots & \pi_{2(d-1)}^q & \pi_{2d}^q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \pi_{(d-1)1}^q & \pi_{(d-1)2}^q & \dots & 0 & \pi_{(d-1)d}^q \\ \pi_{d1}^q & \pi_{d2}^q & \dots & \pi_{d(d-1)}^q & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

(2) 时隙间边的权重:在LEO-SCN数据传输和计算过程中,由于链路状态变化,存在数据缓存在中

继卫星上等待链路连通的现象。该现象可以虚拟等效为顺时间增长方向相邻时隙节点间数据传输的过程,且时延不超过时隙时长。任意时隙对 $\forall q, q+1 \in T$ 间,边 $(v_p^q, v_p^{q+1}) \in E^T$ 的权重定义为单位数据量能够在卫星 v_p 上缓存的时延,无缓存链路的时隙间节点对的时延权重取值为 ∞ 。则相邻时隙 $q, q+1$ 间所有边的权重可由邻接矩阵 $G^{q(q+1)}$ 表示,如式(9)所示,其中矩阵元素 $\pi_p^{q(q+1)}$ 表示节点 v_p^q 到节点 v_p^{q+1} 的单向可缓存时延,相邻时隙 $q, q+1$ 间的图模型如图2(b)所示。

$$G^{q(q+1)} = \begin{bmatrix} \pi_1^{q(q+1)} & \dots & \infty & \dots & \infty \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \infty & \dots & \pi_p^{q(q+1)} & \dots & \infty \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \infty & \dots & \infty & \dots & \pi_p^{q(q+1)} \end{bmatrix} \quad (9)$$

由于卫星运行轨迹具有周期性,时隙 n 至时隙1的拓扑结构 G^{n1} 应满足式(9)。此时,时间扩展图所有边的权重可通过组合矩阵 $\mathbf{Graph}$ 表示如下

$$\mathbf{Graph} = \begin{bmatrix} G^1 & G^{12} & \infty & \dots & \infty & \infty \\ \infty & G^2 & G^{23} & \dots & \infty & \infty \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \infty & \infty & \infty & \dots & G^{n-1} & G^{(n-1)n} \\ G^{n1} & \infty & \infty & \dots & \infty & G^n \end{bmatrix} \quad (10)$$

综上所述,卫星拓扑网络可以表示为WTEG, $N=(N^T, E^T, \mathbf{Graph})$ 。LEO-SCN的WTEG模型如图3所示,其中 N^T 为图 N 的节点集合; E^T 为图 N 的边集合; $\mathbf{Graph}$ 为图 N 的时延权重组合矩阵。

2 基于灰度图的卫星互联网业务智能识别方法

综合考虑不同卫星星座网络拓扑对空间业务识别准确率的影响,基于上述建立的卫星互联网时空扩展图模型,在数据处理阶段加入不同卫星星座时空扩展图矩

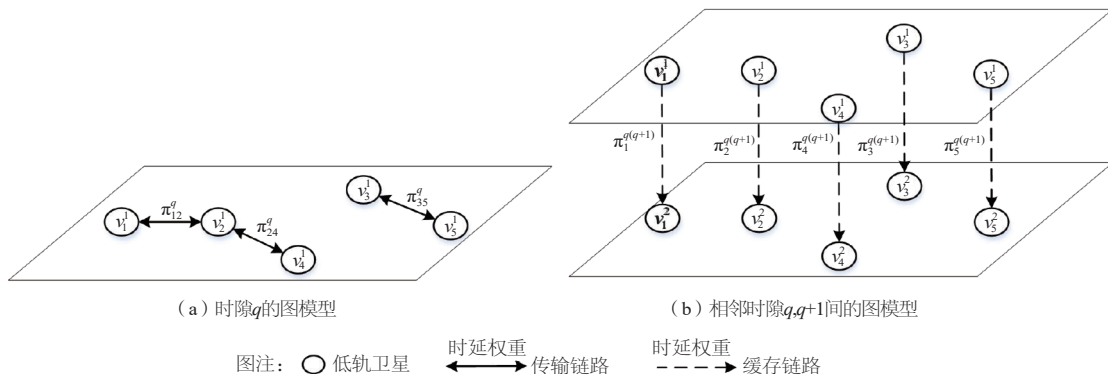


图2 LEO-SCN部分拓扑图

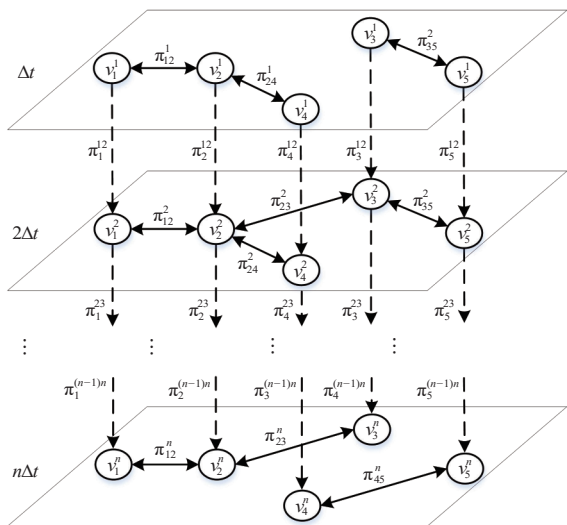


图3 LEO-SCN的WTEG模型

阵,将拓扑矩阵和业务数据结合在一起,生成一张包含完备业务特征信息和星座拓扑矩阵特征的灰度图;将其作为训练集,形成基于灰度图的卫星互联网业务智能识别方法。相比已有的地面互联网业务识别方法,所提方法基于稳态图的卫星网络模型。该模型能够准确表征卫星节点存储资源、链路资源以及节点连接关系,从而使卫星互联网业务识别更加准确和高效,同时减少了开销。

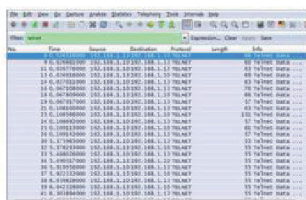
基于灰度图的卫星互联网业务智能识别过程如图4所示,主要分为3部分。

(1) 抓包获取网络数据集

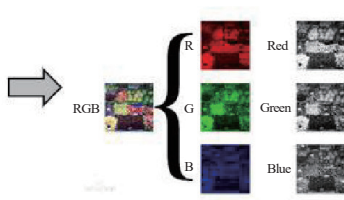
从网络流量数据包中抓包获取有用的应用业务信息。在抓包过程中进行筛选过滤。抓包获取对应的应用数据包并分类,制作神经网络训练所需的数据集,保证数据数目足够且真实可靠。

(2) 将抓包获取的数据转化为灰度图

不同的应用业务对应不同的灰度图。将抓包获取的数据包转换为二进制字节流文件,将8比特数据转化为一个像素,从而得到256级灰度的灰度图,每个像素的颜色深浅为0~255。



(1) 抓包获取的网络数据集



(2) 将抓包获取的数据转化为灰度图

(3) 灰度图识别

通过神经网络对灰度图进行学习训练,神经网络模型输入为灰度图,输出为网络行为,经过大量数据训练后,进行高效的预测实时网络行为。

基于灰度图的卫星互联网业务智能识别架构如图5所示,包括云端和本地两部分。本地架构包括探针模块、数据转换模块、灰度图识别模块和业务类型转换模块;云端架构包括数据转换灰度图模块和灰度图识别模块。本架构采用人工智能离线训练学习的方法,本地和云端的灰度图识别模块功能相同,区别在于各自的目的不同。云端采集训练数据,进行灰度图智能识别模型的离线学习,调整神经网络参数;本地下载云端训练好的灰度图识别模型,对采集的业务数据进行测试,识别获取业务数据对应的业务类型,从而对实时业务进行实时反馈。

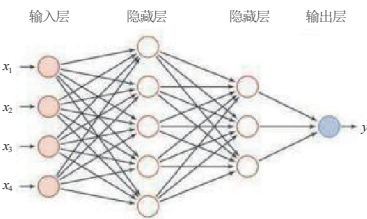
2.1 数据集建立

数据集包括两部分,一部分为训练数据,为云端离线学习提供训练数据;另一部分为实时业务数据,为实时网络提供智能业务识别服务。探针模块直接在网络之间采集数据,从网络流量数据包中抓包获取有用的应用业务信息。

通过筛选、过滤抓包获取对应的应用数据包并分类,制作神经网络所需的数据集,保证数据数目足够且真实可靠。使用TCPDump工具抓包获取空间业务识别所需数据包,指定端口和IP地址,设定筛选过滤条件,过滤掉不包含业务信息的无用数据包;将抓包获取到的有效数据保存为二进制文件,待数据转换模块进行下一步处理。

2.2 数据转换灰度图

本文提出一种新型的智能业务识别方法,对网络数据包做数据转换处理,将数据包转换为灰度图,通过识别不同业务类型中灰度图蕴含的本质特征智能地区分不同的业务类型。具体而言,将抓包获取的数据包转换为二进制字节流文件,每8比特数据转化为一个像素,从



(3) 灰度图识别

图4 基于灰度图的卫星互联网业务智能识别过程

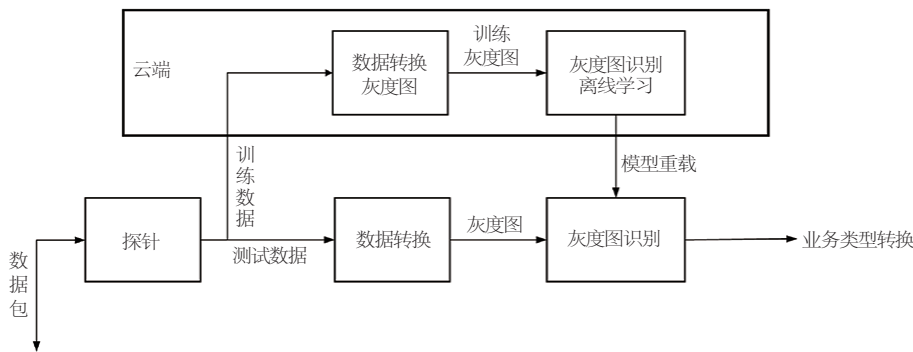


图5 基于灰度图的卫星互联网业务智能识别架构

而得到256级灰度的灰度图，每个像素的颜色深浅为0~255，此时生成的灰度图蕴含了不同业务的内在特征。二进制数据转换灰度图如图6所示。

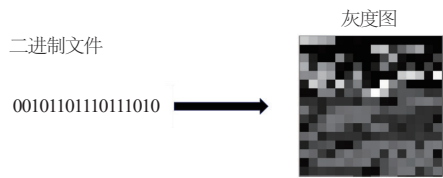


图6 二进制数据转换灰度图

本文综合考虑不同卫星星座网络拓扑对空间业务识别准确率的影响，在数据处理阶段加入不同卫星星座时空扩展图矩阵，将拓扑矩阵和业务数据结合在一起，生成一张包含完备业务特征信息和星座拓扑矩阵特征的灰度图，将其作为训练集，提升对不同卫星星座的业务类型识别准确率。结合卫星星座拓扑矩阵的灰度图如图7所示。

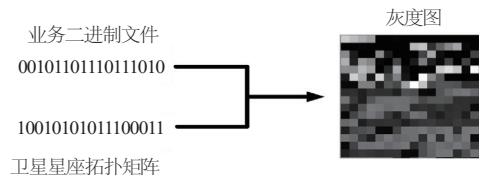


图7 结合卫星星座拓扑矩阵的灰度图

2.3 灰度图智能识别

云端通过神经网络对灰度图进行学习训练，神经网络模型输入为灰度图，输出为业务类型。灰度图输入之前先对灰度图数据进行预处理，进行图像大小适配和归一化操作。

本文采用进制转换的方式将空间业务数据包中的

内容转换成二维灰度图像像素点的取值，从而得到带有业务特征信息的灰度图像，不同类型的业务数据转化为对应的空间业务灰度图。灰度是描述灰度图像内容的最直接的视觉特征。在传统的注重几何特征的计算机视觉研究和图像理解中，灰度未能受到普遍重视。然而相对于几何特征而言，灰度具有与生俱来的旋转不变性和尺度不变性，在灰度图像识别中充分利用图像的灰度信息（如纹理和轮廓），能够在研究图像的主灰度特征的基础上分析各主灰度的空间分布信息^[25]，有效提升人工智能图像识别特征提取的有效性。本文将不同空间业务类型的数据特征转化为灰度图中不同的灰度分布，确保下一步神经网络对空间业务灰度图重要特征的分类和提取，并有效排除无用的多余特征；基于TensorFlow等人工智能框架构建神经网络模型，经过大量数据训练和调参后，实现对不同业务类型的准确识别。基于灰度图的业务智能识别算法模型如图8所示。

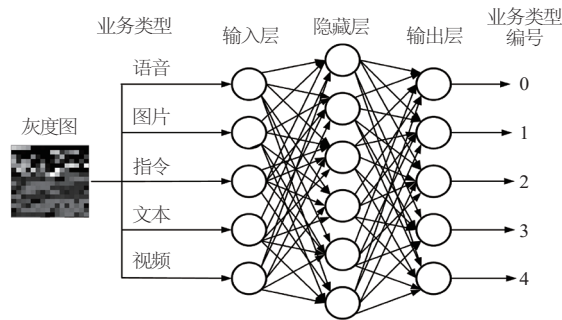


图8 基于灰度图的业务智能识别算法模型

3 仿真与验证

本文通过卫星网络仿真平台对卫星动态网络场景下的业务智能识别算法进行性能验证。卫星网络仿真平台参考云+边缘的混合架构进行设计，由云中心节点以及边

缘节点组成,云中心节点即为docker管理节点。将虚拟卫星节点部署为边缘节点,部署docker管理节点统一管理边缘节点的计算资源,达到了动态分配边缘节点的网络和计算资源的效果,通过docker管理节点对卫星节点的动态分配实现卫星网络动态拓扑的仿真模拟,验证动态场景下基于灰度图的卫星互联网业务智能识别算法的性能。

3.1 卫星互联网业务智能识别平台

卫星互联网业务智能识别平台架构如图9所示,分为6个模块,分别是卫星网络稳态化模块、虚拟卫星路由配置模块、虚拟卫星仿真模块、虚拟卫星管理模块、空间业务识别模块和空间信息业务识别系统前端演示模块。卫星网络稳态化模块包括拓扑管理模块和路由计算模块两部分,拓扑管理模块负责得到通信卫星链路的连通性拓扑;路由计算模块负责得到通信卫星网络的路由表。空间业务识别模块包括3个子模块,分别为探针模块、数据转换模块和灰度图识别模块。

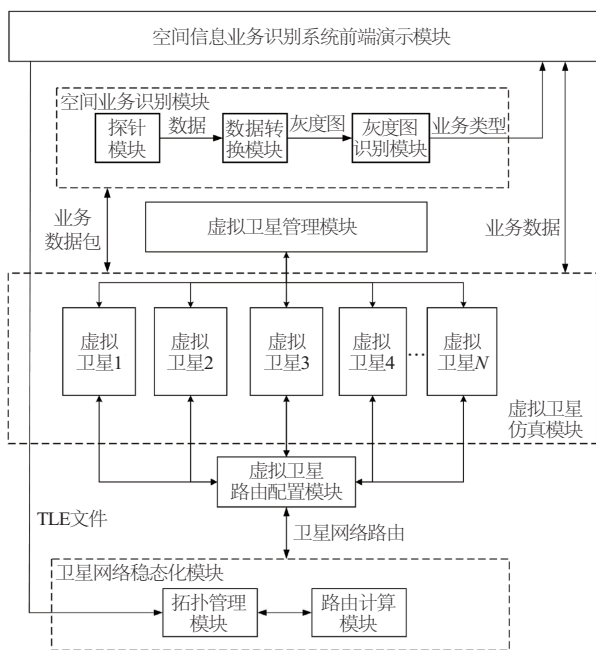


图9 卫星互联网业务智能识别平台架构

3.2 仿真业务类型及参数

卫星互联网业务智能识别平台支持5种业务类型传输,分别为文本、语音、图像、视频、控制类信息。文本业务类型采用txt格式文件;语音业务类型采用wav格式文件;图像业务类型采用jpg格式文件;视频业务类型采用avi格式文件;控制类信息业务类型采用sh格式文件。

空间信息业务识别系统的数据集分两部分,分别为

5种业务的训练数据集和测试数据集。训练数据集每种业务10 000张灰度图,共50 000张;测试数据集每种业务2 000张灰度图,共10 000张。其中,5种业务类型的部分测试数据集示意如图10所示。

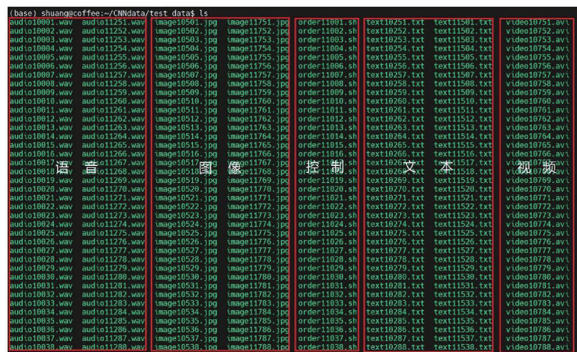
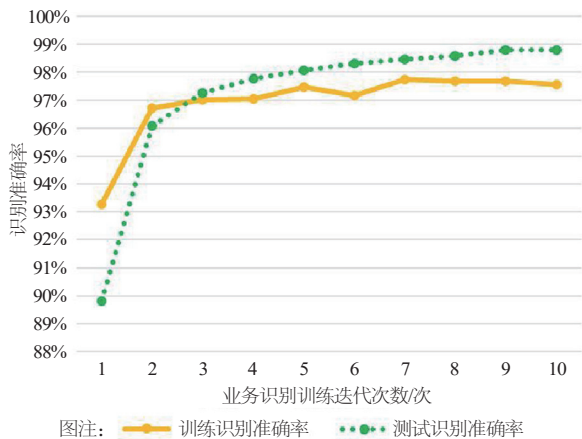


图10 5种业务类型部分测试数据集示意

3.3 仿真结果

(1) 基于灰度图的卫星互联网业务智能识别分类算法收敛测试

将生成的业务数据集导入构建好的模型进行训练,共迭代10次。随着迭代次数的增加,识别准确率随之提高,训练识别准确率在99%左右,测试识别准确率在97%左右,如图11所示。



图注: — 训练识别准确率 - - - 测试识别准确率

图11 基于灰度图的卫星互联网业务智能识别分类算法收敛测试

(2) 基于灰度图的卫星互联网业务智能识别分类算法识别准确率测试

在仿真平台上测试5种业务类型的识别准确率,5种业务分别通过仿真平台运行100次,得到识别准确率,如图12所示。与参考文献[26]中所提的网络数据图像化的业务识别方法进行了比较,该方法采用YeCNN模型实现,

选取对应的5种业务进行了识别准确率对比，如图13所示。本文所提方法的业务识别准确率性能更优。

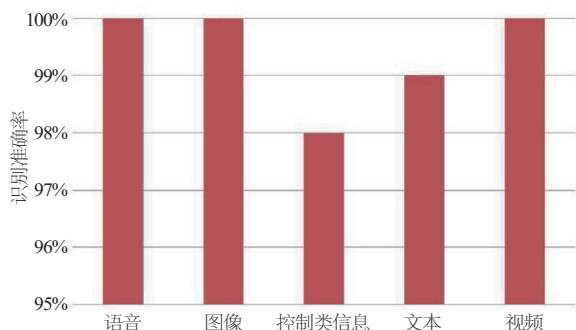


图12 5种业务类型识别准确率

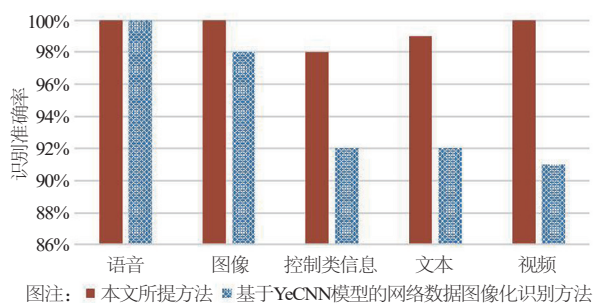


图13 不同方法识别准确率对比

参考文献：

- [1] 吴巍. 天地一体化信息网络发展综述[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(1): 1-16.
WU W. Survey on the development of space-integrated-ground information network[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(1): 1-16.
- [2] 孙晨华. 专题导读. 天地一体化信息网络[J]. 2021, 2(4): 66.
SUN C H. Topic guide[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 66.
- [3] 汪春霆, 翟立君, 徐晓帆. 天地一体化信息网络发展与展望[J]. 无线电通信技术, 2020, 46(5): 493-504.
WANG C T, ZHAI L J, XU X F. Development and prospects of space-terrestrial integrated information network[J]. Radio Communications Technology, 2020, 46(5): 493-504.
- [4] WANG N, NOUWELL N, GE C, et al. Satellite support for enhanced mobile broadband content delivery in 5G[C]// Proceedings of 2018 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [5] FANG C, YAO H P, WANG Z W, et al. A survey of mobile information-centric networking: research issues and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(3): 2353-2371.
- [6] 张美蓉, 镐梦婷, 王闯, 等. 高低轨卫星异构网络资源管控策略与技术研究[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 67-74.
ZHANG M R, GAO M T, WANG C, et al. Research on strategies and technologies for resource management and control of heterogeneous network of high and low orbit satellites[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 67-74.
- [7] 周笛, 盛敏, 郝琪, 等. 巨型星座系统的网络运维与资源管控技术[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(1): 26-35.
ZHOU D, SHENG M, HAO Q, et al. Network operation, maintenance and resource management in mega constellation system[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(1): 26-35.
- [8] 张晓凯, 郭道省, 张邦宁. 空天地一体化网络研究现状与新技术的应用展望[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 19-26.
ZHANG X K, GUO D X, ZHANG B N. Research status of space-air-ground integrated network and application prospects of new technologies[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 19-26.
- [9] 唐斯琪, 潘志松, 胡谷雨, 等. 智能化卫星互联网运维与管理：现状与机遇[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 75-83.
TANG S Q, PAN Z S, HU G Y, et al. Intelligent satellite Internet maintenance and management: progress and opportunities[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 75-83.
- [10] 孙晨华. 天基传输网络和天地一体化信息网络发展现状与问题思考[J]. 无线电工程, 2017, 47(1): 1-6.
SUN C H. Research status and problems for space-based transmission network and space-ground integrated information network[J]. Radio Engineering, 2017, 47(1): 1-6.
- [11] MOORE A W, PAPAGIANNAKI K. Toward the accurate identification of network applications[C]//Passive and Active Network Measurement. [S.l.:s.n.], 2005: 41-54.
- [12] KARAGIANNIS T, PAPAGIANNAKI K, FALOUTSOS M. BLINC: multilevel traffic classification in the dark[C]//Proceedings of the 2005 conference on Applications, technologies, architectures, and protocols for computer communications - SIGCOMM '05. New York: ACM Press, 2005: 221-227.
- [13] PAN W B, CHENG G, GUO X J, et al. Survey and prospect of network encrypted traffic identification research[J]. Journal of Communications, 2016, 37(9): 154-167.
- [14] ZUEV D. Traffic classification using a statistical approach[C]// International Conference on Passive & Active Network

- Measurement. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 321-324.
- [15] JOHN G H, LANGLEY P. Estimating continuous distributions in Bayesian classifiers[C]//UAI'95: Proceedings of the Eleventh conference on Uncertainty in artificial intelligence. [S.l.:s.n.], 1995: 338-345.
- [16] MCGREGOR A, HALL M, LORIER P, et al. Flow clustering using machine learning techniques[C]//Passive and Active Network Measurement. [S.l.:s.n.], 2004: 32-37.
- [17] MA Y L, QIAN Z Y, TAO G C, et al. Machine learning for network traffic identification[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2009, 32(1): 65-68.
- [18] DING R S, LI W M. A hybrid method for service identification of SSL/TLS encrypted traffic[C]//Proceedings of 2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications. Piscataway: IEEE Press, 2016: 250-253.
- [19] 高瓔园, 王妮炜, 陆洲. 卫星互联网星座发展研究与方案构想[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(8): 875-881.
- GAO Y Y, WANG N W, LU Z. The development research and construction suggestion of satellite Internet constellations[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2019, 14(8): 875-881.
- [20] 张更新, 王运峰, 丁晓进, 等. 卫星互联网若干关键技术研究[J]. 通信学报, 2021, 42(8): 1-14.
- ZHANG G X, WANG Y F, DIGN X J, et al. Research on several key technologies of satellite Internet[J]. Journal on Communications, 2021, 42(8): 1-14.
- [21] 孙晨华, 章劲松, 赵伟松, 等. 高低轨宽带卫星通信系统特点对比分析[J]. 无线电通信技术, 2020, 46(5): 505-510.
- SUN C H, ZHANG J S, ZHAO W S, et al. Comparative analysis of GEO and LEO broadband satellite communication system[J]. Radio Communications Technology, 2020, 46(5): 505-510.
- [22] 陈山枝. 关于低轨卫星通信的分析及我国的发展建议[J]. 电信科学, 2020, 36(6): 1-13.
- CHEN S Z. Analysis of LEO satellite communication and suggestions for its development strategy in China[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(6): 1-13.
- [23] 朱立东, 张勇, 贾高一. 卫星互联网路由技术现状及展望[J]. 通信学报, 2021, 42(8): 33-42.
- ZHU L D, ZHANG Y, JIA G Y. Current status and future prospects of routing technologies for satellite Internet[J]. Journal on Communications, 2021, 42(8): 33-42.
- [24] 国晓博, 任智源, 程文驰, 等. 低轨卫星网络中业务图驱动的星间协作计算方案[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(2): 35-44.
- GUO X B, REN Z Y, CHENG W C, et al. Inter-satellite cooperative computing scheme driven by business graph in LEO satellite network[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(2): 35-44.
- [25] 刘卓夫, 桑恩方. 一种新的灰度图像识别方法[J]. 声学及电子工程, 2003(4): 6-8.
- LIU Z F, SANG E F. A new grayscale image recognition method[J]. Acoustics and Electrical Engineering, 2003(4): 6-8.
- [26] 卓勤政. 基于深度学习的网络流量分析研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- ZHUO Q Z. Research on network traffic analysis based on deep learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.

[作者简介]



崔涛 (1984-), 中国空间技术研究院西安分院高级工程师, 主要研究方向为卫星网络处理与交换。



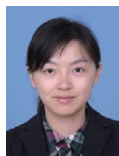
任智源 (1983-), 西安电子科技大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为星载在轨边缘计算。



黎军 (1975-), 中国空间技术研究院西安分院研究员, 主要研究方向为卫星高速数据处理与传输。



谭庆贵 (1975-), 中国空间技术研究院西安分院研究员, 主要研究方向为微波光子、卫星光通信和光学相控阵天线技术。



李静玲 (1984-), 中国空间技术研究院西安分院高级工程师, 主要研究方向为卫星高速数据处理与传输。



梁薇 (1986-), 中国空间技术研究院西安分院高级工程师, 主要研究方向为卫星高速数据处理与传输。