

文章编号: 2095-4980(2024)08-0893-08

## 面向列车自主运行的边缘智能系统

梁雅楠, 刘昌瑞, 石雪涛

(北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

**摘要:** 随着城市轨道交通网络的建设和发展不断推进, 人们对运输能力的需求日益增加, 车载计算能力短缺的现象已成为重要问题, 探索新的解决方案变得非常必要。近年来, 边缘智能(EI)作为一种全新的领域应运而生。通过EI, 可以将复杂的计算任务卸载到轨道旁的计算服务器上, 从根本上解放车载设备的计算能力, 使车载设备专注于执行简单、低能耗的计算任务, 将大部分计算工作交给边缘服务器完成。基于上述理念, 本文提出一个全新的EI列车自主控制系统。该系统借助谷歌Kubernetes高可靠性边缘计算平台, 实现列车自主控制算法; 采用线性二次高斯(LQG)控制算法, 对列车自主控制过程进行建模, 并利用云上安全计算保障整个系统的高可靠性。同时, 该系统能够有效避免局部故障的影响, 因此在通信包间隔延迟性能方面表现出卓越的性能。经过大量实验验证, 提出的EI列车自主控制系统具有较高的运行可靠性和数据安全性, 同时具备较低的通信包间隔延迟性能。证明了该列车自主运行控制系统可以显著提高列车运行的效率和安全性, 从而提高列车运行的质量。

**关键词:** 5G; LQG算法; Kubernetes平台; 边缘智能

中图分类号: TP273+.5

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023071

## Edge Intelligent system for autonomous train operation

LIANG Yanan, LIU Changrui, SHI Xuetao

(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** With the continuous advancement of the construction and development of urban rail transit networks, people's demand for transportation capacity is increasing day by day. Therefore, the shortage of on-board computing power has become one of the important issues, making it necessary to explore new solutions. In recent years, Edge Intelligence(EI) has emerged as a new field. Through edge intelligence, complex computing tasks can be offloaded to trackside computing servers, fundamentally liberating the computing power of onboard equipment. In this case, we can focus the onboard devices on performing simple, low energy computing tasks, while leaving most of the computing work to edge servers. Based on the above idea, this paper proposes a new train autonomous control system, which uses Google Kubernetes high reliability edge computing platform to realize the train autonomous control algorithm. In addition, we use the Linear Quadratic Gaussian(LQG) algorithm to model the train autonomous control process and utilize cloud security computing to ensure the high reliability of the entire system. At the same time, due to its ability to effectively avoid the impact of local faults, the system also exhibits excellent performance in terms of communication packet interval delay performance. After extensive experimental verification, we can conclude that the proposed train autonomous control system has high operational reliability and data security, as well as low communication packet delay performance. This result further proves that using the autonomous train operation control system can significantly improve the efficiency and safety of train operation, thereby improving the quality of train operation.

**Keywords:** 5G; Linear Quadratic Gaussian algorithm; Kubernetes platform; Edge Intelligence

作为现代城市的重要组成部分,城市轨道交通系统一直备受关注。智能列车自主运行控制系统使列车运行更加安全可靠,但当今的城市轨道交通仍面临一些问题:如车载计算能力不足,能源消耗大等。通过将边缘计算与人工智能相结合,可以为这些问题提供新的解决方案。这个新的智能模式被称之为边缘智能(EI),是一种用于收集、存储、处理和分析数据的连接系统和设备。EI可以轻松卸载机载设备的计算任务,将远程共享资源池(包括计算资源、应用程序、平台等)部署到边缘设备上,并为用户提供更安全、更快捷的服务。这种新型智能模式优化了传统交通枢纽的运营方式,通过提高能源利用效率、降低成本和优化运输网络来增强城市轨道交通系统的智能和效率<sup>[1]</sup>。这一领域的研究在过去几年中得到迅速发展<sup>[2]</sup>。

近年来,我国城市轨道交通发展迅猛。作为城市轨道交通的主流信号,基于通信的列车运行控制系统(Communication Based Train Control System, CBTC)已被广泛认可和应用,列车对路侧通信的无线通信可以轻松连接。在传统CBTC系统中,与列车自主运行控制相关的信息通过路侧基站发送至区域控制器(Zone Controller, ZC),然后ZC为其控制范围内的列车生成并发送移动授权,该授权通过5G gNB基站发送至列车,列车自主运行控制系统根据移动授权技术在列车上计算一系列参考轨迹<sup>[3]</sup>。

针对列车运行控制系统,不同的控制算法会产生不同的控制效果。在当前社会需求背景下,研究列车自主运行控制算法,使列车处于最佳运行状态是有必要的<sup>[4]</sup>。文献[5]研究了一种基于神经网络算法优化的改进型PID(Proportional-Integral-Derivative)控制算法,实现了PID参数的自适应调整,提高了列车自主控制的精确度。LONG等<sup>[6]</sup>提出了一种列车自动运行系统的自动干扰消除控制算法。ZHAO等<sup>[7]</sup>提出了一种基于集群共识的分布式控制策略,使所有列车逐步跟踪前面的列车,并有效地保持后面的安全距离。ZHANG等<sup>[8]</sup>提出了一种基于状态网格法的模型预测控制器,用于轨迹规划和跟踪,避免障碍物。

上述方法大多假设所有的列车位置都能实时获得,然后由车载设备进行计算和控制,这无疑增加了车载列车运行控制系统的运行负担,降低了其可靠性。随着EI技术的发展,EI可以在低延迟情况下从列车上卸载并完成复杂计算的任务。因此,将自主控制应用部署到边缘生态系统,EI可显著提高列车自主运行控制的可靠性和高效性。

目前,大多数地铁采用LTE-M(Long Term Evolution for Machines)通信系统。如果采用LTE-M进行EI计算来卸载计算能力,会出现延迟过高、控制信息包间隔过大等问题,无法满足安全驾驶的需要。同时,由于无线局域网(Wireless Local Area Network, WLAN)不能适应城市轨道交通的复杂运行环境,基于EI的列车自主控制采用WLAN自动控制,稳定性和可靠性也不能满足要求。国际电信联盟提出的5G移动通信标准,可以实现约1 Gb/s的超高峰值数据速率和约15 ms的超低系统时延,是目前网络容量的数千倍<sup>[9]</sup>。结合5G和EI技术,能够实现基于EI的列车运行控制,同时表现为更低的延迟和更高的稳定性<sup>[10]</sup>。本文从EI技术架构、自动驾驶系统平台、自动控制算法等方面介绍初步设计和实验情况。

## 1 基于5G与EI的列车自主控制技术架构

基于5G技术下列车自主控制的EI技术架构如图1所示。本架构由基础设施层、边缘计算层和云服务层组成。本文重点讨论边缘计算层和云服务层之间的协作,以提高计算性能。

### 1.1 基础设施层

基础设施层是整个结构的基础,由车辆设备、无线传感器、传输系统等组成。其基本功能是收集数据,如列车移动位置、速度等,并将数据上传至附近的边缘节点,由边缘节点计算出列车运行信息。然后,列车自主运行系统和列车自主控制系统(Automatic Train Control, ATC)参考收到的信息改变列车运行状态。

### 1.2 边缘计算层

边缘计算层是一个兼顾处理任务和容器化运行的物理主机,是整个结构的核心部分,主要负责监视、执行和处理业务,确保系统的可靠性和可用性。本设计中,每列列车的自主控制请求被分别发送至边缘计算层。边缘计算层的工作节点记住列车的IP地址,并根据实时负载分配集装箱应用进行ATC计算。最后,计算结果通过5G基站发送至相应的列车。

### 1.3 云服务层

如图1所示,整个技术架构有2个主要任务由主节点负责:一是网络管理。利用5G基站实现节点间的通信,将云服务层的应用请求均匀地转发至边缘计算层的工作节点,实现信息共享;二是负责复制组件、持续监测工

作节点，并及时处理节点出现的故障。此外，主节点还承担了集群的通信和网络，一旦在主节点上部署了所需的应用程序，云就会持续监控每个工作节点的状态，以便根据负载和工作节点的情况动态选择要部署的工作节点。

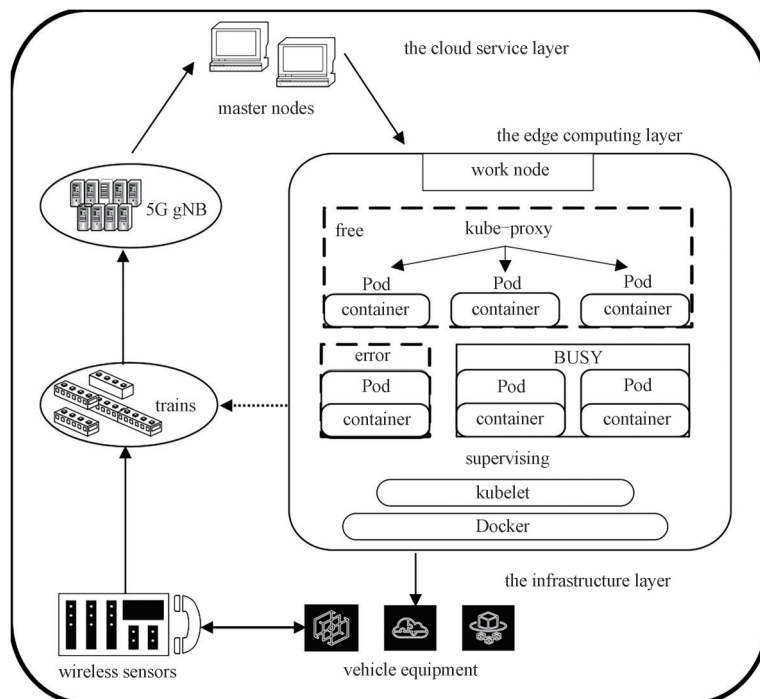


Fig.1 Architecture of 5G and EI based autonomous train control  
图1 基于5G和EI的列车自主运行控制体系结构

## 2 基于Kubernetes的高可靠性EI平台的设计

为了实现边缘计算层，采用开源软件 Docker 和 Kubernetes 建立 EI 环境。边缘设备的结果被发送至云端，云端协同管理边缘计算层并存储从边缘计算层传输的数据。

### 2.1 Docker 和 Kubernetes

Docker 是一种工具，使容器创建、部署和运行应用程序变得更加容易。容器允许开发者将应用程序与它所需要的所有部分打包，并将其作为一个整体运送出去。通过这样的方式，开发人员可以确保该应用程序可以在任何其他机器上运行。Docker 提供了一种在一致环境中运行这些容器的方法，使开发者更容易构建和部署应用程序。

Docker 容器通常由 Docker 镜像构建，用于隔离和运行应用程序，如图 2 所示。Docker on-edge 设备能够提供一个轻量级和高效资源的虚拟化环境。Docker 容器具有更小的尺寸，且可以节省大量资金，因此更适于布置在资源有限的边缘装置上，提高系统的效率和可靠性。

Docker 对版本控制和模块化、可重复使用元素的支持，使开发者能够轻松管理和维护他们的应用程序。这在 EI 环境中十分重要，因为在这种环境中，应用程序可能需要定期更新或修改，以支持新功能或修复错误。

Kubernetes 是一个开源的容器编程系统，能够自主处理和管理各种应用程序(Application, APP)，以满足不同的需求和功能。在 Kubernetes 中，容器被

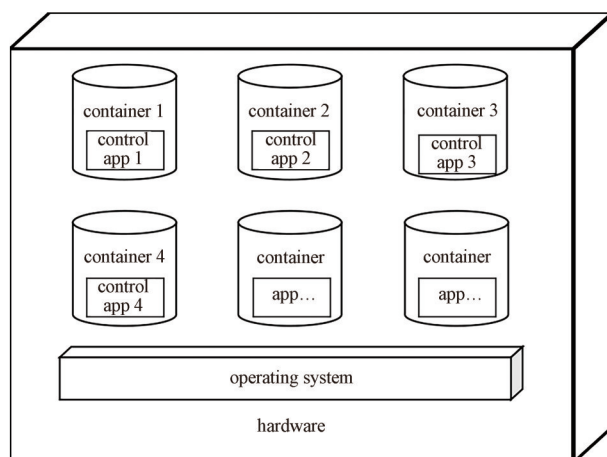


Fig.2 The structure of Docker  
图2 Docker的结构

统一称为 Pods 单元，可以承载一个或多个相关的容器。Pods 是 Kubernetes 应用的基本构件，它提供了一种方法，可以从逻辑上将属于一个整体的容器分组，这在可能需要部署和管理多个容器的 EI 环境中非常重要。

Kubernetes 在边缘设备上的应用可极大提高效率，可自主部署和扩展容器化应用程序，从而极大地改善系统性能。这使得开发人员能够专注于构建和维护他们的应用程序，而 Kubernetes 则处理底层基础设施和资源管理。Kubernetes 还提供了一个强大的网络模型，使 Pods 能够相互访问，并与外界沟通。Pods 被分配了固定的虚拟 IP 地址和 DNS(Domain Name System)名称，使它们能够很容易地相互访问，并使外部客户能够访问它们托管的应用程序。此外，Kubernetes 使用基于隧道技术的叠加网络提供虚拟路由和交换功能，进一步简化了分布式环境网络。

### 2.2 具有高可靠性的 EI 平台

设计中，首先以自我修复的方式对 LQG 列车自主控制算法进行部署；然后，加载装有 LQG 列车自主运行控制算法的 Pod，提供独立运行的计算服务。如图 3 所示，Kubernetes 需要不断监测每个工作节点的状态，以便在通信连接的工作节点上部署应用。节点中的控制器负责监控部署的状态，并在发生故障时向 API 服务器和调度器报告；调度器负责在一个节点过载时将网络流量分配给空闲的节点。采用 Kubernetes 内置的有效性和状态探针检测和恢复故障，实现自主修复。其中，活性探针检查容器的健康状况，并在失败时重新启动；而准备探针则确定容器是否准备好接受流量，可以在部署清单文件中配置这些探针。此外，自我修复只是 EI 平台的一个方面。还应该考虑实施监控、日志和警报，以便在系统出现问题时进行识别和解决。

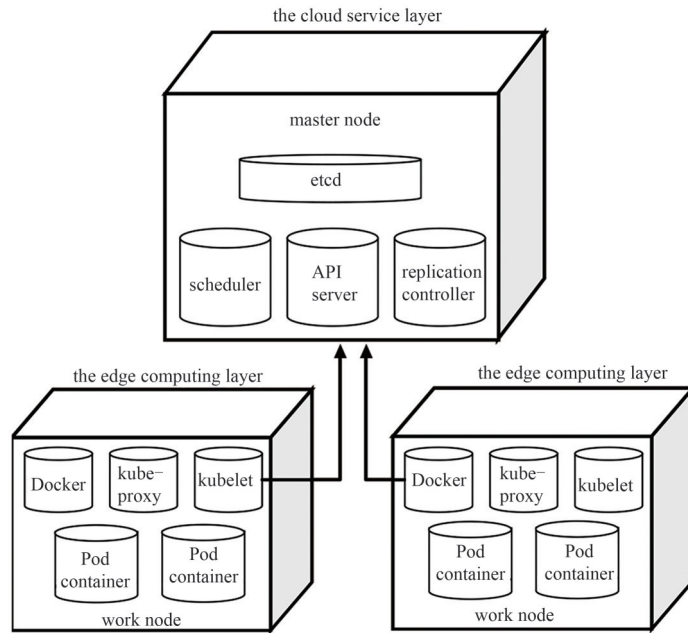


Fig.3 The designed Kubernetes-based high reliability edge computing  
图 3 基于 Kubernetes 的高可靠性边缘智能模型

使用 Kubernetes 及其各种组件，如调度器、复制控制器等，可以确保系统具有自我修复并从故障中恢复的能力，可有效防止故障引起的服务中断或质量下降。同时，使用 Distributed etc directory(etcd)进行服务发现和集群状态存储，因为 etcd 提供了一种可靠且一致的方式，在分布式系统中非常重要，避免了节点可能会出现故障或变得不可用的现象。通过这些设计，本系统具备高可用性和对故障的弹性，即使在异常情况下仍能顺利运行，确保轨道交通系统的正常运行。

自我修复机制可以减小故障的影响，但不能完全防止故障的发生。因此，当发生重大故障或停电时，必须有一个经过良好测试的强大备份计划，这可能涉及使用冗余系统或手动恢复程序。此外，定期对系统进行测试和维护也很重要，以防止故障的发生，并确保系统能够在故障发生时快速恢复。这样，即使发生突发事件，系统也可以保持稳定运行。

### 3 基于 LQG 的列车运行控制模型

为了解决在复杂多变的环境条件下高速列车运行预测控制器功能降低的实际问题，本文设计一个采用 LQG

的新型预测控制器，期望能够有效提升列车的运行效率。首先，采用辨识算法处理高速列车的历史运行数据，同时构建采用LQG的高速铁路列车预测控制器特性测评基础；然后，利用真实性能指标，与已构建的性能基准加以对比，得出测评指数；最后，通过分析，对列车预测控制器的特性实施在线评估，并构建控制器特性下降模型库，设计既可以支持向量机又能同时用于诊断列车自主控制特性降低情况的分级器。经过训练学习，使输出约束达到饱和状态，并调整控制参数。

设计的新型高速列车预测控制器，可以模拟列车的动力学行为，并通过辨识算法识别相关参数，从而获得更准确的列车预测模型。

通过对列车的动力学分析，得到 $k$ 时刻列车非线性等效模型为：

$$\begin{cases} s_{k+1} \approx As_k + Bu_k + e(k) \\ v_k \approx Cs_k + Du_k + Fe(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中： $s_k$ 为列车实时位置； $v_k$ 为列车实时速度； $u_k$ 为列车运行环境变量； $e(k)$ 为列车当前速度 $v$ 和未来速度 $v_f$ 之间的误差； $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$ 、 $F$ 均为比例系数。

对式(1)进行多步迭代处理，列车的预报模型为：

$$\begin{cases} Y_f = \Psi_f M_f + H_N \mathfrak{g}_f + H_i^s E_f + I_f \\ Y_p = \Psi_p M_p + H_N \mathfrak{g}_p + H_i^s E_p + I_p \end{cases} \quad (2)$$

式中：下标 $f$ 、 $p$ 分别表示未来与过去； $\Psi_i$ 为扩展观测矩阵； $\mathfrak{g}_p$ 、 $\mathfrak{g}_f$ 为输入的Hankel矩阵； $H_N$ 、 $H_i^s$ 分别表示确定性、随机性下三角Toeplitz矩阵； $E$ 、 $I$ 为噪声矩阵； $M$ 为输入。

令列车过去时刻数据集为 $W_p = [Y_p^T, \mathfrak{g}_p^T]^T$ 。根据正交投影原理，可假设预测算子 $\hat{Y}_f$ 为：

$$\hat{Y}_f = \frac{Y_f}{\begin{pmatrix} W_p \\ \mathfrak{g}_f \end{pmatrix}} = L_w W_p + L_u \mathfrak{g}_f \quad (3)$$

式中 $L_w$ 和 $L_u$ 为列车运行空间矩阵，下标 $w$ 、 $u$ 代表不同的时刻。

求解 $L_w$ 和 $L_u$ 需对式(4)进行正交分解，即：

$$\min_{L_w, L_u} \left\| Y_f - [L_w \quad L_u] \begin{pmatrix} W_p \\ \mathfrak{g}_f \end{pmatrix} \right\|_F^2 \quad (4)$$

将 $L_w$ 和 $L_u$ 代入式(3)，可得预测算子 $\hat{Y}_f$ 。因此，设计一个全新的预测控制器，目标函数为：

$$\varpi = (R_f - \hat{Y}_f)^T Q (R_f - \hat{Y}_f) + \mathfrak{g}_f^T R \mathfrak{g}_f \quad (5)$$

式中： $Q$ 为输出矩阵； $R$ 为控制矩阵。

对 $\varpi$ 求 $\mathfrak{g}_f$ 的极小值，可得：

$$\mathfrak{g}_f = (L_u^T Q L_u + R)^{-1} L_u^T Q (R_f - L_w W_p) \quad (6)$$

选取 $\mathfrak{g}_f$ 的第1个分量作为列车运行控制量。

基于原始模型辨识和控制器设计的预测控制系统具有快速响应的能力，但由于设计复杂，耦合度较低以及列车停运测试模型精确度较低，使其成本较高。本文通过对列车运行数据的识别处理得到矩阵，并进行控制器设计。利用预测控制中生成的矩阵，设计性能评价基准和基于LQG的评价指标，对列车自主控制性能进行在线评估。

当式(2)建立的预测模型数据矩阵的行数越来越多，列车预测的结果就会变得越来越接近式(7)。

$$\hat{Y}_f = \Psi_i M_f + H_N \mathfrak{g}_f \quad (7)$$

通过与式(3)的预测算子进行比较，可得

$$\begin{cases} \Psi_i M_f = L_w W_p \\ H_N = L_u \end{cases} \quad (8)$$

对矩阵 $L_w$ 进行奇异值分解，可得

$$L_w = (\mathfrak{g}_1 \quad \mathfrak{g}_2) \begin{pmatrix} \delta_1 & 0 \\ 0 & \delta_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \chi_1^T \\ \chi_2^T \end{pmatrix} \quad (9)$$

式中： $\delta_1$ 、 $\delta_2$ 、 $\chi_1$ 、 $\chi_2$ 表示分析过程中不同的矩阵。

将  $\Psi_f = \mathfrak{g}_1 \delta_1^{\frac{1}{2}}$  代入式(7)得

$$M_f = \delta_1^{\frac{1}{2}} \chi_1^T W_p \quad (10)$$

假设 LQG 的初始运行点为 0，根据式(5)中提出的列车预测控制目标函数，可将 LQG 定义为：

$$\varpi_{\text{LQG}} = \hat{Y}_f^T Q \hat{Y}_f + \mathfrak{g}_f^T R \mathfrak{g}_f \quad (11)$$

将式(7)代入式(11)，可得

$$\varpi_{\text{LQG}} = (\Psi_f M_f + H_N \mathfrak{g}_f)^T Q (\Psi_f M_f + H_N \mathfrak{g}_f) + U_f^T R \mathfrak{g}_f \quad (12)$$

对  $\varpi_{\text{LQG}}$  求  $\mathfrak{g}_f$  最小值，为：

$$\mathfrak{g}_f = -(R + H_N^T Q H_N)^{-1} H_N^T Q \Psi_f M_f \quad (13)$$

令  $Z = -(R + H_N^T Q H_N)^{-1} H_N^T Q \Psi_f$ ，代入式(7)，可得

$$\hat{Y}_f = \Psi_f M_f + H_N \mathfrak{g}_f = (\Psi_f + H_N Z) M_f \quad (14)$$

总之，基于子空间 LQG 的性能基准计算如下：

$$\varpi_{\text{LQG}} = \lim_{I \rightarrow \infty} \left[ \frac{1}{I} E(\Phi^T \Phi) \right] + \lim_{I \rightarrow \infty} \left[ \frac{1}{I} E(X^T X) \right] \quad (15)$$

式中： $\Phi = Q^{\frac{1}{2}} (\Psi_f + H_N Z) M_f$ ， $X = R^{\frac{1}{2}} Z M_f$ 。

在式(15)中，第 1 个分量表示输出  $Y$  的 LQG 参考值，即  $\varpi_{\text{LQG}_y}$ ；第 2 个分量表示输入  $\mathfrak{g}$  的 LQG 参考值，即  $\varpi_{\text{LQG}_u}$ 。

在定义了列车自主控制器的性能基准之后，可以根据实时列车跟踪曲线在线获得基于 LQG 的实时列车性能指数  $\varpi_{\text{act}}$ ：

$$\varpi_{\text{act}} = \frac{1}{k} E \left( \sum_{i=1}^k v_{t+i} - V_{t+i} \right)^2 + \frac{1}{k} E \left( \sum_{j=1}^k F_{t+j} \right)^2 \quad (16)$$

式中： $k$ 为样本数量； $v_{t+i}$ 为列车的实时输出速度值； $V_{t+i}$ 为列车目标跟踪曲线对应时间的速度值； $F_{t+j}$ 为列车自主控制器输入控制力。

令第 1 个组件表示输出  $Y$  的实时性能，即  $\varpi_{\text{act}_y}$ 。类似地，第 2 个组件表示输入  $\mathfrak{g}$  的实时性能，即  $\varpi_{\text{act}_u}$ 。

列车性能评估指数  $\lambda$  定义为在线计算的列车实时指数  $\varpi_{\text{act}}$  与列车自主控制性能基准  $\varpi_{\text{LQG}}$  的比率：

$$\lambda = \frac{\varpi_{\text{LQG}}}{\varpi_{\text{act}}} \quad (17)$$

可以推断， $\lambda \in (0, 1)$ ，且  $\lambda$  越大，列车自主控制器的控制性能会随之提升；反之，控制性能会急剧下降。

## 4 实验结果和性能

首先，评估边缘协同计算场景的性能，并测试其故障恢复能力；其次，针对列车控制器性能下降的原因，将其分为内部因素和外部因素，并定义列车自主控制器的数据源，以便更好地评估 LQG 系统的性能。

### 4.1 故障恢复时间测试

在集群建立和应用程序部署后，Kubernetes 会定期检查 Pods 状态，看它是否与配置文件中提供的描述相符。如果 Pods 服务出现 Bug 或进程崩溃，Kubernetes 会自主重启 Pods，直到指定的副本数量。另外，Kubernetes 在某些情况下需要在节点之间迁移容器。本文测量了单个工作节点从故障到重建的平均时间以及节点间故障迁移的平均时间，如图 4~5 所示。因此，单个工作节点从故障到重建的平均时间约为 2.9 s，节点间故障迁移的平均时

间约为 31 s。由此证明，提出的列车自主控制系统具有较高的运行可靠性和数据安全性，同时具备较低的通信包间隔延迟性能。

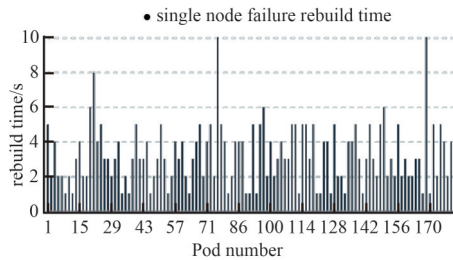


Fig.4 The failure recovery time of Pods  
图4 节点故障恢复时间

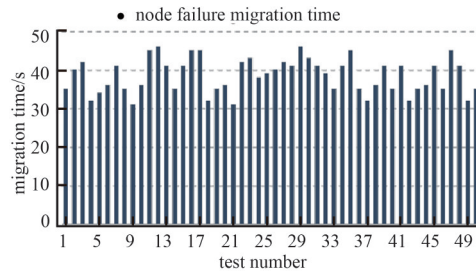


Fig.5 The failure migration time of work nodes  
图5 工作节点的故障迁移时间

### 4.2 基于LQG的自主列车自主控制性能测试

对列车实时运行中产生的输入输出信息进行实时监测，可有效评估列车运行控制器的性能。一旦列车性能评估指数 $\lambda$ 小于预期限度，会导致列车运行效率急剧下降，甚至可能危及旅客的生命安全。因此，为了提高列车自主控制器的性能，需要对其加以诊断，并及时向司机和维修人员发出警告，以确保工作效率的最大化。

采用N4SID识别算法进行CRH2-300列车的参数确定。对于跟踪的车辆，设置了一种预测控制器，将检测小波设定为10.00，控制小波设定为2.00，再将这些信息都反映在身份矩阵上，便于得到车辆的输入/输出信息，如图6~7所示。

图6~7为列车运行的目标距离线，它是一条跟踪曲线。依据CRH2-300的牵引力-制动力曲线，测算出理想牵引力或制动力曲线，以及列车运行的实时输出曲线。通过这些信息，依据式(11)~(15)确定车辆的性能基准；而基于LQG识别的列车预测控制器则通过式(16)~(17)来评估列车的控制性能和性能评价指标。由此可以说明，在LQG算法下，列车控制性能良好，符合各项评价指标。

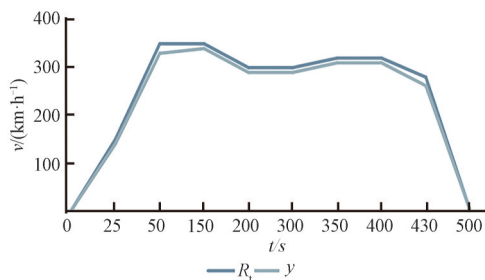


Fig.6 Input data diagram of train operation  
图6 列车运行输入数据图

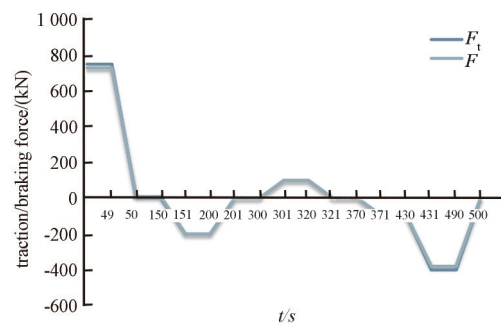


Fig.7 Output data diagram of train operation  
图7 列车运行输出数据图

## 5 结论

基于 Docker 容器技术，本文利用 Kubernetes 平台构建了一个基于 5G 和云边缘智能的列车运行控制系统。然后，以降低通信延迟为目标，提出利用 5G 通信的方法降低列车与服务器之间的通信延迟。最后，考虑预测控制的集成模型识别和控制规律的特点，结合 LQG 基准的高精度优势，采用基于 LQG 的控制器进行建模，实现对列车性能的实时监控和对性能下降源位置的及时准确诊断的平衡。

在未来的研究中，基于 5G 和云边缘智能的列车运行控制系统有着广阔的应用前景和发展空间。具体而言，在建模方面，可以进一步完善 LQG 控制器模型，探索其更大的控制范围以及更快的控制响应速度；在通信方面，可以引入更高效的通信协议和机制，以进一步降低通信延迟和增强系统的抗干扰性能；在边缘智能方面，可以构建更加智能和自适应的决策模型，以适应复杂多变的列车环境；此外，还可以将该系统推广至其他交通工具领域，如飞机和地铁，以提高交通运输的安全性和效率。

## 参考文献:

- [ 1 ] CHEN Cheng,ZHU Li,ZHAO Hongli. 5G-enabled edge intelligence for autonomous train control:a practical perspective[C]// International Conference on Intelligent Transportation. Macau,China:IEEE, 2022.
- [ 2 ] XU Dianlei,LI Tong,LI Yong,et al. Edge intelligence:empowering intelligence to the edge of network[J]. Proceedings of the IEEE, 2021,109(11):1778-1837.
- [ 3 ] WANG Xiaoxuan,LIU Lingjia,TANG Tao,et al. Next generation traincentric communication-based train control system with Train-to-Train(T2T) communications[C]// 2018 International Conference on Intelligent Rail Transportation(ICIRT). Singapore: IEEE, 2019.
- [ 4 ] TANG Tao,HUANG Liangji. A survey of control algorithm for automatic train operation[J]. Journal of the China Railway Society, 2003,25(2):98-102.
- [ 5 ] ZHANG Shengping. Research on automatic train operation method based on improved PID algorithm[J]. Railway Signalling & Communication, 2017,53(10):27-30.
- [ 6 ] LONG Zhiqiang,LI Yun,WANG Xu. On maglev train automatic operation control system based on auto-disturbance-rejection control algorithm[C]// 2008 the 27th Chinese Control Conference. Kunming,China:IEEE, 2008.
- [ 7 ] ZHAO Yan,WANG Tianzhi,KARIMI H R. Distributed cruise control of high speed trains[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017,354(14):6044-6061.
- [ 8 ] ZHANG Chaoyang,CHU Duanfeng,LIU Shidong,et al. Trajectory planning and tracking for autonomous vehicle based on state lattice and model predictive control[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2019,11(2):29-40.
- [ 9 ] PARVEZ I,RAHMATI A,GUVENC I,et al. A survey on low latency towards 5G:ran,core network and caching solutions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018,20(4):3098-3130.
- [ 10 ] 艾渤,何丹萍,钟章队. 高性能射线跟踪技术在智能交通领域的应用[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023,21(4):530-538. (AI Bo,HE Danping,ZHONG Zhangdui. Application of high-performance ray tracing technology in intelligent transportation[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2023,21(4):530-538.)

## 作者简介:

梁雅楠(2001-),女,在读本科生,主要研究方向为列车运行控制系统.email:20211138@bjtu.edu.cn.

刘昌瑞(2002-),男,在读本科生,主要研究方向为列车运行控制系统.

石雪涛(2000-),女,在读硕士研究生,主要研究方向为人工智能在轨道交通的应用.

(上接第 892 页)

- [ 11 ] BLISS D,CHAN A,CHANG N. MIMO wireless communication channel phenomenology[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2004,52(8):2073-2082. doi:10.1109/TAP.2004.832363.
- [ 12 ] 王楠,刘琪琥,汤永浩,等. 分布式多通道信号同步与分集合并算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(1):36-42. (WANG Nan,LIU Qihu,TANG Yonghao,et al. Distributed multi-channel signal synchronization and diversity combining algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2020,18(1):36-42.) doi:10.11805/TKYDA 2018180.
- [ 13 ] 金思年,高鑫鑫,岳殿武. 大规模 MIMO 上行系统中的等增益合并技术[J]. 北京邮电大学学报, 2017,40(5):50-54. (JIN Sinian,GAO Xinxin,YUE Dianwu. Equal gain combining technique for massive MIMO uplink systems[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017,40(5):50-54.) doi:10.13190/j.jbupt.2017-073.

## 作者简介:

蒋攀攀(1989-),男,硕士,工程师,主要研究方向为通信及通信对抗.email:jiangp189@163.com.

云超(1983-),博士,工程师,主要研究方向为通信及通信对抗.

鲁航(1993-),男,硕士,助理工程师,主要研究方向为通信与信息系统.

谭志强(1977-),硕士,高级工程师,主要研究方向为通信与信息系统.