

控制与决策

Control and Decision

基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测方法

马大中, 王天彪, 胡旭光, 刘羽洋, 刘金海

引用本文:

马大中, 王天彪, 胡旭光, 刘羽洋, 刘金海. 基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2415–2424.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0344>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策](#)

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

[多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策](#)

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

[基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法](#)

A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources

控制与决策. 2021, 36(5): 1147–1156 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1193>

[基于云模型的煤矿安全大数据多粒度表示方法及应用](#)

Multi-granularity representation method of big data in coal mine safety based on cloud model and its application

控制与决策. 2021, 36(10): 2359–2368 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0325>

[微型无人机集群低时延组网规划方法](#)

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

控制与决策. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测方法

马大中[†], 王天彪, 胡旭光, 刘羽洋, 刘金海

(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819)

摘要: 随着管道运输规模的不断扩大和泄漏检测流程的日趋复杂,管道泄漏检测系统中数据采集、传输和处理等任务难度呈几何级数上升. 鉴于此,针对基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测方法展开研究,首先针对系统在数据获取方面中压力数据采集量大、数据之间存在冗余的问题,提出一种自适应数据压缩与采集算法;然后依据云边协同调度策略的需求,对云边协同系统中各个环节进行任务细粒度划分,并根据划分后子任务的计算时延和传输时延提出云边协同下管道泄漏检测系统的任务拓扑模型;最后将系统的优化目标定义为在任务执行时间限制下的边缘控制器利用率,进而通过遗传算法求解时间限制下的最优调度策略. 仿真分析验证了管道云边协同泄漏检测方法的有效性,所提出方法可以实现管道泄漏事件快速报警.

关键词: 管道泄漏检测; 数据驱动; 云边协同; 数据压缩; 数据采集; 遗传算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0344

引用格式: 马大中,王天彪,胡旭光,等. 基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2415-2424.

Data-driven pipeline leak detection method based on cloud-edge collaboration

MA Da-zhong[†], WANG Tian-biao, HU Xu-guang, LIU Yu-yang, LIU Jin-hai

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: To enhance the pipeline leak detection system's efficiency, this paper presents a data-driven approach based on a collaborative cloud-side system. The increasing complexity of the leak detection process and the growing scale of pipeline transportation create challenges for data acquisition, transmission, and processing. Our proposed approach addresses these challenges by introducing an adaptive data compression and acquisition algorithm, which effectively reduces data redundancy and enables efficient collection of large volumes of pressure data. Fine-grained task division is performed for each link in the cloud-side collaborative system, based on the requirements of the cloud-side collaborative scheduling strategy. We propose a task for the pipeline leak detection system under the cloud-side collaborative system, based on the computation delay and transmission delay of the divided subtasks. The topological model of the pipeline leak detection system under cloud edge collaboration is also presented, and the optimization objective is defined as the edge controller utilization under the task execution time constraint. Furthermore, we use a genetic algorithm to solve the optimal scheduling strategy under the time constraint. And then we verify the effectiveness of the pipeline cloud edge collaborative leak detection method, achieving a rapid pipeline leak time alarm.

Keywords: pipeline leak detection; data-driven; cloud-edge collaboration; data acquisition; data compression; genetic algorithm

0 引言

石油资源是国民经济发展中不可缺少的能源,但石油的生产及消费区域存在严重的不平衡情况^[1-2]. 管道运输因具有持续运输、安全环保、损耗小、运输成本低廉的优点而成为世界范围内油气运

输的重要手段和途径^[3-4]. 当今社会管道泄漏事件对环境 and 经济造成的损失不可估量. 为减小管道泄漏事件的恶劣影响,准确的检测和及时的修复显得尤为重要.

传统的管道泄漏检测方法的研究已经比较成熟,

收稿日期: 2023-03-24; 录用日期: 2023-05-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目(U22A20221, 62073064); 辽宁省自然科学基金重点科技创新基地联合开放基金项目(2022-KF-11-02).

责任编委: 孙秋野.

[†]通讯作者. E-mail: madazhong@ise.neu.edu.cn.

常见的检测方法有声波法、流量平衡法和负压波法等^[5-9]。特别地,SCADA系统是一种用于监控和控制工业过程的自动化系统,将实用性更强的负压波检测法与SCADA系统结合起来作为一种实时监控应用于输油管道系统中,更有利于现场人员对管道运行状态进行判断。近年来,许多研究人员针对负压波法易受到噪声干扰和微弱泄漏难检测的问题,将机器学习、最优控制方法等相关领域的最新研究理论应用在管道泄漏检测领域,期望通过不断的实验提出实时性强、灵敏度高、检测准确性好的管道泄漏监测系统^[10-12]。例如,Hu等^[13-14]将传统的管道泄漏检测与定位问题转化为管道系统的控制问题模型,提出一种基于自适应动态规划的数据驱动方法实现了管道泄漏事件的精确报警。文献[15]提出了一种基于关联信息对抗学习的运行状态分析方法,实现了系统的故障检测。Liu等^[16-17]将采集得到的压力数据序列转化为Markov链形式,并通过对其提取相应动态特征及同源信号匹配,实现了管道泄漏状态的有效检测。随着研究的深入,基于不同网络结构的机器学习方法也被相继提出用于异常状态诊断,文献[18]提出了基于生成对抗网络(GAN)的缺失数据补偿方法并对管道状态进行判断。

然而,传统的管道泄漏检测系统主要依赖于上位机进行数据处理和数据分析。数据采集器负责采集传感器获取的负压波数据,并通过通信网络将数据发送至上位机系统,随着管网规模的不断扩大,海量数据的实时上传将导致系统的通信带宽占用率过高,这给网络传输设备和实时监控系统带来巨大的负担,并且对管网的其他生产过程造成很大的影响。随着科技的进步与发展,目前输油管道泄漏检测系统的硬件、软件和算法取得了飞速的发展。同时,伴随边缘计算技术的广泛应用,可以将应用数据和计算组件从集中式系统中分离,因此系统中硬件设备的功能不再单一且能够完成一些复杂的任务^[19-22]。云边协同技术通过将边缘计算与云计算相结合的方式,实现设备与云之间的协同计算。因此,在目前的管道泄漏检测系统中,运用边缘计算技术构建管道云边协同泄漏检测系统,可以有效地解决传统泄漏检测系统的问题。

云边协同系统可以对任务进行细粒度划分,并为划分的子任务分配属性,即这些任务可被分配在边缘控制器上执行或在云服务器上执行。因此,为了提高系统任务执行的效率和边缘控制器的利用率,相关研究人员提出了很多优化性方案^[23-26]。Rashidi等^[27]采

用自适应神经模糊预测当前的网络和计算资源的可用性,以此选择任务卸载的最佳目标,提高任务调度中的资源利用率。文献[28]研究了边缘计算下的多用户任务卸载问题,通过博弈论方法在边缘服务器拓扑结构中制定了一种高效的任务卸载算法。

在云边协同环境下的管道泄漏检测系统中,可以对系统的任务属性进行分析并充分利用边缘控制器的剩余性能。这样既可以减少数据的传输量和通信带宽占用率,又能够提高系统的实时处理能力。然而,目前的管道云边协同泄漏检测系统存在严重的数据冗余,这导致了系统的计算资源浪费。同时,传统的云边协同系统调度过程未能针对系统中子任务的属性进行优化,因此导致了运行效率低下。鉴于此,本文的研究重点是建立基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统,并且确定云边协同下的管道泄漏检测最优调度策略,主要贡献可以分为3个方面:

1) 建立基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统。针对泄漏检测系统任务进行细粒度划分和属性分析,测试划分子任务的边缘计算时延、云计算时延和传输时延,确定数据传输流程中各个子任务的执行时间,以此建立基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统拓扑模型。

2) 针对系统中数据冗余的问题,提出一种自适应数据压缩与采集算法。基于曲线自适应拟合的旋转门(SDT)数据压缩算法,根据管道压力数据的变化趋势自适应压缩数据并有效刻画管道压力数据特征。同时,自适应变频采集技术实现了边缘控制器数据采集频率的动态调整。

3) 针对云边协同泄漏检测系统的优化问题,提出一种基于遗传算法的最优调度策略。该策略依据管道云边协同泄漏检测系统拓扑模型,以执行时间限制下边缘控制器的利用率为目标对系统进行优化。最终通过实验验证系统不仅能实现快速管道泄漏检测,同时使得边缘控制器达到最高利用率。

1 管道云边协同泄漏检测系统

基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统由数据采集器、边缘控制器、云服务器组成,其中数据采集器一般由压力传感器构成,边缘控制器的功能为数据采集和数据分析,云服务器的功能为数据汇总和算法分析,结构如图1所示。

管道云边协同泄漏检测系统中一个重要基础是任务迁移。而在任务迁移之前,首先需要对任务进行分类,根据任务的属性可分为本地执行任务和可迁移任务。

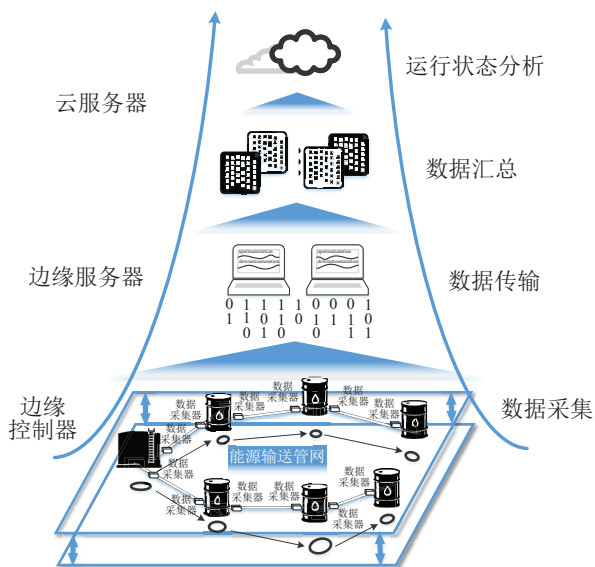


图1 云边协同管道泄漏检测系统结构

1) 本地执行任务. 该类任务不涉及复杂的计算, 需借助边缘控制器中独特的硬件设备才能完成, 如管道压力数据采集、数据存储、外围设备接口任务等。

2) 可迁移任务. 该类任务计算量较大, 适合迁移至云服务器上执行, 如数据处理、系统运行状态分析等. 可迁移任务根据任务执行流程、计算量、运行时间的差异可继续分为多个子任务. 因此, 管道云边协同泄漏检测系统的场景描述如图2所示。

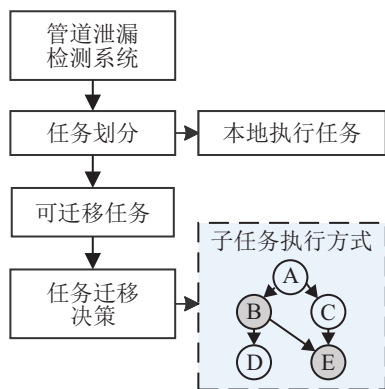


图2 任务迁移流程

2 管道云边协同泄漏检测系统数据获取

针对管道云边协同系统中数据采集量大、传输能耗高且数据存在冗余的问题, 本节分别从数据压缩和数据采集两方面优化系统数据获取任务。

2.1 自适应拟合SDT算法(ASDT)

在实际输油管道压力数据采集, 由于压力变化是非线性的, 而传统SDT算法的核心是通过分段线性的方法对数据进行拟合, 这便导致SDT算法对管道压力数据进行压缩时会产生一个无法拟合的误差; 其次, SDT压缩算法对容差 $E(\Delta E)$ 的依赖性很强, 对于同一段数据, 通常需要进行多次实验才能得到一

个合适的 E , 因此提出了ASDT算法. 算法首先调整SDT算法的拟合函数为

$$y = kx^a + b, \tag{1}$$

其中 k 、 a 、 b 为拟合参数. a 作为阶数能够决定曲线的拟合效果, 其取值与管道压力数据的变化趋势相关. 输油管道压力数据的变化趋势可以分为以下3种类型: 平稳状态、下降状态和上升状态. 当压力信号处于平稳状态时, 压力信号变化幅度小, 参数 a 应取小于等于1的数; 当压力信号处于缓慢上升时, 应用抛物线对压力数据进行拟合更为合适, 参数 a 可选取为2; 当压力信号处于下降状态时, 压力信号骤降, 参数 a 应该选取为大于2的数值, 因此参数 a 设定的取值集合为 $A = \{0.5, 1, 2, 3, 4\}$. 通过压缩比可以判断压力信号的变化趋势, 因此参数 a 自适应调整方法为

$$a = \begin{cases} a + 1, & p \leq 3, a \neq 4; \\ a, & 4 \leq p \leq 9; \\ a - 1, & p \geq 10, a \neq 0. \end{cases} \tag{2}$$

其中 p 为当前分段压缩区间内被压缩数据的个数, 当 $p = 0$ 时, $a = 0.5$.

与此同时, 算法根据管道压力数据的变化特征实现对容差的动态调整. 针对压缩数据过程进行建模, 以期望压缩误差为参考输入, 利用反馈控制对实时的压缩误差进行调整。

2.2 边缘数据自适应变频采集策略

边缘自适应变频策略通过分析固定长度区间 W 内的压缩比CR, 动态地调整数据采集间隔. 该策略主要分为3个阶段: 第1阶段通过熵权法为区间 W 内的CR分配权值; 第2阶段建立加权CR预测模型; 第3阶段计算模型预测值与实际值的偏差并根据偏差值动态地调节采集间隔. 算法步骤如下。

step 1: 基于熵权法压缩比权重分配。

为了客观描述管道压力数据与数据压缩比CR之间的关系, 采用熵权法为管道压力数据区间 W 内的压缩比 c 分配权值。

输入数据 $C = R^{nm}$, 有

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1m} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \dots & c_{nm} \end{bmatrix}, \tag{3}$$

其中 c_{ij} 为第 i 段数据第 j 个 W 区间内的压缩比. 首先对数据进行正向化处理, 以期望压缩比 CR_s 为最优指标, 有

$$\begin{cases} x_{ij} = 1 - \frac{|c_{ij} - CR_s|}{\max(|c_{ij} - CR_s|)}, \\ z_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_{1j}, \dots, x_{nj})}{\max(x_{1j}, \dots, x_{nj}) - \min(x_{1j}, \dots, x_{nj})}. \end{cases} \quad (4)$$

计算每个元素所占的比重

$$p_{ij} = \frac{z_{ij}}{\sum_{i=1}^n z_{ij}}. \quad (5)$$

每个元素的信息熵 e_j 、信息有效值 d_j 和归一化后的熵权 w_j 分别为

$$\begin{cases} e_j = -1/\ln n \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}), \\ d_j = 1 - e_j, \\ w_j = d_j / \sum_{j=1}^m d_j. \end{cases} \quad (6)$$

因此第 i 段数据的加权压缩比 \hat{c}_i 为

$$\hat{c}_i = \sum_{j=1}^m w_j c_{ij}. \quad (7)$$

step 2: 建立加权压缩比预测模型.

分析可知, 压缩比 CR 能够反映管道压力数据的波动情况, 因此提出线性回归模型对区间 W 内的加权压缩比 CR 进行拟合, 模型如下:

$$\hat{c}'_i = \alpha + \beta i, \quad (8)$$

其中 \hat{c}'_i 为第 i 个固定长度区间 W 内加权压缩比的预测值. 确定输入参数后, 通过最小二乘法对参数 α 和 β 进行拟合, 并计算模型在后续节点的预测误差如下:

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^n [\hat{c}_i - (\alpha + \beta i)]^2; \quad (9)$$

$$\begin{cases} \alpha = \bar{\hat{c}}_i - \beta \bar{i}, \\ \beta = \frac{\sum_{i=1}^n i \hat{c}_i - n \bar{i} \bar{\hat{c}}_i}{\sum_{i=1}^n i^2 - n \bar{i}^2}. \end{cases} \quad (10)$$

step 3: 边缘自适应变频采集策略.

根据建立的加权压缩比预测模型, 设定误差允许范围为 ε_{\max} . 若误差不满足要求, 如采样时刻 t_1 、 t_2 , 则需要重新建立预测模型. 模型的预测值与实际值的偏差为

$$\begin{cases} \varepsilon_1 = \hat{c}'_i - c_i, \\ \varepsilon_2 = |\varepsilon_1|. \end{cases} \quad (11)$$

在误差允许条件下, 即 $\varepsilon_2 \leq \varepsilon_{\max}$, $\varepsilon_1 \leq 0$ 表明管道压力数据趋于稳定; 反之, $\varepsilon_1 > 0$ 表明管道压力数据波动变化较大, 因此自适应变频采集策略如下:

$$\begin{cases} T = T + \Delta T, \varepsilon_1 \leq 0; \\ T = T/1.2, \varepsilon_1 > 0. \end{cases} \quad (12)$$

其中: ΔT 为一个极小的时间间隔, 自适应变频策略调整的采样间隔 T 应满足 $T_{\min} \leq T \leq T_{\max}$, T_{\max} 、 T_{\min} 分别为最大和最小采样时间.

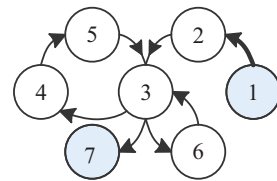
3 基于遗传算法的最优调度策略设计

3.1 管道云边协同泄漏检测系统任务划分

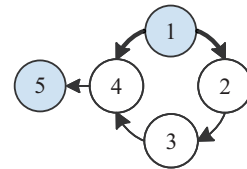
为了针对云边协同泄漏检测系统进行优化, 对系统中 ASDT 数据压缩算法、自适应变频采集策略和管道泄漏检测算法进行细粒度划分.

1) 自适应拟合 SDT 算法云边任务划分.

根据自适应拟合 SDT 压缩算法的执行流程, 可将任务划分为数据平滑处理、数据压缩、数据解压缩、曲线拟合、动态调节容差 5 个子任务. 自适应拟合 SDT 算法任务划分如图 3 所示.



(a) 自适应拟合 SDT 算法任务拆分图



(b) 自适应变频任务拆分图

图 3 自适应任务拆分图

图 3(a) 中子任务 1 与子任务 7 分别为数据的输入端和输出端, 子任务 2~子任务 5 为划分后的子任务, 如表 1 所示.

表 1 自适应拟合 SDT 算法子任务数据传输量

任务标号	任务描述	输入数据量	输出数据量
1	输入数据	—	50
2	数据平滑处理	50	50
3	数据压缩	50	m
4	数据解压缩	m	50
5	动态调节容差	50	50
6	曲线拟合	1	1
7	数据输出	m	m

2) 边缘自适应变频采集算法任务划分.

根据自适应变频算法的执行流程, 可将任务划分为权重分配、模型建立、变频策略 3 个子任务, 自适

应变频任务划分如图3(b)所示. 图中子任务1为该数据输入端,子任务5为数据输出端,子任务2~子任务4为该迁移任务划分后的子任务,如表2所示.

表2 边缘自适应变频算法子任务数据传输量

任务标号	任务描述	输入数据量	输出数据量
1	输入数据	—	20
2	权重分配	20	4
3	模型建立	4	2
4	变频策略	22	1
5	数据输出	1	1

3) 管道泄漏检测算法任务划分.

基于深度学习的管道泄漏检测算法的执行流程为输入数据、CEEMD降噪算法、管道数据矩阵生成、时域信号特征提取、频域信号特征提取、管道泄漏识别、管道状态感知和数据输出. 基于深度学习的管道泄漏检测算法任务划分如图4所示.

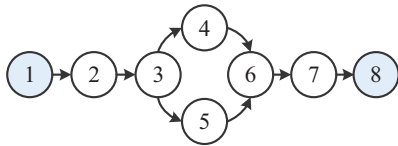


图4 管道泄漏检测算法任务拆分图

图4中子任务1为该迁移任务的数据输入端,子任务8为数据输出端,子任务2~子任务7为划分后的子任务,如表3所示.

表3 管道泄漏检测算法子任务数据传输量

任务标号	任务描述	输入数据量	输出数据量
1	输入数据	—	120
2	CEEMD降噪	120	120
3	管道数据矩阵生成	120	120
4	时域信号特征提取	120	4
5	频域信号特征提取	120	4
6	管道泄漏识别	4	1
7	管道状态感知	1	1
8	数据输出	1	1

3.2 数据驱动的管道云边协同泄漏检测任务模型

基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统的任务拓扑模型如图5所示. 图中每条边表示任务之间的依赖关系,带有阴影的任务节点表示只可以在边缘控制器上执行的本地任务. 对于本地执行任务,如任务1、15、16表示为 $\{1, 15, 16\} \in V_{on}$;对于可迁移任务,表示为 $\{2, 3, \dots, 14\} \in V_{off}$.

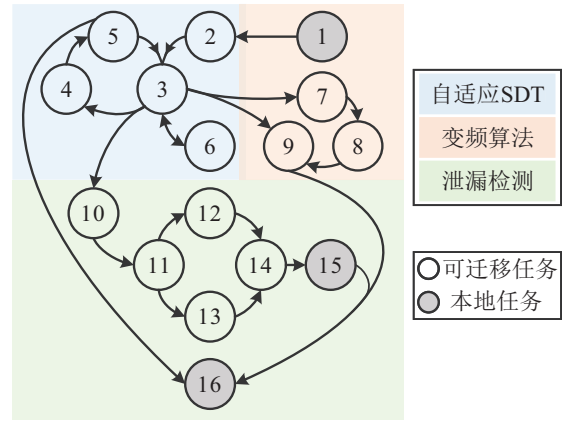


图5 管道云边协同泄漏检测任务模型

通过布尔型变量 $J_{uv} \in \{0, 1\}$ 表示子任务之间的依赖关系,有

$$J_{uv} = \begin{cases} 1, & \text{子任务}v\text{在}u\text{之后执行;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

其中: $J_{uv} = 1$ 表示子任务 u 为子任务 v 的前置任务,即某子任务若存在前置任务,则必须等待前置任务都完成后该子任务才能开始执行;相反, $J_{uv} = 0$ 表示子任务 u 与 v 之间没有直接的依赖关系.

时延是任务调度决策中一个重要的影响因素,可以将其分为两类:计算时延和传输时延. 因此,可以根据任务的数据传输量和计算量建立任务时间模型.

1) 任务的计算时延.

根据任务的执行平台不同,可以通过布尔型变量 $I_v \in \{0, 1\}$ 区分当前任务的执行平台,即

$$I_v = \begin{cases} 1, & \text{边缘控制器执行;} \\ 0, & \text{云服务器执行.} \end{cases} \quad (14)$$

当 $I_v = 0$ 时,任务在云服务器上执行,此时通过 c 库函数计算任务的执行时间;当 $I_v = 1$ 时,任务在边缘控制器上执行,此时通过边缘控制器内部定时器计算任务的执行时间.

2) 任务的传输时延.

若子任务 u 与子任务 v 不在同一执行平台,则子任务之间的传输时延为

$$T_{uv}^t = a_{uv}R^{-1}. \quad (15)$$

其中: R 为当前的信道带宽,单位 b/s ; a_{uv} 为数据传输量. 若子任务 u 与子任务 v 处于同一执行平台,则 $T_{uv}^t = 0$,即子任务之间的数据不需要通过网络传输. 由于子任务单次执行过快,其执行时间远小于测量精度,为了测量精度,通过累加的方式计算1000次子任务执行所消耗的时间. 最终连续测试50次的平均值子任务的计算时延和传输时延结果如表4所示.

表4 子任务时间测试结果

标号	任务描述	服务器	边缘	传输
		耗时/ms	耗时/ms	耗时/ms
1	数据采集	—	500 000	3
2	数据平滑处理	3 270	166 670	3
3	ASDT数据压缩	2 530	121 136	2
4	数据解压缩	470	23 422	3
5	动态调节容差	104	3 664	1
6	曲线拟合	18	158	1
7	权重分配	312	17 160	1
8	回归模型建立	178	11 466	1
9	变频策略	2 264	90 464	1
10	CEEMD降噪	3 046	123 912	2
11	管道数据矩阵生成	1 334	43 308	1
12	时域信号特征提取	1 176	23 122	1
13	频域信号特征提取	1 283	23 308	1
14	管道泄漏识别	89	169	1
15	管道状态感知	—	2 058	1
16	数据存储	—	1 300	—

3.3 管道云边协同泄漏检测系统最优调度策略

系统的整体运行时间为该系统中最后一个子任务的完成时间,有

$$T_v^{co} = T_v^{st} + T_v^{ex}. \quad (16)$$

其中: T_v^{co} 为子任务 v 的完成时间, T_v^{st} 为子任务 v 的起始时间, T_v^{ex} 为子任务 v 的执行时间. 根据不同的任务执行平台, 得到执行时间 T_v^{ex} 为

$$T_v^{ex} = I_v T_v^b + (1 - I_v) T_v^f. \quad (17)$$

其中: T_v^b 为子任务在边缘服务器上执行所消耗的时间, T_v^f 为子任务在云服务器上执行所消耗的时间. 考虑到子任务 v 可能有多个前置子任务 u 并行的情况, 从子任务 v 向前求解子任务的完成时间, 有

$$T_v^{st} = \max_u J_{uv} (T_u^{co} + |I_u - I_v| T_{uv}^t), \quad (18)$$

其中 T_{uv}^t 为传输时延. 考虑子任务在不同平台执行的方式不同, 即边缘控制器只能同时执行一个子任务, 云服务器可同时执行多个子任务, 下面将定义二进制变量 $S_v \in \{0, 1\}$ 表示子任务在边缘控制器上的执行状态:

$$S_v = \begin{cases} 1, & \text{子任务 } v \text{ 已执行;} \\ 0, & \text{子任务 } v \text{ 未执行.} \end{cases} \quad (19)$$

由此可以得到子任务起始时间 T_v^{st} 的求解分为4种情况, 如表5所示.

表5 子任务起始时间 T_v^{st} 计算方式

S_u	I_v	计算方式
1	1	$T_v^{st} = \max_u J_{uv} (I_s T_s^b + T_s^{st})$
0	1	$T_v^{st} = \max\{J_{uv} (I_s T_s^b + T_s^{st}), J_{uv} (I_u T_u^b + (1 - I_u) T_u^f + T_u^{st} + I_u - I_v T_{uv}^t)\}$
0	0	$T_v^{st} = \max_u J_{uv} (I_u T_u^b + (1 - I_u) T_u^f + T_u^{st} + I_u - I_v T_{uv}^t)$
1	0	$T_v^{st} = \max_u J_{uv} (I_u T_u^b + (1 - I_u) T_u^f + T_u^{st} + I_u - I_v T_{uv}^t)$

在系统任务执行时间限制下, 边缘控制器如何获得最高利用率是管道泄漏检测任务调度策略的关键问题. 时间限制表示为泄漏检测系统的期望执行时间 T_e , 下面将衡量子任务在边缘控制器上的利用率. 首先计算子任务在边缘控制器上执行所消耗的时间与系统总执行的比值, 有

$$\eta = \frac{\sum_{v=1}^n I_v T_v^b}{T_n^{co}}. \quad (20)$$

其中: n 为子任务个数, T_n^{co} 为系统完成所有子任务所需要的时间, $\sum_{v=1}^n I_v T_v^b$ 为子任务在边缘控制器上执行所消耗的时间. 由于子任务在边缘控制器上执行时

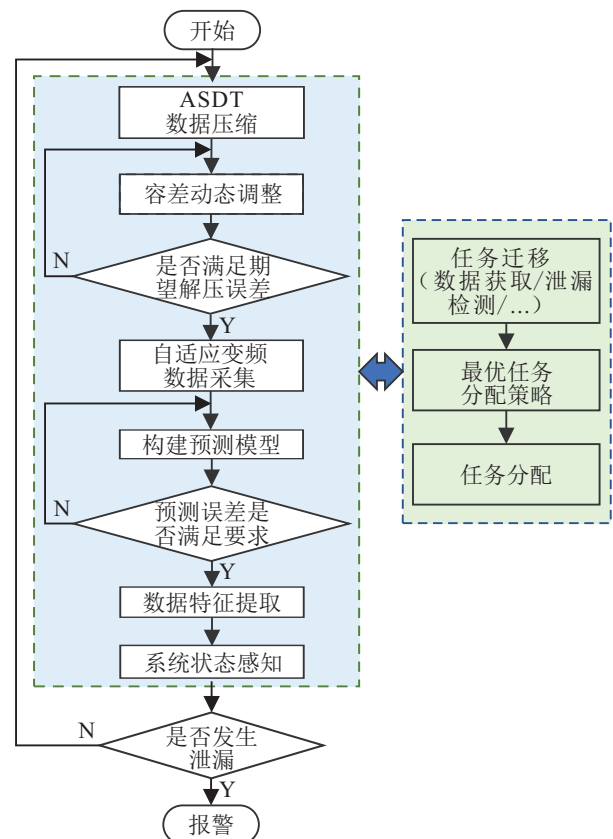


图6 基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统结构

间远大于其在云服务器上运行的时间,需要对 η 进行量化处理,即

$$\eta' = \frac{\eta - \eta_{\min}}{\eta_{\max} - \eta_{\min}}. \quad (21)$$

定义边缘控制器的利用率 P 为

$$P = \eta' e^{-\frac{(T_n^{co} - T_e)^2}{1000}}. \quad (22)$$

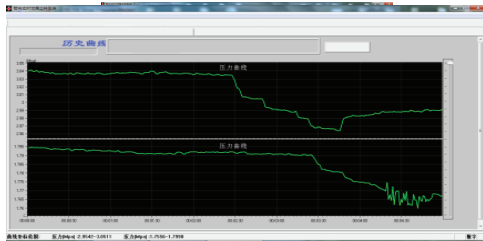
将子任务的执行平台进行二进制编码,将时间限制条件下边缘控制器的利用率作为适应性指标,设计基于遗传算法的最优管道泄漏检测任务调度算法进行求解. 基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测方法结构如图6所示.

4 仿真结果

基于边缘控制器设计的数据采集实验如图7(a)所示,其中输入为4~20 mA的电流,并通过以太网将数据传输至上位机的管道泄漏检测软件中,图7(b)为管道泄漏软件接收到的数据曲线.



(a) 边缘控制器数据采集实验



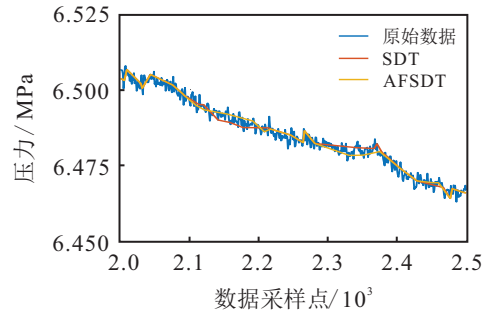
(b) 泄漏检测软件实时数据曲线

图7 边缘控制器现场数据采集实验

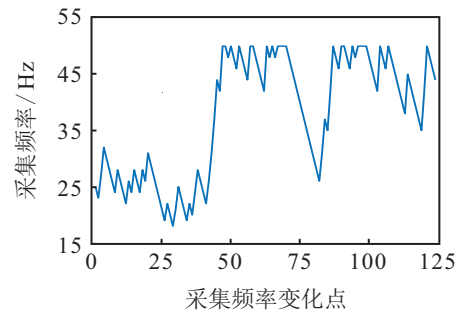
通过现场采集的数据分析自适应拟合SDT算法在输油管道压力数据采集中的数据压缩效果. 数据来源于华南某站采集的7200条管道压力数据,采集频率为50 Hz. 该站的管道压力数据表现为缓慢下降的趋势,曲线波动较小,压力数据存在冗余的现象. 为了更清晰地看到两种算法对原始数据拟合的效果,取长度为500的解压缩数据片段,该片段起始点为第2000个数据采样点,终止点为第2500个数据采样点. 图8(a)为ASDT解压缩数据、SDT解压缩数据与原始数据的对比图.

经过多次实验,当期望容差 E 设定为0.003时,ASDT算法和SDT算法的压缩比CR分别为17.0和17.4,压缩误差CE分别为0.021和0.022;当期望容差 E 设定为0.009时,ASDT算法和SDT算法的压缩比CR分别为378和423,压缩误差CE分别为0.28和0.21. 随着容差 E 的增大,相比于传统的SDT算

法,ASDT算法在相近的CR下有着更好的压缩误差,进而可以减少管道压力数据的失真.



(a) ASDT与SDT解压缩对比



(b) 边缘自适应变频调节

图8 自适应拟合SDT与变频策略效果

通过管道压力数据对边缘自适应变频采集策略进行仿真实验,实验中通过该变频策略调整的采集间隔不能小于测试数据的采样间隔,因此设定最小采集间隔时间为20 ms,最大采样间隔时间为50 ms. 取连续20个固定长度区间 W 并计算区间内的压缩比CR,对连续20个区间内的压缩比进行排列,生成矩阵 C ,有

$$C = \begin{bmatrix} 2.38 & 2.08 & 2.38 & 2.38 & 2.17 \\ 2.08 & 2.27 & 2.50 & 2.38 & 2.00 \\ 3.12 & 2.08 & 2.77 & 2.77 & 2.27 \\ 1.92 & 2.17 & 2.17 & 2.38 & 2.08 \end{bmatrix}.$$

设定期望压缩比 CR_s 为2.3,通过熵权法为输入数据分配权值 ω ,有

$$\omega = [0.228\ 83 \ 0.189\ 63 \ 0.225\ 16 \ 0.175\ 30 \ 0.181\ 05]^T.$$

加权压缩比 $\hat{c} = C\omega$,有

$$\hat{c} = [2.285 \ 2.248 \ 2.712 \ 2.133]^T.$$

通过加权数据建立的线性回归模型参数为 $\alpha = 2.3427, \beta = 0.0015$.

边缘自适应变频策略将根据该模型的预测值与实际值的差值对采集间隔 T 进行动态调整,结果如图8(b)所示. 图中起始的采集频率为每秒采集25个管道压力数据,整个采集过程中一共变频调整124次,

数据采集量由7200条减少至4670条,可以看出该策略能够根据当前时段内数据的压缩比对数据采集频率进行动态调整.

下面对系统进行优化,首先设定期望时间 T_e 为800,通过关键路径法计算该条件下所有任务调度方案对应的边缘控制器的利用率 P ,结果如图9(a)所示.图中最优调度方案对应的 $P = 0.794013$,其对应的 $I_1 \sim I_{16}$ 为

$$I_1 \sim I_{16} = \{1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1\}.$$

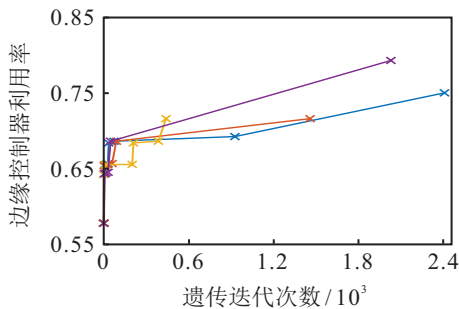
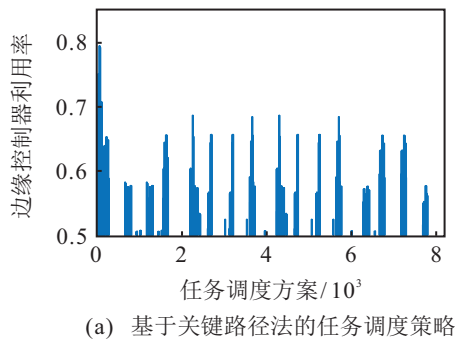


图9 任务调度策略

设置遗传算法中种群数量为400,起始变异片段的数量为4,每经过1000次遗传过程,变异片段的数量减1,直至样本个体不发生变异,当最优解连续出现3000次,退出算法并返回最佳任务调度方案.图9(b)为在相同条件下4次遗传算法的结果,可以看到算法能够在短时间内求解得到相对较好的任务调度方案,最终对应方案的 P 分别为0.716411、0.716411、0.794013、0.750798.

为了提高种群基因的多样性,设定种群数量分别为400、600、800、1000,仿真结果如图10所示.可以看出,提高种群数量可以增加样本个体的多样性,有效减少遗传算法的迭代次数,提高算法搜索效率.最终,通过现场历史数据进行实验表明,所提出管道云边协同泄漏检测系统可以在泄漏事件发生后快速报警,同时系统的通信带宽占用大幅下降,边缘控制器利用率达到75%以上,验证了管道云边协同泄漏检测系统可以实现在系统效率最高情况下快速地泄漏报警.

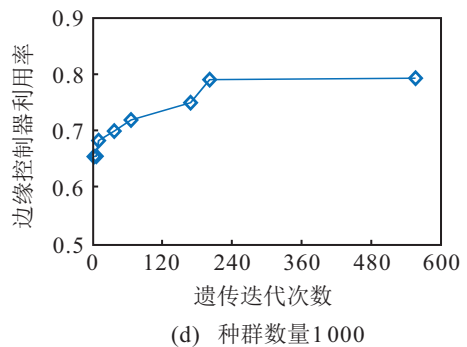
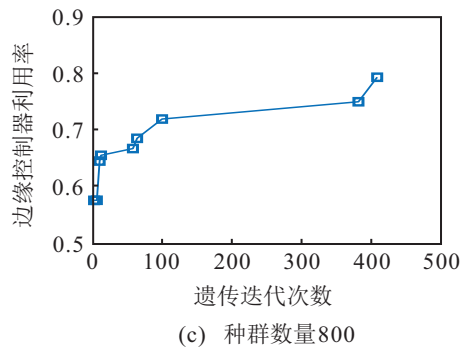
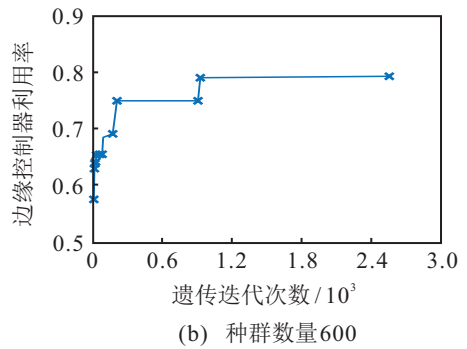
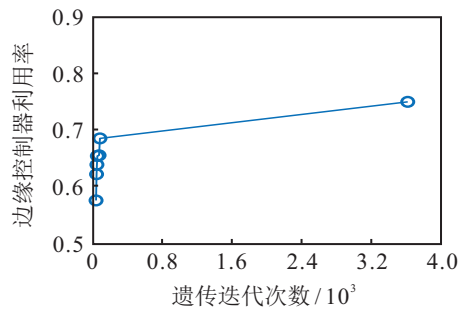


图10 不同种群任务调度策略结果

5 结论

本文针对基于数据驱动的管道云边协同泄漏检测系统展开研究,首先针对系统数据获取过程中数据冗余的问题,提出了一种自适应拟合SDT压缩算法和边缘自适应变频数据采集策略.该方法可以根据管道压力数据的变化趋势调整参数,准确刻画了管道压力数据的特征,并实现边缘控制器采样频率的动态调整.进一步,依据云边协同任务调度的需求,对管道泄漏检测系统的全流程进行任务细粒度划分,并根据划分后子任务的计算时延和传输时延建立基于数据

驱动的管道云边协同泄漏检测系统的拓扑模型, 最终将任务执行时间限制下的边缘控制器利用率作为任务调度的适应性指标, 并通过遗传算法求解时间限制下的最优调度方案. 最后通过仿真实验验证了所提出算法的有效性.

参考文献(References)

- [1] 周淑慧, 王军, 梁严. 碳中和背景下中国“十四五”天然气行业发展[J]. 天然气工业, 2021, 41(2): 171-182. (Zhou S H, Wang J, Liang Y. Development of China's natural gas industry during the 14th Five-Year Plan in the background of carbon neutrality[J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(2): 171-182.)
- [2] 李秋扬, 赵明华, 张斌, 等. 2020年全球油气管道建设现状及发展趋势[J]. 油气储运, 2021, 40(12): 1330-1337. (Li Q Y, Zhao M H, Zhang B, et al. Current construction status and development trend of global oil and gas pipelines in 2020[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2021, 40(12): 1330-1337.)
- [3] 高鹏. 2021年中国油气管道建设新进展[J]. 国际石油经济, 2022, 30(3): 12-19. (Gao P. New progress in China's oil and gas pipeline construction in 2021[J]. International Petroleum Economics, 2022, 30(3): 12-19.)
- [4] 马大中, 胡旭光, 孙秋野, 等. 基于数据特征融合的管网信息物理异常诊断方法[J]. 自动化学报, 2019, 45(1): 163-173. (Ma D Z, Hu X G, Sun Q Y, et al. Cyber-physical abnormality diagnosis method using data feature fusion for pipeline network[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(1): 163-173.)
- [5] Aljuaid K G, Albuoderman M A, AlAhmadi E A, et al. Comparative review of pipelines monitoring and leakage detection techniques[C]. The 2nd International Conference on Computer and Information Sciences. Sakaka, 2020: 1-6.
- [6] Benyeogor M S, Olatunbosun A, Kumar S. Airborne system for pipeline surveillance using an unmanned aerial vehicle[J]. European Journal of Engineering Research and Science, 2020, 5(2): 178-182.
- [7] Hossain K, Villebro F, Forchhammer S. UAV image analysis for leakage detection in district heating systems using machine learning[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 140: 158-164.
- [8] Willsky A S. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems[J]. Automatica, 1976, 12(6): 601-611.
- [9] 冯健, 张化光. 管道泄漏计算机在线检测系统及其算法实现[J]. 控制与决策, 2004, 19(4): 377-382. (Feng J, Zhang H G. On-line computer detecting system of pipeline leak and its algorithm[J]. Control and Decision, 2004, 19(4): 377-382.)
- [10] Amini I, Jing Y, Chen T. A two stage deep learning based detection method for pipeline leakage and transient conditions[C]. 2020 IEEE Electric Power and Energy Conference. Piscataway: IEEE, 2020: 1-5.
- [11] Yang D D, Hou N, Lu J Y, et al. Novel leakage detection by ensemble 1DCNN-VAPSO-SVM in oil and gas pipeline systems[J]. Applied Soft Computing, 2022, 115: 108212.
- [12] 苟景卫. 基于神经网络算法的油田油气管道泄漏检测[J]. 石化技术, 2017, 24(6): 121. (Gou J W. Oil and gas pipeline leak detection based on neural network algorithm[J]. Petrochemical Industry Technology, 2017, 24(6): 121.)
- [13] Hu X G, Zhang H G, Ma D Z, et al. Real-time leak location of long-distance pipeline using adaptive dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, DOI: 10.1109/TNNLS.2021.3136939.
- [14] Hu X G, Zhang H G, Ma D Z, et al. Small leak location for intelligent pipeline system via action-dependent heuristic dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(11): 11723-11732.
- [15] 胡旭光, 马大中, 郑君, 等. 基于关联信息对抗学习的综合能源系统运行状态分析方法[J]. 自动化学报, 2020, 46(9): 1783-1797. (Hu X G, Ma D Z, Zheng J, et al. An operation state analysis method for integrated energy system based on correlation information adversarial learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(9): 1783-1797.)
- [16] Liu J H, Zang D, Liu C, et al. A leak detection method for oil pipeline based on Markov feature and two-stage decision scheme[J]. Measurement, 2019, 138: 433-445.
- [17] 刘金海, 臧东, 汪刚. 基于Markov特征的油气管道泄漏检测与定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 944-951. (Liu J H, Zang D, Wang G. Leakage detection and location method of oil and gas pipelines based on Markov features[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 944-951.)
- [18] Hu X G, Zhang H G, Ma D Z, et al. A tGAN-based leak detection method for pipeline network considering incomplete sensor data[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3510610.
- [19] Satyanarayanan M. The emergence of edge computing[J]. Computer, 2017, 50(1): 30-39.
- [20] Varghese B, Wang N, Barbhuiya S, et al. Challenges and opportunities in edge computing[C]. 2016 IEEE International Conference on Smart Cloud. New York, 2016: 20-26.
- [21] Alamgir Hossain S, Anisur Rahman M, Hossain M

- A. Edge computing framework for enabling situation awareness in IoT based smart city[J]. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2018, 122: 226-237.
- [22] Wang B, Li J. Load balancing task scheduling based on multi-population genetic algorithm in cloud computing[C]. *The 35th Chinese Control Conference*. Chengdu, 2016: 5261-5266.
- [23] 邓茂菲. 基于移动边缘计算的任务迁移策略研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2017.
(Deng M F. Research on task migration strategy based on mobile edge computing[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017.)
- [24] 李燕君, 蒋华同, 高美惠. 基于强化学习的边缘计算网络资源在线分配方法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(11): 2880-2886.
(Li Y J, Jiang H T, Gao M H. Reinforcement learning-based online resource allocation for edge computing network[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(11): 2880-2886.)
- [25] 吕玲玲, 杨志鹏, 张磊. 基于合约设计的移动边缘计算任务卸载策略研究[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2366-2374.
(Lv L L, Yang Z P, Zhang L. Contract theory based task off loading strategy of mobile edge computing[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(11): 2366-2374.)
- [26] Zhang P Y, Zhou M C. Dynamic cloud task scheduling based on a two-stage strategy[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2018, 15(2): 772-783.
- [27] Rashidi S, Sharifian S. Cloudlet dynamic server selection policy for mobile task off-loading in mobile cloud computing using soft computing techniques[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2017, 73(9): 3796-3820.
- [28] Chen X, Jiao L, Li W Z, et al. Efficient multi-user computation offloading for mobile-edge cloud computing[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(5): 2795-2808.

作者简介

马大中(1982—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断、容错控制、能源互联系统的协同控制与优化运行等研究, E-mail: madazhong@ise.neu.edu.cn;

王天彪(1996—), 男, 博士生, 从事数据驱动控制、最优控制等研究, E-mail: wangtianbiao96@163.com;

胡旭光(1992—), 男, 讲师, 博士, 从事能源系统数据处理、故障诊断、分布式自适应控制等研究, E-mail: huxuguang@mail.neu.edu.cn;

刘羽洋(1996—), 男, 硕士生, 从事能源系统数据分析、边缘计算技术等研究, E-mail: 980775435@qq.com;

刘金海(1979—), 男, 教授, 博士生导师, 从事数据驱动故障诊断理论与技术等研究, E-mail: liujinhai@ise.neu.edu.cn.



特邀专家 马大中, 2004年毕业于东北大学自动化专业, 获工学学士学位; 2011年毕业于东北大学控制理论与控制工程专业, 获工学博士学位后留校任教。目前为东北大学教授, 国家高层次青年人才, “兴辽人才计划”青年拔尖人才。曾主持国家自然科学基金联合基金重点项目、面上项目及重点计划项目等多个项目和课题以及国家管网、国家电网等多家企业横向课题。以第1/通讯作者在IEEE汇刊和卓越计划期刊等国内外权威学术期刊上发表论文30余篇, SCI引用1300余次, 5篇论文入选ESI高被引, 并获得省部级科技奖励5项, 以第1发明人申请/授权中国发明专利26项, 软件著作权4项, 其中3项专利获得国际/国家发明展奖励。

专家寄语 白山黑水间, 绿芳蓝湖旁。天行健, 君子以自强不息。今日小我, 从青春年华, 到中兴后继, 汲东大百年力量, 培桃李青云之志。百年来, 东大人薪火相传, 求实献身, 团结创新。今日东大, 以厚重历史为船, 以昂扬学子为帆, 百年芳华, 知行合一, 笃行致远。祝愿我亲爱的母校百岁生日快乐。