

基于云理论的电磁悬浮系统控制回路性能评估

倪菲¹, 王凡鑫^{2,3}, 徐俊起¹, 荣立军¹, 宋一锋^{2,3}

(1. 同济大学 国家磁浮交通工程技术研究中心, 上海 201804; 2. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804;
3. 同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804)

摘要: 将云理论引入电磁悬浮系统控制回路性能评估领域, 并基于实测磁浮列车在调试阶段的运行数据进行数据驱动下的控制回路性能评估方法可行性测试。结果表明, 基于云理论的评估指标能有效评价电磁悬浮系统控制回路性能。此外, 基于多变量控制系统特征, 将性能评估结果以云模型的方式进行了数据可视化。

关键词: 电磁悬浮系统; 控制回路; 性能评估; 云模型; 数据驱动方法

中图分类号: U237

文献标志码: A

Performance Evaluation of Control Loop for Electromagnetic Levitation Systems Based on Cloud Theory

NI Fei¹, WANG Fanxin^{2,3}, XU Junqi¹, RONG Lijun¹, SONG Yifeng^{2,3}

(1. National Maglev Transportation Engineering R&D Center, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3. College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: In this paper, the framework of control loop performance evaluation based on the cloud theory is introduced to the electromagnetic levitation system. With the measured data of a commercial maglev train in commissioning phase, the feasibility of the proposed evaluation method is tested. In addition, by means of the multiple variable system, evaluation results of the control loop performance are visualized in an intuitive fashion.

Key words: electromagnetic levitation system; control loop; performance evaluation; cloud model; data-driven methods

控制系统存在一个或多个控制回路, 这些控制回路在运行初期都表现出优良的控制性能, 但经过长时间运作后, 往往会出现过程和扰动特性变化、传感器和执行器故障以及设备运行出错等情况, 导致控制回路运行状态不佳, 甚至出现系统瘫痪的严重后果^[1]。因此, 针对控制回路进行定期的维护和检修是十分必要的, 而有效维护的前提是实时掌握控制回路的运行状态。

1989年, Harris^[2]应用时序分析工具, 根据单输入单输出系统的常规运行数据得到反馈控制无关量的表达方法, 并将其作为基准评估控制回路性能, 形成了控制回路性能监控领域的新框架。此后, Harris评估方法被推广到非最小相位与不稳定极点系统以及多输入多输出系统, 并且扩展到频域信号分析。其中, Grimble^[3]鉴于神经网络与数据挖掘等人工智能方法处理非线性问题的优势, 将广义最小方差评估理论推广到非线性系统; Harris等^[4]利用NARMAX(nonlinear auto regressive moving average with xogenous inputs)模型对一类非线性动态随机系统建立了性能基准。当前研究的重点包括非线性或时变系统的控制性能指标、突变下模型的有效性以及模型预测控制的性能监控与评价等。

控制回路性能评估的基本思想是从闭环运行的过程数据中提取性能度量指标, 对控制回路进行诊断并提出改进措施。控制回路的性能指标主要包括3种类型, 分别是确定性性能指标、随机性能指标和鲁棒性性能指标^[5]。确定性性能指标为关于控制回路动态品质的时域和频域指标, 是一种传统的控制回路性能评价标准。随机性能指标主要描述控制回路性能的统计特征, 利用实际运行数据和少量模型先

收稿日期: 2021-01-21

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52072269); 湖南创新型省份建设专项(2020GK2084); 上海市多网多模式轨道交通协同创新中心基金

第一作者: 倪菲(1985—), 女, 理学博士, 主要研究方向为机电系统数据挖掘与鲁棒控制、电力交通融合系统分析与优化。E-mail: fei.ni@tongji.edu.cn

通信作者: 徐俊起(1977—), 男, 高级工程师, 工学博士, 主要研究方向为磁浮列车悬浮控制技术及车-轨耦合动力学。E-mail: xujunqi@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

验知识来评估性能。由于运行数据本身能够反映现场噪声情况,因此无需对控制回路实施扰动实验。鲁棒性性能指标则着重考虑控制回路在发生过程摄动和模型失配条件下的稳定性和品质变化。一个好的控制回路不仅要能对确定性和随机性扰动有良好的抑制能力,还应具有应对摄动和失配的强鲁棒性。

经典随机性评估方法起源于Harris提出的基于最小方差控制(MVC)的性能指标^[2],并给出了“反馈不变项”,即无论控制器的参数如何调节,此部分的值都不会减少,也即控制器性能达到最优时,系统所能达到的最小方差,并以此作为性能评估的基准。然而,由于MVC的计算需要系统的先验知识,因此仍具有依赖数学模型的局限性。Gerry^[6]提出以系统性能良好时的历史运行数据作为基准;Yu等^[7]以待测数据与历史基准数据的协方差矩阵的行列式比值作为指标评估了多变量控制回路性能;李晨^[8]以协方差矩阵所代表的超椭球体相似度定义了性能指标,相似度越大说明与基准性能的差距越小;Wu^[9]引入Kullback-Leibler(KL)距离,利用KL距离量化监视周期和基准周期之间闭环输出数据分布中的差异,定义了一种新型性能指标;张光明等^[10]和Xu等^[11]引入马氏距离来表征主元和误差子空间的信息变化,从而实现性能评价。

Li等^[12]于1998年针对模糊集合论中的隶属函数提出了隶属云的新思想,为云理论的发展奠定了基石。随后,李德毅等^[13]又在模糊集合论隶属函数局限性的基础上给出了隶属云的定义及其数字特征,同时通过隶属云发生器的数学模型探讨了隶属云发生器的实现技术和应用场合。20世纪90年代初期,李德毅院士在传统模糊数学和概率统计的基础上提出了定性定量互换模型,这标志着云理论的诞生。云模型主要反映了概念的2种不确定性:即模糊性(边界的亦此亦彼性)和随机性(隶属度的随机性)。它将模糊性和随机性有机地结合起来,研究自然语言中最基本的语言值所蕴含的不确定性的普遍规律,使得从语言值表达的定性信息中获得定量数据的范围和分布规律成为可能,也使得把精确数值有效转换为恰当的定性语言值成为可能。近年来,云理论随着云模型在不同领域的应用而不断完善^[14-15]。

电磁悬浮系统作为磁浮列车的核心部件,是由悬浮控制器、斩波器、传感器、电磁铁等几个部分组成的闭环控制回路^[16-17]。其中,悬浮控制器和斩波器是构成悬浮控制单元的主要部分。悬浮控制器根据

悬浮间隙的给定值、悬浮间隙传感器反馈的实际间隙值、加速度值以及电流传感器反馈的经过电磁铁线圈的电流值,应用控制策略计算输出控制脉冲,控制斩波器开关管的通断时间,从而调节悬浮电磁铁的线圈电流大小,使得悬浮间隙能够始终保持在额定值及其允许波动范围内,实现列车的稳定悬浮^[18-20]。在磁浮列车的运行过程中,随着时间的推移,由于外部扰动、传感器灵敏度下降等原因悬浮控制回路性能受到显著影响。因此,电磁悬浮系统控制回路性能评估对保障磁浮列车安全、稳定地运行十分必要。

目前,针对电磁悬浮系统的性能分析,大量研究关注于系统的动力学稳定性和运行平稳性。周又和等^[21]根据磁浮车辆-轨道系统动力学方程,给出了采用Lyapunov特性指数判别动力系统稳定性的判据。洪华杰等^[22]建立了简化的车-轨耦合系统数学模型,基于奈奎斯特稳定性理论得到了车-轨耦合系统稳定的充分性条件。黎松奇等^[23]分析了常导电磁型磁浮车辆的动力稳定性,根据系统渐进稳定条件下模型系数之间的关系,给出了快速判断稳定性的判据。宋荣荣^[24]利用模糊综合评价方法建立悬浮控制器的评价模型,基于层次分析法将多指标融合为一个单指标形式。Sun等^[25]提出了一种利用物联网和自适应模糊控制器实现中低速磁浮列车悬浮控制的新方法。上述研究内容着眼于特定干扰下能够保障电磁悬浮系统稳定性和鲁棒性的控制器设计,尚未涉及针对列车在运行过程中控制回路工作性能的分析。Yu等^[26]通过自定义指标来量化悬浮系统在列车运行过程中特征变量的波动情况,从而反映悬浮品质的变化,并利用支持向量机和聚类的方法评估不同工况下的系统性能,但该方法未考虑多变量之间的相关性,并且未提出一个整体的性能指标。Song等^[27]首次将控制回路性能评估领域2种常用经典指标体系引入电磁悬浮系统,并基于磁浮列车运行的实测数据进行了数据驱动下的控制回路性能评估。

针对当前电磁悬浮系统控制回路性能评估面临的主要问题,采用随机性能指标进行控制回路的性能评估,根据运行数据的统计特征,分析控制回路的工作状态,开展多变量控制系统的性能评估。

1 电磁悬浮系统

常导电磁型磁浮车辆由若干个悬浮点支撑,如图1所示。每个悬浮点实质为由悬浮架、轨道和悬

浮控制器构成的悬浮控制系统,直接影响着列车运行的稳定性和舒适性。

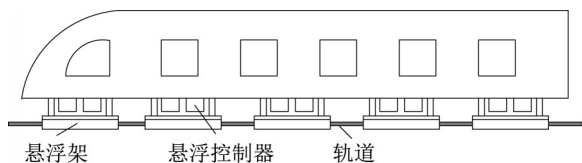


图1 磁浮车辆悬浮系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of suspension system for maglev vehicles

电磁铁与车辆上的悬浮架连通,通过输入的励磁电流或电压与轨道产生电磁感应,为车辆提供向上的悬浮力,从而使车辆与轨道之间保持一定的悬浮间隙。当悬浮间隙变大时,电磁铁所提供的电磁力减小;当电磁力不足以支撑车辆重力时,将发生失稳现象。因此,悬浮系统是开环非自稳系统,需要由悬浮控制器构成闭环控制回路加以调节,只有电磁力与重力的动态平衡才能够维持磁浮车辆的稳定悬浮。

悬浮控制器通过传感器反馈的间隙、电磁铁电流、垂向加速度等信号对车辆和轨道之间的间隙进行实时动态调节,使其围绕在期望间隙值附近,实现磁浮车辆稳定悬浮。单点悬浮系统控制回路示意图如图2所示,中低速磁浮车辆悬浮系统的典型配置结构如图3所示。

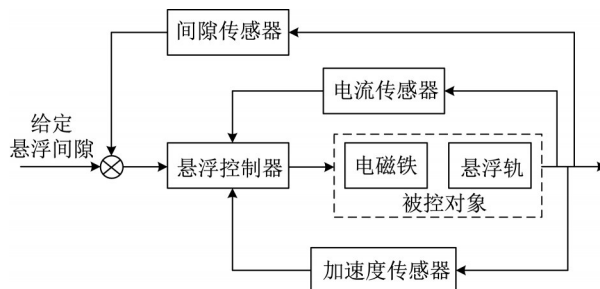


图2 单点悬浮系统控制回路示意图

Fig.2 Schematic diagram of control loop for single-point suspension system

2 经典性能评估指标

2.1 行列式指标

协方差矩阵作为多元随机变量的关系度量之一,其对角线元素为每个随机变量的方差,非对角线元素为2个变量的协方差,表征变量之间的相关性。文献[7]提出一种行列式指标,以监控数据与基准数据的协方差矩阵的行列式比值作为指标来评估多变量控制回路性能。

基准数据阶段指一段控制性能良好的历史阶段,记为阶段I,将监控数据阶段记为阶段II。记 $Cov(y_I)$ 和 $Cov(y_{II})$ 为基准数据阶段和监控数据阶段的协方差矩阵。针对 n 元随机变量,可得到 $n \times n$ 维协方差矩阵,分别对其进行特征值分解,可得

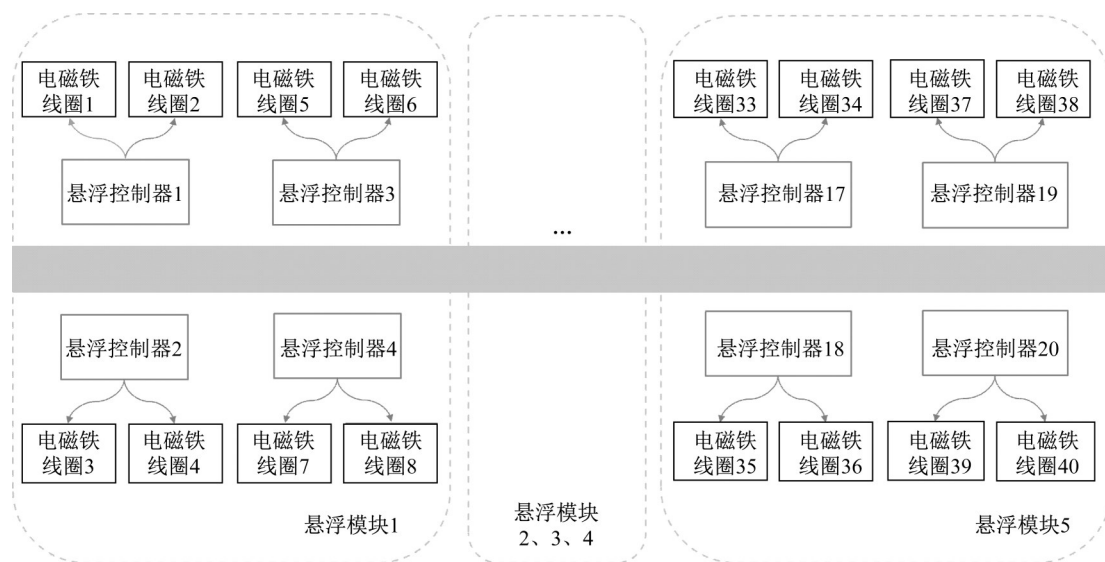


图3 中低速磁浮车辆悬浮系统典型配置结构

Fig.3 Typical configuration structure of suspension system for medium-low speed maglev vehicles

$$\begin{cases} Cov(y_I) = Q \Lambda_I Q^T \\ Cov(y_{II}) = U \Lambda_{II} U^T \end{cases}$$

式中: Q 和 U 是 $n \times n$ 维的正交矩阵,分别包含矩阵 $Cov(y_I)$ 和 $Cov(y_{II})$ 的特征向量; $\Lambda_I = (\lambda_{1,I}, \lambda_{2,I}, \dots, \lambda_{n,I})^T$ 和 $\Lambda_{II} = (\lambda_{1,II}, \lambda_{2,II}, \dots, \lambda_{n,II})^T$ 均

为对角阵,其对角线元素为相应的特征值。行列式指标 $I_V^{[10]}$ 如下所示:

$$I_V = \frac{|\text{Cov}(\mathbf{y}_I)|}{|\text{Cov}(\mathbf{y}_{II})|} = \frac{\prod_{i=1}^n \lambda_{i,I}}{\prod_{i=1}^n \lambda_{i,II}} \quad (2)$$

式中: $|\cdot|$ 表示行列式算子。从几何意义上讲,在假设随机变量服从正态分布的前提下,协方差矩阵可对应于数据空间中的超椭球体,其行列式的值表征超椭球体体积的大小。理想情况下,控制回路工作过程中各变量的稳态值为常数,在数据空间中对应 n 维空间中的一个点。实际工况中存在扰动,变量值存在波动,因此 n 维空间中的点扩散为超椭球体,随着超椭球体体积的增大,控制回路的性能逐步降低。

2.2 相似度指标

文献 [8] 针对行列式指标的局限性,利用 Karhunen-Loeve(KL)变换设计了基于协方差矩阵的相似度指标 I_D ,通过不同协方差矩阵所对应的超椭球体之间的相似度来表示系统性能是否发生了变化,计算式如下所示:

$$I_D = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\lambda_{i,II} - \lambda_{i,I})}{n} \quad (3)$$

式中: $\lambda_{i,I}$ 和 $\lambda_{i,II}$ 分别为基准数据阶段和监控数据阶段经过 KL 变换的协方差矩阵所对应的特征根,具有如下性质:

$$\lambda_{i,I} + \lambda_{i,II} = 1, \mathbf{v}_{i,I} = \mathbf{v}_{i,II} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{v}_{i,I}$ 和 $\mathbf{v}_{i,II}$ 分别为相应的特征向量。式(4)表明 2 个阶段 KL 转换后的协方差矩阵具有相同的特征向量,若两者的特征值也相近,即 $\lambda_{i,I}$ 和 $\lambda_{i,II}$ 的值都在 0.5 附近,则监控数据阶段的数据空间分布与基准数据阶段的数据空间分布相似,意味着监控数据阶段接近基准数据阶段的性能;若特征值的取值接近 0 或 1,则意味着实际控制性能与基准性能相比发生了显著变化。

2.3 欧式距离指标

对控制系统进行基于距离指标的性能评估实质为对系统变量所构成的多维空间中数据分布进行度量。系统性能良好时表现为一个包裹理想中心点的紧实体,随着性能下降,数据点偏离中心点的距离增大,呈现出数据分散的状态。

欧式距离指标是通过计算数据空间中每个数据点到中心点的距离加权平均值来比较不同控制阶段的性能变化差异,定义如下所示:

$$I_W = \frac{d_I}{d_{II}} \quad (5)$$

式中: I_W 为欧式距离指标; d_I 和 d_{II} 分别为基准数据阶段和监控数据阶段数据空间的平均欧式距离。平均欧式距离 d 的计算式如下所示:

$$d = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - x_{i0})^2} \quad (6)$$

式中: l 为监控数据阶段样本点个数; x_{ij} 为第 i 个变量第 j 个样本点的取值; x_{i0} 为第 i 个变量的理想值。

3 云理论

3.1 基本概念

设 U 是用精确数值表示的定量论域, C 是与 U 相关联的定性概念,如果定量值 $x \in U$,且 x 是定性概念 C 的一次随机实现,则 x 对 C 的隶属度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是具有一定规律的模糊数或随机数,表达式如下所示:

$$\mu: U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x) \quad (7)$$

那么, x 在 U 上的分布称为云,记为 $C(x)$ 。 x 与隶属度 $\mu(x)$ 的组合称为云滴,记为 $\text{drop}(x, \mu(x))$ 。

云滴构成云,云滴是定性概念在数量上的实现。云滴的数量越大,定性概念的整体特征就越能够得到体现。云的数字特征可以反映概念的整体特征,常用期望 E_x 、熵 E_n 和超熵 H_c 这 3 个变量来表征,如图 4 所示。

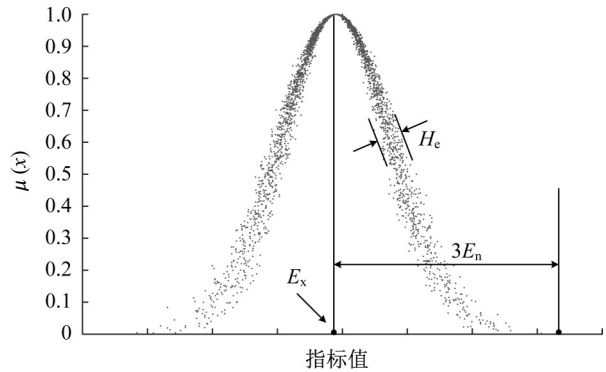


图 4 云模型及其数字特征

Fig.4 Cloud model and its digital characteristics

云模型通过 3 个基本数字特征把概念的模糊性和隶属度的随机性完整地表现出来,实现了定性与定量的转变,因此也记为 $C(E_x, E_n, H_c)$ 。

(1) 期望 E_x 表示云滴在论域空间分布的期望,它是论域空间的中心值,是最能够代表定性概念的点,即概念量化最典型的样本。

(2)熵 E_n 表示定性概念的模糊性和随机性,可以反映此定性概念云滴的离散程度,以及在论域空间中可被定性概念接受的云滴的取值范围。

(3)超熵 H_e 表示熵的不确定性度量,取决于熵的模糊性和随机性。

3.2 云模型

模糊集合理论研究的是被控对象的模糊性,概率理论研究的是被控对象的随机性,云模型重点考虑由模糊性和随机性的关联性建立起来的定性转换模型。从中心极限理论角度,如果决定某一随机变量结果的是大量微小的、独立的随机因素之和,并且每一因素的单独作用相对均匀的小,没有一种因素可起到压倒性的主导作用,那么这个随机变量一般近似于正态分布^[28]。

正态云的普遍适用性是建立在钟形隶属函数和正态分布的普遍适应性基础上的,是最重要的一种云模型^[13]。设 U 是一个定量论域,用精确数值表示, C 是 U 上的定性概念,定量值 $x \in U$,同时 x 是定性概念 C 的随机实现。如果 $x \sim N(E_x, E_n^2)$,其中 $E_n \sim N(E_n, H_e^2)$,同时 x 对 C 的隶属度满足下式:

$$\mu = e^{-\frac{(x-E_x)^2}{2E_n^2}} \quad (8)$$

那么, x 在 U 上的分布称为正态云。

根据正态云的“ $3E_n$ 规则”,位于区间 $[E_x - 0.67E_n, E_x + 0.67E_n]$ 的那些元素,占全部定量值的22.33%,它们对定性概念的贡献占总贡献的50%,这部分元素称为“骨干元素”;位于区间 $[E_x - E_n, E_x + E_n]$ 的那些元素,占全部元素的33.33%,它们对定性概念的贡献占总贡献的68.26%,这部分元素称为“基本元素”;位于区间 $[E_x - 2E_n, E_x - E_n]$ 和 $[E_x + E_n, E_x + 2E_n]$ 的那些元素,占全部元素的33.33%,它们对定性概念的贡献占总贡献的27.18%,这部分元素称为“外围元素”;位于区间 $[E_x - 3E_n, E_x - 2E_n]$ 和 $[E_x + 3E_n, E_x + 2E_n]$ 的那些元素,占全部元素的4.56%,这部分元素称为“弱外围元素”。

由正态云的数字特征产生云滴,即实现从定性到定量的转换,称为正向云发生器。与正向云生成算法相反,给定一组云滴作为标本 (x_i, μ_i) ,产生定性概念的3个数字特征值 (E_x, E_n, H_e) ,实现的是从定量到定性的转换,称为逆向云发生器。逆向云发生器算法是一种统计方法,得到的数字特征值是一种估计值。

3.3 云模型的相似度

目前,常用的相似度度量方法主要有云滴对比法、夹角余弦法、期望曲线法和最大边界曲线法等^[12]。云滴对比法需要对云滴进行选取、排序、组合及逐个对比,当云滴数较多时,计算量非常大。夹角余弦法将数字特征作为向量,然后利用夹角余弦来得到云模型的相似度,当云模型的期望 E_x 远大于熵 E_n 和超熵 H_e 时,易忽略 E_n 和 H_e 2个数字特征的作用。期望曲线法和最大边界曲线法利用不同云的相交面积进行相似度计算,由于考虑了 E_n 和 H_e 的作用,因此在精度和计算时间上比前2种方法更有优势。对于正态云,基于期望曲线(ECM)来计算相应面积度量云之间的相似性,算法效果好,因此选取期望曲线法进行综合指标云和评价云的相似度度量。

若随机变量 x 能够满足 $x \sim N(E_x, E_n^2)$,其中 $E_n \sim N(E_n, H_e^2)$,且 $E_n \neq 0$,则

$$z = e^{-\frac{(x-E_x)^2}{2E_n^2}} \quad (9)$$

称为 U 上正态云 $C(E_x, E_n, H_e)$ 的期望曲线。由于所有的云滴都随机地围绕在正态云期望曲线这条“骨架”附近,期望曲线很好地反映了正态云的总体特征,因此可以通过求解2个云模型的期望曲线相交重叠部分的面积来表示2个云模型的相似程度。

假设2个正态云 $C_1(E_{x1}, E_{n1}, H_{e1})$ 、 $C_2(E_{x2}, E_{n2}, H_{e2})$ 的期望曲线为

$$\begin{cases} z_1(x) = e^{-\frac{(x-E_{x1})^2}{2E_{n1}^2}} \\ z_2(x) = e^{-\frac{(x-E_{x2})^2}{2E_{n2}^2}} \end{cases} \quad (10)$$

若两曲线相交,且交点为 $x_{1,0}$ 、 $x_{2,0}$,则 $z_1(x_{1,0}) = z_2(x_{2,0})$,那么可以计算得到

$$\begin{cases} x_{1,0} = \frac{E_{x2}E_{n1} - E_{x1}E_{n2}}{E_{n1} - E_{n2}} \\ x_{2,0} = \frac{E_{x2}E_{n1} + E_{x1}E_{n2}}{E_{n1} + E_{n2}} \end{cases} \quad (11)$$

不妨设 $E_{x1} \leq E_{x2}$,则这2个云模型的期望曲线的空间关系有以下3种:

(1)若 $x_{1,0}$ 、 $x_{2,0}$ 同时落在区间 $[E_{x2} - 3E_{n2}, E_{x1} + 3E_{n1}]$ 外,则2个交点之间的云滴可以忽略,即相交面积 $S=0$ 。

(2)若 $x_{1,0}$ 、 $x_{2,0}$ 有一个点落在区间 $[E_{x2} - 3E_{n2}, E_{x1} + 3E_{n1}]$ 中,则相交面积 S 由两部分组成,即 $S = S_1 + S_2$ 。

(3)若 $x_{1,0}, x_{2,0}$ 同时落在区间 $[E_{x_2} - 3E_{n_2}, E_{x_1} + 3E_{n_1}]$ 中,则相交面积 S 由3部分组成,即 $S = s_1 + s_2 + s_3$ 。 s_1, s_2, s_3 的计算式如下所示:

$$s_1 = \sqrt{2\pi} E_{n_1} \int_{-\infty}^{x_{1,0}} f_1(x) dx = \sqrt{2\pi} E_{n_1} \int_{-\infty}^{z_{1,1}} \phi(x) dx \quad (12)$$

$$s_2 = \sqrt{2\pi} E_{n_2} \int_{x_{1,0}}^{x_{2,0}} f_2(x) dx = \sqrt{2\pi} E_{n_2} \left(\int_{-\infty}^{x_{2,0}} f_2(x) dx - \int_{-\infty}^{x_{1,0}} f_2(x) dx \right) = \sqrt{2\pi} E_{n_2} \left(\int_{-\infty}^{z_{2,2}} \phi(x) dx - \int_{-\infty}^{z_{2,1}} \phi(x) dx \right) \quad (13)$$

$$s_3 = \sqrt{2\pi} E_{n_1} \int_{x_{2,0}}^{+\infty} f_1(x) dx = \sqrt{2\pi} E_{n_1} \left(1 - \int_{-\infty}^{x_{2,0}} f_1(x) dx \right) = \sqrt{2\pi} E_{n_1} \left(1 - \int_{-\infty}^{z_{1,2}} \phi(x) dx \right) \quad (14)$$

$$z_{i,j} = \frac{x_{j,0} - E_{x_i}}{E_{n_i}}$$

式中: $f(x)$ 为正态分布的概率密度函数; $\phi(x)$ 为标准正态分布的概率密度函数。

在相交面积 S 的基础上,最终可以得到基于期望曲线的云模型相似度,表达式如下所示:

$$ECM(C_1, C_2) = \frac{2S}{\sqrt{2\pi} (E_{n_1} + E_{n_2})} \in [0, 1] \quad (15)$$

基于正态云期望曲线的相似性计算方法考虑了云模型的前2个数字特征,从云模型的期望位置和跨度2个方面来比较不同正态云的相似性。

3.4 基于云理论的控制回路性能评估

与传统的评估算法类似,基于云理论的控制回路性能评估的整体思路是:首先确立作为对照的标准,然后利用现场数据经过变换处理与标准对比,最后判断当前系统的运行状况。评估流程的主要步骤为:

步骤一 建立标准云 $C_s(E_{x_s}, E_{n_s}, H_{e_s})$ 。

步骤二 确定待测云 $C_t(E_{x_t}, E_{n_t}, H_{e_t})$ 。

步骤三 计算待测云与标准云的相似度 $ECM(C_s, C_t)$ 。

步骤四 根据相似度比较控制回路的性能 $I_c = ECM(C_s, C_t)$ 。

4 仿真与分析

为测试上述指标对电磁悬浮系统控制回路性能评估的有效性,以单点悬浮系统为研究对象,选取悬

浮间隙、垂向加速度、输入电流进行数值仿真与分析。

采用磁浮列车实际运行数据,对电磁悬浮系统在整个运行过程中的性能进行评估。图5为列车在某次运行中悬浮系统1的悬浮间隙、输入电流、垂向加速度的过程数据,作为待评估数据。将此次全程运行数据以5 min为一个阶段,划分为9个阶段(0~45 min)。可以发现,列车在5~10 min发生瞬时失稳,在40~45 min发生持续失稳,其他时刻表现为不等幅度的波动。

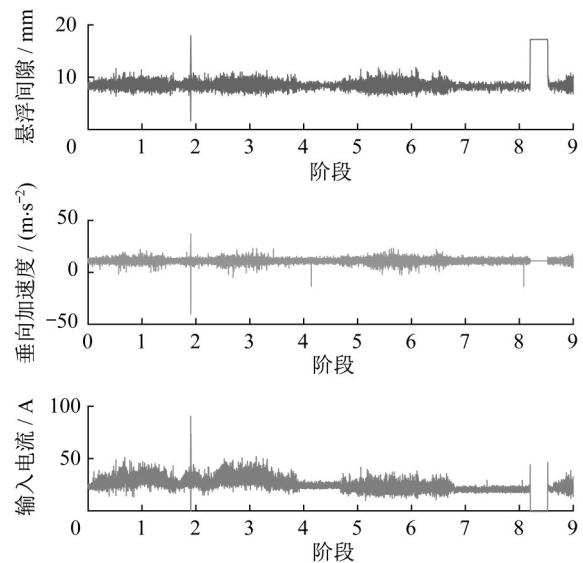


图5 一次运行中悬浮系统1的实测数据

Fig.5 Measured data of suspension system 1 during whole process of operation

4.1 性能评估基准

对电磁悬浮系统进行控制回路性能评估的首要任务是选取评估基准。图6为选取的基准数据阶段历史数据,包括悬浮间隙、输入电流和垂向加速度,采样间隔为0.1 s,运行时长2 400 s(40 min)。由图6可见,最后8 min的记录数据波动相对较小,因此选取该阶段数据为性能评估的基准数据。

采用逆向云发生器,还可以得到基准数据的云模型,其数字特征如表1所示。

4.2 经典指标下的性能评估

基于如图6所示的基准数据,悬浮系统1在运行全过程中各指标的计算结果如表2所示。由理论分析可知,行列式指标与欧式距离指标对性能评估的规则一致,均是当指标显著小于1时,表示监控数据阶段性能比基准差,而针对相似度指标,其值趋于1时,表示监控数据性能接近基准,反之则监控数据性

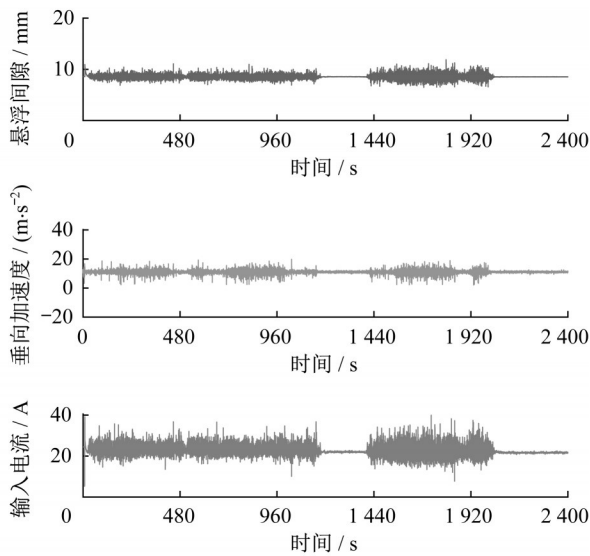


图6 悬浮系统在基准数据阶段的实测数据

Fig.6 Measured data of suspension system during baseline data phase

表1 悬浮系统在基准数据阶段的云模型数字特征

Tab.1 Digital characteristics of cloud model for suspension system during baseline data phase

项目	E_{ss}	E_{ns}	H_{cs}
悬浮间隙	8.532 4	0.010 2	0.126 9
垂向加速度	11.073 8	0.303 0	0.068 7
输入电流	21.637 1	0.126 9	0.167 7

能与基准相比发生显著变化。由于表2中3类指标值均显著小于1,说明3类指标所表征的性能评估结果是准确的,与实际情况相符。

表2 3类指标的计算结果

Tab.2 Calculation results of three types of indicators

行列式指标 I_v	相似度指标 I_D	欧式距离指标 I_w
0.001	0.220	0.252

为进一步对比各指标针对电磁悬浮系统控制回路性能评估的可行性,对磁浮列车在整个运行过程中的性能进行分段评估。以如图6所示的基准数据阶段为参照,各阶段的性能评估结果如图7所示。总体来看,相似度指标 I_D 的评估效果最差,各阶段的指标值基本在一条水平线上,无法有效区分控制回路的不同状态。行列式指标 I_v 与欧式距离指标 I_w 均表现为阶段5和阶段8的控制性能较优,其中阶段8的控制性能最优,与图5中阶段8的数据波动最小相对应,同时两者均反映出发生持续失稳的阶段9的控制性能最差。然而,针对发生瞬时失稳的阶段2, I_v 与 I_w 表现出优越性,而指标 I_w 在阶段2的值与邻近阶段在同一水平。

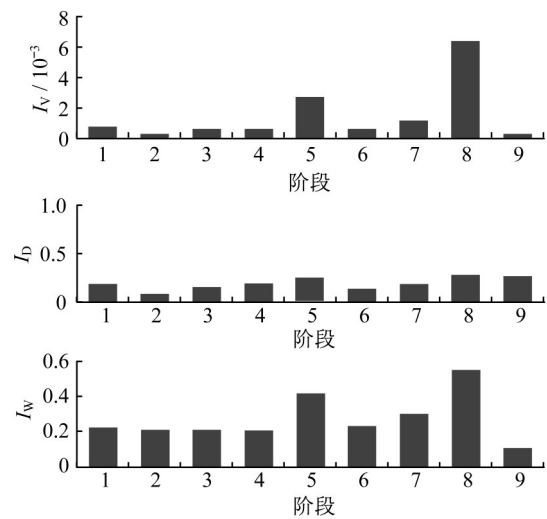


图7 悬浮系统1在不同运行阶段的经典性能评估

Fig.7 Classical performance evaluation of suspension system 1 at different sections

综上,3类指标对电磁悬浮系统控制回路的性能评估效果参差不齐,相似度指标 I_D 表现最差,无法区分控制性能的好坏,行列式指标 I_v 与欧式距离指标 I_w 稍好,能够有效评估性能。然而,经典指标下的控制性能评估不能很好地区分回路中引起性能下降的因素,并且针对数据集99.74%之外的采样点需要额外进行数据预处理。为克服以上方法的不足,引入基于云理论的性能评估。

4.3 基于云理论的性能评估

4.3.1 单个悬浮控制回路在不同运行阶段的性能评估

基于如图5所示的运行过程数据,可得到如图8~10所示的各运行时段性能的可视化结果。为便于对比,对每个子图进行了统一坐标处理。从图8可以看出,阶段8的云模型中云滴凝聚抱合程度最高,可以认为表现最为出色,阶段9最差,阶段2次之。从图9可以看出,阶段8的云模型性能较好,阶段2最差,阶段9次之。从图10可以看出,阶段8的云模型性能最好,阶段9最差,阶段2次之。

为便于定量研究基于云理论的评估性能指标,表3~5分别列出了与图8~10相对应的云模型数字特征及与标准云模型的相似度。 $I_c=ECM$,那么 I_c 的数值越大,则该运行阶段的系统状况越接近基准状态,也即性能越优。

综上,从图8~10和表3~5可以看出,云模型的可视化效果与基于数字特征的相似度指标高度吻合,可以从2种角度来评价悬浮系统控制回路的性能。

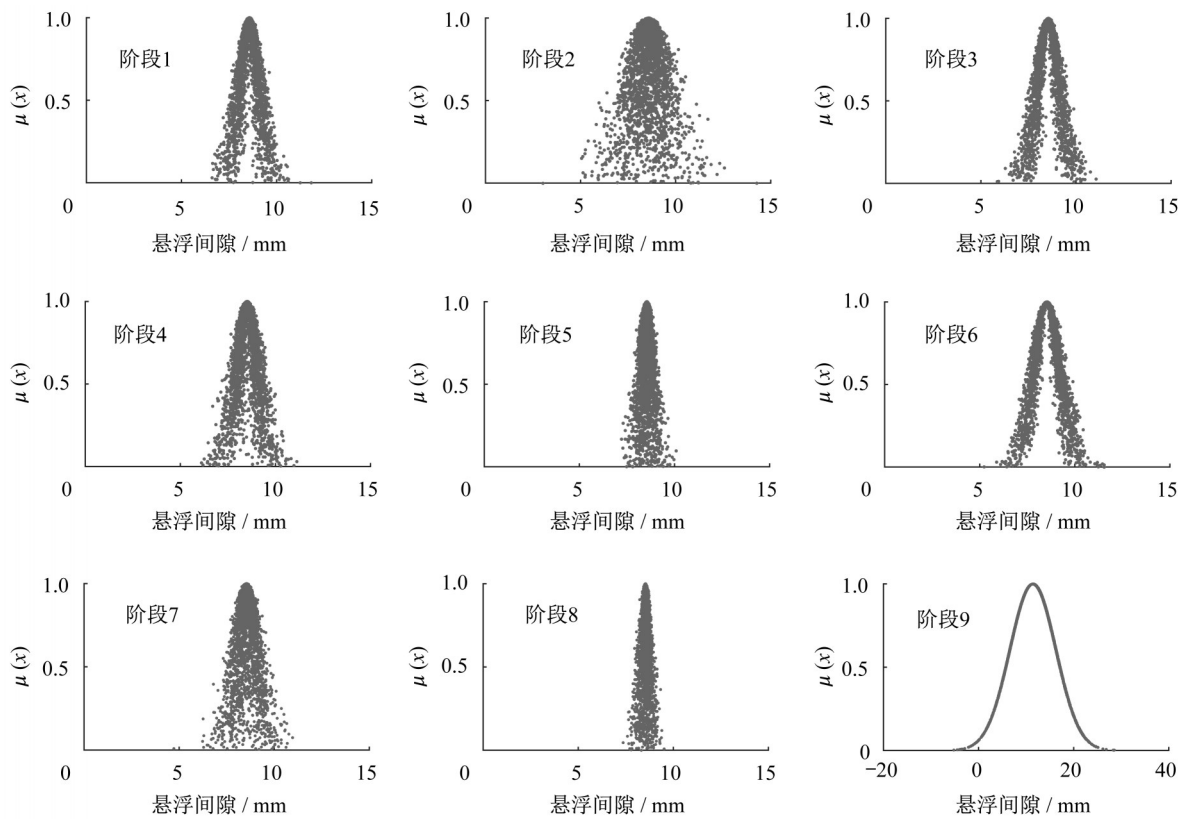


图 8 悬浮系统 1 的悬浮间隙在不同运行阶段的云模型

Fig.8 Cloud model of suspension system 1 in terms of air gap at different sections

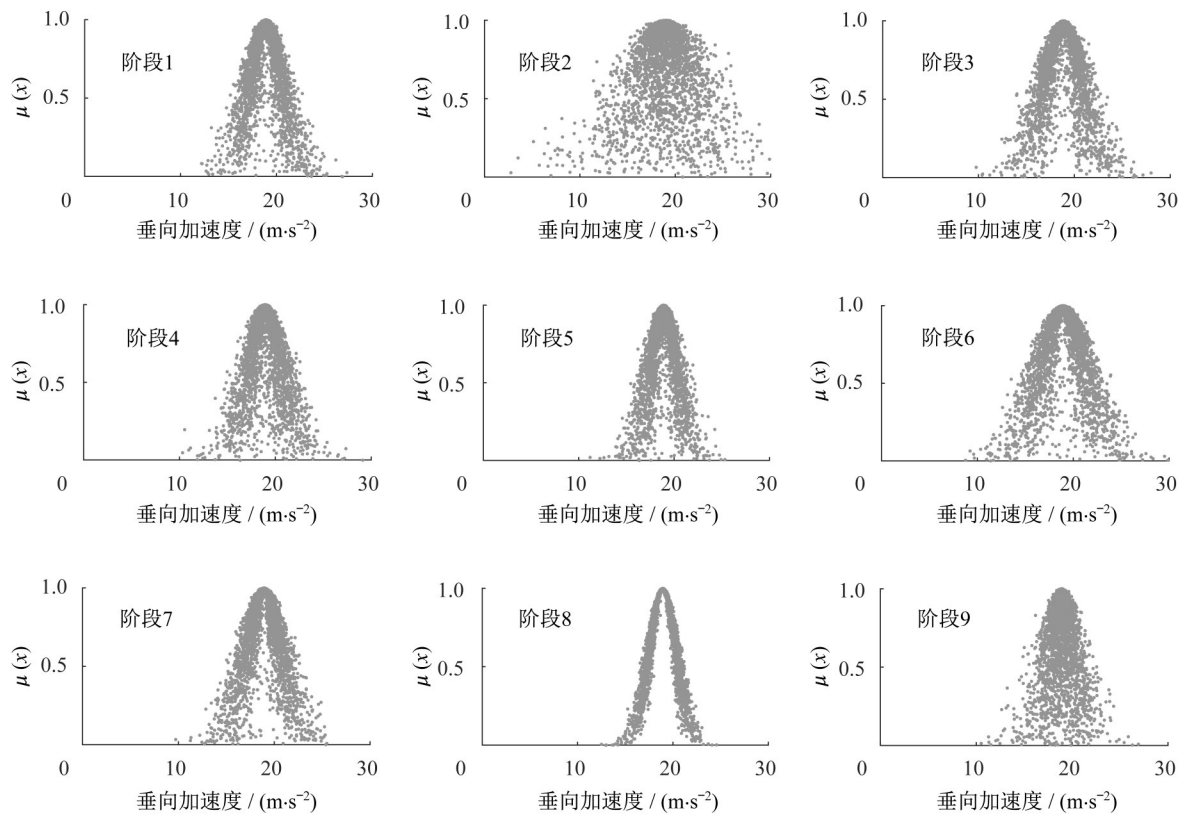


图 9 悬浮系统 1 的垂向加速度在不同运行阶段的云模型

Fig.9 Cloud model of suspension system 1 in terms of acceleration at different sections

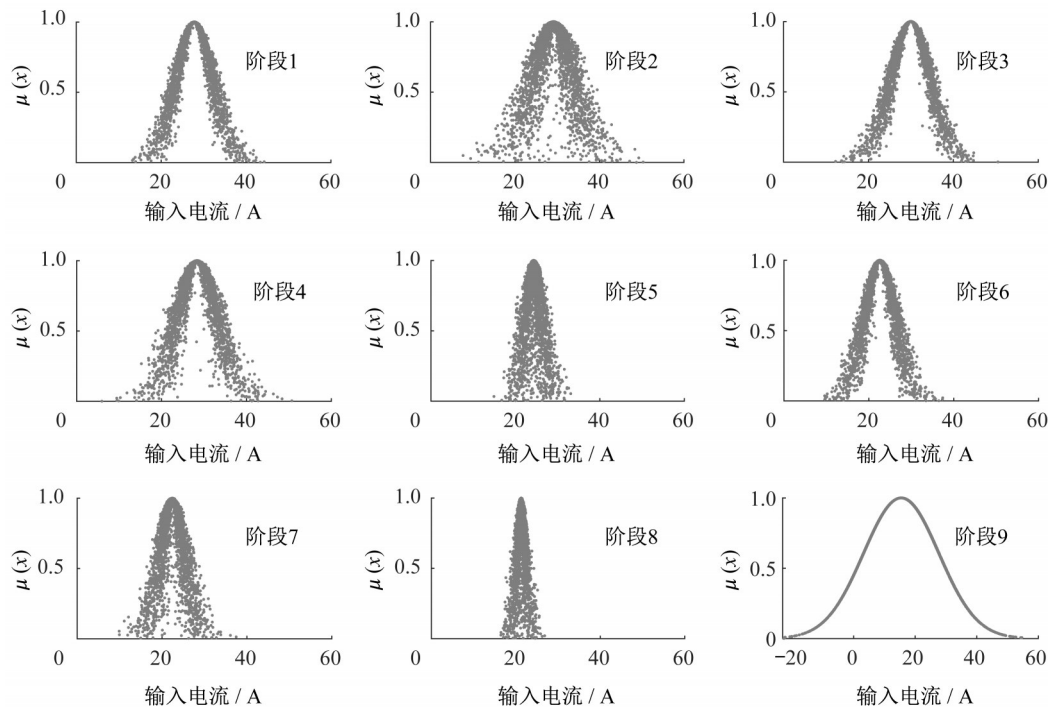


图10 悬浮系统1的输入电流在不同运行阶段的云模型

Fig.10 Cloud model of suspension system 1 in terms of input current at different sections

表3 悬浮系统1的悬浮间隙在不同运行阶段的云模型数字特征

Tab.3 Digital characteristics of cloud model for suspension system 1 in terms of air gap at different sections

阶段	E_x	E_n	H_e	I_c
1	8.574 0	0.494 6	0.188 5	0.833 1
2	8.581 0	0.583 8	0.538 3	0.578 7
3	8.553 3	0.566 3	0.176 8	0.812 5
4	8.523 2	0.511 1	0.221 2	0.788 7
5	8.553 0	0.221 6	0.189 1	0.876 5
6	8.540 2	0.674 0	0.165 8	0.800 4
7	8.546 8	0.437 5	0.268 5	0.711 2
8	8.543 2	0.134 1	0.146 7	0.897 7
9	11.489 0	4.838 8	0.000 2	0.156 3

表4 悬浮系统1的垂向加速度在不同运行阶段的云模型数字特征

Tab.4 Digital characteristics of cloud model for suspension system 1 in terms of acceleration at different sections

阶段	E_x	E_n	H_e	I_c
1	11.089 0	1.646 0	0.632 0	0.751 2
2	11.142 4	1.795 0	1.436 0	0.412 4
3	11.139 5	1.895 2	0.651 8	0.733 2
4	11.072 7	1.604 7	0.743 8	0.754 1
5	11.111 7	1.336 1	0.343 2	0.822 5
6	11.049 0	2.256 2	0.812 2	0.645 5
7	11.053 1	1.745 7	0.658 5	0.784 5
8	11.062 7	1.401 0	0.244 7	0.856 4
9	11.083 3	1.022 1	0.769 3	0.474 4

表5 悬浮系统1的输入电流在不同运行阶段的云模型数字特征

Tab.5 Digital characteristics of cloud model for suspension system 1 in terms of input current at different sections

阶段	E_x	E_n	H_e	I_c
1	27.797 5	4.273 3	0.793 1	0.701 1
2	29.104 5	4.568 3	1.764 1	0.332 7
3	29.951 8	4.604 5	0.757 1	0.593 6
4	28.357 7	4.623 1	1.224 4	0.612 2
5	24.302 3	1.862 0	0.911 0	0.763 9
6	22.559 6	3.606 8	0.817 3	0.758 2
7	22.418 1	2.777 6	1.000 3	0.783 4
8	21.245 5	0.983 1	0.498 4	0.852 6
9	15.434 1	12.238 7	0.000 3	0.174 8

4.3.2 不同悬浮控制回路在同一运行阶段的性能评估

为比较同一运行阶段不同悬浮系统控制回路的性能,提取列车运行过程中所有悬浮系统在全程或不同运行阶段的过程数据,然后进行基于云模型的性能评估。以第1~4个悬浮控制回路的悬浮间隙为例,图11展示了悬浮间隙在同一运行阶段(阶段6)的云模型。

由图11可见,第2、4悬浮系统的云滴凝聚抱合程度较高,说明在阶段6第2、4悬浮系统控制回路相比第1、3控制回路表现出了更好的性能。

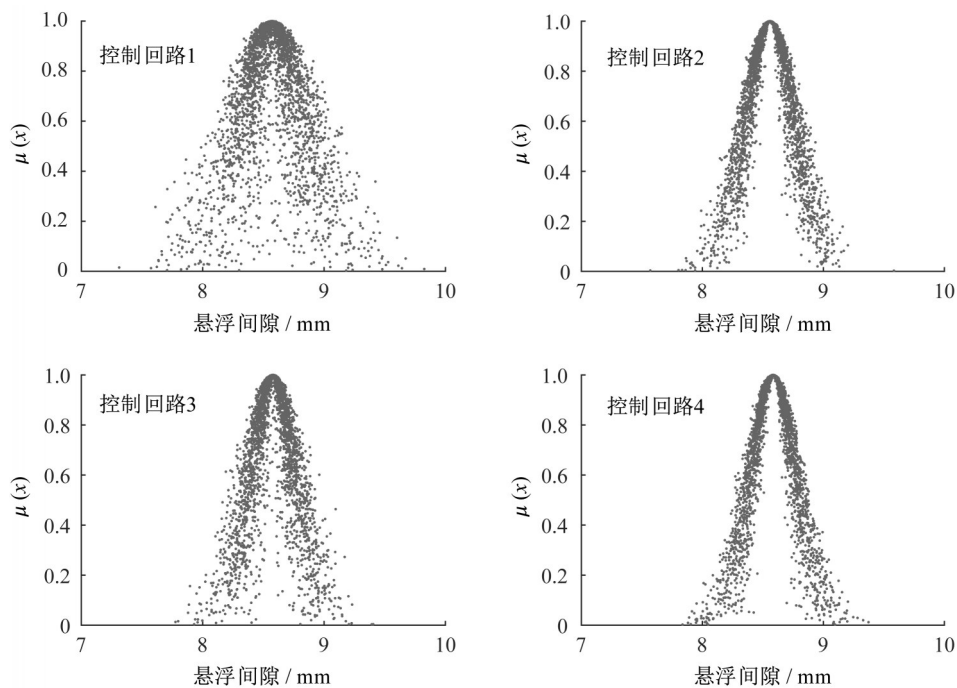


图11 第1~4悬浮系统控制回路的悬浮间隙在阶段6的云模型

Fig.11 Cloud model of 1~4 suspension system control loop in terms of air gap in section 6

5 结语

基于数据驱动的电磁悬浮系统控制回路性能评估方法,对磁浮列车运行过程中的性能监测、评估与诊断具有重要意义。借鉴控制回路性能评估领域的经典性能评估指标以及基于云模型的相似度指标,采用实际运行数据进行了仿真。结果表明,基于云模型的相似度指标能够有效评估控制回路的性能,并且与传统评估指标相比更具有优势。此外,基于多变量系统的特点,对同一悬浮系统在不同运行阶段和不同悬浮系统在同一运行阶段分别进行了横向和纵向的性能可视化评估,便于快速锁定造成控制性能下降或提升的对象范围。

选取多变量控制系统的多个特征变量构成多维数据空间,基于多维空间数据的统计特征应用云理论对闭环系统进行了整体评估,并通过数值仿真证明了其有效性。下一步的研究工作可将多个低维云聚合成为一个多维云,从而将系统性能评估的问题转化成高维云相似度比较的问题。

作者贡献声明:

倪菲:论文选题与主要内容撰写。

王凡鑫:数据整理与公式编辑。

徐俊起:试验数据采集。

荣立军:数据分析与图表编辑。

宋一锋:参考文献整理。

参考文献:

- [1] MOHIEDDINE J. An overview of control performance assessment technology and industrial applications [J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(5): 441.
- [2] HARRIS T J. Assessment of control loop performance [J]. Canadian Journal of Chemical Engineering, 1989, 67(5): 856.
- [3] GRIMBLE M J. Controller performance benchmarking and tuning using generalised minimum variance control [J]. Automatica, 2002, 38(12): 2111.
- [4] HARRIS T J, YU W. Variance decompositions of nonlinear dynamic stochastic systems [J]. Journal of Process Control, 2010, 20(2): 195.
- [5] 薛美盛,张毅,王川,等.控制回路性能评估综述[J].控制工程, 2009, 16(5): 507.
XUE Meisheng, ZHANG Yi, WANG Chuan, *et al.* A survey of control loop performance assessment [J]. Control Engineering of China, 2009, 16(5): 507.
- [6] GERRY J P. Prioritizing and optimizing problem loops using a loop monitoring system [J]. Technical Papers of ISA, 2002, 422: 145.
- [7] YU J, QIN S J. Statistical MIMO controller performance monitoring, Part I: data-driven covariance benchmark [J]. Journal of Process Control, 2008, 18: 277.
- [8] 李晨.控制回路的性能监控、诊断与改善[D].上海:华东理工大学, 2015.
LI Chen. Control loop performance monitoring, diagnosis and

- improvement [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2015.
- [9] WU P. Performance monitoring of MIMO control system using Kullback-Leibler divergence [J]. *Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2018, 96(7):1559.
- [10] 张光明, 李柠, 李少远. 一种数据驱动的预测控制器性能监控方法[J]. *上海交通大学学报*, 2011, 45(8):1113.
ZHANG Guangming, LI Ning, LI Shaoyuan. A data-driven approach for model predictive control performance monitoring [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2011, 45 (8) : 1113.
- [11] XU Y T, ZHANG G M, LI N, *et al.* Data-driven performance monitoring for model predictive control using a Mahalanobis distance based overall index [J]. *Asian Journal of Control*, 2019, 21(2):891.
- [12] LI D, CHEUNG D, SHI X M, *et al.* Uncertainty reasoning based on cloud models in controllers [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 1998, 35(3):99.
- [13] 李德毅, 刘常昱. 论正态云模型的普适性[J]. *中国工程科学*, 2004, 6(8):28.
LI Deyi, LIU Changyu. Study on the universality of the normal cloud model [J]. *Engineering Science*, 2004, 6(8):28.
- [14] 付斌, 李道国, 王慕快. 云模型研究的回顾与展望[J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(2):420.
FU Bin, LI Daoguo, WANG Mukuai. Review and prospect on research of cloud model [J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28(2):420.
- [15] 侯金芬. 基于云理论的控制系统监测与诊断方法的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2014.
HOU Jinfen. Research of control system monitoring and diagnostics based on cloud theory [D]. Shenyang: Northeastern University, 2014.
- [16] CHEN C, XU J Q, JI W, *et al.* Adaptive levitation control for characteristic model of low speed maglev vehicle [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2020, 234 (7) : 1456.
- [17] SUN Y G, XU J Q, QIANG H Y, *et al.* Adaptive sliding mode control of maglev system based on RBF neural network minimum parameter learning method [J]. *Measurement*, 2019, 141:217.
- [18] CHEN C, XU J Q, LIN G B, *et al.* Fuzzy adaptive control particle swarm optimization based on T-S fuzzy model of maglev vehicle suspension system [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2020, 34(1):43.
- [19] WANG Z Q, LONG Z Q, LI X L. Track irregularity disturbance rejection for maglev train based on online optimization of PhP control architecture [J]. *IEEE Access*, 2019 (7):12610.
- [20] 陈琛, 徐俊起, 荣立军, 等. 轨道随机不平顺下磁浮车辆非线性动力学特性[J]. *交通运输工程学报*, 2019, 19(4):115.
CHEN Chen, XU Junqi, RONG Lijun, *et al.* Nonlinear dynamics characteristics of maglev vehicle under track random irregularities [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2019, 19(4):115.
- [21] 周又和, 武建军, 郑晓静, 等. 磁浮列车的动力稳定性分析与 Liapunov 指数[J]. *力学学报*, 2000, 32(1):42.
ZHOU Youhe, WU Jianjun, ZHENG Xiaojing, *et al.* Analysis of dynamic stability for magnetic levitation vehicles by Liapunov characteristic number [J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2000, 32(1):42.
- [22] 洪华杰, 李杰, 张锰. 磁浮车轨耦合系统稳定性分析[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(3):421.
HONG Huajie, LI Jie, ZHANG Meng. Stability analysis of magnetic levitation system with vehicle-guideway interaction [J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(3):421.
- [23] 黎松奇, 张昆仑, 陈殷, 等. 弹性轨道上磁浮车辆动力稳定性判断方法[J]. *交通运输工程学报*, 2015, 15(1):43.
LI Songqi, ZHANG Kunlun, CHEN Yin, *et al.* Judgment method of maglev vehicle dynamic stability on flexible track [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2015, 15(1):43.
- [24] 宋荣荣. 磁浮控制系统的分析、优化设计和模糊综合评价方法 [D]. 成都: 西南交通大学, 2015.
SONG Rongrong. Analysis, optimal design and fuzzy comprehensive evaluation method of control system for a magnetic levitation apparatus [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2015.
- [25] SUN Y G, QIANG H Y, XU J Q. Internet of things-based online condition monitor and improved adaptive fuzzy control for a medium-low-speed maglev train system [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(4):2629.
- [26] YU P C, LI J, ZHOU D F, *et al.* A performance assessment method for suspension control system of maglev train [C]//2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan: [s.n.], 2016:3509-3514.
- [27] SONG Y, NI F, LIN G, *et al.* Data-driven control loop performance evaluation of electromagnetic levitation systems [C]//2020 Chinese Automation Congress (CAC). Shanghai: [s.n.], 2020:502-507.
- [28] 平冈和幸, 堀玄. 程序员的数学2: 概率统计 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2015.
HIRAOKA Hexing, HORI Xuan. Programmer's mathematics 2: probability statistics [M]. Beijing: Posts & Telecom Press Co., Ltd., 2015.