一种高速列车制动系统故障检测方法

郭天序¹, 桑建学¹, 陈茂银¹, 张峻峰¹, 台秀华², 周东华^{3,1*}

1. 清华大学自动化系, 北京 100084

2. 中车青岛四方车辆研究所有限公司, 青岛 266112

3. 山东科技大学电气工程与自动化学院, 青岛 266590

* 通信作者. E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2019-10-08; 修回日期: 2019-11-06; 接受日期: 2019-11-18; 网络出版日期: 2020-04-09

国家自然科学基金 (批准号: 61490701, 61751307, 61473164) 和山东省泰山学者项目资助

摘要 高速列车制动系统是确保列车安全平稳运行的关键系统之一, 对其中发生的微小故障进行及时有效的检测可避免事故的发生并提高系统的可靠性. 本文首先对高速列车制动系统中的 EP 阀漏气故障进行了简要分析; 其次, 提出了一种面向该系统的故障诊断架构; 再次, 针对故障特点提出了一种基于全局边际判别分析的故障检测方法; 最后, 在中车青岛四方车辆研究所有限公司的制动试验平台上对本文所提架构和方法进行了有效验证.

关键词 高速列车, 制动系统, 故障诊断架构, 微小漏气故障, 全局边际判别分析 (GMDA)

1 引言

高速列车的安全平稳运行至关重要^[1~4], 而故障诊断是保障车辆安全平稳运行的关键技术. 故障诊断主要包括故障检测及故障分离等任务^[5~8], 其中故障检测被认为是故障诊断中的首要任务^[9]. 高速列车制动系统是确保列车安全平稳运行的关键系统^[10, 11], 对其进行实时故障检测可提升列车的安全性和可靠性. 而随着高速列车运行速度和效率的提升, 对其制动系统中的微小故障进行检测的难度逐步增大.

目前, 我国高速列车制动系统的故障诊断功能主要由车载故障诊断单元实现, 尚无完善的故障诊断架构, 亦无法支持从数据采集、故障分析、离线建模到在线故障检测的完整流程^[9]. 制动系统主要由电制动控制单元 (electric brake control unit, EBCU) 和气制动控制单元 (pneumatic brake control unit, PBCU) 两部分构成并形成一个闭环控制系统^[12~14]. 由于闭环系统对偏差具有天然的容错性, 致使在闭环系统内发生的微小故障难以被准确及时检测^[15]. 在这种情况下, 迫切需要给出一种高效的故障检测架构和方法对高速列车制动系统的微小故障进行有效检测, 从而提高列车的安全性和可靠性.

引用格式: 郭天序, 桑建学, 陈茂银, 等. 一种高速列车制动系统故障检测方法. 中国科学: 信息科学, 2020, 50: 483–495, doi: 10.1360/SSI-2019-0223
Guo T X, Sang J X, Chen M Y, et al. A fault detection method for a braking system of high-speed trains (in Chinese). Sci Sin Inform, 2020, 50: 483–495, doi: 10.1360/SSI-2019-0223

图 1 (网络版彩图) 高速列车制动系统电空控制回路控制原理图

Figure 1 (Color online) Control schematic diagram of electro-pneumatic control loop of high-speed train braking system

现代工业系统规模大, 且系统复杂程度高, 基于模型的故障检测方法存在建模精度较低及建模成本较高等问题^[16~18]. 而数据驱动的故障检测方法无需依赖机理模型, 仅基于测量数据和控制变量即可完成建模^[19~22]. 过去的数十年中, 数据驱动方法已引起了学术界和工业界的关注^[23~27].

本文对高速列车制动系统中的 EP 阀漏气故障进行简要分析. 在此基础上, 首先给出一种面向制动系统且可支持数据驱动故障诊断流程的故障诊断架构; 其次, 在该架构下提出一种基于全局边际判别分析 (global marginal discriminant analysis, GMDA) 的故障检测方法; 最后, 在中车青岛四方车辆研究所有限公司的动车组制动试验平台上开展验证工作.

2 系统定义及问题描述

高速列车制动方式可分为电制动和气制动两大类, 而其中气制动是保障高速列车行车安全的最重要的组成部分^[28], 本文也将围绕产生气制动的相关单元展开研究. 气制动是由制动系统电空控制回路产生, 该回路所具有的闭环特性将提高对微小故障的检测难度. 本小节将对电空控制回路的结构和工作原理进行简要介绍, 并对漏气故障的检测问题进行阐述.

2.1 高速列车制动系统电空控制回路简介

我国现行的高速列车通常采用微机控制直通式制动系统. 司机通过控制器设定制动级别并转化为制动信号; 然后, 制动信号通过列车网络或硬线传输至每节列车的 EBCU; EBCU 同步采集车辆负载信号, 并根据该信号自动调整压力设定值; PBCU 由电控气动开关阀 (EP 阀)、中继阀、压力传感器以及管路系统等组成, EBCU 和 PBCU 共同构成微机制动控制系统, 并由基础制动单元完成制动. 该系统为闭环系统, 并将确保制动压力输出值和制动压力设定值的偏差小于 20 kPa^[29]. 当单节列车的 EBCU 或 PBCU 发生故障时, 该系统可通过冗余确保其他列车制动的有效性.

电空控制回路的控制原理如图 1 所示^[9,30]. 气制动系统的制动过程如下: 首先由驾驶员发送一个与特定制动级别对应的制动命令, 由控制系统生成相应的压力值 P_{set} . 然后, EBCU 生成相应的制动命令并驱动 EP 阀, 通过 EP 阀来控制制动缸的充气和排气; 接下来, 通过负反馈闭环控制, 在 EP 阀

图2 (网络版彩图) 四方所制动系统试验平台

Figure 2 (Color online) Braking test platform provided by Sifang Rolling Stock Research Institute

的动作下,回路中EP阀输出压力 P_{cv} 将达到EBCU的预设压力;中继阀的功能是实现流量放大,即中继阀的输出压力 P_r 等于 P_{cv} ,经过轻微的延时和流量放大,制动缸将获得相当于 P_r 的压力,并由基础制动环节施加制动力;其中,供风单元为EP阀和中继阀提供风源.

2.2 问题描述

本节对高速列车制动系统的实际故障检测问题进行概述.实际数据采集自中车青岛四方车辆研究所有限有限公司(以下简称“四方所”)高速列车制动试验平台,如图2所示^[9].高速列车制动试验平台提供了与真实列车相同架构的1:1仿真环境,同时提供了完整的实验条件,可进行在线参数整定,常规制动试验和故障注入等试验并进行故障检测研究.

EP阀是制动控制回路中的重要组成单元,其漏气故障对高速列车制动系统存在潜在的危害.EP阀是一种典型的电磁式气动高速开关阀,主要由电路模块、磁路模块、机械运动模块和流体模块共同组成,通过控制电磁线圈励磁来控制阀芯的往复运动,从而实现阀口处的气流交替通断功能.对于EP阀泄漏故障,可分为内部漏气和外部漏气两种故障原因.接下来,分析其故障根本原因.在机械运动模块中,如果EP阀芯存在结构缺陷或疲劳磨损,并出现间隙配合偏差等问题,会导致EP阀内部漏气故障.在流体模块中,若高低温的气体包含油脂等杂质气体持续流入,会对EP阀接口处的密封垫造成不可逆的密封性能退化,最终导致EP阀外部漏气故障.例如,在装车产品进行实车测试试验时,因气体温度较低导致EP阀入口处的密封圈松动,造成密封性能下降并导致漏气,进而造成制动压力控制精度下降,最终导致了难以溯源的控制故障.由于制动系统具有闭环特性,漏气故障不易检测.

如上所述,当EP阀发生微小漏气故障时常难以发现,而其进一步发展会导致系统性能下降,甚至发生事故.为验证下文所提故障检测方法的有效性,本文通过在高速列车制动试验台上进行故障注入的方式,对两种不同等级的漏气故障进行复现.所考虑的漏气程度分别为1.0~2.0标准公升每分钟(SLPM)和2.0~4.0 SLPM,这在高速列车制动控制单元中是相对较低的漏气水平.由于采用闭环控制策略,微小漏气故障难以检测.闭环控制策略使系统具有天然的容错性^[15],对制动压力的控制有积极的影响,但对故障诊断有消极的影响.基于上述考虑,本文的主要目的是提出一种新的面向故障诊断

图 3 (网络版彩图) 高速列车制动系统故障诊断系统架构

Figure 3 (Color online) Fault diagnosis system architecture of high-speed train braking system

流程的高速列车制动系统故障诊断架构, 并基于该架构设计一种高效的数据驱动故障检测方法, 用于高速列车制动系统的离线建模和在线故障检测, 从而提高制动系统的安全性.

3 故障诊断架构及基于 GMDA 的故障检测方法

本节首先给出一种面向故障诊断流程的高速列车制动系统故障诊断架构. 在此基础上, 提出一种基于 GMDA 的高速列车制动系统故障检测方法, 并给出相应的故障检测算法. 值得注意的是, 在 3.1 小节所提的故障诊断架构下可搭载多个故障检测方法的模块, 实现对多种故障检测方法的部署; 3.2 小节所提的故障检测方法的实施过程由 3.1 小节所提的故障诊断架构支持.

3.1 故障诊断架构

当前, 我国高速列车制动系统故障诊断主要由在线故障诊断单元单独实现, 尚无法支持数据驱动的故障诊断流程. 近年来收集整理的大量高速列车数据可用于提高制动系统的安全性和可靠性, 如建立故障诊断系统架构并实现数据驱动的故障检测方法. 具体而言, 可通过构建支持故障离线分析、故障离线建模, 及故障远程实时诊断等功能的系统架构, 用以实现数据驱动的故障诊断并强化数据在故障诊断体系中的重要作用.

本文设计的高速列车制动系统故障诊断架构如图 3 所示, 主要由制动系统、数据获取单元、通讯单元、在线故障诊断系统、远程故障诊断系统、快速开发中心以及数据库等 7 部分组成. 其中, 在线故障诊断系统包含在线故障检测模块及在线故障报警等重要模块. 远程故障诊断系统主要包括基于流

数据的在线故障检测模块、基于流数据的在线故障分类模块、故障诊断专家系统模块、应急响应系统模块、辅助决策系统模块、基于批式数据的在线故障诊断模块以及基于历史数据的故障诊断与分析模块等相关模块, 主要提供离线故障分析与建模和远程在线故障诊断等功能.

基于该架构, 可基于多源数据进行统计分析及提取故障特征, 实现数据驱动的离线建模. 然后, 经由快速开发中心对故障诊断模型进行快速部署及在线测试与验证. 如果参数整定存在偏差, 可以基于快速开发中心进行快速修正并重新部署. 这种开发流程实现了故障诊断模型的正向设计与快速迭代开发, 并将支持“被动式”故障诊断模型向“主动式”的转变. 另外, 本架构可将远程故障诊断系统囊括到在线故障检测流程中. 随着通讯技术的快速发展, 高速列车在线运行数据可通过网络实时传输至地面远程故障诊断系统中, 从而, 通过在远程故障诊断系统中部署 Spark Streaming 实现对复杂故障的实时诊断. 同时, 该架构可解决在线故障诊断系统计算资源受限的问题. 基于本架构的离线建模和在线故障诊断流程见附录 A 和 B.

3.2 全局边际判别分析

GMDA 的主要思想是使投影后的故障数据与正常数据集之间的距离尽可能大, 同时使投影后的正常数据集尽可能地紧凑. 首先, 通过设计类内散度矩阵用于描述正常数据的紧密程度; 其次, 通过设计类间散度矩阵用于描述故障数据到正常数据全局边际的距离关系; 再次, 通过设计优化目标函数求解投影矩阵, 使投影后的已知故障数据集与正常数据集的全局边际尽可能远离, 同时使投影后的正常数据尽可能接近; 最终, 基于投影矩阵张成的子空间对已知故障进行有效检测.

在实际过程中, 首先从实际制动过程中收集大量的正常数据并组成样本矩阵 $X \in \mathbb{R}^{d \times n}$, 其中 d 为样本的维数, n 为正常样本的个数. 此外, 在高速列车运行期间可收集故障数据并构成故障样本矩阵 $Y_k \in \mathbb{R}^{d \times m_k}$ ($k = 1, 2, \dots, l$ 表示各种故障), 也可通过故障注入的方式生成故障数据. 从而, 分别定义本节中的类内散度矩阵和类间散度矩阵, 如下所示.

首先, 定义类内散度矩阵为

$$S_W = (X - (Xe_n/n) \otimes e_n^T) (X - (Xe_n/n) \otimes e_n^T)^T / (n - 1), \quad (1)$$

其中 e_n 表示全为 1 的 n 维向量; $\otimes$ 表示 Kronecker 积. 容易得到, 如上定义的类内散度矩阵描述了原空间中正常数据集的紧密程度.

接下来, 定义全局边际意义下的类间散度矩阵 S_G 为

$$S_G = \sum_k S_{G_k}, \quad (2)$$

其中 S_{G_k} 可由下式求得:

$$S_{G_k} = \frac{(Y_k - XA^*)(Y_k - XA^*)^T}{m_k - 1}. \quad (3)$$

式 (3) 中的 A^* 由如下优化问题求得:

$$A^* = \arg \min_A \|Y_k - XA\|_F, \quad A^T e_n = \mathbf{1}, \quad A_{ij} \geq 0. \quad (4)$$

全局边际是指由正常数据集中所有点的凸组合所构成的边际. 该边际具有全局意义, 故称为全局边际. 而全局边际意义下的类间散度矩阵主要考虑了故障数据点到正常数据集全局边际的距离关系. 当正常数据不服从高斯分布 (Gaussian distribution) 时, 采用全局边际可更精确地对其正常数据集的边际进

行刻画. 注意到式 (4) 的形式, 其中 A^* 的每一列为用矩阵 X 表示矩阵 Y_k 对应列的系数向量 (线性组合).

为了使投影后的故障数据尽可能远离正常数据集, 投影后故障数据的全局边际散度矩阵应尽可能大, 即需最大化 $W^T S_G W$. 另一方面, 为了使正常数据的投影点尽可能地紧密, 类内分散矩阵应该尽可能地小, 即需最小化 $W^T S_W W$. 因此, 可将 GMDA 表示为如下优化问题:

$$\min_W J_0(W) = \text{Tr} \frac{W^T S_W W}{W^T S_G W}, \quad (5)$$

其中 $\text{Tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹. 式 (5) 可以通过以下的广义特征值问题求解^[31]:

$$S_G W = \lambda S_W W. \quad (6)$$

求解得到 $S_W^{-1} S_G$ 的前 p 个最大广义特征值, 其对应的特征向量构成矩阵 W , 即可张成用于故障检测的子空间 $\text{span}\{W\}$. 如果考虑对数据进行球化约束 (可减少在线故障检测的运算量)^[32], 则优化问题为

$$\min_W J_1(W) = \text{Tr} \frac{W^T S_W W}{W^T S_G W}, \quad \text{s.t. } W^T S_G W = I. \quad (7)$$

3.3 基于 GMDA 的故障检测

本小节给出基于 GMDA 的故障检测方法. 对于给定的正常数据集 $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$, 我们有

$$X = \hat{X} + \tilde{X} = TW^T + E, \quad (8)$$

其中 $T = XW$, W 由本文提出的 GMDA 计算得到. $\hat{X}$ 表示主元子空间, 其中保留了已知故障的信息. $\tilde{X}$ 表示残差子空间, 其中包含噪声、异常值和未知故障信息. 对于数据点 x , 其投影可以计算为

$$x_p = W^T x, \quad (9)$$

其对应的 T^2 统计量为

$$T^2 = x_p^T \Lambda^{-1} x_p = x^T W W^T x. \quad (10)$$

如果投影服从高斯分布, 则控制限 $T_{\lim}^2$ 可选为

$$T_{\lim}^2 = \frac{p(m-1)}{m-p} F_{p, m-p; \alpha} = \eta^2, \quad (11)$$

其中 m 表示 X 的样本数, p 表示子空间维度, α 表示显著性水平. 对于非高斯分布的情况, 可以采用非参数法计算控制限^[33]. 根据上述结果, 可归纳完整的故障检测算法见算法 1.

算法 1 基于 GMDA 的故障检测算法**(离线建模部分)****输入:** 正常工况训练数据矩阵 $X \in \mathbb{R}^{d \times n}$, l 类异常工况训练数据矩阵 $Y_k \in \mathbb{R}^{d \times m_k}, k = 1, 2, 3, \dots, l$,参数: 子空间维数 p , 显著性水平 α .**输出:** 张成故障检测模型子空间的矩阵 W , p 个最大特征值对应的特征值对角阵 Λ , T^2 统计量所对应的控制限 T_{lim}^2 .1: 通过式 (1) 计算 S_W ;2: 通过式 (3) 计算 S_{G_i} ;3: 通过式 (2) 计算 S_G ;4: 通过公式 (6) 的广义特征值问题, 得到闭式解 W^* 和对应的特征值对角阵 Λ^* , 取出 p 个最大特征值对应的特征向量组成矩阵 W 并构成最大特征值对角阵 Λ ;5: 求解 T_{lim}^2 控制限.**(在线故障检测部分)****输入:** 待检测的数据样本 $x_i \in \mathbb{R}^d$,建模过程求得的矩阵 W 和特征值矩阵 Λ ,统计量 T^2 对应求得的控制限 T_{lim}^2 .**输出:** 待检测的数据样本是否为故障数据样本.6: 通过式 (10) 求解 x_i 对应的 T^2 统计量 T_i^2 ;7: 判断 x_i 是否为故障数据样本;8: 如果 $T_i^2 \leq T_{\text{lim}}^2$, 则 x_i 为正常样本;否则 x_i 为故障样本.

4 实验验证

本节利用提出的基于 GMDA 的故障检测方法进行高速列车制动系统的微小漏气故障检测. 如前所述, 在高速列车制动试验台上通过物理注入方式再现了 EP 阀的两个漏气故障, 漏气水平由流量计进行测量, 分别为 1.0 ~ 2.0 SLPM 和 2.0 ~ 4.0 SLPM. 在离线建模阶段, 利用高速列车制动测试平台, 对两个漏气水平的故障分别采集 1000 个正常训练样本和 250 个故障训练样本. 对于在线故障检测, 正常的样本编号在 1 ~ 500 之间, 故障样本编号在 501 ~ 800 之间. 其中, 漏气水平 1.0 ~ 2.0 SLPM 的样本编号在 501 ~ 650 之间, 漏气水平为 2.0 ~ 4.0 SLPM 的样本在 651 ~ 800 之间. 上述所有样本均在 7 级常规制动下采集. 实验采用故障诊断领域两种常用的性能评价指标, 即误报率 (false alarm rate, FAR) 和故障检测率 (fault detection rate, FDR)^[34]. 其中, FDR 表示系统发生故障时能被检测的概率, FAR 表示系统没有发生故障而报警的概率.

对于目前的高速列车制动系统, 对 EP 阀的输出压力一般采用经典的 KNORR 逻辑进行监控, 这是一种典型的单变量控制图方法^[35]. KNORR 逻辑是特定制动水平下输出压力的双向限制, 它限制了 EP 阀的输出压力与 EBCU 预置压力之间的差值应小于 20 kPa. KNORR 逻辑被认为是保证基本驾驶安全的有效诊断逻辑. 但与此同时, 这种诊断逻辑难以诊断微小故障, 进而会增加维护和维修的成本.

基于 KNORR 逻辑的故障检测方法的实验结果如图 4 所示. 可以看出, 由于漏气故障相对较小, 该方法无法实现有效检测. 此外, 闭环控制使得漏气故障更加难以检测. 基于 GMDA 的故障检测方法的实验结果如图 5 所示, 这里利用 GMDA 的增广形式进一步提高了故障检测的性能, 其中, “增广”的含义是利用滞后样本 (lagged samples) 进行维数/空间增广^[36]. 选择不同的增广参数 l 和子空间维数 p 进行比较, 每个子图中都标记了参数的设置. 如图 5 所示, 增广参数 $l = 60$ 的情况下, 故障检测

图 4 (网络版彩图) 基于 KNORR 逻辑的故障检测方法的检测结果

Figure 4 (Color online) Detection results of KNORR logic-based fault detection method

图 5 (网络版彩图) 基于 GMDA 的故障检测方法的检测结果

Figure 5 (Color online) Detection results of GMDA-based fault detection method. (a) $l = 20$, $p = 8$; (b) $l = 20$, $p = 16$; (c) $l = 40$, $p = 8$; (d) $l = 40$, $p = 16$; (e) $l = 60$, $p = 8$; (f) $l = 60$, $p = 16$

表 1 基于 GMDA 的故障检测方法的故障检测率 (FDR) 和误报率 (FAR)

Table 1 Fault detection rate (FDR) and false alarm rate (FAR) of GMDA-based fault detection method

Augment parameter	$l = 20$			$l = 40$			$l = 60$		
Leakage (SLPM)	1.0 ~ 2.0	2.0 ~ 4.0	Average	1.0 ~ 2.0	2.0 ~ 4.0	Average	1.0 ~ 2.0	2.0 ~ 4.0	Average
Dimension p	FDR (%)	FDR (%)	FAR (%)	FDR (%)	FDR (%)	FAR (%)	FDR (%)	FDR (%)	FAR (%)
2	55.33	60.00	0.00	62.00	79.33	0.00	60.67	76.00	0.00
4	69.33	56.67	0.00	69.33	76.67	0.00	70.67	84.67	0.00
6	72.67	58.67	0.00	75.33	85.33	0.60	80.00	92.67	0.00
8	72.67	62.67	1.00	78.67	88.67	0.60	93.33	97.33	0.20
10	74.00	69.33	0.40	82.67	91.33	0.60	99.33	98.00	0.20
12	74.00	67.33	0.00	86.00	92.00	0.60	98.67	98.00	1.60
14	78.00	68.67	0.20	90.00	92.67	0.20	100.00	98.67	2.00
16	81.33	76.67	0.00	90.00	92.67	0.00	100.00	100.00	2.00

结果较好. 在增广参数 $l = 60$ 且子空间维数 $p = 16$ 时, 故障检测率 (FDR) 可达到 100%, 相应的故障误报率 (FAR) 为 2%. 表 1 中给出了不同参数下的 FDR 和 FAR. 其中, FDR 在 90% 以上时以粗体表示. 可以看出, 当增广参数设定为 60, 子空间维数 $p \geq 8$ 时, 对泄漏量为 1.0 ~ 2.0 SLPM 和 2.0 ~ 4.0 SLPM 故障的 FDR 均超过了 90%. 如果仅考虑对泄漏量为 2.0 ~ 4.0 SLPM 的故障进行检测, 则可选择增广参数为 $l = 60$, 子空间维数为 $p = 6$ 的参数组合, 即可达到 FDR = 92.67% 的检测水平. 从表 1 中亦可知, 增广参数选择较大时, 增广数据集能够囊括较丰富的系统动态. 随即, 对其降维得到维数相同的子空间时, 增广参数较大的子空间的检测性能优于增广参数较小的检测性能. 但是, 增广参数过大会增加计算复杂度, 对性能的提升也将逐渐降低. 关于增广参数的选取, 可参见文献 [36]. 从图 4 和 5, 表 1 中可以看出, 我们提出的基于 GMDA 的故障检测方法性能良好, 优于基于 KNORR 逻辑的故障检测方法. 虽然本方法的离线建模计算复杂度较高, 然而, 基于本文提出的故障诊断架构, 离线建模部分可以由远程故障诊断系统完成, 而在线故障检测则由在线故障诊断系统实现, 可以满足实时故障检测的需求. 需要指出的是, 由于在训练阶段需要利用故障样本提供的信息, 如果故障样本不足, 本方法的性能会下降.

5 结论

本文围绕高速列车制动系统的微小故障检测问题进行研究. 首先对高速列车制动系统 EP 阀微小漏气故障进行了分析. 其次, 提出了一种面向高速列车制动系统的故障诊断架构, 在该架构下, 搭建了远程故障诊断系统, 相应的故障诊断流程包括离线建模部分和在线故障诊断部分. 再次, 基于上述架构, 提出一种基于 GMDA 的数据驱动故障检测方法, 可解决数据集由正常数据和故障数据共同构成情况下的故障检测问题. 最后, 通过在高速列车制动试验平台上注入两种等级的微小漏气故障, 对所提故障诊断架构和基于 GMDA 的算法进行了有效验证.

参考文献

- 1 Zhang W H, Wu P B, Wu X J, et al. An investigation into structural failures of Chinese high-speed trains. *Eng Failure Anal*, 2006, 13: 427-441
- 2 Ai B, Cheng X, Kürner T, et al. Challenges toward wireless communications for high-speed railway. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2014, 15: 2143-2158

- 3 Hodge V J, O'Keefe S, Weeks M, et al. Wireless sensor networks for condition monitoring in the railway industry: a survey. *IEEE Trans Intell Transp Syst*, 2015, 16: 1088–1106
- 4 Chen H T, Jiang B, Lu N Y, et al. Real-time incipient fault detection for electrical traction systems of CRH2. *Neurocomputing*, 2018, 306: 119–129
- 5 Xiao Y Q, He Y G. A linear ridgelet network approach for fault diagnosis of analog circuit. *Sci China Inf Sci*, 2010, 53: 2251–2264
- 6 Zhang J F, Christofides P D, He X, et al. Intermittent sensor fault detection for stochastic LTV systems with parameter uncertainty and limited resolution. *Int J Control*, 2018, 2010: 1–9
- 7 Wan Y M, Wang W, Ye H. Discrete time-varying fault detection filter for non-uniformly sampled-data systems. *Sci China Inf Sci*, 2014, 57: 032202
- 8 Alauddin M, Khan F, Imtiaz S, et al. A bibliometric review and analysis of data-driven fault detection and diagnosis methods for process systems. *Ind Eng Chem Res*, 2018, 57: 10719–10735
- 9 Guo T X. Some data-driven based fault detection methods with applications in brake system of high-speed trains. Dissertation for Ph.D. Degree. Beijing: Tsinghua University, 2019
- 10 Ji H Q, He X, Shang J, et al. Incipient fault detection with smoothing techniques in statistical process monitoring. *Control Eng Practice*, 2017, 62: 11–21
- 11 Zhou D H, Ji H Q, He X, et al. Fault detection and isolation of the brake cylinder system for electric multiple units. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2018, 26: 1744–1757
- 12 Ma T H, Wu M L, Tian C. A general method of braking process simulation for flexible marshalling EMUs. *Int J Trans Dev Integr*, 2018, 2: 353–361
- 13 Ji H Q, He X, Sai H S, et al. Fault detection of EMU brake cylinder. In: *Proceedings of the 35th Chinese Control Conference (CCC)*, 2016. 6668–6672
- 14 Zhou D H, Ji H Q, He X. Fault diagnosis techniques for the information control system of high-speed trains. *Act Autom Sin*, 2018, 44: 1153–1164 [周东华, 纪洪泉, 何潇. 高速列车信息控制系统的故障诊断技术. *自动化学报*, 2018, 44: 1153–1164]
- 15 Zhou D H, Liu Y, He X. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems. *Act Autom Sin*, 2013, 39: 1933–1943 [周东华, 刘洋, 何潇. 闭环系统故障诊断技术综述. *自动化学报*, 2013, 39: 1933–1943]
- 16 Hwang I, Kim S, Kim Y, et al. A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2010, 18: 636–653
- 17 Zhang J F, He X, Zhou D H. Robust optimal filtering for linear time-varying systems with stochastic uncertainties. *IET Contr Theor Appl*, 2017, 60: 3297–3304
- 18 Marino A, Pierri F, Arrichiello F. Distributed fault detection isolation and accommodation for homogeneous networked discrete-time linear systems. *IEEE Trans Automat Contr*, 2017, 62: 4840–4847
- 19 Mnassri B, El Adel E M, Ouladsine M. Reconstruction-based contribution approaches for improved fault diagnosis using principal component analysis. *J Process Control*, 2015, 33: 60–76
- 20 Huang J, Yan X F. Gaussian and non-Gaussian double subspace statistical process monitoring based on principal component analysis and independent component analysis. *Ind Eng Chem Res*, 2015, 54: 1015–1027
- 21 Zhou B, Ye H, Zhang H F, et al. Process monitoring of iron-making process in a blast furnace with PCA-based methods. *Control Eng Practice*, 2016, 47: 1–14
- 22 Yin S, Ding S X, Xie X, et al. A review on basic data-driven approaches for industrial process monitoring. *IEEE Trans Ind Electron*, 2014, 61: 6418–6428
- 23 Ge Z Q. Review on data-driven modeling and monitoring for plant-wide industrial processes. *Chemometr Intell Lab Syst*, 2017, 171: 16–25
- 24 Shang J, Chen M Y, Ji H Q, et al. Recursive transformed component statistical analysis for incipient fault detection. *Automatica*, 2017, 80: 313–327
- 25 Peng X, Tang Y, Du W L, et al. Multimode process monitoring and fault detection: a sparse modeling and dictionary learning method. *IEEE Trans Ind Electron*, 2017, 64: 4866–4875
- 26 Tong C, Lan T, Shi X H, et al. Statistical process monitoring based on nonlocal and multiple neighborhoods preserving embedding model. *J Process Control*, 2018, 65: 34–40
- 27 Tong C, Lan T, Shi X H. Ensemble modified independent component analysis for enhanced non-Gaussian process

- monitoring. *Control Eng Practice*, 2017, 58: 34–41
- 28 Chou M, Xia X, Kayser C. Modelling and model validation of heavy-haul trains equipped with electronically controlled pneumatic brake systems. *Control Eng Practice*, 2007, 15: 501–509
- 29 Wang S, Li P, Wang F, et al. Control of brake cylinder pressure on metro trains for Beijing No. 5 line. *Rolling Stock*, 2014, 52: 5–8
- 30 Zhang S G. CRH2-type Electric Multiple Units. Beijing: China Railway Publishing House, 2008 [张曙光. CRH2 型动车组. 北京: 中国铁道出版社, 2008]
- 31 Zhang X D. Matrix Analysis and Applications. Cambridge: Cambridge University Press, 2017
- 32 Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. The Elements of Statistical Learning. Berlin: Springer, 2001
- 33 MacGregor J F, Kourti T. Statistical process control of multivariate processes. *Control Eng Practice*, 1995, 3: 403–414
- 34 Zhou D H, Ye Y Z. Modern Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control. Beijing: Tsinghua University Press, 2000
- 35 Lee J M, Yoo C K, Lee I B. Statistical process monitoring with independent component analysis. *J Process Control*, 2004, 14: 467–485
- 36 Ji H Q. Data-driven incipient fault diagnosis methods and applications. Dissertation for Ph.D. Degree. Beijing: Tsinghua University, 2017

附录 A 高速列车制动系统故障诊断架构的离线建模流程

原有的故障诊断离线建模流程主要基于参考系统和专家经验进行模型设计. 以针对电空制动回路的监控为例, 通过参考系统和专家经验确定的故障偏差幅值为 20 kPa, 虽然能够保障基本的行车安全, 若发生故障并触发报警, 就会引起列车降速.

基于高速列车制动系统故障诊断架构的离线建模流程如图 A1 所示, 主要涉及 8 个部分, 分别是: 数据库, 远程故障诊断系统, 故障诊断模型, 快速开发中心, 在线故障诊断系统, 制动系统, 通讯单元和数据获取单元.

图 A1 (网络版彩图) 高速列车制动系统故障诊断架构的离线建模流程图

Figure A1 (Color online) Flow chart of offline modeling of EMU brake system fault diagnosis architecture

本文提出的架构在建模部分着重考虑了基于数据的建模流程, 弱化了参考系统和专家经验的作用. 该架构可基于多源数据进行统计分析并提取故障特征, 实现数据驱动的离线建模. 然后, 经由快速开发中心对故障诊断模型进行快速部署及在线测试与验证. 如果参数整定存在偏差, 可以基于快速开发中心进行快速修正并重新部署. 这种开发流程克服

了原有架构以逆向设计为主及开发迭代周期较长的缺点, 实现了故障诊断模型的正向设计与快速迭代开发. 并将支持“被动式”故障诊断模型向“主动式”的转变.

附录 B 高速列车制动系统故障诊断架构的在线故障诊断流程

原有的故障诊断系统架构能够实时进行故障诊断, 可以满足基本的行车安全. 但由于在线计算资源受限等原因, 尚无法实现先进故障诊断算法的部署与实现. 另外, 当发生无对应故障代码的故障时, 无相关流程对该故障进行有效检测. 考虑到以上两点, 本文提出的高铁制动系统故障诊断架构完善了在线故障诊断流程, 如图 B1 所示.

图 B1 (网络版彩图) EMU 制动系统故障诊断架构的在线故障诊断流程图

Figure B1 (Color online) Flow chart of online fault diagnosis of EMU brake system fault diagnosis architecture

在图 B1 中, 将远程故障诊断系统囊括到在线故障检测流程中. 随着通讯技术的快速发展, 高铁在线运行数据可通过网络实时传输至地面远程故障诊断系统中. 从而, 通过在远程故障诊断系统中部署 Spark Streaming 实现对复杂故障的实时诊断. 同时, 解决了在线故障诊断系统计算资源受限的问题.

A fault detection method for a braking system of high-speed trains

Tianxu GUO¹, Jianxue SANG¹, Maoyin CHEN¹, Junfeng ZHANG¹,
Xiuhua TAI² & Donghua ZHOU^{3,1*}

1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. CRRC Qingdao Sifang Rolling Stock Research Institute Co., Ltd., Qingdao 266112, China;

3. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

* Corresponding author. E-mail: zdh@mail.tsinghua.edu.cn

Abstract The braking system is crucial to ensure the safe and smooth operation of high-speed trains. Effective detection of incipient faults in the braking system can help avoid accidents and improve the system's overall reliability. In this paper, the leakage fault of the EP valve in the braking system is analyzed initially. Then, a fault diagnosis framework for such a braking system is presented. In addition, considering fault characteristics, a novel fault detection method, based on a global marginal discriminant analysis (GMDA), is proposed. Finally, the proposed framework and method are verified on the braking test platform of a high-speed train at the CRRC Qingdao Sifang Rolling Stock Research Institute Co., Ltd.

Keywords high-speed trains, braking system, fault diagnosis framework, incipient leakage fault, global marginal discriminant analysis (GMDA)

Tianxu GUO was born in 1990. He received the B.E. degree in automation from Northeastern University, Shenyang, and the Ph.D. degree in control science and engineering from Tsinghua University, Beijing, in 2012 and 2019, respectively. His research interests include data-driven industrial process monitoring and fault diagnosis with applications for high-speed trains.

Jianxue SANG was born in 1982. He received the B.E. and M.S. degrees in automation from the National University of Defense Technology, Changsha, in 2003 and 2005, respectively. He is currently working toward his Ph.D. in control science and engineering at the Department of Automation, Tsinghua University, Beijing. His main research interest is fault diagnosis of high-speed trains.

Maoyin CHEN was born in 1975. He received the B.S. degree in mathematics and the M.S. degree in control theory and control engineering from Qufu Normal University, Shandong, China, in 1997 and 2000, respectively, and the Ph.D. degree in control theory and control engineering from Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, China, in 2003. Since October 2008, he has been an associate professor with the Department of Automation, Tsinghua University, Beijing, China. His research interests include fault prognosis and complex systems.

Donghua ZHOU was born in 1963. He received the B.E., M.S., and Ph.D. degrees all in electrical engineering from Shanghai Jiaotong University, China, in 1985, 1988, and 1990, respectively. He is now the vice president of Shandong University of Science and Technology and a joint professor at Tsinghua University. His research interests include process identification, fault diagnosis, fault-tolerant control, reliability prediction, and predictive maintenance.