

基于子空间 LQG 的高速列车预测控制器性能监控*

刘伯鸿, 连文博, 李婉婉

(兰州交通大学自动化与电气工程学院 兰州, 730070)

摘要 针对高速列车在复杂多变环境运行时子空间预测控制器出现性能下降的问题,提出一种基于子空间线性二次高斯(linear quadratic Gaussian, 简称 LQG)基准的列车预测控制器性能监控算法。首先,使用子空间辨识算法处理列车历史运行数据获得子空间矩阵,设计基于子空间 LQG 的高速列车预测控制器性能评价基准;其次,通过在线求解列车实时性能指标并与已建立的性能基准进行比较得到评价指标后,对列车预测控制器进行在线评估;最后,对评估结果为列车控制性能下降进行诊断,即建立控制器性能下降模式库,设计基于支持向量机的分类器,对噪声方差变化、过程模型失配、输出约束饱和及控制参数设置不当这 4 类性能下降源进行训练学习。将测试集输入分类器进行仿真,得到的准确率分别为 95.63%, 92.49%, 90.52% 和 97.56%,表明该分类器可靠性强,准确率高。

关键词 高速列车;子空间辨识;预测控制器;性能监控;支持向量机

中图分类号 TH17; U284.48

引言

高速列车长期在复杂多变环境中运行,其控制器会受设备老化、外界干扰过大等因素影响出现性能下降的情况,轻则影响列车运行效率,重则存在安全隐患^[1-2]。同时,从列车控制算法方面提高列车的控制精度已趋于饱和,因此研究列车控制器的性能监控既保证列车行车安全与效率,也从可维护的角度提高列车的控制精度。预测控制器的性能监控理论作为新型学科在工业等领域取得了广泛的应用^[3-4],最小方差控制(minimum variance control, 简称 MVC)基准自提出之后,获得了长足的发展,但是该基准存在信息量不全、难以获得等缺点。Huang 等^[5]提出了 LQG 基准并对其进行改进,该基准考虑输入方差,准确度高并具有很强的实用性,因此笔者选择 LQG 基准作为列车的性能评价基准。刘泉等^[6]研究了万吨级重载列车在不同编组方式下的控制性能,但未考虑列车控制器自身的作用。罗仁士^[7]采用自适应参数估计和监测滤波方法,只对城轨列车自适应控制器的性能监控进行研究,但城轨列车运行速度较低,不具备普适性。针对上述问题,笔者选择高速列车子空间预测控制器作为研究对象,利用该控制器使用子空间辨识求取预报模型过程中产生的子空间矩阵定义基于子空间的 LQG

基准,设计性能评价指标,使用列车历史运行数据离线求解性能基准,并在线实时评价列车性能。对评价结果为性能下降的数据进行性能诊断,即建立基于支持向量机的分类器,对建立的性能下降模式库进行训练学习。将测试集输入分类器进行仿真,结果表明,基于子空间 LQG 基准的列车控制器能实时监控列车性能,并对性能下降源及时进行准确诊断。

1 列车子空间预测控制器结构

笔者使用文献[8]中设计的高速列车子空间预测控制器,等效列车动力学行为的状态模型,使用子空间辨识算法辨识相关参数,得到列车的子空间预报模型,并将该预报模型作为预测控制的预测模型设计控制器,具体结构如图 1 所示。

图 1 中: R_r 为列车目标追踪速度; u 为控制输入,

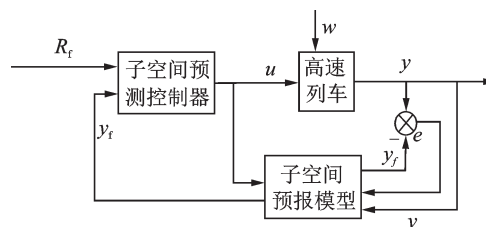


图 1 列车子空间预测控制器结构

Fig.1 Structure of Subspace predictive controller for train

*国家自然科学基金资助项目(61664010);国家重点研发计划资助项目(2017YFB1201003-20)

收稿日期:2019-07-03;修回日期:2019-12-05

即牵引/控制力; y 为列车实时速度; w 为列车受到的外界干扰; y_i 为预报模型得到的列车未来输出速度; e 为当前速度 y 与未来速度 y_i 之间的误差。

对列车进行动力学分析,得到列车非线性等效模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} \approx \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}u_k + \mathbf{e}(k) \\ \mathbf{y}_k \approx \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{D}u_k + \mathbf{E}e(k) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)的具体详解参照文献[9]。

对式(1)进行多步迭代处理,设计列车子空间预报模型为

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_f = \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f + \mathbf{H}_N \mathbf{U}_f + \mathbf{H}_i^s \mathbf{M}_f + \mathbf{N}_f \\ \mathbf{Y}_p = \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_p + \mathbf{H}_N \mathbf{U}_p + \mathbf{H}_i^s \mathbf{M}_p + \mathbf{N}_p \end{cases} \quad (2)$$

其中:下标 f, p 分别表示未来、过去时刻; $\mathbf{\Gamma}_i$ 为扩展观测矩阵; $\mathbf{U}_p, \mathbf{U}_f$ 为输入的Hankel矩阵; $\mathbf{H}_N, \mathbf{H}_i^s$ 分别表示确定性、随机性下三角Toeplitz矩阵; \mathbf{M}, \mathbf{N} 为噪声矩阵。

令列车过去时刻数据集 $\mathbf{W}_p = [\mathbf{Y}_p^T, \mathbf{U}_p^T]^T$;根据正交投影原理,可假设预测算子 $\hat{\mathbf{Y}}_f$ 为

$$\hat{\mathbf{Y}}_f = \mathbf{Y}_f / \begin{pmatrix} \mathbf{W}_p \\ \mathbf{U}_f \end{pmatrix} = \mathbf{L}_w \mathbf{W}_p + \mathbf{L}_u \mathbf{U}_f \quad (3)$$

其中: $\mathbf{L}_w, \mathbf{L}_u$ 为子空间矩阵。

求解 $\mathbf{L}_w, \mathbf{L}_u$ 需要对式(4)进行LQ分解,即

$$\min_{\mathbf{L}_w, \mathbf{L}_u} \left\| \mathbf{Y}_f - [\mathbf{L}_w \quad \mathbf{L}_u] \begin{pmatrix} \mathbf{W}_p \\ \mathbf{U}_f \end{pmatrix} \right\|_F^2 \quad (4)$$

将 $\mathbf{L}_w, \mathbf{L}_u$ 代入式(3)可得预测算子 $\hat{\mathbf{Y}}_f$,由此可推出列车子空间预报模型。设计预测控制器,目标函数为

$$J = (\mathbf{R}_f - \hat{\mathbf{Y}}_f)^T \mathbf{Q} (\mathbf{R}_f - \hat{\mathbf{Y}}_f) + \mathbf{U}_f^T \mathbf{R} \mathbf{U}_f \quad (5)$$

其中: \mathbf{Q} 为输出矩阵; \mathbf{R} 为控制矩阵。

预测算子 $\hat{\mathbf{Y}}_f$ 由式(3)和式(4)式可以得到,对 J 求 \mathbf{U}_f 的极小值,可得

$$\mathbf{U}_f = (\mathbf{L}_u^T \mathbf{Q} \mathbf{L}_u + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{L}_u^T \mathbf{Q} (\mathbf{R}_f - \mathbf{L}_w \mathbf{W}_p) \quad (6)$$

选取 \mathbf{U}_f 第1个分量作为列车控制量。

2 基于子空间LQG基准的性能评价

列车作为快速反应系统,采用原有模型辨识与控制器设计分离的预测控制设计流程存在设计繁琐、耦合度低及停车测试模型精度成本高的弊端。子空间预测控制器能将模型辨识与控制器设计结合起来,通过对列车运行数据进行辨识处理获得子空间矩阵,进行控制器设计。笔者使用子空间预测控制中产生的子空间矩阵设计性能评估基准及基于子空间LQR的评估指标,对列车控制性能进行在线

评估。

2.1 基于子空间LQG的性能基准

当式(2)所建立的子空间预报模型数据阵的行数趋于无穷大时,列车的预测输出则如式(7)所示

$$\hat{\mathbf{Y}}_f = \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f + \mathbf{H}_N \mathbf{U}_f \quad (7)$$

通过和式(3)的预测算子进行对比,可得

$$\begin{cases} \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f = \mathbf{L}_w \mathbf{W}_p \\ \mathbf{H}_N = \mathbf{L}_u \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{\Gamma}_i, \mathbf{H}_N, \mathbf{W}_p$ 已知; $\mathbf{L}_w, \mathbf{L}_u$ 为子空间矩阵。

对 \mathbf{L}_w 进行奇异值分解(singular value decomposition,简称SVD),可得

$$\mathbf{L}_w = (\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2) \begin{pmatrix} \mathbf{S}_1 & 0 \\ 0 & \mathbf{S}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{V}_1^T \\ \mathbf{V}_2^T \end{pmatrix} \quad (9)$$

根据文献[10]可知 $\mathbf{\Gamma}_i = \mathbf{U}_1 \mathbf{S}_1^{1/2}$,代入式(7)中,可得

$$\mathbf{X}_f = \mathbf{S}_1^{1/2} \mathbf{V}_1^T \mathbf{W}_p \quad (10)$$

假设列车运行中的初始工作点为0,并结合式(5)的列车预测控制的目标函数,定义LQG的目标函数为

$$J_{\text{LQG}} = \hat{\mathbf{Y}}_f^T \mathbf{Q} \hat{\mathbf{Y}}_f + \mathbf{U}_f^T \mathbf{R} \mathbf{U}_f \quad (11)$$

将式(7)代入式(11),可得

$$J_{\text{LQG}} = (\mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f + \mathbf{H}_N \mathbf{U}_f)^T \mathbf{Q} (\mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f + \mathbf{H}_N \mathbf{U}_f) + \mathbf{U}_f^T \mathbf{R} \mathbf{U}_f \quad (12)$$

对 J_{LQG} 求关于 \mathbf{U}_f 的极小值,可得

$$\mathbf{U}_f = -(\mathbf{R} + \mathbf{H}_N^T \mathbf{Q} \mathbf{H}_N)^{-1} \mathbf{H}_N^T \mathbf{Q} \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f \quad (13)$$

令 $\mathbf{Z} = -(\mathbf{R} + \mathbf{H}_N^T \mathbf{Q} \mathbf{H}_N)^{-1} \mathbf{H}_N^T \mathbf{Q} \mathbf{\Gamma}_i$,代入式(7)中可得

$$\hat{\mathbf{Y}}_f = \mathbf{\Gamma}_i \mathbf{X}_f + \mathbf{H}_N \mathbf{U}_f = (\mathbf{\Gamma}_i + \mathbf{H}_N \mathbf{Z}) \mathbf{X}_f \quad (14)$$

综上,计算出基于子空间LQG的性能基准为

$$J_{\text{LQG}} = \lim_{N \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{N} E(\mathbf{\Phi}^T \mathbf{\Phi}) \right] + \lim_{N \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{N} E(\mathbf{\Psi}^T \mathbf{\Psi}) \right] \quad (15)$$

其中: $\mathbf{\Phi} = \mathbf{Q}^{1/2} (\mathbf{\Gamma}_i + \mathbf{H}_N \mathbf{Z}) \mathbf{X}_f$; $\mathbf{\Psi} = \mathbf{R}^{1/2} \mathbf{Z} \mathbf{X}_f$ 。

式(15)中,第1个分量表示输出 Y 的LQG基准值,即 $J_{\text{LQG},y}$,同理第2个分量表示输入 U 的LQG基准值,即 $J_{\text{LQG},u}$ 。

2.2 性能评价指标

定义列车控制器的性能基准后,根据列车实时追踪曲线,可在线求得基于子空间LQG的列车实时性能指标 J_{act} ,如式(16)所示

$$J_{\text{act}} = \frac{1}{k} E \left(\sum_{i=1}^k y_{t+i} - R_{t+i} \right)^2 + \frac{1}{k} E \left(\sum_{j=1}^k u_{t+j}^2 \right) \quad (16)$$

其中： k 为采样个数； y_{t+i} 为列车实时输出速度值； R_{t+i} 为列车目标追踪曲线对应时刻的速度值； u_{t+j} 为列车控制器输入控制力大小。

令第1个分量表示输出 Y 的实时性能，即 $J_{act,Y}$ 。同理第2个分量表示输入 U 的实时性能，即 $J_{act,U}$ 。

定义列车的性能评价指标 λ 为在线计算出的列车实时指标 J_{act} 与列车控制性能基准 J_{LQG} 的比值，如式(17)所示

$$\lambda = J_{LQG} / J_{act} \quad (17)$$

推理可知， $\lambda \in (0, 1)$ ， λ 越大表明列车控制器的控制性能越好；越小则表示控制性能越差。

基于子空间 LQG 的列车子空间预测控制器的性能评价流程如图2所示。

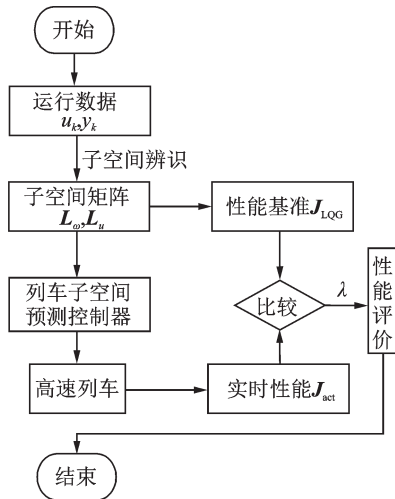


图2 性能评价流程图

Fig.2 Flow chart of performance evaluation

3 基于SVM的控制器性能诊断

通过对列车实时运行中产生的输入/输出数据进行性能评价，可实现对列车运行的实时监督，即当性能评价指标 λ 低于某一范围时，列车的控制器性能会出现严重下降，轻则降低列车的运行效率，重则危及行车安全。因此，需要诊断出列车控制器具体性能下降的内容，提醒司机和维修人员及时维修，在减轻工作量的同时提高工作效率。

3.1 性能下降源种类

根据列车子空间控制器的工作原理与数据来源，将导致列车控制器性能下降的原因分成了内因和外因，内因主要包括列车相关设备老化造成的预

测模型失配以及子空间预测控制器设计参数不合理导致的模型失配；而外因有测速/测距等传感器故障导致的数据错误，以及复杂环境运行下的干扰和输入输出约束的不当。其中，传感器故障属于故障诊断的范畴，不予考虑。

3.2 性能诊断原理与步骤

支持向量机具有鲁棒性强、计算量小等优点^[11-13]，因此笔者选择支持向量机作为性能下降模式的分类算法。选择适当的核函数 $k(x, x')$ 和适当的参数 C ，可以保证得到最优解，如式(18)所示

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^j \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j \quad (18)$$

(s.t. $\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0; 0 \leq \alpha_i \leq C; i = 1, 2, \dots, l$)

性能诊断需要分两步同时进行：①需要根据列车性能下降源计算出对应的性能指标 λ 离线训练 SVM 分类器；②需要在线采集性能评价阶段已判定是性能下降的列车子空间预测控制器作用下的输入输出数据，计算性能指标 λ_1 ，输入已训练好的分类器进行模式识别，可以判断该性能下降属于某种下降源。性能诊断流程如图3所示。

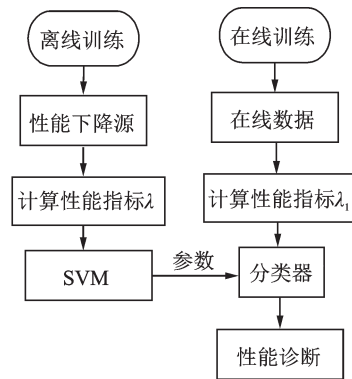


图3 性能诊断流程图

Fig.3 Flow chart of performance diagnosis

4 仿真

仿真包括两部分：①对列车性能评价的仿真，主要分两步进行，首先选择列车运行良好的数据求解基于子空间 LQG 的列车性能基准 J_{LQG} ，再选择列车实时运行的数据在线性能指标 J_{act} ，求解性能评价指标 λ 并对此运行过程进行性能评价；②建立性能下降模式库，分别求解4种性能下降模式的性能评价指标作为输入向量训练 SVM 分类器，然后将性能

评价部分判定为列车性能下降的数据输入分类器进行性能诊断。

4.1 性能评价仿真

选择CRH2-300列车作为研究对象,使用N4SID子空间辨识算法进行相关参数辨识,结果如式(19)所示,具体求解参照文献[8]。

$$\begin{cases} x_{k+1} = \begin{bmatrix} 0.3804 \\ -1.096 \times 10^{-4} \\ -0.51772 \end{bmatrix} x_k - 0.0211u_k + e_k \\ y_k = \begin{bmatrix} -166.12 \\ 789.06 \\ -1.0217 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} -7.71 \times 10^{-3} \\ 9 \times 10^{-5} \\ 0.001 \end{bmatrix} e_k \end{cases} \quad (19)$$

其中: $x_0 = -3.1693 \times 10^{-15}$ 。

得到列车子空间预报模型后,根据设计的预测控制器进行曲线追踪,设置子空间预测控制器的预测时域为10,控制时域为2, Q 和 R 都设置为单位矩阵,得到列车的输入/输出数据,如图4所示。

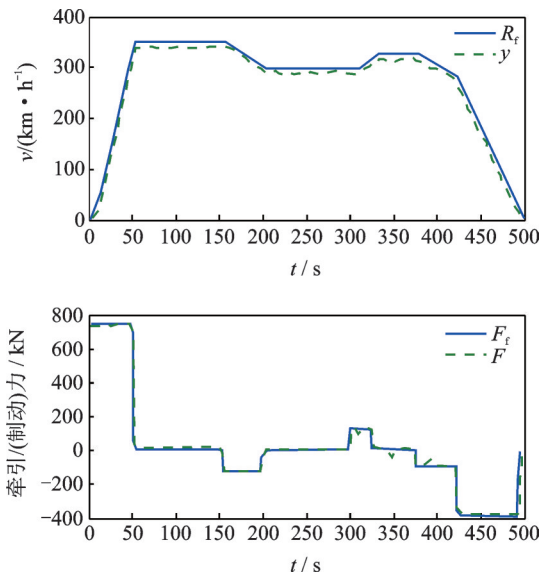


图4 输入/输出数据
Fig.4 Input/output data

图4中: R_f 为列车目标-距离曲线,具体如式(19)所示; y 为追踪曲线; F_f 为根据CRH2-300列车牵引-制动曲线计算的列车理想牵引/制动力曲线; F 为列车实时输出曲线。根据得到的数据,利用式(11)~(15)可以得到列车性能基准 J_{LQG} ,同时由式(16)~(17)可以得到基于子空间辨识的列车预测控制器作用下的列车控制性能 J_{act} 和性能评价指标 λ ,具体如表1所示。

表1 高速列车子空间控制器性能指标

Tab.1 Performance indicators of subspace controller for high speed train

| 指标类型 | Y | U | J |
|-------------------|---------|---------|---------|
| 基准值(J_{LQG}) | 0.094 5 | 0.067 5 | 0.162 0 |
| 实际值(J_{act}) | 0.110 1 | 0.061 2 | 0.171 3 |
| 评价指标(λ) | — | — | 0.945 7 |

$$v(t) = \begin{cases} 7t & (0 \leq t \leq 50) \\ 350 & (50 < t \leq 150) \\ 350 - 1.2(t - 150) & (150 < t \leq 200) \\ 290 & (200 < t \leq 300) \\ 290 + 1.2(t - 300) & (300 < t \leq 325) \\ 320 & (325 < t \leq 375) \\ 320 - (t - 375) & (375 < t \leq 425) \\ 270 - 3.6(t - 425) & (425 < t \leq 500) \end{cases} \quad (20)$$

从表1可得,基于子空间辨识的高速列车预测控制器的控制性能为0.9457,说明列车控制器的性能不可能达到100%优良,只能尽可能地接近最优值,其中: Y 为列车控制器输出值; U 为控制器输入量; J 对应基准值和实际值,分别由输出输入两部分组成,即 $J_{LQG} = J_{LQG_y} + J_{LQG_u}$, $J_{act} = J_{act_y} + J_{act_u}$ 。笔者选择200组从兰州西到西宁的CRH2-300型动车组正常运行下的输入输出数据,计算它们的性能评价指标 λ ,得到列车正常运行的性能变化范围,如图5所示。

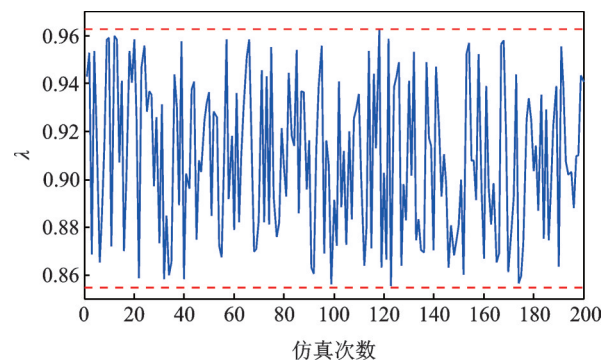


图5 列车正常运行指标 λ 变化范围
Fig.5 Change range of train normal operation index

从图5可以看出,列车子空间预测控制器正常工作下的性能范围在[0.855, 0.963]之间, λ 的标准单位为1,因此图中纵坐标省略单位。当列车性能评价指标 λ 低于一定值时需要列车控制器进行性能诊断,因此需要根据性能下降模式源求解性能评价过程中 λ 的下限。

4.2 性能诊断

性能诊断过程需要根据性能下降源数据求解其对应的性能指标值,通过调整控制器参数并向控制器添加干扰来获得相关模式的输入输出数据,具体参数变化如表2所示,使用修改参数后的控制器分别依次训练200次得到训练集数据。

表2 训练集设置
Tab.2 Training set settings

| 训练集 | 模式 | 对应参数 | 取值变化 |
|------------|----------|------|-------------|
| $P_1(200)$ | 噪声方差变化 | 方差 | 0.01~0.06 |
| $P_2(200)$ | 过程模型失配 | 反馈增益 | 13.04~20.30 |
| $P_3(200)$ | 输出约束饱和 | 限速 | 350~330 |
| $P_4(200)$ | 控制参数设置不当 | 预测时域 | 10~8 |

计算4种性能下降模式下的列车控制器性能指标 λ ,结果如图6所示。通过求解4种下降源的性能评价指标 λ 可知,图6(a)表示训练集1即噪声方差变化下的列车控制器性能,范围为[0.327, 0.368];

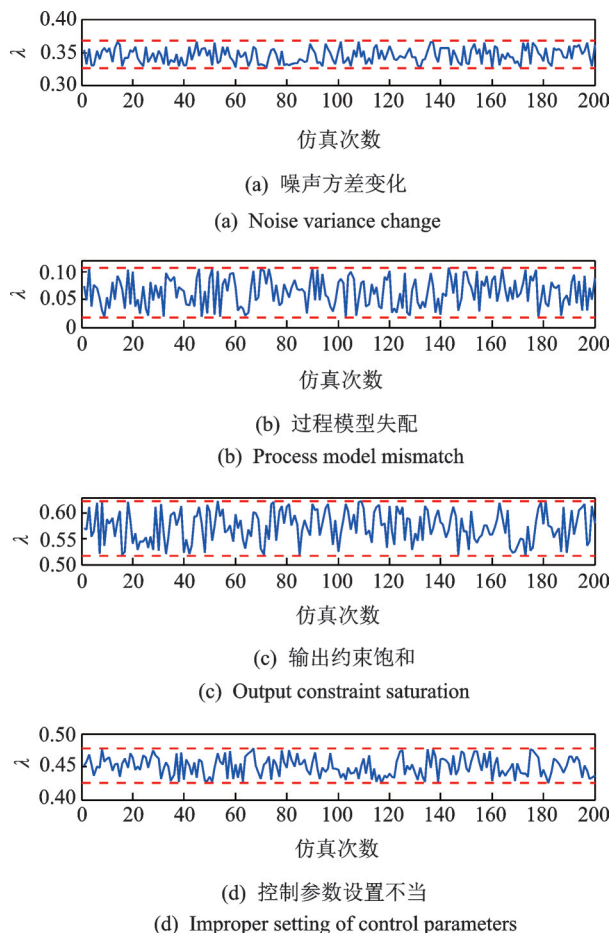


图6 4种性能下降源 λ 指标变化范围

Fig.6 Change range of four performance degradation sources

图6(b)表示训练集2即过程模型失配下的性能,范围为[0.017, 0.106];图6(c)表示训练集3即输出约束饱和下的性能,范围为[0.516, 0.624];图6(d)表示训练集4即控制器参数设置不当的性能,范围为[0.426, 0.478]。可以看出,4种下降模式中过程模型失配对列车控制器性能影响最大,同时4种模式的性能评价指标范围互不相交,最大上限为输出约束饱和的上限 $\lambda=0.624$,即可以得到当性能评价阶段得到的 $\lambda>0.624$,不需要进行性能诊断;反之,则需要对在线评价的控制器进行性能诊断,并将结果反馈给司机或者维护人员。

将训练集求解得到的 4×200 组 λ 指标作为输入向量输入SVM分类器进行训练,同时给定标签为1~4,分别对应图6中(a)~(d),利用Matlab中的LIBSVM软件包训练向量机,由训练结果配置分类器的最优参数为 $C=34.51, \gamma=2.4$,设置径向基函数为分类器的核函数。为了测试SVM的诊断效果,建立4种不同于训练集性能模式的测试数据集如表3所示,提取4组测试集的 4×150 组 λ 指标并输入到SVM中,进行性能下降诊断。

表3 测试集设置
Tab.3 Test set settings

| 测试集 | 模式 | 对应参数 | 取值变化 |
|------------|----------|------|-------------|
| $T_1(150)$ | 噪声方差变化 | 方差 | 0.01~0.03 |
| $T_2(150)$ | 过程模型失配 | 反馈增益 | 13.04~15.70 |
| $T_3(150)$ | 输出变量约束饱和 | 限速 | 350~320 |
| $T_4(150)$ | 控制参数设置不当 | 预测时域 | 10~5 |

针对 $T_1 \sim T_4$ 这4种性能模式,SVM分类后的正确率依次为95.63%,92.49%,90.52%和97.56%,结果表明性能评价过程中误判和漏报情况极少发生,并且能够准确诊断性能下降模式的类型。

5 结束语

笔者从控制器可维护的角度出发,对高速列车子空间预测控制器进行性能监控的研究,旨在监控列车控制性能的同时,对性能下降原因进行诊断,提高列车控制精度的同时也提高维护人员工作效率及准确性。考虑子空间预测控制整合模型辨识与控制律的特性,并结合LQG基准正确率高的优点,定义基于子空间LQG的控制器性能评价指标,在能够合理评价列车控制性能的同时,也作为支持向量机分类器的输入向量,增加了性能评价和诊断过程的耦

合度。仿真结果表明,基于子空间LQG的性能监控能够实时监控列车性能并及时、精确诊断出性能下降源位置。从可维护角度出发,为提高列车控制精度提出一种新思路。

参 考 文 献

- [1] YIN J T, TANG T, YANG L X. Research and development of automatic train operation for railway transportation systems: a survey [J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2017, 12(1): 548-572.
- [2] YU J, QIN S J. Statistical MIMO controller performance monitoring. part I: data-driven covariance benchmark[J]. Journal of Process Control, 2018, 3(1): 18-34.
- [3] QIN S J, YU J. Recent developments in multivariable controller performance monitoring [J]. Journal of Process Control, 2017, 17(3): 64-71.
- [4] ZHAO Y, SU H Y, CHU J. Multivariable control performance assessment based on generalized minimum variance benchmark [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2016, 18(1): 86-94.
- [5] HUANG B, SHAH S L, EZRA KWOK K. Performance assessment of multivariate control loops on a paper-machine headbox [J]. The Canadian Journal of Chemical Engineering, 2015, 75(1): 134-142.
- [6] 刘泉, 方长征. 重载组合列车在不同编组模式下制动性能研究分析[J]. 机车电传动, 2016, 3(6): 25-32.
LIU Quan, FANG Changzheng. Research and analysis on braking performance of heavy-haul combination train under different marshalling modes [J]. Electric Drive for Locomotives, 2016, 3(6): 25-32. (in Chinese)
- [7] 罗仁士. 列车驾驶容错控制技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
- [8] 衷路生, 颜争, 杨辉. 数据驱动的高速列车子空间预测控制[J]. 铁道学报, 2013, 35(4): 77-83.
ZHONG Lusheng, YAN Zheng, YANG Hui. Data-driven subspace predictive control for high-speed trains [J]. Journal of Railway, 2013, 35(4): 77-83. (in Chinese)
- [9] 颜争. 高速列车子空间模型辨识与预测控制方法[D]. 南昌: 华东交通大学, 2013.
- [10] BARKEFORS A, STERNAD M, BRÄNNMARK L. Design and analysis of linear quadratic gaussian feedforward controllers for active noise control [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2014, 22(12): 1777-1791.
- [11] 徐可, 陈宗海, 张陈斌. 基于经验模态分解和支持向量的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 7(1): 1-8.
XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin. Fault diagnosis of rolling bearing based on empirical mode decomposition and support vector machine [J]. Control Theory and Application, 2019, 7(1): 1-8. (in Chinese)
- [12] 连文博, 刘伯鸿, 李婉婉. 基于数据驱动的高速列车广义预测控制器的性能监控[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(10): 2402-2406.
LIAN Wenbo, LIU Bohong, LI Wanwan. Performance monitoring of generalized predictive controller for high-speed train based on data drive [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2019, 16(10): 2402-2406. (in Chinese)
- [13] 徐冠基, 曾柯, 柏林. 基于SPSO优化Multiple Kernel-TWSVM的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5): 973-979.
XU Guanji, ZENG Ke, BO Lin. Fault diagnosis of rolling bearing based on SPSO optimized multiple kernel-twsvm [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(5): 973-979. (in Chinese)



第一作者简介:刘伯鸿,男,1968年6月生,硕士、副教授。主要研究方向为铁路信号及其控制。曾发表《车站信号联锁系统故障诊断系统的研究与实现》(《铁道科学与工程学报》2016年第13卷第9期)等论文。

E-mail: liubohong@mail.lzjtu.cn

(第41卷卷终)