



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106096096 B

(45)授权公告日 2019.04.09

(21)申请号 201610379729.3

G01M 17/10(2006.01)

(22)申请日 2016.06.01

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 106096096 A

CN 103576594 A, 2014.02.12,
US 4654582 A, 1987.03.31,
CN 104155968 A, 2014.11.19,
CN 103018058 A, 2013.04.03,
徐刘峰等.城市轨道交通车辆悬挂系统故障
诊断方法研究.《装备制造技术》.2015,
Tengteng Wang等.A Comparison Study
of Freight Train Control Strategies for
Energy Efficiency.《Proceedings of the
2015 International Conference on
Electrical and Information Technologies
for Rail Transportation》.2016,

(43)申请公布日 2016.11.09

(73)专利权人 北京交通大学
地址 100044 北京市海淀区上园村3号

(72)发明人 魏秀琨 王腾腾 贾利民 朱明
张晓中 贺延芳 张靖林 闫冬
吕又冉 李卓玥

审查员 王利双

(74)专利代理机构 北京正理专利代理有限公司
11257
代理人 付生辉 白淑贤

(51)Int.Cl.

G06F 17/50(2006.01)

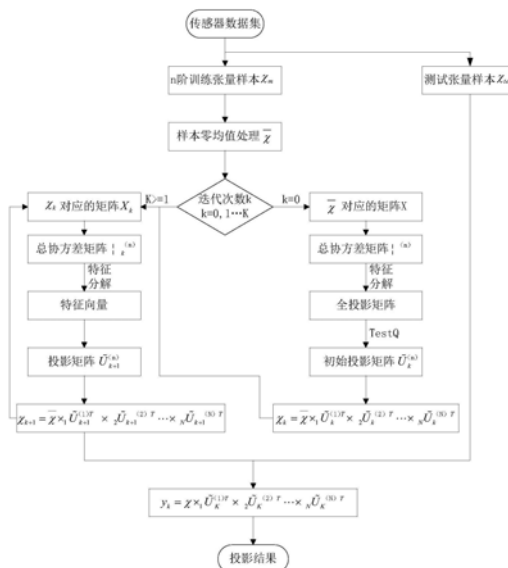
权利要求书2页 说明书8页 附图5页

(54)发明名称

基于MPCA的列车悬挂系统故障分析方法及系统

(57)摘要

本发明公开了基于MPCA的列车悬挂系统故障分析方法,本方案将多线性主元分析方法(MPCA)应用于轨道车辆悬挂系统故障诊断中。为了便于发现悬挂系统弱小故障,尽可能多的获取故障信息,将采集的原始二维数据构造造成三阶张量的形式,再利用MPCA处理张量数据的优势,尽可能地减少了在一个局部邻域内的变量和时间相关性,从多个(mode)方向上对训练样本(可看作张量对象)进行降维处理和特征提取,从而保护了原始数据的结构和相关性。尽量地用最少的却拥有最显著特征的信息量来表示每个样本,从而使得变换后的低维子空间具有很好的模式表达能力,降低了计算量。可大大提升列车悬挂系统弱小故障检测能力,提高列车运行的安全性能。



1. 基于MPCA的列车悬挂系统故障分析方法, 其特征在于, 该方法的步骤包括:

S1、构建轨道车辆悬挂系统模型, 并对该模型中的沉浮、点头和侧滚运动进行动力学分析;

S2、根据轨道车辆悬挂系统模型动力学分析结果, 布置加速度传感器;

S3、基于动力学仿真软件, 对步骤S1中建立的动力学模型进行变参数的模拟仿真;

S4、基于步骤S3中的模拟仿真, 采集轨道车辆悬挂系统的位移数据, 并对位移数据进行预处理;

S5、基于MPCA算法, 对至少一个周期内的轨道车辆悬挂系统的位移数据进行故障分析, 获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集;

S6、将通过MPCA映射得到的特征向量集与无故障数据的特征向量集进行相似性度量, 并计算两个特征向量集的距离, 通过阈值判断当前参数条件下是否为故障状态;

其中, 所述步骤S5包括:

S51、将预处理后的每个周期内的数据分别作为一个训练样本, 并计算每个训练样本的平均张量: $\mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \chi_m$;

S52、计算每个样本的张量与总样本平均值 μ 的差值, 得到中心化的训练样本集:

$\{\overline{\chi}_m = \chi_m - \mu, m = 1, 2, \dots, M\}$, 其中M为正整数;

S53、基于经中心化后的训练样本集组成的数据集: $\{\overline{\chi}_1, \overline{\chi}_2, \dots, \overline{\chi}_M\}$, 构建该数据集的每个mode上的协方差矩阵:

$$\Phi^{(n)} = \sum_{m=1}^M \overline{X}_{m(n)} \cdot \overline{X}_{m(n)}^T$$

其中, $\overline{X}_{m(n)}$ 是张量 $\overline{\chi}_m$ 的n模式展开矩阵, $\Phi^{(n)}$ 是将中心化后的张量从第n-mode方向展开而求得的协方差矩阵;

S54、分别求出每个mode方向上的 $\Phi^{(n)}$ 的特征值 $\lambda^{(n)}$, 及特征值 $\lambda^{(n)}$ 所对应的特征向量 $U^{(n)}$;

S55、将所有的训练样本向量特征子空间进行投影:

$y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}, m = 1, 2, \dots, M$, 并经MPCA训练后获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集: $\{y_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 。

2. 根据权利要求1所述的列车悬挂系统故障分析方法, 其特征在于, 所述步骤S3中采用SIMPACT多体动力学仿真软件对轨道车辆悬挂系统模型进行动力学分析。

3. 根据权利要求1所述的列车悬挂系统故障分析方法, 其特征在于, 所述步骤S2中分别在轨道车辆的前转向架、后转向架和车体的四个边角处设置12路加速度传感器。

4. 根据权利要求1所述的列车悬挂系统故障分析方法, 其特征在于, 所述步骤S4中预处理的方式为将采集得到的位移数据由单批次的横纵坐标分别为采样时间和传感器个数的二维矩阵转换为三阶张量, 三个阶层分别代表采样时间、传感器的个数和采样批次。

5. 根据权利要求1所述的列车悬挂系统故障分析方法, 其特征在于, 所述步骤S6基于Eros的多元时间序列相似度分析算法计算两个特征向量集的距离。

6. 基于MPCA的列车悬挂系统故障分析系统, 其特征在于, 该系统包括:

动力学分析单元,构建轨道车辆悬挂系统模型,并对该模型中的沉浮、点头和侧滚运动进行动力学分析;

数据采集单元,用于采集轨道交通车辆悬挂系统中垂向和横向加速度数据;

预处理单元,采集轨道车辆悬挂系统的位移数据,并对位移数据进行映射处理;

数据处理单元,基于MPCA算法,对预处理后至少一个周期内的轨道车辆悬挂系统的位移数据进行故障分析,获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集;

故障分析单元,将通过MPCA映射得到的特征向量集与无故障数据的特征向量集进行相似性度量,并计算两个特征向量集的距离,通过阈值判断当前参数条件下是否为故障状态;

其中,所述数据处理单元包括:

训练样本计算模块,将降维后的一个周期内的数据作为一个训练样本,计算每个训练样本的平均张量: $\mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \chi_m$, 并计算每个样本的张量与总样本平均值 μ 的差值,得到中心化的训练样本集;

矩阵构建模块,基于经中心化后的训练样本集组成的数据集: $\{\bar{\chi}_1, \bar{\chi}_2, \dots, \bar{\chi}_M\}$,构建该数据集的每个mode上的协方差矩阵:

基于经中心化后的训练样本集组成的数据集: $\{\bar{\chi}_1, \bar{\chi}_2, \dots, \bar{\chi}_M\}$,构建该数据集的每个mode上的协方差矩阵;

投影计算模块,分别求出每个mode方向上的 $\Phi^{(n)}$ 的特征值 $\lambda^{(n)}$ 和特征值 $\lambda^{(n)}$ 所对应的特征向量 $U^{(n)}$,并将所有的训练样本向量特征子空间进行投影:

$y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)r} \times_2 \tilde{U}^{(2)r} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)r}, m = 1, 2, \dots, M$,并经MPCA训练后获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集: $\{y_m, m=1, 2, \dots, M\}$ 。

7. 根据权利要求6所述的基于MPCA的列车悬挂系统故障分析系统,其特征自在于,所述动力学分析单元包括:

模型构建模块,基于轨道车辆中各零部件的作用力和组用力的传递关系,构建车辆悬挂系统模型;

分析模块,采用SIMPACT多体动力学仿真软件对轨道车辆悬挂系统模型进行动力学特征分析。

8. 根据权利要求6所述的基于MPCA的列车悬挂系统故障分析系统,其特征自在于,所述故障分析单元基于Eros的多元时间序列相似度分析算法计算两个特征向量集的距离。

基于MPCA的列车悬挂系统故障分析方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及列车故障分析领域,特别是涉及一种基于多线性主元分析(MPCA)算法的列车悬挂系统故障分析方法及系统。

背景技术

[0002] 随着我国城市轨道交通的快速发展,轨道交通车辆系统的安全性和可靠性等问题越来越受到人们的关注。对于大城市而言,地铁运输无疑是城市公共交通中最为重要的组成部分。然而,尤其是在早晚高峰时期,地铁车辆由于长时间处于超载状态,这使得地铁车辆的悬挂系部件的性能在车辆投入运营后逐步衰减,甚至有可能出现突发性故障。地铁运营公司的实际维修经验表明,在地铁车辆投入运营一至二年后,一些悬挂系弹簧与阻尼器就会出现严重的性能衰减,需要定期进行检修并更换相应部件。

[0003] 列车悬挂系统位于车体与转向架之间(称为二系悬挂系统),以及转向架与轮对之间(称为一系悬挂系统),由空气弹簧、普通弹簧、阻尼器等大量的弹性元件与阻尼元件构成。悬挂系统支撑着车体与转向架,起到缓冲由轨道不平顺所引起的轮轨作用力、引导车辆行驶、保持运行舒适性等作用。根据对车辆运动状态的作用影响,又可以将悬挂系统分为垂向悬挂系统与横向悬挂系统。目前,城轨列车悬挂系统一般采用被动式的检测方式,即设备的维修检测主要通过人工定期检查的方式实现,这种检修方式效率低下,浪费了人力、物力和财力,而一些传统的故障诊断算法难以检测到悬挂系统某些弱小故障的发生,即对于悬挂系统各部件小幅度的性能衰减不够敏感,不利于排除故障隐患。

[0004] 对于张量数据,原始的主成分分析(PCA)以及动态主成分分析(DPCA)存在以下缺陷:一是它为线性方法,只能揭示数据中的线性信息,难以利用数据中的非线性信息;二是它必须将张量数据转化为向量形式,此过程会舍弃张量数据内部的结构信息,从而使提取出的特征丧失结构特性。

发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题是提供一种基于多线性主元分析(MPCA)算法的列车悬挂系统故障分析方法及系统,以解决现有列车悬挂系统故障诊断过程中局限在模型参数确知的情况下采用基于模型的方法对系统的故障进行检测或估计,基于数据驱动的方法尚无法检测弱小故障,对于悬挂系统各部件(主要为弹簧、阻尼器)的性能衰减不够敏感,难以排除弱小的故障隐患等问题。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明采用下述技术方案:

[0007] 基于MPCA的列车悬挂系统故障分析方法,该方法的步骤包括:

[0008] S1、构建轨道车辆悬挂系统模型,并对该模型中的沉浮、点头和侧滚运动进行动力学分析;

[0009] S2、根据轨道车辆悬挂系统模型动力学分析结果,布置加速度传感器;

[0010] S3、基于动力学仿真软件,对步骤S1中建立的动力学模型进行变参数的模拟仿真;

[0011] S4、基于步骤S3中的模拟仿真,采集轨道车辆悬挂系统的位移数据,并对位移数据进行预处理;

[0012] S5、基于MPCA算法,对至少一个周期内的轨道车辆悬挂系统的位移数据进行故障分析,获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集;

[0013] S6、将通过MPCA映射得到的特征向量集与无故障数据的特征向量集进行相似性度量,并计算两个特征向量集的距离,通过阈值判断当前参数条件下是否为故障状态。

[0014] 优选地,所述步骤S3中采用SIMPACT多体动力学仿真软件对轨道车辆悬挂系统模型进行动力学分析。

[0015] 优选地,所述步骤S2中分别在轨道车辆的前转向架、后转向架和车体的四个边角处设置12路加速度传感器。

[0016] 优选地,所述步骤S4中预处理的方式为将采集得到的位移数据由单批次的横纵坐标分别为采样时间和传感器个数的二维矩阵转换为三阶张量,三个阶层分别代表采样时间、传感器的个数和采样批次。

[0017] 优选地,所述步骤S5包括:

[0018] S51、将预处理后的每个周期内的数据分别作为一个训练样本,并计算每个训练样本的平均张量:

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \chi_m;$$

[0019] S52、计算每个样本的张量与总样本平均值 μ 的差值,得到中心化的训练样本集:

[0020] $\{\overline{\chi}_m = \chi_m - \mu, m = 1, 2, \dots, M\}$,其中M为正整数;

[0021] S53、基于经中心化后的训练样本集组成的数据集: $\{\overline{\chi}_1, \overline{\chi}_2, \dots, \overline{\chi}_M\}$,构建该数据集的每个mode上的协方差矩阵:

$$\Phi^{(n)} = \sum_{m=1}^M \overline{X}_{m(n)} \cdot \overline{X}_{m(n)}^T$$

[0023] 其中, $\overline{X}_{m(n)}$ 是张量 $\overline{\chi}_m$ 的n模式展开矩阵, $\Phi^{(n)}$ 是将中心化后的张量从第n-mode方向展开而求得的协方差矩阵;

[0024] S54、分别求出每个mode方向上的 $\Phi^{(n)}$ 的特征值 $\lambda^{(n)}$,及特征值 $\lambda^{(n)}$ 所对应的特征向量 $U^{(n)}$;

[0025] S55、将所有的训练样本向量特征子空间进行投影:

[0026] $y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}, m = 1, 2, \dots, M$,并经MPCA训练后获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集: $\{y_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 。

[0027] 优选地,所述步骤S6基于Eros的多元时间序列相似度分析算法计算两个特征向量集的距离。

[0028] 基于MPCA的列车悬挂系统故障分析系统,该系统包括:

[0029] 动力学分析单元,构建轨道车辆悬挂系统模型,并对该模型中的沉浮、点头和侧滚运动进行动力学分析;

[0030] 数据采集单元,用于采集轨道交通车辆悬挂系统中垂向和横向加速度数据;

[0031] 预处理单元,采集轨道车辆悬挂系统的位移数据,并对位移数据进行映射处理;

[0032] 数据处理单元,基于MPCA算法,对预处理后至少一个周期内的轨道车辆悬挂系统

的位移数据进行故障分析,获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集;

[0033] 故障分析单元,将通过MPCA映射得到的特征向量集与无故障数据的特征向量集进行相似性度量,并计算两个特征向量集的距离,通过阈值判断当前参数条件下是否为故障状态。

[0034] 优选地,所述动力学分析单元包括:

[0035] 模型构建模块,基于轨道车辆中各零部件的作用力和组用力的传递关系,构建车辆悬挂系统模型;

[0036] 分析模块,采用SIMPACT多体动力学仿真软件对轨道车辆悬挂系统模型进行动力学特征分析。

[0037] 优选地,所述数据处理单元包括:

[0038] 训练样本计算模块,将降维后的一个周期内的数据作为一个训练样本,计算每个训练样本的平均张量: $\mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \chi_m$, 并计算每个样本的张量与总样本平均值 μ 的差值,得到中心化的训练样本集;

[0039] 矩阵构建模块,基于经中心化后的训练样本集组成的数据集: $\{\bar{\chi}_1, \bar{\chi}_2, \dots, \bar{\chi}_M\}$,构建该数据集的每个mode上的协方差矩阵:

[0040] 基于经中心化后的训练样本集组成的数据集: $\{\bar{\chi}_1, \bar{\chi}_2, \dots, \bar{\chi}_M\}$,构建该数据集的每个mode上的协方差矩阵;

[0041] 投影计算模块,分别求出每个mode方向上的 $\Phi^{(n)}$ 的特征值 $\lambda^{(n)}$ 和特征值 $\lambda^{(n)}$ 所对应的特征向量 $U^{(n)}$, 并将所有的训练样本向量特征子空间进行投影: $y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)r} \times_2 \tilde{U}^{(2)r} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)r}, m=1,2,\dots,M$, 并经MPCA训练后获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集: $\{y_m, m=1,2,\dots,M\}$ 。

[0042] 优选地,所述故障分析单元基于Eros的多元时间序列相似度分析算法计算两个特征向量集的距离。

[0043] 本发明的有益效果如下:

[0044] 本发明所述技术方案为了便于发现悬挂系统弱小故障,尽可能多的获取故障信息,将采集的原始二维数据构造成三阶张量的形式,再利用MPCA处理张量数据的优势,尽可能地减少了在一个局部邻域内的变量和时间相关性,从多个(mode)方向上对训练样本(可看作张量对象)进行降维和特征提取,从而保护了原始数据的结构和相关性。尽量地用最少的却拥有最显著特征的信息量来表示每个样本,从而使得变换后的低维子空间具有很好的模式表达能力,降低了计算量。可大大提升列车悬挂系统弱小故障检测能力,提高列车运行的安全性能。

附图说明

[0045] 下面结合附图对本发明的具体实施方式作进一步详细的说明;

[0046] 图1示出本方案所述车辆悬挂系统的结构示意图;

[0047] 图2示出本方案车辆悬挂系统垂向作用力和横向作用力的传递过程的示意图;

- [0048] 图3示出本方案所述车辆悬挂系统中弹簧与阻尼原件的工作原理示意图；
- [0049] 图4示出本方案所述车辆悬挂系统动力学仿真的示意图；
- [0050] 图5示出本方案所述传感器布设的示意图；
- [0051] 图6示出本方案所述张量数据的构造形式示意图；
- [0052] 图7示出本方案所述MPCA算法的流程图；
- [0053] 图8示出本方案与传统PCA、DPCA算法仿真结果对比图。

具体实施方式

[0054] 为了更清楚地说明本发明，下面结合优选实施例和附图对本发明做进一步的说明。附图中相似的部件以相同的附图标记进行表示。本领域技术人员应当理解，下面所具体描述的内容是说明性的而非限制性的，不应以此限制本发明的保护范围。

[0055] 为了便于发现悬挂系统弱小故障，尽可能多的获取故障信息，可以将采集的原始二维数据构造成三阶张量的形式，并采用多线性主元分析 (MPCA) 算法进行特征提取。MPCA 算法能够有效地克服以上缺陷，在不改变数据结构的情况下，在所有张量模式方向降维，并在每一个模式方向上寻求它们的基础成分 (主要成分) 的多线性算法，它能够捕获出现在原始张量上的大多数变化。更利于发现系统的弱小故障信息。

[0056] 具体的，本发明公开了一种基于多线性主元分析 (MPCA) 算法的列车悬挂系统故障分析方法，该方法包括：

[0057] 步骤S1、对轨道车辆悬挂系统进行力学特征分析，分别构建该悬挂系统在沉浮、点头和侧滚运动中的动力学模型

[0058] 车辆悬挂系统模型搭建

[0059] 如图1至图3所示，车辆悬挂系统是指位于车体与转向架及转向架与轮对之间，起到支撑、缓冲和引导作用的一系列弹簧、阻尼元件，一般包括两系悬挂系统。一系悬挂系统位于转向架与轮对之间，起到缓冲轮轨冲击、支撑转向架和引导车辆运行的作用，主要包括轴箱、轴箱弹簧和垂向减震等；二系悬挂系统位于车体与转向架之间，起到缓冲高频振动、支撑车体和引导车辆运行的作用，主要包括空气弹簧、横向减震和抗蛇行减震等。

[0060] 在车辆运行过程中，由于线路条件 (如轨道不平顺) 等原因，悬挂系统各零部件上会产生相应的作用力。研究车辆悬挂系统各零部件的功能前，需要先明确车辆运行过程中各方向作用力的传递过程。

[0061] 在明确各方向力的传递过程后，还需要研究典型元件的力的产生原理。对弹簧元件而言，弹簧力的方向与弹簧压缩或拉伸的方向相反，大小与弹簧的形变量成正比；对阻尼元件而言，阻尼力的方向与活塞运动方向相反，大小与活塞运动速度成正比。基于上述原理，弹簧力和阻尼力的计算公式分别为：

[0062] $F_k = k \cdot \Delta x$

[0063] $F_d = d \cdot v$

[0064] 其中， F_k ——弹簧力；

[0065] F_d ——阻尼力；

[0066] k ——刚度系数；

[0067] d ——阻尼系数；

[0068] Δx ——弹簧形变量；

[0069] v ——活塞运动速度。

[0070] 当悬挂系统各零部件出现故障时，刚度系数或阻尼系数会出现不同程度的衰减。本文的研究正是基于该理论，通过模拟弹簧或阻尼元件参数的衰减来仿真不同程度的故障。

[0071] 如图1所示，根据车辆悬挂系统中弹簧、阻尼器等部件的力学特性，描述车体和前后转向架的动力学微分方程，建立其在沉浮、点头、侧滚运动中的系统模型。

[0072] 车辆悬挂系统空间状态方程如下：

$$[0073] \quad \dot{x} = Ax + B_d d$$

$$[0074] \quad y = Cx + D_d d$$

[0075] 式中，

[0076]

$$x = [\dot{z} \quad \dot{\phi} \quad \dot{\theta} \quad z \quad \phi \quad \theta \quad \dot{z}_{FB} \quad \dot{\phi}_{FB} \quad \dot{\theta}_{FB} \quad z_{FB} \quad \phi_{FB} \quad \theta_{FB} \quad \dot{z}_{RB} \quad \dot{\phi}_{RB} \quad \dot{\theta}_{RB} \quad z_{RB} \quad \phi_{RB} \quad \theta_{RB}]^T$$

[0077]

$$d = [\dot{z}_{W1R} \quad \dot{z}_{W1L} \quad \dot{z}_{W2R} \quad \dot{z}_{W2L} \quad z_{W1R} \quad z_{W1L} \quad z_{W2R} \quad z_{W2L} \quad \dot{z}_{W3R} \quad \dot{z}_{W3L} \quad \dot{z}_{W4R} \quad \dot{z}_{W4L} \quad z_{W3R} \quad z_{W3L} \quad z_{W4R} \quad z_{W4L}]^T$$

$$[0078] \quad y = [z \quad \phi \quad \theta \quad z_{FB} \quad \phi_{FB} \quad \theta_{FB} \quad z_{RB} \quad \phi_{RB} \quad \theta_{RB}]^T$$

[0079] 其中， z 、 z_{FB} 、 z_{RB} 分别表示车体、前转向架、后转向架的垂向位移； ϕ 、 ϕ_{FB} 、 ϕ_{RB} 分别表示车体、前转向架、后转向架的围绕质心的点头角； θ 、 θ_{FB} 、 θ_{RB} 分别表示车体、前转向架、后转向架的侧滚角； z_{W1R} 、 z_{W1L} 分别表示前转向架前方轮对右侧车轮和左侧车轮的垂向位移； z_{W2R} 、 z_{W2L} 分别表示前转向架后方轮对右侧车轮和左侧车轮的垂向位移； z_{W3R} 、 z_{W3L} 分别表示后转向架前方轮对右侧车轮和左侧车轮的垂向位移； z_{W4R} 、 z_{W4L} 分别表示后转向架后方轮对右侧车轮和左侧车轮的垂向位移。

[0080] 系统外部干扰项 d 即轨道的垂向不平顺，可近似为均值为零的高斯白噪声，仿真时可由轨道功率谱函数计算获得。

[0081] 如图4所示，在SIMPACK中搭建车辆动力学模型，并在SIMULINK中搭建外部力计算模型。通过实时采集对应位置的位移或速度，计算一个外部力，并反向施加到SIMPACK模型中，以仿真不同程度的故障。具体原理是，对阻尼器而言，产生的阻尼力阻碍活塞在阻尼器中的运动，即阻尼力与活塞运动速度大小成正比，方向相反。当阻尼器出现某种程度的性能衰减时，往往表现为阻尼系数的衰减。SIMPACK动力学模型在运行过程中可以实时采集车辆各部位的加速度、相对速度和相对位移。本发明考虑将阻尼器两端的相对速度与阻尼衰减相乘获得一个外部力，并将这个外部力反向施加到SIMPACK动力学模型的对应位置，以模拟阻尼器的性能衰减。发生阻尼衰减后的有效作用力为：

$$[0082] \quad F_d = d \cdot v - d_{re} \cdot v$$

[0083] 其中， F_d ——阻尼力；

[0084] d ——阻尼系数；

[0085] v ——阻尼器两端相对速度（活塞运动速度）；

[0086] d_{re} ——阻尼系数衰减值。

[0087] 同理通过类似的方法可以实时测得故障弹簧所在位置作用点之间的相对位移，将

其与刚度衰减值相乘获得一个外部力,并将这个外部力反向施加到SIMPACK动力学模型的对应位置,以模拟弹簧的性能衰减。发生刚度衰减后的有效作用力为:

$$[0088] \quad F_k = k \cdot \Delta x - k_{re} \cdot \Delta x$$

[0089] 其中, F_k ——弹簧力;

[0090] k ——刚度系数;

[0091] Δx ——弹簧两端相对位移(弹簧形变量);

[0092] k_{re} ——刚度系数衰减值。

[0093] 步骤S2、根据实际需要采集轨道车辆悬挂系统中位移数据的位置,布置加速度传感器

[0094] 如图2所示,考虑到悬挂系统各零部件发生故障时,性能衰减的直接影响是车体或构架上的振动状态发生变化。而加速度信号可以承载很多有关车辆振动的信息,用来进行故障分类比较合理。因此设计采集车体及构架不同位置的加速度数据,作为后续数据处理与分析的实验数据来源。在车体底面四角和前后转向架构架四角设置12个加速度传感器,并且针对垂向故障和横向故障分别采集垂向和横向加速度数据进行分析。如图5所示,分别在轨道车辆的前转向架、后转向架和车体的四个角安装加速度传感器,共计安装12路加速度传感器,以获取车体以及前、后转向架的加速度,并通过二次积分获取位移信息。

[0095] 步骤S3、采用SIMPACK多体动力学仿真软件步骤1中建立的动力学模型进行变参数的模拟仿真;

[0096] 步骤S4、基于步骤S3中的模拟仿真,采集轨道车辆悬挂系统的位移数据,并对位移数据进行预处理

[0097] 如图6所示,为了便于发现悬挂系统弱小故障,即系统参数的弱小变化,同时消除采样数据的外部干扰,将采集到的12路传感器数据由二维(传感器数以及采样时间)矩阵构造成三阶张量,各阶分别代表传感器个数、采样周期以及采样批次。这样丰富了变量信息,更有利于捕获参数的弱小变化。多周期(批次)的数据构造成三维数据;原始的单批次数据是采样时间以及变量(传感器数)为横纵坐标的二维数据,多批次即构造的第三维数据

[0098] 步骤S5、基于MPCA算法,对至少一个周期内的轨道车辆悬挂系统的位移数据进行故障分析,获得当前参数条件下悬挂系统的位移数据所对应的特征向量集

[0099] 该步骤中根据实际需要可以采集多批次的数据进行分析,本例中采集了10个批次的的数据,每个批次包括12路传感器在一个周期50s内的数据,将一个周期内所有采集的数据用一个三阶张量来表示 $\chi \in R^{I_1 \times I_2 \times I_3}$, 其中 $I_1=50, I_2=12, I_3=10$, 特征提取步骤为:

[0100] (1) 计算每个训练样本的平均张量:

$$[0101] \quad \mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \chi_m$$

[0102] (2) 计算每个样本的张量与其平均值的差值,得到中心化的训练样本集:

$$[0103] \quad \{\bar{\chi}_m = \chi_m - \mu, m = 1, 2, \dots, M\}$$

[0104] (3) 中心化后的数据集 $\{\bar{\chi}_1, \bar{\chi}_2, \dots, \bar{\chi}_M\}$ 的每个mode上的协方差矩阵即:

$$[0105] \quad \Phi^{(n)} = \sum_{m=1}^M \bar{X}_{m(n)} \cdot \bar{X}_{m(n)}^T$$

[0106] 其中, $\bar{X}_{m(n)}$ 是张量 $\bar{\chi}_m$ 的 n 模式展开矩阵, $\Phi^{(n)}$ 是将中心化后的张量从第 n -mode 方向展开而求得的协方差矩阵。

[0107] (4) 分别求出每个 mode 方向上的 $\Phi^{(n)}$ 的特征值 $\lambda^{(n)}$, 及特征值 $\lambda^{(n)}$ 所对应的特征向量 $U^{(n)}$, 当采取 97% 置信度时, 得到的 $U^{(1)}$ 维数为 50×17 , 得到的 $U^{(2)}$ 维数为 12×5 。其中, 将 n 阶张量的每个阶称为一个 mode, 第 i 阶称为 i -mode 方向。这样, 将所有的训练样本向特征子空间的投影为:

$$[0108] \quad y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}, m = 1, 2, \dots, M$$

[0109] 此时得到的样本空间由原来的维数 $50 \times 12 \times 10$ 降到了 $17 \times 5 \times 10$, 这样就大大缩小了计算量。通过以上算法可以得到样本空间的投影模型 (转换矩阵), 检验样本经过转换矩阵投影到特征子空间, 与无故障数据进行相似性度量以判断其检验样本是否为故障数据。

[0110] 如图 7 所示, 本方案所述 MPCA 算法的流程图, 其计算步骤包括:

[0111] Step 1: 输入原始张量数据 $\{\chi_m \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}, m = 1, 2, \dots, M\}$ 。

[0112] Step 2: 将输入数据中心化, $\{\bar{\chi}_m = \chi_m - \mu, m = 1, 2, \dots, M\}$, 其中, $\mu = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \chi_m$ 。

[0113] Step 3: 初始化: 计算各个 mode 方向上的 $\Phi^{(n)} = \sum_{m=1}^M \bar{X}_{m(n)} \cdot \bar{X}_{m(n)}^T$ 的前 P_n 特征值和对应的特征矩阵 $U^{(n)}$ 。

[0114] Step 4: 对于 $m = 1, 2, \dots, M$, 计算 $\{y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}, m = 1, 2, \dots, M\}$ 。

[0115] Step 5: 计算初始张量离散度 $\psi_{y_0} = \sum_{m=1}^M \|y_m\|^2$ 。

[0116] Step 6: 迭代:

[0117] 对于 $k = 1:K$ (K 表示迭代次数)

[0118] 对于 $n = 1:N$ (N 表示张量维度)

[0119] 令 $y_m^k = \bar{\chi}_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}$,

[0120] $\Phi_k^{(n)} = \sum_{m=1}^M y_m^k \cdot y_m^{kT}$, 求取 $\Phi_k^{(n)}$ 的前 P_n 特征值赋值给 $U^{(n)}$ 对其完成更新。

[0121] 计算 $y_m, m = 1, 2, \dots, M$ 和 ψ_{y_k} (k 表示迭代次数)。如果 $\psi_{y_k} - \psi_{y_{k-1}} < \eta$ (η 是定义的比较小的阈值) 或者满足迭代 $k = K$, 则跳出循环, 得到局部最优的 N 个投射矩阵 $\{\tilde{U}^{(n)} \in R^{I_n \times P_n}, n = 1, 2, \dots, N\}$, N 为正整数, 进入到下一步。

[0122] Step 7: 映射。训练数据 x_m ($m = 1, \dots, M$), M 为正整数, 经过 MPCA 后得到变换矩阵 $\{\tilde{U}^{(n)}, n = 1, 2, \dots, N\}$, N 为正整数, 将其中中心化后的训练样本 $\bar{\chi}_m$ ($m = 1, \dots, M$), M 为正整数, 与最优变换矩阵 $\{\tilde{U}^{(n)}, n = 1, 2, \dots, N\}$ 相乘:

$$[0123] \quad y_m = \chi_m \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}, m = 1, 2, \dots, M$$

[0124] 经过以上步骤可以实现特征子空间上的投影, 得到训练样本经过 MPCA 变化后的特征向量集 $\{y_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 。

[0125] 步骤 S6、将通过 MPCA 映射得到的特征向量集与无故障数据的特征向量集进行相似

性度量,并计算两个特征向量集的距离,通过阈值判断当前参数条件下是否为故障状态。本方案采用一种基于Eros的多元时间序列相似度分析算法,利用扩展的F范数距离公式计算两个投影矩阵的距离,当超过阈值时可以判定其发生故障。

[0126] 下面通过仿真比对队本发明做进一步说明:

[0127] 如图8所示,对提出的算法进行了仿真研究,仿真采用10个批次的数据样本,包括正常数据、二系空簧刚度衰减50%故障数据以及一、二系弹簧和阻尼系数衰减25%的故障数据,通过PCA、DPCA和MPCA算法对上述数据进行处理。图8(a)为三种算法在悬挂系统二系空簧刚度衰减50%时的仿真结果,可以看出,MPCA相比较于传统的PCA和DPCA算法有明显的优势。图(b)、(c)、(d)反映了在处理不同悬挂系部件的故障时三种算法的检测结果,通过结果可以明显看出MPCA有较好的故障分离能力,为进一步的故障辨识工作提供了有力的依据。

[0128] 显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定,对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动,这里无法对所有的实施方式予以穷举,凡是属于本发明的技术方案所引伸出的显而易见的变化或变动仍处于本发明的保护范围之列。

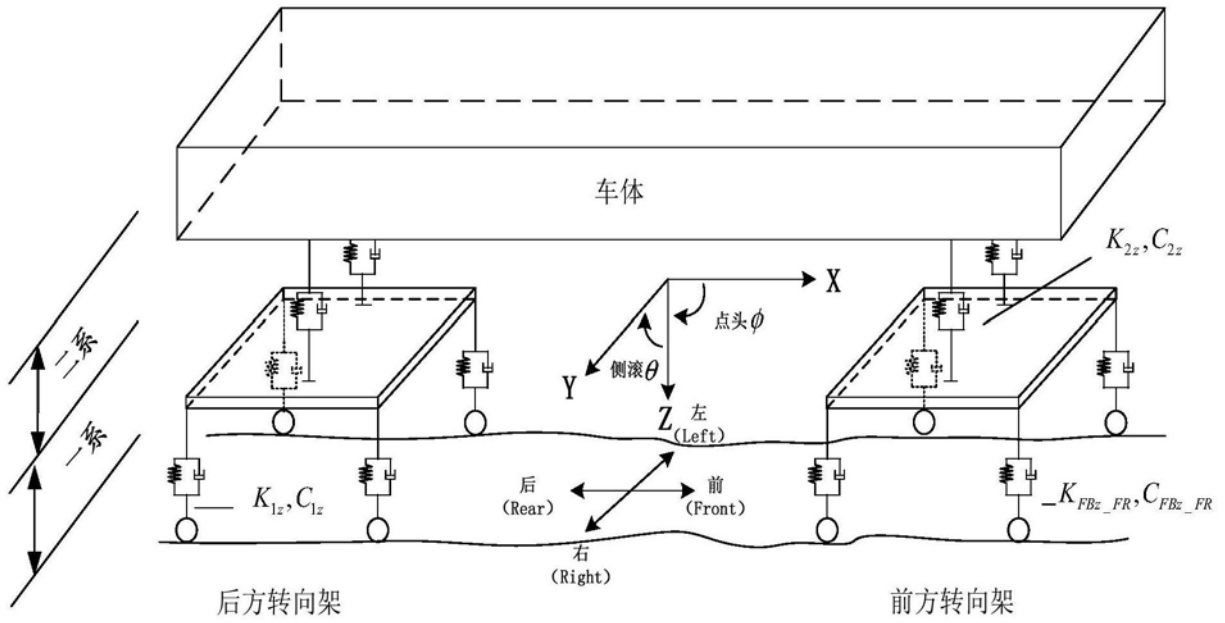


图1

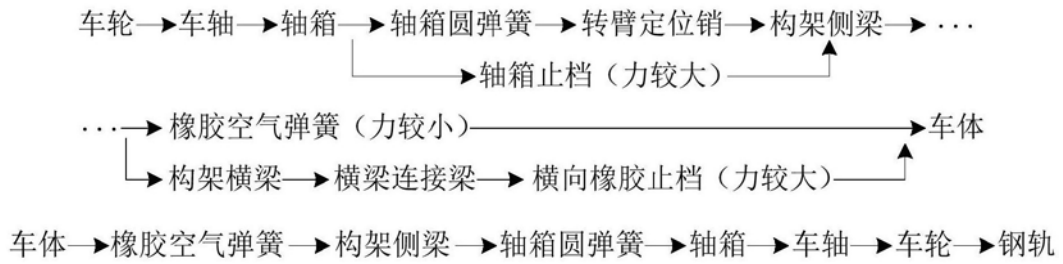


图2

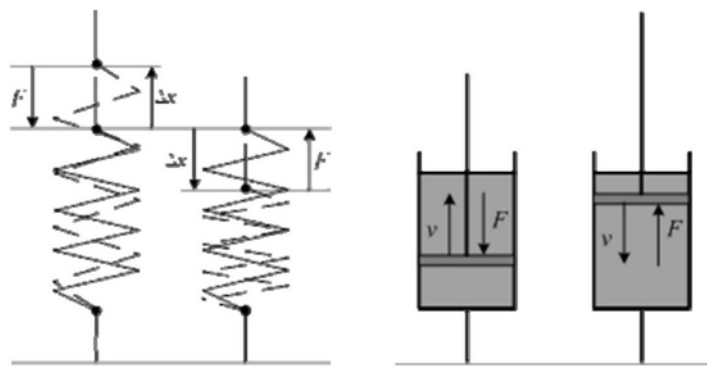


图3

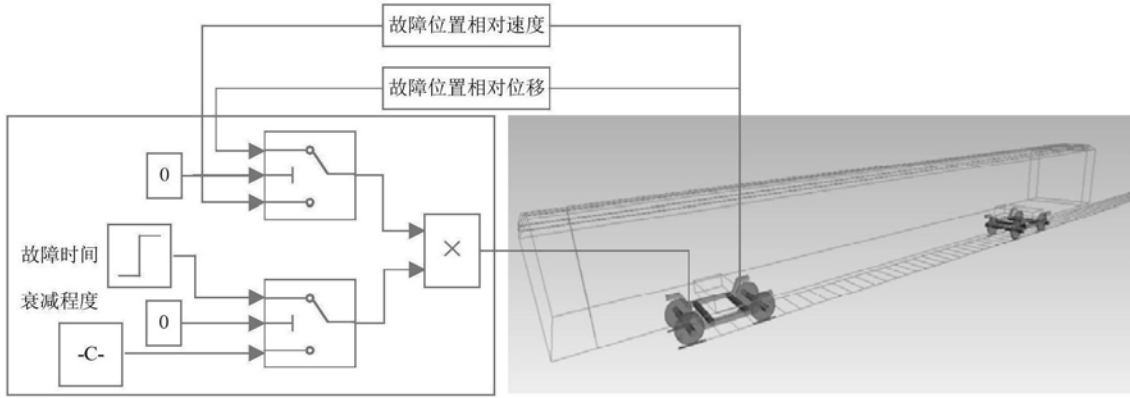


图4

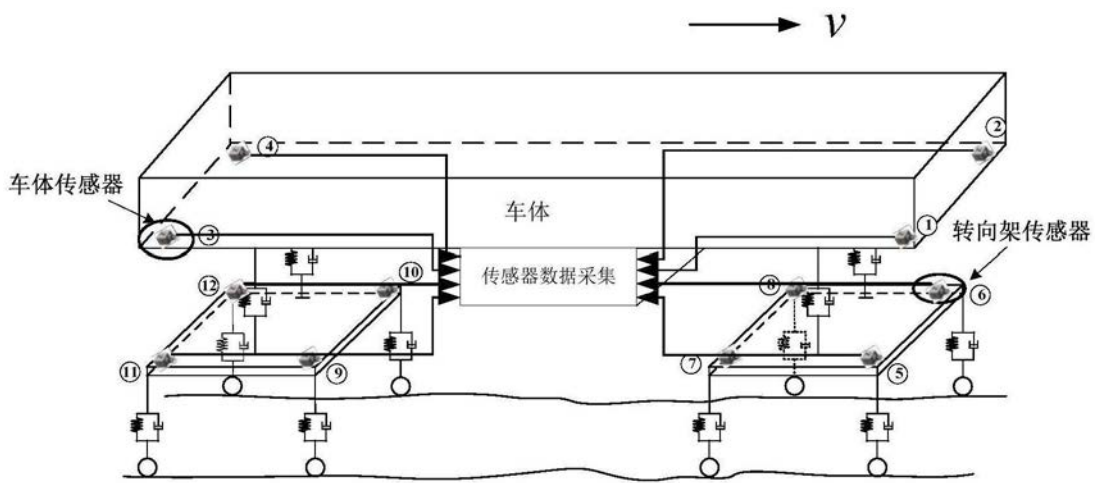


图5

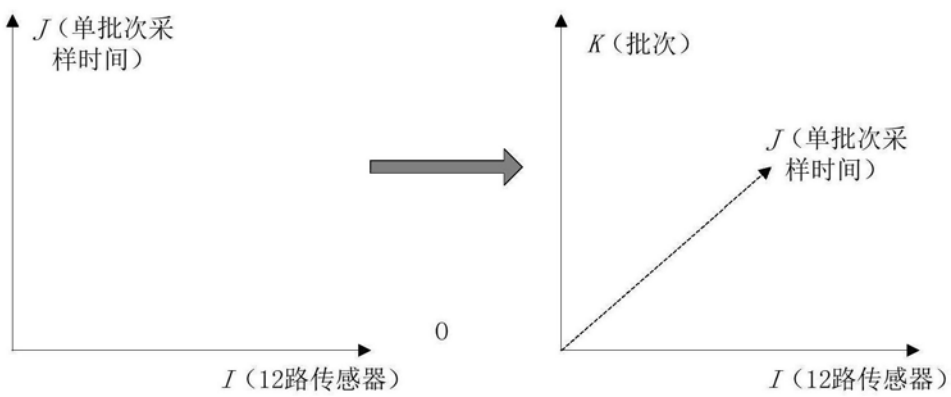


图6

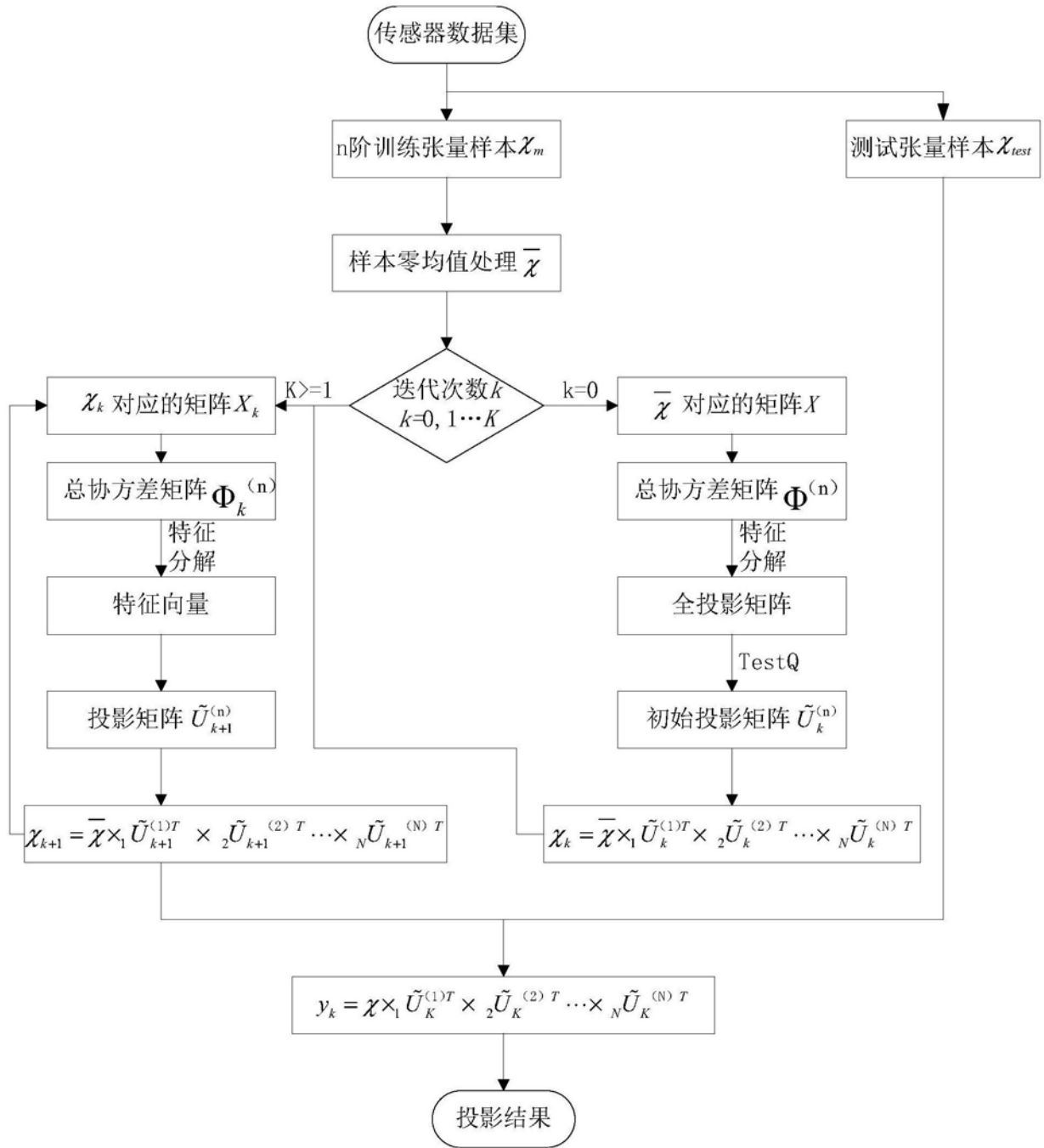
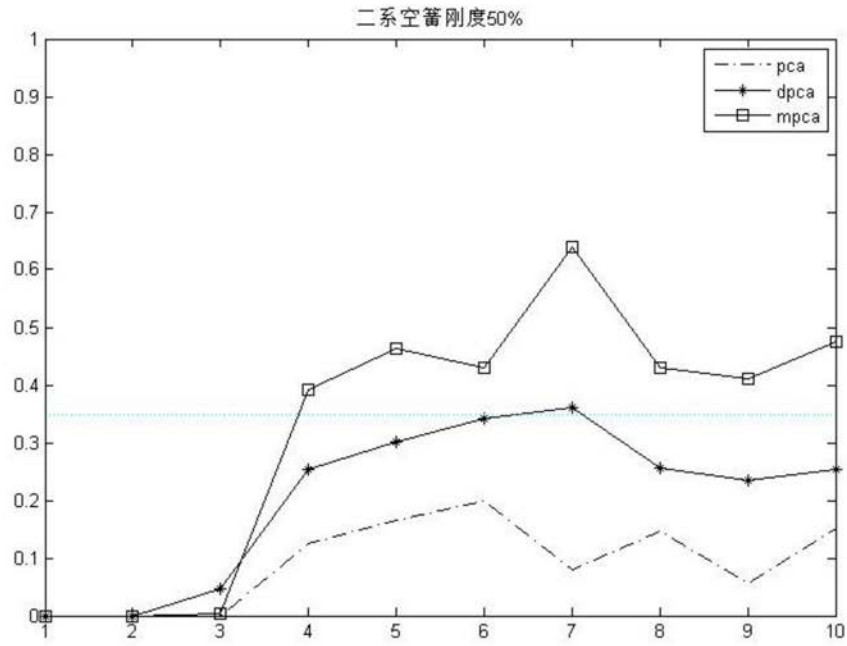
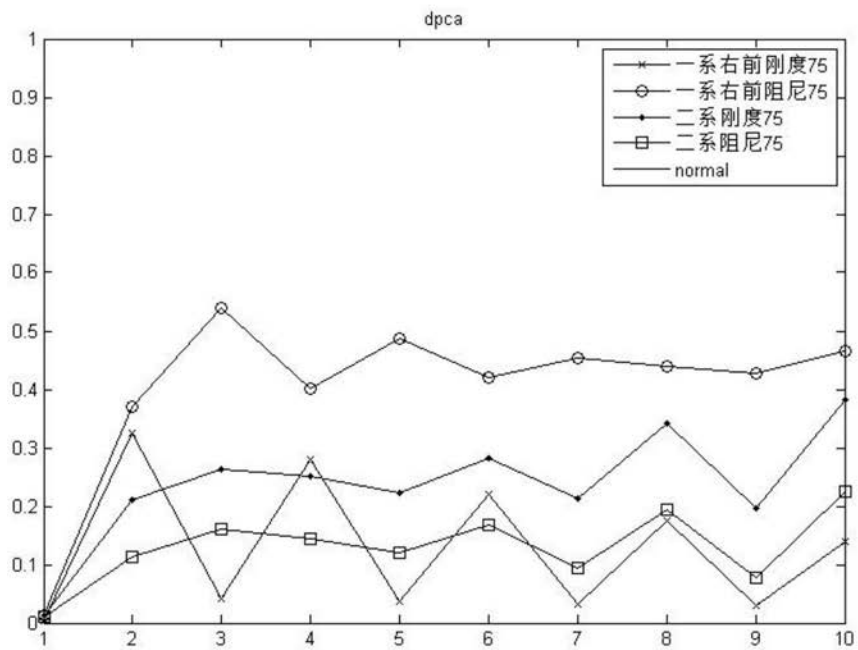


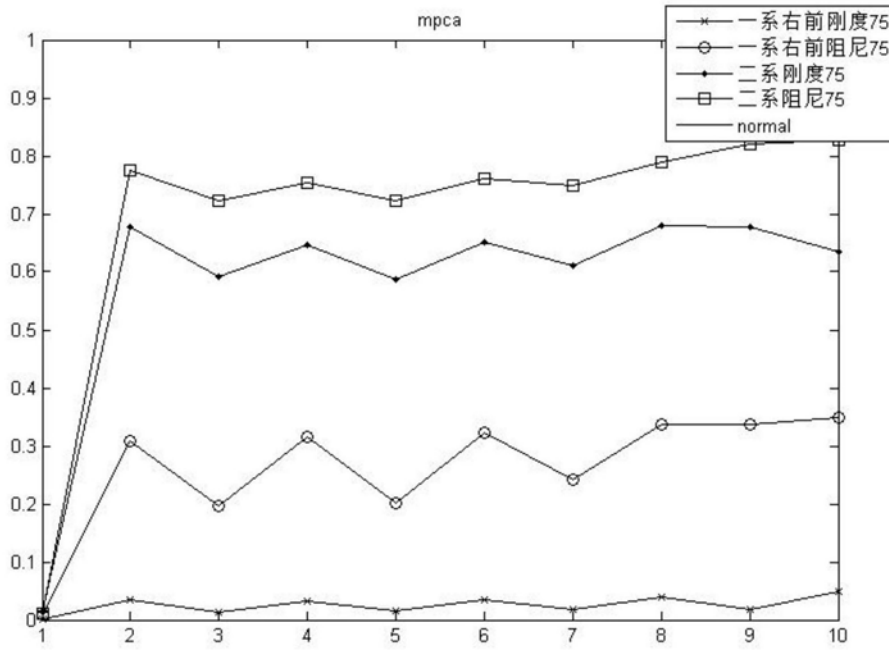
图7



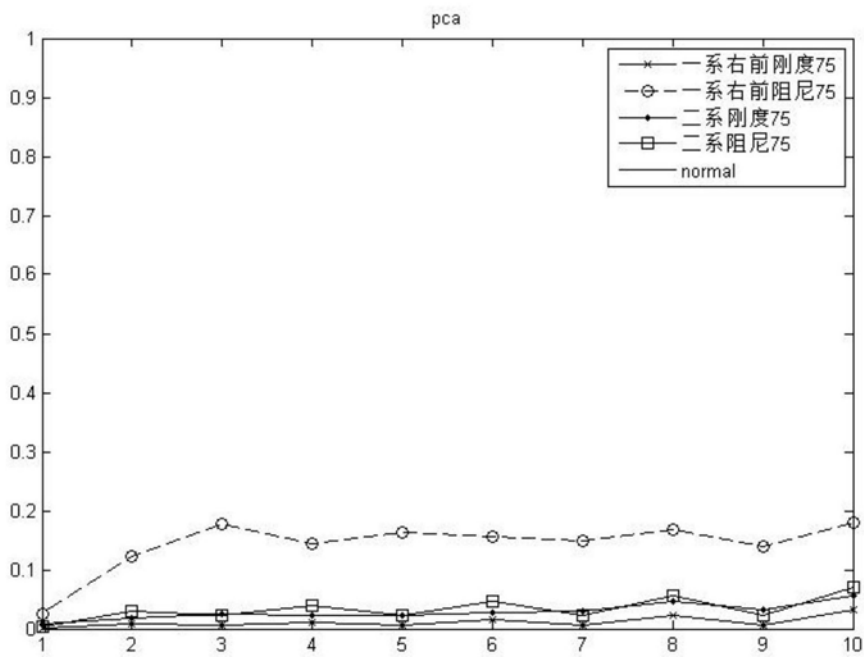
(a)



(b)



(c)



(d)

图8