

基于 Weibull 核函数与 MCSVDD 的轮毂电机故障诊断*

刘炳晨, 薛红涛, 丁殿勇
(江苏大学汽车与交通工程学院 镇江, 212013)

摘要 为监测分布式驱动电动汽车中轮毂电机运行状态, 确保整车运行安全, 提出一种基于改进的多类支持向量数据描述 (multi-class support vector data description, 简称 MCSVDD) 的轮毂电机故障诊断方法。首先, 针对 MCSVDD 算法的改进, 基于近邻传播 (affinity propagation, 简称 AP) 聚类算法提出了 MCSVDD 以“距离类内簇中心最小”的类别判断法则, 并基于 Weibull 函数构造了 Weibull 核函数, 用于优化数据描述模型; 其次, 针对轮毂电机运行状态的多维特征参数组, 提出一种基于最小距离传播鉴别投影 (minimum-distance propagation discriminant projection, 简称 MPDP) 的降维法, 提高了不同工况下轮毂电机故障状态的可分性; 最后, 定制带有典型轴承故障的轮毂电机, 采集 7 种工况下的振动信号, 验证所提出方法的有效性。结果表明: 基于 MPDP 降维后的轮毂电机运行状态观测样本的可分性优于线性判别分析 (linear discriminant analysis, 简称 LDA)、局部保持投影 (locality preserving projection, 简称 LPP) 及最小距离鉴别投影 (minimum-distance discriminant projection, 简称 MDP) 方法, 基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 状态识别系统的识别精度整体高于基于多项式和高斯核函数的 MCSVDD 系统。

关键词 轮毂电机; 振动信号; 故障诊断; 最小距离传播鉴别投影; 多类支持向量数据描述; Weibull 核函数
中图分类号 TH17

引言

目前, 面对资源短缺和环境污染等问题, 发展电动汽车成为汽车工业的主流趋势, 而轮毂电机驱动电动汽车具有效率高、结构紧凑及控制灵活等优势, 可有效降低车辆能耗、提高整车布局及优化空间布置, 成为电动汽车的研究热点^[1-3]。然而, 轮毂电机因安装部位和工作特性特殊, 极易诱发零件受损和机械故障, 进而影响车辆正常运行^[4]。因此, 有必要建立有效的轮毂电机运行状态的实时监测和故障诊断系统。

为实现轮毂电机状态的精确识别, 基于振动信号分析提取故障特征是关键步骤^[5]。多维度状态监测信息极大提高了故障诊断的精度, 但在一定程度上降低了系统的响应速度, 因此数据降维成为数据预处理的关键步骤。王建元等^[6]使用 LDA 对数据样本进行降维处理, 通过最小化类内散度和最大化类间散度构建一个最佳的投影矩阵, 可防止出现特征维数较高致使识别时间较长及分类效率较低的问题。LDA 是基于整体样本结构的降维算法, 但其无法考量样本的局部流形结构。针对此缺陷, 吴春志等^[7]通过 LPP 算法对多尺度信号进行降维, 以较小

的计算损耗获得较好的数据聚类效果。但 LPP 只参照了样本的局部结构, 而没有考虑有利于分类的类别信息。石明宽等^[8]提出一种整合 LDA 与 LPP 算法优势的 MDP 算法, 引入类间与类内相似度权重, 同时表征样本与类中心的距离关系以及类间距与类内距的关系。笔者结合 AP 聚类算法, 提出 MPDP 降维算法, 在传统的 MDP 算法中引入邻域簇, 充分考虑了类别信息和空间结构信息。

在实际工程中, 数据描述和单类分类问题得到了较快发展。文献[9-11]使用支持向量数据描述算法, 通过计算构造超球体边界, 实现了目标数据和非目标数据的分类。对于包含多个样本类的目标数据集, 传统的 SVDD 只能对目标数据集给出一个描述, 而忽略了目标数据集中不同样本类之间的描述。为了实现多类分类问题, 文献[12-13]应用多类支持向量数据描述, 构造多个超球体, 可实现两类及以上样本的同时分类识别。MCSVDD 引入了不同的核函数, 将样本从输入空间映射到高维特征空间。目前, 高斯核函数、多项式核函数等常运用于 MCSVDD 算法^[14]。然而, 高斯核函数可以映射到无限维, 但可解释性差, 容易过拟合; 多项式核函数可通过主观设置幂数来实现总体的预判, 但不适应于大

* 国家自然科学基金资助项目(51775245)

收稿日期: 2023-01-07; 修回日期: 2023-03-03

数量级的幂数。Weibull分布被广泛应用于可靠性工程以及数据相关的拟合,调整其比例参数和形状参数,既可以映射到无限维,又避免了过拟合。此外,Weibull核函数对数据点特征相似的敏感性强、区分度高^[15]。

在轮毂电机故障诊断领域中,振动信号蕴含丰富的状态信息,常被用于监测轮毂电机的运行状态和故障识别^[16-17]。笔者结合轮毂电机的真实运行场景,提取了轮毂电机振动信号的多个特征参数,并提出了MPDP算法和基于Weibull核函数的MCSVDD故障诊断系统。

1 最小距离传播鉴别投影降维算法

1.1 最小距离鉴别投影算法

设一个高维样本集 X 分为 C 个类别,第 c 类 D 维样本集 $X^c = \{x_i^c | i = 1, 2, \dots, n_c; x_i^c \in R^D\}$,样本的类内散度矩阵 S_w 、类间散度矩阵 S_b 分别定义为

$$S_w = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} \omega_i^c (x_i^c - m_{X^c}) (x_i^c - m_{X^c})^T \quad (1)$$

$$S_b = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{n_c} \sum_{k=1, k \neq c}^C b_i^{c,k} (x_i^c - m_{X^k}) (x_i^c - m_{X^k})^T \quad (2)$$

其中: x_i^c 为第 c 类的第 i 个样本; ω_i^c, b_i^k 分别为 x_i^c 与类内中心点 m_{X^c} 、第 $k(k \neq c)$ 类中心点 m_{X^k} 的相似度权重。

通常情况下, m_{X^c} 和 m_{X^k} 为对应类的样本均值。MDP的目标函数为

$$J_{MDP} = \arg \max_a \frac{a^T S_b a}{a^T S_w a} \quad (3)$$

计算 $S_w^{-1} S_b$ 的前 t 个较大特征值所对应的特征向量 a_1, a_2, \dots, a_t ,构建MDP算法的特征矩阵 $A_{MDP} = [a_1, a_2, \dots, a_t]$,得到投影后的第 c 类样本集可表示为 $X^c A_{MDP}$ 。

1.2 最小距离传播鉴别投影算法

笔者基于MDP算法,将样本间的近邻关系以及样本的局部结构信息作为参考指标,提出了MPDP算法。传统的 k -近邻方式构建邻域是基于样本点最近欧式距离的 k 个点作为近邻点,需要人为选定聚类个数和 k 值^[18]。本研究利用AP聚类算法,基于不同样本之间传递的信息选出聚类中心,构造样本邻域。AP聚类邻域构造法既不需要提前设置聚类个数,又能以原样本点作为最终的聚类中心^[19-20]。

对于第 c 类 D 维样本集 X^c ,通过AP算法迭代可得到 H^c 个簇及簇的中心点。定义第 i 簇的样本集

$X_i^c = \{x_{ij}^c | j = 1, 2, \dots, n_{ci}; x_{ij}^c \in X^c\}$,对应的中心点为 x_{oi}^c 。于是,类内与类间散度矩阵 S_w^c, S_b^c 分别为

$$S_w^c = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{H^c} \sum_{j=1}^{n_{ci}} \omega_{ij}^c (x_{ij}^c - m_{X_i^c}) (x_{ij}^c - m_{X_i^c})^T \quad (4)$$

$$S_b^c = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^{H^c} \sum_{j=1}^{n_{ci}} \sum_{k=1, k \neq c}^C b_{ij}^{c,k} (x_{ij}^c - m_{X_i^k}) (x_{ij}^c - m_{X_i^k})^T \quad (5)$$

其中: $m_{X_i^c}$ 为第 c 类中第 i 簇样本集 X_i^c 的均值,即类内局部均值; ω_{ij}^c 为 X_i^c 中每个样本 x_{ij}^c 与 $m_{X_i^c}$ 的相似度权重; $m_{X_i^k}$ 为第 i 簇样本集 $X_i^k(k \neq c)$ 的样本均值,即类间局部均值; $b_{ij}^{c,k}$ 为 X_i^c 中每个样本 x_{ij}^c 与 $m_{X_i^k}$ 的相似度权重。

ω_{ij}^c 和 $b_{ij}^{c,k}$ 分别为

$$\omega_{ij}^c = \exp\left(-\frac{1}{t} \|x_{ij}^c - m_{X_i^c}\|^2\right) \quad (6)$$

$$b_{ij}^{c,k} = \begin{cases} \delta & (\delta > \sigma) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\delta = \exp\left(\frac{1}{t} (\|x_{ij}^c - m_{X_i^c}\|^2 - \|x_{ij}^c - m_{X_i^k}\|^2)\right)$; t 为所有样本之间欧式距离均值的平方; σ 为可调节参数($0 < \sigma < 1$)。

定义MPDP目标函数为

$$J_{MPDP} = \arg \max_{a'} \frac{a'^T S_b^c a'}{a'^T S_w^c a'} \quad (8)$$

计算 $(S_w^c)^{-1} S_b^c$ 的前 t 个较大特征值所对应的特征向量 a'_1, a'_2, \dots, a'_t ,构建MPDP算法的特征矩阵 $A_{MPDP} = [a'_1, a'_2, \dots, a'_t]$,得到样本集 X 的主投影矩阵 $Y = X A_{MPDP}$ 。记第 c 类样本集 X^c 投影后的主投影矩阵为 $Y^c = \{y_i^c | i = 1, 2, \dots, n_c; y_i^c \in R^t\}$,则二者之间的关系可表示为 $Y^c = X^c A_{MPDP}$ 。

2 基于Weibull核函数的MCSVDD算法

2.1 MCSVDD算法优化

将由MPDP算法投影后的主投影矩阵 Y 作为输入,每类主投影矩阵 Y^c 被描述成一个封闭而紧凑的超球体,使 Y^c 的样本点全部或尽可能多地包含在该球体内。其目标函数为

$$\min_{r^c} \left((r^c)^2 + p^c \sum_{i=1}^{n_c} \xi_i^c \right) \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \|y_i^c - s^c\|^2 \leq (r^c)^2 + \xi_i^c \quad (\xi_i^c \geq 0)$$

其中: s^c, r^c 分别为第 c 类超球体的球心和半径; ξ_i^c 为松弛变量; p^c 为惩罚参数。

引入核函数 $K(y_i, y_j)$ 来代替内积运算,则式(9)的对偶形式为

$$\begin{aligned} \max L &= \sum_{i=1}^{n_c} \alpha_i^c K(\mathbf{y}_i^c, \mathbf{y}_i^c) - \sum_{i=1}^{n_c} \sum_{j=1}^{n_c} \alpha_i^c \alpha_j^c K(\mathbf{y}_i^c, \mathbf{y}_j^c) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^{n_c} \alpha_i^c &= 1 \quad (0 \leq \alpha_i^c \leq \rho^c, i = 1, 2, \dots, n_c) \end{aligned} \quad (10)$$

对式(10)对应的二次规划问题进行求解,可获得 C 个超球体。其中,第 c 类球心和半径分别为

$$\begin{cases} \mathbf{s}^c = \sum_{i=1}^{n_c} \sum_{j=1}^{n_c} \alpha_i^c \alpha_j^c K(\mathbf{y}_i^c, \mathbf{y}_j^c) \\ (r^c)^2 = K(\mathbf{y}^{*c}, \mathbf{y}^{*c}) - 2 \sum_{i=1}^{n_c} \alpha_i^c K(\mathbf{y}^{*c}, \mathbf{y}_i^c) + \sum_{i=1}^{n_c} \sum_{j=1}^{n_c} \alpha_i^c \alpha_j^c K(\mathbf{y}_i^c, \mathbf{y}_j^c) \\ \forall \mathbf{y}^{*c} \in SV^c \end{cases} \quad (11)$$

对于某一个测试点 \mathbf{z} , 经过特征矩阵 \mathbf{A}_{MPDP} 投影后得到 $\mathbf{z}' = \mathbf{A}_{\text{MPDP}}^T \mathbf{z}$, 再计算测试点 \mathbf{z}' 与超球体中心 \mathbf{s}^c 之间距离, 即

$$(d^c)^2 = \|\mathbf{z}' - \mathbf{s}^c\|^2 \quad (12)$$

传统方式是比较 r^c 和 d^c 的大小关系, 若 $d^c \leq r^c$, 则该测试点就属于 c 类^[21]。当 d^c 同时小于多个超球体半径时, 若这些超球体混叠在一起仍然按照简单的比较法, 容易出现错误分类。因此, 本研究基于 AP 聚类算法, 细化测试点 \mathbf{z}' 与混叠在一起的每一个超球体内各簇中心之间的距离, 寻找距离最小的簇及簇中心, 进而确定测试点的所属类, 降低了误判率。假设 $l (l \geq 2)$ 个超球体混叠在一起, 且对应的所属类分别为 q_1, q_2, \dots, q_l , 通过 AP 聚类算法得到混叠的第 j 个超球体中第 i 簇 ($i \leq T^{q_j}$) 样本集 $X_i^{q_j}$ 的中心点为 $\mathbf{x}_{oi}^{q_j}$, 投影后的中心点为 $\mathbf{y}_{oi}^{q_j}$, 则测试点 \mathbf{z}' 与簇中心 $\mathbf{y}_{oi}^{q_j}$ 之间的距离为

$$(d_i^{q_j})^2 = \|\mathbf{z}' - \mathbf{y}_{oi}^{q_j}\|^2 \quad (13)$$

通过式(13)计算测试点 \mathbf{z}' 与每个混叠超球体对应的 l 类中各簇中心的距离, 测试点 \mathbf{z}' 与簇中心 $\mathbf{y}_{oi}^{q_j}$ 之间的最小距离为

$$d_i^{q^*} = \min_{q_j, i} (d_1^{q_1}, d_2^{q_1}, \dots, d_{T^{q_1}}^{q_1}, d_1^{q_2}, d_2^{q_2}, \dots, d_{T^{q_2}}^{q_2}, \dots, d_1^{q_l}, d_2^{q_l}, \dots, d_{T^{q_l}}^{q_l}) \quad (14)$$

该测试点的所属类为 q^* , 此为 MCSVDD 算法的类别判断法则。

2.2 基于 Weibull 函数的核函数构建

MCSVDD 将原空间的非线性问题转换成高维空间的线性问题, 该过程离不开核函数。目前, MCSVDD 使用的多项式、高斯等核函数会出现过拟合和不适应大幂数的情况, 而 Weibull 函数是可靠性分析和寿命检验的理论基础, 广泛应用于各类机电设

备的磨损累计失效和寿命试验数据处理中^[22]。基于 MPDP 算法处理后的各类样本数据分布特征差异大, 难以使用统一数据分布类型, 且类间球心距较近, 特征相似度高, 难以采用多项式、高斯等常用核函数进行描述。因此, 本研究基于 Weibull 函数构建了一种 Weibull 核函数, 即

$$K(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_j) = \exp\left(-\left(\|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|/\beta\right)^\gamma\right) \quad (15)$$

其中: β 为比例参数; γ 为形状参数 (γ 为正整数)。

根据式(15)计算可得到核函数矩阵, 该矩阵是一个对角元素为 1 的对称矩阵, 其半正定性也易证明。因此, Weibull 核函数满足 Mercer 定理, 是一个有效的核函数。

图 1 为不同参数下 Weibull 核函数曲线。当 $\gamma=1$ 和 $\gamma=3$ 时, 核函数值随着横坐标的增大而减小, 且 β 越大曲线越平缓, 为全局核函数; 当 $\gamma=2$ 和 $\gamma=4$ 时, 核函数具有对称性, 其对称轴为 $\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j = 0$, 且随着 β 的增大, 函数曲线更加平缓。当 $\gamma=2$ 时为高斯核函数, 可见高斯核函数是 Weibull 核函数的一个特例。Weibull 核函数在 γ 为奇数时为全局核函数, 可提取样本的全局特征; 在 γ 为偶数时为局部核函数, 可提取样本的局部特征。选择适当的 Weibull 核函数参数, 便可统一描述不同类型的数据分布。

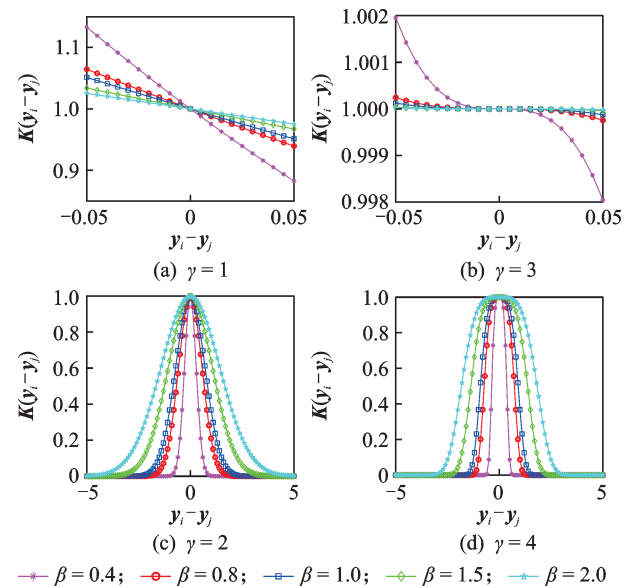


图1 Weibull核函数曲线

Fig.1 Weibull kernel curve

2.3 基于 Weibull 函数的 MCSVDD 算法

为了验证所提方法的鲁棒性和有效性, 通过加州大学欧文分校用于机器学习的数据库选择 3 个数据集, 对比分析基于多项式、高斯核函数的 MCSVDD 算法。基于不同核函数的 MCSVDD 算法性

能比较见表 1。整体上看,Weibull 核函数较其他两类核函数的 MCSVDD 识别精度均有所提高,运行时间也稍快一些。从局部情况分析,基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 算法具有较强的鲁棒性,如 Seeds 数据集的第 II 类样本特征不明显,且与第 I、第 III 类样本混叠程度大,基于多项式和 Gauss 核函数的 MCSVDD 识别精度均不超过 50%,而基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 识别精度达到 80%。可见,基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 算法既有较高的分类能力,又有较强的鲁棒性。

表 1 基于不同核函数的 MCSVDD 算法性能比较

Tab.1 Performance comparison of MCSVDD algorithms based on different kernel functions

数据集		多项式核函数		高斯核函数		Weibull 核函数	
名称	类别	精度/ %	t/ ms	精度/ %	t/ ms	精度/ %	t/ ms
Iris	I	100.0		100.0		100.0	
	II	75.0	367	75.0	379	75.0	350
	III	90.0		90.0		95.0	
Wine	I	86.7		86.7		86.7	
	II	73.3	365	66.7	360	73.3	355
	III	100.0		100.0		100.0	
Seeds	I	55.0		55.0		65.0	
	II	45.0	396	40.0	397	80.0	389
	III	85.0		85.0		85.0	

3 试验分析

3.1 轮毂电机台架试验

为了验证基于 MPDP 和 Weibull 核函数的 MCSVDD 诊断方法的有效性,以轮毂电机典型的轴承故障(内圈故障、滚动体故障和外圈故障)为研究对象,搭建轮毂电机试验台架,如图 2 所示。分别采集轮毂电机在 20 N·m 负载、7 种转速工况(100~700 r/min)和 4 种状态(正常状态、内圈故障、滚动体故障及外圈故障,分别记为 S₁、S₂、S₃ 和 S₄)下的振动

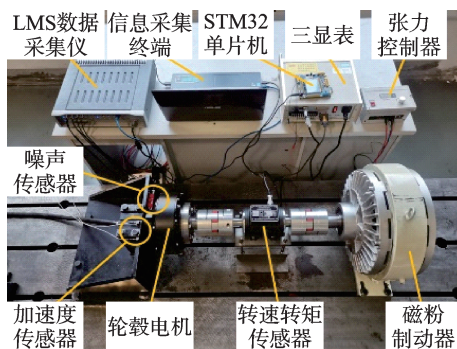


图 2 轮毂电机试验台架

Fig.2 In-wheel motor test bench

信号,其中:采样频率为 12.8 kHz;采样时间为 20 s。

3.2 轮毂电机运行状态识别

3.2.1 MCSVDD 诊断模型的构建

首先,选用振动信号常用的特征参数,包括 4 个时域特征参数(有效值 P_1 、峰值 P_2 、极大值的尖度 P_3 、极大/极小值 P_4)和 4 个频域特征参数(单位时间内通过率 P_5 、波形的稳定性指数 P_6 、功率谱平方和的均方根值 P_7 、总功率谱 P_8),组成轮毂电机运行状态的特征参数组 $\{P_1, P_2, \dots, P_8\}$ 。基于轮毂电机的轴承故障特征,以 4 096 个采样点为 1 个状态观测样本,计算对应的 8 个特征参数。于是,轮毂电机在每种状态下可获得 45 个状态观测样本,其中前 30 个状态观测样本作为 MCSVDD 诊断模型的训练样本,其余作为测试样本。

其次,基于 MPDP 方法将 8 维的训练样本进行降维处理。根据试验中轮毂电机 4 种不同运行状态,设定低维空间的维数为 3,并按照次序分别记为第 1 投影、第 2 投影和第 3 投影;同时,将可调节参数 σ 的更新步长设置为 0.1,基于试验数据获得 σ 的最优参数为 0.7,进而确立 MPDP 算法的特征矩阵 A_{MPDP} ,即

$$A_{MPDP} = \begin{bmatrix} 0.0127 & -0.0848 & -0.0465 \\ -0.0041 & 0.0112 & -0.0013 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -0.9484 & 0.9490 & -0.7372 \end{bmatrix}_{8 \times 3}$$

最后,基于特征矩阵 A_{MPDP} 分别将轮毂电机 4 种运行状态的训练样本进行降维,获得 MCSVDD 诊断模型的 3 维训练集。运用差分进化算法^[23-24],设置种群规模为 100,进化代数为 50,变异算子为 0.5,交叉算子为 0.2,寻优 Weibull 核函数的比例参数 β_i 和形状参数 γ_i 以及 MCSVDD 模型的惩罚系数 p_i ($i=1, 2, 3, 4$, 分别表示正常状态、内圈故障状态、滚动体故障状态和外圈故障状态)。以 100 r/min 转速工况(记为工况 1,其他转速工况类似表示)为例,轮毂电机 4 种运行状态下对应 Weibull 核函数的最优比例参数为 $\beta_1=5.548, \beta_2=5.641, \beta_3=4.762, \beta_4=2.594$;形状参数为 $\gamma_1=5, \gamma_2=6, \gamma_3=8, \gamma_4=2$;MCSVDD 模型的惩罚系数 $p_1=0.871, p_2=0.528, p_3=0.923, p_4=0.589$ 。以此类推,获得其他转速工况下 MCSVDD 诊断模型参数,进而确定轮毂电机运行状态识别系统。

3.2.2 轮毂电机故障状态识别

基于轮毂电机 4 种运行状态在 7 种转速工况下的所有测试样本采用已确定的 MPDP 算法特征矩阵 A_{MPDP} 进行降维,逐一输入轮毂电机运行状态 MC-

SVDD识别系统,可获得测试样本对应的轮毂电机运行状态。对每种转速工况下轮毂电机运行状态的诊断结果进行统计,得到相应的状态识别率。不同工况的状态识别率如图3所示。

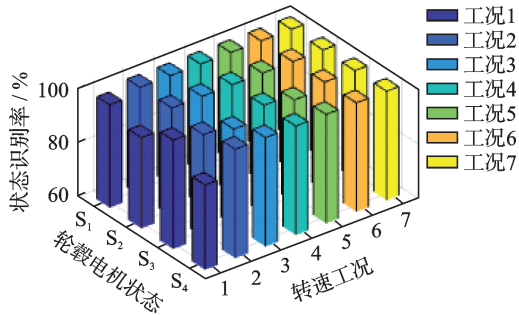


图3 不同工况的状态识别率

Fig.3 State recognition rate of different working conditions

由图可知,MCSVDD状态识别系统在7种转速工况下对轮毂电机4种运行状态的识别率基本保持在95%以上,仅在100 r/min转速工况下轮毂电机轴承内圈故障和外圈故障的识别率低于95%,但也完全满足工程要求。轮毂电机的转速工况对MCSVDD状态识别系统有一定影响,其主要原因是基于车辆工程的实际应用,试验数据采用统一的处理方法,无法规避在特定转速工况下接近轮毂电机固有频率的问题。

3.3 基于试验数据的各类方法对比

3.3.1 高维数据的降维方法对比

为验证本研究所提MPDP降维方法的有效性,针对工况1选择常用降维方法如LDA、MDP及LPP进行比较。不同降维方法降维后的数据分布如图4所示。可以看出,LDA降维后的轮毂电机正常状态观测样本和内圈状态故障观测样本仍有一定的混叠,MDP和LPP降维后的轮毂电机4种运行状态观测样本混叠程度比较严重,而MPDP降维后的各种状态观测样本完全分离开,且每种状态自身的观测样本更加紧凑。其他工况下也得到类似的结论。文献[25]提出了空间特征集的内类距离、类间距离和可分性参数,可分性参数越大代表特征集的可分性越好。通过计算,工况1下通过LDA、MDP、LPP和MPDP方法进行降维后的数据集可分性参数分别为0.177 2、0.001 1、0.106 1和0.193 1。由此可见,基于MPDP降维后的状态观测样本具有较好的可分性。

3.3.2 基于不同核函数MCSVDD分类性能对比

为研究不同核函数对MCSVDD分类性能的影响,分别基于多项式、高斯核函数和Weibull核函数搭建MCSVDD状态识别系统,轮毂电机试验数据

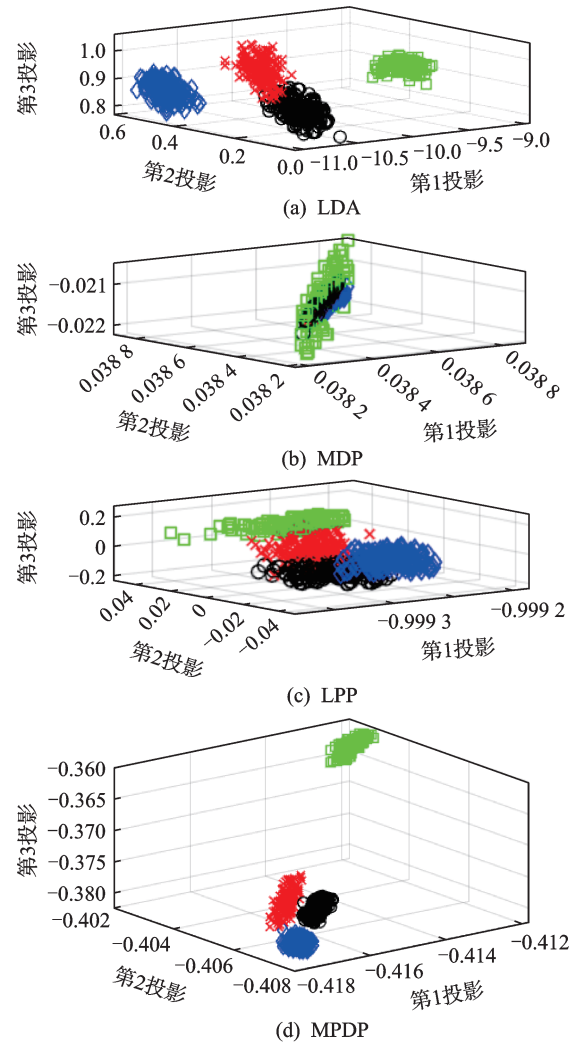


图4 不同降维方法降维后的数据分布

Fig.4 Data distribution after dimensionality reduction by different dimensionality reduction methods

经前期处理后,分别输入各系统。基于多项式和高斯核函数的MCSVDD算法,使用差分进化法寻找最优的多项式核函数阶数 D_i 和高斯核函数尺寸参数 τ_i 以及对应MCSVDD模型的惩罚系数 p_i ($i=1, 2, 3, 4$),再使用相同的轮毂电机状态观测样本,得到基于不同核函数的MCSVDD系统识别精度,如图5所示。其中工况1下轮毂电机4种运行状态对应的多项式核函数阶数为 $D_1=3, D_2=2, D_3=2, D_4=3$;MCSVDD模型的惩罚系数为 $p_1=0.906, p_2=0.685, p_3=0.804, p_4=0.739$;最终得到轮毂电机4种运行状态识别率分别为80.0%、91.1%、97.8%及91.1%。同样,高斯核函数尺寸参数为 $\tau_1=2.610, \tau_2=2.895, \tau_3=1.142, \tau_4=7.165$;MCSVDD模型的惩罚系数为 $p_1=0.203, p_2=0.406, p_3=0.950, p_4=0.982$;最终得到轮毂电机4种运行状态的识别率分别为97.8%、91.1%、95.6%及91.1%。

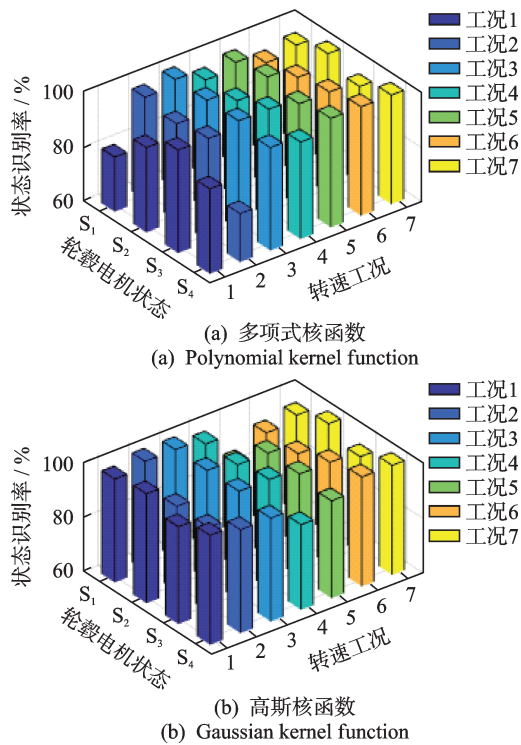


图 5 基于不同核函数的 MCSVDD 系统识别精度

Fig.5 Recognition accuracy of MCSVDD system based on different kernel functions

由图 3 和图 5 可以看出,基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 状态识别系统的识别精度整体高于其他两类核函数的 MCSVDD 系统,进一步验证了基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 算法的有效性。

4 结 论

1) 利用 AP 聚类算法优化了 MDP 算法,提出了 MPDP 降维方法,可以充分挖掘类别信息和空间结构信息,提高了多维数据的可分性。

2) 基于 Weibull 核函数的 MCSVDD 分类器分类精度高、鲁棒性强,提出了 MCSVDD 以“距离类内簇中心最小”的类别判断法则,并基于 Weibull 函数构造了 Weibull 核函数。

3) 基于 MCSVDD 的轮毂电机状态识别系统既适应于多转速工况,又具有较高的故障识别精度,有利于分布式驱动系统状态在线监测。

参 考 文 献

[1] YANG X F, SONG H, SHEN Y J, et al. Study on adverse effect suppression of hub motor driven vehicles with inertial suspensions[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D: Journal of Automobile Engineering, 2021, 236(5): 767-779.

[2] CAO X, YANG W M, YAO Y F. Electric car design

based on wheel motor drive[C]//IOP Conference Series: Materials and Engineering. Luoyang, China: IOP, 2019: 012074.

[3] KRISHN K R, RANACHANDRAN K I. Machinery bearing fault diagnosis using variational mode decomposition and support vector machine as a classifier[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 310(1): 012076.

[4] 薛红涛, 吴蒙, 张子鸣, 等. 基于 K-AHNs 的轮毂电机状态识别方法研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(22): 207-214.

XUE Hongtao, WU Meng, ZHANG Ziming, et al. Condition recognition method based on K-AHNs for in-wheel motor [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(22): 207-214. (in Chinese)

[5] 丁殿勇, 薛红涛, 刘炳晨. 基于 OSSD-EMOMEDA 的轮毂电机轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(24): 9721-9733.

DING Dianyong, XUE Hongtao, LIU Bingchen. Feature extraction method based on optimized SSD and enhance MOMEDA for bearing faults of in-wheel motor [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(24): 9721-9733. (in Chinese)

[6] 王建元, 张少锋. 基于线性判别分析和密度峰值聚类的异常用电模式检测[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(5): 87-95.

WANG Jianyuan, ZHANG Shaofeng. Anomaly detection for power consumption patterns based on linear discriminant analysis and density peak clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(5): 87-95. (in Chinese)

[7] 吴春志, 贾继德, 贾翔宇, 等. 基于多尺度降维的柴油机信号信息熵增强方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(3): 180-185.

WU Chunzhi, JIA Jide, JIA Xiangyu, et al. A method to enhance information entropy of diesel engine signals based on multi-scale dimension reduction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(3): 180-185. (in Chinese)

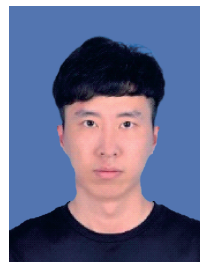
[8] 石明宽, 赵荣珍. 基于局部质心均值最小距离鉴别投影的旋转机械故障数据降维分析研究[J]. 振动工程学报, 2021, 34(2): 421-430.

SHI Mingkuan, ZHAO Rongzhen. Dimensional reduction analysis of rotating machinery fault data based on local centroid mean minimum-distance discriminant projection[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(2): 421-430. (in Chinese)

[9] 付文龙, 谭佳文, 王凯. 基于 VMD 散布熵与改进灰狼优化 SVDD 的轴承半监督故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(22): 190-197.

FU Wenlong, TAN Jiawen, WANG Kai. Semi-supervised fault diagnosis of bearings based on the VMD dispersion entropy and improved SVDD with

- modified grey wolf optimizer[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(22): 190-197. (in Chinese)
- [10] ENGLHARDT A, TRITTENBACH H, KOTTKE D, et al. Efficient SVDD sampling with approximation guarantees for the decision boundary[J]. Machine Learning, 2022, 111(4): 1349-1375.
- [11] 亚森江·加入拉, 高建民, 高智勇, 等. 一种复杂机电系统 LE-SVDD 异常监测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3): 469-475.
YASENJIANG Jiarula, GAO Jianmin, GAO Zhiyong, et al. Laplacian eigenmaps-support vector domain description method for complex electromechanical system[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 469-475. (in Chinese)
- [12] 张世醒, 韩德强, 范晓婧. 利用证据理论的多分类支持向量数据描述算法[J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(2): 151-160.
ZHANG Shixing, HAN Deqiang, FAN Xiaojing. Multi-class support vector data description based on evidence theory[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(2): 151-160. (in Chinese)
- [13] TURKOZ M, KIM S. Multi-class bayesian support vector data description with anomalies[J]. Annals of Operations Research, 2022, 317(1): 287-312.
- [14] CHAUDHURI A, SADEK C, KAKDE D, et al. The trace kernel bandwidth criterion for support vector data description[J]. Pattern Recognition, 2021, 111: 107662.
- [15] 薛红涛, 周嘉文, 童鹏. 基于 WMM-HMM 的轮毂电机机械故障诊断方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2021, 49(4): 32-37.
XUE Hongtao, ZHOU Jiawen, TONG Peng. Mechanical fault diagnosis method of in-wheel motor based on WMM-HMM[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2021, 49(4): 32-37. (in Chinese)
- [16] 薛红涛, 童鹏, 江洪. 基于 RS 和 AHNs 的轮毂电机故障模糊诊断法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 925-930.
XUE Hongtao, TONG Peng, JIANG Hong. A fuzzy diagnosis method based on RS and AHNs for faults of in-wheel motor[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 925-930. (in Chinese)
- [17] SKORA M, EWERT P, KOWALSKI C T. Selected rolling bearing fault diagnostic methods in wheel embedded permanent magnet brushless direct current motors[J]. Energies, 2020, 12(21): 12214212.
- [18] GOU J P, MA H X, OU W H, et al. A generalized mean distance-based k-nearest neighbor classifier[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 115: 356-372.
- [19] 曹愈远, 张博文, 李艳军. AP 聚类改进免疫算法用于航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2019, 34(8): 1795-1804.
CAO Yuyuan, ZHANG Bowen, LI Yanjun. AP clustering improved immune algorithm for aeroengine fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(8): 1795-1804. (in Chinese)
- [20] 叶林, 李稼辰, 路朋, 等. 基于近邻传播聚类与 MCMC 算法的风电时序数据聚合方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 3744-3754.
YE Lin, LI Jiachen, LU Peng, et al. Wind power time series aggregation approach based on affinity propagation clustering and MCMC algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(12): 3744-3754. (in Chinese)
- [21] 卢星凝. 基于支持向量数据描述的属性约简算法研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2017.
- [22] YANG J W, WANG J H, HUANG Q, et al. Reliability assessment for the solenoid valve of a high-speed train braking system under small sample size[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2018, 31(1): 47.
- [23] PENG L, LIU S, LIU R, et al. Effective long short-term memory with differential evolution algorithm for electricity price prediction[J]. Energy, 2018, 162: 1301-1314.
- [24] 张国飞, 李志成, 任桂周, 等. 基于差分进化算法的混合电源功率分配多目标优化[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(4): 918-925.
ZHANG Guofei, LI Zhicheng, REN Guizhou, et al. Multi-objective optimization of power distribution of hybrid power source based on differential evolution algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(4): 918-925. (in Chinese)
- [25] 李学军, 李平, 蒋玲莉. 类均值核主元分析法及在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2014, 50(3): 123-129.
LI Xuejun, LI Ping, JIANG Lingli. Class mean kernel principal component analysis and its application in fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(3): 123-129. (in Chinese)



第一作者简介:刘炳晨,男,1998年3月生,硕士。主要研究方向为人工智能与故障智能诊断技术等。曾发表《Diagnosis method based on hidden Markov model and Weibull mixture model for mechanical faults of in-wheel motor》(《Measurement Science and Technology》2022, Vol.33)等论文。
E-mail: liu844097561@163.com

通信作者简介:薛红涛,男,1978年9月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为智能网联汽车安全和故障诊断自动化技术、状态识别安全评估等。
E-mail: xueht@ujs.edu.cn

obtained through experiments under various acceleration amplitude conditions, and a smooth simple harmonic force surface is constructed using linear interpolation. Then, by extracting the contour lines corresponding to constant force amplitude from this surface, the frequency response curve of the nonlinear structure under constant-force conditions is derived. Finally, the dynamic characteristics of a typical bolted nonlinear structure are investigated. The results show that the proposed approach can accurately capture the frequency response characteristics of bolted nonlinear structures, revealing the pronounced nonlinear dependence on force amplitude. Furthermore, bolt preload and structural reassembly are found to significantly influence the dynamic characteristics of the connection structure.

Keywords nonlinear structure ; response-controlled; dynamics characteristic; harmonic force surface; experimental technology

Mechanical Fault Diagnosis of In-wheel Motor Based on Weibull Kernel Function and MCSVDD

LIU Bingchen, XUE Hongtao, DING Dianyong

(School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University Zhenjiang, 212013, China)

Abstract In order to monitor the operation state of each wheel motor in distributed drive electric vehicle and ensure the safety of the vehicle, a fault diagnosis method of in-wheel motor based on improved multi-class support vector data description (MCSVDD) is proposed. The method incorporates two major improvements. First, a classification judgment rule based on the minimum distance to the cluster center within the class is proposed using the affinity propagation (AP) clustering algorithm to enhance MCSVDD. Second, a Weibull kernel function is constructed from the Weibull distribution to optimize data description model. Meanwhile, a dimensionality reduction method based on minimum-distance propagation discriminant projection (MPDP) is proposed for the multi-dimensional feature set of in-wheel motor operating state, which improves the separability of in-wheel motor fault states under different working conditions. Finally, in-wheel motors with typical bearing faults are customized respectively to collect vibration signals under 7 rotating speeds for verifying the effectiveness of the proposed method. The results show that the reduced dimension data's separability of observed samples of in-wheel motor operating state based on MPDP is better than that of linear discriminant analysis (LDA), minimum-distance discriminant projection (MDP) and locality preserving projection (LPP), and the recognition accuracy of MCSVDD's state recognition system based on Weibull kernel function is higher than that of polynomial and Gaussian kernel function.

Keywords in-wheel motor; vibration signal; fault diagnosis; minimum-distance propagation discrimination projection; multi-class support vector data description; Weibull kernel function

Design and Parameter Optimization of LLCC Resonant Network for Linear Ultrasonic Motors

GUO Pengtao¹, LI Xiang¹, ZHOU Lifeng², YAO Zhiyuan³

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology Hefei, 230009, China)

(2. Industrial Center/School of Innovation and Entrepreneurship, Nanjing Institute of Technology Nanjing, 211167, China)

(3. College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Nanjing, 210016, China)

Abstract Aiming to address the operation stability affected by the parameter time-variation of the ultrasonic