

基于图谱特征与度量学习的行星齿轮箱健康评估

李加兴¹,陈广艳²,张鲁晋¹,王友仁¹,张焱¹

(1. 南京航空航天大学 自动化学院,江苏 南京 211106;

2. 中国航发湖南动力机械研究所 直升机传动技术国防科技重点实验室,湖南 株洲 412000)

摘 要:为提高行星齿轮箱健康评估准确性,提出一种基于图谱特征与度量学习的行星齿轮箱健康评估方法。从行星齿轮箱振动信号中提取图谱特征作为故障特征参数;设计基于单调性、相关性的度量学习准则,建立优化的马氏距离度量函数;采用待测样本与无故障正常样本之间的马氏距离表征故障严重程度,建立基于支持向量回归的健康评估模型。通过行星齿轮箱健康评估实验结果分析,证明了图谱特征能够有效表征行星齿轮箱故障严重程度,所建立的健康评估模型单调性好,提高了健康评估准确性。

关键词:行星齿轮箱;健康评估;马氏距离;图谱特征;度量学习准则;支持向量回归

中图分类号:TH132.425 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2022)02-0107-04

Planetary Gearbox Health Assessment Based on Spectral Graph Feature and Metric Learning

LI Jiaying¹, CHEN Guangyan², ZHANG Lujin¹, WANG Youren¹, ZHANG Zhai¹

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Key Laboratory of National Defense Science and Technology of Helicopter Transmission Technology, Hunan Power Machinery Research Institute of Aviation Development, Zhuzhou 412000, China)

Abstract: To improve the accuracy of planetary gearbox health assessment, a method for planetary gearbox health assessment based on spectral graph features and metric learning is proposed. The spectral graph features is extracted from the vibration signal of the planetary gearbox as the fault feature parameter. The metric learning model based on monotonicity and correlation is design to establish the optimized Mahalanobis distance function. The severity of characterization fault of Mahalanobis distance between the sample to be tested and the normal sample is used to build a health assessment model based on support vector regression. The analyzed results of the planetary gearbox health assessment experiment prove that spectral graph features can effectively characterize the severity of the planetary gearbox failure, and the established health assessment model has good monotonicity, which improves the accuracy of the health assessment.

Keywords: planetary gearbox; health assessment; Mahalanobis distance; spectral graph feature; metric learning model; support vector regression

0 引言

行星齿轮箱具有较大的传动比与承载能力,广泛应用于直升机主减速器、风电机组等机械装置。由于行星齿轮箱运行在高速与重载的情况下,其关键零部件极易发生故障,开展行星齿轮箱在线监测与健康评估研究具有重要的意义^[1]。

故障特征参数提取作为健康评估中的关键环节,特征参数的好坏直接决定健康评估结果。张龙等^[2]将时域和频域特征组合成多域特征矢量,建立基准高斯混合模型(GMM),以多域对数似然概率作为健康指标,实现滚动轴承性能退化评估。对振动信号进行时域或频域分析,提取相应统计特征,是目前最常用的特征参数提取方法。然而由于行星齿轮箱振动信号具有非线性、非平稳性,且传统

的特征提取方法需要大量的信号处理知识和丰富的专业经验,故提取有效的故障特征参数比较困难。

度量学习(metric learning, ML)是从训练数据中学习一个度量函数,用于计算样本间的相似度或距离。作为度量学习最常用的度量函数,马氏距离可以很好地度量样本间的距离。赵帅等^[3]提取时域与频域特征并降维,计算降维特征与基线数据的马氏距离,以马氏距离对数作为健康值用于反映滚珠丝杠健康状态。乔美英等^[4]采用在线度量学习模型对马氏度量矩阵进行学习,提高了分类准确率和鲁棒性。目前度量学习大多用于数据分类与故障检测,在健康评估中应用较少。

RAI A 等^[5]提出基于自组织映射-最小量化误差演化的滚动轴承性能退化指标,并采用轴承健康指数构建支持向量回归模型对轴承进行寿命估计。张云超等^[6]建立齿轮裂纹扩展有限元模型,对齿轮进行寿命估计。ZHANG J

基金项目:直升机传动技术国防科技重点实验室基金项目(KY-52-2018-0024);航空科学基金项目(20183352031)

第一作者简介:李加兴(1996—),男,山东枣庄人,硕士研究生,研究方向为航空设备故障诊断与健康评估。

等^[7]研究了风力发电机健康评估方法,采用高斯混合模型对正常数据建立健康基线,并采用马氏距离计算当前状态与健康基线的距离进行健康评估。但以上健康评估方法中健康指标(health indicator, HI)在退化过程中波动较大、单调性较差,使得健康评估存在较大误差。

为了提高健康指标与故障严重程度之间的单调性与相关性,提高健康评估准确性,本文提出一种基于图谱特征与度量学习相结合的行星齿轮箱健康评估方法。首先对行星齿轮箱振动信号提取图谱特征;利用度量学习构建马氏距离度量函数,并结合支持向量回归模型实现行星齿轮箱健康评估。

1 图谱特征参数提取

1.1 路图信号

路图定义为一个顶点与顶点由边依次连接的序列。行星齿轮箱离散振动信号与路图信号的转换关系为:振动信号的采样点对应路图的顶点,振动信号的幅值对应路图信号序列^[8]。因此,路图顶点 v_i 与振动信号值 x_i ($i=1, 2, \dots, n$) 相对应, x_i 表示顶点 v_i 的值,则与振动信号对应的路图信号可表示为

$$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \quad (1)$$

1.2 图谱特征参数

图谱指标是图矩阵特征值的函数,而最常用的图矩阵有邻接矩阵 $\mathbf{W}$ 和拉普拉斯矩阵 $\mathbf{L}$ 。邻接矩阵 $\mathbf{W}$ 中每个元素 w_{ij} 为连接两个顶点 v_i 与 v_j 边的权值。若两个顶点之间没有边连接,则 $w_{ij}=0$ 。 w_{ij} 通常人为设定,与顶点值 x_i, x_j 有关,本文取

$$w_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad (2)$$

拉普拉斯矩阵 $\mathbf{L}$ 定义为

$$\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{W} \quad (3)$$

式中 $\mathbf{D}$ 为度对角矩阵,其对角元素为 $d_i = \sum w_{ij}$ 。

根据式(4)计算 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{L}$ 的特征值和特征向量

$$\begin{aligned} \mathbf{W} \mathbf{z}_i &= \lambda_i \mathbf{z}_i \\ \mathbf{L} \mathbf{y}_i &= \mu_i \mathbf{y}_i \end{aligned} \quad (4)$$

式中 $\lambda_i, \mathbf{z}_i$ 为邻接矩阵 $\mathbf{W}$ 的特征值和特征向量; $\mu_i, \mathbf{y}_i$ 为拉普拉斯矩阵 $\mathbf{L}$ 的特征值和特征向量。

本文提取的图谱特征如表 1 所示。

表 1 图谱特征

名称	表达式
图能量指标	$S1 = \sum_{i=1}^n \lambda_i $
拉普拉斯能量	$S2 = \sum_{i=1}^n \left \mu_i - \frac{2(n-1)}{n} \right $
类拉普拉斯能量不变量	$S3 = \sum_{i=1}^n \sqrt{\mu_i}$
Second Mohar 指标	$S4 = \frac{4}{n \cdot \mu_{n-1}}$
特征值绝对偏差	$S5 = \sum_{i=1}^n \lambda_i - \bar{\lambda} $

2 马氏距离度量学习

2.1 马氏距离

马氏距离是由印度统计学家 Mahalanobis 提出的,可以有效计算两个样本的相似度。样本 x_1, x_2 之间的马氏距离可表示为

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{(x_1 - x_2)^T \mathbf{C}^{-1} (x_1 - x_2)} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{C}$ 为协方差矩阵。

采用单调性与相关性对马氏距离进行评价,其表达式如式(11)和式(12)所示。

$$M_{on} = \frac{1}{N-1} \left| \sum_{i=1}^N \delta(d_{i+1} - d_i) - \sum_{i=1}^N \delta(d_i - d_{i+1}) \right| \quad (6)$$

$$C_{orr} = \frac{\left| N \sum_{i=1}^N d_i k_i - \sum_{i=1}^N d_i \sum_{i=1}^N k_i \right|}{\sqrt{\left[N \sum_{i=1}^N d_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N d_i \right)^2 \right] \left[N \sum_{i=1}^N k_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N k_i \right)^2 \right]}} \quad (7)$$

式中 N 为马氏距离 d 的数据长度; k 表示故障严重程度。

单调性和相关性值始终处于 $[0, 1]$, 越趋于 1, 表明马氏距离越符合期望要求。将单调性和相关性加权平均, 作为综合评分 J_M , 即

$$J_M = 0.5 M_{on} + 0.5 C_{orr} \quad (8)$$

2.2 度量学习

为了提升马氏距离的单调性与相关性, 引入度量学习 (metric learning, ML) 对马氏矩阵 $\mathbf{M}$ 进行学习。将公式(5)改写成如下形式

$$d = \sqrt{(Y - \bar{X})^T \mathbf{M} (Y - \bar{X})} \quad (9)$$

式中 $\mathbf{M}$ 为马氏矩阵; $\bar{X}$ 为正常状态特征参数均值; Y 为待评估状态特征参数。

根据度量学习模型, 对马氏矩阵进行学习, 即:

$$\mathbf{M}_{t+1} = \arg \min_{\mathbf{M} > 0} D_{ld}(\mathbf{M}, \mathbf{M}_t) + \eta_t l(\mathbf{M}, \hat{\mathbf{y}}_t, y) \quad (10)$$

式中 $\mathbf{M}_t$ 表示在 t 次迭代中的马氏矩阵; η_t 为正则化参数; $l(\mathbf{M}, \hat{\mathbf{y}}_t, y)$ 为损失函数; $D_{ld}(\mathbf{M}, \mathbf{M}_t)$ 为正则化函数,

$$D_{ld}(\mathbf{M}, \mathbf{M}_t) = \text{tr}(\mathbf{M} \mathbf{M}_t^{-1}) - \log(\det(\mathbf{M} \mathbf{M}_t^{-1})) - n \quad (11)$$

损失函数 $l(\mathbf{M}, \hat{\mathbf{y}}_t, y)$ 中, $\hat{\mathbf{y}}_t = J_{M_t}$ 表示在第 t 次迭代时, 使用马氏矩阵 $\mathbf{M}_t$ 计算的马氏距离的评分, y 表示期望达到的评分, 本文取 $y=1$ 。损失函数选取平方损失函数, 可表示为

$$l(\mathbf{M}, \hat{\mathbf{y}}_t, y) = (y - \hat{\mathbf{y}}_t)^2 \quad (12)$$

当函数 $\mathbf{M}_{t+1} = \arg \min_{\mathbf{M} > 0} D_{ld}(\mathbf{M}, \mathbf{M}_t) + \eta_t l(\mathbf{M}, \hat{\mathbf{y}}_t, y)$ 对 $\mathbf{M}$ 的偏导为 0 时, 该函数达到最小值, 可以得到全局最优解

$$\mathbf{M}_{t+1} = \left[\mathbf{M}_t^{-1} + \eta_t (\hat{\mathbf{y}}_t - y) \left(\frac{\partial M_{on_t}}{\partial \mathbf{M}_t} + \frac{\partial C_{orr_t}}{\partial \mathbf{M}_t} \right) \right]^{-1} \quad (13)$$

为了保证马氏矩阵 $\mathbf{M}$ 的半正定性, η_t 需要满足

$$\begin{cases} \mathbf{M}_t^{-1} + \eta_t (\hat{y}_t - y_t) \left(\frac{\partial \mathbf{M}_{on_t}}{\partial \mathbf{M}_t} + \frac{\partial \mathbf{C}_{off_t}}{\partial \mathbf{M}_t} \right) \geq 0 \\ \eta_t \geq 0 \end{cases} \quad (14)$$

因此,马氏矩阵度量学习过程如下:

输入:正常状态特征 X ,不同故障阶段的特征 Y 。

a) 归一化 X, Y ;

b) 设置初始马氏矩阵 $\mathbf{M}_1 = I$, 迭代次数 N , 期望损失误差 ρ ;

c) For $t = 1, 2, \dots, N$;

1) 使用 $\mathbf{M}_t$ 计算 Y 与 X 之间的马氏距离 d ;

2) 计算 $\hat{y}_t = \frac{\mathbf{M}_{on_t} + \mathbf{C}_{off_t}}{2}$;

3) 如果 $(y - \hat{y})^2 > \rho$ 则继续, 否则退出循环;

4) 计算 $\frac{\partial l(\mathbf{M}, \hat{y}_t, y)}{\partial \mathbf{M}}$, 利用矩阵不等式工具箱求解 η_t ;

5) 更新 $\mathbf{M}$,

$$\mathbf{M}_{t+1} = \left[\mathbf{M}_t^{-1} + \eta_t (\hat{y}_t - y_t) \left(\frac{\partial \mathbf{M}_{on_t}}{\partial \mathbf{M}_t} + \frac{\partial \mathbf{C}_{off_t}}{\partial \mathbf{M}_t} \right) \right]^{-1};$$

6) 若 $t = N$, 则退出循环, 否则返回步骤 c)。

输出: 马氏矩阵 $\mathbf{M}$ 。

3 健康评估方法

3.1 基于支持向量回归的健康评估模型

设训练样本

$$D = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)] \quad (15)$$

式中: $x_i \in R^n$; $y_i \in R$; x 为输入样本; y 为输出样本。支持向量回归函数表达式为

$$f(x) = \omega \varphi(x) + b \quad (16)$$

式中: ω 为权重向量; b 为偏置; $\varphi(x)$ 为非线性映射, 可以将样本点映射到高维空间。对于参数 ω 和 b , 通过求解最小值优化问题获得:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \quad (17)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - \omega \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (18)$$

式中: c 为惩罚因子; ε 为不敏感损失函数参数; ξ_i, ξ_i^* 为松弛因子。

通过求解上述模型的拉格朗日方程对偶问题获得最优解, 得到回归模型

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (19)$$

式中: α_i, α_i^* 为拉格朗日乘子; $K(x_i, x)$ 为核函数。本文选择径向基核函数, 并采用交叉验证方法求解模型中的参数。

3.2 行星齿轮箱健康评估实现

基于马氏距离度量学习与支持向量回归 (MDML-SVR) 的行星齿轮箱健康评估方法实现流程如图 1 所示。

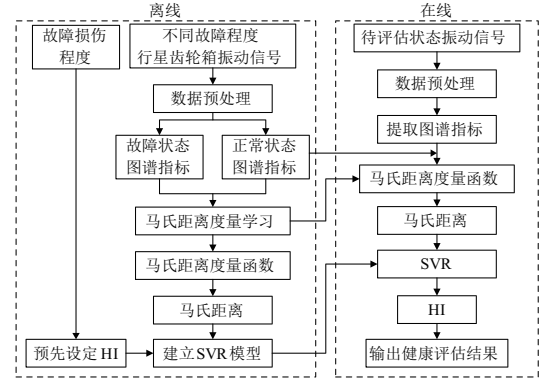


图 1 基于 MDML-SVR 的行星齿轮箱健康评估方法

4 实验及结果分析

4.1 实验方案

采用的行星齿轮箱故障模拟实验平台如图 2 所示。该实验平台主要由变速驱动电机、平行齿轮箱、行星齿轮箱与磁粉制动器组成。实验设置了共 195 种工况: 15 种转速 600~2 000 r/min, 13 种负载 0~27 N·m。在太阳轮上植入了 4 种不同尺寸的点蚀故障, 记为 ds1~ds4, 无故障正常状态记为 ds0, 如图 3 所示。4 种点蚀直径均为 2 mm, 点蚀深度及数量见表 2。根据点蚀故障面积及深度, 设定故障严重程度分别为 20%、40%、60%、80%。数据采集时采样频率为 40 960 Hz, 采样时间为 25.6 s。

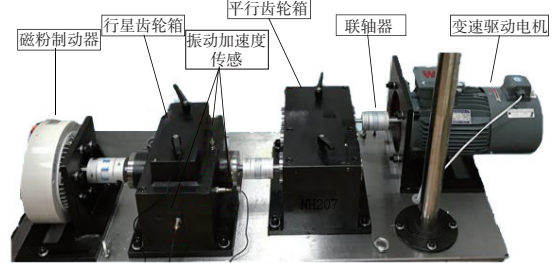


图 2 行星齿轮箱故障模拟实验平台

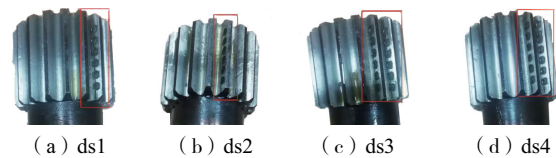


图 3 太阳轮点蚀故障

表 2 太阳轮点蚀故障尺寸

编号	深度/mm	数量/个	点蚀面积/mm ²
ds1	0.01	12	37.68
ds2	0.02	12	37.68
ds3	0.02	24	75.36
ds4	0.03	24	75.36

4.2 振动信号特征参数

选用转速为 600 r/min、载荷为 6.75 N·m 工况下水平方向的振动信号并进行小波降噪处理,分别提取图谱特征 S1-S5。为了对比分析,提取常用的时域特征参数均方根、峰值、峭度、裕度因子,频域特征参数平均频率、频率标准差。

对图谱特征、时频、频域特征分别计算其随故障严重程度变化的单调性、相关性与综合评分,具体评分值见图 4。

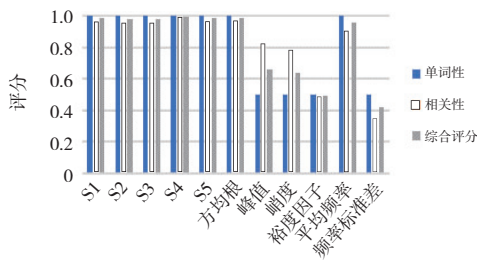


图4 特征参数评分

图谱指标的综合评分普遍高于时域、频域特征,均在 0.97 以上。方均根作为最常用的时域特征,其综合评分为 0.985 2,低于图谱指标 S4 的 0.994 7。以上分析表明图谱指标在表征故障严重程度方面优于常用的时域与频域特征。

4.3 不同健康评估方法结果比较

在每种故障程度下,取前 25 s 振动信号,并平均分为 25 组,每组分别提取图谱指标 S1-S5,组成 25×5 的特征参数集。从 25 组特征参数中随机选择 20 组作为马氏矩阵度量学习训练数据,其余 5 组作为测试数据。根据度量学习步骤,设定初始马氏矩阵为单位矩阵,对马氏矩阵 M 进行训练,从而得到马氏距离度量函数。

采用协方差矩阵 C 与度量学习的马氏矩阵 M 分别计算 5 组测试数据中不同故障严重程度特征参数与基准特征向量的马氏距离,并归一化处理,分别记为 MD、MD-ML,如图 5 所示。

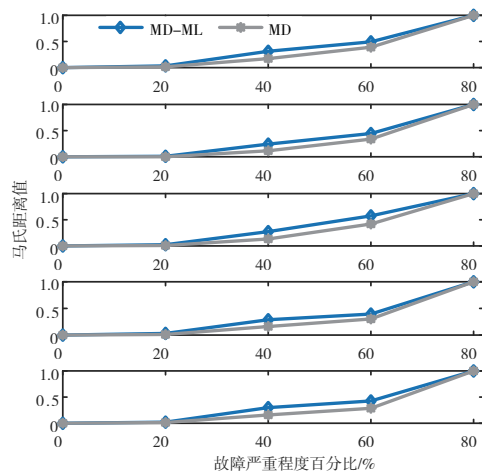


图5 不同故障严重程度下的马氏距离

从图 5 可以看出两种方法计算的马氏距离均随着故障严重程度单调递增。为了更准确地比较度量学习对马氏距离提升效果,采用单调性、相关性对马氏距离进行评价,并计算综合评分,如图 6 所示。经过度量学习后,马氏距离相关性分别提高了 5.01%、5.99%、5.99%、5.49%、7.40%,综合评分分别提高了 2.38%、2.80%、2.80%、2.57%、3.45%。

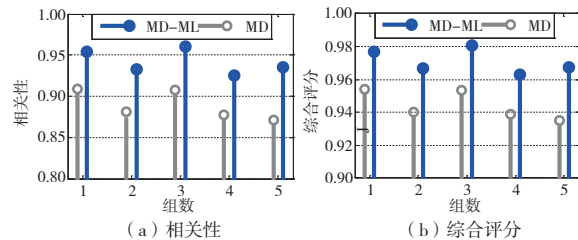


图6 度量学习评分对比

为了对比本文方法的有效性,采取未度量学习的马氏距离函数 MD-SVR、欧氏距离函数 ED-SVR 以及 GMM-SVR、MDML-Logistic 方法进行分析。

根据太阳轮点蚀损伤程度预先设定健康指标,正常状态 ds0 时 $H_1 = 1$, ds1-ds4 时, H_1 分别为 0.8、0.6、0.4、0.2。分析与图 7 中度量学习前后健康评估结果可以发现,采用本文方法得到的 H_1 更贴合实际结果,随故障加深而减小,且不同健康状态区分明显,符合预期结果。其他方法在正常状态 ds0 与 ds1 时的评估结果非常接近,不足以区分健康状态。ED-SVR 与 GMM-SVR 在 ds1 的 H_1 大于正常状态 ds0 的 H_1 ,不符合实际结果。

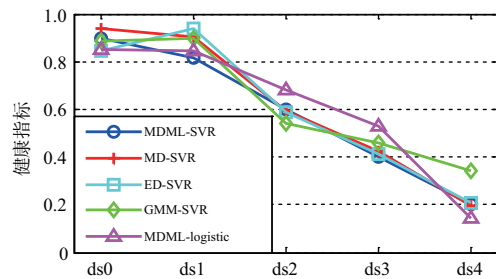


图7 健康评估结果比较

为了准确、全面地比较健康评估结果,对 H_1 随故障程度变化曲线进行评价,如表 3 所示。MDML-SVR 方法的相关性与综合评分最高,分别为 0.991 2 与 0.995 6,其次是 MD-SVR、MDML-Logistic、ED-SVR、GMM-SVR 最低。

表3 健康指标评分

方法	单调性	相关性	综合评分
MDML-SVR	1.0	0.991 2	0.995 6
MD-SVR	1.0	0.981 9	0.990 9
ED-SVR	0.5	0.944 7	0.722 3
GMM-SVR	0.5	0.950 1	0.725 1
MDML-Logistic	1.0	0.937 1	0.968 5

(下转第 119 页)

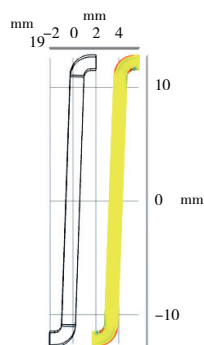


图7 SMA 弹簧相变图

4 结语

结合机器人位置精度要求,本文对夹持器驱动方式和结构进行了研究,设计了一种 SMA 和电机复合驱动的末端执行器,构建了有限元模型,并对电机和 SMA 本构模型进行了研究,利用 COMSOL 进行了仿真分析。仿真结果表明:本文所设计 SMA-电机复合驱动器结构合理,通过电机驱动和 SMA 合金相变复合控制加持手指的位移,实现了机器人末端执行器的精准控制。

参考文献:

- [1] 王田苗,郝雨飞,杨兴帮,等. 软体机器人:结构、驱动、传感与控制[J]. 机械工程学报,2017,53(13):1-13.

- [2] 罗天洪,郭园,梁爽,等. SMA-电机复合驱动仿生肘关节的控制策略与仿真[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2017,36(7):117-122.
- [3] LIN H T, LEISK G G, TRIMMER B. GoQBot: a caterpillar-inspired soft-bodied rolling robot [J]. Bioinspiration & Biomimetics, 2011, 6(2): 026007.
- [4] SHEPHERD R F, ILIEVSKI F, CHOI W, et al. Multigait soft robot[J]. PNAS, 2011, 108(51): 20400-20403.
- [5] 王扬威,于凯,王振龙. 形状记忆合金丝驱动仿生波动鳍推进器设计与实验研究[J]. 中国机械工程, 2015, 26(8): 1010-1014.
- [6] YANG Y, CHEN Y H, WEI Y, et al. Novel design and three-dimensional printing of variable stiffness robotic grippers [J]. Journal of Mechanisms and Robotics, 2016, 8(6): 061010.
- [7] 李明军,曾翔,谢荣臻,等. 基于 SMA 驱动的仿尺蠖钩爪式软体末端夹持器研究[J]. 机械工程与自动化, 2018(5): 35-37.
- [8] 徐森鑫,李小宁,郭钟华. 新型柔性夹持装置软体手指的数学模型研究[J]. 机械制造与自动化, 2016, 45(5): 99-102.
- [9] 石海洋,张青来,韩伟东,等. 冷轧 Ti-50.8Ni-0.4V 形状记忆合金相变和超弹性研究[J/OL]. 热加工工艺, [2020-09-12]. <http://doi.org/10.14158/j.cnki.1001-3814.20192497>.
- [10] 李贺,董二宝,许旻,等. 基于 SMA 的混合驱动器设计[J]. 机电一体化, 2011, 17(4): 56-59, 93.

收稿日期:2021-01-18

(上接第 110 页)

采用方均根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均百分比误差(MAPE)对健康评估结果进行评价,结果见表4。MDML-SVR的RMSE、MAE、MAPE分别为0.047 3、0.027 8、0.036 4,均优于其他方法。综合以上分析,本文所提健康评估方法效果优异,可以有效提高行星齿轮箱健康评估准确率。

表4 健康评估误差比较

方法	R_{MSE}	M_{AE}	M_{APE}
MDML-SVR	0.047 3	0.027 8	0.036 4
MD-SVR	0.061 5	0.044 1	0.064 8
ED-SVR	0.096 2	0.064 0	0.081 8
GMM-SVR	0.113 4	0.096 0	0.242 2
MDML-Logistic	0.101 4	0.090 9	0.187 6

5 结语

提出一种基于图谱特征与度量学习的行星齿轮箱健康评估方法,通过实验结果分析,得出结论:

- 1) 图谱特征作为故障特征参数,在表征故障严重程度方面优于常用的时域、频域特征。
- 2) 将单调性与相关性作为度量学习准则,可以减小不同故障严重程度下马氏距离的波动,提高健康评估指标的单调性、准确性。
- 3) 基于 MDML-SVR 的行星齿轮箱健康评估方法评

估结果更准确。

参考文献:

- [1] 孙灿飞,王友仁. 直升机行星传动轮系故障诊断研究进展[J]. 航空学报, 2017, 38(7): 20892.
- [2] 张龙,黄文艺,熊国良,等. 基于多域特征与高斯混合模型的滚动轴承性能退化评估[J]. 中国机械工程, 2014, 25(22): 3066-3072.
- [3] 赵帅,黄亦翔,王浩任,等. 基于拉普拉斯特征马氏距离的滚珠丝杠健康评估[J]. 机械工程学报, 2017, 53(15): 125-130.
- [4] 乔美英,刘宇翔,陶慧. 一种基于信息熵和 DTW 的多维时间序列相似性度量算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2019, 58(2): 1-8.
- [5] RAI A, UPADHYAY S H. Intelligent bearing performance degradation assessment and remaining useful life prediction based on self-organising map and support vector regression[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2018, 232(6): 1118-1132.
- [6] 张云超,王友仁,李加兴. 基于 ABAQUS 的圆柱直齿齿轮根裂纹扩展与寿命估计[J]. 机械制造与自动化, 2021, 50(1): 54-56.
- [7] ZHANG J, JIANG N, LI H K, et al. Online health assessment of wind turbine based on operational condition recognition [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2019, 41(10): 2970-2981.
- [8] 高艺源,于德介,王好将,等. 基于图谱指标的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 航空动力学报, 2018, 33(8): 2033-2040.

收稿日期:2021-02-08