

无限隐 Markov 模型在缺失数据轴承退化趋势预测中的应用

李志农¹, 李舒扬¹, 柳宝¹, 陶俊勇²

(1. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室, 江西 南昌 330063;

2. 国防科学技术大学装备综合保障技术重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要: 相比较于在完整数据下设备性能退化预测, 缺失数据下的预测是更加困难的, 也是更有意义的。然而, 现有的轴承性能退化预测方法都未考虑缺失数据下的预测, 基于此, 提出了一种基于无限隐马尔可夫模型的缺失数据下轴承退化预测方法。在提出的方法中, 通过建立无限隐马尔可夫预测模型, 预测了滚动轴承样本数据在振荡阶段所缺失的数据点, 形成新的完整数据。同时, 再使用建立的预测模型对新的完整数据进行单步预测。实验结果表明, 与真实值对比, 得到的预测数据具有较小的平均误差值; 对比真实值、完整数据下的预测值和新的完整数据下的预测值, 验证了提出方法的有效性, 能够反映滚动轴承退化的变化趋势。提出的方法可为数据缺失下滚动轴承的退化趋势预测提供一种思路, 具有重要的理论价值和工程应用价值。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 无限隐马尔可夫模型(iHMM); 性能退化; 趋势预测; 缺失数据

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33; TN911.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)02-0574-08

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.02.029

引言

滚动轴承作为旋转机械设备中回转部件的主体, 会因长时间处于连续工作状态而引发严重的故障。因此, 对轴承进行性能退化趋势预测是非常有必要的。目前, 针对旋转机械中轴承退化趋势预测的研究取得了一些进展, 国内外学者提出了一些行之有效的方法。王浩然等^[1]使用多目标和声搜索算法优化了 SVM 模型, 在对原始特征集深层次特征提取后, 以此为退化指标建立了最优评估模型。马海龙^[2]考虑了单一特征量预测会导致全局轴承剩余寿命误差大, 推导出了主元融合多个指标的预测方法。陈鹏等^[3]在文献[1-2]的基础上, 针对轴承退化指标提取方法中存在提取不全面的问题, 建立了全局和局部领域保持嵌入式的支持向量机描述模型。周建民等^[4]采用模糊 C 均值和 SVDD 模型对滚动轴承退化状态进行识别。姜万录等^[5]考虑到传统的故障诊断方法对数据的处理很复杂, 研究了基于平滑 Wigner-Ville 分布与深度学习相结合的故障诊断方法。Komshin 等^[6]提出了一种滚动轴承运行期间计

量保障和技术状态评估的新方法。Ali 等^[7]结合概率神经网络和简化模糊自适应共振理论映射对轴承退化进行识别。Chegini 等^[8]在轴承失效实验中引入了周期强度因子、集成经验模态分解和小波包分解的混合特征来检测轴承开始退化的时间。Chegini 等^[9]在 Chegini 等^[8]的研究基础上使用了基于包络谐波比和快速集成经验模态分解的特征提取方法。Alia 等^[10]基于非监督感知方法提出了自组织映射分类法来跟踪轴承缺陷的严重程度。

然而, 现有的轴承性能退化方法都是建立在完整的数据链上, 忽略了包含缺失数据的轴承性能退化情况。在工程项目中, 因实际工况环境多变且恶劣, 采集系统会因此不能得到完整的数据集。除此之外, 一整套的采集传输系统也会出现各种各样的意外情况, 比如前端传感器在外部条件变化时发生损坏^[11], 又或者是数据在有线传输时采样频率产生波动、无线传输时的信号丢失等, 这些情况都会造成采集数据的丢失。对于不完整的数据预测是当前的一个难点, 也是当今迫切需要解决的问题。因此, 进行缺失数据下的退化趋势预测是非常有必要的。

隐 Markov 模型 (Hidden Markov Model, 简称

收稿日期: 2021-07-05; **修订日期:** 2021-09-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52075236); 江西省自然科学基金重点项目(20212ACB202005); 装备预研基金项目(6142003190210); 南昌航空大学研究生创新专项资金资助项目(YC2020079); 陕西省矿山机电装备智能监测重点实验室开放基金重点项目(SKL-MEEIM201901)。

HMM)^[12-14]是一种统计分类模型,在部件退化预测领域获得了一些应用。崔昊杨等^[15]针对中国高压电网中断路器检修情况复杂多变和自身性能衰退的情况,将隐马尔可夫模型引入到该设备重要部件的可靠性预测中。高山等^[16]考虑到如今机械设备关联化的大趋势,利用全矢谱融合振动信号后,使用HMM进行剩余寿命预测。Soualhi等^[17]为保障轴承的可靠性和安全性,提出基于HMM的诊断模型来预测其剩余使用寿命。Liu等^[18]提出可描述退化状态持续时间的改进HMM,有效预测了刀具磨损的退化状态。

然而,基于HMM的预测方法在建立模型时,无法准确地对隐状态数目进行定义,需要人为设定隐状态数目,限制了HMM在预测中的应用。针对HMM的不足,Beal等^[19]提出了无限隐 Markov 模型 (Infinite Hidden Markov Model, iHMM),该模型使用两级分层 Dirichlet 过程来定义非参贝叶斯隐 Markov 模型。并且通过 HDP (Hierarchical Dirichlet Process)集成了隐马尔可夫模型转移矩阵和发射矩阵的参数,使得马尔可夫模型不用再拘泥于有限的状态和有限的观察量。因此,无限隐 Markov 模型所拥有的灵活性和自动确定隐状态数的能力要优于传统的隐 Markov 模型。文献[20-22]探讨了 iHMM 在机械故障诊断领域中的应用,但是这些方法并未涉及到设备的性能退化趋势预测。

基于 iHMM 的独特优势,本文提出了基于 iHMM 的缺失数据下设备性能退化预测方法,并应用到滚动轴承性能退化预测中。在提出的方法中,以美国智能维护系统中心 (Intelligent Maintenance Systems, IMS)的轴承退化数据集为样本,通过模拟数据丢失来展开在缺失数据的情况下,滚动轴承退化趋势的研究。建立起基于缺失数据下的无限隐马尔可夫预测模型,通过实验来进一步验证预测模型的准确性。

1 iHMM 缺失数据退化趋势预测模型的建立

将隐马尔可夫模型扩展到无限隐马尔可夫模型时,作为一种非参数贝叶斯模型,需要将传统的 Dirichlet 过程 (Dirichlet Process, DP)拓展为层次 Dirichlet 过程 (Hierarchical Dirichlet Process, HDP)。它的思想最初源自文档分类的问题,为的是解决在众多的文档中共享无穷多个类的问题^[23-24]。HDP 一般通过马尔可夫链和蒙特卡罗的采样算法来构造。图 1 为 HDP 的有向图模型。具体的 HDP 构造如下

式所示:

$$G_0 \sim DP(r, H) \tag{1}$$

$$G_j \sim DP(\alpha, G_0) \tag{2}$$

$$\theta_{ji} \sim G_j \tag{3}$$

$$x_{ji} \sim F(\theta_{ji}) \tag{4}$$

式中 “ \sim ”表示服从分布。式(1)表示第一层 Dirichlet 过程: G_0 为 HDP 中第一层的基分布, H 为 G_0 的基分布, r 为 G_0 的测度; 式(2)表示第二层 Dirichlet 过程: G_j 为 HDP 中第二层的基分布, 以 G_0 为基分布, 将 α 作为 G_j 的测度, 因此称为分层 Dirichlet 过程。再以 G_j 为先验, 产生 θ_{ji} 的值, 将 θ_{ji} 作为一个函数 $F(\cdot)$ 的参数, 将此函数作为先验产生 x_{ji} 值。

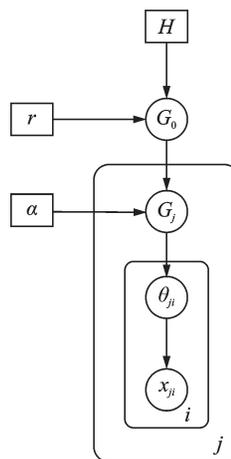


图 1 HDP 有向图模型

Fig. 1 HDP directed graphical model

在 HMM 中,隐状态需要人为确定,并且隐状态的数量是有限的,通过引入 HDP,利用其性质,实现了自动生成 HMM 中隐状态的数目。HDP-HMM 也被称为无限隐马尔可夫模型 (iHMM)^[24], iHMM 的有向模型图构造如图 2 所示。

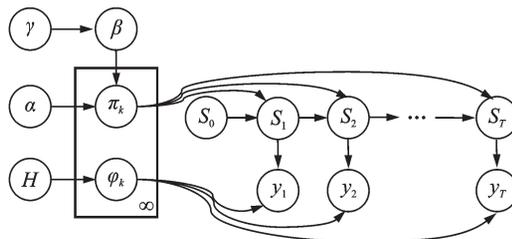


图 2 iHMM 有向图模型

Fig. 2 iHMM directed graphical model

iHMM 的数学模型,可以用下式表示:

$$\beta \sim GEM(\gamma) \tag{5}$$

$$\pi_k \sim DP(\alpha, \beta) \tag{6}$$

$$\theta_k \sim H \tag{7}$$

$$i_t | i_{t-1}, (\pi_k)_{k=1}^{\infty} \sim \pi_{i_{t-1}} \tag{8}$$

$$o_t | i_t, (\theta_k)_{k=1}^{\infty} \sim F(o_t | \theta_{i_t}) \tag{9}$$

式中 γ 为 iHMM 中的基测度; β 为 iHMM 中由 γ 控制产生的基分布; π_k 为 iHMM 中的第一层基分布; θ_k 为 iHMM 中的第二层基分布; i_i 为 iHMM 中由 θ_k 产生的变量; o_i 为 iHMM 中由 i_i 产生的变量。

通过建立预测模型方法进行缺失数据的补全有两种方式:第一种方式是通过前面完整数据集进行模型的训练,然后预测第一个缺失的数据,在预测完之后,将这个预测的数据加入之前的数据集,重新进行训练,从而完成对第二个缺失数据的预测。依此类推,第三个、第四个、...、第 N 个都是如此预测。这种方法的优点是它将预测出来的数据运用到了极致,适用于原始训练数据不是很充足的情况。另一种方式是使用没有缺失数据集的数据进行训练,得到训练的模型,然后通过这个模型对缺失数据进行一次一个的预测。这种方式适用于大样本数据训练,由于前期使用大量数据训练出的模型进行预测,所以后续缺失数据之间的预测值就不会互相影响,误差也不会越来越大。这里,将采用第一种退化趋势预测方式。具体的流程如图 3 所示。

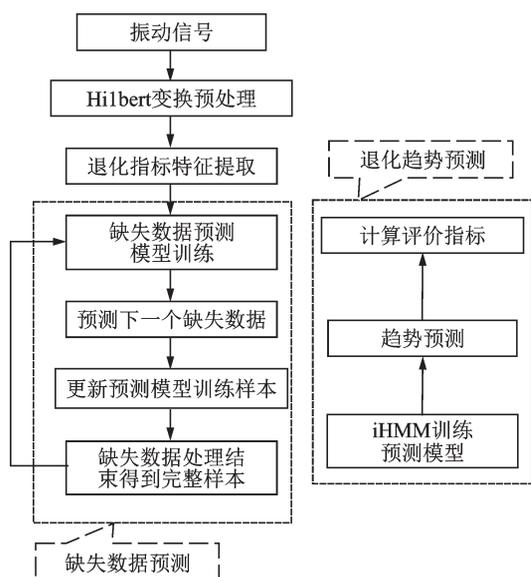


图 3 缺失数据下基于 iHMM 的滚动轴承退化趋势预测
Fig. 3 Prediction of degradation trend of rolling bearings based on iHMM under missing data

由图 3 可知,基于 iHMM 的滚动轴承退化趋势预测的步骤如下:

- 1) 获得振动信号。
- 2) 将振动信号进行 Hilbert 变换预处理。
- 3) 对振动信号进行特征提取。在这里,我们使用小波熵作为振动信号的退化指标,小波熵的计算过程如下式所示:

$$E = \sum_{j=1}^k E_j \quad (10)$$

$$p_i = \frac{E_i}{E} \quad (11)$$

$$H_E = H(P) = - \sum_{i=1}^k p_i \lg p_i \quad (12)$$

式中 E_j 为第 j 尺度下小波分量能量的平均和; E 为所有尺度分量的总能量; p_i 为归一化后的能量分布; H_E 为小波熵。在滚动轴承预测中共计获得 984 个小波熵值。

4) 进行模型训练,第一步是先使用原始样本进行 iHMM 退化模型训练,然后预测出第一个缺失值。

5) 第二步是将这个预测出的缺失值与原始样本合并成一个新的样本数据集,使用这个样本数据集进行第二个缺失数据的预测。

6) 依此类推,预测出一定数量的缺失数据。

7) 将预测出来的缺失数据与原数据对比评价。

2 实验研究

本实验采用来自 IMS 的数据。实验所需的设备安装了 4 个 ZA-2115 双列滚子轴承,并使用 2000 r/min 的传动带驱动转轴恒定转速转动。在 X 轴与 Y 轴方向分别安装了加速度传感器。该数据共包含三个数据集,每一个数据集都描述了轴承从测试到失效的过程。此处采用第二个数据集。在数据集中:采样频率为 20 kHz,采样间隔为 10 min,每隔 10 min 可采得一个文件长度为 20480 个点的点集,共计 984 组这样的点集。该实验共持续 164 h。

该轴承实验装置如图 4 所示。

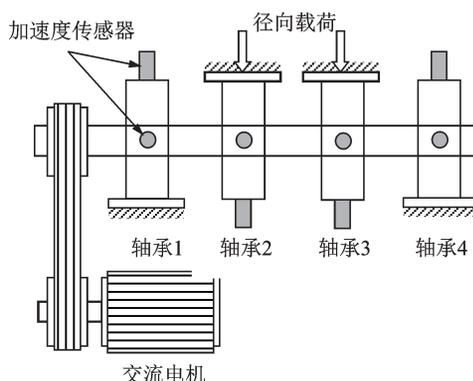


图 4 轴承试验示意图

Fig. 4 Schematic diagram of bearing test

图 5 为轴承振动信号经小波熵特征提取后的 984 组值。由图 5 可知,轴承在 0~85.5 h (小波熵提取值为文件第 1~512) 处于一个平稳过程;在 85.5~115 h (小波熵提取值为文件第 513~692) 处于振荡

过程;在115 h之后(小波熵提取值为文件第693~984)处于故障情况。

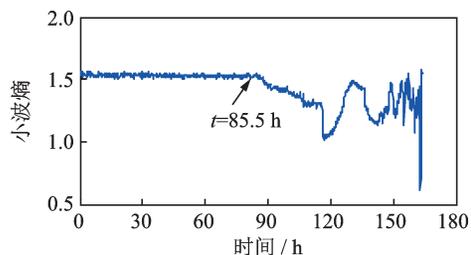


图5 小波熵变化趋势

Fig. 5 Change trend of wavelet entropy

同时加入了峭度作为退化特征信号用来对比小波熵,从图6中可以看出,小波熵在85.5 h后,信号发生了明显的变化,而峭度信号则在较晚的时间发生变化,证明了小波熵在提取轴承退化特征信号时的优越性。平稳时期的数据点不需要对其进行预测,同理,故障时期的点已经不再具备预测的可能性。而选取振荡阶段经小波熵处理后第513~692点的数据点开展后续的缺失数据预测更有意义。因此,将选择振荡过程中第513~642点进行后续缺失数据情况下的滚动轴承退化趋势预测实验。

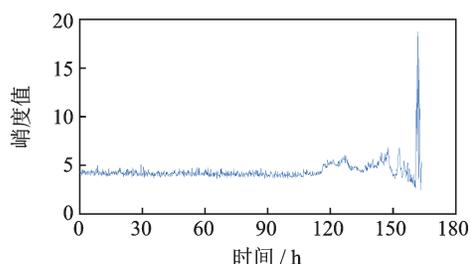


图6 峭度变化趋势

Fig. 6 Change trend of kurtosis

因为iHMM建模需要的观察值是离散的变量,所以要将小波熵进行量化处理,在这里采用的量化处理方法是Lloyds编码。Lloyds编码可以实现小波熵的标量化,可以使后续的结果经处理后在一个范围内变化。将Lloyds编码的值设定为40。将所选取振荡过程中的小波熵进行离散化,得到的结果如图7所示。

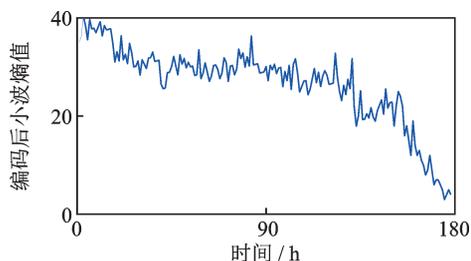


图7 小波熵特征Lloyds编码图

Fig. 7 Wavelet entropy feature obtained by Lloyds coding

由图7可知,经Lloyds编码之后的小波熵特征值在0~40的范围内,在85.5~115 h(编码后小波熵提取值对应为第513~692点之间)很好地反映了轴承在退化阶段的变化情况。

2.1 进行iHMM轴承退化数据训练

在这个数据段内,将第513~613点区间内共计101个点作为缺失数据情况下iHMM的训练数据,缺失数据段设定为第614~623点,这10个点可以较好地反映轴承在产生退化初期时所表达的意义。振荡过程中iHMM训练的相关参数如图8~13所示。

图8为经iHMM共计2000次迭代后的隐状态 K 的收敛轨迹,表示iHMM训练过程中轴承退化数据随时间变化逐渐收敛至固定的值。从图8中可以看出,在经过2000次的迭代之后,隐状态 K 的值逐渐趋于稳定,基本稳定在2个或者3个状态。也证实了经训练后的无限隐Markov模型可以自适应地确定隐状态数。图9为iHMM迭代过程中超参数 α 的收敛情况, α 控制轴承实际退化状态向自身转移的先验趋势。从图9中可以看出, α 值在训练中表现得较稳定,表明在训练迭代的2000次过程中,自转移先验值变化不大。图10为iHMM迭代过程中超参数 γ 的收敛情况, γ 控制观测状态对应的隐状态数目。从图10中可以看出, γ 值从迭代开始的较大值到迭代200次之后趋于一个稳定的范围值,间接对应了图8中隐状态数目的跳变从最开始较大变化到后来较小变化。图11为iHMM训练中对振荡状态轴承特征数据联合似然对数值。从图11中可以看出,在迭代的过程中,联合似然对数也趋于稳定。图12为iHMM训练结束后产生的状态转移矩阵,状态转移矩阵表示轴承退化特征数据由一个状态向另一个状态转移所呈现的转移概率矩阵,图12的转移矩阵表示在轴承退化过程中,选定过程的隐状态是以 2×2 的形式转移变化的。图13为iHMM训练结束后产生的发射矩阵。发射矩阵表示观测到的轴承数据与实际轴承状态状况之间产生的概率,其表示在确定了状态转移矩阵为2个状态之间互相转移的前提下,实际观测到的序列在每个状态下都有20个观测序列值,即观测序列与隐状态序列在每一个时刻存在 2×20 个概率。

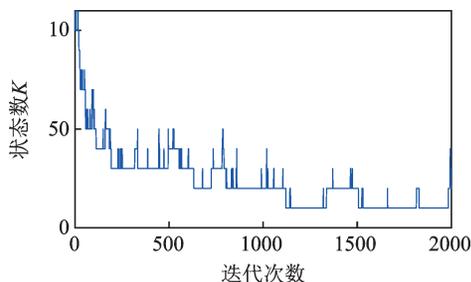


图8 状态K

Fig. 8 State K

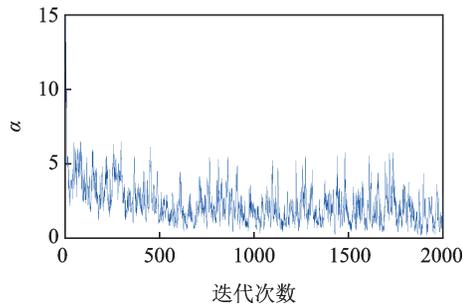


图9 α 值
Fig. 9 value α

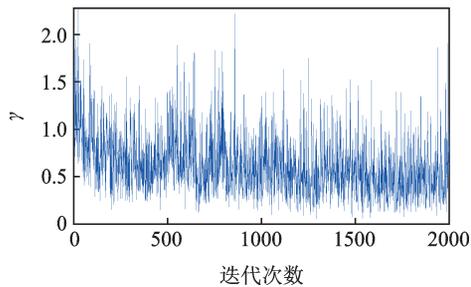


图10 γ 值
Fig. 10 value γ

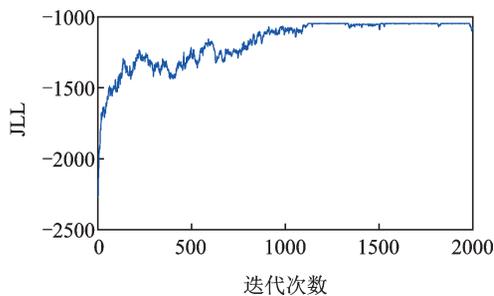


图11 联合似然对数值
Fig. 11 Joint likelihood logarithm

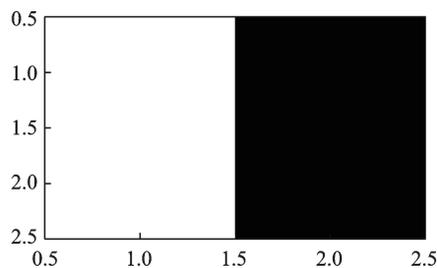


图12 转移矩阵
Fig. 12 Transition matrix

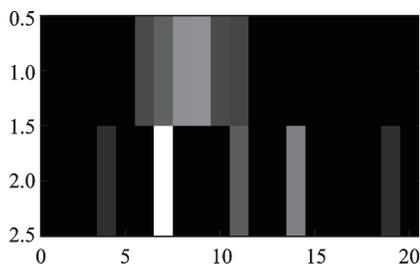


图13 发射矩阵
Fig. 13 Emission matrix

2.2 缺失轴承数据预测

在这个数据段内,将第513~613点区间内共计101个点作为缺失数据情况下iHMM的训练数据,缺失数据段设定为第614~623点。通过训练好的iHMM可以预测出第614点。将第614点和第513~613点合并为第513~614点再次进行iHMM训练用来预测第615点,如此往复循环,将缺失数据段全部都预测出来,预测结果如图14和15所示,为了更好地与前后数据进行对比,在图中还加入了预测缺失数据前后的5个真实数据点作为对比。

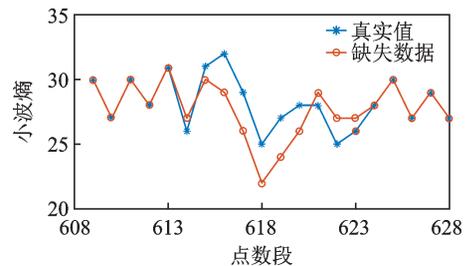


图14 编码前缺失数据对比图
Fig. 14 Comparison of missing data before encoding

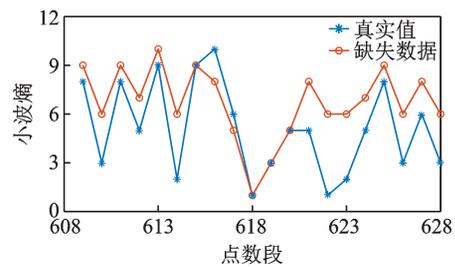


图15 编码后缺失数据预测对比图
Fig. 15 Comparison of missing data after encoding

从图15中可以看出,虽然预测出来的十个数据(点614~623)的值与真实值都有一定的差距,但是可以反映出数据的变化趋势。为了量化退化过程的趋势,引入平均相对误差(MRE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE):

$$\text{MRE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (13)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (14)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (15)$$

将这10个预测点的数据代入到式(13)~(15)中,得出 $\text{MRE}=0.1596$, $\text{RMSE}=10.1193$, $\text{MAE}=3.8000$ 。结果表明,使用iHMM进行滚动轴承的退化趋势预测可以很好反映特征信号的变化。

在将这十个缺失数据补全之后,归类到一个完整的数据集中,重新进行滚动轴承的退化趋势预测。

本次预测目的是使用最初完整样本数据集和通过预测缺失数据补全的数据集分别进行退化趋势预测实验对比。在后续的预测过程中也使用本文提出的方法,预测出一个值后,将这个值代入预测模型,重新训练,再预测下一个值。进行20次的预测后,如图16和17所示。

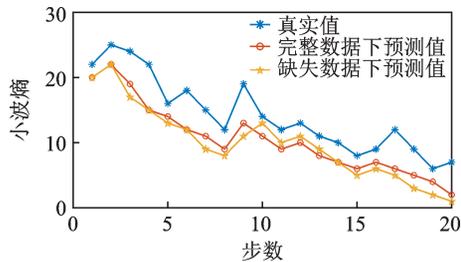


图16 编码前缺失数据对比图

Fig. 16 Comparison diagram of missing data before encoding

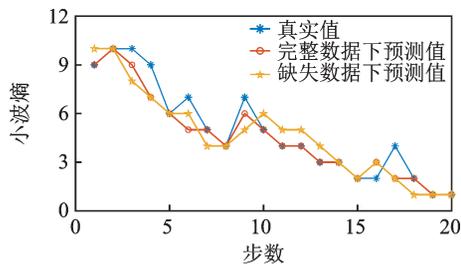


图17 编码后退化趋势预测对比图

Fig. 17 Comparison diagram of degradation trend prediction after encoding

将缺失数据下的预测值与真实值比较: $MRE=0.0073$, $RMSE=1.5811$, $MAE=1.7000$; 将完整数据下的预测值与真实值比较: $MRE=0.0086$, $RMSE=2.2136$, $MAE=0.9000$ 。

由图17可知,通过三条折线的比较,得出使用iHMM在缺失数据补全情况下和原始数据集都能较好地反映滚动轴承的退化趋势。不同之处在于,缺失数据的iHMM预测的效果与完整数据iHMM还是存在一定的差距。并且在预测步数的末尾处与真实值的趋势存在差异,然而,这种差异并没有影响到轴承性能退化的预测趋势。

3 总结

缺失数据下的轴承性能退化的预测是一直被忽略的一个关键性问题。本文基于无限隐 Markov 模型的独特优势,即可以自适应地确定 HMM 预测模型的隐状态数目,提出了基于无限隐 Markov 模型的轴承性能退化预测方法,并应用到缺失数据下的轴承性能趋势预测中。在提出的方法中,通过对滚动轴承的振动信号提取特征,结合无限隐 Markov 模型

对其进行在缺失数据状态下的数据预测和补全缺失数据情况下的退化趋势研究。将获取到的轴承振动信号预处理后再进行退化特征提取,输入到建立好的 iHMM 退化趋势预测模型中训练。结果表明:针对轴承故障数据在传输中可能丢失的情况,采用无限隐 Markov 模型对退化趋势进行单步预测,得到的数据结果与原始数据相比具有较高的精度。将补全后的数据整合至完整数据集后,通过 iHMM 再训练与重新预测,很好地反映了数据集的退化趋势。提出的方法同时也为解决滚动轴承缺失数据的预测开拓了一种思路,在理论研究和工程应用中具有重要的理论意义和工程应用价值。

参考文献:

- [1] 王浩然,袁小芳,田争鸣,等.基于多目标和声搜索优化 SVM 的伺服电机滚动轴承性能退化评估[J].机床与液压,2020,48(16):176-181.
Wang Haoran, Yuan Xiaofang, Tian Zhengming, et al. Performance degradation evaluation of servo motor rolling bearing based on multi-objective harmony search optimization SVM [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(16): 176-181.
- [2] 马海龙.基于主元特征融合和 SVM 的轴承剩余寿命预测[J].工矿自动化,2019,45(8):74-78.
Ma Hailong. Prediction of bearing remaining life based on principal component feature fusion and SVM [J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(8): 74-78.
- [3] 陈鹏,赵小强.基于 GLNPE-SVDD 的滚动轴承性能退化评估方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2021,49(1):12-16.
Chen Peng, Zhao Xiaoqiang. Evaluation method of rolling bearing performance degradation based on GLNPE-SVDD [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(1): 12-16.
- [4] 周建民,游涛,尹文豪,等.基于融合 FCM-SVDD 模型的滚动轴承退化状态识别[J].机械设计与研究,2020,36(1):124-129.
Zhou Jianming, You Tao, Yin Wenhao, et al. Recognition of degradation state of rolling bearing based on fusion FCM-SVDD model [J]. Machine Design and Research, 2020, 36(1): 124-129.
- [5] 姜万录,李振宝,雷亚飞,等.基于深度学习的滚动轴承故障诊断与性能退化程度识别方法[J].燕山大学学报,2020,44(6):526-536.
Jiang Wanlu, Li Zhenbao, Lei Yafei, et al. Deep learning-based fault diagnosis and performance degradation identification method of rolling bearing [J]. Journal of

- Yanshan University, 2020, 44(6): 526-536.
- [6] Komshin A S, Potapov K G, Pronyakin V I, et al. Operational effectiveness of phase-chronometric and neurodiagnostic methods for controlling rolling-element bearing degradation [J]. *Measurement Techniques*, 2020, 63(7): 559-566.
- [7] Ali J B, Saidi L, Mouelhi A, et al. Linear feature selection and classification using PNN and SFAM neural networks for a nearly online diagnosis of bearing naturally progressing degradations [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 42: 67-81.
- [8] Chegini S N, Manjili M J H, Bagheri A, et al. New bearing slight degradation detection approach based on the periodicity intensity factor and signal processing methods[J]. *Measurement*, 2021, 170(1): 108696.
- [9] Chegini S N, Manjili M J H, Bagheri A. New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation[J]. *Meccanica*, 2020, 55(1): 261-286.
- [10] Alia S, Nasri R, Meddour I, et al. Comparison between sound perception and self-organizing maps in the monitoring of the bearing degradation [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 110(7): 2003-2013.
- [11] 郑明亮. 构皮滩电厂#1机气隙传感器损坏原因分析与处理[J]. *装备维修技术*, 2020, 176(2):133.
Zheng Mingliang. Goupitan power plant #1. analysis and treatment of damage causes of air gap sensor of engine[J]. *Equipment Technology*, 2020, 176(2): 133.
- [12] Baum L E, Eagon J A. An inequality with applications to statistical estimation for probabilistic functions of Markov processes and to a model for ecology[J]. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 1967, 73(3): 360-363.
- [13] Baum L E, Petrie T. Statistical inference for probabilistic functions of finite state Markov Chains[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1966, 37(6): 1554-1563.
- [14] Baum L E, Petrie T, Soules G, et al. A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov Chains [J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1970, 41(1): 164-171.
- [15] 崔昊杨, 夏晟, 周坤, 等. 基于Moffat休息型HMM退化过程的220 kV断路器可靠性预测[J]. *高电压技术*, 2021, 47(6): 2108-2116.
Cui Haoyang, Xia Shen, Zhou Kun, et al. Reliability prediction of 220 kV circuit breaker based on the degradation process of Moffat resting HMM [J]. *High Voltage Technology*, 2021, 47(6): 2108-2116.
- [16] 高山, 周玉平, 陈宏, 等. 全矢HMM在轴承剩余寿命预测中的应用[J]. *机械设计与制造*, 2020, 12(12): 64-67.
Gao Shan, Zhou Yuping, Chen Hong, et al. The application of full vector HMM in the prediction of bearing remaining life [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2020, 12(12): 64-67.
- [17] Soualhi A, Clerc G, Razik H, et al. Hidden Markov models for the prediction of impending fault[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(5): 3271-3281.
- [18] Liu T S, Zhu K P, Zeng L C, et al. Diagnosis and prognosis of degradation process via hidden semi-Markov model[J]. *IEEE-ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(3):1456-1466.
- [19] Beal M J, Ghahramani Z, Rasmussen C E. The infinite hidden Markov model[C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Vancouver, British Columbia, Canada, 2001: 14.
- [20] 李志农, 柳宝. 无限隐 Markov 模型理论及仿真研究 [J]. *南昌航空大学学报 (自然科学版)*, 2016, 30(2): 37-43.
Li Zhinong, Liu Bao. Infinite hidden Markov model theory and simulation research [J]. *Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences)*, 2016, 30(2): 37-43.
- [21] 李志农, 柳宝, 侯娟. 基于无限隐 Markov 模型的旋转机械故障诊断方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(10): 2185-2192.
Li Zhinong, Liu Bao, Hou Juan. Research on rotating machinery fault diagnosis method based on infinite hidden Markov model [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(10): 2185-2192.
- [22] 李志农, 熊俊伟. 基于无限因子隐 Markov 模型的旋转机械故障识别方法 [J]. *失效分析与预防*, 2016, 11(3): 133-138.
Li Zhinong, Xiong Junwei. Rotating machinery fault identification method based on infinite factor hidden Markov model [J]. *Failure Analysis and Prevention*, 2016, 11(3): 133-138.
- [23] 周志敏, 高申勇. 分层 Dirichlet 过程原理及应用综述 [J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(8): 1-5.
Zhou Zhimin, Gao Shenyong. Summary of the principle and application of hierarchical Dirichlet process [J]. *Computer Applications and Software*, 2014, 31(8): 1-5.
- [24] 周建英, 王飞跃, 曾大军. 分层 Dirichlet 过程及其应用综述 [J]. *自动化学报*, 2011, 37(4): 389-407.
Zhou Jianying, Wang Feiyue, Zeng Dajun. Summary of hierarchical dirichlet process and its application [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(4): 389-407.

Infinite hidden Markov model and its application in the prediction of bearing degradation trends with missing data

LI Zhi-nong¹, LI Shu-yang¹, LIU Bao¹, TAO Jun-yong²

(1.Key Laboratory of Non-destructive Testing Technology of Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China; 2.Key Laboratory of Equipment Comprehensive Support Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Compared with the equipment performance degradation prediction under the complete data, the prediction under the missing data is more difficult and more meaningful. However, the existing prediction methods of bearing performance degradation do not consider the prediction under missing data. Based on the above problem, a bearing degradation prediction method based on infinite hidden Markov model (iHMM) is proposed under the missing data. In the proposed method, an iHMM prediction model with wavelet entropy as the degradation feature is established to predict the missing data points of rolling bearing sample data and form new complete data. Then the proposed prediction model is used to make single-step predictions on the new complete data. The experiment results show that compared with the real value, the obtained prediction data has a smaller average error. Compare the real value, the predicted value under the complete data, and the predicted value under the new complete data, the prediction data obtained by the iHMM prediction model can also well reflect the degradation trend of rolling bearing. The proposed method can provide a new idea for predicting the degradation trend of rolling bearings under the missing data. Therefore, the proposed method has important theoretical value and engineering application value.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; infinite hidden Markov model (iHMM); performance degradation; trend forecast; missing data

作者简介: 李志农(1966—),男,博士,教授。电话: 13617918388; E-mail: lizhinong@tsinghua.org.cn。