

基于支持向量机和卡尔曼滤波的机械零件 剩余寿命预测模型研究

于震梁, 孙志礼, 曹汝男, 王鹏

(东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 现有机械零件剩余寿命预测模型在建模过程中,无法同时采用已有数据库数据及被预测产品实时退化数据,为了弥补其不足,提出一种支持向量机(SVM)和非线性卡尔曼滤波相结合的机械零件剩余寿命预测模型。根据现有全寿命试验数据训练所得的SVM回归模型,建立非线性卡尔曼滤波状态更新方程,依据机械零件退化特征构造时间更新方程,设定初始剩余寿命值及其方差,通过逐步迭代计算各时刻剩余寿命估计值及一定置信水平的置信区间。该计算模型能够充分利用现有零件与同类零件全寿命试验数据和被预测零件的实时状态退化数据,实现剩余寿命预测。以某型号滚动轴承为例,验证了所提出剩余寿命预测模型的精度、稳定性及工程应用价值。

关键词: 机械零件; 剩余寿命; 支持向量机; 非线性卡尔曼滤波; 置信区间

中图分类号: TB114.37 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1093(2018)05-0991-07

DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2018.05.020

Research on Remaining Useful Life Predictive Model of Machine Parts Based on SVM and Kalman Filter

YU Zhen-liang, SUN Zhi-li, CAO Ru-nan, WANG Peng

(School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract: A new remaining useful life (RUL) predictive model for machine parts is proposed, which combines support vector machine (SVM) and non-linear Kalman filter. The proposed model is expected to fix the awkward situation in that the degradation data from both database and the predicted part cannot be used at the same time by most of the exiting RUL models. The SVM regression model trained by data from full-life tests is treated as the status update equation of non-linear Kalman filter. The time update equation is constructed according to the degradation characteristics of machine parts. RUL estimations and corresponding confidence intervals of point-in-time are computed iteratively after setting the initial RUL value and its variance. The proposed model makes the best use of data from both full-life tests of the same or similar parts and current part during its degradation. The accuracy of RUL estimation, the stability and practical values of the proposed model are illustrated by analyzing a certain type of antifricition bearings.

Key words: machine part; remaining useful life; support vector machine; non-linear Kalman filter; confidence interval

收稿日期: 2017-08-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(51775097)

作者简介: 于震梁(1982—),男,博士研究生。E-mail: yuzhenliang_neu@163.com

通信作者: 孙志礼(1957—),男,教授,博士生导师。E-mail: zhlsun@mail.neu.edu.cn

0 引言

准确预测机械装备中关键功能部件(如传动箱中的轴承、齿轮等)的剩余寿命既能保证设备在较高可靠性水平下工作,又可以避免过频(预防性)维修或更换造成的资源浪费。因此,在机械装备中关键部件的剩余寿命预测,越来越受到国内外工程师及学者关注。同时,传感器技术的快速发展及应用为航空航天、高速铁路运输、大型水面船舶等重要设备剩余寿命预测提供了必要的基础数据支撑,如某国内机床企业已在最新车床的主轴系统上安装振动传感器用于监测该系统运行状态,并开始制定基于设备状态数据的售后维护策略。

目前广泛应用的剩余寿命预测模型按采用的基本理论^[1-2]可分为:统计和随机过程模型^[3-4]、专家系统^[5]、机器学习算法模型^[6-9]及物理模型等。按建模时采用的训练数据来源可分为:基于全寿命状态退化数据的剩余寿命预测模型^[6-8]和基于当前被预测零件退化轨迹的回归模型^[9]。以支持向量机(SVM)^[7,10-11]、相关向量机(RVM)^[8-9]和神经网络^[6]为代表的机器学习算法模型鲁棒性好,针对不同研究对象的建模过程差异较小,适应性强。

然而上述众多方法均致力于得到剩余寿命的点估计值,较少关注剩余寿命的其他统计特征(如一定置信度下的置信区间)。在基于可靠性的设备维护方案制定中,设备寿命概率分布情况对方案制定同样具有重要影响。基于全寿命状态退化数据的剩余寿命预测模型,根据全寿命试验等方法,获取具有研究对象整体统计特征的工作状态数据进行建模,得到零件运行状态与剩余寿命的映射关系,此类模型不能充分反映研究对象的个体差异。而基于当前零件退化轨迹的回归模型,在建模过程中过度依赖零件个体退化状态数据,当传感器受到较大外界干扰时,剩余寿命预测结果不够稳定。

为了弥补以上不足,借鉴交通流预测^[12]、组合导航预测^[13]、风电功率预测^[14]等工程问题,本文提出了采用 SVM 和卡尔曼滤波相结合的实时预测模型建模思路,将 SVM 与非线性卡尔曼滤波模型相结合,构造出能够充分利用全寿命试验数据和被预测件个体实时状态退化数据的剩余寿命预测模型。所建立模型与现有 SVM 和卡尔曼滤波相结合的实时预测模型的不同之处在于,现有 SVM 和卡尔曼滤波相结合的实时预测模型将被预测对象(如:交通流、风电功率等)视为时间序列,即采用 SVM 建立时间

序列预测模型,并采用卡尔曼滤波进行“修正”。本文所提出模型将全寿命试验数据中零件退化状态和对应的剩余寿命分别作为输出变量和输入变量的训练 SVM 模型,采用极大似然法估计 SVM 输出变量分布参数,并将所得 SVM 模型作为非线性卡尔曼状态更新方程,而并非为时间序列预测模型。SVM 模型输出剩余寿命预测值只与给定时刻研究对象退化状态(如轴承振动信号)有关,与之前各时刻退化状态无关,即与退化过程无关;然后构造基于被预测件实时状态退化数据的时间更新方程,对研究对象剩余寿命进行修正,即考虑退化过程采用非线性卡尔曼滤波器对 SVM 所得剩余寿命预测值进行修正。设定初始剩余寿命点估计值及方差,通过逐步迭代计算各时刻零件剩余寿命值及一定置信水平下置信区间,从而实现所得剩余寿命预测值的同时又体现研究对象整体退化特性以及被预测件的个体差异。

1 理论基础

1.1 剩余寿命

机械零件从开始工作至失效大致经历 3 个阶段:稳定运行、性能持续退化、最终失效。在第 1 阶段其各项性能指标不会有明显变化,在初始损伤后随工作时间变长会有退化发生且逐渐加剧,当退化量达到或超过某一极限时零件最终失效。若某零件 t 时刻退化程度可由指标 $x(t)$ 度量(x 可为矢量也可为标量,此处以标量为例进行说明),不失一般性,可设 $x(t)$ 呈递增趋势,当 $x(t)$ 达到或超过预设阈值 $[x]$ 时,认为该零件无法完成指定功能即失效,则 t 时刻该零件的剩余寿命为 $RUL(t) = \inf\{t_1 | x(t_1) \geq [x]\} - t, \inf\{\}$ 表示下确界。

1.2 SVM 理论

SVM 是一种以统计学习理论为基础、以结构风险最小化为原则的机器学习算法,广泛应用于模式识别、故障诊断、结构可靠性分析、回归分析等领域。本文中采用 SVM 进行机械零件剩余寿命预测。

若训练样本为 $S = \{(\mathbf{v}_n, y_n), \mathbf{v}_n \in \mathbf{R}^l, y_n \in \mathbf{R}, n = 1, 2, \dots, N\}$, $\mathbf{v}_n$ 为 l 维输入变量($l \geq 1$), y_n 为与 $\mathbf{v}_n$ 对应的输出变量, n 为训练样本数。为了构造结合 SVM 和卡尔曼滤波的剩余寿命预测模型,将输入变量和输出变量分别设定为剩余寿命值和零件退化特征量。

当 y 与 $\mathbf{v}$ 为线性关系时,

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{v} + b, \tag{1}$$

式中: $f(\mathbf{x})$ 为对应输出变量 y 的回归函数; $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^l$ 为

权值矢量; $b \in \mathbf{R}$; $\mathbf{w} \cdot \mathbf{v}$ 表示 $\mathbf{w}$ 与 $\mathbf{v}$ 间的点积。

$\mathbf{w}$ 和 b 可通过如下优化问题求得:

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{n=1}^N (\xi_n + \xi_n^*), \quad (2)$$

$$\begin{cases} y_n - \mathbf{w}^T \mathbf{v} - b \leq \varepsilon + \xi_n, \\ \mathbf{w}^T \mathbf{v} + b - y_n \leq \varepsilon + \xi_n^*, \end{cases}$$

式中: ε 和 C 分别为不敏感因子和惩罚因子; ξ_n 和 ξ_n^* 为松弛因子。根据 KKT 条件^[15], (2) 式可转化为凸二次优化问题,

$$\max \sum_{n=1}^N y_n (\alpha_n - \alpha_n^*) - \varepsilon \sum_{n=1}^N (\alpha_n + \alpha_n^*) - \frac{1}{2} \sum_{m,n} (\alpha_m - \alpha_m^*) (\alpha_n - \alpha_n^*) (\mathbf{v}_m \cdot \mathbf{v}_n), \quad (3)$$

$$\begin{cases} \sum_{n=1}^N (\alpha_n - \alpha_n^*) = 0, \\ 0 \leq \alpha_n, \alpha_n^* \leq C. \end{cases}$$

设(3)式问题的解为 $\hat{\alpha}_n, \hat{\alpha}_n^*$, 则可得其对偶问题(2)式的解为

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N (\hat{\alpha}_n - \hat{\alpha}_n^*) (\mathbf{v}_n \cdot \mathbf{v}) + \hat{b}, \quad (4)$$

式中: $\hat{b}$ 的表达式为 $\hat{b} = y_j - \varepsilon - \sum_{n=1}^N (\hat{\alpha}_n - \hat{\alpha}_n^*) (\mathbf{v}_n \cdot \mathbf{v}_j)$, y_j 需满足 $\alpha_j \in (0, C)$ 。

当 $\mathbf{v}$ 与 y 为非线性关系时, 可通过满足 Mercer 条件的核函数将该非线性问题转为更高维度的线性问题。此时只需将(4)式中 $\mathbf{v}_n \cdot \mathbf{v}$ 替换为 $K(\mathbf{v}_n, \mathbf{v})$, (4)式回归函数可变为

$$\hat{f}(\mathbf{v}) = \sum_{n=1}^N (\hat{\alpha}_n - \hat{\alpha}_n^*) K(\mathbf{v}_n, \mathbf{v}) + \hat{b}, \quad (5)$$

式中: $K(\cdot, \cdot)$ 为核函数。本文取 $K(\cdot, \cdot)$ 为应用最广泛的高斯径向基核函数, 形式为 $K(\mathbf{v}_m, \mathbf{v}_n) = \exp(-\gamma \|\mathbf{v}_m - \mathbf{v}_n\|^2)$, γ 为核函数参数。

给定训练样本 S 、惩罚因子 C 及核函数参数 γ 对 SVM 模型精度和推广能力有很大影响, 采用 K -fold 交叉验证法^[16] 确定最优 (C, γ) 组合, 实例分析中取 $K=10$ 。

2 基于 SVM 和卡尔曼滤波的剩余寿命预测模型

2.1 SVM 输出变量分布估计

已知 $\hat{f}(\mathbf{v})$, $\mathbf{v}$ 与 y 间对应关系可表示为

$$y = \hat{f}(\mathbf{v}) + \zeta, \quad (6)$$

式中: ζ 为零均值残差项。假设 $\mathbf{v}$ 与 ζ 相互独立, 则该假设在理论上是不成立的, 但工程中依据此假设

计算所得出的输出变量 y 的概率分布所产生误差, 在可接受范围内^[17]。

根据文献[17], 通常情况下 ζ 服从拉普拉斯分布或零均值正态分布。本文中取后者, 即假设 ζ 服从零均值正态分布, 方差为 σ^2 。随机变量 ζ 的 N 个观测值为 $\zeta_n = y_n - \hat{f}(\mathbf{v}_n)$, 则 σ^2 的极大似然估计可表示为

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \zeta_n^2. \quad (7)$$

结合(6)式, 可得 SVM 模型输出变量 y 的近似服从均值和方程分别为 $\hat{f}(\mathbf{v})$ 和 $\hat{\sigma}^2$ 的正态分布,

$$y \sim N(\hat{f}(\mathbf{v}), \hat{\sigma}^2), \quad (8)$$

因此,

$$P(|y - \hat{f}(\mathbf{v})| \leq 3\hat{\sigma}) \approx 0.9973. \quad (9)$$

2.2 结合 SVM 和卡尔曼滤波的剩余寿命预测模型

全寿命状态数据的剩余寿命预测模型其基本思想是, 充分利用了全寿命试验数据建立寿命预测模型, 所建立模型能够体现研究对象的共性特征(如性能退化曲线走向), 而缺乏对个体对象工作环境或载荷特性的反映(如由于制造、安装随机误差、承受载荷等造成的个体差异)。这是基于当前被预测零件退化轨迹的剩余寿命预测模型建模过程不需要全寿命试验数据, 且能够反映个体差异, 但缺乏对同类或相似产品的“共性认识”。

下面提出构造 SVM 与非线性卡尔曼滤波相结合的剩余寿命预测模型。首先, 使用经过整理的研究对象的全寿命试验数据或相似产品退化数据训练 SVM 模型, 即: t_n 时刻零件剩余寿命 $RUL(t_n)$ 作为 SVM 输入变量, 将退化指标 $x(t_n)$ 作为输出变量, 通过 K -fold 交叉验证法确定最优 (C, γ) 组合, 将所得 SVM 模型 $\hat{x}(RUL)$ 作为非线性卡尔曼滤波模型的状态更新方程。然后, 基于被预测件实时状态退化数据构造时间更新方程, 从而达到所得剩余寿命预测模型既能够利用全寿命数据(SVM 模型)又考虑到研究对象个体差异(卡尔曼滤波模型)的目的。综上所述, 本文构造的剩余寿命预测模型可表示为

$$RUL_n = RUL_{n-1} - \Delta_{n-1,n}, \Delta_{n-1,n} = t_n - t_{n-1}, \quad (10)$$

$$x_{n-1} = \hat{x}(RUL_{n-1}) + \zeta, \zeta \sim N(0, \hat{\sigma}^2), \quad (11)$$

式中: RUL_n 为 t_n 时刻剩余寿命; x_n 为 t_n 时刻退化指标取值。

(10)式和(11)式分别为非线性卡尔曼滤波器时间更新方程和基于 SVM 的状态更新方程, (10)式和(11)式的零件剩余寿命预测值更新过程

如图 1 所示。(10)式可理解为:在没有 t_n 时刻零件状态观测值 x_n 的情况下, RUL_n 的先验估计只能根据 RUL_{n-1} 得出,此时 RUL_n 的不确定性只源于 RUL_{n-1} ,不存在其他干扰,因此(10)式与一般卡尔曼滤波模型的时间更新方程相比缺少随机干扰项。根据 2.1 节中对(6)式所做假设,状态更新方程(11)式(即 SVM 模型)右侧第 2 项(ζ)应与 n 无关,且服从零均值正态分布,该状态更新方程为采用全寿命试验数据或相似产品退化数据训练所得的 SVM 模型,反映研究对象的整体退化趋势,在获得 t_n 时刻退化特征量观测值 x_n 情况下,能够修正根据(10)式所得 RUL_n (即根据 x_n 将 $\hat{RUL}_n^-$ 修正为 $\hat{RUL}_n^+$)。

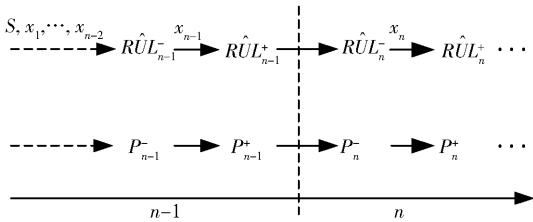


图 1 剩余寿命更新示意图

Fig. 1 Schematic diagram of update of remaining life

(12)式和(13)式为所提模型基本思想的数学表示:

$$\hat{RUL}_n^- = E[RUL_n | x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_1, S], \quad (12)$$

$$\hat{RUL}_n^+ = E[RUL_n | x_n, x_{n-1}, \dots, x_1, S], \quad (13)$$

$$P_n^+ = \text{var}(RUL_n^+),$$

式中: S 为训练 SVM 所采用零件全寿命数据集; $\hat{RUL}_n^-$ 为基于全寿命数据 S 及 $t_1, \dots, t_n$ 时刻退化特征量取 $x_1, \dots, x_{n-1}$ 所得的 t_n 时刻剩余寿命先验预测值; $\hat{RUL}_n^+$ 为基于全寿命数据 S 及 $t_1, \dots, t_n$ 时刻退化特征量取 $x_1, \dots, x_n$ 所得的 t_n 时刻剩余寿命后验预测值; P_n^+ 为 RUL_n 真值的方差,亦为剩余寿命预测值 $\hat{RUL}_n^+$ 的均方误差。

(14)式和(15)式分别为基于全寿命状态退化数据的剩余寿命预测模型和基于当前被预测件退化轨迹的回归模型基本思路的数学表示:

$$\hat{RUL}_n^A = E[RUL_n | x_n, S], \quad (14)$$

$$\hat{RUL}_n^R = E[RUL_n | x_n, x_{n-1}, \dots, x_1], \quad (15)$$

式中: $\hat{RUL}_n^A$ 和 $\hat{RUL}_n^R$ 分别表示基于全寿命数据和被预测零件退化轨迹所得的剩余寿命预测值。

由(12)式和(13)式及图 1 可知,应用(10)式和(11)式模型得到的零件剩余寿命预测值整合了相同或相似产品退化数据和被预测零件各时刻工作状

态观测值,最大限度地利用了已知数据。

2.3 所提出模型迭代求解

若已知模型(10)式和(11)式的初始条件为 RUL_0 及 P_0 ,并能观测到各时刻零件工作状态,则根据无迹卡尔曼滤波理论, $\hat{RUL}_n^+$ 可通过如下迭代更新过程计算:

1) 计算 $\hat{RUL}_n^-$ 及其方差为 $\hat{RUL}_n^- = \hat{RUL}_{n-1}^+ - \Delta_{n-1,n}$, $P_n^- = \text{var}(\hat{RUL}_n^-) = P_{n-1}^+$, 其中: $\hat{RUL}_{n-1}^+$ 为基于全寿命数据 S 及 $t_1, \dots, t_{n-1}$ 时刻退化特征量取 $x_1, \dots, x_{n-1}$ 所得的 t_{n-1} 时刻剩余寿命后验预测值; P_{n-1}^+ 和 P_n^- 分别为 $\hat{RUL}_{n-1}^+$ 和 $\hat{RUL}_n^-$ 的均方误差,由于非线性卡尔曼滤波器时间更新方程中不含有随机干扰项,因此二者相等。

2) 根据 $\hat{RUL}_n^-$ 及 P_n^- 估计 t_n 时刻的零件工作状态估计值 $\hat{x}_n$, $\hat{x}_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \hat{x}(RUL_{n,m})$, 并计算 P_x ($\hat{x}_n$ 的均方误差)及 $P_{RUL,x}$ ($\hat{x}_n$ 与 $\hat{RUL}_n^-$ 的协方差)。 $P_x = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\hat{x}(RUL_{n,m}) - \hat{x}_n)^2$, $P_{RUL,x} = \frac{1}{M} \cdot$

$\sum_{m=1}^M (\hat{x}(RUL_{n,m}) - \hat{x}_n)(RUL_{n,m} - \hat{RUL}_n^-) + \hat{\sigma}^2$, 其中 $\hat{\sigma}^2$ 采用 2.1 节中极大似然估计法获得,具体如(7)式所示。通过 Monte Carlo 法产生 M 个服从 $N(\hat{RUL}_n^-, P_n^-)$ 的随机样本 $RUL_{n,m}$ ($m = 1, 2, \dots, M$)。

3) 根据 t_n 时刻退化特征量观测值 x_n 修正 $\hat{RUL}_n^-$ 和 P_n^- ,即得到基于全寿命数据 S 及 $t_1, \dots, t_n$ 时刻退化特征量取 $x_1, \dots, x_n$ 的 RUL_n 估计值 $\hat{RUL}_n^+$ 及对应均方误差 P_n^+ : $K_n = P_{RUL,x}/P_x$, $\hat{RUL}_n^+ = \hat{RUL}_n^- + K_n(x_n - \hat{x}_n)$, $P_n^+ = P_n^- - K_n^2 P_x$, 其中 K_n 为增益矩阵,用于将 $\hat{RUL}_n^-$ 和 P_n^- 修正为 $\hat{RUL}_n^+$ 和 P_n^+ ,此处 K_n 为标量(剩余寿命值为标量)。

4) 根据卡尔曼滤波模型及 SVM 输出变量分布特性可知, RUL_n 真实值服从正态分布:

$$RUL_n \sim N(\hat{RUL}_n^+, P_n^+). \quad (16)$$

参考(9)式可得, $P(|RUL_n - \hat{RUL}_n^+| \leq 3\sqrt{P_n^+}) \approx 0.9973$. 因此, t_n 时刻剩余寿命 RUL_n 的置信水平为 0.9973 的置信区间为 $[\hat{RUL}_n^+ - 3\sqrt{P_n^+}, \hat{RUL}_n^+ + 3\sqrt{P_n^+}]$.

3 基于 SVM 的轴承剩余寿命预测

采用美国国家基金会产学研合作中心 IMS (Intelligent Maintenance Systems) 数据库中滚动轴

承全寿命试验数据^[18]验证本文提出剩余寿命预测模型准确性及稳定性。该滚动轴承试验采用美国莱克斯诺工业集团 ZA-2115 双列滚动轴承组成。试验转速为2 000 r/min,各轴承所承受径向载荷约为27 kN。加速度传感器安装在轴承座上,每隔10 min采集一次数据,每次采集时长为1 s,收集20 480个加速度值。

借鉴文献[19]中均方根(RMS)值的方法,求解方均根 u_{RMS} 如(17)式所示,

$$u_{\text{RMS}}(t_n) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (u_n(i))^2}, \quad (17)$$

式中: $u_n(i)$ ($i=1, \dots, T$) 为第 n 次信号序列; T 为每次信号采集数据点个数。RMS 对个体差异敏感,需要对 RMS 进行标准化和滑移平均处理。首先选取正常期内一段趋势平稳 RMS,将该段 RMS 平均数定为标准值。随后计算原始 RMS 与标准值之比,得到相对均方根(RRMS)值。为减少振动特征随机性的影响,利用7点滑移平均处理 RRMS,得到平滑的 RRMS。

选用平滑的 RRMS 值作为轴承退化程度度量。RRMS 值越大,说明振动越强烈,工作状态退化越严重。图2为平滑处理后试验中2号、3号、4号轴承 RRMS 值随时间变化情况。定义轴承退化起始阈值和最终失效阈值分别为1.05和1.50,即当 RRMS 值处在1.05和1.50之间时认为轴承处于性能退化阶段,当 RRMS 值达到或超过1.50时轴承失效。由于稳定工作阶段的轴承各项振动指标没有明显波动,难以建立模型进行剩余寿命预测,只对处于退化阶段的剩余寿命值进行预测说明。根据所设置衰退起始阈值2号、3号、4号轴承的起始衰退时间分别约为开始工作后100 h、103 h和118 h(见图2),3个滚动轴承进入衰退期后 RRMS 与 $RUL(t)$ 值组成的样本集分布为 S_2 、 S_3 、 S_4 。 $S_2 = \{(RUL_{2,n}, x_{2,n}), n=1, 2, \dots, 146\}$, $S_3 = \{(RUL_{3,n}, x_{3,n}), n=1, 2, \dots, 148\}$, $S_4 = \{(RUL_{4,n}, x_{4,n}), n=1, 2, \dots, 126\}$ 。

设不敏感因子 $\varepsilon=0$,将 S_2 作为验证集,用于验证所提出方法的准确性, $S_3 \cup S_4$ 作为训练集(是 SVM 模型所需的),用于训练所构造的剩余寿命预测模型,采用10-fold交叉验证度量 SVM 精度及推广能力,在二维空间优化 (C, γ) ,得到最优参数为 $\hat{\gamma}=3.66$, $\hat{C}=15.71$ 。再根据1.2节理论训练 SVM 模型,并依据(7)式估计所得模型输出残差项方差, $\hat{\sigma}^2=1.6 \times 10^{-3}$ 。由数据采集间隔值可知, $\Delta_{n,n+1}=1/6$ 。

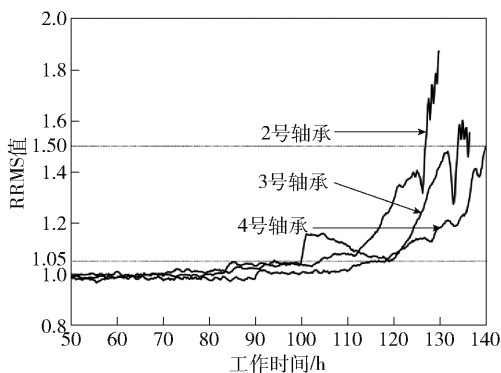


图2 RRMS 值图像

Fig. 2 Curves of relative root mean square

令 $P_0 = (0.1RUL_0)^2$, P_0 为2.2节中剩余寿命预测模型的初始条件之一(亦为非线性卡尔曼滤波的初始条件之一),进入退化阶段时2号轴承剩余寿命 $RUL_0 = 24.5$ h(即该轴承进入退化阶段运行24.5 h后完全失效,见图3),为了验证基于 SVM 和卡尔曼滤波的剩余寿命预测模型准确性,在模型中设定进入退化阶段时2号轴承剩余寿命 RUL_0 值与真实值应有一定偏差。当模型初始条件 $RUL_0 = 18$ h时,应用2.3节中迭代方法求解,得到衰退期轴承各时刻的剩余寿命均值,以及在置信水平为0.9973的剩余寿命置信区间上下限曲线,并与真实值对比,如图3(a)所示。图3(b)、图3(c)、图3(d)分别为 RUL_0 取值20 h、23 h、25 h时,进入退化阶段的轴承在各时刻剩余寿命均值和上下限曲线与真实值的对比情况。

由图3可知,基于 SVM 和卡尔曼滤波的剩余寿命预测模型能够较准确地预测轴承在各时刻的剩余寿命,且置信水平为0.9973的剩余寿命置信区间较好地覆盖了真实剩余寿命值。当 RUL_0 与真实值存在较大偏差时(见图3(a)和图3(b)),该模型能够逐步修正剩余寿命预测值,缩小预测误差,使其逐渐接近真实值。当 RUL_0 与真实值较接近时(见图3(c)和图3(d)),各时间点处剩余寿命预测值总体上在真实剩余寿命附近波动。

4 结论

本文通过分析基于全寿命状态数据的剩余寿命预测模型和基于当前被预测件退化轨迹的剩余寿命预测模型存在的不足,提出了将 SVM 与非线性卡尔曼滤波相结合的剩余寿命预测模型。该模型的特点为:1)将现有试验数据训练所得 SVM 模型作为卡尔曼滤波状态更新方程,剩余寿命预测值是基于已掌

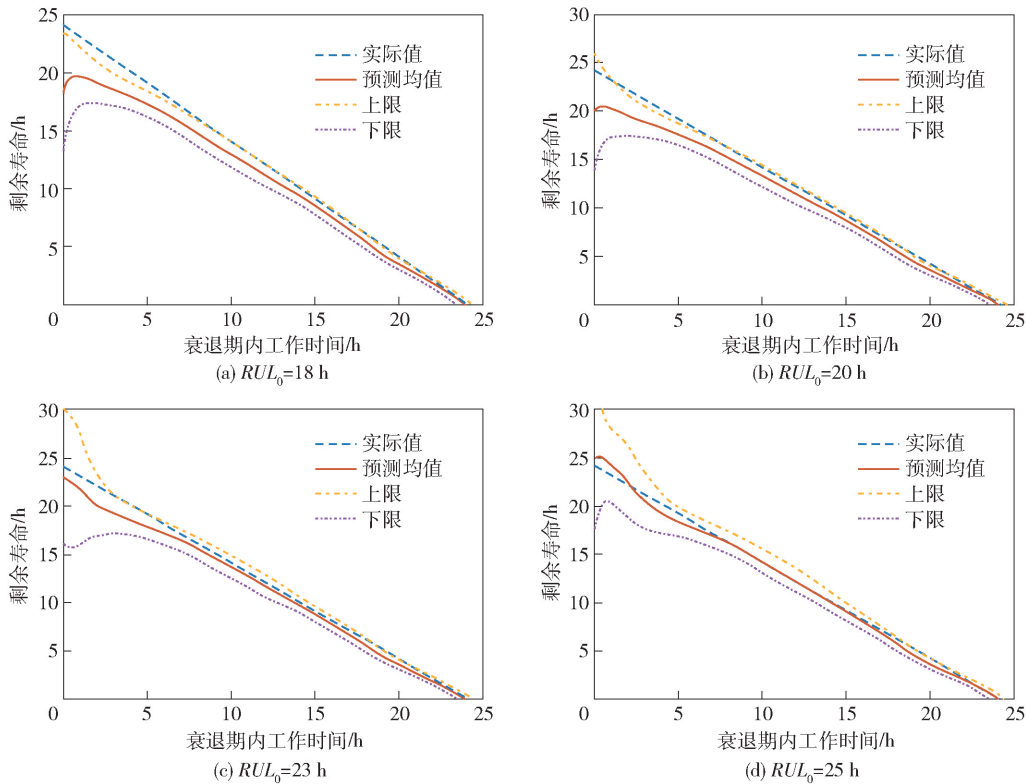


图 3 不同 RUL_0 情况下剩余寿命预测值与实际值对比

Fig. 3 Comparisons between predicted and real values of RUL for different RUL_0

握的全寿命试验数据以及被预测件衰退期内退化信号所得到的,最大限度利用了各类数据;2)能够提供剩余寿命值的区间估计;3)模型中只假设研究对象工作状态随时间存在退化特性,因此具有一定的通用性。

通过滚动轴承的实例分析,得到以下结论:1)本文提出的方法能够较准确地预测处于退化阶段零件的剩余寿命;2)置信水平为 0.997 3 的剩余寿命置信区间大多数情况下包含真实剩余寿命值,有效地弥补了模型可能存在的误差。3)当初值与真实值存在较大误差时,能够通过迭代逐步改善预测值精度,但当 RUL_0 相对误差过大时(如大于 15% 甚至 20%),会导致剩余寿命预测值收敛于真实值的速度变慢, RUL_0 准确性对模型的预测精度较重要。因此,本文提出的方法可以为制定合理的设备维护策略提供参考,也可为解决工程中的类似问题提供借鉴。

参考文献 (References)

[1] Tsui K L, Chen N, Zhou Q, et al. Prognostics and health management: a review on data driven approaches[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015(6): 1 – 17.

[2] Kan M S, Tan A C C, Mathew J. A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62/63: 1 – 20.

[3] Hong T P, Yang B S. Estimation and forecasting of machine health condition using ARMA/GARCH model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(2): 546 – 558.

[4] Lei Y G, Li N P, Lin J. A new method based on stochastic process models for machine remaining useful life prediction[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(12): 2671 – 2684.

[5] Sanders D A, Graham-Jones J, Gegov A. Improving ability of teleoperators to complete progressively more difficult mobile robot paths using simple expert systems and ultrasonic sensors[J]. Industrial Robot, 2010, 37(5): 431 – 440.

[6] Malhi A, Yan R, Gao R X. Prognosis of defect propagation based on recurrent neural networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(3): 703 – 711.

[7] Kim H E, Tan A C C, Mathew J, et al. Bearing fault prognosis based on health state probability estimation[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 5200 – 5213.

[8] Caesarendra W, Widodo A, Yang B S. Application of relevance vector machine and logistic regression for machine degradation assessment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4): 1161 – 1171.

[9] Zio E, Maio F D. Fatigue crack growth estimation by relevance

- vector machine [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(12):10681–10692.
- [10] Sun F Q, Li X Y, Jiang T M, et al. A Bayesian least-squares support vector machine method for predicting the remaining useful life of a microwave component[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2017, 9(1): 1–9.
- [11] Maior C B S, Moura M D C, Lins I D, et al. Remaining useful life estimation by empirical mode decomposition and support vector machine [J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2016, 14(11):4603–4610.
- [12] 朱征宇, 刘琳, 崔明. 一种结合 SVM 与卡尔曼滤波的短时交通流预测模型[J]. *计算机科学*, 2013, 40(10):248–251.
ZHU Zheng-yu, LIU Lin, CUI Ming. Short-term traffic flow forecasting model combining SVM and Kalman filtering [J]. *Computer Science*, 2013, 40(10): 248–251. (in Chinese)
- [13] 陈磊琛. 支持向量机与卡尔曼滤波算法在组合导航中的应用研究[D]. 武汉:中国地质大学, 2010.
CHEN Lei-chen. Research on support vector machine and its application in integrated navigation with Kalman filter [D]. Wuhan:China University of Geosciences, 2010. (in Chinese)
- [14] 杨茂, 黄宾阳, 江博, 等. 基于卡尔曼滤波和支持向量机的风电功率实时预测研究[J]. *东北电力大学学报*, 2017, 37(2):45–51.
YANG Mao, HUANG Bin-yang, JIANG Bo, et al. Real-time prediction for wind power based on Kalman filter and support vector machines [J]. *Journal of Northeast Electric Power University*, 2017, 37(2):45–51. (in Chinese)
- [15] Kjeldsen T H. A contextualized historical analysis of the Kuhn-Tucker theorem in nonlinear programming: the impact of World War II[J]. *Historia Mathematica*, 2000, 27(4):331–361.
- [16] 刘学艺, 李平, 郜传厚. 极限学习机的快速留一交叉验证算法[J]. *上海交通大学学报*, 2011, 45(8): 1140–1145.
LIU Xue-yi, LI Ping, GAO Chuan-hou. Fast leave-one-out cross-validation algorithm for extreme learning machine[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2011, 45(8): 1140–1145. (in Chinese)
- [17] Lin C J, Weng R C. Simple probabilistic predictions for support vector regression [R]. Taipei: National Taiwan University, 2004.
- [18] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2006, 289(4): 1066–1090.
- [19] 申中杰, 陈雪峰, 何正嘉, 等. 基于相对特征和多变量支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(2):183–189.
SHEN Zhong-jie, CHEN Xue-feng, HE Zheng-jia, et al. Remaining life predictions of rolling bearing based on relative features and multivariable support vector machine [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(2): 183–189. (in Chinese)