

基于二元混合随机过程的轴承剩余寿命预测^①

金晓航^② * ** *** 李建华 ** 郭远晶 **** 贾虹 * **

(* 特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室(浙江工业大学) 杭州 310023)

(** 浙江工业大学机械工程学院 杭州 310023)

(*** 宁海县浙工大科学技术研究院 宁海 315600)

(**** 浙江工业大学之江学院 绍兴 312030)

摘 要 针对轴承退化问题,基于两个不同变化特点的性能指标,提出了基于二元混合随机过程的轴承剩余寿命(RUL)预测方法。首先,分析两个特点不同的性能指标,选择合适的随机过程(伽马过程或维纳过程)分别构建基于不同性能指标的退化模型;其次,利用 Copula 函数分析两个性能指标间的相关特性并构建剩余寿命的联合概率密度函数;然后采用分步极大似然估计法在线更新模型参数,预测未来时刻的剩余寿命;最后,通过仿真和轴承实验数据对所提方法进行验证分析。结果显示所提方法能有效地预测轴承的剩余寿命,通过与基于一元随机过程的剩余寿命预测方法的对比分析,发现所提方法具有更好的预测精度。

关键词 二元混合随机过程; Copula 函数; 剩余寿命(RUL)预测; 极大似然估计

0 引 言

装备(如盾构机、风力发电机、水泵水轮发电机组等)在当今社会建设和经济发展中发挥了重要作用,装备一旦发生故障会造成重大事故和巨额损失^[1-5]。为避免灾难事故的发生,同时降低运维成本,需要对装备健康状态进行有效的监测、评估并准确地预测其剩余寿命(remaining useful life, RUL)。目前用于剩余寿命预测的方法有贝叶斯滤波算法、神经网络算法、随机过程模型等^[6-7]。基于随机过程的装备剩余寿命预测方法能够较好地用于分析装备在工作过程中受到外围环境、运行条件、制造工艺等不同因素造成的不确定性影响,且具有良好的计算分析特性,成为近年来研究的热点^[8-9]。

为了更加全面地反映装备的健康状态和准确地预测其剩余寿命,通常需要同时利用多个性能指标。在利用多个性能指标共同表征装备的健康状态时,需考虑不同性能指标间的相关性问题^[10]。如 Bai 等人^[11]在对应力-强度模型的可靠性分析中利用 Gumbel Copula 函数描述应力和强度变量之间的相关关系,并通过工程案例进行分析,证明了所建立模型的实用性。金晓航等人^[12]利用 Copula 函数分析两个性能指标间的相关关系,提出了一种基于二元维纳过程的轴承剩余寿命预测方法。上述的工作都是基于多个性能指标服从同一种随机过程的假设下开展的。但在一些情况下,所选取的性能指标性质差异较大时,不同指标无法同时服从同一种随机过程。

基于上述分析,考虑一种将维纳过程和伽马过

① 国家自然科学基金(51505424,51675484),宁波市自然科学基金(2018A610045),特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室(浙江工业大学)开放基金(EM2019120104,EM2017120101)和浙江省自然科学基金(LQ17E050006,LY15E050019)资助项目。
② 男,1981年生,博士生,副教授;研究方向:新能源机电装备的信号分析,可靠性评估,健康状态监测,故障诊断与预测,智能运维和工业大数据分析;联系人, E-mail: xhjin@zjut.edu.cn
(收稿日期:2019-11-10)

程融合分析的二元混合随机过程,用于预测装备存在两个性质不同的性能指标时的剩余寿命。首先基于维纳过程和伽马过程对不同性能指标的退化过程分别进行建模分析,然后利用赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)选取合适的 Copula 函数分析不同性能指标间的相关性,采用分步极大似然估计法在线更新模型参数,实现装备的剩余寿命预测。

1 基于二元混合随机过程的退化建模

目前应用较为广泛的随机过程模型有维纳过程和伽马过程等^[9]。维纳过程适合分析退化过程连续且呈现随机波动的性能指标;伽马过程适合分析退化过程严格单调递增(或递减)的性能指标^[13-14]。因此,需要结合装备性能指标变化的特点选择合适的随机过程建立相应的退化模型。本文针对装备两个不同特点的性能指标,分别利用维纳过程和伽马过程进行建模分析。

1.1 基于维纳过程的退化模型

若装备退化过程的性能指标表现出非严格单调递增(或递减)的过程,可以利用维纳过程进行建模分析。模型的表达式如式(1)所示^[12]。

$$X(t) = X(0) + \mu t + \sigma B(t) \quad (1)$$

式中, $X(t)$ 表示为 t 时刻的性能指标值, μ 为漂移系数, σ 为扩散系数, $B(t)$ 为标准维纳过程。

利用维纳过程分析的退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 具有如下性质。

- (1) $X(0) = 0$;
- (2) $\{X(t), t \geq 0\}$ 具有平稳独立增量;
- (3) 任意时刻间的增量服从正态分布,即:

$$X(t + \Delta t) - X(t) \sim N(\mu \Delta t, \sigma^2 \Delta t)$$

根据维纳过程的定义,增量 $\Delta X(t)$ 服从正态分布,令 $\Delta t = 1$, 其概率密度函数可表示为

$$f(x | \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

1.2 基于伽马过程的退化模型

若装备退化过程的性能指标表现为严格单调递增(或递减)的情况时,可以利用伽马过程进行建模分析^[15]。设 $\{G(t), t \geq 0\}$ 是一个形状参数为 α ,

尺度参数为 β 的伽马过程,利用伽马过程分析的退化过程应满足以下性质。

- (1) $G(0) = 0$;
- (2) $\{G(t), t \geq 0\}$ 具有平稳独立增量;
- (3) 任意时刻间的增量服从伽马分布,即:

$$G(t + \Delta t) - G(t) \sim Ga(\alpha \Delta t, \beta)$$

根据伽马过程的定义,增量 $\Delta G(t)$ 服从伽马分布 $Ga(\alpha \Delta t, \beta)$, 令 $\Delta t = 1$, 其概率密度函数为

$$f(g | \alpha, \beta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha) \cdot (\beta)^\alpha} g^{\alpha-1} \cdot e^{-g/\beta} \cdot I_{(0, \infty)}(g) \quad (3)$$

$$\text{式中 } I_{(0, \infty)}(g) = \begin{cases} 1 & g \in (0, \infty) \\ 0 & g \notin (0, \infty) \end{cases}, \quad \Gamma(\alpha) =$$

$$\int_0^\infty g^{\alpha-1} e^{-g} dg \text{ 为伽马函数。}$$

1.3 相关性分析

利用多个性能指标同时表征装备的健康状态时,需要考虑不同性能指标之间的相关特性。Copula 函数能够有效地构建出各个性能指标的联合分布函数和边缘分布函数之间的关系,可被用于分析不同性能指标之间的相关性。因此,引入 Copula 函数分析装备多个性能指标之间的相关关系,如下式所示。

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(u_1, u_2, \dots, u_n; \theta) \quad (4)$$

式中, $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为多个变量的联合分布函数; $C(u_1, u_2, \dots, u_n; \theta)$ 和 θ 是分别为 Copula 函数和 Copula 函数中的参数; $u_1, u_2, \dots, u_n$ 为各个变量的边缘分布函数。

当各变量的边缘分布函数已知时,它们的联合分布函数可根据 Sklar 定理^[15] 获得。用 Copula 函数描述两个退化性能指标之间的相关特性时,联合分布函数可表示为

$$F(x_1, x_2) = C(F(x_1), F(x_2); \theta) \quad (5)$$

考虑到常用的 Copula 函数有 Gaussian Copula、Frank Copula、Gumbel Copula 和 Clayton Copula 等^[16], 因此需要结合装备实际退化过程选择合适的 Copula 函数。鉴于赤池信息准则(AIC)是一种广泛被用于评价模型分析效果优劣的方法^[17], 文章中利用 AIC 信息准则选择合适 Copula 函数:

$$AIC = -2 \log(A) + 2m \quad (6)$$

式中, A 为模型对应的极大似然函数, m 为模型中参

数个数, AIC 的值越小说明所选择的模型越合适。

2 剩余寿命预测

由于同时利用了装备的两个性能指标(性能指标 1 服从维纳过程,性能指标 2 服从伽马过程)进行剩余寿命预测,所以定义当 $\{X^1(t), t \geq 0\}$ 和 $\{X^2(t), t \geq 0\}$ 中的任意一个性能指标超过其所对应的失效阈值 ω_1, ω_2 时,即认为装备发生故障^[18]。因此,当利用两个性能指标预测分析装备的剩余寿命时,剩余寿命 T 定义为

$$T = \inf\{t: X^1(t) \geq \omega_1 \text{ 或 } X^2(t) \geq \omega_2\} \tag{7}$$

2.1 剩余寿命分布

装备退化时,若其性能指标变化的情况服从维纳过程,则装备的剩余寿命服从逆高斯分布^[19]。确定维纳过程模型中的参数 μ, σ 后,即可得到剩余寿命 T_w 的概率密度函数:

$$f_{T_w}(t | \omega_w, \mu, \sigma) = \frac{\omega_w}{\sqrt{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left(-\frac{(\omega_w - X_0 - \mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \tag{8}$$

若装备的性能指标变化服从伽马过程时(其性能指标初始值为 0,失效阈值为 ω_c),根据伽马过程的性质可知,装备退化过程中其性能指标到达失效阈值的首达时间 T_c 为

$$\begin{aligned} F_{T_c}(t) &= P\{T_c \leq t\} = P\{G(t) \geq \omega_c\} \\ &= \int_{q_t}^{\infty} \frac{g^{\alpha-1} \exp\left(-\frac{g}{\beta}\right)}{\Gamma(\alpha t) \beta^{\alpha}} dg \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha t)} \int_{\frac{q_t}{\beta}}^{\infty} \xi^{\alpha-1} \exp(-\xi) d\xi \end{aligned} \tag{9}$$

其中 $\xi = \frac{g}{\beta}$ 。

通过式(9), T_c 的概率分布函数可以表示为

$$F_{T_c}(t | \omega_c, \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha t, \omega_c/\beta)}{\Gamma(\alpha t)} \tag{10}$$

式中, $\Gamma(a, b)$ 为不完全伽马函数,可表示为

$$\Gamma(a, b) = \int_b^{\infty} \xi^{a-1} \exp(-\xi) d\xi \tag{11}$$

装备剩余寿命 T_c 的概率密度函数为

$$f_{T_c}(t | \omega_c, \alpha, \beta) = \frac{d}{dt} \frac{\Gamma(\alpha t, \omega_c/\beta)}{\Gamma(\alpha t)} \tag{12}$$

由于通过式(12)直接计算 $f_{T_c}(t | \omega_c, \alpha, \beta)$ 比较困难,可以通过离散化的方式获得装备剩余寿命概率密度函数的近似表示。取 $t_n = n/\alpha, n = 0, 1, \dots$, 并令 $q_n = P\{t_n < T_c \leq t_{n+1}\}$, 则:

$$\begin{aligned} f_{T_c}(t | \omega_c, \alpha, \beta) &= \frac{d}{dt} \frac{\Gamma(\alpha t, \omega_c/\beta)}{\Gamma(\alpha t)} \\ &= \frac{\left(\frac{\Gamma(\alpha t_{n+1}, \xi/\beta)}{\Gamma(\alpha t_{n+1})} - \frac{\Gamma(\alpha t_n, \xi/\beta)}{\Gamma(\alpha t_n)}\right)}{t_{n+1} - t_n} \\ &= \frac{\left(\frac{\Gamma(n+1, \xi/\beta)}{\Gamma(n+1)} - \frac{\Gamma(n, \xi/\beta)}{\Gamma(n)}\right)}{1/\alpha} \\ &= \alpha q_n \end{aligned} \tag{13}$$

式中 $q_n = \frac{(\xi/\beta)^n}{n!} \exp(-\xi/\beta)$ 。

基于不同性能指标获得装备剩余寿命概率密度函数后,利用 Copula 函数分析性能指标间的相关特性,即可获得装备剩余寿命 T 的联合概率函数:

$$\begin{aligned} f_T(t | \omega_w, \omega_c, \mu, \sigma, \alpha, \beta, \theta) &= c(F_{T_w}(t), F_{T_c}(t); \theta) \\ &\quad \cdot f_{T_w}(t | \omega_w, \mu, \sigma) \\ &\quad \cdot f_{T_c}(t | \omega_c, \alpha, \beta) \end{aligned} \tag{14}$$

式中 $c(\cdot)$ 为 $C(\cdot)$ 的密度函数。

2.2 参数估计

由式(14)可知剩余寿命预测模型中包含 5 个未知参数 $(\mu, \sigma, \alpha, \beta, \theta)$, 可通过分步极大似然估计法求解各个参数:(1)更新不同性能指标退化模型中的参数 $(\mu, \sigma, \alpha, \beta)$; (2)更新 Copula 函数中的参数 θ , 具体过程如下。

第 1 步。由维纳过程的性质知道,服从维纳过程的性能指标增量 $\Delta X_i \sim N(\mu \Delta t_i, \sigma^2 \Delta t_i)$, 可得到模型参数 (μ, σ) 的似然函数为

$$L(\mu, \sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\sigma^2 \pi \Delta t_i}} \exp\left(-\frac{(\Delta X_i - \mu \Delta t_i)^2}{2\sigma^2 \Delta t_i}\right) \tag{15}$$

基于式(15),分别对漂移系数 μ 和扩散系数 σ 求偏导,可得 μ, σ 的极大似然估计值分别为

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\Delta X_i}{\Delta t_i} \tag{16}$$

$$\hat{\sigma} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(\Delta X_i - \hat{\mu} \Delta t_i)^2}{\Delta t_i} \right]^{1/2} \tag{17}$$

由伽马过程的性质知道 $\Delta G_i \sim Ga(\alpha \Delta t_i, \beta)$, 可获得模型参数 (α, β) 的似然函数为

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n \left((\alpha \Delta t_i - 1) \ln \Delta G_i - \alpha \Delta t_i \ln \beta - \ln \Gamma(\alpha \Delta t_i) - \frac{G_i}{\beta} \right) \tag{18}$$

由极大似然估计法,令

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \Delta t_i (\ln \Delta G_i - \psi(\alpha \Delta t_i) - \ln \beta) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{G_i}{\beta^2} - \frac{\alpha \Delta t_i}{\beta} \right) = 0 \end{cases} \tag{19}$$

式中, $\psi(g)$ 是 Digamma 函数, 定义为 $\psi(g) = \frac{\Gamma'(g)}{\Gamma(g)}$ 。通过求解式(19)可获得模型参数 (α, β) 的估计值 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ 。

第2步。根据得到的参数估计值 $(\hat{\mu}, \hat{\sigma}, \hat{\alpha}, \hat{\beta})$, 分别计算边缘分布函数 $F_{T_w}(\Delta X | \mu, \sigma)$, $F_{T_G}(\Delta G | \alpha, \beta)$, 并将其作为 Copula 函数(式(5))的输入,再次利用极大似然估计(式(20))计算得到 Copula 函数中的参数 θ 。

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln c(F_{T_w}(\Delta X | \mu, \sigma), F_{T_G}(\Delta G | \alpha, \beta); \theta) \tag{20}$$

3 仿真算例和实例分析

3.1 仿真算例分析

通过仿真算例来验证分析本文所提出的基于二元混合随机过程的剩余寿命预测方法的可行性。分别利用维纳过程和伽马过程的性质(维纳过程的增量服从正态分布,伽马过程的增量服从伽马分布),在 Matlab 软件中生成两个性能指标数据,失效阈值分别定义为 $(\omega_1, \omega_2) = (55.18, 31.89)$, 如图 1 所示。两个性能指标的增量分别满足正态分布 $N(0.15, 0.3)$ 和伽马分布 $Ga(0.2, 0.4)$, 如图 2 所示。

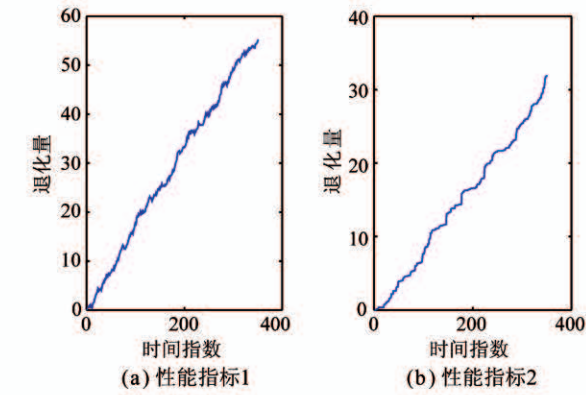


图 1 两模拟性能指标退化趋势

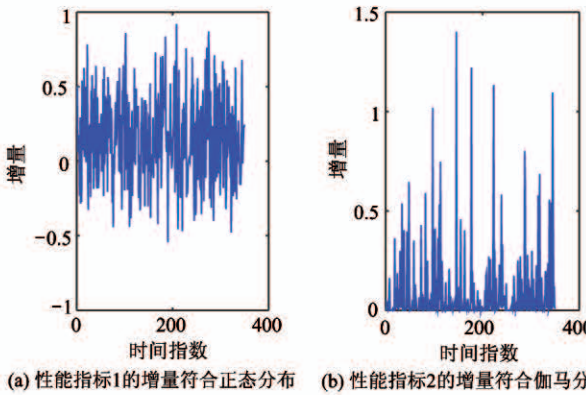


图 2 两个模拟退化增量

利用 AIC 信息准则选择 Copula 函数,结果如表 1 所示。从表 1 中可以看到,针对该组数据, Frank Copula 函数所对应的 AIC 值最小,因此选择 Frank Copula 函数分析性能指标间的相关特性。利用式(8)和(13)分别计算基于不同性能指标的装备剩余寿命的边缘概率密度函数。

表 1 4 种 Copula 函数的 AIC 值

Copula function	Gaussian	Frank	Gumbel	Clayton
仿真算例	-2 145	-3 875	-3 327	-3 765
实例分析	-2 162	-3 856	-2 796	-3 828

根据 Sklar 定理构建出剩余寿命的联合概率密度函数,利用两步极大似然估计法更新模型参数。首先,基于两个性能指标各个时刻的测量值,结合极大似然估计法在线更新退化模型中的参数 $(\mu, \sigma, \alpha, \beta)$, 进而确定两个不同性能指标剩余寿命的边

缘分布函数。然后,将两个边缘分布函数作为 *Copula* 函数的输入,再次利用极大似然估计法更新 *Copula* 函数中的参数 θ , 获得各个时刻参数的估计结果,如图 3 所示。

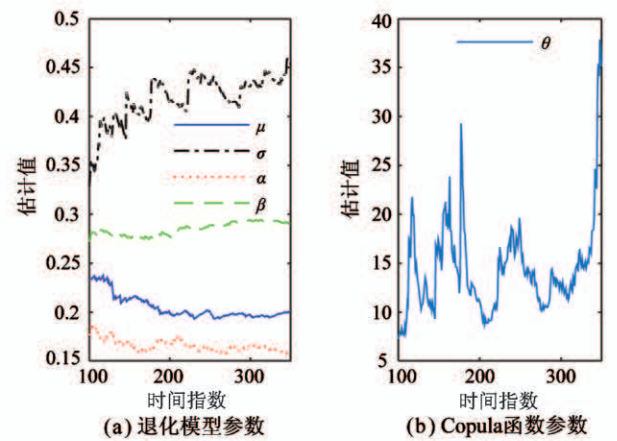


图 3 各个监测时刻点的参数估计值

获得模型参数的估计值后,结合式(14)计算得到装备的剩余寿命概率密度函数,如图 4 所示。观察不同时刻的概率密度函数可以看出,随着观测数据的增多,剩余寿命预测结果的分布范围逐渐缩小,说明其预测结果的精确度越来越高。将各个时刻概率密度函数最大值所对应的时间作为剩余寿命的预测值,可得到整个过程的剩余寿命预测的结果,如图 5 所示,从图中可以看出剩余寿命的预测值逐渐逼近真实值。

利用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 对不同方法预测结果的误差进行分析,结果如表 2 所示。RMSE 值越小说明预测效果越好^[20]。从表 2 中可以看出,相较于基于一元随机过程的剩余寿命

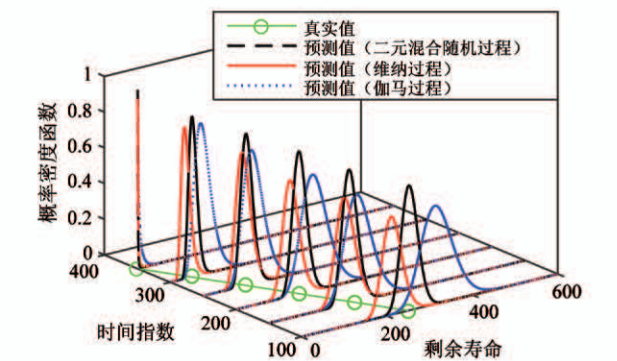


图 4 不同时刻点剩余寿命的概率密度函数

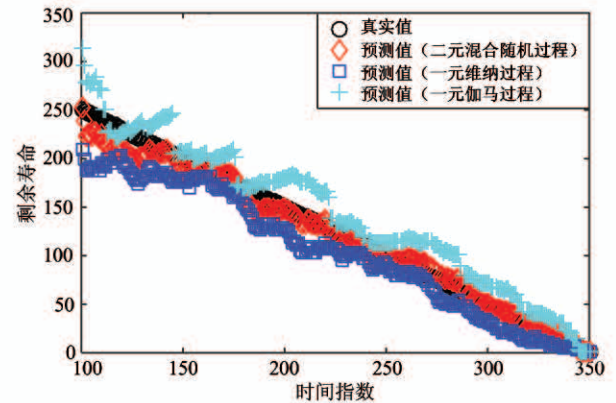


图 5 剩余寿命预测结果

表 2 不同预测方法预测结果的 RMSE

预测方法	二元混合随机过程	维纳过程	伽马过程
仿真算例	3.1130	4.7650	4.8793
实例分析	3.6535	12.9677	3.9057

预测方法,基于二元混合随机过程的剩余寿命预测方法的预测效果更好。

3.2 实例分析

利用 PRONOSTIA 实验平台上的轴承全寿命周期的实验数据对基于二元混合随机过程的剩余寿命预测方法做进一步的验证分析^[21]。实验过程中,利用 Dytran3035B 的加速度传感器采集振动信号,通过 NI 数据采集系统每隔 10 s,以 25.6 kHz 的采样频率,采集并存储一个时长为 0.1 s 的振动数据;利用 Pt100 的温度传感器连续采集温度信号,采样频率为 10 Hz。利用轴承振动信号的有效值和温度信号的平均值作为表征其健康状态的性能指标。图 6 (a)、(b) 是轴承性能退化阶段,两个性能指标归一化后的变化过程,分别利用维纳和伽马过程分析振动和温度的数据。对轴承两个性能指标建模分析之前,需要判断它们是否符合随机过程的性质,通过 Jarque-Bera 验证分析,振动信号有效值的增量服从正态分布 $N(0.0045, 0.0483)$,如图 7(a) 所示。由于受环境温度以及实验平台其他部件传热等因素的影响,轴承温度信号的实际增量并不一定符合伽马分布,因此需要对温度信号进行预处理分析(即对时序的温度信号进行包络分析,且令后一时刻的温度值大于等于前一时刻的值)。结合伽马过程的性质,预处理后的温度性能指标如图 6(c) 所示,经检

验,该信号的增量服从 $Ga(1.2645, 0.0015)$ 的伽马分布,如图 7(b)所示。图 7 的结果表明针对轴承所构建的两个性能指标可以分别利用维纳和伽马过程进行建模分析。

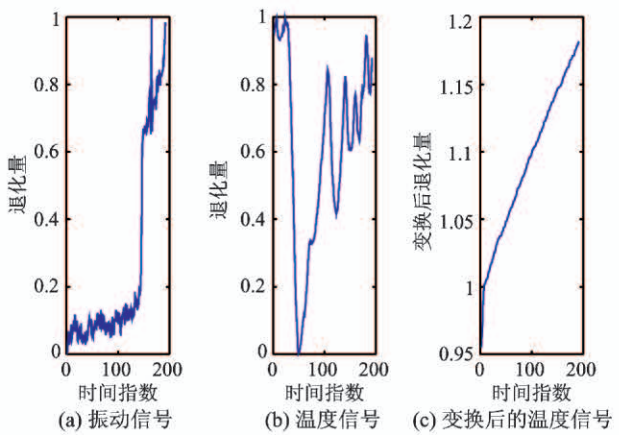


图 6 轴承两性能指标退化趋势

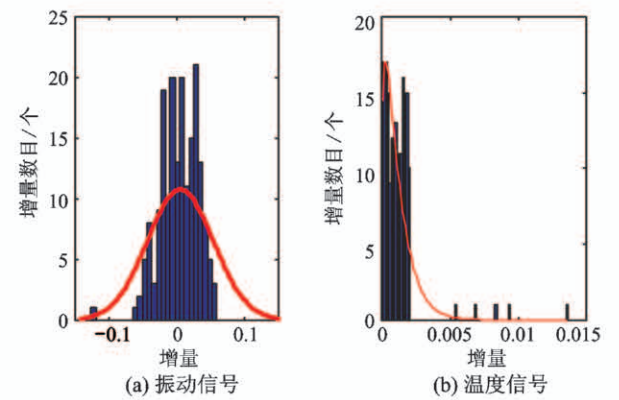


图 7 轴承两个性能指标增量的直方图

通过 AIC 信息准则选择 Copula 函数分析不同性能指标间的相关特性,如表 1 所示。从表 1 中可知 Frank Copula 函数所对应的 AIC 值为 $-3\,856$,相较于其他 3 个 Copula 函数, Frank Copula 函数的 AIC 值最小,因此选择 Frank Copula 函数分析轴承两个性能指标间的相关特性。进而构建轴承剩余寿命的联合概率密度函数,利用分步极大似然估计法更新模型中的参数,在轴承性能退化阶段的第 100、120、140、160、180 时刻的模型参数估计值,如表 3 所示。

获得各个时刻模型参数的估计值后,结合式(14)即可获得对应时刻的剩余寿命概率密度函数,如图8

表 3 不同监测时刻点所对应的参数估计值

时刻	(μ, σ)	(α, β)	θ
100	(0.0009, 0.0262)	(1.1143, 0.0012)	-1.747
120	(0.0008, 0.0268)	(1.2317, 0.0011)	-2.004
140	(0.0013, 0.0264)	(1.2474, 0.0100)	0.0657
160	(0.0048, 0.0335)	(1.2724, 0.0009)	18.896
180	(0.0046, 0.0495)	(1.2652, 0.0009)	18.753

所示。图中实线表示的是概率密度函数最大值对应的时刻,即为所预测的剩余寿命;虚线表示的是当前时刻剩余寿命的真实值,实线与虚线之间的距离代表预测结果的误差。图 8 中(a)到(d)依次为轴承退化阶段第 100、130、150、170 时刻的剩余寿命概率密度函数图,从图中可以看出,随着测量时刻点的增加,实线与虚线之间的距离不断减小,说明预测误差逐渐缩小、预测精度不断提高。

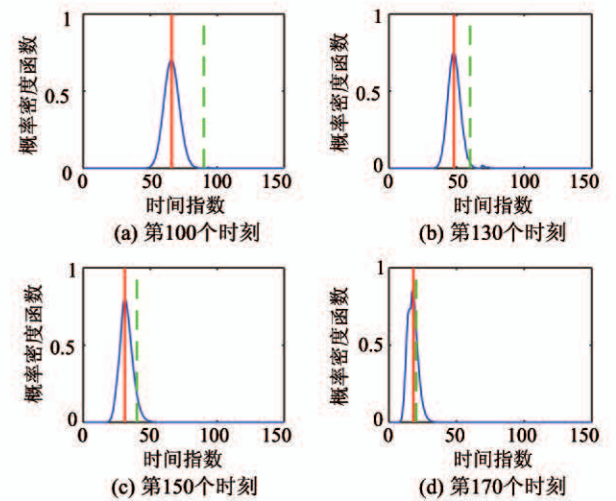


图 8 不同时刻剩余寿命概率密度函数

将不同时刻剩余寿命概率密度函数的最大值对应的时间提取出来,获得如图 9 所示的轴承剩余寿命预测结果。从图中可以看出,相较于单独利用维纳过程或伽马过程的剩余寿命预测方法,基于二元混合随机过程的剩余寿命方法的预测效果更好。

为了客观地衡量不同剩余寿命方法的预测效果,利用均方根误差和误差区间分布对预测结果的精度分别进行了比较分析。不同方法预测结果的 RMSE 值如表 2 所示,从表中可以看到基于二元混合随机过程的轴承剩余寿命预测方法的 RMSE 值为

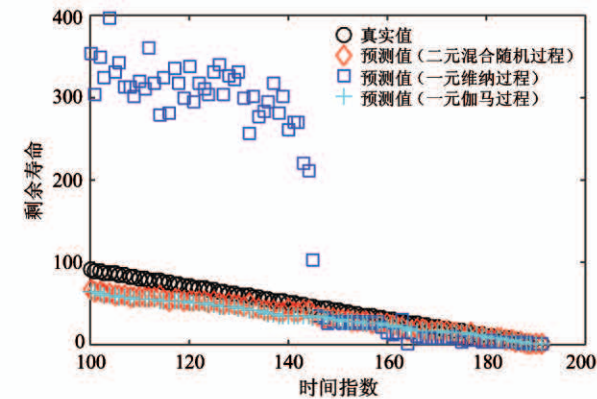


图 9 剩余寿命预测结果

3.6535, 小于其他两种方法的 RMSE 值。同时将所有预测结果的误差值从大到小划分为 $[-300, 30]$ 、 $[-100, 20]$ 、 $[-50, 10]$ 和 $[-10, 5]$ 4 个不同的区间, 结果如表 4 所示。从表中可以看出基于二元混合随机过程的剩余寿命预测方法在各个区间中所占的比例分别为 100%、82.61%、54.35%、27.17%, 比其他剩余寿命预测方法在各个不同误差区间中所占的比例更高。综合上述分析, 说明基于二元混合随机过程的轴承剩余寿命预测方法的预测精度较高。

表 4 不同剩余寿命预测方法的预测结果误差区间对比分析

预测方法 误差区间	二元混合 随机过程	维纳过程	伽马过程
$[-300, 30]$	100.00%	98.91%	100.00%
$[-100, 20]$	82.61%	50.00%	79.35%
$[-50, 10]$	54.35%	26.09%	46.65%
$[-10, 5]$	27.17%	14.13%	25.00%

4 结 论

针对装备存在多个性能指标且指标随时间变化的不同特点, 提出利用维纳和伽马过程相融合的二元混合随机过程用于预测装备的剩余寿命。

利用 AIC 信息准则选择合适的 Copula 函数分析不同性能指标间的相关特性, 通过分步参数估计方法更新模型参数并预测装备未来时刻的健康状态, 进而实现剩余寿命的预测。

分别利用仿真和轴承实验数据对所提方法进行

验证分析, 结果表明基于二元混合随机过程的剩余寿命预测方法的预测效果比单独利用维纳过程或伽马过程进行建模分析的剩余寿命预测方法更好。

参考文献

[1] 闵浩, 刘惠康, 唐超. 基于间谐波的双馈风力发电系统故障诊断[J]. 高技术通讯, 2019, 29(5): 480-486

[2] Jin X, Que Z, Sun Y, et al. A data-driven approach for bearing fault prognostics[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, 55(4): 3394-3401

[3] Jin X, Sun Y, Que Z, et al. Anomaly detection and fault prognosis for bearings[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, 65(9): 2046-2054

[4] 金晓航, 孙毅, 单继宏, 等. 风力发电机组故障诊断与预测技术研究综述[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1042-1053

[5] 李彦明, 何创新, 刘成良, 等. 工程机械远程监控信息流的数据管理与规划研究[J]. 高技术通讯, 2008, 18(11): 1195-1199

[6] Lei Y G, Li N P, Szymon G, et al. A model-based method for remaining useful life prediction of machinery[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2016, 65(3): 1314-1325

[7] 阙子俊, 金晓航, 孙毅. 基于 UKF 的轴承剩余寿命预测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2036-2043

[8] Mosallam A, Medjaher K, Zerhouni N. Data-driven prognostic method based on Bayesian approaches for direct remaining useful life prediction[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2014, 27(5): 1-12

[9] 任淑红, 左洪福. 基于多性能参数的民用航空发动机实时性能可靠性预测[J]. 航空动力学报, 2010, 12(25): 812-815

[10] Hamidreza V, Hojat K, Sayed-Farhad M, et al. Analysis of hydrological drought characteristics using copula function approach[J]. *Paddy and Water Environment*, 2018, 16: 153-161

[11] Bai X C, Shi Y M, Liu Y M, et al. Reliability estimation of multicomponent stress-strength model based on copula function under progressively hybrid censoring[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2018, 334: 100-114

[12] 金晓航, 李建华, 孙毅. 基于二元维纳过程的轴承剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 90-95

[13] Wang Y, Peng Y, Zi Y, et al. A two-stage data-driven

- based prognostic approach for bearing degradation problem[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(3): 924-932
- [14] 杜振东, 赵建民, 杨志远, 等. 基于 gamma 退化过程的装备备件保障模型[J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(12): 120-124
- [15] Jiang C, Wang D. Sort of multiple life model under dependent causes of decrement[J]. *Statistical and Application*, 2015, 4(3): 169-175
- [16] 王倩蓉, 姜潮, 方腾. 一种考虑参数相关性的可靠性优化设计方法[J]. 中国机械工程, 2018, 29(19): 2312-2319
- [17] Hooten M B, Hobbs N T. A guide to Bayesian model selection for ecologists[J]. *Ecological Monographs*, 2015, 85(1): 3-28
- [18] Li H, Lin K B, Nagi G, et al. Residual life prediction of multistage manufacturing processes with interaction between tool wear and product quality degradation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2017, 14(2): 1211-1224
- [19] Hu Y G, Li H, Shi P P, et al. A prediction method for the real-time remaining useful life of wind turbine bearings based on the Wiener process[J]. *Renewable Energy*, 2018, 127: 452-460
- [20] Chai T, Draxler R R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? -arguments against avoiding RMSE in the literature[J]. *Geoscientific Model Development*, 2014, 7(3): 1247-1250
- [21] Nectoux P, Gouriveau R, Medjaher K, et al. PRONOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated life test[C]//IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, Denver, USA, 2012: 1-8

Binary hybrid stochastic process-based approach for the estimation of bearing remaining useful life

Jin Xiaohang^{* ** ***}, Li Jianhua^{**}, Guo Yuanjing^{****}, Jia Hong^{* **}

(^{*} Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Processing Technology of Ministry of Education, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

(^{**} College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

(^{***} Ninghai ZJUT Academy of Science and Technology, Ninghai 315600)

(^{****} Zhijiang College, Zhejiang University of Technology, Shaoxing 312030)

Abstract

A binary hybrid stochastic process-based approach is proposed to estimate bearing's remaining useful life (RUL). Firstly, two different health indices are constructed to analyze the characteristic of the degradation process, appropriate stochastic process (Gamma process or Wiener process) is selected to construct the degradation model; Secondly, a Copula function is used to analyze the correlation between these two health indices, and then a joint probability density function is built. The maximum likelihood estimation algorithm is used to estimate and update model's parameters. Finally, the RUL is predicted. The proposed method is verified by a simulation data and an experimental life data of bearing. The results show that the proposed method can predict bearing's RUL effectively. Compared with the unary stochastic process-based approach in RUL estimation, the proposed approach has better performance.

Key words: binary hybrid stochastic process, Copula function, remaining useful life (RUL) prediction, maximum likelihood estimation