少数据样本下公路机电设施剩余使用寿命预测

王 强[1]，胡永恺[1*]，钱 威[1]，温 林[1]，王亚楠[2]

[1]江苏宁沪高速公路股份有限公司 江苏南京
[2]招商局重庆交通科研设计院有限公司 重庆

【摘要】针对基于少量且没有明显规律的数据样本，难以准确预测公路机电设施剩余使用寿命（RUL）的问题，提出一种联合模糊相似性方法与证据理论的 RUL 预测方法。采用模糊相似性方法根据机电设施退化过程之间的相似性对 RUL 进行直接估算，同时充分利用证据理论在处理不确定性信息方面的优势，通过基本概率分配来表示 RUL 预测结果的置信度，以处理退化过程的复杂性和不确定性问题。在公路机电设施的试验结果表明：所提方法相比于核密度估计（KDE）和均值方差估计（MVE）方法，在处理预测不确定性的有效性，以及得到预测区间的可靠性和精度具有优势。

【关键词】机电；剩余使用寿命预测；不确定性；模糊相似性；证据理论

【收稿日期】2025 年 1 月 20 日 【出刊日期】2025 年 2 月 24 日 【DOI】10.12208/j.jer.20250045

Remaining useful life prediction for highway mechanical and electrical facilities using fuzzy similarity and evidence theory

Qiang Wang[1], Yongkai Hu[1], Wei Qian[1], Lin Wei[1], Yanan Wang[2]*

[1]Jiangsu Expressway Company Limited, Jiangsu Nanjing
[2]China Merchants Chongqing Communications Research & Design Institute Co., Ltd., Chongqing

【**Abstract**】A remaining useful life (RUL) prediction method combining fuzzy similarity method and evidence theory is proposed to address the problem of accurately predicting the RUL of mechanical and electrical facilities in highway based on a small number of data samples without obvious patterns. Adopting the fuzzy similarity method to directly estimate RUL based on the similarity between the degradation processes of electromechanical facilities, while fully utilizing the advantages of evidence theory in handling uncertain information, the confidence level of RUL prediction results is represented through basic probability al-location to deal with the complexity and uncertainty of the degradation process. The ex-perimental results of mechanical and electrical facilities in highway show that the pro-posed method has advantages over kernel density estimation (KDE) and mean variance estimation (MVE) methods in dealing with prediction uncertainty, as well as reliability and accuracy in obtaining prediction intervals.

【**Keywords**】Mechanical and electrical; Remaining useful life prediction; Uncertainty; Fuzzy similarity; Evidence theory

引言

随着我国公路机电系统逐渐进入运营维护阶段，机电设施故障预测与健康管理（Prognostics and Health Management, PHM）需求日益增长。PHM 是大幅度提高公路机电设施运行和维护效率的技术和方法[1]。RUL 预测是 PHM 中的核心，其核心思想是预测机电设施的未来性能，并获得机电设施未来服役期内的 RUL 的过程[2]。准确和可靠的 RUL 预测既能提供有效的预防性维护决策依据，以避免系统出现突发性故障和资源浪费，还能避免灾难性的故障或人员伤亡。

众多国内外学者在过去几十年间提出的 RUL

第一作者简介：王强（1992-）男，江苏南京人，硕士，智能交通中级工程师，主要从事高速公路智能化及机电系统建设和运营相关工作；
*通讯作者：胡永恺（1987-）男，江苏靖江人，博士，高级工程师，主要从事高速公路智能化及机电系统建设和运营相关工作。

预测方法可大致分为三类[3-5]：物理学方法、统计学方法和人工智能（Artificial Intelligence, AI）方法。物理学方法是一类通过构建物理模型来表征机电设施性能退化的方法。Paris P 首次提出 Paris 模型，并用于描述裂纹的扩展[6]。随后，许多学者对其进行改进，并应用于 RUL 预测领域[7]。Wang 等和 Lei 等将 Paris 模型转化为机电设施 RUL 预测的经验模型[8]。Baraldi 等基于 Norton 定律提出了涡轮叶片的 RUL 预测方法[9]。Chan 等基于一种新的裂纹扩展模型，实现了涡轮机的 RUL 预测[10]。物理学方法能得到准确的 RUL 结果，但前提是失效机理和模型参数确定，而这种情况在实际中难以实现。统计学方法通过从观测到的退化时间序列中统计分析设施的退化演变，构建统计模型来预估 RUL。Fagogenis 等提出了一个基于自回归（Autoregressive Model, AR）模型的数据驱动 RUL 预测模型，并利用发动机数据进行了验证[11]。Pang 等将 AR 模型改性改进，形成 AR 移动平均模型，用于机电设施的 RUL 预测[12]。但 AR 计算性能过度依赖于历史趋势数据，随着时间流转，可能造成预测结果准确性降低。Lu 等利用随机系数（Random Coefficient, RC）模型对机械装备健康退化过程进行了建模，并以概率的形式估计 RUL[13]。万昌豪等提出一种基于 RC 模型的 RUL 预测方法，并开展了提出方法的有效性验证[14]。Kharoufeh 等最早将马尔可夫过程（Markov Process, MP）模型用于 RUL 预测，并进一步丰富了 MP 模型在 RUL 预测应用中的基础理论[15]。刘勤明等提出一种改进的隐式半 MP 模型用于设施健康诊断和 RUL 预测[16]。随机过程模型是一类考虑退化过程随机性的模型，常见的如维纳过程模型[17]、伽马过程模型[18]和逆高斯过程模型[19]等。RC、MP 和随机过程模型的共性问题在于应用场景非常有限。AI 方法通过从监测数据中挖掘和学习数据特征从而实现 RUL 预测[20]，目前被广泛应用。其它如人工神经网络、支持向量机、高斯过程回归等模型也可用于 RUL 预测，但这些模型需要大量训练样本数据以保证结果不会过度拟合，数据质量要求高，且计算量大[21][22]。现有 RUL 预测方法对比见表 1。

表 1　现有 RUL 预测方法对比

方法类型	优点	局限性
物理学方法	精度高、可靠性高	失效机理建模难、通用性差、校准成本高
统计学方法	量化不确定性、适用性较广	对历史数据趋势依赖性强、易误差累积
AI 方法	适应复杂模式、精度高	需大量训练样本、计算成本高
本文方法	少样本适用、量化不确定性	需优化参数选择

综上所述，这些 RUL 预测方法在数据丰富且规律性明显的情况下效果较好，但在数据量较少或退化轨迹不规则的情况下，预测结果的可靠性和准确性大大降低。此外，这些方法往往无法提供对预测不确定性的量化评估，导致其在公路机电设施 RUL 预测中受到限制。基于相似性的方法在训练时即使只有少量且没有明显规律的数据也能有效预测 RUL[23]，但不评估相关的预测不确定性。因此，提出一种联合模糊相似性和证据理论的公路机电设施剩余使用寿命预测方法，采用模糊相似性方法，通过评估设施退化过程之间的相似性来预测 RUL，并利用证据理论来量化处理预测的不确定性，从而得出准确、可靠的公路机电设施 RUL 预测结果，实现有效的预防性维护，减少故障时间及维护费用。

1 基于模糊相似性的公路机电设施剩余使用寿命预测模型

基于模糊相似性的预测模型是评估测试轨迹与参考轨迹之间的相似性，并利用与参考轨迹对应的 RUL 来估计测试轨迹对应的 RUL。

假设有 R 个机电设施退化的参考轨迹，参考轨迹$z_{1:n^r}^r = [z_1^r, z_2^r, \dots z_i^r, \dots, z_{n^r}^r]$，$r = 1,2,\dots,R$，其中$z_i^r = \left[z_1^r(\tau_i), \dots, z_p^r(\tau_i)\right]$，$z_p^r(\tau_i)$表示在时间$\tau_i$时参考轨迹中$z_p^r$的测量值，$\tau_F^r$表示参考轨迹 r 上的故障时间；测试轨迹$z_{1:I}^{test} = [z_1, \dots, z_i, \dots, z_I]$，表示到当前时间$\tau_I$的 I 个观测值。

$z_{I-n+1:I}^{test}$表示测试轨迹中最后的 n 个观测值，$z_{j-n+1:j}^r$表示参考轨迹中最后的 n 个测量值，则$z_{I-n+1:I}^{test}$与$z_{j-n+1:j}^r$之间的距离δ_j^r计算如式（1）：

$$\delta_j^r = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} d^2\left(z_{I-n+i}^{test}, z_{j-n+i}^{r}\right)} \quad (1)$$

其中，$d^2(x,y)$表示向量 x 和 y 之间的平方欧式距离。

$z_{I-n+1:I}^{test}$与$z_{j-n+1:j}^{r}$之间的相似性s_j^r计算如下：

$$s_j^r = \exp\left(-\frac{\left(\delta_j^r\right)^2}{\lambda}\right) \quad (2)$$

其中，λ 的取值可根据情况调整，λ 取值越小，则相似性越强。

对于每个参考轨迹，测试轨迹在$\tau_{j^*}^r$时的剩余使用寿命计算如下：

$$RUL^r = \tau_F^r - \tau_{j^*}^r \quad (3)$$

其中，$\tau_{j^*}^r$表示参考轨迹与测试轨迹最相似的 n 个序列的最后时间点。

最后，τ_I时的设施剩余使用寿命的预测值经过加权计算得出，如下式所示：

$$\widehat{RUL} = \frac{\sum_{r=1}^{R} s_{j^*}^r RUL^r}{\sum_{r=1}^{R} s_{j^*}^r} \quad (4)$$

2 联合证据理论和模糊相似性的公路机电设施剩余使用寿命预测模型

基于模糊相似性的预测结果具有较大的不确定性，因此必须考虑其不确定性的处理。在 D-S 证据理论中，由互不相容的基本命题组成的完备集合记为识别框架ΩY，表示对某一问题的所有可能答案，但其中只有一个答案是正确的。基本概率分配（BPA，也称 m 函数）是定义在识别框架上的一个映射，它将每个命题映射到一个基本的概率值，这个基本的概率值表示对该答案的信任程度，用于描述不确定性和不完整信息的情况。

证据理论将模糊相似性方法训练中的输入/输出值（$z_{1:n^r}^r$，RUL^r）与基本概率分配m_{RUL}^r关联起来，用于处理不确定信息，$m_{RUL}^r(\{RUL^r\}) = 1$。在训练过程中，输入值与输出值的相似度越大，则关联性越强。预测时，$\widetilde{m}_{RUL}^r(\{RUL^r\})$随不相似度的增加而递减，见下式。

$$\widetilde{m}_{RUL}^r(\{RUL^r\}) = \gamma \cdot s_{j^*}^r$$
$$\widetilde{m}_{RUL}^r(\Omega_{RUL}) = 1 - \gamma \cdot s_{j^*}^r \quad (5)$$

$\gamma \epsilon [0,1]$表示对整个参考轨迹的信任程度，识别框架Ω_{RUL}是区间$[0, \tau_F^{max} - \tau_I]$上的 RUL 定义域，$\tau_F^{max}$是根据专家知识和经验得到的机电设施最大 RUL，$\tau_F^{max} - \tau_I$是当前时间$\tau_I$时的机电设施最大 RUL。

根据 Dempster 组合规则，可得到：

$$m_{RUL}(\{RUL^r\}) = \frac{\gamma \cdot s_{j^*}^r}{K} \prod_{r' \neq r} \left(1 - \gamma \cdot s_{j^*}^r\right), \quad r = 1{:}R$$
$$m_{RUL}(\Omega_{RUL}) = \frac{1}{K} \prod_{r=1}^{R} \left(1 - \gamma \cdot s_{j^*}^r\right) \quad (6)$$

其中，

$$K = \prod_{r=1}^{R} \left(1 - \gamma \cdot s_{j^*}^r\right) + \gamma \sum_{r' \neq r}^{R} s_{j^*}^r \prod_{r' \neq r} \left(1 - \gamma \cdot s_{j^*}^r\right) \quad (7)$$

根据式（6），与任何区间$[RUL^{inf}, RUL^{sup}]$相关的信任程度可被计算为$[RUL^{inf}, RUL^{sup}]$中所有相关子集的信任程度之和。对于预测区间$[RUL^{inf}(\alpha), +\infty]$，有$P\left(RUL^{test} > RUL^{inf}(\alpha)\right) > 1 - \alpha$，或$P\left(RUL^{test} < RUL^{inf}(\alpha)\right) < \alpha$。因此，可以此来制定机电设施的维护计划，即在$RUL^{inf}(\alpha)$之前进行维护，机电设施故障的概率低于$\alpha$。

3 数值验证

3.1 模拟数据生成

公路环境整体较为恶劣，极易引起风机、灯具等机电设施的蠕变和破裂，对机电设施的运行稳定性和使用寿命造成较大影响。铁素体钢具有膨胀系数小、抗氧化性好、抗应力腐蚀优良，被广泛用于制造机电设施的零部件。铁素体钢在荷载σ下的蠕变ε模拟如式（8）[24]：

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon} = A sinh\left[\dfrac{B\sigma(1-H)}{(1-\phi)(1-\omega)}\right] \\ \dot{H} = \dfrac{h\dot{\varepsilon}}{\sigma}\left(1 - \dfrac{H}{H_*}\right) \\ \dot{\varphi} = \dfrac{K_c}{3}(1-\phi)^4 \\ \dot{\omega} = C\dot{\varepsilon} \end{cases} \quad (8)$$

式中，σ表示蠕变荷载，ε表示蠕变的应变，ϕ和ω是设施的材料损伤变量，H表示由蠕变引起的硬化状态变量，A、B、H_*、h、K_c和C是材料固有特性。每个固有特性都根据阿伦尼乌斯定律随温度变化，

即$\varphi_m = \varphi_{m0} exp(-Q_m/T)$，$T$表示温度，$\varphi_{m0}$、$Q_m$是通过实验确定的参数值。

为了生成不同的退化轨迹，通过从以平均值为中心的正态分布中抽样负荷σ和温度 T 的值，来模拟机电设施退化过程的内在变异性。

最后，生成观测序列$z_{1:n^r}^r = \{\varepsilon(\tau_i) + v_i\}_{i=1:n^r}^r$，其中$n^r$是第 r 条退化轨迹在故障前的最后观测时间，$v_i$是高斯白噪声，用于模拟观测时间$\tau_i$时的蠕变应变$\varepsilon(\tau_i)$。假设当达到 2%的极限蠕变应变值时发生故障，图 1 显示了模拟蠕变ε增长轨迹（上）和相应的观测序列z（下）。

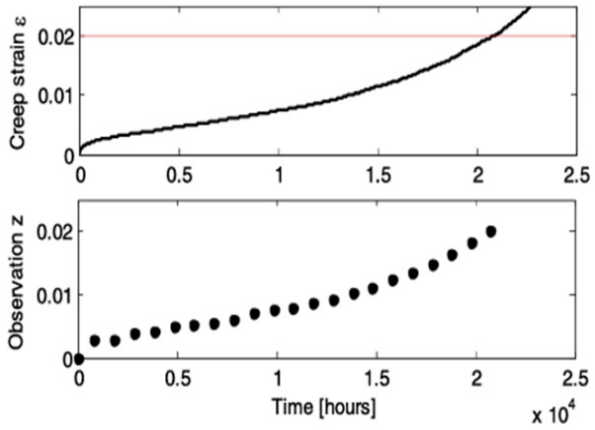

图 1 蠕变 ε 增长轨迹示例（上）和相应的观测序列 z（下）

3.2 结果

通过迭代式（8）来模拟退化轨迹，并以此开发出$N^{trn} = 50$个不同的预测模型。每个模型都使用不同的训练集$\{z_{1:n^r}^r\}$，$r = 1{:}\ R$，$R = 7$个不同的训练参考轨迹，用于$N^{tst} = 50$个不同的测试轨迹的验证，测试轨迹表示为$z_{1:l}^q$，$q = 1{:}\ N^{tst}$。

在 RUL 估计中，以均方误差（MSE）、预测区间$[RUL_l^{inf}(\alpha),\ +\infty]$的覆盖率（$COV_\alpha$）、区间$[RUL_l^{inf}(\alpha),\ \widehat{RUL}_l]$的平均振幅（$MA_\alpha$）三个性能指标，评估预测模型用于预测公路机电设施剩余使用寿命的能力。

设施剩余使用寿命分数$\beta = \tau_l/\tau_F$，图 2 显示了$\beta = 25\%$、50%、75%时指标 MSE 的平方根随参数λ变化的情况。

RUL 的预测值$\widehat{RUL}$由式（4）获得，预测区间通过目标概率$1-\alpha = 0.8$估计得到。如预期一样，寿命分数β越大，预测误差越小，$\widehat{RUL}$的最大准确值在参数$\lambda \approx 5\times10^{-5}$时得到。

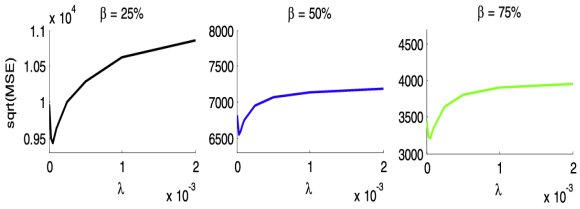

图 2 剩余使用寿命$\widehat{RUL}$在参数 λ 不同取值时的 MSE 平方根

参数λ、γ的取值应服从覆盖率 $COV_{0.2}$＞1-α 的要求，覆盖率较低的数值表明向与测试轨迹最相似的参考轨迹预测得到的RUL^r分配了过大的概率。图 3 显示了不同参数取值下三个性能指标的变化，当$\widehat{RUL}$的预测准确性最高时，覆盖率始终大于最小可接受值$1-\alpha = 0.8$。

然而，对于如此小的λ取值，由 $MA_{0.2}$ 表示的预测精确度要远低于$\lambda = 5\times10^{-4}$、$\lambda = 5\times10^{-3}$时。因为λ越小，参考轨迹与测试轨迹的相似性往往越小，通常难以提供足够证据支持 RUL 值属于Ω_{RUL}域中的任何子集。

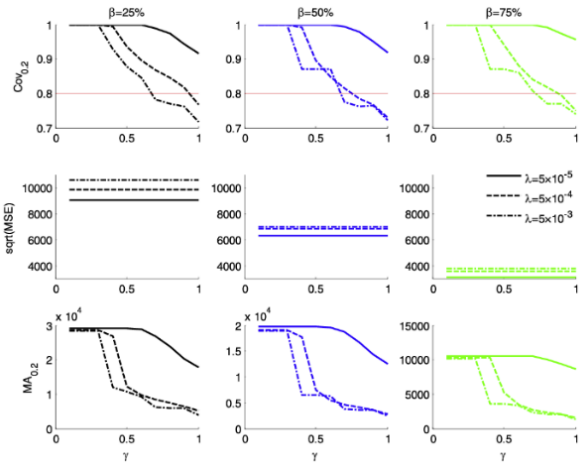

图 3　三种 β 和 λ 取值下评估性能指标随参数 γ 的变化

根据以上结果，确定参数λ、γ取值的流程如下：

（1）确定一些可能的取值，如$\lambda_1 = 5\times10^{-5}$、$\lambda_2 = 5\times10^{-4}$、$\lambda_3 = 5\times10^{-3}$。

（2）对于（1）中λ的取值，通过施加覆盖率大于 0.8 的条件来推导γ的取值，如$\lambda = 5\times10^{-5}$时，$\gamma = 1$；$\lambda = 5\times10^{-4}$时，$\gamma = 0.7$；$\lambda = 5\times10^{-3}$时，$\gamma = 0.6$。

（3）在（2）中λ、γ的多个取值中，选择在预测准确性和精确度方面权衡最佳的取值。表 2 给出了三种β、λ、γ取值下的评估性能指标对比。

表 2　三种 β、λ、γ 取值下的评估性能指标

λ		5×10^{-5}	5×10^{-4}	5×10^{-3}
γ_{max}		1	0.7	0.6
$COV_{0.2}$	β=25%	0.915	0.868	0.846
	β=50%	0.918	0.814	0.870
	β=75%	0.955	0.840	0.861
$\sqrt{MSE}$（10^3）	β=25%	9.065	9.851	10.552
	β=50%	6.272	6.807	6.976
	β=75%	3.089	3.589	3.793
$MA_{0.2}$（10^3）	β=25%	17.871	6.217	9.202
	β=50%	12.571	4.568	6.233
	β=75%	8.646	2.685	3.304

综上，相比于$\lambda = 5\times10^{-3}$，$\lambda = 5\times10^{-4}$时预测的准确性和精确度更均衡，而$\lambda = 5\times10^{-5}$时精确度大幅提高的同时准确性降低。因此，最终取值为$\lambda = 5\times10^{-4}$，$\gamma = 0.7$。

图 4 显示了所有观测时间获得的预测结果，显然，可以通过增加λ的取值或减少γ的取值，以较低的准确性和精确度为代价，来减弱置信区间的振荡。

3.3 与其他不确定性估计方法的比较

利用核密度估计（Kernel Density Estimation, KDE）和均值方差估计（Mean Variance Estimation, MVE）方法来量化 3.2 中的 RUL 的预测不确定性，并对所得结果进行比较。

根据计算，KDE 和 MVE 方法获得的N^{tst}=50 个测试轨迹上性能指标的平均值见表 2。可以看出，本文提出的方法的预测准确性和精确度更高，即使 KDE 和 MVE 确保了 0.8 的覆盖率，但得到的 MA 值更大。

图 5 显示了利用三种不同方法得到的测试轨迹的 RUL 预测值和相关置信下限，明显地，本文所提方法比 KDE 和 MVE 方法提供了更窄的置信区间。

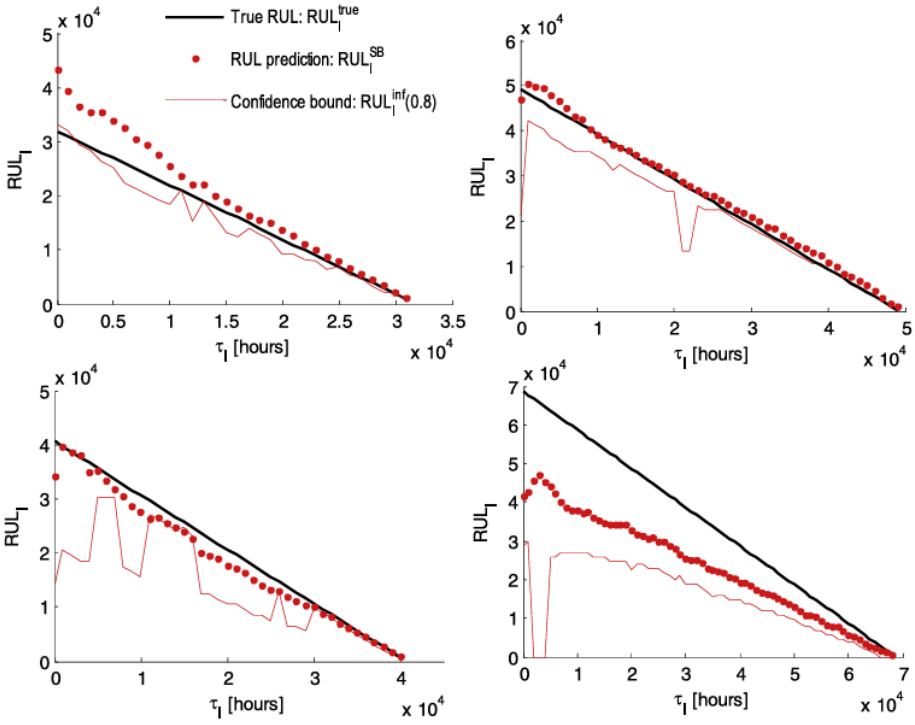

图 4　λ=5×10−4、γ =0.7 时 4 种不同测试轨迹的预测结果

表 3　三种不同方法获得的测试轨迹上性能指标的平均值

性能指标	本文方法	KDE	MVE
$\sqrt{MSE}$（10^3）	3.597	3.597	3.359
$COV_{0.2}$	0.936	0.962	0.857
$MA_{0.2}$（10^3）	2.594	6.527	3.882

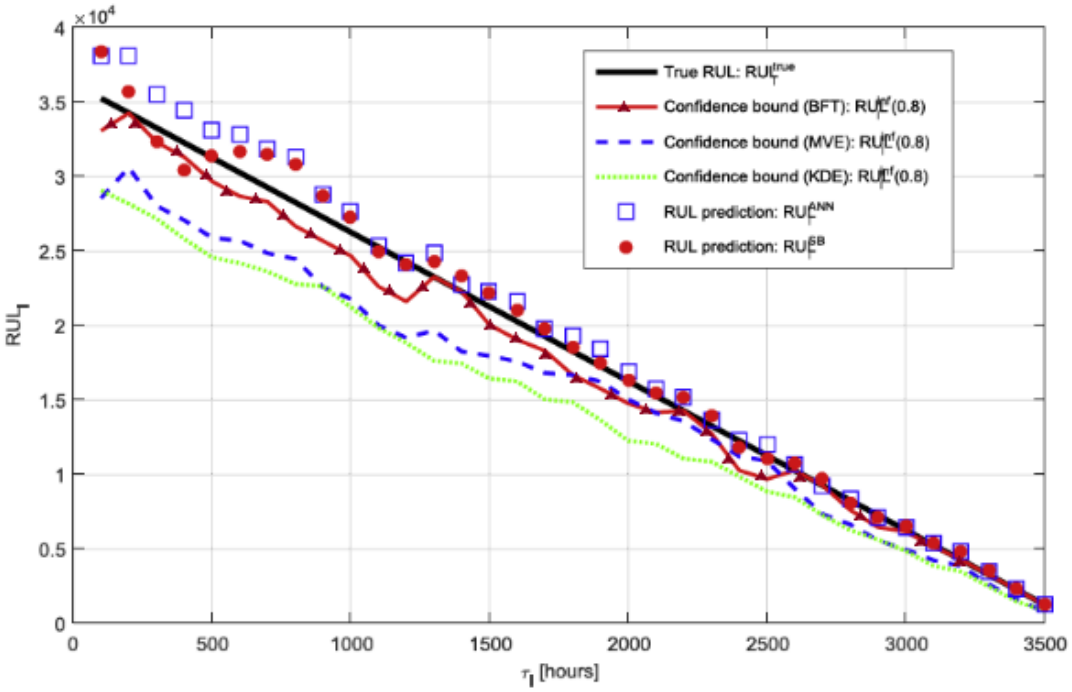

图 5　三种不同方法的计算结果

因此，与 KDE 和 MVE 方法相比，本文所提方法能够以更窄的置信区间和较大的覆盖率正确地量化影响 RUL 预测的不确定性。

4 结论

本文在少数据样本的情况下，对公路机电设施剩余使用寿命进行预测，得到的主要结论如下：

1）基于公路机电设施剩余使用寿命直接预测方法，在证据理论框架中集成了一种联合证据理论和模糊相似性的公路机电设施剩余使用寿命预测模型，并提出了参数取值建议。

2）对本文所提方法进行实例验证，并与 KDE 方法和 MVE 方法的计算结果进行对比，本文所提方法具有更窄的置信区间和较大的覆盖率，能够更正确地量化影响 RUL 预测的不确定性。

参考文献

[1] Wang D, Tsui K L, Miao Q. Prognostics and Health Management: A Review of Vibration Based Bearing and Gear Health Indicators[J]. IEEE Access, 2018, 6: 665-676.

[2] Lee J, Wu F, Zhao W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications[J]. Mechanical systems and signal processing, 2014, 42(1-2): 314-334.

[3] Lei Y, Li N, Guo L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical systems and signal processing, 2018, 104: 799-834.

[4] Zhang Z, Si X, Hu C, et al. Degradation data analysis and remaining useful life estimation: A review on Wiener-process-based methods[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 271(3): 775-796.

[5] 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: 1-20.

[6] Paris P, Erdogan F. A critical analysis of crack propagation laws[J]. 1963.

[7] Li Y, Billington S, Zhang C, et al. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition[J]. Mechanical systems and signal processing, 1999, 13(1): 103-113.

[8] Wang J, Gao R X, Yuan Z, et al. A joint particle filter and expectation maximization approach to machine condition prognosis[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2019, 30: 605-621.

[9] Baraldi P, Mangili F, Zio E. A Kalman filter-based ensemble approach with application to turbine creep prognostics[J].

IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(4): 966-977.

[10] Chan K S, Enright M P, Moody J P, et al. Life prediction for turbopropulsion systems under dwell fatigue conditions[J]. Journal of engineering for gas turbines and power, 2012, 134(12): 122501.

[11] Fagogenis G, Flynn D, Lane D. Novel RUL prediction of assets based on the integration of auto-regressive models and an RUSBoost classifier[C]//2014 International Conference on Prognostics and Health Management. IEEE, 2014: 1-6.

[12] Pang C K, Zhou J H, Yan H C. PDF and breakdown time prediction for unobservable wear using enhanced particle filters in precognitive maintenance[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 64(3): 649-659.

[13] Lu C J, Meeker W O. Using degradation measures to estimate a time-to-failure distribution[J]. Technometrics, 1993, 35(2): 161-174.

[14] 万昌豪, 刘志国, 唐圣金, 等. 基于不完美先验信息的随机系数回归模型剩余寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(12): 2542-2551.

[15] Kharoufeh J P, Solo C J, Ulukus M Y. Semi-Markov models for degradation-based reliability[J]. IIE Transactions, 2010, 42(8): 599-612.

[16] 刘勤明, 李亚琴, 吕文元, 等. 基于自适应隐式半马尔可夫模型的设备健康诊断与寿命预测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(第 9): 2187.

[17] 徐敬勃, 谭学谦, 吴珍, 等. 基于维纳过程退化模型的动量轮寿命预测与分析[J]. 空间科学学报, 2019, 39(3): 388-398.

[18] Wang H, Liao H, Ma X, et al. Remaining useful life prediction and optimal maintenance time determination for a single unit using isotonic regression and gamma process model[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 210: 107504.

[19] 王艺斐, 苏春, 谢明江. 基于二元逆高斯过程的腐蚀输油管道剩余寿命预测[J]. 东南大学学报, 2020, 50(6).

[20] 李杰其, 胡良兵. 基于机器学习的设备预测性维护方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(21): 11-19.

[21] 马忠, 郭建胜, 顾涛勇, 等. 基于改进卷积神经网络的航空发动机剩余寿命预测[J]. 空军工程大学学报（自然科学版), 2020, 21(6): 19-25.

[22] 张成龙, 刘杰, 李想. 基于改进 PSO-SVR 的多轴承健康寿命协同预测[J]. 机床与液压, 2020, 48(16): 206-211.

[23] Zio E, Di Maio F. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(1): 49-57.

[24] Nystad B H. Condition-Based Maintenance (CBM)–filter clogging at OKG 1, a case study, HWR-961[J]. 2009.

版权声明：©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/