

随机不确定性下薄膜电容器的性能退化与剩余寿命评估

赵影¹,李志涛¹,赵晓宇¹,徐晓康¹,龚学锐¹,张少华¹,王叶²,赖伟²,李辉²

(1. 中国船舶集团有限公司第七一二研究所,武汉 430000;2. 重庆大学输变电装备技术全国重点实验室,重庆 400044)

摘要:金属化薄膜电容器(MFC)在电-热-湿多应力耦合下的容值衰减具有明显的非线性和多阶段的退化特征,同时样件的个体差异与测量误差进一步增加了寿命评估的不确定性。为提高MFC剩余寿命预测的准确度,本文在85℃和85%相对湿度(RH)下开展了交直流叠加电应力加速老化试验,依据容值退化轨迹的阶段特性建立了三阶段非线性Wiener退化模型。联合运用贝叶斯信息准则与迭代搜索方法识别变点位置及各阶段漂移形式,三个阶段的漂移模型分别确定为幂律模型、指数模型和幂律模型。随后结合Rauch-Tung-Striebel平滑与期望最大化算法估计模型参数及构建先验信息,随着序贯观测数据的增加,使用变分贝叶斯推断更新隐状态、随机变量及相关模型参数,进而获得剩余寿命的概率分布表达式。在留一交叉验证结果表明,预测结果随着增量数据的变化逐步接近实际寿命,表明该模型反映了MFC性能退化过程中的阶段变化和样件的个体差异性,验证了序贯数据驱动剩余寿命概率评估方法的有效性。

关键词:金属化薄膜电容器;Wiener过程;非线性多阶段模型;剩余寿命;可靠性评估

Degradation Trajectory Prediction and Reliability Assessment of Film Capacitors Considering Stochastic Uncertainty

ZHAO Ying¹, LI Zhitao¹, ZHAO Xiaoyu¹, XU Xiaokang¹, GONG Xuerui¹, Zhang Shaohua¹, WANG Ye², LAI Wei², LI Hui²

(1. Wuhan Ship Electric Propulsion Research Institute, Wuhan 430000, China; 2. Laboratory of Power Transmission Equipment Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Metallized film capacitors (MFCs) exhibit pronounced nonlinear, multistage capacitance degradation under coupled electrical, thermal, and humidity stresses, while sample-to-sample variability and measurement errors further increase the uncertainty in lifetime assessment. To improve the accuracy of remaining useful life (RUL) prediction for MFCs, accelerated aging tests under superimposed AC - DC electrical stress were conducted at 85 °C and 85% relative humidity (RH), and a three-stage nonlinear Wiener degradation model was established according to the stage-dependent characteristics of the capacitance degradation trajectories. Change-point locations and stage-specific drift forms were identified using a procedure combining the Bayesian information criterion with iterative search, yielding power-law, exponential, and power-law drift models for the three stages, respectively. Rauch - Tung - Striebel smoothing and the expectation - maximization algorithm were subsequently employed to estimate model parameters and derive prior information. As sequential observations were progressively incorporated, variational Bayesian inference was used to update the latent states, random variables, and associated model parameters, from which the probability distribution of the RUL was derived. Leave-one-out cross-validation results show that the predicted lifetime gradually approaches the actual lifetime as incremental degradation data become available, indicating that the proposed model can capture stage transitions and sample-to-sample variability during MFC degradation and validating the effectiveness of the sequential-data-driven probabilistic RUL assessment method.

Key words: Metallized film capacitors; Wiener process; nonlinear multi-phase model; remaining useful life; reliability assessment

0 引言

功率电子变换器中故障诱因的30%源自直流母线(DC-Link)电容,其健康状态及服役寿命受工作电压、纹波电流、温度、湿度等应力因素的共同影响^[1]。相较于其他类型电容器的特性,金属化薄膜电容器(Metallized Film Capacitor, MFC)能够在介质故障点处发生自愈事件,限制电容元件最小的性能退化,并恢复其绝缘能力。因此,在柔性直流输电、轨道交通、脉冲驱动装备等工业应用中,MFC凭借损耗低、功率密度高、体积小、重量轻和寿命长等优势,逐渐成为DC-Link电压支撑、纹波抑制和能量缓冲的首选类型^{[2],[3]}。

通常,MFC由两层数微米的双向拉伸聚丙烯薄膜卷绕而成,且每层薄膜表面蒸镀几十纳米的金属电极层,边缘处留有1-3mm未金属化区,以实现电极隔离和端面喷金层连接。完整元件的卷绕结构可达数千层,形成电极-介质-电极结构,与平行板电容器相比容量是其两倍^[4]。但由于薄膜与元件间的尺寸量级差异,薄膜内部缺陷演化、有效电极面积衰减及自愈损伤累积等微观退化行为的直接表征受到限制,电容器由健康状态转向失效状态的过程难以通过原位观测法直接获取,剩余寿命阈值点也难以直接确定。因此,现有研究多基于电容量(C)、等效串联电阻(ESR)或损耗角正切值($\tan\delta$)等可测量电气参数表征电容器的性能退化状态,并结合加速寿命模型、统计分布或数据算法等开展电容器剩余寿命评估。

加速老化模型通过构建预期寿命与加速应力间的函数,实现不同应力条件下的寿命预测。温度应力多

作者简介:赵影(1988-),男,主要从事船用电力推进系统与设备可靠性研究工作,E-mail:askyouzhaol26.com.;赖伟(1986-),男,副教授,主要从事电力电子器件可靠性与状态监测研究工作,E-mail:laiwei@126.com.

采用 Arrhenius 化学动力学模型,电压应力采用基于唯象理论建立的逆幂律模型和指数模型^[5]。李征等人在高温高湿条件下利用 Arrhenius 模型和逆幂律模型建立了薄膜电容器剩余寿命模型,反映了电容剩余寿命随温湿度变化的总体规律^[6]。王庚等人充分考虑了薄膜电容器实际运行工况,同样结合 Arrhenius 模型和逆幂律模型建立电热联合加速寿命模型,揭示了温度与交直流复合电力下对电容器寿命的影响规律^[7]。然而,该类方法侧重于不同应力水平下与寿命总体分布之间的映射关系,难以表征个体差异和服役过程中性能退化轨迹的随机性。为此,基于退化数据的 Wiener 过程被广泛应用于设备零部件性能退化建模与剩余寿命评估,其充分反映了产品的退化趋势与随机波动性^{[8],[9]}。Zhao Jin 等人利用线性 Wiener 过程描述了铝电解电容的性能退化,通过 Box-Cox 变换达到退化数据的线性化,使用 Shapiro - Wilk 算法辨识模型参数,依据样本相似性更新不同阶段的退化特征^[10]。Gao jian 等人则将退化参数与失效时间纳入比例风险的框架中,通过贝叶斯更新机制驱动模型的动态修正,增强了剩余寿命预测过程对退化路径演变的自适应能力^[11]。尽管该方法利用产品退化信息对寿命预测的结果进行动态更新,但多数研究研究基于单一漂移模型描述整个退化过程,难以同时兼顾不同阶段的退化机理与退化轨迹差异。

已有研究根据试验条件的不同,采用加速老化模型或统计分布等方法实现了薄膜电容器剩余寿命评估研究,但受电容样件初始状态、生产制造差异和测量误差等随机扰动影响,同一工况下不同样件的退化速率与失效时间存在明显差异。因此,本文结合 MFC 温度特性、高温高湿老化和电-热-湿应力耦试验,分析电容的退化机理,明确刻画电容退化特性的关键参数,并建立多阶段随机退化模型。最后结合历史数据识别模型各阶段形式与参数,并增量式更新修正模型,实现 MFC 性能退化表征与剩余寿命评估。

1 薄膜电容器退化特征

1.1 试验平台与试验环境

图 1 所示为 MFC 加速老化试验平台,由交直流电源、温湿箱、示波器、阻抗分析仪、电压电流探头及上位机控制系统组成,所有的设备均集成至上位机软件统一控制。试验电源最高可输出 2.2kV 电压,按照试验条件要求可以提供直流、交流或交直流复合电压,满足范围内任意幅值和频率的交流电压输出,试验样件的电压与电流通过控制示波器进行记录,环境条件采用温湿箱模拟实际环境温度和相对湿度大小。试验过程中按照设定的时间间隔定期测量电容量、等效串联电阻和损耗角正切值,以记录各性能参数随老化时间变化的退化特性。

MFC 试验样件按照实际需求定制获得,额定电压为 800V,容值为 106μF。在温度特性、高温高湿和电-热-湿复合应力试验中分别采用 5 个、5 个和 3 个样件置于温湿箱中,并保持在环境条件中至少静止 2h,使得试验样件与环境条件间达到动态平衡状态。本文随机退化建模及剩余寿命评估的退化数据均来源于该加速老化试,但受加速老化试验周期及试验条件限制,后文仅基于当前样本规模讨论验证所构建方法的适用性和有效性。交直流叠加的复合应力满足下式:

$$u(t) = U_{dc} + U_{ac} \sin(2\pi ft + \varphi_0) \quad (1)$$

式中, U_{dc} 为直流电压幅值, U_{ac} 为交流电压幅值, f 为交流电压频率, φ_0 为交流电压初始相位。电-热-湿复合应力试验中直流电压为 800V,交流电压幅值为 400V,采用工频电压频率,相位为 0。试验过程中,每隔 24 小时将样件冷却至室温后采用阻抗分析仪进行一次 MFC 特征参数测量,并按照式 (2) 计算容值衰减率,直至 $\Delta C(t)$ 达到 5% 以上,视为电容器寿命终止状态。样件测量获得的衰减率不能严格获得 5% 状态下的容值,所以采用二次插值确定相应状态下的关键参数。

$$\Delta C(t) = \frac{C_0 - C(t)}{C_0} \times 100\% \quad (2)$$

式中, $\Delta C(t)$ 为容值衰减率, C_0 为电容器初始容值, $C(t)$ 为老化时间 t 时刻的对应的容值。

1.2 MFC 退化特征

在加速老化试验中,针对不同样件分别开展了 MFC 温度特性、高温高湿和电-热-湿应力耦合试验,随后测量样件的容值和 ESR 参数并分析不同应力条件下的性能退化特征。同时根据试验结果识别影响样件退

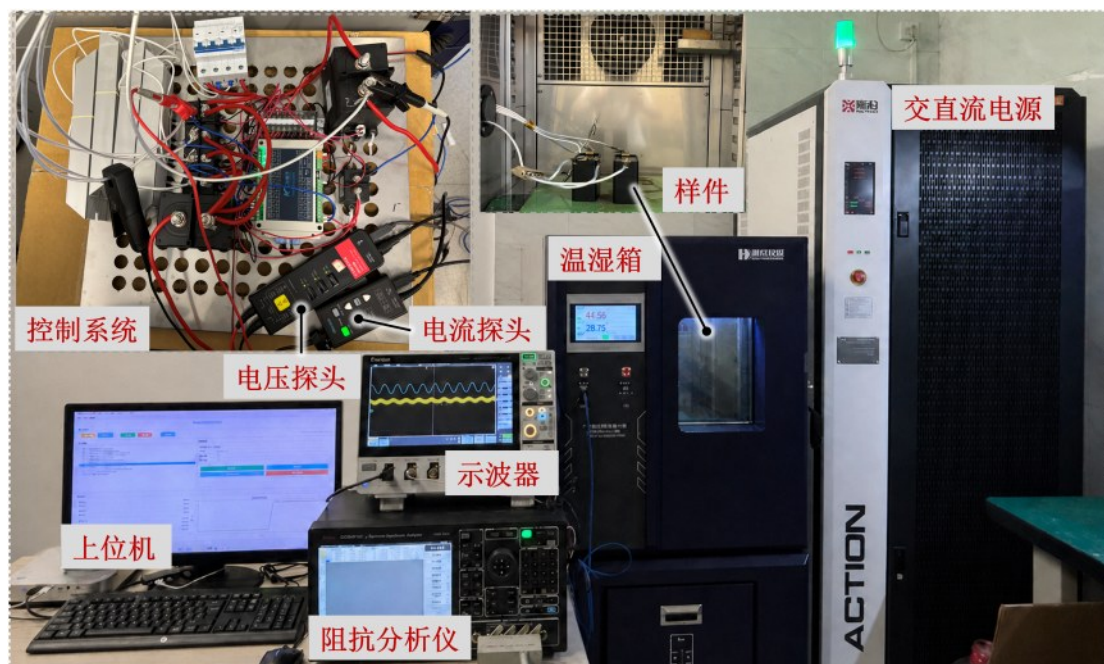


图1 加速老化试验平台

Fig. 1 Accelerated aging test platform for film capacitors

化的关键因素,确定随机不确定性模型构建所需的关键参数。如图2所示为温度特性试验测量获得的C-T和ESR-T的关系图。试验结果显示各样件的容值随温度升高呈现出单调递减的趋势,且在升、降温的试验中表现出较好的可逆性。按照温度区间内容值变化速率,可将温度响应划分为三个阶段,分别是-25℃-25℃的低温区、25℃-85℃中温区和85℃-105℃的高温区。在低温区的容值随温度的变化而出现缓慢降低,ESR也保持在较低水平,说明了该温区内样件的结构相对稳定、介质损耗低;中温区的容值变化率增至0.023%/℃,ESR在较高范围内波动,但并未表现出持续上升的趋势,这更多是因为ESR数值本身较小和测量误差带来的精度限制。该阶段聚丙烯薄膜的密度和介电常数随温度的增大而降低,与Zhang等人的研究结果一致^[12]。进入高温区后,容值下降速率增长至0.027%/℃,随着温度的不断升高,分子链剧烈运动和界面松弛现象明显而导致电性能下降,同时伴随着热膨胀引起的介质薄膜体积增大,多个因素致使容值下降速率增大^{[13]、[14]}。服役中电容器的介质劣化程度随着温度的升高而加剧,并且聚丙烯薄膜的介电强度降低,主要是因为温升影响了空间电荷的注入和脱陷,陷阱中电荷脱陷释放的机械能导致介质严重劣化,进而出现损耗不断增加的现象^{[15]、[16]}。Zhang Ling等人的研究也表明随着温度的升高,注入的电荷主要在非晶区输运,介质内部载流子的迁移率和陷阱深度呈现先减后增的趋势,而表面载流子的迁移率则相反^[17]。

如图3所示为高温高湿与电-热-湿应力耦合加速老化试验获得的试验数据,环境条件均为85℃和85%RH。从高温高湿试验数据中观察到容值和ESR的离散度始终较小,容值整体变化呈现缓慢上升后缓慢下降的趋势。在初始阶段,由于水分子与端部金属接触发生轻微氧化,水蒸汽进入金属层,伴随着温度升高引起电极出现电化学腐蚀,增加了介质损耗,从而ESR在初始阶段显著增大,后趋于平稳的现象^[18]。从宏观的电气参数中并未观测到高温高湿引起金属电极面积损失,但两个样件的封装外壳分别在816h和864h出现了开裂现象,且随着老化时间的增长,开裂变得更加明显,这主要是由于封装的树脂材料与引出的金属端子间热膨胀系数存在差异导致其在高温高湿环境下界面出现应力积累,超出了材料的耐受极限。

如图3(c)和图3(d)分别为电-热-湿应力耦合试验下C-t和ESR-t变化曲线,测试样件均表现出一致的性能退化规律。在试验开展的初期,样件容值并未出现立即衰减,而是出现了伪退化(上升)过程,这种早期暂态响应并非测量引入的误差,而属于一种正常现象。短时间内由于热应力促进了薄膜内部应力释放引起的薄膜收缩,电场作用下扩大了该现象的发生,以及介质薄膜负温度系数特性与水分子侵入改变了电极-介质界面的极化响应,共同作用下引起了容值的伪退化现象^[19]。随后进入长时间的缓慢下降阶段,该阶段伴随

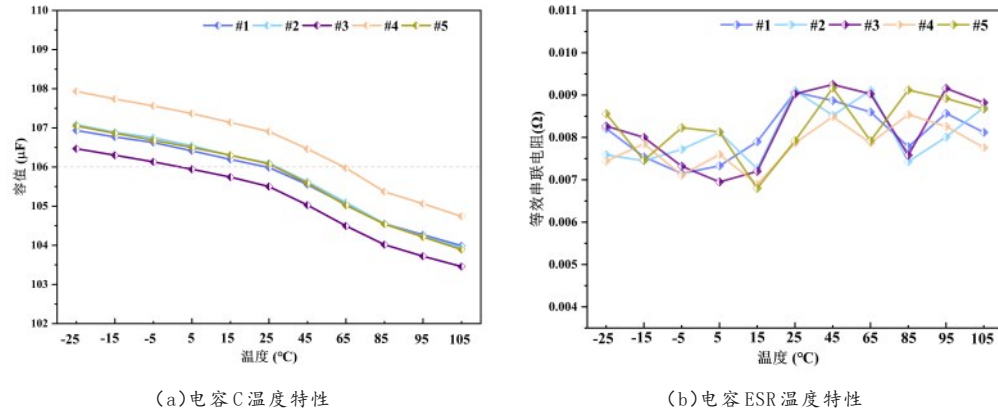


图2 电容特征参数随温度变化曲线

Fig. 2 Temperature-dependent characteristics of capacitor parameters

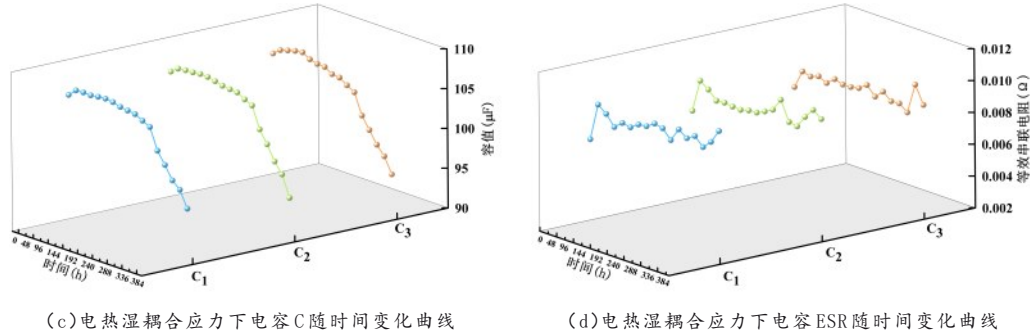
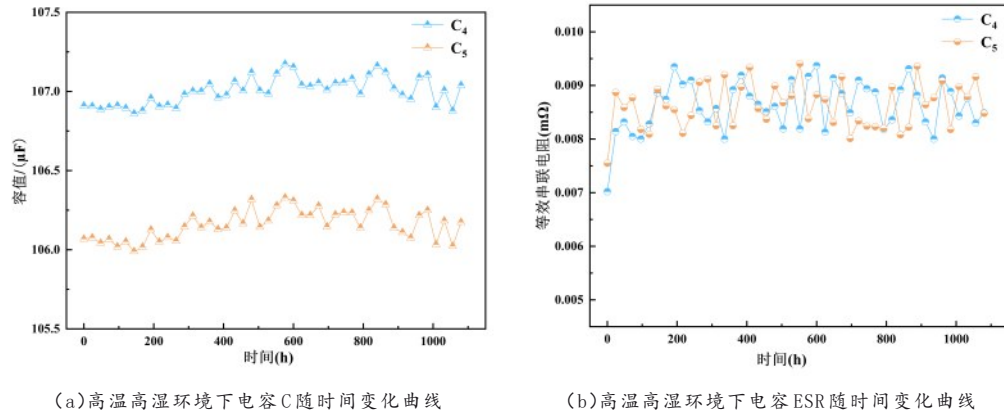


图3 电容特征参数随老化时间的退化曲线

Fig. 3 Aging-time-dependent degradation characteristics of capacitor parameters

着电化学腐蚀、局部放电及自愈击穿等现象,随着自愈累积和大面积腐蚀劣化至一定状态,容值进入急剧退化阶段。此外,在整个退化过程中,ESR 仅在小范围内波动,未出现明显单调变化趋势,与前述的试验现象基本一致。相比之下,容值参数对MFC性能退化的表征更为敏感,能够更直观地反映其退化过程。因此,后续研究将主要基于容值参数对MFC的退化行为及寿命特征进行评估。

2 非线性Wiener退化模型

2.1 退化模型

根据MFC电-热-湿应力耦合加速老化试验获得的性能退化特征,其容值漂移轨迹表现为多阶段性和非线性的规律,如图4所示。需要指出的是,根据各个厂家制造工艺的不同,OA阶段的增量并不一致,同时,

CD阶段为电容失效后的退化轨迹,寿命评估并未考虑。结合MFC物理退化过程,建立多阶段非线性Wiener模型,满足下述表达式:

$$X(t) = \begin{cases} x_{\tau_0} + \lambda_1 \int_{\tau_0}^t \mu_1(\tau - t_0; \theta_1) d\tau + \sigma_1 B(t - t_{\tau_0}), & t_{\tau_0} \leq t \leq t_{\tau_1} \\ x_{\tau_1} + \lambda_2 \int_{\tau_1}^t \mu_2(\tau - t_1; \theta_2) d\tau + \sigma_2 B(t - t_{\tau_1}), & t_{\tau_1} \leq t \leq t_{\tau_2} \\ x_{\tau_2} + \lambda_3 \int_{\tau_2}^t \mu_3(\tau - t_2; \theta_3) d\tau + \sigma_3 B(t - t_{\tau_2}), & t > t_{\tau_2} \end{cases} \quad (3)$$

$X(t)$ 表示在时间 t 时刻电容退化的真实值, τ_i 和 x_{τ_i} ($i=0,1,2$)分别表示第 i 次变点时刻和对应的退化状态, x_{τ_0} 为初始 τ_0 时刻的状态,即容值退化量为0。 λ_j 和 σ_j ($j=1,2,3$)分别为第 j 阶段对应的漂移系数与扩散系数,分别用于描述性能退化速率和退化过程中的波动特性, $\int_{\tau_i}^t \mu_j(\tau - t_i; \theta_j) d\tau$ 指不同阶段的漂移行为,用于描述MFC退化趋势,积分项为非线性函数, θ_j 为非线性函数的参数, $B(t - t_{\tau_i})$ 为标准的布朗运动,用于描述电容性能退化过程中的时变不确定性。考虑到MFC样件退化过程个体差异性,假设三阶段的退化速率是随机的,即变点位置、退化值、漂移率和扩散系数均是随机的,且假设 λ_j 服从正态分布, $\lambda_j \sim N(\mu_{\lambda_j}, \sigma_{\lambda_j}^2)^{[20]}$ 。样件的容值衰减率按照式(2)计算,OA阶段至AB阶段的前期对应的退化状态为负值,当电容状态 $X(t)$ 衰减超过阈值 $D=5\%$ 时则认为达到失效,即寿命时间 T 定义为健康状态首次达到阈值时对应的 t_{τ_2} ,如下式所示:

$$T = \inf \{ t: X(t) \geq D | X(0) < D \} \quad (4)$$

MFC在 t_k 时刻的剩余寿命满足:

$$L_k = \inf \{ l_k: X(t_k + l_k) \geq D | X(t_k) < D \} \quad (5)$$

已有的多阶段退化模型通常需要预先给定阶段变点及各阶段的漂移形式,不同MFC样件的阶段转换时刻并不一致,按照这类方法处理难以适应不同MFC样件在退化轨迹上的差异。因此,本文基于样件的历史寿命数据,迭代搜索阶段变点位置,结合贝叶斯推断实现模型参数估计,获得序贯数据驱动更新先验信息。

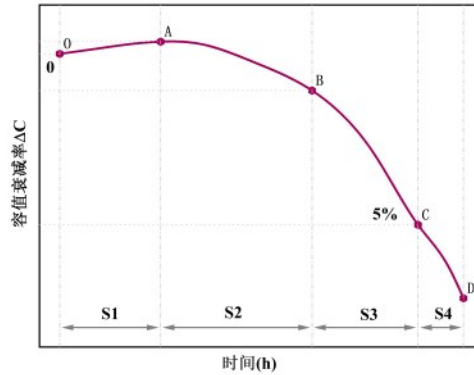


图4 MFCs容值漂移特征

Fig. 4 Capacitance drift characteristics of MFCs

2.2 先验信息的离线模型评估

对于产品的退化过程,采用线性项或非线性项错误的描述各个退化阶段,可能导致拟合精度不足或者计算成本增加。为此,基于已知的MFC全生命周期退化数据,基于贝叶斯准则(BIC)和迭代搜索确定最优变点位置和漂移模型形式。其中,BIC的定义为:

$$BIC = k \ln(n) - 2 \ln L \quad (6)$$

式中, $\ln L$ 指的是模型似然函数, k 指的是参数的数量, n 表示样本量。当BIC数值越小,则说明为拟合的最优漂移模拟。

本项工作中考虑了两种退化模型,即指数模型 $M_E = e^{bt} - 1$ 和幂律模型 $M_P = t^b$ 。迭代搜索的变点位置

属于 $(t_{\tau_{i-1}}, t_{\tau_{i+1}})$, 并分别计算迭代 m 次与 $m-1$ 次后 BIC 模型最小值之和, 即当前变点位置最优解。满足如下等式:

$$t_{\tau_i}^m = \arg \min_{t_{\tau_i}} \left[\min_{M_f \in \{M_E, M_P\}} (BIC_{t_{\tau_{i-1}}^m; t_{\tau_i}}^{M_f}) + \min_{M_f \in \{M_E, M_P\}} (BIC_{t_{\tau_i}; t_{\tau_{i+1}}^{m-1}}^{M_f}) \right], t_{\tau_{i-1}}^m < t_{\tau_i} < t_{\tau_{i+1}}^{m-1} \quad (7)$$

式中, $BIC_{t_{\tau_{i-1}}^m; t_{\tau_i}}^{M_f}$ 和 $BIC_{t_{\tau_i}; t_{\tau_{i+1}}^{m-1}}^{M_f}$ 分别指的是 $t_{\tau_{i-1}}^m$ 到 t_{τ_i} 与 t_{τ_i} 到 $t_{\tau_{i+1}}^{m-1}$ 在漂移模型 M_f 下 BIC 值, $t_{\tau_{i-1}}^m$ 是 $t_{\tau_{i-1}}$ 迭代 m 次的估计值。由于测量会带来容值状态偏差, 引入误差项修正模型的精度:

$$Y(t) = X(t) + \zeta_j \quad (8)$$

式中, $Y(t)$ 为对应时间观测的状态值, ζ_j 为第 j 阶段下的测量误差, 假设满足均值为 0, 方差为 R_j 的高斯分布^[21]。确定各个阶段漂移项形式后, 根据历史数据对模型进行参数估计, 同时描述电容整体退化趋势的确定性参数还需要确定未知参数 $\theta_j = \{\lambda_j, b_j, \sigma_j^2, R_j\}$ 。第 j 阶段的状态空间模型为:

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + \lambda_j \int_{t_{k-1}}^{t_k} \mu(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau + \sigma_j B(\Delta t), \sigma_j B(\Delta t) \sim N(0, \sigma_j^2 \Delta t) \\ y_k = x_k + \zeta_j, \zeta_j \sim N(0, R_j) \end{cases} \quad (9)$$

式中, $t_{\tau_{j-1}}$ 和 t_k 分别为第 j 阶段的初始时间和实时时间, $\Delta t_k = t_k - t_{k-1}$ 。由于薄膜电容器的寿命退化数据能充分表征其劣化规律, 因此, 本文采用不需要先验分布的 Rauch - Tung - Striebel(RTS)平滑器和期望最大(EM)算法进行离线参数估计, 并进一步获得序贯数据驱动更新所需的先验分布参数。假设存在 N 个 MFC 的历史退化数据, 则第 n 个样本在第 j 阶段的观测序列为 $Y_{\tau_{j-1,n}; \tau_{j,n}-1, n} = \{y_{\tau_{j-1,n}; n}, y_{\tau_{j-1,n}+1, n}, \dots, y_{\tau_{j,n}-1, n}\}$, 真实的退化序列为 $X_{\tau_{j-1,n}; \tau_{j,n}-1, n} = \{x_{\tau_{j-1,n}; n}, x_{\tau_{j-1,n}+1, n}, \dots, x_{\tau_{j,n}-1, n}\}$, 实际情况中不能直接观测, 将其视为隐变量。则完全数据的似然函数分布:

$$\begin{aligned} & p(X_{\tau_{j-1,n}; \tau_{j,n}-1, n}, Y_{\tau_{j-1,n}; \tau_{j,n}-1, n} | \theta_j) \\ &= p(x_{\tau_{j-1,n}; n}) \prod_{k=\tau_{j-1,n}+1}^{\tau_{j,n}-1} p(x_{k,n} | x_{k-1,n}, \theta_j) \prod_{k=\tau_{j,n}}^{\tau_{j,n}-1} p(y_{k,n} | x_{k,n}, \theta_j) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $p(x_{k,n} | x_{k-1,n}, \theta_j) = N\left(x_{k-1,n} + \lambda_j \int_{t_{k-1}}^{t_k} \mu(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau, \sigma_j^2 \Delta t\right)$, $p(y_{k,n} | x_{k,n}, \theta_j) = N(x_{k,n}, R_j)$, 对数似然函数为:

$$\begin{aligned} \ln p(X, Y | \theta_j) &= -\frac{1}{2} \sum_{i=\tau_{j-1,n}+1}^{\tau_{j,n}-1} \left[\ln(2\pi\sigma_j^2 \Delta t) + \frac{\left(x_{i,n} - x_{i-1,n} - \lambda_j \int_{t_{i-1}}^{t_i} \mu(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau\right)^2}{\sigma_j^2 \Delta t} \right] \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=\tau_{j,n}}^{\tau_{j,n}-1} \left[\ln(2\pi R_j) + \frac{(y_{i,n} - x_{i,n})^2}{R_j} \right] + \ln p(x_{\tau_{j-1,n}; n}) \end{aligned} \quad (11)$$

模型参数估计过程如下, 首先基于当前估计参数对状态方程(9)进行卡尔曼滤波处理:

$$\begin{cases} \hat{x}_{i|i-1, n} = \hat{x}_{i-1|i-1, n} + \lambda_{jk, n}^{m-1} \int_{t_{i-1, n}}^{t_{i, n}} \mu(\tau - t_{\tau_{j-1}, n}; b_{jk, n}^{m-1}) d\tau \\ P_{i|i-1, n} = P_{i-1|i-1, n} + (\sigma_{jk, n}^2)^{m-1} \Delta t \\ K_{i, n} = P_{i|i-1, n} \cdot (P_{i|i-1, n} + R_{jk, n}^{m-1})^{-1} \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\hat{x}_{i|i-1, n}$ 和 $\hat{x}_{i-1|i-1, n}$ 分别是 i 和 $i-1$ 时刻第 n 个样件先验状态与后验状态的估计值, $P_{i|i-1, n}$ 与 $P_{i-1|i-1, n}$ 分别是对应估计值下的协方差, $K_{i, n}$ 为卡尔曼增益。更新后的状态满足:

$$\begin{cases} \hat{x}_{i|i, n} = \hat{x}_{i|i-1, n} + K_{i, n} (y_{i, n} - \hat{x}_{i|i-1, n}) \\ P_{i|i, n} = P_{i|i-1, n} - K_{i, n} P_{i|i-1, n} \end{cases} \quad (13)$$

进一步采用 RTS 滤波器反向修正, 计算隐变量 $\hat{x}_{i|k, n}$ 、协方差 $P_{i|k, n}$ 以及 $x_{i, n}$ 与 $x_{i-1, n}$ 联合后验分布的协方差

$P_{i+1, i|k, n}$, 具体如式(14)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_{i|k, n} = \hat{x}_{i|i, n} + P_{i|i, n} P_{i+1|i, n}^{-1} (\hat{x}_{i+1|k, n} - \hat{x}_{i+1|i, n}) \\ P_{i|k, n} = P_{i|i, n} + (P_{i|i, n} P_{i+1|i, n}^{-1})^2 (P_{i+1|k, n} - P_{i+1|i, n}) \\ P_{i+1, i|k, n} = P_{i+1|i+1, n} P_{i|i, n} P_{i+1|i, n}^{-1} + P_{i+1|i+1, n} P_{i+2|i+1, n}^{-1} (P_{i+2, i+1|k, n} - P_{i+2, i+1|i+1, n}) P_{i|i, n} P_{i+1|i, n}^{-1} \end{cases} \quad (14)$$

最后, 基于 EM 算法计算迭代 m 次后的先验参数, 构建 Q 函数为完全似然函数的期望:

$$\begin{aligned} Q(\theta_{1, n}, \theta_{2, n}, \theta_{3, n} | Y_n, \theta_{1, n}^{m-1}, \theta_{2, n}^{m-1}, \theta_{3, n}^{m-1}) \\ = \prod_{j=1}^3 \left[E_{X_{\tau_{j-1, n}, \tau_{j, n}-1}} \left[p(X_{\tau_{j-1, n}, \tau_{j, n}-1, n}, Y_{\tau_{j-1, n}, \tau_{j, n}-1, n} | \theta_j) \right] \right] \\ = \sum_{j=1}^3 \left\{ E_{X_{\tau_{j-1, n}, \tau_{j, n}-1}} \left[\ln [P(x_{\tau_{j-1, n}} | \theta_{j, n})] \right] + \sum_{i=\tau_{j-1, n}+1}^{\tau_{j, n}-1} \ln [P(x_{i, n} | x_{i-1, n}, \theta_{j, n})] + \sum_{i=\tau_{j-1, n}}^{\tau_{j, n}-1} \ln [P(y_{i, n} | x_{i, n}, \theta_{j, n})] \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

迭代 m 次后 N 个样本的非线性模型退化轨迹的参数满足:

$$\theta_{prior}^m = \arg \max_{\theta_{prior}} \sum_{n=1}^N Q(\theta_{1, n}, \theta_{2, n}, \theta_{3, n} | Y_n, \theta_{1, n}^{m-1}, \theta_{2, n}^{m-1}, \theta_{3, n}^{m-1}) \quad (16)$$

直至参数变化量小于阈值参数, 即基于离线的历史退化数据和统计分析能够获得先验分布参数, RTS-EM 算法离线参数估计流程如图 5 所示。

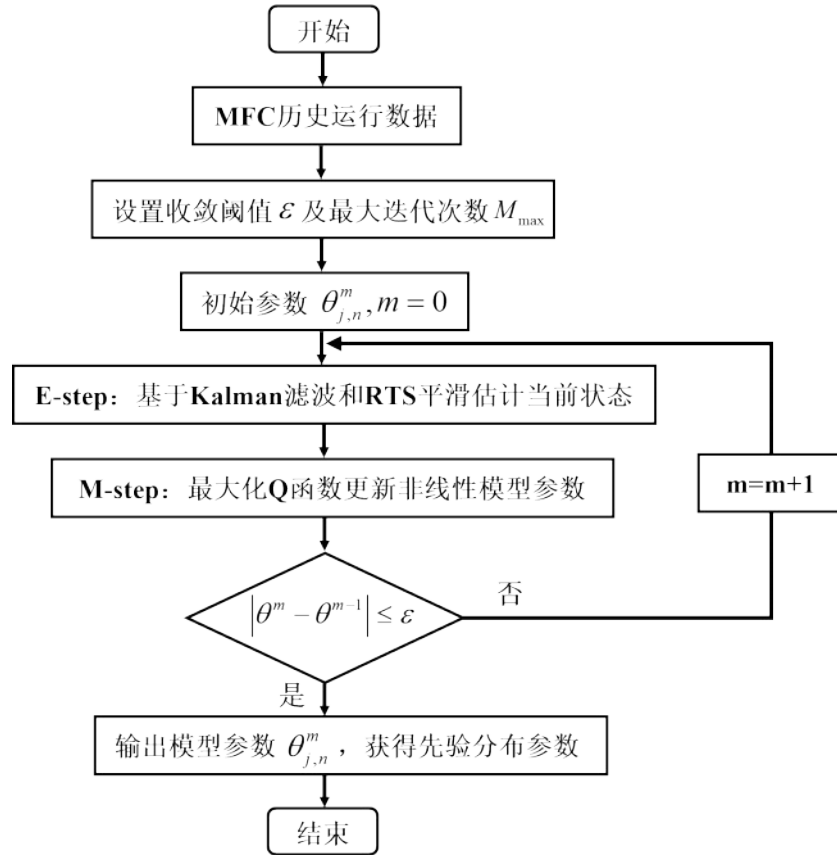


图 5 RTS-EM 算法离线参数估计流程图

Fig. 5 Flowchart of offline parameter estimation using the RTS-EM algorithm

2.3 模型更新与剩余寿命评估

序贯数据驱动更新阶段的下一变点位置是基于当前已知退化数据检测获得, 随着数据的增加, 模型拟合的精度越高。但变点前后样件的退化轨迹往往是不同的, 变点位置越精确则真实退化观测值与预测值误差越小, 样件的剩余寿命评估也越精准。为此, 给定当前时刻至下一观测时刻的窗口宽度 W , 对应的真实退

化观测数据与预测数据分别为 $Y_{i:t+w}$ 和 $\hat{Y}_{i:t+w}$, 则两者的一致性满足下式:

$$d_i = \frac{2\rho\left(Y_{i:t+w}, \hat{Y}_{i:t+w}\right)\sigma_{Y_{i:t+w}}\sigma_{\hat{Y}_{i:t+w}}}{\sigma_{Y_{i:t+w}}^2 + \sigma_{\hat{Y}_{i:t+w}}^2 + \left(\langle Y_{i:t+w} \rangle - \langle \hat{Y}_{i:t+w} \rangle\right)^2} \quad (17)$$

式中, $\rho\left(Y_{i:t+w}, \hat{Y}_{i:t+w}\right)$ 为 $Y_{i:t+w}$ 和 $\hat{Y}_{i:t+w}$ 之间的 *Pearson* 相关系数, $\sigma_{Y_{i:t+w}}^2$ 与 $\sigma_{\hat{Y}_{i:t+w}}^2$ 分别为 $Y_{i:t+w}$ 和 $\hat{Y}_{i:t+w}$ 的标准差, $\langle \cdot \rangle$ 为期望运算。对于给定的阈值参数 ω , 当 d_i 大于 $1 - \omega$ 时, 则认为具有较好的一致性, 变点位置不在该区间, 小于则说明当前模型对该时刻及之后退化数据的解释能力下降, 可认为该时刻为样件退化过程中不同阶段的变点位置。此外, 假设第 j 阶段 t_k 时刻的未知参数为 θ_{jk} , 观测的退化数据的对数似然函数为:

$$\begin{aligned} \ln p(Y_{\tau_{j-1}:k}) &= \ln \int p(Y_{\tau_{j-1}:k}, X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk}) dX_{\tau_{j-1}:k} d\theta_{jk} \\ &= \ln q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk}) \int \frac{p(Y_{\tau_{j-1}:k}, X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk})}{q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk})} dX_{\tau_{j-1}:k} d\theta_{jk} \\ &\quad + \ln q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk}) \int \frac{q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk})}{p(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk} | Y_{\tau_{j-1}:k})} dX_{\tau_{j-1}:k} d\theta_{jk} \end{aligned} \quad (18)$$

式中, $q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk})$ 为隐变量的任意密度函数, 其为真实后验密度 $p(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk})$ 的近似函数, 等式右边第二项为 Kullback - Leibler 散度, 即 $q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk}) // p(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk} | Y_{\tau_{j-1}:k})$, 满足不小于 0 的条件, 所以 $\ln p(Y_{\tau_{j-1}:k})$ 恒大于等式右边第二项, 视为变分下界。为了简化计算复杂度, 根据平均场理论, 假设 $q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk})$ 满足:

$$q(X_{\tau_{j-1}:k}, \theta_{jk}) = \prod_{l=\tau_{j-1}}^k q(x_l) q(\lambda_{jk}) q(b_{jk}) q(\xi_{jk}) q(\eta_{jk}) \quad (19)$$

其中, $q(\lambda_{jk})$, $q(b_{jk})$, $q(\xi_{jk})$ 和 $q(\eta_{jk})$ 分别为对应未知参数的后验分布, $\xi_{jk} = 1/\sigma_{jk}^2$, $\eta_{jk} = 1/R_{jk}$, 服从 Gamma 分布^[21]。基于该设定即可在期望步中更新隐变量序列, 在最大步中完成参数估计。完整的模型参数更新流程如图 6 所示。

根据前述 t_k 时刻剩余寿命式子(4), 剩余寿命的概率密度函数(PDF)采用 $f_L(l_k)$ 表示, 而 RUL 需要考虑变点的转移状态。基于此, 在吸收边界 D 内, $x_{\tau_{j-1}}$ 至 x_{τ_j} 转移概率表示为:

$$g(x_j | x_{j-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2\Delta t_{\tau_j}}} \left\{ \exp \left[-\frac{(x_{\tau_j} - x_{\tau_{j-1}} - \lambda_j \int_{t_{\tau_{j-1}}}^{t_{\tau_j}} \mu_j(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau)^2}{2\sigma_j^2\Delta t_{\tau_j}} \right] - \exp \left[\frac{2\lambda_j \mu_j \int_{t_{\tau_{j-1}}}^{t_{\tau_j}} \mu_j(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau (\omega - x_{\tau_{j-1}})}{\sigma_j^2\Delta t_{\tau_j}} \right] \exp \left[-\frac{\left(x_{\tau_j} + x_{\tau_{j-1}} - 2\omega - \lambda_j \int_{t_{\tau_{j-1}}}^{t_{\tau_j}} \mu_j(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau \right)^2}{2\sigma_j^2\Delta t_{\tau_j}} \right] \right\} \quad (20)$$

变点 t_{τ_j} 时刻的转移概率表示为:

$$g(x_{\tau_j}) = \int_{-\infty}^D \cdots \int_{-\infty}^D \int_{-\infty}^D g(x_{\tau_1}) g(x_{\tau_2} | x_{\tau_1}) \cdots g(x_{\tau_j} | x_{\tau_{j-1}}) dx(t_{\tau_1}) dx(t_{\tau_2}) \cdots dx(t_{\tau_j}) \quad (21)$$

RUL 对应的 PDF 表示为:

$$f_L(l_k) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^D \cdots \int_{-\infty}^D \int_{-\infty}^D \frac{1}{\sqrt{2\pi(l_k + t_k - t_{\tau_j})}} \left[\frac{D - x_{\tau_{j-1}} - \lambda_j \int_{t_{\tau_{j-1}}}^{l_k + t_k} \mu_j(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau}{l_k + t_k - t_{\tau_j}} + \frac{\lambda_{j+1}}{\sigma_{j+1}} \mu_{j+1}(l_k + t_k - t_{\tau_j}; b_{j+1}) \right] \exp \left[- \frac{(D - x_{\tau_{j-1}} - \lambda_j \int_{t_{\tau_{j-1}}}^{l_k + t_k} \mu_j(\tau - t_{\tau_{j-1}}; b_j) d\tau)^2 (l_k + t_k - t_{\tau_j})}{2(l_k + t_k - t_{\tau_j})} \right] g(x_{\tau_j}) p(x_k | Y_{1:k}) dx_k \quad (22)$$

式中, $t_{\tau_j} < l_k + t_k \leq t_{\tau_{j+1}}$ 。对于该复杂的多重积分的求解,采用 Monte Carlo 模拟获得 RUL 的 PDF 是最为合理有效的方法。

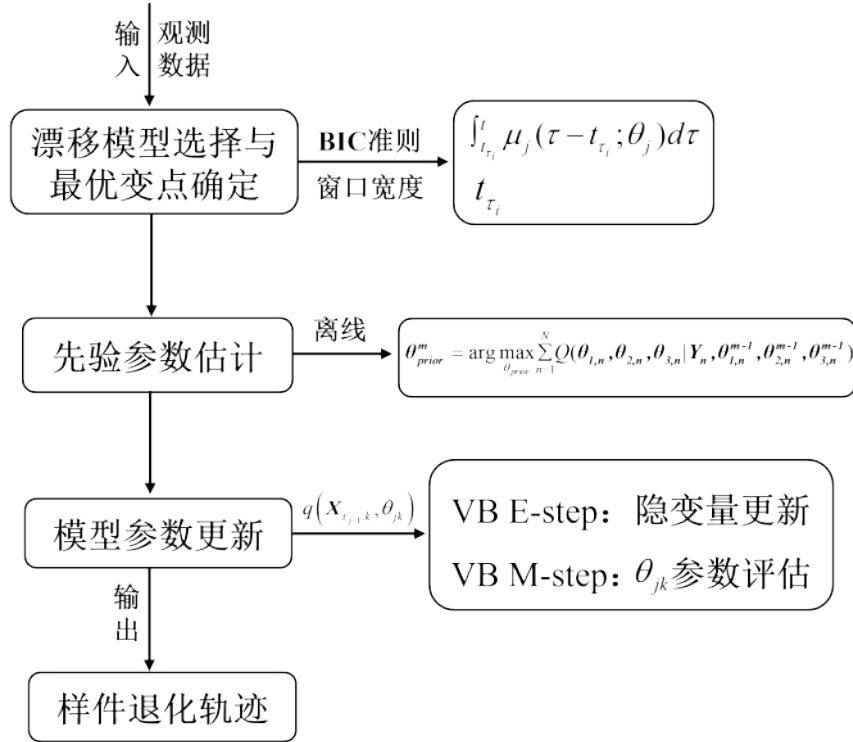


图6 样件退化轨迹框架

Fig. 6 Prediction framework for sample degradation trajectories

3 模型验证与寿命评估

采用加速老化获得的样件性能退化数据对模型进行验证。为充分利用有限数据,每组试验选取两个样件作为历史运行数据进行离线参数识别,另一样件的序贯观测数据作为模型更新和验证,试验设置如表1所示。模型中设置的失效阈值的判定条件为5%,变点检测与寿命终止(EOL)评估结果如图7所示。从退化阶段及变点中可以看到,由于样件个体差异,三个样件的第一个变点存在明显差异, t_{τ_1} 分别为118.45、99.95和88.80h, EOL 分别为321.63、316.21和309h。对应三个阶段的漂移模型确定为 M_P - M_E - M_P , 其中在第二阶段时两个模型 BIC 值非常接近,为了提高退化轨迹拟合精度,仍然选择 BIC 最小对应的模型,如表2所示。采用

留一交叉验证思想对模型确定后的参数进行估计,结果如表3所示。

表1 离线参数评估与模型验证的试验设置

Table I Test Conditions for Offline Parameter Evaluation and Online Validation

试验组别	离线数据	验证数据
#1	Cap1; Cap2	Cap3
#2	Cap1; Cap3	Cap2
#3	Cap2; Cap3	Cap1

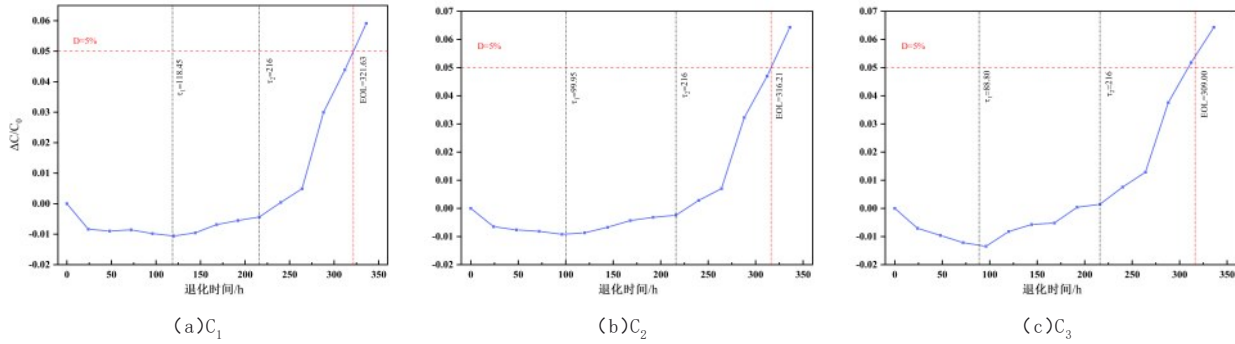


图7 变点评估结果

Fig. 7 Evaluation results of change points

表2 三阶段漂移模型的BIC值及模型确定

Table II BIC values and model selection for the three-phase drift models

模型阶段	BIC_{M_E}	BIC_{M_P}	评估模型
阶段1	-36.97	-53.55	M_P
阶段2	-72.18	-70.76	M_E
阶段3	-19.87	-29.60	M_P

表3 非线性模型参数评估结果

Table III Parameter results of nonlinear model parameters

参数	数据样本 10%	数据样本 50%	数据样本 100%
b_1	0.19	0.194	0.197
λ_1	-0.00389	-0.00417	-0.00429
$\sigma_1 (\times 10^{-5})$	1.08	1.14	1.15
$\sqrt{R_1} (\times 10^{-3})$	0.175	0.543	1.34
b_2	0.99	0.99	0.99
λ_2	0.00011	0.00011	0.00011
$\sigma_2 (\times 10^{-5})$	1.31	1.31	1.31
$\sqrt{R_2} (\times 10^{-3})$	0.60	0.63	0.74
b_3	1.53	1.53	1.53
λ_3	0.000045	0.000035	0.000047
$\sigma_3 (\times 10^{-5})$	9.07	9.07	9.07
$\sqrt{R_3} (\times 10^{-3})$	3.63	3.63	3.63

图8展示了第一个测试样件采用 Monte Carlo 模拟获得的 RUL 预测结果,PDF 表现出尖峰曲线,说明了 RUL 预测的不确定性很小,具体更高的精度。同时对比了 MFC 实际寿命与预测结果,如图9(a)所示,剩余寿命预测的绝对误差如图9(b)所示,在初始阶段,由于电容的历史寿命数据较少且其还位于伪退化阶段,导致了预测与真实值之间存在一定偏差;而随着数据的增多及电容出现真实退化,剩余寿命预测结果向实际

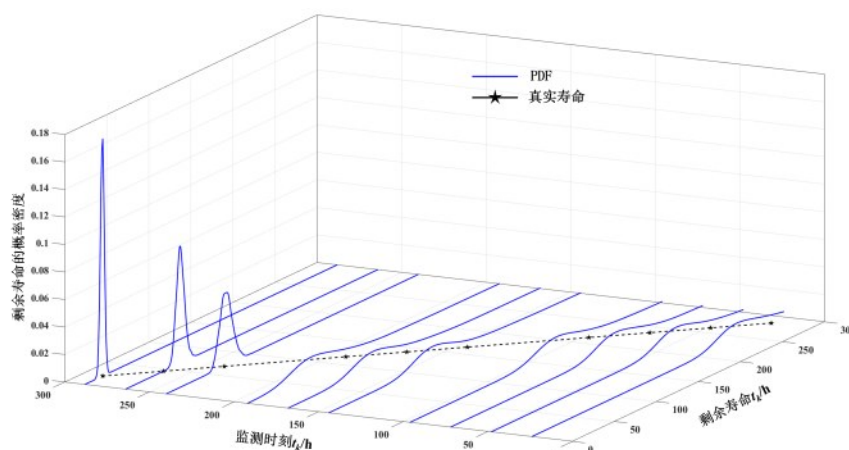
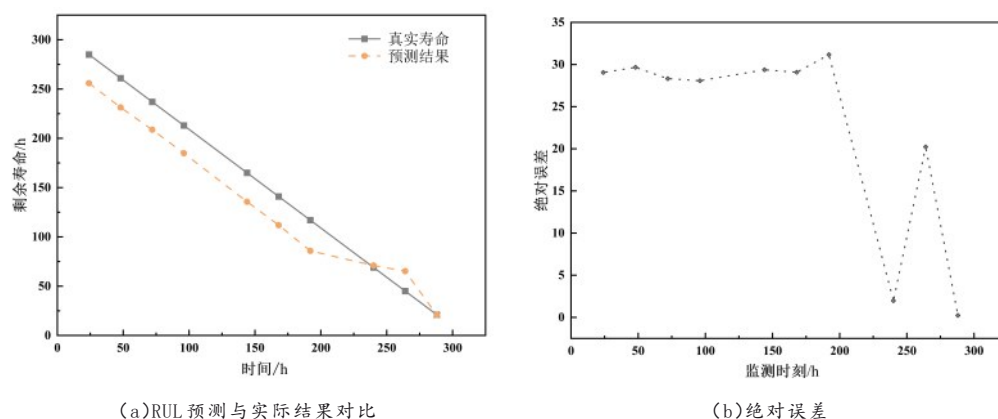


图8 第一个测试样件剩余寿命的概率密度图

Fig. 8 Probability density function of the RUL for the first test sample



(a) RUL 预测与实际结果对比

(b) 绝对误差

图9 RUL 预测与绝对误差

Fig. 9 Comparison of RUL prediction and absolute errors

结果逼近,估计精度不断提高。

因此,本文所采用的模型不仅充分考虑了MFC的实际退化机理,还考虑了测量误差带来的不确定性,其评估模型适合非线性随机不确定性下产品RUL预测。

4 结论

MFC在电-热-湿应力耦合下具体非线性多阶段退化特征,文中通过温度特性、湿热存储以及电-热-湿加速老化试验发现容值参数能够更为敏感的反映电容的退化过程,并据此建了三阶段Wiener退化模型。模型采用BIC与迭代搜索方法筛选确定了漂移模型分别为幂律、指数和幂律模型,随后利用RTS-EM算法估计先验参数,并基于先验参数分布采用VB更新模型的隐状态和随机变量。此外,由于早期观测信息较少,留一交叉验证结果显示预测结果与实际寿命存在一定偏差,但随着容值退化逐渐显现并且观测数据增加,预测寿命逐步靠近实际寿命。然而,本文受限于试验数据规模及工况覆盖范围,后续研究将添加不同老化条件下的退化数据,进一步考察先验信息和序贯数据驱动更新策略对剩余寿命预测结果的影响。

参考文献:

- [1] ZHAO Zhaoyang, DAVARI Pooya, LU Weiguo, et al. An overview of condition monitoring techniques for capacitors in dc-link applications[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(4): 3692-3716.
- [2] BROWN Robert W. Linking corrosion and catastrophic failure in low-power metallized polypropylene capacitors[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2006, 6(2): 326-333.

- [3] WANG Huai, BLAABJERG Frede. Reliability of capacitors for DC-link applications—An overview[C]// 2013 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), Denver, CO, USA, 2013: 1866-1873.
- [4] 朱博峰, 鲁军勇, 张晓, 等. 高压大容量金属化膜脉冲电容器提高储能密度的工艺改进与试验研究[J]. 海军工程大学学报, 2020, 32(1): 20-25.
- ZHU Bofeng, LU Junyong, ZHANG Xiao, et al. Crafts improvement and experimental research for increasing energy storage density of high-voltage-capacity metalized film pulse capacitor system[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2020, 32(1):20-25.
- [5] 贾磊, 姚成, 刘刚. 电热应力联合作用下的薄膜电容器寿命预测[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(6): 25-29.
- JIA Lei, YAO Cheng, LIU Gang. Life prediction of film capacitor under combined action of electrothermal stress[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2024, 45(6): 25-29.
- [6] 李征, 李化, 林福昌, 等. 高温高湿条件下薄膜电容器的寿命预测[J]. 电力电容器与无功补偿, 2020, 41(4): 42-46.
- LI Zheng, LI Hua, LIN Fuchang, et al. Lifetime prediction of film capacitors under high-temperature and high-humidity conditions[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2020, 41(4): 42-46.
- [7] 王庚, 李化, 张国豪, 等. 交直流叠加工况下金属化膜电容器电热寿命特性[J]. 电力电容器与无功补偿, 2025, 46(4): 33-39.
- WANG Geng, LI Hua, ZHANG Guohao, et al. Electro-thermal aging characteristics of metallized film capacitor under ac and dc combined conditions[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2025, 46(4): 33-39.
- [8] XU Xiuxian, GAO Bing, ZHAO Nengtong, et al. Real-time temperature field prediction for high-power giant magnetostrictive transducers using autoregressive physics-informed graph neural networks [J]. Applied Thermal Engineering, 2026, 292.
- [9] 李梦草, 张正新, 司小胜, 等. 基于非线性 Wiener 过程的多模式随机退化设备剩余使用寿命预测方法[J]. 机械强度, 2025, 47(9): 221-232.
- LI Mengcao, ZHANG Zhengxin, SI Xiaosheng, et al. Nonlinear-Wiener-process-based remaining useful life prediction method for stochastic deteriorating devices with multiple modes[J]. Journal of Mechanical Strength, 2025, 47(9): 221-232.
- [10] ZHAO Jin, ZHOU Yang, ZHU Qi, et al. , A remaining useful life prediction method of aluminum electrolytic capacitor based on wiener process and similarity measurement[J]. Microelectronics Reliability, 2023, 142:114928.
- [11] GAO Jian, CHEN Shaowei, WANG Da, et al. Adaptive remaining useful life prediction for film capacitors in dc-link applications using degradation and failure data[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2026, 41(4): 5670-5683.
- [12] ZHANG Chi, ZHAO Yuetao, YE Hu, et al. The effect of temperature on the energy storage performance of BOPP film[J]. Materials Letters, 2025, 386:138230.
- [13] ZHANG Shuting, TIAN Fuqiang, CAO Jinmei, et al. Thermal aging life model of biaxially oriented polypropylene films for capacitors based on cumulative power energy absorption[J]. Polymer, 2024, 313:127722.
- [14] 雷晓燕, 曹刚, 肖梁乐, 等. 直流支撑电容器电容介损测量方法研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2026, 47(1): 50-56.
- LEI Xiaoyan, CAO Gang, XIAO Liangle, et al. Influence of ambient temperature and applied voltage on the temperature rise and temperature distribution of self-healing power capacitor[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2026, 47(1): 50-56.
- [15] LI Haoyuan, LI Hua, LI Zhiwei, et al. Temperature dependence of self-healing characteristics of metallized polypropylene film[J]. Microelectronics Reliability, 2015, 55(12): 2721-2726.
- [16] 张云霄, 张佳瑞, 蔡英健, 等. 多物理场下薄膜电容器用聚丙烯材料劣化及诊断方法研究进展[J]. 电工技术学报, 2025, 40(15): 4905-4926.
- ZHANG Yunxiao, ZHANG Jiarui, CAI Yingjian, et al. Research progress on degradation and diagnostic methods of polypropylene materials for film capacitors under multiple physical fields[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(15): 4905-4926.
- [17] ZHANG Ling, WU Wangsong, TENG Chenyuan, et al. Mechanical properties and space charge behavior of thermally aged polypropylene/elastomer blends[J]. Journal of Electrostatics, 2022, 115:103673.

- [18] 刘刚, 姚成, 贾磊. 温湿度联合作用下金属化膜电容器的寿命预测[J]. 电力电容器与无功补偿, 2025, 46(1): 35-39.
LIU Gang, YAO Cheng, JIA Lei. Life prediction of metallized film capacitor under the combined action of temperature and humidity[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2025, 46(1): 35-39.
- [19] WU Xun, LI Kaidi, YU Tianjian, et al. A capacitance estimation method for dc-link capacitors based on pre-charging model and noise evaluation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(8): 8477-8487.
- [20] CHEN Jindian, MIAO Jigui, YIN Quan. A remaining useful life prediction method of aluminum electrolytic capacitor with adaptive degradation model selection[J]. Microelectronics Reliability, 2024, 162:115509.
- [21] LIN Wenyi, CHAI Yi, FAN Linchuan, et al. Remaining useful life prediction using nonlinear multi-phase Wiener process and variational Bayesian approach[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 242:109800.