本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。此版本为作者稿，尚未经过全面编辑，最终出版前内容可能会有所更改。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

考虑应力诱导退化机制转变的单面镀铝聚酰亚胺薄膜储存可靠性建模

Shi-Shun Chen、Dong-Hua Niu、Wen-Bin Chen、Jia-Yun Song、Ya-Fei Zhang、Xiao-Yang Li，IEEE 会员，以及 Enrico Zio，IEEE 会士

摘要—单面镀铝聚酰亚胺薄膜（SAPF）广泛应用于航空航天系统的热管理。尽管空间环境中 SAPF 的可靠性已得到深入研究，但储存期间地面环境下的可靠性却一直被忽视，这可能导致系统失效。本文旨在研究储存环境中 SAPF 的可靠性，重点关注温度和相对湿度的影响。首先，明确了 SAPF 性能退化与铝腐蚀之间的关系。其次，考虑到温度对铝腐蚀的影响存在两个不同阶段，建立了一种能够考虑退化机制转变的新型退化模型。此外，提出了一种基于实验数据确定 SAPF 退化机制的参数分析方法。随后，采用结合改进型霜冰优化算法的统计分析方法进行参数估计，并建立可靠性模型。实验结果表明，所提方法能够有效识别温度对 SAPF 性能退化影响中的两个不同阶段。此外，与退化机制不变的传统退化模型相比，所提退化模型在退化预测精度、外推能力和稳健性方面表现更优，表明其适用于描述 SAPF 的退化模式。

索引词—镀铝聚酰亚胺薄膜、退化机制确定、退化机制转变、可靠性模型、参数估计。

术语表

A. 首字母缩略词表

AIC 赤池信息准则 BM 布朗运动 CMD Cramér-von Mises 距离 KLD Kullback-Leibler 散度 MC 蒙特卡罗 RMSE 均方根误差 SAR 太阳吸收率 SAPF 单面镀铝聚酰亚胺薄膜 TERIME 探索与开发能力增强的改进RIME算法

B. 符号表

B(t) 布朗运动 K 时间点总数 L 寿命 L_{all} 给定所有退化数据的似然函数 L_{li} 给定 y_{li}的似然函数 L_{max} 对数似然函数的最大值 L_q 第 q^{th} 条退化轨迹的寿命 N 正态分布 P 模拟退化轨迹的数量 Pr 概率测度 R 可靠性 R_{all} 由所有退化数据拟合的模型所预测的可靠性分布 R_{test} 由测试退化数据拟合的模型所预测的可靠性分布 T 温度 T^* 标准化温度 T_0 最低温度水平 T_H 最高温度水平 $T_{threshold}$ 退化机制转变的温度阈值 Y SAR Y_0 初始 SAR f_{all} 由所有退化数据拟合的模型所预测的寿命分布 f_{test} 由测试退化数据拟合的模型所预测的寿命分布 k 退化试验中的应力水平数量 m_{li} 试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下的测量值数量 n_l 第 l^{th} 个应力水平下的样本数量 n_p 未知模型参数的数量 r_2 决定系数 s 应力向量 s_l 第 l^{th} 个应力水平的应力向量 t 储存时间 t_i i th 离散时间点 t_{li} 试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下的测量时间向量 t_{lij} j^{th} 试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下的测量时间 y_{high} 温度水平为 $T> T_{threshold}$时的退化数据 y_{li} 试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下的退化数据向量 y_{lij} 试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下的第 j 个退化值 y_{low} 温度水平为 $T< T_{threshold}$时的退化数据 Ξ_{li} 试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下退化数据向量的协方差矩阵α_1， α_3 影响温度对退化影响的参数α_2 影响相对湿度对退化影响的参数

本研究得到中国国家自然科学基金委员会 [资助，基金号为 51775020]，；中国国家留学基金管理委员会 [资助，基金号为202406020189]，；中国博士后科学基金会博士后资助计划 [资助，基金号为 GZC20233365]，；中央高校基本科研业务费[资助，基金号为 JKF-20240559]，；以及中国国家自然科学基金委员会 [资助，基金号为 62073009]。（通信作者：Xiao-Yang Li。）

Shi-Shun Chen 任职于中国北京的北京航空航天大学可靠性与系统工程学院，以及意大利米兰的米兰理工大学能源系（电子邮箱：css1107@buaa.edu.cn）。

Dong-Hua Niu、Jia-Yun Song 和 Ya-Fei Zhang 任职于中国北京的北京天宇航天新材料科技有限公司。

Wen-Bin Chen 和 Xiao-Yang Li 任职于中国北京的北京航空航天大学可靠性与系统工程学院（电子邮箱：chenwenbin@buaa.edu.cn，leexy@buaa.edu.cn）。

Enrico Zio 任职于意大利米兰理工大学能源系，并任职于法国索菲亚·安提波利斯巴黎矿业大学 PSL 风险与危机研究中心（CRC）（电子邮箱：enrico.zio@polimi.it）。

© 2026 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但转载/再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》录用，即将发表。此版本为作者稿，尚未经过全面编辑，内容在正式发表前可能会有所更改。引用信息：数字对象标识符 10.1109/TR.2025.3648418

β	影响时间尺度函数的参数
δ	克罗内克δ函数
$\boldsymbol{\theta}$	未知参数向量
μ_{Y0}	初始SAR的均值
μ_a	a的均值
σ	扩散系数
σ_{Y0}	初始SAR的标准差
σ_a	a的标准差
σ_ε	测量误差的标准差
$\varphi_1(T)$	当 $T < T_{threshold}$ 时的标准化温度函数
$\varphi_3(T)$	当 $T > T_{threshold}$ 时的标准化温度函数
ϕ	相对湿度
ϕ^*	标准化相对湿度
ϕ_0	最低相对湿度水平
ϕ_H	最高相对湿度水平

I. 引言

A. 背景

单面镀铝聚酰亚胺薄膜（SAPF）是一种先进材料，在卫星、航天器和火箭等航空航天系统的热管理中发挥着重要作用 [1, 2]。SAPF 能够高效反射太阳辐射和红外辐射，同时提供电绝缘，因此非常适合作为需要热稳定性的系统的最外层 [3]。SAPF 失效会使关键部件暴露于恶劣环境中，最终可能导致整个系统失效 [4]。因此，准确预测 SAPF 的可靠性对于确保系统可靠性至关重要。由于 SAPF 失效主要由其性能随时间退化引起，因此亟需开发能够描述其退化过程的精确模型。

SAPF 主要用于太空任务。因此，已有多项研究探讨其在空间中的退化机制，包括电子暴露 [5], 、原子氧暴露 [6], 、紫外辐射 [7] 和质子辐照 [8] 的影响。这些研究为 SAPF 在空间中的可靠应用奠定了基础。然而，航空航天产品在实际使用前储存期间也会经历地面环境 [9]。长期储存或严苛的储存条件可能会显著降低 SAPF 的性能，甚至导致航空航天任务失败。尽管存在这一风险，现有研究却忽略了 SAPF 在储存期间的退化。由于地面环境与空间环境有很大差异，为确保系统的长期可靠性，亟需研究 SAPF 的性能如何随储存时间及储存条件变化而退化。

B. 单面镀铝聚酰亚胺薄膜的结构与性能退化

为满足航空航天应用严格的重量要求，SAPF 的设计极为轻薄，通常总厚度不超过 10 μm。典型 SAPF 的结构如图 1 所示，其中 3.8 μm 铝层为涂层，6 μm 聚酰亚胺层为基底。

太阳吸收率（SAR）表示材料吸收太阳辐射的能力，是评估 SAPF 热管理性能的一项关键参数。当 SAPF 的铝涂层剥落时，其 SAR 会升高。在地面环境中储存期间，温度和相对湿度是影响铝涂层剥落的主要环境因素。Garnier 等人 [10] 使用光学显微镜观察

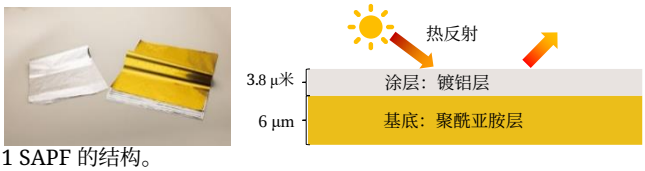


图 1 SAPF 的结构。

了水热老化作用下铝涂层的剥落过程，证明高温高湿会显著加速剥落过程。通过化学分析和扫描电子显微镜，Zhou 等人 [11] 进一步证明，铝涂层剥落是由铝腐蚀而非基底老化所致。铝腐蚀过程的基本机理涉及铝与水分和氧气发生反应，可表示为：

$$O_2 + H_2O + 4e \quad 4OH \ , \ Al \quad Al^3 \quad 3e \ , \quad Al^3 \quad 3OH \quad Al(OH)_3. \tag{1}$$

众所周知，铝发生腐蚀后，其表面会形成致密的 Al_2O_3 层，可表示为：

$$2Al(OH)_3 \quad Al_2O_3 \quad 3H_2O. \tag{2}$$

在大气条件下，Al_2O_3 层可将腐蚀速率显著降低至每年不足 1 μm [12]。尽管这一腐蚀速率对普通铝合金的影响可能微不足道，但会严重影响超薄 SAPF，因为微米尺度腐蚀会显著降低其性能。因此，SAPF 的性能退化

储存期间不应忽视。

除 Al_2O_3，外，现有研究表明，温度升高时还会形成羟基氧化铝。Cao 等人 [13] 研究了六种不同温度水平下的铝合金腐蚀，并确定了温度对铝腐蚀过程影响的两个不同阶段：

1）当温度低于约 60 °C 时，铝表面仅形成 Al_2O_3 ，如式（2）所示。在这一阶段，随着温度升高，腐蚀速率加快。

2) 当温度超过约 60 °C 时，铝表面形成的不仅有 Al_2O_3 ，还有羟基氧化铝，如下所示：

$$Al(OH)_3 \quad AlO(OH) \quad H_2O. \tag{3}$$

羟基氧化铝形成的钝化膜比 Al_2O_3形成的钝化膜致密得多。在这一阶段，随着温度升高，腐蚀速率降低。

除 Cao 等人[13], 的研究发现外，其他一些研究也描述了同一现象：温度在两个不同阶段影响铝腐蚀，并且在高温水平下会形成羟基氧化铝[14-16]。在本研究中，我们将这种行为称为应力诱导的退化机制转变，这与表征时间维度上退化转变的多阶段退化有所不同。

实际上，由于使用要求不同，SAPF 的可能地面储存环境差异很大。在某些极端地区，地表温度可升至 80 °C [17]。因此，为了准确预测可靠性，有必要在退化建模中考虑温度可能诱发的

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但转载/再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接收发表。此版本为作者稿，尚未经过完整编辑，最终发表前内容可能有所变动。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

SAPF 退化机制转变。

C. 相关研究与贡献

尽管已有若干研究表明，温度对铝腐蚀的影响分为两个不同阶段，但温度对热管理中 SAPF 性能退化的影响仍不明确。从系统层面来看，应建立铝腐蚀与氧化物形成的反应速率模型 [13-16]。随后，通过建立铝含量、氧化铝含量与 SAR 之间的关系，可以描述 SAPF 在热管理中的性能退化。然而，SAPF表面形成的氧化铝层极薄，通常约为 5 nm [18]。以往研究表明，当厚度低于 10 nm 时，使用 X 射线衍射等技术确定并量化表面化合物颇具挑战性 [19, 20]。因此，SAPF表面的铝腐蚀过程难以量化，也无法建立氧化铝含量与 SAR 之间的关系。

鉴于上述局限，必须将 SAPF 视为“黑箱”，并根据 SAR退化数据推断其退化机制。为确定其退化机制，本文提出一种参数分析方法。由于 SAR 退化直接受铝腐蚀影响，温度对 SAR 退化的影响也可能呈现两个不同阶段。因此，根据 [13] 中所述的温度阈值，针对不同应力水平下温度的影响，建立了两个退化模型。通过分析这两个不同退化模型中与温度相关的参数，可以确定 SAPF 的退化机制。

然而，SAPF退化建模仍存在一个关键研究空白。当前研究主要关注在恒定应力条件下使用随机过程进行退化建模[21-24], , 例如维纳过程 [25, 26], 、伽马过程 [27, 28] 和逆高斯过程 [29, 30], 。然而，在实际应用中，SAPF的储存条件会随着产品需求持续变化，导致退化率相应变化。因此，必须将储存条件变化的影响纳入退化模型。在考虑应力的影响时，现有研究始终采用不变的退化机制来建立退化模型[31-36], , 这意味着在所有应力水平下，应力对退化率的影响都遵循统一应力模型，例如温度对应阿伦尼乌斯模型、湿度对应幂律模型、电应力对应指数律模型 [37]。然而，SAPF退化过程中可能发生机制转变，因此不同的退化机制需要采用不同的模型。尽管已有研究探讨了时间维度上的退化机制变化，并提出了多阶段退化模型 [38-42], , 但这些模型会导致对SAPF可靠性预测产生偏差，因为SAPF中的机制转变是由应力诱发的，而非由时间驱动。因此，现有方法可能不适用于SAPF退化建模。

为解决这一问题，构建了一种考虑应力诱导的退化机制转变的新型退化模型，用于描述 SAPF 在所有温度水平下的退化模式。此外，退化模型还考虑了多源不确定性，并通过比较研究确定了最适合量化退化过程不确定性的模型。

本研究的主要贡献总结如下：

1) 建立了考虑温度和相对湿度影响的 SAPF 存储可靠性预测模型，其中考虑了温度引起的退化机制转变以及退化过程中的多源不确定性。2) 提出了一种参数分析方法，可根据 SAR 退化数据确定 SAPF 在不同温度下的退化机制。3) 通过比较研究验证了所提方法描述 SAPF 退化模式的有效性，并确定了最适合量化退化过程不确定性的模型。

值得注意的是，尽管 SAPF 是所提方法的主要研究动机和应用场景，但该方法也广泛适用于其他具有应力诱导退化机制转变特征的产品。此外，据我们所知，这是首项对具有应力诱导退化机制转变特征的产品进行退化与可靠性建模的研究，从而拓展了现有可靠性建模方法的适用范围。

本文的组织结构如下。第II节介绍考虑应力诱导退化机制转变和多源不确定性的可靠性模型，以及退化机制判定方法。接下来，第0节给出退化建模结果与分析。随后，在第IV节开展比较研究并进行可靠性预测。最后，第VI节总结全文。

II. 所提方法

A. 模型构建

对于考虑温度 (T) 和相对湿度 (ϕ) 影响的 SAR 退化，其确定性性能退化可描述为 [32]:

$$Y(t,\boldsymbol{s}) = Y_0 - a e^{\boldsymbol{s}} \Lambda(t), \tag{4}$$

其中，Y 表示 SAR；Y_0 表示未考虑退化时的初始 SAR；t 表示储存时间；$\Lambda(\cdot)$ 为时间尺度函数，本研究采用 $\Lambda(t) = t^{\beta}$ 描述退化轨迹，该函数能够表示线性和非线性退化过程 [43]；a 为未知参数；e(s) 为应力相关退化率模型，其表达式如下：

$$e(\boldsymbol{s}) = \exp(\alpha_1 T^* + \alpha_2 \phi^*), \boldsymbol{s} = (T, \phi), \tag{5}$$

其中，α_1 和 α_2 为未知参数；T^* 和 ϕ^* 分别为根据阿伦尼乌斯模型和幂律模型计算的标准化应力，如下所示：

$$T^* = \frac{1/T_0 - 1/T}{1/T_0 - 1/T_H}, \quad \phi^* = \frac{\ln\phi - \ln\phi_0}{\ln\phi_H - \ln\phi_0}, \tag{6}$$

© 2026 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但转载/再分发需获得 IEEE 许可。更多信息请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。这是作者尚未经过全面编辑的版本，最终发表前内容可能会发生变化。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

其中，T_0 和 T_H 分别表示温度的最低和最高应力水平；ϕ_0 和 ϕ_H 分别表示相对湿度的最低和最高应力水平。

对于退化机制不变的一般退化过程，可通过式（4）—（6）有效描述。然而，根据 I.B 节中的分析，温度对 SAPF 性能退化的影响可能表现为两个不同阶段，这取决于温度应力水平及其对应的阈值。为描述退化机制转变，将式（5）扩展为：

$$e^{\boldsymbol{s}} \begin{cases} \exp(\cdots), & T \le T_{threshold} \\ \exp(\cdots), & T > T_{threshold} \end{cases}, \quad (7)$$

其中，$T_{threshold}$ 表示退化机制转变的温度阈值。受式（6）的启发，$\varphi_1(T)$ 和 $\varphi_3(T)$ 定义为：

$$\varphi_1(T) = \frac{1/T_0 - 1/T}{1/T_0 - 1/T_{threshold}}, \quad \varphi_3(T) = \frac{1/T_{threshold} - 1/T}{1/T_{threshold} - 1/T_H}. \quad (8)$$

对于退化模型（4）、（7）和（8），可以推导出以下特性：

1）无论 T 与 $T_{threshold}$ 之间的关系如何，Y_0, a、α_1、α_2, 和 β 的值均保持不变。α_2 的值为常数，这表明湿度对 SAPF 退化的影响机制保持不变。

2）当 $T < T_{threshold}$ 时，温度对 SAPF 退化的影响由 α_1 控制，它与低温水平下式（2）所述的铝腐蚀过程有关；当 $T \ge T_{threshold}$ 时，则由 α_3 控制，它与高温水平下式（2）和（3）所述的铝腐蚀过程有关。各阶段的不同参数反映了温度对 SAPF 退化影响机制的差异。3）随着 T 接近 $T_{threshold}$，$\varphi_1(T)$ 趋近于 1，而 $\varphi_3(T)$ 趋近于 0。此时，两个阶段的退化模型最终收敛为：

$$Y(t, \boldsymbol{s}) = Y_0 \, a \exp(\cdots) t. \quad (9)$$

方程（4）描述了 SAPF 的确定性性能退化。然而，在实际应用中，退化过程总会受到各种不确定性的影响，而量化这些不确定性对于准确预测可靠性至关重要。首先，生产和制造过程的变化会导致物理特性出现不确定性

SAPF。这些变化会导致 SAR 的初始性能和退化率都存在不确定性。此外，由于 SAR 这一光学参数难以测量，且 SAPF 需要手动定位，因此测量误差不可避免。进一步而言，由于时间维度上的不确定性，性能退化值的离散程度总是随时间增加。这种现象通常用布朗运动（BM）描述，也称为维纳过程。上述不确定性已在退化建模中得到广泛研究，并已建立成熟的量化方法 [32, 45, 46]。

基于上述分析，所构建的退化模型考虑了 T 和 ϕ 的影响、应力诱导的退化机制转变以及多源不确定性，表示如下：

$$Y(t, \boldsymbol{s}) = Y_0 \, a e^{\boldsymbol{s}} t + B(t) + \varepsilon,$$
$$e^{\boldsymbol{s}} \begin{cases} \exp(\cdots), & T \le T_{threshold} \\ \exp(\cdots), & T > T_{threshold} \end{cases}, \quad (10)$$
$$Y_0 \sim N(\mu_{Y_0}, \sigma_{Y_0}^2), a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2), \varepsilon \sim N(0, \sigma^2),$$

其中，μ_i 和 σ_i 分别表示随机变量 i 的均值和标准差；σ 为扩散系数；ε 表示测量误差；B(t) 表示标准布朗运动；N 表示正态分布。

注 1：尽管式 (10) 考虑了多种不确定性来源，但并非所有因素都会对实际的 SAPF 退化产生显著影响。全面量化这些不确定性有助于制定有针对性的策略，以提高 SAPF 可靠性。例如，与性能初始值和退化率相关的不确定性可通过制造工艺改进来降低。此外，通过比较不同的消融模型变体（见第 4.1 节），可以确定最适合 SAPF 的退化模型。

B. 统计分析

根据 (8) 和 (10)，需要从观测退化数据中确定的未知参数为 $\boldsymbol{\theta}$。为确保所提出的统计分析方法具有普适性，假设恒定应力退化试验中有 k 个应力水平，每个 n_l 个样本处于第 l^{th} 个应力水平。于是，处于第 j^{th} 个应力水平的试件 i 的退化值记为 l^{th} 应力水平下的 y_{lij}，其中 $j = 1, 2, \ldots, m_{li}$，且 m_{li} 表示试件 i 在第 l^{th} 个应力水平下的测量次数。相应的测量时间记为 t_{lij}。因此，我们根据标准BM的性质，$\boldsymbol{y}_{li}$ 服从如下多元正态概率分布：

denote $\boldsymbol{y}_{li} = (y_{li1}, y_{li2}, \ldots, y_{lim_{li}})^T$ and $\boldsymbol{t}_{li} = (t_{li1}, t_{li2}, \cdots, t_{lim_{li}})^T$.

$$\boldsymbol{y}_{li} \sim N(\mu_{Y_0} \, a e^{\boldsymbol{s}_l} \boldsymbol{t}_{li}, \boldsymbol{\Xi}_{li}), \quad (11)$$

且 $\boldsymbol{\Xi}_{li}$ 是一个 $m_{li} \times m_{li}$ 维协方差矩阵，其第 (u, v)th 个元素计算如下：

$$(\boldsymbol{\Xi}_{li})_{uv} = \sigma_{Y_0}^2 + \sigma_a^2 e^{2\boldsymbol{s}_l} t_{liu} t_{liv} + \sigma^2 \min(t_{liu}, t_{liv}) + \delta_{uv} \sigma^2, \quad (12)$$

其中，δ_{uv} 是克罗内克δ函数。当 u = v 时，$\delta_{uv} = 1$；否则，$\delta_{uv} = 0$。

于是，给定 $\mathbf{y}_{li}$ 时的对数似然函数可推导为：

$$\ln L_{li}(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{y}_{li}) = -\frac{1}{2} m_{li} \ln 2 - \ln|\boldsymbol{\Xi}_{li}| - (\boldsymbol{y}_{li} - \mu_{Y_0} \, a e^{\boldsymbol{s}_l} \boldsymbol{t}_{li})^T \boldsymbol{\Xi}_{li}^{-1} (\boldsymbol{y}_{li} - \mu_{Y_0} \, a e^{\boldsymbol{s}_l} \boldsymbol{t}_{li}). \quad (13)$$

根据式（13），给定所有观测值 y 的对数似然函数可表示为：

$$\ln L_{all}(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{y}) = \sum_{l=1}^{k} \sum_{i=1}^{n_l} \ln L_{li}(\boldsymbol{\theta} | \boldsymbol{y}_{li}). \quad (14)$$

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关的权利。允许个人使用，但重新发表或再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。此版本为作者版本，尚未经过全面编辑，正式发表前内容可能会有所变更。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

算法 1：使用 TERIME 的统计分析方法
基于实验数据获取未知参数

输入：
1. 所有应力水平下的退化观测数据 y 及其对应的测量时间 t。2. 未知参数的下界和上界。3. TERIME 的种群规模和最大迭代次数。

输出：
1. 所提出退化模型中未知参数的估计值。2. 对数似然函数的最大值。

目标函数：
1. 最大化对数似然函数 (14)。

步骤：
1. TERIME 的详细步骤请参阅 [47]。

通过最大化对数似然函数 (14)，可以得到 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计值。然而，由于所提出的退化模型包含多个未知参数，模型复杂度较高，Nelder-Mead 算法和 Newton-Raphson 方法等难以找到全局最优解。因此，鉴于其在高维优化问题中的稳健性能，采用一种改进的元启发式霜冰优化算法 TERIME [47] 。根据 [47], 中的结论，将 TERIME 的种群规模设为 20，最大迭代次数设为 50000。参数估计过程的详细内容总结于算法 1。

C. SAPF退化机制判定

由于温度对 SAPF 热管理性能退化的影响尚不明确，本节提出一种退化机制判定方法，以确定式 (7) 所描述的 SAPF 的退化机制。

根据[13], 中关于铝腐蚀的研究结果，$T_{threshold}$ 的值约为 60 °C。在此，将温度水平为≥ 60 °C时的退化数据记为 y_{high}，将温度水平为< 60 °C时的退化数据记为 y_{low}。随后，采用假设退化机制不随温度变化的退化模型来确定退化机制，其表达式为：

$$Y\ t,\boldsymbol{s}\quad Y_0\quad e\ \boldsymbol{s}\ t\qquad B\ t\qquad ,$$
$$e\ \boldsymbol{s}\quad a\exp\quad {}_1\ {}_1T^*\qquad {}_2\ {}^*\ , \tag{15}$$
$$Y_0 \sim N\quad {}_{Y_0},\ {}^2_{Y_0}\ ,a \sim N\quad {}_a,\ {}^2_a\ ,\ \sim N\ 0,\ {}^2\ .$$

基于第 I-B 节所述的铝腐蚀机制，如果 $\alpha_1 > 0$ 对于 y_{low} 和$\alpha_1 < 0$ 对于 y_{high}，这表明 T 对 SAPF性能退化的影响呈现出类似于铝腐蚀的两个不同阶段。反之，如果$\alpha_1 > 0$ 对于 y_{low} 和 y_{high}均成立，则 T 对 SAPF性能退化的影响不同于铝腐蚀，而类似于一般产品。

可根据算法 1 估计式（15）中 α_1 $\boldsymbol{y}_{low}$ 和 $\boldsymbol{y}_{high}$ 的点估计。此外，考虑到潜在因素导致参数估计存在不确定性

算法2：计算可靠性的蒙特卡洛方法

1. 通过第II节.B中的[illegible] T 和 ϕ。3. 根据标准布朗运动的性质模拟 $B(t)$。4. 从式（10）给出的分布中抽取试件特定的 Y_0 和 a，并根据式（8）和式（10）获得退化轨迹。5. 重复步骤3和步骤4，直到生成 P 条退化轨迹。6. 指定性能要求 Y_{th}。7. 根据式（16）计算 P 条模拟退化[illegible]化轨[illegible]其寿命记为 L_q。8. 获得产品的经验寿命分布9. 根据式（17）计算产品在特定时刻的可靠性 t。

$$\text{as}\ F\ t\Big|\hat{\boldsymbol{\theta}}\quad \frac{1}{P}\ {}_{q\ 1}^{P}\ 1_t\ L_q\ ,\ \text{where}\ 1_t\ L_q\quad \begin{matrix}1,\ L_q\quad t\\ 0,\ L_q\quad t\end{matrix}.$$

样本量不足时，也会给出区间估计值。尽管非参数自助法是退化模型中一种常用的区间估计技术[32], ，但由于SAPF退化数据中存在不可忽略的测量误差（如图2所示），该方法并不适用于此处；对含噪样本进行重抽样往往会产生过宽的区间 [48]。因此，采用子抽样（无放回重抽样）作为替代方法[49]。具体而言，对于每个应力水平，根据推荐的 63.2% 子抽样比例 [50，51], 选取八条退化路径，并使用算法 1进行参数估计。然后，重复此过程W次，得到参数估计值的经验分布，据此可在特定置信水平下推导区间估计值。通过确定其置信区间严格高于或低于零时所对应的置信水平，进一步评估α_1 符号的统计显著性。

D. 可靠性预测

为确保 SAPF 的热管理性能，其 SAR 必须满足预先设定的要求 Y_{th}。随着储存时长延长，SAR 会逐渐增大。当 SAR 超过 Y_{th} 时，SAPF 被视为发生故障。根据标准布朗运动首次通过时[illegible]的定义，可计算 SAPF 的寿命 L：

$$L\ \boldsymbol{s}\quad \inf\ t\quad 0\Big|Y\ t,\boldsymbol{s}\quad Y_{th}\ . \tag{16}$$

因此，可计算 SAPF 的可靠性：

$$R\ t,\boldsymbol{s}\quad \Pr\ L\ \boldsymbol{s}\quad t\ , \tag{17}$$

其中，Pr 表示概率测度。

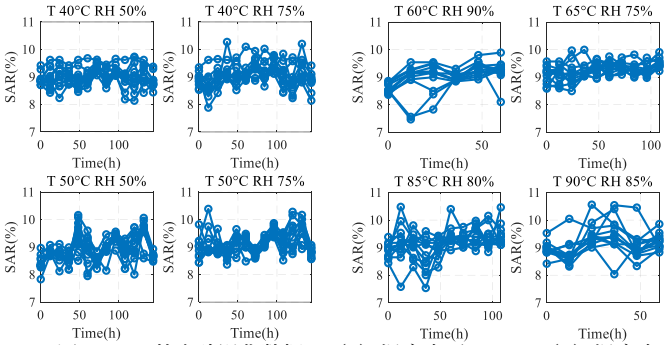
由于退化模型中的时间尺度函数引入了非线性，因此难以推导出式（16）和（17）的闭式解析解。因此，采用蒙特卡洛（MC）方法计算寿命分布和可靠性。具体计算步骤见算法2。[illegible]外，利用第W节子抽样获得的参数估计值集

© 2026 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但转载/再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已获准发表于 IEEE《可靠性汇刊》。这是作者版本，尚未完成全面编辑，内容可能会在最终出版前发生变化。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

表 I 不同温度水平下退化机制不变的模型参数估计结果

参数	下界	上界	低温水平	高温水平
μ_{Y0}	8	10	8.797, [8.747, 8.839]	8.883, [8.836, 8.914]
σ_{Y0}	0	1	0.1693, [0.0930, 0.2023]	0.1788, [0.1348, 0.2074]
μ_a	0	10	0.01187, [0.00374, 0.03147]	0.03316, [0.00528, 0.05006]
σ_a	0	1	5.25e-11, [2.56e-11, 1.1e-3]	3.97e-10, [2.18e-11, 9.52e-10]
α_1	-10	10	2.109, [0.1337, 3.918]	-0.5817, [-1.158、0.2616]
α_2	-10	10	0.8658, [0.2563, 1.600]	0.1285, [0.073, 2.029]
β	0	2	0.4002, [0.3216, 0.4815]	0.6745, [0.4715, 0.8120]
σ	0	1.5	8.19e-10, [8.47e-11, 1.44e-9]	1.26e-9, [1.53e-110, 1.60e-9]
σ_ε	0	1	0.3576, [0.3375, 0.3766]	0.3661, [0.3444, 0.3973]



(a) 图2 SAPF 的实验退化数据：（a）温度水平 < 60 °C（b）温度水平 ≥ 60 °C。

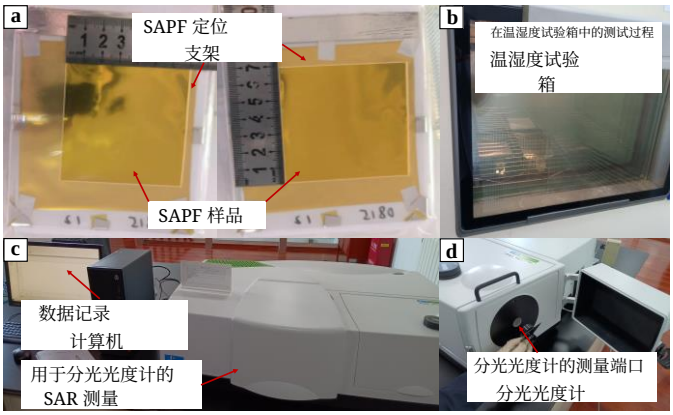
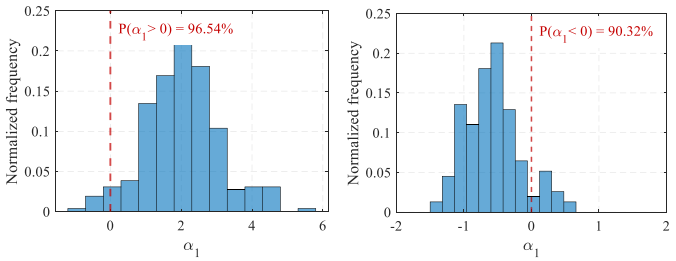


图3 SAPF 退化试验详情：（a）SAPF 样品和定位支架（b）温湿度试验箱中的试验过程（c、d）用于 SAR 测量的分光光度计和用于数据记录的计算机。



(b) 图4 退化机制不变的模型区间估计所得 α_1 的分布 (a) （a）低温水平下；（b）高温水平下。

II-C，可以推导出指定时间下的经验可靠度分布，进而用于建立特定置信水平下的可靠性置信区间。

III. 退化建模结果

A. 数据描述

本研究获得了八种温度和相对湿度水平下的 SAPF 退化数据。应力水平和记录的数据见图2。测试期间，温度和相对湿度由温湿度试验箱控制。对于每个应力水平，从三个不同的生产批次中随机选取十二个 SAPF 样品。每隔十二小时将试验箱中的 SAPF 取出，测量其 SAR。为模拟 SAPF 的实际储存状态并便于将其固定在试验箱内，我们设计了一个聚乙烯定位支架，由两个夹持面组成，中间有一个 7 cm ×7 cm 的方孔，用于测量性能。SAR 测量采用 PerkinElmer 公司生产的 Lambda 1050S 分光光度计。退化试验中使用的样品和设备如图3所示。

备注 2：理想情况下，为了准确确定退化机制，应先在恒定ϕ下进行实验，然后观察不同 T 下的 SAR 退化，并通过 T 确认退化机制。然而，这种方法会显著增加实验时长和观测成本，因为还必须在不同的 ϕ 下进行额外测试，以评估其影响。由于作者受到财务限制，本研究无法开展此类全面实验，也无法将测试扩展至更多应力水平。为解决现有数据的局限性，本研究提出了一种参数分析方法，以满足通过 T 确定退化机制的要求。此外，还对参数估计值进行了不确定性分析，以确保结果的稳健性和统计显著性。所提出的方法既有效，又适用于实际应用，无需严格的实验设计即可确定退化机制。

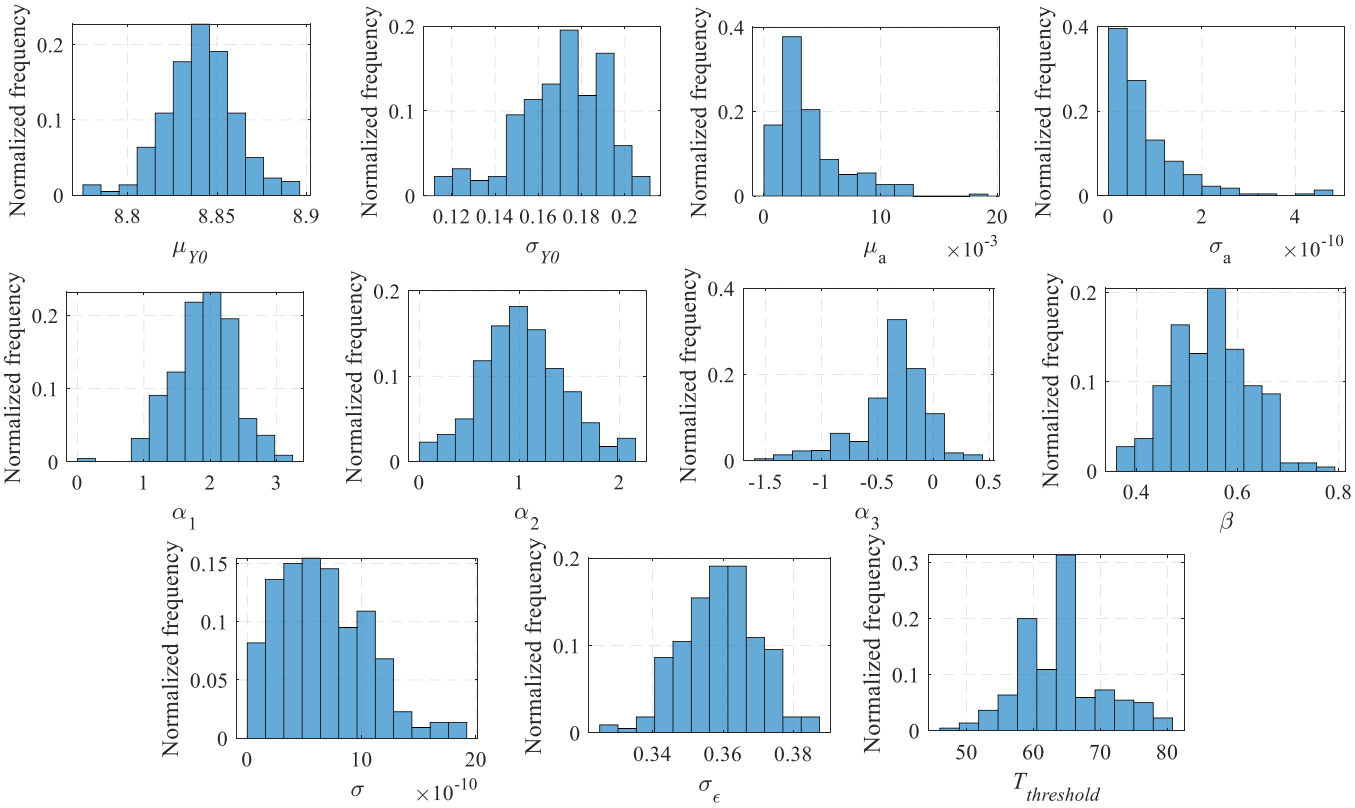
B. 退化机制确定

根据图2所示的实验退化数据，可按照算法 1 估计式 (15) 中 y_{low} 和 y_{high} 的未知参数。表 I 列出了 y_{low} 和 y_{high}的参数估计值及 90%置信区间。子抽样的重复次数 W 设为 1000。从表 I 可以看出，点估计表明 y_{low} 的$\alpha_1 > 0$ 和 y_{high} 的$\alpha_1 < 0$，这表明 SAR 退化呈现出两种不同的

与块体铝的腐蚀行为相似的阶段。此外，图4展示了通过子抽样

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但再版/再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。这是作者版本，尚未经过完整编辑，最终发表前内容可能会有所变更。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418



使用全部数据对所提出的模型进行区间估计所得的参数分布。图5

表II 使用 TERIME 的所提出的模型参数估计结果

参数	下界	上界	估计值均值	区间估计值
μ_{Y0}	8	10	8.844	[8.808, 8.873]
σ_{Y0}	0	1	0.1754	[0.1261, 0.1986]
μ_a	0	10	0.003374	[0.000930, 0.01065]
σ_a	0	1	9.2416e-11	[6.161e-12, 2.391e-10]
α_1	-10	10	1.836	[1.107, 2.632]
α_2	-10	10	0.9439	[0.3549, 1.756]
α_3	-10	10	-0.2901	[-0.9664, 0.05202]
β	0	2	0.5510	[0.4204, 0.6715]
σ	0	1.5	5.833e-10	[7.080e-11, 1.309e-9]
σ_ϵ	0	1	0.3609	[0.3426, 0.3762]
$T_{threshold}$	40	80	63.75	[54.30, 75.76]

区间估计得到的α_1 的经验分布。在低温应力水平下，96.54%的估计值中α_1 为正；而在高温应力水平下，90.32%的估计值中α_1 为负。这些结果表明，α_1 的单侧90%置信区间不包含零，证实其符号在置信水平超过90%的子样本中具有统计显著性。这为SAPF中由温度驱动的两阶段退化机制提供了有力证据。因此，为了准确描述SAPF的退化行为，有必要采用所提出的、考虑应力诱导的退化机制转变的退化模型。

备注3：分析不同温度水平下SAPF表面的铝氧化物，是确认SAPF退化机制的有效方法。然而，正如引言中所述，由于SAPF表面形成的氧化铝层厚度有限，低于当前仪器的分析极限，因此相关技术（例如X射线衍射）无法确定并量化表面的铝氧化物。

C. 退化建模结果与分析

根据图2中报告的实验退化数据，可按照算法 1估计所提出的退化模型（10）中的未知参数。还采用了第三节B部分引入的子抽样进行区间估计，以检验估计的稳健性。90%置信水平下的区间估计结果列于表II，区间估计所得的参数分布如图5所示

由表II可知，$T_{threshold}$ 的点估计为 63.75 °C，与 Cao 等人 [13]观测到的实验阈值非常接近。此外，$\alpha_1 > 0$ 和 $\alpha_3 < 0$ 表明，温度对 SAR 性能退化的影响呈现出从加速退化到抑制退化的机制转变，这也与 Cao 实验观测到的铝腐蚀结果一致

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术方面的权利。允许个人使用，但转载或再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。此版本为作者稿，尚未经过完整编辑，内容在最终发表前可能会有所变动。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

表 III 使用 TERIME 进行 20 次独立运行时所提出的模型的参数估计结果

参数	下界	上界	估计值均值	标准差	变异系数
μ_{Y0}	8	10	8.844	3.365e-9	3.805e-10
σ_{Y0}	0	1	0.1754	2.498e-9	1.424e-8
μ_a	0	10	0.003374	3.708e-10	1.099e-7
σ_a	0	1	9.242e-11	5.316e-11	0.575
α_1	-10	10	1.836	7.294e-8	3.973e-8
α_2	-10	10	0.9439	7.891e-8	8.359e-8
α_3	-10	10	-0.2901	4.425e-8	-1.525e-7
β	0	2	0.5510	1.116e-8	2.026e-8
σ	0	1.5	5.833e-10	2.560e-10	0.439
σ_ε	0	1	0.3609	1.237e-9	3.428e-9
$T_{\text{阈值}}$	40	80	63.75	8.654e-7	1.358e-8

表 IV
P采用 Nelder-Mead 算法进行 20 次独立运行所得的所提出模型参数估计结果

参数	下界	上界	估计值均值	标准差	变异系数
μ_{Y0}	8	10	8.953	0.08398	0.00938
σ_{Y0}	0	1	0.1857	0.02933	0.1579
μ_a	0	10	3.871	3.985	1.030
σ_a	0	1	0.2420	0.2999	1.239
α_1	-10	10	-5.600	5.205	-0.9293
α_2	-10	10	-1.308	5.490	-4.197
α_3	-10	10	2.0942	4.555	2.175
β	0	2	0.6345	0.3139	0.4948
σ	0	1.5	0.007694	0.006408	0.8329
σ_ε	0	1	0.3679	0.006978	0.01897
$T_{\text{阈值}}$	40	80	47.98	12.55	0.2617

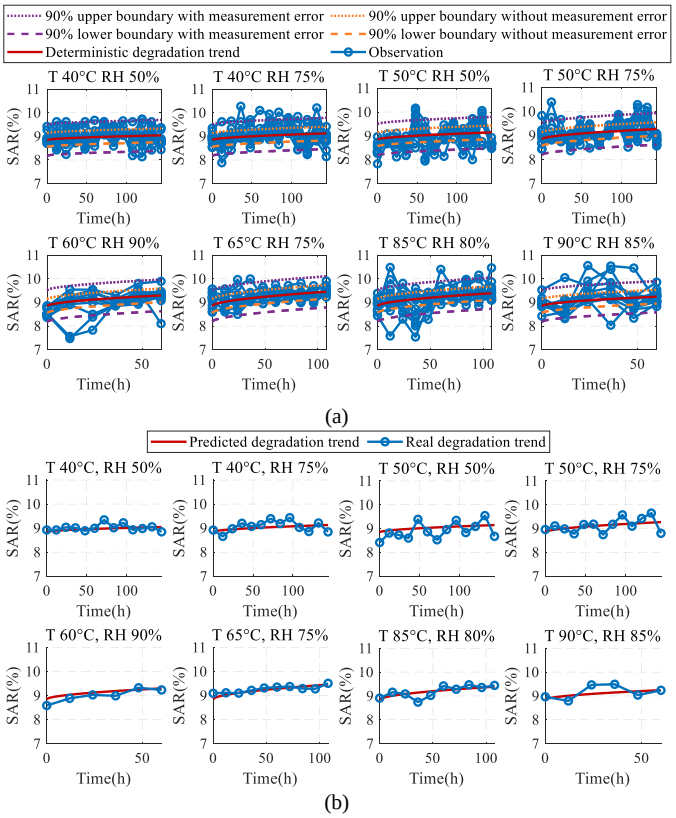


图6 所有应力水平下 SAR 的退化预测：(a) 带边界的确定性退化趋势及观测退化数据；(b) 确定性退化趋势与实际退化趋势。

等人 [13]。$\alpha_1 > \alpha_2$ 这一事实表明，当 $T < T_{threshold}$ 时，T 对性能退化的影响大于ϕ 的影响。

关于不确定性，σ_a 显著小于μ_a 这一事实表明，SAPF的性能退化具有高度一致性。这一发现与SAPF的退化机制相符。在储存过程中，SAPF的性能退化主要受铝腐蚀影响。根据温度水平的不同，铝表面会形成致密的Al_2O_3层或羟基氧化铝层。这些钝化层显著减缓了界面反应，使腐蚀成为一个主要受环境条件影响的一致过程，而非由微观结构或制造差异所致。对于初始性能，σ_{Y0} 占μ_{Y0}的1.98%，符合3%的质量控制要求预期值。σ 的值趋近于零，说明SAPF退化在时间维度上的不确定性可以忽略。测量误差 σ_ε 为0.3609，超过了0.3的仪器最大测试偏差。这可能是由于SAR测量期间不可避免地需要手动定位SAPF，从而导致人为测量误差。如图5所示，95%的 α_3 估计值低于零，这进一步支持了高温抑制SAPF退化这一结果的可信度。此外，66%的$T_{threshold}$ 估计值落在55–65°C范围内，并在64°C处出现明显峰值，体现了温度阈值研究结果的稳健性。

此外，为验证基于TERIME的统计分析方法的稳健性，基于所有退化数据对参数进行了 20 次独立估计。随后计算估计值的均值、标准差和变异系数，如表 III 所示。可以看出，除 σ_a 和 σ外，各次运行中的其他参数估计值几乎一致，这证明基于TERIME的统计分析方法能够确保所提出模型的参数估计具有稳健性。由于 σ_a 和 σ 的影响很小，其数值差异是合理且可接受的。

此外，采用 MATLAB 的“fminsearchbnd”函数 [52]，通过 Nelder-Mead 方法在 20 次独立运行中获得的估计结果如表 IV 所示。

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术方面的权利。允许个人使用，但转载/再分发须经 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。此版本为作者稿，尚未经过完整编辑，内容在正式发表前可能有所变动。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

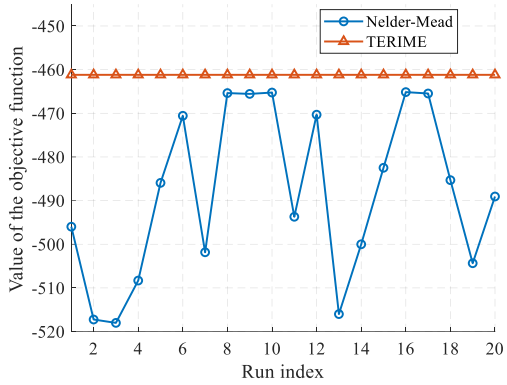


图7 两种参数估计方法在 20 次独立运行中的目标函数值变化。

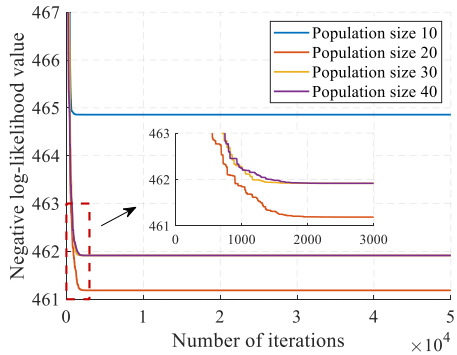
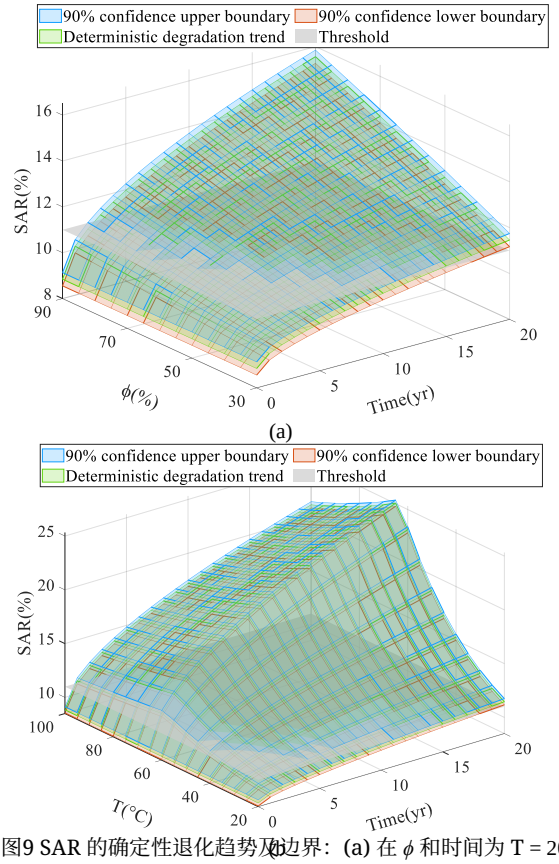


图8 基于 TERIME 的方法在不同种群规模和迭代次数组合下的负对数似然值变化。



) 图9 SAR 的确定性退化趋势及边界：(a) 在 ϕ 和时间为 T = 20 °C 时；(b) 在 T 和时间为 ϕ = 30% 时。

参数估计的初始值是在设定的参数范围内随机选取的，该范围与 TERIME 方法所用的范围相同。显然，与基于 TERIME 的统计分析方法相比，使用 Nelder-Mead 方法获得的估计值表现出明显的不稳定性。这种不稳定性源于所提出的退化模型中未知参数数量众多，以及优化过程本身的复杂性。

Nelder-Mead方法对初始值高度敏感，且容易陷入局部最优。相比之下，TERIME通过增强探索与开发策略避免了这一问题，从而确保估计结果的准确性和稳健性。

此外，图7展示了两种参数估计方法在 20 次独立运行中的目标函数值变化。由于此处使用的目标函数是式 (14) 给出的对数似然函数，数值越大表示参数估计性能越好。可以看出，基于 TERIME 的方法在所有运行中得到的似然值几乎相同，且始终较高。相比之下，使用 Nelder-Mead 算法得到的似然值随运行索引变化显著。因此，与 Nelder–Mead 方法相比，基于 TERIME 的统计分析方法能够获得更准确、更可靠的参数估计结果。

图8展示了基于TERIME的方法在种群规模和迭代次数的不同组合下负对数似然值的变化。结果表明，无论种群规模如何，通常在接近2000次迭代时即可收敛。因此，将迭代次数设为50000可确保充分收敛。此外，当种群规模为20时，算法性能最佳，这与[47]中报告的敏感性分析结果一致。这些发现支持所选超参数在准确参数估计方面的合理性。

根据表II中的参数估计结果，可按照算法2获得所有应力水平下的退化预测，如图6所示。结果表明，所提出的退化模型能够有效描述不同应力水平下的退化趋势，90%置信区间覆盖了大部分测量数据。值得注意的是，图6所示的退化区间源于一批SAPF的退化过程所固有的不确定性以及测量误差，与表II和表III中所示的参数估计不确定性无关；后者源于样本量不足或估计技术。

图9展示了 SAPF 在不同 T、ϕ 和 t 下的性能退化情况。随着 ϕ 增大，SAPF 的性能退化加速，进而降低其可靠性。另一方面，随着 T 升高，由于退化机制转变，SAPF 的性能退化先加速后减缓。

IV. 比较研究与可靠性预测

A. 比较研究

为验证所提出的应力模型在描述 SAPF 的应力诱导退化模式方面的有效性，并确定最合适的退化模型

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但重新出版或再分发须经 IEEE 许可。详情请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已获准在 IEEE《可靠性汇刊》上发表。此版本为作者版本，尚未经过完整编辑，内容在正式发表前可能会有所变更。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

并确定含不确定性的最合适退化模型，本文开展了比较研究。由式 (10) 表示的所提出退化模型记为 M_0。选取以下退化模型进行比较：

1) 将广泛使用的退化模型与[31-36]，进行比较。该模型假设应力不会改变退化机制，并纳入时间维度不确定性、个体间变异（即退化率的不确定性，也称为随机效应）、初始性能不确定性和测量误差。值得注意的是，文献中也将该退化模型称为“加速退化模型”，其表达式如式 (15) 所示，并记为 M_1。

2) 如表II所示，与时间维度不确定性和个体间变异相关的估计值相对较小，而测量误差的影响则更为显著。因此，考虑采用所提出的退化模型的两个消融版本进行比较：一个省略时间维度不确定性和个体间变异（记为 M_2），另一个省略测量误差（记为 M_3）。具体而言，M_2 的表达式为：

$$Y\ t,s\quad Y_0\quad ae\ s\ t\quad ,$$

$$e\ s\quad \begin{matrix} \exp\ _{1\ 1}\ T\quad _2{}^*\ , & T\quad T_{threshold} \\ \exp\ _{1\quad 2}{}^*\quad _{3\ 3}\ T\ , & T\quad T_{threshold} \end{matrix}\ , \quad (18)$$

$$Y_0 \sim N\ _{Y\ \ Y_0}\ ^2\quad \sim N\ 0,\quad ^2。$$

M_3 的表达式为：

$$Y\ t,s\quad Y_0\quad ae\ s\ t\quad B\ t\ ,$$

$$e\ s\quad \begin{matrix} \exp\ _{1\ 1}\ T\quad _2{}^*\ , & T\quad T_{threshold} \\ \exp\ _{1\quad 2}{}^*\quad _{3\ 3}\ T\ , & T\quad T_{threshold} \end{matrix}\ , \quad (19)$$

$$Y_0 \sim N\ _{Y_0},\ ^2_{Y_0}\ ,a \sim N\ _a,\ ^2_a\ .$$

通过比较 M_0 与 M_1, ，可以证明所提出的应力模型具有优越性。此外，通过比较 M_0 与 M_2 和 M_3, ，可以确定最适用于 SAPF 的含不确定性的退化模型。

1）模型拟合比较：首先，比较两个模型在所有应力水平下拟合退化数据的能力，包括确定性退化趋势和不确定性。只有当模型能够准确预测不同应力水平下的退化趋势并有效量化不确定性时，可靠性预测才具有可信性。

对于确定性退化趋势，选取均方根误差（RMSE）作为评价预测退化趋势与实际退化趋势一致性的指标，其表示为：

$$\text{RMSE}\quad \sqrt{\ _{l\ 1}^{k}\ _{j\ 1}^{m_{li}}\ \bar{y}_{lj}\quad \hat{\bar{y}}_{lj}\ ^2\ /\ _{l\ 1}^{k}\ m_l\ ,i\quad 1,2,...,n_l}\ , \quad (20)$$

其中，表示第 j^{th} 个应力水平下的真实平均退化值 l^{th} 应力水平计算如下：

表 V 不同模型的参数估计结果

参数 M_0	M_1	M_2	M_3	
μ_{Y0}	8.844	8.836	8.844	8.845
σ_{Y0}	0.1754	0.1705	0.1754	0.3361
μ_a	0.003374	0.01063	0.003374	0.0004123
σ_a	1.590e-11	2.903e-10	/	9.912e-11
α_1	1.836	0.776	1.836	4.865
α_2	0.9439	1.228	0.9439	6.475e-15
α_3	-0.2901	/	-0.2901	-1.017
β	0.5510	0.4618	0.5510	0.5873
σ	4.081e-10	1.189e-9	/	0.1483
σ_ε	0.3609	0.3628	0.3609	/
$T_{threshold}$	63.75	/	63.75	65.00

表 VI 模型拟合比较结果

模型	RMSE	L_{max}	AIC
M_0	**0.217**	**-461.19**	944.38
M_1	0.219	-464.86	947.72
M_2	**0.217**	**-461.19**	**940.38**
M_3	0.245	-719.41	1458.82

表 VII 各测试中用于预测的应力水平

测试编号 $T\phi$	测试编号 $T\phi$				
1	40 °C	50%	5	60 °C	90%
2	40 °C	75%	6	65 °C	75%
3	50 °C	50%	7	85 °C	80%
4	50 °C	75%	8	90 °C	85%

$$\bar{y}_{lj}\quad _{i\ 1}^{n_l}\ y_{lij}\ /\ n_l\ , \quad (21)$$

且 $\bar{y}_{lj}$ 是 j^{th} 由退化模型得出的 l^{th} 应力水平下的预测平均退化值。

关于不确定性，选取对数似然函数 L_{max} 的最大值和赤池信息准则（赤池信息准则）作为衡量指标，用于描述模型对所有数据的拟合效果。L_{max} 根据估计得到的模型参数，利用（14）式计算。赤池信息准则的计算公式为：

$$\text{AIC}\quad 2L_{\max}\quad 2n_p\ , \quad (22)$$

其中，n_p 为未知参数的数量。

这些退化模型中的未知参数可按照算法 1 进行估计，估计结果列于表 V。随后，表 VI 给出了各退化模型的拟合性能结果。所提出的模型 M_0 在确定性退化预测和不确定性量化方面均略优于现有模型 M_1 ，均方根误差降低了 0.9%，L_{max} 提高了 0.8%，赤池信息准则降低了 3.5%，这凸显了所提出的、考虑机制转变的应力模型的有效性。模型 M_2 与 M_0, 的均方根误差和 L_{max} 值相同，表明时间和个体维度上的不确定性对 SAPF 的退化影响可以忽略，这与 M_0 的参数估计结果一致。相比之下，M_3 的拟合性能明显较差，均方根误差增加了 12.9%，赤池信息准则增加了 54.5%，说明在 SAPF 的退化建模中不能忽略测量误差。

2）模型外推比较：值得注意的是，本研究的一个目标是利用现有的退化数据，预测其他应力水平下的可靠性。因此，评估模型在未见过的

© 2026 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但转载或再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接收发表。这是作者版本，尚未经过全面编辑，内容可能会在正式发表前发生变化。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

表 VIII 模型外推对比结果

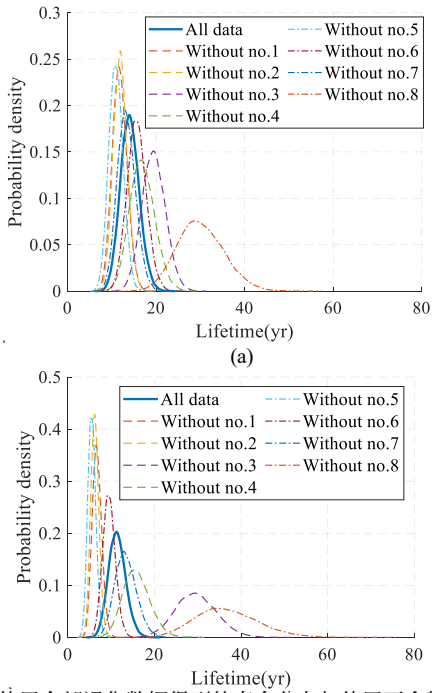
测试编号	M_0		M_1		M_2		M_3	
	RMSE	L_{max}	RMSE	L_{max}	RMSE	L_{max}	RMSE	L_{max}
1	0.145	**-39.9**	**0.140**	-40.4	0.145	**-39.9**	0.180	-75.6
2	0.221	**-68.2**	**0.216**	-69.1	0.221	**-68.2**	0.242	-101.1
3	0.333	**-107.2**	**0.327**	-107.9	0.333	**-107.2**	**0.327**	-179.3
4	**0.258**	**-73.5**	0.259	-73.6	**0.258**	**-73.5**	0.289	-125.5
5	0.150	**-33.7**	**0.142**	-34.8	0.150	**-33.7**	0.225	-40.9
6	**0.098**	**-21.1**	0.165	-22.9	**0.098**	**-21.1**	0.391	-51.3
7	**0.167**	**-71.7**	0.172	-72.3	**0.167**	**-71.7**	0.176	-94.0
8	0.240	-57.7	**0.235**	**-57.6**	0.240	-57.7	0.340	-68.3
Mean	**0.202**	**-59.1**	0.207	-59.8	**0.202**	**-59.1**	0.271	-92.0

注：每项测试的各项指标中，最佳结果以粗体标出。

表 IX 模型鲁棒性对比结果

测试编号	M_0		M_1		M_2		M_3	
	KLD	CMD	KLD	CMD	KLD	CMD	KLD	CMD
1	**0.92**	**3.74**	7.77	14.83	**0.92**	**3.74**	16.62	29.52
2	**0.96**	**3.41**	11.50	17.66	**0.96**	**3.41**	23.84	34.77
3	**2.45**	**14.42**	14.43	72.36	**2.45**	**14.42**	30.03	137.58
4	**0.57**	**4.36**	1.25	9.81	**0.57**	**4.36**	2.31	15.26
5	**1.90**	**6.69**	13.72	21.14	**1.90**	**6.69**	28.73	36.89
6	**0.26**	**1.57**	0.78	2.80	**0.26**	**1.57**	1.52	4.36
7	**0.07**	**0.41**	0.36	2.43	**0.07**	**0.41**	0.88	4.64
8	**6.97**	**59.33**	13.23	100.50	**6.97**	**59.33**	26.77	155.21
Mean	**1.76**	**11.74**	7.88	30.19	**1.76**	**11.74**	16.34	52.28

注：每项测试中各项指标的最佳结果以粗体标出。



）图10 使用全部退化数据得到的寿命分布与使用不含特定测试应力水平的退化数据得到的寿命分布对比：（a）所提出的模型（模型 M_0）；（b）退化机制不变的传统模型（模型 M_1）。

应力水平下的外推性能至关重要。为此，开展了模型外推性能验证试验。由于退化试验涉及 8 个应力水平，因此设置了 8 项验证试验。在每项试验中，使用某一特定应力水平下的退化数据进行预测，而使用其他应力水平下的数据建立模型，从而评估模型的外推能力。每项试验中指定用于预测的应力水平见表 VII。

表 VIII 展示了各项测试中退化模型的退化预测结果。可以看出，在所有测试中，模型 M_1 有时在确定性退化预测方面表现更优，而模型 M_0 在考虑不确定性的情况下始终更擅长描述全部退化数据。平均而言，与M_1, 相比，M_0 的均方根误差低 2.4%，L_{max} 高 1.2%，表明其外推能力更强。模型 M_2 与M_0, 的均方根误差和L_{max} 值相同，进一步证实时间和个体维度上的不确定性影响可以忽略不计。M_3 的表现明显较差，均方根误差增加 34.2%，L_{max} 降低 35.9%，凸显了在 SAPF退化建模中考虑测量误差的必要性。

3) 模型稳健性比较：除了模型拟合和外推性能之外，稳健性也是模型可信度的另一个关键方面。如果退化模型已根据现有数据准确捕捉到性能退化规律，那么引入来自新应力水平的退化数据后，可靠性预测应仅发生轻微变化。相反，如果模型无法有效描述退化规律，引入来自新应力水平的退化数据将导致预测结果发生显著变化。

为评估模型的稳健性，再次采用表 VI 中的测试设置。通过比较使用全部退化数据拟合的退化模型与剔除特定测试应力水平的数据后拟合的退化模型，评估特定测试应力水平下预测结果的变化。选取寿命分布的 Kullback-Leibler 散度（KLD）和可靠性分布的 Cramér-von Mises 距离（CMD）作为度量指标，分别由式（23）和式（24）表示。

$$\mathrm{KLD} \quad \sum_{i=1}^{K} f_{all}(t_i) \ln \frac{f_{all}(t_i)}{f_{test}(t_i)}, \tag{23}$$

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘以及人工智能训练和类似技术相关的权利。允许个人使用，但重新发表或再分发需获得 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。本文为作者版本，尚未经过全面编辑，最终发表前内容可能会有所变动。引用信息：数字对象标识符 10.1109/TR.2025.3648418

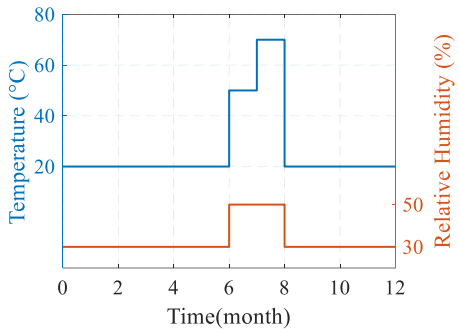


图11 SAPF 一年内的存储条件。

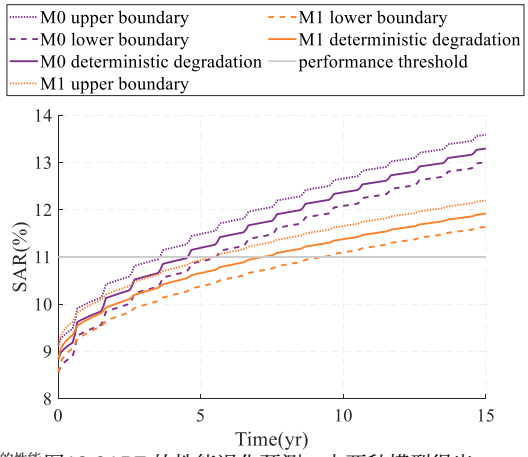


图12 SAPF 的性能退化预测，由两种模型得出。

图12 SAPF 的性能退化预测，由两种模型得出。 模型。

$$\mathrm{CMD} \quad \sum_{i=1}^{K} \left| R_{all}(t_i) - R_{test}(t_i) \right|^2, \tag{24}$$

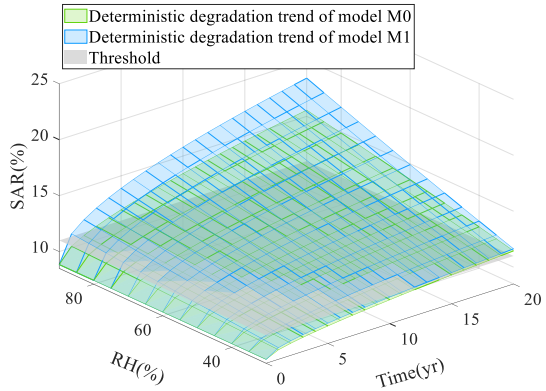
其中，t_i 表示第 i^{th} 个离散时间点；K 为时间点总数；f_{all} 和 R_{all} 分别为使用全部退化数据拟合的模型所预测的寿命分布和可靠性分布；f_{test} 和 R_{test} 分别为剔除特定测试应力水平的数据后拟合的模型所预测的寿命分布和可靠性分布。在本研究中，K 设为 500。在特定应力水平 T = 20 °C 和 ϕ = 30% 下进行可靠性预测。

表 IX 给出了鲁棒性评估结果，图10展示了M_0 和M_1的寿命分布比较。可以看出，模型M_0 比模型M_1, 更稳健，主要是因为传统退化模型未能捕捉温度的真实退化模式。平均而言，与M_1, 相比，M_0 将 KLD 降低了 77.6%，将 CMD 降低了 61.1%，表明其在不同条件下具有更好的一致性。同样，模型M_2 与M_0, 的性能相同，而M_3 表现最差，KLD 和 CMD 分别增加了 828% 和 345%，证实了考虑测量误差的必要性。

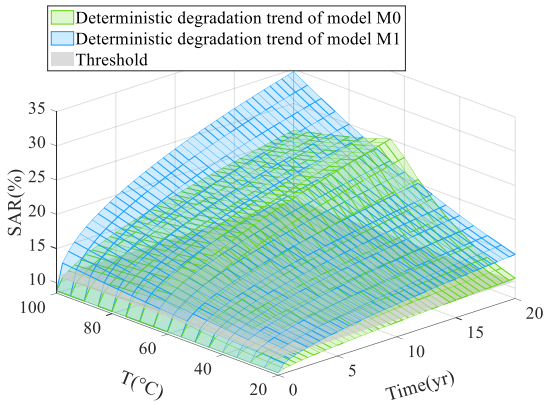
B. 可靠性预测

在实际应用中，SAPF 的存储条件会根据产品需求而变化。根据航空航天系统的要求，图11展示了 SAPF 在一年期间的存储条件。

根据图11所示的给定存储条件，可以通过模型 M_0 和 M_1 预测 SAPF 的性能退化情况，如图12所示。结果表明



(a)



(b)

图13 两种模型得到的 SAR 确定性退化趋势：(a) 在 T = 20 °C 下随 ϕ 和时间变化 (b) 在 ϕ = 30% 下随 T 和时间变化。

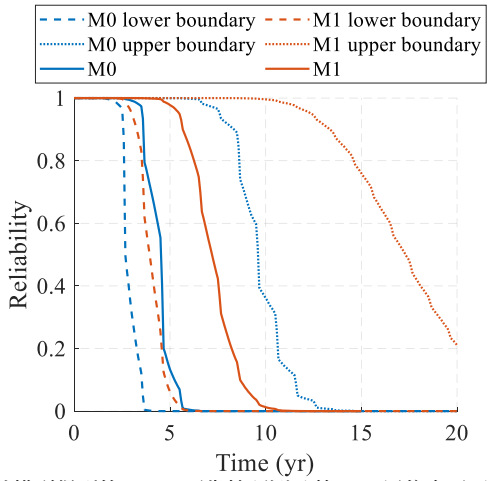


图14 两种模型得到的 SAPF 可靠性预测及其 90%置信水平区间。

M_0 预测的失效早于 M_1预测的失效。为全面理解这一结果，图13展示了 ϕ 和 T 对两个模型得出的确定性退化趋势预测的影响。

从图13可以看出，当 T = 20 °C 且为 ϕ = 30% 时，M_0 预测的退化速度比 M_1, 慢，因此图12中 M_0 起初预测的退化速度较慢。然而，当 T = 50 °C 或 T = 70 °C 时，M_1 预测的退化速度明显慢于 M_0。因此，图12中 M_0 最终预测的退化程度会超过 M_1。

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但转载或再分发须获得 IEEE 许可。更多信息请访问 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接受发表。这是作者的版本，尚未经过完整编辑，内容可能会在最终发表前发生变化。引用信息：DOI 10.1109/TR.2025.3648418

表X 仓库中 SAPF 所考虑的储存条件

储存条件编号	T	ϕ
1	20 °C	30%
2	20 °C	40%
3	25 °C	30%
4	25 °C	40%

表XI 物流过程中SAPF的储存条件

物流条件编号	T	ϕ
1	50 °C，70 °C	50%
2	40 °C, 60 °C	60%

随后，图14展示了由两个模型得出的可靠性预测及其90%置信水平区间。结果表明，忽略应力诱导的退化机制转变会导致高估 SAPF储存可靠性。对于所提出的退化模型 M_0, ，根据点估计，SAPF 储存 5 年后的可靠性趋近于零；而对比模型 M_1 给出的可靠性则高于 0.9，这可能导致错误的运行决策和维护策略，并最终提高航空航天系统的故障风险。

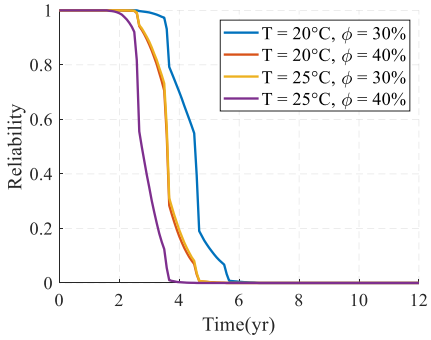
此外，模型 M_1 的可靠性预测区间显著宽于模型 M_0。模型 M_0 预测的可靠性上界在约13年时趋近于零，而模型 M_1 的可靠性上界即使在20年后仍高于0.2。预测区间越宽，表明不确定性越大，这可能会加剧决策风险。这种不确定性增加归因于模型 M_1 未能充分捕捉SAPF的应力诱导的退化机制转变。此外，模型 M_0 的可靠性下界在2年时约为0.99，到4年时则降至接近零。这些信息可为极端情景下的决策提供指导。

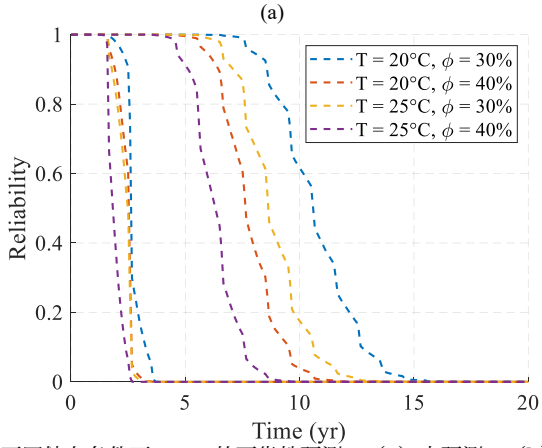
V. 讨论

A. 储存退化与太空运行之间的关系

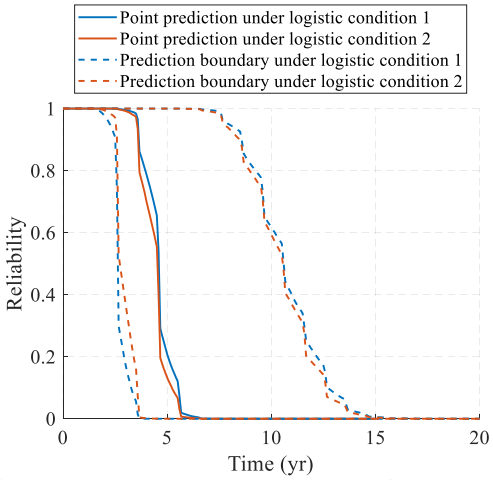
本研究考察的退化机制对应于 SAPF 的地面储存阶段，在此期间，温度和湿度会引发铝层缓慢的化学腐蚀，导致 SAR 逐渐增加。以往研究也表明，暴露于空间 环境中的 SAPF 会发生性能退化 [5-8]。然而，太空中的主要机制是辐射导致聚酰亚胺基底发生化学改性，而非铝层腐蚀。据报道，分子键断裂、色心形成和光学变暗等过程会使 SAR 增加。

尽管地面储存和太空暴露期间退化的物理起因不同，但其结果相同，都会导致 SAR 增加。因此，储存期间累积的退化会直接影响 SAPF 发射前的初始状态。如果 SAR 已在储存期间增加，SAPF 进入空间环境时的热控裕度就会降低，从而缩短其运行寿命。在此背景下，本研究建立的储存退化模型为准确评估其在太空中的可靠性和寿命提供了必要的基准条件。





）不同储存条件下 SAPF 的可靠性预测：（a）点预测；（b）90%置信水平下的区间预测。



不同物流条件下 SAPF 的可靠性预测，以及90%置信水平下的区间。

B. 储存条件确定指南

根据图11所示的储存配置，为满足特定物流需求，SAPF在第七和第八个月存放于仓库外，其余时间则存放在受控的仓库环境中。尽管通过控制温度和湿度，仓库内的储存条件能够最大限度地减少降解，但这也会导致成本增加。一个关键问题是如何根据可靠性要求确定适当的储存条件。本文考虑了表X所示的四种不同仓库存储条件。随后，图15展示了不同储存条件下的可靠性预测及其90%置信水平区间。对于较高的

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但再版或再分发需获得 IEEE 许可。更多信息请参见 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已被 IEEE《可靠性汇刊》接收发表。此版本为作者稿，尚未经过完整编辑，最终发表前内容可能有所变动。引用信息：数字对象标识符 10.1109/TR.2025.3648418

可靠性要求0.99，在条件1下，储存时长为3年；在条件2和条件3下，为2.5年；在条件4下，为2年。对于极端情景下的可靠性下界，条件1允许储存1.75年，而其他条件均支持储存1.5年。这些结果可为制定适当的仓库存储条件提供实用参考。

此外，为体现不同物流过程中存储条件的影响，本文考虑了表XI所列的两种物流条件。图16展示了这两种条件下的可靠性预测及其90%置信区间。显然，两种物流条件得出的可靠性结果相近。与物流条件2相比，物流条件1下的性能退化略快，但不确定性较低。总体而言，这项分析表明，所提出的模型能够预测不同储存和物流条件下的可靠性，从而为选择合适的储存配置提供依据。

VI.结论

SAPF在航空航天系统的热管理中发挥着重要作用。现有研究忽略了SAPF在储存期间地面环境下的性能退化。为解决这一问题，本研究提出一种参数分析方法，基于实验数据确定SAPF的退化机制，并提出一种新型退化模型，用于描述应力诱导的退化机制转变。研究结果和比较研究表明：1）所提出的参数分析方法成功从实验数据中发现温度对SAR退化影响的两个不同阶段，表明SAPF遵循与块体铝中观察到的相似退化机制转变。2）所提出模型估计的退化机制转变温度阈值在90%置信水平下介于54.30 °C至75.76 °C之间，与文献中报道的铝腐蚀实验结果 [13] （约60 °C）高度吻合。3）根据多次参数估计结果，所有估计值的标准差均低于1e-6，证明基于TERIME的统计分析方法能够得出稳健的参数估计值。4）对于SAPF的性能退化，个体间变异和时间维度上的不确定性可以忽略不计，而初始性能的不确定性则十分显著。因此，降低初始性能的不确定性是提高其可靠性的首要设计措施。

未来，所提出的退化模型可扩展至其他具有应力诱导退化机制转变特征的产品。此外，在非阿伦尼乌斯模型框架下研究此类转变[53] 也是一个有前景的研究方向。对于SAPF的应用，未来可进一步探究温度与湿度的交互效应，以提高模型精度 [37]。此外，还将把SAPF的几何形状和制造条件纳入退化模型，以指导SAPF的可靠性设计。

参考文献

[1] H. Huang, and C. Bu, “通信卫星热控系统的设计与验证,” Aerospace, vol. 11, no. 10, pp. 803. 2024年.[2] M. Hołyńska, A. Tighe, and C. Semprimoschnig, “用于航天器热光学及相关功能应用的涂层和薄膜,” Adv. Mater. Interfaces., vol. 5, no. 11, pp. 1701644. 2018年. [3] R. You, W. Gao, C. Wu, H. Li, R. You, W. Gao, C. Wu, a nd H. Li, “航天器天线的可靠性设计,” Technologies for Spacecraft Antenna Engineering Design, pp. 249-292. 2021年. [4] A. K. Sharma, and N. Sridhara, “模拟辐射空间环境下热控材料的退化,” Adv. Space Res., vol. 50, no. 10, pp. 1411-1424. 2012年. [5] C. Li, D. Yang, S. He, and M. Mikhailov, “电子暴露对镀铝聚酰亚胺薄膜光学性质的影响,” J. Mater. Res., vol. 17, no. 9, pp. 2442-2446. 2002年. [6] V. Milinchuk, E. Klinshpont, O. Anan’eva, and O. Pasevich, “和平号轨道空间站暴露条件下聚酰亚胺薄膜的表征,” High Energy Chem., vol. 48, pp. 1-4. 2014年. [7] J. A. Dever, R. Messer, C. Powers, J. Townsend, and E. Wooldridge, “真空紫外辐射对聚酰亚胺薄膜的影响,” High Perform. Polym., vol. 13, no. 3, pp. S391-S400. 2001 年 . [8] M. Dembska, T. Renger, and M. Sznajder, “真空紫外和低能质子辐射下ITO涂层镀铝聚酰亚胺薄膜的热光学性能退化,” Metall. Mater. Trans. A., vol. 51, no. 9, pp. 4922-4929. 2020年. [9] X.-S. Si, C.-H. Hu, X. Kong, and D.-H. Zhou, “一种针对运行状态切换系统的剩余储存寿命预测方法,” IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 61, no. 11, pp. 6304-6315. 2014年. [10] G. Garnier, Y. Brechet, and L. Flandin, “金属涂层聚合物薄膜渗透性评估实验技术的开发,” J. Mater. Sci., vol. 44, pp. 4692-4699. 2009年. [11] C. Zhou, W. Li, G. Li, and Y. Niu, “镀铝聚对苯二甲酸乙二醇酯薄膜的水热老化机制,” Polym. Mater. Sci. Eng., vol. 33, no. 3, pp. 64-70. 2017年. [12] C. Leygraf, I. O. Wallinder, J. Tidblad, and T. Graedel, “附录C：铝的大气腐蚀化学,” Atmospheric Corrosion, pp. 272-281, 2016年. [13] M. Cao, L. Liu, L. Fan, Z. Yu, Y. Li, E. E. Oguzie, and F. Wang, “温度对2A02铝合金在海洋大气环境中腐蚀行为的影响,” Materials, vol. 11, no. 2, pp. 235. 2018年.[14] Y. Xie, A. Leong, J. Zhang, and J. J. Leavitt, “含硼碱性溶液中的铝合金腐蚀,” Mater. Corros., vol. 70, no. 5, pp. 810-819. 2019年. [15] S. L’ Haridon-Quaireau, M. Laot, K. Colas, B. Kapusta, S. Delpech, and D. Gosset, “温度和pH对6061-T6铝合金均匀腐蚀和点蚀的影响及氢氧化物层表征,” J. Alloys Compd., vol. 833, pp. 155146. 2020年. [16] Q. Li, Y. Zhang, Y. Cheng, X. Zuo, Y. Wang, X. Yuan, and H. Huang, “温度对铜铝层压复合板腐蚀行为和耐腐蚀性的影响,” Materials, vol. 15, no. 4, pp. 1621. 2022年. [17] X. Li, B. Zhang, R. Ren, L. Li, and S. P. Simonovic, “中国天山山区气候变暖的时空异质性,” Water, vol. 14, no. 2, pp. 199. 2022年. [18] M. Saif, S. Zhang, A. Haque, and K. J. Hsia, “天然氧化铝对纳米级铝薄膜弹性响应的影响,” Acta Mater., vol. 50, no. 11, pp. 2779-2786. 2002年. [19] G. F. Harrington, and J. Santiso, “基础教程：薄膜的X射线衍射,” J. Electroceram., vol. 47, no. 4, pp. 141-163. 2021年.[20] A. Abou Chaaya, R. Viter, M. Bechelany, Z. Alute, D. Erts, A. Zalesskaya, K. Kovalevskis, V. Rouessac, V. Smyntyna, and P. Miele, “原子层沉积生长的氧化锌微观结构及相关光学性质的演变,” Beilstein J. Nanotechnol., vol. 4, no. 1, pp. 690-698. 2013年.[21] X. Xi, M. Chen, H. Zhang, and D. Zhou, “一种具有长期依赖性和个体间不确定性的改进型非马尔可夫退化模型,” Mech. Syst. Signal Process., vol. 105, pp. 467-480. 2018年. [22] A. Asgari, W. Si, W. Wei, K. Krishnan, and K. Liu, “基于广义柯西过程的多变量退化建模及其在染料敏化太阳能电池寿命预测中的应用,” Reliab. Eng. Syst. Saf., vol. 255, pp. 110651. 2025年.

© 2026 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术方面的权利。允许个人使用，但重新出版或再分发须经 IEEE 许可。更多信息请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。

本文已获准在 IEEE《可靠性汇刊》发表。此版本为作者稿，尚未经过全面编辑，内容可能会在正式发表前有所变动。引文信息：数字对象标识符 10.1109/TR.2025.3648418

[23] A. Asgari, W. Si, L. Yuan, K. Krishnan, and W. Wei, 《基于多元分数布朗运动的多变量退化建模与寿命预测》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 248 卷, 页码 110146。2024年。[24] X. Xi, M. Chen, and D. Zhou, 《具有记忆效应的退化过程剩余使用寿命预测》, IEEE可靠性汇刊, 第 66 卷, 第 3 期, 页码 751-760。2017年。[25] K. Wang, T. Zhao, Y. Yuan, Z. Hao, Z. Chen, and H. Dui, 《物联网环境下无人系统之系统的全新多层性能分析》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 259 卷, 页码 110953。2025年。[26] S. Gao, F. Sun, X. Zhao, and Y. Li, 《考虑不完全维修的退化与环境冲击作用下新产品最优保修期设计》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 256 卷, 页码 110710。2025年。[27] J. Zhou, Z. Li, H. Nassif, and D. W. Coit, 《具有不同失效机理起始与扩展阶段的两阶段威布尔-伽马退化模型》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 256 卷, 页码 110773。2025年。[28] H. Zheng, J. Yang, and Y. Zhao, 《针对具有个体异质性的伽马过程退化产品的可靠性验证试验方案》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 240 卷, 页码 109617。2023年。[29] Z. Z. Yan, L. J. Sun, and Y. Y. Liang, 《含随机效应的两阶段非线性逆高斯过程剩余使用寿命分析》, Qual. Reliab. Eng. Int., 第 41 卷, 第 4 期, 页码 1447-1460。2025年。[30] T.-H. Fan, Y.-S. Dong, and C.-Y. Peng, 《基于逆高斯过程的完整贝叶斯退化分析》, IEEE可靠性汇刊, 第 73 卷, 第 1 期, 页码 536-548。2023年。[31] J. Cai, W. Q. Meeker, and Z.-S. Ye, 《破坏性退化试验的最优规划》, Technometrics, 页码 1-12。2025年。[32] S.-S. Chen, X.-Y. Li, and W.-R. Xie, 《具有记忆效应和试件间变异性的加速退化过程可靠性建模与统计分析》, Appl. Math. Model., 第 138 卷, 页码 115788。2025年。[33] W.-B. Chen, X.-Y. Li, and R. Kang, 《机电系统的基于吸引子的性能表征与可靠性演化》, Mech. Syst. Signal Process., 第 222 卷, 页码 111803。2025年。[34] Y. Li, H. Gao, H. Chen, C. Liu, Z. Yang, and E. Zio, 《考虑随机效应、应力影响和测量误差的寿命分析加速退化试验》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 247 卷, 页码 110101。2024年。[35] X.-Y. Li, J.-P. Wu, L. Liu, M.-L. Wen, and R. Kang, 《基于不确定过程的加速退化数据建模》, IEEE模糊系统汇刊, 第 27 卷, 第 8 期, 页码 1532-1542。2018年。[36] W. Si, Y. Shao, and W. Wei, 《具有长期记忆效应的加速退化试验》, IEEE可靠性汇刊, 第 69 卷, 第 4 期, 页码 1254-1266。2020年。[37] X. Ye, Y. Hu, B. Zheng, C. Chen, and G. Zhai, 《一类新型多应力加速模型及其交互效应与加速退化建模扩展》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 228 卷, 页码 108815。2022年。[38] X. Cao, and K. Peng, 《考虑偶然不确定性与认知不确定性的多阶段退化建模与剩余使用寿命预测》, IEEE传感器期刊, 第 23 卷, 第 22 期, 页码 27757-27770。2023年。[39] H. Zheng, J. Yang, and Y. Zhao, 《基于非线性维纳过程的阶段变化噪声多阶段退化分析》, Appl. Math. Model., 第 125 卷, 页码 445-467。2024年。[40] Z. Wang, P. Jiang, Z. Chen, Y. Li, W. Ren, L. Dong, W. Du, J. Wang, X. Zhang, and H. Shi, 《基于两阶段自适应漂移维纳过程的剩余使用寿命预测方法》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 页码 110908。2025年。[41] X. Cai, N. Li, and M. Xie, 《考虑物理损伤观测的两阶段退化系统剩余使用寿命预测》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 244 卷, 页码 109926。2024年。[42] H. Zhang, X. Xi, and R. Pan, 《基于长短期记忆网络的两阶段数据驱动剩余使用寿命预测方法》, Reliab. Eng. Syst. Saf., 第 237 卷, 页码 109332。2023年。[43] X. Liu, X. Wang, M. Xie, and Z. Ye, 《存在参数不确定性和离群值时的稳健退化状态识别》, IEEE工业信息学汇刊, 第 20 卷, 第 2 期, 页码 2644-2652。2023年。[44] Z.-S. Ye, L.-P. Chen, L. C. Tang, and M. Xie, 《使用逆高斯过程的加速退化试验规划》, IEEE可靠性汇刊, 第 63 卷, 第 3 期, 页码 750-763。2014年。[45] J. Li, Z. Wang, X. Liu, Y. Zhang, H. Fu, and C. Liu, 《考虑测量误差的加速退化分析维纳过程模型》, 微电子可靠性, 第 65 卷, 页码 8-15。2016年。[46] J.-Z. Kong, D. Wang, T. Yan, J. Zhu, and X. Zhang, 《基于加速应力因子的锂离子电池非线性维纳过程模型故障预后, " IEEE Trans. Ind. Electron., 第69卷, 第11期, 第11665-11674页。2021年。[47] S.-S. Chen、Y.-T. Jiang、W.-B. Chen 和 X.-Y. Li, "TERIME：一种改进的 RIME算法，通过增强探索与开发能力，实现光伏模型的稳健参数提取", 仿生工程学报, 第22卷, 第1535-1556页。2025年。[48] R. De Bin、S. Janitza、W. Sauerbrei 和 A.-L. Boulesteix, "多变量回归中基于重抽样的模型选择：子抽样与自助法的比较", Biometrics, 第72卷, 第1期, 第272-280页。2016年。[49] J. A. Hartigan, "将子样本值用作典型值", 美国统计学会会刊, 第64卷, 第328期, 第1303-1317页。1969年。[50] S. Janitza、H. Binder 和 A. L. Boulesteix, "自助抽样样本上的假设检验与模型选择陷阱：生物统计学应用中的成因与后果", Biom. J., 第58卷, 第3期, 第447-473页。2016年。[51] W. Sauerbrei、A. Buchholz、A. L. Boulesteix 和 H. Binder, "多变量回归模型推导中的稳定性问题", Biom. J., 第57卷, 第4期, 第531-555页。2015年。[52] J. D'Errico, "fminsearchbnd、fminsearchcon", [在线]。可访问：https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/8277。2012年。[53] C. Blivet、J.-F. Larché、Y. Israëli 和 P.-O. Bussière, "非阿伦尼乌斯行为：结晶度对电缆和电线行业所用聚合物材料寿命预测的影响", Polym. Degrad. Stab., 第199卷, 第109890页。2022年。

Shi-Shun Chen于2021年获得中国北京北京航空航天大学安全工程学士学位。目前，他正在北京航空航天大学可靠性与系统工程学院攻读博士学位。同时，他还是意大利米兰米兰理工大学能源系的访问博士生。他的研究兴趣包括加速试验、可靠性试验和元启发式算法。

Dong-Hua Niu于2017年获得中国北京航空航天大学物理学硕士学位。他目前是中国北京北京天宇航天新材料科技有限公司的研发工程师。他的研究兴趣包括航天器热控材料的开发。

Wen-Bin Chen于2022年获得中国北京北京航空航天大学系统工程博士学位。目前，他是中国北京北京航空航天大学可靠性与系统工程学院的博士后研究人员，同时担任中国运筹学会不确定系统分会第六届理事会青年委员。他的研究兴趣包括系统可靠性建模和可靠性试验。

Jia-Yun Song 于2010年在中国北京的北京理工大学获得机械电子工程硕士学位。目前，他担任中国北京的北京天宇航天新材料科技有限公司副总经理。其研究兴趣包括计量检测和航天技术应用产业。

Ya-Fei Zhang 于2008年在中国北京的北京科技大学获得材料科学与工程硕士学位。目前，他担任中国北京的北京天宇航天新材料科技有限公司研发工程师。其研究兴趣包括航天器热控材料的开发。

Xiao-Yang Li 于2007年在中国北京的北京航空航天大学获得航空航天系统工程博士学位。她现任教授，并担任北京航空航天大学可靠性与系统工程学院系统工程系主任，工作地点为中国北京。她的研究兴趣包括加速试验、系统可靠性建模和可靠性试验。

Enrico Zio于1996年获得米兰理工大学核工程博士学位，并于1998年获得麻省理工学院（美国马萨诸塞州剑桥）的博士学位。他目前担任法国电力公司系统科学与能源挑战讲席主任，该讲席设于法国巴黎的基金会及法国吉夫叙尔伊韦特的中央理工-高等电力学院；同时担任米兰理工大学正教授及校友会主席。他的研究兴趣包括对部件和复杂系统的失效-修复-维护行为进行建模，并通过蒙特卡罗仿真方法、人工智能技术和优化启发式方法，对其可靠性、可维护性、安全性、脆弱性和韧性特征进行建模与分析。

© 2026年 IEEE。保留所有权利，包括文本与数据挖掘、人工智能训练及类似技术相关权利。允许个人使用，但再版/重新分发须经 IEEE 许可。更多信息请参阅 https://www.ieee.org/publications/rights/index.html。