

面向少样本删失数据的三参数Weibull蓄电池寿命评估方法

——基于NASA公开数据的阈值敏感性验证

滕敏亮, 滕晓亮, 田芬芳, 王耀华, 林建豪, 张巍, 周意诚*

浙江腾腾电气有限公司, 浙江 温州

收稿日期: 2026年3月18日; 录用日期: 2026年3月31日; 发布日期: 2026年4月30日

摘要

在储能与电力系统运行中, 蓄电池寿命评估对预防性维护与更换决策具有重要意义, 但工程上可获得的寿命样本往往规模有限且包含右删失数据, 导致传统两参数Weibull模型在早期可靠性评估上可能出现偏差。本文提出一种面向少样本删失数据的三参数Weibull蓄电池寿命评估方法: 引入位置参数 γ 表征非老化期, 并采用“ γ 外循环搜索 + Levenberg-Marquardt (LM)内回归”的稳定估计流程。为提高可复现性, 本文基于NASA Ames PCoE Li-ion Battery Aging Dataset的多电芯循环退化数据构造寿命样本, 以SOH阈值定义EOL, 并在SOH = 0.85/0.80/0.75下进行阈值敏感性分析。结果表明: 在较早阈值(SOH \leq 0.85)下, 三参数模型在赤池信息准则、贝叶斯信息准则以及相对KM经验曲线的早期加权误差方面更优, 适用于早期预警型寿命评估; 在SOH \leq 0.80/0.75条件下两参数模型已取得更低的信息准则, 说明该阈值下数据对非老化期的统计识别较弱。本文进一步给出基于AIC/BIC与早期加权误差的模型选取建议, 可为蓄电池寿命建模与运维决策提供可复现的工程方法。

关键词

三参数Weibull, 蓄电池寿命, 删失数据, 阈值敏感性, 模型选择准则

A Three-Parameter Weibull Method for Evaluating Battery Life with Few Samples and Missing Data

—Threshold Sensitivity Validation Based on Publicly Available NASA Data

Minliang Teng, Xiaoliang Teng, Fenfang Tian, Yaohua Wang, Jianhao Lin, Wei Zhang, Yicheng Zhou*

*通讯作者。

文章引用: 滕敏亮, 滕晓亮, 田芬芳, 王耀华, 林建豪, 张巍, 周意诚. 面向少样本删失数据的三参数 Weibull 蓄电池寿命评估方法[J]. 电力与能源进展, 2026, 14(2): 124-133. DOI: 10.12677/aepe.2026.142014

Abstract

In energy storage and power system operations, battery life assessment is crucial for preventive maintenance and replacement decisions. However, the life samples available in engineering practice are often limited in size and contain right-censored data, which may lead to biases in early reliability assessments using the traditional two-parameter Weibull model. This paper proposes a three-parameter Weibull battery life assessment method tailored for small-sample censored data: it introduces the location parameter γ to characterize the non-aging period and employs a stable estimation workflow consisting of “ γ outer loop search + Levenberg-Marquardt (LM) inner regression”. To enhance reproducibility, this study constructs a lifespan sample based on multi-cell cycle degradation data from the NASA Ames PCoE Li-ion Battery Aging Dataset, defines End-of-Life (EOL) using State of Health (SOH) thresholds, and performs threshold sensitivity analysis at SOH = 0.85/0.80/0.75. The results indicate that at earlier thresholds (SOH \leq 0.85), the three-parameter model performs better in terms of AIC/BIC and early-weighted error relative to the KM empirical curve, making it suitable for early-warning-type lifespan assessment; under conditions of SOH \leq 0.80/0.75, the two-parameter model already achieves lower information criteria, suggesting that data at these thresholds provide weaker statistical identification of the non-aging period. This paper further provides model selection recommendations based on AIC/BIC and early weighted error, offering a reproducible engineering method for battery life modeling and O&M decision-making.

Keywords

Three-Parameter Weibull, Battery Life, Missing Data, Threshold Sensitivity, Model Selection Criteria

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着储能系统在调峰、并网支撑与应急供电等场景的应用增多，蓄电池作为关键部件，其寿命评估直接关系到系统可靠性与运维成本。工程实践中寿命样本往往数量有限，且在观测期内部分电芯尚未达到寿命终止条件而形成右删失数据。Weibull 分布因其在失效模式刻画方面的灵活性而被广泛用于寿命建模[1]，相关寿命数据分析方法已形成成熟体系[2]-[4]。然而，两参数 Weibull 模型隐含假设设备自投运起即存在失效风险，当研究目标强调“寿命早期风险评估/预警”时，该假设可能导致早期可靠度被低估。针对电力装备统计寿命评估已有研究[5][6]，在电池领域亦有大量基于公开或实验数据的寿命研究[7]-[10]。本文从工程运行机理出发，引入三参数 Weibull 的位置参数 γ 表征“非老化期”，并提出稳定参数估计与模型选取流程，同时基于 NASA 公开数据进行可复现验证。本文主要贡献包括：1) 提出三参数 Weibull 的工程解释与稳定估计流程；2) 基于 NASA 多电芯数据构造删失寿命样本并给出曲线对比；3) 提出 SOH 阈值敏感性与早期加权误差评价，用于判别三参数模型的适用场景。

2. 三参数 Weibull 寿命模型

当寿命随机变量为 t 且 $t \geq \gamma$ 时, 三参数 Weibull 分布的累积分布函数为:

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t-\gamma}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (1)$$

其概率密度函数为:

$$f(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t-\gamma}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{t-\gamma}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (2)$$

可靠度函数为:

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t-\gamma}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (3)$$

3. 参数估计与评价指标

3.1. 删失数据与似然函数

设第 i 个样本寿命为 t_i , 失效指示为 δ_i (失效为 1, 右删失为 0)。对数似然为:

$$\ln L = \sum [\delta_i \ln(f(t_i)) + (1 - \delta_i) \ln(R(t_i))] \quad (4)$$

3.2. 外循环搜索与 LM 内回归估计流程

三参数 Weibull 模型中, 位置参数 γ 与尺度参数 α 、形状参数 β 存在明显耦合, 直接同时优化三参数时容易出现初值敏感、局部最优或数值不稳定等问题。为提高估计过程的稳定性与可复现性, 本文采用“ γ 外循环搜索 + LM 内回归”的两层估计策略。

设样本寿命为 t_i , 则 γ 必须满足 $0 \leq \gamma < \min(t_i^{(f)})$, 其中 $t_i^{(f)}$ 表示失效样本寿命。为避免搜索值过大导致平移后样本 $x_i = t_i - \gamma$ 过小甚至失去有效拟合区间, 本文将 γ 的搜索范围限定为:

$$\gamma \in [0, \eta \cdot t_{\min}^{(f)}]$$

其中, $t_{\min}^{(f)}$ 为最早失效寿命, η 取 0.8~0.95。本文算例中, 为兼顾稳定性与搜索充分性, 取 $\eta = 0.9$ 。

对每一个候选 γ , 先将寿命样本平移为 $x_i = t_i - \gamma$, 再在 $x_i > 0$ 的条件下拟合两参数 Weibull 模型。参数 α 与 β 采用 Levenberg-Marquardt (LM) 算法求解, 其目标函数定义为删失样本条件下模型可靠度曲线与经验基准之间的非线性最小二乘误差。为增强收敛稳定性, α 的初值取平移后样本的中位数或均值附近, β 的初值在 0.5~3.0 范围内多起点试探。

在完成每一个 γ 的内层回归后, 计算对应的对数似然值、赤池信息准则(AIC)和贝叶斯信息准则(BIC), 并以对数似然最大为主判据, 以 AIC/BIC 最小为辅助判据确定最优 γ 。若多个候选 γ 的信息准则差异较小, 则优先选择使参数变化更平滑、且对早期可靠度评估更稳定的解。

本文进一步采用网格搜索方式实现 γ 外循环。考虑到寿命样本以循环数计量, γ 可按整数循环步长搜索; 若样本分辨率更高, 也可采用更细步长。本文算例中采用步长为 1 cycle 的离散搜索, 以保证结果具有明确工程含义。

该方法的优点在于: 一方面避免了三参数同时优化时的严重耦合问题, 另一方面保留了 γ 作为“非老化期”表征参数的工程解释能力, 适用于少样本、含右删失寿命数据的稳健估计。

3.3. γ 搜索稳定性与敏感性分析方法

为验证三参数估计结果对 γ 搜索设置的稳健性, 本文进一步从三个方面进行敏感性分析:

- 1) **搜索上界敏感性:** 分别取 $\eta=0.80, 0.85, 0.90, 0.95$, 考察最优 γ 、 α 、 β 及 AIC/BIC 的变化;
- 2) **搜索步长敏感性:** 分别采用 1 cycle 与 2 cycles 步长进行外循环搜索, 比较最优参数与评价指标的一致性;
- 3) **局部平稳性检验:** 考察最优 γ 附近若干相邻候选值(如

$$\gamma^* - 2, \gamma^* - 1, \gamma^*, \gamma^* + 1, \gamma^* + 2,$$

对应目标函数的变化, 若 AIC/BIC 曲线在最优点附近呈现清晰极小值或平缓低谷, 则说明估计结果具有较好的稳定性。

若最优 γ 在不同上界和步长设定下变化很小, 且 α 、 β 与 wRMSE 的变化幅度有限, 则可认为三参数 Weibull 的位置参数估计具有较好的数值稳定性; 反之, 若最优 γ 对搜索区间设置高度敏感, 则说明当前样本对“非老化期”的统计识别能力较弱, 此时应谨慎解释 γ 的物理含义, 并优先结合两参数模型结果进行综合判断。

3.4. 评价指标: AIC/BIC、RMSE (KM)与早期加权误差

为避免多参数模型因自由度更高产生“表观更好”, 本文采用 AIC 与 BIC 对模型复杂度进行惩罚, 并以 Kaplan-Meier (KM)经验可靠度曲线作为非参数基准[11] [12]。在 KM 事件时刻集合 $\{t_i\}$ 上计算模型可靠度与 KM 的均方根误差 RMSE (KM)。考虑本文关注寿命早期评估, 进一步定义早期加权误差 wRMSE: 对 $t \leq t_0$ (取失效寿命的 30%分位数)赋予更高权重 $w(t) = 1 + (t_0 - t)/t_0$, 得到加权 RMSE, 用于刻画早期贴合程度。

4. 算例分析(NASA 公开数据验证)

4.1. 数据来源与寿命定义

算例数据来自 NASA Ames Prognostics Center of Excellence 公布的 Li-ion Battery Aging Dataset [13]。本文从提供的循环级 CSV 中筛选循环记录较完整的电芯(最大循环数 ≥ 50), 共 14 个电芯。以 SOH 阈值定义寿命终止(EOL), 当 SOH 首次降至阈值及以下时对应循环数作为寿命; 未达到阈值的样本按右删失处理。其 SOH-循环退化曲线如图 1 所示。

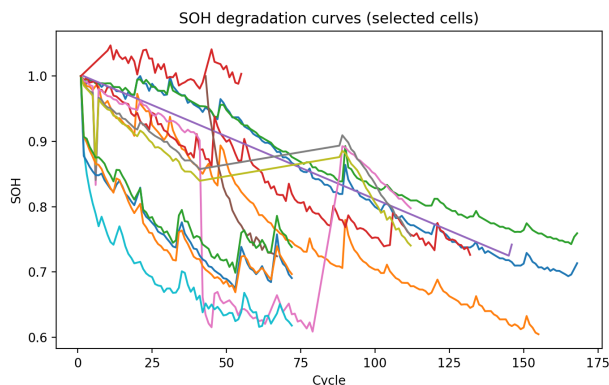


Figure 1. SOH-Cycle degradation curve for selected cells
图 1. 选取电芯的 SOH-循环退化曲线

4.2. 基准阈值(SOH ≤ 0.80)下的模型拟合与曲线对比

为了进行模型拟合与曲线对比, 采用如表 1 所示的寿命样本。

Table 1. Lifespan samples under the SOH ≤ 0.80 threshold (including right-censored data)

表 1. SOH ≤ 0.80 阈值下的寿命样本(含右删失)

电芯编号	寿命/循环数	状态	观测上限/循环数
B0045	6	失效(EOL)	72
B0047	18	失效(EOL)	72
B0046	22	失效(EOL)	72
B0048	22	失效(EOL)	72
B0042	42	失效(EOL)	112
B0041	52	失效(EOL)	67
B0053	55	右删失	55
B0006	60	失效(EOL)	155
B0018	77	失效(EOL)	132
B0005	100	失效(EOL)	168
B0044	101	失效(EOL)	112
B0043	106	失效(EOL)	112
B0007	124	失效(EOL)	168
B0033	145	失效(EOL)	146

在 SOH ≤ 0.80 条件下, 样本数 n = 14, 失效样本 13 个, 右删失 1 个。两参数 Weibull 拟合得到 $\beta = 1.545$, $\alpha = 77.12$; 三参数 Weibull 拟合得到 $\gamma = 6.00$, $\beta = 0.817$, $\alpha = 62.64$ 。图 2 给出全区间可靠度对比, 图 3 给出早期区间放大, 图 4 给出与 KM 的绝对误差对比。

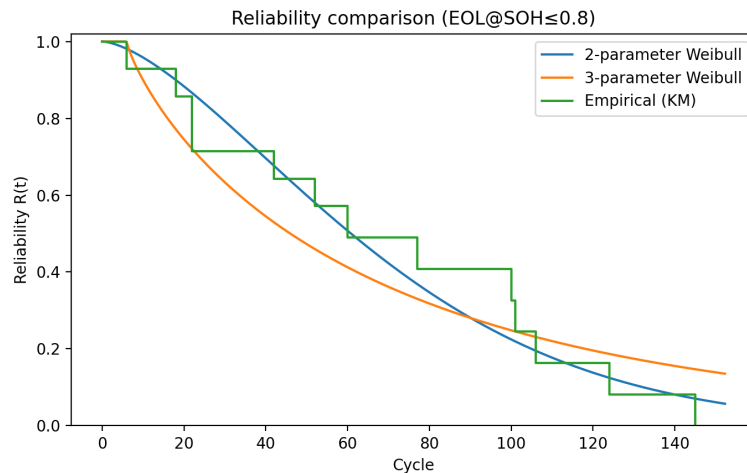


Figure 2. Comparison of reliability curves (EOL@SOH ≤ 0.80)

图 2. 可靠度曲线对比(EOL@SOH ≤ 0.80)

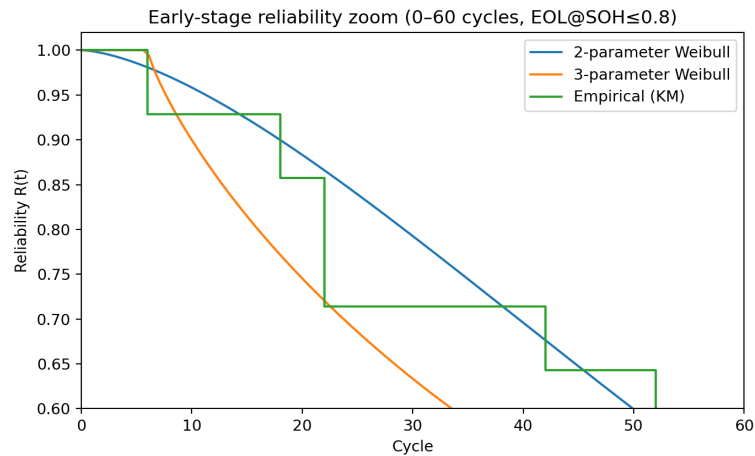


Figure 3. Comparison of early-stage amplification (0~60 cycles)
图 3. 早期区间放大对比(0~60 cycles)

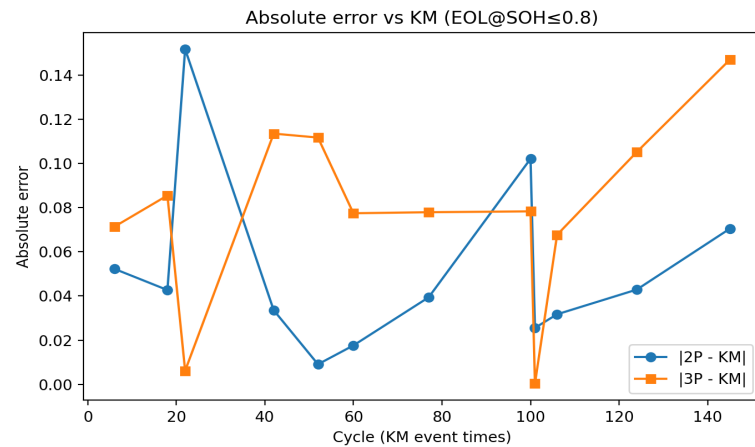


Figure 4. Comparison of absolute error with KM (EOL@SOH ≤ 0.80)
图 4. 与 KM 的绝对误差对比(EOL@SOH ≤ 0.80)

4.3. 阈值敏感性分析(SOH = 0.85/0.80/0.75)

进一步对 γ 的搜索上界与步长进行敏感性检验发现, 在 $SOH \leq 0.85$ 条件下, 最优 γ 及其对应的 α 、 β 变化较小, 说明该阈值下三参数模型对“非老化期”具有相对稳定的统计识别; 而在 $SOH \leq 0.80/0.75$ 条件下, 最优 γ 对搜索设定更为敏感, 表明随着 EOL 阈值后移, 样本对位置参数的辨识能力减弱, 这也与两参数模型在信息准则上更优的结果相一致。

不同 EOL 阈值下 2P/3P Weibull 拟合与指标对比如表 2。

Table 2. Comparison of 2P/3P Weibull fits and metrics at different EOL thresholds

表 2. 不同 EOL 阈值下 2P/3P Weibull 拟合与指标对比

(a) 2P Weibull 拟合结果									
样本信息				2P 参数与评价指标					
SOH 阈值	n	失效	删失	β	α	AIC	BIC	RMSE	wRMSE
0.85	14.0	13.0	1.0	0.969	45.66	129.61	130.89	0.1012	0.1005

续表

0.80	14.0	13.0	1.0	1.545	77.12	138.01	139.28	0.0642	0.0667
0.75	14.0	12.0	2.0	1.262	94.46	132.68	133.96	0.0722	0.0707

(b) 3P Weibull 拟合结果

样本信息				3P 参数与评价指标						
SOH 阈值	n	失效	删失	γ	β	α	AIC	BIC	RMSE	wRMSE
0.85	14.0	13.0	1.0	4.0	0.5655	32.5	121.94	123.85	0.0871	0.0866
0.80	14.0	13.0	1.0	6.0	0.817	62.64	139.85	141.77	0.0881	0.0860
0.75	14.0	12.0	2.0	11.0	0.764	75.53	133.22	135.14	0.0860	0.0856

由表 2 可见：当阈值取 $SOH \leq 0.85$ (更偏向早期预警) 时，三参数模型的 AIC/BIC 与 wRMSE 均优于两参数模型，说明引入 γ 能更好刻画早期“非老化期”结构；而在 $SOH \leq 0.80$ 与 $SOH \leq 0.75$ 下，两参数模型的信息准则更低。图 5 给出指标差值随阈值变化趋势($\Delta < 0$ 表示 3P 更优)。

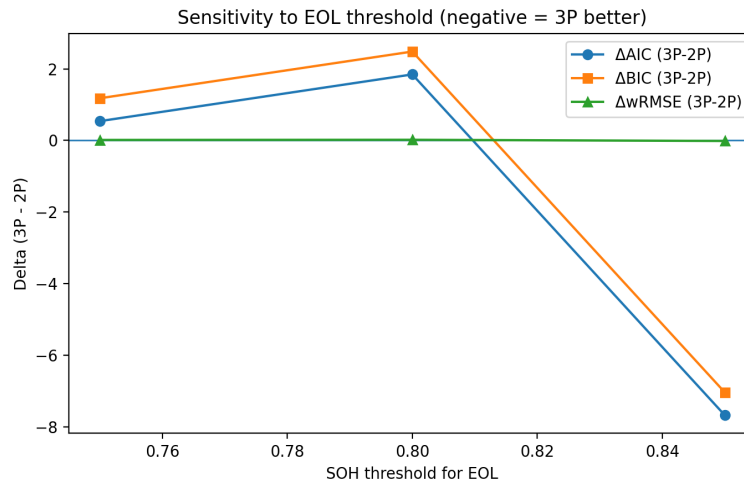


Figure 5. Threshold Sensitivity: $\Delta AIC/\Delta BIC/\Delta wRMSE$ (negative values indicate that the 3P model performs better)

图 5. 阈值敏感性: $\Delta AIC/\Delta BIC/\Delta wRMSE$ (负值表示 3P 更优)

4.4. 工程意义与模型选取建议

综合曲线对比与信息准则，建议：当研究目标侧重“早期风险控制/预警” (例如以 $SOH \leq 0.85$ 或更高阈值定义 EOL)，三参数 Weibull 更可能提供更合理的早期可靠度；当研究目标为“接近寿命末期的更换决策” (如 $SOH \leq 0.80/0.75$)，两参数 Weibull 通常已足够且更稳健。工程应用中可先基于 AIC/BIC 与 wRMSE 进行模型判别，再选择 2P 或 3P 模型。

4.5. 模型选取流程(工程使用建议)

为便于工程场景快速选取 2 参数或 3 参数 Weibull 模型，本文给出基于“寿命阈值 - 评价目标 - 拟合指标”的模型选取流程，如图 6 所示。该流程以删失似然拟合为基础，同时结合 AIC/BIC (全局)与早期加权 wRMSE (面向预警)进行判别：当研究目标侧重早期风险控制(例如 $SOH \leq 0.85$ 定义的较早 EOL)，

若 3 参数模型在 $\Delta AIC \leq -2$ 或 $\Delta wRMSE < 0$ 的条件下取得优势, 则优先采用 3 参数模型以刻画非老化期 γ ; 当目标侧重末期更换(如 $SOH \leq 0.80$ 或 0.75)且 2 参数模型在信息准则上更优, 则采用 2 参数模型以获得更稳健的全局拟合。

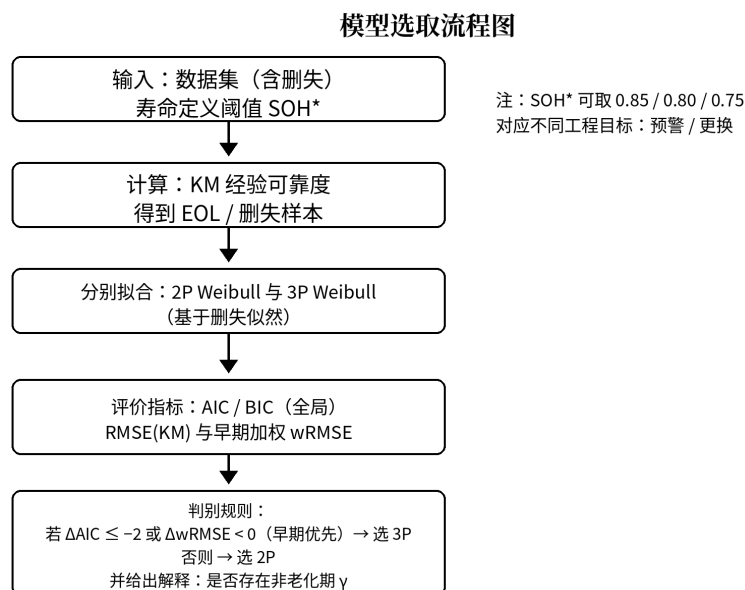


Figure 6. Model selection flowchart (based on threshold sensitivity and early weighted error)

图 6. 模型选取流程图(基于阈值敏感性与早期加权误差)

5. 讨论

本文以 NASA 公开数据实现可复现验证, 并引入阈值敏感性分析。结果显示, 三参数 Weibull 的优势并非在所有寿命定义下均显著, 其是否值得引入取决于 EOL 阈值与评价目标。本文给出的判别流程能够避免在数据不支持时强行引入 γ , 同时在早期预警场景下保留三参数模型对“非老化期”的解释优势。

从物理意义上看, 本文估计得到的 γ 不宜简单理解为“电池在该阶段完全不发生老化”, 而更适合理解为: 在宏观寿命分布层面, 样本失效风险尚未显著抬升的起始偏移量。对锂离子电池而言, 容量衰减在早期往往表现为相对平缓阶段, 其背后可能与固体电解质界面膜(SEI)形成后逐步趋于稳定、活性锂损失尚未大量累积、电极颗粒裂纹和界面阻抗增长尚未进入快速放大阶段等因素有关。因此, γ 所表征的更接近“统计意义上的低风险起始段”, 而不是严格意义上的“无老化期”。

已有研究表明, 不同寿命阶段的主导退化机制并不完全一致, 因此当 EOL 阈值发生变化时, 拟合所强调的数据区间也会随之变化, 进而导致模型对寿命起始偏移参数和形状参数的识别结果出现差异[14][15]。进一步看, γ 的估计值会随 EOL 阈值变化而变化, 这一现象具有合理性。本文中, 当阈值从 $SOH \leq 0.85$ 逐步降低到 $SOH \leq 0.80$ 和 $SOH \leq 0.75$ 时, 最优 γ 呈增大趋势, 而三参数模型在信息准则上的相对优势减弱。其可能原因在于: 较高的 EOL 阈值更强调寿命早期的性能衰减与风险识别, 此时样本中“早期缓慢退化 - 后期明显下降”的分段特征更容易被位置参数捕捉; 而当阈值后移至更接近寿命末期时, 样本信息更多反映的是整体衰退过程中的累计失效行为, 位置参数 γ 所对应的早期偏移特征在统计上被削弱, 导致两参数 Weibull 已足以描述主要分布形态。换言之, γ 的变化并不一定意味着电池内部存在一个固定不变的绝对“非老化期”, 而更可能反映了不同 EOL 定义下, 寿命数据对早期缓慢退化阶段的投影方式不同。

本文仍存在以下局限性。

第一，样本规模较小，仅选取了 14 个电芯，虽然符合“少样本删失数据”研究设定，但也限制了参数估计的统计置信度。

第二，数据来源于 NASA 公开实验平台，其充放电制度、温度条件和测试环境与实际储能电站运行工况仍存在差异，因此本文结论更适合视为方法验证，而非直接替代现场寿命模型。

第三，本文以单一 SOH 阈值定义 EOL，虽然有助于形成清晰可复现的寿命样本，但不同阈值本身会改变“失效”的统计定义，从而影响 γ 的可识别性与模型优劣比较。

第四，本文采用的是基于寿命分布的静态拟合方法，尚未显式引入温度、倍率、荷电状态波动、内阻增长等协变量，因此对不同老化路径的区分能力仍有限。

第五， γ 的统计解释虽然具有工程意义，但在目前样本规模下，尚不能将其一一对应到某一特定电化学反应机理参数，因此其物理含义仍应理解为“宏观退化阶段特征”的近似表征。

基于上述局限性，未来研究可沿以下方向展开。

1) 扩大样本规模，并纳入更多工况下的公开或实测数据，以验证 γ 在不同温度、倍率和充放电策略下的稳健性；

2) 将温度、倍率、DOD、内阻增长等变量引入协变量 Weibull 模型或加速寿命模型，建立“分布参数—工况变量”之间的映射关系；

3) 结合贝叶斯方法或 Bootstrap 重采样方法，对 γ 、 α 、 β 的区间估计与不确定性进行量化，而不仅限于点估计；

4) 将三参数 Weibull 模型与分段退化模型、随机过程模型或基于机理的电化学老化模型结合，增强统计参数与内部退化机理之间的可解释性；

5) 面向工程应用，将本文提出的模型选取流程嵌入储能系统运维决策中，进一步研究其在预防性维护、备件储备和寿命预警阈值设定中的实际应用效果。

6. 结论

本文提出了面向少样本右删失数据的三参数 Weibull 蓄电池寿命评估框架，并给出稳定估计流程。基于 NASA 多电芯数据，对 2P、3P Weibull 与 KM 曲线进行了对比分析。结果表明，在早期阈值(SOH \leq 0.85)下，三参数模型在 AIC、BIC 与 wRMSE 指标上更优，更适用于预警型评估；而在 SOH \leq 0.80/0.75 下，两参数模型表现更为稳健。基于此，本文给出了结合信息准则与早期加权误差的模型选取建议。

参考文献

- [1] Weibull, W. (1951) A Statistical Distribution Function of Wide Applicability. *Journal of Applied Mechanics*, **18**, 293-297. <https://doi.org/10.1115/1.4010337>
- [2] Nelson, W. (1982) *Applied Life Data Analysis*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/0471725234>
- [3] Meeker, W.Q. and Escobar, L.A. (1998) *Statistical Methods for Reliability Data*. Wiley.
- [4] Lawless, J.F. (2003) *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118033005>
- [5] Li, W. (2004) Evaluating Mean Life of Power System Equipment with Limited End-of-Life Failure Data. *IEEE Transactions on Power Systems*, **19**, 236-242. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2003.821434>
- [6] Toyoda, J., Sakamoto, K. and Chida, T. (2008) Estimating Mean Life of an Aged Power Equipment Group with Operation Data Sequence. *IEEE Transactions on Power and Energy*, **128**, 961-966. <https://doi.org/10.1541/ieejpes.128.961>
- [7] Electric Power Research Institute (EPRI) (2017) *Stationary Battery Guide: Design, Application, and Maintenance: Revision 2 of TR-100248*. EPRI.
- [8] IEEE Standards Association (2005) *IEEE Recommended Practice for Maintenance, Testing, and Replacement of Valve-*

-
- Regulated Lead-Acid (VRLA). <https://standards.ieee.org/ieee/1188/1800/>
- [9] International Electrotechnical Commission (2018) Stationary Lead-Acid Batteries—Part 22: Valve Regulated Types—Requirements. <https://webstore.iec.ch/en/publication/3851>
- [10] Bloom, I., Cole, B.W., Sohn, J.J., Jones, S.A., Polzin, E.G., Battaglia, V.S., *et al.* (2001) An Accelerated Calendar and Cycle Life Study of Li-Ion Cells. *Journal of Power Sources*, **101**, 238-247. [https://doi.org/10.1016/s0378-7753\(01\)00783-2](https://doi.org/10.1016/s0378-7753(01)00783-2)
- [11] Akaike, H. (1974) A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **19**, 716-723.
- [12] Kaplan, E.L. and Meier, P. (1958) Nonparametric Estimation from Incomplete Observations. *Journal of the American Statistical Association*, **53**, 457-481. <https://doi.org/10.1080/01621459.1958.10501452>
- [13] Saha, B. and Goebel, K. (2007) Battery Data Set (NASA Ames Prognostics Data Repository). NASA Ames Research Center. <https://www.nasa.gov/intelligent-systems-division/discovery-and-systems-health/pcoc/pcoc-data-set-repository/>
- [14] Spotnitz, R. (2003) Simulation of Capacity Fade in Lithium-Ion Batteries. *Journal of Power Sources*, **113**, 72-80. [https://doi.org/10.1016/s0378-7753\(02\)00490-1](https://doi.org/10.1016/s0378-7753(02)00490-1)
- [15] Vetter, J., Novák, P., Wagner, M.R., Veit, C., Möller, K., Besenhard, J.O., *et al.* (2005) Ageing Mechanisms in Lithium-Ion Batteries. *Journal of Power Sources*, **147**, 269-281. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2005.01.006>