

# A Lithium Iron Phosphate EKF Algorithm with Parameter Pre-correction

Wei Li Yapeng Dong Xiaokang Liu

EVE Energy Co., Ltd., Huizhou, Guangdong, 516006, China

## Abstract

Lithium iron phosphate (LFP) batteries, renowned for their long lifespan, cost-effectiveness, and safety, have been widely adopted in electric vehicles and energy storage systems. However, estimating the state of charge (SOC) of LFP batteries remains a challenging task, particularly under extreme temperature variations. Current industry standards typically only achieve an error margin of  $< 5\%$ , which falls short of meeting the demands of high-end applications. To reduce SOC estimation errors, various extended Kalman filter (EKF) methods have been developed, leveraging complex computational processes to improve accuracy at ambient temperatures. In this study, we propose a parameter-preconditioned EKF method (PreD-R EKF) for LFP SOC estimation. Under standard discharge conditions, the absolute error is reduced to  $< 2\%$ . Combined with a hypothesis testing approach, PreD-R EKF demonstrates adaptability to diverse operational scenarios and environmental conditions. Validation through both summer and winter vehicle tests further confirms the reliability of our proposed method. This approach provides a truly engineering-ready algorithm for battery management systems (BMS), enabling higher SOC calculation precision for LFP batteries.

## Keywords

Extended Kalman Filter (EKF); State of Charge (SOC); Lithium Iron Phosphate (LFP) Battery; Battery Management System (BMS)

## 一种参数预修正的磷酸铁锂 EKF 算法

李伟 董亚鹏 刘小康

惠州亿纬锂能股份有限公司, 中国 · 广东 惠州 516006

摘要:磷酸铁锂电池 (LFP) 具有寿命长、经济性好、安全可靠等优点, 在电动汽车和储能系统中得到了广泛应用。然而, 估算LFP的荷电状态 (SOC) 一直是一个困难的问题, 尤其是在温度变化较大的工况下。目前行业通常只能保证误差 $< 5\%$ 甚至更大, 无法满足某些高端应用的要求。为了减小SOC估算误差, 很多不同的扩展卡尔曼滤波 (EKF) 方法被开发出来, 这些方法通过复杂计算过程可以提高常温下的SOC精度。在这里, 我们应用了一种参数预修正的EKF方法 (PreD-R EKF) 来估计LFP的SOC。在标准放电条件下, 绝对误差可以做到 $< 2\%$ 。结合一种假设检验方法, PreD-R EKF可适用于各种复杂工况和环境。通过车辆夏季测试和冬季测试, 我们进一步验证了所提出的PreD-R EKF方法的可靠性。该方法为电池管理系统 (BMS) 提供了一种真正可工程化的算法, 可以使LFP有更高的SOC计算精度。

## 关键词

扩展卡尔曼滤波 (EKF); 充电状态 (SOC); 磷酸铁锂电池 (LFP); 电池管理系统 (BMS)

## 1 引言

近年来, 绿色能源产业蓬勃发展。锂离子电池在该领域取得了飞速进步, 在动力汽车、储能系统等领域得到了广泛应用。鉴于LFP的优异性能和不断增长的市场份额, 迫切需要开发一种准确可靠的LFP SOC估算方法。开路电压 (OCV) [1] 和安时积分 [2, 3] 是SOC计算的基础, 但温差和累积误差会对SOC结果产生很大影响。尽管有许多方法被开发来估计SOC, 如基于化学模型的方法 [4, 5] 或机器学习方法 [6, 7] 等, 但由于巨大的算力消耗或基础数据库要求, 它们离车载应用还太遥远。

对于三元镍锰钴电池 (NMC), EKF 已被证明是一种有效的算法, 计算资源消耗低且标定过程简单。只要确定了RC值, 就可以在BMS中使用EKF进行SOC在线计算 [8]。例如, Plett[9-11] 通过将等效电路模型 (ECM) 与EKF相结合, 研究了在线状态估计和参数辨识。然而, 在实际应用中存在精度差甚至失效的风险。在算法优化方面, 已经开发了各种卡尔曼滤波算法, 增强了噪声适应性并减少了线性化损失 [12-14]。其中包括自适应扩展卡尔曼滤波器 (AEKF) [15, 16]、无迹卡尔曼滤波器 (UKF) [17-19] 和容积卡尔曼滤波器 (CKF) [20, 21]。

上述基于模型的扩展卡尔曼滤波 (EKF) 方法已被广泛研究和应用于NMC, 并已证明具有较高的精度。然而对于LFP, 由于电压平台的存在, EKF计算的SOC误差很大, 因为在30%-65%或70%-98%的非常宽的SOC范围内OCV

【作者简介】李伟 (1986-), 男, 中国湖北人, 博士, 高级工程师, 从事锂离子电池研究。

几乎相同。在这方面，一些研究人员使用转换后的充电曲线来估计 SOC，从而避免了平坦 OCV-SOC 曲线的限制。例如，Zheng 等人 [22-23] 使用差分电压 (DVA) 来建立不同老化水平下 SOC 和差分电压 (DV) 之间的相关性，从而将传统的基于 OCV 的 SOC 估计方法转变为基于 SOC-DV 模型的方法。然而，这些方法仅适用于恒流充电过程，且由于采样噪声的影响，实际应用中很难获得 DV 曲线。此外，一

些研究人员为 LFP 引入了新的自适应参数，以克服基于电压的 SOC 估计的局限性。例如，Xiong 等人 [24] 介绍了在不同 OCV 范围内具有自适应噪声参数的 EKF。然而由于低温下和老化后应用的困难，该方法并未推广。针对现有方法存在的问题，我们提出了一种参数预修正的扩展卡尔曼滤波 (EKF) 方法来估计 LFP 的 SOC。

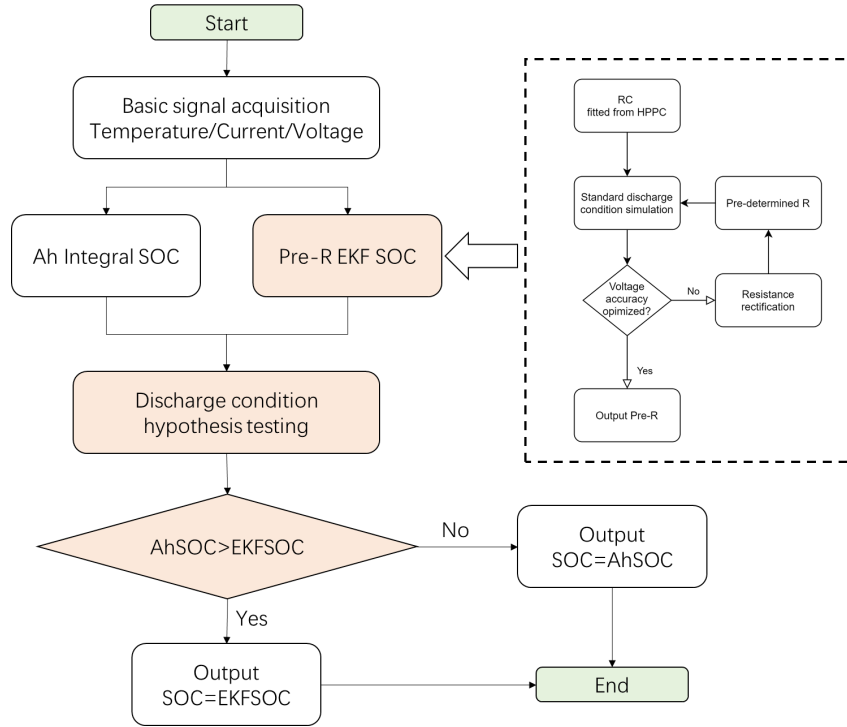


图 1, 所提出的 PreD-R EKF 方法的流程图

## 2 方法和实验

PreD-R EKF 方法的流程图如图 1 所示。核心的环节主要由三部分组成：计算 SOC 的 PreD-R EKF 模型、工况符合性假设检验、输出结果决策。此外，在虚线框中展示了 EKF 参数的预修正过程。在本研究采用的等效电路模型为二阶 ECM。

二阶 ECM 由电压源 OCV、欧姆内阻  $R_0$ 、浓度极化阻抗  $R_1$ 、浓度极化电容  $C_1$ 、电化学极化阻抗  $R_2$  和电化学极化电容  $C_2$  组成。通常，可以通过混合脉冲功率特性 (HPPC) 测试来拟合 RC 值。在本工作中，充电时电流被定义为负，放电时电流被定义为正。根据基尔霍夫定律，该模型的公式如下，公式 1 用于负载过程，公式 2 用于恢复过程。

$$V_{load} = OCV - IR_0 - IR_1 \left(1 - e^{-\frac{t}{C_1 R_1}}\right) - IR_2 \left(1 - e^{-\frac{t}{C_2 R_2}}\right) \quad (1)$$

$$V_{renew} = OCV - U_1 e^{-\frac{t}{C_1 R_1}} - U_2 e^{-\frac{t}{C_2 R_2}} \quad (2)$$

## 3 模型参数辨识

在 HPPC 试验的基础上，采用曲线拟合的方法，可以得到初步的 RC 表。这里根据公式 2，用 Python 的 SciPy 库

中的非线性最小二乘曲线拟合算法对 RC 参数进行处理。然而，来自 HPPC 的 RC 参数不能直接应用于执行 EKF 计算。

### 3.1 模型参数校正

为解决参数不匹配的问题，采用标准放电条件进行参数标定。应当注意，对于不同的电池，标准放电条件通常是 1/3C 或 1C。本研究选择 1/3 C 作为标准放电条件。如图 1 的虚线框所示，可以根据 ECM 的电压模拟将 RC 参数调整到相应的正确值。公式 3 为阻抗的预修正函数， $R'$  即修正后的内阻值。

$$\begin{cases} \Delta R = (V_i - V_s)/I \\ k = \Delta R/R \\ R' = (1+k) * R \end{cases} \quad (3)$$

### 3.2 标准放电条件下 EKF 估算的 SOC 结果

EKF 算法根据模型预测电压与测量电压之间的差值来估计 SOC。其中，处理噪声 Q 的协方差被设置为 [5e-4, 0, 0; 0, 5E-4, 0; 0, 0, 5e-4] 和测量噪声的协方差 R[5e0]。

### 3.3 PreD-R EKF 工况符合性假设检验

根据公式推导，阻抗越大，估计的放电电压越低，预测的 SOC 越高。所以，这里引入了假设检验的思想，随着

阻抗值的增大，PreD-R EKF 的 SOC 预测值变大。因此可以实时监测积分 SOC 是否大于 PreD-R EKF SOC，如果条件成立，则积分 SOC 是不准确的。关键点在于要控制 PreD-R EKF 的 SOC 估计必须高于真实 SOC。

### 3.4 电池实验

本研究选择了来自亿纬锂能的标准圆柱电池。根据恒流恒压的测试方法，在 25℃ 下测得电池容量为 28Ah。首先，分别在 -20℃ / -10℃ / 0℃ / 25℃ 下进行 HPPC 测试和标准放电测试。HPPC 测试中，SOC 根据 25℃ 下 100% SOC 初始的放电深度 (DOD) 进行计算。标准放电测试为 1/3C 从 100% SOC 到 2.0V。

## 4 结果与讨论

### 4.1 模型参数辨识

基于二阶等效电路公式和 HPPC 测试数据，我们拟合了不同 SOC 水平和温度下的阻容 (RC) 数据。如图 2a-c 所示，随着 SOC 和温度的降低，内阻有增加的趋势，这与电池的特性一致。

然而，当我们使用拟合的参数来模拟标准放电条件下的电压曲线时，结果明显偏离实际测试结果。如图 2d-e 所示，验证电压高于实验值。这表明实际条件下的参数与 HPPC 测

试期间获得的参数不同，由于不同条件下的不同极化状态，导致结果误差较大。通过使用未校正参数和校正参数进行 EKF 预测，我们也观察到了显著的误差。如图 2g-i 所示，低估内阻导致过高估计放电电压，而实际放电电压较低，导致 SOC 值被低估。即使在室温下，传统的 HPPC 参数也会表现出超过 30% 的误差，而在低温下，误差会超过 50%。显然，来自 HPPC 的 RC 参数不能直接用于执行 EKF 计算。

### 4.2 模型参数校正

我们发现，受温度和 SOC 变化的影响，不同组件的内阻增加率不同。因此，在实际条件下准确确定 R0、R1 和 R2 的校正方法是相当具有挑战性的，并且可以说是不必要的。为了将电压预测误差保持在较小的范围内，以固定的比率均匀地调整初始值就足够了。根据公式 3 所述的校正方法，我们对图 1 中虚线框内所示的过程进行迭代，可以观察到电压误差可以控制在合格范围内 (以 100mV 为合格标准)。修正后的参数如图 3a-c 所示。值得注意的是，我们发现实际条件下的内阻值通常高于 HPPC 条件下的内阻值。因此，在对内阻进行预校正后，标准条件下的电压仿真结果可以相当准确，如图 3d-f 所示。这为扩展卡尔曼滤波器 (EKF) 的后续计算奠定了坚实的基础。

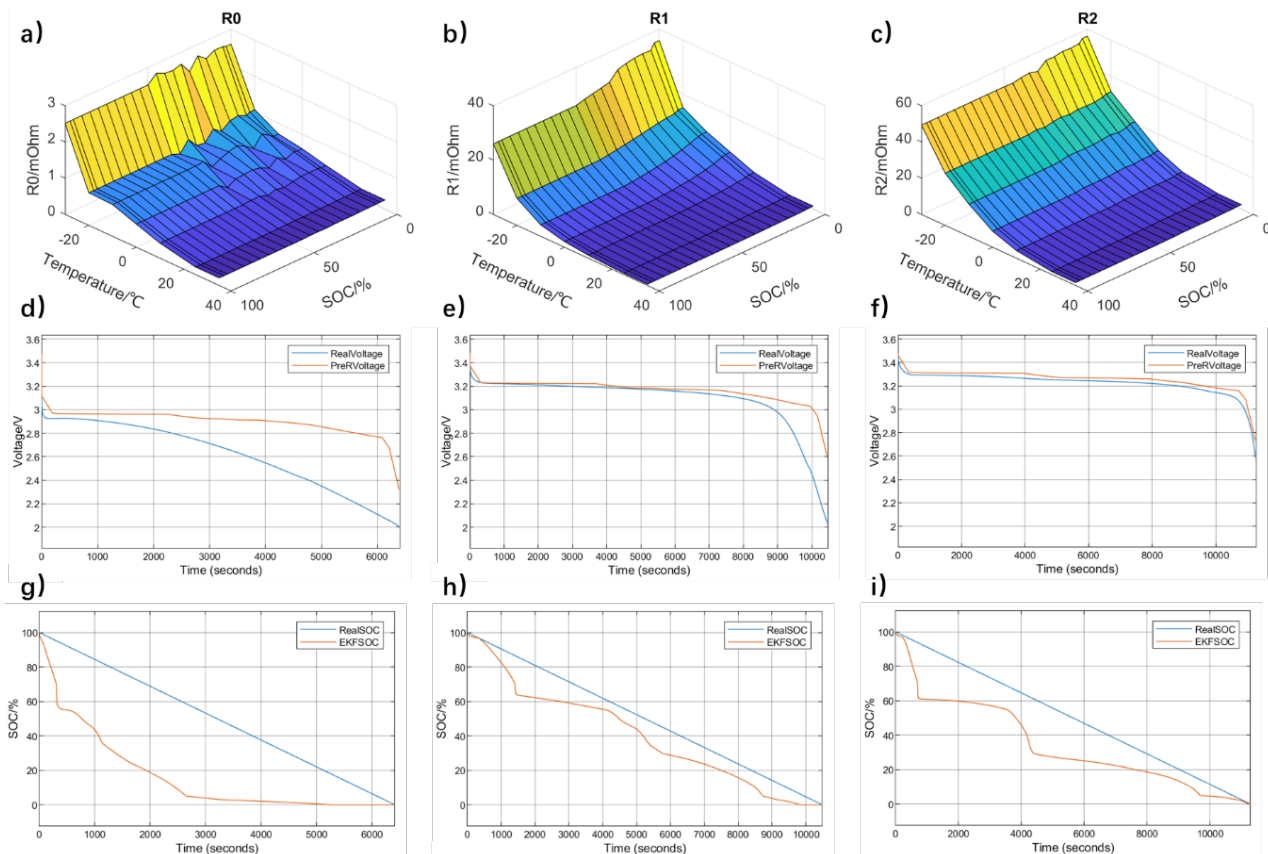


图 2, 使用 HPPC 拟合参数进行验证的结果: a), R0; b), R1; c), R2; d), ECM 结果 -20℃; e), ECM 结果 0℃; f), ECM 结果 25℃; g), EKF 结果 -20℃; h), EKF 结果 0℃; i), EKF 结果 25℃。

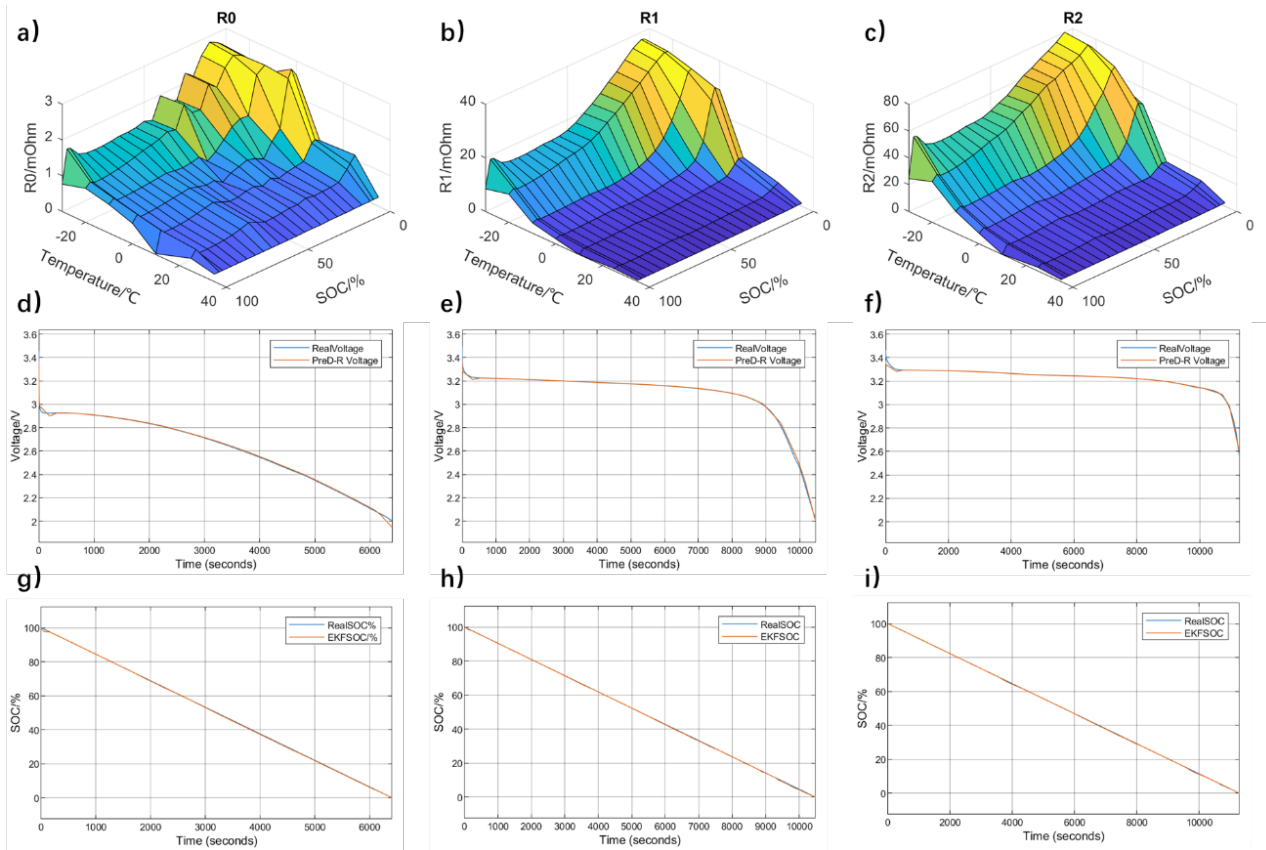


图 3, 使用预修正参数进行验证的结果: a), R0; b), R1; c), R2; d), ECM 结果  $-20^{\circ}\text{C}$ ; e), ECM 结果  $0^{\circ}\text{C}$ ; f), ECM 结果  $25^{\circ}\text{C}$ ; g), EKF 结果  $-20^{\circ}\text{C}$ ; h), EKF 结果  $0^{\circ}\text{C}$ ; i), EKF 结果  $25^{\circ}\text{C}$ 。

EKF 使用修正后的参数进行 SOC 估算, 在所有验证的温度下误差都小于 2%, 如图 3g-i 所示。表 4 中提供了详细的误差对比。该结果表明, 如果调整相应的参数至准确值, 则可以在所有工况条件下实现准确的 SOC 预测。

表 4, EKF 预测的详细误差比较。

温度	经典 EKF	PreD-R EKF
$-20^{\circ}\text{C}$	53.61%	1.26%
$0^{\circ}\text{C}$	22.20%	0.55%
$25^{\circ}\text{C}$	32.08%	0.48%

## 5 结论

本研究提出了一种结合假设检验的 PreD-R EKF 方法, 用于估计基于 ECM 的 LFP 电池 SOC。并在不同温度条件下, 对该方法进行了验证, 最大误差  $< 2\%$ 。在极低的温度下, 尤其是  $-30^{\circ}\text{C}$  以下, 由于参数测试中的热效应, ECM 是不准确的, 如果电池长时间在小 DOD 或低温下工作, 则 SOC 估计误差会变大。而且, 本研究只对新鲜电池进行了算法验证, 没有考虑 OCV 随老化的变化。因此, 后续有必要在电池老化后基于健康状态 (SOH) 更新 OCV 曲线以准确估计 SOC。

## 参考文献

[1] Pattipati B, Balasingam B, Avvari GV, Pattipati KR, Bar-Shalom

Y. Open circuit voltage characterization of lithium-ion batteries. *J Power Sources* 2014;269: 317–33.

[2] Li Z, Huang J, Liaw BY, Zhang J. On state-of-charge determination for lithium-ion batteries. *J Power Sources* 2017;348:281–301.

[3] Dubarry M, Truchot C, Devie A, Liaw BY. State-of-charge determination in lithiumion battery packs based on two-point measurements in life. *J Electrochem Soc* 2015;162:A877–84.

[4] Thenaisie G, Brivio C. Hystimulator: DRT-based hysteresis modelling for accurate SoC estimation in LFP battery cells. *IET Renew. Power Gener.* 2024;184387–4398.

[5] Bian XL, Wei ZB, He JT, Yan FJ, Liu LC. A two-step parameter optimization method for low-order model-based state-of-charge estimation. *IEEE Trans Transp Electric* 2021;7:399–409.

[6] Junxiong Chen, Kai Li, Weiqun Liu, Cong Yin, Qiao Zhu, Hao Tang. A novel state of charge estimation method for LiFePO4 battery based on combined modeling of physical model and machine learning model. *Journal of Energy Storage* 2025;115;115888.

[7] Che Y, Xu L, Teodorescu R, Hu X, Onori S. Enhanced SOC Estimation for LFP Batteries: A Synergistic Approach Using Coulomb Counting Reset, Machine Learning, and Relaxation. *ACS ENERGY LETTERS*, 2025, 10(2):741-749.