

基于传感时滞数据多胞滤波的锂电池运行状态估计与硬件验证

沈谦逸, 王子赞*, 王 艳, 纪志成

江南大学物联网技术与应用教育部工程中心, 江苏 无锡

收稿日期: 2025年3月13日; 录用日期: 2025年4月22日; 发布日期: 2025年5月9日

摘 要

基于多胞滤波状态估计理论, 提出一种含有传感时滞的多胞滤波算法, 并将其应用于锂电池运行时的状态估计与监测中。首先基于锂电池的Thevenin等效电路模型, 构建状态空间模型。在此基础上构建状态预测集, 并将其与含时滞传感测量数据结合, 基于多胞体的闵可夫斯基性质, 构建含参估计集。并通过F半径多胞收缩模型, 对滤波系数进行最优化, 从而获得锂电池SoC的最优估计。通过锂电池充放电实验平台的实验验证, 所提出的算法相较于传统ZKF算法具有更高的精度, 保守性明显下降。

关键词

传感器, 时滞, 多胞体, 锂电池, SoC, 状态估计

State Estimation of Lithium Battery SoC and Its Hardware Verification Based on Sensor Delaying Zonotopic Filtering Algorithm

Qianyi Shen, Ziyun Wang*, Yan Wang, Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu

Received: Mar. 13th, 2025; accepted: Apr. 22nd, 2025; published: May 9th, 2025

Abstract

Based on the zonotopic filtering estimation theory, a zonotopic filtering algorithm with sensor time delay is proposed and applied to the state estimation and monitoring of lithium batteries. Firstly, a

*通讯作者。

文章引用: 沈谦逸, 王子赞, 王艳, 纪志成. 基于传感时滞数据多胞滤波的锂电池运行状态估计与硬件验证[J]. 传感器技术与应用, 2025, 13(3): 222-228. DOI: 10.12677/jsta.2025.133022

state space model is constructed based on the Thevenin circuit model of lithium batteries. On this basis, a state prediction set is constructed and combined with the time-delayed sensor measurement data. Based on the Minkowski property of zonotopes, an estimation set is constructed. By applying the F-radius contraction model, the filtering coefficient is optimized to obtain the optimal estimation of the SoC. Experimental verification on the lithium battery charge and discharge experimental platform shows that the proposed algorithm has higher accuracy and significantly reduced conservatism compared with the conventional ZKF algorithm.

Keywords

Sensor, Time Delay, Zonotope, Lithium Battery, SoC, State Estimation

Copyright © 2025 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

具有不确定噪声的时滞系统的精确状态估计问题是近年来的研究热点。由于所有实际系统都包含时滞因素，尤其是传感器等变送测量设备往往存在时滞[1]。这种现象会极大地影响估计质量，特别是在以高性能锂电池为代表的先进集成化系统中[2]。这类系统的安全运行与监测依赖于高精度的状态估计。

目前，有诸多状态估计算法可用于锂电池 SoC 检测系统[3] [4]，包括卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)和粒子滤波(Particle Filter, PF)等。但是，KF 和 PF 等传统算法往往依赖于特定的噪声分布，例如正态分布等概率化假设。这种假设在以锂电池为代表的高精集成系统中有时过于理想[5]，容易引起估计误差，甚至系统发散。此外，上述传统算法均未考虑传感器时滞的影响。

近年来，集员滤波算法提供了解决估计问题的新方法[6]-[8]。这些方法使用特定的几何集合，如椭球和多胞体等包裹系统状态。因此，这些方法不依赖噪声的统计学分布，并可以很容易地扩展到其他系统中。在这些方法中，基于中心对称多胞体的多胞滤波方法是最常用的[9]。同时，得益于多胞体 F 半径计算复杂度低的特点，多胞滤波算法通常有较好的实时性能，因而得到了广泛的应用[10] [11]。

因此，本文基于多胞滤波理论，将含传感时滞的测量数据与锂电池的 Thevenin 等效模型相结合，在此基础上构建状态预测集，并将其与含时滞传感测量数据结合，基于多胞体的闵可夫斯基性质，构建含参估计集。并通过 F 半径多胞收缩模型，对滤波系数进行最优化，从而获得锂电池 SoC 的最优估计。为了验证算法的有效性，本文搭建了锂电池充放电实验平台，采集实际数据并进行了对比测试。通过对比测试，本文提出的算法相较于传统方法精度更高、保守性更低。

2. 预备知识

在设计传感时滞多胞滤波算法前，先给出一些关于多胞体的必要定义和性质。

定义 1 [12]: 一个 m 阶多胞体 $Z \subset \mathbb{R}^n$ ($m \geq n$) 定义为超立方体 $\mathbf{B}^m = [-1, 1]^m$ 的仿射投影，即：

$$\mathcal{Z} = \langle p, \mathcal{G} \rangle = p \oplus \mathcal{G}\mathbf{B}^m = \{p + \mathcal{G}b : b \in \mathbf{B}^m\} \quad (1)$$

其中 $p \in \mathbb{R}^n$ 是中心点， $\mathcal{G} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 为生成矩阵。

定义 2 [12]: 一个 m 阶多胞体 $Z \subset \mathbb{R}^n$ ($m \geq n$) 的 F 范数可以表示为

$$\|\langle \theta, \mathcal{G} \rangle\|_F = \|\mathcal{G}\|_F = \sqrt{\text{tr}(\mathcal{G}\mathcal{G}^\top)} = \sqrt{\text{tr}(\mathcal{G}^\top \mathcal{G})} \quad (2)$$

性质 1 [12]: 给定一个多胞体 $\mathcal{Z} = \langle p, \mathcal{G} \rangle$, 它的区间包络 $\mathcal{Z}_1$ 可表达为

$$\mathcal{Z} \subseteq \mathcal{Z}_1 = \langle p, \text{rs}(\mathcal{G}) \rangle \quad (3)$$

其中 $p \in \mathbb{R}^n$, $\mathcal{G} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $\text{rs}(\mathcal{G})$ 为对角矩阵, 其对角线元素满足 $\text{rs}(\mathcal{G})_{ii} = \sum_{j=1}^m |\mathcal{G}_{ij}|, i, j = 1, 2, \dots, n$ 。

性质 2 [12]: 给定一个整数 r 和一个多胞体 $\mathcal{Z} = p \oplus \mathcal{G}\mathbf{B}^m \subset \mathbb{R}^n$, 得到以下包含 $\mathcal{Z} \subseteq \mathcal{Z}_\downarrow = p \oplus \mathcal{G}_\downarrow \mathbf{B}^r$, 其中 $\mathcal{G}_\downarrow$ 表示对矩阵 $\mathcal{G}$ 的降维。计算过程如下:

1) 矩阵 $\mathcal{G}$ 的列向量按欧氏范数降序排列, 重排后的矩阵仍然表示为 $\mathcal{G} = [g_1, g_2, \dots, g_m], \|g_j\| \geq \|g_{j+1}\|$ 。

2) 若 $m \leq r$, 则 $\mathcal{G}_\downarrow = \mathcal{G}$; 若不满足, 则 $\mathcal{G}_\downarrow = [\mathcal{G}_> \quad \text{rs}(\mathcal{G}_<)]$, 其中 $\mathcal{G}_> = [g_1, g_2, \dots, g_{r-n}]$,

$\mathcal{G}_< = [g_{r-n+1} \quad g_{r-n+2} \quad \dots \quad g_m]$ 。

3. 锂电池 SoC 建模

对于一般的锂电池, 其充放电动态可以用 Thevenin 等效模型来表示。其离散模型可表示为

$$\begin{cases} U_k = U_{ocv,k} - R_0 I_k \\ U_{p,k} = e^{\frac{\Delta T}{R_p C_p}} U_{p,k-1} + \left(1 - e^{\frac{\Delta T}{R_p C_p}} \right) I_k R_p \end{cases} \quad (4)$$

其中, R_p 是锂电池的极化电阻, C_p 是极化电容, $U_{p,k}$ 是锂电池充放电时在 k 时刻的极化电压, $U_{ocv,k}$ 为开路电压, ΔT 为采样时间。

电池的荷电状态(State of Charge, SoC)为当前电池容量与全部容量之比, 因此可将上述表达式转换为如下的状态空间表达

$$\begin{bmatrix} SOC_k \\ U_{p,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{\frac{\Delta T}{R_p C_p}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_{k-1} \\ U_{p,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{-\eta \Delta t}{Q} \\ \left(1 - e^{\frac{\Delta T}{R_p C_p}} \right) R_p \end{bmatrix} I_k + w_k \quad (5)$$

观测电压满足

$$U_k = U_{ocv,k} - U_{p,k} - R_o I_k + C_d U_{k-d} + v_k \quad (6)$$

其中, 开路电压 $U_{ocv,k}$ 与电池 SoC 之间满足特定的函数关系 $U_{ocv} = f(SOC)$, 该函数由锂电池的内在物理化学性质决定, 一般可在锂电池的说明书中找到。 $C_d U_{k-d}$ 为时滞项, 表示传感器可能存在的时滞量。 w_k, v_k 分别为系统受到的不确定过程噪声和测量噪声。

为了便于进行状态估计和监测, 通常可假设系统所受的噪声均满足未知但有界(Unknown But Bounded, UBB)假设, 即

$$w_k \in \langle 0, \mathcal{G}_w \rangle \quad (7)$$

$$v_k \in \langle 0, \mathcal{G}_v \rangle \quad (8)$$

4. 算法推导

式(5) (6)所代表的锂电池 SoC 系统可表示为

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (9)$$

$$y_k = Cx_k + Du_k + C_d x_{k-d} + v_k \quad (10)$$

其中 x_k 是系统的状态变量, u_k 是系统的输入量。 w_k, v_k 满足 UBB 假设。系统的初始状态 $x_0 \in \langle p_0, \mathcal{G}_0 \rangle$ 已知。

下面针对锂电池 SoC 等效电路模型, 设计含传感时滞的多胞滤波状态估计算法。

1) 预测步

首先根据系统上一时刻的最优估计 $\hat{x}_{k-1} \in \langle p_{k-1}, \mathcal{G}_{k-1} \rangle$, 对当前时刻的状态进行预测。 k 时刻的预测集可以表示为

$$x_k \in \bar{X}_k = [\bar{p}_k, \bar{\mathcal{G}}_k] \quad (11)$$

其中,

$$\bar{p}_k = A\hat{p}_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (12)$$

$$\bar{\mathcal{G}}_k = [A\hat{\mathcal{G}}_{k-1} \quad \mathcal{G}_w] \quad (13)$$

2) 参数化

为了将测量值和预测值进行融合, 并进行进一步的滤波处理, 我们通过多胞体闵可夫斯基和运算, 得到含有未知滤波系数的含参估计集。 k 时刻的含参估计集可以表示为

$$\hat{x}_k \in \hat{X}_k = \langle \hat{p}_k, \hat{\mathcal{G}}_k \rangle \quad (14)$$

其中,

$$\hat{p}_k = \bar{p}_k + \mathcal{K}_k (y_k - C\bar{p}_k - C_d \bar{p}_{k-d}) \quad (15)$$

$$\hat{\mathcal{G}}_k = \left[(I - \mathcal{K}_k C) \bar{\mathcal{G}}_k \quad \mathcal{K}_k \mathcal{G}_v \quad \mathcal{K}_k C_d \hat{\mathcal{G}}_{k-d} \right] \quad (16)$$

其中 $\mathcal{K}_k$ 为滤波系数。

3) 更新步

通过参数化, 得到了含有未知滤波系数的估计集, 现在通过多胞空间的 F 范数膨胀模型, 更新滤波系数, 从而获得系统状态的最优估计。

下面更新滤波系数

$$\mathcal{K}_k^* = -\frac{M_k N_k^\top}{N_k N_k^\top} \quad (17)$$

其中,

$$M_k = [\bar{\mathcal{G}}_k \quad 0] \quad (18)$$

$$N_k = [-C\bar{\mathcal{G}}_k \quad \mathcal{G}_v \quad C_d \hat{\mathcal{G}}_{k-d}] \quad (19)$$

至此, 已完成含传感时滞的多胞滤波状态估计算法的递归求解。

5. 硬件验证

为了验证所提出的算法的有效性与估计性能, 搭建实验平台进行锂电池充放电实验验证。所搭建的硬件实验平台如下图 1 所示。

数据采用图 1 中实验平台实测数据, 所使用的锂电池参数如表 1 所示。

将实验采集的数据运用本文提出的 SD-AZKF 方法进行状态估计, 并与传统的多胞卡尔曼滤波算法 (Zonotopic Kalman Filter) [13] 进行对比测试, 所获得的估计图线如图 2 和图 3 所示。

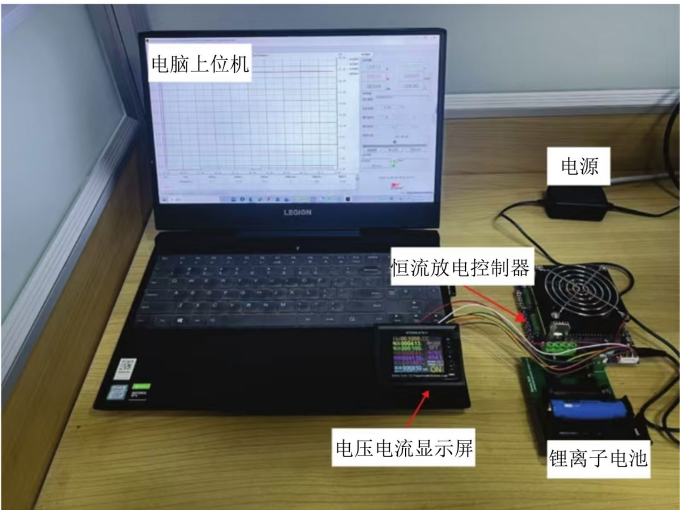


Figure 1. Experimental platform of Lithium battery SoC charging and discharging
图 1. 锂电池 SoC 充放电实验平台

Table 1. Parameters of the experimental battery
表 1. 实验锂电池参数

参数	取值
电池内阻 R_0	$0.04\ \Omega$
极化电阻 R_p	$0.03\ \Omega$
极化电容 C_p	$2370\ \text{F}$
电池容量 Q	$1200\ \text{Ah}$
放电效率 η	0.9

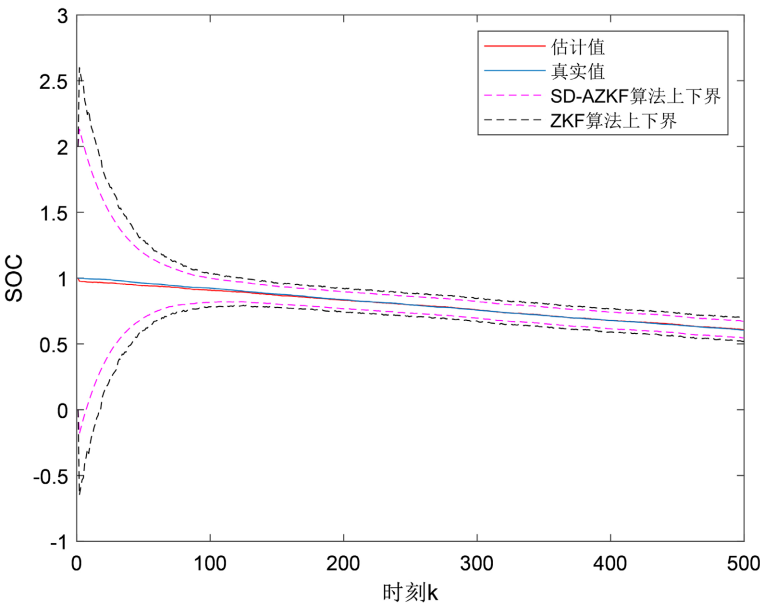


Figure 2. Results of SOC estimation
图 2. 锂电池 SoC 估计结果

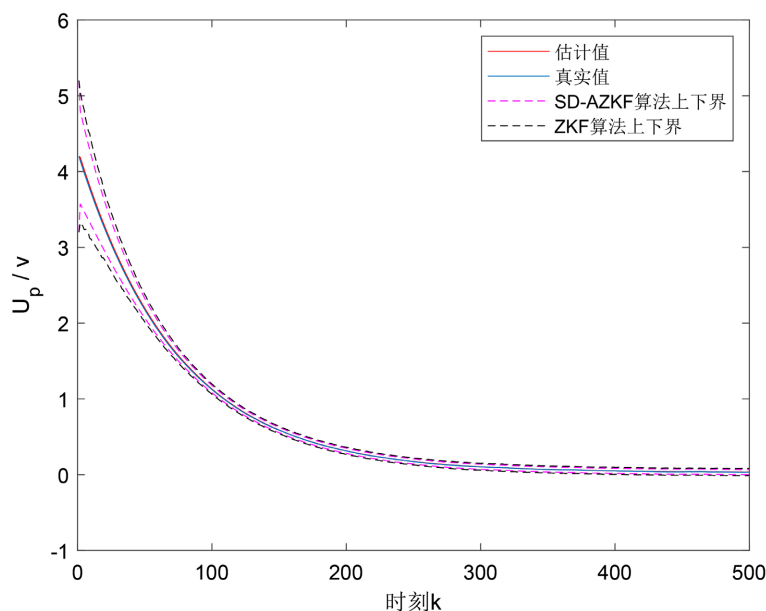


Figure 3. Results of polarization voltage estimation

图 3. 锂电池极化电压估计结果

通过图 2 和图 3 可以看出, 在相同的实验条件下, 由于考虑了传感时滞的影响, 本文所提出的方法收敛更快, 保守性更小, 可以得到更加紧致包裹系统真实值的估计结果。

6. 结论

本文基于多胞滤波状态估计理论, 提出了一种含有传感时滞的多胞滤波算法, 应用于锂电池运行时的状态估计与监测。本文基于锂电池的 Thevenin 等效电路模型, 构建了多胞状态空间模型, 并基于多胞体的闵可夫斯基性质构建了预测集, 并将其与含时滞传感测量数据结合构建含参估计集。并通过 F 半径多胞收缩模型, 对滤波系数进行最优化, 从而获得锂电池 SoC 的最优估计。通过搭建锂电池充放电实验平台进行实验验证, 本文所提出的算法相较于传统 ZKF 算法具有更高的精度, 保守性明显下降。后续本文算法可以推广至解决多尺度和二阶等效情况下的电池运行分析问题[14]-[16]。

参考文献

- [1] 宋云霞, 周彬. 具有多个时滞的积分时滞系统的稳定性分析[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 562-568.
- [2] Cui, Z., Wang, L., Li, Q. and Wang, K. (2021) A Comprehensive Review on the State of Charge Estimation for Lithium-ion Battery Based on Neural Network. *International Journal of Energy Research*, **46**, 5423-5440. <https://doi.org/10.1002/er.7545>
- [3] 刘芳, 邵晨, 苏卫星. 基于全新等效电路模型的电池关键状态在线联合估计器[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1620-1628.
- [4] Pesaran, A.A. (2002) Battery Thermal Models for Hybrid Vehicle Simulations. *Journal of Power Sources*, **110**, 377-382. [https://doi.org/10.1016/s0378-7753\(02\)00200-8](https://doi.org/10.1016/s0378-7753(02)00200-8)
- [5] Bobabee, E.D., Wang, S., Zou, C., Appiah, E., Zhou, H., Takyi-Aninakwa, P., *et al.* (2022) Improved Fixed Range Forgetting Factor-Adaptive Extended Kalman Filtering (FRFF-AEKF) Algorithm for the State of Charge Estimation of High-Power Lithium-Ion Batteries. *International Journal of Electrochemical Science*, **17**, Article ID: 221146. <https://doi.org/10.20964/2022.11.46>
- [6] 陈明亮, 王丹, 王晓玉, 等. 电池 SOC 估算中安时积分法以及开路电压法的改进[J]. 机电工程技术, 2023, 52(7): 198-201.

-
- [7] Wang, W., Zhu, L., Su, Y., Huang, S. and Geng, Y. (2024) Interval Estimation of Sensor Fault in Rotary Steerable Drilling Tools Based on Set-Membership Approach. *Journal of Process Control*, **143**, Article ID: 103318. <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2024.103318>
 - [8] 王新栋, 董政, 王书华, 等. 基于改进开路电压模型和自适应平方根无迹卡尔曼滤波的锂离子电池宽温度多工况 SOC 估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(24): 7950-7964.
 - [9] Chen, Y., Liu, Y., Du, W., Li, Q., Wang, H., Li, Q., *et al.* (2024) Identification of the Parameters of the Aluminum-Air Battery with Regard to Temperature. *Journal of Energy Storage*, **88**, Article ID: 111397. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.111397>
 - [10] 刘旖琦, 雷万钧, 刘茜, 等. 基于双自适应扩展粒子滤波器的锂离子电池状态联合估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 607-616.
 - [11] Lee, K., Lee, W. and Kim, K.K. (2023) Battery State-Of-Charge Estimation Using Data-Driven Gaussian Process Kalman Filters. *Journal of Energy Storage*, **72**, Article ID: 108392. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.108392>
 - [12] Wang, X., Wang, G., Li, Z. and Fei, Z. (2023) Event-based Fault Estimation and Compensation for Discrete-Time Systems via Zonotopes. *Information Sciences*, **631**, 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.02.073>
 - [13] Althoff, M. and Rath, J.J. (2021) Comparison of Guaranteed State Estimators for Linear Time-Invariant Systems. *Automatica*, **130**, Article ID: 109662. <https://doi.org/10.1016/j.automatica.2021.109662>
 - [14] 贾先屹, 王顺利, 曹文, 等. 基于二阶 RC 等效电路和 SR-DUKF 算法的锂电池 SOC 估算研究[J]. 电源学报, 2024, 22(4): 236-242.
 - [15] Wu, M., Wang, L., Wang, Y. and Wu, J. (2024) State of Charge Estimation of the Lithium-Ion Power Battery Based on a Multi-Time-Scale Improved Adaptive Unscented Kalman Filter. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **73**, 1-12. <https://doi.org/10.1109/tim.2024.3390162>
 - [16] Liang, C., Xia, B., Yue, S., Zhang, F., Qu, L. and Wang, S. (2024) A Quantum Particle Swarm Optimization Extended Kalman Quantum Particle Filter Approach on State of Charge Estimation for Lithium-Ion Battery. *Journal of Energy Storage*, **100**, Article ID: 113677. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.113677>