

# 基于 LSTM-UKF 的锂电池 SOC 容量估计

辛浩东<sup>1</sup>, 耿攀<sup>1</sup>

(1. 上海海事大学 物流工程学院, 上海 201306)

**摘要:** 电池荷电状态(SOC)作为电池的一个重要状态量, 是电池管理系统(BMS)进行电池的监控管理的重要的基础。针对 UKF 估算 SOC 方法依赖高精度电池模型的问题, 本文采用了一种长短期记忆网络(LSTM)的 SOC 估算方法, 根据电压、电流和温度变量对模型进行训练, 并通过无迹卡尔曼滤波器(UKF)滤除噪声, 进一步提升了网络的估算精度。实验结果表明, 该方法能很好地学习环境温度的影响, 并能在 0°C 到 40°C, 均方根误差小于 1.1%, 平均误差小于 1%。此外, 该方法还能在其它温度下提供令人满意的荷电状态估计, 这些温度以前没有经过数据训练。

**关键词:** 锂电池; SOC; UKF; LSTM

**中图分类号:** U661.43 **文献标识码:** A

## State-of-charge estimation method of lithium-ion batteries based on LSTM-UKF

XIN Hao-dong<sup>1</sup>, GENG Pan<sup>1</sup>

(Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** Battery state of charge (SOC), as an important state quantity of battery, is an important basis for battery monitoring and management in battery management system (BMS). Firstly, this paper expounds the significance of SOC estimation for battery and compares the advantages and disadvantages of current common SOC estimation algorithms. Secondly, this paper introduces several common equivalent circuit models of batteries, and builds the third-order RC equivalent circuit model of batteries in the environment of Matlab/Simlink. Aiming at the difficulty of estimating the initial value of SOC in the early stage in the traditional AH-integration method, an optimal AH-integration method is proposed, and in order to solve the problem of increasing cumulative error in the ampere-hour integral estimation, EKF and UKF methods for estimating SOC of li-ion batteries are proposed on the basis of KF algorithm. Finally, the comparison between the SOC estimated by AH-integration, EKF and UKF and the real SOC value shows that the UKF algorithm has obvious advantages over the other two SOC estimation algorithms in terms of robustness and convergence.**Key words:** Stern Roller, Ocean Structure, Finite Element Method, Strength Calculation

**Key words:** Lithium-ion batteries; State-of-charge; Unscented kalman filter; Long short-term memory

## 0 引言

蓄电池的荷电状态(SOC)是设计和实现电池管理系统的关键参数, 是 BMS 研发的核心和难点。准确地估计 SOC 十分的重要, 它是 BMS 对电池组进行管理的基础。准确的 SOC 不仅能够反映电池的剩余电量, 而且电动汽车可以据此计算出剩余行驶里程。电动汽车的控制策略的智能化需要准确的 SOC, 开发出精确地 SOC 估计算法具有十分重要的研究意义<sup>[1]</sup>。

# 1 LSTM 循环神经网络的锂电池动态建模

## 1.1 LSTM 循环神经网络

长短期记忆模型(LSTM)是非常强大的时间序列模型。LSTM 是 RNN 比较重要的模型，在 NLP，语音识别，以及时间序列相关的领域等都有广泛的应用。LSTM 模块(或单元)有 5 个基本组件，允许对长期和短期数据建模。

LSTM 的关键就是细胞状态。LSTM 有通过精心设计的称之为“门”的结构来去除或者增加信息到细胞状态的能力。门是一种让信息选择式通过的方法。他们包含一个 sigmoid 神经网络层和一个按位的乘法操作。Sigmoid 层输出 0 到 1 之间的数值，描述每个部分有多少量可以通过。0 代表“不许任何量通过”，1 就指“允许任意量通过”。LSTM 拥有三个门，来保护和控制细胞状态。

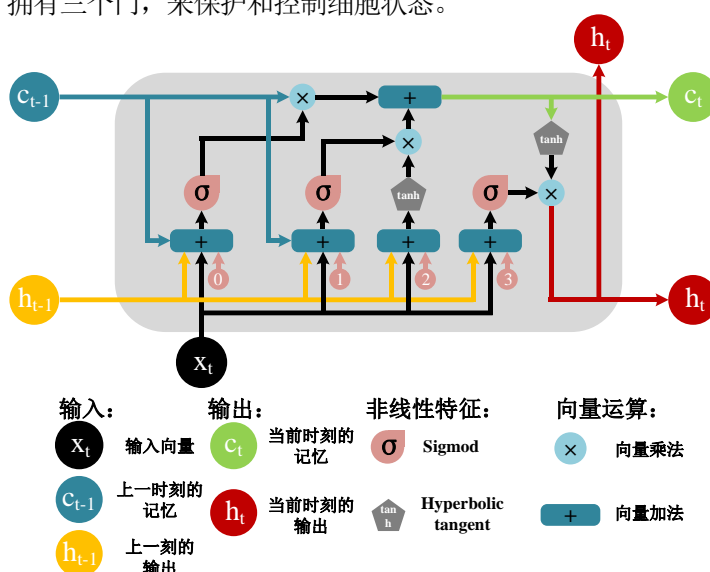


图 1 LSTM cell 结构

LSTM 的三个门均采用 sigmoid 函数，所以并不是只取 0 和 1 的门，而是近似。激励函数采用 tanh，为奇函数，所以均值为 0。下面将公式分为三部分进行梳理，其中点乘代表点乘。

遗忘门部分

$$f_t = \sigma(U_f h_{t-1} + W_f x_t)$$
$$k_t = c_{t-1} \odot f_t$$

输入门部分

$$i_t = \sigma(U_i h_{t-1} + W_i x_t)$$
$$g_t = \tanh(U_g h_{t-1} + W_g x_t)$$
$$j_t = g_t \odot i_t$$
$$c_t = j_t + k_t$$

输出门部分

$$o_t = \sigma(U_o h_{t-1} + W_o x_t)$$
$$h_t = \tanh(c_t) \odot o_t$$

LSTM 为了能记住长期的状态，在 RNN 的基础上增加了一路输入和一路输出，增加的这一路就是细胞

状态，也就是途中最上面的一条通路。事实上整个 LSTM 分成了三个部分：

输入门：隐藏层的值要存到 memory 时，要先通过输入门，被打开时才可以把值保存到 memory，门是打开还是关闭是神经元自己学习的。

输出门：输出的地方也有一个门，表示其他的神经元可不可以从 memory 里读取值，只有被打开的时候才可以读取，输出门什么时候打开关闭也是神经元自己学习的。

遗忘门：第三个门，表示什么时候 memory 要把过去保存的东西忘记，或者什么时候要把保存的东西做一些格式化，格式化掉还是保存下来也是神经元自己学习的。

1.2 LSTM 循环神经网络的 SOC 估计

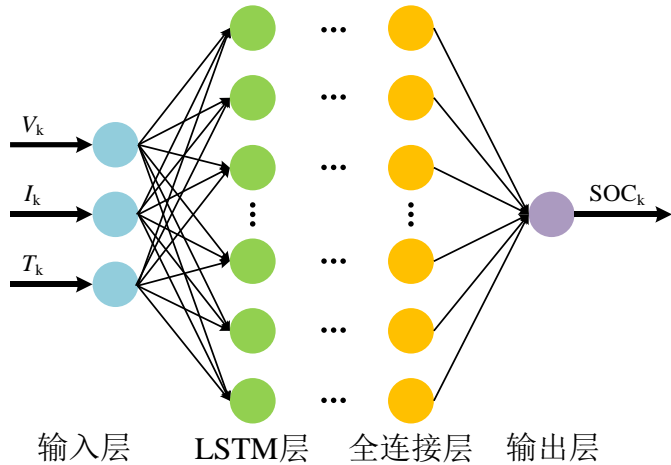


图 3 LSTM 神经网络结构

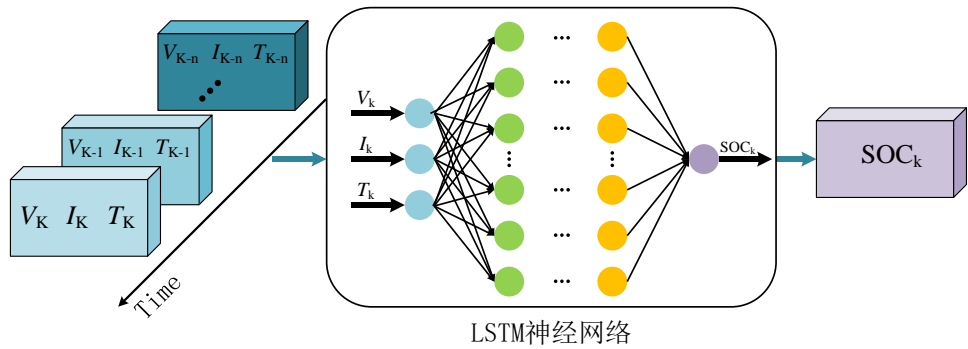


图 4 LSTM 估计 SOC 离线训练框图

## 2 无迹卡尔曼滤波的动态电池建模

### 2.1 电池建模与参数辨识

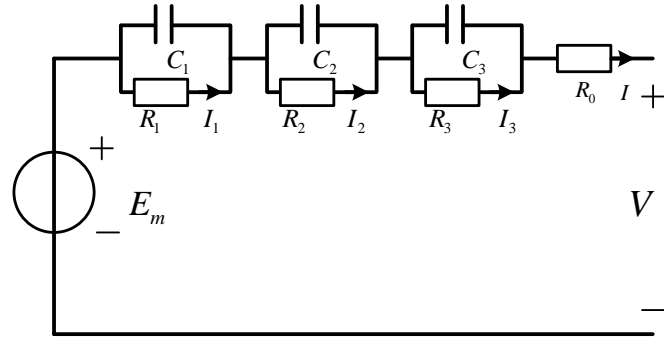


图3 3阶 Thevenin 等效电路模型

由基尔霍夫斯基定律，对上图列些方程，经离散化处理后得到三阶 Thevenin 等效电路的数学模型，如式(1)所示：

$$\begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ U1_{k+1} \\ U2_{k+1} \\ U3_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_1}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{\tau_3}} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} SOC_k \\ U1_k \\ U2_k \\ U3_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{T_s}{3600 \cdot Q_n} \\ R1(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_1}}) \\ R2(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_2}}) \\ R3(1 - e^{-\frac{T_s}{\tau_3}}) \end{bmatrix} \times [i_k]$$
$$V_k = E_m(SOC_k) - U1_k - U2_k - U3_k - R_0 \cdot i_k$$

式中为  $T_s$  采样时间， $Q_n$  为电池额定容量  $\tau_k = R_k C_k (k = 1, 2, 3)$  为时间常数。

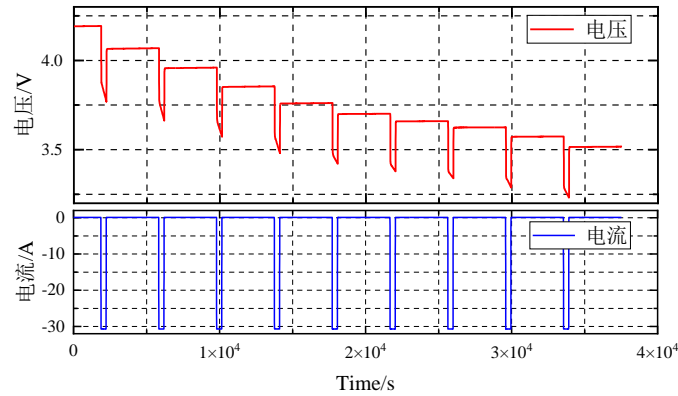


图3 锂电池恒流放电

温度在 20℃是参数估计结果如下：

表1 20℃下的参数辨识结果

SOC	Em/V	R0/Ω	R1/Ω	R2/Ω	R3/Ω	tau1/S	tau2	tau3
0.1	3.4937	0.0099	0.0003	0.0010	0.0027	9.7154	61.4454	650.0073

0.2	3.5526	0.0088	0.0009	0.0010	0.0011	12.1200	50.4659	649.8549
0.3	3.6141	0.0083	0.0013	0.0010	0.0016	12.0371	84.5851	938.7253
0.4	3.6490	0.0087	0.0003	0.0011	0.0013	10.9055	54.8648	349.4190
0.5	3.6886	0.0080	0.0012	0.0010	0.0018	9.2513	55.6604	983.4443
0.6	3.7440	0.0086	0.0005	0.0009	0.0004	13.4646	66.7955	958.5700
0.7	3.8394	0.0084	0.0007	0.0009	0.0009	10.2523	92.0037	962.0886
0.8	3.9485	0.0085	0.0008	0.0010	0.0009	10.0422	81.0404	402.2209
0.9	4.0609	0.0085	0.0008	0.0009	0.0007	9.6508	90.8335	405.7126
1	4.1903	0.0085	0.0008	0.0009	0.0003	10.0849	104.5829	568.2599

## 2.2 无迹卡尔曼滤波器

UKF 是一种非线性的滤波的方法。UKF 与 EKF 思路有所不同：EKF 是在估计点处进行泰勒展开，对方程进行线性化处理；UKF 则是利用 UT 变换(Unscented Transform)，在估计点的附近确定一些采样点，用这些点来表示的高斯密度近似状态的概率密度函数[13]来做进一步的状态估计。

UT 变换是指，在原状态分布中按某一规则选取一些采样点，使他们的均值和协方差与原状态分布的均值和协方差相同。然后将这些点代入非线性函数中，得到非线性函数值点集，通过得到的点集求取变换后的均值与协方差。UT 变换后的均值与协方差的精度至少具有两阶精度的泰勒展开。下面 3 阶电池描述的非线性系统为例，UT 变换和 UKF 算法过程如下：

(一) UT 变换

计算  $2n+1$  个 Sigma 点， $n$  是状态维数

$$\begin{cases} X^{(0)} = \bar{X}, i=0 \\ X^{(i)} = \bar{X} + (\sqrt{(n+\lambda)P})_i, i=1,2,3\dots n \\ X^{(i)} = \bar{X} - (\sqrt{(n+\lambda)P})_i, i=n+1\dots 2n \end{cases}$$

计算这些采样点对应的权值

$$\begin{cases} \omega_m^{(0)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ \omega_m^{(0)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1-\alpha^2 + \beta) \\ \omega_m^{(i)} = \omega_c^{(i)} = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, i=1,2,3\dots 2n \end{cases}$$

其中：下标  $m$ 、 $c$  分别表示均值和协方差，上标为第几个采样点； $\alpha \in (0,1]$  控制采样点的分布状态（采样点距离均值距离）；待选参数  $\beta \geq 0$  为非负的权系数，可以合并方程高阶项的动差，这样就把高阶项的影响包括在内了； $\kappa$  为待选参数，通常应该确保矩阵  $(n+\lambda)P$  为半正定矩阵参数  $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$  表示一个缩放比例参数，用来降低总的预测误差。

(二) UKF 算法递推过程

用上面两式获得一组采样点（称 Sigma 点集）和对应的权值

$$\hat{X}_k^{(i)} = [\hat{X}_k \quad \hat{X}_k + \sqrt{(n+\lambda)P_k} \quad \hat{X}_k - \sqrt{(n+\lambda)P_k}]$$

Sigma 点集的进一步预测,  $i=1,2,3\ldots 2n+1$

$$\hat{X}_k^{(i)-} = f(\hat{X}_k^{(i)}, u_k)$$

进一步预测系统的状态量及协方差矩阵

$$\hat{X}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^{(i)} \hat{X}_k^{(i)-}$$

$$\hat{P}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega^{(i)} [\hat{X}_k^- - \hat{X}_k^{(i)-}] [\hat{X}_k^- - \hat{X}_k^{(i)-}]^T + Q$$

根据预测值再次使用 UT 变换, 产生新的 Sigma 点集

$$\hat{X}_{k+1|k}^{(i)} = [\hat{X}_k^- \quad \hat{X}_k^- + \sqrt{(n+\lambda)P_k^-} \quad \hat{X}_k^- - \sqrt{(n+\lambda)P_k^-}]$$

预测观测值

$$Y_k^{(i)} = g(X_{k+1|k}^{(i)})$$

系统的预测均值及方差

$$\hat{Y}_k = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^{(i)} Y_k^{(i)}$$

$$P_{y_k y_k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^{(i)} [Y_k^{(i)} - \hat{Y}_k] [Y_k^{(i)} - \hat{Y}_k]^T$$

$$P_{x_k y_k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^{(i)} [\hat{X}_{k+1|k}^{(i)} - \hat{X}_k^-] [Y_k^{(i)} - \hat{Y}_k]^T$$

卡尔曼增益

$$K_k = P_{x_k y_k} P_{y_k y_k}^{-1}$$

对系统状态和协方差进行更新

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k^- + K_k (Y_k - \hat{Y}_k)$$

$$P_{k+1} = P_k^- - K_k P_{y_k y_k} K_k^T$$

$$x = f \cdot \sin(2\theta) \tag{1}$$

$$\begin{aligned} & \mathbf{a}+\mathbf{b}=\mathbf{c} \\ & \cdots \cdots \cdots \end{aligned}$$

## 2.3 UKF 的 SOC 估计

项目	单价	数量	总价
打印机	800.00	2	1600.00
扫描仪	300.00	4	1200.00
计算机	5000.00	1	5000.00

表 1 尺寸属性、材料属性及边界条件

项目	总长/mm	滚筒长度/mm	滚筒直径/mm	滚筒厚度/mm	项目	密度/kg·m <sup>-3</sup>	弹性模量/GPa	泊松比	安全工作载荷/kN
I 型	4500	3000	1800	40	I 型	7.85e3	210	0.3	2500
II 型	5800	4000	2000	40	II 型	7.85e3	210	0.3	4000

### 3 实验设计和数据预处理

#### 3.1 实验测试

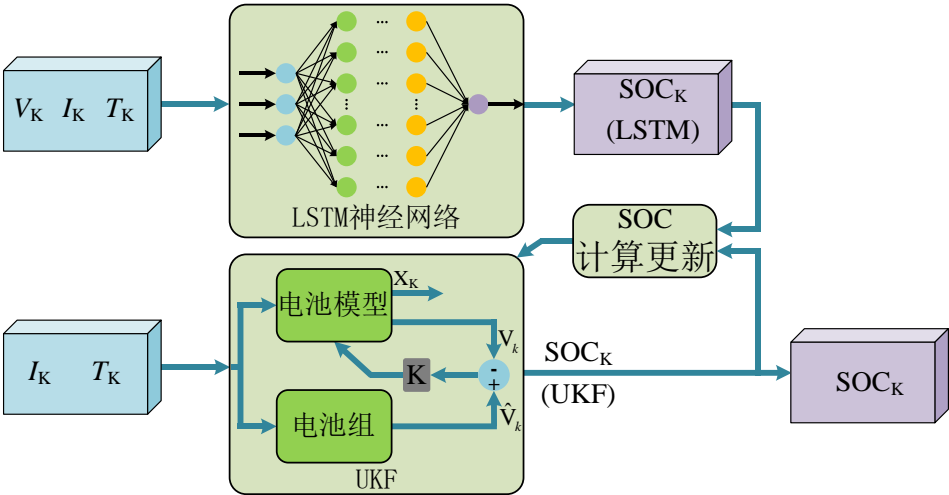


图 5 LSTM-UKF 估计 SOC 框图

根据上述计算分析表明，对于传统尾滚筒结构形式，通过增加型材的尺寸，只能在较小范围内提高滚筒的受载负荷、适应较小跨度和直径的尾滚筒。为进一步增大尾滚筒的结构尺寸及其承载能力，可根据材料力学增加梁结构弯曲强度的方式，采用固定轴体，增加滚筒支撑点，即轴承个数的方式来实现。因此对于轴体固定，滚筒回转的方式，将适用于大型尾滚筒的结构设计，而计算方法可进一步延伸到筒体与轴体的接触分析等，这也是后续研究的一个方向。

#### 3.2 网络参数设计

#### 3.3 数据预处理

4 预测结果

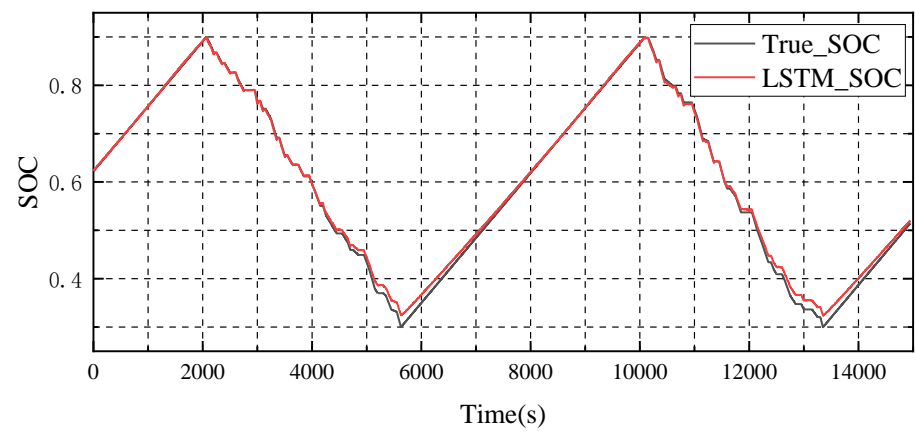


图5 LSTM-UKF 估计结果

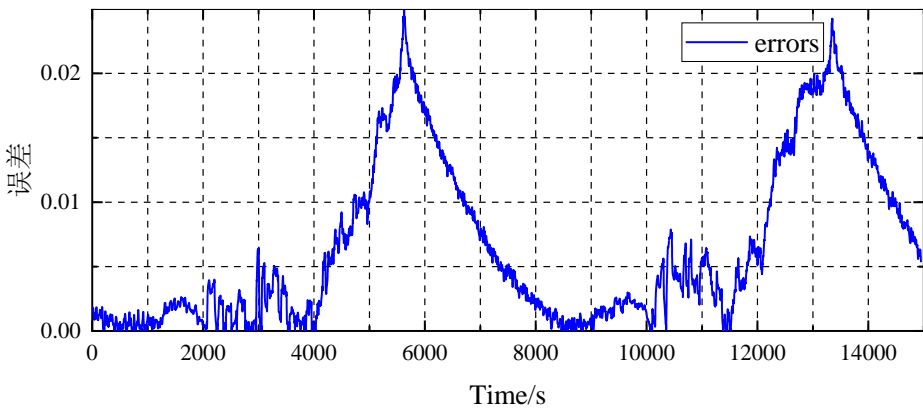
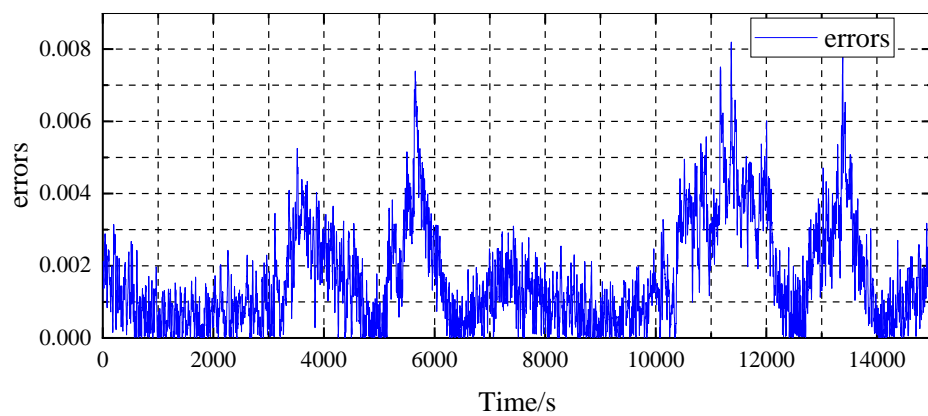
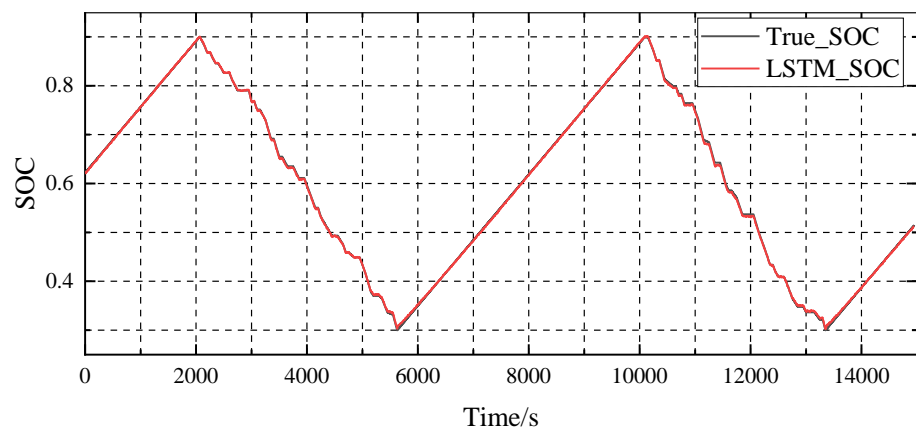


图5 LSTM-UKF 估计误差





#### 参考文献

- [1] Rolls-Royce. Installation Manual – Twin Stern Rollers[EB/OL]. SR373 OSSD/07/0175, Wuchang Shipyard, 2009,6
- [2] 桑巍, 孙雪荣. 多用途拖船尾滚筒结构强度计算及研究[J]. 船舶, 2006, 4(2): 5-10
- [3] 李慧光, 杜长龙. 刮板输送机机尾滚筒损坏原因分析及改进措施[J]. 中州煤炭, 2006, 4
- [4] 中国船级社. 钢质海船入级规范[S], 2009
- [5] MSC. PATRAN & MSC.NASTRAN使用指南[M]. 北京: BUAA, 2002.

作者简介：辛浩东（1997），男、硕士研究生。船岸连接系统。

地址：上海市浦东新区临港新城海港大道 1550 号

邮编：201306

电话：18221527369

E: johnxin2020@163.com

## 参考文献

[1] M.a.hannan,M.s.h.lipu,A.hussain,等. A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications: Challenges and recommendations[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2017, 2017(78): 834-854.