



储能科学与技术

Energy Storage Science and Technology

ISSN 2095-4239, CN 10-1076/TK

《储能科学与技术》网络首发论文

题目: 基于 AUKF-BP 神经网络的锂电池 SOC 估算研究
作者: 张远进, 吴华伟, 叶从进
DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2020.0285
收稿日期: 2020-08-27
网络首发日期: 2020-10-13
引用格式: 张远进, 吴华伟, 叶从进. 基于 AUKF-BP 神经网络的锂电池 SOC 估算研究. 储能科学与技术. <https://doi.org/10.19799/j.cnki.2095-4239.2020.0285>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 AUKF-BP 神经网络的锂电池 SOC 估算研究

张远进^{1,2}, 吴华伟^{1,2*}, 叶从进^{1,2}

(¹湖北文理学院纯电动汽车动力系统设计与测试湖北省重点实验室, 湖北 襄阳 441053;

²湖北文理学院汽车与交通工程学院, 湖北 襄阳 441053)

摘 要: 电池荷电状态 (SOC) 的估算作为车载电池管理系统 (BMS) 的核心技术之一, 其准确预估可以延长电池使用寿命, 确保整车的正常行驶。本文以锂离子电池为研究对象, 提出一种基于自适应无迹卡尔曼滤波 (AUKF) 和 BP 神经网络相结合的电池 SOC 估算方法。该方法通过采样策略自适应性提高了 UKF 的估算精度, 并利用训练好的 BP 神经网络 SOC 输出值作为 UKF 的观测量。使用 Arbin 电池测试平台采集的不同温度下的混合工况和 FUDS 工况电池测试数据为基础, 比较 AUKF-BP 算法和 BP 算法的准确性。结果表明, 不同温度下的 AUKF-BP 算法的平均均值误差为 0.82%, BP 算法的平均均值误差为 1.63%, 基于 AUKF-BP 的 SOC 估计方法具有更高的鲁棒性和准确性。

关键词: 锂离子电池; SOC 估算; BP 神经网络; AUKF

Doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2020.0285

中图分类号: TM 912.6 文献标志码: A 文章编号: 2095-4239 (2020)

Estimation of SOC of Battery Based on AUKF-BP Algorithm

ZHANG Yuanjin^{1,2}, WU Huawei^{1,2*}, YE Congjin^{1,2}

(¹Hubei Key Laboratory of Power System Design and Test for Electrical Vehicle, Xiangyang 441053, Hubei, China;

²Hubei University of Arts and Science, School of Automotive and Traffic Engineering, Xiangyang 441053, Hubei, China)

Abstract: The estimation of the battery state of charge (SOC) is one of the core technologies of the on-board battery management system (BMS). Its accurate estimation can prolong the service life of the battery and ensure the normal driving of the vehicle. Taking lithium-ion battery as the research object, this paper proposes a battery SOC estimation method based on the combination of adaptive unscented Kalman filter (AUKF) and BP neural network. This method improves the estimation accuracy of UKF through the adaptive sampling strategy, and uses the SOC output value of the trained BP neural network as the observation of UKF. Based on the battery test data of mixed working condition and FUDS working condition collected by the Arbin battery test platform at different temperatures (0°C, 25°C and 40°C), the accuracy of the AUKF-BP algorithm and the BP algorithm are compared. The results show that the average mean error of the AUKF-BP algorithm under different temperatures is 0.82%, and the average mean error of the BP algorithm is 1.63%. The SOC estimation method based on AUKF-BP has higher robustness and accuracy.

Key words: Lithium ion battery; SOC estimation; BP neural network; AUKF

收稿日期: 2020-08-27; 修改稿日期: 2020-09-18。

基金项目: 湖北省技术创新专项重大项目 (2017AAA133), “机电汽车”湖北省优势特色学科群开放基金 (XKQ2020009、ZDSYS202004), 中央引导地方科技发展财政专项 (鄂财政 2017[80]号文), 湖北省自然科学基金青年项目 (2020CFB320)。

第一作者: 张远进 (1992—), 男, 硕士, 主要研究方向为混合动力汽车能量管理, E-mail: 394296412@qq.com; **通讯作者:** 吴华伟 (1979—), 副教授, 主要研究方向为新能源汽车电驱控制及故障诊断, E-mail: whw_xy@hbuas.edu.cn。

1 引言

电池 SOC 能够反映电动汽车 (EV) 在行驶过程中电池的剩余电量, 准确的获取及预估 SOC 的数值是提高 EV 续航里程、提高整车驾驶安全性及制定舒适的行驶决策的关键所在^[1-2]。锂电池工作时是一个复杂的化学反应过程, 只能通过其外部特性 (电池容量、工作电流等) 间接获取 SOC。因此, 如何建立有效地 SOC 估算方法已成为 BMS 领域广泛关注的问题。

针对电池 SOC 估算方法的研究, 专家学者对此提出了大量的方法 (开路电压法^[3]、安时积分法^[4]、卡尔曼滤波法^[5]和神经网络法^[6]等)。开路电压法需要耗费大量的时间对电池进行静置, 不适用于处在动态工况中行驶的汽车。安时积分法原理简单, 常作为一种辅助算法与其他 SOC 估算方法相结合, 不适合单独使用。神经网络非线性能力强, 对于结构复杂的电池内部模型十分适用。文献[7]采用 BP 网络构建 SOC 估算模型, 误差可以减小到 5% 以内。文献[8]基于 BP 网络的 SOC 预测方法误差控制在 6% 以内, 验证了该方法的有效性。由此可见, 基于神经网络的 SOC 估算具有较高的精度, 但其缺点在于该方法需要大量的电池充放电测试数据作为基础。若电压电流的检测误差过大, 往往会影响 SOC 的估算精度。

卡尔曼滤波法 (KF) 抗干扰能力强, 适用于复杂环境下电动汽车 SOC 的预测。文献[9]和文献[10]分别采用扩展卡尔曼滤波 (EKF) 算法和无迹卡尔曼滤波 (UKF) 算法应用于 SOC 估算领域, 结果表明, 采用 KF 的估算方法均取得了较高的 SOC 预测精度。针对电池 SOC 的估算, KF 具有较高的鲁棒性。但 KF 依赖精确的电池模型, 不同的电池模型 (PNGV 模型、RC 模型等) 还需要采用合理的方法进行参数辨识^[11-12]。

本文以锂离子电池作为研究对象, 提出一种 AUKF-BP 网络的电池 SOC 估算方法。该方法即避免了 UKF 算法依赖精确的电池模型和 BP 神经网络收敛速度慢的缺点, 又保留了 UKF 算法鲁棒性高和 BP 神经网络非线性特性强的优点。对传统的 UKF 算法进行了改进, 根据系统的变化即时调整 *Sigma* 点采样策略。结果表明, 基于 AUKF-BP 的 SOC 估算方法具有较高的鲁棒性和精准度。

2 AUKF 算法

UKF 通过无迹变化 (UT) ^[13]来处理复杂系统的协方差和均值的传递问题。传统的 UKF 采用单一的 UT 变化策略, 不能随系统的变化而进行自适应调整。为提高其传递精度, 本文提出一种 AUKF 算法。通过稳态判断条件, 即时调整 *Sigma* 点采样策略, 提高 UKF 的实时性和鲁棒性。

假设有:

$$e_k \cdot e_k^T \leq \text{tr}[E(e_k \cdot e_k^T)] \quad (1)$$

$$e_k = z_k - y(\bar{x}_k, v_k) \quad (2)$$

式中, $y(\cdot)$ 为测量方程的传递函数, z_k 为 k 时刻测量值, v_k 为测量噪声。AUKF 算法的步骤流程如

下:

(1) 状态初始化:

$$\bar{x}_0 = E[x_0] \quad (3)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T] \quad (4)$$

Sigma 点初始采样策略设置为最小偏度单形采样, 其具体的 *Sigma* 点采样策略为:

$$0 \leq w_0^m = w_0^c < 1 \quad (5)$$

$$w_i^m = w_i^c = \begin{cases} \frac{1-w_0^m}{2^n} & i=1,2 \\ 2^{i-2} w_1^m & i=3,4,\dots,n+1 \end{cases} \quad (6)$$

$$\chi_0^1 = [0], \chi_1^1 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2w_1^m}} \end{bmatrix}, \chi_2^1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2w_1^m}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\chi_i^j = \begin{cases} \begin{bmatrix} \chi_0^{j-1} \\ 0 \end{bmatrix}, & i=0 \\ \begin{bmatrix} \chi_i^{j-1} \\ 1 \\ -\frac{1}{\sqrt{2w_{j+1}^m}} \end{bmatrix}, & i=1,\dots,j \\ \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2w_{j+1}^m}} \end{bmatrix}, & i=j+1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\chi_i = \bar{x} + (\sqrt{P_{xx}}) \chi_i^j, i=0,1,\dots,j+1 \quad (9)$$

(2) 稳态判断:

完成 N 步的 UKF 滤波迭代后, 进行稳态判断。根据式 (1) 选择采样策略。若 (1) 式成立, 即选择对称采样策略。对称采样策略的 *Sigma* 点采样策略为:

$$\chi_0 = \bar{x}, w_0 = \frac{\kappa}{n+\kappa} \quad (10)$$

$$\chi_i = \bar{x} + (\sqrt{(n+\kappa)P_x}) w_i = \frac{1}{2(n+\kappa)} \quad (11)$$

$$\chi_{n+i} = \bar{x} - (\sqrt{(n+\kappa)P_x}) w_{n+i} = \frac{1}{2(n+\kappa)} \quad (12)$$

若 (1) 式不成立, 则选择 *Sigma* 点初始采样策略。完成上述的条件判断以后, 进行后续的 UKF 滤波迭代, 输出状态估计。重复上述过程, 即可得出 AUKF 算法的最优估算值。

3 AUKF-BP 神经网络的 SOC 估算

3.1 BP 神经网络

BP 神经网络具有模拟人脑结构及其功能的学习算法, 具有较强的多变量并行处理能力及自主学习能力。由于车辆在动态工况中行驶时影响 SOC 的因素较多, 因此选取合适的变量作为搭建 BP 神经网络 SOC 估算模型的特征变量显得十分重要^[14]。电池的工作电压、工作电流等参数都可以通过高精度的电池测试设备检测得出, 若电池运行状态出现异常也可以通过上述参数进行判断。因此, 本文将工作电压 V 、工作电流 I 作和环境温度 T 作为 BP 神经网络的输入, SOC 作为输出。本文选取额定电压为 3.6V 的 INR18650 型单体锂电池作为研究对象, 为了准确地获得电池的动态特性, 本文基于 Arbin 电池测试平台对锂电池进行混合工况 (由 NEDC、UDDS、FUDS 和 DST 工况随机组成) 和 FUDS 工况测试实验。电池测试的环境温度分别设置为 -10℃、0℃、10℃、25℃和 40℃。完成工况测试的主要设备包括: Arbin 电池测试平台、上位机监控系统、单体锂电池及恒温试验箱。具体测试步骤如下:

(1) 基于 Arbin 电池测试平台对电池进行恒流恒压充电后静置, 静置结束后放置于恒温试验箱内, 温度设置为 25℃。

(2) 基于 Arbin 电池测试平台进行混合工况 (FUDS 工况) 实验, 并记录工况下电池的电压、电流及 SOC。

(3) 上位机监控系统完成后续的数据记录及整理。

(4) 重复步骤 (1)~步骤 (3), 完成 -10℃、0℃、10℃和 40℃环境温度下的工况实验。

3.2 AUKF-BP 估算方法

通过将 AUKF 算法和 BP 神经网络相结合的方法, 即避免了 UKF 算法依赖精确的电池模型和 BP 神经网络收敛速度慢的缺点, 又保留了 UKF 算法鲁棒性高和 BP 神经网络非线性特性强的优点。本文采用 AUKF-BP 算法对电池 SOC 进行估算, 其具体过程如图 1 所示:

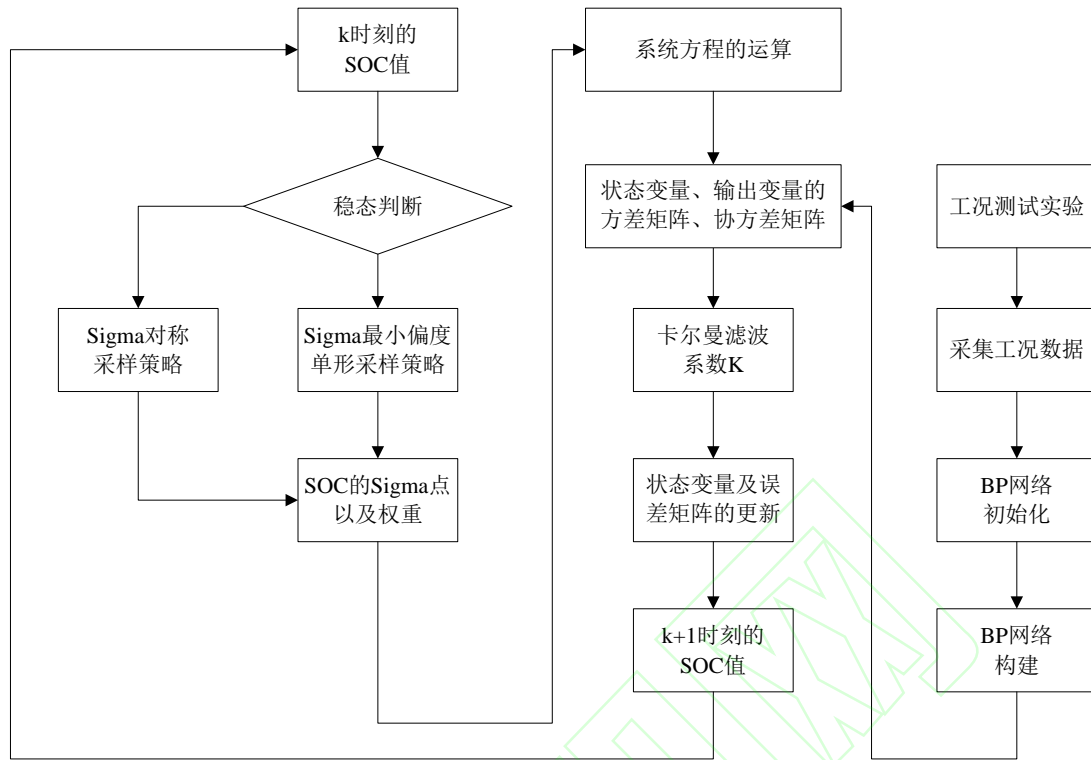


图 1 基于 AUKF-BP 网络的 SOC 估算方法

Fig. 1 SOC estimation of Lithium-ion battery based on AUKF-BP

其中，系统的状态方程和观测方程如下所示：

$$SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{I \cdot dt}{Q} + w_k \quad (13)$$

$$SOC_{BP} = SOC_k + v_k \quad (14)$$

式中， SOC_{BP} 为 k 时刻 BP 网络输出的 SOC 值， SOC_{k+1} 为 $k+1$ 时刻安时积分法计算得到的 SOC 值， SOC_k 为 k 时刻的 SOC 值， Q 为电池最大容量， I 为电流， w_k 为状态噪声， v_k 为测量噪声。

基于 AUKF-BP 网络估算电池 SOC 的具体流程如下所示：

(1) BP 网络估算电池 SOC 模型的搭建。根据工况测试实验采集得到的电压、电流、SOC 数据，选取训练样本和测试样本完成 BP 网络模型的搭建。

(2) 参数初始化。将 BP 网络预测的初始 SOC 值作为 AUKF 估计值的初始值，由此初始值 Σ 点化代入式 (13) 计算进行状态变量及误差矩阵更新。

(3) *Kalman* 滤波。根据式 (14) 计算下一时刻的量测方程预测值与该时刻实际的 SOC 值进行比较，进行状态变量及误差矩阵的更新，修正得到该时刻状态变量的最优值。

(4) Σ 点采样策略自适应调节。步骤 (3) 完成 N 步迭代后，根据式 (1) 进行稳态判断，选取

合适的 Σ 点采样策略。

(5) 重复步骤 (3) ~ (4)，即完成 AUKF-BP 网络的电池 SOC 估算。

4 试验结果

实验将 -10°C 、 0°C 、 10°C 、 25°C 和 40°C 五种不同环境温度下的混合工况测试结果（电流、电压及 SOC），随机选取 5000 组数据作为 BP 网络的训练样本。将 -10°C 、 0°C 、 10°C 、 25°C 和 40°C 五种不同环境温度下的 FUDS 工况测试数据（各 200 组）作为测试数据。所提出的不同环境温度下的 SOC 估算结果如图 2~图 6 所示。表 1 为不同环境温度下 FUDS 工况 SOC 估算误差。

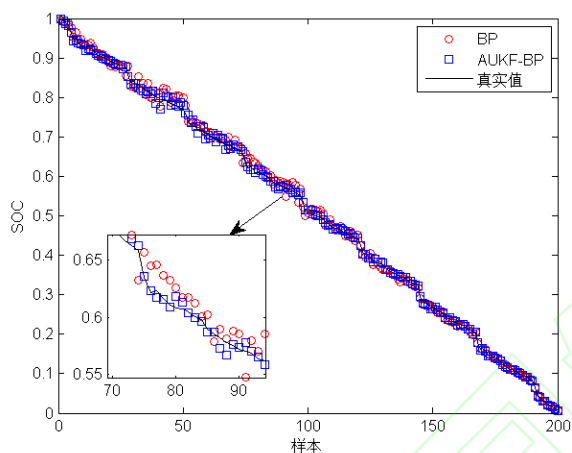


图 2 -10°C 环境温度 FUDS 工况 SOC 估算结果

Fig. 2 SOC estimation result in FUDS at -10°C

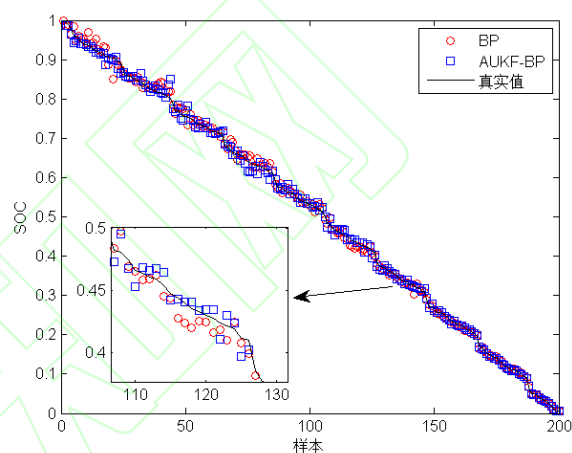


图 3 0°C 环境温度 FUDS 工况 SOC 估算结果

Fig. 3 SOC estimation result in FUDS at 0°C

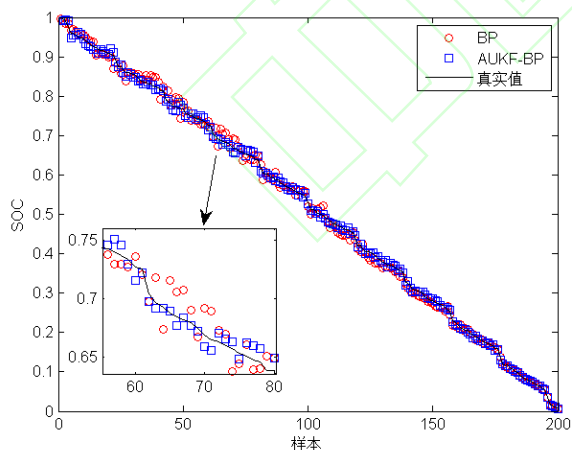


图 4 10°C 环境温度 FUDS 工况 SOC 估算结果

Fig. 4 SOC estimation result in FUDS at 10°C

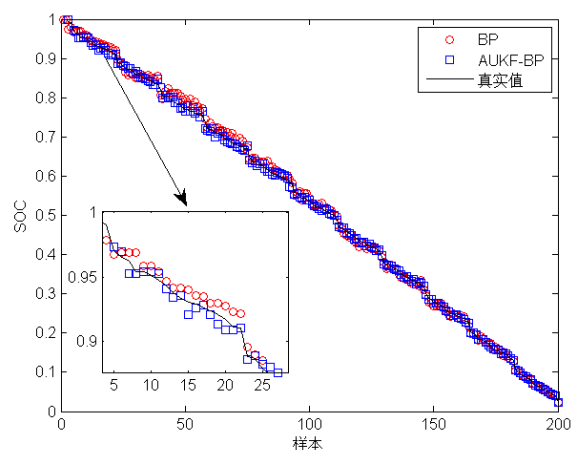


图 5 25°C 环境温度 FUDS 工况 SOC 估算结果

Fig. 5 SOC estimation result in FUDS at 25°C

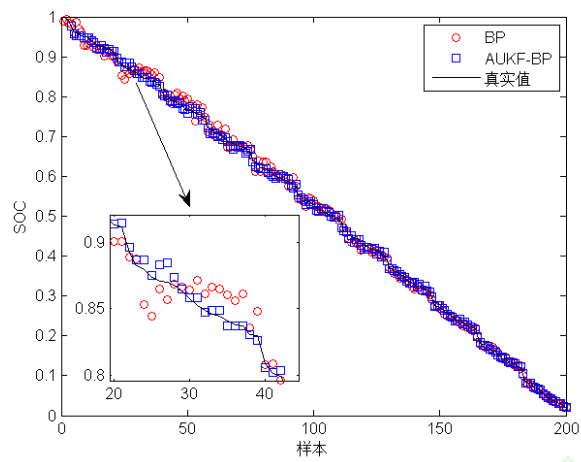


图 6 40℃环境温度 FUDS 工况 SOC 估算结果

Fig. 6 SOC estimation result in FUDS at 40℃

表 1 不同环境温度下 FUDS 工况 SOC 估算误差

| Table 1 Estimation error of SOC under FUDS condition under different ambient temperatures | | | | | | | | | | |
|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 环境温度 | -10℃ | | 0℃ | | 10℃ | | 25℃ | | 40℃ | |
| SOC 估算方 | BP | AUKF- | BP | AUKF- | BP | AUKF- | BP | AUKF- | BP | AUKF- |
| 法 | | BP | | BP | | BP | | BP | | BP |
| 最大误差 | 4.10% | 2.87% | 6.72% | 5.87% | 5.40% | 2.88% | 5.11% | 2.06% | 4.81% | 2.71% |
| 最小误差 | 0.03% | 0.02% | 0.05% | 0.00% | 0.06% | 0.01% | 0.01% | 0.00% | 0.02% | 0.01% |
| 均值误差 | 1.60% | 0.69% | 1.38% | 1.18% | 1.97% | 0.88% | 1.65% | 0.62% | 1.56% | 0.75% |

从图 2~图 6 可以看出，AUKF-BP 算法的 SOC 值基本围绕着真实值附近微小波动，而 BP 算法的 SOC 值在运算过程中存在着少许的波动。AUKF-BP 网络的 SOC 估算精度和 BP 网络相比，具有较高的预测精度。五种不同环境温度下的 FUDS 工况基于 AUKF-BP 网络的 SOC 估算结果均值误差分别为 0.69%、1.18%、0.88%、0.62% 和 0.75%，相对于 BP 网络的 SOC 估算结果分别降低了 0.91%、0.2%、1.09%、1.03% 和 0.81%。由此可知，不同温度下的 AUKF-BP 算法的精度均优于 BP 算法，基于 AUKF-BP 的电池 SOC 估算方法可以满足预期要求，其鲁棒性明显优于 BP 算法。

5 结 论

- （1）针对传统的 UKF 算法进行了改进，通过系统的变化即时调整 *Sigma* 点采样策略，提出 UT 变换的传递精度。
- （2）提出一种基于 AUKF 和 BP 神经网络相结合的电池 SOC 估算方法，并在五种不同温度（-10℃、0℃、10℃、25℃和 40℃）的动态工况（FUDS）下验证了该方法的精确性和鲁棒性。
- （3）环境温度是影响电池 SOC 估算的关键因素之一，本文只设置了五种恒温条件下的电池测试实验，

针对变温条件下的电池测试实验尚未考虑,有待进一步研究。

参考文献

- [1] 沈佳妮,贺益君,马紫峰.基于模型的锂离子电池 SOC 及 SOH 估计方法研究进展[J].化工学报,2018,69(1):317-324.
- [2] 郑涛,张里,侯杨成,陈薇.基于自适应 CKF 的老化锂电池 SOC 估计[J].储能科学与技术,2020,9(4):1193-1199.
- [3] 张东明.面向纯电动汽车仿真的动力电池建模与 SOC 估计算法研究[D].郑州大学,2019.
- [4] 罗勇,祁朋伟,黄欢,王佳男,王毅,李沛然.基于容量修正的安时积分 SOC 估算方法研究[J].汽车工程,2020,42(5):681-687.
- [5] 莫易敏,骆聪,熊巍,叶鹏,严聪.基于改进扩展卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J].电源技术,2020,44(6):828-831.
- [6] 吴华伟,张远进,叶从进.基于萤火虫神经网络的动力电池 SOC 估算[J].储能科学与技术,2019,8(3):575-579.
- [7] 赵钢,孙豪赛,罗淑贞.基于 BP 神经网络的动力电池 SOC 估算[J].电源技术,2016,40(4):818-819.
- [8] 杨学平,王正江,蒋超宇,薛秀丽.基于 BP 神经网络法研究锂电池荷电状态[J].材料导报,2019,33(S2):53-55.
- [9] 李嘉波,魏孟,李忠玉,焦生杰,叶敏,徐信芯.基于自适应扩展卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估计[J].储能科学与技术,2020,9(4):1147-1152.
- [10] 魏孟,李嘉波,李忠玉,叶敏,徐信芯.基于高斯过程回归的 UKF 锂离子电池 SOC 估计[J].储能科学与技术,2020,9(4):1206-1213.
- [11] 李静,杨艳,秦建鑫,赵亚洲,周万鹏.锂电池分数阶建模与荷电状态估计研究[J].电源技术,2020,44(7):983-985+994.
- [12] 刘征宇,黎盼春,朱诚诚,尤勇.基于组合模型的锂电池参数辨识和电池荷电状态在线联合估计[J].中国机械工程,2020,31(10):1162-1168.
- [13] 谢广.基于无迹卡尔曼滤波的磷酸铁锂电池 soc 估算研究[D].合肥工业大学,2015.
- [14] 封进.BP 神经网络预估锂离子电池 SOC 训练数据选择[J].电源技术,2016,40(2):283-286.