

基于电动汽车磷酸铁锂动力电池荷电状态 估计方法研究

徐国卿^{1,2} 李卫民^{1,3} 梁嘉宁^{1,2} Taimoor Zahid¹ 张伟华¹ 余 兵¹

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

²(香港中文大学 香港 999077)

³(济宁中科先进技术研究院 济宁 272073)

摘 要 近几年,磷酸铁锂动力电池逐渐成为电动汽车动力电池首选。但是由于材料本身特性,使得磷酸铁锂电池的荷电状态难以精确估算。当电动汽车处于复杂工作环境时,荷电状态估计在保证电动汽车电池操作中的安全性和可靠性方面起到了至关重要的作用。文章采用戴维宁等效电路模型,验证无迹卡尔曼滤波和粒子滤波两种方法的估算效果,并分别与扩展卡尔曼滤波方法作对比,结果证明无迹卡尔曼滤波和粒子滤波都具有更好的估算精度。

关键词 电池管理系统; 荷电状态; 粒子滤波; 无迹卡尔曼滤波; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号 TM 912 **文献标志码** A

Analysis of State of Charge Estimation Method Based on Lithium Iron Phosphate Power Battery for Electric Vehicle

XU Guoqing^{1,2} LI Weimin^{1,3} LIANG Jianing^{1,2} ZAHID Taimoor¹ ZHANG Weihua¹ YU Bing¹

¹(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(The Chinese University of Hong Kong, Hongkong 999077, China)

³(Jining Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Jining 272073, China)

Abstract In recent years, lithium iron phosphate (LiFePO₄) power battery is widely used for electric vehicle. However, it is difficult to estimate the state of charge(SOC) of battery because of the characteristics of material itself. In complicated operation environments, SOC estimation plays a significant role in ensuring safety and reliability of battery operations for an electric vehicle. In this paper, both unscented Kalman filter and Particle Filter methods of a LiFePO₄ battery for applications in electric vehicles were verified using Thevenin equivalent circuit model. Compared with the extended Kalman filter method, results show that both unscented

收稿日期: 2015-08-31 修回日期: 2015-11-23

基金项目: 广东省引进创新团队计划资助(201001D0104648280); 国家 863 计划课题(2013BAG02B00); 国家自然科学基金(51107142); 深圳基础研究计划(JCYJ20120617121836364, JCYJ20130401170306854)

作者简介: 徐国卿, 博士, 博士生导师, 研究方向为电动汽车领域; 李卫民, 博士, 博士生导师, 研究方向为电池能量管理与集成技术; 梁嘉宁(通讯作者), 博士, 硕士研究生导师, 研究方向为机电能量转换, E-mail: jn.liang@siat.ac.cn; Taimoor Zahid, 博士研究生, 研究方向为电池管理; 张伟华, 硕士研究生, 研究方向为电池管理; 余兵, 硕士研究生, 研究方向为机电系统。

Kalman filter and particle filter have a better estimation accuracy.

Keywords battery management system; state of charge; particle filter; unscented Kalman filter; extended Kalman filter

1 引言

当今世界面临的主要挑战之一是空气污染和气温上升等环境问题的加剧。为了解决这些问题^[1], 世界各国在节能减排和提高能源利用效率等领域的投入逐渐增加。新能源汽车, 尤其是电动汽车的普及, 被视为最有效的解决途径之一。然而这种正在发展中、尚未成熟的技术, 存在着很多问题, 如行驶里程短、电池容量小、电池成本高等。磷酸铁锂(LiFePO₄)电池由于能量密度高、循环寿命长、安全性好、材料环保等方面具有明显优势^[2], 应用前景广阔, 在近几年得到广泛关注, 是目前电动汽车动力电池的首选。

电池管理系统是电动汽车的关键组成部分之一。通过对蓄电池组的管理可延长电池使用寿命和提高电池安全性^[3], 从而有效提高了电动汽车的行驶里程, 还可以为驾驶者提供准确的电池剩余电量信息等。电池管理系统通过获取电池组的电压、电流和温度等参数来管理电池组, 保证电池组处于稳定的运行状态。其中, 荷电状态(State of Charge, SOC)估计是电池管理系统的最关键和最核心的问题。荷电状态被定义为可用剩余容量与总可用容量的比值, 如公式(1)所示。

$$SOC(t) = \frac{Q(T)}{Q_{\max}} \quad (1)$$

目前, 对于动力电池荷电状态估计的方法有很多种^[4]。其中, 最为常见的是安时积分法。该方法相对简单, 因此使用较多, 但是使用中需要考虑 SOC 初值精度和累积误差等问题^[5,6]。为了提高安时法的 SOC 估算精度, Ng 等^[7]提出了一种改进的安时积分法, 但是对于锂电池而言, 很

难在其工作期间获得稳态参数, 因此该方法很少应用于实际中。其他的一些荷电状态估计方法, 如基于向量回归法^[8]、神经网络法、开路电压法、内阻法、模糊控制法^[9,10]等预测方法相继出现^[11], 但是实时性差、复杂计算量大是上述方法需要解决的问题。

卡尔曼滤波是一种基于状态变量和电池状态空间模型的估计方法。自 2007 年以来, 卡尔曼滤波和其他一些基于卡尔曼滤波的方法在动力电池荷电状态估计方面得到了广泛应用^[12], 例如, 一种基于非线性状态空间模型的扩展卡尔曼滤波法(Extended Kalman Filter, EKF)被应用于锂电池的荷电状态估计^[13,14]。卡尔曼滤波主要的缺点是: 一方面, 其估计精度取决于模型的准确性, 特别对于高度非线性系统, 扩展卡尔曼滤波就不能实现良好的估计; 另一方面, 卡尔曼滤波要求系统的噪声必须是高斯噪声。

在目前的荷电状态估算方法中, 为了改善对系统的非线性问题的滤波效果, 非线性的扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)和粒子滤波(Particle Filter, PF)^[15]被大量研究, 其中, 无迹卡尔曼滤波的核心思想是无损变换; 粒子滤波的核心思想是通过从后验概率分布中抽取的随机状态粒子集来表达其分布^[16,17]。本文采用不同的开路电压曲线, 验证无迹卡尔曼滤波和粒子滤波的估算效果, 并分别与扩展卡尔曼滤波进行对比。

2 电池模型

电池模型是准确估计电池荷电状态的基础。

蓄电池可以看作是一种非线性的动态系统，可以通过状态空间表达出来，如公式(2)和(3)所示。

$$X_a = f(X_a, V_a) + W_p \quad (2)$$

$$Z_a = g(X_a, V_a) + V_m \quad (3)$$

其中， X_a 为系统状态变量，表示当前系统如荷电状态在输入变量 V_a 的作用下的状态； Z_a 是系统观测变量； W_p 和 V_m 分别代表过程噪声和测量噪声； $f(X_a, V_a)$ 和 $g(X_a, V_a)$ 分别为状态转移函数和测量函数。

2.1 荷电状态与开路电压关系

荷电状态是一个相对的量，即电池的剩余容量与相同条件下的额定容量的比值^[18]。通过安时法可以估算电池的荷电状态^[19]，如公式(4)所示。

$$S_{oc} = S_{oc0} + \frac{1}{C_{max}} \int_0^t \alpha I_t d\tau \quad (4)$$

其中， S_{oc} 是当前荷电状态值； S_{oc0} 是电池的初始状态值； I_t 为瞬时电流值(设放电电流为正，充电电流为负)； α 为充放电效率，随电池的老化程度而变化，本文假设 $\alpha=1$ ； C_{max} 是电池的额定容量，其大小受电池老化程度影响。

图 1 为磷酸铁锂电池的开路电压 (Open Circuit Voltage, OCV) 曲线。

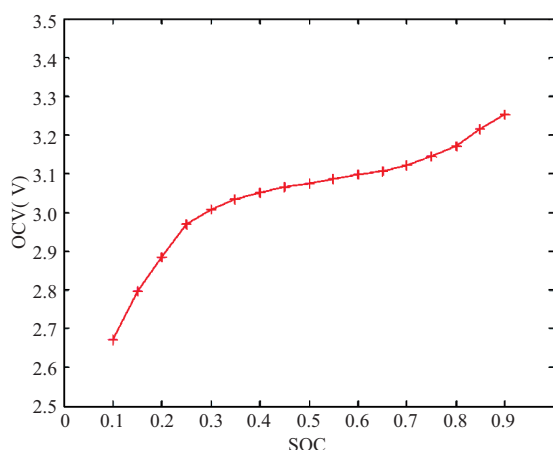


图 1 LiFePO₄ 电池开路电压曲线 (25°C, 10 A, 放电)

Fig. 1 LiFePO₄ battery open circuit voltage curve (25°C, 10 A, constant-current discharge)

2.2 离散状态空间模型

基于对电池模型的精度、鲁棒性和计算复杂度等特点分析，等效电路模型在电动汽车领域获得广泛应用。在 He 等^[20]的文章中，介绍了几种不同的电池等效电路模型，而在本文中，选用了简单且精度较好的戴维宁等效电路模型。

图 2 所示，可得等效电路的回路方程为：

$$E = S_{oc} + E_c(k) - IR_0 \quad (5)$$

其中， S_{oc} 是电池的开路电压； $E_c(k)$ 是电池在时刻 k 的电压值； R_0 是电池的内阻； C_1 和 R_1 分别为一阶阻容网络的极化电容和极化内阻； E 为极化电压； I 是放电电流。

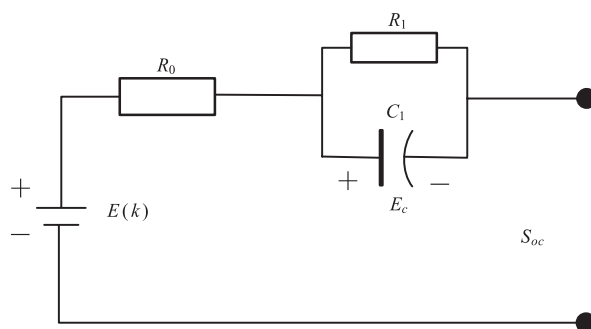


图 2 戴维宁等效电路模型

Fig. 2 Thevenin equivalent circuit model

公式(6)和(7)为离散化后的状态空间方程和回路方程：

$$\begin{bmatrix} E_c(k+1) \\ S_{oc}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -e^{(-\Delta t/R_1 C_1)} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_c(k) \\ S_{oc}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1(1 - e^{(-\Delta t/R_1 C_1)}) \\ -\alpha \Delta t / C_{max} \end{bmatrix} I_i(k) + \begin{bmatrix} W_p \\ V_m \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$E(k) = f(S_{oc}(k)) + E_c(k) - I_i(k)R_0 \quad (7)$$

其中， $R_1 C_1$ 为一阶阻容网络的时间常数； Δt 为采样时间； $f(S_{oc}(k))$ 为开路电压关于荷电状态的函数； W_p 和 V_m 是高斯噪声。

2.3 开路电压函数

本文通过 MATLAB 曲线拟合工具，拟合具有非线性关系的开路电压和荷电状态的曲线函数^[21]。表 1 为 5 种不同的函数关系表达式。其

中, S_{oc} 表示开路电压, y 表示电池荷电状态。

表 1 5 种开路电压曲线函数

Table 1 Five open circuit voltage curve function

序号	函数
1	$S_{oc} = A_0 + \frac{A_1}{y} + A_2 y + A_3 \ln(y) + A_4 \ln(1-y)$
2	$S_{oc} = A_0 + A_1 + A_2 y^2 + A_3 e^{-A_4(1-y)}$
3	$S_{oc} = A_0 y^3 + A_1 y^2 + A_2 y + A_3$
4	$S_{oc} = A_0 y^4 + A_1 y^3 + A_2 y^2 + A_3 y + A_4$
5	$S_{oc} = A_0 y^3 + A_1 y^2 + A_2 y + A_3 e^{-A_4} + A_5$

3 无迹卡尔曼滤波荷电状态估计方法

无迹卡尔曼滤波算法是卡尔曼滤波算法的衍生。变换是无迹卡尔曼滤波算法的核心, 无迹卡尔曼滤波通过无迹变换技术替代泰勒级数展开实现非线性系统的线性化, 主要有以下 3 个过程:

3.1 加权点的选取

函数 $y=f(x)$ 的分布可近似用一组 Sigma 点 S_j 表示^[22], 将 Sigma 点集加权处理, 得到输出量的均值 X 和协方差 P , 如下式所示。其中, $L=5$ 为所采用的采样策略的采样 Sigma 点个数; $W_0^{(m)}$ 为均值加权所用权值; $W_0^{(c)}$ 为协方差加权所用权值^[23]。

$$\bar{X}_0 = E(X_0) \quad (8)$$

$$P_0 = E[(X_0 - \bar{X}_0)(X_0 - \bar{X}_0)^T] \quad (9)$$

$$s = \bar{X} \quad (10)$$

$$W_0^{(m)} = \lambda / (L + \lambda) \quad (11)$$

$$W_0^{(c)} = \lambda / (N + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (12)$$

这里 $\beta=2$, λ 是一个复合系数。

$$S_j = \bar{X} + (\sqrt{(N + \lambda)P^X})_j \quad j=1, 2, 3, 4, 5 \quad (13)$$

$$S_j = \bar{X} - (\sqrt{(N + \lambda)P^X})_{j-5} \quad j=6, 7, 8, 9, 10 \quad (14)$$

$$W_j^{(m)} = W_j^{(c)} = 1 / \{2(N + \lambda)\} \quad (15)$$

$$\lambda = \alpha^2(N + j) - N \quad (16)$$

3.2 时间更新和输出状态更新

将 Sigma 点向后传播, 直到获得 $2N+1$ 个 Sigma 点。进而结合 Sigma 点的权值计算出状态变量的均值和方差, 并计算输出预测值及其方差, 公式如下所示。

$$\bar{X}[k / (k-1)] = \sum_{j=0}^m W_j^{(m)} s_j[k / (k-1)] \quad (17)$$

$$P^X(k) = \sum_{j=0}^m W_j^{(c)} \{s_j[k / (k-1)] - \bar{X}[k / (k-1)]\} \times \{s_j[k / (k-1)] - \bar{X}[k / (k-1)]\}^T \quad (18)$$

$$Y[k / (k-1)] = f\{X[k / (k-1)], X_{j-1}^k\} \quad (19)$$

$$\bar{Y} = \sum_{j=0}^m W_j^{(m)} Y_j[k / (k-1)] \quad (20)$$

$$P^Y(k) = \sum_{j=0}^m W_j^{(c)} \{Y_j[k / (k-1)] - \bar{Y}[k / (k-1)]\} \times \{Y_j[k / (k-1)] - \bar{Y}[k / (k-1)]\}^T \quad (21)$$

3.3 计算卡尔曼增益和测量值更新

在计算卡尔曼增益之前, 首先要计算出协方差矩阵, 公式如下所示。

$$P^{XY}(k) = \sum_{j=0}^m W_j^{(c)} \{s_j[k / (k-1)] - \bar{X}[k / (k-1)]\} \times \{Y_j[k / (k-1)] - \bar{Y}[k / (k-1)]\}^T \quad (22)$$

$$K(k) = P^{XY}(k) P^Y(k)^{-1} \quad (23)$$

最后, 更新状态变量和协方差:

$$\bar{X}(k) = \bar{X}[k / (k-1)] + K(k) \{Y(k) - \bar{Y}[k / (k-1)]\} \quad (24)$$

$$P^X(k) = P^{\bar{X}} - K(k) P^{\bar{Y}}(k) K(k)^T \quad (25)$$

4 粒子滤波荷电状态估计方法

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法和递归贝

叶斯估计的统计滤波方法，是一种基于概率的高精度估计^[24]，能够较好地应对非高斯分布系统噪声的非线性锂离子电池模型^[25]。对于粒子滤波，关键是获取一组随机粒子和一组代表离散概率质量的具有重要关联性的权重因子。然后，通过一个非线性过程模型来描述系统，即一个测量模型、一个先验估计状态和一套可用的测量量，来分析粒子经过多次迭代生成和更新递归。

对于荷电状态估计来说，粒子滤波非常适合用于模型复杂的非线性系统。本节将基于离散状态空间的电池模型，来介绍利用粒子滤波估算电池荷电状态的基本原理。

公式(26)和(27)表示一个非线性系统：

$$X_a = f(X_{a-1}, V_{a-1}, W_p) \quad (26)$$

$$Z_a = g(X_a, V_a, V_m) \quad (27)$$

其中， W_p 和 V_m 为零均值的高斯噪声。粒子滤波遵循贝叶斯滤波框架，包含预测和更新两大主要步骤。预测是在更新步骤之前，基于过程模型获得传播到下一个时间点的分布。下面将讨论粒子滤波算法过程。

4.1 初始化

粒子数量越大计算效果越好，但是随着粒子数量的增大，系统的运算相应地增加。所以，根据系统的运算能力，生成合适的粒子数(P)。通过初始化高斯分布，绘制随机生成的状态粒子。

$$X_0^i \sim p(X_0) \quad i=(1,2,3,\dots,P) \quad (28)$$

4.2 状态预测

基于当前粒子集，通过状态更新模型来生成新的粒子集。

$$X_a^i = f(X_{a-1}^i, V_{a-1}^i) \quad (29)$$

$$X_a^i = f(X_{1:a-1}^i, X_a^i) \quad (30)$$

通过更新后的粒子的分布，来更新这些新粒子的观测量。

4.3 权重计算和归一化

基于给定观测粒子的概率，粒子的权重可以

通过公式(31)来计算。

$$W_a^i = W_{a-1}^i p(Z_a | X_{a-1}^i) \quad (31)$$

通过公式(32)，归一化每个重要粒子的权重，形成概率分布。

$$W_a^i = \frac{W_a^i}{\sum_{i=1}^P W_a^i} \quad (32)$$

4.4 重采样

基于新的随机样本分布来估计粒子 $\{X_k^i\}_{i=1}^P$ ，为此，在权重归一化后产生概率分布的累积分布中的随机和均匀的样本。在统计概率的基础上样本值是随机选择的。

4.5 输出估计

通过公式(33)，最终输出的估计值是一些度量的重采样，如计算均值或方差得到的估计结果 X_a 。

$$X_a = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P X_a^i \quad (33)$$

上述算法的流程图如图3所示，其中步骤4.2至4.5重复递归 $a=1,2,3,\dots$ 。

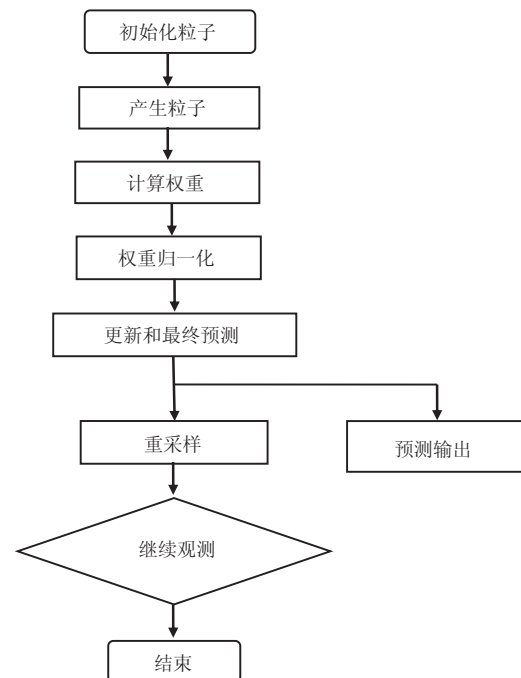


图3 粒子滤波荷电状态估计流程图

Fig. 3 SOC estimation of particle filter

5 实验验证

文章使用磷酸铁锂电池做充放电实验, 在不同的开路电压曲线下, 分别验证无迹卡尔曼滤波和粒子滤波的估算效果, 并分别与扩展卡尔曼滤波的效果作对比。

5.1 无迹卡尔曼滤波估算荷电状态实验结果

在两种不同的开路电压曲线情况下, 分别对无迹卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波的效果作对比, 两种开路电压曲线如表 1 中函数(3)、(4)所示。图 4 为 UKF 和 EKF 使用函数(3)情况下的

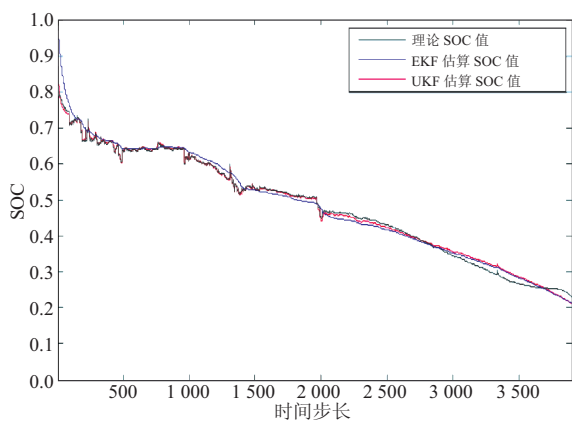


图 4 UKF 和 EKF 使用函数(3)情况下的 SOC 估算输出曲线
Fig. 4 The SOC estimation output curve contrast with UKF and EKF using the function (3)

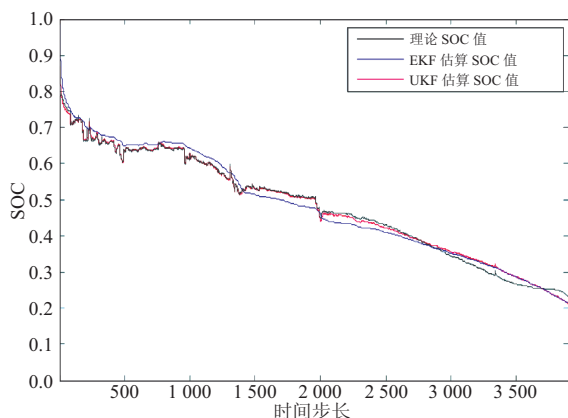


图 5 UKF 和 EKF 使用函数(4)情况下的 SOC 估算输出曲线
Fig. 5 The SOC estimation output curve contrast with UKF and EKF using the function (4)

SOC 估算输出曲线, 图 5 为 UKF 和 EKF 使用函数(4)情况下的 SOC 估算输出曲线。

表 2 对比了无迹卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波在两种不同开路电压曲线下的误差结果。不难看出, 对于磷酸铁锂动力电池的荷电状态估计, 无迹卡尔曼滤波在鲁棒性和精确性上都优于扩展卡尔曼滤波。

表 2 UKF 和 EKF 的估算误差对比

Table 2 Estimation errors of EKF and UKF

OCV 曲线	UKF	EKF
3	2.24	4.19
4	2.3	3.23

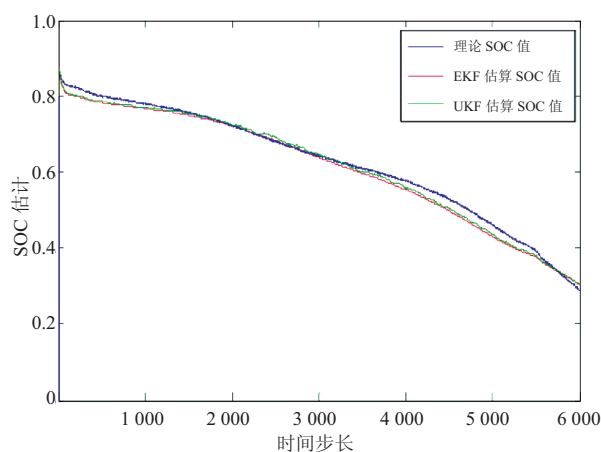


图 6 基于函数(1)的 PF 估算 SOC 效果

Fig. 6 PF estimation of SOC based on function (1)

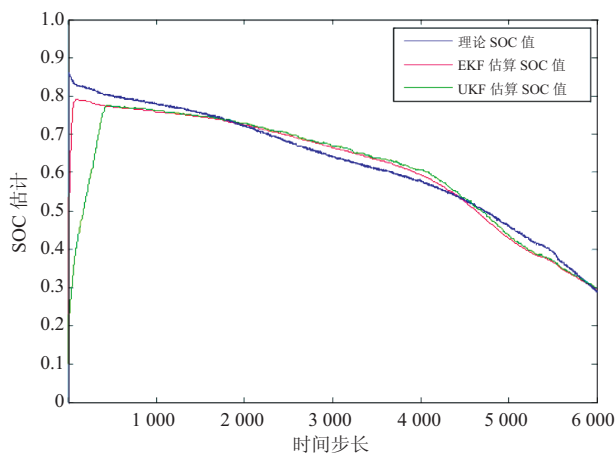


图 7 基于函数(2)的 PF 估算 SOC 效果

Fig. 7 PF estimation of SOC based on function (2)

5.2 粒子滤波估算荷电状态实验结果

实验使用粒子滤波和扩展卡尔曼滤波两种估计方法作对比, 基于 5 条开路电压曲线(25 °C), 通过给定误差的较大初始值, 来判断这两种方法的连续一致性以及比较滤波器的恢复能力。

图 6 和图 7 中, 展示分别在两种不同 OCV 函数时, 两种滤波算法的动力电池荷电状态估计结果。从图中可看出, EKF 比 PF 对初始误差的恢复速度更快。试验中 PF 使用了 300 个粒子, 而在粒子滤波使用 500~1 000 个粒子的仿真中,

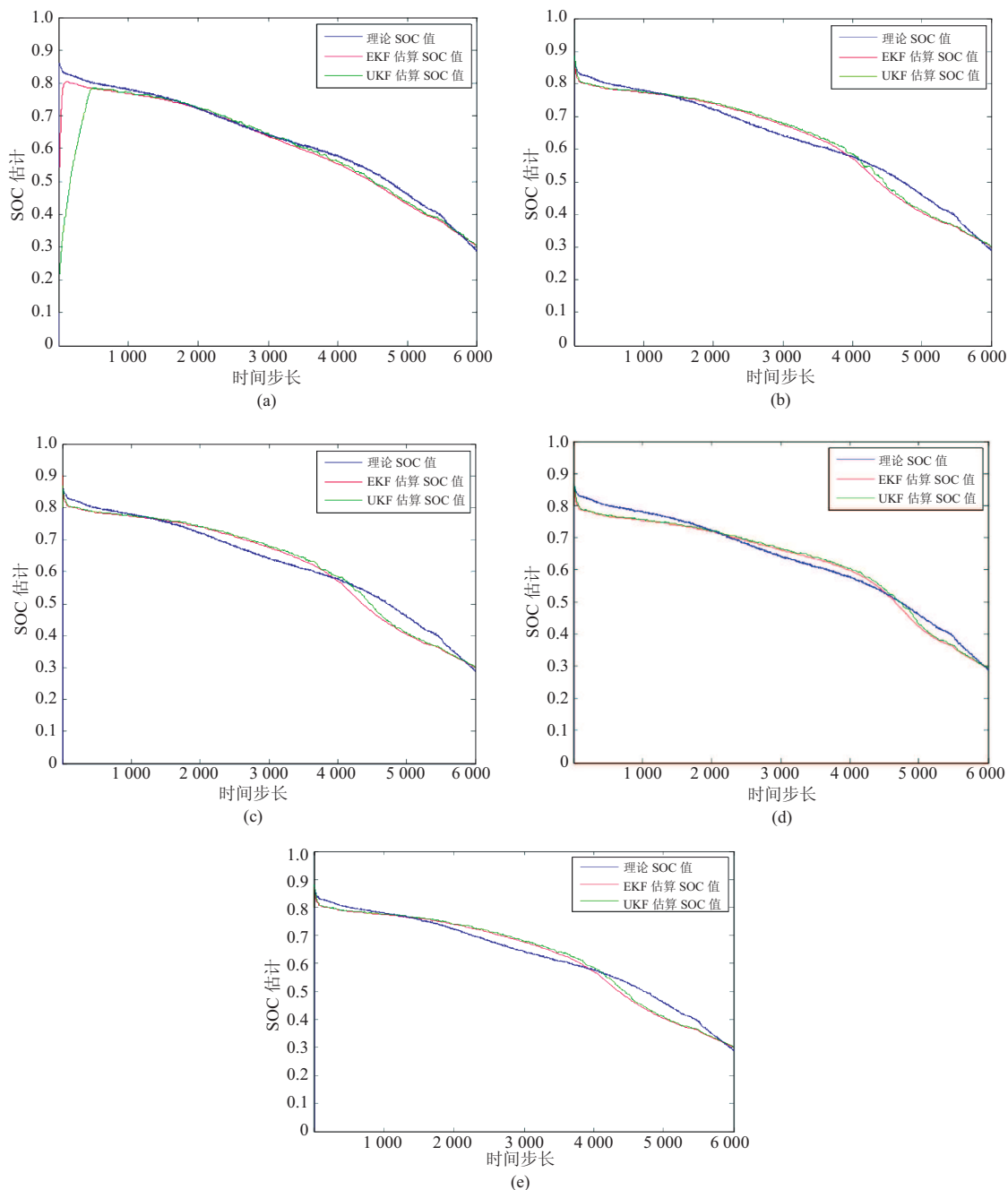


图 8 基于函数(1)~(5)的 PF 与 EKF 的估算 SOC 效果

Fig. 8 Estimation of SOC by PF and EKF based on function (1) - (5)

误差几乎相同。相比 EKF, PF 的计算量更大。

在初始化误差恢复方面, 从图 7 可看出, 对于一个精确的电池模型, EKF 效果优于 PF。但是当电池模型数据受一些高斯噪声影响时, PF 的结果更准确, 鲁棒性更好。图 8(a)~(e) 分别展示 PF 和 EKF 在 5 个不同开路电压函数的 SOC 估计结果, 并与真实值的对比。

表 3 列出了 PF 与 EKF 之间的误差百分比。仿真结果表明, 粒子滤波对 LiFePO_4 电池荷电状态估计具有较好的效果。

表 3 PF 和 EKF 的估算误差对比

Table 3 Estimation errors of EKF and PF

OCV 曲线	PF	EKF
1	2.10	2.55
2	4.16	4.40
3	3.48	3.65
4	4.24	4.47
5	4.34	4.46

6 总 结

文章以戴维宁等效电路建立锂电池模型, 以扩展卡尔曼滤波为参照, 分别验证无迹卡尔曼滤波和粒子滤波的动力锂电池荷电状态估计方法的估算效果。通过两条不同的开路电压曲线, 对比无迹卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波两种估算方法的效果。从对比的结果来看, 在同一非线性电池模型下, 无迹卡尔曼滤波相比扩展卡尔曼滤波估计效果更好, 精度更高。

在第 4 小节的实验中, 分别使用了 5 种不同的开路电压函数曲线来验证粒子滤波的估算效果, 并与扩展卡尔曼滤波作对比。虽然在一个精确的电池模型上, 扩展卡尔曼滤波的初始化误差恢复时间较短, 但是在采集数据时, 实际检测数据通常受到高斯噪声的影响, 粒子滤波更精确和更有效。从仿真结果也可以看出, 粒子滤波具有精确的 SOC 估算能力。在未来的研究中, 将探

索更精确的电池模型和开路电压曲线, 以及基于当前的滤波算法进行优化和创新, 来进一步缩小 SOC 整体估算误差。

参 考 文 献

- [1] Hametner C, Jakubek S. State of charge estimation for Lithium Ion cells: design of experiments, nonlinear identification and fuzzy observer design [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 238(28): 413-421.
- [2] Lu L, Han X, Li J, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 226(6): 272-288.
- [3] Marcicki J, Canova M, Conlisk AT, et al. Design and parametrization analysis of a reduced-order electrochemical model of graphite/ LiFePO_4 cells for SOC/SOH estimation [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 237(1): 310-324.
- [4] Shi W, Jiang J, Li S, et al. Research on SOC estimation for LiFePO_4 Li-ion batteries [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2010, 24(8): 769-774.
- [5] Chiang YH, Sean WY, Ke JC. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196(8): 3921-3932.
- [6] Yan JY, Xu GQ, Qian H, et al. Robust state of charge estimation for hybrid electric vehicles: framework and algorithms [J]. *Energies*, 2010, 3(10): 1654-1672.
- [7] Ng KS, Moo CS, Chen YP, et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2009, 86(9): 1506-1511.
- [8] Hansen T, Wang CJ. Support vector based battery state of charge estimator [J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 141(2): 351-358.
- [9] Lee YS, Kuo TY, Wang WY. Fuzzy neural network genetic approach to design the SOC estimator for battery powered electric scooter [C] // *Power*

- Electronics Specialists Conference, 2004: 2759-2765.
- [10] Zenati A, Desprez P, Razik H. Estimation of the SOC and the SOH of li-ion batteries, by combining impedance measurements with the fuzzy logic inference [C] // The 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, 2010: 1773-1778.
- [11] Lu LG, Han XB, Li JQ, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 226(6): 272-288.
- [12] Lee J, Nam O, Cho BH. Li-ion battery SOC estimation method based on the reduced order extended Kalman filtering [J]. *Journal of Power Sources*, 2007, 174(1): 9-15.
- [13] Plett GL. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2. Modeling and identification [J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 134(2): 262-276.
- [14] Plett GL. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 3. State and parameter estimation [J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 134(2): 277-292.
- [15] Zahid T, Xu GQ, Li WM, et al. Performance analysis of particle filter for SOC estimation of LiFePO₄ battery pack for electric vehicles [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Information and Automation, 2014: 1061-1065.
- [16] Gao M, Liu Y, He Z. Battery state of charge online estimation based on particle filter [C] // The 4th International Congress on Image and Signal Processing, 2011: 2233-2236.
- [17] Oliver LE, Huang B, Craig IK. Dual particle filters for state and parameters estimation with application to a run-of-mine ore mill [J]. *Journal of Process Control*, 2012(22)4: 710-717.
- [18] He HW, Zhang XW, Xiong R, et al. Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. *Energy*, 2012, 39(1): 310-318.
- [19] Hariharan KS, Kumar VS. A nonlinear equivalent circuit model for lithium ion cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 222(2): 210-217.
- [20] He HW, Xiong R, Guo HQ, et al. Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles [J]. *Energy Convers & Management*, 2012, 64(4): 113-121.
- [21] Zhao L, Xu GQ, Li WM, et al. LiFePO₄ battery pack capacity estimation for electric vehicles based on unscented Kalman filter [J]. *IEEE International Conference on Information and Automation*, 2013: 301-305.
- [22] Plett GL. Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs. Part 1: Introduction and state estimation [J]. *Journal of Power Sources*, 161(2): 1356-1368.
- [23] He ZW, Gao MY, Xu J, et al. Battery model parameters Estimation with the Sigma point Kalman filter [C] // International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence, 2009: 303-306.
- [24] Simon D. *Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches* [M]. New York: John Wiley & Sons, 2006.
- [25] Arulampalam MS, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.