

DOI: 10.7652/xjtuxb201710012

小波降噪卡尔曼滤波锂电池荷电状态估计

王霄^{1,2,3}, 徐俊^{1,2,3}, 曹秉刚^{1,2,3}, 赵云飞^{1,2,3}, 鲁伟^{1,2,3}, 梅雪松^{1,2,3}
(1. 西安交通大学陕西省智能机器人重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械制
造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安; 3. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对锂离子电池充放电电压信号(DCV)中存在的噪声信号导致荷电状态(SOC)估计精度降低、波动较大的问题,提出了一种基于离散小波变换(DWT)的降噪扩展卡尔曼滤波(EKF)算法。该算法利用多分辨率分析(MRA)分解携带噪声的 DCV 信号,通过对比 4 种阈值硬阈值降噪规则对携带噪声的 DCV 信号的降噪处理效果,选择 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则调整小波系数,通过含自适应遗忘因子的递推最小二乘法辨识电池模型参数后,利用扩展卡尔曼滤波算法估计 SOC。仿真结果表明:使用 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则有效地降低了 DCV 信号中的噪声信号;所提算法具有较好的鲁棒性,能够有效地提高 SOC 估计精度,使 SOC 估计误差范围控制在 3%之内。

关键词: 离散小波变换;降噪;荷电状态;扩展卡尔曼滤波算法

中图分类号: TM912.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)10-0071-06

A Kalman Filter SOC Estimation Method for Lithium-ion Batteries Based on Discrete Wavelet Transform Denoising

WANG Xiao^{1,2,3}, XU Jun^{1,2,3}, CAO Binggang^{1,2,3}, ZHAO Yunfei^{1,2,3},
LU Wei^{1,2,3}, MEI Xuesong^{1,2,3}

(1. Shaanxi Provincial Key Laboratory of Intelligent Robots, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An extended Kalman filter (EKF) algorithm based on discrete wavelet transform (DWT) denoising is proposed for the problem of the lower accuracy and larger fluctuation of SOC (state of charge) estimation caused by the noise of the discharging/charging voltage (DCV) signals of lithium-ion batteries. The DCV signal with noise is decomposed through the multi-resolution analysis (MRA). Effects of four hard-thresholding-based denoising rules on reducing the noise of DCV signal are compared, and the hard-thresholding-based denoising rule based on Stein's unbiased risk estimation is selected to adjust wavelet coefficients. The parameters of the battery model are identified by the recursive least square method with an adaptive forgetting factor and then the SOC is estimated using EKF. Simulation results show that the selected denoising rule effectively reduces the noise of the DCV signal. The proposed algorithm effectively improves the accuracy of SOC estimation with a strong robustness and the estimation error is less

than 3%.

Keywords: discrete wavelet transform; denoising; state of charge; extended Kalman algorithm

随着电动汽车的发展,电池管理系统(battery management system,BMS)得到了广泛应用,电池荷电状态(state of charge,SOC)的准确估计是BMS的主要功能之一^[1]。准确的电池SOC估计可以充分发挥电池系统的动力性能,避免电池的过充和过放,延长电池的使用寿命。

电池SOC不能通过传感器直接测量获得,且电池系统具有很强的非线性,SOC估计具有很大的挑战性。为了解决这一难题,科研人员在估计方法上进行了大量的研究,特别是自适应类方法,例如扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter,EKF)^[2-3]和其他以观测器为基础的基于非线性等效电路建模(equivalent circuit model,ECM)的SOC估计方法^[4-6],这类方法具有闭环和在线估计等优点,具有较高的SOC估计精度。自适应类方法通过跟踪基于电池ECM估计的端电压与实际测量的充放电电压(DCV)之间的误差,辨识电池模型参数并估计电池SOC,因此为了实现高精度SOC估计,应准确测量作为基准的DCV信号。实际中,传感器测量的DCV信号不可避免地混有噪声信号,尽管使用了自适应类方法,仍然会降低SOC估计精度。

针对以上问题,拟通过基于离散小波变换(DWT)降噪技术实现对DCV信号降噪,同时建立一阶RC等效电路模型,通过含自适应遗忘因子的递推最小二乘法(AFFRLS)辨识模型参数,利用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)估计SOC,仿真结果表明该方法能有效降低噪声对SOC精度的影响,提高SOC估计精度。

1 基于DWT的DCV信号降噪技术

1.1 离散小波变换与多分辨率分析

离散小波变换是非平稳信号时频域分析和处理的理想工具^[7-8],信号 $x(t)$ 的离散小波变换表达式为

$$\text{DWT}(j,k) = 1/(2^j)^{1/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*(t - k2^j/2^j) dt \quad (1)$$

式中: $\psi(t)$ 为母小波函数; $\psi^*(t)$ 为 $\psi(t)$ 的复共轭运算; $j \in R$ 为尺度参数,决定振荡频率和小波长度; $k \in R$ 为平移参数,决定小波函数在时间轴上的位置。 j, k 为多分辨率分析(multi-resolution analysis,MRA)提供了基础,使MRA可以在高频时提供高

时间分辨率,低频时提供高频率分辨率。基于DWT的MRA将信号 $x(t)$ 完全分解为低频平滑信号和高频细节信号,平滑信号由尺度函数 $\phi_{j,k}(t)$ 和尺度系数 $a_{j,k}$ 构成,细节信号由小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 和细节系数 $d_{j,k}$ 构成。尺度函数 $\phi_{j,k}(t)$ 直接与低通滤波器系数 $h(n)$ 相关联,而小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 直接 with 高通滤波器系数 $g(n)$ 相关联。原始信号 $x(t)$ 可以由 J 层DWT表示,即

$$x(t) = \sum_{k=0}^{2^{N-J}-1} a_{J,k} 2^{-J/2} \phi(2^{-J}t - k) + \sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^{2^{N-j}-1} d_{j,k} 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2)$$

式中: N 为最大分解层数。

1.2 实验平台搭建与DCV信号的获取与处理

为了获取电池充放电数据,搭建了电池测试实验平台。实验采用NCR18650锂离子电池,额定电压为3.7V,截止电压为2.8V,实际测量容量为1573 mA·h。电池测试平台包括上位机电池监测系统、新威电池检测设备及恒温恒湿实验舱,如图1所示。上位机设置工况并向电池检测设备发送负载所需的电流数据,电池检测设备据此对电池进行充放电,电流、电压传感器实时采集数据上传上位机。实验前电池为满充状态,以城市道路循环工况循环放电至截止电压,得到原始DCV信号,总时间约为5000 s,如图2所示。



图1 电池测试平台

不同的小波基函数在处理信号时各有特点,没有一种小波基函数可以对所有类型信号都取得最优的去噪效果,一般来讲,Daubechies小波族是离散小波族中常见的小波族之一,由于具有正交性和紧支撑性,经常在去噪中用到^[9]。选取Daubechies 4(db4)正交小波^[10],通过5层迭代分解即下采样,将DCV

信号分解为低频平滑信号 A_n 和 高频细节信号 D_n , 对应尺度小波系数 C_n 和 细节小波系数 F_n , n 为层数 ($1 \leq n \leq 5$)。被分解的 DCV 信号可以通过逆离散小波变换,采用相同的低、高通滤波器系数上采样重构。

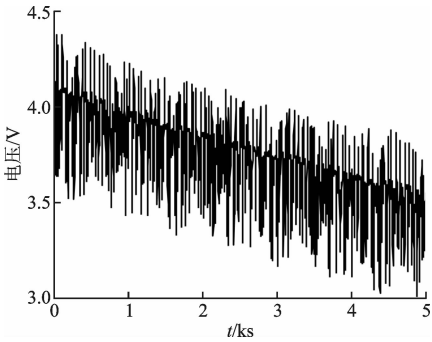


图 2 原始 DCV 信号

1.3 基于阈值降噪规则的 DCV 信号降噪

包含噪声的 DCV 信号经离散小波变换分解后得到低频平滑信号和高频细节信号,DCV 信号中的噪声信号包含在高频细节信号中^[11]。可以证明,噪声的高频细节信号幅值和方差随着小波变换级数的增加而不断地减小,因此通过小波阈值降噪规则对高频细节小波系数 F_n 进行处理,然后对信号进行重构,可以达到降噪的目的,降噪过程如图 3 所示。

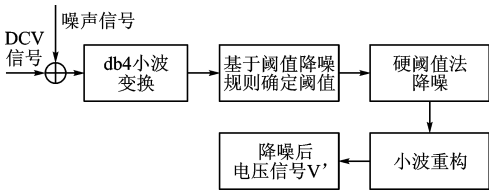
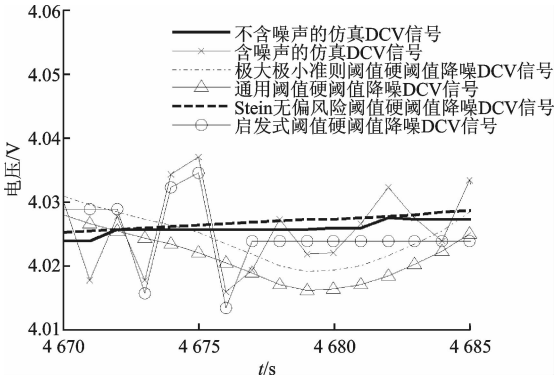


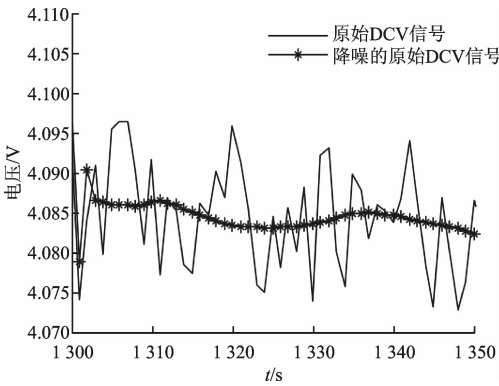
图 3 基于阈值降噪规则的硬阈值降噪过程

通过 Simulink 软件搭建一阶 RC 锂电池模型进行仿真,将实验所得到的电流信号作为输入,得到不含噪声的仿真 DCV 信号。向仿真 DCV 信号中加入信噪比为 15 dB 的均匀分布噪声,得到含噪声仿真 DCV 信号。通过 db4 小波对含噪声仿真 DCV 信号进行 5 层分解,利用通用阈值硬阈值降噪规则、Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则、启发式阈值硬阈值降噪规则及极大极小准则阈值硬阈值降噪规则 4 种阈值硬阈值降噪规则,对含噪声仿真 DCV 信号进行降噪处理^[12],降噪后的 DCV 信号如图 4 所示。由图 4a 可知,基于 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则的降噪 DCV 信号与不含噪声的仿真 DCV 信号的拟合效果比较理想。基于这 4 种阈值硬阈值降噪规则的降噪 DCV 信号的信噪比^[13]对比结果见表 1,在 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则下,降噪

DCV 信号的信噪比最大,降噪效果最好,因此本文选择 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则对上文实验所采集的原始 DCV 信号降噪处理,如图 4b 所示,较好地去除了原始 DCV 信号的噪声。



(a) 4 种阈值硬阈值降噪规则对含噪声仿真 DCV 信号的降噪处理



(b) Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则对原始 DCV 信号的降噪处理

图 4 不同的阈值硬阈值降噪规则对 DCV 信号的降噪处理

表 1 基于 4 种阈值硬阈值降噪规则的降噪 DCV 信号的信噪比

降噪规则	信噪比/dB
通用阈值硬阈值降噪	29.031 5
Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪	36.483 3
启发式阈值硬阈值降噪	29.659 9
极大最小准则阈值硬阈值降噪	32.223 9

2 电池等效电路模型及其参数辨识

建立一阶 RC 等效电路模型如图 5 所示,图中: R_i 为电池欧姆内阻; R_p 、 C_p 为电池极化内阻和极化电容; v_p 为电池极化电压; E_0 为电池的开路电压; v_t 为电池的端电压。

锂离子电池开路电压 E_0 与 SOC(设为 S)之间

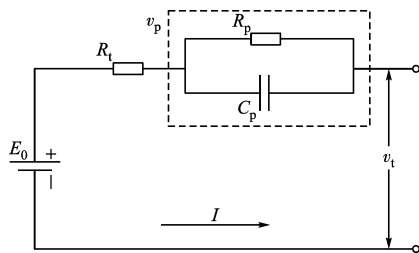


图5 一阶RC电池模型

为非线性关系,分段线性插值可得 $E_0 = a_m S + b_m$, 其中 a_m 和 b_m 为拟合参数。设电池状态变量为 $x = [x_1, x_2]^T = [v_p, S]^T$, 根据基尔霍夫电压定律, 可得状态方程为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{式中: } A = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_p C_p} \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_p} \\ \frac{1}{C_p} \end{bmatrix}; C = [a_m \quad 1];$$

$$D = [R_t]; y = v_t - b_m; u = i.$$

利用 z 变换^[14]将式(3)离散化得到

$$v_t(k) = a_1 v_t(k-1) - a_2 v_t(k-2) + b_0 i(k) - b_1 i(k-1) + b_2 i(k-2) \quad (4)$$

递推最小二乘算法的基本思路为新的估计值等于老的估计值与修正值之和, 而遗忘因子 λ 对递推算法的收敛速度和跟踪性能有很大影响。 $\lambda = 1$ 时相当于所有时刻的误差都被考虑, 即无任何遗忘功能, 跟踪能力较弱, 但对噪声不敏感, 收敛时的参数估计误差也较小; $\lambda = 0$ 时, 只有当前的误差起作用, 对时变参数的跟踪能力较强, 但对噪声较敏感。在非平稳情况下, 希望 λ 足够小, 使算法能够很快地跟踪上非平稳信号的局部趋势; 在平稳情况下, 希望 λ 能够逐渐增加到一个合适的值, 以减小参数估计误差^[15]。本文提出 AFFRLS 算法自适应遗忘因子, 用于辨识电池模型参数, 其公式为

$$y(k) = \varphi^T(k) \theta \quad (5)$$

$$e(k) = y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \quad (6)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k) \quad (7)$$

$$K(k) = \frac{P(k-1)\varphi(k)}{\lambda(k) + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \quad (8)$$

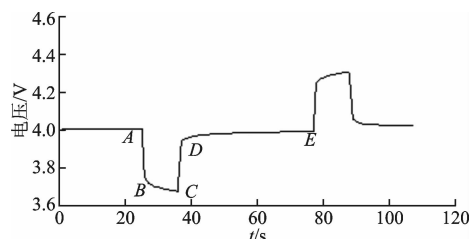
$$P(k) = (I - K(k)\varphi^T(k))P(k-1)/\lambda \quad (9)$$

$$\lambda(k) = \lambda_{\min} + (1 - \lambda_{\min})2^{L(k)} \quad (10)$$

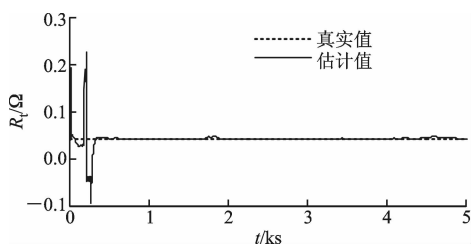
$$L(k) = -r(\mu e^2(k)) \quad (11)$$

式中: $e(k)$ 为 $y(k)$ 的预计误差; $K(k)$ 为算法增益; $\varphi^T(k) = [v_t(k-1), -v_t(k-2), i(k), -i(k-1), i(k-2)]$; $\theta = [a_1, a_2, b_0, b_1, b_2]^T$; $P(k)$ 为协方差矩

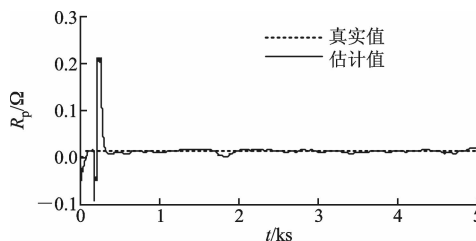
阵; $\lambda(k)$ 为遗忘因子, $\lambda_{\min}$ 为遗忘因子最小值, 取值为 0.57; $\hat{\theta}(0)$ 、 $P(0)$ 需根据经验预先赋值; $r(\cdot)$ 为四舍五入取整函数。根据所提出的遗忘因子自适应算法可知, 当 $e(k)$ 趋于无穷时, 得到遗忘因子的最小值; 当 $e(k)$ 趋于 0 时, $\lambda = 1$ 。仿真结果如图 6 所示, R_t 、 R_p 、 C_p 参数真实值是通过电池的混合动力脉冲能力特性测试获得的电压实验数据, 利用图 6a 中 AC 段电池 3C 放电 10 s 和 CE 段 3C 放电后搁置 40 s 的电压数据, 基于 Matlab 的 cftool 工具箱拟合电压时间曲线得到 R_t 、 R_p 、 C_p 3 个参数真实值, 分别为



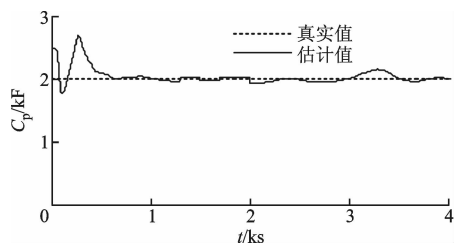
(a) S 为 0.9 时的脉冲测试电压



(b) 欧姆内阻



(c) 极化内阻



(d) 极化电容

图6 电池模型参数估计值与真实值对比

0.041 Ω 、0.011 Ω 和 2 000 F。由图 6 可知, 电池模型参数估计快速收敛于真实值, 且到达稳定后波动

很小。

3 SOC 估计

将式(3)离散化可得离散电池模型

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= (\mathbf{A} + \mathbf{I})\mathbf{x}_k + \mathbf{B}u_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ y &= \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{D}u_k + v_k \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中： $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 v_k 为零均值不相关白噪声向量， $\boldsymbol{\omega}_k$ 表示系统噪声，其协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_k$ ； v_k 表示观测噪声，其协方差矩阵为 $\mathbf{R}_k$ 。卡尔曼滤波算法的核心思想是对动态系统的状态作出最小方差意义上的最优估计^[16]，具体递推流程如下。

初始条件为

$$\mathbf{x}_{0/0} = E(\mathbf{x}_0); P_{0/0} = E[(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^T] \quad (13)$$

状态估计时间更新为

$$\hat{\mathbf{A}}\mathbf{x}_{k/k-1} = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}u_{k-1} \quad (14)$$

误差协方差时间更新为

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \quad (15)$$

卡尔曼增益更新为

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}_{k/k-1}\mathbf{C}^T[(\mathbf{C}\mathbf{P}_{k/k-1}\mathbf{C}^T + \mathbf{R})]^{-1} \quad (16)$$

状态估计测量更新为

$$\hat{\mathbf{A}}\mathbf{x}_{k/k} = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{x}_{k/k-1} + \mathbf{K}(k)[y_k - \hat{y}_k] \quad (17)$$

误差协方差测量更新为

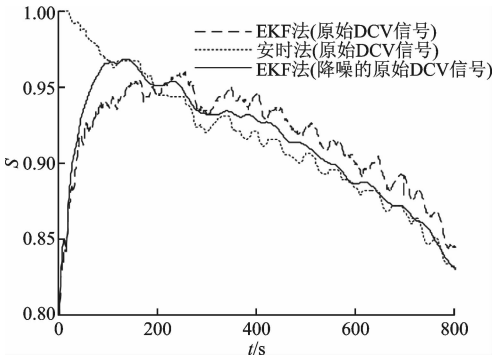
$$\mathbf{P}_{k/k} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}]\mathbf{P}_{k/k-1} \quad (18)$$

将携带噪声的原始 DCV 信号和基于 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则降噪处理的原始 DCV 信号分别作为 EKF 算法的终端电压估计 SOC，S 的初值为 0.8，仿真结果如图 7 所示。

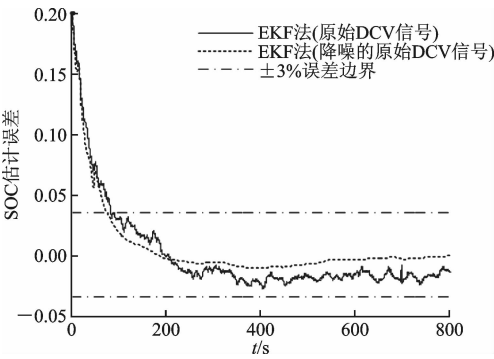
由图 7 可知，原始 DCV 信号和经降噪处理的原始 DCV 信号与原始 DCV 信号的 SOC 估计相比，降噪的原始 DCV 信号的 SOC 估计与安时法 SOC 估计更近，波动更小，精度更高。

4 结 论

准确可靠的 DCV 信号对于提高 SOC 估计精度是绝对必要的，而实际测量获得的 DCV 信号不可避免地混有噪声信号，降低了 SOC 估计精度。针对以上问题，本文设计并实现了基于 DWT 的 DCV 信号降噪技术，通过 MRA 将携带噪声的 DCV 信号分解成不同频率子带的信号，对比 4 种基于阈值硬阈值降噪规则所得到的降噪信号的信噪比，通过 Stein 无偏风险阈值硬阈值降噪规则实现信号与噪声之间的明确分离，再通过逆小波变换重构 DCV 信号，最后，本文以 ECM 为基础，通过 AFFRLS 辨识模型



(a) 初始估计误差为 0.2 时的 SOC 估计



(b) SOC 估计误差

图 7 SOC 估计及误差

参数，将降噪后的原始 DCV 信号作为 EKF 算法中终端电压估计 SOC。为了验证提出方法的有效性，将算法估计结果与安时法估计结果进行比较，结果显示：与原始 DCV 信号的 SOC 估计值相比，降噪的原始 DCV 信号的 SOC 估计值波动和误差更小，表明了所提方法的鲁棒性。

参考文献：

[1] XU Jun, CHRIS M, CAO Binggang, et al. A new method to estimate the state of charge of lithium-ion batteries based on the battery impedance model [J]. Journal of Power Sources, 2013, 233: 277-284.

[2] SEPASI S, GHORBANI R, LIAW B Y. A novel on-board state-of-charge estimation method for aged Li-ion batteries based on model adaptive extended Kalman filter [J]. Journal of Power Sources, 2014, 245(1): 337-344.

[3] PLETT G L. Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 2 Simultaneous state and parameter estimation [J]. Journal of Power Sources, 2006, 161(2): 1369-1384.

[4] XU Jun, MI C C, CAO Binggang, et al. The state of charge estimation of lithium-ion batteries based on a

- proportional integral observer [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(4): 1614-1621.
- [5] HU Xiaosong, SUN Fengchun, ZOU Yuan. Estimation of state of charge of a lithium-ion battery pack for electric vehicles using an adaptive Luenberger observer [J]. Energies, 2010, 3(9): 1586-1603.
 - [6] WANG Bin, XU Jun, WAI R J, et al. Adaptive sliding-mode with hysteresis control strategy for simple multi-mode hybrid energy storage system in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(2): 1404-1414.
 - [7] ZHANG Xi, MI C C, MASRUR A, et al. Wavelet-transform-based power management of hybrid vehicles with multiple on-board energy sources including fuel cell, battery and ultracapacitor [J]. Journal of Power Sources, 2008, 185(2): 1533-1543.
 - [8] KIA S H, HENAO H, CAPOLINO G A. Diagnosis of broken-bar fault in induction machines using discrete wavelet transform without slip estimation [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2009, 45(4): 1395-1404.
 - [9] MALEKNEJAD K, YOUSEFI M, NOURI K. Computational methods for integrals involving functions and Daubechies wavelets [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 189(2): 1828-1840.
 - [10] LEE S, KIM J. Discrete wavelet transform-based denoising technique for advanced state-of-charge estimator of a lithium-ion battery in electric vehicles [J]. Energy, 2015, 83: 462-473.
 - [11] KOPSINIS Y, MCLAUGHLIN S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(4): 1351-1362.
 - [12] 王维, 张英堂, 任国全. 小波阈值降噪算法中最优分解层数的自适应确定及仿真 [J]. 仪器仪表学报, 2009(3): 526-530.
- WANG Wei, ZHANG Yingtang, REN Guoquan. Adaptive determination and simulation of optimal decomposition layers in wavelet threshold noise reduction algorithm [J]. Journal of Instrumentation, 2009(3): 526-530.
- [13] LIU C C, SUN T Y, TSAI S J, et al. Heuristic wavelet shrinkage for denoising [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 256-264.
 - [14] RAHIMI-EICHI H, CHOW M Y. Adaptive parameter identification and state-of-charge estimation of lithium-ion batteries [C]//Proceedings of the Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 4012-4017.
 - [15] PALEOLOGU C, BENESTY J, CIOCHINA S. A robust variable forgetting factor recursive least-squares algorithm for system identification [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15: 597-600.
 - [16] DAI Haifeng, WEI Xuezhe, SUN Zechang, et al. Online cell SOC estimation of Li-ion battery packs using a dual time-scale Kalman filtering for EV applications [J]. Applied Energy, 2012, 95: 227-237.
- ### [本刊相关文献链接]
- 张立军, 程洪正, 孟德建, 等. 锂离子电池电-热-机耦合特性实验研究及关键参数辨识. 2017, 51(8): 142-148. [doi: 10.7652/xjtuxb201708023]
- 鲁伟, 续丹, 杨晴霞, 等. 锂电池分数阶建模与荷电状态研究. 2017, 51(7): 124-129. [doi: 10.7652/xjtuxb201707018]
- 严珍, 王斌, 徐俊, 等. 双参数组合优化的复合电源模式切换控制策略. 2016, 50(11): 129-135. [doi: 10.7652/xjtuxb201611020]
- 王斌, 徐俊, 曹秉刚, 等. 电动汽车的多模式复合电源能量管理自适应优化. 2015, 49(12): 130-136. [doi: 10.7652/xjtuxb201512021]
- 宁博, 徐俊, 曹秉刚, 等. 采用等效电路的参数自适应电池模型及电池荷电状态估计方法. 2015, 49(10): 67-71. [doi: 10.7652/xjtuxb201510011]
- 高建平, 葛坚, 赵金宝, 等. 复合电源系统功率分配策略研究. 2015, 49(7): 17-24. [doi: 10.7652/xjtuxb201507004]
- 赵立军, 张艳芬, 刘清河. 纯电动商用车机械式自动变速器综合换挡策略. 2015, 49(6): 46-52. [doi: 10.7652/xjtuxb201506008]
- 常国宾, 许江宁, 李安, 等. 迭代无味卡尔曼滤波的目标跟踪算法. 2011, 45(12): 70-74. [doi: 10.7652/xjtuxb201112013]
- 何栋炼, 彭侠夫, 蒋学程, 等. 永磁同步电机的改进扩展卡尔曼滤波测速算法. 2011, 45(10): 59-64. [doi: 10.7652/xjtuxb201110011]
- 巫春玲, 韩崇昭. 用于弹道目标跟踪的有限差分扩展卡尔曼滤波算法. 2008, 42(2): 143-146. [doi: 10.7652/xjtuxb200802004]
- 程博, 韩琳, 王军平, 等. 利用免疫进化网络的镍氢电池组荷电状态预测. 2007, 41(11): 1384-1386. [doi: 10.7652/xjtuxb200711030]
- 王军平, 陈全世, 曹秉刚, 等. 电动车用镍氢电池模块的充放电模型研究. 2006, 40(1): 50-52. [doi: 10.7652/xjtuxb200601012]

(编辑 武红江)