

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2014.09.024

基于改进型采样点卡尔曼滤波的 矿用电池 SOC 估计

何灵娜,王运红

(浙江工业大学 信息工程学院,浙江 杭州 310023)

摘要:为了实时、准确地估计矿用电池 SOC 值,通过采用加权统计线性回归法实现模型函数线性化,将采样点卡尔曼滤波技术应用到矿用电池 SOC 估计中。针对有限的电池管理系统资源,基于电池状态观测复合模型的状态方程线性和观测方程非线性的特点,提出了将标准卡尔曼滤波和采样点卡尔曼滤波组合的非线性滤波算法;为了使得该算法具有应对突变状态的强跟踪能力和应对模型不准确的鲁棒性,引入了奇异值分解,采用特征协方差矩阵代替误差协方差矩阵,并基于强跟踪原理引入了次优渐消因子。仿真结果表明,基于改进型采样点卡尔曼滤波的矿用电池 SOC 估计算法兼顾估计精度和运算量,并具有跟踪突变状态和应对模型不准确的鲁棒性,完全适用于资源有限的矿用电池 SOC 估计;可见,该算法具有良好的实际应用价值。

关键词:矿用电池;荷电状态;采样点卡尔曼滤波;奇异值分解;强跟踪滤波器

中图分类号:TM912

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2014)09-1213-05

SOC estimation based on improved sampling point Kalman filter for mine-used battery

HE Ling-na, WANG Yun-hong

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In order to estimate the state of charge (SOC) for mine-used battery exactly and real-time, the weighted statistical linear regression method was used to achieve the linearization of model function, and the technique of sampling points Kalman filter was applied to the state of charge estimation for mine-used battery. Aiming at the limited resource of the battery management system, the nonlinear filtering algorithm that combined standard Kalman filter and sampling point Kalman filter was proposed based on the linear characteristic of the state equation and the nonlinear characteristic of the observation equation of the battery model. In order to achieve the strong tracing ability of forced condition and the robustness of the model inaccuracy, the singular value decomposition was introduced, and the error covariance matrix was replaced by the characteristic covariance matrix, and suboptimal fading factor was introduced based on the principle of strong tracing. The simulation results indicate that the state of charge estimation algorithm based on improved sampling point Kalman filter for mine-used battery takes the filtering accuracy and the amount of computation into account, and has the strong tracing ability to deal with the forced condition and the robustness to deal with the inaccuracy of model, and is totally applicable to the state of charge estimation for mine-used battery whose resource is limited. Therefore, the new algorithm has good practical value.

Key words: mine-used battery; state of charge (SOC); sampling point Kalman filter; singular value decomposition; strong tracing filter

0 引 言

矿用电池作为紧急避险设施、检测通信系统和井

下运输车辆等煤矿工业设备的动力源,其荷电状态 (SOC)估计的准确性与避难人员的安危密切相关^[1]。

目前,常用的电池 SOC 估计方法有开路电压法、Ah 计

收稿日期:2014-04-17

作者简介:何灵娜(1989-),女,浙江宁波人,主要从事电池 SOC 方法与技术方面的研究. E-mail:719630410@qq.com.cn

量法、模糊神经网络法和卡尔曼滤波法等^[2-5]。由于矿用电池的初始 SOC 值难以确定,且电池 SOC 在电池工作过程中易受多种因素干扰^[6]。而扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法计算量适中,且具有克服初值误差和累计误差的能力,因此被广泛应用于非线性系统的状态估计^[7]。由于 EKF 算法是利用泰勒级数展开,并截断高阶项来实现非线性系统的线性化,该算法只适用于低动态弱非线性系统。当算法的估计误差较大时,算法的滤波精度就会降低、不稳定,甚至发散^[8]。

矿用电池是一个强非线性系统,针对 EKF 只适用于连续可微的弱非线性系统且必须计算复杂的 Jacobian 矩阵^[9],基于采样点卡尔曼滤波算法(sampling point kalman Filter, SPKF),本研究通过采用加权统计线性回归法实现模型函数统计线性化,从而在克服 EKF 缺陷的同时,实现电池 SOC 估计。本研究针对有限的电池管理系统资源,基于电池模型状态方程线性的特征,通过将标准 KF 和 SPKF 组合使用,从而实现算法运算量的降低。此外,由于 SPKF 需要进行状态误差协方差开方,易于引起病态矩阵问题。对此,本研究在 SPKF 算法中引入奇异值分解,并用特征协方差阵代替均方估计误差协方差阵。此外,本研究针对矿用电池外特性呈高动态非线性且电池模型误差不可避免,基于强跟踪原理,引入次优渐消因子。

1 矿用电池状态观测复合模型

状态观测复合模型将电池 SOC 作为非线性系统的唯一状态变量,因此计算复杂度低。该模型之所以被称为复合模型,是由于该模型由 3 种简单电化学模型复合得到^[10]。

Sherpherd 模型:

$$y_k = E_0 - Ri_k - K_i/x_k \quad (1)$$

Unnewehr universal 模型:

$$y_k = E_0 - Ri_k - K_i x_k \quad (2)$$

Nernst 模型:

$$y_k = E_0 - Ri_k - K_2 \ln(x_k) + K_3 \ln(1 - x_k) \quad (3)$$

式中: x_k —电池在 k 时刻的 SOC 值; E_0 —矿用电池的开路电压; R —示电池内阻; i_k — k 时刻电池的瞬时电流(电池放电时, i_k —正;充电时, i_k —负); y_k —电池工作电压; K_1, K_2, K_3 —系统模型的匹配系数,其所在项表示电池极化内阻。

针对矿用电池 SOC 受环境温度和充、放电倍率影响较大的问题,本研究在复合模型中引入环境温度比例因子和充、放电倍率比例因子,并将其作为该算法的

输入 u_k ,而将易于直接测量的电池端电压作为电池模型的输出 y_k 。由此得到,电池状态观测复合模型的表达式如下所示:

状态方程:

$$x_{k+1} = x_k - \left(\frac{\eta_i \Delta t}{\eta_r Q_n} \right) i_k \quad (4)$$

观测方程:

$$y_k = K_0 - Ri_k - K_1/x_k - K_2 x_k + K_3 \ln(x_k) + K_4 \ln(1 - x_k) \quad (5)$$

式中: K_0 —电池开路电压; η_i —额定温度下,放电电流为 i_k 时的充放电倍率比例因子(在额定放电倍率下, $\eta_i = 1$); η_r —额定放电倍率下,温度为 T 时的环境温度比例因子(在额定温度下, $\eta_r = 1$); Q_n —电池的额定容量。

电池状态观测复合模型作为 Shepherd 模型、Unnewehr universal 模型、Nernst 模型以及 Ah 模型的复合体,在性能上要远远优于其中任意一个电池模型。

2 基于改进型采样点卡尔曼滤波的电池 SOC 估计

矿用电池是一个高动态强非线性系统,为了获取实时、有效、精确的矿用电池 SOC 值,本研究基于最优高斯近似卡尔曼滤波框架中的 SPKF 算法,通过采用加权统计线性回归法实现非线性系统函数统计线性化,克服了 EKF 算法只适用于弱非线性系统以及必须计算 Jacobian 矩阵的缺陷,且使滤波精度逼近三阶以上^[11]。

2.1 运算量的改进

由于矿用设备资源有限,针对“矿用电池状态观测复合模型的状态方程为线性方程,而只有观测方程为非线性方程”的特性,本研究通过在 SPKF 算法的时间更新阶段引入标准卡尔曼滤波算法来进行状态变量、状态误差协方差以及观测变量的一步预测,而后续测量更新与 SPKF 算法一致^[12]。为了方便,该算法简写为 KSPKF。

在算法的时间更新阶段,KSPKF 算法只需要进行 3 步就可以完成,简单方便。笔者比较 SPKF 算法与 KSPKF 算法在时间更新阶段的运算量(乘法次数),有关情况如表 1 所示。

观察表 1 可知,SPKF 算法在时间更新阶段的运算量(乘法运算)为 $22n + 7$ 次,而 KSPKF 算法在时间更新阶段的运算量为 $10n + 6$ 次。可见,KSPKF 算法在运算效率上得到了大大的提升。

表1 SPKF 和标准 KF 在时间更新阶段每步的运算量(乘法次数)

步骤	SPKF 运算量	标准 KF 运算量
采样点确定阶段	$2n$	0
权值定义	$4n$	0
状态变量预测	$2n+1$	0
均方估计误差预测	$4n+2$	2
观测变量预测阶段	$10n+4$	$10n+4$
总计	$22n+7$	$10n+6$

2.2 数值稳定性的改进

当 KSPKF 算法在进行采样点确定的过程中需要对误差协方差阵进行 cholesky 分解,而 cholesky 分解要求被分解矩阵必须满足正定性。

然而,矿用电池在工作过程中,由于物理因素以及环境因素引起的干扰的存在而使得采集误差不可避免。此外,对于含有误差的采集数据进行复杂的算法推导时,得到的结果又往往含有舍入误差,由此可知,误差协方差矩阵的正定性难以保证。

在 SVD 分解中,如果假定 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $m \geq n$, 则 SVD 分解可以表示为:

$$A = U \begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T$$

式中: U, V — A 的左、右奇异向量; S — A 的奇异值, $S = \text{diag}\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \geq 0$ 。

根据 SVD 分解的定义可知, SVD 分解不仅不限制被分解矩阵的正定性,并且保证分解得到的奇异值都是正值^[13]。因此,本研究针对 KSPKF 算法的数值稳定性问题,对算法的采样点确定进行了改进,试图采用稳定性和精度较好的 SVD 分解来代替 cholesky 分解,用特征协方差矩阵来代替协方差矩阵,其中采样点确定部分的方程式将被修改为:

$$P_{x, k+1|k} = U_{k+1|k} S_{k+1|k} V_{k+1|k} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \chi_{k+1|k} &= [x_{k+1|k} \quad x_{k+1|k} + \sqrt{n + \lambda} U_{k+1|k} \text{chol}(S_{k+1|k}) \\ &\quad x_{k+1|k} - \sqrt{n + \lambda} U_{k+1|k} \text{chol}(S_{k+1|k})] \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\lambda = \partial^2(n + \kappa) - n$; κ —比例因子,用于控制采样点与系统状态变量预测值 $x_{k+1|k}$ 点间的距离; n —系统状态维数; ∂ —采样点的扩散程度,通常满足: $1e-4 \leq \partial \leq 1$ 。

为了方便,基于奇异值分解的 SPKF 算法在下面简称为 SVD-KSPKF 算法。

2.3 强跟踪原理的引入

对于矿用电池而言,噪声、部件磨损、老化等因素不可避免,因此要建立一个能够完全反映动力电池状态统计特性的精确模型十分困难。此外,矿用电池在工作过程中由于工作环境复杂,使得电池外特征参数

变化较大,可见,本研究所设计的 SOC 估计算法不仅要有应对模型不准确的鲁棒性,还要能快速跟踪剧烈波动的电池端电流。然而, SVD-KSPKF 算法对电池模型的依赖性很强,且当系统达到平稳状态时, SVD-KSPKF 算法增益阵 K_k 将趋于极小值;反之,当系统状态发生突变时,虽然预报残差有所增大,但增益阵 K_k 并没有随之迅速增大,而仍保持极小值。可见,算法不具备快速跟踪突变状态的能力。对此,本研究在 SVD-KSPKF 算法中引入了强跟踪滤波器,并记为 SS-KSPKF 算法。

强跟踪滤波器基于正交性原理,其基本思想是:在线选择适当的时变增益阵 K_k ,使得:

$$E[x_k - x_k^-][x_k - x_k^-]^T = \min \quad (8)$$

$$V_k = E[\gamma_{k+j} \gamma_k^T] = 0, k = 0, 1, 2, \dots; j = 1, 2, \dots \quad (9)$$

其中,式(8)是经典 EKF 的性能指标,式(9)要求不同时刻的残差序列处处保持相互正交。

本研究基于新息序列的正交性原理,在 SVD-KSPKF 算法中引入了次优渐消因子,其基本步骤如下:

首先,计算输出残差:

$$\gamma_{k+1} = y_{k+1} - y_{k+1|k} \quad (10)$$

其次,计算残差协方差阵:

$$V_{k+1} = \begin{cases} \gamma_1 \gamma_1^T, & k = 0 \\ \rho V_k + \gamma_{k+1} \gamma_{k+1}^T, & k \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: ρ —遗忘因子。

最后,令:

$$N_{k+1} = V_{k+1} - H_{k+1} Q_k H_{k+1}^T - \beta_1 R_{k+1} \quad (12)$$

$$M_{k+1} = H_{k+1} F_k P_k F_k^T H_{k+1}^T \quad (13)$$

$$c_{k+1} = \frac{\text{tr}(N_{k+1})}{\text{tr}(M_{k+1})} \quad (14)$$

式中: β_1 —弱化因子。则次优渐消因子可表示为:

$$\lambda_{k+1} = \begin{cases} c_{k+1}, & c_{k+1} > 1 \\ 1, & c_{k+1} \leq 1 \end{cases} \quad (15)$$

由此,得到修正后的状态预测误差协方差阵:

$$P_{x, k+1|k} = \lambda_{k+1} A_k P_k A_k^T + Q_k \quad (16)$$

2.4 电池 SOC 估计算法设计

基于 SPKF 算法,本研究通过在时间更新阶段引入标准卡尔曼滤波原理实现算法运算量改进,并在此基础上引入奇异值分解和强跟踪原理,加强了算法的数值稳定性和跟踪突变状态的能力,且使其具有了抗模型误差的能力。其中,算法的递推过程如下:

(1)模型选择。

矿用电池内部化学反应复杂,汽车运行过程中易

受物理振动、环境温度、测量误差等各种因素的影响。因此,本研究在上述观测方程和状态方程中引入了状态噪声和测量噪声,并将其表示为:

状态方程:

$$x_{k+1} = f(x_k, i_k) + w_k = x_k - \left(\frac{\eta_i \Delta t}{\eta_T Q_n} \right) i_k + w_k \quad (17)$$

观测方程:

$$y_k = g(x_k, u_k) + v_k = K_0 - Ri_k - K_1/x_k - K_2 x_k + K_3 \ln(x_k) + K_4 \ln(1 - x_k) + v_k \quad (18)$$

式中: w_k —系统的状态噪声; v_k —系统的测量噪声。满足:

$$E(w_k) = E(v_k) = 0,$$

$$E(w_k v_k^T) = 0,$$

$$E(w_k w_k^T) = Q_k,$$

$$E(v_k v_k^T) = R_k.$$

其中: Q_k —系统状态噪声协方差阵, R_k —系统测量噪声协方差阵, $E(\cdot)$ —期望函数。

(2) 初始化

$$x_{0|0} = E[x_0] = SOC_0 \quad (19)$$

$$P_0 = E[(x_0 - x_{0|0})(x_0 - x_{0|0})^T] \quad (20)$$

(3) 状态变量和状态误差协方差的一步预测。

$$x_{k+1|k} = x_k - \left(\frac{\eta_i \Delta t}{\eta_T Q_n} \right) i_k \quad (21)$$

$$P_{x,k+1|k} = A_k P_k A_k^T + Q_k \quad (22)$$

式中: A_k —系统动态特性的方程匹配系数,其取值为: $A_k = 1$ 。

(4) 观测变量 $y_{k+1|k}$ 的一步预测。

$$y_{k+1|k} = K_0 - Ri_k - K_1/x_{k+1|k} - K_2 x_{k+1|k} + K_3 \ln(x_{k+1|k}) + K_4 \ln(1 - x_{k+1|k}) \quad (23)$$

(5) 次优渐消因子的引入。

其推导过程如公式(10~16)。

(6) 奇异值分解及采样点确定。

其推导过程如公式(6~7)。

此外,与采样点对应的权值定义为:

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ W_0^c = \frac{\lambda}{n + \lambda} + 1 - \partial^2 + \beta \\ W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n + \lambda)} \quad i = 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (24)$$

式中: β —状态分布参数。

(7) 滤波增益阵的计算。

$$\xi_{k+1|k} = K_0 - Ri_k - K_1/x_{k+1|k} - K_2 x_{k+1|k} + K_3 \ln(x_{k+1|k}) + K_4 \ln(1 - x_{k+1|k}) \quad (25)$$

$$P_{y,k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\xi_{k+1|k} - y_{k+1|k}] [\xi_{k+1|k} - y_{k+1|k}]^T \quad (26)$$

$$P_{xy,k+1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\chi_{k+1|k} - x_{k+1|k}] [\xi_{k+1|k} - x_{k+1|k}]^T \quad (27)$$

$$K = P_{xy,k+1} P_{y,k+1}^{-1} \quad (28)$$

(8) 状态变量和状态误差协方差的最优估计。

$$x_{k+1} = x_{k+1|k} + K(y_{k+1} - y_{k+1|k}) \quad (29)$$

$$P_{x,k+1} = P_{x,k+1|k} - K P_{y,k+1} K^T \quad (30)$$

至此,若算法达到设定结束步数,则终止;否则, $k = k + 1$, 转向第(3)步,继续迭代循环。

3 实验分析

该实验选用的单体电池是型号为 WX11U3215 的磷酸铁锂聚合物动力电池,该电池的额定电压为 3.2 V,额定容量 ≥ 15 Ah,额定放电电流为 15 A,放电时的额定工作温度范围为 $-10^\circ\text{C} \sim 45^\circ\text{C}$ [14]。其中,本研究所采用数据的实验对象为四节单体磷酸铁锂聚合物动力电池串联组成的电池组,由此可知,电池组的额定电压为 12.8 V,额定容量为 15 Ah。

为了更好地验证所提出的改进算法应对模型误差的鲁棒性,本研究在算法模型输入参数 K_0 中引入了随机噪声,其中,电池模型输入参数 K_0 在引入随机噪声后的曲线图如图 1 所示。

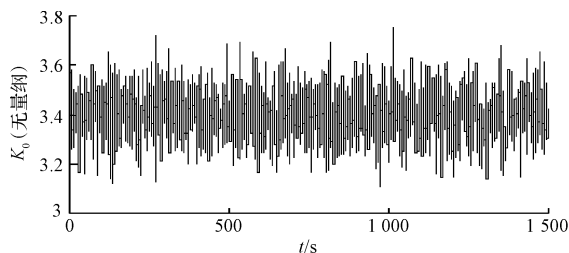


图 1 电池模型参数 K_0 加噪后的曲线图

此外,为了验证算法跟踪突变状态的能力,本研究通过在 UDDS 工况下对电池进行放电操作以模拟突变状态,并对电池端电流加入随机噪声以加大算法的模型误差。其中,加噪后的电池端电流波形图如图 2 所示。

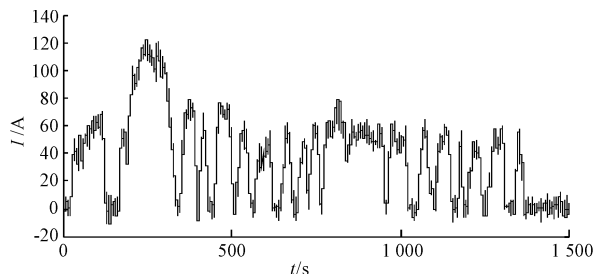


图 2 加噪后放电电流波形图

为了更全面地验证所提出的算法的有效性,除了

对 SS-KSPKF 算法进行了仿真实验外,本研究还对改进型 EKF(在 EKF 中考虑了环境温度影响因子和充放电倍率影响因子)和 SVD-KSPKF 算法进行了仿真实验,以更全面地对算法估计结果进行比较分析。其中,电池 SOC 估计结果局部仿真放大图如图 3 所示。

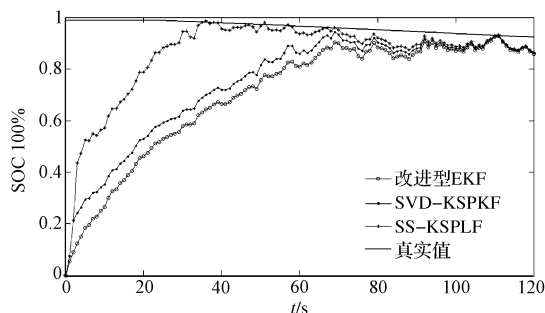


图3 电池 SOC 估计结果局部仿真放大图

观察图 3 可以发现,3 种算法在大约 80 s 后均能较好地实现 SOC 值的准确估计。而在起初的 0 ~ 80 s 内,SS-KSPKF 算法具有比 SVD-KSPKF 算法和改进型 EKF 算法更快的收敛速度和更好的收敛精度。可见,本研究提出的算法具有应对模型不准确以及跟踪突变状态的能力,很适合于矿用电池 SOC 估计。

4 结束语

本研究详细介绍了矿用电池状态观测复合模型,通过采用加权统计线性回归法,实现了非线性函数的统计线性化过程。针对电池复合模型的特殊性,将标准卡尔曼滤波算法与 SPKF 算法组合使用,减少了计算量。通过奇异值分解和强跟踪原理的引入,提出了改进型 SPKF 算法,并将其应用于矿用电池 SOC 估计。此外,分析了改进型 SPKF 算法的递推过程,并进行了仿真验证。仿真结果表明:对于含有模型误差和状态突变的系统中,该算法依然具有较快的收敛速度以及较好的收敛精度。

综上所述,本研究提出的基于改进型的 SPKF 算法在保证滤波精度和收敛速度的同时,还兼顾了计算量。可见,该算法可应用于矿用电池 SOC 估计。

参考文献 (References):

[1] 王沙沙,娄高峰,唐霞,等.基于扩展卡尔曼滤波法的矿

用可移动救生舱蓄电池荷电状态估计[J].工矿自动化,2013,39(2):43-47.

[2] 江跃龙.基于 UKF 动力锂电池 SOC 动态估测方法与实现[D].广州:广东工业大学信息工程学院,2012.

[3] 林成涛,陈全世,王军平,等.用改进的安时计量法估计电动汽车动力电池 SOC[J].清华大学学报:自然科学版,2006,46(2):247-251.

[4] 齐国光,李建民.电动汽车电量计量技术的研究[J].清华大学学报:自然科学版,1997,37(3):46-49.

[5] AFFANNI A, BELLINI A, CONCARI C, et al. EV Battery State of Charge: Neural Network Based Estimation[C]//IEEE International Electric Machines and Drives Conference. Medison: [s. n.], 2003:684-688.

[6] 左适够,周亚,张达.基于 DSP 的电动汽车蓄电池电量计量及荷电状态估计[J].机电工程,2012,29(4):461-464.

[7] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. **Journal of basic Engineering**, 1960, 82(1):35-45.

[8] 赵晓,汪明,李晓明.改进扩展卡尔曼滤波算法在智能足球机器人比赛中的应用[J].机电工程,2012,29(3):334-338.

[9] PLETT G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 1. Background[J]. **Journal of Power sources**, 2004, 134(2):252-261.

[10] HE H, XIONG R, GUO H, et al. Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles[J]. **Energy Conversion and Management**, 2012(64):113-121.

[11] LI J, KLEE BARILLAS J, GUENTHER C, et al. A comparative study of state of charge estimation algorithms for LiFePO4 batteries used in electric vehicles[J]. **Journal of Power Sources**, 2013, 230(15):244-250.

[12] JWO D-J, LAI S-Y. Navigation integration using the fuzzy strong tracking unscented Kalman filter[J]. **Journal of Navigation**, 2009, 62(2):303-322.

[13] LIU B, MA X-C, HOU C-H. A Particle Filter using SVD based Sampling Kalman Filter to Obtain the Proposal Distribution[C]. IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems: chengdn: [s. n.], 2008:581-584.

[14] 徐杰.基于卡尔曼滤波的动力电池组 SOC 精确估计[D].杭州:杭州电子科技大学电子信息学院,2009.

[编辑:李辉]

本文引用格式:

何灵娜,王运红.基于改进型采样点卡尔曼滤波的矿用电池 SOC 估计[J].机电工程,2014,31(9):1213-1217.

HE Ling-na, WANG Yun-hong. SOC estimation based on improved sampling point Kalman filter for mine-used battery[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2014, 31(9):1213-1217.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>