

基于粒子滤波算法的动力电池容量估计模型研究^{*}

田晟, 吕清

(华南理工大学 土木与交通工程学院, 广东 广州 510640)

摘要: 针对基于双指数模型和多项式模型的粒子滤波算法估计动力电池容量精度低的问题, 提出一种融合指数项和多项式的组合模型估计动力电池容量, 通过分析粒子滤波算法运行过程中双指数模型和多项式模型的参数迭代更新状态, 提取两模型中的关键项形成组合模型, 并分别以实验室条件下和用户工况下动力电池容量数据对组合模型进行验证。结果表明, 两种条件下基于组合模型估计的动力电池容量精度均高于基于双指数模型和多项式模型估计的精度。

关键词: 汽车; 动力电池; 电池容量; 粒子滤波; 组合模型

中图分类号: U469.72

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2019)05-0001-05

随着汽车排放标准的日渐严苛, 电动化成为汽车未来发展方向已是行业的共识。锂离子动力电池以其优良的性能在新一代电动汽车中得到广泛应用。然而随着锂电池充放电次数的增加, 电池内部往往会发生一些不可逆的化学反应, 导致锂电池性能衰退。锂离子动力电池性能衰退直观地表现为电池可释放能量降低和功率等级下降, 内部表现为电池容量衰减。因此, 将锂离子动力电池容量作为电池剩余使用寿命 (Remaining Useful Life, RUL) 预测的关键参数和电池健康状态 (State of Health, SOH) 评价的关键指标之一。动力电池容量估计方法可分为物理模型法和数据驱动法, 相比物理模型法, 数据驱动法估计动力电池容量具有计算量少且无需考虑电池复杂的机理反应等优势, 更适应实车的运行环境。

粒子滤波作为一种基于数据驱动的方法, 它从状态估计的思想出发, 提取电池历史容量数据实时更新电池容量估计模型的参数, 再利用更新后模型在线估计电池容量。采用粒子滤波算法估计动力电池容量的精度主要取决于粒子滤波算法的性能和动力电池容量估计模型。为提升粒子滤波算法估计电池容量的精度, 目前主要提出了改进粒子滤波算法及建立新型电池容量估计模型, 如双指数模型和二次多项式模型等, 其中应用较广泛的是双指数模型, 有研究者结合该模型, 利用基本粒子滤波算法或基本粒子滤波算法的改进形式实现了动力电池容量的

在线估计。尽管基于粒子滤波的动力电池容量估计具有计算量少、运行速度快、便于实车搭载等优点, 但其精度不尽人意。该文通过分析滤波过程中双指数模型和二次多项式模型参数的变化, 基于粒子滤波算法提出一种融合指数项和多项式的动力电池容量估计模型, 并利用实车采集的动力电池容量数据进行模型评估。

1 粒子滤波算法

1.1 粒子滤波算法的基本原理

粒子滤波算法是一种基于蒙特卡洛方法的近似贝叶斯滤波, 其核心思想是根据系统状态向量的经验分布在状态空间产生一组离散的采样点 (即粒子的集合), 再根据观测值调整粒子的位置与状态, 最后以调整后的粒子集近似地表示系统状态, 实现系统状态的最优估计。其状态空间模型为:

$$x_k = f(x_{k-1}, w_{k-1}) \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (2)$$

式中: $x_k \in R^{n_x}$ 、 $z_k \in R^{n_z}$ 分别为系统在 k 时刻的状态变量和观测值; $w_{k-1} \in R^{n_w}$ 、 $v_k \in R^{n_v}$ 分别为过程噪声和观测噪声, 均服从高斯分布。

贝叶斯滤波一般由预测和更新两个步骤组成, 预测是用系统模型预测从一个测量时刻到下一个时刻的后验概率密度函数, 更新是利用最新的测量值对这个后验概率密度进行修正。在状态空间模型中, 假设已知从 0 到 k 时刻的观测值 $z_{0:k}$ 、 $k-1$ 时

^{*} 基金项目: 国家留学基金项目(201706155003); 广东省科技计划项目(2015A080803001)

刻以前状态的后验概率分布 $p(x_{0:k-1} | x_{0;z-1})$, 则预测和更新过程可以递归表示, 分别见式(3)和式(4)。

$$p(x_k | z_{0:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) \cdot p(x_{k-1} | z_{0:k-1}) dx_{k-1} \quad (3)$$

$$p(x_k | z_{0:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{0:k-1})}{\int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{0:k-1}) dx_k} \quad (4)$$

1.2 动力电池容量估计步骤

基于粒子滤波算法估计动力电池容量的步骤:

(1) 确定动力电池容量估计模型, 根据模型建立相应的状态空间方程, 提取动力电池历史容量数据, 采用最小二乘法拟合动力电池历史容量数据, 确定模型初始参数。

(2) 算法初始化, 令 $k=0$, 由系统状态向量的经验分布 $p(x_0)$ 产生 N 个粒子 $\{x_0^i\}_{i=1}^N$ 。

(3) 重要性采样, 由 $x_k^i \sim p(x_k | x_{k-1}^i)$ 采样 x_k^i , 更新粒子权值 $w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_{k-1}^i)$, 其中 $i=1, 2, \dots, N$; 归一化权值 $\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i$ 。

(4) 重采样, 根据归一化的权值 \tilde{w}_k^i 对粒子进行复制与淘汰, 用原来的权值样本 $\{x_{0:k}^i, \tilde{w}_k^i\}_{i=1}^N$ 得到更新后的权值样本 $\{\tilde{x}_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N$, $w_k^i = 1/N$, 得到状态估计值 $\bar{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i \tilde{x}_k^i$ 。

(5) 令 $k=k+1$, 重复上述过程, 直至 k 达到动力电池历史容量数据的充放电次数。

(6) 由状态估计值 \bar{x}_k 更新校正模型参数, 利用参数更新后的模型估计动力电池容量。

2 组合模型

2.1 动力电池容量估计的经验模型

分别采用双指数函数和二次多项式函数建立动力电池容量估计的经验模型, 分别记为模型 A 和 B, 其形式如下:

$$C_A = \lambda_1 \cdot \exp(\lambda_2 \cdot k) + \lambda_3 \cdot \exp(\lambda_4 \cdot k) \quad (5)$$

$$C_B = \lambda_5 \cdot k^2 + \lambda_6 \cdot k + \lambda_7 \quad (6)$$

式中: C_A 、 C_B 分别为模型 A 和 B 估计的动力电池容量值; λ_i ($i=1, 2, \dots, 7$) 表示模型中待辨识的参数; k 为动力电池循环充放电次数。

基于模型 A、B 建立的动力电池容量估计状态空间方程分别见式(7)和式(8)。

$$x_k = [\lambda_{1,k}, \lambda_{2,k}, \lambda_{3,k}, \lambda_{4,k}]$$

$$\lambda_{1,k} = \lambda_{1,k-1} + w_{1,k-1} \quad w_{1,k-1} \sim N(0, \sigma_{w1,k-1})$$

$$\lambda_{2,k} = \lambda_{2,k-1} + w_{2,k-1} \quad w_{2,k-1} \sim N(0, \sigma_{w2,k-1})$$

$$\lambda_{3,k} = \lambda_{3,k-1} + w_{3,k-1} \quad w_{3,k-1} \sim N(0, \sigma_{w3,k-1})$$

$$\lambda_{4,k} = \lambda_{4,k-1} + w_{4,k-1} \quad w_{4,k-1} \sim N(0, \sigma_{w4,k-1}) \quad (7)$$

$$C_A = \lambda_{1,k} \cdot \exp(\lambda_{2,k} \cdot k) + \lambda_{3,k} \cdot \exp(\lambda_{4,k} \cdot k) + u_k \quad u_k \sim N(0, \sigma_v)$$

式中: $w_{i,k-1}$ 、 u_k 分别为状态过程噪声和观测噪声, 该模型中均设为高斯白噪声。

$$x_k = [\lambda_{5,k}, \lambda_{6,k}, \lambda_{7,k}]$$

$$\lambda_{5,k} = \lambda_{5,k-1} + w_{5,k-1} \quad w_{5,k-1} \sim N(0, \sigma_{w5,k-1})$$

$$\lambda_{6,k} = \lambda_{6,k-1} + w_{6,k-1} \quad w_{6,k-1} \sim N(0, \sigma_{w6,k-1})$$

$$\lambda_{7,k} = \lambda_{7,k-1} + w_{7,k-1} \quad w_{7,k-1} \sim N(0, \sigma_{w7,k-1}) \quad (8)$$

$$C_B = \lambda_{5,k} \cdot k^2 + \lambda_{6,k} \cdot k + \lambda_{7,k} + v_k \quad v_k \sim N(0, \sigma_v)$$

式中: $w_{i,k-1}$ 、 v_k 分别为状态过程噪声和观测噪声, 该模型中均设为高斯白噪声。

2.2 粒子滤波估计动力电池容量

动力电池容量数据来自美国国家航天局卓越故障研究预测中心的电池老化试验数据集, 以其中 Battery #05 容量数据为例, 该组数据是在实验室条件下以恒流恒压充放电测得的电池容量衰减数据。根据粒子滤波算法估计动力电池容量的步骤, 提取 Battery #05 容量数据的前 60% 作为历史容量数据, 利用最小二乘法拟合该组数据, 初始化模型 A 和 B 的参数。粒子滤波算法中粒子数 N 设为 500, 在计算机环境下实现基于模型 A 和 B 的粒子滤波算法对动力电池容量的在线估计, 结果见图 1、图 2。基于模型 A 和 B 建立状态空间方程的粒子滤波算法运行过程中参数迭代更新过程见图 3、图 4。

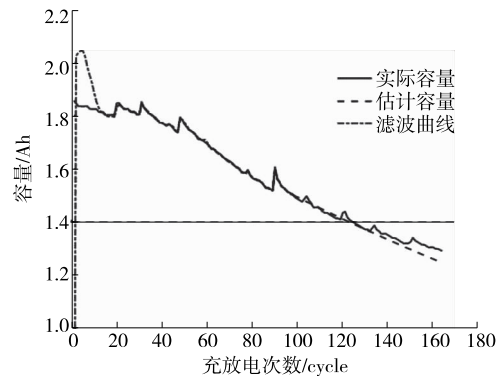


图 1 基于模型 A 的动力电池容量估计结果

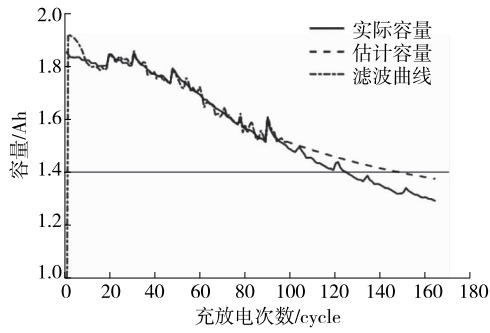


图 2 基于模型 B 的动力电池容量估计结果

由 1 和图 2 可知:基于模型 A 的粒子滤波算法估计的动力电池容量更接近实际容量值,但基于模型 B 的粒子滤波算法的滤波曲线在前期收敛更快,对动力电池历史容量数据的拟合程度更好。因此,在二者的基础上提出一种融合指数项和多项式的新型动力电池容量估计模型,即组合模型。

由图 3、图 4 可知:模型 A 即双指数模型中参数在迭代更新过程中,指数项系数 $\lambda_{1,0}$ 和 $\lambda_{3,0}$ 之间相差两个数量级,相比第一个指数项,第二个指数项对容

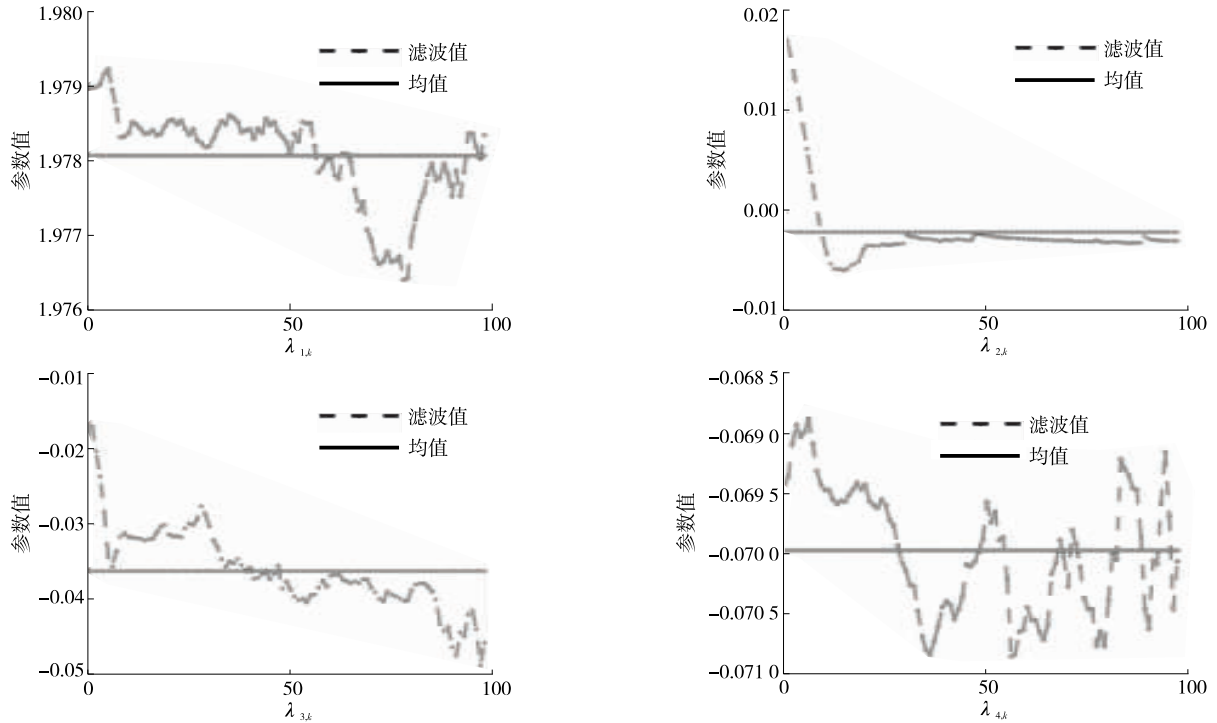


图 3 模型 A 参数状态

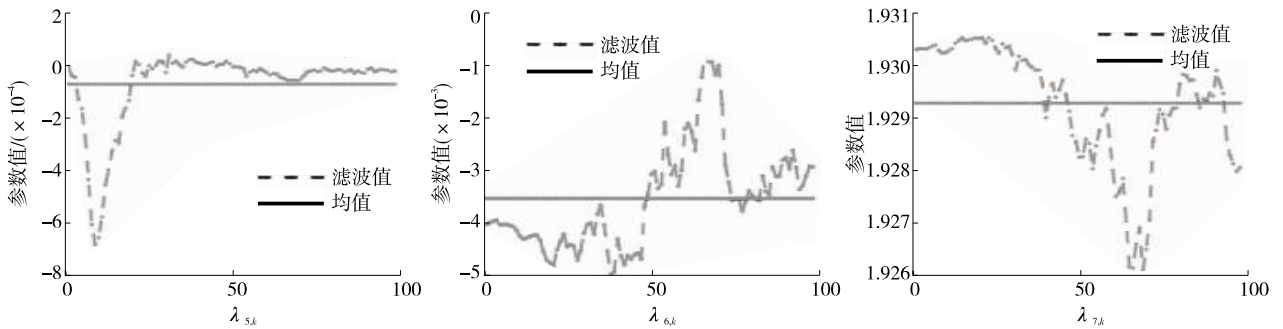


图 4 模型 B 参数状态

量估计的影响可忽略不计;模型 B 即二项式模型中参数迭代更新过程中,二项式的常数项 $\lambda_{7,0}$ 的值波动极小,几乎未发生变化,说明二项式模型中电池容量估计效果的主要影响因素是二次项和一次项。综合考虑模型参数数量对算法复杂度的影响,将组合

模型参数限定在不超过模型 A 的参数数量即 4 个。提取模型 A 的第一项指数项及模型 B 的二次项和一次项形成组合模型,记作模型 C,其形式如下:

$$C_C = \lambda_8 \cdot \exp(\lambda_9 \cdot k) + \lambda_{10} \cdot k^2 + \lambda_{11} \cdot k \quad (9)$$

基于模型 C 的粒子滤波算法估计 Battery # 05

容量数据的结果见图5。按估计容量相对误差 = $|\text{估计容量} - \text{实际容量}| / \text{实际容量} \times 100\%$ 计算, 基于模型 A、B 和 C 的粒子滤波算法对 Battery # 05 容量数据估计的相对误差见图6。

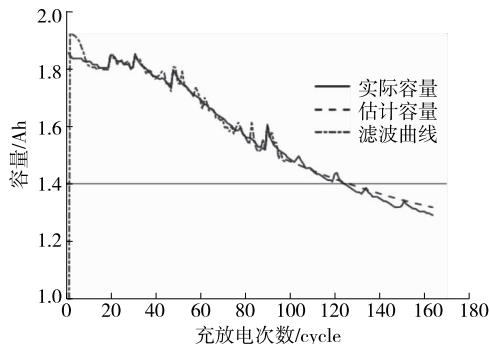


图5 基于模型C的动力电池容量估计结果

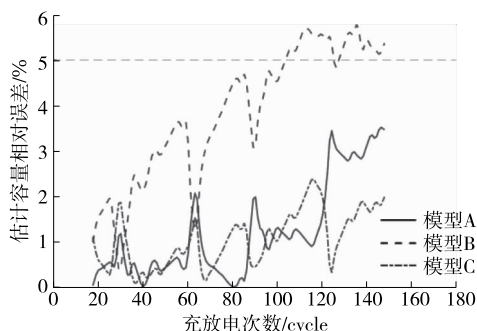


图6 实验室条件下动力电池容量估计误差

由图5可知:基于模型C的粒子滤波算法的滤波曲线不仅收敛速度快,而且前期对动力电池历史容量数据的拟合程度高。

由图6可知:模型C估计的动力电池容量的相对误差波动小,其最大误差也最小,仅为2.4%。

为更直观地表达3种模型对电池容量估计的效果,对其估计结果进行评估,分别计算其均方根误差和适应度系数。均方根误差和适应度系数的计算公式分别见式(10)、式(11),计算结果见表1。

表1 3种模型容量估计结果评估

模型	RMSE	R^2
A	0.020 3	0.965 5
B	0.026 5	0.955 0
C	0.019 5	0.974 2

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (C - \hat{C})^2}{n}} \quad (10)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (C - \hat{C})^2}{\sum_{i=1}^n (C - \bar{C})^2} \quad (11)$$

式中: n 为充放电次数; C 为动力电池的实际容量; \hat{C} 为动力电池的估计容量; \bar{C} 为实际容量的平均值。

由表1可知:基于组合模型(模型C),结合粒子滤波算法对实验室条件下测得的 Battery # 05 容量数据进行估计,估计结果的各项指标均优于基于双指数模型和二项式模型的粒子滤波算法。

3 组合模型验证

以广州某企业生产的一款 PHEV 汽车搭载的动力电池在用户工况下某段时间内的容量衰减数据验证基于组合模型的粒子滤波算法对动力电池容量估计的效果。该动力电池类型为 NCM, 额定容量为 37 Ah, 用户工况数据见图7。

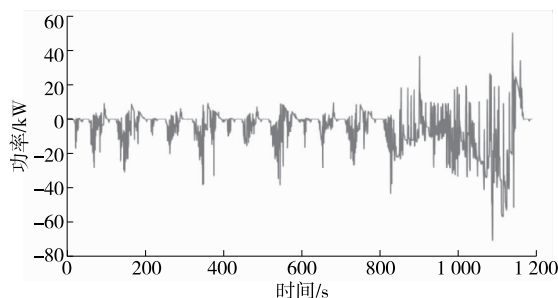


图7 某动力电池的用户工况

基于动力电池容量估计模型 A、B 和 C, 结合粒子滤波算法分别进行动力电池容量估计, 动力电池容量估计结果及其相对误差分别见图8、图9。

由图8和图9可知:粒子滤波算法估计的用户工况下动力电池容量的精度普遍低于实验室条件下估计精度。对于这两种条件下动力电池容量的估计, 基于模型C的滤波算法估计的误差均比另外两种模型小, 且其最大估计误差未超过5%, 能满足动力电池管理系统对容量估计精度的要求。

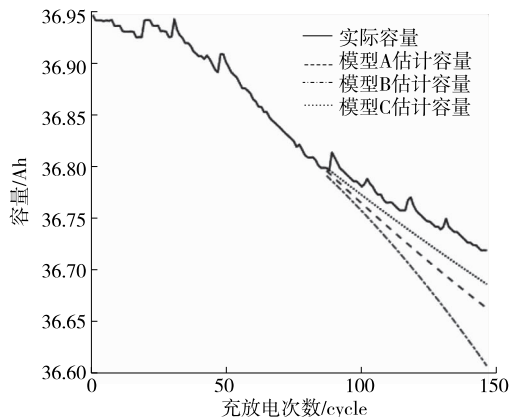


图8 用户工况下基于3种模型的动力电池容量估计结果

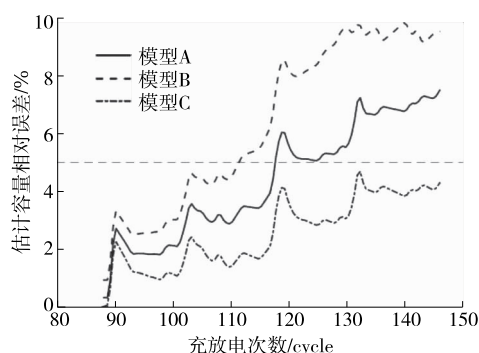


图 9 用户工况下动力电池容量估计误差

4 结语

该文以美国国家航天局卓越故障研究预测中心的电池老化试验数据,在计算机环境下实现基于粒子滤波算法的动力电池容量估计。通过分析双指数模型和多项式模型中参数在滤波迭代过程的更新状态,基于参数分析结果,提取两种模型中对容量估计起主要作用的项形成新的容量估计模型即组合模型,并利用实验室条件和用户工况下动力电池容量数据验证了基于组合模型的粒子滤波算法估计动力电池容量的效果。结果表明,相较于双指数和多项式模型,基于粒子滤波算法的组合模型估计动力电池容量的精度更高,可达到动力电池管理系统的要求,可用于估计实车运行条件下动力电池容量。

参考文献:

- [1] 董婷婷.增程式电动车能量管理及电池寿命研究[D].长春:吉林大学,2013.
- [2] Zhongbao Wei, Changfu Zou, Feng Leng, et al. Online-model identification and state of charge estimate for lithium-ion battery with a recursive total least squares-based observer[J]. IEEE Transactions on Industrial E-

- lectronics, 2018, 65(2).
- [3] Gaewon You, Sangdo Park, Dukjin Oh. Diagnosis of electric vehicle batteries using recurrent neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(6).
- [4] 熊瑞.动力电池管理系统核心算法[M].北京:机械工业出版社,2018.
- [5] Micea M V, Ungurean L, Carstoiu G N, et al. Online state-of-health assessment for battery management systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2011, 60(6).
- [6] He W, Williard N, Osterman M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23).
- [7] Ossai C. Prognosis and remaining useful life estimation of lithium-ion battery with optimal multi-level particle filter and genetic algorithm [D]. Curtin University, 2018.
- [8] Datong Liu, Xuehao Yin, Yuchen Song, et al. An on-line state of health estimation of lithium-ion battery using unscented particle filter[J]. IEEE Access, 2018, 6.
- [9] Arulampalam M S, 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).
- [10] 李熙, 谢勇波, 宋超, 等. 基于 T-S 模糊控制的燃料电池客车能量管理策略及仿真分析[J]. 客车技术与研究, 2017(4).
- [11] 张礼宪, 周雨辉, 魏涛, 等. 电池管理系统 SOC 估算方法及应用[J]. 客车技术与研究, 2018(4).
- [12] 朱志宇. 粒子滤波算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.

收稿日期:2019-04-23

《公路与汽运》杂志 2020 年征订启事

《公路与汽运》杂志由长沙理工大学主办,是一份介绍汽车、道路、桥梁等公路交通领域科技信息的面向国内外公开发行的技术类科技期刊。国际标准刊号:ISSN1671-2668,国内统一刊号:CN43-1362/U。发行代号:国内 42-95,国外 DK43002。为首届(2006 年)中国高校特色科技期刊、湖南省一级期刊、中国学术期刊综合评价数据库统计源期刊、中国核心期刊(遴选)数据库收录期刊,被中国期刊全文数据库及中文科技期刊数据库全文收录、万方数据-数字化期刊群全文上网,并荣获首届《CAJ-CD 规范》执行优秀期刊奖。双月刊,逢单月 25 日出版。每期定价 15 元,全年 90 元。欢迎订阅。

通信地址:长沙理工大学金盆岭校区 8 号信箱

邮编:410076

联系电话:0731-85258189(含传真)

开户行:长沙市农行高云支行

户名:长沙理工大学

账号:18-051401040000158