

BP神经网络以及衍生方法对电池SOC预测的研究进展

陈张睿

上海工程技术大学数理与统计学院, 上海

收稿日期: 2022年3月7日; 录用日期: 2022年3月25日; 发布日期: 2022年4月29日

摘要

电池荷电状态(SOC)的估算是电池管理系统衡量电池寿命的重要指标。精确的SOC估计在防止过充放电、提高电池利用率、保障电动汽车电池系统的安全性和稳定性方面具有重大的意义。SOC的估算主要有安时积分法, 卡尔曼滤波法, 开路电压法, 神经网络等。安时积分法需要定期修改荷电状态, 误差较大; 卡尔曼滤波法是依据均方最小的误差原则, 较高地依赖型的精确度; 开路电压法电池须长时间的静置, 而实际工况中电流值上下波动大, 测量误差较大; 神经网络具有强大的非线性映射能力, 无需特别精准的数学模型, 在实际的SOC估算具有非常重要的优势。本文主要针对BP神经网络及其衍生的方法做了概述, 实践证明BP神经网络与其他算法结合是最有前景的, 不仅能缩小误差, 提高准确性, 还能突出它强大的非线性拟合能力。

关键词

SOC估算, 神经网络, 算法流程

Advances in Research on BP Neural Network and Derivative Method on Battery SOC Prediction

Zhangrui Chen

School of Mathematics, Physics and Statistics, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai

Received: Mar. 7th, 2022; accepted: Mar. 25th, 2022; published: Apr. 29th, 2022

Abstract

The Estimation of the SOC for batteries is an important indicator of the battery management sys-

tem to measure the life of the batteries. Accurate SOC estimates are significant in preventing over charge and discharge, improving battery utilization, and ensuring the safety and stability of electric vehicle battery systems. The estimation of the SOC mainly has Ah integral method, Kalman filtering method, open circuit voltage method, neural network, etc. The Ah integral method needs to regularly modify the charged state, the error is large; the Karman filtering method is based on the minimum error principle, higher dependence; the open circuit voltage method must stand for a long time, and the actual work The current value is large, the measurement error is large; the neural network has powerful nonlinear mapping capabilities, no special accurate mathematical model, is very important in the actual SOC estimation. This paper mainly provides an overview of the BP neural network and its derivatives, and practice of the BP neural network and other algorithms is the most promising, not only reduces the error, and improves accuracy, but also highlights its powerful nonlinear fitting capacity.

Keywords

Estimate of SOC, Neural Networks, Algorithm Process

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着汽车行业的不断发展，不仅煤炭，石油等化石燃料资源面临着枯竭，同时二氧化碳过度排放导致全球气候变暖，海平面上升等一系列环境问题。自“十三五”以来，在政府的大力扶持之下，新能源汽车加速发展。在《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四个五年规划和二零三五年远景目标的建议》中，首要提及的就是加快推动绿色低碳发展，推进能源革命，建设清洁低碳、安全高效的能源体系，推进以电代煤，提高能源供给保障能力。电池作为电动汽车的重要驱动能源，其荷电状态的准确估算一直是研究重点之一，也是电池管理系统进行控制的重要指标。电池的荷电状态无法通过现有的传感器直接测量得到，因此电池管理系统通过其内部的模型算法估算出各节电池的荷电状态，以此来对各节电池实施不同的控制策略。对电池荷电荷数的研究目前主要有按时积分法，卡尔曼滤波法，神经网络等等[1] [2] [3] [4]。本文主要针对对现有的 BP 神经网络方法进行展开。

2. SOC 的定义

电池的荷电状态又被定义为剩余电量，即在固定放电条件下，电池剩余电量与相同状态下额定容量的比值，间接反映出电池的续航能力。目前比较典型的 SOC 定义可以用以下公式来表示： $SOC = Q'/Q^s$ ，其中 Q' 表示电池当前剩余的电量； Q^s 表示电池的额定容量。

3. 归纳现有 BP 神经网络算法

影响 SOC 的因素比较多，例如电池的内阻，温度，寿命等，导致了电池 SOC 的预测极具非线性性，在实际预测中有具有一定难度。目前国内外估算 SOC 的方法有如下几种，见图 1。

3.1. BP 神经网络算法

3.1.1. BP 神经网络原理

BP 神经网络是一种“信号向前传递、误差反向传播”的网络模型。[5] [6] BP 神经网络一般有三层，

输入层，隐含层和输出层。隐含层最为特别，可以处理非线性的问题正向传播过程。BP神经网络的计算过程由正向计算过程和反向计算过程组成。输入模式从输入层经隐单元层逐层处理，并转向输出层，每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出，则转入反向传播，将误差信号沿原来的连接通路返回，通过修改各神经元的权值，使得误差信号最小。原理图如下：见图2。

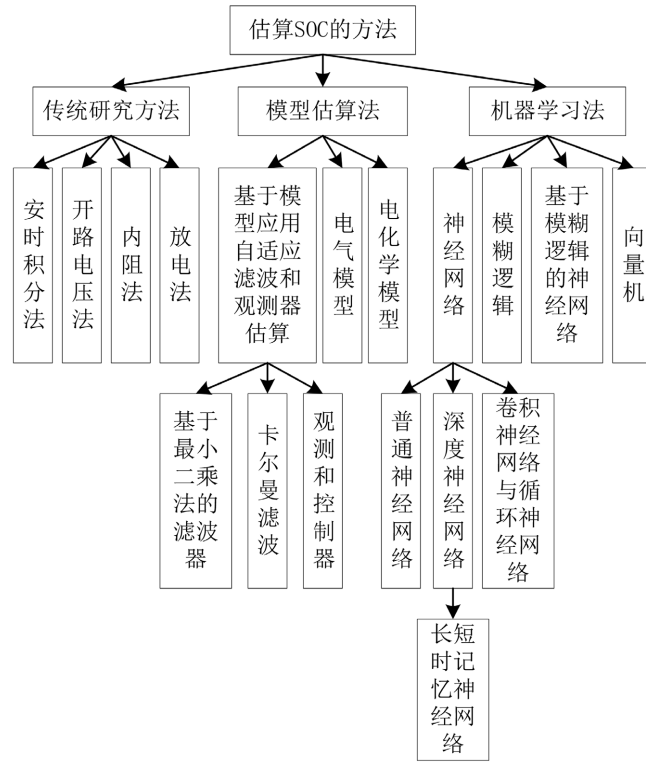


Figure 1. Method of SOC estimation

图 1. SOC 估算的方法

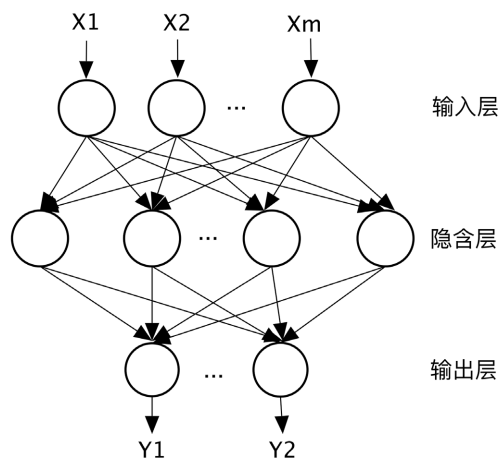


Figure 2. Schematic diagram of BP neural network

图 2. BP 神经网络原理图

最基本的 BP 神经网络训练流程如下图所示：见图 3。

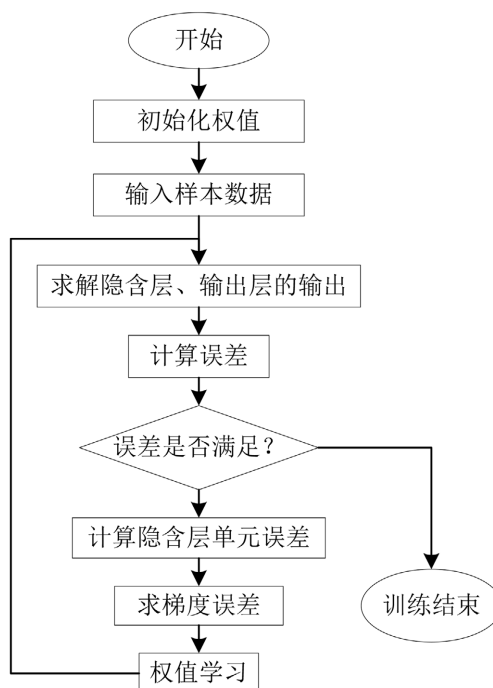


Figure 3. Flow chart of BP neural network

图 3. BP 神经网络流程图

3.1.2. “三输入一输出”模型

上海工程技术大学汽车工程学院贾海峰与李聪提出“三输入一输出”的模型结构[7], 并采用高级车辆仿真软件 ADVISOR 搭建仿真平台。将电池电压, 放电电流, 温度作为输入量, 电池 SOC 作为输出端, 并选择收敛速度较快的 trainlm 函数作为训练函数。选择 ECE, UDSS 和 HWFET 混合工况下的电池组数据作为训练样本。在混合工况模拟电动汽车的同时对电动汽车电池组的电压、充放电电流、温度和 SOC 进行数据采集。

在将样本数据导入模型训练之前, 对样本数据进行归一化处理。接着用归一化处理后的样本数据对模型进行训练。首先, 对模型进行初始化, 然后, 输入归一后的样本数据, 解出隐含层和输出层的输出。再计算误差, 若满足要求, 结束训练; 若不满足, 则求出误差梯度并修正权值, 再次循环, 直至符合要求。将训练好的神经网络模型作为基础, 导入测试样本。通过对比实际值和 BP 神经网络预测的输出值, 可以发现: 预测误差在 4% 以内。

3.1.3. “四输入一输出”模型 I

西安科技大学机械工程学院张传伟等人[8]将电池电压, 充放电的电流, 对应电池的工况温度和电池已放出来的电量作为输入量, 电池 SOC 作为输出端。使用仪器 ArbinBT2000 对电池充放电进行测试与采集。选取 1500 组作为训练样本, 150 组作为测试样本, 对建好的模型进行训练和模拟。首先, 对模型进行初始化, 然后输入对应的训练样本, 解出隐含层和输出层。最后, 判断求解误差是否满足要求。若满足, 则结束进程, 若不满足, 修正权值, 返回循环, 直至满足要求, 预测误差在 5% 以内。

3.1.4. “四输入一输出”模型 II

天津理工大学的赵刚等人[9]同样采用“四输入一输出”的结构。选取放电电压、放电电流、电池表面温度以及当前放电总量作为输入量, SOC 作为输出。他们在恒温条件下, 对动力电池放电过程进行采

集。随机选取 2000 组数据作为训练样本，170 组作为测试样本。然后按照 3.1 中的流程图进行训练。通过 SOC 误差曲线可以发现，预测误差均在 5% 以内。

3.1.5. 对比总结

从上述 3.1.2、3.1.3 和 3.1.4 的预测结果中可以看出，在同样使用传统 BP 神经网络的模型下，张传伟[8]与赵刚[9]的模型精确度相差无几，贾海峰[7]的所得出的预测误差较其他人而言更低，间接反映了模型的精确度更高。原因如下，其一，在样本数据导入模型训练前，对样本数据进行归一化处理。归一化处理可以避免输入数据范围较大的问题，加快 BP 神经网络的收敛速度。其二，模拟电动汽车真实运行的状况，并采集数据。相比于对静态电池充放电采集的数据，更加真实与权威。

3.2. BAS-BP 神经网络算法

由西安工业大学任舒蕊和西北工业大学王琪在文献[10]中将天牛须算法与 BP 神经网络相结合，创建了 BAS-BP 算法。算法如下：

首先确定空间搜索维度，接着判断步长因子，确定适应度函数。然后，设置天牛起始位置，计算适应度函数并存储，更新天牛须坐标，计算两须之间的适应度函数，与开始位置的进行比较，若数据优于初始值则更新，反之，则不。最后，判断适应度函数值是否满足精度要求，若满足则终止。算法流程图见图 4。

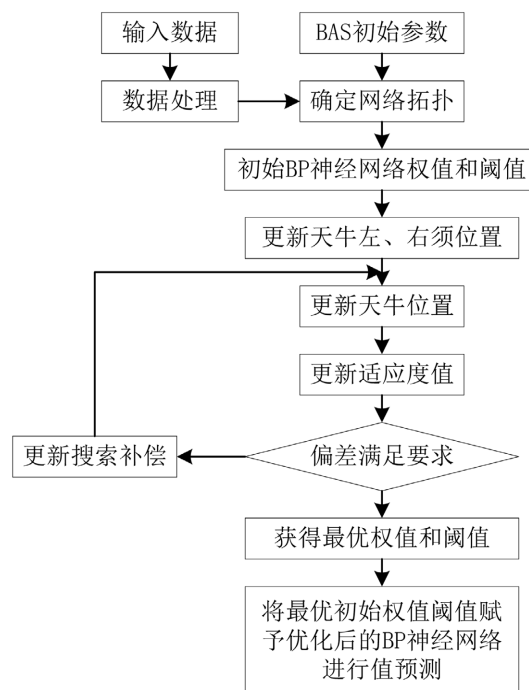


Figure 4. Flow chart of BAS-BP neural network algorithm

图 4. BAS-BP 神经网络算法流程图

实验小组在不同温度下对静置的锂电池进行充放电的数据采集。随机选取 23,608 组数据作为训练样本，100 组作为测试样本。通过实际采样验证后，发现此模型相比 BP 神经网络相对误差减少了 18.75%，并且优化后的网络训练次数减少，网络曲线训练时间提高了 13%。实际数据结果显示，SOC 估算误差小于等于 2%，收敛速度更快。

3.3. UGOA-BP 神经网络算法

北京建筑大学电气与信息工程学院王帅等人在文献[11]提出了一种新型算法 UGAO-BP 神经网络算法,即分布随机调整策略优化蝗虫算法。众所周知,BP 神经网络是一种多层前馈神经网络。蝗虫优化算法(GOA)是一种新型群智能算法,从蝗虫群体觅食的行为中抽离出的数学模型。蝗虫优化算法容易陷入局部最优,因此在原有的蝗虫优化算法上进行改进,引进随机参数,让线性递减系数在前期迭代中不会过快下降,在后期迭代中加快下降速度,进而加快收敛速度。此方法首先要采集数据,并进行预处理。接着初始蝗虫的种群规模,空间维度等参数并初始种群位置计算适应度值,将最优值保存到目标值中。然后,进入循环,更新参数,判断蝗虫适应度,如有需要及时更新目标位置。最后,判断算法是否满足条件,若满足则输出目标位置和全局最优解,如不满足则继续进行训练,直到满足条件。与此同时,用输出的目标位置和全局最优解对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行赋值,预测函数输出。算法流程图见图 5。

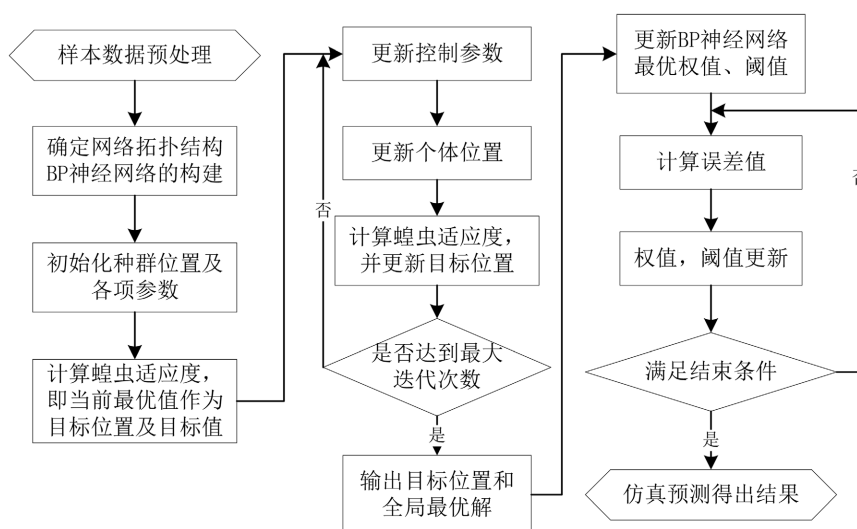


Figure 5. Flow chart of UGOA-BP neural network algorithm

图 5. UGOA-BP 神经网络算法流程图

实验小组采集了某电池组 30 天的充放电数据,并整理出了 60,000 组放电状态数据作为实验样本,随机抽取 100 组作为测试样本,剩余作为训练样本。利用 MATLAB 进行仿真。通过实际值与预测值的比较,发现 UGOA-BP 算法预测误差远低于单一的 BP 神经网络。

3.4. GA-BP 神经网络

江西理工大学电气工程与自动化学院于仲安等人在文献[12]中提出了一种基于改进型遗传算法的 BP 神经网络的锂离子电池 SOC 估计。遗传算法是从生物演化规律中演变而来的自适应概率性随机迭代搜索算法,既具有全局搜索和快速收敛的特点,这样避免了 BP 网络陷入局部最小的问题,并且提高了收敛速度。

算法流程图见图 6。

首先,对神经网络进行架构,并建立适应度函数。接着,采用轮盘赌法进行选择操作。再进行交叉操作与变异操作。不同于以往的交叉率与变异率,于仲安等人采用自适应的交叉率与变异率。除此之外,修建相似个体并同时动态补充新的个体,不仅保持了原有的适应度值,而且缓解了“早熟”现象。

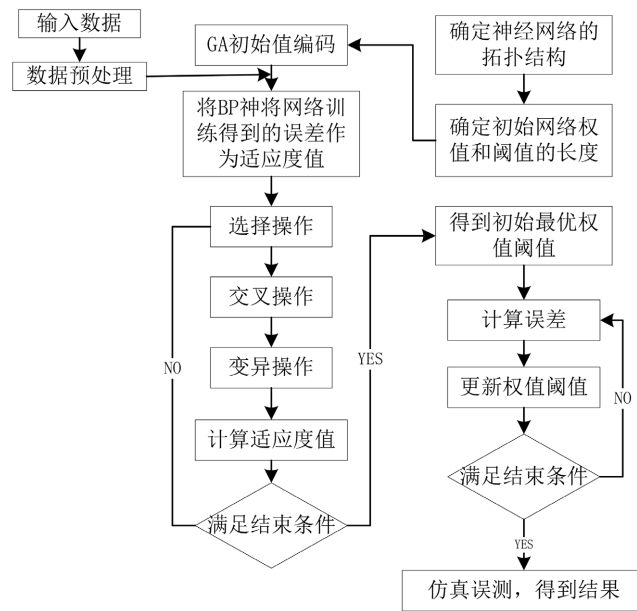


Figure 6. Flow chart of GA-BP neural network
图 6. GA-BP 神经网络流程图

通过 MATLAB 实验仿真与结果分析, GA-BP 网络预测误差基本保持在 2%, 相比于 BP 神经网络 5% 的预测误差, GA-BP 神经网络对 SOC 的预测表现出更好的准确性与更快的收敛性。

3.5. AUKF-BP 神经网络

湖北文理学院汽车与交通工程学院张远进等人在文献[13]中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。首先搭建 BP 神经网络估算电池 SOC 的模型, 将 BP 网络预测的初始值作为 AUKF 估计值的初始值。然后用卡尔曼滤波法, 将预测值与实际值进行比较, 并修正得出最优值。最后, Sigma 点采样策略自适应调节, 并重复修正与自适应调节两个步骤, 完成循环。

流程图如下: 见图 7。

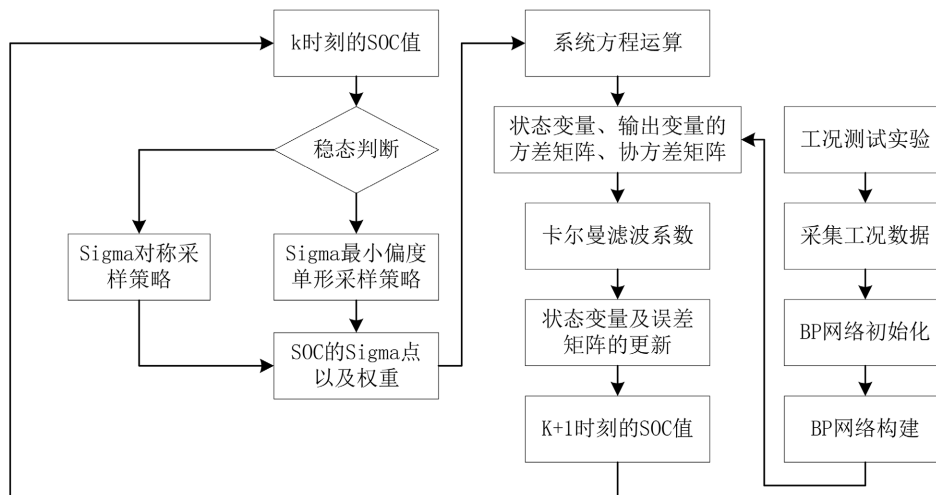


Figure 7. Flow chart of AUKF-BP neural network
图 7. AUKF-BP 神经网络流程图

通过观察五种恒温条件下的电池实验结果。我们发现，AUKF-BP 神经网络估算结果相比于 BP 神经网络误差下降了约 1%。

4. 对比总结

纵观全文，BP 神经网络有非常强大的线性拟合能力，但容易达到局部最小值[14]。对于 BAS-BP 神经网络，天牛须算法(BAS)具有简单，计算量少等优点。在处理复杂优化问题上有着较高的效率。将两者结合在一起，克服了 BP 神经网络数据拟合的缺点，提高了估算准确性。据测试结果现实，相比于 BP 神经网络，此算法将预测误差减小到 2%。UGOA-BP 神经网络：蝗虫优化算法(GOA)是一种新型群智能算法[15] [16] [17]，但是容易陷入局部最优解和易早熟收敛。因此张帅等人引入均匀分布随机调整策略优化蝗虫方法(UGOA)，提升了算法全局搜索能力。但与其他算法相比，没能提升算法运行的效率，对目标值也未能进行快速更新。GA-BP 神经网络：于仲安等人鉴于遗传算法具有全局最优的特点，能很好的克服 BP 算法局部最优缺陷，并能优化 BP 神经网络的初始权值和阈值，而提出了 GA-BP 算法。实验数据表明，此算法能更加准确的估算出 SOC，并且大幅度提高了收敛速度。但此实验数据是针对静止的电池。AUKF-BP 神经网络：AUKF-BP 神经网络避免了 UKF 算法依赖精确的电池模型，也避免了 BP 神经网络收敛速度慢的缺点。并且保留了 UKF 算法鲁棒性高的特点和 BP 神经网络非线性强的优点。

综上所述，融合其他算法的 PB 神经网络联合算法基本上弥补了 BP 神经网络的不足，但未能做到十全十美。采集数据样本时，大都选取的是在不同温度下静置的锂电池充放电的数据。未能考虑到电动汽车停启时的电流的大幅度变化。在进行仿真模拟时，所选取仿真软件的不同，训练样本数据的多少，都会对仿真结果有很大的影响。

基金项目

2021 年上海工程技术大学市级大学生创新项目资助(项目编号：cs2121001)。

参考文献

- [1] 李哲, 卢兰光, 欧阳明高. 提高安时积分法估算电池 SOC 精度的方法比较[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(8): 1293-1296, 1301.
- [2] 汪永志, 贝绍铁, 汪伟, 等. 基于粒子滤波算法的动力电池 SOC 估计[J]. 机械设计与制造工程, 2014, 43(10): 69-73.
- [3] 杨文荣, 朱赛飞, 陈阳, 等. 基于改进安时积分法估计锂离子电池组 SOC[J]. 电源技术, 2018, 42(2): 183-184+246.
- [4] Xiong, R., He, H., Sun, F., *et al.* (2013) Evaluation on State of Charge Estimation of Batteries with Adaptive Extended Kalman Filter by Experiment Approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **62**, 108-117. <https://doi.org/10.1109/TVT.2012.2222684>
- [5] 史峰, 王小川, 郁磊. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 航空航天大学出版社, 2011.
- [6] 黄妙华, 严永刚, 朱立明. 改进 BP 神经网络的磷酸铁锂电池 SOC 估算[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2014, 36(6): 790-793.
- [7] 贾海峰, 李聪. 基于 BP 神经网络的锂电池组 SOC 估算[J]. 农业装备与车辆工程, 2020, 58(1): 105-108.
- [8] 张传伟, 李林阳, 赵东刚. 基于 BP 神经网络法估算动力电池 SOC[J]. 电源技术, 2017, 41(9): 1356-1368.
- [9] 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.
- [10] 任舒蕊, 王琪. 基于 BAS-BP 神经网络的动力电池 SOC 估算[J]. 自动化与仪表, 2021, 36(8): 87-91.
- [11] 王帅, 马鸿雁, 窦嘉铭, 张英达, 李晟延, 胡璐锦. 基于 UGOA-BP 的锂电池 SOC 估算[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(1): 258-264.
- [12] 于仲安, 卢健, 王先敏. 基于 GA-BP 神经网络的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2020, 44(3): 337-341.
- [13] 张远进, 吴华伟, 叶从进. 基于 AUKF-BP 神经网络的锂电池 SOC 估算[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(1): 237-241.

- [14] Yan, Q. and Wang, Y. (2017) Predicting for Power Battery SOC Based on Neural Network. 2017 36th Chinese Control Conference, 26-28 July 2017, Dalian, China. <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2017.8028008>
- [15] Saremi, S., Mirjalili, S. and Lewis, A. (2017) Grasshopper Optimization Algorithm: Theory and Application. *Advances in Engineering Software*, **105**, 30-47. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.01.004>
- [16] Arora, S. and Anand, P. (2019) Chaotic Grasshopper Optimization Algorithm for Global Optimization. *Neural Computing and Applications*, **31**, 4385-4405. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3343-2>
- [17] Ewees, A.A., Elaziz, M.A. and Houssein, E.H. (2018) Improved Grasshopper Optimization Algorithm Using Opposition-Based Learning. *Expert Systems with Applications*, **112**, 56-172. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.023>