

基于 ANN 的锂离子电池 SOC 估算方法研究

刘冰^{1,2}, 周浩兵^{1,2}, 刘雨辰^{1,2}, 徐帅^{1,2}, 周飞^{1,2}

(1.南京航空航天大学 直升机传动技术国家级重点实验室,江苏 南京 210016;

2.南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘要:锂离子电池的荷电状态(SOC)是电池管理系统中的一个重要参数,准确的荷电状态估计对于确保锂离子电池安全可靠的运行十分重要。从估算原理和优缺点等方面出发,综述了国内外各种基于人工神经网络的 SOC 估算方法的研究进展,并提出了今后的研究展望。

关键词:锂离子电池;荷电状态;估算方法;人工神经网络

中图分类号:TM 912

文献标识码:A

文章编号:1002-087 X(2019)12-2036-04

DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2019.12.033

SOC estimation methods based on ANN for lithium-ion batteries

LIU BING^{1,2}, ZHOU Hao-bing^{1,2}, LIU Yu-chen^{1,2}, XU SHUAI^{1,2}, ZHOU FEI^{1,2}

(1. National Key Laboratory of Helicopter Transmission Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu

210016, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: State of charge (SOC) of lithium-ion batteries is an important parameter in battery management system. An accurate estimation of state of charge is very important to ensure the safe and reliable operation of lithium-ion batteries. The development of various SOC estimation methods based on artificial neural network was reviewed from the aspects of estimation principle, advantages and disadvantages, and then the future research prospects were put forward.

Key words: lithium-ion battery; state of charge; estimation method; artificial neural network

锂离子电池的荷电状态(SOC)估算是电池管理系统中的主要功能之一,精确估算 SOC 值可以防止电池过充和过放等问题出现,从而减少对电池的损坏,提高电池性能^[1]。目前已存在多种 SOC 估算方法,如安时积分法^[2]、开路电压法^[3]、卡尔曼滤波法^[4]、粒子滤波法^[5]、支持向量机^[6]等。这些方法在特定的理想情况下可以得到较高的估算精度,但也存在不可忽视的缺陷:安时积分法无法消除累积误差;开路电压法无法实现在线实时估算 SOC;卡尔曼滤波法和粒子滤波法依赖精确的电池模型;支持向量机适合用于解决小样本问题等。因此这些估算方法在实际的工程应用方面往往达不到理想的效果。

人工神经网络(ANN)是一种具有自主学习能力的多层反馈系统,其特有的非线性适应性信息处理能力适用于估算锂离子电池的 SOC 值。本文在深入了解各种基于人工神经网络估算方法的前提下,将这些估算方法分为单神经网络估算方法、神经网络与其他方法相结合的复合估算方法,以及基于深度学习的估算方法,并分别介绍它们的估算原理和各自的优

缺点等。

1 基于人工神经网络的 SOC 估算方法

1.1 单神经网络估算方法

BP 神经网络、径向基函数(RBF)神经网络、小波神经网络等在电池 SOC 估算领域得到了研究与应用。它们的训练过程由电压、电流、温度等数据正向传播(求损失)和误差反向传递(回传误差)组成。误差回传是为了确定与最小误差相对应的各个权重和阈值,从而使估算误差达到最小。

Dang 等^[7]引入线性神经网络进行电池模型的参数识别,并将其与 BP 神经网络串联。将 $U(k-1)$ 、 $I(k)$ 、 $I(k-1)$ 和常数 1 作为线性神经网络的输入,输出 $U(k)$ 和 U_{∞} ,其中 U_{∞} 作为 BP 神经网络的输入,用具有 Sigmoid 激励函数的 BP 神经网络来获得 U_{∞} 和 SOC 之间的关系。基于 FUDS 工况的测试实验表明, U_{∞} 和 SOC 的最大估算误差分别为 0.79% 和 4.82%。为提高学习速率,于文韬等^[8]利用 RBF 神经网络局部映射、学习收敛速度快的特性,提出了基于径向基过程神经网络的 SOC 估算算法,因为过程径向基网络优越的时间特性,使得估算模型可以快速、精确地模拟锂电池的放电过程。小波神经网络得益于小波理论的全尺度分析特性,在有全局最优解的同时还可以保持局部细节最优解,因此估算精度更高。付主木等^[9]以

收稿日期:2019-05-07

作者简介:刘冰(1995—),男,山东省人,硕士研究生,主要研究方向为电池管理系统。

通信作者:周飞,教授,博士生导师,主要研究方向为表面防护与储能技术。

Morlet 小波作为隐藏层的传递函数建立估算模型,将小波变换的时频局部特性和神经网络的自学习、自适应等优势结合起来,通过梯度下降法调整参数。实验结果显示,SOC 的估计误差控制在 1.5%以内。

1.2 复合估算方法

1.2.1 神经网络与卡尔曼滤波结合的复合方法

卡尔曼滤波(KF)算法是最优化自回归数据处理算法,可以很好地处理电池充放电过程含有噪声的观测信号,有效地在线实时估算 SOC。在使用 KF 算法进行 SOC 估算时,需要建立精确的电池模型,估算精度很大程度上依赖于电池模型的精度,而模型误差又不可去除。因此可将神经网络与 KF 算法相结合,以补偿模型误差产生的估计误差。Zhao 等^[10]先以自适应卡尔曼滤波算法(AKF)进行状态预测和最优估计,然后将 AKF 的输出作为 BP 神经网络的输入层参数建立估算模型。同时通过 FFRLS 算法和 AKF 算法识别模型参数,实时更新模型参数。在 DST 工况下进行仿真实验,并与 AKF 估算结果进行比较,结果显示,基于 BP-AKF 估算方法的最大估算误差为 1.78%。

1.2.2 神经网络与模糊系统结合的复合方法

模糊系统具有良好的语言推理能力,对样本要求较低,可以很好地弥补神经网络不能处理和描述模糊信息、样本要求较高等问题,其与神经网络结合形成的模糊神经网络(FNN)在进行非线性、模糊性等问题的处理上具有很大的优势^[11],FNN 的结构如图 1^[12]所示。

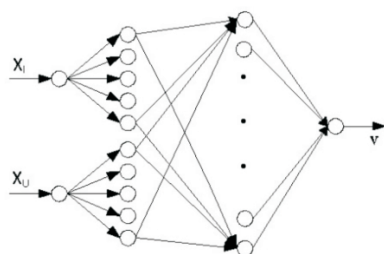


图1 FNN 结构

模糊神经网络常用 BP 算法作为学习方法,但 BP 算法容易陷入局部极值,且收敛速度较慢,因此考虑引入一种新的全局优化算法。李涛等^[12]采用模糊神经网络模型,引入一种全局优化算法——粒子群优化算法,在全局寻优的基础上,进行小步长反向传播算法,能达到 1.18%的估算精度。模糊神经网络综合了神经网络的学习机制与模糊系统的推理能力,在一定程度上提升了锂电池 SOC 的估算精度,它对样本要求虽然不高,但仍需要较多的样本数据集进行训练。

1.2.3 神经网络与遗传算法结合的复合方法

遗传算法(GA)是一种模拟生物界的遗传机制和进化论演化而成的并行随机化搜索方法。神经网络和遗传算法的结合方式一般有两种:一种是辅助结合方式,即用遗传算法先对放电电压、电流等观测数据进行预处理,然后将数据交由神经网络进行估算;另一种是合作方式,即将遗传算法作为神经网络的优化算法,从而取代 BP 算法^[13]。在应用中,一般以第二种合

作方式为主。通过遗传神经网络进行电池 SOC 估算的一般过程如图 2 所示。

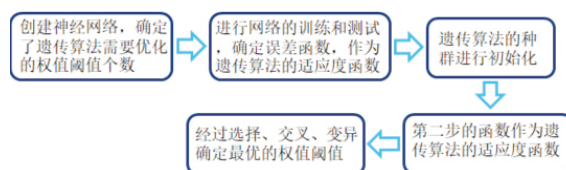


图2 遗传神经网络估算 SOC 流程图

黄智宇等^[14]建立将 RBF 神经网络和遗传算法结合(GA-RBF)的估算模型,将 RBF 的非线性逼近能力和遗传算法的全局寻优方式结合起来;梁梦迪等^[15]提出基于遗传算法的弹性 RBF 神经网络(GA-F-RBF)的估算模型,不但利用遗传算法对径向基函数神经网络的连接权值、方差、中心值进行训练学习,而且还通过计算神经元之间的规则化交互信息活跃度,实时对 RBF 网络进行结构调整。根据 Matlab 的仿真实验结果可知,其估算误差在 1%左右,比 GA-RBF(2%左右)的估算精度更高。

1.3 基于深度学习的估算方法

上文所涉及的 BP 神经网络、小波神经网络等都属于浅层网络,这种浅层网络的结构局限性在于计算单元和样本有限的状况下不易表征复杂的函数关系。在理论上来说,参数越多的神经网络模型,其模型复杂度越高,意味着它能进行更复杂的任务,达到更好的估算效果。典型的深度学习模型就是隐藏层层数很多的神经网络模型,如图 3^[16]所示。对于电池系统,影响 SOC 估算精度的因素有很多,若估算模型有更多的阈值、神经元连接权等参数,能达到的估算精度就会越高。

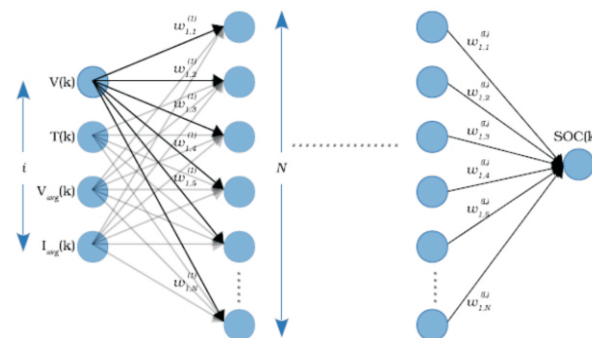


图3 多层前馈神经网络结构

文献[16]建立基于多层前馈神经网络的深度估算模型,分别进行确定估算模型层数和每层神经元个数的实验,最终确定在恒温环境下,隐藏层层数为 6,每层神经元个数为 4 时模型的估算误差最小,如表 1 所示;在变温环境下,隐藏层层数为 4,每层神经元个数分别为 8、16、32、1 时模型的估算误差最小,如图 4^[16]所示。

除了增加模型的层数,深度学习领域还包括深度信念网络(DBN)、深度玻尔兹曼机(DBM)、卷积神经网络(CNN)和循

表1 恒温环境下 SOC 的估算精度 %

验证数据集	平均绝对误差	误差标准差	最大误差
HWFET 数据集	1.35	0.94	3.80
US06 数据集	1.85	1.20	5.14

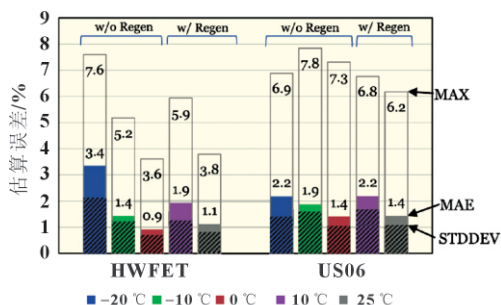


图4 变温环境下的估算误差

神经网络(RNN)等^[17]。其中,循环神经网络是一种用来处理时间序列数据的神经网络,适合应用于具有时间依赖性响应的电池动态系统,它对输入序列中的所有数据都执行相同的计算,每个数据的输出不但依赖于当前的输入,还要受此前所有计算的影响,其结构如图5所示。图5中:循环神经网络的状态向量 S_t 由当前的输入 X_t 和之前的状态向量 S_{t-1} 确定, f 与 ReLU 等类似,是一个非线性函数,模型的输出 Q_t 态由矩阵 V 与状态向量 S_t 确定。

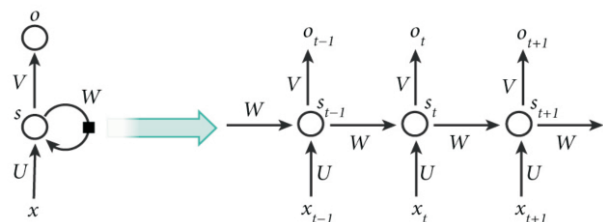


图5 循环神经网络结构

Zhao 等^[18]使用循环神经网络建立了基于电流和功率的两种模型,用于代替等效电路模型,并通过门控循环单元和深度特征选择结构来提高模型的精度;选择的估算模型由4个输入节点、30个隐藏状态和1个输出节点组成。实验证实,训练好的 RNN 模型能够捕获锂电池的 Butler-Volmer 效应、突然压降等非线性特性,预测误差小于 3%。

循环神经网络使用 BPTT 算法对参数进行学习,在学习过程中,权重将梯度误差按比例进行调整。如果网络的时序太长,容易出现梯度消失或梯度爆炸问题,严重影响估算精度。为了

解决这一问题,人们对循环神经网络进行扩展,提出了长短期记忆(LSTM)网络。LSTM 网络由许多相互连接的 LSTM 块组成,每个 LSTM 块都包含有三个门:输入门、遗忘门和输出门,从而实现对 LSTM 块记忆的读、重置和写功能,这三个门的存在使得 LSTM 块可以对不确定时间的数据信息进行记忆^[19]。文献[20]使用 LSTM 网络建立估算模型,其结构如图6^[20]所示,其中 ψ_k 和 h_{k-1} 分别表示当前时间步的输入数据层和前一时间步的隐藏层。LSTM 网络将电压、电流、温度等测量数据直接映射到电池 SOC 值,在模型训练过程中,输入门(i_k)、遗忘门(f_k)和输出门(o_k)决定信息传入下一个计算节点的权重,以增加网络灵活性来适应数据。经实验证明,该估算方法在恒温下能实现 0.573% 的平均绝对误差(MAE),在 10 ~ 25 °C 的变温环境下能实现 1.606% 的 MAE。

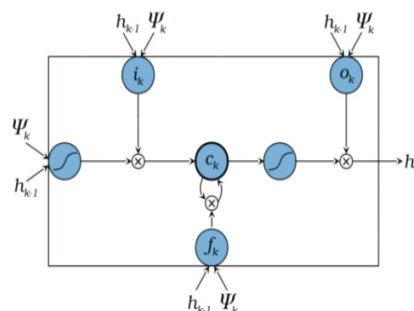


图6 LSTM网络估算模型结构

2 讨论

为了满足工程需要,对于不同型号的锂离子电池,理想的 SOC 估算方法应该在不同的工作环境、温度和驾驶工况下都能实时提供精确可靠的 SOC 估算值。这就要求理想的电池 SOC 估计算法至少具备四种能力:(1)快速性:估算方法得到估算结果所需的时间长短;(2)精确性:电池 SOC 估算方法的估算值与实际值之间的误差大小;(3)复杂性:估算方法不能因追求理想的精度而过分复杂化估算过程;(4)成功率:估算模型训练成功的难易程度。本文基于上述四个方面对各种估算方法进行评估,并用数值表示性能优劣,数值越高性能越好,其结果如表2所示。

表2 基于 ANN 的锂离子电池 SOC 估算方法性能评估

类型	估算方法	快速性	精确性	复杂性	成功率	参考文献
单神经网络估算方法	BP 神经网络	6	5	7	6	[7]
	径向基函数神经网络	7	6	6	5	[8]
	小波神经网络	7	6	6	6	[9]
复合估算方法	神经网络+卡尔曼滤波	5	7	5	6	[10]
	神经网络+模糊系统	6	7	6	7	[11-12]
	神经网络+遗传算法	8	7	6	7	[13-15]
基于深度学习的估算方法	多层前馈神经网络	6	7	5	6	[16]
	RNN	7	8	5	6	[17-18]
	LSTM	7	9	4	8	[19-20]

3 结论

本文将基于 ANN 的锂离子电池 SOC 估算方法分为单神经网络估算方法、复合估算方法和基于深度学习的估算方法,并对它们进行评估。通过评估分析,本文所述的各种估算方法

都可以取得良好的估算精度,证明人工神经网络适合用于电池 SOC 估算领域,但是易陷入局部最优、梯度消失和梯度爆炸以及对训练样本集的依赖性问题,仍限制其在工程领域中的应用。针对这些问题,未来应该继续对锂电池 SOC 的估算样本和估算方法等进行研究。

参考文献:

- [1] MENG J H, RICCO M, LUO G Z, et al. An overview and comparison of online implementable SOC estimation methods for lithium-ion battery [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 4(2):1583-1591.
- [2] NG K S, MOO C S, CHEN Y P, 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.
- [3] 欧阳佳佳, 毛良平, 张军明. 基于 SOC-OCV 曲线的卡尔曼滤波法 SOC 估计[J]. 电力电子技术, 2016, 50(3):98-100.
- [4] SUN F C, HU X S, ZOU Y, et al. Adaptive unscented kalman filtering for state of charge estimation of a lithium-ion battery for electric vehicles[J]. Energy, 2014, 36(5): 3531-3540.
- [5] HE Y, LIU X T, ZHANG C B. A new model for state-of-charge (SOC) estimation for high-power Li-ion batteries[J]. Applied Energy, 2013, 101(1): 808-814.
- [6] 盛瀚民, 肖建, 贾俊波, 等. 最小二乘支持向量机荷电状态估计方法[J]. 太阳能学报, 2015, 36(6):1453-1458.
- [7] DANG X J, YAN L, XU K, et al. Open-circuit voltage-based state of charge estimation of lithium-ion battery using dual neural network fusion battery model [J]. Electrochimica Acta, 2016, 188: 356-366.
- [8] 于文韬, 白鹏飞, 王玉芬, 等. 基于径向基过程神经网络的锂电池 SOC 算法[J]. 化工自动化及仪表, 2018, 45(2): 157-159.
- [9] 付主木, 赵瑞. 基于先进小波神经网络的 HEV 动力锂离子电池 SOC 估计[J]. 东南大学学报, 2012, 28(3): 299-304.
- [10] ZHAO W Z, KONG X C, WANG C Y, et al. Combined estimation of the state of charge of a lithium battery based on a back-propagation-adaptive Kalman filter algorithm[J]. Journal of Automobile Engineering, 2018, 232(3): 357-366.
- [11] 商云龙, 张承慧, 崔纳新, 等. 基于模糊神经网络优化扩展卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估计[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(2):212-220.
- [12] 李涛, 梅成林, 刘波峰, 等. 基于粒子群的模糊神经网络铅酸蓄电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2017(1):64-67.
- [13] 颜学龙, 李志娟. 基于 DNA-GA 算法的 SOC 测试结构优化[J]. 仪器仪表用户, 2008, 15(5):109-111.
- [14] 黄智宇, 曹玉恒. 基于 GA-RBF 网络的磷酸铁锂电池 SOC 预测研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25(3):412-417.
- [15] 梁梦迪, 吴铁洲, 陈华进. 基于 GA-F-RBF 神经网络的磷酸铁锂电池 SOC 预测研究[J]. 电源技术, 2015, 39(12):2584-2586.
- [16] CHEMAIL E, KOLLMAYER P J, EMADI A, et al. State-of-charge estimation of Li-ion batteries using deep neural networks: a machine learning approach[J]. Journal of Power Sources, 2018, 400: 242-255.
- [17] SCHMIDHUBER, JUERGEN. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [18] ZHAO R X, KOLLMAYER P J, LORENZ R D, et al. A compact unified methodology via a recurrent neural network for accurate modeling of lithium-ion battery voltage and state-of-charge[C]// IEEE Energy Conversion Congress and Exposition. San Jose, CA, USA: IEEE, 2017: 5234-5242.
- [19] GREFF K, SRIVASTAVA R K, JAN, et al. LSTM: a search space odyssey[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 28(10): 2222-2232.
- [20] CHEMAIL E, KOLLMAYER P J, PREINDL M, et al. Long short-term memory-networks for accurate state of charge estimation of Li-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8): 6730-6739.

(上接第 1995 页)

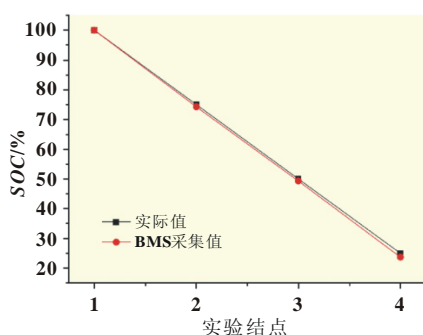


图 12 SOC 的 BMS 计算值与实际值对比

表 1 防爆锂离子电池(组)参数测量误差要求

参数测量误差	标准要求	测试结果	是否满足要求
单体电池电压误差/%	≤0.50	0.12	满足
单体电池温度误差/℃	±2.0	0.6	满足
电池组电流误差/%	≤2.0	1.2	满足
电池组电压误差/%	≤0.50	0.12	满足
电池组容量误差/%	≤5.0	1.3	满足

5 结语

基于当前防爆锂离子电池车辆应用工况以及煤矿行业标准, 本文设计了防爆锂离子电池车辆主从分布式电池管理系统。基于行业要求, 充分考虑了能量均衡、SOC 估算和热

管理等核心功能, 制定出相应的控制策略。经过整车实际测试, 电压采集、温度采集以及 SOC 估算均能满足我国行业标准要求, 满足防爆锂离子电池车辆使用要求。

参考文献:

- [1] 符兴锋, 周斯加, 龙江启. 电动汽车动力电池安全管理研究及验证[J]. 汽车技术, 2013(9):40-44.
- [2] 陶银鹏. 纯电动汽车分布式电池管理系统的设计与实现[J]. 汽车技术, 2013(11):59-62.
- [3] 李哲, 韩雪冰, 卢兰光, 等. 动力型磷酸铁锂电池的温度特性[J]. 机械工程学报, 2011, 47(18):115-120.
- [4] 封进. BP 神经网络预估锂离子电池 SOC 训练数据选择[J]. 电源技术, 2016, 40(2):283-286.
- [5] 蒋源, 杜晓伟, 齐铂金. 基于 Freescale 单片机的电池管理系统设计[J]. 现代电子技术, 2011, 34(1):164-166.
- [6] 吴志红, 吴庚泽, 朱元, 等. 基于 XC164CS 单片机的混合动力汽车电池管理系统硬件设计[J]. 汽车技术, 2009(4):15-18.
- [7] 肖林京, 常龙, 张瑞雪, 等. 矿用防爆柴油机车锂离子电池启动电源系统设计[J]. 工矿自动化, 2014, 40(10):61-64.
- [8] 陈洋, 李荣正. 电池管理系统(BMS)及其均衡充电的方法[J]. 上海工程技术大学学报, 2015, 29(3):213-217.
- [9] 张丹明, 周彦. 动力锂电池管理系统的设计及 SOC 的估算[J]. 湖北工业大学学报, 2013, 28(1):67-70.
- [10] 王波. 锂电池 SOC 估算方法的研究[J]. 电源技术, 2016, 40(1):73-74.