

基于 BP 神经网络的动力电池热失控预警方法研究

李 丹, 刘继红, 周恩飞, 张秀宾, 张 琪, 黄金金

(北京福田欧辉新能源汽车有限公司, 北京 102206)

摘 要:提出一种基于 BP 神经网络的动力电池热失控快速预测方法,以解决当前无法有效对动力电池进行热失控预警的问题。通过测试发现,采用该方法对动力电池热失控进行预测,其准确度达到 97%,可有效降低动力电池热失控发生的风险,提高车辆的安全性。

关键词:BP 神经网络; 动力电池; 热失控; 安全预警

中图分类号:U461.99

文献标志码:A

文章编号:1006-3331(2024)05-0007-04

Research on Thermal Runaway Forewarning Method of Power Battery Based on BP Neural Network

LI Dan, LIU Jihong, ZHOU Enfei, ZHANG Xiubin, ZHANG Qi, HUANG Jinjin

(Beijing Foton Ouhui New Energy Vehicle Co., Ltd., Beijing 102206, China)

Abstract: This paper proposes a rapid prediction method for the thermal runaway of power batteries based on BP neural network, which solves the problem that the thermal runaway forewarning of power batteries cannot be effectively warned at present. Through the test, it is found that the methods accuracy in predicting the thermal runaway of the power battery is 97%, which can effectively reduce the risk of thermal runaway of power battery and improve vehicle safety.

Key words: BP neural network; power battery; thermal runaway; safety forewarning

随着电动汽车大量投入使用,电动汽车冒烟、起火,甚至自燃的现象时有发生。因此动力电池热失控的安全预警成为一个重要课题^[1-3]。目前对热失控预警的研究主要有两方面:一是动力电池系统的热管理系统设计,对动力电池进行有效的温度监测和控制,使其在适宜的温度区间工作,防止发生热失控事件^[4-6];二是动力电池的安全监测与报警,在动力电池箱(舱)安装具备温度、烟雾、一氧化碳探测功能的报警监测模块,实现对动力电池的实时监测与报警^[7-10]。前者虽然属于主动降温防护,但当动力电池出现热失控倾向时,其防护效果急剧下降,无法有效保障车辆安全;后者属于被动处理的手段,只有当动力电池发生热失控后才会触发报警信号,同样无法有

效保护车辆安全。

本文针对当前技术发展现状,首先利用 BP (Back Propagation) 神经网络技术,建立动力电池系统的健康状态预测模型,以实现对动力电池系统安全隐患的自动诊断与预警功能^[11-13];其次通过结合云计算和物联网技术来提高动力电池监控系统对其健康状态的预测能力,使其能够及时发出车辆动力电池热失控的预警信号,并通过车载控制器同步显示电池的预警信息。为工作人员预留足够时间以应对潜在的安全风险,提高整车安全运行水平。

1 数学模型构建

BP 神经网络是一种常见的人工神经网络模型,

收稿日期:2024-03-25。

第一作者:李 丹(1991—),女,硕士;工程师;主要从事动力电池系统设计与开发工作。E-mail:13161366693@163.com。

通讯作者:刘继红(1969—),男,正高级工程师;主要从事新能源整车及新能源关键部件系统设计与开发工作。E-mail:liujihong@foton.com.cn。

其典型架构主要由输入层、隐藏层和输出层组成。其中输入层主要负责接收外部输入信号,并将其传递给网络的隐藏层;隐藏层由多个神经元组成,对输入信号进行非线性的转换和特征提取,可以有一个或多个隐藏层,每个隐藏层的神经元数量可以不同;输出层主要从隐藏层接收信息并生成最终的输出结果。

网络的每层神经元通过设置权重、偏置系数与邻层各个神经元相链接,而同一层的神经元间相互独立。隐藏层和输出层的神经元通常使用激活函数对前级输入参数进行非线性变换。神经网络模型通过计算预测输出与实际输出之间的误差,并将误差从输出层向隐藏层反向传播,以更新权重和偏置参数,使网络的计算输出结果接近实际输出数值。图 1 为 BP 神经网络架构原理图,可根据具体问题对网络进行调整和扩展,以提高网络的性能和泛化能力。

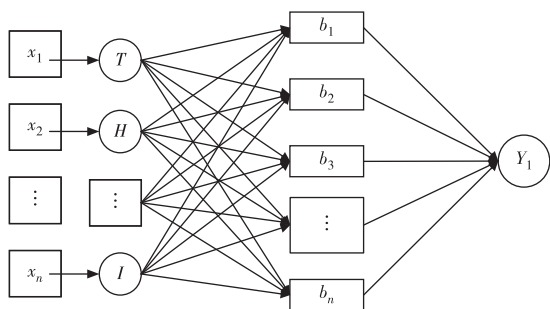


图 1 BP 神经网络架构原理图

本文以车辆运行期间实时采集的车载动力电池箱内的温度、一氧化碳浓度、有机挥发物(VOC)浓度、烟雾浓度等数据作为网络模型的输入数据,将预警标志位作为网络模型的输出数据;采用电池热失控试验中采集的一氧化碳浓度、VOC 浓度、烟雾浓度、温度、电压等数据(采样周期 1 s,共进行 4 个平行试验,选取 1 个试验数据进行模型训练,共 3 823 组数据)作为模型训练数据。

首先构建对应的数学模型。车辆在运行工况下,不同的状态参数(如温度、烟雾浓度、一氧化碳浓度、VOC 浓度)发生变化,会对车载动力电池健康状态产生不同影响。其神经网络模型架构如下:

$$Z_i = \sum_{i=1}^n (w_i \lambda_i) + \theta_i$$

$$Y_i = f\left(\sum_{i=1}^n (w_i \lambda_i) + \theta_i\right)$$

式中: Z_i 为神经网络中隐含层线性迭代计算参数; λ_i 为动力电池箱内温度、烟雾浓度、一氧化碳浓度、VOC 浓度等参数值; w_i 为各层传递中对应的权重系数; θ_i 为各层传递中对应的偏置系数; $f(x)$ 为激活函数。激活函数形式为:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

模型约束方程为:

$$\text{Error} = \min\left(\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - Y_i)\right)$$

式中: $\hat{Y}_i$ 为神经网络模型推算出的结果; Y_i 为实际训练数据值。

上述神经网络模型中,各层传递中对应的权重系数(w_i)与各层传递中对应的偏置系数(θ_i)为模型内的未知数。通过将训练数据的输入值与输出值带入模型中进行迭代运算,以约束方程 Error 最小化为目标,进而求解出对应的 w_i 与 θ_i 。据此获得的神经网络模型,可用于后续数值仿真预测计算。此 BP 神经网络模型根据当前车载电池箱内参数(温度、一氧化碳浓度、VOC 浓度、烟雾浓度等),提前预测出车载动力电池的健康状态,为相关决策提供依据。

2 控制逻辑

首先在动力电池箱内安装温度、一氧化碳、烟雾、VOC 等传感器,这些传感器通过车载通讯 CAN 总线将其采集的各类数据传输至车载控制器与车载显示器。车载显示器上的各类工作状态数据可供工作人员查询检验。动力电池运行状态及车辆数据采集架构如图 2 所示。

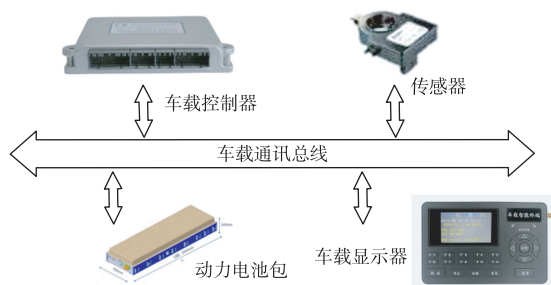


图 2 动力电池运行状态及车辆数据采集架构

车载控制器将当前检测到的工况数据输入至神经网络模型计算分析,以获取当前车载动力电池的运行状态。同时车载控制器将当前采集到的动力电池工况信息上传至车辆运行监控平台,并在监控平台上对大量实际运行的车辆工况信息进行模型训练,进而更新优化 w_i 与 θ_i 数值,以进一步提升模型的准确性。车载动力电池热失控自动预警流程如图3所示。

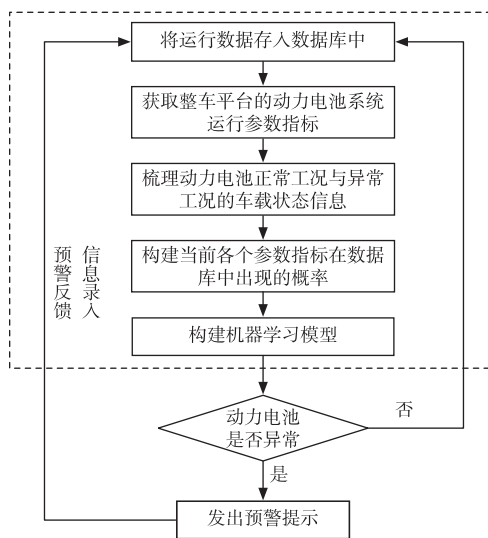


图3 车载动力电池热失控自动预警流程

3 试验验证

根据神经网络模型训练要求,选取电池箱内的温度、一氧化碳浓度、VOC浓度、烟雾浓度、电压数据的80%作为模型的训练数据,20%作为测试验证数据,以此对模型的准确性进行分析。为方便运算,本文设定电池工作状态存在正常状态(0)与异常状态(1)两种无量纲型式。图4、图5与图6为采集的动力电池运行及工作状态数据。

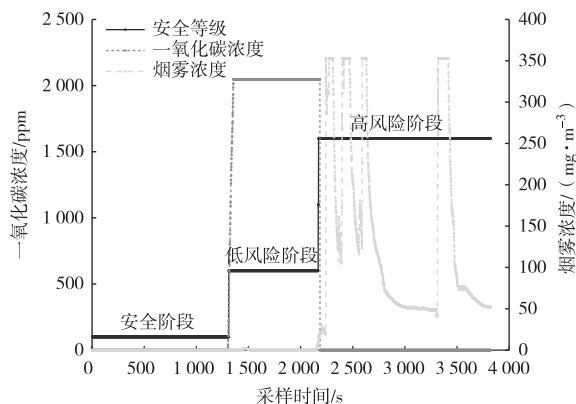


图4 一氧化碳、烟雾与动力电池状态关系

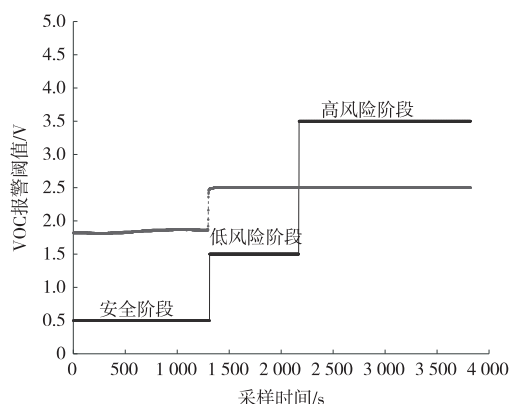


图5 VOC与动力电池状态关系

从图4和图5可以看出,当动力电池处于安全阶段(正常状态)时,一氧化碳浓度与烟雾浓度基本为0,VOC变化平稳。当车载动力电池及传感器数据出现异常(异常状态)时,首先VOC浓度与一氧化碳浓度发生突变,两者数值急剧上升,此时动力电池处于低风险阶段。若此时不进行处理,动力电池状态将进一步恶化。电池包内释放的烟雾将持续增多,至此动力电池可能出现冒烟或起火现象,导致动力电池处于高风险阶段,此时若处理不当可能导致整车焚毁。

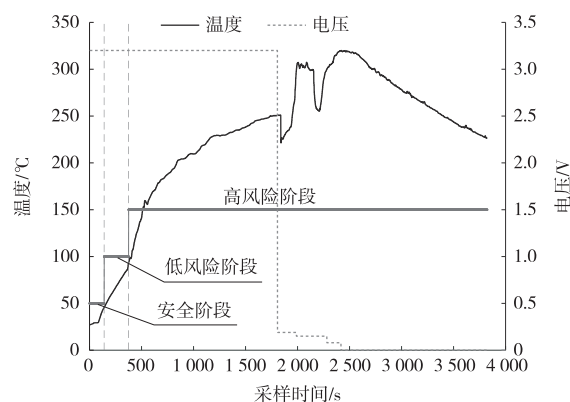


图6 温度、电压与动力电池状态关系

从图6可知,当动力电池温度在50℃以下时,动力电池一般处于安全阶段。当动力电池的温度从50℃升至100℃时,此阶段内动力电池一般处于低风险阶段,若此时不对动力电池进行应急处理,温度将进一步上升将导致动力电池发生热失控风险。若单体动力电池电压出现骤降,表明此时电池已发生热失控,严重时将直接导致动力电池冒烟起火。

本文对动力电池的大量实测数据进行采集和分类整理,然后带入神经网络模型中进行预测分析。图

7 为采用现场数据训练后获得的神经网络动力电池工况预测效果图。计算发现神经网络计算的预测值与样本数据的预测值的平均绝对误差为 0.05, 均方误差为 0.02, 均方根误差为 0.15, 即神经网络模型的预测精准性为 97%。从而用此神经网络模型可以根据电池工况信息准确计算出电池的当前状态数据。

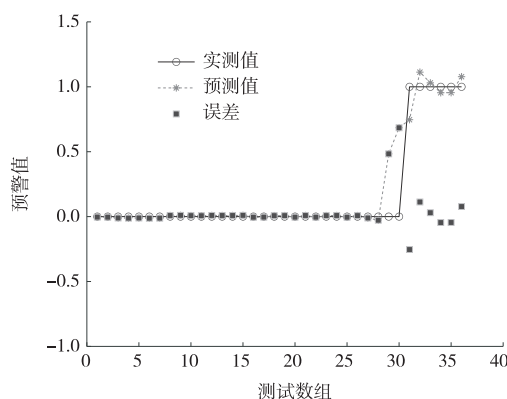


图7 基于神经网络的动力电池工况预测效果

图8为在对神经网络模型计算出的样本数据进行归一化处理获取的模型图。分析图8可以发现, 基于当前电池工况信息数据, 此神经网络模型均能准确对其运行状态进行预测。

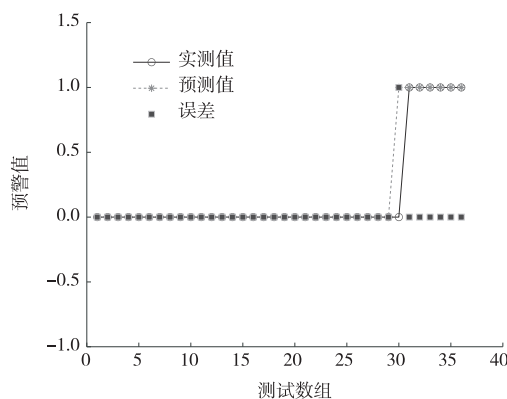


图8 基于神经网络的动力电池工况预测结果

4 结束语

从本文分析可知, 基于大量运行车辆的动力电池工况信息数据, 可通过 BP 神经网络模型对当前电池

运行工况状态进行预测分析。该技术可在车辆动力电池处于低风险状态时, 对车载动力电池状态进行精准预测; 该技术也可在车载动力电池发生热失控甚至起火前为相应操作人员预留充足时间, 避免动力电池发生起火等严重安全事故。

参考文献:

- [1] 黄鲲, 陈军. 锂离子电池热失控及测试标准[J]. 环境技术, 2023, 41(10): 196-201.
- [2] 李谦, 于金山, 刘盛终, 等. 不同因素影响下锂离子电池热失控演变特征及危害性综述[J]. 消防科学与技术, 2023, 42(11): 1482-1487.
- [3] 王小林. 新能源汽车动力电池安全问题分析及解决策略[J]. 时代汽车, 2023(24): 112-114.
- [4] 张振华, 李志卫, 叶欣晨, 等. 整车热管理技术研究[J]. 重型汽车, 2023(4): 3-5.
- [5] 黄沅辉, 解铭时, 赵正国, 等. 浅析新能源汽车动力电池热管理技术[J]. 能源与节能, 2023(6): 20-27.
- [6] 李嘉鑫, 李鹏钊, 王苗, 等. 锂离子电池热管理技术研究进展[J]. 过程工程学报, 2023, 23(8): 1102-1117.
- [7] 刘岩, 尹艳萍, 黄倩, 等. 我国新能源汽车动力电池安全现状分析与探讨[J]. 电池工业, 2022, 26(6): 309-312.
- [8] 洪吉超, 梁峰伟, 杨海旭, 等. 大数据驱动动力电池智能安全管理与控制方法研究[J]. 汽车工程, 2023, 45(10): 1845-1861.
- [9] 李达, 邓钧君, 张照生, 等. 电动车辆动力电池安全预警策略研究综述[J]. 汽车工程, 2023, 45(8): 1932-1407.
- [10] 王海文. 动力电池管理系统故障诊断分析[J]. 汽车与新能源, 2023, 6(3): 79-82.
- [11] 姚慧. 电动汽车动力电池故障诊断及发展趋势研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2023, 13(7): 299-300.
- [12] 吴宇, 张正华, 戚义盛. 基于 COMSOL 的动力电池热模型设计与系统实现[J]. 电子设计工程, 2023, 31(12): 68-72.
- [13] 任松. 基于数据驱动的动力电池多故障诊断策略研究[D]. 烟台: 山东工商学院, 2023.