

Design of Status Monitoring System for Power Lead Acid Battery

Jian Zhou Xiaohua Luo Yanjiang Huang Xiangjin Yin*

Hubei China Tobacco Industrial Co., Ltd., Enshi, Hubei, 445000, China

Abstract

Power lead-acid batteries are widely used in factory production for vehicles such as forklifts, trolleys, and pallet trucks. They are the main power source for logistics vehicles, and the scientific monitoring and management of battery charging and discharging processes are related to the health and service life of batteries. A real-time monitoring system for the charging and discharging process of power batteries has been designed based on IoT technology, which enables online collection of on-site data, optimizes the charging process, serves battery health status estimation, and protects power batteries; Exponential smoothing is used for data preprocessing, Gaussian regression, support vector regression, and random forest model are used for voltage data prediction and analysis, and the remaining electricity is estimated based on current integration method. The system has been applied in Enshi Cigarette Factory, and it has reference and guidance significance for the management and operation of charging workshops in similar factories.

Keywords

lead-acid battery; status monitoring; predictive analysis; remaining power estimation; machine learning

动力铅酸电池状态监测系统设计

周剑 罗小华 黄闫江 尹祥进*

湖北中烟工业有限责任公司, 中国·湖北 恩施 445000

摘要

动力铅酸电池在工厂生产中广泛用于叉车、抱车、托盘车等载具,是物流车辆的主要动力能源提供者,电池充放电过程的科学监测与管理关系电池的健康与使用寿命。针对动力电池的充电和放电过程,基于物联网技术设计了电池充放电过程实时监测系统,实现现场数据的在线收集,优化充电过程,服务电池健康状态估计,保护动力电池;采用指数平滑进行数据预处理,利用高斯回归、支持向量回归以及随机森林模型进行电压数据的预测分析,基于安时积分法估计剩余电量。该系统在恩施卷烟厂部署应用,对同类工厂充电车间的管理与运行具有借鉴和指导意义。

关键词

铅酸电池; 状态监测; 预测分析; 剩余电量估计; 机器学习

1 引言

动力铅酸电池技术成熟、控制相对简单、安全、可靠、性价比高,普遍应用在工厂诸多物流转运车辆上,如叉车、抱车、托盘车等。实际使用过程中,大多缺乏运行状态监控和电池性能诊断,不合理和不科学的使用导致电池实际使用寿命远低于额定寿命,增加企业运行成本,不恰当的充放电

过程、过充电、过放电是典型的几类导致电池衰减及损坏的原因。论文通过对充电过程信息实时采集,反馈控制充电机,优化充电过程;实时监控车载电池的放电情况,准确估计剩余电量,及时进行充电调度,杜绝过放和非必须充电。

业界使用电池管理系统^[1],调节充电和放电过程,以防止过充电、过电压和过放电导致的电池退化,然而,铅酸电池的降退涉及相互关联的机械和化学过程,准确预测估计充电状态(State of Charge, SoC)和剩余电池寿命面临重大挑战^[2]。

在电池监测和管理的应用中,物联网(Internet of Things, IoT)为实时数据采集和分析提供有效的解决方案。IoT通过传感器、联网设备可以收集到电池充放电过程中的状态数据、环境数据等各种参数,形成丰富的数据集,使预测模型的发展成为可能^[3]。

【基金项目】国家自然科学基金地区科学基金(项目编号:61961017);湖北中烟工业有限责任公司科研基金项目(项目编号:2023JSWL4ES2C084)。

【作者简介】周剑(1977-),男,中国湖北恩施人,本科,助理工程师,从事智慧物流及信息化研究。

【通讯作者】尹祥进(1997-),男,中国湖北建始人,在读硕士,从事电气工程自动化、智能充电系统研究。

2 动力铅酸电池使用分析

2.1 动力铅酸电池的工作原理

铅酸蓄电池的工作基于式 (1) 的条件可逆化学反应, 放电过程中, 极板与电解液发生反应, 将化学能转化为电能, 同时产生氢气和氧气, 它们复合成水; 充电过程在外部电流的作用下, 极板活性物质再生, 实现电能到化学能的转化并存储。



2.2 电池衰减的影响因素

影响电池衰减及寿命的因素较多, 充放电电流大小、电池环境温度、充放电截止电压、放电深度等是最主要的方面。电流热效应会加速电池衰减和影响正负极材料结构; 温度过高会加速正极衰减和负极表面生长, 内阻增加, 温度过低则会加剧电解液的不可逆消耗; 过度充电可造成铅膏脱落、电解液消耗过度, 过度放电导致硫酸盐化结晶, 堵塞极板微孔, 阻碍电解液渗透, 致使参与电化学反应的活性物质减少, 增加内阻, 电池容量降低, 严重时导致电池失效报废; 充放电截止电压与电池容量、负载大小、充电方式匹配度直接影响电池的使用合理性, 对电池寿命造成间接影响。

电池剩余电量通常用 SoC (State of Charge) 表征, 但 SoC 是一个不能直接测量的物理量, 工程中常通过电池的端电压、充放电电流、电池内阻等参数进行估计, 诸如电池老化、环境温度不确定因素会直接影响电池参数。据 SoC 估计所依赖和测量的参数不同, 存在开路电压法 (测端电压)、安时积分法 (测充放电电流)、内阻法 (测电池内阻)、卡尔曼滤波法 (据电池模型预测)、神经网络法 (数据驱动) 等多种方法, 不同的 SoC 估计方法都存在各自不同的缺点, 要么精度不高, 要么不能实现在线估计。

3 动力铅酸电池状态监测系统设计

动力铅酸电池状态监测系统, 通过对充电机实时运行状态监控和运载车辆电池放电过程监测, 获取电池的充放电过程数据、充电机运行状态数据、车载电池运行状态数据; 根据所得状态数据优化充电过程控制和实现充电车间的安全预警; 利用充放电数据进行电池电量监测、健康诊断、充电调度; 实现车载电池全生命周期充电管理、统计和寿命预测。

3.1 监测系统总体设计

动力铅酸电池状态监测系统结构如图 1 所示。

监测数据的采集分为充电机和车载电池两个现场单元, 分别涉及充电机输入电压、输入电流、充电电压、充电电流、电池放电电流、放电电压、电池温度、析氢量、GPS 等信号, 通过传感器阵列实现, 现场信号通过 RS485 传至相应的电流监测模块、电压监测模块、温/湿度监测模块、氢气监测模块, 经过信号调理后进入 CPU, 处理器对收集到的数据进

行预处理、校正并根据安全策略形成保护控制信号、报警信号输出, 保障充电安全及电池运行安全, 实现电池的均充、浮充管理, 防止电池过充、过放、超温; GPS 模块用于车辆定位以及跟踪运行轨迹; 人机交互模块用于参数的手动设定以及运行模式的手动配置; 通信模块实现数据的 Wi-Fi 传输。

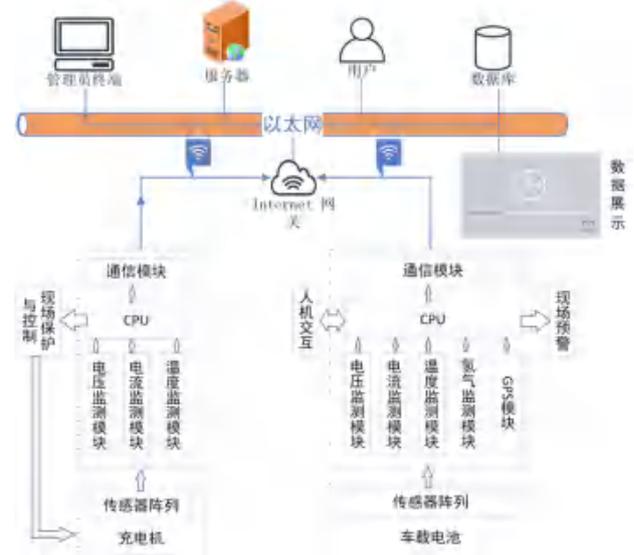


图 1 动力铅酸电池状态监测系统结构图

3.2 监测管理平台

充电机单元和车载电池单元的现场数据通过 WiFi 接入核心网络, 传输数据被存储在服务器中, 经过各子系统的处理, 将结果呈现给终端用户, 实现数据存储、实时显示、系统报警、生成日志、打印功能等。系统涵盖数据管理、设备管理、状态评估、故障预警、辅助决策等。

①数据管理: 系统数据包含直接数据和间接数据, 直接数据是指充电机位置信息数据、运载车辆信息、充电时的电压/电流、放电电压/电流、温湿度、析氢量等; 间接数据为系统分析出的数据, 如计算出的已充电量、剩余电量、模型对充电机充电过程的状态评价结果和故障预测结果的记录等。数据管理是系统功能的基础, 对其进行分级为在线监测、数据预处理、数据分析统计、数据导出四个层次, 数据管理模式如图 2 所示。



图 2 数据管理模式

②设备管理: 包括充电机和运载车辆的增加、查询、

修改和删除。

③状态评估：系统通过对充电和放电的历史电气数据进行预处理后输入状态评估模型，预测设备的状态，完成对应设备的状态评估，重点是电池的健康状态和运行状态评估，然后将状态评估模型分析的结果显示到页面中并写入系统数据库，供用户查询。

④状态预警：根据电池状态评估结果生成状态预警信息，包括预警类型和预警时间，结果显示到页面中，并通过特定的方式发送给相关责任人；预警结果还可进行辅助决策，对照专家经验表得到辅助建议，展示在页面上并写入数据库，方便分类查看。

3.3 状态监测模型构建

3.3.1 状态监测算法

通过机器学习、数据挖掘技术搜集数据中的特征信息和规律，构建状态监测模型^[4]。高斯过程回归（Gaussian Process Regression, GPR）通过假设函数上的高斯分布来模拟输入变量和输出变量之间的关系，实现回归预测，允许精确预测与不确定性估计。支持向量回归（Support Vector Regression, SVR）通过最小化误差找到一个最适合训练数据，可以通过核函数将输入变量转换为高维空间来处理输入变量与目标变量之间的非线性关系。随机森林（Random Forest, RF）结合多个决策树进行预测，每个决策树都在训练数据的随机子集和输入特征的随机子集上进行训练，共同捕获输入变量之间的交互作用。

3.3.2 预测模型与性能分析

基于 Scikit-learn 学习库，它包含了各种分类、回归和聚类算法，GPR、SVR、RF 均在其中，每种算法处理单一特征，同时具有处理不同数据类型的能力，采用适当的参数组合选择最适合的模型来预测期望输出，论文中模型参数的选择如表 1 所示。

将预测结果与测试数据集中的实际数据进行比较，以评估模型预测的准确性，采用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和指标进行模型性能评价。RMSE 反映测试值与预测值的接近程度，如式（2），表示实际值，表示预测值；MAE 反映预测值对实际值的平均偏离程度，如式（3）；决定系数 属于统计度量，反映模型对目标变量预测的良好程度，如式（4），其分子为残差平方和（SSE），即实际值与预测值之间的差异的平方和，分母是总平方和（SST）。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

表 1 模型参数表

算法	参数	值
GPR	Kernel	RBF+WhiteKernel
	Length Scale(RBF)	1.0
	Noise Level(WhiteKernel)	0.001
	α (Regularization)	0.00001
	Number of Restarts	3
	Random State	0
SVR	Kernel	RBF
	ϵ	0.1
	γ	Scale
	C	1.0
	Max Iteration	-1
RF	N Estimators	100
	Random State	0
	Max Depth	10
	Min Samples Split	2
	Min Samples Leaf	2
	Max Features	auto

3.3.3 SoC 估计

由于在数据采集环节，对充、放过程中的电压、电流、以及采集时间都进行了比较详细的记录，因此在诸多的 SoC 估计方法中，采用安时积分法可以取得较高的估算精度，结合前述预测模型，即可实现对 SoC 的估计，其估算原理如式（5）、式（6）所示。

$$Q(t) = \left[\frac{1}{Q_r} \int_{t_0}^t \eta i d\tau \right] * 100\% \quad (5)$$

$$SoC(t) = SoC(t_0) - Q(t) \quad (6)$$

其中， i 为 t_0-t 内的充、放电电流，放电时为正，充电时为负； Q_r 为动力电池的额定容量； $Q(t)$ 为在 t_0-t 期间电量变化相对最大容量的占比； η 为库仑效率，反应电池在充放电过程中的损耗。

4 实验与讨论

4.1 实时数据采集与预处理

充放电过程获取的现场数据，其中用于机器学习的数据主要包括充电电压、充电电流、放电电流、放电电压、电池温度，其他数据主要用于现场监控和预警信息的形成。在预测分析前，采用指数平滑对收集数据进行预处理，旨在减轻噪声和随机波动，有助于生成更精细的数据，指数平滑通过对实际值和前次预测值进行不同的加权分配，作为下一个预测值，预测公式如式（7）。

$$x_t^{(1)} = \alpha x_t + (1 - \alpha) x_{t-1}^{(1)} \quad (7)$$

其中， $x_t^{(1)}$ 为预测值； α 为加权系数，在 0~1 之间取值； x_t 为实测值； $x_{t-1}^{(1)}$ 为前次预测值。

4.2 预测性能

研究过程中发现，数据预处理过程中指数平滑因子的取值对于预测算法模型的性能影响存在差异，选取不同的平滑因子，以某一时段收集到的放电电压数据为例，分别用 GPR、SVR、RF 三种算法进行测试，所得结果如表 2 所示。

表 2 平滑因子预测性能比较表

平滑因子	算法	RMSE	MAE	R ²
0.2	GPR	0.0402	0.0273	0.9467
	SVR	0.1301	0.0916	0.6537
	RF	0.0372	0.0250	0.9523
0.3	GPR	0.0386	0.0254	0.9492
	SVR	0.1287	0.0923	0.6543
	RF	0.0367	0.0241	0.9532
0.4	GPR	0.0436	0.0275	0.9461
	SVR	0.1291	0.0922	0.9484
	RF	0.0422	0.0256	0.9513
0.5	GPR	0.0449	0.0294	0.9420
	SVR	0.1301	0.0920	0.6527
	RF	0.0427	0.0279	0.9499

分析表 2 中结果发现：总体上比较一致的趋势是 RF 相较于 GPR 和 SVR，具有更好的性能，GPR 的 RMSE 范围从 0.0386 到 0.0449，MAE 从 0.0254 到 0.0294，R² 从 0.9420 到 0.9492；SVR 的 RMSE 范围从 0.1287 到 0.1301，MAE 从 0.0920 到 0.0923，R² 从 0.6527 到 0.6543；特别是在取平滑因子为 0.3 的情况下，RF 可以得到 RMSE=0.0367，MAE=0.0241，R²=0.9532 的最优预测。

5 结语

论文基于物联网技术设计了一套动力铅酸电池的充放电监测系统，能对电池在充放电过程中的状态参数、环境参数等进行实时在线监测，在充电机和不同的电动运载车辆分别部署不同的信号采集模块，进行充电和放电数据采集，组建局域网络，数据通过无线 Wi-Fi 传输至服务器，然后对数据进行分析处理。在对收集数据采取指数平滑的基础上，分别采用高斯过程回归、支持向量机回归和随机森林模型进行预测，选择叉车放电电压数据为对象，分别在不同的平滑因子条件下，分析比较了三种模型的性能指标，随机森林在平滑因子为 0.3 附近获得最佳电压预测，其他两种方法也有不错的效果。未来的研究需要考虑更多的参量，除了电压、还有电流、温度、电池的健康状态等，建立特征集更加丰富模型以揭示彼此的关联，从而获得更为精确的预测，助力电池的优化管理。

参考文献

- [1] Jasiha E.J, Dr R.R. Implementation of ABMS with Cuk Converter for Enhanced Battery Life Using Internet of Things[J]. Int. J. Mod. Trends Sci. Technol,2021(7):107-111.
- [2] Wibawa U, Pratama B, Hasanah R.N. Lifetime prediction of lead-acid batteries in base-transceiver station[J]. Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Tech,2017(7):1361-1366.
- [3] Kumar R. Kumar P, Kumar Y. Time Series Data Prediction using IoT and Machine Learning Technique[J]. Procedia Compute. Sci,2020(167):373-381.
- [4] Wang Z.H, Hendrick, Horng G.J, et al. A prediction method for voltage and lifetime of lead-acid battery by using machine learning[J]. Energy Explor. Exploit,2020(38):310-329.