

文章编号: 2095-2163(2020)10-0056-03

中图分类号: TM33

文献标志码: A

# 基于 GBDT 模型预测锂离子电池容量衰减

许志宇, 黄碧雄, 严 晓

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 电动汽车电池包的整包容量决定了汽车的行驶里程, 因此需要对电池容量衰减进行分析, 评估电动汽车的续航能力。本文基于安时积分法计算每一辆电动汽车每次充电情况下电池包的整包容量, 采用线性回归对电池包的整包容量衰减进行分析, 以容量衰减率作为不同车辆电池劣化速度的评价指标, 并基于梯度下降决策树 GBDT 模型回归车辆的电池容量衰减率, 结果表明机器学习器的数量达到 200 时回归的效果达到最优, 预测结果的均方误差占最大衰减率的 0.45%。

**关键词:** 电池容量; 容量衰减率; 机器学习; GBDT

## Predict Lithium-ion Battery Capacity Decay Based on GBDT Model

XU Zhiyu, HUANG Bixiong, YAN Xiao

(College of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** The battery pack capacity of an EV determines the driving range of the vehicle, so it is necessary to analyze the battery capacity attenuation to evaluate the EV's range ability. This article is based on an ampere-hour integral method to calculate each electric cars per charge capacity battery pack under the whole package, using linear regression analysis of the whole package of battery pack capacity attenuation, capacity attenuation as evaluation index of different vehicle battery degradation speed, and the model based on decision tree GBDT gradient descent to return to the vehicle's battery capacity attenuation, the results show that the base of learning number reaches 200 return to achieve the optimal effect, predict the results of the mean square error is about 0.45% of the maximum attenuation.

**[Key words]** Battery Capacity; Capacity Decay Rate; Machine learning; GBDT

## 0 引言

随着环境保护问题越来越严峻、石油等不可再生能源日益枯竭, 传统燃油汽车面临着巨大的挑战<sup>[1]</sup>。以电能为驱动力的纯电动汽车因其使用成本低、环境友好, 越来越受到消费者的青睐和政府的大力推广<sup>[2]</sup>。虽然锂离子电池拥有高工作电压、高能量密度等优点, 但是作为储能设备的锂离子电池在容量保持率和循环性能上远远不及铅酸电池, 常常因寿命过短增加消费者的使用成本<sup>[3]</sup>。对于用户而言电动汽车的行驶里程始终是困扰驾驶人员的主要问题, 电池包可用容量快速衰减, 增加了这种里程焦虑问题<sup>[4]</sup>。

在实际的汽车运行过程中, 电池的容量衰减情况还要受到使用工况的影响<sup>[5]</sup>。因此如何实时监测电池的健康状态, 如何采取有效措施延缓电池容量的快速衰减成为研究的热点问题<sup>[6]</sup>。

本文基于安时积分法计算每次充电情况下电池的整包容量, 利用线性回归的方法对一年时间内的汽车电池包容量衰减趋势进行分析和预测, 并提出以容量衰减率作为电池劣化速度的衡量指标。

## 1 电池包整包容量

### 1.1 安时积分

作为纯电动汽车的储能装置, 锂离子动力电池包以容量作为储存电能能力的衡量指标。当电池的容量衰减到原容量的 80% 时便要从车辆上退役, 用于其他应用场景, 因此在电池的全生命周期时间内主要关注的是电池容量的大小。计算电池包的整包容量公式(1):

$$C_0 = \int_{t_1}^{t_2} I dt. \quad (1)$$

式中:  $I$  表示充电电流;  $t_1$  表示充电开始时刻;  $t_2$  表示充电结束时刻;  $C_0$  表示本次充电充入的电量。

$\Delta SOC$  表示荷电状态变化量, 式(2):

$$\Delta SOC = SOC_2 - SOC_1. \quad (2)$$

式中:  $SOC_2$  表示充电过程最终的荷电状态;  $SOC_1$  表示充电过程开始时的荷电状态。

$C$  表示该次充电情况下电池的整包容量大小, 式(3):

$$C = \frac{C_0}{\Delta SOC}. \quad (3)$$

作者简介: 许志宇(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 电动汽车电池健康状态。

收稿日期: 2020-04-17

通过统计车辆每次整包容量随时间和充电次数的变化,从而监测电池的健康劣化速度,当电池的容量发生过快衰减时便能够区分出来。

### 1.2 容量衰减率

锂离子电池虽然拥有很高的能量密度,但表现却相对脆弱。电池容量的衰减速度要快于传统的铅酸电池,当电池工作环境恶化时,会引起电池内部的电化学性能不稳定。电池往往面临着电解液分解、电池正极材料的含锂化合物减少、电池发生鼓包、胀气等负面影响。而间接的影响则是电池循环性能下降、电池容量衰减速度变快、倍率性能下降、发生安全事故等问题。

在电动汽车的实际运营过程中,电池的工作情况复杂多变,往往面临高温、低温、大倍率充电等恶劣环境。同时不良的使用习惯也会造成电池容量的过快衰减,对于驾驶人员的影响则是产生行驶里程不足的焦虑,因此有必要对电池容量的衰减进行分析研究,某辆电动汽车的电池容量随充电次数的变化情况如图 1 所示。

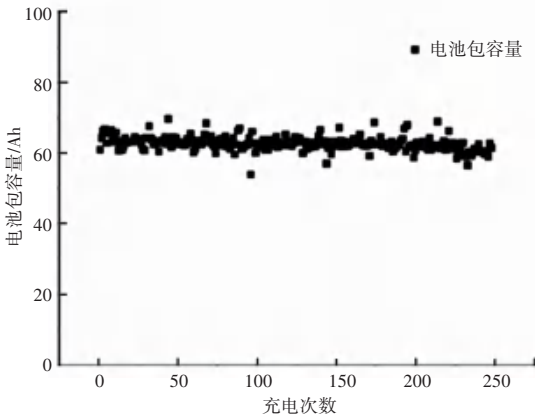


图 1 电池包容量随充电次数变化

Fig. 1 Battery pack capacity varies with number of charges

经计算、统计分析得出电池包的容量随充电次数呈现下降的趋势,即电动汽车的电池在线运行时容量随着使用次数增加而逐渐下降,这种衰减包含了多因素的耦合影响。

通过对汽车一年时间内电池包容量初步统计,可以反映电池健康劣化的大致速度和趋势,为了对电池容量的衰减进行量化描述需借助回归模型。回归方程(4)如下:

$$y = k * x + b. \tag{4}$$

式中:  $k$  代表容量衰减率;  $b$  代表初始容量。

回归分析结果表明电动汽车的容量衰减率为 0.01 其实际含义为:汽车每充电一次,电池包的容量便会衰减 0.01 Ah,如图 2 所示。对不同的汽车数据

样本进行容量衰减分析时,回归结果还可以作为不同车辆电池健康状态劣化速度的衡量指标。

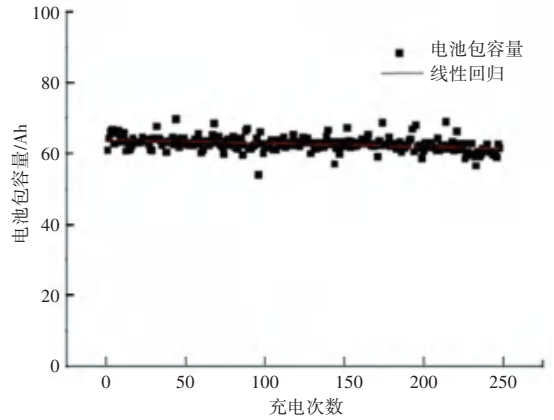


图 2 容量衰减回归结果

Fig. 2 Capacity Decay Regression Results

## 2 GBDT 模型

### 2.1 CART 回归树

GBDT 回归模型是以二叉回归 CART 树作为机器学习器的一种集成学习算法。根据基尼系数,通过将自变量特征空间划分成多个子空间实现对连续性数值的预测回归,如图 3 所示。根据训练集和测试集数据对机器学习器的数量进行调参指定,模型的算法逻辑如图 4 所示。

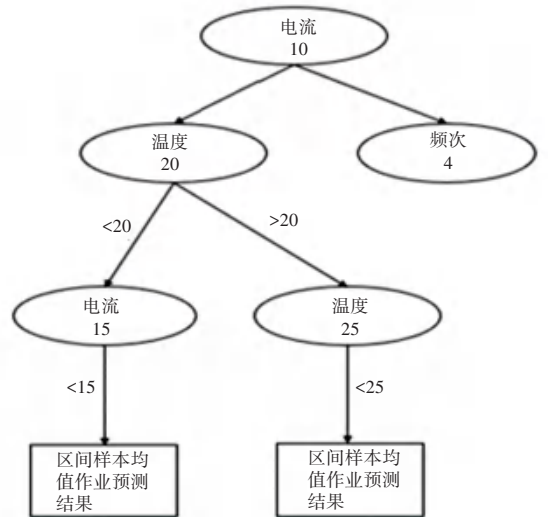


图 3 CART 回归树示意图

Fig. 3 CART Regression Tree Map

将汽车样本点划分为测试集和训练集,评价学习其数量的性能表现,模型精确度与机器学习器的数量的关系如图 5 所示。

图 5 的结果显示,当设置机器学习器的数量为 200 时模型的精度在训练集和测试集上的精度都不再增加。

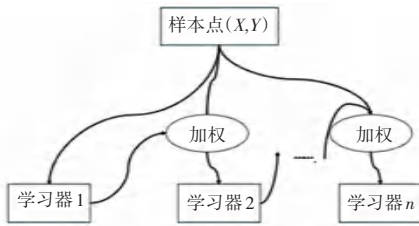


图4 GBDT模型算法

Fig. 4 GBDT model algorithm

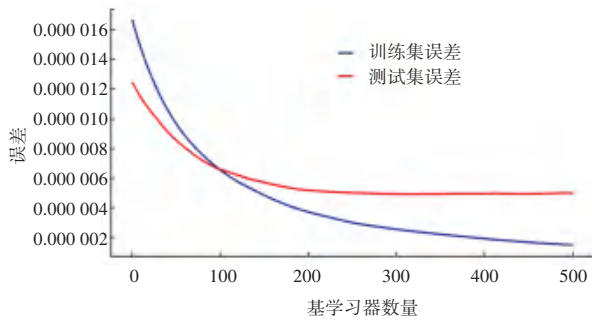


图5 基学习器数量与模型误差

Fig. 5 Number of regression trees and model error

## 2.2 回归结果

通过GBDT模型对每个汽车样本点的电池容量衰减进行回归,以运营数据为自变量,车辆运营数据参数见表1,容量衰减率为因变量,学习器的数量为200,模型最终的回归结果如图6所示。

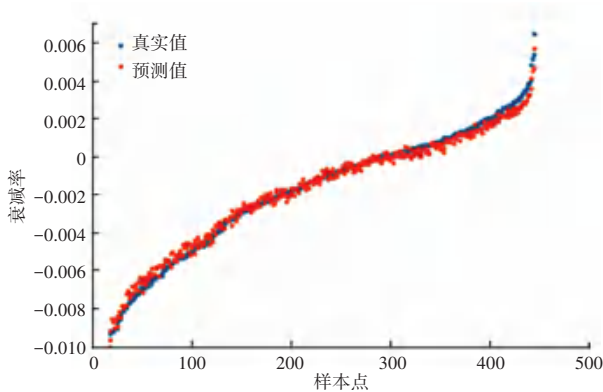


图6 GBDT模型回归结果

Fig. 6 GBDT Model Regression Results

(上接第55页)

## 3 结束语

可解释性是指人能够理解模型在其决策过程中所做出的选择,例如怎么决策、为什么决策和决策了什么,模型的可解释性对于相关单位解释模型的每一个决策至关重要。本文综合探讨了常见的旅游需求量预测模型以及模型的构建及其可解释性。有关单位提供的数据通过可解释性模型预测出的可解释性的数据,能够使这些单位更加具有针对性的做出决策

表1 车辆运营数据参数

Tab. 1 Vehicle operating data parameters

参数	单位	参数	单位
电流	A	温度	℃
SOC	%	电阻	Ω
次数	-	时间	s

该回归结果表明,调参后的回归模型预测值与衰减率之间的均方误差占最大衰减率的0.45%,说明继承算法模型在回归的效果上要优于传统的函数回归方法,可以对汽车的在线状态监控提供一定的理论指导和借鉴意义。

## 3 结束语

本文首先基于安时积分法计算电动汽车每次充电情况下的整包容量,并对一年时间内的容量随充电次数的变化关系做回归分析,提出以容量衰减率作为电池劣化速度的衡量指标;其次,基于电动汽车的数据对每个汽车样本点的衰减情况进行机器学习的GBDT集成算法模型回归,当基学习器的数量达到200时模型最优,预测结果的均方误差占最大衰减率的0.45%,该结果可以为电池状态监测提供方法和理论指导。

## 参考文献

- [1] 张书桥. 新能源电动汽车发展历程、现状以及制造技术[J]. 金属加工(冷加工), 2020(4): 8-13.
- [2] 张伟. 电动汽车电池的现状及发展趋势分析[J]. 南方农机, 2019, 50(6): 130.
- [3] 李进忠, 李银苹, 史张宇. 基于WSN监控的电动汽车并行数据采集系统设计与研究[J]. 电子设计工程, 2019, 27(15): 41-44.
- [4] TIAN Huixin, QIN Pengliang, LI Kun, et al. A review of the state of health for lithium-ion batteries; Research status and suggestions [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 261: 120813.
- [5] Song Ziyong, Hou Jun, Li Xuefeng. The sequential algorithm for combined state of charge and state of health estimation of lithium-ion battery based on active current injection [J]. Energy, 2020, 193 (C).
- [6] 袁臣虎, 唐静雅, 刘晓明, 等. 锂电池全生命周期充电规划方法研究分析[J]. 电源技术, 2019, 43(10): 1645-1648, 1736.

(如旅游淡旺季分别开设旅游大巴数量、门票设置、安保人员设置等等),模型的可解释性研究将进一步发展,今后会为有关单位反馈更加精准的决策数据。

## 参考文献

- [1] Rob Law, Gang Li, Davis Ka Chio Fong, et al. Tourism demand forecasting: A deep learning approach [J]. Elsevier Ltd, 2019, 75.
- [2] ROLLINS J B, VENKATESH R. Data mining model interpretation, optimization, and customization using statistical techniques; U.S. Patent 8,095,498 [P]. 2012-1-10.
- [3] 纪守领, 李进锋, 杜天宇, 等. 机器学习模型可解释性方法、应用与安全研究综述 [J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(10): 2071-2096.