



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108872863 A
(43)申请公布日 2018. 11. 23

(21)申请号 201810408545.4

(22)申请日 2018.05.02

(71)申请人 广东工业大学

地址 510006 广东省广州市广州番禺大学
城外环西路100号广东工业大学

(72)发明人 周映虹 刘剑彬 陈斌 吕国伟
姚磊 刘岩

(74)专利代理机构 宁波浙成知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 33268

代理人 李娟娟

(51)Int.Cl.

G01R 31/36(2006.01)

G01R 31/00(2006.01)

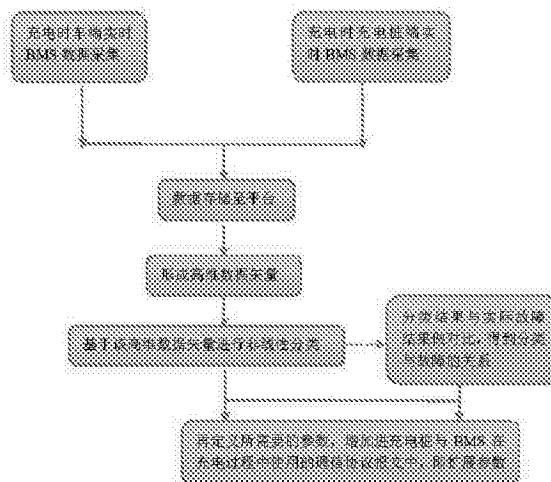
权利要求书1页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法

(57)摘要

本发明涉及一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法,包括以下步骤:分别获取充电时车端实时BMS数据和充电时充电桩端实时BMS数据;将获取的数据存储至充电管理平台;利用充电管理平台存储的数据建立高维数据模型,并进行非线性分类;将非线性分类结果与实际故障结果做对比,得到分类与故障的关系;系统管理员根据非线性分类结果或分类与故障的关系,增加充电桩与BMS在充电过程中使用的通信协议报文参数。该监测方法,不仅采集充电桩端的实时数据,还采集车端实时数据,采用基于非线性优化分类的特征提取方法进行数据分析,可以实时监测到充电过程中动力电池与充电桩的健康状态,为诊断电动汽车的动力电池性能提供依据。



1. 一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法,其特征在于:包括以下步骤:
 步骤A,分别获取充电时车端实时BMS数据和充电时充电桩端实时BMS数据;
 步骤B,将步骤A获取的数据存储至充电管理平台;
 步骤C,利用充电管理平台存储的数据建立高维数据模型,并进行非线性分类;
 步骤D,将步骤C中的非线性分类结果与实际故障结果做对比,得到分类与故障的关系;
 步骤E,系统管理员根据步骤C中的非线性分类结果或步骤D中的分类与故障的关系,增加充电桩与BMS在充电过程中使用的通信协议报文参数。

2. 根据权利要求1所述的一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法,其特征在于:所述步骤C的具体步骤为:

步骤C1,将充电管理平台收集到的桩的数据和动力电池的数据建立高维数据模型,进行反复运算,计算得到基于运算样本的最佳投影向量基;

步骤C2,把运算样本往最佳投影向量作投影,得到的投影坐标即为高维数据的判别特征,将所述高维数据的判别特征进行非线性最优分类。

3. 根据权利要求2所述的一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法,其特征在于:所述步骤C中高维向量的判别特征的计算方式具体为:

高维样本向量 $c \in \mathbf{C}$, 经过非线性函数 Φ 映射到高维线性空间 \mathbf{H} , 映射的中目标函数为:

$$J(w) = \frac{w^T S_1^* w}{w^T S_2^* w};$$

其中, w 是投影方向, S_1^* 和 S_2^* 是高维样本在高维线性空间 \mathbf{H} 中的类间离散度矩阵和类内离散度矩阵;

$$S_1^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 d_i (m_i - \bar{m})(m_i - \bar{m})^T;$$

$$S_2^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 \sum_{c \in C_i} (\Phi(c) - m_i)(\Phi(c) - m_i)^T;$$

其中, N 表示输入样本中的样本个数,分为两类,故障类和非故障类, d_i 表示第 i 类样本的数目;

$\sum_{i=1}^2 d_i = N$; $m_i = \frac{1}{d_i} \sum_{c \in C_i} \Phi(c)$ 是第 i 类样本的均值向量, $\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 m_i$ 是整体样本的均值向量;

对目标函数进行最值求解,得到 $J(w)$ 的最佳投影向量 w , 即高维数据的判别特征。

一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及动力电池充电监测技术领域,特别是涉及一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法。

背景技术

[0002] 电动汽车作为一种发展前景广阔的绿色交通工具,普及速度异常迅猛。随着电动汽车的推广和应用,与之相配套的充、换电站等充电设施也在逐步建设。然而,充电设施大规模接入电网,将给电网带来负荷冲击,并对电网的电能质量、网络损耗、设备利用率等产生不容忽视的影响。电动汽车充电特征数据,主要包括起始充电时间、初始荷电状态和日行车里程,对研究电动汽车充电过程对配电的影响十分重要,因此,完善的电动汽车充电监测系统是电动汽车发展过程中必备的。目前电动汽车充电过程中的数据监测一般是充电运营服务商自己完成的,充电过程中BMS数据通过通信协议GB/T 27930上报给充电桩,充电桩再通过通信板卡上报给云平台或者本地平台。该监测平台虽然实现了数据的可视化,但是只是收集了BMS主动报上来的数据,进行累计统计或者趋势统计,缺乏深度数据挖掘。如果BMS某些可选项参数不报,那么充电桩也不会停止充电,还是继续充电,存在安全隐患。

[0003] 因此,针对现有技术中的存在问题,亟需提供一种能够实现车桩联动数据的完整收集并进行分类分析的监测技术显得尤为重要。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于避免现有技术中的不足之处而提供一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法,该监测方法不仅采集充电桩端的实时数据,还采集车端实时数据,并进行分析处理,实现远程充电过程的及时故障预测。

[0005] 本发明的目的通过以下技术方案实现:

提供一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法,包括以下步骤:

步骤A,分别获取充电时车端实时BMS数据和充电时充电桩端实时BMS数据;

步骤B,将步骤A获取的数据存储至充电管理平台;

步骤C,利用充电管理平台存储的数据建立高维数据模型,并进行非线性分类;

步骤D,将步骤C中的非线性分类结果与实际故障结果做对比,得到分类与故障的关系;

步骤E,系统管理员根据步骤C中的非线性分类结果或步骤D中的分类与故障的关系,增加充电桩与BMS在充电过程中使用的通信协议报文参数。

[0006] 其中,所述步骤C的具体步骤为:

步骤C1,将充电管理平台收集到的桩的数据和动力电池的数据建立高维数据模型,进行反复运算,计算得到基于运算样本的最佳投影向量基;

步骤C2,把运算样本往最佳投影向量作投影,得到的投影坐标即为高维数据的判别特征,将所述高维数据的判别特征进行非线性最优分类。

[0007] 进一步的,所述步骤C中高维向量的判别特征的计算方式具体为:

高维样本向量 $c \in \mathbf{C}$, 经过非线性函数 Φ 映射到高维线性空间 \mathbf{H} , 映射的 \mathbf{H} 中目标函数为:

$$J(w) = \frac{w^T S_b^* w}{w^T S_w^* w};$$

其中, w 是投影方向, S_b^* 和 S_w^* 是高维样本在高维线性空间 \mathbf{H} 中的类间离散度矩阵和类内离散度矩阵;

$$S_w^* = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 \sum_{c \in C} (\Phi(c) - m_i) (\Phi(c) - m_i)^T;$$

其中, N 表示输入样本中的样本个数, 分为两类, 故障类和非故障类, d_i 表示第 i 类样本的数目;

$\sum_{i=1}^2 d_i = N$; $m_i = \frac{1}{d_i} \sum_{j=1}^{d_i} \Phi(c_j^i)$ 是第 i 类样本的均值向量, $\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 m_i$ 是整体样本的均值向量;

对目标函数进行最值求解, 得到 $J(w)$ 的最佳投影向量, 即高维数据的判别特征。

[0008] 本发明的有益效果在于:

本发明的优化分类的电动汽车充电状态监测方法, 不仅采集充电桩端的实时数据, 还采集车端实时数据, 采用基于非线性优化分类的特征提取方法进行数据分析, 可以实时监测到充电过程中动力电池与充电桩的健康状态, 为诊断电动汽车的动力电池性能提供依据。

附图说明

[0009] 利用附图对本发明做进一步说明, 但附图中的内容不构成对本发明的任何限制。

[0010] 图1为本发明的一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法的流程图。

具体实施方式

[0011] 为了使发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白, 以下结合附图及实施例, 对本发明进行进一步详细说明。

[0012] 实施例1

本发明的一种优化分类的电动汽车充电状态监测方法的实施方式之一, 如图1所示, 包括以下步骤:

步骤A, 分别获取充电时车端实时BMS数据和充电时充电桩端实时BMS数据;

步骤B, 将步骤A获取的数据存储至充电管理平台;

步骤C, 利用充电管理平台存储的数据建立高维数据模型, 并进行非线性分类;

步骤D, 将步骤C中的非线性分类结果与实际故障结果做对比, 得到分类与故障的关系;

步骤E, 系统管理员根据步骤C中的非线性分类结果或步骤D中的分类与故障的关系, 增加充电桩与BMS在充电过程中使用的通信协议报文参数。

[0013] 首先, 构建一个网络架构。如图1所示, BMS端根据通信协议把参数通过CAN实时报给充电桩。为了更全部监测充电桩和BMS之间在充电过程中的反应, 本实施例提出一个通信模块安置在BMS端, 收集充电过程中BMS产生的各类数据, 通过无线通信的方式发送云端。同时, 也将充电桩从CAN (CANH和CANL) 获取的数据悉数上报云端, 形成数据的收集。

[0014] 充电桩的充电控制模块通过CANH和CANL与BMS通信,互相发报文,BMS把充电需求发给充电控制板卡。充电控制模块(CCU)通过另一路CAN与通信交互板卡(TCU)的CAN接口进行通信,TCU再通过GPRS或者4G或者以太网口发至云端进行数据收集统计,这一端是通过充电桩来进行收集充电过程的实时数据。另一端是通过车端的OBD获取BMS信息再通过另一块通信板卡(同样,GPRS,4G)等方式把数据上云端。

[0015] 根据最新的国家标准27930,在充电阶段BMS报给充电桩的参数中,包含了电池充电需求、电池充电总状态、动力蓄电池状态信息、单体动力蓄电池电压、动力蓄电池温度和动力蓄电池预留报文。这些报文里面,敏感的参数就是动力蓄电池的温度值、电压值。而其中的温度值是绝对值。我们考虑温度变化率和电压变化率、电流变化率这些动态的参数也有考量的价值。

[0016] 直流充电设备内有许多部件需要监测。枪温、枪温温升、柜内温度、柜内温升、柜内湿度、每个充电模块的温度、当地灰尘、大颗粒灰尘的参数、当地盐度,每个充电模块的输出电压特性、每个充电模块的输出功率特性、每个模块的效率估算值、每个模块在不同充电输出电压下的温升参数等等,全部通过通信板卡TCU上报平台;动力电池在充电过程中的数据通过协议GB/T32960 通过车载TBOX发送至平台。这些参数包括:电池类型、整车动力电池系统额定容量、整车动力蓄电池系统额定总电压、电池组充电次数、单体动力蓄电池最高允许充电电压、最高允许充电电流、动力蓄电池标称总能量、最高允许充电总电压、最高允许温度、整车动力蓄电池荷电状态、整车动力蓄电池当前电池电压、充电电压测量值、充电电压测量值、最高单体动力蓄电池电压及其组号、当前荷电状态SOC,估算剩余充电时间、动力蓄电池绝缘状态、每个单体动力蓄电池的电压(高达256个单体蓄电池)、每组动力蓄电池温度等等。这些数组通过TBOX上报平台后建立高维数据模型。

[0017] 该模型运算的主要步骤为:1、根据收集到的桩的数据和动力电池侧的数据构成高维数据进行反复运算,计算得到基于运算样本的最佳投影向量基,将该样本往最佳投影向量作投影,得到的投影坐标就是高维数据的判别特征,这些判别特征作非线性最优分类;这些判别依据与实际的故障状态对应起来,这是判别依据与故障的关联特征判别依据。2、将得到的最佳投影向量基保存在所述的充电平台管理系统中;3、在线工作时,实时采集充电桩的数据和动力电池的实时数据,将采集到的实时数据与上述得到的最佳投影向量基作投影,根据得到的投影坐标作判别依据,判定该实时数据所属的归属故障情况分类;4、根据所述的故障情况分类通知管理员进行故障预警,实现远程充电过程的故障预测;

其中,所述步骤C的具体步骤为:

步骤C1,将充电管理平台收集到的桩的数据和动力电池的数据建立高维数据模型,进行反复运算,计算得到基于运算样本的最佳投影向量基;

步骤C2,把运算样本往最佳投影向量作投影,得到的投影坐标即为高维数据的判别特征,将所述高维数据的判别特征进行非线性最优分类。

[0018] 进一步的,所述步骤C中高维向量的判别特征的计算方式具体为:

判别后得到的非线性最优分类,是依据故障和非故障两种分类进行最优化线性分类。这个优化分类是类内聚类最近和类间距离最大得到的,这个判别依据即跟故障与非故障的两类的距离值,这个值可以进行故障的预测。如果已经是故障,那说明判别依据值与故障这个类别的距离最近,与非故障距离最远。

[0019] 高维样本向量 $c \in \mathbf{C}$, 经过非线性函数 Φ 映射到高维线性空间 \mathbf{H} , 映射的 \mathbf{H} 中目标函数为:

$$J(w) = \frac{w^T S_b^\Phi w}{w^T S_w^\Phi w};$$

其中, w 是投影方向, S_b^Φ 和 S_w^Φ 是高维样本在高维线性空间 \mathbf{H} 中的类间离散度矩阵和类内离散度矩阵;

$$S_b^\Phi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 d_i (m_i - \bar{m})(m_i - \bar{m})^T;$$

$$S_w^\Phi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 \sum_{c \in \mathbf{C}} (\Phi(c) - m_i)(\Phi(c) - m_i)^T;$$

其中, d_i 表示输入样本中的样本个数, 分为两类, 故障类和非故障类, m_i 表示第 i 类样本的数目;

$$\sum_{i=1}^2 d_i = N; m_i = \frac{1}{d_i} \sum_{j=1}^{d_i} \Phi(c_j^i) \text{ 是第 } i \text{ 类样本的均值向量, } \bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^2 m_i \text{ 是整体样本的均值向量};$$

量;

对目标函数进行最值求解, 得到 $J(w)$ 的最佳投影向量 w , 即高维数据的判别特征。

[0020] 每个样本在最佳投影矢量 w 上的投影值 $w^T \Phi(c)$ 作为训练后得到的最优两个分类的判别依据。实际运行时, 采集到的实时数据与 w 做投影得到的投影值跟训练后的最优两个分类得到的值比较作为故障与非故障的比较判别值, 提供给管理员来作为故障预测依据。

[0021] 该优化分类的电动汽车充电状态监测方法, 不仅采集充电桩端的实时数据, 还采集车端实时数据, 采用基于非线性优化分类的特征提取方法进行数据分析, 可以实时监测到充电过程中动力电池与充电桩的健康状态, 为诊断电动汽车的动力电池性能提供依据。

[0022] 最后应当说明的是, 以上实施例仅用于说明本发明的技术方案而非对本发明保护范围的限制, 尽管参照较佳实施例对本发明作了详细说明, 本领域的普通技术人员应当理解, 可以对本发明的技术方案进行修改或者等同替换, 而不脱离本发明技术方案的实质和范围。

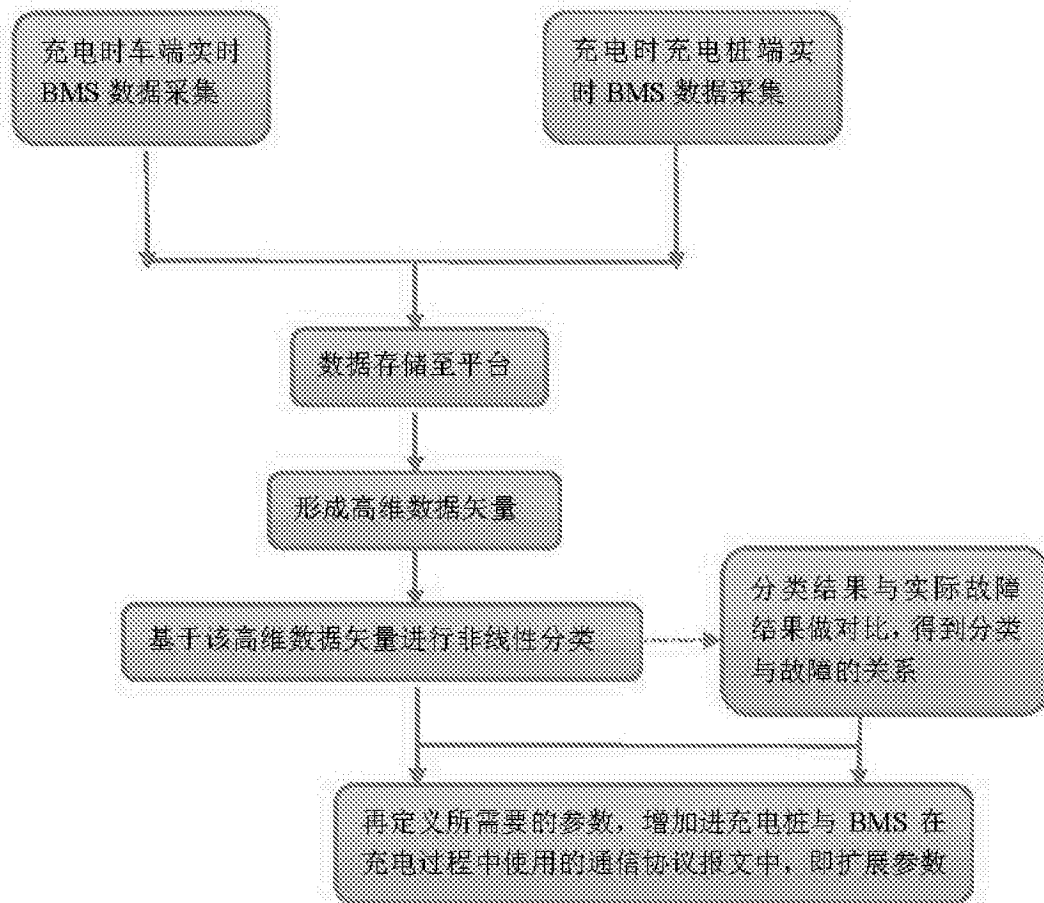


图1