



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115222104 A

(43) 申请公布日 2022. 10. 21

(21) 申请号 202210727516.0 *G06N 3/00* (2006.01)

(22) 申请日 2022.06.24 *G06N 3/04* (2006.01)

(71) 申请人 南京电力设计研究院有限公司 *G06N 3/08* (2006.01)
地址 210012 江苏省南京市雨花台区龙飞
路16号 *H02J 13/00* (2006.01)

(72) 发明人 马斌 郑馨怡 王昱婷 李晨
徐琼璟 徐婷婷

(74) 专利代理机构 南京德铭知识产权代理事务
所(普通合伙) 32362
专利代理师 陶丹丹

(51) Int. Cl.
G06Q 10/04 (2012.01)
G06Q 10/06 (2012.01)
G06Q 50/06 (2012.01)
G06K 9/62 (2022.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法

(57) 摘要

本发明公开一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,包括:二次设备故障特征信息聚类 and 二次设备故障状态评估;所述二次设备故障特征信息聚类对不同故障场景下的特征信息进行聚类,形成不同故障运行场景集合,为设备故障评估提供高精度的数据基础;所述二次设备故障状态评估通过极限学习机的训练规则,建立基于智能变电站历史数据的二次设备评估模型,以解决二次设备故障评估与定位的问题。本发明利用粒子群算法优化二次设备状态评估模型输出权重,得到兼顾可靠性和准确度的结果;该方法在信息可靠性不足的情况下仍能取得良好的判别结果,容错性能良好。



1. 一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,其特征在于:包括:二次设备故障特征信息聚类 and 二次设备故障状态评估两部分;

所述二次设备故障特征信息聚类对不同故障场景下的特征信息进行聚类,形成不同故障运行场景集合,为设备故障评估提供高精度的数据基础;

所述二次设备故障状态评估通过极限学习机的训练规则,建立基于智能变电站历史数据的二次设备评估模型,以解决二次设备故障评估与定位的问题。

2. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,其特征是:所述二次设备故障特征信息聚类包括以下步骤:

步骤一:将二次设备故障特征量集合按照自检信息、通信运行状态、传统二次回路方面进行分类,并进行编码,以定量建立起故障特征和故障类型间的非线性映射关系,形成故障运行场景集合 (X, Y) ; 其中: X 为故障特征量集合, Y 为故障类型编码;

步骤二:使用 k -means 算法将生成的故障运行场景集合 (X, Y) 分解成 k 类,每个分类称为一个约束类;

步骤三:对每一个所述约束类,将其看作一个新的样本集,使用普通链接算法进行层次分类;

步骤四:所生成的 k 个分类,通过普通链接算法整合成一个完整的二次设备故障集分类,即 $\{(X_{ZT}, Y_{ZT}), (X_{SG}, Y_{SG}), (X_{CY}, Y_{CY})\}$; 其中, X_{ZT}, Y_{ZT} 代表二次设备自检信息异常及其相应的故障编码, X_{SG}, Y_{SG} 代表二次设备通信状态异常及其相应的故障编码, X_{CY}, Y_{CY} 代表二次设备采样值异常及其相应的故障编码。

3. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,其特征是:所述二次设备故障状态评估包括以下步骤:

步骤一:将智能变电站二次设备历史运行数据集按一定的比例分成训练数据和测试数据;

步骤二:将二次设备故障特征量数据进行归一化,对不同故障场景下的训练数据进行分类,采用所述二次设备故障特征信息聚类获得不同故障运行场景下的故障特征集合,将同一类别的数据带入下阶段;

步骤三:将步骤二中同一类别的训练数据细分为训练数据和验证数据,随机给定极限学习机评估模型的输入权重和隐含层偏置,对训练数据对应二次设备故障类型编码值进行小幅上下浮动,作为评估模型的初始输出值,带入训练数据故障特征量得到初始输出权重 β_0 ;

步骤四:根据粒子群算法的步骤,对初始输出权重进行优化,根据综合评价指标在每次迭代中计算每个粒子的适应值,寻找全局最优解,得到最优输出权重 β_{best} ;

步骤五:带入测试数据的二次设备故障特征量,采用参数优化后的评估模型得到最终输出权重,即二次设备状态评估结果。

4. 根据权利要求2所述的一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,其特征是:所述二次设备故障特征量集合包括采样异常、出口异常、定值出错、FLASH 擦写次数、扇区健康状况、光纤通信误码率、光功率、光衰减、接收中断次数、丢数据帧数、网络流量、网络拥塞、采样值通道状态、装置电源回路。

5. 根据权利要求1所述的一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,

其特征是:利用单隐层神经网络,建立具有L个隐层节点的单隐层极限学习机评估模型:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = y_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中, $g(x)$ 为激活函数,本专利采用双曲正切Sigmoid函数作为激活函数, w_i 为输入权重, β_i 为输出权重, b_i 为第 i 个隐含层单元的偏置, x_j 为二次设备故障集, y_j 为二次设备故障编码值, N 为训练样本总数;

用矩阵可以表示为: $HB=Y$:

$$H = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times 1}, \quad Y = \begin{bmatrix} Y_1^T \\ \vdots \\ Y_N^T \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (2)$$

式中, H 表示隐层节点输出, Y 为期望输出。

6. 根据权利要求3所述的一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,其特征是:根据步骤五,对所述最终输出权重进行优化,其综合评价指标为:

$$CIE = [1 - (1 + \lambda AD) \cdot MPW \cdot (1 + e^{-\eta(CP - PINC)})] \times 100\% \quad (3)$$

其中, $\lambda, \eta, PINC$ 是自定义的参数, $PINC$ 为规定的置信水平, η 是置信水平与覆盖概率的差异放大系数, λ 是累计偏差的控制系数;

CP 表示为评估值在评估置信水平区间内的概率,可表示为:

$$CP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i \quad (4)$$

式中, c_i 为0-1变量,若评估值在置信区间内 $c_i = 1$,反之为0;

MPW 表示评估值与实测值的偏差,可表示为:

$$MPW = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (5)$$

式中, t_i 为评估值, y_i 为实测值;

AD 表示故障状态评估的累积偏差,可表示为:

$$AD = \frac{1}{nR} \sum_{i=1}^n \delta_i$$

$$\delta_i = \begin{cases} |y_i - t_i|, & t_i \neq y_i \\ 0, & t_i = y_i \end{cases} \quad (6)$$

式中, R 是对累计偏差进行标准化处理的因子, δ_i 为偏差值。

一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法

技术领域

[0001] 本发明涉及变电站二次设备评估技术领域,具体为一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法。

背景技术

[0002] 随着智能电网的建设,智能化变电站将不断代替传统变电站成为电网建设的主要组成。智能化变电站与常规变电站在综合自动化设备组成、硬件设备及专业技术要求上存在较大差异,因此对智能变电站内二次设备的状态监测和评估上提出了新的要求。虽然目前二次设备状态评估、状态检修已开展,但由于大量设备均为常规变电站设备,因此主要还是以单装置加二次回路来考虑,而在智能化变电站下的继电保护设备等二次设备可以认为属于整个综合自动化系统中的一部分,在此情况下需要把站内二次设备状态监测和评估作为一个系统性的问题来考虑,这样才可能避免状态监测出现“盲点”,二次设备状态检修技术才有可能在实际应用中得到推广。

[0003] 目前国内设备的状态评估的数据主要是依靠人工周期性巡视、设备的运行状况信息和定期检修试验数据作为评估信息,通过人为输入某个评估系统来判断设备当前状态以及设备下次检修时间和设备投入运行的要求。这些以人员巡视、设备后台信息的反应、设备故障诊断等手段来评估电力设备的健康状况,从根本上来讲都属于对评估信息的离线采集,在设备状态评估上存在滞后行为。其次在设备评估方法方面缺乏成熟的基于状态监测数据的设备故障率模型,为了量化每种维修活动的效果,目前有两种方法被提出。第一种方法分别统计设备中各个元部件各种故障模式的平均故障率,把预防性维修的效果看成是通过某种维修活动降低了某故障模式发生的概率,因而从设备总体故障率中按照一定百分比减去这种故障模式的故障率。第二种方法将设备总体故障率看成是各种故障模式故障率之和。将这种故障率模型表示成时间的函数,并用根据经验数据来拟合这种故障率模型。可以看出,这两种方法本身数据来源十分困难,并且还需人为经验参与模型的构建。

[0004] 因此,目前对于二次设备的状态评估主要依赖与人工和离线方式进行,尚未对在线二次设备的状态评估进行深入研究,也没有通过检测数据来预测设备健康度的方法。迄今为止国内外还没有较好的专门针对二次设备实施状态在线监测和评价的设备出现。

发明内容

[0005] 本发明旨在提供一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,通过二次设备故障特征信息聚类 and 二次设备故障状态评估实现智能变电站不同二次设备状态的在线评估。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明采用以下技术方案:一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,其特征在于:包括:二次设备故障特征信息聚类 and 二次设备故障状态评估;

[0007] 所述二次设备故障特征信息聚类对不同故障场景下的特征信息进行聚类,形

成不同故障运行场景集合,为设备故障评估提供高精度的数据基础;

[0008] 所述二次设备故障状态评估通过极限学习机的训练规则,建立基于智能变电站历史数据的二次设备评估模型,以解决二次设备故障评估与定位的问题。

[0009] 进一步的,所述二次设备故障特征信息聚类包括以下步骤:

[0010] 步骤一:将二次设备故障特征量集合按照自检信息、通信运行状态、传统二次回路方面进行分类,并进行编码,以定量建立起故障特征和故障类型间的非线性映射关系,形成故障运行场景集合 (X, Y) ; 其中: X 为故障特征量集合, Y 为故障类型编码;

[0011] 步骤二:使用k-means算法将生成的故障运行场景集合 (X, Y) 分解成k类,每个分类称为一个约束类;

[0012] 步骤三:对每一个所述约束类,将其看作一个新的样本集,使用普通链接算法进行层次分类;

[0013] 步骤四:所生成的k个分类,通过普通链接算法整合成一个完整的二次设备故障集分类,即 $\{(X_{ZT}, Y_{ZT}), (X_{SG}, Y_{SG}), (X_{CY}, Y_{CY})\}$; 其中, X_{ZT} 、 Y_{ZT} 代表二次设备自检信息异常及其相应的故障编码, X_{SG} 、 Y_{SG} 代表二次设备通信状态异常及其相应的故障编码, X_{CY} 、 Y_{CY} 代表二次设备采样值异常及其相应的故障编码。

[0014] 进一步的,所述二次设备故障状态评估包括以下步骤:

[0015] 步骤一:将智能变电站二次设备历史运行数据集按一定的比例分成训练数据和测试数据;

[0016] 步骤二:将二次设备故障特征量数据进行归一化,对不同故障场景下的训练数据进行分类,采用所述二次设备故障特征信息聚类获得不同故障运行场景下的故障特征集合,将同一类别的数据带入下阶段;

[0017] 步骤三:将步骤二中同一类别的训练数据细分为训练数据和验证数据,随机给定极限学习机评估模型的输入权重和隐含层偏置,对训练数据对应二次设备故障类型编码值进行小幅上下浮动,作为评估模型的初始输出值,带入训练数据故障特征量得到初始输出权重 β_0 ;

[0018] 步骤四:根据粒子群算法的步骤,对初始输出权重进行优化,根据综合评价指标在每次迭代中计算每个粒子的适应值,寻找全局最优解,得到最优输出权重 β_{best} ;

[0019] 步骤五:带入测试数据的二次设备故障特征量,采用参数优化后的评估模型得到最终输出权重,即二次设备状态评估结果。

[0020] 进一步的,所述二次设备故障特征量集合包括采样异常、出口异常、定值出错、FLASH擦写次数、扇区健康状况、光纤通信误码率、光功率、光衰耗、接收中断次数、丢数据帧数、网络流量、网络拥塞、采样值通道状态、装置电源回路。

[0021] 进一步的,利用单隐层神经网络,建立具有L个隐层节点的单隐层极限学习机评估模型:

$$[0022] \quad \sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = y_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

[0023] 式中, $g(x)$ 为激活函数,本专利采用双曲正切Sigmoid函数作为激活函数, w_i 为输入权重, β_i 为输出权重, b_i 为第i个隐含层单元的偏置, x_j 为二次设备故障集, y_j 为二次设备故障编码值, N 为训练样本总数;

[0024] 用矩阵可以表示为： $H\beta=Y$, H 表示隐层节点输出, Y 为期望输出:

$$[0025] \quad H = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$[0026] \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times 1}, \quad Y = \begin{bmatrix} Y_1^T \\ \vdots \\ Y_N^T \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (2)$$

[0027] 进一步的,根据步骤五,对所述最终输出权重进行优化,其综合评价指标为:

$$[0028] \quad CIE = [1 - (1 + \lambda AD) \cdot MPW \cdot (1 + e^{-\eta(CP - PINC)})] \times 100\% \quad (3)$$

[0029] 其中, $\lambda, \eta, PINC$ 是自定义的参数, $PINC$ 为规定的置信水平, η 是置信水平与覆盖概率的差异放大系数, λ 是累计偏差的控制系数;

[0030] CP 表示为评估值在评估置信水平区间内的概率,可表示为:

$$[0031] \quad CP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i \quad (4)$$

[0032] 式中, c_i 为0-1变量,若评估值在置信区间内 $c_i=1$,反之为0;

[0033] MPW 表示评估值与实测值的偏差,可表示为:

$$[0034] \quad MPW = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (5)$$

[0035] 式中, t_i 为评估值, y_i 为实测值。

[0036] AD 表示故障状态评估的累积偏差,可表示为:

$$[0037] \quad AD = \frac{1}{nR} \sum_{i=1}^n \delta_i$$

$$[0038] \quad \delta_i = \begin{cases} |y_i - t_i|, & t_i \neq y_i \\ 0, & t_i = y_i \end{cases} \quad (6)$$

[0039] 式中, R 是对累计偏差进行标准化处理的因子, δ_i 为偏差值。

[0040] 有益效果:与现有技术相比,本发明利用粒子群算法优化二次设备状态评估模型输出权重,得到兼顾可靠性和准确度的结果;该方法在信息可靠性不足的情况下仍能取得良好的判别结果,容错性能良好。

附图说明

[0041] 图1为本发明的二次设备故障特征信息聚类流程示意图。

[0042] 图2为本发明的二次设备故障状态评估流程示意图。

具体实施方式

[0043] 为了便于理解本发明,下面将参照附图对本发明进行更加全面的描述。本发明可以通过不同的形式来实现,并不限于文本所描述的实施例。相反的,提供实施例是为了使本发明公开的内容更加透彻全面。

[0044] 本发明公开了一种基于极限学习机的智能变电站二次设备状态评估方法,适用于智能化变电站二次设备状态评估。本发明提出的智能变电站二次设备状态评估流程图如图1、2所示,该方法主要由两部分构成:二次设备故障特征信息聚类 and 二次设备故障状态评估。

[0045] 所述二次设备故障特征信息聚类对不同类型故障场景下的特征信息进行聚类,形成不同故障运行场景集合,为设备故障评估提供高精度的数据基础。所述二次设备故障状态评估利用极限学习机的训练规则,建立基于智能变电站历史数据的二次设备评估模型,以解决二次设备故障评估与定位的问题。

[0046] 所述二次设备故障特征信息聚类针对智能变电站中合并单元、线路/变压器保护、智能终端、测控装置等二次设备,以上二次设备涉及的故障特征量主要包括采样异常、出口异常、定值出错、FLASH擦写次数、扇区健康状况、光纤通信误码率、光功率、光衰减、接收中断次数、丢数据帧数、网络流量、网络拥塞、采样值通道状态、装置电源回路等,对这些特征量根据故障场景分类有利于二次设备的状态评估。因此,对不同类型故障场景下的特征信息进行聚类,得到不同故障运行场景下的故障特征集合分类,其过程如下:

[0047] 步骤一:将二次设备故障特征量集合按照自检信息、通信运行状态、传统二次回路方面进行分类,并进行编码,以定量建立起故障特征和故障类型间的非线性映射关系,形成故障运行场景集合 (X, Y) ; 其中: X 为故障特征量集合, Y 为故障类型编码;

[0048] 步骤二:使用k-means算法将生成的故障运行场景集合 (X, Y) 分解成k类,每个分类称为一个约束类;

[0049] 步骤三:对每一个所述约束类,将其看作一个新的样本集,使用普通链接算法进行层次分类;

[0050] 步骤四:所生成的k个分类,通过普通链接算法整合成一个完整的二次设备故障集分类,即 $\{(X_{ZT}, Y_{ZT}), (X_{SG}, Y_{SG}), (X_{CY}, Y_{CY})\}$; 其中, X_{ZT} 、 Y_{ZT} 代表二次设备自检信息异常及其相应的故障编码, X_{SG} 、 Y_{SG} 代表二次设备通信状态异常及其相应的故障编码, X_{CY} 、 Y_{CY} 代表二次设备采样值异常及其相应的故障编码。

[0051] 所述二次设备故障状态评估利用极限学习机的训练规则,建立基于智能变电站历史数据的二次设备评估模型,以解决二次设备故障评估与定位的问题。该方法利用粒子群算法优化评估模型输出权重,得到兼顾可靠性和准确度的结果。根据图2所示设备评估流程,其具体评估过程如下:

[0052] 步骤一:将智能变电站二次设备历史运行数据集按一定的比例分成训练数据和测试数据;

[0053] 步骤二:将二次设备故障特征量数据进行归一化(消除不同维度数据之间的差异,避免因取值大小不同而对评估结果产生影响),对不同故障场景下的训练数据进行分类,采用所提二次设备故障特征信息聚类方法获得不同故障运行场景下的故障特征集合,将同一类别的数据带入下阶段;

[0054] 步骤三:将步骤二中同一类别的训练数据细分为训练数据和验证数据,随机给定极限学习机评估模型的输入权重和隐含层偏置,对训练数据对应二次设备故障类型编码值进行小幅上下浮动,作为评估模型的初始输出值,带入训练数据故障特征量得到初始输出权重 β_0 ;

[0055] 步骤四:根据粒子群算法的步骤,对初始输出权重进行优化,根据综合评价指标在每次迭代中计算每个粒子的适应值,寻找全局最优解,得到最优输出权重 β_{best} ;

[0056] 步骤五:带入测试数据的二次设备故障特征量,采用参数优化后的评估模型得到最终输出权重,即二次设备状态评估结果。

[0057] 利用单隐层神经网络,建立具有L个隐层节点的单隐层极限学习机评估模型:

$$[0058] \quad \sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = y_j, j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

[0059] 式中, $g(x)$ 为激活函数,本专利采用双曲正切Sigmoid函数作为激活函数, w_i 为输入权重, β_i 为输出权重, b_i 为第*i*个隐含层单元的偏置, x_j 为二次设备故障集, y_j 为二次设备故障编码值, N 为训练样本总数;

[0060] 用矩阵可以表示为: $H\beta=Y$, H 表示隐层节点输出, Y 为期望输出:

$$[0061] \quad H = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \cdots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$[0062] \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times 1}, \quad Y = \begin{bmatrix} Y_1^T \\ \vdots \\ Y_N^T \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (2)$$

[0063] 本发明利用粒子群算法对极限学习机评估模型的输出权重进行优化,其综合评价指标为:

$$[0064] \quad CIE = [1 - (1 + \lambda AD) \cdot MPW \cdot (1 + e^{-\eta(CP - PINC)})] \times 100\% \quad (3)$$

[0065] 其中, $\lambda, \eta, PINC$ 是自定义的参数, $PINC$ 为规定的置信水平, η 是置信水平与覆盖概率的差异放大系数, λ 是累计偏差的控制系数。

[0066] CP 表示为评估值在评估置信水平区间内的概率,可表示为:

$$[0067] \quad CP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i \quad (4)$$

[0068] 式中, c_i 为0-1变量,若评估值在置信区间内 $c_i=1$,反之为0。

[0069] MPW 表示评估值与实测值的偏差,可表示为:

$$[0070] \quad MPW = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (5)$$

[0071] 式中, t_i 为评估值, y_i 为实测值。

[0072] AD 表示故障状态评估的累积偏差,可表示为:

$$[0073] \quad AD = \frac{1}{nR} \sum_{i=1}^n \delta_i$$

$$[0074] \quad \delta_i = \begin{cases} |y_i - t_i|, & t_i \neq y_i \\ 0, & t_i = y_i \end{cases} \quad (6)$$

[0075] 式中, R 是对累计偏差进行标准化处理的因子, δ_i 为偏差值。

[0076] 所述CP、MPW和AD三个指标相互独立,各自对应于评估值的不同方面,但是又相互制约。评估值需要同时满足3个指标的要求,使CP值尽可能大,MPW和AD的值尽可能小。

[0077] 在上述实施例中可以实现全部功能,或根据需实现部分功能。另外需要说明的是,在上述具体实施方式中所描述的各个具体技术特征,在不矛盾的情况下,可以通过任何合适的方式进行组合。为了避免不必要的重复,本发明对各种可能的组合方式不再另行说明。

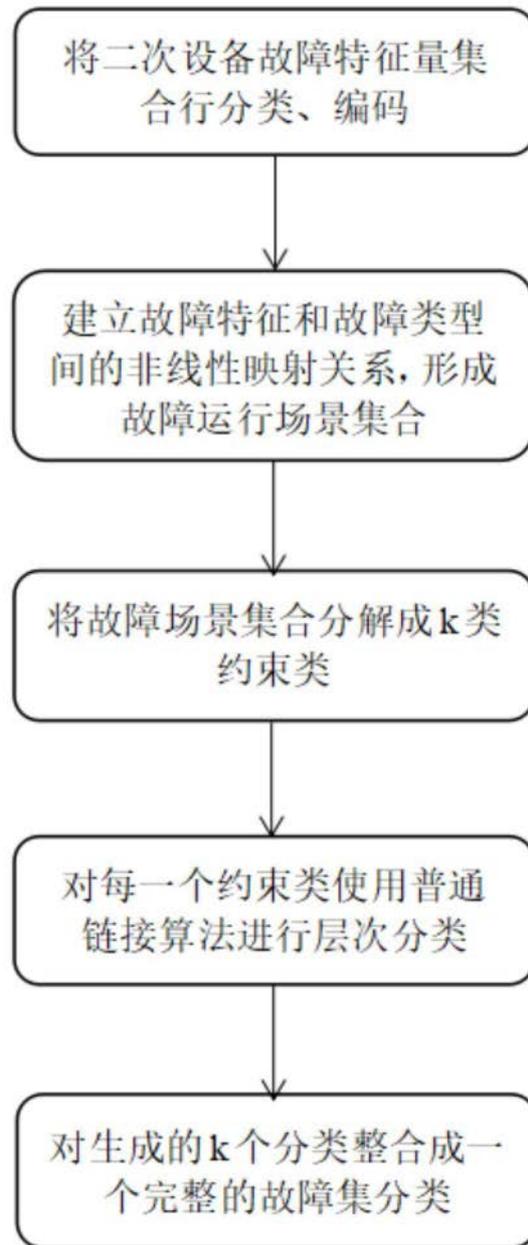


图1

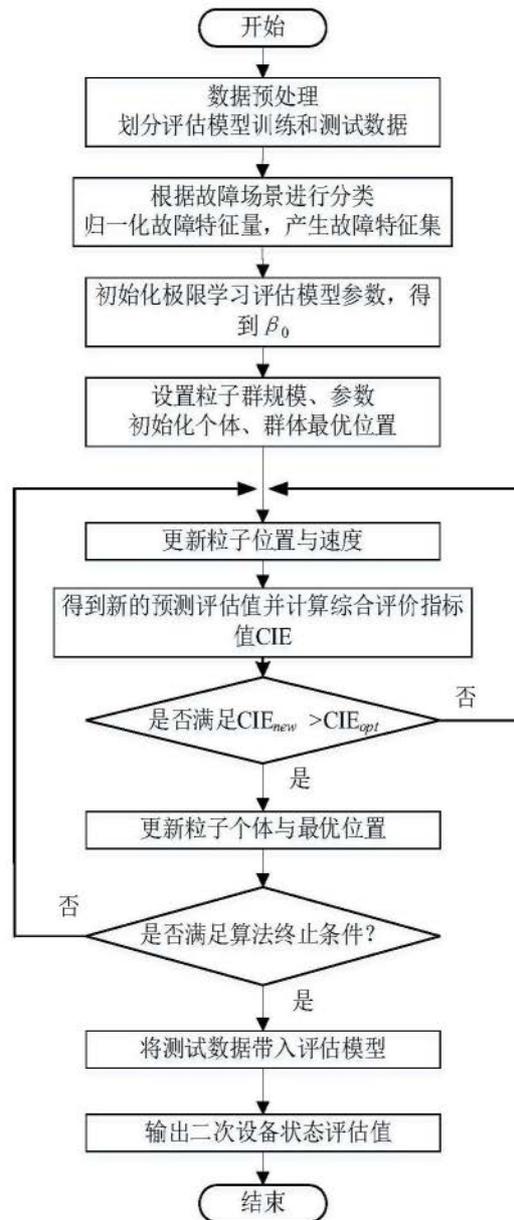


图2