



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111638396 A

(43)申请公布日 2020.09.08

(21)申请号 202010490555.4

(22)申请日 2020.06.02

(71)申请人 安徽大学

地址 230601 安徽省合肥市蜀山区肥西路3号

申请人 清华大学合肥公共安全研究院

(72)发明人 王年 张梦莉 唐俊 王琨 付明 汪曙光

(74)专利代理机构 合肥正则元起专利代理事务所(普通合伙) 34160

代理人 韩立峰

(51)Int.Cl.

G01R 19/00(2006.01)

G01N 27/00(2006.01)

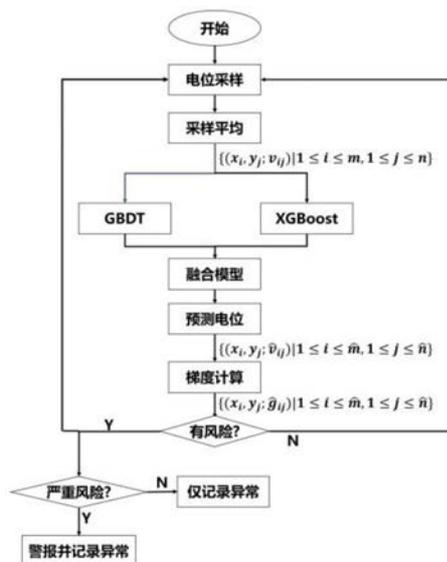
权利要求书3页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,本发明基于Boosting算法,结合现场应用,提出一种应用于铁轨附近土壤杂散电流的电位监测方案。该方案包括以下步骤:首先在轨道区间内设置采样点,将采样点的坐标和电位数据上传至数据处理中心;其次使用采样点数据训练两种Boosting模型并融合模型;之后基于融合模型预测需要预测的采样点的电位并预测,并根据预测点位置以及预先采集到的电位值,进行相应点的电位梯度计算;最后根据预测的电位梯度,对杂散电流进行风险等级评估并采取相应风险等级应对措施。



1. 一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,其特征在于,包括下述步骤:

步骤一:完成融合模型的训练之后,对任意点电位进行预测,具体过程为:

S1:设轨道附近土壤中有一未知电位的点A,坐标为 (x, y) ;

S2:将坐标 (x, y) 输入到GBDT模型中,则预测的电位值为 $GBDT(x, y)$,将坐标输入到XGBoost模型中,则预测的电位值为 $XGBoost(x, y)$;

S3:记最终融合后的模型预测的电位值为 \hat{v} ,则该电位值表示如公式二所示;特别地,当点A为采样平均后的点集 $\{(x_i, y_j; v_{ij}) | 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 中的点 $(x_A, y_A; v_A)$ 的时候,有 $\hat{v} = v_A$;

$$\hat{v} = \frac{(GBDT(x, y) + XGBoost(x, y))}{2} \quad \text{公式二};$$

步骤二:基于步骤五预测的各点电位值,对各点进行电位梯度估计,具体估计方法为:

S10:步骤一结束后,获得的所有预测电位值可表示为:

$$\{(x_i, y_j; \hat{v}_{ij}) | 1 \leq i \leq \hat{m}, 1 \leq j \leq \hat{n}\};$$

其中, x_i 表示平行于铁轨的第*i*个预测点的坐标, y_j 表示垂直于铁轨的第*j*个预测点的坐标, \hat{v}_{ij} 表示融合模型在 (x_i, y_j) 点上的电位预测结果, \hat{m} 和 \hat{n} 则代表平行铁轨方向和垂直方向上选取的需要预测的坐标个数,即 $\hat{m} * \hat{n}$ 代表了选取坐标的总个数;

步骤三:风险评估和处理;

经过步骤二的电位梯度估计,得到一个预测电位梯度集合,具体为:

$$\{(x_i, y_j; \hat{g}_{ij}) | 1 \leq i \leq \hat{m}, 1 \leq j \leq \hat{n}\};$$

其中, \hat{g}_{ij} 表示融合模型在 (x_i, y_j) 点上的电位梯度预测结果;

设本发明应用地区的轨道杂散电流电位梯度的风险分级为:

$$\{(g_r, r) | 1 \leq r \leq k\},$$

其中, g_r 表示电位梯度大小, r 表示对应的风险等级,即为 r 越大代表风险等级越高; k 表示风险等级划分为*k*级;

对于任意一点 (x_i, y_j) 的电位梯度估计值 \hat{g}_{ij} ,假设 $\hat{g}_{ij} \geq g_1$,则可使用公式五计算该点附近的杂散电流电位梯度风险等级 $risk_{ij}$;

反之,判定为无风险即为 $risk_{ij} = 0$;

假设风险等级 $risk_{ij}$ 大于某一预定阈值 $risk_{th}$,系统将判定为高风险,此时将发出警报提醒工作人员实地排查风险并将异常记录在系统中;

若 $0 < risk_{ij} \leq risk_{th}$,则系统判定为低风险,此时仅记录异常以供未来排查分析问题所用;

若 $risk_{ij} = 0$,则系统将忽略该情况;

重复继续进行采样、建模、评估风险流程;

$$risk_{ij} = \underset{r}{\operatorname{argmax}} (g_r \leq \hat{g}_{ij}) \quad \text{公式五}.$$

2. 根据权利要求1所述的一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,其特征在于,

步骤一之前还需进行下述步骤,进行融合模型的训练,具体步骤为:

步骤SS1:在垂直和平行于轨道方向布置土壤电位测试电极,间隔一定的时间 t 进行电位采样,得到采集数据;将采集数据上传至数据处理中心进行下一步处理;

步骤SS2:将采样到的数据进行采样平均;采样平均指代对若干次采集到的数据取平均值;具体为:

S1:设有一采样点 P ,其采样数据为 $\{(x,y;v_i)\}_{i=1}^N$;

式中, x 表示平行于铁轨的测试电极坐标, y 表示垂直于铁轨的测试电极坐标, v_i 表示 P 点的瞬时电位值;大括号外的 N 表示 P 点一个采样周期的采样数据有 N 个,是测试电极在一个采样周期时间 $N*t$ 内采集到的 N 个瞬时电位值;则点 (x,y) 采样平均后的电位 v 计算如公式一所示:

$$v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i; \quad \text{公式一};$$

步骤SS3:将采样平均后的数据送到两种Boosting模型中进行训练,分别训练两种Boosting模型,然后通过模型融合的方式来构造最终的预测模型;

两种Boosting模型指代GBDT梯度提升迭代决策树和XGBoost极端梯度提升决策两种;

采样平均后的所有数据表示为 $\{(x_i, y_j; v_{ij}) \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$;

其中, x_i 表示平行于铁轨的第 i 个测试电极的坐标, y_j 表示垂直于铁轨的第 j 个测试电极的坐标, v_{ij} 表示 (x_i, y_j) 点上的测试电极在时间 $N*t$ 内采集到的 N 个瞬时电位值的平均电位值, m 和 n 则代表平行铁轨方向和垂直方向上选取的坐标个数,即 $m*n$ 代表了所有测试电极的总个数;

步骤SS4:融合模型;具体为:

使用相同的采样数据分别训练两个模型,然后将两个模型进行融合,即为两个模型的预测结果求平均,获取到一个最终的融合模型;

得到的融合模型将被用作整条轨道附近土壤中任意点上的电位值预测。

3. 根据权利要求2所述的一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,其特征在于,步骤一中测试电极被布置在钢轨周侧,所述测试电极之间的间距一致;测试电极均匀分布在整条铁轨途经范围选定区域内;选定区域为用户选定区域。

4. 根据权利要求2所述的一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,其特征在于,步骤四中对两个模型的融合不是指在模型训练的过程中通过两个模型之间的交互实现模型的组合,而是指在训练结束后,使用模型预测电位值的时候,通过融合方法对两个子模型的输出进行融合,最终将子模型有机统一。

5. 根据权利要求1所述的一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,其特征在于,对各点进行电位梯度估计的步骤二中的步骤S10后,对具体任一点位进行电位预测时,依据下述方法进行:

设电位值从左到右,从下到上是下降的,设有 P_i 个电位值, $i=1 \dots 12$;且 $P_i, i=1 \dots 12$ 为一个 $4*3$ 阵列,且 P_1-P_4 从左到右依次设置在第一行远离钢轨侧; P_1, P_5, P_9 三个电位从上到下依次设置在第一列,其余电位依次设置;

对于上述任一点 P_i ,记 \hat{v}_i 为 P_i 的预测电位值, $L_{i,j}$ 为 P_i 和 P_j 之间的距离,则计算P6点上的土壤电位梯度的过程如下:

首先,计算P6的横向梯度大小 \hat{g}_{6-} ,纵向梯度大小 $\hat{g}_{6\perp}$,如公式三所示;

然后,确定梯度方向,若 \hat{g}_{6-} 计算出的值是正值,则横向梯度方向是水平向右的,反之,方向向左, $\hat{g}_{6\perp}$ 同理;

最后,P6点的电位梯度大小 \hat{g}_6 由公式四求得,方向可以由横向和纵向梯度按照平行四边形法则合成得到;

$$\hat{g}_{6-} = \frac{\hat{v}_5 - \hat{v}_7}{L_{5,7}}, \quad \hat{g}_{6\perp} = \frac{\hat{v}_{10} - \hat{v}_2}{L_{10,2}}$$

公式三;

$$\hat{g}_6 = \sqrt{\hat{g}_{6-}^2 + \hat{g}_{6\perp}^2}$$

公式四。

一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法

技术领域

[0001] 本发明属于杂散电流监测领域,涉及铁轨附近土壤杂散电流监测技术,具体是一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法。

背景技术

[0002] 随着我国经济的快速发展,城市轨道交通线路日益增多。城市轨道交通高速发展,各种高压设备不断架设,给城市生活带来了便捷,促进了社会经济发展,同时也造成了杂散电流这种负面影响。杂散电流对于轨道交通系统内外的埋地管线会产生电化学腐蚀,损坏设备,造成经济损失和公共安全隐患。

[0003] 目前,对于杂散电流监测数据的分析处理主要由人工完成,自动化分析的程度严重不足,消耗了大量的人力、物力成本。人工分析数据尤为突出的弊端在于无法做到对杂散电流的实时动态监测,实现及时预警的功能。随着轨道交通系统规模的日益庞大,杂散电流的监测工作对于实时性的要求更加迫切。利用软件技术实现杂散电流数据的自动化监测和分析已经成为未来解决地下管道杂散电流问题的必然方向。

[0004] 本发明基于Boosting算法,通过采样少量样本点,对轨道附近的杂散电流电位进行动态预测,基于预测结果,计算土壤中的电位梯度,进而可实现杂散电流的动态风险评估,达到实时监测杂散电流的目的。在实际应用中,只需预先在轨道沿线土壤中铺设少量采样点以采样土壤电位值,并将采集到的瞬时电位值和位置信息上传到数据处理中心,即可通过Boosting算法预测出整条轨道附近土壤中的电位的大小以及电位梯度的大小和方向。该方案实施成本低,步骤简单,可以节省大量人力物力,具有较高的实用价值。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法。

[0006] 本发明的目的可以通过以下技术方案实现:

[0007] 一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,包括下述步骤:

[0008] 步骤一:完成融合模型的训练之后,对任意点电位进行预测,具体过程为:

[0009] S1:设轨道附近土壤中有一未知电位的点A,坐标为(x,y);

[0010] S2:将坐标(x,y)输入到GBDT模型中,则预测的电位值为GBDT(x,y),将坐标输入到XGBoost模型中,则预测的电位值为XGBoost(x,y);

[0011] S3:记最终融合后的模型预测的电位值为 \hat{v} ,则该电位值表示如公式二所示;特别地,当点A为采样平均后的点集 $\{(x_i, y_j; v_{ij}) \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 中的点 $(x_A, y_A; v_A)$ 的时候,有 $\hat{v} = v_A$;

$$[0012] \quad \hat{v} = \frac{(GBDT(x,y) + XGBoost(x,y))}{2}$$

公式二;

[0013] 步骤二:基于步骤五预测的各点电位值,对各点进行电位梯度估计,具体估计方法

为:

[0014] S10:步骤一结束后,获得的所有预测电位值可表示为:

$$[0015] \{(x_i, y_j; \hat{v}_{ij}) | 1 \leq i \leq \hat{m}, 1 \leq j \leq \hat{n}\};$$

[0016] 其中, x_i 表示平行于铁轨的第 i 个预测点的坐标, y_j 表示垂直于铁轨的第 j 个预测点的坐标, \hat{v}_{ij} 表示融合模型在 (x_i, y_j) 点上的电位预测结果, \hat{m} 和 \hat{n} 则代表平行铁轨方向和垂直方向上选取的需要预测的坐标个数, 即 $\hat{m} * \hat{n}$ 代表了选取坐标的总个数;

[0017] 步骤三:风险评估和处理;

[0018] 经过步骤二的电位梯度估计,得到一个预测电位梯度集合,具体为:

$$[0019] \{(x_i, y_j; \hat{g}_{ij}) | 1 \leq i \leq \hat{m}, 1 \leq j \leq \hat{n}\};$$

[0020] 其中, \hat{g}_{ij} 表示融合模型在 (x_i, y_j) 点上的电位梯度预测结果;

[0021] 设本发明应用地区的轨道杂散电流电位梯度的风险分级为:

$$[0022] \{(g_r, r) | 1 \leq r \leq k\},$$

[0023] 其中, g_r 表示电位梯度大小, r 表示对应的风险等级, 即为 r 越大代表风险等级越高; k 表示风险等级划分为 k 级;

[0024] 对于任意一点 (x_i, y_j) 的电位梯度估计值 \hat{g}_{ij} , 假设 $\hat{g}_{ij} \geq g_1$, 则可使用公式五计算该点附近的杂散电流电位梯度风险等级 $risk_{ij}$;

[0025] 反之, 判定为无风险即为 $risk_{ij} = 0$;

[0026] 假设风险等级 $risk_{ij}$ 大于某一预定阈值 $risk_{th}$, 系统将判定为高风险, 此时将发出警报提醒工作人员实地排查风险并将异常记录在系统中;

[0027] 若 $0 < risk_{ij} \leq risk_{th}$, 则系统判定为低风险, 此时仅记录异常以供未来排查分析问题所用;

[0028] 若 $risk_{ij} = 0$, 则系统将忽略该情况;

[0029] 重复继续进行采样、建模、评估风险流程;

$$[0030] risk_{ij} = \underset{r}{argmax} (g_r \leq \hat{g}_{ij})$$

公式五。

[0031] 进一步地, 步骤一之前还需进行下述步骤, 进行融合模型的训练, 具体步骤为:

[0032] 步骤SS1: 在垂直和平行于轨道方向布置土壤电位测试电极, 间隔一定的时间 t 进行电位采样, 得到采集数据; 将采集数据上传至数据处理中心进行下一步处理;

[0033] 步骤SS2: 将采样到的数据进行采样平均; 采样平均指代对若干次采集到的数据取平均值; 具体为:

$$[0034] S1: 设有一采样点P, 其采样数据为 $\{(x, y; v_i)\}_{i=1}^N$;$$

[0035] 式中, x 表示平行于铁轨的测试电极坐标, y 表示垂直于铁轨的测试电极坐标, v_i 表示P点的瞬时电位值; 大括号外的 N 表示P点一个采样周期的采样数据有 N 个, 是测试电极在一个采样周期时间 $N * t$ 内采集到的 N 个瞬时电位值; 则点 (x, y) 采样平均后的电位 v 计算如公式一所示:

$$[0036] \quad v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N; \quad \text{公式一;}$$

[0037] 步骤SS3:将采样平均后的数据送到两种Boosting模型中进行训练,分别训练两种Boosting模型,然后通过模型融合的方式来构造最终的预测模型;

[0038] 两种Boosting模型指代GBDT梯度提升迭代决策树和XGBoost极端梯度提升决策两种;

[0039] 采样平均后的所有数据表示为 $\{(x_i, y_j; v_{ij}) \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$;

[0040] 其中, x_i 表示平行于铁轨的第*i*个测试电极的坐标, y_j 表示垂直于铁轨的第*j*个测试电极的坐标, v_{ij} 表示 (x_i, y_j) 点上的测试电极在时间 $N * t$ 内采集到的 N 个瞬时电位值的平均电位值, m 和 n 则代表平行铁轨方向和垂直方向上选取的坐标个数, 即 $m * n$ 代表了所有测试电极的总个数;

[0041] 步骤SS4:融合模型;具体为:

[0042] 使用相同的采样数据分别训练两个模型,然后将两个模型进行融合,即为两个模型的预测结果求平均,获取到一个最终的融合模型;

[0043] 得到的融合模型将被用作整条轨道附近土壤中任意点上的电位值预测。

[0044] 进一步地,步骤一中测试电极被布置在钢轨周侧,所述测试电极之间的间距一致;测试电极均匀分布在整条铁轨途经范围选定区域内;选定区域为用户选定区域。

[0045] 进一步地,步骤四中对两个模型的融合不是指在模型训练的过程中通过两个模型之间的交互实现模型的组合,而是指在训练结束后,使用模型预测电位值的时候,通过融合方法对两个子模型的输出进行融合,最终将子模型有机统一。

[0046] 进一步地,对各点进行电位梯度估计的步骤二中的步骤S10后,对具体任一点位进行电位预测时,依据下述方法进行:

[0047] 设电位值从左到右,从下到上是下降的,设有 P_i 个电位值, $i = 1 \dots 12$; 且 $P_i, i = 1 \dots 12$ 为一个 $4 * 3$ 阵列, 且 $P_1 - P_4$ 从左到右依次设置在第一行远离钢轨侧; P_1, P_5, P_9 三个电位从上到下依次设置在第一列, 其余电位依次设置;

[0048] 对于上述任一点 P_i , 记 \hat{v}_i 为 P_i 的预测电位值, $L_{i,j}$ 为 P_i 和 P_j 之间的距离, 则计算 P_6 点上的土壤电位梯度的过程如下:

[0049] 首先,计算 P_6 的横向梯度大小 \hat{g}_{6-} , 纵向梯度大小 $\hat{g}_{6\perp}$, 如公式三所示;

[0050] 然后,确定梯度方向,若 \hat{g}_{6-} 计算出的值是正值,则横向梯度方向是水平向右的,反之,方向向左, $\hat{g}_{6\perp}$ 同理;

[0051] 最后, P_6 点的电位梯度大小 \hat{g}_6 由公式四求得,方向可以由横向和纵向梯度按照平行四边形法则合成得到;

$$[0052] \quad \hat{g}_{6-} = \frac{\hat{v}_5 - \hat{v}_7}{L_{5,7}}, \quad \hat{g}_{6\perp} = \frac{\hat{v}_{10} - \hat{v}_2}{L_{10,2}} \quad \text{公式三;}$$

$$[0053] \quad \hat{g}_6 = \sqrt{\hat{g}_{6-}^2 + \hat{g}_{6\perp}^2} \quad \text{公式四。}$$

[0054] 本发明的有益效果:

[0055] 本发明能够在只布置相对较少的测试电极的前提下做到动态监测,每隔一个采样周期 $N \times t$ 更新一次数据轨道附近的土壤杂散电流电位状态。可替代现有的监测方式,以及为已有管道新增监测点提供新的方法。

[0056] 在动态监测土壤中杂散电流电位梯度值的基础上,对电位梯度值过大的风险点进行记录和发出警报,以便相关人员对要防护的地下管道进行杂散电流腐蚀风险排除。

[0057] 本发明中提出的系统不仅计算出了土壤中杂散电流电位梯度的大小,同时还计算出了其方向。相关工作人员可以基于电位梯度的方向和大小信息,确定泄露位置以及泄露路径,制定合理的风险排除方案,有效治理杂散电流问题。

[0058] 本发明将boosting算法引入到土壤杂散电流监测领域,得益于该算法强大的电位预测能力,对噪声数据鲁棒性和容错性较强,准确率更高,运行速度较快。

附图说明

[0059] 为了便于本领域技术人员理解,下面结合附图对本发明作进一步的说明。

[0060] 图1为本发明中杂散电流电位预测与风险管控的流程图;

[0061] 图2为本发明中杂散电流电位梯度计算的示意图。

具体实施方式

[0062] 如图1-2所示,一种基于Boost的土壤杂散电流电位监测方法,该方法具体包括以下步骤:

[0063] 步骤一:在垂直和平行于轨道方向布置土壤电位测试电极,间隔一定的时间 t 进行电位采样;

[0064] 如图2所示,测试电极被布置在钢轨附近,且为了数据处理方便,电极之间的间距一致;为了预测结果的准确性,电极的整体分布应该是均匀分布在整条铁轨途经范围内;虽然铁轨很长,但是这并不意味着需要很多测试电极来对铁轨的途经范围进行覆盖,应用中只需根据实际需要,铺设适当密度的测试电极即可;本发明基于Boosting算法,可根据已经采样的点,对未采样的点进行电位估计,这样大大减少了布置测试电极的成本;经过采集的数据将会上传至数据处理中心进行下一步处理。

[0065] 步骤二:将采样到的数据进行采样平均;

[0066] 杂散电流具有波动性,因此不能直接用某次采集到的土壤电位进行建模计算,需要先对多次采集到的数据取平均值。假设有一个采样点 P ,其采样数据为 $\{(x,y;v_i)\}_{i=1}^N$,其中, x 表示平行于铁轨的测试电极坐标, y 表示垂直于铁轨的测试电极坐标, v_i 表示 P 点的瞬时电位值。大括号外的 N 表示 P 点一个采样周期的采样数据有 N 个,是测试电极在一个采样周期时间 $N \times t$ 内采集到的 N 个瞬时电位值。则点 (x,y) 采样平均后的电位 v 计算如公式一所示。

$$[0067] \quad v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i; \quad \text{公式一;}$$

[0068] 步骤三:将采样平均后的数据送到两种Boosting模型中进行训练;

[0069] GBDT(Gradient Boosting Decision Tree)梯度提升迭代决策树,是Boosting算

法的一种,这是一种迭代的决策树算法,模型由多棵决策树构成,所有决策树的结论累加作为最终的输出。XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)极端梯度提升决策树与GBDT(Gradient Boosting Decision Tree)相比较,XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)极端梯度提升树在优化时让二阶导信息参与了优化,控制了模型的复杂度,提高了迭代速度和训练效果。XGBoost在代价函数里加入了正则项,使得模型不容易过拟合。这两种原始Boosting模型的建模方式不同,因此两种模型将学习到不同的信息。本发明通过两种模型的合理组合,使得组合后的模型能够充分利用到两个模型各自学习到的独有信息,获得优于单个模型的效果。

[0070] 如图1所示,采样平均后的所有数据表示为 $\{(x_i, y_j; v_{ij}) \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$,其中, x_i 表示平行于铁轨的第*i*个测试电极的坐标, y_j 表示垂直于铁轨的第*j*个测试电极的坐标, v_{ij} 表示 (x_i, y_j) 点上的测试电极在时间 $N*t$ 内采集到的*N*个瞬时电位值的平均电位值, m 和*n*则代表平行铁轨方向和垂直方向上选取的坐标个数,即 $m*n$ 代表了所有测试电极的总个数。本发明基于采样平均后的所有数据,分别训练两种Boosting模型,然后通过模型融合的方式来构造最终的预测模型。

[0071] 步骤四:融合模型;

[0072] 如上所述,使用相同的采样数据分别训练两个模型,然后将两个模型进行融合,即为两个模型的预测结果求平均,获取到一个最终的融合模型。最终的融合模型将被用作整条轨道附近土壤中任意点上(根据需要确定)的电位值预测。本发明中,模型的融合不是指在模型训练的过程中通过两个模型之间的交互实现模型的组合,而是指在训练结束后,使用模型预测电位值的时候,通过融合方法对两个子模型的输出进行融合,最终将子模型有机统一起来。

[0073] 步骤五:训练完成后,任意点电位预测过程如下:

[0074] S1:假设轨道附近土壤中有一未知电位的点A,坐标为 (x, y) ;

[0075] S2:将坐标 (x, y) 输入到GBDT模型中,则预测的电位值为 $GBDT(x, y)$,将坐标输入到XGBoost模型中,则预测的电位值为 $XGBoost(x, y)$;

[0076] S3:记最终融合后的模型预测的电位值为 \hat{v} ,则该电位值表示如式(2)所示。特别地,当点A为采样平均后的点集 $\{(x_i, y_j; v_{ij}) \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 中的点 $(x_A, y_A; v_A)$ 的时候,有 $\hat{v} = v_A$ 。

$$[0077] \quad \hat{v} = \frac{GBDT(x, y) + XGBoost(x, y)}{2} \quad (2)$$

[0078] 步骤六:基于步骤五预测的各点电位值,对各点进行电位梯度估计;

[0079] S10:如图1所示,第五步结束后,获得的所有预测电位值可表示为:

$$[0080] \quad \{(x_i, y_j; \hat{v}_{ij}) \mid 1 \leq i \leq \hat{m}, 1 \leq j \leq \hat{n}\};$$

[0081] 其中, x_i 表示平行于铁轨的第*i*个预测点的坐标, y_j 表示垂直于铁轨的第*j*个预测点的坐标, \hat{v}_{ij} 表示融合模型在 (x_i, y_j) 点上的电位预测结果, \hat{m} 和 \hat{n} 则代表平行铁轨方向和垂直方向上选取的需要预测的坐标个数,即 $\hat{m} * \hat{n}$ 代表了选取坐标的总个数(其中可能包括测试电极的坐标)。

[0082] S20:进行电位梯度估计可以知道任意选取坐标点上的土壤电位梯度的大小和方

向,对有安全风险的坐标点进行提前预警,以便于工作人员进行风险定点评估和排除;如图2所示,假设电位值从左到右,从下到上是下降的,即P5→P6→P7、P10→P6→P2电位值是逐点下降的,对于上述任一点P_i,记 \hat{v}_i 为P_i的预测电位值, $L_{i,j}$ 为P_i和P_j之间的距离,则计算P6点上的土壤电位梯度的过程如下:

[0083] 首先,计算P6的横向梯度大小 \hat{g}_{6-} ,纵向梯度大小 $\hat{g}_{6\perp}$,如式(3)所示;

[0084] 然后,确定梯度方向,假如 \hat{g}_{6-} 计算出的值是正值,则横向梯度方向是水平向右的,反之,方向向左, $\hat{g}_{6\perp}$ 同理;

[0085] 最后,如图2所示,P6点的电位梯度大小 \hat{g}_6 由式(4)求得,方向可以由横向和纵向梯度按照平行四边形法则合成得到;

$$[0086] \quad \hat{g}_{6-} = \frac{\hat{v}_5 - \hat{v}_7}{L_{5,7}}, \quad \hat{g}_{6\perp} = \frac{\hat{v}_{10} - \hat{v}_2}{L_{10,2}} \quad (3)$$

$$[0087] \quad \hat{g}_6 = \sqrt{\hat{g}_{6-}^2 + \hat{g}_{6\perp}^2} \quad (4)$$

[0088] 步骤七:风险评估和处理;

[0089] 经过步骤六的电位梯度估计,将得到一个预测电位梯度集合

[0090] $\{(x_i, y_j; \hat{g}_{ij}) | 1 \leq i \leq \hat{m}, 1 \leq j \leq \hat{n}\}$,其中, \hat{g}_{ij} 表示融合模型在 (x_i, y_j) 点上的电位梯度预测结果。假设本发明应用地区的轨道杂散电流电位梯度的风险分级为 $\{(g_r, r) | r \leq r \leq k\}$,其中, g_r 表示电位梯度大小, r 表示对应的风险等级,即为 r 越大代表风险等级越高; k 表示风险等级划分为 k 级。

[0091] 对于任意一点 (x_i, y_j) 的电位梯度估计值 \hat{g}_{ij} ,假设 $\hat{g}_{ij} \geq g_1$,则可使用式(5)计算该点附近的杂散电流电位梯度风险等级 $risk_{ij}$,反之,判定为无风险即为 $risk_{ij}=0$;

[0092] 假设风险等级 $risk_{ij}$ 大于某一预定阈值 $risk_{th}$,系统将判定为高风险,此时将发出警报提醒工作人员实地排查风险并将异常记录在系统中;如果 $0 < risk_{ij} \leq risk_{th}$,则系统判定为低风险,此时仅记录异常以供未来排查分析问题所用;如果 $risk_{ij}=0$,则系统将忽略该情况;因为杂散电流是动态变化的,所以最终无论风险评估结果如何,系统将重复进行采样、建模、评估风险等流程,以应对新的可能出现的风险或者排查旧的误报的风险。

$$[0093] \quad risk_{ij} = \underset{r}{argmax} (g_r \leq \hat{g}_{ij}) \quad (5)$$

[0094] 本发明的关键贡献点如下:

[0095] 第一,将Boosting算法引入到土壤杂散电流电位监测领域。得益于算法强大的电位预测能力,对整条轨道的杂散电流电位进行监测只需少量合理布置的测试电极即可,降低了系统的布置成本。

[0096] 第二,针对目前杂散电流问题主要靠人工分析处理数据的现状,本发明提出了一种自动化监测、处理杂散电流相关数据的系统,可以大大减轻人力成本,且系统响应速度相较于人工处理显著提高。

[0097] 以上内容仅仅是对本发明结构所作的举例和说明,所属本技术领域的技术人员对所描述的具体实施例做各种各样的修改或补充或采用类似的方式替代,只要不偏离发明的

结构或者超越本权利要求书所定义的范围,均应属于本发明的保护范围。

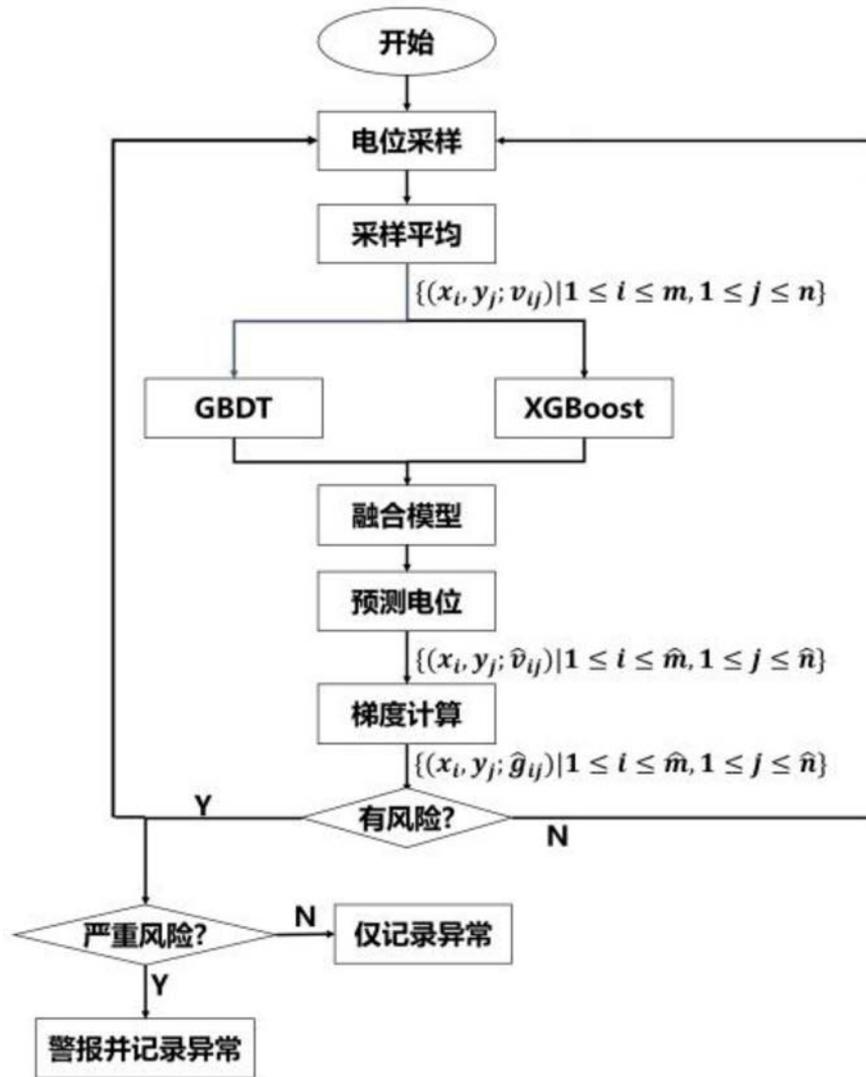


图1

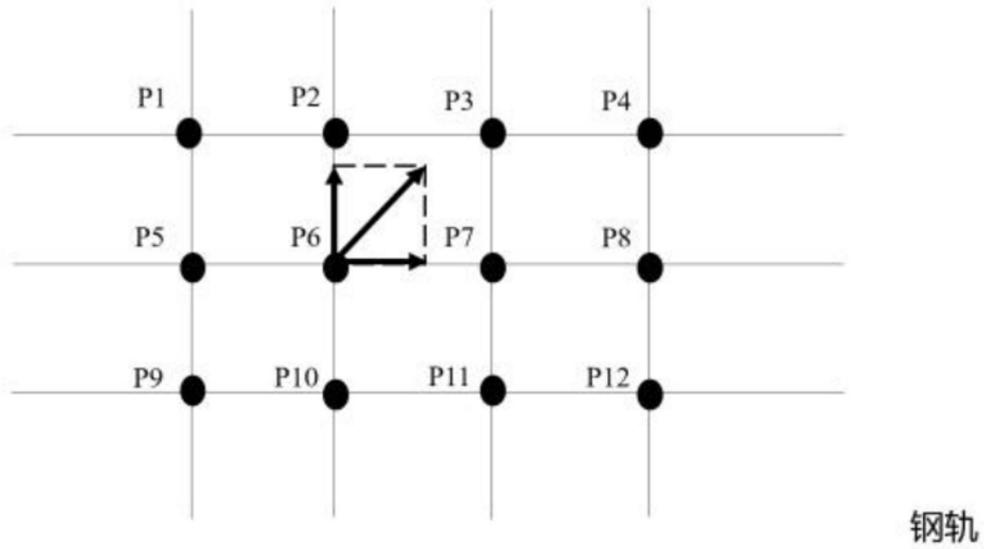


图2