



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114881470 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 09

(21) 申请号 202210493232.X

G06N 7/00 (2006.01)

(22) 申请日 2022.05.07

(71) 申请人 东莞理工学院

地址 523808 广东省东莞市松山湖科技产业园区大学路1号

(72) 发明人 李瀚 黄卫清 刘家良 王秋芳 强孟珂 纪传伟 范洪波 苏美蓉

(74) 专利代理机构 北京高航知识产权代理有限公司 11530

专利代理师 姜杉

(51) Int. Cl.

G06Q 10/06 (2012.01)

G06Q 50/06 (2012.01)

G06Q 50/26 (2012.01)

G06N 5/04 (2006.01)

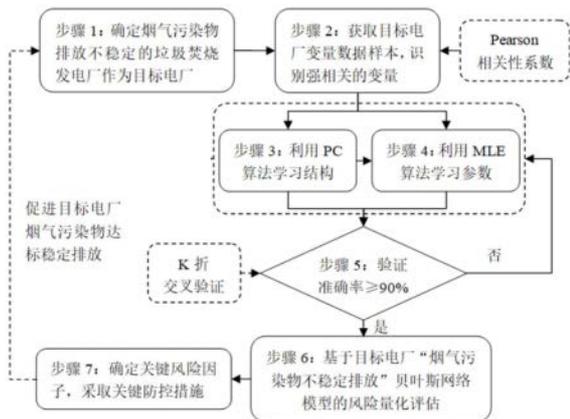
权利要求书3页 说明书6页 附图1页

(54) 发明名称

基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法

(57) 摘要

一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,包括如下步骤: S1:确定烟气污染物排放不稳定的垃圾焚烧发电厂作为目标电厂;S2:获取目标电厂变量数据样本,识别强相关的变量;S3:利用PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘;S4:利用MLE算法处理步骤S2产生的数据样本,进一步对烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型进行样本训练;S5:验证准确率是否大于90%;S6:基于目标电厂“烟气污染物不稳定排放”贝叶斯网络模型的风险量化评估;S7:确定关键风险因子,采取关键防控措施;本发明可实现垃圾焚烧发电厂烟气污染物排放浓度波动情况预测以及关键风险因子溯源,为中国垃圾焚烧发电厂烟气污染物稳定排放提供新方法和新途径。



1. 一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,包括如下步骤:

S1:确定烟气污染物排放不稳定的垃圾焚烧发电厂作为目标电厂;

S2:获取目标电厂变量数据样本,识别强相关的变量;

S3:利用PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘,初步构建烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型;

S4:利用MLE算法处理步骤S2产生的数据样本,进一步对烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型进行样本训练;

S5:验证准确率是否大于90%;

S6:基于目标电厂“烟气污染物不稳定排放”贝叶斯网络模型的风险量化评估;

S7:确定关键风险因子,采取关键防控措施。

2. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S1的所述目标电厂需满足以下条件:(1)垃圾焚烧发电厂已正常运行6个月以上,可获得完整的烟气污染物日均排放浓度数据集合;(2)垃圾焚烧发电厂的烟气污染物日均排放浓度的标准差,均大于同等垃圾焚烧规模以及使用相同焚烧及烟气处理技术的其他电厂,或垃圾焚烧发电厂曾出现烟气污染物超标排放污染案例。

3. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S2通过目标电厂的运行维护数据记录,结合获取垃圾进料系统、垃圾焚烧系统、预热回收系统、烟气污染物处理系统、自动控制系统等子系统的监测数据样本:垃圾进料量、垃圾含水率、各燃烧区间内烟气温度、烟气排放流量、尾气处理设备物料喷射量及喷射频率,观察变量数据以及控制变量烟气污染物不稳定排放浓度数据样本;耦合Pearson相关性系数判定观察变量和控制变量烟气污染物不稳定排放浓度之间的相关性强度,若相关性较弱,则不纳入烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型建模中。

4. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S2使用公式

$$r = \frac{\sum_{i=2}^n (x'_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(N-1)s_x s_y} = \frac{\sum_{i=2}^n \left(\frac{x_i - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} - \bar{x} \right) (y_i - \bar{y})}{(N-1)s_x s_y}$$

计算其他观察变量与控制

变量“烟气污染物不稳定排放浓度”之间的相关性系数;式中,r表示变量之间的Pearson相关系数, x_i 、 \bar{x} 和N分别表示观察变量的样本数据、样本平均值和样本大小, y_i 和 \bar{y} 分别表示控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的样本数据和样本均值,Max和Min分别表示原始变量数据的最大值和最小值, s_x 和 s_y 分别表示观察变量和控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的标准差。

5. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S3通过获得目标电厂的运维情况,初步识别其他观察变量对控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的影响关系、以及观察变量之间的影响关系;基于所述影响关系,利用步骤2预处理所产生的数据样本结合PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘,测试变量之间的条件独立性,初步构建烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型。

6. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S4利用所述步骤S2预处理所产生的数据样本,采用区间等宽法、等频数法对连续的样本数据进行离散化处理,将模型中各变量均离散化为高H、中M、低L三个状态区间;进一步结合MLE算法对烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型进行样本训练,计算模型中节点不同状态下的概率分布并作为节点参数,直至该参数可使得似然函数最大化,最终获得包括控制变量烟气污染物不稳定排放浓度在内的其他变量参数,即条件概率表。

7. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S5结合K折交叉验证,将目标电厂的监测数据样本随机分成K份,用其中的K-1份训练烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型的参数,以控制变量烟气污染物不稳定排放浓度作为验证对象,剩余1份用于验证模型对于预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确性,循环重复K次直至目标电厂的监测数据样本全面覆盖;所述烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型验证的准确性判定公式为:

$OA = \frac{TP}{AP}$ 其中OA表示模型预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确率,TP表示准确预测烟气污染物不稳定排放浓度的案例数量,AP表示目标电厂的监测数据样本案例总数,若预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确率大于或等于90%,则代表该模型可靠性强;若准确率低于90%,则重启上述步骤S3及步骤S4,直至模型准确率满足该电厂需求。

8. 根据权利要求书1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法,其特征在于,所述步骤S6对所建立的目标电厂烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型进行风险量化评估,使用贝叶斯网络理论的正向推理功能计算概率分布:

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(B_i)P(A|B_i)$$
 式中,P(A)为BN中任意节点A的概率分布,P(B_i)为节点A的父节点

B_i的处于某状态下的概率分布,P(A|B_i)表示在节点B_i处于某状态的前提下节点A的概率分布,n为节点A的父节点数量;根据上述正向推理功能可计算预测控制变量“烟气污染物排放浓度(T)”离散化后在不同状态区间的概率分布,进而确定目标电厂是否出现烟气污染物不稳定排放的环境风险;其次,通过敏感度分析功能进行关键风险因子识别,结合贝叶斯定理以及风险重要度评估,计算观察变量X_i对控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态T_q的概率重要度,若 $I_{T_q}(X_i) > I_{T_q}(X_j)$,表示观察变量X_i比X_j对目标电厂烟气污染物不稳定排放的贡献更大,需要采取更严格的防控措施。

9. 根据权利要求8所述的步骤S6,其特征在于,所述观察变量X_i对控制变量烟气污染物不稳定排放浓度(T)处于某状态T_q的概率重要度 $I_{T_q}(X_i)$ 计算方式如下:

$$P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i}) = \frac{P(T = T_q, X_i = x_i^{a_i})}{P(X_i = x_i^{a_i})}$$

$$I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i}) = \left| P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i}) - P(T = T_q) \right|$$

$$I_{T_q}(X_i) = \frac{1}{k_i} \sum_{a_i}^{k_i} I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i})$$

式中： $P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的情况下控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的后验概率， $P(T = T_q, X_i = x_i^{a_i})$ 表示控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 和观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的联合概率分布， $P(X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的概率， $I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的情况下对控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度， $P(T = T_q)$ 表示控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率， k_i 表示观察变量的状态数量。

10. 根据权利要求1所述的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法，其特征在于，所述步骤S7基于风险量化评估结果，预测目标城市烟气污染物排放浓度的波动情况，并确定导致目标电厂烟气污染物不稳定排放的关键风险因子，从而识别采取关键的风险防控措施，从而协助目标电厂烟气污染物达标稳定排放。

基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法

技术领域

[0001] 本发明属于大气污染防治领域,特别涉及一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法。

背景技术

[0002] 近年来,垃圾焚烧发电迅速发展成为中国生活垃圾无害化处理的主流方式,但由于垃圾焚烧发电系统构成、技术参数极其复杂,若运行管理不当则会引发烟气污染物排放浓度不稳定甚至超标排放等恶性污染事件,严重危害生态环境以及居民身体健康。如何实现烟气污染物达标稳定排放已成为垃圾焚烧发电领域所面临的巨大挑战。垃圾焚烧发电厂烟气污染物排放浓度受到垃圾含水率、焚烧炉工况、烟气处理技术以及设备参数等各种复杂因素影响,如何利用垃圾焚烧过程所衍生的各类数据信息促进烟气污染物达标稳定排放有待进一步探索。

发明内容

[0003] 有鉴于现有技术的上述缺陷,本发明的目的在于提供一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法。

[0004] 一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法包括如下步骤:

[0005] S1:确定烟气污染物排放不稳定的垃圾焚烧发电厂作为目标电厂;

[0006] S2:获取目标电厂变量数据样本,识别强相关的变量;

[0007] S3:利用PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘,初步构建烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型;

[0008] S4:利用MLE算法处理步骤S2产生的数据样本,进一步对烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型进行样本训练;

[0009] S5:验证准确率是否大于90%;

[0010] S6:基于目标电厂“烟气污染物不稳定排放”贝叶斯网络模型的风险量化评估;

[0011] S7:确定关键风险因子,采取关键防控措施。

[0012] 步骤S1的所述目标电厂需满足以下条件:(1)垃圾焚烧发电厂已正常运行6个月以上,可获得较为完整的烟气污染物日均排放浓度数据集;(2)垃圾焚烧发电厂的烟气污染物日均排放浓度的标准差,均大于同等垃圾焚烧规模以及使用相同焚烧及烟气处理技术的其他电厂,或垃圾焚烧发电厂曾出现烟气污染物超标排放污染案例。

[0013] 所述步骤S2通过目标电厂的运行维护数据记录,结合获取有关垃圾进料系统、垃圾焚烧系统、预热回收系统、烟气污染物处理系统、自动控制系统等主要子系统的监测数据样本,包括:垃圾进料量、垃圾含水率、各燃烧区间内烟气温度、烟气排放流量、尾气处理设备物料喷射量及喷射频率等观察变量数据以及控制变量烟气污染物不稳定排放浓度数据样本;耦合Pearson相关性系数判定观察变量和控制变量烟气污染物不稳定排放浓度之间的相关性强度,若相关性较弱,则不纳入烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型建模中。

[0014] 步骤S2使用公式
$$r = \frac{\sum_{i=2}^n (x'_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(N-1)s_x s_y} = \frac{\sum_{i=2}^n (\frac{x_i - Min}{Max - Min} - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(N-1)s_x s_y}$$
 计算其他

观察变量与控制变量“烟气污染物不稳定排放浓度”之间的相关性系数；式中，r表示变量之间的Pearson相关系数， x_i 、和N分别表示观察变量的样本数据、样本平均值和样本大小， y_i 和 \bar{y} 分别表示控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的样本数据和样本均值，Max和Min分别表示原始变量数据的最大值和最小值， s_x 和 s_y 分别表示观察变量和控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的标准差。

[0015] 步骤S3通过目标电厂的运维情况，初步识别其他观察变量对控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的影响关系、以及观察变量之间的影响关系；利用步骤2预处理所产生的数据样本结合PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘，测试变量之间的条件独立性，初步构建烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型。

[0016] 步骤S4利用步骤S2预处理所产生的数据样本，采用区间等宽法、等频数法对连续的样本数据进行离散化处理，将模型中各变量均离散化为高(H)、中(M)、低(L)三个状态区间；进一步结合MLE算法对烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型进行样本训练，计算模型中节点不同状态下的概率分布并作为节点的参数，直至该参数可使得似然函数最大化，最终获得包括控制变量烟气污染物不稳定排放浓度在内的其他变量参数，即条件概率表。

[0017] 步骤S5结合K折交叉验证，将目标电厂的监测数据样本随机分成K份，用其中的K-1份训练烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型的参数，以控制变量烟气污染物不稳定排放浓度作为验证对象，剩余1份用于验证模型对于预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确性，循环重复K次直至目标电厂的监测数据样本已经全面覆盖；所述烟气污染物不稳定排放的

贝叶斯网络模型验证的准确性判定公式为： $OA = \frac{TP}{AP}$ 其中OA表示模型预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确率，TP表示准确预测烟气污染物不稳定排放浓度的案例数量，AP表示目标电厂的监测数据样本案例总数，若预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确率大于或等于90%，则代表该模型可靠性强；若准确率低于90%，则重启上述步骤S3及步骤S4，直至模型准确率满足该电厂需求。

[0018] 步骤S6所建立的目标电厂烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型进行风险量化

评估，使用贝叶斯网络理论的正向推理功能计算概率分布，如公式：
$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(B_i)P(A|B_i)$$

式中，P(A)为BN中任意节点A的概率分布，P(B_i)为节点A的父节点B_i的处于某状态下的概率分布，P(A|B_i)表示在节点Bi处于某状态的前提下节点A的概率分布，n为节点A的父节点数量；根据上述正向推理功能可计算预测控制变量“烟气污染物排放浓度(T)”离散化后在不同状态区间的概率分布，进而确定目标电厂是否出现烟气污染物不稳定排放的环境风险；其次，通过敏感度分析功能进行关键风险因子识别，结合贝叶斯定理以及风险重要度评估，计算观察变量 X_i 对控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度，若 $I_{T_q}(X_i) > I_{T_q}(X_j)$ ，表示观察变量 X_i 比 X_j 对目标电厂烟气污染物不稳定排放的贡献更大，需要采取更严格的防控措施。

[0019] 观察变量 X_i 对控制变量烟气污染物不稳定排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度 $I_{T_q}(X_i)$ 计算方式如下:

$$[0020] \quad P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i}) = \frac{P(T = T_q, X_i = x_i^{a_i})}{P(X_i = x_i^{a_i})}$$

$$[0021] \quad I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i}) = |P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i}) - P(T = T_q)|$$

$$[0022] \quad I_{T_q}(X_i) = \frac{1}{k_i} \sum_{a_i}^{k_i} I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i})$$

[0023] 式中: $P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的情况下控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的后验概率, $P(T = T_q, X_i = x_i^{a_i})$ 表示控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 和观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的联合概率分布, $P(X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的概率, $I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的情况下对控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度, $P(T = T_q)$ 表示控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率, k_i 表示观察变量的状态数量。

[0024] 步骤S7基于风险量化评估结果,预测目标城市烟气污染物排放浓度的波动情况,并确定导致目标电厂烟气污染物不稳定排放的关键风险因子,从而识别采取关键的风险防控措施,从而协助目标电厂烟气污染物达标稳定排放。

[0025] 本发明的有益技术效果在于:

[0026] 1.可预测烟气污染物排放浓度,实现垃圾焚烧发电厂烟气污染物不稳定排放导致的空气污染预警;

[0027] 2.通过敏感性分析识别关键风险因子,促进垃圾焚烧发电厂烟气污染物实现达标稳定排放。本发明可实现垃圾焚烧发电厂烟气污染物排放浓度波动情况预测以及关键风险因子溯源,为中国垃圾焚烧发电厂烟气污染物稳定排放提供新方法和新途径。

附图说明

[0028] 图1是本发明提供的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法的预测与量化评估方法流程图;

[0029] 图2是本发明提供的基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法的贝叶斯网络模型。

具体实施方式

[0030] 下面对本发明的实施例作详细说明,下述的实施例在以本发明技术方案为前提下进行实施,给出了详细的实施方式和具体的操作过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0031] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包

含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现该短语并不一定均是指相同的实施例，也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是，在不冲突的情况下，本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0032] 本发明的目的就是为了克服现有技术存在的缺陷而提供一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法，本发明能够预测烟气污染物的排放浓度，对垃圾焚烧发电厂烟气污染物不稳定排放导致的空气污染进行预警；通过敏感性分析识别关键风险因子，促进垃圾焚烧发电厂烟气污染物实现达标稳定排放。

[0033] 本发明的目的可以通过以下技术方案来实现：一种基于数据的垃圾焚烧发电污染物排放风险诊断预警方法，所述方法具体包括如下步骤：

[0034] S1：确定烟气污染物排放不稳定的垃圾焚烧发电厂作为目标电厂；

[0035] S2：获取目标电厂变量数据样本，识别强相关的变量；

[0036] S3：利用PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘，初步构建烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型；

[0037] S4：利用MLE算法处理步骤S2产生的数据样本，进一步对烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型进行样本训练；

[0038] S5：验证准确率是否大于90%；

[0039] S6：基于目标电厂“烟气污染物不稳定排放”贝叶斯网络模型的风险量化评估；

[0040] S7：确定关键风险因子，采取关键防控措施。

[0041] 所述步骤S1的所述目标电厂需满足以下条件：(1) 所述垃圾焚烧发电厂已正常运行6个月以上，可获得较为完整的烟气污染物日均排放浓度数据集合；(2) 所述垃圾焚烧发电厂的烟气污染物日均排放浓度的标准差，均大于同等垃圾焚烧规模以及使用相同焚烧及烟气处理技术的其他电厂，或垃圾焚烧发电厂曾出现烟气污染物超标排放污染案例。

[0042] 所述步骤S2通过深入调研目标电厂的运行维护数据记录，结合获取大量有关垃圾进料系统、垃圾焚烧系统、预热回收系统、烟气污染物处理系统、自动控制系统等主要子系统的监测数据样本，例如垃圾进料量、垃圾含水率、各燃烧区间内烟气温度、烟气排放流量、尾气处理设备物料喷射量及喷射频率等观察变量数据以及控制变量烟气污染物不稳定排放浓度数据样本；耦合Pearson相关性系数判定观察变量和控制变量烟气污染物不稳定排放浓度之间的相关性强度，若相关性较弱，则不纳入烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型建模中。

[0043] 所述步骤S2使用公式

$$[0044] \quad r = \frac{\sum_{i=2}^n (x'_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{(N-1)s_x s_y} = \frac{\sum_{i=2}^n \left(\frac{x_i - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}} - \bar{x} \right) (y_i - \bar{y})}{(N-1)s_x s_y} \quad \text{计算其他观察变量与}$$

控制变量“烟气污染物不稳定排放浓度”之间的相关性系数；式中，r表示变量之间的Pearson相关系数， x_i 和N分别表示观察变量的样本数据、样本平均值和样本大小， y_i 和 \bar{y} 分别表示控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的样本数据和样本均值，和Max和Min分别表示原始变量数据的最大值和最小值， s_x 和 s_y 分别表示观察变量和控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的标准差。

[0045] 所述步骤S3通过深入调研目标电厂的运维情况,结合垃圾焚烧领域自身专家的头脑风暴意见,初步识别其他观察变量对控制变量烟气污染物不稳定排放浓度的影响关系、以及观察变量之间的影响关系;基于专家经验所确定的影响关系,利用步骤2预处理所产生的数据样本结合PC结构学习算法进行变量数据的深度挖掘,测试变量之间的条件独立性,初步构建烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型。

[0046] 所述步骤S4利用所述步骤S2预处理所产生的数据样本,采用区间等宽法、等频数法并结合专家经验对连续的样本数据进行离散化处理,将模型中各变量均离散化为高(H)、中(M)、低(L)三个状态区间;进一步结合MLE算法对烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型进行样本训练,计算模型中节点不同状态下的概率分布并作为节点参数,直至该参数可使得似然函数最大化,最终获得包括控制变量烟气污染物不稳定排放浓度在内的其他变量参数,即条件概率表。

[0047] 所述步骤S5结合K折交叉验证理念,将目标电厂的监测数据样本随机分成K份,用其中的K-1份训练烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型的参数,以控制变量烟气污染物不稳定排放浓度作为验证对象,剩余1份用于验证模型对于预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确性,循环重复K次直至目标电厂的监测数据样本已经全面覆盖;所述烟气污染物不稳定排放的贝叶斯网络模型验证的准确性判定公式为: $OA = \frac{TP}{AP}$ 其中OA表示模型预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确率,TP表示准确预测烟气污染物不稳定排放浓度的案例数量,AP表示目标电厂的监测数据样本案例总数,若预测烟气污染物不稳定排放浓度的准确率大于或等于90%,则代表该模型可靠性强;若准确率低于90%,则重启上述步骤S3及步骤S4,直至模型准确率满足该电厂需求。

[0048] 所述步骤S6所建立的目标电厂烟气污染物不稳定排放贝叶斯网络模型进行风险量化评估,使用贝叶斯网络理论的正向推理功能计算概率分布,如公式:

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(B_i)P(A|B_i) \text{ 式中, } P(A) \text{ 为BN中任意节点A的概率分布, } P(B_i) \text{ 为节点A的父节点 } B_i$$

的处于某状态下的概率分布, $P(A|B_i)$ 表示在节点 B_i 处于某状态的前提下节点A的概率分布, n 为节点A的父节点数量;根据上述正向推理功能可计算预测控制变量“烟气污染物排放浓度(T)”离散化后在不同状态区间的概率分布,进而确定目标电厂是否出现烟气污染物不稳定排放的环境风险;其次,通过敏感度分析功能进行关键风险因子识别,结合贝叶斯定理以及风险重要度评估理念,计算观察变量 X_i 对控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度,若 $I_{T_q}(X_i) > I_{T_q}(X_j)$,表示观察变量 X_i 比 X_j 对目标电厂烟气污染物不稳定排放的贡献更大,需要采取更严格的防控措施。

[0049] 所述观察变量 X_i 对控制变量烟气污染物不稳定排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度 $I_{T_q}(X_i)$ 计算方式如下:

$$[0050] \quad P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i}) = \frac{P(T = T_q, X_i = x_i^{a_i})}{P(X_i = x_i^{a_i})}$$

$$[0051] \quad I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i}) = \left| P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i}) - P(T = T_q) \right|$$

$$[0052] \quad I_{T_q}(X_i) = \frac{1}{k_i} \sum_{a_i}^{k_i} I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i})$$

[0053] 式中： $P(T = T_q | X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的情况下控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的后验概率， $P(T = T_q, X_i = x_i^{a_i})$ 表示控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 和观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的联合概率分布， $P(X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的概率， $I_{T_q}(X_i = x_i^{a_i})$ 表示观察变量 X_i 处于某状态 $x_i^{a_i}$ 的情况下对控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率重要度， $P(T = T_q)$ 表示控制变量烟气污染物排放浓度(T)处于某状态 T_q 的概率， k_i 表示观察变量的状态数量。

[0054] 所述步骤S7基于风险量化评估结果，预测目标城市烟气污染物排放浓度的波动情况，并确定导致目标电厂烟气污染物不稳定排放的关键风险因子，从而识别采取关键的风险防控措施，从而协助目标电厂烟气污染物达标稳定排放。

[0055] 以上详细描述了本发明的较佳具体实施例。应当理解，本领域的普通技术无需创造性劳动就可以根据本发明的构思做出诸多修改和变化。因此，凡本技术领域技术人员依本发明的构思在现有技术的基础上通过逻辑分析、推理或者有限的试验可以得到的技术方案，皆应在由权利要求书所确定的保护范围内。

