



(21) 申请号 202410904861.6

G06F 17/14 (2006.01)

(22) 申请日 2024.07.08

G06F 17/18 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06F 18/10 (2023.01)

申请公布号 CN 118445738 A

G06F 18/213 (2023.01)

(43) 申请公布日 2024.08.06

G01K 13/00 (2021.01)

G06F 123/02 (2023.01)

(73) 专利权人 深圳市五轮科技股份有限公司

(56) 对比文件

地址 518100 广东省深圳市宝安区西乡街

CN 117972580 A, 2024.05.03

道黄田社区杨背工业区三期六栋四楼

CN 117854013 A, 2024.04.09

与2栋三层B区

审查员 万林青

(72) 发明人 郭如云 钟鸣 郭小平

(74) 专利代理机构 广东中禾共赢知识产权代理

事务所(普通合伙) 44699

专利代理师 王雄

(51) Int. Cl.

G06F 18/2433 (2023.01)

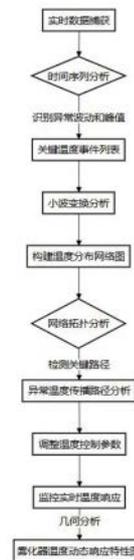
权利要求书5页 说明书19页 附图7页

(54) 发明名称

雾化器温度数据分析方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及数据分析技术领域,具体为雾化器温度数据分析方法及系统,包括以下步骤:基于雾化器内部温度传感器,进行实时数据捕获,记录每个测温点的温度和对应时间戳,并进行数据流整合,根据整合结果对雾化器温度数据进行时间序列分析,识别温度异常波动和温度峰值,得到关键温度事件列表。本发明中,通过实时数据捕获配合时间序列分析可以即时识别异常波动和温度峰值,进行雾化器早期故障预防,小波变换的应用可以在分解大量温度数据时,提取关键特征,揭示雾化器的表现,通过温度分布网络图的拓扑分析,细致追踪温度在雾化器内的传递路径,提高调节和维护的准确性,优化了能源效率,提升了雾化器的操作安全和成本效率。



1. 雾化器温度数据分析方法,其特征在于,包括以下步骤:

基于雾化器内部温度传感器,进行实时数据捕获,记录每个测温点的温度和对应时间戳,并进行数据流整合清洗,根据整合结果对雾化器温度数据进行时间序列分析,识别温度异常波动和温度峰值,得到关键温度事件列表;

基于所述关键温度事件列表,采用小波变换对列表中的数据进行多尺度分解,揭示时间尺度下的雾化器温度变化模式,并进行节点连接,构建雾化器温度分布网络图;

通过所述温度分布网络图,进行网络拓扑分析,通过识别关键节点和边,检测关键温度传递路径,根据检测结果进行温度分布不均匀性分析,识别异常温度传播的潜在路径,得到异常传播路径分析结果;

基于所述异常传播路径分析结果,调整雾化器的温度控制参数,监控调整后的实时温度响应,将监控数据转换成几何图形,通过几何形态变化分析雾化器温度动态特性,建立雾化器温度动态响应特性图;

所述关键温度传递路径的检测步骤为:

分析所述雾化器温度分布网络图,计算每个节点的度中心性 $C_d(v)$,采用公式,

$$C_d(v) = \frac{\text{deg}(v)}{N-1} \times \log(N),$$

生成节点度中心性分析结果,其中, $C_d(v)$ 表示节点 v 的度中心性, $\text{deg}(v)$ 表示节点的连接数, N 表示网络中的总节点数, $\log(N)$ 是对度中心性的调整因子;

基于所述节点度中心性分析结果,使用介数中心性识别关键节点和边,采用公式,

$$C_b(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \times \frac{1}{\sqrt{N}},$$

生成关键节点和边的集合,其中, $C_b(v)$ 表示节点 v 的介数中心性, σ_{st} 表示总路径数, $\sigma_{st}(v)$ 表示经过节点 v 的路径数, \sqrt{N} 用于调整路径数的影响;

利用所述关键节点和边的集合,采用路径分析算法,

$$L = \sum_{k \in K} \frac{1}{|K|} \cdot \exp(-\text{dist}(k)),$$

生成关键温度传递路径集合,其中, L 表示关键温度传递路径, k 表示关键节点和边的集合中的一个关键节点, $\text{dist}(k)$ 表示关键节点 k 到其他节点的距离, $|K|$ 表示关键节点的数量;

所述异常传播路径分析结果的获取步骤为:

基于所述关键温度传递路径集合,进行不均匀性分析,采用公式,

$$\sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{l \in L} (x_l - \mu_{\text{avg}})^2 \times e^{-\frac{|x_l - \mu_{\text{avg}}|}{\sigma_l}},$$

生成温度分布不均匀性分析结果, σ^2 表示路径上温度值的方差, x_l 表示路径 l 上的温度值, μ_{avg} 表示关键温度传递路径集合中的平均温度值, $e^{-\frac{|x_l - \mu_{\text{avg}}|}{\sigma_l}}$ 表示基于温差的权重因子, m 表示路径数;

根据所述温度分布不均匀性分析结果, 识别异常方差路径, 应用阈值公式,

$$Z = \{l \in L \mid \sigma_l^2 > U \times \sqrt{\frac{\sigma^2}{m}}\},$$

生成异常温度传播路径集合, 其中, Z 表示异常温度传播路径, σ_l^2 是单个路径 l 的方差, U 是预设的阈值, $\sqrt{\frac{\sigma^2}{m}}$ 是调整阈值的因子;

对所述异常温度传播路径集合进行深度分析, 采用公式,

$$R = \sum_{a \in Z} \frac{1}{1 + \exp(-\sigma_a^2)},$$

评估每条路径的异常程度, 生成异常传播路径分析结果, 其中, σ_a^2 表示路径 a 的温度方差, R 表示异常传播路径的异常性概率, a 表示一条异常路径。

2. 根据权利要求1所述的雾化器温度数据分析方法, 其特征在于, 所述数据流的整合清洗步骤为:

通过雾化器的温度传感器收集实时温度 θ_i 和对应时间戳 t_i , 通过公式,

$$T_i = (t_i, \theta_i),$$

形成时间-温度数据对集合 T_i , 其中, i 表示测量序号, t_i 代表时间戳, θ_i 代表对应温度值;

对所述时间-温度数据对集合进行整合, 通过公式,

$$D = \bigcup_{i=1}^n (w_t \cdot T_i + w_s \cdot \sin(2\pi f t_i)),$$

生成整合后的时间-温度数据流 D ，其中， T_i 表示时间-温度数据对， n 代表数据对数量， w_t 是时间权重系数， w_s 是正弦调制系数， f 是调制频率；

对所述整合后的时间-温度数据流进行数据清洗，去除异常温度数据点，使用公式，

$$D_{\text{clean}} = \{d \in D \mid \frac{(\theta - \mu)}{\sigma} \leq k\},$$

生成清洗后的数据流 D_{clean} ，其中， μ 和 σ 分别表示温度值 θ 的平均值和标准差，

k 是容忍阈值，是标准差倍数， θ 代表温度值。

3. 根据权利要求2所述的雾化器温度数据分析方法，其特征在于，所述关键温度事件列表的获取步骤为：

基于所述清洗后的数据流，进行时间序列分析，计算时间点的温度波动，使用公式，

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \mu)^2},$$

生成时间点的温度波动数据集，其中， S_t 表示时间点的温度波动数据， θ_i 是时间点 i 的温度值， μ 是平均温度值， n 是数据点数量；

根据所述时间点的温度波动数据集，识别超过阈值 τ 的温度峰值，应用公式，

$$P = \{s \in S_t \mid s > \tau \cdot \mu\},$$

得到温度峰值列表，其中， P 表示温度峰值， s 表示单个时间点的温度波动， τ 是雾化器温度阈值倍数；

基于所述温度峰值列表，筛选持续时间超过时间阈值 T 的事件，使用公式，

$$E = \{p \in P \mid d(p) > T\},$$

生成关键温度事件列表，其中， E 表示关键温度事件， p 表示温度峰值事件， $d(p)$ 表示事件持续时间。

4. 根据权利要求3所述的雾化器温度数据分析方法，其特征在于，所述雾化器温度分布网络图的获取步骤为：

从所述关键温度事件列表中提取每个事件的时间点 t_j 和对应温度 θ_j ，组合成数据对集合，采用公式，

$$X = \{(t_j, \theta_j) | j = 1, \dots, m\},$$

生成数据对集合 X , 其中, t_j 表示时间点, θ_j 表示对应温度, m 表示时间点总数; 对所述数据对集合应用小波变换, 进行多尺度分解, 采用公式,

$$W(X) = \sum_{j=1}^m \left(a_j \cdot \cos(b_j \cdot t_j + c_j) + \sqrt{d_j} \cdot \theta_j^2 \right) \cdot e^{-d_j \cdot t_j^2},$$

生成小波变换结果, 其中, $W(X)$ 表示多尺度分解的结果, a_j 是振幅调整系数, b_j 是频率调整系数, 代表周期性变化的频率, c_j 是相位调整系数, 用于, 初始相位偏移, d_j 是衰减系数, 用于调整衰减速率;

分析所述小波变换结果, 筛选显著温度变化模式, 使用公式,

$$\Gamma = \{w \in W(X) | \frac{1}{1 + e^{-|w|}} > T\},$$

得到显著温度变化模式集合, 其中, Γ 表示显著变化模式, w 表示单个变化模式, T 是阈值;

基于所述显著温度变化模式集合, 构建温度分布网络图, 采用公式,

$$G = \sum_{\gamma \in \Gamma} \frac{1}{\sqrt{1 + \gamma^2}},$$

输出雾化器温度分布网络图, 其中, γ 表示每个显著变化模式的强度, G 表示节点之间连接强度。

5. 根据权利要求1所述的雾化器温度数据分析方法, 其特征在于, 所述雾化器温度动态响应特性图的获取步骤为:

基于所述异常传播路径分析结果, 调整雾化器温度控制参数, 采用公式,

$$P_{\text{new}} = P_{\text{old}} \times \left(1 + \beta_p \cdot \Delta T \cdot e^{-\gamma_p \cdot \Delta T} \right),$$

生成新的温度控制参数集, 其中, P_{new} 表示新的控制参数, P_{old} 表示原始参数, ΔT 表示基于异常路径推导的预期温度变化, β_p 和 β_p 表示调节参数, 用于调整敏感性和衰减;

应用所述新的温度控制参数集, 并监控雾化器温度响应, 使用公式,

$$T(t) = T_0 \cdot e^{-ct} + A \cdot \sin(\omega \cdot t),$$

生成实时温度监控数据,其中, $T(t)$ 表示时间 t 的温度, T_0 是初始温度, c 是时间衰减常数, A 是振幅, ω 是振动频率, A 和 ω 控制周期性温度变化;

根据所述实时温度监控数据,通过三角函数映射到几何图形,使用公式,

$$G(t) = \frac{A \cdot \sin(\omega \cdot T(t) + \phi)}{1 + \epsilon \cdot T(t)},$$

生成温度响应的几何图形,其中, $G(t)$ 表示时间 t 对应的几何图形值, ϕ 是相位, ϵ 是用于调整振幅响应的参数;

分析所述温度响应的几何图形,识别雾化器温度动态关键特征,分析几何形态变化,采用傅里叶变换,

$$F(\lambda) = \int G(t) \cdot e^{-i\lambda t} dt,$$

生成雾化器温度动态响应特性图,其中, λ 是频率域变量, $F(\lambda)$ 表示在频率 λ 下的动态特性,突出显示雾化器温度响应的周期性和振幅特性。

6. 雾化器温度数据分析系统,其特征在于,根据权利要求1-5任一项所述的雾化器温度数据分析方法,所述系统包括:

温度数据收集模块通过温度传感器收集实时温度和对应时间戳,形成时间-温度对集合,并对进行时间-温度对集合整合清洗,生成清洗后的数据流;

时间序列分析模块基于所述清洗后的数据流,进行时间序列分析,计算时间点的温度波动,识别温度峰值,筛选持续时间超过时间阈值的事件,生成关键温度事件列表;

小波变换与模式识别模块基于所述关键温度事件列表,提取每个事件的时间点和对应温度,形成数据对集合,应用小波变换进行多尺度分解,筛选显著温度变化模式,构建输出雾化器温度分布网络图;

度中心性与路径分析模块基于所述雾化器温度分布网络图,计算每个节点的度中心性,识别关键节点和边,采用路径分析算法,生成关键温度传递路径集合;

异常传播路径分析模块基于所述关键温度传递路径集合,进行不均匀性分析,识别异常方差路径,对识别结果进行深度分析,评估每条路径的异常程度,得到异常传播路径分析结果;

温度控制与动态响应模块基于所述异常传播路径分析结果,调整雾化器温度控制参数,并监控雾化器温度响应,根据监控数据,通过三角函数映射到几何图形,识别雾化器温度动态关键特征,生成雾化器温度动态响应特性图。

雾化器温度数据分析方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及数据分析技术领域,尤其涉及雾化器温度数据分析方法及系统。

背景技术

[0002] 数据分析是一门应用统计学、算法开发和技术手段来解析和理解数据的科技领域。在当代的各种行业和科学研究中,数据分析帮助决策者从大量的数据中发现模式与趋势,进行预测,以及优化业务和技术决策,包括数据挖掘、机器学习、大数据技术和数据可视化等子领域,不仅涉及数据的收集和清洗,还涉及复杂的数据建模和解释工作,旨在提高数据价值的实用性和可操作性。

[0003] 其中,雾化器温度数据分析方法关注于分析雾化器设备中温度的数据记录和变化情况,可以用来监控和改善雾化器的性能,确保设备在安全和预定的温度范围内运行。通过分析温度数据,可以预测雾化器设备故障、优化雾化器能源使用效率以及提高雾化过程的质量和一致性,进而保证雾化器的长效稳定使用。

[0004] 现有技术虽然能处理大量数据,但常在实时数据流的综合处理和复杂数据结构的深入解析上表现不足。特别是在短时间内捕捉异常变化的能力较弱,可能导致对潜在故障的响应不及时。同时对多尺度数据的解析通常不足,容易忽略温度波动模式的关键信息。缺乏网络图和拓扑分析的支持也使得现有方法难以详尽描述温度在设备内部的动态传递路径,限制了对异常热点的有效追踪。这些技术的限制不仅影响设备故障的预测和能源使用的优化,也导致运营成本的增加和雾化器可靠性的降低。

发明内容

[0005] 本发明的目的是解决现有技术中存在的缺点,而提出的雾化器温度数据分析方法及系统。

[0006] 为了实现上述目的,本发明采用了如下技术方案:雾化器温度数据分析方法,包括以下步骤:

[0007] S1:基于雾化器内部温度传感器,进行实时数据捕获,记录每个测温点的温度和对应时间戳,并进行数据流整合清洗,根据整合结果对雾化器温度数据进行时间序列分析,识别温度异常波动和温度峰值,得到关键温度事件列表;

[0008] S2:基于所述关键温度事件列表,采用小波变换对列表中的数据进行多尺度分解,揭示时间尺度下的雾化器温度变化模式,并进行节点连接,构建雾化器温度分布网络图;

[0009] S3:通过所述温度分布网络图,进行网络拓扑分析,通过识别关键节点和边,检测关键温度传递路径,根据检测结果进行温度分布不均匀性分析,识别异常温度传播的潜在路径,得到异常传播路径分析结果;

[0010] S4:基于所述异常传播路径分析结果,调整雾化器的温度控制参数,监控调整后的实时温度响应,将监控数据转换成几何图形,通过几何形态变化分析雾化器温度动态特性,建立雾化器温度动态响应特性图。

[0011] 作为本发明的进一步方案,所述数据流的整合清洗步骤为:

[0012] S111:通过雾化器的温度传感器收集实时温度 θ_i 和对应时间戳 t_i ,通过公式,

$$[0013] \quad T_i = (t_i, \theta_i),$$

[0014] 形成时间-温度数据对集合 T_i ,其中, i 表示测量序号, t_i 代表时间戳, θ_i 代表对应温度值;

[0015] S112:对所述时间-温度数据对集合进行整合,通过公式,

$$[0016] \quad D = \bigcup_{i=1}^n (w_t \cdot T_i + w_s \cdot \sin(2 \pi f t_i))$$

[0017] 生成整合后的时间-温度数据流 D ,其中, T_i 表示时间-温度数据对, n 代表数据对数量, w_t 是时间权重系数, w_s 是正弦调制系数, f 是调制频率;

[0018] S113:对所述整合后的时间-温度数据流进行数据清洗,去除异常温度数据点,使用公式,

$$[0019] \quad D_{\text{clean}} = \{d \in D \mid \frac{(\theta - \mu)}{\sigma} \leq k\},$$

[0020] 生成清洗后的数据流 D_{clean} ,其中, μ 和 σ 分别表示温度值 θ 的平均值和标准差, k 是容忍阈值,是标准差倍数, θ 代表温度值。

[0021] 作为本发明的进一步方案,所述关键温度事件列表的获取步骤为:

[0022] S121:基于所述清洗后的数据流,进行时间序列分析,计算时间点的温度波动,使用公式,

$$[0023] \quad S_t = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \mu)^2},$$

[0024] 生成时间点的温度波动数据集,其中, S_t 表示时间点的温度波动数据, θ_i 是时间点 i 的温度值, μ 是平均温度值, n 是数据点数量;

[0025] S122:根据所述时间点的温度波动数据集,识别超过阈值 τ 的温度峰值,应用公式,

$$[0026] \quad P = \{s \in S_t \mid s > \tau \cdot \mu\},$$

[0027] 得到温度峰值列表,其中, P 表示温度峰值, S 表示单个时间点的温度波动, τ 是雾化器温度阈值倍数;

[0028] S123:基于所述温度峰值列表,筛选持续时间超过时间阈值 T 的事件,使用公式,

$$[0029] \quad E = \{p \in P | d(p) > T\},$$

[0030] 生成关键温度事件列表,其中, E 表示关键温度事件, p 表示温度峰值事件, $d(p)$ 表示事件持续时间。

[0031] 作为本发明的进一步方案,所述雾化器温度分布网络图的获取步骤为:

[0032] S211:从所述关键温度事件列表中提取每个事件的时间点 t_j 和对应温度 θ_j , 组合成数据对集合,采用公式,

$$[0033] \quad X = \{(t_j, \theta_j) | j = 1, \dots, m\},$$

[0034] 生成数据对集合 X ,其中, t_j 表示时间点, θ_j 表示对应温度, m 表示时间点总数;

[0035] S212:对所述数据对集合应用小波变换,进行多尺度分解,采用公式,

$$[0036] \quad W(X) = \sum_{j=1}^m \left(a_j \cdot \cos(b_j \cdot t_j + c_j) + \sqrt{d_j \cdot \theta_j^2} \right) \cdot e^{-d_j \cdot t_j^2},$$

[0037] 生成小波变换结果,其中, $W(X)$ 表示多尺度分解的结果, a_j 是振幅调整系数, b_j 是频率调整系数,代表周期性变化的频率, c_j 是相位调整系数,用于,初始相位偏移, d_j 是衰减系数,用于调整衰减速度;

[0038] S213:分析所述小波变换结果,筛选显著温度变化模式,使用公式,

$$[0039] \quad \Gamma = \{w \in W(X) | \frac{1}{1 + e^{-|w|}} > T\},$$

[0040] 得到显著温度变化模式集合,其中, Γ 表示显著变化模式, w 表示单个变化模式, T 是阈值;

[0041] S214:基于所述显著温度变化模式集合,构建温度分布网络图,采用公式,

$$[0042] \quad G = \sum_{\gamma \in \Gamma} \frac{1}{\sqrt{1 + \gamma^2}},$$

[0043] 输出雾化器温度分布网络图,其中, γ 表示每个显著变化模式的强度, G 表示节点之间连接强度。

[0044] 作为本发明的进一步方案,所述关键温度传递路径的检测步骤为:

[0045] S311:分析所述雾化器温度分布网络图,计算每个节点的度中心性 $C_d(v)$,采用公式,

$$[0046] \quad C_d(v) = \frac{\text{deg}(v)}{N - 1} \times \log(N)$$

[0047] 生成节点度中心性分析结果,其中, $C_d(v)$ 表示节点 v 的度中心性, $\text{deg}(v)$ 表示节点的连接数, N 表示网络中的总节点数, $\log(N)$ 是对度中心性的调整因子;

[0048] S312:基于所述节点度中心性分析结果,使用介数中心性识别关键节点和边,采用公式,

$$[0049] \quad C_b(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \times \frac{1}{\sqrt{N}},$$

[0050] 生成关键节点和边的集合,其中, $C_b(v)$ 表示节点 v 的介数中心性, σ_{st} 表示总路径数, $\sigma_{st}(v)$ 表示经过节点 v 的路径数, \sqrt{N} 用于调整路径数的影响;

[0051] S313:利用所述关键节点和边的集合,采用路径分析算法,

$$[0052] \quad L = \sum_{k \in K} \frac{1}{|K|} \cdot \exp(-\text{dist}(k)),$$

[0053] 生成关键温度传递路径集合,其中, L 表示关键温度传递路径, k 表示关键节点和边的集合中的一个关键节点, $\text{dist}(k)$ 表示关键节点 k 到其他节点的距离, $|K|$ 表示关键节点的数量。

[0054] 作为本发明的进一步方案,所述异常传播路径分析结果的获取步骤为:

[0055] S321:基于所述关键温度传递路径集合,进行不均匀性分析,采用公式,

$$[0056] \quad \sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{l \in L} (x_l - \mu_{\text{avg}})^2 \times e^{-\frac{|x_l - \mu_{\text{avg}}|}{\sigma_1}},$$

[0057] 生成温度分布不均匀性分析结果, σ^2 表示路径上温度值的方差, x_l 表示路径

l 上的温度值, μ_{avg} 表示关键温度传递路径集合中的平均温度值, $\frac{|x_l - \mu_{avg}|}{\sigma_l}$ 表示基

于温差的权重因子, m 表示路径数;

[0058] S322:根据所述温度分布不均匀性分析结果,识别异常方差路径,应用阈值公式,

$$Z = \{l \in L | \sigma_l^2 > U \times \sqrt{\frac{\sigma^2}{m}}\},$$

[0059] 生成异常温度传播路径集合,其中, Z 表示异常温度传播路径, σ_l^2 是单个路径

l 的方差, U 是预设的阈值, $\sqrt{\frac{\sigma^2}{m}}$ 是调整阈值的因子;

[0060] S323:对所述异常温度传播路径集合进行深度分析,采用公式,

$$R = \sum_{a \in Z} \frac{1}{1 + \exp(-\sigma_a^2)},$$

[0062] 评估每条路径的异常程度,生成异常传播路径分析结果,其中, σ_a^2 表示路径 a 的温度方差, R 表示异常传播路径的异常性概率, a 表示一条异常路径。

[0063] 作为本发明的进一步方案,所述雾化器温度动态响应特性图的获取步骤为:

[0064] S411:基于所述异常传播路径分析结果,调整雾化器温度控制参数,采用公式,

$$P_{new} = P_{old} \times \left(1 + \beta_p \cdot \Delta T \cdot e^{-\gamma_p \cdot \Delta T}\right),$$

[0066] 生成新的温度控制参数集,其中, P_{new} 表示新的控制参数, P_{old} 表示原始参数,

ΔT 表示基于异常路径推导的预期温度变化, β_p 和 γ_p 表示调节参数,用于调整敏感性和衰减;

[0067] S412:应用所述新的温度控制参数集,并监控雾化器温度响应,使用公式,

$$T(t) = T_0 \cdot e^{-c \cdot t} + A \cdot \sin(\omega \cdot t)$$

[0069] 生成实时温度监控数据,其中, $T(t)$ 表示时间 t 的温度, T_0 是初始温度, c

是时间衰减常数, A 是振幅, ω 是振动频率, A 和 ω 控制周期性温度变化;

[0070] S413:根据所述实时温度监控数据,通过三角函数映射到几何图形,使用公式,

$$[0071] \quad G(t) = \frac{A \cdot \sin(\omega \cdot T(t) + \phi)}{1 + \epsilon \cdot T(t)},$$

[0072] 生成温度响应的几何图形,其中, $G(t)$ 表示时间 t 对应的几何图形值, ϕ 是相位, ϵ 是用于调整振幅响应的参数;

[0073] S414:分析所述温度响应的几何图形,识别雾化器温度动态关键特征,分析几何形态变化,采用傅里叶变换, $F(\lambda) = \int G(t) \cdot e^{-i\lambda t} dt$,

[0074] 生成雾化器温度动态响应特性图,其中, λ 是频率域变量, $F(\lambda)$ 表示在频率 λ 下的动态特性,突出显示雾化器温度响应的周期性和振幅特性。

[0075] 雾化器温度数据分析系统,包括:

[0076] 温度数据收集模块通过温度传感器收集实时温度和对应时间戳,形成时间-温度对集合,并对进行时间-温度对集合整合清洗,生成清洗后的数据流;

[0077] 时间序列分析模块基于所述清洗后的数据流,进行时间序列分析,计算时间点的温度波动,识别温度峰值,筛选持续时间超过时间阈值的事件,生成关键温度事件列表;

[0078] 小波变换与模式识别模块基于所述关键温度事件列表,提取每个事件的时间点和对应温度,形成数据对集合,应用小波变换进行多尺度分解,筛选显著温度变化模式,构建输出雾化器温度分布网络图;

[0079] 度中心性与路径分析模块基于所述雾化器温度分布网络图,计算每个节点的度中心性,识别关键节点和边,采用路径分析算法,生成关键温度传递路径集合;

[0080] 异常传播路径分析模块基于所述关键温度传递路径集合,进行不均匀性分析,识别异常方差路径,对识别结果进行深度分析,评估每条路径的异常程度,得到异常传播路径分析结果;

[0081] 温度控制与动态响应模块基于所述异常传播路径分析结果,调整雾化器温度控制参数,并监控雾化器温度响应,根据监控数据,通过三角函数映射到几何图形,识别雾化器温度动态关键特征,生成雾化器温度动态响应特性图。

[0082] 与现有技术相比,本发明的优点和积极效果在于:

[0083] 本发明中,通过结合实时监控与高级数据处理技术,显著提升雾化器温度数据集成和分析的精确性,实时数据捕获配合时间序列分析可以即时识别异常波动和温度峰值,进行雾化器早期故障预防,小波变换的应用可以在分解大量温度数据时,提取关键特征,揭示雾化器的表现,通过温度分布网络图的拓扑分析,细致追踪温度在雾化器内的传递路径,提高调节和维护的准确性,优化了能源效率,提升了雾化器的操作安全和成本效率。

附图说明

[0084] 图1为本发明的工作流程示意图;

[0085] 图2为本发明数据流的整合清洗获取流程图;

[0086] 图3为本发明关键温度事件列表的获取流程图;

- [0087] 图4为本发明雾化器温度分布网络图的获取流程图；
 [0088] 图5为本发明关键温度传递路径的检测流程图；
 [0089] 图6为本发明异常传播路径分析结果的获取流程图；
 [0090] 图7为本发明雾化器温度动态响应特性图的获取流程图。

具体实施方式

[0091] 为了使本发明的目的、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。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0092] 在本发明的描述中,需要理解的是,术语“长度”、“宽度”、“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“竖直”、“水平”、“顶”、“底”、“内”、“外”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。此外,在本发明的描述中,“多个”的含义是两个或两个以上,除非另有明确具体的限定。

[0093] 实施例一

[0094] 请参阅图1,本发明提供一种技术方案:雾化器温度数据分析方法,包括以下步骤:

[0095] S1:基于雾化器内部温度传感器,进行实时数据捕获,记录每个测温点的温度和对应时间戳,并进行数据流整合清洗,根据整合结果对雾化器温度数据进行时间序列分析,识别温度异常波动和温度峰值,得到关键温度事件列表;

[0096] S2:基于关键温度事件列表,采用小波变换对列表中的数据进行多尺度分解,揭示时间尺度下的雾化器温度变化模式,并进行节点连接,构建雾化器温度分布网络图;

[0097] S3:通过温度分布网络图,进行网络拓扑分析,通过识别关键节点和边,检测关键温度传递路径,根据检测结果进行温度分布不均匀性分析,识别异常温度传播的潜在路径,得到异常传播路径分析结果;

[0098] S4:基于异常传播路径分析结果,调整雾化器的温度控制参数,监控调整后的实时温度响应,将监控数据转换成几何图形,通过几何形态变化分析雾化器温度动态特性,建立雾化器温度动态响应特性图。

[0099] 关键温度事件列表包括异常温度指标、峰值时间戳和波动频率,雾化器温度分布网络图包括节点连接结构记录、网络密度和温度分布图案,异常传播路径分析结果包括关键传递节点、潜在风险区域和影响强度,雾化器温度动态响应特性图包括几何响应形态、温度变化趋势和响应敏感度。

[0100] 请参阅图2,数据流的整合清洗步骤为:

[0101] S111:通过雾化器的温度传感器收集实时温度 θ_i 和对应时间戳 t_i ,通过公式,

$$[0102] \quad T_i = (t_i, \theta_i),$$

[0103] 形成时间-温度数据对集合 T_i ,其中, i 表示测量序号, t_i 代表时间戳, θ_i

代表对应温度值；

[0104] S112:对时间-温度数据对集合进行整合,通过公式,

$$[0105] \quad D = \bigcup_{i=1}^n (w_t \cdot T_i + w_s \cdot \sin(2 \pi f t_i))$$

[0106] 生成整合后的时间-温度数据流 D , 其中, T_i 表示时间-温度数据对, n 代表数据对数量, w_t 是时间权重系数, w_s 是正弦调制系数, f 是调制频率;

[0107] S113:对整合后的时间-温度数据流进行数据清洗,去除异常温度数据点,使用公式,

$$[0108] \quad D_{\text{clean}} = \{d \in D \mid \frac{(\theta - \mu)}{\sigma} \leq k\},$$

[0109] 生成清洗后的数据流 D_{clean} , 其中, μ 和 σ 分别表示温度值 θ 的平均值和标准差, k 是容忍阈值,是标准差倍数, θ 代表温度值。

[0110] 假设在时间 $t_i = 12:00$, 测得温度 $\theta_i = 25$ 25摄氏度,形成时间-温度对

[0111] $T_i = (12:00, 25 \text{ 摄氏度})$,

[0112] 表明在正午12点,雾化器的内部温度是25摄氏度。

[0113] w_t :时间权重系数,假设为0.5。

[0114] w_s :正弦调制系数,假设为0.3。

[0115] f :调制频率,假设为1Hz。

[0116] t_i :时间,以小时为单位,假设 $t_i = 12$ (正午)。

[0117] 假设有三个时间-温度对:

(12:00, 25 摄氏度)

[0118] (13:00, 26 摄氏度)

(14:00, 24 摄氏度)

[0119] 使用公式进行整合:

[0120] 对第一个时间点 $T_1 = (12:00, 25 \text{ 摄氏度})$, $t_1 = 12$:

[0121] $D_1 = 0.5 \cdot (12:00, 25 \text{ 摄氏度}) + 0.3 \cdot \sin(2 \pi \cdot 1 \cdot 12)$;

[0122] $\sin(24\pi) = 0$ (因为 $\sin(2\pi k) = 0$, 其中 k 为整数);

[0123] $D_1 = (12:00, 12.5 \text{ 摄氏度})$

[0124] 同理计算其他点相似,整合所有点后:

[0125] $D = \{(12:00, 12.5 \text{ 摄氏度});$

[0126] $(13:00, 13 \text{ 摄氏度}), (14:00, 12 \text{ 摄氏度})\}$

[0127] 数据流 D 表明整合后的时间-温度数据流是调整后的温度值,权重和正弦调制根据公式影响了原始数据。

[0128] 继续使用上述数据流,假设平均温度 μ 为12.5摄氏度,标准差 σ 为1摄氏度,容忍阈值 k ,假设是标准差的2倍,即2摄氏度。

[0129] 检查每个数据点:

[0130] $(12:00, 12.5 \text{ 摄氏度}):$

$$[0131] \frac{(12.5 - 12.5)}{1} = 0 \leq 2$$

[0132] 此数据点保留。

[0133] $(13:00, 13 \text{ 摄氏度}):$

$$[0134] \frac{(13 - 12.5)}{1} = 0.5 \leq 2$$

[0135] 此数据点保留。

[0136] $(14:00, 12 \text{ 摄氏度}):$

$$[0137] \frac{(12 - 12.5)}{1} = -0.5 \leq 2$$

[0138] 此数据点保留。

[0139] 清洗后的数据:

[0140] $D_{\text{clean}} = \{(12:00, 12.5 \text{ 摄氏度})$

[0141] $(13:00, 13 \text{ 摄氏度}), (14:00, 12 \text{ 摄氏度})\}$

[0142] 表明所有数据点均符合标准差内的波动范围。这个过程确保数据在可接受的误差范围内,适合进行进一步分析。

[0143] 请参阅图3,关键温度事件列表的获取步骤为:

[0144] S121:基于清洗后的数据流,进行时间序列分析,计算时间点的温度波动,使用公

式,

$$[0145] \quad S_t = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta_i - \mu)^2},$$

[0146] 生成时间点的温度波动数据集,其中, S_t 表示时间点的温度波动数据, θ_i 是时间点 i 的温度值, μ 是平均温度值, n 是数据点数量;

[0147] S122:根据时间点的温度波动数据集,识别超过阈值 τ 的温度峰值,应用公式,

$$[0148] \quad P = \{s \in S_t | s > \tau \cdot \mu\}$$

[0149] 得到温度峰值列表,其中, P 表示温度峰值, s 表示单个时间点的温度波动, τ 是雾化器温度阈值倍数;

[0150] S123:基于温度峰值列表,筛选持续时间超过时间阈值 T 的事件,使用公式,

$$[0151] \quad E = \{p \in P | d(p) > T\}$$

[0152] 生成关键温度事件列表,其中, E 表示关键温度事件, p 表示温度峰值事件, $d(p)$ 表示事件持续时间。

[0153] μ :假设为13摄氏度(从前述步骤中保持一致)。

[0154] n :数据点数量,假设为3(与前述步骤一致)。

[0155] 使用清洗后的数据

[0156] $D_{\text{clean}} = \{(12:00, 12.5 \text{ 摄氏度});$

[0157] $(13:00, 13 \text{ 摄氏度}), (14:00, 12 \text{ 摄氏度})\}$

[0158] 进行时间序列分析,代入各数据点计算温度波动:

$$S_t = \sqrt{\frac{1}{3}((12.5 - 13)^2 + (13 - 13)^2 + (12 - 13)^2)}$$

$$[0159] \quad S_t = \sqrt{\frac{1}{3}(0.25 + 0 + 1)}$$

$$S_t = \sqrt{\frac{1.25}{3}} \approx 0.65$$

[0160] 该 $S_t = 0.65$ 摄氏度表示平均温度波动率,提供了温度波动的统计衡量,说明在给定时间内,雾化器温度值的稳定性较高。

[0161] τ :自定义的阈值倍数,假设为0.1。

[0162] μ :平均温度,为13摄氏度。

[0163] 假设将阈值设置为平均温度的10%(0.1倍):

$$[0164] \quad \tau \cdot \mu = 0.1 \cdot 13 = 1.3$$

[0165] 由于 $S_t = 0.65$ 摄氏度低于1.3摄氏度,没有识别到超过阈值的温度峰值,故:

$$[0166] \quad P = \text{空集}$$

[0167] 说明在当前的设置下,没有显著的温度峰值,数据显示温度波动在正常范围内,暗示雾化器运行稳定。

[0168] $d(p)$:事件持续时间,假设需要超过30分钟。

[0169] T :设定的时间阈值,为30分钟。

[0170] 由于前述步骤中,未识别到超过阈值的温度峰值 ($P = \text{空集}$),则:

$$[0171] \quad E = \text{空集}$$

[0172] 表示在当前监测周期内,没有温度事件持续超过30分钟的情况,表明雾化器的温度波动在整个观测期内保持稳定,没有关键温度事件发生。

[0173] 请参阅图4,雾化器温度分布网络图的获取步骤为:

[0174] S211:从关键温度事件列表中提取每个事件的时间点 t_j 和对应温度 θ_j ,组合成数据对集合,采用公式,

$$[0175] \quad X = \{(t_j, \theta_j) | j = 1, \dots, m\}$$

[0176] 生成数据对集合 X ,其中, t_j 表示时间点, θ_j 表示对应温度, m 表示时间点总数;

[0177] S212:对数据对集合应用小波变换,进行多尺度分解,采用公式,

$$[0178] \quad W(X) = \sum_{j=1}^m \left(a_j \cdot \cos(b_j \cdot t_j + c_j) + \sqrt{d_j \cdot \theta_j^2} \right) \cdot e^{-d_j \cdot t_j^2}$$

[0179] 生成小波变换结果,其中, $W(X)$ 表示多尺度分解的结果, a_j 是振幅调整系数,

b_j 是频率调整系数,代表周期性变化的频率, c_j 是相位调整系数,用于,初始相位偏移, d_j 是衰减系数,用于调整衰减速度;

[0180] S213:分析小波变换结果,筛选显著温度变化模式,使用公式,

$$[0181] \quad \Gamma = \{w \in W(X) \mid \frac{1}{1 + e^{-|w|}} > T\}$$

[0182] 得到显著温度变化模式集合,其中, Γ 表示显著变化模式, W 表示单个变化模式, T 是阈值;

[0183] S214:基于显著温度变化模式集合,构建温度分布网络图,采用公式,

$$[0184] \quad G = \sum_{\gamma \in \Gamma} \frac{1}{\sqrt{1 + \gamma^2}}$$

[0185] 输出雾化器温度分布网络图,其中, γ 表示每个显著变化模式的强度, G 表示节点之间连接强度。

[0186] 假设三个时间点 t_j :12:00,12:05,12:10的温度 θ_j 分别为22摄氏度,23摄氏度,24摄氏度,则:

$$[0187] \quad X = \{(12:00, 22), (12:05, 23), (12:10, 24)\}$$

[0188] 假设: $a_j = 0.5$, $b_j = 1$, $c_j = 0$, $d_j = 0.1$ 。

[0189] 给定三个数据点: $X = \{(12:00, 22), (12:05, 23), (12:10, 24)\}$

[0190] $t_j = \{0, 5, 10\}$ (假设12:00为时间0)。

[0191] 计算每个点的贡献:

$j = 1$:

$$(0.5 \cdot \cos(1 \cdot 0 + 0) + \sqrt{0.1} \cdot 22^2) \cdot e^{-0.1 \cdot 0^2} \approx 0.5 + 153 \approx 153.5$$

$j = 2$:

$$[0192] \quad (0.5 \cdot \cos(1 \cdot 5 + 0) + \sqrt{0.1} \cdot 23^2) \cdot e^{-0.1 \cdot 5^2} \approx 13.8$$

$j = 3$:

$$(0.5 \cdot \cos(1 \cdot 10 + 0) + \sqrt{0.1} \cdot 24^2) \cdot e^{-0.1 \cdot 10^2} \approx 0.007$$

[0193] 最终的 $W(X)$ 为值 $\{153.5, 13.8, 0.007\}$ 反映了通过小波变换处理后的综合信息,这些信息会被用来进一步分析温度变化模式。

[0194] 假设 $T = 0.4$:显著性阈值,用于确定哪些结果被认为是显著的。

[0195] 假设 $W(X)$ 结果为 $\{153.5, 13.8, 0.007\}$,判断每个结果的显著性:

$$\frac{1}{1 + e^{-153.5}} \approx 1 > 0.4$$

$$[0196] \quad \frac{1}{1 + e^{-13.8}} \approx 1 > 0.4$$

$$\frac{1}{1 + e^{-0.007}} \approx 0.5 > 0.4$$

[0197] 表示所有结果都显著,将用于网络图的构建。

[0198] 结合得到的 Γ 为 {153.5,13.8,0.007}

$$G = \frac{1}{\sqrt{1 + 153.5^2}} \approx 0.0065$$

$$[0199] \quad G = \frac{1}{\sqrt{1 + 13.8^2}} \approx 0.072$$

$$G = \frac{1}{\sqrt{1 + 0.007^2}} \approx 1$$

[0200] 最终的 G 数值表示节点之间连接的强度,较低的值表示强连接,有助于理解网络中的主要温度分布模式。

[0201] 请参阅图5,关键温度传递路径的检测步骤为:

[0202] S311:分析雾化器温度分布网络图,计算每个节点的度中心性 $C_d(v)$,采用公式,

$$[0203] \quad C_d(v) = \frac{\text{deg}(v)}{N - 1} \times \log(N)$$

[0204] 生成节点度中心性分析结果,其中, $C_d(v)$ 表示节点 V 的度中心性, $\text{deg}(v)$ 表示节点的连接数, N 表示网络中的总节点数, $\log(N)$ 是对度中心性的调整因子;

[0205] S312:基于节点度中心性分析结果,使用介数中心性识别关键节点和边,采用公式,

$$[0206] \quad C_b(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \times \frac{1}{\sqrt{N}}$$

[0207] 生成关键节点和边的集合,其中, $C_b(v)$ 表示节点 V 的介数中心性, σ_{st} 表示总路径数, $\sigma_{st}(v)$ 表示经过节点 V 的路径数, \sqrt{N} 用于调整路径数的影响;

[0208] S313:利用关键节点和边的集合,采用路径分析算法,

$$[0209] \quad L = \sum_{k \in K} \frac{1}{|K|} \cdot \exp(-\text{dist}(k))$$

[0210] 生成关键温度传递路径集合,其中, L 表示关键温度传递路径, k 表示关键节点和边的集合中的一个关键节点, $\text{dist}(k)$ 表示关键节点 k 到其他节点的距离, $|K|$ 表示关键节点的数量。

[0211] 假设一个雾化器温度分布网络图中有10个节点,节点 V 有4个直接连接,即:

$$\begin{aligned} \text{deg}(v) &= 4 \\ N &= 10 \end{aligned}$$

$$\text{log}(10) = 1$$

[0214] 代入公式,计算:

$$C_d(v) = \frac{4}{10-1} \times 1 = \frac{4}{9} \approx 0.44$$

[0216] 表明节点 V 的度中心性调整后为0.44,反映其在雾化器温度分布网络中的相对重要性。

[0217] 假设在节点 s 到 t 的所有路径中,有5条路径,其中3条经过节点 v ,且 $N = 10$,则:

$$\sigma_{st} = 5$$

$$\sigma_{st}(v) = 3$$

$$\sqrt{N} = \sqrt{10} \approx 3.16$$

[0219] 代入公式,计算:

$$C_b(v) = \frac{3}{5} \times \frac{1}{3.16} \approx 0.19$$

[0221] 显示了节点 v 的介数中心性调整后为0.19,表示在连接不同雾化器温度分布网络部分方面的重要性。

[0222] 假设有3个关键节点,每个节点到网络中心的平均距离为2,3和4单位,即:

$$\exp(-2) \approx 0.14$$

$$\exp(-3) \approx 0.05$$

$$\exp(-4) \approx 0.02$$

$$|K| = 3$$

[0224] 代入公式,计算:

$$L = \frac{1}{3} \cdot (0.14 + 0.05 + 0.02) = 0.07$$

[0226] 结果 $L \approx 0.07$ 表示关键温度传递路径的集合中,路径影响的平均衰减,较低的

值表明关键路径之间的联系可能较弱,有助于确定需要加强监控或控制的网络区域。

[0227] 请参阅图6,异常传播路径分析结果的获取步骤为:

[0228] S321:基于关键温度传递路径集合,进行不均匀性分析,采用公式,

$$[0229] \quad \sigma^2 = \frac{1}{m} \sum_{l \in L} (x_l - \mu_{\text{avg}})^2 \times e^{-\frac{|x_l - \mu_{\text{avg}}|}{\sigma_1}}$$

[0230] 生成温度分布不均匀性分析结果, σ^2 表示路径上温度值的方差, x_l 表示路

径 l 上的温度值, μ_{avg} 表示关键温度传递路径集合中的平均温度值, $e^{-\frac{|x_l - \mu_{\text{avg}}|}{\sigma_1}}$ 表

示基于温差的权重因子, m 表示路径数;

[0231] S322:根据温度分布不均匀性分析结果,识别异常方差路径,应用阈值公式,

$$[0232] \quad Z = \{l \in L \mid \sigma_l^2 > U \times \sqrt{\frac{\sigma^2}{m}}\}$$

[0233] 生成异常温度传播路径集合,其中, Z 表示异常温度传播路径, σ_l^2 是单个路径

l 的方差, U 是预设的阈值, $\sqrt{\frac{\sigma^2}{m}}$ 是调整阈值的因子;

[0234] S323:对异常温度传播路径集合进行深度分析,采用公式,

$$[0235] \quad R = \sum_{a \in Z} \frac{1}{1 + \exp(-\sigma_a^2)}$$

[0236] 评估每条路径的异常程度,生成异常传播路径分析结果,其中, σ_a^2 表示路径 a 的温度方差, R 表示异常传播路径的异常性概率, a 表示一条异常路径。

[0237] 假设有三条路径,每条路径的温度值 x_l 分别是30摄氏度、35摄氏度和40摄氏度,则平均温度 μ_{avg} 为35摄氏度, σ_1 假设为5摄氏度,代入公式:

$$[0238] \quad e^{-\frac{|x_l - \mu_{\text{avg}}|}{\sigma_1}} \text{ 计算如下:}$$

[0239] 30摄氏度:

$$[0240] \quad e^{-\frac{|30-35|}{5}} = e^{-1} \approx 0.37$$

[0241] 35摄氏度:

$$[0242] \quad e^{-\frac{|35-35|}{5}} = e^0 = 1$$

[0243] 40摄氏度:

$$[0244] \quad e^{-\frac{|40-35|}{5}} = e^{-1} \approx 0.37$$

[0245] 方差计算如下:

$$\sigma^2 = \frac{1}{3} [(30-35)^2 \times 0.37 + (35-35)^2 \times 1 + (40-35)^2 \times 0.37]$$

$$[0246] \quad \sigma^2 = \frac{1}{3} [(25 \times 0.37) + (0 \times 1) + (25 \times 0.37)]$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{3} [9.25 + 0 + 9.25] \approx 6.17$$

[0247] 结果 $\sigma^2 \approx 6.17$ 表示温度分布的不均匀性,较高的值指出温度波动较大,需要关注这些路径。

[0248] U 是预设的阈值,假设为5摄氏度。以 $m = 3$ 和 $\sigma^2 = 6.17$ 为例。

$$[0249] \quad \sqrt{\frac{\sigma^2}{m}} = \sqrt{\frac{6.17}{3}} \approx 1.43$$

[0250] 则调整后的阈值为:

$$[0251] \quad U \times \sqrt{\frac{\sigma^2}{m}} = 5 \times 1.43 = 7.15$$

[0252] 假设 σ^2 的值如之前计算:只有路径 l 上的温度值40摄氏度与30摄氏度(均为9.25)的方差超过7.15,因此两条路径被识别为异常路径。

[0253] 计算最终分析结果:

$$[0254] \quad R = \frac{1}{1 + \exp(-6.17)} \approx \frac{1}{1 + 0.002} \approx 0.998$$

[0255] 结果 $R \approx 0.998$ 表示识别的异常路径具有很高的异常性概率,这种路径应该优先考虑在雾化器温度管理措施中进行干预。

[0256] 请参阅图7,雾化器温度动态响应特性图的获取步骤为:

[0257] S411:基于异常传播路径分析结果,调整雾化器温度控制参数,采用公式,

$$[0258] \quad P_{\text{new}} = P_{\text{old}} \times \left(1 + \beta_p \cdot \Delta T \cdot e^{-\gamma_p \cdot \Delta T} \right)$$

[0259] 生成新的温度控制参数集,其中, P_{new} 表示新的控制参数, P_{old} 表示原始参数, ΔT 表示基于异常路径推导的预期温度变化, β_p 和 γ_p 表示调节参数,用于调整敏感性和衰减;

[0260] S412:应用新的温度控制参数集,并监控雾化器温度响应,使用公式,

$$[0261] \quad T(t) = T_0 \cdot e^{-c \cdot t} + A \cdot \sin(\omega \cdot t)$$

[0262] 生成实时温度监控数据,其中, $T(t)$ 表示时间 t 的温度, T_0 是初始温度, C 是时间衰减常数, A 是振幅, ω 是振动频率, A 和 ω 控制周期性温度变化;

[0263] S413:根据实时温度监控数据,通过三角函数映射到几何图形,使用公式,

$$[0264] \quad G(t) = \frac{A \cdot \sin(\omega \cdot T(t) + \phi)}{1 + \epsilon \cdot T(t)}$$

[0265] 生成温度响应的几何图形,其中, $G(t)$ 表示时间 t 对应的几何图形值, ϕ 是相位, ϵ 是用于调整振幅响应的参数;

[0266] S414:分析温度响应的几何图形,识别雾化器温度动态关键特征,分析几何形态变化,采用傅里叶变换,

$$[0267] \quad F(\lambda) = \int G(t) \cdot e^{-i \lambda t} dt$$

[0268] 生成雾化器温度动态响应特性图,其中, λ 是频率域变量, $F(\lambda)$ 表示在频率 λ 下的动态特性,突出显示雾化器温度响应的周期性和振幅特性。

[0269] 假设 β_p 为0.05, γ_p 为0.01。

[0270] 假设原始控制参数 $P_{old}=100$,预期的温度变化 $\Delta T=10$:

$$P_{new} = 100 \times (1 + 0.05 \times 10 \times e^{-0.01 \times 10})$$

$$P_{new} = 100 \times (1 + 0.5 \times e^{-0.1})$$

[0271] $P_{new} \approx 100 \times (1 + 0.5 \times 0.9048)$

$$P_{new} = 100 \times 1.4524$$

$$P_{new} = 145.24$$

[0272] 结果 $P_{new} = 145.24$ 表示调整后的雾化器温度控制参数,基于预期的温度变化和衰减系数进行优化。

[0273] T_0 是初始温度,假设为100摄氏度, C 是时间衰减常数,假设为0.05, A 是振幅,假设为5摄氏度, ω 是振动频率,假设为1rad/s。

[0274] 假设监控时间 $t=10$ 秒,则:

$$T(10) = 100 \cdot e^{-0.05 \cdot 10} + 5 \cdot \sin(1 \cdot 10)$$

$$T(10) = 100 \cdot e^{-0.5} + 5 \cdot \sin(10)$$

[0275] $T(10) \approx 100 \cdot 0.6065 + 5 \cdot (0.1736)$

$$T(10) = 60.65 - 0.868$$

$$T(10) = 59.782$$

[0276] 结果 $T(10) \approx 59.782$ 摄氏度,表示在10秒时的温度响应,考虑了指数衰减和周期性振动的影响。

[0277] ϕ :是相位,假设为0。

[0278] ϵ :是调整振幅响应的参数,假设为0.01。

[0279] $T(10) = 59.782$,则:

$$G(10) = \frac{5 \cdot \sin(1 \cdot 59.782 + 0)}{1 + 0.01 \cdot 59.782}$$

[0280]
$$G(10) = \frac{5 \cdot \sin(59.782)}{1 + 0.59782}$$

$$G(10) \approx \frac{4.32}{1.59782}$$

$$G(10) \approx 2.7$$

[0281] 结果 $G(10) \approx 2.7$ 表示时间 $t = 10$ 秒时转换后的几何图形值。

[0282] 假设对 $G(t)$ 进行傅里叶变换,时间区间为 $[0, 10]$,我们取样本时间点 $t = 0, 1, 2, \dots, 10$ 。

[0283] 假设 $G(t)$ 的采样值为 $\{2.7, 3.0, 3.3, \dots\}$ 。

[0284] 假设选择 $\lambda = 1$,则:

[0285]
$$F(1) \approx 2.7 \cdot e^{-i \cdot 1 \cdot 0} + 3.0 \cdot e^{-i \cdot 1 \cdot 1} + 3.3 \cdot e^{-i \cdot 1 \cdot 2} + \dots$$

$$F(1) \approx 2.7 + 3.0 \cdot e^{-i} + 3.3 \cdot e^{-2i} + \dots$$

[0286] 结果 $F(\lambda)$ 表示雾化器温度响应特性在频率域的表现,通过傅里叶变换展示雾化器温度动态的周期性和振幅特性。

[0287] 雾化器温度数据分析系统,包括:

[0288] 温度数据收集模块通过温度传感器收集实时温度和对应时间戳,形成时间-温度对集合,并对进行时间-温度对集合整合清洗,生成清洗后的数据流;

[0289] 时间序列分析模块基于清洗后的数据流,进行时间序列分析,计算时间点的温度波动,识别温度峰值,筛选持续时间超过时间阈值的事件,生成关键温度事件列表;

[0290] 小波变换与模式识别模块基于关键温度事件列表,提取每个事件的时间点和对应温度,形成数据对集合,应用小波变换进行多尺度分解,筛选显著温度变化模式,构建输出雾化器温度分布网络图;

[0291] 度中心性与路径分析模块基于雾化器温度分布网络图,计算每个节点的度中心性,识别关键节点和边,采用路径分析算法,生成关键温度传递路径集合;

[0292] 异常传播路径分析模块基于关键温度传递路径集合,进行不均匀性分析,识别异常方差路径,对识别结果进行深度分析,评估每条路径的异常程度,得到异常传播路径分析结果;

[0293] 温度控制与动态响应模块基于异常传播路径分析结果,调整雾化器温度控制参

数,并监控雾化器温度响应,根据监控数据,通过三角函数映射到几何图形,识别雾化器温度动态关键特征,生成雾化器温度动态响应特性图。

[0294] 以上,仅是本发明的较佳实施例而已,并非对本发明作其他形式的限制,任何熟悉本专业的技术人员可能利用上述揭示的技术内容加以变更或改型为等同变化的等效实施例应用于其他领域,但是凡是未脱离本发明技术方案内容,依据本发明的技术实质对以上实施例所做的任何简单修改、等同变化与改型,仍属于本发明技术方案的保护范围。

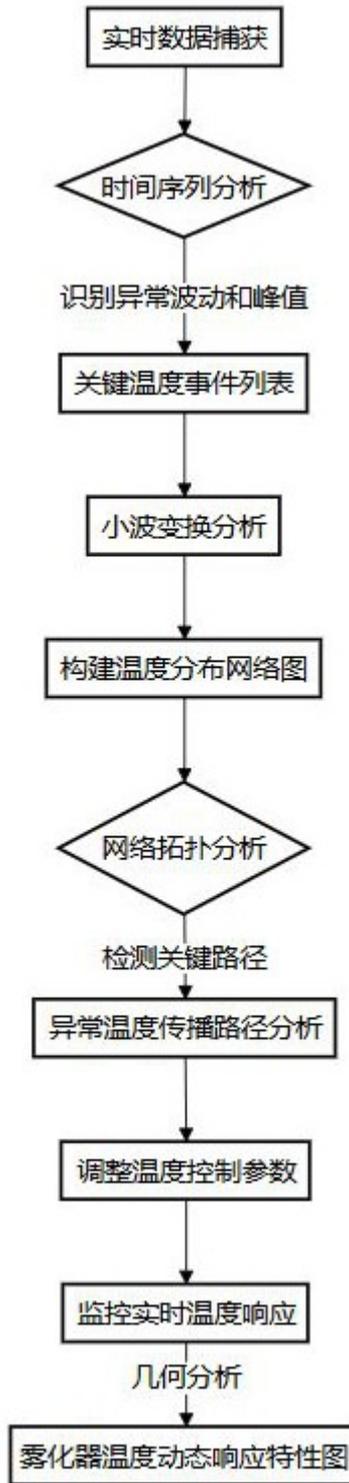


图 1

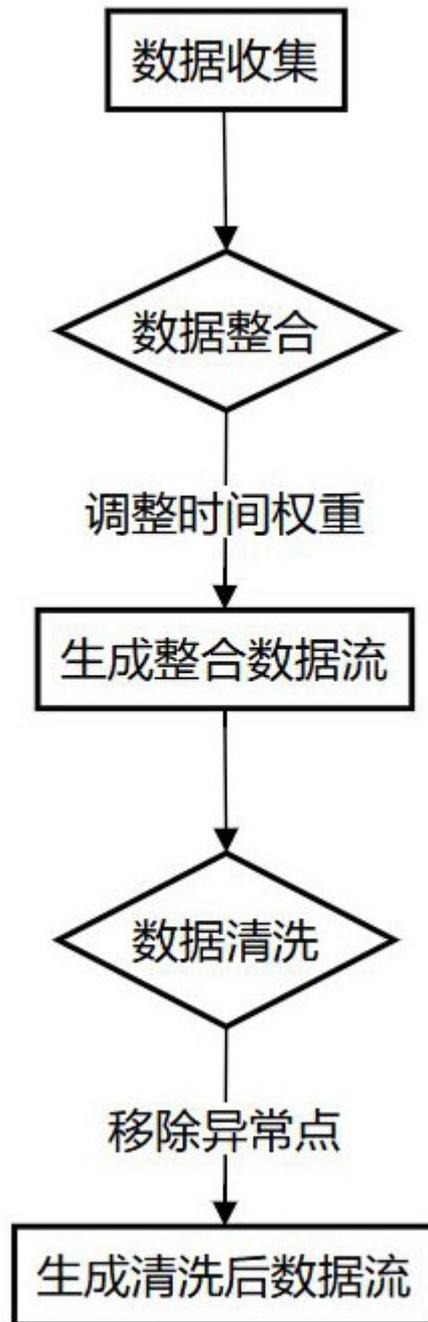


图 2

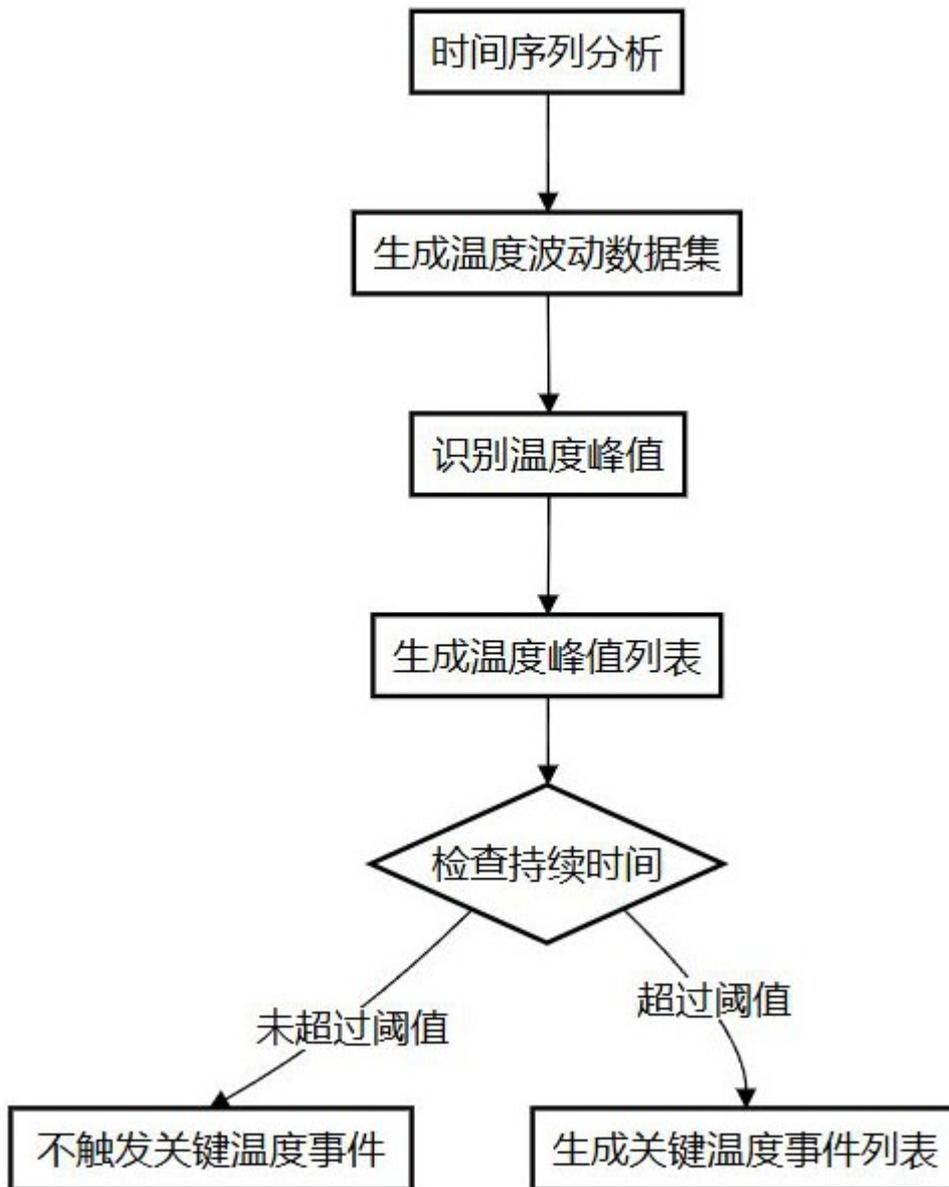


图 3

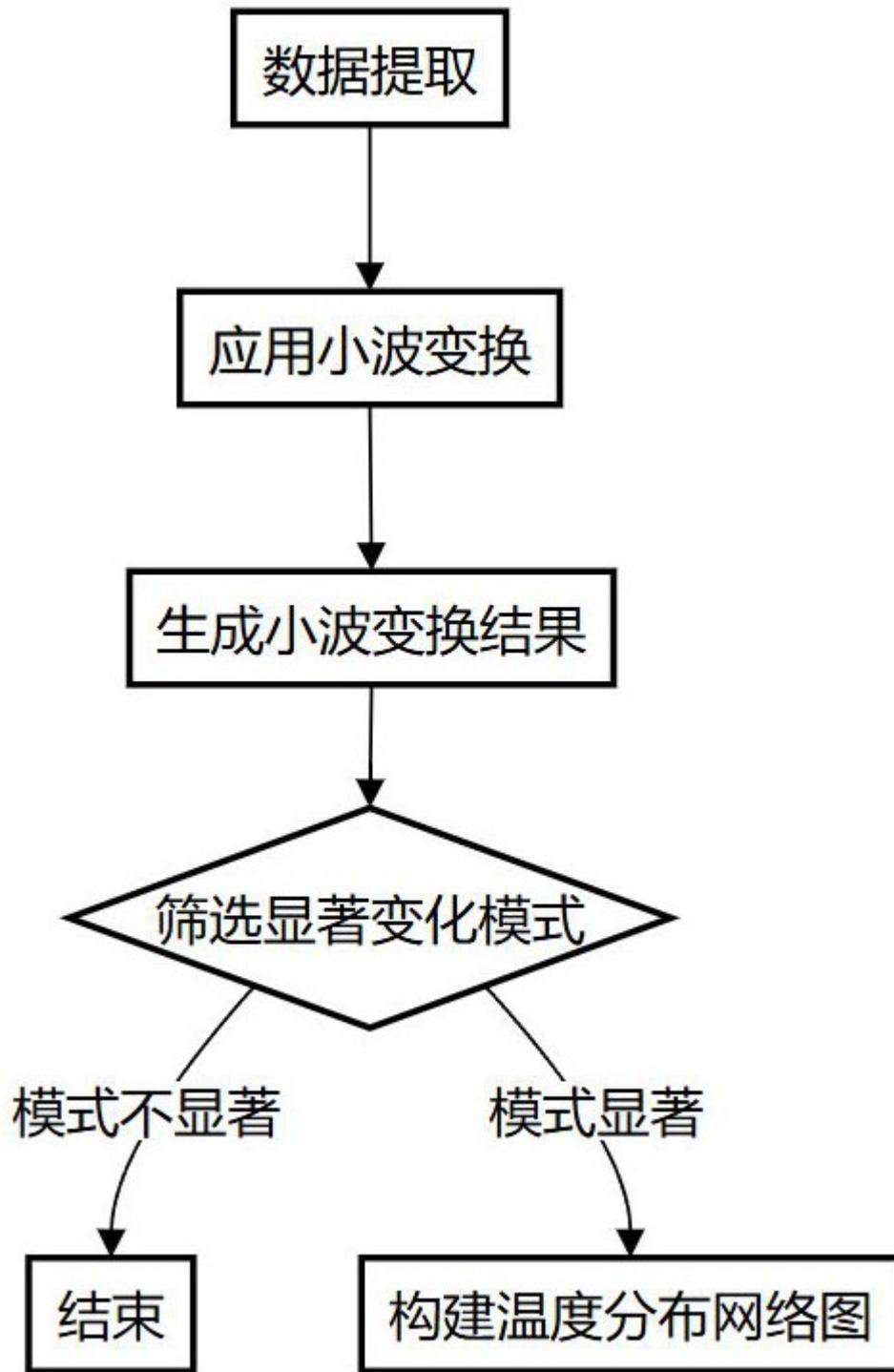


图 4

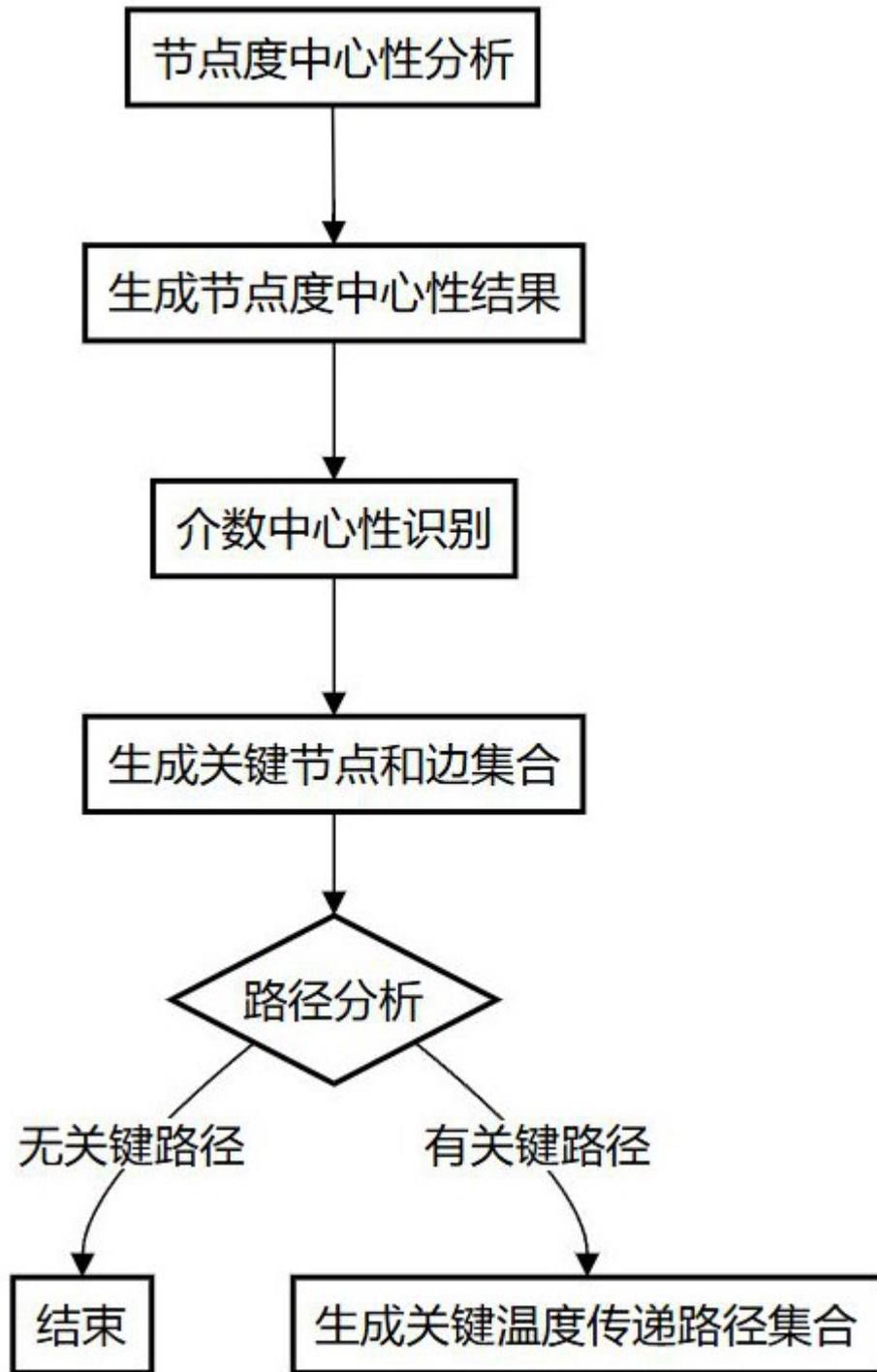


图 5

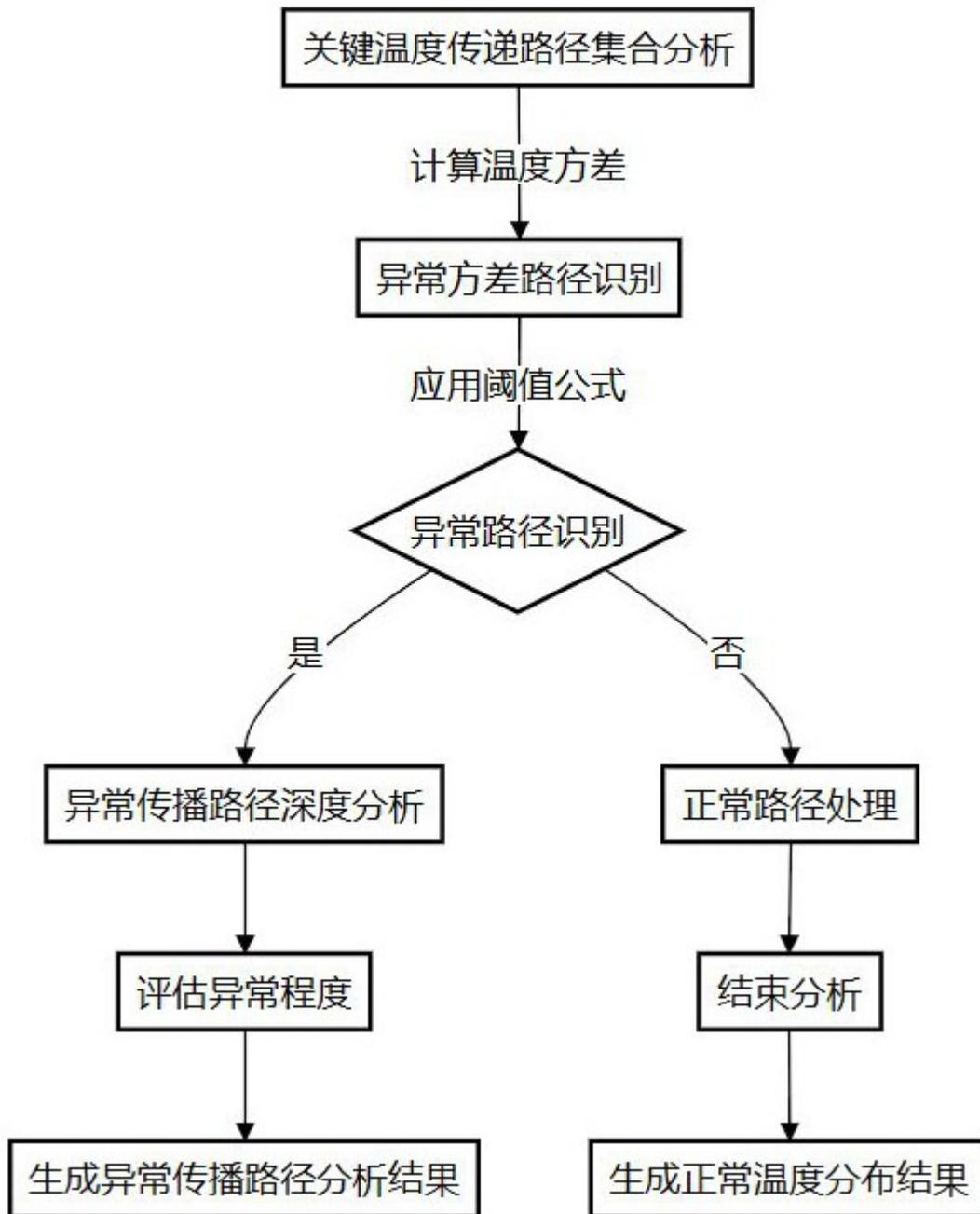


图 6

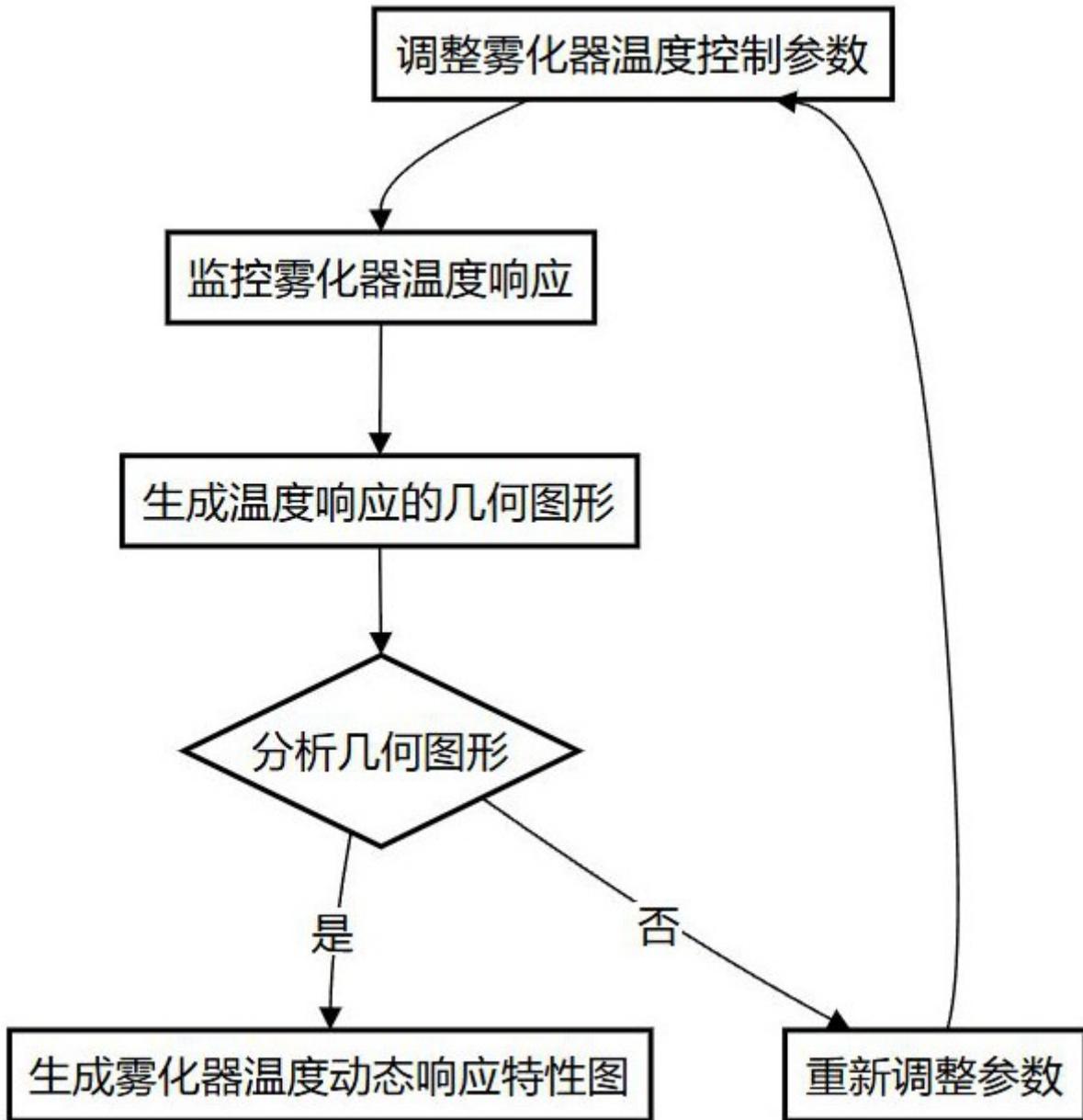


图 7