

第5章 基于序贯最小均方差估计算法的危化气体监测定位

本章阐述了如何基于序贯最小均方差估计算法实现危化气体泄漏监测定位。主要推导了危化气体泄漏参数的最小均方差估计量及其均方误差表达式;构建了包含监测结点间信息增益和通信链路能耗两方面参数的信息融合目标函数,并对其求极值,完成网络路由结点选择;所选监测结点在其测量值和前一个结点估计结果基础上与邻近结点信息交互,实现了危化气体泄漏位置参数的估计量及均方误差的更新与传递。为降低通信链路能耗,邻近结点集的选择半径随估计量的均方误差做动态调整。该算法运算复杂度低。仿真分析表明,该算法在保持较低能耗的前提下可以较高的估计精度实现危化气体泄漏监测定位。

5.1 引言

基于传感器网络的危化气体泄漏监测定位本质上是气体泄漏源位置参数识别问题,通常采用概率估计算法实现。此问题也可看作环境中危化气体泄漏扩散建模的逆问题,即已知气体的物理扩散模型和气体浓度信息,对气体泄漏位置参数进行反向推导^[40]。物联网中监测结点能量、感知范围、信号处理能力和通信带宽等资源有限,传统集中式信息处理方法存在稳定性和鲁棒性差的问题,因此,近年来非集中式信息处理的研究渐成热点^[25-26,108-109]。

Zhao 等^[25]所提算法采用一个主导结点顺序激活并访问网络中的传感器结点,根据访问所得信息完成目标参数估计量及其性能指标的更新。被激活结点的选择由主导结点根据前一个周期的估计结果决定;当估计性能指标达到或小于设定阈值时算法停止,主导结点给出融合结果。此算法在序贯执行过程中激活结点的选择对估计性能具有重要影响。Chu 等^[26]进一步提出了基于信息熵和网络几何理论的信息融合函数用于主导结点的路由选择。

文献[45,59]分别对基于贝叶斯理论的分布式序贯估计方法和基于信息驱动机制的分布式极大似然估计方法在气体泄漏源定位领域的应用进行了研究。文献[45]首先根据泄漏气体的物理扩散模型推导出估计量的概率分布函数,然后根据结点测量值求解其后验概率密度,并与设定阈值比较。当达不到设定阈值时,当前运算结点向下一个结点传递估计结果,并由下一个结点进一步完成运算,否则停止迭代运算。文献[113]则采用分布式 MLE 方法并运用费希尔(Fisher)信息矩阵作为算法的估计性能指标,在结点之间完成更新和传递。两者给出的序贯估计算法在每个处理周期只使用当前结点的测量值和前一个结点的估计值完成气体泄漏源的位置估计。

本章给出一种新的能量有效的分布式序贯预估气体泄漏源位置的算法实现危化气体泄漏监测定位。主要贡献如下:

(1) 基于传感器网络的测量模型,推导了泄漏气体参数分布式最小均方差(D-MMSE)估计量及其均方误差的表达式。

(2) 提出了包含结点之间信息增益与网络通信链路能耗两方面参数的信息融合目标函数,此目标函数平衡了估计精度与能耗之间的矛盾。

(3) 通过对当前结点及其邻近结点之间的目标函数求极值实现路由结点选择;邻近结点集的大小根据估计量的均方误差实时调整,以实现更好的估计精度。仿真结果表明,所提算法在保持较低能耗的前提下可以较高的估计精度实现危化气体泄漏监测定位。

5.2 最小均方差气体扩散状态与观测方程

本章仍采用文献[90]中给出的时均气体扩散模型。此模型可描述在时均风速恒定且均匀(Homogeneous)的湍动气流作用下的气体分布状况。假设气体泄漏源位于地平面上 $\mathbf{x}_s=(x_s, y_s)$ 处,则气体扩散模型表达式如下:

$$C_k(\mathbf{x}_s) = \frac{q}{2\pi K} \cdot \frac{1}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_s\|} \cdot \exp\left[-\frac{U}{2K}(\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_s\| - \Delta x)\right], \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (5-1)$$

其中, $C_k(\mathbf{x}_s)$ 为区域中坐标为 $\mathbf{x}_k=(x_k, y_k)$ 的传感器结点 s_k 处的浓度值; n 为网络中传感器结点的总数; q 为气体释放率; K 是湍流扩散系数; U 为风速值; φ 是 x 轴正向与上风方向的夹角。

考虑到气体浓度随传播距离(即 $\Delta x=(x_s-x_k)\cos\varphi+(y_s-y_k)\sin\varphi$)增加而衰减的特性,给出传感器结点 s_k 在时刻 t 的观测模型如下:

$$z_k(t) = \theta_k(\mathbf{x}_s) + v_k(t), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (5-2)$$

其中, $\theta_k(\mathbf{x}_s)$ 是包含气体泄漏源位置信息的随机量,可表示为 $\theta_k(\mathbf{x}_s) = \lambda C_k(\mathbf{x}_s)$,其中 λ 是满足均值为 μ_θ 、方差为 σ_θ^2 的随机变量, $v_k(t)$ 表示传感器测量噪声,符合均值为零和方差 $\sigma_k^2 \propto \|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_s\|^{a/2}$ 的高斯分布,其中 a 为气体扩散衰减指数。

序贯最小均方差估计算法实现气体泄漏源定位的核心是构建一个信息融合目标函数,并通过传感器结点之间的信息交互,实现气体泄漏源位置的参数估计。

假设 s_1 为起始结点,根据式(5-2)可知起始结点 $\mathbf{x}_1$ 的观测值为 $z_1(t) = \theta_1(\mathbf{x}_s) + v_1(t)$ 。设定 $\hat{\theta}_1$ 为结点 s_1 对 $\theta_1(\mathbf{x}_s)$ 的估计量,如果估计量的均方误差达不到设定阈值,则估计量 $\hat{\theta}_1$ 会被传递到下一个结点继续进行融合计算。当 $k > 1$ 时,结点 s_k 在其自身观测值和第 $k-1$ 个结点 s_{k-1} 传递给结点 s_k 的估计结果基础上完成估计量的更新,结点 $s_k(k > 1)$ 的观测模型如下:

$$z_k(t) = \begin{bmatrix} z_k(t) \\ y_k(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_k(\mathbf{x}_s) + v_k(t) \\ \hat{\theta}_{k-1} + \omega_k(t) \end{bmatrix}, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (5-3)$$

其中, y_k 为结点 s_{k-1} 传递给结点 s_k 的含有噪声的信息, $\hat{\theta}_{k-1}$ 为结点 s_{k-1} 的估计量, ω_k 为 s_{k-1} 和 s_k 两个结点之间的通信链路噪声,符合零均值和方差为 $\sigma_{c(k-1,k)}^2 \propto \|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k-1}\|^{\frac{\alpha}{2}}$ 的高斯分布,其中 α 为气体扩散衰减指数,通常取决于气体泄漏源的扩散环境,扩散空间选定为二

维时取值为 2。

5.3 基于序贯最小均方差估计算法的定位

5.3.1 气体泄漏参数的最小均方差估计量及均方误差

基于序贯最小均方差估计算法的估计量及其均方误差定义如下：

定义 5.1 当 $k=1$ 时, 假设参量 $\theta_1(\mathbf{x}_s)$ 和观测噪声 v_1 相互独立, 基于观测值 z_1 的结点 s_1 获得的最小均方差估计量 MMSE 为

$$\hat{\theta}_1 = \frac{\sigma_\theta^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma_1^2} z_1 \quad (5-4)$$

式(5-4)估计量对应的均方误差 M_1 为

$$M_1 = \frac{\sigma_1^2 \sigma_\theta^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma_1^2} = \left(\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_\theta^2} \right)^{-1} \quad (5-5)$$

则(5-4)式可以改写为 $\hat{\theta}_1 = \frac{M_1}{\sigma_1^2} z_1$ 。

定义 5.2 $k>1$ 时, 基于式(5-3) 的观测模型, 结点 s_k 的 MMSE 估计量 $\hat{\theta}_k$ 和对应的均方误差 M_k 分别为

$$\hat{\theta}_k(z_k, y_k) = \frac{M_k}{\sigma_k^2} z_k + \frac{M_k(\sigma_\theta^2 - M_{k-1})}{M_{k-1}(\sigma_\theta^2 - M_{k-1}) + \sigma_\theta^2 \sigma_{c(k-1,k)}^2} y_k \quad (5-6)$$

$$M_k = \frac{\sigma_\theta^2}{\sigma_\theta^2 d_{k-1,k}^2 + 1} \quad (5-7)$$

其中,

$$d_{k-1,k}^2 = \frac{1}{\sigma_k^2} + \frac{(\sigma_\theta^2 - M_{k-1})^2}{\sigma_\theta^2 [M_{k-1}(\sigma_\theta^2 - M_{k-1}) + \sigma_\theta^2 \sigma_{c(k-1,k)}^2]}$$

其中, M_{k-1} 为结点 s_{k-1} 估计量 $\hat{\theta}_{k-1}$ 均方误差。

证明：假设在给定 θ 的情况下 y_k 和 z_k 服从不同的正态分布且相互独立, 分别为

$$z_k | \theta \sim N(\theta, \sigma_k^2) \quad (5-8)$$

$$y_k | \theta \sim N\left(\frac{\sigma_\theta^2 - M_{k-1}}{\sigma_\theta^2} \theta, \frac{(\sigma_\theta^2 - M_{k-1})M_{k-1}}{\sigma_\theta^2} + \sigma_{c(k-1,k)}^2\right) \quad (5-9)$$

基于式(5-3)可知, 结点 s_k 的观测量 $\mathbf{z}_k$ 符合 $\mathbf{z}_k | \theta \sim N(\boldsymbol{\mu}_k \theta, \boldsymbol{\Sigma}_k)$ 的正态分布, 其中均值为 $\boldsymbol{\mu}_k =$

$$\begin{bmatrix} 1 \frac{\sigma_\theta^2 - M_{k-1}}{\sigma_\theta^2} \end{bmatrix}^T, \text{ 方差为 } \boldsymbol{\Sigma}_k = \begin{bmatrix} \sigma_k^2 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma_\theta^2 - M_{k-1}}{\sigma_\theta^2} M_{k-1} + \sigma_{c(k-1,k)}^2 \end{bmatrix}。$$

因为 $\mathbf{z}_k$ 符合 $\mathbf{z}_k | \theta \sim N(\boldsymbol{\mu}_k \theta, \boldsymbol{\Sigma}_k)$, 基于文献[110] 则后验概率密度函数 $p(\theta | \mathbf{z}_k)$ 可以设定为

$$\begin{aligned} p(\theta | \mathbf{z}_k) &= \frac{p(\mathbf{z}_k | \theta) \cdot p(\theta)}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(\mathbf{z}_k | \theta) \cdot p(\theta) d\theta} \\ &= \frac{\frac{1}{(2\pi)^{n/2} \det^{1/2}(\boldsymbol{\Sigma}_k)} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k \theta)^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} (\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k \theta)\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \det^{1/2}(\boldsymbol{\Sigma}_k)} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k \theta)^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} (\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k \theta)\right]} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \cdot \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}} \exp\left[-\frac{(\theta - \mu_\theta)^2}{2\sigma_\theta^2}\right]}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\theta^2}} \exp\left[-\frac{(\theta - \mu_\theta)^2}{2\sigma_\theta^2}\right]} d\theta \\
&= \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k\theta)^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k\theta) + \frac{(\theta - \mu_\theta)^2}{\sigma_\theta^2}\right]\right\}}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k\theta)^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}(\mathbf{z}_k - \boldsymbol{\mu}_k\theta) + \frac{(\theta - \mu_\theta)^2}{\sigma_\theta^2}\right]\right\} d\theta} \\
&= \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}Q(\theta)\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left[-\frac{1}{2}Q(\theta)\right] d\theta} \tag{5-10}
\end{aligned}$$

其中,

$$Q(\theta) = \left(\boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k + \frac{1}{\sigma_\theta^2}\right) \theta^2 - 2\left(\boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{z}_k + \frac{\mu_\theta}{\sigma_\theta^2}\right) \theta + \left(\mathbf{z}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{z}_k + \frac{\mu_\theta^2}{\sigma_\theta^2}\right) \tag{5-11}$$

令

$$\sigma_{\theta/z_k}^2 = \frac{1}{\boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k + \frac{1}{\sigma_\theta^2}} \tag{5-12}$$

$$\mu_{\theta/z_k} = \left(\boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{z}_k + \frac{\mu_\theta}{\sigma_\theta^2}\right) \sigma_{\theta/z_k}^2 \tag{5-13}$$

则

$$\begin{aligned}
Q(\theta) &= \frac{1}{\sigma_{\theta/z_k}^2} \cdot (\theta^2 - 2\mu_{\theta/z_k} \theta + \mu_{\theta/z_k}^2) - \frac{\mu_{\theta/z_k}^2}{\sigma_{\theta/z_k}^2} + \left(\mathbf{z}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{z}_k + \frac{\mu_\theta^2}{\sigma_\theta^2}\right) \\
&= \frac{1}{\sigma_{\theta/z_k}^2} \cdot (\theta - \mu_{\theta/z_k})^2 + \left(\mathbf{z}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{z}_k + \frac{\mu_\theta^2}{\sigma_\theta^2} - \frac{\mu_{\theta/z_k}^2}{\sigma_{\theta/z_k}^2}\right) \tag{5-14}
\end{aligned}$$

所以把式(5-14)代入到式(5-10)中可得

$$p(\theta | \mathbf{z}_k) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{\theta/z_k}^2}(\theta - \mu_{\theta/z_k})^2\right]}{\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{\theta/z_k}^2}(\theta - \mu_{\theta/z_k})^2\right] d\theta} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\theta/z_k}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{\theta/z_k}^2}(\theta - \mu_{\theta/z_k})^2\right] \tag{5-15}$$

即估计量 θ 的后验概率密度函数 $p(\theta | \mathbf{z}_k)$ 符合如下高斯分布:

$$\theta | \mathbf{z}_k \sim N(\mu_{\theta/z_k}, \sigma_{\theta/z_k}^2) \tag{5-16}$$

根据 MMSE 估计设定参量 θ 的 MMSE 估计量为

$$\hat{\theta}(\mathbf{z}_k) = E(\theta | \mathbf{z}_k) = \mu_{\theta/z_k} = \sigma_{\theta/z_k}^2 (\boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \mathbf{z}_k + \mu_\theta / \sigma_\theta^2) \tag{5-17}$$

其对应的均方误差

$$M_k = E[\text{Var}(\theta | \mathbf{z}_k)] = \sigma_{\theta/z_k}^2 = \frac{1}{\boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k + \frac{1}{\sigma_\theta^2}} \tag{5-18}$$

令

$$d_{k-1,k}^2 = \boldsymbol{\mu}_k^\top \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} \boldsymbol{\mu}_k = \frac{1}{\sigma_k^2} + \frac{(\sigma_\theta^2 - M_{k-1})^2}{\sigma_\theta^2 [M_{k-1}(\sigma_\theta^2 - M_{k-1}) + \sigma_\theta^2 \sigma_{\epsilon(k-1,k)}^2]} \tag{5-19}$$

当 $\mu_\theta=0$ 时,根据式(5-17)和式(5-18)即可得到式(5-6)和式(5-7)所给定的 MMSE 估计量和其对应的均方误差。

如果结点的观测值是独立同分布且无信道噪声影响,即 $\sigma_{c(k-1,k)}^2=0, k=1,2,3,\dots,n$,此时结点 s_k 的 MMSE 估计量为

$$\hat{\theta}_k = \frac{\sigma_\theta^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma_k^2/k} \bar{z}_k \quad (5-20)$$

估计量的均方误差为

$$M_k = \frac{\sigma_\theta^2 \sigma_k^2}{\sigma_k^2 + k \sigma_\theta^2} \quad (5-21)$$

其大小取决于 k 取值。当 $k=1$ 时即可得到式(5-4)和式(5-5)所给定的初始状态 MMSE 估计量和估计均方误差。

由式(5-6)可知结点 s_k 的 MMSE 估计量 $\hat{\theta}_k(z_k, y_k)$ 取决于当前结点的测量值、前一个结点 s_{k-1} 传递的估计结果以及两个结点之间的通信信道噪声。从式(5-7)可以看出,均方误差 M_k 只取决于当前结点的测量值和通信信道噪声。当信道噪声方差 $\sigma_{c(k-1,k)}^2 \rightarrow 0$ 时,

$$\lim_{\sigma_{c(k-1,k)}^2 \rightarrow 0} M_k = \frac{M_{k-1}}{1 + \frac{M_{k-1}}{\sigma_k^2}} (k=2,3,\dots,n), \text{即 } M_k < M_{k-1} \text{ 能够成立,此时前结点 } s_{k-1} \text{ 的估计结果的}$$

应用,会减少当前结点 s_k 估计量的均方误差 M_k ,从而提高估计性能。反之,当 $\sigma_{c(k-1,k)}^2 \rightarrow \infty$ 时,

$$\lim_{\sigma_{c(k-1,k)}^2 \rightarrow \infty} M_k = \frac{\sigma_k^2 \sigma_\theta^2}{\sigma_\theta^2 + \sigma_k^2}, \text{由于通信信道噪声很大, } s_k \text{ 点的估计结果将更多地取决于自身的测量值。因此需要对通信信道噪声给出一个合理的方差阈值以确保信道的通信质量,从而保证 } M_k \leq M_{k-1}。 \text{由式(5-7)可知,若要 } M_k \leq M_{k-1}, \text{则 } \sigma_{c(k-1,k)}^2 \text{ 需满足如下条件:}$$

$$\sigma_{c(k-1,k)}^2 \leq \frac{M_{k-1}^2 (\sigma_\theta^2 - M_{k-1})}{\sigma_k^2 (\sigma_\theta^2 - M_{k-1}) - M_{k-1} \sigma_\theta^2}, \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (5-22)$$

5.3.2 监测结点协作信息融合目标函数构建

信息融合目标函数包含结点之间信息增益和通信链路能耗两方面参数,其中信息增益参数主要由当前结点和邻近结点的测量值以及气体泄漏源的位置信息构成,通信链路能耗则主要包括带宽、延迟等。其构建的表达式如下:

$$R(s_j, s_k) = \beta R_I(\theta_k, z_k, y_{j,k}) + (1 - \beta) R_c(s_j, s_k) \quad (5-23)$$

其中, $R_I(\theta_k, z_k, y_{j,k})$ 表示正在运算的结点 s_j 选择下一路由结点 s_k 时所产生的信息增益; $R_c(s_j, s_k)$ 表示结点 s_j 和 s_k 之间的通信链路能耗; $\beta \in [0, 1]$ 是平衡两个参数项对目标函数影响的系数; 当 $\beta=1$ 时,下一路由结点的选择以信息增益为主而忽略通信链路能耗的影响; 当 $\beta=0$ 时则主要以降低通信链路能耗为主而忽略信息增益的影响; $y_{j,k} = \hat{\theta}_j + n_{j,k}$ 表示当前结点 s_j 传递给下一路由结点 s_k 的含有噪声的预估信息; $n_{j,k}$ 为两个结点之间的信道噪声。

1. 信息增益参数

信息增益参数 $R_I(\theta_k, z_k, y_{j,k})$ 的测算可以有多种方法,下面基于气体泄漏源的扩散模型以及信息熵理论^[111],运用相对信息熵理论完成信息增益参数测算^[112]。当前结点 s_j 选定下

一路由结点 s_k 时产生的信息增益 $R_I(\theta_k, z_k, y_{j,k})$ 可用条件互信息 $I(\theta; z_k | y_{j,k} = \hat{\theta}_j + n_{j,k})$ 来表示

$$\begin{aligned} R_I(\theta, z_k, y_{j,k}) &= I(\theta; z_k | y_{j,k} = \hat{\theta}_j + n_{j,k}) \\ &= h(\theta | \hat{\theta}_j + n_{j,k}) - h(\theta | \hat{\theta}_j + n_{j,k}, z_k) \end{aligned} \quad (5-24)$$

根据式(5-9)描述的 $y_k | \theta$ 的概率分布, 参照文献[93]的结果可以得出

$$\theta | y_{j,k} \sim N \left[\frac{M_{j,k}(\sigma_\theta^2 - M_{j,k})}{M_j(\sigma_\theta^2 - M_j) + \sigma_\theta^2 \sigma_{c(k-1,k)}^2} y_{j,k}, \frac{M_{j,k} \sigma_k^2}{\sigma_k^2 - M_{j,k}} \right] \quad (5-25)$$

其中, 第一项可描述为

$$h(\theta | \hat{\theta}_j + n_{j,k}) = \frac{1}{2} \lg 2\pi e \frac{M_{j,k} \sigma_k^2}{\sigma_k^2 - M_{j,k}} \quad (5-26)$$

由式(5-16)可知

$$\theta | z_k = \theta | (y_{j,k}, z_k) \sim N(\tilde{\mu}_k, \tilde{\sigma}_k^2) \quad (5-27)$$

其中, $\tilde{\sigma}_k^2 = M_{j,k} = E[\text{Var}(\theta | y_{j,k}, z_k)]$, 所以

$$h(\theta | y_{j,k}, z_k) = \frac{1}{2} \lg 2\pi e [M_{j,k}] \quad (5-28)$$

由式(5-27)和式(5-28)得到条件互信息计算公式为

$$I(\theta; z_k | y_{j,k} = \hat{\theta}_j + n_{j,k}) = \frac{1}{2} \lg \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 - M_{j,k}} \quad (5-29)$$

所以当互信息作为信息源测量方法时, $R_I(\cdot)$ 可以描述为

$$R_I(\theta, z_k, y_{j,k}) = \frac{1}{2} \lg \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 - M_{j,k}}, \quad j = 1, 2, \dots, n \text{ 且 } k = 2, 3, \dots, n \quad (5-30)$$

2. 通信链路能耗参数

WSN 中能量消耗通常包括结点信息采集与处理能量消耗和结点间信息传输的通信链路能量消耗^[113], 传感网络中结点之间信息传输的通信链路能耗模型如式(5-31)与式(5-32)所示:

$$E_{\text{Rx}}(d) = L \cdot E_{\text{elec}} \quad (5-31)$$

$$E_{\text{Tx}}(d) = L \cdot E_{\text{elec}} + L \cdot \xi_{\text{amp}}(d) \quad (5-32)$$

其中, d 表示传感器结点之间的距离, E_{Rx} 表示接受结点所消耗总能量, L 代表信息量, 单位为比特(bit, b), E_{elec} 为传送与接收每位元电路所消耗的能量且 $E_{\text{elec}} = 50 \text{ nJ/b}$, E_{Tx} 表示结点传送信息所消耗的总能量, $\xi_{\text{amp}}(d)$ 是传送结点发送出 L 位信息所消耗的能量。

假设 d_0 为预设阈值, 通常表示结点的通信半径。如果 $d \leq d_0$, $\xi_{\text{amp}}(d)$ 和结点之间的平方成正比, 如式(5-33) 所示:

$$\xi_{\text{amp}}(d) = L \cdot \xi_{\text{is}} \cdot d^2, \quad d \leq d_0 \quad (5-33)$$

如果 $d > d_0$, 则传感结点需要增加其传送功率才能将信息传送到目的结点, 其 $\xi_{\text{amp}}(d)$ 和结点之间距离的四次方成正比, 如式(5-34)所示:

$$\xi_{\text{amp}}(d) = L \cdot \xi_{\text{tr}} \cdot d^4, \quad d > d_0 \quad (5-34)$$

其中, ξ_{is} 和 ξ_{tr} 为模型放大器参数, ξ_{is} 为 $10 \text{ pJ/b} \cdot \text{m}^{-2}$, ξ_{tr} 为 $0.0013 \text{ pJ/b} \cdot \text{m}^{-4}$ 。

从以上分析可知, 影响信息传递能量消耗的最主要因素是结点之间的信息传送距离 d ,

其次是信息量 L 。由式(5-31)~式(5-33)可知结点 s_j 和 s_k 之间的信息交互的通信链路能耗模型为

$$E(s_j, s_k) = E_{\text{Rx}}(d) + E_{\text{Tx}}(d) = 2L \cdot E_{\text{elec}} + L^2 \cdot \xi_{\text{fs}} \cdot d^2 \quad (5-35)$$

其中, $d = (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_k)^T (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_k)$ 为当前结点与候选结点之间的距离, 通常 L 为设定常数。

此处, 通信链路能耗参数 $R_c(s_j, s_k)$ 为

$$R_c(s_j, s_k) = -\frac{E(s_j, s_k)}{E(d_0)} = -\frac{2L \cdot E_{\text{elec}} + L^2 \cdot \xi_{\text{fs}} \cdot d^2}{2L \cdot E_{\text{elec}} + L^2 \cdot \xi_{\text{fs}} \cdot d_0^2} \quad (5-36)$$

5.3.3 结点调度及路由规划算法推导

序贯最小均方差估计气体泄漏源预估定位算法执行过程中, 为了降低结点间信息传递的能量消耗, 此处设定当前结点只能在其有效通信范围内(即 $d \leq d_0$) 与其邻近结点进行信息交互, 超过有效通信范围(即 $d > d_0$) 则停止交互。邻近结点集通常由预定阈值 d_0 确定。当前结点在完成估计运算后, 需要向下一个结点传递估计结果, 下一个路由结点也只能在其邻近结点集中选择, 采用序贯最小均方差估计算法具体实现。

1. 邻近结点集定义

令 $V = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 表示传感网络中所有结点集合, $s_j \in V$ 为第 j 个周期正在进行运算的结点, s_{j+1} 为第 $j+1$ 个周期要选择的路由结点。传感器网络中每个结点的邻近结点集可以根据环境浓度信息和通信协议给出, 当前结点 s_j 的邻近结点集为以结点 s_j 的位置坐标为圆心、半径为 d_0 的圆形区域中的所有结点, 给定结点 s_j 的邻近结点集合为 G_{s_j} 且 $G_{s_j} \subseteq V$ ($j = 1, 2, \dots, n$), 即邻近结点集是整个网络结点集的子集。当前结点 s_j 选择下一路由结点 s_k 从集合 G_{s_j} 中产生。

2. 基于序贯最小均方差估计的路由结点选择算法

当前结点为 s_j 时, 第 $j+1$ 个周期的路由结点 s_{j+1} 的选择基于式(5-37):

$$s_{j+1} = \underset{s_k \in C_j^j}{\operatorname{argmax}} R(s_j, s_k) \quad (5-37)$$

其中, 表示为在第 j 周期, 当前结点 s_j 的邻近结点集合 G_{s_j} 中没有参与运算的结点集合, 其是邻近结点集 G_{s_j} 的一个子集。

该算法是当前结点与其邻近结点进行代价函数运算并通过寻优完成结点选择, 其邻近集合中结点的数量影响信息处理的消耗。假设 $m = \underset{j \in \{1, 2, \dots, n\}}{\operatorname{argmax}} \{|G_{s_j}|\}$ 为第 j 周期结点 s_j 的候选结点集 G_{s_j} 中候选结点 s_k 数目最大值, 则 $m \leq n-1$, 结点 s_j 需要在 m 个候选结点中选择路由结点, 这种情况下, 传感网络中的 n 个结点都要参与运算, 算法的运算复杂度为 $O(mn)$ 。当 $m = n-1$ 时算法的运算复杂度为 $O(n^2)$ 。

由前面可知减小邻近结点集选择半径 d_0 可以减少通信链路能耗, 同时也减少了邻近结点集中的候选结点数量 m , 随着 m 减少, 当 $m \ll n-1$ 时算法的运算复杂度可以近似为 $O(n)$, 由此可知其信息处理消耗将大大降低。为了降低结点间信息传递的能量消耗, 基于估计量均方误差动态调整邻近结点集选择半径 d_0 以平衡通信链路能耗与算法估计精度之间关系。表 5-1 描述的是基于 D-MMSE 的路由结点选择算法, 其流程如图 5-1 所示。

表 5-1 基于序贯最小均方差估计的路由结点选择算法

第 j 周期结点 s_j 运行的路由结点选择算法:

while($j \geq 1$)do

 根据式(5-6)计算 $\hat{\theta}_j$

 根据式(5-7)计算 M_j

if(M_j 小于某个性能设定值或者 $C_j^{sj} = \emptyset$)

 ① 结束估计运算

 ② 运算结点休眠

else

 ① 根据式(5-37)从候选结点集合 C_j^{sj} 中选择路由结点

 ② 向被选择结点传递当前的估计信息

 ③ 根据估计均方误差值调整邻近结点集选择半径,对候选结点集合 C_j^{sj} 进行更新,由于 s_j 已经参与了运算,故设定为休眠结点

end if

end while

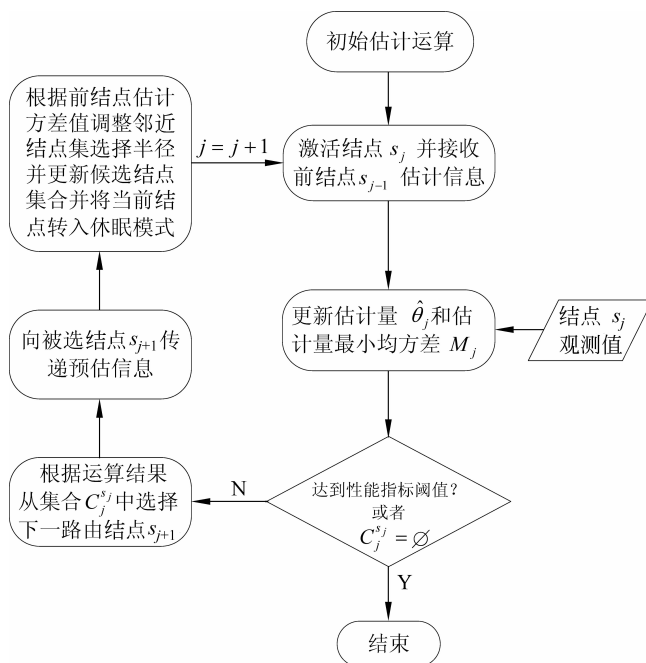


图 5-1 基于序贯最小均方差估计的路由结点选择算法流程图

从表 5-1 中可以看出,结点 s_j 从集合 C_j^{sj} 中选择下一个路由结点需要 $|C_j^{sj}|$ 次运算,并且需要实时更新邻近结点集合 C_j^{sj} 中没有参与运算的结点数量。当网络中的某个结点完成运算后,其估计量的性能指标如果达到设定值,则该运算结点即可结束迭代运算给出融合结果,同时向邻近结点广播信息,使集合中没有参与运算的结点进入休眠状态。当邻近结点集的选择半径趋于无穷大时(即 $r_c \rightarrow \infty$),该搜索算法就演变为一种全局搜索算法,因此全局算法为局部算法的一种特例。

结点 s_j 的邻近结点集合 G_{s_j} 通常不会包括传感器网络中的全部结点(除非邻近结点的选择半径无限大),因此非集合 G_{s_j} 内的传感网络中结点不会与结点 s_j 进行信息交互。当候

选结点集合为空集时 $C_j^s = \emptyset$ ，即当前结点 s_j 没有任何候选邻近结点时，无论算法的估计性能是否达到设定要求，算法都中断。

图 5-2 对该问题做了进一步的描述。假设迭代算法从结点 s_1 开始，对应第 j 个周期的运算结点为 s_j ，网络中的结点及其选择邻近结点的范围分别用相同颜色的三角形和圆形标识。从图 5-2 中可以看出，结点 s_1 的邻近结点集合中的结点数 $G_{s_1} = 5$ ，假设结点 s_1 的 5 个邻近结点恰好是在接下来的 5 个周期里信息传递所要经过的 5 个结点，当 s_6 结点作为当前结点时，由于 s_6 结点和 s_1 结点具有相同的邻近结点，而这些邻近结点 $s_1 \sim s_5$ 恰好全部参与了运算已经转入休眠状态，则算法会在结点 s_6 处中断，因为对结点 s_6 而言其候选结点集合已经是空集 $C_j^s = \emptyset$ ，虽然此时网络中还存在其他结点没有参与运算，但那些结点不属于 s_6 结点的邻近结点集合，不能发生信息交互。

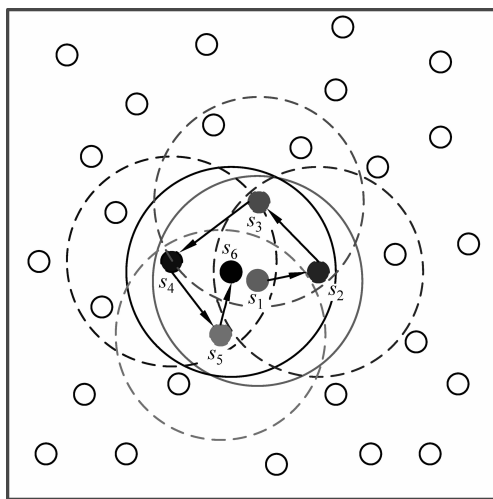


图 5-2 局部搜索算法结点路由示例(s_6 的邻近结点为空集)

5.4 算法性能分析及仿真结果

5.4.1 仿真参数设定与性能指标

为了验证算法的可行性，本文基于 MATLAB 仿真平台对算法的估计性能和影响算法的各种参数之间的关系进行了验证分析。仿真所用的计算机的 CPU 主频为 2.4GHz，内存为 2GB。实验区域选择为 $100 \times 100 \text{m}^2$ 的一个二维空间。

假设气体泄漏源真实坐标为 $(20, 0)$ ，单位是米(m)。通过文献[90]中的气体物理扩散模型生成相应的浓度数据，其分布图由等高线给出，其中释放率 q 选择为 80ml/min，湍流扩散系数 K 为 $6 \text{m}^2/\text{s}$ 。100 个传感器结点随机的部署在监测环境区域内，假设已知每个结点 s_k 的坐标位置信息 $\mathbf{x}_k = (x_k, y_k)$ ， $k = 1, 2, \dots, n$ ，在仿真中各个结点均可以实时采集并具有时空一致性。考虑到通常所用的金属氧化物半导体气体传感器的相对较长的响应和恢复时间，仿真中结点的浓度采样周期设为 5s。方形区域右侧的颜色条表示不同浓度，单位为百万分之一(ppm)。基于式(5-3)设定网络中第 k 个结点的观测噪声和第 k 个结点与第 $k-1$

个结点之间的信道噪声为

$$\sigma_k^2 = \| \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_s \|^{a/2} \sigma_0^2 \quad (5-38)$$

$$\sigma_{c(k-1,k)}^2 = \| \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k-1} \|^{a/2} \sigma_c^2 \quad (5-39)$$

其中, α 为路径衰减指数, σ_0^2 和 σ_c^2 为设定常数。

5.4.2 仿真结果分析

对气体泄漏源定位算法中邻近结点集的选择半径 d_0 与算法估计性能(均方误差)以及算法的能量消耗之间的关系分别进行了分析,其中设定 $\alpha=2, \sigma_0^2=0.1, \sigma_c^2=0$ 。由前面分析可知,当前结点的邻近结点集选择半径 d_0 通常决定了其在每个处理周期所选邻近结点的数量,半径越大参与运算的结点数量越多,半径越小则参与运算的结点数量越少。图 5-3 给出了不同的邻近结点集选择半径 $d_0=5\text{m}$ 、 $d_0=10\text{m}$ 、 $d_0=15\text{m}$ 、 $d_0=20\text{m}$ 且 $\beta=1$ 情况下,气体泄漏源预估定位的估计误差与运算结点数量之间的关系。

从图 5-3 中可以看出,在选择不同的半径情况下,当传感器运算结点达到一定数量后,气体泄漏源的预估定位精度将不再大范围波动,都将趋于收敛,但收敛速度不同,故认为当前结点在不同周期面对不同环境应存在一个最佳的选择半径 d_0 。故应根据不同的结点环境选择适宜的 d_0 以达到经济高效的定位效果。

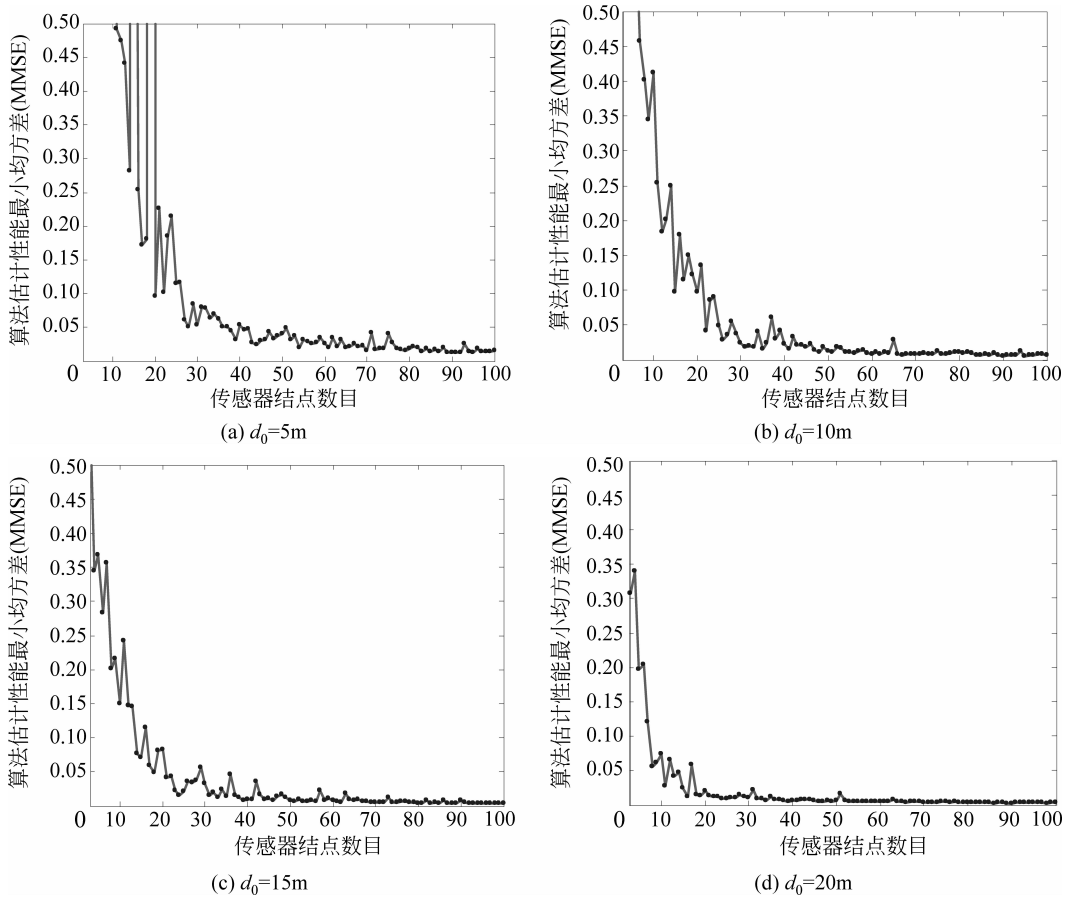


图 5-3 不同邻近结点集选择半径下的预估定位误差