无线传感器网络下静态水体中的近岸污染源定位

罗 旭 [1] 柴 利 [1] 杨 君 [1]

摘 要 排放于水库湖泊中的污染物的扩散易受到边界影响. 本文首先对静态水体中的近岸污染源扩散进行理论分析, 提出了一种分段浓度模型. 然后, 研究了静态水体中靠近不透水边界的污染源定位问题, 指出该问题中的未知参数不仅有污染源位置, 还包括质量流率和初始扩散时间, 分别给出了通用模型法、近似函数法、基于无迹卡尔曼滤波的估计方法求解参数估计问题. 通用模型法与近似函数法分别通过求解基于原始扩散模型和分段扩散模型的约束非线性最小二乘算法获取参数估计. 通用模型法可快速获取目标源相关信息, 近似函数法有更稳健的参数估计性能, 但需要经历多个采样时刻后才可执行. 基于无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman filter, UKF) 的估计方法结合扩散过程, 可有效权衡数值计算复杂度与估计性能. 在仿真实验部分, 对近岸污染源扩散过程进行了水文模拟, 根据模拟数据对比了不同算法的实验性能, 说明了各算法的优势和不足.

关键词 无线传感器网络, 近岸污染源定位, 无迹卡尔曼滤波, 水文模拟

引用格式 罗旭, 柴利, 杨君. 无线传感器网络下静态水体中的近岸污染源定位. 自动化学报, 2014, **40**(5): 849−861

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00849

Offshore Pollution Source Localization in Static Water Using Wireless Sensor Networks

LUO Xu[1] CHAI Li[1] YANG Jun[1]

Abstract In water environments such as water reservoirs and lakes, the diffusion of pollutants is affected by boundaries. Firstly, the offshore plume source diffusion in static water is analysed and a piecewise concentration model is proposed. The localization of the pollution source near an impervious boundary is studied. It is shown that unknown parameters include not only the source position but also the mass flow rate and the initial diffusion time. To estimate the unknown parameters, we provide three algorithms, which are respectively based on a general model, an approximation function and the unscented Kalman filter (UKF). The first two algorithms employ the original concentration model and piecewise concentration model respectively, and estimate the parameters by solving the constrained nonlinear least squares problem. By using the general model based algorithm, source parameters can be acquired promptly. The algorithm based on the approximation function is more robust compared with that on the general model, although it can only be executed for sufficient samples. Considering the diffusion process, the algorithm based on UKF achieves a good tradeoff between the computation complexity and the estimation accuracy. The simulation data are generated by MODFLOW, which is a standard software for the hydrological simulation of source diffusion. Three proposed algorithms are tested by simulation data, and the results demonstrate their advantages and disadvantages.

Key words Wireless sensor networks, offshore pollution source localization, unscented Kalman filter (UKF), hydrological simulation

Citation Luo Xu, Chai Li, Yang Jun. Offshore pollution source localization in static water using wireless sensor networks. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(5): 849−861

水污染作为一项多发的人为灾害, 越来越受到人们的重视. 现有的水污染扩散源探测与定位主要方法, 如水下机器人技术、人工探测, 有许多局限性. 水下机器人造价昂贵, 易发生故障, 且不能持续工作; 人工探测周期长, 且易受水域地形及天气的影响. 传感器网络作为一种新兴的监测方法, 具有节点分布相对较密集, 监测范围广, 不受地理位置限制等优点[1−2], 将其运用于水环境监测能克服现有方法的诸多不足.

关于传感器网络污染源定位问题, 已有一些相关研究, 大多与气体污染源有关. 主要分为粗略型定位算法和解析类定位算法. 粗略型定位算法主要指最接近点 (Closest point approach, CPA) 算法[3], 即以浓度观测值最大的点为扩散源近似位置. 解析类

收稿日期 2013-05-10 录用日期 2013-11-05
Manuscript received May 10, 2013; accepted November 5, 2013
国家自然科学基金 (60974012, 61171160), 湖北省高等学校优秀中青年科技创新团队计划项目 (T201302) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60974012, 61171160) and Hubei Provincial Department of Education (T201302)
本文责任编委 关新平
Recommended by Associate Editor GUAN Xin-Ping
1. 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081
1. Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081

定位算法一般基于扩散模型, 根据多个观测节点的浓度测量估计污染源位置, 如贝叶斯估计与最小二乘估计. CPA 算法的主要优点在于算法复杂度 (仅涉及到平均运算和最大值搜素运算) 较小, 但该算法的定位精度严重依赖于节点部署密度, 且受单个节点的浓度观测误差影响较大. 因此主流气体源定位算法都是基于扩散模型的解析定位算法, 在文献 [4] 所述的传感器网络气体源估计方法中, 对比了非线性最小二乘法与 CPA 算法, 指出了最小二乘算法在定位性能上的优越性, 并同时指出在非线性二乘问题数值求解过程中, 应合理选择迭代初始值. 文献 [5] 依据气体污染源浓度衰减模型, 利用非线性最小二乘与极大似然估计对气体污染源进行定位, 指出当环境噪声较小时, 宜采用非线性二乘方法, 反之, 应采取极大似然估计法; 该文献中的极大似然法假定了浓度观测误差服从高斯分布, 若噪声分布未知, 则似然函数难以获取, 难以采用极大似然估计法定位. 文献 [6] 亦采用非线性最小二乘方法估计气体污染源位置, 该文献在不同的网络节点分布, 不同的节点数量, 不同的噪声背景下进行了误差分析; 文献 [7] 在 3D 环境中采用三步最大似然估计法估计气体源位置. 文献 [8−10] 均采用贝叶斯统计方法估计污染扩散源位置. 并且在文献 [8] 中, 作者在污染源相关参数估计的基础上对扩散场边缘进行了推测; 文献 [9] 在紊流扩散的前提下估计扩散源位置; 文献 [10] 对多个污染扩散源的相关参数估计进行研究. 在贝叶斯定位估计方法中, 先验似然函数的选取对计算复杂度与定位精度有较大影响. 在文献 [11] 中, 作者采用卡尔曼滤波方法估计气体污染源位置, 与文献 [3−10] 相比, 该方法没有结合具体的扩散模型, 实用性不足. 对于水污染源定位问题的具体讨论, 现有研究主要针对 (饮用水) 管网环境中的污染源定位问题. 文献 [12] 在大规模非线性最小二乘水污染源位置参数估计的基础上, 采用混合二次整数规划策略改善采用二乘估计时解不唯一的问题, 文献 [13] 引入污染矩阵 (Pollution matrix) 概念, 并通过求解浓度测量值与仿真值之间的误差最小化问题确定污染源位置. 文献 [14] 针对传感器网络多污染源探测与定位问题进行分析, 并指出当估计问题欠定时, 参与定位估计的观测节点数量远比算法本身重要. 在管网环境中, 污染物随水流迁移, 定位问题不考虑自由空间中的污染扩散模型.

综合现有研究现状, 目前的污染源定位研究主要涉及气态源定位和管网水污染源定位两方面. 针对水库湖泊中的污染源定位研究目前较缺乏.

水库湖泊水体一般认为是静态水体, 污染源一般在水体近岸, 扩散场易受近岸边界影响. 浓度场模型相比于气源扩散模型[4−5] 有明显差异; 基于气源扩散模型的定位方法以及不考虑自由扩散场的管网环境中的污染源定位方法不能直接适用于近岸水污染源相关参数估计. 针对水库湖泊中的污染源定位问题, 本文基于静态水体中的污染扩散模型展开研究.

在本文的初步工作[15] 中, 在预知污染扩散源的质量流率的一维情形下初步讨论了近岸污染源定位问题, 主要采用求解关于某观测点的一元非线性观测方程的方法估算污染源位置. 文献 [15] 是一项较为粗糙的基本工作. 本文将从理想的一维情形扩展到一般的二维情形, 与文献 [15] 中预知扩散源质量流率的问题背景不同, 本文在更符合实际问题背景、相关参数完全未知的情况下深入分析了近岸污染源扩散过程, 提出了更具有普适性的定位方法.

水库湖泊中的近岸污染源定位对于水环境保护有实用意义, 及时发现并定位污染源, 本文基于近岸动态污染扩散模型展开污染源定位研究, 具体贡献体现在如下方面:

1) 分析了近岸污染源扩散过程, 结合物理过程, 提出了分段扩散模型.

2) 本文指出近岸污染源定位问题中, 其未知参数不仅包括污染源位置, 还包括初始扩散时间, 污染物的质量流率. 针对静态水体中的近岸污染源相关参数估计问题, 在三种不同应用需求下, 结合具体问题背景分别应用非线性最小二乘方法与无迹卡尔曼滤波方法进行参数估计问题建模, 提供了三种不同参数估计方法:

a) 综合多个观测节点在各采样时刻的浓度观测, 并能够快速获取可用污染源位置信息, 采用通用模型法进行参数估计. 在该方法中, 基于原始近岸水污染源扩散模型进行非线性最小二乘估计问题建模, 以浓度测量数据与浓度理论值之差的平方和最小为目标, 并根据应用背景提炼出了变量约束条件.

b) 近似函数法结合具体扩散过程, 基于分块数据进行参数估计, 需在一定数量的采样期后才可执行, 相比于通用模型法有更稳健的参数估计性能. 该方法基于本文提出的分段扩散模型进行非线性最小二乘估计问题建模, 以浓度测量数据与分段浓度理论值之差的平方和最小为目标, 相对于通用模型法, 简化了二乘目标函数, 且有更为细致的变量约束条件.

c) 观测数据量随采样次数增多而快速增长, 为了避免重复而繁杂的二乘数值计算, 权衡计算效率、数据储量与估计精度, 根据问题背景采用基于无迹卡尔曼滤波的参数估计算法. 在算法实施过程中综合考虑了多个固定观测位置的前后不同采样时刻的浓度测量关系, 在常规无迹卡尔曼滤波算法的基础上作了形式拓展, 侧重于测量更新部分, 具有内外两

个递推求精过程.

在以上方法中, 还分别给出了估计问题的数值求解过程中的初值选取方案.

3) 本文引入水文模拟软件 MODFLOW[16] 进行水污染源定位仿真研究, 对同类相关理论研究的数据源获取方面有参考意义.

1　预备工作

1.1　网络部署

利用传感器网络监测水体污染情况, 首先在水面近岸部署传感器网络 (待测污染类型已知, 节点传感器类型给定), 如图 1 所示. $n\ (>5)$ 个传感器网络节点均匀布置于水面自组成网[17], 节点位置固定, 携带的传感器可伸入水下, 监测数据路由到汇聚节点并通过数据处理中心进行集中式参数估计. 全网节点时间同步. 数据处理中心 (上位机) 预知污染物扩散系数、水体深度以及采样时间等背景信息. 网络初始化后处于不同位置 $(x_i, y_i)\ (i=1,2,\cdots,n)$ 的节点自知其位置[18−19]. 网络首次发现污染源的对应时刻为 t_1, 浓度最小采样间隔为 T.

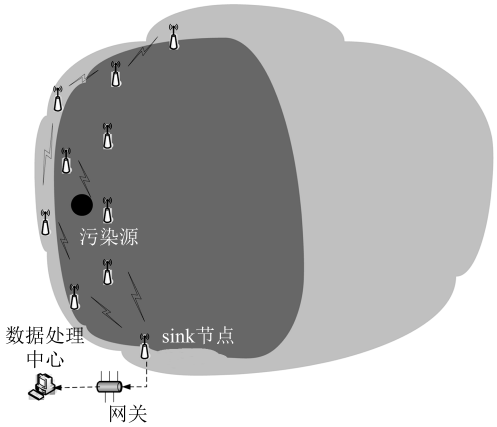


图 1　传感器网络部署

Fig. 1　The deployment of the sensor network

注 1. 本文主要工作是针对网络监测数据的参数估计问题, 具体的网络自组织[17] 与数据路由[20−21] 问题并不是本文工作重点. 但值得说明的是, 与传感器节点价格极为低廉, 损坏和死亡后无需重复再利用的 "智能尘埃网" 不同, 在传感器网络水污染监测应用中, 由于监测多种污染对象的传感器较为昂贵, 在固定好传感器节点后, 应保证其可重复利用. 现已有一些无线传感器网络水环境监测方面的应用经验与案例[22−23], 可为实现传感器网络水污染源定位系统提供参考.

1.2　近岸受限浓度场分析

在近岸浅滩水泊中, 扩散模型可视为二维模型, 污染源为静态连续源, 扩散主要受靠近污染源的近岸影响[24].

在湖泊地形下, 如图 2 建立平面坐标系, 以顺水岸 (不透水边界) 为方向 Y, 垂直方向为 X. 从 t_0 时刻开始, 无限域水体中近岸位置 (x_0, y_0) 处, 某排污源连续且匀速地释放出扩散质, 扩散系数各向同性, 记为 D, 污水排放速率为 Q, 浓度为 C_0, 则质量流率 (单位时间内的扩散物投放质量) $M_0 = QC_0$, 入水后污水即刻与水体均匀混合, 水深为 f, 扩散场中位置 (x, y) 处的动态浓度模型为式 (1)[24]:

$$C(x,y,t)=\frac{M_0}{2f\sqrt{\pi D}}\left[\frac{1}{r(x,y)}\operatorname{erfc}\left(\frac{r(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\right)+\frac{1}{r^-(x,y)}\operatorname{erfc}\left(\frac{r^-(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\right)\right] \tag{1}$$

其中, $r(x,y)=\sqrt{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}$, $r^-(x,y)=\sqrt{(x+x_0)^2+(y-y_0)^2}$.

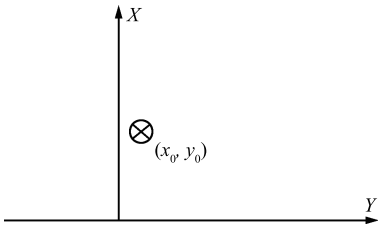


图 2　地形坐标

Fig. 2　Terrain coordinate

以 λ 为自变量的 erfc 函数具有以下形式:

$$\operatorname{erfc}(\lambda)=1-\operatorname{erf}(\lambda)=1-\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^{\lambda}\mathrm{e}^{-\eta^2}\mathrm{d}\eta$$

$$f(\lambda)=\begin{cases}-1, & \lambda<-1\\ \lambda, & -1\le\lambda\le 1\\ 1, & \lambda>1\end{cases} \tag{2}$$

带有 erf 函数 (一些文献中亦称之为 "误差函数") 的模型式 (1) 难以用来分析扩散过程, 在初步工作[15] 中已经说明 $\operatorname{erf}(\lambda)$ 可用图 3 所示的函数 $f(\lambda)$ (式 (2)) 近似替代. 根据近似函数 $f(\lambda)$, 令:

$$\lambda_1=\frac{r(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}},\quad \lambda_2=\frac{r^-(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}$$

将模型式 (1) 化为

$$C(x,y,t)=\begin{cases}0, & \mathrm{erf}(\lambda_1)\approx 1,\ \mathrm{erf}(\lambda_2)\approx 1\\ \dfrac{M_0}{2f\sqrt{\pi D}}\left(\dfrac{1}{r(x,y)}-\dfrac{1}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\right), & \mathrm{erf}(\lambda_1)\approx \lambda_1,\ \mathrm{erf}(\lambda_2)\approx 1\\ \dfrac{M_0}{2f\sqrt{\pi D}}\left(\dfrac{1}{r(x,y)}+\dfrac{1}{r^-(x,y)}-\dfrac{1}{\sqrt{D(t-t_0)}}\right), & \mathrm{erf}(\lambda_1)\approx \lambda_1, \mathrm{erf}(\lambda_2)\approx \lambda_2\end{cases} \tag{3}$$

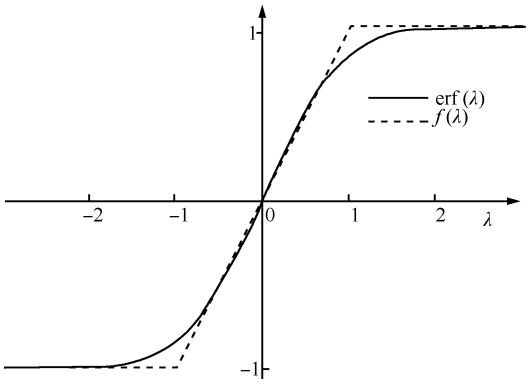


图 3 $f(\lambda)$ 与 erf(λ) 曲线 (实曲线) 对比图

Fig. 3 Compare $f(\lambda)$ with erf(λ) (the solid line)

根据模型式 (1) 与式 (3) 有如下论断:

1) 为了易于分析近岸污染源扩散过程, 河岸应作为坐标轴;

2) 近岸扩散相比于无边界限制下的扩散, 扩散场中的扩散受到来源于扩散源位置 (x_0,y_0) 关于河岸对称位置 $(-x_0,y_0)$ 的镜像扩散效应影响[24];

3) 在扩散初始阶段, 仅为单源扩散, 相应浓度模型为

$$C^{(1)}(x,y,t)=\frac{\rho M_0}{2f\sqrt{\pi D}}\left(\frac{1}{r(x,y)}-\frac{1}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\right) \tag{4}$$

其中, $\rho=1(\sqrt{\mathrm{tunit}})$, 为补量纲常量, 无实际意义, "tunit" 即时间单位 (Time unit), 与扩散系数 D 的时间单位保持一致. 随着时间推移, 扩散过程受到镜像源影响. 有浓度模型:

$$C^{(2)}(x,y,t)=\frac{\rho M_0}{2f\sqrt{\pi D}}\left(\frac{1}{r(x,y)}+\frac{1}{r^-(x,y)}-\frac{1}{\sqrt{D(t-t_0)}}\right) \tag{5}$$

注 2. 由于距镜像污染源距离的不同, 同一时刻, 扩散场中的不同观测位置的污染扩散会处于不同阶段, 在某些观测位置的浓度受到镜像影响时, 另外一些节点可能还未受到影响. 当扩散源处于河岸线上, 即 $(0,y_0)$ 时, 由于 $r(x,y)=r^-(x,y)$, 扩散场中所有位置的浓度模型都是式 (5) 的特殊形式.

基于以上模型分析, 有如下定理:

定理 1. 当扩散源不在沿岸位置 $(0,y_0)$, 自时间 t 至 $t+\Delta t$, 判定 $t+\Delta t$ 时刻 (x',y') 处的浓度模型满足式 (4), (x,y) 处的浓度模型满足式 (5) 的充要条件为 (x',y') 处的非零浓度增量 $\Delta C(x',y',\Delta t)$ 与 (x,y) 处的非零浓度增量 $\Delta C(x,y,\Delta t)$ 成倍数关系:

$$\Delta C(x,y,\Delta t)=2\Delta C(x',y',\Delta t)$$

且当 (x',y') 处的扩散处于 $C^{(1)}$ 阶段时, 存在约束:

$$\frac{r(x',y')}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\le 1,\ \ \frac{r^-(x',y')}{2\sqrt{D(t-t_0)}}>1 \tag{6}$$

(x,y) 处的扩散处于 $C^{(2)}$ 阶段时, 存在约束:

$$\frac{r(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\le 1,\ \ \frac{r^-(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}\le 1 \tag{7}$$

证明. 1) 必要性.

当观测点位置固定, 处于 $C^{(1)}$ 与 $C^{(2)}$ 扩散阶段的浓度仅随时间变化, 扩散场中 (x,y) 处的扩散在 $C^{(1)}$ 阶段有浓度增量模型:

$$\begin{aligned}\Delta C^{(1)}(x,y,\Delta t)=&\\ &C^{(1)}(x,y,t+\Delta t)-C^{(1)}(x,y,t)=\\ &\frac{\rho M_0}{4fD\sqrt{\pi}}\left(\frac{1}{\sqrt{t-t_0}}-\frac{1}{\sqrt{t+\Delta t-t_0}}\right)\end{aligned} \tag{8}$$

在 $C^{(2)}$ 阶段有浓度增量模型:

$$\begin{aligned}\Delta C^{(2)}(x,y,\Delta t)=&\\ &C^{(2)}(x,y,t+\Delta t)-C^{(2)}(x,y,t)=\\ &\frac{\rho M_0}{2fD\sqrt{\pi}}\left(\frac{1}{\sqrt{t-t_0}}-\frac{1}{\sqrt{t+\Delta t-t_0}}\right)\end{aligned} \tag{9}$$

当 (x',y') 处的扩散处于 $C^{(1)}$ 扩散阶段, 浓度模型如式 (4), 在相差 Δt 的时间内, (x',y') 位置处的浓度增量如式 (8). 当 (x,y) 处的扩散处于 $C^{(2)}$ 扩散阶段, 浓度模型如式 (5), 在相差 Δt 的时间内, 位置 (x,y) 处的浓度增量如式 (9). 对比式 (8) 与式 (9) 可知在同一时间差 Δt 内, 浓度增量与观测位置无关:

$$\Delta C(x,y,\Delta t)=2\Delta C(x',y',\Delta t)$$

当 (x,y) 处的扩散处于 $C^{(2)}$ 扩散阶段, 根据模型式 (3) 有约束 $\mathrm{erf}(\frac{r(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}})=\frac{r(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}$, 以及

约束 $\mathrm{erf}(\frac{r^-(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}) = \frac{r^-(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}}$, 根据近似函数式 (2), 易推得 $\frac{r(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}} \le 1$, $\frac{r^-(x,y)}{2\sqrt{D(t-t_0)}} \le 1$, 即约束式 (7). 同理, 当 (x',y') 处的扩散处于 $C^{(1)}$ 扩散阶段, $\mathrm{erf}(\frac{r(x',y')}{2\sqrt{D(t-t_0)}}) = \frac{r(x',y')}{2\sqrt{D(t-t_0)}}$, $\mathrm{erf}(\frac{r^-(x',y')}{2\sqrt{D(t-t_0)}}) = 1$, 依据近似函数式 (2) 推知此阶段有约束式 (6).

2) 充分性. 当扩散源位置不为 $(0,y_0)$, $r \neq r^-$. 当扩散场中的位置 (x,y) 处开始出现扩散物时, (x,y) 处的浓度观测必先处于 $C^{(1)}$ 扩散阶段, 随着时间推移进入 $C^{(2)}$ 扩散阶段. 在扩散过程中, 根据离扩散源远近的不同, 各位置浓度变化处于不同阶段. 在同一时间差 Δt 内, 若非零浓度增量 $\Delta C(x, y, \Delta t) = 2\Delta C(x', y', \Delta t)$ 成立, 则时刻 t 位置 (x,y) 处与位置 (x',y') 处的浓度必处于不同扩散阶段. 依据倍数增量关系可判定时刻 t, (x',y') 处的浓度模型满足式 (4), (x,y) 处的浓度模型满足式 (5). □

2　定位问题及求解算法

在污染源定位应用中, 难以预知污染源的相关特征, 与污染源密切相关的初始扩散时间 t_0 以及质量流率 M_0 亦为未知量. 在定位估计中引入未知向量: $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^{\mathrm{T}} = (t_0, M_0, x_0, y_0)^{\mathrm{T}}$.

定位问题. 首先, 节点在离散采样时刻 t_l 获取非零浓度观测 $\tilde{C}(x_i, y_i, t_l)$, $i = 1, 2, \cdots, n$, $l = 1, 2, 3, \cdots$, 将该信息与对应采样时刻信息以及节点位置信息多跳传递给数据处理中心. 然后, 基于各向同性扩散系数 D、水深 f、各观测点获取的浓度观测值、观测数据对应的获取时间与位置等已知信息, 结合浓度模型式 (1)、式 (4) 和式 (5), 由处理中心集中式估计污染源相关参数 $\boldsymbol{\theta}$.

截止采样时刻 t_L, 存储节点 (x_i, y_i), $i = 1, 2, \cdots, n$ 的观测数据 $\tilde{C}(x_i, y_i, t_l)$. 为了便于数据处理, 将 M_L 个非零浓度观测数据标记为 $\tilde{C}_m(x_i, y_i, t_l)$, 相应理论值标记为 $C_m(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta})$ (匹配式 (1)). 其中 $m = 1, 2, \cdots, M_L$. 每一个序数标记 m 与唯一的组合标记 (i,l) 对应.

依据节点观测数据, 分别给出了通用模型法, 近似函数法, 基于无迹卡尔曼滤波的参数估计算法估计未知参数 $\boldsymbol{\theta}$.

2.1　通用模型法

显然, 结合物理过程, 扩散物的质量 $M_0 > 0$, 污染源横位置 $x_0 > 0$, 起始扩散时间早于第一次观测到污染的时间. 因此有约束:

$$\theta_2 \ge 0, \quad \theta_3 \ge 0, \quad t_1 - \theta_1 \ge 0 \tag{10}$$

令观测浓度与理论浓度的差为 $\varphi_m(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta})$:

$$\varphi_m(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta}) = \tilde{C}_m(x_i, y_i, t_l) - C_m(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta})$$

采用约束非线性最小二乘求取参量估计:

$$\min_{\boldsymbol{\theta}} F(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{2}\sum_{m=1}^{M_L} \varphi_m^2(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta}) \tag{11}$$
$$\text{s.t. 式 (10)}$$

其中, $C_m(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta})$ 匹配模型式 (1).

带边界约束的非线性最小二乘问题式 (11) 有多种解法, 如内点信赖域法[25]、改进的 Levenberg-arquardt 方法[26]、反射牛顿法 (Reflective Newton) 法[27] 等. 其中, 信赖域法具有较好的全局收敛特性, 本文选取该算法.

非线性最小二乘问题的常用解法大多属于循环迭代的数值求解方法 (信赖域法亦如此). 针对目标 $F(\boldsymbol{\theta})$ 的二乘数值计算不能保证获取全局最优解[28]. 迭代初始值的选取对最终估计结果有影响[4]. 在数值计算开始, 依据物理背景引入初始值有助于算法快速收敛到与实际值相近的局部最优解. 标记出网络第一时间 t_1 监测到浓度信息的节点为 $(\tilde{x}, \tilde{y})$, 并预估其为污染源位置. 预估污染源出现时间在 t_1 时刻和 $t_1 - T$ 时刻之间, 取 $t_1 - 0.5T$, 将预估的初始扩散时间与点 $(\tilde{x}, \tilde{y})$ 处的浓度观测增量代入式 (8) 得初始质量流率估计 $\tilde{M}(\tilde{x}, \tilde{y})$ 为

$$\tilde{M}(\tilde{x}, \tilde{y}) = \frac{(\tilde{C}(\tilde{x}, \tilde{y}, t_2) - \tilde{C}(\tilde{x}, \tilde{y}, t_1)) \cdot 4fD\sqrt{\pi}}{(1/\sqrt{0.5T} - 1/\sqrt{t_2 - t_1 + 0.5T})}$$

数值计算初值为

$$\boldsymbol{\theta}^{(1)} = \left(t_1 - \frac{1}{2}T, \tilde{M}(\tilde{x}, \tilde{y}), \tilde{x}, \tilde{y}\right)^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

注 3. 若 $(\tilde{x}, \tilde{y})$ 存在观测点, 避免数值计算过程中出现奇异, 宜使得 $(\tilde{x}, \tilde{y})$ 处的节点观测不参加定位运算, 或引入一个微小参量 Δ (可取 ± 0.1 m), 修正位置初值为 $(\tilde{x} + \Delta, \tilde{y} + \Delta)$.

若第一时间监测到浓度信息的节点有 ϑ 个 $(\tilde{x}_v, \tilde{y}_v)$, $v = 1, 2, \cdots, \vartheta$. 则迭代初始值:

$$\boldsymbol{\theta}^{(1)} = \left(t - \frac{1}{2}T, \frac{1}{\vartheta}\sum_{v=1}^{\vartheta}\tilde{M}(\tilde{x}_v, \tilde{y}_v), \frac{1}{\vartheta}\sum_{v=1}^{\vartheta}\tilde{x}_v, \frac{1}{\vartheta}\sum_{v=1}^{\vartheta}\tilde{y}_v\right)^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

约束非线性最小二乘方法 (11) 可综合多个时刻, 不同位置处的观测信息进行定位计算, 并能够在较短的监测时间内获取扩散源位置. 但是, 该方法也

存在一些不足: 首先, 变上限积分函数 erf 的导函数形式复杂, 引入的平方指数函数 $\mathrm{e}^{-\eta^2}$ 在迭代的数值计算中影响数值计算稳定性, 易引入计算误差; 其次, 相比于初始扩散模型 (1), 分段模型 (4) 与 (5) 有更精确的参变量限定条件式 (6) 与式 (7), 相比于约束非线性最小二乘问题式 (11) 存在更精确的参数估计模型. 考虑到以上问题, 给出近似函数法.

2.2 近似函数法

截止到采样时刻 t_L, 计算 t_L 时刻前在每个采样时刻观测点的非零前后观测浓度增量:

$$\Delta\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)=\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)-\tilde{C}(x_i,y_i,t_{l-1})$$

根据定理 1 在每个采样时刻进行扩散过程判定, 引入如下判据:

判据 1. 给定一较小阈值 α, 若自某采样时刻 t_l, 存在浓度关系 $\Delta\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)-2\Delta\tilde{C}(x_i',y_i',t_l)>0$ 或 $|\Delta\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)-2\Delta\tilde{C}(x_i',y_i',t_l)|<\alpha$. 在 t_l 时刻后的每个采样时刻, 即 $\varsigma\geq l$ 时, 理论浓度值 $C(x_i,y_i,t_\varsigma,\boldsymbol{\theta})$ 与 $\boldsymbol{\theta}$ 的关系如式 (5), 在 t_l 时刻前的每个采样时刻, 即 $\varsigma<l$ 时, 理论浓度值 $C(x_i',y_i',t_\varsigma,\boldsymbol{\theta})$ 与 $\boldsymbol{\theta}$ 的关系如式 (4).

判据 2. 在阈值 α 下, 已知时刻 t_l, (x_i,y_i) 处的理论浓度 $C(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})$ 与 $\boldsymbol{\theta}$ 的关系如式 (5), 若 $|\Delta\tilde{C}(x_i',y_i',t_l)-\Delta\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)|<\alpha$, 则在 t_l 时刻后的采样时刻, 即 $\varsigma\geq l$ 时, 理论浓度值 $C(x_i',y_i',t_\varsigma,\boldsymbol{\theta})$ 与 $\boldsymbol{\theta}$ 的关系如式 (5).

判据 3. 多次采样后, 在各采样时刻都发现处于任意两不同位置 (x_i,y_i) 与 (x_i',y_i') 处的观测节点的浓度观测增量 $\left|\Delta\tilde{C}(x_i',y_i',t_l)-\Delta\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)\right|<\alpha$, 判定源在沿岸位置 $(0,\theta_4)$, 理论浓度值 $C(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})$, $l=1,2,\cdots,L$ 与 $\boldsymbol{\theta}$ 的关系如式 (5).

经过判据判决后, 筛选出不同阶段的观测数据, 与模型式 (4) 匹配的数据有 E 个, 与模型式 (5) 匹配的数据有 N 个, 分别记为 $\tilde{C}_\varepsilon^{(1)}(x_i,y_i,t_l)$, $\varepsilon=1,2,\cdots,E$, $\tilde{C}_\eta^{(2)}(x_i,y_i,t_l)$, $\eta=1,2,\cdots,N$, 对应的理论值分别为 $C_\varepsilon^{(1)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})$ 与 $C_\eta^{(2)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})$. 类似序数标记 m, 每个配对的组合标记 (i,l) 对应唯一的序数 ε 或 η.

在 $C^{(1)}$ 扩散阶段, 关于 $\boldsymbol{\theta}$, 根据式 (6), 首先有约束: $\sqrt{(x_i-\theta_3)^2+(y_i-\theta_4)^2}\leq 2\sqrt{D(t_l-\theta_1)}$, 即 $4D(t_l-\theta_1)-(x_i-\theta_3)^2-(y_i-\theta_4)^2\geq 0$, 将该多项式约束记为

$$c_\varepsilon(\boldsymbol{\theta})\geq 0,\quad \varepsilon=1,2,\cdots,E \tag{14}$$

同时存在约束: $\sqrt{(x_i+\theta_3)^2+(y_i-\theta_4)^2}>2\sqrt{D(t_l-\theta_1)}$, 即 $-4D(t_l-\theta_1)+(x_i+\theta_3)^2+(y_i-\theta_4)^2>0$, 记为

$$c_\varepsilon^-(\boldsymbol{\theta})\geq 0,\quad \varepsilon=1,2,\cdots,E \tag{15}$$

在 $C^{(2)}$ 扩散阶段, 当观测位置到镜像源的距离满足 $\sqrt{(x_i+\theta_3)^2+(y_i-\theta_4)^2}\leq 2\sqrt{D(t_l-\theta_1)}$ 时, 显然有 $\sqrt{(x_i-\theta_3)^2+(y_i-\theta_4)^2}\leq 2\sqrt{D(t_l-\theta_1)}$. 根据式 (7), 此时仅有约束: $4D(t_l-\theta_1)-(x_i+\theta_3)^2-(y_i-\theta_4)^2\geq 0$, 记为

$$\tilde{c}_\eta(\boldsymbol{\theta})\geq 0,\quad \eta=1,2,\cdots,N \tag{16}$$

令:

$$\varphi_\varepsilon^{(1)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})=\tilde{C}_\varepsilon^{(1)}(x_i,y_i,t_l)-C_\varepsilon^{(1)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})$$
$$\varphi_\eta^{(2)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})=\tilde{C}_\eta^{(2)}(x_i,y_i,t_l)-C_\eta^{(2)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta})$$

有非线性最小二乘估计问题如下:

$$\begin{aligned}\min_{\boldsymbol{\theta}} F_1(\boldsymbol{\theta})=\ &\frac{1}{2}\left[\sum_{\varepsilon=1}^{E}(\varphi_\varepsilon^{(1)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta}))^2+\right.\\ &\left.\sum_{\eta=1}^{N}(\varphi_\eta^{(2)}(x_i,y_i,t_l,\boldsymbol{\theta}))^2\right]\\ \text{s.t.}\quad &\text{式 (10), 式 (14), 式 (15), 式 (16)}\end{aligned} \tag{17}$$

相比于边界约束非线性最小二乘问题 (11), (17) 结合具体扩散过程, 简化了目标函数模型, 且有更精确的参数约束条件, 有助于更精确的估计目标. 但是, 由于截止采样时刻 t_L, 不能够判定每个数据对应的扩散阶段, 会丢失一部分参考数据, 尤其是扩散过渡阶段的参考数据. 因此, 该方法适用于截止采样时刻 t_L 较大的情况.

带有非线性约束的二乘问题 (17) 较问题 (11) 的求解方法略有不同, 一种可行办法为采用乘子罚函数将约束最小二乘问题 (17) 变为仅带变量边界约束的非线性优化问题[28]:

$$\begin{aligned}\Psi(\boldsymbol{\theta},\sigma,\boldsymbol{\mu})=\ &F_1(\boldsymbol{\theta})+\\ &\frac{1}{2\sigma}\sum_{j=1}^{2E+N}\{[\max(0,\mu_j-\sigma c_j'(\boldsymbol{\theta}))]^2-{\mu_j}^2\}\\ \text{s.t.}\quad &\text{式 (10)}\end{aligned} \tag{18}$$

其中, $c_j'(\boldsymbol{\theta})$, $j=1,2,\cdots,2E+N$ 的取值规则为 $c_\varepsilon'(\boldsymbol{\theta})=c_\varepsilon(\boldsymbol{\theta})$, $c_{\varepsilon+\mathrm{E}}'(\boldsymbol{\theta})=c_\varepsilon^-(\boldsymbol{\theta})$, $c_{\eta+2\mathrm{E}}'(\boldsymbol{\theta})=\tilde{c}_\eta(\boldsymbol{\theta})$, $\varepsilon=1,2,\cdots,E$, $\eta=1,2,\cdots,N$, 共 $2E+N$ 项. μ_j 为 $c_j'(\boldsymbol{\theta})$ 的对应乘子. $\boldsymbol{\mu}$ 为乘子 μ_j 组成的向量. σ 为取定的充分大参数[28].

仅带约束条件 (10) 的非线性优化问题 (18) 依然可采用信赖域方法求解, 其不同在于数值计算的每次递推迭代过程中, 需更新乘子 μ_j[28]:

$$\mu_j^{(k+1)}=\max(0,\mu_j^{(k)}-\sigma c_j'(\boldsymbol{\theta}^{(k)})),$$

$$j = 1, 2, \cdots, 2E + N \tag{19}$$

其中, $\boldsymbol{\theta}^{(k)}$ 为第 k 次迭代产生的估计结果.

近似函数法的数值计算初值选取依然如式 (12) (或式 (13)).

注 4. 值得说明的是, 无论是采用通用模型法还是近似函数法, 都溯源于动态扩散模型式 (1), 当在连续的多个截止采样时刻得到的位置估算结果前后相差很小时 (在给定的判定阈值之内), 此时不必再更新估计结果. 在实际应用中, 随着时间的推移, 连续源扩散会趋于饱和稳定状态, 此时模型式 (1) 不再体现相应的物理规律, 采用本文算法将失去应用意义, 因此本文算法适用于扩散开始到扩散中期, 具体应用中截止时刻 t_L 的选取不宜过长.

注 5. 在近似函数法中, 通过求解问题 (18) 获取污染源位置的方法在数据处理中心能力可达到时, 可以实现, 当观测数据急剧增长, 提高计算效率, 可考虑 $1/\delta \to 0$ 的情形, 将 $\Psi(\boldsymbol{\theta})$ 松弛为 $F_1(\boldsymbol{\theta})$ 以降低由 max 运算导入的大量分支子问题带来的数值计算难度. 若考虑到边界地质对扩散物的弱吸附作用, 仅考察真源扩散 (即扩散未受边界反射影响的情形) 数据, 则在非线性最小二乘问题 (17) 中仅考虑基于 $\varphi_{\varepsilon}^{(1)}(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta})$ 的二乘目标以及约束式 (10)、式 (14) 和式 (15).

2.3　无迹卡尔曼滤波参数估计

为了得到较为可靠的参数估计, 会综合多个截止时刻的参数估计结果. 在采用通用模型法或近似函数法时, 其迭代往复的非线性二乘迭代数值计算涉及到复杂度较高的导数运算与搜索运算, 且在不同的截止时刻 t_L 有重复的数值运算. 避免重复的数值计算, 降低估计问题求解复杂度, 仅考虑某时刻的采样数据以节省数据储量, 可应用无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman filter, UKF)[29] 算法进行参数估计.

无迹卡尔曼滤波的步骤主要分为无迹变换、时间更新与测量更新三部分, 本文讨论的扩散源定位问题为定源定节点的定位问题. 此类问题中源位置状态并不随时间更新, 在滤波过程中更着眼于测量更新部分[30].

固定采样点, 测量模型即为

$$\begin{aligned} &\tilde{C}(x_i, y_i, t_l) = C(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta}) + w_i^{(l)} \\ &w_i \sim \mathrm{N}(0, D_i^{(l)}) \end{aligned} \tag{20}$$

其中, (x_i, y_i, t_l) 为已知量, $D_i^{(l)}$ 为节点 (x_i, y_i) 在 t_l 时刻的观测噪声方差. 使得估计更新可以综合考虑每个非零浓度观测点, 式 (20) 中的 $C(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\theta})$ 一般与式 (1) 匹配.

记 n_θ 为 $\boldsymbol{\theta}$ 的维数, 第 $r-1$ 步的后验估计为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{r-1}$, 后验估计误差的协方差 (矩) 阵为 P_{r-1}, κ 为尺度参数, $(\sqrt{(n_\theta+\kappa)P_{r-1}})_p$ 为矩阵 $L_{(2n_\theta+1)\times n_\theta}$ ($L^{\mathrm{T}}L = (n_\theta+\kappa)P_{r-1}$) 的第 p 行, $\boldsymbol{\chi}_{r-1}^{(p)}$ 为由已知估计值产生的第 p 个粒子, K_r 为卡尔曼滤波增益, R_r 为观测噪声 (或称测量噪声) 的协方差阵. 无迹卡尔曼滤波过程如下:

1) 无迹变换

已知上一步后验估计估计误差的协方差 (矩) 阵, 获取 Sigma 粒子如下:

$$\boldsymbol{\chi}_{r-1}^{0} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{r-1}, \quad W_0 = \frac{\kappa}{(n_\theta+\kappa)} \tag{21}$$

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{\chi}_{r-1}^{p} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{r-1} + \left(\sqrt{(n_\theta+\kappa)P_{r-1}}\right)_p^{\mathrm{T}} \\ &W_p = \frac{1}{2(n_\theta+\kappa)}, \\ &\qquad p = 1, 2, \cdots, n_\theta \end{aligned} \tag{22}$$

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{\chi}_{r-1}^{p} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{r-1} - \left(\sqrt{(n_\theta+\kappa)P_{r-1}}\right)_p^{\mathrm{T}} \\ &W_p = \frac{1}{2(n_\theta+\kappa)}, \\ &\qquad p = n_\theta+1, \cdots, 2n_\theta \end{aligned} \tag{23}$$

$\boldsymbol{\theta}$ 的维数 n_θ 在本文中为 4.

2) 直接置参数先验估计 $\boldsymbol{\theta}_r^-$, 更新粒子 $\boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^{p}$, 先验估计误差协方差阵 P_r^- 分别为

$$\boldsymbol{\theta}_r^- = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{r-1}, \quad \boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^{p} = \boldsymbol{\chi}_{r-1}^{p}, \quad P_r^- = P_{r-1} \tag{24}$$

3) 对每个观测点的测量预测 $(C_r^-)_i$

$$(C_r^-)_i = \sum_{p=0}^{2n_\theta} W_p C(x_i, y_i, t_l, \boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^{p}) \tag{25}$$

4) 更新后验估计误差协方差阵 P_r, 后验估计 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_r$

$$P_r = P_r^- - K_r S_r K_r^{\mathrm{T}} \tag{26}$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_r = \boldsymbol{\theta}_r^- + K_r \begin{pmatrix} \tilde{C}_l(x_1, y_1, t_l) - (C_r^-)_1 \\ \tilde{C}_2(x_2, y_2, t_l) - (C_r^-)_2 \\ \vdots \\ \tilde{C}_n(x_n, y_n, t_l) - (C_r^-)_n \end{pmatrix} \tag{27}$$

其中

$$S_r = P_{CC} + R_r \tag{28}$$

$$K_r = P_{\theta C} S_r^{-1} \tag{29}$$

$$P_{\theta C} = \sum_{p=0}^{2n_\theta} W_p (\boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^{p} - \boldsymbol{\theta}_r^-) \Delta \boldsymbol{C}_p^{\mathrm{T}} \tag{30}$$

$$P_{CC}=\sum_{p=0}^{2n_\theta}W_p\Delta\boldsymbol{C}_p\Delta\boldsymbol{C}_p^{\mathrm{T}} \tag{31}$$

$$\Delta\boldsymbol{C}_p=\begin{pmatrix} C(x_1,y_1,t_l,\boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^p)-(C_r^-)_1\\ C(x_2,y_2,t_l,\boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^p)-(C_r^-)_2\\ \vdots\\ C(x_n,y_n,t_l,\boldsymbol{\chi}_{r|r-1}^p)-(C_r^-)_n \end{pmatrix}$$

其中, n 即节点总数. 每个节点的测量噪声之间相互独立, 观测噪声协方差阵 R_r 为对角阵, 其对角元素为每个节点的观测噪声方差.

结合上述内容, 有无迹卡尔曼滤波估计算法:

算法 1. 基于卡尔曼滤波的估计方法

输入. 初始估计值 $\boldsymbol{\theta}_1$, 协方差矩阵 P_1, 尺度参数 κ, 停止阈值 δ, 各采样时刻 t_l, $l=1,2,3,\cdots$ 的值, 各观测节点位置 (x_i,y_i), $i=1,2,\cdots,n$ 的值, 各观测点各采样时刻的观测值 $\tilde{C}(x_i,y_i,t_l)$, 测量噪声协方差阵 R.

输出. 最终估计 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$.

步骤 1. 在采样时刻 t_l, 置次级迭代次数 $r=1$, 滤波初值 $(P_r)^{(l)}=P_1$, $(\hat{\boldsymbol{\theta}}_r)^{(l)}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_1$.

步骤 2. 依据式 (22) 和 (23), 计算 Sigma 粒子点 $(\boldsymbol{\chi}_r^p)^{(l)}$, $p=0,1,\cdots,2n_\theta$.

步骤 3. 依据式 (24) 将输入估计 $(\hat{\boldsymbol{\theta}}_r)^{(l)}$, 协方差 $(P_r)^{(l)}$ 以及 Sigma 粒子 $(\boldsymbol{\chi}_r^p)^{(l)}$ 分别置为参数先验预估计 $(\boldsymbol{\theta}_{r+1}^-)^{(l)}$, 先验估计误差协方差阵 $(P_{r+1}^-)^{(l)}$ 以及状态转移粒子 $(\boldsymbol{\chi}_{r+1|r}^p)^{(l)}$.

步骤 4. 依据式 (28) ∼ (31) 计算增益 $(K_{r+1})^{(l)}$, 矩阵 $(S_{r+1})^{(l)}$. 依据式 (26) 和式 (27) 分别计算后验协方差阵 $(P_{r+1})^{(l)}$, 后验参数估计 $(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{r+1})^{(l)}$.

步骤 5. 当

$$\left\|\begin{bmatrix}0&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\left((\hat{\boldsymbol{\theta}}_{r+1})^{(l)}-(\hat{\boldsymbol{\theta}}_r)^{(l)}\right)\right\|_2<\delta$$

t_l 时刻参数估计为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_l=(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{r+1})^{(l)}$, 协方差矩阵为 $P_l=(P_{r+1})^{(l)}$, 否则, $r=r+1$, 转至步骤 2.

步骤 6. 当 $l>2$, 且

$$\left\|\begin{bmatrix}0&0&0&0\\0&0&0&0\\0&0&1&0\\0&0&0&1\end{bmatrix}\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}_l-\hat{\boldsymbol{\theta}}_{l-1}\right)\right\|_2<\delta$$

则说明定位估计已达稳定状态, 不用再执行估计更新, 输出 $\hat{\boldsymbol{\theta}}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_l$. 否则, 转到下一个采样时刻, 置 $r=1$, $l=l+1$; 滤波初值 $(\hat{P}_1)^{(l)}=P_{l-1}$, $(\hat{\boldsymbol{\theta}}_1)^{(l)}=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{l-1}$, 转步骤 2.

已知每个采样时刻 t_l 的初始估计 $(\hat{\boldsymbol{\theta}}_1)^{(l)}$, 算法 1 通过步骤 3 ∼ 5 的循环计算获取该时刻的稳定估计 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_l$, 并将其作为下一个采样时刻的初始估计, 当前后采样时刻的参数估计相差较小, 满足步骤 6 的判定标准, 最终估计依据步骤 6 获取.

算法 1 的初始估计值有两种选取方式, 即可依据式 (12) (或式 (13)) 确定, 亦可采用初始阶段采样数据较少时的二乘估计解. 算法 1 的尺度参数一般取 $\kappa=1$. 算法 1 中, 显然阈值 δ 值越大, 算法复杂度越低. δ 取值的变化使得该方法可在不同数据处理能力的上位机上运行. 理论上讲 δ 值越小, 越有利于获取可靠估计, 但经过本文多次仿真实验表明, δ 值过小 (导致陷入无限循环或发散到奇异估计点), 过大 (得到低精度估计值) 都不利于获得可靠估计, 初步判断 δ 值在 0.1 m ∼ 1 m 之间浮动为宜.

注 6. 算法 1 采用的是非变尺度无迹卡尔曼滤波. 假定了观测噪声分布存在经验数据. 当观测噪声分布未知, 暗含在系统中, 此时应对参变量 $\boldsymbol{\theta}$ 进行扩维, 并采用扩维无迹卡尔曼滤波[31]. 在此情形下, 当部署的网络节点较多时, 扩维无迹卡尔曼滤波有较大的计算量.

注 7. 在算法 1 中, 原则上要求每个节点都参与运算. 在实际的操作过程中, 在某时刻, 由于污染扩散仅限于近岸水域的某个子区域, 而子区域外的浓度测量为零, 因此, 为了便于操作, 往往采用 t_l 时刻的非零浓度观测节点.

3 实验仿真

该部分的模拟仿真实验首先采用水文软件工具包 MODFLOW[16] 仿真靠近不透水边界的扩散源的扩散浓度场, 然后根据仿真产生的数据进行定位实验.

MODFLOW 是一套有限差分地下水流数值模拟软件, 自问世以来, 由于其仿真数据的近似真实性, 已在全世界范围内, 在环境保护、水资源利用等许多行业和部门得到了广泛的应用, 成为最为普及的水文数值模拟的计算软件之一. 由于地下水流在土壤中的迁移规律与地表水体中溶质扩散迁移规律的相似性[32−33], 亦被广泛用于湖泊水库等水体中的水质与水温模拟[33]. 将该软件用于本文的模拟仿真实验, 产生的数据相对于其他工具更能反映真实的近岸污染源扩散规律. 本文采用了数值模拟软件 GMS 6.0[16] 中的 MODFLOW 计算内核.

注 8. 地下水流的迁移规律与地表水体中溶质扩散迁移规律的相似性体现在本文中为: 若将扩散系数等效为地下水传导系数, 水体深度等效为地下

水弹性储水系数, 质量流率等效为稳态注水量, 浓度等效为水头, 本文浓度模型将等效为 “半无限含水层中承压水完整井” 水头模型[32].

3.1　实验仿真

在 $10\,\mathrm{m}\times 10\,\mathrm{m}$ 的静止浅滩水体中, 距不透水沿岸 Y, $(x_0, y_0) = (0.95, 5.55)$ (m) 处有一连续污染源, 从时刻 $t_0 = 0\,\mathrm{h}$ 开始连续释放注入浓度为 $C_0 = 10\,\mathrm{kg/m^3}$ 的污染质溶液, 注入速率为 $Q = 10\,\mathrm{m^3/h}$, 水体的平均水深为 $f = 10\,\mathrm{m}$, 扩散系数各向同性 $D_x = D_y = 0.5\,\mathrm{m^2/h}$, 图 4 和图 5 为不同时刻的浓度场情形.

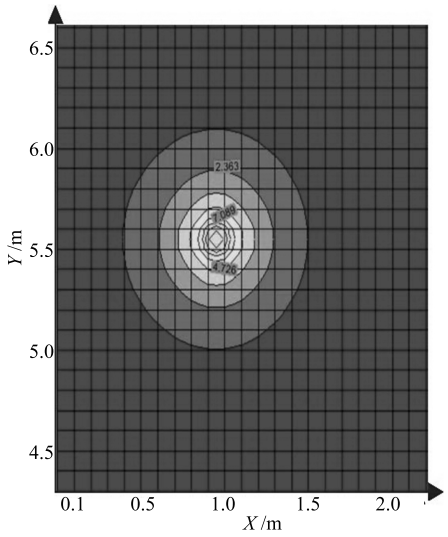


图 4　第 2 h 时的浓度场

Fig. 4　The concentration field at the 2nd hour

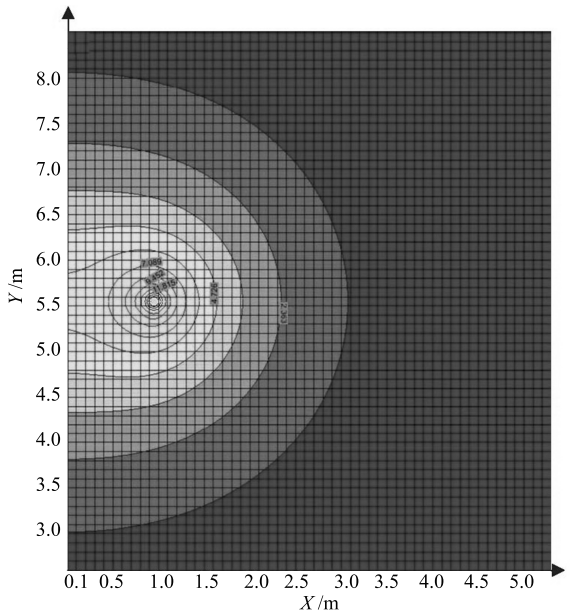


图 5　第 26 h 时的浓度场

Fig. 5　The concentration field at the 26th hour

对比图 4 中 “第 $t = 2\,\mathrm{h}$ 时的浓度场” 与图 5 中 “第 $t = 26\,\mathrm{h}$ 时的浓度场”, 当扩散还未受到边界约束时, 扩散场等位线近乎为圆, 随着时间的推移, 扩散场开始受边界影响, 等位线开始发生变形. 该结果与第 1.2 节的模型分析一致. 结合仿真数据可知, 在受近岸影响的扩散场中, 与源同等距离的观测位置, 靠近河岸的位置处的浓度要明显大于远离河岸位置处的浓度. 离镜像源越近的位置处的扩散越先受到镜像反射效应的影响.

观测点设置: 在相应水域内随机分布有 400 个观测点, 观测值为 MODFLOW 仿真值.

注 9. 在 MODFLOW 仿真中, 每个单元格为一个差分格, 单元格内所有位置处的浓度值为单元格中心的浓度值. 水文仿真中的浓度值为确定值, 其数据误差的大小取决于单元格划分的精细程度.

实验 1. 在第 3.1 节的实验背景下, 根据从 1 h 时刻到 30 h 的采样数据, 采用信赖域数值算法[22], 对比通用模型法与近似函数法, 估计结果如表 1 所示. 表中的数据皆保留小数点后两位数据, 位置坐标单位统一为 “m”, 时间单位统一为 “h”, 质量流率单位统一为 “kg/h” (后同).

实验中, 节点分别在第 1, 6, 10, 12, 14, 18, 20, 22, 26, 30 h 采样, 近似函数法的模型判定阈值 $\alpha = 0.06\,\mathrm{kg/m^3}$. 针对实验 1, 首先介绍数值计算初始值选取方案, 然后阐述实验结果.

数值计算初始值选取方案: 依据式 (13) 得到初值点为 (0.85, 7.55, 0, 70), 具体方法为, 实验中最小采样间隔为 2 h, 依据式 (13) 可算得预估初始扩散时间为 0. 给定筛选阈值 (本实验取 $0.03\,\mathrm{kg/m^3}$), 浓度大于给定阈值的观测点被认为是较早有浓度反应的点, 筛选出这些观测点, 以这些点的位置平均值为位置初始值, 将这些观测点从 t_1 =1 h 到 t_2 =6 h 的浓度增量代入式 (13) 计算质量流率初始值.

观察表 1, 结合实验过程, 有如下结果:

1) 通用模型法可在任意截止采样时刻得到源参数的参考信息, 而对于近似函数法, 由于在较小截止采样时刻阶段无法判定观测点的浓度模型, 因而无法实现. 第 30 h, 通用函数法的定位精度为 0.04 m, 近似函数法的定位精度为 0.12 m, 都有较好的定位精度.

2) 浓度测量值相比于质量流率较小 (大多数观测点离源有一定的距离, 这些观测点的浓度观测大多不大于 $5\,\mathrm{kg/m^3}$), 使得观测值的微小误差都会对质量流率的估算带来较大扰动. 因此纵观表 1 的质量流率估算数据, 其估计误差相比于位置估计误差较大. 但是由表 1 所示, 采用近似函数法进行参数估计, 当数据充足时, 相比于通用模型法, 可获取较为精确的质量流率参考信息.

表 1 通用模型法与近似函数法估计 (实际值 (0.95, 5.55, 0,100))

Table 1 Comparison between the algorithm based on the general model and the algorithm based on the approximation function (actual value (0.95, 5.55, 0, 100))

数据源	通用模型法估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$	近似函数法估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$
1 h	(1.04, 5.64, 0.73, 25.24)	
1 ∼ 6 h	(1.01, 5.65, 0.85, 39.98)	(0.94, 5.61, 1.00, 50.98)
1 ∼ 10 h	(0.99, 5.63, 0.85, 47.35)	(0.90, 5.60, 1.00, 61.13)
1 ∼ 12 h	(0.98, 5.62, 0.86, 51.48)	(0.89, 5.58, 1.00, 67.32)
1 ∼ 14 h	(0.97, 5.61, 0.86, 54.74)	(0.87, 5.57, 1.00, 72.21)
1 ∼ 18 h	(0.96, 5.61, 0.86, 58.57)	(0.85, 5.57, 1.00, 77.84)
1 ∼ 20 h	(0.94, 5.59. 0.87, 61.67)	(0.85, 5.57, 1.00, 82.44)
1 ∼ 22 h	(0.94, 5.59, 0.87, 64.34)	(0.84, 5.56, 1.00, 86.41)
1 ∼ 26 h	(0.94, 5.59, 0.87, 67.19)	(0.83, 5.56, 1.00, 90.62)
1 ∼ 30 h	(0.93, 5.59, 0.87, 70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.80)

对于估计问题式 (11) 与式 (17), 难以获取全局最优解, 在求解局部最优解时受给定的数值计算初值影响, 当节点的部署方式不同, 有不同的计算初值, 在实验 2 中, 从实验的角度探讨该问题.

实验 2. 在第 3.1 节的实验背景下, 依据 1 ∼ 30 h 的监测数据, 便于从多方面考察给定的数值计算初值对估计性能的影响, 仅从数值计算的初值角度考察估计性能 (与式 (12) 和式 (13) 不相关), 在不同的数值计算初值情况下, 同采用信赖域二乘数值解法与数值计算停止准则, 对比通用模型法与近似函数法实验性能如表 2 所示.

观察表 2, 有如下结果:

1) 多个参变量之间的估计存在耦合干扰, 当计算初值不同时, 近似函数法的位置估计大多处于 (0.83, 5.55), 而通用函数法的估计结果有较大抖动 (可偏差至 (0, 2.94)), 相比于通用函数法, 近似函数法的结果输出要更稳定一些. 因此, 从实验的角度可得出初步结论: 相比于通用函数法, 近似函数法的定位估计性能更稳健.

2) 表 2 中, 参数估计对起始扩散时间的估计为负, 表明推断的扩散事件发生时间可能在记时坐标系原点 (本文即第 0 h) 之前.

3) 观察第 10 和 11 行, 从近似函数法的实验结果可推断, 极端的位置初值并不一定导致低精度的输出结果.

综合实验 1 和实验 2 可知, 当截止采样时刻 t_L 较小时, 可采用通用函数法, 以获取目标源的初步参考信息. 当截止采样时刻 t_L 较大, 在进行非线性最小二乘定位估计时, 宜采用非线性程度较低近似函数法, 以获取较为准确的目标源参数参考信息.

随着监测时间的推移, 会获得较大的监测数据量, 尤其是可用观测点较多时, 数据量急剧增长, 避免重复且复杂的非线性二乘数值计算, 综合多个时刻的观测数据, 采用无迹卡尔曼滤波方法进行参数估计. 在实验 3 中, 探讨该方法的实验性能.

实验 3. 在第 3.1 节的实验背景下, 不同的采样时刻, 分别以实验 2 中数值计算初值 (2, 4.50, 5, 90), (0, 6.50, 0, 90), (2, 7.50, 1, 10) 作为滤波初值, 在每个采样时刻执行无迹卡尔曼滤波估计的结果对比如表 3 所示.

在实验 3 中, 开方矩阵采用 Cholesky 分解方法获取, 停止阈值 $\delta = 0.25\,\mathrm{kg/m^3}$, 假定每项非零浓度观测的噪声的均值为 0, 标准差为 $1\,\mathrm{kg/m^3}$, 初始协方差矩阵 $\mathrm{diag}\{4, 4, 4, 100\}$.

在表 3 中, 不同初始值的位置预估误差 (估算位置与 (x_0, y_0) 的距离) 分别为: 1.48 m, 1.34 m, 2.21 m, 采用无迹卡尔曼滤波后的位置估算误差为: 0.49 m, 0.04 m, 0.06 m, 相比于初始值, 滤波后的位置精度有所提高.

当应用无迹卡尔曼滤波进行参数估计时, 其最终输出结果的好坏亦关联于计算初值, 对比表 1 与表 3, 相比于近似函数法与通用模型法, 并不能使得输出结果优于此两种方法. 但基于无迹卡尔曼滤波的参数估计方法的算法复杂度相对较低, 仅需存储和利用某个采样时刻的观测数据, 不必在每个截止采样时刻进行重复的数值计算.

本文不仅在第 3.1 节的实验背景下进行实验, 还在距河岸不同距离, 以及不同排污量的情形下进行仿真实验 4.

实验 4. 设定网络采样间隔为 2 h, 基于 1 ∼ 35 h 的监测数据, 依据式 (13), 仿照实验 1 中的初始值选取方式产生数值计算初始值. 在不同场景下 (水域范

表 2　初始值对估计结果的影响 (实际值 $(0.95, 5.55, 0, 100)$)

Table 2　Results varing with different initial values (actual value $(0.95, 5.55, 0, 100)$)

初始值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$	通用模型法估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$	近似函数法估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$
(2, 7.50, 1, 90)	(0.93, 5.59, 0.87, 70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(2, 7.50, 1, 10)	(0, 2.94, −0.42, 200.00)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(2, 7.50, 1, 60)	(0.93, 5.59, 0.87, 70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(2, 7.50, 5, 60)	(0.93, 5.58, 0.87, 70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(2, 4.50, 5, 90)	(2.18, 5.21, 0.95, 68.50)	(2.16, 5.21, −1.00, 63.84)
(2, 4.50, 1, 70)	(2.18, 5.21, 0.95, 68.50)	(2.16, 5.21, −1.00, 63.84)
(2, 4.50, 1, 20)	(0, 2.94, −0.42, 200.00)	(2.16, 5.21, −1.00, 63.84)
(0, 6.50, 0, 90)	(0.93. 5.89, 0.87.70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(0, 6.50, 0, 20)	(0.93, 5.59, 0.87, 70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(1, 1 000, 5, 20)	(2.18, 5.21, 0.95, 68.53)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)
(1 000, 1, 5, 20)	(0.93, 5.59, 0.87, 70.03)	(0.83, 5.55, 1.00, 94.29)

表 3　无迹卡尔曼滤波估计更新 (实际值 $(0.95, 5.55, 0, 100)$)

Table 3　Results of the algorithm based on UKF (actual value $(0.95, 5.55, 0, 100)$)

数据源	初始值 (2, 4.50, 5, 90)	初始值 (0, 6.50, 0, 90)	初始值 (2, 7.50, 1, 10)
6 h	(1.90, 4.75, −2.23, 89.25)	(0.37, 5.76, −3.42, 90.46)	(0.01, 5.01, 0.38, 26.40)
10 h	(0.65, 5.17, 0.28, 100.25)	(0.78, 5.29, −0.72, 88.74)	(0.83, 5.06, 4.66, 67.62)
12 h	(0.50, 5.36, 1.62, 100.09) (输出)	(1.14, 5.32, 1.17, 91.10)	(0.95, 5.40, 4.02, 70.09)
14 h		(0.46, 5.80, 1.00, 91.31)	(0.97, 5.61, 4.13, 70.43) (输出)
18 h		(0.83, 5.52, 0.21, 96.24)	
20 h		(0.91, 5.55, 0.32, 96.11) (输出)	

表 4　不同背景下的估计输出

Table 4　Results in different scenarios

UKF 估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$	通用模型法估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$	近似函数法估计值 $(\hat{x}_0, \hat{y}_0, \hat{t}_0, \hat{M}_0)$	实际值 (x_0, y_0, t_0, M_0)
(1.59, 5.58, 0.70, 87.47)	(1.86, 5.84, 0.91, 53.02)	(1.83, 5.85, 1.00, 56.81)	(2.05, 5.65, 0, 100)
(2.24, 6.20, 4.51, 92.94)	(0, 4.75, −1.00, 200.00)	(0.95,5.15, −1.00, 200.00)	(2.55, 5.65, 0, 90)
(1.08, 4.83, 1.97, 72.58)	(0.93, 5.59, 0.87, 70.03)	(1.04, 5.72, 0.00, 58.20)	(1.05, 5.65, 0, 80)
(3.50, 5.08, −0.42, 65.50)	(0.93, 5.58, 0.87, 70.03)	(3.63, 5.73, 1.00, 134.96)	(3.05, 5.65, 0, 100)
(2.72, 4.93, 1.55, 57.95)	(2.18, 5.21, 0.95, 68.50)	(4.09, 5.63, −1.00, 69.87)	(4.05, 5.65, 0, 70)

围不变, 节点部署不变) 的估计结果输出如表 4 所示.

综合表中的 4 种情况, 三种方法的平均定位精度在 1 m 以内, 其中, UKF 法的平均定位精度为 0.83 m, 通用函数法的平均定位精度为 0.64 m, 近似函数法的平均定位精度为 0.53 m.

综合上述各实验结果, 得到如下实验结论: 在近岸污染源定位应用中, 若需及时获取源位置估计, 亦采用通用函数法; 若需获取较为精确的源相关参数估计宜采用近似函数法; 当计算中心计算能力有限时, 采用 UKF 递推算法, 亦可满足定位应用需求.

4　总结与展望

针对近岸污染源扩散, 本文首先分析了扩散过程, 提出了分段扩散模型. 然后, 提出了三种污染源

定位方法: 当需要及时获取可用污染源信息宜采用通用函数法; 否则选用近似函数法较合适; 当计算中心计算能力有限时可采用基于无迹卡尔曼滤波的参数估计算法, 权衡计算效率与位置估计精度. 最后, 结合水文软件仿真数据, 验证了本文算法在近岸污染源定位应用中的实用性. 本文仅在仿真中给出了与定位算法密切相关的经验参数 α (近似函数法模型判定阈值) 的相关设定, 在本文后续工作中, 将根据实际数据探讨针对不同类型污染扩散物 (如有机化合物、盐离子、重金属等), 不同背景下的工程经验参数取值.

本文后续工作还将把本文算法推广到受双边界影响的扩散场中的源定位.

References

1 Akyildiz I, Su W, Sankarasubramanian Y, Cayirci E. A survey on sensor networks. *IEEE Communications Magazine*, 2002, **40**(8): 102−114

2 Wang Ying-Guan, Wang Zhi. *Wireless Sensor Networks*. Beijing: Electronic Industry Press, 2012. 2−11
(王营冠, 王智. 无线传感器网络. 北京: 电子工业出版社, 2012. 2−11)

3 Lim A, Yang Q, Casey K, Neelisetti R K. Real-time target tracking with CPA algorithm in wireless sensor networks. In: Proceedings of the 5th Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks. San Francisco, USA: IEEE, 2008. 305−313

4 Michaelides M P, Panayiotou C G. Plume source position estimation using sensor networks. In: Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on Mediterranean Conference on Control and Automation. Limassol, Cyprus: IEEE, 2005. 731−736

5 Kuang Xing-Hong, Shao Hui-He. Application of sensor networks in plume source position estimation. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2006, **32**(7): 780−783
(匡兴红, 邵惠鹤. 无线传感器网络在气体源预估定位中的应用. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2006, **32**(7): 780−783)

6 Wang H, Zhou Y M, Yang X L, Wang L R. Plume source localizing in different distributions and noise types based on WSN. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Communications and Mobile Computing. Shenzhen, China: IEEE, 2010: 63−66

7 Mitra S, Duttagupta S P, Tuckley K, Ekram S. 3D ad-hoc sensor network based localization and risk assessment of buried landfill gas source. *International Journal of Circuits Systems and Signal Processing*, 2012, **6**(1): 75−86

8 Zhao T, Nehorai A. Distributed sequential Bayesian estimation of a diffusive source in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, **55**(4): 2213−2225

9 Gunatilaka A, Ristic B, Skvortsov A, Morelande M. Parameter estimation of a continuous chemical plume source. In: Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion, Cologne. Germany: IEEE, 2008. 1−8

10 Huang C F, Hsing T, Cressie N, Ganguly A R, Protopopescu V A, Rao Nageswara S. Bayesian source detection and parameter estimation of a plume model based on sensor network measurements. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 2010, **26**(4): 331−348

11 Zoumboulakis M, Roussos G. Estimation of pollutant-emitting point-sources using resource-constrained sensor network. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Geosensor Networks. Berlin, Germany: Springer, 2009. 21−30

12 Laird C D, Biegler L T, Waanders B B G. Mixed-integer approach for obtaining unique solutions in source inversion of water networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2006, **132**(4): 242−251

13 Cristo C D, Leopardi A. Pollution source identification of accidental contamination in water distribution networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2008, **134**(2): 197−202

14 Tryby M E, Propato M, Ranjithan S R. Monitoring design for source identification in water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2010, **136**(6): 637−646

15 Luan F, Chai L, Yang J. Parameter estimation of a continuous chemical plume source. In: Proceedings of the 9th World Congress on Intelligent Control and Automation. Beijing, China: IEEE, 2012, 164−169

16 Aquaveo. GMS manual [Online], available: http://wenku.baidu.com/view/5760e3631ed9ad51f01df259.html, May 13, 2013. 25−77

17 Yan Bin, Zhou Xiao-Jia, Wang Hou-Jun. An energy-efficient wireless sensor network based on geographical information. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(7): 743−751
(闫斌, 周小佳, 王厚军. 一种基于地理位置信息的高能效无线传感器网络. 自动化学报, 2008, **34**(7): 743−751)

18 Hao Zhi-Kai, Wang Shuo, Tan Min. Hybrid positioning algorithm based on optimization. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(5): 711−719
(郝志凯, 王硕, 谭民. 基于优化策略的混合定位算法. 自动化学报, 2010, **36**(5): 711−719)

19 Peng Yu, Luo Qing-Hua, Wang Dan, Peng Xi-Yuan. WSN localization method using interval data clustering. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(7): 1190−1199
(彭宇, 罗清华, 王丹, 彭喜元. 基于区间数聚类的无线传感器网络定位方法. 自动化学报, 2012, **38**(7): 1190−1199)

20 Radi M, Dezfouli B, Bakar K A, Lee M. Multipath routing in wireless sensor networks: survey and research challenges. *Sensors*, 2012, **12**(1): 650−685

21 Niu Jian-Jun, Deng Zhi-Dong, Li Chao. Distributed scheduling approaches in wireless sensor network. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(5): 517−528
(牛建军, 邓志东, 李超. 无线传感器网络分布式调度方法研究. 自动化学报, 2011, **37**(5): 517−528)

22 Jiang Peng. Survey on key technology of WSN-based wetland water quality remote real-time monitoring system. *Chinese Journal of Sensor and Actuators*, 2007, **20**(1): 183−186
(蒋鹏. 基于无线传感器网络的湿地水环境远程实时监测系统关键技术研究. 传感技术学报, 2007, **20**(1): 183−186)

23 Zhuiykov S. Solid-state sensors monitoring parameters of water quality for the next generation of wireless sensor networks. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 2012, **161**(1): 1−20

24 Peng Ze-Zhou, Yang Tian-Xing, Liang Xiu-Juan, Gu Zhao-Sheng. *The Water Environment Mathematical Model and Its Application*. Beijing: Chemical Industry Press, 2007. 33−35
(彭泽洲, 杨天行, 梁秀娟, 谷照升. 水环境数学模型及其应用. 北京: 化学工业出版社, 2007: 33−35)

25 Coleman T F, Li Y Y. An interior trust region approach for nonlinear minimization subject to bounds. *SIAM Journal on Optimization*, 1996, **6**(2): 418−445

26 Shan S D. A Levenberg-Marquardt Method for Large-scale Bound-constrained Nonlinear Least-squares [Master dissertation], Acadia University, Canada, 2006

27 Coleman T F, Li Y Y. On the convergence of reflective Newton methods for large-scale nonlinear minimization subject to bounds. *Mathematical Programming*, 1994, **67**(2): 189−224

28 Chen Bao-Lin. *Optimization Theory and Algorithm (2nd edition)*. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. 410−412
(陈宝林. 最优化理论与算法 (第 2 版). 北京: 清华大学出版社, 2005. 410−412)

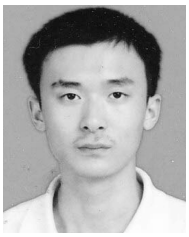
29 Gustafsson F, Hendeby G. Some relations between extended and unscented Kalman filters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, **60**(2): 545−555

30 Savvides A, Park H, Srivastava M B. The bits and flops of the n-hop multilateration primitive for node localization problems. In: Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications. Atlanta, USA: ACM, 2002. 112−121

31 Li Heng, Zhang Jing-Yuan, Luo Xuan, Shen Jian. The study on form and performance of unscented Kalman filtering algorithm. *Journal of Projectiles, Rocket, Missiles, and Guidance*, 2012, **32**(3): 189−196
(李恒, 张静远, 罗轩, 谌剑. 无味卡尔曼滤波算法形式及性能研究. 弹箭与制导学报, 2012, **32**(3): 189−196)

32 Yang Tian-Xing, Fu Ze-Zhou, Liu Jin-Shan, Lin Xue-Yu. *The Calculation Principles and Methods of the Unsteady Motion of Wells in Groundwater Flow*. Beijing: Geological Publishing House, 1979. 130−154
(杨天行, 傅泽周, 刘金山, 林学钰. 地下水流向井的非稳定运动的计算原理及计算方法. 北京: 地质出版社, 1979. 130−154)

33 Feng Min-Quan, Zheng Bang-Min, Zhou Xiao-De. *Water Environment Simulation and Prediction*. Beijing: Science Press, 2008. 1−14, 137, 208
(冯民权, 郑邦民, 周孝德. 水环境模拟与预测. 北京: 科学出版社, 2008. 1−14, 137, 208)



罗 旭 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心博士研究生. 主要研究方向为无线传感器网络.
E-mail: silyaseln@live.cn
(**LUO Xu** Ph. D. candidate at the Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology. His research interest covers wireless sensor networks.)

柴 利 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心教授. 主要研究方向为滤波器组设计, 控制理论与应用, 无线自组织网络. 本文通信作者.
E-mail: chaili@wust.edu.cn
(**CHAI Li** Professor at the Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology. His research interest covers filter bank design, control theory and applications, and wireless ad hoc networks. Corresponding author of this paper.)

杨 君 武汉科技大学冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心副教授. 主要研究方向为无线传感器网络, 信号处理. E-mail: yangjun@wust.edu.cn
(**YANG Jun** Associate professor at the Engineering Research Center of Metallurgical Automation and Measurement Technology, Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology. Her research interest covers wireless sensor networks and signal processing.)