

6-2-2020

## Research and Implementation on Source Term Estimation Methods of Pollution in Chemical Parks

Zhengqiu Zhu

*Institute of Simulation Engineering School of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;*

Bin Chen

*Institute of Simulation Engineering School of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;*

Sihang Qiu

*Institute of Simulation Engineering School of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;*

Rongxiao Wang

*Institute of Simulation Engineering School of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Research and Implementation on Source Term Estimation Methods of Pollution in Chemical Parks

## Abstract

**Abstract:** Studying the source term estimation methods of pollution in chemical clusters is effective to avoid accidents, since biochemical disasters have brought great loss to human beings. *Safety monitoring of chemical industry parks was modeled via unmanned aerial vehicle (UAV) monitoring system, inverse problem model, ridge regression model, and particle swarm optimization algorithm. Based on that, a practical case was given to analyze results of experiment. Research findings are helpful for risk assessments and emergency management.*

## Keywords

biochemical disasters, inverse problem model, ridge regression, PSO, UAVs monitoring system

## Authors

Zhengqiu Zhu, Bin Chen, Sihang Qiu, Rongxiao Wang, and Xiaogang Qiu

## Recommended Citation

Zhu Zhengqiu, Chen Bin, Qiu Sihang, Wang Rongxiao, Qiu Xiaogang. Research and Implementation on Source Term Estimation Methods of Pollution in Chemical Parks[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 2134-2139.

# 化工园区污染源源项估计方法及实现

朱正秋, 陈彬, 邱思航, 王戎骁, 邱晓刚

(国防科技大学信息系统与管理学院仿真工程研究所, 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 生化灾害一旦发生, 其危害极大, 研究化工园区污染源源项估计方法可以防微杜渐, 有效避免事故发生, 这对保障社会的公共安全起到至关重要的作用。从无人机监测系统、反问题模型、岭回归计算以及粒子群算法等 4 个方面的研究对化工园区的安全监测问题进行建模分析, 通过一个实际案例对模型和算法的有效性进行了验证。该研究能辅助管理者更好地对化工事故进行风险评估和应急管理, 避免和减少化工事故所带来的影响和危害。

**关键词:** 生化灾害; 反问题模型; 岭回归计算; 粒子群算法; 无人机监测系统

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 09-2134-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201709035

## Research and Implementation on Source Term Estimation Methods of Pollution in Chemical Parks

Zhu Zhengqiu, Chen Bin, Qiu Sihang, Wang Rongxiao, Qiu Xiaogang

(Institute of Simulation Engineering School of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Studying the source term estimation methods of pollution in chemical clusters is effective to avoid accidents, since biochemical disasters have brought great loss to human beings. *Safety monitoring of chemical industry parks was modeled via unmanned aerial vehicle (UAV) monitoring system, inverse problem model, ridge regression model, and particle swarm optimization algorithm. Based on that, a practical case was given to analyze results of experiment. Research findings are helpful for risk assessments and emergency management.*

**Keywords:** biochemical disasters; inverse problem model; ridge regression; PSO; UAVs monitoring system

## 引言

生化灾害因其危害性极大, 致死率极高, 已经成为最令人畏惧的灾害之一。它发生的主要成因包括生化工厂的灾害性物质泄漏、危险物质运输车辆事故、突发自然灾害引起的次生灾害、重大传染病以及生化武器袭击等。如 1984-12-03 发生于印度博帕尔市一农药厂的异氰酸甲酯泄露事故, 共造

成 2.5 万人直接致死, 55 万人间接死亡<sup>[1]</sup>。发生于 2015-08-12 的天津港爆炸事件是我国近 20 年来国内发生最严重、最复杂、最危险的一次化学品突发事件, 确定死亡人数 165 人, 失踪 8 人, 并直接导致了近 70 亿元的财产损失, 同时还造成不可估量的环境污染和舆论反应<sup>[2]</sup>。化工园区是生化产品生产和存储的基地, 一旦发生事故会造成不可估量的后果。对化工园区进行常规化监测, 利用溯源算法进行污染源源项估计可以快速定位排放源释放位置以及排放速率, 可以将事故掐死在源头。因此, 对化工园区污染源进行源项估计尤为重要。

生物物质的扩散与粒子的自由扩散类似, 是一



收稿日期: 2017-03-29 修回日期: 2017-07-14;  
基金项目: 国家自然科学基金(71673292, 61503402),  
国家重点研发计划(2017YFC0803300), 上海市软件和集成电路产业发展专项资金(150312);  
作者简介: 朱正秋(1994-), 男, 江苏淮安, 硕士生, 研究方向为系统仿真。

<http://www.china-simulation.com>

• 2134 •

种常见的自然现象, 人们对于物质扩散模型的研究可以追溯到 19 世纪<sup>[3]</sup>。现有的扩散模型大致分为 3 类: (1) 以统计数据为基础而建立的统计扩散模型, 如高斯模型、重气模型<sup>[4]</sup>等; (2) 以偏微分方程为基础, 通过求解偏微分方程得到扩散结果, 而这一类模型根据偏微分方程的求解方法可细分为解析法求解和有限元法求解<sup>[5]</sup>等; (3) 以蒙特卡洛法为基础, 将空间划分为网格, 根据连续时间随机游走理论, 从而实现复杂边界的扩散仿真<sup>[6-7]</sup>。

污染源源项参数估计问题属于平流-扩散反问题, 近年来, 国内外学者对此进行了大量的研究工作。Yildiz 等<sup>[8]</sup>采用 Tikhonov 正则化方法对该问题进行了深入研究; Keats 等<sup>[9]</sup>通过结合伴随平流扩散方程与马尔科夫蒙特卡洛方法有效地实现计算, 解决了这个问题; 马登龙等<sup>[10]</sup>未采用贝叶斯推断方法, 而是使用粒子群算法对源项参数进行了最优化计算。

本文的目标是基于无人机监测系统和溯源算法对化工园区内可疑污染源排放点进行源项估计和安全监测。利用 DJI M100 无人机作为数据采集的开发平台, 挂载有害气体传感器在化工园区内进行数据采集。利用国防科学技术大学仿真研究所开发的 KD-ADSS 软件对生化物质扩散过程进行仿真。在此基础上, 将贝叶斯推断方法、岭回归算法以及改进的粒子群算法相结合, 提出了一种改进的溯源方法, 有效地对化工园区污染源进行源项参数估计。

## 1 方法

本文将根据释放源的释放速率  $q(t)$  和释放位置  $l$ , 以及风场数据  $W$  计算生化物质扩散效果。风场  $W$  中包含了风速和方向信息, 在时空均可变。同时, 生化物质颗粒沿着风场运动。假设扩散源的基本参数是  $\theta = \{l, q(t)\}$ , 那么在时间  $t$  位于  $z$  位置的理论污染浓度  $r_z(t)$  可通过扩散过程函数  $r_z(t) = f(t, z, \theta)$  来计算。那么  $z$  的观测污染浓度表达式为:

$$r_z(t) = f(t, z, \theta) + e \quad (1)$$

其中观测值相互独立, 且假设观测误差  $e$  服从高斯分布, 即  $e \sim N(0, \sigma_e^2)$ 。

以上描述的是生化物质扩散的正问题, 正问题的求解需要提前知道扩散源的基本参数, 也即  $\theta = \{l, q(t)\}$ , 而在化工园区内进行安全监测时, 扩散源基本参数反而成为了未知量, 对于这些参数的求解正是平流-扩散反问题。

本文利用无人机监测系统采集到的观测数据  $d = \{\omega_i\}_{i=1}^m$  基于改进的溯源算法来估计扩散源参数  $\theta = \{l, q(t)\}$ , 从而确定扩散源位置和释放速率, 进一步判断化工厂排放源是否存在安全风险。

### 1.1 无人机监测系统

#### 1.1.1 无人机平台优势

以往观测数据一般由固定监测站采样得到, 因而计算结果的精度很大程度上依赖于监测站的数量和分布位置。由于监测站部署成本较高, 所以无法保证化工园区关键区域都存在有效监测, 而少量的监测站又无法很好地覆盖反算空间, 无法进行有效计算。本文采用的基于无人机平台的监测系统能够克服上述缺点, 不受空间的限制, 无人机能够在三维空间自由移动, 大大提高了采集到关键数据的可能性。

#### 1.1.2 无人机监测系统结构

无人机平台采用的是 DJI 公司的 MATIRCE 100 型无人机, 如图 1 所示, 最大额外载重为 1.2 kg, 单电池最长飞行时间为 20 min, 最大飞行速度为 22 m/s, 飞行高度可达百米以上。因此在单电池飞行情况下可保证 10 km 以上的飞行距离, 能够满足一个普通化工厂扩散源的确定需求。此外, 无人机上搭载了由 Raspberry Pi 2b 驱动的 ZE-03 气体传感器。Raspberry Pi 2b 通过 LTE 发射器将采集的浓度数据发送到云数据库, 同时在 Raspberry Pi 2b 本机也存储一份数据以防数据在发送过程中出现数据丢失等意外情况。

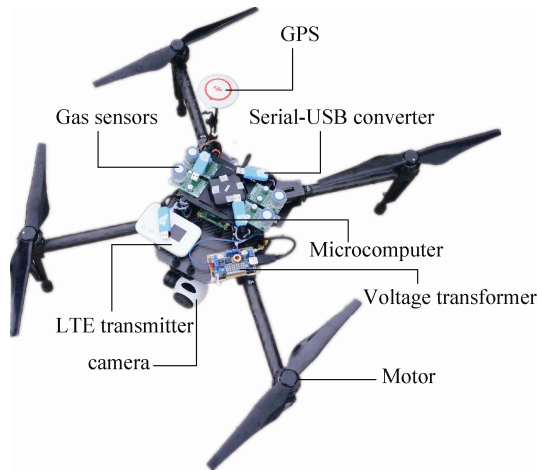


图 1 无人机有害气体监测系统

Fig. 1 Atmospheric pollutants monitoring system based on UAV platform

### 1.1.3 飞行路径的确定

为了保证得到关键数据,飞行路径应依照下述规则确定。首先环绕待测区域的外围道路飞行,起飞区域应确定在估计区域的下风向位置,这样有更大的概率能在短时间内采集到关键数据。当浓度数据出现明显的先增后减的峰值时,说明无人机飞过了烟羽中心轴,可认为无人机已采集到关键数据,这时顺着风使无人机前进或后退一段距离后,反方向飞回以使无人机再次采集到浓度峰值,如此往复多次后返航,无人机飞行轨迹如图 2 所示,图中点的颜色深浅表示采集到的气体浓度值大小,颜色越深表示气体浓度值越高。

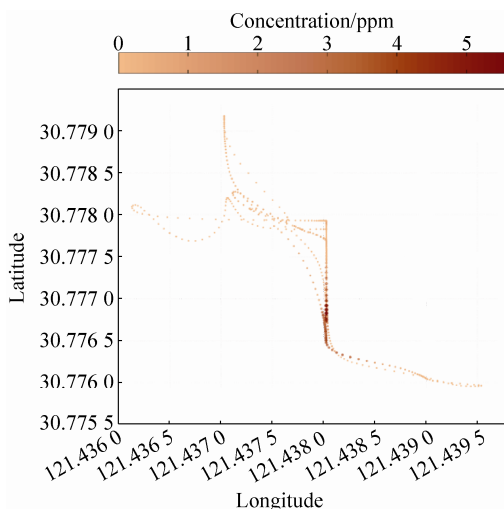


图 2 关键区域无人机飞行路线

Fig. 2 UAV flight path in key regions

## 1.2 反问题模型

本文使用高斯多烟团模型作为反问题研究的生物物质扩散模型,可以用函数  $f$  近似计算一个速率可变、风场可变的烟羽的浓度值,那么扩散方程还可以表示为:

$$C_i(t_i) \approx f(t_i, z_i, \theta) = \sum_{j=1}^n q_j \times f(t_i, z_i, l, t_{\text{start}} + (j-1)\delta) = \sum_{j=1}^n q_j \times f_{ij} \quad (2)$$

式(2)计算的是一个扩散源位于位置向量  $l$  处,瞬时释放量为  $q_j$ ,从  $t_{\text{start}}$  时刻开始扩散的烟团在  $t_i$  时刻位于位置向量  $z_i$  的观测点的浓度值  $C_i$ 。式中:  $q_j$  为第  $j$  个烟团的释放量,也即烟羽的释放速率;  $n$  为烟团个数;  $\delta$  为各个烟团的释放间隔时间。其中,各个烟团的释放时间间隔满足以下关系:

$$\begin{cases} \int_{t_{\text{start}}+(i-1)\delta}^{t_{\text{start}}+i\delta} q(t)dt = q_i \\ t_{\text{end}} - t_{\text{start}} = n\delta \end{cases} \quad (3)$$

此外,扩散函数还可以用矩阵表示,如下式:

$$C \approx G \times q \quad (4)$$

式中:  $G$  是已知的传递方程,包含的是正向高斯扩散模型计算信息;  $q$  是模型的未知参数向量(如扩散源位置和释放速率);  $C$  包含了监测站的观测信息;用合理的估计值  $\hat{q}$  来代替  $q$ ,满足上述方程,就是最终的目标。

易知方程  $C(t) = f(t, z, \theta)$  是一个非线性方程,难以反算得到源项参数的解析解,但是可以通过贝叶斯推断的后验概率分布函数来求解该类反问题。由贝叶斯推断方法,有如下公式成立:

$$p(\theta | d) \propto p(d | \theta)p(\theta) \quad (5)$$

式中:  $p(\theta | d)$  是后验概率函数;  $p(\theta)$  是先验概率函数;  $p(d | \theta)$  是源项参数的似然函数,而且可以表示成如下公式:

$$p(d | \theta) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_e^2} \sum_i [f(t_i, z_i, \theta) - c_i]^2\right\} \quad (6)$$

准确计算后验概率分布函数的关键在于先验概率分布函数以及似然函数。先验概率函数可以从历史数据或经验信息中获得,并且在信息不充分的情况下可以用均匀分布函数  $U(\theta)$  代替。而对于似

然函数的计算, 考虑到释放速率  $q(t)$  是一个随时间变化的函数, 所以直接估计是非常困难的。所以我们考虑使用岭回归算法将  $q(t)$  先估算出来, 那么源项参数的估计就只剩下位置向量, 可以用  $\theta' = \{l\}$  代替  $\theta$  将问题转变为估算  $p(\theta' | d)$ , 最后通过改进的粒子群算法将位置向量计算出来。

### 1.3 岭回归模型

上节得到公式  $C \approx G \cdot q$ , 可以令似然函数  $p(d | \theta)$  尽可能大来估算  $q$ , 那么可通过残差平方和公式的最小化来实现:

$$\|G \cdot q - C\|^2 = \sum_{i=1}^m [f(t_i, z_i, \theta) - C_i]^2 = \sum_{i=1}^m \left[ \sum_{j=1}^n q_j f_{ij} - C_i \right]^2 \quad (7)$$

解决式(7)的一种简单方法是最小二乘法, 但是由于观测数据之间的多重共线性问题导致严重的过适现象, 当自变量之间存在复共线性时, 回归系数估计的方差过大, 导致估算结果不稳定, 所以本文使用有偏估计方法—岭回归方法来解决式(7)。

岭回归方法, 又名 Tikhonov 正则化, 是一种专用于共线性数据分析的有偏估计回归方法, 通过放弃最小二乘法的无偏性, 以损失部分信息和降低精度为代价获得回归系数更为符合实际。岭回归根据高斯-马尔科夫定理, 通过在正规方程中引入有偏常数项  $\| \Gamma q \|^2$  来求得回归估计量。那么公式就可以转变为:

$$\|G \cdot q - C\|^2 + \| \Gamma q \|^2 = \sum_{i=1}^m \left( \sum_{j=1}^n q_j f_{ij} - C_i \right)^2 + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\Gamma_{ij} q_i)^2 \quad (8)$$

式中:  $\Gamma$  是 Tikhonov 矩阵, 一般而言, Tikhonov 矩阵是单位阵的数倍, 可以表示为  $\Gamma = \alpha I$ 。附加项的加入可以有效的限制估计的偏移, 所以称  $\| \Gamma q \|^2 = \lambda \| q \|^2$  为补偿项, 其中,  $\lambda = \alpha^2$  为调整系数。使用岭回归算法求解得到相应的释放速率估计值公式  $\hat{q}$  如下:

$$\hat{q}(\lambda) = (G^T G + \Gamma^T \Gamma)^{-1} G^T C = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T C \quad (9)$$

因为岭回归的调整系数不是唯一确定的, 所以

得到的岭回归估计  $\hat{q}(\lambda)$  实际上是回归系数的  $q$  的一个估计族。然而由于调整系数选择的主观性比较强, 岭回归计算得到的结果可能会具有很大的误差, 所以在实际计算时, 可以令调整系数  $\lambda$  变化, 得到不同  $\lambda$  下的估计结果, 然后计算均方根误差  $MSE$ , 使得  $MSE(\hat{q}(\lambda))$  达到最小的  $\lambda$  就是最佳调整参数。最后, 将似然函数结果带入到位置估计的后验概率函数计算中就可以估算出有害物质释放源的位置。

### 1.4 粒子群算法

PSO 算法的基本思想是用一组随机解初始化一群随机粒子, 然后通过迭代找到最优解。在每次的迭代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。在一次迭代中, 找到  $p_{best}$  (一个粒子本身找到的最优解) 和  $g_{best}$  (整个群体中所有粒子发现的最好位置) 以后, 每个粒子不断地改变在解空间中的速度, 尽可能的朝  $p_{best}$  和  $g_{best}$  所指的区域“飞”去。

假设污染源位置在二维平面上, 那么扩散源释放位置向量  $l$  可以表示为  $\{x, y\}$ , 那么源项参数  $\theta = (x, y, q(t))$ , 那么未知参数的后验概率函数可以表示为:

$$p(\theta | d) = p(d | x, y, q(t)) p(x, y, q(t)) \quad (10)$$

$d$  表示观测浓度信息, 假定获得的观测信息包含服从均值为零, 标准偏差为  $\sigma_0$  的正态分布随机噪声, 那么观测似然函数可表示为:

$$L(d | \theta) = \frac{1}{(2\pi\sigma_0^2)^{n/2}} \times \exp(-\|d - C(X, Y, T, \theta)\|^2 / 2\sigma_0^2) \quad (11)$$

$$C(X, Y, T, \theta) \approx f(X, Y, T, \theta) \approx \sum_{j=1}^n q_j \cdot f_{ij} \quad (12)$$

式中:  $C$  是正向扩散模型的计算公式;  $X, Y, T$  是输入参数;  $n$  表示观测数据的数量;  $\|\cdot\|$  表示欧几里得范数;  $q_j$  是用岭回归算法估计得到的释放速率。

先验分布假定为最简单的均匀分布, 可以表示为  $p(\theta) = \sum U(\theta)$ , 那么由似然函数以及先验分布函数可得到后验分布函数公式为:

$$p(\theta | d) = \frac{1}{(2\pi\sigma_0^2)^{n/2}} \times \exp(-\|d - C(X, Y, T, \theta)\|^2 / 2\sigma_0^2) \cdot \sum_i U(\theta_i) \quad (13)$$

得到后验概率密度函数后, 将其作为适应度评价函数, 利用粒子群算法计算每个粒子处的适应度函数值大小, 并且通过  $p_{best}$  以及  $g_{best}$  更新粒子位置和速度, 不断迭代直到达到设定的迭代目标(如达到迭代次数或达到下限误差阈值), 粒子群算法得到的最优化结果就是未知参数的估计值。

## 2 应用

### 2.1 案例背景

实地实验选取某化工园区作为分析场景, 该园区部分化工厂的gis图如图3所示, 选取某大型石油厂附近的区域进行实验。本文仅研究一种污染物  $SO_2$  的排放, 在该区域内共有五个排放点释放  $SO_2$  气体, 排放源信息及其坐标如表1所示。出于安全性考虑, 为了防止无人机意外坠入厂区造成严重损失, 无人机的飞行范围仅限于白色的可通行区域以及水域上空。



图 3 场景gis图

Fig. 3 Gis picture of experiment area

表 1 排放源坐标及信息

Tab. 1 Information and coordinate of emission source

序号	X	Y	高度	备注
1	-132.575	-1 317.63	50	AN 装置废气焚烧炉
2	-302.901	-1 483.42	68	SAR 烟囱
3	267.141 5	0.359 916	27	加热炉 1 号
4	861.364 3	147.046 2	27	加热炉 2 号
5	1 532.017	-142.542	30	危险废物焚烧炉

实验于 2016-05-27 进行, 本次实验采用的传感器 ZE-03 精度为 0.1 ppm。针对以上场景, 于 2016-05-27T10:00:00 时绕图 3 中红线标出的区域进行了飞行, 在飞行过程中, 在检测区域西南角监测到明显的  $SO_2$  浓度升高, 因此在西南角进行了多次往返飞行。为判断无人机的监测效果, 我们驱车跟随无人机前进, 跟随过程中发现监测区域的西南角某大型石油工厂的 SAR 烟囱排放出大量刺激性气味气体(可能排放物  $SO_2$ ,  $NO_x$ , 硫酸雾), 其他潜在排放点均未发现刺激性气味气体排放, 因此初步判断此时  $SO_2$  排放源为 SAR 烟囱, 并使用此判断溯源算法的估计结果。

### 2.2 结果分析

基于无人机监测系统采集到的数据使用本文提出的溯源算法, 得到释放速率的估计平均值为  $1.303 \times 10^3$  g/s。位置估计的后验概率分布见图 4。

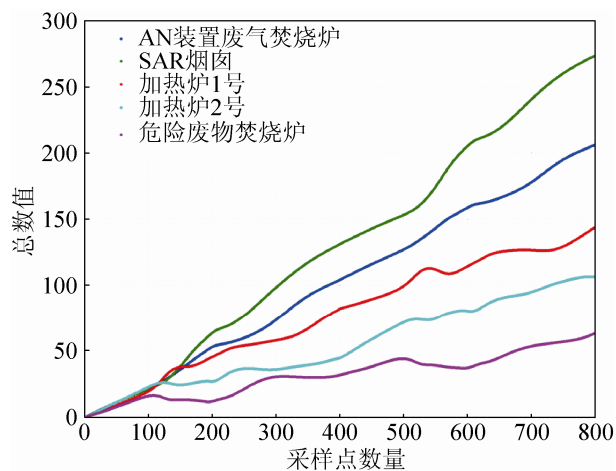


图 4 可疑排放源概率分布

Fig. 4 Probability distribution of potential emission spots

从图 4 中不难看出, SAR 烟囱是最可疑排放源, 验证了实际测量过程中的观测结果。通过实验可以看出, 无人机因其灵活性, 在数据采集方面发挥了非常重要的作用, 虽然传感器精度不及固定监测站, 但是无人机不受空间限制的特点能很好的发现污染物排放的情况, 真实实验很好地说明了无人机监测系统与溯源算法相结合在化工园区安全监测领域的巨大优势。

### 3 结论

本课题研究的主要目的是解决化工园区的污染源安全监测问题。文章从无人机监测系统、反问题模型、岭回归计算以及粒子群算法等四个方面介绍了该问题的解决方法, 并以上海某化工园区作为实际实验场景, 对模型和算法的运行结果进行了分析。在未来, 研究工作还可以从以下 3 个方面继续开展。(1) 文中的扩散模型仅仅从自由扩散的角度出发, 以后还可以考虑更多因素; (2) 化工园区关键区域部署了精度极高的固定检测站, 可将无人机监测系统和固定检测站得到数据进行数据融合和数据同化, 以达到实时计算和高精度计算的目的; (3) 可以考虑将神经网络算法与文中的源项估计算法相结合, 在排放源释放的不同阶段, 使用不同的溯源算法对源项参数进行估计, 以提高计算效率和精度。

#### 参考文献:

- [1] Broughton E. The Bhopal Disaster and Its Aftermath: A Review [J]. *Environmental Health* (S1476-069X), 2005, 4(1): 6.
- [2] Zhiyong Nie, Rigao Ding, Hanbing Wang, et al. Emergency Disposal Experience and Enlightenment of Chemical Defense in "Tianjin Port 8-12 Explosion Accident" [C]// 13<sup>th</sup> National Academic Conference of Chinese Pharmacology Society. Beijing, China: Chinese Pharmacology Society, 2015: 842-846.
- [3] Ralf Metzler. The Random Walk's Guide to Anomalous Diffusion: A Fractional Dynamics Approach [J]. *Physics Reports* (S0370-1573). 2000, 339(1): 1-77.
- [4] Britter R E, McQuaid J. Workbook on the Dispersion of Dense Gases [R]// HSE Contract Research Report No.17/1988. UK: Health & Safety Executive, 1988.
- [5] Oden J T, Babuka I, Bumann C E. A Discontinuous Hp-Finite Element Method for Diffusion Problems [J]. *Journal of Computational Physics* (S0021-9991), 1988, 146(2): 491-519.
- [6] Gauthier M G, Slater G W. Building Reliable Lattice Monte Carlo Models for Real Drift and Diffusion Problems [J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics* (S1539-3755), 2004, 70(2): No.015103.
- [7] Guo G, Qiu X. Accuracy of Lattice Monte Carlo Simulation of Biased Diffusion Models [J]. *Chinese Pharmacology Society Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics* (S1539-3755), 2014, 90(4): NO.043305.
- [8] Yildiz B, Yetiskin H, Sever A, et al. A Stability Estimate on the Regularized Solution of the Backward Heat Equation [J]. *Applied Mathematics and Computation* (S0096-3003), 2003, 135(2): 561-567.
- [9] Keats A, Yee E, Lien F S. Bayesian Inference for Source Determination with Applications to A Complex Urban Environment [J]. *Atmospheric Environment* (S1352-2310), 2007, 41(3): 465-479.
- [10] Ma D, Wang S, Zhang Z, et al. Hybrid Algorithm of Minimum Relative Entropy-particle Swarm Optimization with Adjustment Parameters for Gas Source Term Identification in Atmosphere [J]. *Atmospheric Environment* (S1352-2310), 2014 (94): 637-646.
- [11] 张晓明, 贺国光. 考虑交通吸纳点的非参数回归组合型短时交通流预测方法 [J]. *系统工程*, 2006, 24(12): 21-25. (Zhang X L, He G G. The Combined Forecasting Approach Based on Non-parametric Regression for Short-term Traffic Flow of Roads with Parking Spaces [J]. *Systems Engineering*, 2006, 24(12): 21-25.)
- [12] 张晓明, 陆化普. 非参数回归在短时交通流预测中的应用 [J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2009, 49(9): 1471-1475. (Zhang X L, Lu H P. Non-parametric Regression and Application for Short-Term Traffic Flow Forecasting [J]. *Journal of Tsinghua University (Science & Technology)*, 2009, 49(9): 1471-1475.)
- [13] 于滨, 鄂珊华, 王明华, 等. K 近邻短时交通流预测模型 [J]. *交通运输工程学报*, 2012, 12(2): 105-111. (Yu B, Wu S H, Wang M H, et al. K-nearest Neighbor Model of Short-Term Traffic Flow Forecast [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2012, 12(2): 105-111.)
- [14] Hou X, Wang Y, Hu S. Short-Term Traffic Flow Forecasting Based on Two-Tier K-Nearest Neighbor Algorithm [J]. *Procedia - Social and Behavioral Sciences* (S1877-0428), 2013, 96(1): 2529-2536.

(上接第 2133 页)