

中文引用格式:罗晋宇,王永强,张圣柱,等. 基于混沌映射自适应萤火虫算法的多参优化高斯模型反演[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(12): 139–146.

英文引用格式:LUO Jinyu, WANG Yongqiang, ZHANG Shengzhu, et al. Inversion of source information in multi-factor optimized Gaussian model by using chaotic mapping-based adaptive firefly algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(12): 139–146.

## 基于混沌映射自适应萤火虫算法的 多参优化高斯模型反演\*

罗晋宇<sup>1,2</sup>, 王永强<sup>2</sup>副教授, 张圣柱<sup>3</sup>正高级工程师, 邓利民<sup>1,4</sup>正高级工程师,  
彭敏君<sup>1,4</sup>高级工程师, 蒯念生<sup>\*\*1,4</sup>高级工程师

(1 四川省安全科学技术研究院, 四川 成都 610045; 2 西南科技大学 环境与资源学院,  
四川 绵阳 621010; 3 中国安全生产科学研究院, 北京 100012; 4 重大危险源测控  
与灾害事故应急四川省重点实验室, 四川 成都 610045)

中图分类号: X937

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.12.0732

基金项目: 四川省省级科研院所基本科研专项(2025JDKY0039-01); 重大危险源测控四川省重点实验室基金资助  
(KFKT2023-05)。

**【摘要】** 为快速获取危险气体泄漏事故中包含的源强与位置信息, 提出一种基于多因素优化的  
高斯烟羽扩散模型, 并结合混沌映射自适应萤火虫算法(CAFA)反演泄漏源参数。将风速分布、地  
表阻力及地表反射等关键环境因子引入高斯烟羽模型, 通过多因素校正提升模型对复杂工况的拟合  
能力; 在此基础上引入混沌映射以增强萤火虫算法(FA)的种群多样性与全局搜索能力, 从而在全局  
寻优与局部精化之间实现有效平衡, 降低陷入局部最优的风险。结果表明: 基于风速分布、地面阻力  
和地面反射优化后, 高斯烟羽模型的误差降低 16%。CAFA 算法能有效避免陷入局部最优解, 源强  
反演的误差可从 63.56% 降低至 0.22%, 泄漏源坐标反演的误差可从 1.5 m 降低至 0.2 m。

**【关键词】** 混沌映射自适应萤火虫算法(CAFA); 高斯烟羽模型; 危险气体泄漏; 源信息反  
演; 化工园区

### Inversion of source information in multi-factor optimized Gaussian model by using chaotic mapping-based adaptive firefly algorithm

LUO Jinyu<sup>1,2</sup>, WANG Yongqiang<sup>2</sup>, ZHANG Shengzhu<sup>3</sup>, DENG Limin<sup>1,4</sup>,  
PENG Minjun<sup>1,4</sup>, KUAI Niansheng<sup>1,4</sup>

(1 Sichuan Institute of Safety Science and Technology, Chengdu Sichuan 610045, China;  
2 School of Environment and Resources, Southwest University of Science and Technology,  
Mianyang Sichuan 621010, China; 3 China Academy of Safety and Technology, Beijing 100012, China;  
4 Major Hazard Monitoring and Emergency Response Key Laboratory of Sichuan Province,  
Chengdu Sichuan 610045, China)

**Abstract:** To quickly obtain the source strength and location information from hazardous gas leakage

\* 文章编号: 1003-3033(2025)12-0139-08; 收稿日期: 2025-07-20; 修稿日期: 2025-10-19

\*\* 通信作者: 蒯念生(1985—), 男, 四川成都人, 博士, 高级工程师, 主要从事化工安全技术研究。E-mail: kuains@qq.com。

incidents, a multi-factor optimized Gaussian plume dispersion model was proposed, and the leakage source parameters were inverted by combining it with a CAFA. Key environmental factors such as wind speed distribution, surface resistance, and surface reflection were incorporated into the Gaussian plume model to enhance its fitting capability under complex conditions through multi-factor calibration. Furthermore, a chaotic mapping was introduced to improve the population diversity and global search ability of firefly algorithm(FA), thereby achieving an effective balance between global optimization and local refinement while reducing the risk of falling into local optima. The results indicate that, after optimization based on wind speed distribution, surface resistance, and surface reflection, the error of the Gaussian plume model is reduced by 16%. CAFA effectively can avoid falling into local optima, reducing the source strength inversion error from 63.56% to 0.22%, and the leak source coordinate inversion error from 1.5 m to 0.2 m.

**Keywords:** chaos-mapped adaptive firefly algorithm(CAFA); Gaussian plume model; hazardous gas leakage; source term inversion; chemical industrial park

0 引言

在化工园区安全管理中,高效处置危险气体泄漏是确保园区安全运行的重点工作之一。研究表明:至少有一半的危险化学品事故是由气体泄漏引发的,而这些泄漏事故往往会进一步导致次生灾害,严重时可能危及到园区内外人员的生命安全<sup>[1]</sup>。因此,在危险气体泄漏事件发生后,开展源信息反演显得尤为重要。通过源信息反演技术,能够迅速准确地追溯泄漏源位置、泄漏量,从而最大程度降低事故的危害程度。

当前,国内外相关研究以群智能优化算法为主、其他多种反演算法并存。陈增强<sup>[2]</sup>利用模式搜索法结合高斯烟团模型实现了泄漏源强反演;万邦银等<sup>[3]</sup>提出了免疫-粒子群算法,一定程度上提高了反演模型运行效率;章颖等<sup>[4]</sup>设计了遗传-模拟退火算法,在扇形分布的监测点的环境中,取得了较好的反演效果;张儒等<sup>[5]</sup>提出了改进型遗传算法,在气体源信息反演工作中较好地克服了存在早熟收敛问题;WANG Jilin 等<sup>[6]</sup>引入了源信息反演的源-受体关系,探索了一种两步迭代算法;李廷<sup>[7]</sup>在放射性核素大气扩散修正模型基础上,基于单个监测点数据建立了多维源项反演模型;LIU Chang 等<sup>[8]</sup>利用随机惯性权重粒子群优化算法结合改进的轻气体高斯模型建立了高精度的源项反演模型;ZHAO Jinpeng 等<sup>[9]</sup>根据甲烷特殊的物理性质修改了高斯羽流模型,并采用基于贝叶斯推断的马尔可夫链蒙特卡罗算法定位出泄漏源;王煜薇<sup>[10]</sup>将混合遗传-Nelder Mead 单纯形算法模型应用于危险气体泄漏的源项反演中,以较小误差和较快速度反算得到结果。上述研究在运用

群智能算法进行气体源信息反演方面取得一定成果,但仍存在依赖特殊的监测点位布局、容易陷入局部最优解、反演精度较低等缺陷。

鉴于此,笔者拟提出考虑风速分布、地面阻力和地面反射等多因素影响的优化高斯烟羽模型,并结合混沌映射自适应萤火虫算法(Chaos-mapped Adaptive Firefly Algorithm,CAFA),反演危险气体泄漏真实场景数据,并验证该算法性能,以期突破现有反演算法容易陷入局部最优解、反演精度较低的技术瓶颈。

1 危险气体扩散模型

1.1 经典高斯烟羽模型

传统经典高斯烟羽模型<sup>[11]</sup>描述了连续泄漏气体沿风向的质量浓度扩散的分布情况,其数学表达式为:

$$C_{(x,y,z)} = \frac{Q}{2\pi U \sigma_z \sigma_y} \exp\left[-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right] \left\{ \exp\left[-\frac{(z-H)^2}{2\sigma_z^2}\right] + \exp\left[-\frac{(z+H)^2}{2\sigma_z^2}\right] \right\} \quad (1)$$

式中:  $C_{(x,y,z)}$  为点坐标  $(x,y,z)$  的泄漏气体质量浓度,  $\text{mg}/\text{m}^3$ ;  $Q$  为源强,  $\text{kg}/\text{s}$ ;  $U$  为泄漏气体的横向扩散速度,即环境平均风速,  $\text{m}/\text{s}$ ;  $\sigma_y$  和  $\sigma_z$  为气体在  $y$ 、 $z$  方向的扩散系数;  $H$  为释放点源的垂直高度,  $\text{m}$ 。

经典高斯模型采用了诸多假设:①泄漏气体在空间中呈连续高斯分布;②气体扩散过程中,风速沿垂直高度没有梯度变化;③气体粒子与地面为完全弹性碰撞。然而,很多研究发现,由于经典高斯模型假设描述的危险气体扩散行为与真实泄漏场景存在

一定偏差,因此,优化经典高斯模型方可提升其精准度,改善泄漏源信息反演效果<sup>[10-13]</sup>。

## 1.2 优化高斯烟羽模型

### 1.2.1 针对风速分布的优化

在自然环境下,风速往往会随海拔升高而变化,在模型中结合大气环境稳定度并建立轮廓线风速模型来计算不同高度的风速。该模型表示为:

$$\frac{U_h}{U_g} = \left( \frac{H_h}{H_g} \right)^p \quad (2)$$

式中:  $U_h$  为高度  $h$  处的风速,  $\text{m/s}$ ;  $U_g$  为测量点的风速,  $\text{m/s}$ ;  $h$ 、 $g$  分别为 2 个不同测量点;  $H_g$  为测量点  $g$  的高度,  $\text{m}$ ;  $H_h$  为测量点  $h$  的高度,  $\text{m}$ ;  $p$  为常数。  $p$  值取决于大气稳定度和地面的粗糙程度,在大气较为稳定的城市地区,一般取  $0.3^{[14]}$ 。

### 1.2.2 地面阻力优化

气体扩散中地面阻力的影响主要集中在气体粒子受到地面摩擦以及撞击地面带来的阻力对扩散系数的影响。因此,作出以下修正:

$$\sigma_y^* = \sigma_y (1 + 0.38K) \quad (3)$$

$$\sigma_z^* =$$

$$\sigma_z (2.53 - 0.13 \lg U_h) \times \frac{K^{(0.35 - 0.03 \lg U_h)}}{0.55 + 0.042 \lg U_h} \quad (4)$$

式中:  $\sigma_y$  和  $\sigma_z$  分别为修正前的气体在  $y$ 、 $z$  方向的气体扩散系数;  $\sigma_y^*$  和  $\sigma_z^*$  分别为修正后的气体在  $y$ 、 $z$  方向的气体扩散系数;  $U_h$  为修正后的风速,  $\text{m/s}$ ;  $K$  为地面粗糙系数,其选取标准依靠风能散理论计算<sup>[15]</sup>;考虑到粒子在地面反射并非完全反射,因此修正地面反射因素,增加代表气体粒子与地面完全反射概率系数  $\alpha$ ,依据粒子回弹概率公式确定<sup>[16]</sup>:

$$\alpha = \frac{\left( 1 - \frac{\pi}{2} \right)^{1/2} + v_c / \sigma}{\left( 1 + \frac{\pi}{2} \right)^{1/2} + v_c / \sigma} \quad (5)$$

式中:  $v_c$  为气体粒子在受到空气浮力和自身重力双重作用下的沉降速度,  $\text{m/s}$ ;  $\sigma$  为其扩散参数,且有:

$$v_c = \frac{\rho g d^2}{\delta} \quad (6)$$

式中:  $\rho$  为密度,  $\text{kg/m}^3$ ;  $g$  为重力加速度;  $d$  为气体粒子直径,  $\text{m}$ ;  $\delta$  为空气阻力系数。

综上,基于 3 个因素优化后的高斯烟羽模型如下:

$$C_{(x,y,z)} = \frac{Q}{2\pi U_h \sigma_z^* \sigma_y^*} \exp \left[ -\frac{y^2}{2\sigma_y^{*2}} \right]$$

$$\left\{ \exp \left[ -\frac{(z-H)^2}{2\sigma_z^{*2}} \right] + \alpha \cdot \exp \left[ -\frac{(z+H)^2}{2\sigma_z^{*2}} \right] \right\} \quad (7)$$

## 2 目标函数与反演算法

### 2.1 目标函数

在危险气体源信息反演中,核心在于使用相关反演算法对目标函数进行不断迭代匹配运算,从而获取危险气体泄漏源源强、坐标等关键信息。常见目标函数包括差值、平均逆熵等,但考虑到反演工作需要短时间内快速完成运算的刚性需求,选择计算浓度与监测浓度的平方差作为目标函数  $f(x)$ :

$$f(x) = \min \sum_{d=1}^n C_j^d - C_c^d \quad (8)$$

式中:  $C_j$  为通过多因素优化高斯烟羽模型计算质量浓度,  $\text{mg/m}^3$ ;  $C_c$  为监测点的测量质量浓度,  $\text{mg/m}^3$ ;  $d$  为监测点个数,  $d=1, 2, \dots, n$ 。以  $5 \text{ m}$  为单位长度划分网格,在泄漏源等高度的  $X$ - $Y$  平面监测点位置分布如图 1 所示。

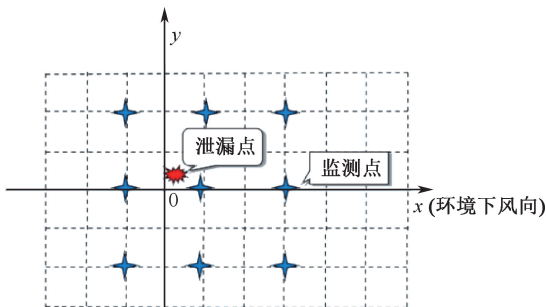


图 1 监测点的位置分布

Fig. 1 Location distribution of monitoring points

### 2.2 萤火虫算法 (FA)

萤火虫算法 (Firefly Algorithm, FA)<sup>[17]</sup> 通过计算机模拟萤火虫在自然界中的运动行为,假设所有萤火虫总是发光,并遵从以下原则:①假设所有萤火虫都是雌雄同体的,因此,一只萤火虫可能会被其他任何萤火虫吸引。②萤火虫的亮度决定其吸引力的大小,较亮的萤火虫吸引较暗的萤火虫。如果没有萤火虫比被考虑的萤火虫更亮,它就会随机移动。③函数的最优值与萤火虫的亮度成正比。

在 FA 中,光强  $I$  与光源距离  $r$  服从平方反比定律,因此,由于空气的吸收,  $I$  随  $r$  的增加而减小,这种现象将萤火虫的可见性限定在非常有限的半径内,在小规模、小种群的萤火虫群条件下具有较好的真实性。

运用 FA 构建的源强反演模型中,适应度值由目标函数  $f(X)$  决定:

$$f(X) = \min \sum_{i=1}^n (C_o^i - C_c^i)^2 \quad (9)$$

式中  $C_o^i$  与  $C_c^i$  分别为第  $i$  个萤火虫所在位置的检测浓度与计算浓度。

在 FA 中,光强受该适应度函数影响,  $f(X)$  越小,表示萤火虫的适应度越高,则其发出的光亮就越亮,越能吸引更多的萤火虫。

适应度最高的萤火虫表示目标函数在所有迭代运算中所能达到最小值的情况,其泄漏源信息表示目标所需求的泄漏源信息。通过 FA 构建源强反演模型的核心步骤如下:

1) 确定萤火虫的相对亮度。在 FA 中,所得到的萤火虫亮度并非其绝对亮度,而是与其他萤火虫相比较得到的相对亮度  $I$ ,确定公式如下:

$$I = I_0 \exp(-\gamma * r_{ij}) \quad (10)$$

式中:  $I_0$  为萤火虫的原始亮度,由目标函数值决定;  $\gamma$  为发光亮度衰减系数;  $r_{ij}$  为萤火虫  $i$  和  $j$  间的欧氏距离。

2) 确定萤火虫相互吸引度。若萤火虫  $i$  的相对亮度大于萤火虫  $j$  的绝对亮度,那么萤火虫  $j$  被萤火虫  $i$  所吸引而向着萤火虫  $i$  移动,萤火虫  $i$  对萤火虫  $j$  的吸引力  $\beta_{ij}$  为:

$$\beta_{ij} = \beta_0 \exp(-\gamma * r_{ij}^2) \quad (11)$$

式中  $\beta_0$  为萤火虫的最大吸引度。

3) 确定萤火虫位置更新公式。萤火虫  $j$  被萤火虫  $i$  吸引而向着  $i$  移动,则萤火虫  $j$  的位置更新公式<sup>[18]</sup>  $x_j(t+1)$  为:

$$x_j(t+1) = x_j(t) + \beta_{ij}(x_i(t) - x_j(t)) + \alpha \left( R - \frac{1}{2} \right) \quad (12)$$

式中:  $x_j(t)$  为  $t$  个迭代下的萤火虫位置;  $\alpha$  为随机系数,通常  $\alpha \in [0,1]$ ;  $R$  为随机参数,通常  $R \in [0,1]$ 。

4) 输出适应度最高的萤火虫信息。萤火虫在迭代运算中,不断向着适应度最高的位置移动。

FA 通过萤火虫不断进行位置迭代更新完成寻优过程,由于萤火虫的运动行为完全由固定参数决定,造成模型容易出现局部最优,很大程度上影响模型精度。

该算法中,经过迭代后的萤火虫群分布出现 4 个局部最优解,对于迭代寻优造成极大误差,因此,优化 FA 算法将主要围绕减少局部最优进行。

## 2.3 自适应 FA (AFA)

针对 FA 算法中出现多次局部最优的问题,令其部分关键参数在迭代过程中实现自适应变化,搭建以自适应 FA (Adaptive FA, AFA) 为核心的反演模型, AFA 的优化部分主要为:

1) 优化吸引度更新机制。为避免出现多次局部最优,在优化算法中,引入吸引度衰减参数  $\delta$ , 优化光吸收系数判定。此时:

$$\gamma' = \gamma_0 \times \left( 1 - \delta \times \frac{c}{G} \right) \quad (13)$$

式中:  $\gamma'$  为经过更新后的发光亮度衰减系数;  $\gamma_0$  为萤火虫初始发光亮度衰减系数;  $c$  为当前迭代次数;  $G$  为最大迭代次数。

2) 优化萤火虫移动步长因子。优化萤火虫步长  $\alpha$  的判定公式为:

$$\alpha = \left( 1 - \frac{c}{G} \right) \times \alpha_0 \quad (14)$$

式中:  $\alpha$  为经过优化更新后的萤火虫移动步长因子;  $\alpha_0$  为萤火虫初始移动步长因子。

经过 100 次迭代,萤火虫群基本完成了寻优移动,但是经由 AFA 算法所设定的初始虫群分布并不理想,萤火虫群所集中的区域范围较大,寻优结果依然出现一定误差。

## 2.4 CAFA

为增加萤火虫种群多样性,引入混沌映射机制。其非线性特性和周期性质使得它能够生成更复杂、更随机的序列,避免种群陷入局部最优解,同时增加算法的准确性。

Logistic 映射作为一种二次多项映射方法,具有高度的复杂性和不可预测性,可简单有效快速地增加萤火虫种群的多样性。因此,引入 Logistic 混沌映射优化萤火虫种群的生成公式:

$$x_{i+1} = ax_i(1 - x_i) \quad (15)$$

式中  $a$  为控制参数,在  $(0,4]$  中取值,  $a$  越大混沌性越高,  $a=4$  时处于完全混沌状态。混沌轨道状态值范围为  $(0,1)$ 。

CAFA 的具体步骤如下:

1) 设置算法参数。萤火虫种群数量  $S$ ; 步长因子  $\alpha$ ; 萤火虫初始吸引度  $\beta_0$ ; 光吸收系数  $\gamma$ ; 自适应参数控制衰减  $\lambda$ ; 最大迭代次数  $G$ ; 迭代次数  $t$ ; 萤火虫个体  $i$  与萤火虫个体  $j$  之间的欧氏距离  $r_{ij}$ 。

2) 设置种群参数。初始化种群,使用 Logistic 映射生成混沌序列,使用混沌序列替代随机数,随机

化设置种群分布。

3) 引入自适应参数。引入自适应参数,自适应变化调整萤火虫运动步长及萤火虫吸引度。其中,对步长因子的自适应变化公式为:

$$\alpha_{t+1} = \left(1 - \frac{t}{G}\right) \times \alpha_t$$

(16)

对吸引度的自适应变化公式为:

$$\beta_{t+1} = \beta_t \times (-\gamma_{t+1} \times (r_{ij})^2)$$

(17)

$$\gamma_{t+1} = \gamma_t \times \left(1 - \lambda \times \frac{t}{G}\right)$$

(18)

式中:  $\alpha_t$  为第  $t$  次迭代的步长因子;  $\alpha_t$  为第  $t+1$  次迭代的步长因子;  $\beta_t$  为第  $t$  次迭代中,萤火虫的吸引度;  $\beta_{t+1}$  为第  $t+1$  次迭代中,萤火虫的吸引度;  $\gamma_t$  为在  $t$  次迭代中光吸收系数;  $\gamma_{t+1}$  为在  $t+1$  次迭代中光吸收系数。

4) 进行迭代运算。确定萤火虫的相对亮度,并计算萤火虫的相互吸引度,更新萤火虫种群位置,完成所有的迭代次数之后将结果储存在数组中。

5) 输出结果。将最优位置的萤火虫信息以数组形式输出,并且完成绘图。

通过混沌映射生成萤火虫的初始种群,同时引入自适应参数来动态化调整萤火虫移动的步长以及其相互吸引的程度,构建 CAFA,不但具有良好收敛性,还极大程度降低了出现局部最优的概率,降低了模型反演误差。图 2 为 FA、AFA 和 CAFA 下的工作流程。

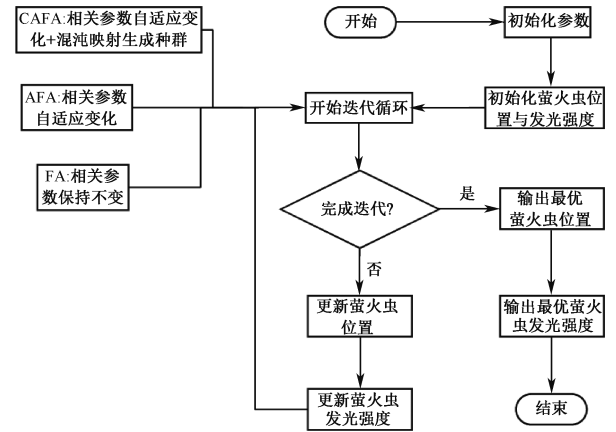


图 2 FA、AFA、CAFA 工作流程

Fig. 2 Workflow of FA&AFA&CAFA

3 气体扩散模型与反演算法分析

为验证 CAFA 在多因素优化高斯烟羽模型下的源信息反演效果及多因素优化高斯烟羽模型的优化效果,根据某化工园区真实场景、地理位置、气象环境、装置参数等条件,选取氨缓冲罐上一破损部作为

泄漏点,并设计仿真试验,以装置中心为坐标原点,泄漏源坐标为(0.5,3,2)。

氨气泄漏仿真试验:风速仪高度处风速 3 m/s,泄漏处风速 2.05 m/s,泄漏的氨缓冲罐长为 10 m、直径为 3 m,操作压力为 0.35 MPa,操作温度为 25C°,环境空气密度为 1.66 kg/m³,泄漏孔径  $d = 0.05$  m,使用 Ansys Fluent 软件中的 Meshing 模块划分整体网格并基于 Meshing 直接生成 240 m×250 m×80 m 的结构化网格。使用连续性方程描述泄漏扩散过程的质量守恒,使用 Navier-Stokes 方程描述泄漏扩散过程的动量守恒,使用基于压力的求解器和迎风二阶差分格式。

泄漏速率推荐使用《危险化学品生产装置和储存设施外部安全防护距离确定方法》(GB/T37243—2019)计算,计算出泄漏速率为 0.458 8 kg/s,泄漏总时间为 231.7 s。

3.1 高斯烟羽模型优化前后对比

优化风速等影响气体扩散明显的因素后,多因素优化的高斯烟羽模型无论是应用于正向的气体扩散模拟还是逆向的源信息反演中,都取得较高的精度。

在正向的气体扩散模拟中,针对泄漏源下风向轴向位数个坐标点位的高斯烟羽模型计算质量浓度、多因素优化高斯烟羽模型计算质量浓度以及实际测量泄漏质量浓度进行横向对比。由于开展实际环境气体泄漏试验危险较大、成本较高,故采用 Fluent 软件模拟给定环境下的气体泄漏,得到实际泄漏的测量浓度。表 1 展示了高斯烟羽模型优化前后泄漏源下风向轴向位一定距离的浓度对比。

表 1 泄漏源下风向轴向位质量浓度对比  
Table 1 Axial concentration profile comparison

| downwind of the leakage source |      |      | mg/m <sup>3</sup> |
|--------------------------------|------|------|-------------------|
| 距泄漏源距离/m                       | 1    | 5    | 8                 |
| 经典高斯烟羽模型                       | 1.43 | 0.3  | 0.015 8           |
| 多因素优化高斯烟羽模型                    | 1.52 | 0.41 | 0.022             |
| 实际泄漏的测量质量浓度                    | 1.77 | 0.62 | 0.039             |

可以看到,在正向气体扩散浓度计算中,经由多因素优化高斯烟羽模型所计算的气体浓度相较于经典高斯烟羽模型,精度有显著提高。在距离泄漏远较近的位置,优化模型的误差减少了 5%;在距离泄漏源中等距离的位置,优化模型误差减少了 16%;在距离泄漏源较远距离的位置,优化模型的误差减少了 16%。表 2 为在 CAFA 下,基于多因素优化高斯模型以及经典高斯烟羽模型的反演结果对比。

表 2 反演结果对比

Table 2 Comparative analysis of source inversion results

| 气体扩散模型名称    | 收敛代数 | 源强/( $\text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$ ) | X 坐标/m  | Y 坐标/m  | Z 坐标/m  |
|-------------|------|----------------------------------------|---------|---------|---------|
| 经典高斯烟羽模型    | 33   | 0.435 6                                | 0.384 1 | 4.288 4 | 2.904 8 |
| 多因素优化高斯烟羽模型 | 31   | 0.442 6                                | 0.526 1 | 4.485 5 | 3.076 1 |

3.2 CAFA 反演效果分析

分别使用 FA、AFA 及 CAFA 在多因素优化的高斯烟羽模型下开展源信息反演工作,设定萤火虫种群数量均为 50,并在同样参数环境下迭代运算。源信息反演迭代情况如图 3 所示。

群数量均为 50,并在同样参数环境下迭代运算。源信息反演迭代情况如图 3 所示。

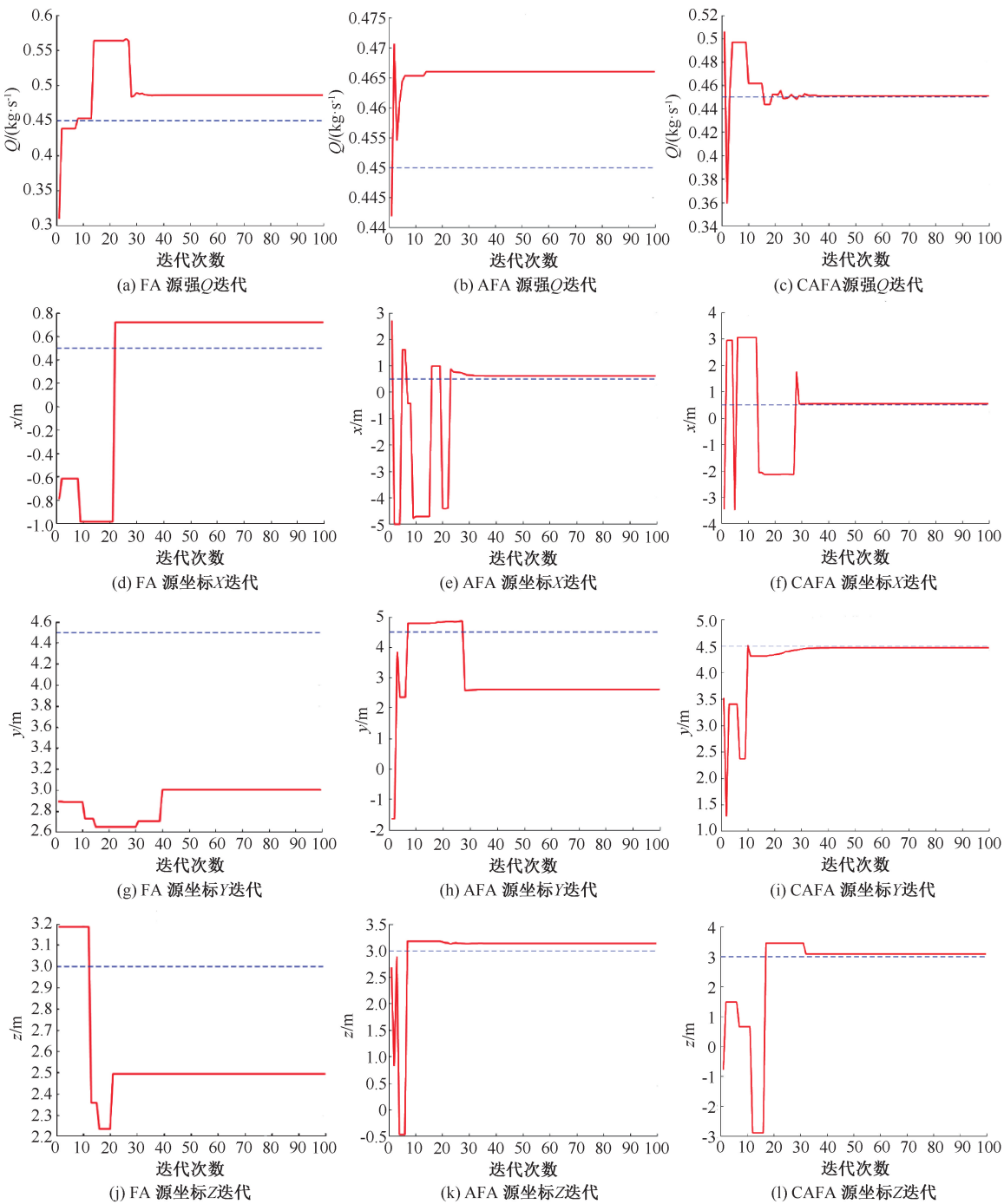


图 3 FA、AFA 以及 CAFA 源信息反演迭代情况

Fig.3 Iterative process of source information inversion for FA, AFA and CAFA

可以看到,基于 FA 所衍生出的 CAFA 继承了 FA 收敛快、在小范围内搜索能力强的特点,萤火虫种群规模为 50 时,经过 100 次迭代均能达到快速收敛,且收敛次数均在 30 次左右。在多因素优化高斯烟羽模型下应用 FA、AFA、CAFA 的源信息反演结果对比见表 3。

表 3 源信息反演结果对比

Table 3 Comparative of source information inversion results

| 算法名称 | 收敛代数 | 反演坐标                | 真实坐标         | 误差    | 源强反演均值 | 源强真实值 | 相对误差  | 绝对误差/% |
|------|------|---------------------|--------------|-------|--------|-------|-------|--------|
| FA   | 34   | (0.482,3.055,2.509) | (0.45,4.5,3) | 1.526 | 0.736  | 0.45  | 0.286 | 63.56  |
| AFA  | 30   | (0.545,2.511,3.254) | (0.45,4.5,3) | 2.007 | 0.465  | 0.45  | 0.015 | 3.33   |
| CAFA | 31   | (0.448,4.488,3.211) | (0.45,4.5,3) | 0.211 | 0.451  | 0.45  | 0.001 | 0.22   |

分析坐标误差时采用欧氏距离计算误差,误差  $\chi$  为:

对误差为 63.56%,使用 CAFA 后,该误差降至 0.22%,降低约 60%。

$$\chi = \sqrt{((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2)}$$

(19)

4 结 论

- 1) 修正风速分布与地面影响后,高斯烟羽模型精度得到显著提升。在距离泄漏源中等以及较远距离的位置,优化高斯烟羽模型相较于其经典模型误差降低约 16%。
- 2) 在源强反演中,近距离下基于 FA 得到的绝对误差为 63.56%,使用 CAFA 后,该误差降至 0.22%,降低约 60%。
- 3) 在源坐标反演中,基于平面欧氏距离计算的误差在 FA 算法中约为 1.5 m,在 CAFA 中误差获得大幅降低,约 0.2 m。
- 4) CAFA 在保持 FA 快速收敛优势基础上,大幅提升反演精度,且整源信息反演过程耗时不足 2 s,具备极高的时效性与稳定性,能够有效支撑复杂化工园区场景中对泄漏源信息的快速定位、智能识别与应急响应决策,展现出较好的工程应用潜力与价值。

参 考 文 献

[1] 李杰,宗学聪,李新松,等. 40 年间发生的危化品事故统计分析和建议措施[J]. 劳动保护,2024(4):76-78.

[2] 陈增强. 基于模式搜索算法的毒气泄漏源强反算研究[J]. 中国科技信息,2009(14):45-46.  
CHEN Zengqiang. Toxic gas leakage source strength Inversion using pattern search algorithm: A methodological study[J]. China Science and Technology Information,2009(14):45-46.

[3] 万邦银,蒯念生,何雄元,等. 免疫粒子群算法在修正高斯模型下的源强反演[J]. 中国安全科学学报,2024,34(7):132-138.  
WAN Bangyin, KUAI Niansheng, HE Xiongyuan, et al. Source strength inversion of PSO-IA under modified Gaussian models[J]. China Safety Science Journal,2024,34(7):132-138.

[4] 章颖,梁漫春,黎岢,等. 基于遗传-模拟退火算法的源项反演方法研究[J]. 核电子学与探测技术,2014,34(4):451-455,473.  
ZHANG Ying,LIANG Manchun,LI Ke, et al. research of source term Inversion based on genetic simulated annealing algorithms[J]. Nuclear Electronics and Detection Technology,2014,34(4):451-455,473.

[5] 张儒,李俊明. 基于一种改进型遗传算法的源强反算[J]. 中国安全科学学报,2016,26(6):57-62.  
ZHANG Ru,LI Junming. Source characterization inversion by a modified genetic algorithms[J]. China Safety Science Journal,2016,26(6):57-62.

[6] WANG Jilin, WANG Bin, LIU Juanjuan, et al. An inverse method to estimate the source term of atmospheric pollutant releases[J]. Atmospheric Environment, 2021, 260;DOI: 10.1016/j.atmosenv. 2021.118554.

[7] 李廷. 基于混合层修正的放射性核素变风向大气扩散及源项反演模型研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2023.  
LI Ting. Study on atmospheric dispersion of radioactive nuclides under changing wind directions and source term inversion model based on mixed-Layer modification[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2023.

[8] LIU Chang, ZHOU Ru, SU Teng, et al. Gas diffusion model based on an improved Gaussian plume model for inverse

calculations of the source strength[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2022,75:DOI:10.1016/j.jlp.2021.104677.

[9] ZHAO Jinpeng, LI Junlei, BAI Yunlong. Research on leakage detection technology of natural gas pipeline based on modified Gaussian plume model and Markov chain Monte Carlo method[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2024,182: 314–326.

[10] 王煜薇. 基于混合遗传-Nelder Mead 单纯形算法的源强及位置反算[D]. 北京:北京化工大学,2011.  
WANG Yuwei. Inverse estimation of source strength and location based on a hybrid genetic-nelder-mead simplex algorithm[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2011.

[11] 孙志宽. 高斯烟羽扩散模型再研究[J]. 环境与可持续发展,2013,38(5): 107–109.  
SUN Zhikuan. Gaussian plume dispersion model revisited: refinements and validation[J]. Environment and Sustainable Development,2013,38(5): 107–109.

[12] SADA K, MICHIOKA T, ICHIKAWA Y. Numerical simulation of atmospheric flow and stack gas diffusion under building and complex terrain conditions[J]. Jsme International Journal, 2006, 49(1):48–59.

[13] PETERSON H, LAMB B, STOCK D. Interpretation of measured tracer concentration fluctuations using a sinusoidal meandering plume model[J]. Journal of Applied Meteorology, 1990, 29(12):1 284–1 299.

[14] GARCÍA-DÍAZ C J, GOZALVEZ-ZAFRILLA J. Uncertainty and sensitive analysis of environmental model for risk assessments: an industrial case study[J]. Reliability Engineering System Safety, 2012, 107:16–22.

[15] 张相庭. 风能耗散原理确定粗糙度指数及其应用[J]. 同济大学学报:自然科学版,1997,25(2):161–165.  
ZHANG Xiangting. determination of roughness index based on the principle of wind energy dissipation and its application[J]. Journal of Tongji University: Natural Science Edition, 1997,25(2):161–165.

[16] JUODIS L,FILISTOVIĆ V,MACEIKA E, et al. Analytical dispersion model for the chain of primary and secondary air pollutants released from point source[J]. Atmospheric Environment,2016,128:216–226.

[17] YANG Xinshe. Nature-inspired metaheuristic algorithms[M]. United Kingdom: Luniver Press, 2008:140–147.

[18] YANG Xinshe. Firefly algorithms for multimodal optimization[J]. Mathematics, 2009,5791:149–178.

作者简介： 罗晋宇 （2001—）,男,陕西西安人,硕士研究生,研究方向为化工园区危险气体源信息反演。E-mail:sakuraka2024@163.com。

