

中文引用格式: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.

英文引用格式: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.

免疫粒子群算法在修正高斯模型下的源强反演*

万邦银^{1,2}, 蒯念生^{**2}高级工程师, 何雄元³工程师, 彭敏君³高级工程师,
邓利民²教授级高级工程师

(1 西南科技大学 环境与资源学院, 四川 绵阳 621010; 2 四川省安全科学技术研究院,
四川 成都 610045; 3 重大危险源测控四川省重点实验室, 四川 成都 610045)

中图分类号: X937

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.07.0146

基金项目: 重大危险源测控四川省重点实验室基金资助(KFKT2023-05)。

【摘要】 为提高危险气体泄漏溯源定位的科学性和实效性, 确定危险气体泄漏位置和强度是事故应急响应的关键。首先, 根据质量守恒定律, 分析、改进近似高斯分布的气体羽流扩散幅度, 修正高斯烟羽模型; 然后, 基于免疫浓度筛选机制作为主策略的免疫算法(IA), 通过与粒子群算法(PSO)耦合, 将混合免疫粒子群(PSO-IA)算法应用到源强反演中; 最后, 验证 PSO-IA 算法溯源定位效果。结果表明: 与模式搜索法(PS)、遗传算法(GA)、PSO 相比, 修正高斯烟羽模型预测值误差均下降 2% 左右; 混合 PSO-IA 算法相较 PSO 算法反演源强效果有明显提升, 其算法定位误差为 1.3 m, 求解源强误差为 0.8%, 单次计算时间小于 1 s, 能实现快速、准确定位并估算源强度。

【关键词】 免疫粒子群(PSO-IA)算法; 修正高斯烟羽模型; 源强反演; 危险气体泄漏; 求解精度

Source strength inversion of PSO-IA under modified Gaussian models

WAN Bangyin^{1,2}, KUAI Niansheng², HE Xiongyuan³, PENG Minjun³, DENG Limin²

(1 School of Environment and Resources, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China; 2 Sichuan Institute of Safety Science and Technology, Chengdu Sichuan 610045, China; 3 Sichuan Key Laboratory of Measurement and Control of Major Hazardous Sources, Chengdu Sichuan 610045, China)

Abstract: In order to improve the science and effectiveness of traceability and localization of hazardous gas leaks, determining the location and intensity of dangerous gas leaks is the key to emergency response to accidents. The Gaussian plume model was modified by analyzing the mass conservation law and improving the diffusion amplitude of the gas plume with an approximate Gaussian distribution. Additionally, a heuristic algorithm based on the principle of immunization—IA coupled with PSO—was proposed, and the PSO-IA algorithm was applied to source strength inversion. It is concluded that the modified Gaussian plume model has been verified by three classical algorithms (PS, GA and PSO), resulting in a prediction

* 文章编号: 1003-3033(2024)07-0132-07; 收稿日期: 2024-01-15; 修稿日期: 2024-04-18

** 通信作者: 蒯念生(1985—), 男, 四川成都人, 博士, 高级工程师, 主要从事化工和危险化学品安全生产技术方面的工作。E-mail: kuains@qq.com。

value error decreased by about 2%. PSO algorithm, which showed a better inversion effect, was selected for comparison with the PSO-IA algorithm. The PSO-IA algorithm has improved the effect of inverting source strength, with a localization error is 1.3 m, a source strength solving error of 0.8%, and a single computation time of less than 1 second. This enables fast and accurate positioning and estimation of source strength.

Keywords: particle swarm optimization-immune algorithm(PSO-IA); modified Gaussian smoke plume model; source-strength inversion; hazardous gas leakage; solving accuracy

0 引言

近年来,危险气体泄漏事故频发,对安全生产和公共安全造成严重冲击。快速、准确地定位危险气体泄漏源位置并预测泄漏源强,是防止事故蔓延和扩大、减少人员伤亡和财产损失的关键。化工装置和危险化学品储存设施通常占地面积大、工艺设备复杂,加之危险化学品大多具有易燃易爆和有毒有害等危害特性,一旦发生危险气体大规模泄漏扩散事故,难以在第一时间定位泄漏源头,巡检和抢险人员也难以在事故初期抵达泄漏点实施侦检。因此,研究基于外围监测的危险气体泄漏源强反演定位技术,具有重要的意义和应用价值。

相关学者在泄漏源强度和位置的反演研究方面已有一定成果,如 KEATS 等^[1]提出贝叶斯概率推理框架计算源强,发现马尔可夫链蒙特卡罗法适用于最优化问题的近似求解;CHOW^[2]利用随机采样算法和计算流体动力学模型的贝叶斯推理,设计城市污染源释放试验并反演源强;HAUPT 等^[3]使用遗传算法(Genetic Algorithm, GA),优化观测数据和预测数据之间的匹配,使误差最小化;ZHENG Xiaoping^[4]基于模式搜索算法(Pattern Search, PS)研究泄漏源强度;张建文等^[5]采用混合遗传-Nelder Mead 单纯形法补足单一算法劣势,反算验证其假设;张久凤^[6]研究了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)在源强反算的应用效果;SVEN-ERIK 等^[7]的研究表明:简单高斯分布无法重现预测值;刘畅等^[8]运用混合差分粒子群算法,在修正高斯烟羽模型下反算源强。现有研究尚未验证修正高斯烟羽模型能否使预测浓度与监测浓度方差和减小。

鉴于此,笔者拟通过改进高斯扩散模式使其预测值更贴近真实值,再结合免疫算法(Immune Algorithm, IA)与 PSO 算法互补优势,构建混合免疫粒子群(PSO-IA)算法,并将其与修正高斯烟羽模型结合,应用于溯源定位中,以期为进一步提升气体泄

漏源强反演的精度和速度提供技术支持。

1 溯源定位分析

目前,源强反演定位研究主要从优化理论和概率统计理论^[9]2个方向开展。在概率论方法中,缺乏对大量监测数据的统计信息,在事故应急处置情况下难以胜任,而优化方法在事故应急中可以快速响应以满足应急处置的紧迫性要求。氨气同时具有毒害性和燃爆性等典型危害,故采用氨气作为目标气体开展泄漏源强反演。

1.1 气体扩散模型

根据氨气的理化性质,由理查德森数判定选用高斯烟羽扩散模型。理查德森数据中国导则版计算详见《建设项目环境风险评价技术导则》^[10]。高斯模型中大气稳定度由 Pasquill 大气稳定度确定,扩散系数由 GIFFORD^[11]烟羽扩散模型方程确定(下风向距离的单位为正)。假设原点与泄漏源重合,高斯烟羽模型高架连续点源下风向空间某一点的浓度如下:

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

式中: C 为预测点 (x, y, z) 泄漏气体的质量浓度, mg/m^3 ; H 为源释放垂直高度, m ; μ 为平均风速, m/s ; σ_y 、 σ_z 分别为 y 、 z 方向的扩散参数, m ; Q 为源强, kg/s 。

1.2 修正高斯烟羽模型

1) 高斯分布中,期望值决定其位置,标准差决定分布的幅度,扩散气体羽流轮廓在垂直平面和侧风向平面都近似正态分布,采取地面浓度模式估算泄漏源扩散羽流情况,从高斯分布与泄漏气体质量守恒分析:

$$Q - C' = \int_{-y_0}^y \int_0^z C_E \cdot (\sigma_y + \sigma_z)^\alpha dy dz \quad (2)$$

式中: C' 为沉积量; C_E 为高斯烟羽地面浓度。

高斯烟羽地面浓度模式:

$$C_E = \frac{Q}{\pi\mu\sigma_y\sigma_z} \exp\left[-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right] \exp\left[-\frac{(H)^2}{2\sigma_z^2}\right] \quad (3)$$

2) 修正高斯烟羽模型^[12] 需要考虑其地表粗糙度和反射系数的问题。对于污染物, 粒子直径 $< 10 \mu\text{m}$ 采用扩散模式计算, 直径 $> 10 \mu\text{m}$ 需要在重力与空气作用的合力下计算^[13], 其沉降量影响粒子回弹效果, 粒子反射效果随烟羽扩散距离变化, 结合采用 WILSON^[14] 给出的粒子回弹概率 P 计算, 质量浓度计算为:

$$C' = P \cdot C_E (\sigma_y + \sigma_z)^\alpha \quad (4)$$

修正后的高架连续点源高斯烟羽模型^[15-17] 为:

$$C(x, y, z, z_0) = \frac{Q(\sigma_y + \sigma_z)^\alpha}{2\pi\mu\sigma_y\sigma_z} \exp\left[-\frac{(y - y_0)^2}{2\sigma_y^2}\right] \left\{ \exp\left[-\frac{(z - z_0)^2}{2\sigma_z^2}\right] + P \cdot \exp\left[-\frac{(z + z_0)^2}{2\sigma_z^2}\right] \right\} \quad (5)$$

式中: α 为结合地表粗糙度与粒子回弹的系数; y_0 为泄漏源侧风向坐标, m; z_0 为泄漏源垂直方向坐标, m。

1.3 源强反演目标函数

考虑到事故应急时的紧迫性、系统快速响应, 源强反演优化函数选择扩散模式浓度与实际观测浓度的平方差和作为目标函数, 如下式:

$$\min f(Q, x_0, y_0, z_0) = \min \sum_{i=1}^n (C_o^i - C_c^i)^2 \quad (6)$$

式中: x_0 为泄漏源横坐标, m; C_o 为监测点质量浓度; C_c 为高斯烟羽模型预测质量浓度, mg/m^3 ; J 为监测点个数, $J = 1, 2, \dots, 20$ 。选取矩形网格监测点, 监测点位布局如图 1 所示。

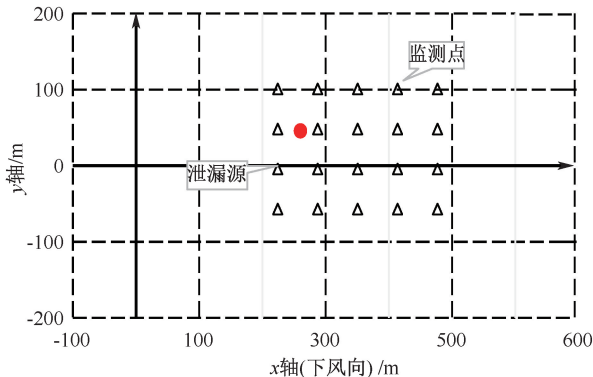


图 1 监测点网格

Fig. 1 Grid map of monitoring points

2 源强反演算法

2.1 PSO

PSO 算法具有高效的搜索能力, 运行效率高、参数相对较少, 有利于计算多目标参数的最优解。因此, 将 PSO 算法应用于多目标优化问题上具有很大的优势。

PSO 算法步骤: ①初始化粒子群规模 N 、每个粒子位置 φ_i 、速度 v_i , 设置参数学习因子 c_1 、 c_2 , 惯性权重 w , 最大迭代数 I_{\max} ; ②计算粒子适应度值 F_i ; ③如果 $F_i > p_b$ (个体极值), 则 F_i 替代 p_b ; ④如果 $F_i > g_b$ (全局极值), 则 F_i 替代 g_b ; ⑤更新粒子的速度 v_i , 位置 φ_i ; ⑥满足结束条件即退出, 否则返回步骤②。

2.2 改进 IA

IA 是一种基于免疫系统原理的启发式算法, 通常用于解决复杂的优化问题, 模拟免疫系统的进化过程来搜索最优解, 不强调算法参数设置和初始解的质量, 对问题和初始解的依赖性不强, 具有很强的适应性和鲁棒性; 利用免疫浓度筛选机制作为改进 IA 主策略, 主要步骤包括随机生成初始化种群、计算亲和度、抗体浓度、激励度、排序和重新筛选等。IA 算法具体步骤如下:

1) 设置算法参数。抗体解向量搜索范围 $K_U(j)$ 、 $K_L(j)$, 免疫个体维数 D , 免疫个体数目 N , 最大免疫代数 t_{\max} , 激励度系数 β , 相似度阈值 ε 。

2) 初始化种群 N , 随机生成 D 维独特型串的 N 个浮点数编码抗体 $\tau(j)$, 线性变换如下:

$$\tau(j) = K_L(j) + \eta(j)[K_U(j) - K_L(j)], j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中: $\eta(j)$ 为生成 $\text{rand}(0, 1)$ 实数; n 为抗体编码总维数。

3) 计算抗体与抗原亲和度 $\varphi(\tau)$ 。函数输入抗体为可行解, 需要评价每个可行解的适应度值 f_v , 结合程度表示可行解区间 $S(S \in R, R$ 为实数集); 通常根据问题的特点定义亲和度评价函数:

$$\varphi(\tau) = \frac{1}{1 + f_v} \quad (8)$$

4) 产生新解。 $\gamma_N = \tau(j)$, 将新解与初始解 γ_I 合并: $\begin{cases} \gamma_N \text{ def} \\ \gamma_I \end{cases} \gamma$ 。

5) 利用免疫个体浓度计算, 基于欧氏距离的抗体亲和力计算方法, 计算第 i 个个体与第 j 个个体之间的距离:

$$\varphi(\tau_i, \eta_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\tau_i^k - \eta_j^k)^2} \quad (9)$$

式中 τ_i^k 、 η_j^k 分别为抗体 i 的第 k 维度和抗体 j 的第 k 维度。

6) 比较抗体相似度。计算抗体浓度 V_d^A , 抗体浓度过高意味着种群中存在非常类似的大量个体, 则寻优搜索会集中于可行解区间的一个区域, 不利于全局优化。

$$V_d^A(\tau\eta_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi(\tau\eta_i, \tau\eta_j) \quad (10)$$

式中: $\tau\eta_i$ 为种群中的第 i 个抗体; $\varphi(\tau_i, \eta_j)$ 为抗体 i 与抗体 j 的亲和力。

如果 $V_d^A(\tau\eta_i) \leq \varepsilon$, 索引 \leq 阈值 ε 的元素位置, 并将结果存储在变量 λ 中; 否则, 不进行索引。浓度矩阵中 \leq 阈值 ε 取反后求和, 重新计算浓度 V_d^B :

$$V_d^B = \sum_{i=1}^n \left[\gamma(j) + \left(1 - \frac{1}{L(\lambda)} \right) \right] \quad (11)$$

式中 $L(\lambda)$ 为最大解数组维度长度。

7) 抗体激励度^[18] 是对抗体质量的最终评价, 适应度大、浓度低的抗体会得到较大的激励度。

$$S_M(\tau_i, \eta_i) = \beta \cdot \varphi(\tau_i, \eta_i) - \varepsilon \cdot V_d^B(\tau_i, \eta_i) \quad (12)$$

对筛选出的抗体进行排序, 根据选择对抗体进行免疫(克隆变异抑制)操作。

8) 重新计算目标函数 $best_v$, 重复步骤 3) 一步骤 8), 直到生成新的种群。

9) 判断终止条件。根据最大迭代次数或达到特定的适应度值, 判断是否终止算法。如果不满足终止条件, 则返回步骤 3); 否则, 输出最优解。

2.3 PSO-IA 步骤

PSO 算法具有不错的通用性, 但粒子容易飞越局部最优信息, 即局部搜索能力不强, 与 IA 算法相结合改善其自身局限性; 用 PSO 算法更新解决免疫算法收敛慢的问题, 用 IA 算法的浓度筛选机制, 增强算法(粒子)全局搜索巡游能力。

在程序运行过程中判定搜索粒子位置超界, 避免偏离全局最优解, 防止陷入局部最优解; 避免算法早熟收敛, 提高算法搜索能力和收敛速度; 混合 PSO-IA 算法^[19] 流程如图 2 所示。

3 源强反演结果与讨论

为验证修正高斯烟羽模型下基于 PSO-IA 算法的源强反算研究结果, 模拟某厂区真实情景, 根据厂区

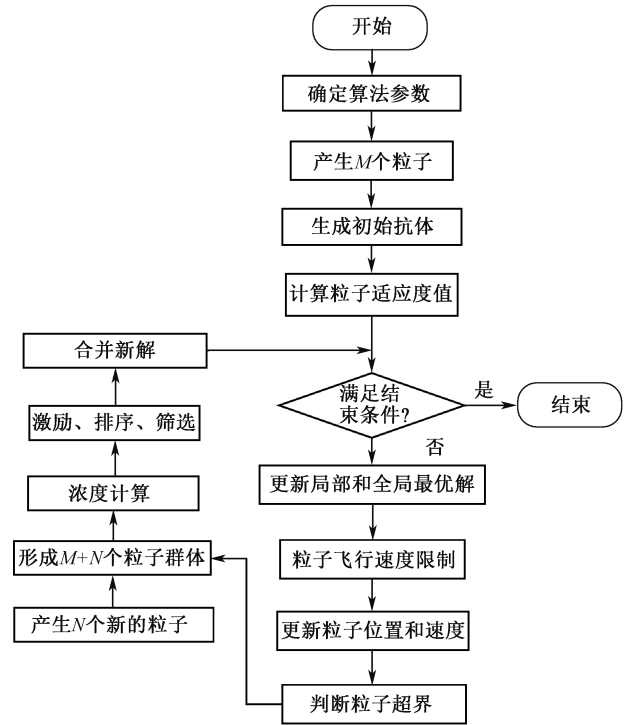


图2 PSO-IA 算法流程

Fig. 2 PSO-IA algorithm

地理位置信息、当地气象条件、罐体压力、体积、温度等真实情况, 选取储罐上某破损部位作为泄漏点, 设计仿真试验, 泄漏点记为源点, 坐标(260, 45.9, 2)。

氨气泄漏仿真试验相关参数为: 风速仪高度处风速 3 m/s, 泄漏处风速 2.006 m/s, 泄漏储罐长 10 m、直径为 3.6 m, 存储压力 0.4 MPa, 储存温度 25°C, 环境空气密度 1.667 kg/m³, 泄漏孔径约 0.06 m, 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》^[20] 计算, 计算出泄漏速率为 1 127.8 g/s, 泄漏总时间 251.7 s。

3.1 修正模型效果分析

应用 PS、GA、PSO 这 3 种经典算法, 分别对经典模型和修正模型描述的氨气泄漏仿真试验开展反演定位, 模型修正前后反演对比见表 1。由表 1 可知: 在修正模型下, 3 种经典算法的适应度值均有下降, 说明预测值更接近真实值, 其中, ①PS 算法在预测与监测值拟合度上提高 2.1%, GA 算法提高 2%, PSO 算法提高 2.6%; ②在反演源强上, PS 算法反演误差由 12.1% 下降到 8.6%, GA 算法由 11.5% 下降到 7.9%, PSO 算法由 9.2% 下降到 4.4%; ③在反演坐标上, PS 算法从 x 轴方向偏离 17.7 m 下降到 11.5 m, y 轴方向偏离 1.7 m 下降到 0.8 m; GA 算法

表 1 模型修正前后反算对比

Table 1 Inverse calculation comparison before and after model correction

对比模型	经典算法	α	x 值/m	y 值/m	$Q/(kg \cdot s^{-1})$	适应度值 (方差和)	收敛迭代 次数
高斯模型	PS	0.02	242.3	44.2	1.255	1.844×10^{-4}	401
	GA		276.4	42.2	1.249	1.832×10^{-4}	120
	PSO		252.2	42.6	1.223	1.826×10^{-4}	102
修正高斯模型	PS		248.5	45.1	1.216	1.806×10^{-4}	400
	GA		250.3	43.7	1.208	1.795×10^{-4}	126
	PSO		265.9	43	1.071	1.779×10^{-4}	113

在 x 轴方向从 16.4 m 下降到 9.7 m, y 轴方向由 3.7 m 下降到 2.2 m; PSO 算法分别为, x 轴方向由 7.8 m 下降到 5.9 m, y 轴方向由 3.3 m 下降到 2.9 m; 可见:修正高斯烟羽模型使适应度值优化更好。

针对 PS 算法依赖初值计算问题, 分别选取 (200, 45) 等近源点和远离源位置的点开始搜索, 其

中, 表 1 为靠近泄漏点搜索出的优解; PS 算法收敛稳定, 但过于依赖初值, 全局搜索能力较弱; GA 算法全局搜索能力强, 但复杂问题收敛慢, 需要根据经验调整参数; PSO 算法在源强反算优化问题上, 求解精度、收敛速度、实现难易程度均表现良好, 为广大学者所应用。

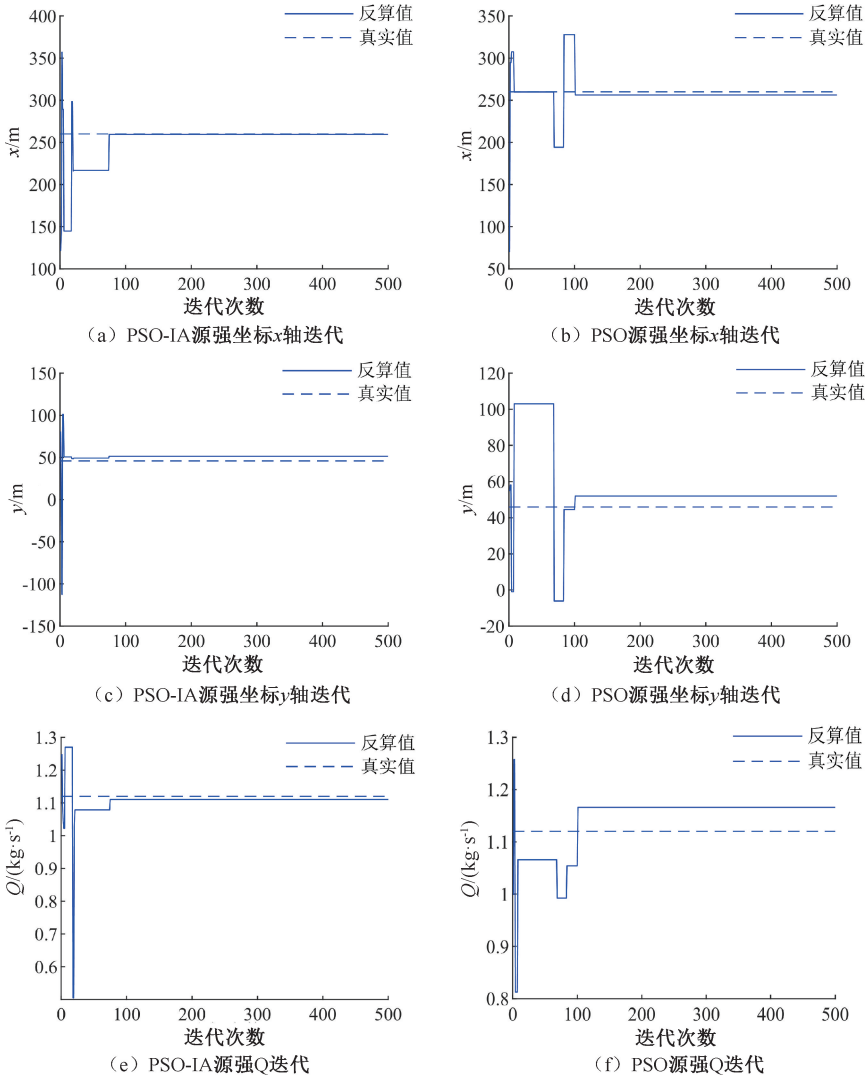


图 3 PSO-IA 与 PSO 反算迭代

Fig. 3 PSO-IA and PSO inverse calculation iteration diagram

3.2 PSO-IA 反演分析

应用 PSO-IA、PSO 这 2 种算法对修正的高斯烟羽模型描述的氨气泄漏仿真试验开展反演定位研究。PSO-IA 算法与 PSO 算法反算源强迭代情况如图 3 所示。

PSO 算法全局搜索能力强,在多次仿真中表现出收敛快性质,种群规模 $N \leq 50$ 时,通常在 500 次

迭代内达到收敛,为确保反演位置与真实源强的可靠性,求解需要收敛,但迭代次数过高会消耗额外的时间,导致事故发生后的响应时间变长^[21],不利于及时救援,因此,应在求解精度和求解时间上作出权衡。以平面欧氏距离 d ($d = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}$) 分析定位精度,PSO-IA 算法与 PSO 算法反演定位结果对比见表 2。

表 2 PSO-IA 与 PSO 反算 100 次均值比较

Table 2 Comparison of 100 mean values of PSO-IA and PSO inverse calculations

算法	种群 N	迭代次数	真实坐标/m	反算均值坐标/m	偏离 d/m	θ 真实值/ ($\text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$)	反算 Q 均值/ ($\text{kg} \cdot \text{s}^{-1}$)	相对误差/%	计算总时间/s	平均单次时间/s
PSO	30	500	260, 45.9	253.7, 40.4	8.4	1.127	1.191	5.7	44.7	0.45
	50	500		265.6, 42.8	6.4		1.076	4.5	70.9	0.71
	100	500		267.8, 47.9	8.1		1.066	5.4	139.2	1.39
PSO-IA	30	500		255.2, 41.6	6.4		1.099	2.5	45	0.45
	50	500		261.2, 46.5	1.3		1.118	0.8	71.2	0.71
	100	500		262.5, 43.1	3.8		1.137	0.9	140.8	1.41

基于 20 个监测点位,种群数 $N=50$ 在求解精度和时间上已满足应急要求,但提高粒子数会明显增加时间成本,不利于事故发生后的应急响应。

研究表明:在相同参数试验条件下,PSO-IA 算法在提高求解精度的同时,计算时间上并未劣势,相较于 PSO 算法是一种不错的改进。

4 结 论

1) 修正高斯模型经过 3 种经典算法(PS、GA、PSO)验证,其预测浓度与真实浓度的目标函数值均有降低,表明修正后的模型具有更高的准确性,更贴

近实际反应危险气体扩散情形。

2) 对比单一 PSO 算法,PSO-IA 反演源位置误差由 6.4 m 下降到 1.3 m,源强反演误差由 4.5% 下降到 0.8%,在求解精度和全局收敛上具有明显的优势,同时,算法避免求导等冗杂问题,不依赖初值,在多次高迭代次数反演中速度并未下降,解的稳定性好,能保证应急监测系统的稳定。

3) PSO-IA 结合 PSO 和 IA 的优点,能够快速、准确求解危险气体泄漏源位置和强度,为危险气体泄漏事故的现场应急处置提供有效的技术支持,有助于加强化工和危险化学品行业应急救援处突能力。

参 考 文 献

- [1] KEATS A, YEE E, LIEN F S. Bayesian inference for source determination with applications to a complex urban environment [J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(3): 465-479.
- [2] CHOW F K, KOSOVIC B, CHAN S. Source inversion for contaminant plume dispersion in urban environments using building-resolving simulations [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2008, 48(6): 1 553-1 572.
- [3] HAUPT S E, BEYER-LOUT A, LONG K J, et al. Assimilating concentration observations for transport and dispersion modeling in a meandering wind field [J]. Atmospheric Environment, 2009, 43(6): 1 329-1 338.
- [4] HENG Xiaoping, CHEN Zengqiang. Back calculation of the strength and location of hazardous materials releases using the pattern search method [J]. Journal of Hazardous Materials, 2010, 183(1/2/3): 474-481.
- [5] 张建文,刘茜,魏利军. 危险化学品泄漏事故泄漏源强反演方法比较研究 [J]. 中国安全科学学报, 2009, 19(2): 165-171.
ZHANG Jianwen, LIU Qian, WEI Lijun. Comparative study on the inverse-calculation methods for the intensity of leakage sources in chemical leakage accidents [J]. China Safety Science Journal, 2009, 19(2): 165-171.
- [6] 张久凤,姜春明,王正,等. 粒子群优化算法在源强反演问题中的应用研究 [J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(10): 123-128.
ZHANG Jiufeng, JIANG Chunming, WANG Zheng, et al. PSO algorithm for inverse-calculation of source intensity [J].

- China Safety Science Journal, 2010 20(10): 123-128.
- [7] SVEN-ERIK G, ERIK L. Atmospheric dispersion from elevated sources in an urban area comparison between tracer experiments and model calculations[J]. Journal of Climate and Applied Meteorology, 1984, 23(4): 651-660.
- [8] 刘畅, 苏腾, 周汝, 等. 修正高斯模型下气体泄漏源项信息反演研究[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(7): 98-104.
LIU Chang, SU Teng, ZHOU Ru, et al. Investigation on inverse-calculation of leakage source information of gas based on modified Gaussian model[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(7): 98-104.
- [9] 陈增强. 危险化学品泄漏源的定位研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2013.
CHEN Zengqiang. Research on source identification approaches for hazardous chemical releases[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2013.
- [10] HJ 169—2018, 建设项目环境风险评价技术导则[S].
HJ 169-2018, Technical guidelines for environmental risk assessment on projects[S].
- [11] GIFFORD J F A. Use of routine meteorological observations for estimating atmospheric dispersion[J]. Nuclear Safety, 1961, 2: 47-51.
- [12] 胡爽, 汤亚玲. 基于改进高斯烟羽模型的二氧化氮泄漏模拟分析[J]. 重庆工商大学学报: 自然科学版, 2023, 40(1): 22-27.
HU Shuang, TANG Yaling. Simulation analysis of nitrogen dioxide leakage based on improved Gaussian plume model[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University: Natural Science Edition, 2023, 40(1): 22-27.
- [13] HE Peng, ZHENG Bohong, ZHENG Jian. Urban PM_{2.5} diffusion analysis based on the improved gaussian smoke plume model and support vector machine[J]. Aerosol and Air Quality Research, 2018, 18(12): 3 177-3 186.
- [14] WILSON J D, FERRANDINO F J, THURTELL G W. A relationship between deposition velocity and trajectory reflection probability for use in stochastic lagrangian dispersion models[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 1989, 47(2/3/4): 139-154.
- [15] 李云云. 高斯烟羽模型的改进及在危化品泄漏事故模拟中的应用[D]. 广州: 广州大学, 2013.
- [16] 付金宇, 李颖. 基于高斯烟羽模型的船舶尾气扩散研究[J]. 海洋通报. 2018, 37(2): 235-240.
FU Jinyu, LI Ying. Study on ship's exhaust-gas diffusion based on Gaussian plume model[J]. Marine Science Bulletin, 2018, 37(2): 235-240.
- [17] THOMSON L C, HIRST B, GIBSON G, et al. An improved algorithm for locating a gas source using inverse methods[J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(6): 1 128-1 134.
- [18] 孙宁. 人工免疫优化算法及其应用研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.
SUN Ning. Artificial immune optimization algorithm and applications[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006.
- [19] 吕红芳, 王涛, 嵇月强, 等. 基于免疫粒子群算法的PID参数优化研究[J]. 中国工程机械学报, 2022, 20(3): 194-198.
LYU Hongfang, WANG Tao, JI Yueqiang, et al. Optimization of PID control parameters based on immune particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2022, 20(3): 194-198.
- [20] GB/T37243—2019, 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[S].
GB/T37243-2019, Determination method of external safety distance for hazardous chemicals production units and storage installations[S].
- [21] 沈泽亚, 郎建垒, 程水源, 等. 典型耦合优化算法在源项反演中的对比研究[J]. 中国环境科学, 2019, 39(8): 3 207-3 214.
SHEN Zeya, LANG Jianlei, CHENG Shuiyuan, et al. Comparative and study on the application of typical hybrid algorithms in source parameter inversions[J]. China Environmental Science, 2019, 39(8): 3 207-3 214.

作者简介: 万邦银 (1996—), 男, 重庆人, 硕士研究生, 研究方向为危险化学品泄漏危害影响分析及溯源定位。E-mail: wanby@mails.swust.edu.cn。

