# 混合遗传算法在核事故源项反演中的应用

宁莎莎,蒯琳萍

(上海交通大学 核科学与工程学院,上海 200240)

摘要:针对国内外普遍关注的核事故源项反演与事故后果评价的问题,运用遗传算法-单纯形法结合烟 团模型实现了对源强的反算和释放点位置的快速定位。遗传算法-单纯形法与遗传算法-模式搜索法、遗 传算法和单纯形法等3种算法的比较结果表明:遗传算法-单纯形法结合了遗传算法和单纯形法两种算 法的优势,也弥补了各自算法的缺陷,其反算值可与期望值较精确符合;扩散模式模块、GA 模块和 NM 模块3者可简单直接的结合,结合所需编写的代码较少,通用性广;GA 模块和 NM 模块的计算花费较 少,适用于核电厂对源项的快速估计。

关键词:混合遗传算法;大气扩散;源项反演
 中图分类号:TL731
 文献标志码:A
 文章编号:1000-6931(2012)S0-0469-04

# Back-Calculation of Source Terms by Hybrid Genetic Algorithm in Nuclear Power Plant Accident

NING Sha-sha, KUAI Lin-ping

(School of Nuclear Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract**: To address the issue of nuclear accident's consequence assessment and source terms inversion which is of common concern at home and abroad, hybrid genetic algorithm combined puff model was used to back-calculate the source terms including the release rate and the location. The results of comparing the genetic algorithm-Nelder Mead (GA-NM) method with the genetic algorithm-pattern search (GA-PS) method, genetic algorithm (GA) method and Nelder Mead (NM) method show that GA-NM method not only combines the advantages of GA method and NM method, but also compensates the shortcomings of the two algorithms. The inverse value can be exactly match the expected one. Dispersion model module, GA module and NM module can be combined straightforward, and the code used to combine them is very simple, so GA-NM method has a wide versatility. As the calculation of GA module and NM module are power plant source terms.

**Key words**: hybrid genetic algorithm; atmospheric dispersion; back-calculation of source terms

2011年日本福岛核事故的发生引起了全 世界范围内的恐慌,将民众对核能的信任和可 接受程度降到了冰点,与此同时,事故应急作为 核安全文化的重要组成部分,受到了科研人员 和民众的普遍重视。核事故应急情况下不确定 性的一个重要来源是源项的不确定性,对源项 信息把握的准确程度直接影响到核事故辐射后 果的评价及应急措施的采取。估计事故源项方 法一般分2类:一类是根据堆芯的运行参数和 损坏程度估计源项,另一类是根据电厂周围的 监测数据估算源项。福岛核事故早期全厂断 电,堆芯受损情况不明,不可能通过第1种方法 确定源项,因此,第2种方法在事故应急中的重 要作用便体现出来。目前通过监测数据反演源 项的方法主要有4种:最优插值法、遗传算法、 人工神经网络法、卡尔曼滤波及其发展得到的 扩展卡尔曼滤波和集合卡尔曼滤波法[1],4种 方法均有其各自的特点。最优插值法通常是针 对线性系统的单变量进行分析,应用简单,但对 复杂情况的处理能力不足。遗传算法可简单地 与其他扩散模式相结合,可给出源强与浓度之 间的直接关系,通用性强。人工神经网络法虽 不需扩散参数、大气稳定度等定性参数,但需大 量的可靠训练数据。卡尔曼滤波法最大的特点 和弱点是需预先确定模式的预报误差和观测误 差[2],且计算花费较大。本工作将混合遗传算 法应用到核事故源项反演中,以实现对源项释 放率、位置和高度的快速估计。

### 1 原理和方法

### 1.1 大气扩散模型

烟团模型是采用一系列离散的烟团来近似 模拟连续烟流,每个烟团的增长速率由大气的 湍流扩散能力决定<sup>[3]</sup>,评价区域任何一点的空 气污染物浓度的高低取决于输送路径上有多少 个烟团及烟团对该点的贡献。烟团模式可比较 准确的反应大气的平均风场和湍流场的变化情 况,相对于高斯烟羽模式,对于实际的大气扩散 问题具有很好的效果<sup>[4]</sup>,国内外有多个核事故 后果评价系统采用该方法,典型的模型有 CALPUFF和 RIMPUFF等。

大气扩散模型为:

$$C(x, y, z, t) = \sum_{i=1}^{N_{\text{puff}}} \frac{Q_{\text{p}}^{(i)} \Delta t}{(2\pi)^{3/2} \sigma_x^{(i)} \sigma_y^{(j)} \sigma_z^{(i)}} \times \exp\left[-\frac{(x - x_{\text{p}}^{(i)})^2}{2\sigma_x^{(i)^2}} - \frac{(y - y_{\text{p}}^{(i)})^2}{2\sigma_y^{(i)^2}}\right] \times \left\{ \exp\left[-\frac{(z - z_{\text{p}}^{(i)})^2}{\sigma_z^{(i)^2}}\right] + \exp\left[-\frac{(z + z_{\text{p}}^{(i)})^2}{\sigma_z^{(i)^2}}\right] \right\}$$
(1)

其中:C(x,y,z,t)为 t 时刻坐标(x,y,z)处的 浓度; i 为第 i 个烟团, $Q_{p}^{(i)}$ 为  $\Delta t$  时间步长内的 源释放率, Bq/s; $(x_{p}^{(i)}, y_{p}^{(i)}, z_{p}^{(i)})$ 为第 i 个烟团 的中心位置; $\sigma_{x}^{(i)}, \sigma_{y}^{(i)}, \sigma_{z}^{(i)}$ 为扩散参数; $N_{puff}$ 为释 放烟团的总个数。

# 1.2 混合遗传算法

遗传算法在实际的应用中局部寻优能力较差,易出现早熟现象,主要原因是遗传算法的交 叉操作容易破坏当前模式,使得小范围的精确搜 索很困难<sup>[5]</sup>。因此在遗传算法中融合局部搜索 能力强的优化算法,构成混合遗传算法是提高遗 传算法运行效率和求解质量的一种可行手段。

1) 遗传算法

基本遗传算法是模拟生物在自然环境中的 遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化 概率搜索算法,可定义为一8元组,有:

GA = (C, E, P<sub>0</sub>, M, Φ, Γ, Ψ, T) (2) 式中:C 为个体的编码方法; E 为个体适应度评 价函数; P<sub>0</sub>为初始群体; M 为群体大小; Φ 为选 择算子; Γ 为交叉算子; Ψ 为变异算子; T 为遗 传运算终止条件。

假设释放源下风向设置 TR 个监测点,决 策向量  $X = [Q, x_0, y_0, H]^T$ 可看做是由 4 个遗 传基因所组成的 1 个染色体,其中,Q 为源强;  $(x_0, y_0, H)$ 为释放源位置。由遗传算法随机产 生 20 个染色体,每个染色体由扩散模式(1)预 测相应监测点的浓度,然后按照适应度评价函 数 Fitness 确定出其适应度,确定进一步的搜 索方向和搜索范围。Fitness 函数为:

Fitness = 
$$\frac{\sqrt{\sum_{r=1}^{TR} (C_r(i,j) - R_r(i,j))^2}}{\sqrt{\sum_{r=1}^{TR} R_r^2(i,j)}}$$
(3)

式中:*C*<sub>r</sub>为模型预测的浓度;*R*<sub>r</sub>为监测点的实测浓度。

遗传算法同时使用多个搜索点的信息,从由

很多个体组成的一初始群体开始最优解的搜索 过程具有遗传算法所特有的一种隐含并行性。 经过多代染色体的交叉、变异,进化过程中所得 到的具有最小适应度的个体作为最优解输出给 单纯形法,终止计算,具体流程如图1所示。



图 1 遗传算法流程图 Fig. 1 Process of genetic algorithm

2) 单纯形法

单纯形法将遗传算法输出的最优解作为初 始点进行局部搜索。假设α、β、γ分别为反射、压 缩、扩展系数,则单纯形法的寻优规则可表示为:

$$\begin{aligned} x_{\rm r}^{(k)} &= \bar{x}^{(k)} + \alpha (\bar{x}^{(k)} - x_{n+1}^{(k)}) & (4) \\ x_{\rm e}^{(k)} &= \bar{x}^{(k)} + \gamma (x_{n+1}^{(k)} - \bar{x}^{(k)}) & (5) \\ x_{\rm e}^{(k)} &= \bar{x}^{(k)} + \beta (x_{\rm h}^{(k)} - \bar{x}^{(k)}) & (6) \end{aligned}$$

式中: $x_{r}^{(k)}$ 、 $x_{e}^{(k)}$ 、 $x_{c}^{(k)}$ 分别为经过反射、扩展、压缩后得到的点; $\bar{x}^{(k)}$ 为形心; $x_{n+1}^{(k)}$ 为单纯形顶点中反响最差的点; $x_{h}^{(k)}$ 为 $x_{r}^{(k)}$ 和 $x_{n+1}^{(k)}$ 中反响较差的点。

单纯形的顶点通过反射、扩展、压缩的方法,不断逼近最优解。

#### 2 数值实验

实验中使用混合遗传算法耦合扩散模型验证源强反演和释放点定位的可行性,假设源项释放率为 10<sup>6</sup> Bq/s,释放位置坐标为(30,10,60),大气稳定度 D级,平均风速为 2 m/s,风向为 W,时间为 100 s,由扩散模型计算的浓度场和监测点分布如图 2 所示。

利用混合遗传算法对式(3)进行优化,初始 种群数量为20,突变率为0.2,循环迭代100 次。每代最佳目标函数值和平均函数值的变化 曲线如图3所示。

目标函数的平均值在迭代 60 次前浮动较



图 3 最佳目标函数值和平均函数值的变化曲线图 Fig. 3 Curve of the best fitness and mean fitness

大,60次后浮动减小,迅速趋近最小值。目标 函数最小值在迭代过程中逐渐减小,最后接近 于0,表明随着迭代次数的增加,经遗传算法优 化得到的反算变量越接近期望值,从而扩散模 型的预测值与监测器的测量值越接近,目标函 数值越小。各变量的反算结果列于表1。

表 1 反演结果 Table 1 Experiment results

亦量	源强 Q/	位置变量	位置变量	位置变量
	$(Bq \cdot m^{-3})$	$x_0/m$	$y_0/m$	H/m
期望值	106	30.0	10.0	60.0
反算值	$10^{6}$	30.0	10.0	60.0

## 3 比较分析

为显示遗传算法-单纯形法(GA-NM)的优 越性,本文选取遗传算法-模式搜索法(GA-PS)、遗传算法(GA)、单纯形法(NM)与GA-NM进行比较,每种算法迭代100次,所得结果 列于表2。

Table 2         Comparative analysis result								
算法	初值	迭代次数	源强 $Q/(Bq \cdot m^{-3})$	位置变量 $x_0/m$	位置变量 y <sub>0</sub> /m	位置变量 $H/m$		
GA-NM		100	1 000 000.0(0.0%)	30.0(0.0%)	10.0(0.0%)	60.0(0.0%)		
GA-PS		100	1 024 133.4(2.4%)	24.8(17.3%)	8.1(19.0%)	60.4(0.7%)		
GA		100	827 871.6(17.2%)	41.2(37.3%)	8.2(18.0%)	60.4(0.7%)		
NM	$[500\ 000, 0, -5, 10]$	100	1 246 124.9(24.6%)	0.0(100.0%)	-3.1(131.0%)	63.6(6.0%)		
	[1 300 000,100,80,150]	100	955 735.0(4.4%)	37.2(24.0%)	-6.1(161.0%)	60.6(1.0%)		

表 2 比较分析结果 Table 2 Comparative analysis result

注:括号内的数值为相对误差

NM 算法的反算过程需预先设定初值,初 值设定情况直接关系到反算结果,当初值偏离 真实值较远时,所得反算结果的相对误差较大。 GA 算法与 NM 算法相结合,弥补了 NM 算法 对初值的要求,可较为准确反算出期望值。

遗传算法的局部搜索能力较差,算法容易 陷于局部最优解;而单纯形法虽对于所设初值 的依赖很强,但具有很强的局部搜索能力。 GA-NM 算法在结合两种算法优势的同时也弥 补了各自算法的缺陷。GA-NM 算法、GA-PS 算法和 GA 算法同样迭代 100 次,GA-PS 算法 和 GA 算法得到变量值的相对误差远大于 GA-NM算法的。

此外,实验中扩散模式模块、GA 模块和 NM 模块是相对独立的,三者可简单直接结合, 结合所需编写的代码较少,通用性广;GA 模块 和 NM 模块的计算花费较少,适用于核电厂对 源项的快速估计。

# 4 结论与展望

本文运用遗传算法-单纯形法结合烟团模 型实现了对源强的反算和释放点位置的快速定 位。遗传算法-单纯形法与遗传算法-模式搜索 法、遗传算法和单纯形法等3种算法的比较结 果表明:遗传算法-单纯形法结合了遗传算法和 单纯形法两种的优势,弥补了各自算法的缺陷, 其反算值可与期望值较精确符合;扩散模式模 块、GA模块和 NM模块是相对独立的,三者可 简单直接的结合,结合所需编写的代码较少,通 用性广;GA模块和 NM模块的计算花费较少, 适用于核电厂对源项的快速估计。 本次研究的目的是验证混合遗传算法应用 核电厂对源项快速估计的适用性,而算法的稳 定性测试是下一步研究的重点问题。另外,模 型误差是最大的误差来源,减少模型误差以及 将混合遗传算法应用于对多个释放源参数联合 估计,在以后的工作中将进行进一步的研究。

#### 参考文献:

[1] 徐志新,奚树人,曲静原. 核事故源项反演技术 及其研究现状[J]. 科技导报,2007,25(5):16-20.

XU Zhixin, XI Shuren, QU Jingyuan. Review on source inversion technology in analyzing nuclear accidents [J]. Science & Technology Review, 2007, 25(5): 16-20(in Chinese).

- [2] EVENSEN G. Inverse methods and data assimulation in nolinear ocean models[J]. Physica D: Nolinear Phenomena, 2006, 40: 7 267-7 279.
- [3] 刘爱华,蒯琳萍. 放射性核素大气弥散模式研究 综述[J]. 气象与环境学报,2011,27(4):59-65.
  LIU Aihua, KUAI Linping. A review on radionuclides atmospheric dispersion models[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2011, 27 (4): 59-65(in Chinese).
- [4] 马元巍,张括,王德忠.核事故源项反演方法数 值研究[C]//21世纪辐射防护论坛第九次会 议一日本福岛核事故专题研讨会论文集.扬州: [出版者不详],2011:417-425.
- [5] 刘立平,牛熠.遗传算法综述[J].东莞理工学院 学报,2005,12(3):48-52.
  LIU Liping, NIU Yi. A summary of genetic algorithm[J]. Journal of Dongguan University of Technology, 2005, 12(3): 48-52(in Chinese).