

氯气管道泄漏源项识别反演问题

赵培,熊亮

中海油安全技术服务有限公司,天津 300456

摘要 在突发氯气泄漏时,及时充分地掌握泄漏源的源项信息,是科学预测氯气泄漏扩散事故的难点之一,也是控制和管理氯气泄漏事故的一项重要基础性工作。围绕泄漏源反演问题,对有障碍物环境下氯气管道泄漏扩散后的源项反演进行了数值模拟。采用基于 Bayes 推断理论的 MCMC 抽样方法,结合某氯乙酸生产厂区生产装置布局及氯气泄漏的扩散模型,对氯气泄漏源的空间位置和氯气泄漏强度等重要参数进行反演。结果展示了泄漏源项信息,通过结果检验得出参数的反演结果均在真实数值范围之内。

关键词 管道泄漏;反演;贝叶斯推理;马尔科夫抽样方法

中图分类号 TU443

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.26.007

Inverse Problem for the Identification of the Source Term in Chlorine Pipeline Leak

ZHAO Pei, XIONG Liang

CNOOC Safety Technology Service Co. Ltd., Tianjin 300456, China

Abstract In a burst of toxic and hazardous substance spills, the quick acquisition of the leak source information is one of the difficult issues in the analysis of production safety and accident predictions. The inverse problem of the heavy gas leak source is an important step to establish a reliable heavy gas leakage diffusion model, for the heavy gas spill control and the heavy gas leakage management. The paper discusses the source term inversion after the chlorine gas pipeline leakage and diffusion in the obstacle environment. Combining the MCMC sampling method based on the Bayes inference theory with a Chloroacetic acid production factory production plant layout and a chlorine gas diffusion prediction model, the key parameters of the leak source such as the location and the intensity, are obtained by the inverse method, and it is shown that the results of these parameters are within the range of the true values.

Keywords pipeline leak; inverse problem; Bayes inference theory; MCMC

0 引言

氯气是重要的工业原料,在工业生产中氯气泄漏事故时有发生,已造成了巨大的人身伤亡。氯气泄漏扩散具有突发性和隐蔽性强的特点,一旦发生事故,往往引起现场人员的心理与行为慌乱,导致事故扩大和升级。应对大量突发性氯气管道泄漏事故的历史经验表明,对泄漏源信息的掌握程度直接影响现场人员逃生和抢险救灾的应急决策有效性。如果通过对氯气泄漏扩散进行反演,推算出泄漏点源的位置与强度信息,将对及时制定有效的应急措施有深远的意义^[1-6]。随着重气泄漏正问题模型求解的日益成熟,有关重气泄漏源项识别反问题的研究越来越受到重视。重气泄漏源反问题求解的主要困难在于其不稳定性,而这种不稳定性(尤其是不唯一性)主要来源于重气泄漏源的不确定性^[7-9]。本文从概率论

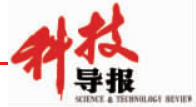
的角度出发,采用贝叶斯统计学的方法——贝叶斯推理,建立重气泄漏源反问题的求解模型。氯气泄漏源反问题研究建立在 Keats 等^[10]的理论基础上,采用基于贝叶斯推断理论的马尔科夫抽样方法,结合 $k-\varepsilon$ 湍流模型的方法,对其扩散中过程进行反演,得到释放源的空间方位与强度等关键参数及区域内浓度的分布的统计数据,同时考虑传感器测量误差的分布,综合这些参数对反演结果的影响进行讨论。

1 泄漏源反演数学描述

根据贝叶斯模型,求解似然函数和后验概率密度函数分布,而后验分布即为反问题的解,在此基础上结合 N-S 方程和组分扩散方程,计算不同源项参数下的浓度场,最后采用马尔科夫抽样方法,对反演概率进行估计,对泄漏源进行更精

收稿日期:2012-11-02;修回日期:2013-03-01

作者简介:赵培,工程师,研究方向为安全系统理论及应用,电子信箱:tjzhaopei@163.com



确的定位。

1.1 Bayes 推断

设正问题定义如下：

$$N=G(M) \quad (1)$$

其中,假定 M 和 N 均为随机变量, M 表示模型参数向量, $M=(M_1, M_2, \dots, M_i, \dots, M_n)$,与泄漏源有关的参数,是反演计算的随机模型变量; N 表示实验观测数据向量, $N=(N_1, N_2, \dots, N_i, \dots, N_n)$,传感器监测点的测量信息。由模型参数确定系统的数据属于数据的预测问题。

在给定数据条件下模型参数的后验分布密度,即对于工厂的有毒气体泄漏源参数反演问题,使用贝叶斯公式,表达式为

$$p(M|N)=\frac{p(N|M)p(M)}{p(N)} \propto p(N|M)p(M) \quad (2)$$

其中, $p(M)$ 为基于泄漏源项参数 M 的先验分布; $p(N)$ 为后验分布; $p(N|M)$ 为基于泄漏源项参数 M 下,随机变量 N 的条件概率,也称似然函数; $p(M|N)$ 指源项参数 M 的概率分布。

1.2 似然概率和后验分布的计算

似然函数关系到模型所求参数的拟合程度,从而会间接的影响到后验概率密度函数的准确性、稳定性和运行速率。

在确定似然概率时,设定传感器测量值与理论值的误差 ε_i 、正向数值模型预测值与理论值的误差 e_i 为

$$\begin{aligned} \varepsilon_i &= N_i - T_{i,true} \\ e_i &= F_i(M) - T_{i,true}(M) \end{aligned}$$

其中, N_i 为传感器真实测量值; $T_{i,true}$ 为传感器理论值; $F_i(M)$ 为正向数值模型预测值; $T_{i,true}(M)$ 为正向数值模型理论值。

这 2 种误差近似服从高斯分布,即 $e_i \sim Gau(0, \sigma_{e,i}^2)$ 和 $\varepsilon_i \sim Gau(0, \sigma_{\varepsilon,i}^2)$ 。

从而得到

$$p(N_i | T_{i,true}, M) \propto \exp\left\{-\frac{[N_i - T_{i,true}(M)]^2}{2\sigma_{\varepsilon,i}^2}\right\} \quad (3)$$

$$p(T_{i,true} | M) \propto \exp\left\{-\frac{[T_{i,true}(M) - F_i(M)]^2}{2\sigma_{e,i}^2}\right\} \quad (4)$$

假定传感器与正向数值模型 2 种误差相互独立,则

$$\begin{aligned} p(N_i | M) &= \int_{T_{i,true}} P(N_i | T_{i,true}, M) p(T_{i,true} | M) dT_{i,true} \propto \\ &\exp\left\{-\frac{[F_i(M) - N_i]^2}{2(\sigma_{\varepsilon,i}^2 + \sigma_{e,i}^2)}\right\} \end{aligned} \quad (5)$$

假定每个传感器测量点互相独立,则可以推导出似然概率

$$p(N|M) = \prod_{i=1}^k p(N_i|M) \propto \exp\left\{-\frac{[F_i(M) - N_i]^2}{2(\sigma_{\varepsilon,i}^2 + \sigma_{e,i}^2)}\right\} \quad (6)$$

似然概率确定后,就可以代入式(2),这样就得到源项参数的后验分布。其中,

$$\begin{aligned} p(N) &= \int_{-\infty}^{+\infty} p(N|M) p(M) dM \propto \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\sum_{i=1}^k \frac{[F_i(M) - N_i]^2}{2(\sigma_{\varepsilon,i}^2 + \sigma_{e,i}^2)}\right\} \cdot \\ &p(M) dM \end{aligned} \quad (7)$$

1.3 不同源项浓度场计算

在确定后验概率时,需要考虑整个参数空间的许多抽样

点,以往的算法常常要穷尽所有可能的源项参数进行正向数值的模拟,求解组分扩散方程和稳态 N-S 方程,得到各测量点处的浓度值,整个过程计算繁琐。同时,当要求解在 n 个不同位置($M_{s1}, M_{s2}, \dots, M_{sk}, \dots, M_{sn}$)污染源,扩散到某个传感器位置 M' 处的浓度值时,需要进行 n 次正向数值模拟,得到同一个点处的浓度值。考虑到传感器的数量通常较少,而每一次的正向模拟也只是为得到有限传感器位置的浓度值,因此利用伴随算子的性质,求解与原浓度场对应的伴随浓度场,即将污染源放置在该空间点 M' 处,强度取一个单位,求解一次伴随方程,得到伴随浓度场 $G(M, M')$,即可得到同一空间点处在不同源条件下的浓度值^[8]。

假定泄漏源为点源项时, $S = Q \cdot \delta(M - M_s)$,可进一步得到

$$F(M') = \int_{\Omega} Q \cdot G(M, M') \delta(M - M') dM = Q \cdot G(M, M') \quad (8)$$

利用求解一次伴随方程浓度场计算时,可求出 n 个不同源项参数下在同一个传感器位置处的浓度值

$$(Q_{s1} G(M_{s1}, M'), Q_{s2} G(M_{s2}, M'), \dots, Q_{sk} G(M_{sk}, M'), \dots, Q_{sn} G(M_{sn}, M'))$$

其中, S 为泄漏源贡献值; Q 为泄漏源强度; δ 为搜索步长; M 为全空间区域 Ω 中某点处位置。

由于组分源项对环境流场地影响较小,因此为简化计算,在进行数值模拟时,假定处于相同位置而泄漏源强度不同,其速度场保持稳定和不变。计算中先求解速度和压力场,即将连续方程、动量方程、浓度扩散方程分离求解,当其收敛后,把速度场的湍流粘性系数代入伴随方程,求解出浓度场。

1.4 MCMC 抽样计算算法

因为后验概率密度分布是在极其简单或者特殊的情况下才能求出其解析解,这就需要对后验概率密度函数分布进行合理抽样。一般的数值计算会随着问题的空间维数呈指数增加导致误差越来越大,随着维数扩大往往会超出计算机的计算能力。采用马尔科夫链蒙特卡罗法(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)抽样方法,是通过概率密度函数自动产生相应的样本,其计算量则只随着模型空间维数的增加呈线性增加。这些抽样点构成一条 Markov 链, MCMC 直接产生一组目标分布为后验概率的随机抽样点,通过合理的构造转移概率,其收敛后的静态分布即为所需的后验分布。MCMC 生成样本的方法是利用 Markov 链机制探索状态空间,这样保证了 Markov 链能够在相应的重要的区域内不断探索,从而减少了盲目探求的时间。

根据不变分布 $p(x)$ 和 proposal 分布 $q(x^*|x)$,可以从当前位置 x 获得候选抽样值 x^* , Markov 链从位置 x 移动到 x^* 的接受概率为

$$A(x, x^*) = \min\{1, [p(x)q(x^*|x)]^{-1} p(x^*)q(x|x^*)\} \quad (9)$$

2 实例

2.1 全厂区确定氯气泄漏源描述

根据某氯乙酸生产厂现实布局,车间和作业区域内大约有 18 个主要建筑物,其中 1-1 为氯化铵仓库,1-2 为成品库,



1-3 为甘氨酸中转库,2-1 为氯化铵回收工房(预留),2-2 为氯乙酸工段,2-3 为装置储罐区,2-5 为氨基乙酸工段,3-1、2 均为厂区储罐区,3-3 污水处理站,3-4 盐酸回收工段,3-5 尾气处理装置,3-6 循环水站,3-7 甲醇回收工段,3-8 机修及配电,3-9 动力中心(预留)。根据工艺流程,泄漏源位于氯乙酸工段与装置储存区周围。泄漏源强度为 0.15MPa。在这个区域内,布置了若干个气体浓度传感器,位置见图 1。

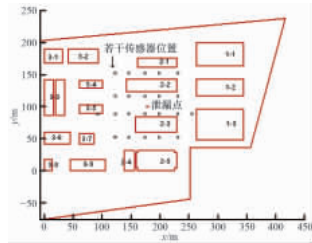


图 1 某氯乙酸生产厂区平面示意图

Fig. 1 Chloroacetic acid factory site layout

泄漏发生后,该氯乙酸生产厂的氯气浓度分布图见图 2。由图 2 分析可知,以泄漏点为中心,在泄漏点四周的氯气最高,随着距离泄漏点的远近,浓度逐渐降低。

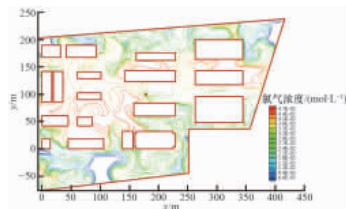


图 2 氯气泄漏后化工生产区氯气浓度分布图

Fig. 2 Chlorine molar concentration distribution graph in chemical production zone after chlorine gas leak

典型监测点氯气浓度随时间变化曲线如图 3 所示。由图 3 可知,在泄漏发生的初始阶段,氯气浓度最大。随着时间的变化,氯气在相对敞开的环境空间内扩散开来,浓度逐渐降低,但监测点的浓度受周围建筑的影响,有一个波动过程。

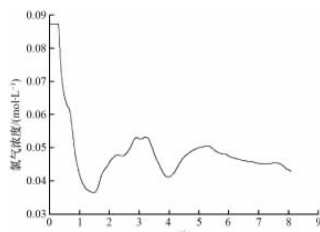


图 3 典型监测点氯气浓度随时间变化曲线

Fig. 3 The concentration time curve at a typical monitoring point

2.2 泄漏源参数反演结果

整个抽样的 Markov 链长取为 40000,为了保证统计结果的有效性,只在后 20000 个抽样点中每隔 1 个点采样进行分析。Markov 链的搜索过程见图 4。由图 4 可以看出,在反演过程中,抽样点经过 20 余次周边搜索,很快确定泄漏源的位置附近,最终发现氯气泄漏源。

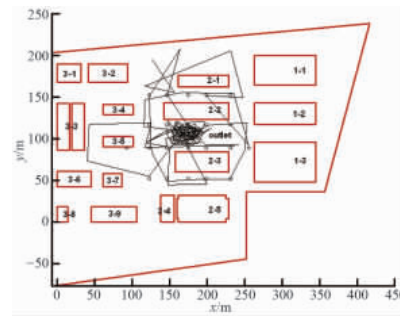


图 4 Markov 链的搜索过程

Fig. 4 Markov chain search process

2.3 结果检验

定量描述参数反演的结果如图 5~图 7 所示,分别为泄漏源的横、纵坐标和泄漏源强度的统计直方图,其中长实线代表源参数的真实值。由图 5~图 7 可以看出,泄漏源项的位置参数和强度参数的反演结果均在真实值范围内。

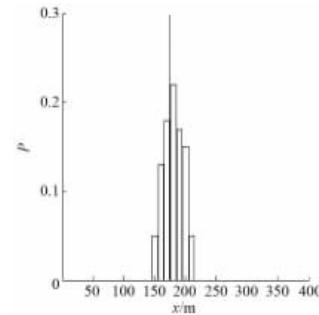


图 5 泄漏源位置 x 坐标的柱状分布图

Fig. 5 Histogram of x-coordinates of the location of the leak source

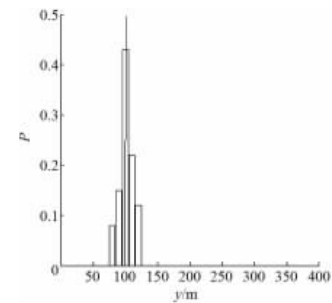


图 6 泄漏源位置 y 坐标的柱状分布图

Fig. 6 Histogram of y-coordinates of the location of the leak source

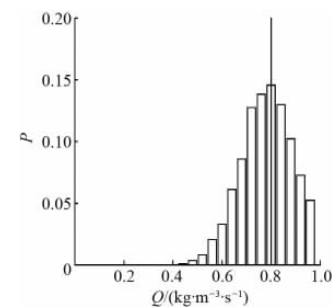


图 7 泄漏源强度的柱状分布图

Fig. 7 Histogram of intensity of the leak source

图8为泄漏源位置的二维联合柱状图,清晰显示了氯气泄漏点位置的分布概率,其中红色星点处表示实际泄漏位置。表1为泄漏源反演参数的统计量。

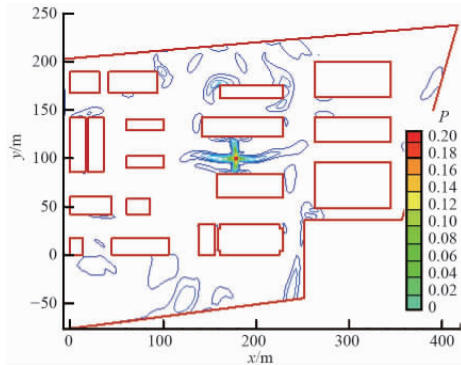


图8 泄漏源位置的概率分布

Fig. 8 Probability distribution of the leak source position

由表1可知,氯气泄漏源位置在x方向的真实值和平均值比较接近,误差为2.1m。但是y方向误差相对比较大,2.4m。这是由于y方向氯乙酸工段与装置储罐区的距离比较近,对氯气扩散浓度场有比较大的影响,导致传感器在泄漏源的y方向上浓度敏感性较高。

表1 泄漏源反演参数统计量

Table 1 Leak source inversion parameter statistics

x/m			y/m			Q/(kg·m ⁻³ ·s ⁻¹)		
真实值	平均值	标准差	真实值	平均值	标准差	真实值	平均值	标准差
178.0	180.1	5.24	100.0	102.4	4.7	0.800	0.778	0.11

3 结论

针对氯气管道突发泄漏事故,采用基于Bayes推断理论的MCMC抽样方法,结合厂区生产装置布局及氯气扩散的数值模型,对氯气泄漏源的信息参数进行反演,获得了氯气泄漏源位置和泄漏源强度,通过结果检验得出参数的反演结果均在真实数值范围之内。由于y方向氯乙酸工段与装置储罐区的距离比较近,对氯气扩散浓度场有比较大的影响,导致传感器在泄漏源的y方向上浓度敏感性较高,这使得反演计算得到的氯气泄漏源位置在x方向的平均值和真实值比较接近,而y方向误差相对较大。反演结果通过与真实值的对比,证实了该算法的有效性。

在氯气一旦泄漏时,要达到预警系统即刻响应,指挥系统实时确定泄漏点及浓度,减少泄漏事故的处置预警时间,就必须在有可能发生泄漏的地方布置不等数量的传感器,形成可靠的信息报警系统。

参考文献 (References)

[1] 陈军明,徐大海,朱蓉. 遗传算法在点源扩散浓度反演排放源强中的应用[J]. 气象,2002,28(9): 12-16.
Chen Junming, Xu Dahai, Zhu Rong. Meteorological Monthly, 2002, 28

(9): 12-16.
[2] 朱江,汪萍. 集合卡尔曼平滑和集合卡尔曼滤波在污染源反演中的应用[J]. 大气科学,2006,30(5): 871-882.
Zhu Jiang, Wang Ping. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2006, 30(5): 871-882.
[3] 蔡旭辉,邵敏,苏芳. 甲烷排放源逆向轨迹反演模式研究[J]. 环境科学,2002,23(5): 19-24.
Cai Xuhui, Shao Min, Su Fang. Environmental Science, 2002, 23(5): 19-24.
[4] 陈华敏,师学明,张云姝,等. 管道泄漏检测技术进展 [J]. 安全与环境工程,2003,10(3): 58-61.
Chen Huamin, Shi Xueming, Zhang Yunshu, et al. Safety and Environmental Engineering, 2003, 10(3): 58-61.
[5] 张小俊,张明路,孟庆浩,等. 一种基于动物捕食行为的机器人气味源定位策略[J]. 机器人,2008,30(3): 268-274.
Zhang Xiaojun, Zhang Minglu, Meng Qinghao, et al. Robot, 2008, 30(3): 268-274.
[6] Fu W G. Blast furnace raceway and hearth symposium [M]. Beijing: Metallurgy Industry Press, 1986.
[7] 王岩,陈向东,赵静. 基于FastLCA和神经网络的电子鼻模式识别[J]. 传感技术学报,2007,20(1): 38-41.
Wang Yan, Chen Xiangdong, Zhao Jing. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(1): 38-41.
[8] 沈功田,耿荣生,刘时凤. 连续声发射信号的源定位技术[J]. 无损检测,2002,24(4): 164-167.
Shen Gongtian, Geng Rongsheng, Liu Shifeng. Ndestructive Testing, 2002, 24(4): 164-167.
[9] Rao K S. Source estimation methods for atmospheric dispersion [J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(33): 6964-6973.
[10] 蔡正敏,彭飞. 长输管道泄漏故障诊断方法的研究[J]. 应用力学学报,2002,19(2): 38-43.
Cai Zhengmin Peng Fei. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2002, 19(2): 38-43.
[11] 李俊花,孙昭晨,崔莉,等. 基于新息理论的变点检测及其在长输管道泄漏监测中的应用[J]. 自动化学报,2006,32(3): 462-469.
Li Junhua, Sun Zhaochen, Cui Li, et al. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(3): 462-469.
[12] 孙晓松,谭兴强. 基于小波分解的管道泄漏神经网络检测与定位[J]. 石油机械,2006,34(8): 55-58.
Sun Xiaosong, Tan Xingqiang. China Petroleum Machinery, 2006, 34(8): 55-58.
[13] 郭少冬,杨锐,苏国锋,等. 基于伴随方程和MCMC方法的室内污染源反演模型研究 [J]. 应用基础与工程科学学报,2010,18(4): 695-704.
Guo Shaodong, Yang Rui, Su Guofeng, et al. Journal of Basic Science and Engineering, 2010, 18(4): 695-704.
[14] 潘军峰,闵涛,周孝德,等. 对流-扩散方程逆过程反问题的稳定性及数值求解[J]. 武汉大学学报:工学版,2005,38(1): 10-13.
Pan Junfeng, Min Tao, Zhou Xiaode, et al. Engineering Journal of Wuhan University 2005, 38(1): 10-13.
[15] Kermit M, Tomic O. Independent component analysis applied on gas sensor array measurement data [J]. IEEE Sensors Journal. 2003, 3(2): 218-228.
[16] Zhang T F, Chen Q. Identification of contaminant sources in enclosed environments by inverse CFD modeling [J]. Indoor Air, 2007, 17(3): 167-177.
[17] 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.
[18] 郭少冬,杨锐,翁文国. 基于MCMC方法的城区有毒气体扩散源反演[J]. 清华大学学报:自然科学版,2009,49(5): 629-634.
Guo Shaodong, Yang Rui, Weng Wenguo. Journal of Tsinghua University: Science and Technology Edition, 2009, 49(5): 629-634.

(责任编辑 刘志远,陈广仁)