

环境大气中数据同化技术方法及应用

徐向军, 姚仁太, 陈龙泉

中国辐射防护研究院, 太原 030006

摘要 从数据同化的角度,对卡尔曼滤波技术、元启发式算法、贝叶斯推导及逆扩散/轨迹模拟技术、非参数化回归等技术在污染环境大气模拟技术中的应用情况进行了总结分析。分析结果表明,经多种优化方法试用于解决环境监测数据的数据同化问题中,元启发式算法结合传统优化技术在有效解决环境监测的数据同化问题中具有良好应用前景。

关键词 数据同化;环境大气;监测数据

同化或数据同化即结合了关于时间分布的观测值及动态模型的分析方法^[1]。数据同化方法需要将具有特定时间、空间属性的观测信息进行传递与分析。数据同化方法传统上多用于海洋洋流、全球气象等领域的模拟。在环境污染大气领域,数据同化方法已经成为一个重要的发展方向,主要被用于对气象场及污染物浓度场的估算与模拟两个方面^[2]。

数据同化可分为“同步同化”与“逆向演绎同化”。所谓同步同化,是指利用某时刻环境监测或气象观测数据,实现对该时刻气态物环境分布或局地流场状态估计。所谓逆向演绎同化,是指利用当前时刻环境监测或气象观测数据,实现对气态物到达该点前释放和迁移过程估计。

依据“熵增原理”,大气环境中的污染物质释放、弥散过程是一个不可逆过程,使得理论上无法从环境监测结果直接估算释放及扩散过程。因而,逆向演绎同化要比同步同化更为全面,也更加困难。

一般地,环境监测数据同化问题常被视为一个多解组合优化问题。多解组合优化问题多表现为多维非线性问题,即在解域空间内存在多个潜在的解,表现为多极值非线性关系。假定求取全局最小值的三维多极值非线性问题,可以构造其3维解域空间(图1)。

研究人员为了进一步减少污染物环境浓度分布估计结果的不确定性,采用了许多技术方法对环境监测与气象观测数据进行同化。下面介绍近年来用于环境污染大气领域的主要数据同化技术方法及其应用情况。

1 卡尔曼滤波技术及其应用

卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)自20世纪60年代问世以来日趋成熟和完善,且已有新的发展。根据Maybeck的定义,KF是一种最优递归资料处理算法,它综合利用一切可能的观

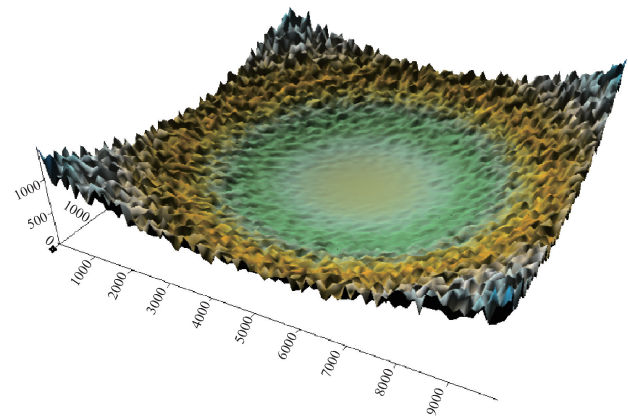


图1 三维多极值解空间示意

Fig. 1 An artificial 3D multi-extreme solution field

测信息以及模式和观测信息的误差统计特征,对特定变量进行估计,使估计的统计误差达到最小。一般地,只要给出了初值,并不断引入观测数据,滤波计算过程就可以不断地进行下去,最终实现对环境监测数据的同化。作为最重要的数据同化技术,KF及其不同的变形模式应用广泛,例如惯性导航、全球定位系统、目标跟踪、气象预报等。

Drews等^[3]与Zheng^[4]分别利用滤波技术对扩散模式参数进行了同化修正及模式状态的调整,并实现了对环境监测数据的实时同化。而在更早些时候,Rojas-Palma^[5]等将该技术用于Rodas系统中,利用环境监测结果对放射性物质的环境分布进行调整。这些研究成果表明,KF及其拓展形式对于解决在已知释放过程中,利用同步环境监测结果改进模式模拟结果是可行的。但并未见报道该技术在未知释放及扩散过程的逆向演绎同化问题中的应用。

目前,该技术仍主要用于基于实施环境监测数据构造同

收稿日期:2017-03-02;修回日期:2017-06-15

作者简介:徐向军,研究员,研究方向为辐射防护与环境保护,电子信箱:526731224@qq.com

引用格式:徐向军,姚仁太,陈龙泉.环境大气中数据同化技术方法及应用[J].科技导报,2017,35(13):52-56;doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2017.11.007

步的静态环境浓度分布。

2 元启发式算法及其应用

元启发式(meta-heuristics)算法^[7]是20世纪80年代初兴起的启发式算法,包括禁忌搜索算法(tabu search)、模拟退火算法(simulated annealing)、遗传算法(genetic algorithms, GA)、人工神经网络(neural networks)、蚁群算法(ant colony algorithms)等。目前,这些算法在理论和实际应用方面得到了较大的发展,它们有一个共同的目标——求组合优化问题的全局最优解。

2.1 遗传算法及其应用

遗传算法是一种基于自然选择原理和自然遗传机制的搜索/寻优算法,它是模拟自然界中的生命进化机制,在人工系统中实现特定目标的优化。遗传算法的实质是通过群体搜索技术,根据适者生存的原则逐代进化,得到最优解或准最优解。GA算法从一开始就是基于高度并行处理的、随机的自适应搜索过程。隐含并行性、对全局信息的有效利用及强大的鲁棒性是该算法的显著特点。

将数据同化问题视为一个优化问题,并利用某大气迁移扩散预报模式搜寻与环境监测结果最匹配的情形。这个方案需要具有良好鲁棒性的优化技术,而GA技术恰恰具备此条件^[8]。

Haupt^[9]证明了混合GA方法可以利用场内单一监测推演得到多源释放,并建立了基于GA技术的源项估算技术。在此基础上,Haupt等^[10]利用Monte Carlo统计技术对该方法的有效性及其观测误差的存在对优化结果的影响做了进一步分析。同时,该团队还通过用一个更为先进的Scipuff模式替换了原有的高斯烟羽模式进行了相关验算。2010年Long等^[11]也提出一个基于GA技术的源项估算模式。该模式通过搜寻包括释放位置、源强、烟团轴线高度、释放时间、地面风向、地面风速在内的源项及扩散条件下扩散模式预报结果与实际观测结果最吻合的组合。

由此可见,遗传算法在解决环境污染大气中的逆向演绎同化问题的实际应用中,以它良好的收敛性和鲁棒性得到充分利用和广泛认可。

2.2 模拟退火算法及其应用

模拟退火算法得益于材料的统计力学的研究成果,是适合解大规模组合优化问题的通用有效近似算法。与以往的近似算法相比较,模拟退火算法具有描述简单、使用灵活、运用广泛、运行效率高、初始条件限制少的优点,而且适合并行计算。

模拟退火算法形成的基本事实来自统计力学的结果:材料中粒子的不同结构对应于粒子的不同能量水平。在高温条件下,粒子的能量较高,可以自由运动和重新排列;在低温条件下,粒子能量较低。如果从高温开始,非常缓慢地降温(即退火过程),粒子就可以在每个温度下达到热平衡,最终在系统完全冷却时形成处于低能状态的晶体。

如果用粒子的能量定义材料的状态,Metropolis算法用一个简单的数学模型描述了退火过程。假设材料在状态*i*之下的能量为 $E(i)$,那么材料在温度*T*时从状态*i*进入状态*j*就遵循如下规律。

如果 $E(j) \leq E(i)$,接受该状态被转换。

如果 $E(j) > E(i)$,则以概率*P*进行状态转换。概率*P*可表述为:

$$P = e^{-\frac{E(j) - E(i)}{KT}} \quad (1)$$

式中,*K*为物理学中的玻尔兹曼常数,*T*为材料温度。

MacDonald等^[12]应用卫星技术,利用海面油膜在激光激发下的荧光作为线索,以洋流输送为迁移背景,应用模拟退火算法实现了大范围石油储藏地的搜索。但Thomson等^[13]在利用模拟退火技术进行随机搜索释放源强及释放位置的待选分布研究中发现,尽管模拟退火算法良好的收敛性和鲁棒性使其适用于对环境监测结果的同化计算,但过高的计算费用(单次估算迭代数>40万次)限制了该技术的广泛应用。

模拟退火算法可实现全局优化得到了系统的理论证明,并在应用中表现出较好的收敛性和鲁棒性。如果能够有效克服当前在实际应用中出现的计算费用过高的问题,模拟退火算法将在该领域得到更广泛的应用。

2.3 神经网络算法及其应用

在1890年James首次描述了神经网络的基本原理之后,该技术得到快速发展。近年,Pfeiffer等^[14]提出了一种基于环境监测结果的、利用神经网络技术估算空气污染水平平均空间分布的方法。该方法利用散布的环境采样可同步确定一个较大区域内某类污染物的平均浓度。Pfeiffer利用塞浦路斯地区270个环境NO₂监测点整年监测,对该区域1 km×1 km网格分辨的人口密度、气象等参数的分布进行了多层感知驯化。结合作为神经网络节点输入数据的前期烟羽浓度模拟和人口密度,利用释放总量的最佳匹配,最终获得了NO₂平均浓度在该城市的实际分布图。

神经网络技术需要利用大量的环境监测数据驯化并建立所谓的神经反射关系。这对于分析某区域长期释放过程而言具有重要意义,但对于个例事件而言,难以得到更有效的结果。

总之,由于元启发式算法不拘泥于特定的函数关系,对于解决多目标组合优化问题具有良好的鲁棒性。在计算能力日益改进的今天,作为一类有效的优化试算方法,以遗传算法、模拟退火算法、人工神经网络为代表的元启发式算法对于解决基于环境观测的源项估算问题具有明显的优势。

3 贝叶斯推导算法及其应用

根据不确定性信息作出推理和决策需要对各种结论的概率作出估计,这类推理称为概率推理。18世纪英国学者贝叶斯曾提出计算条件概率的公式用来解决一类问题。

Senocak^[15]将贝叶斯推导技术引入环境监测数据同化问

题。他提出的贝叶斯推导算法可以使人考虑观测与模拟误差,并提供了一个以概率的形式描述源项及其分布的可能性。在实际应用中,他认为

$$m = (x_s, y_s, z_s, q_s, t_{on}, t_{off}) \quad (2)$$

式中, m 为矢量参数,表示某瞬态点源; $\{x_s, y_s, z_s\}$ 表示源的释放位置; q_s 为释放源强; $\{t_{on}, t_{off}\}$ 为释放起止时间。

$$P(m|D, I) = \frac{P(m|I)P(D|m, I)}{P(D|I)} \quad (3)$$

式中, D 为环境监测数据, I 为环境本底信息。 $P(m|D, I)$ 为后验概率; $P(m|I)$ 为先验概率 $P(D|m, I)$ 为相似性; $P(D|I)$ 为验证算子。

Keats^[19]则通过建筑物附近污染烟羽水槽实验及 Oklahoma 城市地区的全尺度现场实验证明了该方法的有效性。

尽管相关报道非常有限,但从当前已开展的工作说明,贝叶斯推导算法具备了同化环境监测数据的基本条件。该技术在环境监测数据同化领域的应用仍需进一步工作。

4 其他同化技术

4.1 变分方法

起源于 20 世纪 80 年代的变分算法,其实质是通过构建代价函数,以描述状态量分析值和真值之间的差异,将目标问题转化为一个极值求解问题,在满足动态约束的条件下,最小化状态预测值和观测值之间的“距离”,并设定这种“距离”最小的状态量即为最优状态估计量。变分方法加上遥感数据的使用被普遍认为是 20 世纪 90 年代数值天气预报质量持续提高的关键因素,变分同化算法也因此成为 20 世纪末主流同化技术之一^[20]。常见的变分算法有 3 维变分和 4 维变分算法。下面以 3 维变分为例进行说明。

3 维变分算法 (Three-Dimensional Variational Algorithm, 3DVAR) 假设某一同化时刻 t 及时间段 T , 3DVAR 用 $[t-T, t+T]$ 时间段内所有观测数据调整模型轨迹,最终将模型模拟轨迹拟合至该时间范围内所有观测值上。3DVAR 算法代价函数的一般形式定义见下式。

$$J(X) = (X - X^b)^T B^{-1} (X - X^b) + (Y - HX)^T R^{-1} (Y - HX) \quad (4)$$

式中, $J(X)$ 为代价函数, X 为状态量, X^b 为背景场, B 为背景场误差协方差矩阵, Y 为观测数据, H 为观测算子, R 为观测场误差协方差矩阵,使得 $J(X)$ 取值最小的状态量即为最优估计状态量。求 $J(X)$ 最小值可以转化为活动 $J(X)$ 导数为 0 的状态值,对 $J(X)$ 求一阶导数得到梯度方程,见式 (5),使得 $\nabla J(X) = 0$ 的 X 即为最优状态估计值。

$$\nabla J(X) = 2B^{-1}(X - X^b) - 2H^T R^{-1}(Y - HX) \quad (5)$$

式中所有参数定义同式 (1)。常用的方法有梯度下降法、牛顿法、松弛法、最优迭代步长法等。3DVAR 算法在代价函数中包含物理过程,并且以模型预报值作为状态的背景场,同化结果具有物理一致性和动力协调性。在同化过程中,3DVAR 不需要对观测值进行筛选,可以使用所有的有效观

测。同时,由于 3DVAR 可以使用复杂的观测算子,因此 3DVAR 对状态量的非直接或非线性相关的观测数据的同化更容易。然而,在实际应用中受到状态非线性变化和状态量高维的限制,很难对式 (5) 直接计算,需要借助伴随模式和切线线性方程,而且复杂模型算子和观测算子的伴随模式编写较为困难,计算成本也较高。尽管如此,3DVAR 算法仍为世界各主要气象中心的业务运行算法,如中国国家气象局、欧洲中尺度天气预报中心 (ECMWF) 及英国气象预报中心。

4.2 非参数化回归技术及其应用

不同于普通的、可构造的、通过某些函数参量表达的函数关系,即参数化回归,人们对某些无法用函数参量进行表达的函数关系称为非参数化回归。

设各时刻 t_i 观测点平均浓度为 C_i , i 表示观测站编, $i=1, 2, \dots, n$ 。同时,设对应 t_i 时刻风向为 W_i ,则在平均角度内的平均浓度可表述为

$$\bar{C}(\theta) = N^{-1} \sum_{i=1}^n K(\theta - W_i) C_i \quad (6)$$

式中,当 $x - \Delta\theta/2 \leq x \leq x + \Delta\theta/2$ 或 $x=0$ 时, $k(x) = 1$ 。

为使上式更具通用性,需进一步明确标明 $\Delta\theta$ (又称光滑参数)在方程的位置,于是上式可变换为非参数回归算子:

$$\bar{C}(\theta, \Delta\theta) = \frac{\sum_{i=1}^n K((\theta - W_i)/\Delta\theta) C_i}{\sum_{i=1}^n K((\theta - W_i)/\Delta\theta)} \quad (7)$$

式中,当 $-\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2}$ 或 $x=0$ 时, $K(x) = 1$ 。

于是, $K(x)$ 可视为任意一个连续函数:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} K(x) dx = 1 \quad (8)$$

一般地,常选定两种 $K(x)$ 函数形式:高斯型核函数和 Epanechnikov 型核函数。这两种函数形式将能够给出近 θ 的观测数据的最大权重及远端观测值的削减权重。

Henry 等^[16]应用非参数化回归技术,开展了飞机飞行时的污染物释放对邻近地区城市居民健康的影响分析研究。他们对香港国际机场 HKIA 2000—2001 年和 Los Angeles 国际机场 LAX 1997 年 8 月至 1998 年 3 月邻近地区关于 CO、NO_x、RSP 环境 (Respirable Suspendend Particulates, 可吸入悬浮物) 小时监测数据进行分析,并利用非参数化回归方法建立了关于风向、风速的平均浓度函数。

尽管利用非参数化回归技术可以利用环境监测数据实现对源项的解析,但短期的环境监测数据无法反映各风向条件下扩散形态的差异。因此,非参数化回归技术难以利用少数环境监测结果实现同化计算。

4.3 单纯形

单纯形法^[17]是求解线性规划问题的通用方法。单纯形是美国数学家丹齐克 (G. B. George Bernard Dantzig) 于 1947 年首先提出来的。它的理论根据是:线性规划问题的可行域是 n 维向量空间 R_n 中的多面凸集,其最优值如果存在必在该凸集的某顶点处达到。顶点所对应的可行解称为基本可行解。单纯形法的基本思想是:先找出一个基本可行解,对它

进行鉴别,搜索最优解;若不是,则按照一定法则转换到另一改进的基本可行解,按此重复进行。当基本可行解个数有限时,经有限次转换必能得出问题的最优解。

作为传统的经典局部最优求解技术,单纯形不具备解决多极值的复杂问题。但是,该方法具有收敛快速、判算简明的特点。因此,Allen等^[18]首先利用其他全局优化算法粗略实现对解域区间的搜索,然后利用单纯形实现更为精细极值解快速求解。

4.4 逆扩散/轨迹模拟技术

逆扩散模拟技术(inverse dispersion technique, IDT)是指假定环境采样为释放点,释放后的扩散过程是逆时间过程,即随着IDT的运行,时间逐渐前推。IDT所依据的流场也与实际流场相反,即

$$U'_{u,v,w} = -U_{u,v,w} \quad (9)$$

式中, $U'_{u,v,w}$ 为IDT应用的三维 (u,v,w) 流场,简称逆流场; $U_{u,v,w}$ 为实际的三维流场。

尽管受“熵增原理”的限制,单独应用IDT无法直接获得实际释放源的解析,但是通过对有效有值环境观测点进行的IDT运算得到的扩散场实际上可视为潜在的源项参数的解空间场。因此,多数情形下,IDT被作为辅助工具用于对未知源项的估计或用于对环境监测点的布设^[5]。

类似的情形也存在于粒子逆轨迹模拟技术(inverse particle transport technique, IPTT)的应用中^[6]。IPTT应用时同样假定有效、有值环境观测点为释放源,采用对应时刻的逆流场进行逆时间轨迹迁移模拟。尽管IPTT获得的散点分布结果不能直接反映解空间场,但利用适宜的插值方法可以间接获得解空间场。

通过比较两种技术方法在源项估算中的应用,认为两种技术都是确定解空间场的重要工具,并且其功能类似。比较而言,IDT运算所占用的计算资源要远低于IPTT运行所占用的计算资源。

5 结论及分析

5.1 结论

卡尔曼滤波类技术作为重要的数据同化技术被广泛应用于对天气过程与洋流过程的构造。在环境污染大气领域,卡尔曼滤波及其拓展形式主要用于基于实施环境监测数据构造同步的静态环境浓度分布,但难以利用环境监测数据获得对未知源项的解析。该算法已经发展出集合卡尔曼滤波、粒子滤波^[21]等多种分支。

元启发式算法不拘泥于特定的函数关系,对于解决多目标组合优化问题具有良好的鲁棒性。在计算能力日益改进的今天,作为一类有效的优化试算方法,以遗传算法、模拟退火算法、人工神经网络为代表的元启发式算法对于解决基于环境观测的源项估算问题具有明显的优势,并已经得到初步讨论与应用^[22-24]。

贝叶斯推导算法理论上具备了同化环境监测数据的基本条件,但该技术的环境监测数据同化领域的应用仍需要进一步开展相关工作。

以非参数化回归、单纯型算法以及逆扩散/轨迹模拟技术为代表的数值同化技术并未成为解决环境监测数据同化问题的主流方法,多应用于对其他主流数值算法的补充。单独运用这些算法在解决环境监测数据同化问题中的有效性有待进一步开展相关验证工作。

5.2 分析与讨论

数值同化是利用数值方法使预设 A 函数具备更为真实的已知 B 的信息,从而得到改进、完善的 A' 函数的过程。其过程可表示为

$$A \xrightarrow{B} A' \quad (10)$$

所利用的数值方法往往不拘泥于某类算法,而是对所有可实现该过程的所有算法的统称。算法的选择直接与实现过程自身的属性相关。

对于环境释放及扩散过程,影响烟云释放、扩散的所有相关因素(包括流场、源项参数等)都是该过程的变量条件,这使得环境释放及扩散问题成为一个多属性非线性问题。一般采用两类方法:1) 基于迭代试算,通过比较分析试算结果与监测结果间的符合程度,利用某种特定方法实现对前期设计的反复修改,最终实现对流场或释放及扩散情形的合理估算;2) 应用类似统计的方法,建立气象条件与环境监测结果之间的联系,对长期弥散情形进行估算尝试通过。

环境大气的数据同化问题已经成为该领域的重要研究方向,多数数据同化技术的应用仍处于研究阶段。据目前研究进展分析如下。

1) 卡尔曼滤波类技术与非参数化回归技术具备对于解决静态环境监测数据同化问题的要求,尤其在处理某区域长期释放的环境问题具有一定的优势。

2) 元启发式算法,尤其是遗传算法具备环境大气中数据同化问题的技术基础,其良好的鲁棒性保证了该技术实际应用的可行性。

3) 贝叶斯推导技术在该领域的应用仍处于研究早期,相关研究工作正在进一步探索中。

4) 传统优化技术不适于单独运用来解决环境大气数据同化问题,但在特定条件下,可以与其他数据同化方法联合应用,有助于提高总体估算效率。

5) 结合具有良好鲁棒性的元启发式算法与具有快速收敛特性的传统优化算法及逆扩散/轨迹模拟技术应当是解决基于环境监测数据同化问题的最佳选择。

参考文献(References)

- [1] 王跃山. 数据同化—它的缘起、含义和主要方法[J]. 海洋预报, 1999, 16(1): 11-20.
Wang Yueshan. Data assimilation—Its cause, meaning and main procedures[J]. Marine Forecasts, 1999, 16(1): 11-20.

- [2] Rojas-Palma C, Madsen H, Gering F, et al. Data assimilation in the decision support system RODOS[J]. Radiation Protection Dosimetry, 2003, 104(1): 31-40.
- [3] Drews M, auritzen B, Madsen H. Analysis of a Kalman Filter based method for on-line estimation of a atmospheric dispersion parameters using radiation monitoring data[J]. Radiation Protection Dosimetry, 2005, 113(1): 75-89.
- [4] Zheng D Q, Leung J K C, Lee B Y. Online update of model state and parameters of a Monte Carlo atmospheric dispersion model by using ensemble Kalman filter[J]. Atmospheric Environment, 2009, 43(12): 2005-2011.
- [5] Seibert P, Frank A, Kromp-Kolb H. Inverse modelling of atmospheric trace substances on the regional scale with Lagrangian models[C]//Proceedings of the EUROTRAC-2 Symposium. Garmisch-Partenkirchen, Germany, 2002.
- [6] Flesch T K, Wilson J D, Harper L A, et al. Estimating gas emissions from a farm with an inverse dispersion technique[J]. Atmospheric Environment, 2005, 39(27): 4863-4874.
- [7] 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
Xing Wenxun, Xie Jinxing. Modern optimization method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [8] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [9] Haupt S E, Young G S, Allen C T. Validation of a receptor/dispersion model coupled with a genetic algorithm using synthetic data[J]. Journal of Applied Meteorology, 2006, 45(3): 476-490.
- [10] Allen C T, Haupt S E, Young G S. Source characterization with a genetic algorithm-coupled dispersion-backward model incorporating SCIPUFF[J]. Journal of Applied Meteorology & Climatology, 2007, 41(4): 465-479.
- [11] Long K J, Haupt S E, Young G S. Assessing sensitivity of source term estimation[J]. Atmospheric Environment, 2010, 44(12): 1558-1567.
- [12] MacDonald I R, Reilly J F, Jr Best S E. A remote sensing inventory of active oil seeps and chemosynthetic communities in the northern Gulf of Mexico[C]. New York: The American Association of Petroleum Geologists, 1996.
- [13] 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): 1128-1134.
- [14] Pfeiffer H, Baumbach G, Sarachaga-Ruiz L, et al. Neural modelling of the spatial distribution of air pollutants[J]. Atmospheric Environment, 2009, 43(20): 3289-3297.
- [15] Senocak I, Hengartner N W, Short M B, et al. Stochastic event reconstruction of atmospheric contaminant dispersion using Bayesian inference[J]. Atmospheric Environment, 2008, 42(33): 7718-7727.
- [16] Henry R C, Chang Y S, Spiegelman C H. Locating nearby sources of air pollution by nonparametric regression of atmospheric concentrations on wind direction[J]. Atmospheric Environment, 2002, 36(13): 2237-2244.
- [17] Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization[J]. Computer Journal, 1965, 7(4): 308-313.
- [18] Allen C T, Young G S, Haupt S E, et al. Improving pollutant source characterization by better estimating wind direction with a genetic algorithm[J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(11): 2283-2289.
- [19] 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.
- [20] 马建文, 秦思娴. 数据同化算法研究现状综述[J]. 地球科学进展, 2012, 27(7): 747-757.
Ma Jianwen, Qin Sixian. Recent advances and development of data assimilation algorithms[J]. Advances in Earth Science, 2012, 27(7): 747-757.
- [21] 毕海芸, 马建文. 粒子滤波算法在数据同化中的应用研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(5): 701-710.
Bi Haiyun, Ma Jianwen. Advances in the study of particle filter in data assimilation[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(5): 701-710.
- [22] 摆玉龙, 李新. 耦合遗传算法的数据同化系统误差处理方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2011, 12(6): 702-708.
Bai Yulong, Li Xin. Error processing methods of data assimilation systems coupled with genetic algorithms[J]. Journal of PLA University of Science and Technology (National Science Edition), 2011, 12(6): 702-708.
- [23] 袁彪, 王良瑜, 绪梅, 等. 数据同化在核事故辐射场评估中的应用研究[J]. 中国安全科学学报, 2015, 25(5): 31-36.
Yuan Biao, Wang Liangyu, Xu Mei, et al. Research on application of data assimilation in nuclear accident radiation field assessment[J]. China Safety Science Journal, 2015, 25(5): 31-36.
- [24] 潘萌, 张春霖, 张杰. 大亚湾核电站周围大气流场监测数据同化分析[J]. 计算物理, 2007, 24(1): 65-70.
Pan Meng, Zhang Chunlin, Zhang Jie. Data assimilation for the air flow around Daya bay nuclear power station[J]. Chinese Journal Of Computational Physics, 2007, 24(1): 65-70.

Methods of data assimilation for environmental atmosphere and their applications

XU Xiangjun, YAO Rentai, CHEN Longquan

China Institute for Radiation Protection, Taiyuan 030006, China

Abstract From the perspective of data assimilation, we analyze some useful technologies including Kalman filter, meta-heuristics algorithm, Bayesian inference, non parametric regression, and traditional optimization method, and summarize their applications to the environmental monitoring data assimilation problem. The paper shows that different methods can be applied to solve the environmental monitoring data assimilation problems, and that the meta-heuristics algorithm combined with the traditional optimization method has a hopeful future in this field.

Keywords data assimilation; environmental atmosphere; monitoring data

(编辑 王志敏)