

唐晓, 王自发, 朱江, 等. 2010. 北京地面 O₃ 的集合预报试验 [J]. 气候与环境研究, 15 (5): 677-684. Tang Xiao, Wang Zifa, Zhu Jiang, et al. Ensemble-based surface O₃ forecast over Beijing [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 15 (5): 677-684.

北京地面 O₃ 的集合预报试验

唐晓^{1,2,3} 王自发^{1,2} 朱江¹ GBAGUIDI Alex² 吴其重^{2,3}

1 中国科学院大气物理研究所大气边界层物理与大气化学国家重点实验室, 北京 100029

2 中国科学院大气物理研究所竺可桢-南森国际中心, 北京 100029

3 中国科学院研究生院, 北京 100049

摘要 基于蒙特卡罗集合预报方法建立了一个北京地面臭氧的集合预报系统, 该系统对包括排放源、气象场在内的 154 个模式输入和参数进行了扰动, 共包含了 50 个集合成员。利用该集合预报系统模拟了北京奥运会期间一次臭氧过程 (2008 年 8 月 11 日~8 月 13 日), 分析了集合预报系统在概率预报, 最优集合子集预报以及表征预报可靠性方面的特点。结果表明: 与原确定性预报相比, 集合预报能为用户提供更加丰富的预报信息, 通过概率预报可以提供不同事件发生的概率, 对臭氧事件的预报准确率更高。采用最优集合子集预报方式时的臭氧预报均方根误差比原确定性预报低了 10% 以上。

关键词 集合预报 臭氧 不确定性 北京奥运会

文章编号 1006-9585 (2010) 05-0677-08 **中图分类号** X16 **文献标识码** A

Ensemble-Based Surface O₃ Forecast over Beijing

TANG Xiao^{1,2,3}, WANG Zifa^{1,2}, ZHU Jiang¹, GBAGUIDI Alex², and WU Qizhong^{2,3}

1 *The State Key Laboratory of Atmospheric Boundary Layer Physics and Atmospheric Chemistry, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029*

2 *Nansen-Zhu International Research Center, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029*

3 *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049*

Abstract Monte Carlo ensemble forecast method is employed to establish a surface ozone ensemble forecast system in Beijing. The ensemble forecast system is constituted by 50 forecast members with 154 model input parameters of Nesting Air Quality Prediction Model System (NAQPMS) perturbed. The forecast skill of the surface ozone ensemble forecast system is evaluated over three days' forecast (11 - 13 Aug 2008) during Beijing Olympics 2008. Analysis is performed on probabilistic forecast skill, deterministic forecast skill and on how to represent forecast uncertainty. Results indicate that, compared with single model, ensemble forecast significantly improves accuracy of ozone hourly concentration and daily maximum prediction. By selecting sub-ensemble with smaller error, the root mean square error of forecast is reduced by over 10%.

Key words ensemble forecast, uncertainty, ozone, Beijing Olympic Games

收稿日期 2009-08-10 收到, 2010-07-20 收到修定稿

资助项目 国家国家高技术研究发展计划重大项目 20060106A3004 和国家自然科学基金项目 40805051

作者简介 唐晓, 男, 1981 年出生, 博士, 主要从事大气污染数值预报的不确定性分析和资料同化研究。E-mail: tangxiao@mail.iap.ac.cn

1 引言

大气和大气化学模式都是高度非线性的系统,由两个非常接近的模式初始值或输入参数得到的预报解会随时间积分而出现非线性离散。在大气和大气化学模式中,真实的大气初始状态和模式参数是不可完全精确描述的,模式初始状态和输入参数必然存在确定性或随机性误差,这种误差在系统中的非线性增长可能使单模式预报远离真实的状态,丧失预报技巧。针对单模式预报面临的上述困境,Epstein (1969) 提出的随机动力预报思想成为集合预报取代单模式预报的理论基础。相对于单模式预报,集合预报的主要优点在于:(1) 集合预报能体现模式初始条件和输入参数的不确定性在模式积分中的传播,从而可以了解由这些不确定性导致的预报不确定性,提供预报的可靠性和可预报性信息;(2) 集合预报可以提供不同事件发生的概率,预报不再过分依赖某一个初始条件和参数值,预报信息更加丰富和全面;(3) 集合成员具有的不同特点,使得通过合适的集成方法来提高确定性预报的准确率成为可能。

在天气预报或气候预测上,集合预报方法已经得到非常广泛的应用(Toth and Kalnay, 1993, 1997; Molteni et al., 1996; 陈静等, 2002; 杜钧, 2002; 李泽椿和陈德辉, 2002; Thomas et al., 2002; 姜大膀等, 2004; 郑飞, 2007), 世界上很多气象预报中心都已经开展业务化的集合预报。与天气预报和气候预测相比,在空气质量预报上采用集合预报也是相当必要的。因为空气质量模拟不仅依赖大气模式的不确定性,还包含不确定性很大的排放源过程,以及复杂并具有高度非线性特征的大气化学过程。Delle Monache et al. (2003)、McKeen et al. (2005)、Van Loon et al. (2007) 将集合预报方法应用于臭氧预报,发现多模式集合平均的预报效果在整体上高于任何单模式。另外,很多研究表明,通过合适的集成方法(如多元回归、神经网络等),集成多个模式的优点,可以较大程度提高确定性预报的预报技巧(Pagowski et al., 2005, 2006; Mallet and Sportisse, 2006; Mallet et al., 2009)。

上述空气质量集合预报研究,主要基于多个

空气质量模式,侧重考虑模式在物理参数化和数值计算上的不确定性,对模式输入数据(如排放源和气象场)不确定性考虑较少,而排放源和气象场的不确定性恰恰是空气质量模拟中重要的不确定性来源。本研究利用蒙特卡罗集合预报方法,同时考虑气象场、排放源在内的 154 个模式不确定性输入和参数,建立臭氧集合预报系统,讨论集合预报方法对城市尺度臭氧预报的改进效果。本文分为三个部分:首先介绍研究所采用的嵌套空气质量模式系统(NAQPMS)和蒙特卡罗集合预报方法,然后介绍集合预报的主要结果,最后是主要结论和讨论。

2 模式介绍

本研究采用中国科学院大气物理研究所设计开发的嵌套网格空气质量预报模拟系统(NAQPMS),该模式系统在科学研究和业务管理方面已得到较为广泛的应用(Wang et al., 2000; 王自发等, 2006; Li et al., 2007)。模式包括污染物排放、平流输送、扩散、气相、液相、干沉降以及湿沉降等物理与化学过程,采用双向嵌套方法实现区域尺度到城市尺度模拟,在垂直方向采用地形跟随坐标,不等距分为 20 层,模式层顶的高度为 15 km。模式的气象场由第五代中尺度静力/非静力模式(MM5)提供(Grell et al., 1994),模式的排放源处理采用 SMOKE 排放源处理模型(Houyoux et al., 2000, 2004)。区域排放源量为 INTEX-B 亚洲排放源量(Zhang et al., 2009),北京本地电厂和周边主要的点源信息来自清华大学(Hao et al., 2007),北京局地排放源量来自北京市环境保护局。模拟分析的时段为奥运期间,在排放源处理时根据北京市人民政府公布的“北京奥运期间空气质量保障措施通告”中的污染源减排措施,对清单中对应的排放源进行更新和调整。

模式区域设置以北京为中心,采用 3 层嵌套,第一区域包括整个东亚区域,水平分辨率为 81 km×81 km,第二区域包括整个华北地区,水平分辨率为 27 km×27 km,第三区域包括北京、天津、唐山区域,水平分辨率为 9 km×9 km。选取的模拟分析时段为奥运期间北京地区一次 3 天(2008 年 8 月 11~13 日)的臭氧过程,模拟的初



图 1 观测站点分布图。其中浅紫色区域在本研究中定义为北京城区，绿色区域为北京郊区

Fig. 1 The distribution of observation sites. The light purple part is the urban area of Beijing and the green part is the suburban area of Beijing

始条件由奥运期间中国科学院大气物理研究所的空气质量实时预报系统提供，预报分析区域为北京地区。图 1 是观测站点分布图，其中昌平为北京西北郊区站点，榆垓为北京南部郊区站点，城区有 3 个观测站点（北京大学、北京大学医学部和中国科学院大气物理研究所铁塔）。为了便于分析，采用北京城区 3 个站点平均值来代表北京城区臭氧浓度。

3 集合预报方法介绍

大气模式的蒙特卡罗集合预报是 Leith (1974) 在 Epstein (1969) 随机动力预报基础上提出的，是 Epstein (1969) 随机动力预报的一种数值近似，采用有限集合样本的集合预报来代替单一预报。下面简要介绍大气化学模式中的蒙特卡罗集合预报方法。大气化学模式中污染物输送、转化积分过程可以简单表示为：

$$c^k = M_k(c^0, s_1, s_2, \dots, s_N), \quad (1)$$

其中， M 是表征模式输送和化学转化的数值积分函数， s 是模式输入参数（排放源、气象场等）， k 是模式积分时间长度， c^k 是 k 时刻模式输出的污染物浓度。模式输入参数包含不确定性，根据 Epstein (1969) 随机动力预报思想，输入不确定性可以用一个概率密度函数来描述，确定性预报方程 (1) 可以转化概率预报方程：

$$f_c^k = M_k(c^0, f_{s_1}, f_{s_2}, \dots, f_{s_N}), \quad (2)$$

其中， f 代表模式输入与输出不确定性的概率密度函数。理想的集合预报是参数概率密度函数的分布特征（均值、方差、分布函数）和参数不确定性特征一致，体现目前模式参数的精确程度。本研究对模式不确定性因子的概率密度分布估计与唐晓等 (2010) 相同，扰动的不确定性因子包括排放源、气象场、初始条件、模式参数 4 类，总共 154 个不确定性因子。

蒙特卡罗集合预报通过随机抽样技术从不同参数的概率密度函数中抽取样本，集合成员需要从每个参数的概率密度函数中以随机非重复的方式抽取一个具有代表性的参数值作为模式输入，通过模拟，所有集合成员的模式输出构成一个模式预报解的概率分布。本文采用了适合多变量抽样的拉丁超立方随机抽样方法 (Macay et al., 1979) 来进行概率密度函数的随机取样，集合样本数为 50 个。

4 主要结果

4.1 概率预报

概率预报建立在事件分类的基础上，需要定义不同事件，并计算集合预报样本落在不同事件范围内的几率。本研究对臭氧事件的定义采取等区间划分，在小时平均臭氧浓度小于 200 ppb (10^{-9}) 范围内，分为 4 个等距的事件区间，大于 200 ppb 作为一个事件区间，具体事件定义见表 1。不同事件的概率计算公式如下：

$$P_i^t = \frac{N_i^t}{W}, i = I, II, \dots, V,$$

其中， t 代表时间， i 代表事件序号， N_i^t 是 t 时刻预报解落在事件 i 上的集合样本数， W 是总的集合样本数， P_i^t 为 t 时刻事件 i 的预报概率。

表 1 臭氧事件的定义
Table 1 The definition of ozone events

事件	小时平均臭氧浓度区间
I	[0 ppb, 50 ppb)
II	[50 ppb, 100 ppb)
III	[100 ppb, 150 ppb)
IV	[150 ppb, 200 ppb)
V	[200 ppb, +∞)

图 2 是北京城区（北京大学、北京大学医学部和中国科学院大气物理研究所铁塔分部的平均值）的小时臭氧浓度概率预报的时间序列，对于每一个已经定义的臭氧事件，集合预报都给出了逐小时的概率。在夜间，事件 I（小时浓度小于 50 ppb）发生概率最高，大部分的小时概率都超过 80%。在白天，事件 II 和 III 的发生概率最高，同时臭氧浓度超过 100 ppb 的概率逐日增加，表明臭氧浓度呈现升高趋势。在白天正午时段（11 日和 13 日），预报结果存在两个事件的概率非常接近，如 8 月 13 日的事件 II 和事件 III。这种不同事件概率接近的结果表明这些时段的可预报性较低，误报的几率较高。提高这些时段的预报可靠性，需要减小模式输入的不确定性，或者引入其它参考信息（如经验、历史观测数据等）。

为了定量比较集合预报和单模式预报的预报技巧，以两种预报方式对事件预报的准确次数和准确率作为检验指标进行分析。如果小时观测值落在某一事件的浓度区间，则该小时的观测结果为该事件；对于单模式预报，如果小时预报值落在某一事件的浓度区间，则该小时预报为该事件；对于集合预报，预报结果为该小时概率最大的事件。当观测和预报为同一事件，则为预报正确。

表 2 是集合预报和单模式预报在白天（北京时间 08 时至 20 时）的预报准确率比较。从表 2

可以看出，在北京城区、昌平和榆垓的集合预报准确率都高于单模式预报，改进最明显地区为北京城区，预报准确率从 55% 提高到 67%；在昌平和榆垓 2 个郊区站点，预报准确率提高较小。这主要是由北京城区和郊区臭氧模拟的不确定性差异导致的。相对于郊区，北京城区臭氧模拟对于模式输入不确定性更加敏感（唐晓等，2010），即由输入不确定性导致的集合预报离散度更大，单模式预报的可靠性更低。以上结果表明集合预报的预报准确性高于单模式预报，这种集合预报方式的优点在于预报结果由集合成员以“投票选举”方式产生，避免单模式预报可能会落入低概率事件的缺点。

表 2 集合预报和单模式预报在白天（北京时间 08 时至 20 时）对臭氧事件的预报准确率比

Table 2 A comparison of the accuracy in ozone event forecast from the ensemble method and that from the deterministic method

站点	准确率	
	单模式预报	集合预报
北京城区	55%	67%
昌平	45%	48%
榆垓	45%	48%

4.2 结合观测信息的集合子集选取

集合预报的模式输出样本构成一个模式解的

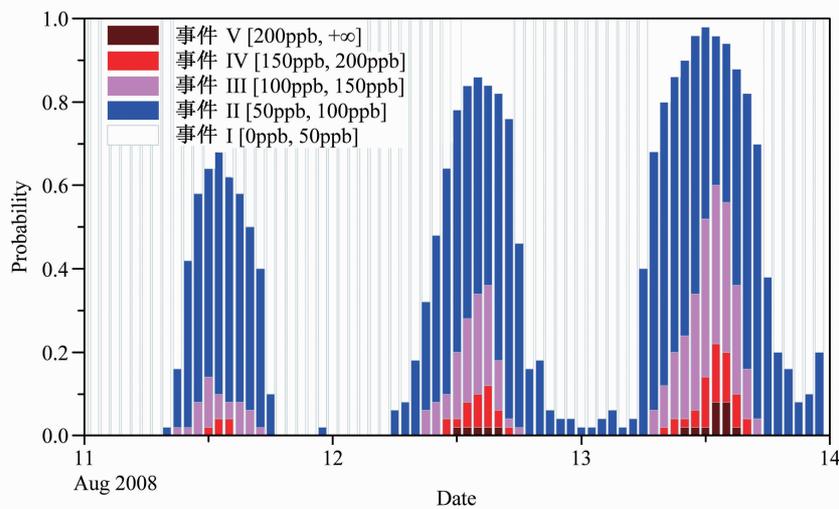


图 2 集合预报在北京城区（北京大学、北京大学医学部和大气物理研究所铁塔分部 3 个站点平均值）概率预报的小时时间序列，其中不同颜色柱的长度代表其对应臭氧事件在该小时发生的概率

Fig. 2 The time series of the hourly probability of ozone events in Beijing city (the average of the three sites: Peking University, Medical Department of Peking University, the tower of the Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences)

概率分布，利用这个由有限样本构成的概率分布来提高预报技巧是集合预报的关键内容之一。在集合预报无偏差并且集合能准确描述模式输出不确定性的概率密度分布时，集合平均是预报的最优解。然而，实际的集合预报往往无法考虑所有不确定性，并且化学传输模型常常存在一定偏差 (Russell and Dennis, 2000; Delle Monache et al., 2006)。这种情况下，需要考虑其它方式来改进集合预报效果，结合观测对集合预报信息进行集成是有效提高集合预报技巧的重要方法之一 (Pagowski et al., 2005, 2006; Mallet and Sportisse, 2006; Mallet et al., 2009)。Mallet and Sportisse (2006) 研究表明利用历史观测数据来统计集合样本误差，从而选取误差最小的一个集合样本来生成预报解，其预报技巧高于所有集合样本平均。本研究在 Mallet et al. (2006) 研究的基础上，将该方法扩展到选择误差最小的一组集合样本作为集合子集来预报，集合子集的集合平均值作为确定性预报结果。具体步骤为：

(1) 集合样本的均方根误差：

$$R^{i,j} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (M_t^{i,j} - O_t^i)^2}$$

其中， i 为观测站点， j 为集合样本序号， T 为统计的总小时数， $M_t^{i,j}$ 为 t 时刻集合成员 j 在观测站点 i 的模拟值， O_t^i 为 t 时刻在观测站点 i 的观测值。

(2) 集合子集的挑选：按照均方根误差从小到大的顺序，在不同站点，选择预报日前一天均方根误差最小的一组集合样本作为集合子集。为了分析集合子集样本大小对集成预报效果的影响，进行了 5 组不同样本数大小的集成预报实验，不同集合子集实验及其对应的集合样本数见表 3。

(3) 集合子集的预报：在不同站点利用集合子集的集合平均值进行预报。

$$Y_t^i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N M_t^{i,j}$$

其中， i 为观测站点， N 为集合子集的成员数， $M_{t,j}$ 为 t 时刻集合成员 j 在观测站点 i 的模拟值， Y_t^i 为第 i 个站点在 t 时刻的集合子集预报值。

表 4 是总集合、集合子集和单模式预报的预报误差对比。从表中可以看出，总集合平均值的预报误差和单模式预报的预报误差非常接近，这表明采用总集合平均对预报效果的改进较小，这

表 3 集合子集及其对应的集合成员数。集合子集为前一天 (24 h) 集合预报的所有集合中误差最小的成员

Table 3 Selected sub-ensemble and the numbers of their members. A selected sub-ensemble includes the members with the smallest errors in the ensemble forecasting of the previous day (24 h)

集合子集	集合成员数
I	1
II	10
III	20
IV	30
V	40

注：所有集合子集的选取都是基于该观测站点的统计，因此不同站点集合子集的成员并不一定相同。

与 Mallet and Sportisse (2008) 的结果相似。对于集合子集，除昌平站的集合子集 I 在 8 月 13 日的日最大值误差大于单模式外，集合子集的均方根误差和日最大误差都小于单模式。考虑到集合预报的昂贵计算代价，Mallet and Sportisse (2006) 将均方根误差减小 10% 以上作为集合预报改进效果显著的一个标准。在本研究进行分析验证的站点或区域，和单模式预报相比，集合子集的均方根误差都减小 10% 以上，表明最优集合子集的预报方法可以有效提高臭氧短期预报技巧，减小预报误差。导致预报误差减小的主要原因是由于模式日预报误差存在一定的时间自相关性，模式日预报误差与前一日预报误差有较强相关，剔除一部分预报误差较大的模式会减小集合预报误差。

从表 4 的结果也可以看出，除了集合子集 I 在昌平站点 8 月 13 日的日最大值误差大于总集合和单模式的预报误差外，其它集合子集的均方根误差和日最大值误差都小于总集合的预报误差。从三个站点的预报误差来看，集合子集 II 的均方根误差和日最大值误差在整体上是最小的，和总集合相比，集合子集 II 在北京城区的均方根误差减小 19%，在昌平站的均方根误差减小 50%，在榆堡站的均方根误差减小 21%。以上结果表明最优集合子集的预报效果对集合子集的样本数大小较为敏感，样本数太小会导致预报结果不稳定，出现误差的突然增长，而样本数太大会增加误差较大样本的权重，降低集合子集的预报效果。样本数大小是可调试参数，随着系统变化会相应变

表 4 不同集合子集的集合平均值预报和单模式预报的误差对比, 误差统计时间段为 8 月 12~13 日

Table 4 Comparisons of the errors between selected sub-ensemble forecast and single model forecast from 12 to 13 Aug

站点		均方根误差 (ppb)	日最大值绝对误差(ppb)	
			8月12日	8月13日
北京城区	单模式预报	26	24	28
	集合子集 I	22	12	6
	集合子集 II	21	5	1
	集合子集 III	22	11	8
	集合子集 IV	22	2	14
	集合子集 V	21	6	9
	总集合	26	22	27
昌平	单模式预报	34	19	28
	集合子集 I	18	9	30
	集合子集 II	17	8	15
	集合子集 III	22	11	21
	集合子集 IV	25	12	23
	集合子集 V	28	13	25
	总集合	32	16	27
榆堡	单模式预报	28	5	25
	集合子集 I	18	9	18
	集合子集 II	22	0	15
	集合子集 III	23	2	18
	集合子集 IV	23	1	19
	集合子集 V	24	1	22
	总集合	27	3	24

化, 在本研究中, 10 个集合样本的预报效果优于其他方案。

4.3 预报可信度

预报可信度由集合预报样本的离散度来衡量, 集合样本的离散度大, 则可预报性低, 预报可信度低; 反之, 则可预报性高, 预报可信度高。一个好的集合预报系统, 其集合离散度应能反映真实的可预报性和预报可信度(杜钧, 2002)。检验集合预报系统是否能表征预报可信度的一个标准是集合样本离散度和预报均方根误差的对比, 当集合离散度和均方根误差变化趋势一致并且偏差较小时, 说明集合预报系统能较好表征预报可信度。集合离散度的计算公式:

$$S^i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (M^{i,j} - \bar{M}^i)^2},$$

其中, i 是站点位置, j 是集合成员序号, N 为总的集合成员数, $M^{i,j}$ 是第 j 个集合成员在 i 站点的模拟值, \bar{M}^i 是 i 站点模拟的集合平均值, S^i 为 i 站点的集合离散度。

图 3 是集合样本离散度和集合平均值均方根误差的时间序列对比。在北京城区, 预报均方根误差有明显的日变化特征, 在白天特别是正午时段, 误差较大, 在夜间误差较小。集合离散度在北京城区能很好反映误差的这种日变化特征(昼大夜小), 集合离散度和预报均方根误差显著相

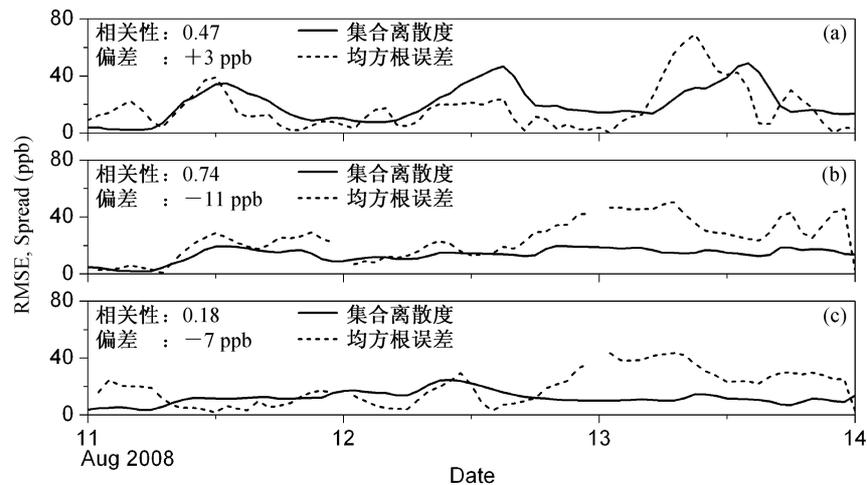


图 3 集合预报在 (a) 北京城区、(b) 昌平和 (c) 榆堡预报的集合离散度(实线)与集合平均值均方根误差(点线)的时间序列对比。集合离散度和均方根误差的相关性和偏差包含在图中

Fig. 3 Comparisons of the time series of the ensemble spread (solid line) and root mean square errors (dashed line) in (a) the urban area, (b) Changping, and (c) Yufa of Beijing

关, 偏差较小。在昌平, 集合离散度和集合平均值均方根误差的相关性较高, 但集合离散度对预报误差存在一定低估。在榆堡, 集合离散度和集合平均值均方根误差不存在显著的相关关系, 集合离散度对预报的不确定性存在一定低估。

集合离散度对预报不确定性的表征效果反映了目前集合预报系统存在的优缺点。在城区, 集合预报系统对预报不确定性的较好表征, 表明集合系统对北京城区地面臭氧模拟的关键不确定性因子描述是合适的。在昌平, 集合离散度低估预报不确定性, 可能与郊区生物排放源不确定性的估计有关。由于采用的排放源清单无法有效区分生物源与其他源, 对生物源与其它排放源的不确定性进行了整体估计, 生物排放源的不确定性与其它排放源一致, 这种处理可能导致生物源不确定性低估。因为很多研究表明生物排放源不确定性往往高于其他排放源 (Hanna et al., 1998)。在榆堡, 集合离散度无法表征预报不确定性, 一方面与生物源不确定性的低估有关。另外, 该站点的特殊地理位置也有很大影响, 榆堡位于北京、保定、天津几大重点污染源区之间, 不确定性的来源非常复杂。

5 结论与讨论

本研究基于嵌套网格空气质量模式 (NAQPMS), 将蒙特卡罗集合预报方法应用于北京地面臭氧预报, 通过扰动 154 个模式输入和参数, 构建了一个由 50 个样本构成的臭氧集合预报系统, 并从概率预报、最优集合子集预报和预报可靠性方面对集合预报系统的性能进行了评估。相对于单模式预报, 集合预报为用户提供更加丰富的预报信息, 概率预报可以提供不同事件发生的概率, 方便用户进行风险评估和决策, 对臭氧事件的预报准确率更高。另外, 本研究还采用最优集合子集预报方式, 结合历史观测数据寻找最优集合子集, 这种方式能有效降低臭氧预报的均方根误差和日最大值误差。本文还讨论了集合预报系统对预报可靠性的表征, 其不同站点和区域的差异反映了目前集合预报系统的一些优缺点。

本研究作为臭氧集合预报的初步尝试, 仍然存在一定的局限性和进一步改进的空间。首先在

生物源不确定性的估计上存在较大不确定性, 对受生物源影响较大的郊区站点集合预报效果会有一定影响。另外, 本文的集合预报实验只是个例研究, 未来需要从更长时间尺度来全面评估集合预报系统的性能。对于集合预报系统的改进, 未来还可以采用一些其它的辅助方法或技术来进一步提高集合预报的准确率, 如偏差订正技术 (Delle Monache et al., 2006), 神经网络集成等。

参考文献 (References)

- 陈静, 陈德辉, 颜宏. 2002. 集合数值预报发展与研究进展 [J]. 应用气象学报, 13 (4): 497-507. Chen Jing, Chen Dehui, Yan Hong. 2002. A brief review on the development of ensemble prediction system [J]. Quarterly Journal of Applied Meteorology (in Chinese), 13 (4): 497-507.
- Delle Monache L, Stull R B. 2003. An ensemble air-quality forecast over western Europe during an ozone episode [J]. Atmos. Environ., 37 (25): 3469-3474.
- Delle Monache L, Nipen T, Deng X, et al. 2006. Ozone ensemble forecasts: 2. A Kalman filter predictor bias correction [J]. J. Geophys. Res., 111 (D5), doi: 10.1029/2005JD006311.
- 杜钧. 2002. 集合预报的现状和前景 [J]. 应用气象学报, 13: 16-28. Du Jun. 2002. Present situation and prospects of ensemble numerical prediction [J]. Quarterly Journal of Applied Meteorology (in Chinese), 13: 16-28.
- Epstein E S. 1969. Stochastic dynamic prediction [J]. Tellus, 21 (6): 739-759.
- Grell G A, Dudhia J, Stauffer D R. 1994. A description of the fifth-generation Penn State/NCAR mesoscale model (MM5) [R]. NCAR Technical Note, NCAR/TN-398+STR: 122 pp.
- Hanna S R, Chang J C, Fernau M E. 1998. Monte Carlo estimates of uncertainties in predictions by a photochemical grid model (UAM-IV) due to uncertainties in input variables [J]. Atmos. Environ., 32 (21): 3619-3628.
- Hao J, Wang L, Shen M, et al. 2007. Air quality impacts of power plant emissions in Beijing [J]. Environmental Pollution, 147 (2): 401-408.
- Houyoux M R, Vukovich J M, Coats C J, et al. 2000. Emission inventory development and processing for the Seasonal Model for Regional Air Quality (SMRAQ) project [J]. J. Geophys. Res., 105 (D7): 9079-9090.
- Houyoux M R, Vukovich J M, Brandmeyer J E, et al. 2004. Sparse Matrix Operator Kernel Emissions Modeling System (SMOKE): User Manual [R]. Version 2.1.
- 姜大膀, 王会军, 郎咸梅. 2004. SRES A2 情景下中国气候未来变化的多模式集合预测结果 [J]. 地球物理学报, 47: 776-784.

- Jiang Dabang, Wang Huijun, Lang Xianmei. 2004. Multimodel ensemble prediction for climate change trend of China under SRES A2 scenario [J]. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 47: 776-784.
- Leith C E. 1974. Theoretical skill of Monte-Carlo forecasts [J]. Mon. Wea. Rev., 102 (6): 409-418.
- Li J, Wang Z, Akimoto H, et al. 2007. Modeling study of ozone seasonal cycle in lower troposphere over east Asia [J]. J. Geophys. Res., 112 (D22), doi: 10.1029/2006JD008209.
- 李泽椿, 陈德辉. 2002. 国家气象中心集合数值预报业务系统的发展及应用 [J]. 应用气象学报, 13 (1): 1-15. Li Zechun, Chen Dehui. 2002. The development and application of the operational ensemble prediction system at National Meteorological Center [J]. Quarterly Journal of Applied Meteorology (in Chinese), 13 (1): 1-15.
- Macay M D, Conover W J, Beckman R J. 1979. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code [J]. Technometrics, 221: 239-245.
- Mallet V, Sportisse B. 2006. Ensemble-based air quality forecasts: A multimodel approach applied to ozone [J]. J. Geophys. Res., 111 (D18), doi: 10.1029/2005JD006675.
- Mallet V, Sportisse B. 2008. Air quality modeling: From deterministic to stochastic approaches [J]. Computers and Mathematics with Applications, 55 (10): 2329-2337.
- Mallet V, Stoltz G, Mauricette B. 2009. Ozone ensemble forecast with machine learning algorithms [J]. J. Geophys. Res., 114, doi: 10.1029/2008JD009978.
- McKeen S, Wilczak J, Grell G, et al. 2005. Assessment of an ensemble of seven real-time ozone forecasts over eastern North America during the summer of 2004 [J]. J. Geophys. Res., 110 (D21), doi: 10.1029/2005JD005858.
- Molteni F, Buizza R, Palmer T N, et al. 1996. The ECMWF ensemble prediction system: Methodology and validation [J]. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 122: 73-119.
- Pagowski M, Grell G A, McKeen S A, et al. 2005. A simple method to improve ensemble-based ozone forecasts [J]. Geophys. Res. Lett., 32 (7), doi: 10.1029/2004GL022305.
- Pagowski M, Grell G A, Devenyi D, et al. 2006. Application of dynamic linear regression to improve the skill of ensemble-based deterministic ozone forecasts [J]. Atmos. Environ., 40 (18): 3240-3250.
- Russell A, Dennis R. 2000. NARSTO critical review of photochemical models and modeling [J]. Atmos. Environ., 34 (12-14): 2283-2324.
- 唐晓, 王自发, 朱江, 等. 2010. 蒙特卡罗不确定性分析在 O₃ 模拟中的初步应用 [J]. 气候与环境研究, 15 (5): 541-550. Tang Xiao, Wang Zifa, Zhu Jiang, et al. 2010. Preliminary application of Monte Carlo uncertainty analysis in O₃ simulation [J]. Climate and Environmental Research, 15 (5): 541-550.
- Thomas S J, Hacker J P, Desgagne M, et al. 2002. An ensemble analysis of forecast errors related to floating point performance [J]. Weather and Forecasting, 17 (4): 898-906.
- Toth Z, Kalnay E. 1993. Ensemble forecasting at nmc - the generation of perturbations [J]. Bull. Ame. Meteor. Soc., 74 (12): 2317-2330.
- Toth Z, Kalnay E. 1997. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method [J]. Mon. Wea. Rev., 125 (12): 3297-3319.
- Van Loon M, Vautard R, Schaap M, et al. 2007. Evaluation of long-term ozone simulations from seven regional air quality models and their ensemble [J]. Atmos. Environ., 41 (10): 2083-2097.
- Vautard R, Van Loon M, Schaap M, et al. 2006. Is regional air quality model diversity representative of uncertainty for ozone simulation? [J]. Geophys. Res. Lett., 33 (24), doi: 10.1029/2006GL027610.
- Wang Z, Sha W, Ueda H, et al. 2000. Numerical modeling of pollutant transport and chemistry during a high-ozone event in northern Taiwan [J]. Tellus (B), 52 (5): 1189-1205.
- 王自发, 谢付堂, 王喜全, 等. 2006. 嵌套网格空气质量预报模式系统的发展与应用 [J]. 大气科学, 30: 778-790. Wang Zifa, Xie Fuying, Wang Xiquan, et al. 2006. Development and application of Nested Air Quality Prediction Modeling System [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 30 (5): 778-790.
- Zhang Q, Streets D G, Carmichael G R, et al. 2009. Asian emissions in 2006 for the NASA INTEX-B mission [J]. Atmos. Chem. Phys., 9: 5131-5153.
- 郑飞. 2007. ENSO 集合预报研究 [D]. 中国科学院大气物理研究所博士学位论文, 66pp. Zheng Fei. 2007. Research on ENSO ensemble predictions [D]. Ph. D. dissertation (in Chinese), Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, 66pp.