

集合预报的现状和前景*

杜 钧**

(美国国家海洋大气局国家环境预报中心)

提 要

综合论述了近年来已在国际上引起高度重视的新一代动力随机预报方法——集合预报。随着计算机技术的迅猛发展和由于大气初值和数值模式中物理过程存在着不确定性的事实,这一方法无疑代表了数值天气预报未来演变发展的方向。未来的天气预报产品预计将从“决定论”的预报转变为“随机论”的预报来正确地表达气象科学中这一所谓“可预报性问题”,以便更好地为用户服务。

文中扼要地叙述了集合预报的概念、基本问题及其最新的研究动态和发展,包括(1)如何建立和评估一个集合预报系统;(2)如何正确地表征大气初值和模式物理过程的不确定性与随机性;(3)如何从集合预报中提炼有用的预报信息和合理地解释、检验集合预报的产品,特别是概率预报。除了直接在天气预报上的应用,还提到集合预报在气象观测和资料同化方面应用的动态,以引起有关研究人员的注意。

关键词:集合预报 随机性 确定性 可预报性和概率预报

引 言

由于大气是一个高度非线性的系统,因而数值天气预报的结果对初始条件的微小误差非常敏感^[1]。Epstein^[2](1969)为解决这一问题先在理论上提出了动力随机预报。后来,Leith^[3](1974)提出了一个比较适合于实际应用的所谓“蒙特卡罗”预报(Monte Carlo forecasting)。经典的集合预报基本上就是基于这一蒙特卡罗预报概念的。蒙特卡罗预报在业务预报上应用的一大难点是它需要耗费大量的高速计算机的机时来完成。由于近年来计算机技术的突飞猛进,其运行速度越来越快,这一难点已逐渐地不再成为一个主要的障碍。所以,集合预报在 2001 年初已得到欧美许多发达国家气象界的高度重视。中国国家气象中心也已开始这方面的尝试。作者认为集合预报将会在未来的数值天气预报体系中(包括气象观测、资料同化、模式运算以及预报信息的提炼与发布等)占有举足轻重的地位,甚至可能取代目前决定论式的单一预报。集合预报不仅在科学上是一个新的课题,在人的思维方式上也是一个挑战。如何从传统的“决定论”思维模式转变到“随机论”的思想观,是一个很艰巨的、不可忽视的教育问题。这包括对研究人员、预报员以及天气预报的

* 2001-05-02 收到,2001-07-08 收到修改稿。

** 作者联系地址:Dr. Jun Du, National Centers for Environmental Prediction (NCEP), NOAA Science Center, 5200 Auth Road, Camp Springs, Maryland 20746, U.S.A., Jun.Du@noaa.gov.

专业用户和公众的教育。

本文包括以下 3 部分内容。第 1 部分是关于集合预报的基本概念,譬如什么是集合预报、为什么要做集合预报、一个好的集合预报系统至少应该具备哪些特征,以及我们期待从集合预报中得到什么样的信息等等。第 2 部分具体地叙述有关部门集合预报的科研和业务应用中所涉及到的一些重要问题。最后一部分概要地介绍国际上有关集合预报的动态,包括作者亲自参与的美国国家环境预报中心(National Centers for Environmental Prediction, 简称 NCEP)的短期集合预报系统(short-range ensemble forecasting, 简称 SREF)的近况。关于近年来集合预报在气象观测资料同化方面的应用趋势也作了一些介绍。最后对于在开展集合预报的过程中,在思想观念上可能会遇到的一些障碍,作者也作了一些分析。

1 集合预报

由于观测的不准确(包括仪器误差,观测点在空间上、时间上的不够密集引起的插值误差)和资料分析、同化处理中导入的误差,我们所得到的数值模式初始场总是含有不确定性。换言之,气象分析资料永远只是实际大气的一个可能的近似值而已,而实际大气的真正状态永远也不可能被完全精确地描述出来。目前,气象分析资料中的误差^①可能还不小。据作者对观测资料相对密集的北美地区的估计表明:500 hPa 高度场的误差一般有 10 m 左右,海平面气压场误差一般有 1.2 hPa 左右。这种误差往往海洋上大于陆地上,观测网质量差的地区大于质量好的地区,地形复杂地区大于平原地区,并且也随时间和天气系统而变化,譬如冷季大于暖季。所以,以此作为初值输入的数值模式解也仅仅是实际大气可能出现情况的一个可能的解。由于高度非线性的数值模式对初值中的微小误差很敏感^①,这一决定论的唯一解很有可能离真值很远。有证据表明,在目前的短期数值预报实践中,模式的物理表达已相当不错,以致于一般要素预报的误差中有相当大部分源自于初值的误差而不是模式本身的误差。我们常常看见以下这样不太合常理的现象:譬如一个 48 h 的数值预报有时比一个 24 h 的预报更准确。在集合预报的例子中也常常看到对于同一个天气事件有些成员报得很准确,但另一些成员却报得很差。其实,这些都是初值在起主导作用的明证。总之,现在已到了初值不确定因素问题已不能再被忽视的时候了,也就是说单单一个可能的预报值已不能再满足我们的需要。除了这一个可能的预报值以外,我们更要知道这个预报值的可信度有多大(即所谓“可预报性”的预报)以及所有可能出现的未来状态有哪些。为要找出所有可能的解,首先要估算出初值中误差分布的范围。根据这一范围,就可给出一个初值的集合。在此集合中的每一个初始场都有同样的可能性代表实际大气的真实状态。从这一初值的集合出发,我们就可相应得到一个预报值的集合。这一方法,就是所谓的“集合预报”。同传统的“单一”的决定论的数值预报不同,集合预报是从“一群”相关不多的初值出发而得到“一群”预报值的方法,这就是经

^① 更准确的用词应该是“不确定值”(uncertainty),因为你无法知道一个观察值同不知道的大气真值相比是真还是假。

典的集合预报的概念。显然,经典的集合预报仅仅是一个“初值问题”。我们知道一个数值模式中有许多物理过程像参数化方案等同样也有不确定性和随机性。所以,如果我们模拟这些物理过程中的随机性,同样也可以得到“一群”预报值以构成另一类具有全新意义的预报集合^[5-7]。所以,过去仅仅作为“初值问题”处理的“蒙特卡罗法”式的集合预报方法在近年来得到了很大扩展:集合预报系统中不但考虑初值的不确定性,而且把数值模式中物理过程的不确定性也同时考虑进去了。显然,这使得集合预报方法更趋完善了。

一个集合预报系统不是随便地把许多预报放在一起就成了。所以,不管是考虑初值不确定性或考虑物理过程不确定性或二者同时考虑,一个集合预报系统建立后,必须鉴定它是否合理。一般来说,一个理想的集合预报系统应该具备以下3个条件(前提是模式没有太大的系统性误差,即要有一个相当好的模式):

(1) 从平均统计意义上看,集合预报中的每个成员的准确率应大致相同。换言之,某个或某些预报成员不应该总是比其它一些成员准确。否则,集合预报方法就失去意义了。这可称为“成员等同性”(equal-likelihood)。“成员等同性”可用所谓的 Talagrand 分布^[8,9]来度量。

(2) 从统计平均的意义上看,一个具有 N 个成员的预报集合应该有 $\frac{N-1}{N+1} \times 100\%$ 的可能性包含大气的实际情况。因此,当成员足够多时,大气的真实状态在大多数情况下应该被包含在预报的集合中了。要做到这一点,预报集合中成员间的“离散度”(可定义为预报成员对集合平均值的标准差)必须适宜:既要有正确的方向(模式没有系统性的误差)也不能太大(否则就可能是虚假的,见下面第(3)点说明)或太小(导致漏报太多)。这可称为“离散度合宜性”。它也可用 Talagrand 分布来度量。另一个度量离散度是否适宜以确保大多数情况下预报集合能包含大气真值的方法就是比较离散度和集合平均预报的预报误差大小。一个好的集合预报系统,其成员间的离散度同均值预报误差大小大体上相当。但一般说来,现有的一些集合预报系统,它们的离散度均偏小。

(3) 集合预报中成员间的离散度应该反映真实大气的可预报性或预报的可信度。离散度愈小,可预报性愈高,预报可信度愈大;反之,可预报性愈低,预报可信度愈小。所以,在一个理想的集合预报系统中,离散度同成员预报的平均准确率之间应该有一种反比例关系。这可称为“离散度-准确率关系”,它可用相关系数来度量。这一关系不太容易实现。在现有的集合预报系统中有些好些,有些差些,甚至有些系统中关系不明显^[10,11]。

那么,当一个集合预报系统建立后,我们可以期待得到什么样的信息呢?首先,我们可以知道真实大气中最有可能出现的一个预报值——集合平均预报。因为集合平均已把那些不可预报的随机成分过滤掉了,所以它是一个比较稳定的预报解(当然,过滤也有负面影响。详见第2部分中的第3小节——“集合预报的信息提炼及产品”中的讨论)。其次,用户不但能知道预报值,而且因为已经知道了成员间的离散度,所以也把大气的可预报性或预报的可信度给定量化出来了。最后,预报集合中所有成员的总信息给你勾画出一幅所有可能出现的未来大气状态图以供你更好更全面地进行决策。其中,后两种信息是“单一”的决定论预报所不能提供的。这也就是为何集合预报需要发展推广以至于最终可能取代目前“单一”决定论式的预报的主要原因。

2 基本问题

集合预报涉及 3 大类问题:如何生成初值扰动,如何运用数值模式以及集合预报的产品。其中集合预报的产品又可分为两类问题——如何从预报集合中提炼有用的信息以及如何检验和评价集合预报产品,特别是概率预报的准确率和价值。

2.1 初值扰动的生成

作集合预报的第一步是生成一些微小的扰动叠加到原始的初值上(包括动力场、热力场和水汽场等)。设计的基本原则是:

(1) 扰动场的特征大致上与实际分析资料中可能误差的分布相一致,以保证所叠加后的每个初值都有同样的可能性代表大气的实际状态。

(2) 扰动场之间在模式中的演变方向尽可能大地发散(当然也不能虚假的大,见上节第(3)小点的关于“离散度-准确率之关系”的讨论)以保证其预报集合最大可能地包含了实际大气有可能出现的状态。

对于初始扰动场的生成目前大致有 4 种方法。第 1 是随机扰动,即经典的蒙特卡罗法^[12,13]。此法考虑了实际大气资料中可能存在的误差分布情况。但预报集合中成员之间的发散程度较小^[14]。所以应用随机扰动法集合预报需要有很多的成员以保证有足够大的离散度。由于计算机计算资源有限,集合预报中的成员数目不能无限地增多。所以,为了有效地满足上述设计的第 2 个条件(即成员间的发散程度尽可能地大),人们提出了具有动力学结构的扰动场,即所谓的“增长模”(growing mode),它们能在模式中迅速增长。目前所用的大致有两类。欧洲中期天气预报中心(ECMWF)使用的是“奇异向量法”(Singular Vector)^[15]。它是通过伴随算子法(adjoint)得到的。此法没有考虑上述设计的第 1 个条件。美国国家环境预报中心(NCEP)使用的是“孵化法”或称“增长繁育法”(breeding)^[16,17]。此法模拟了目前气象分析资料处理的过程,既考虑了实际资料中可能的误差,同时又可能保留了快速增长的动力学结构。研究(包括作者本人)表明,孵化法可能优于奇异向量法,特别是对于短期集合预报而言。欧洲中心也可能意识到了这一点,所以欧洲中心从 1998 年 3 月底起就把原来的奇异向量法改进为“演化的奇异向量法”(evolved singular vector)^[18]。这实际上就是在奇异向量法中加进了孵化法。有证据表明演化的奇异向量法优于传统的奇异向量法。从计算机资源方面而言,孵化法明显优于奇异向量法。这是因为奇异向量法需耗费大量的机时来产生小扰动场,而孵化法几乎是“免费”的,即不需增加额外的机时来产生小扰动场。但我们必须看到,因为分析资料总是作为模式的初始条件,所以产生初始扰动场的方法也应该同气象资料分析、同化的处理方法一致。就是说,当资料处理的方法变了,集合预报中初始扰动场的生成方法也应有相应的变化。基于这一思路,有人提出了一种新的方法,就是先在实际的观测数据被同化处理以前就对它们加上合理的扰动场,然后再对这些加上了微小扰动场后的观测资料进行同化处理而得到一系列略有差异的分析资料作为初始场的集合^[19],作者以及其他一些科学家的研究都指出,初始扰动生成方案的选择对短期集合预报(1~3 天)有很大的影响,这对于降水、对流性天气等系统尤为重要。但随着预报时间的增长,譬如说中、长期及气候的集合预报,不

同方案所带来的不同就渐渐地消失了。对于风暴尺度、云尺度的集合预报,初始场的生成可能有更高的要求^[20]。另外一点值得提出的是扰动场空间结构最小尺度最好能同所用模式的空间分辨率相一致。

2.2 数值模式的建立

首先,一个好的集合预报系统一定是建立在好的数值模式上。就是说,只有当模式足够好,而预报的不准确主要源自初值的误差时,集合预报才会有明显的效果。所以,不断改进数值模式的质量对提高集合预报的效用是至关重要的。

上面已提到过集合预报概念近年来已从单纯的初值问题延伸到了模式物理的随机过程。考虑物理不确定性的集合预报系统大致有两大类。第一类是用单一模式,对该模式物理过程中的一些不确定,但对预报结果如降水很敏感的部分^[21,22],如云的参数化、下垫面的作用如土壤湿度等在模式积分过程中或者可以把它们当作随机过程来处理(如在一定合理的范围内随机地变化一些参数的值^[23]),或者任意选用不同的参数化方案^[24,25]。这一方法的一个可能弊病是因为一个模式作为一个完整的系统,某些参数或者参数化方案可能已被调到了所谓的“最佳状态”,所以改变这些参数或方案是否会负面地影响模式整体的最佳表现状态这一问题需要考虑。为了避免这个问题,我们以及其他人都进行了“多模式集合预报”的试验。这一方法就是同时使用两个或两个以上的模式,每个模式都有其自身的子集合预报系统,然后把这几个子集合预报加在一起成为总集合预报(也有人称为“超级集合预报”(super ensemble))。这一方法既考虑了初值误差的影响(因为每个模式都有自己的分析资料作为初值),又考虑了模式物理过程不确定性的影响(因为不同的模式有不太一样的物理设计)。结果^[14,26]表明,无论从概率意义上(如概率密度分布),还是从决定论意义上(如集合平均预报),多模式集合预报提供的信息均比单个模式集合预报更准确。1998年5月间,我们所参与和进行的“风暴尺度和中尺度集合预报试验”(Storm and mesoscale ensemble experiment,简称SAMEX)的结果也表明多个模式的集合预报较任何单一模式的子集合预报更优^[27]。我们的经验进一步表明,如在合并各模式的子集合预报之前,能把各个模式预报中的系统性误差先去掉(或改进模式、或对预报作合理的订正等),那么所得的多模式总集合预报或超级集合预报就能提供更准确、更有用的信息。值得一提的是,Stensrud等^[25]最近通过对中尺度对流系统预报,对初值的误差与模式的不确定性对集合预报影响的相对重要性进行了比较研究。发现当环境中大尺度的强迫作用强时,初值的误差对预报有较重大的影响而物理的不确定性不起主导作用,结果是基于初值不确定性的集合预报效果较好;反之,当大尺度强迫作用很弱时,初值的不确定性不起主导作用,而物理的不确定性有重大的影响,因而基于物理不确定性的集合预报有较好的效果。这个结果可以指导我们如何来对不同的预报对象合理地设计我们的集合预报系统。譬如说,冬季大尺度强迫作用比较强,集合预报系统可以主要建立在初值的不确定性上;但夏季当大尺度作用比较弱时,集合预报系统可以主要建立在物理的不确定性上等等。

关于模式的分辨率与预报成员多少问题。有结果表明,对于地形依赖性强、空间上变化大的天气现象如降水,只有当用分辨率足够高的模式来做集合预报时才能准确地捕捉到该现象中比较细的空间结构^[14]。然而,因为计算机资源的限制,集合预报又不太可能

用很高分辨率的模式来做。但同时又鉴于集合预报能比单个高分辨率模式的预报提供更多、更可靠的信息,所以一个很重要的问题就是在给定的计算机条件下如何合理地搭配模式的分辨率与集合中成员的数目(即分辨率与成员数目之比)。一个集合预报系统需要多少个成员才能获得大部分潜在的、可能获得的信息(好处)呢?虽然从理论上来说,成员愈多愈好。但实际经验表明对于一般天气现象来说,10个左右的成员大致就够了^[13]。当然这主要是相对于集合平均预报而言;对于概率预报,成员数目可能要更多些。所以,当计算机条件改进时,依作者之见比较明智的做法是先提高模式的分辨率,而后再增加成员数目。增加成员数目,无疑会使集合预报包含更多的信息,这对概率预报特别是对小概率事件如龙卷风等的预报尤其重要。

最后,关于模式的应用上有一点应特别注意。如果建立一个有限区域模式的集合预报,侧边界条件对集合预报的离散度影响将会很大^[28]。如果你的模式计算范围取得太小(相对于你的实际预报应用范围而言),那么侧边界条件就会大大地限制其离散度的增长以致于预报集合的离散度太小而常常不能包含大气的实况。为了避免这种不利的影 响,第一,模式的运算范围要取得足够大以减少侧边界条件对预报的影响^[29];第二,在预报集合中不同的预报成员其相对应的侧边界条件也应该不同(即在侧边界条件上也应该加上各自不同的扰动场)以增加预报成员间的离散度。

2.3 集合预报的信息提炼及产品

集合预报输出大量的预报场资料,要使这些资料能更有效地为预报员们所利用,就必须解决如何从集合预报中提炼有用信息的问题,这是很关键的一步。集合预报产品大致可以分成三大类。

(1) 集合平均或集合中值预报 一般情况下,由于计算平均的过程中能把不可能预报的随机信息过滤掉,集合平均预报通常比单个预报,甚至比用更高分辨率模式所产生的单个预报准确^[13,14,11]。但要注意在大气不稳定而可能出现分叉而且多平衡态的情况下,平均意义上的预报往往无能为力甚至误导。另外,平均预报仅提供了未来大气状态的一种可能性,而没有包括所有的可能性,所以仍然没有跳出决定论预报的范畴。总之,集合平均预报是集合预报最初级的应用。

(2) 大气可预报地域预报的可信度的预报 上面已经提过,这通常用集合预报成员间的发散程度来度量。某一气象要素的发散程度可以用其各成员预报极值在集合中的方差或标准差场来表示,也可以用所谓的“面条图”(Spaghetti charts,即选取一条等值线,把所有成员对该等值线的预报都综合绘在一张图上)来表示。如果把上述方差场用气候变化率或自然变化率(即用历史气象资料算出来的该气象要素变化的方差)来进行标准化,那么其值大于或接近1.0的区域表明该气象要素几乎没有可预报性(仅仅等同于在历史气象资料中随机抽样一般);而其值接近于0.0的地方其预报的可信度最高甚至一定会实现(如果模式没有误差,并且初值集合包含了大气的真值的话)。但应该指出的是,一个还不完善的集合预报系统,其成员间的发散程度很可能同真实大气的可预报性不一定一一对应^[14]。

(3) 概率(相对频率)预报 对于某个特定预报对象,可以从集合所有的成员^[30]预报中算出其发生的相对频率。概率分布包含了该集合预报系统所能提供的所有信息,最大

程度地包含了实际大气可能发生的种种情况。所以,概率预报应该是表达集合预报的最全面的方法之一,现有的一些研究表明,基于集合预报的概率预报较单值预报气候概率预报以及基于单一模式单一预报的 MOS 预报更准确^[13,22,31]。在暴雨中心位置预报的例子中,基于集合预报的概率预报明显地优于单一决定论预报^[32]。一方面概率预报的预报时效长于单一预报,另一方面概率预报中暴雨中心的位置在地理位置上很稳定(例如该个例看到一个星期前的预报位置同 24 h 的预报位置几乎一样),而单个预报的位置都随时间变化很大(在同一例子中看到其 3 d 前的预报位置同 24 h 的预报位置相差很远)。在台风(飓风)预报^[33~37]、爆发性气旋预报^[5]以及雷暴预报中^[38],概率预报都优于单一预报。概率预报对于分叉而出现多平衡态的天气状态也能很好地表达出来(如概率密度的多峰分布)。虽然, MOS 预报也能给出概率预报(POP)。但是基于集合预报的概率预报同基于传统 MOS 类的概率预报在本质上是完全不一样的:前者具有当时实况大气的动力学意义,而后者基于历史预报资料上的统计意义。

另外,能提供集合预报全面信息/全貌给预报员的方法还有“邮票图”法(Stamp Charts)和“聚类法”(Clustering)。邮票图法就是把所有预报成员对某一气象场或要素的预报合放在一张图上(看起来像许多邮票而得名)。所以,预报员能看到所有的预报信息。这一方法对于经验丰富的预报员而言是很有用的,因为他们能根据经验判断出哪一类预报出现的可能性较大。但对于没有经验的预报员来说,此法可能使他们眼花缭乱而无从下手。这时,聚类法可能就更适合于经验不多的预报员了。特别对于多平衡态的大气状态,聚类法可以提供很清晰的预报指导。聚类法是把集合预报中相似的成员合并成一类(并同时给出该类出现的相对频率)。相似度的标准一般可用相关系数或均方差等来度量。所以,在多平衡态时就可能会出现几类很不相同的天气形势以供预报员或用户参考。注意:根据选择标准的不同,某一类形势的构成成员也许会不一样(虽然是同一个预报集合)。

最后,因为模式往往都有系统性的误差,所以从集合预报中提取信息时,如能先对各成员预报作些订正会使所得的信息(包括均值预报、可信度/可预报性预报以及概率预报)更加可靠。另外,由于一个集合预报中其成员的样本往往不够大,所以在概率预报中对某一天气现象如降水的概率密度分布,如能从历史预报资料中获得某一种详尽的理论分布来对某一个具体的预报进行拟合和订正也往往能提供更准确和精细的预报信息^[39,31]。这种预报订正对于集合预报而言被证明是很重要而不能忽视的^[40]。

(4) 集合预报产品的检验和评价 因均值预报仍是决定论的预报,所以对其检验比较容易,意义也较明确。对于“可预报性”或“预报可信度”的预报,其原则是检验集合预报离散度与预报误差之间的关系。因为对于具体天气系统而言,其可预报性本身如何来度量目前仍是一个正在研究探索的问题,所以,如何检验“可预报性”预报准确率的方法当然也仅仅是初步的,有待于进一步的发展。如何检验概率预报,目前方法还不多^[41,42,9,8],所以有待于进一步的探索。但可以想象,不管一个预报的结果如何(是对或是错),如果它对我们行动的决策没有影响或者说我们不会因该预报而做出相对应的行动计划,那么这个预报对我们而言就没有任何实质的意义。换言之,只有当我们利用这个预报采取相对应的行动时,这个预报才产生真正的价值。所以,作者认为如何检验一个概率预报的准确

率和价值,其着眼点就在于此。现在正有人开展这方面的工作了^[43~35]。结论是基于集合预报的概率预报远比单一的决定论预报经济效益高。

根据概率预报做决策的关键要素就是计算所谓的“耗费/损失”比率(cost/lost ratio)。耗费就是如果一个用户对某一预报的天气事件(如雪)采取防范行为所需的费用;损失就是如果该用户不理睬这个预报,一旦这一天气事件发生时该用户会遭受到的经济损失。所以对该用户来说如果耗费/损失比率大于1.0,他就可以不采取防范行动;反之,如小于1.0,他应该采取必要的防范措施。一般而言,对天气敏感、对天气依赖性大的用户如交通、航海、航空、农业、水利和电力等部门,对于预报概率不太高(如30%)的不利天气,就应该及时采取相应的防范措施以避免大的经济损失。反之,对天气依赖性不太大的用户,只有当遇到预报概率高(如90%)的天气事件时才采取相应的措施以保证最高的经济效益。由上可见,概率预报较决定论预报的一个无与伦比的优点就是不同的用户可以根据自己对气象条件的依赖程度而选用不同的预报,而不用再听任那些连自己都没有把握且不得不替用户作出选择的气象预报员的“善意”摆布了。

3 应用及发展前景

在欧美,使用全球大气模式集合预报方法作中期(两周)业务预报的主要有美国国家环境预报中心(1992年底开始)和欧洲中期天气预报中心(1994年开始),使用结果非常令人鼓舞^[46]。据悉日本气象厅也开始一个月的业务集合预报。加拿大气象中心也研究了集合预报系统,但还没有作为正式业务预报之用^[24]。英国气象局利用欧洲中心系统加上自己的系统也已开始运行中期集合预报^[47]。人们发现不仅中期预报对初值很敏感,而且短期预报(0~3 d)也如此,甚至更敏感^[48]。譬如由于初值中的微小差异可导致36~48 h后6 h的累计降水量差异达76 mm之多^[13]、气旋的中心位置可相差900 km之遥^[14]。二阶导出场如涡度、散度和垂直速度等则比基本场更敏感^[49]。因此,1996年10月起,美国国家环境预报中心(NCEP)开始研制一个适合短期业务预报特别是短期降水预报用的集合预报系统。该系统是一个“多模式”、由孵化法产生初值扰动^[50]的集合预报系统。现在使用两个中尺度/有限区域模式:Eta模式^[51]和有限区域谱模式(RSM)^[52]。把孵化法应用在这两个有限区域模式中产生初值的扰动场。侧边界条件由相应的NCEP的全球模式集合预报系统提供,以最大限度地减少侧边界条件对预报集合离散度的负面影响。模式的分辨率目前为48 km,但当计算机条件允许时分辨率会提高。每个模式产生5个预报成员,所以共有10个预报成员。预报时效目前为63 h,不久的将来可能延长到87 h。预报区域覆盖整个北美大陆。考虑到多模式集合预报的优点,NCEP的系统目前正在发展第3个中尺度模式——RUC模式^[53]的子集合预报系统。这个新的子集合系统也将用孵化法产生其初值的小扰动场(同Eta模式的子集合预报系统)。所以,不久NCEP的短期集合预报系统将包含3个中尺度有限区域模式。现在的系统从2000年4月开始就已经在每天运算和发布结果(当然不是官方正式的产品)。许多预报员包括一些私人的气象公司(例如ACU Weather)在作预报时都参考该系统的结果。经过一段时间的试验,发现结果很好,特别对一些难报的重大天气有很好的正面指导意义。该系统已于2001年5月

起投入准业务试验(称为“实时试验与评价”),预计一年后(2002年5月前后)正式接受为全美国的短期业务预报系统。如果对这个系统有兴趣,可参看网页:<http://lnx48.wwb.noaa.gov/SREF/SREF.html>。

目前,集合预报方法已开始被引入各种尺度的数值预报试验中。小到风暴尺度、云尺度的系统^[25,20],大到季节、气候的预报(如NCEP的气候预测中心)。实际上整个地球物理科学中的系统预报如地震预报都可应用集合预报的概念。目前,特别是水文预报对气象上的降水集合预报寄予了非常高的期望^[55]。根据美国气象局(NWS)发布的气象战略目标中宣称^[56]:要在2005年以前,把NWS发布的所有预报产品都改为具有动力学意义的基于集合预报的概率预报。当然,这是一项艰巨的任务,人们将拭目以待。当前美国科研和业务界正在联合研制一个全新的既适用于科学研究又适合于业务天气预报的一个所谓“共同模式”(Community model)的中小尺度有限区域模式——叫做“天气研究和预报”模式(WRF model—Weather Research and Forecast model;请参阅网页:<http://wrf-model.org>)。这当中,也专门成立了集合预报的专业组专门负责设计WRF模式的集合预报系统这一部分^[57]。由此可见,集合预报的地位已在美国的科研界和业务界越来越被看重。然而,集合预报无论在研究上还是在应用上都还是一个新的领域,目前还没有完整、系统性的理论和方法。前面的路还很长、很艰巨。

值得注意的是,现在集合预报不仅仅用在单纯的天气预报上,而且还应用到了气象观测和资料的同化处理上^[58]。集合预报在气象观测上的一大应用就是所谓的“目标观测”(targeting 或 adaptive observation)。其基本思想就是根据集合预报中预报集合的离散度预估出某一重要天气系统可能对其上游某一地区的气象资料特别敏感的区域,然后对该上游区域利用各种可能的观测工具如雷达、探空、飞机等进行加密观测,以改进该区域内的气象初始场的质量从而达到减少对该重要天气系统预报误差的目的。大西洋地区的两次不同的试验(FASTEX和NORPEX)^[59],表明这是一种行之有效的办法。这种根据具体天气系统而设定的移动性加密观测网非常有效地运用有限的观测经费来最好地达到提高重要天气预报准确率(减少预报的不确定性)的效果。集合预报在资料同化处理过程中的应用,近年来也有很大发展^[60,61]。可以应用集合预报离散度的信息来做气象资料背景场上误差的可能分布。这种方法比传统的同化方法的一大优点,就是基于集合预报的误差分布估计是同现时的真实天气背景场相关的,所以是真实的,而传统的方法所估计的误差分布只是统计意义上的,所以是历史的。因此,这种新的办法正愈来愈引起人们的注意。总之,作者预见集合预报将会在不久的将来在整个数值天气预报体系中(观测、资料处理、模式运算以及预报分布)占有举足轻重的地位。

随机论的天气预报形式譬如概率预报并不是很容易被广大用户甚至科学界所能接受的。已经习惯了决定论天气预报形式的用户甚至认为这是一种“倒退”,因为他们不知道如何应用概率预报来做决定。但正如上面谈过,如果你不懒惰而能积极地参与,就是说你能根据你对气象软件的依赖程度分析出一套合理的“耗费/损失”比率的科学数据作为你决策的根据,那么概率预报会比单一决定论的预报对你更有经济效益。当然,这需要一定时间的专业训练和大众媒介的推广和普及教育。对于科学界而言,推广随机论的天气预报的阻力也不会小。许多研究人员认为只要给出方程和初始条件总是可以求得一个确定

的解。当然,这在数学上是不错的。然而,气象预报的问题并没有那么简单:前面已经分析过,完全准确的大气数值模式永远也不会实现,完全精确的大气初始条件也永远不可能得到。所以,面对这么一个高度复杂、高度非线性的大气系统,一个很现实的问题就是我们作为气象学家有没有勇气敢于面对事实。在把预报发布给用户的时候,是把天气预报的不确定性也同时告诉我们的用户,还是我们假装不知道不确定性的存在,而只把我们自己认为最好的选择(其实仅仅是多种可能性中的一种)强加给所有的用户? 作者认为我们应该采用前者,因为这更符合实事求是的科学精神。如何应用和解释集合预报的产品,无疑需要对现有的预报员进行一些训练。另外,对于未来的预报员和广大的用户和民众,从现在开始就应该在大学的气象课程中以及通过公共媒介(如报纸、电视和科普读物等)进行教育和宣传了。

参 考 文 献

- 1 Lorenz E N. A study of the predictability of a 28-variable atmospheric model. *Tellus*, 1965, **17**: 321 ~ 333.
- 2 Epstein E S. Stochastic dynamic prediction. *Tellus*, 1969, **21**, 739 ~ 759.
- 3 Leith C E. Theoretical skill of Monte Carlo forecasts. *Mon. Wea. Rev.*, 1974, **102**:409 ~ 418.
- 4 杜钧. 集合预报概论. 东亚季风和中國暴雨,北京:气象出版社,1998. 457 ~ 462.
- 5 Mullen S L, Du J. Monte Carlo forecasts of explosive cyclogenesis with a limited-area, mesoscale model. Preprints, 10th Conference on Numerical Weather Prediction, Portland, Oregon, Amer. Meteor. Soc., 1994. 638 ~ 640.
- 6 Stensrud D J, Bao J, Warner T. Using initial condition and model physics perturbation in short-range ensemble simulations of mesoscale connective system. *Mon. Wea Rev.*, 2000, **128**:2077 ~ 2107.
- 7 Mylne K R, Evans R E, Clark R T. Multi-model multi-analysis ensemble forecasting in quasi-operational medium range forecasting. submitted to *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 2000.
- 8 Talagrand O, Vautard R, Strauss B. Evaluation of probabilistic prediction systems. Proc. ECMWF Workshop on Predictability, Reading, United Kingdom, ECMWF, 1997. 1 ~ 26.
- 9 Hamill T M, Colucci S J. Verification of Eta-RSM short-range ensemble forecasts. *Mon. Wea Rev.*, 1997, **125**:1312 ~ 1327.
- 10 Whitaker J S, Lough A F. The relationship between ensemble spread and ensemble mean skill. *Mon. Wea Rev.*, 1998, **126**:3292 ~ 3302.
- 11 Stensrud D J, Brooks J H E, Du J, Tracton M S, Rogers E. Using ensembles for short-range forecasting. *Mon. Wea Rev.*, 1999, **127**:433 ~ 446.
- 12 Mullen S L, Baurahfner D P. Monte Carlo simulations of explosive cyclogenesis. *Mon. Wea Rev.*, 1994, **122**:1548 ~ 1567.
- 13 Du, J, Mullen S L, Sanders F. Short-range ensemble forecasting of quantitative precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, 1997, **125**:2427 ~ 2459.
- 14 Tracton M S, Du J. Short-range ensemble forecasting (SREF) at the National Centers for Environment Prediction. Preprints of 12th Conference on Numerical Weather Prediction, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc., 1998. 269 ~ 272.
- 15 Molteni F, Palmer T N, Buizza R, Pertoliagis T. The ECMWF ensemble prediction system methodology and verification. *Quart. J. Roy. Met. Soc.*, 1996, **122**:73 ~ 121.
- 16 Toth Z, Kalnay E. Ensemble forecasting at NMC, the generation of perturbations. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 1993, **74**:2317 ~ 2330.
- 17 Toth Z, Kalnay E. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method. *Mon. Wea Rev.*, 1997, **125**:3297 ~ 3319.

- 18 Barkmeijer J, Buizza R, Palmer T N. 3-D Var Hussein singular vectors and their potential use in the ECMWF Ensemble Prediction System. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 1999, **125**:2333 ~ 2351.
- 19 Houtekamer P L, Derome J. Methods for ensemble prediction. *Mon. Wea Rev.*, 1995, **123**: 2181 ~ 2196.
- 20 Sindić-Rancić G, Toth Z, Lalnay E. Storm scale ensemble experiments with the ARPS model preliminary results. Preprints, 12th Conference on Numerical Weather Prediction, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc. 1998.279 ~ 280.
- 21 Mullen S L, Du J, Sanders F. The dependence of ensemble dispersion on analysis forecast system implications to short-range ensemble forecasting of precipitation. *Mon. Wea Rev.*, 1999, **127**:1674 ~ 1686.
- 22 Hamill T M, Colucci S J. Perturbations to the land-surface condition in short-range ensemble forecasts. Preprints, 12th Conference on Numerical Weather Prediction, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc., 1998a.273 ~ 276.
- 23 Buizza R, Miller M, Palmer T N. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF EPS. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 1999, **125**:2887 ~ 2908.
- 24 Houtekamer P L, Lefaiivre L, Derome J, et al. A system simulation approach to ensemble prediction. *Mon. Wea Rev.*, 1996, **124**: 1225 ~ 1242.
- 25 Stensrud D J, Bao J, Warner T. Using initial condition and model physics perturbation in short-range ensemble simulations of mesoscale convective system. *Mon. Wea Rev.*, 2000, **128**:2077 ~ 2107.
- 26 Mylne K R. Decision making from probability forecasts using calculations of forecast value. Submitted to *Meteorol. Appl.* 2000.
- 27 Hou D, Kalnay E, Droege-meler K K. Objective verification of the SAMEX' 98 ensemble forecasts. *Mon. Wea Rev.*, 2001, **129**:73 ~ 91.
- 28 Du J, Tracton M S. Impact of lateral boundary conditions on regional model ensemble prediction. In: H. Ritchie, ed. Research Activities in Atmospheric and Oceanic Modeling. Report 28, CAS/JSC Working Group Numerical Experimentation (WGNE), WMO/TD No. 1999.
- 29 Warner T T, Peterson R A, Treadon R E. A tutorial on lateral boundary conditions as a basic and potentially serious limitation to regional numerical prediction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 1997, **78**: 2599 ~ 2617.
- 30 Zhang Z, Krishna-murti T N. Ensemble forecasting of hurricane tracks. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 1998, **78**:2785 ~ 2795.
- 31 Eckel F A, Walter M K. Calibrated probabilistic quantitative precipitation forecasts based on the MRF ensemble. *Wea. Forecasting*, 1998, **13**:1132 ~ 1147.
- 32 Zhu Y, Toth A, Kalnay E, et al. Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on the NCEP global ensemble. Preprints, 16th Conference on Weather Analysis and Forecasting, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc., 1998.8 ~ 11.
- 33 Aberson S D, Lord J, De Maria M, et al. Short-range ensemble forecasting of hurricane tracks. Preprints. The 21st Conference on Hurricanes and Tropical Meteorology, Miami, Florida, Amer. Meteor. Soc., 1995.494 ~ 496.
- 34 Aberson S D, Bender M A, Tuleya R E. Ensemble forecasting of tropical cyclone tracks. Preprints. The 12nd Conference on Numerical Weather Prediction, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc., 1998a.290 ~ 292.
- 35 Aberson S D, Bender M A, Tuleya R E. Ensemble forecasting of tropical cyclone intensity. Preprints, Symposium on Tropical Cyclone Intensity Change, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc., 1998b.150 ~ 153.
- 36 Cheung K K W, Chan J C L. Ensemble forecasting of tropical cyclone motion using a barotropical model, Part I: Perturbations of the environment. *Mon. Wea. Rev.*, 1999a, **127**: 1229 ~ 1243.
- 37 Cheung K K W, Chan J C L. Ensemble forecasting of tropical cyclone motion using a barotropical model. Part II: Perturbations of the vortex. *Mon. Wea. Rev.*, 1999b, **127**:2617 ~ 2640.
- 38 Du J. Applications of Monte Carlo method in short-range weather forecasting precipitation and convective activity. Preprints, 13th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences, San Francisco, California, Amer. Meteor. Soc., 1996.281 ~ 290.

- 39 Hamill T M, Colucci S J. Evaluation of Eta-RSM ensemble probabilistic precipitation forecasts. *Mon. Wea. Rev.*, 1998b, **126**:711 ~ 724.
- 40 Du J, Mullen S L, Sanders F. Removal of distortion error from an ensemble forecast. *Mon. Wea. Rev.*, 2000, **128**:2427 ~ 3351.
- 41 Wilks D S. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Academic Press, 1995.467.
- 42 Murphy A H. A new vector partition of the probability score. *J. Appl. Meteor.*, 1975, **12**:595 ~ 600.
- 43 Murphy A H. The value of climatological, categorical and probabilistic forecasts in the cost-lost situation. *Mon. Wea. Rev.*, 1977, **105**:803 ~ 816.
- 44 Richardson D. Skill and relative economic value of the ECMWF ensemble prediction system. *Quart. J. Roy. Met. Soc.*, 2000, **126**(Part B):649 ~ 667.
- 45 Toth Z. Ensemble forecasting in WRF. *Bull. Amer. Meteor. Soc.* 2001, **82**:695 ~ 697.
- 46 Buizza R. Potential forecast skill of ensemble prediction and spread and skill distributions of the ECMWF ensemble prediction system. *Mon. Wea. Rev.*, 1997, **125**:99 ~ 119.
- 47 Evans R E, Harrison M S J, Graham R J, et al. Joint medium-range ensembles from the Met. Office and ECMWF systems. *Mon. Wea. Rev.*, 2000, **128**:3104 ~ 3127.
- 48 Brooks H E, Tracton M S, Stensrud D J, et al. Short-range ensemble forecasting (SREF). Report from a workshop. *Bull. Amer. Met. Soc.*, 1995, **76**:1617 ~ 1624.
- 49 Du J, Mullen S L. Application of MM4 in short-range ensemble forecasting of 2nd-order physical variables. Preprints, 5th Workshop on PSU/NCAR Mesoscale Modeling System, Boulder, Colder, Colorado, MMM, NCAR, 1995.9 ~ 10.
- 50 Du J, Tracton M S. Implementation of real-time short-range ensemble forecasting system at NCEP, an update. Preprints, 9th Conference on Mesoscale Processes, Ft. Lauderdale, Florida, Amer. Meteor. Soc., 2000. in press.
- 51 Black T L. The new NMC mesoscale Eta model description and forecast examples. *Wea. Forecasting*, 1994, **9**:265 ~ 278.
- 52 Juang H M, Kanamitsu. The NMC nested regional spectral model. *Mon. Wea. Rev.*, 1994, **122**:3 ~ 26.
- 53 Benjamin S G, et al. The operational RUC-2. Preprints, 16th Conference on Weather Analysis and Forecasting, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc., 1998.249 ~ 252.
- 54 Tracton M S, Du J. Application of the NCEP/EMC short-range ensemble forecast system (SREF) to predicting extreme precipitation events. Preprints, Symposium on Precipitation Extremes, Prediction, Impacts, and Responses, Albuquerque, New Mexico, Amer. Meteor. Soc. 2001.
- 55 Krzysztofowicz R. Probabilistic hydro meteorological forecasts toward a new era in operational forecasting. *Bull. Amer. Soc.*, 1998, **79**:243 ~ 251.
- 56 NWS. NWS Vision 2005- National Weather Service Strategic Plan for Weather, Water, and Climate Services 2000-2005. Maryland: NWS, 1999.
- 57 Toth Z, Kalnay E, Wobus R. On the economic value of ensemble based weather forecasts. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 2001, **82**. in press.
- 58 Hamill T M, Mullen S L, Snyder C, et al. Ensemble forecasting in the short to medium range. Report from a workshop. *Bull. Amer. Met. Soc.*, 2000, **81**.
- 59 Toth Z, et al. Ensemble-based targeted observations during FASTEX. Preprints, 12th Conference on Numerical Weather Prediction, Phoenix, Arizona, Amer. Meteor. Soc. 1998. 24 ~ 27.
- 60 Houtekamer P L, Mitchell H L. Data assimilation using ensemble Kalman filter technique. *Mon. Wea. Rev.*, 1998, **126**:796 ~ 811.
- 61 Hamill T M, Snyder C. A hybrid ensemble Kalman filter—three-dimensional variational analysis scheme. *Mon. Wea. Rev.*, 2000, **128**:2905 ~ 2919.

PRESENT SITUATION AND PROSPECTS OF ENSEMBLE NUMERICAL PREDICTION

Jun Du

(*National Centers for Environmental Prediction/ NOAA, Washington DC, USA*)

Abstract

Over the past few years ensemble prediction has come to the fore as a major element in defining the future of numerical weather prediction (NWP) and operational weather forecasting . This stems basically from convergence of increasing recognition of the importance of explicitly addressing the intrinsic uncertainties in forecasts (originated from both initial conditions and model physics) with rapid advance in expanding capability to provide quantitative estimates of those uncertainties . It is widely agreed that ensemble based probabilities and measures of confidence hold the best potential for enhancing the ability to make user dependent informed decisions . Indeed, the U.S. National Weather Service is requiring that many forecast products evolve to become probabilistic in nature , especially for quantitative precipitation forecasting . In this paper, the basic concepts , outstanding issues and recent development of ensemble technique are briefly described, which include (1) how to establish and validate an ensemble forecasting system ; (2) how to correctly represent intrinsic uncertainties in both initial conditions and model physics ; and (3) how to extract useful information out of an ensemble of forecasts and how to interpret and evaluate ensemble products especially probabilistic forecasts . Besides its application to direct weather forecasting , application of ensemble technique to adaptive observation and data assimilation are also mentioned .

Key words : Ensemble prediction Deterministic Stochastic Uncertainties