

许小峰, 2018. 从物理模型到智能分析——降低天气预报不确定性的新探索[J]. 气象, 44(3): 341-350.

从物理模型到智能分析——降低天气预报 不确定性的新探索*

许小峰

中国气象局, 北京 100081

提 要: 本文回顾了气象预报技术发展的进程, 人们不断通过创造性的智慧发挥, 从传统的经验判断到依靠现代数学物理方法, 实现通过模式方程组求解大气演变过程, 取得了成功。但面对复杂的天气气候系统, 许多非线性不确定问题仍难以解决。随着人工智能(AI)技术的发展, 有望助上一臂之力。文中介绍了一些初步设想和进展, 在观测识别、数据处理、短时临近预报、模式参数化、预报结果集成分析等环节都有初步成果, 进一步的研发、拓展值得期待。

关键词: 人工智能, 物理模型, 不确定性, 天气预报

中图分类号: P456

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2018.03.001

From Physical Model to Intelligent Analysis: A New Exploration to Reduce the Uncertainty of Weather Forecast

XU Xiaofeng

China Meteorological Administration, Beijing 100081

Abstract: In this paper, the development of weather forecast technology is reviewed. Owing to people's creativity and wisdom, the atmospheric evolution processes can be solved by modern mathematical and physical methods of model equations instead of merely judgement based on experience in the past. However, the complicated weather and climate systems still pose challenges to nonlinear uncertainty problems. The artificial intelligence (AI) technologies may contribute to address the challenges. This paper introduces some initial assumptions and development of AI in observation and identification, data processing, short-term and nowcast forecasting, model parameterization and integrated analysis of forecast products and so on, indicating the way forward of further research and development and their contribution.

Key words: artificial intelligence (AI), physical model, uncertainty, weather forecast

引 言

在世界科技发展日新月异、人工智能(AI)技术呈现出加速发展的态势下, 2018年世界气象日的主题语选择了“智慧气象”。这一中文翻译词汇与英文原文的对应并不十分贴切, 英文原文是: “Weather-

ready, climate-smart”, 逐字翻译会有些绕口, 但内涵似比中文的“智慧气象”涉及面更宽一些。实际上, 世界气象组织 2017 年曾发起过一次摄影竞赛活动, 就命名为这一主题, 获得评审委员会及公众投票最多的前 13 张图片刊登于 2018 年世界气象年历上。那些美丽的摄影图片, 显然并不仅是在展示多姿多彩的风云变幻、万千气象的画面和精妙的拍摄

* 国家自然科学基金重点项目(91637211)资助

2018年2月11日收稿; 2018年2月24日收修定稿

作者: 许小峰, 主要从事天气气候及气象科技史研究. Email: xuxf@cma.gov.cn

技巧,体会一下竞赛活动的命名,是在提示人们在与大自然的交往相处中能表现出更多智慧,包括对天气、气候的理解认识,也包括如何科学顺应、防范、趋利避害。

即便是按中文翻译出的“智慧气象”来解读,也依然涵盖了很宽的领域。人类通过观察、认识、开发、利用并保护与其相依共存的包括天气、气候在内的自然生态环境,是一个不断探索、进步、深化的过程。在远古时期,人们对各类自然现象仅是处于感知阶段,如风雨雷电、雾雪冰霜、阴晴冷暖、季节变化等;其后,随着感性认识的深化,自然会对这些现象发生的规律进行总结,从感性转化为理性,如在古希腊,著名的哲学家、思想家、科学家亚里士多德于公元前340年就完成了关于气象学的早期专著《气象汇论》,对天气、气候进行了系统的解释和阐述,尽管有些解释不够准确,有些还过于宏观,但总体上是经得起时间检验的,体现了人们对气象规律的认识从感性到理性的转变(丁一汇,2016;许小峰和张萌,2014)。这一认识过程伴随着人类社会的进步不断深化,从定性到定量,从定量到学科、理论的构建,逐步形成了较完整的现代气象科学体系。从这一发展进程来归纳,人类正是通过自身的智慧对天气、气候变化规律进行认识与探索,并仍在这一进程中不断强化。

通过这样一个发展过程来理解和概括智慧气象,逻辑上并无障碍,从概念到实际都是相符的。但若从当前科技发展的阶段性来看,为智慧气象赋予一些更有特色的内涵,特别将近年来取得了重大突破和应用成就的人工智能技术作为智慧气象的重要特征之一,应更能体现出气象科技发展的时代性,使智慧的烙印更为鲜明。

1 问题的提出

18世纪以来,大气科学的发展基本上是按照数理科学发展的脉络与逻辑不断推进的,以牛顿力学建立起的确论思想体系框架为基础,不断取得重要突破。气象学家通过对大气定量观测,并对在不同时空条件下获取的信息进行综合汇总和分析研究,随着数学、热力学、流体力学等学科理论的进展,逐步实现了气象学的构建。结合探测、通信、计算等技术进步,使气象预报的业务化成为可能,准确性和时效性不断提高,并通过发展数值预报模式,逐步实

现了天气预报从人工分析到量化、客观化、自动化、精细化的转变。尽管预报效果尚难以满足精准的要求,但从实际应用效果看,与各类涉及预测方法的学科相比,气象预报的能力显然已处于超前位置,并得到广泛应用。

进一步的问题是,从理论上分析,按照这一技术路径发展下去,能从根本上解决气象预报问题吗?即沿着确定性思维方式,不断改进初始场的信息,完善已有数值模式框架方案,是否可以逐步逼近最终的精确解。如同法国科学家、著名的机械决定论者拉普拉斯认为的那样,知道大自然所有组成部分的相对位置,并能足以分析所有这些事物,就能用一个单独的公式,从最大的天体到最小的原子,都毫无例外悉数概括出宇宙万物的运动,对未来就像对过去那样,都能一目了然(杜钧和钱维宏,2014)。在气象学界,最早提出类似观点的是著名的挪威学派创始人皮叶克尼斯,他首次对用数值计算方法做天气预报从理论上作了系统阐述,认为大气系统未来的演变完全是由其初始状态、边界条件和大气运动、质量守恒、状态、热力方程所共同决定。只要给定了大气初始状态和边界条件,通过求解描述大气运动变化规律的方程组,就可以把未来的大气状态精确计算出来(陈德辉和薛纪善,2004)。后人在皮叶克尼斯的理论观点基础上在实践中不断尝试推进,从1922年英国气象学家理查森第一次开展数值天气预报试验的失败,到1950年美国科学家查尼首次成功地计算出第一个与实际过程相符的数值预报结果(图1),人们从中看到了天气预报发展的途径和未来走向。从20世纪50年代开始,许多国家相继开始了数值预报模式业务化的创建工作,开启了天气预报向客观化推进的时代。

然而,探索与实践的进程并不总是令人乐观,著名美国气象学家洛伦茨(Lorenz,1963)发表了一篇堪称经典的论文“确定性的非周期流”,用一个非常简单的云对流数值积分预报模型,通过计算发现大气运动中存在的混沌现象直接限制了天气的可预报性,给试图通过数值模式方程组的计算最终解决天气预报问题的确定论者们的“气象梦”泼了一盆冷水,并由此开创了一门新学科:混沌气象学,吸引了众多学者的研究兴趣,并在自然、社会各界产生了广泛影响。洛伦茨的基本观点是,大气系统是一个极其复杂的非线性系统,描述其动力、热力过程的模式方程组初始误差具有高度敏感性,包括观测、模式初

始化、计算精度等误差在计算过程中会不断被放大,且模式本身在描述大气物理过程时也难以做到完整性和精确性,同时大气系统还会与外边界其他气候圈层产生相互作用和影响,也存在不确定性,随着计

算时间的延长,都会引起偏差不断扩大,初始时刻失之毫厘,导致计算结果差之千里(陈德辉和薛纪善,2004)。洛伦茨的试验(图 2)使人们试图精确预知未来地球大气演变的希望难以实现,并从理论上解

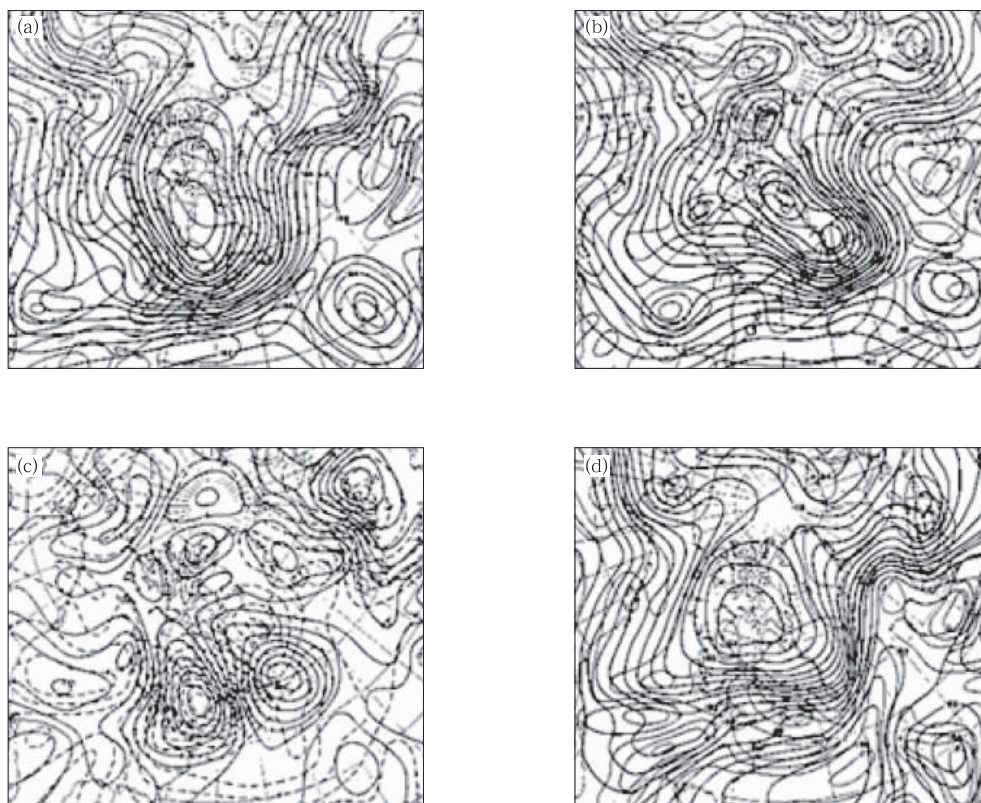


图 1 Charney et al(1950)用数值预报成功实现历史上第一张数值预报天气图

Fig. 1 The first numerical weather forecast chart in history achieved by Charney et al (1950) based on numerical prediction

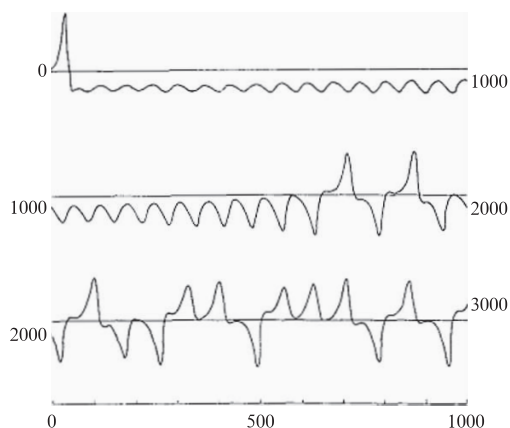


图 2 洛伦茨对流方程中的数值试验:非周期性随时间逐渐增强(Lorenz,1963)

Fig. 2 Aperiodicity gradually increased over time from numerical experiment in Lorenz convection equations (Lorenz,1963)

释了在这种复杂系统中不确定性存在的必然性(Lorenz,1993)。

大气运动中各变量的非线性相互作用导致系统演化的复杂性,最终会导致混沌现象的发生,使演变结果产生不确定性,这样的结论多少令人沮丧,但并没有因此而降低人们探索解决这一难题的信心,只是在探索进程中会根据已认识到的问题,更有针对性地选择解决方法和途径。实际上,1922年理查森最初尝试数值天气预报试验遭遇重大挫折时遇到的也是类似的问题,给后人留下了非常有价值的试验和研究成果,并撰写了《通过数值过程做天气预报》(Weather Prediction by Numerical Process)一书(1922年由剑桥大学出版社出版),成为数值天气预报发展过程中的经典文献。该书展示了作者卓越的思想成就,也是一份展示失败的坦率报告(丑纪范,

2002)。查尼在评价理查森最初的数值预报试验失败时谈到：“他的研究工作的真正价值在于暴露了后来该领域研究工作者都必须面对的所有关键问题，并为这些问题的解决奠定了工作基础。”以如此坦诚的态度、清晰的认识面对问题和失败，也堪称大智慧了。

2 探索与进展

气象学家针对各类可能影响数值预报效果的问题，从不同的方向探索解决方案，近半个多世纪以来取得了显著进展。

模式对初值的敏感性使得如何获取高质量的初始信息成为必须面对的最基础环节，理查森和查尼最初在进行数值模式试验时，仅是将观测资料简单地内插到网格点上，这种方式是难以做到准确的，特别是当观测资料的覆盖面不足时，初始场较真实状况的偏差会很大。1960年以后，通过最优插值法，用气候场做背景或模式输出的6小时预报场做背景对原始资料进行调整，使初始场的信息质量得以显著改进。进入20世纪90年代，变分方法的引入对改进数值预报模式初始场起到了重要作用，使模式中各变量在空间和时间上得到更为合理的内在关联。此后，三维变分和四维变分逐步取代了最优插值法，并一直沿用至今，使海量不同类型的探测资料在模式中得到更为协调的使用。

从查尼首次利用数值模式成功计算出天气预报场开始，科学家们就在如何合理设计大气模式动力框架、准确描述大气变化过程问题上不断进行改进。理查森最初试验时用的是未经简化的“原始方程”组，其中包含了大气中的各种波动，一些没有实际意义的高频波易虚假增长，干扰了对天气系统有重要影响的长波系统，这也正是理查森试验失败的重要原因。查尼则改用流体力学的尺度分析方法，将决定天气变化的“长波”和高频的重力波区分开，避免受这些“气象噪音”的干扰，建立了适于刻画天气系统演变的准地转方程组，结合在变量算法方面的改进，最终取得了成功。但人们对事物的认识总是遵循螺旋式上升的规律，准地转方程组滤去了重力波，避免了干扰，但同时也滤掉了伴随大气的斜压和非地转过程而发展的剧烈天气。若想完整地描述大气演变过程，回归到原始方程模式便成了必然选择。因为有了对高频波会产生干扰的认识，回归过程的

重点就聚焦到了如何抑制重力波的虚假增长。通过对初始场的处理，构造相互协调的风场和气压场，可以对初值中重力波的能量及其在初始时段的增长产生抑制作用。在重力波存在的条件下，要保证计算稳定，必须采取足够短的积分时间步长，但计算量会使得计算机能力难以承受；考虑到大气演变过程中地转平衡不断被破坏和重建两个阶段在时间尺度上的差异，可通过对不同过程采取不同的积分格式和时间步长的方式，则使得计算量显著减少，从而在很大程度上解决了计算稳定性问题，同时保证了业务运行的可行性。

之后，随着在解决原始方程非线性计算不稳定性问题、物理过程参数化方案的建立和优化等问题上不断取得进展，数值模式产品从20世纪70年代开始，在世界各国的预报业务中得到普遍使用，进入90年代则逐渐确立了其在预报能力上无法替代的基础性地位。特别值得一提的是，于1975年11月正式成立的欧洲中期数值天气预报中心(ECMWF)取得了令人瞩目的成绩，与世界各国数值预报模式研发水平相比处于明显领先地位。从目前所做出的全球数值预报500 hPa高度场的结果来看，第9天以后，高度距平相关系数仍可以超过50%，具有一定预报能力(图3)(许小峰,2013)。但同时也说明，即便是世界上最优秀的数值预报模式，其预报能力也随时间显著递减，超过10天的预报结果已不具有确定性的意义。

尽管数值预报模式的发展取得了突破性的进步，但并没有从根本上解决随着时间积分的延长而出现的的不确定性问题，也包括对一些突发性剧烈天气变化的中小尺度预报，还没有找到理想的解决方案，非线性的数学难题仍是困扰人们试图精确描述地球大气变化过程的障碍，各种努力也在持续进行中。

从天气预报技术发展的历史进程来看，除了从探寻大气运动的本质规律出发，根据已知的确定性规律推演出未来天气变化的演绎法外，通过对已经发生的大量样本(或事件)进行分类归纳，根据一定规则总结出的规律来预报未来天气的归纳法也仍然是人们用来探索预报方法的重要途径。统计归纳法本身不受物理规律控制，但如果统计方法足够全面、充分，样本足够大，则结果仍可以揭示客观存在的物理规律，这方面也不乏成功的案例，如Wallace and Gutzler(1981)关于“遥相关”研究，成功统计归纳出

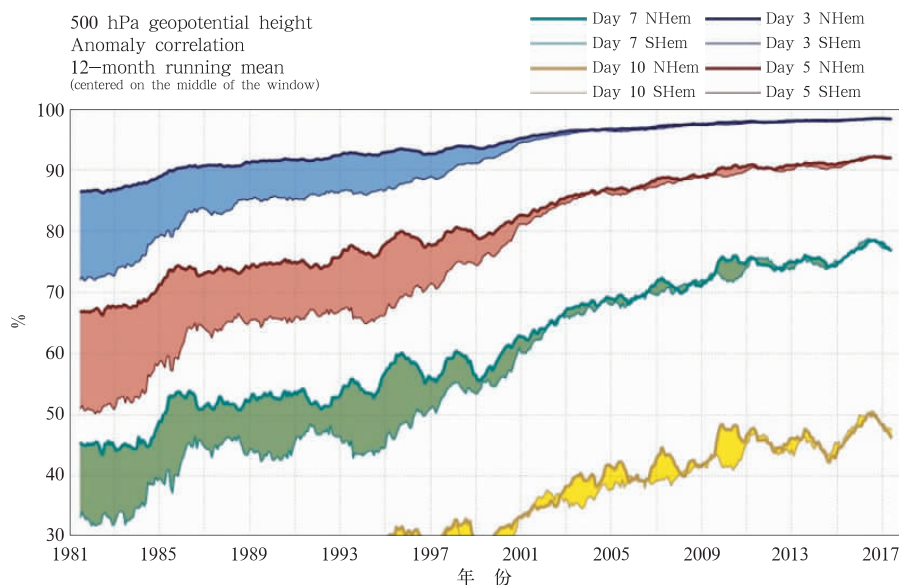


图 3 欧洲中期天气预报中心(ECMWF) 500 hPa 位势高度预报效果演变

Fig. 3 Evolution of the 500 hPa geopotential height forecast by ECMWF

五种遥相关型,其中纬向的 PNA 型、EU 型和 EA 型分别反映了太平洋—北美、欧洲—亚洲和东大西洋这三条主要的长波频散路径,具有非常清晰的天气动力学意义 (Hoskins and Karoly, 1981; Simmons et al, 1983),在天气预报和气候诊断领域中得到了普遍的肯定和应用(陶祖钰等, 2016)。

既然我们认识到用数值预报方法预测大气会面临着固有的不确定性,那么解决问题的方法也要从这一本质问题出发来考虑,摆脱追求确定性的思维方式。集合预报的产生就是面对大气运动混沌的本质而设计出的解决方案, Epstein (1969) 和 Leith (1974) 先后提出了动力随机预报理论框架和实用的集合预报法,开拓了以不确定性方法来解决不确定性问题的新途径,这种方法并不是追求做出更准确的单一预报,而是一种可以定量估计预报误差分布的动力学方法。在这种模式设计的构架下,大气模式的初始场、模式的物理过程、模式本身都不再是唯一,而是依据特定规则设计的一个群,模式的最终预报值也不是唯一结果,而是概率分布(杜钧和李俊, 2014; 杜钧和陈静, 2010; 杜钧和邓国, 2010; 李俊等, 2014; 2015)。经过几十年的探索、实践和拓展,这种理念和方法已在实际业务中被接受,成为各国数值预报中心业务系统的重要组成部分。如 ECMWF 的 2025 年发展目标提出要将预报时效提升到两周,也是以集合预报方法为基础的。

3 值得期待的人工智能技术

在通过模式发展本身去寻找解决预报不确定性问题之外,人们实际还在通过多种方式探索天气预报的解决途径,如统计预报方法,影响大气行为的周期性或确定性稳定分量的分析等(丑纪范, 1997)。人工智能技术近期发展较快,其在天气预报领域的应用,在国内外持续受到关注,并被认为是较为适合处理天气预报这类复杂问题的有效方法。20 世纪 80 年代,人工智能技术开始在气象领域得到较多探索性的应用,从气象资料的处理分析到预报产品的制作都有涉足。这也进一步表明面对复杂的大气环流系统演变,人们在面对多源、开放、不同类型、多时空尺度、不够精确的海量数据和复杂的非线性天气气候动力模式时,需要寻求更有效的解决方案,而人工智能技术的优势之一是具有针对模糊、不确定性问题进行分析、联想、记忆、学习和推断的能力。

1998 年 1 月,美国气象学会在美国凤凰城召开了第一次人工智能会议,比较广泛地介绍了人工智能技术在气象领域的应用,其中较突出的特色是神经网络技术的发展,较以往发展的专家系统又进了一步(曾晓梅, 1999)。如美国的 Neural Ware 公司 1987 年开发设计了一种人工神经网络晴雨预报系统,通过用实际资料进行训练后,对晴雨预报的能力

可以达到当地预报业务人员的水平。Neural Ware 公司还开发了一个卫星资料云分类神经网络系统,对冷锋、雷暴云、中尺度对流系统云系的识别能力也达到较高水准。我国学者白慧卿等(1998)通过人工神经网络方法进行了地球静止气象卫星(GMS)云图中的 4 类云系识别,并与传统的统计识别方法进行了比较,认为神经网络方法更适合于云系的特征识别。金龙等(2003)采用模糊数学与神经网络相结合的模块化模糊神经网络方法,开展数值预报产品的模糊神经网络预报建模研究,在逐日气温预报对比分析中发现模型的预报能力要明显高于常规的完全预报方法(金龙,2004)。类似的成果还有很多,利用人工智能技术解决气象问题的尝试一直没有中断,尽管当时一些成果已显示出较好的应用前景,但受一些基础条件的限制,如数据存储分析能力、计算能力、人工智能技术本身的成熟性等,仍制约着人工智能技术在气象领域的进展。

进入 21 世纪以后,特别是近 10 年来,随着信息技术和智能算法技术的突破,人工智能技术呈现出加速发展的态势,特别是在机器学习、图像识别、大数据分析等技术上产生了相当成熟的成果,使人们看到了在这一领域发展的潜力和希望,甚至对一些难以预料的后果感到恐慌。微软全球资深副总裁、美国计算机协会(ACM)院士 Peter Lee 甚至认为“AI 和机器学习的出现,是人类历史上的一个拐点,就好像曾经的活字印刷术一样,将改变人类的历史”(http://news.sciencenet.cn/htmlnews/2017/10/392481.shtm)。

在气象领域,人工智能的相关应用也伴随着技术进步展开了新一轮启动,成为气象科技进步的重要特征之一。近年来美国天气预报公司 AccuWeather 一直在与 Google 公司开展合作,利用云计算能力和人工智能技术改进气象领域业务解决方案,2017 年 3 月,AccuWeather 网站报道,依靠时间序列分析、机器学习等技术,实现 0~90 天逐分钟、逐小时和逐天精细预报(<https://qz.com/535345/ibm-is-going-to-change-how-we-forecast-the-weather-with-watson/>)。尽管这仅是企业的对外展示性报道,但反映出的技术发展动向是值得被关注的。同年 6 月,另一家美国知名企业 IBM 则与美国大学联合大气研究中心(UCAR)宣布开展合作,共同发展天气预报技术,并于 2017 年 7 月报道,IBM 的人工智能机器学习系统在云量预报精度上已可以做到优

于其他任何模型 30% 以上,且随着更多资料的输入仍有提高空间(<https://qz.com/535345/ibm-is-going-to-change-how-we-forecast-the-weather-with-watson/>)。IBM 还通过收购美国天气公司(TWC)核心业务——美国天气频道,对频道天气预报数据和分析拥有了许可权,进一步拓展了其在商业气象服务领域的业务服务能力。

数值预报技术发展水准很高的英国气象局也开始关注 AI 技术的发展,为了研究云计算、人工智能等新技术在气象领域的应用,成立了信息实验室,并与美国亚马逊公司合作研发数据存储、云计算技术,与微软公司合作研发 AI 技术等。英国信息技术专家罗伯特·齐卡里撰文指出,探索机器学习和数值模拟的组合不仅可以促进天气预报能力的进步,也会推动机器学习领域的创新研究。天气预测可以通过大气物理模式来实现,但不是所有的预测都适合依赖模式来完成,有些问题的解决通过机器学习方法是更好的选择。他认为机器学习模型一旦被建立,通常要比完整的数值模拟工程要快。可以使用模式仿真(model emulation)方法,建立一个非常接近于数值模式的统计学模型,这种方法已经应用于气候敏感性研究。现在比较热的领域是使用机器学习工具加速天气模式的部分组件。除了模式仿真,建立融合机器学习与数值模拟的混合模式非常有潜力。这种混合模型可以融合数据驱动和物理驱动两种方法(<http://www.oddbms.org/2017/07/machine-learning-in-weather-forecasting/>),前景广阔。

人工智能技术在气象领域的应用具有较宽的覆盖面,从探测、数据处理、预报预测,到服务产品提供等都有涉及,可通过大数据分析、信息识别、机器学习等技术解决各类难以通过数理模型直接给出确定性方案的复杂问题。

对于处理传统的定时定点观测信息,在气象业务中已有了比较成熟的分析处理技术,而对于大量的非实时的卫星、雷达等遥感信息,通过变分同化系统也可以基本解决。但在大数据时代,新的智能处理方法还具备了分析处理那些非实时、非定点、间接获取的相关数据的能力,更加丰富了气象研究与业务的可用信息。如 2012 年,德国汉诺威大学的研究人员就开发了一种利用汽车雨刷器变化速度与 GPS 定位信息相结合获取降雨量信息的系统,原理并不难理解,但若做到信息可用,还需要建立针对不同情况的智能处理方法(Rabiei et al, 2013)。美国

强风暴实验室 2012 年实施的 mPING 项目是通过公众手机应用(APP)收集关于天气情况报告而成立的项目,也是结合 GPS 定位,接收并处理用户选择上报的天气类型信息,由于公众难以像专业人员那样提供精确信息,后期的处理则显得尤为重要,AI 技术显然可以发挥优势(<http://mping.nssl.noaa.gov/>)。在美国,还设立了另一个智能手机传感器感知气象(Weather Signal)的 APP,准备通过在新一代手机上安装气压、温度、湿度、光照等感应部件随时获取大气变化信息(<https://blogs.scientificamerican.com/guest-blog/weathersignal-big-data-meets-forecasting/>)。类似的气象信息获取的新方式还有不少,在中国也有类似尝试,如安徽省气象局通过合作开发了路面摄像头图像处理智能系统,通过深度学习技术,获取雾等级和能见度等级信息。

为了解决气象预报中面临的不确定性问题的挑战,ECMWF 在 2017 年末,专门召开了一次学术会议,会议名称为“揭开灰色地带的谜底”(shedding light on the greyzone)。所谓灰色地带,即在数值天气预报和气候模拟活动中,确定性的动力过程无法完整解析或尚缺乏成熟理论依据的区域。来自欧洲中心的 Andy Brown 给出了一些涉及灰色地带的因素:长波/短波辐射、对流、云与微物理、大气成分、边界层、湍流混合和重力波拖曳等。并进一步提出传统的离散方法从物理动力学视角审视,在处理灰色地带时是否还行之有效,或者我们是否需要换个角度去思考?(中国气象局气象干部培训学院图书馆和气象科技进展编辑部,2018)。

对于通过集合预报方法改进模式预报能力,采用机器学习方法调整集合过程中的参数,可以达到多模式集合预报的最优效果,美国密西根州立大学的研究人员给出了具体的实现方案(Xu et al, 2017)。而美国加州理工大学的学者在最新发表的论文中,阐述并给出了地球系统模拟 2.0 解决复杂问题的前景,指出地球系统模式(ESM)及其参数化可以通过数据同化和机器学习得到根本的改进,方法也是通过集成和向天基遥感观测信息、局地高分辨模拟结果学习,图 4 给出了融合全球观测系统(OS)和高分辨率目标模拟的地球系统模拟原理框架(Schneider et al,2017)。

AI 技术除了通过机器学习解决预报模式中的不确定因素外,另一个明显优势是对各类复杂信息的识别与处理,可以改进模式初始信息的质量,也可

以通过对信息的识别与学习开展短时临近预报。香港科技大学 Shi et al(2015)发表了“利用卷积神经网络预测临近降雨”的文章,并于 2017 发表了“深度学习用于短临降雨预报的一个基准和一个新模型”(图 5)(Shi et al, 2017),原理都是通过机器深度学习,模拟雷达回波未来 2 小时的移动路径,较传统基于光流矢量计算方法预测雷达回波移动具有了新的优势。

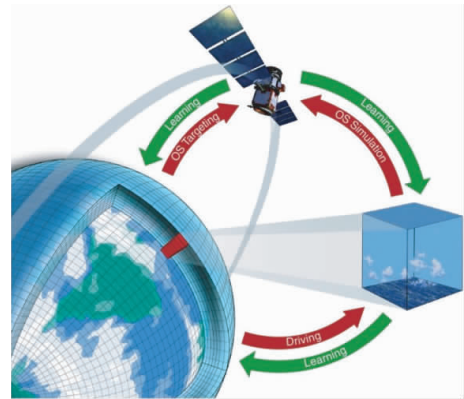


图 4 地球系统模拟原理框架 (Schneider et al, 2017)

Fig. 4 Theoretical framework for Earth system simulation (Schneider et al, 2017)

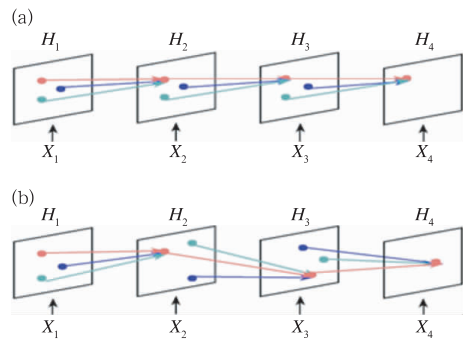


图 5 时空深度学习网络模型模拟大气移动变化示意图(Shi et al,2015)

(a)卷积循环神经网络(循环连接是固定的); (b)光流轨迹循环网络(循环连接是动态的)

Fig. 5 Diagram of spatio-temporal deep learning network model for simulating the movement of atmosphere (Shi et al,2015) (a) for convolutional RNN (The recurrent connections are fixed over time); (b) for trajectory RNN (The recurrent connections are dynamically determined)

面对信息技术和 AI 技术的快速发展,国内气象界也在积极探索和实践将 AI 技术与气象业务科技的发展相结合,并在业务中积极尝试。中央气象台联合清华大学和阿里巴巴、百度等企业共同研发 AI 技术在预报业务中的应用,取得初步成果,如基于深度卷积网络(CNN)的雷达图像外推临近预报、多尺度系统风场叠加精细化平流风场反演、基于海量数据挖掘的模式权重智能推荐功能、基于自然语言(NLP)的智能化气象服务文字生成等(毕宝贵, 2017)。中国气象局公共气象服务中心与中国科学院自动化研究所、武汉大学、天津大学开展合作进行 AI 技术应用研究,成立大数据与人工智能开放实验室,开发了基于日本葵花卫星图像,应用深度学习目标识别与分割算法学习、TensorFlow 深度学习计算框架、OpenCV 图像处理等方法,建立了全国积雪区域监测系统,实现中国范围内 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 分辨率逐 10 分钟更新积雪区域监测;还基于气候地理分区、下垫面覆盖资料、地形、格点化地面和高空气象要素模式预报等资料,研究应用随机森林机器学习、并行计算、分布式处理技术方法,建立了全国雨雪相态预报系统,实现了中国范围内 $0 \sim 24$ 小时 $10\text{ km} \times 10\text{ km}$ 分辨率逐小时雨雪相态格点场预报;此外,依据随机森林机器学习和在线序列优化机器学习方法,对欧洲中心(EC)、美国(NCEP)、日本(RJTD)、中国(T639)的数值模式预报进行集成建模,初步试

验结果表明降低了整体的预报误差(图 6)(中国气象局公共气象服务中心, 2017)。

部分省(市)气象局,如浙江、上海、广东、安徽、陕西等也在通过合作推进 AI 技术的研发。值得一提的是 2017 年,为了促进推广 AI 技术在天气预报中的应用,经国际计算机学会(ACM)组织的数据挖掘国际会议(CIKM)组委会批准,深圳气象局与阿里巴巴公司合作,共同组织了首个以短时强降水智能临近预报为主题的挑战赛,成为 2017 年 11 月在新加坡举办的第 26 届 CIKM 国际会议的四大竞赛之一。来自中国、新加坡、美国、英国以及中国港澳台等 10 余个国家和地区的 1395 个团队参加,参赛团队包括清华大学、新加坡国立大学、香港科技大学、中国科学院等国内外高校院所以及高科技企业的专家,受到国内外大数据、人工智能领域高端研究人员的关注(深圳市气象局, 2018)。各参赛团队应用卷积神经网络、深度神经网络、决策树模型(XG-BOOT)等学习算法,提交了 7917 次的评估结果,来自清华大学的 Marmot 团队在比赛中脱颖而出,在复赛中以绝对优势排名第一,他们采用卷积神经网络技术,结合了尺度不变的特征变换和泰勒冻结假设相结合的云团轨迹追踪技术,基于雷达资料对第 2 小时的单点强降水预报效果明显高于其他团队(图 7)(Yao and Li, 2017)。

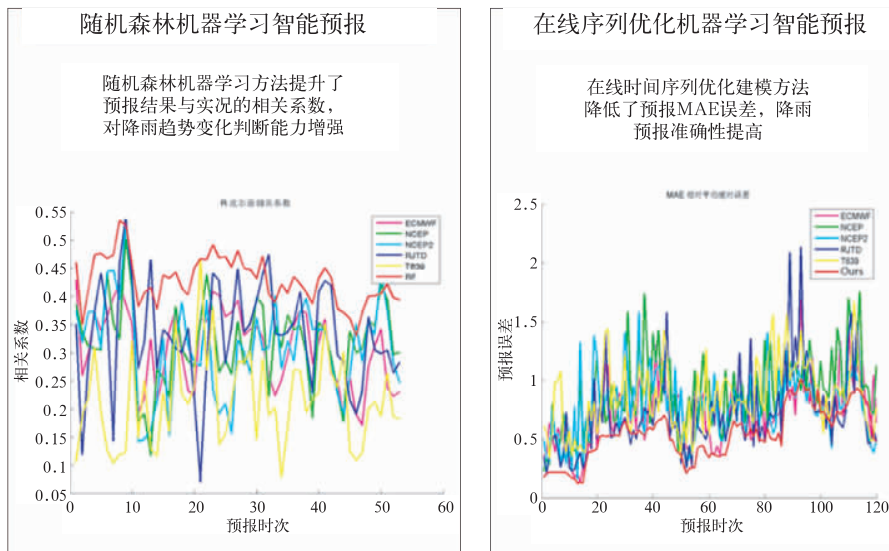


图 6 基于站点的确定性模式集成机器学习预报试验(中国气象局公共服务中心, 2017)

Fig. 6 Prediction experiment of the site-based deterministic model integrated machine learning (CMA Public Meteorological Service Centre, 2017)

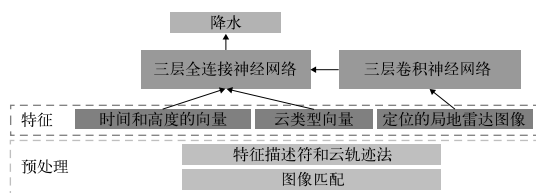


图7 清华团队解决方案示意图

Fig. 7 Solution diagram of the Tsinghua University Team

国内的天气服务公司也在努力尝试使用 AI 技术改进天气预报质量,如彩云公司一直开发利用雷达信息制作短时临近天气预报技术,他们基于 Google mind 团队的一项研究成果神经网络解析器(NPI),提出了通用神经网络解释器序列预测方法,有助于构建同时具有逻辑判断能力和模式识别能力的 AI 技术。敏视达天气雷达公司也通过智能识别和深度学习等算法开展对雷达信息质量的改进及对龙卷风等强对流天气系统的识别,取得了一定进展。

4 结 论

为了提升气象预报水平,求解大气运动演变过程中的可预报性、复杂性、不确定性等问题,气象学家和相关领域的专家在不断求索,从传统的经验判断到有物理内涵的天气图表分析,从数理统计相关分析到数值模式的建立,从追求完美的精确性确定解到设法合理地处理不确定的模糊信息,从建立定时定点精准探测的大气观测网获取各类状态变量到通过智能识别、分析通过不同方式获取的各类综合性、多样化相关信息,从天气尺度环流的分析预报到更长时空尺度的气候系统和短时临近突发性中小尺度系统的研究分析,从注重数理原理解释到注重动力热力方程求解与人工智能方法相结合。迄今为止,已经取得了重大进展,但与穷究大气变化规律的终极目标仍很遥远。我们通过探测分析大气的初始信息,探索大气演变的内在变化规律,求解大气物理方程,初步实现了气象预报的客观化、量化、自动化、精细化,准确率也在不断提高。如何进一步解决好仍存在的预报误差和不确定性问题,除了进一步研究大气活动的本质规律和特征外,引入 AI 技术,根据目前研究与实践的进展,应是一个值得努力尝试和寄予希望的途径。

致谢: 本文的撰写得到了国家气象中心、中国气象局

公共气象服务中心、深圳市气象局等单位的支持和协助,在此一并表示感谢。

参考文献

- 白慧卿,方宗义,吴蓉璋,等,1998. 基于人工神经网络的 GMS 云图四类云系的识别[J]. 应用气象学报,9(4):402-409.
- 毕宝贵,2017. 智能天气预报进展及思考[R]. 2017 年全国气象台长会议技术报告.
- 陈德辉,薛纪善,2004. 数值天气预报业务模式现状与展望[J]. 气象学报,62(5):623-633.
- 丑纪范,1997. 大气科学中非线性与复杂性研究的进展[J]. 中国科学院院刊,(5):325-329.
- 丑纪范,2002. 大气科学中的非线性与复杂性[M]. 北京:气象出版社.
- 丁一汇,2016. 气象学进展[M]//《中国气象百科全书》总编委会. 中国气象百科全书(综合卷). 北京:气象出版社.
- 杜钧,陈静,2010. 单一值预报向概率预报转变的基础:谈谈集合预报及其带来的变革[J]. 气象,36(11):1-11.
- 杜钧,邓国,2010. 单一值预报向概率预报转变的价值:谈谈概率预报的检验和应用[J]. 气象,36(12):10-18.
- 杜钧,李俊,2014. 集合预报方法在暴雨研究和预报中的应用[J]. 气象科技进展,4(5):6-20.
- 杜钧,钱维宏,2014. 天气预报的三次跃进[J]. 气象科技进展,4(6):13-26.
- 金龙,2004. 人工神经网络技术发展及在大气科学领域的应用[J]. 气象科技,32(6):385-392.
- 金龙,林熙,金健,等,2003. 模块化模糊神经网络的数值预报产品释用预报研究[J]. 气象学报,61(1):78-84.
- 李俊,杜钧,陈超君,2014. 降水偏差订正的频率(或面积)匹配方法介绍和分析[J]. 气象,40(5):580-588.
- 李俊,杜钧,陈超君,2015. “频率匹配法”在集合降水预报中的应用研究[J]. 气象,41(6):674-684.
- 深圳市气象局,2018. 短时强降水智能临近预报工作进展情况报告[R].
- 陶祖钰,赵翠光,陈敏,2016. 谈谈统计预报的必要性[J]. 气象科技进展,6(1):6-13.
- 许小峰,2013. 美国与欧洲数值天气预报比较及对中国的启示[N]. 中国科学报,2013-12-09.
- 许小峰,张萌,2014. 气象科技发展历程的若干回顾及启示[J]. 气象科技进展,4(6):6-12.
- 曾晓梅,1999. 国外人工智能技术在天气预报中的应用综述[J]. 气象科技,27(1):4-10.
- 中国气象局公共气象服务中心,2017. 人工智能技术在气象领域的应用进展[R].
- 中国气象局气象干部培训学院图书馆,气象科技进展编辑部,2018. 科技信息速递. (1).
- Charney J G, Fjortoft R, Von Neumann J, 1950. Numerical integration of the barotropic vorticity equation[J]. Tellus, 2(4):237-254.
- Epstein E S, 1969. Stochastic dynamic prediction[J]. Tellus, 21(6):

- 739-759.
- Hoskins B J, Karoly D J, 1981. The steady linear response of a spherical atmosphere to thermal and orographic forcing[J]. *J Atmos Sci*, 38(6):1179-1196.
- Leith C E, 1974. Theoretical skill of Monte Carlo forecasts[J]. *Mon Wea Rev*, 102(6):409-418.
- Lorenz E N, 1963. Deterministic nonperiodic flow[J]. *J Atmos Sci*, 20(2):130-141.
- Lorenz E N, 1993. *The Essence of Chaos*[M]. Washington: University of Washington Press.
- Rabiei E, Haberlandt U, Sester M, et al, 2013. Rainfall estimation using moving cars as rain gauges - laboratory experiments[J]. *Hydrol Earth Syst Sci*, 17(11):4701-4712. DOI: 10.5194/hess-17-4701-2013.
- Schneider T, Lan Shiwei, Stuart A, et al, 2017. Earth system modeling 2.0: a blueprint for models that learn from observations and targeted high-resolution simulations[J]. *Geophys Res Lett*, 44(24):12396-12417.
- Shi Xingjian, Chen Zhourong, Wang Hao, et al, 2015. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting[C]// *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal, Canada; MIT Press:802-810.
- Shi Xingjian, Gao Zhihan, Lausen L, et al, 2017. Deep learning for precipitation nowcasting: a benchmark and a new model[C]// *Proceedings of the 31th Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach, CA, USA; NIPS.
- Simmons A J, Wallace J M, Branstator G M, 1983. Barotropic wave propagation and instability, and atmospheric teleconnection patterns[J]. *J Atmos Sci*, 40(6):1363-1392.
- Wallace J M, Gutzler D S, 1981. Teleconnections in the geopotential height field during the Northern Hemisphere winter[J]. *Mon Wea Rev*, 109(4):784-812.
- Xu Jianpeng, Tan Pangning, Zhou Jiayu, et al, 2017. Online multi-task learning framework for ensemble forecasting [J]. *IEEE Trans Knowl Data Eng*, 29(6):1268-1280.
- Yao Yichen, Li Zhongjie, 2017. Short-term precipitation forecasting based on radar reflectivity images[C]// *Proceedings of International Conference on Information and Knowledge Management*. Shenzhen; Shenzhen Meteorological Bureau.