

“数据驱动”能否替代“传统”数值预报

——谢元富研究员访谈

■ 受访专家：谢元富（粤港澳大湾区气象监测预警预报中心（深圳气象创新研究院））

■ 采访小组：薛建军，王卓妮（中国气象局气象干部培训学院）

中图分类号：P4

文献标志码：A

DOI：10.3969/j.issn.2095-1973.2024.05.002

技术革新对学科前沿领域发展的带动效应是不可忽视的。作为大气科学发展的重要标志，数值预报技术早已引发了一场“静悄悄的革命”，它的巨大成功和飞速进步无疑是建立在多年稳步持续的认知与技术进步的积累之上。当前人工智能技术的加速应用，为气象科技发展提供了更多创新源泉，气象科技正孕育着新的变革。

从学科发展来看，在现有科学范式下，基于大气动力学理论所开展的以数值模式为核心的研究，难以或者需要花费更多代价才能取得新的重大突破。因此，大气科学的发展除了坚持“传统”技术路线外，亟待寻求新的结合点和突破点，而人工智能技术在气象学领域的加速应用被赋予了更多的期待。从业务布局来看，欧、美、中等的主要气象机构除了相继巩固在“传统”数值预报领域的优势地位，也不断强化人工智能技术在其业务、科研中的布局和应用，新型气象业务体系的变革似乎在加速到来。

如果说上个百年中，数值预报的概念及其技术的发展奠定了大气科学近半个世纪的迅猛发展，那么人工智能的介入会不会是大气科学下一个突破口？近年来，关于“数据驱动”“物理驱动”，亦或是“数据+物理双驱动”引发了诸多讨论。围绕这一焦点对谢元富研究员（[链接-1](#)）进行了访谈。

链接-1：受访专家谢元富



谢元富研究员是粤港澳大湾区气象监测预警预报中心（深圳气象创新研究院）首席科学家，曾任美国国家海洋与大气局（NOAA）联邦科学家、研究员，中国气象科学研究院首席科学家。主持多项重大项目，发表SCI论文40余篇，曾获世界气象组织（WMO）杰出贡献奖和美国国家航空航天局（NASA）团体成就奖。

作为区域数值预报模式方向科技创新团队带头人，谢元富研究员带领团队构建完成大湾区高分辨率地面实时分析预警系统并实现业务化运行，并完成同化分析系统上基于多重网格的区域分解并行计算优化框架搭建，在此基础上实现了泊松方程求解器的大幅度性能优化；同时在同化控制变量改进、谱空间协方差矩阵局地化方法、人工智能模拟微物理参数化、积云对流参数化等多个同化关键技术方面完成了理论研究、实验。该系统驱动的华南预报系统经过第三方实时检验评估，其数值预报效果达到和超过采用欧洲中期天气预报中心（ECMWF）同化产品驱动预报系统，被广东省气象局业务准入，投入业务应用，成为首个不依赖于国外产品和系统的区域数值预报业务系统。

资助信息：国家自然科学基金项目（42342025）

1 科学看待人工智能热潮

采访小组：近年来，人工智能（AI）迎来爆发式发展，加速“科研范式”转变（图1），在大气科学/地球系统科学领域，人工智能融合应用蓬勃发展，但一些观点似乎过于夸大其能力，同时也有一些观点对其持怀疑甚至抵触态度，对此，您怎么看？

谢元富：技术变革往往会引发人们的不同反应，争论和关注都是常见的现象。当前在数值预报领域，基于人工智能的新技术和方法的确能够帮助提高预报的准确性。但也要注意，人工智能技术目前还存在一定的局限性。例如，人工智能方法在很大程度上

依赖于其所使用的数据，并且还不能真正解释这些数据背后的物理原理，很难针对极端天气做出稳定的预报。尽管技术进步带来了快速的成果，我们也可能遇到一些抵触情绪，这是在技术发展过程中难以避免的。一种是夸大的观点，认为用人工智能完全取代数值预报，包括资料同化；另一种是怀疑或抵触的说法，就是数值预报是基于物理定律推导的，对于数值天气预报这么复杂的问题，怎么可能简单套用一个没有任何气象科学规律的模型做好呢？无论持有何种观点，首先还是应该静下心来，客观地分析和理解这个新挑战，而非采取无限夸大或消极的抵触和回避，应该用科学的态度来面对。

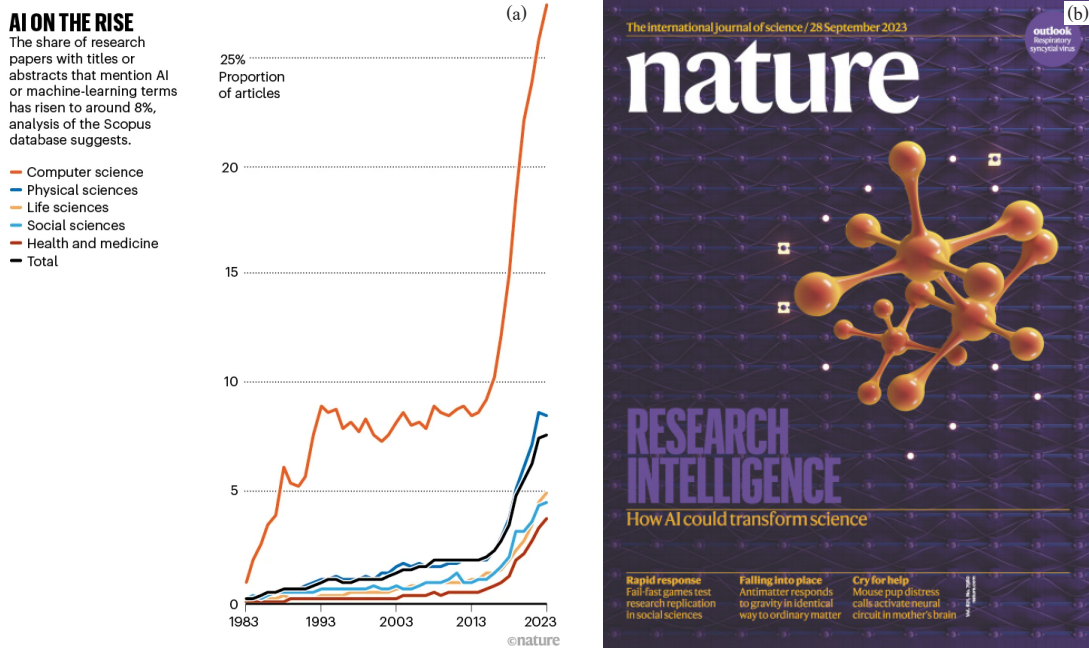


图1 Scopus数据库中标题或摘要中提及“AI或机器学习”的论文占比 (a, 来源: Van Noorden et al., 2023), 以及2023年9月以“AI如何改变科学”为主题的Nature杂志封面 (b)

2 人工智能与数值预报发展的讨论

采访小组：数值预报技术奠定了当代大气科学发展的基石，但是受制于模式、初值以及大气海洋等非线性系统的不稳定性等因素，数值预报始终难以逾越“可预报性”的制约。从技术发展的视角看，气象领域的“人工智能”会不会是或者有多大可能是另一个“数值预报”？假设在下一个10年，人工智能对大气科学的作用类似于百年前的数值预报，那么您认为要“妥善”解决哪些问题才能达成这一愿景？

谢元富：这是个非常有意义的问题，也是事关天气预报未来发展的方向性问题。实际上当前在天气预报中还有不少理论和技术问题没有完全解决。例如，

数值天气预报中为了保持数值稳定性，都添加了远超过实际大气的阻尼或耗散项，无法真正反映大气中的非线性问题（如二分叉（Bifurcation）问题）。但是这样的问题，当下依赖于再分析资料的人工智能气象大模型也不能解决，目前还无法通过历史数据训练出一个好的人工智能模型来应对。

尽管我们还很难估量下一个10年人工智能对大气科学的作用，但是有大量的科学和技术问题有待人工智能技术来帮助解决。简单罗列，至少有这些问题：

- 1) 天气预报中不确定性的物理、陆面和微物理问题；
- 2) 观测资料的误差、缺失、修正等问题；

- 3) 预报中的偏差订正;
- 4) 天气过程中的非线性和不稳定问题;
- 5) 如何提高数值预报计算效率问题。

从天气预报发展的角度来说,我认为目前急需解决的还是学科脱节的问题。在天气预报方面,特别需要计算机科学(人工智能)专家与大气科学专家的深度合作来共同梳理、凝练科学问题,而非就技术论技术。其次是如何开展深入研究的问题。现在很多大气科学专家对人工智能是持拥抱的态度,一些具有不确定性的问题,通过应用人工智能已经或正在取得明显成果。这样的成果会很快不断扩大,但会很快达到饱和状态。因为从某种意义上来说,目前很多人工智能的改进还都是用大模型来代替传统意义上的统计方法获得的。然而,深入的科学研究才能给我们带来所期待的突破性工作。这些突破应该从更高层面给予支持和帮助,特别是营造良好的环境和氛围,让科学家能够静下心来做研究,而不以简单、快速的研究成果来追逐经费、项目和文章。举一个需要研究的例子,大模型的“Grokking”现象^①。尽管人工智能是不可解释的,但是什么条件下会出现“Grokking”现象,如何去触发这样的现象?也许这些思考会对大模型的预报发展提供一些突破性的机会。总之,我认为真正实现这里讨论的“愿景”,需要突破专业阻碍,开展更加深入的科学研究。

采访小组:关于人工智能与“传统”数值预报的发展问题近年已有不少讨论,您认为最有可能在哪些领域率先取得突破?您是怎么考虑纯“数据驱动”的大模型、“数据+物理双驱动”混合型、Neural General Circulation Models (Neural GCM) 等技术路线的?

谢元富:初步判断就是第一轮的人工智能带来的技术优势会促使现在天气预报水平“普遍提高”。如果能够有效地组织资源,可能3~5年就能够有所收获。简单地说,现在的数值天气预报主要由两部分组成,一部分是确定性的,另一部分是不确定的。到目前为止,数值预报大多数问题来自不确定部分。换言之,就是说这部分还有许多改进空间。以数值模式的参数化为例,为什么要做参数化?就是因为这些过程现在还不能用物理定律来描述(或者场景太复杂,物理定律已经不适用)。例如云的相态变化在实验室里都很难重复,目前这部分大多基于经验、半经验推导或者接近于半观测实验。再比如针对云微物理过程,国外做出一个参数化方案,到中国以后它未必

就100%适用。加之我国区域地形、天气气候特征复杂,参数化过程可能在这个位置合适,在另一个地区就未必合适。但是现在的微物理方案已经很复杂了,还没有办法考虑到局地性等问题。如果能够用机器学习,根据特定的地理位置和特定的环境状态来进行参数化方案训练,按照不同的地形、不同的位置、不同的结构来训练参数化过程,它能够很快替代目前基于经验、半经验的方案。实际上,从2020年我们就尝试用机器学习来训练Thompson微物理方案。通过大量数据训练后的模型能够达到与Thompson方案几乎一样的效果。实际应用中,机器学习要比传统参数化过程节省大量算力,帮助提高计算效率。类似地,在资料同化领域,分辨率做到千米级/百米级精细化尺度时就不能不考虑微物理过程、陆面过程等因素的影响,但是由于这些过程不是连续的,在数学上不可微分,很难加入目前的变分同化过程中。然而用机器学习方式代替的话,很容易通过算子转置来实现其伴随算子。当然,我们也要清楚这只是考虑了技术优势或者数据优势,而技术优势和数据优势达到一定程度后,它的科学优势怎么体现?或者说要清楚它能做什么和不能做什么。这是真正实现科技创新的关键。

人们在认真研究机器学习后,意识到目前人工智能和数值预报遇到的瓶颈问题,Neural GCM是在气候预报方面一个非常重要的尝试。我国很多专家也都在积极推动这样的双驱模式来做天气预报。这是未来没有其他突破性技术前,一个切实可行、有针对性的发展方向,但像前面讲到的,也会很快饱和。

双驱的天气预报系统会有大幅度提高。从目前看,双驱的结合几乎没有难点,但要考虑效果和效率两方面的问题。

从天气预报角度看,牛顿第二运动定律在地球上是非常精准的。

$$ma = F_N + F_M, \quad (1)$$

我将牛顿第二定律中 F 拆成两个外力, F_N 有明确物理关系可以用数学方程描述,而 F_M 是不能被这样描述的外力,即这个定律里面有两部分,一部分是可以数学物理方程精准描述的(F_N),另外一部分是靠一些参数化方案来实现的(F_M)。前一部分在没有特殊非线性现象情况下,不太需要再用人工智能的方法去学习;后一部分很大程度上是数值预报还预报不好的原因,是目前数值天气预报的薄弱环节,对这部分不确定的问题,人工智能大有可为。所以,这样的结合

^① “Grokking”现象是指在深度学习模型训练过程中,模型在长时间拟合训练数据后,会突然出现的一种奇特现象。具体表现为,模型在经过进一步训练后,会从完美的训练准确度过渡到完美的泛化能力。

是人工智能和数值预报最直接的、没有阻碍的结合。随着大量的科研人员开展工作，双驱预报成效会很快大幅提高，这将是这一轮人工智能预报应用的重要成果。

采访小组：“数据驱动”（气象大模型）助力天气预报被认为是2023年十大气象科技进展之一，但同时也看到这种方法对数据的高度依赖性，缺乏透明度和可解释性。在气象领域如何克服这些问题？此外，目前的训练主要基于历史再分析数据，如果基于多源观测数据能否取得预期的效果，除了要解决“噪声”“时空分布不平衡”“种类繁多”等问题，是否也与数据的组织形式等有关？

谢元富：最近Meta（原Facebook）人工智能首席Yann LeCun接受采访，谈了对人工智能的看法。他认为，大模型不是超人智能的途径，它们不具备“理解物理世界、记忆检索、推理能力和计划能力”。人类可以通过苹果落地发现万有引力，而人工智能只能告诉我们苹果是要落地的。人类有了万有引力的认知，这样的宝贝还是要好好利用。当人们看到大模型在预报统计上超过数值预报效果，就摒弃牛顿定律，完全依靠大模型来重新学习，这是不科学的。人工智能学的是训练数据的“关系”，不是定律。

不可否认，“数据驱动”（气象大模型）展现出巨大的技术优势及应用潜力。但我们在讨论“数据驱动”时有一个问题也需要注意：目前“气象领域到底具不具备真正意义上大数据”？数据大不代表大数据，大数据不仅仅是一天处理多少TB的数据。尽管现在能获得地面观测、探空、雷达、卫星等大量数据，但这些未必能够完整地看清楚大气的整体状态。换句话说，实际上大气的观测数据就跟盲人摸象一样，我摸到了一条腿，摸到了一只耳朵，我能不能把大象完整地“画”出来？即便有足够多的数据，从信息量角度来讲，机器学习用现在40年的再分析数据能训练出来的结果也很有限——我们只有40年的历史资料可用于训练。谷歌的科研团队研究了大模型对训练数据的依赖。这也是目前基于再分析数据的气象大模型的局限性。最好的再分析数据也只包含过去几十年，可训练的数据只有这么多。而且，气候变化带来的极端天气在训练数据里还没有。这些制约了气象大模型的发展，尽管人们还能在目前大模型基础上大幅度改进和提高，但是上限是存在的，因为预报员不是只要预报准常见天气，更要预报准极端非常见天气。如何利用有限的的数据，数据的时刻分布、灵活的训练都会有帮助和提高，但是区域性越强，可训练的数据集就越

小。这些都是有待解决的科研问题。

最近，我们针对气象大模型预报提出了两个分析方法来评估它们在天气预报中的能力。一个基于时间维度，一个基于空间维度，从而提供了一个从信息量角度评估大模型预报能力的检验方法。该研究指出高质量训练数据集是目前大模型的主要制约条件。而高质量训练数据还是要依托诸如四维变分资料同化（4DVar）和良好的数值模式。现在比较成功的气象大模型都是基于ERA5再分析资料，也说明高质量的再分析难度之高。区域的人工智能应用更是缺少像ERA5这样高质量的再分析资料。所以，在高质量资料同化和数值预报方面，人们应给予高度重视，培养人才和系统建设，例如要持续加强对区域高质量4DVar资料同化和数值预报领域的支持。

3 需正确地评判和理解人工智能技术

采访小组：当前的人工智能技术似乎倾向于从“历史”中得到更为“平均”“平滑”的结果，这也是从“统计”“评分”来看某些预报指标比数值预报更有优势的可能原因，而实际的预报预测更关注“转折”“突变”“极端”，那么是否存在评价指标的适用性和人工智能气象应用的可预报性问题，即我们应该用什么来评价人工智能以及如何用好人工智能做出的结果？

谢元富：从原理上，我们要清楚地认识到目前气象大模型预报的特点。它是要将历史里学习到的“知识”用到预报上，对于没有学习到的知识，它是预报不了的。在常见天气中，它会表现很好，因为它是用历史再分析数据训练出来的，但实际上人们对常见天气并不十分关心，更关心的是极端天气。从这个基准点出发，短期内人工智能是不能独立代替数值预报的。首先我们肯定大模型在统计意义上大尺度的天气过程或某些天气指标上会有优势，但是由于训练数据限制和模型参数限制，往往是顾此失彼，粗线条美观，细节缺失。人工智能只有和其他方法结合才能发挥更大的作用。这方面我们也在做一些研究工作，是跟现在单纯地用一些气象检验指标来检验不一样的，具体的成果应该很快会发表出来（图2）。

采访小组：我们注意到美国国家科学基金会（NSF）提出了“Trustworthy AI”的概念（图3）。最近，中国国家自然科学基金委员会（NSFC）交叉科学部发布了“可解释、可通用的下一代人工智能方法重大研究计划2024年度项目指南”，气象联合基金和区域创新基金（江苏）都设立了人工智能气象大模型关键技术研究。从大气科学学科发展的视角，您对大气科学领域人工智能应用及相关学科资助布局有什么建议？

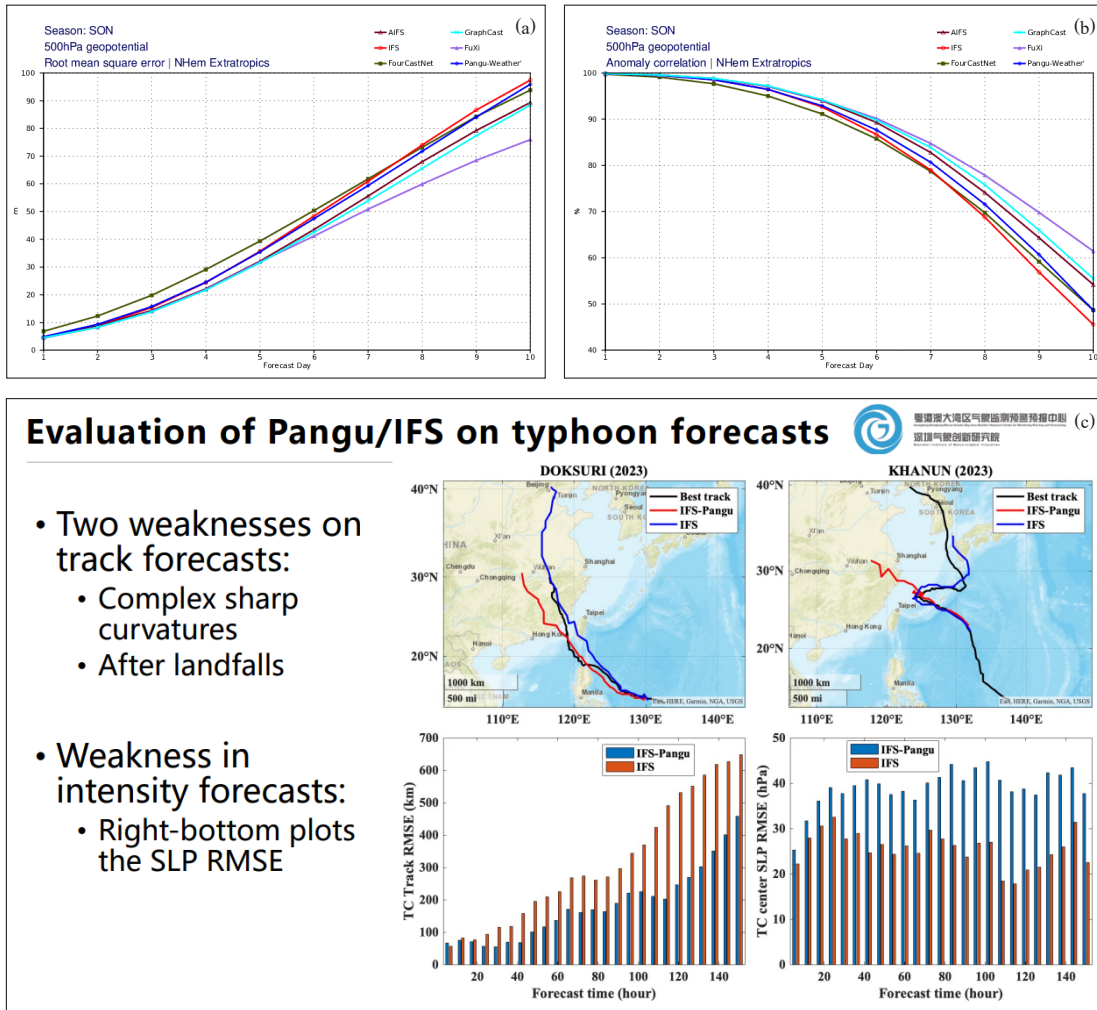


图2 ECMWF对接入其系统的AI大模型做的对比测试 (a, b), 对“盘古”台风预报的检验 (c, 来源: Xie et al., 2024)

NSF AI Institute for Research on Trustworthy AI in Weather, Climate, and Coastal Oceanography (AI2ES)

AI2ES is developing novel, physically based AI techniques that are demonstrated to be trustworthy, and will directly improve prediction, understanding, and communication of high-impact weather and climate hazards, directly improving climate resiliency.



图3 美国NFS提出的AI2ES概念

人工智能对气象关键技术创新的潜力还可能有哪些可以作为基金资助的重点方向?

谢元富: 我觉得有必要区分一下“Trustworthy”(可信赖性)和可解释性, 它们是不同的概念。例如, 随着不断地使用ChatGPT, 人们对它能够给出满足答案的范畴越来越清晰, 人们产生对其的信赖, 但是要从原理上解释为什么ChatGPT可以做到这一点, 也就有更好的方法来做了。值得强调的是, 可信赖性是天

气预报非常重要的特征, 很多时候可信赖比其他特征更重要, 特别是在极端天气过程中。我理解, NSFC要求的可解释性人工智能是指能够解释设计思想, 在人工智能方法研究中不是盲目地应用已有的方法, 而是有针对性地选择、设计和研究人工智能方法, 在什么地方采用人工智能技术, 而不是去解释人工智能算法本身。例如, 在语言大模型Transformer中引入attention/self-attention是为了解决人工智能学习中的什

么问题，如语意关联、并行计算等问题。

我觉得NSFC对交叉学科的支持非常必要且非常有远见。建议研究内容要注重从深度上给予评估，更加鼓励那些交叉学科的真正融合，而不是停留在用已有的大模型来改进或替换目前的统计方法上，要鼓励那些有创新性和突破性的工作。从布局上，建议组织专家针对目前大家在人工智能预报或双驱预报中遇到

的瓶颈问题进行梳理，汇集关键问题组织专家进行论证，有针对性地资助研究关键问题，避免一些工作重复，要集中精力解决主要问题，比如不少专家反映，人工智能在结合物理过程后存在效率降低等问题。

致谢：特别感谢许小峰研究员和贾朋群研究员对本次访谈的指导。

深入阅读

贾朋群, 唐伟, 张萌, 2022. 数据驱动: 理查孙手工NWP实践百年后的新引擎[J]. 气象科技进展, 12(6): 2-6.
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.
de Burgh-Day C O, Leeuwenburg T, 2023. Machine learning for numerical weather and climate modelling: a review[J]. Geoscientific Model Development, 16(22): 6433-6477.
Murty S, Sharma P, Andreas J, et al, 2023. Grokking of hierarchical structure in vanilla transformers[Z]. arXiv: 2305.18741.
Schultz M G, Betancourt C, Gong B, et al, 2021. Can deep learning

beat numerical weather prediction?[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 379(2194): 20200097.
Van Noorden R, Perkel J M, 2023. AI and science: what 1,600 researchers think[J]. Nature, 621(7980): 672-675.
Xie Y F, SIMI Team, 2024. Evaluation of typhoon forecasts using the Pangu-weather neural network model: a comparative analysis with ECMWF and other numerical prediction models (PPT)[Z]. AMS 2024 Annual Meeting.

专家点评

■ 许小峰 (中国气象局)

回顾气象天气预报技术的发展过程，可以看到人们不断通过创造性的智慧发挥，从传统的经验分析到引入现代数学物理方法，最终实现了通过模式方程组的求解来刻画大气演变过程，完成了天气预报走向定量、客观、自动化的过程。但这与穷尽大气变化规律的终极目标仍很遥远，面对复杂的天气气候系统，许多非线性不确定问题仍难以克服，人们仍在通过多种方式探索解决途径。

科技创新对大气科学前沿领域发展的带动效应是不可或缺的。当下人工智能助力科学探索的新范式(AI for Science)显现出巨大优势，以“数据驱动”为核心的人工智能技术在大气、海洋及其耦合系统的预报预测中涌现出前所未有的快速进展。根据目前的研究与实践，人工智能技术深度融入天气气候预报预测应是一个值得努力尝试和寄予希望的途径。

那么，如何看待人工智能，它与数值预报如何相辅相成，推进学科发展和业务融合应用又该注意什么？与谢元富研究员的对话给出了一些值得参考的建议。

(编辑：郑秋红)