

随机物理集合预报研究进展

陈超辉¹ 王勇² 何宏让¹ 陈祥国¹ 庄潇然³ 姜勇强¹

(1 国防科技大学气象海洋学院, 长沙 410073; 2 奥地利气象局, Vienna 1190; 3 江苏省气象台, 南京 210008)

摘要: 考虑模式不确定性的集合预报是集合预报理论与业务应用的重要方面。模式不确定性主要源于大气在时间与空间方面的数理简化与有限数值计算, 以及物理过程本身的非完美构造。当前盛行方法包括多模式法、多物理过程法以及随机物理法。本文旨在梳理随机物理集合预报研究进展、应用效果、主要方法、存在问题等方面, 归纳相关理论和试验结果及科学问题, 并探讨未来值得探索与研究的方向, 为随机物理集合预报深入应用, 以及集合预报相关理论从业人员提供参考与借鉴。

关键词: 随机扰动参数化倾向方案, 随机动能补偿方案, 随机扰动参数化方案, 模式不确定性, 对流允许尺度集合预报

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2021.03.007

Review of the Ensemble Prediction Using Stochastic Physics

Chen Chaohui¹, Wang Yong², He Hongrang¹, Chen Xiangguo¹, Zhuang Xiaoran³, Jiang Yongqiang¹

(1 Institute of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha 410073 2 Central Institute for Meteorology and Geodynamics, Vienna 1190 3 Weather Observatory of Jiangsu Province, Nanjing 210008)

Abstract: Model uncertainty is an important aspect of theoretical research and operational application of ensemble forecast. The model uncertainty mainly comes from the mathematical simplification and finite numerical calculation of the atmosphere in time and space, and the imperfect structure of the physical process itself. The prevailing methods include multi-model approach, multi-physics approach and stochastic physics method. The purpose of this paper is to sort out the progress, application, methods, existing problems and other aspects of ensemble forecasting based on stochastic physical processes, sum up the relevant theoretical and technical results and scientific problems, and explore the future directions for work worthy of exploration and research, so as to provide reference for the in-depth application of stochastic physical ensemble forecast.

Keywords: SPPT (Stochastically Perturbed Parametrization Tendency scheme), SKEB (Stochastic Kinetic Energy Backscatter scheme), SPP (Stochastically Perturbed Parametrization scheme), model uncertainty, convection-permitting ensemble forecast

0 引言

天气预报对保障经济生产、人民生命财产安全等方面具有极大社会和经济效益, 如极端天气预警、工农业规划等。实现这一目标主要手段是求解描述大气系统、以及地球其它分系统与大气相互作用的数学物理模型, 故经典的观点认为天气预报是一个初值问题。随着1969年Lorenz^[1]开创性工作使人们认识到大气运动方程组对初值的敏感性, 较小初始条件误差会导致预报误差增长而最终失去预报技巧, 为此从考虑初始不确定性诞生了集合预报。当前世界范围内主要气象中心也相继开展了集合预报业

务, 如ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)^[2-3]、美国国家环境预报中心NCEP (National Centers for Environmental Prediction)^[4-5]和加拿大气象局MSC (Meteorological Service of Canada), 国家气象中心也于1996年5月下旬开始着手并建立集合预报业务。

事实上, 即便数值预报系统初始条件与真实状态完全一致, 因模型本身不完善也会产生预报误差。对于初值条件敏感的预报系统, 其解也对进行积分的大气模式本身敏感。例如数值预报系统, 可把第7天的预报视为以第5天预报结果为初值的48 h预报, 第7天预报对于初值条件敏感, 等同于对第5天预报结果敏感, 而第5天预报依赖于大气模型, 即预报误差对初值敏感, 也对模式本身敏感。同时大气模型存在许多简化与近似, 如物理过程及其辅助信息不清晰、考虑计算成本而降低复杂性、物理过程与地球系统分量遗

收稿日期: 2021年04月1日; 修回日期: 2021年04月10日

第一作者: 陈超辉 (1983—), Email:

chenchaohui2001@163.com

资助信息: 国家重大基础研究计划 (2017YFC1501803);

国家自然科学基金项目 (41975128, 41875060)

漏或错误表述、参数化中不确定参数以及离散化等。因此基于不确定性的集合预报除考虑初始不确定性外, 还须重视模式不确定性。另外, 集合预报系统扰动应具有与预报误差相同的统计量, 这在纯初值集合预报理论框架中, 需要重点把握集合成员尽可能与初始误差分布一致的经典原则, 但随着集合预报理论发展, 科学家们发现仅考虑初始不确定性, 仍会导致系统离散度不足而缺乏可靠性^[6-7], 故亟需突破表征模式不确定性的集合预报理论与方法。

当前处理模式不确定性有三种思路: 多模式法^[8-11]、多物理过程法^[12-15]以及随机物理法^[16]。为了系统研讨模式不确定性, 2016年4月ECMWF和WWRP (World Weather Research Programme) 联合举办了一个专门针对模式不确定性的研讨会, 会议论文集囊括了各个报告摘要和工作组建议。从内容上看, 目前科学家们探讨了一系列处理模式不确定性的算法, 且通过学术共同体正在研发这些方法, 还解释了当前针对模式不确定性的方法为何较多, 主要是难以准确描述模式误差以及模式误差存在太多来源, 想要优选哪种方法并不容易^[17]。考虑在一个数值预报中心发展和维护多模式、多物理方案的难度与复杂度, 以及集合预报在后处理阶段通常要求从统计学角度假设集合成员独立同分布, 因此本文重点讨论模式不确定性的随机表示方面。

此外随着集合预报应用越来越广泛, 大量学者从不同视角对集合预报进行了综述。如杜钧^[18]、孔凡铀^[19]、李泽椿^[20]、陈静^[21]和陈超辉^[22]等论述了集合预报基本概念、关键科学问题、主要构造技术、研究现状及存在问题和集合预报业务应用及发展等方面。在处理模式不确定性方面, 杜钧等^[23]对集合预报现有模式扰动方法包括随机物理扰动方法作了较全面总结, 但他们关注介绍方法本身, 对各方法应用与理论发展没有展开, 而本文专注随机物理集合预报具体应用, 以其为理论主线讨论各随机物理集合预报算法, 并对随机物理集合预报工作进行归纳与总结, 包括新近SPP方法以及联合随机物理集合预报方面的研究工作。鉴于上述分析, 进行随机物理集合预报总结十分必要, 有利于促进集合预报理论发展创新与业务应用, 同时还对正确认识集合预报系统可靠性与发散度之间相互关系有重要意义。本文包括4部分内容: 第1部分是随机物理集合预报主要研究进展; 第2部分是随机物理集合预报主要应用方面; 第3部分是随机物理集合预报主要研究方法; 第4部分描述随机物理集合预报仍存在问题及未来方向。

1 随机物理集合预报主要研究进展

ECMWF于1998年10月首次提出了一种表征模式不确定性的随机模型, 它是将参数化过程物理总倾向乘以随机数^[24], 用于刻画非绝热过程相关的随机误差, 故该方案最初被称为“随机物理学”, 效果表明该方案增加了系统离散度, 改善了降水等要素概率预报技巧, 当前也被称为SPPT方案 (Stochastic Perturbed Parameterization Tendency, 最初版本称SPPT-98)。2009年9月ECMWF对模式不确定性随机表示进行了重大修订^[25]。2010年6月, ECMWF在中期集合预报中引入了一组由10个集合数据同化成员构成的新型初始扰动取代了演化SVs (Singular Vectors) 表征观测与模式误差, 其中SPPT方案在物理过程倾向实现方面扮演了不可或缺的角色。2010年11月进一步修订, 这些修订增加了集合预报系统离散度, 降低了集合平均误差并改善了技巧评分, 主要是采用了单一空间平滑随机模态生成器扰动所有参数化倾向, 而非原始方案中每个变量独立采用一个分段的随机模态, 修正后方案是在物理参数化总倾向上乘以一个格点均值为1、标准偏差人为给定的随机演化的全球模态, 这样更符合实际, 简称SPPT3。目前越来越多的业务预报系统应用了SPPT方案, 加拿大环境预报中心^[26]和日本气象厅在全球集合预报中采用了SPPT方案, 法国气象局^[27]在中尺度对流允许模式AROME (Application of Research to Operations at Mesoscale convection-permitting model) 构造的区域集合预报系统中也使用了SPPT方案。Berner等在基于物理参数化刻画对流的WRF模式集合预报系统和分辨率达到对流相容尺度的WRF模式集合预报系统中进行了SPPT测试^[28-29], 效果表明增加了概率预报技巧。Sanchez等^[30]描述了SPPT方案在英国气象局通用模式中的测试。总体而言, SPPT方案已被证实在集合预报系统中能够产生额外的离散度和改善概率预报技巧。此外, Arnold^[31]在其博士学位论文中探索了独立应用随机扰动到辐射、垂直混合、地形拖曳、对流、云过程、非地形拖曳和甲烷氧化等过程倾向的效果, Christensen等^[32]也基于这种iSPPT (independent SPPT) 方案总结了试验结论, 证实iSPPT方案能够在对流活动显著区域增加集合离散度, 提供更大程度灵活性, 有助于敏感性研究。

由于参数化中随机误差并非模式不确定性唯一来源, 所以模式动力框架缺陷也需考虑。即次网格尺度能量的升尺度传递也是导致模式误差的重要方面, 当前针对该问题是建立随机动能补偿方案 (Stochastic Kinetic Energy Backscatter, SKEB)^[33], 用以表征与

尺度相互作用相联系的模式不确定性，这种不确定性在真实大气中客观发生，但在截断的数值模式中难以体现。故ECMWF在2010年11月激活了随机动能补偿方案模拟次网格尺度能量升尺度转换过程存在的不确定性。SKEB技术最初是Shutts等^[34]和 Berner等^[33]遵循大涡模拟思想发展的一种模式不确定性随机表示方法，加拿大环境预报中心和英国气象局全球集合预报系统均采用了该方案^[26, 35]， Sanchez等^[36]提出了对英国气象局使用的 SKEB 方案改进。Berner 等^[12, 28]研究 SKEB方案对WRF集合预报的影响。Shutts^[37]还提出了一种随机对流补偿方案SCB（Stochastic Convective Backscatter scheme），该方案完全侧重于网格尺度附近深对流参数化与模式动力学相互作用产生的随机模式误差。

另外参数化模型中包括许多可调参数，这些参数可量化物理现象的效率、变化率等，因此物理过程参数的不确定性也是导致模式不确定性的重要方面。英国气象局最早在全球集合预报系统中开发了一个具有随机扰动参数的RP（Random Parameters）方案^[38]，随后应用于对流允许尺度集合预报系统^[39]，原始随机参数化方案物理参数仅包括随机变化但随时间变化不连续，因此McCabe 等在英国气象局2.2 km区域集合预报系统中构造了随时间连续变化的随机参数（简称RP2），研究表明RP2方案能增加雾天能见度集合预报离散度，改进雾集合预报。更新做法是采用随时间和空间同时变化的扰动模式调节空间中的物理参数（简称RP3），研究表明RP3方案能进一步改善全球集合预报。ECMWF也在随机扰动参数化方案^[40]框架下进行随机参数扰动SPP（Stochastic Parameter Perturbations）方面的研究与应用。SPP 在IFS模式中提供了一个框架刻画物理过程参数化倾向中一些关键随机误差，它与SPPT一样均受现有确定性参数化模型的强烈约束，仅是将局部随机扰动引入到参数化模型的变量和参数中。随机扰动参数除在大气系统中应用外，在地球系统其他子系统中也逐步开始使用。如Juricke^[41]探讨了海冰随机扰动对海冰可预报性的影响，Brankart等^[42]在海洋模式NEMO（Nucleus for European Modelling of the Ocean model）中引入了广义不确定性表示方法，其中包括SPPT 方案以及随机参数扰动，并建议考虑物种多样性约束在海洋生态模式中探索随机扰动参数的应用。本节概要梳理了随机物理集合预报部分工作，尽管没有囊括全部研究及细节，但能帮助了解随机物理集合预报的理论发展主线。即当前随机物理集合预报主要包括SPPT方案、

SKEB方案和SPP方案三个基本类及其变形，分别用以表征不同来源或类别的模式不确定性，相关讨论见第3部分。

2 随机物理集合预报主要应用方面

2.1 在对流允许尺度集合预报中的应用

Berner^[12]2011年给出了45 km水平分辨率区域模式采用随机物理方案的优势结论，引发科学家期望在更高分辨率模式得到类似效果。故Bouttier^[27]在AROME模式中利用改编ECMWF系统中的SPPT方案，开启了对流允许尺度随机物理集合预报研究工作，通过两周观测检验，发现AROME模式概率预报性能显著改善，尤其是系统可靠性、发散度与预报技巧一致性关系明显改善，还发现尽管系统设计中缺乏地面扰动，但通过物理过程相互作用，SPPT方案对低层物理量具有显著的决定性影响。Jankov^[43]基于WRF模式快速更新集合预报系统，针对Grell对流方案和MYN行星边界方案中不确定参数引入随时间和空间变化的扰动，开发了一个随机参数扰动方案，发现单独使用该随机参数扰动方案会导致离散度不足。但与其他随机参数化方案结合（如SKEB或SPPT），系统具有相当的预报性能，且与仅使用SPPT方案相比，SPP和SPPT方案结合通常更有价值，尤其是地面变量。此外，三种随机方案都结合（spp_skeb_sppt）的集合预报始终能够产生最优的离散度与技巧关系，并通常优于多物理集合预报，表明使用单物理过程与随机方法相结合是多物理集合预报极具吸引力的替代方案，应在未来高分辨率区域和全球集合预报设计中加以考虑。在此基础上，Jankov^[44]开展了仅采用SPP方案的行星边界方案，采用SPP、SKEB和 SPPT同时结合的行星边界方案，随机扰动土壤湿度初值条件三种思路与多物理集合预报的比较研究，发现土壤湿度随机扰动对降水预报有积极影响但会导致2 m露点RMSE（root mean square error）增加，仅采用SPP方案的行星边界层方案对低空风预报有改善，三种随机方法同时联合的方案改善了RMSE和高层变量离散度，这些表明单物理结合随机扰动方法是多物理方案对流允许尺度集合预报的有效替代方案。但需注意SPPT方案只扰动大气净物理倾向，而不考虑大气表层或顶部的通量过程，故能量通常不守恒，同时由于SPPT方案的乘法特性，当所有参数化过程的净倾向为零时，即便个别参数化过程倾向很大，SPPT方案也难以奏效。iSPPT能部分考虑该问题，但仍不满足能量守恒。为此Wastl等^[45]对广泛使用的SPPT方案进行了修改，设计了pSPPT（physical parametrization-based SPPT）

和ipSPPT (Independent physical parametrization-based SPPT) 两种倾向随机扰动方案, 并在对流允许尺度集合预报系统C-LAEF (Convection-permitting-Limited Area Ensemble Forecasting system) 中进行了测试。试验表明与传统SPPT相比, 两种新随机扰动方案增加了模式稳定性, 并且较没有随机物理过程的概率预报性能显著改善, 尤其对流活动高发时段, 随机物理正效果更明显。面向倾向的扰动方法 (SPPT, iSPPT, pSPPT, ipSPPT) 和面向过程的方案 (SPP) 分别针对不同机制的模式不确定性, 各有优缺点。故Wastl等^[46]在C-LAEF系统中针对辐射过程、浅对流过程和微物理参数化采用pSPPT方案, 而在湍流方案中的一些关键参数采用SPP方案, 将两者结合形成一种可以摆脱渐变函数而不对模式稳定性产生影响的混合随机扰动方案HSPP (Hybrid Stochastically Perturbed Parameterization scheme), 并开展了采用HSPP、SPPT、pSPPT方案的三种集合预报与无随机物理过程的对流可分辨尺度集合预报性能对比试验, 冬夏季各1个月评估证实HSPP方案能显著增加温度、湿度、风速和气压的集合离散度, 尤其是低层大气。

2.2 在 ECMWF 数值预报系统中的应用

随机物理过程除对对流可分辨尺度集合预报影响外, 本节主要梳理随机模式不确定性在ECMWF一系列数值预报系统中的应用。

首先介绍SPPT和SKEB方案对中期集合预报的影响, 随机不确定性大约在1周后产生集合系统最大增益的集合离散度。当仅有初始扰动配合时, 热带地区影响比温带地区影响大, 热带地区离散度可增加20%以上, 而温带地区增加小于10%, 绝大多数增加的离散度归于SPPT方案, SKEB对离散度几乎无贡献。在热带地区, 随机方案显著降低了集合平均RMSE和CRPS评分 (Continuous Ranked Probability Score), 改善约10%。在温带地区, 预报技能得到适度改善, 在统计学上仍然显著降低CRPS高达2%, SKEB作用可忽略不计, 故ECMWF于2018年6月停用了SKEB方案, 从而节约了集合预报系统2.5%的计算成本。SPP方案能有效产生集合离散度, 但提高通常比SPPT低一些, 高空变量结论类似。一个例外是2 m温度早期预报SPP方案比SPPT方案更有技巧^[40]。总体而言, 与其他区域相比, 模式随机物理方案对热带地区集合离散度和技巧影响更大。

延伸期集合预报关键是处理好MJO (Madden Julian Oscillation) 的不确定性。MJO不但影响热带地区, 更影响ECMWF延伸期预报的技巧评分, 而通

常在延伸期集合预报中, MJO集合离散度明显小于RMSE, 因此ECMWF在延伸期集合预报中采用了随机物理方案。应用试验表明^[17]第26~32天SPP方案和仅有初始扰动的MJO集合预报之间的差异尽管在统计上没有意义, 但采用SPP方案会得到更大离散度且RMSE略微增加。SPP和SPPT 概率预报技巧通常高于仅考虑初值不确定性的集合预报, 尤其在热带地区的第1周。另外对于大多数变量, 尤其是50 hPa和200 hPa速度势, SPP试验预报技巧低于SPPT方案, 而当SKEB加入到SPPT中, 其集合预报效果基本没有统计学意义。

随机物理过程对模式气候态的影响也是一个值得重视的科学问题, 尽管应用于随机物理方案的扰动零均值, 但不能保证模式的响应平均是零。下面简要探讨SPPT和SPP方案带来的影响。Westheimer^[47]和Subramanian^[48]探讨了SPPT方案对ECMWF季节预报系统的影响, 发现在海洋性大陆上空冬季降水偏差方面SPPT方案有正的影响, 并能改善Walker环流和MJO统计。通过1981—2010年的3个成员回报试验看, SPPT方案、SPPT全球修正方案和SPP方案与未扰动模式相比, 对模式气候态影响有好有坏。例如SPP方案显著提高了50 hPa位势预报, 但这种改善是由北半球夏季期间对流层变暖引起的, 对流层变暖会使模式气候态变差 (如500 hPa温度预报精度变差), 但补偿了未扰动的模式预报结果对流层上部冷偏差, 最终使得50 hPa位势预报的净效果为正。对于表面热通量, SPPT在海洋上空比未扰动试验结果更差, SPPT全球修正方案也差, 唯有SPP方案改善了表面热通量。SPPT方案产生正风速偏差导致向上表面通量增加, SPP方案因为风速减弱导致弱的表面通量。采用SPPT方案和SPPT全球修正方案时, 模式气候态效果最差的是平流层风场 (尤其是10 hPa)。随机物理方案还可导致模式气候态变异, 如SPPT和SPP方案会使西太平洋地区MJO活动增多。总体而言随机物理过程对模式气候态有显著影响, 这种影响带来的效果可正可负。

随机物理方案每时每刻都对预报起作用, 因此ECMWF在预报和同化阶段使用相同的随机不确定性表示。通过不考虑模式不确定性、基于1-尺度的SPPT方案、基于3-尺度的SPPT方案和SPP方案总共四个集合数据同化试验, 评估了SPP方案和两个版本SPPT方案对集合数据同化的影响, 表明: 三种随机物理方案都使初猜集合方差总体上显著增加, SPP方案在热带地区和靠近地面的区域比SPPT方案更有效增加离散度, 但在外热带自由大气中, SPP方案产生的离散

度不如SPPT方案。Fisher^[49]指出同化系统的模式不确定性不仅影响背景误差方差估计，还能改变背景误差相关尺度特征长度，采用三种随机物理方案任一种均能适度地增加水平相关尺度的特征长度。总体而言，与没有考虑模式不确定性结果相比，三种随机物理方案都显著提高了总体预测分数，但预报技巧差异很小。最后随着同化理论和技术的发展，强约束4D-Var框架中使用完美模型假定的有效性越来越不适合，故ECMWF把模式误差显式表示为4D-Var一部分控制变量放松完美模型假设^[50]。在相同初始条件下，利用SKEB方案和SPPT方案来表征随机模式不确定性，并计算新的模式误差协方差矩阵，基于IFS模式（cy41r2版本）对100 hPa以上的弱约束4D-Var进行测试表明：在北半球，对比再分析资料与GPS掩星资料，100 hPa上RMSE显著减少，各层次上偏差都略有改善，热带地区基本上无变化，在南半球效果有好有坏。

综上所述，随机物理集合预报可显著改善集合预报系统的离散度与预报技巧，因此在各个数值预报领域的应用日趋成熟和深入，并逐渐成为主流，值得重视。

3 当前随机物理集合预报主要方法

随机物理集合预报发展至今，每个集合预报^[23]可以表示为式（1）随时间的积分：

$$e_j(t) = e_j(0) + \int_0^t F_j d\tau, \quad (1)$$

$$F_j = A_j + P_j + (r_j P_j + b_j), \quad (2)$$

其中： j 下标表示第 j 个集合成员， $e_j(t)$ 表示 t 时刻模式状态矢量， $e_j(0)$ 代表第 j 个集合成员初始条件， F_j 代表模式所有倾向，包括绝热项 A_j 、依赖于物理参数化方案的非绝热项 P_j 、乘法项 $r_j P_j$ 以及模式误差补偿项 b_j 。后两项在ECMWF中通常被定义为与SPPT和SKEB两类随机物理方法相关的项，下文简要介绍算法细节。

3.1 SPPT 方法

原始SPPT随机物理方案最初由Buizza等^[24]引入到ECMWF IFS模式，该方案假定参数化物理过程倾向向主要误差与净物理倾向成正比，即大的净物理倾向意味着不确定性程度大。因此方程（2）第二、三项可以整理为

$$P_j' = (1 + r_j)P_j, \quad (3)$$

其中： P_j 为第 j 个集合成员未经扰动的任一物理量的净物理倾向， P_j' 为第 j 个集合成员经过扰动后温度、绝对湿度、风分量的倾向矢量， r_j 是一个在 $[-0.5, 0.5]$ 区间均匀分布的随机数，每个物理量随机数 $(r_u, r_v,$

$r_T, r_q)$ 均不相同。考虑空间相关性，在 $10^\circ \times 10^\circ$ 经纬度范围内采用相同随机数；考虑时间相关性，模式连续6个时间步均采用相同随机数。另外如果扰动超过了与饱和相关的临界湿度，温度和湿度扰动就不再使用。当温度高于250 K时，临界湿度取为饱和值，而对于温度较低情况，临界值允许过饱和情况发生以便考虑同质核化过程。

Palmer等^[25]对SPPT方案做了重要修订，描述为式（4），

$$P_j' = (1 + \mu r_j)P_j. \quad (4)$$

在修订方案中，所有物理量 (u, v, T, q) 均采用同一随机数组 r_j 得到， r_j 均值为0且水平自相关，这样通过引入单元分布代替多变量随机分布，使得引入的扰动更加符合模式物理过程。随机数组 r_j 主要由三个独立的具有空间自相关且与球上位置无关的三角形截断球面谐波模态组成，每个球面谐波都按由固定去相关时间尺度和依赖波数的噪声项所构成的一阶自回归过程随时间演化，通常称为SPPT3。其本质是通过一阶自回归模型构造二维随机数组。由于该数组是高斯随机变量线性组合得到，故随机数组 r_j 符合高斯分布。在当前业务体系中，三个模态水平相关尺度分别为500、1000和2000 km，标准偏差分别为0.52、0.18和0.06，去相关时间尺度分别为6 h、3 d和30 d的准高斯平均功率谱，这9个数主要用于SPPT3方案刻画中尺度、天气尺度和行星尺度的不确定性。 μ 为 $[0, 1]$ 的渐变函数，仅依赖于模式层次，在对流层自由大气值为1，在近地面层和平流层逐渐减少为0，其目的是减少近地面和平流层的扰动振幅，从而避免晴空效应和近地面计算不稳定。

另在欧洲地球气候模式长期积分中，直接用SPPT方案会导致辐射通量、地表降水通量与蒸发通量严重失衡^[51]。如在采用随机方案的模拟中，全球降水与蒸发不平衡从 -0.016 mm/d增加到了 -0.16 mm/d，而且当SPPT方案应用于温度时，会导致能量不守恒。为了解决这些不平衡，须对SPPT方案进行修正，即在扰动倾向上增加修正项，使得扰动倾向全球积分等价于未扰动倾向的全球积分，修正后扰动倾向模型可表示为式（5）：

$$P_j^* = P_j' + w \left(\langle P_j \rangle - \langle P_j' \rangle \right), \quad (5)$$

$$w = \frac{|P_j - P_j'|}{\langle |P_j - P_j'| \rangle}, \quad (6)$$

其中： P_j^* 为经过全球修正后的扰动倾向， P_j' 为应用了SPPT方案后的扰动倾向， P_j 为未经扰动的物理过程倾

向, 算子 $\langle \rangle$ 代表基于质量加权的物理量垂直积分的全球空间平均值, 该方案又称SPPT_gfix (global fix) 方案。试验表明未经全球修正的SPPT方案减少了对流活动导致较小的降水偏差, 使用了全球修正的SPPT方案时, 扰动模拟和未扰动模拟之间的总体平均差异变小, 并且导致湿降水偏差的减少更小。就中期预报评分而言, SPPT_gfix方案具有中性或略为正的效果。鉴于SPPT_gfix方案预报的气候态更类似未受扰动预报的气候态这一事实, ECMWF于2016年11月在业务系统中正式实施了该方案。

此外在晴空条件下, 白天由于太阳短波入射与地气长波热辐射引起的加热大致平衡, 所以白天全球大面积区域具有非常小的倾向。相比在夜间晴朗的天空中, 向外辐射冷却没有类似的平衡, 导致地气长波辐射主导着地球上大部分地区的变温倾向, 即产生负温度倾向。依据SPPT方案净物理倾向与不确定性成比例强关系, 造成SPPT将相对较大的不确定性归因于夜间晴空, 而将相对较小的不确定性归因于白天晴空, 这种不一致性被认为是对模式不确定性的非真实描述, 因此Lock等^[52]对SPPT方案进行了修正, 描述如式(7):

$$P_j^\# = P_j + \hat{\mu} r_j (P_j - P_j^{clrad}), \quad (7)$$

其中: $P_j^\#$ 为模式净物理过程倾向去除因晴空辐射传输引起的加热速率 P_j^{clrad} 的倾向, $\hat{\mu} \in [0, 1]$ 是一个修正的渐变函数, 其值也仅依赖于模式垂直层次。加热率 P_j^{clrad} 可在不额外增加计算成本通过模式辐射方案诊断得到, 它仅直接影响温度倾向, 对风或湿度倾向无影响。修订后的益处主要是针对晴空条件的模式不确定性描述的从物理上说更一致, 且集合预报具有中性乃至正的效果。

当物理过程总净倾向为零, 会导致SPPT方案失效。即不会考虑到任何模式不确定性, 即便单个物理方案的倾向很大, 也被抵消掉。所以Wastl等^[45]在保证计算稳定前提下对SPPT方案修正, 通过结合不同物理过程在模式中调用顺序(辐射, 浅对流, 湍流和微物理过程), 建议分别单独扰动每个物理方案的倾向, 并在后续物理方案中考虑前面物理过程扰动产生的扰动场, 称为pSPPT (physical parametrization-based SPPT) 方案, 方程如式(8)。

$$P_i^\oplus = (1 + \mu r_i) P_i \quad (i=1, n), \quad (8)$$

其中: 随机模态 r_j 为每个参数化过程利用随机模态生成器通过不同随机种子得到, P_i^\oplus 为当前参数化物理过程随机扰动后的倾向, p_j 为该参数化过程的倾向, i 与 j 意义截然不同, i 代表不同物理过程, 不确定性通过

该方案在不同物理过程中传递, 从而避免了SPPT方案中扰动净倾向为零问题。pSPPT和SPPT一样, 所有变量(u, v, T, q)采用同一随机模态进行扰动, 其前提是假定参数化中不同物理量存在相似误差特征, 但Boisserie等^[53]指出这个假定是含糊的, 并不能总是满足, 籍此启发了一种新方法, 即每个变量被不同的随机模态扰动, 称为ipSPPT (independent physical parametrization-based SPPT) 方案, 模型如式(9):

$$\begin{aligned} u_i^\oplus &= (1 + \mu r_{i,1}) u_i \\ v_i^\oplus &= (1 + \mu r_{i,2}) v_i \\ T_i^\oplus &= (1 + \mu r_{i,3}) T_i \\ q_i^\oplus &= (1 + \mu r_{i,4}) q_i \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $r_{i,1}, r_{i,2}, r_{i,3}, r_{i,4}$ 为不同物理量倾向使用的随机扰动场, 彼此不同; $i=1, n$ 。Wastl等证实pSPPT和ipSPPT两种方案与没有随机物理过程的集合预报相比, 增加了模式稳定性以及显著改善了概率预报性能。此外, 为解决SPPT方案中净倾向为零缺陷, Christensen^[32]设计了一种iSPPT (independent SPPT) 方案, 其方程与pSPPT基本一致, 最大不同在于iSPPT方案的扰动作用在每个时间步长终点上, pSPPT方案的扰动分别作用在当前时间步长按顺序调用的各个物理过程上, 故iSPPT不能考虑物理过程之间不确定性的相互作用, 而pSPPT方案却能保持各个物理方案之间的相互作用。

本部分讨论了以物理过程倾向为出发点的随机模式不确定性方法, 介绍了SPPT, SPPT_gfix、去除晴空加热SPPT、pSPPT、ipSPPT和iSPPT方案, 有助于认识它们之间的联系与区别。

3.2 SKEB 方法

SKEB 方案在ECMWF全球中期集合预报系统中主要是通过向流函数和位温倾向引入随机扰动, 表示未解决的次网格尺度过程引起的模式不确定性, 其思想是将来源于模式截断尺度附近的湍流耗散过程的模式不确定性通过随机动能扰动将参数化的次网格动能重新补偿到模式中^[6], 它刻画了模式自身所不能描述的次网格尺度过程中存在的不确定性。最初因大涡模拟而开发^[54], 后来被Shutts用于数值天气预报。从式(2)出发, 该方案可表示为:

$$b_j = \frac{\partial \psi}{\partial t} = [\sigma D]^{1/2} F, \quad (10)$$

式(10)代表SKEB方案引入了一个随时间演化的三维随机模态 F 构造的随机流函数强迫 $\frac{\partial \psi}{\partial t}$, 其振幅取决于次网格尺度水平平滑后动能局部估计, 即耗散率

D , σ 是控制扰动整体幅度的补偿系数。在原始SKEB版本中, 动能总耗散率 D 主要依赖三方面: 深对流、数值耗散及重力波拖曳过程。目前由于SKEB方案在陡峭地形附近的对流层低层, 风产生过大集合离散度导致与地形重力波阻力相联系的耗散率贡献可忽略, 因此该方案演变成一个仅考虑深对流起作用的方案。同时由于需要对两个三维变量随机模态 F 和耗散率估计 D 进行谱变换, 导致SKEB计算代价比SPPT高, 所以业务系统中为节约计算时间并不逐时步更新。另外随着分辨率提高, 模式越能够显式表示更多尺度相互作用, 故SKEB方案价值愈来愈小。目前ECMWF集合预报系统也停用了该方案。对于有限区域差分模式, 随机动能补偿方案基函数需要从球面谐波转换为二维傅里叶模^[12]。同时次网格能量不仅应补偿动能, 还应补偿给温度, 补偿温度时可采用与流函数扰动计算类似的方法产生温度扰动并加到温度的预报方程中, 但并非每个SKEB方案均需对温度场进行强迫。

3.3 SPP 方法

大多数物理过程发生空间尺度太小, 如对流、边界层交换过程, 无法直接求解, 需参数化。这涉及大量经验、可调整的参数和阈值, 而给定这些参数及阈值通常带有主观性, 因此随机参数化RP方案专门为解决这些参数相关的不确定性而设计, 并能模拟各种参数化未显式表达的不确定性过程。其中每个参数可通过一阶自回归模型计算, 见式(11)

$$X_t = X_0 + \lambda(X_{t-1} - X_0) + \varepsilon, \quad (11)$$

其中: X_t 为 t 时刻参数值, X_0 为参数平均值, λ 是参数自相关系数, ε 为随机强迫项。从式(11)可知 X_t 随时间连续变化。当前ECMWF对随机参数化方案做了进一步拓展^[40], 设计了一种同时考虑时间和空间变化的参数扰动方案SPP (Stochastically Perturbed Parametrisations scheme), 如式(12):

$$X^* = [1 + r(\phi, \lambda, t)]X, \quad (12)$$

$$X^* = \exp[r(\phi, \lambda, t)]X, \quad (13)$$

其中: 当 $r(\phi, \lambda, t)$ 较小时, 式(12)与式(13)等价, X 是未扰动的参数值, 如湍流扩散系数、湍流混合长度、次网格地形、对流过程、云过程和辐射过程参数等, X^* 为扰动后参数值, 表示参数 X 不确定性。 $r(\phi, \lambda, t)$ 为随机模态产生器生成的具有时间和空间相关的二维扰动场, 类似于ECMWF的扰动物理倾向方案^[25], $r(\phi, \lambda, t)$ 在谱空间中展开为式(14), 其中 k, l 分别代表纬向 x 方向和经向 y 方向的波数分量(x 方向波数共 $K+1$ 个, y 方向波数共 $L+1$ 个), 傅里叶模 $e^{2\pi i(kx/l + ly/Y)}$ 在长方形区域($0 < x < X, 0 < y < Y$)形成一

组正交基函数。

$$r(x, y, t) = \sum_{k=-K/2}^{K/2} \sum_{l=-L/2}^{L/2} r_{k,l}(t) e^{2\pi i(kx/l + ly/Y)}, \quad (14)$$

每个谱系数 $r_{k,l}(t)$ 均按照一阶自回归方程(15)进行演化,

$$r_{k,l}(t + \Delta t) = \alpha r_{k,l}(t) + g_{k,l} \varepsilon_{k,l}(t), \quad (15)$$

其中: α 为线性自回归参数, 它由去相关时间尺度 τ 和模式时间步长 Δt 确定的自回归系数模型 $\alpha = \exp(-\Delta t / \tau)$ 确定。 $g_{k,l}$ 由式(16)计算, 表示依赖于波数的噪声振幅, $\varepsilon_{k,l}$ 为均值为0且标准差为1的高斯白噪声过程,

$$g_{k,l} = F_0 e^{-4\pi L \rho_{k,l}^2} \text{ 且 } F_0 = \left\{ \frac{\eta_{k,l}^2 [1 - (1 - \alpha)^2]}{2 \sum_k \sum_l e^{-8\pi k \rho_{k,l}^2}} \right\}^{1/2}, \quad (16)$$

因此所产生的扰动模态空间上均匀, 水平长度尺度为 L 和格点扰动方差为 σ^2 , $\rho_{k,l} = \sqrt{k^2 / X^2 + l^2 / Y^2}$ 为有效径向波数, $\eta_{k,l}^2$ 为谱方差。这样在每个格点上产生零均值方差为 σ^2 的高斯扰动, 即扰动模态完全取决于三个参数: 格点标准差、长度尺度、去相关时间, 同时由于高斯分布会导致异常大的值, 随机数需要限制范围。

3.4 STC 方法

因SPPT方案仅能调整物理参数化方案中现有物理倾向, 故SPPT只能改变对流的强度, 而不能激发新对流或消除现已发生的对流。为了改变对流发生的空间范围, 可采用两种方法来实现随机激发对流STC (stochastic trigger of convection)。一种直接给对流触发函数增加一个随机项触发对流^[55], 如式(17)所示, 称直接法激发对流。

$$T_{\text{icl}} + (1+r) \cdot \Delta T > T_{\text{env}}, \quad (17)$$

其中: T_{icl} 为抬升凝结高度处空气微团的温度, ΔT 为空气微团温度变化, r 为随机数或随机模态, T_{env} 为环境温度, 当扰动后空气微团的温度超过其环境温度时, 就会产生自由对流过程。另一种间接激发对流的方法称为SHUM (stochastic boundary-layer humidity) 方案^[56], 该方案主要依据对流触发对边界层湿度异常敏感。因此边界层中绝对湿度 q 在每个时间步随机扰动, 模型如式(18)所示。

$$q_p = (1+r\mu)q, \quad (18)$$

其中: q 和 q_p 分别是原始和扰动后的绝对湿度, 铅直方向的权重系数 μ 从地面开始按指数衰减, 随机模态 r 与小振幅约为0.001的SPPT方案具有相同水平时间尺度, 对比研究SHUM方案与不考虑随机物理过程的NCEP全球集合预报系统的全球风场预报表明^[56], SHUM方案显著提高了热带地区离散度与预报误差的

一致性关系,同时减小了集合平均预报误差,尤其热带上层大气预报效果,因此该方法被纳入NCEP全球预报系统EnKF-3DVAR的混合资料同化模块中。

3.5 STTP 方法

SPPT方案可以扰动单个物理过程倾向,也可扰动模式所有物理方案倾向,但即使扰动所有物理方案倾向,仍不能表征与模式数值计算结构以及其它任何未知过程相联系的模式不确定性。为此,NCEP全球集合预报系统^[57-58]提出了STTP(stochastic total tendency perturbation)方案扰动模式总倾向。STTP和SPPT不同在于STTP扰动总倾向而非扰动可变的那部分倾向,以及采用一系列正交权重组合所有集合成员的扰动倾向。其思路是各集合成员的扰动倾向首先按照一定的规则随机组合形成随机总倾向扰动,然后将其调整到适当大小,并用作模式方程中的随机强迫项。该方案出发点是集合成员的扰动倾向差异可视为与动力学框架、物理过程、离散截断和参数化的公式相关的一个随机总模式误差的代表性采样。仅考虑初始不确定性的集合预报系统,其方程可表示为:

$$\frac{\partial Y_i}{\partial t} = T(Y_i, t), \quad (19)$$

其中: $i(i=1,2,\dots,N)$ 表示 N 个集合成员序号, 0 是控制预报, t 代表随时间积分, T 是模式总倾向,包括动力学框架、物理过程以及次网格尺度参数化对网格尺度的效果。考虑到模式框架和数值近似的确定性,方程可表示为式(20),即在每个集合成员上考虑加入随机强迫项 S_i , S_i 可由每个集合成员的倾向扰动 $D_j(t)$ 组合得到见式(21)。

$$\frac{\partial Y_i}{\partial t} = T(Y_i, t) + S_i(t), \quad (20)$$

$$S_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{i,j}(t) D_j(t), (i=1,2,\dots,N), \quad (21)$$

其中: $D_j(t) = T_j(t) - T_0(t)$, ($j=1,2,\dots,N$)表示第 j 个集合成员总倾向参照控制预报的倾向差异,可视为总倾向扰动,系数 $w_{i,j}$, ($j=1,2,\dots,N$)为分配给 $D_j(t)$ 的随机权重,因此式(21)可用矩阵乘法表示为式(22),其中 M 为格点个数。

$$S_{N \times M} = W_{N \times N} P_{N \times M}, \quad (22)$$

从 $t - \Delta t$ 到 t 积分式(20)可得模式状态变量 Y_i 的更新方程式(23), Y_i' 为 Y_i 修正后结果, $\gamma(t)$ 为随时间变化的尺度调整参数,NCEP通常把 Δt 取为6 h。NCEP全球集合预报系统表明STTP方案相对于没有随机物理过程的风场集合预报,主要在冬半球能够增加集合离散度,夏半球离散度改善较少,热带地区很少,且对集合平均预报基本没有影响。因此在2020年10月,NCEP

全球预报系统采用5-尺度的SPPT方案替换了STTP方案。

$$Y_i' = Y_i + \gamma(t) \sum_{j=1}^N w_{i,j}(t) \left\{ \left[(Y_j)_t - (Y_j)_{t-\Delta t} \right] - \left[(Y_0)_t - (Y_0)_{t-\Delta t} \right] \right\}. \quad (23)$$

4 随机物理集合预报仍存在问题及未来方向

当前绝大多数全球或区域集合预报系统发散度较低,易导致不可靠或自信过度的集合预报。同时越来越多证据表明,初始条件不确定性不足以解释预报不确定性,故针对模式不确定性的研究受到越来越多关注。截止目前已有许多方法来表征模式不确定性,如多模式法、多物理过程法等,但一方面开发和维护多个模式或物理参数化需耗费大量资源,另一方面从统计后处理角度要求各集合成员独立同分布,多模式或多物理法难以满足,故越来越多的科学家把目光投向随机物理集合预报,使得随机物理集合预报逐渐成为解决模式不确定性的主流思路。

其次,不同随机物理集合预报方法各有优缺点,SKEB方法主要考虑数值预报模式中不同尺度间相互作用,对上层风速和500 hPa位势高度离散度有较大影响,但随着模式分辨率提高其优势渐弱,且SKEB方法计算代价比SPPT方法高。SPPT方法可视为一种由不同物理过程产生的倾向保持总体平衡的模型,在改善大多全球与区域集合预报技巧方面简单有效,但该方案只扰动大气中的净物理倾向而不考虑大气底层或顶层的通量会导致能量不守恒,以及因乘法特性不能影响净倾向为零的区域。SPP方法能保持能量与水分局部收支平衡,以及保持不同物理量之间的物理一致关系,但仅在预报早期对某些地面参数有很好潜力,在预报后期或大多数高空变量SPPT预报更好,且SPP是一个复杂的方案,比简单易行的SPPT方案需更多资源维护。基于此,科学家们倾向于充分考虑各种方法优缺点采用联合的思路开展随机物理集合预报,如上文提到的HSPP(即联合pSPPT方法和SPP方法)或者SPP、SPPT以及SKEB方法之间相互联合的研究工作,试验均表明联合后效果优于单个随机物理集合预报结果。STC方法目前应用不多。关于STTP,目前NCEP全球集合预报系统以前采用的STTP方案已改为SPPT与SKEB方案相联合的方式处理模式不确定性。总体看,针对模式不确定性的随机物理集合预报当前主要包括面向倾向、面向过程、面向尺度相互作用或三者之间相互联合共四种思路。

最后,关于随机物理集合预报的发展大致可分两类:一是从目前研究与应用效果看,基于各种随机

物理预报方法的联合随机物理集合预报应用与研究会不断深入,可能会逐渐成为解决模式不确定性的主要思路。二是各随机物理集合预报方案进一步改进与完善,并考虑更多的未知模式不确定性。如当前SPP方案中引入的微物理扰动并不针对与相变相关的不确定性,特别是降水和冰相。对于陆表面不确定性,集合预报表明近地表物理量的离散度过小,大气与地表之间能量交换的不确定性尚未体现。海洋模式不确定性以及大气-海洋-海冰系统耦合方法的随机不确定性在业务集合预报系统中也没有体现。需指出,本文并非随机物理集合预报研究及应用的一个完全综述,许多重要或细节方面未有涉及,旨在为随机物理集合预报理论探索和业务实践提供参考。

参考文献

- [1] Lorenz E N. The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, 1969, 21(3): 289-307.
- [2] Buizza R. and Palmer T N. The singular vector structure of the atmospheric general circulation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1995, 52(9):1434-1456.
- [3] Molteni F, Buizza R, Palmer T N, et al. The new ECMWF ensemble prediction system: methodology and validation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1996, 122(529):73-119.
- [4] Toth Z and Kalnay E. Ensemble forecasting at NMC: the generation of perturbations. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1993, 74(12): 2317-2330.
- [5] Tracton M S, Kalnay E. Operational ensemble prediction at the National Meteorological Center: practical aspects. *Weather and Forecasting*, 1993, 8(3):379-398.
- [6] Palmer T N, Shutts G J, Hagedorn R, et al. Representing model uncertainty in weather and climate prediction. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 2005,33(1): 163-193.
- [7] Wilks D S. Effects of stochastic parametrizations in the Lorenz'96 system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2005,131(606): 389-407.
- [8] Hagedorn R, Doblas-Reyes F, Palmer T N. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting-I. Basic concept. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 2005,57(3): 219-233.
- [9] Candille G. The multi-ensemble approach: the NAEFS example. *Monthly Weather Review*, 2009,137(5): 1655-1665.
- [10] Park Y, Buizza R, Leutbecher M. TIGGE: preliminary results on comparing and combining ensembles. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2008,134(637): 2029-2050.
- [11] Clark A, Kain J, Stensrud D. Probabilistic precipitation forecast skill as a function of ensemble size and spatial scale in a convection-allowing ensemble. *Monthly Weather Review*, 2011,139(5):1410-1418.
- [12] Berner J, Ha S Y, Hacker J, et al. Model uncertainty in a mesoscale ensemble prediction system: Stochastic versus multi-physics representations. *Monthly Weather Review*, 2011,139(6):1972-1995.
- [13] Bright D, Mullen S. Short-range ensemble forecasts of precipitation during the southwest monsoon. *Weather and Forecasting*, 2002,17(5): 1080-1100.
- [14] Gebhardt C, Theis S, Krahe P, et al. Experimental ensemble forecasts of precipitation based on a convection-resolving model. *Atmospheric Science Letters*, 2008, 9(2): 67-72.
- [15] Bowler N E, Arribas A, Mylne K, et al. The MOGREPS short-range ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2008, 134(632): 703-722.
- [16] Palmer T N. A nonlinear dynamical perspective on model error: a proposal for non-local stochastic-dynamic parametrization in weather and climate prediction models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2001,127(572): 279-304.
- [17] Leutbecher M, Lock S J, Ollinaho P, et al. Stochastic representations of model uncertainties at ECMWF: state of the art and future vision: Stochastic Representations of Model Uncertainties. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2017, 143(707): 2315-2339.
- [18] 杜钧. 集合预报的现状和前景. *应用气象学报*, 2002, 13(1): 16-28.
- [19] 孔凡铀. 雷暴尺度天气集合数值预报研究. *气象科技进展*, 2018, 8(3): 53-60.
- [20] 李泽椿, 陈德辉. 国家气象中心集合数值预报业务系统的发展及应用. *应用气象学报*, 2002, 13(1): 1-15.
- [21] 陈静, 陈德辉, 颜宏. 集合数值预报发展与研究进展. *应用气象学报*, 2002, 13(4): 497-507.
- [22] 陈超辉, 王勇, 杜钧, 等. 欧洲业务集合预报系统进展. *气象科技进展*, 2020, 10(2): 19-29.
- [23] Du J, Berner J, Buizza R, et al. Ensemble methods for meteorological predictions. In: Duan Q, Pappenberger F, Wood A, et al. *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting*. Berlin, Springer, 2018.
- [24] Buizza R, Miller M, Palmer T. Stochastic representation of model uncertainties in the ECMWF ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1999, 125(560): 2887-2908.
- [25] Palmer T N, Buizza R, Doblas-Reyes F, et al. Stochastic parametrization and model uncertainty. *ECMWF Tech Memo*, 2009, 598: 42.
- [26] Charron M, Pellerin G, Spacek L, et al. Toward random sampling of model error in the Canadian ensemble prediction system. *Monthly Weather Review*, 2010,138(5): 1877-1901.
- [27] Bouttier F, Viterbo B, Nuissier O, et al. Impact of stochastic physics in a convection-permitting ensemble. *Monthly Weather Review*, 2012, 140(11): 3706-3721.
- [28] Berner J, Fossell K R, Ha S Y, et al. Increasing the skill of probabilistic forecasts: Understanding performance improvements from model-error representations. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(4): 1295-1320.
- [29] Romine G S, Schwartz C S, Berner J, et al. Representing Forecast Error in a Convection-Permitting Ensemble System. *Monthly Weather Review*, 2014, 142(12): 4519-4541.
- [30] Sanchez C, Williams K D, Collins M. Improved stochastic physics schemes for global weather and climate models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142: 147-159.
- [31] Arnold H M. *Stochastic Parametrisation and model uncertainty*. Oxford: University of Oxford, 2013.
- [32] Christensen H M, Lock S J, Moroz I M, et al. Introducing independent patterns into the Stochastically Perturbed Parametrisation Tendencies (SPPT) scheme: independent Stochastically Perturbed Parametrisation Tendencies. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2017,143 (706): 2168-2181.
- [33] Berner J, Shutts G, Leutbecher M, et al. A spectral stochastic backscatter scheme and its impact on flow-dependent predictability in the ECMWF ensemble prediction system. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 2008, 66(3): 603-626.
- [34] Shutts G. A kinetic energy backscatter algorithm for use in ensemble prediction systems. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2015, 131(612): 3079-3102.
- [35] Tennant W, Shutts G J, Arribas A, et al. Using a stochastic kinetic energy backscatter scheme to improve MOGREPS probabilistic forecast skill. *Monthly Weather Review*, 2011, 139(4): 1190-1206.
- [36] Sanchez C, Williams K D, Collins M. Improved stochastic physics schemes for global weather and climate models. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(694): 147-159.
- [37] Shutts G. A stochastic convective backscatter scheme for use in ensemble prediction systems. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2015, 141(692): 2602-2616.

- [38] Bowler N E, Arribas A, Mylne K R, et al. The MOGREPS short-range ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2008, 134(632): 703-722.
- [39] Baker L, Rudd A, Migliorini S, et al. Representation of model error in a convective-scale ensemble prediction system. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2014, 21(1): 19-39.
- [40] Ollinaho P, Lock S J, Leutbecher M, et al. Towards process-level representation of model uncertainties: stochastically perturbed parametrizations in the ECMWF ensemble. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 143(702): 408-422.
- [41] Juricke S, Goessling H F, Jung T. Potential sea ice predictability and the role of stochastic sea ice strength perturbations. *Geophysical Research Letters*, 2014, 41(23): 8396-8403.
- [42] Brankart J M, Candille G, Garnier F, et al. A generic approach to explicit simulation of uncertainty in the NEMO ocean model. *Geoscientific Model Development*, 2015, 8(1): 615-643.
- [43] Jankov I, Berner J, Beck J, et al. A performance comparison between multi-physics and stochastic approaches within a North American rap ensemble. *Monthly Weather Review*, 2017, 145 (4): 1161-1179.
- [44] Jankov I, Beck J, Wolff J, et al. Stochastically Perturbed Parameterizations in a HRRR-Based Ensemble. *Monthly Weather Review*, 2019, 147(1): 153-173.
- [45] Wastl C, Wang Y, Atencia A, et al. Independent perturbations for physics parametrization tendencies in a convection-permitting ensemble (pSPPT). *Geoscientific Model Development*, 2019, 12(1): 261-273.
- [46] Wastl C, Wang Y, Atencia A, et al. A hybrid stochastically perturbed parametrization scheme in a convection-permitting ensemble. *Monthly Weather Review*, 2019, 147(6): 2217-2230.
- [47] Weisheimer A, Corti S, Palmer T, et al. Addressing model error through atmospheric stochastic physical parametrizations: impact on the coupled ECMWF seasonal forecasting system. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 2014, 372: 20130290.
- [48] Subramanian A, Weisheimer A, Palmer T, et al. Impact of stochastic physics on tropical precipitation in the coupled ECMWF model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2017, 143(703): 852-865.
- [49] Fisher M. Background error covariance modelling. *Proceedings of the ECMWF Seminar on recent developments in data assimilation for atmosphere and ocean*, 2003: 45-63.
- [50] Tr-emolet Y. Model-error estimation in 4D-Var. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2007, 133(626): 1267-1280, doi:10.1002/qj.94.
- [51] Davini P, Von Hardenberg J, Corti S, et al. Climate SPHINX: evaluating the impact of resolution and stochastic physics parameterisations in the EC-Earth global climate model. *Geoscientific Model Development*, 2017, 10(3): 1383-1402.
- [52] Lock S J, Lang S T K, Leutbecher M, et al. Treatment of model uncertainty from radiation by the Stochastically Perturbed Parametrization Tendencies (SPPT) scheme and associated revisions in the ECMWF ensembles. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2019, 145(S1): 75-89.
- [53] Boisserie M, Arbogast P, Descamps L, et al. Estimating and diagnosing model error variances in the Météo-France global NWP model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2014, 140(680): 846-854.
- [54] Mason P J, Thomson D. Stochastic backscatter in large-eddy simulations of boundary layers. *Journal of Fluid Mechanics*, 1992, 242: 51-78. doi:10.1017/S0022112092002271.
- [55] 李俊, 杜钧, 刘羽. 北京“7.21”特大暴雨不同集合预报方案的对比试验. *气象学报*, 2015, 73(1): 50-71, doi:10.11676/qxxb2015.008.
- [56] Whitaker J, Pegion P, Hamill T. Representing model uncertainty in data assimilation (using ensembles). *EMC/NCEP/NOAA seminar*, 2013, <http://www.emc.ncep.noaa.gov/seminars/index.html>.
- [57] Hou D, Toth Z, Zhu Y. A stochastic parameterization scheme within NCEP global ensemble forecast system. 18th AMS Conference on Probability and Statistics, Atlanta, 29 January-2 February, 2006. http://www.emc.ncep.noaa.gov/gmb/ens/ens_info.html.pdf.
- [58] Hou D, Toth Z, Zhu Y, et al. Impact of a stochastic perturbation scheme on NCEP global ensemble forecast system. 19th AMS Conference on Probability and Statistics, New Orleans, 20-24 January, 2008. http://www.emc.ncep.noaa.gov/gmb/ens/ens_info.html.pdf.