

宋琳琳,和玉君,王斌.次季节至季节(S2S)预测初始化方法及其对预报技巧的影响[J].中国沙漠,2026,46(3):262-274.

次季节至季节(S2S)预测初始化方法及其对预报技巧的影响

宋琳琳^{1a,2a},和玉君^{1b},王斌^{1a,2b}

(1.中国科学院大气物理研究所 a.地球系统数值模拟与应用全国重点实验室, b.大气和海洋动力学实验室,北京100029; 2.中国科学院大学 a.地球与行星科学学院, b.海洋学院,北京100049)

摘要:次季节至季节(Subseasonal-to-Seasonal, S2S)预测介于短期天气预报与长期气候预测之间,其预报技巧在很大程度上取决于气候系统模式的初始化质量。与短期天气预报信号主要来源于初值、季节至年际预测受初值和外强迫的共同影响不同,S2S预测的可预报性来源于对流层大气快变过程与海洋、陆面、平流层等慢变过程的相互作用。如何在初始化中兼顾不同时间尺度过程、增强系统内部一致性,是提高S2S预测能力的关键。本文综述了S2S预测初始化方法的研究进展,依据耦合程度归纳为非耦合、弱耦合和强耦合初始化三类。基于对国内外主要业务中心18个预测系统的分析,当前弱耦合同化在物理一致性、数值稳定性和预报精度等方面均取得了较好的效果,已成为当前业务初始化系统的主流方向。进一步从MJO、ENSO、平流层-对流层耦合、陆面记忆和海冰等可预报性来源出发,讨论了不同同化策略的作用及其对极端事件次季节预测的影响,并对强耦合同化面临的方法学挑战和未来发展方向进行了展望。

关键词:次季节至季节(S2S)预测; 耦合同化; 初始冲击; 可预报性来源; 人工智能

文章编号: 1000-694X(2026)03-262-13

DOI: 10.7522/j.issn.1000-694X.2026.00047

中图分类号: S716.1

文献标志码: A

0 引言

次季节至季节(Subseasonal-to-Seasonal, S2S)预测通常指2周至2个月的延伸期预测,在农业生产、水资源调度和灾害性天气早期预警等方面具有重要应用价值^[1-2]。近十余年,围绕S2S的研究和业务实践逐渐增多。2013年启动的WWRP/WCRP S2S计划,着眼于弥合中期天气预报与季节预测之间的“可预测性鸿沟”,通过构建多模式数据库和推动业务系统升级,促进了S2S预测能力的整体提升^[3]。此后,WMO次季节预测全球产出中心、EC-MWF多模式集合先导中心及美国SubX等平台的持续运行^[4],进一步表明S2S预测已成为连接天气预报与气候预测业务的重要环节。

但是,S2S长期被视为“可预报性沙漠”,根本原因在于该时间尺度恰处于初值主导与边值主导的

过渡地带^[5]:大气初值记忆迅速衰减,而海洋、陆面、平流层等慢变分量的影响尚未完全占据主导^[1],预报技巧因此高度依赖于对快变大气过程与慢变下垫面之间相互作用的准确刻画。初始化的作用恰在于为耦合模式提供既接近观测、又尽可能内部协调的初始场^[6]。围绕减轻“初始冲击”这一核心问题,国际业务系统已由早期的非耦合初始化逐步向弱耦合同化发展^[7-8],并开始探索更优的强耦合同化。尽管强耦合同化代表了同化发展的重要方向,但其业务应用仍受尺度差异、观测不均和跨圈层误差传播等因素制约^[9-10]。

对中国干旱、半干旱区而言,S2S预测不仅关系到一般意义上的延伸期预报,也与土壤湿度演变、干旱过程识别及水资源调度密切相关^[11-13],因而具有较强的现实意义。鉴于S2S初始化研究的重要性,以及近年来的发展态势,本文拟从理论发展、业

收稿日期:2026-02-23; 改回日期:2026-04-06

资助项目:国家自然科学基金项目(42230606,12241105);国家重点研发计划项目(2024YFF0810600)

作者简介:宋琳琳(1984—),女,辽宁辽阳人,博士研究生,主要从事次季节-季节尺度预测耦合同化研究。E-mail: songlinlin@mail.iap.ac.cn

通信作者:王斌(E-mail: wab@lasg.iap.ac.cn);和玉君(E-mail: heyujun@mail.iap.ac.cn)

务现状与前沿方向三个方面进行系统性的梳理。

1 S2S初始化方法

地球系统模式(Earth System Models, ESMs)的初始化,旨在利用观测资料约束耦合模式各分量的状态,为S2S预测提供各圈层间尽可能物理协调的初始条件^[14]。不同初始化策略的根本差异在于同化过程中各分量之间信息交换的程度^[15]。依据相关分类框架,并结合当前主要S2S预测系统的初始条件来源,本文将现有初始化方法按耦合程度由低到高概括为三类:非耦合初始化、弱耦合初始化和(准)强耦合初始化,并分别综述其现状与进展。

1.1 非耦合初始化

非耦合初始化(Uncoupled Initialization)是最基本的S2S初始化方式,即大气、海洋、陆面等分量初始场分别取自独立生成的再分析产品或实时分析场,各分析系统之间不进行信息交换。例如,大气初始场常取自ERA5^[16],海洋初始场可来自GLORYS或PEODAS再分析产品,陆面初始场则多由离线陆面模式积分获得。该方法的优点在于能够直接利用各领域较成熟的分析结果,技术实现相对简单,无需额外开发耦合接口。但由于各分量初始场在生成时未考虑界面耦合约束,海气界面的能量、水分和动量通量往往存在瞬时失衡^[17],导致初始场缺乏物理一致性。当这些不协调的初值被输入耦合模式后,在预报积分初期,模式往往需要经历明显的动力—热力调整以重建内部平衡,即所谓初始冲击^[6],并可能在预报前24~48 h内削弱预报技巧。

在本文涉及的18个S2S预测系统中(表1),采用非耦合初始化的系统已逐渐减少^[15]。需要说明的是,某些模式的初始场本身来自耦合同化的其他版本或同版本其他设置的模式,但仍被严格划归为非耦合初始化。例如,尽管ECMWF的S2S预测系统大气初始场使用NWP业务系统输出的分析场,且与NWP业务预测系统在代码循环号上都采用IFS CY49R1,但二者不应被视为同一预报模式。ECMWF预报用户指南指出,中期与次季节系统具有相同的结构和物理过程,但其空间分辨率不同,且海陆掩膜与地形不同,因此输出实际上来自不同的模式;同时,次季节预报并不是中期预报的简单延长,而是从各自分析场启动的完全独立系统。较有代表性的例子是JMA/MRI-CPS4,尽管该系统已

发展为大气—海洋—陆面—海冰全耦合预报系统,但大气、海洋和陆面初始场仍分别由3套独立分析系统提供^[18]。这表明,预报系统的耦合并不表征初始化的耦合。

1.2 弱耦合初始化

与非耦合初始化中各分量分析完全独立不同,弱耦合同化(Weakly Coupled Data Assimilation, WCDA)在同化过程中引入了分量间的隐式信息交换。其核心特征是:各分量的观测只用于产生本分量的分析增量,并不直接影响其他分量的分析增量,但所有分量共同使用由完全耦合模式生成的预报作为背景场^[8,19]。由于背景场本身已经通过多圈层相互作用交换各分量的信息,不同分量的初始场即使没有直接得到其他圈层的观测信息,但不同分量的背景场则间接得到了来自其他圈层的观测约束信息,因而具有较好的物理协调性^[20]。其主要优势在于:其一,同化与预报采用一致的耦合模式,能够通过不同分量背景场之间的协调性明显改善耦合初始场的物理一致性^[20],并减轻模式调整引起的初始漂移;其二,相比强耦合同化,避免了跨分量误差协方差直接估计的困难及其所带来的求解难度和稳定性问题;其三,已在热带季节内振荡(Madden-Julian Oscillation, MJO)、厄尔尼诺—南方涛动(El Niño-Southern Oscillation, ENSO)等关键可预报性信号的预报中表现出较好的效果^[8,17]。其局限则在于,分析更新阶段仍缺乏真正意义上的跨圈层即时观测信息传递^[14],这也是进一步发展强耦合同化的重要动因。总体而言,弱耦合初始化已成为当前S2S业务预测的主流方向。将本文涉及的预报系统依据实现方法分为基于变分与集合同化、基于Nudging以及面向耦合一致性的优化设计三类。

1.2.1 基于变分与集合同化的系统

在大气同化方面,主要业务系统经历了由3D-Var向4D-Var以及En4D-Var和4D-EnVar的发展。NCEP CFSv2仍采用GSI 3D-Var,虽然能够同化卫星辐射率和常规观测,但其背景误差协方差难以体现随流场变化的特征。其他高水平研究中心也发展了相关预报系统,如基于En4D-Var的Navy ESPC-E v1,其差别主要体现在集合协方差的生成方式和系统配置上^[21]。海洋同化方面,各中心方法更为多样,包括3D-Var^[22]、LETKF^[23-24]和EnOI^[25]等,反映出海洋同化在业务实现上尚未形成高度统一的技

术范式。

1.2.2 基于Nudging的系统

除变分和集合同化外,部分S2S系统采用Nudging或Replay进行初始化,即在模式积分过程中将模式状态逐步约束到再分析场或观测产品。NASA GEOS-S2S-3采用Replay方法^[26],中国团队发展的CAS FGOALS-f2^[27]、CMA-BCC-CPS-S2Sv2^[28]、GFDL SPEAR^[29]和NUIST CFS 1.1^[30]等系统,也大多在全耦合框架下通过Nudging或渐进增量注入生成初始条件。这类方法的优点在于,初始化过程在耦合模式内部完成,因此各分量之间的协调性较好,初始冲击通常小于独立分析场“拼装”方案(即非耦合初始化方案)。同时,实时预测与后报试验之间的一致性较高,计算代价也较低,因而较适合集合规模较大或算力受限的业务系统。其不足在于,对非常规观测的直接利用能力相对有限,初始场质量在较大程度上依赖再分析资料本身的精度,在初始化过程中对耦合约束或多圈层相互作用的抑制过强,容易出现单向强迫现象,导致初始场之间的物理一致性降低。不过,有研究表明,在Nudging框架中适当引入湿度场约束,仍可显著改善MJO预报技巧^[31],说明该方法在变量选择和实施策略上仍有进一步优化空间。

1.2.3 耦合一致性的实现路径

弱耦合初始化的关键在于尽可能提高初始场的跨分量一致性。其基础做法是由全耦合模式提供统一背景场^[19],在此基础上,再通过一致的耦合背景预报、增量分析更新(Incremental Analysis Update, IAU)等方法平滑注入分析增量,以减轻界面失衡^[20, 32]。就海表温度而言,部分系统仍采用较为保守的混合方案,而另一些系统则已实现大气分量直接使用耦合海洋输出的海表温度作为下边界条件,如UKMO GloSea6。相比之下,陆面和海冰初始化能力在不同系统之间差异更明显^[33]。少数业务系统已具备较完善的独立陆面同化能力,但多数系统仍依赖离线驱动、外部产品,或仅由耦合积分隐式生成。鉴于土壤湿度、积雪和海冰对次季节预报的重要作用,陆面和海冰初始化能力不足,仍可能是制约S2S预报技巧进一步提升的重要因素。

1.3 (准)强耦合初始化

(准)强耦合同化(Strongly Coupled Data Assim-

ilation, SCDA)代表了耦合同化的较高层级,其核心是在统一的同化框架下同时更新地球系统各分量的状态^[14]。与弱耦合同化中各分量仍分别计算分析增量不同,强耦合同化要求保留完整的跨分量背景误差协方差,使任一分量的观测信息都能在分析过程中直接作用于其他分量。以海气系统为例,其关键不仅在于背景场必须由同一耦合模式提供,还在于背景误差协方差必须考虑跨分量协方差,从而使大气观测能够直接修正海洋状态,海洋观测也可直接影响大气分析^[34]。无论在变分框架还是集合同化框架下,强耦合同化与弱耦合同化的本质差异都在于观测约束是否能够在分析过程中直接跨越圈层边界。

从理论上讲,强耦合同化的优势明确。通过统一的跨分量背景误差协方差,单一观测信息即可同步更新耦合系统状态,并在分析过程中体现界面平衡约束,从而减轻海气等圈层间失衡造成的初始冲击^[14],提高初始场的一致性。然而,这一优势的实现并不容易。首先,大气与海洋在时间和空间尺度上差异显著,在统一同化窗口内进行联合优化往往难度较大。其次,在有限集合规模下,跨域误差协方差难以稳定估计,而局地化处理又容易在保留真实联系与抑制虚假信号之间顾此失彼^[35]。再次,跨域协方差还可能加快模式偏差在不同分量间的传播与放大^[6]。由此可见,强耦合同化虽具有明确的优势,但因不同圈层的时空尺度差异较大,跨圈层误差协方差的估计缺乏理论基础,其实际效果能否稳定实现,目前仍处于探索阶段。

1.3.1 理想化模型中的验证

理想化试验首先验证了强耦合同化的可行性。在理想化的单柱海气耦合同化系统中^[36],强耦合同化由于将耦合关系直接纳入分析过程,界面通量较非耦合和弱耦合方案更为稳定。进一步的理论分析也指出,在保留跨域协方差的条件下,单一近海面风观测即可通过误差协方差来修正海洋混合层结构^[37]。这说明,强耦合同化并非停留在概念层面,其关键问题并不是能否成立,而是能否在复杂系统中稳定发挥作用。

由于单柱模式不涉及水平方向,时空尺度的差异并未明显影响同化,因而,单柱模式的验证并不意味着对复杂模式有效。从中等复杂度模型到较接近实际情况的试验结果看,强耦合同化的优势并

不具有普遍性。一方面,尺度分离使慢变量对快变量的影响更易显现,而反向信息传递通常较弱,且易受采样噪声干扰^[34];另一方面,在集合规模有限时,跨域协方差估计容易失真,局地化处理一旦不当,便可能切断真实联系或放大虚假信号^[38]。在集合规模不足条件下,(准)强耦合同化甚至可能劣于弱耦合同化,而通过“相关性截断”等方法筛除缺乏物理依据的跨域联系后,性能方可有所改善^[39]。更重要的是,模式偏差可借助跨域协方差在一次同化更新过程中迅速传播,从而使强耦合同化在非完美模式条件下反而性能下降。

1.3.2 业务系统中的强耦合探索

尽管全面强耦合同化尚未成熟,但已有业务系统开始沿这一方向迈出实质性步伐。其中,ECMWF计划实施的IFS Cy50r1^[17],在类似增量法的多重循环框架下,通过耦合模式约束而不是跨圈层误差协方差来实现跨圈层观测信息传播,成为当前最接近业务化的准强耦合方案。其关键改进是在4D-Var外循环中引入全耦合模式计算非线性轨迹,使海气界面通量能够在分析过程中实现双向协调,而内循环仍保持分量独立,以兼顾物理一致性与计算代价^[40]。这种“外循环耦合、内循环独立”的设计,实质上是在弱耦合与强耦合之间寻求一种可操作的过渡路径。

以Cy50r1为例,其不仅取消了混合海表温度方案,进一步加强了海气双向耦合,还将海冰厚度、积雪及部分卫星资料纳入耦合同化,显示出业务系统已开始尝试不同分量之间的协同约束^[17]。虽然这类方案距离严格意义上的全面强耦合同化仍有距离,但相关实践至少说明强耦合同化并非只能停留于理想化试验,而是正在以渐进方式向业务系统过渡。

总体来看,当前全球S2S预测初始化已形成较清晰的发展格局:虽然当前采用非耦合初始化的预报系统占比稍高,但各大业务中心已开始转向弱耦合初始化。此外,需要注意的是强耦合同化总体仍处于由理论验证走向业务试验的探索阶段。弱耦合同化之所以受到更多关注,并非偶然,而在于其通过“耦合背景、独立分析”的设计,并结合IAU等手段平滑注入分析增量,在物理一致性、数值稳定性和预测技巧之间取得了较为合理的平衡。相比

之下,强耦合同化虽代表更高层级的理论目标,但其进一步发展仍有赖于自适应局地化、大规模集合计算和模式偏差控制等方面的实质性突破。就现阶段而言,更宜将其视为具有明确前景、但需循序推进的下一代初始化方向,而非短期内即可全面替代弱耦合的成熟方案。

2 S2S预测技巧及初始化的影响

2.1 总体预报表现与技巧归因框架

S2S预测技巧的提高,固然与模式分辨率和物理过程表述有关,但更关键之处仍在于初始化能否有效表征并维持耦合系统中的低频可预报信号。现有评估表明,在北半球温带地区2 m气温预报中,ECMWF系统总体保持领先,多模式集合均值在多数时效上优于单一模式^[2],说明集合方法在延伸期预报中具有较好的稳定性。相较之下,降水预报的技巧明显偏低,区域差异也更为显著^[41]。S2S数据库的比较结果表明,在第1~4周时效内,ECMWF、UKMO和KMA等采用海气耦合且分辨率较高的系统总体表现较优,说明海气耦合有助于维持MJO传播,并在一定程度上改善热带海洋区域的降水偏差。然而,从区域结果看,无论是美国、亚洲季风区或者中国^[42],对降水及降雪的有效预报时效普遍短于气温,表明降水预报不仅受可预报信号衰减更快的制约,还受到模式对中尺度对流过程和极端降水振幅表征能力不足的限制。

不同分量初始条件对预报技巧的贡献并不相同,这正是建立技巧归因框架和优化初始化策略的基础^[43]。全球陆地范围内第1~4周2 m气温预报主要受大气初始场控制,而到第4周以后,海洋初始态的重要性逐渐增强,热带地区尤为明显;降水方面,大气初始条件在前3周仍占主导,第4周以后海洋影响主要体现在受ENSO影响的热带区域。陆面初始条件的贡献则具有更强区域性,特别是土壤湿度对1~30天的气温预报改善较为显著^[44],而对降水的作用相对有限。总体而言,这些结果揭示了S2S初始化中的一个基本特征:第1~3周预报技巧主要取决于大气初值质量,而第3~6周更具业务意义的技巧提升则越来越依赖海洋、陆面和平流层等慢变量的初始化及其与大气的耦合反馈。

表1 S2S预测比较计划最新预测系统及部分其他S2S研究机构后报和实时预测试验的初始化方法
 Table 1 Initialization methods in the latest S2S Prediction Project forecasting systems and in hindcast and real-time forecast experiments at several other S2S research centers

机构	预测系统	模式分量	初始化方法	大气初始化	海洋初始化	陆面初始化	海冰初始化	参考文献
BoM	POAMA P24	气/海/陆	非耦合	单独大气模式向再分析资料 Nudging	PEODAS 再分析资料	单独大气模式向再分析资料 Nudging	—	ECMWF 网站
CMA	BCC-CPS-S2Sv2	气/海/陆/冰	非耦合 弱耦合	ECMWF 分析资料 Nudging	EnOI	无	OI	https://confluence.ecmwf.int/display/S2S/
CNR-ISAC	GLOBO 2023.0	气/陆	非耦合	ERA5 再分析资料 GEFS 分析资料	—	ERA5 再分析资料 GEFS 分析资料	—	display/S2S/
CNRM	S2S-SYS3	气/海/陆/冰	非耦合	ERA5 再分析资料 IFS HRES 分析资料	GLORYS12V1 再分析资料 GLO12 分析资料	ERA5 再分析资料 ECMWF 分析资料	无 GLO12 分析资料	
CPTEC	BAM-1.2	气/陆	非耦合	ERA-Interim 再分析资料 GDS 分析资料	—	无 气候态	—	
ECCC	GEPS8	气/海/陆/冰	非耦合	ERA5 再分析资料 分析资料	ORAS5 再分析资料 ECCC 分析资料	离线表面预测系统在大气资料强迫下的运行结果 分析资料	数字化海冰图, HadISST ECCC 分析资料	
EC-MWF	CY49R1	气/海/陆/冰/浪	非耦合 非耦合	ERA5 再分析资料 4DVar	ORAS5 再分析资料 3DVar	无 SEKF	无 3DVar	
HMCR	EK40	气/陆	非耦合	ERA5 再分析资料 3DVar, OI	—	SEKF, OI SEKF	—	
IAP-CAS	CAS-FGOALS-f2-V1.4	气/海/陆/冰	弱耦合	Nudging	Nudging	无	无	
JMA	CPS4	气/海/陆/冰	非耦合	JRA-3Q 再分析资料 GA 分析资料	MOVE-G3 分析资料 MOVE-G3 分析资料	单独陆面模式在 JRA-3Q 大气资料强迫下运行结果 单独陆面模式在 JRA-3Q 和 GA 大气资料强迫下运行结果	MOVE-G3 分析资料 MOVE-G3 分析资料	
KMA	GloSea6-GC3.2	气/海/陆/冰	非耦合	ERA-Interim 再分析资料 4DVar	英国气象局海洋同化系统 GODAPS2 分析资料	ERA-Interim 再分析资料 单独陆面模式在大气资料强迫下运行结果、KMA 数值天气预报全球分析资料	无 GODAPS2 分析资料	
NCEP	CFSv2	气/海/陆/冰	弱耦合	3DVar	3DVar, Nudging	半耦合陆面同化系统在 CFSR 大气同化输出和观测降水强迫下的运行结果	同化观测海冰资料	Saha ^[19]
UKMO	GloSea6	气/海/陆/冰	非耦合	ERA-Interim 再分析资料	NEMOVAR 再分析资料	ERA-Interim 再分析资料	NEMOVAR 再分析资料	ECMWF 网站

续表1

机构	预测系统	模式分量	初始化方法	大气初始化	海洋初始化	陆面初始化	海冰初始化	参考文献
UKMO	GloSea6	气/海/陆/冰	非耦合	4DVar	NEMOVAR再分析资料	单独陆面模式在大 气分析资料强迫下 的运行结果	NEMOVAR再 分析资料	ECMWF网 站
EC- MWF	Cy50r1	气/海/陆/冰/浪	准强耦合	En4D-Var+EDA(耦 合外循环)	ORAS6集合分析	离线(SEKF)+再 分析	耦合同化	Lalouaux ^[17]
GFDL	SPEAR	气/海/陆/冰	弱耦合	Nudging	EAKF	无	EAKF	Lu ^[29]
NASA	GEOS-S2S-3	气/海/陆/冰	弱耦合	3D-EnVar+Replay	LETKF	离线(Catchment)	无	Lim ^[71]
Navy	ESPC-E v1	气/海/冰	弱耦合	En4D-Var	NCODA 3DVar	—	NCODA 3DVar	Barton ^[21]
NUIST	CFS 1.1	气/海	弱耦合	Nudging	Nudging	—	—	Wu ^[30]

注:斜体字表示实时预测试验的初始化方法。“耦合积分间接”指陆面/海冰状态在耦合积分中由模式物理间接产生,不进行独立同化。SubX中ESRL-FIM和RSMAS-CCSM4等早期科研模式因停止更新未纳入;GFDL SPEAR为科研系统,截至2026年4月仍为计划中系统。同化方法缩写——3D-Var:三维变分(Three-dimensional Variational);4D-Var:四维变分(Four-dimensional Variational);En4D-Var:混合集合四维变分(Ensemble-based 4D-Var,使用切线性/伴随模式结合集合流依赖协方差);4D-EnVar:四维集合变分(4D-Ensemble Variational,无需切线性/伴随模式);EnKF:集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman Filter);LETKF:局地集合转换卡尔曼滤波(Local Ensemble Transform Kalman Filter);EAKF:集合调整卡尔曼滤波(Ensemble Adjustment Kalman Filter);EnOI:集合最优插值(Ensemble Optimal Interpolation);OI:最优插值(Optimal Interpolation);SEKF:简化扩展卡尔曼滤波(Simplified Extended Kalman Filter);GODAS:全球海洋数据同化系统(Global Ocean Data Assimilation System);GLDAS:全球陆面数据同化系统(Global Land Data Assimilation System)。

2.2 各可预报性来源及初始化的影响

2.2.1 MJO

MJO是S2S尺度最重要的大气内部变率信号,也是次季节预测最主要的可预报性来源^[45]。其演变受热带对流与上层海洋热力结构非线性耦合控制,因此对初始化条件极为敏感^[46]。现有评估表明,尽管各业务系统的MJO有效预报时效较2015年已有明显提高,但总体仍与约45天的潜在上限存在较大差距^[26, 30],说明初始化改进仍有较大空间。近十几年,MJO预报技巧提升的一个关键动力,是初始化由非耦合向弱耦合同化过渡。其主要作用在于减轻海气界面失衡,改善大气水汽与海洋通量之间的协调关系,从而维持MJO传播的连续性。例如,KMA GloSea5在引入弱耦合同化后,MJO有效预报时效由11天延长至17天,表明界面一致性具有基础性意义^[20]。不过,这种改进并非无条件成立,若海洋分析场本身存在偏差,仍可能通过海气反馈削弱预报效果。

在诸多初始化因素中,水汽场约束通常被认为是影响MJO预报最关键的单一因子。其原因在于,

MJO东传依赖低层水汽平流维持湿度—对流正反馈^[47],初始水汽偏差会直接影响传播强度和位相演变。引入湿度Nudging或同化三维湿度场,可将MJO预报时效延长5天以上^[31, 48]。与此同时,海洋初始化的作用并不限于海表温度本身。除改善SST和上层热含量外,盐度分层、障碍层结构及次表层Rossby波等“海洋记忆”过程,同样会影响MJO维持与传播^[49]。例如,同化海面高度异常资料以修正温跃层深度和Rossby波结构,可使MJO预报时效延长3~5天^[50]。总体而言,MJO预报技巧的提高并非依赖单一因素,而是多方面协同改进的结果。弱耦合同化奠定界面平衡基础,水汽初始化决定进一步延长时效的关键上限,而海洋初始化则通过热力和动力过程提供额外的慢变可预报性来源。

2.2.2 ENSO及海洋变量

ENSO虽属于更长时间尺度的气候变率,但其所对应的热带太平洋海洋热力背景,如海表温度、上层海洋热含量和温跃层深度,却是S2S预测中最重要的缓变边界条件。ENSO状态不仅直接影响热带对流活动,还可通过遥相关影响中纬度环流、温度和降水^[51],因此,能否准确表征热带太平洋海洋

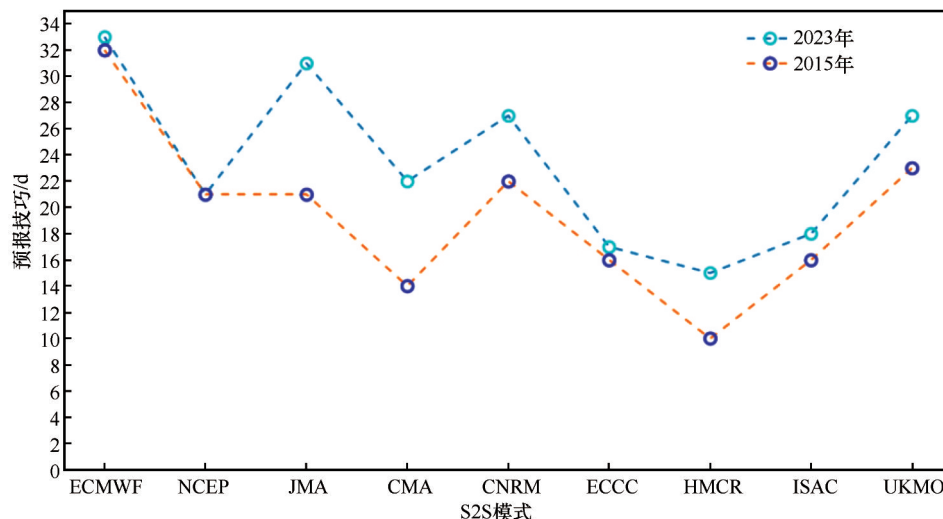


图1 S2S比较计划中各模式的MJO预报技巧,基于11月至次年3月(1999—2010年)回报结果,图引自Vitart等人2025年的论文^[2]。青色虚线(橙色虚线)分别代表2023年(2015年)所使用的业务预报模型的表现。

Fig. 1 MJO prediction skill of the models in the S2S comparison project, based on hindcasts for November to March (1999–2010). The cyan dashed line and the orange dashed line represent the performance of the operational forecast models used in 2023 and 2015, respectively

初始场,是提升S2S预报技巧的重要基础。海洋初始化的作用也并不局限于海洋本身,而是能够借助海气相互作用和大尺度环流异常传播^[52],将其影响扩展至更广范围的大气预报中。

多源海洋观测对S2S预测具有重要支撑作用。ECMWF的试验显示,同化Argo、锚系浮标和XBT等温盐廓线资料后,赤道太平洋海表温度冷偏差在约一个月的预报中持续减小^[53],说明原位观测有助于改善热带海洋热力初值。NASA GEOS系列研究进一步指出,TAO/TRITON温盐资料、海表盐度以及SLA/ADT等观测具有明显互补性,可从温盐结构、密度分层和动力高度等方面共同约束上层海洋状态,从而更好地表征ENSO演变过程中Kelvin波和Rossby波的传播过程^[54]。与此同时,热带海洋初值误差还会通过遥相关过程影响中纬度预报^[55]。总体来看,海洋初始化对S2S预测的作用具有多层次特征:一方面依赖多类观测共同约束海洋初始场,另一方面又通过热带海洋遥相关过程将局地改进转化为更广泛的预报改进。当前的主要难点在于海洋分析场与耦合模式气候态之间仍存在不一致,而且新型海洋观测在业务系统中的常规化应用亦有待加强。

2.2.3 平流层爆发性增温

平流层爆发性增温(Sudden Stratospheric Warming, SSW)可通过行星波传播、极涡破坏及其

下传耦合作用,在数周尺度上影响对流层环流、地表气温和降水,是S2S预测中重要的“自上而下”可预报性来源^[56]。但目前SSW本身的确定性预报时效总体仍限于1~2周,说明平流层信号虽重要,其有效释放仍受初始场质量制约^[57]。SSW预报高度依赖于平流层初始场对极涡结构和行星波活动的准确刻画。即使对流层初值较好,若平流层状态存在偏差,其下传影响仍会削弱中纬度第2~4周的预报技巧^[58]。以GNSS-RO资料同化试验为例,高密度平流层垂直观测可明显改善平流层风场和集合预报技巧,并将正效应维持至第4周^[59]。总体看,平流层初始化不仅关系到SSW事件本身的预报,更通过平流层与对流层耦合为第3~6周温度、降水及极端天气风险预报提供重要的可预报性来源。

2.2.4 陆面

陆面过程是S2S预测中重要而常被低估的可预报性来源。不同于海洋主要体现季节尺度缓变作用,土壤湿度和积雪主要通过调节地表能量分配、蒸散发和反照率形成“记忆”效应,其影响在第3~6周尤为明显,可部分填补大气初值信号衰减后、海洋强迫尚未完全主导之前的预报空档^[60]。准确的土壤湿度初始化能够显著改善近地层温度预报。例如,BoM ACCESS-S2取代POAMA P24版本后,其以真实时变土壤湿度替代气候态初始化,将澳大利亚东部高温预报技巧显著提高^[61]。NorCPM-

Land同化卫星土壤湿度后,气温和降水的有效预报时效亦有所延长^[62]。

但陆面初始化的效益并非在所有模式中都能稳定体现,其关键仍在于陆—气界面的物理一致性。若将离线陆面结果直接插入耦合系统而未保持热力—水力平衡,反而可能引发初始能量失衡并削弱预报效果^[63]。积雪初始化亦具类似特征。例如,对ECMWF、NCEP和CMA系统在青藏高原的积雪预报评估表明,采用弱耦合同化并引入卫星IMS积雪约束的ECMWF和NCEP,在前2周预报中明显优于未直接同化积雪观测的CMA系统。但3个系统均存在降水高估和消融偏弱问题,致使积雪正偏差随时效累积,并通过雪—反照率反馈引发地表气温冷偏差^[64]。总体而言,陆面“记忆”效应确可为第3~6周预报提供重要信息,但其作用高度依赖于模式对陆气反馈的刻画能力、初始场的物理平衡性,以及土壤湿度和积雪观测的有效利用。

2.2.5 海冰

在高纬度地区,海冰覆盖状况通过调节地表反照率、海气热量交换和边界层稳定性,对区域乃至更大范围环流具有重要影响,因此其初始场质量是S2S预测中不可忽视的一环^[25]。现有业务系统多已将海冰密集度(覆盖比例)同化作为基础配置,可改善极区分布及其隔热效应,但仅依赖密集度约束,往往难以在1~2个月时效内获得稳定增益^[65]。相比之下,海冰厚度信息对延伸期预测也极具约束价值^[66],联合同化密集度与厚度后,不仅可延长有效预报时效,还可减小近地面气温误差。例如NASA GEOS-S2S-2采用GIOMAS系统提供的海冰厚度数据进行海冰初始化,对9月北极海冰范围的跨季节预报,6月初始化的预报结果可解释约50%的观测方差^[26]。总体来看,如何在减轻初始失衡的同时加强对海冰厚度的约束,仍是提升极区延伸期预报能力的关键。

2.3 极端气候事件

S2S预测的实际价值,最终体现在对高影响极端事件的提前识别与风险预警上。海洋热浪、陆地热浪和热带气旋之所以受到重视,正在于其社会经济影响强、预报需求迫切,也最能检验初始化策略能否真正转化为业务能力^[1,67]。前文已述,MJO传播、ENSO背景态、陆面“记忆”效应以及平流层—对流层耦合,是S2S可预报性的几条主要来源。对极

端事件而言,这些信号并非孤立存在,而是通过调节大尺度环流背景与局地热力条件共同发挥作用。例如,海洋热浪的可预报性首先取决于上层海洋热含量和混合层结构的初始化质量^[68]。已有评估表明,在弱耦合同化框架下,ACCESS-S2对海洋热浪的有效预报可维持至第4周,而NUIST CFS1.1在部分海域甚至可延伸至50天左右^[69],说明海洋和大气初值的协同约束,可显著延长极端海洋事件的预警时效。

陆地热浪和热带气旋则更能体现多圈层初始化协同的重要性。前者通常受两条通道共同控制:一是热带对流异常通过遥相关作用维持中纬度高压脊,二是土壤湿度通过蒸散发反馈放大近地层增温。以2023年美国得克萨斯州热浪为例,NASA GEOS-S2S-3较好地捕捉了热带西太平洋对流及其激发的Rossby波列,从而对该次高温过程实现了约3周的提前预警^[70];而土壤湿度初始化则有助于提高第3~4周局地高温预测的稳定性^[71]。热带气旋的次季节可预报性则主要受MJO调制。多模式评估表明,MJO模拟较好的系统往往也具有更高的热带气旋频率预报技巧^[68]。如ACCESS-S2在部分海域可将频率预报延伸至第5周^[72],FGOALS-f2利用大气再分析和卫星SST资料协同约束大气和海洋初值后,对西北太平洋累积气旋能量也表现出较高技巧^[73]。总体看,极端事件预报既是初始化策略综合成效的集中体现,也表明未来提升S2S业务能力不能仅依赖单一分量的改进,而需在海洋、大气、陆地和海冰之间建立更具一致性的初始化体系。

3 人工智能在S2S初始化中的应用前景

人工智能在S2S初始化中的应用,正由早期相对独立的预报工具逐步发展为与物理同化框架相结合的混合模式。已有研究阐明^[74],在贝叶斯逆问题框架下数据同化与机器学习在理论上具有一定程度的一致性:变分数据同化中的伴随法与神经网络训练中的反向传播在梯度计算上具有数学等价性,因而二者可在统一框架下协同工作。这表明,人工智能的作用并不限于同化系统之外的经验订正,其亦有望作为可学习模块融入资料同化全过程。不过,纯机器学习方法在真实地球系统中仍存在明显局限,尤其难以有效处理稀疏且不规则的卫星观测,也难以替代资料同化框架中严格的误差协方差建模与循环同化机制。因此,较为可行的方向

是将资料同化的物理约束与数据驱动方法结合起来^[75],用于模式误差修正、背景误差估计和观测算子等的改进。人工智能与数据同化的融合已取得初步进展。例如,ECMWF在IFS系统中利用神经网络拟合弱约束4D-Var诊断得到的模式误差剖面,以实现系统性趋势的在线修正^[76]。NOAA也在FV3-GFS中利用神经网络从分析—背景增量中学习状态依赖误差,从而改善了同化表现和中期预报技巧^[77]。这些结果说明,这类方法的现实价值,不在于替代现有物理同化体系,而在于提高误差表征和自适应订正能力。

人工智能的另一重要作用在于可缓解S2S耦合同化中较为突出的跨域协方差和非线性误差问题。相关研究表明,神经网络不仅可用于学习背景误差协方差结构,还有望在一定程度上替代复杂物理算子,从而降低强耦合同化的实现难度^[78]。基于神经网络的“相关性截断”方法已在从简化模型到业务级系统的试验中得到验证^[35],结果表明,该方法能够识别并保留具有真实物理联系的跨域协方差,同时滤除虚假信号,从而改善大气和海洋分析质量。总体来看,这类机器学习辅助同化方法已在模式偏差订正、协方差建模和跨域信号筛选等方面显示出一定潜力^[75],但其在全耦合S2S系统中的稳健性和业务适用性仍有待进一步检验。未来,在统一同化框架支持下,推动物理约束与可学习模块进一步融合,仍是突破S2S耦合初始化瓶颈的重要方向。

4 结论与展望

本文系统综述了S2S预测初始化方法的理论基础、业务发展、关键可预报性来源及其对预报技巧的影响。总体来看,弱耦合同化是现阶段综合效果较优的技术路径。在当前的18个S2S预测系统中,已有7个开始采用弱耦合初始化,涵盖En4D-Var、4D-EnVar和Nudging等多种实现形式。其通过耦合背景、独立分析的框架设计,并结合IAU等手段,在物理一致性、数值稳定性和预测技巧等方面取得了较好的效果。相比之下,强耦合同化虽具有更高的理论上限,但其实际效果仍明显受制于集合规模、跨域误差协方差及其局地化以及模式偏差等条件,尚难在业务系统中全面推广。因此,S2S初始化由弱耦合向强耦合的演进,不宜理解为简单替代,而更应体现为分层、分区、分变量的渐进增强过程。实现严格意义下的强耦合同化,还有待进一步的

探索。

从物理机制看,不同可预报性来源对初始化策略的响应具有明显差异。MJO预报主要受低层水汽初始场制约,海洋观测同化的效益可借ENSO相关遥相关由热带扩展至全球,平流层初始化可借助平流层—对流层耦合为2~6周预报提供重要信号,陆面“记忆”效应在第3~6周强陆气耦合区作用显著但高度依赖初始化时刻的热力—水力平衡等。另外,初始化对2 m气温和降水预报的影响具有清晰的时效依赖:第1~3周主要受大气初值控制,第4周以后,海洋、陆面和平流层等慢变分量的初始化质量逐渐成为技巧提升的关键。与此同时,弱耦合同化已为海洋热浪、陆地热浪和热带气旋等高影响事件的次季节预报奠定了较好基础,表明初始化质量提高的意义已不再局限于技巧改进,而是进一步体现在风险预警能力的增强上。

但也应看到,当前S2S初始化仍面临若干瓶颈。首先,模式系统偏差仍是制约初始化效益的根本问题,热带低层水汽偏低、海洋混合层初始冲击等偏差,难以仅依靠同化手段加以消除。其次,由弱耦合同化迈向强耦合同化,跨域协方差估计仍受显著尺度分离、集合规模不足等多重因素限制。再次,陆面和极区初始化能力在不同业务系统间分化明显,而土壤湿度、积雪等信息又恰是第3~6周技巧的重要来源。海表盐度、海冰厚度、卫星土壤湿度亮温观测及跨界面耦合辐射等新型观测虽已显示出明确潜力,但其常规化应用仍受制于覆盖不足、观测算子复杂以及反演不确定性等现实条件。

展望未来,S2S耦合同化的发展大体将沿4条主线推进:一是依托JEDI(Joint Effort for Data assimilation Integration)、OOPS(Object-Oriented Prediction System)等统一化、模块化框架^[9,79],提升不同耦合方案的互操作性和工程可实施性;二是持续拓展观测空间,推动跨界面耦合辐射同化、原始观测直接同化及关键观测盲区填补;三是在统一框架下实施按区域、按层次、按变量自适应调节的差异化耦合同化,而非一味追求全域强耦合同化;四是推动人工智能与物理同化深度融合,在模式误差订正、协方差建模、跨域信号筛选和复杂算子替代等方面发挥更大作用。

总体而言,未来S2S初始化的关键,不在于单纯加强耦合,而在于在统一框架支撑下提高误差协方差质量,拓展关键观测约束,并推动物理机制与数

据驱动方法协同发展。唯有如此, S2S 预测才有望进一步跨越“可预报性鸿沟”, 更充分发挥其在天气气候风险预警中的业务价值。

参考文献:

- [1] White C J, Carlsen H, Robertson A W, et al. Potential applications of subseasonal-to-seasonal (S2S) predictions [J]. *Meteorological Applications*, 2017, 24(3): 315–325.
- [2] Vitart F, Robertson A W, Brookshaw A, et al. The WWRP/WCRP S2S project and its achievements [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2025, 106(5): 791–808.
- [3] Vitart F, Ardilouze C, Bonet A, et al. The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2017, 98(1): 163–173.
- [4] Pegion K, Kirtman B P, Becker E, et al. The Subseasonal Experiment (SubX): a multimodel subseasonal prediction experiment [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2019, 100(10): 2043–2060.
- [5] Meehl G A, Richter J H, Teng H Y, et al. Initialized Earth system prediction from subseasonal to decadal timescales [J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2021, 2(5): 340–357.
- [6] Mulholland D P, Laloyaux P, Haines K, et al. Origin and Impact of Initialization shocks in coupled atmosphere-ocean forecasts [J]. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(11): 4631–4644.
- [7] Lea D J, Mirouze I, Martin M J, et al. Assessing a new coupled data assimilation system based on the met office coupled atmosphere-land-ocean-sea ice model [J]. *Monthly Weather Review*, 2015, 143(11): 4678–4694.
- [8] Browne P A, De Rosnay P, Zuo H, et al. Weakly Coupled ocean-atmosphere data assimilation in the ECMWF NWP System [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(3): 234.
- [9] Trémole Y, Auligné T. The joint effort for data assimilation integration (JEDI) [N]. *Joint Center for Satellite Data Assimilation (JCSDA) Quarterly Newsletter*, 2020.
- [10] Sluka T C, Penny S G, Kalnay E, et al. Assimilating atmospheric observations into the ocean using strongly coupled ensemble data assimilation [J]. *Geophysical Research Letters*, 2016, 43(2): 752–9.
- [11] 鲍艳, 吕世华. 干旱、半干旱区陆-气相互作用的研究进展 [J]. *中国沙漠*, 2006, 26(3): 454–460.
- [12] 朱德琴, 高晓清, 陈文. 陆面模式(SSiB)对敦煌荒漠戈壁下垫面陆面过程的模拟及敏感性试验 [J]. *中国沙漠*, 2006, 26(3): 466–472.
- [13] 程姗岭, 于海鹏, 任钰, 等. 中国干旱半干旱区气候异常影响机理研究进展 [J]. *中国沙漠*, 2023, 43(3): 21–35.
- [14] Penny S G, Akella S, Buehner M, et al. Coupled Data Assimilation for Integrated Earth System Analysis and Prediction: Goals, Challenges, and Recommendations [R]. 2017.
- [15] Zhang S Q, Liu Z Y, Zhang X F, et al. Coupled data assimilation and parameter estimation in coupled ocean-atmosphere models: a review [J]. *Climate Dynamics*, 2020, 54(11): 5127–5144.
- [16] Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. The ERA5 global reanalysis [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2020, 146(730): 1999–2049.
- [17] Laloyaux P, Balmaseda M, Dee D, et al. A coupled data assimilation system for climate reanalysis [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(694): 65–78.
- [18] Fujii Y, Yoshida T, Sugimoto H, et al. Evaluation of a global ocean reanalysis generated by a global ocean data assimilation system based on a four-dimensional variational (4DVAR) method [J]. *Frontiers in Climate*, 2023, 4: 1019673.
- [19] Saha S, Moorthi S, Pan H L, et al. The NCEP climate forecast system reanalysis [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2010, 91(8): 1015–58.
- [20] Choi N, Lee M I, Ham Y G, et al. Reducing initialization shock by atmosphere-ocean coupled data assimilation and its impacts on the subseasonal prediction skill [J]. *Journal of Climate*, 2025, 38(6): 1389–1401.
- [21] Barton N, Metzger E J, Reynolds C A, et al. The navy's earth system prediction capability: a new global coupled atmosphere-ocean-sea ice prediction system designed for daily to subseasonal forecasting [J]. *Earth and Space Science*, 2021, 8(4): e2020EA001199.
- [22] Mogensen K, Weaver A, Balmaseda M. The NEMOVAR ocean data assimilation system as implemented in the ECMWF ocean analysis for System 4 [R]. ECMWF, 2012.
- [23] Penny S G, Kalnay E, Carton J A, et al. The local ensemble transform Kalman filter and the running-in-place algorithm applied to a global ocean general circulation model [J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2013, 20(6): 1031–1046.
- [24] Hackert E, Akella S, Ren L, et al. Impact of the TAO/TRITON array on reanalyses and predictions of the 2015 El Niño [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2023, 128(11): e2023JC020039.
- [25] Liu X, Yao J, Wu T, et al. Development of coupled data assimilation with the BCC climate system model: highlighting the role of sea-ice assimilation for global analysis [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2021, 13(4): e2020MS002368.
- [26] Molod A, Hackert E, Vikhliav Y, et al. GEOS-S2S Version 2: The GMAO high-resolution coupled model and assimilation system for seasonal prediction [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(5): e2019JD031767.
- [27] Liu Y K, Bao Q, He B, et al. Dynamical Madden-Julian oscillation forecasts using an ensemble subseasonal-to-seasonal forecast system of the IAP-CAS model [J]. *Geoscientific Model Development*, 2024, 17(16): 6249–6275.
- [28] Wu T W, Yu R C, Lu Y X, et al. BCC-CSM2-HR: a high-resolution version of the Beijing climate center climate system model [J]. *Geoscientific Model Development*, 2021, 14(5): 2977–

- 3006.
- [29] Lu F, Harrison M J, Rosati A, et al. GFDL's SPEAR seasonal prediction system: initialization and ocean tendency adjustment (OTA) for coupled model predictions [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2020, 12(12): e2020MS002149.
- [30] Wu J Y, Li Y, Luo J J, et al. Prediction and predictability of boreal winter MJO using a multi-member subseasonal to seasonal forecast system of NUIST (NUIST CFS 1.1) [J]. *Climate Dynamics*, 2024, 62(5): 3003–3026.
- [31] Zeng L J, Bao Q, Wu X F, et al. Impacts of humidity initialization on MJO prediction: a study in an operational sub-seasonal to seasonal system [J]. *Atmospheric Research*, 2023, 294: 106946.
- [32] Kettleborough J A, Davis P J, Comer R E, et al. Global seasonal forecasting system 6 (GloSea6): a large ensemble seasonal forecasting system [J]. *Monthly Weather Review*, 2026, 154(1): 39–57.
- [33] Buehner M, Caya A, Carrieres T, et al. Assimilation of SSMIS and ASCAT data and the replacement of highly uncertain estimates in the environment canada regional ice prediction system [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2016, 142(695): 562–73.
- [34] Tondeur M, Carrasi A, Vannitsem S, et al. On Temporal Scale Separation in Coupled Data Assimilation with the Ensemble Kalman Filter [J]. *Journal of Statistical Physics*, 2020, 179(5): 1161–1185.
- [35] Kalnay E, Sluka T, Yoshida T, et al. Review article: towards strongly coupled ensemble data assimilation with additional improvements from machine learning [J]. *Nonlin Processes Geophys*, 2023, 30(2): 217–236.
- [36] Smith P J, Fowler A M, Lawless A S. Exploring strategies for coupled 4D-Var data assimilation using an idealised atmosphere-ocean model [J]. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 2015, 67(1): 27025.
- [37] Smith P J, Lawless A S, Nichols N K. The role of cross-domain error correlations in strongly coupled 4D-Var atmosphere-ocean data assimilation [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2020, 146(730): 2450–2465.
- [38] Yoshida T, Kalnay E. Correlation-cutoff method for covariance localization in strongly coupled data assimilation [J]. *Monthly Weather Review*, 2018, 146(9): 2881–2889.
- [39] Miwa N, Sawada Y. Strongly versus weakly coupled data assimilation in coupled systems with various inter-compartment interactions [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2024, 16(3): e2022MS003113.
- [40] Goodliff M, Penny S G. Developing 4D-Var for strongly coupled data assimilation using a coupled atmosphere-ocean quasi-geostrophic model [J]. *Monthly Weather Review*, 2022, 150(9): 2443–2458.
- [41] De Andrade F M, Coelho C A S, Cavalcanti I F A. Global precipitation hindcast quality assessment of the Subseasonal to Seasonal (S2S) prediction project models [J]. *Climate Dynamics*, 2019, 52(9): 5451–75.
- [42] Liu X F, Zhu Z W, Chen S J, et al. Do the S2S models have prediction skills beyond the weather timescale for winter snowfall over eastern China? [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2026, 43(4): 874–888.
- [43] Richter J H, Glanville A A, King T, et al. Quantifying sources of subseasonal prediction skill in CESM2 [J]. *npj Climate and Atmospheric Science*, 2024, 7(1): 59.
- [44] Koster R D, Mahanama S P P, Yamada T J, et al. The Second phase of the global land-atmosphere coupling experiment: soil moisture contributions to subseasonal forecast skill [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2011, 12(5): 805–822.
- [45] Demott C A, Klingaman N P, Woolnough S J. Atmosphere-ocean coupled processes in the Madden-Julian oscillation [J]. *Reviews of Geophysics*, 2015, 53(4): 1099–1154.
- [46] Bengtsson L, Tulich S N, Dias J, et al. The crucial role of the initial state in MJO prediction [J]. *Geophysical Research Letters*, 2025, 52(8): e2025GL115833.
- [47] Kim H, Janiga M A, Pegion K. MJO Propagation processes and mean biases in the subX and S2S reforecasts [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2019, 124(16): 9314–9331.
- [48] Wu J, Ren H L, Lu B, et al. Effects of Moisture Initialization on MJO and its Teleconnection Prediction in BCC Subseasonal Coupled Model [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(1): e2019JD031537.
- [49] Webber B G M, Matthews A J, Heywood K J, et al. Ocean Rossby waves as a triggering mechanism for primary Madden-Julian events [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2012, 138(663): 514–527.
- [50] Christophersen J A, Rydbeck A, Flatau M, et al. Oceanic Rossby wave predictability in ECMWF's subseasonal-to-seasonal reforecasts [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2024, 150(759): 1048–1067.
- [51] Zheng C, Chang E K-M, Kim H, et al. Subseasonal to seasonal prediction of wintertime northern hemisphere extratropical cyclone activity by S2S and NMME Models [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2019, 124(22): 12057–12077.
- [52] Balan-Sarajini B, Balmaseda M A, Vitart F, et al. Impact of ocean in-situ observations on ECMWF sub-seasonal forecasts [J]. *Frontiers in Marine Science*, 2024, 11: 1396491.
- [53] Wei H-H, Subramanian A C, Karnauskas K B, et al. The role of in situ ocean data assimilation in ECMWF subseasonal forecasts of sea-surface temperature and mixed-layer depth over the tropical Pacific ocean [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2023, 149(757): 3513–3524.
- [54] Hackert E, Akella S, Ruiz-Xomchuk V, et al. Impact of rain-adjusted satellite sea surface salinity on ENSO predictions From the GMAO S2S Forecast System [J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2025, 130(5): e2024JC021773.

- [55] Bai H, Li B, Mehra A, et al. The impact of tropical SST biases on the S2S precipitation forecast skill over the contiguous United States in the UFS global coupled model [J]. *Weather and Forecasting*, 2023, 38(6): 937–952.
- [56] Domeisen D I V, Butler A H, Charlton-Perez A J, et al. The role of the stratosphere in subseasonal to seasonal prediction: 2. predictability arising from stratosphere-troposphere coupling [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(2): e2019JD030923.
- [57] Domeisen D I V, Butler A H, Charlton-Perez A J, et al. The role of the stratosphere in subseasonal to seasonal prediction: 1. predictability of the stratosphere [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2020, 125(2): e2019JD030920.
- [58] Lawrence Z D, Elsbury D, Butler A H, et al. Evaluation of processes related to stratosphere-troposphere coupling in GFSv12 Subseasonal hindcasts [J]. *Monthly Weather Review*, 2023, 151(7): 1735–1755.
- [59] Lonitz K, Vitart F, Healy S B, et al. Sub-seasonal impact of GNSS radio occultation data [J]. *Geophysical Research Letters*, 2025, 52(21): e2025GL116068.
- [60] Koster R D, Mahanama S P P, Yamada T J, et al. Contribution of land surface initialization to subseasonal forecast skill: first results from a multi-model experiment [J]. *Geophysical Research Letters*, 2010, 37(2): 1–14.
- [61] Wedd R, Alves O, De Burgh-Day C, et al. ACCESS-S2: the upgraded bureau of meteorology multi-week to seasonal prediction system [J]. *Journal of Southern Hemisphere Earth Systems Science*, 2022, 72(3): 218–42.
- [62] Nair A S, Counillon F, Keenlyside N. Improving subseasonal forecast skill in the norwegian climate prediction model using soil moisture data assimilation [J]. *Climate Dynamics*, 2024, 62(12): 10483–10502.
- [63] Ardilouze C, Boone A A. Impact of initializing the soil with a thermally and hydrologically balanced state on subseasonal predictability [J]. *Climate Dynamics*, 2024, 62(4): 2629–2644.
- [64] Li W K, Hu S Z, Hsu P-C, et al. Systematic bias of Tibetan Plateau snow cover in subseasonal-to-seasonal models [J]. *The Cryosphere*, 2020, 14(10): 3565–79.
- [65] Liu A L, Yang J, Bao Q, et al. Subseasonal-to-seasonal prediction of arctic sea ice using a fully coupled dynamical ensemble forecast system [J]. *Atmospheric Research*, 2023, 295: 107014.
- [66] Xiu Y W, Luo H, Yang Q H, et al. The challenge of arctic sea ice thickness prediction by ECMWF on subseasonal time scales [J]. *Geophysical Research Letters*, 2022, 49(8): e2021GL097476.
- [67] Vitart F, Robertson A W. The sub-seasonal to seasonal prediction project (S2S) and the prediction of extreme events [J]. *npj Climate and Atmospheric Science*, 2018, 1(1): 3.
- [68] Lee C Y, Camargo S J, Vitart F, et al. Subseasonal tropical Cyclone genesis prediction and MJO in the S2S dataset [J]. *Weather and Forecasting*, 2018, 33(4): 967–988.
- [69] Hu J L, Xu J X, Luo J J, et al. Sub-seasonal forecast of global marine heatwaves based on NUIST CFS1.1 [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2025, 42(7): 1285–300.
- [70] Lim Y K, Deangelis A M, Thomas N P, et al. Remote forcing and prediction of the June 2023 Texas heat wave [J]. *Journal of Climate*, 2025, 38(21): 6397–6411.
- [71] Lim Y, Molod A M, Koster R D, et al. The role of land-atmosphere coupling in subseasonal surface air temperature prediction across the contiguous United States [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2025, 29(15): 3435–45.
- [72] Camp J, Gregory P, Marshall A G, et al. Skilful multiweek predictions of tropical cyclone frequency in the Northern Hemisphere using ACCESS-S2 [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2024, 150(762): 2848–2868.
- [73] Lamichhane D, Bao Q, Jin R, et al. Dynamical prediction of sub-seasonal tropical cyclones: IAP-CAS model advances [J]. *Atmospheric Research*, 2026, 330: 108551.
- [74] Geer A J. Learning earth system models from observations: machine learning or data assimilation? [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2021, 379(2194): 20200089.
- [75] Shlezinger N, Revach G, Ghosh A, et al. Artificial intelligence-aided kalman Filters: AI-Augmented designs for kalman-type algorithms [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2025, 42(3): 52–76.
- [76] Farchi A, Chrut M, Bocquet M, et al. Online model error correction with neural networks in the incremental 4D-Var framework [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2023, 15(9): e2022MS003474.
- [77] Chen T-C, Penny S G, Whitaker J S, et al. Correcting systematic and state-dependent errors in the NOAA FV3-GFS using neural networks [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2022, 14(11): e2022MS003309.
- [78] Melinc B, Perkan U, Zaplotnik Ž. A unified neural background-error covariance model for midlatitude and tropical atmospheric data Assimilation [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2026, 18(1): e2025MS005360.
- [79] Xue Y, Simon S M, Anderson J R, et al. Advancing NOAA's subseasonal and seasonal applications and enhancing collaboration among stakeholders, modelers, and researchers [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2025, 106(7): 1295–1302.

Research progress on initialization methods for subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction and their impacts on forecast skill

Song Linlin^{1a,2a}, He Yujun^{1b}, Wang Bin^{1a,2b}

(1. a. *National Key Laboratory of Earth System Numerical Modeling and Application* / b. *Laboratory of Atmospheric and Oceanic Dynamics, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China*; 2. a. *College of Earth and Planetary Science* / b. *College of Marine Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Subseasonal-to-seasonal (S2S) prediction lies between short-range weather forecasting and long-term climate prediction, and its forecast skill depends to a large extent on the initialization quality of climate system model. Unlike short-range weather forecasts, whose signals mainly come from initial conditions, and seasonal-to-interannual predictions, which are influenced by both initial condition and external forcing, the predictability of S2S forecasts arises from the interactions between fast atmospheric processes in the troposphere and slower processes such as those in the ocean, land surface, and stratosphere. How to account for processes operating on different timescales during initialization and to enhance the internal consistency of the coupled system is the key to improving S2S prediction capability. This paper reviews the recent progress in initialization methods for S2S prediction and classifies them into uncoupled, weakly coupled, and strongly coupled initialization approaches according to the degree of coupling. Based on an analysis of 18 forecasting systems from major operational centers worldwide, weakly coupled data assimilation currently achieves good performance in terms of physical consistency, numerical stability, and forecast skill, and has become the mainstream approach for operational initialization. Furthermore, starting from the major sources of S2S predictability, including the Madden-Julian Oscillation (MJO), the El Niño-Southern Oscillation (ENSO), stratosphere-troposphere coupling, land-surface memory, and sea ice, the study discusses the roles of different assimilation strategies and their influence on subseasonal prediction of extreme events. The methodological challenges facing strongly coupled data assimilation and possible future directions are also discussed.

Key words: subseasonal-to-seasonal (s2s) prediction; coupled data assimilation; initialization shock; sources of predictability; artificial intelligence