



点 评

提升天气预报能力: 数据同化中初始条件敏感性与误差动态的问题

符伟伟^{1,2,3*}

1. 复旦大学大气与海洋科学系, 上海 200438

2. 复旦大学极地海冰系统与天气气候教育部重点实验室, 上海 200438

3. 复旦大学极端天气气候与健康风险互联和治理国际卓越中心, 上海 200438

* 通讯作者, E-mail: wwfu@fudan.edu.cn

收稿日期: 2024-09-20; 收修改稿日期: 2024-12-11; 接受日期: 2024-12-13; 网络版发表日期: 2025-01-09

在现代的数值预报中, 数据同化(data assimilation)是不可或缺的过程(Kalnay, 2002). 研究表明, 通过将实时的观测数据整合到预报模型中, 无论是短期天气预报(Bauer等, 2015; Bannister, 2017)还是长期气候预测(Karspeck等, 2013; Mochizuki等, 2016)的精度都能得到显著提高. 短期数值预报可以视为“初始条件问题”, 但是, 随着预报时间的延长, “初值”的重要性会不断衰减(Meehl等, 2009). 为了提高初始条件的精度, 过去二十年中, 国内外开展了大量的关于同化方法改进和不同类型观测数据(如卫星辐射率、GPS无线电掩星、飞机数据、雷达观测等)同化的研究(王仲睿等, 2024). 然而, 数据同化方法与不同类型的观测数据如何相互作用, 这种作用又如何影响后续误差的增长, 学界当前的认知仍然是有限的(Fowler等, 2018). 王仲睿等(2024)的研究论文“数据同化组成部分对初始条件和误差增长的影响”, 从一个新的视角研究了数据同化的不同组成部分对初始条件的误差和后续预报误差增长的影响.

王仲睿等(2024)的研究强调初始条件的准确性在数值天气预报中的关键作用. 简单来说, 在预报过程中, 初始条件中误差的传播和放大, 是导致预报结果

出现显著不准确的重要原因, 也就是所谓的“可预报性”问题. 因此, 想要改进预测模式和提高预报技巧, 理解初始微小的误差如何随着时间的推移发展成为“较大误差”是至关重要的. 同时, 理解误差的增长特征也同样有助于数据同化方法的改进. 在这方面, 国内的学者也基于不同的方法探讨了“可预报性”的问题, 如条件非线性最优扰动方法(CNOP)(Mu等, 2003; Duan和Mu, 2009; Duan和Huo, 2016)、i4Dvar(Tian等, 2021)、IAU-4DVar(王仲睿等, 2024)等. 在“可预报性”的研究中, 必须考虑到大气的混沌性质, 这也意味着即使是微小的初始场差异也能导致截然不同的预报结果. 因此, 可以预见, 在数值预报模式中, 持续的数据同化对于纠正这些差异和保持预报的可靠性是至关重要的.

数据同化中有几个核心组成部分, 例如初始背景场(先验信息)、观测误差协方差、观测算子, 以及背景误差协方差. 这几个部分在同化过程中协同作用, 初始背景场通过新的观测数据得到更新, 背景误差协方差则决定了对先验信息的信任程度, 而同化的增量取决于背景误差协方差与观测误差协方差之间的相对权重. 但是需要指出, 不同观测资料的正则化也是目前

中文引用格式: 符伟伟. 2025. 提升天气预报能力: 数据同化中初始条件敏感性与误差动态的问题. 中国科学: 地球科学, 55(2): 665–668, doi: [10.1360/SSTe-2024-0256](https://doi.org/10.1360/SSTe-2024-0256)

英文引用格式: Fu W. 2025. Enhancing weather predictions: Initial condition sensitivity and error dynamics in data assimilation. Science China Earth Sciences, 68(2): 649–652, <https://doi.org/10.1007/s11430-024-1487-2>

数据同化中的一个重要问题。王仲睿等(2024)利用洛伦兹模型和集合卡尔曼滤波方法, 对数据同化中的几个核心组成部分进行了不同方式的组合, 详细研究了不同方案对初始条件和误差增长的影响。其中, 观测数据的频率(同化时间窗口长度)从6小时到10天不等, 同化的方式包括循环同化和离线同化, 背景误差协方差包括流依赖(P^f)和静态(B), 预报的方式则考虑了集合预报和确定性预报, 基于以上条件的不同组合, 作者共进行了12组敏感性实验(见王仲睿等, 2024的表1)。结果表明, 观测误差模型和同化算法的选择, 在减少初始条件误差和随后的预报误差方面的有效性明显不同:

(1) 在观测数据频繁的情况下(如6小时观测), 具有流依赖性的背景误差协方差(P^f)在循环同化中所产生

的初始条件误差比使用静态背景误差协方差(B)的离线同化小一个数量级(图1a和1b)。但是, 在离线同化中使用流依赖背景误差会产生较大的误差(试验4和11)。

(2) 一般情况下, 相比于静态背景误差协方差(B), 流依赖的背景误差协方差(P^f)能更好地提取观测信息。但是在先验信息较少的情况下, 例如离线同化中, 静态的B能更好地提取观测信息, 其后验误差比使用流依赖 P^f 的同化实验更小。

(3) 在观测信息频繁的情况下, 集合预报比确定性预报在分析中更具优势(图1a和1b), 而且循环同化优于离线同化。

(4) 当模型的预测能力低且观测信息量不足时, 循环同化的重要性随着预报时间降低, 原因在于, 相比于从气候态分布中随机抽样得到的先验估计, 循环同化

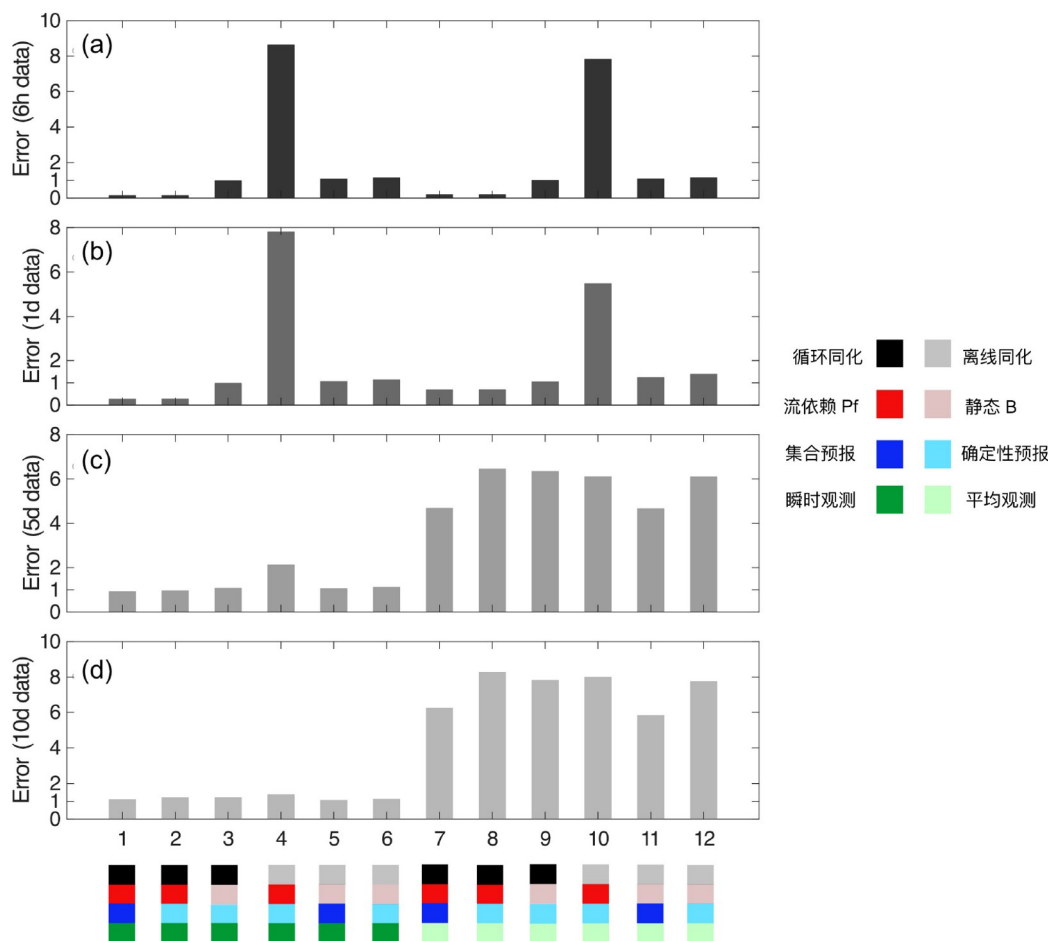


图1 (网络版彩图)不同数据同化配置在同化6小时、1天、5天和10天频率观测数据时的后验误差

共计12种数据同化配置, 代表了预报中误差增长的不同方式。x轴的堆叠条显示了4个同化组件的配置(结果由王仲睿等(2024)中的表1和表2总结得到)

构建的先验信息更少。

(5) 在观测信息较少的情况, 时间窗口更短的同化组合效果更好(图1c和1d中的实验1~6)。

王仲睿等(2024)的研究系统地展示了数据同化中不同组成部分的作用。基于频率不同的观测数据, 作者详细比较了数据同化的不同组成部分对预报误差增长的影响, 并且阐明了同化策略的选择对改进同化效果的作用。总体来说, 过程考虑更加全面, 同化的不同组成部分更加协调的实验方案能够提供更好的初始条件, 从而减缓预报中的误差增长速度。例如, 在集合预报中使用高频的观测资料(如高分辨率卫星数据)结合流依赖的背景协方差矩阵, 能够得到更高的预报技巧。

除了数值天气预报以外, 数据同化技术的进步也会影响其他学科领域的发展。例如, 在水文学中, 改进的数据同化方法可以显著提高水文模型的准确性, 从而改善水资源管理、洪水预测和干旱预报, 这有助于减轻水资源短缺和洪涝对社区和生态系统的影响(Liu等, 2008)。改进的数据同化技术也可以提高海洋环流模式的准确性, 这对于研究海洋生态系统、预测海洋现象如厄尔尼诺和拉尼娜、大西洋经向翻转环流以及理解全球碳循环至关重要(Stammer等, 2002; Wunsch和Heimbach, 2013)。此外, 改进的数据同化技术有助于追踪污染物和评估海洋环境健康, 从而保护海洋生物多样性和可持续利用海洋资源(Masuda等, 2010; Balmaseda等, 2013)。

但是, 我们也应该看到, 未来的数据同化还存在一些亟需解决的关键问题。例如, 模式误差可能源于对物理过程的表示方法不准确、数值近似或初始条件的不完整, 因此, 数值模式和数据同化方法的改进应该是相辅相成的。未来数据同化研究另一个挑战是如何在跨圈层的耦合模式中开展数据同化, 这也是使用耦合模式开展“无缝预报”(Frolov等, 2016)的关键环节。使用单一耦合模式, 开展从天气预报、到季节-年际预报、再到更长时间的气候预报是目前气候预测的主要趋势, 耦合模式的初始化需要跨圈层的耦合数据同化(coupled data assimilation), 也就是在耦合模式的框架内联合进行模式预测和状态估计, 从而得到物理上平衡且自洽的耦合模式初始场(Penny和Hamill, 2017; Zhang等, 2020), 这就对同化技术的精细化提出了更高的要求。原因在于, 在集成大气、海洋、陆地和海冰等各种分量的耦合模式中, 单一模式分量的数据同

化将会影响其他分量的模拟和预报能力。另外, 值得注意的是, 在耦合同化中, 由于观测资料的影响跨越不同模式分量的界面(Zhang等, 2020), 例如, 受地表辐射和气溶胶影响的辐射观测、受海表高度和波浪粗糙度影响的卫星高度计观测等, 这也意味着在不同的观测算子计算中需要考虑耦合预报状态的更新。

出于研究目的, 王仲睿等(2024)使用简化的洛伦兹模型是很好的尝试, 但是, 从简单模型得出的结论是否能够可靠地推广到更真实的模式甚至复杂耦合模式之中, 还有很多的问题需要证实。另外, 同化方法的选择也取决于所研究的具体问题, 对任何一种新的同化方法的评估必须在一系列从简单到更复杂的模型中进行, 同时也要量化不同同化分量的影响。从这个意义上说, 王仲睿等(2024)的研究对于未来数据同化方法的发展和具体应用都有一定的启发意义。

参考文献

- 王仲睿, 孙浩昊, 雷荔傑, 谈哲敏, 张熠. 2024. 数据同化组成部分对初始条件和误差增长的影响. *中国科学: 地球科学*, 54: 110–121
- Balmaseda M A, Mogenssen K, Weaver A T. 2013. Evaluation of the ECMWF ocean reanalysis system ORAS4. *Q J R Meteorol Soc*, 139: 1132–1161
- Bannister R N. 2017. A review of operational methods of variational and ensemble-variational data assimilation. *Q J R Meteorol Soc*, 143: 607–633
- Bauer P, Thorpe A, Brunet G. 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature*, 525: 47–55
- Duan W S, Mu M. 2009. Conditional nonlinear optimal perturbation: Applications to stability, sensitivity, and predictability. *Sci China Ser D-Earth Sci*, 52: 883–906
- Duan W, Huo Z. 2016. An approach to generating mutually independent initial perturbations for ensemble forecasts: Orthogonal conditional nonlinear optimal perturbations. *J Atmos Sci*, 73: 997–1014
- Fowler A M, Dance S L, Waller J A. 2018. On the interaction of observation and prior error correlations in data assimilation. *Q J R Meteorol Soc*, 144: 48–62
- Frolov S, Bishop C H, Holt T, Cummings J, Kuhl D. 2016. Facilitating strongly coupled ocean-atmosphere data assimilation with an interface solver. *Mon Weather Rev*, 144: 3–20
- Kalnay E. 2002. *Atmospheric Modeling, Data Assimilation, and Predictability*. Cambridge: CUP. 341
- Karspeck A R, Yeager S, Danabasoglu G, Hoar T, Collins N, Raeder K,

- Anderson J, Tribbia J. 2013. An ensemble adjustment Kalman filter for the CCSM4 ocean component. *J Clim*, 26: 7392–7413
- Liu Y, Gupta H, Springer E, Wagener T. 2008. Linking science with environmental decision making: Experiences from an integrated modeling approach to supporting sustainable water resources management. *Environ Model Software*, 23: 846–858
- Liu Y, Gupta H V. 2007. Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water Resour Res*, 43: 2006WR005756
- Masuda S, Awaji T, Sugiura N, Matthews J P, Toyoda T, Kawai Y, Doi T, Kouketsu S, Igarashi H, Katsumata K, Uchida H, Kawano T, Fukasawa M. 2010. Simulated rapid warming of abyssal north Pacific waters. *Science*, 329: 319–322
- Meehl G A, Goddard L, Murphy J, Stouffer R J, Boer G, Danabasoglu G, Dixon K, Giorgetta M A, Greene A M, Hawkins E, Hegerl G, Karoly D, Keenlyside N, Kimoto M, Kirtman B, Navarra A, Pulwarty R, Smith D, Stammer D, Stockdale T. 2009. Decadal prediction can it be skillful? *Bull Am Meteorol Soc*, 90: 1467–1485
- Mochizuki T, Masuda S, Ishikawa Y, Awaji T. 2016. Multiyear climate prediction with initialization based on 4D-Var data assimilation. *Geophys Res Lett*, 43: 3903–3910
- Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications. *Nonlin Processes Geophys*, 10: 493–501
- Penny S G, Hamill T M. 2017. Coupled data assimilation for integrated earth system analysis and prediction. *Bull Am Meteorol Soc*, 98: ES169–ES172
- Stammer D, Wunsch C, Giering R, Eckert C, Heimbach P, Marotzke J, Adcroft A, Hill C N, Marshall J. 2002. Global ocean circulation during 1992–1997, estimated from ocean observations and a general circulation model. *J Geophys Res-Oceans*, 107: 3118
- Tian X, Zhang H, Feng X, Li X. 2021. i4DVar: An integral correcting four-dimensional variational data assimilation method. *Earth Space Sci*, 8: e2021EA001767
- Wang L, Liu Y, Xu D, Zhang L, Leung J C H, Li H, Gong J, Zhang B. 2024. An incremental analysis update in the framework of the four-dimensional variational data assimilation: Description and preliminary tests in the operational China Meteorological Administration Global Forecast System. *Q J R Meteorol Soc*, 150: 2104–2122
- Wunsch C, Heimbach P. 2013. Dynamically and kinematically consistent global ocean circulation and ice state estimates. In: Siedler G, et al., eds. *Ocean Circulation and Climate: A 21st Century Perspective*, vol. 103, International Geophysics. Oxford: Academic Press. 553–579
- Zhang S, Liu Z, Zhang X, Wu X, Han G, Zhao Y, Yu X, Liu C, Liu Y, Wu S, Lu F, Li M, Deng X. 2020. Coupled data assimilation and parameter estimation in coupled ocean-atmosphere models: A review. *Clim Dyn*, 54: 5127–5144

(责任编辑: 段晚锁)