中国科学: 地球科学 2016 年 第 46 卷 第 8 期: 1076 ~ 1086
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

评 述

古气候数据同化: 缘起、进展与展望

方苗[①②], 李新[①③*]

① 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所, 兰州 730000;
② 中国科学院大学, 北京 100049;
③ 中国科学院青藏高原地球科学卓越创新中心, 北京 100101
* 通讯作者, E-mail: lixin@lzb.ac.cn

收稿日期: 2015-12-23; 接受日期: 2016-05-03; 网络版发表日期: 2016-08-04
国家自然科学基金重大研究计划项目(批准号: 91425303, 91225302)和中国科学院创新交叉团队项目资助

摘要 对过去气候变化的准确重建, 有助于理解过去气候变化机制、认清现在气候变化形式和预估未来气候变化情景. 古气候数据同化是 2000 年才出现的一种过去气候重建方法, 是目前古气候重建领域的一个重要研究方向, 它植根于大气、海洋和陆面数据同化的理论框架内, 将气候模式和代用资料有效融合, 优势互补, 以期得到既符合气候变化物理学规律和动力学机制、又包含代用资料记录的气候变化信息的重建结果, 在古气候重建领域已经崭露头角. 结合国外古气候数据同化研究历程与现状, 介绍了古气候数据同化的背景、概念、理论基础, 概括了其特点和发展脉络, 分析了目前应用较为活跃的三种古气候数据同化方法(松弛逼近法、粒子滤波、集合平方根滤波)及其部分研究案例, 并对古气候数据同化目前所存在的一些关键问题进行了阐述. 最后对古气候数据同化在未来可能需要重点关注的研究方向作出了展望.

关键词 气候重建, 古气候模拟, 代用资料, 数据同化

1 引言

代用资料重建(Jones等, 1998; Yang等, 2002; Mann等, 2008, 2009; 郑卓等, 2013)和气候模式模拟(Crowley, 2000; Otto-Bliesner等, 2006; Ammann等, 2007; Jungclaus等, 2010; 肖栋等, 2012)是过去气候变化研究的两个常用途径. 两种方法有着不同的方法论, 为过去气候变化研究提供了两种不同的思路. 代用资料作为过去气候变化信息的"忠实记录者"[1), 蕴藏着一定空间和时间内气候变化的"变化场景"(PAGES 2k Consortium, 2013). 气候模式模拟能依靠模式内在的物理过程和动力学机制, 给出气候变化在时间和空间上的连续演进. 独立使用两种方法中的任何一种都可以对过去气候的变化进行研究

1) NOAA Paleoclimatology Data Centre把代用资料形象的比喻成"a magnetic cassette tape recording", 而科学家重建和理解过去气候变化的过程其实就是用合理的方法去"play back the tape", 因此作者在本文中把代用资料引申为过去气候变化信息的"忠实记录者". http://www.ncdc.noaa.gov/paleo/slides/slideset/12/

中文引用格式: 方苗, 李新. 2016. 古气候数据同化: 缘起、进展与展望. 中国科学: 地球科学, 46: 1076–1086, doi: 10.1360/N072015-00432
英文引用格式: Fang M, Li X. 2016. Paleoclimate data assimilation: Its motivation, progress and prospects. Science China Earth Sciences, 59: 1817–1826, doi: 10.1007/s11430-015-5432-6

© 2016《中国科学》杂志社 www.scichina.com

(Phipps等, 2013). 同时, 两种方法又是互补关系, 通过两种方法的结果的相互比较和验证, 一方面有助于发现气候模式的不足进而有针对性地去改进气候模式的模拟能力, 另一方面可以基于过去气候变化的事实结合气候系统变化的规律更好地认识和理解过去气候变化的机制(Phipps等, 2013).

然而, 目前两种方法并非已经达到完美境界. 首先, 气候系统是一个复杂的、非线性的巨系统, 其本身的某些复杂物理过程至今还没有被完全地捕捉和理解, 从而导致气候模式所包含的物理过程和对物理过程的数学描述就有局限性; 而气候模式中参数化方案、耦合方案、方程离散化方案、初始与边界条件等因素的微小变化, 都会引起气候模式模拟结果明显偏离实际观测值(Gillett, 2005; Kalnay, 2003; Widmann等, 2010; Phipps等, 2013; Fang和Li, 2016). 其次, 气候系统的变化受到内因和外因的共同作用, 气候系统内部的"准随机(quasi-random)"变化属于内因, 外部驱动属于外因(Kalnay, 2003; Phipps 等, 2013). Widmann等(2010)指出: 气候系统内部的"准随机"变化随时间的演化过程是无法通过气候模式来模拟的, 并且气候系统对外部驱动的响应也是一个极其复杂的过程, 对这个复杂过程的准确模拟也是极具难度. 第三, 目前所得到的代用资料在全球分布还很稀疏(Mann等, 2008, 2009). 且代用资料作为一种观测数据(更具体的说法是点观测数据), 本质上是随机变量, 其本身不可避免的包含有观测误差. 观测误差进一步可以分为代表性误差和器测误差(李新, 2013). 以代表性误差为例, 在某一个采样点获取的代用资料指标, 其实际所能代表的空间范围是一个很难确定的量, 如果我们以这个点上的重建结果去解释一定区域内的气候变化过程, 给出的解释其误差通常是无法准确衡量. 最后, 使用代用资料重建过去气候变化, 通常要基于一个最基本的假设: 气候变量与代用资料指标之间的统计关系是一种静态不变的关系(Franke等, 2010; Bhend等, 2012), 但是这种假设已经遭到了很多学者的质疑(Christiansen等, 2009; Rutherford 等, 2010; Smerdon, 2011; McShane 和 Wyner, 2011; Wahl和Ammann, 2011). von Storch等(2004)特别强调: 为数不少的研究(Crowley, 2000; Gerber等, 2003; Bauer等, 2003; Goosse等, 2004)表现出了气候模式模拟的结果与代用资料重建的结果出现了明显的不一致, 这种不一致使大家对基于回归关系的重建结果的可信性提出了质疑. Phipps等(2013)和Steiger等(2014)也明确指出这种统计关系是随着样本数据变化(包括样本个数、样本时间变化)而变化的动态关系. 那么, 用这种统计关系去恢复过去千年甚至更长时间的气候指标, 其适用性和结果很容易受到质疑.

2 古气候数据同化的概念、特点、方法与应用

2.1 古气候数据同化的概念

起源于大气和海洋科学中的数据同化(王跃山, 1999)是把观测数据和模式模拟进行最优融合、产生最优状态估计的一种优化方法, 通过数据同化能对观测和模拟误差进行定量估计, 也能通过观测数据去合理地约束模型模拟的轨迹, 从而产生与观测和模型物理机制一致但又比观测和模型模拟更优的结果(Talagrand, 1997; Bouttier和Courtier, 1999; Robinson和Lermusiaux, 2000; 李新等, 2007; 李新, 2013).

数据同化为古气候研究提供了一个数学框架, 在这个框架内可以把代用资料和气候模式各自的优点结合到一起, 同时巧妙地处理各自的误差, 为古气候研究开辟了新的思路. 古气候数据同化的思想是通过代用资料和观测算子来约束古气候模式的运行轨迹, 以此对过去气候变化的状态作出最优的估计. 通过数据同化所重建的过去的气候状态既和气候模式的物理学规律和动力学机制一致, 又和代用资料所反映的过去气候事实一致, 还能对误差进行定量评估(Widmann等, 2010; Hakim等, 2013), 是一种两全其美的(best-of-both-worlds)方法(Edwards等, 2013).

从von Storch等(2000)第一次把数据同化引入到古气候研究中以来, 很多数据同化方法都接连不断地被用于古气候重建, 比如: 松弛逼近法(nudging)(von Storch等, 2000)、贝叶斯估计理论(Bayesian estimation rule)(Hargreaves和Annan, 2002)、驱动奇异向量法(forcing singular vectors, FSV)(Barkmeijer等, 2003)、集合平方根滤波(ensemble square root filter, EnSRF)(Pendergrass, 2009; Pendergrass等, 2012; Bhend等, 2012)和粒子滤波(particle filter, PF) (Dub-

inkina等, 2011; Gossess等, 2012)等. Nudging和FSV基于相同的理论基础, 基本思想都是为预报方程添加人为驱动项使同化结果向观测结果靠近, 只是在为模式预报方程构造人为驱动时的构造方式不一样; EnSRF是集合卡尔曼滤波(ensemble kalman filter, EnKF)(Evensen, 1994, 2003)的一种改进, 而EnKF和PF都是在贝叶斯估计理论基础上发展的同化方法. 此外, 20世纪再分析工程(Whitaker等, 2004; Compo等, 2006, 2011)研究表明: 尽管变分方法(variational data assimilation)被用于过去100年的再分析项目中(NCEP/NCAR和ERA40), 但是变分方法却不适用于观测数据更稀疏且时间尺度更长的分析中, 这种情况下集合数据同化方法的表现却很好(Widmann等, 2010). Bhend等(2012)也指出: 古气候数据同化因为代用资料分布极其稀疏, 因此变分方法是不适用的.

古气候数据同化的同化流程, 可以统一用图1进行描述. 古气候数据集(NOAA paleoclimatology data centre)提供模式的初始场和驱动, 模式开始运转并通过“spin-up”阶段达到平衡后进入同化阶段. 同化阶段的观测数据分为两类: 第一类是代用资料重建的气候状态变量(比如, 气温、降水、径流量等等)[2], 这类数据被定义为产品数据; 第二类就是原始的代用资料数据(比如, 树轮宽度、树轮密度、冰芯中的稳定氧同位素比值等等). 利用第一类观测数据时, 观测算子相对简单, 一个转换矩阵就可以实现同化. 而第二类观测数据必须要有与观测指标相关的正向模型才能进行同化. 通过数据同化对模式模拟的状态值进行更新, 这个更新后的状态值通常被称作分析值. 接下来, 再重复以上的过程, 最终生成一个气候状态变量最优估计的时间序列.

2.2 古气候数据同化的特点

尽管古气候数据同化和大气、海洋和陆面数据同化来源于相同的理论, 但是其在实际应用中还具有一些特别之处, 主要包括以下几个方面.

(1) 观测数据的时均性和时间连续性. 大气、海洋和陆面数据同化中所用到的观测数据通常是仪器单点观测和遥感观测数据, 这些观测数据包含的都是瞬时的(instantaneous)信息. 古气候数据同化中的

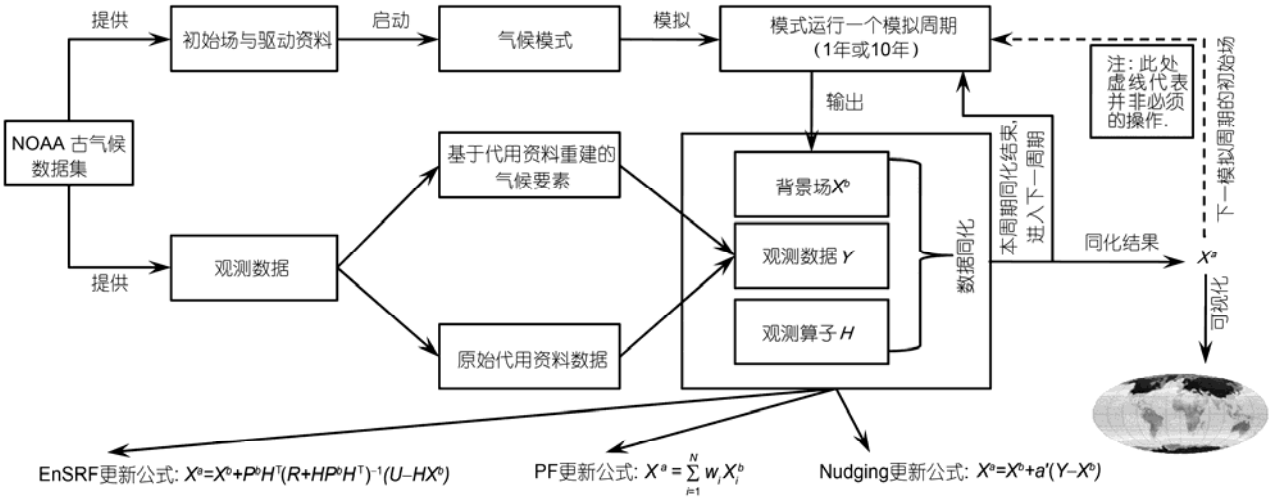


图 1 古气候数据同化流程

三个公式中各个变量的含义: X^a, 分析场集合; X^b, 背景场集合; P^b, 背景场误差协方差矩阵; R, 观测误差协方差矩阵; H, 观测算子; Y, 观测值; a', 松弛系数; N, 粒子个数; w_i, 第 i 个粒子的权重; x_i^b, 第 i 个粒子模拟的背景场; $(\,)^T$, 代表转置; $(\,)^{-1}$, 代表求逆. 其中, 状态变量的时间分辨率和观测(即代用资料)的时间分辨率一致

2) 尽管我们在这里表达为“第一类是代用资料重建的气候状态变量(比如, 气温、降水、径流量等等)”, 但是实际上目前的古气候数据同化研究中, 只用到了代用资料重建的气温产品, 代用资料重建的降水和径流量目前并未被用作古气候数据同化的观测数据, 但是其作为古气候数据同化的观测数据的潜力依然存在, 故而我们把其列入本文中.

观测数据所蕴含的信息代表的是一段时间内气候的平均状态(time-averaged)(Dirren 和 Hakim, 2005; Steiger等, 2014); 比如, 树轮的每一轮代表的是这一年的平均气温和降水信息. 目前所收集到的代用资料, 其时间分辨率通常是1年、10年甚至100年(Saltzman, 2002; 于革等, 2007). 受到观测数据时均性的限制, 古气候数据同化的同化时间间隔(time-interval)通常都是1年或者10年, 这种时间间隔远远大于气候模式的时间步长和可预报性(Lorenz, 1963, 1969, 1982; Kalnay, 2003; Reichler和Roads, 2003; Bhend等, 2012). 另外, 遥感观测受卫星过境时间限制因而在时间上是不连续的, 而取自树木中的树轮, 在时间上却是逐年连续的.

(2) 长时间积分特性. 古气候数据同化是要重建过去几百年、千年甚至更长时间尺度的气候变量年际、十年际、百年际的变化. 这需要气候模式进行几百年、上千年甚至更长时间的积分. 而目前大气、海洋和陆面研究中状态的预报所关注的是未来几小时或几天大气、海洋、陆面过程状态的变化, 其积分时间长度相对较短. 所以, 古气候数据同化积分时间长度远远超过了大气、海洋和陆面同化的积分时间长度. 这也使古气候数据同化对计算性能要求更高.

(3) 初始场作用显著衰减. 在气候变化问题的研究中, 丑纪范(1983)指出: 初始场的影响随着时间的推移将逐步衰减, 对于气候模拟等长时间积分来说, 初始场不会对结果有本质的影响. Huntely等(2010)用一个准地转模式作了详细的同化试验, 试验发现: 当每隔100个模式步长进行一次同化, 同化结果和无约束模拟的结果几乎没有差别; 也就是说, 当模式在积分100步之后, 初始场的影响已消耗殆尽, 那么通过同化对模式初始场进行调整也就成了可有可无的过程. Bhend等(2012)、Annan等(2012)以及Steiger等(2014)分别用耦合气候模式和代用资料所作的古气候数据同化试验也证明: 在同化具有时间平均特征的代用资料以重建古气候时, 把分析值作为下一同化周期的初始值, 以此所得到的重建值, 和不把分析值作为下一同化周期的初始值而得到的重建值相比, 两组重建值的性能几乎没差别.

综上所述, 古气候数据同化具有观测数据时均性和连续性、模式长时间积分以及初始场作用显著衰减等特点, 这些特点决定了不能盲目地把目前活跃于大气、海洋和陆面数据同化中的同化方法直接应用到古气候数据同化中来(Widmann等, 2010; Hakim等, 2013), 而是需要对目前的同化算法进行适当的改进以适应古气候数据同化的上述特点.

2.3 古气候数据同化方法及应用

目前, 应用相对频繁的古气候数据同化方法主要有: 松弛逼近法、粒子滤波和集合平方根滤波.

2.3.1 松弛逼近法

松弛逼近法(nudging)是一种连续性的动力同化方法, 它通过对模式控制方程的强迫使模式值逐步逼近观测值(Kistler, 1974; Hoke和Anthes, 1976). Nudging的具体做法就是在模式运转的一段时间内, 通过在一个或几个预报方程中增加一个与预报和实况的差值成比例的驱动项, 在可使用观测数据的时段内, 使模式解逼近观测值, 并使变量之间达到动力协调. 然后用这样的模式解作为预报初值, 以提高模式预报效果.

von Storch等(2000)第一次把数据同化思想引入古气候研究中所使用的同化方法就是nudging. von Storch等(2000)在研究中也展示了代用资料重建的结果、GCMs模拟的结果和数据同化的结果, 通过三种结果的对比证明了把数据同化应用到古气候研究中的可行性及优越性. 相对于变分方法和集合方法而言, nudging方法过程简单、约束有效、容易实现, 其不像卡尔曼滤波那样需要必须是线性的模型算子, 也不像三维变分方法那样需要一个伴随模式, 因此其更适合模型算子是耦合气候系统模式等复杂非线性、且更具实际意义的模式(Widmann等, 2010). 但是其也有两个明显的缺点: ① 不能直接同化模式不能预报的变量, 需要把观测数据转换成模式预报的变量才能进行同化; ② 强迫项的松弛因子一般是基于经验考虑和根据变量来进行选择的, 缺乏规范的理论基础.

2.3.2 粒子滤波

粒子滤波(PF)是Gordon等(1993)提出的基于贝叶斯原理的Monte-Carlo模拟方法, 它的基本思想是利用状态空间一组加权随机样本粒子逼近状态的后验概率分布(李新和摆玉龙, 2010), 当粒子个数非常大

时, 此时的概率估算将等同于后验概率密度. PF能得到基于物理模型的近似最优数值解, 而不是对近似模型进行最优滤波, 最适合于强非线性、非高斯噪声系统模型的数据同化研究(Pan, 2006).

PF在古气候数据同化中的应用大致分为两个阶段, 第一个阶段是2006~2010年, 第二个阶段是2011年至今. 在第一个阶段, 所用的PF只能算作是简化的粒子滤波(simplified particle filter, Simplified-PF)(Goosse等, 2006a, 2006b, 2008, 2009, 2010; Crespin等, 2009)或者降低标准的粒子滤波(degenerated particle filter, Degenerated-PF)(Widmann等, 2010). 在这些应用中, 虽然Simplified-PF或Degenerated-PF按照PF的标准框架完成了预测、更新、重采样等核心步骤, 但是它和重要性重采样或者残差重采样等标准PF(Moradkhani等, 2005; Han和Li, 2008; Dubinkina等, 2011; 毕海芸等, 2014)最大的不同在于: Simplified-PF或Degenerated-PF只选择和观测最接近的那一个粒子代表这一时间段的最优状态估计, 接下来的重采样极其简单, 直接把这次模拟周期里最优的粒子值当作下一模拟周期的初始值. 标准PF存在粒子退化与粒子匮乏的问题(Moradkhani等, 2005; Snyder等, 2008), 那么Simplified-PF或Degenerated-PF就更容易产生严重的粒子退化与粒子匮乏的问题, 从理论上来讲同化的结果会不理想. 但是多个研究案例(Goosse等, 2006a, 2006b, 2008, 2009, 2010; Crespin等, 2009; Widmann等, 2010)却显示: Simplified-PF或Degenerated-PF虽然简单, 但是在有较高质量的代用资料的约束下, 哪怕用较少的粒子数(比如Widmann等人的研究中只用了11个粒子)依然得到了较好的同化效果, 这一结论再次证实了数据同化在古气候重建中的可用性和优越性. 2011年, Dubinkina等(2011)把残差重采样PF引入到了古气候数据同化中, 结果证明了采用残差重采样的标准PF, 其同化结果相比Simplified-PF有了明显提高. Annan等(2012)在Dubinkina等(2011)的基础上进行了补充性的试验, 试验结果再次充实了上述结论. Dubinkina等(2011)和Annan等(2012)的研究把标准PF在古气候数据同化中的应用推向了一个新的高潮(Goosse等, 2012; Loutre, 2012; Dubinkia和Goosse, 2013; Mathiot等, 2013; Mairesse等, 2013; Klein等, 2014).

2.3.3 集合平方根滤波

集合平方根滤波(EnSRF)是EnKF的一个改进(Whitaker和Hamill, 2002), EnKF是20世纪90年代中期集合预报与卡尔曼滤波方法的结合(Evensen, 1994, 2003), 它通过 Monte-Carlo法计算状态的预报误差协方差, 用集合的思想解决了实际应用中背景误差协方差矩阵的估计和预报困难的问题, 可以用于非线性系统的数据同化, 同时有效降低了数据同化计算量.

Dirren等(2005)对EnSRF方法进行了改进, 以适应同化时间平均的观测数据, 并用Lorenz98模式进行了数值试验, 试验结果证明了其所提方法的有效性. Huntley等(2010)的EnSRF同化试验说明了一个问题: 在古气候数据同化中, 同化分布位置合理、均匀的较少数量的代用资料, 与同化数量较多但是位置分布不合理、不均匀的代用资料, 两种情况下所得到的同化效果基本相同. 这一结论透露给我们这样一个信息: 并不是代用资料越多同化效果就一定越好, 其位置分布也起到了同样重要的作用. 这一条信息可以为未来代用资料采集之前的选点工作提供理论指导. Pendergrass等(2012)采用EnSRF同化方法设置了两个古气候数据同化试验, 试验发现: 模式变量的时间分辨率与代用资料的时间分辨率相差越大, 同化效果越不理想; 反之越好. 因此在作古气候数据同化试验时, 一定要根据具体目标选择时间分辨率最合适的代用资料. Steiger等(2014)把EnSRF同化结果与一个传统的气温场重建方法——主成分分析法(principal componment analysis, PCA)的重建结果进行了比较, 证明了使用数据同化重建的结果比PCA方法重建的结果更优, 尤其是对代用资料稀疏的区域, 使用数据同化重建结果和真实的气温场之间具有更高的相关性.

2.3.4 古气候数据同化发展历程

本节对古气候数据同化的发展脉络进行大致的梳理并进行总结和评述. 在过去的这十几年间, 古气候数据同化大致经过了三个发展阶段.

第一个阶段, 2000~2005年. 在这一阶段, 数据同化思想尝试着被用于过去气候重建研究中, 但所用的同化方法主要是nudging和FSV两种理论基础相对

简单的同化方法. 这两种方法属于早期的同化方法, 其理论诞生于20世纪70年代(Kistler, 1974; Hoke和Anthes, 1976), 在目前的大气、海洋和陆面数据同化中, 已逐渐被更高级的数据同化方法所替代. 但是, 这两种同化方法虽然简单, 却成功的把数据同化思想引入到了过去气候重建领域中, von Storch等(2000)的工作也被看作是古气候数据同化领域的开山之作.

第二个阶段, 2006~2010年. 在这一阶段, 高级数据同化方法EnSRF和PF被引入到了古气候数据同化研究中. 但是在这一时期, EnSRF只是结合简单概念气候模式进行了一系列数值试验, 并未使用耦合气候系统模式进行古气候数据同化研究, 而只有使用了耦合气候系统模式作为模型算子的古气候数据同化试验对古气候研究才真正具有现实意义. Goosse等(2006a, 2006b, 2008, 2009, 2010)虽然把PF应用到了古气候数据同化研究中且使用了耦合气候系统模式(LOVECLIM模式), 但同化方法是Simplified-PF而并非标准PF. 在这一阶段中, 高级数据同化方法在古气候数据同化中的应用得到了初步检验, 一些研究案例也在一定程度上回答了某些科学问题, 同时也为下一阶段古气候数据同化的发展奠定了基础.

第三个阶段, 2011年至今. 在这一时期, 基于PF的古气候数据同化研究, 其模型算子均为耦合气候系统模式, 所使用的PF算法均为标准的PF, 重采样方案也更加高效, 同化的效果有了明显的提升, 且应用的方向也愈加丰富. 相对于PF在古气候数据同化中如火如荼的发展局面, EnSRF就显得稍微有点门庭冷落. 然而需要强调的是, EnSRF是EnKF的一种变种, 而EnKF较PF有更好的收敛性和稳定性(Zhou等, 2006; Han和Li, 2008), 如果在计算资源有限的情况下为了尽快达到收敛和稳定的状态, EnSRF就是一个很好的选择. 而古气候数据同化的一个显著特点是长时间积分(几百年甚至几千年), 这需要耗费大量的计算资源, 从这一点来看, EnSRF在古气候数据同化中注定会再度兴起, 从而和PF一起组成古气候数据同化中的双子星.

3 古气候数据同化研究存在的问题

尽管经过十几年的发展, 古气候数据同化的理论和应用已经取得了令人瞩目的成就, 但是, 古气候数据同化和目前广泛应用于大气、海洋和陆面研究中的数据同化相比起来, 还存在不少问题.

(1) 代用资料空间分布不均匀且类型多样. 从Mann等(2008, 2009)所梳理的全球分布的代用资料看(图2), 这些代用资料的空间分布极其不均匀. 观测数据的空间分布对数据同化结果的好坏有着重要的影响, 对于远离观测数据的区域(如广袤的南半球以及海洋), 由于在同化过程中会考虑到远距离“虚假相关(spurious correlations)”这一因素, 从而不得不进行协方差局地化(covariance localization)或者观测局地化 (observation localization)(Houtekamer 和 Mitchell, 2001; Annan 和 Hargreaves, 2012; Anderson 和 Lei, 2013; Han等, 2015), 因此远离观测数据的区域的状态值并不会得到优化. 另外, 这些时间分辨率各异且类型多样的代用资料, 要统一到同一同化过程中参与过去气候状态的估计, 这样的同化算法目前尚处于研究中. 此外, 对于部分具有定性特点的代用资料(如: 历史文献)(张德二和蒋光美, 2004; 苏筠等, 2014), 要对其进行精确的定量化, 以便融入数值计算过程中, 这也是具有相当难度的工作.

(2) 相关代用资料的正向模型难以构建或者缺乏显式的表达. 截至目前, 古气候数据同化中所用的观测数据都是代用资料重建的气温产品数据, 其状态变量和观测数据同属一类变量, 同化所用的观测算子为简单的转换矩阵, 这种同化策略被称之为间接同化(indirectly data assimilation)(李新, 2013). 在数据同化领域, 其实更尊重原始观测数据而不是从原始观测数据中反演出来的产品, 因为反演过程中会带入新的误差. 所以, 直接同化(directly data assimilation)代用资料应当是下一阶段古气候数据同化研究的重点. 欲直接同化代用资料, 相关代用资料的正向模型就是必须得依赖的工具. 但是, 就目前的情况来看, 与各种代用资料相关的正向模型, 要么难以构建或缺少显式的表达, 要么其可信性和适用性还未被检验, 只有树轮有相对成熟的正向模型(Vaganov等, 2006)且在古气候数据同化中的适用性已经得到数值验证(Breitenmoser等, 2014). 降水中稳定同位素δ^{18}O的相关正向模型也在文献中有所出现(Sturm等, 2005; Fischer, 2006; 章新平等, 2009)但是在古气候数据同化中的可用性目前还未被得到验证. 其他类型的代用资料的正向模型在目前尚处于研究

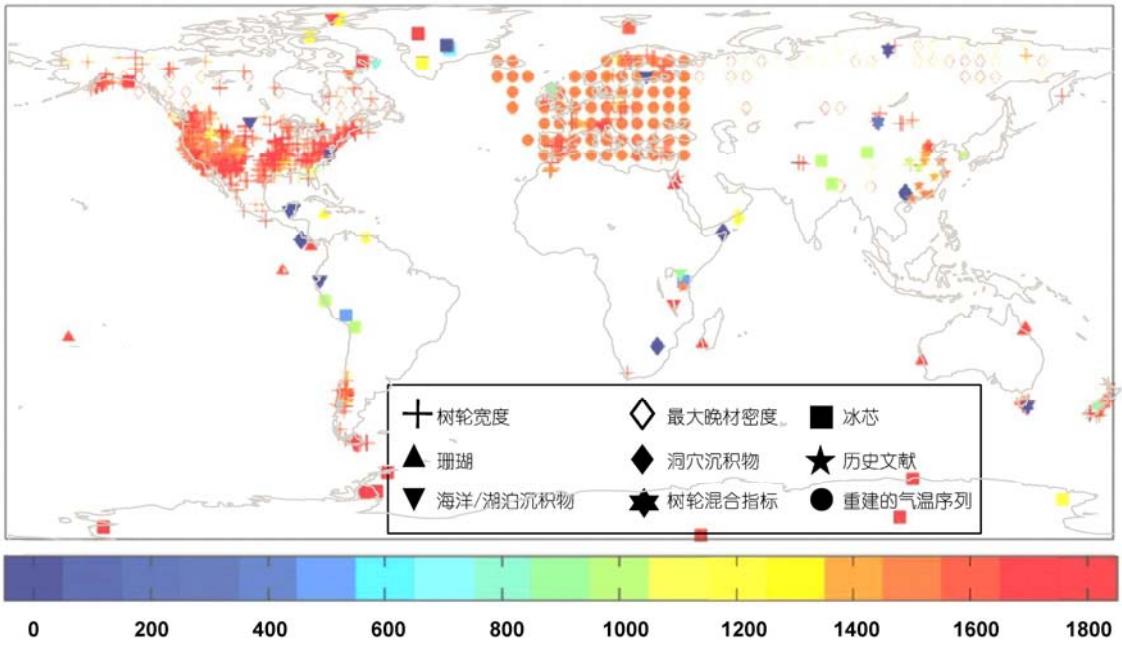


图 2　代用资料全球分布位置

由 Mann 等(2008)从 NOAA Paleoclimatology Data Centre 筛选的可用性较高的代用资料. 9 种符号分别代表 9 种类型的代用资料, 每种代用资料的起始时间分别用色带中不同的颜色表示. 其中重建的气温序列是由 Luterbacher 等(2004)基于多种代用资料重建的近地面气温序列. 最大晚材密度是指 tree-ring maximum latewood density, 通常缩写为 MXD

或者完善当中. 缺乏合适的代用资料正向模式是制约古气候数据同化进一步发展的一个瓶颈(Widmann等, 2010; Bhend等, 2012; Steiger等, 2014).

(3) 初始场、驱动资料的误差较大. 在现代气候问题研究中, 气候模式的初始场和驱动都来源于器测数据, 准确性相对较高; 而古气候研究中, 无法获得器测的初始场和驱动, 只能用代用资料重建的结果来代替. 而Smerdon(2012)和Smerdon等(2011)的研究结果表明代用资料的信噪比通常大约是在0.25~0.5之间, 并且Steiger等(2014)的古气候数据同化试验也把代用资料的信噪比设定为0.5, 因此, 这样的初始场和驱动资料其包含的不确定性相对较大, 以致影响到同化的效果.

(4) 同化结果的验证困难. 同化结果的验证这个问题在古气候研究中更加突出, 因为过去的状态不像现在可以通过仪器观测去相对准确地捕捉到, 器测时代以前(通常是指1850年以前)的同化结果(Bhend等, 2012), 就只能用其他代用资料重建的结果或者气候模式模拟的结果间接地进行验证.

(5) 重建时间尺度较短. 当前古气候数据同化中, 不管是PF方法还是EnSRF方法, 都需要集合预报的思想作理论铺垫. 囿于当前计算机计算性能的制约, 通过数据同化重建过去气候变化, 其重建的时间尺度并不会太长, 大多数情况下都是以重建过去1000年内的气候变化为主. 而对全新世、中全新世等更长时间尺度气候变化的重建, 才能让我们获取更多、更有益的气候变化信息, 以利于我们评估现代气候变化形势和预测未来气候变化情景.

4　古气候数据同化研究总结与展望

古气候数据同化从2000年首次亮相以来, 尽管其蓬勃发展的势头是有目共睹的, 然而, 古气候数据同化目前依然面临着上述问题. 但是, 随着更多的人把目光投向古气候数据同化领域, 我们也就有充分的理由去相信, 古气候数据同化理论和应用会像目前大气、海洋、陆面数据同化一样越来越成熟, 对过去气候变化的重建和解释就会越来越准确. 为了达到以上的目标, 我们认为需要在以下几个方面进行重点研究.

(1) 观测数据误差估计. 在古气候数据同化中, 除了要发掘和收集更多的代用资料, 同时, 也应该重点关注代用资料的观测误差, 因为观测误差的估计结果直接影响着同化的结果. 观测误差中的器测误差可以通过仪器比对和校正以及后处理过程中的误差分析来相对准确的估计, 而观测误差中的代表性误差如何准确地度量是一个难点且依赖于代用资料本身的特性以及代用资料所处的环境.

(2) 探索效率更高的古气候数据同化方法. 目前应用相对成熟的PF和EnSRF, 这两种方法都是为了同化时间平均的观测数据而改自目前适用于大气、海洋和陆面数据同化中的PF和EnSRF, 其在改进的过程中并没有完全把古气候数据同化的特点都考虑进来. 庞大的数据同化家族中有很多分支, 这些分支中或许包含有一种或者几种更适合于古气候数据同化的方法, 尤其是相对于滤波方法的平滑方法因其不需要随时间演进而顺序更新状态变量以及初始场的特点(Widmann等, 2010), 其在古气候数据同化中的潜力更应该得到挖掘. 此外, 尽管变分方法本身不适用于古气候数据同化, 但是集合同化方法(比如: EnKF)在古气候数据同化中的表现却非常良好(Widmann等, 2010), 如果把集合同化方法和变分方法结合起来, 或许会为变分方法在古气候数据同化研究中赋予新的生命, Tian等(2008, 2009, 2011)所发展的集合四维变分同化方法(ensemble four-dimensional variational assimilation), 这种方法继承了集合同化方法和四维变分方法的优点, 其在古气候数据同化中的应用潜力应该得到足够的重视.

(3) 观测算子的构建与完善. 为了使数据同化重建的大尺度气候变化结果更加合理, 除了要同化北半球及陆地上的代用资料, 还要把南半球以及海洋中的代用资料同化进来. 海洋中存在的代用资料主要有珊瑚、海洋沉积物等, 这些代用资料与气温、降水等气候变量之间的正向模型目前还未真正出现, 只有相对简单的经验模型. 因此, 未来这一领域的工作重点就是构建与珊瑚、海洋沉积物等代用资料相关的正向模型, 并对模型进行广泛的验证, 以便这类代用资料能早日纳入数据同化的框架里.

(4) 为了实现方向(3)中提出的研究目标, 不光要构建每种代用资料所对应的正向模型, 还需要解决多源观测与多时间尺度观测数据同化的理论框架. 同化多源观测除了要有相应的正向模型, 同时还要考虑到并不是所有的代用资料其时间分辨率都能达到1年, 比如: 黄土、海洋沉积物一般只能达到10年的时间分辨率, 因此, 如何在一个同化过程中同化不同时间分辨率的观测资料, 这也是未来古气候数据同化一个研究重点.

(5) 开展状态-参数同步估计研究. 截止目前, 古气候数据同化主要侧重于过去气候状态的重建, 这只是数据同化的作用之一. 数据同化的另外一个作用是在状态估计的同时, 对模型中的相关参数的最优估计. 在陆面和水文数据同化中, 状态-参数同步估计已经比较成熟(Moradkhani等, 2005; Qin等, 2009; Nie等, 2011; 梁顺林等, 2013; Xie和Zhang, 2013; 毕海芸等, 2014; 张生雷等, 2015). 用数据同化来优化陆面模型和水文模型的相关参数, 可以从物理机制上改进和完善陆面模型和水文模型参数化方案, 从而提高模型的区域适应性和模拟性能(张生雷等, 2015). 在古气候数据同化这种需要气候模式长时间模拟的情况下, 通过状态-参数的同步估计, 不但可以考察气候模式中的相关参数在长时间尺度内的时间异质性, 同样可以对气候模式中的相关参数进行最优估计, 这对降低气候模式的不确定性非常有益, 对提高气候模式对过去气候变化的模拟能力和对未来气候变化的预测能力具有重要的现实意义.

致谢 感谢《中国科学: 地球科学》副主编和编委的精心审阅, 感谢三位审稿人的宝贵意见和建议.

参考文献

毕海芸, 马建文, 秦思娴, 张红娟. 2014. 基于残差重采样粒子滤波的土壤水分估算和水力参数同步优化. 中国科学: 地球科学, 44: 1002–1016

丑纪范. 1983. 初始场作用的衰减与算子的特性. 气象学报, 41: 385–392

李新. 2013. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制. 中国科学: 地球科学, 43: 1735–1742

李新, 摆玉龙. 2010. 顺序数据同化的Bayes滤波框架. 地球科学进展, 25: 515–522

李新, 黄春林, 车涛, 晋锐, 王书功, 王介民, 高峰, 张述文, 邱崇践, 王澄海. 2007. 中国陆面数据同化系统研究的进展与前瞻. 自然科学进展, 17: 163–173

梁顺林, 李新, 谢先红. 2013. 陆面观测、模拟与数据同化. 北京: 高等教育出版社

苏筠, 方修琦, 尹君. 2014. 气候变化对中国西汉至五代(206BC~960AD)粮食丰歉的影响. 中国科学: 地球科学, 44: 146–155

王跃山. 1999. 数据同化——它的缘起、含义和主要方法. 海洋预报, 16: 11–20

肖栋, 周秀骥, 赵平. 2012. 过去千年中国东部气温变化的数值模拟研究. 中国科学: 地球科学, 42: 1414–1428

于革, 刘健, 薛滨. 2007. 古气候动力模拟. 北京: 高等教育出版社

张德二, 蒋光美. 2004. 中国三千年气象记录总集. 第1版. 南京: 凤凰出版社, 江苏教育出版社

张生雷, 陈良富, 苏林, 贾立. 2015. 一种基于数据同化优化陆面过程模式参数化方案的方法. 中国科学: 地球科学, 45: 1907–1922

章新平, 王晓云, 杨宗良, 牛国跃, 谢自楚. 2009. 利用CLM模拟陆面过程中稳定水同位素季节变化. 科学通报, 54: 2233–2239

郑卓, 黄康有, 邓辊, 曹玲珑, 余少华, Suc J P, Berne S, Guichard F. 2013. 冲绳海槽200ka的孢粉记录及冰期-间冰期旋回古环境重建. 中国科学: 地球科学, 43: 1231–1248

Ammann C M, Joos F, Schimel D S, Otto-Bliesner B L, Tomas R A. 2007. Solar influence on climate during the past millennium: Results from transient simulations with the NCAR climate system model. Proc Natl Acad Sci USA, 104: 3713–3718

Annan J D, Hargreaves J C. 2012. Identification of climatic state with limited proxy data. Clim Past Discuss, 8: 481–503

Anderson J, Lei L L. 2013. Empirical localization of observation impact in ensemble Kalman filters. Mon Weather Rev, 141: 4140–4153

Barkmeijer J, Iversen T, Palmer T N. 2003. Forcing singular vectors and other sensitive model structures. Q J R Meteorol Soc, 129: 2401–2423

Bauer E, Claussen M, Brovkin V, Huenerbein A. 2003. Assessing climate forcings of the Earth system for the past millennium. Geophys Res Lett, 30: 1276, doi: 10.1029/2002GL016639

Bhend J, Franke J, Folini D, Wild M, Bronnimann S. 2012. An ensemble-based approach to climate reconstructions. Clim Past, 8: 963–976

Bouttier F, Courtier P. 1999. Data Assimilation Concepts and Methods. Meteorological Training Course Lecture Series. Shinfield Park: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF)

Breitenmoser P, Brönnimann S, Frank D. 2014. Forward modelling of tree-ring width and comparison with a global network of tree-ring chronologies. Clim Past, 10: 437–449

Christiansen B, Schmith T, Thejll P. 2009. A surrogate ensemble study of climate reconstruction methods: Stochasticity and robustness. J Clim, 22: 951–976

Compo G P, Whitaker J S, Sardeshmukh P D. 2006. Feasibility of a 100 reanalysis using only surface pressure data. Bull Amer Meteorol Soc, 86: 175–190

Compo G P, Whitaker J S, Sardeshmukh P D, Matsui N, Allan R, Yin X G. 2011. The twentieth century reanalysis project. Q J R Meteorol Soc, 137: 1–28

Crespin E, Goosse H, Fichefet T, Mann M E. 2009. The 15th century Arctic warming in coupled model simulations with data assimilation. Clim Past, 5: 389–401

Crowley T J. 2000. Causes of climate change over the past 1000 years. Science, 289: 270–277

Dirren S, Hakim G J. 2005. Toward the assimilation of time-averaged observations. Geophys Res Lett, 32: L04804, doi: 10.1029/2004GL021444

Dubinkina S, Goosse H, Sallaz-Damaz Y, Crespin E, Crucifix M. 2011. Testing a particle filter to reconstruct climate changes over the past centuries. Int J Bifurcat Chaos, 21: 3611–3618

Dubinkina S, Goosse H. 2013. An assessment of particle filtering methods and nudging for climate state reconstructions. Clim Past, 9: 1141–1152

Edwards T L, Annan J, Crucifix M, Gebbie G, Paul A. 2013. Best-of-both-worlds estimates for time slices in the past. PAGES News Lett, 21: 76–77

Evensen, G. 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte-carlo methods to forecast error statistics. J Geophys Res, 99: 10143–10162

Evensen, G. 2003. The ensemble Kalman filter: Theoretical formulation and practical implementation. Ocean Dyn, 53: 343–367

Fang M, Li X. 2016. Application of Bayesian model averaging in the reconstruction of past climate change using PMIP3/CMIP5 multimodel ensemble simulations. J Clim, 29: 175–189

Fischer M J. 2006. iCHASM, a flexible land-surface model that incorporates stable water isotopes. Glob Planet Change, 51: 121–130

Franke J, González-Rouco J F, Frank D, Nicholas G E. 2010. 200 years of European temperature variability: Insights from and tests of the proxy surrogate reconstruction analog method. Clim Dyn, 37: 133–150

Gerber S, Joos F, Breuger P, Stocker T, Mann M, Sitch S, Scholze M. 2003. Constraining temperature variations over the last millennium by comparing simulated and observed atmospheric CO_2. Clim Dyn, 20: 281–299

Gillett N P. 2005. Climate modeling: Northern Hemisphere circulation. Nature, 437: 496

Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. 1993. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. IEE P F-Radar Sign Proc, 140: 107–113

Goosse H, Masson-Delmotte V, Renssen H, Delmotte M, Fichefet T, Morgan V, van Ommen, T, Khim B K, Stenni B. 2004. A late medieval warm period in the southern ocean as delayed response to external forcing? Geophys Res Lett, 31: L06203, doi: 10.1029/2003GL019140

Goosse H, Renssen H, Timmermann A, Bradley R S, Mann M E. 2006a. Using paleoclimate proxy-data to select optimal realisations in an ensemble of simulations of the climate of the past millennium. Clim Dyn, 27: 165–184

Goosse H, Arzel O, Luterbacher J, Mann M E, Renssen H, Riedwyl N. 2006b. The origin of the “European medieval warm period”. Clim Past, 2: 99–113

Goosse H, Mann M E, Renssen H. 2008. What we can learn from combining paleoclimate proxy data and climate model simulations of past centuries. In: Richard W B, Heather A B, eds. Natural Climate Variability and Global Warming: A Holocene Perspective. Oxford: Blackwell Publishing. 163–188

Goosse H, Lefebvre W, de Montety A, Crespin E, Orsi A H. 2009. Consistent past half-century trends in the atmosphere, the sea ice and the ocean at high southern latitudes. Clim Dyn, 33: 999–1016

Goosse H, Crespin E, de Montety A, Mann M E, Renssen H, Timmermann A. 2010. Reconstructing surface temperature changes over the past 600 years using climate model simulations with data assimilation. J Geophys Res, 115: D09108, doi: 10.1029/2009JD012737

Goosse H, Guiot J, Mann M E, Dubinkina S, Sallaz-Damaz Y. 2012. The medieval climate anomaly in Europe: Comparison of the summer and annual mean signals in two reconstructions and in simulations with data assimilation. Glob Planet Change, 84: 35–47

Hakim G J, Annan J, Bronnimann S, Crucifix M, Edwards T, Goosse H, Paul A, van der Schrier, Widmann M. 2013. Overview of data assimilation methods. PAGES News Lett, 21: 72–73

Hargreaves J, Annan J. 2002. Assimilation of paleo-data in a simple Earth system model. Clim Dyn, 19: 371–381

Han X J, Li X. 2008. An evaluation of the nonlinear/non-Gaussian filters for the sequential data assimilation. Remote Sens Environ, 112: 1434–1449

Han X J, Li X, Rigon R, Jin R, Endrizzi S. 2015. Soil moisture estimation by assimilating L-band microwave brightness temperature with geostatistics and observation localization. PLOS One, 10: e0116435, doi: 10.1371/journal.pone.0116435

Houtekamer P L, Mitchell H L. 2001. A sequential ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. Mon Weather Rev, 129: 123–137

Hoke J E, Anthes R A. 1976. The initialization of numerical models by a dynamic-initialization technique. Mon Weather Rev, 104: 1551–1556

Huntley H S, Hakim G J. 2010. Assimilation of time-averaged observations in a quasi-geostrophic atmospheric jet model. Clim Dyn, 35: 995–1009

Jones P D, Briffa K R, Barnett T P, Tett S F B. 1998. High-resolution palaeoclimatic records for the last millennium: Interpretation, integration and comparison with general circulation model control-run temperatures. Holocene, 8: 455–471

Jungclaus J H, Lorenz S J, Timmreck C, Reick C H, Brovkin V, Six K. 2010. Climate and carbon-cycle variability over the last millennium. Clim Past, 6: 723–737

Kalnay E. 2003. Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. 4th ed. Cambridge: Cambridge University Press

Kistler R E. 1974. A study of data assimilation techniques in an autobarotropic, primitive equation, channel model. Doctoral Dissertation. Pennsylvania: Pennsylvania State University

Klein F, Goosse H, Mairesse A, de Vernal A. 2014. Model-data comparison and data assimilation of mid-Holocene Arctic sea ice concentration. Clim Past, 10: 1145–1163

Lorenz E N. 1963. Deterministic nonperiodic flow. J Atmos Sci, 20: 130–141

Lorenz E N. 1969. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues. J Atmos Sci, 26: 636–646

Lorenz E N. 1982. Atmospheric predictability experiments with a large numerical model. Tellus Ser A-Dyn Meteorol Oceanol, 34: 505–513

Loutre M F. 2012. Studying climate changes during the Holocene using climate model with data assimilation. Quat Int, 279-280: 290–291

Luterbacher J, Dietrich D, Xoplaki E, Grosjean M, Wanner H. 2004. European seasonal and annual temperature variability, trends, and extremes since 1500. Science, 303: 1499–503

Mann M E, Zhang Z, Hughes M K, Bradley R S, Miller S K, Scott R. 2008. Proxy-based reconstructions of hemispheric and global surface temperature variations over the past two millennia. Proc Natl Acad Sci USA, 105: 13252–13257

Mann M E, Zhang Z, Rutherford S, Bradley R S, Hughes M K, Shindell D, Ammann C, Faluvegi G, Ni F. 2009. Global signatures and dynamical origins of the little ice age and medieval climate anomaly. Science, 326: 1256–1260

Mathiot P, Goosse H, Crosta X, Stenni B. 2013. Using data assimilation to investigate the causes of southern hemisphere high latitude cooling from 10 to 8 ka BP. Clim Past, 9: 887–901

Mairesse A, Goosse H, Mathiot P, Wanner H, Dubinkina S. 2013. Investigating the consistency between proxy-based reconstructions and climate models using data assimilation: A mid-Holocene case study. Clim Past, 9: 2741–2757

McShane B B, Wyner A J. 2011. A statistical analysis of multiple temperature proxies: Are reconstructions of surface temperatures over the last 1000 years reliable? Ann Appl Stat, 5: 5–44

Moradkhani H, Hsu K L, Gupta H, Sorooshian S. 2005. Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filters. Water Resour Res, 41: W05012, doi: 10.1029/2004WR003604

Nie S, Zhu J, Luo Y. 2011. Simultaneous estimation of land surface scheme states and parameters using the ensemble Kalman filter: Identical twin experiments. Hydrol Earth Syst Sci, 15: 2437–2457

Otto-Bliesner B L, Brady E C, Clauzet G, Tomas R, Levis S,

Kothavala Z. 2006. Last glacial maximum and Holocene climate in CCSM3. J Clim, 19: 2526–2544

Pan M. 2006. Assimilation of satellite observation into a land surface hydrologic modeling system. Doctoral Dissertation. Princeton: Princeton University

PAGES 2k Consortium. 2013. Continental-scale temperature variability during the past two millennia. Nat Geosci, 6: 339–346

Pendergrass A G. 2009. Time-averaged data assimilation for midlatitude climates: Towards paleoclimate applications. Doctoral Dissertation. Seattle: University of Washington

Pendergrass A G, Hakim G J, Battisti D S, Roe G. 2012. Coupled air-mixed layer temperature predictability for climate reconstruction. J Clim, 25: 459–472

Phipps S J, McGregor H V, Gergis J, Gallant A J E, Neukom R, Stevenson S. 2013. Paleoclimate data-model comparison and the role of climate forcings over the past 1500 years. J Clim, 26: 6915–6936

Qin J, Liang S L, Yang K, Kaihotsu I, Liu R, Koike T. 2009. Simultaneous estimation of both soil moisture and model parameters using particle filtering method through the assimilation of microwave signal. J Geophys Res, 114: D15103, doi: 10.1029/2008JD011358

Reichler T J, Roads J O. 2003. The role of boundary and initial conditions for dynamical seasonal predictability. Nonlinear Process Geophys, 10: 211–232

Robinson A R, Lermusiaux P F J. 2000. Overview of Data Assimilation. Technical Report. Harvard Reports in Physical/ Interdisciplinary Ocean Science. Cambridge: Harvard University

Rutherford S D, Mann M E, Ammann C M, Wahl E R. 2010. Comments on "A surrogate ensemble study of climate reconstruction methods: Stochasticity and robustness". J Clim, 23: 2832–2838

Saltzman B. 2002. Dynamical Paleoclimatology: Generalized Theory of Global Climate Change. San Diego: Academic Press

Smerdon J E. 2011. Discussion of "A statistical analysis of multiple temperature proxies: Are reconstructions of surface temperatures over the last 1000 years reliable?" Ann Appl Stat, 5: 76–79

Smerdon J E, Kaplan A, Zorita E, González-Rouco J F, Evans M N. 2011. Spatial performance of four climate field reconstruction methods targeting the Common Era. Geophys Res Lett, 38: L11705, doi: 10.1029/2011GL047372

Smerdon J E. 2012. Climate models as a test bed for climate reconstruction methods: Pseudoproxy experiments. WIREs Clim Change, 3: 63–77

Snyder C, Bengtsson P, Bickel, Anderson J. 2008. Obstacles to high-dimensional particle filtering. Mon Weather Rev, 136: 4629–4640

Steiger N J, Hakim G J, Steig E J, Battisti D S, Roe G H. 2014. Assimilation of time-averaged pseudoproxies for climate reconstruction. J Clim, 27: 426–441

Sturm K, Hoffmann G, Langmann B, Stichler W. 2005. Simulation of δ^{18}O in precipitation by the regional circulation model REMOiso. Hydrol Process, 19: 3425–3444

Talagrand O. 1997. Assimilation of observations, an introduction. J Meteorol Soc Jpn, 75: 191–209

Tian X, Xie Z, Dai A. 2008. An ensemble-based explicit four-dimensional variational assimilation method. J Geophys Res, 113: D21, doi: 10.1029/2008JD010358

Tian X, Xie Z, Dai A, Shi C, Jia B, Chen F. 2009. A dual-pass variational data assimilation framework for estimating soil moisture profiles from AMSR-E microwave brightness temperature. J Geophys Res, 114: D16102, doi: 10.1029/2008JD011600

Tian X, Xie Z, Sun Q. 2011. A POD-based ensemble four-dimensional variational assimilation method. Tellus Ser A-Dyn Meteorol Oceanol, 63: 805–816

Vaganov E A, Anchukaitis K J, Evans M N. 2006. How well understood are the processes that create dendroclimatic records? A mechanistic model of climatic control on conifer tree-ring growth dynamics. In: Malcolm K H, Thomas W S, Henry F D, eds. Dendroclimatology: Progress and Prospects. Beilin: Springer-Verlag. 37–75

von Storch H, Cubasch U, Gonzalez-Rouco J F, Jones J M, Voss R, Widmann M, Zorita E. 2000. Combining paleoclimatic evidence and GCMs by means of data assimilation through upscaling and nudging (DATUN). In: Proceedings of the 11th Symposium on Global Change Studies. 28–31

von Storch H, Zorita E, Jones J M, Dimitriev Y, Gonzalez-Rouco J F, Tett S F. 2004. Reconstructing past climate from noisy data. Science, 306: 679–682

Wahl E R, Ammann C M. 2011. Discussion of "A statistical analysis of multiple temperature proxies: Are reconstructions of surface temperatures over the last 1000 years reliable?" Ann Appl Stat, 5: 91–95

Whitaker J S, Hamill T M. 2002. Ensemble data assimilation without perturbed observations. Mon Weather Rev, 130: 1913–1924

Whitaker J S, Compo G P, Wei X, Hamill T M. 2004. Reanalysis without radiosondes using ensemble data assimilation. Mon Weather Rev, 132: 1190–1200

Widmann M, Goosse H, Schrier G, Schnur R, Barkmeijer J. 2010. Using data assimilation to study extratropical northern hemisphere climate over the last millennium. Clim Past, 6: 627–644

Xie X, Zhang D. 2013. A partitioned update scheme for state-parameter estimation of distributed hydrologic models based on the ensemble Kalman filter. Water Resour Res, 49: 11, doi: 10.1002/2012WR012853

Yang B, Braeuning A, Johnson K R, Shi Y F. 2002. General characteristics of temperature variation in China during the last two millennia. Geophys Res Lett, 29: 9, doi: 10.1029/ 2001GL014485

Zhou Y H, McLaughlin D, Entekhabi D. 2006. Assessing the performance of the ensemble Kalman filter for land surface data assimilation. Mon Weather Rev, 134: 2128–2142