科学通报 2026 年 第 71 卷 第 21 期: 5098 ~ 5106
科学与技术前沿论坛 论 文
第175次科学与技术前沿论坛·地球系统科学与教育
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

提升数字古高程数据集时间分辨率的方法探究

宁嘉豪[1], 刘永岗[1*], 贺志霖[2], 郑栋宇[3]

1. 北京大学物理学院大气与海洋科学系, 北京 100871
2. 中国科学院地质与地球物理研究所, 岩石圈演化与环境演变全国重点实验室, 北京 100029
3. 成都理工大学沉积地质研究院, 成都 610029
* 联系人, E-mail: ygliu@pku.edu.cn

2025-04-02 收稿, 2025-06-17 修回, 2025-08-19 接受, 2025-10-16 网络版发表
国家杰出青年科学基金(42225606)和国家自然科学基金(42488201)资助

摘要 数字古高程数据是进行古气候、碳循环和地貌等研究所需要的重要数据, 但是现有的全球数字古高程数据集时间分辨率比较低, 普遍在五百万年左右, 常常不能满足需求. 本文基于Scotese等人重建的数字古高程数据集, 测试使用光流法结合线性插值来得到两帧已知数字古高程图之间任意时刻的数字古高程图, 取得了良好的结果. 通过比较发现, 在原始数字古高程数据时间分辨率较低的情况下, 基于神经网络的机器学习方法可能会将一个板块错误地分成两部分, 而光流法则能较好地避免这种问题的出现. 因此, 光流法是一种基于已有数字古高程数据集基础之上的高效合理获得高时间分辨率数字古高程数据的方法.

关键词 古高程, 海陆分布, 深时地球, 光流法, 机器学习

古高程是古气候、剥蚀和风化等研究中非常重要的边界条件[1~5], 因此对古高程进行重建一直都是地质学家的重要工作内容. 古高程重建主要在板块构造模型的基础上, 综合古生物、沉积和地球化学等数据, 重建地质历史时期的大陆位置、古高程与古海深等[6,7], 在不同的时间点形成数字古高程图. 由于重建所需工作量巨大以及很多区域的数据资料有限, 已有数字古高程数据集的时间分辨率较粗, 比如Scotese等人[8]给出的显生宙重建时间分辨率为5 Myr(Myr, 百万年). 越来越多的研究显示低时间分辨率的数字古高程重建限制了我们对古气候、碳循环和地貌演化的理解[4,9], 但是用传统的重建方法来得到高时间分辨率的重建显然不现实.

虽然有一些常用的构建和使用板块模型的软件比如GPlates可以用来进行板块的移动和重构, 但这种模型主要是基于现代板块的形态给出板块过去的大概位置和方位, 无法很好地给出挤压、拉伸等板块形态的变化, 而深时板块的形态与现代有很大的不同. 近10年来出现的Deforming Plate Model[10]可以考虑板块的形变, 给出地壳厚度的演化, 但是地表高程信息的不确定性仍比较大. 为了得到高时间分辨率的数字古高程数据集, Zheng等人[11]于2024年首次使用了基于神经网络的机器学习方法, 该方法是动画制作中的常用方法, 用来在两帧原有图片之间自动得到更多的帧使得动画看起来连续. 这是一种非常高效的方法, 可以在两帧已有数字古高程图之间快速得到任意时间分辨率的数字古高程图, 但是作者也指出了这种方法适用于在时间间隔小于10 Myr的数字古高程图之间进行插帧, 当原始数字古高程图时间分辨率低于该分辨率时结果存在明显误差. 如后文所示, 机器学习有时还会将某个板块拆分而导致明显的错误.

为了高效且可靠地得到任意时间分辨率的数字古

引用格式: 宁嘉豪, 刘永岗, 贺志霖, 等. 提升数字古高程数据集时间分辨率的方法探究. 科学通报, 2026, 71: 5098–5106
Ning J, Liu Y, He Z, et al. Enhancing temporal resolution of paleo-digital elevation model: a methodological exploration (in Chinese). Chin Sci Bull, 2026, 71: 5098–5106, doi: 10.1360/CSB-2025-0417

© 2025《中国科学》杂志社

高程数据，本文提出Farnebäck光流法[12]与双线性插值相结合的方法．这种方法虽然不属于机器学习方法的范畴，但与Zheng等人[11]的方法相比，其结果更为稳定、可控．这种方法将为气候、碳循环和地貌演化等研究很方便地提供高时间分辨率的边界条件，从而进行更精确的模拟研究．

1 方法

1.1 数据处理

本文基于Scotese等人[8]制作的数字古高程数据集[8]来获得高时间分辨率数据，该数据库的水平分辨率为1°×1°(纬度×经度)，时间分辨率为5 Myr，包含了整个显生宙(距今约5.4亿年以来)共109个时间切片的数字古高程图．但这个数据不能直接使用，需要进行一些预处理．

首先，我们发现，原始数据中经度为±180°的格点处有无法解释的错误高程数据，为了避免影响到插值结果，我们通过平均经度为179°和–179°处的高程来重新得到±180°处的高程(用$z(lon=\pm180°)$来表示)：

$$z(lon=\pm180°)=\frac{z(lon=179°)+z(lon=-179°)}{2}. \tag{1}$$

其次，光流法需要找到目标时刻(如43.2 Ma，Ma代指百万年前)的格点在端点时刻(如45和40 Ma)数据库地图中的位置，为了避免有些格点出现在地图外，一种简单的做法是对地图数据进行周期性拓展．需要注意的是，在地图南、北边界拼接的时候，除了需要将地图上下翻转之外还需进行平移．这是因为经度为0°的点，在跨越了极点之后其经度将变为180°．

最后，使用2.2节中的光流法求解地图上每个点的运动轨迹时，需要把数字古高程数据线性地映射至区间0~255的(即灰度图像)数据．知道运动轨迹后，通过1.3节的方法来求得某个时刻地图上每点的数字古高程．

1.2 运动轨迹识别

本文中运动轨迹的识别基于Farnebäck光流法[12]．已知两帧地图，若第一帧地图上的点$\mathbf{x}$在第二帧地图上的位置为$\mathbf{x}+\mathbf{d}$，则称$\mathbf{d}$为$\mathbf{x}$点的光流[12]，其中$\mathbf{d}$与$\mathbf{x}$均为二维空间向量．Farnebäck光流法作为一种稠密光流法，可以找出第一帧地图上每一个点的光流，也即可以找到第一帧地图上每一个点在第二帧地图上的位置，从而得到板块上每一个点的移动路径．此方法的基本原理如下：

将图中任意一个点或像素当做坐标原点，其附近(由参数poly_n来指定邻域大小)坐标$\mathbf{x}$处的函数值$f(\mathbf{x})$(在本研究里则为高程分布)可通过二次多项式展开得到：

$$f(\mathbf{x})=\mathbf{x}^T\mathbf{A}\mathbf{x}+\mathbf{b}^T\mathbf{x}+c, \tag{2}$$

其中$\mathbf{A}$、$\mathbf{b}$、c分别为多项式展开得到的二次项系数矩阵、一次项系数向量和零次项系数，上标T代表矩阵的转置．

则在第一和第二帧图(分别用下标$_1$和$_2$来表示)上，分别有：

$$f_1(\mathbf{x})=\mathbf{x}^T\mathbf{A}_1\mathbf{x}+\mathbf{b}_1^T\mathbf{x}+c_1, \tag{3}$$

$$f_2(\mathbf{x})=\mathbf{x}^T\mathbf{A}_2\mathbf{x}+\mathbf{b}_2^T\mathbf{x}+c_2, \tag{4}$$

而：

$$\begin{aligned} f_1(\mathbf{x})&=f_2(\mathbf{x}+\mathbf{d})=(\mathbf{x}+\mathbf{d})^T\mathbf{A}_2(\mathbf{x}+\mathbf{d})+\mathbf{b}_2^T(\mathbf{x}+\mathbf{d})+c_2\\ &=\mathbf{x}^T\mathbf{A}_2\mathbf{x}+(\mathbf{b}_2+2\mathbf{A}_2\mathbf{d})^T\mathbf{x}+\mathbf{d}^T\mathbf{A}_2\mathbf{d}+\mathbf{b}_2^T\mathbf{d}+c_2, \end{aligned} \tag{5}$$

则有：

$$\mathbf{A}_1=\mathbf{A}_2, \tag{6}$$

$$\mathbf{b}_1=\mathbf{b}_2+2\mathbf{A}_2\mathbf{d}, \tag{7}$$

$$c_1=\mathbf{d}^T\mathbf{A}_2\mathbf{d}+\mathbf{b}_2^T\mathbf{d}+c_2, \tag{8}$$

由方程(6)可得：

$$2\mathbf{A}_2\mathbf{d}=\mathbf{b}_1-\mathbf{b}_2, \tag{9}$$

$$\mathbf{d}=\frac{1}{2}\mathbf{A}_2^{-1}(\mathbf{b}_1-\mathbf{b}_2). \tag{10}$$

对图中每一个点都进行上述操作则可以得到每个点的光流$\mathbf{d}$．当然，$\mathbf{A}_1$并不总是等于$\mathbf{A}_2$，此情况下的具体处理方法详见Farnebäck[12]．使用光流法寻找运动轨迹的优势在于其基于基本的多项式展开，方法简明、原理清晰．作为一种基本的插帧方法，其在视频处理中已有大量使用．

光流法中使用了图像金字塔[13]．图像金字塔上层的图像比下层的图像粒度更粗，是下层图像的一种模糊处理．通过图像金字塔，先寻找上层图像的光流，再基于上层图像的光流寻找下层图像的光流，可以抓取更大距离的运动[14]．知道了每个点的光流后，可以很轻易地计算出两帧图之间任意时刻每个点的位置．

由于OpenCV已经提供了基于金字塔的光流估计算法(见https://docs.opencv.org/)，本文通过python中cv2.calcOpticalFlowFarneback函数对其直接调用．调用该函数时使用的参数如下：图像金字塔上下两层之间的尺度(pyr_scale)为0.5、金字塔层数(levels)为3、平均窗口大小(winsize)为15(较大的值会增加算法对图像噪声的

鲁棒性, 并可以检测更快速的运动, 但会产生更模糊的运动场)、每个金字塔等级上执行迭代算法的迭代次数(iterations)为3、像素邻域大小(poly_n)为5(用于在每个像素中查找多项式展开的像素邻域)、用于平滑导数的高斯标准偏差(poly_sigma)为1.2.

1.3 高程计算

已知t_1和t_2时刻的数字古高程图, 为获得t时刻$\mathbf{x}$点的高程$z(\mathbf{x}, t)$, 先求得$\mathbf{x}$点分别在t_1和t_2时刻地图上的位置$\mathbf{x}_1$、$\mathbf{x}_2$. 假设从第一帧地图上的点, 向第二帧地图移动的光流为$\mathbf{d}_1$, 第二帧向第一帧移动的光流为$\mathbf{d}_2$, 则

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{x} - \frac{t-t_1}{t_2-t_1}\mathbf{d}_1, \tag{11}$$

$$\mathbf{x}_2 = \mathbf{x} - \frac{t_2-t}{t_2-t_1}\mathbf{d}_2. \tag{12}$$

一般情况下, $\mathbf{x}_1$、$\mathbf{x}_2$不在地图的格点上, 因此需要先使用双线性插值[15]方法利用周边4个网格点的高程得到$z_1(\mathbf{x}_1)$、$z_2(\mathbf{x}_2)$. 然后, 假设$\mathbf{x}$点高程随时间线性变化, 则

$$z(\mathbf{x}) = \frac{t_2-t}{t_2-t_1}z_1(\mathbf{x}_1) + \frac{t-t_1}{t_2-t_1}z_2(\mathbf{x}_2). \tag{13}$$

2 结果与分析

图1展示了以光流法得到的45~40 Ma期间每1 Myr

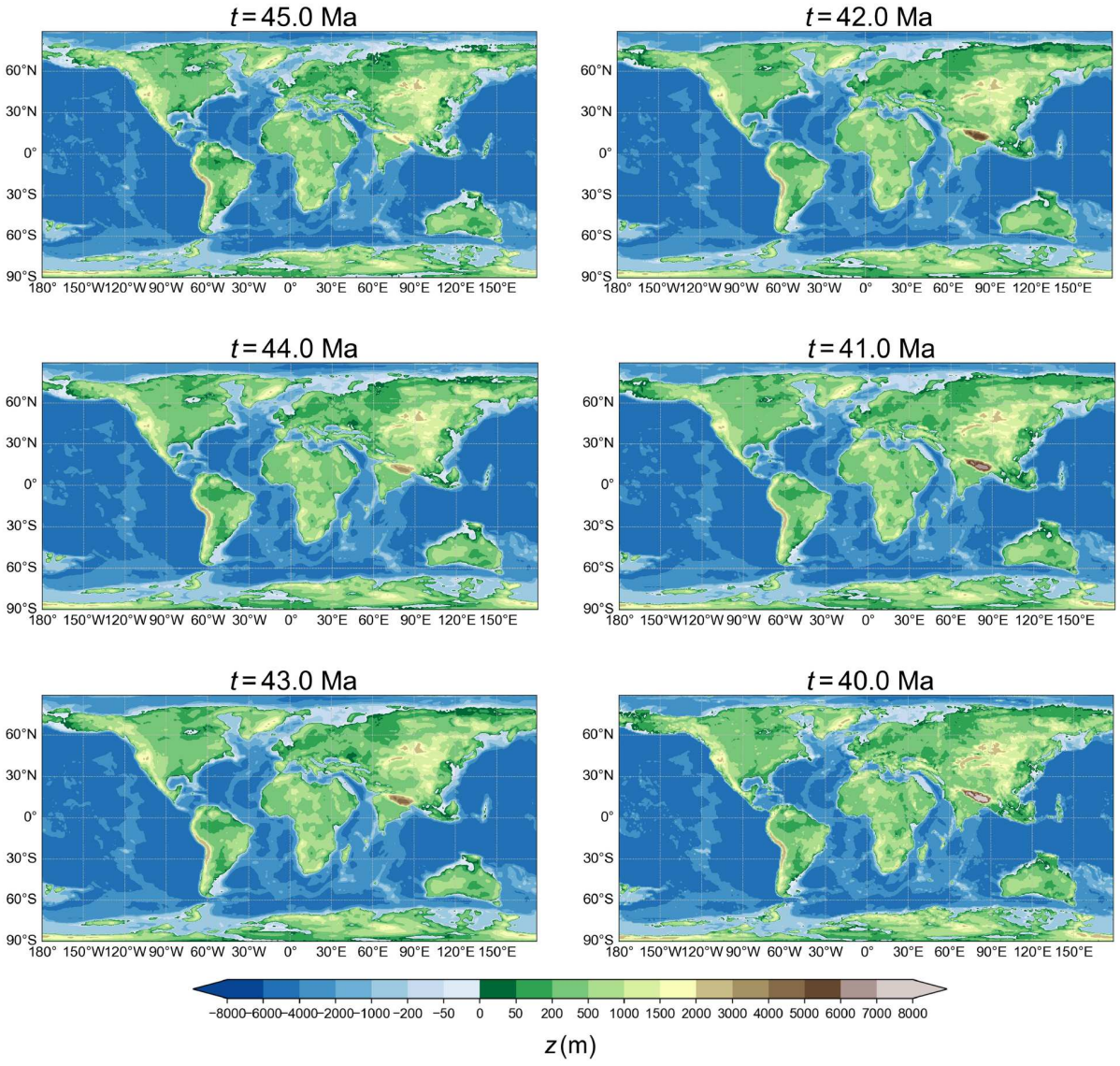


图 1 (网络版彩色)使用光流法得到的45~40 Ma期间每隔1 Myr的数字古高程图

Figure 1 (Color online) Digital elevation maps at 1 Myr interval between 45 and 40 Ma, derived using the optical flow method

的数字古高程图，其中45与40 Ma的数据为原始数据. 可以看到印度板块的移动以及青藏高原的隆起似乎都被合理地重建，哈德逊湾的大小和深度随着时间逐渐减小和变浅，白令海峡则逐渐关闭. 需要注意的是，由于在获得高程的时候使用了双线性插值，使得精细地形可能会被平滑掉，尤其是当地形与深海相邻的时候，导致一些小型岛屿，例如巴拿马海道上和北欧以北的岛屿，出现了被完全或部分平滑掉的情况. 但这些岛屿在深时的形状和位置本身也有很大的不确定性，比如巴拿马海峡是何时关闭的一直存在争议[16].

为了对光流法的效果进行定量分析，我们以相隔10 Ma的两个时刻(如50和40 Ma)的原始数据，通过光流法生成中间时刻(45 Ma)的数字古高程数据. 这样可以得到535~5 Ma共107个切片的数字古高程，这些切片数据可以与原始数据进行对比. 我们计算了二者之间的SSIM(结构相似性指数)[17]、PSNR(峰值信噪比)[18]、NRMSE(归一化均方根误差)[19]，其中前二者的数值越大，生成数据与原始数据越符合，而NRMSE的数值则越小越好，结果如图2所示(只显示了其中一半的点). 这些指标均显示光流法重建的数字古高程与原数字古高程之间有很高相似性，SSIM大部分在0.9以上，PSNR在20以上，而NRMSE则低于0.05. 值得注意的是，光流法的效果在二叠纪及以前(早于250 Ma)反而好于更近的时期，这可能是由于越早的时期数字古高程数据在空间上越粗糙，缺乏精细结构，重建的效果自然也更好.

图3为通过光流法重建的数字古高程图与原始数字古高程图的对比. 可以看出，大体上，重建得到的板块的位置及海陆分布与原始数字古高程图相符. 只有某些移动比较快而且速度不为常数的地方显示出比较明显的偏差，比如印度次大陆北缘在55 Ma的位置. 不过本文所使用的方法本质上属于线性内插，是一种稳定的插值方法，其偏差会随着原始古高程图时间间隔的减小(如5 Myr或更短)而减小，所以本文生成的古高程图偏差应该小于图3中显示出来的偏差.

由于使用光流法来生成数字古高程的时候假设两个原始时刻之间每个格点的运动是匀速(包括大小和方向)的，我们不能期待重建的数字古高程与原始数字古高程完全一致，因为板块运动的速度可能会出现显著变化，尤其是当时间间隔较长(比如10 Myr，图3)的时候. 这种问题引起的偏差不应该被认为是算法的问题，在没有真正的数字古高程重建数据时，通过匀速运动假设获得的古地理应该最为稳妥. 还存在一种偏差，

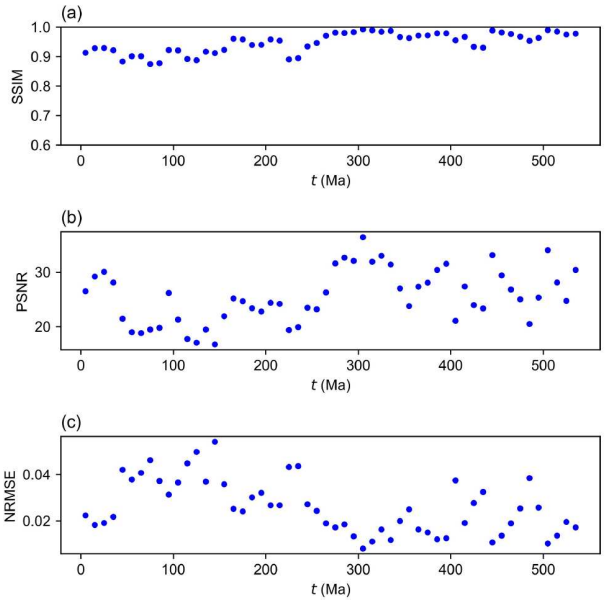


图 2 (网络版彩色)光流法生成的数字古高程数据与原始数字古高程数据之间的SSIM(结构相似性指数)(a)[17]、PSNR(峰值信噪比)(b)[18]和NRMSE(归一化均方根误差)(c)[19]

Figure 2 (Color online) SSIM (Structural similarity index)(a)[17], PSNR (peak signal-to-noise ratio)(b)[18], and NRMSE (normalized root mean square error)(c)[19] between the digital paleogeographic data generated using the optical flow method and the original digital paleogeographic data

可能是原始古地理数据本身存在的问题导致的. 比如，满凯等人[20]在2023年发现原始数据中20 Ma时南极大陆的高程显著高于10和30 Ma的高程，实际上20 Ma南极大陆的高程也显著高于15和25 Ma的高程，似乎没有道理，因为南极冰盖在20 Ma时没有整体消失[21]，可以导致地表反弹，反而是15 Ma气候相对更温暖[22]，冰盖应该比20 Ma时小. 这种由于原始重建问题导致的古地理随时间非单调变化可能也是图2中光流法重建偏差的一个重要来源. 从另一个角度来讲，光流法反而可能可以被用来检查原始重建中是否存在明显的前后一致性问题.

3 与机器学习方法重建结果的比较

Zheng等人[23]利用基于神经网络的FILM方法重建了显生宙每1 Myr的数字古高程，这里将其结果与本文结果进行比较以对两种方法的特点有清楚的认识. 如图4(红框圈起来的部分)所示，由于原始数据中并没有板块的定义，FILM方法也无法掌握这个信息，因此将快速移动的印度板块拆成了两块，出现了明显错误. 光

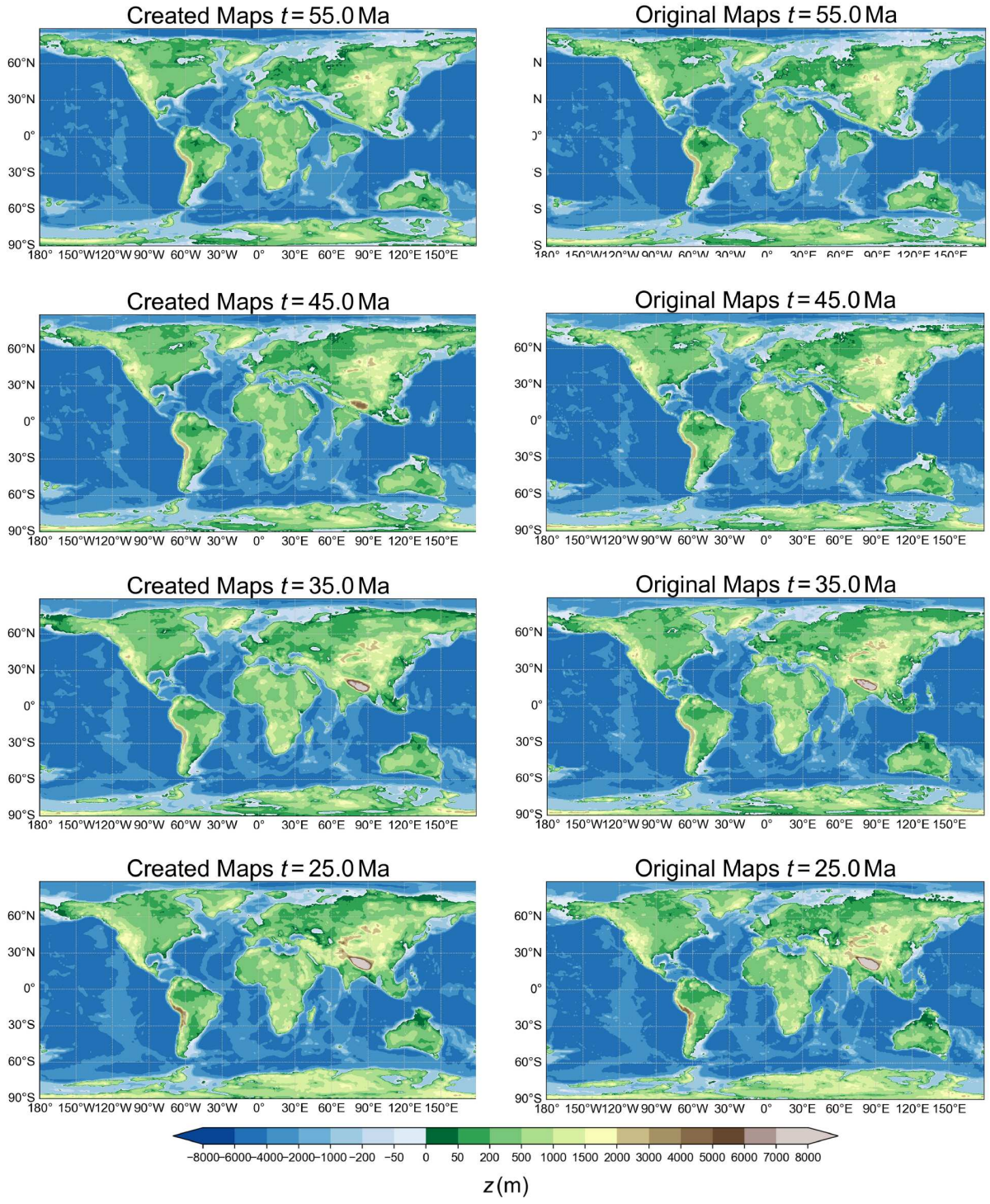


图 3 (网络版彩色)通过光流法重建的数字古高程图(左)与原始数字古高程图(右)的对比. 重建时使用的原始数据时间间隔为10 Myr

Figure 3 (Color online) Comparison between the digital paleogeographic maps reconstructed using the optical flow method (left) and the original digital paleogeographic maps (right). The original data used for reconstruction has a time interval of 10 Myr

流法虽然也不知道板块是如何定义的, 但由于相邻点的运动轨迹总有相似性, 所以不会出现这种问题. 需要注意的是, 由于Zheng等人[23]使用的原始数据只有每25 Myr一个切片, 空间分辨率也很粗(4.5°纬度×7.5°经度),

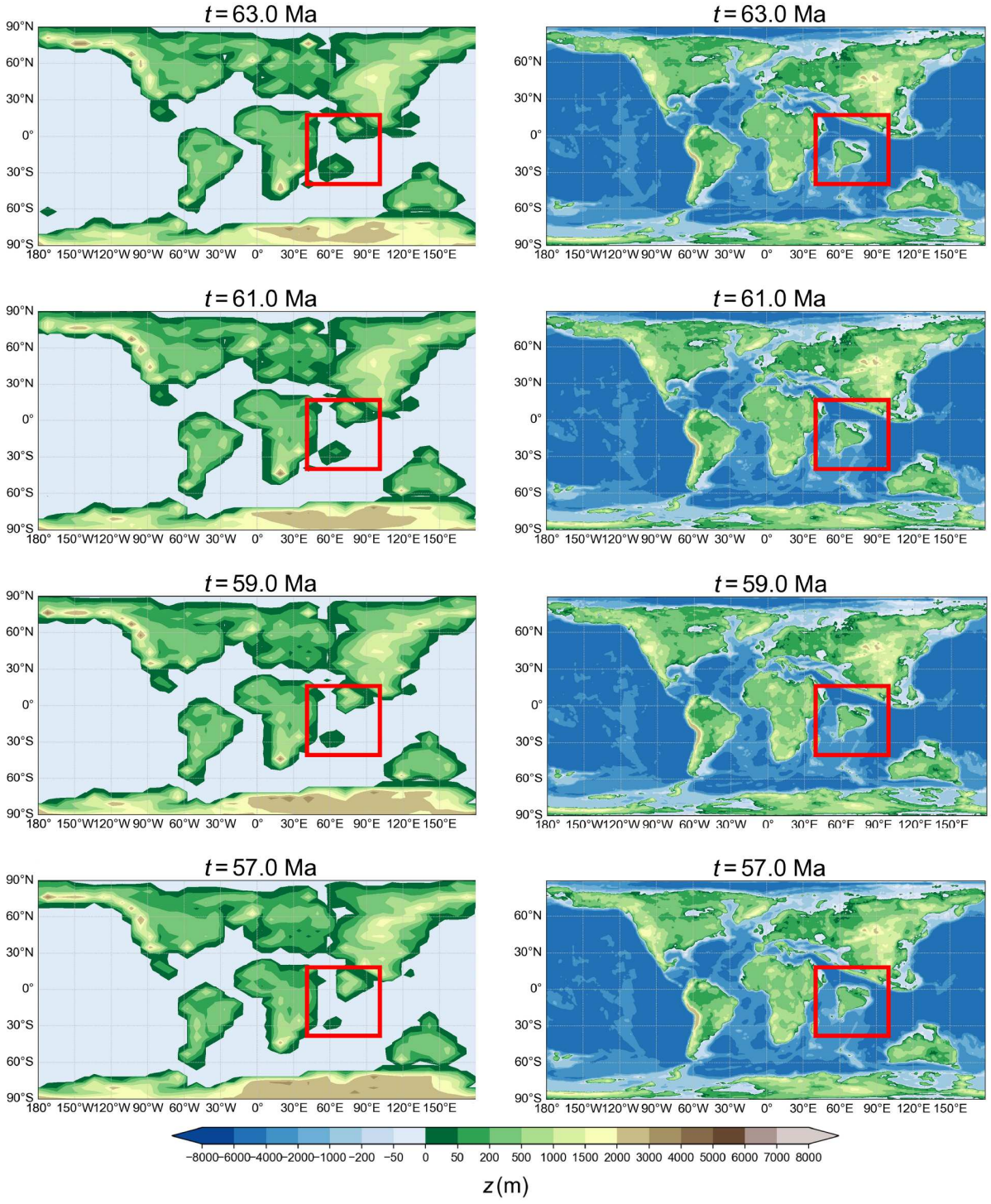


图 4 (网络版彩色)机器学习方法(FILM)(左栏)与光流法(右栏)重建结果的比较

Figure 4 (Color online) Comparison of reconstruction results between the machine learning method (FILM) (left) and the optical flow method (right)

其重建得到的数字古高程还存在一些其他问题，但这些问题会随着原始数据量的提升而消失，因此没有在这里展示. 图4中的问题则更能体现两种方法本身之间的差异，FILM方法主要是为动画开发，它可以智能地确定一个物体在一个复杂背景场景中的运动轨迹，但是用在数字古高程重建上却有可能会出现奇怪的结果，

而光流法虽然死板, 却符合板块运动和形变的内涵, 即不存在一个板块穿越一个或多个板块运动的情形. 当原始数据时间与空间分辨率大幅提升后, FILM方法的可靠性也会显著提升, 尤其当时间分辨率上升至10 Myr时FILM方法表现良好[11].

4 结论

本文将视频处理中寻找物体运动轨迹的传统方法: 光流法, 用于重建两个已知时刻数字古高程图之间的数字古高程图, 进而将已有5 Myr时间分辨率的显生宙古地理数据库扩展到任意时间分辨率. 光流法不仅可以追踪板块的运动, 也可以给出其形变, 再结合简单的线性插值则可以得到各点高程变化, 本文展示了其在高时间分辨率古地理重建中的良好表现. 该方法有着原理清晰简单、实现容易的优势, 并且需要的计算资源非常小. 虽然在插值过程中, 对精细的地形结构有一定的平滑作用, 不过仍能满足大部分数值模拟对于深时数字古高程边界条件的需求. 在原始数字古高程数据库时间分辨率较粗的条件下, 光流法的结果比基于神经网络的机器学习的方法给出的结果更可靠.

需要注意的是, 本文使用插值方法是在实际中无法重建高时间分辨率古高程情况下的一种权宜之计, 其虽然可以快速得到高时间分辨率数字古高程, 但本质上无法体现古高程或海陆分布的非线性变化, 比如某个地方的高程在原始数据的两个时间间隔中先增高后减小, 或者某个海峡先闭合后打开. 不过, 这种非线性变化在原始数据的时间间隔比较小(如5 Myr)的时候出现的几率很小. 虽然有其不足, 根据之前古气候模拟研究的经验, 这种方法得到的高时间分辨率古高程数据可以解决一些实际需要. Liu等人[9]对60~40 Ma的气候进行了以1 Myr为分辨率的模拟, 但由于没有高时间分辨率数据, 古高程仅能每5 Myr修改一次, 导致在古高程修改的时间点上容易出现(应该不真实的)气候突变(见文献[9]中图1(e)的绿色实线). 如果使用本文得到的高时间分辨率古高程数据作为边界条件, 应该能够显著改善模拟的结果.

参考文献

1 Farnsworth A, Lunt D J, Robinson S A, et al. Past East Asian monsoon evolution controlled by paleogeography, not CO_2. Sci Adv, 2019, 5: eaax1697
2 Mills B J W, Donnadieu Y, Goddéris Y. Spatial continuous integration of Phanerozoic global biogeochemistry and climate. Gondwana Res, 2021, 100: 73–86
3 Li X, Hu Y, Guo J, et al. A high-resolution climate simulation dataset for the past 540 million years. Sci Data, 2022, 9: 371
4 Salles T, Husson L, Lorcery M, et al. Landscape dynamics and the Phanerozoic diversification of the biosphere. Nature, 2023, 624: 115–121
5 Goddéris Y, Donnadieu Y, Le Hir G, et al. The role of palaeogeography in the Phanerozoic history of atmospheric CO_2 and climate. Earth-Sci Rev, 2014, 128: 122–138
6 He Z, Zhang Z, Guo Z, et al. Middle miocene (~14 Ma) and late Miocene (~6 Ma) paleogeographic boundary conditions. Paleoceanog Paleoclimatol, 2021, 36: e2021PA004298
7 Chen H D, Hou M C, Chen A Q, et al. Advances and the major scientific issues of the Paleogeography in China (in Chinese). Acta Sedimentol Sin, 2017, 35: 888–901 [陈洪德, 侯明才, 陈安清, 等. 中国古地理学研究进展与关键科学问题. 沉积学报, 2017, 35: 888–901]
8 Moore T L, Scotese C R. The Paleoclimate Atlas (ArcGIS). In: Geological Society of America, 2010 Annual Meeting, Abstracts with Programs, 2010. 457
9 Liu Y, Zhang J, Zuo H, et al. Spatial continuous modeling of early Cenozoic carbon cycle and climate. Natl Sci Rev, 2024, 11: nwae061
10 Müller R D, Zahirovic S, Williams S E, et al. A global plate model including lithospheric deformation along major rifts and orogens since the triassic. Tectonics, 2019, 38: 1884–1907
11 Zheng D, Merdith A S, Goddéris Y, et al. Using deep learning to integrate paleoclimate and global biogeochemistry over the Phanerozoic Eon. Geosci Model Dev, 2024, 17: 5413–5429
12 Farnebäck G. Two-frame motion estimation based on polynomial expansion. In: 13th Scandinavian Conference on Image Analysis, 2003. 363–370
13 Burt P, Adelson E. The laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Trans Commun, 1983, 31: 532–540
14 Bouguet J Y. Pyramidal implementation of the Lucas-Kanade feature tracker: description of the algorithm. Microprocessor Research Labs, Intel Corporation, 2001
15 Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. Nature, 2019, 566: 195–204

16 O'dea A, Lessios H A, Coates A G, et al. Formation of the Isthmus of Panama. Sci Adv, 2016, 2: e1600883
17 Zhou Wang, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. IEEE Trans Image Process, 2004, 13: 600–612
18 Hore A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM. In: 20th International Conference on Pattern Recognition, 2010. 2366–2369
19 Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing. 2nd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2002
20 Man K, Wei Q, Tan N, et al. Modeling the Cenozoic evolution of the Antarctic Ice Sheet—Influence of the uncertainty in climate forcing (in Chinese). Quat Sci, 2023, 43: 911–924 [满凯, 魏强, 谭宁, 等. 新生代南极冰盖演化的模拟研究——气候场不确定性的影响. 第四纪研究, 2023, 43: 911–924]
21 Klages J P, Hillenbrand C D, Bohaty S M, et al. Ice sheet–free West Antarctica during peak early Oligocene glaciation. Science, 2024, 385: 322–327
22 Westerhold T, Marwan N, Drury A J, et al. An astronomically dated record of Earth's climate and its predictability over the last 66 million years. Science, 2020, 369: 1383–1387
23 Reda F, Kontkanen J, Tabellion E, et al. FILM: Frame interpolation for large motion. In: Computer Vision–ECCV 2022: 17th European Conference, 2022. 250–266

Summary for “提升数字古高程数据集时间分辨率的方法探究”

Enhancing temporal resolution of paleo-digital elevation model: a methodological exploration

Jiahao Ning[1], Yonggang Liu[1*], Zhilin He[2] & Dongyu Zheng[3]

[1] *Department of Atmospheric and Oceanic Sciences, School of Physics, Peking University, Beijing 100871, China*
[2] *State Key Laboratory of Lithospheric and Environmental Coevolution, Institute of Geology and Geophysics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China*
[3] *Institute of Sedimentary Geology, Chengdu University of Technology, Chengdu 610029, China*
* Corresponding author, E-mail: ygliu@pku.edu.cn

Surface elevation of the past serves as a critical boundary condition in studies of paleoclimate, erosion, and silicate weathering. Consequently, reconstructing paleo-digital elevation maps (Paleo-DEMs) has long been an important task for geologists. Traditionally, Paleo-DEM reconstructions integrate paleontological, sedimentological, and geochemical data to restore continental positions, paleo-surface elevation, and paleobathymetry at various time points of Earth’s history. However, due to the enormous workload required plus limited data availability in many regions and time periods, existing Paleo-DEMs have a relatively coarse temporal resolution. For example, the reconstruction of the Phanerozoic by Scotese et al. (https://www.earthbyte.org/paleodem-resource-scotese-and-wright-2018) has a temporal resolution of 5 million years (Myr). A growing body of research indicates that low-temporal-resolution Paleo-DEMs restrict our understanding of the long-term evolution of climate, carbon cycle, and landscape. Yet, obtaining high-temporal-resolution reconstructions using traditional methods is evidently impractical.

More recent work has therefore turned to alternative methods. Some commonly used software for constructing and utilizing plate models, such as GPlates, can be employed to simulate plate movement and reconstruction. However, these models primarily infer approximate past positions and orientations of plates based on their modern configurations. They are unable to adequately account for changes in plate morphology caused by compression, extension, and other deformational processes. Moreover, deep-time plate geometries differed significantly from those observed today. Over the past decade, the Deforming Plate Model has been developed to incorporate plate deformation and to simulate the evolution of crustal thickness. However, estimating paleo-surface elevations is not the strength of this method and significant uncertainties remain. More recently, Zheng et al. pioneered the use of a neural network-based machine learning approach, FILM, to obtain high-temporal-resolution Paleo-DEMs. This method, commonly applied in animation production, automatically generates intermediate frames between two original images to create smooth transitions. Nevertheless, the authors noted that this technique was most reliable when interpolating between Paleo-DEMs with time intervals shorter than 10 Myr. When the original temporal resolution is coarser, the results may contain substantial errors, such as incorrectly splitting a single tectonic plate into separate entities.

In this study, we propose a new method to enhance the temporal resolution of PaleoDEM, by using an optical flow technique combined with bilinear interpolation. The method is applied to reconstructing intermediate time slices between known PaleoDEM frames, effectively generating continuous elevation data at arbitrarily fine time intervals. The optical flow method, specifically Farnebäck’s algorithm, is employed to track the motion and deformation of tectonic units between two time slices. By assuming constant velocity movement between frames, the method estimates the trajectory of each point on the global grid. Elevation values at intermediate times are then computed using bilinear interpolation in space and linear interpolation in time. This process is computationally efficient and requires minimal resources, making it accessible for broad applications.

Results demonstrate that the method successfully reconstructs 1-million-year-interval Paleo-DEMs from 540 million years ago to today, capturing key geological events. The northward movement of the Indian Plate and the subsequent uplift of the Tibetan Plateau, the gradual shrinking and shallowing of Hudson Bay, and the progressive closing of Bering Strait all appear to be reasonably reconstructed. Quantitative evaluations using Structural Similarity Index (SSIM), Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), and Normalized Root Mean Square Error (NRMSE) indicate high consistency between reconstructed and original data, with SSIM often exceeding 0.9, PSNR exceeding 15 and NRMSE below 0.05.

Notably, the optical flow method outperforms neural network-based approaches like FILM, where machine learning methods may erroneously split tectonic plates. The optical flow method preserves spatial coherence and avoids such artifacts by moving each point smoothly. However, the method assumes linear motion and elevation change between frames, which may not capture nonlinear variations when original data intervals are large. Moreover, the interpolation process may smooth out certain fine topographic structures. Despite these limitations, the approach provides a practical and robust solution for generating high-temporal-resolution PaleoDEMs, facilitating more accurate paleoclimate and geodynamic simulations.

Paleo-digital Elevation Model (PaleoDEM), land-sea mask, deep-time Earth, optical flow method, machine learning

doi: 10.1360/CSB-2025-0417