

地震科技前沿快报

2023 年第 10 期（月刊总第 57 期）

中国地震局科学技术委员会
中国地震局科技与国际合作司

中国科学院兰州文献情报中心
中国科学技术信息研究所

本期概要

1、人工智能在地震预测中的应用：现状和未来的挑战

近年来，随着人工智能技术的发展，基于其可以挖掘数据中隐藏特征这一强大功能，科学家在人工智能地震预测研究中取得了突破性成果。本文梳理了 1994-2019 年期间 84 篇包括基于规则的方法、浅层机器学习和深度学习等人工智能方法地震预测研究论文。总结发现，浅层和深层神经网络的主要优点之一是它们不需要特征提取，可以将未处理的数据直接用于训练网络，并获得非常好的结果。考虑到机器学习和深度学习应用越来越广泛，本文重点介绍浅层和深层神经网络技术在地震预测领域的研究进展。现有的人工智能地震预测还存在不适应较大地震事件的预测、时间预测误差较大、空间分辨率较低、地震预测基础认识不足等问题，需要进一步加强地震机理研究，建立地震预测基准数据集，选取更有效的地震特征参数来提升人工智能地震预测效果。

2、基于盘古气象大模型的全球天气中期精准预测及其对地震预测的启示

天气预报是科学和社会的重要应用，其目的是预测未来天气变化，特别是极端天气事件。目前最准确的预报系统是数值天气预测（NWP）方法，

它将大气状态表示为离散网格，利用数值求解不同状态之间过渡的偏微分方程。但是，这个过程计算成本高。最近，基于人工智能方法显示出按几个数量级加速天气预报的潜力，但预报的准确率仍然显著低于 NWP 方法。2023 年华为云公司开发了一种基于人工智能的中长期全球天气预报系统——盘古气象大模型（Pangu-Weather），该模型可实现全球天气中期精准预测且比目前最好的 IFS 数值预测系统快 10,000 倍以上，相关成果发表在 2023 年《自然》杂志上。该项研究结果表明，配备地球特定先验知识的三维深度网络可以有效地处理气象数据的复杂图像，而且层次时间聚合技术减少了中长期预报的积累误差。Pangu-Weather 模型用 39 年的全球数据集进行训练，与世界上最优秀的 NWP 系统和欧洲中期天气预报中心（ECMWF）的运营集成预报系统（IFS）相比，Pangu-Weather 在所有测试变量的再分析数据上获得了更强的确定性预报结果。该方法在极端天气预报和集合天气预报中也表现良好。当以再分析数据初始化时，跟踪热带气旋的准确性也高于高分率的 ECMWF 系统（ECMWF-HRES）。盘古大模型在气象预测中的成功应用对地震预测有重要的启示作用。

3、机器学习检测到阿拉斯加俯冲带 Semidi 段 2018 年发生的浅层慢滑事件

慢滑事件（SSE）通常认为与大地震的触发和海啸的缺失有关系。但浅层 SSE 总是发生在水下，因此很难观察到它们的时空范围。来自美国的科学家利用来自海底的近海阵列数据，通过机器学习方法，检测到 2018 年底阿拉斯加俯冲带的浅层 SSE，其发生在 2021 年 7 月 29 日 8.2 级 Chignik 地震的上倾端。模拟的 SSE 变形的空间模式、SSE 发生后库仑应力正变化区的地震活动性增加、Chignik 地震缺乏浅层滑动以及 Chignik 地震后没有

发生大规模海啸都支持了这一检测结果。机器学习方法有可能改变与大震相关的慢滑事件（SSE）的检测方式，并改善俯冲带的海啸危险性评估。

4、沿 Hikurangi 边缘的慢滑与俯冲海山后的富流体沉积物相关

大震前的慢滑事件（SSE）的机制还认识不清。大型海山和起伏基底与上覆板块在俯冲带碰撞时，会引起永久性的变形。由此产生的结构和组成不均一性被认为是控制巨型地震的重要因素。俯冲海山可能会暂时使板块闭锁，从而促成随后的大地震。另一方面，海山也可能重新分布应力，减小地震。在本研究中，研究人员呈现了沿新西兰北岛的俯冲 Hikurangi 高原（海山密布）的三维地震数据。结果发现一个明显可见的海山，即 Pā paku 海山，其局部抬升了上覆板块，并在其后留下一个沉积物拖尾的管状透镜体。在 Pā paku 透镜体内部和下方以及大型逆冲断层沿线异常低的地震速度与未固化的、超压的富流体沉积物的存在相一致。以沉积物透镜体对 2014 年慢滑地震的研究表明，富含流体的区域可确定有利于慢滑的区域。研究人员认为，被俯冲海山留下的沉积物透镜体可在沿大型逆冲区的过渡性稳定海洋沉积物内部创建低且有效的应力斑块，从而有利于慢滑。

5、通过最优输运理论捕获接收函数中的地震波速变化

地震波速的变化可用于监测地壳动态过程。现有方法难以测量这种非线性变化，最优输运理论提供了一种综合方法，用于测量接收函数监测中特有的非线性时间-振幅信号变化。结果表明，最优输运理论使全波形分布的对比成为可能，而不依赖于代表性的叠加波形。总体而言，最优输运理论扩展了地震监测的范围，适用于深部地球物理过程，可用于研究具有不同时、空范围的速度变化。

人工智能在地震预测中的应用：现状和未来的挑战

由于人类没有找到地震遵循的特定模式，地震预测仍然是地球科学中最具挑战的一项前沿性课题。近年来，随着人工智能技术的发展，基于其可以挖掘数据中隐藏特征这一强大功能，科学家在人工智能地震预测研究中取得了突破性成果。本文梳理了 1994-2019 年期间 84 篇包括基于规则的方法、浅层机器学习和深度学习等人工智能方法地震预测研究论文。总结发现，浅层和深层神经网络的主要优点之一是它们不需要特征提取，可以将未处理的数据直接用于训练网络，并获得非常好的结果。考虑到机器学习和深度学习应用越来越广泛，本文重点介绍浅层和深层神经网络技术在地震预测领域的研究进展。现有的人工智能地震预测还存在不适应较大地震事件的预测、时间预测误差较大、空间分辨率较低、地震预测基础认识不足等问题，需要进一步加强地震机理研究，建立地震预测基准数据集，选取更有效的地震特征参数来提升人工智能地震预测效果。（本文由中国地震局地震预测研究所段梦乔、周连庆、李营、张晓东等综述）

本研究在 IEEE Xplore 数字图书馆、Science Direct 和 Google Scholar 等数据库中检索了包含基于 AI 方法的地震预测研究。剔除重复、摘要和不相关的论文后，一共对其中的 84 篇论文进行了综述。

1. 人工智能地震预测方法

在基于规则的地震预测方法中，一些规则来自于知识库或专家意见。输入信号通过一些隶属函数进行模糊化，以便与规则进行比较。这个比较

的输出被去模糊化以获取实际输出。这个过程在图 1 中进行了说明，其中训练和测试数据通过不同的路径来预测地震。Takagi Sugeno 神经模糊系统又称为 ANFIS，是一个非常受地震预测研究人员欢迎的模型，因为许多模型都是基于它们开发的。多项研究利用 ANFIS 方法预测震中烈度和地震震级 (Zeng et al., 2016; Shodiq et al., 2019; Kamath and Kamat, 2017)。Zeng 等 (2016) 基于 Sugeno 模糊推理模型，使用中国四川省 2004 年至 2015 年 60 个地震的震级和震中深度作为输入来预测震中烈度。通过将该模型的结果与前人的结果进行对比，发现该模型的系统误差更小，预测的精度更高。他们还分别用该模型和其他模型预测汶川 Mw 8.0 地震的震中烈度，该模型预测的烈度为 10.67，与实际烈度 (11) 更接近。浅层机器学习 (ML) 方法在地震预测的应用中更为广泛包括经典 ML 方法 (Jiang et al., 2009; Huang et al., 2020; Hajikhodaverdikhan et al., 2018)、聚类方法 (Kaushik and Mathur, 2014; Mejia et al., 2015) 和基于神经网络 (NN) (Alarifi et al., 2012; Hu et al., 2012; Mignan and Broccardo, 2018) 的方法。经典 ML 算法，如支持向量机 (SVM)、支持向量回归 (SVR)、K 最近邻 (KNN)、随机森林 (RF) 等，使用人工提取的特征来预测地震。由于它们不能自己生成特征，因此特征选择是这一预测过程的重要方面。Jiang 等 (2009) 根据在《中国震例》一书中挑选出华北地区 ($30^{\circ} E \sim 42^{\circ} E$, $108^{\circ} N \sim 125^{\circ} N$) 210 个震例，按照不同震级区间和震中范围对各类地震的前兆异常持续时间进行逐月统计，并将其作为 SVM 综合预测模型的预测因子。其中前兆异常指标包括 b 值、地震空

区、地震带、波速比、电磁、水位和短水准等。每个地震至少需要 5 个或 5 个以上的异常指标，否则将异常指标赋值为 0。他们将各地震异常指标的异常持续时间作为 SVM 预测模型的输入，输出为未来某一时段、某一区域可能发生地震的预测最大震级。将 2/3 的数据用于训练 SVM，1/3 的数据用于验证，结果显示华北区域的预测率分别为 64.1%。为了检验 SVM 的有效性，基于首都地区 (38° N- 41.5° N, 114° E- 120° E) 的异常信息利用 SVM 方法预测首都地区的年度最大震级 M_{max} ，预测率达 75%。图 2 显示了 ML 算法的基本流程。基于 NN 的预测地震方法使用一种由权重、偏置、连接和神经元组成的架构 (图 3)。每个神经元都有一个激活函数，该激活函数连接到上一层的连接。当输入值大于激活函数的阈值时，激活函数会触发。使用预测输出和实际输出计算误差。一些优化函数试图通过更新网络的权重和偏置来最小化误差值，以达到最终输出。深度学习中的 DNN 是 ANN 模型的延伸，它不需要人工特征提取，可以生成数千个非常复杂的特征，这对于手动提取来说非常困难。这些基于 DNN 的模型使用多个隐藏层 (图 4) 用来找到特征，最终使用全连接层对这些特征进行分类。由于 DNN 模型的层数增多，可能需要花费大量时间。且由于复杂的特征，这些模型可能会遇到过拟合问题。因此，需要使用 dropout 和正则化方法。Banna 等 (2020) 统计了不同人工智能算法在预测地震方面的准确率。所有算法至少有 60% 的成功率。基于规则的专家系统能够在 12 天内实现 100% 的地震预测准确率 (图 5)。近年来，随着计算机技术的不断发展，ANN (DNN) 模型近年来应用越来越广泛。且研究发现 (Mignan and Broccardo, 2019)

基于 ANN 的地震预测文献正随着时间向深度学习的逐步复杂化方向发展（图 6）。因此本文重点介绍基于 ANN 技术的地震预测领域的研究进展。

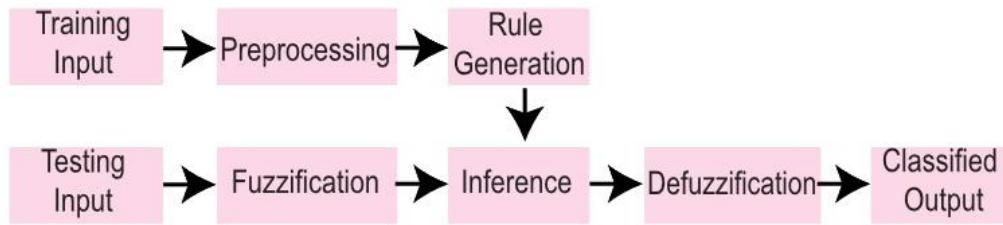


图 1 基于规则的方法的预测过程

通常，数据集被分为训练和测试样本。基于训练数据，规则被生成。测试样本被模糊化并与规则进行比较，以推断输出。

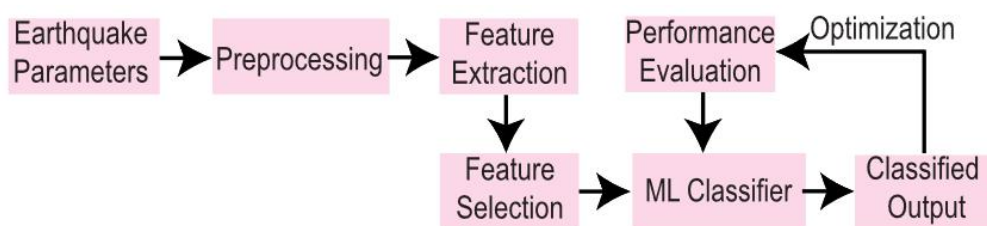


图 2 基于经典 ML 方法的地震预测过程。首先，地震参数进行预处理以删除缺失值。然后，进行特征提取。选择的特征输入到 ML 算法以提供输出。根据性能，改变算法的超参数。

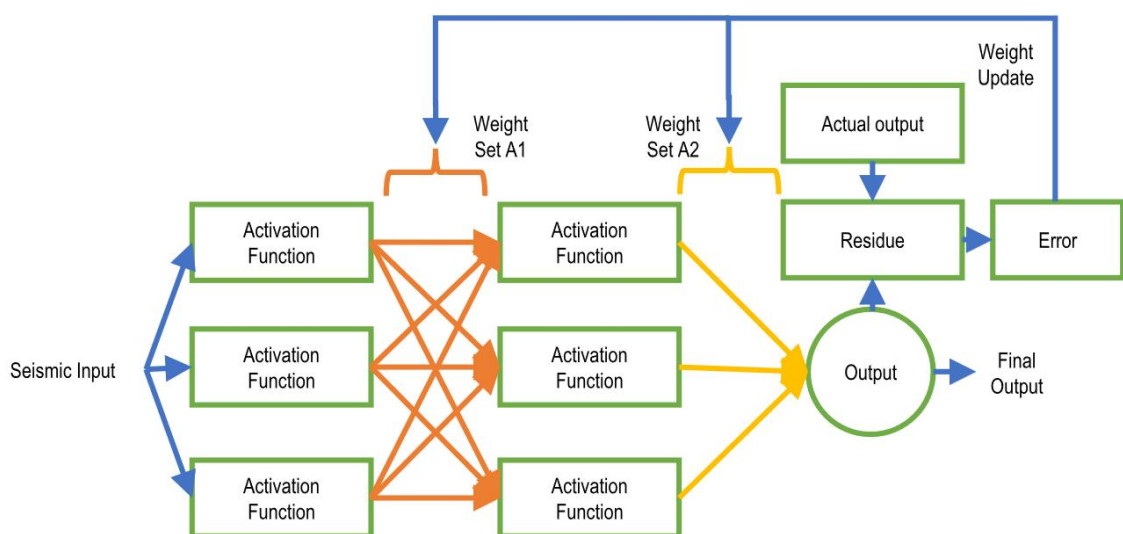


图 3 基于 NN 的模型的地震预测过程。网络的地震输入通过激活函数产生一些输出，该输出与权重相乘。最终输出与实际输出之间的差异是误差，该误差用于调整权重以更准确地预测地震。

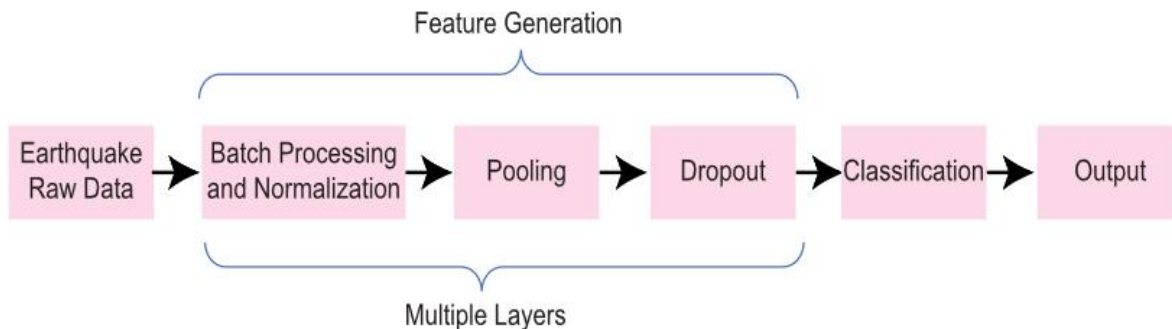


图 4 使用基于 DL 方法预测地震的过程。DNN 使用多个池化、批处理、dropout 层来生成特征。它可以生成非常难以手动计算的复杂特征。基于这些特征，可以预测地震。

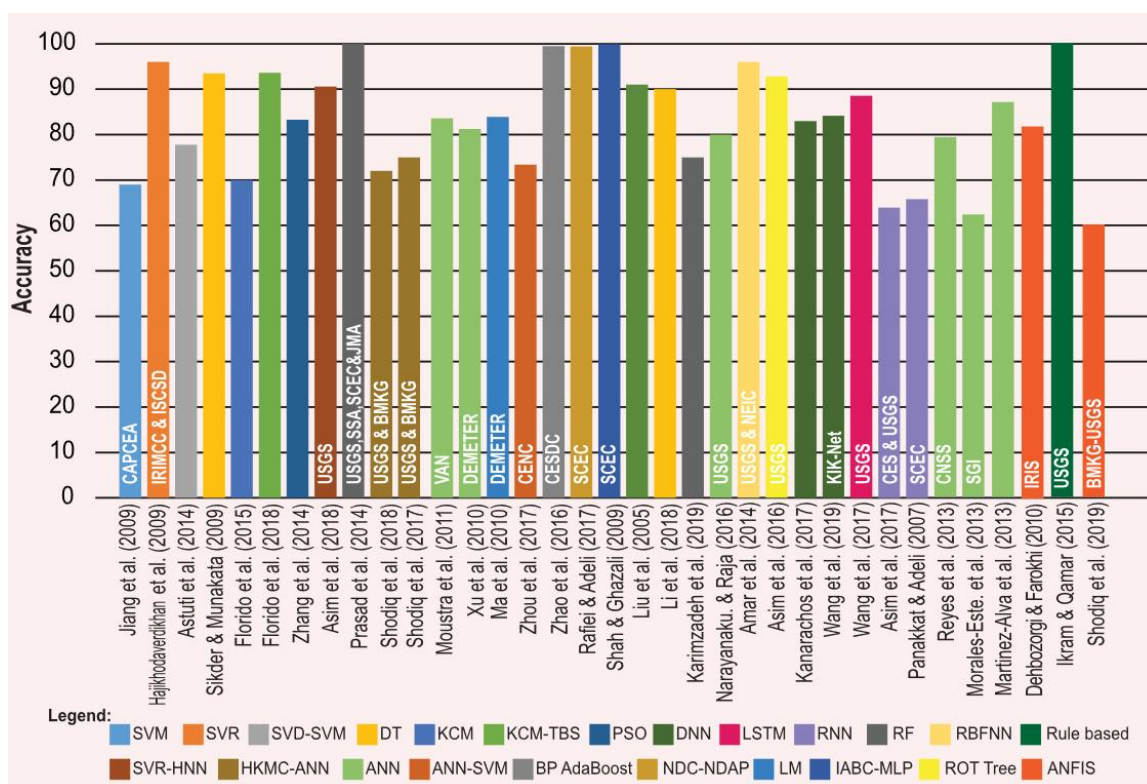


图 5 不同研究的地震预测性能比较。不同的算法用不同的颜色表示。每个条棒的高度代表它的准确率。研究使用的数据集写在条形图上。

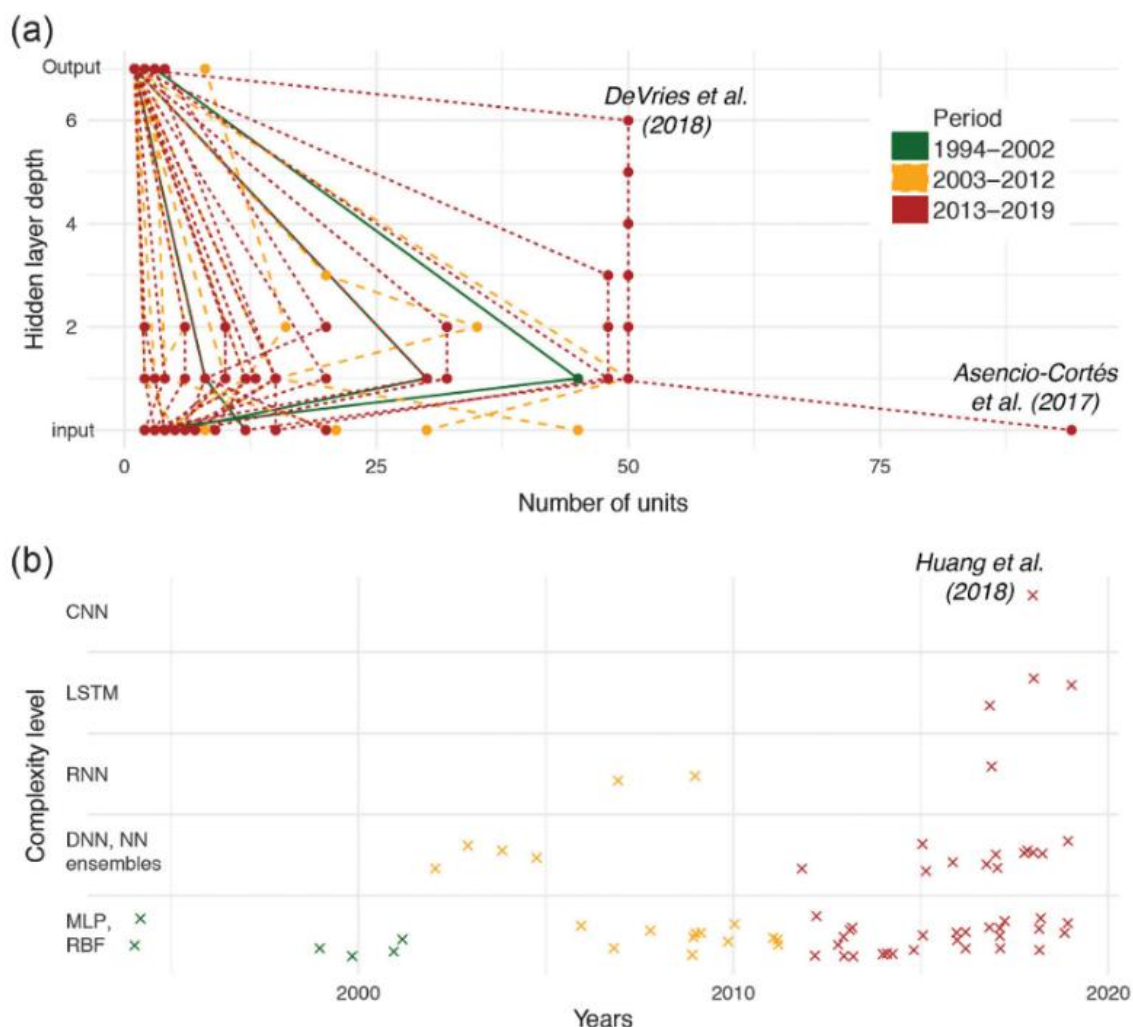


图 6 在基于 ANN 的地震预测相关文献中观察到的复杂化的趋势：(a) 在三个时间段内，每层单元数和隐藏层数量的变化；(b) 随着时间的推移，按照复杂性级别发表的 ANNs。浅层 ANN（多层感知器和径向基函数）代表最简单的架构，有一个隐藏层。然后我们考虑深度神经网络（DNNs）和各种 ANN 集合和其他混合体。RNN 比平均 DNN 更复杂，因为添加了循环层。长短期记忆（LSTMs）是 RNN 的一种更复杂类型。最后，卷积神经网络（CNNs）被认为是复杂的架构。

2. 基于人工神经网络的地震预测研究进展

(1) 经典的基于 ANN 的地震预测研究

ANNs 早在 1990 年 (Dowla et al., 1990) 就被引入地震学。第一次尝试测试用于地震预测的 ANN 模型可以追溯到 1994 年 (Aminzadeh et al.,

1994 ; Lakkos et al., 1994)。Alarifi 等 (2012) 收集红海北部的地震目录数据, 然后从数据中过滤噪声, 并将地震位置重新组合为 16×16 的网格。这将不同位置的可能性减少了 99.84%。他们将地震序列编号, 瓷砖位置, 地震震级和深度等作为特征。然后尝试不同隐藏层神经元的数量和激活函数, 并计算了均方误差和平均绝对误差, 以找到最佳组合。最终模型达到的均方差为 0.1153, 平均绝对误差为 0.26371。与该模型的其他配置相比, 其性能至少提高了 32 %。Narayanakumar 和 Raja (2016) 提出了一种 ANN 模型用于预测印度喜马拉雅地区的地震。他们使用了 8 个地震活动性指标, 这些指标是根据地震目录利用古登堡-里氏 (G-R) 定律计算得到的。该研究考虑了从全球地震数据库中收集的 2.5 级以上的地震。利用喜马拉雅地区 1987 -2015 年的数据计算了 8 个地震活动性参数作为输入。然后, 他们使用了一个 ANN 模型, 输入神经元有 9 个, 隐藏层有 12 个神经元, 输出层有单个神经元。该研究对小震的预测准确率为 66.66%, 对中等地震的预报准确率为 75 %。Cheraghi 和 Ghanbari (2017) 使用 ANN 模型预测了地震发生的时间和震级。他们使用地震发生的时间、深度、震级和震中到断层线的距离作为输入。首先, 对所有数据进行归一化处理。ANN 模型采用 BP 算法作为学习算法, 使用均方差进行误差计算。ANN 有两个隐藏层, 分别有 3 个和 2 个神经元。使用 sigmoid 函数作为激活函数, 为网络带来非线性。对于震级的预测, 平均误差为 0.5 %, 最大误差为 3.5 %。他们可以用 10 天的误差来预测地震发生的时间。

(2) 基于深度学习的地震预测研究

第一个具有两个隐藏层的深度神经网络(DNN)于2002年(Negarestani et al., 2002)和第一个循环神经网络(RNN)于2007年(Panakkat 和 Adeli, 2007)提出。Panakkat 和 Adeli (2007)使用南加州和旧金山湾区的地震目录,首次全面研究了人工神经网络在地震预测中的应用。他们介绍了8种地震活动指标,并比较了三种类型的神经网络:径向基函数神经网络、DNN和RNN在预测地震方面的性能,为每个模型确定了最佳结构。最终他们根据评估指标比较了这些算法对未来一个月最大规模地震的预测能力。其中基于RNN的模型表现最好,不同震级范围的平均R得分为0.562。DeVries等(2018)年提出基于DNN预测大地震的余震分布图像的方法。他们计算了全球199个大地震的滑动分布在每个 $5\text{ km} \times 5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 单元格质心处产生的弹性应力-变化张量,将余震预测问题变为一个大规模的二分类问题,其目标是将每个主震周围的每个 $5\text{ km} \times 5\text{ km} \times 5\text{ km}$ 的网格单元准确地分类为“包含余震”或“不包含余震”。他们的DNN网络6个隐藏层组成,每个包含50个节点,总共13,451个自由参数,第一层的输入是在网格单元的质心处计算的同震静态弹性应力变化张量的六个独立分量的大小及其负值共12个特征。该研究结果表明,在一个超过131,000个主震-余震对数据集上训练的神经网络,可以比经典的库仑破裂应力变化准则更准确地预测一个独立的30,000个主震-余震对数据集中的余震位置。而且他们发现,训练后的余震预测模型,在不确定接收断层方向或几何形状的情况下,神经网络可以进行与少量物理量(特别是应

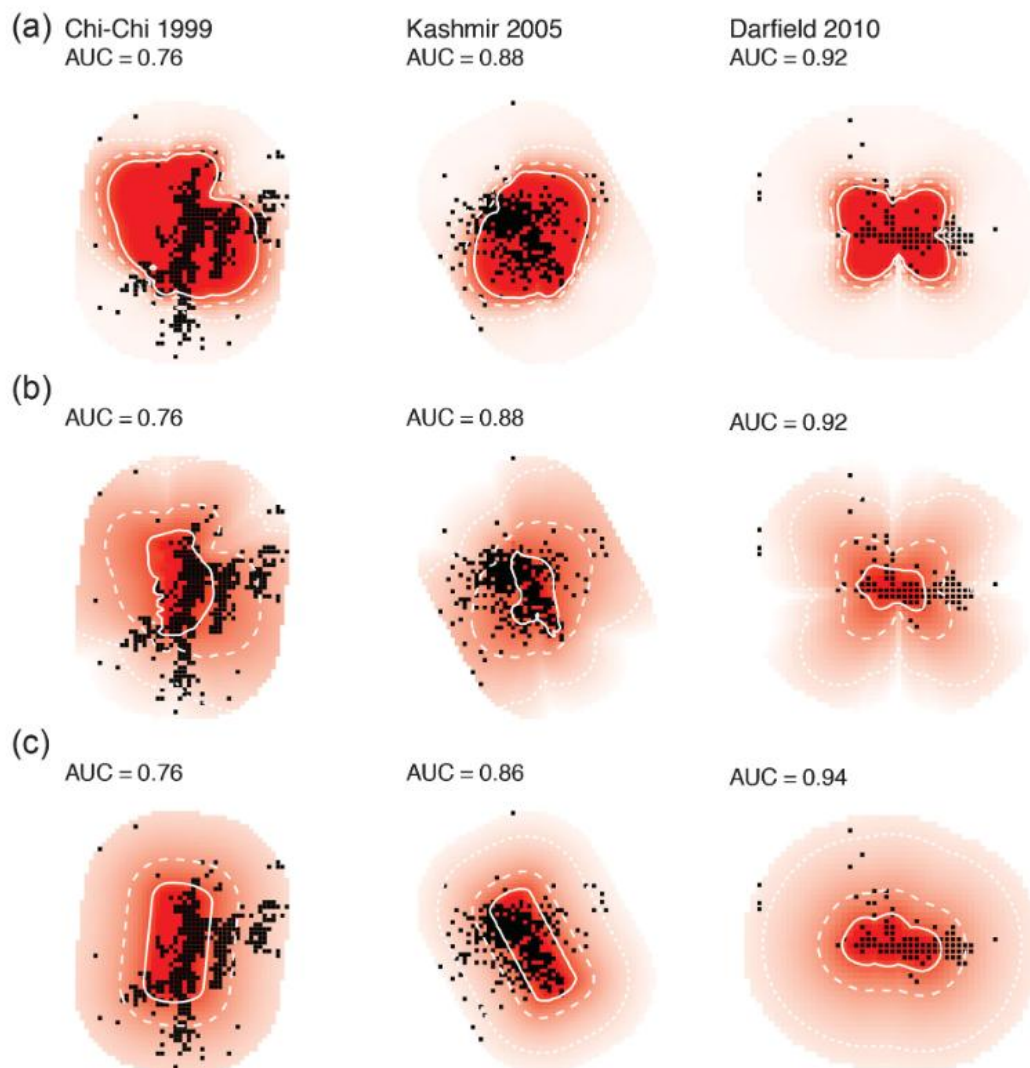


图 7 三次主震的余震预测图像: (a) DeVries 等 (2018) 基于 12 个特征的 DNN 模型效果, (b) Mignan 和 Broccardo (2019) 基于单一的应力变化张量的六个独立分量的绝对值之和的逻辑回归模型效果, (c) Mignan 和 Broccardo (2019) 基于主震的平均滑动量 d 和空间单元与主震破裂之间的最小距离 r 的逻辑回归模型效果。

力变化张量的六个独立分量的绝对值之和、von Mises 屈服准则和最大剪切应力变化) 强烈相关的余震位置预报。这种深度学习方法可能会改善余震预测效果, 并为地震触发机制提供新的物理意义的见解。然而, Mignan 和 Broccardo (2019) 仅使用应力变化张量的六个独立分量的绝对值之和这一个特征进行单一逻辑回归, 即通过一个神经元 (两个自由参数, 权重

和偏置参数) 就可以获得与 DeVries 等 (2018) 相近的效果。如果使用主震的平均滑动量 d 和空间单元与主震破裂之间的最小距离 r 两个特征进行逻辑回归, 可能会获得更好的效果 (图 7)。

综上, 大多数研究利用机器学习和深度学习方法结合 G-R 定律、地震三要素与活动性参数 (累积能量、 b 值、地震次数、活动周期, 发震时刻、经度、纬度、深度、震级、与断层的距离、地震活动性变化率和时间间隔)、主震产生的库仑应力变化、应力分布和断层形态等特征来预测一定时间内的地震震级、位置或大地震余震的分布范围。不同的方法展示出不同的预测效果, 这些研究为我们选择合适的地震预测技术提供参考。

3. 挑战与未来研究

由于数据的稀有性、数据收集的质量、模式的缺乏以及同一模型在不同地质地点性能的变异性, 这些问题显著影响了模型的性能。人工智能的地震预测研究仍然面临着巨大的困难。下面我们总结了人工智能地震预测面临的挑战, 并提出一些克服这些困难的方法, 这些方法可以应用于未来的研究。

(1) 预测精度受限于震级

前人建立的地震预测模型在预测 3 到 5 级的震级方面都表现得非常好。由于震级大于 6 的事件较少, 因此人工智能技术预测 6 级以上的地震表现不佳。在这种情况下, 可以单独训练模型, 也可以用类似于生成对抗网络的模型来生成人工数据。

(2) 时间预测误差

由于地震的发生没有遵循特定的模式，因此地震时间预测通常会面临较大的误差。对于长期地震时间预测，在大多数情况下，观察到 20 天到 5 个月的误差。地震预测可以被视为时间序列分析问题。因此，可以使用时间序列分析中表现最好的模型。

(3) 分辨率

震中位置预测通常存在 70 英里以上的误差。因此，准确预测地震的发生非常困难。根据地震事件的位置对它们进行聚类可以保持位置相关的模式不变。因此，对地震事件进行聚类可以帮助更准确的预测地震位置。

(4) 没有基准数据集

地震预测数据集通常包含地震目录、地震波、前兆参数等，不同的区域的数据集不同。目前没有一个基准的数据集可以用于评估模型。由于大型基准数据集稀缺，基于深度学习的方法可能不适用。未来应该创建一个地震预测的大型数据集，提高地震预测模型的泛化性。

(5) 环境因素的影响

地震发生机理并不容易理解。诸如氡浓度、土壤温度、奇怪的波、动物异常等前兆异常非常难以监测。因此，地震预测研究并没有建立在坚实

的地震科学深入知识基础上。这导致了模型性能不佳。为了更好地理解这一现象，需要对地震发生位置相关行为进行深入研究。

(6) 有效参数不足

对于地震预测研究，最佳的地震特征参数集尚未确定。不同的研究使用不同的特征，不同地震数据集的完备性震级也不同。在单一数据集中，不同的地震震级(地方震级、里氏震级)通过不同的方法进行评估。这些变化使得地震预测研究更加困难。我们需要为不同的地理位置构建一组最佳的地震特征参数集，并且在记录地震资料时，采用适用于世界各地的震级标度。

主要参考文献

- Banna, Md. H. A., Taher, K. A., Kaiser, M. S., Mahmud, M., Rahman, Md. S., Hosen, A. S. M. S., & Cho, G. H. (2020). Application of Artificial Intelligence in Predicting Earthquakes: State-of-the-Art and Future Challenges. *IEEE Access*, 8, 192880–192923. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029859>.
- DeVries, P. M. R., Viégas, F., Wattenberg, M., & Meade, B. J. (2018). Deep learning of aftershock patterns following large earthquakes. *Nature*, 560(7720), 632–634. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0438-y>.
- Mignan, A., & Broccardo, M. (2019). One neuron versus deep learning in aftershock prediction. *Nature*, 574(7776), E1–E3. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1582-8>.

基于盘古气象大模型的全球天气中期精准预测及其对地震预测的启示

天气预报是科学和社会的重要应用，其目的是预测未来天气变化，特别是极端天气事件。目前最准确的预报系统是数值天气预测（NWP）方法，它将大气状态表示为离散网格，利用数值求解不同状态之间过渡的偏微分方程。但是，这个过程计算成本高。最近，基于人工智能方法显示出按几个数量级加速天气预报的潜力，但预报的准确率仍然显著低于 NWP 方法。2023 年华为云公司开发了一种基于人工智能的中长期全球天气预报系统——盘古气象大模型（Pangu-Weather），该模型可实现全球天气中期精准预测且比目前最好的 IFS 数值预测系统快 10,000 倍以上，相关成果发表在 2023 年《自然》杂志上。该项研究结果表明，配备地球特定先验知识的三维深度网络可以有效地处理气象数据的复杂图像，而且层次时间聚合技术减少了中长期预报的积累误差。Pangu-Weather 模型用 39 年的全球数据集进行训练，与世界上最优秀的 NWP 系统和欧洲中期天气预报中心（ECMWF）的运营集成预报系统（IFS）相比，Pangu-Weather 在所有测试变量的再分析数据上获得了更强的确定性预报结果。该方法在极端天气预报和集合天气预报中也表现良好。当以再分析数据初始化时，跟踪热带气旋的准确性也高于高分率的 ECMWF 系统（ECMWF-HRES）。盘古大模型在气象预测中的成功应用对地震预测有重要的启示作用。（本文由中国地震局地震预测研究所段梦乔、周连庆、李莹、张晓东等综述）

盘古大模型是华为公司推出的一种生成式人工智能大模型。该模型包括自然语言处理大模型、计算机视觉大模型、科学计算大模型等，可以应用于多个领域，如政务、金融、制造、医药、矿山、铁路、气象等。盘古大模型 3.0 是完全面向行业的大模型，包含 L0 基础大模型、L1 行业大模型及 L2 场景模型三层架构，重点面向政务、金融、制造、医药、矿山、铁路、气象等行业。

2023 年 5 月 12 日，华为云公司提出盘古气象大模型(Pangu-Weather)，Pangu-Weather 是盘古大模型家族中的一个预训练模型，主要针对气象领域的文本生成任务进行训练。这个模型可以通过输入一些与气象相关的文本信息，自动生成相应的气象报告或者预测信息。比如，输入一段描述某个地方天气状况的文本，Pangu-Weather 可以自动生成一个对该地方未来几天天气的预测报告。

Pangu-Weather 是一个强大的基于人工智能的天气预报系统。与 IFS 预报系统在对所有测试天气变量对再分析数据方面，它可以产出确定性更强的预报结果。这项技术的贡献有两部分。首先，他们将高度信息整合到一个新的维度中，使他们的深度神经网络的输入和输出可以被概念化为三维。他们进一步设计了一种三维地球特定转换（3DEST）架构，将地球特定的先验信息注入深度网络。他们的实验表明，通过将高度形成一个单独的维度，3D 模型有能力捕捉不同压力水平下大气状态之间的关系。因此，与二维模型如 FourCastNet (Pathak et al., 2022) 相比，显著提高了准确性。第二，他们应用了一种层次化的时序聚合算法，包含训练一系列具

有增加预报提前期的模型。因此，在测试阶段，用于中程天气预报的迭代次数大大减少，累计预报误差减小。关于 ECMWF 的第五代再分析（ERA5）数据（Hersbach et al., 2020）的实验验证了 Pangu-Weather 在确定性预报和极端天气预报方面表现优异，同时比 IFS 系统快 10,000 倍以上。

1. Pangu-Weather 模型架构

Pangu-Weather 方法训练深度神经网络，以给定时间点的再分析气象数据作为输入，然后将未来某个时间点产出的再分析气象数据作为输出。对输入和输出都使用单个时间点。为了减轻过拟合的风险，他们在每个迭代开始时随机排列训练数据的顺序。他们训练了四个具有不同预报时效（输入和输出之间的时间差）的深度网络，分别为 1 小时，3 小时，6 小时和 24 小时。这四个深度网络分别训练了 100 个迭代，每个训练在一个包含 192 个 NVIDIA Tesla-V100 GPU 的集群上大约需要 16 天。

Pangu-Weather 模型的架构称为 3DEST（图 1）。首先将 13 层高空变量和地表变量喂给一个独立的神经网络。然后进行图像块嵌入以降低空间分辨率，并将下采样数据合并到 3D 立方体中。3D 数据通过一个源自 Swin 转换器的编码器-解码器架构进行传播。输出结果被分为高空变量和地表变量，这些变量通过图像块恢复方法采样，以恢复原始分辨率。这项研究选取不同的基础网络（预报时效分别为 1 小时、3 小时、6 小时或 24 小时）进行迭代，用每次预测的结果作为下一次迭代的输入。为了减少累积预测误差，模型中还引入了层次时间聚合方法，大大减少了迭代次数。例如，当预报时长为 56 小时时，我们将执行 24 小时预测模型 2 次，6 小时预测

模型 1 次，1 小时预测模型 2 次（图 1b）。与使用固定 6 小时预测模型的 FourCastNet 相比，Pangu-Weather 更快且更准确。

2. 实验设置及主要结果

研究使用 ERA5 数据集对 Pangu-Weather 进行了评估。为了公平地比较 Pangu-Weather 与 FourCastNet，在 39 年的数据（从 1979 年到 2017 年）上训练 3D 深度网络，对 2019 年的数据进行了验证，并对 2018 年的数据进行了测试。研究使用了 69 个因素，包括 13 个压力水平的 5 个高层变量和 4 个地表变量。在与再分析数据的测试中，对于每个测试变量，Pangu-Weather 相比最好的数值天气预报 IFS (Bauer et al., 2015; Bougeault et al., 2010) 和基于 AI 的 FourCastNet 产生更低的均方根误差 (RMSE) 和更高的异常相关系数 (ACC)。此外，Pangu-Weather 在单个 GPU 上的推理成本为 1.4 s，比 IFS 快 10,000 倍以上，与 FourCastNet 相当。为了证明 Pangu-Weather 的性能，将其应用于热带气旋的追踪。通过寻找地表变量之一的海平面平均气压 (MSLP) 的局部最小值，Pangu-Weather 在追踪 2018 年 88 个热带气旋时取得了很高的精度，对世界最好的追踪系统（例如 ECMWF-HRES，其中 HRES 代表高分辨率）构成挑战。

(1) 确定性全球天气预报

首先，这项研究对 ERA5 的无扰动初始状态进行了确定性预报，并且将 Pangu-Weather 与 IFS 和 FourCastNet 的预报结果进行比较。2018 年的

总体预报结果如图 2 所示。对于每个测试变量，包括高空和地表变量，Pangu-Weather 报告的结果都比 IFS 和 FourCastNet 更准确。就 RMSE（越低越好）而言，Pangu-Weather 通常报告的值比 IFS 低 10%，比 FourCastNet 低 30%。这种优势在所有预测时间内（从 1 小时到 168 小时，即 7 天）都存在，并且对于某些变量（如 Z500）来说，随着预测时间的增加，这种优势变得更为显著。

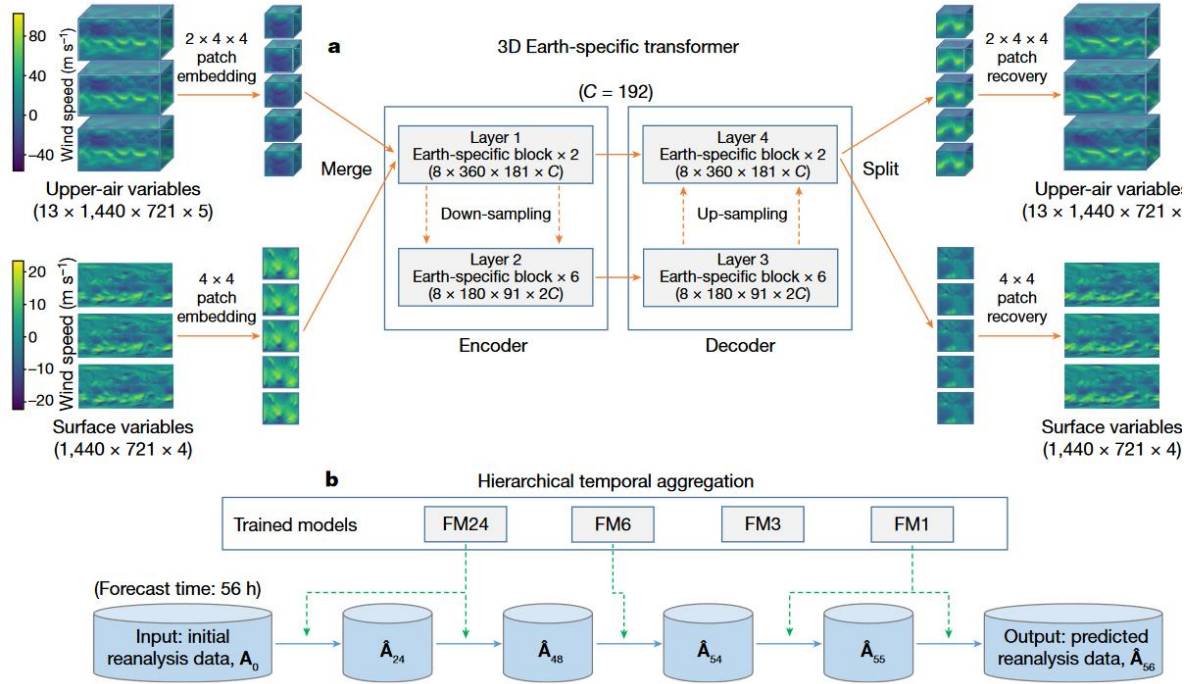


图 1 网络训练和推理策略。a, 3DEST 架构；b, 层次时间聚合。使用 FM1, FM3, FM6 和 FM24 来表示预报时效分别为 1 小时, 3 小时, 6 小时或 24 小时的预测模型。 A_0 为输入的天气状况, (A_t 为 t 时刻(小时)预测的天气状况)。

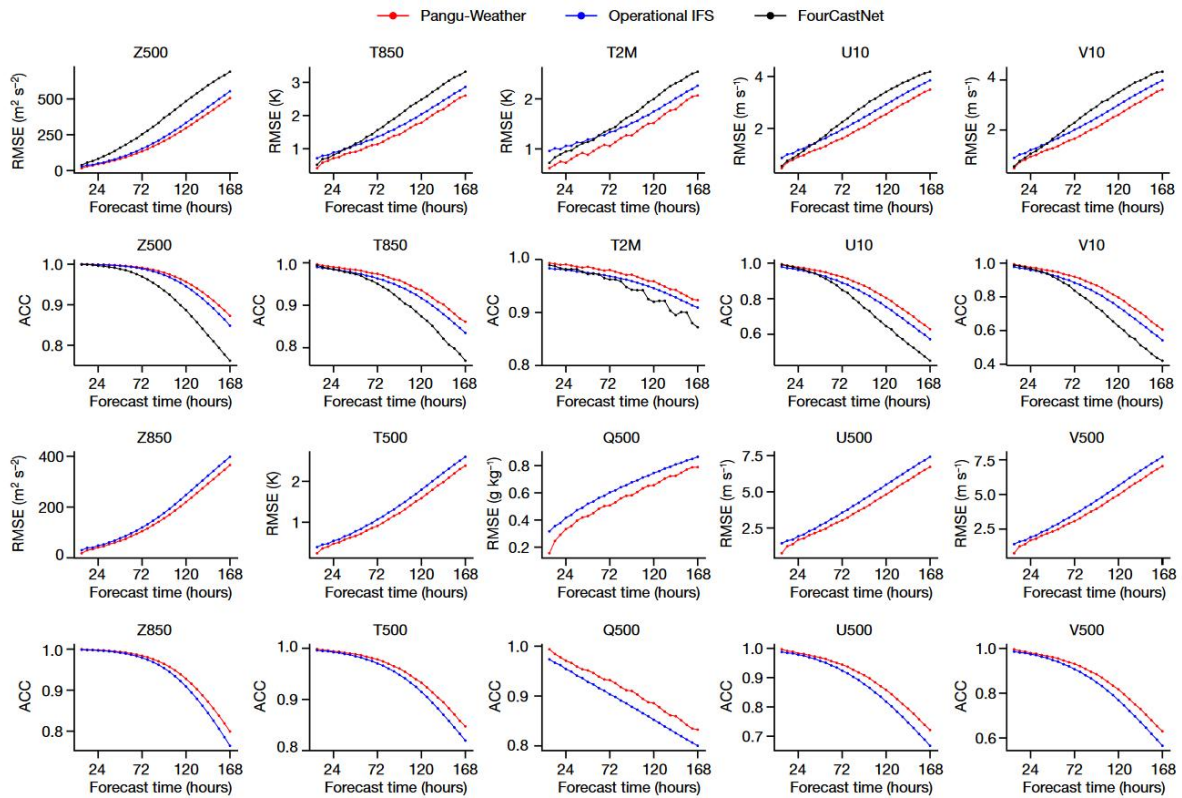


图 2 Pangu - Weather 与 IFS 和 FourCastNet 在 ERA5 数据上的确定性预报效果的对比。其中，Z500、T500、Q500、U500 和 V500 分别表示 500 hPa 重力势、温度、湿度以及风速的 u 分量和 v 分量。Z850 和 T850 分别表示 850 h Pa 的重力势和温度。T2M 表示 2 m 气温，U10 和 V10 分别表示 10 m 风速的 u 分量和 v 分量。

(2) 追踪热带气旋

给定一个初始时间点，并将预报时效设定为 6 h 的倍数，就可以启动 Pangu-Weather 来预测未来的天气状态，如气旋眼。研究将 Pangu - Weather 与基于高分辨率 ($9 \text{ km} \times 9 \text{ km}$) 天气预报的强气旋追踪方法 ECMWF - HRES 进行了对比。选取 2018 年被命名的 88 个热带气旋，统计结果表明，Pangu-Weather 对这些气旋的跟踪结果比 ECMWF-HRES 更为准确。盘古气象台气旋眼 3 天和 5 天平均直接定位误差分别为 120.29 km 和 195.65 km，均小于 ECMWF-HRES 的 162.28 km 和 272.10 km。随着预报时效的增加，

Pangu-Weather 的优势更加明显。图 3 还给出了西太平洋上两个最强的气旋 Kong-rey 和 Yutu 的追踪结果。

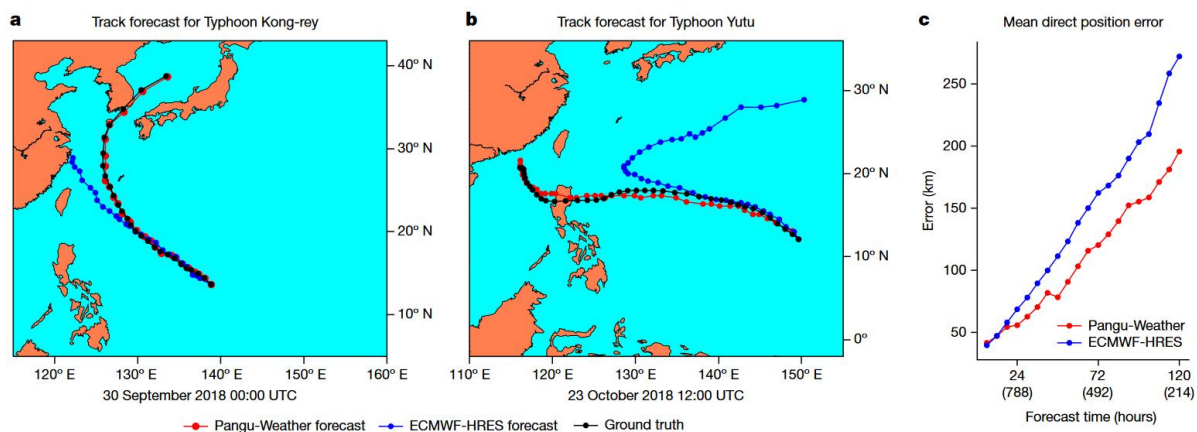


图 3 Pangu-Weather 与 ECMWF-HRES 对早期气旋的跟踪效果对比。a, b, 2018 年 2 个强热带气旋台风 Kong-rey (2018-25)和 Yutu (2018-26)的跟踪结果。c, Pangu-Weather 与 ECMWF-HRES 对 2018 年 88 个气旋预测的平均直接位置误差对比。

(3) 集成天气预报

作为基于 AI 的方法, Pangu-Weather 的速度是 IFS 的 10,000 倍以上。这为以较小的计算成本进行大集合的预报提供了机会。这项研究生成 99 个随机扰动, 并将其添加到未受扰动的初始天气状态中。这样就可以通过简单地平均预报结果, 获得一个 100 种集合的集成预报。如图 4 所示, 对于各变量, 综合预报效果平均在短期(例如, 1 天)略差于单一数据的预报, 但在预报时效为 5 ~ 7 天时明显优于单一数据的预报。这与 FourCastNet 一致, 表明在单一数据的预报准确性较低的情况下, 大的集合预报可以发挥作用, 但它们可能会给短期预报引入意外的噪声。集成天气预报对 Q500 (500 hPa 特定湿度) 和 U10 (10 m 风速 u 分量) 等非平滑变量有更多好处。

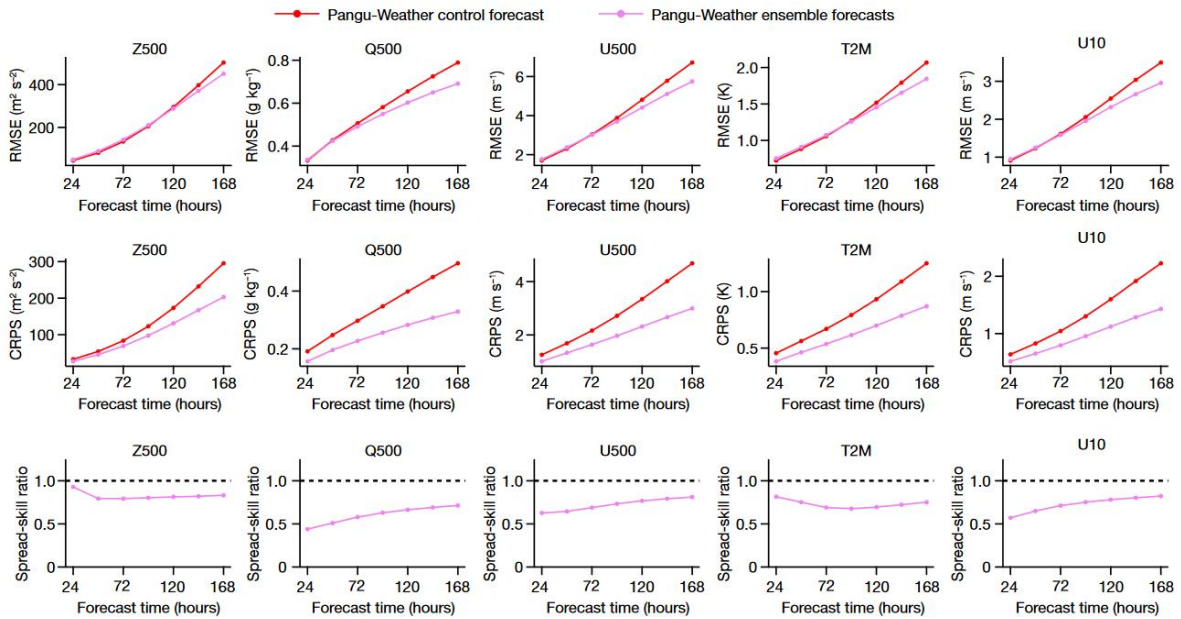


图 4 Pangu-Weather 集成预报结果。

3. 盘古气象大模型的局限和展望

尽管在再分析数据上的预报准确性有希望，但我们的算法有一些局限性。首先，在本文中，Pangu-Weather 是在再分析数据上训练和测试的，但实际的预报系统使用观测数据。这些数据源之间存在差异，因此需要进一步研究 Pangu-Weather 在不同应用中的性能。其次，一些天气变量，如降水，在本文中未进行调查。遗漏这些因素可能导致当前模型缺乏某些能力，例如利用降水数据准确预测诸如龙卷风爆发等小尺度极端天气事件。清华大学团队最近提出一个 NowcastNet 大模型 (Zhang et al., 2023)，一种用于极端降水的非线性即时预测模型。该模型将物理-演化方案和条件-学习方法统一到一个端到端的预报误差优化的神经网络框架中。基于美国和中国的雷达观测，该模型产生了在 $2048 \text{ km} \times 2048 \text{ km}$ 区域上，预报时效为 3 小时，物理上合理的降水即时预测。通过中国各地 62 名专

业气象学家对各种领先的天气预报方法进行系统评估，该模型在 71% 的领案例中排名第一。NowcastNet 在轻至强降雨率下可以巧妙地预测，特别是对此前难以解决的伴随平流或对流过程的极端降水事件。第三，基于 AI 的方法产生更平滑的预报结果，增加了低估极端天气事件规模的风险。我们研究了一个飓风追踪特殊案例，但还有很多工作要做。第四，使用不同预报时间的模型可能会带来时间的不一致性。这是一个值得进一步研究的具有挑战性的主题。

未来无论是基于 AI 的方法还是 NWP 方法都有改进的空间。在 AI 方面，通过集成更多的垂直层和/或大气变量，整合时间维度并训练四维深度网络，用更深或更宽的网络，或简单地增加训练周期，都可以获得更多的收益。所有这些方向都需要拥有更大内存和更高 FLOPS（每秒浮点运算次数）的更强大的 GPU 集群，这是 AI 领域当前的趋势。在 NWP 方面，可以开发后处理方法来减轻 NWP 模型的可预测偏差。我们期待未来 AI 和 NWP 方法将会结合并带来更强的性能。

4. 盘古气象大模型对地震预测的启示

(1) 开发地震行业大模型很有必要

虽然 ChatGPT 的发布，大模型自然语言处理、计算机视觉、语音识别等多个领域都有广泛的应用，大模型的发展，标志着人工智能技术的一个重要里程碑，也为未来的人工智能应用打开了新的可能性。各行各业迅速开展大模型的研究并得到了成功应用。在金融、医疗、教育等行业的应用，

可以提高效率、减少成本、提高精度，为各行业的发展提供了强大的支持。在科学领域，大模型的应用同样广泛。例如，在生物学领域，大模型可以用于基因组学研究、蛋白质结构预测等任务；在物理学领域，大模型可以用于量子计算、粒子物理模拟等任务；在化学领域，大模型可以用于分子结构预测、药物设计等任务；在地球科学领域，大模型可以用于气候变化预测、地震模拟等任务。盘古气象大模型和 NowcastNet 大模型在天气预测的中成功应用也为大模型在地震行业尤其是地震预测行业中的应用奠定了信心。此外，我国有长期多手段地震学、地球物理场和地球化学等观测积累，还有大量如《中国震例》等历史地震资料，数据积累的时间远超建立气象大模型，因此地震行业具备建立大模型的基础。基于数据驱动的人工智能技术有超越传统地震预测和数值预测的潜力。

(2) 建设地震大模型时需要重点考虑的问题

大型数据集是进行地震大模型训练最重要的因素，包含地震观测、地球物理场、地球化学、历史地震震例、地震灾害等大型数据集的建设是建设地震人工智能大模型的基础。因此，尽快启动数据集的建设是当前人工智能地震大模型研究的重要前提。盘古气象大模型是在二次加工的数据上训练和测试的，与实际预报系统使用观测数据可能存在差异。在建设地震大模型时，也需要尽可能多的收集各类有用的监测信息可能会让大模型的性能更加强大。通过各类全方位多手段立体观测的地震数据，开展地震预测综合大模型有望提升地震短临预测的准确率。地震原始数据中也存在各

种干扰信号和虚报等异常信号，可能对人工智能地震大模型的精度带来一定的影响，在建设地震大模型时可考虑对原始数据进行预处理。人工智能大模型训练需要大算力的支持，算力也是训练地震人工智能大模型的重要基础。整合地震系统优势算力资源，借助超算中心、云计算等公用算力资源，有望解决地震大模型训练中的算力问题。

(3) 大地震预测依然面临巨大挑战

基于人工智能的天气预测方法会产生更平滑的预报结果，从而增加了低估极端天气事件规模的风险。大地震数据样本数据的不足，使得针对大量中小地震训练的人工智能模型未必使用大地震。此外，有些大地震前没有明显的异常信号或前震信息，每次大地震前出现的异常信息千差万别，从而导致大预测难度极大。这对基于人工智能的地震预测的主要难点。长期全方位的立体监测是进行人工智能天气预测和地震预测的基础。相对天气预测有明确的云图监测来说，由于地球的不可入性，几乎没有针对大地震震源处的地震监测，这也给人工智能地震预测带来巨大挑战。

主要参考文献

- Bauer, P., Thorpe, A., & Brunet, G. (2015). The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature*, 525(7567), 47–55. <https://doi.org/10.1038/nature14956>
- Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X., & Tian, Q. (2023). Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. *Nature*, 619(7970), 533–538.

<https://doi.org/10.1038/s41586-023-06185-3>

Bougeault, P., Toth, Z., Bishop, C., Brown, B., Burridge, D., Chen, D. H., et al. (2010). The THORPEX Interactive Grand Global Ensemble. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *91*(8), 1059–1072.

<https://doi.org/10.1175/2010BAMS2853.1>

Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., et al. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, *146*(730), 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>

Zhang, Y., Long, M., Chen, K., Xing, L., Jin, R., Jordan, M. I., & Wang, J. (2023). Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet. *Nature*, *619*(7970), 526–532. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06184-4>

机器学习检测到阿拉斯加俯冲带 Semidi 段

2018 年发生的浅层慢滑事件

慢滑事件 (slow slip event, SSE) 发生在一些俯冲带海沟附近的浅层, 通常认为其与大地震的触发和海啸的缺失有一定关系。这些浅层 SSE 总是发生在水下, 因此很难观察到它们的时空范围。来自美国的多名科学家利用来自海底压力计的近海阵列数据, 通过机器学习方法, 检测到 2018 年底阿拉斯加俯冲带 Semidi 段西部的浅层 SSE, 其发生在 2021 年 7 月 29 日 8.2 级 Chignik 地震的上倾端。模拟的 SSE 变形的空间模式、SSE 发生后库仑应力正变化区的地震活动性增加、Chignik 地震缺乏浅层滑动以及 Chignik 地震后没有发生大规模海啸都支持了这一检测结果。该方法有可能改变近海 SSE 的检测方式, 并改善俯冲带的海啸危险性评估。相关研究成果发表在 2023 年 6 月的 *Earth and Planetary Science Letters*。

近年来, 在许多俯冲带的浅部都观测到了 SSE 的发生。SSE 与引发海啸的地震以及大的板间地震具有一定关系。因此, 对 SSE 的详细观测对于了解近海俯冲断层的闭锁分布至关重要——闭锁情况决定了俯冲带可能造成的地震和海啸灾害。然而, 由于用于测量陆地位移的全球导航卫星系统 (GNSS) 不能在水下工作, 因此检测和测量浅层 SSE 仍具有挑战性。海底压力计通过观察海底垂直位移所引起的压力变化来检测 SSE, 是目前在海沟附近发生 SSE 期间进行连续观察和对位移开展空间测绘的唯一可行方法。

研究人员利用阿拉斯加两栖社区地震实验 (Alaska Amphibious Community Seismic Experiment, AACSE) 中收集的海底压力数据开发了一种机器学习方法, 来检测 SSE 的发生。该方法被应用在阿拉斯加俯冲带的 Semidi 段。数据经过以下三个步骤的处理: ①去除潮汐影响; ②消除传感

器漂移；③去除海洋信号。改进的算法既能检测海底隆起，也能检测海底沉降。由于真实数据的有限性，研究人员利用合成数据训练机器学习模型。对于合成数据，训练得到的模型准确率达到了 80%。

为了更好地观察地震活动与 SSE 的关系，除了 AACSE 的海底地震仪 (OBS) 数据，研究人员还使用了附近陆地地震台站的地震数据，为整个研究区域建立了一个更详细的地震目录。机器学习模型可以计算下沉或隆起的概率，为了区分隆起和沉降，研究人员使用 -1 来表示海底沉降的最高概率。当模型中一个事件的概率绝对值大于 0.6 时，其被定义 SSE。

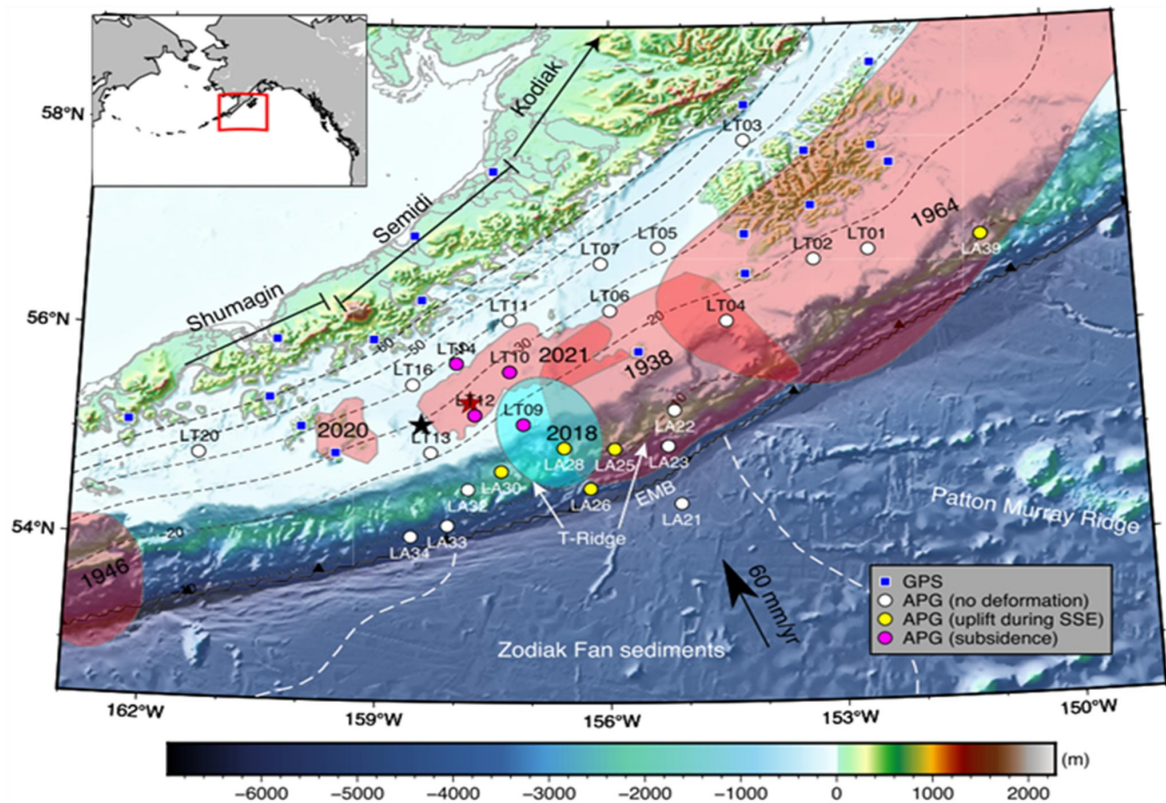


图 1 沿着阿拉斯加-阿留申巨型逆冲带的研究区

1. SSE 检测

所有的预测概率被组织成如图 2b 所示的时间序列。检测结果显示两种类型的空间模式。第一种模式是大多数监测站在短时间内显示相同的趋

势，其中一个例子是在 2018 年 6 月和 7 月左右，超过一半的站点显示出明显的沉降信号，这很可能是由于数据处理尚未完全消除大规模的海洋环流模式造成的。第二种模式发生在 2018 年 10 月 28 日左右，表现为 LT09、LT10、LT12 和 LT19 站的沉降和 LA25、LA26、LA28 和 LA30 站的隆起，这种空间模式很有可能是 SSE 的发生所导致的。

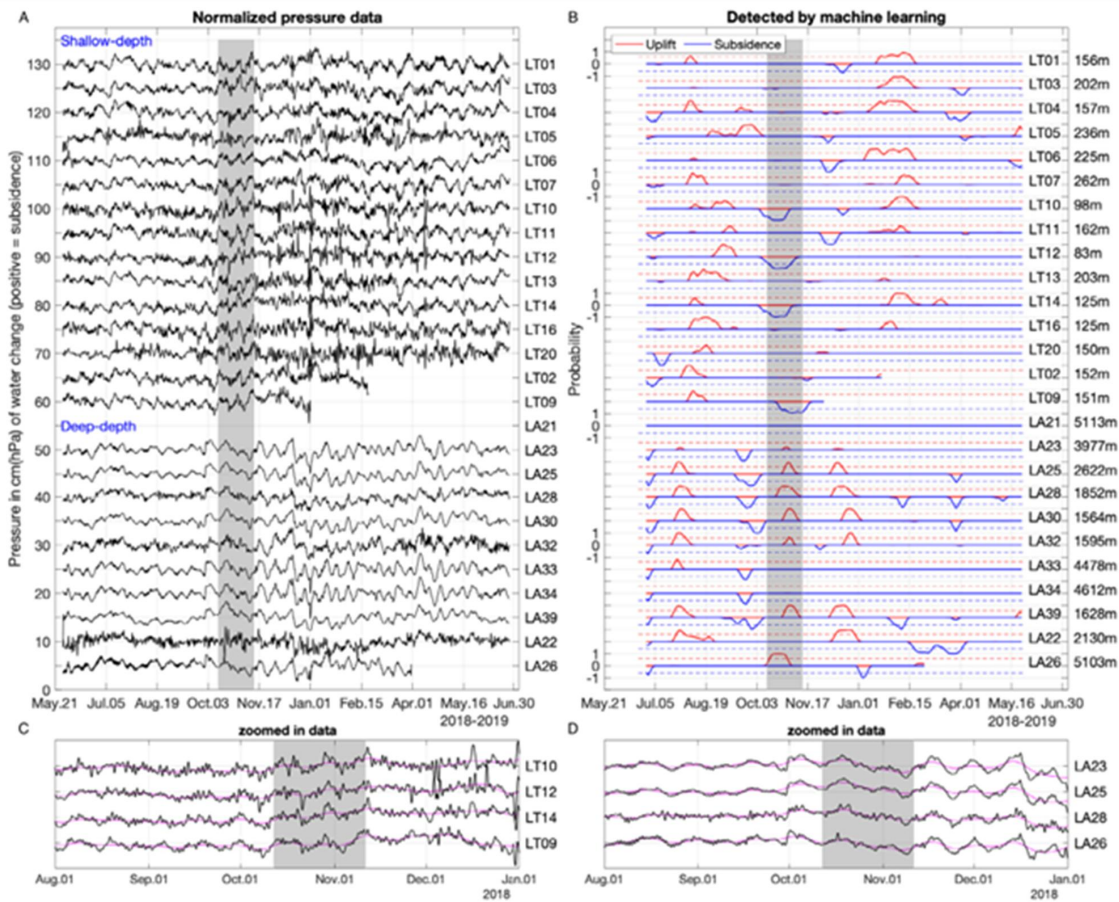


图 2 归一化压力数据和机器学习模型的检测结果

为了更好地理解所提出的 SSE 位移模式，研究人员使用 Pylith（一个开源的有限元代码）计算了源自 SSE 的预期海底变形。结果显示，在以 55.07N, 156.82W（深度 8~20 km）为中心，滑动方向为北起逆时针 20 度的模型中，可以重现观测到的空间模式——靠近海沟发生 3~4 cm 的隆起，

远离海沟发生 1~2 cm 的沉降。模型预测最大滑移为 15 cm，相当于 2.5 年的累积应变。

2. 地震模式

SSE 可以在附近地区引发小地震。日地震活动性表明，在 SSE 发生之后，该地区的地震活动增加。研究人员计算了以北纬 55 度，西经 157 度为中心的、120 km 半径范围内的地震次数。结果发现，在 SSE 发生之后的 10 天内，日地震活动性比 SSE 期间增加了 3 倍。升高的地震活动性位于所推断 SSE 区域的上倾端、下倾端以及西部，很有可能是由 SSE 触发的。此外，在 2018 年 11 月 20 日之后的 10 个月里，地震活动性比以前下降了约 25%。

此前，人们在新西兰、日本等地观测到了与浅层 SSE 相关的地震群。本研究中，SSE 发生之后的地震群位于 SSE 的上倾端和下倾端。为此，研究人员进一步计算了 SSE 引起的库仑应力变化。结果表明，升高的地震活动性位于库仑应力正变化区，与 SSE 造成的触发相一致。同时，2020 年 Simeonof 地震和 2021 年 Chignik 地震的震中也位于库仑应力正变化区。SSE 使 2021 年 Chignik 地震的库仑应力增加了约 0.2 bar，使 2020 年 Simeonof 地震的库仑应力增加了不到 0.05 bar。研究认为，SSE 可能导致了 2021 年 Chignik 地震的发生。

3. 震颤检测

SSE 经常伴随着非火山性震颤活动的增强。研究人员检测到大约 20 次独立的、具有较短延续时间的震颤，但是，只有三次与 SSE 发生的时间接近。缺乏增强的震颤活动可能是由于台站分布稀疏、OBS 数据嘈杂，以及该地区震颤振幅小、数量少等原因。

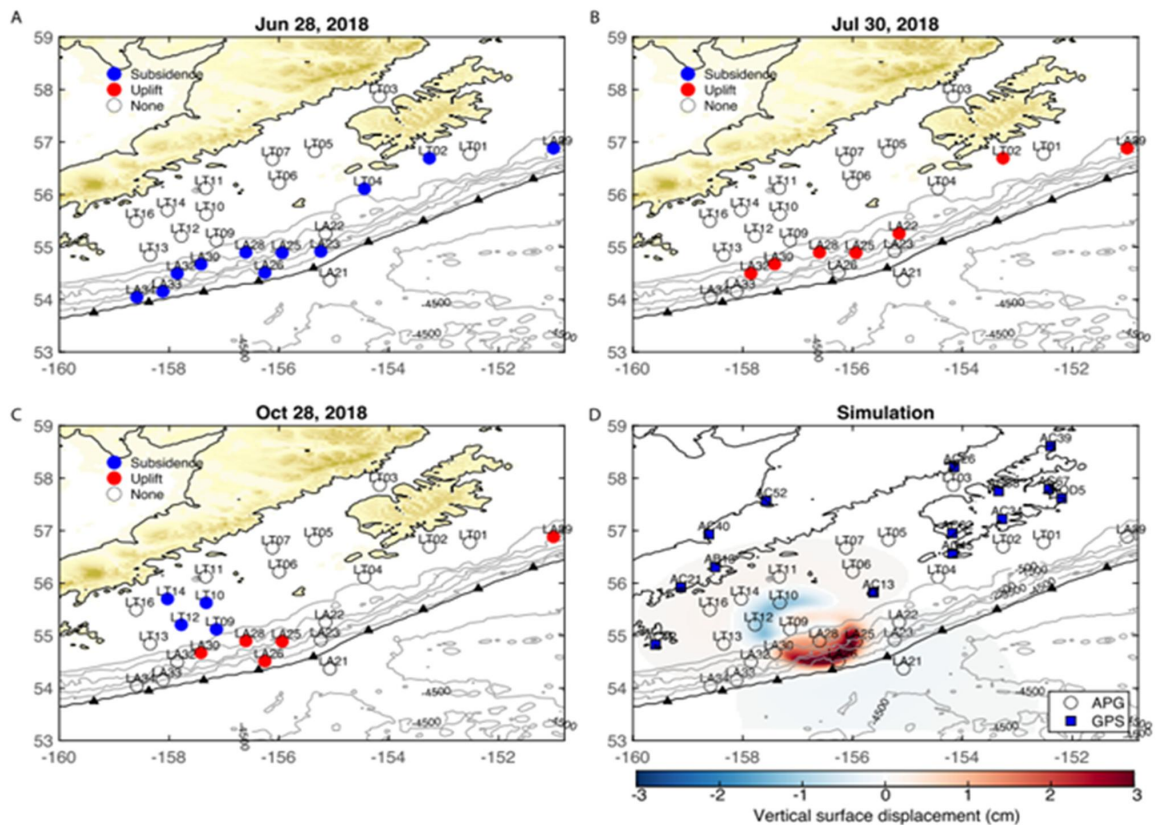


图3 检测快照和模拟结果

4. SSE 与地震的关系

研究所检测到的 SSE 发生在 2018 年 10 月 12 日至 11 月 11 日之间，有 5~10 天的不确定性。假设俯冲速率为 60 cm/yr，并且该位置的 SSE 完全释放应力，则下一个 SSE 将需要 2~3 年的时间才能在 Semidi 段的该位置发生。2021 年 7 月，在 Semidi 段发生了 Chignik 地震的主震。这次地震的震源深度为 32.2 km，断层滑动模型均表明，地震没有破坏板块界面的浅层部分。浅层滑动的缺失与 SSE 的发生相一致，表明 SSE 的发生预先释放了浅层俯冲带积累的应力。

5. 该地区发生 SSE 的地质和物理条件

浅层 SSE 的发生与以下几个因素有关：①丰富的流体活动；②较高的断层粗糙度和不均匀的断层结构；③摩擦属性接近过渡带；④小于地震成

核所需临界尺寸的中度不稳定断片 (fault patch)。Semidi 段浅部的流体状态目前不是很清楚, 但是, 在 Semidi 段西端的地震测线上存在一些弯曲断层, 它们可能充当流体通道。此外, 与 Shumagin 段相比, Semidi 段具有更厚的俯冲沉积物。较厚且发生弱断裂的沉积层在粒间和破裂孔隙中存在丰富的孔隙流体, 有利于 Semidi 段 SSE 的发生。

厚的 Zodiac Fan 沉积物 (约 800 m) 和其他远洋沉积物沿 Semidi 段俯冲。然而, 如此厚的沉积物无法掩埋高度超过 1 km 的俯冲 Patton-Murray 脊。在 Semidi 段西部, 发现了俯冲的 Patton-Murray 脊的隐伏延伸。它形成了一个终止大陆架的山脊或峭壁, 并在增生前缘形成了一个湾 (图 1)。这些独有的地质特征被认为有利于引发海啸的地震的发生。引发海啸的地震和浅层 SSE 的物理条件相似, 因此 Semidi 段也可能有利于浅层 SSE 的发生。

在 Semidi 段西部 13~20 km 深度, 观测到一个清晰的薄反射带和一个单一的低速带, 这被解释为摩擦不稳定区。在本研究的 SSE 模拟中, 在这个深度也发现了明显的滑动, 因此, 所发现的 SSE 可能代表了速度从增强 (稳定) 到减弱 (不稳定) 的断片的失稳。在圈闭流体和不平衡压实的共同作用下, 该断片承受过多压力, 并发生了表现为 SSE 的滑动。

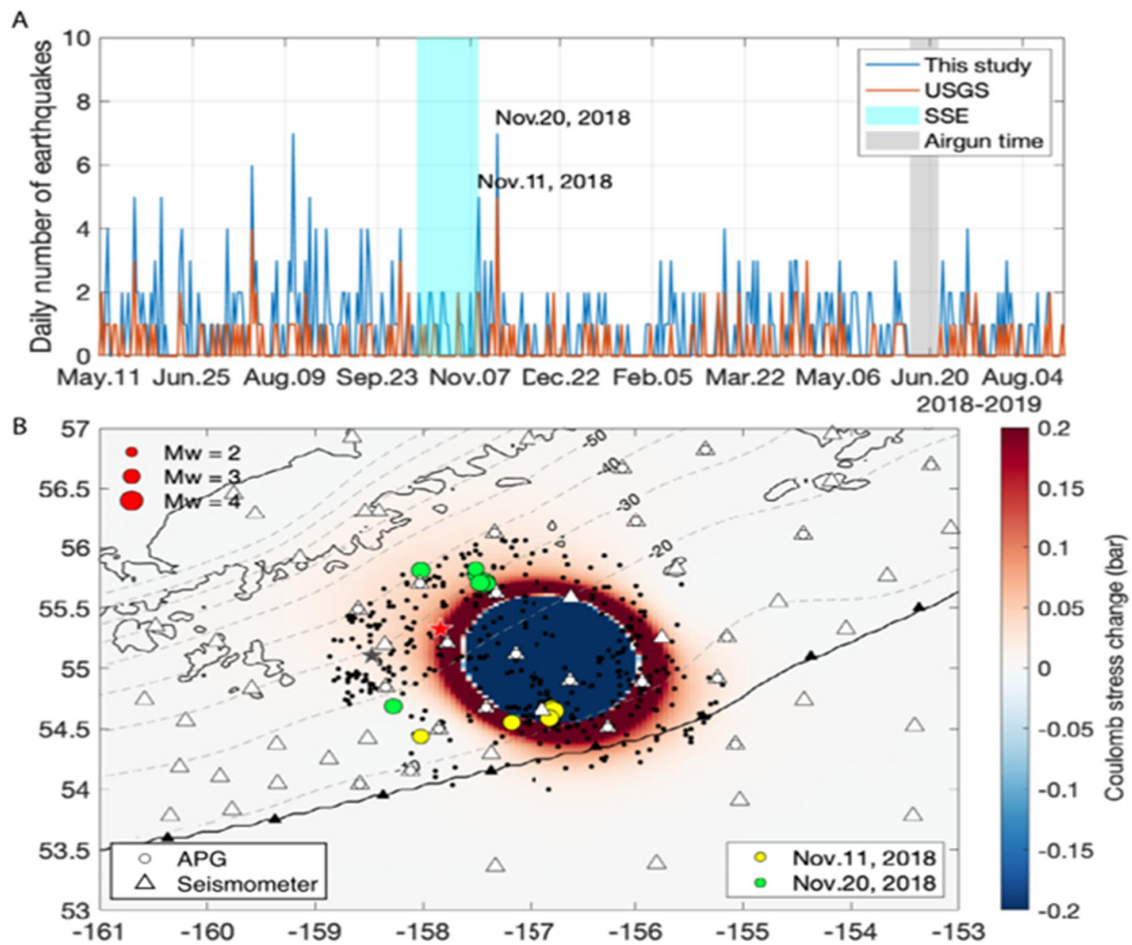


图4 每日的地震活动和库仑应力变化

总体而言，研究人员应用了一种新开发的机器学习方法，检测了2018—2019年夏季阿拉斯加南部近海海底压力数据中的SSE。该方法在2018年10月12日至11月11日期间检测到一次SSE，但有5~10天的不确定性。未来，该方法有可能改变从海底压力数据识别SSE的方式，使远离海岸线的SSE能够被检测到。

来源：He B, Wei X Z, Wei M, *et al.* A shallow slow slip event in 2018 in the Semidi segment of the Alaska subduction zone detected by machine learning. *Earth and Planetary Science Letters*, 2023, 612: 118154.

沿 Hikurangi 边缘的慢滑与俯冲海山后的富流体沉积物相关

大型海山和起伏基底与上覆板块在俯冲带碰撞时，会引起永久性的变形。由此产生的结构和组成不均一性被认为是控制巨型断层滑动行为的重要因素。俯冲海山可能会暂时使板块闭锁，从而促成随后的大地震。另一方面，海山也可能重新分布应力，减小地震滑动。在本研究中，研究人员呈现了沿新西兰北岛的俯冲 **Hikurangi** 高原（海山密布）的三维地震数据。结果发现一个明显可见的海山，即 **Pāpaku** 海山，其局部抬升了上覆板块，并在其后留下一个沉积物拖尾的管状透镜体。在 **Pāpaku** 透镜体内部和下方以及大型逆冲断层沿线异常低的地震速度与未固化的、超压的富流体沉积物的存在相一致。对一个较老的沉积物透镜体（对应 2014 年慢滑破裂事件的位置）的类似观察表明，由于俯冲板块排水延迟，此类超压可以持续存在于大型逆冲断层沿线。以沉积物透镜体对 2014 年慢滑地震的研究表明，富含流体的区域可确定有利于慢滑的区域。研究人员认为，被俯冲海山留下的沉积物透镜体可在沿大型逆冲区的过渡性稳定海洋沉积物内部创建低且有效的应力斑块，从而有利于慢滑。相关研究成果发表在 2023 年 6 月的 *Nature Geoscience*。

海山在弧前地区的碰撞会在边缘结构和岩石性质上留下独特的特征。由此引发的相互作用可能干扰增生楔逆冲序列，影响物理特性，或使控制边缘内应力和变形的流体迁移模式复杂化。同时，俯冲板块上的地形似乎以模型和观察尚未解决的方式控制着大型逆冲断层的力学行为。关于海山如何在巨型断层沿线的不同区域内创建结构复杂、不均一性界面，进而调节滑动，目前已经提出了各种解释。然而，当前的模型无法解释慢滑所需的过渡摩擦稳定性（transitional frictional stability）背景下的低有效应力。

全球许多俯冲带地区都存在浅层慢滑事件和海山同时出现的情况，然而，与海山碰撞结构和水文地质效应直接相关的滑动的离岸测量受到很大约束，因此，科学家们尚未确定海山如何产生有利于慢滑事件发生的条件。近年来，在新西兰的 Hikurangi 俯冲边缘开展的调查进行了大量探索。然而，迄今为止，研究人员尚未能够解决海山俯冲对弧前地区破坏、变形和岩石物理性质的全部影响，以评估海山与慢滑间的潜在关联。典型的二维地震剖面无法捕捉弧前结构的三维复杂性，也很少提供有关岩石性质的足够约束，而三维地震数据对捕捉海山碰撞过程是必要的。

为了阐明俯冲海山、变形和滑移之间的关系，研究人员在新西兰吉斯伯恩近海 Hikurangi 边缘 $15 \times 60 \text{ km}^2$ 的区域，使用 4 个 6 km 长的接收器阵列、3300 in³ (立方英寸) 的地震源阵列和日本海洋研究开发机构 (JAMSTEC) 的 97 个海底地震仪，获取了三维地震数据体。该数据体的分辨率和覆盖范围非常适合分析海山碰撞。

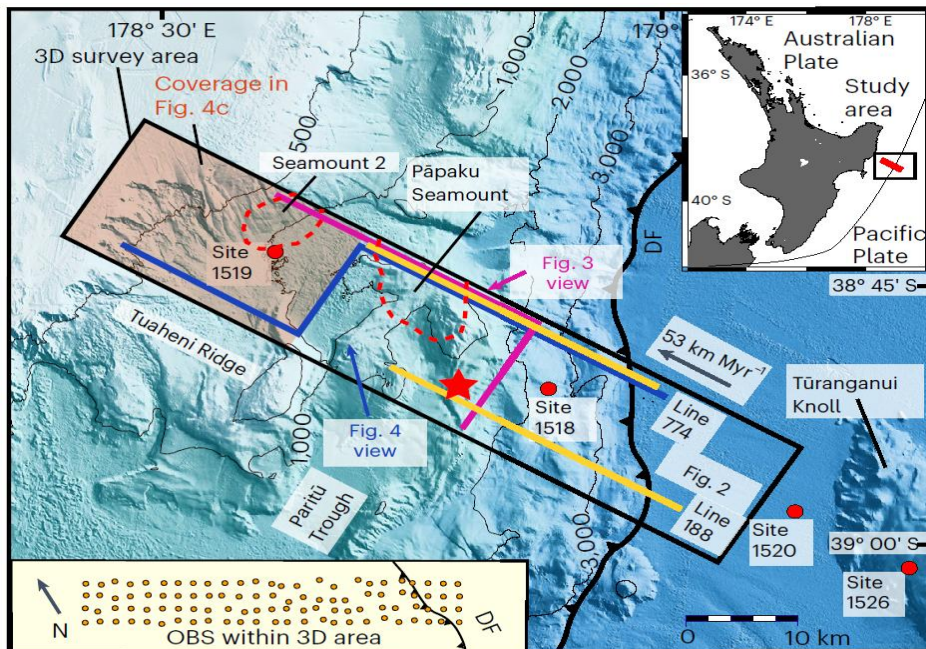


图 1 Hikurangi 边缘测深图

1. 海山碰撞的三维特征

三维地震体显示了海山对弧前变形的相对影响。沿着北部 774 号地震线，显示两个非常长的逆冲岩席（thrust sheet），一个显然堆叠在另一个上。较深的断层在其底部以低角度滑脱断层为界，该断层沿着最前缘逆冲断层出现在海底。较浅的逆冲岩席与较深的逆冲岩席被一条长的低角度逆冲断层（Pāpaku 断层）隔开。相比之下，188 号地震线则表现出截然不同的结构（图 2）。

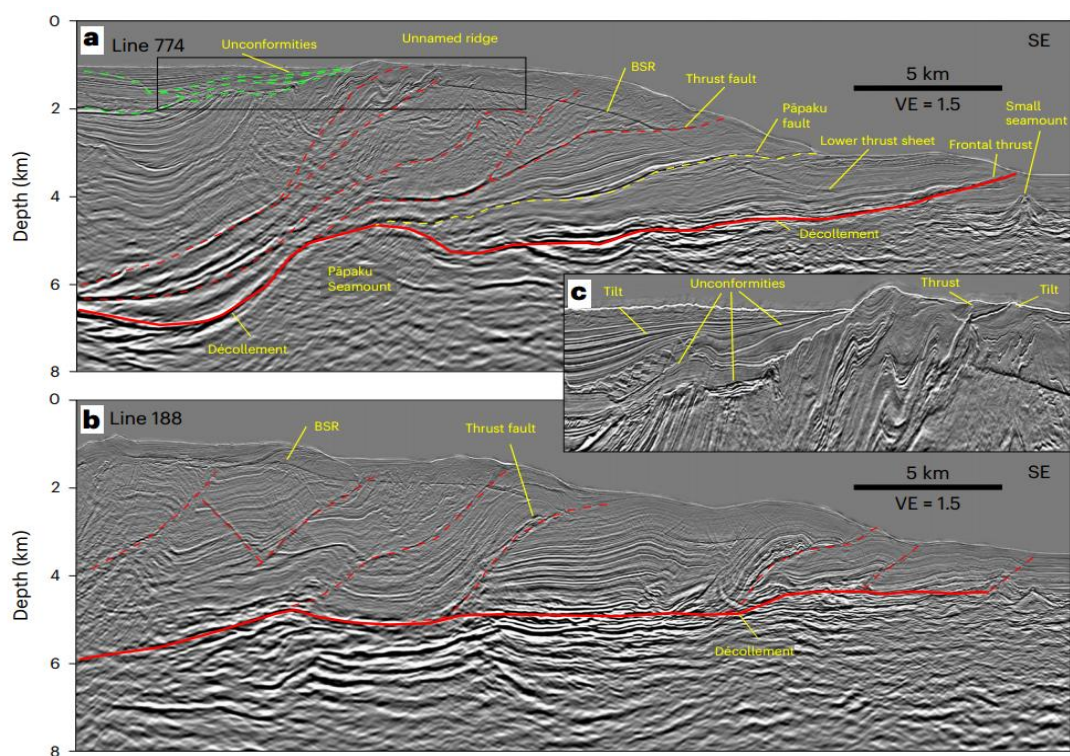


图 2 Hikurangi 边缘的地震剖面

有关这些不同结构起源的重要线索可以在下部滑脱的几何形状中找到。南部剖面上的逆冲断层完全形成一段近水平反射层，将增生楔与俯冲的 Hikurangi 高原分开。在北部，限制两个长逆冲岩席的三个逆冲断层在大约 10 km 宽的构造高点附近汇聚，研究人员将这一构造高点定义为俯冲海山，并命名为 Pāpaku 海山。

在 774 号线以南, Pāpaku 断层向下倾斜至三维地震体大致中间的滑脱。Pāpaku 断层似乎围绕 Pāpaku 海山的侧翼弯曲, 包围弯曲状 Pāpaku 断层下方的海沟地层呈管状沉积物透镜体形态, 研究人员称之为 Pāpaku 沉积物透镜体, 其在上覆断层的长度之下向海延伸。显然, 海山的前缘引发并引导了 Pāpaku 逆冲, 使沉积物透镜体的横截面形态符合海山剖面。此外, 其他几个特征也暗示该地区存在海山俯冲。

Pāpaku 沉积物透镜体附近的地震速度差异非常明显。孔隙率的观测结果表明, 沉积物透镜体内的沉积物未完全固结, 并存在相对高的孔隙流体压力。下盘的欠固结和超压状态可能是由于沿 Pāpaku 断层的快速逆冲、强烈的韧性沉积物变形和不足以产生跨断层裂缝渗透性的脆性变形造成的。对滑脱沿线条件的一个重要发现是, 异常低的地震速度和高孔隙率不仅出现在沉积物透镜体, 而且也出现在滑脱下方。

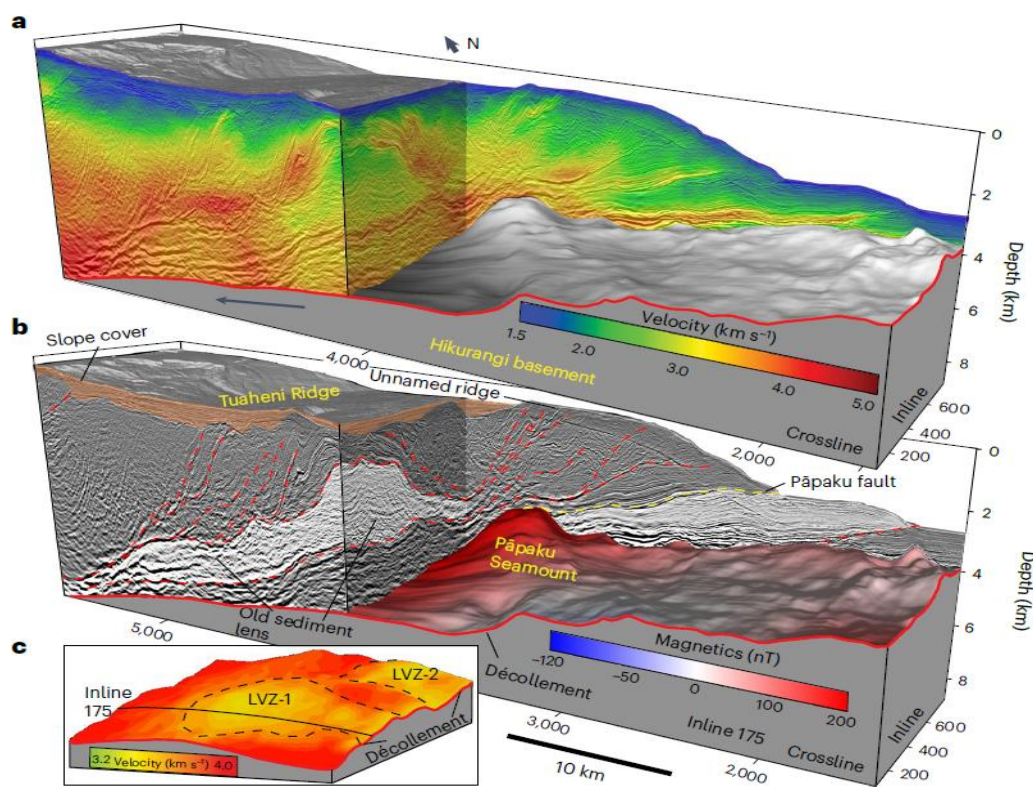


图3 东北方向的三维地震数据体透视图

2. Hikurangi 边缘的海山碰撞历史

Pāpaku 沉积物透镜体成像展示了可以定义海山相互作用的某些特征。一个关键特征是一个长偏移、低角度断层，它覆盖在一个细长的未断裂、逆冲地层透镜体上，该地层的边界是沿其侧面的侧向逆冲斜坡。透镜体内沉积物速度低，表明孔隙流体压力高。对三维地震数据体的进一步研究表明，在下倾角下出现了类似的特征组，表明沿该边缘存在悠久的历史碰撞历史。

一组特别大的结构突出于沿内线 175 的增生楔的较深部分，该结构也定义了一个沉积物透镜体（更老）。这展示了 Pāpaku 沉积物透镜体的标志性特征，特别是一条 25 km 长的低角度逆冲断层，其北侧有一个陡峭的侧坡，在交叉走向剖面中形成一个圆顶横截面。此外，该老透镜体中的沉积物相对于侧翼和上覆地层保持较低的速度，而海底高处 Tuaheni 海脊就位于其正上方。这反过来又意味着，这个沉积物透镜体的宽度向三维区域以南延伸约 10 km，并且进入 2014 年慢滑移事件的高滑移区域。因此，它比 Pāpaku 海山后面形成的沉积物透镜体更宽，这表明其与一个更大的海山发生了碰撞，推测该海山的高度与沉积物透镜体的厚度一样。这个较大的海山透镜体至少形成于 50 万年前，或者可能要早得多。

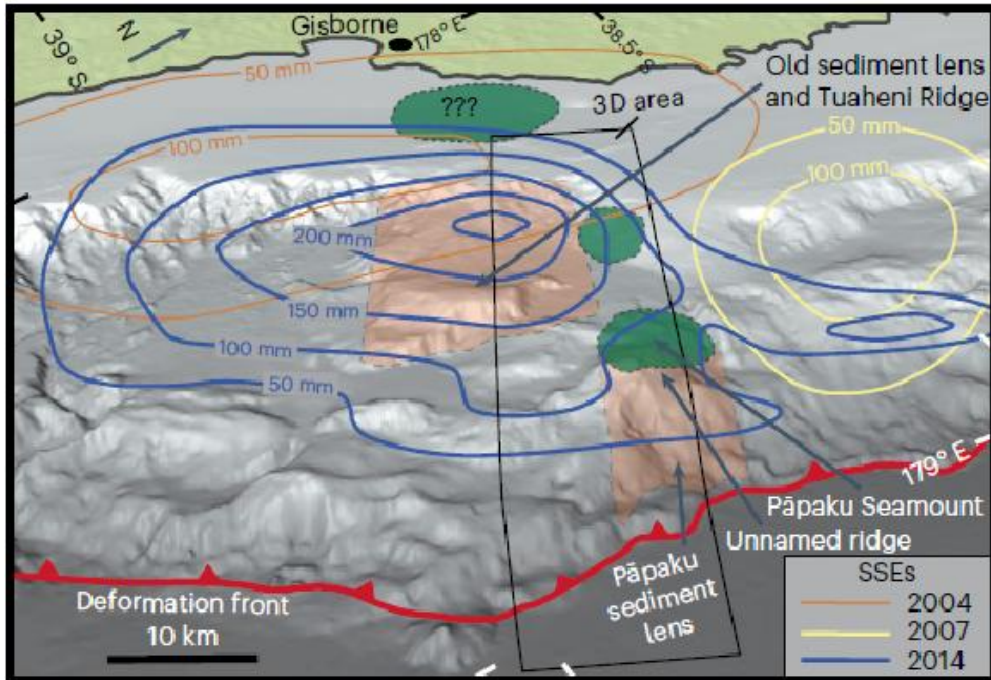


图 4 向西显示海山碰撞的 Hikurangi 北缘透视图

3. 慢滑环境

在 Hikurangi 边缘的海山俯冲区域，研究人员通过三维地震数据体展示的地质结构揭示了一系列过程，这些过程对弧前结构、水文地质学和滑动行为可能产生持久影响。碰撞过程始于上覆板块沿俯冲海山前缘的抬升，随后上覆板块沿拖尾逆冲断层推覆至海底。该断层包围并保护了一个管状的沉积物透镜体，更重要的是，它似乎阻碍了流体从内部的排出。

这些地质过程具有重要影响。沉积物透镜体内的海沟沉积物的厚度支撑着上覆板块，并限制了正断层作用，减少了潜在的排水路径。这种结构还导致了边界断层内的韧性变形，减小了海山拖尾中的构造应力，因此从这些沉积物透镜体中流出的流体可能很少。总体而言，这些因素导致了高流体压力和超压的长期存在，可能会影响断层滑动行为。

欠固结沉积物的存在和分布进一步支持了海山与慢滑存在关系的观点。地球物理观测和数值模拟表明，震颤和慢滑事件的源区与高流体压力

一致。特别是，海洋沉积物中的不平衡压实导致孔隙压力超过上覆层太多时，会发生浅层慢滑事件。**Hikurangi** 断层富含粘土，因此其很容易进入不太稳定的摩擦条件。

相比而言，海山之后的欠固结沉积物的位置更为重要。在慢滑期间，超压沉积物可能减小了压力梯度，并限制了流体的垂向流动，从而维持了高孔隙压力。海山之前的沉积物透镜体内的沉积物将继续随着海山一起俯冲，因此，海山之后的沉积物透镜体能更长时间地维持高流体含量。

这些发现对 **Hikurangi** 边缘北部的地质结构和地震活动之间的关系提供了支持，未来将需要采集高分辨率的三维地震数据来更全面地了解这些过程。

来源：Bangs N L, Morgan J K, Bell R E, *et al.* Slow slip along the Hikurangi margin linked to fluid-rich sediments trailing subducting seamounts. *Nature Geoscience*, 2023: 1-8.

通过最优输运理论捕获接收函数中的地震波速变化

地震波速的时间变化是跟踪瞬时变形过程中地壳内部结构变化的重要工具。虽然许多地球物理过程（包括火山活动和大震级地震）都涉及地壳，但现有的地震监测方法局限于浅表。在本研究中，研究人员提出了一种基于远震接收函数的深层地震监测方法，可以由下而上地阐明地壳的速度结构。通过合成波形模拟，研究人员发现，接收函数对整个地壳的速度变化具有均匀的敏感性，并且可以定位扰动的深度。同时，研究人员还引入了一种基于最优输运（**optimal transport**）的新方法，用于测量接收函数监测中特有的非线性时间-振幅信号变化。结果表明，最优输运使全波形分布的对比成为可能，而不依赖于代表性的叠加波形。此外，研究人员还进一步分析了线性最优输运，将时间翘曲信号变化转化为简单的欧几里得扰动，并利用这种方法在波形变化空间中进行盲源分离（**blind source separation**），进而将源-接收路径变化的影响与地下速度变化的影响区分开来。总体而言，这些方法扩展了地震监测的范围，适用于深部地球物理过程，并提供了一种工具，可用于研究具有不同空间范围和时间动态的异质速度变化。相关研究成果发表在 2023 年 8 月的 *Geophysical Journal International*。

地壳变形是构造、火山、环境和人为作用力叠加的结果，导致地壳物质弹性特性改变，引发可测量的地震波速变化，而地震波速的变化可以用于监测地壳动态过程。地震监测的基本操作包括：对相同源-接收路径的重复采样、重复波形变化之间小的时间-振幅变化的测量、对这些信号变化的反演（以了解其波速变化原因）。主动源实验可以保证源-接收路径的可重复性，但是被动源的地震能量更适用于连续地震监测。被动监测要么使用环境地震噪声干涉，要么将当地地震和重复性人类活动当作震源。尾波能

检测小的速度变化，但分辨率低，弹道波能定位深部速度变化，但对噪声敏感。接收函数方法使用远震产生的波场记录，消除震源和路径的影响，提取近场接收器的地震结构信息。

然而，使用接收函数监测也存在挑战。比如，源-接收路径变化导致波形变化不稳定、对相对较大的速度扰动的分析受限，以及接收函数波形可能发生非线性变化。现有方法难以测量这种非线性变化，最优输运理论提供了一种综合方法，虽然地震信号不能视为密度函数，但可以通过不同途径应用最优输运理论。其中，图空间（graph-space）最优输运方法在解决地震信号变化中有一定优势。

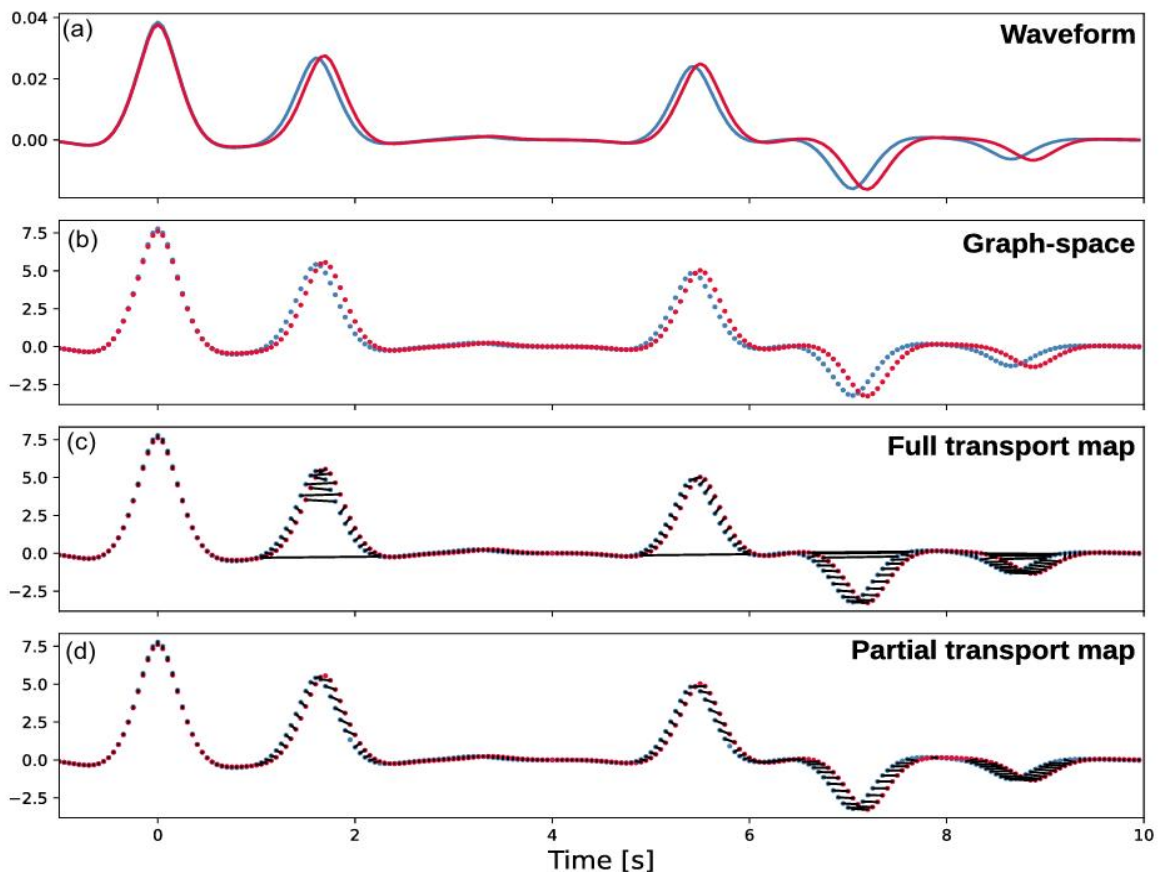


图 1 研究提出的用于比较两个信号的最优输运方法的步骤。(a)两个接收函数被记录为时间函数；(b)信号被提升至图空间表示（时间-振幅空间），可通过调整振幅轴来说明时间-振幅比例；(c)通过完全质量守恒求解输运映射，虚假连接会降低其质量；(d)通过局部最优输运公式求解输运映射

本研究的目标是分析以接收函数进行地震监测的过程中，将最优运输映射（**optimal transport map**）作为翘曲函数（**warping function**）的特性。研究人员首先介绍了接收函数方法，并概述最优运输的基本理论。随后，介绍了图空间最优运输方法。之后，在考虑全波形分布的基础上，对图空间最优运输进行了适度的扩展。为了在地震监测中验证这种方法，开展综合实验，以探索由于地下速度变化和入射波特性而导致的波形变化模式。最后，集中讨论了速度变化的深度特征。

研究人员聚焦于时域接收函数在深部地震监测中的潜力，简单来看，在接收函数中测量地震速度变化面临三个挑战：①速度变化导致接收函数中出现非线性的时间-振幅变化；②接收函数的源-接收路径具有变化性；③接收函数由直达转换相和其低阶混响（**reverberation**）组成，因此可能不会积累大的传播时间扰动（**traveltime perturbations**）。为此，研究人员通过基于图空间最优运输的新方法解决了挑战一，展示了最优运输方案（**optimal transport plan**）如何作为一种翘曲函数来解释波形变化；通过在波形变化空间中进行盲源分离解决了挑战二，展示了最优运输空间丰富的几何结构如何将由速度变化引起的波形变化与由路径变化引起的波形变化分离开来。问题三对于实际应用是一个挑战，可能会限制时间域接收函数对具有较大速度变化区域的监测。

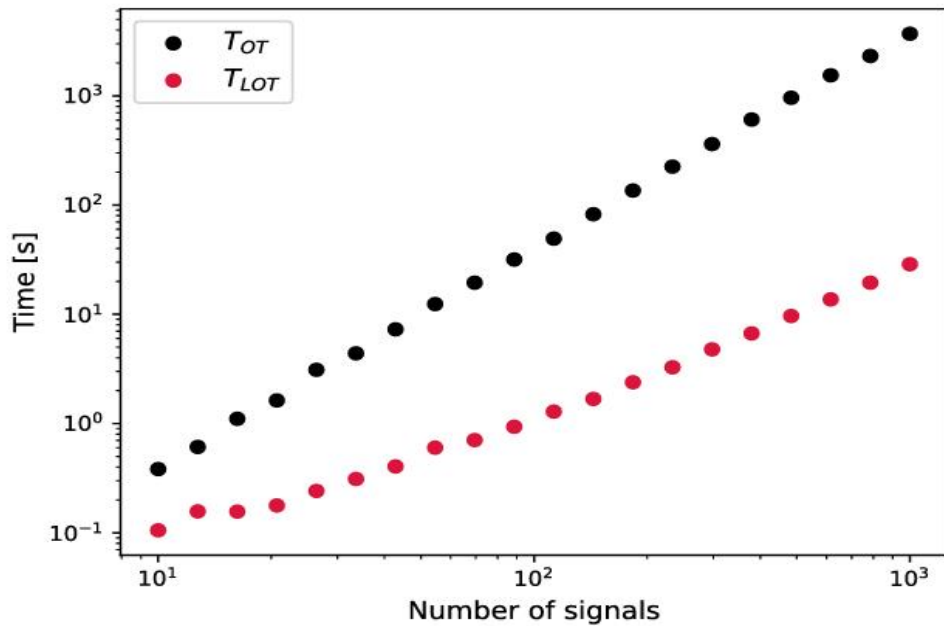


图2 将OT距离（黑色）和嵌入空间的OT距离（红色）作为信号数量的函数，来计算与距离矩阵相关的时间。黑线与信号数量呈二次方关系，而红线与信号数量更接近线性关系

研究人员通过综合实验分析了这些技术的准确性和稳定性。在第一个实验中，通过在层状半空间（layer-over-half-space）模型中引入简单的速度变化，展示了最优输运方案如何被解释为翘曲函数，验证了时间序列的最优输运距离如何捕捉接收函数中非线性的时间-振幅变化，并与预期的速度变化成比例。在第二个实验中，研究人员对一个十层速度模型进行扰动，展示了接收函数对整个地壳中速度变化的均匀的敏感性，并清晰地显示出速度变化的深度特征。在第三个实验中，研究人员展示了线性最优输运框架如何被用于速度变化和干扰变化（如慢度、反方位角变化）所引起波形变化的分离。

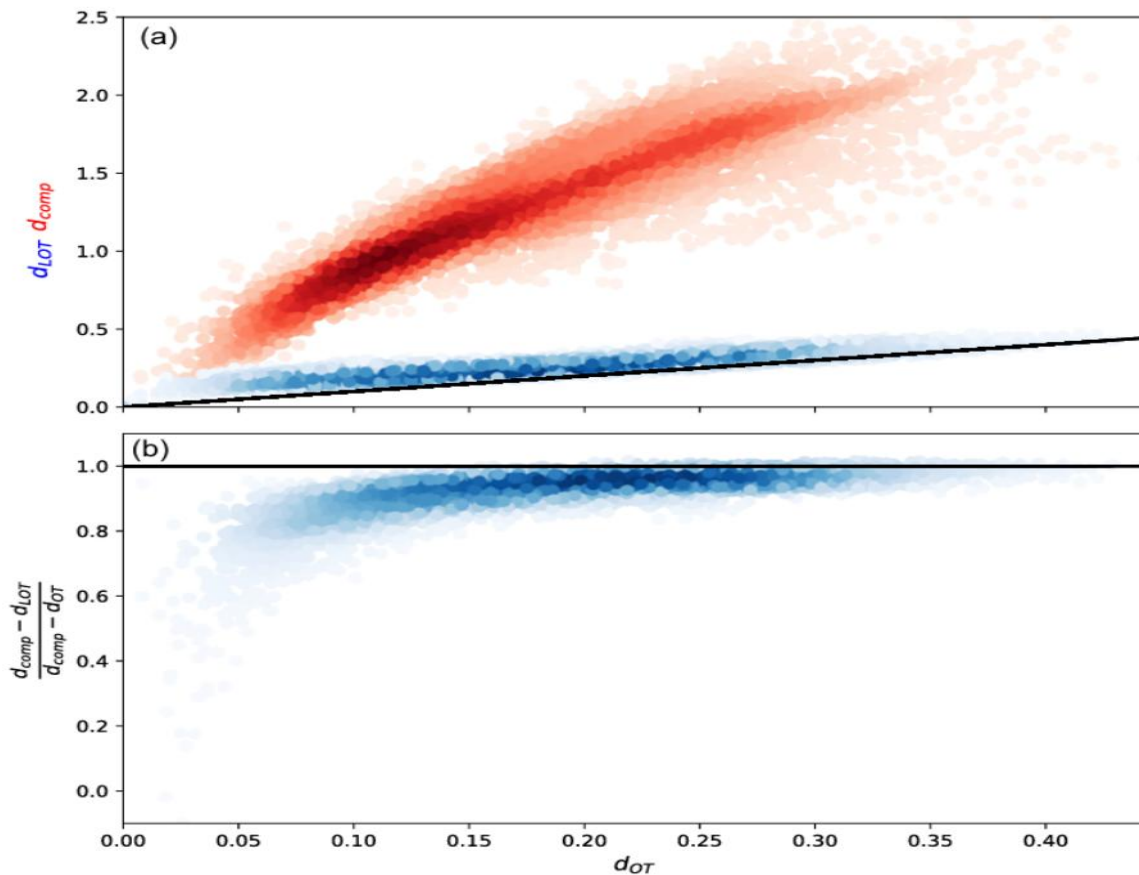


图3 线性最优输运距离（蓝色）与下限直接最优输运距离（黑色）以及由于输运映射组成而产生的上限最优输运距离（红色）之间的比较和分数分布

同时，还探讨了这些测量在噪声干扰下的稳定性。主要发现包括：与振幅传输相比，时间传输对于附加噪声更为稳健；最优输运距离随噪声水平的增加而减小，同时仍然随速度扰动强度的增加而增加。使用全波形分布自然地增强了研究人员在最优输运距离测量上的信心，但随着噪声的增加，对于观察到的波形变化是否由速度变化（相对于噪声）引起，研究人员变得不太确定，因此分配的距离相应地减小。简而言之，研究人员展示了最优输运方法如何用于全波形分布的对比，而不仅仅是它们的代表性堆叠，这为捕捉地震速度变化测量中的不确定性提供了一种自然方式。

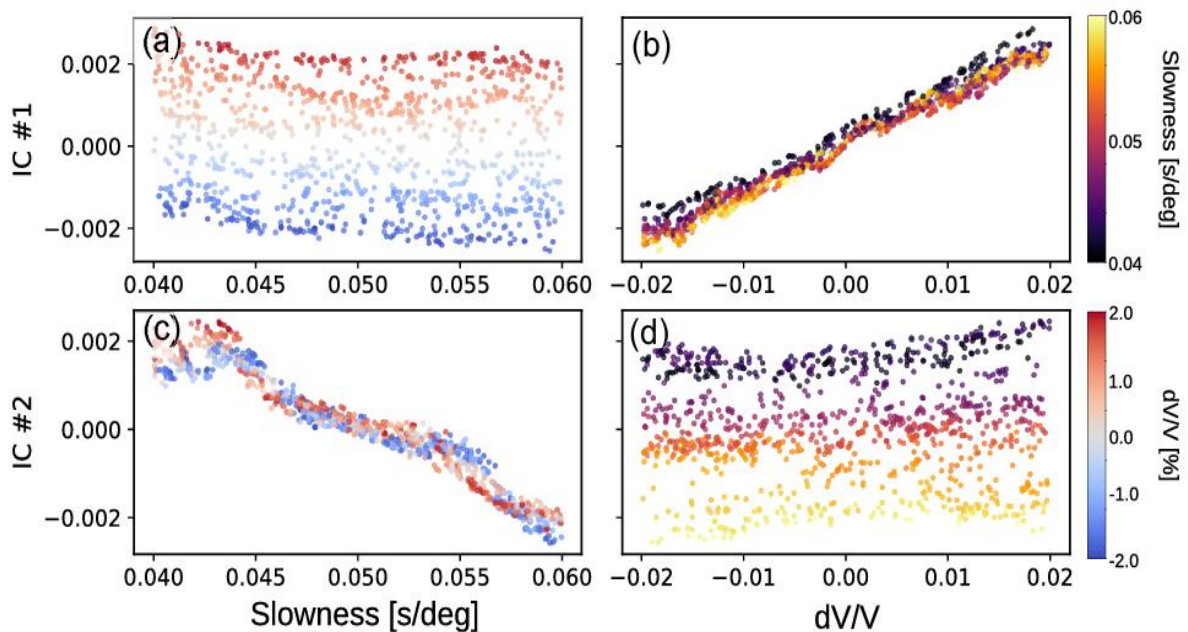


图 4 为嵌入空间的独立成分分析计算混合系数，以作为真实变化模式（慢度和速度扰动）的函数

未来的工作有很多机会来扩展这些方法，并将它们应用于实际领域。接收函数的内容指向了一个理想的研究区域，即可能在深层存在显著的速度变化，例如火山和断层带。在这两种情况下，未来的工作应该超越本研究的一维综合实验，进一步考虑三维结构的存在如何影响接收函数，以及人们区分路径变化与速度变化的能力。虽然简单的独立分量分析对本研究的综合解混（**synthetic unmixing**）案例来说是足够的，但在实际应用中，可能需要更稳健的方法来处理时间、反方位角和慢度的非均匀采样。本研究将最优输运用作翘曲函数的方法也可以通过将其应用于其他地震信号进行验证，例如环境噪声互相关。

来源：Bryan J, Frank W B, Audet P. Capturing seismic velocity changes in receiver functions with optimal transport. *Geophysical Journal International*, 2023, 234(2): 1282-1306.