

基于多输入高斯过程回归的震级快速估算方法研究

赵庆旭 王延伟* 莫红艳 曹振中

(中国广西桂林 541004 桂林理工大学广西岩土力学与工程重点实验室)

摘要 快速准确地估算震级对地震预警有着极其重要的意义。基于初至地震波某一特征参数的震级估算方法被广泛应用于地震预警中,但是由单一特征参数建立的震级经验公式,并不能充分利用初至地震波中与震级相关的信息,极大地制约了震级估算的效果。为此,提出了将初至地震波时域、频域和时频域的 10 个特征参数输入高斯过程回归估算震级 (GPR-M 方法)。利用日本的大量地表强震记录对 GPR-M 进行训练和测试,并与最大卓越周期 ν_{max} 方法和位移幅值 P_d 方法进行对比。结果表明,GPR-M 在有无震源距离两种情况下,估算震级的准确性均显著好于 ν_{max} 方法和 P_d 方法。此外,在利用智利的地表强震记录对日本数据训练的 GPR-M 进行泛化能力测试的结果表明,GPR-M 比 ν_{max} 方法和 P_d 方法具有更好的泛化能力。并且,GPR-M 在我国的 3 次典型震例中的震级估算效果是可靠且合理的。所提的 GPR-M 可以有效改善 EEWs 估算震级的准确性且不受地域差异的影响。

关键词 地震预警 震级估算 机器学习 高斯过程回归

Doi: 10.11939/jass.20220223 中图分类号: P315.9 文献标识码: A

Rapid magnitude estimation based on multi-input Gaussian process regression

Zhao Qingxu Wang Yanwei* Mo Hongyan Cao Zhenzhong

(Guangxi Key Laboratory of Geomechanics and Geotechnical Engineering, Guilin University of Technology, Guangxi Guilin 541004, China)

Abstract: Fast and accurate magnitude estimation is essential for earthquake early warning system (EEWs). The magnitude estimation methods based on a single characteristic parameter of the initial wave is widely used in EEWs. However, the empirical formula of magnitude established by a single characteristic parameter cannot sufficiently utilize information related to the magnitude in the first arrival wave, which greatly limits the effectiveness of magnitude estimation. This study has proposed a new approach (GPR-M) based on Gaussian process regression to estimate magnitude that includes 10 characteristic parameters in the time domain, frequency domain, and time-frequency domain of initial wave. GPR-M is trained and tested using a large number of surface

-
- * **基金项目** 国家自然科学基金项目 (51968016, 51968015) 和广西岩土力学与工程重点实验室主任基金 (桂科能 19-Y-21-8) 共同资助。
 - * **收稿日期** 2022-12-16 收到初稿, 2023-02-28 决定采用修改稿
 - * **通讯作者.** 王延伟 e-mail: wywiem@163.com.

strong earthquake records in Japan, and compared with the maximum predominant period τ_{max}^p method and the peak displacement P_d method. The results show that the accuracy of GPR-M is significantly better than τ_{max}^p and P_d in estimating magnitude with and without hypocentral distance in both cases. In addition, the generalization ability test of GPR-M trained by Japanese data using Chile's surface strong motion records shows that GPR-M has better generalization ability than τ_{max}^p and P_d . Moreover, GPR-M has shown high rationality and reliability in three typical earthquakes in China. GPR-M can effectively improve the accuracy of magnitude estimation for EEWs without being affected by regional differences.

Key words: earthquake early warning; magnitude estimation; machine learning; gaussian processes regression

引言

地震发生时,地震预警系统(earthquake early warning system, 缩写为EEWs)可以在破坏性地震波到达前向预警目标区发布预警信息,这对于减轻人员伤亡和减少次生灾害的发生至关重要(Allen, Kanomori, 2003)。目前,世界上地震较活跃国家和地区都已经建立或者正在建立了EEWs,如日本(Kamigaichi *et al.*, 2009)、美国(Cua *et al.*, 2009)、意大利(Zollo *et al.*, 2009)、中国的福建(Zhang *et al.*, 2016)和台湾(Wu, 2002)等。震级作为EEWs中的关键预警信息,其准确性对EEWs极为重要。EEWs主要依据震级的大小来评估地震对目标区域的影响程度和范围,因此,如何从一个正在发生的地震事件中估算出震级大小,是研发地震预警系统中需要解决的关键难题之一。

初至地震波(通常为3 s以上)包含了与震级相关的信息(Kanomori, 2005; Zollo *et al.*, 2006),因此,地震预警中的震级估算,普遍利用初至地震波的特征参数来建立预测震级的经验公式。这些特征参数从时域和频域两个方面代表初至地震波中与震级相关的信息。在频域方面,一般认为震级越大地震波的周期越长,据此研究人员提出了卓越周期 τ_p (Nakamura, 1988)、最大卓越周期 τ_{max}^p (Allen, Kanomori, 2003)^{错误:未找到引用源。}和平均卓越周期 τ_c (Kanomori, 2005)等参数。在时域方面,相同震源距下震级越大地表变形越大,据此研究人员提出了位移幅值 P_d (Wu, Zhao, 2006)、速度平方积分 IV^2 (Festa *et al.*, 2008)和累积速度绝对值 CAV (Alcik *et al.*, 2009)等参数。除了前述早期提出的经典的特征参数外,新的特征参数近年来也不断被提出,如平均对数周期 τ_{log} (Ziv, 2014)和累积位移绝对值 CAD (马美帅等, 2022)等,这些新的特征参数在理论和测试中都在一定程度上改善了震级的预测效果。然而,震级估算是一个十分复杂的过程,需要综合考虑震源、传播路径、场地条件、监测仪器等多方面因素的影响(林彬华等, 2021),单一特征参数尽管被证实与震级有一定的相关性,但其仅能代表初至地震波中与震级相关的某方面信息,较难反映出地震的全部特征,从而导致震级估算的效果不稳定(shieh *et al.*, 2008; Ziv, 2014)。为了改善震级估算效果,一些学者提出采用两个或两个以上特征参数来估算震级,例如将 τ_c 与 P_d 相乘来判断地震是否具有破坏性(Wu, Kanomori, 2005),采用 τ_{max}^p 和 τ_c 各自估算震级的平均值作为最终震级(Hsiao *et*

al, 2009), 或采用 t_{max}^p 和 P_d 估算取平均震级 (Chung *et al.*, 2019), 以及将频域参数 t_{max}^p 和时域参数 CAD 耦合为新的特征参数 S_{dt} 等 (Wang *et al.*, 2022a)。这些研究均表明了利用更多的特征参数比采用单一特征参数更有利于震级估算。

近年来, 随着人工智能的兴起, 使得机器学习在地震预警领域进入了新的阶段, 包括震相拾 (Perol *et al.*, 2018; Wang *et al.*, 2021)、地震定位 (Perol *et al.*, 2018)、事件判别 (Li *et al.*, 2018)、预测地震动峰值 (Hsu *et al.*, 2013) 等, 都取得了显著的成果。相比与人为定义的经验公式, 机器学习的优势在于可以自动地建立更为复杂的输入与输出的关系, 实现更为精准的预测。机器学习的震级估算方法, 根据输入的不同可以分为两类, 一类是直接如初至地震波作为输入, 这类机器学习方法可以自动从初至地震波中提取特征, 实现端到端的震级估算, 以深层卷积神经网络最为典型 (Mousavi, Beroza, 2020; Wang *et al.*, 2022b; 位栋梁等, 2022); 另一类是将多个 (五个以上) 特征参数 (时域参数和频域参数) 作为输入, 这类机器学习方法将初至地震波的多方面信息进行了融合从而实现震级的估算, 主要有浅层人工神经网络 (Böse *et al.*, 2012; 杨黎薇等, 2018)、支持向量机 (朱景宝等, 2021) 等方法。尽管当前的机器学习方法显著的改善了震级估算效果, 但忽视了 EEWs 估算震级过程中的信息变化。在 EEWs 的实际应用过程中, 随着触发台站的数量不断增加, 震源距估算是从无到有, 从不准确到准确的过程。目前, 机器学习方法并不能考虑震源距在 EEWs 的前述变化过程。

本文基于机器学习领域的高斯过程回归 (gaussian processes regression, 缩写为 GPR) 提出了多输入的震级估算方法。该方法可以在没有震源距参数的情况下估算震级 (GPR-M), 也可以在有震源距的情况下进一步提高估算震级的准确性 (GPR-M-R)。在无震源距和有震源距两种情况下, 利用日本的强震记录, 对 GPR 进行训练和测试, 利用智利的强震记录进行泛化能力测试, 利用我国地震事件检验 GPR 的震级估算效果, 并与广泛采用的 t_{max}^p 方法和 P_d 方法进行对比, 结果表明 GPR 方法的震级估算效果显著优于 t_{max}^p 和 P_d 方法, 并且 GPR 方法能够同时适用于有震源距和无震源距两种情况下的震级估算。

1 地震数据

本文选取日本 Kiban-Kyoshin Network (KiK-net) 和智利 SIBER-RISK 数据库 (Simulation Based Earthquake Risk and Resilience of Interdependent Systems and Networks) 的地面加速度记录开展算法的研究和测试, 在选取加速度记录时使用了以下原则: (a) $M_w \geq 4$; (b) 因为 EEWs 存在“预警盲区”的问题 (郭凯等, 2005), 为保证初至地震波中至少具有 3 s P 波用于估算震级 (Kanamori, 2005; Wu, Zhao, 2006; Hsiao *et al.*, 2011; 金星等, 2012; Zhang *et al.*, 2016; Armando *et al.*, 2018; Kohler *et al.*, 2020), 以及尽可能地包含日本近海地震事件 (王延伟等, 2020), 震源距选择 25 – 200 km; (c) 地震记录的三分向合成加速度的峰值大于 2 gal (Cheng *et al.*, 2014), 且信噪比不小于 10 dB (Perol *et al.*, 2018), 以减少噪声的影响。对已筛选出的记录进行常规处理: (a) 检查基线并校正; (b) 采样频率统一为 100Hz; (c) 自动拾 P 波到并人工校验。经以上数据选择和处理后, 日本 KiK-net 数据库总共筛选出的 33 698 条竖向加速度记录, 包含了 1997 年 10 月

21日至2021年12月18日的3271次 M_w 4–9地震事件，将筛选出的KiK-net强震记录数据按照7比3的比例随机划分为训练数据集和测试数据集，其中训练数据集含23588条记录，测试数据集含10110条记录，智利SIBER-RISK数据库中总共筛选出的5353条竖向加速度记录，包含了1985年3月3日至2021年7月21日的1033次 M_w 4–8.8地震事件，用于测试GPR方法的泛化能力。训练、测试和泛化数据集的记录数量的关系如图1所示。

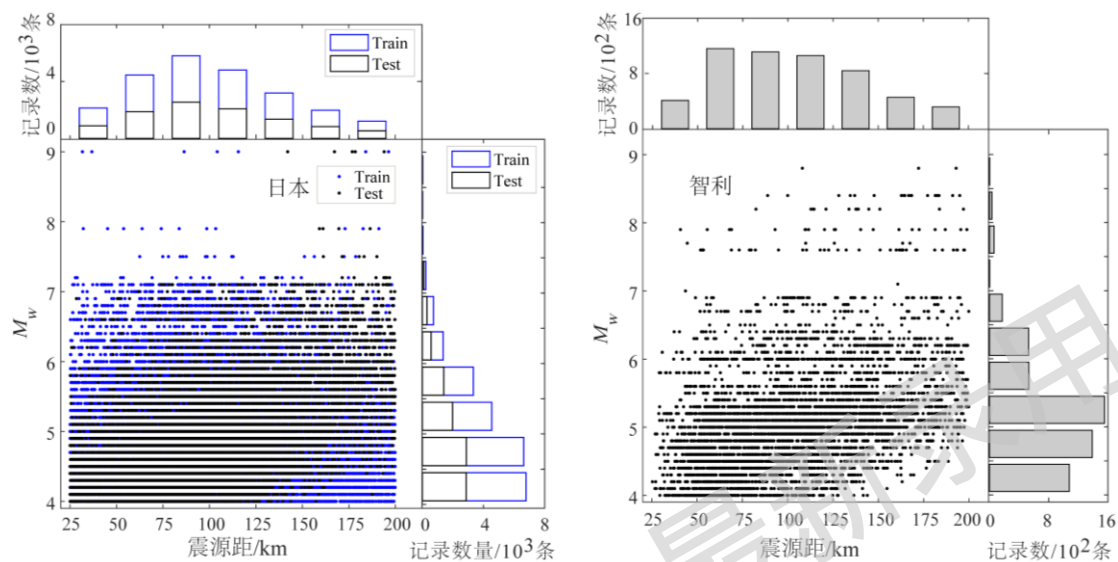


图1 强震动记录随震级和震源距的分布（每个点代表一条地震动记录）

Fig.1 Distribution of magnitude and hypocentral distance of strong motion records (each point represents a ground motion record)

2 高斯过程回归震级估算方法

2.1 高斯过程回归

GPR是一个非参数模型，有着严格的统计学理论基础，对处理高维数、非线性等复杂问题具有很好的适应性，同时GPR还具备避免过拟合、泛化能力强、超参数自适应获取以及输出具有概率意义等优点，这些优点使得GPR成为机器学习领域的重要方法(Seeger, 2004; Williams, Rasmussen, 2006; Park *et al.*, 2011)，如在时间序列分析(Rohani *et al.*, 2017)、图像处理(Hua *et al.*, 2022)和自动控制(Nguyen *et al.*, 2009)等领域中均得到应用，并取得了显著成果。GPR的基本原理是通过协方差核函数的运算，将样本数据映射到高维空间，基于训练数据的训练过程就是对超参数的选择过程。关于GPR的详细理论介绍，在文献(Seeger, 2004; Williams, Rasmussen, 2006)中可以找到详细的描述，这里不在介绍。GPR的网络结构如图2所示，图中 x 为输入， $K(x^i, x^j)$ 为协方差函数， y 为输出。

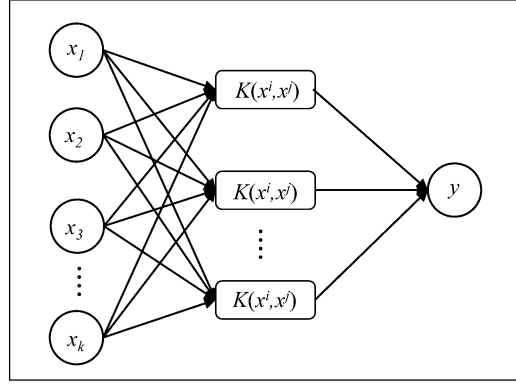


图2 GPR 的网络结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of gaussian process regression

2.2 基于 GPR 的震级估算

在EEWs中，随着触发台站的增加，震源距参数也会不断被更新，震级估算方法应适应震源距的变化（Wu, Kanomori, 2005）。据此，本文在有或无震源距两种情况下估算震级，将特征参数作为输入的震级估算定义为GPR-M方法，将特征参数和震源距作为输入的震级估算定义为GPR-M-R方法，两种方法都是将预测的震级作为输出。本文选取了包括频域、时域和时频域三类共计 10 个特征参数输入到GPR-M和GPR-M-R。

(1) 频域类参数估算震级不需要震源距，估算震级的依据是：震级越大，地震波的长周期成分越丰富（Nakamura, 1988）。以下 3 个典型频域参数作为特征参数输入GPR-M：

最大卓越周期 τ_{max}^p ，Allen 和 Kanamori (2003) 提出利用卓越周期 τ_p (Nakamura, 1988) 的最大值估算震级，即 τ_{max}^p 方法，计算公式如下式 (1)：

$$\begin{cases} \tau_p = 2\pi \sqrt{\frac{X_i}{D_i}} \\ \tau_{max}^p = \max\{\tau_p\} \end{cases} \quad (1)$$

式中， $X_i = \alpha X_{i-1} + x_i^2$ ， $D_i = \alpha D_{i-1} + (dx/dt)_i^2$ ， τ_p 是时间为 i 时刻测定的卓越周期， X_i 是平滑后的竖向速度值。 D_i 是平滑后竖向速度值的导数， α 为平滑系数，一般取 0.99 (Allen, Kanamori, 2003)。

平均卓越周期 τ_c ，Kanamori (2005) 提出利用卓越周期 τ_p 的平均值来估算震级，即 τ_c 方法，计算公式如下式 (2)：

$$\tau_c = 2\pi \sqrt{\frac{\int_0^{\Delta t} u^2(t) dt}{\int_0^{\Delta t} v^2(t) dt}} \quad (2)$$

式中， u 是地震波位移， v 是地震波速度， Δt 是地震波时长 (s)。

平均对数周期 τ_{log} ，Ziv (2014) 提出使用功率谱的平均对数周期 τ_{log} 估算震级，其计算公式如式 (3)：

$$\tau_{log} = \frac{\log(\tau_{log})}{\sum_i \left(P_i^*(w_i) \log_{10} \left(\frac{1}{w_i} \right) \right)} = \frac{\sum_i \left(P_i^*(w_i) \log_{10} \left(\frac{1}{w_i} \right) \right)}{\sum_i \left(P_i^*(w_i) \right)} \quad (3)$$

式中， w 是功率谱的频率， P_i^* 是在频率 0.1Hz – 10Hz 范围内每 0.1 个 log（频率）的功率谱纵坐标值。

(2) 时域类参数估算震级需要已知震源距，估算震级的依据是：在相同震源距情况下，一般震级越大地表变形越大。以下 6 个典型时域参数作为特征参数输入 GPR-M:

位移、速度和加速度的幅值，Wu 和 Zhao (2006) 首先利用初至 3 s P 波的位移幅值 P_d 预测震级，并且给出了 P_d 、震源距和震级的经验公式；速度幅值 P_v 和加速度幅值 P_a 与地表变形的最大速度相关 (Wu, Kanamori, 2005)，因此，与震级存在相关性。

速度平方积分 IV^2 ，Festa 等 (2008) 基于地表变形的能量变化提出 IV^2 估算震级，计算公式如式 (4):

$$IV^2 = \int_0^{\Delta t} v^2(t) dt \quad (4)$$

式中， v 为地震波速度， Δt 是地震波时长 (s)。

累积绝对速度值 CAV ， CAV 包含了地表加速度的过程信息，最早被伊斯坦布尔地震预警系统用于判别地震大小 (Alcik et al, 2009)，其计算公式如式 (5):

$$CAV = \int_0^{\Delta t} |a(t)| dt \quad (5)$$

式中 $a(t)$ 为 t 时刻的地震波加速度， Δt 是地震波时长 (s)。

累积绝对位移值 CAD ， CAD 包含了地表位移的过程信息，马美帅等 (2022) 首先提出利用该参数估算震级，其计算公式如式 (6):

$$CAD = \sum_i \left| \int_0^{\Delta t} \int_0^{\Delta t} a(t) dt dt \right| \quad (6)$$

式中 $a(t)$ 代表 t 时刻加速度， Δt 是地震波时长 (s)。

(3) 时频类特征参数在有无震源距时都可以估算震级，估算震级的依据是：地震波的时域和频域都包含了与震级相关的信息，综合利于两方面信息更有利于震级估算。Wang 等将 CAD 和 τ_{max}^p 相乘得到的时频类特征参数 S_{dt} 用于震级估算 (Wang et al, 2022a)， S_{dt} 的计算公式如式 (7):

$$S_{dt} = \sum_i |D_i| \tau_{max}^p \quad (7)$$

式中， D_i 为第 i 时刻的位移。

3 结果及分析

3.1 训练 GPR

由于 GPR 方法中协方差函数在有限输入点集上要求是正定的，且是一个满足 Mercer 条件的对称函数，故协方差函数等价于核函数 (何志坤等, 2013)。常见的协方差函数有径向基函数核 (RBF kernel)、马顿核 (Mat  rn kernel)、指数函数核 (exponential kernel)、二次有理函数核 (rational quadratic kernel, 缩写为 RQ kernel) 等 (Seeger, 2004; 孙斌等, 2012)。为选择合适的协方差核函数，将均方根误差 (MSE) 公式 (8) 作为损失函数，在初至地震波 3 s 时对样本进行训练分析，结果见表 1，可以看到二次有理函数核的 MSE (公式 8) 小于其他协方差函数的 MSE，故本文采用二次有理协方差函数 (公式 9) 训练 GPR 方法。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (8)$$

$$\begin{aligned}
& K_{RQ}(x^i, x^j) \\
&= \sigma_f^2 \left[1 + \frac{(x^i - x^j)^T M (x^i - x^j)}{2\alpha} \right]^{-\alpha}
\end{aligned} \tag{9}$$

式 (8) 中, n 为样本数, y_i 为估算震级, y_i 为实际震级。式 (9) 中, M 为 l^2 的对角矩阵, l 为关联性测度超参数; σ_f^2 为核函数的信号方差; α 为核函数的形状参数。参数集合 $\theta = \{M, \sigma_f^2, \sigma_n^2\}$ 为包含所有超参数的向量, 通过极大似然法求得, 首先建立训练样本条件概率得负对数似然函数 $L(\theta) = -\log_p(y|X, \theta)$, 并令其对超参数 θ 求偏导, 然后采用共轭梯度法对偏导数进行最小化以得到超参数得最优解, 如式 10, 11 所示 ($tr(\cdot)$ 表示矩阵的迹)。

$$L(\theta) = \frac{1}{2} y^T K_y^{-1} y + \frac{1}{2} \log |K_y| + \frac{n}{2} \log 2\pi \tag{10}$$

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_i} = -\frac{1}{2} tr \left(K^{-1} \frac{\partial K}{\partial \theta_i} \right) - \frac{1}{2} y^T K_y^{-1} \frac{\partial K}{\partial \theta_i} K_y^{-1} y \tag{11}$$

表 1 初至 3 s 地震波时不同协方差函数的 MSE 结果

Table 1 MSE results for different covariance functions with initial 3 s wave

协方差函数	径向基函数核	马顿核	指数函数核	二次有理函数核
MSE	0.1145	0.1267	0.1184	0.1103

3.2 确定 P_d 及 τ_{max}^p 的经验公式

利用训练数据集拟合震级与 P_d 和 τ_{max}^p 的经验公式, 如式 12 所示。选取 P_d 和 τ_{max}^p 作对比的原因是: τ_{max}^p 方法与震级的经验公式中未使用震源距参数, 与 GPR-M 方法的参数选择具有共同因子, 且频域参数震级估算方法的对比结果表明 τ_{max}^p 方法估算震级的准确性高于其他频域参数方法 (Nazeri *et al*, 2017; 王延伟等, 2020), 该方法已经应用于 EEWs (Hsiao *et al*, 2009; Chung *et al*, 2019); P_d 方法与震级的经验公式中使用了震源距参数, 与 GPR-M-R 方法的参数选择具有共同因子, 且特征参数震级估算方法的对比研究表明 P_d 方法估算震级的准确性明显优于其它参数方法 (Leyton *et al*, 2018; 王延伟等, 2020), 该方法也被广泛应用于 EEWs (Hsiao *et al*, 2009); 据此本文选择了以上两种特征参数方法进行对比。

$$\log_{10}(Para) = a \times M + b \times \log_{10}(R) + c \tag{12}$$

式 12 中 $Para$ 是特征参数 (P_d 或 τ_{max}^p); M 是震级; R 是震源距; a, b, c 是待定的回归系数。其中 τ_{max}^p 不需要震源距 R 项 ($c = 0$), P_d 需要震源距 R 项 ($c \neq 0$)。

EEWs 中的震级估算是随时间持续更新的过程, 利用更长的初至地震波可以提高震级估算的准确性 (Wu, Zhao, 2006; Kanamori, 2005; Ziv, 2014; Peng *et al*, 2017), 初至 3 s - 10 s 地震波时, 特征参数的经验公式由训练数据集得到, 利用最小二乘法回归得到经验公式 (12) 的回归系数如表 2 所示。

表 2 初至 3 s - 10 s 地震波时拟合系数表

Table 2 Fitting coefficients with initial 3 s - 10 s wave

初至地震波时长	特征参数
---------	------

(s)	P_d			τ_{max}^p	
3s	$a = 0.6394$	$b = -3.9872$	$c = -0.8407$	$a = 0.3096$	$b = -2.0494$
4s	$a = 0.6814$	$b = -3.9109$	$c = -0.9664$	$a = 0.3206$	$b = -2.0483$
5s	$a = 0.7080$	$b = -3.7404$	$c = -1.1044$	$a = 0.3298$	$b = -2.0418$
6s	$a = 0.7236$	$b = -3.5182$	$c = -1.2481$	$a = 0.3398$	$b = -2.0165$
7s	$a = 0.7382$	$b = -3.2928$	$c = -1.3780$	$a = 0.3486$	$b = -1.9753$
8s	$a = 0.7409$	$b = -3.0707$	$c = -1.4783$	$a = 0.3526$	$b = -1.9555$
9s	$a = 0.7378$	$b = -2.8975$	$c = -1.5388$	$a = 0.3583$	$b = -1.9117$
10s	$a = 0.7334$	$b = -2.7914$	$c = -1.5617$	$a = 0.3647$	$b = -1.8750$

3.3 初至 3 s P 波时，测试数据集的震级估算结果

在 EEWs 的研究和应用中，普遍认为初至 3 s P 波估算的震级较好地兼顾了地震预警的时效性和准确性 (Kanamori, 2005; Wu, Zhao, 2006; Peng *et al*, 2017; Wang *et al*, 2022a)。因此，提高初至 3 s P 波估算震级的准确性至关重要。图 3 为 GPR-M 方法与 τ_{max}^p 方法估算震级的误差分布及其直方图，图中的散点表示每条记录估算震级的误差，蓝色实线和红色虚线表示 ± 0.5 个单位震级， σ 为误差标准差， μ 为误差均值， ω 为误差绝对值均值，准确率定义为误差在 $[-0.5, +0.5]$ 的记录数与记录总数的比值。从误差的定性分布来看：GPR-M 方法估算震级的误差的离散性明显小于 τ_{max}^p 方法且误差更多的分布在 $[-0.5, +0.5]$ 之内，GPR-M 方法比 τ_{max}^p 方法估算震级的误差更小、误差更接近于零。随着震级的增加，两者对 $M_w \geq 6.5$ 地震事件的震级估算偏小（误差分布下倾），从而使得 M_w 4 – 6.4 范围内的准确率明显高于 M_w 6.5 – 9 范围内的准确率。这与多数研究的震级饱和问题是一致的 (Wu, Zhao, 2006; 王延伟等, 2020; Wang *et al*, 2022a)。从误差的定量结果看：GPR-M 方法的误差标准差、误差均值和误差绝对值均值明显好于 τ_{max}^p 方法 (GPR-M 方法分别为 0.3539、-0.0910 和 0.2747， τ_{max}^p 方法分别为 0.7455、-0.1428 和 0.6874)，GPR-M 方法的误差标准差比 τ_{max}^p 方法降低了约 52.53%， M_w 4 – 6.4 范围内，GPR-M 方法震级估算的准确率约是 τ_{max}^p 方法的 1.59 倍 (GPR-M 方法为 88.75%， τ_{max}^p 方法为 55.94%)； M_w 6.5 – 9 范围内，即使两者表现出震级饱和现象，但 GPR-M 方法震级估算的准确率约是 τ_{max}^p 方法的 1.41 倍 (GPR-M-R 方法为 47.89%， P_d 方法为 33.98%)。

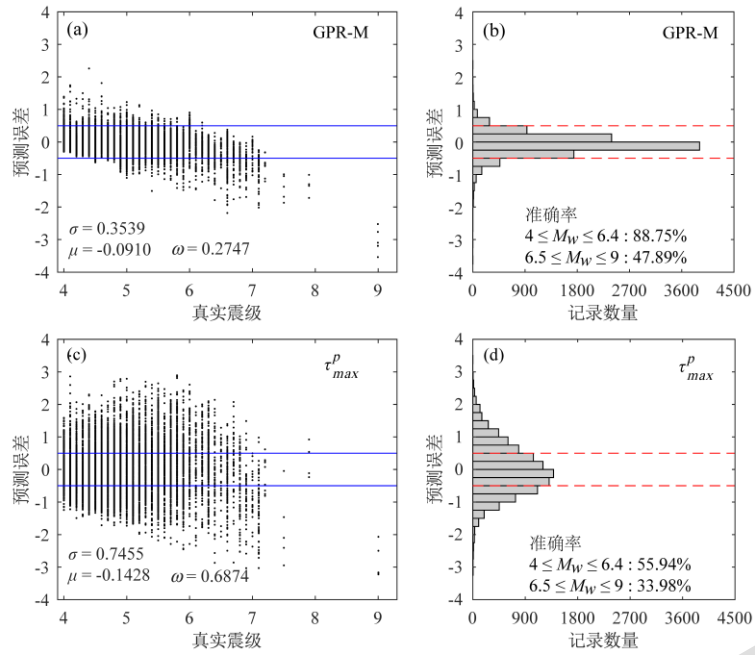


图3 初至3 s P波时 GPR-M 和 τ_{max}^p 估算震级的误差分布

Fig.3 Distribution of estimates magnitude errors for GPR-M and τ_{max}^p at initial 3 s P-wave

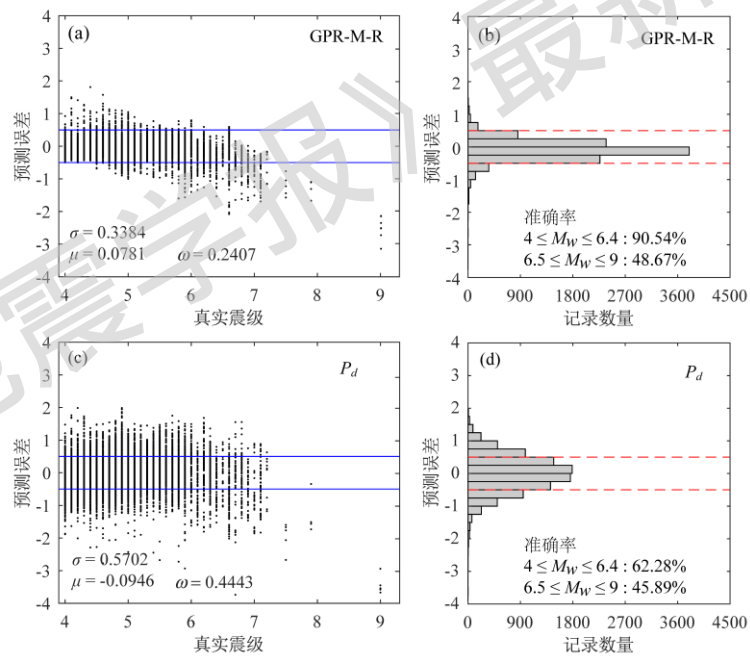


图4 初至3 s P波时 GPR-M-R 和 P_d 估算震级的误差分布

Fig.4 Distribution of estimates magnitude errors for GPR-M-R and P_d at initial 3 s P-wave

图4为GPR-M-R方法与 P_d 方法估算震级的误差分布及其直方图，从误差的定性分布来看：GPR-M-R方法估算震级的误差更多的分布在 $[-0.5, +0.5]$ 之内，随着震级的增加，对于 $M_w \geq 6.5$ 的地震事件同样表现出了震级低估现象。从误差的定量结果看：GPR-M-R方法的误差标准差、误差均值和误差绝对值均值都好于 P_d 方法（GPR-M-R方法分别为0.3384、0.0781和0.2407， P_d 方法分别为0.5702、-0.0946和0.4443），GPR-M-R方法的误差标准差

比 P_d 降低了约 40.65%， M_w 4 – 6.4 范围内，GPR-M-R 方法震级估算的准确率是 P_d 方法的 1.45 倍（GPR-M-R 方法为 90.54%， P_d 方法为 62.28%）； M_w 6.5 – 9 范围内，GPR-M-R 方法震级估算的准确率是 P_d 方法的 1.06 倍（GPR-M-R 方法为 48.67%， P_d 方法为 45.89%）。

3.4 不同时长初至地震波时，测试数据集的震级估算结果

将初至地震波时长从 3 s 增加至 10 s，测试 GPR-M 方法与 τ_{max}^p 方法，GPR-M-R 方法与 P_d 方法持续估算震级的效果。图 5 (a) 为 GPR-M 方法与 τ_{max}^p 方法的误差标准差随初至地震波时长的变化，两种方法的误差标准差随着初至地震波时长的增加逐步减小，但 GPR-M 方法的误差标准差始终小于 τ_{max}^p 方法，GPR-M 方法的误差标准差比 τ_{max}^p 方法降低了约 52.53 – 57.21%。值得注意的是，GPR-M 方法在 3 s 时的误差标准差（0.3539）仍小于 τ_{max}^p 方法在 10 s 时的误差标准差（0.6686）；图 6 (b) 为 GPR-M-R 方法与 P_d 方法的误差标准差随初至地震波时长的变化，两种方法的误差标准差同样随着初至地震波时长的增加逐步减小，GPR-M-R 方法的误差标准差始终小于 P_d 方法，GPR-M-R 方法的误差标准差比 P_d 方法降低了约 37.72% – 40.65%，并且 GPR-M-R 方法在 3 s 时的误差标准差（0.3384）小于 P_d 方法在 10 s 时的误差标准差（0.4048）。

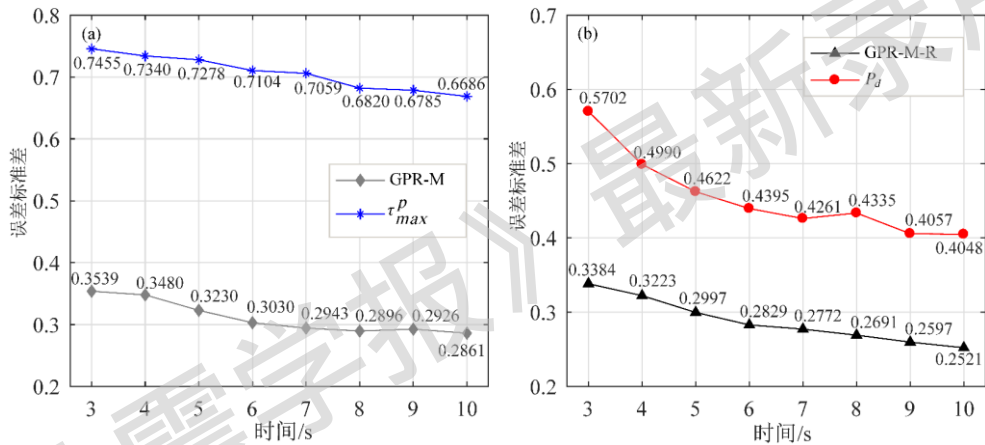


图 5 初至 3 s – 10 s 地震波时估算震级的误差标准差对比

Fig.5 Comparison of the standard deviation of errors in estimating magnitudes for initial 3 s – 10 s waves

图 6 和图 7 为 GPR-M 方法与 τ_{max}^p 方法，GPR-M-R 方法与 P_d 方法估算震级的准确率随初至地震波时长的变化， M_w 4 - 6.4 范围内（图 6 (a)），GPR-M 方法的准确率由 88.75% 提高至 91.68%， τ_{max}^p 方法的准确率由 55.94% 提高至 61.23%，GPR-M 方法的准确率始终约是 τ_{max}^p 的 1.50 – 1.59 倍； M_w 6.5 - 9 范围内（图 6 (b)），GPR-M 方法的准确率由 47.89% 提高至 71.45%， τ_{max}^p 方法的准确率由 33.98% 提高至 46.81%，GPR-M 方法的准确率始终约是 τ_{max}^p 方法的 1.41 – 1.53 倍。GPR-M-R 方法的准确率在 M_w 4 - 6.4 范围内由 90.54% 提高至 94.80%， P_d 方法的准确率由 62.28% 提高到 79.02%（图 7 (a)），GPR-M-R 方法的准确率始终是 P_d 方法的 1.20 – 1.45 倍；在 M_w 6.5 - 9 范围内（图 7 (b)），GPR-M-R 方法的准确率由 48.67% 提高至 78.12%， P_d 方法的准确率由 45.89% 提高至 68.17%，GPR-M-R 方法的准确率约是 P_d 的 1.06 – 1.15 倍。并且 GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法估算震级准确率的稳定性高于 τ_{max}^p 方法和 P_d 方法。

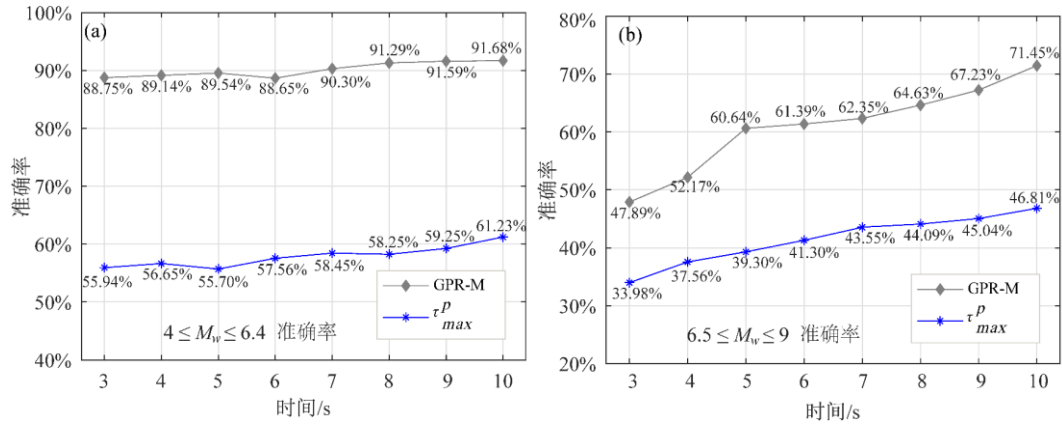


图 6 初至 3 s - 10 s 时 GPR-M 方法和 τ^p_{max} 方法准确率随时间变化趋势对比

Fig.6 Comparison of the trend of accuracy change over time between the GPR-M and τ^p_{max} methods with initial 3 s - 10 s waves

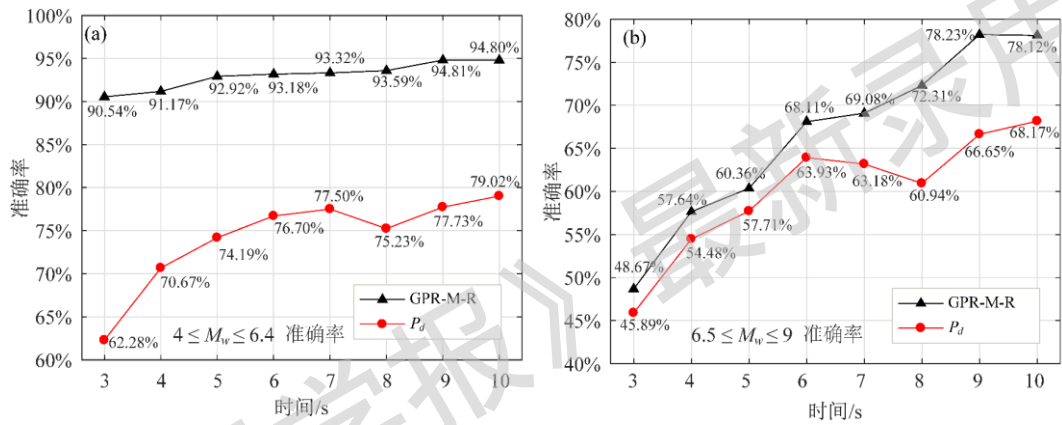


图 7 初至 3 s - 10 s 时 GPR-M-R 方法和 P_d 方法准确率随时间变化趋势对比

Fig.7 Comparison of the trend of accuracy change over time between the GPR-M-R and P_d methods with initial 3 s - 10 s waves

3.5 泛化数据集的震级估算结果

前述测试中，训练和测试数据集均采用了日本的地震记录，两个数据集都将包含一些相似的区域信息，例如相似的震源、传播路径、场地条件、监测仪器等，这些区域信息可能会使得 GPR-M 和 GPR-M-R 方法仅适用于日本，而无法用于其它地区。因此，为了检验日本地震记录训练的 GPR-M 方法和 GPR-M-R 在其它地区估算震级的效果，需要测试其泛化能力。泛化能力是指机器学习算法对新样本的适应能力。泛化数据集采用的是智利地震记录，智利的地震记录没有用于训练 GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法，也未被用于拟合 τ^p_{max} 和 P_d 方法的经验公式。考虑到误差随震级的分布可以最为详细地展示震级估算结果，故给出了泛化数据集的震级估算误差分布图（图 8，图 9），以 3 s，5 s，8 s，10 s 的结果为例。

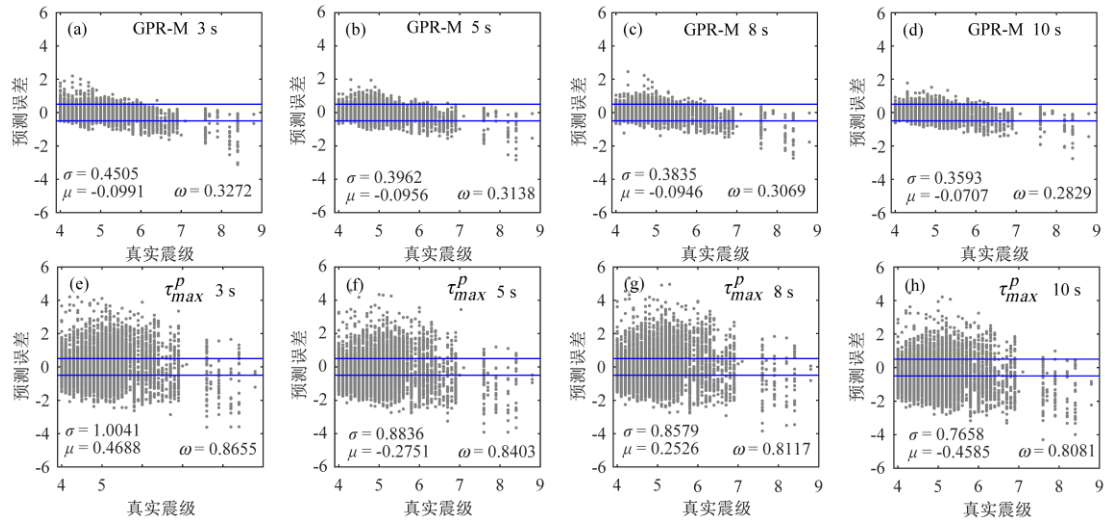


图 8 泛化数据集初至 3 s, 5 s, 8 s, 10 s 时 GPR-M 和 τ_{max}^p 估算震级的误差分布

Fig.8 Distribution of estimating magnitude errors for GPR-M and τ_{max}^p with initial 3 s, 5 s, 8 s and 10 s of the generalized data set

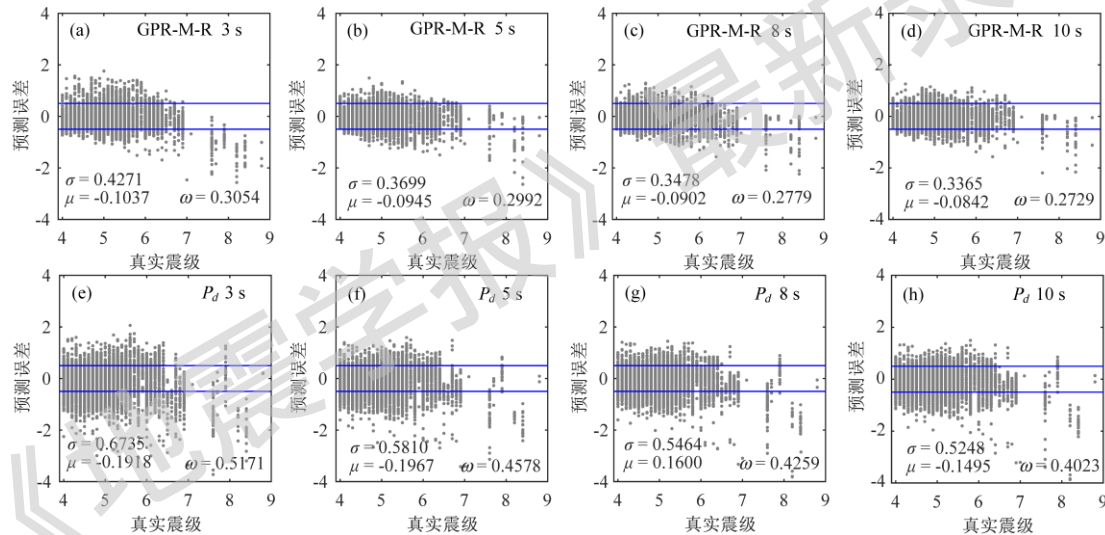


图 9 泛化数据集初至 3 s, 5 s, 8 s, 10 s 时 GPR-M-R 和 P_d 估算震级的误差分布

Fig.9 Distribution of estimating magnitude errors for GPR-M-R and P_d with initial 3 s, 5 s, 8 s and 10 s of the generalized data set

根据图 8 和图 9 可以看出 GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法估算震级的误差分布更集中在 $[-0.5, +0.5]$ 范围内, 两者估算震级的误差标准差、误差均值和误差绝对值均值分别好于 τ_{max}^p 方法和 P_d 方法, GPR-M 方法的误差标准差比 τ_{max}^p 方法降低了约 53.08–55.13%, GPR-M-R 方法的误差标准差比 P_d 方法降低了约 35.88%–36.59%。这表明 GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法的泛化能力和估算震级的稳定性分别好于 τ_{max}^p 方法和 P_d 方法。

3.6 震例测试

为了检验 GPR 震级估算方法对于实际震例的可靠性与合理性, 选取了我国的 3 次典型震例进行分析。需要注意的是, 我国的地震震级为 M_s , 对于 $M_w < 8.5$ 的地震, M_w 与 M_s 之

间的差异可以忽略不计 (Peng *et al.*, 2017), 因此, 本文给出的 GPR、 τ_{max}^p 和 P_d 都可以直接用于我国地震的震级估算。3 次震例分别为 2019 年 6 月 22 日发生在四川宜宾的 M_s 5.4 地震事件 (北纬 28.4 度, 东经 104.8 度), 震源深度 10 km; 2021 年 5 月 21 日发生在云南漾濞的 M_s 6.4 地震事件 (北纬 25.7 度, 东经 99.9 度), 震源深度 8 km; 2008 年发生在四川汶川的 M_s 8.0 地震事件 (北纬 31.0 度, 东经 103.4 度), 震源深度 14 km, 3 次地震的震中位置及所用最先触发的 4 个台站分布如图 10 所示。3 个震例中, 在未知震源距和已知震源距两种情况下, 将首个监测台站的 P 波到时记为 0 时刻, 对每个触发台站 P 波到达后 3 s 至 10 s, 以 1 s 间隔持续估算震级。

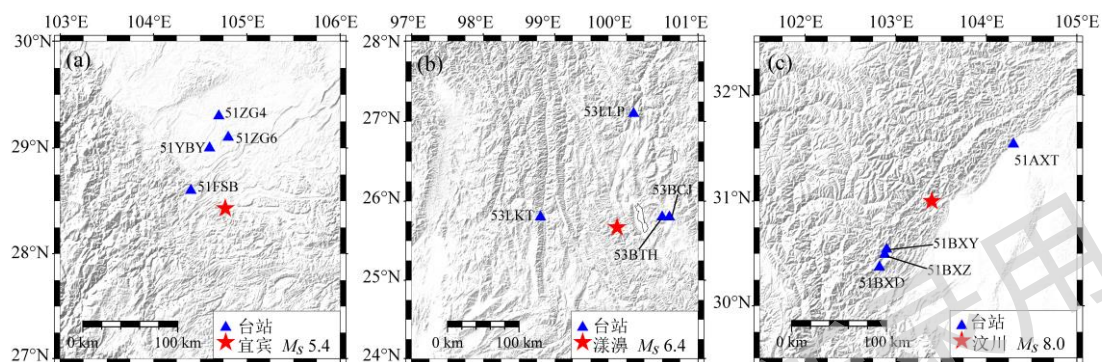


图 10 我国 3 次地震的震中及所用台站分布

Fig.10 Distribution of the epicenters and stations of the three earthquakes in China

图 11 为 3 次地震最先触发 4 个台站未知震源距时, τ_{max}^p 方法和 GPR-M 持续估算震级的结果根据图 10 可以看出, τ_{max}^p 方法明显低估了 3 次地震的震级, 并且估算震级偏差明显大于 GPR-M: 宜宾 M_s 5.4 地震中, τ_{max}^p 方法的最大偏差为 -1.59 个震级单位, GPR-M 为 -0.54 个震级单位; 漾濞 M_s 6.4 地震中, τ_{max}^p 方法的最大偏差为 -2.34 个震级单位, GPR-M 为 -0.39 个震级单位; 汶川 M_s 8.0 地震中, τ_{max}^p 方法的最大偏差为 -3.08 个震级单位, GPR-M 为 -1.40 个震级单位。此外, GPR-M 估算震级的离散性比 τ_{max}^p 方法更小。

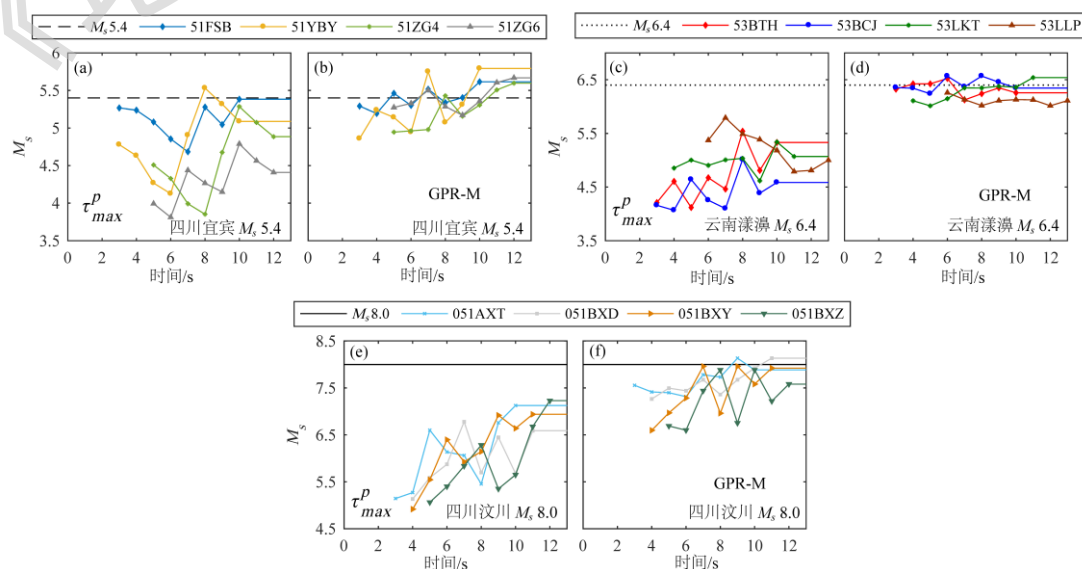


图 11 GPR-M 和 τ_{max}^p 持续估算我国 3 次地震震级的结果

Fig.11 The results of GPR-M and τ_{max}^p for continuous magnitude estimation in three earthquakes of China

图 12 为 3 次地震最先触发 4 个台站已知震源距时, P_d 方法和 GPR-M-R 持续估算震级的结果。从图 11 可以看出, GPR-M-R 估算的震级更接近实际震级, 并且偏差小于 P_d 方法: 宜宾 M_s 5.4 地震中, GPR-M-R 的最大偏差为 +0.47 个震级单位, P_d 方法为 -0.56 个震级单位; 漾濞 M_s 6.4 地震中, GPR-M-R 的最大偏差为 -0.27 个震级单位, P_d 方法为 -0.57 个震级单位; 汶川 M_s 8.0 地震中, GPR-M-R 的最大偏差与 P_d 方法一样均为 -1.59 个震级单位, 但是 GPR-M-R 估算的震级更接近实际震级, 且离散性更小。

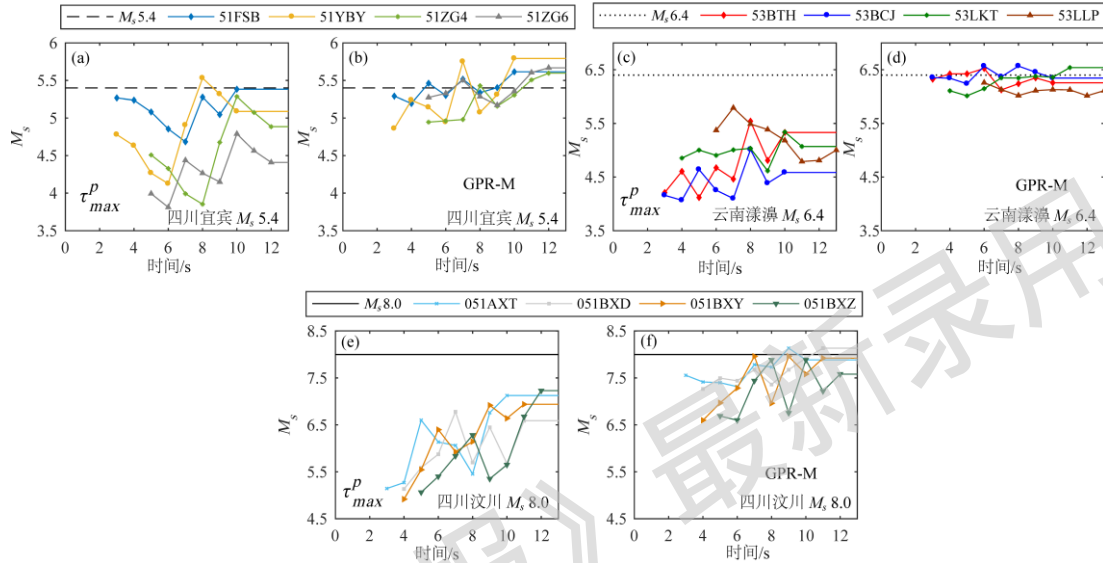


图 12 GPR-M-R 和 P_d 持续估算我国 3 次地震震级的结果

Fig.12 The results of GPR-M-R and P_d for continuous magnitude estimation in three earthquakes of China

4 讨论与结论

为改善 EEWs 中震级估算的准确性, 本文提出了能够同时适用于有震源距和无震源距两种情况下进行震级估算的 GPR 震级估算方法。该方法以时域、频域以及时频域多个特征参数作为输入 (GPR-M), 或以特征参数和震源距作为输入 (GPR-M-R), 震级作为输出, 通过融合初至地震波中多方面信息实现震级估算。分别在未使用震源距的情况下提高了震级估算的准确性 (GPR-M), 在使用震源距的情况下进一步提高震级估算的准确性 (GPR-M-R)。在这两种情况下, 利用日本的强震记录进行训练和测试, 利用智利的强震记录进行泛化能力测试, 利用我国的 3 次震例进行可靠性和合理性检验, 并与当前广泛采用的 τ_{max}^p 方法和 P_d 方法进行对比, 结论如下:

1. 利用日本测试数据集初至 3 s - 10 s 地震波震级估算时, GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法估算震级效果好于 τ_{max}^p 方法和 P_d 方法, GPR-M 方法比 τ_{max}^p 方法估算震级的误差标准差降低了约 52.53 - 61.20%; GPR-M-R 方法比 P_d 方法估算震级的误差标准差降低了约 37.72% - 41.21%。

2. 对于震级较大的地震 ($M_w \geq 6.5$), GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法的震级饱和现象没有 τ_{max}^p 方法和 P_d 方法明显, $M_w \geq 6.5$ 时 GPR-M 方法比 τ_{max}^p 方法估算震级的准确率提高了

1.4 – 1.5 倍; GPR-M-R 方法比 P_d 方法估算震级的准确率提高了 1.2 – 1.45 倍。

3. 智利强震记录的泛化能力测试结果表明, GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法震级估算的准确性相较于 v_{max} 方法和 P_d 方法更高, 泛化能力更强, 受区域特性影响更小。

4. GPR-M 方法和 GPR-M-R 方法较好地估算了我国 3 次地震的震级, 且准确性好于 v_{max} 方法和 P_d 方法, 表明基于 GPR 的震级估算方法应用于我国 EEWs 具有较好的可靠性与合理性。

本文所提出的 GPR 震级估算方法在测试数据集和泛化数据集中表现出了较好的震级估算效果, 有效的提高了震级估算的准确性。但对于震级较大的地震, 震级饱和现象依然存在, 震级饱和问题已经成为了震级估算研究中的学术难题, 因为大地震的断层破裂过程有几十秒至上百秒, 且破裂过程十分复杂, 是否可以使用初始几秒的断层破裂信息来确定最终破裂的规模在理论上仍无统一结论 (Olson, Allen, 2005; Ide, 2019)。此外, 本文在进行训练 GPR 方法时, 训练数据集中小地震记录 ($4 \leq M_w \leq 6.4$, 22 207 条) 的占比远大于大地震 ($6.5 \leq M_w \leq 9$, 1 381 条), 数据的不均匀性是否影响了 GPR-M 方法的震级估算效果, 也需要进一步研究。尽管, GPR 方法在智利地震和我国震例的测试中表现出良好的震级估算效果, 但区域性的差异 (如传播介质和场地条件等) 对 GPR 方法的影响程度仍有待明确。

审稿专家为本文提出了诸多宝贵的意见, 日本防灾科学技术研究所 (NIED, <https://www.doi.org/10.17598/NIED.0004>)、智利 SIBER-RISK 和中国地震局工程力学研究所强震动观测中心为本研究提供数据支持, 作者在此一并表示感谢。

参 考 文 献

- 郭凯, 温瑞智, 杨大克, 彭克银. 2016. 地震预警系统的效能评估和社会效益分析[J]. 地震学报, 38 (1) :146-154+158.
- Guo K, Wen R Z, Yang D K, Peng K Y. 2016. Effectiveness evaluation and social benefits analyses on earthquake early warning system. *Acta Seismologica Sinica*, 38 (1) :146-154+158 (in Chinese) .
- 何志昆, 刘光斌, 赵曦晶, 王明昊. 2013. 高斯过程回归方法综述[J]. 控制与决策, 28 (08) :1121-1129+1137.
- He Z K, Liu G B, Zhao X J, Wang M H. 2013. Overview of Gaussian process regression[J]. *Control and Decision*, 28 (08) :1121-1129+1137 (in Chinese) .
- 金星, 张红才, 李军, 韦永祥, 马强. 2012. 地震预警震级确定方法研究[J]. 地震学报, 2012, 34 (05) :593-610+727.
- Jin X, Zhang H C, Li J, Wei Y X, Ma Q. 2012. Research on earthquake early warning magnitude estimate[J]. *Acta Seismologica Sinica*, 2012, 34 (05) :593-610+727.
- 林彬华, 金星, 康兰池, 韦永祥, 李军, 张燕明, 陈惠芳, 周施文. 2021. 基于卷积神经网络的地震震级测定研究[J]. 地球物理学报, 64 (10) :3600-3611.
- Lin B H, Jin X, Kang L C, Wei Y X, Li J, Zhang Y M, Chen H F, Zhou S W. 2021. The research of earthquake magnitude determination based on Convolutional Neural Networks[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 64 (10) :3600-3611 (in Chinese) .
- 马美帅, 王延伟, 汪祚赚, 赵庆旭, 潘代洪. 2022. 基于累积绝对位移值的震级估算方法[J]. 自然灾害学报, 31 (02) :93-101.
- Ma M S, Wang Y W, Wang Z, Zhao Q X, Pan D H. 2022. Magnitude estimation based on the cumulative absolute displacement[J]. *Journal of Natural Disasters*, 31 (02) :93-101 (in Chinese) .
- 孙斌, 姚海涛, 刘婷. 2012. 基于高斯过程回归的短期风速预测[J]. 中国电机工程学报, 32 (29) :104-109.
- Sun B, Yao H T, Liu T. 2012. Short-term Wind Speed Forecasting Based on Gaussian Process Regression Model[J]. *Proceedings of the CSEE*, 32 (29) :104-109. (in Chinese) .

- 王延伟, 李小军, 曹振中, 兰景岩, 刘娟. 2020. 基于Kik-net井下基岩强震动记录的持续地震预警震级估算方法[J]. 地震工程与工程振动, 40 (04) :42-52.
- Wang Y W, Li X J, Cao Z, Lan J Y, Liu J. 2020. Continuous estimation magnitude for earthquake early warning based on KiK-net borehole bedrock strong motions[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 40 (4) :42-52 (in Chinese) .
- 位栋梁, 王延伟, 王自法, 廖吉安, 赵登科. 2022. 基于卷积神经网络的地震震级快速估算方法[J].地震学报, 44 (2) :316-326.
- Wei D L, Wang Y W, Wang Z F, Liao J A, Zhao D K. 2022. A fast estimation method of earthquake magnitude based on convolutional neural networks[J]. *Acta Seismologica Sinica*, 44 (2) :316-326 (in Chinese) .
- 杨黎薇, 林国良, 邱志刚, 江汶乡, 王玉石. 2018. 基于人工神经网络和多特征参数的预警震级估算[J]. 地震研究, 41 (02) :302-310.
- Yang L W, Lin G L, Qiu Z G, Jiang W X, Wang Y S. 2018. Study on Magnitude Estimation of Earthquake Early Warning Based on Various Characteristic Parameters and Artificial Neural Networks[J]. *Journal of Seismological Research*, 41 (02) :302-310 (in Chinese) .
- 朱景宝, 宋晋东, 李山有. 2021. 基于支持向量机的地震预警震级快速估算研究[J].振动与冲击, 40 (07) :126-134.
- Zhu J B, Song J D, Li S Y. 2021. Rapid magnitude estimation for earthquake early warning based on SVM[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 40 (07) :126-134 (in Chinese) .
- Alcik H, Ozel O, Apaydin N, Erdik M. 2009. A study on warning algorithms for Istanbul earthquake early warning system [J]. *Geophysical Research Letters*, 36 (4) :0-5.
- Allen R M, Kanamori H. 2003. The potential for earthquake early warning in southern California [J]. *Science*, 300 (5620) :786-789.
- Armando Cuñal, Gerardo Suárez, J. M. Espinosa - Aranda. 2018. A Fast Earthquake Early Warning Algorithm Based on the First 3 s of the P - Wave Coda[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 108 (4) :2068-2079.
- Böse M, Heaton T H, Hauksson E. 2012. Rapid estimation of earthquake source and ground - motion parameters for earthquake early warning using data from a single three - component broadband or strong - motion sensor[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 102 (2) :738-750.
- Cheng M H, Wu S, Heaton T H, Beck J L. 2014. Earthquake early warning application to buildings[J]. *Engineering Structures*, 60:155-64.
- Chung A I, Henson I, Allen R M. 2019. Optimizing earthquake early warning performance: Elarms-3[J]. *Seismological Research Letters*, 90 (2A) :727-743.
- Cua G, Fischer M, Heaton T, Wiemer S. 2009. Real-time performance of the virtual seismologist earthquake early warning algorithm in southern California[J]. *Seismological Research Letters*, 80 (5) :740-747.
- Feasta G, Zollo A, Lancieri M. 2008. Earthquake magnitude estimation from early radiated energy[J]. *Geophysical research letters*, 35 (22) :L22307
- Hsiao N C, Wu Y M, Shin T C, Zhao L, Teng T L. 2009. Development of earthquake early warning system in Taiwan[J]. *Geophysical Research Letters*, 36 (2) :L00B02.
- Hsiao N C, Wu Y M, Zhao L, Chen D Y, Huang W T, Kuo K H, Shin T C, Leu P L. 2011. A new prototype system for earthquake early warning in Taiwan. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 31 (2) , 201-208.
- Hsu T Y, Huang S K, Chang Y W, Kuo H C, Chen M L, Chang T M, Wen L K, Loh H C. 2013. Rapid on-site peak ground acceleration estimation based on support vector regression and P-wave features in Taiwan[J], *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 49, 210-217.
- Hua T, Li Q, Dai K, Zhang X J, Zhang H. 2022. Image denoising via neighborhood-based multidimensional Gaussian process regression[J]. *Signal Image and Video Processing*, <https://doi.org/10.1007/s11760-022-02245-9>.
- Ide S. 2019. Frequent observations of identical onsets of large and small earthquakes[J]. *Nature*, 573 (7772) :112-116.
- Kamigaichi O, Saito M, Doi K, Matsumori T, Tsukada S, Takeda K, Shimoyama T, Nakamura K, Kiyomoto M, Watanabe Y. 2009. Earthquake early warning in Japan: Warning the general public and future prospects [J]. *Seismological Research Letters*, 80 (5) :717-726.

- Kanamori H. 2005. Real-time seismology and earthquake damage mitigation[J]. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 33 (1) :195-214.
- Kohler M D, Smith D E, Andrews J, Chung A I, Hartog R, Henson I, Given D D, Groot R, Guiwits S.2020. Earthquake Early Warning ShakeAlert 2.0: Public Rollout[J]. *Seismological Research Letters* 91 (3) , 1763–1775.
- Leyton F, Ruiz S, Baez J C, Meneses G, Madariaga R. 2018. How fast can we reliably estimate the magnitude of subduction earthquakes? [J]. *Geophysical Research Letters*, 45 (18) :9633–9641.
- Li Z F, Meier M A, Hauksson E, Zhan Z W, Andrews J .2018. Machine Learning Seismic Wave Discrimination: Application to Earthquake Early Warning[J]. *Geophysical Research Letters*, 45 (10) :4773–4779.
- Mousavi S M, Beroza G G.2020. A machine-learning approach for earthquake magnitude estimation[J]. *Geophysical Research Letters*, 47 (1) :e2019GL085976.
- Nakamura Y .1988. On the urgent earthquake detection and alarm system (UrEDAS) [C]. *Proceedings of 9th World Conference on Earthquake Engineering*. Tokyo, Japan, 673-678
- Nazeri S, Shomali Z H, Colombelli S, Elia L, Zollo A. 2017. Magnitude estimation based on integrated amplitude and frequency content of the initial P wave in earthquake early warning applied to Tehran, Iran [J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 107 (3) : 1432–1438.
- Nguyen-Tuong D, Seeger M, Peters J, Koller D, Schuurmans D, Bengio Y, Bottou L. 2009. Local Gaussian Process Regression for Real Time Online Model Learning and Control[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 22:1193–1200.
- Olson E L, Allen R M. 2005. The deterministic nature of earthquake rupture[J]. *Nature*, 438 (7065) , 212–215.
- Park C W, Huang J H, Ding Y.2011. Domain decomposition approach for fast Gaussian process regression of large spatial data sets[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 12:1697–1728.
- Peng C Y, Yang J S, Zheng Y, Zhu X Y, Xu Z Q, Chen Y.2017. New τ_c regression relationship derived from all P wave time windows for rapid magnitude estimation[J]. *Geophysical Research Letters*, 44 (4) :1724–1731.
- Perol T, Gharbi M, Denolle M. 2018. Convolutional neural network for earthquake detection and location[J]. *Science Advances*, 4 (2) :2–10.
- Rohani A, Taki M, Abdollahpour M. 2018. A novel soft computing model (Gaussian process regression with K-fold cross validation) for daily and monthly solar radiation forecasting (Part: I) [J]. *Renewable Energy*, 115:411–422.
- Seeger M. 2004. Gaussian processes for machine learning[J].*International Journal of Neural System*, 14 (2) :69–106.
- Shieh J T, Wu Y M, Allen R M. 2008. A comparison of τ_c and τ_{max}^p for magnitude estimation in earthquake early warning[J]. *Geophysical Research Letters*, 35 (20) :1–5.
- Wang Y W, Li X J, Wang Z F, Shi J P, Bao E H. 2021. Deep learning for P-wave arrival picking in earthquake early warning[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 20 (2) : 391-402.
- Wang Y W, Li X J, Li L, Wang Z F, Lan J Y. 2022a. New magnitude proxy for earthquake early warning based on initial time series and frequency[J]. *Seismological Research Letters*, 93 (1) : 216–225.
- Wang Y W, Li X J, Wang Z F, Liu J. 2022b. Deep learning for magnitude prediction in earthquake early warning[J]. *Gondwana Research*, <https://doi.org/10.1016/j.gr.2022.06.009>.
- Williams C K I, Rasmussen C E. 2006. Gaussian processes for machine learning[M]. *Cambridge: MIT Press*, 7–32.
- Wu Y M, Kanamori H. 2005. Rapid assessment of damage potential of earthquakes in Taiwan from the beginning of P waves[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 95 (3) :1181–1185.
- Wu Y M, Zhao L. 2006. Magnitude estimation using the first three seconds P - wave amplitude in earthquake early warning[J]. *Geophysical Research Letters*, 33 (16) :L16312.
- Wu Y M. 2002. A Virtual Subnetwork Approach to Earthquake Early Warning[J].*Bulletin of the Seismological Society of America*, 92 (5) :2008-2018.
- Zhang H C, Jin X, Wei Y, Li J, Kang L, Wang S, Huang L, Yu P.2016. An earthquake early warning system in Fujian, China[J]. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 106 (2) : 755–765.

Ziv A. 2014. New frequency - based real - time magnitude proxy for earthquake early warning[J]. *Geophysical Research Letters*, 41 (20) : 7035-7040.

Zollo A, Iannaccone G, Lancieri M, Cantore L, Convertito V, Emolo A, Festa G, Gallovič F, Vassallo M, Martino C, Satriano C, Gasparini P. 2009. Earthquake early warning system in southern Italy: methodologies and performance evaluation[J]. *Geophysical Research Letters*, 36 (5) : L00B07.

Zollo A, Lancieri M, Nielsen S. 2006, Earthquake magnitude estimation from peak amplitudes of very early seismic signals on strong motion records[J]. *Geophysical Research Letters*, 33 (23) : L23312.

《地震学报》最新录用