

吴果, 李建强, 冉洪流, 等, 2021. 中国海域及邻区基于 BP 神经网络的矩震级转换模型. 中国地震, 37(3): 659~670.

# 中国海域及邻区基于 BP 神经网络的 矩震级转换模型

吴果<sup>1)</sup> 李建强<sup>2)</sup> 冉洪流<sup>1)</sup> 周庆<sup>1)</sup> 谢卓娟<sup>3)</sup>

1) 中国地震局地质研究所, 活动构造与火山重点实验室, 北京 100029

2) 中水北方勘测设计研究有限责任公司, 天津 300222

3) 应急管理部国家自然灾害防治研究院, 北京 100085

**摘要** 海域地震对我国海洋资源开发和沿海地区的经济建设形成严重威胁, 开展相关地震活动性研究的重要前提是编译我国海域及邻区的地震目录。我国常用的震级标度为面波震级( $M_s$ ), 而国际上最新的地震活动模型多采用矩震级( $M_w$ ), 因此在应用这些模型时需要拟合面波震级与矩震级之间的转换关系。本文以中国海域及邻区为研究区, 收集了 1988—2020 年中国地震台网的面波震级和全球矩心矩张量(GCMT)项目的矩震级数据, 从中提取年份、深度、经度、纬度、面波震级作为影响因子, 以实际记录的矩震级值作为标记, 训练 BP 神经网络建立以 GCMT 的矩震级为目标的震级转换模型。同时, 使用最小二乘回归和正交回归建立线性模型作为对比。结果显示, 最小二乘回归和正交回归的平均绝对误差和均方根误差比 BP 神经网络高 40% 左右。此外, BP 神经网络的残差绝对值更小、分布更集中。

**关键词:** BP 神经网络 震级转换模型 矩震级 面波震级 中国海域及邻区 正交回归

[文章编号] 1001-4683(2021)03-0659-12 [中图分类号] P315 [文献标识码] A

## 0 引言

我国海域及邻区同时受到欧亚板块、西太平洋板块、印澳板块和菲律宾海板块的作用(图 1), 构造活动强烈、地震频发(刘光鼎, 1992; 彭艳菊等, 2008)。海域地震对我国沿海地区的经济建设和社会稳定以及我国的海洋资源开发构成了严重威胁(丁海平等, 2011; 谢卓娟等, 2020)。因此, 分析我国海域及邻区的地震活动特征并进行海域地震区划的重要性日益凸显(李小军等, 2020)。区别于大陆地区, 广大海域地区缺乏地震地质、地球物理等资料(林趾祥等, 1999), 仪器地震记录成为分析我国海域地震活动性最重要的基础资料。

地震震级是地震记录中最重要的参数之一, 是通过测量地震波中的某个震相的振幅来衡量地震的相对大小的一个量(刘瑞丰等, 2018)。由于不同类型震级基于的地震波类型和优势周期不同, 使得不同震级标度之间可能存在一定差异。新的国家标准《地震震级的规定》

[收稿日期] 2021-04-27 [修定日期] 2021-05-26

[项目类别] 国家重点研发项目(2017YFC1500402)、中国地震局地质研究所基本科研业务专项(IGCEA1823、IGCEA1901)共同资助

[作者简介] 吴果, 男, 1988 年生, 助理研究员。主要从事地震活动性与地震危险性分析研究。E-mail: wgfirst@foxmail.com

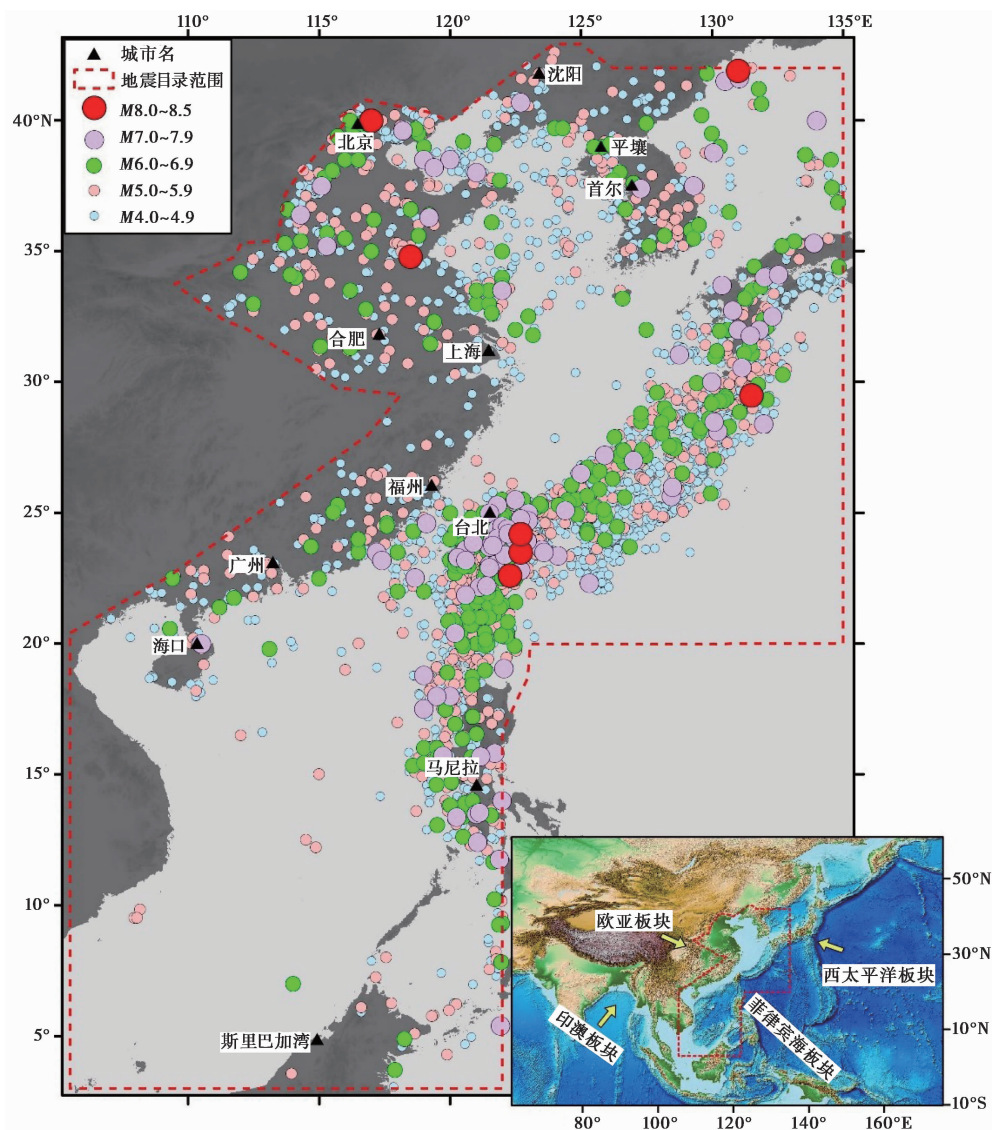


图 1 中国海域及邻区震中分布(公元前 1767—2020 年 9 月)

(GB17740—2017)中规定了地方性震级( $M_L$ )、面波震级( $M_s$ )和矩震级( $M_w$ )等 6 种震级标度。由于矩震级具有与地震震源的物理过程直接关联、可以表征地震的绝对大小且不会产生震级饱和等优点,其已经成为国内外地震学界推荐优先使用的震级标度(陈运泰等,2004、2018)。

国际上最新的地震活动研究成果大都基于矩震级,例如适用于海域俯冲带的地震动衰减模型(Abrahamson et al,2016、2018;Kishida et al,2018a)。然而,由于矩震级的测定工作开展较晚、原理较复杂,历史地震和大量的早期仪器地震记录均缺乏矩震级记录。如果对其他类型的震级不加以处理,直接输入基于矩震级的模型,将会引起较大误差,影响计算结果的可靠性。因此,在地震活动分析和地震危险性评价领域经常需要开展震级转换的工作,与其

相关的研究一直是国际上的研究热点(Pandey et al, 2017; Kishida et al, 2018b; Konstantinou et al, 2018; Lolli et al, 2018, 2020; Wu et al, 2019; Kumar et al, 2020; Das et al, 2021; Manzunzu et al, 2021)。

已有学者拟合了国内不同震级标度之间的转换关系(刘瑞丰等, 2007; 汪素云等, 2009; Wu et al, 2019)以及中国地震台网震级标度与国际上相应测定震级之间的关系(刘瑞丰等, 2005、2006; Bormann et al, 2007、2009)。同时, 由于面波震级是国内工程地震学界最常用的震级标度(肖亮, 2011; 潘华等, 2013; Xu, 2019; Xu et al, 2021), 多位学者使用最小二乘回归或正交回归建立了  $M_s$  到  $M_w$  的转换关系, 例如陈宏峰等(2014)基于 2008 年以来中国地震台网 86 个 5.3 级以上地震数据, 采用正交回归拟合了  $M_s$  与  $M_w$  的转换关系; Cheng 等(2017)采用正交回归拟合了中国大陆及邻区  $M_s$  与  $M_w$  的分段线性关系; 沙海军等(2018)使用加权最小二乘回归建立了中国地震台网  $M_s$  与  $M_w$  的统计关系。这些研究成果在地震预测预报、工程抗震、防震减灾等领域发挥了重要的作用。

区别于中国大陆地区, 海域地震具有分布范围广、震源深度变化大以及地震监测水平相对较差且空间差异大等特征。因此, 海域地震的经纬度范围和震源深度等均可能影响到  $M_s$  与  $M_w$  的对应关系。然而, 前人对于  $M_s$  到  $M_w$  的转换关系的研究大都围绕中国大陆地区进行, 目前尚缺少以我国海域及邻区为研究区的针对性研究, 仅谢卓娟等(2020)在编译我国海域及邻区的地震目录时拟合了  $M_w$  到  $M_s$  的线性关系。此外, 目前国内外常用的拟合震级转换关系的方法主要为最小二乘回归和正交回归(Castellaro et al, 2007; Wason et al, 2012; 吴果等, 2014; Cheng et al, 2017; Xie et al, 2021)。这 2 种方法通常仅考虑单因子  $M_s$ , 未能考虑诸如震源深度等因素对结果的影响, 且当数据点偏离线性规律时拟合效果受到影响。

近年来, BP 神经网络已经被成功应用于地震滑坡预测、地震波震相识别等地震学相关领域(孙印等, 2018; Tian et al, 2019; 张彭达等, 2020)。相比于传统的线性拟合, BP 神经网络可以建立多种影响因子与目标参数之间的非线性映射, 这为建立震级转换模型提供了新的探索思路。本文以中国海域及邻区为研究区, 收集了最新的  $M_s$  与  $M_w$  地震记录数据。从中提取年份、深度、 $M_s$  等多个因子, 进而训练 BP 神经网络建立以  $M_w$  为目标震级的震级转换模型。同时, 采用最小二乘回归和正交回归拟合了  $M_s$  与  $M_w$  的线性转换关系以作为参考。通过分析误差大小和残差分布, 对 3 种算法进行了系统的对比分析。本研究可以用于建立新的同时考虑多种因素的震级转换模型, 为编译我国大陆或海域统一震级标度的地震目录提供参考。

## 1 地震资料

谢卓娟等(2020)新编录了中国海域及邻区的地震目录, 时间跨度从公元前 1767 年至 2018 年 10 月。该目录汇集了中国大陆、中国台湾以及日本、韩国、菲律宾等国家和地区的地震数据, 是目前数据收集最为完整的中国海域及邻区的地震目录。由于编制海域地震区划图时需要考虑远场大震的影响, 因此该目录的数据收集范围不仅包含渤海、黄海、东海和南海等主要海域, 还囊括了中国大陆沿海的地震区带(图 1 中红色虚线框)。

由于谢卓娟等(2020)的地震目录的截止日期为 2018 年 10 月, 且近年来有大量新增的矩震级记录可供收集(Di Giacomo et al, 2021)。因此, 本文在上述地震目录的基础上, 进一

步收集中国地震台网<sup>①</sup>和国际地震中心<sup>②</sup>的地震数据,数据收集时间范围为公元前 1767—2020 年 9 月(图 1)。国际地震中心的地震目录收录了全球主要国家的多种震级标度的仪器地震记录,其中包含全球矩心矩张量(Global Earthquake Moment Tensors project, GCMT)的矩震级记录。GCMT 的矩震级记录是目前国际上最权威、数据量最大的矩震级数据来源(Di Giacomo et al, 2021),并且与中国地震台网中心测定的矩震级基本一致(陈宏峰等, 2014)。因此,本文选择 GCMT 的矩震级作为震级转换的目标震级,下文的矩震级特指 GCMT 的矩震级。

从收集的地震数据中共提取到中国地震台网的面波震级和 GCMT 的矩震级同时存在的地震记录 1480 条。地震记录的时间跨度自 1988 年 1 月至 2020 年 9 月,地震数呈逐年递增趋势。面波震级的分布范围从  $M_s 4.0 \sim 7.9$ , 矩震级的分布范围为  $M_w 4.6 \sim 7.7$ 。以 0.5 个震级单位将矩震级分档,不同震级档对应的地震数如下: $M_w 4.6 \sim 4.9$  地震 292 个、 $M_w 5.0 \sim 5.4$  地震 751 个、 $M_w 5.5 \sim 5.9$  地震 304 个、 $M_w 6.0 \sim 6.4$  地震 105 个、 $M_w 6.5 \sim 6.9$  地震 18 个、 $M_w 7.0 \sim 7.4$  地震 9 个、 $M_w 7.5 \sim 7.7$  地震 1 个。地震数据主要分布于琉球海沟俯冲带、中国台湾地区以及马尼拉海沟俯冲带,仅有 10 条数据位于中国大陆沿海或近海地区。

## 2 地震数据预分析

区别于  $M_s$  到  $M_w$  的线性关系模型, BP 神经网络可以同时输入多个影响因子。因此,首先对地震目录做预分析以确定影响因子。借鉴前人的研究(Cheng et al, 2017; 林彬华等, 2019),同时考虑到海域地震分布区域广、深度范围大等特征,确定了年份、深度、经度、纬度、面波震级等 5 个影响因子。通过观察矩震级和面波震级的震级差( $M_w - M_s$ )随这 5 种影响因子的变化(图 2),可以定性地认识这些影响因子的作用。

图 2 显示,随着年份增大,震级差未呈现明显的分布规律,仅在少数年份时分布范围有所收缩(如 2012 年),这说明该因素对震级差的影响较小。随着经度和纬度变化,震级差呈现较为复杂的分布趋势,经纬度对震级差的影响总体上比年份显著。随着深度增大,震级差总体上由负值过渡到正值,这说明深度因子的影响十分明显并具有一定的规律性。面波震级对震级差的影响最为直观和显著。当面波震级由  $M_s 4.0$  增加到  $M_s 6.5$  时,震级差由正值过渡到负值,样本点的中心线呈近似线状分布。当面波震级大于  $M_s 6.5$  时,震级差的绝对值不再线性增大,  $M_s 7.5$  以上的 2 个数据点的震级差甚至出现显著减小,这提示传统的二元线性模型很难兼顾震级差在大、小地震之间的变化趋势。以上分析说明 5 个因子均对面波震级与矩震级之间的对应关系有一定影响,但影响的显著程度和方式存在差异。将上述有影响的因子同时纳入考虑,有利于提高震级转换模型的精度。

## 3 BP 神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是模拟和抽象人类大脑神经的思维活动的一种机器学习算法,其通过大量简单神经元广泛链接而形成复杂的神经网络(Kros et al,

① <https://data.earthquake.cn/>

② <http://www.isc.ac.uk/iscbulletin/>



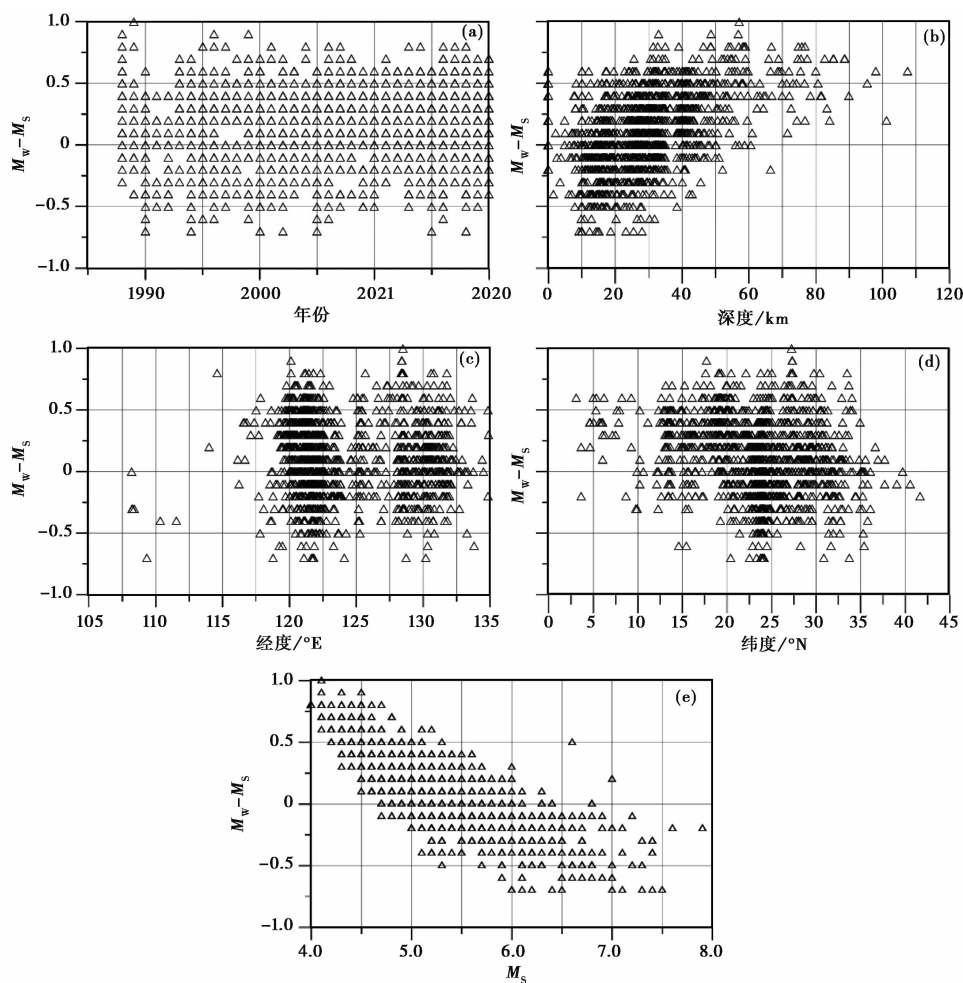


图 2 不同影响因子与矩震级和面波震级震级差 ( $M_w - M_s$ ) 关系图

2006)。ANN 具有非线性映射、自学习、自适应以及强泛化等优点,可以处理并存储不精确的和模糊的数据,近年来已在地震滑坡预测 (Tian et al, 2019)、地震波震相识别 (孙印等, 2018; 王钰清等, 2019; 张彭达等, 2020)、地震震源破裂面参数估算 (Asim et al, 2019) 等地震学相关领域取得成熟的应用成果。

本文采用的 BP 神经网络为误差反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络,是一种经典的人工神经网络,被广泛应用于地震预测、地震震级修正等 (蒋淳等, 1994; 王伟等, 2000; 项月文等, 2015; 蔡润等, 2018; 林彬华等, 2019; 袁爱璟等, 2021)。BP 神经网络结构一般由输入层、输出层和若干隐含层组成 (图 3)。对于本研究,基于前文对地震数据预分析的结果,输入层中包含年份、深度、经度、纬度、面波震级共 5 个影响因子,输出层中仅包含 1 个神经元,对应模型估算的矩震级值,隐含层的层数和每层包含的神经元个数则需要通过对比不同参数设置下模型的表现来确定。经过反复调试,发现当隐含层拥有 2 层神经网络、每层分别包含 3 个和 4 个神经元时 (图 3),模型的表现达到最优。隐含层中各个神经元均有相应的权值,权值的优化通过输入数据对模型进行训练来实现。

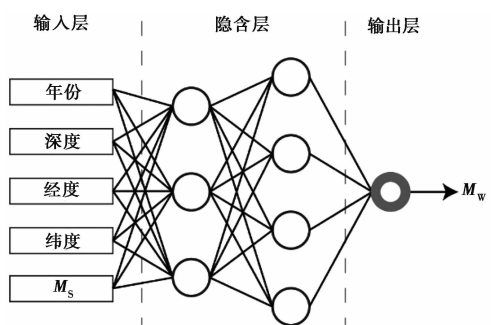


图3 本研究采用的BP神经网络结构示意图

每当选定一种BP神经网络结构,即可以对模型进行训练:首先从收集到的数据中选取部分数据作为训练样本,每个训练样本均包含年份、深度、经度、纬度、面波震级共5个影响因子和实际记录的矩震级值。BP神经网络的训练过程包含2个传播过程,分别为信号的正向传播和误差的反向传播(蔡润等,2018)。信号的正向传播是将训练样本中的5个影响因子输入到输入层(图3),然后经过隐含层的逐层处理并最终到达输出层。将输出层中得到的矩震级估计值与实际记录的矩震级值进行对比,即得到拟合误差。将误差逆向输入隐含层并修正隐含层中神经元权值的过程即误差的反向传播过程。信号的正向传播和误差的反向传播可以通过更新训练样本循环往复进行,直到得到理想的误差最小值。在此过程中,隐含层的神经元权值被不断优化,最终使模型达到逼近输入和输出之间的非线性映射的目的(冯利华,2000)。

模型训练好后,需要进一步评估该参数设置下模型的表现。将收集的数据中未被划入训练样本的数据作为测试样本,每个测试样本中同样包含上述5个影响因子和实际记录的矩震级值。将测试样本的5个影响因子输入训练好的模型,直接计算出矩震级的估算值,将估算值与实际值进行对比即可评价模型的表现。上述过程为信号的一次性正向传播过程,不再涉及误差的反向传播和神经元权重的更新。

## 4 转换结果及误差分析

为了保证对模型结果评价的合理性,本文采用了机器学习领域常用的多重交叉验证的方法(Asim et al,2019)。以本文采用的10重交叉验证为例,将1480个样本随机划分为10等份,每次以其中9份作为训练样本建立模型,以剩余的1份作为测试样本检测模型的预测效果,从而保证每次训练样本和测试样本之间互不重叠,最终评价结果取10次测试的均值。

### 4.1 转换结果

为客观评价BP神经网络的震级转换表现,本文借鉴前人的做法,采用最小二乘回归和正交回归拟合了 $M_s$ 到 $M_w$ 的线性转换公式,以此作为参考。前人已详细介绍了最小二乘回归和正交回归的原理(Cheng et al,2017;沙海军等,2018;Xie et al,2021),本文不再赘述。二者的拟合结果如下

最小二乘回归

$$M_w = 2.089 + 0.620 \times M_s \quad (1)$$

正交回归

$$M_w = 1.853 + 0.666 \times M_s \quad (2)$$

图 4 展示了 BP 神经网络、最小二乘回归和正交回归 3 种算法的转换结果。最小二乘回归和正交回归拟合的直线较为接近。在  $M_s 5.0 \sim 6.5$  区间, 二者近似位于数据点中线; 在该区间以外, 二者均逐渐偏离数据点中线, 尤其是在  $M_s 6.5$  以上的大震端, 二者均明显低估。由于正交回归的斜率略大, 因此其在大震端的表现要优于最小二乘回归, 这与前人的研究一致 (Castellaro et al, 2006)。BP 神经网络的转换结果总体上随着真实记录的数据点的变化而变化, 在大震端的分布明显优于最小二乘回归和正交回归。

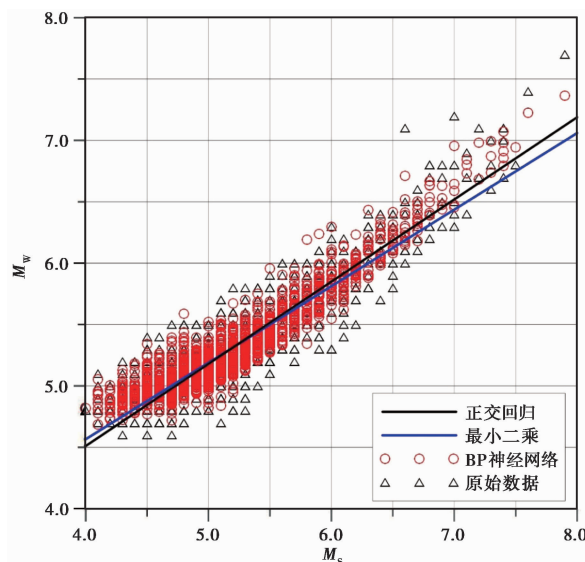


图 4 不同算法的震级转换结果图

#### 4.2 误差分析

采用平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (Root mean squared error, RMSE) 对 3 种算法的表现作进一步定量评估。MAE 和 RMSE 的定义分别如下

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |M_{w, \text{预测}i} - M_{w, \text{实际}i}|}{n} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (M_{w, \text{预测}i} - M_{w, \text{实际}i})^2}{n}} \quad (4)$$

式中,  $M_{w, \text{预测}i}$  为矩震级的预测值,  $M_{w, \text{实际}i}$  为矩震级的实际记录值,  $n$  为样本量。表 1 显示, 最小二乘回归的 MAE 和 RMSE 略小于正交回归, 但比 BP 神经网络的相应值高 40% 左右。因此, BP 神经网络在 MAE 和 RMSE 上的表现明显优于最小二乘回归和正交回归。

进一步分析 3 种算法的残差绝对值 ( $|M_{w, \text{实际}} - M_{w, \text{预测}}|$ ) 的频度分布 (表 2 和图 5)。在 1480 个样本中, BP 神经网络的残差绝对值有一半以上在  $0 \sim 0.1$  之间, 有 2 个样本位于  $0.5 \sim 0.6$  之间, 没有样本落入更大的残差绝对值范围。最小二乘回归和正交回归的残差绝对

表 1 不同算法震级转换结果的误差对比 (均采用 10 重交叉验证)

模型	BP 神经网络	最小二乘回归	正交回归
MAE	0.1115	0.1584	0.1616
RMSE	0.1411	0.1964	0.1980

表 2 不同算法震级转换结果的残差绝对值频度分布

残差绝对值	BP 神经网络	最小二乘回归	正交回归
0~0.1	788	552	541
0.1~0.2	465	442	443
0.2~0.3	175	317	328
0.3~0.4	40	115	115
0.4~0.5	10	39	39
0.5~0.6	2	11	11
0.6~0.7	0	1	2
0.7~0.8	0	2	0
0.8~0.9	0	0	1
0.9~1.0	0	1	0

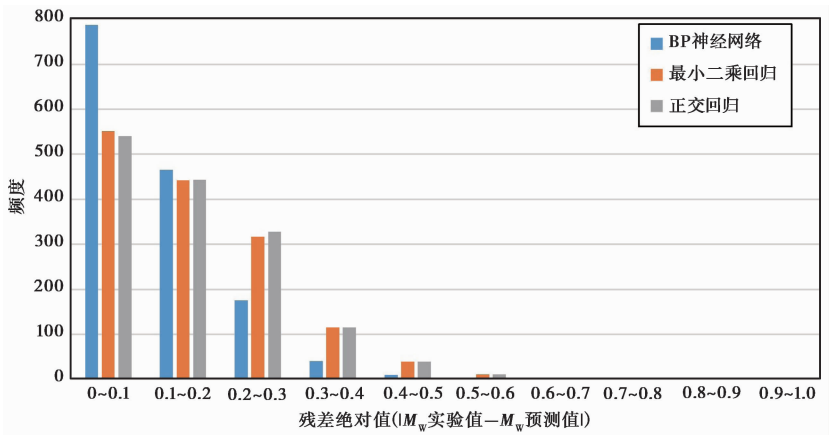


图 5 不同算法震级转换结果的残差绝对值频度分布

值更多地位于较大的区间,分布更离散,同时最大值达到 0.9 或 1.0。因此,3 种算法中 BP 神经网络的残差绝对值更小,分布更集中。

最终观察 3 种算法下不同震级档的  $M_w$  实际值对应的残差绝对值的均值分布(表 3)。在所有震级档内,BP 神经网络的残差绝对值的均值都更小,并且这种优势在  $M_w$  6.5 以上时更为显著。当震级  $M_w \geq 7.0$  时,BP 神经网络的残差绝对值的均值分别比正交回归法和最小二乘回归法小 0.2 和 0.3 左右。

5 结论

综合前文所述,本文主要结论如下:



表 3 不同震级档的  $M_w$  实际值对应的残差绝对值的均值分布

$M_w$ 实际值		样本量	残差绝对值的均值		
$M_1$	$M_2$		BP 神经网络	正交回归	最小二乘回归
4.5	4.9	292	0.106	0.163	0.165
5.0	5.4	751	0.102	0.159	0.150
5.5	5.9	304	0.130	0.160	0.154
6.0	6.4	105	0.129	0.147	0.163
6.5	6.9	18	0.126	0.208	0.262
7.0	7.4	9	0.185	0.437	0.527
7.5	8.0	1	0.425	0.612	0.723

(1)在谢卓娟等(2020)编译的中国海域及邻区的地震目录的基础上,进一步收集数据,共获得中国地震台网的面波震级和 GCMT 的矩震级同时存在的地震记录 1480 条。

(2)从收集的数据中提取年份、深度、经度、纬度、面波震级共 5 个影响因子,以实际的矩震级记录值为标记,训练 BP 神经网络建立了以 GCMT 的矩震级为目标震级的转换模型。

(3)通过将 BP 神经网络与最小二乘回归和正交回归的线性模型进行对比发现,BP 神经网络的转换结果的总体分布趋势更接近真实地震记录。在不同震级档下 BP 神经网络的残差绝对值的均值都更小,当震级为 6.5 以上时优势增大。

(4)最小二乘回归和正交回归的转换结果较接近,在大震端,正交回归的结果稍优于最小二乘回归。当震级 $\geq 6.5$ 时,二者均出现较明显的低估。

(5)相比于最小二乘回归和正交回归的线性模型,BP 神经网络的平均绝对误差和均方根误差更小,且残差绝对值更集中地分布于小值范围。

(6)BP 神经网络在震级转换上显示出良好的应用前景,有望为编制我国统一震级标度的地震目录提供参考。

## 参考文献

- 蔡润,武震,云欢,等,2018. 基于 BP 和 SOM 神经网络相结合的地震预测研究. 四川大学学报(自然科学版),**55**(2):307~315.
- 陈宏峰,袁菲,徐志国,等,2014. 使用中国地震台网资料快速测定中强地震矩震级. 地震地磁观测与研究,**35**(5~6):51~57.
- 陈运泰,刘瑞丰,2004. 地震的震级. 地震地磁观测与研究,**25**(6):1~12.
- 陈运泰,刘瑞丰,2018. 矩震级及其计算. 地震地磁观测与研究,**39**(2):1~9.
- 丁海平,刘中良,李燕杰,2011. 台湾地震对福建地区基岩地震动的影响. 地震工程与工程振动,**31**(4):26~32.
- 冯利华,2000. 基于人工神经网络的地震活动性研究. 西北地震学报,**22**(4):402~406.
- 蒋淳,冯德益,汪德馨,等,1994. 神经网络模型在地震预报中的某些应用. 中国地震,**10**(3):262~269.
- 李小军,陈苏,任治坤,等,2020. 海域地震区划关键技术研究项目及研究进展. 地震科学进展,**50**(1):2~19.
- 林彬华,金星,陈惠芳,等,2019. 基于反向传播神经网络的闽台  $M_L$  震级偏差分析与修正. 地震学报,**41**(6):723~734.
- 林趾祥,晁洪太,1999. 加强海域地震研究及其意义. 见:中国地震学会成立 20 周年纪念文集. 北京:中国地震学会,94~98.
- 刘光鼎,1992. 中国海地球物理场和地球动力学特征. 地质学报,**66**(4):300~314.
- 刘瑞丰,陈运泰,Bormann P,等,2005. 中国地震台网与美国地震台网测定震级的对比( I )——体波震级. 地震学报,**27**(6):583~587.

- 刘瑞丰,陈运泰,Bormann P,等,2006. 中国地震台网与美国地震台网测定震级的对比(II)——面波震级. 地震学报, **28**(1):1~7.
- 刘瑞丰,陈运泰,任泉,等,2007. 中国地震台网震级的对比. 地震学报, **29**(5):467~476.
- 刘瑞丰,陈运泰,薛峰,2018. 测定的震级之间不应相互换算. 地震地磁观测与研究, **39**(3):1~9.
- 潘华,高孟潭,谢富仁,2013. 新版地震区划图地震活动性模型与参数确定. 震灾防御技术, **8**(1):11~23.
- 彭艳菊,孟小红,吕悦军,等,2008. 我国近海地震活动特征及其与地球物理场的关系. 地球物理学进展, **23**(5):1377~1388.
- 沙海军,吕悦军,2018. 中国地震台网面波震级与矩震级统计关系. 地震地磁观测与研究, **39**(6):31~36.
- 孙印,潘素珍,刘明军,2018. 天然地震识别与震相自动拾取技术进展. 中国地震, **34**(4):606~620.
- 汪素云,俞言祥,2009. 震级转换关系及其对地震活动性参数的影响研究. 震灾防御技术, **4**(2):141~149.
- 王炜,宋先月,2000. 人工神经网络在地震中短期预报中的应用. 中国地震, **16**(2):149~157.
- 王钰清,陆文凯,刘金林,等,2019. 基于数据增广和 CNN 的地震随机噪声压制. 地球物理学报, **62**(1):421~433.
- 吴果,周庆,冉洪流,2014. 中亚地震目录震级转换及其完整性分析. 震灾防御技术, **9**(3):368~383.
- 项月文,饶泓,汤兰荣,等,2015. 基于 SOM 和 BP 神经网络的地震预报技术. 地震地磁观测与研究, **36**(4):139~144.
- 肖亮,2011. 水平向基岩强地面运动参数衰减关系研究. 博士学位论文. 北京:中国地震局地球物理研究所.
- 谢卓娟,李山有,吕悦军,等,2020. 中国海域及邻区统一地震目录及其完整性分析. 地震地质, **42**(4):993~1019.
- 袁爱琼,王伟君,彭菲,等,2021. 机器学习在地震预测中的应用进展. 地震, **41**(1):51~66.
- 张彭达,戴志阳,查显杰,2020. 基于深度卷积神经网络的剪切波分裂质量检测. 中国地震, **36**(3):539~549.
- Abrahamson N, Gregor N, Addo K, 2016. BC Hydro ground motion prediction equations for subduction earthquakes. *Earthq Spectra*, **32**(1):23~44.
- Abrahamson N, Kuehn N, Gulerce Z, et al, 2018. Update of the BC hydro subduction ground-motion model using the NGA-subduction dataset. Berkeley: Pacific Earthquake Engineering Research Center.
- Asim K M, Javed F, Hainz S, et al, 2019. Fault parameters-based earthquake magnitude estimation using artificial neural networks. *Seismol Res Lett*, **90**(4):1544~1551.
- Bormann P, Liu R F, Ren X, et al, 2007. Chinese national network magnitudes, their relation to NEIC magnitudes, and recommendations for new IASPEI magnitude standards. *Bull Seismol Soc Am*, **97**(1B):114~127.
- Bormann P, Liu R F, Xu Z G, et al, 2009. First application of the new IASPEI teleseismic magnitude standards to data of the China National Seismographic Network. *Bull Seismol Soc Am*, **99**(3):1868~1891.
- Castellaro S, Bormann P, 2007. Performance of different regression procedures on the magnitude conversion problem. *Bull Seismol Soc Am*, **97**(4):1167~1175.
- Castellaro S, Mulargia F, Kagan YY, 2006. Regression problems for magnitudes. *Geophys J Int*, **165**(3):913~930.
- Cheng J, Rong Y F, Magistrale H, et al, 2017. An  $M_w$ -based historical earthquake catalog for Mainland China. *Bull Seismol Soc Am*, **107**(5):2490~2500.
- Das R, Meneses C, 2021. A unified moment magnitude earthquake catalog for Northeast India. *Geomatics, Nat Hazards Risk*, **12**(1):167~180.
- Di Giacomo D, Harris J, Storchak D A, 2021. Complementing regional moment magnitudes to GCMT: a perspective from the rebuilt International Seismological Centre Bulletin. *Earth SystSci Data*, **13**(5):1957~1985.
- Kishida T, Contreras V, Bozorgnia Y, et al, 2018a. NGA-Sub ground motion database. In: Eleventh U.S. National Conference on Earthquake Engineering. Los Angeles: UCLA.
- Kishida T, Derakhshan S, Muin S, et al, 2018b. Multivariate conversion of moment magnitude for small-to-moderate-magnitude earthquakes in Iran. *Earthq Spectra*, **34**(1):313~326.
- Konstantinou K I, Melis N S, 2018. The relationship between local and moment magnitude in Greece during the period 2008-2016. *Pure Appl Geophys*, **175**(3):731~740.
- Kros J F, Lin M, Brown M L, 2006. Effects of the neural network s-Sigmoid function on KDD in the presence of imprecise data. *Comput Oper Res*, **33**(11):3136~3149.

- Kumar R, Yadav R B S, Castellaro S, 2020. Regional earthquake magnitude conversion relations for the Himalayan seismic belt. *Seismol Res Lett*, **91**(6): 3195~3207.
- Lolli B, Gasperini P, Rebez A, 2018. Homogenization in terms of  $M_w$  of local magnitudes of Italian earthquakes that occurred before 1981. *Bull Seismol Soc Am*, **108**(1): 481~492.
- Lolli B, Randazzo D, Vannucci G, et al, 2020. The homogenized instrumental seismic catalog (HORUS) of Italy from 1960 to present. *Seismol Res Lett*, **91**(6): 3208~3222.
- Manzunzu B, Brandt M B C, Midzi V, et al, 2021. Towards a homogeneous moment magnitude determination for earthquakes in South Africa: reduction of associated uncertainties. *JAfr Earth Sci*, 173: 104051.
- Pandey A K, Chingtham P, Roy P N S, 2017. Homogeneous earthquake catalogue for Northeast region of India using robust statistical approaches. *Geomatics, Nat Hazards Risk*, **8**(2): 1477~1491.
- Tian Y Y, Xu C, Hong H Y, et al, 2019. Mapping earthquake-triggered landslide susceptibility by use of artificial neural network (ANN) models: an example of the 2013 Minxian (China)  $M_w$  5.9 event. *Geomatics, Nat Hazards Risk*, **10**(1): 1~25.
- Wason H R, Das R, Sharma M L, 2012. Magnitude conversion problem using general orthogonal regression. *Geophys J Int*, **190**(2): 1091~1096.
- Wu G, Zhou Q, Ran H L, et al, 2019. Long-term probabilistic forecast for  $M \geq 5.0$  earthquakes in the Eastern Tibetan Plateau from adaptively smoothed seismicity. *Bull Seismol Soc Am*, **109**(3): 1110~1124.
- Xie Z J, Li S Y, Lyu Y J, et al, 2021. Empirical relations for conversion of surface- and body-wave magnitudes to moment magnitudes in China's seas and adjacent areas. *J Seismol*, **25**(1): 213~233.
- Xu W J, 2019. Probabilistic seismic hazard assessment using spatially smoothed seismicity in North China seismic zone. *J Seismol*, **23**(3): 613~622.
- Xu W J, Gao M T, Zuo H Q, 2021. Generation of a stochastic seismic event set based on a new seismicity model in China's earthquake catastrophe model. *Seismol Res Lett*, **92**(4): 2308~2320.

## Moment Magnitude Conversion Model Based on BP Neural Network for China's Seas and Adjacent Regions

Wu Guo<sup>1)</sup> Li Jianqiang<sup>2)</sup> Ran Hongliu<sup>1)</sup> Zhou Qing<sup>1)</sup> Xie Zhuojuan<sup>3)</sup>

1) Key Laboratory of Active Tectonics and Volcano, Institute of Geology, CEA, Beijing 100029, China

2) China Water Resources Beifang Investigation, Design and Research Co. Ltd., Tianjin 300222, China

3) National Institute of Natural Hazards, Ministry of Emergency Management of China, Beijing 100085, China

**Abstract** Earthquakes in sea areas pose a serious threat to the development of China's marine resources and the economic construction of coastal areas. A crucial prerequisite for conducting relevant seismicity research is to compile an earthquake catalog for China's seas and adjacent regions. The commonly used magnitude scale in China is surface wave magnitude ( $M_s$ ), however moment magnitude ( $M_w$ ) has been commonly used in latest seismic activity models and recommended as a recognized magnitude standard worldwide. Therefore, it is necessary to fit the conversion relationship between surface wave magnitude of China and moment magnitude. Taking China's seas and neighboring regions as the study area, we collected the earthquake records from 1988 to 2020 with surface wave magnitudes from the China Earthquake Networks Center (CENC) and moment magnitudes from the Global Centroid Moment Tensor (GCMT). Based on the dataset, the year, depth, longitude, latitude, and  $M_s$  of CENC were extracted as impact factors, and the corresponding  $M_w$  of GCMT were used as markers. Then a BP neural network was trained to establish a moment magnitude conversion model. Meanwhile, least square regression and orthogonal regression were also applied to build traditional linear models for comparisons. The results show that mean absolute error and root mean square error of least square regression and orthogonal regression are about 40% higher than that of BP neural network. Furthermore, the residual error of our proposed method has smaller absolute value and more concentrated distribution.

**Keywords:** BP neural network; Magnitude conversion model; Moment magnitude; Surface wave magnitude; China's seas and adjacent regions; Orthogonal regression