



庞聪, 丁伟, 程诚, 等. 2022. 粒子群优化广义回归神经网络与 HHT 样本熵结合的地震辨识研究. 地球物理学进展, 37(4):1457-1463, doi:10.6038/pg2022FF0438.

PANG Cong, DING Wei, CHENG Cheng, et al. 2022. Research on seismic discrimination based on particle swarm optimization generalized regression neural network and HHT sample entropy. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 37(4):1457-1463, doi:10.6038/pg2022FF0438.

粒子群优化广义回归神经网络与 HHT 样本熵结合的地震辨识研究

Research on seismic discrimination based on particle swarm optimization generalized regression neural network and HHT sample entropy

庞聪^{1,2,3}, 丁伟^{1,2,3}, 程诚⁴, 吴涛^{1,2,3}, 江勇^{1,2,3}, 马武刚^{1*}, 廖成旺^{1,2,3}

PANG Cong^{1,2,3}, DING Wei^{1,2,3}, CHENG Cheng⁴, WU Tao^{1,2,3}, JIANG Yong^{1,2,3}, MA WuGang^{1*}, LIAO ChengWang^{1,2,3}

1. 中国地震局地震研究所, 武汉 430071

2. 地震预警湖北省重点实验室, 武汉 430071

3. 湖北省地震局, 武汉 430071

4. 运城学院数学与信息技术学院, 运城 044031

1. Institute of Seismology, CEA, Wuhan 430071, China

2. Hubei Key Laboratory of Earthquake Early Warning, Wuhan 430071, China

3. Hubei Earthquake Administration, Wuhan 430071, China

4. School of Mathematics and Information Technology, Yuncheng University, Yuncheng 044031, China

摘要 天然地震与人工爆破信号具有许多相似的特性, 为实现地震类型的准确辨识, 提出一种基于粒子群优化广义回归神经网络和 HHT 样本熵的地震类型辨识新方法. 该方法先通过经验模态分解(EMD)将初始信号分解成 6 个本征模态函数(IMF)及 1 个残余向量, 对前三个 IMF 进行 Hilbert 变换得到瞬时频率和瞬时能量, 进而提取出样本熵并构造神经网络训练集与测试集; 利用粒子群算法和训练集优化广义回归神经网络的光滑因子参数值, 建立 PSO-GRNN 分类模型. 将该模型结果与 BPNN 模型、GRNN 模型、PNN 模型及 RBFNN 模型等神经网络模型进行性能对照, 得到该模型单次识别的准确率、MAE、MAPE、RMSE R2 及 MSE 分别为 95%、0.1604、0.1204、0.2381、0.7123、0.0567, 绝大多数性能评价指标优于其他 4 种神经网络模型. 该研究建立的 PSO-GRNN 模型性能较稳健, 在 100 次循环随机试验中辨识效果仍然较突出, 计算得到的上述评价指标均值为 97.42%、0.04、0.04、0.12、0.89、0.02, 其对应的标准差为 3.53、0.05、0.04、0.08、0.11、0.02, 将 PSO-GRNN 模型与 HHT 样本熵结合可作为天然地震与人工爆破事件辨识的有效方法.

关键词 地震辨识; 广义回归神经网络; 粒子群算法; 光滑因子; 样本熵; 希尔伯特-黄变换

中图分类号 P315

文献标识码 A

doi:10.6038/pg2022FF0438

Abstract A new method of earthquake type identification based on particle swarm optimization generalized regression neural network and HHT sample entropy is proposed to realize the accurate identification of earthquake types since natural earthquakes and artificial blast signals have many similar characteristics. The method first decomposes the initial signal into six eigenmode functions (IMFs) and one residual vector by Empirical Modal Decomposition (EMD), and then performs Hilbert transform on the first three IMFs to obtain instantaneous frequency and instantaneous energy, and then extracts the sample entropy and constructs the training and test sets of the neural network; optimizes the smooth factor parameter values of the generalized regression neural network using the particle swarm algorithm and the training set. The PSO-GRNN classification model is established. The results of this model were compared with the neural network models of BPNN, GRNN, PNN and RBFNN, and the accuracy, RMSE, MAPE, MAE, MSE and R2 of this model were 95%, 0.1604, 0.1204, 0.2381, 0.7123 and 0.0567, respectively, and most of the performance evaluation metrics are better than the other four neural network models. The PSO-GRNN model established in this study has a more robust performance, and the discrimination effect is still outstanding in 100 cycles of randomized tests, and the mean values of the above evaluation indexes are calculated as 97.42%, 0.04, 0.04, 0.12, 0.89, 0.02, and their corresponding standard deviations are 3.53, 0.05, 0.04, 0.08, 0.11 and 0.02. Combining the PSO-GRNN model with the HHT sample entropy can be an effective method for natural earthquake and artificial blast event identification.

Keywords Earthquake identification; Generalized regression neural network; Particle swarm algorithm; Smoothing factor; Sample entropy; Hilbert-Huang transform

收稿日期 2021-12-09; 修回日期 2022-05-27.

投稿网址 <http://www.progeophys.cn>

基金项目 湖北省自然科学基金(2019CFB768)、中国地震局地震研究所和应急管理部国家自然灾害防治研究院基本科研业务费专项资助项目(IS201856290)和中国综合地球物理场仪器研发专项(Y201707)联合资助.

第一作者简介 庞聪, 男, 1992 年出生, 硕士, 工程师, 主要从事地震观测数据处理和震源识别. E-mail: ponspc@foxmail.com

* **通讯作者** 马武刚, 男, 1979 年生, 高级工程师, 主要从事地震观测技术研究与应用. E-mail: 497400776@qq.com

0 引言

为了摆脱人工根据经验分辨地震事件性质,增强辨识方法的有效性,基于人工智能的自动辨识技术快速发展起来,许多学者和工程师开始将决策树、支持向量机、Bagging 学习等预测方法应用到天然地震与人工爆破事件辨识中 (Amendola *et al.*, 2017; 陈润航等, 2019; 范晓易等, 2019; 黄汉明等, 2010). 近些年, 基于神经网络的地震事件类型辨识方法取得了一系列研究进展, 如 BP 神经网络、卷积神经网络 CNN、概率神经网络 PNN、RBF 神经网络等人工神经网络方法 (周海军和李磊, 2018; 陈润航等, 2018) 都被引入至地震事件辨识研究中. 在这些已成功应用的神经网络中, BP 神经网络的研究应用频率最高, 但也存在着对人工输入参数敏感、扰动因素较多、稳定性较差的缺陷, 利用人为挑选网络训练函数、隐藏层数、激活函数等输入参数, 或者使用群体智能优化算法对函数权值、阈值寻优, 是当下 BP 神经网络预测性能改善的主要手段, 但是人工定参的方式主观性较大, 普适性较差, 引进新算法改进 BP 神经网络的方式又较为复杂, 降低辨识速度. 寻找一个擅长非线性求解并可替代 BP 神经网络的新辨识算法, 在辨识精度和算法稳定性上有明显改善, 是本文研究的出发点之一.

本文提出了应用粒子群算法优化广义回归神经网络 (Generalized Regression Neural Network, GRNN) 算法, 设计 HHT 三分量 (IMF) 瞬时频率与瞬时能量样本熵判据, 建立天然地震事件性质辨识模型. 该法相对于 BP 神经网络与常规小波能量熵判据, 能有效提高天然地震与人工爆破事件的辨识精度与稳定性.

1 PSO-GRNN 识别原理

1.1 广义回归神经网络

广义回归神经网络是一种基于非线性回归、擅长解决非线性分类问题的神经网络算法, 具有较强的鲁棒性和非线性映射能力, 不容易得到局部极小值, 网络收敛速度较快, 适合较大规模的非线性预测问题 (Cigizoglu and Alp, 2006). 相对于传统的三层神经网络结构, 如 BP 神经网络, GRNN 为四层神经网络结构, 少了隐藏层, 增加了网络模式层和网络求和层. GRNN 的网络拓扑结构如图 1 所示, 输入层数据为 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$, 输出层数据为 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$.

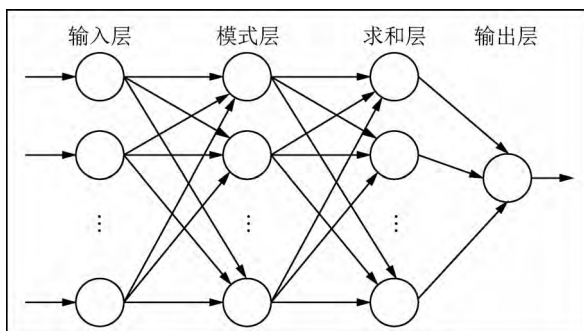


图 1 GRNN 网络结构

Fig. 1 Network structure for GRNN

GRNN 网络的各个结构层具体如下:

(1) 输入层: 该层神经元分布较为简单, 可将学习样本作为输入量传入模式层, 输入层神经元个数与学习样本特征向量的维数一致.

(2) 模式层: 该层拥有与输入层样本量相同的神经元, 并在此进行学习训练, 学习函数为:

$$p_i = \exp \left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2} \right], \quad (1)$$

式中, \mathbf{X} 为全部样本, \mathbf{X}_i 为参与某个神经元运算的样本.

(3) 求和层:

$$S_D = \sum_{i=1}^n p_i, \quad i = 1, 2, \dots, k, \quad (2)$$

$$S_{N_j} = \sum_{i=1}^n y_{ij} p_i, \quad j = 1, 2, \dots, k. \quad (3)$$

(4) 输出层: 该层利用若干个神经元 (神经元数为输出样本数量) 对求和层的结果进行运算, 得到预测初步结果:

$$y_j = S_{N_j} / S_D, \quad j = 1, 2, \dots, k. \quad (4)$$

预测初步结果为一列小数组成的结果矩阵或结果向量, 一般直接采用四舍五入原理, 得到可与真实值比对验证的 GRNN 最终预测值.

1.2 粒子群算法优化广义回归神经网络模型

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是一种由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的群体智能优化算法, 源于对鸟群中每个个体寻找附近食物规律的研究 (Maihemuti *et al.*, 2021). 该算法将每一个粒子都当作是目标问题的潜在解, 以适应度函数值表征各个粒子瞬时寻优的优劣状态, 并监督粒子的个体历史极值和粒子群体粒子极值, 从而重新调整自己下一步的移动速度, 最终得到最优解.

对广义回归神经网络模型进行优化, 将天然地震数据和人工爆破数据的特征值矩阵作为输入, 将广义回归神经网络的光滑因子 σ 值作为 PSO 算法的优化对象, 以 GRNN 预测值与真实值的均方根误差为适应度函数, 即:

$$\text{fitness} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_{i,\sigma} - r_i)^2}, \quad (5)$$

式中, r_i 表示第 i 个样本的真实属性值, $g_{i,\sigma}$ 表示在光滑因子取值 σ 下的第 i 个 GRNN 预测值, N 为训练集样本数目. 满足迭代终止条件下的最优 σ 值就是 PSO-GRNN 模型参与预测时的光滑因子值 (优化及辨识流程如图 2 所示).

1.3 模型验证方法

为验证 PSO-GRNN 模型的辨识效果, 选择 GRNN、反向传播神经网络 (Back Propagation Neural Network, BPNN)、径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络、概率神经网络 (Probabilistic Neural Network, PNN) 等 4 种常见的神经网络模型进行对比. 标记地震事件为“1”, 人工爆破事件为“2”, 将标签值按照信号真实属性分布自动生成测试集的真实标签向量, 测试集的预测结果将会以数值的形式分布在 1 和 2 的附近, 并选用平均绝对误差 (MAE)、平均绝对百分比误差 (MAPE)、判定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、均方误差 (MSE) 等指标作为 PSO-GRNN 模型识别结果的准确性及一致性评价标准:

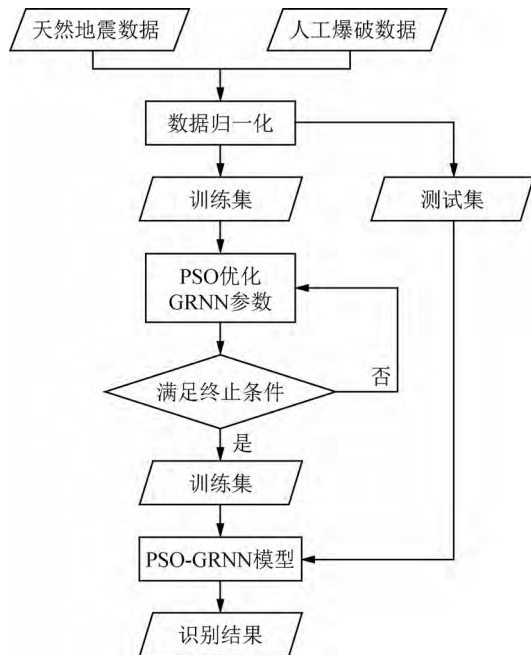


图2 PSO-GRNN 模型识别流程图

Fig. 2 Flow chart for recognition using PSO-GRNN model

(1) 平均绝对误差 MAE:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|. \quad (6)$$

(2) 平均绝对百分比误差 MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|. \quad (7)$$

(3) 均方误差 MSE:

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

(4) 均方根误差 RMSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (9)$$

(5) R Squared:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{MSE(\hat{Y}, Y)}{Var(\hat{Y})}, \quad (10)$$

式中, \hat{y}_i 表示第 i 个真实值, y_i 表示第 i 个预测值, \bar{y}_i 为均值, n 为测试集样本数目, $i = 1, 2, \dots, n$; 其值范围是 $(-\infty, 1]$, 其中 1 表示模型的辨识效果最佳。

2 数据集与特征提取

2.1 数据集

为增强 PSO-GRNN 模型与 HHT 样本熵判据在地震辨识性能测试实验中的可信度, 增大实验数据来源的丰富性与差异性, 地震辨识实验数据为:

(1) 2008 年汶川 8.0 级地震: 震中位置为北纬 31.01°, 东经 103.42°, 震源深度为 14 km, 震中最大烈度为 11°, 选取安县塔水、茂县南新等 61 个地震台站(图 3)记录的 183 条近震记录。

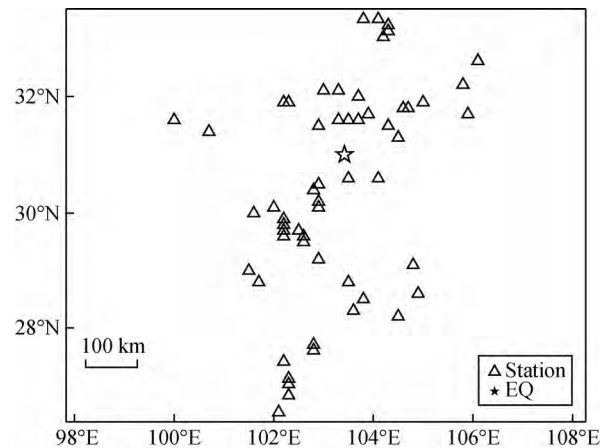


图3 汶川地震事件记录台站位置示意图

Fig. 3 Location of recording stations

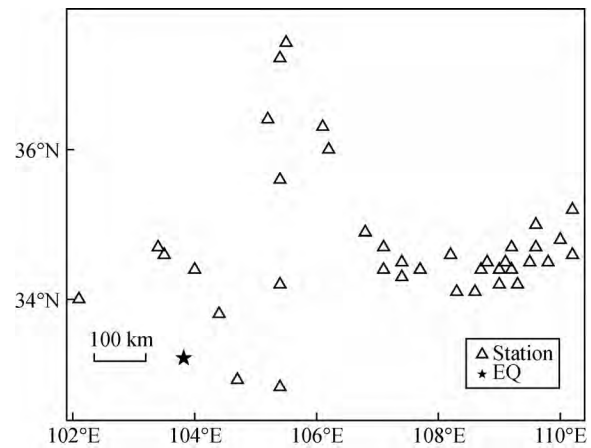


图4 九寨沟地震事件记录台站位置示意图

Fig. 4 Location of recording stations

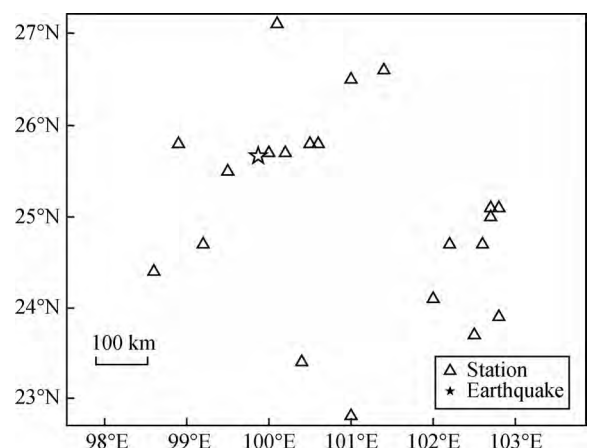


图5 云南漾濞地震事件记录台站位置示意图

Fig. 5 Location of recording stations

(2) 四川九寨沟 7.0 级地震: 震中为北纬 33.20°, 东经 103.82°, 震源深度为 20 km, 震中最大烈度为 9°, 选取西吉、

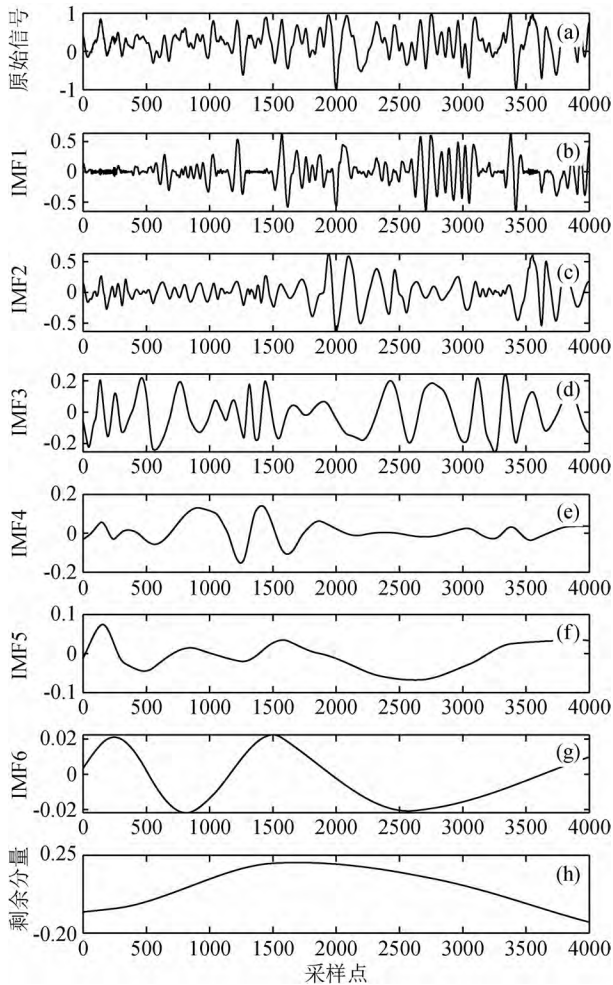


图6 天然地震信号 EMD 分解波形

Fig. 6 EMD waveform of natural seismic signal

天水镇等 40 个台站(图 4)记录到的 120 条近震记录.

(3) 云南漾濞 6.4 级地震:震中为北纬 25.67°, 东经 99.87°, 震源深度为 8 km, 最大烈度为 8°, 选取永平、攀枝花福田等 27 个台站(图 5)记录的 80 条近震记录.

(4) 中国水利水电科学研究院岩土工程研究所试验场人工爆破事件:使用的 RDX 球形炸药密度为 1.65 g/cm³, 引爆速度为 8160 m/s, 1.58 倍 TNT 炸药当量相当于里氏 2.0 级左右地震释放能量, 并布设 PCB-350B01 型和 PCB-350D02 型加速度计采集数据, 这里选取 117 条加速度波形记录.

原始波形记录统一进行 NaN 异常点去除、数据固定长度截取(统一为 4000)、数据归一化等操作, 消除台站所处环境、仪器精度、波形幅值等因素可能给数据分析带来的不利影响, 天然地震与人工爆破信号如图 6 和图 7 中的首幅波形图所示.

2.2 HHT 样本熵提取

希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)是一种擅长处理非线性信号或非平稳信号的数据分析方法, 包含经验模态分解(EMD)和希尔伯特变换(Hilbert Transform)两大算法模块, 其中 EMD 可将信号分解成若干个本征模态函

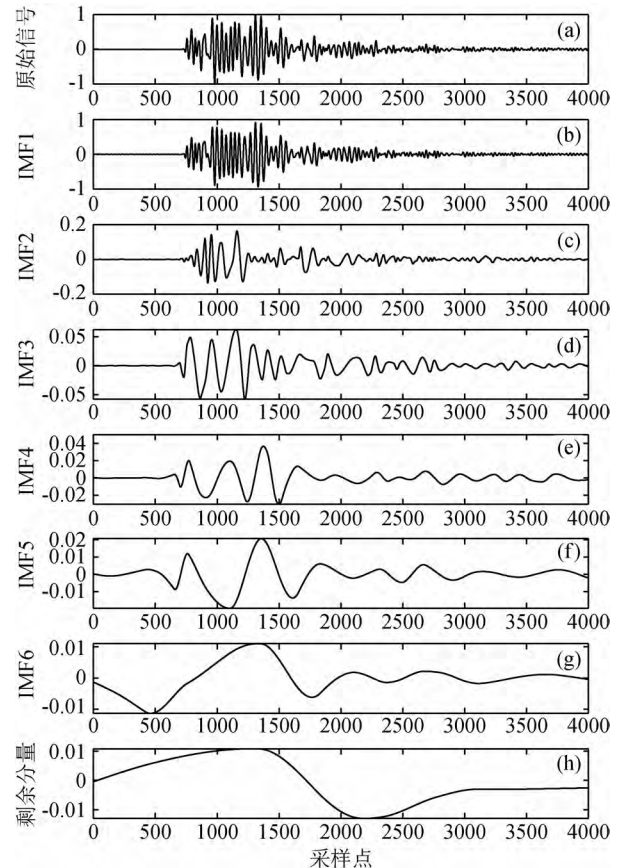


图7 人工爆破信号 EMD 分解波形

Fig. 7 EMD waveform of artificial blasting signal

数(IMF)及剩余信号, 而希尔伯特变换可得到信号的希尔伯特谱与时频能量谱等(Liu *et al.*, 2019). HHT 样本熵计算步骤为:

(1) 经验模态分解(罗红梅等, 2019). 信号经过 EMD 分解(图 7)后可得到 n 个 IMF 分量 $IMF_i(t)$, 以及一个剩余时间函数 $c(t)$, 即:

$$S(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + c(t). \quad (11)$$

(2) 希尔伯特变换. 对 EMD 分解得到的 IMF 主分量进行 Hilbert 变换, 将 IMF 分量的频率幅值分解和经过一系列积分运算可得到信号的时频图 $H(\omega, t)$ 及 Hilbert 瞬时能量谱图 $E_s(t)$ 等, 即:

$$H(\omega, t) = R_c \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega_i(t)t}, \quad (12)$$

$$E_s(t) = \int_0^t H^2(\omega, t) dt, \quad (13)$$

式中, R_c 为剩余量 $c(t)$ 的实部; $a_i(t)$ 为幅值函数; $\omega_i(t)$ 为频率函数. 图 8 和图 9 分别是天然地震信号和人工爆破信号中提取到的前 3 个 IMF 分量对应的 Hilbert 瞬时能量(图 8a、b、c 和图 9a、b、c)和 Hilbert 瞬时频率(图 8d、e、f 和图 9d、e、f).

(3) 样本熵计算. 样本熵(Sample Entropy, 简称 SampEn)是一种描述信号非平稳程度的特征参数, 若信号无明显分布

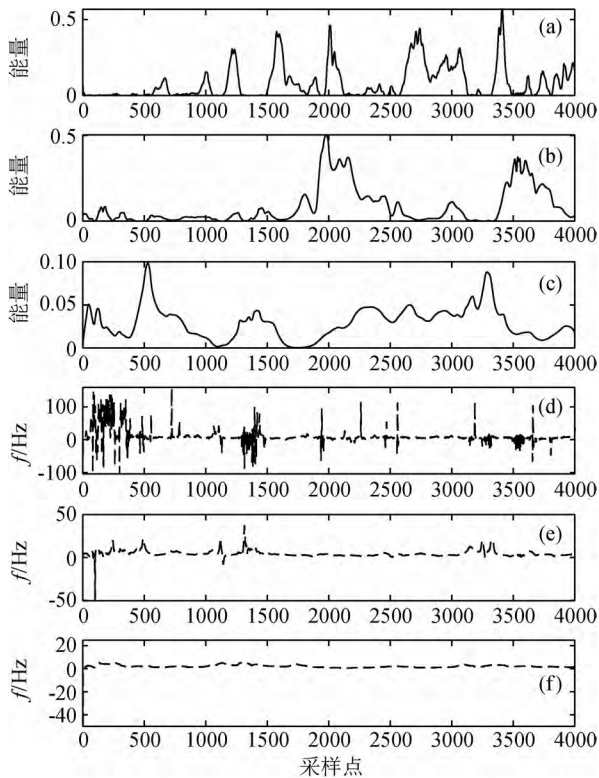


图8 天然地震信号 HHT 分解波形
Fig. 8 HHT waveform of seismic signal

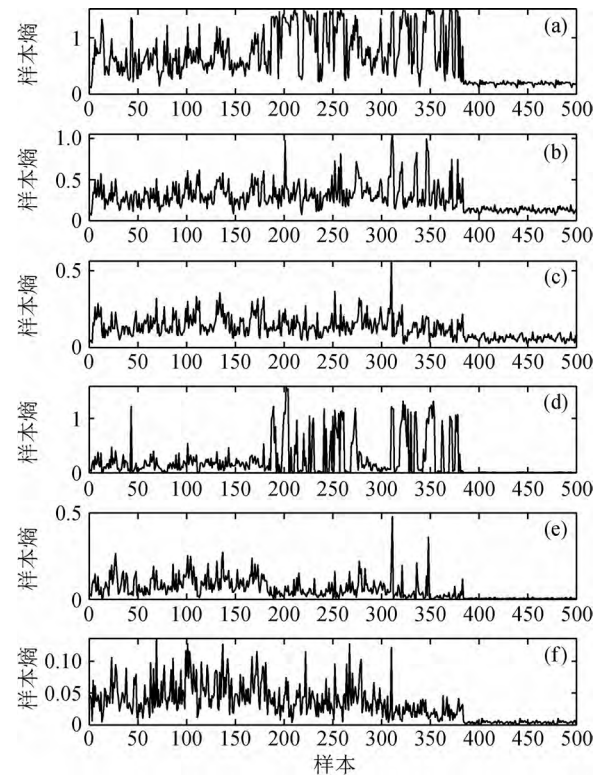


图10 HHT 样本熵特征提取结果
Fig. 10 Feature set of HHT sample entropy

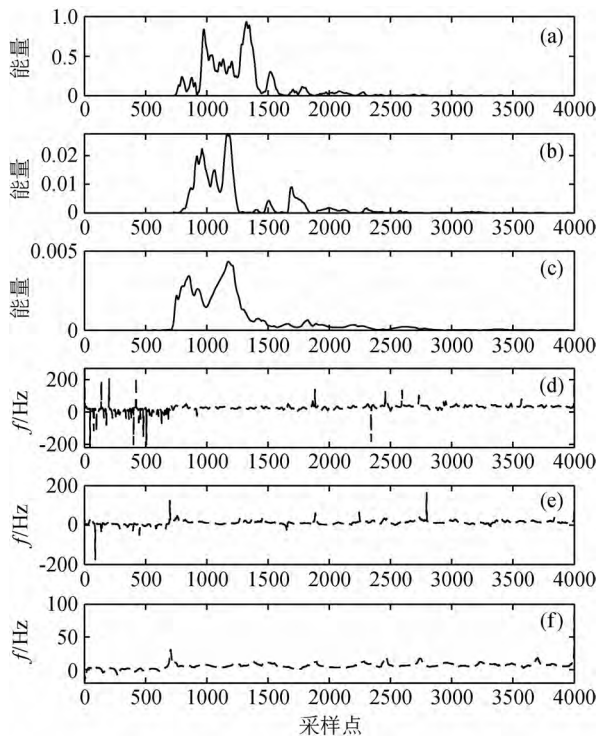


图9 人工爆破信号 HHT 分解波形
Fig. 9 HHT waveform of artificial blasting signal

规律,局部发生剧烈振荡,信号噪声较多,则样本熵值较大,反之较小(Richman *et al.*, 2004). N 维信号样本熵的计算一

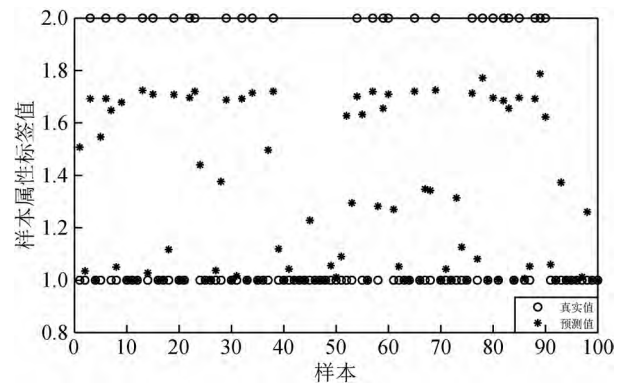


图11 单次 PSO-GRNN 预测结果
Fig. 11 Result of PSO-GRNN model for one time

般经过相空间重构、重构向量距离计算、满足相似容限阈值 r 下的匹配度及其均值 $B^m(r)$ 计算、维数 m 增至 $m+1$ 并重复上述流程等步骤,从而得到 SampEn 值,即:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}. \quad (14)$$

经过上述计算,可得到地震信号的 HHT 样本熵特征样本集,按照一定比例划分训练集和测试集,分别作为 PSO-GRNN 分类模型的输入/训练数据和验证数据。

提取的 HHT 样本熵如图 10 所示,其中图 10a—c 分别为 HHT 前三维 IMF 瞬时频率 (Instantaneous frequency) 向量样本熵特征提取结果,图 10d—f 分别为 HHT 前三维 IMF 的

瞬时能量 (Instantaneous energy) 向量样本熵特征提取结果, 分别对应 EMD 分解得到的前三个 IMF 分量. 天然地震信号 (1~383) 和人工爆破信号 (384~500) 的 HHT 熵值表现差异较大, 其中爆破信号特征值较为稳定, 与地震信号的熵值连续畸变、尖刺较多及震荡幅度较大的现象形成巨大反差, 证明该判据具有明显的地震波形特征区分作用.

3 实验与分析

鉴于神经网络参数的初始化是随机的, GRNN 预测值具有明显的波动变化, 为验证 PSO-GRNN 模型的有效性, 设计 100 次循环随机辨识子试验, 并按照 8:2 的比例随机抽取样本生成训练集和测试集. 利用评价指标的均值 (Mean) 与标准差 (Std) 表征预测结果, 单次预测结果如表 1 和图 11 所示, 100 次预测统计结果如表 2 和图 12 所示.

从表 1 和图 11 看, 对单次随机子试验而言, PSO-GRNN 模型辨识效果突出, 除了 PNN 的 MAE 与 MAPE 指标略优外, 其他模型在全部评价指标上皆比 PSO-GRNN 模型较差.

表 1 单次神经网络预测结果
Table 1 Results of neural network prediction for one time

类别	GRNN	PSO-GRNN	BP	RBF	PNN
MAE	0.3376	0.1604	0.6490	23.4217	0.2700
MAPE	0.2435	0.1204	0.6335	23.4165	0.1350
RMSE	0.4061	0.2381	0.7772	85.0140	0.5196
R ²	0.1631	0.7123	-2.0644	-3.6667 × 10 ⁵	-0.3699
MSE	0.1650	0.0567	0.6040	7.2274 × 10 ³	0.2700
准确率/%	73	95	40	51	73

表 2 训练集占比 80% 的 100 次随机子试验结果

Table 2 Results of 100 random subtests for seismic identification

神经网络	正确率/% Mean ± Std	MAE Mean ± Std	MAPE Mean ± Std	RMSE Mean ± Std	R ² Mean ± Std	MSE Mean ± Std
BP	44.65 ± 22.65	0.64 ± 0.26	0.56 ± 0.25	0.73 ± 0.27	-2.46 ± 2.65	0.61 ± 0.47
RBF	53.22 ± 5.71	22.18 ± 30.50	22.18 ± 30.50	150.02 ± 273.66	-5.96 × 10 ⁵ ± 2.08 × 10 ⁶	9.66 × 10 ⁴ ± 3.17 × 10 ⁵
PNN	76.45 ± 3.86	0.24 ± 0.04	0.12 ± 0.02	0.48 ± 0.04	-0.31 ± 0.07	0.24 ± 0.04
GRNN	76.45 ± 3.86	0.32 ± 0.02	0.24 ± 0.01	0.39 ± 0.02	0.16 ± 0.02	0.15 ± 0.02
PSO-GRNN	97.42 ± 3.53	0.04 ± 0.05	0.04 ± 0.04	0.12 ± 0.08	0.89 ± 0.11	0.02 ± 0.02

4 结论

本文探讨了基于粒子群算法的广义回归神经网络模型对地震类型的辨识, 将 PSO 用于 GRNN 中的光滑因子寻优, 避免该网络较早陷入极小值, 从而提高预测准确率. 采用 HHT 数据分析方法与样本熵对地震信号进行特征提取, 实验结果证明: HHT 样本熵与 PSO-GRNN 模型结合的地震类型辨识新方法, 在辨识准确率及算法稳定性方面都有较好的效果, 优于传统的 BP 神经网络、RBF 神经网络、PNN 等机器

学习模型, 相关研究思想与实验方案值得被继续深入探索, 在地震特征提取及辨识领域具有较好的参考价值.

表 2 与图 12 为 100 次随机辨识子试验的预测结果, 从中可看出:

(1) 不同神经网络模型的预测效果差异较大, 辨识效果最好的为 PSO-GRNN 模型, 最差的是 BP 模型和 RBF 模型, 其中 RBF 模型的 MSE 指标与 RMSE 指标值均值和标准差分别高达 $9.66 \times 10^4 \pm 3.17 \times 10^5$ 和 150.02 ± 273.66 , BP 模型的识别率极不稳定, 其均值和标准差为 44.65 ± 22.65 , 这两种神经网络模型在未优化的前提下不适宜用于地震属性辨识.

(2) 利用粒子群算法优化广义回归神经网络后的 PSO-GRNN 模型性能得到了明显改善, 在全部指标上都好于 GRNN 模型以及其他模型.

(3) 除 PSO-GRNN 模型外, 其他模型的辨识准确率均值皆在 80% 以下, 其标准差 (除 BP 模型外) 基本保持在较低水平 (<6), 虽然辨识结果稳健性较好, 但处理非线性数据时对训练集较敏感, 训练过程自适应性较差, 不适宜大规模非线性模型的求解.

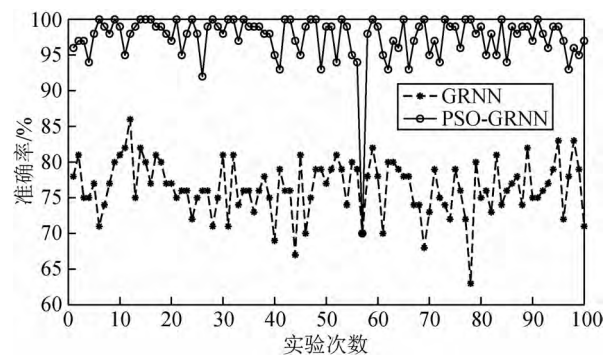


图 12 100 次 PSO-GRNN 模型识别结果对比

Fig. 12 Result of PSO-GRNN model for 100 times

学习模型, 相关研究思想与实验方案值得被继续深入探索, 在地震特征提取及辨识领域具有较好的参考价值.

致谢 感谢审稿专家提出的修改意见和编辑部的大力支持!

References

Amendola A, Gabbriellini G, Dell'Aversana P, et al. 2017. Seismic

- facies analysis through musical attributes. *Geophysical Prospecting*, 65(S1): 49-58.
- Chen R H, Huang H M, Chai H M. 2018. Study on the discrimination of seismic waveform signals between earthquake and explosion events by convolutional neural network. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 33(4): 1331-1338, doi: 10.6038/pg2018BB0326.
- Chen R H, Huang H M, Shi J P, *et al.* 2019. Study on real-time identification of natural earthquakes and artificial blasting seismic waveforms. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 34(5): 1721-1727, doi: 10.6038/pg2019CC0318.
- Cigizoglu H K, Alp M. 2006. Generalized regression neural network in modelling river sediment yield. *Advances in Engineering Software*, 37(2): 63-68.
- Fan X Y, Qu J H, Qu B A, *et al.* 2019. Support Vector Machine LIBSVM Method for Identifying Natural Earthquakes, Blasting and Collapse. *Journal of Geodesy and Geodynamics* (in Chinese), 39(9): 916-918.
- Huang H M, Bian Y J, Lu S J, *et al.* 2010. A wavelet feature research on seismic waveforms of earthquakes and explosions. *Acta Seismologica Sinica* (in Chinese), 32(3): 270-276.
- Liu X M, Wu J X, Lin H B, *et al.* 2019. Research on DC bias analysis for transformer based on vibration Hilbert Huang transform and ground-state energy ratio method. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 109: 73-82.
- Luo H M, Song W Q, Xing Y R, *et al.* 2019. Seismic weak signal enhancement processing method based on improved empirical mode decomposition. *Progress in Geophysics* (in Chinese), 34(1): 167-173, doi: 10.6038/pg2019BB0402.
- Maihemuti S, Wang W Q, Wang H Y, *et al.* 2021. Voltage security operation region calculation based on improved particle swarm optimization and recursive least square hybrid algorithm. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 9(1): 138-147.
- Richman J S, Lake D E, Moorman J R. 2004. Sample entropy. *Methods in Enzymology*, 384: 172-184.
- Zhou H J, Li L. 2018. Feature extraction of HHT and GMM recognition of seismic waveform. *Journal of Heilongjiang University of Technology* (in Chinese), 18(4): 69-73.

附中文参考文献

- 陈润航, 黄汉明, 柴慧敏. 2018. 地震和爆破事件源波形信号的卷积神经网络分类研究. *地球物理学进展*, 33(4): 1331-1338, doi: 10.6038/pg2018BB0326.
- 陈润航, 黄汉明, 施佳朋, 等. 2019. 天然地震与人工爆破地震波形的实时分类研究. *地球物理学进展*, 34(5): 1721-1727, doi: 10.6038/pg2019CC0318.
- 范晓易, 曲均浩, 曲保安, 等. 2019. 支持向量分类机 LIBSVM 方法识别天然地震、爆破与塌陷. *大地测量与地球动力学*, 39(9): 916-918.
- 黄汉明, 边银菊, 卢世军, 等. 2010. 天然地震与人工爆破的波形小波特征研究. *地震学报*, 32(3): 270-276.
- 罗红梅, 宋维琪, 邢漪冉, 等. 2019. 基于改进经验模态分解的地震弱信号增强处理方法. *地球物理学进展*, 34(1): 167-173, doi: 10.6038/pg2019BB0402.
- 周海军, 李磊. 2018. 地震波形的 HHT 特征提取和 GMM 识别研究. *黑龙江工业学院学报*, 18(4): 69-73.