

文章编号: 2095-4980(2021)04-0635-07

## 基于地空频谱在线学习的地震前电磁异常检测

刘立, 王真, 韩光洁\*, 徐政伟

(河海大学 物联网工程学院, 江苏 常州 213000)

**摘要:** 提出了一种应用于噪声环境下的多尺度卷积神经网络(CNN)在线地震前电磁异常检测模型。该模型在CNN强大特征提取能力的基础上, 通过多尺度机制协同长短期地空电磁频谱特征, 多维度、多视角地开展对地震前电磁的异常检测。同时引入自适应变分模态分解(VMD)降噪方法提取观测信号中的有效信息, 最后配合在线学习策略, 实现对地震前电磁异常模式可能变化的持续学习。仿真结果表明, 多尺度模型在低信噪比下能够保持较高的准确率, 在线学习策略能够有效缩短模型更新时间, 由此证明了模型的有效性。

**关键词:** 地震电磁前兆; 多尺度卷积神经网络; 多尺度学习; 在线学习

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2021080

## Pre-earthquake electromagnetic anomaly detection based on online learning of ground space spectrum in multi-scale CNN

LIU Li, WANG Zhen, HAN Guangjie\*, XU Zhengwei

(College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou Jiangsu 213000, China)

**Abstract:** This paper proposes a multi-scale Convolutional Neural Network(CNN) online pre-earthquake electromagnetic anomaly detection model which is applied in noisy environment. Based on the powerful feature extraction ability of CNN, cooperating with the characteristics of long-term and short-term ground-space electromagnetic spectrum, the pre-earthquake electromagnetic anomaly detection is performed in multi-dimensional and multi-perspective. At the same time, the adaptive Variational Mode Decomposition(VMD) noise reduction method is introduced to extract the effective information in the observation signal. Combined with online learning strategy, the continuous learning of possible changes of pre-earthquake electromagnetic anomaly mode is realized. The simulation results show that the multi-scale model can maintain high accuracy under low Signal-to-Noise Ratio(SNR), and the online learning strategy can effectively reduce the model update time, which proves the effectiveness of the model.

**Keywords:** earthquake electromagnetic precursor; multi-scale Convolutional Neural Network; multi-scale learning; online learning

地震是地壳快速释放能量过程中造成的振动, 其主要的能量表现形式包括磁场能、电场能、化学能和热能等。大量数据分析表明, 地震孕育过程中会引发压磁效应、压电效应、感应电磁效应、动电磁效应、热磁效应和岩石破裂时的多种电磁效应<sup>[1]</sup>。自 1966 年邢台地震后, 我国已开始有组织地研究地震电磁前兆<sup>[2]</sup>。如何利用更广泛的地震数据, 准确地预测未来地震的强度, 一直是地震预测研究中的重点。

随着机器学习技术的快速发展, 智能故障诊断方法为地震电磁前兆的异常诊断提供了更有效的解决手段<sup>[3]</sup>。但目前的地震预测方法还停留在浅层学习层面, 仍存在以下问题亟待解决: 首先, 由于观测时间跨度长, 范围广, 地震电磁前兆不可避免地受到各种噪声污染<sup>[4]</sup>, 导致真正地震电磁前兆特征被湮没, 甚至可能将干扰信息误认为地震发生前兆; 其次, 目前的地震预警方案<sup>[5-6]</sup>大多仅基于地电场观测数据, 未能充分利用诸如地震前电离层扰动和地震电离层耦合的机制等异质数据源信息, 使预测结果易受干扰, 可靠性低; 最后, 已有研究证明, 不同

收稿日期: 2021-02-25; 修回日期: 2021-04-27

基金项目: 国家重点研发基金资助项目(2017YFE0125300); 江苏省重点研发基金资助项目(BE2019648)

\*通信作者: 韩光洁 email:hanguangjie@gmail.com

区域发生电磁异常的频率和程度存在差异,且在实际应用场景中,地震前电磁特征会随时间、台站与地震源的距离等不同情况发生改变<sup>[7]</sup>。因此,用于异常检测模型训练的历史样本可能与当前观测样本存在分布差异,导致模型检测效果不佳。

针对以上问题,本文设计了一种适用于多尺度地空电磁信号的在线诊断模型。利用多尺度卷积神经网络(CNN)同时处理长短期地空电磁信号,通过自适应变分模态分解(VMD)对信号进行自适应降噪后提取有效信息,并结合在线学习策略,使模型能够在较低的计算成本下不断学习地震前电磁特征随时间的变化规律,保证模型在实际场景中的有效性。

## 1 模型架构设计

为了实现对多维度地震前电磁频谱的异常检测,本文首先协同地面台站与空间卫星的频谱特征数据,随后进行自适应降噪处理,并分别构建地、空视角的电磁异常检测模型,利用在线学习策略使模型能够不断适应新的电磁环境,最后通过融合策略对两者的输出结果进行综合判断,以确定目标地区的地震发生态势。

### 1.1 地空频谱特征选取

为了提高模型的鲁棒性,使模型能够学习不同时期地震前电磁的变化,本文选择地电阻率、地磁场强度、地电场强度作为频谱特征,配合时间、震源距离等辅助特征,用于地面台站的电磁异常模型训练;选取电离层电子浓度和超低频(Ultra Low Frequency, ULF)频段场强作为频谱特征,配合时间、震源距离等辅助特征,用于空间卫星的电磁异常模型训练。根据目前的研究<sup>[8-13]</sup>,上述频谱特征在地震前、中期变化明显,适用于电磁异常模型的训练,同时能够降低单一特征受干扰后对模型训练的影响。

### 1.2 地空频谱预处理

地震的准确预警需依赖高质量的电磁数据,但在实际观测中,电磁信号与各种噪声被同时接收,严重降低了数据质量,可能引起地震预警的虚警或漏检。尽管可以采用小波变换等方法进行去噪,但若噪声和有用信号占据相同的频率范围,这类传统去噪方法很难将信号的有用信息和噪声信息区分开。本文采用自适应的VMD方法<sup>[14]</sup>对受噪声干扰的地震前兆电磁信号进行降噪处理,通过将降噪后的固有模态分量进行重构得到观测数据的有用信息。

假设输入信号 $s(t)$ 由有限个中心频率不同、带宽有限的分量组成,将信号分解问题转换到变分模型中进行分解。在各分量之和等于输入信号 $s(t)$ 的约束下,寻求各分量的聚集带宽之和最小。通过解决以下约束的变分优化问题来实现VMD:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \partial_t \left\| \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \times u_k(t) \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$s.t. \sum_1^K u_k(t) = s(t) \quad (2)$$

式中: $u_k$ 为对应第 $k$ 个模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)分量; $\omega_k$ 为对应第 $k$ 个IMF分量的中心频率; $K$ 为IMF的数量; $u_k(t)$ 为观测到信号的第 $k$ 个IMF; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数; $j$ 为虚数单位; $\partial_t$ 为对函数求时间 $t$ 的偏导。

VMD算法能够将信号分解为具有不同频率的快速和慢速振荡,数学描述为:

$$s(t) = \sum_{i=1}^K u_i(t) \quad (3)$$

式中 $u_i(t)$ 为观测到信号的第 $i$ 个固有IMF。

VMD分解进一步减少了模态混叠问题,即随机噪声主要分布在大多数分解模态中,而信号的特性则集中在少数几个获得的称为信号主导模态的模态中:

$$s(t) = \sum_{i=1}^M u_i^{\text{noise}}(t) + \sum_{i=M+1}^K u_i^{\text{signal}}(t) \quad (4)$$

式中: $u_i^{\text{noise}}(t)$ 和 $u_i^{\text{signal}}(t)$ 分别表示噪声主导模态和信号主导模态; $M$ 表示噪声和信号之间的划分。在实际应用中

为了保证重建信号的误差最小，需要对  $K$  进行多次试验，同时利用输入模式和分解模式的互相关分析来确定  $M$ 。

### 1.3 基于多尺度 CNN 的电磁异常检测

对所选取的地空频谱进行降噪处理后，首先构建基于多尺度 CNN<sup>[15]</sup>的地震前兆电磁信号异常检测模型。图 1 为多尺度 CNN 模型网络结构。多尺度 CNN 能够从多维度观察输入数据，有效提取数据特征并进行学习，同时引入残差连接，保证模型不会随网络加深引起性能退化。

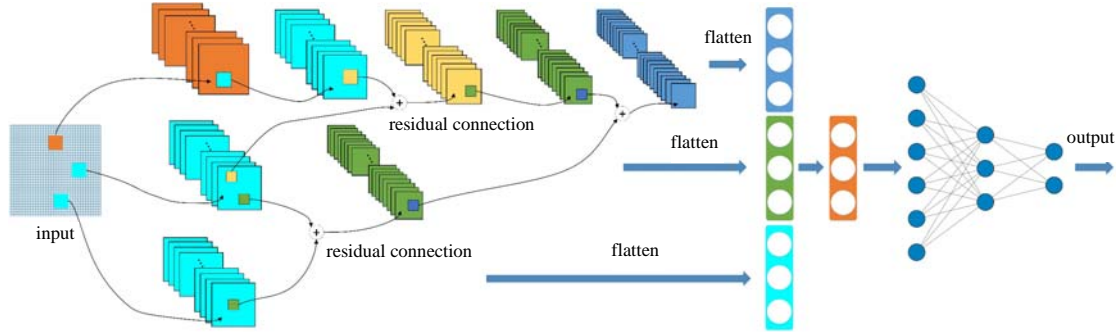


Fig.1 Architecture of multi-scale CNN network  
图 1 多尺度 CNN 网络结构

多尺度的网络架构包含了多分支和不同大小的卷积核，其中，具有较大卷积核的分支感受(视)野较大，能够观察全局信息。反之，具有较小卷积核的分支感受(视)野较小，能够观察局部信息。将不同分支提取的特征进行融合则意味着全局信息和局部信息的组合，组合特征中包含了丰富的数据信息。此外，多尺度结构可以看作是深层网络和浅层网络并行工作，深层网络可以提高网络的精确度，浅层网络可以提高网络的收敛速度，实现两者性能的兼顾与平衡。

本文提出的多尺度 CNN 中包括 3 个分支，如图 1 所示，顶层的分支层次较深，拥有数量较多、尺寸较小的卷积核，可用于提取局部特征。相反，底层的分支层次较浅，卷积核尺寸较大，可用于提取全局特征。之后通过全连接合并局部特征与全局特征。最后使用合并之后的特征进行电磁的异常检测。此外，提出的多尺度 CNN 集成有残差连接模块<sup>[16]</sup>。如图 2 所示，残差连接在网络中增加了一个恒等映射，把当前输出直接传输给下一层网络，其中不添加其他额外的参数，跳过了本层运算。通过这种方式可以解决深层网络的梯度消失问题。同时，添加快捷连接会让网络中的不同层进行整体学习，从而提高网络的性能。

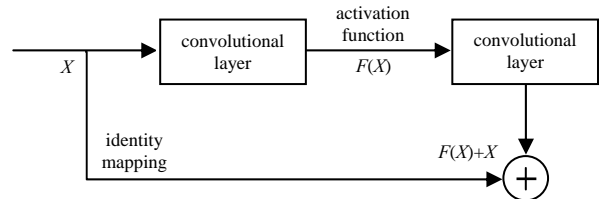


Fig.2 Residual connection module  
图 2 残差连接模块

### 1.4 基于在线学习的模型更新

实际应用场景中，地震前电磁特征会随着时间、台站与地震源的距离等不同情况发生改变。这些变化可能在已有的记录中尚未出现，在线学习能力能够在不遗忘已学到的知识的同时，根据当前异常模态的特点及时调整模型，保证对地震前电磁异常检测的准确率。

为适应复杂多变的电磁环境，通过在线学习框架更新多尺度 CNN 模型以保持对具有时变特性电磁异常的解释性。本文设计的在线学习框架呈树状结构，整个树状结构可等效为电磁异常的知识库，通过增添、修改树中的节点，可在保留历史异常知识的同时，更新存储新的电磁异常模式。通过这种在线学习技术，可将传统的批量学习模型转换为增量学习模型，能够以增量方式学习不断增加的新样本中的新知识，具有更高的自适应能力。

在线学习框架以树状方式增长，将新的数据组织到树中，并通过增添、修改树中的节点进行在线学习。在线学习框架的树状结构中存在根节点、中间节点、叶节点三类节点，这三类节点中都为上述的多尺度 CNN。根节点为网络的输入节点，叶节点为网络的输出节点，输出对数据的检测结果。通过引入滑动时间窗口，模型会保存时间窗口内设备侦测到的电磁环境数据。在时间窗口结尾时，运行在线学习框架，具体步骤为：从树的根节点开始，提供来自该时间窗口内保存的数据集中的少量数据样本作为根节点的输入；随后，根节点中的多尺度 CNN 根据学习的知识将输入的数据进一步细分，交给后续的中间节点或叶节点。如果是中间节点，则中间节点继续细分给后续的节点；如果是叶节点，则输出最终的检测结果；最后，网络根据叶节点的输出结果，统计每一个叶

节点的异常检测平均准确率  $Acc^i$ 。根据准确率的值选择对应的在线学习策略。

1) 保留原有的树状结构, 微调局部参数。如果在某个时间窗内, 某个叶节点的异常检测平均准确率  $\beta \leq Acc^i \leq \alpha$ , 即该叶节点的准确率没有达到预期的标准, 需要进行一定的改进。在线学习框架将这个时间窗内采集到的数据作为新的训练数据输入树形结构中进行训练, 主要对该叶节点进行重新训练。因为在原有的模型参数的基础上进行调整, 并且新的训练数据与原有的数据相差不大, 因此调整参数需要的计算量也较少, 可以微调叶节点模型中的参数实现模型更新。

2) 修改原有的树状结构。如果在某个时间窗内, 某个叶节点的异常检测平均准确率  $Acc^i < \beta$ , 即该叶节点的准确率很低或由工作人员标识出新的电磁异常模式时, 需要构建新的网络对这个新出现的电磁异常模式进行学习。此时会复制该叶节点, 并且将复制的叶节点作为该叶节点的兄弟节点, 置于同一个父节点下。然后在线学习框架将这个时间窗内采集到的数据作为新的训练数据输入树形结构中进行训练, 主要训练新创建的叶子节点中的参数。

本文利用知识蒸馏损失函数与少量遗忘约束损失函数重构异常检测模型的损失函数, 保证模型在学习新模式数据时不会遗忘从旧数据中学习的知识。知识蒸馏技术是一种将知识从一个网络转移到另一个网络的有效方法, 本文将用于保留原始模型学习的旧知识。知识蒸馏的损失函数为:

$$L_{dis}^F(x) = -\sum_{i=1}^{|C_o|} \tau_i(p^*) \log(\tau_i(p)) \quad (5)$$

式中:  $C_o$  为所有旧类的集合;  $p^*$  为原始模型在旧数据样本  $x$  上生成的软标签;  $p$  为由 softmax 得到的相应的类概率;  $\tau_i(v) = v_i^{1/\Omega} / \sum_j v_j^{1/\Omega}$  是重缩放函数, 其中  $\Omega$  通常设置为大于 1, 以增加小值的权重。知识蒸馏损失函数主要通过让现有模型对旧数据样本的预测值与原始模型在旧数据样本生成的软标签靠拢, 以此来保留先前的知识。

少量遗忘约束损失函数通过让现有模型提取特征与原始模型提取特征相似来保留旧知识, 少量遗忘约束损失函数的约束能力更强, 可能会出现过拟合情况, 需要知识蒸馏损失函数进行辅助。少量遗忘约束损失函数为:

$$L_{dis}^G(x) = 1 - \langle \bar{f}^*(x), \bar{f}(x) \rangle \quad (6)$$

式中  $\bar{f}^*(x)$  和  $\bar{f}(x)$  分别为原始模型和当前模型提取的归一化特征。

最后, 模型的完整损失函数为分类损失函数与知识蒸馏损失函数和遗忘约束损失函数的加权和:

$$L = L_{ce}(x) + \lambda_1 L_{dis}^F(x) + \lambda_2 L_{dis}^G(x) \quad (7)$$

式中:  $L_{ce}$  为模型分类的标准交叉熵损失函数;  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为两者的权重。

## 1.5 地空协同的地震前电磁异常检测

多尺度 CNN 的训练完成后可获得单个台站的地震前电磁异常检测模型。对于每个单独的地面台站, 运行电磁异常检测模型, 若输出结果显示电磁异常, 则向该台站附近一定距离内的其他台站询问检测结果。如果其他台站也检测出异常, 则判断地震发生, 根据附近台站的监控交叉的范围大致估计地震可能发生的位置; 如果其他台站并未检测出异常, 则判断该台站出现了噪声干扰等, 影响了结果, 但地震仍有可能发生, 需要持续监控。

如果地面检测结果表示可能发生地震情况, 则引入空间卫星的配合。空间卫星的检测覆盖范围广, 可以对短时间内的地震情况进行分析和预测。因此在地面发现电磁异常之后, 卫星会对地面指出的预警区域进行一定时间的监控。如果卫星也发现了异常, 则说明短时间内可能发生地震; 如果没有发现异常, 则认为最近发生地震的概率较小, 但仍需要继续关注。

如果空间卫星检测到了空中的异常电磁信号, 需要与地面的该区域的台站联系, 让台站再次排查历史数据, 以确定地震可能发生的概率。

## 2 仿真与分析

### 2.1 仿真参数

本文根据设计需求结合应用场景, 模拟了天基和地基在相同时段同一经纬度区域观测所得的电磁数据, 用于训练及测试模型性能。依据中国地质科学院相关标准, 本文使用电磁数据样本检测 6 种不同的地震类型: 正常、有感地震、中强震、强震、大地震以及巨大地震。实验使用的数据集来自海南省频谱数据, 分别采集于龙楼镇、三亚解放路、陵水县中心、东方市区和临高市区。在数据集基础上, 通过添加多段高斯噪声来模拟不同地震等级所对应的波形。每种地震类别添加了 200 段高斯噪声, 噪声之间的间隔在 0~500 个采样点中随机选取。不同

数据源的样本用来模拟天基和地基所采集的不同维度信号，其中龙楼镇数据用来模拟 ULF 频段场强，三亚解放路数据模拟电离层电子浓度，陵水县中心数据模拟地电阻率，东方市区数据模拟地磁场强度，临高市区模拟地电场强度。

实验假设基站数据以每 2 h 为间隔进行采样，每个样本由 48 天的采样数据构成，即  $48 \times 12=576$  个采样点。对于每种类型，以 500 个采样点为间隔切分，生成 200 个样本，共  $199 \times 500+576=100\ 076$  个采样点。

对于初始模型，随机选取 1 000 个样本用来训练，并测试其在 [200,400,600,800,1 000,1 200] 个在线新增样本时的精确度；对于在线增量学习模型，在初始模型的基础上，分别在 [200,400,600,800,1 000,1 200] 个增量样本下进行增量训练，并测试其精确度和训练时间；同时，也测试了初始模型在原始样本和增量样本下从头训练的效果，用以对比 3 种模型的精确度和所需要的训练时间。

### 2.2 结果分析

#### 1) 降噪处理测试结果

图 3 给出了噪声环境下及 VMD 处理后原始数据的变化。其中蓝色波形图表示原始数据，橙色表示受到噪声污染后的数据，显然此时采集到的数据很不稳定，有用的电磁信息被噪声所淹没，模型可能因此无法做出准确的预测。绿色表示含噪数据经过 VMD 算法降噪后所得的数据，可以看出，经过 VMD 处理后，去噪后数据与原始数据具有更高的相关性，且波形更加平滑，因此能够获取更多的有用信息。

为了研究 VMD 降噪模块在嘈杂的实际电磁环境中的有效性，分别在不同信噪比(-20 dB,-10 dB,0 dB,10 dB, 20 dB)的噪声环境下进行实验分析。如图 4 所示，两条曲线分别表示是否经过 VMD 去噪后，网络模型的预警准确度。观察可知，包含 VMD 去噪的网络模型在不同的噪声环境下均保持高于 96.3% 的预警准确度；相比之下，随着噪声强度的逐渐增大，无 VMD 去噪的准确度会大幅度下降，在信噪比为 -20 dB 时甚至下降至 93.27%。因此本文采用的 VMD 去噪模块能够很好的提高整体模型的抗干扰能力，符合实际环境的应用需求。

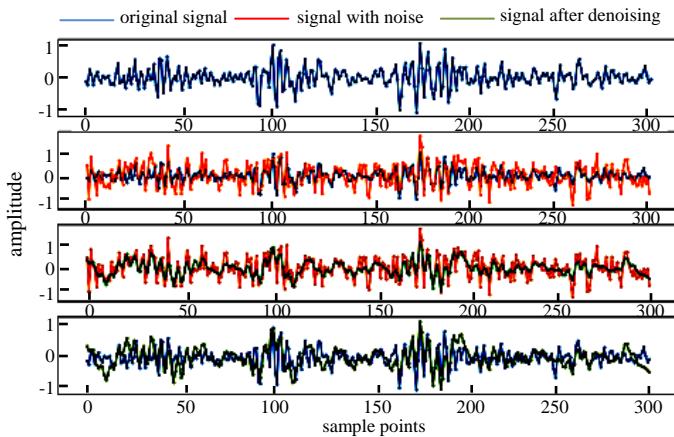


Fig.3 Effect of VMD noise reduction  
图 3 VMD 降噪效果图

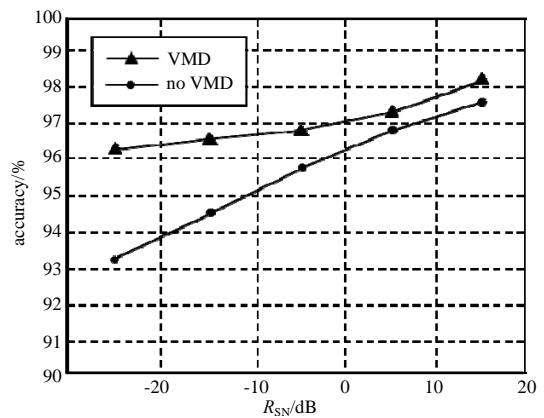


Fig.4 Test results of VMD noise reduction  
图 4 VMD 降噪测试结果

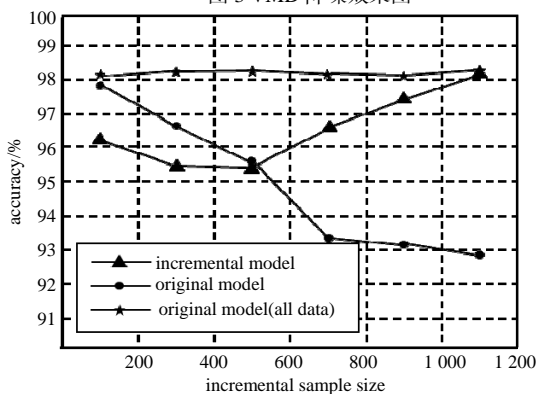


Fig.5 Test results of online learning  
图 5 在线学习测试结果

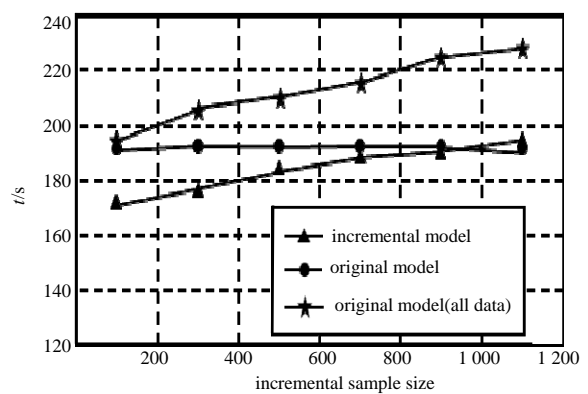


Fig.6 Training time of online learning  
图 6 在线学习训练时间

#### 2) 在线学习测试结果

原始模型和增量模型的训练过程分别如图 5 和图 6 所示。在图 5 和图 6 中，横坐标表示增量的样本数，纵坐

标表示模型的测试精确度或训练时间。点线表示由 1 000 个原始样本训练的原始模型,三角线表示原始模型在增量样本训练下得到的增量模型,星线表示由 1 000 个原始样本和增量样本共同训练的模型。

观察图 5 可以看出,原始模型性能不断下降,增量模型性能不断提高,最终增量模型性能超越原始模型。随着增量样本数的不断增加,数据的分布和特征产生变化。原始模型由于没有在线学习能力,因而对新样本的分类效果较差,且这种劣势随着增量样本数的不断增加而逐渐体现。增量模型则能够不断学习新样本的模式,虽然开始时由于增量样本数较少导致总体精确度较低,但随着增量样本数的增加,总体精确度最终超过原始模型。在所有数据上训练得到的原始模型虽然一直保持最高的分类精确度,但从图 6 可以看出,该模型在每次增量学习时都需要对所有样本进行训练,时间代价会逐步累积,多次增量学习后所需训练时长将远超增量模型。

### 3 结论

本文利用在线学习赋能多尺度 CNN,并协同地、空电磁频谱的特征数据,多维度地对地震前兆电磁开展异常检测。通过实验测试,结果表明:本文模型能够有效消除观测信号中干扰信息的影响,融合在线学习的多尺度 CNN 在面对随时间发生模态变化的电磁数据下,表现出了很高的预警准确度;且相较于重新训练模型节省了计算成本与时间成本,具有更强的实时性和更高的实用价值。

由于地震前兆条件下的电磁异常数据在实际环境中通常很难获得,而本文所提模型需要依靠有足够的、类别平衡的电磁数据样本用于训练,在未来,将进一步研究如何有效利用不平衡、不充分样本开展用于电磁异常检测的多尺度 CNN 模型训练。

#### 参考文献:

- [1] 蔡润,武震,谭大诚,等. 地震前的电磁异常综述[J]. 华南地震, 2018,38(1):1-16. (CAI Run,WU Zhen,TAN Dacheng,et al. A summary of electromagnetic anomalies before earthquakes[J]. South China Journal of Seismology, 2018,38(1):1-16.)
- [2] 解滔,刘杰,卢军,等. 2008 年汶川 Ms8.0 地震前定点观测电磁异常回溯性分析[J]. 地球物理学报, 2018,61(5):1922-1937. (XIE Tao,LIU Jie,LU Jun,et al. Retrospective analysis on electromagnetic anomalies observed by ground fixed station before the 2008 Wenchuan Ms8.0 earthquake[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018,61(5):1922-1937.)
- [3] 夏伟,王琳娜,沈小青,等. 基于单类支持向量机模型的频谱异常检测方法[J]. 微处理机, 2012,33(4):73-75. (XIA Wei,WANG Linna,SHEN Xiaoqing,et al. The anomaly detection methods in spectrum based on one class Support Vector Machine model[J]. Microprocessors, 2012,33(4):73-75.)
- [4] 高曙德,赵国泽,汤吉,等. 2008 年中国大陆 6.0 级以上地震前后电磁脉冲异常现象[J]. 地震地质, 2016,38(4):987-1004. (GAO Shude,ZHAO Guoze,TANG Ji,et al. Electromagnetic anomalous pulses before and after earthquakes(M>6.0) in China in 2008[J]. Seismology and Geology, 2016,38(4):987-1004.)
- [5] 李忠,宋奕瑶,刘海军,等. 天基地地震电磁前兆研究综述[J]. 电波科学学报, 2018,33(1):105-115. (LI Zhong,SONG Yiyao,LIU Haijun,et al. Review of the earthquake electromagnetic precursor research based on ground and space observations[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2018,33(1):105-115.)
- [6] 杜学彬,ZLOTNIEKI J,黄清华,等. 2016 年地震和火山电磁方法国际研讨会专辑前言[J]. 地震学报, 2017,39(4):451-454. (DU Xuebin,ZLOTNIEKI J,HUANG Qinghua,et al. Preface to the special issue on the international workshop on electromagnetic studies of earthquakes and volcanoes in 2016[J]. Acta Seismologica Sinica, 2017,39(4):451-454.)
- [7] 何康,郑海刚,李军辉,等. 基于震例的地震电磁异常特征研究[J]. 地震, 2016,36(4):144-152. (HE Kang,ZHENG Haigang,LI Junhui,et al. Characteristics of electromagnetic anomalies based on earthquake cases in China[J]. Earthquake, 2016, 36(4):144-152.)
- [8] 席继楼,陈敏,董蕾,等. 长宁 MS6.0 地震前后地电场秒数据变化特征研究[J]. 地震, 2020,40(4):129-143. (XI Jilou,CHEN Min,DONG Lei,et al. Study on the second data variation characteristics of geoelectric field before and after Changning Ms6.0 earthquake[J]. Earthquake, 2020,40(4):129-143.)
- [9] 张学民,钱家栋,申旭辉,等. 电磁卫星地震应用进展及未来发展思考[J]. 地震, 2020,40(2):18-37. (ZHANG Xuemin,QIAN Jiadong,SHEN Xuhui,et al. The seismic application progress in electromagnetic satellite and future development[J]. Earthquake, 2020,40(2):18-37.)
- [10] 周卫东,牛延平,田野,等. 电磁卫星地面对比观测原型系统地电场观测资料特征分析[J]. 地震工程学报, 2020,42(6):1517-1522. (ZHOU Weidong,NIU Yanping,TIAN Ye,et al. Characteristics of geoelectric field data from a ground-based comparative observation system of electromagnetic satellites[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2020,42(6):1517-1522.)



- [11] 何宇飞,杨冬梅,和少鹏. 基于地震电离层现象研究结果的分析与总结[J]. 中国地震, 2020,36(2):244–257. (HE Yufei, YANG Dongmei, HE Shaopeng. Preliminary studies on seismo-ionospheric phenomena[J]. Earthquake Research in China, 2020,36(2):244–257.)
- [12] 何宇飞,杨冬梅,赵旭东. 基于 Swarm 卫星数据的一次地震电离层现象辨识[J]. 地震学报, 2020,42(6):745–759. (HE Yufei, YANG Dongmei, ZHAO Xudong. The identification of a seismo-ionospheric phenomenon based on swarm satellite data[J]. Acta Seismologica Sinica, 2020,42(6):745–759.)
- [13] 黎明晓,宋金,马玉川. 2020 年 7 月 12 日河北唐山 5.1 级地震总结[J]. 地震地磁观测与研究, 2020,41(4):157–178. (LI Mingxiao, SONG Jin, MA Yuchuan. About Tangshan MS 5.1 earthquake in Hebei[J]. Seismological and Geomagnetic Observation and Research, 2020,41(4):157–178.)
- [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014,62(3): 531–544.
- [15] 张明德,卢建华,马婧华. 基于多尺度卷积策略 CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2020, 34(6):102–110. (ZHANG Mingde, LU Jianhua, MA Jinghua. Fault diagnosis of rolling bearing based on multi-scale convolution strategy CNN[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2020,34(6):102–110.)
- [16] 钱斌,郑楷洪,陈子鹏,等. 基于残差连接长短期记忆网络的时间序列修复模型[J]. 计算机应用, 2021,41(1):243–248. (QIAN Bin, ZHENG Kaihong, CHEN Zipeng, et al. Time series imputation model based on long-short term memory network with residual connection[J]. Journal of Computer Applications, 2021,41(1):243–248.)

#### 作者简介:

**刘 立**(1992–), 男, 江苏省无锡市人, 讲师, 主要研究方向为人工智能、机器学习、大数据分析. email: liulihhuc@gmail.com.

**韩光洁**(1972–), 男, 黑龙江省绥化市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为工业物联网、人工智能、智慧海洋、网络安全等.

**王 真**(1998–), 男, 南京市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为物联网技术与应用.

**徐政伟**(1994–), 男, 河南省新乡市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为能源网、电磁频谱.

(上接第 634 页)

#### 作者简介:

**赵高峰**(1995–), 男, 湖北省恩施州人, 在读硕士研究生, 研究方向为辐射源定位、直接定位、阵列信号处理等. email: zhaogaofeng@nuaa.edu.cn.

**李莹莹**(1997–), 女, 安徽省阜阳市人, 在读硕士研究生, 研究方向为辐射源定位.

**陈若迅**(2000–), 男, 江苏省连云港市人, 在读本科生, 所学专业为信息工程.

**李建峰**(1988–), 男, 江苏省泰州市人, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为阵列信号处理, 信源测向; 分布式感知, 直接定位等.