DOI:10.14075/j.jgg.2024.11.499
文章编号:1671-5942(2025)10-1079-06

利用非支配排序遗传算法优化卷积神经网络研究节点地震仪 RFID 测距

庞 聪[1,2] 林春晓[3] 李忠亚[1,2] 江 勇[1] 陈国庆[4] 宋莹莹[5]

1 中国地震局地震研究所,武汉市洪山侧路 40 号,430071
2 武汉引力与固体潮国家野外科学观测研究站,武汉市洪山侧路 40 号,430071
3 青岛工学院信息工程学院,山东省胶州市福州南路 236 号,266300
4 成都锦城学院数学建模研究中心,成都市西源大道 1 号,611731
5 广州理工学院计算机科学与工程学院,广州市兴太三路 638 号,510540

摘 要:针对无线型节点地震仪在野外复杂勘探环境下无法准确定位和可能丢失的问题,研究超高频 RFID 高精度测距定位具有重要意义。首先利用接收信号强度指示器(RSSI)近似计算公式筛除误差较大的采样值;然后设计第 3 代非支配排序遗传算法(NSGA-Ⅲ)的 2 个优化目标函数,其自变量统一为学习率下降因子、初始学习率、批大小等一维卷积神经网络(1D-CNN)超参数,因变量分别为网络预测结果与理论值的决定系数(R^2)和平均偏差误差(MBE);最后以最佳超参数值构成 NSGAⅢ-1D-CNN 新模型,以提高 RFID 测距模型的稳定性和精确度。实验结果表明,新模型在 100 轮循环实验下的节点地震仪 RFID 测距误差较小,在 R^2、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、MBE 等多个指标上均表现优异,均值分别为 0.977 9、0.058 6 m、0.047 2 m、−0.001 3 m,相对于其他模型具有更高的测距定位精度,在野外物探中具有一定应用价值。

关键词:节点地震仪;RFID 测距;一维卷积神经网络;超参数优化;非支配排序遗传算法;多目标优化
中图分类号:P315 **文献标识码**:A

超高频无源 RFID[1-3] 作为一种非接触式近距离数据交换技术,使用低功耗电子标签芯片、UHF 天线、防碰撞算法和测试认证体系,在地震设备管理、地震应急物资管理和地震危险区安全监控等方面,特别是在地球物理勘探中的节点地震仪部署[4] 与近距离数据交互方面具有重要作用。在部分特殊地震监测场地条件,如地下土坑、茂密植被区、夜间山路,节点地震仪存在布设位置模糊、人工探查繁琐的弊端,利用 RFID 进行测距或定位是一种可能的解决方法。

现有的 RFID 测距或定位技术多依赖于经验近似公式,在计算前需要根据不同的监测环境测定场地传播因子和标准接收器功率等与环境相关的常数,过程较为繁琐且误差较大,不利于测距模型算法的自动化与推广应用。卷积神经网络(CNN)是一种前馈型深度学习模型,能利用平移不变性和卷积计算提取局部特征和整体特征,已被成功应用于地震预警震级估计[5]、地震数据去噪[6]、地震波与震相识别[5] 等方面。考虑到 CNN 模型的识别先进性与复杂特征处理能力,将神经网络[7-8] 应用于 RFID 测距是一种新的尝试且具有可预期的实验效果。

本文利用无线型节点地震仪 RFID 采集 800 条不同间距的 RSSI 有效数据,将其对应的实际测距作为标签值,同时利用 RSSI 测距公式进行异常值剔除,保证网络输入数据矩阵的可靠性,将有效的 RSSI 值与测距样本共同组成 CNN 输入矩阵;设计一维卷积神经网络(1D-CNN) RFID 测距方法,建立输入层、卷积核、批归一化层、ReLU 激活层、全连接层、回归层、Dropout 层等网络结构,利用第 3 代非支配排序遗传算法(NSGA-Ⅲ)[9-10] 生成以学习率下降因子、初始学习率、批

收稿日期:2024-11-04
项目来源: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(IS202236328);博士专项支持计划项目(2025JCKY(B)0018);武汉引力与固体潮国家野外科学观测研究站开放基金(WHYWZ202208,WHYWZ202406);中国地震局地震科技星火计划(XH24025YC);湖北省地震局揭榜挂帅项目(ZF-HX-20230005);应急管理部国家自然灾害防治研究院基本科研业务专项(ZDJ2024-31)。
第一作者简介:庞聪,工程师,主要从事人工智能地震学与软件开发研究,E-mail:ponspc@foxmail.com。
通讯作者:宋莹莹,高级工程师,主要从事机器学习研究,E-mail:yingyingsong565@gmail.com。

大小为函数自变量，以决定系数和平均偏差误差为目标的 2 个优化函数，最终得到神经网络的最优超参数，构建 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型。

1 节点地震仪与 UHF RFID 测距原理

无线型节点地震仪被广泛应用于地球物理勘探和地震活动监测，通过节点布设、信号采集、数据处理等必要环节得到多通道地震数据、速度谱图、地震剖面图等重要资料，而超高频 RFID 及其电子标签在节点布设环节中发挥着关键作用。

RFID 系统（图 1）主要包括 Tag 电子标签、阅读器和天线，其中 Tag 电子标签采用 ISO/IEC 18000-6C EPC C1G2 协议标准，工作频率为 860～960 MHz，识别距离为 0～8 m，放置在节点地震仪顶部外壳里侧；阅读器被集成在移动终端设备中，采用 Impinj E310 芯片，与配套 Android 软件进行数据通信。RFID 测距方法一般可分为基于时间延迟（即飞行时间，time of flight，ToF）的测距和基于接收信号强度指示器（RSSI）的测距，后者应用较为广泛，其测距原理可表示为：

$$PR = RSSI_1 - 10 \cdot prop \cdot \lg(dist) \quad (1)$$

式中，PR 表示无线信号的接收频率，单位 dBm；$RSSI_1$ 表示无线信号传输距离为 1 m 时的接收信号频率；prop 表示与无线信号传播环境有关的传播因子，一般在 2～4 之间；dist 表示收发装置之间的绝对距离，单位 m。无线电波在传播过程中容易受到多种环境因素的影响，如金属物体遮挡、多径效应、长距离信号衰减和电磁干扰等，因此传统 RFID 测距公式无法直接使用，需要采用复杂的自动化算法和异常处理手段来提高测距精度。

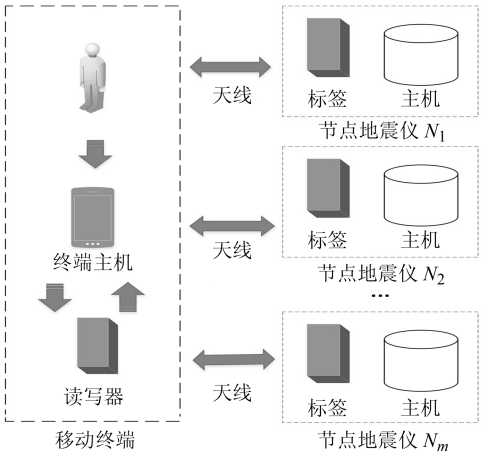


图 1 节点地震仪 RFID 测距系统

Fig. 1 RFID ranging system of node seismometers

RFID 测距实验数据的野外采集工作需要依靠嵌入 RFID 读写器的移动终端、嵌入式天线及 100 台含有电子标签的无线型 SmartSolo 节点地震仪配合完成。为验证本文新模型的有效性，在武汉市汉南区纱帽大道附近布设 100 台单分量无线型节点地震仪，节点间距为 3 m 并呈直线型分布。利用 RFID 手持终端共采集 800 次有效 RSSI 值及其对应的扫描间距值（图 2），测量距离分为 16 个等级，依次分布在 0.1～1.6 m 之间，间距步长为 0.1 m，每种测距尺度均采集 50 个有效 RSSI 值，较大误差的异常值予以舍弃重采，舍弃标准依据采集数据代入式（1）后的近似传播因子是否在 2～4 之间进行判定。

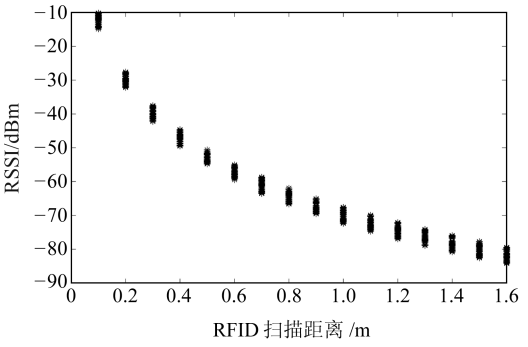


图 2 800 个不同 RFID 扫描间距下的 RSSI 值

Fig. 2 RSSI values at 800 different RFID scanning intervals

2 NSGAⅢ-1D-CNN 模型测距原理

2.1 一维卷积神经网络

一维卷积神经网络（1D-CNN）擅长处理各种一维数据，具有卷积层自动学习数据特征、网络结构扩展、平移不变性等特点，在语音识别、自然语言处理、时间序列预测等领域应用较广。1D-CNN 处理逻辑为：定义并初始化卷积核大小、激活函数类型、卷积层大小、学习率等超参数，通过使用卷积层在输入数据上滑动窗口来提取不同窗口内的网络特征，依次映射给其他网络层处理，并通过池化层减少特征映射的复杂度；然后使用反向传播算法来更新训练过程中的网络参数；最后将全连接层提取到的特征映射给输出层，得到回归预测结果。

2.2 非支配排序遗传算法

非支配排序遗传算法（NSGA）[9-10] 是一种应用较广的多目标优化模型，包含 NSGA、NSGA-Ⅱ、NSGA-Ⅲ等 3 代算法。对于 NSGA-Ⅱ算法的时空复杂度增加、非支配解比例指数级增大、高维难以收敛及前沿解集均匀分布等问题，NSGA-Ⅲ算法通过预设参考点来指导解空间搜索方向并截取最后前沿中的个体，而 NSGA-Ⅱ算法则是通过计算拥挤度距离来筛选个体。

NSGA-Ⅲ算法的核心在于构建 2 个或 2 个

以上具有不同数学意义的目标函数,这些函数具有相同的自变量,其因变量的理论值应为 0 或具有极小值,具体优化过程包括初始化、非支配排序、选择操作、合并种群、环境选择、迭代与终止。通过引入平均偏差误差(MBE)和决定系数(R^2)来设计本文所需的 2 个最优化目标函数,自变量均为初始 1D-CNN 模型的网络超参数,根据模型的预测值向量和理论值向量计算因变量值,求解模型定义为:

$$f_1 = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)/n \tag{2}$$

$$f_2 = 1 - \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 / \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2 \tag{3}$$

式中,f_1 表示 MBE,可以确定预测模型存在正偏差还是负偏差,其值越接近于 0 表示模型越精确;f_2 表示 R^2,用来评估回归分析中自变量对因变量的解释程度,其值越接近于 1 表示模型对数据的解释能力越强;y_i 为 RFID 扫描距离的预测值;$\hat{y}_i$ 为测距实际值;$\bar{y}$ 为测距预测值均值;n 为参与回归评价计算的样本个数。

2.3　非支配排序遗传算法优化一维卷积神经网络的 RFID 测距流程

学习率下降因子、初始学习率、批大小(batch size)3 个网络超参数的选取会直接影响模型的训练速度和收敛性,进而影响 1D-CNN 模型的最终预测效果。过小的初始学习率会导致初期训练速度过慢,易陷入局部最优;过大的学习率下降因子会使模型训练后期过早停止学习;而批大小选取不当会导致模型泛化性能较低和梯度稳定性不够。如何寻找与数据集匹配的超参数值,设计与建立精度较高的 RFID 测距预测模型是本文的研究内容之一。

基于此,本文引入 NSGA-Ⅲ模型对原始 1D-CNN 模型的上述参数进行多目标优化,以得到最优网络参数,增强模型的预测精度和鲁棒性,具体优化流程见图 3。首先,利用 RSSI 接收信号强度近似计算公式判断已采集原始数据的近似传播因子是否满足阈值范围,若出现异常值则表示该样本误差较大,受到测试环境的干扰较大,需重新采集,以保证各类标签值的有效 RSSI 值均为 50。然后,应用 NSGA-Ⅲ算法构建 2 个自变量相同、因变量分别为 R^2、MBE 的优化目标函数,设定学习率下降因子、初始学习率、批大小等 3 个网络参数为目标函数自变量,无初始值,寻优范围分别为[0.1, 0.5]、[0.000 1, 0.1]、[1, 100],目标函数主体为一个使用训练数据的 1D-CNN 预测模型。针对不同自变量计算得到对应的 R^2 和 MBE 值,满足迭代停止条件(最大训练次数设定为 50)即可获得最优超参数。最后,利用得到的最佳超参数替换原有参数,构建适应本文样本数据的新预测模型 NSGA Ⅲ-1D-CNN。根据测距预测值向量与实际值向量的平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、MBE、R^2 等多个指标评价该模型,计算公式为:

$$\mathrm{MAE} = \sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|/n \tag{4}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{5}$$

式中,y_i、$\hat{y}_i$、$\bar{y}$、n 含义见式(2)。MAE 和 RMSE 越小表示模型预测精度越高,区别在于 RMSE 对异常值敏感,而 MAE 对异常值不敏感。

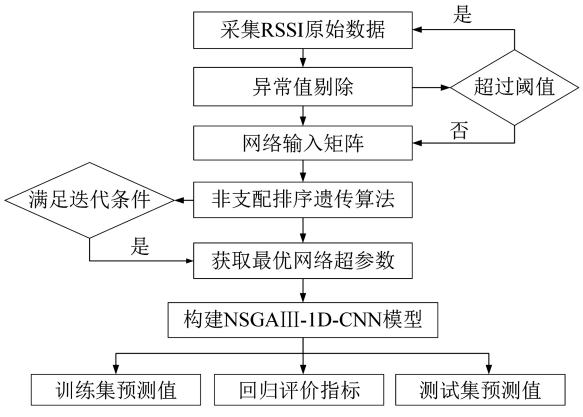


图 3　基于 NSGA Ⅲ-1D-CNN 模型的测距流程

Fig. 3　Ranging process based on NSGA Ⅲ-1D-CNN model

3　实验与分析

实验采用 MATLAB 2019a 进行仿真测试,测试系统为 Windows 10 系统,使用 Deep Learning 工具箱和 Statistics and Machine Learning 工具箱。每轮实验的训练集与测试集为将原始样本集按4∶1随机抽取划分的数据组合,训练算法采用梯度下降法,最大训练次数为 100,网络结构设计为 1 层输入层、2 层卷积层、2 层批归一化层、2 层 ReLU 激活层、1 层 Dropout 层、1 层全连接层和 1 层回归层,将 RSSI 测试值和实际间距作为网络输入,预测间距向量作为输出。NSGA-Ⅲ初始种群数目为 10,交叉百分比为 0.5,突变百分比为 0.5,突变率为 0.02,最大训练次数设定为 50。

表 1 为单轮 NSGA Ⅲ-1D-CNN 测距预测实验结果,可以看出,除真实间距为 0.1 m 时的预测误差稍大外,其他间距的预测精度较高。在实际野外节点部署时,作业人员站立扫描距离一般

在 0.5 m 以上，极小扫描间距的较大预测误差不会影响实际部署与节点定位。

表 1 单轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测结果

Tab. 1 Prediction results of single round NSGAⅢ-1D-CNN ranging model

真实间距/m	预测值均值/m	数量/m	RMSE/m	MBE/m	MAE/m
0.1	−0.011 9	7	0.111 9	−0.111 9	0.111 9
0.2	0.189 8	12	0.010 8	−0.010 1	0.010 1
0.3	0.304 8	9	0.005 9	0.004 8	0.005 3
0.4	0.387 7	10	0.012 9	−0.012 2	0.012 2
0.5	0.473 5	9	0.027 3	−0.026 4	0.026 4
0.6	0.563 7	13	0.037 8	−0.036 3	0.036 3
0.7	0.686 1	10	0.017 8	−0.013 9	0.015 8
0.8	0.808 8	10	0.010 9	0.008 8	0.009 6
0.9	0.898 8	13	0.012 2	−0.001 1	0.010 1
1.0	1.002 1	12	0.009 8	0.002 1	0.008 0
1.1	1.105 1	12	0.013 2	0.005 1	0.008 9
1.2	1.220 9	7	0.023 0	0.020 9	0.020 9
1.3	1.317 7	10	0.023 0	0.017 7	0.017 9
1.4	1.409 3	10	0.019 5	0.009 3	0.016 0
1.5	1.496 5	9	0.014 4	−0.003 4	0.012 5
1.6	1.574 7	7	0.026 8	−0.025 2	0.025 2
总体		160	0.030 2	−0.009 1	0.019 7

表 2 为 100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测结果统计，图 4～7 为 100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测结果的 R^2、RMSE、MBE、MAE，图 8 为 100 轮 NSGAⅢ优化 1D-CNN 模型的最佳网络参数。结合图 4～8 和表 2 可知：1）NSGAⅢ-1D-CNN 相对未优化的原始 1D-CNN 模型预测性能显著提升，具有更好的回归拟合优度和模型稳健性，在 R^2、RMSE、MAE、MBE 等多个指标上均表现优异，均值分别为 0.977 9、0.058 6 m、0.047 2 m、−0.001 3 m。2）新模型的 R^2 更接近于 1，存在的极少数较低值也基本在 0.8 以上；而传统模型大部分在 0.95 左右，最差值甚至在 0.65 以下，说明 1D-CNN 模型的鲁棒性较差，在原始数据存在噪声和误差的条件下无法训练得到较准确的预测模型。3）新模型相对传统模型具有更小的 RFID 扫描间距绝对误差，基本在 0.05 m 左右，RMSE 均小于 0.25 m。4）从考虑系统性误差的 MBE 指标来看，其易受到异常值影响，而 NSGAⅢ-1D-CNN 模型接近于 0 m，表明其预测性能更优。

表 2 100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测结果统计

Tab. 2 Prediction results of NSGAⅢ-1D-CNN ranging model

评价指标	NSGAⅢ-1D-CNN		1D-CNN	
	均值	标准差	均值	标准差
R^2	0.977 9	0.033 6	0.946 7	0.048 8
RMSE/m	0.058 6	0.036 3	0.099 6	0.038 0
MAE/m	0.047 2	0.031 6	0.081 3	0.031 8
MBE/m	−0.001 3	0.047 4	−0.003 2	0.068 8

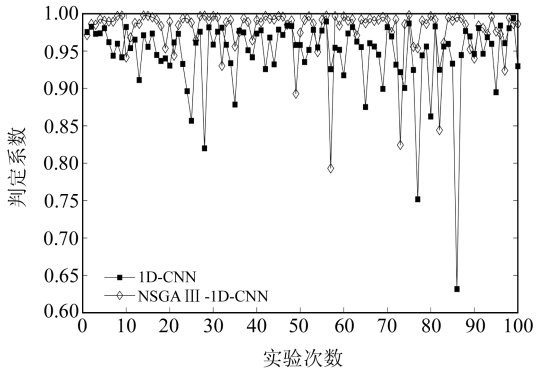


图 4 100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测决定系数结果

Fig. 4 Determination coefficient of prediction results for 100 rounds of NSGAⅢ-1D-CNN ranging model

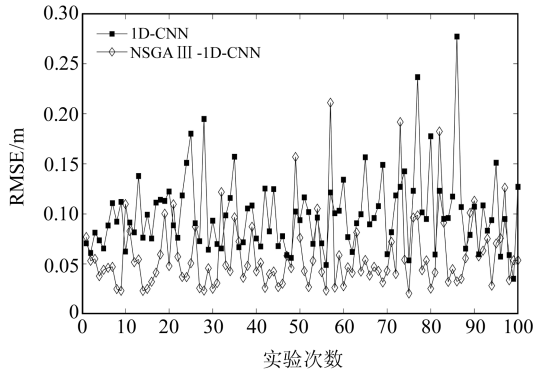


图 5 100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测 RMSE 结果

Fig. 5 RMSE of prediction results for 100 rounds of NSGAⅢ-1D-CNN ranging model

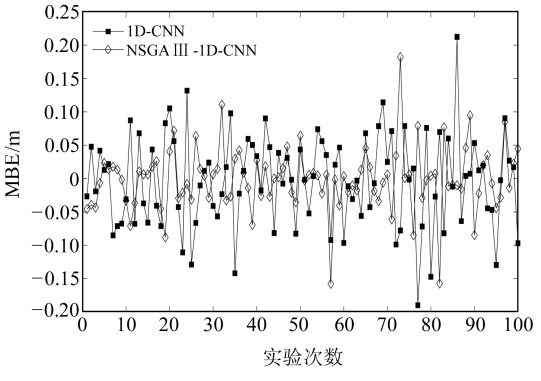


图 6 100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测 MBE 结果

Fig. 6 MBE of prediction results for 100 rounds of NSGAⅢ-1D-CNN ranging model

为对比测试 NSGAⅢ-1D-CNN 模型在不同神经网络方法中的预测效果与优越性，选取 1D-CNN、反向传播神经网络（BPNN）、概率神经网络（PNN）进行比对实验，评价指标为 RMSE 和 MAE，对比结果如表 3 所示。由表可知，相较同

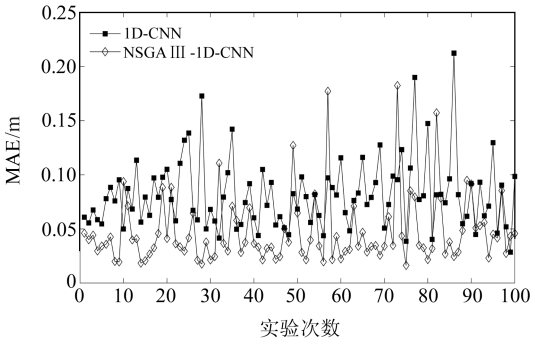


图 7　100 轮 NSGAⅢ-1D-CNN 测距模型预测 MAE 结果

Fig. 7　MAE of prediction results for 100 rounds of NSGAⅢ-1D-CNN ranging model

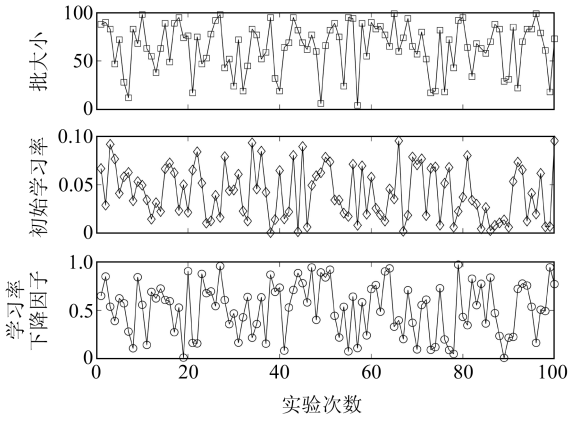


图 8　100 轮 NSGAⅢ优化 1D-CNN 模型的最佳网络参数

Fig. 8　The optimal network parameters for 100 rounds of optimized 1D-CNN model using NSGAⅢ

类神经网络方法,NSGAⅢ-1D-CNN 具有一定的优越性,预测误差更小,其中 BPNN、PNN 模型均存在较大的测距预测误差。

表 3　多种神经网络模型测距预测结果对比

Tab. 3　Comparison of predicted ranging results of several neural network models

预测模型	RMSE/m	MAE/m
1D-CNN	0.099 6	0.081 3
BPNN	1.039 7	0.878 9
PNN	0.482 1	0.411 8
NSGAⅢ-1D-CNN	0.058 6	0.047 2

4　结　语

为改善无线型节点地震仪在地球物理勘探和野外地震监测中特殊环境下准确位置难获取、仪器可能丢失的问题,设计基于非支配排序遗传算法多目标优化一维卷积神经网络的 RFID 测距新模型,以 R^2 和 MBE 为多目标优化函数的因变量,以得到期望的网络超参数值,并利用新模型实现 RFID 测距预测应具备高精度和一定鲁棒性的目的。

NSGAⅢ-1D-CNN 新模型具有显著的 RSSI 数据自适应性,能够自动训练不同测试环境和扫描距离下的训练数据,从而给出匹配的高精度 RFID 测距预测模型,这与以往经典 RFID 测距经验公式依赖人工预先得到目标测试环境下的传播因子和 1 m 接收信号频率的繁琐环节有显著不同,可避免人工计算上述参数而产生的系统误差。后续将继续探讨深度学习模型精度和测距预测效率提升方法,从而提高节点地震仪野外定位和寻踪能力。

致谢:感谢武汉地震工程研究院有限公司以及金聪、程森等技术人员提供测试条件。

参考文献

[1] 何勇,郭政鑫,桂林卿,等. 基于 RSSI 序列特性的 RFID 多标签相对定位方法[J]. 计算机科学,2023,50(11):296-305(He Yong, Guo Zhengxin, Gui Linqing, et al. RFID Multi-Tag Relative Location Method Based on RSSI Sequence Features[J]. Computer Science, 2023, 50(11): 296-305)

[2] 任彦宗,卢占武,张新彦,等. 便携式节点地震仪数据采集和处理技术进展[J]. 地球物理学进展,2021,36(2):779-791(Ren Yanzong, Lu Zhanwu, Zhang Xinyan, et al. Progress in Data Acquisition and Processing Technology of Portable Node Seismographs[J]. Progress in Geophysics, 2021, 36(2): 779-791)

[3] 胡峥,曹淑文,张霆,等. 节点仪器营地管理及 RFID 数据信息技术应用探讨[J]. 物探装备,2023,33(1):56-60(Hu Zheng, Cao Shuwen, Zhang Ting, et al. Nodal Instrument Camp Management and RFID Data Information Technology Application Discussion[J]. Equipment for Geophysical Prospecting, 2023, 33(1): 56-60)

[4] 罗玄,肖世德,孟祥印,等. 基于激光测距与 RFID 的隧道局部定位方法研究[J]. 计算机测量与控制,2023,31(12):34-41(Luo Xuan, Xiao Shide, Meng Xiangyin, et al. Research on Local Localization Method for Tunnels Based on Laser Ranging and RFID[J]. Computer Measurement and Control, 2023, 31(12): 34-41)

[5] 朱景宝,宋晋东,李山有. 地震烈度仪对卷积神经网络模型地震预警震级估计的影响[J]. 哈尔滨工业大学学报,2024,56(6):81-90(Zhu Jingbao, Song Jindong, Li Shanyou. Influence of Low-Cost Sensors on Earthquake Early Warning Magnitude Estimation Using Convolutional Neural Network Model[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2024, 56(6): 81-90)

[6] 刘霞,孙英杰. 基于融合残差注意力机制的卷积神经网络地震信号去噪[J]. 吉林大学学报:地球科学版,2023,53(2):609-621(Liu Xia, Sun Yingjie. Seismic Signal Denoising Based on Convolutional Neural Network with Residual and Attention Mechanism[J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2023, 53(2): 609-621)

[7] 李健,王晓明,张英海,等. 基于深度卷积神经网络的地震震相拾取方法研究[J]. 地球物理学报,2020,63(4):1591-1606(Li Jian, Wang Xiaoming, Zhang Yinghai, et al. Research on the Seismic Phase Picking Method Based on the Deep Convolution Neural Network[J]. Chinese Journal of

Geophysics, 2020, 63(4): 1591-1606)

[8] 庞聪, 江勇, 吴涛, 等. 神经网络参数对地震类型识别的影响[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(18): 7765-7772(Pang Cong, Jiang Yong, Wu Tao, et al. Effect of Neural Network Parameters on Earthquake Type Recognition[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(18): 7765-7772)

[9] 戴理朝, 康哲, 陈瑞, 等. 基于 NSGA-Ⅲ的桥梁网络多目标维修决策优化研究[J]. 土木工程学报, 2024, 57(5): 41-52(Dai Lizhao, Kang Zhe, Chen Rui, et al. Study on Multi-Objective Maintenance Decision Optimization for Bridge Networks Based on NSGA-Ⅲ[J]. China Civil Engineering Journal, 2024, 57(5): 41-52)

[10] 朱云辰, 程明骏, 郑昕文, 等. 基于优化第三代非支配排序遗传算法的城市应急设施模糊选址[J]. 浙江大学学报:工学版, 2024, 58(9): 1832-1843(Zhu Yunchen, Cheng Mingjun, Zheng Xinwen, et al. Fuzzy Location Selection of Urban Emergency Facilities Based on Optimized Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm Ⅲ[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2024, 58(9): 1832-1843)

Node Seismometer RFID Ranging Using the Optimized Convolutional Neural Network Based on Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm

PANG Cong[1,2] *LIN Chunxiao*[3] *LI Zhongya*[1,2]

JIANG Yong[1] *CHEN Guoqing*[4] *SONG Yingying*[5]

1 Institute of Seismology, CEA, 40 Hongshance Road, Wuhan 430071, China

2 Wuhan Gravitation and Solid Earth Tides, National Observation and Research Station, 40 Hongshance Road, Wuhan 430071, China

3 School of Information Engineering, Qingdao Institute of Technology, 236 South-Fuzhou Road, Jiaozhou 266300, China

4 Mathematical Modeling Research Center, Chengdu Jincheng College, 1 Xiyuan Road, Chengdu 611731, China

5 Department of Computer Science and Engineering, Guangzhou Institute of Technology, 638 Third-Xingtai Road, Guangzhou 510540, China

Abstract: Aiming at the problems of wireless node seismometer can not be accurately located and may be lost in the field under complex exploration environment, the study of UHF RFID high-precision ranging and positioning is of great significance. Firstly, we use the received signal strength indicator (RSSI) approximation calculation formula to sieve out the sampling values with large errors. Then, two optimization objective functions of the third-generation non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-Ⅲ) are designed, whose independent variables are one-dimensional convolutional neural network(1D-CNN) hyper-parameters, such as learning rate decreasing factor, initial learning rate, and batch size, and whose dependent variables are determination coefficient(R^2) and mean bias error (MBE) of network prediction and theoretical values. Finally, the best hyperparameter values are used to form a new model of NSGAⅢ-1D-CNN, which is designed to improve the stability and accuracy of RFID ranging model. The prediction experiments show that the new model has a small prediction error of node seismometer RFID ranging under 100 rounds of cyclic experiments, and its performance is excellent in several indexes, such as R^2, root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), MBE, with the mean values of 0.977 9, 0.058 6 m, 0.047 2 m, −0.001 3 m, respectively, which has higher ranging and positioning accuracy compared with other models. The new model has certain application value in field physical exploration.

Key words: node seismometer; RFID ranging; one-dimensional convolutional neural network; hyper-parameter optimization; non-dominated sorting genetic algorithm; multi objective optimization

Foundation support: Scientific Research Fund of Institute of Seismology, CEA and National Institute of Natural Hazards, MEM, No. 202236328; Doctoral Special Support Program Project, No. 2025JCKY(B)0018; Open Fund of Wuhan Gravitation and Solid Earth Tides, National Observation and Research Station, No. WHYWZ202208, WHYWZ202406; The Spark Program of Earthquake Technology of CEA, No. XH24025YC; Unveiling and Leadership Project of Hubei Earthquake Agency, No. ZF-HX-20230005; Research Grants from National Institute of Natural Hazards, MEM, No. ZDJ2024-31.

About the first author: PANG Cong, engineer, majors in artificial intelligence seismology and software development, E-mail: ponspc@foxmail.com.

Corresponding author: SONG Yingying, senior engineer, majors in machine learning, E-mail: yingyingsong565@gmail.com.