



核科学与工程

小波包分形在远区核爆电磁脉冲识别中的应用*

张震川¹, 曹保锋¹, 李鹏¹, 殷昊¹, 武慧春²

(1. 国民核生化灾害防护国家重点实验室, 北京 102205; 2. 浙江大学 物理学系, 杭州 310058)

摘要: 针对远区核爆电磁脉冲(NEMP)和闪电电磁脉冲(LEMP)的识别率不能满足实际需求的问题, 提出了一种基于小波包分形技术的识别方法。首先, 对实测的NEMP和LEMP做插值、归一化等预处理; 然后, 基于小波包理论对预处理后的信号进行2层小波包分解, 并利用小波包系数重构信号的分形维数, 组成信号的特征向量; 最后, 采用最小二乘支持向量机(LSSVM)作为分类器, 利用五折交叉验证法选取最优的模型参数, 将特征向量输入分类器中进行训练后获得测试结果。实验结果表明, 小波包分形方法在NEMP和LEMP的识别上效果显著, 平均识别率达到99%以上, 具有较高的应用价值。

关键词: 核爆电磁脉冲; 闪电电磁脉冲; 小波包分形; 最小二乘支持向量机; 识别

中图分类号: TL91; TN98

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202234.210375

Recognition of far-region nuclear electromagnetic pulse based on wavelet fractal technique

Zhang Zhenchuan¹, Cao Baofeng¹, Li Peng¹, Yin Hao¹, Wu Huichun²

(1. State Key Laboratory of NBC Protection for Civilian, Beijing 102205, China;

2. Physics Department of Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: Aiming at the difficulty to identify far-region nuclear and lightning electromagnetic pulse correctly, a recognition method based on wavelet fractal technique was proposed. First, the signals of nuclear electromagnetic pulse (NEMP) and lightning electromagnetic pulse (LEMP), preprocessed by interpolation and normalization, were decomposed by wavelet packet at level two. Then, fractal dimensions of reconstructed signal from wavelet packet coefficients were calculated to form eigenvectors of NEMP and LEMP. Least squares support vector machine was chosen as the classifier and the model parameters were obtained by the five-fold cross validation. Finally, the eigenvectors were input into least squares support vector machine (LSSVM) for training and testing. The experimental results show that the combination of wavelet fractal technique and LSSVM performs well in recognition of NEMP and LEMP; the average recognition rate is more than 99%.

Key words: nuclear electromagnetic pulse, lightning electromagnetic pulse, wavelet fractal, least squares support vector machine, recognition

核爆炸辐射出的瞬发 γ 射线与物质相互作用后会激励出一个辐射瞬变电磁场^[1-2], 即核爆电磁脉冲(NEMP)。NEMP具有作用范围大、传播速度快等优点, 并且蕴含着核爆位置、当量等关键信息, 因此成为远区核爆炸监测的重要手段之一^[3]。NEMP通过大地和电离层间构成的地球波导向远处传播, 受地球表面、电离层衰减的影响, 高频分量大幅减少, 到达远区时, NEMP的主频基本位于10~20 kHz, 与闪电电磁脉冲的相似性增加, 加大了远区核爆监测的难度。为实现NEMP和LEMP的有效识别, 国内众多学者针对两种信号的特征提取进行了大量研究。王涛等人^[4]利用时域特征概率分布实现了对近区NEMP和LEMP的自动识别, 但未对远区NEMP进行分析; 李鹏等人^[5]将AR参数模型法应用到信号的特征分析, 由于NEMP和LEMP的非平稳性, 该方法未能探究在时域和频域中的

* 收稿日期: 2021-08-27; 修订日期: 2022-02-07

基金项目: 中国科学院战略性先导专项项目(XDA17040503)

联系方式: 张震川, zhenchuan2021@163.com。

通信作者: 曹保锋, caobaofeng@sklnbcpc.cn。

局部性质; 庞新良等人^[6-7]结合小波理论研究了 NEMP 和 LEMP 的分形特征, 核爆电磁脉冲的识别率最高可达 97.8%; 张旭荣等人^[8-9]讨论了小波变换如何应用在 NEMP 识别上, 但受测不准原理限制, 小波变换难以捕捉到信号的细节特征; 祁树锋等人^[10]基于希尔伯特黄变换和 KNN 算法对 NEMP 和 LEMP 展开了实验研究, 平均识别率约为 90%。综上所述, 受特征提取方法或分类算法的限制, 这些识别方法所达到的识别率仍无法满足工程实际应用的需要, 为此, 本文提出了一种基于小波包分形技术的远区 NEMP 和 LEMP 识别方法, 通过 2 层小波包分解对信号进行处理, 重构各结点的小波系数并利用网格分形维数表征信号在不同频带上的复杂度, 通过最小二乘支持向量机 (LSSVM) 分类器, 对远区 NEMP 和 LEMP 进行识别, 取得了较为满意的识别结果。

1 数据获取与预处理

远区核爆电磁脉冲数据分为两部分, 一部分是利用核爆炸近区 NEMP 计算机模拟结果, 结合波跳理论和传播特性仿真计算得到的远区核爆 NEMP 数据, 共 34 条; 另一部分是我国早期核试验实测数据^[11], 共 32 条。其中实测数据为非均匀采样, 采样率与波形的变化快慢程度成正比, 为便于后续分析, 应用插值方法将其变换为均匀采样。所有 NEMP 信号的频率范围均为 0.5~100 kHz。

闪电电磁脉冲数据来自于野外闪电监测站, 共 1068 条, 数据采集系统频率范围为 3~400 kHz, 采样率为 2 MHz。

考虑到 NEMP 和 LEMP 数据来自于不同的采集系统, 为减小系统带宽的影响, 利用带宽为 3~100 kHz 的带通滤波器对两种信号进行带通滤波, 并以 512 μs 的时间窗固定信号长度, 最后对两种信号进行去直流、降噪和归一化处理。预处理后某个 LEMP 信号的波形如图 1 所示。

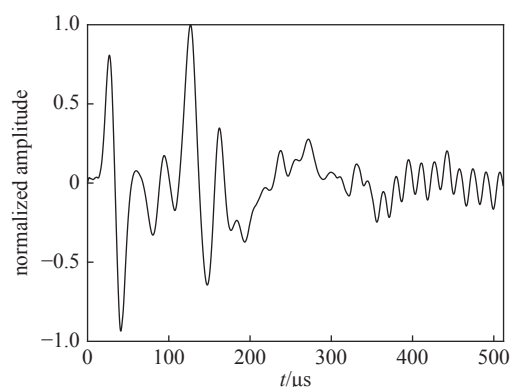


Fig. 1 Waveform of a preprocessed LEMP

图 1 预处理后的某次 LEMP 信号

2 小波包分析与分形维数的特征提取

小波包分形是一种新的非线性分析技术, 利用小波包变换将信号分解到若干个独立的频带内, 再对每个频带内的信号进行分形分析, 得到的分形维数可以度量信号的不规则度与复杂度。利用小波包分析与分形维数对信号进行处理, 可描述和比较信号在不同尺度下和不同频带内的细节特征。

2.1 小波包分析

小波包分析是从小波分析延伸出来的一种更加细致的信号分解和重构方法^[12], 兼顾了小波变换和傅里叶变换的优点, 具备空间局部化特性和多分辨率分析的能力, 有利于分析非平稳、非线性的 NEMP 和 LEMP 信号。小波包分析不仅能对低频分量进行分解, 还可对高频分量做进一步分解, 小波包 2 层分解过程如图 2 所示。

图 2 中, (0,0) 表示原始信号, (i,j) 表示对应结点的小波包系数 $X_{i,j}$, 其中 $i=0,1,2$, $j=0,1,2,3$ 。设 $S_{2,j}$ 为 $X_{2,j}$ 的重构信号, 则原始信号可表示为 $S = S_{2,0} + S_{2,1} + S_{2,2} + S_{2,3}$ 。若原始信号的频带范围为 $0 \sim \pi$, 则重构信号 $S_{2,j}$ 的频带范围为 $j\pi \sim (j+1)\pi/4$ 。

2.2 网格分形维数

将连续信号 $x(t)$ 数字化为数字信号 $x(i)$, $i=1,2,\dots,K$, 设采样率为 $1/\delta$, 则各时间点 t_i 的时间间隔为 δ 。假设 $x(t)$ 恰好可以被 N 个边长为 δ 的正方形覆盖, 如图 3 所示。若 δ 充分小, 且覆盖整段信号的网格总数为 $N(\delta)$, 根据分形维数定义可得

$$\lg N(\delta) = -d_F \lg \delta + \lg C \quad (1)$$

式中: d_F 为信号 $x(t)$ 的网格分形维数; d_F 和 C 为未知数, 单个方程无法求解。改变正方形边长为 $k\delta$, $k=1,2,\dots,K$, $N(k\delta)$ 表示新的网格总数, 可以得到

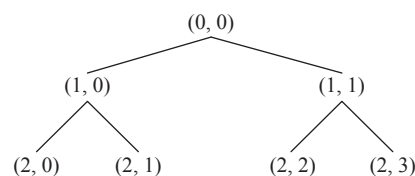


Fig. 2 Sketch of wavelet packets' two orders of decomposition

图 2 小波包 2 层分解结构图

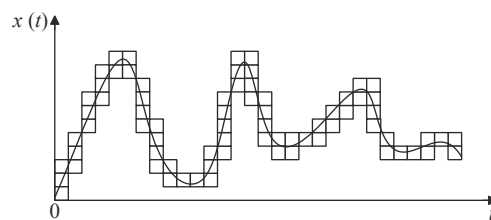


Fig. 3 Signal covered by grids

图 3 信号被网格覆盖

$$\lg N(k\delta) = -d_F \lg(k\delta) + \lg C \quad (2)$$

实际应用中, 信号 $x(t)$ 的网格分形维数可采用最小二乘法计算。具体计算过程为

$$\begin{cases} x_k = \lg(k\delta) \\ y_k = \lg N(k\delta) \end{cases} \quad (3)$$

根据最小均方差将 K 个点 (x_k, y_k) 拟合成一条直线, 该直线的斜率即待求的网格分形维数, 即

$$d_F = \frac{K \sum_{k=1}^K y_k x_k - \sum_{k=1}^K y_k \sum_{k=1}^K x_k}{K \sum_{k=1}^K x_k^2 - \left(\sum_{k=1}^K x_k \right)^2} \quad (4)$$

2.3 特征提取

利用 2 层小波包分解将 NEMP 和 LEMP 信号分解为 4 个分量, 即 $S_{2,0}$, $S_{2,1}$, $S_{2,2}$, $S_{2,3}$, 并利用式 (4) 分别计算其网格分形维数 $\dim(S_{2,i})$ 。考虑待分类样本在二维特征空间中的可分性优于一维, 通过将不同小波分量的分形维数进行组合以组成信号的二维分形特征。当 $\dim(S_{2,i})$ 分别与其他 3 个分形维数组成特征向量时, NEMP 和 LEMP 在二维特征空间下的分布如图 4 所示。可以发现, 两种信号在图 4(a) 和图 4(c) 中, 有较多的重叠区域; 在图 4(b) 中则具有较为明显的分界区域。因此, 选择 $\dim(S_{2,0})$ 和 $\dim(S_{2,2})$ 组成 NEMP 和 LEMP 的特征向量。

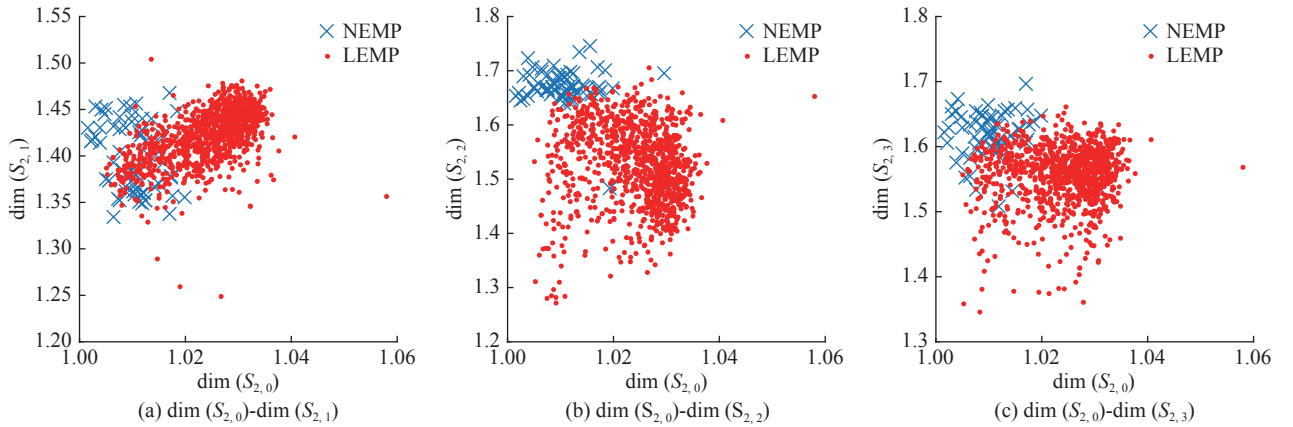


Fig. 4 Distribution diagram of the fractal dimensions on wavelet packet

图 4 不同组合下小波包分形维数特征分布

3 实验

通过小波包分形分析, 提取了 66 条 NEMP 数据、1068 条 LEMP 数据的小波包分形维数特征, 作为本次实验的数据集。

3.1 基于 LSSVM 的识别算法

最小二乘支持向量机是对标准支持向量机 (SVM) 的一种改进, 通过利用等式约束将 SVM 中复杂的规划问题简化为求解线性方程组问题, 解决了 SVM 中求解二次规划模型计算量大、计算速度慢的问题^[13]。

采用 LSSVM 作为分类器时, 以小波包分形维数特征 $\dim(S_{2,0})$, $\dim(S_{2,2})$ 组成 NEMP 和 LEMP 的二维特征向量作分类器的输入向量, 选择 RBF 核作为核函数。

为确定 LSSVM 模型中核参数 σ 和正则化参数 γ 两个关键参数, 使用五折交叉验证法展开参数寻优: 将训练集随机分为 5 等份, 每次选择 4 份数据训练分类器, 再利用剩下的 1 份数据进行测试, 以此依次进行 5 次分类器学习测试过程; 通过比较不同参数下 5 次测试的平均结果, 选取最优的参数组合。确定模型参数后, 将数据集按比例划分训练集和测试集, 展开后续模型训练和分类测试。

3.2 识别结果

3.2.1 参数寻优结果

考虑到 NEMP 样本量较少, 选择全部的 NEMP 样本及其 4 倍的 LEMP 样本用于五折交叉验证寻找最优的核参数和正则化参数。为提高寻优速度, 对模型参数取对数, 并确定 $\log_2(\sigma^2)$ 和 $\log_2(\gamma)$ 的参数范围分别为 $-5 \sim 5$ 和

-5~10, 搜索步长为 0.5, 实验结果如图 5 所示。当 $\log_2(\sigma^2)$ 和 $\log_2(\gamma)$ 分别取 -1 和 3 时, 识别率达到最高, 为 99.09%, 因此确定最优的参数组合为 $\sigma^2 = 0.1768, \gamma = 2.8284$ 。

3.2.2 测试结果

为减小 NEMP 和 LEMP 类别数据量不均衡的影响, 固定训练集中 NEMP 和 LEMP 的比例为 1:4; 同时, 为避免过拟合的情况和保证测试结果的可靠性, 选择 70% 的 NEMP 作为训练集, 剩下的作为测试集。本次实验数据具体的划分方式为: 训练样本由 46 个 NEMP 和 184 个 LEMP 组成, 测试样本由 20 个 NEMP 和 884 个 LEMP 组成。

根据交叉验证的结果, 选择 $\sigma^2 = 0.1768, \gamma = 2.8284$ 为 LSSVM 模型的参数, 利用划分好的数据集开展模型训练与测试, 以 NEMP, LEMP 的识别准确率衡量分类效果, 10 次实验结果如图 6 所示。10 次实验下, NEMP 和 LEMP 的平均识别率分别为 99.00%, 99.07%。与前期工作^[14]中的实验结果相比, 本次实验在增加 NEMP 样本量的情况下, 识别率不仅没有降低, 反而得到了提升, 效果较为明显。

3.3 不同分类算法的识别结果

为比较 LSSVM 算法、人工神经网络 (ANN) 和标准支持向量机 (SVM) 在远区核爆电磁脉冲识别问题上的适用性, 本文对 ANN 和 SVM 分类算法进行了识别实验验证。其中, 人工神经网络采用经典的 BP 神经网络, 选择 tansig 激励函数、单隐含层 4 个隐含神经元构造分类器模型; 标准支持向量机采用径向基核函数, 通过交叉验证确定核参数与惩罚系数。实验统计结果如表 1 所示, 相比于 ANN 和 SVM, 由于 LSSVM 算法学习能力更强, 具有更高的识别准确率。

4 结论

提出了一种基于小波包分形的核爆与闪电电磁脉冲识别方法, 使用小波包分形技术提取 NEMP 和 LEMP 的特征向量, 并利用 LSSVM 实现对两种信号的分类, 通过实测数据和仿真数据的实验验证, 得到以下结论: ①小波包分形技术可应用于 NEMP 识别, 能有效提取信号特征, 并有效区分远区 NEMP 和 LEMP 两种信号; ②相比于 ANN 和 SVM, LSSVM 在远区 NEMP 和 LEMP 的识别上表现得更好, 识别率能满足工程应用的需要。

参考文献:

- [1] 谢彦召, 王赞基, 王群书, 等. 高空核爆电磁脉冲波形标准及特征分析[J]. 强激光与粒子束, 2003, 15(8): 781-787. (Xie Yanzhao, Wang Zanji, Wang Qunshu, et al. High altitude nuclear electromagnetic pulse waveform standards: a review[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2003, 15(8): 781-787)
- [2] 冯一民. 高空核爆电磁脉冲的特点及其机理[J]. 军事通信技术, 1984, 5(3): 109-119. (Feng Yimin. The characteristics and mechanism of high altitude nuclear explosion electromagnetic pulse[J]. Journal of Military Communications Technology, 1984, 5(3): 109-119)
- [3] 吴江峰, 罗霞, 王锋. 利用核电磁脉冲进行远区核爆探测方法研究[C]//第十三届全国核电子学与核探测技术学术年会论文集(下册). 2006: 123-125. (Wu Jiangfeng, Luo Xia, Wang Feng. Discussing on far-region nuclear burst detection by NEMP[C]//Proceedings of the 13th National Annual Conference on Nuclear Electronics and Nuclear Detection Technology (Volume Two). 2006: 123-125)
- [4] 王涛, 陈福贵, 刘明, 等. 基于时域特征分布的核爆电磁脉冲识别算法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(8): 159-164. (Wang Tao, Chen Fugui, Liu Ming, et al. A discrimination algorithm of nuclear electromagnetic pulse based on characteristic parameters in time domain[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(8): 159-164)
- [5] 李鹏, 宋立军, 韩超, 等. 基于AR模型与神经网络的核爆与闪电电磁脉冲信号识别[J]. 强激光与粒子束, 2010, 22(12): 3052-3056. (Li Peng, Song Lijun,

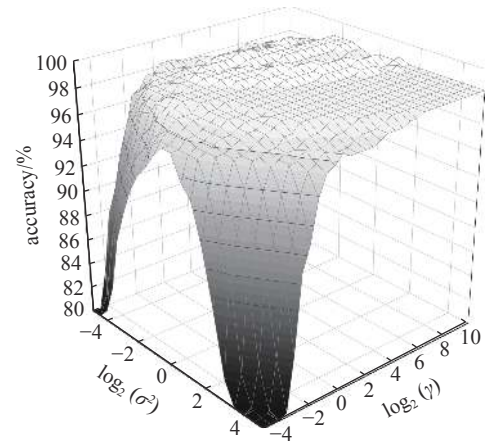


Fig. 5 Result of search for optimal parameters

图 5 参数寻优结果图

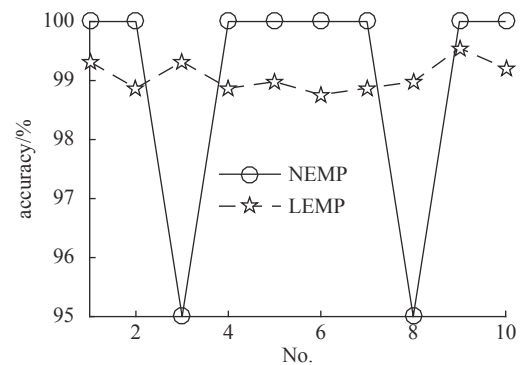


Fig. 6 Recognition accuracy of NEMP and LEMP in ten tests

图 6 10 次实验的识别结果

表 1 不同分类器的识别结果

Table 1 Accuracy of NEMP and LEMP in different classifier

| classifier | accuracy/% | |
|------------|------------|-------|
| | NEMP | LEMP |
| ANN | 95.00 | 98.42 |
| SVM | 95.00 | 98.64 |
| LSSVM | 99.00 | 99.07 |

- Han Chao, et al. Recognition of NEMP and LEMP signals based on auto-regression model and artificial neural network[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2010, 22(12): 3052-3056)
- [6] 庞新良, 李鹏, 范江兵, 等. 小波计盒分形维数核爆电磁脉冲信号模糊识别[J]. *强激光与粒子束*, 2012, 24(9): 2259-2263. (Pang Xinliang, Li Peng, Fan Jiangbing, et al. Fuzzy identification of NEMP signal based on wavelet and box-counting dimension eigenvalue[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2012, 24(9): 2259-2263)
- [7] 祁树锋, 李夕海, 韩绍卿, 等. 基于多重分形分析的核爆与雷电电磁脉冲识别[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(7): 8-10,16. (Qi Shufeng, Li Xihai, Han Shaoqing, et al. Discrimination of nuclear explosion and lightning electromagnetic pulses using multi-fractal analysis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(7): 8-10,16)
- [8] 张旭荣, 张妙兰, 刘新中. 小波变换在核爆电磁脉冲信号识别中的应用[J]. *电子科学学刊*, 1999, 21(5): 710-712. (Zhang Xurong, Zhang Miaolan, Liu Xinzhong. Studies of recognition methods of nuclear and lightning impulse signals with applications of wavelet transform[J]. *Journal of Electronics*, 1999, 21(5): 710-712)
- [9] Li Peng, Zheng Yi, Han Chao, et al. Lightning and nuclear explosion pattern recognition from optical and electromagnetic data[C]//2014 11th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. 2014: 485-489.
- [10] 祁树锋, 李夕海, 韩绍卿, 等. 基于Hilbert谱区域能量比的核爆与雷电电磁脉冲识别[J]. *振动与冲击*, 2013, 32(3): 163-166. (Qi Shufeng, Li Xihai, Han Shaoqing, et al. Discrimination of nuclear explosion and lightning electromagnetic pulse using regional energy ratio of Hilbert spectrum[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2013, 32(3): 163-166)
- [11] 陈祝东. 远区核爆电磁脉冲[M]. 北京: 解放军出版社, 1985: 6. (Chen Zhudong. Nuclear explosion electromagnetic pulses in distance area[M]. Beijing: The People's Liberation Army Press, 1985: 6)
- [12] 罗毅, 甄立敬. 基于小波包与倒频谱分析的风电机组齿轮箱齿轮裂纹诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(3): 210-214. (Luo Yi, Zhen Lijing. Diagnosis method of turbine gearbox gearcrack based on wavelet packet and cepstrum analysis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(3): 210-214)
- [13] Ji Wei, Chen Guangyu, Xu Bo, et al. Recognition method of green pepper in greenhouse based on least-squares support vector machine optimized by the improved particle swarm optimization[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 119742-119754.
- [14] 张震川, 曹保锋, 李鹏. 基于HHT与LSSVM的远区核爆电磁脉冲识别[J]. *强激光与粒子束*, 2021, 33: 076003. (Zhang Zhenchuan, Cao Baofeng, Li Peng. Recognition of far-region nuclear electromagnetic pulse based on Hilbert-Huang transform and least square support vector machine[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2021, 33: 076003)