



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2403379

引用格式:卿朝进,张银杰,张岷涛,等.高空核爆电磁脉冲的参数识别与实验验证[J].科学技术与工程,2025,25(9):3749-3759.

Qing Chaojin, Zhang Yinjie, Zhang Mintao, et al. High-altitude electromagnetic pulse parameter identification and experimental verification [J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(9): 3749-3759.

高空核爆电磁脉冲的参数识别与实验验证

卿朝进¹, 张银杰¹, 张岷涛¹, 魏茂刚², 林辉³

(1. 西华大学电气与电子信息学院, 成都 610039; 2. 西华大学计算机与软件工程学院, 成都 610039;
3. 成都航天凯特机电科技有限公司, 成都 611730)

摘要 在时变的无线场景中传输的高空核爆电磁脉冲 (high altitude electromagnetic pulse, HEMP) 不可避免地产生波形畸变, 导致 HEMP 参数识别精确度显著地降低。为解决这一难题, 考虑无线信道对 HEMP 波形的影响, 利用其波形特征, 研究基于极限学习机参数识别网络 (extreme learning machine parameter identification network, ELM-PInet) 的参数识别方法, 以改善 HEMP 参数识别精确度。首先, 从无线传输理论出发, 构建 HEMP 波形传输模型, 诠释无线信道对 HEMP 波形的非线性影响。随后, 构建 ELM-PInet 进行波形畸变抑制, 改善 HEMP 参数识别精度。最后, 基于实验平台, 对提出方法进行了现场辐照实验验证。仿真结果表明, 相比于经典的 HEMP 参数识别方法, 提出方法可改善 HEMP 参数的识别精度; 针对不同的参数影响, ELM-PInet 参数识别方法具有鲁棒性。同时, 通过现场辐照实验进一步验证了提出方法的有效性。

关键词 高空核爆电磁脉冲; 波形畸变; 参数识别; 极限学习机; 无线传输; 辐照试验

中图分类号 TP181; 文献标志码 A

High-altitude Electromagnetic Pulse Parameter Identification and Experimental Verification

QING Chao-jin¹, ZHANG Yin-jie¹, ZHANG Min-tao¹, WEI Mao-gang², LIN Hui³

(1. School of Electrical and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China;
2. School of Computer and Software Engineering, Xihua University, Chengdu 610039, China;
3. Chengdu Aerospace Kate Electromechanical Technology Co., Ltd., Chengdu 611730, China)

[Abstract] In dynamic wireless environments, the distortion of transmission waveform is inevitably present, deteriorating the accuracy of identifying high altitude electromagnetic pulse (HEMP) parameters. To address this issue, an extreme learning machine parameter identification network (ELM-PInet)-based parameter identification method was investigated, which leverages the characteristics of HEMP waveform and considers the impact of wireless channels, thereby improving the accuracy of HEMP parameter identification. To demonstrate the nonlinear effects of wireless channels, the transmission model of HEMP waveform was first constructed based on wireless transmission theory. Subsequently, an ELM-PInet was developed to suppress waveform distortion and improve the identification accuracy of HEMP parameters. Finally, the proposed method was validated through field irradiation test on the experimental platform. Simulation results demonstrate that compared to classical HEMP parameter identification methods, the identification accuracy of HEMP parameters is enhanced by the proposed method. Furthermore, the ELM-PInet-based parameter identification method exhibits its robustness against the impacts of different parameters. Additionally, the effectiveness of the proposed method is further validated through field irradiation experiments.

[Keywords] high altitude electromagnetic pulse (HEMP); waveform distortion; parameter identification; extreme learning machine; wireless transmission; irradiation experiment

高空核爆电磁脉冲 (high altitude electromagnetic pulse, HEMP) 能量范围主要集中在 300 MHz 以下, 对工作在此频段内的无线通信设备造成严重威胁^[1]。虽然现有大多数应用已根据防雷要求在天线端口安装雷电防护器, 但能否有效抵挡 HEMP 的

高强度冲击, 仍有待进一步验证^[2]。根据持续时间、峰值功率、上升时间和波形频谱的特点, HEMP 波形分为早期 (E1)、中期 (E2) 和晚期 (E3) 3 个阶段^[3]。对于天线、线缆等小尺度耦合结构主要关注 E1 阶段波形。E1 阶段波形具有分布范围广、脉冲

收稿日期: 2024-05-08 修订日期: 2024-12-27

基金项目: 国家自然科学基金 (62301447); 四川省科技计划 (2023YFG0316); 四川省科技计划“揭榜挂帅”项目 (23GSC00004); 西华大学校
重点项目 (Z1320929); 中国高校产学研创新基金 (2021ITA10016)

第一作者: 卿朝进 (1978—), 男, 汉族, 四川安岳人, 博士 (博士后), 教授。研究方向: 无线网络与通信。E-mail: qingchj@mail.xhu.edu.cn。

投稿网址: www.stae.com.cn

幅值大、频谱范围宽和作用时间短等特点,对无线通信设备威胁最大^[4]。通过参数估计,预测 E1 阶段波形的能量、频谱、幅度和持续时间等特征,可以评估设备在不同 HEMP 冲击下的防护性能。因此,准确识别 HEMP 参数,对有效应对 HEMP 冲击极其重要^[5]。然而,HEMP 波形的复杂多变趋势,出现了诸如 Bell 试验室和 MIL-STD-461E 标准波形及其系列延伸波形等问题,给战场电子系统的生存带来了严峻的考验^[6-7]。随着该领域研究和工程技术的持续发展,亟待与时俱进地改善 HEMP 波形参数识别精度,助力电子设备对 HEMP 冲激的针对性防护,显著提升中国电子设备在未来战场上的生存能力。

目前,已有一定数量的文献对 HEMP 的波形参数表征与识别进行了研究^[6-12]。在文献[6]中,从时域参数、频谱、归一化累积能流谱和总能量密度等方面,比较了 E1 阶段 HEMP 的各种波形参数;文献[7]使用时域有限差分算法,分析了不同条件下近地面的电磁脉冲环境下的 HEMP 波形参数;文献[8]使用时域波形电磁范数的 HEMP 标准波形确定方法,表征了 HEMP 效应的响应参数与波形参数之间的关系。在脉冲波形参数识别方面,文献[9]使用统计方法对 HEMP 和超宽带脉冲进行参数估计;文献[10]使用粒子群算法进行核信号脉冲参数的识别;文献[11]推导了 HEMP 脉冲波形参数的相对误差与定标截止频率之间的关系,并基于关系曲线进行脉冲带宽估计;文献[12]推导了双指数波形的带宽,并讨论了测量该波形所需的最小带宽。尽管文献[6-12]在 HEMP 参数表征与识别方面取得了一定的进展,但在计算大量 HEMP 波形参数和场分布时,数值计算和拟合预测方法存在诸多问题,如计算时间长、拟合效果不理想等。为弥补这些缺陷和非线性因素,文献[13]使用机器学习方法建立多参数快速计算模型,批量计算 HEMP 波形参数,展示出了新颖的视角。

然而,文献[13]中基于机器学习的 HEMP 参数识别,仍面临诸多问题。如不断变化的无线场景影响参数的识别精度,没有考虑到 HEMP 无线传输带来的波形畸变,无线场景中的泛化性需要改善;收集大量的训练数据费时、费力、耗成本;训练时间长,参数调谐复杂,等等。相比之下,极限学习机(extreme learning machine, ELM)具有训练周期短、参数调谐简单(简单的矩阵求逆)、训练集数据量需求小(如 10^4 个样本),泛化能力强等优势^[14]。因此,ELM 在 HEMP 参数识别时可能更具有优势。

为此,现借助 ELM 的诸多优势,研究基于极限学习机参数识别网络(extreme learning machine pa-

rameter identification network, ELM-PInet) 的参数识别方法,以改善 HEMP 参数识别精确度。具体地,根据 HEMP 近地辐照模型,收集畸变的 HEMP 波形数据,基于其数据特征构建 ELM-PInet。利用神经网络求解非线性问题的优势,捕获信道特征并抑制非线性因素干扰,从而改善 HEMP 参数识别的精度。通过仿真实验验证所提方法可改善 HEMP 参数的识别精度,针对不同的参数影响,ELM-PInet 参数识别方法具有鲁棒性;在训练信道参数和测试信道参数不同的情况下,验证本文方法的泛化性。此外,还搭建实验平台进行现场实验,利用收集的现场实验数据,验证提出方法在真实场景下的有效性。

1 HEMP 近地辐照模型

1.1 典型 HEMP 波形

在国际标准中,使用双指数波形作为 HEMP 的标准电场波形,其电场波形 $E(t)$ ^[15] 可表示为

$$E(t) = \begin{cases} 0, & t \leq 0 \\ E_0 k_0 (e^{-\alpha t} - e^{-\beta t}), & t > 0 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: E_0 为电场的最大幅值; k_0 为归一化系数; α 和 β 为波形指数参数。对电场波形 $E(t)$ 进行采样,形成波形采样矢量 $\mathbf{E} \in \mathbf{R}^{L \times 1}$, 其中, L 表示一个 HEMP 波形的采样点数。

归一化系数 k_0 可以根据 α 和 β 的取值计算得到。根据文献[9], k_0 可表示为

$$k_0 = \frac{1}{e^{-\alpha t_{\max}} - e^{-\beta t_{\max}}} \quad (2)$$

式(2)中: t_{\max} 为电场波形的峰值时刻,满足条件为

$$t_{\max} = \frac{\ln \alpha - \ln \beta}{\alpha - \beta} \quad (3)$$

根据文献[9],取 t_r 和 t_{FWHM} 分别表示 HEMP 波形的上升时间和 HEMP 波形的半高宽。也即是, t_r 表示脉冲幅度取值从 E_0 的 10% 上升到 E_0 的 90% 的时间段; t_{FWHM} 表示脉冲信号从脉冲上升沿 E_0 的 50% 处到脉冲下降沿 E_0 的 50% 处的时间间隔。对于给定的参数 α 和 β , t_r 和 t_{FWHM} 是恒定的^[9], 可以根据式(4)^[16] 计算得到,即

$$\begin{cases} t_{\text{FWHM}} = \frac{1}{\alpha} \sqrt{5.4 \frac{\alpha}{\beta} + 0.485 + \Delta_1} \\ t_r = \frac{1}{t_{\text{FWHM}}} \frac{1.505 + \Delta_2}{\alpha \beta} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中: Δ_1 和 Δ_2 为校正项,其值为常数。根据文献[16],当 $\frac{\beta}{\alpha} > 10$ 时, $\Delta_1 \approx 0$, $\Delta_2 \approx -0.05$ 。

对于天线、线缆等小尺度耦合结构,主要关注 E1 阶段波形。根据式(1)~式(4)的计算关系,E1

时期 HEMP 的几种标准的波形参数如表 1 所示^[7], 其电场波形如图 1 所示。

从图 1 中可以观察到,各标准均是通过修正系数 k_0 把峰值定为 50 kV/m。但时域参数却存在很大的变化,根据文献[7],可以将 HEMP 的波形持续时间分为 3 种主要类型,即较短(MIL-STD-461E 标准),中等(Bell 实验室标准),较长(1976 年出版物标准)。其主要特点是上升沿变缓,持续时间变长。

表 1 几种 E1 期的 HEMP 波形参数
Table 1 Parameters of HEMP waveforms for several E1 phases

参数	MIL-STD-461E 标准 ^[17]	Bell 实验室标准 ^[18]	1976 年出版物标准 ^[19]
k_0	1.30	1.05	1.04
α/s^{-1}	4×10^7	4×10^6	1.5×10^6
β/s^{-1}	6×10^8	4.76×10^8	2.6×10^8
t_r/ns	2.5	4.1	7.8
t_{FWHM}/ns	23	184	483
$E_0/(kV \cdot m^{-1})$	50	50	50

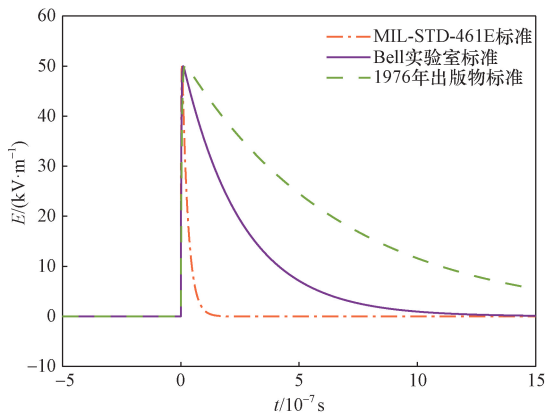


图 1 几种 E1 期的 HEMP 时域波形

Fig. 1 Time-domain waveforms of HEMP for several E1 phases

1.2 HEMP 近地辐照模型

考虑空对地辐照场景。HEMP 波形经无线空间的传播后,到达接收机。在接收机观察到的 HEMP 波形可表示为

$$y(t) = E(t) \otimes h(t, \tau) + n(t) \quad (5)$$

式(5)中: $E(t)$ 为 HEMP 辐射波形[根据(1)表征]; \otimes 表示线性卷积运算; $h(t, \tau)$ 为 HEMP 波形经历的无线传输信道; $n(t)$ 为接收机的本地噪声,可模型化为高斯噪声^[20],即 $n(t) \sim CN(0, \sigma^2)$,其中 σ^2 为噪声方差。对接收到的 HEMP 波形进行采样,形成 HEMP 波形矢量 $\mathbf{y} \in \mathbf{C}^{L \times 1}$ 。

由于地面不可避免地存在树木、山丘等散射体或遮挡物,因此 $h(t, \tau)$ 通常可模型化为莱斯信道场景^[21],即

$$h(t) = g \sqrt{\frac{k}{k+1}} h_{LoS}(t) + g \sqrt{\frac{1}{k+1}} P_\ell \sum_{\ell=0}^{M-1} h_{NLoS, \ell}(t) \quad (6)$$

式(6)中: g 为大尺度衰落因子,由收发双方的距离与周围的高大遮挡物决定; k 为莱斯因子,表示直射路径与等效多条反射路径的能量强度比; P_ℓ 为第 ℓ 条路径的功率; M 为多径条数; h_{LoS} 为直射分量; h_{NLoS} 为非直射分量。根据表 1 中 E1 期的 HEMP 波形参数,给出近地辐照模型下的电场波形,如图 2 所示。

从图 2 可以看出,相对于发射的标准 HEMP 波形,接收到的 HEMP 波形产生了畸变。这主要是由于 HEMP 波形在无线中传输,其经历多条路径形成了多径干扰;此外,收发机不可避免地存在噪声也是因素之一。波形的畸变进一步加剧了 HEMP 波形参数的识别困难。

需要注意的是,这里仅仅以 3 个典型 HEMP 波形为示例,阐述畸变影响。然而,现实中的 HEMP 波形随不同的参数设置会衍生出不计其数的实际 HEMP 波形。因此,精确识别 HEMP 波形参数难度极大。无线传输引起的 HEMP 波形畸变造成 HEMP 波形参数的精确识别更加困难,不得不从畸变失真视角研究与开发新的识别方法。

然而,现有的大多数研究,如文献[8],并没有考虑 HEMP 无线传输带来的波形畸变。因此,其识别到的 HEMP 波形参数的难以准确,亟待进一步改进。为解决这一问题,考虑无线传输对 HEMP 波形参数识别的影响;基于 HEMP 近地辐照信道模型,研究 HEMP 参数识别。

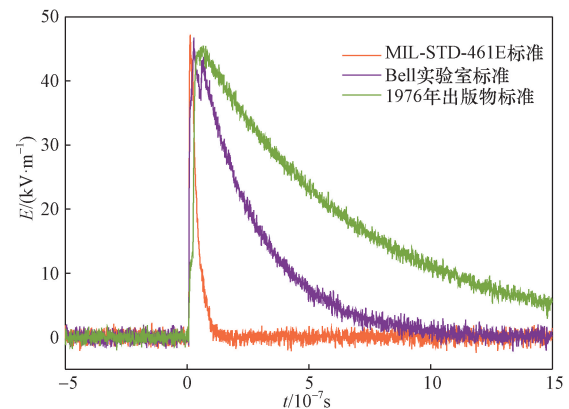


图 2 近地辐照模型下的 HEMP 波形

Fig. 2 Near-earth radiation exposure model of HEMP waveform

2 基于 ELM-PI-net 的 HEMP 参数识别

机器学习具有很强的表达能力,可以处理无线场景变化引起的非线性因素干扰^[22]。然而,无线场景的变化会影响识别精度。此外,深度神经网络训

练需要收集大量训练数据,面临费时费力、训练时间长、参数调谐复杂等问题^[23]。相比之下,ELM 具有训练周期短、参数调谐简单、训练集数据需求小以及泛化能力较强等优势^[24-25]。

2.1 ELM-PInet 网络架构

ELM-PInet 的网络架构如表 2 所示。其输入层节点数为 L , 隐藏层节点数为 $4L$ 以及输出层节点数为 N_s 。

表 2 ELM-PInet 网络架构

参数	输入层	隐藏层	输出层
神经元个数	L	$4L$	N_s
激活函数	Linear	Sigmoid	Linear

在表 2 中,输入层节点数 L 由输入 HEMP 波形的数据长度给定。输出层的节点数 N_s 由需识别的 HEMP 波形参数种类给定。此外,隐藏层节点数为 $4L$ ^[26]。与隐藏层节点数为 $10L$ 的文献^[26]相比,表 2 给出 ELM-PInet 网络具有更少的网络参数。

根据文献^[27], Sigmoid 函数适用于解决分类问题。为此,将隐藏层的激活函数选择为 Sigmoid 函数。Sigmoid 函数^[27-28]可表示为

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (7)$$

不失一般性,ELM 网络的输入层和输出层采用了线性激活函数。

2.2 ELM-PInet 网络训练

通常情况下,深度神经网络训练需要百万量级甚至更多的样本数量。相比之下,ELM 网络训练所需的样本数就小得多(如 10^4 个训练样本)^[14]。这为收集现场辐照数据减轻了难度,也是采用 ELM-PInet 的主要原因之一。

2.2.1 训练数据集生成

步骤 1 仿真数据集生成。

(1) 参考文献^[9]中 α 和 β 参数的取值,将 HEMP 波形参数 β 设置为 $\beta = 6 \times 10^8$, 参数 β 和 α 的比值满足 $\frac{\beta}{\alpha} \in [15, 180]$ 。根据参数 α, β 和式(2)计算得到 k_0 。然后,将 k_0 代入式(1)计算得到 $E(t)$ 。对 HEMP 波形 $E(t)$ 进行采样,则一个 HEMP 波形包含 $L = 2000$ 个采样数据。

(2) 根据式(5)给出的 HEMP 近地辐照模型,生成接收信号 $y(t)$ 。信道模型 $h(t, \tau)$ 由式(6)给出;其中,大尺度衰落系数 g 被归一化,并均匀分布在 $[0.1, 1]$ 范围内^[31];莱斯因子取值为 $k = 10$;考虑多径条数为 $M = 4$, 根据文献^[20], 每条路径的大小分别设置为: $P_0 = 0.65$, $P_1 = 0.52$, $P_2 = 0.45$,

$P_3 = 0.32$ 。本地噪声方差设置为 $\sigma^2 = 1$ 。

(3) 共生成 $N_t = 10^4$ 个训练样本,表示为 $\{y_i, T_i\}_{i=1}^{N_t}$ 。其中, $y_i \in \mathbf{R}^{L \times 1}$ 表示第 i 个训练样本; $T_i \in \mathbf{R}^{N_s \times 1}$ 为第 i 个训练样本对应的训练标签。

步骤 2 实测数据收集。

通过与某单位合作,搭建了 HEMP 的辐照实验平台。借助实验平台,采集了 HEMP 的电场波形。由于 HEMP 实验的复杂性和危险性,导致其实测数据十分难得。通过 HEMP 的辐照试验,采集到了数 10 组参数电场波形。现场实验生成的发射波形的参数根据 MIL-STD-461E 标准设置,即 $k_0 = 1.3$, $\alpha = 4 \times 10^7$, $\beta = 6 \times 10^8$, $t_r = 2.5 \text{ ns}$, $t_{\text{FWHM}} = 23 \text{ ns}$, $E_0 = 50 \text{ kV/m}$ 。借助辐照实验平台收集到的数据进一步验证提出方法的有效性。

2.2.2 离线训练

ELM-PInet 的离线训练过程如表 3 所示。在 ELM-PInet 训练过程中,输入权重矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{4L \times L}$ 与隐藏层偏置矢量 $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^{4L \times 1}$ 的各元素,根据分布 $\text{CN}(0, 1)$ 随机地生成^[29-30]。对于第 i ($i = 1, 2, \dots, N_t$) 个训练样本 $\{y_i, T_i\}$, ELM-PInet 的隐藏层输出 $H_i \in \mathbf{R}^{4L \times 1}$ 为

$$H_i = \text{Sigmoid}(\mathbf{W} y_i + \mathbf{b}) \quad (8)$$

式(8)中: $\text{Sigmoid}(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数,由式(7)定义。根据式(8),收集 N_t 组 H_i , 形成隐藏层输出矩阵 $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{4L \times N_t}$, 表示为

$$\mathbf{H} = [H_1, H_2, \dots, H_{N_t}] \quad (9)$$

相应地,训练标签矩阵 $\mathbf{T} \in \mathbf{R}^{N_s \times N_t}$ 表示为

$$\mathbf{T} = [T_1, T_2, \dots, T_{N_t}] \quad (10)$$

根据隐藏层输出矩阵 \mathbf{H} 和训练标签矩阵 \mathbf{T} , 计算输出加重矩阵 $\beta \in \mathbf{R}^{L \times 4L}$ 为

$$\beta = \mathbf{T} \times \mathbf{H}^\dagger \quad (11)$$

式(11)中: $(\cdot)^\dagger$ 为求 Moore-Penrose 伪逆操作^[31]。最后,保存 ELM-PInet 的网络参数为 $\{\mathbf{W}, \mathbf{b}, \beta\}$ 。

表 3 ELM-PInet 离线训练过程

Table 3 Offline training process of ELM-PInet
输入: 训练样本和训练标签构成的训练样本集合 $\{y_i, T_i\}_{i=1}^{N_t}$ 。
输出: ELM-PInet 网络参数 $\{\mathbf{W}, \mathbf{b}, \beta\}$ 。
(1) 根据 $\text{CN}(0, 1)$, 随机产生输入权重矩阵 \mathbf{W} 、隐藏层偏置向量 \mathbf{b} 。
(2) FOR $i = 1, 2, \dots, N_t$ 根据样本 $\{y_i, T_i\}$ 、 \mathbf{W} 和 \mathbf{b} , 利用式(8)计算得到隐藏层输出矢量 H_i 。 END FOR
(3) 收集 N_t 组隐藏层输出矢量 H_i , 根据式(9)形成隐藏层输出矩阵 \mathbf{H} 。
(4) 根据式(10)形成训练标签矩阵 \mathbf{T} 。
(5) 基于隐藏层输出矩阵 \mathbf{H} 和训练标签矩阵 \mathbf{T} , 根据式(11)计算输出加重矩阵 β 。

2.3 基于 ELM-PInet 的 HEMP 参数识别

基于 ELM-PInet 的 HEMP 参数识别过程如表 4 所示。将接收信号矢量 \mathbf{y} 作为 ELM-PInet 的输入,得到 ELM-PInet 网络的输出 $\mathbf{O} \in \mathbf{R}^{N_s \times 1}$, 表示为

$$\mathbf{O} = \beta \text{Sigmoid}(\mathbf{W}\mathbf{y} + \mathbf{b}) \quad (12)$$

由于存在 N_s 类 HEMP 波形参数 $\{\{\alpha_1, \beta_1\}, \{\alpha_2, \beta_2\}, \dots, \{\alpha_{N_s}, \beta_{N_s}\}\}$, ELM-PInet 网络的输出 \mathbf{O} 表示为

$$\mathbf{O} = [\mathbf{O}_1, \mathbf{O}_2, \dots, \mathbf{O}_{N_s}]^T \quad (13)$$

根据识别概率最大化,从 N_s 类 HEMP 波形中识别出当前波形,表示为

$$\hat{n}_{\text{est}} = \underset{1 \leq n \leq N_s}{\text{argmax}} |\mathbf{O}_n| \quad (14)$$

基于估计到的 \hat{n}_{est} ,找到 HEMP 波形参数集合 $\{\{\alpha_1, \beta_1\}, \{\alpha_2, \beta_2\}, \dots, \{\alpha_{N_s}, \beta_{N_s}\}\}$ 中对应的参数 HEMP 波形参数 $\{\alpha, \beta\}$ 的估计值为 $\{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}, \beta_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}\}$ 。从而,基于式(4),计算得到 HEMP 的半高宽 \hat{t}_{FWHM} 和上升时间 \hat{t}_r 分别为

$$\begin{cases} \hat{t}_{\text{FWHM}} = \frac{1}{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}} \sqrt{5.4 \frac{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}}{\beta_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}} + 0.485 + \Delta_1} \\ \hat{t}_r = \frac{1}{\hat{t}_{\text{FWHM}}} \frac{1.505 + \Delta_2}{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge} \beta_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}} \end{cases} \quad (15)$$

需要说明的是,估计到索引 \hat{n}_{est} ,等效于估计到了参数 $\{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}, \beta_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}\}$,也等效于计算得到了半高宽 \hat{t}_{FWHM} 和上升时间 \hat{t}_r 。因此,在实际实现过程中,可以根据波形参数集合 $\{\{\alpha_1, \beta_1\}, \{\alpha_2, \beta_2\}, \dots, \{\alpha_{N_s}, \beta_{N_s}\}\}$,利用映射关系,提前形成 \hat{t}_{FWHM} 和 \hat{t}_r 的集合 $\{\{\hat{t}_{\text{FWHM}, \alpha_1}, \hat{t}_r, \beta_1\}, \{\hat{t}_{\text{FWHM}, \alpha_2}, \hat{t}_r, \beta_2\}, \dots, \{\hat{t}_{\text{FWHM}, \alpha_{N_s}}, \hat{t}_r, \beta_{N_s}\}\}$ 。从而利用查表法加速在线半高宽和上升时间的生成速度。

表 4 基于 ELM-PInet 的 HEMP 参数识别
Table 4 HEMP parameter identification based on ELM-PInet

输入:接收信号矢量 \mathbf{y} ,网络参数 $\{\mathbf{W}, \mathbf{b}, \beta\}$ 。
输出:HEMP 的形状参数 \hat{t}_{FWHM} 和 \hat{t}_r 。
(1) 根据接收信号样本 \mathbf{y} ,利用式(12)计算 ELM-PInet 的输出 \mathbf{O} 。
(2) 根据识别概率最大化,基于 ELM-PInet 的输出 \mathbf{O} ,根据式(14)估计接收信号矢量 \mathbf{y} 的种类 \hat{n}_{est} ,获得估计参数 $\{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}, \beta_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}\}$ 。
(3) 根据式(15),利用估计参数 $\{\alpha_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}, \beta_{\hat{n}_{\text{est}}}^{\wedge}\}$ 计算 HEMP 的半高宽 \hat{t}_{FWHM} 和上升时间 \hat{t}_r 。

3 辐照实验仿真验证

3.1 参数设置

参考文献[9]中 α 和 β 参数的取值,将 HEMP 波形参数 β 设置为 $\beta = 6 \times 10^8$,参数 β 与 α 的比值满足 $\frac{\beta}{\alpha} \in [15, 180]$ 。根据文献[6],HEMP 标准峰值场强幅值 E_0 设置为 50 kV/m。根据 HEMP 波形参数 α, β 和 E_0 的取值,结合式(1)~式(3),生成 HEMP 波形 $E(t)$ 。对生成的 HEMP 波形 $E(t)$ 按 $L = 2000$ 个采样点进行采样。信道模型 $h(t, \tau)$ 由式(6)给出;其中,大尺度衰落系数 g 被归一化,并均匀分布在区间 $[0.1, 1]$ 上^[32];莱斯因子取值为 $k = 10$;考虑多径条数为 $M = 4$,参照文献[20]的功率设置,将每条无线传输路径的功率设置为: $P_0 = 0.65, P_1 = 0.52, P_2 = 0.45, P_3 = 0.32$ 。本地噪声方差设置为 $\sigma^2 = 1$ 。ELM-PInet 输出的 HEMP 形状参数 \hat{t}_{FWHM} 和 \hat{t}_r 的相对误差^[11]定义为

$$\begin{cases} e_{T_{\text{FWHM}}} = \left| 1 - \frac{\hat{t}_{\text{FWHM}}}{t_{\text{FWHM}}} \right| \times 100\% \\ e_{T_r} = \left| 1 - \frac{\hat{t}_r}{t_r} \right| \times 100\% \end{cases} \quad (16)$$

式(16)中: \hat{t}_{FWHM} 和 \hat{t}_r 分别为 HEMP 半高宽和上升时间的估计值。

3.2 误差分析

为了验证本文方法的有效性,图 3 给出了 HEMP 波形半高宽 \hat{t}_{FWHM} 和上升时间 \hat{t}_r 的相对误差 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 和 e_{T_r} 。

在每个给定的 $\frac{\beta}{\alpha}$ 取值下,本文方法得到的相对误差 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 和 e_{T_r} 均要低于文献[11]方法计算得到

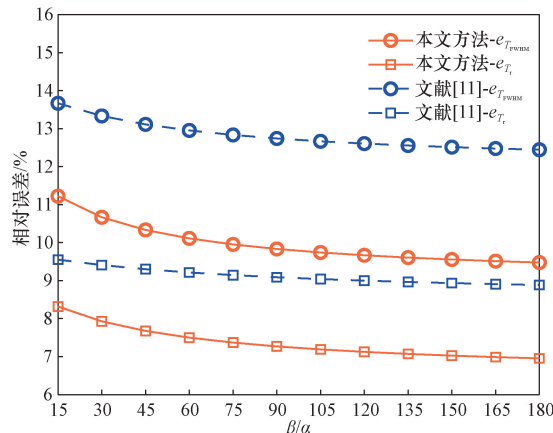


图 3 波形参数的相对误差随 β/α 的变化曲线
Fig. 3 The relative error of waveform parameters varies with β/α

的相对误差。例如,在 $\frac{\beta}{\alpha} = 15$ 时,本文方法和文献[11]计算得到的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 分别为 11.22% 和 13.67%。同样,本文方法和文献[11]计算得到的 e_{T_r} 分别为 8.32% 和 9.55%。这说明了在 HEMP 波形畸变的情况下,本文方法的参数识别精度要优于文献[11]。其原因在于,文献[11]方法没有考虑 HEMP 无线传输带来的波形畸变。而本文方法采用 ELM-Pinet 提取无线传输的 HEMP 波形畸变特征,在一定程度上抑制了无线传输带来的非线性影响。因此,本文方法可以获得比文献[11]更低的相对误差。

随着参数值 $\frac{\beta}{\alpha}$ 的增大,本文方法和文献[11]方法的相对误差均减小,直至保持相对稳定。例如,当 $\frac{\beta}{\alpha}$ 从 15 增加到 180,本文方法得到的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 从 11.22% 减小到 9.48%,文献[11]得到的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 从 13.67% 减小到 12.44%。同样,本文方法得到的 e_{T_r} 从 8.32% 减小到 6.95%,文献[11]得到的 e_{T_r} 从 9.55% 减小到 8.88%。在给定的所有情况下,本文方法的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 和 e_{T_r} 均低于文献[11]。这表明了即使无线场景发生变化,本文方法在处理由 HEMP 无线传输引起的非线性因素干扰方面仍然具有优势。

总体上,相比于文献[11],本文方法可以获得更低的参数相对误差。因此,提出方法可有效地改善 HEMP 参数识别精度。

3.3 参数影响分析

首先,验证莱斯因子 k 对 HEMP 参数识别的影响。随后,在不同多径条数 M 的取值下,验证本文方法的健壮性。

3.3.1 莱斯因子的鲁棒性分析

为验证莱斯因子 k 对 HEMP 波形参数识别的影响,仿真了莱斯因子 k 为 5、10 和 15 时的相对误差,如图 4 和图 5 所示。除莱斯因子 k 变化外,其他仿真参数与 3.1 节中所述的参数设置保持一致。

在莱斯因子相同时,本文方法得到的相对误差均要低于文献[11]。例如,在莱斯因子 $k = 5$ 的情况下,参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 15$ 时,本文方法和文献[11]计算得到的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 分别为 11.64% 和 13.99%,计算得到的 e_{T_r} 分别为 8.55% 和 9.78%。在参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 时,本文方法和文献[11]计算得到的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 分别为 7.09% 和 9.08%,计算得到的 e_{T_r} 分别为 8.55% 和

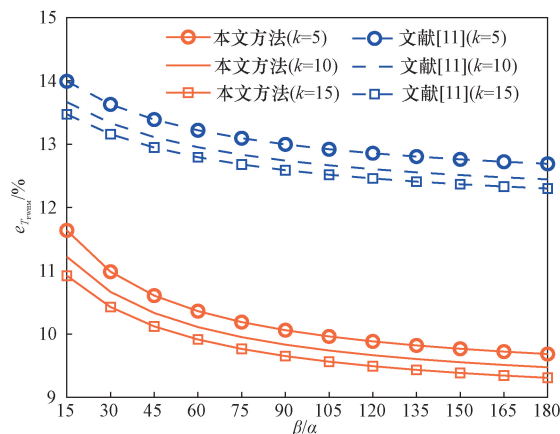


图 4 不同莱斯因子下 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 随 β/α 的变化曲线

Fig. 4 The variation curve of $e_{T_{\text{FWHM}}}$ with β/α under different Rice factors

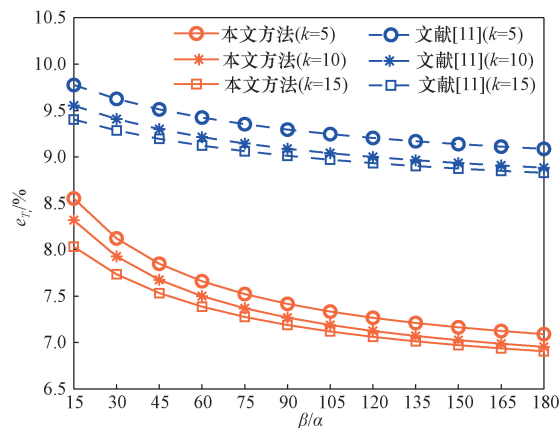


图 5 不同莱斯因子下 e_{T_r} 随 β/α 的变化曲线

Fig. 5 The variation curve of e_{T_r} with β/α under different Rice factors

9.78%。这说明了对于给定莱斯因子,在任意参数 $\frac{\beta}{\alpha}$ 下,本文方法可以获得更低的相对误差。验证了 $\frac{\beta}{\alpha}$ 下,本文方法在莱斯因子影响下的有效性。

随着莱斯因子 k 的增大,本文方法和文献[11]方法得到的相对误差 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 和 e_{T_r} 均随之减小。例如,在给定参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 的情况下,莱斯因子 $k = 5$ 时,本文方法的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 为 9.69%。而在莱斯因子 $k = 10$ 和 $k = 15$ 的情况下,本文方法的 $e_{T_{\text{FWHM}}}$ 分别为 9.48% 和 9.31%。同样,对于 e_{T_r} 也是如此。在给定参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 的情况下,莱斯因子 $k = 5$ 时,本文方法的 e_{T_r} 为 7.09%。而在 $k = 10$ 和 $k = 15$ 时,本文方法的 e_{T_r} 分别下降至 6.95% 和 6.91%。这说明了莱斯因子越大,参数识别的相对误差越小。其原因是莱斯因子 k 增加,使得接收信号中直射分量

占据了主要地位。尽管如此,在所有给定的情况下,本文方法的相对误差仍明显的低于文献[11]方法的相对误差。这意味着提出方法对莱斯因子的影响具有鲁棒性。

综上所述,在莱斯因子变化的情况下,相比于文献[11],本文方法可以获得更低的参数相对误差。从而验证了提出方法在改善 HEMP 参数识别精度上具有鲁棒性。

3.3.2 多径条数的鲁棒性分析

为验证多径条数 M 对 HEMP 波形参数识别的影响,仿真了在多径条数 M 为 4、6 和 8 时的相对误差,如图 6 和图 7 所示。除多径条数 M 变化外,其他仿真参数与 3.1 节中所述的参数设置保持一致。

在多径条数相同时,本文方法得到的相对误差均要低于文献[11]。例如,在莱斯因子 $M = 6$ 的情况下,参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 15$ 时,本文方法和文献[11]计算得

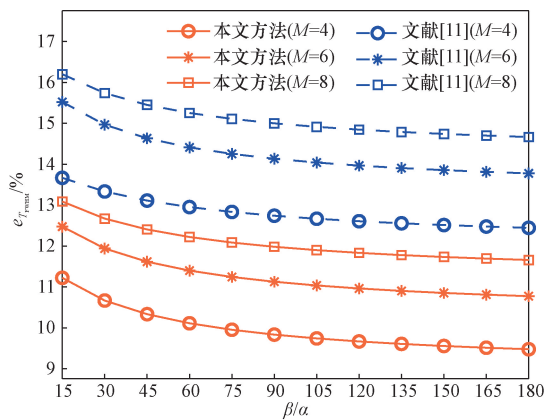


图 6 不同多径条数下 $e_{T_{FWHM}}$ 随 β/α 的变化曲线

Fig. 6 The variation curve of $e_{T_{FWHM}}$ with β/α under different multipath numbers

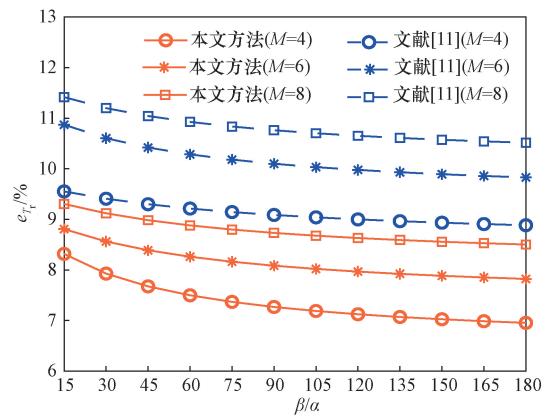


图 7 不同多径条数下 e_{T_r} 随 β/α 的变化曲线

Fig. 7 The variation curve of e_{T_r} with β/α under different multipath numbers

到的 $e_{T_{FWHM}}$ 分别为 12.47% 和 15.52%, 计算得到的 e_{T_r} 分别为 8.81% 和 10.87%。参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 时,本文方法和文献[11]计算得到的 $e_{T_{FWHM}}$ 分别为 10.77% 和 13.78%, 计算得到的 e_{T_r} 分别为 7.81% 和 9.83%。这说明了给定多径条数,在任意参数 $\frac{\beta}{\alpha}$ 下,本文方法可以获得更低的相对误差。验证了本文方法在多径条数影响下的有效性。

随着多径条数 M 的增大,本文方法和文献[11]方法得到的相对误差均随之减小。例如,在给定参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 的情况下,多径条数 $M = 8$ 时,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 11.65%, 文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 14.67%。而在多径条数 $M = 6$ 和 $M = 4$ 的情况下,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 降至 10.77% 和 9.49%, 文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 降至 13.78% 和 12.42%。同样,对于 e_{T_r} 也是如此。在给定参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 的情况下,多径条数

$M = 8$ 时,本文方法的 e_{T_r} 为 8.49%, 文献[11]的 e_{T_r} 为 10.53%。而在多径条数 $M = 6$ 和 $M = 4$ 时,本文方法的 e_{T_r} 降至 7.81% 和 6.95%, 文献[11]的 e_{T_r} 降至 9.83% 和 8.88%。尽管如此,本文方法的相对误差仍明显低于文献[11]方法的相对误差。这说明了多径条数越大,参数识别的相对误差越大。其原因在于 HEMP 的脉冲能量很大,从而导致其经历多条路径形成的多径干扰对 HEMP 波形的影响极为显著。

由此可见,在多径条数变化的情况下,本文方法的相对误差性能仍优于文献[11],可以获得更低的相对误差。从而验证了提出方法在改善 HEMP 参数识别精度上具有鲁棒性。

3.4 泛化性分析

首先,验证莱斯因子 k 对 HEMP 参数识别的泛化性影响。随后,在不同多径条数 M 的取值下,验证本文方法的泛化性。

3.4.1 莱斯因子对泛化性的影响

为了验证莱斯因子对本文方法泛化性能的影响,仿真了莱斯因子 k 为 5、和 15 的相对误差。利用莱斯因子 $k = 10$ 的 HEMP 波形数据来训练 ELM-PI net 的网络参数。同时,将 $k = 5, k = 10$ 和 $k = 15$ 的 HEMP 波形数据用于 ELM-PI net 的在线运行。以反映训练信道参数与测试信道参数的差异。其仿真结果如图 8 和图 9 所示。除莱斯因子 k 变化外,其他仿真参数与 3.1 节中所述的参数设置保持一致。

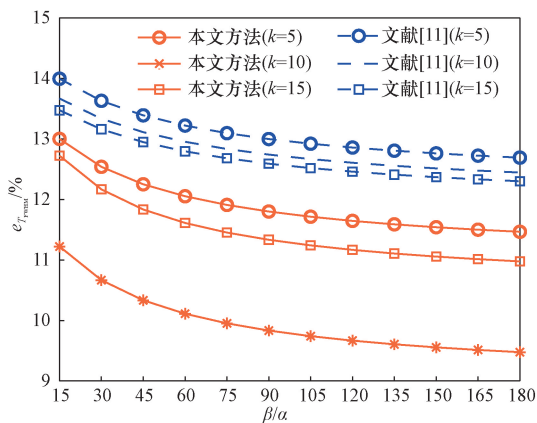


图8 不同莱斯因子下 $e_{T_{FWHM}}$ 的泛化性验证
Fig. 8 Verification of generalization of $e_{T_{FWHM}}$ under different Rice factors

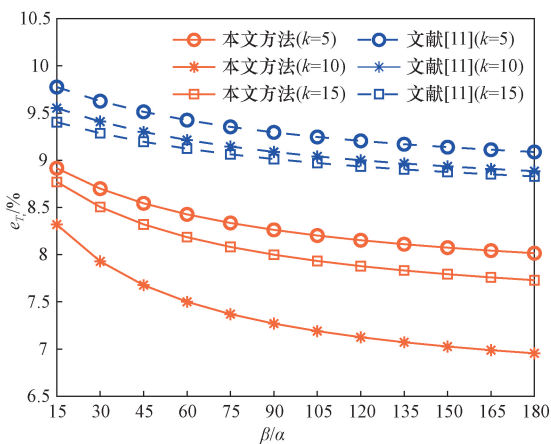


图9 不同莱斯因子下 e_{T_r} 的泛化性验证
Fig. 9 Verification of generalization of e_{T_r} under different Rice factors

随着莱斯因子的增大,本文方法和文献[11]得到的相对误差均随之减小。例如,在 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 的情况下,莱斯因子 $k = 10$ 时,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 9.48%,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 12.44%。而在莱斯因子 $k = 15$ 和 $k = 5$ 的情况下,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 分别为 10.98% 和 11.47%,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 分别为 12.31% 和 12.69%。同样,对于 e_{T_r} 也是如此。在给定参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 的情况下,莱斯因子 $k = 10$ 时,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 6.95%,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 8.83%。而在莱斯因子 $k = 15$ 和 $k = 5$ 时,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 增加至 7.73% 和 8.01%,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 分别为 8.83% 和 9.09%。这说明在莱斯因子 $k = 10$ 时,本文方法的相对误差最低。其原因在于,ELM-PInet 的网络参数是在莱斯因子 $k = 10$ 的条

下生成的。与莱斯因子 $k = 15$ 和 $k = 5$ 的情况相比,ELM-PInet 包含更多莱斯因子 $k = 10$ 的数据特征。

在给定的参数 $\frac{\beta}{\alpha}$ 内,当莱斯因子 $k = 5, k = 10$ 和 $k = 15$ 时,文献[11]获得的相对误差逐渐降低。例如,在 $\frac{\beta}{\alpha} = 180$ 时,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 依次为 12.69%、12.44% 和 12.31%。这说明随着莱斯因子的增大,HEMP 参数识别的相对误差会变得更小。其原因是莱斯因子越大,接收信号中直射分量占比更大,这意味着信道条件更好。

在 $k = 10$ 进行 ELM-PInet 参数的训练,对没有经过训练的 $k = 5$ 和 $k = 15$,本文方法也取得了较低的相对误差,且比文献[11]方法好。这说明提出方法对没有训练过的信道参数同样能取得较好的性能,具有泛化性。

综上所述,在莱斯因子变化的情况下,本文方法仍然可以获得较好的参数识别精度。验证了本文方法在改善 HEMP 参数识别精度上具有泛化性。

3.4.2 多径条数对泛化性的影响

为了验证多径条数对本文方法泛化性能的影响,仿真了多径条数 M 为 4、6 和 8 的相对误差,用以反映训练信道模型与测试信道模型的差异。使用多径条数 $M = 4$ 的 HEMP 波形数据来训练 ELM-PInet 的网络参数。同时,将多径条数为 $M = 4$ 、 $M = 6$ 和 $M = 8$ 情况下的 HEMP 波形数据用于 ELM-PInet 的在线运行。其结果如图 10 和图 11 所示。除多径条数 M 变化外,其他仿真参数与 3.1 节中所述的参数设置保持一致。

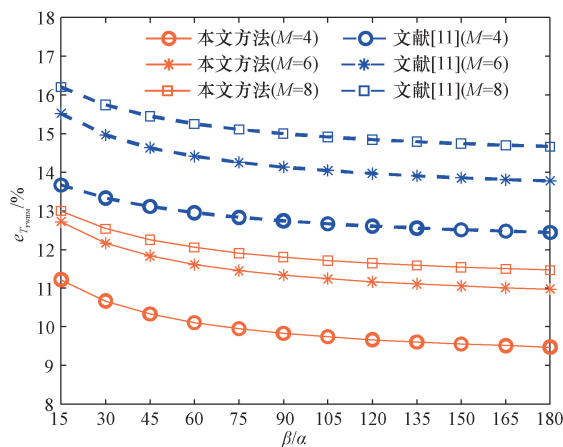
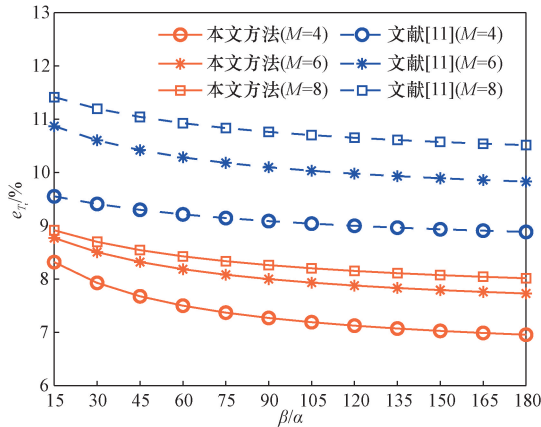


图10 不同多径条数下 $e_{T_{FWHM}}$ 的泛化性验证
Fig. 10 Verification of generalization of $e_{T_{FWHM}}$ under different multipath numbers

图 11 不同多径条数下 e_{T_r} 的泛化性验证Fig. 11 Verification of generalization of e_{T_r} under different multipath numbers

在给定的 $\frac{\beta}{\alpha}$ 范围内,随着多径条数的增大,本文方法和文献[11]得到的相对误差均随之减小。例如,在 $\frac{\beta}{\alpha} = 15$ 的情况下,多径条数 $M = 8$ 时,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 13.0%,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 为 16.2%。而在多径条数 $M = 6$ 和 $M = 4$ 的情况下,本文方法的 $e_{T_{FWHM}}$ 降至 12.72% 和 11.22%,文献[11]的 $e_{T_{FWHM}}$ 降至 15.52% 和 13.67%。同样,对于 e_{T_r} 也是如此。在给定参数 $\frac{\beta}{\alpha} = 15$ 的情况下,多径条数 $M = 8$ 时,本文方法的 e_{T_r} 为 8.91%,文献[11]的 e_{T_r} 为 11.42%。而在多径条数 $M = 6$ 和 $M = 4$ 时,本文方法的 e_{T_r} 降至 8.77% 和 8.32%,文献[11]的 e_{T_r} 降至 10.87% 和 9.55%。此外,在本文方法中,相对于 $M = 6$ 和 $M = 8$, $M = 4$ 时的 $e_{T_{FWHM}}$ 和 e_{T_r} 明显更低。其原因是,在生成 ELM-PI-net 的网络参数时,本文方法充分考虑了多径干扰对 HEMP 波形的影响。

对于所有给定的情况,本文方法获得的相对误差总是低于文献[11]。说明了对于多径条数的变化,本文方法在改善 HEMP 参数识别精度方面仍具有较好的效果。

在 $M = 4$ 进行 ELM-PI-net 参数的训练,对没有经过训练的 $M = 6$ 和 $M = 8$,本文方法也取得了较低的相对误差,且比文献[11]方法好。这说明提出方法对没有训练过的信道参数同样能取得较好的性能,具有泛化性。

综上所述,实验仿真表明,即使在训练信道参数和测试信道参数不同时,而本文方法仍然能够取得较低的相对误差,具有良好的泛化能力。这

一结果验证了本文方法的可靠性,并为无线场景下的 HEMP 的参数识别提供了有力支持。

4 现场实验验证

HEMP 辐照试验中,使用垂直极化有界波模拟器开展脉冲辐照效应试验。该模拟器能产生上升沿为 2.5 ns、脉宽为 23 ns 和电场强度峰值高达 50 kV/m 的双指数脉冲电场波形(即 MIL-STD-461E 标准波形)。其中,电场监测设备、垂直极化有界波模拟器和辐照试验场地的位置,如图 12 所示。

由于 HEMP 试验的复杂性、高成本开销和危险性,选择了 MIL-STD-461E 标准波形进行辐照实验验证,并采集了数 10 组的 HEMP 电场数据,其电场波形如图 13 所示。

利用本文方法和文献[11]的方法对试验采集的数 10 组 MIL-STD-461E 标准波形数据进行参数识别。根据式(16)获得 HEMP 形状参数 (\hat{t}_{FWHM} 和 \hat{t}_r) 的相对误差,其结果如表 5 所示。

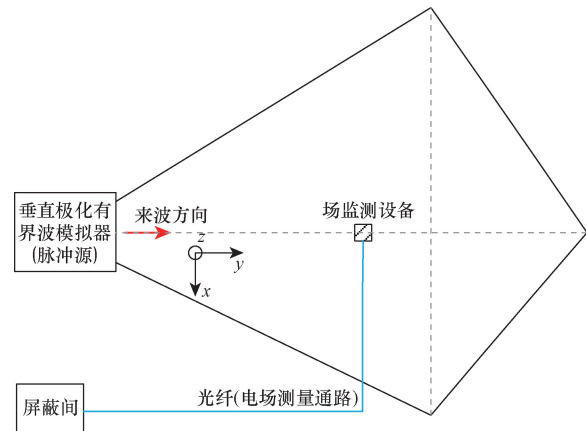


图 12 HEMP 辐照试验布局

Fig. 12 HEMP irradiation test layout

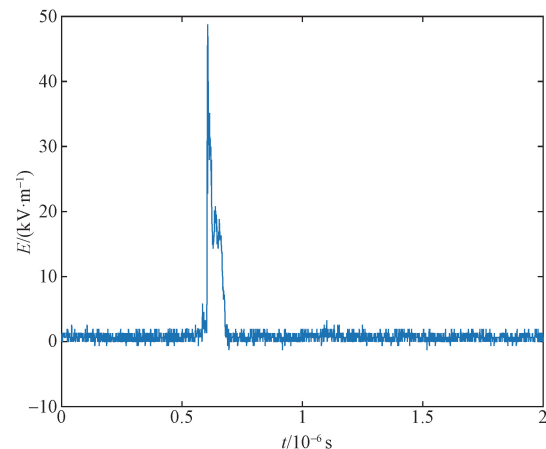


图 13 现场实测 HEMP 电场波形

Fig. 13 On site measurement of HEMP electric field waveform

表5 现场实测数据下 HEMP 波形参数的相对误差

参数	试验方法	相对误差/%
$e_{T_{FWHM}}$	本文方法	14.6
$e_{T_{FWHM}}$	文献[11]	17.1
e_{T_r}	本文方法	10.3
e_{T_r}	文献[11]	15.6

由表5可知,本文方法得到的 $e_{T_{FWHM}}$ 和 e_{T_r} 分别为14.6%和10.3%,文献[11]方法得到 $e_{T_{FWHM}}$ 和 e_{T_r} 为17.1%和15.6%。现场实验结果表明,在无线传输导致 HEMP 波形畸变的情况下,本文方法的参数识别精度要优于文献[11]。特别地,本文方法在实测数据下也能得到较好的参数识别效果。结合仿真实验结果,证明了基于 ELM-PInet 的 HEMP 参数识别方法在真实场景下具有泛化性。

5 结论

针对接收信号存在畸变的 HEMP 参数识别问题,研究了基于 ELM-PInet 的参数识别方法,以改善 HEMP 参数的识别精度。根据畸变的 HEMP 波形特征构建 ELM-PInet,可以有效抑制无线传输产生的非线性因素干扰,从而改善 HEMP 参数识别精确度。最后,通过实验平台,获取现场实验数据进行 HEMP 参数识别。实验结果表明,对于莱斯因子和多径条数的影响,本文方法在提高 HEMP 参数识别精度方面具有鲁棒性。在现场测试中,与经典的 HEMP 参数估计方法相比,本文方法取得了更好的参数识别精度,进一步验证了提出方法的有效性。具体结论如下。

(1)从 HEMP 无线传输畸变的视角出发,研究 HEMP 参数识别方法。不同于经典的参数识别方法,在参数识别时考虑 HEMP 波形因无线传输带来的畸变。因此,相对于没有考虑无线传输引起畸变的 HEMP 参数识别,本文方法更加适用于真实场景。仿真结果表明:相对于经典的 HEMP 参数估计方法,本文方法获得的参数相对误差更低,能有效地提高 HEMP 形状参数的识别精度。通过获取精确的 HEMP 波形参数,从而有针对性地为我国现有的电子设备提供 HEMP 防护方法。

(2)为应对波形畸变引起 HEMP 参数识别精度降低的问题,提出了一种基于 ELM-PInet 的 HEMP 参数识别方法。根据 HEMP 近地辐照模型,获取畸变 HEMP 波形数据,基于畸变 HEMP 波形数据特征,构建 ELM-PInet 的网络参数进行参数识别。与传统的 HEMP 参数估计方法不同,本文方法将畸变的 HEMP 波形数据作为训练数据集。因此,本文方

法能够有效处理无线场景变化造成的非线性因素干扰,降低 HEMP 参数识别结果的相对误差。仿真结果表明,对于莱斯因子和多径条数的影响,提出方法具有鲁棒性。在训练信道参数和测试信道参数不同时,提出方法仍然能够取得较低的相对误差,具有良好的泛化能力。

(3)搭建了实验平台进行现场实验,利用现场实验数据进行 HEMP 参数识别。通过辐照实验现场采集了数 10 组 HEMP 电场波形,结合已经训练好的 ELM-PInet,进行 HEMP 参数识别。具体地,利用 HEMP 近地辐照模型获取畸变的 HEMP 波形数据训练 ELM-PInet 的网络参数,将采集的现场实验数据输入 ELM-PInet 进行 HEMP 波形参数的识别。现场实验结果进一步验证了提出方法的有效性。

参考文献

- [1] 杜传报,毛从光,崔志同,等. 甚高频无线通信系统高空电磁脉冲易损性分析[J]. 现代应用物理, 2022, 13(2): 110-115, 161.
Du Chuanbao, Mao Congguang, Cui Zhitong, et al. Vulnerability analysis of high-altitude electromagnetic pulses in very high frequency wireless communication systems [J]. Modern Applied Physics, 2022, 13(2): 110-115, 161.
- [2] 文巧莉. 118 ~ 136 MHz 天线耦合强电磁脉冲特性及防护方法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.
Wen Qiaoli. Research on the characteristics and protection methods of strong electromagnetic pulse coupling in 118 ~ 136 MHz antennas [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Technology, 2022.
- [3] Giri D V, Hoard R, Sabath F. High-power electromagnetic effects on electronic systems[M]. London: Artech, 2020.
- [4] 秦锋,陈伟,毛从光,等. 电力系统高空电磁脉冲效应研究综述[J]. 现代应用物理, 2023, 14(3): 16-31.
Qin Feng, Chen Wei, Mao Congguang, et al. A review of research on high-altitude electromagnetic pulse effects in power systems [J]. Modern Applied Physics, 2023, 14(3): 16-31.
- [5] 郭稳. 强电磁脉冲下防护器件的冲击特性及组合使用方法的研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.
Guo Wen. Research on the impact characteristics and combination usage of protective devices under strong electromagnetic pulse [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Technology, 2023.
- [6] 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(8): 781-787.
Xie Yanzhao, Wang Zanji, Wang Qunshu, et al. Standard and characteristic analysis of electromagnetic pulse waveform for high-altitude nuclear explosions [J]. Intense Laser and Particle Beam, 2003(8): 781-787.
- [7] 陶灵皎,柴焱杰,李智,等. 高功率电磁环境下导弹发射阵地近地面电磁脉冲波形仿真[J]. 指挥控制与仿真, 2009, 31(2): 103-107.
Tao Lingjiao, Chai Yanjie, Li Zhi, et al. Simulation of near ground electromagnetic pulse waveform of missile launch site in high power electromagnetic environment [J]. Command, Control and Simula-

- tion, 2009, 31(2): 103-107.
- [8] 马良, 程引会, 郭景海. 高空电磁脉冲标准波形参数的时域确定方法[J]. 现代应用物理, 2022, 13(2): 98-103, 122.
Ma Liang, Cheng Yinhui, Guo Jinghai. Time domain determination method for standard waveform parameters of high-altitude electromagnetic pulses [J]. Modern Applied Physics, 2022, 13(2): 98-103, 122.
- [9] Mao C, Zhou H. Novel parameter estimation of double exponential pulse (EMP, UWB) by statistical means [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2008, 50(1): 97-100.
- [10] 王乾丞. 核脉冲的参数识别及自适应成形方法[D]. 成都: 成都理工大学, 2021.
Wang Qiancheng. Parameter identification and adaptive shaping method of nuclear pulses [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2021.
- [11] Yang J, Cui Z, Cao F, et al. Estimation method of bandwidth requirements for double exponential pulse measurement [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2023, 65(6): 1981-1989.
- [12] Chen P, Mao C, Wu G. Highest frequency estimation of HEMP standard waveforms [C]//2016 Asia-Pacific International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Shenzhen: IEEE, 2016: 283-285.
- [13] 王锦锦, 程引会, 聂鑫, 等. 基于机器学习的高空电磁脉冲环境快速计算方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(S1): 853-857.
Wang Jinjin, Cheng Yinhui, Nie Xin, et al. A fast calculation method for high altitude electromagnetic pulse environment based on machine learning [J]. Computer Science, 2023, 50(S1): 853-857.
- [14] Qing C, Dong L, Wang L, et al. Joint model and data-driven receiver design for data-dependent superimposed training scheme with imperfect hardware [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(6): 3779-3791.
- [15] Hoard R, Radasky W A. Progress in high-altitude electromagnetic pulse (HEMP) standardization [J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2013, 55(3): 532-538.
- [16] Shi Y, Nie X, Zhu Z, et al. A simplified method for parameter estimating of double exponential pulse [C]//2016 Asia-Pacific International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Shenzhen: IEEE, 2016: 537-539.
- [17] International Electrotechnical Commission. Description of HEMP environment-radiation disturbance basic EMC publication: IEC 61000-2-9-1996 [S]. London: IEC, 1996.
- [18] Ianoz M, Nicoara B I C, Radasky W A. Modeling of an EMP conducted environment [J]. IEEE Transactions on EMC, 1996, 38(3): 400-413.
- [19] Ricketts L W, Bridges J E, Miletta J. EMP radiation and protective techniques [M]. New York: Wiley, 1976.
- [20] Wang J, Cui Y, Jiang H, et al. Estimation of rice factor ratio for doubly selective fading channels [J]. IEEE Access, 2020, 99: 31330-31340.
- [21] Rahayu S, Iskandar. Study on MMSE-DFT based channel estimation for HAPS OFDM system [C]//2023 9th International Conference on Wireless and Telematics. Solo: IEEE, 2023: 1-5.
- [22] Shah S I H, Khan S A, Ghauri S A, et al. A novel hybrid cuckoo search- extreme learning machine approach for modulation classification [J]. IEEE Access, 2019, 99: 90525-90537.
- [23] Guo Y P, Zhong D, Sun H X, et al. SemiAMR: semi-supervised automatic modulation recognition with corrected pseudo-label and consistency regularization [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(1): 107-121.
- [24] Shi Y, Wang C, Ge G, et al. ELM-based discriminant auto-encoder and multi-kernel fusion for radar specific emitter identification [J]. IEEE Access, 2023(11): 110010-110022.
- [25] 盛晓晨, 史旭东, 熊伟丽. 改进粒子群优化的极限学习机软测量建模方法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(6): 1683-1687.
Sheng Xiaochen, Shi Xudong, Xiong Weili. Soft sensing modeling method for extreme learning machine with improved particle swarm optimization [J]. Computer Application Research, 2020, 37(6): 1683-1687.
- [26] Qing C, Yu W, Cai B, et al. ELM-based frame synchronization in burst-mode communication systems with nonlinear distortion [J]. IEEE Wireless Communication Letters, 2020, 9(6): 915-919.
- [27] Ding B, Qian H, Zhou J. Activation functions and their characteristics in deep neural networks [C]//2018 Chinese Control And Decision Conference. Shenyang: IEEE, 2018: 1836-1841.
- [28] 张焕, 张庆, 于纪言. 激活函数的发展综述及其性质分析 [J]. 西华大学学报(自然科学版), 2021, 40(4): 1-10.
Zhang Huan, Zhang Qing, Yu Jiyan. Overview of the development of activation function and its nature analysis [J]. Journal of Xihua University (Natural Science Edition), 2021, 40(4): 1-10.
- [29] 尚艳芳, 李丽敏, 温宗周, 等. 基于优化核极限学习机的泥石流流危险性评估[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(2): 528-535.
Shang Yanfang, Li Limin, Wen Zongzhou, et al. Risk assessment of debris flow based on optimized kernel extreme learning machine [J]. Science and Technology and Engineering, 2023, 23(2): 528-535.
- [30] 安琪, 王占彬, 安国庆, 等. 基于随机森林-遗传算法-极限学习机的非侵入式负荷识别方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(5): 1929-1935.
An Qi, Wang Zhanbin, An Guoqing, et al. A non-invasive load identification method based on random forest genetic algorithm extreme learning machine [J]. Science and Technology and Engineering, 2022, 22(5): 1929-1935.
- [31] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/3): 489-501.
- [32] Wu L, Zhang Z, Dang J, et al. Joint user identification and channel estimation over rician fading channels [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(6): 6803-6807.