文章编号:1008-1542(2023)05-0440-10

一种频域多路径电磁干扰对消方法

陈东伟,李明洁,金梦哲,刘卫东

(石家庄铁道大学河北省电磁环境效应与信息处理重点实验室,河北石家庄　050043)

摘　要:针对实际环境中背景干扰相关性差导致干扰对消误差较大的问题,提出一种频域多路径电磁干扰对消方法。利用变分模态分解(VMD)的分频特性将两通道信号分解为多个具有相同中心频率和分解带宽的模态信号,利用分解后的模态信号构造多路径干扰对消系统。然后利用反向传播(back propagation,BP)神经网络对每一路径上的信号进行非线性拟合并对消,从而获得真实的被测设备(EUT)辐射发射信号。结果表明,与真实 EUT 辐射发射信号相比,所提方法得到的 EUT 辐射发射信号功率误差低于 1 dB 且信号相关性高于 96%;与变步长 LMS 算法、EMD-LMS 算法相比,功率误差至少降低 3.6 dB,信号相关性至少提高 15%。所提方法对在开阔场中大型、可移动的 EUT 电磁辐射发射原位测试研究具有参考价值。

关键词:信号检测;频域对消;电磁干扰;变分模态分解;多路径;BP 神经网络

中图分类号:O441.4;TN97　　**文献标识码**:A　　**DOI**:10.7535/hbkd.2023yx05002

A frequency domain multi-path electromagnetic interference cancellation method

CHEN Dongwei, LI Mingjie, JIN Mengzhe, LIU Weidong

(Hebei Provincial Key Laboratory of Electromagnetic Environmental Effects and Information Processing, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang, Hebei 050043, China)

Abstract: In response to the issue of substantial interference cancellation errors arising from insufficient background interference correlation in actual environments, a frequency-domain multi-path electromagnetic interference cancellation approach was proposed. The frequency splitting property of the variational modal decomposition (VMD) was used to decompose the two-channel signals into multiple modal signals with the same center frequency and decomposition bandwidth. Then the decomposed modal signals were used to construct a multi-path interference cancellation system. Finally, a back propagation (BP) neural network was used to nonlinearly fit and cancel the signals on each path so as to obtain the real equipment-under-test (EUT) radiated emission signals. The simulation and experimental test results show that the EUT

收稿日期:2023-08-28;修回日期:2023-09-26;责任编辑:王淑霞

基金项目:国家自然科学基金(61801309);国家重点实验室开放课题(JCKYS2022DC07)

第一作者简介:陈东伟(1996—),男,河北张家口人,硕士研究生,主要从事电磁信号分析与处理方面的研究。

通信作者:刘卫东副教授。E-mail:liuwd@stdu.edu.cn

陈东伟,李明洁,金梦哲,等.一种频域多路径电磁干扰对消方法[J].河北科技大学学报,2023,44(5):440-449.

CHEN Dongwei, LI Mingjie, JIN Mengzhe, et al. A frequency domain multi-path electromagnetic interference cancellation method[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2023, 44(5): 440-449.

radiated emission signal obtained by this method has a power error of less than 1 dB and a signal correlation of more than 96% compared with the actual EUT radiated emission signal. Compared with the variable step size LMS algorithm and EMD-LMS algorithm, the power error is reduced by at least 3.6 dB, and the signal correlation is improved by at least 15%. This method has a reference value for in-situ testing of electromagnetic radiation emissions from large, movable EUTs in open fields.

Keywords: signal detection; frequency domain cancellation; electromagnetic interference; VMD; multi-path; BP neural network

随着现代电子设备广泛应用，电磁干扰问题日益突出。电磁干扰产生于电子设备之间的相互作用，其产生的电磁波在空间传播时，会对其他设备或系统产生不良影响[1]。电磁干扰对通信、雷达、电力、导航、生物医学工程等领域都产生了严重的影响[2-4]。刘胜等[5]提出了一种基于小波分解、相关性筛选以及独立成分分析的多通道盲电磁辐射现场同步分离方法。该方法采用小波分解构造出虚拟通道，然后通过相关性筛选有效分量，最终利用独立成分分析(independent component analysis，ICA)得到设备电磁辐射源信号。该方法解决了欠定盲源分离问题，并通过相关性筛选提高了 ICA 的有效性。王平波等[6]、火元莲等[7]、张兰勇等[8]、王帅等[9]分别提出了基于正态分布曲线、反双曲正切函数的改进变步长的最小均方(least mean square，LMS)噪声对消方法，通过建立步长因子误差之间的非线性函数关系，在保证收敛速度和均方误差的前提下，改善算法的滤波性能。然而 LMS 算法本身适用的条件比较理想，因此，具有一定局限性。LU 等[10]提出了一种创新的基于空间域对消技术的辐射发射原位测试虚拟暗室测量方法。该方法结合空间滤波和对消技术抑制电磁兼容性现场测试中的背景干扰，不受干扰源数量的限制，并消除了到达方向(direction of arrival，DOA)算法带来的不确定性。只要干扰的 DOA 与 EUT 的 DOA 不同，就能有效抑制同信道干扰和多径干扰。CAKIR 等[11]提出一种基于示波器数据的连续周期内的流化和记录，不中断、不丢失相位信息的低频电磁辐射发射测试的背景噪声消除方法。从实际组合的 EUT 和背景干扰数据中简单地减去估计的背景干扰数据，得到 EUT 时域数据。张兰勇等[12]提出了一种基于经典经验模态分解(EMD)的干扰对消算法，先利用 EMD 将多频复杂信号分解为多个单频信号并进行重构，再利用改进 LMS 算法进行干扰对消，以达到较好的滤波性能。由于 EMD 分解本身会出现模态混叠、分解层数不确定等问题，因此，在室外复杂电磁环境下两通道采集的背景干扰差异较大，导致以上算法的对消误差较大。

本文提出一种频域多路径电磁干扰对消方法。利用变分模态分解的分频特性将两通道信号分解为多个具有相同中心频率和分解带宽的模态信号，将分解后的模态信号构造多路径干扰对消系统。利用 BP 神经网络对每一路径上的信号进行非线性拟合对消，将每条路径对消后信号重构，获得真实的被测设备(EUT)辐射发射信号。

1　基本原理

如图 1 所示，天线 A 为主输入通道与 EUT 发射天线的距离为 L，作用是采集 EUT 辐射发射信号和环境干扰，天线 B 为参考输入通道，距离 EUT 发射天线 $10L$，采集环境电磁干扰，且天线 A、天线 B 与 EUT 发射天线在同一水平直线上。首先，利用 VMD 分频特性将 A 通道信号分解为多个频域模态信号，利用 A 分解后的每个模态中心频率和分解带宽分解 B 通道信号，保证两通道信号按照同一中心频率和分解带宽进行分解。分解后的信号构成多路径对消系统，利用 BP 神经网络对各个路径上的信号进行拟合，拟合后两通道干扰信号相关性增强；然后，进行对消并重构，得到真实的 EUT 辐射发射信号。

1)VMD[13-14]能够将一个实值信号分解为指定数量的本征模态信号(IMF)，假设 $f(t)$为被分解信号，各阶模态都紧凑地围绕在中心频率周围，并通过对应解调信号的范数对带宽估计，得到如下所示的约束变分问题：

$$\begin{cases}\min\limits_{\{u_k(t)\}\{\omega_k(t)\}}\left\{\sum\limits_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left[\left(\delta_t+\dfrac{j}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2\right\},\\ \text{s.t.}\sum\limits_{k=1}^{K}u_k=f(t),\end{cases}\tag{1}$$

式中：$\{u_k\}:=\{u_1,u_2,\cdots,u_K\}$表示分解后得到的 K 个 IMF 分量；$\{\omega_k\}:=\{\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_K\}$代表各个 IMF 分量的中心频率；$*$ 为卷积；∂_t 表示对函数求时间 t 的导数；δ_t 是单位脉冲函数；s.t. 代表约束条件。

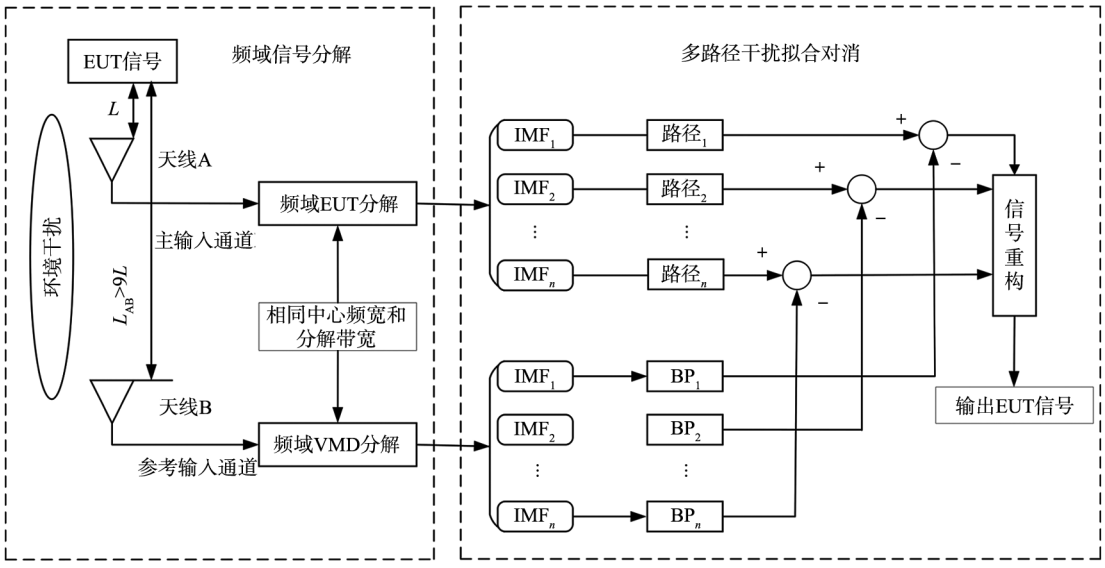

图 1 多路径电磁干扰对消系统

Fig. 1 Multi-path electromagnetic interference cancellation system

2)求解约束变分问题的最优解,引入拉格朗日乘子算子[15-17]$\lambda(t)$和惩罚因子 α。其表达式如下:

$$L(\{u_k\},\{\omega_k\},\{\lambda\})=\alpha\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left[\left(\delta_t+\frac{j}{\pi t}\right)u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2+\left\|f(t)-\sum_k u_k(t)\right\|_2^2+\{\lambda(t),f(t)-\sum_k u_k(t)\}。\tag{2}$$

3)对频域 IMF 信号表达式进行初始化,得到 IMF 信号 $\hat{u}_k^1$ 的中心频率 ω_k^1 和拉格朗日乘子 $\hat{\lambda}_k$,然后是对 IMF 信号 u_k 及其中心频率 ω_k 更新,其公式如下所示。

$$\begin{cases}\hat{u}_k^{n+1}(\omega)\leftarrow\dfrac{\hat{f}(\omega)-\sum_{i<k}\hat{u}_i^{n+1}(\omega)-\sum_{i>k}\hat{u}_i^{n}(\omega)+\dfrac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_n^k)^2}\\ \omega_k^{n+1}\leftarrow\dfrac{\int_0^\infty\omega|\hat{u}_k(\omega)|^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty|\hat{u}_k(\omega)|^2\mathrm{d}\omega}\end{cases},\tag{3}$$

4)在每次更新 IMF 信号和中心频率之后,拉格朗日乘子算子也更新,直到满足收敛条件 ε。ε 为收敛准则的公差,设置为 $\varepsilon=1\times10^{-6}$。

$$\begin{cases}\hat{\lambda}^{n+1}(\omega)\leftarrow\hat{\lambda}^n(\omega)+\tau(\hat{f}(\omega)-\sum_k\hat{u}^{n+1}(\omega)),\\ \sum_{k=1}^{K}\dfrac{\|\hat{u}_k^{n+1}(\omega)-\hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n(\omega)\|_2^2}\leqslant\varepsilon。\end{cases}\tag{4}$$

5)假设 A 通道分解后的各个 IMF 信号记为

$$U_A(t)=(u_1^{\mathrm{A}}(t),u_2^{\mathrm{A}}(t),\cdots,u_K^{\mathrm{A}}(t))。\tag{5}$$

中心频率为

$$\omega_k=\{\omega_1^{\mathrm{A}},\omega_2^{\mathrm{A}},\cdots,\omega_K^{\mathrm{A}}\}。\tag{6}$$

B 通道信号以和 A 通道信号相同的中心频率 ω_k 和分解带宽进行分解:

$$U_B(t)=\{u_1^{\mathrm{B}}(t),u_2^{\mathrm{B}}(t),\cdots,u_K^{\mathrm{B}}(t)\}。\tag{7}$$

对分解后的信号进行 FFT 变换得

$$X(n)=\frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1}x(n)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\pi n/N},\tag{8}$$

$$\begin{cases}X_{\mathrm{A}}(n)=\{x_1^{\mathrm{A}}(n),x_2^{\mathrm{A}}(n),\cdots,x_K^{\mathrm{A}}(n)\},\\ X_{\mathrm{B}}(n)=\{x_1^{\mathrm{B}}(n),x_2^{\mathrm{B}}(n),\cdots,x_K^{\mathrm{B}}(n)\}。\end{cases}\tag{9}$$

将 A,B 接收通道信号记为多个模态信号的集合:

$$\begin{cases} X_{\mathrm{A}}(n)=\{\mathrm{IMF}_1^{\mathrm{A}}(n),\mathrm{IMF}_2^{\mathrm{A}}(n),\cdots,\mathrm{IMF}_K^{\mathrm{A}}(n)\}, \\ X_{\mathrm{B}}(n)=\{\mathrm{IMF}_1^{\mathrm{B}}(n),\mathrm{IMF}_2^{\mathrm{B}}(n),\cdots,\mathrm{IMF}_K^{\mathrm{B}}(n)\}。 \end{cases} \tag{10}$$

将 A，B 两通道信号分解成多个具有相同中心频率和分解带宽的子带信号，大大缩短了信号的带宽，为下文各个路径信号的拟合提供了简化条件，提高了信号的拟合精度。

图 2 为 BP 神经网络拟合系统。BP 神经网络[18-20]作为一个大规模的并行体系结构，有较好的学习能力和数据处理能力，其具有反向传播误差，并进行权值、阈值的更新，广泛用于各种领域。

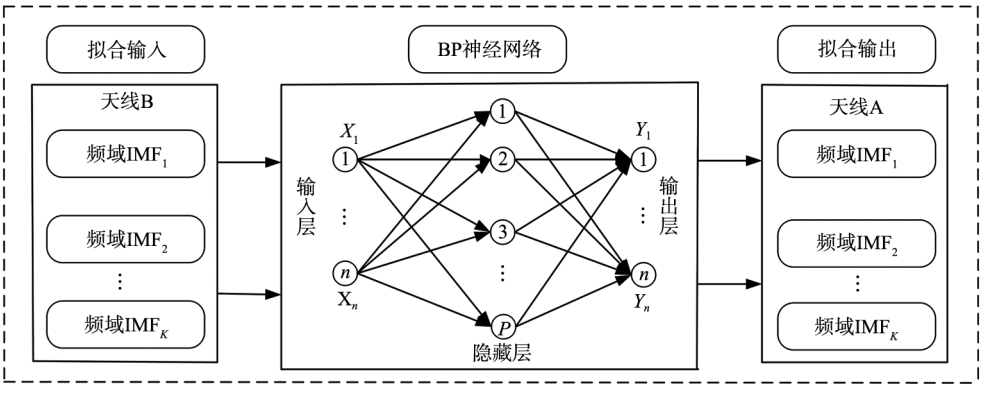

图 2　BP 神经网络拟合系统

Fig. 2　BP neural network fitting system

设置 BP 神经网络的训练集输入为天线 B 中的环境电磁干扰，输入数据量为总数据量的 75%，训练集输出为天线 A 中混入环境干扰的 EUT 辐射发射信号，同样设置输入数据量占比为 75%。测试集输入为天线 B 中的环境电磁干扰，输入数据量占比为 100%，输出为天线 A 中混入环境干扰的 EUT 辐射发射信号，输出量占比为 100%。采用 BP 神经网络对分解后的每一个 IMF 分量进行拟合。拟合后的信号可表示为

$$X_{\mathrm{B}}(n)=\boldsymbol{\alpha}X_{\mathrm{A}}(n)=\begin{bmatrix}\alpha_1\\ \alpha_2\\ \vdots\\ \alpha_n\end{bmatrix}X_{\mathrm{A}}(n)=\begin{bmatrix}\alpha_{11} & \alpha_{12} & \cdots & \alpha_{1n}\\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \cdots & \alpha_{2n}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ \alpha_{n1} & \alpha_{n2} & \cdots & \alpha_{nn}\end{bmatrix}X_{\mathrm{A}}(n), \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{\alpha}$ 为拟合系数矩阵。

拟合后的系数矩阵，对于不含 EUT 辐射发射信号的分量，系数向量 $\alpha_n \to 1$，分量相关性高；含 EUT 辐射发射信号的分量，系数向量 $\alpha_n \to 0$，分量相关性低；利用拟合后分量构成一种多路径电磁干扰对消系统，对消后的各路径信号进行重构，可得到真实的 EUT 辐射发射信号。

2　算法仿真分析

对本文方法在 MATLAB 平台上进行仿真分析，验证算法的性能，设置 A 通道信号和 B 通道信号如下：设置 EUT 辐射发射信号为 800 MHz 正弦波，干扰信号为多个正弦信号、脉冲信号与高斯白噪声的叠加。A 通道信号为 EUT 辐射发射信号和干扰信号的混合，B 通道仅为干扰信号，设置 A，B 两通道干扰信号强度不同且具有低相关度。具体信号设置如式(12)所示。

$$\begin{cases} \mathrm{S}_0=\sin(2\pi f_0 t), \\ S_i=\sin(2\pi f_i t), \\ n_1=\mathrm{pulstran}(t,\mathrm{width}), \\ n_2=\mathrm{awgn}(1,N), \\ S_{\mathrm{B}}=A_i S_i+K_1 n_1+K_2 n_2, \\ n'_0=A'_i S_i+K'_1 n_1+K'_2 n_2, \\ S_{\mathrm{A}}=S_0+n'_0, \end{cases} \tag{12}$$

式中：S_0 为真实 EUT 辐射发射信号，S_i，n_1，n_2 为电磁干扰信号；i 取值为 1～4，$f_0=0.8$ GHz，为 EUT 信

号频率，f_1—f_4 为正弦干扰信号，分别取 0.2，0.4，0.5，1 GHz；n_1 为矩形脉冲干扰，width 为 0.1，n_2 为高斯白噪声；S_A 为天线 A 采集的信号，S_B 为天线 B 采集的信号；A_i，A'_i，K_1，K'_1，K_2，K'_2 为信号幅度（且 $A_i \neq A'_i$，$K_1 \neq K'_1$，$K_2 \neq K'_2$），两通道的背景干扰设置不同，相关性较弱。

图 3 为模拟接收天线 B 所采集的电磁干扰信号功率波形，图 4 为模拟接收天线 A 采集的 EUT 辐射发射信号与电磁干扰信号的功率波形。

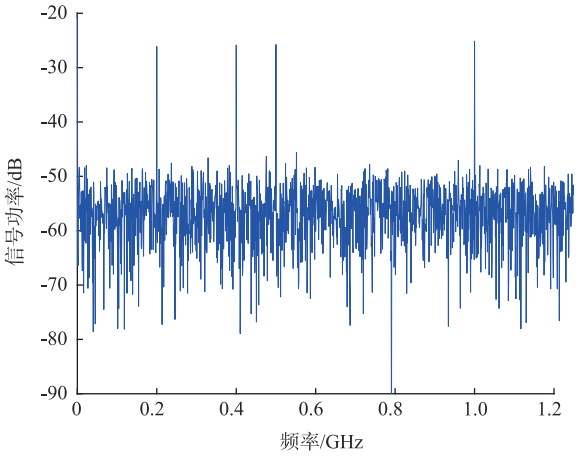

图 3 模拟接收天线 B

Fig. 3 Analog reception of signal from antenna B

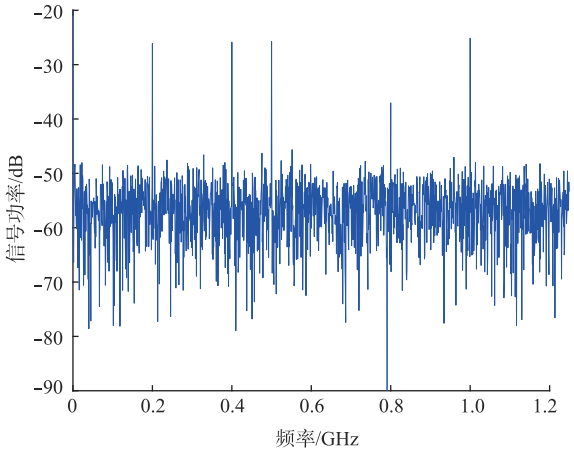

图 4 模拟接收天线 A

Fig. 4 Analog reception of signal from antenna A

由图 5 和图 6 可知，随着信干比的不断变化，不同算法对消后输出信号功率误差有所不同。本文算法的输出功率误差低于 1 dB，但与变步长 LMS 算法和 EMD-LMS 算法相比，误差更小。LMS 算法的适用条件为 2 通道背景干扰具有高度相关性，所含频率信息以及信号强度基本一致。基于实际工程应用的考虑，为了保证天线 B 通道只采集干扰信号，两通道之间应具有一定间隔。背景干扰的相关性比较低，且干扰信号强度不同，导致变步长 LMS 算法误差较大，不能满足性能要求。对于 EMD-LMS 算法，首先对信号进行 EMD 并重构，然后利用 LMS 算法实现干扰对消。EMD 本身会出现模态混叠现象，且各模态信号含干扰信息较多，因此得到的 EUT 辐射发射功率误差很大。本文算法将 VMD 与 BP 神经网络相结合，构建了多路径电磁干扰对消系统，对消后的输出 EUT 辐射发射功率误差满足实际要求。

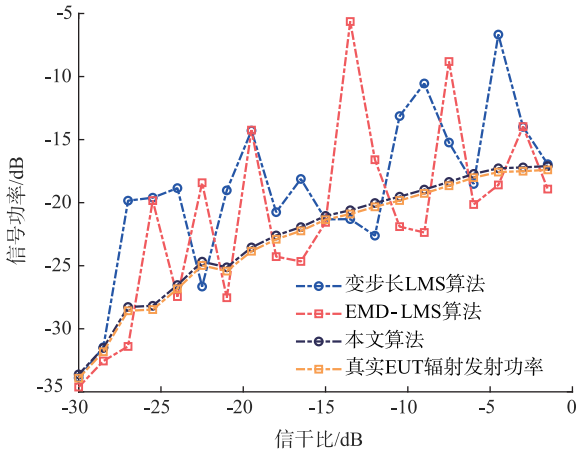

图 5 不同算法在不同信干比下的输出功率对比（仿真结果）

Fig. 5 Output power comparison of different algorithms under different SIR (simulation result)

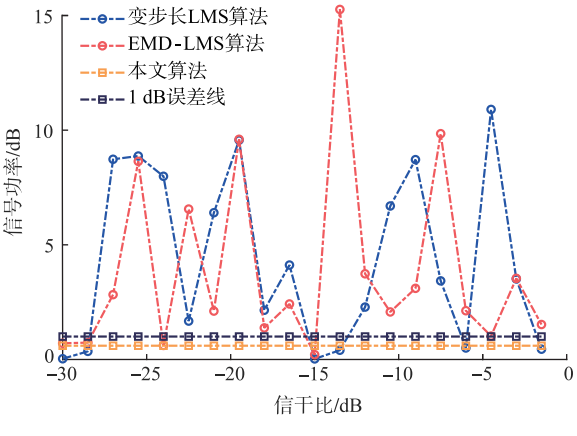

图 6 不同算法的输出功率误差对比（仿真结果）

Fig. 6 Output power errors comparison of different algorithms (simulation result)

为了验证算法的性能，引入相关系数（R）表征信号中所含干扰的大小。当 R 接近 1 时，对消后输出 EUT 辐射发射信号与 EUT 辐射发射信号的相关性较高，干扰可以忽略不计。反之，当 R 接近于 0 时，说明相关性较差，对消后输出信号中干扰显著。具体计算公式如下：

$$R=\frac{\sum_{i=1}^{N}(x(i)-\bar{x})(y(i)-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(x(i)-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{N}(y(i)-\bar{y})^2}}\quad,\tag{13}$$

式中：N 为采样点；x，y 为对消后输出 EUT 辐射发射信号和真实 EUT 辐射发射信号的输入数据；$\bar{x}$，$\bar{y}$ 为对应总体均值。

图 7 为在不同信干比下，不同算法对消后输出 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号的相关性对比图。由图 7 可知，相比变步长 LMS 算法和 EMD-LMS 算法，本文算法的信号相关性可达到 97%以上，说明本文方法对消后的输出 EUT 辐射发射信号中基本不含电磁干扰，满足预期要求。

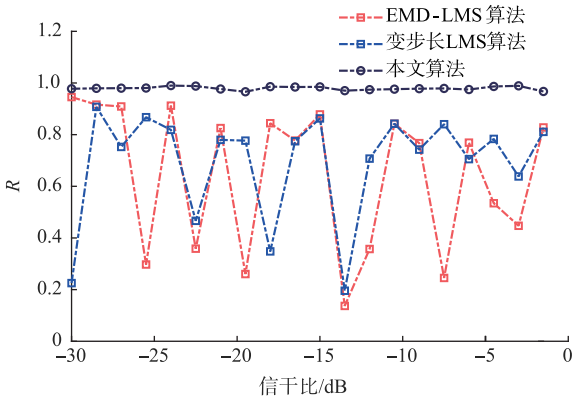

图 7　不同算法的输出 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号相关性对比

Fig. 7　Comparison of the correlation between the output EUT radiated emission signal and the actual EUT-radiated emission signal for different algorithms

表 1 为不同算法性能对比，对不同信干比下的测试结果求取一个平均水平。当两通道背景干扰差异较大时，两通道的背景干扰相关性很小，接近 0。变步长 LMS 算法在复杂的电磁环境中对消性能很差，获得的 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号相关性为 64.2%，信号功率误差为 4.34 dB。利用 EMD 分解，结合 LMS 算法进行干扰对消，相关性在 69.2%，功率误差为 3.9 dB，说明在对消后的输出 EUT 辐射发射信号中含有大量干扰信号，无法得到真实的 EUT 辐射发射信号。本文算法获得的 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号功率误差可稳定在 1 dB 以内，信号相关性可稳定在 97%以上。

表 1　不同算法的对消性能对比

Tab. 1　Comparison of cancellation performance of different algorithms

算　法	平均相关性/%	平均功率误差/dB
变步长 LMS 算法	64.3	4.34
EMD-LMS 算法	69.2	3.9
本文算法	97.9	0.3

3　试验验证

试验设置如图 8 所示。天线 A 和天线 B 采用自行研发的规格相同的 Vivaldi 小型化天线，其工作频率范围为 0.47～12 GHz，增益范围为 1～11 dBi。天线 A 与 EUT 发射天线距离为 L，天线 B 距离 EUT 发射天线 $10L$。EUT 发射天线采用型号为 3142E 型的混合对数周期天线，测试频率范围为 30 MHz～6 GHz。信号发生器用来模拟发射真实 EUT 辐射发射信号，其型号为 1435D，频率范围为 9 kHz～6 GHz，最大输出功率为 20 dBm。数据采集装置由型号为 MSO8104 的四通道示波器实现，测试带宽为 2 GHz，信号采样频率为 10 GHz/s。3 个天线在一条水平直线上，电磁干扰主要为周围的环境干扰。测试在不同条件下的电磁干扰对消性能。图 8 为试验测试现场，图 9 为在电波暗室中对真实 EUT 辐射发射测试，用来与算法获得的 EUT 辐射发射信号进行对比。

发射信号为 800 MHz 正弦信号，接收天线 A 与 EUT 发射天线距离设置为 0.5 m，接收天线 B 与 EUT 发射天线距离设置为 5 m。如图 10 所示，接收天线 A 采集 EUT 辐射发射信号和环境电磁干扰，图 11 为接收天线 B 仅采集环境电磁干扰。

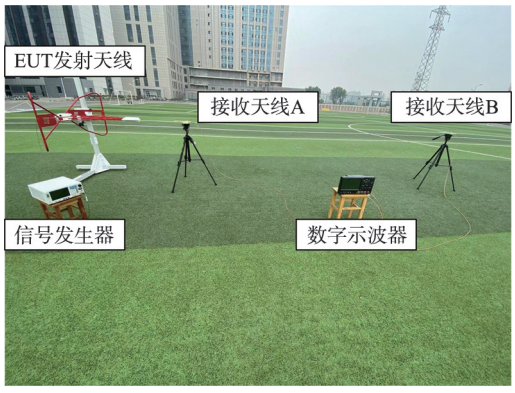

图 8 试验测试现场

Fig. 8 Experimental testing site

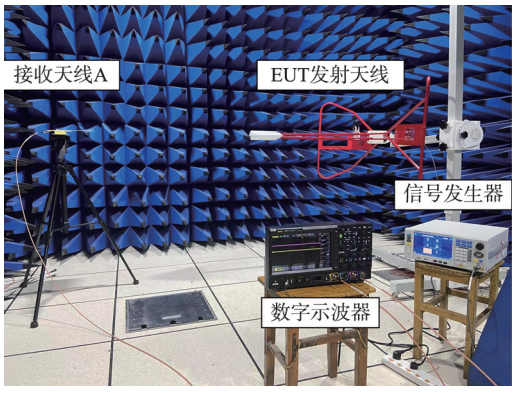

图 9 电波暗室真实 EUT 辐射发射测试

Fig. 9 Test of real EUT emission in anechoic chamber

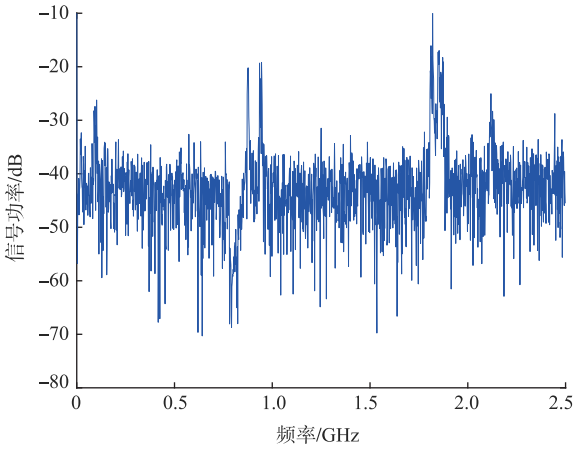

图 10 接收天线 B 信号

Fig. 10 Reception of signal from antenna B

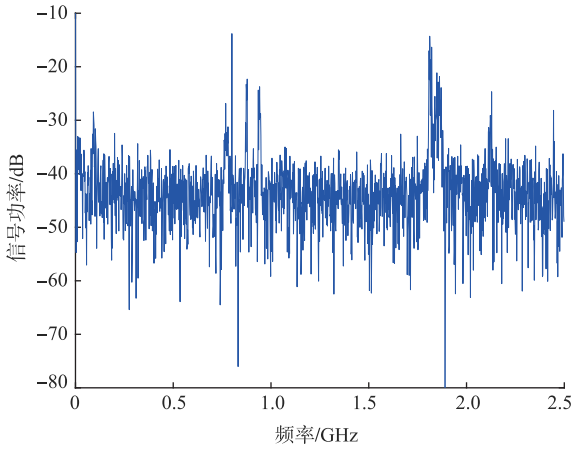

图 11 接收天线 A 信号

Fig. 11 Reception of signal from antenna A

试验测试现场的环境干扰具有瞬变性和不确定性，且对于测试环境没有任何严格的要求。图 12 和图 13 为在不同信干比下的输出及输出误差对比，本文算法的输出误差功率可达到 1 dB 以下，相比于变步长 LMS 算法和 EMD-LMS 算法误差更小且更稳定。在实验过程中背景干扰的相关性相差大，变步长 LMS 算法对消效果很差甚至出现失效的现象，得到的对消后信号含有大量的背景干扰信息。

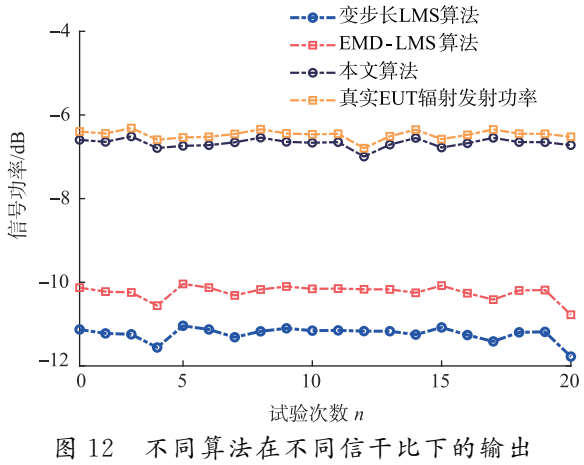

图 12 不同算法在不同信干比下的输出功率对比(验证结果)

Fig. 12 Output power comparison of different algorithms under different SIR (test result)

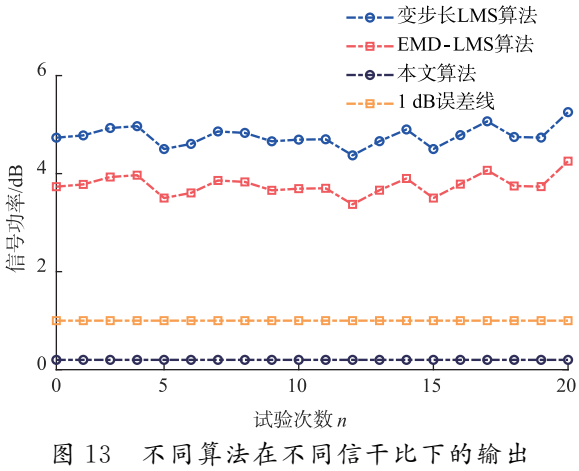

图 13 不同算法在不同信干比下的输出功率误差对比(验证结果)

Fig. 13 Output error power comparison of different algorithms under different SIR(test result)

EMD-LMS 算法有以下 3 点不足。

1）EMD 分解不完全。含有 EUT 辐射发射信号的模态存在大量电磁干扰，重构后的两通道信号无法满足背景干扰的强相关性，影响算法对消性能。

2）EMD 过分解现象。真实 EUT 辐射发射信号过分解，有一部分 EUT 辐射发射信号会被当作干扰处理，导致对消后的 EUT 信息缺失，无法满足实际需要。

3）LMS 算法适用的条件较理想，无法适用于复杂的电磁环境下的信号辐射发射测试。

图 14 对比了不同算法对消后 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号的相关性，与变步长 LMS 算法和 EMD-LMS 算法相比，本文算法的信号相关性可达到 96%以上，更适用于复杂电磁环境下的 EUT 辐射发射测试。

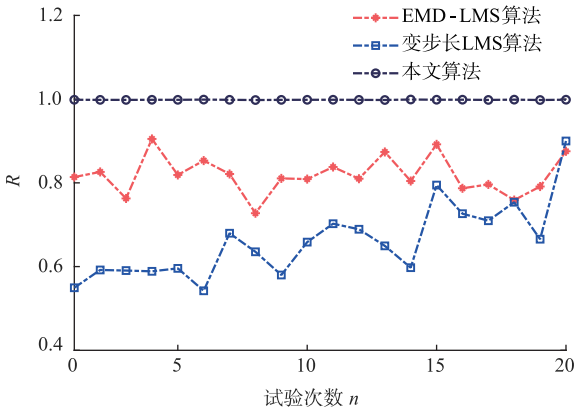

图 14　不同算法的输出信号相关性对比

Fig. 14　Correlation comparison of output signals of different algorithms

表 2 为不同算法实测性能对比，变步长 LMS 算法获得的 EUT 辐射发射信号与电波暗室测试的真实 EUT 辐射发射信号平均相关性为 66%，平均信号功率误差为 4.76 dB。利用 EMD 分解结合 LMS 算法进行干扰对消，平均相关性在 86%左右，平均功率误差为 3.76 dB，说明在对消后输出 EUT 辐射发射信号中含有大量电磁干扰，无法获取真实的 EUT 辐射发射信号。本文算法在两通道背景干扰差异较大时，得到的 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号的平均功率误差可稳定在 1 dB 以内，信号相关性可稳定在 96%以上，相比变步长 LMS 算法，相关性增加 30%，功率误差降低 4.56 dB。相比 EMD-LMS 算法，相关性增加 15%，功率误差降低 3.56 dB。

表 2　不同算法性能对比

Tab. 2　Performance comparison of different algorithms

算　法	平均相关性/%	平均功率误差/dB
变步长 LMS 算法	66	4.76
EMD-LMS 算法	81	3.76
本文算法	96	0.20

表 3 为 EUT 发射天线发射不同信号功率下，本文方法获得的 EUT 辐射发射信号与真实 EUT 辐射发射信号的对比。由表 3 可得，本文方法获得的 EUT 辐射发射信号功率与真实 EUT 辐射发射功率误差稳定在 1 dB 以内，且信号相关度可达 96%以上，表明本文方法可实现在不同信干比下电磁干扰的精准对消。

表 3　不同发射功率下的输出 EUT 辐射发射信号对比

Tab. 3　Comparison of output EUT radiation emission signals at different transmitting powers

信号参数/dB（频率为 800 MHz）	真实 EUT 辐射发射功率/dB	对消后 EUT 辐射发射信号功率/dB	信号功率误差/dB	R/%
−10	−21.71	−22.43	0.72	96.2
−5	−17.51	−16.84	0.67	96.9
0	−9.81	−9.22	0.59	97.0
5	−5.31	−6.12	0.81	97.5

4　结　论

针对实际环境中背景干扰相关性差导致干扰对消误差较大的问题，提出了一种频域多路径电磁干扰对消方法。该方法将 VMD 分频特性与 BP 神经网络相结合，构建了一种多路径干扰对消系统，从而获得真实的 EUT 辐射发射信号。该方法具有以下优点。

1）利用变分模态分解的分频特性、按照相同的中心频率和分解带宽将 2 个通道信号分解为多个子信号，保证了每个子带信号所含频率信息的一致性；有效利用了 BP 神经网络对多路径信号进行拟合，提高了每条

路径上信号的相关性，且信号幅度趋近相同，提高了算法的对消性能。

2)该方法对测试环境无严格要求，得到的EUT辐射发射信号与真实EUT辐射发射信号相比，相关性可达96%以上，功率误差在1 dB以下。与变步长LMS算法、EMD-LMS算法相比，功率误差至少降低了3.6 dB，信号相关性至少提高了15%。该方法适用于在开阔场中对大型、可移动的EUT电磁辐射发射原位测试研究。

本文主要针对的是在实际环境中背景干扰相关性差导致干扰对消误差较大的问题，没有考虑与真实EUT辐射发射信号同频干扰对算法的影响以及在超低信干比下算法的稳定性分析，在后续的工作中将对其存在的不足展开深入研究，增强算法抗干扰的稳定性。

参考文献/References：

[1] ZHOU Zhongyuan，LI Peng，SHENG Mingjie，et al. Ambient interferences suppressing for in-situ radiated emissions measurement based on array signal processing and adaptive noise cancellation[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility，2020，62(4)：1055-1067.

[2] 何方敏，李毅，孟进，等. 基于导频的同频噪声干扰对消技术[J]. 系统工程与电子技术，2020，42(5)：992-998.
HE Fangmin，LI Yi，MENG Jin，et al. Pilot-aided cancellation technology for co-frequency noise interference[J]. Systems Engineering and Electronics，2020，42(5)：992-998.

[3] RAY A，MAGOD R，TALELE B，et al. An active EMI cancellation technique achieving a 25-dB reduction in conducted EMI of LIN drivers [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I：Regular Papers，2022，69(9)：3829-3840.

[4] YAN Wenqiang，WU Yongcheng. A time-frequency denoising method for single-channel event-related EEG[J]. Frontiers in Neuroscience，2022，16. DOI：10.3389/fnins.2022.991136.

[5] 刘胜，王帮民，张兰勇. 多通道盲电磁辐射现场分离方法研究[J]. 电子学报，2022，50(3)：557-566.
LIU Sheng，WANG Bangmin，ZHANG Lanyong. Research on multi-channel blind electromagnetic radiation field separation method[J]. Acta Electronica Sinica，2022，50(3)：557-566.

[6] 王平波，马凯，武彩. 基于正态分布曲线的分段式变步长LMS算法[J]. 国防科技大学学报，2020，42(5)：16-22.
WANG Pingbo，MA Kai，WU Cai. Segmented variable-step-size LMS algorithm based on normal distribution curve[J]. Journal of National University of Defense Technology，2020，42(5)：16-22.

[7] 火元莲，安娅琦，巩琪，等. 基于反双曲正切函数的变步长LMS算法[J]. 北京理工大学学报，2022，42(10)：1051-1058.
HUO Yuanlian，AN Yaqi，GONG Qi，et al. Variable step size LMS algorithm based on inverse hyperbolic tangent function[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology，2022，42(10)：1051-1058.

[8] 张兰勇，王帮民，刘胜，等. 一种新的变步长自适应噪声消除算法[J]. 电子学报，2017，45(2)：321-327.
ZHANG Lanyong，WANG Bangmin，LIU Sheng，et al. A novel variable step-size adaptive interference cancellation algorithm[J]. Acta Electronica Sinica，2017，45(2)：321-327.

[9] 王帅，向建军，彭芳，等. 一种新的最速下降算法在自适应噪声对消中的应用[J]. 北京航空航天大学学报，2021，47(7)：1462-1469.
WANG Shuai，XIANG Jianjun，PENG Fang，et al. Application of a new steepest descent algorithm in adaptive noise cancellation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2021，47(7)：1462-1469.

[10] LU Zhonghao，DING Liang，LIN Xiaohong，et al. An innovative virtual chamber measurement method based on spatial domain cancellation technique for radiation emission in situ test[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility，2017，59(2)：342-351.

[11] CAKIR S，CELEP M，SEN O. A new approach to background noise cancellation in time domain for low-frequency emission testing[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility，2020，62(5)：1899-1910.

[12] 张兰勇，刘胜，李冰. 一种改进的自适应干扰对消技术研究及在电磁辐射测量中的应用[J]. 电子学报，2011，39(6)：1394-1398.
ZHANG Lanyong，LIU Sheng，LI Bing. The study of an improved adaptive interference cancellation technology and its application in the electromagnetic radiation measurement[J]. Acta Electronica Sinica，2011，39(6)：1394-1398.

[13] WANG Chaoge，LI Hongkun，HUANG Gangjin，et al. Early fault diagnosis for planetary gearbox based on adaptive parameter optimized VMD and singular kurtosis difference spectrum[J]. IEEE Access，2019，7：31501-31516.

[14] MEI Lin，LI Shuaiyong，ZHANG Chao，et al. Adaptive signal enhancement based on improved VMD-SVD for leak location in water-supply pipeline[J]. IEEE Sensors Journal，2021，21(21)：24601-24612.

[15] 张晨阳，张亚，李世中. 基于变分模态分解的侵彻过载信号盲分离[J]. 振动与冲击，2022，41(5)：280-286.
ZHANG Chenyang，ZHANG Ya，LI Shizhong. Blind separation of penetration overload signals based on VMD[J]. Journal of Vibration and Shock，2022，41(5)：280-286.

[16] 张明龙，张振宇，高源，等. 基于变分模态分解的暂态扰动波形去噪算法[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(8)：43-49.
ZHANG Minglong，ZHANG Zhenyu，GAO Yuan，et al. Transient disturbance waveform denoising algorithm based on variational mode decomposition[J]. Power System Protection and Control，2022，50(8)：43-49.

[17] 许子非，岳敏楠，李春. 优化递归变分模态分解及其在非线性信号处理中的应用[J]. 物理学报，2019，68(23). DOI：10. 7498/aps. 68. https：//www. doc88. com/p-1886160783322.
XU Zifei，YUE Minnan，LI Chun. Application of the proposed optimized recursive variational mode decomposition in nonlinear decomposition[J]. Acta Physica Sinica，2019，68(23). DOI：10. 7498/aps. 68. 20191005.

[18] 张雁鹏，朱筱琪，朱东亚，等. 基于 BP 神经网络的可见光成像通信列车定位方法[J]. 中国激光，2023，50(5). DOI：10. 3788/CJL220899.
ZHANG Yanpeng，ZHU Xiaoqi，ZHU Dongya，et al. Train positioning using optical camera communication with BP neural network[J]. Chinese Journal of Lasers，2023，50(5). DOI：10. 3788/CJL220899.

[19] 冯凯，贺东风，徐安军，等. 基于 Kmeans-BP 神经网络的 KR 工序终点铁水硫含量预测模型[J]. 工程科学学报，2023，45(7)：1187-1193.
FENG Kai，HE Dongfeng，XU Anjun，et al. End sulfur content prediction method of molten iron in KR based on Kmeans-BP neural network[J]. Chinese Journal of Engineering，2023，45(7)：1187-1193.

[20] 闻枫，荆凡胜，李强，等. 基于改进 BP 神经网络的无线电能传输系统接收线圈参数优化[J]. 电工技术学报，2021，36(sup2)：412-422.
WEN Feng，JING Fansheng，LI Qiang，et al. Optimization on receiver parameters of wireless power transfer system based on improved BP neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2021，36(sup2)：412-422.

向本期载文的审稿专家致谢

本期《河北科技大学学报》共发表论文 12 篇，这些论文的发表是与有关专家的认真审读、细查资料、推敲分析、中肯评价分不开的。对此，本刊编辑部特向这些专家表示敬意，对他们的辛勤劳动表示感谢。

本期载文的审稿专家名单如下(按姓名的汉语拼音字母顺序排列)：

曾国宏　昌　敏　郝冬雪　李国庭　李建武　李志国
刘超峰　刘宏波　刘秀贵　鲁　娜　吕　静　马冬雅
马　杰　马晓军　邵　涛　孙建安　王海军　王　雷
于永江　张永强　张　宇　赵智忠　周雪松　宗敏华

（本刊编辑部）