Adaptive Suppression Algorithm for Electromagnetic Signal Interference in Hybrid Sensor Networks*

AI Ziyu[1], CHEN Zongren[2*]
(1.Computer Engineering Technical College, Guangdong Polytechnic of Science and Technology, Zhuhai Guangdong 519090, China;
2.Faculty of Innovation Engineering, Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China)

Abstract: In a dynamically changing hybrid sensor network environment, electromagnetic signals propagate in multiple paths and are subject to nonlinear interference, making it difficult to accurately detect and suppress interference components. Therefore, an electromagnetic signal interference adaptive suppression algorithm is proposed. The first and second characteristic functions of electromagnetic signals are statistically analyzed to form high-order cumulant features. The high-order cumulant features of electromagnetic signals are input into support vector machines to detect the interfered electromagnetic signals. A generalized morphological filter is designed by using disc-shaped structural elements and parabolic structural elements to input the detected interfered electromagnetic signal into the filter and the interference components in the electromagnetic signal are filtered out, thereby achieving interference suppression and eliminating nonlinear interference. The simulation results show that the proposed algorithm can detect interfering electromagnetic signals with a signal-to-noise ratio of up to 47.1 dB. The waveform similarity coefficients of the signals are all close to 1, and the average error is minimized. After suppressing the electromagnetic signal, the amplitude of the interference component fluctuates around 0 dB, showing good suppression effect.

Key words: hybrid sensor network; electromagnetic signals; statistical analysis methods; generalized morphological filter; interference suppression
EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2026.09.018

混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制算法*

艾子煜[1], 陈宗仁[2*]
(1.广东科学技术职业学院计算机工程技术学院, 广东 珠海 519090; 2.澳门科技大学创新工程学院, 澳门 999078)

摘 要: 在动态变化的混合传感器网络环境中, 电磁信号会多径传播并受非线性干扰, 难以准确检测和抑制干扰分量, 为此提出电磁信号干扰自适应抑制算法。统计分析电磁信号的第一特征函数与第二特征函数, 构成高阶累积量特征, 在支持向量机中输入电磁信号的高阶累积量特征, 检测出受到干扰的电磁信号; 利用圆盘型结构元素与抛物线型结构元素设计广义形态滤波器, 将检测出的受到干扰的电磁信号输入滤波器中滤除电磁信号中存在的干扰分量, 以此实现干扰抑制, 以消除非线性干扰。仿真结果表明, 所提算法能构检测出干扰的电磁信号, 信噪比高达 47.1 dB, 信号的波形相似系数均接近 1, 误差均值最小, 抑制电磁信号后的干扰分量幅值降至 0 dB 上下浮动, 具有良好的抑制效果。

关键词: 混合传感器网络; 电磁信号; 统计分析方法; 广义形态滤波器; 干扰抑制;
中图分类号: TN713 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2026)09-2069-07

混合传感器网络作为一种集成了多种类型传感器(如光学、声学、电磁学等)的网络系统, 以其高效的数据收集、处理和传输能力, 在环境监测、智能控制等领域中得到了广泛的应用。其通常部署在复杂多变的环境中, 如城市、森林等。这些环境中的电磁信号会受到多种动态因素的影响, 包括移动物体、天气变化、人为活动等。因此, 网络需要能够适应这些变化, 以保持稳定的通信和数据采集能力[1-2]。

在混合传感器网络中, 电磁信号的传播受多径效应影响显著, 导致接收端接收到的信号是多个具有不同相位偏移和衰减的信号分量的叠加。这种叠加不仅增加了信号检测的复杂性, 还使得干扰抑制

项目来源: 2022 年广东省大数据+5G 云网融合技术示范性职工培训基地项目(JXJYGC2022GX009); 2022 年度广东高校科研平台和项目(2022KCXTD047)
收稿日期: 2024-07-17 **修改日期**: 2024-09-26

成为一项极具挑战性的任务。傅东宁等[3]建立拉普拉斯嵌入关系,将其作为抑制窄带干扰的依据,在非线性低维流形中嵌入干扰以此实现干扰抑制。该方法在构建拉普拉斯嵌入模型时,难以全面捕捉和准确反映信号与干扰之间复杂的非线性关系及动态变化特性,影响窄带干扰抑制效果。郭文博等[4]提取电磁信号的特征,在相、幅、时维度上采用联合抑制算法调整共生干扰,实现信号的干扰抑制。电磁信号中包含非线性干扰,这些干扰在相、幅、时维度上表现出复杂的特性,无法有效地消除非线性干扰。Das 等[5]设计了正交小波滤波器,采用布谷鸟搜索优化算法优化滤波器参数,实现信号干扰抑制。该方法在针对非线性干扰的抑制上,未能充分利用信号的非线性特征进行更深入的优化,限制了其在处理复杂非线性电磁信号时的效果。马星河等[6]引入双树复小波多尺度变换方法对分解后的信号展开滤波处理,实现干扰抑制。该方法难以预先确定最优的小波分解层数和基函数,导致在抑制过程中无法充分提取信号的有效特征或错误地滤除了部分有用信息,从而影响最终的滤波结果。

鉴于上述方法在处理混合传感器网络电磁信号干扰时存在的局限性,提出混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制算法。设计了广义形态滤波器,其具有非线性处理能力,能够有效处理非线性干扰。与传统的线性滤波器相比,广义形态滤波器凭借其自适应性,能够更灵活地适应动态变化的电磁环境,从而在干扰抑制效果上实现显著提升。通过这一设计,旨在解决现有算法在抑制非线性干扰、适应环境变化等方面的不足,为混合传感器网络的稳定运行提供有力支持。

1 基于特征映射的干扰信号检测

在混合传感器网络中,电磁信号传输因多径效应(包括反射、折射、散射)而产生复杂叠加与干扰,导致接收信号难以分辨原始与干扰成分。为提高干扰抑制效果,首要任务是检测干扰信号,通过信号统计分析方法捕捉其非平稳性和非线性特征,提取时变特征以识别和估计干扰信号的特性(如频率、幅度),为后续干扰抑制算法提供精准信息基础。

在混合传感器网络中,干扰信号容易与正常信号混合在一起。通过计算干扰信号的第一特征函数,可以识别和区分干扰信号与有用信号的统计差异。设$f(x)$代表混合传感网络电磁信号 x 对应的概率密度度函数,通过下式计算电磁信号 x 的第一特征函数 $\varphi(\omega)$:

$$\varphi(\omega)=\int_{-\infty}^{+\infty}f(x)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\omega x}\mathrm{d}x \tag{1}$$

式中:ω 表示电磁信号的角频率。

确定 $\varphi(\omega)$ 的 k 阶导 $\varphi^k(\omega)$,即为电磁信号 x 的第二特征函数 m_{kx},计算如下:

$$m_{kx}=(-k)^k\varphi^k(\omega) \tag{2}$$

结合第一特征函数 $\varphi(\omega)$ 与第二特征函数 m_{kx} 构成电磁信号 x 的高阶累积量特征 $\boldsymbol{\Phi}=[\varphi^k(\omega),m_{kx}]$。

高阶累积量特征能够捕捉电磁信号的非高斯性和非线性特征,因此,将上述获取的高阶累积量特征 $\boldsymbol{\Phi}$ 作为支持向量机(Support Vector Machine,SVM)的输入[7-8],建立支持向量机的样本集 $\boldsymbol{F}$。

传感器网络中的噪声往往不是高斯分布的,这些非高斯噪声会引入非线性效应,使得传统的线性分类方法难以有效处理。因此,引入 SVM。SVM 在处理高维特征空间中显著优势,尤其是在解决非线性问题方面表现良好。应用 SVM 中的核函数将电磁信号从原始的输入空间映射到一个高维特征空间,使得在高维空间中线性不可分的问题变为可分,可以更好地控制过拟合。这使得支持向量机不仅能够处理复杂的数据结构,还能获得良好的分类效果。

通过训练样本集,支持向量机可以学习到不同干扰信号的特征。样本集 $\boldsymbol{F}$ 的构建如下:

$$\boldsymbol{F}=\{(\boldsymbol{\Phi}_1,h_1),(\boldsymbol{\Phi}_2,h_2),\cdots,(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)\},h_i\in[-1,1] \tag{3}$$

式中:h_i 表示信号类别标签。若设定一个传感器网络对电磁信号的采样频率为每秒 100 次,持续监测 1 h,会得到 360 000 个样本。按照 70% 训练集和 30%测试集的比例对样本数据进行划分。在干扰信号检测过程中,将信号划分为正常信号与干扰信号。

SVM 中的核函数通过核技巧将原始输入空间中的数据点映射到高维特征空间。在高维特征空间中,原本非线性不可分的数据点变得线性可分。通过选择合适的核函数,可以将电磁信号的特征映射到一个高维空间,从而在支持向量机中构建一个能够有效区分干扰信号和正常信号的分类器。这个过程利用了核函数的性质,将复杂的非线性问题转化为线性问题解决,提高了干扰信号检测的准确性。

核函数是 SVM 中的关键组件,它决定了特征空间映射的方式。常见的核函数包括线性核函数、多项式核函数、径向基函数(RBF)核函数等。在本研究中,选择径向基函数(RBF)核作为映射函数,因为其具有广泛的适用性和较好的非线性映射能力。核函数 $K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)$ 在支持向量机(SVM)中的作用是定

义了一个高维特征空间中的内积,即:

$$K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)=\langle\phi(\boldsymbol{\Phi}_i),\varphi(h_i)\rangle \tag{4}$$

式中:$\phi(\cdot)$表示从原始输入空间到高维特征空间的映射函数。

电磁信号从原始输入空间到高维特征空间的映射,对于电磁信号,其通过核函数映射到高维特征空间的过程是隐式的,但可以通过核函数来“感知”这种映射的效果。当我们采用径向基函数(RBF)核时,其定义为:

$$K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)=\exp\left(-\frac{\|\boldsymbol{\Phi}_i-h_i\|}{2\sigma^2}\right) \tag{5}$$

式中:σ 表示核函数的宽度参数,控制了函数的径向作用范围。

因此,将核函数 $K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)$作为依据,构建电磁信号的分类超平面。采用拉格朗日乘数法[9-10]构建干扰信号检测表达式:

$$\zeta^*=\arg\min\frac{1}{2}\alpha_j y_i K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)F \tag{6}$$

式中:α_j 表示拉格朗日乘子;y_i 表示信号特征对应的类别。

完成电磁信号特征的高维映射后,获得最优分类超平面 b^*:

$$\begin{cases}w^*=\alpha_i y_i K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)\\ b^*=-\dfrac{1}{2}\alpha_i y_i K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)w^*\end{cases} \tag{7}$$

式中:w^*代表的是权重。

通过最优分类超平面 b^*,可以将电磁信号非线性分类问题简化为线性问题。在复杂传感器网络空间中,电磁信号不是线性可分的,但在通过核函数映射到高维特征空间后,信号变得线性可分。最优分类超平面在高维特征空间中找到的一个线性分类面。利用获取的最优分类超平面,获取干扰信号检测结果$f(n)$:

$$f(n)=\mathrm{sgn}[\alpha_i y_i K(\boldsymbol{\Phi}_i,h_i)+b^*] \tag{8}$$

2　基于广义形态滤波器的干扰自适应抑制

在混合传感器网络环境中,电磁信号因多径传播及非线性干扰而复杂多变,相位偏移进一步加剧了检测难度,导致干扰抑制效果不佳与信噪比下降。基于特征映射的干扰信号检测提供了干扰动态变化的实时信息,使得后续抑制策略能灵活调整,适应多变环境。随后,利用广义形态滤波器的强大鲁棒性,在信噪比较低时,通过形态学操作有效滤除噪声与干扰[11-12],进一步提升信号清晰度,实现非线性干扰的高效抑制,与检测环节紧密衔接,强化了整体算法的适应性与性能。

定义干扰信号为$f(n)$、结构元素为$g(n)$,此时获取其对应的形态开、闭运算:

$$\begin{cases}(f\circ g)(n)=[(f\Theta g)\oplus g](n)\\ (f\cdot g)(n)=[(f\oplus g)\oplus g](n)\end{cases} \tag{9}$$

式中:$\cdot$表示形态闭运算,其主要作用是消除电磁干扰信号中存在的低谷分量,填平信号中存在的裂缝与小洞;$\circ$表示形态开运算,用于消除电磁干扰信号中存在的毛刺与细节,用于抑制正脉冲噪声;Θ 表示腐蚀运算;$\oplus$表示膨胀运算。

形态开-闭滤波器和闭-开滤波器通过形态学操作(如膨胀和腐蚀)对信号进行处理。形态开滤波器由腐蚀运算和随后的膨胀运算组成,其主要目的是消除信号中的正脉冲噪声(即高于周围水平的峰值)。腐蚀运算通过结构元素对信号进行局部最小值操作,去除小于结构元素覆盖区域最小值的所有信号值,从而去除小的毛刺和细节。随后,膨胀运算通过结构元素对信号进行局部最大值操作,恢复信号中被腐蚀的部分,但通常不会引入新的峰值,因此能够平滑信号并抑制正脉冲噪声。

然而,开运算可能会在某些情况下引入负脉冲噪声(即低于周围水平的低谷)。为了解决这个问题,形态开-闭滤波器接着进行形态闭运算。形态闭运算由膨胀运算和随后的腐蚀运算组成,其作用是填平信号中的裂缝和小洞,即消除负脉冲噪声。通过闭运算,信号中的低谷被结构元素覆盖区域的最大值所填平,从而进一步平滑信号。

结合形态开运算与形态闭运算建立形态开-闭滤波器 OC 与闭-开滤波器 CO:

$$\begin{cases}\mathrm{OC}[f(n)]=f\circ g\cdot g\\ \mathrm{CO}[f(n)]=f\cdot g\circ g\end{cases} \tag{10}$$

分析上式可知,以上两个滤波器可有效抑制干扰信号中的负脉冲干扰与正脉冲干扰,但开运算与闭运算在操作过程中分别表现出收缩性与扩张性,这种性能会降低 OC 滤波器的输出,增大 CO 滤波器的输出,对干扰抑制效果产生一定的影响[13-14]。为了解决上述问题,建立了组合滤波器 OC-CO:

$$y(n)=\Xi_{\mathrm{OC(CO)}}(g)\frac{\mathrm{OC}[f(n)]+\mathrm{CO}[f(n)]}{2} \tag{11}$$

式中:$\Xi_{\mathrm{OC(CO)}}(g)$表示基本滤波运算单元;$y(n)$表示滤波结果。

由于混合传感网络电磁信号干扰类型较多,为了提高结构元素的灵活性,修正偏移现象。圆盘型结构元素在滤波过程中表现出良好的旋转不变性,针对脉冲干扰,抛物线型结构元素具有良好的抑制

效果,为此,选取圆盘型结构元素 $d(n)$ 与抛物线型结构元素 $p(n)$ 设计广义形态滤波器[15],将干扰信号输入上述滤波器中,输出滤波后的信号 $y'(n)$,实现干扰抑制。建立广义形态滤波器如下:

$$y'(n)=\Xi_{GOC(GCO)}[d(n),p(n)]\frac{OC[f(n)]+CO[f(n)]}{2} \tag{12}$$

式中:$\Xi_{GOC(GCO)}[d(n),p(n)]$ 表示基本滤波运算单元。

基于广义形态滤波器的自适应干扰抑制方法,针对混合传感器网络中电磁信号的多径传播与复杂干扰,通过特征映射实时检测干扰动态,并利用形态开、闭运算及其组合,有效滤除正负脉冲干扰,同时保持信号特征。引入圆盘型与抛物线型结构元素,构建广义滤波器,增强了对多种干扰的抑制能力,提升了信号处理的信噪比与清晰度,增强了算法在复杂环境中的适应性与鲁棒性。

3 仿真与分析

为了验证混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制算法的整体有效性,需要对其展开仿真分析。将 MATLAB 作为仿真平台,选用 BH1750FVI 数字光强度传感器,测量范围为 0~65 535 lx,分辨率为 1 lx,工作电压为 3.3 V~5.0 V;选用 DS18B20 数字温度传感器,测量范围为-55 ℃~+125 ℃,在-10 ℃~+85 ℃范围内精度为±0.5 ℃,工作电压为 3.0 V~5.5 V;MS5611-01BA03 高精度气压传感器,测量范围为 101 200 mbar(绝对压力),分辨率为 0.01 mbar,工作电压为 2.4 V~3.6 V。整个实验在 MATLAB 仿真平台上进行,包括电磁干扰的模拟、信号采集、处理与分析等过程。通过 MATLAB 强大的数据处理和可视化功能,可以直观展示实验结果并进行性能评估。混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制实验原理如图 1 所示。

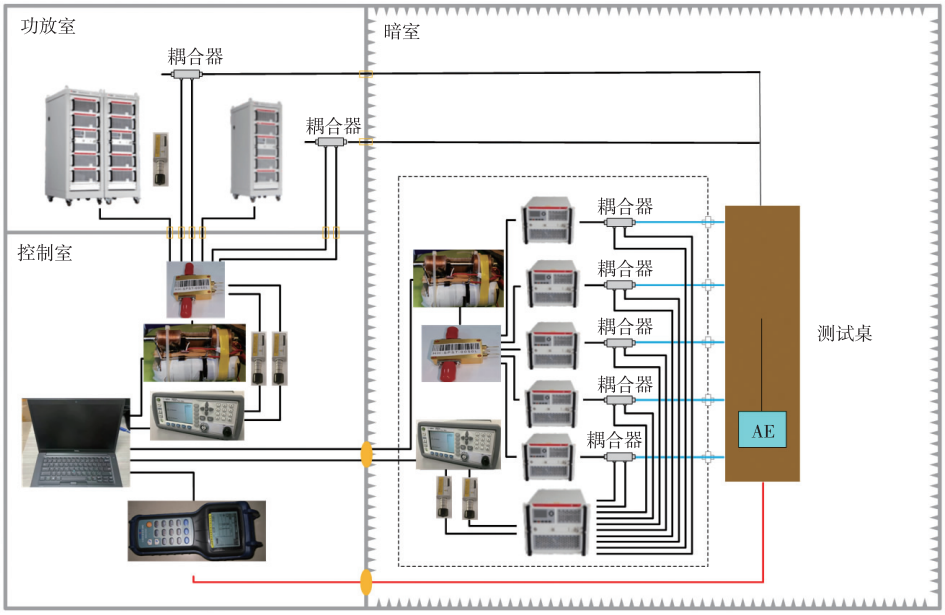

图 1 混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制实验原理图

由于传感器网络往往部署在复杂的环境中,这些环境中充满了各种电磁干扰源,这些干扰源会对传感器网络的信号传输和测量精度产生严重影响。通过模拟电磁感应,可以模拟出这些干扰源对传感器网络的影响,从而验证算法在抑制电磁干扰方面的性能。将各个传感器通过 SPI 接口连接到微控制器 Beetle CM 32U4 上。该微控制器通过 SPI 接口接收来自各个传感器的数据,可以完成数据的收集、整理和初步的处理。电磁感应模拟如图 2 所示。

在仿真过程中设置了内部干扰与外部干扰:

①内部干扰:将多个传感器节点设置在相同频段上,以此模拟节点之间产生的干扰,通过对节点的功率以及通信频率等参数展开调整,可以改变电磁信号受到的干扰程度;

②外部干扰:设置无线电发射机和大功率电子设备等外部电磁干扰源,以此模拟混合传感器网络受到的电磁环境干扰。

为了确保实验的可重复性,混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制实验步骤包括传感器的选择与校准、电磁干扰的模拟与注入、信号采集流程、以及数据处理方法。具体步骤如下:①传感器校准:在连接传感器之前,确保每个传感器均经过标准化校

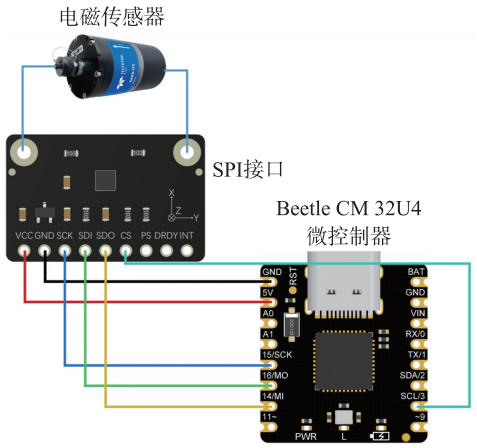

图 2　电磁感应模拟

准,确保测量数据的准确性。②电磁干扰模拟:通过设置内外部干扰源,模拟不同强度和类型的电磁干扰环境。③信号采集:通过 SPI 接口,将传感器连接到计算机,并持续记录电磁信号数据。④数据处理:利用支持向量机检测干扰信号,并使用广义形态滤波器进行干扰抑制。

为了验证所提广义形态滤波器法的电磁信号干扰检测的有效性,采集混合传感器网络电磁原始信号,该信号是通过在复杂环境中部署多种传感器采集得到的传感信号。这些传感器在监测过程中会受到来自不同方向的电磁干扰,导致信号波形出现显著波动。在理想的无干扰环境中,电磁信号的波形应该相对平稳,其幅值波动较小,并且保持在一定范围内。然而,在实际应用中,由于各种电磁干扰的存在,使得信号波形呈现出明显的不规则性和大幅度波动。混合传感器网络电磁原始信号如图 3 所示。

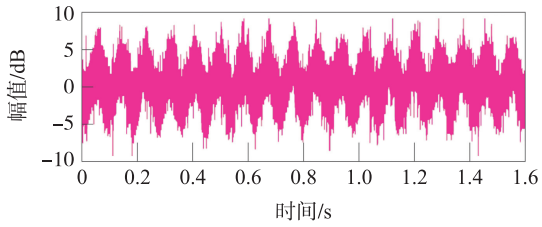

图 3　混合传感器网络电磁原始信号

分析图 3,观察信号幅值变化,可以发现在 1.6 s 时间内,电磁信号幅值均在 10 dB~-10 dB 范围波动,且波动幅度较大,说明混合传感器网络电磁信号存在明显的干扰。由此说明,广义形态滤波器法能够检测出受到干扰的电磁信号。

采用广义形态滤波器算法、文献[3]的图拉普拉斯嵌入法和、文献[4]的频谱共生干扰抑制法和文献[5]基于正交小波的信号去噪滤波方法对受到干扰的电磁信号(图 2)展开干扰抑制。采用信噪比 SNR 对上述算法的抑制效果展开评估:

$$\mathrm{SNR}=20\lg\frac{\sum_{n=1}^{N}s(n)}{\sum_{n=1}^{N}[s(n)-y(n)]^2} \tag{13}$$

式中:N 表示信号的数量;$s(n)$ 表示第 n 个原始电磁信号;$y(n)$ 表示第 n 个处理后的电磁信号。4 种不同算法的 SNR 结果对比如表 1 所示。

表 1　不同算法的 SNR

迭代次数	SNR/dB			
	广义形态滤波器法	图拉普拉斯嵌入法	频谱共生干扰抑制法	基于正交小波的信号去噪滤波方法
100	43.6	23.6	30.1	28.4
200	47.1	21.7	29.8	26.7
300	45.2	20.8	25.7	30.4
400	43.9	24.4	26.3	26.9
500	44.1	21.6	28.7	31.6

由表 1 中的数据可知,广义形态滤波器法可有效消除电磁信号中的干扰分量,进而提高了信号的信噪比,其他三种算法的干扰分量抑制效果较差,信噪比较低。这是因为广义形态滤波器法采用高阶累积量捕捉了信号的非高斯性和非线性特性。在电磁信号中,这些特征可以有效地识别和区分正常信号与受到干扰的信号,因为干扰通常会导致信号偏离高斯分布。使用广义形态滤波器去除这些干扰分量,可以显著减少信号中的非线性干扰。

采用波形相似系数(Normalized Cross Correlation,NCC)和误差均值 e 作为指标,对上述算法信号处理效果展开评估,NCC 越接近 1,e 越小,表明处理后的信号中包含的原始信息越多,信号处理效果越好。

$$\mathrm{NCC}=\frac{\sum_{n=1}^{N}s(n)y(n)}{\sqrt{\left[\sum_{n=1}^{N}s^2(n)\right]\left[\sum_{n=1}^{N}y^2(n)\right]}} \tag{14}$$

$$e=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sqrt{y(n)-y'(n)}}{n} \tag{15}$$

式中:$y'(n)$ 表示理想的电磁信号。四种不同算法的 SNR 结果对比如图 4、图 5 所示。

通过上述仿真可知,经过广义形态滤波器法处理后,信号的波形相似系数均接近 1,误差均值最小,由此可知,广义形态滤波器法处理后,信号中仍然保留了原始细节信息,验证了广义形态滤波器法具有良好的信号处理效果。主要是因为广义形态滤波器法选取圆盘型结构元素和抛物线型结构元素的

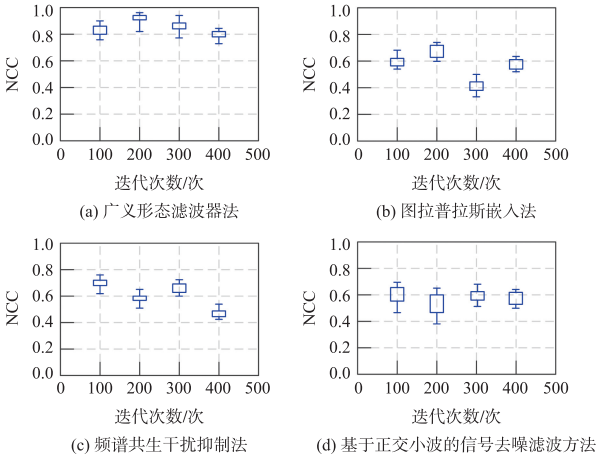

图 4　不同算法的 NCC

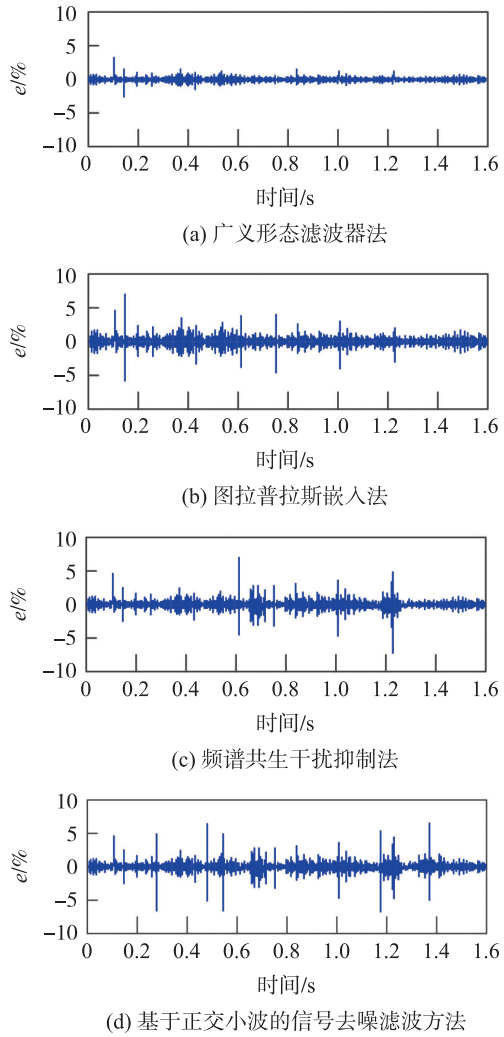

图 5　不同算法的误差均值

设计,使得广义形态滤波器能够针对不同形状和大小的干扰进行精确的去除。这种精确的干扰抑制确保了信号的主要特征不被破坏。

针对采集的混合传感器网络电磁原始信号,采用 4 种不同算法对电磁干扰信号展开抑制,处理后的电磁信号如图 6 所示。

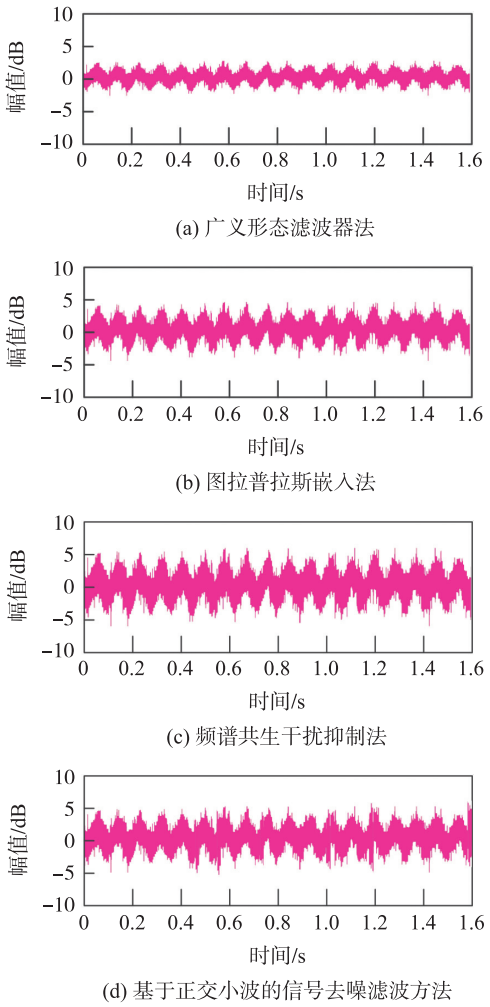

图 6　不同算法的干扰抑制结果

分析图 6 可知,上述方法均可对干扰展开抑制,但经对比发现,图拉普拉斯嵌入法、频谱共生干扰抑制法和基于正交小波的信号去噪滤波方法处理后,电磁信号的幅值仍然较大,表明干扰抑制效果较差,广义形态滤波器法处理后的电磁信号幅值显著较低,表明所提方法具有良好的干扰抑制效果。因为广义形态滤波器有效地去除了信号中的高幅值干扰分量。在干扰被去除后,信号的剩余部分(即未受干扰的纯净信号)具有较低的幅值。

4　结束语

通过有效的干扰抑制技术,可以确保混合传感器网络传输信号的准确性和完整性,从而提高网络的可靠性。针对目前信号干扰抑制算法存在的问题,提出混合传感器网络电磁信号干扰自适应抑制算法,该算法根据信号特征检测到受干扰的电磁信号,在数学形态学原理的基础上展开干扰抑制。仿真结果表明,广义形态滤波器法的 SNR 可达 47.1,明显优于传统算法,波形相似系数接近 1,误差均值

最小。这些量化数据不仅验证了算法的有效性,更凸显了其在混合传感器网络电磁信号干扰抑制领域的创新性突破。

参考文献:

[1] Zasov V A,Romkin M V,Tretyakov G M. Comparative Analysis of the Efficiency of Statistical Algorithms for Interference Suppression in an Automatic Locomotive Signaling System[J]. Russian Electrical Engineering, 2023, 94(10):704-711.

[2] 张烨,肖启阳. 电子通信多径信号强干扰滤波抑制仿真[J]. 计算机仿真,2023,40(6):245-249.

[3] 傅东宁,廖桂生,黄岩,等. 基于图拉普拉斯嵌入的合成孔径雷达时变窄带干扰抑制算法[J]. 系统工程与电子技术,2022,44(6):1846-1853.

[4] 郭文博,林朗,赵宏志,等. 频谱共生干扰主动抑制技术研究[J]. 中国科学:信息科学, 2022, 52(10):1915-1928.

[5] Das M,Sahana B C. Optimized Orthogonal Wavelet-Based Filtering Method for Electrocardiogram Signal Denoising [J]. Journal of the Institution of Engineers(India):Series B,2025,106(3):965-978.

[6] 马星河,张颖,许丹,等. 基于 SVD-DTCWT 的局部放电信号提取方法[J]. 武汉大学学报(工学版),2024,57(2):209-216.

[7] Damminsed V, Panup W, Makmuang D, et al. A Novel Support Vector Machine with Generalized Pinball Loss for Uncertain Data Classification[J]. Mathematical Methods in the Applied Sciences,2023,46(18):18729-18748.

[8] Premalatha G,Bai V T. Wireless IoT and Cyber-Physical System for Health Monitoring Using Honey Badger Optimized Least-Squares Support-Vector Machine [J]. Wireless Personal Communications, 2022, 124(4): 3013-3034.

[9] 黄建平,娄璐烽,彭炜颋,等. 一种基于拉格朗日乘子的空间域差分系数优化方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版),2022,46(4):30-40.

[10] 胡明皓,王莉华. 基于拉格朗日插值的无网格直接配点法和稳定配点法[J]. 力学学报, 2023, 55(7):1526-1536.

[11] 饶显杰,徐忠林,龙林,等. 基于广义 S 变换与数学形态学的局部放电窄带干扰抑制方法[J]. 电网技术,2023,47(3):1299-1307.

[12] 杨翠茹,彭向阳,余欣. 结合小波变换与数学形态学的电缆局放信号识别与降噪方法[J]. 沈阳工业大学学报,2023,45(6):619-624.

[13] 郝颖,冬雷,王丽婕,等. 基于数学形态学去噪的光伏发电限电异常数据识别算法[J]. 中国电机工程学报,2022,42(21):7843-7855.

[14] 甘斌,郑俊良,姚顽强,等. 基于数学形态学的机载 LiDAR 采煤区沉陷信息提取[J]. 西安科技大学学报,2023,43(1):175-182.

[15] 芦竹茂,白洋,黄纯德,等. 变分模态分解组合广义形态滤波器的 MEMS 陀螺仪去噪方法[J]. 控制理论与应用,2023,40(3):509-515.

艾子煜(1989—),男,汉族,江西永修人,硕士,实验师,研究方向:人工智能,广东科学技术职业学院计算机学院实验员,中共党员,毕业于上海电力学院,工学学士,中级职称。在本校工作期间,参与两项课题研究活动,拥有发明专利授权三项,独立完成两篇论文,均在正式刊物发表,chenbixia2018@163.com;

陈宗仁(1979—),男,汉族,广东廉江人,博士,副教授,本文通讯作者。研究领域为计算机网络技术、计算机视觉。澳门科技大学博士、中国计算机学会(CCF)杰出会员。