

# 基于改进 SVM 的电子通信信道恶意干扰信号辨识

龚 岩<sup>1</sup>  
GONG Yan

摘 要

在复杂的通信环境中，信号会经过多条不同路径传播后叠加，导致信号的幅度、相位和延迟发生复杂变化，这些变化使提取信号特征与实际情况偏差较大，进而影响后续对恶意干扰信号的辨识。为此，提出基于改进 SVM 的电子通信信道恶意干扰信号辨识方法。通过设定非线性元件输出表征和信道变量的正反向变换公式，结合信道数量构建电子通信信道模型。基于该模型采集信号后，利用主成分分析提取关键特征，采用小波域滤波技术根据分解层级和模极大值序列判定有效信息信号，有针对性地去掉信号中的噪声。运用改进的 SVM 理论在特定空间定义超平面作为决策边界，实现信号分类。结合自适应滤波理论、小波变换和变步长 LMS 算法，快速适应恶意干扰信号的动态变化，进行辨识处理。实验结果表明，该方法在信号去噪和恶意干扰信号辨识上均表现优异，识别精度高。

关键词

改进 SVM；电子通信信道；恶意干扰信号；信号噪声；信号特征

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.05.027

0 引言

在复杂的通信环境中，恶意干扰信号的存在严重威胁着通信系统的正常运行，导致信息传输错误甚至通信中断。针对干扰信号的辨识问题，已有多种方法被提出并应用于实际场景中。张盛楠等人<sup>[1]</sup>结合傅里叶基函数分析、断续偏离量化处理及变换域与变步长 LMS 算法，实现激光通信干扰信号的自适应辨识与消噪。该方法由于未准确考虑非线性元件和复杂信道变量，自适应调整时不能准确跟踪干扰信号变化，辨识效果不佳。刘佳楠等人<sup>[2]</sup>提出基于短时傅里叶变换和幻影卷积网络的复合干扰识别算法，有效识别无线通信中的复合干扰信号种类和干噪比，但在非线性信道中，短时傅里叶变换难以精确解析复杂的相位和幅度变化模式，信号特征提

取不完整，影响对复合干扰信号的准确识别。李刚等人<sup>[3]</sup>运用 EMD 分解稳态信号，小波变换去噪，结合多模特征融合模型与卷积、全连接层及分类器，实现干扰信号的有效识别与概率分类。但实际信道的非线性失真使信号频率成分和幅值变化复杂，EMD 分解可能无法准确得到反映信号内在特征的固有模态函数，影响后续干扰信号识别。为此，本文提出基于改进 SVM 的电子通信信道恶意干扰信号辨识方法，旨在克服现有方法不足，提高识别精度和适应性。

1 基于改进 SVM 的电子通信信道恶意干扰信号辨识

1.1 构建电子通信信道模型

在电子通信信道恶意干扰信号辨识过程中，电子通信环境复杂多变，存在多种影响因素。为了将这些复杂的因素进行整合和量化表示，本研究构建了电子通信信道模型。

1. 江西制造职业技术学院信息工程学院 江西南昌 330095

[10] GLEK T, HUBICKA J. Optimizing real world applications with GCC link time optimization[EB/OL]. (2010-11-03) [2024-06-25].<https://doi.org/10.48550/arXiv.1010.2196>.

【作者简介】

吴登勇（1983—），男，山东济南人，本科，高级工程师，研究方向：计算机体系结构。

于英杰（1992—），男，山东烟台人，本科，中级工程师，研究方向：计算机体系结构。

许瑞（1983—），女，河北衡水人，硕士，高级工程师，研究方向：计算机体系结构。

金庆哲（1994—），男，山东德州人，本科，助理工程师，研究方向：计算机体系结构。

张帅（1996—），男，山东聊城人，硕士，研究方向：计算机体系结构。

付文文（1998—），女，山东聊城人，硕士，研究方向：计算机体系结构。

（收稿日期：2025-01-02 修回日期：2025-05-12）

电子通信过程中，对于信道变量，其正反向变换公式为：

$$S(\tau, t) = \frac{h(\tau)}{p} = f^{-1}(\tau) \quad (1)$$

式中： $\tau$ 表示信道的谐波脉冲特性； $h$ 表示幅频响应； $t$ 表示时间维度； $f$ 表示干扰频率。

综合考虑信道数量为 $n$ ，构建电子通信信道模型为：

$$c(\tau, t) = \sum_n a_n(t) [t - \tau_n(t)] \quad (2)$$

该模型综合考量信道的多种特性，为电子通信系统的分析与设计提供了基础。

## 1.2 采集电子通信信道信号

本研究依据信道模型采集电子通信信道信号，旨在确保所采集的信号能够真实反映实际通信环境中的信号特性<sup>[4]</sup>。将采集的电子通信信道信号记作：

$$\text{Arg max} \sum_{i=1}^n c(\tau, t) (w_i)_{\text{wt}}, w_i, i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中： $w_i$ 表示第 $i$ 行向量值。

基于上述采集的信号样本，可获取 $C$ 个主成分分析(PCA)基，构成一个PCA信号处理器<sup>[5]</sup>，记作：

$$\langle W \rangle = \langle W_1, W_2, \dots, W_C \rangle \quad (4)$$

在信号处理器中，将PCA处理后的信号向量为：

$$v = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{ij}^2} \quad (5)$$

式中： $r_{ij}^2$ 为第 $i$ 个信号样本中第 $j$ 个主成分的分量值。

通过上述步骤，即可提取每个电子通信信道信号样本，用于后续的信号处理。

## 1.3 去噪处理电子通信信道信号

在极端不利的通信条件下，基于构建的电子通信信道模型采集的信号噪声会相互交织，并以线性累加的方式混入原始信号中<sup>[6]</sup>。本研究采用小波域滤波技术进行噪声抑制。设 $x'(k')$ 为噪声信号 $x'$ 在 $k'$ 点的值，定义 $C_{0,k}' = x'(k')$ 作为初始条件。依据小波分解理论， $x'$ 的小波变换分解可表达为：

$$C_{j,k}' \sum_{n'} C_{j-1,n}' h_{n'-2k}' d_{j,k}' = \sum_{n'} d_{j-1,n'}' \cdot g_{n'-2k}' \quad (6)$$

式中： $n'$ 表示数据集中元素的数量； $C_{j,k}'$ 与 $d_{j,k}'$ 分别表示低频成分系数与高频细节系数； $h'$ 和 $g'$ 构成一组正交信号分解工具； $j$ 表示分解的层次。

对信号 $f'$ 进行分解，设定分解层级为 $m$ ，通常取值范围在 $[3,5]$ 之间<sup>[7]</sup>。每一层的模极大值序列均标记为 $w_{\text{peak}}(j')$ ，其中 $j'=1, 2, \dots, m$ 。若满足式(7)，则判定 $f'$ 为有效信息信号，否则认为 $f'$ 主要由噪声构成。

$$w_{\text{peak}}(1)_2 \leq w_{\text{peak}}(2)_2 \leq \dots \leq w_{\text{peak}}(j')_2 \quad (7)$$

通过上述设计的去噪步骤，本研究能够有效地清除通信

信道中的噪声干扰，显著增强信号的特征表现，从而为后续干扰信号的精准辨识提供强有力的支持。

## 1.4 基于改进SVM提取恶意干扰信号特征

本研究提出用改进SVM理论对电子通信信道恶意干扰信号进行特征提取，将复杂高维特征转化为简捷有效的低维表示，降低特征维度，减少数据处理量，加速后续分析识别。

SVM依据结构化风险最小化原则<sup>[8]</sup>，选定特定空间的超平面作为决策边界，实现信号线性可分。基于此理论框架，去噪后的样本集（即信号集）可表示为： $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ ，其中超平面方程定义为：

$$\omega^T x + b = 0 \quad (8)$$

式中： $\omega$ 表示权重向量的可调参数； $b$ 表示偏置项。

在满足预设的约束条件下，求解使 $\omega$ 最小的优化值，约束条件表达为：

$$y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1, i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

随后，将上述约束优化问题转化为等价的无约束形式，其约束条件重新表达为：

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n a_i y_i &= 0 \\ a_i &\geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (10)$$

完成转化后，采用改进后的SVM模型进行信号分类。最优分类函数可表述为：

$$f(x) = \text{sgn}(\omega^T x + b) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i^T x + b \right] \quad (11)$$

式中： $\alpha$ 、 $y$ 、 $x$ 、 $b$ 分别表示对应于各系数在最优解中的值。

通过上述步骤，本研究有效实现了恶意干扰信号的低维时域特征提取，降低了特征维度，减少了数据处理量，有助于提高后续辨识的准确性和效率。

## 1.5 实现电子通信信道恶意干扰信号辨识

恶意干扰信号形式多样，涉及多种调制方式、频率成分与编码形式等，还会依据通信系统防御措施实时调整干扰策略、改变信号特征。在这种情况下，仅靠改进的支持向量机(SVM)难以有效应对动态变化，无法持续准确辨识恶意干扰信号。为保障通信可靠性，需结合其他算法提高辨识精度。为此，本研究引入数字滤波技术中的自适应滤波理论，结合小波变换和变步长最小均方误差(LMS)算法，以实现电子通信信道中恶意干扰信号的辨识与处理。该方法既能增强通信系统抗干扰能力，又能确保通信的可靠性与稳定性。

自适应滤波理论的核心在于其能够根据输入信号的变化自动调整滤波器参数，从而实现特定信号的有效滤除或增强。其滤波器输出可以表示为：

$$y(n) = \sum_{k=1}^{L-1} w_k(n) \cdot x(n-k) \quad (12)$$

式中： $y(n)$  为滤波器的输出； $x(n)$  为输入信号； $w_k(n)$  为第  $k$  个滤波器系数； $L$  为滤波器的长度。自适应滤波器通过调整  $w_k(n)$  来最小化输出误差  $e(n) = d(n) - y(n)$ ，其中  $d(n)$  为期望输出。

滤波器的特性可借助低频成分系数与高频细节系数予以描述，与滤波参数权重值等价。假设： $L(n)$  表示经过分解后的细节信号； $s_{j,k_j-1}$  表示经过延迟处理的输入信号； $K_0$  和  $X(n)$  表示信号的正交小波变换结果； $l_{j,k_j-1}$  表示小波分解的第  $j$  级细节信号。通过滤波手段将输入信号实现正交化处理，可以促使特征值的分布变得更加紧凑，进而降低条件数的数值，这对于加快算法收敛速度具有显著效果。利用最小均方（LMS）算法，可以推导出相应的自适应滤波算法：

$$\begin{cases} y(n) = V^T \beta(n) \\ e(n) = s(n) - L(n) \\ U(n+1) = U(n) + 2\beta(n)L(n) \end{cases} \quad (13)$$

式中： $e(n)$  表示逼近信号的总和； $U(n)$  和  $U(n+1)$  分别表示滤波器在  $n$  时刻和  $n+1$  时刻的输出。

自适应滤波器的误差信号主要依据抽样函数来确定变化的步长因子，其计算公式为：

$$\beta(n) = a(1 - \sin(L(n) - X(n) \times L(n))) \quad (14)$$

式中： $a$  表示常数； $\beta(n)$  表示步长因子。

为克服算法收敛速度慢以及精度降低的难题，引入变步长的收敛因子来进行处理与解析，具体公式为：

$$\begin{cases} \omega(n+1) = \omega(n) + 2\beta(n)L(n) \\ \eta(n) = a \left[ \frac{\sum_{i=1}^n x(n-m)f(m) \times U(n+1)}{U(n)} \right] \\ u(n) = \left[ \frac{H((x,y) - (x',y') - \varphi)}{L(n)} \right] \end{cases} \quad (15)$$

式中： $\omega(n)$ 、 $\eta(n)$ 、 $u(n)$  表示不同的迭代过程。

基于提取的电子通信信道恶意干扰信号特征，可以实现对更新和预测算子的自适应构建。对正交分解后的信号进行变步长 LMS 自适应消噪处理，最终实现电子通信信道恶意干扰信号的辨识。

## 2 实验与分析

### 2.1 实验方法

实验依托高性能平台，该平台装备先进，以大规模数据处理和复杂模型训练的需求。实验中，采用专业设备模拟真实信道环境，且设备运行稳定，通过数据预处理确保数据质

量。同时，实验实施双盲测试策略，保证结果客观公正。测试过程中，分别采用基于改进 SVM 的电子通信信道恶意干扰信号辨识方法（所提方法）、基于数字滤波技术的激光通信干扰信号辨识方法（方法 1）、基于深度学习的复合干扰信号识别方法（方法 2）进行测试。

### 2.2 实验参数设置

在实验过程中，利用 MATLAB 仿真软件构建了一个电子通信信道模型，其参数配置如表 1 所示。

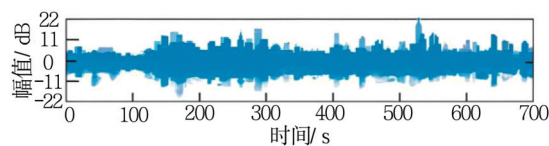
表 1 实验参数配置

| 序号 | 参数名称 | 参数值        |
|----|------|------------|
| 1  | 传输速率 | 100 Gbit/s |
| 2  | 带宽   | 40 Gbit/s  |
| 3  | 衰减率  | 0.2 dB/km  |
| 4  | 延迟时间 | 5 ns       |
| 5  | 接口类型 | QSFP+      |
| 6  | 工作波长 | 1 550 nm   |
| 7  | 发射功率 | -10 dBm    |

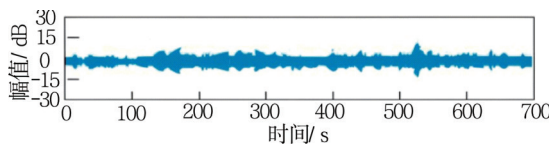
在此信道模型中，融入多种类型的干扰信号，为评估这些干扰信号的识别能力，将基于数字滤波技术的激光通信干扰信号辨识方法（方法 1）、基于深度学习的复合干扰信号识别方法（方法 2）作为对比方法进行测试，旨在验证本文方法在真实环境下的识别效能。

### 2.3 结果与分析

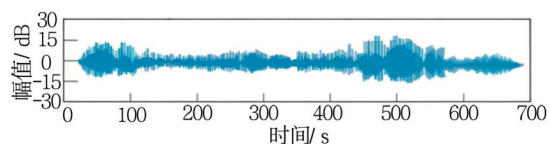
在实施基于改进 SVM 的电子通信信道恶意干扰信号辨识任务时，若获取的待检测信号中噪声显著，将直接影响后续恶意干扰信号的辨识准确性。因此，对不同方法在通信信道信号去噪方面的能力展开测试，结果如图 1 所示。



(a) 真实恶意干扰信号

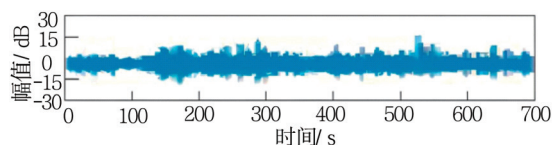


(b) 所提方法



(c) 方法 1



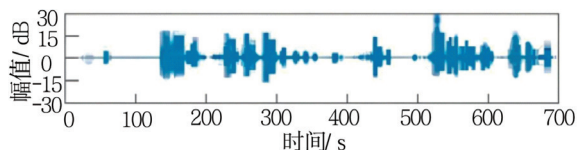


(d) 方法 2

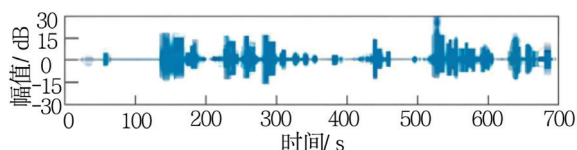
图 1 去噪能力对比结果

根据图 1 可以看出,与方法 1 和方法 2 在恶意干扰信号辨识中的去噪效果相比,所提方法去噪能力最为显著。该方法将信号分解为多个频带和层级,并通过判断模极大值序列来精确识别有效信息信号,从而有效滤除噪声。相比之下,方法 1 在信号处理时存在波形计算误差,去噪效果不及所提方法。方法 2 因去噪算法复杂度高,影响去噪效率,去噪效果相对欠佳。

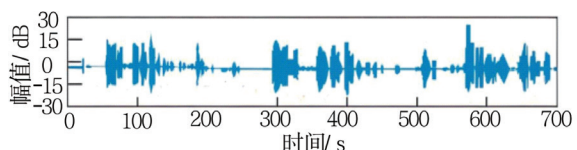
为进一步验证本文方法的有效性,引入蓄意制造的干扰信号,检验三种方法在识别恶意干扰信号中的实际应用表现,结果如图 2 所示。



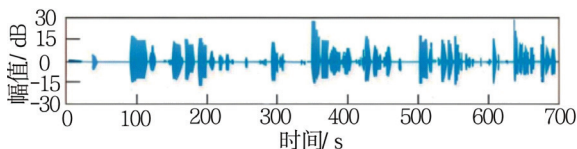
(a) 真实电子通信信道恶意干扰信号波形



(b) 所提方法



(c) 方法 1



(d) 方法 2

图 2 干扰信号识别效果测试结果

根据图 2 可以看出,在电子通信信道恶意干扰信号辨识任务中,所提方法能精准捕捉信道中的恶意干扰信号,辨识结果与真实样本高度吻合。该方法在辨识时改进了 SVM 方法,充分借助信号的时频与统计特征,构建了针对恶意干扰信号的精确识别模型。该模型能有效利用提取的特征信息,对恶意干扰信号准确分类识别。因此,所提方法的识别精度和泛

化能力大幅提升,在该辨识任务中展现出高识别精度与实际应用价值。

### 3 结语

本文针对电子通信信道面临的复杂性和恶意干扰问题,提出了一种创新的辨识方法。该方法先构建精准信道模型,通过合理设定公式并结合信道数量,精确还原实际信道特性。利用主成分分析、小波域滤波技术等处理信号,有效提取关键特征并保证信号质量。采用改进的 SVM 理论实现信号精准分类,结合自适应滤波理论快速应对恶意干扰信号的动态变化。实验验证,该方法在信号去噪和恶意干扰信号辨识上性能卓越,识别精度高,为电子通信系统稳定运行提供了有力的技术支撑。

### 参考文献:

- [1] 张盛楠,杨书华,赵巍.基于数字滤波技术的激光通信干扰信号辨识研究[J].激光杂志,2023,44(10):153-156.
- [2] 刘佳楠,宋志群,李勇,等.基于深度学习的复合干扰信号识别[J/OL].系统工程与电子技术,1-11[2024-05-25].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20241120.1403.023.html>.
- [3] 李刚,刘世林.基于 EMD 与小波变换的微机型继电保护装置干扰信号识别[J].电气技术与经济,2024(10):308-311.
- [4] 李敏,刘三军,黄双林.基于子波变换的相干光通信链路窄带干扰信号辨识研究[J].激光杂志,2024,45(10):198-203.
- [5] 刘晓林.改进 SVM 的制冷压缩机电磁阀故障智能诊断[J].机械设计与研究,2024,40(6):284-289.
- [6] 李保林,冯嘉琪,王恩元,等.基于机器学习的煤岩破裂诱发电磁辐射信号智能辨识研究[J].工矿自动化,2024,50(9):144-152.
- [7] 梁超,付明林.基于特征聚类的网络恶意干扰信号协同过滤[J].自动化与仪器仪表,2024(7):322-325.
- [8] 陈强,刘祥洁,廖石宝.基于 GA-BP 的煤矿瓦斯监控系统“大数干扰”信号辨识[J].机电工程技术,2023,52(12):204-206.

### 【作者简介】

龚岩(1987—),男,江西南昌人,硕士,讲师,研究方向:通信技术。

(收稿日期:2025-01-22 修回日期:2025-05-15)