

基于Hilbert信号空间的未知干扰自适应识别方法

黄国策^① 王桂胜^{*①} 任清华^① 董淑福^① 高维廷^① 魏 帅^②

^①(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

^②(95910部队 酒泉 735000)

摘 要: 针对大样本下未知干扰类型的分类识别问题, 该文提出一种基于信号特征空间的未知干扰自适应识别方法。首先, 基于Hilbert信号空间理论对干扰信号进行处理, 建立干扰信号特征空间, 进而利用投影定理对未知干扰进行最佳逼近, 提出基于信号特征空间的概率神经网络(PNN)分类算法, 并设计了未知干扰分类识别器的处理流程。仿真结果表明, 与两种传统方法相比, 该方法在已知干扰的分类精度方面分别提高了12.2%和2.8%; 满足条件的未知干扰最佳逼近效果随功率强度呈线性变化, 设计的分类识别器在满足最佳逼近的各类干扰中总体识别率达到91.27%, 处理干扰识别的速度明显改善; 在信噪比达到4 dB时, 对未知干扰识别准确率达到92%以上。

关键词: 无人机通信; 未知干扰; 自适应识别; Hilbert信号空间; 概率神经网络

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)08-1916-08

DOI: [10.11999/JEIT180891](https://doi.org/10.11999/JEIT180891)

Adaptive Recognition Method for Unknown Interference Based on Hilbert Signal Space

HUANG Guoce^① WANG Guisheng^① REN Qinghua^① DONG Shufu^①
GAO Weiting^① WEI Shuai^②

^①(College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

^②(The 95910 Troop, Jiuquan 735000, China)

Abstract: In order to solve the problem of classification and recognition of unknown interference types under large samples, an adaptive recognition method for unknown interference based on signal feature space is proposed. Firstly, the interference signal is processed and the interference signal feature space is established with the Hilbert signal space theory. Then the projection theorem is used to approximate the unknown interference. The classification algorithm based on signal feature space with Probabilistic Neural Network (PNN) is proposed, and the processing flow of unknown interference classifier is designed. The simulation results show that compared with two kinds of traditional methods, the proposed method improves the classification accuracy of the known interference by 12.2% and 2.8% respectively. The optimal approximation effect of the unknown interference varies linearly with the power intensity in the condition, and the overall recognition rate of the designed classifier reaches 91.27% in the various types of interference satisfying the optimal approximation, and the speed of processing interference recognition is improved significantly. When the signal-to-noise ratio reaches 4 dB, the accuracy of unknown interference recognition is more than 92%.

Key words: Unmanned aerial vehicle communications; Unknown interference; Adaptive recognition; Hilbert signal space; Probabilistic Neural Network (PNN)

收稿日期: 2018-09-18; 改回日期: 2019-03-26; 网络出版: 2019-04-23

*通信作者: 王桂胜 wgsfuyun@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61701521), 中国博士后科学基金(2016M603044), 陕西省自然科学基金(2018JQ6074)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61701521), The Postdoctoral Science Foundation of China (2016M603044), The Shaanxi Province Natural Science Foundation (2018JQ6074)

1 引言

无人机的通信可靠性是保证其执行各类任务的前提和保证, 极易受到恶意的电磁干扰, 导致失联、失控等问题。传统无人机通信常采用直扩、跳频、跳时等抗干扰通信技术, 通过将信号特征隐藏于时域或频域的方式规避敌方截获, 但信号在循环平稳和各态历经性等方面存在一定的特征, 容易被敌探测干扰。因此, 通过频谱感知获取干扰频谱信

息,并利用干扰自适应识别技术针对性采取不同的变换域处理,成为提升无人机通信安全性和可靠性的重要途径^[1,2]。随着频谱环境的日益复杂,敌我电磁干扰对抗的强度、维度和频次愈发激烈,由此带来的海量数据需要合适的大样本的未知干扰分类识别方法进行有效处理。

目前,常见的干扰分类识别方法主要分两类:一是根据干扰信号自身的特性,利用深度学习、机器学习等智能方法^[3-6],自主进行特征检测并分类,需要依赖数据的支持,实时性和处理速度受限,提取的特征实际物理意义参考性较弱;二是为提高处理速度及其特征的合理性,利用变换域^[7-12]、稀疏分解^[13,14]以及匹配追踪^[15,16]等方法进行频谱特征分析,据此提出相应的关联维数和熵特征等作为干扰识别的特征参数,再结合简单的分类算法实现,一定程度上降低了硬件实现的难度,但由于局限于特定的干扰类型或调制方式的小样本空间,实际大样本处理的推广应用受限。同时,现有研究集中于干扰类型或调制方式已知、给定的情况下进行处理,而实际的干扰受诸多因素的影响,理论设定与实际采样结果相差较大,若重新学习再分类的工作量较大,难以满足实际干扰识别的要求。基于贝叶斯决策理论的概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)^[17,18]以其训练简单、扩充性好、易于硬件实现等优点,能快速收敛于贝叶斯最优解,具有较强的容错性,适合于大样本的实时处理,但对干扰分类识别缺乏适应性和针对性。

针对未知干扰的分类识别问题,本文在现有干扰模型的基础上,进一步完善信号空间理论,基于Hilbert信号空间对干扰信号进行变换域的特征提取,构建信号特征空间;利用Hilbert信号空间的特性对所在的未知干扰进行最佳逼近,并据此提出基于信号特征空间的PNN识别算法进行未知干扰的处理,设计分类器具体处理流程;最后仿真验证了本文算法对已知干扰识别的可靠性、未知干扰的逼近效果和识别准确性,为无人机通信系统的抗干扰实现提供了重要参考。

2 Hilbert信号空间理论

根据无人机通信系统常面临的恶意为干扰及其特点,按照干扰样式可分为阻塞式干扰、多频点干扰和瞄准式干扰。其中,阻塞式干扰通常为宽带干扰,如线性调频干扰和梳状谱干扰等;多频点干扰有单音干扰和多音干扰等;瞄准式干扰通常指与被干扰信号载频的重合程度满足一定要求的干扰,如部分频带干扰和脉冲干扰等。本文结合以上实际

中常见的6种干扰,采用载波或脉冲信号与噪声相结合的干扰形式分别展开研究。

通过将线性代数和泛函分析中关于空间及其度量的理论引入信号分析与处理过程中,可得到新的信号分类方法——信号空间^[19-21]。由于信号在线性系统满足线性运算及其封闭性,显然可构成线性空间。下面对线性因果系统下的信号空间进行相应的描述。

定义 1 设信号空间 $\mathbf{X}$ 是复数域 $\mathbf{K}$ 上的一个线性空间,若存在映射 $P: \mathbf{X} \mapsto \mathbb{R}$,使得对任意信号 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbf{X}, \alpha \in \mathbf{K}$ 满足下列条件:

- (1) $0 \leq P(\mathbf{x}) < +\infty$, 若 $P(\mathbf{x}) = 0$, 当且仅当 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$;
- (2) $P(\alpha \mathbf{x}) = |\alpha| P(\mathbf{x})$;
- (3) $P(\mathbf{x} + \mathbf{y}) \leq P(\mathbf{x}) + P(\mathbf{y})$ 。

则称映射 $P(\mathbf{x})$ 是信号空间 $\mathbf{X}$ 上的范数,此时信号空间 $\mathbf{X}$ 按范数 $\|\mathbf{x}\|$ 构成赋范线性信号空间 $(\mathbf{X}, \|\cdot\|)$ 。

若能量有限的离散信号 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}(k)\}$ 为赋范线性信号空间 l^p 中的一个元素,令 $p \geq 1$,

$$l^p = \left\{ \{\mathbf{x}(k)\} \left| \sum_{k=1}^{\infty} |\mathbf{x}(k)|^p < +\infty \right. \right\} \quad (1)$$

定义

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left[\sum_{k=1}^{+\infty} |\mathbf{x}(k)|^p \right]^{1/p} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}(k)\} \in l^p$, 可知信号空间 $(l^p, \|\cdot\|_p)$ 是完备的赋范线性空间。

对于离散信号 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}(k)\}$ 而言, l^p 范数在不同阶数下对应不同的信号空间,它们从不同的角度描述了信号的特征常见的 l^p 范数有: $\|\mathbf{x}\|_1$ 代表信号幅度的累积, $\|\mathbf{x}\|_2$ 代表信号的功率, $\|\mathbf{x}\|_{\infty}$ 则代表信号幅度的最大值。

定义 2 若信号内积空间 $(\mathbf{X}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ 按范数诱导的赋范线性空间 $(\mathbf{X}, \|\cdot\|)$ 是完备的,则称内积空间 $(\mathbf{X}, \langle \cdot, \cdot \rangle)$ 是Hilbert信号空间。

同时,由于Hilbert信号空间的有限维子空间仍是Hilbert信号空间,这为实际数字信号处理和工程应用提供了理论基础。

3 干扰处理与特征提取

3.1 干扰预处理

为抑制样本数据中的自然噪声,准确识别各类干扰,针对干扰信号进行归一化和降噪处理:为降低计算的数值复杂度,简便运算,通过将采样数据

归一化, 统一量纲和数量级, 能够避免大数值区间属性影响到小数值区间属性; 同时, 利用降噪处理, 达到抑制噪声的作用, 从而提高信号的信噪比和识别的准确率。

对信号降噪实质上是对信号中的无用部分进行抑制, 同时增强其有用的信号部分。本文利用小波变换的时频局部化分析特点, 降噪过程描述如下:

步骤 1 选择1个小波并确定分解层次, 然后进行小波分解;

步骤 2 对各个分解尺度下的高频系数选择1个阈值进行软阈值量化处理;

步骤 3 根据小波分解的最底层低频系数和各层高频系数进行信号小波重构。

3.2 特征参数提取

由于干扰信号预处理后数据量仍较大, 不能直接进行识别处理, 需要针对不同干扰信号的特征信息进行提取, 目的在于通过获取参数数量少且分类准确率高的特征向量来尽可能减少运算量, 提高识别效率。

考虑到干扰信号具有时变和非平稳等特性, 根据变换域思想, 划分时域、频域、分数域以及小波域等多个域进行处理, 各个变换域的基分别为 t , $e^{j\omega t}$, chirp信号和 $\Psi_{a,b}(t)$ 等, 它们之间可以相互转换, 同时又独立处理信号, 从而实现信号的特征提取。在文献[7, 12]的基础上进行变换域处理并获取以下特征参数:

(1) 空间频谱带宽。干扰信号首先进行离散傅里叶变换, 得到频谱 $F(w)$, 并进行幅度谱计算得到 $R(w)$, 归一化处理后根据频谱带宽计算公式计算得到 B_w 。

干扰信号的归一化幅度谱为

$$R_u(w) = \frac{R(w)}{\|F(w)\|_\infty} \quad (3)$$

相应的归一化空间频谱带宽定义为

$$B_w = \frac{M_H - M_L + 1}{N} \quad (4)$$

其中, $M_H = \max_{R_u(n) \geq R_{Th}}(n)$, $M_L = \min_{R_u(n) \geq R_{Th}}(n)$, $n \in [1, N]$, N 为数据长度, $R_{Th} = \frac{\|R_u(w)\|_\infty}{2}$ 。

通过 B_w 可以将干扰在频域上区分窄带和宽带, 即可将脉冲干扰和梳状谱干扰从干扰信号中间区别开来。

(2) 空间幅度谱峰均比。根据得到的干扰信号归一化后幅度谱, 分别计算其最大值和平均值, 由此定义干扰信号的幅度谱峰均比为

$$K_s = \frac{A_{\max}}{E[R_u(w)]} = N \frac{\|R_u(w)\|_\infty}{\|R_u(w)\|_1} \quad (5)$$

由于 K_s 描述了幅度谱的凸出程度, 所以通过与对应阈值比较, 可以识别出窄带干扰信号中的单音干扰。

(3) 空间压缩增益。表征干扰信号的能量集中程度, 分别计算干扰信号在时域、频域、分数域和小波域的空间压缩增益, 用 $\mathbf{CG}$ 表示, 能量越集中, 相应的采样点数越少, $\mathbf{CG}$ 各分量越大。时域、频域、分数域和小波域下的各压缩增益 $\mathbf{CG} = [\mathbf{CG}_t, \mathbf{CG}_f, \mathbf{CG}_{fr}, \mathbf{CG}_{dw}]$ 定义为

$$\mathbf{CG}_w = \frac{\|X_{wk}(a, b)\|_2}{N \sqrt[N]{\prod_{k=1}^N |X_{wk}(a, b)|^2}} \quad (6)$$

其中, $\|X_{wk}(a, b)\|_2$ 分别表示为干扰信号在时域、频域、分数域和小波域下的信号能量。

一般情况下, 线性调频干扰在分数域上信号能量最集中, 脉冲干扰和部分频带干扰则分别在时域、频域上信号能量较集中, 梳状谱干扰在小波域上时频局部特性明显, 因此 $\mathbf{CG}$ 可用于对部分频带干扰作进一步识别。据此作进一步分类识别算法研究。

总结上述过程, 根据提取的干扰信号特征参数, 构建6维信号特征空间 $\mathbf{H}_C = [B_w, K_s, \mathbf{CG}_t, \mathbf{CG}_f, \mathbf{CG}_{fr}, \mathbf{CG}_{dw}]$, 理论上能够满足本文研究的7类干扰(包括除6类干扰外的未知干扰)分类识别要求, 但传统分类方法存在分类繁琐、运算量大等缺点, 需要高效的多分类算法处理; 同时, 考虑到实际的干扰类型和样式多样, 加之各类干扰场景不同, 由此采集到的干扰可能不属于6类常见的干扰类型。如何应对未知干扰的分类识别, 成为制约通信系统性能的重要因素。为此, 针对干扰类型未知的情况, 本文利用Hilbert信号空间的最佳逼近方法, 基于概率神经网络实现未知干扰类型的识别处理。

4 基于信号特征空间的PNN识别算法

4.1 未知干扰的最佳逼近模型

在Hilbert信号空间 $\mathbf{X}$ 上对于给定的一般干扰 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}^{(2)}(k)\} \in \ell^2$, 根据投影定理的性质, 可用已知的6个干扰类型 $\mathbf{J}_1, \mathbf{J}_2, \dots, \mathbf{J}_6$ 的线性组合, 按平方平均意义建立最佳逼近模型

$$\min_{a_i \in \mathbb{R}^n} \sum_{j=1}^{\infty} \left\| \mathbf{x} - \sum_{i=1}^6 a_i \mathbf{J}_i \right\|^2 = \sum_{j=1}^{\infty} \left\| \mathbf{x} - \sum_{i=1}^6 \lambda_i \mathbf{J}_i \right\|^2 \quad (7)$$

即求系数 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_6)$, 使得

$$\left\| \mathbf{x} - \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{J}_i \right\| = \min_{a_i \in \mathbb{R}^n} \left\| \mathbf{x} - \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{J}_i \right\| \quad (8)$$

根据投影定理可知, 存在 $\mathbf{y}_0 = \sum_{i=1}^6 \lambda_i \mathbf{J}_i$, 满足

$$\langle \mathbf{x} - \mathbf{x}_0, \mathbf{J}_i \rangle = 0, \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (9)$$

即

$$\sum_{i=1}^6 \lambda_i \langle \mathbf{J}_i, \mathbf{J}_j \rangle = \langle \mathbf{x}, \mathbf{J}_j \rangle, \quad j = 1, 2, \dots, 6 \quad (10)$$

故解 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_6)$ 是存在且唯一的。

当未知干扰的最佳逼近效果良好时, 即可由本文的6类干扰模型线性组合逼近, 故仍可用提取的信号特征空间 $\mathbf{H}_C$ 作为分类识别参数, 并检验干扰识别准确率; 若干扰的逼近效果或分类识别准确率不理想时, 则需根据干扰特性, 提取干扰的新特征参数加入到信号特征空间 $\mathbf{H}_C'$, 以达到干扰识别的要求。

4.2 PNN分类算法

根据给定的Hilbert干扰信号空间训练集

$$\mathbf{T}_S = \{(s_1, y_1), (s_2, y_2), \dots, (s_l, y_l)\} \in (\mathbf{S} \times \mathbf{Y})^l \quad (11)$$

其中, $s_i \in \mathbf{S}$, $\mathbf{S}$ 为输入干扰信号空间, 类别 $y_i \in \mathbf{Y} = \{1, 2, \dots, M\}$, $i = 1, 2, \dots, L$, $2 \leq M \leq 7$, 寻找 $\mathbf{S}$ 上一个函数 $g(s)$ 构成分类函数 $f(s) = \text{sgn}(g(s))$ 确定相对应的 y 值分类。

引进6维信号特征空间 $\mathbf{H}_C = [B_w, K_s, \text{CG}_t, \text{CG}_f, \text{CG}_{fr}, \text{CG}_{dw}]$, 将干扰信号空间 $\mathbf{S}$ 进行降维变换 $s \mapsto \varphi(s)$, 转换到信号特征空间 $\mathbf{H}_C$, 则原训练集 $\mathbf{T}_S$ 转化为信号特征空间 $\mathbf{H}_C$ 中新的训练集

$$\begin{aligned} \mathbf{T}_C &= \{(s'_1, y_1), (s'_2, y_2), \dots, (s'_l, y_l)\} \\ &= \{(\varphi(s_1), y_1), (\varphi(s_2), y_2), \dots, (\varphi(s_l), y_l)\} \end{aligned} \quad (12)$$

基于信号特征空间的概率神经网络由输入层、模式层、累加层和输出层4部分组成, 结构如图1所示。

第1层为输入层, 用于接收信号特征空间训练集 $\mathbf{T}_C$, 神经元节点个数 L , 与输入特征空间训练集 $\mathbf{T}_C$ 长度相同, 通过权值向量 $\mathbf{W}$ 与模式层线性连接, 并将数据传递给模式层;

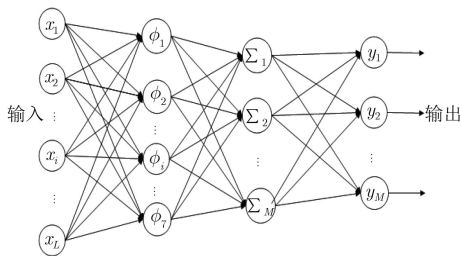


图1 基于信号特征空间的概率神经网络结构图

第2层模式层为径向基层, 含有7组神经元节点 (与分类数相同), 负责计算特征空间 $\mathbf{H}_C$ 与训练集 $\mathbf{T}_C$ 各样本全连接的非线性匹配关系, 第 j 类模式下的第 i 组神经元的输入/输出关系为

$$\varphi_{ij}(\mathbf{x}; s) = \frac{1}{(2\pi)^3 \sigma^6} e^{-\frac{(\mathbf{x} - x_{ij})^T (\mathbf{x} - x_{ij})}{2\sigma^2}}, \quad i = 1, 2, \dots, L, j = 1, 2, \dots, 7 \quad (13)$$

其中, σ 为平滑因子, 对网络的性能影响较大, 采用交叉验证的方式选择最佳的 σ 。

第3层为累加层, 神经元个数与欲分类别数目 M 相同, 负责将模式层所有对应类 y_i 神经元累积平均

$$f_{y_i}(\mathbf{x}; \sigma) = \frac{1}{L_{y_i}} \sum_{i=1}^{L_{y_i}} \varphi_{iy_i}(\mathbf{x}; \sigma) \quad (14)$$

假设分类 y_i 的先验概率为 $p(y_i)$, 根据贝叶斯公式, 分类 y_i 的后验概率 $p(y_i|\mathbf{x})$

$$p(y_i|\mathbf{x}) = \frac{p(y_i)p(\mathbf{x}|y_i)}{p(\mathbf{x})} = \frac{p(y_i)f_{y_i}(\mathbf{x}; \sigma)}{p(\mathbf{x})} \quad (15)$$

考虑到错分的损失和风险, 定义分类动作函数 a_i 为将特征空间样本集归类到 y_i 的动作, r_{ij} 为 y_j 类特征空间样本集执行动作 a_i 时所造成的损失, 则采取分类动作 a_i 的期望风险值为

$$R(a_i|\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^L \lambda_{ij} p(y_j|\mathbf{x}) \quad (16)$$

最后一层为输出层, 由竞争神经元组成, 神经元个数 M 与累加层相同, 通过接收累加层的输出, 根据最小平均错误概率的原则, 从而将原分类问题转化为如式(17)的优化问题

$$\arg \min R(a_i|\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^L \lambda_{ij} p(y_i) f_{y_i}(\mathbf{x}; \sigma) \quad (17)$$

可得到最优解 $R(a_i|\mathbf{x})^*$, 并进一步计算得到 $\mathbf{a}^* = (a_1^*, a_2^*, \dots, a_M^*)^T$, 从而完成对未知干扰信号样本的分类。

4.3 处理流程

按照基于信号特征空间的PNN识别算法原理, 设计多分类网络处理流程如图2所示, 步骤如下:

步骤1 根据给定的干扰信号得到其空间样本的训练集;

步骤2 对数据进行归一化和小波降噪处理;

步骤3 取所有干扰信号空间训练样本构建 M 个信号特征空间训练子集 $\mathbf{T}_{C_i}$;

步骤4 利用Hilbert信号空间的最佳逼近方法进行未知干扰处理;

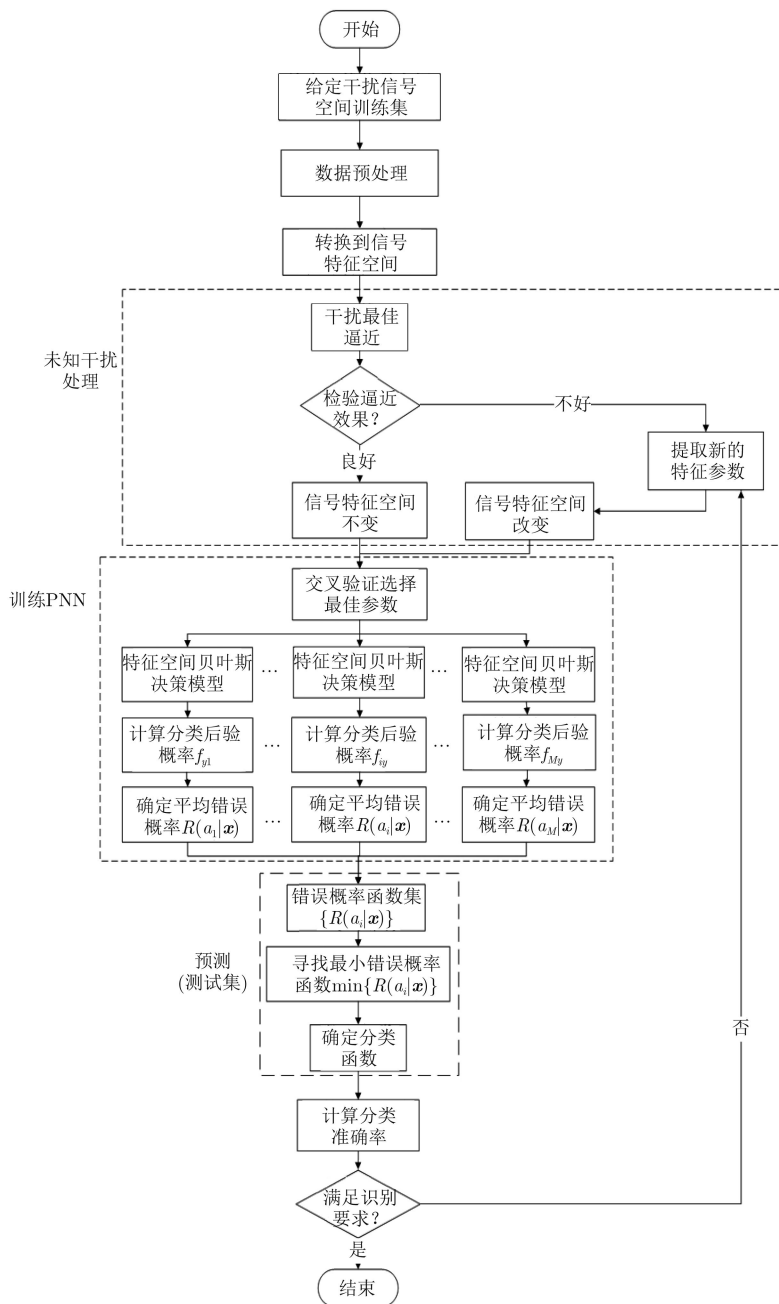


图2 干扰分类处理流程图

步骤5 检验干扰逼近效果, 并进行相应的信号特征空间变化;

步骤6 对于 $i = 1, 2, \dots, M$, 由第 i 类和剩余 $M-1$ 类干扰信号空间训练样本数使用基于信号特征空间的PNN识别算法对这 M 个训练集进行学习;

步骤7 根据贝叶斯决策原理对分类错误概率进行预测, 得到最优分类函数;

步骤8 确定分类, 并计算分类准确率, 验证分类器性能;

步骤9 根据识别的准确率要求, 进行判别: 若满足, 则完成干扰分类; 否则, 进行特征参数的提取和特征空间变化, 并执行步骤4。

5 仿真分析

为验证本文算法的有效性, 针对多分类问题在6类干扰信号数据集上进行实验, 并与SVM多分类识别器进行对比, 对于不同的数据集, 采用交叉验证方法选择最佳的参数。

对于6种单一干扰信号在信噪比为 $-2 \sim 10$ dB时随着干扰频率的变化分别进行200次蒙特卡罗仿真, 得到1200个干扰信号样本。选用其中800个样本进行分类器训练, 400个样本用作干扰信号识别测试。干扰信号仿真中, 假设信道为高斯白噪声信道, 采样频率 $f_s = 512$ MHz, 初始信噪比为5 dB, 具体各干扰信号仿真参数的设定如表1所示。

表 1 干扰信号参数

干扰类型	干扰参数	数值
单音干扰	干扰频点(MHz)	150
多音干扰	干扰频点(MHz)	50, 100, ..., 250
部分频带干扰	覆盖带宽(MHz)	250~400
脉冲干扰	占空比(%)	10
线性调频干扰 (单分量)	初始频率(MHz)	150
	调频率	500
梳状谱干扰	分量数目	3
	带宽(MHz)	800

5.1 已知干扰识别可靠性验证

针对已知干扰的多分类问题，本文选择与基于特征参数的传统SVM分类器和文献[12]方法进行对比研究，表2给出了3种算法处理已知不同干扰信号下的识别效果。通过比较发现，从分类识别率来说，本文提出的基于信号特征空间的PNN识别算法较传统的SVM分类器和文献[12]方法表现出更好的性能，识别准确率有了较大提升，总体识别率分别提高了12.2%和2.8%。

表 2 干扰分类算法识别率比较

信号空间数据集	识别率(%)						
	单音干扰	多音干扰	部分频带	线性调频	脉冲干扰	梳状谱	总体识别率
传统SVM分类器	85.0	98.7	100	82.5	90	81.2	86.3
文献[12]	100	98.7	100	98.7	100	98.7	95.7
本文算法	100	100	100	91.0	100	100	98.5

5.2 未知干扰逼近的效果验证

针对Hilbert信号空间未知干扰的最佳逼近问题，为验证其逼近效果，考虑到尽量保证各采样点的独立性，分别利用复杂无规律的不同强度噪声干扰进行最佳逼近，采用仿真第5.1节的6种已知类型的干扰信号数据，未知干扰以已知干扰的最大功率强度 $P_{\max}$ 的1/10为间隔，功率在 $1/10P_{\max} \sim 2P_{\max}$ 时分别进行60次蒙特卡罗仿真，并以均方根误差RMS和平均均方根误差进行逼近效果验证和分析，仿真结果如图3所示。

可以看出，在不同的干扰功率下的最佳逼近的均方根误差均在3以下，对于低功率的干扰逼近效果较好，因此可以有效处理未知的低功率干扰；同

时随着干扰强度的增加，均方根误差逐渐增大，近似成线性关系，其中干扰最佳逼近效果以平均RMS与干扰功率之间的线性拟合关系及其最大残差模作为评判标准，本次仿真实验的拟合关系式为 $y=0.022x+1.443$ ，最大残差模为0.051，干扰强度增加带来影响较大，仍可为未知的大功率干扰分析提供参考。

5.3 未知干扰识别准确性验证

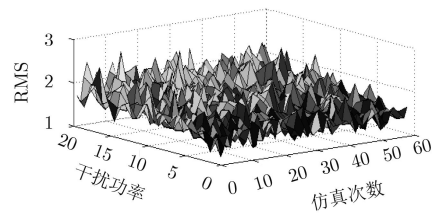
为验证未知干扰的识别准确性，在已知干扰准确识别的基础上，选取仿真第5.2节最佳逼近效果较好的未知干扰强度范围内进行干扰的识别分类，仍采用Hilbert信号特征空间。在信噪比为4 dB的情况下，随着干扰强度的变化得到1400个干扰样本，选用其中850个样本进行分类训练，剩余550个样本用作干扰识别测试。

表3给出了未知干扰参与的分类识别结果、训练识别率和测试识别率，并与传统无监督学习的神经网络方法进行对比。本文算法能够有效识别在Hilbert信号空间能最佳逼近的各类干扰，总体识别率达到91.27%，较传统方法性能有了大幅度提升；同时在大数据下处理干扰识别的运行时间明显改善，有利于硬件实现和实际应用。

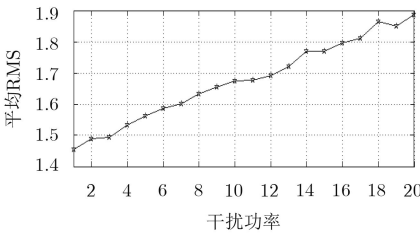
5.4 不同信噪比未知干扰识别

为更好地体现算法的优越性，图4所示为本文分类算法在不同信噪比下未知干扰信号类型的平均测试识别率和训练识别率。

可以发现，本文的未知干扰分类算法随着信噪比的增加，干扰信号平均识别率均逐渐增加：在信



(a) 不同干扰功率下的逼近效果蒙特卡罗仿真



(b) 逼近效果与干扰功率关系图

图 3 不同干扰功率下最佳逼近均方根误差图

表 3 多分类算法性能比较(%)

干扰空间数据集	分类识别率		训练识别率		测试识别率	
	本文算法	传统算法	本文算法	传统算法	本文算法	传统算法
单音干扰	92.41	47.55				
多音干扰	98.73	45.37				
部分频带	81.01	45.99				
线性调频	100	45.37	92.59	50.85	91.27	46.24
脉冲干扰	74.36	45.86				
梳状谱	98.72	46.94				
未知干扰	93.59	46.62				

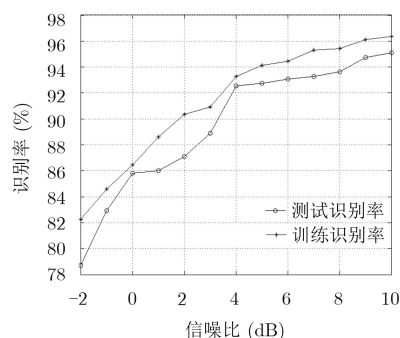


图 4 不同信噪比下本文多分类算法识别率

噪比小于0 dB时, 由于信噪比较低, 未知干扰与已知干扰叠加的高斯白噪声接近, 容易识别错误, 因而对干扰信号的识别正确率较低, 且随干扰强度的增加识别率迅速提高; 在0 ~4 dB范围内, 识别精度又得到大幅度提升; 超过4 dB后, 识别精度稳定在92%以上, 基本满足干扰识别要求, 验证了其良好的干扰识别性能。

6 结束语

干扰的分类识别是制约无人机通信抗干扰能力的重要因素, 本文针对未知干扰的分类识别问题, 完善了Hilbert信号空间理论基础, 对所在的未知干扰进行最佳逼近, 并据此提出基于信号特征空间的PNN识别算法, 可以有效满足已知干扰识别、未知干扰逼近和识别的需求。随着目标识别等领域新技术和新理论的涌现, 特别是深度学习等人工智能的推广运用, 基于“信息—知识—智能转换”的处理模式对于提高干扰识别的时效性具有借鉴意义, 在未来研究中, 基于人工智能的干扰识别具有巨大的发展潜力。

参 考 文 献

- [1] POISEL R A. Modern Communications Jamming Principles and Techniques[M]. Boston: Artech House, 2011: 279-288.
- [2] HU Su, BI Guoan, GUAN Yongliang, *et al.* TDCS-based

cognitive radio networks with multiuser interference avoidance[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(12): 4828-4835. doi: [10.1109/TCOMM.2013.111313.130261](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2013.111313.130261).

- [3] ERHAN D, SZEGEDY C, TOSHEV A, *et al.* Scalable object detection using deep neural networks[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014: 2155-2162. doi: [10.1109/CVPR.2014.276](https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.276).
- [4] OQUAB M, BOTTOU L, LAPTEV I, *et al.* Learning and transferring mid-level image representations using convolutional neural networks[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014: 1717-1724. doi: [10.1109/CVPR.2014.222](https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.222).
- [5] WATT N and DU PLESSIS M C. Dropout algorithms for recurrent neural networks[C]. The Annual Conference of the South African Institute of Computer Scientists and Information Technologists, Port Elizabeth, South Africa, 2018: 72-78. doi: [10.1145/3278681.3278691](https://doi.org/10.1145/3278681.3278691).
- [6] WANG Shangxing, LIU Hanpeng, GOMES P H, *et al.* Deep reinforcement learning for dynamic multichannel access in wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2018, 4(2): 257-265. doi: [10.1109/TCCN.2018.2809722](https://doi.org/10.1109/TCCN.2018.2809722).
- [7] 张彪, 闫晓鹏, 栗苹, 等. 基于支持向量机的无线电引信抗扫频式干扰研究[J]. 兵工学报, 2016, 37(4): 635-640. doi: [10.3969/j.issn.1000-1093.2016.04.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1093.2016.04.009).
ZHANG Biao, YAN Xiaopeng, LI Ping, *et al.* Research on anti-frequency sweeping jamming of radio fuze based on support vector machine[J]. *Acta Armamentarii*, 2016, 37(4): 635-640. doi: [10.3969/j.issn.1000-1093.2016.04.009](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1093.2016.04.009).
- [8] 王国宏, 白杰, 张翔宇, 等. 基于FRFT域特征差异的压制干扰检测与分类算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(6): 1124-1132. doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0423](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0423).
WANG Guohong, BAI Jie, ZHANG Xiangyu, *et al.* Detection and classification algorithm of suppression interference based on characteristic differences of FRFT domain[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and*

- Astronautics*, 2018, 44(6): 1124–1132. doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0423](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0423).
- [9] 刘明骞, 李兵兵, 曹超凤, 等. 认知无线电中非高斯噪声下数字调制信号识别方法[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 82–88. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.01.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.01.010).
- LIU Mingqian, LI Bingbing, CAO Chaofeng, *et al.* Recognition method of digital modulation signals over non-Gaussian noise in cognitive radio[J]. *Journal on Communications*, 2014, 35(1): 82–88. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.01.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.01.010).
- [10] YANG Zeyi, TAO Ran, WANG Yue, *et al.* A novel multi-carrier order division multi-access communication system based on TDCS with fractional Fourier transform scheme[J]. *Wireless Personal Communications*, 2014, 79(2): 1301–1320. doi: [10.1007/s11277-014-1931-8](https://doi.org/10.1007/s11277-014-1931-8).
- [11] KUZOVNIKOV A V. Study of the methods for developing jamming-immune communications systems with the use of wavelet-modulated signals[J]. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2014, 59(1): 61–70. doi: [10.1134/S1064226914010069](https://doi.org/10.1134/S1064226914010069).
- [12] 王桂胜, 任清华, 姜志刚, 等. 基于信号特征空间的TDCS干扰分类识别[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(9): 1950–1958. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2017.09.06](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2017.09.06).
- WANG Guisheng, REN Qinghua, JIANG Zhigang, *et al.* Jamming classification and recognition in transform domain communication system based on signal feature space[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, 39(9): 1950–1958. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2017.09.06](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2017.09.06).
- [13] TAO Chao, PAN Hongbo, LI Yansheng, *et al.* Unsupervised spectral-spatial feature learning with stacked sparse autoencoder for hyperspectral imagery classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(12): 2438–2442. doi: [10.1109/LGRS.2015.2482520](https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2482520).
- [14] 郭立民, 寇韵涵, 陈涛, 等. 基于栈式稀疏自编码器的低信噪比下低截获概率雷达信号调制类型识别[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(4): 875–881. doi: [10.11999/JEIT170588](https://doi.org/10.11999/JEIT170588).
- GUO Limin, KOU Yunhan, CHEN Tao, *et al.* Low probability of intercept radar signal recognition based on stacked sparse auto-encoder[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(4): 875–881. doi: [10.11999/JEIT170588](https://doi.org/10.11999/JEIT170588).
- [15] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, *et al.* Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 1094–1121. doi: [10.1109/TIT.2011.2173241](https://doi.org/10.1109/TIT.2011.2173241).
- [16] 王磊, 周乐因, 姬红兵, 等. 一种面向信号分类的匹配追踪新方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1299–1306. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00942](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00942).
- WANG Lei, ZHOU Lenan, JI Hongbing, *et al.* A new matching pursuit algorithm for signal classification[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(6): 1299–1306. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00942](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00942).
- [17] GONZÁLEZ-CAMACHO J M, CROSSA J, PÉREZ-RODRÍGUEZ P, *et al.* Genome-enabled prediction using probabilistic neural network classifiers[J]. *BMC Genomics*, 2016, 17: 208. doi: [10.1186/s12864-016-2553-1](https://doi.org/10.1186/s12864-016-2553-1).
- [18] 张国亮, 杨春玲, 王瞰来. 基于优化概率神经网络和红外多光谱融合的大气层外空间弹道目标识别[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(4): 896–902. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00623](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00623).
- ZHANG Guoliang, YANG Chunling, and WANG Jianlai. Discrimination of exo-atmospheric targets based on optimization of probabilistic neural network and IR multispectral fusion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(4): 896–902. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00623](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00623).
- [19] GIRYES R and NEEDELL D. Near oracle performance and block analysis of signal space greedy methods[J]. *Journal of Approximation Theory*, 2015, 194: 157–174. doi: [10.1016/j.jat.2015.02.007](https://doi.org/10.1016/j.jat.2015.02.007).
- [20] GIRYES R and NEEDELL D. Greedy signal space methods for incoherence and beyond[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2015, 39(1): 1–20. doi: [10.1016/j.acha.2014.07.004](https://doi.org/10.1016/j.acha.2014.07.004).
- [21] 胡广书. 数字信号处理——理论、算法与实现[M]. 第3版, 北京: 清华大学出版社, 2012: 169–175.
- HU Guangshu. Digital Signal Processing——Theory, Algorithm and Implementation[M]. 3rd ed, Beijing: Tsinghua University Press, 2012: 169–175.
- 黄国策: 男, 1962年生, 博士, 教授, 研究方向为军事航空通信、短波组网.
- 王桂胜: 男, 1992年生, 博士生, 研究方向为军事航空通信、通信抗干扰、认知无线网络.
- 任清华: 男, 1967年生, 教授, 研究方向为军事航空通信、变换域通信.
- 董淑福: 男, 1971年生, 教授, 研究方向为军事航空通信、短波组网.
- 高维廷: 男, 1984年生, 博士, 研究方向为电磁频谱管理.
- 魏 帅: 女, 1993年生, 硕士, 研究方向为多目标跟踪识别.