

文章编号: 2095-4980(2024)07-0710-06

基于模糊熵的连续相位调制识别算法

阮光鑫, 柳 征*

(国防科技大学 电子科学学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 针对不同调制参数的多调制指数(Multi-h)连续相位调制(CPM)信号间识别问题, 提出一种基于模糊熵的调制识别算法。模糊熵理论摒弃了近似熵中距离与数目的二值化相似性判断, 提出利用隶属度函数判断相似性, 可以更精确地描述时间序列的复杂度。算法分离接收信号的同相和正交分量并分别求其模糊熵, 将求取的模糊熵作为分类特征送入支持向量机(SVM)进行分类, 完成不同 Multi-h CPM 信号的调制识别。仿真实验结果表明, 该算法在信噪比大于 6 dB 时, 对不同调制指数集合的全响应矩形成形 Multi-h CPM 信号可以实现 100% 识别, 且仅需较少符号数即可实现调制识别。

关键词: 模糊熵; 多指数连续相位调制; 调制识别; 支持向量机

中图分类号: TN911.3

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022137

Continuous phase modulation recognition algorithm based on fuzzy entropy

RUAN Guangxin, LIU Zheng*

(College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China)

Abstract: To address the recognition challenge of Multi-h Continuous Phase Modulation (Multi-h CPM) signals with varying modulation parameters, this paper proposes a modulation recognition algorithm grounded in fuzzy entropy theory. This theory transcends the binary approach of distance and count-based similarity in approximate entropy, opting for a membership function to assess similarity and more accurately reflect the complexity of time series. The algorithm separates and calculates the fuzzy entropy of the in-phase and quadrature components of the received signal, utilizing these values as classification features for a Support Vector Machine(SVM). Experiments demonstrate that the algorithm achieves 100% recognition accuracy for full-response rectangular shaped Multi-h CPM signals across various modulation index sets at signal-to-noise ratios above 6 dB, and enables modulation recognition with a minimal number of symbols.

Keywords: fuzzy entropy; Multi-h Continuous Phase Modulation(Multi-h CPM); modulation recognition; Support Vector Machine

连续相位调制(CPM)是一种非线性调制方式, 具有频带利用率高、恒包络等特性, 在数字通信系统中有着广泛应用^[1-4]。根据调制指数不同, 可以将 CPM 信号分为单调制指数(Single-h) CPM 信号和多调制指数(Multi-h) CPM 信号, 常见的 Single-h CPM 信号有连续相位频移键控(Continuous Phase Frequency Shift Keying, CPFSK)、最小频移键控(Minimum Shift Keying, MSK)、高斯最小频移键控(Gaussian Minimum Shift Keying, GMSK)信号等。Multi-h CPM 信号功率谱更窄, 带外衰减更快, 频谱资源利用率更高, 因此在卫星通信领域和遥测领域应用日益增多。美军在特高频(Ultra High Frequency, UHF)军事通信卫星标准中已逐渐将脉冲编码调制/调频(Pulse-Code Modulation/Frequency Modulation, PCM/FM)体系替换为 Multi-h CPM^[5-7]。在电子侦察领域, 信号的调制识别和参数估计是重要的研究课题, 因此 CPM 信号调制识别的研究具有重要意义。

针对 CPM 信号的调制识别问题, Bari 等^[8]使用信号及其复共轭乘积虚部的样本均值和方差作为识别特征, 实现了 CPFSK 信号与正交振幅调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)和相移键控(Phase Shift Keying, PSK)信号间的识别; 聂瑾^[9]使用信号循环平稳性和谱线特征, 提出了包含 CPM、PSK、FM 和幅度调制(Amplitude

收稿日期: 2022-07-11; 修回日期: 2022-08-24

*通信作者: 柳 征 email:liuzheng@nudt.edu.cn

Modulation, AM)等信号在内的复杂调制集合的识别方案; Shah 等^[10]提出使用包含高阶累积量、环形统计量和谱特征在内的多维特征空间, 完成包含 CPM 信号在内的恒包络信号间的识别, 同时仿真验证了其在不同分类器下的识别性能; 刘凯等^[11]针对 Single-h CPM 与 Multi-h CPM 混合信号集识别性能差问题, 提出一种新的基于近似熵的识别方法, 舍弃符号间拼接产生的多余模式向量, 对近似熵进行修正, 完成 Multi-h CPM 和 Single-h CPM 信号混合信号集的识别。

针对 Multi-h CPM 信号的调制识别问题, 本文提出一种基于模糊熵的连续相位调制识别算法, 分离接收信号的同相和正交分量并分别求其模糊熵, 将求取的模糊熵作为分类特征送入 SVM 进行分类。所提算法实现了不同 Multi-h CPM 信号间的识别。

1 信号模型

复基带 CPM 信号表达式为:

$$x(t; I) = \sqrt{2E_s/T_s} e^{j\varphi(t; I)} \quad (1)$$

式中: E_s 为符号能量; T_s 为符号周期; $\varphi(t; I)$ 为相位函数, 表示为:

$$\varphi(t; I) = 2\pi \sum_{k=-\infty}^n h_k I_k q(t - kT_s) \quad (2)$$

式中: $\{h_k\}$ 为调制指数, $h_k \in \{h_1, h_2, \dots, h_{N_h}\}$, 其中 N_h 为调制指数个数, $N_h = 1$ 时, 称为 Single-h CPM 信号; 否则, 称为 Multi-h CPM 信号; $\{I_k\}$ 为符号序列, 取值 $\{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm(M-1)\}$, M 为调制阶数; $q(t)$ 为相位成形脉冲, 是频率成形脉冲 $g(t)$ 的积分, 且当 $t \geq LT_s$ 时, $q(t) = 1/2$; 常用的频率成形脉冲有矩形脉冲(Rectangular Pulse, REC)、升余弦脉冲(Raised-Cosine pulse, RC)和 GMSK; $g(t)$ 在 $[0, LT_s]$ 内取非零值, L 为相关长度, 取正整数。当 $L = 1$ 时, 称为全响应 CPM 信号; 否则, 称为部分响应 CPM 信号。

2 基于模糊熵的调制识别算法

模糊熵表示时间序列复杂性, 是一个统计量, 最初用于肌电信号的处理^[12]。在近似熵理论中, 使用 Heaviside 函数衡量不同时间序列间的相似度, 表示为 $\theta(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases}$ 。在真实的物理世界中, 不同类之间的界限可能是模糊的, 很难确定一个输入是否完全属于一个类^[13]。模糊熵理论在近似熵基础上引入模糊度量函数, 将相似度限定在 $(0, 1)$ 之间, 更加科学。

2.1 近似熵理论

近似熵可表示为 $ApEn(m, r, N)$, 其中 m 为模式向量的维度, 一般取 2 或 3; r 为相似容限度; N 为时间序列的采样点数。

对于 N 点时间序列 $u(i), 1 \leq i \leq N$, 给定模式维数 m , 对时间序列进行重构, 得到模式向量 $U(i)$:

$$U(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] - u_0(i) \quad (3)$$

式中 $u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j)$ 。

定义 d_{ij}^m 为模式向量 $U(i)$ 与 $U(j)$ 之间的距离, 表示为:

$$d_{ij}^m = d[U(i), U(j)] = \max_{k \in (0, m-1)} |(u(i+k) - u_0(i)) - (u(j+k) - u_0(j))| \quad (4)$$

统计与每个模式向量 $U(i)$ 相似的模式向量 $U(j)$ 的数量 $N_i^m(r)$:

$$N_i^m(r) = \text{num}(d[U(i), U(j)] \leq r) \quad (5)$$

式中 $r = c \times \text{std}[U(i)]$, $i, j = 1, 2, \dots, N - m + 1$, 且 $i \neq j$, c 为相似容限系数, $\text{std}[U(i)]$ 为 $U(i)$ 的标准差。

定义函数:

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \left(\frac{1}{N-m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} N_i^m \right) \quad (6)$$

重复式(3)~(6)，按序列顺序重构生成一组 $m+1$ 维的新向量，计算出向量之间的相似度并得到类似函数：

$$\phi^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} N_i^{m+1} \right) \quad (7)$$

近似熵定义为：

$$ApEn(m, r, N) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \phi^m(r) - \ln \phi^{m+1}(r)] \quad (8)$$

对于有限长时间序列，近似熵可表示为：

$$ApEn(m, r, N) = \ln \phi^m(r) - \ln \phi^{m+1}(r) \quad (9)$$

2.2 模糊熵理论

由式(5)可知，近似熵使用 Heaviside 函数衡量不同时间序列间相似度，熵值突变性大且缺乏连续性。熵值对 r 的取值非常敏感， r 的微弱变化就可能导致熵值的突变，进而造成识别错误。与近似熵不同，在式(4)之后，模糊熵理论引入指数形式的模糊隶属函数计算模式向量 $U(i)$ 与 $U(j)$ 之间的相似度，从而将相似性度量模糊化：

$$D_{ij}^m(n, r) = \exp\left(\frac{-(d_{ij}^m)^n}{r}\right) \quad (10)$$

定义函数：

$$\phi_{fuzzy}^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \left(\frac{1}{N-m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} D_{ij}^m \right) \quad (11)$$

与近似熵类似，模糊熵定义为：

$$FuzzyEn(m, r, N) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \phi_{fuzzy}^m(r) - \ln \phi_{fuzzy}^{m+1}(r)] \quad (12)$$

对于有限长时间序列，模糊熵可以表示为：

$$FuzzyEn(m, r, N) = \ln \phi_{fuzzy}^m(r) - \ln \phi_{fuzzy}^{m+1}(r) \quad (13)$$

2.3 识别流程

本文使用支持向量机(SVM)实现调制识别。SVM是在统计学习理论上发展起来的一种机器学习方法，通过核函数将原空间的非线性变换映射到高维的特征空间，在新空间寻找最佳线性分类面，最终实现最优的归纳分类性能。本文采用径向基函数作为核函数，通过实验验证选择最佳参数得到SVM模型，形成了迭代收敛的分类器，实现可靠分类。识别流程如下所示：

Step 1: 对接收的CPM信号采样；

Step 2: 分离CPM信号的正交分量和同相分量，并分别求取正交分量和同相分量的模糊熵，将其作为分类特征；

Step 3: 将分类特征输入SVM，对CPM信号进行识别，从而实现不同CPM信号的调制识别。

3 仿真实验与分析

为分析算法性能，设计多组实验，仿真实验中均为四进制 Multi-h CPM 信号，3组信号集 $X(i)$ 、 $Y(i)$ 和 $Z(i)$ 有着相同的调制指数集合和不同的频率成形脉冲，其中各信号集内信号的调制指数从调制指数集合中取值，信号集设置如表1所示，其中1REC、3RC和1RC分别指全响应矩形脉冲、相关长度为3的升余弦脉冲和全响应升余弦脉冲。

实验1 识别特征对算法的影响

讨论分别使用近似熵和模糊熵作为分类特征的识别算法性能。仿真产生信号集 $X(i)$ ，分别求取 $X(i)$ 不同信噪

比下的二维近似熵和模糊熵并训练得到识别准确率。

表1 仿真实验的信号集

Table1 Signal set

signal set	modulation index set	shaping pulse
$X(i)$	{4/16,5/16},{5/16,6/16},{6/16,7/16},{7/16,8/16}	1REC
$Y(i)$	{4/16,5/16},{5/16,6/16},{6/16,7/16},{7/16,8/16}	3RC
$Z(i)$	{4/16,5/16},{5/16,6/16},{6/16,7/16},{7/16,8/16}	1RC

实验2 符号数对算法的影响

和近似熵一样，模糊熵的值会随着序列长度的增加而趋于稳定。本实验讨论符号数对识别算法性能的影响，符号数从 25 取至 500，间隔 25，分别求其二维近似熵和模糊熵，并以此作为分类特征送入 SVM 训练得到识别准确率。

实验3 相似容限系数对算法的影响

主要讨论不同相似容限对基于模糊熵的识别算法的影响，仿真产生信号集 $X(i)$ ，取 5 个不同相似容限系数，分别求取 5 组二维模糊熵并训练得到识别准确率。

实验4 频率成形脉冲对算法的影响

主要讨论不同成形脉冲对模糊熵的识别算法的影响。仿真产生信号集 $X(i)$ 、 $Y(i)$ 和 $Z(i)$ ，分别求取 3 个信号集的二维模糊熵并训练得到识别准确率。

实验5 混合信号集对算法的影响

讨论基于模糊熵的识别算法对同时有不同频率成形脉冲和调制指数的数据集的识别效果。仿真产生信号集 $X(i)$ 、 $Y(i)$ 和 $Z(i)$ ，将 3 组信号集组合成 1 个新的信号集，求取混合信号集的二维模糊熵并训练得到识别准确率。

实验 1~实验 5 的仿真参数设置见表 2，需要指出的是，本文中仿真设置的信噪比均为全频带信噪比^[14]。

表2 仿真参数设置

Table2 Parameters set

parameters	experiment 1	experiment 2	experiment 3	experiment 4	experiment 5
signal set	$X(i)$	$X(i)$	$X(i)$	$X(i)$ 、 $Y(i)$ 、 $Z(i)$	{ $X(i)$, $Y(i)$, $Z(i)$ }
length of sequences	$m=2$	$m=2$	$m=2$	$m=2$	$m=2$
criterion of similarity	0.2σ	0.2σ	0.2σ 、 0.6σ 、 σ 、 1.4σ 、 1.8σ	0.2σ	0.2σ
R_{SN}/dB	-5:1:10	[25:25:500]	-5:1:10	-5:1:10	-5:1:20
number of symbols	512	10	512	512	512
sampling rate/symbol rate	10	10	10	10	10

图 1(a)~(b)分别为信噪比为 10 dB 时信号集的近似熵和模糊熵，图 1(c)为分别以近似熵和模糊熵为分类特征进行训练得到的识别准确率，图 1(d)为不同符号数下分别以近似熵和模糊熵为分类特征进行训练得到的识别准确率。

由图 1 中仿真结果可知，对于同一待识别信号集合，模糊熵特征的分离特性要好于近似熵，因此基于模糊熵的调制识别准确率要高于近似熵。将模糊熵作为特征的识别中，在信噪比大于 0 dB 时，识别准确率可达到 80% 以上；大于 6 dB 时，识别准确率能够达到 100%。基于近似熵的识别算法受接收信号符号数的影响极大，在符号数为 25 时，识别准确率降低到 40% 以下；在符号数大于 300 时趋于稳定。而基于模糊熵的识别算法受接收信号符号数影响较小，即便是在符号数为 25 时仍能达到 90% 以上的识别准确率，在符号数大于 125 时趋于稳定。

图 2(a)~(b)分别为不同相似容限系数和频率成形脉冲下 Multi-h CPM 信号的识别准确率，图 2(c)为实验 5 的仿真结果。从图 2(a)中可以看出，对于不同的相似容限，基于模糊熵的 Multi-h CPM 信号识别算法的识别准确率没有明显变化；同时，由图 2(b)可知，该算法对信号集 $X(i)$ 和信号集 $Z(i)$ 的识别正确率相近，即基于模糊熵的识别算法对 CPM 信号的频率成形脉冲形状不敏感，且对矩形成形脉冲信号集的识别率略高于升余弦成形脉冲信号集。对比信号集 $Y(i)$ 和信号集 $Z(i)$ 的识别准确率可知，算法对于部分响应 Multi-h CPM 信号的识别性能有所下降，但相关长度为 3 的升余弦成形 Multi-h CPM 信号在信噪比为 10 dB 时，仍能达到 100% 的识别准确率。由图 2(c)可知，基于模糊熵的识别算法对于混合信号集的识别效果较差，在信噪比为 0 dB 时，识别准确率仅有 40%；但在 10 dB 时，识别准确率仍可达 90% 以上。

4 结论

本文提出了一种基于模糊熵的 Multi-h CPM 调制识别算法，相较于基于近似熵的算法，本文算法通过引入模

糊隶属函数，将模式向量的相似度限定在(0,1)之间，得到更加科学的熵值，然后利用SVM作为分类器完成调制识别。仿真实验证明，模糊熵特征的分离特性好于近似熵，在相同信噪比条件下，本文算法识别性能显著好于基于近似熵的算法。在信噪比大于0 dB时，识别准确率可达80%以上；信噪比大于6 dB时，识别准确率达到100%。本文算法仅需较少的符号数即可实现Multi-h CPM信号的识别，且对相似容限和频率成形脉冲形状具有鲁棒性。算法对部分响应信号识别性能有所下降，但仿真实验证明，对于成形脉冲为3RC的Multi-h CPM，在信噪比为9 dB以上时，识别准确率仍可达到100%。算法对不同成形脉冲的混合信号集识别性能下降较多，但在信噪比为10 dB时，识别准确率仍可达90%以上。

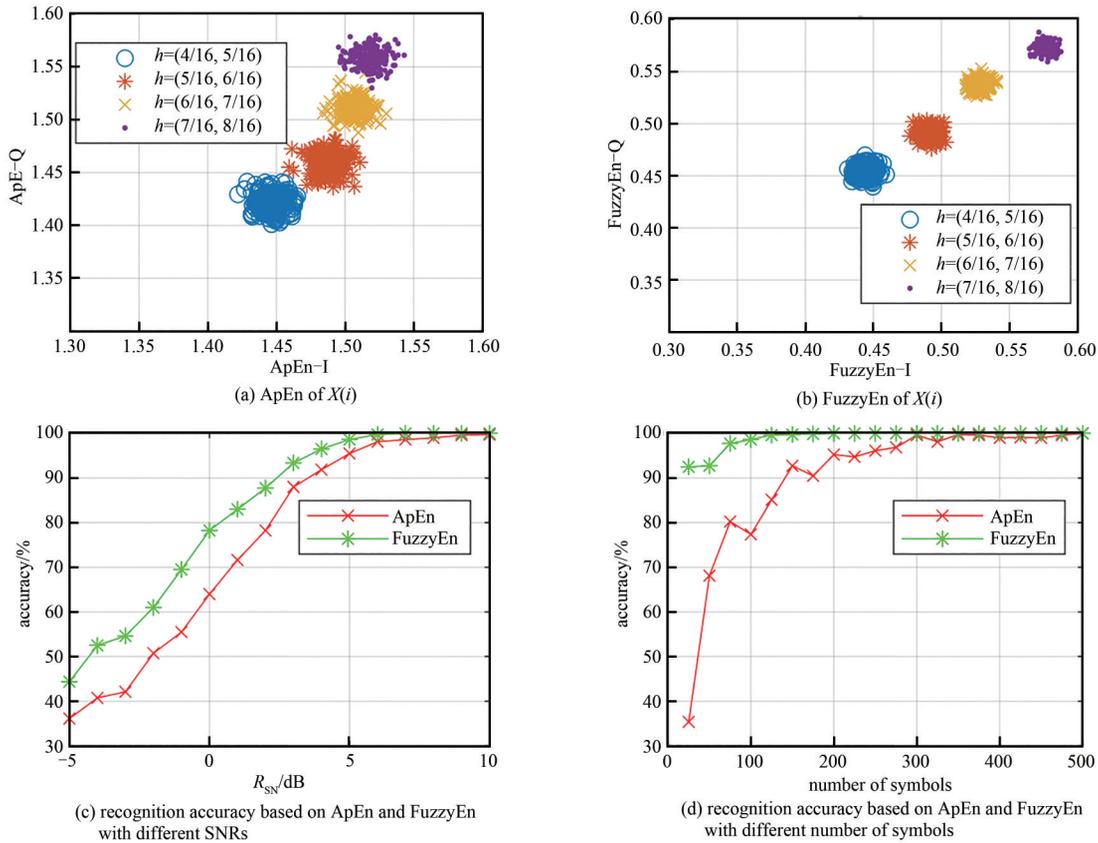


Fig.1 Performance of ApEn and FuzzyEn
图1 近似熵和模糊熵的表现

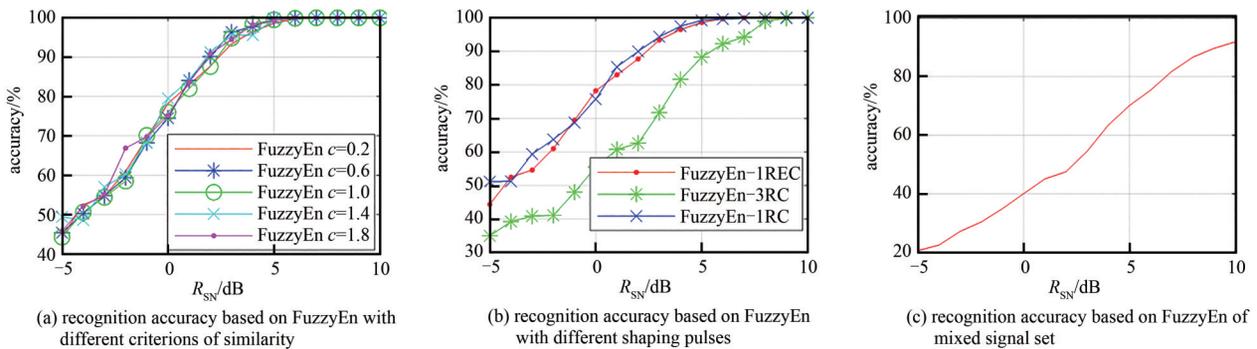


Fig.2 Recognition accuracy based on FuzzyEn with different parameters
图2 不同参数下基于模糊熵的识别准确率

参考文献:

[1] SUNDBERG C E. Continuous phase modulation[J]. IEEE Communications Magazine, 1986,24(4):25-38. doi:10.1109/MCOM.1986.1093063.

- [2] ZHANG Jingwen, WANG Fanggang, ZHONG Zhangdui, et al. Continuous phase modulation classification via baum-welch algorithm[J]. IEEE Communications Letters, 2018,22(7):1390–1393. doi:10.1109/LCOMM.2018.2821171.
- [3] 谢顺钦,周镭,杨春,等. 串行级联多指数连续相位调制的迭代检测[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(6):970–975. (XIE Shunqin, ZHOU Ke, YANG Chun, et al. Serially concatenated Multi-h Continuous Phase Modulation with iterative detection[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(6):970–975.) doi:10.11805/TKYDA.201806.0970.
- [4] SHAH H M, DANG Xiaoyu. Classification of spectrally efficient constant envelope modulations based on radial basis function network and deep learning[J]. IEEE Communications Letters, 2019,23(9):1529–1533. doi:10.1109/LCOMM.2019.2927348.
- [5] HUCKELL G R, TIRPAK F M, CHANDLER E W. A new layered protocol integrating 5 kHz and 25 kHz DAMA operations: a proposed improvement to the UHF DAMA standards[C]// MILCOM 1999 IEEE Military Communications Conference Proceedings. Atlantic City, NJ, USA: IEEE, 1999:1333–1337. doi:10.1109/MILCOM.1999.821420.
- [6] VOGLEWEDE P E. Frequency hopping with multih CPM(MIL-STD-188-181B)[C]// IEEE Military Communications Conference. Boston, MA, USA: IEEE, 2003:1089–1094. doi:10.1109/MILCOM.2003.1290328.
- [7] RAMÍREZ-PÉREZ A, ALDANA-LÓPEZ R, LONGORIA-GANDARA O, et al. Modular arithmetic CPM for SDR platforms[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II—Express Briefs, 2022,69(4):2111–2115. doi:10.1109/TCSII.2022.3143762.
- [8] BARI M, DOROSLOVAČKI M. Simple features for separating CPFSSK from QAM and PSK modulations[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015,22(5):613–617. doi:10.1109/LSP.2014.2363615.
- [9] 聂瑾. 基于复合调制特征的遥测信号调制识别方法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2021:1431. (NIE Jin. Research on modulation recognition method of telemetry signal based on composite modulation characteristics[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology of China, 2021:1431.) doi:10.27005/d.cnki.gdzku.2021.001431.
- [10] SHAH M H, DANG Xiaoyu. Classification of spectrally efficient constant envelope modulations based on radial basis function network and deep learning[J]. IEEE Communications Letters, 2019,23(9):1529–1533. doi:10.1109/LCOMM.2019.2927348.
- [11] 刘凯,赵梦伟,黄青华. 基于近似熵的 Multi-h CPM 调制识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2020,42(3):698–703. (LIU Kai, ZHAO Mengwei, HUANG Qinghua. Multi-h CPM modulation recognition algorithm based on approximate entropy[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020,42(3):698–703.) doi:10.3969/j.issn.1001-506X.2020.03.026.
- [12] CHEN Weiting, WANG Zhizhong, XIE Hongbo, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2007,15(2):266–272. doi:10.1109/TNSRE.2007.897025.
- [13] 田京,罗志增. 基于模糊熵的运动想像脑电信号特征提取[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013,41(S1):92–94,98. (TIAN Jing, LUO Zhizeng. Motor imagery EEG feature extraction based on fuzzy entropy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2013,41(S1):92–94,98.) doi:10.13245/j.hust.2013.s1.029.
- [14] 石荣,吴聪. 信噪比的不同定义及对调制识别性能评估的影响[J]. 通信技术, 2019,52(7):1556–1562. (SHI Rong, WU Cong. Different definitions of SNR and its influence on performance evaluation of modulation recognition[J]. Communications Technology, 2019,52(7):1556–1562.) doi:10.3969/j.issn.1002-0802.2019.07.002.

作者简介:

阮光鑫(1994–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为智能电子对抗. email:512058076@qq.com.

柳征(1978–), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为智能电子对抗.