

基于高斯平滑与模糊函数等高线的雷达辐射源信号分选

侯文太¹ 普运伟^{1,2} 郭媛蒲¹ 马蓝宇¹

摘要 雷达辐射源信号分选是电子侦察系统、威胁告警系统的关键步骤。针对现有基于模糊函数的复杂体制雷达辐射源信号分选方法信息利用率低、易受噪声影响等问题,提出一种基于模糊函数等高线的分选新方法;首先,对信号的模糊函数进行高斯平滑处理并绘制其等高线作为进一步的特征提取对象;其次,从图像处理的角度提取正外接矩和方向角作为雷达信号分选的特征向量;最后,用核模糊 C 均值聚类算法对特征向量进行分选。仿真实验表明,所提方法在 8 dB 以上的固定信噪比环境下分选 6 类典型信号的成功率均为 100%,即使在 0 dB 环境下,分选成功率也保持在 89.04% 以上;在 0~20 dB 动态信噪比环境下分选成功率达到 96.36%。实测数据验证,所提特征提高了 5 种外场辐射源信号的分选效果,可作为经典 5 参数的有效补充。此外,所提特征还具备较低的计算量,提取单个信号特征的耗时仅为 0.24 s,具有一定的工程价值。

关键词 雷达辐射源, 信号分选, 模糊函数, 高斯平滑, 图像特征提取, 核聚类

引用格式 侯文太, 普运伟, 郭媛蒲, 马蓝宇. 基于高斯平滑与模糊函数等高线的雷达辐射源信号分选. 自动化学报, 2021, 47(10): 2484–2493

DOI 10.16383/j.aas.c180739

A Sorting Method for Radar Emitter Signals Based on the Gaussian Smoothing and Contour Lines of Ambiguity Function

HOU Wen-Tai¹ PU Yun-Wei^{1,2} GUO Yuan-Pu¹ MA Lan-Yu¹

Abstract Sorting radar emitter signals is the key step of electronic reconnaissance system and threat warning system. Existing radar emitter signal sorting methods based on ambiguity function have many problems, such as low information utilization and susceptibility to noise. In this paper, a novel sorting method based on contour lines of ambiguity function is proposed. First, an ambiguity function is processed by using a Gaussian operator and contour lines are created as object of feature extraction. Then, a positive bounding rectangle and a direction angle are extracted as the feature vector from the perspective of image processing. Finally, the kernel fuzzy C-means clustering algorithm is used to sort the feature vector. The simulated experiments show that the success rate of sorting six kinds of typical signals by proposed method not only achieves 100% in fixed SNR environment above 8 dB, but also keeps above 89.04% in 0 dB. In addition, the measured data show that the proposed features can improve the sorting effect of five kinds of outfield emitter signals, which can be used as an effective complement to the classical five parameters. Besides, the proposed feature also has lower computational complexity, the feature extraction time of one signal is only 0.24 s, which indicated the engineering value of the proposed method.

Key words Radar emitter, signal sorting, ambiguity function, Gaussian smoothing, image feature extraction, kernelized clustering

Citation Hou Wen-Tai, Pu Yun-Wei, Guo Yuan-Pu, Ma Lan-Yu. A sorting method for radar emitter signals based on the Gaussian smoothing and contour lines of ambiguity function. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(10): 2484–2493

雷达辐射源信号分选是指从截获的敌方雷达信号中分选出属于单部雷达信号的过程。近年来,随

着复杂体制雷达的迅速发展,雷达辐射源信号呈现出了调制方式多样化、波形复杂化、参数快变化的特点。仅利用传统的载波频率(Radio frequency, RF)、到达时间(Time of arrival, TOA)、脉冲宽度(Pulse width, PW)、脉冲幅度(Pulse amplitude, PA)、到达角度(Direction of arrival, DOA) 5 个常规参数进行分选,已难以满足当前战场环境的需求。为此,从新的角度提取更为快捷、有效的脉内特征参数是一种可行方法^[1-4]。

针对雷达辐射源信号脉内特征参数的提取,已提出 Wigner-Hough 变换^[5]、双谱分析^[6]等多

收稿日期 2018-11-06 录用日期 2019-01-18
Manuscript received November 6, 2018; accepted January 18, 2019

国家自然科学基金(61561028)资助
Supported by National Science Foundation of China (61561028)

本文责任编辑 潘泉
Recommended by Associate Editor PAN Quan

1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500 2. 昆明理工大学计算机中心 昆明 650500
1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500
2. Computer Center, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500

种方法。但这些方法主要针对特定的信号形式,且易受噪声扰动,难于提取分类性能优异的特征参数。文献 [7] 结合奇异值分解和分形理论提取了有效的特征参数,但该方法需要分别求解信号的频谱和 Choi-Williams 分布 (Choi-Williams distribution, CWD), 计算复杂度较高。文献 [8] 指出,模糊函数 (Ambiguity function, AF) 能比较完整地反映信号的内部结构信息,可以挖掘出区别于其他信号的有效特征。文献 [9] 以模糊函数主脊 (Ambiguity function main ridge, AFMR) 切面为研究对象,提取到了分选效果较好的特征参数。随后,文献 [10] 利用奇异值分解降噪、文献 [11] 利用导数约束平滑对 AFMR 进行预处理,进一步加强了 AFMR 特征的抗噪性能。

然而,基于 AFMR 的 AF 特征提取方法的时效性却受限于利用分数自相关或坐标转换计算并搜索 AFMR 所增加的运算复杂度。一些学者尝试从新的角度提取 AF 特征,文献 [12] 提取了 AF 的对角线切片为研究对象,然后利用小波分解提取了最优的小波系数作为特征向量。该算法流程简单,但所提特征包含的信息量较少,抗噪性能欠佳。当信噪比 (Signal noise ratio, SNR) 下降到 0 dB 时信号的平均分选成功率仅为 72%。

本文提出一种新的 AF 特征提取方法,并将其应用到典型的雷达辐射源信号分选中。首先,计算离散信号的 AF 并利用高斯算子进行平滑处理;然后,采用线性插值的方法计算 AF 的等高线,再从图像处理的角度提取 AF 等高线的正外接矩以及方向角作为特征向量;最后,用核模糊 C 均值 (Kernelized fuzzy C-means, KFCM) 聚类^[13],对特征向量进行分选。本文结构安排如下:第 1 节介绍 AF 等高线及其计算方法。第 2 节给出 AF 等高线的正外接矩、方向角提取算法。第 3 节利用所提特征和 KFCM 算法对 6 类典型雷达辐射源信号进行了分选,并与现有方法进行了对比。第 4 节对本文的研究进行了总结并提出了下一步的研究方向。

1 模糊函数等高线

1.1 模糊函数

对于任意窄带雷达信号 $s(t)$, 其 AF 定义为:

$$AF(\tau, \xi) = \int_{-\infty}^{+\infty} s\left(t + \frac{\tau}{2}\right) s^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\xi t} dt \quad (1)$$

式 (1) 中, $s^*(t)$ 为 $s(t)$ 的共轭, τ 为时延, ξ 为频移。可以看出, AF 是信号自相关函数中时间变量 t 经傅里叶变换后得到的结果^[14]。AF 唯一性定理指出,信

号模糊体积的分配完全取决于信号本身,这为从信号 AF 的角度来获取特征参数提供了理论基础。

1.2 模糊函数的高斯平滑处理

实际战场中的雷达信号分选常伴有较强敌方干扰以及背景噪声,使 AF 增加了许多毛刺和畸变,增加了分选的难度。考虑到高斯滤波器较好的平滑作用^[15], 本文构建高斯掩膜对 AF 进行平滑处理,即采用某一尺寸的二维零均值高斯掩膜与信号的 AF 进行卷积。

1.2.1 构建高斯掩膜

对第 i 行, j 列的任意网格点 (i, j) 对应的 AF (i, j) , 其平滑后的 AF 为:

$$\overline{AF}(i, j) = \frac{\sum w(a, b) \times AF(i, j)}{\sum w(a, b)} \quad (2)$$

式中, w 表示网格点 (i, j) 的周围 $M \times M$ 大小的掩膜; $w(a, b)$ 为该掩膜内服从二维零均值高斯分布的权重因子,其计算式为:

$$w(a, b) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(a^2 - b^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中, a, b 为权重因子在掩膜中的位置, σ 为高斯分布的标准差。

1.2.2 掩膜参数选取

对平滑过程而言,需要控制的参数包含掩膜尺寸 M 和标准差 σ ,下面对 M 和 σ 的选取依据进行讨论。

高斯掩膜可以看做对连续高斯函数的离散近似,掩膜越大,近似范围越大,但卷积运算中包含的乘法次数也越多。常用的高斯掩膜尺寸有 3×3 、 5×5 和 7×7 ,考虑算法复杂度的要求,掩膜尺寸为 5×5 较为合适,即 $M = 5$ 。

σ 决定了掩膜对图像的平滑程度, σ 越大,图像越平滑,但图像的细节部分损失也越多,因此 σ 的选取十分依赖于问题背景。在本文研究中,高斯平滑的作用是校正噪声带来的毛刺与畸变,同时要求同类信号在不同 SNR 下的平滑结果接近,以保证后续所提特征的类内聚敛性。本文采用 $M = 5$, $\sigma = 1$ 的高斯掩膜分别在 0 dB 和 20 dB 情况下对常规 (CON) 信号的 AF 进行了平滑处理,结果如图 1 所示。由图 1(a)、(c) 可以看出,在强噪声干扰下,CON 信号的 AF 产生了严重的失真,极大地增加了分选难度。但经过 $\sigma = 1$ 的高斯平滑处理后,二者的 AF 形状变得接近。其次,由于高斯函数是钟形曲线, $\mu \pm 2.5\sigma$ 邻域内的面积占曲线下总面积的 98.76%,因此取 $\sigma = 1$ 使得 5×5 大小的掩膜基本覆盖了整个高斯

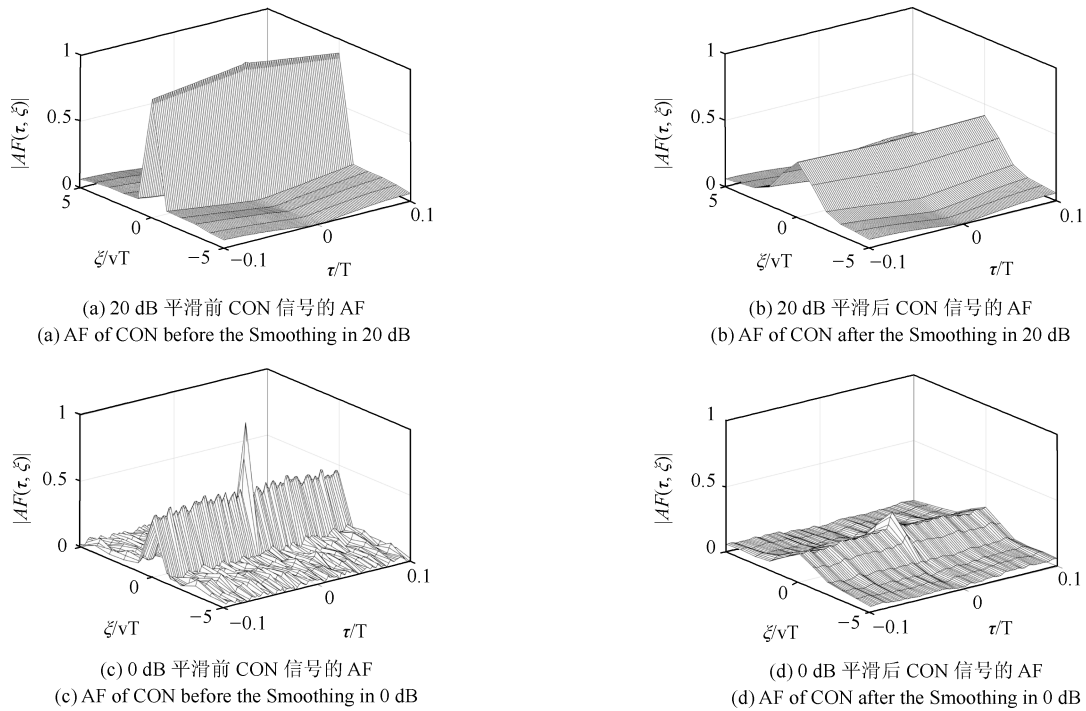


图 1 CON 信号的 AF 在 0 dB 和 20 dB 下的平滑效果 ($\sigma = 1, M = 5$)

Fig. 1 Smoothing effect of AF of CON in 20 dB and 0 dB ($\sigma = 1, M = 5$)

曲线. 综上所述, 高斯掩膜的参数选择为 $M = 5$, $\sigma = 1$.

1.2.3 模糊函数等高线的计算

由于 AF 图是三维的, 不利于进行特征提取与分选, 因此将 AF 图进行降维是十分必要的. AF 的降维需要遵循两个基本原则, 一是尽量减少计算量, 以保证算法的运算速度; 二是降维后的图形能够最大限度地保留 AF 的特性. 文献 [16] 在极坐标域内提取 AF 的二维图形轮廓, 但这样会增加较大的计算量; 文献 [17] 分别提取了 AF 的主侧视图, 但这样时频域的信息无法同时兼顾; 结合图 1 和 AF 的计算式可以看出, AF 是信号的联合时频表示, 在三维空间中呈现出了类似山群的地貌形态, 因此从地理信息学的角度对 AF 的近似方法进行探究是一种可行思路. 作为经典的地形分析工具, 等高线具有在宏观尺度上揭示地貌对象的群体嵌套、组合关联和空间层次结构特征的功能, 在地理空间信息表达中占有主要地位^[18-19]. 因此利用等高线对 AF 进行降维, 有望提取到分选性能更加优异的特征参数.

AF 等高线的绘制过程中, 核心问题在于等高线高度的确定以及所有等值点坐标的求解. 由于 AF 是以离散网格数据的形式存储在矩阵中, 因此可根据高斯平滑后 AF 的海拔极差自适应地确定等高线高度并通过线性插值求解无法直接观测的等值点^[19], 具体步骤如下:

首先根据需要将高斯平滑后 AF 的海拔分为 P 个递增的等高线高度 H_p :

$$H_p = \overline{AF}_{\min} + p \times \frac{\overline{AF}_{\max} - \overline{AF}_{\min}}{P + 1}, \quad p = 1, \dots, P \quad (4)$$

根据插值法可得, 任意网格 (i, j) 在水平方向高度为 H_p 的等值点坐标 (x_c, y_c) 为:

$$x_c = j + \frac{H_p - \overline{AF}(i, j)}{\overline{AF}(i, j+1) - \overline{AF}(i, j)}, \quad y_c = i \quad (5)$$

网格 (i, j) 在竖直方向高度为 H_p 的等值点坐标 (x_c, y_c) 为:

$$x_c = j, \quad y_c = i + \frac{H_p - \overline{AF}(i, j)}{\overline{AF}(i+1, j) - \overline{AF}(i, j)} \quad (6)$$

求得等值点坐标后连接相邻的等值点即可得到等高线图. 等高线的密集程度取决于 P 的大小, P 越大对地形的描述越详细. 但 P 过大会导致图像不够清晰, 并大大增加工作量. 通常情况下, 绘制三个高度 ($P = 3$) 的等高线即可. 图 2 给出了常规 (Convention, CON)、线性调频 (Linear

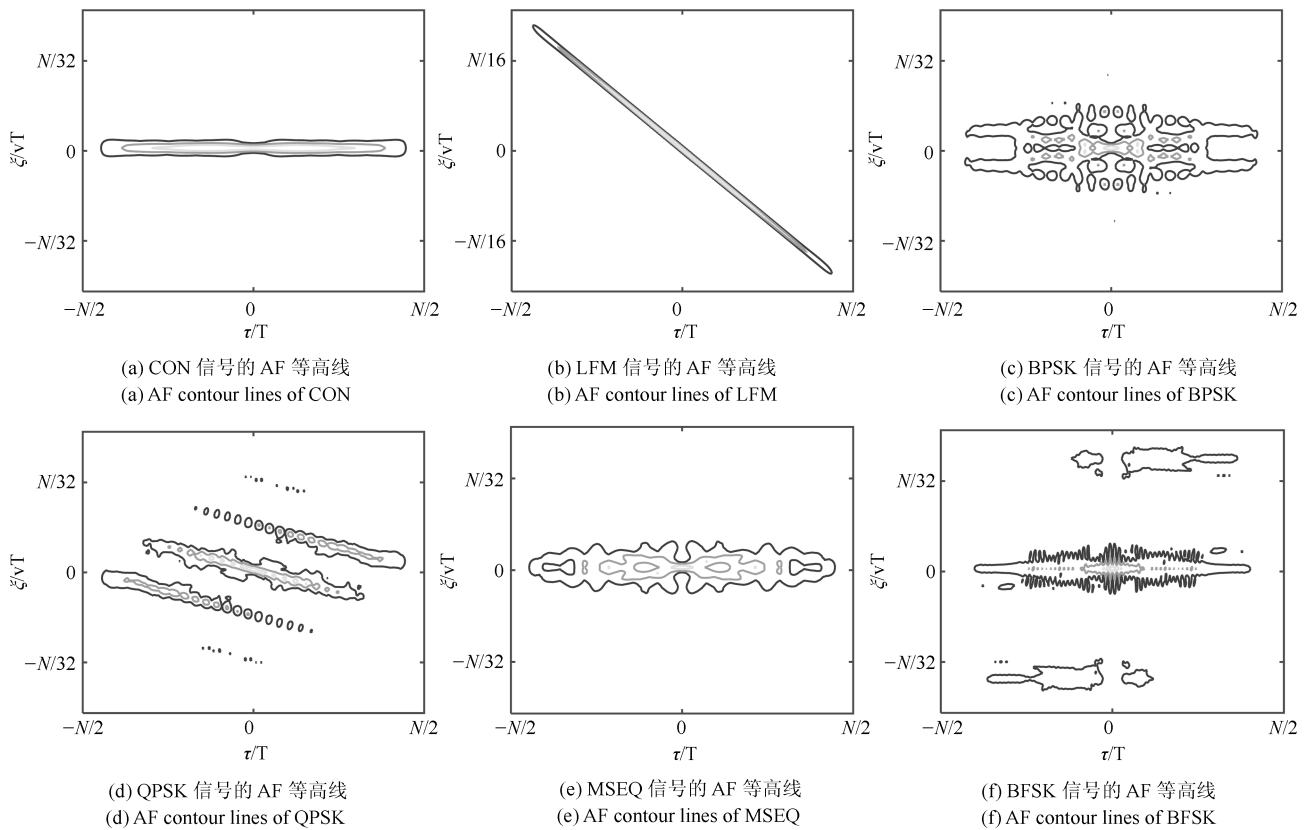


图 2 6 类典型信号的 AF 等高线
Fig. 2 AF contour lines of six typical signals

frequency modulation, LFM)、二相编码 (Binary phase shift keying, BPSK)、四相编码 (Quadrature phase shift keying, QPSK)、M 伪随机序列 (M-sequence, MSEQ) 和二频编码 (Binary frequency shift keying, BFSK) 6 类典型信号的 AF 等高线图, 图中 N 为信号采样长度.

2 模糊函数等高线特征提取

目前, 图像处理领域中针对图像结构特点的描述已经有了许多可行的方法. 例如从全局结构出发提取图像区域面积、位置、方向角, 从局部细节出发提取边界曲率、傅里叶描述子、链码描述符等^[20-21]. 在噪声的干扰下, AF 等高线的局部细节可能产生无法预计的塌陷、腐蚀, 但自身的基本形状能够得以保持. 因此, 从 AF 等高线的全局结构出发有望提取到分选效果和抗噪性能较好的特征. 从图 2 可以直观地看出, 不同信号的 AF 等高线形状不同、分布各异且同样具备原点对称的特性. 本节将提取正外接矩和方向角来描述 AF 等高线的特点.

2.1 正外接矩

由于正外接矩基本拟合了图形在水平方向和竖

直方向的延展范围, 因此采用正外接矩特征可有效地反映 AF 等高线在时频域的分布状况. 本研究中, 采用长宽平行于坐标轴的矩形对 AF 等高线进行逼近即可求得正外接矩, 图 3 给出了 LFM 信号正外接矩的示意图.

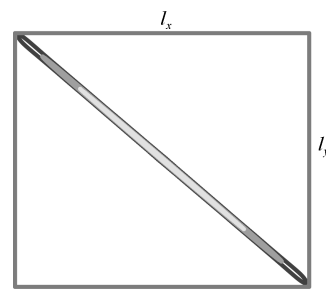


图 3 LFM 信号的正外接矩
Fig. 3 Positive bounding rectangle of LFM

设 AF 等值点的坐标为 (x_c, y_c) , 则 AF 等高线的正外接矩长 l_x 、宽 l_y 分别为:

$$l_x = \max(x_i) - \min(x_i) \quad (7)$$

$$l_y = \max(y_i) - \min(y_i) \quad (8)$$

得到 AF 等高线的正外接矩后, 可采用其面积

S 和纵横比 AR 作为分选特征. 设正外接矩的长为 l_x , 宽为 l_y , S 与 AR 的计算式分别为:

$$S = l_x \times l_y \quad (9)$$

$$AR = \frac{l_x}{l_y} \quad (10)$$

2.2 方向角

由 AF 的体积不变性定理可知, AF 仅与信号的能量有关, 不同的信号形式将以不同的方式分配模糊体积. 体积分配不均势必导致其等高线的走向发生偏移, 因此可以利用等高线的方向角来表征信号模糊体积的分配特性. 定义方向角 α 为图形主轴与 X 轴正方向形成的夹角. 图 4 给出了 LFM 信号的方向角示意图.

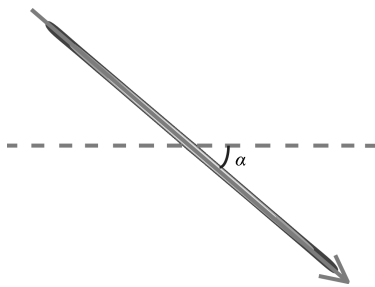


图 4 LFM 信号的方向角

Fig. 4 Direction angle of LFM

设 AF 等高线的轮廓点坐标为 (x_c, y_c) , 根据 AF 等高线的原点对称性, 设 AF 的右半采样域为 δ , α 的计算式为:

$$\alpha = \arctan \left(\frac{\sum_{y_c \in \delta} y_c}{\sum_{x_c \in \delta} x_c} \right) \quad (11)$$

综上所述, 基于高斯平滑与模糊函数等高线的雷达辐射源信号分选算法流程如下所示:

3 仿真实验与结果分析

选取 CON、LFM、BPSK、QPSK、MSEQ、BFSK 6 种典型信号进行分选仿真实验, 取信号重采样点数 N 为 1024. 其中, LFM 的带宽为 10 MHz, BPSK 和 BFSK 均采用 13 位 Barker 码, QPSK 采用 16 位 Frank 码, MSEQ 所用伪随机序列为 (1011100). 所有信号脉宽均为 $10 \mu\text{s}$, 除了 BFSK 信号的两个频点分别取 10 MHz 和 2 MHz 外, 其余信号的载频均为 10 MHz. 实验所用计算机为微星 GE62, CPU 为 2.6 GHz, 内存为 8.0 GB, 仿真平台为 MATLAB 2015b.

3.1 固定信噪比下的分选实验

SNR 从 0~20 dB 每隔 2 dB, 每类信号产生 100 个不同初相的测试样本, 分别组成 SNR 固定的 11 个 600 样本的信号集 1, 利用本文方法提取各个信号的等高线特征并采用 KFCM 算法进行聚类分选. 表 1 给出了各个 SNR 下 10 次实验的平均分选成功率.

表 1 信号集 1 的平均分选成功率 (%)

Table 1 Average correct rate of signal set1 (%)

信号类型	不同 SNR 下分选成功率 (dB)				
	0	2	4	6	8~20
CON	100	100	100	100	100
LFM	100	100	100	100	100
BPSK	82.54	96.69	98.03	99.1	100
QPSK	83.32	97.06	98.22	98.86	100
MSEQ	87.77	97.42	99.01	99.54	100
BFSK	80.58	100	100	100	100
平均	89.04	98.53	99.21	99.58	100

算法 1. 基于高斯平滑与模糊函数等高线的雷达辐射源信号分选算法

- 1: 初始化变量
- 2: *Emitter*: 待分选的辐射源
- 3: *Num*: 每个辐射源产生的信号个数
- 4: *SNR*: 信噪比
- 5: *n*: 信号长度
- 6: *N*: 信号重采样长度
- 7: **V**: 特征向量
- 8: **for all Emitter do**
- 9: **for all SNR do**
- 10: **for all Num do**
- 11: 获得离散信号 $s(n)$:
- 12: 根据有理式 N/n 将信号 $s(n)$ 重采样为 N 点:
- 13: 根据式 (1) 计算 AF:
- 14: 用 $M = 5, \sigma = 1$ 的高斯掩膜对 AF 进行平滑处理;
- 15: 采用第 1.2.3 节方法求解 AF 等高线:
- 16: 根据式 (7)~(11) 分别计算 S, AR, α ;
- 17: 构建并保存特征向量 $\mathbf{V} = [S, AR, \alpha]$:
- 18: **end for**
- 19: **end for**
- 20: **end for**

- 21: 利用 KFCM 算法对 V 进行聚类分选;
- 22: 统计分选结果.

从表 1 可见, CON、LFM 两种信号在 0~20 dB 范围内的分选成功率均为 100%. 结合图 2 不难发现, 这是因为仅有 CON、LFM 信号的等高线呈细棍形且 LFM 信号的倾斜角达到了 -60° , 因此他们在低 SNR 下依然能保持自身特性. 其次, 由于 BFSK 信号为二相频率调制信号, 当频移经过第二频点时, AF 值达到另一极值. 因此 BFSK 信号的等高线图除靠近原点的主要分布带之外, BFSK 信号的等高线还有两个独立分布的“小岛”, 易于区分. 另外, 由于 BPSK、QPSK 和 MSEQ 信号同为非线性调制, 其 AF 等高线存在部分的交叠, 导致它们在 4 dB 以下的分选产生了一定误差.

目前较为热门的深度学习具有强大的数据自学能力, 也是特征表达的可行思路^[22]. 为比较本文方法与深度学习对 AF 的特征表达能力, 本文利用栈式自动编码器 (Stacked autoencoder, SAE), 取 20~30 dB 范围内每种信号各 10 个总共 180 个样本作为训练集, 在学习率为 0.01、隐含层节点构造为 300~100 的条件下对 6 类信号进行分选实验. 此外, 本文还给出了与文献 [6-7]、[9]、[12] 方法的分选正确率对比, 详见图 5.

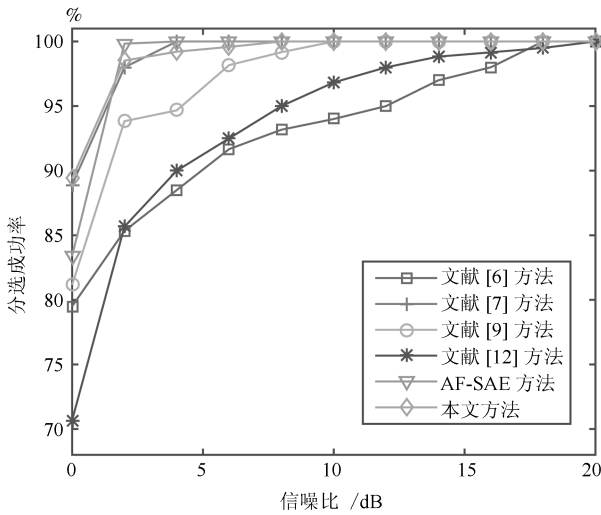


图 5 分选成功率对比

Fig. 5 Comparison of successful rate

图 5 可以看出, 6 种方法分选 6 类信号的成功率随着 SNR 的逐渐降低均呈下降趋势. 由于双谱特征是对信号的相位噪声特性进行提取, 因此文献 [6] 对不同调制的辐射源分选效果不佳, SNR 下降到 16 dB 时便开始产生了误差. 文献 [7] 提出的奇异熵特征与分形维数特征分别综合了频谱图像与时频图像中的信息, 因此该特征反映的脉内信息比较全面,

在 0 dB 下的分选成功率达到了 88.90%, 与本文方法基本持平. 基于 AF 的方法中, AF-SAE 的分选能力在 2 dB 以上具有一定优势. 但 SAE 过度学习了低海拔 AF 的信息, 而低海拔的 AF 极易受噪声影响, 因此该方法的分选效果在 0 dB 产生了大幅下滑. 另外值得注意的是, 深度学习需要大量的训练样本, 一些低截获概率雷达和新体制雷达并没有大量可训练的数据, 对于这类雷达信号的 AF, 深度学习无法获取到更好的表示方法, 因此基于图像处理的 AF 降维与特征提取方法依然是当前的研究重点. 文献 [9] 提取的 AFMR 是 AF 在整个时频域内搜索到的最大截面, 因此 AFMR 特征具备较强的抗干扰能力, 在 0 dB 时平均分选成功率也达到了令人满意的 81.16%. 文献 [12] 的 AF 对角线特征的分选成功率从 5 dB 开始大幅降低, 这是 AF 对角线蕴含的信息较少且无法表征 AF 的三维分布特性所致.

除 AF 主脊外, 一些海拔较高的 AF 地貌也蕴含着丰富的脉内信息. 本文提出的 AF 等高线则较好地利用了这部分信息, 为 AF 的三维地貌特点提供了更为完整地描述. 因此等高线特征展现出了比同类方法更强的稳定性, 即使在 0 dB 下, 平均分选成功率也保持在 89.04% 以上. 本实验说明本文特征对信号的 AF 具有较强的表达能力且在低 SNR 下依然具备良好的类内聚敛性与类间分离度.

3.2 动态信噪比下的分选实验

为验证本文所提特征在 SNR 变化时的性能, 取 0 到 20 dB 中每隔 2 dB 对每类信号各取 10 个随机样本, 组成一个 660 样本的信号集 2. 图 6 给出了信号集 2 的分选效果图, 折线相连的点代表分成一类的信号, 表 2 给出了详细的分选统计数据.

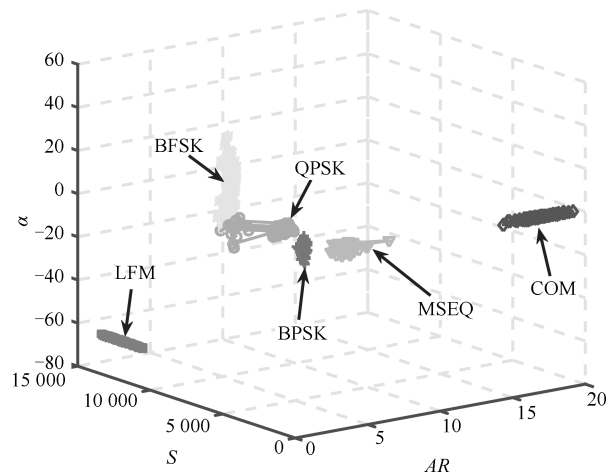


图 6 信号集 2 的分选效果图

Fig. 6 Sorting effect diagram of signal set 2

从图 6 不难看出, 在 0~20 dB 动态 SNR 环境下, CON、LFM 信号的特征参数分布较为集中且与其他信号相隔较远, 展现出了较好的抗噪性能. BPSK 和 QPSK 信号的特征参数在 SNR 的动态变化下产生了部分交叠, 这是由于 BPSK 信号和 QPSK 信号的主要区别在于相位调制的阶数不同, 在强噪声的干扰下频移特性并不是十分显著, 导致抗噪性能略有下降. 此外, 由于 0 dB 下约有 10% 的 BFSK 信号的小岛状区域被噪声淹没, 导致其等高线的分布范围向 QPSK 信号靠拢, 使分选产生一定误差. 从表 2 中可以看出, 仅有 2.7% 的 BPSK 和 QPSK 信号产生了交叠, 3.6% 的 MSEQ 信号错分到了 BPSK, 11.8% 的 BFSK 错分到了 QPSK 信号, 整体分选成功率达到了 96.36%, 说明所提特征参数能够适应较大动态 SNR 情形.

表 2 信号集 2 的分选结果

Table 2 Sorting results of signal set2

信号类型	分类结果					
	CON	LFM	BPSK	QPSK	MSEQ	BFSK
CON	110	0	0	0	0	0
LFM	0	110	0	0	0	0
BPSK	0	0	108	3	4	2
QPSK	0	0	2	107	0	13
MSEQ	0	0	0	0	106	0
BFSK	0	0	0	0	0	95
成功率 %	100 %	100 %	98.18 %	97.27 %	96.36 %	86.36 %

3.3 实测雷达数据实验

为了进一步验证本文方法在实际工程中的应用价值, 采用雷达外场实测数据进行实验. 实测信号集参数如表 3 所示. 分别使用特征向量 $V_1 = [RF, PW]$ 和 $V_2 = [S, AR, \alpha, RF, PW]$ 进行聚类分选. 表 4 给出了 V_1 和 V_2 对实测信号集的分选结果对比.

从表 3 可以看出, 信号集 3 中的调制类型、调制参数均有明显的交叠, 基本满足复杂电磁环境的要求. 表 4 实验结果表明, 仅采用 RF 和 PW 两个参数分选时, 3 号辐射源的所有个体均不同程度地混叠到了 RF 接近的 1 号辐射源以及 PW 接近的 5 号辐射源中, 并未单独形成一类, 无法分选. 此外, 4 号、5 号辐射源参数存在显著跳变, 受其影响也较难区分. 由于线性调频信号的细棍形等高线明显区别于非线性调制信号的梭形等高线, 因此增加本文所提特征后, 采用线性调频的 5 号辐射源的分选成功率提高到了 92%, 非线性调制的 3 号辐射源的聚类效果也得到了提升, 单独形成了一类. 本文特征对

4 号辐射源分选效果的提升有限, 这是因为 PW 会改变 CON 信号 AF 的延展范围和频移方向的零点位置, 当 PW 较大时, CON 信号的 AF 等高线形状会介于细棍形和梭形之间, 导致 4 号辐射源的部分信号错分. 但总体来说, S, AR, α 针对以上几种辐射源的分选都起到了一定增益效果, 证明所提特征可作为当前雷达辐射源信号特征参数集的有效补充.

表 3 实测雷达数据参数分布

Table 3 Distribution of measured radar parameters

辐射源	辐射源参数		
	调制类型	RF (MHz)	PW (μs)
1	线性调频	9 810、9 682、9 645、	20
		9 750、9 662 五个频点波位组变, 频率分集	
2	非线性调制	9 850 固定	16
3	非线性调制	9 807、9 833、9 792、	3~5 个脉冲一组, 每组 PW 在 7、13 任意
		9 822、9 762、9 773 六个频点波位组变	
4	常规脉冲	9 500~9 700 单脉冲捷变	3~5 个脉冲一组, 每组 PW 在 0.9、1.0、1.1、1.2 任意
		9 513、9 518、9 523、	
5	线性调频	9 548、9 553、9 563 六个频点波位组变	3~5 个脉冲一组, 每组 PW 在 6、12、18 任意

表 4 实测雷达数据分选结果 (%)

Table 4 Sorting results of measured radar data (%)

特征	不同辐射源的分选成功率				
	1	2	3	4	5
RF, PW	100	100	0	57	40
S, AR, α, RF, PW	100	100	56	63	92

3.4 特征提取耗时对比实验

由于真实战场中会出现大量甚至海量的雷达信号, 如果不能快速并有效地识别, 将对作战构成巨大的潜在威胁, 因此计算复杂度是雷达辐射源信号分选方法的重要指标^[4]. 本实验中, 利用 MATLAB 自带的计时工具 tic 和 toc 统计本文方法的特征提取耗时, 并与文献 [6] 所用的双谱特征、文献 [7] 所用的奇异熵与分形维数特征、文献 [9] 所用的经典 AFMR 特征、文献 [12] 所用的 AF 对角线特征的提取耗时进行比较. 表 5 给出了各类特征的平均提取耗时统计.

从表 5 可以看出, 各类特征的提取耗时不尽相同, 这也从侧面反映了各类方法计算量的差异. 经典

AFMR 特征的提取耗时最长, 奇异熵和分形维数特征次之. 双谱特征、AF 等高线特征以及本文特征的提取耗时较为接近, 均为 0.2s 左右, 具备较强的时效性. 以上方法的问题规模均取决于信号重采样的点数 N , 因此可根据算法主要语句相对于 N 的频度和对各类方法的计算量进行分析.

表 5 特征提取耗时对比 (s)

Table 5 Timing comparison of the feature extraction (s)

分选特征	不同信号特征的提取耗时						平均
	CON	LFM	BPSK	QPSK	MSEQ	BFSK	
文献 [6]	0.15	0.12	0.18	0.18	0.15	0.15	0.16
文献 [7]	3.69	3.58	3.78	3.52	3.94	3.50	3.67
文献 [9]	9.58	9.59	9.59	9.55	9.55	9.53	9.56
文献 [12]	0.18	0.19	0.20	0.20	0.19	0.21	0.19
本文特征	0.23	0.23	0.23	0.28	0.23	0.25	0.24

根据文献 [6] 中的算法步骤, 提取双谱特征首先需计算双谱幅度谱. 双谱幅度谱的计算需要进行 K (数据分段数) 次 FFT 计算, 而单次 FFT 的复杂度为 $O(N \log N)$, 因此该环节的算法复杂度为 $O(KN \log N)$. 其次需计算双谱幅度谱特征截面的分形维数, 分形维数包含盒维数与信息维数, 该环节复杂度为 $O(2N)$, 因此双谱特征的复杂度为 $O(KN \log N + 2N)$.

文献 [7] 本质上是对文献 [6] 的改进与补充, 采用 CWD 变换代替双谱作为分形维数的提取对象, 其次增加了频谱的奇异熵作为分选特征. 奇异值分解包含矩阵相乘运算, 复杂度为 $O(N^3)$. 频谱以及 CWD 变换可采用 FFT 实现, 因此该文特征的算法复杂度为 $O(N^3 + 2N \log N + 2N)$.

文献 [9] 中 AFMR 特征的提取首先需利用分数自相关计算任意角度对应的 AF 值. 一次分数自相关运算包含一个 $1 + P$ 阶的分数傅里叶变换和一次傅里叶逆变换 (复杂度为 $O(N \log N)$), 由文献 [24] 可知, 快速分数傅里叶变换复杂度为 $O(9N \log N)$. 其次, 需要在 $[-\pi/2, \pi/2]$ 范围内对 AFMR 进行搜索, 当搜索精度为 0.1° 时, 搜索次数为 1800 次, 因此 AFMR 特征的复杂度为 $O(18000N \log N)$.

文献 [12] 提取的是 AF 对角线的小波系数. 由于 AF 对角线特征的提取面向网格采样的离散 AF 值, 可直接用 FFT 计算 AF, 该环节复杂度为 $O(N \log N)$. 其次需要将 AF 对角线进行小波分解, 根据文献 [23] 的小波快速算法, 至少需要 2^n 次 FFT 运算, 因此该方法的复杂度为 $O((2^n + 1)N \log N)$, 其中 n 为小波分解层数.

本文方法与文献 [12] 相同, 采用 FFT 直接计算网格采样的离散 AF 值. 高斯平滑环节, 先对 AF

逐行平滑, 再对中间结果逐列平滑, 算法复杂度为 $O(2MN^2)$, M 为高斯掩膜的尺寸. 等高线的求解环节, 考虑最坏情况 (所有相邻 AF 之间均有等值点存在), 复杂度为 $O(3N^2)$. 正外接矩与方向角的计算量可忽略, 因此本文方法的算法复杂度为 $O(N \log N + (2M + 3)N^2)$.

综合以上分析, 从算法阶数来看, 文献 [7] 提取的奇异熵与分形维数特征复杂度阶数最高, 其次是本文特征. 文献 [6]、[9]、[12] 的复杂度均为 $O(N \log N)$ 阶, 但常系数有很大不同. 实际应用中 N 的取值通常为 100 ~ 1000, 因此可对算法总计算量 C 进行估算. 总计算量的比较结果为: $C_{\text{文献 [6]}} \approx C_{\text{文献 [12]}} < C_{\text{本文特征}} < C_{\text{文献 [7]}} < C_{\text{文献 [9]}}$, 这与表 4 的实验结果基本一致.

4 结语

本文提出了一种基于高斯平滑与等高线的 AF 特征提取新思路, 将雷达辐射源信号分选问题转化为图像特征提取问题. 该方法主要有以下优点:

1) 和 AF 各类代表性切片相比, AF 等高线在完成特征降维的同时还保留了更多的地貌特点, 增加了信息的利用率, 有助于挖掘性能更加优异的特征.

2) 从图像处理的角度提取的三个特征参数能较好地反映 AF 的三维分布特性与走向. 仿真实验与实测数据均表明所提特征能较好的反映信号间的差异, 具有一定的工程价值.

3) 基于线性插值的 AF 等高线计算方法面向常规采样信号的网格 AF 值, 算法计算量较低, 具备较强的时效性.

由于高斯平滑算子仅对噪声带来的毛刺有较好的抑制作用, 因此有必要对噪声带来的塌陷进行补偿以增加更低 SNR 下的分选能力. 此外, 实测数据中 3、4 辐射源信号的分选效果还有较大提升空间, 因此补充更多的特征参数或采用分批处理的思想优化分选环节是下一步值得研究的方向.

References

- 1 Iglesias V, Grajal J, Royer P, et al. Real-time low-complexity automatic modulation classifier for pulsed radar signals. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, **51**(01): 108–126
- 2 Lu W L, Xie J W, Wang H M, et al. Separation of intercepted multi-radar signals based on parameterized time-frequency analysis. *Frequenz*, 2016, **70**(9–10): 403–415
- 3 Shen Jia-Huang, Huang Jian-Chong, Zhu Yong-Cheng. Overview of radar signal fast recognition. *Electronic Information Warfare Technology*, 2017, **32**(05): 5–10

- (沈家煌, 黄建冲, 朱永成. 雷达辐射源信号快速识别综述. 电子信息对抗技术, 2017, **32**(05): 5–10)
- 4 Lu Zheng, Gong Yan. Thoughts on the major challenge of radar emitter recognition technology and countermeasures. *National Defense Science & Technology*, 2017, **38**(02): 24–27
(路征, 龚燕. 雷达辐射源识别技术面临的主要挑战及对策. 国防科技, 2017, **38**(02): 24–27)
- 5 Zhang W X, Wang B, Sun F L. Recognition method based on wigner-hough transform for poly-phase code radar signal. *International Journal of Communications, Network and System Sciences*, 2017, **10**(08): 128–137
- 6 Chen Chang-Xiao, He Ming-Hao, Xu Jing, et al. A new method for sorting unknown radar emitter signal. *Chinese Journal of Electronics*, 2014, **23**(03): 499–502
- 7 Qu Zhi-Yu, Mao Xiao-Jie, Hou Chang-Bo. Radar signal recognition based on singular value entropy and fractal dimension. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, **40**(02): 303–307
(曲志昱, 毛校洁, 侯长波. 基于奇异值熵和分形维数的雷达信号识别. 系统工程与电子技术, 2018, **40**(02): 303–307)
- 8 Liu Yong-Jun, Liao Gui-Sheng, Yang Zhi-Wei. Ambiguity function analysis of intergrated radar and communication waveform based on OFDM. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, **38**(09): 2008–2018
(刘永军, 廖桂生, 杨志伟. 基 OFDM 的雷达通信一体化波形模糊函数分析. 系统工程与电子技术, 2016, **38**(09): 2008–2018)
- 9 Pu Yun-Wei, Jin Wei-Dong, Zhu Ming, et al. Extracting the main ridge slice characteristics of ambiguity function for radar emitter signals. *Journal of Infrared Millimeter Waves*, 2008, **27**(02): 133–137
(普运伟, 金炜东, 朱明, 等. 雷达辐射源信号模糊函数主脊切片特征提取方法. 红外与毫米波学报, 2008, **27**(02): 133–137)
- 10 Guo Q, Nan P, Zhang X, et al. Recognition of radar emitter signals based on SVD and AF main ridge slice. *Journal of Communications & Networks*, 2015, **17**(05): 491–498
- 11 Xu Cheng-Cheng, Zhou Qing-Song, Zhang Jian-Yun, et al. Radar emitter recognition based on ambiguity function features with derivative constraint on smoothing. *Acta Electronica Sinica*, 2018, **46**(07): 1663–1668
(许程成, 周青松, 张剑云, 谌诗娃. 导数约束平滑条件下基于模糊函数特征的雷达辐射源信号识别方法. 电子学报, 2018, **46**(07): 1663–1668)
- 12 Guo H, Zhang X, Yang L, Zhang S. Improved Fisher linear discriminant analysis for feature extraction of unintentional modulation on pulse by combining ambiguity function with wavelet transform. In: Proceedings of the International Radar Conference, Hangzhou, China: IET, 2015. 1–4
- 13 Ding Y, Fu X. Kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm based on genetic algorithm. *Neurocomputing*, 2016, **188**: 233–238
- 14 Zhuo Zhi-Hai and Shan Tao. Research on fast computation of ambiguity function. In: Proceedings of the International Congress on Image and Signal Processing, Hainan, China: IEEE, 2008. 188–192
- 15 Wei X, Yang Q, Gong Y. Joint contour filtering. *International Journal of Computer Vision*, 2018, **126**(2): 1–21
- 16 Pu Yun-Wei, Guo Yuan-Pu, Hou Wen-Tai, et al. Extracting method for morphological feature based on the polar transformation of the slice of ambiguity function main ridge. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, **39**(10): 1–9
(普运伟, 郭媛蒲, 侯文太, 等. 模糊函数主脊切片极坐标域形态特征提取方法. 仪器仪表学报, 2018, **39**(10): 1–9)
- 17 Pu Yun-Wei, Hou Wen-Tai, Guo Yuan-Pu, et al. A sorting method of radar emitter signal based on three dimensional feature of ambiguity function. *Control and Decision*, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.0144
(普运伟, 侯文太, 郭媛蒲, 等. 基于模糊函数三维特征的雷达辐射源信号分选方法. 控制与决策, 2018, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.0144)
- 18 Eynard J D, Jenny B. Illuminated and shadowed contour lines: improving algorithms and evaluating effectiveness. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, **30**(10): 1923–1943
- 19 Yu Chang-Long, Wang Yun-Feng, Zhang Lin-Jia. An Algorithm of contour lines based on grid data. *Science Technology and Engineering*, 2014, **14**(07): 191–194, 199
(余昌龙, 王运锋, 张林嘉. 一种基于网格数据的等高线生成算法. 科学技术与工程, 2014, **14**(07): 191–194, 199)
- 20 Sven Loncaric. A survey of shape analysis techniques. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(08): 983–1001
- 21 Liu Li, Zhao Ling-Jun, Guo Cheng-Yu, Wang Liang, Tang Jun. Texture classification: state-of-the-art methods and prospects. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(04): 584–607
(刘丽, 赵凌君, 郭承玉, 王亮, 汤俊. 图像纹理分类方法研究进展和展望. 自动化学报, 2018, **44**(04): 584–607)
- 22 Zhang Hao-Kui, Li Ying, Jiang Ye-Nan. Deep learning for hyperspectral imagery classification: the state of the art and prospects. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(06): 961–977
(张号逵, 李映, 姜晔楠. 深度学习在高光谱图像分类领域的研究现状与展望. 自动化学报, 2018, **44**(06): 961–977)
- 23 Wu Zhi-Yong, Ding Xiang-Qian, Xu Xiao-Wei, Ju Chuan-Xiang. A method for ECG classification using deep learning and fuzzy C-means. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(10): 1913–1920
(吴志勇, 丁香乾, 许晓伟, 鞠传香. 基于深度学习和模糊 C 均值的心电信号分类方法. 自动化学报, 2018, **44**(10): 1913–1920)
- 24 Zhao Xing-Hao, Tao Ran, Deng Bing, et al. New methods for fast computation of fractional Fourier transform. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(06): 1089–1093
(赵兴浩, 陶然, 邓兵, 等. 分数阶傅里叶变换的快速计算新方法. 电子学报, 2007, **35**(06): 1089–1093)
- 25 Zhang De-Gan, Hao Xian-Cheng, Gao Guang-Rongm, et al. A method of FFT-based wavelet transform. *Journal of Northeastern University (Nature Science)*, 2000, **21**(06): 598–601
(张德干, 郝先臣, 高光来, 等. 一种基于快速傅里叶变换的小波变换方法. 东北大学学报(自然科学版), 2000, **21**(06): 598–601)



侯文太 昆明理工大学硕士研究生. 2016 年获得南京航空航天大学学士学位. 主要研究方向为智能信号处理, 模式识别.

E-mail: vintage_hou@foxmail.com

(**HOU Wen-Tai** Master student at Kunming University of Science and Technology. He received his bachelor

from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2016. His research interest covers intelligent signal processing and pattern recognition.)



普运伟 昆明理工大学教授. 2007 年获得西南交通大学博士学位. 主要研究方向为智能信号处理, 模式识别. 本文通信作者. E-mail: puyunwei@126.com

(**PU Yun-Wei** Professor at Kunming University of Science and Technology. He received his Ph.D. degree from Southwestern Jiaotong University

in 2007. His research interest covers intelligent signal processing and pattern recognition.)



郭媛蒲 昆明理工大学硕士研究生. 2016 年获得南京工程学院学士学位. 主要研究方向为智能信号处理, 模式识别. E-mail: guoyuanpu@foxmail.com

(**GUO Yuan-Pu** Master student at Kunming University of Science and Technology. She received her bachelor

degree from Nanjing Institute of Technology University in 2016. Her research interest covers intelligent signal processing and pattern recognition.)



马蓝宇 昆明理工大学硕士研究生. 2016 年获得湖北工程学院学士学位. 主要研究方向为智能信号处理与模式识别. E-mail: Raveler@foxmail.com

(**MA Lan-Yu** Master student at Kunming University of Science and Technology. He received his bachelor

degree from Hubei Engineering University in 2012. His research interest covers intelligent signal processing and pattern recognition.)