



复杂体制雷达信号预分选的方法

袁泽恒, 田润澜, 王晓峰

(空军航空大学航空作战勤务学院, 吉林 长春 130022)

摘要: 复杂体制雷达信号的全脉冲参数变化类型多样、参数交叠严重, 使得利用全脉冲参数分选方法的正确率严重下降, 但是其信号脉内特征参数相对稳定。在复杂体制雷达信号预分选的过程中, 针对增批现象和正确率不高的问题, 提出一种通过提取信号的脉内特征参数相像系数, 联合较为稳定的脉间参数, 利用改进的支持向量聚类算法, 对复杂体制雷达信号进行预分选的方法。仿真结果表明, 在对复杂体制雷达信号进行预分选时, 所提方法有效地解决了信号增批问题, 并提高了分选正确率。

关键词: 复杂体制雷达; 信号预分选; 脉内特征参数; 改进支持向量聚类

中图分类号: TN974

文献标识码: A

doi:10.11959/j.issn.1000-0801.2018225

Pre-sorting method of complex system radar signals

YUAN Zeheng, TIAN Runlan, WANG Xiaofeng

School of Aviation Operations and Services, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China

Abstract: The overall pulse parameters of complex system radar signals are varied and overlap seriously. The accuracy rate of the method using overall pulse parameter sorting is seriously decreased, but the intra pulse characteristic parameters are relatively stable. A method for pre-sorting radar signals in complex systems was proposed by extracting the phase coefficient of the intra-pulse characteristic parameters of the signal, combining the more stable inter-pulse parameters, and using the improved support vector clustering algorithm. Simulation results show that in the pre-sorting of complex system radar signals, the problem of increasing-batch can be solved effectively and the accuracy of sorting can be improved.

Key words: complex system radar, signal pre-sorting, intra pulse characteristic parameter, improved support vector clustering

1 引言

在现代化信息战背景下, 大量复杂体制雷达的出现, 增强了雷达装备的反侦察能力, 使得信号分选难度加大。对于复杂体制的雷达信号^[1],

常规的信号参数变化形式复杂, 信号参数的利用率低^[2], 造成信号分选中增批现象越来越严重。因此如何提高参数利用率, 解决信号分选中出现的增批问题^[3], 是提高电子情报侦察能力的关键。雷达信号预分选的主要目的是^[4], 稀释雷达



侦察设备侦收到的脉冲流,将没有价值的信号剔除;利用信号稳定的特征参数对侦收到的脉冲信号进行分类,提高信号主分选的运算速度和正确率。传统的雷达信号预分选方法是基于全脉冲数据,例如基于脉宽(PW)、载频(RF)、到达方向角(DOA)、脉幅(PA)的多参数分选方法^[5-6]。复杂体制雷达信号全脉冲数据交叠严重,为了提高雷达的探测距离,同时近距补盲,脉宽通常采用宽窄脉冲相结合的双脉冲体制,基于全脉冲参数对复杂体制的雷达信号进行预分选,会产生严重的增批现象。

为解决复杂体制的雷达信号预分选问题,本文采用脉内、脉间参数联合聚类的方法进行预分选。虽然复杂体制的雷达信号常规参数变化形式多样,但是其脉内特征参数却具有一定的稳定性。现在已经有不少学者将复杂度特征、熵值、相像系数等脉内特征参数成功应用到雷达信号分选中^[7-10]。本文采用相像系数作为脉内分选参数,基于相像系数可以将不同调制方式的信号区分开来,并且具有一定的稳定性,联合在复杂体制的雷达信号中较为稳定的脉间参数(RF和DOA),利用支持向量聚类的方法^[11-12],对复杂体制的雷达信号进行预分选。仿真实验证明,新方法有效地解决了对复杂体制的雷达信号预分选时产生的增批问题,提高了分选的正确率。

2 相像系数的提取

雷达辐射源脉冲信号采用不同的脉内调制方式,会有形状各异的频谱。频谱形状的变化蕴含着脉冲信号的频率、相位和幅值的变化信息,在一定程度上也体现了信号能量的分布情况。相像系数具备有效刻化雷达辐射源信号频谱形状的能力,因此可以区分不同脉内调制方式的信号。

一个雷达脉冲序列包含许多脉冲,若计算所有脉冲频谱相互之间的相像系数则计算量非常大,所以应该选择特征明显的信号作为参照,分

别计算脉冲频谱与参照信号的相像系数,减少计算量。通常选取矩形信号和三角形信号作为参照信号,因为矩形信号的能量分布均匀,而三角形信号的能量分布集中,所以将两者作为参照信号可以真实地刻化雷达辐射源脉冲信号的能量分布状况,进而对不同脉内调制方式的信号进行区分。构造的矩形脉冲序列 $U(k)$ 和三角形脉冲序列 $T(k)$ 的表达式如式(1)、式(2)所示。

$$U(k) = \begin{cases} 1, & 1 \leq k \leq N \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$T(k) = \begin{cases} 2k/N, & 1 \leq k \leq N/2 \\ 2-2k/N, & N/2 \leq k \leq N \end{cases} \quad (2)$$

其中, N 为脉冲序列的个数。

提取相像系数的具体步骤如下。

(1) 对雷达脉冲信号进行 FFT, 将信号序列由时域变换到频域, 并在频域对信号能量进行归一化处理, 得到处理后的信号序列 $F(i)$ 。

(2) 计算矩形脉冲序列 $U(k)$ 和 $F(i)$ 的相像系数, 如式(3)所示:

$$C_{r1} = \frac{\sum U(k)F(i)}{\sqrt{\sum U^2(k)}\sqrt{\sum F^2(i)}} \quad (3)$$

(3) 计算三角形脉冲序列 $T(k)$ 和 $F(i)$ 的相像系数, 如式(4)所示:

$$C_{r2} = \frac{\sum T(k)F(i)}{\sqrt{\sum T^2(k)}\sqrt{\sum F^2(i)}} \quad (4)$$

将 C_{r1} 和 C_{r2} 组成联合的特征向量, 即相像系数 $C(k) = [C_{r1}, C_{r2}]$, 其中, k 表示第 k 个脉冲序列。

3 多参数联合聚类算法

相像系数作为脉内特征参数, 具备一定的抗噪能力, 受信噪比的影响较小, 当信噪比大于 5 dB 时, 相像系数参数值趋于稳定, 因此可以利用相像系数对不同调制类型的信号进行有效分类。但是基于相像系数的雷达信号分选技术只能识别出信号的调制类型, 单独使用相像系数无法将同一

脉内调制类型的信号进行正确分类。如果提取其他脉内特征参数,会增加算法的复杂度并且减弱抗噪性,所以本文结合脉间参数(RF、DOA),利用支持向量聚类的方法进行信号分选。

3.1 支持向量聚类算法

聚类是一种无监督的学习方法,主要是按照个体之间的相似性对个体进行类别划分。聚类算法分为基于网格的聚类算法、基于密度的聚类算法和基于模型的聚类算法等,这些聚类算法可以实现对特征参数变化形式简单、仅存在少量交叠的常规信号分选。但对复杂体制的雷达信号进行分选时,严重交叠的参数使得算法分选的效率低、正确率不高。

支持向量聚类(support vector clustering, SVC)是利用 Gaussian(高斯)核函数^[13],将数据样本映射到一个高维特征空间中,并在这个高维特征空间中寻找一个能包含所有样本数据映射点的最优超球面,将这个超球面反射回数据空间,最终得到包含所有数据点的等值线集。SVC 通过基于核函数的非线性映射,能够较好地分辨、提取并放大有用特征,针对参数严重交叠的复杂体制雷达信号,可以实现更为准确的聚类。

定义标准化的含有相像系数 $[C_{r1}, C_{r2}]$ 、载频(RF)、到达方向(DOA)的三维属性信息的雷达脉冲描述向量 pdv_{ik}^* ,其数据空间 $V \subseteq R^3$,选择一个合适的非线性变换 Φ ,把数据从 V 空间映射到高维特征空间,使同一部雷达辐射源信号的脉冲描述向量聚类更加紧凑,在特征空间中可以寻找一个最小半径为 R 的闭凸超球体,对应约束条件如式(5)所示:

$$\begin{aligned} \|\Phi(\text{pdv}_{jk}^*) - a\|^2 &\leq R^2 + \xi_j \\ \forall j, \xi_j &\geq 0, j = 1, 2, \dots, n \\ 1 &\leq k \leq 3 \end{aligned} \quad (5)$$

其中, a 为超球体的球心; ξ_j 为松弛量; $\|\cdot\|$ 为 Euclidean(欧几里德)范数。式(5)的 Lagrangian

(拉格朗日)函数如式(6)所示:

$$L = R^2 - \sum_j \left(R^2 + \xi_j - \|\Phi(\text{pdv}_{jk}^*) - a\|^2 \right) \beta_j - \sum_j \xi_j \mu_j + C \sum_j \xi_j \quad (6)$$

其中, β_j 和 μ_j 均大于零,为拉格朗日乘子;常数 C 称为惩罚因子。结合 KKT 条件,得出式(6)的 Wolfe 对偶形式,如式(7)所示:

$$\begin{aligned} W &= \sum_j \Phi(\text{pdv}_{jk}^*)^2 \beta_j - \sum_{i,j} \beta_i \beta_j \Phi(\text{pdv}_{ik}^*) \Phi(\text{pdv}_{jk}^*) \\ 0 &\leq \beta_j \leq C, \sum_j \beta_j = 1, j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (7)$$

引入 Gaussian 核函数,如式(8)所示:

$$K(\text{pdv}_{ik}^*, \text{pdv}_{jk}^*) = \Phi(\text{pdv}_{ik}^*) \Phi(\text{pdv}_{jk}^*) = e^{-q \|\text{pdv}_{ik}^* - \text{pdv}_{jk}^*\|^2} \quad (8)$$

其中, q 为 Gaussian 核的宽度参数,将核函数代入式(7)中得:

$$W = \sum_j K(\text{pdv}_{ik}^*, \text{pdv}_{jk}^*) \beta_j - \sum_{i,j} \beta_i \beta_j K(\text{pdv}_{ik}^*, \text{pdv}_{jk}^*) \quad (9)$$

对于每一个标准化的脉冲描述数据向量 pdv^* ,其映射到特征空间中的像到球心的距离表示为:

$$\begin{aligned} R^2(\text{pdv}^*) &= \|\Phi(\text{pdv}^*) - a\|^2 = K(\text{pdv}_{ik}^*, \text{pdv}_{jk}^*) - \\ &2 \sum_j \beta_j K(\text{pdv}_{ik}^*, \text{pdv}_{jk}^*) + \sum_{i,j} \beta_i \beta_j K(\text{pdv}_{ik}^*, \text{pdv}_{jk}^*) \end{aligned} \quad (10)$$

其中,当 $\{\text{pdv}^* | R(\text{pdv}^*) = R\}$ 时,标准化脉冲描述向量称为支持向量(SV)。由 SV 组成的等高面,能确定属于同一雷达辐射源参数的聚类边界。此后建立聚类标识关联矩阵,通过深度最优搜索(DFS)算法根据关联矩阵进行聚类分配。

3.2 改进聚类算法及分选流程

在高脉冲密度环境下,针对复杂体制的雷达信号采用支持向量聚类进行分选,会造成进行运



算时关联矩阵规模庞大问题,极大程度地降低其运算速度和分选正确率。本文采用基于支持向量机的分层互耦聚类方法,对数据样本进行分层处理,降低计算时的运算量。同时在支持向量的聚类分选过程中,聚类边界受 Gaussian 核的宽度参数 q 和拉格朗日函数的惩罚因子 C 控制。随着参数 q 的增加,聚类边界表现出更紧密的特性。通过减少参数 C 平滑聚类边界,所以本文引入稳定的物理量,用来调整选取最优的聚类分选参数 q 和 C 。

3.2.1 改进的支持向量聚类算法

首先采用极值标准化对含有相像系数 $\{[C_{r1}, C_{r2}], \text{RF}, \text{DOA}\}$ 、载频 (RF)、到达方向 (DOA) 样本信息的雷达信号进行预处理;然后利用变精度粗糙集计算数据样本的权重,对数据样本和支持向量机的核函数内积进行加权^[14],稳定数据样本之间的平衡,从而避免聚类分选结果被参数的弱相关特征影响;最后对聚类结果进行分析,构建有效的评价模型^[15],引入稳定的物理量来调整聚类分选参数,选取最优的聚类分选参数,提高分选的正确率,具体步骤如下。

步骤 1 对于 N 个脉冲信号,有三维特征参数,先求出 N 个样本数据的第 k 维数据的均值 $\overline{\text{pdv}}_k$ 和标准差 σ_k , 如式 (11)、式 (12) 所示:

$$\overline{\text{pdv}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{pdv}_{ik} \quad (11)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{pdv}_{ik} - \overline{\text{pdv}}_k)^2} \quad (12)$$

其中, $1 \leq k \leq 3$, 由此可得样本脉冲向量的标准化值 pdv'_{ik} 如式 (13) 所示:

$$\text{pdv}'_{ik} = \frac{\text{pdv}_{ik} - \overline{\text{pdv}}_k}{\sigma_k}, 1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq m \quad (13)$$

此时脉冲描述向量的标准化值不一定在区间 $[0,1]$ 内,采用极值标准化计算式:

$$\text{pdv}''_{ik} = \frac{\text{pdv}'_{ik} - \text{pdv}'_{k \min}}{\text{pdv}'_{k \max} - \text{pdv}'_{k \min}} \quad (14)$$

其中, $\text{pdv}'_{k \min}$ 和 $\text{pdv}'_{k \max}$ 分别是 pdv'_{ik} 中的最小值和最大值。

步骤 2 利用变精粗糙集对标准化后的样本数据进行处理^[16],得到最优特征加权矩阵如式 (15) 所示:

$$A = \begin{bmatrix} a_{\{C_{r1}, C_{r2}\}} & 0 & 0 \\ 0 & a_{\text{RF}} & 0 \\ 0 & 0 & a_{\text{DOA}} \end{bmatrix} \quad (15)$$

SVC 算法的加权计算式如式 (16) 所示:

$$K(\text{pdv}''_{ik}, \text{pdv}''_{jk}) = \exp\left(-q(\text{pdv}''_{ik} - \text{pdv}''_{jk})^T A (\text{pdv}''_{ik} - \text{pdv}''_{jk})\right) \quad (16)$$

其中, pdv''_{ik} 和 pdv''_{jk} 为标准化的脉冲描述向量, A 为雷达辐射源参数的加权矩阵。

步骤 3 从类内耦合度和类间分离度的角度出发,建立聚类结果有效评价模型,对聚类结果进行分析,引入稳定的物理量 G 值,从而确定最佳的聚类分选参数 q 和 C 。

类内耦合度定义如式 (17) 所示:

$$Cd = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{n_i} \left\| \text{pdv}_j^{(i)} - \text{pdv}^{*(i)} \right\|^2 \quad (17)$$

其中, N_i 为样本数, i 为样本脉冲描述向量的维数。对应的聚类分选后的样本中心如式 (18) 所示:

$$\text{pdv}^{*(i)} = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{n_i} \text{pdv}_j^{(i)} \quad (18)$$

分离度反映了不同类之间的差异性,定义如式 (19) 所示:

$$Sd = \left\| \text{pdv}^{*(i)} - \overline{\text{pdv}} \right\|^2 \quad (19)$$

其中, $\overline{\text{pdv}}$ 为总样本中心,如式 (20) 所示:

$$\overline{\text{pdv}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \text{pdv}''_{ji}, i = 1, 2, \dots, m \quad (20)$$

分别将类内耦合度和类间分离度除以相应的权值,然后将两个参数进行比较分析,建立对聚类分选结果的有效性评价模型:

$$G = \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^{C_\lambda} Sd / C_\lambda - 1}{\sum_{i=1}^{C_\lambda} Cd / N - C_\lambda} \right) \quad (21)$$

其中, C_λ 为对应阈值 λ 的类数, G 值越大,说明类与类之间的差异越大,聚类分选的结果也就越好。

3.2.2 预分选流程

在高脉冲流密度的复杂电磁环境下,为解决复杂体制雷达信号预分选过程中,产生的增批现象和正确率低的问题,从侦收到的脉冲信号中,提取脉内特征参数相像系数,与相对稳定的常规参数 RF、DOA 相结合,利用支持向量聚类进行

预分选。为了稳定样本数据间的平衡性,解决离群点问题,提高分选的正确率,本文对支持向量聚类的方法做出改进:一是利用变精度粗糙集对样本进行加权;二是对聚类结果进行分析,建立有效性评价模型,引入稳定的物理量 G 调整最优聚类分选参数。具体的预分选流程如图 1 所示。

4 仿真实验分析

选取 5 部复杂体制的雷达,信号参数变化样式多,在各自属性维度上交叠严重,进行仿真实验,证明本文方法的有效性。具体参数见表 1。

表 1 中每部雷达各 200 个脉冲样本,这 5 部雷达的信号参数在不同属性维度上分别存在着部分交叠和严重交叠,其中雷达 3 的脉宽采用双脉冲体制,大脉宽用来提高探测距离,小脉宽用来

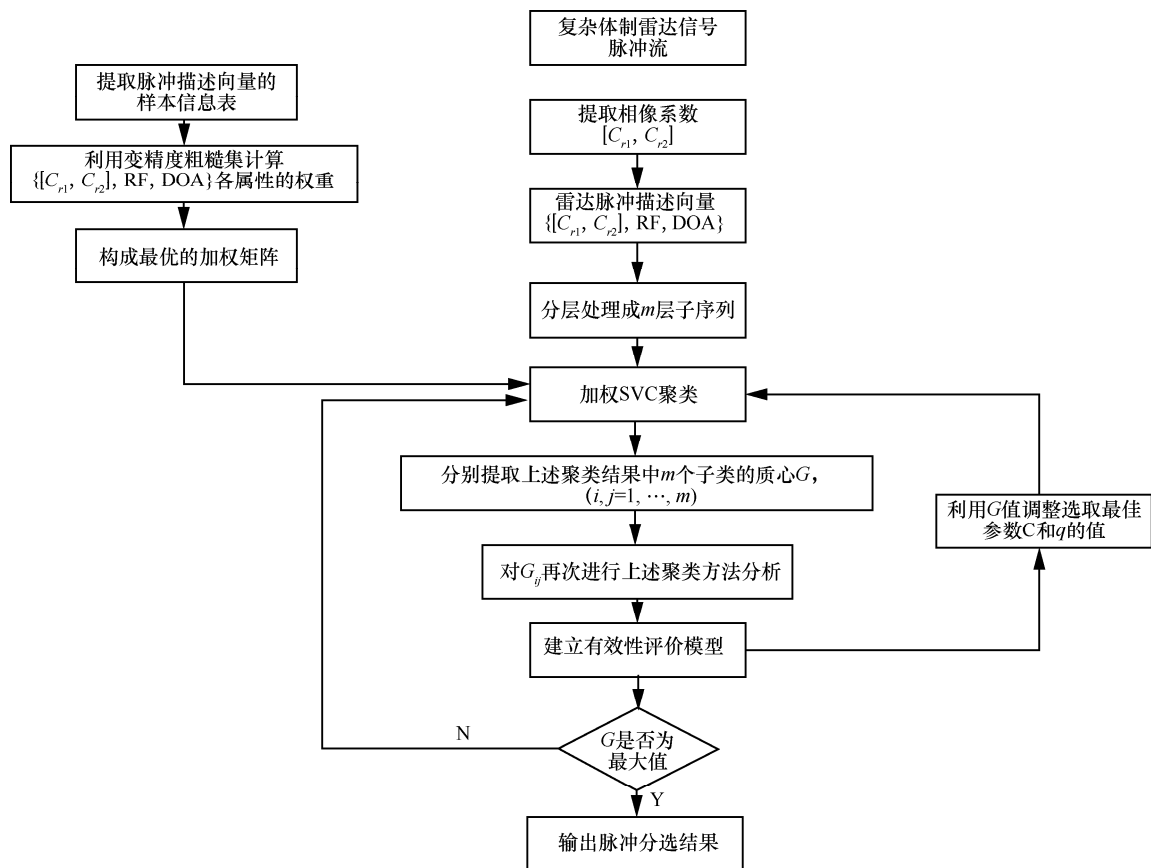


图 1 复杂体制雷达信号预分选流程



表 1 复杂体制的雷达信号参数

雷达序号	脉内调制类型	载频/MHz	到达角	脉宽/ μ s	脉幅/V
雷达 1	LFM	2 250~2350 频率捷变	28°~38°	1.1~1.2	2
雷达 2	FSK	2 300~2 550 频率跳变	36°~48°	1.15~1.3	1.5
雷达 3	BPSK	2 600~2 800 频率捷变	40°~55°	1.0~1.1 10~12	2.5
雷达 4	LFM-BPSK	2 700~2 900 频率捷变	50°~65°	1.25~1.35	2
雷达 5	LFM	2 850~2 950 频率跳变	60°~70°	1.3~1.4	1.5

近距补盲。首先分析描述 5 部雷达脉内调制类型相像系数的信噪比特性, 仿真分析如图 2 所示。

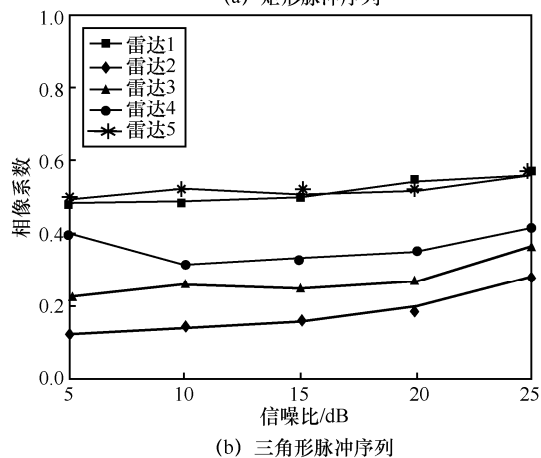
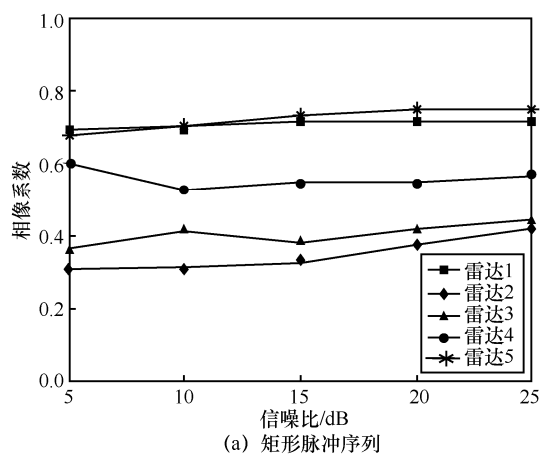


图 2 脉冲序列和雷达信号的相像系数仿真分析

从图 2 可以看出, 不同脉内调制类型的相像系数存在的差异比较明显, 具有很好的类间分离度, 并且具有一定抗噪性, 保证了利用相像系数进行分选时, 其准确率受噪声的影响较小。但是

对于具有相同调制类型的雷达 1 和雷达 5, 相像系数严重交叠, 无法正确区分两部雷达信号。所以本文采用了改进的支持向量聚类方法, 联合脉内、脉间的参数进行分选。

为进一步说明在解决复杂体制雷达信号分选时出现增批现象问题上, 本文方法的优越性, 选取两种分选方法作为参照, 一种方法是采用参考文献[4]的方法进行分选; 另一种是采用本文改进的支持向量聚类算法, 仅利用脉间参数载频(RF)、到达方向(DOA)、脉宽(PW), 称为方法 3。分别采用上述 3 种方法对 5 部复杂体制的雷达进行分选, 出现的增批率见表 2。

表 2 不同分选方法的增批率

分选方法	分选批数	增批数	增批率
本文方法	5	0	0%
参考文献[4]方法	8	3	60%
方法 3	6	1	20%

从表 2 中可以得出, 本文方法在解决增批问题上具有明显优越性, 在复杂体制雷达信号的预分选方面具有良好的分离性。进一步仿真验证本文方法的优越性, 得出直观结果如图 3 所示。

从图 3 中可以直观地看出, 参考文献[4]方法对于复杂体制雷达信号的预分选正确率(分选正确率=(总的脉冲样本数-漏选的脉冲数-错选的脉冲数)/总的脉冲样本数)很低, 因为其信号的

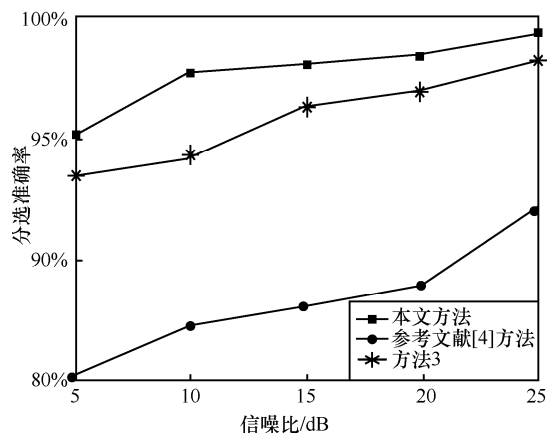


图3 不同方法的分选正确率

常规脉间参数变化样式复杂, 参数交叠严重。利用方法3进行复杂体制雷达信号的预分选正确率平均能达到95.8%, 而采用本文方法进行预分选时, 正确率高达97.8%。

5 结束语

在当前雷达信号分选领域, 脉内特征参数已经成为必不可少的分选参数之一。本文利用脉内特征参数相像系数、脉间较为稳定的常规参数载频(RF)、到达方向角(DOA), 采用改进的支持向量聚类算法, 解决在进行复杂体制的雷达信号预分选过程中出现的增批问题, 同时也具有可靠的分选正确率。但是本文算法的耗时长, 计算量复杂, 不能应用于实时的信号分选, 这是下一步需要研究解决的问题。同时本文方法也存在一定不足, 在对支持向量机进行加权处理时, 没有对其加权系数的稳定性和本文算法的适应性做进一步的实验验证, 后续还需要对本文算法的性能进行仿真研究。

参考文献:

- [1] 韩俊, 陈晋汶, 孙茹. 复杂体制雷达辐射源信号识别新方法[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(1): 76-80.
HAN J, CHEN J W, SUN R. New method for recognizing complicated radar emitter signal[J]. Radar Science and Technology, 2016, 14(1): 76-80.
- [2] 赵汝鹏, 田润澜, 张旭洲, 等. 基于相似度的雷达目标识别灰关联分析算法[J]. 电信科学, 2017, 33(5): 82-89.

- ZHAO R P, TIAN R L, ZHANG X Z, et al. Algorithm of grey correlation analysis for radar target recognition based on similarity[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(5): 82-89.
- [3] 赵葆昶, 彭世葵, 郁春来, 等. 基于相参特性的雷达信号分选中“增批”问题研究[J]. 现代防御技术, 2011, 39(4): 70-74.
ZHAO B C, PENG S R, YU C L, et al. Research on increasing-batch problem in the progress of sorting of signals based on coherency[J]. Modern Defence Technology, 2011, 39(4): 70-74.
- [4] 周洪娟, 刘帅, 金铭, 等. 基于DOA参数的雷达信号预分选[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(11): 2575-2577.
ZHOU H J, LIU S, JIN M, et al. Radar signal preselection based on DOA parameters[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(11): 2575-2577.
- [5] 郑惠文, 黄建冲. 利用脉冲TDOA的雷达信号分选方法[J]. 现代防御技术, 2017, 45(2): 217-222.
ZHEN H W, HUANG J C. Radar signal sorting method utilising pulse TDOA[J]. Modern Defense Technology, 2017, 45(2): 217-222.
- [6] 何明浩. 雷达对抗信息处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
HE M H. Radar countermeasure information processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [7] 韩俊, 何明浩, 朱振波, 等. 基于复杂度特征的未知雷达辐射源信号分选[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2552-2556.
HAN J, HE M H, ZHU Z B, et al. Sorting unknown radar emitter signal based on the complexity characteristics[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2009, 31(11): 2552-2556.
- [8] 张葛祥, 胡来招, 金炜东. 基于熵特征的雷达辐射源信号识别[J]. 电波科学学报, 2005, 20(4): 440-445.
ZHANG G X, HU L Z, JIN W D. Radar emitter signal recognition based on entropy features[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2005, 20(4): 440-445.
- [9] 陈昌孝, 何明浩, 徐璟, 等. 基于模糊函数相像系数的雷达辐射源信号分选[J]. 电波科学学报, 2014, 29(2): 260-264.
CHEN C X, HE M H, XU J, et al. Radar emitter signal sorting based on resemblance coefficient of ambiguity function[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(2): 260-264.
- [10] 韩俊, 何明浩, 朱元清, 等. 基于双谱二维特征相像系数的雷达信号分选[J]. 电波科学学报, 2009, 24(5): 848-853.
HAN J, HE M H, ZHU Y Q, et al. Sorting radar signal based on the resemblance coefficient of bispectrum two dimensions characteristic[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2009, 24(5): 848-853.
- [11] 国强, 王常虹, 李峥. 支持向量聚类联合类型熵识别的雷达信号分选方法[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(8): 63-67.
GUO Q, WANG C H, LI Z. Support vector clustering and type-entropy based radar signal sorting method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(8): 63-67.
- [12] 王世强, 张登福, 毕笃彦, 等. 基于快速支持向量聚类和相



- 似熵的多参数雷达信号分选方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(11): 2735-2741.
- WANG S Q, ZHANG D F, BI D Y, et al. Multi-parameter radar signal sorting method based on fast support vector clustering and similitude entropy[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(11): 2735-2741.
- [13] BEN-HUR A, HORN D, SIEGELMANN H T, et al. Support vector clustering[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001(2): 125-137.
- [14] 吴连慧, 秦长海, 宋新超. 基于加权 SVC 和 K-Medoids 联合聚类的雷达信号分选方法[J]. 舰船电子对抗, 2017, 44(1): 13-17.
- WU L H, QIN C H, SONG X C. Radar signal sorting method based on weighting SVC and K-Medoids combined clustering[J]. Ship-board Electronic Countermeasure, 2017, 44(1): 13-17.
- [15] 尹亮, 潘继飞, 姜秋喜. 基于模糊聚类的雷达信号分选[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(2): 52-55.
- YIN L, PAN J F, JIANG Q X. A study on sorting of radar-signals based on fuzzy clustering[J]. Fire Control & Command Control, 2014, 39(2): 52-55.
- [16] 孙士保. 变精度粗糙集模型及其应用研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2007.
- SUN S B. Research of generalized variable precision rough set model and its application[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2007.

[作者简介]



袁泽恒(1995-), 男, 空军航空大学航空作战勤务学院硕士生, 主要研究方向为电子侦察情报的分析与处理。



田润澜(1973-), 女, 博士, 空军航空大学航空作战勤务学院教授、硕士生导师, 主要研究方向为航空电子侦察情报分析、雷达侦察极化信息处理。



王晓峰(1987-), 男, 博士, 空军航空大学航空作战勤务学院讲师, 主要研究方向为航空电子侦察情报分析。