

一种雷达辐射源信号多目标特征评价模型*

段美军^a, 金炜东^a, 杨志新^b

(西南交通大学 a. 电气工程学院; b. 信息科学与技术学院, 成都 610031)

摘要: 从复杂度、可分性和正确识别率对噪声的灵敏性三个方面建立雷达辐射源信号特征评价指标体系, 建立运用基于实数编码加速遗传算法的投影寻踪模型获取各指标的权重, 基于模糊物元分析法计算与标准模糊物元之间的欧氏贴近度, 实现对信号特征综合评价的一般模型。通过实验仿真分析, 此模型兼顾客观实际和主观偏好, 可以较为全面和准确地评价信号特征的性能, 从而为弥补传统五参数的不足添加新的特征提供理论依据。

关键词: 投影寻踪; 多指标评价模型; 欧氏贴近度; 雷达辐射源信号

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)08-2912-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.029

Multi-objective characteristics evaluation model of radar emitter signal

DUAN Mei-jun^a, JIN Wei-dong^a, YANG Zhi-xin^b

(a. College of Electrical Engineering, b. College of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: This paper established a radar emitter characteristics evaluation index system in consideration of complexity, separability and sensitivity about the correct recognition rate to the noise. It obtained the weight matrix of indexes by PPC technique based on RAGA. Based on fuzzy matter-element analysis, calculated the Euclid approach degree to standard fuzzy matter-element. By simulation and analysis, this model takes into account both the objective reality and subjective preferences, and can evaluate the performance of characteristics parameters roundly and accurately, provides a theoretical basis for compensating for the lack of the traditional five-parameters and adding new characteristics parameters.

Key words: projection pursuit; multi-objective evaluating model; Euclid approach degree; radar emitter signal

0 引言

雷达辐射源信号分选和识别是电子情报侦察(ELINT)、电子支援侦查(ESM)和威胁告警(RWR)系统中的关键处理过程,是决定雷达对抗装备技术水平的重要因素。随着现代电子战的激烈对抗,电磁环境 EME 日益复杂化,新型复杂体制雷达逐渐占主导地位,使得雷达辐射源信号的分选识别面临前所未有的挑战。基于常规五参数(载频 RF、脉冲到达时间 TOA、脉冲幅度 PA、脉冲宽度 PW、脉冲到达方向 DOA)进行分选识别已经不能适应含有各种复杂体制雷达(如脉内调频、相位编码、频率捷变、PRI 捷变等)的现代电子战信号环境。

国内外学者对发掘新的雷达辐射源信号特征参数作了大量的研究^[1-6],提出了很多新的特征参数,显然在实际识别系统中无法一一采用,而且也没有这个必要。为了科学、定量地比较特征之间的差异,构造最优的识别系统,必须进行特征评价。然而对如何全面地评价特征的分选能力却鲜有研究,大多是基于正确识别率或是可分性来评价特征参数的性能。实际工程应用中,若是实时地分选识别雷达辐射源信号时,处理速度是最重要的指标;而脱机分选识别的正确识别率是最重要的指标,从而必须引入多指标来评价特征。Han 等人^[7]提出雷达信号脉内特征多目标评价方法,其中综合评价特征时各指标的权重是由决策者主观设定。本文用复杂度、可分性和识别率对噪声的灵敏性作为特征评价指标体系,建立应用基于实数编码

加速遗传算法的投影寻踪模型(projection pursuit classification model based on accelerating genetic algorithm with real coding, RAGA-PPC)^[8,9]确定各指标权重结合模糊物元分析法^[6,10]综合评价特征的一般模型,从而为弥补传统五参数的不足添加新的特征提供理论依据。

1 建立评价指标体系

1.1 复杂度

随着电子战争的激烈对抗,对辐射源信号识别的实时性提出了更高的要求,因此本文从特征的时间复杂度角度来评价其时效性。

常见的时间复杂度有常数阶 $O(1)$ 、对数阶 $O(\lg n)$ 、线性阶 $O(n)$ 、线性对数阶 $O(n \lg n)$ 、平方阶 $O(n^2)$ 、立方阶 $O(n^3)$ 、 k 次方阶 $O(n^k)$ 、指数阶 $O(2^n)$ 等,其中 n 为问题的规模。经定量分析,指数量级复杂度的算法所提取的特征由于不具有时效性,因此不可用,平方量级和立方量级复杂度的算法所提取的特征分别在问题规模为 10^6 和 10^4 以上时,均不再具有时效性。复杂度是一定性指标,本文建立指标分数与复杂度等级间的一一映射表,如表 1 所示。

表 1 指标分数与复杂度等级间的映射

复杂度	$O(\lg n)$	$O(n)$	$O(n \lg n)$	$O(n^2)$	$O(n^3)$
分数	100	95	90	85	80

收稿日期: 2011-12-27; 修回日期: 2012-02-13 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60971103)

作者简介: 段美军(1982-), 女, 湖南益阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号信息处理(dmj23@163.com); 金炜东(1959-), 男, 安徽人, 教授, 博导, 主要研究方向为智能信息处理、系统仿真、优化理论与优化控制等; 杨志新(1986-), 男, 河北石家庄人, 主要研究方向为雷达信号处理。

1.2 可分性

类内类间距离是一种良好的特征评估的方法,它便于分析与计算,且十分直观。特征向量之间的距离是其相似性的一种很好的度量,同一类别的样本在特征空间上应当聚集在一起,而不同类别的样本应离得较远。本文即采用基于类内类间距离^[11]来评估特征的可分性。

定义1 第*i*类信号的类内聚集度 C_{ii} 为

$$C_{ii} = \max_{k=1,2,\dots,M_i^q} \{ \| \mathbf{x}_{ik}^q - E(X_i^q) \| \} \quad (1)$$

其中: q 为特征向量的维数; M_i^q 是第*i*类信号的样本数; $\mathbf{x}_{ik}^q$ 是第*i*类信号 q 维特征的第*k*个样本向量; $X_i^q = [x_{i1}^q, x_{i2}^q, \dots, x_{iM_i^q}^q]$; $E(X_i^q)$ 是 X_i^q 的期望。

定义2 第*i*类与第*j*类信号的距离 D_{ij} 定义为

$$D_{ij} = \| E(X_i^q) - E(X_j^q) \| \quad (2)$$

其中: $E(X_i^q)$ 和 $E(X_j^q)$ 分别是 X_i^q 和 X_j^q 的期望。

定义3 第*i*类与第*j*类信号的类间分离度 S_{ij} 定义为

$$S_{ij} = \frac{D_{ij}}{C_{ii} + C_{jj}} \quad (3)$$

其中: D_{ij} 是第*i*类与第*j*类信号的距离, C_{ii} 和 C_{jj} 分别是第*i*类与第*j*类信号的类内聚集度。

如果待识别信号共有*H*类,根据定义1~3给出的类内聚集度和类间分离度,评价特征质量的准则函数^[11]为

$$f = \frac{2}{H(H-1)} \sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=i+1}^H \frac{S_{ij}}{q} \quad (4)$$

显然, f 值越大,特征集可分性越好,并按上凸递增型模型^[12]归一化 f 指标。

1.3 正确识别率对噪声的灵敏性(简称灵敏性)

本文运用单因素方差分析法分析正确识别率对噪声的灵敏性。就雷达信号辐射源分选识别算法来说,每一次识别相当于进行一次伯努利(Bernoulli)实验^[13]。算法进行*n*次实验相当于进行*n*重伯努利实验,因此*X*服从于二项分布 $B(n, p)$ 。根据大数定律,当识别次数*n*较大时,统计量近似服从正态分布^[14],于是在分析过程中采用正态模型来分析特征识别率。

设因素SNR有*n*个水平,记为 $\text{SNR}_1, \text{SNR}_2, \dots, \text{SNR}_n$ 。在每一个水平下进行*m*次实验,每次实验得到一个值,记为 C_{ij} ,表示第*i*个SNR水平下的第*j*次实验值($i=1, \dots, n; j=1, \dots, m$)。特征识别率服从正态分布,即 $C_{ij} \sim N(\mu_i, \sigma^2)$ ($i=1, \dots, n; j=1, \dots, m$)。设 $\mu_i = \mu_0 + \varepsilon_i$, ε_i 为 SNR_i 带来的差异,因此要测试不同的SNR水平是否对特征分选识别率有显著的影响,即检验假设:

$$H_0: \mu_1 = \dots = \mu_n = \mu_0 \quad (5)$$

定义 S_T 刻画全部实验数据的离散程度,既有随机因素的作用,也有水平差异引起的; S_e 表征全部实验中的随机因素产生的作用强度; S_A 表征因素水平差异对实验数据的离散性作用。 S_T 、 S_e 和 S_A 的具体表达式如下:

$$S_T = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (x_{ij} - \bar{x})^2 \quad (6)$$

$$S_e = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \quad (7)$$

$$S_A = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\bar{x}_i - \bar{x})^2 \quad (8)$$

其中: $\bar{x}_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{ij}$, $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{x}_i$ 。

S_e 和 S_A 服从式(9)所示的*F*分布:

$$F = \frac{S_A/(n-1)}{S_e/(n(m-1))} \quad (9)$$

本文使用*F*来分析SNR对特征分选识别的影响。比值越大,表示实验结果对该因素越敏感,并按照上凸递减型模型归一化*F*指标。

2 建立多目标综合评价模型

2.1 构造投影指标函数

其实质就是从不同的角度观察数据,寻找能够最大程度反映数据特征和最能充分挖掘数据信息的最优投影方向。设 α 为*m*维单位向量, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m)$,则第*i*个样本的投影特征值 y_i 可用式(10)描述:

$$y_i = \sum_{j=1}^m \alpha_j x_{ij} \quad (10)$$

并定义 $y_{ij} = \alpha_j x_{ij}$ 为样本*i*的第*j*指标的投影分量。

寻找最优投影方向的问题可转换为式(11)所示的优化问题:

$$\begin{cases} \max Q(\alpha) \\ \|\alpha\| = 1 \end{cases} \quad (11)$$

$Q(\alpha)$ 定义为类间距离和类内密度的乘积,即

$$Q(\alpha) = s(\alpha) \times d(\alpha) \quad (12)$$

类间距离用样本序列的投影特征值标准差计算

$$s(\alpha) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_\alpha)^2}{n-1}} \quad (13)$$

其中: y_α 为在 α 方向上的投影特征值的均值。 $s(\alpha)$ 越大,散布越开。

类内密度则通过投影特征间的两两距离 $r_{ik} = |y_i - y_k|$ ($k=1, \dots, n$)来计算,并定义

$$d(\alpha) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n (R - r_{ik}) f(R - r_{ik}) \quad (14)$$

其中: $f(R - r_{ik})$ 为单位阶跃函数,当 $R > r_{ik}$ 时, $f(R - r_{ik}) = 1$;否则 $f(R - r_{ik}) = 0$ 。 R 为密度窗宽,其取值与样本数据特性有关,通常*R*取值满足式(15)的范围^[9]:

$$\begin{cases} r_{\max} + m/2 \leq R \leq 2m \\ r_{\max} = \max(r_{ik}) \end{cases} \quad (15)$$

2.2 优化投影指标函数

$Q(\alpha)$ 是以*m*维优化变量的复杂非线性优化问题,用传统优化方法处理较为困难,于是本文应用模拟生物优胜劣汰与群体内部染色信息交换机制的基于实数编码的加速遗传算法(RAGA)来求解最优解。

2.3 综合评价

a) 构建复合模糊物元:

$$R_{mn} = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 & \dots & M_m \\ C_1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{m1} \\ C_2 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{m2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ C_n & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (16)$$

b) 利用优属度原则对 μ_{ij} 进行标准化,即采用式(17)和(18)所示的类型指标,形成隶属度模糊物元式 R_{mn} 。

效益型指标:

$$\mu_{ij} = X_{ij} / \max(X_{ij}) \quad (17)$$

成本型指标:

$$\mu_{ij} = \min (X_{ij}) / X_{ij} \quad (18)$$

$$\bar{R}_{mn} = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 & \cdots & M_m \\ C_1 & \mu_{11} & \mu_{21} & \cdots & \mu_{m1} \\ C_2 & \mu_{12} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{m2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ C_n & \mu_{1n} & \mu_{2n} & \cdots & \mu_{mn} \end{bmatrix} \quad (19)$$

c) 标准模糊物元与差平方复合模糊物元。标准模糊物元是各物征项中从优隶属度中的最大值或者最小值确定的,由此可知:

$$R_{0n} = \begin{bmatrix} M_0 \\ C_1 & \mu_{01} (\max \mu_{1i} \text{ 或 } \min \mu_{1i}) \\ C_2 & \mu_{02} (\max \mu_{2i} \text{ 或 } \min \mu_{2i}) \\ \vdots & \vdots \\ C_n & \mu_{0n} (\max \mu_{ni} \text{ 或 } \min \mu_{ni}) \end{bmatrix} \quad (20)$$

若从优隶属度全取最大值或者最小值,则

$$R_{0n} = \begin{bmatrix} M_0 \\ C_1 & 1 \\ C_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ C_n & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

若以 $\Delta_{ij} (i=1, 2, \cdots, m; j=1, 2, \cdots, n)$ 表示标准模糊物元 R_{0n} 与复合从优隶属度模糊物元 $\bar{R}_{mn}$ 中各项差的平方,则组成差平方复合模糊物元 R_{Δ} , 即 $\Delta_{ij} = (\mu_{0j} - \mu_{ij})^2$, 可表示为

$$R_{\Delta} = \begin{bmatrix} M_1 & M_2 & \cdots & M_m \\ C_1 & \Delta_{11} & \Delta_{21} & \cdots & \Delta_{m1} \\ C_2 & \Delta_{12} & \Delta_{22} & \cdots & \Delta_{m2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ C_n & \Delta_{1n} & \Delta_{2n} & \cdots & \Delta_{mn} \end{bmatrix} \quad (22)$$

d) 权值修正。如果决策者对各指标有主观上的偏好 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n)$, 可以用 λ 来修正权值 ω , 从而兼顾主观和客观两个方面。

$$\tilde{\omega}_j = \frac{\lambda_j \omega_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j \omega_j} \quad (23)$$

e) 计算各特征与理想特征间的距离, 即欧氏贴近度 $\rho_j (i=1, 2, \cdots, m)$ 。

$$\rho_j = 1 - \sqrt{\sum_{i=1}^n \omega_i \Delta_{ij}} \quad (24)$$

根据欧氏贴近度 ρ_j 的大小对特征进行优劣排序, 最大值对应的特征即为由综合评价方法得到的最优特征。

结合第 1 章的评价指标, 建立如图 1 所示的雷达辐射源信号特征多目标评价的整体模型, 其中权值修正步骤为可选步骤。

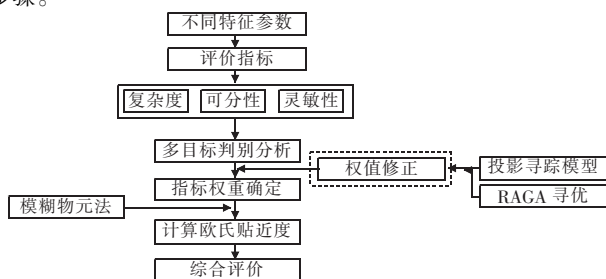


图 1 多目标评价模型

3 实验仿真

3.1 评价指标、信号特征和信号参数

用于特征多目标评价的指标为复杂度、可分性、灵敏性;用于评价的特征为相像系数^[1]、复杂度^[2]、熵^[3]、小波包变换^[4], 分别记为特征 1~4。在分析灵敏性时, 采用有向无环图支持向量机分类器(directed acyclic graph SVM, DAGSVM)对信号进行分类, 是由 Platt 等人^[15]提出的一种层次支持向量机分类法, 其针对的是“一对一”SVM 存在误分和拒分现象, 该分类方法具有较好的容错性和较高的分类精度。用于实验仿真的信号为 CW、LFM、NLFM、BPSK、FSK、QPSK 六种典型雷达辐射源信号。各信号的参数设置如下: FSK 的两个频率分别为 20 MHz 和 40 MHz; 所有信号的载频均为 30 MHz, 脉宽为 10 μ s, 抽样频率为 120 MHz; LFM 的带宽为 2 MHz, FSK、BPSK 和 QPSK 的编码规则分别为 [100110]、[11100010010] 和 [01230312211300112012]; NLFM 是正弦调制信号。

3.2 计算特征的各项指标值

按照第 1 章中计算各指标的方法得到相像系数、复杂度、熵、小波包特征的各项指标值, 如表 2 所示。

表 2 特征的各项评价指标值

特征	相像系数	复杂度	熵	小波包
时间复杂度	90	90	90	85
可分性	86.7	92.3	90.4	95.6
灵敏性	88.7	90.2	92.1	97.8

3.3 综合评价

RAGA 算法的控制参数群体规模 n 、优秀个体数目 s 、交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 取值不同在一定程度上会影响 RAGA 的寻优性能。经过反复实验, 在本次综合评价中, $n=400$, $s=30$, $p_c=0.7$, $p_m=0.9$ 时寻优效果较好。同时加速循环 15 次, 获得最佳投影方向为

$$\alpha = [0.415 \quad 0.302 \quad 0.8582]$$

按照 $\omega_j = \alpha_j / \sum_{j=1}^3 \alpha_j$ 进行归一化处理, 得到各指标的权重 $\omega = [0.2635 \quad 0.1917 \quad 0.5448]$ 。

按照模糊物元分析法来计算欧氏贴近度 $\rho = [0.9201 \quad 0.9407 \quad 0.9508 \quad 0.8859]$, 得到各参数的分选识别性能优劣排序为 $\rho_3 > \rho_2 > \rho_1 > \rho_4$, 即熵 > 复杂度 > 相像系数 > 小波包。若实际工程中更偏向于考虑某一指标, 如灵敏性要求较高, 则可以加大其权重如 $\lambda = [0.15 \quad 0.15 \quad 0.70]$ 来修正权值, 得到 $\tilde{\omega} = [0.1261 \quad 0.0917 \quad 0.7822]$ 。通过该模型的计算, $\tilde{\rho} = [0.9130 \quad 0.9305 \quad 0.9459 \quad 0.9211]$, 即各参数的分选识别性能优劣排序为 $\rho_3 > \rho_2 > \rho_4 > \rho_1$, 即熵 > 复杂度 > 小波包 > 相像系数。

4 结束语

在特征性能比较分析中, 建立多指标评价体系, 而当评价指标和特征均在三个以上时, 各指标之间会产生相互竞争, 仅靠专家的经验知识已无法评价特征的性能。本文中的多目标评价模型简洁、高效可行, 同时兼顾了客观实际和主观偏好, 为未来根据实际需求添加新的特征参数用于雷达信号分选识别提供了一定的理论依据。

(下转第 2947 页)

参考文献:

- [1] ZHANG Ge-xiang, HU Lai-zhao, JIN Wei-dong. Resemblance coefficient based intrapulse feature extraction approach for radar emitter signals[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2005, 14(2): 337-341.
- [2] ZHANG Ge-xiang, HU Lai-zhao, JIN Wei-dong. Radar emitter signal recognition based on complexity features[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2004, 12(2): 116-122.
- [3] 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): 441-445.
- [4] ZHANG Ge-xiang, HU Lai-zhao, JIN Wei-dong. Application of wavelet packet transform to signal recognition[C]//Proc of International Conference on Intelligent Mechatronics and Automation. 2004: 542-547.
- [5] 张葛祥, 荣海娜, 金炜东. 基于小波包变换和特征选择的雷达辐射源信号识别[J]. *电路与系统学报*, 2006, 11(6): 46-49.
- [6] 李茹忠, 汪家权, 钱家忠. 模糊物元模型在区域水环境承载力评价中的应用[J]. *环境科学与技术*, 2004, 27(5): 54-56.
- [7] HAN Jun, HE Ming-hao, TANG Zhi-kai, *et al.* Estimating in-pulse characteristics of radar signal based on multi-index[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2011, 20(1): 187-191.
- [8] 付强, 王立坤, 门宝辉, 等. 推求水稻非充分灌溉下优化灌溉制度的新方法——基于实码加速遗传算法的多维动态规划法[J]. *水利学报*, 2003(1): 123-128.
- [9] 王顺久, 张欣莉, 丁晶, 等. 投影寻踪聚类模型及其应用[J]. *长江科学院学报*, 2002, 19(6): 53-55.
- [10] 潘峰, 梁川, 王立坤, 等. 基于 AHP 的模糊物元模型在节水灌溉工程评标中的应用[J]. *中国农村水利水电*, 2002(10): 6-9.
- [11] 张葛祥. 雷达辐射源信号智能识别算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2005.
- [12] 陈颖文. 空战武器装备系统的效能评估技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2003.
- [13] 何俊. 毫米波宽带高分辨 ATR 算法性能评估方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.
- [14] 庄楚强, 何春雄. 应用数理统计基础[M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2006.
- [15] PLATT J C, CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. Large margin dags for multiclass classification[C]//Proc of International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 1999: 547-553.