

文章编号: 1001- 2486(2010) 02- 0091- 06

多功能雷达建模中的雷达字提取技术研究*

刘海军¹, 樊 盼², 李 悦³, 柳 征¹, 周一宇¹

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 总参第 54 研究所, 北京 100083;
3. 61541 部队, 北京 100094)

摘 要: 雷达字为有限数目脉冲的固定排列, 能够反映多功能雷达的工作状态和威胁等级。针对漏脉冲和虚假脉冲所造成的雷达字不能正确提取的问题, 提出了一种基于三级匹配的雷达字提取算法。该算法首先对分选后的辐射源脉冲列进行数据库级的匹配过滤, 确定模板雷达范围, 然后分别利用脉冲配对和序列相关技术进行精确识别。仿真实验表明, 该方法不仅能提取多功能雷达辐射源的雷达字, 而且对噪声环境具有较好的适应能力。

关键词: 多功能雷达建模; 雷达字提取; 匹配; 识别; 漏脉冲; 虚假脉冲

中图分类号: TN95 文献标识码: A

Research on Extracting of Radar Words in Modeling of Multi-function Radar

LIU Hai-jun¹, Fan Yun², LI Yue³, LIU Zheng¹, ZHOU Yi-yu¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. No. 54 Institute, General Staff Department of PLA, Beijing 100083, China;

3. Unit 61541, Beijing 100094, China)

Abstract: Radar word is a fixed arrangement of finite number of pulses that can reflect the work modes and threat levels of hostile multi-function radars. To deal with the problem of radar words extraction with reference to dropped pulses and false pulses, this paper proposes a new extracting method based on three-level matching (TLM) algorithm, which can first perform a coarse search by identifying the radars from the radar template library that have character parameters similar to those present in the deinterleaved pulse stream of the emitter, and then make use of the technology of pulse pairing and sequence cross correlation for precise identification. A number of simulations are presented to demonstrate the radar words extracting capability of the TLM algorithm. Simulation results show that the proposed algorithm can not only extract the radar words correctly, but also have better adaptability to noisy environment.

Key words: modeling of multi-function radar; extracting of radar words; matching; identification; dropped pulses; false pulses

为了能够正确地处理多功能雷达信号, 对多功能雷达进行建模是非常重要的, 而建模的顺利实施是以雷达字的正确提取为前提的, 因此, 研究复杂多变电磁环境中多功能雷达辐射源的雷达字提取技术, 具有极其重要的军事意义^[1]。

所谓雷达字, 是指有限数目脉冲的固定排列, 能够反映多功能雷达的工作状态和威胁等级^[2], 因此雷达字提取技术实际上是一种脉冲列分析技术。对于脉冲列分析已有很多的研究成果, 如: 直方图方法^[3]、平面变换方法^[4]、脉冲配对方法^[5]等, 这些方法能够很好地处理雷达信号的分选及重频模式识别问题, 但却没有从雷达字(雷达脉冲固定排列的整体)的角度去考虑脉冲列信号的处理及雷达工作模式的估计问题。文献[6-7]提出一种在电子战中对雷达脉冲串进行分析的新方法, 生成一种隐马尔可夫模型 HMM (Hidden Markov Model) 用于雷达字模板, 并开发出一种 Viterbi 改进算法, 用于从噪声和被破坏的脉冲序列中提取雷达字, 但这种方法中 HMM 状态的数目依赖于时钟周期所描述的量化精度, 时钟周期越短, 矩阵的规模越大, 相应的计算量也就越大。文献[8-9]提出一种辐射源联合分选识别方法, 利

* 收稿日期: 2009- 09- 10

作者简介: 刘海军(1982-), 男, 博士生。

用脉冲量化序列互相关的方法实现识别功能,取得了很好的效果,但该方法在脉冲量化时是以模板雷达的最小脉宽为量化间隔的,实际中脉宽的测量值往往不准确,存在很大的量化误差。因此本文以多功能雷达句法建模方法^[1]为理论基础,重点研究多功能雷达辐射源的雷达字提取问题,提出一种基于三级匹配TLM(Three-Level Matching)的雷达字提取方法。

1 问题描述

1.1 雷达字的概念

文献[2]给出了多功能雷达雷达字的具体定义,即有限数目脉冲的固定排列,通过对这种排列进行优化能够提取特定的目标信息。为了更清楚地说明雷达字的概念,本文引入文献[1]提出的多功能雷达句法模型,如图1所示。

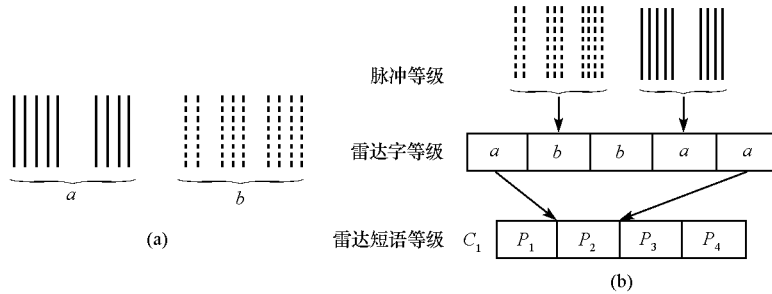


图1 多功能雷达句法模型

Fig. 1 The syntactic model of multi-function radar

从图1可以看出,该模型将多功能雷达建立为三个等级:脉冲等级,雷达字等级,雷达短语等级。雷达字为有限数目脉冲的固定排列,如图1(a)中的a, b。脉冲等级处于句法模型的最底层,雷达字提取效果的好坏直接决定了顶层两个等级的信号处理,从而影响辐射源威胁水平的估计及态势感知。因此,对雷达字提取方法的研究具有非常重要的意义。

1.2 雷达字提取面临的问题

当前雷达字提取主要受三个方面的影响:脉冲到达时间 TOA(Time of Arrival) 的测量误差、漏脉冲和虚假脉冲。由于 TOA 测量误差可以通过脉冲前沿采样、数字化估计技术及高精度石英晶振来减少,因此本文主要考虑漏脉冲和虚假脉冲对雷达字提取的影响。造成漏脉冲和虚假脉冲的原因主要有以下几点:

(1) 漏脉冲方面

(a) ESM 系统对雷达信号的接收是非协作处理。ESM 接收机和雷达辐射源之间是异步的,因而在接收机前端会存在漏脉冲。

(b) ESM 接收机服务时间 T_s 的限制。该时间包括 ESM 系统从截获脉冲中提取特征参数的时间以及将这些参数编码为脉冲描述字的时间。当有新脉冲到达时,如果接收机正忙于处理以前的脉冲,就会出现脉冲丢失的现象。

(c) 去交错算法的局限性。如果去交错算法不能正确地分离不同雷达辐射源的脉冲,将本来属于某一辐射源的脉冲分到其它辐射源,则同样会形成漏脉冲。

(2) 虚假脉冲方面

(a) 电磁环境的影响。由于雷达辐射源脉冲是在随机环境中观测的,环境中会存在各种噪声及干扰,因而会形成虚假脉冲。

(b) 去交错算法的局限性。如果去交错算法不能正确地分离不同雷达辐射源的脉冲,将本来属于其它辐射源的脉冲分到某一辐射源,同样会形成虚假脉冲。

因此,本文主要考虑漏脉冲和虚假脉冲对雷达字提取的影响,提出了一种基于三级匹配 TLM(Three-Level Matching) 的雷达字提取方法。

2 基于三级匹配的雷达字提取方法

本节主要介绍基于三级匹配TLM的雷达字提取方法: 首先描述了三级匹配的结构框架, 然后阐述了每一级匹配的具体功能, 最后给出了匹配的判决准则。需要说明的是, 本文的处理对象为经过分选后形成的单个雷达的脉冲序列。

2.1 结构框架

所谓三级匹配方法, 就是将匹配过程分为三个等级: 数据库等级、脉冲等级、编码序列等级, 结构框图如图2所示, 图中的数字表示匹配的级别, 图中的分选器和雷达字库不在本文的研究范围内, 因此不予讨论。

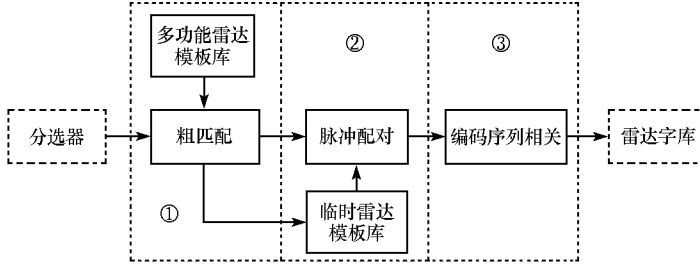


图2 三级匹配结构框架

Fig. 2 The sketch map of TLM

2.2 三级匹配方法

(1) 数据库等级匹配

数据库等级, 利用分选后形成的单个辐射源脉冲序列的统计参数与多功能雷达模板库中的模板雷达的特征参数进行粗匹配, 实际上起到了滤波的作用, 目的是滤除跟待匹配辐射源统计参数相差特别大的模板雷达, 缩小临时雷达模板库中的雷达数量, 详情参见文献[8-9]。对于辐射源特征参数出现不可量化/不可知的情况, 可以采用粗糙集理论^[10]、增量学习方法^[11]等处理。

(2) 脉冲等级匹配

脉冲等级, 利用脉冲配对技术对待识别辐射源的脉冲序列和临时雷达模板库中的模板脉冲序列进行粗匹配, 进一步缩小模板雷达的范围。本级匹配基于脉冲到达时间TOA, 而不考虑其它诸如载频RF、脉宽PW等参数, 详情参见文献[5]。

(3) 编码序列等级匹配

编码序列等级, 利用序列相关技术对辐射源脉冲编码序列和模板脉冲编码序列进行互相关, 获取精确的匹配结果, 并依照判决准则提取相应雷达字。假设 s_T 为模板脉冲序列 S_i 的二进制量化编码序列, M 为相应编码序列中的码元个数, s_0 为辐射源脉冲序列 S_0 的二进制量化编码序列, N 为相应编码序列中的码元个数。对编码序列 s_T 、 s_0 分别做自相关及互相关可得

$$AC_T = \sum_{j=1}^{M-1} \delta(n - n_j) \delta(n - n_j) \quad (1)$$

$$AC_E = \sum_{k=1}^{N-1} \delta(n - n_k) \delta(n - n_k) \quad (2)$$

$$CC_{TE} = \sum_{\substack{k=1 \\ j=k+l}}^L \delta(n - n_j) \delta(n - n_k) \quad (3)$$

式中, AC_T 为编码序列 s_T 的自相关, 表示模板脉冲编码序列中码元值为1的码元总数; AC_E 为编码序列 s_0 的自相关, 表示辐射源脉冲编码序列中码元值为1的码元总数; CC_{TE} 为编码序列 s_T 和 s_0 的互相关, 表示辐射源脉冲编码序列和模板脉冲编码序列中码元值同时为1的码元总数; l 表示模板脉冲编码序列的第 l 个码元与辐射源脉冲编码序列的第1个码元配准, L 表示重叠时间间隔 T_{oe} 内的码元个数。

依据式(1)~(3),构造两个匹配置信度,即

$$f_{MT}(R_i) = \frac{CC_{TE}}{AC_T} \quad (4)$$

$$f_{ME}(R_i) = \frac{CC_{TE}}{AC_E} \quad (5)$$

式中, $f_{MT}(R_i)$ 表示匹配成功的码元个数在模板脉冲编码序列中码元值为1的码元总数中所占的比重,主要用来衡量漏脉冲对匹配结果的影响; $f_{ME}(R_i)$ 表示匹配成功的码元个数在辐射源脉冲编码序列中码元值为1的码元总数中所占的比重,主要用来衡量虚假脉冲对匹配结果的影响。利用式(4)、式(5)可以构造总的匹配置信度

$$f(R_i) = \omega_1 f_{MT}(R_i) + \omega_2 f_{ME}(R_i) \quad (6)$$

式中, $\omega_i (i=1, 2)$ 表示不同匹配置信度在总的匹配置信度中所占的比重,在没有先验信息的情况下,可以令 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ 。

2.3 决策准则

设经过三级匹配后,对应临时雷达模板库中的每一部模板雷达 $R_i (i=1, 2, \dots, k)$, 存在一个与之对应的模板脉冲序列 S_i , 利用式(6)得到该雷达总的匹配置信度为 $f(R_i)$, 则判决准则为

$$\begin{aligned} m(R_j) &= \max \left\{ f(R_i), \quad 1 \leq i \leq k \right\} \\ m(R_k) &= \max \left\{ f(R_i), \quad R_i \neq R_j \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

若有

$$\begin{cases} m(R_j) - m(R_k) > \varepsilon_2 \\ m(R_k) > \varepsilon_3 \end{cases} \quad (8)$$

式中 ε_2 和 ε_3 为预先设定的门限,则 R_j 为判决结果,与 R_j 对应的模板雷达脉冲序列 S_j 即为提取的雷达字,且该判决的置信度为 $m(R_j)$ 。

3 仿真结果

本节通过三个仿真实验来验证 TLM 算法对多功能雷达辐射源雷达字的提取能力。实验场景设置:三部多功能雷达 $R_i (i=1, 2, 3)$, R_1 为重频组参差体制的多功能雷达; R_2 为“水星(Mercury)”多功能雷达^[1]; R_3 为“冥王星(Pluto)”多功能雷达^[1]。 R_1 由两个雷达字 $w_{1i} (i=1, 2)$ 组成,雷达字 w_{11} 的脉冲重复间隔约为 $100\mu\text{s}$, 雷达字 w_{12} 的脉冲重复间隔约为 $200\mu\text{s}$; R_2 的雷达字 w_{21} 由两个组脉冲和三个空档时间组成,并且两个组脉冲的重复时间间隔约为 $50\mu\text{s}$; R_3 的雷达字 w_{31} 由一个组脉冲和一个空档时间组成,且该组脉冲的重复时间间隔约为 $50\mu\text{s}$ 。

3.1 TLM 算法在漏脉冲环境下的性能

本实验用来验证 TLM 算法在漏脉冲环境下的雷达字提取能力。将模板雷达 $R_i (i=1, 2, 3)$ 的雷达字作为无噪声样本,为了验证算法对不同漏脉冲环境的适应能力,定义漏脉冲率 RDP (ratio of dropped pulses) 的概念:

$$RDP_i(\%) = \frac{n_i}{N_i} \times 100\% \quad (9)$$

其中 N_i 为无噪声模板脉冲序列中的脉冲个数, n_i 为在无噪声序列中随机丢弃的脉冲个数。可以根据式(9)利用无噪声样本数据产生不同漏脉冲率的测试数据。 RDP 的取值为 $0 \sim 40\%$, 经过 100 次 Monte Carlo 实验,测试结果如表 1 所示。从表中可以看出,随着漏脉冲率的增加,基于 TLM 的雷达字提取算法的识别性能是逐渐降低的,当 RDP 等于 40% 时,总的平均识别率约 79.96% ,比无漏脉冲情况下识别率低约 20% 。从表 1 还可以看出, R_2 和 R_3 的平均识别率比 R_1 的平均识别率略低,这主要是由 R_2 和 R_3 的雷达字比 R_1 的雷达字复杂所致。

表 1 TLM 算法在漏脉冲环境下的性能

Tab. 1 Performance of TLM with RDP

RDP (%)	基于 TLM 的雷达字提取算法			
	平均识别率 (%)			总的平均识别率 (%)
	$R_1(w_{11}, w_{12})$	$R_2(w_{21})$	$R_3(w_{31})$	
40	80.95	75.87	79.46	79.96
35	84.20	77.31	81.94	82.70
30	85.50	79.83	84.56	84.87
25	87.80	87.65	87.43	87.55
20	89.70	87.67	89.97	89.88
15	93.20	91.12	92.86	92.97
10	95.40	91.98	94.63	94.89
5	98.30	97.78	97.80	97.97
0	100	100	100	100

表 2 TLM 算法在虚假脉冲环境下的性能

Tab. 2 Performance of TLM with RFP

RDP (%)	基于 TLM 的雷达字提取算法			
	平均识别率 (%)			总的平均识别率 (%)
	$R_1(w_{11}, w_{12})$	$R_2(w_{21})$	$R_3(w_{31})$	
40	89.58	86.44	86.43	87.48
35	91.19	87.59	87.95	88.91
30	91.97	89.08	88.89	89.98
25	93.34	90.20	90.70	91.41
20	94.68	92.11	92.92	92.93
15	96.18	93.92	93.92	94.67
10	96.92	95.79	95.78	96.16
5	98.74	97.99	97.95	98.23
0	100	100	100	100

3.2 TLM 算法在虚假脉冲环境下的性能

本实验用来验证 TLM 算法在漏脉冲环境下的雷达字提取能力。将模板雷达 $R_i (i = 1, 2, 3)$ 的雷达字作为无噪声样本, 为了验证算法对不同漏脉冲环境的适应能力, 定义虚假脉冲率 RFP (Ratio of False Pulses) 的概念为:

$$RFP_i (\%) = \frac{\xi_i}{N_i} \times 100\% \quad (10)$$

其中 N_i 为无噪声模板脉冲序列中的脉冲个数, ξ_i 为在无噪声序列中随机添加的脉冲个数。可以根据式 (10) 利用无噪声样本数据产生不同虚假脉冲率的测试数据。 RFP 的取值为 0~ 40%, 经过 100 次 Monte Carlo 实验, 测试结果如表 2 所示。从表 2 中可以看出, 随着虚假脉冲率的增加, 基于 TLM 的雷达字提取算法的识别性能同样是逐渐降低的, 当 RFP 等于 40% 时, 总的平均识别率约 87.48%, 比无虚假脉冲情况下识别率低约 13%。将表 2 中的数据与表 1 中的数据进行对比, 可以得出, 漏脉冲对多功能雷达字提取的影响要大于虚假脉冲。从表 2 还可以看出, 在虚假脉冲环境下, R_2 和 R_3 的平均识别率比 R_1 的平均识别率略低, 这也是由 R_2 和 R_3 的雷达字比 R_1 的雷达字复杂所致。

3.3 TLM 算法在混合脉冲环境下的性能

本实验用来验证 TLM 算法在漏脉冲及虚假脉冲混合环境下的雷达字提取能力。将模板雷达 $R_i (i = 1, 2, 3)$ 的雷达字作为无噪声样本, 为了验证算法对混合环境的适应能力, 引入虚假脉冲率 RDP 和漏脉冲率 RFP 的概念, 利用无噪声样本数据产生不同漏脉冲率和虚假脉冲率的测试数据。 RDP 的取值为 0~ 40%, RFP 的取值为 0~ 40%, 经过 100 次 Monte Carlo 实验, 测试结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出, 随着漏脉冲率和虚假脉冲率的增加, 基于 TLM 的雷达字提取算法的识别性能下降的速度是较快的。当 RDP 和 RFP 均等于 40% 时, 总的平均识别率约为 61.59%, 比无噪声脉冲情况下识别率低约 39%, 比仅有漏脉冲的情况下识别率低约 17%, 比仅有虚假脉冲的情况下识别率低约 25%。因此可以得出结论: 漏脉冲与虚假脉冲的共同作用对多功能雷达字提取的影响远大于其它任何一种情况。

表3 TLM算法在混合脉冲环境下的性能
Tab.3 Performance of TLM with RDP and RFP

基于TLM的雷达字提取算法				
RDP(%)	平均识别率(%)			总的平均识别率(%)
RFP(%)	$R_1(w_{11}, w_{12})$	$R_2(w_{21})$	$R_3(w_{31})$	
40	63.48	61.16	61.21	61.95
35	68.66	65.45	66.15	66.75
30	68.86	70.54	70.55	69.98
25	73.63	75.18	76.15	74.99
20	79.40	80.45	80.44	80.10
15	84.58	85.71	85.71	85.34
10	91.94	90.18	90.11	90.74
5	95.92	95.54	95.60	95.69
0	100	100	100	100

4 结论

本文主要研究漏脉冲和虚假脉冲环境下多功能雷达辐射源的雷达字提取问题,提出了一种基于三级匹配的雷达字提取算法。该算法能够实现数据库等级、脉冲等级和编码序列等级的三级匹配识别。仿真实验表明,本文方法能够在噪声环境下较好地提取多功能雷达辐射源的雷达字。由于本文工作属于多功能雷达脉冲等级建模的一部分,因此能够为多功能雷达信号的后端处理,如辐射源的状态估计、行为预测等提供理论基础和技术支持。

参考文献:

- [1] Visnevski N. Syntactic Modeling of Multi-function Radars[D]. McMaster University, PhD Thesis, 2005.
- [2] Visnevski N, Krishnamurthy V, Wang A, et al. Syntactic Modeling and Signal Processing of Multifunction Radars: A Stochastic Context-free Grammar Approach[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(5): 1000-1025.
- [3] Milojevic D J, Popovic B M. Improved Algorithm for Deinterleaving of Radar Pulses[J]. IEE Proc. F., Radar & Signal Processing, 1992, 139(1): 98-104.
- [4] 赵仁健,龙德浩,熊平,等.密集信号分选的平面变换技术[J].电子学报,1998,26(1):77-82.
- [5] 杨林,孙仲康,周一宇,等.信号互相关实现密集信号脉冲配对[J].电子学报,1999,27(3):52-55.
- [6] Visnevski N, Krishnamurthy V, Haykin S, et al. Multi-function Radar Emitter Modelling: A Stochastic Discrete Event System Approach[C]// Proceedings of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control (CDC), Maui, Hawaii, USA, 2003: 6295-6300.
- [7] Visnevski N, Haykin S, Krishnamurthy V, et al. Hidden Markov Models for Radar Pulse Train Analysis in Electronic Warfare[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2005), Philadelphia, PA, USA, March, 2005: 597-600.
- [8] Hassan H E A, Chan F, Chan Y T. Joint Deinterleaving/Recognition of Radar Pulses[C]// IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE 2003), Montreal, 2003: 2009-2014.
- [9] Hassan H E, Chan F, Chan Y T. Queueing Analysis of the Deinterleaving of Radar Pulses in a Dense Emitter Environment[C]// IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE 2003), Montreal, 2003.
- [10] 关欣,何友,衣晓.一种新的基于粗集的辐射源信号识别模型[J].宇航学报,2007,28(3):685-688.
- [11] Polikar R, Udpa L, Udpa S S, et al. Learn++: An Incremental Learning Algorithm for Supervised Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2001, 31(4): 497-508.