

雷达天线扫描方式的自动识别方法*

李程, 王伟, 施龙飞, 王雪松

(国防科技大学 电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘要: 为了对雷达天线扫描方式进行自动识别, 改进开发了天线扫描方式模拟器, 并分别研究了电子扫描和机械扫描的特征提取和识别方法。基于最大主瓣脉冲序列的特征参数实现电子扫描和机械扫描的区分, 然后基于单个天线扫描周期脉冲序列的特征参数实现 8 种机械扫描方式的自动识别。仿真结果表明, 本文方法能够区分一维电扫、二维电扫和机械扫描, 并且采用支持向量机决策树对机械扫描方式的识别正确率高于决策树方法。

关键词: 天线扫描方式; 自动识别; 电子扫描; 机械扫描; 支持向量机决策树

中图分类号: TN95 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2014)03-0156-08

Automatic recognition method of radar antenna scan type

LI Cheng, WANG Wei, SHI Longfei, WANG Xuesong

(State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environmental Effects on Electronics and Information System, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to recognize radar antenna scan type (AST) automatically, an improved antenna scan pattern simulator was developed, and features extraction and automatic recognition methods for electronic scan type (EST) and mechanical scan type (MST) were studied respectively. EST was firstly distinguished from MST based on the characteristic parameters extracted from the maximum main beam pulse sequence; then 8 MSTs were automatically recognized based on the parameters extracted from the pulse sequence in a scan period. The simulation results show that it is able to distinguish between one-dimensional EST, two-dimensional EST and MSTs by this method. Moreover, the correct recognition ratio of MSTs by support vector machine decision tree (SVM) is higher than that by decision tree (DT).

Key words: antenna scan type; automatic recognition; electronic scan type; mechanical scan type; support vector machine decision tree

天线作为雷达电磁波能量的辐射装置, 其特性直接反映了雷达的工作性能^[1]。为了发现目标, 雷达的天线波束需要以一定的方式对指定空域进行搜索, 也就是天线波束的扫描^[2]。雷达的用途和工作状态不同, 使用的天线波束形状和天线扫描方式 (Antenna Scan Type, AST) 也有所不同^[3]。利用天线的扫描特性可以对固定的脉冲雷达进行定位^[4-6], 更重要的, 对敌方雷达的 AST 进行正确识别, 是判断我方所受威胁程度的重要依据, 也是识别雷达类型和工作状态的重要手段。因此, 在现代电子战中, 对雷达的 AST 进行识别, 尤其是自动识别, 具有重要的意义。

传统的 AST 分析是由操作员利用耳机和秒表来完成的^[2], 而 AST 的自动识别一般是根据侦察接收机所截获信号的特征参数来进行分类, 相关的参考文献并不多。唐斌^[7]和宫新保^[8]采用脉冲群

峰值、天线扫描周期、脉冲群峰值间隔和脉冲群宽度等 4 个特征, 利用免疫进化算法设计径向基函数神经网络实现对常见的 8 种 AST 的识别, 但是文中并未介绍这些特征的提取方法。Greer^[9]则采用信号频域特征, 利用拉普拉斯变换和 FFT 将采样信号变换到频域, 通过与数据库中不同 AST 样本比较相关度来实现 AST 的自动识别, 不过该方法未考虑 ASP、波束宽度等参数的变化。文献[10]提出了一种对 5 种基本 AST 进行自动识别的新算法, 介绍了 ASP 的估计方法以及峭度、主瓣个数、主瓣幅度最大差值、主瓣间隔最大比值等 4 个特征参数的提取方法, 并比较了无经验贝叶斯 (Naive Bayes, NB)、决策树 (Decision Tree, DT)、人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[11]等四种不同分类器的效果, 结果表明 DT 在识别准确度、对噪声

* 收稿日期: 2013-10-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61201336, 41301490)

作者简介: 李程 (1985—), 男, 湖北武汉人, 博士研究生, E-mail: lchnudt@gmail.com;

王雪松 (通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: wxs1019@vip.sina.com

敏感度和计算复杂度等方面都是最优的。上述文献都只对机械扫描方式(Mechanical Scan Type, MST)的识别进行了研究,而这些参数和方法并不适用于电子扫描方式(Electronic Scan Type, EST)。文献[12]利用脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)变换法实现了对相控阵雷达 ASP 的估计,但是该方法的前提是 EST 和扫描波位已知;文献[13]基于粗糙集理论利用脉冲描述字实现对相控阵雷达信号的分选与识别,但是对 EST 的特性缺乏充分的考虑和细致的分析。

本文首先改进开发了一个天线波束扫描仿真器(Antenna Scan Pattern Simulator, ASPs),然后提出了一种区分 EST 和 MST 的方法,接着在文献[10]的基础上,提出了新的特征参数,并采用支持向量机决策树(Support Vector Machine Decision Tree, SVM-DT)分类器对 8 种 MST 进行自动识别,最后通过仿真验证了方法的有效性。

1 天线波束扫描仿真

按照天线波束的驱动机制,AST 可以分为 EST、MST 和机/电混合扫描等。按照天线波束在空间的运动方式,AST 又可分为圆周扫描、单向扇扫、双向扇扫、螺旋扫描、分行扫描、光栅扫描、圆锥扫描和螺旋锥扫等。

本文的识别对象分为 EST 和 MST 两大类,其中 EST 又分为一维 EST 和二维 EST,而 MST 则包括上述 8 种波束运动方式。需要注意的是,本文所研究的一维 EST(即机/电混合扫描)仅指水平向机扫俯仰向电扫,不包括水平向电扫俯仰向机扫。

为了对以上 AST 进行识别,首先要对接收机截获的不同 AST 的信号进行仿真。文献[2-3]介绍了不同 AST 下接收机截获信号的脉冲幅度(Pulse Amplitude, PA)随脉冲到达时间(Time of Arrival, TOA)的变化规律,文献[14]介绍了 AST 及其截获信号的仿真方法,文献[15]利用 MATLAB 开发了一个 MST 的 ASPs。本文对该 ASPs 进行了改进开发,可仿真的 AST 类型包括 8 种 MST(圆周扫描、单向扇扫、双向扇扫、螺旋扫描、分行扫描、光栅扫描、圆锥扫描和螺旋锥扫)和 2 种 EST(一维、二维)。此外,本文的 ASPs 还能生成天线波束扫描轨迹和天线方向图,直观地呈现不同 AST 的扫描特性。改进的 ASPs 如图 1 所示。通过设置采样时间、天线模型、天线扫描属性和接收机属性等参数即可生成天线波束扫描轨迹图、天线方向图和接收机截获的 PA 序列,通过设置扫描维度、天线阵元个数、波位跳变顺序等参数可以实现 EST 的仿真。

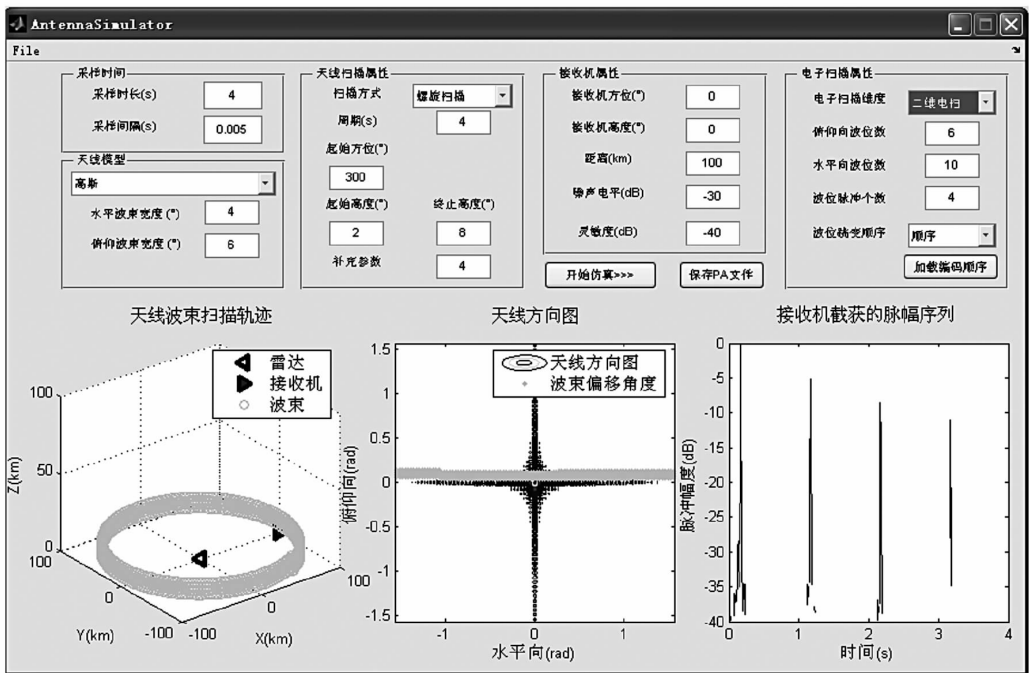


图 1 改进的天线扫描方式仿真器

Fig. 1 Improved ASPs

2 算法分析

设接收机截获的 PA 序列为 $a[n]$ (下文将序列简写为 $\{a\}$), TOA 序列为 $t[n], n=0, 1, \dots, N_p$

-1, 其中 N_p 为脉冲个数。一般至少截获两个 ASP 的信号,才能确保正确估计 ASP 和识别 AST。

本文先对 EST 和 MST 进行区分,然后再对具体 AST 进行自动识别,算法流程如图 2 所示。

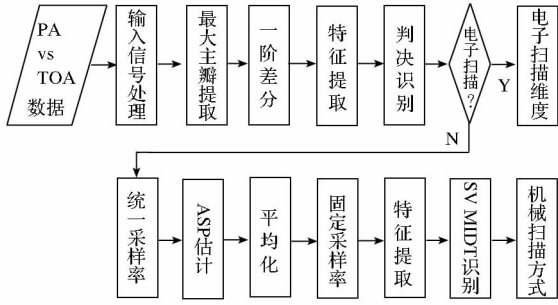


图 2 AST 自动识别流程图

Fig. 2 Flow chat of automatic recognition for AST

2.1 电子扫描方式的自动识别

MST 的天线波束指向一般只能连续地变化, 而 EST 的天线扫描无惯性, 波束方向改变灵活, EST 在同一波位内的脉冲串 PA 变化很小, 不同波位的 PA 则可能变化明显。可以利用该特征首先将 EST 与 MST 区分开来。

2.1.1 输入信号处理

为了降低传播损失带来的影响, 先对 PA 序列 $\{a\}$ 进行归一化。接收机测量的 PA 数据一般以 dBW 为单位^[10], 其最大值可能为 0, 因此先将 PA 数据的单位转换为 V 之后再行归一化。

$$a_v[n] = 10^{a[n]/20}, n = 0, 1, \dots, N_p - 1 \quad (1)$$

$$\tilde{a}[n] = a_v[n] / \max\{a_v\}, n = 0, 1, \dots, N_p - 1 \quad (2)$$

2.1.2 最大主瓣提取

截获的信号一般有多组脉冲群, 每组都包含主瓣和旁瓣信号, 而主瓣信号的 PA 相对较大, 首先提取最大主瓣序列。文献[10]采取的方法是先寻找 PA 序列的最大值, 然后寻找最大值左右两边 PA 降至 0.01mV (归一化前) 的最近点, 取这两点之间的信号作为最大主瓣序列。但是当旁瓣电平较高时, 主瓣序列的最小 PA 值也可能大于 0.01mV。为避免提取到旁瓣信号, 本文将门限设为 $H_s = 20\lg(L_s)$, 其中 L_s 为旁瓣增益。

2.1.3 特征提取与分类识别

设最大主瓣的 PA 序列为 $a_m[n]$, 对应的 TOA 序列为 $t_m[n]$, $n = 0, 1, \dots, N_m - 1$, N_m 为主瓣脉冲数。

首先计算主瓣 PA 序列一阶差分的绝对值:

$$d_a[n] = |a_m[n + 1] - a_m[n]|, n = 0, 1, \dots, N_m - 2 \quad (3)$$

取特征参数 M_d 为序列 $\{d_a\}$ 的最大值。由前文可知, 一般 MST 的 M_d 较小, EST 的 M_d 较大。

此外, 为了区分 EST 同一波位内的脉冲串, 对序列 $\{d_a\}$ 进行归一化。

$$u_d[n] = d_a[n] / M_d, n = 0, 1, \dots, N_m - 2 \quad (4)$$

令序列 $\{u_d\}$ 中小于 H_d 的元素组成新的序列 $\{h_d\}$, 其中 H_d 为预设阈值, 一般略大于 0, N_d 为 $\{h_d\}$ 的长度。取特征参数 $R_d = N_d / (N_m - 1)$, 则 R_d 表征的是相邻脉冲均在同一波位内的脉冲所占比例。一般 MST 的 R_d 较小, EST 的 R_d 较大。

为了区分 EST 和 MST, 令 $Z_d = \alpha \cdot M_d + \beta \cdot R_d$, 其中 α, β 为特征参数的权重, 且 $\alpha + \beta = 1$ 。当 $Z_d > H_z$ 时, 判定为 EST; 当 $Z_d \leq H_z$ 时, 判定为 MST, H_z 为设定的门限。

EST 又分为一维 EST 和二维 EST, 两者的主要区别在于: 二维 EST 在同一波束内所发射脉冲的波束指向保持不变, 而一维 EST 在同一波束内所发射脉冲的波束指向则会因为天线在另一维的机械转动而连续变化。

取特征参数 V_d 为序列 $\{h_d\}$ 的均方差。当 $V_d > H_v$ 时, 判定为一维 EST; 当 $V_d \leq H_v$ 时, 判定为二维 EST, 其中 H_v 为设定的门限。

用本文的 APSP 生成一维 EST、二维 EST 和 MST 的 PA 序列样本各 20 组, 分别提取其 M_d, R_d 和 V_d , 如图 3 所示。可以看出, 一维 EST 和二维 EST 样本的 M_d 和 R_d 均比 MST 的大, 而二维 EST 的 V_d 则比一维 EST 的小, 因此可以采用上述 3 种参数来对 EST 进行自动识别。

2.2 机械扫描方式的自动识别

MST 的自动识别已有多种方法^[7-10], 本文对文献[10]的方法进行了改进, 引入新的特征参数和识别方法, 实现了 8 种 MST 的自动识别。

2.2.1 统一采样率

因为 MST 的 PA 是连续变化的, 可假设接收机截获的 PA 序列 $\{a\}$ 是连续信号 $a(t)$ 的离散采样。但由于 PRI 变化和脉冲丢失的影响, 序列的采样率并不一致, 不便于后续的处理, 需要根据 TOA 序列和归一化后的 PA 序列对 $a(t)$ 进行重采样。设重采样后的 PA 序列为

$$x[n] = a(nT_s), n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (5)$$

其中 T_s 为采样周期, 一般不大于最小的 PRI, $N = \lfloor t[N_p - 1] / T_s \rfloor$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整运算。

2.2.2 ASP 估计

计算序列 $\{x\}$ 的归一化自相关系数:

$$r_{xx}[l] = \frac{\sum_{n=0}^{W-1} x[n]x[n+l]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{W-1} x^2[n]} \sqrt{\sum_{n=0}^{W-1} x^2[n+l]}}, l = 0, 1, \dots, N - W \quad (6)$$

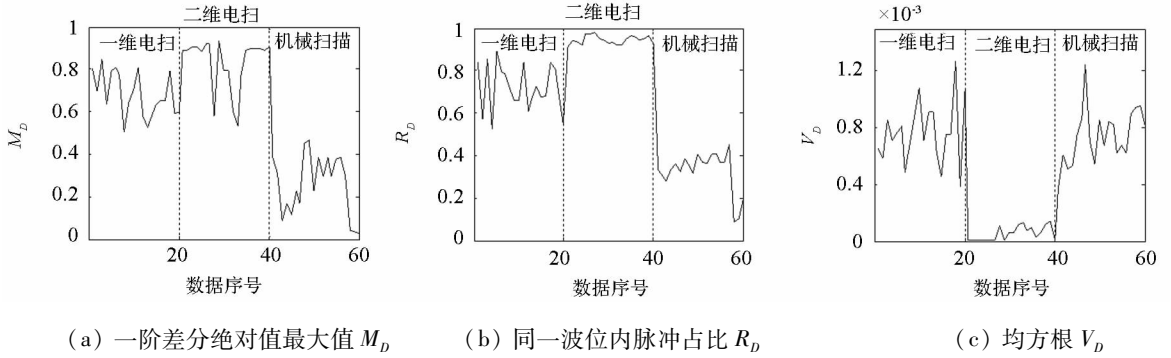


图3 EST 识别的3类特征

Fig.3 3 features for EST recognition

其中, l 为延迟变量, W 是窗长。则序列 $\{r_{xx}\}$ 的最大值所对应的 l (记为 N_l) 即为序列 $\{x\}$ 的周期, 天线扫描周期 $T_p = N_l \cdot T_s$ 。

2.2.3 预处理

完成 ASP 估计之后, 可以只取单个 ASP 的信号进行处理。为了减少噪声的影响, 对输入信号中多个完整的 ASP 数据进行平均化处理:

$$\bar{x}[n] = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} x[n+k \cdot N_l], n=0, 1, \dots, N_l-1 \quad (7)$$

其中 K 为输入数据中所包含的完整的 ASP 的个数, 即 $K = \lfloor N/N_l \rfloor$ 。

为了便于特征的提取, 并减少因信号长度和采样率不同带来的影响, 需要再将信号进行重采样。设新的采样周期为 T_r , 若采用最邻点插值进行重采样, 则采样后序列为

$$x_r[n] = \bar{x}[\text{round}(n \cdot T_r/T_s)], n=0, 1, \dots, N_r-1 \quad (8)$$

其中 $N_r = \lfloor N_l \cdot T_s/T_r \rfloor$ 。与 2.1.1 小节输入信号处理中重采样不同的是, 式(5)只是将输入信号的采样率一致化, 而式(8)则是将具有不同 PRI、不同 AST 和不同 ASP 的雷达信号变换到相同的采样率, 使得提取的特征更具可比性。

2.2.4 特征提取

MST 识别的特征提取基于单 ASP 的 PA 序列 $\{x_r\}$, 记为 X_r , 其信号长度为 N_r , 采样率为 T_r 。文献[10]中所用到的特征参数有峭度、主瓣个数、主瓣幅度最大差值和主瓣间隔最大比值。

峭度 K_X 反映了序列 X_r 的平滑和尖锐程度:

$$K_X = (E[X_r - \mu])^4 / \sigma^4 \quad (9)$$

其中 $E[\cdot]$ 表示期望值, μ 和 σ 分别为序列 X_r 的均值和标准均方差。

主瓣个数 N_B 的提取需要用到最大主瓣序列。设重采样后提取的最大主瓣序列为 $y[n]$, $n=0, 1, \dots, N_y-1$ 。然后通过序列 $\{x_r\}$ 和 $\{y\}$ 的归

一化互相关系数来检测单个 ASP 内的其他主瓣:

$$r_{xy}[l] = \frac{\sum_{n=0}^{N_y-1} x_r[n+l]y[n]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N_y-1} x_r^2[n+l]} \sqrt{\sum_{n=0}^{N_y-1} y^2[n]}}, l=0, 1, \dots, N_r-N_y \quad (10)$$

其中 l 是延迟变量。则单个 ASP 内的主瓣个数 N_B 为序列 $\{r_{xy}\}$ 中大于 H_b 的元素个数, 其中 H_b 为预设门限。

当主瓣个数大于 1 时, 提取主瓣峰值的最大差值 D_Y 。设各主瓣的峰值分别为 $x_r[m_i]$, m_i 为各主瓣峰值在序列 X_r 中的坐标, $i=1, 2, \dots, N_B$, 则 $D_Y = \max(\{x_r\}) - \min(\{x_r\})$ 。

当主瓣个数大于 2 时, 提取主瓣间隔的最大比值 R_Y 。设主瓣间隔序列 $Y_m = \{m_2 - m_1, m_3 - m_2, \dots, m_{N_B} - m_{N_B-1}\}$, 则 $R_Y = \max(Y_m) / \min(Y_m)$ 。

用本文的 APSP 生成第 2 节所介绍的 8 种 AST 的 PA 序列样本各 20 组, 分别提取以上 4 种特征, 如图 4 所示。

由图 4(a) 可以看出, 圆锥扫描和螺旋锥扫的 K_X 较低, 这是由于接收到两者的信号是连续的脉冲串, 而其他 AST 则是间断的脉冲群, 因此可以通过 K_X 将圆锥扫描和螺旋锥扫与其他 AST 区分开; 由图 4(b) 可以看出, 在一个 ASP 内, 圆周扫描和单向扇扫只有一个主瓣, 双向扇扫有 2 个主瓣, 圆锥扫描和螺旋锥扫检测不到主瓣, 其他 AST 一般有 2 个以上主瓣, 因此可以通过 N_B 将圆周扫描和单向扇扫与其他 AST 区分开; 由图 4(c) 可以看出, 主瓣个数在 2 个以上的 AST 中, 双向扇扫的 D_Y 约为 0, 而其他 AST 的 D_Y 较大, 这是由于双向扇扫的俯仰向固定不变, 因此可以通过 D_Y 将双向扇扫分类出来; 由图 4(d) 可以看出, 主瓣个数在 3 个以上的 AST 中, 螺旋扫描和分行扫描的 R_Y 约为 1, 而光栅扫描的 R_Y 则变化较大, 这是由于光栅扫描在方位向上是来回扫描, 因此可以通过 R_Y 将光栅扫描与

螺旋扫描、分行扫描区分开。

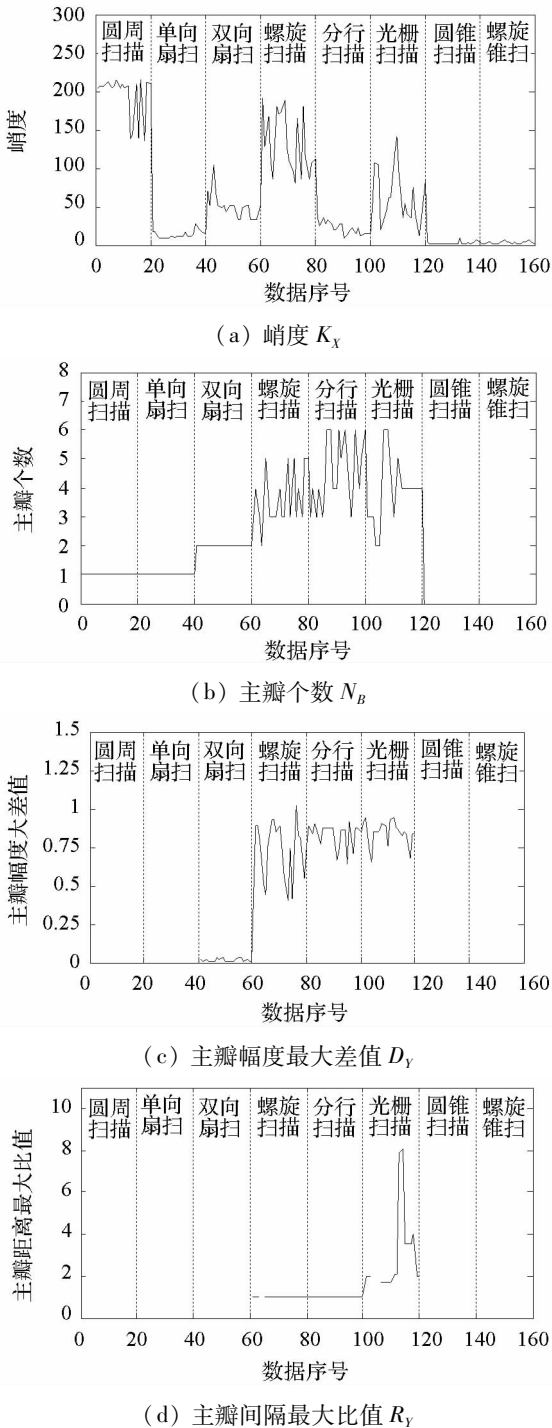


图 4 8 种 MST 的 4 类基本特征的参数曲线图
Fig. 4 Graphs of 4 basic features of 8 MST

可以看出,通过文献[10]给出的 4 种参数并不能将圆锥扫描和螺旋锥扫、圆周扫描和单向扇扫、螺旋扫描和分行扫描分别区分开,为了进一步对以上 3 对 AST 进行分类,本文引入另外两个特征参数:天线扫描周期 T_p 和 PA 频谱自相关的峰值个数 N_p 。

由于圆锥扫描和螺旋锥扫一般用于跟踪目标,其 ASP 较小,一般在 0.01 ~ 0.1s;而圆周扫描一般用于远程搜索,其 ASP 较大,一般在 1 ~ 20s;

其他 AST 一般只对部分空域进行搜索,它们的 ASP 一般都在秒量级。因此,根据 ASP 可以将锥扫和其他 AST 区分开,也可以将圆周扫描和单向扇扫区分开。

由于圆锥扫描和螺旋锥扫的 PA 序列都呈类正弦波形,为区分它们,对 PA 序列进行 FFT 变换,8 种 MST 的 PA 序列归一化频谱序列 F_x 如图 5 所示。可以看出,圆锥扫描的频谱只有一个尖峰,这是因为圆锥扫描 PA 序列一个 ASP 内只含一个正弦周期,而螺旋锥扫 PA 序列的频谱除了包含一个主峰外,还会存在几个副峰;此外,圆周扫描和单向扇扫的 PA 序列频谱也只有一个主峰,而其他 AST 则均存在很多副峰。

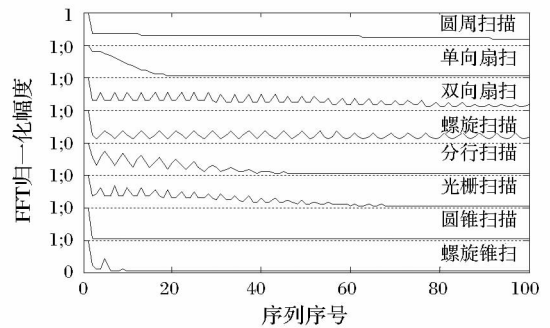


图 5 8 种 MST 的 PA 样本序列频谱
Fig. 5 Frequency spectrums of PA sequences of 8 MST

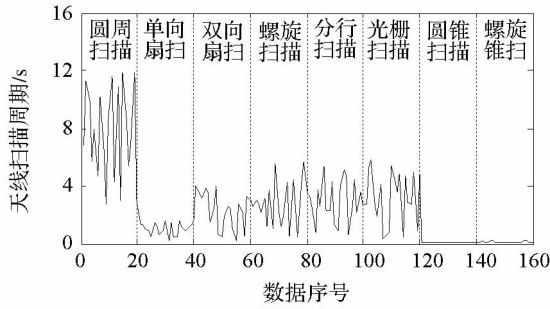
为了提取峰值个数,计算 F_x 的自相关函数:

$$R_f(l) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N_f-l-1} F_x(n+l)F_x^*(n), & l \geq 0 \\ R_f^*(-l), & l < 0 \end{cases} \quad (11)$$

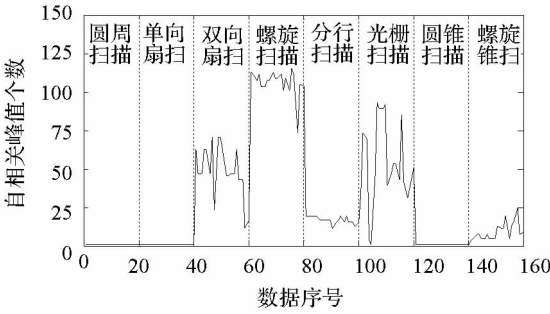
其中 N_f 为 F_x 的长度,则 N_p 即为序列 $\{R_f\}$ 中大于 H_f 的元素个数, H_f 为预设门限。8 种 MST 样本序列的 T_p 和 N_p 曲线如图 6 所示。由图 6(a) 可以看出,两种锥扫的 ASP 明显小于其他 AST,而单向扇扫的 ASP 一般小于圆周扫描。由图 6(b) 可以看出,圆周扫描、单向扇扫和圆锥扫描 PA 序列频谱的自相关函数只含一个峰值,而螺旋锥扫则有至少 3 个峰值,从而可以通过 N_p 将圆锥扫描和螺旋锥扫区分开。此外,由于螺旋扫描和分行扫描的主瓣宽度与 ASP 之比存在较大差异,两者 PA 序列频谱的自相关函数也有明显不同,同样可以利用 N_p 将两者区分开。

2.2.5 分类识别

文献[10]通过比较 NB、DT、ANN 和 SVM 四种不同的分类器对圆周扫描、双向扇扫、螺旋扫描、光栅扫描和圆锥扫描等 5 种 MST 的自动识别结果,得出 DT 是最优的分类器。然而由前文分



(a) 天线扫描周期 T_p



(b) 自相关函数峰值个数 N_p

图6 8种MST的2个新特征的特征曲线图

Fig. 6 Graphs of 2 new features of 8 MST

析可知,根据文献[10]中的4类特征,采用DT分类器对本文的8种MST进行分类,无法将圆锥扫描和螺旋锥扫、圆周扫描和单向扇扫、螺旋扫描和分行扫描区分开。

由于MST类别的增加,不是所有的特征都能完成1~2类MST的判别,因此还是需要利用特征向量来进行分类。为了避免多类分类算法中“一对多”算法和“一对一”算法中的不可分问题^[16],本文采用的是基于模糊核C-均值的支向量机决策树算法^[17]。算法的流程如下:

步骤1:令初始训练集 R 为 R_0 ,基于模糊核C-均值算法对 R_0 进行粗划分得到子集 C_1 和 C_2 。

设 C_i 中的所有成员类关于第 i 个模糊类的隶属度的均值和方差分别为 u_i 和 σ_i , n_i 为 C_i 中的成员类 ω 的个数, $i=1,2$:

$$u_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\substack{j=1 \\ \omega_j \in C_i}}^{n_i} u_{ij}, \quad \sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n_i} \sum_{\substack{j=1 \\ \omega_j \in C_i}}^{n_i} (u_{ij} - u_i)^2} \quad (12)$$

步骤2:根据式(12)计算 u_i 和 σ_i , $i=1,2$,选择系数 η 并定义阈值 $H_i = u_i - \eta\sigma_i$ 。对 $\forall \omega_j \in C_i, j=1,2, \dots, n_i$,若 $u_{ij} \geq H_i$,则将类 ω_j 划分到子类 S_i ,同时将 ω_j 从 C_i 中去除。

步骤3:将 S_1 和 S_2 分别作为正负类,训练SVM。若 R 为 R_0 ,则以该SVM作为决策树的根结点;若 R 为 R_1 ,则以该SVM作为当前结点的左

结点;否则,作为当前结点的右结点。

步骤4:更新训练集 $R_i: R_i = S_i \cup C_i \cup C_j$ 。

步骤5:对 R_1 和 R_2 ,重复以上步骤,直至每个训练集均只包含一个类。

3 仿真结果

采用本文的APSP生成10种AST(包括:一维电扫、二维电扫、圆周扫描、单向扇扫、双向扇扫、螺旋扫描、分行扫描、光栅扫描、圆锥扫描和螺旋锥扫等)的接收机侦察数据各40组进行识别。为使所提取的特征具有广泛性,生成PA序列样本时设置不同的参数,如PRI、ASP、天线波束宽度、SNR、接收机位置等。

为减少训练样本对分类识别结果的影响,本文在训练和测试时采用四层交叉核实技术^[18]:将每一类AST的40组数据随机分为4批,每一批10组数据,然后进行4轮训练和检验,每一轮依次取其中1批数据用于检验,而将剩余的3批数据用于训练。这样以来,所有的数据都被用于训练和检验。

首先进行EST的自动识别。图7是进行1000次Monte Carlo仿真之后得到的不同SNR下的识别结果。可以看出,正确识别率随SNR的增加而增加;当SNR达到10dB时,正确识别率均超过85%。此外,在各SNR下,二维电扫的正确识别率都是最高的,这是因为二维电扫的电子扫描特性最为明显。

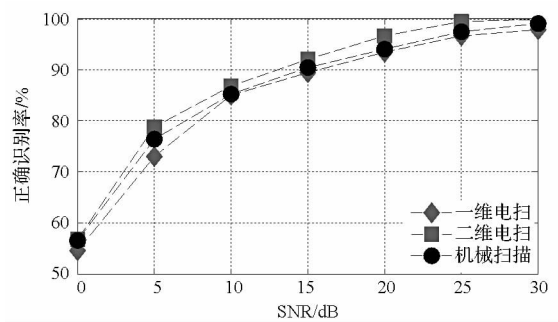


图7 不同SNR的EST识别结果

Fig. 7 Recognition results of EST for different SNR

表1是对SNR在10dB以上的样本进行EST识别的平均识别结果。可以看出,平均正确识别率都在90%以上,并且二维电扫的识别正确率最高,机械扫描次之。其中5.3%的机械扫描样本被错误识别为一维电扫,这是因为一维电扫仅在某一维度(一般是俯仰向)进行电子扫描,而在另一维(一般是水平向)进行机械扫描,兼有电子扫描和机械扫描的特性。

表 1 EST 识别结果 ($SNR \geq 10\text{dB}$)

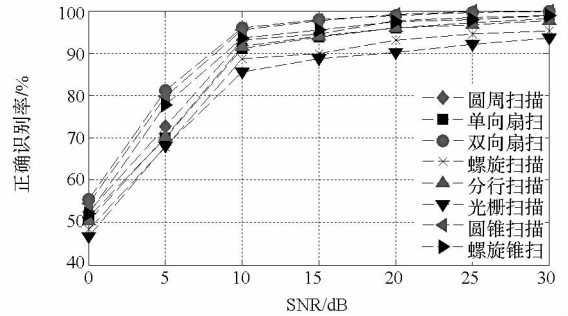
Tab. 1 Recognition results of EST ($SNR \geq 10\text{dB}$)

识别结果	一维	二维	机械	正确识别率 (%)
	电扫	电扫	扫描	
一维电扫	37	1	2	92.5
二维电扫	1	38	1	95.0
机械扫描	17	5	298	93.1

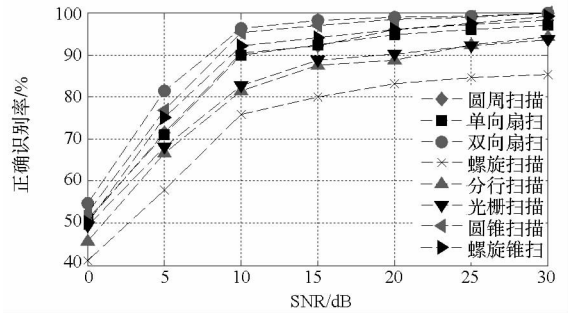
下面进行 8 类 MST 的自动识别。分别采用 SVMDT 和 DT 算法对样本数据进行训练与检验,进行 1000 次 Monte Carlo 仿真,仿真中令特征向量为 $\{K_x, N_B, D_Y, R_Y, T_p, N_p\}$,对于某些 AST 无法提取的特征参数(如 D_Y 和 R_Y)统一赋值为 1000,不同 SNR 下的识别结果如图 8 所示。可以看出,正确识别率随 SNR 的增加而增加;当 SNR 达到 10dB 时,采用 SVMDT 的正确识别率均超过 85%。而采用 DT 算法对螺旋扫描的正确识别率在各 SNR 下均不足 85%。

表 2 是采用 SVMDT 和 DT 对 $SNR \geq 10\text{dB}$ 样本的平均识别结果。可以看出,对于同样的样本数据,采用 SVMDT 的分类识别正确率均不低于 DT,且对 8 种 MST 的正确识别率均在 85% 以上。相比于其他 MST,两种方法对于双向扇扫和圆锥扫描的识别率较高,这主要是因为这两种 MST 的

特征参数与其他 MST 的区分度较高。错误的分类识别一般出现在圆周扫描和单向扇扫、螺旋扫描和分行扫描之间。此外,由于特征参数 N_p 的引入,能够将圆锥扫描和螺旋锥扫有效地区分开。



(a) SVMDT



(b) DT

图 8 不同 SNR 的 MST 识别结果

Fig. 8 Recognition results of MST for different SNR

表 2 基于 SVMDT 和 DT 的 MST 平均识别结果 ($SNR \geq 10\text{dB}; SD = SVMDT$)

Tab. 2 Recognition results of MST based on SVMDT and DT ($SNR \geq 10\text{dB}; SD = SVMDT$)

识别结果	圆周扫描		单向扇扫		双向扇扫		螺旋扫描		分行扫描		光栅扫描		圆锥扫描		螺旋锥扫		正确识别率 (%)	
	SD	DT	SD	DT	SD	DT	SD	DT	SD	DT	SD	DT	SD	DT	SD	DT	SD	DT
圆周扫描	38	38	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	95.0	95.0
单向扇扫	3	4	37	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	92.5	90.0
双向扇扫	0	0	0	0	39	39	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	97.5	97.5
螺旋扫描	0	0	0	0	0	1	36	32	3	5	1	2	0	0	0	0	90.0	80.0
分行扫描	0	0	0	0	0	0	2	5	37	35	1	0	0	0	0	0	92.5	87.5
光栅扫描	0	0	0	0	1	1	1	2	1	2	37	35	0	0	0	0	92.5	87.5
圆锥扫描	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	39	1	1	97.5	97.5
螺旋锥扫	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	38	37	95.0	92.5

4 结论

对敌方雷达的 AST 进行正确识别是判断我方所受威胁程度的重要依据,也是识别雷达类型和工作状态的重要手段。为了对常见的 AST 进行自动识别,基于 MATLAB 改进开发了天线波束扫描仿真器,对一维电扫、二维电扫、圆周扫描、单向扇扫、双向扇扫、螺旋扫描、分行扫描、光栅扫描、圆锥扫描、螺旋锥扫等 AST 进行仿真分析,并研究了上述 AST 的特征提取和自动识别方法。

首先提出了一种 EST 和 MST 的区分方法,然后在文献[10]的基础上引入了新的特征参数,并采用 SVMDT 对 8 类 MST 进行了自动识别,仿真结果表明本文方法的正确识别率均高于原算法。

为了估计 ASP 和提取特征参数,本文要求至少截获 2 个完整的 ASP 信号,如何实现对 AST 实时分析与识别将是后续研究要突破的地方。

参考文献 (References)

[1] Huang Y, Boyle K. Antennas: from theory to practice [M].

- Chichester; John Wiley & Sons, 2008.
- [2] Wiley R G. ELINT: The interception and analysis of radar signals[M]. Norwood: Artech House, 2006.
- [3] Adamy D L. Introduction to electronic warfare modeling and simulation[M]. Norwood: Artech House, 2003.
- [4] Hmam H. Scan-based emitter passive localization[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(1): 36-54.
- [5] Doganay K. Online optimization of receiver trajectories for scan-based emitter localization[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 1117-1125.
- [6] Hmam H, Dogancay K. Passive localization of scanning emitters[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 944-951.
- [7] 唐斌, 胡光锐. 基于免疫神经网络的雷达天线扫描方式的识别[J]. 应用科学学报, 2003, 21(1): 36-38.
TANG Bin, HU Guangrui. Recognition of the scanning style of the radar antenna using immune neural networks[J]. Journal of Applied Sciences, 2003, 21(1): 36-38. (in Chinese)
- [8] 宫新保, 沈文辉, 金兆彰, 等. RBF网络雷达天线扫描方式识别系统[J]. 红外与激光工程. 2004, 33(4): 437-440.
GONG Xinbao, SHEN Wenhui, JIN Zhaozhang, et al. Scanning-style recognition system of radar antennas based on RBF network[J]. Infrared and Laser Engineering, 2004, 33(4): 437-440. (in Chinese)
- [9] Greer T H. Automatic recognition of radar scan type[P]. U. S. Patent 6,697,007, 2004.
- [10] Barshan B, Eravci B. Automatic radar antenna scan type recognition in electronic warfare[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 2908-2931.
- [11] Leiva-Murillo J M, Gomez-Chova L, Camps-Valls G. Multitask remote sensing data classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(1): 151-161.
- [12] Wu S H, Su W J, Zhu L, et al. Algorithm based on PRI transform for estimating the scanning periods of phased array radar[C]//Proceedings of 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009: 1-4.
- [13] Quan W, Li P, Xu F K. An algorithm of signal sorting and recognition of phased array radars[C]//Proceedings of IEEE 10th International Conference on Signal, 2010: 1877-1880.
- [14] Kim Y H, Kim W J, Song K H, et al. Modeling of a radar signal for scan pattern[C]//Proceedings of 2009 IEEE Military Communications Conference, 2009: 1-6.
- [15] Eravci B. Automatic radar antenna scan analysis in electronic warfare[D]. Ankara: Bilkent University, 2010.
- [16] Cheong S, Oh S H, Lee S Y. Support vector machines with binary tree architecture for multi-class classification[J]. Neural Information Processing-Letters and Reviews, 2004, 2(3): 47-51.
- [17] 伍忠东, 高新波. 谢维信. 基于核方法的模糊聚类算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2004, 31(4): 533-537.
WU Zhongdong, GAO Xinbo, XIE Weixin. A study of a new fuzzy clustering algorithm based on the kernel method[J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2004, 31(4): 533-537. (in Chinese)
- [18] Witten I H, Frank E. Data mining: practical machine learning tools and techniques[M]. 2nd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005.

(上接第149页)

- [5] Christie J R I, Parkinson B W, Enge P K. The effects of the ionosphere and C/A frequency on GPS signal shape: considerations for GNSS-2[C]//Proceedings of the 9th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, 1996.
- [6] 刘瀛翔, 李垣陵, 唐小妹, 等. 电离层对 BOC 调制信号的影响[J]. 宇航学报, 2012, 33(10): 1466-1471.
LIU Yingxiang, LI Yuanling, TANG Xiaomei, et al. Ionosphere effects for BOC modulated signals[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(10): 1466-1471. (in Chinese)
- [7] Hodgart M S, Blunt P D, Unwin M. The optimal dual estimate solution for robust tracking of binary offset carrier (BOC) modulation[C]//Proceedings of the 20th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, 2007: 1017-1027.
- [8] Hodgart M S, Blunt P D, Unwin M. Double estimator, a new receiver principle for tracking BOC signals[J]. Inside GNSS, Spring, 2008, 3(3): 26-36.
- [9] Lestarquit L, Artaud G, Issler J L. AltBOC for dummies or everything you always wanted to know about AltBOC[C]//Proceedings of the 21st International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, 2008: 961-970.
- [10] Pratt A R, Owen J I R. Signal multiplex techniques in satellite channel availability possible applications to galileo[C]. Proceedings of the 18th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, 2005: 2448-2460.
- [11] Kaplan E D, Hegarty C J. GPS原理与应用[M]. 第二版. 寇艳红译. 北京: 电子工业出版社, 2006: 230-233.
Kaplan E D, Hegarty C J. Understanding GPS Principles and Applications[M]. 2nd ed. KOU Hongyan Trans. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006: 230-233. (in Chinese)
- [12] Morton Y T, van Graas F, Zhou Q H, et al. Assessment of the higher order ionosphere error on position solutions[J]. Journal of The Institute of Navigation, 2009, 56(3): 185-193.
- [13] Misra P, Enge P K. 全球定位系统—信号、测量与性能[M]. 罗鸣, 曹冲, 肖雄兵, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2006: 123-126.
Misra P, Enge P K. Global positioning system: signals, measurements, and performance[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006: 123-126. (in Chinese)