

文章编号: 2095-4980(2024)04-0437-08

基于全极化通道融合的目标进动周期提取方法

沈 强, 饶 彬

(中山大学 电子与通信工程学院, 广东 深圳 518000)

摘 要: 采用微波暗室静态测量数据动态反演, 获取了两类模拟弹道目标在典型战情下的全极化雷达散射截面(RCS)回波序列。针对该时间序列具有的典型非平稳性、拟周期性特征, 直接利用谱分析法提取进动周期效果较差等问题, 本文在预处理环节利用小波方法进行降噪和加强进动通带细节; 针对仅利用单一通道进行特征提取所面临的提取精确度不高、极化信息利用不充分等问题, 分别利用主成分分析法和极化不变量法进行全极化通道融合处理。实验结果表明, 利用极化信息提取方法明显优于单极化通道提取方法, 在无噪观测环境下误差小于 0.002 Hz。

关键词: 进动; RCS 时间序列; 主成分分析; 极化不变量; 进动周期提取

中图分类号: TN959

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2022092

A precession period extraction method for space target based on full polarization channel fusion processing

SHEN Qiang, RAO Bin

(School of Electronics and Communication Engineering, Sun Yat-sen University, Shenzhen Guangdong 518000, China)

Abstract: The fully polarized Radar Cross Section(RCS) sequences of two simulated ballistic targets are obtained from microwave anechoic static measurement inversion under typical combat conditions. In view of the nonsmoothness and proposed periodicity characteristics of this time series, it is not effective to estimate precession period directly by spectral analysis. Therefore, wavelet method is employed to reduce noise and enhance the details of the precession passband in the pre-processing process. The full polarization channel fusion process is carried out by Principal Component Analysis(PCA) and polarization invariant method respectively. The experiment results show that the extraction method using polarization information is significantly better than the single polarization channel extraction method, and the error is less than 0.002 Hz in noiseless observation environment.

Keywords: precession; RCS time series; principal Component Analysis(PCA); polarization invariants; precession period extraction

空间目标识别是指包括飞机、导弹及临近空间飞行器等目标在内的跟踪与识别技术。该技术以雷达为主要传感器, 利用雷达获取空间目标的回波信号, 从中提取目标的位置、速度、结构等特征信息, 实现对空间目标的类型或属性的识别。随着现代雷达技术的进步, 雷达对目标的精细刻画能力越来越高, 可用于识别的主要特征包括但不限于雷达散射截面(RCS)、微动、极化、一维像、二维像等^[1]。

目前, 微动特征用于空间目标识别已有较多研究, 主要集中在微多普勒和 RCS 时间序列等方面。对于通过时间序列提取空间目标进动周期, 有一些特殊之处值得考虑。

研究表明, 在较长的时间段内, RCS 序列具有典型的非平稳性、相关性和拟周期性的特点^[2], 因此常规的谱分析周期估计方法并不能得到满意的效果, 且精确度通常正比于观测时间, 这对于实时性要求很高的目标识别防御系统是相互矛盾的。同时, 当进动角较大时, RCS 序列在姿态变化范围内起伏程度增大, 对姿态角近似余弦函数的形状破坏十分严重, 使虚假周期分量增大^[3]。文献[4]分别定义了循环自相关函数和循环平均幅度差函数, 这两种函数均可得到序列的周期估计。作者将两者结合起来, 更好地抑制了虚假周期形成的峰、谷点, 具有一定的稳健性。文献[5]定义了一维距离像之间的最大相关系数和相关矩阵, 并通过分析相关矩阵的频谱得到

收稿日期: 2022-04-21; 修回日期: 2022-04-29

进动周期。该算法处理过程简单,大部分条件下不需要考虑对准或速度补偿问题,具有一定的优势。文献[6]借助傅里叶级数展开思想,将 RCS 时间序列近似表示为一系列正余弦函数的线性组合,进而用某个频率分量为 f 的三角函数逼近,不断改变频率分量并与原 RCS 序列做比较,采用最小二乘法求出拟合误差,将拟合误差最小的频率作为 RCS 序列的频率。在相同的数据率或信噪比条件下,该方法效果不错。

目前,采用时间序列方法提取空间目标进动周期仅限于单极化通道数据,但极化雷达往往可获取 4 个通道目标 RCS 序列,因而含有冗余信息,有效克服了因目标起伏带来的特征不明显和寄生分量问题。文献[7]针对海杂波背景下微弱漂浮物雷达目标检测问题,提取了 4 个极化通道的 3 种时域和频域特征,即相对平均振幅、相对多普勒峰高和向量熵,然后在极化通道维度上进行融合,获取全极化通道融合特征。

本文立足于空间目标识别背景,针对空间目标微动特征提取精确度不够高,易受寄生分量影响等问题,对 RCS 时间序列的预处理环节进行了详细的算法设计和仿真研究,并利用雷达回波中蕴含的丰富极化信息,结合多源数据统计分析方法进行多通道数据融合,从而对目标微动特征进行更有效、更稳健的估计,进一步提高了周期提取精确度与目标识别效率,丰富了基于雷达回波 RCS 时间序列提取进动特征的方法。

1 算法流程

算法流程主要分为 3 部分,如图 1 所示。首先是目标回波 RCS 时间序列数据的获取:采用静态暗室测量数据动态反演方法,克服实测数据较少的问题,并获取更精准的数据;然后是预处理环节:采用趋势项剔除及小波阈值去噪技术,有效抑制原始数据功率谱中因观测噪声及整体趋势所引起的高低频分量;为克服仅利用单一极化通道特征提取精确度不高的问题,进行全极化通道融合处理,所用方法包括主成分分析法及极化不变量法。

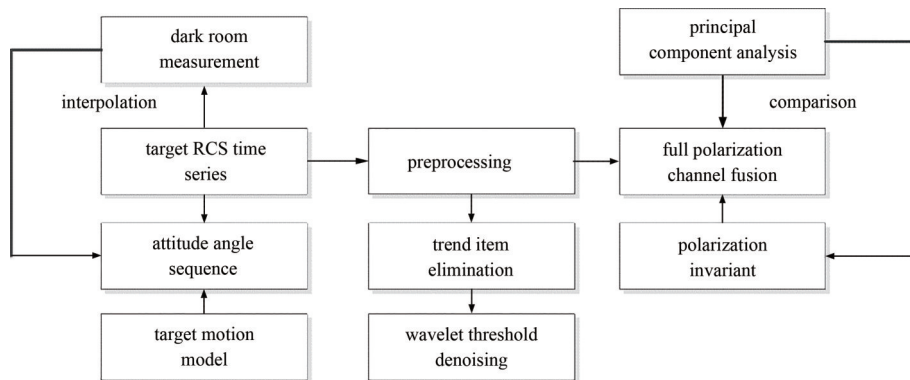


Fig.1 Flow of the proposed algorithm

图1 算法流程图

2 微波暗室静态测量数据反演动态全极化 RCS 时间序列初步分析

2.1 仿真目标介绍及仿真基本步骤

在缺乏目标运动实测数据的情况下,一种可行的方法是通过计算目标运动引起的电波入射角变化,用目标的暗室静态测量数据插值得到目标的动态数据序列。本文使用的模拟弹头类目标有两类:圆锥体和无缝隙锥球体。测量时,目标的俯仰角和横滚角均为 0° ,方位角为 $0^\circ \sim 180^\circ$;雷达采用步进频测量方式,频扫范围 $8.75 \sim 10.75$ GHz,步长 20 MHz;中段总飞行时间 370 s,跟踪数据率 10 Hz,中段总数据长度为 3 701 个数据点;极化状态为水平极化和垂直极化。模型具体形状及参数如图 2 所示。

雷达观测频率为 9 GHz,图 3 分别为圆锥体和锥球体全方位暗室静态观测结果。文献[8]给出了具体的仿真步骤:首先建立质心

运动模型,根据预先设定的导弹参数模拟计算出质心的位置矢量和速度矢量等信息,建立姿态运动模型,模拟推算出目标姿态角的变化;然后借助极化基变换关系,将计算得到的姿态角和目标静态散射测量数据相结合,插值得到特定姿态下目标的散射特性,进而推算并获取目标的动态回波。考虑到暗室测量时距离较近,信噪比较高,因此本文用暗室测量 RCS 四个通道的平均值作为信噪比参照值,人为添加高斯白噪声,考察噪声对进动

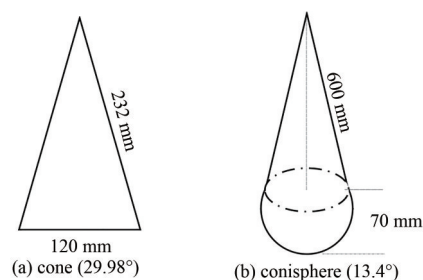


Fig.2 Cone and conisphere

图2 圆锥体和锥球体

周期估计的影响。

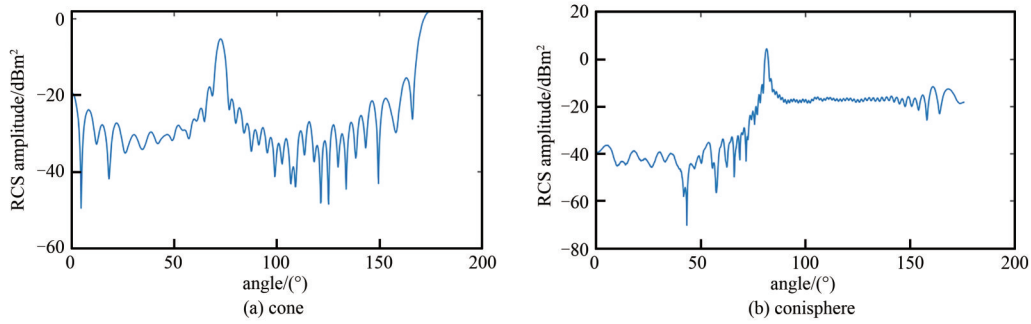


Fig.3 Static observation results of full range darkroom

图3 全方位暗室静态观测结果

2.2 数据预处理

2.2.1 趋势项剔除

图4为仿真目标在中段飞行时的各通道 RCS 时间序列(以圆锥体为例)，由图可知该序列的时间起伏特性剧烈，趋势项明显，整体演化趋势有一定的相关性，但又不完全相同。

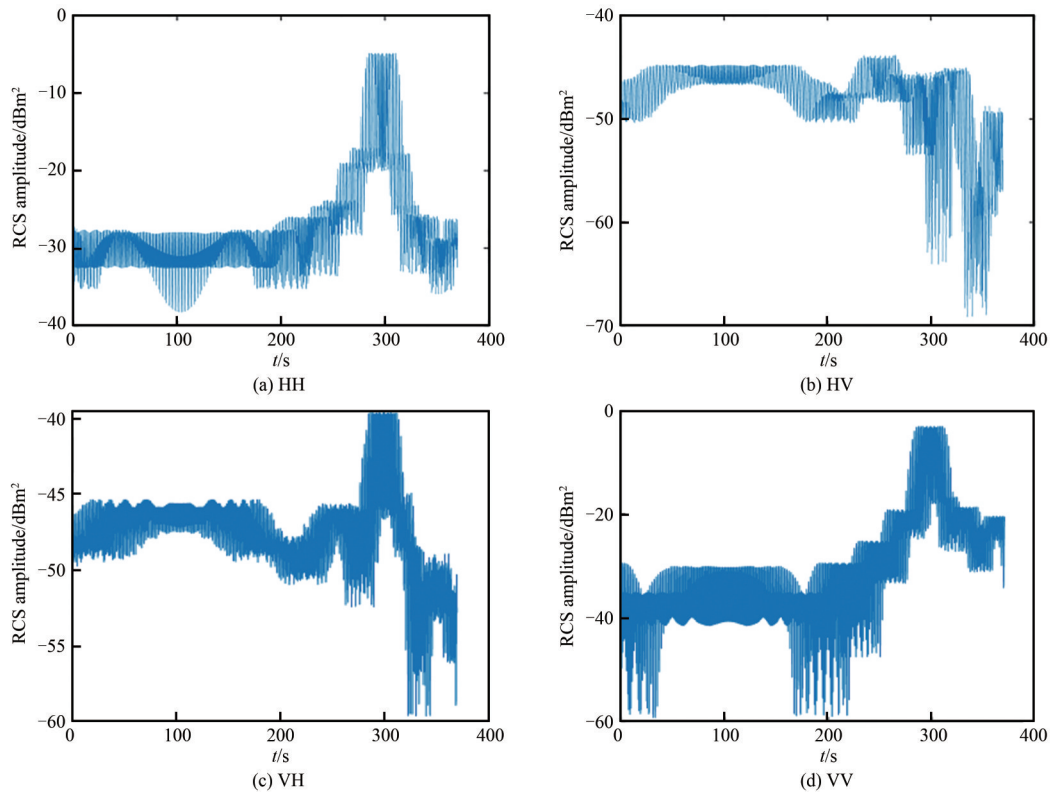


Fig.4 RCS time series of each channel

图4 各通道RCS时间序列

直接对上述序列提取 RCS 进动周期效果较差，应首先去除趋势项，剔除目标和雷达相对视线角带来的平动慢变化影响。Savitzky-Golay 滤波器^[9]是一种用于平滑噪声数据的低通滤波器，在平滑曲线的同时可确保信号的形状、宽度不变，计算简便迅速，可操作性强，广泛用于数据流平滑降噪。假定用一个 n 阶多项式 $f(i)$ 拟合一个窗口内的一组数据 $x[i], i = -m, \dots, m$ ，则拟合数据点与原数据点的残差平方和为：

$$E = \sum_{i=-m}^m (f(i) - x[i])^2 = \sum_{i=-m}^m \left(\sum_{k=0}^n b_{nk} i^k - x[i] \right)^2 \quad (1)$$

式中： b_{nk} 为多项式的系数； k 为阶数。

当 E 对该多项式的系数 b_{nk} 求偏导结果为零时, 残差平方和最小, 拟合效果最好。

$$\frac{\partial E}{\partial b_{nk}} = 2 \sum_{i=-m}^m \left(\sum_{k=0}^n b_{nk} i^k - x[i] \right) \sum_{k=0}^n i^k = 0 \quad (2)$$

令 $\sum_{k=0}^n i^k = i^r$, 得

$$\sum_{i=-m}^m x[i] i^r = \sum_{k=0}^n b_{nk} i^k \sum_{i=-m}^m i^{k+r} \quad (3)$$

当需要拟合的单边点数 m , 多项式阶次 n 及待拟合数据 $x[i]$ 已知后, 即可求出该多项式。拟合出来的多项式用于求取该窗口内的中心点估计值, 然后不断移动窗口重复操作即可。Savitzky-Golay 平滑公式为:

$$x_{k, \text{smooth}} = \bar{x}_k = \frac{1}{H} \sum_{i=-w}^w x_{k+1} h_i \quad (4)$$

式中: h_i/H 为平滑系数, 由最小二乘法拟合多项式求得; w 为窗口大小。

以圆锥体数据为例, 图 5 为 HH 通道趋势项提取结果及剩余项, 可以看出, 该方法趋势拟合效果很好, 所提取出的趋势项可以反映 RCS 序列的宏观演化行为。

2.2.2 小波阈值去噪

虽然 RCS 序列已接近平滑, 但仍含有较强的噪声, 因此需进行降噪处理。小波变换具有良好的时频域多分辨力处理能力, 非常适合于分析非平稳的信号和提取信号的局部特征, 目前已广泛用于信号、图像处理等领域。本文采用小波变换阈值去噪方法^[10]进行处理, 其基本思想为: 首先设定一个临界值 λ (称为阈值), 然后对原始信号进行小波分解, 将分解后得到的各尺度系数分别与阈值进行比较。若系数小于阈值, 则认为其由噪声引起, 将其去除; 若系数大于阈值, 则保留。具体的操作步骤为:

- 1) 对原始信号进行小波分解, 得到各尺度近似系数(低频)和细节系数(高频);
- 2) 按照一定规则对各尺度系数进行阈值处理;
- 3) 利用处理后保留的小波系数进行信号重构, 得到去噪后信号。

为尽量避免实际信号中由不规则旋转体自旋带来的峰值影响并提升去噪效果, 采用软阈值处理。采用无偏似然估计方法选择阈值, 阈值标准为固定式阈值, 根据每一层小波分解的噪声水平估计进行阈值调整。图 6 为锥球体数据经过小波阈值去噪处理前后的 RCS 时间序列(以 HH 通道为例, 为方便观察截取时间段 80~130 s, 且进行了归一化处理)。

可以看出, 进行去噪处理后的 RCS 时间序列在波形上的周期性更加明显, 波峰和波谷处的噪声波动被有效去除(95~110 s), 且由自旋所引起的幅度峰值也得到了抑制, 效果很好。

3 全极化融合信息处理

3.1 基于极化不变量的融合处理

极化是与目标物理特性密切相关的特征量, 理论上, 选定了散射空间坐标系以及相应的极化基后, 目标的变极化效应可以用极化散射矩阵的形式表示, 极化散射矩阵代表了特定姿态和观测频率下目标的全部极化信息。目标的极化散射矩阵不仅取决于目标本身的物理结构和材料属性, 也取决于观测条件。同时, 收发天线坐标系及极化基的选取也直接决定了散射矩阵的取值。但对于雷达观测者, 在特定的观测状态下, 坐标系或极化基的改变并不会增添关于目标的新信息。“极化不变量”作为目标的特征信号, 能够在给定的条件下直观反映出目标的某些物理特性, 而与雷达极化基选取无关。推算可知, 功率矩阵的迹 $\text{tr}(\mathbf{G})$ 、行列式的值 $\det(\mathbf{G})$ 、去极化系数 D

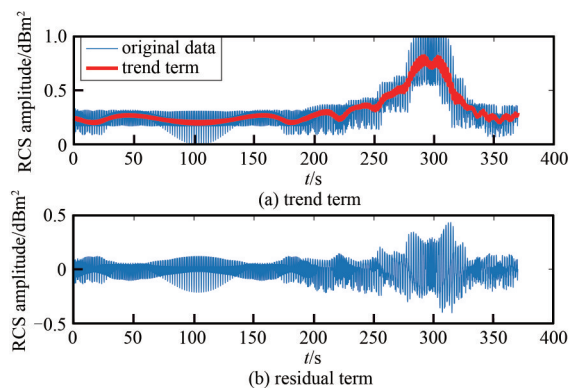


Fig.5 Trend elimination
图 5 趋势项剔除

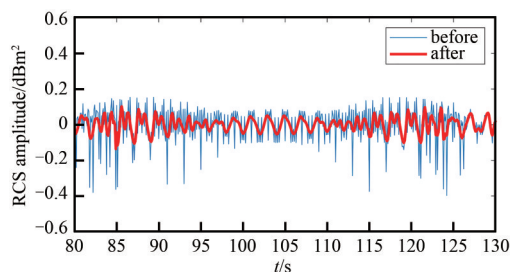


Fig.6 Wavelet threshold denoising
图 6 小波阈值去噪

以及 Frobenius 范数 $\|\mathbf{G}\|^F$ 都是极化不变量^[11]。各极化不变量的推导基于极化散射矩阵展开。极化散射矩阵为：

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中： S_{HV} 为垂直极化照射目标时，后向散射波的水平极化分量；其他物理量类似。目标的 Graves 功率矩阵是一个 2 阶 Hermite 矩阵，定义为：

$$\mathbf{G}(XY) = \mathbf{S}^H(XY) \mathbf{S}(XY) = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix} \quad (6)$$

功率散射矩阵的迹 P_1 表示天线所接收到的总功率，在不考虑目标表面条件的情况下，大致可表示目标的大小。定义为：

$$P_1 = |G_{11}|^2 + |G_{12}|^2 + |G_{21}|^2 + |G_{22}|^2 \quad (7)$$

令 $tr(\mathbf{S})$ 代表极化散射矩阵的迹，则去极化系数 D 定义为：

$$D = 1 - \frac{|tr(\mathbf{S})|^2}{2P_1} \quad (8)$$

去极化系数 D 的取值范围为 0~1，在一定程度上可以表示目标散射中心的数量。

以锥球体数据为例，仿真频率 $f=0.5$ Hz，图 7 为去极化系数 D 的时间序列图及功率谱密度图。可以看出，由锥球体数据全极化时间序列推导得到的去极化系数 D 在时域上具有很强的周期性，但谐波分量也较严重。其功率谱密度图在仿真频率 $f=0.5$ Hz 时，有很高的辨识度。

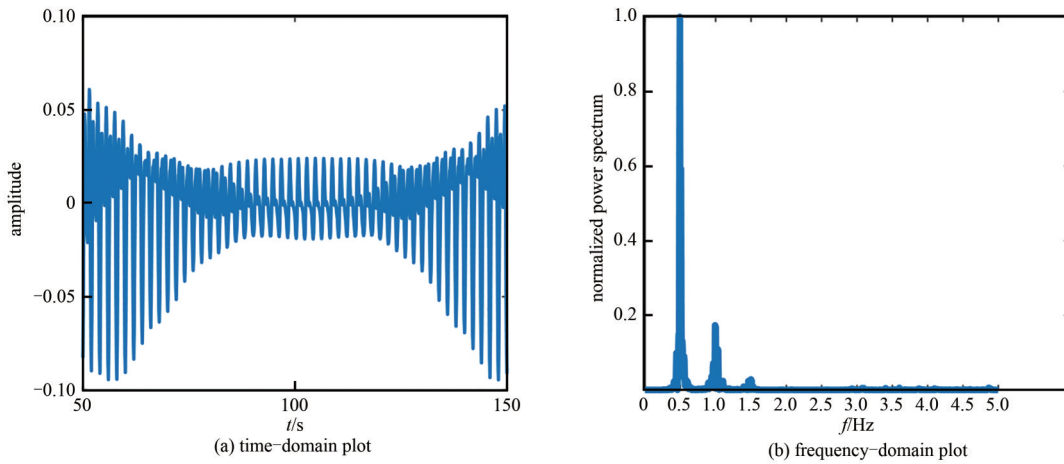


Fig.7 Time-frequency plots of depolarization coefficient D

图7 去极化系数 D 时频域图

3.2 基于主成分分析法的融合处理

主成分分析(PCA)法是最常用的线性降维方法，目标是通过某种线性投影，将高维的数据映射到低维空间中，并期望在所投影的维度上数据的信息量最大，以期使用较少的数据维度，保留较多的原数据点的特性。主成分分析法可基于最大投影方差推导，假设有 m 个 n 维数据 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_m]$ 都已进行了去中心化，经过投影变换后得到的新坐标系为 $\mathbf{W}=[w_1, w_2, \dots, w_m]$ ，其中 w_i 为标准正交基。对于任意一个样本 x_i ，假设其在新坐标系中的投影为 $\mathbf{W}^T x_i$ ，则其在新坐标系中的投影方差为：

$$V_i = x_i^T \mathbf{W} \mathbf{W}^T x_i \quad (9)$$

$$V_M = \sum_{i=1}^m V_i \quad (10)$$

式中： V_M 为所有样本的投影方差和； $\mathbf{W}$ 为 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的若干特征向量组成的矩阵。若使 V_M 最大，则有

$$\arg \max tr(\mathbf{W}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{W}) \text{ s.t. } \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I} \quad (11)$$

借助拉格朗日函数可得

$$J(W) = \text{tr}[W^T XX^T W + \lambda(W^T W - I)] \quad (12)$$

对 W 求导并整理得

$$XX^T W = (-\lambda)W \quad (13)$$

式中: $-\lambda$ 为 XX^T 的若干特征值组成的矩阵。当数据集从 n 维降到 n' 维时, 需要找到最大的 n' 个特征值对应的特征向量。这 n' 个特征向量组成的矩阵即为所需的矩阵。将主成分分析法用于全极化通道融合处理的具体步骤为:

1) 将各通道数据组成一个 $N \times 4$ 的矩阵 X 并对其进行去平均处理(N 为数据长度):

$$X = [HH \ HV \ VH \ VV] \quad (14)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{4}(X_{HH} + X_{HV} + X_{VH} + X_{VV}) \quad (15)$$

$$X = X - \bar{X} \quad (16)$$

2) 计算矩阵 X 的协方差矩阵 V :

$$V = \frac{1}{4} X^T X \quad (17)$$

3) 对协方差矩阵进行特征值分解, 并保留最大特征值对应的特征向量:

$$VW = \lambda W \quad (18)$$

4) 取最大特征值 $\lambda_{\max}$ 对应的特征向量 $W_{\max}$, 融合后的矩阵 C 由 $W_{\max}$ 和 X 相乘得到:

$$C = XW_{\max} \quad (19)$$

以锥球体数据为例, 仿真频率 $f=0.5$ Hz, 图 8 为经过 PCA 处理后的融合矩阵 C 的时域序列图及功率谱密度结果。

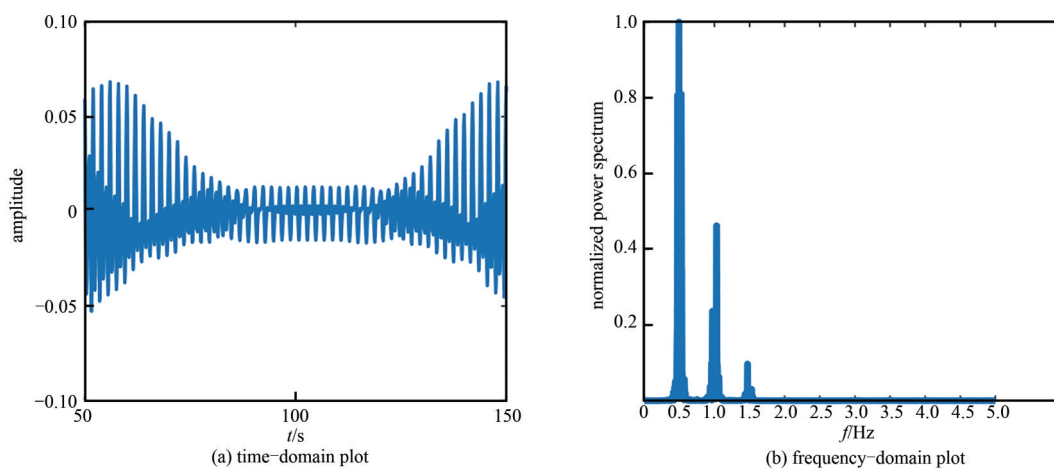


Fig.8 Time-frequency domain diagrams of fusion matrix C

图 8 融合矩阵 C 时频域图

3.3 效果对比

设置仿真进动频率 $f=0.4 \sim 1.0$ Hz, 分别提取圆锥体和锥球体各通道极化数据进行误差效果对比, 如图 9~10 所示。其中, 各通道数据均经过预处理, HH 单通道为采用二重循环自相关法得到的时间序列频率估计; 去极化系数 D 由极化散射矩阵推导得出; PCA 法则充分融合了四通道数据。将各方法得到的序列由周期图法求归一化功率谱密度, 最终频率提取值为功率谱密度峰值点对应频率, 频率提取误差取自提取结果与仿真频率的差值。由误差对比图可以看出, 在无观测噪声条件下, 采用二重循环自相关法的单通道处理结果随着频率的提高, 效果较稳定, 平均提取误差在 0.01 左右; 采用去极化系数参数估计法与采用主成分分析法得到的频率估计结果则明显优于单通道处理, 两种方法在不同的数据集表现效果不同。

为探究去极化系数参数估计法与采用主成分分析法的提取效果是否受其他进动参数的影响, 设置仿真进动角 $Angle=4^\circ\sim 8^\circ$, 仿真进动频率 $f=0.5$ Hz, 提取锥球体各通道极化数据进行误差效果对比, 如图 11 所示。可以看出, 无论进动角如何改变, 两种方法的特征提取误差都保持一定的稳定性。

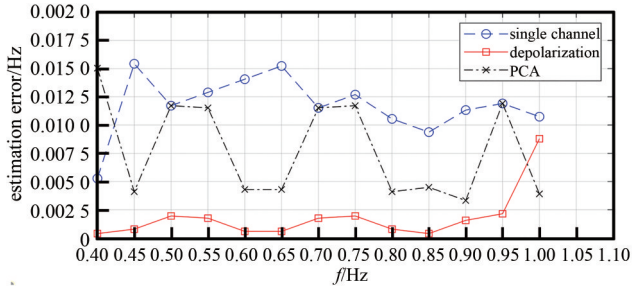


Fig.9 Error analysis of mentioned methods (cone)

图9 各提取方法误差分析(圆锥体)

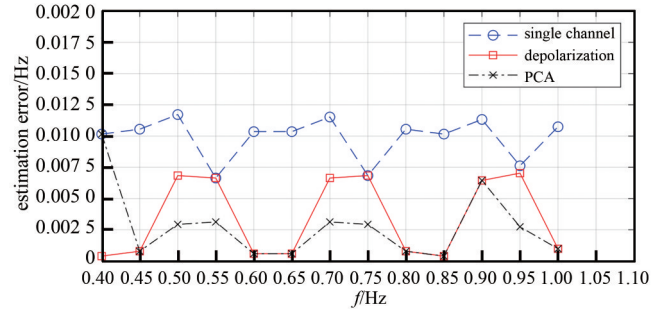


Fig.10 Error analysis of mentioned methods (conisphere)

图10 各提取方法误差分析(锥球体)

以上分析结果均无测量噪声的影响, 下面分析噪声存在情况下两种周期提取算法的性能。对于单基地雷达, 假定任意时刻 t , 测量噪声 $S_N(t)$ 的 4 个通道均服从零均值正态分布, 此时的噪声等效极化散射矩阵为:

$$S_N(t) = \begin{bmatrix} N_{HH}(t) & N_{HV}(t) \\ N_{VH}(t) & N_{VV}(t) \end{bmatrix} \quad (20)$$

有噪声情况下目标极化散射矩阵 S 为:

$$S = S_J + S_N \quad (21)$$

式中 S_J 为无观测噪声情况下目标的极化散射矩阵。令 X_N 为:

$$X_N = [N_{HH}(t), N_{HV}(t), N_{VH}(t), N_{VV}(t)]^T \quad (22)$$

其协方差矩阵 C_X 为:

$$C_X = \sigma_H \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \rho\sqrt{\gamma} \\ 0 & \varepsilon & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon & 0 \\ \rho^*\sqrt{\gamma} & 0 & 0 & \gamma \end{bmatrix} \quad (23)$$

式中: $\sigma_H = E[|N_{HH}(t)|^2]$; $\varepsilon = \frac{E[|N_{HV}(t)|^2]}{\sigma_H} = \frac{E[|N_{VH}(t)|^2]}{\sigma_H}$; $\gamma = \frac{E[|N_{VV}(t)|^2]}{\sigma_H}$; $\rho = \frac{E[N_{HH}(t)N_{VV}^*(t)]}{\sigma_H\sqrt{\gamma}}$ 。

此时目标信号信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)定义为^[12]:

$$R_{SN} = \frac{|S_{HH}|^2 + |S_{HV}|^2 + |S_{VH}|^2 + |S_{VV}|^2}{\sigma_H(1 + 2\varepsilon + \gamma)} \quad (24)$$

以圆锥体各通道数据为例, 设置仿真进动频率 $f=0.5$ Hz, 不断改变观测信噪比, 将各方法得到的进动频率估计值分别做 1 000 次仿真实验求平均误差, 得到的结果如图 12 所示。可以明显看出, 在信噪比较低的情况下, 利用去极化系数法求得的进动频率估计结果误差显然低于单通道处理结果和主成分分析法所得结果; 而随着信噪比的提高, 3 种方法的提取精确度均有所提升, 提取效果逐渐趋于稳定。

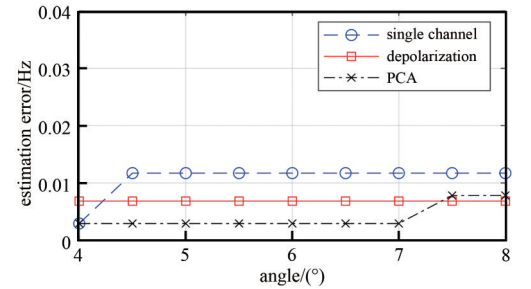


Fig.11 Error analysis of mentioned methods (conisphere)

图11 各提取方法误差分析(锥球体)

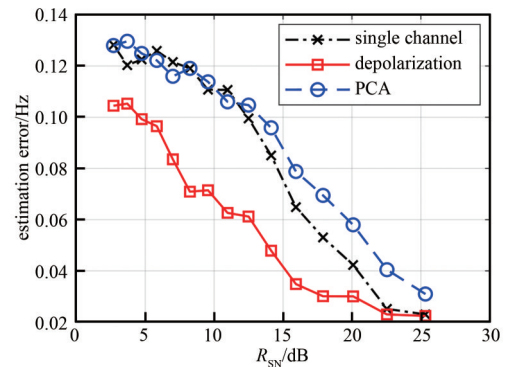


Fig.12 Comparison of extraction errors under different SNRs (cone)

图12 不同信噪比下提取误差对比(圆锥体)

4 结论

本课题立足于空间目标识别背景,针对弹道导弹微动特征提取精确度不够高,极化信息利用不充分等问题,结合现代典型非平稳信号处理手段与多元统计数据融合方法,采用理论分析及暗室静态反演数据进行仿真研究,将雷达 RCS 回波序列看做具有一定周期性的非平稳时间信号,对其进行趋势项剔除与降噪等预处理,之后本文分别提出了利用雷达回波极化信息及利用主成分分析法进行全极化通道数据融合,并利用最终融合结果提取目标微动特征的新方法。经过仿真分析和误差对比表明,两种全极化融合方法在不同进动频率及进动角设置下周期提取结果均优于单通道处理结果,且在低信噪比情况下表现出良好的性能,周期提取效果更稳健。

参考文献:

- [1] 周万幸. 弹道导弹雷达目标识别技术[M]. 北京:电子工业出版社, 2011. (ZHOU Wanxing. Ballistic missile radar target recognition technology[M]. Beijing:Publishing House of Electronics Industry, 2011.)
- [2] 饶彬,屈龙海,肖顺平,等. 基于时间序列分析的弹道目标进动周期提取[J]. 电波科学学报, 2011,26(2):291–296. (RAO Bin, QU Longhai, XIAO Shunping, et al. Precession period extraction of ballistic targets based on time series analysis[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2011,26(2):291–296.) doi:10.13443/j.cjors.2011.02.010.
- [3] 魏玺章,姚辉伟,丁小峰,等. 变区间分组检验相乘积累进动周期估计[J]. 电子学报, 2010,38(1):135–140. (WEI Xizhang, YAO Huiwei, DING Xiaofeng, et al. Estimation of precession period based on nonparametric statistics[J]. Acta Electronica Sinica, 2010,38(1):135–140.)
- [4] 姚小强,侯志森,郭相科. 基于 RCS 序列的弹道导弹进动周期提取方法验证研究[J]. 现代雷达, 2017,39(11):63–67. (YAO Xiaoqiang, HOU Zhisen, GUO Xiangke. The verification of precession period extraction method of ballistic missile based on RCS sequence[J]. Modern Radar, 2017,39(11):63–67.) doi:10.16592/j.cnki.1004–7859.2017.11.012.
- [5] 金光虎,朱玉鹏,高勋章,等. 基于一维像序列的中段雷达目标进动特征提取[J]. 信号处理, 2009,25(5):771–776. (JIN Guanghu, ZHU Yupeng, GAO Xunzhang, et al. Precession feature extraction of midcourse radar target based on HRRP series[J]. Signal Processing, 2009,25(5):771–776.) doi:10.3969/j.issn.1003–0530.2009.05.017.
- [6] 张仕元. 基于三角函数拟合的 RCS 序列进动周期估计[J]. 电子与信息学报, 2014,36(6):1389–1393. (ZHANG Shiyuan. Precession period estimation of RCS sequences based on trigonometric function fitting[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014,36(6):1389–1393.) doi:10.3724/SP.J.1146.2013.01716.
- [7] 许述文,蒲佳. 基于四极化通道融合的海面漂浮微弱目标特征检测[J]. 信号处理, 2017,33(3):324–329. (XU Shuwen, PU Jia. Floating small targets detection in sea clutter based on four-polarization-channels fusion[J]. Signal Processing, 2017,33(3):324–329.) doi:10.16798/j.issn.1003–0530.2017.03.011.
- [8] 马梁,李永祯,陈志杰,等. 空间微动目标动态全极化回波仿真技术研究[J]. 系统仿真学报, 2012,24(3):628–631,637. (MA Liang, LI Yongzhen, CHEN Zhijie, et al. Research on simulation of dynamic full-polarization radar echo for spatial targets[J]. Journal of System Simulation, 2012,24(3):628–631,637.) doi:10.16182/j.cnki.joss.2012.03.028.
- [9] 蔡天净,唐瀚. Savitzky-Golay 平滑滤波器的最小二乘拟合原理综述[J]. 数字通信, 2011,38(1):63–68,82. (CAI Tianjing, TANG Han. A review of the least square fitting principle of Savitzky-Golay smoothing filter[J]. Digital Communication, 2011,38(1):63–68,82.) doi:10.3969/j.issn.1001–3824.2011.01.017.
- [10] 蒲会兰,丁世文,鲁怀伟,等. 小波变换及其在信号去噪中的应用[J]. 现代电子技术, 2012,35(19):52–55. (PU Huilan, DING Shiwen, LU Huaiwei, et al. Wavelet transform and its application in signal denoising[J]. Modern Electronics Technique, 2012,35(19):52–55.) doi:10.3969/j.issn.1004–373X.2012.19.016.
- [11] 庄钊文. 雷达极化信息处理及其应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1999. (ZHUANG Zhaowen. Radar polarization information processing and its application[M]. Beijing:National Defense Industry Press, 1999.)
- [12] 李永祯,王雪松,王涛,等. 有源诱饵的极化鉴别研究[J]. 国防科技大学学报, 2004,26(3):83–88. (LI Yongzhen, WANG Xuesong, WANG Tao, et al. Polarization discrimination algorithm of active decoy and radar target[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2004,26(3):83–88.) doi:10.3969/j.issn.1001–2486.2004.03.018.

作者简介:

沈 强(1997–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理. email:819342171@qq.com.

饶 彬(1980–), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为目标跟踪与数据融合、认知电子战和雷达系统建模仿真等.