# 雷达目标高分辨距离像的特征提取及识别方法*

姜卫东 陈曾平 庄钊文

(国防科技大学 ATR 国家重点实验室 长沙 410073)

摘 要 本文首先应用 TLS- ESPRIT 算法提取光学区高分辨雷达目标散射中心位置信息, 并提出了“基于散射中心位置的相关匹配”目标识别算法, 而后, 证明了该算法相关匹配系数与所选择的基底无关以及算法的稳定性问题。最后, 给出了五种飞机缩比模型的实验结果。

关键词 散射中心, 特征提取, 目标识别

分类号 TN957.52

## A Study of Signature Extracting and Target Identification Based on Radar Target High Resolution Range Profile

Jiang Weidong Chen Zengping Zhuang Zhaowen

(ATR National Laboratory, NUDT, Changsha, 410073)

**Abstract** In this paper, first, the radar target scattering centers are extracted based on TLS- ESPRIT algorithm under high resolution radar in optical region, a new target recognition algorithm so- called “correlation match algorithm by scattering center situation information” is proposed. Then, the stability of this algorithm and the no- relation characteristics of correlation match coefficient and the selected base are demonstrated. Finally, the experiment results of five aircraft models are given.

**Key words** scattering center, signature extracting, target recognition

“衰减指数和”信号模型极点和留数的估计在很多地方(如地质勘探、地球物理、语音识别、通信、雷达、声纳等)有具体的应用。早在 1879 年法国物理学家 Prony 对气体状态方程的数据拟合中提出了著名的 Prony 方法, Kumaresan 等[1]对 Prony 算法进行了改进, 使得对信号阶数的要求放宽, 同时, 在抑制噪声方面有了发展。针对抗噪声能力和估计精度的进一步要求, 另一类不同于 Prony 方法的新的线谱估计方法——子空间旋转不变方法被广泛研究, 其基本思想是根据数据构造二个特殊的数据矩阵, 根据数据矩阵间的关系求解它们的广义特征值, 求解衰减指数信号极点问题被转化为求解矩阵束的广义特征值问题。在求解广义特征值问题过程中为抑制噪声干扰, 基于 SVD 分解的矩阵降秩近似方法被引入, 使得算法具有良好的鲁棒性, 以此为基础产生了众多的算法[2~4]。

电磁散射的理论和实验表明, 处在光学区的雷达目标在宽带电磁波的照射下其后向电磁散射表现为目标某些局部位置上电磁散射的合成, 这些局部性的散射源通常称为多散射中心, 雷达目标后向电磁散射学模型可以用“衰减指数和”信号表示, 因此, 提取目标回波的极点和留数等同于提取雷达目标的一维结构特征信息。文献[5]应用 Prony 方法系统地研究了目标结构特征提取、结构特征与极化, 二维结构特征描述等。

本文试图把 TLS- ESPRIT 方法引入光学区雷达目标信号处理中, 以实现较低信噪比条件下对目标散射中心的提取; 基于此信息, 提出了“基于散射中心位置的相关匹配算法”作为目标分类方法, 并证明了该算法的有效性。

## 1 Pro-ESPRIT 算法估计广义特征值

设一维衰减指数和信号模型为:

* 1998 年 12 月 10 日收稿
第一作者: 姜卫东, 男, 1968 年生, 博士生

$$x(k)=\sum_{i=1} b_i z_i^k \tag{1}$$

其中，$z_i=\exp(j2\pi f_i+\sigma_i)$，$b_i=a_i\exp(j\Phi_i)$，则

记 $X_K=X(K)$，构造矢量：$\boldsymbol{D}_i=[x_t, x_{t+1}, \cdots, x_{N-L+t-1}]^{\mathrm{T}}$，构造 Hankel 矩阵

$$\boldsymbol{X}_0=[D_{L-1}, D_{L-2}, \cdots, D_0] \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X}_1=[D_L, D_{L-1}, \cdots, D_1] \tag{3}$$

令：$\boldsymbol{B}=\mathrm{diag}(b_1, b_2, \cdots, b_I)$，$\boldsymbol{Z}=\mathrm{diag}(z_1, z_2, \cdots, z_I)$，则有

$$\boldsymbol{X}_1-z\boldsymbol{X}_0=\boldsymbol{Z}_L\boldsymbol{B}(\boldsymbol{Z}-z\boldsymbol{I}_I)\boldsymbol{Z}_R \tag{4}$$

因此，矩阵束 $\boldsymbol{X}_1-z\boldsymbol{X}_0$ 的广义特征值为信号的极点 $\{z_i\ i=1,2,\cdots,I\}$，求解信号的频率问题转化为求解矩阵束的广义特征值问题。其中 $\boldsymbol{Z}_I$，$\boldsymbol{Z}_R$ 定义见文献[7]。

对 $\boldsymbol{X}_0$、$\boldsymbol{X}_1$ 进行两次 SVD 分解，且仅取前 $M$ 个主特征值和主特征矢量则：

$$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{X}_0、\boldsymbol{X}_1]\cong[\boldsymbol{X}_0, \boldsymbol{X}_1]_T=\boldsymbol{U}_X\Sigma_X\boldsymbol{V}_X^H=\boldsymbol{U}_X\Sigma_V[\boldsymbol{V}_{X0}, \boldsymbol{V}_{X1}] \tag{5}$$

$$[\boldsymbol{V}_{X0}, \boldsymbol{V}_{X1}]\cong[\boldsymbol{V}_{X0}, \boldsymbol{V}_{X1}]_T=\boldsymbol{U}_{XV}\Sigma_{XV}\boldsymbol{V}_{XV}^H=\boldsymbol{U}_{XV}\Sigma_{XV}[\boldsymbol{V}_{XV0}、\boldsymbol{V}_{XV1}] \tag{6}$$

则数据矩阵经过两次 SVD 分解后 $\boldsymbol{V}_{XV0}$ 和 $\boldsymbol{V}_{XV1}$ 为 $M\times M$ 矩阵，由(5)、(6)式得

$$\boldsymbol{X}_1-z\boldsymbol{X}_0\cong\boldsymbol{U}_X\Sigma_X[\boldsymbol{V}_{XV1}-z\boldsymbol{V}_{XV0}]\Sigma_{XV}\boldsymbol{U}_{XV}^H \tag{7}$$

因此，求解 $\boldsymbol{X}_1-z\boldsymbol{X}_0$ 的广义特征值问题转换为求解 $\boldsymbol{V}_{XV1}-z\boldsymbol{V}_{XV0}$ 的广义特征值，这样使得噪声的影响大大降低。

$$\begin{aligned}\boldsymbol{V}_{XV1}-z\boldsymbol{V}_{XV0}&=\boldsymbol{U}_{V1}\Sigma_{V1}\boldsymbol{V}_{V1}^H-z\boldsymbol{U}_{V0}\Sigma_{V0}\boldsymbol{V}_{V0}^H\\&=\boldsymbol{U}_{V0}^H\boldsymbol{U}_{V1}\Sigma_{V1}\boldsymbol{V}_{V1}^H\boldsymbol{V}_{V0}-z\Sigma_{V0}=\Sigma_0\boldsymbol{V}_{V0}^H[\boldsymbol{V}_{XV0}^{+}\boldsymbol{V}_{XV1}-z\boldsymbol{I}]\boldsymbol{V}_{V0}\end{aligned} \tag{8}$$

其中 $\boldsymbol{V}_{XV0}^{+}$ 表示 $\boldsymbol{V}_{XV1}$ 的(Moore-Penrose 逆)伪逆。这样求解(8)式矩阵束的广义特征值转化为求解矩阵 $\boldsymbol{V}_{XV0}^{+}\boldsymbol{V}_{XV1}$ 的特征值。信号频率则为广义特征值的对数。

综合以上推导，一维衰减指数信号极点估计的 TLS-ESPRIT 算法步骤如下：

(1) 由数据(采样数据或采样数据的自相关函数)按(2)、(3)式构造二个 Hankel 矩阵 $\boldsymbol{X}_0$、$\boldsymbol{X}_1$；

(2) 对 $\boldsymbol{X}_0$、$\boldsymbol{X}_1$ 矩阵降秩近似得到 $\boldsymbol{V}_{XV0}$，$\boldsymbol{V}_{XV1}$；

(3) 计算 $\boldsymbol{V}_{XV0}^{+}\boldsymbol{V}_{XV1}$ 及其特征值 $\{z_i\ i=1,2,\cdots,I\}$，获得信号极点。

## 2 基于散射中心位置的相关匹配算法

大量实验表明，在小的角度变化范围内目标散射中心的位置对角度不敏，文献[6]给出了计算该角度范围的方法。这样，我们可以选择适当的方位角和高低角增加量建立雷达目标全姿态角特征矢量库。

由于目标在大的姿态角变化下可能呈现完全不同的响应(如视线沿机头观测与沿机尾观测)，目标按姿态角划分为多个区域。

设：$\boldsymbol{A}_i=[z_1^i, z_2^i, \cdots, z_P^i]^{\mathrm{T}}$ 为目标 $A$ 在某姿态角区域 $i$ 处的极点矢量，$z_i$ 为极点，则在该姿态角区域内由目标 $A$ 的极点矢量构成 $A$ 的极点矢量集 $\boldsymbol{YA}=[\boldsymbol{A}_1, \boldsymbol{A}_2, \cdots, \boldsymbol{A}_{MN}]$，其中 $i=k\delta+lr$，$k=0,1,\cdots,M$，$l=0,1,\cdots,N$；$M=\mathrm{in}[(\theta_{l1}-\theta_{l0})/\delta]$，$M=\mathrm{in}[(\varphi_{l1}-\varphi_{l0})/\gamma]$，in 表示取整；$\theta$、$\varphi$ 表示目标姿态角($\theta$ 为方位角，$\varphi$ 为俯仰角)；$\delta$ 为方位角的增长量，$\gamma$ 为俯仰角的增长量，在 $\delta$、$\gamma$ 角度取值满足要求时(在该角度变化范围内，散射中心的极点变化很小) $\boldsymbol{YA}$ 构成目标 $A$ 在该姿态角区域极点子空间的一个基底。在上条件下容易证明：目标 $A$ 在该姿态角区域的任意极点矢量可以由 $YA$ 线性表出(当 $\delta$、$\gamma$ 趋近于零时)。根据这一结论，我们构造如下的极点相关匹配系数。

设 $\boldsymbol{X}$ 为未知目标按 Pro-ESPRIT 算法获得的极点矢量；定义 $\boldsymbol{X}$ 在 $\theta$、$\varphi$ 姿态角区域关于 $A$ 的极点相关匹配系数为：

$$\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X})=\frac{1}{1+\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{YA}^{*}\boldsymbol{B}\|^2} \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{B}=[b_1, b_2, \cdots, B_{MN}]^{\mathrm{T}}$ 为方程 $\boldsymbol{YA}^{*}\boldsymbol{B}=\boldsymbol{X}$ 的最小二乘解。显然，$0\le\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X})\le 1$，且当 $\boldsymbol{X}$ 为 $\boldsymbol{YA}$ 的线性组合时，$\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X})=1$。

对目标 $A$ 按姿态角区域划分, 建立相应姿态角区域下的极点子空间, 构造相应姿态角区域下的极点相关匹配函数, 则建立起全姿态角下的目标极点空间。

下面将讨论(10)式定义的相关匹配系数的稳定性问题和极点基底 $\boldsymbol{YA}$ 的选择问题。

性质 1　在 $\boldsymbol{YA}$ 矢量空间中任意二矢量 $\boldsymbol{X}1, \boldsymbol{X}2$, 则有

$$\| \Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}1) - \Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}2) \| \leq \| \boldsymbol{X}1 - \boldsymbol{X}2 \| \tag{11}$$

$$\| 1/\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}1) - 1/\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}2) \| \leq \| \boldsymbol{X}1 - \boldsymbol{X}2 \| \tag{12}$$

由性质 1 可知, 当给出 $\boldsymbol{YA}$ 空间的二个矢量 $\boldsymbol{X}1, \boldsymbol{X}2$, 若 $\| \boldsymbol{X}1 - \boldsymbol{X}2 \|$ 较小时, 即矢量有小的变化时, 则 $\| \Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}1) - \Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}2) \|$, $\| 1/\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}1) - 1/\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}2) \|$ 的变化不大。这一性质告诉我们, 只要选择合适的 $\delta$、$\gamma$ 角度取值构成的 $\boldsymbol{YA}$, 同类目标的相关匹配系数 $\Phi_A(X)$ 的值变化不大。

性质 2　给出目标 $A$ 在某区域的二个极点基底 $\boldsymbol{YA}1, \boldsymbol{YA}2$ 和目标 $A$ 在该区域的任意极点矢量 $\boldsymbol{X}$, 当 $\delta, \gamma \to 0$ 时, 则有

$$\Phi^1_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}) = \Phi^2_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}) \tag{13}$$

性质 2 结论表明, 只要 $\delta$、$\gamma$ 满足要求, 目标 $A$ 的极点相关匹配系数与所选择的基底无关。

性质 1、性质 2 的证明见附录。

因此, 目标分类方法为: 对所有目标所有区域求解相应的相关匹配系数, 取其最大值对应的目标作为目标识别结果。

## 3　实验结果

实验用五种飞机缩比模型(歼击机 F, 歼击机 H, 隐身飞机 J, 运输机 Y, 无人侦察机 W), 缩比模型特征尺寸长度为 1.5～2.0m, 雷达采用阶梯变频连续波体制, 频率 34.5GHz, 带宽 1GHz, 变频步长为 2MHz, 径向距离分辨率为 0.15m。目标的方位角为 0～30°, 俯仰角为 0 度, 取 $\delta = 2°$, 取奇数方位角回波的极点矢量作为极点矢量集, 取偶数方位角回波加噪声后提取的极点矢量作为待识别数据, 分别在不同的信噪比下实验, 由于噪声对回波极点阶数的影响, 以及目标散射中心的数量和类型随方位角发生变化, 为降低噪声的影响, 本文仅提取主散射中心。对上五种目标大量实验表面, 取目标主散射中心数量为 12。表 1 给出了部分实验结果。

表 1　部分实验结果

Tab.1　Experimental results

| SNR | $F$ | $H$ | $J$ | $Y$ | $W$ |
|---|---|---|---|---|---|
| 25db | 94% | 93% | 89% | 94% | 96% |
| 20db | 90% | 86% | 87% | 86% | 87% |
| 15b | 86% | 75% | 83% | 84% | 81% |

表 1 结果表明, 在 0～30°大的方位角范围内对五种飞机缩比模型的识别率是令人满意的, 与文献[5]、[6]比较, 该方法大大减小了识别的计算量和储存空间的同时, 其识别性能有进一步提高。

## 4　结束语

本文基于 TSL-ESPRIT 方法提取目标散射中心的极点矢量, 并以此作为特征矢量构造了目标的极点矢量空间, 提出了"基于散射中心位置的相关匹配算法", 证明了算法的有效性, 给出了五种飞机缩比模型实验结果。本文的意义在于, 提出了"基于散射中心位置的相关匹配算法", 该算法大大减小了目标特征矢量储存空间(与直接储存目标一维距离像比较)、大大减小了识别的计算量(某姿态角区域内仅求解一次线性方程和一次相关匹配系数), 使得基于高分辨一维距离像的雷达目标识别方法应用于实际有了可能; 本文引入 TLS-ESPRIT 算法提取目标的极点信息, 它与传统的 Prony 方法比较, 计算效率和抗噪声能力都有很大的提高。

## 附录

### 1　证明性质 1

由定义得　$1/\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}1) - 1/\Phi_{A(\theta,\varphi)}(\boldsymbol{X}2) = \| \boldsymbol{X}1 - \boldsymbol{YA}^* \boldsymbol{B}1 \| - \| \boldsymbol{X}2 - \boldsymbol{YA}^* \boldsymbol{B}2 \|$

由于 $\boldsymbol{B}1, \boldsymbol{B}2$ 是在最小二乘条件下求出的解, 因此它使得 $\| \boldsymbol{X}1 - \boldsymbol{YA}^* \boldsymbol{B}1 \|$ 和 $\| \boldsymbol{X}2 - \boldsymbol{YA}^* \boldsymbol{B}2 \|$ 值最

小, 令 $\boldsymbol{B}1=\boldsymbol{B}2$, 则有:

$$\begin{aligned} &\| X1-YA^{*}B1\| - \| X2-YA^{*}B2\| \\ \le\ & \| X2+(X1-X2)-YA^{*}B2\| - \| X2-YA^{*}B2\| \\ \le\ & \| X1-X2\| \end{aligned}$$

同样: $\| X1-YA^{*}B1\| - \| X2-YA^{*}B2\|$

$$\begin{aligned} \ge\ & \| X2-(X2-X1)-YA^{*}B1\| - \| X2-YA^{*}B1\| \\ \ge\ & \| X2-YA^{*}B1\| - \| X2-X1\| - \| X2-YA^{*}B1\| \\ \ge\ & -\| X1-X2\| \end{aligned}$$

性质1证毕。

**2** 证明性质 **2**

设由基底 $\boldsymbol{YA}1$ 到基底 $\boldsymbol{YA}2$ 的变换矩阵为 $\boldsymbol{G}$, 则有 $\boldsymbol{YA}2=\boldsymbol{YA}1^{*}\boldsymbol{G}$

设: $\Delta_1=\| X-YA1^{*}B1\|$

$\Delta_2=\| X-YA2^{*}B2\|$

则有: $\Delta_2=\| X-YA2^{*}B2\| = \| X-YA1^{*}G^{*}B2\| \ge \| X-YA1^{*}B1\| \ge \Delta_1$

同理有: $\Delta_1\ge\Delta_2$

所以有: $\Delta_1=\Delta_2$, 即:

$$\Phi_{A(\theta,\varphi)}(X)=\Phi_{B(\theta,\varphi)}(X) \text{ 成立。}$$

性质2证毕。

## 参考文献


1 Kumaresan R, Tuffs D W. Estimation the parameters of exponentially damp sinusoids and pole-zero modeling in noise. IEEE Trans on ASSP, 1982, 30: 833～840

2 Roy R, Kailath T. Total least squares ESPRIT, In Proc. 21st Asilomar Conf. Signal, Syst. Comput., 1986, 34(5): 1340～1342

3 Zoltawski M, Dstavrinides. Sensor array signal processing via Procrustes rotations based eigen- analysis of the ESPRIT data pencil IEEE Trans ASSP, 1989, 37: 832～861

4 Y. ing B H, Sarkar T K. Matrix pencil method for estimation parameters of exponentially damped/ undamped sinusoids in noise. IEEE trans on ASSP, 1990, 38: 814～824

5 陈曾平. 雷达目标结构特征识别的理论与应用. 国防科技大学博士学位论文, 1994

6 Li H J. Yang S H. Using Range Profile as Feature Vector to Identify Aerospace Objects. IEEE Trans on AP, 1993, 41: 261～268

7 黄修武, 杨静宇等. 基于隶属度的人脸图像特征提取和识别. 电子学报, 1998, 26: 89～92