

레이더 표적 구분을 위한 1차원 산란점 추출 기법 알고리즘들의 성능에 관한 비교 연구

정호령^o, 서동규, 김경태, 김효태
포항공과대학교 전자전기공학과, 영남대학교 전자정보공학부
054-279-5021 / 054-279-8090 (팩스), 053-810-2492 / 053-813-8230 (팩스)

A Study on the Comparison of One-Dimensional Scattering Extraction Algorithms for Radar Target Identification

Ho-Ryung Jung^o, Dong-Kyu Seo, Kyung-Tae Kim and Hyo-Tae Kim
Dept. of EE, Pohang University of Science and Technology,
Dept. of Electrical Engineering and Computer Science, Yeungnam Univ.
azmodan@postech.ac.kr, sdk@postech.ac.kr, juniorf@yumail.ac.kr, htkim@postech.ac.kr

Abstract

Radar target identification can be achieved by using various radar signatures, such as one-dimensional(1-D) range profile, 2-D radar images, and 1-D or 2-D scattering centers on a target. In this letter, five 1-D scattering center extraction methods are discussed - TLS(Total Least Square)-Prony, Fast Root-MUSIC (MUltiple SIGnal Classification), Matrix-Pencil, GEESE(GENERalized Eigenvalues utilizing Signal-subspace Eigenvalues), TLS-ESPRIT(Total Least Squares - Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique). These methods are compared in the context of estimation accuracy as well as a computational efficiency using a noisy data. Finally these methods are applied to the target classification experiment with the measured data in the POSTECH compact range facility.

Key words : scattering extraction algorithm, scattering center, radar target identification.

I. 서론

레이더 표적인식기법(NCTR : Non-Cooperative Target Recognition)은 레이더에 의해 발견된 미지의 표적으로부터 산란되는 신호를 분석하여 표적의 종류를 구분하는 기법으로서 이를 위하여 표적에서 산란된 신호의 특성벡터를 추출하는 것이 중요하다. 이 경우 특성벡터는 크기가 작아야 하며, 잡음에 강하고, 실시간 처리(real-time processing)가 가능한 특징을 가져야 한다[1]. 1차원 산란점은 이런 측면에서 유리한 특성벡터라고 할 수 있다. 이것은 1차원 산란점들로 이루어진 특성벡터의 크기가 range profile, ISAR 영상, 주파수 영역 데이터 등으로 이루어진 특성벡터의 크기에 비하면 매우 작기 때문이다. 또 주요 산란점이 제대로 예측될 경우, 표적의 산란 매커니즘도 작은 크기의 데이터로 거의 완벽하게 표현해 낼 수 있다. 산란점이 잘 추출되기 위해서는 산란점 추출 기법들이 매우 좋은 해상도(resolution)를 가져야 한다. 여기서 말하는 해상도란 가까운 곳에 위치한 여러개의 주요 산란점을 분리해 내는 능력(resolvability)을 말한다.

따라서 본 논문에서는 다섯 개의 주요한 고해상도 산란점 추출기법을 이용해 정확도와 계산효율 그리고 실제 표적인식에 적용했을 때의 성능을 서로 비교하여 보고자 한다. 본 논문에 사용된 고해상도 방법은 TLS-Prony, Fast Root-MUSIC, Matrix-Pencil, GEESE, TLS-ESPRIT 다섯가지 방법이다. 이 방법들은 IDFT(Inverse Discrete Fourier Transform)보다 해상도가 뛰어나고 range profile 상에서 침투점 탐색등의 방법을 쓸 필요가 없다.

본 논문에서 사용된 5개의 1차원 산란점 추출 기법의 구분성능을 검증하기 위해 포항공대 내의 POSTECH compact range에서 측정된 6개의 표적의 RCS 데이터를 이용하여 실제의 구분 실험을 행하였다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. 먼저 2장에서는 산란점 추출 기법의 기본 모델로 쓰일 GTD 산란점 모델을 다루고, 3장에서는 비교 대상인 5개의 1차원 산란점 추출 기법의 기본 이론과 과정에 대해 살펴본다. 4장에서는 여러 가지 측면에서 각 산란점 추출기법의 성능을 분석하고 이를 통한 구분 성능을 보여준다. 마지막으로 5장에

서는 이를 바탕으로 결론을 내린다.

II. 사용된 산란점 모델

L. C. Potter 등은 고주파 RCS 해석기법중의 하나인 GTD(Geometrical Theory of Diffraction) 해석 모델을 이용하여 실제의 물리적인 전자파의 산란에 매우 가까운 산란점 모델의 사용을 제안하였다[2]. 이 모델은 고주파 영역에서의 산란점의 위치와 세기 뿐만 아니라 산란점 구조에 따른 산란파의 주파수 의존성을 고려하여 만들어진 모델이다.

Potter가 제안한 GTD 모델은 다음과 같다.

$$E(k) = \sum_{m=1}^L A_m \left(j \frac{k}{k_c} \right)^{\alpha_m} e^{-j2kr_m} \quad (1)$$

여기서 $k=2\pi/\lambda$ 는 전파상수, k_c 는 대역폭의 중심 전파상수, r_m 은 산란점의 위치, A_m 은 산란점의 크기, α_m 은 주파수 의존도이며 $E(k)$ 는 전파상수가 k 일 시 산란파의 세기이다. 레이더에 의해 측정된 RCS 데이터는 일반적으로 Δf 의 동일 주파수 간격을 가지고 이산적으로 샘플링되기 때문에 (1)의 데이터 모델은 다음과 같은 이산 샘플들의 형태로 나타낼 수 있다.

$$x_i = \sum_{m=1}^L A_m \left(j \frac{f}{f_c} \right)^{\alpha_m} e^{-j \frac{4\pi f}{c} r_m} \quad (2)$$

여기서 $f_i=f_0+i\Delta f$ 는 i 번째 샘플 주파수이고 c 는 빛의 속도, f_c 는 주어진 주파수 대역의 중심 주파수이다.

주파수 의존도(α_m)은 각 산란점의 기하학적 형태에 따라 결정되며 기하구조에 따른 주파수 의존도 값의 간단한 예가 표 1에 정리되어 있다.

α_m	산란 구조 예
-1	coner diffraction
-0.5	edge diffraction
0	point scatterer; doubly curved surface reflection; straight edge specular
0.5	singly curved surface reflection
1	flat plate at broadside; dihedral

표 1 산란점의 기하구조에 따른 α 값 예

식 2는 다음과 같이 표현 가능하다[3].

$$x_i = \sum_{m=1}^L a_m p_m^i, \quad \text{where } p_m = e^{-j \frac{4\pi \Delta f}{c} r_m} \\ \alpha_m = A_m e^{-j \frac{4\pi f_0}{c} r_m} \left(j \frac{f_0}{f_c} \right) \quad (3)$$

만약 damped exponential 모델의 극점 p_m 을 알 수 있다면 1차원 산란점의 위치 r_m 은 다음의 식으로부터 구할 수 있다.

$$r_m = \frac{-\angle p_m}{2\pi} R_u, \quad m=1, 2, \dots, L \quad (4)$$

여기서 $\angle p_m$ 은 극점의 위상이며, $R_u=c/(2\Delta f)$ 는

IDFT를 통해 구해질 수 있는 maximum unambiguous range를 나타낸다.

III. 1차원 산란점 추출 기법

3.1 TLS-Prony

TLS-Prony 방법은 Prony의 식 (3)의 damped exponential 모델을 기초로 하여 선형예측(linear prediction)기법과 특이값(SVD : Singular Value Decomposition)분해기법 및 전체 최소자승법(TLS : Total Least Square)을 결합하여 신호의 극점을 구하는 방법이다[4].

여기서 극점들(p_m)을 근으로 하는 다항식을 $\phi(p)$ 로 나타내면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\phi(p) = \prod_{m=1}^L (p - p_m) = \sum_{l=0}^L b_l p^{L-l} \quad (5)$$

식 (3)과 식 (5)를 결합하면 다음과 같은 선형예측식을 얻을 수 있다.

$$\sum_{l=0}^L b_l x_{i-l} = 0 \Rightarrow \sum_{l=1}^L b_l x_{i-l} = -x_i \quad (6)$$

일반적으로는 실제 산란점의 개수를 미리 알 수 없으므로 예측 차수를 일단 $M=N/3$ 으로 근사화 한다. 이때 추출되는 파라미터의 정확도가 가장 신뢰할 수 있다는 연구결과가 알려져 있다[5].

식 (6)을 행렬 형태로 쓰면 다음과 같다.

$$\mathbf{X}\mathbf{b} = -\mathbf{x} \quad (7)$$

이때 \mathbf{X} 의 크기는 $(N-M) \times M$ 이 되고 일반적으로는 $N > 2M$ 이므로 최소자승법을 이용하여 \mathbf{b} 를 구한다.

$$\mathbf{b} = \mathbf{X}^+ \mathbf{x} = (\mathbf{X}^H \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{x} \quad (8)$$

식 (8)에서 $+$ 는 의사 역행렬(pseudo-inverse)을 나타낸다. 단 위 식에서는 잡음에 의한 효과를 고려하지 않았기 때문에 TLS-Prony 모델에서는 잡음에 의한 효과를 줄여주기 위해서 전체 최소자승법과 특이값 분해를 이용한다[4].

3.2 Fast Root-MUSIC

Schmit는 잡음 부공간(noise subspace)과 신호 부공간(signal subspace)이 서로 수직하다는 사실을 이용하여 MUSIC 기법을 제안하였다[6]. Fast Root-MUSIC은 MUSIC의 여러 가지 변형 알고리즘 중에서 스펙트럼을 구하지 않고 수직조건을 이용하여 신호극점을 근으로 가지는 다항식의 계수를 구한 뒤 신호극점을 구하는 방법이다[7].

Fast Root-MUSIC은 먼저 구해진 샘플들의 상호 분산(covariance) 행렬을 계산한다.

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{x} \mathbf{x}^H] \quad (9)$$

여기서 $\mathbf{x}=[x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T$ 이고, 이때의 x_i 는 식 (3)의 형태로 모델링 될 수 있는 i 번째 샘플 신호이다. 각 샘플마다 잡음은 AWGN(Additive White Gaussian Noise)이고 서로 독립적이며 신호와는 상관성이 없

다라고 가정한다. 한번 측정된 데이터를 이용하여 상호분산행렬을 구할 수는 없으므로 MSSP (Modified Spatial Smoothing Preprocessing) 기법을 적용하였다[8].

$$\mathbf{R}_{MSSP} = \frac{1}{2K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{R}_k + \mathbf{J} \mathbf{R}_k^H \mathbf{J})$$

where, $\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & \dots & 1 & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ 1 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}_{(M \times M)}$ (10)

위 식에서 \mathbf{R}_k 는 M 개의 주파수 데이터의 외적이며 보통 $M=N/3$ 으로 근사화한다. MSSP를 적용하면 크기가 $M \times M$ 인 상호분산행렬을 얻을 수 있으며 상호분산 행렬에서 잡음 성분에 의한 고유치에 대응하는 고유벡터를 얻을 수 있으며 수직조건에 의해 다음과 같은 결과를 얻는다.

$$\mathbf{v}^H(r) \mathbf{e}_j = 0, \quad j = L+1, \dots, M \quad (11)$$

위 식에서 r_m 은 m 번째 산란점의 위치이며, \mathbf{e}_j 는 j 번째 고유치에 대응하는 고유벡터이다. $\mathbf{v}(r)$ 은 신호에 의한 방향벡터로서 $\alpha_m=0$ 으로 가정하면 다음식으로 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{v}(r) = [1 \ z^{-1} \dots z^{-(M-1)}]^T \Rightarrow \mathbf{p}(z^{-1})$$

where $z = e^{j \frac{4\pi \Delta f}{c} r}$ (12)

잡음 부공간의 고유벡터들을 모두 고려하여 풀면 damped exponential model의 극점은 다음과 같은 다항식의 근과 일치한다

$$\mathbf{p}^H(z^{-1}) \mathbf{E}_n \mathbf{E}_n^H \mathbf{p}(z^{-1}) = 0, \quad z = p_m$$

where $\mathbf{E}_n = [\mathbf{e}_{L+1}, \mathbf{e}_{L+2}, \dots, \mathbf{e}_M]$ (13)

Fast Root-MUSIC에서는 $\mathbf{E}_n \mathbf{E}_n^H$ 의 첫 번째 행의 성분들을 계수로 가지는 방정식을 이용하여 신호극점들을 구하게 된다[8].

3.3 Matrix Pencil

Matrix Pencil 알고리즘은 Hankel 행렬을 이용한 matrix pencil 쌍과 특이값 분해를 이용하여 잡음에 의한 효과를 줄이면서 신호의 극점 p_m 을 예측하는 기법이다[9].

아래와 같은 matrix pencil 쌍을 정의한다.

$$\mathbf{X}_0 = [\mathbf{x}_{M-1}, \mathbf{x}_{M-2}, \dots, \mathbf{x}_k, \dots, \mathbf{x}_0]$$

$$\mathbf{X}_1 = [\mathbf{x}_M, \mathbf{x}_{M-1}, \dots, \mathbf{x}_k, \dots, \mathbf{x}_1] \quad (14)$$

여기서 $\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k+1}, \dots, x_{N-M+k-1}]^T$ 로 표현되어지는 데이터 샘플 벡터이다. 이때 산란점이 L 개인 경우 \mathbf{X}_0 와 \mathbf{X}_1 은 다음처럼 분해될 수 있다.

$$\mathbf{X}_0 = \mathbf{Z}_L \mathbf{B} \mathbf{Z}_R$$

$$\mathbf{X}_1 = \mathbf{Z}_L \mathbf{B} \mathbf{Z} \mathbf{Z}_R \quad (15)$$

$$\mathbf{Z}_L = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \hat{p}_1 & \dots & \hat{p}_L \\ \vdots & & \vdots \\ \hat{p}_1^{N-M+1} & \dots & \hat{p}_L^{N-M+1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{Z}_R = \begin{bmatrix} \hat{p}_1^{M-1} & \hat{p}_1^{M-2} & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \hat{p}_L^{M-1} & \hat{p}_L^{M-2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{B} = \text{diag}\{a_1, a_2, \dots, a_L\}$$

$$\mathbf{Z} = \text{diag}\{\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_L\} \quad (18)$$

그러면 $L \leq M \leq N-1$ 인 경우에 $\mathbf{X}_1 - z\mathbf{X}_0$ 의 matrix pencil에 대해 $\{z=p_m : m=1, \dots, L\}$ 인 경우 $\mathbf{X}_1 - z\mathbf{X}_0$ 의 랭크가 하나 낮아진다. 이것은 아래 식의 일반화된 고유치 문제의 근이 바로 $z=p_m$ 이라는 뜻이 된다.

$$(\mathbf{X}_1 - z \mathbf{X}_0) \mathbf{q}_m = 0$$

$$\mathbf{X}_0^+ \mathbf{X}_1 \mathbf{q}_m = p_m \mathbf{X}_0^+ \mathbf{X}_1 \mathbf{q}_m = p_m \mathbf{q}_m \quad (19)$$

여기서 $m=1, 2, \dots, L$ 이고 p_m 은 $\mathbf{X}_0^+ \mathbf{X}_1$ 의 고유치가 되며 \mathbf{q}_m 은 그에 대응되는 고유벡터이다. 위의 식을 계산하는데 있어서 특이값 분해를 이용하면 잡음의 효과를 줄일 수 있다[10].

3.4 GEESE

GEESE는 신호 부공간의 고유벡터로부터 만들어진 두개의 행렬을 이용하여 일반화된 고유치 문제를 풀어 신호의 극점을 예측하는 기법이다[11][12]. Matrix pencil 기법과 마찬가지로 matrix pencil 쌍에서 신호의 극점을 추출하지만 matrix pencil 기법이 Hankel matrix를 쓰는 반면 GEESE에서는 상호분산행렬에서 추출한 L 개의 고유벡터를 이용하게 된다.

행렬 \mathbf{E} 를 신호부공간에 속하는 고유벡터만을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \dots \ \mathbf{e}_L] \quad (20)$$

여기서 $\mathbf{e}_k (k=1, \dots, L)$ 벡터는 상호분산행렬에서 추출한 가장 큰 L 개의 고유치에 대응되는 고유벡터이다. 상호분산 행렬은 식 (10)을 이용하여 구한다. 그리고 위 \mathbf{E} 의 첫 Q 개의 행과 두 번째 행부터 $(Q+1)$ 까지를 포함하는 행렬을 각각 \mathbf{E}_0 와 \mathbf{E}_1 으로 정의한다. 일반화된 특이값은 \mathbf{E}_0 와 \mathbf{E}_1 의 matrix pencil 쌍에 의해서 구할 수 있다. 참고로 다음 행렬의 고유치 문제를 푸는 것으로 동일한 해를 구할 수 있다.

$$\mathbf{E}_0^+ \mathbf{E}_1 = (\mathbf{E}_0^H \mathbf{E}_0)^{-1} \mathbf{E}_0^H \mathbf{E}_1 \quad (21)$$

3.5 TLS-ESPRIT

TLS-ESPRIT는 데이터 샘플들로부터의 신호 부공간이 회전에 따른 불변성을 가졌다는 성질을 이용하여 신호극점 예측하는 ESPRIT를 기초로 전체 최소자승법을 이용하여 잡음에 대한 효과를 줄여주는 1차원 산란점 예측 기법이다[13].

식 (3)에 잡음 항을 첨가하여 다음과 같은 두개의 신호 샘플이 있다고 가정한다.

$$x_i = \sum_{m=1}^L a_m \hat{p}_m^i + n_i$$

$$y_i = x_{i+1} = \sum_{m=1}^L a_m \hat{p}_m^{i+1} + n_{i+1} \quad (20)$$

여기서 n_i 는 첨가된 AWGN 항이다. 위 식을 벡터 형태로 쓰면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{S}\mathbf{a} + \mathbf{n}_x \\ \mathbf{y} &= \mathbf{S}\Phi\mathbf{a} + \mathbf{n}_y \end{aligned} \quad (21)$$

위 식에서 $\mathbf{S}=[\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_L]^T$, $\mathbf{p}_m=[1, p_m, p_m^2, \dots, p_m^{N-2}]^T$ 이며 $\Phi=\text{diag}(p_1, p_2, \dots, p_L)$ 이다. 이 중 잡음성분을 제외한 신호성분의 상호분산행렬과 교차상호분산행렬은 다음과 같이 분리해 낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{xx} &= \mathbf{R}_{xx} - \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N-1} = \mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{S}^H \\ \mathbf{C}_{xy} &= \mathbf{R}_{xy} - \sigma_n^2 \mathbf{Z}_{N-1} = \mathbf{S}\mathbf{A}\Phi^H \mathbf{S}^H \end{aligned} \quad (22)$$

위 식에서 \mathbf{I}_{N-1} 은 $(N-1) \times (N-1)$ 크기를 가지는 단위행렬이며 \mathbf{Z}_{N-1} 은 크기가 \mathbf{I}_{N-1} 과 같으며 대각성분 바로 아래쪽 성분들만 1이고 나머지는 0인 행렬이다. 이 경우 신호성분의 회전 불변성에 의해서 Φ 는 \mathbf{S} 에 곱해질 경우 \mathbf{S} 가 나타내는 부공간에 변화를 주지 않는다는 것이 알려져 있다[14]. 상호분산행렬과 교차상호분산행렬의 matrix pencil은 다음과 같이 분리해낼 수 있다.

$$\mathbf{C}_{xx} - z \mathbf{C}_{xy} = \mathbf{S}\mathbf{A}(\mathbf{I} - z\Phi^H)\mathbf{S}^H \quad (23)$$

따라서 \mathbf{C}_{xx} , \mathbf{C}_{yy} matrix pencil의 일반화된 고유치 문제의 해는 Φ^H 행렬의 대각성분의 역수가 된다.

IV. 실험결과

본 장에서는 앞서 소개한 다섯 가지의 알고리즘에 대해 실험한 결과들을 보여준다. 계산의 정확도와 효율성의 측면에서 2가지의 성능지표를 시뮬레이션 데이터를 이용하여 테스트한 결과를 보이고, 각 알고리즘을 사용하여 실제 표적 구분 실험에 적용한 결과도 본 장에서 보여줄 것이다.

실제 표적 구분 실험은 포항공대 내의 단축거리 무반향실(POSTECH compact range)에서 F4, F14, F16, F117, F22, Mig29의 여섯 개의 축소모형에 대해 실험한 결과이다. 위의 구분실험을 위해 여섯 개의 축소모형에 대해서 $0 \sim 30^\circ$ 의 관측각에서 0.5° 의 간격으로 측정하였고, 각 관측각마다 8.3~12.3 GHz의 주파수 대역에서 401 point로 샘플링하여 측정하였다. 이 중에서 0° 부터 1° 간격으로 샘플링한 데이터를 트레이닝 벡터로 선택하고 구분기를 훈련하는데 사용하였으며, 나머지 데이터를 테스트 벡터로 선택하여 각 1차원 산란기법의 성능을 시험하였다. 구분에 사용된 특성벡터는 추출된 산란점 데이터에 센트랄 모멘트(central moment) 기법을 적용하여 평균을 제외한 2차부터 20차까지의 모멘텀(momentum)을 이용하여 특성벡터를 구성하였다. 그 다음 PCA(Principal Component Analysis)를 이용하여 특성벡터의 차원을 8차까지 줄였으며, 마지막으로 최종 구분단계에서는 통계적인 구분기(statistical classifier)중에서 가장 안정적인 Bayes 구분기(classifier)를 사용하였다. 실제 표적 구분 실험

의 구체적인 과정은 [15]를 참조하였다.

그림 1은 알고 있는 산란점 정보에서 주파수 정보를 만들어 낸 후 주어진 SNR 크기의 잡음을 첨가한 이후 다시 산란점 추출 기법을 적용해서 구한 산란점 거리정보와 원 산란점 거리정보와의 차이의 평균을 나타낸 것이다. 아래 그림에서 거리오차의 단위는 $1F_{bin} = c / (2 \times \text{Bandwidth})$ 이다.

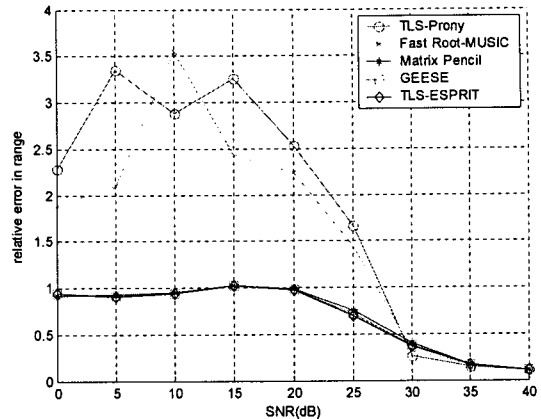


그림 1 각 산란점 추출 기법의 거리정보 오차

그림 1에서 알 수 있듯이 선형예측 기법보다 matrix pencil 쌍을 이용한 기법들의 성능이 좋은 것을 알 수 있다.

그림 2는 추출 기법으로 구한 산란점 정보에서 재구성한 주파수 정보와 원 주파수 정보와의 차이이다. 산란점 추출 기법에 필요한 산란점 개수 L 을 예측하기 위하여 Minimum Description Length(MDL) 기법을 사용하였다[16].

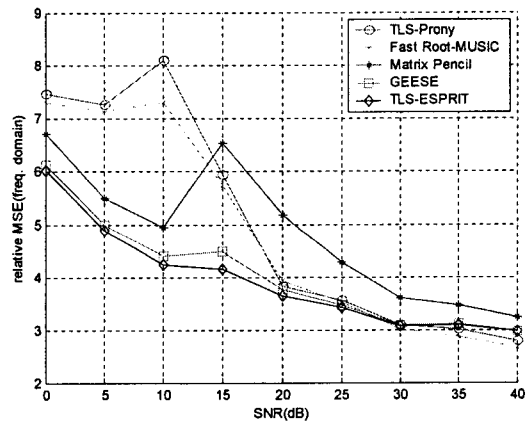


그림 2 각 산란점 추출 기법의 주파수 대역 MSE

그림 2를 보면 GESE와 TLS-ESPRIT 기법이 다른 기법들에 비해서 상당히 낮은 MSE 값을 가진다는 것을 알 수 있다.

그림 3은 서로 다른 6개의 표적물에 대해서 각 산란점 추출 기법을 이용하여 구분실험을 한 결과

를 나타낸 것이다.

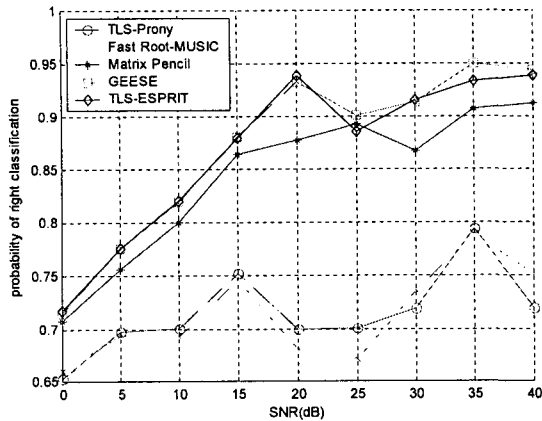


그림 3 각 산란점 추출 기법의 실제 측정 구분 확률

그림 3을 보면 GESE와 TLS-ESPRIT 기법이 다른 기법들보다 좋은 구분 성능을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 레이더 표적 인식의 측면에서 1차원 산란점 추출 기법의 성능을 서로 비교하였다. 4장의 결과에 따르면 GESE와 TLS-ESPRIT 방법이 상대적으로 낮은 거리정보 오차를 가지고 MSE 측면에서 우수하며 실제 측정 데이터를 이용한 구분 실험에 대해서도 SNR이 20dB 이상에서는 구분 확률이 90%를 상회하는 매우 우수한 성능을 보여 여러 오차를 분석한 결과와 거의 일치한다.

이 결과들을 종합해 볼때 레이더 표적 인식 기법으로 1차원 산란 기법을 사용할 경우 GESE 혹은 TLS-ESPRIT를 이용하는 것이 우수한 결과를 보일 것으로 예측할 수 있다.

참고문헌

[1] K.-T. Kim, D.-K. Seo, and H.-T. Kim, "Efficient radar target recognition using the MUSIC algorithm and invariant features", *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, Vol. 50, No. 3, pp. 325-337, March 2002.
 [2] L. C. Potter, D.-M. Chiang, R. Carriere, and Michael J. Gerry, "GTD-Based Parametric Model for Radar Scattering", *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, Vol. 43, No. 10, pp. 1058-1067, October 1995.
 [3] D.-M. Chiang, *Parametric Signal Processing Techniques for Model Mismatch and Mixed Parameter Estimation*, Ph. D. Dissertation, The Ohio State University, 1996.
 [4] M. A. Rahman and K.-B. Yu, "Total Least Square Approach for Frequency Estimation Using Linear Prediction", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and*

Signal Processing, Vol. ASSP-35, No. 10, pp. 1440-1454, October 1987.
 [5] K. M. Cuomo, J. E. Piou, and J. T. Mayhan, "Ultrawide-Band Coherent Processing", *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, Vol. 47, No. 6, pp. 1094-1107, June 1999.
 [6] R. O. Schmit, "Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation", *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, Vol. 34, No. 3, pp. 276-280, March 1986.
 [7] B. D. Rao, "Performance Analysis of Root-MUSIC", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 37, No. 12, pp 1939-1949, December 1989.
 [8] T. J. Shan, M. Wax, and T. Kailath, "On Spatial Smoothing for Direction-of-Arrival Estimation of Coherent Signals", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 33, No. 8, pp. 1689-1696, August 1985.
 [9] Q. S. Ren and A. J. Willis, "Fast Root- MUSIC Algorithm, Electronics Letters", Vol. 33, No. 6, pp. 450-451, 13th March 1997.
 [10] Y. Hua and T. K. Sarkar, "Matrix Pencil Method for Estimating Parameters of Exponentially Damped/Undamped Sinusoid in Noise", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 38, No. 5, pp. 814-824 May 1990.
 [11] Y. Hua and T. K. Sarkar, "On SVD for Estimating Generalized Eigenvalues of Singular Matrix Pencil in Noise", *IEEE Trans. on Signal Processing*, Vol. 39, No. 4, pp. 892-900, April 1991.
 [12] S. U. Phlliar and B. H. Kwon, "GESE(Generalized Eigenvalues utilizing Signal subspace Eigenvectors)-A New Technique for Direction Finding", *Proc. Twenty Second Annual Asilomar Conference on Signals, systems, and Computers*, Pacific Grove, Ca, pp. 258-573, October 31-November 2, 1988.
 [13] H. Saarnisaari, "TLS-ESPRIT in a Time Delay Estimation", *IEEE 47th Vehicular Technology Conference*, Vol 3, pp. 1619-1623, 1997.
 [14] R. Roy and T. Kailath, "ESPRIT-Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 984-995, Vol. 37, No. 7, July 1989.
 [15] K.-T. Kim, D.-K. Seo, and H.-T. Kim, "Radar Target Identification Using One-Dimensional Scattering Centres", *IEEE Proc.-Radar, Sonar Navig.*, Vol. 148, No. 5, pp. 285-296, October 2001.
 [16] M. Wax and I. Ziskind, "Detection of the Number of Coherent Signals by the MDL Principle", *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 37, No. 8, pp. 1190-1196, August 1989.