

PCL 운용환경에서 통계적 가설 검정을 활용한 저피탐 표적 식별

Classification of Low RCS Targets Based on PCL Radar Network Using Statistical Hypothesis Test

이경민 · 최인오 · 김민 · 박정기 · 곽현규* · 김경태

Kyung-Min Lee · In-Oh Choi · Min Kim · Jeong-Ki Park · Hyun-Gyu Kwak* · Kyung-Tae Kim

요 약

본 논문은 passive coherent location(PCL) 운용환경 상에서 저피탐 표적의 바이스테틱 레이다 반사 단면적(radar cross section: RCS) 성분과 통계적 가설 검정을 활용한 표적 식별 기법을 제안한다. 제안된 기법은 먼저 송신기와 수신기의 위치, 예상 표적의 종류 및 이동 시나리오 설정, 각 송신 신호 및 표적별 바이스테틱 RCS 분포도를 계산하여 훈련 RCS 데이터베이스를 구축한다. 다음으로 구축된 훈련 RCS 데이터베이스들과 시뮬레이션 상의 측정된 각 송신 신호별 바이스테틱 RCS간의 통계적 가설 검정을 활용한 표적 식별을 수행하였다. 검정방법으로는 Z 검정법, Wilcoxon 검정법, 그리고 Sign 검정법을 사용하였다. 송신 전력의 변화에 따른 표적 식별률 계산 수행 결과, 송신전력이 25 kW 이상일 경우 우수한 표적 식별 성능을 가짐을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose a new framework of target classification for a passive coherent location(PCL) radar network. The framework uses radar cross sections(RCSs) obtained from multiple bistatic radars, and is computationally more efficient compared with the conventional method that uses time-varying RCSs obtained from a monostatic radar. Firstly, we construct the training set of the bistatic RCS distribution of each target using the scenario-based method and a PCL radar network with multiple transmitters and a receiver. Next, assuming that a test sequence consists of bistatic RCSs, we classify each target using statistical hypothesis test algorithms, such as Z-test, Wilcoxon test, and sign test. The proposed framework demonstrated better performance than the conventional method, in terms of computational efficiency.

Key words: Radar Cross Section, Z Test, Wilcoxon Test, Sign Test

I. 서 론

최근 저피탐 표적 탐지 및 식별을 위한 Passive Coherent

Location(PCL) 운용환경에서의 수동형 레이다(passive radar)에 관한 연구가 활발히 수행되고 있다^{[1]~[3]}. PCL 운용환경의 수동형 레이다는 디지털 텔레비전, 라디오 등과 같

「이 논문은 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2018R1A2B6006426).」

「본 논문은 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행하였습니다(과제명: PCL 운용조건에서 전자파 산란특성 분석 연구).」

포항공과대학교 전자공학과(Department of Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology)

*국방과학연구소 2본부(The 2nd R&D Institute, Agency for Defense Development)

· Manuscript received October 8, 2019 ; Revised November 13, 2019 ; Accepted November 15, 2019. (ID No. 20191008-099)

· Corresponding Author: Kyung-Tae Kim (e-mail: kkt@postech.ac.kr)

은 저주파 대역의 상용 방송 신호를 송신 신호로 활용하여 표적을 탐지한다. 또한 PCL 운용환경은 일반적으로 다중 수신기 혹은 다중 송신기로 구성됨으로써 바이스테틱 기하 구조를 형성한다. 따라서 PCL 운용환경에서의 수동형 레이다는 저주파 대역 및 바이스테틱 구조를 사용함으로써 저파탐 표적의 레이다 반사 단면적(radar cross section: RCS) 저감 기술에 대응할 수 있다^{[11]~[13]}.

일반적으로 레이다에서 표적 식별을 위해 추출할 수 있는 특징 성분은 RCS, 고해상도 거리 측면도(high resolution range profile: HRRP), 역합성 개구면 레이다 영상(inverse synthetic aperture radar: ISAR), 그리고 마이크로 도플러 등이 있다^{[4]~[9]}. PCL 운용환경의 수동형 레이다는 방송 신호의 협소한 주파수 대역폭을 사용하기 때문에 상기 방법 중 넓은 주파수 대역폭을 요구하는 HRRP, ISAR, 마이크로 도플러의 경우 적합하지 않다. 따라서 PCL 운용환경 내의 수동형 레이다에서는 RCS를 활용한 표적 식별 방법이 적합하다.

입사각 및 반사각 변화에 따른 RCS 변화를 활용한 표적 식별 기법이 기존 능동형 모노스테틱 레이다 분야에서 연구되어 왔다^[4]. 해당 표적 식별 기법은 먼저 대상 표적의 이동 시나리오를 사전 설정하여 훈련 데이터(training data)를 생성한 후, 이를 이용하여 퍼지 분류기(fuzzy classifier)를 최적화한다. 마지막으로 최적화된 퍼지 분류기를 활용하여 대상 표적을 식별한다. 이는 기존의 기법들보다 짧은 계산시간을 가지는 장점이 있다.

그러나 상기 표적 식별 기법은 모노스테틱 레이다 구조에서 표적 이동에 따른 RCS 변화를 측정하기 때문에 일정한 표적 측정 시간을 요구한다. 따라서 전체 표적 식별 과정의 수행 시간이 증가하는 문제가 발생한다. 또한 퍼지 분류기의 최적화는 입자 군집 최적화(particle swarm optimization) 과정을 수행하며, 이는 기본적으로 많은 계산량을 요구한다. 따라서 여러 가지 경우의 표적 이동 시나리오를 구성할 경우, 매 시나리오마다의 입자 군집 최적화를 수행해야 하며, 이는 많은 계산량을 야기하는 문제점이 발생한다.

이에 본 논문에서는 PCL 운용환경 내 수동형 레이다 운용으로 측정된 표적의 바이스테틱 RCS와 사전 구축된 표적별 훈련 RCS 데이터 값들간의 통계적 가설 검정을

활용한 새로운 표적 식별 기법을 제안한다. PCL 운용환경의 바이스테틱 구조는 각 송신기 및 수신기의 위치에 따라 입사각 및 반사각이 달라지기 때문에 기존의 모노스테틱 구조와 달리 동 시간대에 관측한 표적 RCS 정보가 각 바이스테틱 구조간에 서로 다른 특징이 있다. 따라서 모노스테틱 레이다와 달리 다양한 관측 각도에서의 표적 RCS 정보들을 짧은 시간 내에 취득할 수 있다. 또한 본 논문에서는 훈련 데이터의 RCS 분포를 통계모델로 가정하고 측정된 표적 RCS 간의 통계적 가설 검정을 활용한 방법을 제안하였으며, 이는 기존의 표적 식별 기법이 입자 군집 최적화 과정으로 높은 계산량을 요구한 것과는 달리 별도의 학습 과정을 요구하지 않고 설정된 시나리오 상에서 예상 표적의 각 훈련 RCS 데이터 정보만을 활용하기 때문에 표적 식별 수행에 필요한 계산량이 낮아지는 장점이 있다.

제안된 표적 식별 기법에 사용한 통계 검정법으로는 모수 통계 검정법(parametric statistic test)인 Z 검정, 비모수 통계 검정법(nonparametric statistic test)인 Wilcoxon, Sign 검정 총 세가지를 활용하였다^[10]. 각 검정법 별로 표적 식별률 분석을 시뮬레이션을 통해 수행하였으며, 송신 전력의 변화에 따른 표적 식별률을 분석하였다. 표적 식별 결과, 25 kW 이상의 송신 전력에서 우수한 표적 식별 성능을 가짐을 확인하였다.

본 논문의 진행 순서는 다음과 같다. 2장에서는 바이스테틱 RCS에 대한 기본 이론을 정리한다. 3장에서는 통계 검정법의 이론 및 이를 활용한 표적 식별 방법을 설명한다. 4장에서는 기술한 표적 식별법을 활용한 시뮬레이션 설정 환경 및 표적 식별 결과를 기술한다.

II. 바이스테틱 RCS 방정식

바이스테틱 RCS 정보는 바이스테틱 레이다 방정식을 토대로 추출할 수 있다. 바이스테틱 레이다 방정식은 다음과 같다(식 1)^[11].

$$P_r = \frac{\lambda^2 \sigma(\theta_t, \phi_t, \theta_r, \phi_r) G_t G_r}{(4\pi)^3 (R_t R_r)^2} \cdot P_t \quad (1)$$

P_r 은 수신 신호의 전력, λ 는 신호의 파장 길이, G_t 는

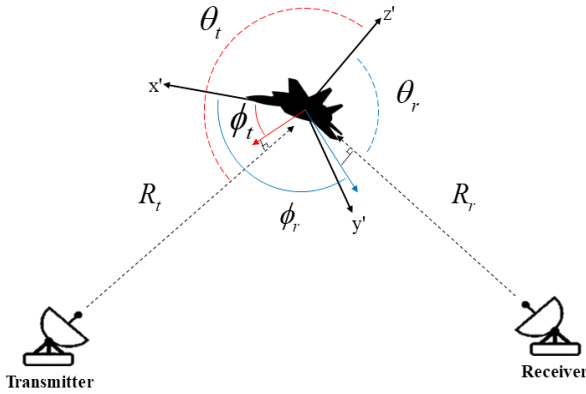


그림 1. 바이스테틱 레이더 기하구조 및 입, 반사각
Fig. 1. Bistatic radar geometry and elevation, azimuth components of incident, reflection angle.

송신기의 안테나 이득, G_t 은 수신기의 안테나 이득, R_t 는 표적과 송신기 간의 거리, R_r 은 표적과 수신기 간의 거리, 그리고 P_t 는 송신 신호의 전력을 의미한다. $\sigma(\theta_t, \phi_t, \theta_r, \phi_r)$ 는 바이스테틱 RCS이며, θ_t, θ_r 은 입, 반사각의 고각 성분을, ϕ_t, ϕ_r 은 방위각 성분을 나타낸다(그림 1).

식 (1)을 바이스테틱 RCS, $\sigma(\theta_t, \phi_t, \theta_r, \phi_r)$ 로 재구성하면 다음과 같다.

$$\sigma(\theta_t, \phi_t, \theta_r, \phi_r) = \frac{P_r (4\pi)^3 (R_t R_r)^2}{P_t \lambda^2 G_t G_r} \quad (2)$$

P_t 및 G_t, G_r 은 송신기 및 수신기의 운용 정보로써 사전에 획득할 수 있으며, P_r 은 수신기에서 측정할 수 있다. 따라서 R_t, R_r 정보를 획득할 수 있다면 표적의 바이스테틱 RCS인 $\sigma(\theta_t, \phi_t, \theta_r, \phi_r)$ 를 추정할 수 있다.

바이스테틱 PCL 환경의 수신기는 수신 신호의 펄스 압축(pulse compression) 과정을 통하여 송신기-표적-수신기 이동 거리인 $R_t + R_r$ 를 추정할 수 있다^[12]. 바이스테틱 기하 구조에서는 표적의 예상 구간을 타원체로 표현할 수 있으며, 최소 3쌍의 다중 바이스테틱 구조가 형성된다면 표적의 위치를 추정할 수 있다^{[13][14]}. 그림 2는 3개의 송신기와 1개의 수신기가 배치될 때의 타원체 형성을 통한 좌표 추정 예시를 보여주고 있다. 추정된 표적의 위치와 송, 수신기의 위치를 이용하여 R_t, R_r 성분을 추정할 수 있으며, 이를 통해 바이스테틱 RCS를 추정한다.

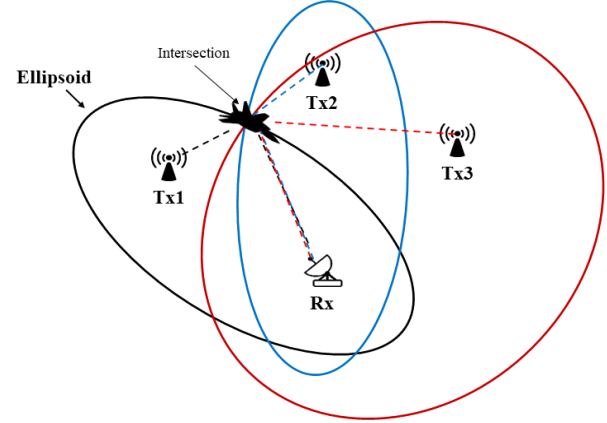


그림 2. 다중 바이스테틱 구조에서의 표적 위치 추정
Fig. 2. Estimation of target location in multiple bistatic structure.

바이스테틱 RCS 정보를 활용하기 위해서는 표적에 대한 입, 반사각의 고각 및 방위각 성분 ($\theta_t, \phi_t, \theta_r, \phi_r$) 계산이 필요하다. 입, 반사각의 고각 및 방위각 구성은 그림 1과 같이 표현되며, 표적의 위치, 이동 방향 및 각 송신기와 수신기의 위치 정보를 통해 입, 반사각의 고각 및 방위각 정보를 추정할 수 있다^[4]. 측정된 고각 및 방위각 정보를 차후 훈련 RCS 데이터의 생성 및 측정된 표적 RCS와의 검정 과정에 사용한다.

III. 제안된 표적 식별 기법

PCL 환경 구성과 표적 이동의 모든 경우를 고려하여 훈련 RCS 데이터베이스를 생성할 경우, 막대한 데이터가 요구되며, 이는 높은 계산량 및 비효율을 야기할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 다중 송신기와 단일 수신기로 구성된 PCL 환경으로 시나리오 환경을 가정, 표적의 예상 시나리오를 사전 설정함으로써 훈련 RCS 데이터를 구성하고자 한다.

표적 예상 시나리오는 특정 위치를 중심으로 예상 범위 구간을 지정하며, 특정 방향으로의 이동을 가정한다. 선정된 표적 예상 시나리오를 기반으로 전자기 수치해석 과정을 거쳐 표적별 RCS 데이터베이스를 구성한다.

표적과 송신기 및 수신기 간의 거리가 멀 경우, 훈련 RCS 데이터들은 특정 지점을 중심으로 밀집하여 형성되

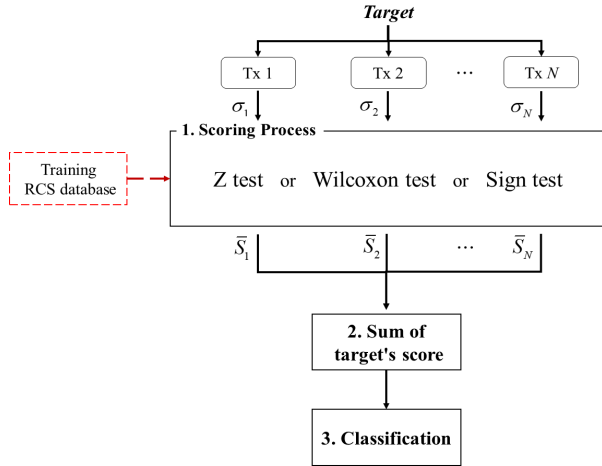


그림 3. 전체 표적 식별 순서도

Fig. 3. Flow chart of classification procedure.

는 경향이 있다. 또한 각 표적별 RCS 성분들은 표적 모델 간의 기하적 구조 차이에 의해 동일한 시나리오 조건에서 서로 다른 RCS 분포도를 형성하게 되는 특징이 있다.

따라서 각 표적마다의 RCS 분포도를 중심 지점이 다른 통계모델로 가정할 수 있으며, 통계적 가설 검정법을 활용하여 송신기 별로 생성된 각 표적의 RCS 데이터베이스의 중심점과 측정된 표적 RCS와의 근사 여부를 판단할 수 있다. 검정 수행 결과로 각 송신기 별 근사 여부를 점수화 과정을 수행, 점수 합산결과를 분석함으로써 최종 표적 식별 결과를 도출한다.

본 논문에서 제안하는 전체 표적 식별 과정은 총 3가지 과정으로 구성되며, 1) 점수화 과정(scoring process), 2) 점수 합산 과정(sum of target's score), 3) 표적 식별 과정(classification)을 거친다. 이는 그림 3과 같다.

3-1 점수화 과정(Scoring Process)

우선 대상 표적의 바이스테틱 RCS를 송신 신호별로 측정을 수행한다. 측정된 RCS들은 통계적 가설 검정법을 적용하여 점수화 과정을 거친다.

점수화 과정의 결과는 식 (3)과 같이 도출된다.

$$\bar{S}_n = [S_{n,1} \ S_{n,2} \ \cdots \ S_{n,k} \ \cdots \ S_{n,K}] \quad (3)$$

\bar{S}_n 은 총 N 개의 송신기 중 n 번째 송신기의 송신 신호에

대한 점수 벡터를, k 는 총 K 개의 예상 표적 중 k 번째 예상 표적의 번호를, $S_{n,k}$ 은 n 번째 송신기에서 k 번째 표적에 대한 점수 결과를 의미한다.

상기 과정을 수행하기 위한 통계적 가설 검정법으로 Z 검정법, Wilcoxon 검정법, 그리고 Sign 검정법을 사용하였다^[10]. 각 검정법 별로 점수화 결과 성분인 $S_{n,k}$ 도출에 대하여 기술한다.

3-1-1 Z 검정법

Z 검정법은 모 집단의 평균 및 표준편차를 활용한 Z 변환 수행 결과를 활용하는 검정법으로 계산된 Z 값은 단일 표본의 모집단에서의 표준편차를 고려한 위치값을 의미한다^[10]. 표적 식별에 적용하기 위한 Z 변환식은 식 (4)와 같다.

$$Z_{test,k} = \frac{\sigma_{test} - \mu_{tr,k}}{s_{tr,k}} \quad (4)$$

σ_{test} 는 측정된 표적 RCS, $\mu_{tr,k}$, $s_{tr,k}$ 는 k 번째 표적 훈련 RCS 데이터들의 평균 및 표준편차를 의미한다. Z 변환에서의 Z_{test} 의 절댓값($|Z_{test}|$)은 모 집단의 평균에서 멀어질수록, 모 집단의 표준편차가 작을수록 커지게 된다. 따라서 측정된 RCS 결과가 $\mu_{tr,k}$ 와의 차이가 낮을수록 $|Z_{test}|$ 값은 감소하며, 이때 최소의 $|Z_{test}|$ 를 가지는 표적을 식별 결과로 도출할 수 있다.

Z 검정법의 점수화 결과는 식 (5)와 같다.

$$S_{n,k} = |Z_{test,k}| \quad (5)$$

3-1-2 Wilcoxon 검정법

Wilcoxon 검정법은 비모수 검정법 중 하나로, 모집단이 모수 통계모델을 따르지 않을 경우, 주어진 표본 값이 모집단에서 중앙값에 근접하는지를 순위 선정으로 판단하는 검정법이다^[10].

표적 훈련 RCS 데이터 원소 성분마다 차감을 수행하여 부호를 결정한다. 이는 식 (6)과 같다.

$$q_{i,k} = \begin{cases} -1 & \text{if } y_{i,k} - \sigma_{test} < 0 \\ 1 & \text{if } y_{i,k} - \sigma_{test} > 0 \end{cases} \quad (6)$$

$y_{i,k}$ 는 k 번째 표적 훈련 RCS 데이터의 i 번째 원소값을, $q_{i,k}$ 는 부호 표시값을 의미한다.

다음으로 $|y_{i,k} - \sigma_{test}|$ 값들의 낮은 순서의 순위 값인 $r_{i,k}$ 를 결정한다^[10]. 계산된 $q_{i,k}$ 및 $r_{i,k}$ 을 이용하여 순위 합산 결과인 $W'_{test,k}$ 를 도출한다 (식 7).

$$W'_{test,k} = \sum_{i=1}^M r_{i,k} q_{i,k} \quad (7)$$

여기서 M 은 σ_{test} 와 동일한 값을 가지는 성분을 제외한 모 집단의 원소 개수를 의미한다.

M 의 값이 커질수록 $W'_{test,k}$ 의 확률 질량 함수(probability mass function)는 정규 분포 형태를 띄우게 된다. 이를 Z 변환 과정을 거치면 식 (8)과 같다.

$$W_{test,k} = \frac{W'_{test,k} - \mu_w}{s_w} \quad (8)$$

여기서 μ_w , s_w 는 $W'_{test,k}$ 통계량의 평균 및 표준편차를 의미하며, 식 (9)와 같이 정의된다.

$$\mu_w = 0, s_w = \frac{M(M+1)(2M+1)}{6} \quad (9)$$

$W_{test,k}$ 는 σ_{test} 가 훈련 RCS 데이터들의 중앙값과 차이가 적을수록 낮은 절댓값을 가지는 특징이 있다. 따라서 $|W_{test,k}|$ 가 최소가 되는 k 번째 표적이 유력 후보가 될 수 있다. 따라서 $|W_{test,k}|$ 를 점수화 결과로 도출한다(식 10).

$$S_{n,k} = |W_{test,k}| \quad (10)$$

3-1-3 Sign 검정법

Sign 검정법 또한 비모수 검정법 중 하나로써 비교 대상인 표본값보다 높은 모 집단의 원소 개수를 추정함으로써 표본값의 중앙값 근사 여부를 확인한다^[10].

k 번째 표적 훈련 RCS 데이터의 원소인 $y_{i,k}$ 와 측정된 표적 RCS인 σ_{test} 와의 비교하여 $y_{i,k} > \sigma_{test}$ 인 경우의 원소 개수 l 을 계산한다. 이때 σ_{test} 가 훈련 RCS 데이터들의 중앙값과 일치할 경우, $y_{i,k} > \sigma_{test}$ 일 확률은 $p = 1/2$ 가 되며, k 의 개수 또한 σ_{test} 와 동일한 값을 가지는 경우를 제외한 전체 모 집단 개수 M 의 절반인 $M/2$ 와 동일하게 된다.

$y_{i,k} > \sigma_{test}$ 를 성립하는 모 집단 원소의 개수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$p_{i,k} = \begin{cases} 1 & \text{if } y_{i,k} - \sigma_{test} > 0 \\ 0 & \text{if } y_{i,k} - \sigma_{test} < 0 \end{cases}$$

$$l = \sum_{i=1}^M p_{i,k} \quad (11)$$

M 이 증가함에 따라 l 의 확률 질량 함수는 평균이 $M/2$, 표준편차가 $\sqrt{M/4}$ 인 정규분포를 형성하게 된다. 따라서 l 에 대한 Z 변환을 수행함으로써 σ_{test} 의 중앙값 유사성을 판단할 수 있게 된다. 이는 다음 식 (12)와 같이 점수화 결과로 출력할 수 있다.

$$B_{test,k} = \frac{l - (M/2)}{\sqrt{M/4}}$$

$$S_{n,k} = |B_{test,k}| \quad (12)$$

3-2 점수 합산 과정(Sum Target'S Score)

두 번째 과정으로 점수 합산 과정에서는 상기 과정으로 도출된 송신기별 점수 벡터 \bar{S}_n 을 합산한다. 최종 합산 점수를 \bar{S}_r 로 두며, 이는 식 (13)과 같다.

$$\bar{S}_r = \bar{S}_1 + \bar{S}_2 + \dots + \bar{S}_n \dots + \bar{S}_N$$

$$= [S_{r,1} \ S_{r,2} \ \dots \ S_{r,k} \ \dots \ S_{r,K}] \quad (13)$$

여기서 $S_{r,k}$ 은 표적별 최종 합산 점수이며,

$$S_{r,k} = S_{1,k} + S_{2,k} + \dots + S_{n,k} \dots + S_{N,k} \quad (14)$$

로 표현된다.

3-3 표적 식별 과정(Classification)

마지막으로 표적 식별 과정에서 식 (13)의 각 송신기별 합산된 점수를 종합하여 점수가 최소가 되는 표적을 식별 결과로 출력한다(식 15).

$$R = \arg \min_k (\bar{S}_r)$$

$$= \arg \min_k ([S_{r,1} \ S_{r,2} \ \dots \ S_{r,k} \ \dots \ S_{r,K}]) \quad (15)$$

R 은 최종 결정된 k 값으로 해당 번호에 부합하는 예상 표적으로 식별 결과를 도출한다.

IV. 시뮬레이션 결과

4.1 시나리오 설정

본 논문에서의 훈련 RCS 데이터베이스 구성을 위한 표적의 예상 위치, 송신기 운용 위치 및 수신기 배치 시나리오에는 그림 4와 같다.

최소 3쌍 이상의 바이스태틱 레이다 운용 조건에 부합하기 위해 송신기 3개, 수신기 1개를 배치한다. 각 송신기는 Tx1: $(-28, 113, 0.3)$ km, Tx2: $(-9, 9, 0.5)$ km, Tx3: $(36, -3, 0.3)$ km에, 수신기는 원점 $(0, 0, 0)$ km에 배치한다.

표적 예상 위치의 중심 좌표는 $(100, 100, 10)$ km이며, 중심 좌표로부터 x-y 평면 상 ± 5 km, z축 방향 ± 2 km까지 1 km 간격으로 표적의 예상 구간으로 나뉘어 설정하였다(그림 5).

표적의 이동 방향은 $(-1/\sqrt{2}, -1/\sqrt{2}, 0)$ 으로 수신기 방향으로 접근하는 상황으로 가정하였다. 이동 방향의 각

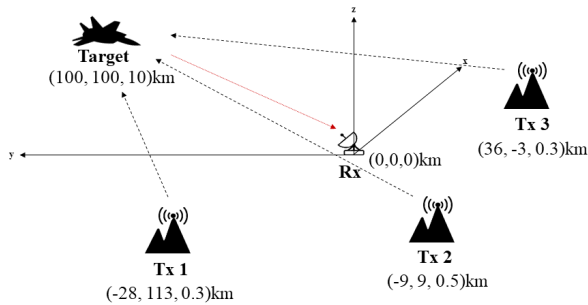


그림 4. 표적 예상 위치 및 송, 수신기 배치 시나리오
Fig. 4. Scenario of Tx, Rx and target location.

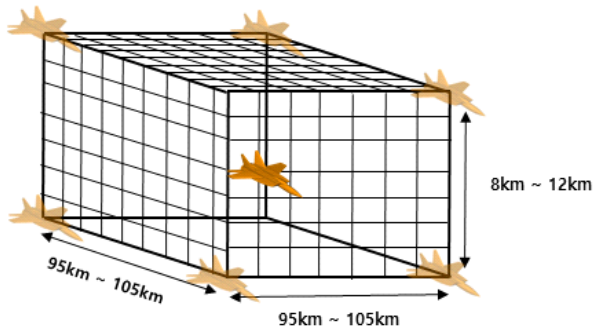


그림 5. 표적 예상 구간 설정
Fig. 5. Expected target location in training scenario.

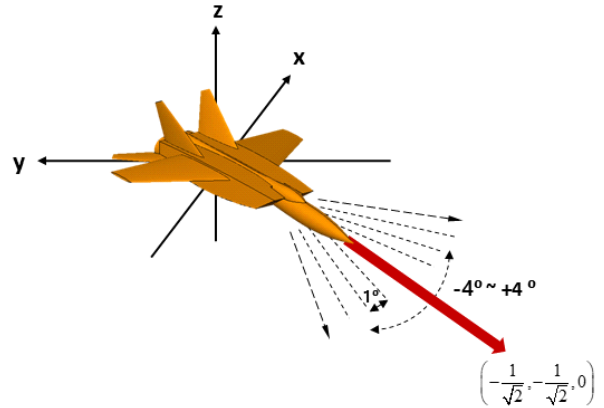


그림 6. 표적 이동 방향 설정
Fig. 6. Expected target direction in training scenario.

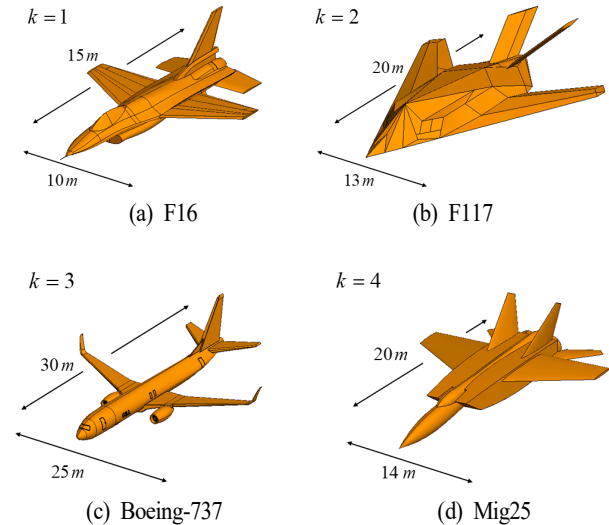


그림 7. 예상 표적 종류
Fig. 7. Expected target types.

도 오차를 두어 x-y 평면상에서 $\pm 4^\circ$ 로 설정하였다(그림 6).

예상 표적들을 선정하여 RCS 데이터 베이스를 구성한다. 본 논문에서 전반적으로 다루는 예상 표적은 총 4개 ($K=4$)로, 순서는 F16($k=1$), F117($k=2$), Boeing-737($k=3$), 그리고 Mig25($k=4$)이다(그림 7).

4.2 훈련 RCS 데이터베이스 구성

상기 설정된 송, 수신기 위치 정보, 표적 위치, 이동 방

항 및 종류를 토대로 각 표적별 RCS 수치해석을 수행하였다. RCS 계산을 위해 수치해석 소프트웨어 FEKO 7.0 (EM Software & Systems)을 사용하였으며, 저주파 해석에 적합한 Method Of Moments(MOM) 해석기법을 채택하였다^[15].

각 송신기 별 표적들로 구성된 훈련 RCS 데이터베이스의 도수 분포도(histogram)는 그림 8~그림 10과 같다. 각 도수 분포도의 x 축은 RCS 수치를, y 축은 이에 해당하는 RCS 훈련 데이터 성분 개수를 의미한다.

4.3 시뮬레이션 운용 지표 및 표적 식별 결과

측정을 위한 시뮬레이션 내 운용 지표는 표 1과 같다.

본 시뮬레이션에서는 잡음 전력(P_{noise})으로 열 잡음을 고려하였고, 열 잡음 모델은 Additive white Gaussian noise (AWGN)로 가정하였다.

PCL 운용환경에서의 송신기는 일반적으로 방송 신호를 송출하는 기지국이 중심이 된다. 각 기지국에서의 송신 전력은 RCS 도출 과정에 영향을 끼치기 때문에 송신 전력의 변화는 본 논문의 제안된 표적 식별 기법에 중요한 지표가 된다.

또한 PCL 운용환경의 바이스태틱 레이더 구조상에서의 송신기들은 배치된 위치가 서로 다르기 때문에 각 송신기별 수신기에 도달하는 신호는 서로 상이한 신호 대 잡음비(signal to noise ratio: SNR)를 갖게 된다. 따라서 각 송신기의 송신 전력을 동일하게 설정한 다음, 송신 전력 변화에 따른 각 송신기 별 수신 신호의 SNR 변화를 확인

표 1. 시뮬레이션 운용 지표

Table 1. Parameter of simulation.

Parameter	Value
Center frequency (f_c)	100 MHz
Wavelength (λ)	3 m
Bandwidth (B)	10 MHz
Transmitter gain (G_t)	15 dB
Receiver gain (G_r)	40 dB
Temperature (T_o)	290 K
Transmit power sweep (P_t)	1 kW~40 kW

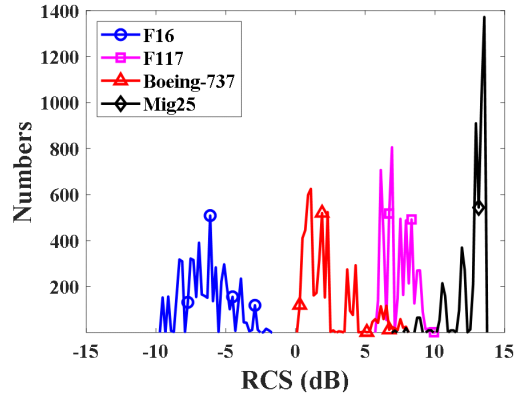


그림 8. Tx1의 표적별 RCS 도수 분포도

Fig. 8. RCS histogram of Tx1 on each target.

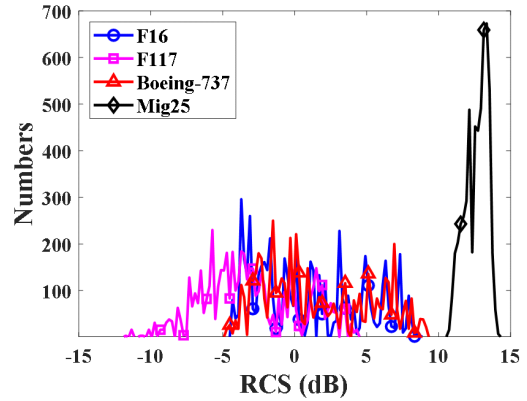


그림 9. Tx2의 표적별 RCS 도수 분포도

Fig. 9. RCS histogram of Tx2 on each target.

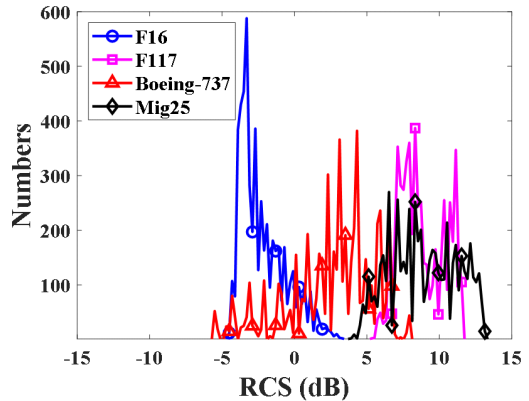


그림 10. Tx3의 표적별 RCS 도수 분포도

Fig. 10. RCS histogram of Tx3 on each target.

해 보았다.

SNR 계산을 위해 사용한 수식은 식 (16)과 같다.

$$SNR_n = \frac{P_{r,n}}{P_{noise}} \quad (16)$$

여기서 SNR_n , $P_{r,n}$ 은 n 번째 송신기에서 수신된 수신 신호의 SNR 및 수신 전력이다.

송신 전력은 1 kW에서부터 40 kW까지 5 kW 단위로 증가하며, 송신 신호 전력 증가에 따른 각 송신기 별 수신 신호 SNR 변화는 그림 11과 같다.

그림 11에서 보이는 바와 같이 송신 신호의 전력이 증가할 경우, 세 송신기 모두 수신 신호 SNR이 증가하는 경향을 보임을 확인할 수 있다. 따라서 송신 전력 상승은 각 송신기 별 수신 신호의 SNR 증가를 의미한다. 본 논문에서는 이를 활용하여 각 송신기의 송신 전력 및 안테나 이득은 모두 동일하게 설정한 다음 송신 신호의 전력 변화에 따른 표적 식별률 변화를 분석하였다.

시뮬레이션 과정에서의 표적은 시나리오 중 한 가지 경우로 무작위 선택된다. 배치된 수신기에서 각 송신기의 송신 신호를 종합해 3개의 바이스텍 RCS를 추출하였다. 추출한 RCS 정보를 각 송신기 별 훈련 RCS 데이터베이스를 통한 Z 검정법, Wilcoxon 검정법, Sign 검정법 세 가지를 별도로 적용하여 표적 식별을 수행하였다.

각 송신 전력별 400회의 몬테카를로 시뮬레이션을 수

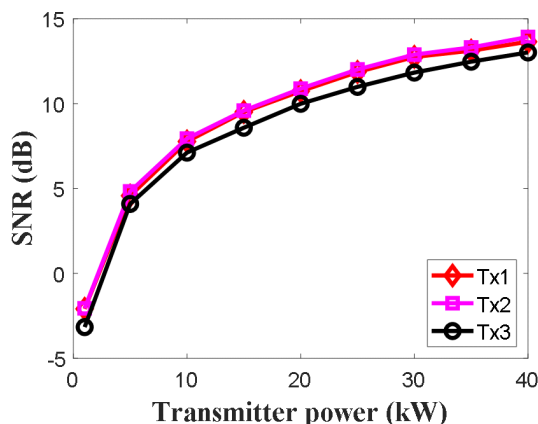


그림 11. 송신 전력 변화에 따른 각 송신기 별 수신 신호 SNR

Fig. 11. SNR variation with transmit power.

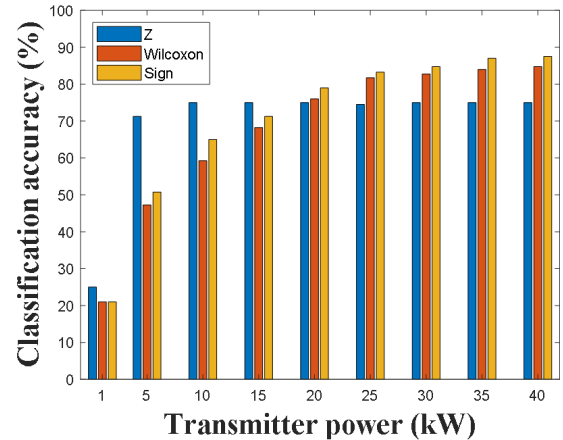


그림 12. 송신 전력에 대한 표적 식별 성능

Fig. 12. Classification accuracy with transmit power.

행하였다. 상기 과정으로 최종 수행된 표적 식별률 분석 결과는 그림 12와 같다.

수행 결과, Z 검정법은 전체 송신 전력 내에서 80 % 이하의 표적 식별률을 나타내고 있다. Wilcoxon 검정법은 25 kW부터 80 %의 표적 식별률을 보여주고 있으며 그 이상의 송신 전력에서 85 %에 근접하는 표적 식별률을 보이고 있다. Sign 검정법 또한 25 kW부터 80% 이상의 표적 식별률을 보이며, 35 kW 이상 구간에서는 85%를 상회하는 표적 식별률을 나타내고 있다. 1 kW의 낮은 송신 전력인 경우, 세가지 검정 방법의 표적 식별률 모두 30 % 미만의 낮은 표적 식별 결과를 보여주고 있다. 전체적으로 20 kW 이상의 높은 송신 전력인 경우의 표적 식별률은 Sign 검정법이 우위를, 다음으로 Wilcoxon 검정법이 Z 검정법보다 높은 것을 확인하였다.

상기 결과에서 Z 검정법은 5 kW 구간에서는 다른 두 기법 대비 높은 표적 식별률을 보이고 있으나, 그 이상의 전력에는 두 기법이 Z 검정법보다 높은 표적 식별률을 보이고 있다. 이는 훈련 RCS 데이터 분포가 비모수 분포도에 더 유사하기 때문에 정규 분포를 가정하는 Z 검정법에 한계가 온 것으로 볼 수 있다. 또한 Wilcoxon 검정법과 Sign 검정법 간에 미세한 식별률 차이가 발생하였으며, 이는 순위 결정에 따른 Z 변환보다 부호 결정을 통한 중앙값 추정이 본 표적 RCS 표적 식별에 적절하다는 것으로 판단할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 PCL 운용환경에서의 다중 바이스테틱 RCS 정보를 측정하여 통계 모델 검정법을 활용한 표적 식별을 수행하였다. 표적의 종류는 F16, F117, Boeing-737, Mig25로 총 4가지를 설정하였으며, 운용 송신기는 3개, 수신기는 1개로 배치하였다. 표적의 이동 시나리오는 (100, 100, 10) km 중심으로 x-y 평면 반경 5 km 내외, z축 방면 2 km 내외 임의의 위치에서 x-y 평면 반경 $\pm 4^\circ$ 각도 차이로 $(-1/\sqrt{2}, -1/\sqrt{2}, 0)$ 방향으로 이동하는 상황으로 두었다. 설정한 시나리오로 각 송신기 및 표적별 훈련 RCS 데이터베이스를 구성하였다. 구성된 훈련 RCS 데이터베이스를 활용하여 표적 식별 시뮬레이션을 수행하였으며, 식별을 위한 검정법으로는 Z 검정법, Wilcoxon 검정법, 그리고 Sign 검정법을 활용하였다.

표적 식별 수행 결과, Z 검정법은 전 구간에서 80 % 이하의 표적 식별률을, Wilcoxon 검정법은 25 kW에서 85 %에 근접하는 표적 식별률을, Sign 검정법은 25 kW에서부터 85 % 이상의 표적 식별률을 보여주었다.

시뮬레이션 결과, 저피탐 표적 탐지를 위한 통계모델 검정법을 활용한 PCL 운용환경 하 바이스테틱 RCS 기반 표적 식별이 적당한 송신 전력이 확보된다면 유효한 표적 식별 결과를 보여줄을 확인하였다. 차후 연구에서는 다양한 저피탐 표적 및 다중 시나리오 환경에서의 표적 식별 연구가 필요할 것이다.

References

- [1] C. J. Baker, H. D. Griffiths, and I. Papoutsis, "Passive coherent location radar system. Part 2: Waveform properties," in *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, Jun. 2005, vol. 152, no. 3, pp. 160-168.
- [2] M. Malanowski, K. Kulpa, "Digital beamforming for passive coherent location radar," in *2008 IEEE Radar Conference*, Rome, Italy, May 2008, pp. 1-6.
- [3] P. Stinco, M. S. Greco, F. Gini, and M. Rangaswamy, "Ambiguity function and Cramer-Rao bounds for universal mobile telecommunications system-based passive coherent location systems," in *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, Aug. 2012, vol. 6, no. 7, pp. 668-678.
- [4] S. J. Lee, S. J. Jeong, B. S. Kang, H. Kim, S. M. Chon, and H. G. Na, et al., "Classification of shell-shaped targets using RCS and Fuzzy classifier," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 64, no. 4, pp. 1434-1443, Apr. 2016.
- [5] S. J. Lee, J. H. Bae, S. J. Jeong, E. Yang, and K. T. Kim, "Analysis of target identification performances against the moving targets using a bistatic radar," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 27, no. 2, pp. 198-207, Aug. 2016.
- [6] J. I. Park, S. W. Jung, K. T. Kim, J. H. Chun, and J. W. Bae, "Analysis of target identification performances based on HRR profiles against the moving targets," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 20, no. 3, pp. 289-295, Mar. 2009.
- [7] S. H. Seol, Y. J. Choi, and I. S. Choi, "Target recognition method of DTV-based passive radar using multi-channel combining method," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 28, no. 10, pp. 794-801, Oct. 2017.
- [8] K. T. Kim, D. K. Seo, and H. T. Kim, "Efficient classification of ISAR images," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 53, no. 5, pp. 1611-1621, May 2005.
- [9] K. T. Kim, D. K. Seo, and H. T. Kim, "Efficient radar target recognition using the MUSIC algorithm and invariant features," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 50, no. 3, pp. 325-337, Mar. 2002.
- [10] R. J. Larsen, M. L. Marx, *An Introduction to Mathematical Statistics and Its Applications*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, pp. 655-676, 1986.
- [11] C. Ozdemir, *Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging with MATLAB Algorithms*, Hoboken, NJ, John Wiley & Sons, pp. 33-78, 2012.
- [12] M. Martorella, E. Giusti, "Theoretical foundation of passive bistatic ISAR imaging," *IEEE Transactions on*

Aerospace and Electronic Systems, vol. 50, no. 3, pp. 1647-1659, Jul. 2014.

- [13] K. H. Park, S. Y. Son, and H. N. Kim, "Implementation of FM-broadcasting-based passive radar and analysis of target detection results," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 44, no. 6, pp. 1201-1209, Jun. 2019.
- [14] H. J. Kim, K. H. Park, D. K. Kim, and H. N. Kim, "Performance analysis of target localization according

to the placement of multiple-receivers in passive bistatic radar systems," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 43, no. 5, pp. 833-842, May 2018.

- [15] E. Knott, "The relationship between Mitzner's ILDC and Michaeli's equivalent currents," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 33, no. 1, pp. 112-114, Jan. 1985.

이 경 민 [포항공과대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0000-0002-1999-5242>



2018년 2월: 아주대학교 전자공학과 (공학사)
2018년 3월~현재: 포항공과대학교 전자
전기공학과 석사과정
[주 관심분야] 레이더 신호처리

김 민 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0001-7520-3513>



2015년 2월: 부경대학교 전자공학과 (공학사)
2017년 2월: 부경대학교 전자공학과 (공학석사)
2017년 3월~현재: 포항공과대학교 전자
전기공학과 박사과정
[주 관심분야] 레이더 표적인식, 레이더
신호처리, 전력발전단지 EMI/EMC 분석

최 인 오 [포항공과대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0002-0410-1066>



2012년 8월: 부경대학교 전자정보통신공
학과 (공학사)
2014년 8월: 부경대학교 전자공학과 (공학
석사)
2015년 9월~현재: 포항공과대학교 전자
전기공학과 박사과정
[주 관심분야] 미세도플러 분석, 레이더
표적인식, 레이더 신호처리, 패턴인식, 스펙트럼 추정

박 정 기 [포항공과대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0000-0001-5409-5621>



2018년 2월: 포항공과대학교 전자전기공
학과 (공학사)
2018년 3월~현재: 포항공과대학교 전자
전기공학과 석사과정
[주 관심분야] 레이더 신호처리

곽 현 규 [국방과학연구소/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-7972-3038>



치탐지

2007년 2월: 충남대학교 정보통신공학과 (공학사)

2009년 2월: 충남대학교 정보통신공학과 (공학석사)

2009년 5월~현재: 국방과학연구소(ADD) 선임연구원

[주 관심분야] 전자전, 통신, 신호처리, 위

김 경 태 [포항공과대학교/정교수]

<https://orcid.org/0000-0003-1200-5282>



1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)

1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)

1999년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)

2002년 3월~2011년 2월: 영남대학교 전

자공학과 교수

2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 교수

2012년 9월~2017년 12월: 레이더/IR 표적식별 특화연구실실장

2018년 1월~현재: 무인감시정찰기술연구센터장

[주 관심분야] 레이더 신호 처리 및 영상, 레이더 표적인식 및 패턴인식, 전자기수치해석 및 RCS 측정