

# 극사상법을 이용한 효율적인 ISAR 영상 구분

## Efficient Classification of ISAR Images Based on Polar Mapping Technique

김 경 태 · 박 종 일 · 신 영 남

Kyung-Tae Kim · Jong-Il Park · Young-Nam Shin

### 요 약

본 논문에서는 ISAR 영상을 이용하여 표적을 식별하기 위한 알고리즘을 제안한다. 표적의 식별은 최소한의 시간에 정확하게 이루어져야 한다. 그러나 기존의 방식은 ISAR 영상을 그대로 이용하기 때문에 같은 표적에 대한 영상이더라도 레이더에서 표적까지의 거리, 표적의 운동방향 및 속도에 따라 ISAR 영상이 변하는 문제점이 있다. 표적의 회전 및 크기 변화에 대해 변하지 않고, 차원이 낮으며, 표적 식별에 필요한 중요한 정보를 포함하는 특징만 영상에서 추출하여 식별에 이용함으로써 정확도는 높이고 계산량과 계산 시간을 줄일 수 있다. 위의 나열된 특성벡터가 갖춰야 할 조건을 만족시키기 위해 본 논문에서는 극사상법 및 적절한 구분기를 제안하며, 기존의 방식과 비교하여 성능을 평가한다.

### Abstract

In this paper, we propose a method to classify inverse synthetic aperture radar(ISAR) image from different targets. The approach can provide efficient features for classification by the combined use of a polar mapping procedure and a well-designed classifier. The resulting feature vectors are able to meet requirements that efficient features should have: invariance with respect to rotation and scale, small dimensionality, as well as highly discriminative information. Typical experimental examples of the proposed method are provided and discussed.

Key words : ISAR Image, Feature Vector, Classifier, Polar Mapping, Discrimination

### I. 서 론

Inverse Synthetic Aperture Radar(ISAR) 영상은 표적에 대한 산란원들의 분포를 스펙트럼 예측 기법을 사용하여 2차원으로 보여준다. 그렇기 때문에 ISAR 영상은 표적의 레이더 반사면적(RCS: Radar Cross Section) 데이터를 이용한 표적의 RCS 증상분석(diagnostic analysis)<sup>[1],[2]</sup> 및 구분<sup>[3]</sup>에 이용된다. 본 논문에서는, ISAR 영상을 사용한 표적식별을 위한 신호처리 기법의 개발을 다룬다.

ISAR 영상을 이용한 표적 구분 과정은 첫 번째,

넓은 관측각에 걸쳐 다양한 표적의 ISAR 영상 데이터베이스를 구축하고 두 번째, 미확인 표적에 대한 ISAR 영상을 앞서 구축한 데이터베이스의 ISAR 영상과 비교한다. 미확인 표적의 ISAR 영상을 구분할 때, ISAR 영상이 가지는 높은 차원(가로, 세로 각각 100개의 화소를 가진 영상은 10000차원을 가짐)은 여러 가지 문제를 야기시킨다. 높은 차원의 특성 벡터는 통계적 구분기나 신경망 구분기 등의 구조를 복잡하게 만든다(curse of dimensionality)<sup>[5],[6]</sup>. 이러한 문제는 영상의 기하학적인 특징에 근거한 특성 벡터(moment, contrast, entropy, fractal dimension)를 추출

「이 연구는 한국과학재단의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.」

영남대학교 전자정보공학부(Department of Electrical Engineering and Computer Science, Yeungnam University)

· 논문 번호 : 20050104-001

· 수정완료일자 : 2005년 2월 25일

함으로써 해결할 수 있다<sup>[7],[8]</sup>. 이렇게 얻어진 특성 벡터의 차원은 ISAR 영상의 차원에 비해 훨씬 작은 차원을 가지기 때문에 결과적으로 저장 공간과 계산 시간을 줄이고 구분기의 구조를 간단히 할 수 있게 된다. 그러나 특성 벡터를 추출하는 과정에서 표적의 구분에 관계된 정보를 잃게 된다<sup>[9]</sup>. 그리고 실제 상황에서는 표적이 계속해서 움직이므로 주파수 대역폭과 Coherent Processing Interval(CPI) 과정 동안 상대적인 각 영역이 고정되어 있어도 ISAR 영상에서 표적의 방위각과 크기가 달라질 수 있다. 특히, 레이더와 표적 사이의 방위각과 표적의 운동 방향(레이더에 대한 시계방향 또는 반 시계 방향)에 의해 ISAR 영상은 회전 변화가 발생한다<sup>[3],[10]</sup>. 그리고 CPI 과정 동안에 표적의 운동 속도 변화에 의한 ISAR 영상에서 표적의 크기 변화를 일으키게 된다<sup>[3],[10]</sup>. 위의 열거된 문제점들이 ISAR 영상에 왜곡을 발생시켜 구분 성능이 떨어지게 된다. 결국 위의 문제점들을 해결할 수 있는 특성 벡터 즉, ISAR 영상의 각도 변화와 크기 변화에 대해서 무관한 성질을 갖는 특성 벡터를 표적의 구분에 이용함으로써 신뢰할 수 있는 결과를 얻을 수 있다.

지금까지 ISAR 영상 식별에 관련된 연구로는 [3], [4]가 있다. [3], [4]에서는 선박의 ISAR 영상을 구분하기 위하여 선박 표적의 기하학적 특징을 이용하였다. 하지만, 위의 방법은 기하학적 특징이 선박과 다

른 비행기와 같은 표적에 적용하기 어렵다. 효율적인 ISAR 영상 구분을 위해서는 표적의 종류에 관계없이 구분할 수 있는 알고리즘이 필요하다.

본 논문에서는 위에서 열거한 여러 가지 문제점들을 해결하기 위하여 극상상 기법과 새로운 구분기 구조를 제안한다.

## II. 구분 알고리즘

### 2-1 전처리 과정

2차원 ISAR 영상을  $I_o(x_i, y_j), i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N$ 으로 표현하고 여기서  $(x, y)$ 는 ISAR 영상의 횡축, 종축 차원을 나타내며  $M, N$ 은 각각의 차원에 대한 화소수를 나타낸다. 전처리 과정은 ISAR 영상의 분할 및 정규화 과정을 수행한다.

분할 과정(segmentation process)에서는 ISAR 영상으로부터 잡음(noise)과 클러터(clutter) 성분을 제거하고, 일정 신호 레벨 이상의 화소(pixel)들만 표적의 신호에 의한 신호로써 추출한다. 이를 위해 ISAR 영상의 평균값을 구하여 ISAR 영상의 화소값이 평균값보다 큰 값을 가질 때 선택되어지며 평균값보다 작은 값의 화소들은 0을 갖게 한다.

분할 과정 후에 정규화 과정에서는 전체 에너지로 ISAR 영상을 나눔으로써 레이더와 표적 간의 거리 차이로 인한 ISAR 영상의 신호 레벨의 변화를 줄

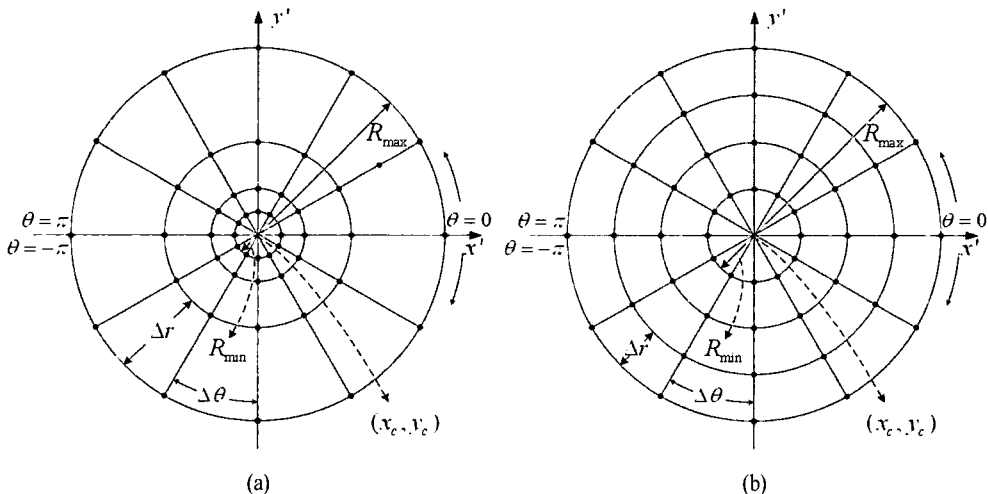


그림 1. (a) 로그 극 격자, (b) 극 격자  
Fig. 1. (a) Log-polar grid, (b) Polar grid.

일 수 있다.

## 2-2 극사상

방위각과 크기가 다른 texture 영상을 구분하기 위한 방법으로 로그 극사상법(Log-Polar Mapping: LPM)<sup>[11]~[13]</sup>이 있다. 영상의 LPM은 원좌표축에서의 영상을 로그 극좌표축(그림 1(a))으로의 사상과정에서 회전 및 크기 변화가 생기고 그림 1(a)에서 보는 바와 같이 중심에서 외주로 갈수록 간격이 커지는 로그 극 격자를 이용한 샘플링을 한다. LPM은 중심에서만 바깥쪽 원에서는 샘플링 간격이 크기 때문에 주어진 ISAR 영상에 포함되어 있는 정보를 잃을 우려가 있다. 특히, ISAR 영상의 경우, 영상의 중심에서 멀리 떨어질수록 회절 현상에 의한 산란점들이 탐지되는 경향이 있으며, 이러한 정보는 표적 식별에 매우 유용하게 사용된다. 따라서, LPM을 사용하게 되면 이러한 유용한 정보를 잃을 가능성이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 극사상(polar mapping)을 사용한다. 극사상은 샘플링 간격이 일정하기 때문에 중심에서 외주로 갈수록 상대적으로 LPM 방식보다 세밀하게 샘플링한다(그림 1(b)). 본 논문에서는 극사상 과정을 이용하여 ISAR 영상의 무게 중심에서 가장자리까지  $r$ -방향,  $\theta$ -방향으로 샘플링하여 극영상( $I_p(r_m, \theta_n)$ )을 얻었다. 여기서,  $m=1, 2, \dots, N_r, n=1, 2, \dots, N_\theta$ 이고  $N_r$ 은  $r$ -방향,  $N_\theta$ 는  $\theta$ -방향 샘플링 개수이다.  $R_{\min}$ 은 최소 샘플링 반경이며, 본 논문에서는  $R_{\min}$  값을 0으로 선택하였다.  $R_{\max}$ 은 표적에 의한 응답이 나타나는 최대 반경이다. 이전 좌표계에서의 영상의 회전 변화는 새로운 극좌표계에서는 평행 이동과 같은 단순한 위치 변화로 나타난다.

그림 2와 3의 ISAR 영상은 compact range에서 F16 모형의 정면에 8.3 GHz~12.3 GHz 대역의 주파수를 갖는 레이더 신호를  $-15^\circ \sim 15^\circ$ 의 방위각에 조사하여 측정된 RCS 데이터를 이용하여 만들었다. 측정된 주파수 영역 데이터를 내삽한 후 2차원 역 푸리에 변환을 하여 F16 모형의 ISAR 영상을 만든다. 그림 2는 F16 비행기 모형의 정면에 조사한 RCS 데이터를 이용하여 만든 ISAR 영상이다. 그림 3은 그림 2의 영상을  $45^\circ$  회전 및  $1/\sqrt{2}$  크기 변화를 준 것이다.

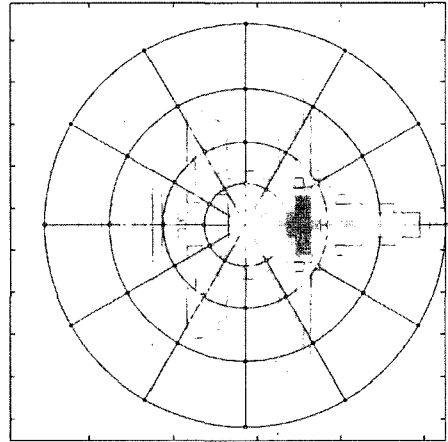


그림 2. F16 모형의 ISAR 영상 및 극 격자  
Fig. 2. ISAR image of a F16 aircraft model associated polar grids.

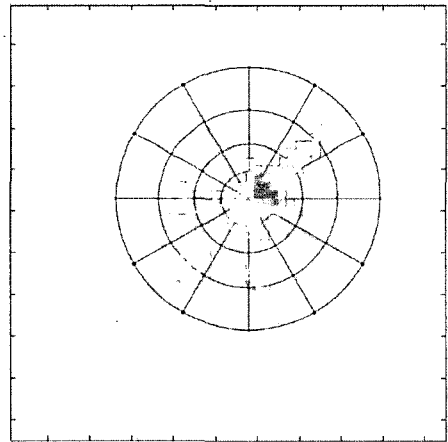


그림 3. 회전 및 크기 변화를 준 F16 모형의 ISAR 영상 및 극 격자  
Fig. 3. ISAR image of a F16 aircraft model associated polar grids: rotated and down-scaled version of Fig. 2.

이러한 변화는 표적과 레이더 사이의 방위각 및 거리 변화에 의해 발생할 수 있다. 그림 4와 5는 극사상 과정을 수행한 영상으로  $\theta$ -방향으로 이동된 점을 제외하면 매우 유사하다는 것을 알 수 있다. 그리고 그 차이는  $\pi/4$ 만큼이라는 것 또한 그림을 통해 알 수 있다. 하지만 두 영상의  $r$ -방향의 차이는 거의 없다. 이러한 결과는 극사상법이 영상의 크기 변화에 대해 무관하며 회전 변화에 대해서는  $\theta$ -방향으로의 이동으로 나타나는 것을 보여준다.  $\theta$ -방향으로

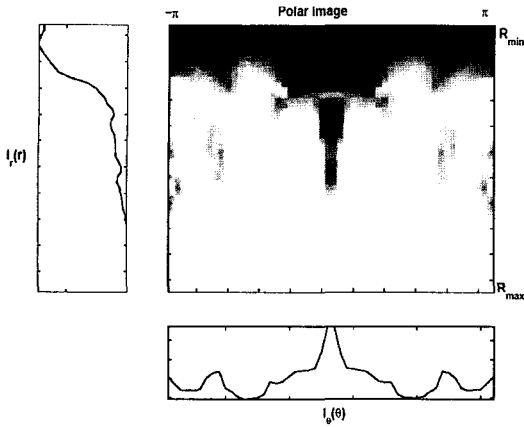


그림 4. 그림 2에 대한 극 영상:  $N_r = N_\theta = 50$   
 Fig. 4. Polar image corresponding to Fig. 2:  $N_r = N_\theta = 50$ .

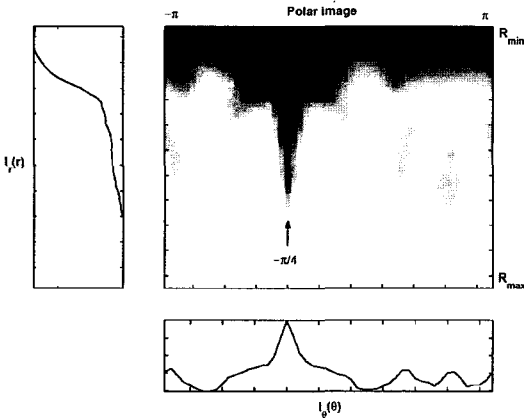


그림 5. 그림 3에 대한 극 영상:  $N_r = N_\theta = 50$   
 Fig. 5. Polar image corresponding to Fig. 3:  $N_r = N_\theta = 50$ .

이동하는 문제에 대한 해결 방안은 이후 구분기 설계 과정에서 제시한다.

### 2-3 데이터베이스 구성

본 논문에 제안된 알고리즘에서 ISAR 영상에서 추출한 특성 벡터는  $r$ -방향 사상영상  $I_r(r)$ ,  $\theta$ -방향 사상영상  $I_\theta(\theta)$ , 그리고 PCA에 의해 압축된 영상으로 구성된다. 극영상을 압축하지 않고 그대로 특성 벡터로 사용하면 정보의 손실은 최소화할 수 있지만 영상이 가지는 특징인 중복되는 정보(redundant information)가 많으며 특성 벡터의 차원이 크다는 문제점이 발생한다. 또한,  $I_r(r)$ 과  $I_\theta(\theta)$ 만으로는 산

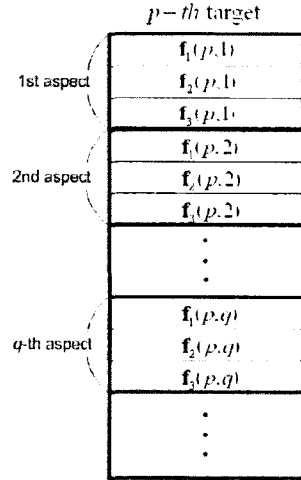


그림 6. 제안된 방식의 훈련 데이터베이스의 구조  
 Fig. 6. The architecture of the proposed training database of a target.

란 현상을 정확하게 나타낼 수 없기 때문에 구분에 유용한 정보를 보존하면서 극영상의 차원을 줄이기 위해 PCA(Principal Component Analysis) 과정을 적용하였다<sup>[5],[6]</sup>.  $I_r(r)$ 과  $I_\theta(\theta)$ 는  $I_p(r_m, \theta_n)$ 를 각각  $r$ -축,  $\theta$ -축으로 사상시킨 값이다.

$$I_r(r) = \int_{-\pi}^{\pi} I_p(r, \theta) d\theta \approx \sum_{n=1}^{N_\theta} I_p(r_m, \theta_n)$$

$$I_\theta(\theta) = \int_{R_{min}}^{R_{max}} I_p(r, \theta) dr \approx \sum_{m=1}^{M} I_p(r_m, \theta_n)$$

$I_r(r)$ 과  $I_\theta(\theta)$ 는 각각  $N_r, N_\theta$ 의 차원을 가지며  $I_p(r_m, \theta_n)$ 이 가지는  $N_r \times N_\theta$  차원에 비하면 매우 작은 차원을 가진다. 그림 6에서  $p$ 번째 표적의  $q$ 번째 각도에 대한 특성 벡터는  $f_1(p, q), f_2(p, q), f_3(p, q)$ 로 구성되며 각각  $I_r(r), I_\theta(\theta)$  그리고 PCA 과정을 수행한 압축된 특성 벡터를 나타낸다. 결국  $p$ 번째 표적의  $q$ 번째 방위각에 대한 전체 특성 벡터의 차원은  $(N_r + N_\theta + 1)$ 이며 여기서 1은 PCA 과정에 의해 압축된 특성 벡터의 차원이다. 본 논문에서는  $N_r = N_\theta = 50, l = 20$ 을 사용하였다. 그 결과 하나의 ISAR 영상을 나타내는 전체 특성 벡터의 차원은  $N_r + N_\theta + l = 120$ 으로 하나의 극 영상을 저장하는데에 필요한 공간이  $50 \times 50$ 의 극영상을 직접 이용하는 것에 비해서는  $120/2500 = 4.8\%$ 이며  $100 \times 100$ 의 ISAR 영상에 비해서는  $120/10000 = 1.2\%$ 에 불과하다.

## 2.4 구분기 설계

그림 4의 영상은 데이터베이스에 저장되어 있으며 그림 5의 영상은 미확인 표적으로 구분해야 하는 영상이라고 가정한다. 극사상 과정을 통해 미확인 표적의 ISAR 영상에 대한  $I_p(r, \theta)$ 와  $I_r(r)$ ,  $I_\theta(\theta)$ 를 구한다.

데이터베이스의  $I_r(r)$ 과 미확인 표적의  $I_r(r)$ 의 정규화 상관계수  $C(p, q)$ 를 계산할 수 있다.

$$C(p, q) = \frac{\mathbf{f}_1^T(p, q) \mathbf{g}_1(p_u, q_u)}{\sqrt{\mathbf{f}_1^T(p, q) \mathbf{g}_1(p_u, q_u)}},$$

$$p=1, \dots, P, q=1, \dots, Q$$

여기서,  $\mathbf{f}_1(p, q)$ 는 데이터베이스의  $p$ 번째 표적의  $q$ 번째 각도에 대한  $r$ -사상 영상이고  $\mathbf{g}_1(p_u, q_u)$ 는 미확인 표적의 임의의 각도에 대한  $r$ -사상 영상이며  $P$ 와  $Q$ 는 각각 데이터베이스를 구성하는 표적의 수, 각도의 수가 된다. 그리고, 데이터베이스의  $(p, q)$ 는 인덱스(index)로 사용되며 미확인 표적의  $(p_u, q_u)$ 는 구분 과정을 통해 찾아야 하는 값이다. 그림 4와 5에서 보는 바와 같이 같은 표적에 대한 원래의 영상과 크기 및 회전 변화를 준 영상은  $r$ -방향으로의 차이는 거의 없으며 단지  $\theta$ -방향으로의 이동에 의한 차이만 나타나기 때문에 두 영상에 대한  $C(p, q)$ 가 커지게 된다.

### • 과정 1 (1차 구분)

$\mathbf{f}_1(p, q)$ 과  $\mathbf{g}_1(p_u, q_u)$ 의  $C(p, q)$ 를 계산하고 내림차순으로 정렬한다.  $PQ$  차원의 상관계수  $C(p, q)$  중에서 상위  $\eta\%$  내의 데이터베이스의 인덱스를 선택하여  $S_1$ 로 표시한다. 작은  $\eta$  값을 선택함으로써 미확인 표적의  $r$ -사상 영상과 비슷한 데이터베이스의  $r$ -사상 영상의 인덱스가  $S_1$ 에 포함된다.

두 영상을 비교하고 같은 표적이라고 구분하기 위해 그림 4와 그림 5의 영상을  $\theta$ -방향으로 정렬시킨다. 두  $I_\theta(\theta)$  영상을  $\theta$ -방향으로 정렬시키기 위해 Matching Score(MS) 알고리즘을 이용한다. MS는 두 특성 벡터 사이의 선형 이동에 대한 정규화 상관계수의 최대값으로 정의한다<sup>[14]</sup>. MS 알고리즘을 이용하여 최대의 상관계수를 가지게 하는  $\theta$ 를 구할 수 있으며 두  $I_\theta(\theta)$  영상 사이의 유사도 또한 계산할 수 있다. MS의 단점으로는 데이터베이스의 비교 수가

클 경우 계산시간이 매우 커진다는 점이다. 그렇기 때문에 Coarse Search(과정 1) 이후의  $S_1$ 에 MS를 적용함으로써 계산시간을 줄일 수 있다.

### • 과정 2 (2차 구분)

$S_1$ 에 속한  $\mathbf{f}_2(p, q)$ 와  $\mathbf{g}_2(p_u, q_u)$  사이의 Matching Score( $M(p, q)$ )를 계산하고, 내림차순으로 정렬한다. 그 후, 전체  $S_1$ 중 상위  $\gamma\%$ 에 속하는  $S_1$ 의 인덱스를  $S_2$ 로 선택한다.

미확인 표적  $p_u$ 는  $\mathbf{f}_3(p, q)$ 를  $r$ -축으로의 사상함으로 인해  $\mathbf{f}_1(p, q)$ 는 그에 따른 오직  $r$ -축에 대한  $I(r, \theta)$ 의 분포 정보만 가지고 반대로  $\mathbf{f}_2(p, q)$ 는  $\theta$ -축에 대한  $I(r, \theta)$ 의 분포 정보만을 가지기 때문에 극영상이 가지는 정보에 비하면 매우 작아서  $\mathbf{f}_1(p, q)$ 과  $\mathbf{f}_2(p, q)$ 만으로는 ISAR 영상 구분에 충분하지 않다. 그래서  $r$ -축과  $\theta$ -축 모두에 대한 정보를 포함하는  $\mathbf{f}_3(p, q)$ 에 근거한 nearest-neighbor classifier<sup>[5],[6]</sup>가 과정 3에서 이용된다.

### • 과정 3 (정렬과 최종 결정)

과정 2에서 저장된  $\theta$ 를 이용해서  $S_2$ 에 속한 훈련 데이터베이스의 각각의  $\mathbf{f}_2(p, q)$ 로 미확인 표적으로부터의 극사상 영상  $I_p(r, \theta)$ 를 정렬한다.  $\mathbf{f}_3(p, q)$ 를 구하기 위해 PCA 과정에서 사용된 변환 행렬을 이용하여 미확인 표적에 대한  $\mathbf{g}_3(p_u, q_u)$ 를 계산한다.

$$d(p, q) = \|\mathbf{f}_3(p, q) - \mathbf{g}_3(p_u, q_u)\|,$$

$$(p, q) \in S$$

일 때,  $d(p_0, q_0) \leq d(p, q)$ 이면 미확인 표적의 클래스는  $p_0$ 로 선택된다.

과정 2와 과정 3을 통해 그림 4와 5의  $\theta$ -방향으로의 이동변화 문제를 효과적으로 해결하였으며 그림 4와 5의 영상은 같은 표적으로 구분될 수 있다. 결론적으로 그림 2와 3의 두 ISAR 영상은 회전의 영향을 받지 않게 된다. Step 1의  $\eta$ 와 Step 2의  $\gamma$ 의 선택이 제안된 알고리즘의 성능에 큰 영향을 준다. 만약  $\eta$ 가 너무 크면  $S_1$ 의 크기가 커지게 되며 이는 결과적으로  $M(p, q)$ 의 차원이 커지고 계산시간이 길어지게 된다. 이와 유사하게  $\gamma$ 가 커지면  $S_2$ 가 커지게 된다. 반대로  $\eta$ 와  $\gamma$ 가 너무 작으면 계산시간은 줄어들지만 구분 확률이 떨어지게 된다. 그래서 계산

시간과 구분 성능은  $\eta$ 와  $\gamma$ 의 선택에 의해 결정된다. 본 논문에서는 수많은 실험에 의해  $\eta$ 와  $\gamma$ 는 10 % ~ 30 % 사이의 값을 선택함으로써 계산시간 및 구분 성능을 저하시키지 않는 것으로 나타났다.

### III. 구분 결과

#### 3-1 구분 실험 환경 및 과정

본 논문에서 제안한 방식의 성능을 평가하기 위해, 6개의 비행기(F4, F14, F16, F22, F117, Mig29) 모형을 이용하여 구분 실험을 하였다. 이들의 RCS 데이터는  $0^\circ \sim 180^\circ$ 의 ISAR 영상을 얻기 위해 compact range에서 X-band(8.3~12.3 GHz)의 주파수 대역폭을 갖고  $30^\circ$ 의 각 영역을 가지는 신호를 이용하여  $1^\circ$  간격으로 측정되었다. 송신단과 수신단 모두 수직편파를 사용하였다. 수신신호에 10~30 dB의 5 dB 간격으로 백색 잡음(Additive White Gaussian Noise)을 첨가하여 만든 데이터를 2차원 IFFT를 적용하여  $100 \times 100$ 의 화소를 가지는 ISAR 영상을 만들었다. 각각의 표적에 대한 ISAR 영상의 수는 181개이고, 전체 ISAR 영상의 수는  $181 \times 6 = 1,086$ 개가 된다. 1,086개의 ISAR 영상 중에서 각 표적의 훈련 데이터는 각도를  $10^\circ$ 씩 증가시켜  $18 \times 6 = 108$ 개의 ISAR 영상으로 구성된다. 그리고 나머지 978(전체 데이터의 약 90 %)개의 ISAR 영상을 본 논문의 기법의 성능을 평가하는 테스트 데이터로 사용한다.

구분 알고리즘의 성능  $P_c$ 는 전체 테스트 데이터 중에서 올바르게 구분한 수의 비율로 정의한다.

$$P_c = \frac{\text{올바르게 구분한 수}}{\text{전체 테스트 데이터 수}} \times 100[\%]$$

그림 7은  $P_c$ 를 측정하기 위한 구분 실험의 세부적인 과정을 설명하고 있다. 훈련 과정의 Step 2와 테스트 과정의 Step 3에서, 극사상 영상을 얻기 위해  $N_r = N_\theta = 50$ 을 사용하고, Step 3에서  $l=20$ 의 차원을 가지도록 압축된 극사상 영상을 얻기 위해 PCA를 적용한다. 따라서 훈련 데이터의 차원은  $(50+50+20) \times 108 = 12,960$ 으로 원래의 ISAR 영상의 데이터 차원이  $(100 \times 100 \times 108) = 1.08 \times 10^6$ 인 것과 비교해 볼 때, 약 1.2 % 정도에 불과하다. 그리고 테스트 과정에서  $\eta=30\%$ ,  $\gamma=10\%$ 를 선택하였다. 테스트 과정

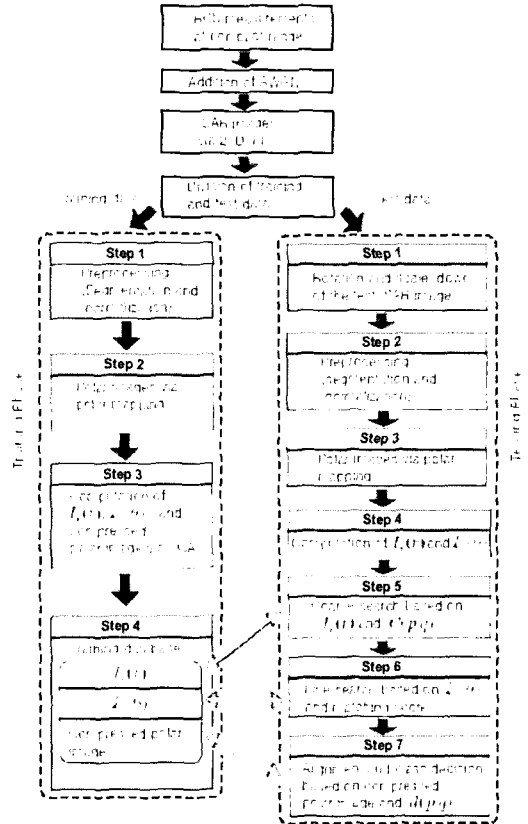


그림 7. 제안된 방식의 성능평가를 위한 실험과정  
Fig. 7. The experimental procedures to evaluate the performance of the proposed scheme.

의 Step 1에서, 테스트 영상은 원 ISAR 영상을  $0 \sim 2\pi$  사이에서 임의의 각도로 회전하고  $1 \sim 1/\sqrt{2}$  사이의 크기 갖도록 하였다. 효과적인 ISAR 영상 구분 알고리즘은 여러 요인에 의해 왜곡된 ISAR 영상에 대해서도 정확히 구분해야 한다.

본 논문에서 제안된 방식의 성능을 ISAR 영상을 직접 이용하는 기존의 방식과 비교하였다.

기존의 방식은 다음과 같다.

• 훈련 과정

- 1) 2-1의 전처리 과정을 ISAR 영상에 적용한다.
- 2) 전처리된 ISAR 영상을 이용하여 데이터베이스를 만든다.

• 테스트 과정

- 1) 테스트 ISAR 영상을 훈련 과정의 전처리 과정을 수행한다.

- 2) 전처리된 테스트 ISAR 영상과 데이터베이스의 ISAR 영상의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 구한다.
- 3) 테스트 ISAR 영상은 가장 작은 유클리드 거리를 갖게 하는 데이터베이스의 인덱스로 결정된다.

### 3-2 구분 실험결과 및 분석

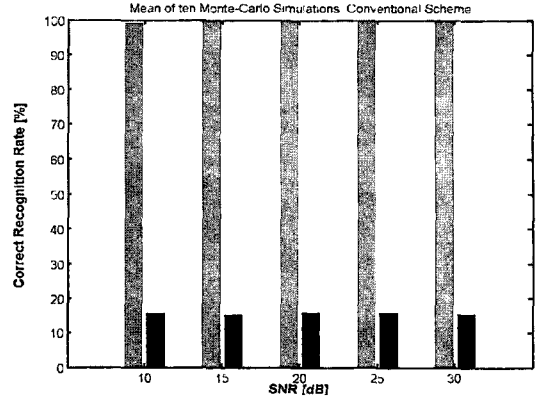
그림 8은 기존의 ISAR 영상 구분 방식의 결과와 본 논문에 제안된 구분 방식을 각각의 SNR에 대하여 10개의 독립적인 잡음을 첨가하여 10번 수행한 Monte-Carlo 실험의  $P_c$ 를 보여준다. 이 그림에서, 회색 막대는 회전과 크기 변화가 없는 ISAR 영상의 결과를, 검정 막대는 표적의 운동으로 인해 회전과 크기 변화가 있는 ISAR 영상의 결과를 보여준다. 그림 8(a)에서 알 수 있듯이, 기존의 방식은 회전과 크기 변화가 없는 테스트 ISAR 영상에 대해서는 높은 구분 성능을 보이지만, 회전과 크기 변화가 있을 경우에는 구분 성능이 현저히 떨어진다. 그러나 그림 8(b)의 본 논문에 제안된 방식의 구분기 성능은 테스트 ISAR 영상이 회전 또는 크기가 변할 때에도 높은 구분 성능을 유지한다.

실제 환경에서 움직이는 표적에 대한 ISAR 영상을 만들 경우 움직임 보상(motion compensation)에 오차가 생기면 ISAR 영상이 흐려지게(blur) 된다. 보상 오차가 발생한 ISAR 영상에 대한 제안된 알고리즘의 성능을 알아보기 위해 각각의 ISAR 영상에 대해 2 차원 FIR(Finite Impulse Response) 필터를 통과시켰다.

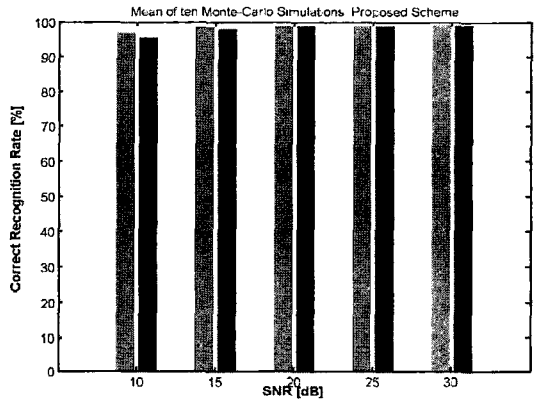
$$I_b(x_m, y_n) = \sum_{i=-L}^L \sum_{j=-L}^L W_{ij} I(x_{m-i}, y_{n-j}),$$

$$W_{ij} = \frac{1}{L^2}, \quad i = -L, \dots, L, \quad j = -L, \dots, L$$

여기서,  $I(x_m, y_n)$ 은 흐려지기 전의 ISAR 영상이고,  $I_b(x_m, y_n)$ 은 필터를 통과한 후의 흐려진 ISAR 영상이다. 위의 필터는 주파수 응답이 저역 통과 필터로 2차원 이동 평균 필터(Running average filter)라 불린다. 그림 9(a)는 F117 모델의 ISAR 영상이고, 그림 9(b)는 그림 9(a)를  $L=7$ 인 FIR 필터를 통과한 후의 흐려진 ISAR 영상이다. 그림 9(a)에서는 주요 부분의 산란 메커니즘을 자세히 보여주고 있지만, 그림 9(b)에서는 자세히 볼 수 없다. 필터 차수( $L$ ) 값이



(a) 기존 방식  
(a) The conventional scheme



(b) 제안된 방식  
(b) The proposed scheme

그림 8. SNR의 변화에 따른 구분 성능의 변화:  
회색막대: 회전 및 크기변화가 없는 경우  
검정막대: 회전 및 크기변화가 있는 경우

Fig. 8. The correct recognition rate versus SNR:  
-Gray bar: the test images are not rotated and down-scaled.  
-Black bar: the test images are rotated and down-scaled.

커질수록, 더욱 흐려진 영상이 얻어지며 표적의 산란점에 대한 정보를 더욱 잃게 된다.

흐려진 영상에 대한 구분 실험을 수행하기 위해, 30 dB로 고정된 SNR에 대해서 전체 1,086개의 ISAR 영상을 사용하였다. 앞선 실험과 같이, 각 표적의 훈련 데이터는 전체 데이터 중에서 10%이며 나머지 90%의 ISAR 영상을 테스트 데이터로 구성한다. 테스트 과정에서만 FIR 필터를 통과시킨 후의 흐려진 ISAR 영상을 사용하고, 필터 차수  $L$ 에 대한 구

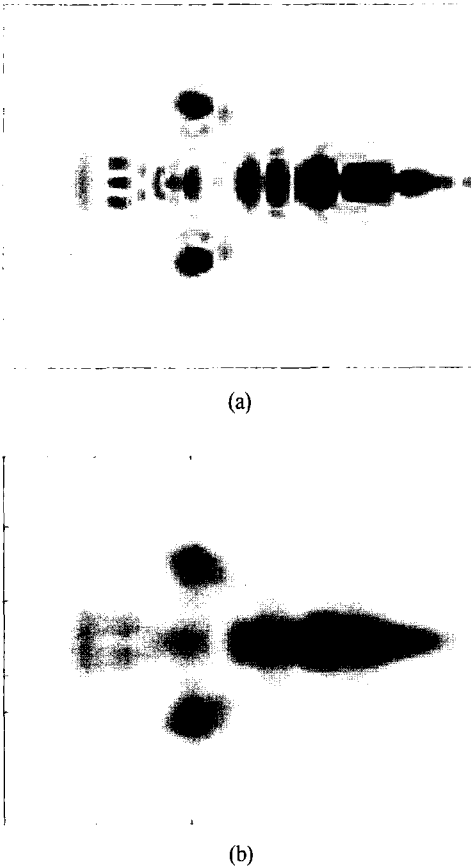


그림 9. (a) F117 모델의 ISAR 영상, (b)  $L=7$ 인 FIR 필터를 통과시킨 F117의 ISAR 영상  
 Fig. 9. (a) ISAR image of a F117 model, (b) Blurred ISAR image of a F117 by the FIR filter with  $L=7$ .

분 확률을 얻는다. 그림 10은  $L=3, 5, 7, 9, 11$  일 때의 결과를 보여준다. 구분 확률 주위의 오차 막대는 표준편차를 나타낸다. 그림에서 보듯이 제안된 방식은 회전과 크기 변화뿐 아니라 영상의 흐려짐에 대해서도 매우 강한 특성을 나타낸다.

본 논문에서 제안된 방식은 그림 7의 테스트 과정의 Step 3과 Step 5에서 특히 계산 시간이 많이 소요된다. Step 3에서는 ISAR 좌표를 극좌표로 변화시키는 데에 많은 시간이 소요되고, Step 5에서는 PQ 크기로 이루어진 공간이 매우 크기 때문이다. Step 6과 Step 7은 상대적으로 처리시간이 짧다. 이는 Step 5에 비해 작은 공간을 사용하기 때문이다. 반면, 기존의 방식은 극사상과정이 없고 하나의 특성 벡터를 이용하기 때문에 구분시간이 짧지만 구분 확률이 때

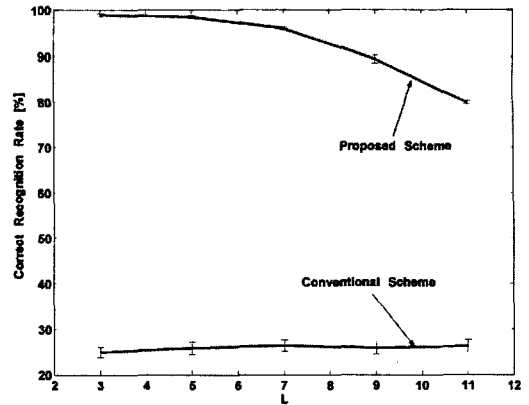


그림 10. 흐려진(blur) 영상에 대한 제안된 방식과 기존 방식에 대한 성능 비교  
 Fig. 10. Comparison of performances between the proposed scheme and the conventional one against the image blurring.

우 낮다. 그러나 앞서 언급한 것처럼 제안된 방식은 기존의 방식과 비교해 볼 때, 훈련 데이터의 저장 공간의 크게 줄일 수 있으며 또한 구분 성능의 향상에 주목해야 한다.

#### IV. 결 론

본 논문에서 제안된 알고리즘으로, ISAR 영상을 구분하기 위해 회전과 크기 변화에 대해 무관하며 구분에 충분한 정보를 가지는 낮은 차원의 특성 벡터를 만들어 낼 수 있다. 또한, ISAR 영상만을 사용하는 기존의 방식과 비교해 볼 때, 훈련 데이터베이스를 저장하는 용량이 작아진다. 그리고 왜곡이 없는 ISAR 영상뿐 아니라 왜곡된 ISAR 영상에 대해서도 좋은 구분 성능을 보였다.

#### 참 고 문 헌

[1] Dean L. Mensa, *High Resolution Radar Cross-Section Imaging*, Norwood, MA: Artech House, 1991.  
 [2] A. Zyweck, R. E. Bogner, "High-resolution radar imagery of the Mirage III aircraft", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 42, no. 9, pp. 1356-1360, Sep. 1994.  
 [3] S. Musman, D. Kerr, and C. Bachmann, "Automatic recognition of ISAR ship images", *IEEE Transac-*



tions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 32, no. 4, pp. 1392-1404, Oct. 1996.

[4] C. M. Bachmann, S. A. Musman, and A. Schultz, "Lateral inhibition neural networks for classification of simulated radar imagery", *International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 2, 7-11, pp. 115-120.

[5] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, 2nd Ed., Academic Press, 1990.

[6] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification*, 2nd Ed., John Wiley & Sons, Inc., 2001.

[7] S. Theodoridis, K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*, Academic Press, 1999.

[8] L. M. Novak, G. J. Owirka, and C. M. Netishen, "Performance of a high-resolution polarimetric SAR automatic target recognition system", *Lincoln Laboratory Journal*, vol. 6, no. 1, pp. 11-23, Spring 1993.

[9] M. E. Petersen, D. de Ridder, and H. Handels, "Image processing with neural networks-a review",

*Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 2279-2301, 2002.

[10] D. R. Wehner, *High Resolution Radar*, 2nd Ed., Boston: Artech House, 1994.

[11] M. Tuceryan, A. K. Jain, *Texture Analysis*, in: C. H. Chen, L. F. Pau, P. S. P. Wang (Eds.), *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific Publishing, pp. 235-276, 1993.

[12] H. Arof, F. Deravi, "Circular neighborhood and 1-D DFT feature for texture classification and segmentation", *IEE Proceedings Vision, Images and Signal Processing*, vol. 145, pp. 162-172, 1998.

[13] C. -M. Pun, M. -C. Lee, "Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 5, pp. 590-603, May 2003.

[14] H. J. Li, S. H. Yang, "Using range procedures as feature vectors to identify aerospace objects", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 41, pp. 261-268, Mar. 1993.

### 김 경 태



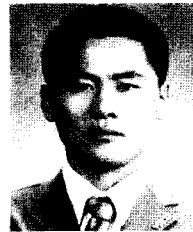
1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)  
 1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)  
 1999년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)  
 1999년 3월~2001년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 연구원

2001년 3월~2002년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 연구조교수

2002년 3월~2004년 3월: 영남대학교 전자정보공학부 전임강사

2004년 4월~현재: 영남대학교 전자정보공학부 조교수  
 [주 관심분야] 레이더 표적인식, 레이더 영상, 어레이 신호처리, 패턴인식

### 박 중 일



2002년 2월: 영남대학교 전자공학과 (공학사)  
 2005년 2월: 영남대학교 전자공학과 (공학석사)  
 [주 관심분야] 레이더 표적인식, 레이더 신호처리, 패턴인식

### 신 영 남



2002년 2월: 영남대학교 전자공학과 (공학사)  
 2005년 2월: 영남대학교 전자공학과 (공학석사)  
 [주 관심분야] 레이더 표적인식, 레이더 신호처리, 패턴인식