

SAR 영상을 이용한 템플릿 매칭 기반 자동식별 알고리즘 구현 및 성능시험

임 호^{*,1)} · 채대영¹⁾ · 유지희¹⁾ · 권경일¹⁾

¹⁾ 국방과학연구소 제3기술연구본부

Template Matching-Based Target Recognition Algorithm Development and Verification using SAR Images

Ho Lim^{*,1)} · Daeyoung Chae¹⁾ · Ji Hee Yoo¹⁾ · Kyung-II Kwon¹⁾

¹⁾ The 3rd Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea

(Received 2 January 2014 / Revised 26 April 2014 / Accepted 16 May 2014)

ABSTRACT

In this paper, we have developed a target recognition algorithm based on a template matching technique using Synthetic Aperture Radar (SAR) images. For efficient computations, Radon transform-based azimuth estimation algorithm was used with the template matching. MSTAR data set was divided into two groups according to the depression angles, which were a train set and a test set. Template data were generated by rotating and cropping chips which were from MSTAR train set using the azimuth estimation algorithm. Then the template matching process between test data and template data was performed under various conditions. Performance variation according to contrast enhancement preprocessing which is scarce in open literature was also presented. The analysis results show that the target recognition algorithm could be useful for the automatic target recognition using SAR images.

Key Words : SAR-ATR(영상레이더용 표적자동식별), Template Matching(표준영상정합), Target Recognition(표적식별), Azimuth Estimation(방위각 추정), MSE(평균제곱오차)

1. 서론

SAR 영상에서의 표적은 육안에 의한 식별이 용이하지 않고 넓은 지역의 영상에서 수동으로 표적을 탐

지가 쉽지 않으므로 자동탐지 및 식별기술의 개발이 필요하며, 이러한 이유로 SAR-ATR(Synthetic Aperture Radar - Automatic Target Recognition) 기술에 대한 다양한 연구가 진행되었다^{1,2)}. ATR 시스템은 자동 표적탐지와 자동 표적식별의 두 단계로 나눌 수 있다. 자동 표적탐지 단계에서는 SAR 영상 전체를 대상으로 표적이라 추정되는 형상을 포함하고 있는 관심영역

* Corresponding author, E-mail: limho@add.re.kr
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

(ROI : Region of Interest)을 추출하는 단계이다. 후보 표적의 관심영역이 추출되고 나면 자동식별 단계에 들어가게 된다. 대표적인 자동식별 기술에는 템플릿 매칭(Template Matching, 표준영상정합) 기반, 특징 기반, 모델 기반의 기법이 있다. 이 중 템플릿 매칭 기반 기법은 기 확보된 표적 영상들의 픽셀정보를 데이터베이스로 확보하고, 미지의 표적영상이 입력되면 데이터베이스와의 유사도를 계산하여 표적의 종류를 식별하는 기술이다.

템플릿 매칭 기반 식별기술 관련하여 국외에서는 1990년대 중반부터 MIT Lincoln Lab.을 중심으로 다양한 연구가 수행되었다^[1]. 알고리즘의 단순한 특성상 다양한 알고리즘의 개발보다는 다양한 조건에서의 성능 비교 연구가 주를 이루었다. PWF(Polarimetric Whitening Filter)^[3]나 HDI(High-Definition vector Imaging)^[4] 처리를 이용하여 중해상도 영상의 해상도를 개선하면 처리를 하지 않았을 때보다 2배의 해상도를 얻게 되어 시스템의 성능이 향상된다는 결과도 발표되었다. HDI 처리를 이용할 경우에 계산량 증가 문제를 완화시키기 위해서 2-Stage MSE(Mean Squared Error)를 사용하여 앞 단계에서 Coarse-MSE를 적용하고 이후에 HDI-MSE를 적용하는 방법이 연구되었다^[5]. 10개 표적과 20개 표적에 대한 MSE 구분기를 구현하고 시험표적의 종류를 변경하며 식별결과를 확인하는 연구도 진행되었다^[6]. 이 연구에서는 T-72 변형모델에 대한 시험과 방호벽(Retevment)에 의해 가려진 경우의 시험, 포가 회전한 경우에 대한 시험이 포함되었다.

MSE 이외의 알고리즘으로 주파수 공간 매칭 기법인 SDF(Synthetic Discriminant Function), MACE(Minimum Average Correlation Energy), QDCC(Quadratic Distance Correlation Classifier), Shift-Invariant 2D Pattern-Matching 구분기 알고리즘에 대한 연구도 진행되었으나^[7], 장점이 적어 대부분의 경우 MSE 알고리즘을 사용하여 연구가 수행되었다. 국내에서는 2008년도에 템플릿 크기, 템플릿 매칭 방법, 유사도 계산 방법 변경에 따른 성능을 비교한 연구가 수행되었다^[8].

템플릿 매칭 이외의 식별기술로서 국외에서 2007년에 Adaptive Boosting(Adaboost) 알고리즘을 이용한 연구가 수행되었고, 3표적 식별기의 경우 99.63%의 식별성능 결과를 얻었다^[9]. 국내에서는 2011년도에 극사상 식별기를 이용한 표적 식별 연구가 수행되었고, 3표적 식별기의 경우 98.53%의 식별성능의 결과를 얻었다^[10].

본 논문에서는 효율적인 계산을 위해 Radon 변환을 이용한 방위각 추정 알고리즘을 구현하여 MSTAR 데이터를 회전 추출하여 템플릿 DB 구성 및 시험영상으로 사용하였다. 시험영상이 입력되면 템플릿 매칭 기반 식별 알고리즘을 이용하여 보유한 템플릿 DB와의 유사도를 계산하여 표적의 종류를 식별하는데 구현한 식별 알고리즘의 성능시험을 위해 다양한 조건을 적용한 결과를 제시하였다.

2. 방위각 추정 기법

2.1 방위각 추정 알고리즘

템플릿 매칭 기반 자동식별의 경우 각각의 영상을 픽셀단위로 비교하고, 또한 중심 정렬의 오차를 보상하기 위해 시험영상을 이동시키며 비교하는 알고리즘 특성상 계산량이 많다는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 표적의 방위각 추정기법을 통해 시험영상과 추정된 방위각 부근의 DB만을 비교하여 계산량을 감소시키는 방법이 이용되고 있다.

방위각 추정기법에는 다양한 기법이 존재하며^[11], 산란점에 PCA(Principal Component Analysis)를 적용하는 등 표적 특성을 이용하는 방법^[12], 사각형 박스를 회전시키며 표적영역에 덮어씌워(Fitting) 정보를 추출하는 등 표적의 영역(Area) 정보를 이용하는 방법^[13], Radon 변환 등의 변환한 도메인에서의 정보를 이용하는 방법^[14,15], Hilbert-Schmidt 추정기 등을 이용한 통계적인 방법^[16] 등이 있다. 표적 특성을 이용한 방법은 이용하는 특성에 따라 정확도가 결정되는 특징이 있다. 표적영역 정보를 이용하는 방법과 Radon 변환 등의 변환한 도메인의 정보를 이용하는 방법은 구현이 쉽고 직관적인 특징이 있는데, 변환한 도메인의 경우 정확성 측면에서 좀 더 우수한 측면이 있다. 통계적인 방법을 이용한 경우 수식적으로 정량화하여 계산하는 방법으로 구현 측면에서 다소 복잡한 특징이 있다.

본 논문에서는 Radon 변환 기반의 방법^[15]을 이용하여 알고리즘을 구현하였으며, 순서도를 Fig. 1에, 적용영상 예를 Fig. 2에 표시하였다.

사용된 알고리즘은 표적의 테두리를 추출하여 가장 긴 테두리를 찾기 위해 Radon 변환을 적용하는 방식이다. 이 때 표적만의 테두리를 추출하여 적용할 경우 실제 표적 테두리가 아닌 표적 내부에 생긴 그림자로 인한 내부 테두리에 의해 추정 오차가 생길 가능성이

존재하게 된다. 따라서 표적 테두리와 그림자 테두리를 각각 구하고, 이를 이용하여 표적의 그림자 쪽 테두리를 일부 제거하는 과정을 거치게 된다.

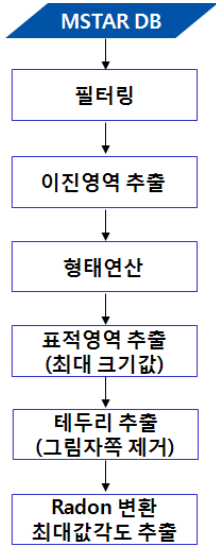


Fig. 1. Azimuth angle estimation algorithm procedure

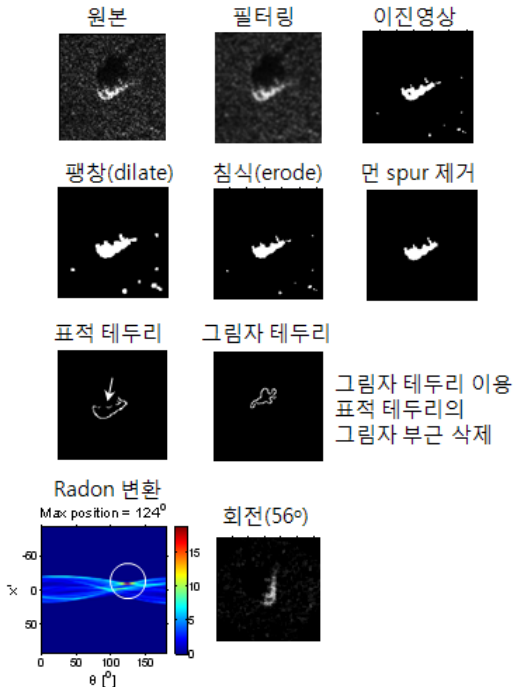


Fig. 2. Step-by-step application example of azimuth angle estimation algorithm

순서도를 상세하게 설명하면 다음과 같다. 먼저 표적 칩이 입력으로 들어오게 되면 필터링 과정을 거친다. 필터링 과정은 미세하지만 테두리가 일직선으로 정렬되도록 하는 테두리 평탄화(Smoothing) 효과를 위해 사용한다. 다음으로 표적에는 밝은 픽셀이 모여 있고, 그림자에는 어두운 픽셀이 모여 있는 특성을 이용하여 각각 임계치를 적용하여 이진영역을 추출한다. 이진영역만으로는 표적과 그림자 영역을 충분히 포함하지 못하기 때문에 팽창(Dilate)과 침식(Erode)의 조합을 통한 형태연산(Morphological Operation)을 적용하여 표적과 그림자 영역에 가까운 이진영상을 확보한다. 이진영상의 여러 영역 중 최대 크기를 가지는 영역을 표적영역, 그림자 영역으로 선택하고, 각각 테두리 추출 기법을 적용하여 테두리를 추출한다. 그림자 테두리는 표적 테두리 중 그림자와 가까운 부근의 테두리를 일부 삭제하기 위해 사용한다. 최종적으로 구한 표적 테두리에 Radon 변환을 적용하여 가장 긴 테두리 정보를 이용하여 방위각 추정을 완료하게 된다.

2.2 방위각 추정 시험 결과

MSTAR 데이터 3표적 698 샘플에 대한 방위각 추정 결과를 Table 1에 표시하였다. Radon 변환시 각도 간격을 1°와 0.01°로 하였으며, 평균 오차 약 2.7°와 표준편차 4.9°의 결과를 얻었다.

Table 1. Azimuth angle estimation results of MSTAR data

결과 / 데이터	평균(abs)		표준편차(abs)	
	간격 1°	0.01°	1°	0.01°
BMP2 (SN9563)	2.9°	2.8°	6.6°	6.6°
BTR70 (SNC71)	1.8°	1.8°	2.0°	2.0°
T72 (SN132)	3.3°	3.2°	4.8°	4.8°
3표적	2.7°	2.6°	4.9°	4.9°

추정 오차 분포를 Fig. 3에 표시하였다. 전체의 96.7%가 오차 10°이하, 98.6%가 오차 20°이하의 정확도를 가진다. 오차 30°이상이 발생하는 경우는 전체의 0.4% 이하이다.

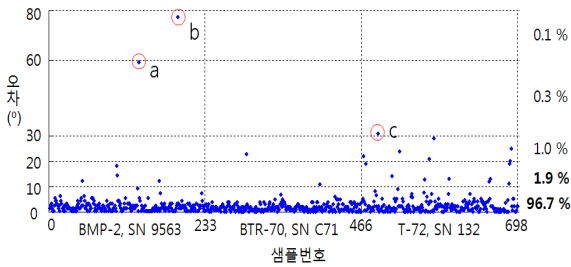


Fig. 3. Error distribution of azimuth angle estimation results

표적의 실제 방위각에 따른 오차분포 분석을 위해 오차 10°이상일 때의 실제 방위각 분포를 Table 2에 표시하였다. 전체의 56.5%가 표적의 정/후면 10°이내에서 발생하였다. 이는 표적의 정/후면 방향 영상의 경우 장단축 비율이 1에 가까워져 방위각 추정 오차가 증가하기 때문이다.

Table 2. True azimuth angle distribution when azimuth angle estimation error is larger than 10°

방위각[°]	0	10	20	30	50	60	70	140	160	170
	-10	-20	-30	-40	-60	-70	-80	-150	-170	-180
개수	5	2	1	1	1	1	1	1	2	8

Fig. 3에 표시한 방위각 추정 오차가 큰 3가지 경우의 오차 원인을 분석하였고, Fig. 4에 표시하였다. 먼저 a의 경우 형태연산(Morphological Operation)인 팽창(Dilation) 과정에서 주변의 밝은 클러스터 부분의 픽셀이 표적과 합쳐져 표적 테두리에 오차가 증가하였고, 또한 테두리 자체가 직선이 아닌 일부 유선형 형태로 되어 있어서 오차가 발생한 경우이다. b의 경우 형태연산인 침식(Erosion) 과정에서 포 부분이 표적 몸통에서 분리되어 표적 테두리가 정사각형 형태로 인식되어 오차가 발생하였다. 정사각형 형태의 테두리로 인해 추정 오차가 90°로 나타나는 경우의 보안을 위해 정사각형 테두리의 경우 ±90°의 방위각 부분을 추정값으로 이용하는 방법이 있다. c의 경우 표적 테두리 부분이 직선이 아닌 유선형 형태이고, 몸통 그림자 방향의 테두리가 상대적으로 직선방향으로 정렬되어 오차가 발생한 경우이다.

MSTAR 데이터 10표적에 대한 방위각 추정 결과는 평균(abs) 4.7°, 표준편차(abs) 11.3°의 결과를 얻었다.

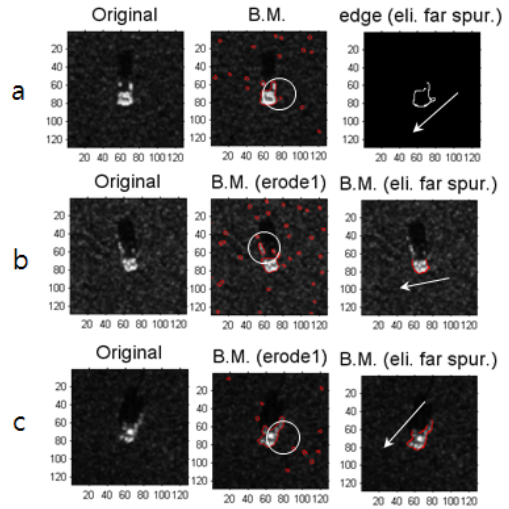


Fig. 4. Cause analysis when azimuth angle estimation errors are larger than 30°

방위각 추정 알고리즘 적용시 템플릿기반 자동식별 알고리즘 성능결과 비교를 Table 3에 표시하였다. MSTAR 3표적(BMP2, BTR70, T72) 총 1365 샘플에 대해, Intel(R) Core(TM) i5-2500 CPU @ 3.30GHz, 3.49GB RAM, MATLAB R2012b 환경에서 시험을 수행하였다. 시험결과 방위각 검색 범위를 ±90°에서 ±10°로 줄인 경우 정확도는 0.37% 감소, 계산속도는 6.93배 향상되었다.

Table 3. Performance test results comparison of MSE classifier with different azimuth angle search ranges

방위각 검색 범위 [°]	±10	±30	±90
정확도 [%]	98.24	98.53	98.61
계산시간 [sec]	1229.17	3276.04	8513.51
계산시간 정규화	1	2.67	6.93

3. 템플릿 매칭 기법

3.1 템플릿 매칭 알고리즘

MSE 템플릿 매칭 기반의 자동식별 알고리즘^[7]을 구현하였으며, 순서도를 Fig. 5, 적용 영상 예를 Fig. 6에 표시하였다.

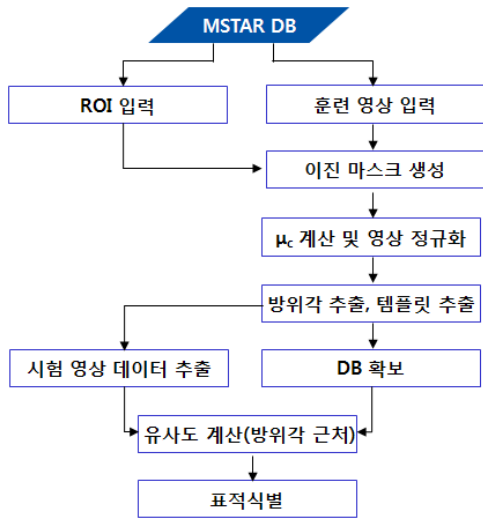


Fig. 5. Template matching based automatic target recognition algorithm procedure



Fig. 6. Step-by-step application example of template matching based automatic target recognition algorithm

훈련 영상이 입력되면 영상 정규화를 통해 측정 환경에 따른 편차에 의한 오차를 감소시키고, 방위각 추출을 통해 유사도 계산시 비교 범위를 감소시켜 계산

효율을 증가시킨다. 추출 템플릿 크기는 계산량과 정확도 측면을 고려하여 선택해야 한다. DB가 확보된 후에 시험영상이 입력되면 같은 과정을 거쳐 시험영상의 데이터를 추출한 후에 추정 방위각 근처 DB와의 유사도를 식 (1), (2)와 같이 MSE^[17], ZSSD(Zero-mean Sum of Squared Differences)^[8] 방식으로 계산하여 표적의 종류를 식별한다.

$$\epsilon = \frac{\sum_{i=1}^N (R_i - T_i)^2}{N} \quad (1)$$

$$\epsilon = \frac{\sum_{i=1}^N [(R_i - \mu_R) - (T_i - \mu_T)]^2}{N} \quad (2)$$

이 때, R_i , T_i 는 각각 템플릿영상 픽셀 값, 시험영상 픽셀 값, μ_R , μ_T 는 각각 템플릿영상 픽셀 평균값, 시험영상 픽셀 평균값, N 은 칩 크기를 의미한다.

3.2 표적식별 시험 결과

MSTAR 데이터에 대한 표적식별 시험을 Table 4와 같은 시험조건에서 수행하였다. 먼저 A) 3표적과 B) 10표적에 대한 표적식별 기본 시험을 수행한 후, C) 시험조건 변경에 따른 식별성능 변화 시험을 수행하였다. 다음으로 D) T72 변형모델에 대한 시험과 E) 방위각 정보를 MSTAR 헤더에 표시된 참값을 이용하는 경우와 구현한 알고리즘을 이용하여 구한 추정값을 이용하는 경우의 비교 시험을 수행하였다. 다음으로 F) 훈련 데이터의 크기를 1/2, 1/4, 1/8, 1/16, 1/32로 감소시키는 경우의 식별성능 변화 시험을 수행하였다. 시험 A)~F)에서 이용한 MSTAR 데이터는 JPEG 타입의 데이터를 이용하였다. 그리고 G) MSTAR Raw 데이터의 히스토그램 변경을 통한 대비 개선(Contrast Enhancement) 전처리 적용에 따른 식별성능 변화 시험을 수행하였다.

먼저 A) 3표적과 B) 10표적의 식별시험 결과를 Table 5와 Table 6에 표시하였다. MSE 계산시 표적 중심 정렬의 오차를 보상하기 위해 시험영상을 $\pm x$, $\pm y$ 방향으로 평행이동 시키며 계산하였고, 추정 방위각을 이용하여 DB와의 비교 범위를 변화시키며 정확도 및 계산시간을 시험하였다. 3표적의 경우 Table 5와 같이 표적식별 확률 98.24%이상이며, 평행이동을 ± 5 픽셀에서 ± 12 픽셀로, 방위각 비교 범위를 10° 에서 30° 로 변

화시킨 결과 표적식별 확률은 약 0.37%, 계산량은 20.68배 증가하였다. 10표적의 경우 Table 6과 같이 표적식별 확률 94.97%이상이며, 평행이동은 ± 5 픽셀로 고정시키고, 방위각 비교 범위를 10° 에서 30° 로 변화시킨 결과 표적식별 확률은 0.41%, 계산량은 2.69배 증가하였다.

Table 4. Conditions of target recognition performance tests

시험조건 시험종류	훈련영상			시험영상		
	표적종류	샘플 수	내림각	표적종류	샘플 수	내림각
A) 3표적	3	1622	17°	3	1365	15°
B) 10표적	10	3671	17°	10	3203	15°
C) 10표적 조건변경	10	3671	17°	10	3203	15°
D) T72 변형모델	10	3671 / 6059	17°	1	2189	15°
E) 방위각 종류	10	3671	17°	10	3203	15°
F) 훈련 데이터 크기	10	3671 / 1832 / 912 / 456 / 224 / 111	17°	10	3203	15°
G) 전처리 적용	10	3671	17°	10	3203	15°

(시험환경 : Intel(R) Core(TM) i5-2500 CPU @ 3.30GHz, 3.49GB RAM, MATLAB R2012b)

Table 5. Performance test results using 3 target MSE classifier

(a) image shift range : ± 5 pixels, azimuth angle search range : $\pm 10^\circ$
($P_{oc} = 98.24\%$, computation time : 1229.17sec)

test	DB	BMP2	BTR70	T72	P_{oc} (%)
BMP2		580	0	7	98.81
BTR70		7	182	7	92.86
T72		3	0	579	99.48

(b) image shift range : ± 12 pixels, azimuth angle search range : $\pm 30^\circ$
($P_{oc} = 98.61\%$, computation time : 25422.91sec)

test	DB	BMP2	BTR70	T72	P_{oc} (%)
BMP2		581	0	6	98.98
BTR70		7	186	3	94.9
T72		3	0	579	99.48

Table 6. Performance test results using 10 target MSE classifier

(a) image shift range : ± 5 pixels, azimuth angle search range : $\pm 10^\circ$
($P_{oc} = 94.97\%$, computation time : 6281sec)

test	DB	2S1	BMP2	BRDM2	BTR60	BTR70	D7	T62	T72	ZIL131	ZSU23/4	P_{oc} (%)
2S1		268	2	1	0	0	0	1	1	1	0	97.81
BMP2		4	572	2	0	0	0	1	5	1	2	97.44
BRDM2		5	5	238	0	1	0	0	3	9	13	86.86
BTR60		6	1	1	177	1	0	2	2	0	5	90.77
BTR70		6	3	2	1	175	0	3	1	3	2	89.29
D7		2	2	0	0	0	263	0	0	3	4	95.99
T62		2	4	1	0	0	0	259	3	2	2	94.87
T72		2	1	0	0	0	0	2	573	2	2	98.45
ZIL131		2	3	5	1	0	3	2	2	254	2	92.70
ZSU23/4		1	0	2	0	0	3	0	3	2	263	95.99

(b) image shift range : ± 5 pixels, azimuth angle search range : $\pm 30^\circ$
($P_{oc} = 95.38\%$, computation time : 16896.55sec)

test	DB	2S1	BMP2	BRDM2	BTR60	BTR70	D7	T62	T72	ZIL131	ZSU23/4	P_{oc} (%)
2S1		266	1	2	0	0	0	1	1	2	1	97.08
BMP2		5	571	3	0	0	0	1	4	1	2	97.27
BRDM2		8	2	238	1	0	0	0	2	8	15	86.86
BTR60		3	3	2	182	1	1	0	1	1	1	93.33
BTR70		5	2	3	1	178	0	1	0	4	2	90.82
D7		1	1	0	0	1	263	0	0	0	8	95.99
T62		3	4	2	0	0	0	257	3	2	2	94.14
T72		1	1	0	0	0	0	1	575	2	2	98.80
ZIL131		1	1	4	0	0	3	0	4	260	1	94.89
ZSU23/4		0	0	2	0	0	3	0	2	2	265	96.72

다음으로 C) 시험에서는 다음과 같은 3가지의 시험 조건을 변경하였고, 변경시 특징을 Table 7에 표시하였다.

- 입력 칩 크기(픽셀, 열×행) : 20×42, 25×50, 29×60, 34×70, 39×80
- DB의 방위각 비교범위 : ±10°, ±30°, ±90°
- 매칭시 이동범위(픽셀) : ±5, ±12

Table 7. Characteristics when chip size, image shift range, and azimuth angle search range are increased respectively

시험조건	내용	특징(증가시)
입력 칩 크기		<ul style="list-style-type: none"> • 장점 : 많은 양의 픽셀 정보를 식별에 이용 • 단점 : 표적 이외 클러스터 정보 증가, 계산량 증가
방위각 비교범위		<ul style="list-style-type: none"> • 장점 : 비교시키는 DB 양 증가 • 단점 : 계산량 증가
매칭시 이동범위		<ul style="list-style-type: none"> • 장점 : 표적 칩 중앙에 정렬되어 있지 않은 경우 보상 가능 • 단점 : 계산량 증가

입력 칩 크기에 따른 샘플 영상을 Fig. 7에 표시하였다. 원본 영상에서 추출되는 칩 크기를 증가시킬수록 많은 양의 픽셀 정보가 식별에 이용된다. 이 경우 20×42 크기의 칩에서는 표적 신호 일부가 포함되지 않으며, 25×50 크기 이상의 칩에서는 표적 신호 전부가 포함된다.

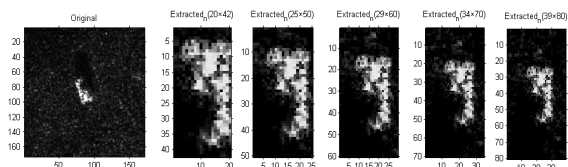
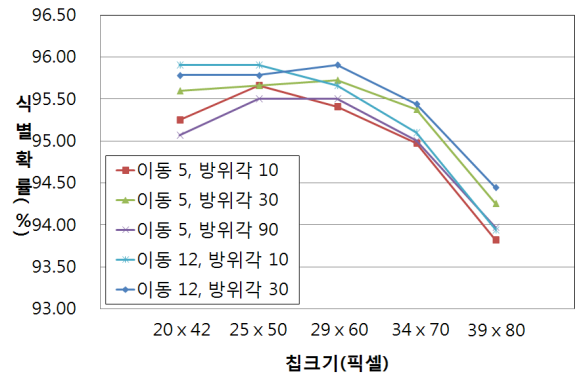


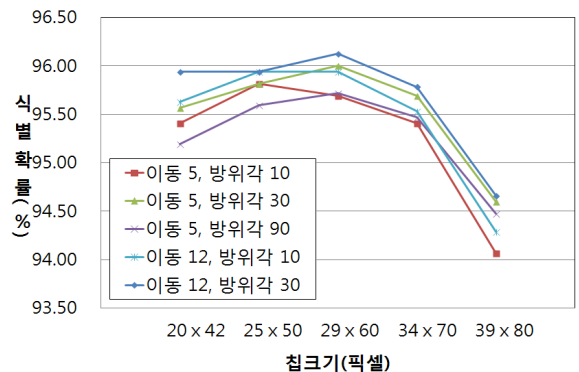
Fig. 7. Sample image chips with different sizes

시험 C) 10표적의 시험조건 변경에 따른 정확도 변화를 Fig. 8, 계산시간 변화를 Fig. 9, 전체 성능시험 결과를 Table 8에 나타내었다.

먼저 Fig. 8의 정확도 변화의 특징은 다음과 같다. MSE, ZSSD 구분기의 식별확률은 유사하며 ZSSD가 약 0.2% 근소하게 우수하였다. 칩 크기가 29×60보다 증가할수록 정확도가 감소하였으며, 이는 표적 이외의 클러스터 정보가 증가하기 때문이라고 추정 가능하다. 칩 크기가 20×42에서 25×50으로 증가시 정확도가 유지되거나 상승되는 결과를 얻었고, 이는 Fig. 7에서와 같이 20×42의 경우 표적의 일부 정보가 손실되었기 때문이라고 추정된다. 전체적으로 칩 크기는 25×50, 29×60에서 우수하였다. 매칭시 이동범위를 ±5 또는 ±12픽셀로 고정시키고, 방위각 비교범위를 ±10°에서 ±30°으로 증가시키는 경우 정확도가 일부 상승하는 경향을 보였다. 방위각 비교범위를 고정시키고 매칭시 이동범위를 변경하는 경우에는 ±5보다 ±12픽셀에서 우수하였다.

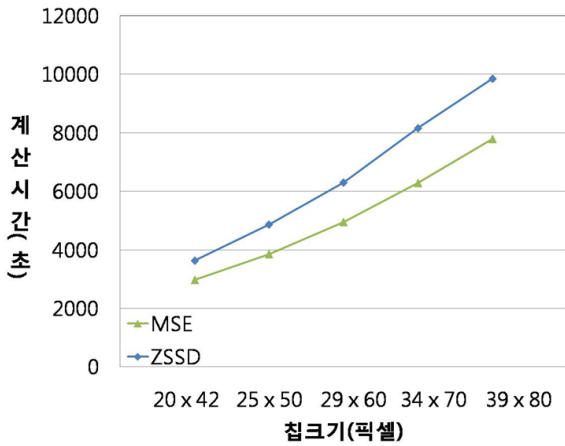


(a) MSE classifier results

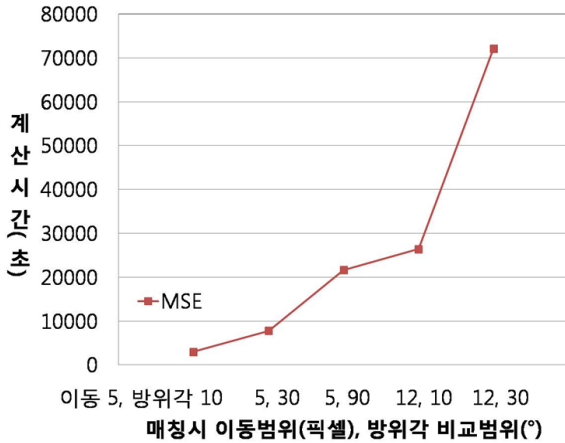


(b) ZSSD classifier results

Fig. 8. P_{cc} results with different chip sizes, image shift ranges, and azimuth angle search ranges



(a) different chip sizes



(b) different image shift ranges and azimuth search ranges(chip size 20×42 fixed)

Fig. 9. Computation time with different chip sizes, image shift ranges, and azimuth angle search ranges

Fig. 9의 계산시간 변화의 특징은 다음과 같다. 계산시간 면에서 ZSSD보다 MSE 구분기의 성능이 우수함을 보이는 결과를 얻었는데, 칩 크기 20×42의 경우 MSE 구분기는 계산시간이 2967.61초가 소요되어 ZSSD 구분기보다 660.52초 빨랐다. MSE 구분기를 이용하여 칩 크기는 20×42로 고정시키고 매칭 시 이동 범위를 ±5 또는 ±12픽셀로 고정시킨 후 방위각 비교 범위를 ±10°에서 ±30°, ±90°으로 증가시킨 경우 계산 시간이 각각 약 2.6~2.7배, 약 7.3배 증가하였다. 또한 방위각 비교범위를 ±10° 또는 ±30° 고정시키고 매칭

시 이동범위를 ±5에서 ±12픽셀로 증가시킨 경우 계산 시간이 각각 약 8.9배, 9.3배 증가하였다. 이와 같이 칩 크기와 방위각 비교범위, 매칭시 이동범위를 증가 시킬수록 계산시간이 증가하므로 정확도와 계산시간을 고려하여 알고리즘의 변수를 조정하여야 한다.

Table 8에서 동일 조건에서의 계산시간을 비교하기 위해 시뮬레이션 컴퓨터가 다르거나 시스템 메모리 설정을 다르게 한 경우는 제외하고 계산시간을 기록하였다.

Table 8. Performance test results with different conditions

(a) MSE classifier

입력 칩크기 (픽셀)	매칭시 이동범위 (픽셀)	방위각 비교범위 (°)	정확도 (%)	계산시간 (초)
20×42	±5	±10	95.25	2967.61
	±5	±30	95.60	7766.68
	±5	±90	95.07	21611.38
	±12	±10	95.91	26390.45
	±12	±30	95.79	72086.81
25×50	±5	±10	95.66	3854.93
	±5	±30	95.66	10381.8
	±5	±90	95.50	
	±12	±10	95.91	
	±12	±30	95.79	
29×60	±5	±10	95.41	4954.39
	±5	±30	95.72	
	±5	±90	95.50	
	±12	±10	95.66	
	±12	±30	95.91	
34×70	±5	±10	94.97	6281
	±5	±30	95.38	16896.55
	±5	±90	95.00	
	±12	±10	95.10	
	±12	±30	95.44	
39×80	±5	±10	93.82	7780.69
	±5	±30	94.26	
	±5	±90	93.97	
	±12	±10	93.94	
	±12	±30	94.44	

(b) ZSSD classifier

입력 칩크기 (픽셀)	매칭시 이동범위 (픽셀)	방위각 비교범위 (°)	정확도 (%)	계산시간 (초)
20×42	±5	±10	95.41	3628.13
	±5	±30	95.57	
	±5	±90	95.19	
	±12	±10	95.63	34515.32
	±12	±30	95.94	
25×50	±5	±10	95.82	4867.83
	±5	±30	95.82	12973.5
	±5	±90	95.60	
	±12	±10	95.94	
	±12	±30	95.94	
29×60	±5	±10	95.69	6305.09
	±5	±30	96.00	17091.33
	±5	±90	95.72	
	±12	±10	95.94	51916.22
	±12	±30	96.13	
34×70	±5	±10	95.41	8153.07
	±5	±30	95.69	21575.25
	±5	±90	95.47	
	±12	±10	95.54	63314.67
	±12	±30	95.79	
39×80	±5	±10	94.07	9837.76
	±5	±30	94.60	
	±5	±90	94.47	
	±12	±10	94.29	
	±12	±30	94.66	

시험 D)에서 시험영상으로 사용된 T-72 변형모델을 Table 9에 표시하였다^{16,8)}. 표적은 스커트(S), 연료탱크(B), 강화장갑(A) 여부에 따라 S/B, S/NB, NS/B, NS/NB, S/B/A로 나뉘며 총 8종류이다.

식별시험은 변형모델을 훈련에 포함하지 않은 경우와 포함한 경우로 나누어 수행하였다. 포함하지 않은 경우의 결과를 Table 10에, 포함한 경우의 결과를 Table 11에 표시하였다.

Table 9. T-72 variant models

일련 번호	사진	변형
A04		(S/B) ○ 캐터필러 위에 스커트 ○ 차체 후미에 연료탱크
A05		(S/NB) ○ 캐터필러 위에 스커트
A07		(S/NB) ○ 캐터필러에 스커트
A10		(S/NB) ○ 캐터필러에 스커트
A32		(S/B/A) ○ 캐터필러 위로 스커트 ○ 차체 후미에 연료탱크 ○ 포탑과 스커드에 강화장갑
A62		(NS/B) ○ 후미에 연료탱크
A63		(NS/B) ○ 후미에 연료탱크 ○ 캐터필러 전방에 약간 스커트 존재
A64		(NS/NB) ○ 캐터필러 전방에 약간 스커트 존재

템플릿 간 유사도 계산시 표적 중심 정렬의 오차를 보상하기 위해 시험영상을 x, y 방향으로 ±5픽셀 평행 이동 시키며 계산하였고, 추정 방위각을 이용하여 DB와의 비교 범위를 ±10°로 한정하여 정확도 및 계산시

Table 10. Performance test results of 10 target MSE and ZSSD classifiers with T-72 variant models(T-72 8 variant models are not included in train data)

(a) MSE classifier($P_{cc} = 75.70\%$, computation time : 1967.12sec)

test \ DB	2S1	BMP 2	BRDM 2	BTR 60	BTR 70	D7	T62	T72	ZIL 131	ZSU 23/4	P_{cc} (%)
T72 (A04)	0	6	0	1	0	1	37	221	2	6	80.66
T72 (A05)	0	6	0	0	0	3	20	227	1	17	82.85
T72 (A07)	1	11	0	1	0	1	15	236	2	7	86.13
T72 (A10)	4	2	0	0	0	0	25	211	3	26	77.86
T72 (A32)	1	5	0	2	0	3	44	202	3	14	73.72
T72 (A62)	2	2	0	2	0	0	66	197	0	5	71.90
T72 (A63)	2	4	0	3	0	1	79	176	4	5	64.23
T72 (A64)	9	18	0	2	0	1	44	187	4	9	68.25

(b) ZSSD classifier($P_{cc} = 77.89\%$, computation time : 2461.57sec)

test \ DB	2S1	BMP 2	BRDM 2	BTR 60	BTR 70	D7	T62	T72	ZIL 131	ZSU 23/4	P_{cc} (%)
T72 (A04)	3	17	0	6	0	0	24	217	1	6	79.20
T72 (A05)	2	14	0	1	0	3	14	230	2	8	83.94
T72 (A07)	3	17	0	1	0	1	4	243	1	4	88.69
T72 (A10)	4	6	0	2	0	0	9	238	2	10	87.82
T72 (A32)	2	19	1	6	0	1	37	196	2	10	71.53
T72 (A62)	5	10	0	1	0	0	41	212	1	4	77.37
T72 (A63)	2	10	1	2	0	1	67	182	4	5	66.42
T72 (A64)	7	39	0	8	0	2	25	187	2	4	68.25

Table 11. Performance test results of 10 target MSE and ZSSD classifiers with T-72 variant models(T-72 8 variant models are included in train data)

(a) MSE classifier($P_{cc} = 99.41\%$, computation time : 3194.48sec)

test \ DB	2S1	BMP 2	BRDM 2	BTR 60	BTR 70	D7	T62	T72	ZIL 131	ZSU 23/4	P_{cc} (%)
T72 (A04)	0	0	0	0	0	0	0	274	0	0	100.0
T72 (A05)	0	1	0	0	0	0	0	272	0	1	99.27
T72 (A07)	0	0	0	0	0	0	0	274	0	0	100.0
T72 (A10)	0	0	0	0	0	0	0	270	0	1	99.63
T72 (A32)	1	0	0	0	0	0	0	272	1	0	99.27
T72 (A62)	0	0	0	0	0	0	0	273	0	1	99.64
T72 (A63)	1	0	0	0	0	0	5	268	0	0	97.81
T72 (A64)	0	0	0	0	0	0	0	273	1	0	99.64

(b) ZSSD classifier($P_{cc} = 99.13\%$, computation time : 4008.47sec)

test \ DB	2S1	BMP 2	BRDM 2	BTR 60	BTR 70	D7	T62	T72	ZIL 131	ZSU 23/4	P_{cc} (%)
T72 (A04)	0	0	0	0	0	0	0	274	0	0	100.0
T72 (A05)	0	0	0	0	0	0	0	273	0	1	99.64
T72 (A07)	0	0	0	0	0	0	0	274	0	0	100.0
T72 (A10)	0	0	0	0	0	0	0	270	0	1	99.63
T72 (A32)	0	0	0	0	0	0	0	272	1	1	99.27
T72 (A62)	0	0	0	0	0	0	0	273	0	1	99.64
T72 (A63)	2	0	0	1	0	0	7	263	1	0	95.99
T72 (A64)	0	1	0	0	0	0	0	271	2	0	98.91

Table 12. Performance test results of 10 target MSE and ZSSD classifiers with T-72 variant models(T-72 8 variant models are included in train data)

(a) MSE classifier($P_{cc} = 55.33\%$)

test \ DB	T72	T72 (A04)	T72 (A05)	T72 (A07)	T72 (A10)	T72 (A32)	T72 (A62)	T72 (A63)	T72 (A64)	P_{cc} (%)
T72 (A04)	5	141	11	20	12	28	19	28	10	51.46
T72 (A05)	8	3	134	37	43	5	0	5	37	49.26
T72 (A07)	10	7	29	146	38	3	6	2	33	53.28
T72 (A10)	7	6	54	32	119	4	10	2	36	44.07
T72 (A32)	2	23	4	16	14	186	7	10	10	68.38
T72 (A62)	3	36	4	9	5	4	154	42	16	56.41
T72 (A63)	2	31	10	10	5	6	53	130	21	48.51
T72 (A64)	8	3	20	14	21	2	11	0	194	71.06

(b) ZSSD classifier($P_{cc} = 50.32\%$)

test \ DB	T72	T72 (A04)	T72 (A05)	T72 (A07)	T72 (A10)	T72 (A32)	T72 (A62)	T72 (A63)	T72 (A64)	P_{cc} (%)
T72 (A04)	8	153	5	36	4	24	11	15	18	55.84
T72 (A05)	10	7	118	51	29	5	0	4	49	43.22
T72 (A07)	14	11	23	158	21	4	5	1	37	57.66
T72 (A10)	6	9	42	63	72	1	8	4	65	26.67
T72 (A32)	1	33	4	23	10	171	5	6	19	62.87
T72 (A62)	7	52	4	20	3	1	123	33	30	45.05
T72 (A63)	6	55	8	13	4	7	28	97	45	36.88
T72 (A64)	7	3	15	24	14	2	5	1	200	73.80

간을 시험하였다. 전체 표적식별 확률은 10표적 기본 모델만 이용하여 훈련한 경우 MSE 구분기 75.70%, ZSSD 구분기 77.89%의 결과를 얻었고, 10표적 기본 모델에 T-72 8종류 변형모델을 포함하여 훈련한 경우 MSE 구분기 99.41%, ZSSD 구분기 99.13%의 결과를 얻었다.

Table 11에서 보인 시험 결과에 대한 세부적인 분석을 Table 12에 나타내었다. 변형모델의 종류를 구별하는 식별확률은 MSE, ZSSD 구분기의 경우 각각 55.33%, 50.32%이며, 잘못된 식별에 대해서는 다음과 같은 분석이 가능하다. S/NB 모델인 A05, A07, A10은 유사 모델이므로 시험결과 다른 변형모델에 비해 상대적으로 서로 간에 오인되는 비율이 높으며, NB의 공통 특징이 있는 NS/NB 모델인 A64 모델로 오인되는 비율이 상대적으로 높다. S/B/A 모델인 A32의 경우 S/B 모델인 A04로 오인되는 비율이 상대적으로 높다. NS/B 모델인 A62, A64의 경우 서로 간에 오인되는 비율이 높고, B의 공통 특징이 있는 S/B 모델인 A04와 NS의 공통 특징이 있는 NS/NB 모델인 A64로 오인되는 비율도 높다. NS/NB 모델인 A64는 NB의 공통 특징이 있는 S/NB 모델인 A05, A07, A10으로 오인되는 비율이 높다.

시험 E)는 방위각 정보를 MSTAR 헤더에 표시된 참값 혹은 추정값을 이용하는 경우의 비교시험으로, 시험결과를 Table 13에 나타내었다. Fig. 6에 표시한 바와 같이 방위각 정보는 입력영상을 회전하여 표적 칩을 추출하는 과정과 비교하는 DB의 범위를 선택하는 과정에서 이용된다. 따라서 식별결과에 변화가 생기게 된다. 상기 식별 결과인 Table 4, 5, 7, 9~11은 DB와 TEST 모두 방위각 추정 알고리즘을 통해 구한 추정값을 이용한 결과이다. DB와 TEST 모두 MSTAR 헤더의 참값을 이용하는 경우 식별확률이 칩 크기 20×42인 경우 97.88%, 25×50인 경우 98.78%로 가장 우수한 결과를 얻었다. TEST에 참값을 이용하는 경우의 의미는 방위각 추정 알고리즘을 통한 추정값에 오차가 발생하였을 때 관독관이 개입하여 방위각을 수동으로 보정하는 경우를 의미한다. 관독관이 개입하여 보정할 때 정확한 참값으로 보정하지 못하는 경우를 고려하여 참값에 랜덤 오차를 추가하여 시험한 결과 (칩 크기 : 20×42, DB : 참값, TEST : 참값 + 랜덤 오차) -2°~+2°, -5°~+5° 오차 추가의 경우 식별확률은 각각 97.81%, 96.53%의 결과를 얻었다. DB에 참값이나 추정값을 이용하는 두 경우 모두 TEST에 방위각

보정을 의미하는 참값을 이용하는 경우에 식별확률이 증가하였다. DB와 TEST 모두 참값을 이용하더라도 식별확률은 100%가 되지 않는데, 이는 훈련영상과 시험영상의 부각이 다르고, 영상의 질이 열악한 경우 표적 칩을 자동으로 추출해 내는 과정에서 오류가 발생하는 등의 요인 때문이라고 추정 가능하다.

Table 13. P_{cc} results comparison of 10 target MSE classifier with different azimuth angle information(true or estimation)

(a) chip size 20×42 (image shift range : ± 5 pixels, azimuth angle search range : $\pm 10^\circ$)

DB	TEST	$P_{cc}(\%)$
참값	참값(방위각 보정 의미)	97.88
참값	추정값	91.85
추정값	추정값	95.25
추정값	참값	96.85

(b) chip size 25×50 (image shift range : ± 5 pixels, azimuth angle search range : $\pm 10^\circ$)

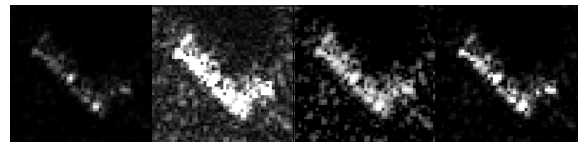
DB	TEST	$P_{cc}(\%)$
참값	참값	98.78
참값	추정값	92.41
추정값	추정값	95.66
추정값	참값	97.28

시험 F) 훈련 데이터 크기 변화에 따른 식별성능 및 계산시간 변화를 Table 14에 표시하였다. 훈련 데이터의 크기 감소 방법은 표적별 데이터를 각각 방위각 순서대로 정렬을 한 이후에 감소율만큼 건너뛰면서 데이터를 수집하는 방법을 이용하였다. 성능시험 결과 식별 확률은 훈련 데이터의 크기를 3671개의 전체 데이터로 이용하는 경우 95.25%에서 훈련 데이터 크기를 감소시킬수록 점점 열화 되었으며, 1/8 DB를 이용할 때 까지 80% 이상의 식별 확률 성능을 나타내었다. 계산시간은 훈련 데이터의 크기를 감소시킬수록 점점 감소하였으며, 1/32 DB를 이용하는 경우의 계산시간을 1로 하였을 때, 전체 데이터를 이용하는 경우의 계산시간은 35.32가 소요되었다.

Table 14. Performance test results comparison of 10 target MSE classifier with different train data sizes

(chip size : 20×42 , image shift range : ± 5 pixels, azimuth angle search range : $\pm 10^\circ$)

훈련 데이터 크기	의미	계산시간 비	$P_{cc}(\%)$
3671	전체 데이터	35.32	95.25
1832	1/2 DB	13.24	92.48
912	1/4 DB	7.85	88.29
456	1/8 DB	2.39	80.83
224	1/16 DB	1.64	68.19
111	1/32 DB	1	53.01



(a)No preprocessing, (b)MSTAR Enhance, (c)Adaphisteq, (d)Imadjust

Fig. 10. Sample image chips with different preprocessing techniques

(2S1, depression angle 17° , HB19377.000 chip)

시험 G) MSTAR Raw 데이터의 히스토그램 변경을 통한 대비 개선 전처리 적용에 따른 칩의 변화를 Fig. 10에, 식별성능 변화를 Table 15에 표시하였다. MSTAR Raw 데이터는 전체적으로 어두운 분포를 가지는데, 전처리를 통해 대비 개선을 하게 되면 표적 영역과 클러스터 영역의 대비차가 커지게 된다. MSTAR Enhance의 경우 MSTAR Raw 데이터를 JPEG 형태로 변환할 때 사용된 방법으로 값의 범위를 0~255로 선형 변환(Linear Scaling)한 이후에 히스토그램 분포 중 최대값과 최소값이 나타나는 위치 정보를 이용해 대비 개선을 한 방법이다. Adaphisteq는 CLAHE(Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization)을 이용한 대비 개선 방법^[18], Imadjust는 영상 강도를 조절하여 대비 개선을 이루는 방법이며 관련 기능은 MATLAB에서 함수로 제공하며 사용 가능하다. 식별성능 시험결과 MSTAR Raw 데이터를 그대로 이용한 경우보다 대비 개선을 한 경우 식별 성능이 증가하였으며, MSTAR

Enhance 방법을 이용한 경우보다 Imadjust 방법을 이용한 경우에 식별 성능이 1.62% 증가하였다.

Table 15. P_{∞} results comparison of 10 target MSE classifier with different preprocessing (chip size : 50×50, image shift range : ±5 pixels, azimuth angle search range : ±10°, azimuth angle information : train - true, test - estimation, chip rotation : no rotation)

방법	설명	P_{∞} (%)
전처리 미적용	MSTAR Raw 데이터 이용	86.20
MSTAR Enhance	MSTAR 데이터 변환 방법 적용	94.54
Adapthisteq	CLAHE 전처리 적용	92.41
Imadjust	영상 밝기 변화 적용	96.16

4. 결론

본 논문에서는 SAR 영상에 포함되어 있는 표적의 자동식별을 위해 템플릿 기반 자동식별 알고리즘을 구현하고 다양한 조건에서의 성능시험을 수행하였다. 계산속도 성능향상을 위해 Radon 변환을 이용한 방위 각 추정 알고리즘을 구현하여 적용하였고, 시험영상과 DB 영상의 유사도 계산을 위해 MSE 방법과 ZSSD 방법을 사용하여 결과를 비교하였다. Raw 데이터의 히스토그램 변경을 통한 식별 성능 변화 결과 또한 비교하였다.

References

[1] L. M. Novak, G. J. Owirka, W. S. Brower, and A. L. Weaver, "The Automatic Target-Recognition System in SAIP," The Lincoln Laboratory Journal, Vol. 10, No. 2, pp. 187-202, 1997.
 [2] M. Cetin, W. C. Karl, and D. A. Castanon, "Analysis of the Impact of Feature-Enhanced SAR Imaging on ATR Performance," Proc. SPIE in Algorithms for

Synthetic Aperture Radar Imagery, 4727, pp. 134-145, 2002.
 [3] L. M. Novak, G. J. Owirka, C. M. Netishen, "Performance of a High-Resolution Polarimetric SAR Automatic Target Recognition System," The Lincoln Laboratory Journal, Vol. 6, No. 1, pp. 11-24, 1993.
 [4] L. M. Novak, G. J. Owirka, A. L. Weaver, "Automatic Target Recognition using Enhanced Resolution SAR Data," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 35, No. 1, pp. 157-175, 1999.
 [5] G. J. Owirka, A. L. Weaver, L. M. Novak, "Performance of a Multi-Resolution Classifier using Enhanced Resolution SAR Data," Proc. of SPIE in Radar Sensor Technology II, Vol. 3066, pp. 90-100, 1997.
 [6] L. M. Novak, and G. J. Owirka, "Performance of 10- and 20-Target MSE Classifiers," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 36, No. 4, pp. 1279-1289, 2000.
 [7] L. M. Novak, G. J. Owirka and C. M. Netishen, "Radar Target Identification using Spatial Matched Filters," Pattern Recognition, Vol. 27, pp. 607-617, 1994.
 [8] SAR 영상에서의 표적식별기법연구 최종보고서, 다목적실용위성 5호기 개발 사업, 인하대학교, 국방과학연구소, 2008.
 [9] Y. Sun, Z. Liu, S. Todorovic and J. Li, "Adaptive Boosting for SAR Automatic Target Recognition," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 43, No. 1, pp. 112-125, 2007.
 [10] 박종일, 김경태, "SAR 영상을 이용한 자동 표적 식별 기법에 대한 연구," 한국전자과학회논문지, pp. 1063-1069, 2011.
 [11] L. Yi-Bo, Z. Chang, W. Ning, "A Survey on Feature Extraction of SAR Images," International Conference on Computer Applications and System Modeling, pp. 312-317, 2010.
 [12] G. Jones III and B. Bhanu, "Recognition of Articulated Objects in SAR Images," In Proceedings of the ARPA Image Understanding Workshop, pp. 1237-1250, 1996.
 [13] I. V. Liviu, P. Ron, R. M. Harley, "Multi-Criterion

- Vehicle Pose Estimation for SAR ATR,” Proc. SPIE in Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery, pp. 497-506, 1999.
- [14] L. Su-dan, L. Guang-xia, Z. Cui, “A Synthetical Aspect Estimate Method for SAR Targets,” Signal Processing, Vol. 19, No. 5, pp. 473-477, 2003.
- [15] R. A. English, S. J. Rawlinson and N. M. Sandirasegaram, “Development of an ATR Workbench for SAR Imagery,” Defence R&D Canada - Ottawa, Technical Report, 2002.
- [16] J. A. O’sullivan, M. D. Devore, V. Kedia and M. I. Miller, “SAR ATR Performance using a Conditionally Gaussian Model,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 37, No. 1, pp. 91-108, 2001.
- [17] L. M. Novak, S. D. Halversen, G. J. Owirka, and M. Hiatt, “Effects of Polarization and Resolution on the Performance of a SAR ATR System,” The Lincoln Laboratory Journal, Vol. 8, No.1, pp. 49-68, 1995.
- [18] Zuiderveld, Karel, “Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization,” Graphic Gems IV, San Diego: Academic Press Professional, pp. 474-485, 1994.