

방사선 레이다 신호 구조에 적합한 물체 추적 기법

Object Extraction Technique Adequate for Radial Shape's RADAR Signal Structure

김도현*, 박은경, 차의영
(Do-Hyeon Kim, Eun-Kyeong Park, and Eui-Young Cha)

Abstract : We propose an object extraction technique adequate for the radial shape's radar signal structure for the purpose of implementing ARPA(Automatic Radar Plotting Aid) installed in the vessel. The radar signal data are processed by interpolation and accumulation to acquire a qualified image. The objects of the radar image have characteristics of having different shape and size as it gets far from the center, and it is not adequate for clustering generally. Therefore, this study designs a new vigilance distance model of elliptical shape and adopts this model in the ART2 neural network. We prove that the proposed clustering method makes it possible to extract objects adaptively and to separate the connected objects effectively.

Keywords : RADAR, ARPA, object segmentation, object extraction

I. 서론

레이더(RADAR : radio detection and ranging)는 전파(마이크로파)가 목표물에 부딪쳐서 반사되는 것을 포착하여 목표물의 거리 및 방위를 측정하는 무선 감지 장치로써 사람이 눈으로 볼 수 있는 범위를 증대시키고 나아가서 눈의 기능으로 할 수 없는 캄캄한 밤중이나 눈, 비 속에서도 목표물의 식별을 가능하게 하였다.

레이더는 1888년 독일 물리학자 Heinrich Hertz가 전자파의 반사 성질을 이용하였으며, 1925년 영국 E.에플턴이 전리층(電離層)의 존재를 증명하기 위하여 전파로서 실험한 것이 시초가 되었다. 이후 전파를 이용하여 전리층을 검출한 방법을 응용하여 1935년에 처음으로 실험용 펄스 레이더로서 약 30마일 거리에 있는 비행기를 추적하는 데 성공하였다. 이후 1943년 펄스방식 레이더의 실용화 연구가 미국 육·해군을 중심으로 이루어졌으며, 1944년 전파표정기·전파표정기(電波標定機)가 급속히 개발되고 이어서 비행기 탑재용이 정비되어 실용화되었다. 민간용으로 가장 널리 쓰인 것은 선박용 레이더인데, 1946년부터 무기로써 발달된 레이더 기술의 평화적 이용이 시작되었으며, 현재는 거의 모든 선박에 각종 형식으로 설치되어 있다.

처음에 레이더가 개발되었을 때에는 무엇보다도 높은 전력을 낼 수 있는 고�출력 증폭기술과 레이더 감도를 높이기 위한 기술들이 큰 문제점으로 대두되었으나 앞으로는 하드웨어 기술보다는 오히려 고 밀도의 정보가 내포된 신호 처리와 실시간 정보를 빠른 시간 내에 처리할 수 있는 초고속, 대용량의 신호 처리인 소프트웨어 기술이 요구될 것으로 전망되고 있다.

현재 레이더 기술은 획득된 신호를 바탕으로 물체(object)

를 추출, 추적함으로써 자동항해시스템(ADS : Automatic Dependent Surveillance), 항공기 충돌방지시스템(ACAS : Airborne Collision Avoidance System) 등의 각종 첨단 분야에 두루 활용되고 있다[1-4].

레이더로부터 획득된 신호를 바탕으로 물체를 추출, 추적하기 위해서는 레이더 데이터를 영상으로 변환하는 과정이 필요하다. 일반적으로 레이더로부터 획득된 데이터는 방위각(θ)과 거리(r)로 표현되는 극좌표계(polar coordinates)로 표현되므로 이를 직교 좌표계(rectangular coordinates)로 변환하여 영상으로 변환해야 한다. 이때, 레이더 신호를 단순하게 영상으로 변환시킬 경우에는 레이더 신호의 각도 분해능에 따라 영상의 질이 크게 좌우되어 신호의 중심으로부터 멀어질수록 정밀도가 떨어지는 현상이 발생하며 비 주기적인 간격으로 각도 신호가 유실되는 현상이 발생한다. 따라서 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 보다 높은 각도 분해능을 요구하게 되거나, 획득된 이미지를 바탕으로 평균값 필터링 등의 영상 처리를 통해 다시 영상의 질을 개선해야 하는 부담이 있었다[5]. 또한, 레이더 신호의 특수성에 의하여 레이더로부터 멀어질수록 목표 물체의 크기 및 형태가 변형되고 물체가 서로 접합하는 현상이 나타남으로써 단순한 물체 분할 및 클러스터링 기법으로는 원하는 목표물을 정확히 추출하기 힘든 문제점이 있었다[5-7].

본 논문에서는 이와 같이 극좌표계 형태로 수신되는 불완전한 레이더 신호로부터 양질의 레이더 영상 이미지를 구성하고 방사형 구조에 적합한 적응적인 클러스터링 기법을 통하여 물체를 추출하는 분할 기법을 제안하고, 이를 항해용 선박 레이더 신호에 적용하여 본 알고리즘의 우수성을 증명하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 극좌표계로 구성된 레이더 신호의 구조에 대해 설명한다. 3장에서는 획득된 신호를 바탕으로 보간법에 의한 신호를 보정하고 중첩 이미지를 사용하여 안정적이고 양질의 영상 데이터로 변환하기 위한 방법을 설명한다. 4장에서는 개선된 영상을 바탕으로 레이더상의 물체를 효과적으로 분할하여 추출하

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2002. 9. 23., 채택확정 : 2003. 4. 11.

김도현, 박은경, 차의영 : 부산대학교 전자계산학과

(ulminer@amony.cs.pusan.ac.kr/vincat@amony.cs.pusan.ac.kr/eycha@amony.cs.pusan.ac.kr)

※ 본 연구는 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소의 지원으로 수행되었음.

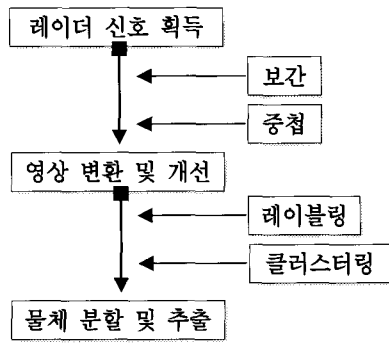


그림 1. 시스템 블록 다이어그램.
Fig. 1. System block diagram.

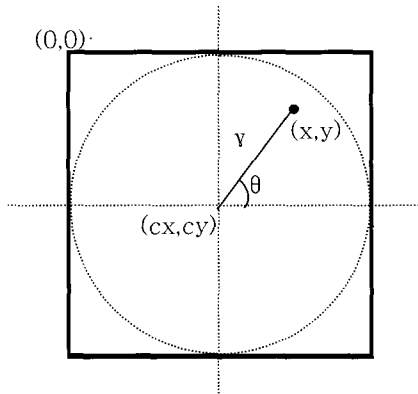


그림 2. 레이더 이미지 좌표계.
Fig. 2. Coordinate system of radar image.

		angle no. (α)		radius value of angle α (v)	
		0	1	...	499
1 frame (S_0)	0	0	0	0	1 2 0 0 ... 0 0 0 1 0 0
	1	0	0	0	3 4 1 0 ... 0 0 0 1 1 0
	...	0	0	0	3 5 2 1 ... 0 0 1 2 2 0
	1799	0	0	1	4 7 2 1 ... 0 0 0 1 0 0
2 frame (S_1)	0	0	1	1	5 6 2 1 ... 0 0 0 0 0 0
	1	0	1	2	3 3 3 0 ... 0 0 1 0 0 0
	...	0	0	0	1 2 2 0 ... 1 0 0 0 1 0
	1799	0	0	0	0 0 0 0 ... 2 1 0 1 1 0
...

- α : angle number
($0 \leq \alpha < \text{MAX_ANGLE_SIZE}$)
- v : radius value of angle α
($0 \leq v < \text{MAX_RADIUS_SIZE}$)
- t : time sequence
- $\text{MAX_RADIUS_SIZE} = 500$
- $\text{MAX_ANGLE_SIZE} = 1800$

그림 3. 레이더 신호 데이터 형식.
Fig. 3. Format of radar signal data.

는 클러스터링 기법에 대해 살펴보고, 5장에서는 그 실험 및 결과 분석을 통해 제안하는 방법의 성능을 평가한다.

끝으로 6장에서 결론 및 향후 연구 과제를 제시한다.

II. 레이더 신호의 구조

레이더 신호는 일정한 시간 간격에 따른 전파 신호 데이터의 연속으로 이루어져 있다. 여기서 레이더 신호를 St 라 할 때, 신호 St 는 시간 t (time sequence)에서 분해 각도 α (angle number)와 각도 α 에서의 거리 v (radius value of angle α)에 의한 함수 $St(\alpha, v)$ 로 정의되며 이 신호의 구성은 그림 3과 같다. 즉, $St(\alpha, v)$ 는 시간 t , 각도 α , 반지름 v 상에서의 물체 유무에 대한 강도를 나타내게 된다.

그림 3은 레이더 신호 데이터의 형식으로써 α 에 대한 각도분해능을 0.2° 씩으로 하여 1800 등분(MAX_ANGLE_SIZE)으로 분해하고, 레이더 중심으로부터의 거리(반지름) v 를 500등분(MAX_RADIUS_SIZE)하여 나타내었으며, 물체 강도는 3bit를 이용하여 $0 \sim 7(2^3)$ 사이의 값으로 나타내고 있다.

III. 레이더 신호의 영상 변환 및 보정을 통한 영상 개선

1. 레이더 신호의 영상 변환

위와 같이 획득된 레이더 신호는 원점으로부터의 신호의 강도를 나타내는 1차원 신호이므로, 본 연구에서는 이를 2차원 8bit(256 gray level)의 영상 신호로 변환하여 이로부터 공간 정보를 획득하여 레이더 영상에서의 물체 추출 및 추적에 이용하였다.

획득된 레이더 신호를 256 gray level의 레이더 영상으로 변환하기 위한 과정은 (1)과 같이 표현될 수 있으며 이것은 극좌표계에서 직교좌표계로의 데이터의 순방향 변환을 의미한다.

$$St(\alpha, v) \rightarrow f(x, y) \quad (1)$$

이런 극좌표계에서의 직교좌표계로의 변환은 (2), (3), (4)에 의해 수행될 수 있으며 알고리즘은 그림 4와 같다.

$$\theta = 2\pi \times \alpha / \text{MAX_ANGLE_SIZE} \quad (2)$$

$$x = cx + v \cos \theta \quad (3)$$

$$y = cy - v \sin \theta \quad (4)$$

여기서, $\text{SCALE}(s)$ 는 레이더 신호 $s(0 \leq s < 8)$ 의 강도에 따른 이미지의 gray-level value를 대응시키는 함수이다. 즉,

```

for  $\alpha=0$  to  $\text{MAX\_ANGLE\_SIZE}$ 
{
  for  $v=0$  to  $\text{MAX\_RADIUS\_SIZE}$ 
  {
     $\theta = 2\pi \times \alpha / \text{MAX\_ANGLE\_SIZE}$ 
     $x = cx + v \cos \theta$ 
     $y = cy - v \sin \theta$ 
     $f(x, y) = \text{SCALE}(S_t(\alpha, v));$ 
  }
}
    
```

그림 4. 극좌표계의 직교좌표계 변환 알고리즘.

Fig. 4. Conversion algorithm of polar coordinates into rectangular coordinates.

```

for y=0 to MAX_RADIUS_SIZE*2
{
  for x=0 to MAX_RADIUS_SIZE*2
  {
    dx=x-cx, dy=y-cy;
    v = sqrt( dx^2+dy^2 )
    if v ≥ MAX_RADIUS_SIZE
      f(x,y) = 0
    else
      θ = atan(y,x)
      α = MAX_ANGLE_SIZE×θ/2π
      f(x,y) = SCALE(Sr(α,v));
  }
}
    
```

그림 5. 최근접 이웃보간법에 의한 극좌표계의 직교좌표계 변환 알고리즘.

Fig. 5. Conversion algorithm of polar coordinates into rectangular coordinates via nearest neighbor interpolation.

s=0일 때, 이미지상의 gray value는 0이 되고, s=7일 때, gray value는 255가 된다.

그러나 이와 같은 방법은 극좌표계로 이루어진 신호 데이터에 기반한 데이터 변환 기법으로 변환된 직교 좌표계에서 대응되지 않는 부분이 생기게 되므로 보간(interpolation)이 필요한 단점이 있다. 따라서 (5)와 같이, (2), (3), (4)를 역변환하여 직교 좌표계를 기반으로 하는 데이터 변환 기법을 (6), (7), (8)에 의해 적용하여, 직교좌표계에서의 특정 위치의 값을 극좌표계에서의 최근접한 값으로 보간하는 최근접 이웃보간법(nearest neighbor interpolation)을 사용하여 그림 5와 같이 수행한다.

$$St(\alpha, v) \leftarrow f(x, y) \tag{5}$$

$$v^2(\cos 2\theta + \sin 2\theta) = (x - cx)^2 + (y - cy)^2 \tag{6}$$

$$\cos 2\theta + \sin 2\theta = 1 \tag{7}$$

$$\alpha = \theta \times \text{MAX_ANGLE_SIZE} / 2\pi \tag{8}$$

2. 보간법에 의한 레이더 신호 데이터 보정

그림 3과 같이 획득된 레이더 신호 데이터는 기기의 정밀도 및 분해능에 따라 완전한 형태의 데이터 열(sequence)을 획득하지 못하는 경우가 있다. 즉, 특정 각도(α)에서는 레이더 신호를 획득하지 못하는 경우에 이를 영상 이미지로 변환할 경우 부채꼴 모양의 틈이 생겨 이미지 질에 큰 영향을 미친다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 변환된 이미지를 바탕으로 평균값 필터(Mean filter), 중위수 필터(Median filter), 가우시안 필터(Gaussian filter) 등을 적용하여 틈새를 보완할 수 있으나 이는 이미지의 가운데를 중심으로 방사형(放射形)으로 표현된 레이더 이미지를 필터링하기에는 부적절하며 추가의 이미지 처리과정이 요구되므로 본 논문에서는 레이더 신호 자체에 대한 선형 보간(linear interpolation)을 수행한다. 즉, 그림 6에서 보는 바와 같이 각도 291~293에 대한 정보가 유실되었을 경우, 각도 290과 294의 데이터로부터 그 값을 보정할 수 있다.

angle no. (a)	radius value of angle α (v)									
	0	1	...	399						
...						
290	0	0	0 3 4 1 0 ... 0 0	0						
294	0	0	0 7 6 1 1 ... 0 0	0						
...						

(a) 불완전한 레이더 신호 데이터

...
290	0	0	0 3 4 1 0 ... 0 0	0
291	0	0	0 4 4 1 0 ... 0 0	0
292	0	0	0 5 5 1 1 ... 0 0	0
293	0	0	0 6 6 1 1 ... 0 0	0
294	0	0	0 7 6 1 1 ... 0 0	0
...

(b) 보정된 레이더 신호 데이터

그림 6. 레이더 신호의 선형 보간.

Fig. 6. Linear interpolation of radar signals.

불완전한 신호열 St(α_j, v)의 보간 방법은 (9), (10)과 같이 이웃하는 두 개의 참조 신호열 데이터 St(α_i, v), St(α_k, v)로부터 그 거리에 의해 평균적으로 근사시킨다.

$$Sf(\alpha_j, v) = St(\alpha_i, v) * dj_k / dik + St(\alpha_k, v) * dij / dik \tag{9}$$

$$dik = k - i, \quad dij = j - i, \quad dj_k = k - j \quad (i < j < k) \tag{10}$$

그림 7은 극좌표계 레이더 신호를 직교 좌표계로 바로 변환시켜 레이더 이미지를 획득한 경우이다. 그림에서도 알 수 있듯이 비 주기적으로 각도 신호가 유실됨에 따라 나타나는 선 형태의 빈 구간이 보이는 것을 알 수 있으며 또한 이미지 중심에서 멀어질수록 해상도가 떨어져 곡선 형태의 빈 홀이 나타남을 알 수 있다. 그림 8은 최근접 이웃보간법에 의해 변환되어진 이미지이다. 여기서는 곡선 형태의 빈 홀들은 메워졌으나 여전히 비 주기적인 각도 신호의 유실

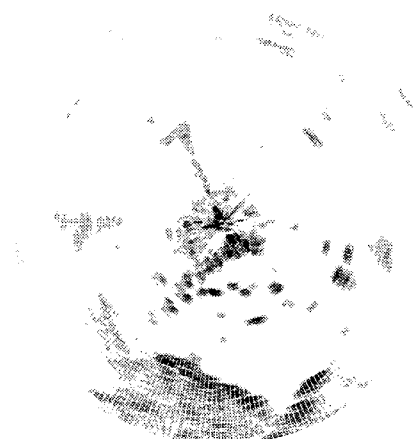


그림 7. 직교 좌표계로의 일반 영상 변환.

Fig. 7. Normal image conversion into rectangular coordinates.

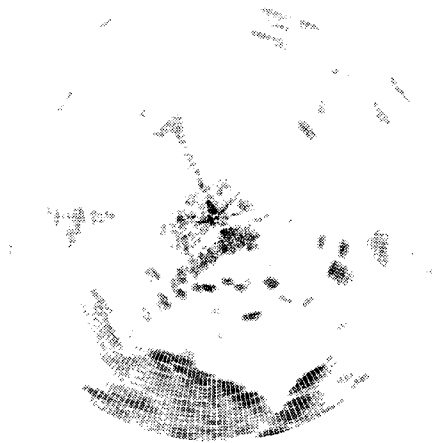


그림 8. 최근접 이웃보간법에 의한 영상변환.
Fig. 8. Conversion by nearest neighbor interpolation.



그림 9. 선형 보간에 의한 영상 변환.
Fig. 9. Conversion by linear interpolation.

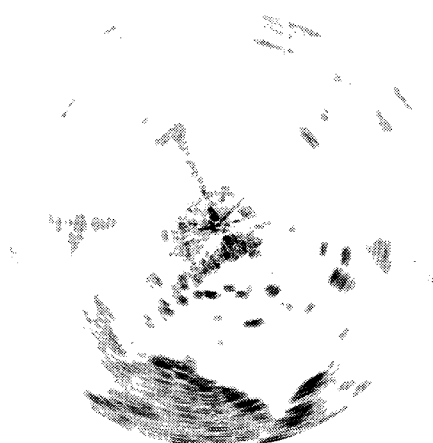


그림 10. 최근접 이웃보간법 및 선형 보간에 의한 영상 변환.
Fig. 10. Conversion by nearest neighbor and linear interpolation.

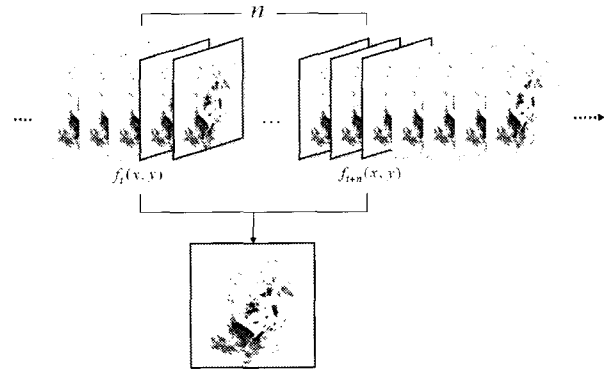


그림 11. 레이더 영상의 중첩.
Fig. 11. Accumulation of radar images.

로 인한 선들이 나타난다. 그림 9은 선형 보간만 수행한 경우이며 그림 8과는 반대로 각도 신호의 보간으로 인해 선은 사라졌으나 여전히 곡선 형태의 빈 홀들이 존재함을 알 수 있으며, 그림 10에서는 이와 같은 현상이 모두 제거되어 보간된 깨끗한 형태의 이미지로 복원된 것을 알 수 있다.

3. 중첩 윈도우를 사용한 이미지 보정

레이더 신호를 획득하는 과정에서는 신호 입력부의 회전 잡영이 발생하게 된다. 즉, 어떤 프레임에서 탐지된 특정 각도의 물체 탐지 신호가 다음 프레임에서도 같은 각도에서 탐지되지 않을 수도 있다. 따라서 한 프레임 신호를 영상으로 변환한 이미지와 다음 프레임 신호를 영상으로 변환한 이미지는 물체가 움직이지 않는다 하더라도 약간의 회전 오차가 발생하여 잡영으로 나타나는 경향이 있으며 이것은 실질적으로 물체 추출 및 추적에 심각한 오차를 야기할 수 있다.

이러한 오류를 줄이기 위하여 그림 11과 같이 레이더 영상을 중첩 이미지로 재구성하는 방법을 도입하였다. 즉, 특정 프레임에서 재구성되는 레이더 영상은 이전의 연속적인 n개의 프레임 영상을 중첩하여 평균적으로 근사시켜 획득된다. 그리고 다음 프레임에서는 가장 최근의 프레임 영상을 추가하고 가장 오래된 프레임을 제거함으로써 전체적으로 한 프레임을 이동시켜 다시 n개의 프레임을 참조한다. 이와 같이 중첩 윈도우를 사용하여 영상을 재구성함으로써 프레임이 진행됨에 따라 흔들리지 않는 안정적인 영상을 획득할 수 있을 뿐만 아니라 특정 프레임에 불규칙적으로 나타나는 선형 잡영이 제거되는 효과가 있다. 이때, 중첩 윈도우의 개수는 물체의 운동 속도에 맞게 적절히 조절해야 한다. 예를 들어, 그림 13과 같이 너무 작은 영상을 중첩시킬 경우(작은 중첩 윈도우) 영상이 흔들리거나 잡영이 그대로 남아있게 되어 원하는 효과를 얻지 못하게 되고, 그림 14에서와 같이 너무 많은 영상을 중첩시킬 경우(큰 중첩 윈도우) 물체의 이동 자취까지 나타나게 되므로 영상이 흐려지고 물체 추출 및 추적에 부적절하다. 그림 15~17은 윈도우의 크기를 각각 1, 10, 30으로 했을 때, 현재 프레임 영상과 이전 프레임 영상과의 차영상을 나타낸 것이다. 그림

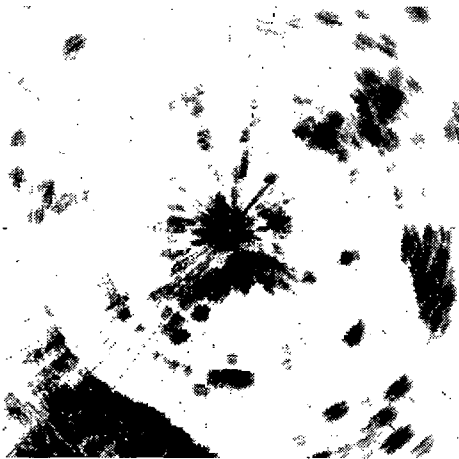


그림 12. 단일 이미지 (n=1).
Fig. 12. Single image.

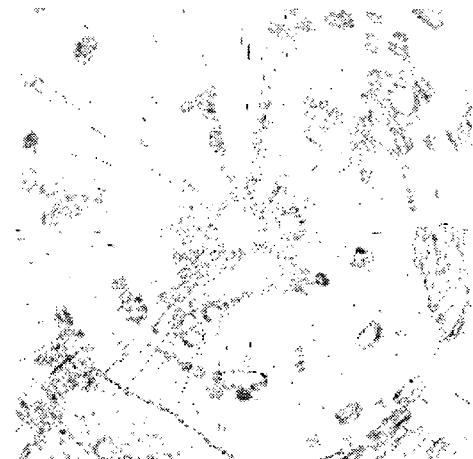


그림 15. 단일 차영상(n=1).
Fig. 15. Single difference image.

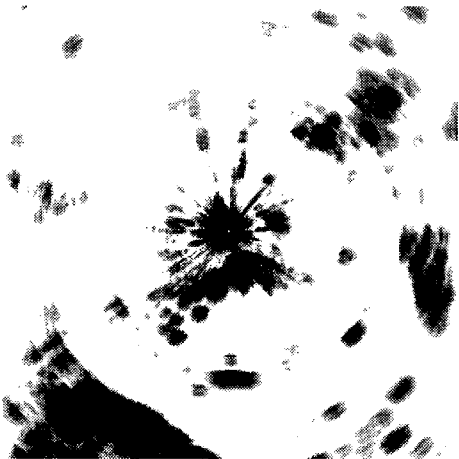


그림 13. 중첩이미지 (n=10).
Fig. 13. Accumulated image.

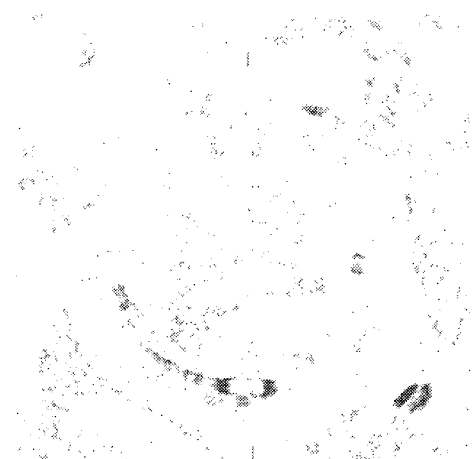


그림 16. 중첩 차영상(n=10).
Fig. 16. Accumulated difference image.

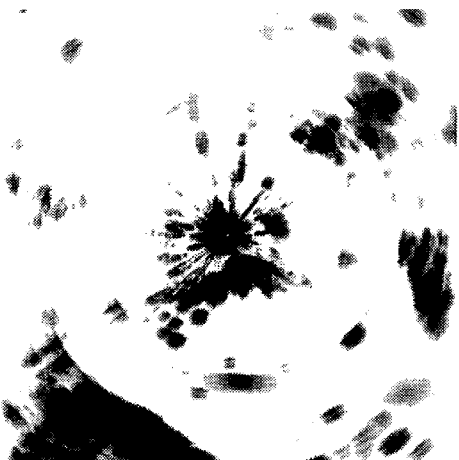


그림 14. 중첩이미지 (n=30).
Fig. 14. Accumulated image.

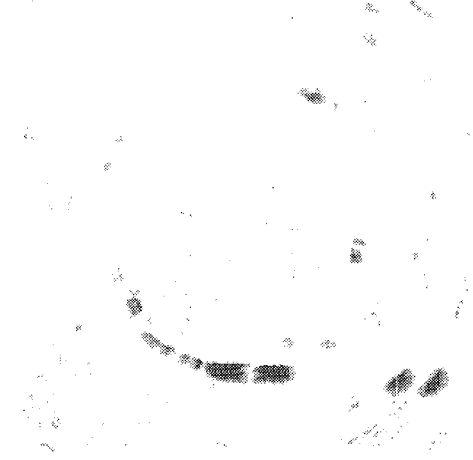


그림 17. 중첩 차영상(n=30).
Fig. 17. Accumulated difference image.

15는 단일 이미지를 사용하였기 때문에 이전 프레임 영상과의 차이가 두드러지게 나타났으며 잡영도 그대로 나타난

다. 특히 물체의 외곽 경계 부분에서 많이 차이가 나는 것을 알 수 있으며 이것은 영상이 매우 불안정함을 의미한다.

그림 17은 많은 프레임을 중첩시켜 구한 차영상으로 강도는 약하지만 이동하는 물체의 경우 넓은 범위로 퍼져 나타나는 것을 알 수 있다. 이것은 물체의 경계가 명확하지 못함을 뜻하며 물체 추출 및 추적에 부적절하다. 본 논문에서는 이러한 점을 감안하여 윈도우의 크기(n)를 10으로 설정하였다.

4. 영상의 이진화와 형태학적 연산(Morphology)을 이용한 영상 개선

레이더 영상을 기반으로 물체를 추출하기 위해서는 영상을 이진화시켜 물체를 분리하는 과정이 필요하다. 레이더 신호는 3bit로 표현되는 강도 $0 \leq s < 8$ 범위를 가지므로 분리 가능한 구간을 8개로 나누고 그 중 적당한 이진화 임계값을 선택함으로써 별도의 이진화 임계치 선택 방법을 사용하지 않고 빠르게 이진화한다.

IV. 물체 추적

레이더 영상에의 물체는 크게 비이동 물체와 이동 예상 물체, 잡영 물체로 나뉘어진다. 비이동 물체는 섬, 육지와 같이 항상 정적인 상태로 존재하고, 이동 예상 물체는 배와 같이 정지되어 있는 경우도 있지만 이동이 예상되는 물체라고 할 수 있다. 잡영 물체는 신호 잡음이 그대로 영상에 반영되어 나타나거나 이진화 과정에 의해서 큰 물체의 특정 부분 영역이 떨어져 나가 분리되어 표시되는 경우 등이다.

비이동 물체, 잡영 물체와 같이 크기가 비교적 크거나 작은 물체는 labeling을 통한 size filter를 통해 분리해 낼 수 있다. 이동 예상 물체는 그 특성상 어느 정도의 크기를 유지하지만 이동 특성상 겹쳐지는 경우가 발생하기 때문에 크기가 커져 보일 수도 있다. 이와 같이 겹쳐진 이동 예상 물체를 분리하기 위해서 적응적 경계변수(vigilance parameter)를 이용한 ART2 클러스터링[9-11]을 통해 최종적으로 분리한다.

1. 이미지 레이블링(Labeling)을 통한 물체 추출

이진화된 이진 영상을 기반으로 labeling을 수행함으로써 연결된 구성 요소(connected component)를 하나로 묶을 수 있으며 그 영역 및 크기 정보를 획득할 수 있다. labeling 기법은 비재귀 호출에 의한 고속 labeling 기법[13]을 이용하였다. 획득된 크기 정보는 하나로 연결된 구성 요소의 픽셀 수를 나타내며 특정 개수 이하이면 잡영 물체로, 특정 크기 이상이면 비이동 물체로 분리한다. 그 사이의 픽셀 개수를 가지는 물체는 이동 예상 물체로 판단한다.

그림 19는 50~500 사이의 픽셀 개수를 가지는 이동 예상 물체를 분리한 결과를 나타낸다.

2. ART2 클러스터링 기법

labeling을 통하여 분리된 이동 예상 물체는 겹쳐 있을 수 있으므로 이에 대한 처리 과정이 필요하다. 레이더 신호는 그림 20에서 보는 바와 같이 방사형 구조로 수신되므로 중심으로부터 거리가 멀어질수록 같은 크기의 물체라 하더라도 그 크기 및 형태가 다르게 나타나는 특성이 있다.

따라서, 이와 같은 형태의 영상 데이터에서 물체를 분리하기 위해서는 그 특성에 알맞은 클러스터링 기법이 필요

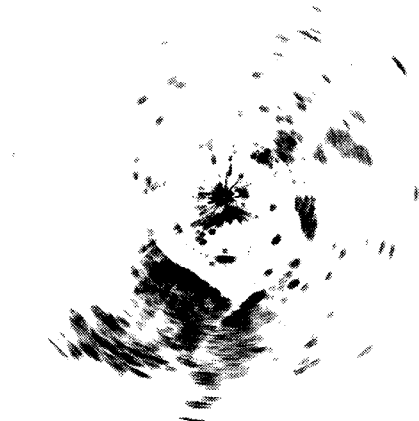


그림 18. 레이더 원영상.
Fig. 18. Radar raw image.



그림 19. 비이동 물체 분리.
Fig. 19. Separation of static object.

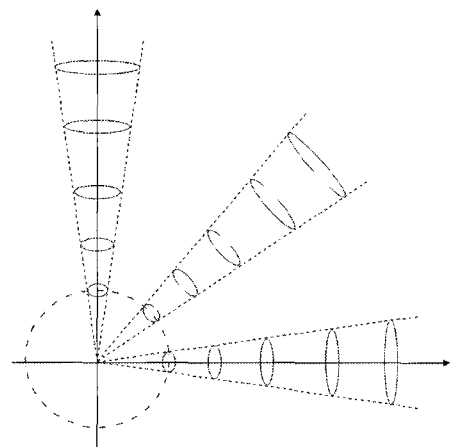


그림 20. 레이더 영상의 방사형 구조.
Fig. 20. Radial structure of radar image.

하다. 본 연구에서는 ART2 클러스터링 기법에서 vigilance parameter를 타원 형태에 근거한 거리 함수로 모델링하여

설정함으로써 적응적으로 물체를 분리해 낼 수 있도록 하였다.

ART2 신경회로망을 이용한 클러스터링 기법은 비교적 빠른 비지도 학습(unsupervised learning)을 통해 패턴을 군집화하는 방법으로 사전에 학습한 패턴들을 안정적으로 유지하며 사전에 학습한 적이 없는 새로운 패턴을 처리할 수 있는 능력을 가지고 있다. ART2 클러스터링 기법은 다음과 같다.

- (1) k번째 입력패턴을 p_k , 신경회로망의 i번째 클러스터의 중심값을 c_i 라 하자.

$$p_k = (x^p_k, y^p_k), c_i = (x^c_i, y^c_i) \quad (11)$$

- (2) 새로운 입력 패턴 p_k 에 대해 최소 거리(minimum distance)를 가지는 클러스터 j^* 을 승자 클러스터로 선택한다. 일반적으로 입력 패턴과 클러스터 중심패턴과의 거리는 유클리디안 거리로 계산한다.

$$\|x_k - c_{j^*}\| = \min \|x_k - c_i\| \quad (12)$$

- (3) 입력 패턴에 대한 Vigilance test를 수행한다. 만약 입력 패턴이 승자 클러스터의 중심 반경 ρ (vigilance parameter) 이내에 들어오면 이 입력 패턴은 승자 클러스터와 유사한 패턴임을 의미하여 이 입력 패턴을 승자 클러스터에 포함시키고 그 클러스터의 중심값을 수정한다.

$$c_{j^*}^{new} = \frac{p_k + c_{j^*}^{old} \cdot \|Cluster_{j^*}^{old}\|}{\|Cluster_{j^*}^{old}\| + 1} \quad (13)$$

만약 입력 패턴이 승자 클러스터의 중심 반경보다 크면 이 입력 패턴은 기존의 클러스터와는 상이한 패턴임을 의미하며 이 입력 패턴으로 새로운 클러스터를 생성한다.

- (4) 모든 입력이 제시될 때까지 (1)~(3)의 과정을 반복 수행한다.

- (5) 지정된 회수의 학습을 반복 수행하거나 신경망의 클러스터 중심값이 각각 변함 없으면 학습을 종료한다.

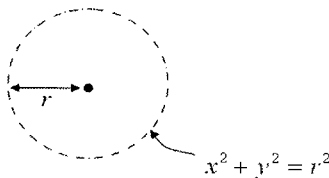


그림 21. 원형 경계 거리.
Fig. 21. Circular vigilance distance.

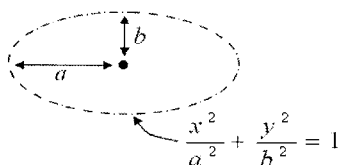


그림 22. 타원형 경계 거리.
Fig. 22. Elliptical vigilance distance.

3. 적응적 경계 거리 모델

3.1. 거리 경계 모델

클러스터링 기법은 일정 거리에 있는 픽셀들을 하나의 그룹으로 묶어 픽셀을 군집화하는 기법이다. 이때, 하나의 그룹으로 묶기 위해서는 일반적으로 중심으로부터 거리 r 이내에 있는 것들을 같은 그룹으로 클러스터링 하므로 원형으로 분리 경계면이 위치하게 된다. 하지만 레이더 영상에서는 그림 22에서는 보는 바와 같이 경계 거리의 형태가 원형보다는 타원형이 더 적합하므로 이를 타원 모델로 유도하였으며 거리 a 와 b 를 조정함으로써 그 형태를 조절할 수 있게 하였다.

$$x^2 + y^2 = r^2 \quad (14)$$

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (15)$$

클러스터 C_1, C_2 의 중심이 c_1, c_2 일 때, 그림에서 보는 바와 같이 일반적으로 점 p_1 은 클러스터 C_1 과 더 가까우므로 C_1 에 소속되어 클러스터링 되지만, 그림 22와 같이 타원형 경계 모델을 사용함으로써 점 p_2 는 클러스터 C_2 에 소속되어 더욱 올바른 형태로 클러스터링이 가능하게 된다.

3.2. 적응적 vigilance parameter

레이더 영상에서 물체는 방사형으로 존재하므로 이를 타원형 경계 모델에 적용하기 위해서는 점들의 이동 변환이 필요하다. 그림 23에서 보는 바와 같이 클러스터의 중심 $c(x, y)$ 과 그 주변의 참조 점 p_1, p_2 가 있을 때, 클러스터의 중심과 원점과의 관계를 통하여 기울어진 각도 θ 를 구하고, 그 각도만큼 각 점들을 회전시킴으로써 적응적인 타원 모델로의 적용이 가능해진다. 먼저 클러스터 중심을 원점으로 이동시키는 평행 이동을 각 점들에 대해 수행하고 다음으로 각 점들에 대해 각도 θ 만큼 회전시킨다. 점 $p(x, y)$ 에 대한 회전 이동변환은 (16)과 같다. 이때, 타원의 형태를 결정하는 변수 a 및 b 는 원점으로부터 클러스터 중심과의 거리에 비례하여 적절히 조정이 가능하다.

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (16)$$

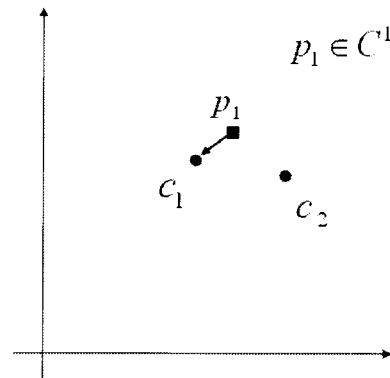


그림 23. 원형 클러스터링.
Fig. 23. Circular vigilance distance clustering.

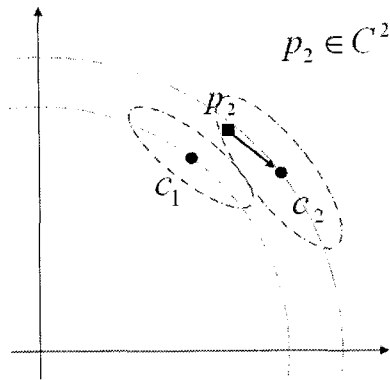


그림 24. 타원형 경계 거리 클러스터링.
Fig. 24. Elliptical vigilance distance clustering.

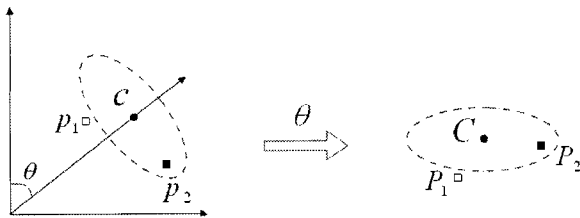


그림 25. 점들의 회전 변환.
Fig. 25. Points rotation.

이와 같이 점들이 회전 이동 변환됨으로써 타원 형태의 경계 거리 모델을 적용할 수 있으며 따라서 한 점이 어느 클러스터에 속하는지를 판단할 수 있는 경계 변수(vigilance parameter) ρ 를 (17)로 구할 수 있다.

$$\rho = V(p_k, c_i) = \frac{(x_k^p - x_i^c)^2}{a^2} \frac{(y_k^p - y_i^c)^2}{b^2} - 1 \quad (17)$$

이때, ρ 값이 0이면 입력 패턴 p_k 는 클러스터 c_i 의 타원 경계면에 위치하고 있는 것이며, 0보다 작을 때는 내부에 있음을, 0보다 클 때는 외부에 있음을 뜻한다.

4. 수정된 ART2 클러스터링 기법

적응적 vigilance parameter에 의해 수정된 ART2 클러스터링 기법은 다음과 같다.

- (1) k번째 입력패턴을 p_k , 신경회로망의 i번째 클러스터의 중심값을 c_i 라 하자.

$$p_k = (x_k^p, y_k^p), c_k = (x_k^c, y_k^c) \quad (18)$$

- (2) 새로운 입력 패턴 p_k 에 대해 클러스터간의 거리를 구한다. 입력 패턴과 클러스터간의 거리는 타원형 경계 거리 모델에 근거하여 구해지며 (19)와 같이 구해진다.

$$\rho = V(p_k, c_i) = \frac{(x_k^p - x_i^c)^2}{a^2} \frac{(y_k^p - y_i^c)^2}{b^2} - 1 \quad (19)$$

- (3) 새로운 입력 패턴 p_k 에 대해 최소 거리(minimum distance)를 가지는 클러스터 j^* 을 승자 클러스터로 선택한다.

$$c_{j^*} = \min V(x_k, c_i) \quad (20)$$

- (4) 만약 입력 패턴이 승자 클러스터의 중심 반경 ρ (Vigilance parameter) 이내에 들어오면, 즉 $\rho < 0$ 이면 이 입력 패턴을 승자 클러스터에 포함시키고 그 클러스터의 중심값을 수정한다.

$$c_{j^*}^{new} = \frac{p_k + c_{j^*}^{old} \cdot \|Cluster_{j^*}^{old}\|}{\|Cluster_{j^*}^{old}\| + 1} \quad (21)$$

그렇지 않으면 이 입력 패턴으로 새로운 클러스터를 생성한다.

- (5) 모든 입력이 제시될 때까지 (1)~(4)의 과정을 반복 수행한다.
- (6) 지정된 회수의 학습을 반복 수행하거나 신경망의 클러스터 중심값이 각각 변함이 없으면 학습을 종료한다.

V. 실험 환경 및 결과 분석

1. 실험 환경

실험을 위하여 사용된 개발 환경은 펜티엄 III 800MHz, 256MB, Window98 환경에서 VC++6.0을 사용하여 개발하였다. 실험에 사용된 레이더 신호 데이터는 반지름이 500 pixel로 되어 있으나 신호가 주로 존재하는 영역인 중앙으로부터 300 pixel 만큼만을 잘라내어 600x600 이미지로 변환하여 생성하였다.

2. 실험 평가

본 연구 모델을 평가하기 위하여 레이더 영상에서의 물체 추출에 관한 정오분류행렬(Confusion matrix)을 도입하여 표 1과 같이 정의한다. 정오분류행렬은 목표 변수의 실제 범주와 모형에 의해 예측된 분류범주 사이의 관계를 나타내는 표로서 정오분류행렬의 행은 실제 범주(class)값을 나타내며 열은 예측된 범주값을 나타낸다. 여기서, 정확도(recall)과 재현율(precision)을 각각 (22), (23)으로 정의하였다.

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{\text{Number of objects clustered that are correct}}{\text{Total number of objects that are correct}} \\ &= \frac{TP}{TP + FN} \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \frac{\text{Number of objects clustered that are correct}}{\text{Total number of objects that are clustered}} \\ &= \frac{TP}{TP + FP} \end{aligned} \quad (23)$$

표 1. 정오분류행렬.

Table 1. Confusion matrix.

		Clustered objects	
		YES	NO
Actual objects	YES	TP (True Positive)	FN (False Negative)
	NO	FP (False Positive)	TN (True Negative)

3. 실험 결과 및 분석

그림 27~그림 29는 레이더 영상에서의 물체를 클러스터링하여 표시한 결과 영상이다. 그림 26은 첫 번째 클러스터링 과정으로써 labeling 알고리즘에 의해 대략적으로 추출된 이동 예상 물체를 추출한 것이다. 연결된 구성요소의 연결에 의해 분리되어야 물체가 접합되어 클러스터링 된 결과를 볼 수 있다. 그림 27은 $r=10$ 인 원형 거리 함수에 의해 클러스터링 된 결과를 나타낸다. 그림에서도 알 수 있듯이 작은 경계 거리로 인하여 중심 영역에는 비교적 적절히 클러스터링 되지만 바깥으로 갈수록 분할되지 않아야 할 물체들이 분할되어 클러스터링 되는 오류를 보인다. 그림 28은 $r=30$ 인 원형 경계 거리에 의해 클러스터링 결과로써, 그림 25와는 반대로 많은 영역을 포괄하기 때문에 분리되어야 할 것들이 하나로 묶여져서 클러스터링 되는 오류가 많이 발생한다. 그림 29는 제안하는 원형 경계 거리 함수에 의한 ART2 클러스터링 기법으로 중심에서 바깥쪽으로 갈수록 클러스터의 중심과 영상의 중심이 이루는 각도 및 그 거리에 의해 경계 거리가 적응적으로 변화되어 방사형 구조

로 클러스터의 경계면이 형성되는 것을 볼 수 있으며, 결과적으로 대부분의 물체들이 비록 접합해 있는 경우라 할지라도 잘 분리되는 것을 알 수 있다.

표 2에서는 실제 47개의 물체에 대해 클러스터링 방법별로 추출된 결과를 비교 분석하였다. Labeling에 의한 방법은 10개의 물체가 각각 2개씩 접합하여 5개의 오결합(incorrect combining)이 있음을 알 수 있으며 총 42개의 클러스터로 물체가 추출되었다. 경계 거리 10($r=10$)에 의한 클러스터링 방법은 그 경계 거리가 너무 작음으로 인해서 19개의 물체가 44개로 오분리(incorrect separation)된 결과를 나타냄으로써 총 72개의 클러스터로 물체가 매우 많이 추출되었다. 경계 거리 30($r=30$)에 의한 방법은 14개의 물체가 접합하여 7개의 클러스터로 오결합되었으며 2개의 물체가 오분리되어 4개의 클러스터로 나타내서 결과적으로 41개로 조금 작게 추출되었지만, 제안하는 방법을 사용하였을 경우 1개의 물체만이 오분리되어 총 49개의 클러스터로 물체가 추출되었으며 이것은 정확도 93.88%, 재현율 97.87%로 매우 우수한 성능을 나타내었다.

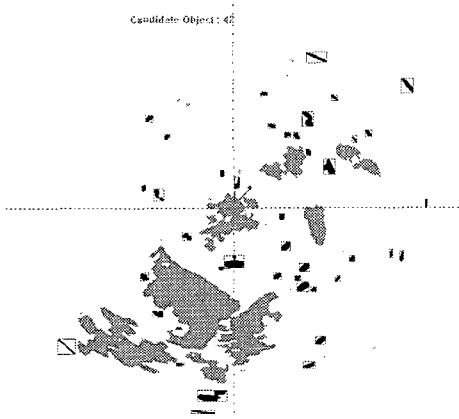


그림 26. 이동 예상 물체.
Fig. 26. Candidates of moving objects.

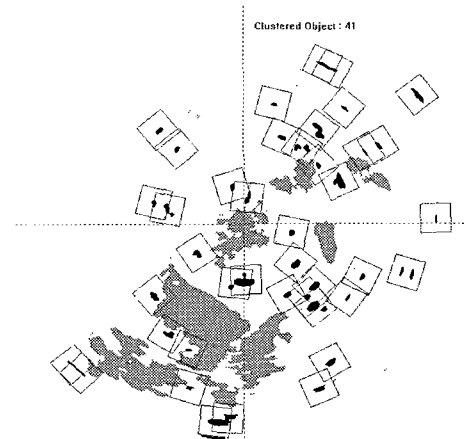


그림 28. 원형 거리 클러스터링 ($r=30$).
Fig. 28. Circular distance clustering.

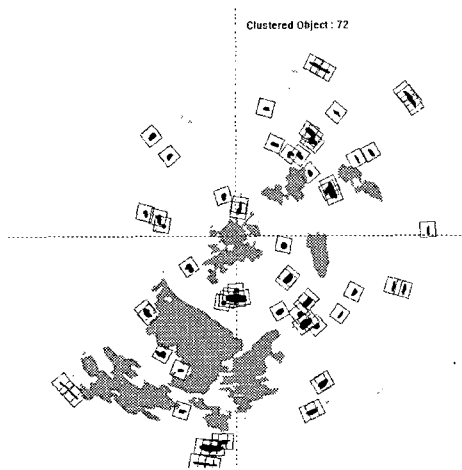


그림 27. 원형 거리 클러스터링 ($r=10$).
Fig. 27. Circular distance clustering.

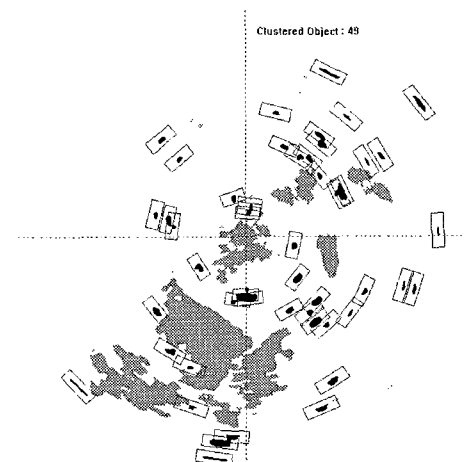


그림 29. 타원형 거리 클러스터링($a=15\sim35, b=8$).
Fig. 29. Elliptical distance clustering.

표 2. 클러스터링 결과.

Table 2. Clustering results.

# of clustered objects	clustering methods	원형 클러스터링 (r=10)	원형 클러스터링 (r=30)	타원형 클러스터링 (a=15~35, b=8)
	Labeling			
incorrect combining (correctly clustered objects)	5 (10)	0 (0)	7 (14)	0 (0)
incorrect separation (correctly clustered objects)	0 (0)	44 (19)	4 (2)	3 (1)
extraction error	0	0	1	0
correctly clustered objects	37	28	31	46
total clustered result	42	72	41	49
actual objects	47			
precision	37/42 88.10 %	28/72 38.89 %	31/41 75.61 %	46/49 93.88 %
recall	37/47 78.72 %	28/47 59.57 %	31/47 65.96 %	46/47 97.87 %

VI. 결론 및 향후 연구 과제

본 연구에서는 선박에 설치하는 자동 레이더 플로팅 장치(ARPA) 구현을 위하여 방사형 레이더 신호 구조에 적합한 경계 거리 함수를 정의하고 이를 ART2 신경회로망에 적용하여 물체를 추출하는 기법을 제안하였다. 먼저, 레이더 신호의 보간 과정을 거쳐 레이더 영상으로 변환하고 영상의 중첩 과정을 거쳐 양질의 레이더 영상을 획득한다. 획득된 영상 데이터로부터 물체를 추출하기 위하여, 레이더 중심으로부터 멀어질수록 물체의 크기 및 형태가 변하는 레이더 데이터의 고유 특성을 이용하여 이에 맞게 클러스터링에서의 거리 함수를 방사형 타원 모델로 설계하여 이를 ART2 신경회로망 모델에 적용하였다. 총 47개의 물체(선박)가 있는 레이더 영상 데이터에 대하여 Labeling을 거쳐 비이동 물체를 분리하고, 제안된 경계 거리 함수에 의한 클러스터링 기법으로 이동 예상 물체를 추출하였을 경우, 비록 겹쳐진 물체라 할지라도 방사형 구조로 적응적으로 분리되어 정확히 클러스터링되는 것을 알 수 있었으며 정확도(precision) 93.88%, 재현율(recall) 97.87%를 나타냄으로써 방사형 구조에 매우 적합한 클러스터링 기법임을 증명하였다.

앞으로 연구되어야 할 과제로서는 추출된 물체들의 상호 연관성을 이용하여 물체를 추적하기 위한 방법으로, 경로일관성 함수(path coherence function) 및 칼만 필터(kalman filter) 등을 이용한 물체 정합(object matching)에 관한 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 이원길, "레이더", 전자공학회지, 제15권, 제1호, pp. 48-56, 1988년 2월.
- [2] 문성배, 정은석, 전승환, "레이더를 이용한 선박제원의 추정", 해양안전학회지 제3권, 제1호, pp. 93-98, 1997년 1월.
- [3] Y. Hara, R. G. Atkins, S. H. Yueh, R. T. Shin, J. A. Kong, "Application of neural networks to radar image classification", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 32, no. 1, pp. 100-109, Jan. 1994.
- [4] V. I. Lutsenko, A. N. Roenko, "An application of nonlinear spatial filtration methods for improving the small ships observation on the sea clutter background", *The Fourth International Kharkov Symposium on Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves*, vol.1, pp. 411-413, 2001.
- [5] 최선아, 김도현, 강동구, 차의영, "모폴로지 기법과 DSP를 이용한 레이더 영상에서의 물체추출", 한국정보과학회 학술발표논문집, 제28권, 제2호, pp. 463-465, 2001년 10월.
- [6] 김도현, 김춘림, 차의영, "불완전한 레이더 신호로부터 양질의 이미지 획득 방법", 한국멀티미디어학회 춘계학술발표논문집, 제5권 1호, pp. 249-253, 2002년 5월.
- [7] H. Chen, D. Kasilingam, "k-Means Classification Filter for Speckle Removal in Radar Images", *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999. IGARSS '99 Proceedings*. IEEE 1, vol. 2, pp. 1244-1246, 1999.
- [8] F. Barbaresco, "Statistical segmentation of radar images", *IEE Seminar on Texture analysis in radar and sonar*, pp. 11/1-11/14, 1993.
- [9] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "ART2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input patterns", *Applied Optics*, vol. 26, no. 23, 1987, pp. 4919-4930.
- [10] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network", *Computer*, vol. 21, no. 3, 1988, pp. 77-88.
- [11] S. Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, PRENTICE HALL, 1999.
- [12] 김도현, 강동구, 차의영, "비재귀 Flood-Fill 알고리즘을 이용한 적응적 이미지 Labeling 알고리즘", 한국정보처리학회 논문지 제 9-B권 제 3호, pp. 337-342, 2002년 6월.
- [13] S. Theodoridis, K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*, ACADEMIC PRESS, 1999.
- [14] R. Jain, R. Kasturi, B. G. Schunck, *Machine Vision*, McGRAW-HILL, 1995.



김도현

1974년 10월 22일생. 2001년 부산대학교 전자계산학과 졸업. 2003년 부산대학교 전자계산학과 석사 졸업. 2003년~현재 (주)한국인식기술 연구원. 관심분야는 패턴인식, 영상처리 및 컴퓨터비전, 신경회로망, 자동화시스템.



박은경

1979년 4월 15일생. 2002년 부산대학교 전자계산학과 졸업. 2003년~현재 부산대학교 전자계산학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 영상처리 및 컴퓨터비전, 신경회로망, 패턴 인식.



차의영

1956년 12월 7일생. 1979년 경북대학교 전자공학과 졸업. 1982년 서울대학교 대학원 전자계산학과 석사 졸업. 1998년 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사졸업. 1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원. 1995년 ~ 1996년

University of London 방문교수. 1985년~현재 부산대학교 전기·전자·정보·컴퓨터공학 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 신경회로망 이론, 웨이블릿, 워터마킹.