

논문 2005-42SP-6-22

히스토그램 현 탐색방식에 의한 레이더 표적 분할 알고리즘

(Radar Target Segmentation via Histogram Chord Search Method)

최 병 관*, 김 환 우**

(Beyung Gwan Choi and Whan Woo Kim)

요 약

적용 분할 알고리즘은 국부 비 균질 영상에서 효율적인 표적 탐지를 위해 사용된다. 지금까지 영상 분할에 여러 가지 적용 방법이 제안되었다. 하지만 이들 알고리즘이 레이더 표적 탐지에 바로 적용하기는 어려운데 이는, 레이더 자체 신호 특성 때문이다. 일반적으로 레이더 표적은 배경신호에 비해 상대적으로 적은 도수 함수를 갖고 있으며, 배경 분포는 외부환경에 따라 다양한 형태를 갖는다. 본 논문에서는 도수함수의 최대 값에서 우측 하향 직선인 히스토그램 현을 이용한 적용 표적분할 알고리즘을 제안한다. 제안한 방식은 임계값 탐색에 사용되는 적용 현이 외부환경조건에 영향을 적게 받음으로 인해 다양한 레이더 환경에 최적의 임계 값을 선택한다. 시뮬레이션 결과, 제안한 알고리즘이 기존 표적분할알고리즘인 전역 임계 값 방법 및 분포 중앙값 추정방식에 비해 탐지성능측면에서 우수함을 보였다.

Abstract

An adaptive segmentation algorithm is used to efficiently target decisions in local non-stationary images. Until now, several adaptive approaches have been proposed as a method of segmentation. However, they can't be directly used for radar target detection because a radar signal has different characteristics from general images. Generally, a histogram of radar signal shows that targets have a relatively small number of frequency functions compared to the background and distribution of background, which have several shapes as the environment changes. In this paper, we propose an adaptive segmentation algorithm using a histogram chord which is a right-down line from maximum pick of frequency function. The proposed method provides thresholds which are optimum for several radar environments because the used chord for threshold search is not significantly effected by interference conditions. Simulation results show that the proposed method is superior to the traditional algorithms, global threshold method and distribution median method, with respect to detection performance.

Keywords: adaptive segmentation, histogram chord search, non-stationary image

I. 서 론

공간 및 크기 편차가 심한 비 균일(non-stationary) 레이더 수신신호에서 표적탐지성능을 향상시키기 위해서는 영상 국부(local) 파라미터 추출이 가능한 적응 알고리즘 사용이 요구된다^[1-3]. 이러한 요구에 따라 분포

중앙값(median)에 의한 대표값 추정 및 보간을 이용한 레이더 표적탐지 기법^[4]이 최근에 제안되었다. 제안된 방식은 비 균일 클러스터 균일화를 위해 이차원 블록 보간(Two-dimensional Block Interpolation : TBI) 필터를 사용한 정규화를 수행하고, 최종 표적분할(segmentation)은 전역 임계 값(global threshold)을 사용하여 표적탐지를 수행한다. 이 알고리즘의 단점은 표적분할 시 적응필터를 사용하지 않기 때문에 정규화 이후에 잔류클러스터가 다수 존재하는 경우 탐지성능이 저하되는 문제점이 있다. 따라서 이러한 잔류클러스터 상황에 원활히 대처하기 위해서는 기존 정규화 과정뿐만

* 정희원, 국방과학연구소

(Agency for Defense Development)

** 정희원, 충남대학교 정보통신공학과

(Division of Electrical and Computer Engineering, Chungnam National University)

접수일자: 2005년3월28일, 수정완료일: 2005년9월22일

아니라 표적분할과정에도 적응 알고리즘이 사용되어야 한다.

지금까지 영상처리 분야에서는 여러 가지 적응 표적 분할기법들이 제안되었다. 하지만 이들 알고리즘을 레이더 표적탐지에 바로 적용하기는 어려운데 이는, 일반적인 영상신호와와는 다른 레이더 신호 자체 특성 때문이다. 일반적으로 레이더 표적신호는 배경신호에 비해 매우 낮은 도수함수(frequency function) 값을 가지며, 잡음신호에 대한 대비도(contrast) 또한 뚜렷하지 않다. 그리고 표적 수 변화 및 배경신호 변화에 따라 다양한 히스토그램 분포를 가진다^[5]. 따라서 배경 및 표적 대비도가 높은 경우와 배경분포가 일정한 경우에 적용되는 기존의 알고리즘^[6-8]을 레이더 표적분할에 이용하기는 어렵다. 레이더 표적분할에 사용되는 알고리즘은 히스토그램 분석에 의한 임계 값 선택 방식이 주로 사용되며, 도수함수 평균 추정방식과 누적 도수함수(cumulative frequency function)에서 임의의 상대누적도수(relative cumulative frequency)를 설정하는 분위수(quantile) 추정방식^[9]이 대표적이다. 이들 방식은 알고리즘 수행이 간단한 반면 도수함수 자체로부터 임계값을 결정하는 방식이므로 배경신호 분포 변화 및 표적 수 증가에 따라 클러스터 영역에 위치한 최소값을 임계값으로 선택할 가능성이 높다. 따라서 본 논문에서는 간섭신호변화에 대한 영향이 적은 새로운 표적분할 알고리즘을 제안한다. 제안한 방식은 임계값을 히스토그램의 주 모드(main mode)의 도수함수에서 오른쪽으로 임의 각도의 현을 그어 도수함수와 현과의 최대값에 해당하는 계급값(class value)을 임계 값으로 결정하는 방식이다. 도수함수 자체로부터 직접 임계 값을 탐색하는 방법을 사용하지 않고, 주 모드의 도수함수에서 현을 이용하여 임계 값 탐색을 하므로 배경신호 분포변화 및 표적 수 변화에 대한 영향을 적게 받으며, 클러스터영역에서 임계값이 선택될 가능성이 낮다. 또한 제안한 방식은 기존의 정규화 알고리즘인 TBI와 동일한 블록 보간 방식을 사용하므로 알고리즘 일관성이 유지됨으로 인해 하드웨어 및 소프트웨어 구현을 용이하게 한다.

II. 비 균일 클러스터환경에서의 표적탐지 알고리즘

1. 정규화 알고리즘

수신된 레이더 신호가 공간 및 크기 변화가 심한 경

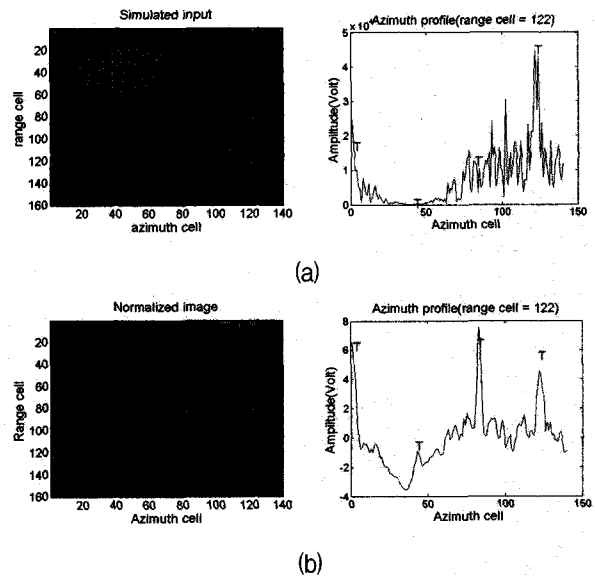


그림 1. 모의 신호 및 정규화 결과

(a) 모의영상 (b) 정규화 영상

Fig. 1. Simulated radar image and normalized image. (a) simulated image (b) normalized image.

우 레이더 표적탐지 과정 중 먼저 식 (1)과 같은 평균 및 표준편차에 의한 정규화 과정이 필요하다.

$$N(i, j) = \frac{[y(i, j) - \hat{m}_y(i, j)]}{\hat{\sigma}_y(i, j)} \tag{1}$$

여기서 $y(i, j)$ 는 거리 i , 방위 j 셀의 입력신호크기이며, $\hat{m}_y(i, j)$ 는 평균추정 값이며, $\hat{\sigma}_y(i, j)$ 는 표준편차 추정 값이다.

그림 1은 비 균일 모의영상 및 정규화 결과를 보여준다. 모의신호에 사용되는 표적신호의 발생 주기 거리 및 방위 방향 40 셀로 하고, 표적 크기는 4*4로 하였으며, 배경클러스터의 표준편차에 대한 신호크기 비인 S/C는 2로 한 경우이다. 영상 우측의 방위 단면 신호는 거리 셀을 122로 한 경우이고, T는 표적을 나타낸다. 그림 1(b)에 사용된 정규화 알고리즘은 논문에서의 TBI 알고리즘 추정 방식을 사용하였다. 결과에서 보는바와 같이 정규화 결과에도 불구하고 여전히 표적신호 간의 크기 차가 많이 나타남을 볼 수 있다.

2. 기존 표적 분할(segmentation) 알고리즘

레이더 표적분할은 클러스터로부터 표적을 추출해 내는 과정으로 임계 값(threshold)을 이용하는 방법이 가장 일반적이다. 임계 값을 이용한 표적분할과정은 다음과 같다.

$$\gamma_s(i, j) = \begin{cases} 1, & y(i, j) \geq U(i, j) \\ 0, & y(i, j) < U(i, j) \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $\gamma_s(i, j)$ 는 표적분할부호이고, $y(i, j)$ 는 정규화 된 레이다 영상이고, $U(i, j)$ 는 임계 값이고, i, j 는 각각 거리 및 방위 방향 샘플 인덱스이다.

표적분할 알고리즘은 임계 값 적용범위에 따라 전역 임계 값 적용방식과 국부영역별로 서로 다른 임계 값을 적용시키는 적용 임계 값 적용방식이 있다. 적용 임계 값 적용 방식은 파라미터 추정방식이 이동윈도우(moving window) 형태와 고정 국부 세그먼트(segment)을 이용한 블록 추정형태가 대표적이다. 이들 알고리즘의 선택은 클러스터 분포, 비 균일 정도 및 표적 수 등의 입력신호 특징에 따라 결정된다.

레이다 배경신호가 균일한 상태인 경우, 식(3)과 같은 전역 임계 값이 사용된다.

$$U_{s1}(i, j) = h_s + d_h \quad (3)$$

여기서 h_s 은 기준 임계 값이고, d_h 는 기준 임계 값에 더해지는 오프셋(offset) 값이다.

기준 임계 값은 수신신호 분석결과 얻어지는 값이고 오프셋 값은 사용자에게 의해 임의로 결정되는 값으로 다중 임계 값이 사용되는 경우 서로 다른 오프셋 값이 선택 된다.

식 (4)은 히스토그램 상대누적도수 (relative cumulative frequency) 설정에 의해 임계 값이 결정되는 분위 수(quantile) 방식이다.

$$U_{s2}(i, j) = \hat{C}_{(1-P)} + d_c \quad (4)$$

여기서 P 는 임계 값 확률이고, $\hat{C}_{(1-P)}$ 는 확률(1-P) 분위 수이고, d_c 는 오프셋 값이다.

분위 수 $P=0.5$ 인 경우는 샘플분포의 중앙값(median)에 해당하는 임계 값이다. 중앙값에 의한 임계 값은 추정윈도우내에 불규칙 간섭신호에 영향을 적게 받는 추정 값을 형성한다.

평균값에 의한 추정방식은 다음과 같다.

$$U_{s3}(i, j) = k_m \cdot \hat{m}_{y(i, j)} \quad (5)$$

여기서 k_m 은 오경보율(false alarm rate)을 결정하는 계수이고, $\hat{m}_{y(i, j)}$ 은 평균 추정 값이다.

평균추정방식은 표준편차가 정규화 되고 평균이 비 균일 상태인 경우나 평균 및 레일레이분포와 같이 표준편차와 평균이 함수관계를 가지는 경우에 적용될 수 있다.

평균 및 표준편차가 비 균일 상태를 보일 경우는 다음과 같은 임계 값이 적용되어야 한다.

$$U_{s4}(i, j) = \hat{m}_{y(i, j)} + k_\sigma \cdot \hat{\sigma}_{y(i, j)} \quad (6)$$

여기서 k_σ 은 오경보율을 결정하는 계수이고, $\hat{\sigma}_{y(i, j)}$ 는 표준편차 추정 값이다.

III. 히스토그램 현 탐색(Histogram Chord Search: HCS) 알고리즘

히스토그램 현 탐색 알고리즘은 임계 값을 히스토그램 주 모드의 도수함수에서 오른쪽으로 임의 각도의 현을 그어 도수 함수와 현과의 최대 값에 해당하는 계급 값(class value)을 임계 값으로 결정하는 방식이다. 도수함수 자체로부터 직접 임계 값 탐색하는 방법을 사용하지 않고, 주 모드의 도수함수에서 현을 이용한 임계 값 탐색 방법을 사용하므로 배경신호 분포변화 및 표적 수 증가에 대한 영향을 적게 받으며, 배경영역에 위치한 최소 값을 선택할 가능성이 낮다.

그림 2는 제안한 알고리즘에 대한 구성도이다.

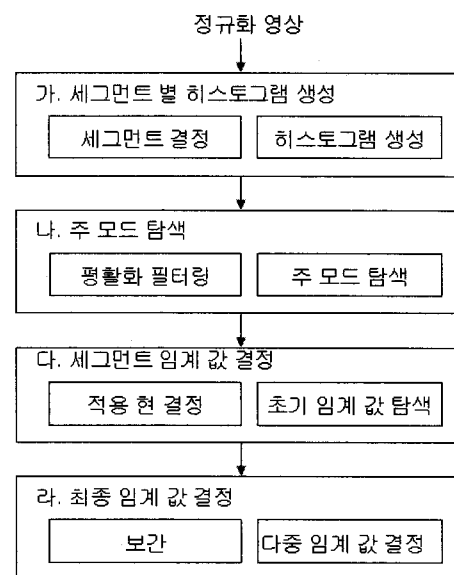


그림 2. 제안된 알고리즘 구성도
Fig. 2. Block diagram of the proposed algorithm.

가. 세그먼트 별 히스토그램 생성

세그먼트 결정과정은 정규화 영상으로부터 국부정보를 추출하기 위해 거리 및 방위방향의 부 영상 크기를 결정하는 과정이고, 히스토그램 생성과정은 세그먼트별 히스토그램 분석을 위한 과정이다.

나. 주 모드 탐색

주 모드 탐색은 도수함수의 피크(peak)값 중 최고값을 갖는 계급값인 주 모드를 찾는 과정이다. 탐색 전처리 과정으로 평활화(smoothing) 필터링이 수행되며, 이는 주 모드 탐색 및 초기 임계 값 탐색 에러를 야기하는 불규칙 도수함수를 제거하기 위한 것으로 윈도우 설정은 계급값 방향이다. 그림 3은 윈도우 크기를 3으로 한 경우 필터링 전후 결과와 주 모드 탐색 결과를 보여준다. 세로 방향의 실선에 접한 계급값이 주 모드이다.

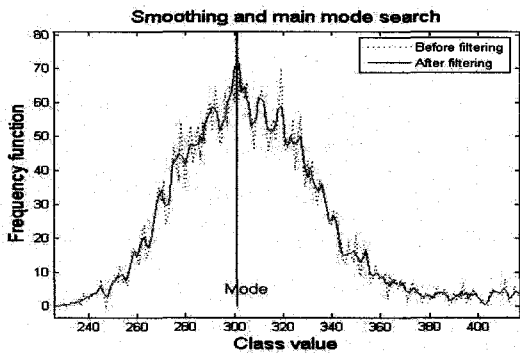


그림 3. 평활화 필터링 및 주 모드 탐색
Fig. 3. Smoothing filtering and main mode search.

다. 세그먼트 임계 값 결정

초기 임계 값은 주 모드의 도수함수지점에서 오른쪽 방향으로 현을 설정하여 탐색이 이루어진다. 현 기울기는 수신신호의 히스토그램 분포에 의해 결정되는 값이다. 식(7)과 식(8)은 기울기가 -1, -0.5인 경우의 현에 대한 표현식이다. 기울기가 1/2인 추가 현이 필요한 이유는 클러스터 영역에서 임계 값이 결정되는 것이 막기 위해서이다.

$$f_1(h^*) = (-1) \cdot h^* + G(M_0) \tag{7}$$

$$f_2(h^*) = (-0.5) \cdot h^* + G(M_0) \tag{8}$$

여기서 $f(\cdot)$ 는 현에 해당하는 함수이고, M_0 은 주 모드이고, $G(\cdot)$ 는 도수함수이고, $h^* = h - M_0$ 이고, h 는 계급값이다.

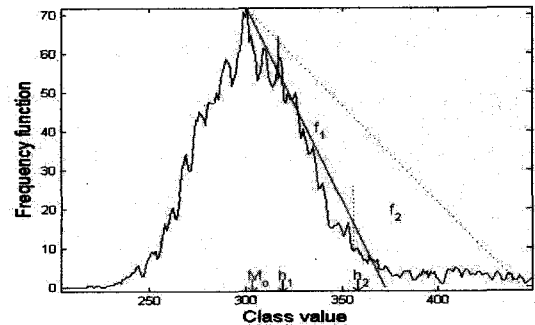


그림 4. 적용 현에 따른 임계 값 탐색 결과
Fig. 4. Result of threshold finding via applied chord.

식 (8)은 입력신호의 표준편차가 심한 경우에 사용된다. 히스토그램 분포가 넓게 퍼져있는 경우, 식(7)의 현이 도수함수보다 낮은 값을 가질 수 있기 때문이다.

f_1 과 입력 데이터의 도수함수 차를 비교하여, 음의 값이 전체 계급값 변화구간 $h = [G(M_0), 2 \cdot G(M_0)]$ 에서 5%을 초과하면 f_2 를 선택한다. 여기서 비율 값은 임의의 값이다.

적용 현이 결정되면 아래 식과 같이 도수함수와 현과의 차가 최대가 되는 계급값인 초기 임계 값을 찾는다.

$$h_1 = \max_{diff} \{ |f_1(h^*) - G(h) | \}, M_0 \leq h < 2M_0 \tag{9}$$

$$h_2 = \max_{diff} \{ |f_2(h^*) - G(h) | \}, M_0 \leq h < 3M_0 \tag{10}$$

여기서 $\max_{diff} \{ \cdot \}$ 는 차가 최대인 지점 계급값이다.

그림 4는 적용 현을 f_1 과 f_2 한 경우 초기 임계 값 h_1, h_2 결정 결과를 보여준다. 이 경우는 입력신호의 표준편차가 심한 경우로, 사용되는 현은 f_2 가 선택된다.

라. 최종 임계 값 결정

세그먼트별 임계 값은 보간(interpolation) 필터를 이용하여 각 셀에 대한 최종 임계 값을 결정한다. 3개의 세그먼트 값을 이용한 quadratic 보간을 방위방향에 이어 거리 방향으로 수행한다. 보간 함수는 다음과 같다.

$$y_i(p) = w_0(p) \cdot N_0 + w_1(p) \cdot N_1 + w_2(p) \cdot N_2 \tag{11}$$

여기서 N_0, N_1, N_2 은 세그먼트 임계 값이고, $w_0(p), w_1(p), w_2(p)$ 는 세그먼트 사이에 존재하는 p 샘플에 대한 Lagrange 보간 가중계수 값이다. 가중계수 값은 다음과 같다^[10].

$$\begin{aligned} w_0(p) &= 1 + U(p)/2 \cdot (U(p) - 3) \\ w_1(p) &= U(p) \cdot (2 - U(p)) \\ w_2(p) &= U(p)/2 \cdot (U(p) - 1) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $U(p)$ 는 p/L_N 이며, L_N 은 노드 사이의 샘플 수이며, p 는 $[0, L_n-1]$ 의 값을 갖는다.

다중 임계 값 생성은 기본 임계 값 결과에서 임의의 임계 값을 설정하여 여러 개의 임계 값을 구하는 과정이다. 임의의 옵션 c_1, c_2 을 적용하여 최종 임계 값 H_1, H_2 을 구한다.

IV. 실험 및 고찰

제한한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해, 잡음 표준편차, 표적 수, 표적의 S/C, 윈도우 크기변화를 갖는 클러터 및 표적 모델링을 통해 기존의 표적분할 알고리즘인 전역 임계 값 방법 및 히스토그램 중앙값 추정방법과의 표적 탐지 성능 비교를 수행한다.

1. 시험 영상 생성

실험에 사용되는 입력영상은 레일레이(Rayleigh) 분포를 갖는 검파출력 모델에 의해 생성한다.

$$x_r(i, j) = \sigma_{\Sigma}(i, j) \sqrt{-2 \ln[R(i, j)]} \quad (13)$$

여기서 $x_r(i, j)$ 는 레일레이 확률변수이고, $R(i, j)$ 는 균일(uniform) 확률분포를 가지며, $\sigma_{\Sigma}^2(i, j)$ 는 다음과 같이 각 신호 전력 합이다.

$$\sigma_{\Sigma}^2(i, j) = \sigma_N^2 + \sigma_T^2(i, j) + \sigma_I^2(i, j) \quad (14)$$

여기서, σ_N^2 은 RMS(Root Mean Square) 잡음전력이고, $\sigma_T^2(i, j)$ 는 i, j 셀에서의 표적신호 전력이고, $\sigma_I^2(i, j)$ 은 i, j 셀에서의 간섭신호 전력이다.

간섭신호의 표준편차 $\sigma_I(i, j)$ 는 다음과 같이 모델링된다.

$$\sigma_I(i, j) = \sigma_{I_{mean}} + \sigma_{I_{mean}} \cdot TMF(i, j) \quad (15)$$

여기서, $\sigma_{I_{mean}}$ 은 간섭신호의 평균 표준편차이고, $TMF(i, j)$ 는 다음과 같이 i, j 셀에서의 격자 변조함수

(Textural Modulation Function: TMF) 값이다.

$$\begin{aligned} TMF(i, j) &= TMF_R(i) \cdot TMF_{AZ}(j) \\ TMF_R(i) &= \sin(2 \cdot \pi \cdot i/N_R), \quad i = 1, \dots, N_R \\ TMF_{AZ}(j) &= \sin(2 \cdot \pi \cdot j/N_{AZ}), \quad j = 1, \dots, N_{AZ} \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 N_R, N_{AZ} 는 각각 거리 및 방위 셀 수이다.

표적신호의 표준편차 $\sigma_T(i, j)$ 는 다음과 같이 모델링 된다.

$$\sigma_T(i, j) = (\sigma_I(i, j) + \sigma_N) \cdot S/C \quad (17)$$

여기서 S/C 는 전체 배경신호의 표준편차에 대한 신호크기 비이다.

그림 5는 표 1과 같은 입력 파라미터 값에 의해 생성된 시뮬레이션 입력신호이다. 그림 5 (b)는 방위셀 93에서 절단한 거리 단면신호이다.

2. 시뮬레이션 결과

그림 6은 전역 임계 값, 중앙값 임계 값, 그리고 HCS 임계 값에 의한 표적분할 결과를 보여준다. (a)와 (b)에서는 스캔(scan)당 오정보율 p_{fa} 을 0.08로 하였다. 적응 임계 값 방식인 (b)와 (c)에 사용된 세그먼트 크기는 50*50(거리셀*방위셀)로 하였다.

전역 임계 값 방식은 거리변화에 따라 오 정보 발생의 차가 많이 나타나며, 중앙값에 의한 임계 값 방식은 국부영역에 따라 많은 오 정보 발생 확률 차가 많이 난다. 이 두 경우는 특정한 오 정보 율을 결정하는 계수를 조정해야 한다. 이에 반해 HCS는 오 정보 율 계수 조정 없이 나온 결과로서, 전 영역에 균일한 오 정보를 나타낸다. 적응 임계값 방식이 전역 임계값 방식에 비해 배경환경에 대한 성능 잇점이 뚜렷하므로 이후의 비교

표 1. 시험 영상 생성에 사용된 파라미터
Table 1. Parameters used in test image generation.

항목	변수값
N_R, N_{AZ}	480, 400
$\sigma_{I_{mean}}$	2
σ_N	2
표적 생성주기 (거리셀, 방위셀)	100, 100
표적 공간걸침 (거리셀, 방위셀)	7, 7
S/C	2.0

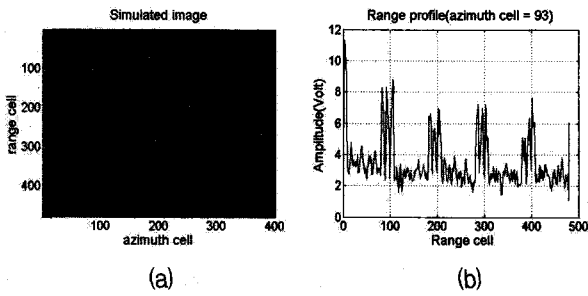


그림 5. 시뮬레이션에 사용된 시험영상
 (a) 영상 (b) 거리 단면 신호(방위셀 : 93)
 Fig. 5. Example of test image used in simulation :
 (a) test image (b) range profile(azimuth cell = 93).

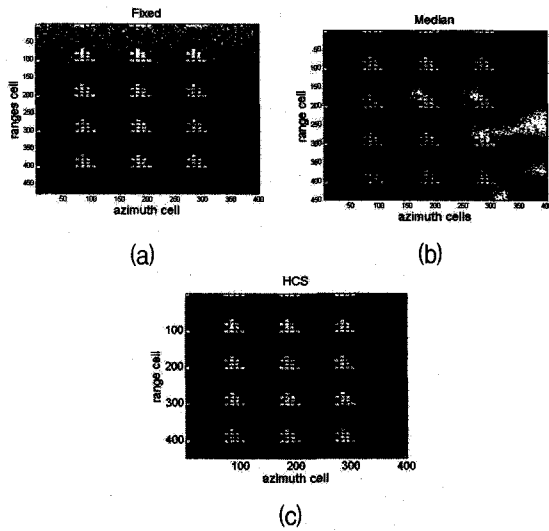


그림 6. 표준분할 결과 비교 (a) 전역 임계 값
 (b) 중앙값 임계 값 (c) HCS 임계 값
 Fig. 6. Comparison of segmentation result.
 (a) fixed threshold (b) median threshold
 (c) HCS threshold.

시험은 적응 임계값 방식으로 제한한다.

가. 배경잡음의 표준편차 변화에 따른 임계 값 비교

그림 7은 잡음의 표준편차 변화 따른 임계 값 변화를 보여준다. 거리 :51 셀~100셀, 방위 :51셀~100셀에 해당하는 세그먼트이고, 실선 및 점선은 각각 현 f_1, f_2 를 나타내며, M은 중앙값에 의한 임계 값이고, C는 HCS에 의한 임계 값이다. 중앙값에 의한 임계 값은 표준편차 변화에 관계없이 항상 주 모드와 가까운 곳에 임계 값이 위치한다. 따라서 오 경보 율을 일정하게 하기 위해서는 잡음 표준편차에 따라 옵셋 계수조정이 요구된다. 이에 반해 HCS는 추가적인 오경보율 조정 계수 없이 임계 값이 결정된다. (a) (b)에서는 현 f_1 를 이용한 임계 값으로, (c)는 현 f_2 에 의한 임계 값으로 배경과

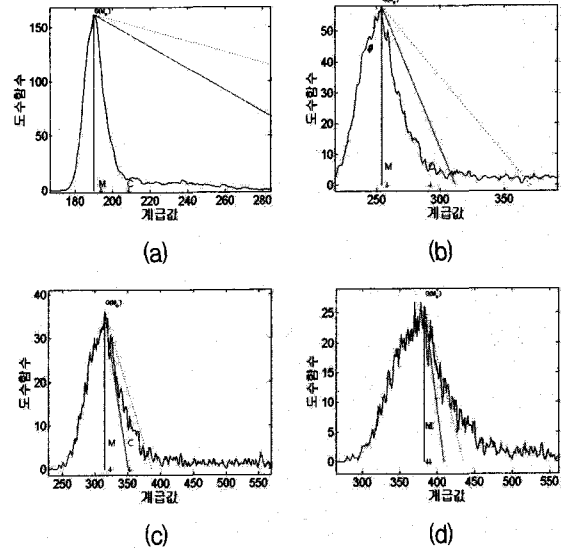


그림 7. 배경잡음의 표준편차에 따른 임계 값 비교
 (a) $\sigma_N = 1.0$ (b) $\sigma_N = 3.0$ (c) $\sigma_N = 5.0$ (d) $\sigma_N = 7.0$
 Fig. 7. Comparison of threshold with different noise standard deviation (a) $\sigma_N = 1.0$ (b) $\sigma_N = 3.0$ (c) $\sigma_N = 5.0$ (d) $\sigma_N = 7.0$.

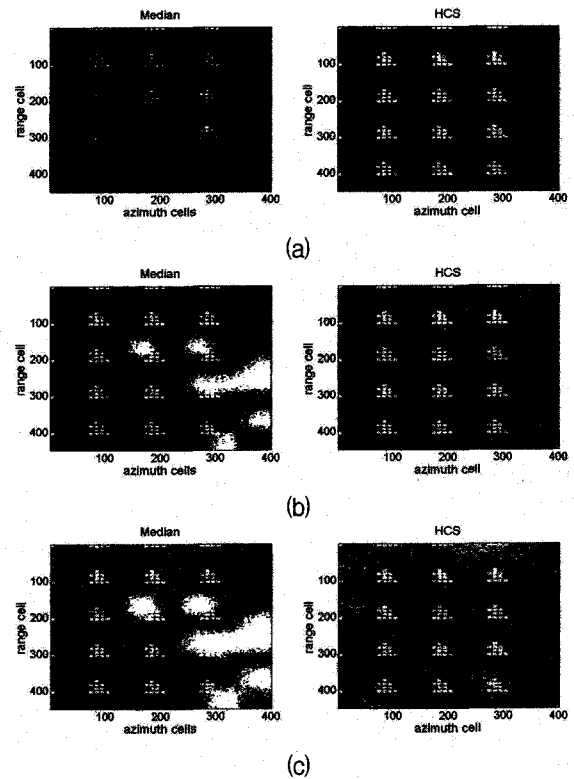


그림 8. 배경잡음에 따른 표적분할 결과 비교
 (a) $\sigma_N = 1.0$ (b) $\sigma_N = 3.0$ (c) $\sigma_N = 5.0$
 Fig. 8. Comparison of segmentation result with different noise standard deviation (a) $\sigma_N = 1.0$ (b) $\sigma_N = 3.0$ (c) $\sigma_N = 5.0$.

표적 구분이 잘 이루어지고 있음을 볼 수 있다. (d)에서 오 경보를 많이 포함한 표적 분할이 이루어진다. 이와 같은 경우에는 기울기가 작은 새로운 현이 추가로 필요하다.

그림 8은 잡음의 표준편차 변화에 따른 알고리즘별 표적 분할 결과를 보여준다.

중앙값 추정 값은 배경잡음의 표준편차에 따라 오 경보 및 탐지 확률변화가 심하게 나타나며, HCS 방식은 성능변화가 크게 나타나지 않는다.

나. 표적점유면적에 따른 임계 값 비교

그림 9는 세그먼트 내 표적 수 변화에 따른 알고리즘별 표적분할 결과를 보여준다. N은 세그먼트 내 표적 수이다. S/C = 2, $\sigma_N = 2$ 로 한경우로 HCS 알고리즘은 세그먼트 내 표적신호 면적에 관계없이 표적분할이 이루어지는 데 반해 중앙값 임계 값은 표적점유면적 변화에 따라 많은 변화를 보임을 알 수 있다.

다. 표적의 S/C 변화에 따른 임계 값 비교

그림 10은 $\sigma_N = 2$ 로 하고, S/C 변화에 따른 알고리

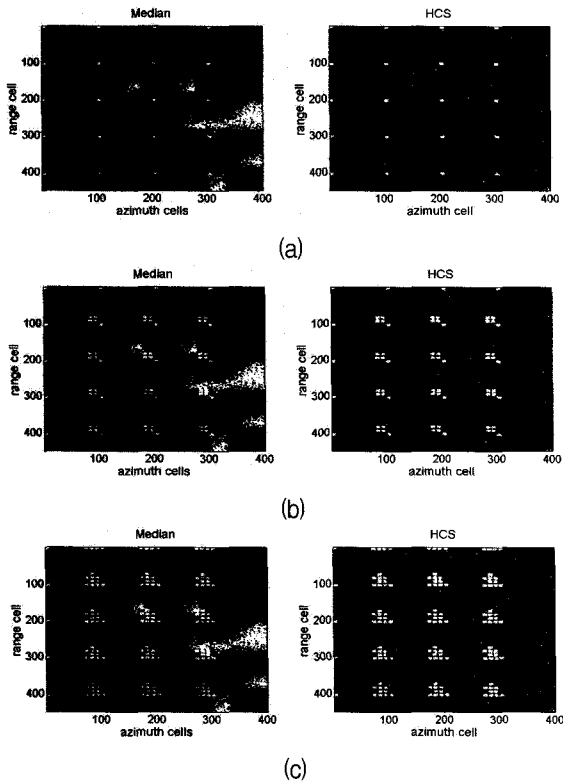


그림 9. 표적 수 변화에 따른 표적분할 결과 비교

(a) N = 1 (b) N = 5 (c) N = 10

Fig. 9. Comparison of segmentation results with target number changes (a) N = 1 (b) N = 5 (c) N = 10.

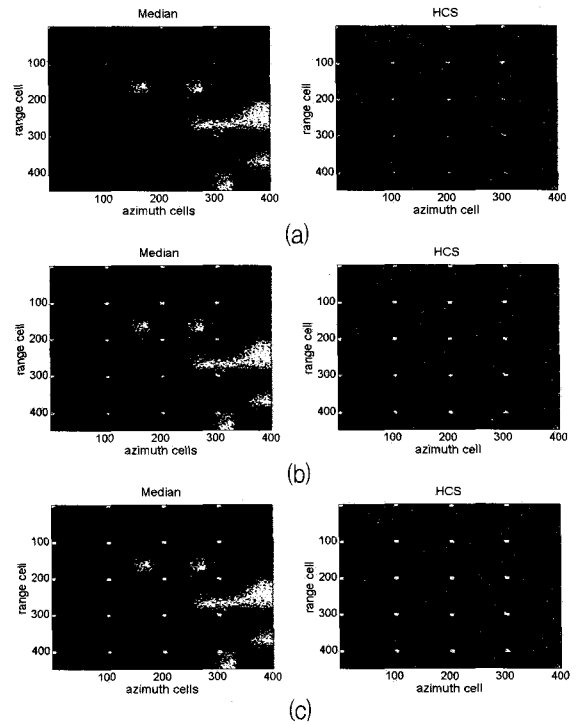


그림 10. S/C 변화에 따른 표적분할 결과 비교

(a) S/C=1 (b) S/C =2 (c) S/C =3

Fig. 10. Comparison of segmentation results with S/C changes (a) S/C=1 (b) S/C =2 (c) S/C =3.

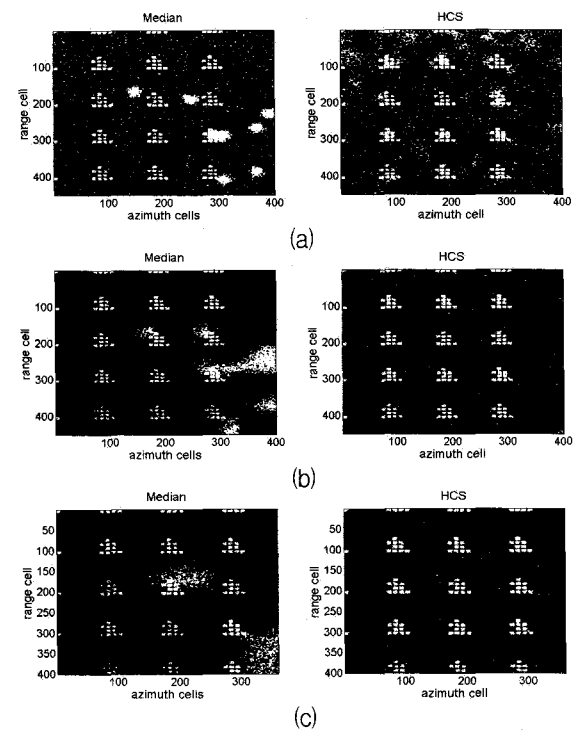


그림 11. 윈도우 크기에 따른 표적분할 결과 비교

(a) S= 20*20 (b) S =50*50 (c) S =70*70

Fig. 11. Comparison of segmentation results with segment changes (a) S= 20*20 (b) S =50*50 (c) S =70*70.

증별 표적분할 결과를 보여준다.

HCS 방법은 S/C 변화에 영향을 적게 받으나 중앙값 방법은 S/C 변화에 크게 영향을 받으며, 특히 낮은 S/C에서는 탐지확률 및 오경보율이 높게 나타난다.

라. 세그먼트 크기 변화에 따른 임계값 비교

그림 11은 $\sigma_N = 2$ 로 하고, 세그먼트 크기 변화에 따른 알고리즘별 표적분할 결과를 보여준다.

(a)의 경우 HCS와 중앙값 방법은 비슷한 오 경보율을 보인다. 하지만 중앙값의 경우 표적 근처에 심한 오 경보율을 보임으로 인해 표적과 배경 구분을 어렵게 한다. (b)와(c)의 경우는 HCS가 오경보율과 탐지확률 측면에서 중앙값 방식에 비해 우수함을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 잔류 클러스터가 존재하는 레이더 영상의 표적탐지 성능을 향상시키기 위해 히스토그램 현 탐색방식에 의한 적응 표적분할 알고리즘을 제안하였다. 인위적으로 생성된 실험 영상을 이용한 표적분할 결과, 기존 알고리즘은 표적신호 수 및 배경잡음 편차 등 간섭신호 변화에 따라 탐지성능이 급격히 떨어지는 데 반해 제안한 알고리즘은 인접신호 변화에 크게 영향을 받지 않는 탐지 성능을 보였다. 따라서 제안한 알고리즘은 클러스터 환경변화가 심한 경우에 효과적으로 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

- [1] M. Skolnik, *Radar Handbook*, 2nd ed., Ed. New York: McGraw-Hill, pp. 8.1-8.23, 1990.
- [2] R. Nitzberg, "Clutter map CFAR analysis," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-22, pp. 419-421, July 1986.
- [3] R. Nitzberg, "CFAR signal processor for several types of interference," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-8, no. 1, pp.27-34, Jan 1972.
- [4] 최병관, 이민준, 김환우, "이차원 블록 추정을 이용한 적응 CFAR 알고리즘," 전자공학회 논문지, 제 42권 SP편, 제 1호, 101-108쪽, 2005년 1월.
- [5] K. D. Ward, C. J. Baker, and S. Watts, "Maritime surveillance radar Part1 : Radar scattering from the ocean surface," *IEE Proceedings*, vol. 137,

no. 2, pp. 51-62, April. 1990.

- [6] K. R. Castleman, *Digital Image Processing*, Ed. New Jersey: Prentice-Hall, pp. 18.3-18.4, 1996.
- [7] S. D. Yankowitz and A. M. Bruckstein, "A New Method for image segmentation," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 46, no. 1, pp. 82-95, April. 1989.
- [8] D. P. Panda and A. field, "Image segmentation by pixel classification in (Gray level, Edge value) space," *IEEE Transactions on Computer, C-27*, pp. 875-879, 1978.
- [9] H. Rohling, "Radar CFAR thresholding in clutter and multiple-target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-10, no. 4, pp. 608-621, July 1983.
- [10] R. L. Burden and J. D. Faires, *Numerical Analysis*, Sixth ed., Ed. Brooks/Cole Publishing Company, ch. 3, 1997.

— 저 자 소 개 —

최 병 관(정회원)

제 42권 SP편 1호 참조

김 환 우(정회원-교신저자)

제 42권 SP편 1호 참조