

논문 2005-42SP-1-14

이차원 블록 추정을 이용한 적응 CFAR 알고리즘

(Adaptive CFAR Algorithm using Two-Dimensional Block Estimation)

최 병 관*, 이 민 준*, 김 환 우**

(Beyung Gwan Choi, Min Joon Lee, and Whan Woo Kim)

요 약

적응 CFAR(Constant False Alarm Rate) 알고리즘은 클러터 배경 환경에서 일정한 오경보율을 유지하면서 탐지확률을 높이기 위해 사용된다. 특히 공간 상관관계, 크기 편차가 큰 비 균일한 클러터 환경에서 탐지성능을 향상시키기 위해서는 공간변화에 적응적인 필터링 기법이 요구된다. 본 논문에서는 클러터 배경추정을 위해 이차원적으로 영역을 구분하여 대표 추정값을 구하고, 보간(interpolation)필터를 이용하여 최종 추정값을 결정하는 이차원 블록 보간(Two-dimensional Block Interpolation : TBI) 적응 CFAR 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법은 부분영역의 히스토그램 분포 중앙값을 영역 추정값으로 선택함으로써 불규칙 간섭신호 제거에 효과적이며, 블록 노드 추정값을 이용하여 각 셀에 대한 최종 추정값을 얻는 방식을 취함으로써 인접한 셀 수가 많고, 고도 빔 수가 많은 시스템에서 클러터 필터링에 필요한 메모리 공간을 줄이는데 이점이 있다. 컴퓨터 모의실험을 통해 기존의 트랜스버설(transversal) 방식, 회귀(recursive)방식의 적응 CFAR 알고리즘과 탐지성능, 필요메모리 측면에서 성능을 비교하여 제안한 방법의 우수성을 확인한다.

Abstract

Adaptive constant false alarm rate(CFAR) algorithm is used for good detection probability as well as constant false alarm rate in clutter background. Especially, filtering technique adaptive to spatial variation is necessary for improving detection quality in non stationary clutter environment which has spatial correlation and large magnitude deviation. In this paper, we propose a two-dimensional block interpolation(TBI) adaptive CFAR algorithm that calculates the node estimate in the fixed two dimensional region and subsequently determines the final estimate for each resolution cell by two-dimensional interpolation. The proposed method is efficient for filtering abnormal ejection by adopting distribution median in fixed region and also has advantage of reducing required memory space by using estimation method which gets final values after calculating the block node values. Through simulations, we show that the proposed method is superior to the traditional adaptive CFAR algorithms which are transversal or recursive in aspect of the detection performance and required memory space.

Keywords : Adaptive CFAR, Block interpolation, Non-stationary clutter

I. 서 론

레이다 CFAR(Constant False Alarm Rate)프로세싱에서 적응 필터 기법은 비 균일(non-stationary) 배경 클러터의 통계적 분포 파라미터를 알 수 없는 상황에서 표적탐지 성능을 향상시키기 위해 사용된다^[1-3]. 적용되

는 필터링 기법은 배경신호의 비 균일 정도에 의해 달라지며 현재까지 매우 다양한 형태의 적응 CFAR 알고리즘이 개발되었다.

레이다 수신신호의 비균일 정도는 인공구조물, 자연 구조물(섬, 해변), 기상상태, 인접 레이다 간섭, 조류, 다중표적 등 레이다 외부 환경조건과 해상도, 안테나 회전속도, 펄스폭, 중심주파수 등 시스템 자체 특성에 의해 다양한 형태를 가진다. 현재까지 개발된 비 균일 상황에 대처하기 위한 적응 CFAR 기법은 크게 클러터 경계상황에 대처하기 위한 기법과 다중표적 상황에 적합한 기법 연구로 구분된다. 대표적인 클러터 경계 대처 기법은 국부(local) 클러터 크기 수준에 가까운 추정

*정회원, 국방과학연구소

(Agency for Defense Development)

**정회원, 교신저자, 충남대학교 정보통신공학부

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

접수일자: 2004년8월11일, 수정완료일: 2004년9월9일

임계 값을 가짐으로 오 경보 율을 조절하는 GO (Greatest Of) CFAR^[4]와 이전 스캔(scan) 정보를 이용하여 추정 값을 얻는 클러터 맵 CFAR^[5,6] 등이 있다. 다중표적 대처 기법은 추정윈도우내에 인접 표적신호로 인해 발생하는 표적 마스크(masking) 현상을 막아주는 기법으로서 윈도우내 신호크기를 정렬(sorting) 하여 특정 순위의 신호값을 추정 값으로 선택^[7]하거나, 최대값으로부터 몇 개의 샘플을 제외하여 추정하는 방식^[8] 등이 알려져 있다. Nitzberg^[9,10]는 선형 기울기를 갖는 클러터(unknown slope), 시험 셀(test cell)의 좌 우변 셀로부터 구한 표준편차 곱이 일정한 클러터(geometric-symmetric), 비 균일 클러터와 균일 클러터가 함께 있는 경우 등 여러 가지 단순화된 클러터 모델을 정의하고, 이들 환경에 적합한 적응 CFAR 알고리즘을 제안하였다. 클러터의 국부적 환경변화가 심한 경우, 즉 펄스와 펄스 및 거리 셀과 셀 간 신호변화가 큰 경우와 불규칙 간섭신호가 다수 존재하는 상황에서는 전술한 알고리즘이 효과적인 탐지성능을 갖지 못한다. 또한 기존의 이동윈도우(moving window)방식의 추정 알고리즘은 방위 필터링이 필요한 경우, 거리 및 고도 빔 수 증가에 따라 많은 양의 클러터 메모리 공간이 요구되는 문제가 있다.

본 논문에서는 주변 셀의 평균 및 이전 셀 추정 값을 이용하는 기존의 이동윈도우 방식의 적응 추정 알고리즘과는 달리 이차원 고정 블록(block)에 의한 대표 값 추정 및 보간(interpolation)을 수행하는 이차원 블록 보간(Two dimensional Block Interpolation: TBI) 기법을 적용한 표적 탐지 기법을 제안한다. 제안한 방식은 영역에 대한 분포 평균값을 대표 추정 값으로 함으로 인해 불규칙(abnormal)한 간섭신호에 대한 안정성이 높다. 따라서 기존의 방법들에서 요구되는 불규칙 간섭신호 제거 프로세싱 과정이 필요하지 않다. 또한 블록 영역 설정에 의해 필터링에 소요되는 메모리 공간을 줄여 줄 수 있다.

II. 적응탐지 알고리즘

적응탐지 알고리즘은 거리 및 방위방향으로 변하는 미지의 비 균일 간섭신호 파라미터 값을 국부(local) 수 신호로부터 추정하여 탐지 임계 값을 결정한다. 표적과 클러터 판단 식은 다음과 같다.

$$Target \text{ if } y(i, j) > H(i, j) = \hat{m}_y(i, j) + h \cdot \hat{\sigma}_y(i, j),$$

$$Clutter \text{ if } y(i, j) < H(i, j) = \hat{m}_y(i, j) + h \cdot \hat{\sigma}_y(i, j) \quad (1)$$

여기서 $y(i, j)$ 는 거리 i , 방위 j 셀의 입력신호크기이며, $H(i, j)$ 는 i, j 셀의 탐지임계 값이며, $\hat{m}_y(i, j)$ 는 평균추정 값이며, $\hat{\sigma}_y(i, j)$ 는 표준편차 추정 값이며, h 는 오 경보 율(false alarm rate)을 결정하는 상수 값이다.

적응 탐지 처리 과정에서 평균 및 표준편차 추정 방법이 표적 탐지에 중요한 요소가 된다. 기본적인 추정 기법은 트랜스버설(transversal) 필터 혹은 회귀(recursive)필터 등 선형필터를 이용한 방법이 일반적이다. 거리 트랜스버설 기법은 다음과 같다.

$$\hat{m}_R(i, j) = \frac{1}{n_R} \sum_{s=i-n_R+1}^i y(s, j) \quad (2)$$

여기서 n_R 은 거리방향 트랜스버설 필터 윈도우 크기이며, s 는 거리방향 필터 윈도우내 샘플좌표이다.

거리방향으로 일차원 필터를 적용하므로 알고리즘 구현이 간단하지만 방위방향으로 비 균일한 배경 파라미터 추정이 어려운 단점이 있다. 따라서 거리 및 방위 방향으로 이동평균 필터를 하는 이차원 트랜스버설(Two-dimensional Transversal: TT) 필터링 기법이 적용 가능하다. 알고리즘 구성은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{m}_{RB}(i, j) &= \hat{m}_B\{\hat{m}_R\{y(i, j)\}\} \\ &= \frac{1}{n_B} \cdot \sum_{p=j-n_B+1}^j \left[\frac{1}{n_R} \cdot \sum_{s=i-n_R+1}^i y(s, p) \right] \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 n_B 은 방위방향 트랜스버설 필터 윈도우 크기이며, p 는 방위방향 필터 윈도우내 샘플좌표이다.

이차원 트랜스버설 기법은 방위 트랜스버설 필터링에 n_B 개의 필터링 계수가 필요하며, 이와 같은 방위 필터링 계수는 고도 빔 수가 많은 경우, 필요 메모리 공간이 증가하는 문제를 갖고 있다. 필터링 계수를 줄이기 위한 방법으로는 방위방향으로 회귀 필터를 적용하는 것이 가능하다. 방위방향으로 회귀필터를 사용하고 거리방향으로 트랜스버설 필터를 사용하는 회귀 트랜스버설(Recursively- Transversal: RT)필터는 다음과 같다.

$$\hat{m}_R(i, j) = \frac{1}{n_R} \cdot \sum_{s=i-n_R+1}^i y(s, j),$$

$$\hat{m}_{RB}(i, j) = \alpha_B \hat{m}_{RB}(i, j-1) + (1-\alpha_B) \cdot \hat{m}_R(i, j)$$
(4)

여기서 $\hat{m}_R(i, j)$ 는 거리 i , 방위 j 에서 거리 회귀필터 출력이며, $\hat{m}_{RB}(i, j-1)$ 은 거리 i , 방위 $j-1$ 에서 이차원 평균추정 값이며, α_B 는 방위 회귀필터 계수이다.

거리방향으로도 회귀필터를 사용하는 이차원 회귀(Two dimensional Recursive:TR) 필터는 다음과 같다.

$$\hat{m}_R(i, j) = (1-\alpha_R) \cdot [y(i, j) + \alpha_R \cdot \hat{m}_R(i-1, j)]$$

$$\hat{m}_{RB}(i, j) = (1-\alpha_B) \cdot [\hat{m}_R(i, j) + \alpha_B \cdot \hat{m}_{RB}(i, j-1)]$$
(5)

여기서 α_R 는 거리 회귀필터 계수이다.

III. 이차원 블록 보간(Two-dimensional Block Interpolation: TBI) 알고리즘

이차원 블록 보간 알고리즘은 레이다 수신신호를 거리 및 방위방향의 일정영역인 블록으로 나누어 대표 추정 값을 구하고, 이어서 결과 노드 값들에 대해서 보간을 수행하여 각 셀에 대한 추정 값을 얻는 적응 파라미터 추정 방법이다. 기본적인 알고리즘의 구조는 다음과 같다.

$$\hat{m}_{RB}(i, j) = I_{RB}[B_{RB}(y(i, j))] \tag{6}$$

여기서 $B_{RB}(\cdot)$ 은 이차원 블록영역(크기 : 거리 1셀, 방위 k셀)에서 노드 추정치를 구하는 기법이며, $I_{RB}[\cdot]$ 는 인접한 노드 추정 값으로 이차원 보간을 수행하는 함수이다.

처리에 필요한 메모리 공간을 줄이기 위해서는 블록 크기를 넓게 하면 된다. 하지만 이 방법은 보간 에러가 커지는 단점이 있다. 따라서 식(6)에서 이차원 보간필터를 수행하기 전에 추정 노드 값에 대하여 일차원 필터링을 통과하는 것이 보간 에러를 줄이는 방법이 된다. 알고리즘 구조는 다음과 같다.

$$\hat{m}_{RB}(i, j) = I_{RB}\{F_R[B_{RB}(y(i, j))]\} \tag{7}$$

여기서 $F_R[\cdot]$ 은 노드 추정 값들에 대한 거리 일차원 필터링이다.

표준편차 추정 값을 구하기 위해 식(8)의 이차 유한 차등(Second Finite Difference :SFD)값을 이용한다.

$$d(i, j) = |y(i-r_{st}, j) - 2 \cdot y(i, j) + y(i+r_{st}, j)|$$
(8)

여기서 r_{st} 은 SFD의 거리 오프셋이다.

표준편차 추정 알고리즘은 다음과 같이 식(7)과 동일한 구조를 가진다.

$$\hat{\sigma}_{RB}(i, j) = I_{RB}\{F_R[B_{RB}(d(i, j))]\} \tag{9}$$

식(7)과 식(9)에서 블록 추정치결정방법, 일차원 거리 필터링방법, 이차원 보간 필터링 방법에 따라 파라미터 추정특성이 다르다. <그림 1>은 제안한 알고리즘에 대한 구성도이다.

1. 알고리즘 구성

가. 임펄스 간섭 신호 제거 필터링

입력된 수신신호에서 공간적으로 임펄스 형태의 수신신호는 3*3정도의 작은 윈도우로 이차원 필터링을 수행한다.

나. 블록 필터링(B_{RB})

블록 필터링 과정은 수신신호를 일정 크기의 2차원 영역, 즉 블록으로 구분해 주는 블록 형성과정과 블록 내 추정 값 계산과정이 있다. 추정 값은 히스토그램 누적도수함수(cumulative frequency function)에서 임의의 상대누적도수(relative cumulative frequency) 설정에 의해 결정된다. 본 논문에서는 상대누적도수가 0.5인 중앙값(median)을 대표 추정값으로 사용한다. 중앙값 결정 과정은 아래와 같다.

블록내 히스토그램 계급구간(class interval)은 식(10)과 같다.

$$d_y = (y_{\max} - y_{\min}) / N_c \tag{10}$$

여기서 y_{\max} , y_{\min} 은 블록 내 최대 및 최소 값이고, N_c 는 최대 계급값(class value)이다.

블록 내 각 샘플 $y(i, j)$ 에 대한 계급값 n 은 식 (11)과 같이 결정되며, 계급값 도수에 의해 도수함수(frequency function)와 식 (12)의 누적 도수 함수가 계

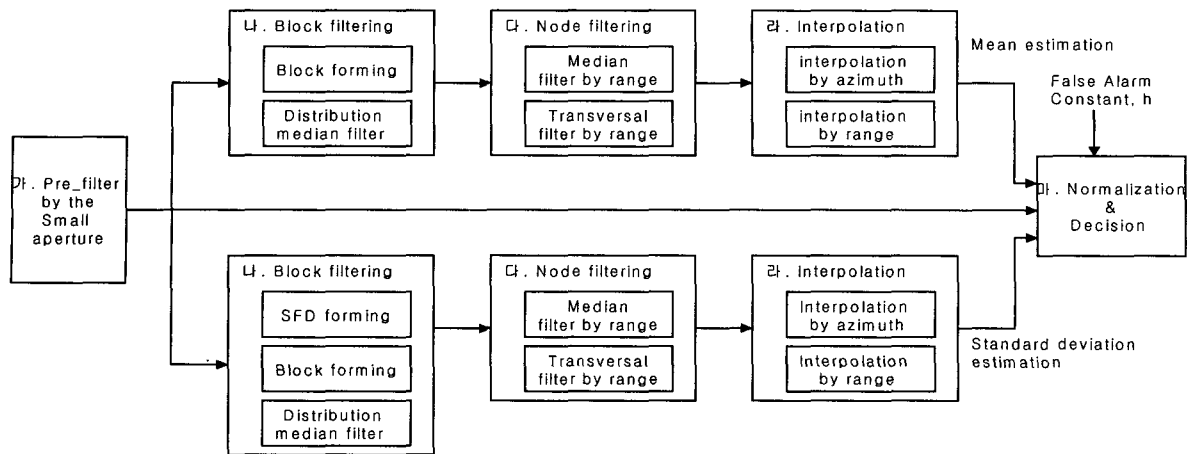


그림 1. 제안된 이차원 블록 보간 알고리즘 구성도
Fig. 1. Block diagram of the proposed TBI algorithm.

산된다.

$$n = [y(i, j) - y_{\min}] / d_y \quad (11)$$

$$F_y(n) = \sum_{s=0}^n G_y(s) \quad (12)$$

여기서 $G_y(s)$ 는 도수함수이다.

중앙값에 해당하는 계급값 n_m 은 아래 조건에 의해 결정된다.

$$F_y(n_m) < (K \cdot L) / 2 < F_y(n_m + 1) \quad (13)$$

여기서 K 는 블록 내 거리 셀 수이고, L 은 방위 셀 수이다. 중앙값은 다음과 같다.

$$y_{med} = y_{\min} + d_y \cdot n_m \quad (14)$$

다. 노드(node) 필터링(F_R)

각각의 블록에서 추정된 노드 추정 값은 계단(step) 형태를 가진다. 이차원 보간 필터링을 하기 전에 거리 방향으로 메디안 필터링과 트랜스버설 필터링을 수행하여 평활화 된 노드 추정 값을 얻는다.

라. 이차원 보간필터(I_{RB})

이차원 보간 필터는 노드필터링 결과를 이용하여 각 셀에 대한 최종 추정치를 추출하는 과정이다. 3개의 노드 값을 이용한 quadratic 보간을 방위방향에 이어 거리 방향으로 수행한다. 보간 함수는 다음과 같다.

$$y_i(p) = w_0(p) \cdot N_0 + w_1(p) \cdot N_1 + w_2(p) \cdot N_2 \quad (15)$$

여기서 N_0, N_1, N_2 은 노드추정 값이고, $w_0(p), w_1(p), w_2(p)$ 는 노드 사이에 존재하는 p 샘플에 대한 Lagrange 보간 가중계수 값이다. 가중계수 값은 다음과 같다^[11].

$$\begin{aligned} w_0(p) &= 1 + U(p)/2 \cdot (U(p) - 3), \\ w_1(p) &= U(p) \cdot (2 - U(p)), \\ w_2(p) &= U(p)/2 \cdot (U(p) - 1). \end{aligned} \quad (16)$$

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

마. 정규화(Normalization) 및 표적 판단(Decision)
각 셀에 대한 평균 추정치와 표준편차 추정치를 이용하여 아래와 같이 정규화를 수행한 후 오 정보 상수 h 와 비교하여 표적의 유무를 판단한다.

$$\begin{aligned} target \quad & \text{if } h < N(i, j) = \frac{[y(i, j) - \hat{m}_y(i, j)]}{\hat{\sigma}_y(i, j)} \\ clutter \quad & \text{if } h > N(i, j) = \frac{[y(i, j) - \hat{m}_y(i, j)]}{\hat{\sigma}_y(i, j)} \end{aligned} \quad (17)$$

2. 필요 메모리 비교

TBI 알고리즘은 블록 단위로 파라미터 추출을 하므로 구현에 필요한 메모리 공간을 줄여줄 수 있다. <표 1>은 거리 셀(N_R), 셀 당 추정 파라미터 수(N_{par}), 파라미터 표현 비트 수(r), 고도 빔 수(Q), 거리 block 크기(SB_r)일 경우, 각 알고리즘 구현 시 필요한 메모리

표 1. 각 알고리즘 구현 시 필요 메모리 용량
Table 1. Memory capacity of required for algorithm implementation.

알고리즘	변수 값
RT	$V_{RAM} = N_R \cdot r \cdot N_{par} \cdot Q$
TR	$V_{RAM} = N_R \cdot r \cdot N_{par} \cdot Q$
TBI	$V_{RAM} = \frac{N_R}{SB_r} \cdot r \cdot N_{par} \cdot Q$

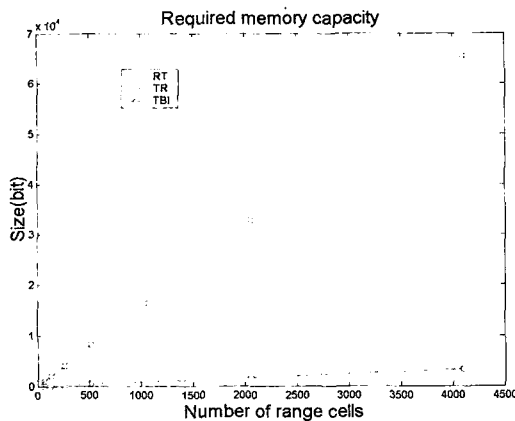


그림 2. 거리 샘플 수에 따른 알고리즘별 필요 메모리 용량
Fig. 2. Necessary memory capacity of algorithm implementation versus range samples.

용량을 나타내며, <그림 2>은 $N_{par}=2$, $r=8$, $Q=16$, $SB_r=20$ 일 경우, 거리 셀 변화에 따른 필요 메모리 용량을 보여준다. RT와 TR은 방위방향으로 동일한 필터 구조를 가지므로 소요 메모리 공간이 동일하며, RT와 TR은 거리 샘플 수에 비례하여 메모리 공간이 요구되며, TBI는 거리 샘플 수를 거리 블록크기로 나눈 값에 비례한 메모리 공간이 요구된다. 즉 $N_R=2000$ 이고 $SB_r=20$ 인 경우, TBI는 RT와 TR에 비해 20배 적은 메모리 공간이 요구된다.

IV. 컴퓨터 시뮬레이션

제안한 이차원 블록 보간(TBI) 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 비선형 클러터 모델에 대해 TT 알고리즘 및 RT 알고리즘과 제안한 방법을 적용하여 표적 대 클러터 신호 비에 따른 탐지성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 비교한다.

1. 시험 영상 생성

입력신호로 사용되는 검파출력 단에서의 포락선

표 2. 시험 영상 생성에 사용된 파라미터
Table 2. Parameters used in test image generation.

항목	변수값
N_R, N_{AZ}	160, 140
$\sigma_{I_{mean}}$ (volt)	10,000
σ_N (volt)	50
F	1.0
표적 생성주기 (거리셀, 방위셀)	40, 40
표적 공간결침 (거리셀, 방위셀)	4, 4
S/C	2.0

(envelope)은 다음과 같이 레일리(Rayleigh) 분포를 갖는다.

$$x_R(i, j) = \sigma_{\Sigma_s}(i, j) \sqrt{-2 \ln[R(i, j)]} \quad (18)$$

$$\sigma_{\Sigma_s}(i, j) = \sqrt{\sigma^2_{\Sigma_s}(i, j)} \quad (19)$$

여기서 $x_R(i, j)$ 는 레일리 확률변수이고, $R(i, j)$ 는 균일(uniform) 확률분포를 가지며, $\sigma^2_{\Sigma_s}(i, j)$ 는 다음과 같이 각 신호 전력 합이다.

$$\sigma^2_{\Sigma_s}(i, j) = \sigma^2_N + \sigma^2_r(i, j) + \sigma^2_t(i, j) \quad (20)$$

여기서, σ^2_N 은 RMS(Root Mean Square) 잡음전력이고, $\sigma^2_r(i, j)$ 는 i, j 셀에서의 표적신호 전력이고, $\sigma^2_t(i, j)$ 은 i, j 셀에서의 간섭신호 전력이다.

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

$$\sigma_t(i, j) = \sigma_{I_{mean}} + \sigma_{I_{mean}} \cdot TMF(i, j) \quad (21)$$

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

$$\begin{aligned} TMF(i, j) &= TMF_R(i) \cdot TMF_{AZ}(j) \\ TMF_R(i) &= SIN(2 \cdot \pi \cdot i/N_R), \quad i = 1, \dots, N_R \\ TMF_{AZ}(j) &= SIN(2 \cdot \pi \cdot j/N_{AZ}), \quad j = 1, \dots, N_{AZ} \end{aligned} \quad (22)$$

여기서 N_R, N_{AZ} 는 각각 거리 및 방위 셀 수이다. 표적신호의 표준편차 $\sigma_T(i, j)$ 는 다음과 같이 모델

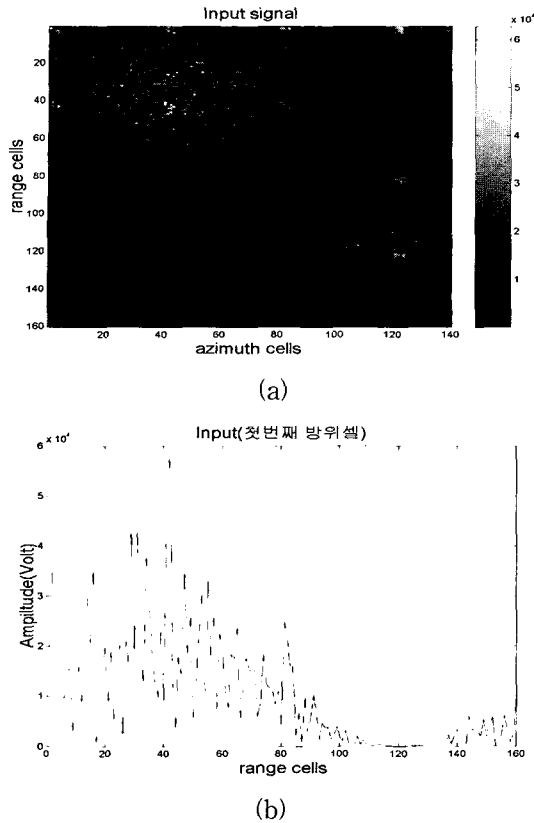


그림 3. 시뮬레이션에 사용된 시험영상 예
(a) 영상 (b) 방위셀 1에서의 거리별 신호크기
Fig. 3. Example of test image used in simulation : (a) test image (b) amplitude for range cells with 1st azimuth cell.

링 된다.

$$\sigma_T(i, j) = [\sigma_I(i, j) + \sigma_N] \cdot S/C \quad (23)$$

여기서 S/C 는 전체 배경신호의 표준편차에 대한 신호크기 비이다.

표적신호와 간섭표준편차는 값의 범위가 $[0, 1.0]$ 인 요동(fluctuation) 요소 F 값을 적용하여 최종적인 수신 신호를 얻는다. <그림 3>은 <표 2>과 같은 입력 파라미터 값에 의해 생성된 시뮬레이션 입력신호이다.

2. 시뮬레이션 결과

<표 3>는 시뮬레이션에 사용된 알고리즘 별 파라미터이고, <그림 4>은 정규화 수행 결과이다. 시뮬레이션은 스캔(scan) 별 오경보율을 $p_{fa} = 10^{-3}$ 로 하고, 수행 시간을 고려하여 스캔 반복 횟수를 200 회로 한정한다. <그림 5>은 $F=0.2$ 와 1.0 인 경우, 표적 대 클러스터 신호 비 S/C 변화에 따른 탐지 확률을 나타낸다. <그림 5

표 3. 시뮬레이션에 사용된 알고리즘 파라미터
Table 3. Algorithm parameters used for simulation.

알고리즘	parameter
RT	$n_R : 20, \alpha_B : 0.9$
TR	$\alpha_R : 0.9, \alpha_B : 0.9$
TBI	$l : 20, k : 8$

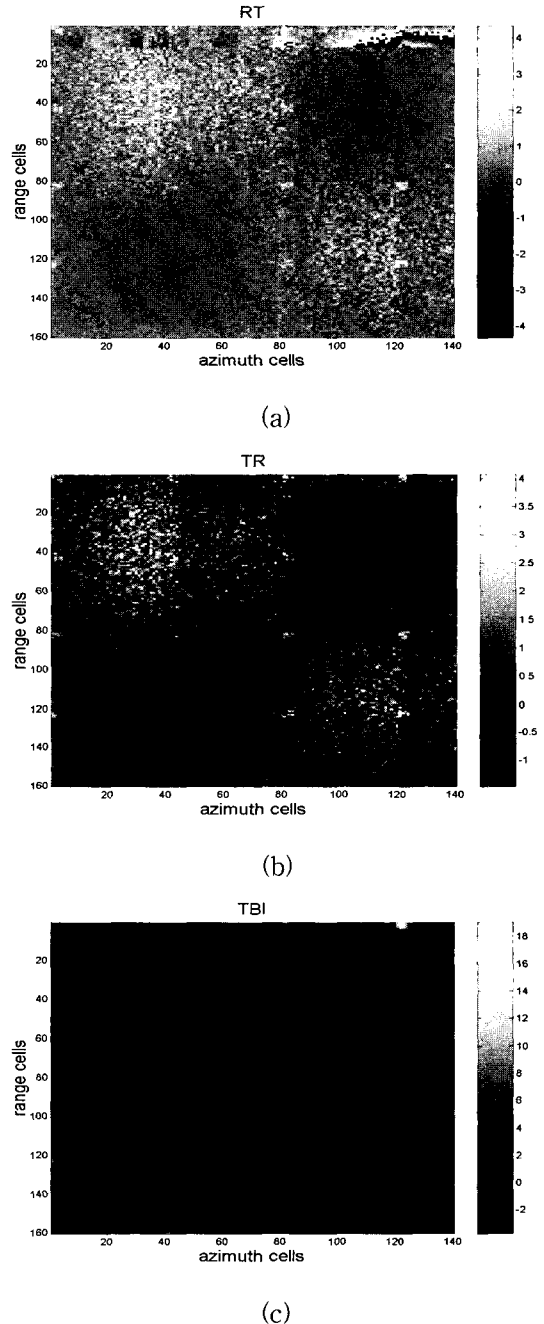
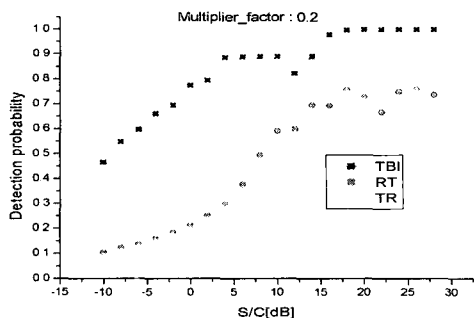
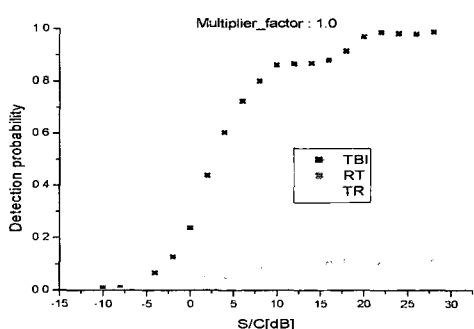


그림 4. $F=1.0, S/C = 2.0$ 일 경우 (a)RT (b)TR (c) TBI 정규화 결과 비교
Fig. 4. Comparison of normalization result of (a) RT (b) TR (c) TBI for $F=1.0, S/C = 2.0$.



(a)



(b)

그림 5. TBI 및 RT와 TR의 탐지확률 비교 (a) F = 0.2 (b) F=1.0

Fig. 5. Comparison of detection probability of TBI, RT, and TR. (a) F = 0.2 (b) F=1.0.

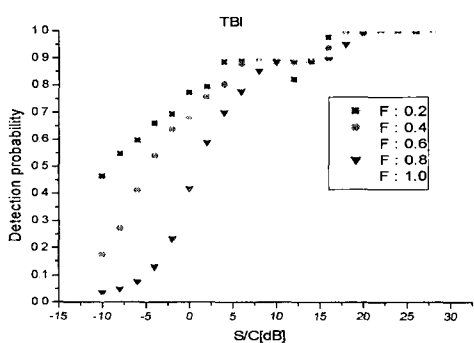


그림 6. TBI 알고리즘의 요동요소(F) 변화에 따른 탐지 확률

Fig. 6. Detection probability of TBI algorithm versus fluctuation factor(F).

(a) > 결과에서 제안한 TBI 방법이 기존 방법에 비해 전 S/C 영역(-10dB ~ 28 dB)에서 10 % 이상의 탐지확률 개선을 보이며, 특히 S/C=5 dB 이하에서 탐지확률이 30 % 이상 높게 나타난다. <그림 5 (b)>에서는 S/C= 5 dB 이상의 경우 탐지확률이 60 % 이상 높게 나타난다. 알고리즘 별 탐지성능 비교 결과, 제안한 방법이 기존 방법에 비해 탐지확률이 우수하며, 특히 요

동이 심한 경우(F=1.0) 기존 방법에 비해 탐지 성능 변화가 적게 나타남을 확인 할 수 있다.

<그림 6>은 TBI 알고리즘의 요동 요소 F 변화에 따른 탐지확률을 나타낸다. 요동요소 F의 증가에 따라 탐지확률이 줄어든다. S/C가 0 dB에서 F=0.2와 F=1.0 탐지확률 차는 약 50 %이다. 10 dB 이상에서는 거의 동일한 탐지 확률을 가진다.

V. 결 론

본 논문에서는 거리 및 방위 방향으로 비 균일한 클러터 배경에서 오경보율을 일정하게 유지하며 표적탐지 확률을 최대화 하기 위해 이차원 블록 추정을 적용한 적응 CFAR 알고리즘을 제안하였다. 실험결과 제안된 알고리즘은 소요 메모리와 탐지확률 면에서 우수한 성능을 보였으며, 특히 비 균일 정도가 심한 경우에 기존 알고리즘에 비해 탐지성능이 좋다. 따라서 제안한 알고리즘은 강우, 구름, 산 등 클러터 환경변화가 심한 경우에 효과적으로 적용될 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] H.M.Finn and R. S. Jonson, "Adaptive detection mode with threshold control as function of spatially sampled clutter-level estimates," *RCA Rev.*, vol. 29, pp. 414-464, Sept. 1968.
- [3] J.T. Richard and G. M. Dillard, "Adaptive detection algorithms for multiple target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-13, pp. 338-343, July 1977.
- [4] V. G. Hansen, "Constant false alarm rate processing in search radars," in *proc. of the IEEE 1973 International Radar Conf.*, pp. 325-332, London, 1973.
- [5] E. N. Khoury and J. S. Hoyle, "Clutter maps: design and performance," *Proc. of the 1984 IEEE National Radar Conference*, pp. 1-7, 1984.
- [6] R. Nitzberg, "Clutter map CFAR analysis," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-22, pp. 419-421, July 1986.
- [7] 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.

[8] M. Weiss, "Analysis of some modified cell-averaging CFAR processor in multiple-target situations," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-18, no. 1, pp. 102-113, Jan. 1982.

[9] 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.

[10] R. Nitzberg, "CFAR signal processor for locally nonstationary clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-9, no. 3, pp. 399-340, 1973.

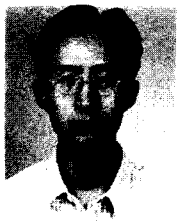
[11] R. L. Burden and J. D. Faires, *Numerical Analysis*, Sixth ed., Ed. Brooks/Cole Publishing Company, ch. 3, 1997.

저 자 소 개



최 병 관(정회원)
 1991년 경북대학교 전자공학과
 학사.
 1993년 경북대학교 대학원
 전자공학과 석사.
 2001년~현재 충남대학교 대학원
 전자공학과 박사과정.

1993년~현재 국방과학연구소
 <주관심분야: 레이더 신호처리>



이 민 준(정회원)
 1986년 서강대학교 전자공학과
 학사.
 1998년 서강대학교 대학원
 전자공학과 석사.
 1999년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 공학박사.

1988년~현재 국방과학연구소
 <주관심분야: 레이더 신호처리, 통제기>



김 환 우(정회원, 교신저자)
 1977년 서울대학교 전자공학과
 학사.
 1979년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 석사.
 1988년 6월 University of Utah
 전자공학과 공학박사.

1980년 6월~현재 충남대학교 정보통신공학부 교수.
 1998년~현재 한국통신학회 대전충남지부 이사.
 2000년~현재 대한전자공학회 충남지부 이사.
 2002년~현재 IEEE 대전섹션 부의장.
 <주관심분야: 디지털 신호처리, 디지털 통신>