

불균일한 클러터 환경 안에서 Nonhomogeneity Detector의 다양한 정규화 방법에 따른 성능 평가

Performance Evaluation of Nonhomogeneity Detector According to Various Normalization Methods in Nonhomogeneous Clutter Environment

류장희*, 정지채*

Jangehee Ryu*, Jichai Jeong*

요약

본 논문에서는 불균일한 클러터 환경에서 다양한 정규화 방법을 사용한 NHD(nonhomogeneity detector) 기술을 통해 비행체 레이다를 위한 STAP(space-time adaptive processing)의 성능 평가를 수행하였다. 실제로 클러터는 시스템 환경에 따라 임펄스 신호와 같은 신호의 크기가 매우 큰 간섭 신호를 종종 포함하고 있기 때문에 수신된 간섭 신호는 균일한 신호와 불균일한 신호로 구성된다. 이 환경에서 STAP의 성능을 유지하기 위해서는 NHD 기술이 필수적이고, 그 NHD 결과를 이용한 정규화는 불균일한 신호를 제거하는데 효과적인 방법이다. 최적의 정규화는 주어진 데이터의 특성을 잘 고려한 대푯값을 통해서 가능하고, 이에 우리는 K 평균 군집화 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘에서는 군집화에 필요한 묶음의 수를 결정할 때 불규칙한 데이터의 특성을 고려할 수 있게 되고 군집화 된 결과를 이용해 균일한 데이터만을 선택하기 위한 대푯값을 결정할 수 있게 된다. 또한 여기서 우리는 시시각각 변화하는 불규칙적인 데이터의 특성을 잘 반영하기 위해, 적절한 묶음의 수를 결정하기 위한 방법을 연구한다. 시뮬레이션 결과를 통해 K 평균 군집화 알고리즘이 기존의 정규화 방법들에 비하여 매우 우수한 정규화와 목표물 검출 성능을 갖는 것을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper describes the performance evaluation of NHD(nonhomogeneity detector) for STAP(space-time adaptive processing) airborne radar according to various normalization methods in the nonhomogeneous clutter environment. In practice, the clutter can be characterized as random variation signals, because it sometimes includes signals with very large magnitude like impulsive signal due to the system environment. The received interference signals are composed of homogeneous and nonhomogeneous data. In this situation, NHD is needed to maintain the STAP performance. The normalization using the NHD result is an effective method for removing the nonhomogeneous data. The optimum normalization can be performed by a representative value considered with a characteristic of the given data, so we propose the K-means clustering algorithm. The characteristic of random variation data due to nonhomogeneous clutters can be considered by the number of clusters, and then the representative value for selecting the homogeneous data is determined in the clustering result. In order to reflect a characteristic of the nonstationary interference data, we also investigate the algorithm for a calculation of the proper number of clusters. Through our simulations, we verified that the K-means clustering algorithm has very superior normalization and target detection performances compared with the previous introduced normalization methods.

Keywords : Space-Time Adaptive Processing, NHD, radar, nonhomogeneous clutter environment

1. 서론

STAP(space-time adaptive processing)는 비행체 레이다 시스템에서 심각한 클러터의 영향과 잡음 방해전파 등의 간섭

신호를 억제해주고 목표물 검출 능력을 개선하기 위해서 널리 사용되어온 기술이다[1][2]. 일반적인 STAP를 이용해 레이다 신호처리를 하기 위해서는 간섭 공분산 행렬의 예측은 필수적이다. 그것을 예측하기 위해서 레이다는 수신된 데이터(목표물 신호+간섭 신호)를 벡터로 저장한다. 관심 있는 셀(CUT: cell under test)에서의 간섭 공분산 행렬을 예측하기 위해서는 CUT를 중심으로 정해진 범위에 있는 셀들을 이용하여 최대 우도 예측(MLE: maximum likelihood estimate)을

* 고려대학교 정보통신대학 컴퓨터·통신공학부 (정지채: 교신저자)

접수일자: 2008. 1. 9 수정완료: 2009. 1. 21

게재확정일자: 2009. 1. 28

※본 논문은 Brain Korea 21의 지원으로 수행되었습니다.

실행한다. 이 과정을 통해서 예측된 행렬을 이용해 가중치 벡터를 계산하고 최종적으로 그것을 통해 간섭 억제에 위한 신호처리를 하기 때문에 그 행렬이 얼마나 잘 예측되었는지에 따라 STAP의 성능이 결정된다.

간섭 공분산 행렬을 잘 예측하기 위해서는 간섭 신호들의 통계적인 특성을 잘 파악해야 한다. 간섭 신호는 크게 클러터, 잡음 방해전파와 열잡음으로 나눌 수 있다. 잡음 방해전파와 열잡음은 시스템 환경의 변화에 덜 민감하기 때문에 그 행렬의 예측에 많은 영향을 미치지 못한다. 하지만 클러터 신호는 레이더로 들어오는 원하는 않는 반사파로 산, 숲, 도심지에서의 빌딩 환경과 바다에서 파도 등의 복잡한 레이더 주변 환경으로 인해 순간 크기가 매우 큰 신호가 생기게 되어 수신되는 데이터가 불균일하게 된다. 또한 이러한 상황에서는 각 클러터 사이에서의 독립 균일 분포 가정도 깨지게 되어 간섭 공분산 행렬의 예측을 어렵게 한다. 즉, 이 시스템 환경에서 수신된 데이터는 균일한 데이터와 불균일한 데이터를 모두 포함하고 있기 때문에 일반적인 STAP 기술을 통해 예측된 간섭 공분산 행렬은 더 이상 정확하지 않고 심각한 STAP 성능 저하를 가져오게 된다.

불균일한 클러터의 존재로 인한 시스템 성능 저하를 최소화하기 위해서 NHD(nonhomogeneity detector) 기술이 사용되고 있다. 이 기술은 각 셀의 균일성을 파악하기 위해 정해진 셀 범위에서 IP(inner product)와 GIP(generalized inner product)방법[3][4]을 이용하고 이를 통해 불균일한 셀을 제거함으로써 간섭 공분산 예측의 균일성을 높이는 것이다. 균일성을 파악하기 위해서 각 셀의 정규화 과정이 필요하고 최적의 정규화를 위해서는 주어진 셀의 분포를 파악하여 적합한 대푯값을 구하는 것이 중요하다.

본 논문에서는 평균값, 중앙값과 K-평균 군집화 알고리즘을 통해 얻게 되는 결과를 통해 대푯값을 결정하고 그를 이용해 정규화를 실행한다. 평균값과 중앙값 경우 시시각각 변하는 불균일한 클러터로 인한 데이터의 불규칙적인 분포를 고려하기 어렵다. 이를 고려하고 적절한 대푯값을 구하기 위해 K 평균 군집화 알고리즘[5]을 사용하였다. 이 알고리즘은 컴퓨터 그래픽에서 많이 사용되며 사전에 정해진 묶음의 수를 갖고 군집화를 실행하고 데이터의 집합을 분류하는 간단하고 쉬운 방법이다. 최적의 군집화를 위해서는 불규칙하게 흩어져 있는 데이터의 분포를 잘 고려해 묶음의 수를 정하는 것이 필수적이라고 할 수 있다. 이 과정을 통해 얻게 된 결과에는 각 군집의 중심과 각 데이터가 속해 있는 군집의 수를 얻을 수 있다. 그 결과를 이용해 균일한 데이터가 속해 있는 군집을 찾아내고 그 군집 안에서 대푯값을 결정함으로써 불규칙적인 데이터의 정규화를 잘 실행할 수 있을 것이다.

따라서 본 논문에서는 불균일한 클러터가 발생하는 환경에서 K 평균 군집화 알고리즘을 통해 얻은 대푯값을 사용하여 STAP의 성능 평가를 수행하고자 한다. 또한 우리는 이 알고리즘에서 묶음의 수를 결정하는 방법을 고려함으로써 실제적인 환경에서처럼 계속해서 변화하는 불규칙적인 데이터를 갖고 정규화를 수행한 뒤 그 데이터의 균일성을

판단한다. 그리고 여러 결과를 이용해 정규화를 거친 결과와 거치지 않은 결과를 비교하여 다양한 정규화 방법의 성능을 확인하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 클러터의 특징에 따라 분류하고 SaS 분포에 대해 설명한다. III장에서 불균일한 클러터 상황에서 NHD 기술의 역할과 본 논문에서 사용된 정규화 방법에 대해서 자세하게 나타낸다. 그리고 IV장에서는 제안한 정규화 방법에 따른 시뮬레이션을 수행하고 그 결과에 대해 고찰한 뒤, 마지막으로 V장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 클러터의 분류

클러터의 유형은 신호 크기의 분포를 통해 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫째로, 레이더로 들어오는 클러터의 신호들이 일정한 크기를 갖는다면 균일한 클러터 환경이라고 하고 이는 가우시안 분포를 통해 나타낼 수 있다. 이 환경 안에서는 각 클러터 사이에서 독립 균일 분포를 만족하기 때문에 간섭 공분산 행렬을 쉽고 정확하게 예측할 수 있다.

그러나 실제 상황에서는 클러터 신호의 크기가 주변 환경이나 대기의 상태로 인해 시시각각 변하고 그 변화도 불규칙적이다. 이것을 불균일한 클러터 환경으로 정의하며 각 클러터 신호들이 독립 균일 분포를 만족하지 않기 때문에 간섭 공분산 행렬을 정확히 예측하기 어렵고 예측된 결과도 정확하지 않을 수 있다. 이러한 클러터 신호의 크기는 통계적으로 SaS(symmetric alpha-stable) 분포로 나타낼 수 있고 특성 함수는 다음과 같이 정의 할 수 있다 [6].

$$\varphi(w) = \exp(j\delta w - \sigma|w|^\alpha) \quad (1)$$

이 식에서 $\alpha(0 < \alpha \leq 2)$ 는 특성 지수를 나타낸다. 또 δ 는 위치 변수로 값의 범위는 $-\infty < \delta < \infty$ 다. 또한 $\sigma(\sigma > 0)$ 는 범위 변수로 각각 가우시안 분포의 평균과 분산 같은 역할을 한다. SaS 분포는 $\alpha = 2$ 일 때 가우시안, $\alpha = 1$ 일 때 코시 분포를 갖게 되며 α 가 점점 작은 값을 갖게 될수록, 더욱더 불균일한 데이터 분포를 얻게 된다.

III. NHD 기술과 다양한 정규화 방법

3.1 불균일한 클러터로 인한 샘플 데이터 선택 방법

실제 시스템에서 불균일한 데이터는 공간적인 변화로 인한 클러터, 간섭 신호의 통계적인 특성, 안테나 배열의 부정합과 비행 기체의 모양 등의 영향들로 인해 만들어지게 된다. 이와 같은 불균일한 데이터의 존재는 간섭 공분산 행렬 예측을 어렵게 하고 정확성도 떨어지게 한다. 또한 그 행렬을 이용해 계산되는 적응 가중치 벡터에도 영향을 주고 결국 STAP의 성능에 심각한 저하를 가져올 수 있다. 따라서 불균일한 클러터 환경을 고려할 수 있는 간섭 공분산 행렬 방법의 계산이 필요하다.

일반적으로 STAP는 시공간적인 적응 필터를 통해서 신호 대 간섭 비(SINR : signal to interference plus noise ratio)를 크게 만들어주는 필터링 기법이다. STAP를 이용한 적응 필터의 출력

신호(y_k)는 다음 식을 이용하여 계산할 수 있다[7].

$$y_k = \hat{R}_k^{-1} s^H x_k = \hat{w}_k^H x_k \quad (2)$$

식 (2)에서 s 는 목표물의 시공간 조정 벡터를, \hat{R}_k 는 예측한 간섭 공분산 행렬을 뜻하며, \hat{w}_k 는 적응 필터 가중 벡터를 x_k 는 배열의 출력 벡터로 시공간 자료 벡터를 나타내고 이것은 k 번째 범위 상자(range bin)에서의 값을 보여준다. 또한 H 는 에르미트 행렬(Hermitian matrix)을 나타낸다. 여기서 \hat{R}_k 는 실제로 클러스터와 다른 간섭 성분들의 통계적인 특성을 전혀 모르기 때문에 샘플 데이터를 통해 최대 우도 예측을 해야 한다.

$$\hat{R}_k = \frac{1}{P} \sum_{\substack{t=k-P/2+1 \\ t \neq k, k-1, k+1}}^{k+P/2+1} x_t x_t^H \quad (3)$$

식 (3)은 그림 1. (a)의 SW(symmetric window) 방법으로 k 번째 셀을 CUT로 놓고 그 양 옆에 있는 셀들은 보호 셀들로 지정한 뒤 CUT에서 $P/2$ 만큼씩의 샘플 데이터들을 이용하여 공분산 행렬을 예측한다. 일반적으로 샘플 데이터의 개수는 $P = 2\dim(x_t)$ 로 정하고 보호 셀들은 혹시 생길지 모를 목표물 상해를 피하기 위하여 제외시킨다. 이 SW 방법은 간섭 신호들이 가우시안 분포를 갖는 균일한 데이터일 때는 간섭 공분산 행렬을 정확히 예측할 수 있지만 불균일한 데이터가 섞여 있을 경우는 그 행렬의 정확성을 보장할 수 없다.

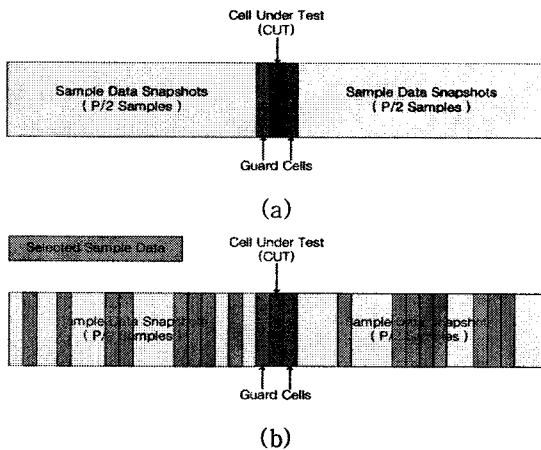


그림 1. 샘플 데이터 선택 방법
(a) SW(Symmetric Window) 샘플 선택 방법
(b) NHD(Nonhomogeneity Detector) 샘플 선택 방법

Fig. 1. Selection Method of sample data
(a) SW(Symmetric Window) method (b) NHD(Nonhomogeneity Detector) method

따라서 불균일한 클러스터가 존재하는 환경에서 STAP 성능을 유지하기 위해서는 NHD 기술이 필요하고 그림 1. (b)는 NHD를 이용한 샘플 데이터 선택 방법을 보여준다. NHD 방법은 각 셀의

균일성을 파악하고 불균일한 데이터는 샘플 데이터에서 제외하고 균일한 데이터만을 이용해서 간섭 공분산 행렬을 계산한다. 이 과정을 거친 행렬은 SW에 비해 균일한 데이터들로 구성됨으로 심각한 클러스터 환경에서도 STAP 성능을 유지할 수 있다.

3.2 균일성 파악을 위한 NHD 기술

NHD의 최종 목적은 주어진 데이터 안에서 각 셀을 기준 값과 비교하여 균일성을 판정하고 그 안에서 불균일한 데이터를 제거 하는데 있다. 각 셀의 균일성을 파악하기 위해서 IP와 GIP가 널리 사용된다. IP 방법은 단순히 각 셀의 파워를 계산하는 것을 나타내고 다음과 같은 식으로 표현한다.

$$IP_k = x_k^H x_k \quad (4)$$

또한 GIP 방법은 주어진 데이터의 유사도를 구하는데 쓰이는 마할라노비스 거리(Mahalanobis Distance)를 구하는 방법과 유사하고 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$GIP_k = x_k^H \hat{R}_k^{-1} x_k \quad (5)$$

이 두 식 (4), (5)에서 계산된 결과 값은 기준 값과 비교하여 k 번째 셀의 균일성을 파악한다. 만약 k 번째 셀이 불균일하다고 결정되면 그 셀은 공분산 행렬 계산에서 제외되고 이 과정을 반복해 결국에는 균일한 데이터만으로 간섭 공분산 행렬을 계산 한다.

```

For CUT = range_start : range_stop
% Compute a covariance matrix of total interferences
 $\hat{R}_{CUT} = \frac{1}{2P} \sum_{i=CUT-P/2+1}^{CUT+P/2} x_i x_i^H$ ;

% NHD technique (for i = CUT-P-1 : CUT+P+1)
 $\hat{IP}_{CUT} = x_i^H x_i$ ;
 $\hat{GIP}_{CUT} = x_i^H \hat{R}_{CUT}^{-1} x_i$ ;

% Normalization method
representative_value = {
    Mean(),
    Median(),
    K-Mean clustering()
};

- Calculate normalization values using above methods from IP and GIP vectors

% Select homogeneous data sets using normalized data
Normalized_NHD_CUT =  $\frac{\hat{IP}_{CUT}}{\text{representative\_value}}$  or  $\frac{\hat{GIP}_{CUT}}{\text{representative\_value}}$ 

If Normalized_NHD_CUT ≤ Threshold_value
- The result is determined by a homogeneous data.
Else
- The result is determined by a nonhomogeneous data.
End;

• Recalculate  $\hat{R}_{CUT}$  using training data snapshots selected from the previous step
• Compute  $N_{MSD}$  and  $N_{DBF}$  for and CUT = range_start : range_stop
End;
    
```

그림 2. 수정된 FTS(factored time-space) 알고리즘
Fig. 2. Modified FTS(factored time-space) Algorithm

그림 2는 기존의 FTS(factored time-space) 알고리즘을 수정한 것으로 주어진 셀의 범위 안에서 NHD를 이용해 각 셀의 균일성을 계산하고, 그 값을 대표할 수 있는 대푯값을 계산한다. 그리고

대푯값을 통해 정규화 된 값들을 기준 값과 비교하여 균일한 데이터와 불균일한 데이터를 선별한다. 그 선별된 데이터를 이용해 공분산 행렬을 다시 계산하고 최종적으로 MSMI(modified sample matrix inversion) 검정 통계량과 DBF(digital beamforming)를 계산한다. MSMI 검정 통계량은 식 (2)에 나타난 DBF 출력 값 ($N_{DBF} = |s^H \widehat{R}_k^{-1} \overline{X}_k|^2$)을 $s^H \widehat{R}_k^{-1} s$ 로 정규화한 값으로 다음과 같이 나타낸다[3].

$$N_{MSMI} = \frac{|s^H \widehat{R}_k^{-1} \overline{X}_k|^2}{s^H \widehat{R}_k^{-1} s} \quad (6)$$

\overline{X}_k 는 k번째 범위 셀에서 배열의 출력 벡터 값을 의미한다.

3.3 정규화를 위한 대푯값 계산 방법

NHD 기술을 통해 나온 결과 값의 정확한 균일성 판정을 위해서는 정규화가 중요하고 이를 위해서는 균일한 데이터를 적절히 선택할 수 있도록 대푯값을 잘 결정해야 한다. 왜냐하면 실제 환경에서의 간섭 신호들은 불규칙한 특성을 갖고 있고 이 신호들의 균일성을 파악한 결과에서 잘못된 대푯값의 선택은 최적의 정규화를 방해할 수 있기 때문이다. 최적의 정규화를 위해서는 대푯값의 선택에 있어서 균일한 데이터만을 최대한으로 선택할 수 있도록 해야 한다. 이 논문에서는 대푯값을 계산하는 방법으로 평균값, 중앙값과 K 평균 군집화 알고리즘을 사용했다.

(a) 평균값

평균값은 주어진 변수들의 합을 변수들의 개수로 나눈 값으로 나타내며 쉽고 빠른 계산 때문에 대푯값을 나타내는데 가장 많이 사용된다. 균일한 분포를 가지고 있는 데이터들의 대푯값을 구하는데 적합한 방법이다. 반면에 이 방법은 극도로 크거나 작은 값에 영향을 많이 받기 때문에 불균일한 데이터를 포함하고 있어서 불규칙한 분포를 갖는 경우에는 적합하지 않다.

(b) 중앙값

중앙값은 주어진 변수들을 크기 순서로 나열하여 가운데 위치한 값을 나타낸다. 중앙값으로 대푯값을 정하게 되면 극단적인 값들에 의해서 영향을 덜 받는다는 장점이 있으나 이것이 단점이 될 수도 있다. 왜냐하면 주어진 데이터들의 분포와는 상관없이 중간에 위치한 값이 대푯값으로 결정되기 때문에 값들의 분포를 반영할 수 없기 때문이다. 따라서 불균일한 클러스터 환경에서 데이터들의 불규칙한 분포를 반영하는 대푯값을 예측하기 힘들다.

(c) K 평균 군집화 알고리즘

K 평균 군집화는 주어진 데이터들을 묶음의 수(K)로 나누는 알고리즘이며 다음과 같은 식으로 나타낸다[5].

$$V = \sum_{i=1}^K \sum_{j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (7)$$

이 식에서 $S_i, (i = 1, 2, \dots, K)$ 는 각 묶음을 나타내고 x_j 와 μ_i 는 각 묶음의 데이터와 중심을 나타낸다. V 는 각 묶음에서의 분산을 나타내는데 이 값이 가장 작은 값을 가질 수 있도록 수행한다. 알고리즘의 진행 과정은 맨 처음 주어진 데이터들을 K의 묶음으로 나누며 각 묶음의 중심 결정한다. 각 데이터들을 중심 가운데 제일 가까운 것에 연결하면서 새롭게 묶음을 나눌 수가 있

다. 새롭게 생긴 묶음에서 다시 중심을 계산하고 위와 같은 방법을 계속하면 데이터들이 소속된 집합을 바꾸지 않거나, 대푯값이 변하지 않는 상태로 수렴될 수 있다. 이 알고리즘의 장점은 단순한 계산과 함께 빠르게 수렴하는 것이다. 하지만 단점으로는 처음 정해진 중심에 따라 군집의 결과가 많이 변할 수 있다는 것이다. 또한 알고리즘을 시작하기 전에 K를 정해주어야 하는데, 데이터의 분포를 제대로 파악하지 못하고 부적당한 값을 정하게 된다면 원하지 않은 결과를 얻을 수 있다. 그러나 적절하게 K를 정할 수 있는 방법과 빠른 계산 속도를 이용해 여러 번 시행한다면 최적화된 결과를 얻을 수 있다.

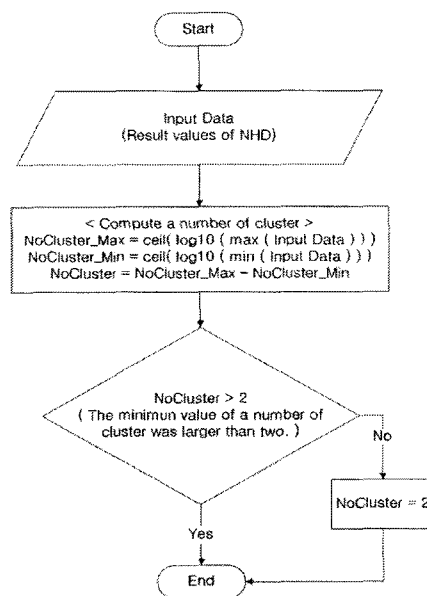


그림 3. NHD 데이터를 이용해 묶음(K) 수를 정하기 위한 방법의 순서도

Fig. 3. Flowchart of method for selecting the number of clusters using NHD data

실제 레이더 시스템에서 얻게 되는 간섭 신호들은 시시각각 변하는 특성을 갖고 있고 그 신호들의 크기 또한 알 수 없기 때문에 STAP의 성능을 확보하기 위해서는 간섭 신호들의 변화에 따라 변화하는 정규화가 이루어져야 한다. 이는 K를 통해 주어진 데이터의 불규칙적인 특성을 고려할 수 있어야 한다는 것을 의미한다. 그림 3은 K 평균 군집화 알고리즘에서 묶음 수를 결정하기 위한 순서도로 상용로그를 통해 입력 데이터 중에서 가장 큰 값과 작은 값의 로그 값을 계산하고 나온 결과 값의 차이를 묶음의 수(K)로 정의한다. 즉 그 묶음은 데이터 중 가장 큰 값과 가장 작은 값의 10의 지수의 차가 된다. 이렇게 되면 확률 상으로 각 10의 지수 당 하나의 묶음을 가질 수 있게 됨으로써, 잘못된 묶음의 수로 인한 영향을 줄일 수 있다. 또한 계속해서 변하는 간섭 신호들의 특성을 고려해, 만약 주어진 데이터의 분포의 불균일성 크지 않다면 묶음의 수는 적어지게 되고 불균일성이 커지게 되면

뭉음의 수도 같이 증가하게 된다. 특히 NHD 기술은 불균일한 데이터 사이에서 균일한 데이터만 선택하는 것이 중요하기 때문에, 이 알고리즘을 통해 얻게 된 결과 중 가장 작은 중심을 갖는 뭉음 안에서 대푯값을 정하게 되고 그 결과 불규칙한 데이터의 영향을 최소화 할 수 있게 된다.

IV. 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서는 레이더 시스템 성능의 확인을 위해 일반적으로 많이 사용되는 위상 단일 레이더를 사용하였다. 표 1은 시뮬레이션에 사용된 시스템 변수들을 나타내고 다양한 클러터 환경을 만들기 위해서 SaS 분포의 범위 변수($\sigma = 1$)와 위치 변수($\delta = 0$)는 고정하고 특성 지수만 변화시켰다. 또한 데이터의 샘플링 개수는 $384 (= 2NL)$ 을 사용하였고 목표물 신호는 212번째 범위 상자에 넣어 놓았다. 시뮬레이션 결과는 다음과 같이 3가지로 구성된다. 처음으로 다양한 정규화 방법에 따라 선택된 균일한 데이터의 개수를 살펴보고 두 번째는 첫 번째 결과로 얻게 된 데이터를 이용해 계산한 간섭 공분산 행렬의 균일성에 대해서 평가한다. 마지막으로, MSMI 검정 통계량을 통해 정규화가 목표물 검출에 어떠한 영향을 미치는지를 파악하였다. 시뮬레이션 결과는 NHD 기술로 일반적으로 많이 사용되는 GIP를 이용한 결과만 나타내었다.

표 1. 시뮬레이션에 사용된 시스템 변수

Table 1. System parameters used in simulation

| 시스템 변수 | | 값 | 단위 |
|------------------------------|---------------|------|----|
| N (수신 안테나의 수) | | 16 | - |
| L (한 주기 동안 전송된 신호의 수) | | 12 | - |
| β (클러터 마루(ridge)의 기울기) | | 1 | - |
| CNR (clutter to noise ratio) | | 56 | dB |
| 목표물 | 방위각 (azimuth) | 0 | ° |
| | 정규화된 도플러 주파수 | 0.2 | - |
| SNR (signal to noise ratio) | | 8.45 | dB |

4.1 정규화 방법에 따른 샘플링 된 데이터 수의 변화

우선, 레이더에 수신된 데이터의 균일성을 판정하기 위해서는 기준 값을 정해야 한다. 기준 값은 균일한 클러터 환경에서 수신된 데이터가 정규화 된 값보다 큰 값으로 결정하여 균일한 환경에서는 기준 값을 초과하는 값이 발생되지 않게 한다. 그로 인해 결정된 기준 값보다 큰 값은 불균일한 데이터로 작은 값은 균일한 데이터로 판정된다. 이 논문에서는 합리적인 기준 값을 정하기 위해서 균일한 클러터($\alpha = 2.0$) 환경에서 주어진 시뮬레이션 변수를 이용해 1000번 이상 반복해서 얻은 기준 값은 평균값의 경우 $\eta_{mean} = 1.14 (dB)$, 중앙값의 경우 $\eta_{median} = 1.76 (dB)$ 이고 K 평균 군집화 알고리즘의 경우 $\eta_{K-means} = 1.14 (dB)$ 로 정의했다. 또한 다양한 클러터 환경을 위하여 SaS 분포의 특성 지수가 0.6, 0.7 그리고 1.0일 때의 결과를 사용하였다.

그림 4는 불규칙한 클러터의 영향($\alpha = 0.6$)을 알아보기 위

해서 CUT가 212번째 범위 상자에 위치할 때의 각 범위 상자의 정규화 된 값을 나타냈다. 양 옆으로 192개의 셀이 존재하지만 그래프의 가독성을 위해 180에서 240까지만 나타내었다. 평균값을 사용했을 경우에 비해 다른 두 가지 방법은 불균일한 데이터 판정이 더 많은 것을 볼 수 있는데 이는 중앙값과 K 평균 군집화 알고리즘을 통한 결과가 불균일한 데이터를 판정하는데 있어서 더 효과적임을 나타낸다.

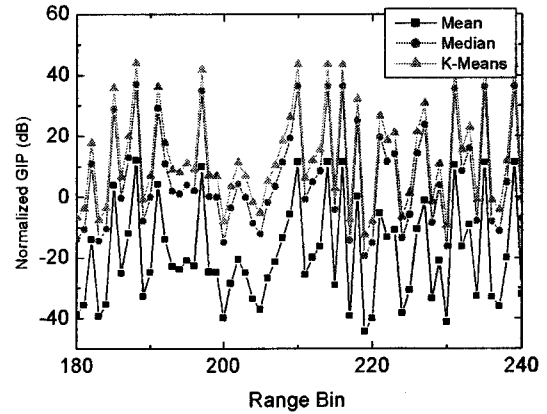
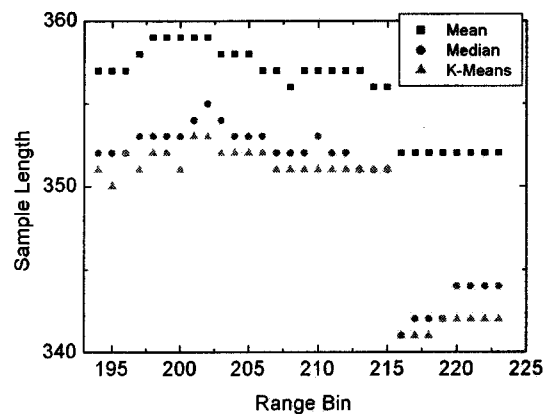


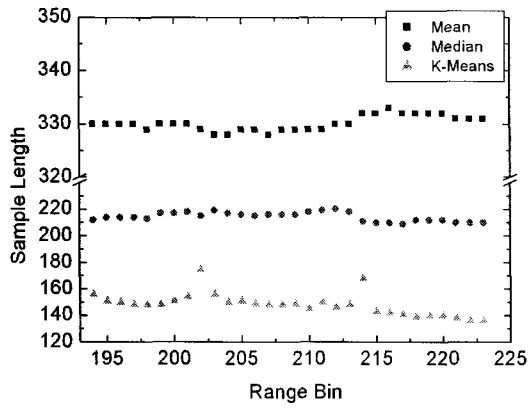
그림 4. CUT에 목표물 bin 위치할 때 정규화된 GIP 값 대 범위 상자 ($\alpha = 0.6$)

Fig. 4. Normalized GIP versus range bin when target bin was located to CUT ($\alpha = 0.6$)

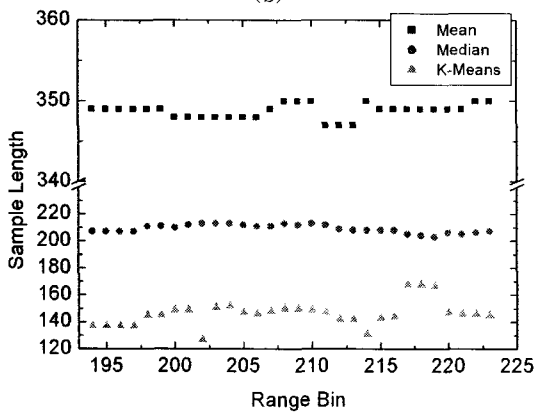
그림 5의 (a), (b), (c)는 SaS 분포의 특성 지수 값이 1.0, 0.7, 0.6일 때 CUT가 각 셀에 위치할 경우의 샘플링 된 데이터 개수를 나타낸다. 그림 5. (c)와 같이 불균일한 클러터의 영향이 심한 경우, K 평균 군집화 알고리즘을 사용했을 때 균일한 데이터 개수가 현저히 적어지는 것을 볼 수 있다. 이는 다른 정규화 방법에 비해 불균일한 데이터를 더 많이 제외시킨 것을 의미한다. 그리고 심각한 불균일성을 갖는 클러터 환경에서 중앙값을 사용한 경우는 대푯값이 크기 상으로의 가운데 값을 사용했기 때문에 210개 정도를 계속해서 유지하는 것을 확인할 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 5. 각 범위 상자에서 샘플링된 데이터 개수,

(a) $\alpha = 1.0$, (b) $\alpha = 0.7$, (c) $\alpha = 0.6$

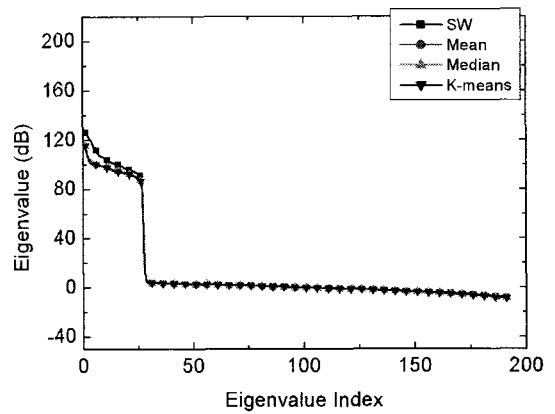
Fig. 5. Number of sampling data at each range bin

(a) $\alpha = 1.0$, (b) $\alpha = 0.7$, (c) $\alpha = 0.6$

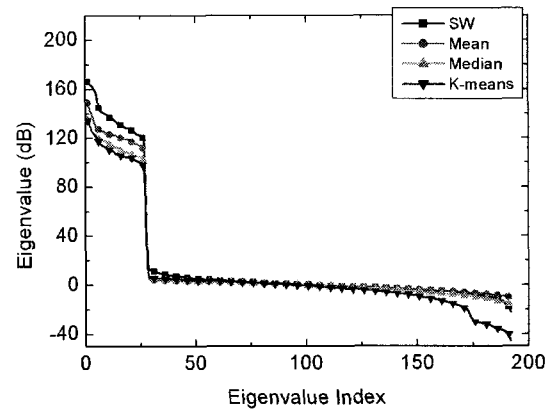
4.2 NHD 과정을 거친 간섭 공분산 행렬의 분석

위에서 계산된 간섭 공분산 행렬을 이용해 정규화 방법에 따른 간섭 공분산 행렬을 분석했다. 이를 위해 간섭 공분산 행렬의 고유분해를 통한 고유 값의 분포를 살펴보았다. 고유 값의 특징이 적응 가중치 벡터를 계산하는데 반영되는 만큼 이 값들의 분포는 간섭 공분산 행렬의 균일성을 판단하는데 매우 중요하다.

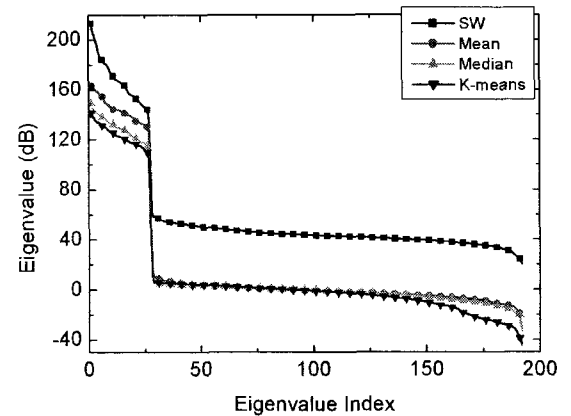
그림 6은 목표물 bin에 CUT가 위치할 때 계산된 간섭 공분산 행렬의 고유 스펙트럼을 보여준다. 우리는 그림 6을 통해 불균일한 클러스터의 영향이 심각해질수록 주요한 고유 값의 크기가 커지는 것을 확인 할 수 있고 특히 NHD 기술을 사용하지 않은 SW 경우와 정규화 방법으로 평균값을 사용한 경우는 그 값이 급격히 증가하는 것을 볼 수 있었다. 이것은 불균일한 데이터가 간섭 공분산 행렬에 많은 영향을 끼쳐 주요한 고유 값들에 영향을 주는 것을 알 수 있다. 반면에 K 평균 군집화 알고리즘의 경우 불균일한 데이터의 심각성이 커짐에도 불구하고 주요한 고유 값의 크기 변화가 적다는 것을 확인할 수 있었는데 이것은 불균일한 데이터의 제거가 효과적으로 이루어졌다는 것을 의미한다.



(a)



(b)



(c)

그림 6. 간섭 공분산 행렬의 고유 스펙트럼

(a) $\alpha = 1.0$, (b) $\alpha = 0.7$, (c) $\alpha = 0.6$

Fig. 6. Eigenspectra of interference covariance matrix

(a) $\alpha = 1.0$, (b) $\alpha = 0.7$, (c) $\alpha = 0.6$

4.3 MSMI 검정 통계량

마지막으로 각 정규화 방법에 따른 목표물 검출 성능을 확인하기 위해서 MSMI 검정 통계량 그래프를 이용하였다. 그림 7은 각기 다른 클러스터 환경에서의 MSMI 검정 통계량 결과를 나타낸다. 목표물 검출을 위해서는 목표물 신호가 넣어져 있는 212번

VI. 결론

제 범위 상자에서 MSMI가 최댓값을 갖아야 한다. 그림 7. (a)의 경우 SW와 모든 정규화 방법에서 목표물이 검출 되고 비슷한 결과를 갖는 것을 확인할 수 있었다. 그림 7. (b)는 중앙값과 K 평균 군집화 알고리즘을 이용한 경우에만 목표물 검출이 되는 것을 확인할 수 있었다. 마지막으로 그림 7. (c)는 K 평균 군집화 알고리즘을 제외한 모든 방법이 목표물 검출에 실패했음을 알 수 있고 이 알고리즘이 가장 좋은 성능을 가짐을 볼 수 있다.

본 논문에서는 불균일한 클러스터 환경에서 정규화 방법에 따른 NHD 기술의 성능 평가를 수행하였다. 최적의 정규화를 위해서는 주어진 데이터의 특성을 파악하는 것이 매우 중요하다. 시시각각 변화하는 불균일한 클러스터의 존재는 데이터에 불규칙한 특성을 갖게 하고 이를 고려하고 해결하기 위해 K 평균 군집화 알고리즘을 도입하였다. 이 알고리즘은 데이터의 군집화를 수행하며, 정해진 묶음의 수에 따라서 주어진 데이터를 군집화하게 된다. 이때 불규칙적으로 변화하는 데이터의 특성을 고려할 수 있게 묶음의 수를 정할 수 있다면 최적의 정규화가 가능하고 그 군집화된 결과 중 가장 작은 중심을 갖는 군집속의 데이터를 이용하여 균일한 데이터를 선택하기 위한 대푯값을 선택할 수 있다. 이에 따라 본 논문에서는 불규칙적으로 변화하는 데이터를 고려할 수 있게 적절한 묶음의 수를 계산하는 알고리즘을 구현하였고 불균일한 클러스터 환경에서의 시뮬레이션을 통해 이 알고리즘을 사용한 K 평균 군집화 알고리즘이 다른 평균값과 중앙값을 사용할 때 보다 정규화 성능이 우수함을 보임을 확인할 수 있었다. 또한 심각하게 불균일한 클러스터 환경에서 정규화를 통해 계산된 간섭 공분산 행렬을 이용한 목표물 검출 능력도 K 평균 군집화 알고리즘이 가장 우수함을 보였다.

참고 문헌

- [1] R. Klemm, *Space-Time Adaptive Processing: Principles and Applications*, Vol. 9 of IEE Radar, Sonar, Navigation and Avionics, IEE Press, London, UK, 2000.
- [2] L. E. Brennan and L. S. Reed, "Theory of adaptive radar," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 9, No. 2, pp. 237-252, 1973.
- [3] W.L. Melvin, M.C. Wicks, and R.D. Brown, "Assessment of multichannel airborne radar measurements for analysis and design of space-time processing architectures and algorithms," *Proc. 1996 IEEE Nutl. Radar Conf.*, Ann Arbor, MI, pp. 130-135, May 13-16, 1996.
- [4] Lamine Mili, "Improved Detection of Strong Nonhomogeneities for STAP via Projection Statistics," *IEEE Radar Conf.*, pp. 720-725, May 2005.
- [5] J. B. MacQueen, "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations," *Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Berkeley, University of California Press, pp. 1:281-297, 1967.
- [6] P. Tsakalides, R. Raspanti, and C. L. Nikias,

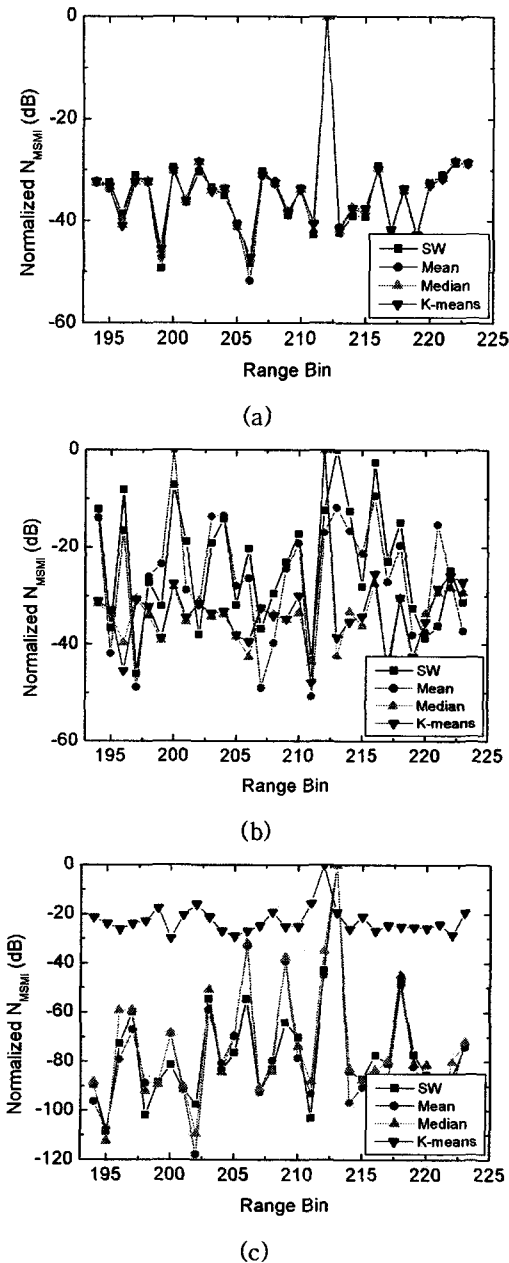


그림 7. MSMI 검정 계량 대 range bin
 (a) $\alpha = 1.0$, (b) $\alpha = 0.7$, (c) $\alpha = 0.6$
 Fig. 7. MSMI test statistic versus range bin
 (a) $\alpha = 1.0$, (b) $\alpha = 0.7$, (c) $\alpha = 0.6$

"Angle/Doppler Estimation in Heavy-Tailed Clutter Backgrounds," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 35, No. 2, pp. 419-435, April 1999.

[7] J. R. Guerci, *Space-time adaptive processing*, Artech House, Massachusetts, pp. 65-70, 2003.



류 장 희(Jang-Hee Ryu)

2007년 2월 광운대 전파공학과(공학사)
2007년 2월 ~ 현재 고려대학교 일반대학
원 전파통신공학과 석사 과정

※주관심분야 : 레이더신호처리



정 지 채(Ji-Chai Jeong)

1980년 2월 고려대 전자공학과(공학사)
1982년 2월 한국과학기술원(KAIST) 전
기 전자공학과(공학석사)
1988년 2월 미국 Carnegie-Mellon
Univ. (공학박사)

1982년 ~ 1985년 한국과학기술연구원(KIST) 연구원

1988년 ~ 1993년 AT&T Bell lab. 연구원

1993년 ~ 1995년 포항공과대학교 교수

1995년 ~ 현재 고려대학교 정보통신대학 컴퓨터·통신공
학부 교수

※주관심분야 : 초음파 및 광 신호처리, 생체신호처리,
회로 및 시스템