

능동소나 시스템을 위한 군집화 기반의 클러터 제거 기법

A clutter reduction algorithm based on clustering for active sonar systems

곽철현, 정명준, 안재균[†]

(ChulHyun Kwak, Myoung Jun Cheong, and Jae-Kyun Ahn[†])

국방과학연구소 소나체계단

(Received December 9, 2015; accepted January 11, 2016)

초 록: 본 논문에서는 천해 환경에서 고밀도로 형성되는 클러터를 제거하는 군집화 기반의 능동소나 클러터 제거 기법을 제안한다. 먼저 제안하는 기법에서는 표적의 속도, 송신 펄 주기 등을 고려하여 측정치에 대해 밀도 기반의 군집화를 수행한다. 군집으로 분류된 측정치들을 실제 표적에 대한 후보로 가정하고 군집화 되지 않은 측정치인 잡음을 제거한다. 군집화 후 군집별 표적 여부를 판단하기 위해 유효성 검사를 실시하여 표적과 클러터를 구분한다. 최종적으로 표적으로 분류되지 않은 군집의 측정치들을 클러터로 간주하여 제거한다. 제안한 기법을 모의신호와 해상실험데이터를 이용하여 성능 분석한 결과, 본 논문에서 제안한 군집화 기반의 능동소나 클러터 기법의 성능이 기존 방법보다 우수함을 확인하였다.

핵심용어: 클러터 제거, 능동소나, 군집화, 주성분 분석

ABSTRACT: In this paper, we propose a new clutter reduction algorithm, which rejects heavy clutter density in shallow water environments, based on a clustering method. At first, it applies the density-based clustering to active sonar measurements by considering speed of targets, pulse repetition intervals, etc. We assume clustered measurements as target candidates and remove noise, which is a set of unclustered measurements. After clustering, we classify target and clutter measurements by the validation check method. We evaluate the performance of the proposed algorithm on synthetic data and sea-trial data. The results demonstrate that the proposed algorithm provides significantly better performances to reduce clutter than the conventional algorithm.

Keywords: Clutter reduction, Active sonar, Clustering, Principal component analysis

PACS numbers: 43.60.Cg, 43.30.Vh

1. 서 론

일반적으로 수중탐지체계는 수중 침투 세력의 위협에 대응하기 위해 표적에서 방사되는 여러 종류의 소음원을 기반으로 탐지를 수행한다. 소나는 소음원인 음향신호의 종류와 신호처리 방법에 따라 수동 음탐기와 능동음탐기로 구분된다. 수동소나와 달리 능동소나는 높은 준위의 음파를 송신하여 반사되어 돌아오는 표적의 반향음을 이용하여 표적을 탐지하

는 장치로 표적에 의한 반향음과 더불어 해저면, 해양생물 및 산란과 복반사 등에 의한 반향음인 클러터(clutter)가 동시에 탐지되는 특징이 있다. 이러한 클러터는 표적과 유사한 특징으로 인해 표적 오탐지를 유발하는 요소^[1]로 작용하며 능동소나의 탐지 성능을 저하시킨다. 따라서 능동소나를 이용한 표적탐지에서는 클러터 제거가 필수적이다.

능동소나에서 클러터를 제거하는 기법에 대하여 많은 연구가 이루어졌다.^[2-14] 기본적으로 클러터와 달리 표적은 누적한 연속 펄 결과에 신호가 반복적으로 탐지되므로 이러한 특징을 이용하여 클러터를

[†]Corresponding author: Jae-Kyun Ahn (jaekyunahn@add.re.kr)
P. O. Box 18, Jinhae-gu, Changwon, Gyeongnam 51678, Republic of Korea
(Tel: 82-55-540-6536, Fax: 82-55-542-3737)

제거하는 기법들이 제안되었다.^[2,13] 또 다른 방법으로 해양 모델 또는 표적에 대한 통계적 모델을 이용하는 기법들도 제안되었다. 통계적 모델을 이용하는 방법으로는 K 분포, Rayleigh 분포 등으로 클러스터와 표적 신호 후보를 구분하여 클러스터만을 제거하는 기법,^[3-6] 표적에 대한 반향음 모델을 이용한 기법^[7] 및 표적이 아닌 해양생물 및 산란과 복반사 등에 대한 반향음 모델을 기반으로 클러스터를 판단하여 제거하는 기법^[8] 등이 있다. 하지만, 앞서 연구된 클러스터 제거 기법들은 모든 클러스터에 대한 예측 모델을 보유할 수 없고, 적용한 반향음 모델에 따라 클러스터 제거 성능의 차이가 발생할 수 있으므로 실제 시스템에는 제한적으로 적용 가능하다.

최근에는 패턴 인식 알고리즘을 통해 클러스터를 판단하거나^[9] 특징 정보를 기반으로 알고리즘 트레이닝 후 클러스터 제거를 수행하는 기법^[10]들이 제안되어 왔다. 이외에도 수동소나를 통한 표적의 방위정보를 이용하여 능동소나의 결과에서 클러스터를 제거하는 두 가지 소나 결과를 융합하는 방법^[11]과 표적의 도플러와 크기의 특징 정보를 이용한 군집화 기반의 클러스터 제거 방법^[12]도 연구되었다.

클러스터는 해양 환경에 따라 다양하게 나타나기 때문에 몇 가지 모델이나 특징정보를 통해서 예측하여 제거하기가 매우 어렵다. 특히 우리나라의 경우 주변 서해와 남해는 탁도가 높으며 평탄한 해저지형을 갖는 천해 환경으로 수중 부유물, 해저면 등에 의해 고밀도의 클러스터가 형성되어 더욱 어렵다. 고밀도 클러스터 환경에서의 클러스터 제거 기법에 대한 연구는 고밀도 클러스터의 특성인 반향음의 연속성과 관심표적의 직진성에 기인한 레이더 분야에서 클러스터 제거 기법인 허프 변환(Hough transform)을 소나 분야에 적용한 기법과^[13] 특정 형태의 클러스터만을 고려한 제거 기법들이 제안되었다.^[14] 하지만 표적 신호와 클러스터 간의 간섭이 큰 고밀도의 클러스터 환경에서는 기존 방법들로 표적 탐지를 유지하면서 클러스터를 제거하기 어렵다.

본 논문에서는 고밀도 클러스터 환경에 강인한 클러스터 제거 기법을 제안한다. 제안하는 클러스터 제거 기법은 누적된 측정치에 대해 공간 및 시간에 대한 연관성을 고려하여 표적과 클러스터를 구분하는 방법으

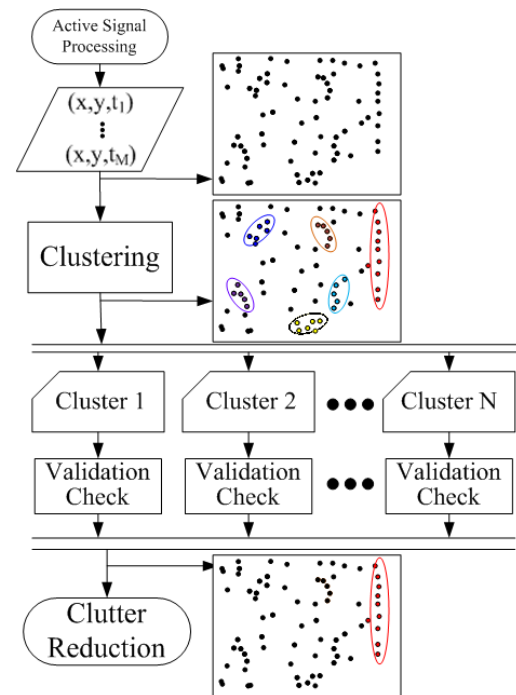


Fig. 1. A block diagram of the proposed algorithm.

로, 측정치를 여러 개의 군집으로 분할하는 군집화와 군집 별로 유효성을 판단하는 클러스터 제거로 구성된다. Fig. 1은 제안하는 기법의 블록 다이어그램이다. 먼저 능동소나 신호처리를 통해 표적으로 추정되는 측정치의 2차원 좌표들을 획득한다. 각 송신 펄스 별로 수집된 측정치의 좌표들은 자함의 위치를 기준으로 보정되며 연속된 M개의 송신 펄스에 대한 측정치를 누적하여 데이터를 처리한다. 클러스터 제거를 위해 시간 및 공간 정보를 이용하여 측정치에 대한 군집화를 수행하며, 군집화 후 각 군집 별로 주성분 분석법을 이용한 유효성 검사를 실시하여 클러스터와 표적을 구분한다. 실험 결과를 통하여 본 논문에서 제안한 클러스터 제거 기법의 성능이 우수함을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 밀도 기반의 군집화에 대해 상세히 설명한다. III장에서는 직진도를 이용한 클러스터 제거 기법에 대해 설명하고, IV장에서는 모의신호와 해상실험데이터를 통해 본 논문에서 제안하는 방법의 성능을 검증한다. 마지막으로 V장에서 본 논문에 대해 결론을 맺는다.

II. 밀도 기반의 군집화

앞서 언급한 바와 같이 능동소나를 통해 탐지된 측정치는 실제 표적과 클러스터가 동시에 존재하는 복잡한 구조이며, 소나의 특성상 해양환경에 의한 영향을 많이 받는다.^[11,13] 또한, 능동 신호를 송신하는 상황에 따라 잔향 등에 의한 클러스터의 분포가 달라지고 실제 표적의 개수도 상황에 따라 달라진다. 이러한 이유로 군집의 개수를 사전에 명시해야 하는 K-means 기법이나 EM(Expectation-Maximization) 등과 같은 기법을 클러스터 제거를 위한 측정치 군집화에 적용하기 어렵다. 따라서 제한하는 클러스터 제거 기법에서는 밀도 기반의 DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise) 기법^[15]을 변형 및 적용하여 측정치의 군집화를 수행한다.

DBSCAN은 밀도기반의 군집화 기법으로 이웃 포인트의 범위를 결정하는 ϵ 와 코어 포인트를 결정하는 최소개수 minPts 를 입력 파라미터로 사용한다. DBSCAN 기법의 기본 개념은 군집화를 위한 몇 가지의 정의로 이루어져 있으며 세부사항은 다음과 같다.

- ϵ -이웃 포인트(ϵ -neighborhood): p_i 로부터의 거리가 ϵ 인 영역 내부에 있는 포인트들의 집합으로 다음과 같이 정의된다.

$$N_\epsilon(p_i) = [p \in D | d(p_i, p) \leq \epsilon], \quad (1)$$

여기서 D 는 측정치 전체에 대한 집합이며, $d(p_i, p)$ 는 p_i 와 p 간의 거리로 본 기법에서는 2차원 유클리디안(Euclidean) 거리로 둔다.

- 코어 포인트(core point): ϵ -이웃 포인트들의 개수가 minPts 보다 크거나 같은 포인트로 다음과 같이 표현된다.

$$P = [p \in D | \| N_\epsilon(p) \| \geq \text{minPts}]. \quad (2)$$

- 직접 밀도 도달가능(directly density-reachable): 코어 포인트 P 의 ϵ -이웃 포인트들은 P 로부터 직접 밀도 도달가능하다.

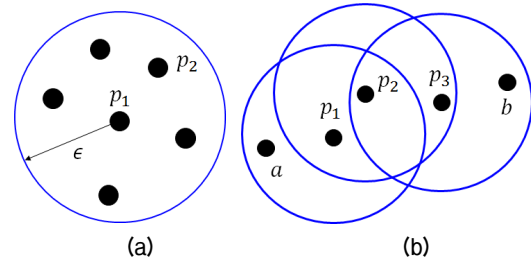


Fig. 2. Definitions in DBSCAN: (a) ϵ -neighborhood and (b) Density-connected.

- 밀도 도달가능(density-reachable): 여러 개의 연속된 포인트들 p_1, p_2, \dots, p_n 이 있고 코어 포인트 p 가 p_1 일 때, 모든 (p_i, p_{i+1}) 에 대해 p_{i+1} 의 포인트가 p_i 로부터 직접 밀도 도달가능하면, p_n 은 p 로부터 밀도 도달가능하다.
- 밀도 연결(density-connected): 두 개의 포인트 p_1 와 p_2 가 각각 p_3 으로부터 밀도 도달가능하면 p_1 와 p_2 는 밀도 연결이 된다.
- 군집(cluster): 밀도 연결된 점들의 최대 집합을 의미한다.

Fig. 2는 DBSCAN에서 사용하는 몇 가지 정의에 대해 나타낸다. Fig. 2(a)는 ϵ -이웃 포인트에 대한 내용으로 그림에서 p_2 는 p_1 으로부터 직접 밀도 도달가능하다. Fig. 2(b)는 밀도 연결에 대한 그림으로 p_3 는 p_1 로부터 밀도 도달가능하며 a와 b는 서로 밀도 연결되어 있다.

DBSCAN 기법은 위의 정의들을 기반으로 주어진 포인트들에 대해 군집화를 수행하며, 군집들의 형태는 공간적 근접성이 아닌 밀도에 따라 결정된다. 먼저 임의의 시작 포인트에 대해 밀도 도달가능한 점들을 찾는다. 만약 시작 포인트가 코어 포인트이면, 군집이 형성되고 밀도 도달가능 포인트를 재귀적으로 확인하여 밀도 연결이 되는 포인트들로 군집을 확장한다. 이러한 방법으로 모든 점들을 확인하여 군집화를 수행하고, 군집에 포함되지 않은 점들은 노이즈가 된다.

본 논문에서는 이러한 군집화 기법을 클러스터 제거에 적용하기 위해 입력 파라미터를 다음의 방법으로 결정하였다. 먼저 코어 포인트를 결정하는 변수 minPts 는 송신한 연속적인 핑의 개수이며, 이웃 포인트

트들을 결정하는 파라미터 ϵ 는 minPts 개의 핑을 송신하는 동안 표적이 최대한 움직일 수 있는 거리로 표현할 수 있다. 따라서 ϵ 는 탐지하고자 하는 표적의 최대 속도 v 와 송신 신호의 주기인 PRI(Pulse Repetition Interval)과 연관이 되며, 다음과 같이 표현 가능하다.

$$\epsilon = (\text{minPts} + 1) \cdot \text{PRI} \cdot v. \quad (3)$$

Eq.(3)에서 minPts 대신에 $(\text{minPts} + 1)$ 을 적용한 이유는 경우에 따라서 에코가 손실될 수 있기 때문이다. Eq.(3)을 통해 상황에 따라 ϵ 를 적절하게 적용할 수 있다. 예를 들어 코어 포인트를 결정하는 변수 minPts 가 3이고 표적의 최대 속도를 10 kts (5.14 m/s), PRI를 13 s로 두면, ϵ 는 Eq.(3)에 따라 267.3 m가 된다.

제안하는 기법에서는 측정치의 위치를 누적하여 군집화하기 때문에 주로 2차원 좌표를 사용하여 밀도를 결정하지만, 측정치 별 시간 정보인 송신 핑의 순서도 군집화에 활용하여 클러스터가 최대한 군집에 포함되지 않도록 한다. 일반적으로 클러스터는 불규칙적으로 발생하여 공간적으로 인접한 위치에 있는 포인트들이라도 시간적 연관성이 적은 경우가 많다. 반면 표적의 경우, 공간적으로 인접한 위치의 포인트들은 반드시 시간적으로도 인접해야 한다. 예를 들어 10개 핑으로부터 누적된 표적 정보를 군집화할 때, 서로 이웃인 2개의 점의 송신 핑의 순서가 각각 1, 10이면 두 점은 클러스터일 가능성이 높은 반면 두 포인트의 송신 핑의 순서가 1, 2면 동일한 실제 표적으로부터 탐지되었을 확률이 높다. 따라서 이러한 표적 특성을 군집화에 반영하기 위해 Eq.(1)의 이웃 포인트들을 아래와 같은 형태로 변환하였다.

$$N_{\epsilon}(p_i) = [p \in D | d(p_i, p) \leq \epsilon, |t_p - t_{p_i}| \leq \beta], \quad (4)$$

여기서 t_x 는 x 포인트에 대한 송신 핑의 순서를 의미하며, β 는 시간적 유사성을 결정하는 임계치로 Eq.(3)과 마찬가지로 $\text{minPts} + 1$ 로 둔다. 왜냐하면 시간적 유사성이 있는 minPts 개의 포인트들의 시간차이는 최대 minPts 이 되기 때문이다. 이러한 방식으로 군집화를 수행하면 공간적으로 밀집되어 있는 표적이라고 할지라도 일부 시간적 연관성이 낮은 포인트들은 군

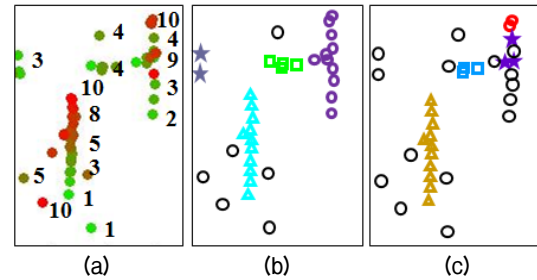


Fig. 3. Clustering results: (a) ping orders (b) clustering without considering ping orders, and (c) clustering with considering ping orders.

집에 포함되지 않게 된다. 최종적으로 군집화 후 군집에 포함되지 않은 포인트들과 항목의 개수가 적은 군집은 노이즈로 두고 처리한다.

Fig. 3은 클러스터와 표적에 대한 포인트들에 대해 시간적 유사성을 고려한 군집화와 고려하지 않은 군집화에 대한 결과를 나타낸다. Fig. 3(a)는 송신 핑의 순서를 색으로 표현한 그림으로 녹색일수록 1번째 핑에 가깝고 붉은 색일수록 10번째 핑에 가깝다. 좌측 아래의 측정치가 실제 표적이고 우측 위의 측정치는 클러스터이다. Fig. 3(b)는 측정치의 위치정보만을 이용하여 군집화한 결과로 형상과 색이 있는 점들은 군집이고 색이 없는 원형의 점들은 노이즈이다. Fig. 3(c)는 Eq.(4)를 이용하여 시간 정보까지 고려한 군집화 결과이다. 그림에서 확인할 수 있듯이 우측 위의 포인트들에 시간 정보를 고려하면 많은 점들이 노이즈로 구분된다.

III. 직진도를 이용한 클러스터 제거

군집화 기법을 통해 표적과 클러스터를 각각 군집화하였다. 그러나 군집화 된 측정치 중 표적과 유사한 클러스터도 군집화 되기 때문에 표적의 특징을 이용한 식별 기법이 필요하다. 능동소나를 통해 탐지한 측정치 정보를 자함을 기준으로 보정하여 2차원 좌표로 누적하게 되면 실제 표적에 대한 공간적 이동 경로가 나타나며, 누적한 표적들의 시간차가 많지 않을 경우 대부분의 수중표적, 특히 잠수함의 경우는 물리적 한계로 수중 저속기동을 하므로, PRI 내에서 직선기동으로 가정할 수 있다. 반면 해저면 반사로 인한 잔향은 능동소나 탐지를 전방향 동시방사로 수

행할 경우 능동 송신 음파가 해저면으로 전파되어 동시에 반향 되므로 원형으로 탐지된다. 그 외의 잔향은 수중 복반사, 수중 구조물 및 해양 생물체에 의한 반향 혹은 내부파에 의한 영향 등으로 구성되어 공간적인 위치가 일정치 않은 랜덤 분포를 가진다. 본 논문에서 제안하는 방법은 이러한 특징을 이용하여 군집 별로 표적과 클러스터를 식별하는 유효성 검사를 수행하였다.

표적 정보는 군집화를 통해 공간적, 시간적 연관성이 높은 형태로 분류되었다. 이에 대한 각 군집별 유효성 검사는 직진도를 추정하는 방법으로 직진도가 높은 군집을 표적으로 낮은 군집은 클러스터로 구분하여 처리한다. 군집 별 직진도를 추정하기 위해 주성분 분석법(principal component analysis)^[16]을 사용하며, 군집 포인트들의 (x, y) 좌표에 대한 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$C = \frac{1}{n} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n (x_i - x_m)^2 & \sum_{i=1}^n (x_i - x_m)(y_i - y_m) \\ \sum_{i=1}^n (x_i - x_m)(y_i - y_m) & \sum_{i=1}^n (y_i - y_m)^2 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

여기서 x_m 과 y_m 은 각각 (x, y) 좌표에 대한 평균을 나타내며, n 은 군집에 있는 포인트의 개수를 의미한다. 공분산 행렬 C 에 대해 고유값 분해(eigenvalue decomposition)을 적용하여 고유값과 고유벡터를 추출하며 다음과 같이 표현된다.

$$C = UAU^T, \quad (6)$$

여기서 A 는 고유값으로 구성된 대각행렬이고 U 는 고유벡터에 대한 행렬이다.

Eq.(6)의 C 가 (x, y) 좌표에 대한 공분산 행렬이므로 값이 작은 두 번째 고유값을 통해 표적의 직진도를 추정할 수 있다. 2차원 좌표에 대한 고유벡터는 해당 좌표를 투영했을 때 가장 넓게 분포되는 축과 그에 대한 직교축을 의미하므로 좌표들이 직선 위에만 있으면 두 번째 고유벡터는 0이 된다. 따라서 두 번째 고유벡터에 대한 임계치를 기준으로 군집에 대한 직진도가 높고 낮음을 결정할 수 있다.

고유값으로 직진도를 정량화하여 직선을 추출하

려면 반드시 직선의 길이도 고려해야 한다. 완벽한 직선이 아닐 경우에는 짧은 직선 보다 긴 직선의 고유값이 더 큰 경향이 있다. 따라서 제안하는 기법에서는 군집에 대해 클러스터와 표적을 구분하는 임계치를 직선의 길이에 따라 보상하도록 하였으며, 보상 방법으로 Lee et al.^[16] 기법을 사용하였다. 또한, 군집이 minPts에 따라 달라지므로 minPts도 임계치 보상에 적용하였다. 두 번째 고유값의 기본 임계치 γ_a 에 대한 길이 및 minPts보상 임계치는 다음과 같다.

$$\gamma = l^2 \cdot minPts^2 \cdot \gamma_a, \quad (7)$$

여기서 l 는 군집에 대한 길이로 군집의 2차원 좌표를 포함하는 최소 직사각형의 대각선으로 결정한다. 최종적으로 군집화 이후 각 군집 별로 Eq.(6)으로 계산한 두 번째 고유값으로 직진도를 추정하며 Eq.(7)의 임계치로 군집에 대한 클러스터 여부를 결정한다.

IV. 실험 결과

앞서 기술한 밀도 기반의 군집화와 직진도를 이용한 클러스터 제거 기법의 효용성을 확인하기 위해 모의신호와 해상실험데이터에 대한 실험을 수행하였다. Blackman에 의하면, 표적 위치 오차는 확률적으로 가우시안 분포(Gaussian distribution)를 가진다고 알려져 있으며, 클러스터의 개수는 P_D (탐지 확률)와 P_{fa} (오탐지 확률)에 따라 탐지구역(surveillance area)에서 포아송 분포(Poisson distribution)로 존재하고, 클러스터의 위치는 위의 확률적 발생빈도와 탐지구역을 기반으로 균등 분포(uniform distribution)로 존재하며, 신호대잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR)는 레일리 분포(Rayleigh distribution)를 갖는 것으로 알려져 있다.^[17] 위의 가정을 기반으로 클러스터의 모의신호를 생성하였으며 주요 파라미터 설정은 Table 1과 같다. 표적에 대해서는 Swerling model I을 적용하였으며,^[18] 해저면 반사에 의한 클러스터는 해상실험데이터와 유사한 조건에서의 모의신호 생성을 위해 해저면 반사에 대한 클러스터는 수심 $\pm 10\%$ 내에서 고밀도로 클러스터가 존재하는 조건으로, 나머지 클러스터는 공간상 균일 확률로 클러스터가 존재하는 조건으로 적

Table 1. Component parameters (synthetic data).

Parameters	Values
Depth of water	1500 m
Speed of sound in water	1500 m/s
PRI	13.5 s
Own position (x, y)	(0, 0 m)
Initial target position (x, y)	(6000, -6000 m)
Target position error (range, bearing)	$\sigma_R: 10 \text{ m}, \sigma_\theta: 0.2^\circ$
Speed of target	6 kts
Target heading	330 °
Probability of detection, Probability of false alarm	$P_d: 50 \%, P_{fa}: 10^{-5}$
Density of clutter*	45

*Note: Density of clutter is 20 % increased around the depth of water.

용하였다. 표적 위치 오차는 실제 측정된 해상 데이터의 통계적 특성을 반영하여 10 m로 결정하였다. 표적 위치 오차는 환경적 요인과 센서 특성에 따라 달

라질 수 있으며, 클러터 제거 성능에 영향을 준다. 제안하는 방법에서는 표적의 속도, 거리, 시간 정보 등을 군집화 기법에 반영하여 거리추정 에러에 대한 영향을 최소화하였다.

본 논문에서 제안한 군집화 기반의 클러터 제거 기법의 성능을 비교하기 위해 허프변환을 이용한 클러터 제거 기법을 비교 기법으로 선정 하여 기법 적용 전과 후의 클러터 수를 분석하였다. 기존 허프변환을 이용한 클러터 제거 기법은 2차원의 직교 좌표계에서의 측정치를 2차원 허프공간에서 교차하는 지를 판단하여 교차하는 경우에는 관심표적으로 판단하고 그 외에 교차하지 않는 경우에는 클러터로 판단한다.

Fig. 4는 모의신호에 대한 실험결과를 나타낸다. 모의신호와 해상실험데이터에 대한 클러터 제거에는 동일한 파라미터가 적용되었으며 minPts은 3, 기본 임계치 γ_a 는 0.008, 표적의 최대 속도는 8kts (4.125 m/s)이다. Fig. 4(a)는 30핑에 대해 누적한 측정치에 대한

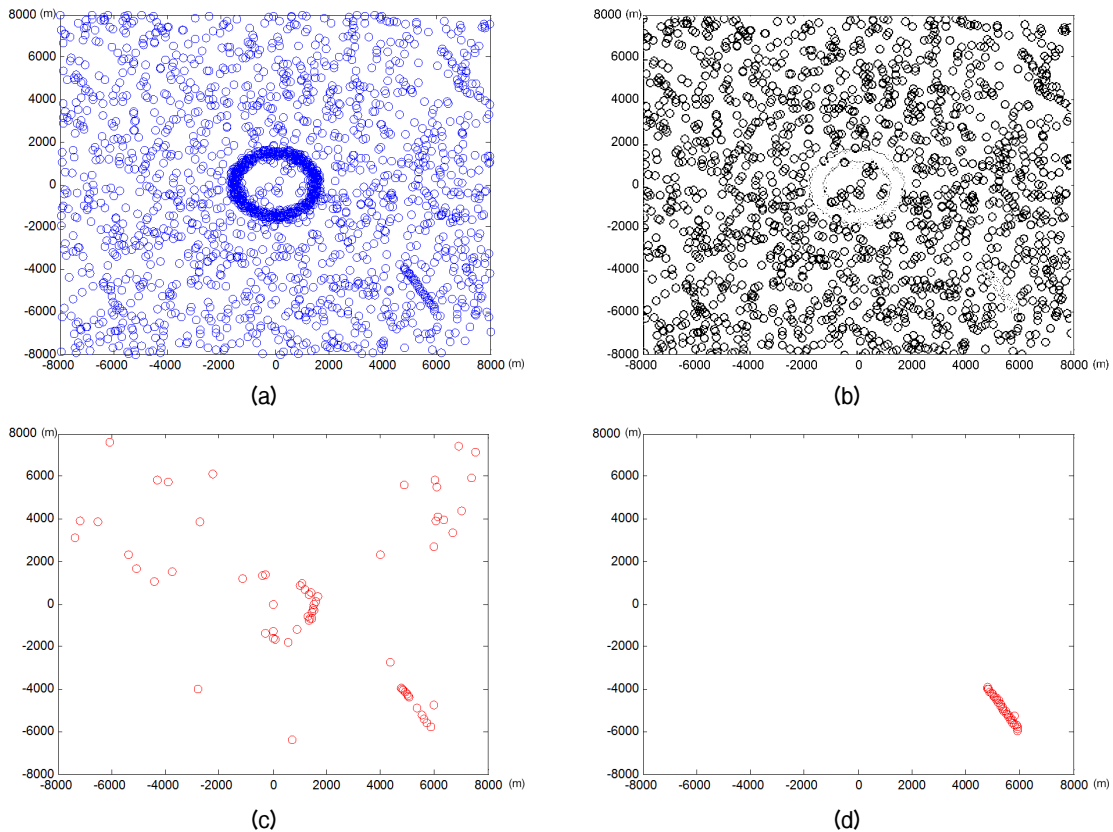


Fig. 4. Experimental results on synthetic data: (a) measurements (b) clustering results (c) clutter reduction results of the conventional algorithm, and (d) clutter reduction results of the proposed algorithm.

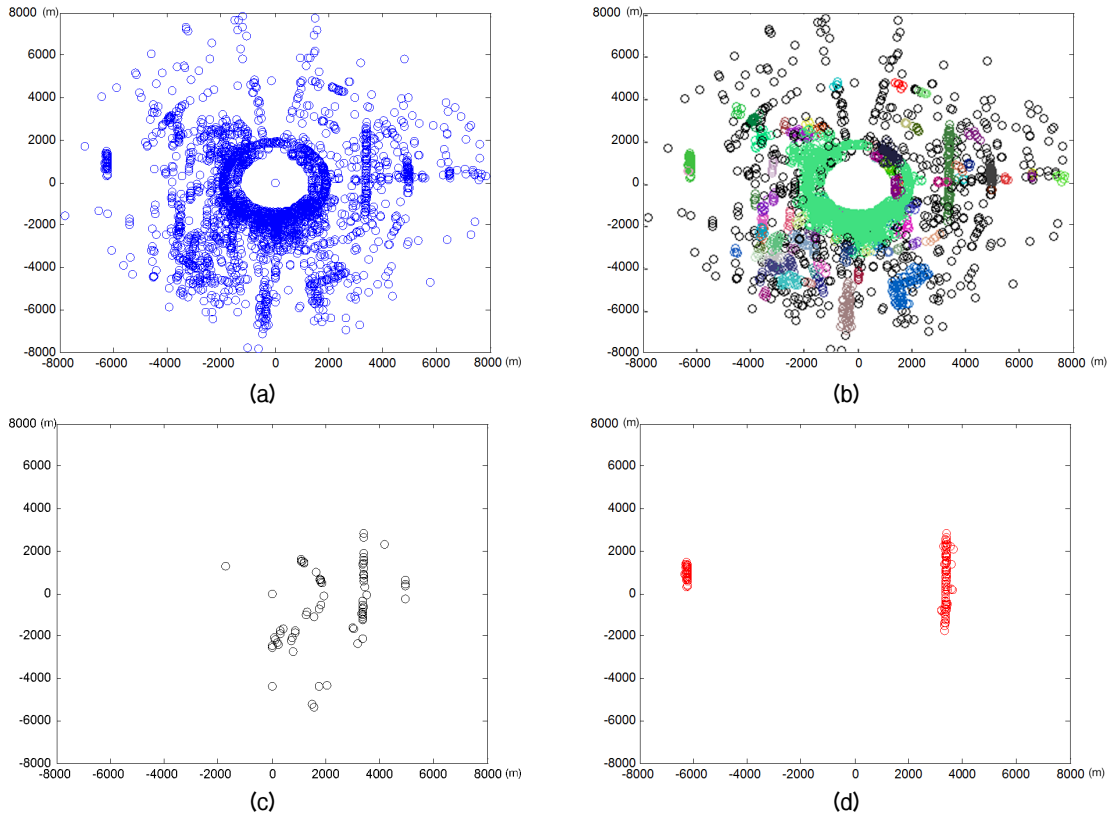


Fig. 5. Experimental results on sea-trial data: (a) measurements (b) clustering results (c) clutter reduction results of the conventional algorithm, and (d) clutter reduction results of the proposed algorithm.

그림으로 직진 기동의 표적신호와 함께 해지면 반사를 모의한 클러터가 원형으로 나타나는 것이 확인된다. Fig. 4(b)는 제안한 기법의 군집화 결과로 모의한 해지면 반사 클러터와 표적 신호가 각각 군집화 되었음을 알 수 있다. Fig. 4(c)와 (d)는 각각 기존 기법과 제안한 기법에 대한 클러터 제거 결과를 나타낸다. 결과 그림에서 볼 수 있듯이 제안한 기법을 적용한 결과에서 기존 기법에 비해 클러터가 상당부분 제거됨을 확인할 수 있다.

Fig. 5는 해상실험데이터를 이용한 실험결과이다. Fig. 5(a)는 30핑에 대해 누적한 클러터 제거 전 결과 그림이다. 다수의 해양환경에 의한 클러터와 해지면 반사에 의해 원형의 형태를 나타내는 클러터를 확인할 수 있으며, 진북방향으로 기동하는 표적에 대해서도 탐지가 확인된다. Fig. 5(b)는 해상실험데이터에 대해 군집화 결과 그림으로 앞서 확인한 해지면 반사 클러터와 표적을 포함하여 여러 개의 군집화가 이루어진 것을 확인할 수 있다. 기존 기법과 제안한

기법에 대한 결과 그림은 Fig. 5(c)와 (d)와 같다. 모의 신호 결과와 동일하게 기존 기법에서 제거하지 못한 클러터들이 제안한 기법에서는 대부분 제거됨을 알 수 있다.

제안한 기법의 성능을 확인하기 위해 30핑에 대한 총 측정치 개수 중 표적과 클러터의 개수를 기존 기법과 제안한 기법 적용 전과 적용 후로 정리하였으며, 결과는 Table 2와 같다. 클러터 제거에 대한 성능 비교 시 기존 기법의 클러터 제거율은 모의신호에서 96.0%, 해상실험데이터에서 97.7%이나, 제안한 기법을 적용한 결과는 모의신호에서 99.9%, 해상데이터에서 99.1%로 나타났다. 제안한 기법이 기존 기법 대비 해상실험데이터와 모의신호에서 모두 뛰어난 클러터 제거율을 보였다. 또한, Fig. 5의 표적영역을 확대한 Fig. 6에서 확인할 수 있듯이 표적 신호와 클러터 간의 간섭이 있을 경우, 기존 기법에서는 표적에 대한 측정치를 클러터로 판단하여 제거한 반면에 제안한 기법에서는 동일한 측정치로 판단하였다. 더

Table 2. Target recognition and clutter reduction ratio comparison of our algorithm with the conventional algorithm.

Algorithms	Synthetic data		Sea-trial data	
	Target recognition (30)	Clutter reduction (2970)	Target recognition (60)	Clutter reduction (2883)
Conventional	56.7 % (13)	96.0 % (120)	63.3 % (22)	97.7 % (67)
Proposed	0 % (30)	99.9 % (1)	6.7 % (56)	99.1 % (26)

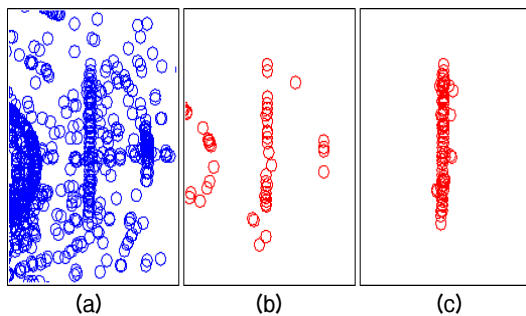


Fig. 6. Target in sea-trial data: (a) measurements (b) clutter reduction results of the conventional algorithm, and (c) clutter reduction results of the proposed algorithm.

정확하게 설명하면 모의신호에서는 30개 표적의 측정치에서 기존 기법은 56.7%를 클러터로 식별하여 제거하였으나, 제안한 기법은 0%로 모의한 표적신호를 모두 표적 신호로 식별한 것을 알 수 있다. 해상 실험데이터의 경우 60개의 표적 신호 중 기존 기법은 63.3%를 클러터로 판단함에 비해 제안한 기법은 6.7%만 표적신호를 클러터로 식별하였다. 이를 통해 제안한 기법이 표적 신호를 클러터로 판단하지 않고 클러터만 효과적으로 제거함을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 천해 환경에서의 효과적인 클러터 제거를 위해 밀도 기반의 군집화를 이용하는 기법을 제안하였다. 제안한 기법의 성능 입증을 위해 모의 신호 및 해상실험데이터 기반의 실험을 수행하였으며, 기존 클러터 제거 기법과의 비교를 통해 기존 기법보다 최대 4%의 클러터 제거 성능이 향상됨을 확인하였다. 특히 제안한 기법 이용한 클러터 제거 시

표적 신호의 수는 적용 전과 전용 후의 차이가 거의 발생하지 않음을 알 수 있어, 클러터 제거뿐만 아니라 표적 탐지에 대한 성능도 우수함을 알 수 있다.

제안한 기법은 능동소나를 이용한 수중음향탐지 체계에 유용하게 활용될 수 있을 것이며, 향후에는 추가적인 실험을 통하여 다양한 환경에서의 적용 가능성 여부를 확인할 수 있을 것으로 기대된다.

References

1. R. J. Urick, *Principles of Underwater Sound for Engineers* (McGraw-Hill, New York, 1967), pp. 211-262.
2. J. M. Fialkowski and R. C. Gauss, "Methods for identifying and controlling sonar clutter," *IEEE J. Ocean. Eng.* **35**, 330-354 (2010).
3. D. A. Abraham and S. F. Johnson, "Statistical modeling of broadband clutter," *IEEE Int. Symp. Reverberat. Clutter*, 247-254 (2008).
4. D. A. Abraham and A. P. Lyons, "Novel physical interpretations of K-distributed reverberation," *IEEE J. Ocean. Eng.* **27**, 800-813 (2002).
5. D. A. Abraham, "Array modeling of active sonar clutter," *IEEE J. Ocean. Eng.* **33**, 158-170, (2008).
6. D. A. Abraham, "The effect of multipath on the envelope statistics of bottom clutter," *IEEE J. Ocean. Eng.* **32**, 848-861 (2007).
7. D. D. Ellis, "Measurements and analysis of reverberation and clutter data," *Defence R&D Canada - Atlantic. Rep.*, 2007.
8. J. R. Preston, "Studies on sonar clutter and reverberation," *ARL-PSU, Rep.*, 2012.
9. F. B. Shin, D. H. Kil, and R. Wayland, "IER clutter reduction in shallow water," *IEEE Int. Conf. ICASSP*, **6**, 3041-3044 (1996).
10. G. J. Dobeck, "Algorithm fusion for automated sea mine detection and classification," *IEEE Oceans Conf.* **1**, 130-134 (2001).
11. J. M. Aughenbaugh, B. A. Yocom, and B. R. La Cour, "Active clutter reduction through fusion with passive data," *IEEE FUSION*, 1-8 (2010).
12. E. Hanusa, D. Krout, and M. R. Gupta, "Clutter rejection by clustering likelihood-based similarities," *IEEE FUSION*, 1-6 (2011).
13. S. W. Kim, "Hough transform clutter reduction algorithm for piecewise linear path active sonar target detection and tracking improvement" (in Korean), *J. Acoust. Soc. Kr.* **32**, 354-360 (2013).
14. C. H. Kwak and M. J. Jeoung, "Robust clutter reduction algorithm in shallow sea reverberation background" (in

- Korean), J. KIMST, 416-417 (2015).
15. M. Ester, H. P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," KDD-96, 226-231 (1996).
 16. Y. S. Lee, H. S. Koo, and C. S. Jeong, "A straight line detection using principal component analysis," Pattern Recognition Letters, **27**, 14-15, 1744-1754 (2006).
 17. S. S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Applications* (Artech House, Dedham, 1986), pp. 115-146.
 18. P. Swerling, "Probability of detection for fluctuating targets," IEEE Trans. Inform. Theory **6**, 269-308 (1960).

저자 약력

▶ 곽 철 현 (ChulHyun Kwak)



2008년 2월: 동국대학교 전자공학과 학사
 2010년 2월: 동국대학교 전자공학과 석사
 2010년 9월 ~ 현재: 국방과학연구소
 연구원

▶ 정 명 준 (MyoungJun Cheong)



2004년 2월: 고려대학교 전기전자전파
 공학과 학사
 2006년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터공학과
 석사
 2006년 5월 ~ 현재: 국방과학연구소 선임
 연구원

▶ 안 재 균 (Jae-Kyun Ahn)



2007년 2월: 고려대학교 전기전자전파
 공학과 학사
 2009년 2월: 고려대학교전자전기공학과
 석사
 2014년 2월: 고려대학교전기전자전파
 공학과 박사
 2014년 2월 ~ 현재: 국방과학연구소 선임
 연구원