

## 다중 군집표적 추적 알고리즘의 자원 최적화 및 성능 개선

# Resource Optimization and Performance Improvement of Multi-Cluster Target Tracking Algorithm

김 연 일 · 정 대 교\* · 임 재 혁\*

Yeon-Il Kim · Dae-Kyo Jeong\* · Jae-Hyuk Lim\*

### 요 약

다중 군집 표적의 추적은 군사적 위협 요소를 감시하고 대응하는 데 있어 중요한 역할을 한다. 그러나 추적 과정에서 자원의 과도한 소모와 추적 성능 저하가 주요 과제로 대두되고 있다. 본 논문에서는 다중 군집 표적 추적의 자원 소모 문제를 해결하고, 추적 성능을 향상시키기 위한 알고리즘을 제안한다. 주요 기법으로는 추적 영역 분리, 군집 표적 연관 처리, 잠정 추적, 그룹 추적 방안이 포함되며, 각 기법은 자원의 효과적 활용과 안정적인 추적 성능을 목표로 설계되었다. 시뮬레이션 결과, 제안된 알고리즘은 다중 군집 표적 추적에서 기존 방식 대비 자원 활용 효율성과 성능 면에서 우수함을 입증하였다.

### Abstract

The tracking of multi-cluster targets plays a critical role in monitoring and responding to military threats. However, the tracking process faces significant challenges, including excessive resource consumption and reduced tracking performance. This study proposes an algorithm to address the resource consumption issue in multi-cluster target tracking and improve the tracking performance. The key techniques include tracking area partitioning, cluster-target association processing, tentative tracking, and group tracking. Each technique is specifically designed to optimize resource utilization and ensure reliable tracking performance. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm outperforms existing methods in terms of resource efficiency and tracking performance in multi-cluster target tracking.

Key words: Multi-Cluster, Resource, Area Partitioning, Association, Group Tracking

## I. 서 론

현대 군사작전에서 다중 군집표적의 효과적인 추적과 관리가 점차 중요해지고 있다<sup>[1]</sup>. 특히 장사정포와 같은 군사적 위협 요소는 그 파괴력과 범위로 인해 전장 상황

에서 우선적으로 추적해야 할 대상이다. 다중 군집표적은 밀집된 상태에서 이동하며, 개별 표적의 속도와 방향이 자주 변하기 때문에 이들의 추적은 복잡하고 자원 소모가 크다. 이는 추적 시스템의 정확성과 효율성을 크게 저

한화시스템 (Hanwha Systems)

\*국방과학연구소(Agency for Defense Development)

· Manuscript received November 18, 2024 ; Revised December 3, 2024 ; Accepted February 5, 2025. (ID No. 20241118-129)

· Corresponding Author: Yeon-Il Kim (e-mail: kyi3426@hanwha.com)

하시킬 수 있다.

기존 연구에서 JPDA(joint probabilistic data association)와 같은 전통적인 데이터 연관 기법이 다중 표적 추적에 널리 사용되었다<sup>[2]</sup>. JPDA는 높은 정확도를 제공하지만, 다중 표적 환경에서 계산량이 기하급수적으로 증가하여 실시간 처리에 어려움이 있었다. 이를 보완하기 위해 NNJPDA(nearest neighbor joint probabilistic data association)와 같은 변형 기법이 제안되었으나, 여전히 높은 클러터 환경에서의 추적 정확도와 효율성 개선에 한계가 있다<sup>[3]</sup>.

최근에는 머신러닝 기반 접근법과 함께, 데이터 연관 과정을 최적화하거나 자원 소모를 줄이는 다양한 기술들이 연구되고 있다. 불확실성을 고려한 데이터 연관 알고리즘을 통해 높은 정확도를 달성한 사례가 있으며<sup>[4]</sup>, 혼합 환경에서 다중 표적 추적의 성능을 개선하기 위해 그래프 신경망(graph neural network)을 활용한 접근법이 제안되었다<sup>[5]</sup>.

본 논문에서는 다중 군집 표적 추적의 자원 소모 문제를 해결하고, 추적 성능을 개선하기 위한 네 가지 주요 방안을 제안한다. 첫째, 추적 영역 분리를 통해 표적 간 간섭을 최소화하고, 연관 처리 시간을 단축한다. 둘째, NNJPDA를 활용한 군집 표적 연관 처리 방안으로 계산량을 줄이고 추적 신뢰성을 높인다. 셋째, 잠정 추적 방안으로 추적 채널이 없는 표적도 자원을 절약하며 효과적으로 관리한다. 마지막으로, 그룹 추적 방안을 통해 군집의 동적 특성을 기반으로 효율적인 자원 활용을 가능하게 한다.

각 방안의 구현 방법과 다양한 시나리오에서의 실험 결과를 통해 제안된 알고리즘의 자원 효율성과 성능 개선 효과를 평가하였다.

## II. 본 론

### 2.1 추적 영역 분리 방안

다중 군집표적을 추적하는 과정에서 주요 과제 중 하나는 표적들 간의 간섭을 최소화하는 것이다. 표적이 군집을 이루며 밀집하여 이동할 경우, 이들 간의 간섭으로 인해 추적의 정확도가 낮아질 수 있다. 이를 해결하기 위한 첫 번째 접근 방식으로 추적 영역 분리를 제안한다. 이

방안은 각 표적의 움직임을 기반으로 전체 추적 영역을 분할하여, 표적 간의 간섭을 줄이는데 초점을 맞춘다. 추적 영역 분리는 표적의 밀집도와 이동 속도 등을 분석해 추적 영역을 효율적으로 나누는 방식으로 작동한다. 본 논문에서는 추적 영역을 아래의 그림 1과 같이 구분한다.

방위각 영역은 안테나 지향 방향 중심을 기준으로  $\pm 60^\circ$ 를  $10^\circ$  단위로 할당하여 총 12개의 영역으로 분리하고, 고각 영역은  $80^\circ$ 를  $10^\circ$  단위로 할당하여 총 8개의 영역으로 분리한다. 거리 방향은 표적의 이동 속도를 고려하여 500m 단위로 총 400개의 영역으로 분리한다.

위의 그림 2와 같이 표적의 추적이 시작되면 방위각/고각/거리 정보에 따라 해당하는 영역으로 표적 정보를 할당한다. 추적이 진행됨에 따라 표적의 정보가 갱신되면 매번 추적 영역을 재계산하여 영역이 변경된 경우, 현재 속한 영역에서 정보를 삭제하고 변경된 영역으로 재할당하는 과정을 거친다. 이러한 기법은 군집표적 간 연관처리 시 표적의 혼선을 줄여 추적 성능을 향상시키며, 추적에 소요되는 계산 자원 역시 절약할 수 있다.

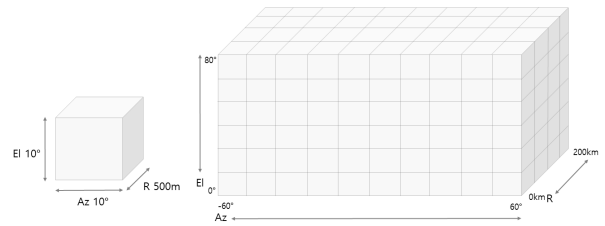


그림 1. 추적 영역 범위  
Fig. 1. Tracking area range.

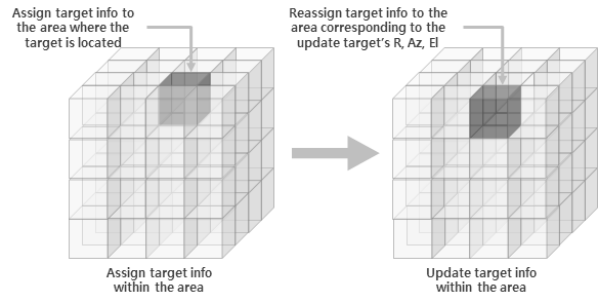


그림 2. 영역 내 표적 정보 할당 및 갱신  
Fig. 2. Allocation and update of target information within area.

## 2-2 군집표적 연관처리 방안

군집표적 연관 처리 방안은 군집 내에서 서로 연관된 표적들의 상호작용을 효과적으로 처리하기 위한 기법이다. 연관처리는 표적 탐지 결과로 획득한 다수의 플롯(plot)과 기존 추적 채널들과 연관 관계(association)을 확인하는 알고리즘이다.

연관 처리는 일반적으로 Coarse gating, NNJPDA 과정으로 이루어져 있다.

### 2-2-1 Coarse gating

추적 채널이 다수인 경우 연관관계를 계산하는 연산량이 증가하는 문제가 있다. 이 문제를 해결하기 위해 아래 그림 3과 같이 추적 영역 내 비교 영역을 설정하였다.

플롯의 방위각/고각/거리 정보에 해당하는 영역을 기준으로 비교 영역을 설정하였다.

비교 영역은 대상으로 하는 표적의 동적 특성을 분석하여 선정하였고, 본 논문에서는 거리로 인접 2개의 영역(1 km)을 비교 영역으로 설정하였다. 방위각/고각은 영역 경계 ±2°인 경우 인접 1개의 영역을 비교 영역으로 설정하였다. 이러한 비교 영역 설정으로 비교군의 추적 채널의 수를 줄여 연산량을 감소시켰다.

### 2-2-2 NNJPDA

다중 군집 표적 추적에서 가장 중요한 과제 중 하나는 군집 표적 간의 연관 처리이다<sup>[4]</sup>. 여러 개의 표적이 한 군집으로 묶여 움직이는 경우, 각 표적에 대한 측정값을 정확하게 연관하는 작업은 매우 복잡하다. 특히, 군집 표적

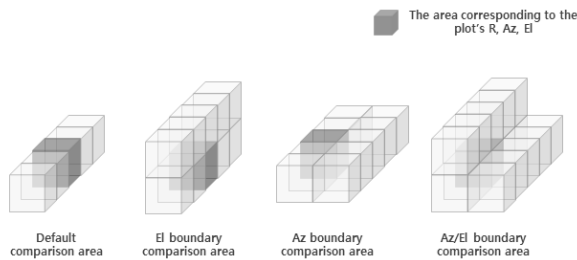


그림 3. 군집표적 연관 비교 영역  
Fig. 3. Cluster target association comparison area.

간의 거리와 속도 차이가 작고, 센서의 측정 오차가 존재할 때는 연관처리가 더욱 어려워진다. 이러한 문제를 해결하기 위해 NNJPDA 알고리즘을 제안한다.

JPDA(joint probabilistic data association)<sup>[2],[3]</sup>는 다중 표적 추적에서 자주 사용되는 알고리즘으로, 각 표적에 대해 가능한 모든 측정값과의 연관을 확률적으로 계산하고 표적 상태를 추정한다. 연관관계에 대한 정확도가 높지만 계산 복잡도가 크다는 점에서 효율적 적용이 어려울 수 있다.

NNJPDA는 기존 JPDA의 확률적 연관 방식을 간소화하여, 각 측정값을 가장 가까운 표적에 우선적으로 연관시키는 방식이다. 이 알고리즘은 연관처리의 정확도를 일부 희생하더라도, 계산 효율성을 크게 향상시킬 수 있다는 장점이 있다<sup>[3]</sup>.

NNJPDA의 연관 확률을 계산하기 위해서 NN(nearest neighbor) 기반 통계 거리( $d$ )를 계산한다. 통계 거리( $d$ )를 계산하는 방법은 아래 식 (1)과 같다.

$$d(i, j) = w_u \frac{|x_{i,u} - z_{j,u}|}{e_u} + w_v \frac{|x_{i,v} - z_{j,v}|}{e_v} + w_r \frac{|x_{i,r} - z_{j,r}|}{e_r} + w_{rv} \frac{|x_{i,rv} - z_{j,rv}|}{e_{rv}} \quad (1)$$

식 (1)에서  $x_i$ 는 표적  $i$ 의 각도, 거리, 속도의 변숫값이며,  $z_j$ 는 측정값  $j$ 의 각도, 거리, 속도 변숫값에 해당한다.  $e$ 는 변수별 해상도와 빔폭의 정규화 상수로 측정값의 스케일 차이를 보정하고,  $w$ 는 각각의 변수에 대한 가중치로 해당 변수의 중요도를 조정한다. 본 수식은 Mahalanobis 거리의 변형으로, 각 변수에 대해 가중치를 적용하여 통계 거리  $d(i, j)$ 를 계산한다<sup>[6]</sup>.

통계거리( $d$ )를 기반으로 식 (2)에서 표적  $i$ 와 측정값  $j$  간의 유사도를 가우시안 함수  $g(i, j)$ 로 변환한다.  $\sigma$ 는 측정 오차에 대한 표준 편차를 나타낸다. 각 측정값  $j$ 가 표적  $i$ 와 연관될 확률  $p(i, j)$ 는 식 (3)과 같이 계산되며  $n_z$ 는 측정값의 총 개수를 나타낸다.

$$g(i, j) = \exp\left(\frac{-d(i, j)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

$$p(i, j) = \frac{g(i, j)}{\sum_{k=1}^{n_s} g(i, k)} \quad (3)$$

본 논문은 추적 영역 분리를 도입하여 군집 내 표적을 공간적으로 분리함으로써 연산 범위를 축소하고, 표적 간 간섭을 최소화하였다. 또한 클러스터 밀도가 높은 환경에서는 가중치 조정을 통해 오탐지 확률을 줄였다.

### 2.3 잠정 추적 방안

기존 탐지 및 추적 초기화 방식은 추적 채널 소실 시, 다시 탐지 과정을 통해 추적 채널을 재형성해야 하므로 추가적인 자원 소모의 문제가 발생하였다. 특히, 군집 환경에서는 탐지되지 않은 표적이 클러스터로 간주될 가능성이 높아지며, 이에 따라 추적 실패가 빈번하게 발생할 가능성이 있다. 또한 기존 연구는 주로 칼만 필터와 같은 예측 기법을 사용하여 이전 상태 정보를 기반으로 추적을 이어가지만, 자원 소모를 줄이는 접근은 부족하다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해, 탐지된 플롯 정보를 활용하여 별도의 빔 송신 및 자원 할당 없이 실시간으로 잠정 추적 채널을 형성하는 방안을 제안한다. 이러한 접근은 고밀도 환경에서도 탐지 누락을 최소화하고, 군집 내 표적 간 간섭을 줄이는 데 효과적이다.

추적 중 탐지된 플롯으로부터 잠정 추적 채널을 형성하는 과정은 그림 4와 같다.

탐지된 플롯 정보와 기존 추적 채널 간 연관 처리를 수

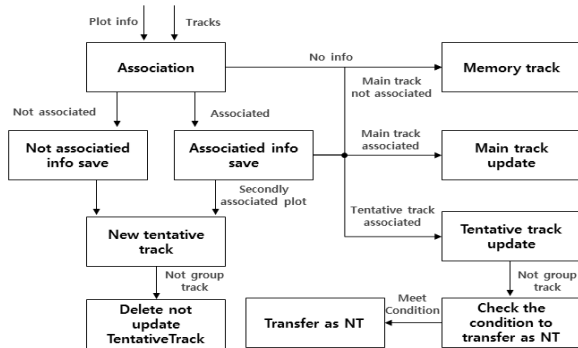


그림 4. 잠정 추적 처리 흐름도  
Fig. 4. Tentative track process flowchart.

행하며, 연관되지 않은 플롯에 대해서는 잠정 추적 채널을 생성한다. 이 과정에서, 기존 추적 채널과 연관된 플롯은 추적 정보를 갱신하며, 연관되지 않은 플롯은 별도의 잠정 추적 채널로 저장된다. 만약 잠정 추적 채널이 일정 횟수 이상 업데이트를 수행하면 일반 추적으로 전환하여 관리한다.

예를 들어, 기존 방식에서는 새로운 추적 채널을 형성하기 위해 모든 플롯을 재탐지해야 했지만, 제안된 알고리즘은 탐지된 플롯과 연관되지 않은 데이터를 효율적으로 활용하여 실시간으로 잠정 추적 채널을 구성한다.

### 2.4 그룹 추적 방안

그룹추적은 군집 표적의 움직임이 그룹 단위로 분석해 추적 효율성을 높이는 기법이다. 기존의 개별 표적 추적 방식은 자원 소모가 크고, 고밀도 환경에서 성능이 저하되는 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 그룹 단위의 효율적인 관리 방안을 제안한다.

기존 그룹 추적 방식은 대체로 군집 전체를 하나의 단위로 관리하거나, 그룹 내 모든 표적을 개별적으로 추적하는 방식을 따른다. 그러나 전자는 개별 표적의 세부 움직임을 반영하지 못하고, 후자는 자원 소모와 연산 복잡도가 크다는 문제가 있다. 혼합 관리 방식은 그룹 중심과 외곽 표적을 동시에 처리하지만, 실시간 처리와 자원 효율성에서 여전히 제약이 있다.

본 논문에서는 메인 표적 중심의 그룹 추적 알고리즘을 제안한다.

#### 2.4.1 탐지 확률 업데이트

탐지 확률 업데이트는 현재 추적 빔과 추적 채널 간의 연관 처리 결과를 기반으로 탐지 확률 행렬  $P$ 를 갱신하는 과정이다. 탐지 확률 행렬  $P$ 는 추적 채널 수  $N$ 의 크기를 갖는 정방행렬이며, 현재 추적 빔의 연관 결과를 나타내는 벡터  $x$ 를 활용하여 다음 식 (4)로 나타낸다.  $\alpha$ 는 갱신을 위한 가중치를 나타낸다.

$$P(i, j) = (1 - \alpha) \cdot P(i, j) + \alpha x(i, j) \quad (4)$$

그룹 추적 상황에서 탐지 확률을 업데이트할 때에는

그룹에 포함되는 2개 표적의 확률 모두를 갱신한다.

### 2-4-2 그룹 추적 맵 업데이트

그룹 추적 맵 행렬  $G$ 는 탐지 확률 행렬  $P$ 에서 특정 임계값  $\gamma$ 를 적용하여 생성한다. 표적 맵 행렬의 성분  $G(i, j)$ 는 다음 식 (5)로 정의한다.

$$G(i, j) = \begin{cases} 1, & P(i, j) \geq \gamma \\ 0, & P(i, j) < \gamma \end{cases} \quad (5)$$

이 과정은 탐지 확률을 기반으로 그룹 내 상호 관계를 정의한다.

### 2-4-3 중복 그룹 제거 및 메인 표적 선택

그룹 추적 과정에서 생성된 그룹 간에는 멤버 표적이 중복되는 경우가 발생할 수 있다. 중복된 그룹을 효율적으로 관리하기 위해, 탐지 확률 행렬  $P$ 를 기반으로 중복 확률  $P_d$ 를 계산하여 확률이 높은 그룹은 유지하고, 낮은 확률의 그룹은 제거한다. 중복 확률  $P_d$ 는 다음 식 (6) 같이 정의한다.

$$P_d(i, j) = \sum_{k \in G(i, j)} P(i, k) + P(j, k) \quad (6)$$

중복 그룹을 제거한 후, 각 그룹 내의 메인 표적은 탐지 확률 합  $P_s$ 를 기준으로 결정한다. 탐지 확률 합이 가장 큰 표적을 메인 표적으로 설정하며, 메인 표적은 그룹의 중심으로 설정되어 그룹 추적의 주요 자원을 할당받는다. 탐지 확률 합  $P_s$ 는 다음 식 (7)과 같이 정의한다.

$$P_s(i) = \sum_{j \in G(i)} P(i, j) \quad (7)$$

### 2-4-4 잠정 추적 전환

그룹 멤버 표적은 메인 표적의 추적 빔에 의존하여 잠정 추적으로 관리된다. 이를 통해 그룹 멤버 표적은 별도의 빔 자원을 소모하지 않으며, 일반 잠정 추적과 달리 계속 잠정 상태를 유지하여 자원의 효율성을 높인다.

### 2-4-5 미탐지 그룹멤버 상위 우선순위 빔 할당

그룹 추적 중 멤버 표적은 메인 표적과 동일한 추적 빔을 송신하지 않으므로 빔 형상 손실(*beam shape loss*)로 인해 신호 대 잡음비(SNR: *signal-to-noise ratio*) 손실이 발생할 가능성이 높다. 이로 인해 멤버 표적이 미탐지될 확률이 증가하며, 탐지 안정성을 유지하기 위한 별도의 방안이 필요하다.

이러한 문제를 해결하기 위해 멤버 표적이 미탐지된 경우, 우선순위가 높은 추적 빔을 할당하여 탐지를 유지하는 방안을 제안한다. 레이다 자원의 우선순위 스케줄링을 활용하여 미탐지 멤버 표적의 송신 빔에 높은 우선순위를 부여함으로써, 안정적인 추적 성능을 제공한다.

그림 5과 같이 미탐지된 멤버 표적은 우선순위 빔 할당을 통해 추적을 유지하며, 필요시 일반 추적 자원을 사용하여 개별 추적으로 전환하거나, 다시 그룹 추적에 속할 수 있다. 이를 통해 미탐지 상황에서도 안정적인 탐지와 추적을 보장한다.

## III. 성능 평가

본 논문에서는 시뮬레이션 수행을 위해 다기능 레이다 모델과 다중 군집 표적 모델을 사용하였다. 다기능 레이다 모델은 X-밴드 주파수를 사용하고, 송수신 빔폭은  $1.2^\circ$ 로 설계하였으며, 센서 노이즈와 위치 에러를 평균  $\mu=0$ , 표준 편차  $\sigma=0.05$ 의 가우시안 분포로 모델링하였다. 32비트 정밀도의 GNG(*gaussian noise generator*)를 사용해 노이즈를 생성하였고, 샘플링 속도는 288 MHz로 설정하였다.

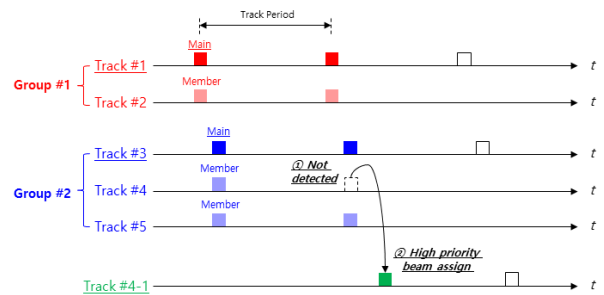


그림 5. 그룹 내 미탐지 표적 처리  
Fig. 5. Handling undetected targets within a group.

다중 군집 표적 모델은 12개, 48개, 288개의 표적으로 구성되며, 각 모델 별 최대 12개, 24개, 48개의 군집을 형성한다. 각 군집 내 표적은 20 m에서 50 m 간격으로 이동한다. 아래의 그림 6~그림 8은 고각/PPI(plan position indicator)에서의 궤적들이며, 각 그림의 마지막 궤적은 PPI상 하나의 군집을 확대한 궤적이다.

### 3-1 추적 영역 분리 방안 성능 측정

추적 영역 분리 방안의 성능을 검증하기 위해 각 경우에 대해 알고리즘 적용 여부에 따른 연산 시간을 비교하

였다. 연산 시간의 비교는 시뮬레이션을 통해 얻은 측정치의 평균값을 통해 이루어졌다.

그림 9~그림 11은 궤적별 추적영역 분리 방안 알고리즘 활성/비활성에 따른 성능 측정 결과로 x축은 추적 횟수를 나타내고 y축은 추적에 소요된 연산 시간을 나타낸다.

12개의 표적에서는 연산 시간 차이가 미미하여 성능 개선 효과가 없었으나, 48개의 표적에서는 1.65배, 288개 표적에서는 3.92배까지 연산 시간이 단축되었다. 이는 표적 수가 증가할수록 추적영역 분리 방안이 자원 효율성을 높이고 연산 자원을 효과적으로 관리하는데 기여함을 보여준다.

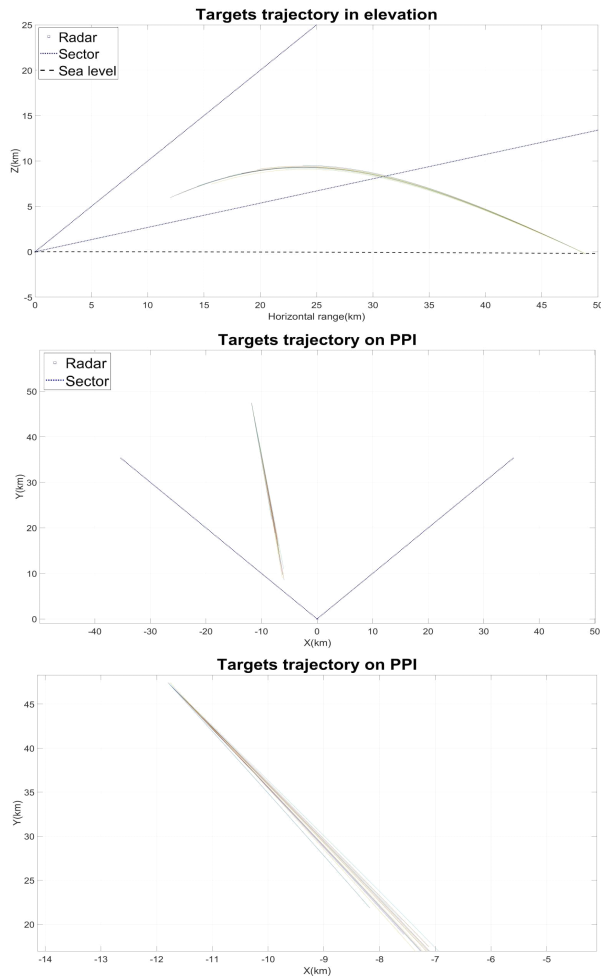


그림 6. 고각/PPI에서의 12개 군집 표적 궤적  
Fig. 6. 12 clustered targets trajectory in elevation/PPI.

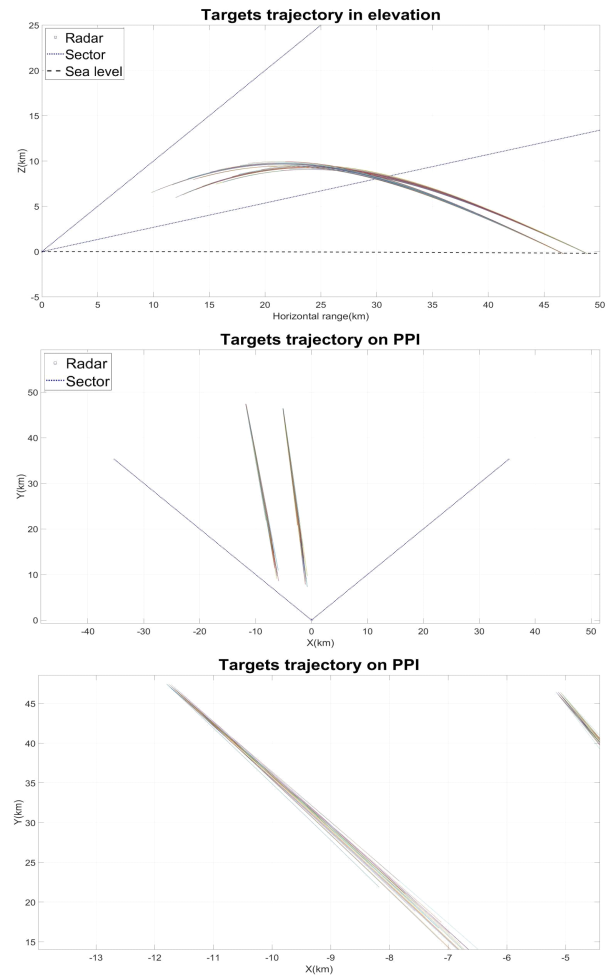


그림 7. 고각/PPI에서의 48개 군집 표적 궤적  
Fig. 7. 48 clustered targets trajectory in elevation/PPI.

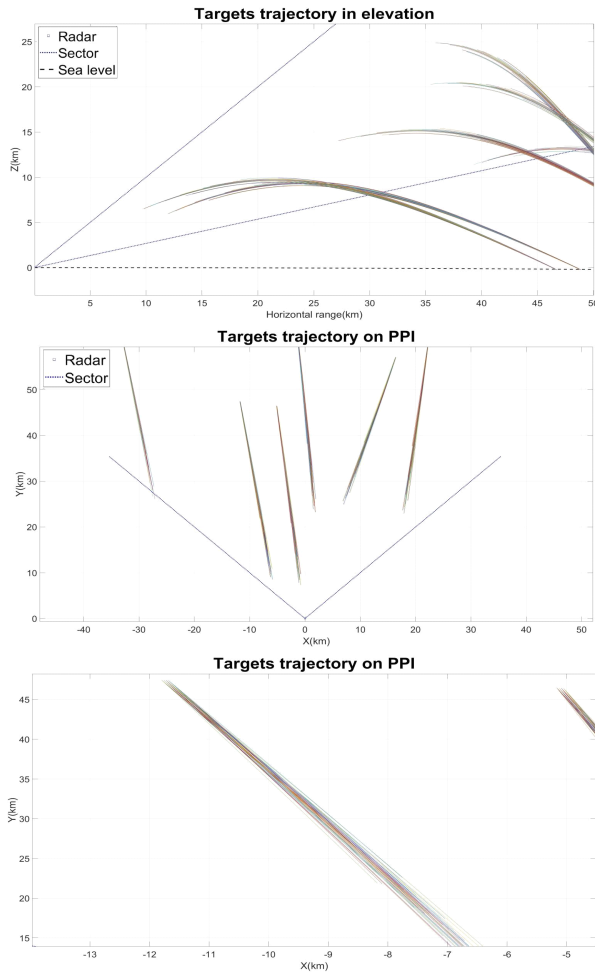


그림 8. 고각/PPI에서의 288개 군집 표적 궤적  
Fig. 8. 288 clustered targets trajectory in elevation/PPI.

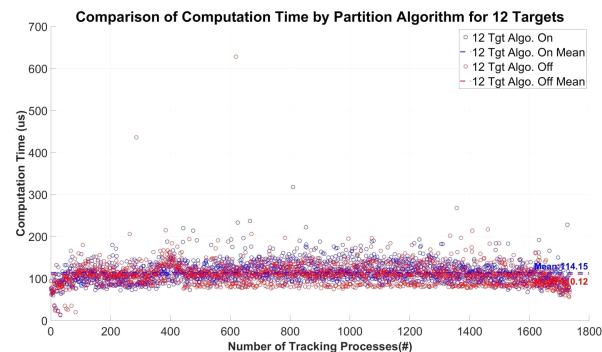


그림 9. 12개 표적 추적 영역 분리 알고리즘 성능 측정  
Fig. 9. Measure performance by area partition algorithm for 12 targets.

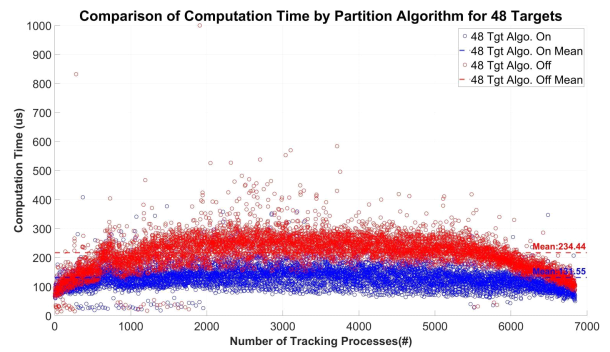


그림 10. 48개 표적 추적 영역 분리 알고리즘 성능 측정  
Fig. 10. Measure performance by area partition algorithm for 48 targets.

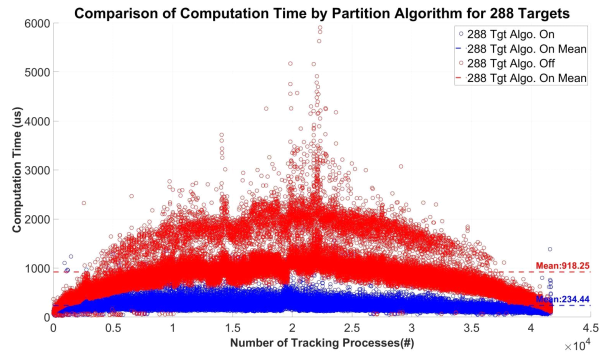


그림 11. 288개 표적 추적 영역 분리 알고리즘 성능 측정  
Fig. 11. Measure performance by area partition algorithm for 288 targets.

### 3-2 군집표적 연관처리 방안 성능 측정

군집표적 연관처리 방안을 검증하기 위해, NNJPDA 알고리즘과 NN 알고리즘을 비교하여 시뮬레이션을 수행하였다. 전체 탐지영역을 탐색했을 때 증가하는 값은 프레임 수로 정의할 때, 각 프레임에서 표적이 소실된 횟수를 기준으로 성능을 측정하였으며, 측정된 결과의 평균값을 통해 두 알고리즘 간의 성능 차이를 비교하였다.

그림 12는 궤적별 군집표적 연관처리 알고리즘 활성/비활성에 따른 성능 측정 결과로 x축은 프레임 수를 나타내고 y축은 추적 소실 횟수를 나타낸다.

12개의 표적에서는 1.8배의 소실 감소가 있었고, 48개 표적에서는 4.27배, 288개 표적에서는 3.18배의 소실 감소

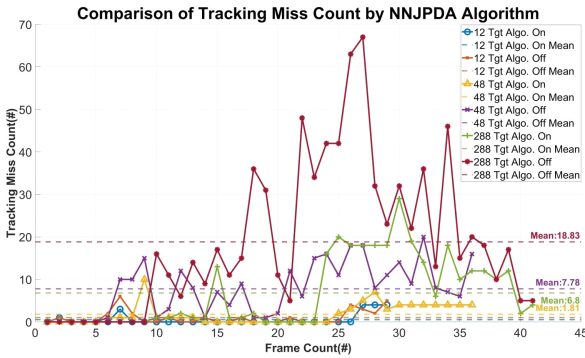


그림 12. 군집표적 연관처리 알고리즘 성능 측정  
Fig. 12. Measure performance by multi-cluster targets association algorithm.

가 나타냈다.

결과적으로 NNJPDA 알고리즘을 적용했을 때 모든 표적 수에서 추적 소실 횟수가 감소했으며, 이는 군집 표적 추적에서 NN 대비 NNJPDA 알고리즘이 더 높은 추적 성능을 제공함을 확인할 수 있다.

### 3-3 잠정 추적 방안 성능 측정

잠정 추적 방안의 성능 검증을 위해 알고리즘을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우를 비교하여 시뮬레이션을 수행하였다. 성능 지표로는 각 시뮬레이션에서 추적 가능한 표적의 개수를 사용하였으며, 이를 통해 잠정 추적 방안이 전체 표적 추적 성능에 미치는 영향을 확인하였다.

그림 13은 제적별 잠정 추적 알고리즘 활성화/비활성에

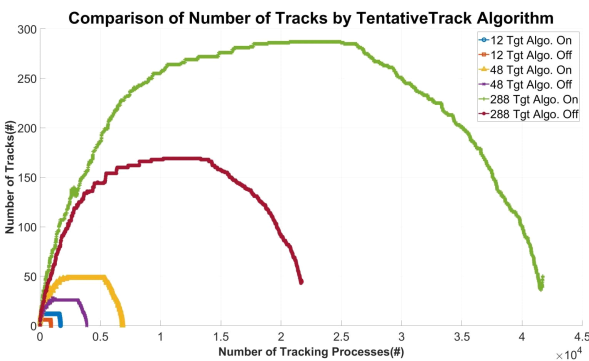


그림 13. 잠정 추적 알고리즘에 따른 추적 개수 비교  
Fig. 13. Measure performance by tentative track algorithm.

다른 성능 측정 결과로 x축은 추적 횟수를 나타내고 y축은 추적하고 있는 표적 개수를 나타낸다.

실험 결과, 알고리즘을 적용한 경우에 모든 표적수만큼 추적이 가능하였다. 이는 잠정 추적 방안이 효과적으로 추적 채널을 형성하며, 모든 표적을 안정적으로 추적할 수 있음을 나타낸다. 반면, 알고리즘을 적용하지 않은 경우에는 약 50 % 표적이 탐지 및 추적되지 않았다. 이는 군집 표적들이 인접한 거리에서 이동할 때, 파형 해상도가 충분하지 않아 일부 표적이 탐지되지 않는 문제가 발생하기 때문으로 해석된다.

결과적으로 잠정 추적 방안을 통해 별도의 빔 할당 없이도 추가적인 추적 채널 형성이 가능하다. 또한 자원 절약 효과가 있으며, 이를 통해 높은 추적 성능을 유지할 수 있음을 확인하였다.

### 3-4 그룹 추적 방안 성능 측정

그룹 추적 방안의 성능 검증을 위해 알고리즘을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우를 비교하여 시뮬레이션을 수행하였다. 성능 지표로서 추적 자원 사용률의 평균을 비교하였다.

그림 14는 제적별 그룹 추적 알고리즘 활성화/비활성에 따른 성능 측정 결과로 x축은 프레임 수를 나타내고 y축은 추적 자원 사용률을 나타낸다.

12개의 표적을 대상으로 그룹추적을 수행한 결과, 추적 자원 사용률이 1.89배 감소하였다. 이는 군집 내 표적

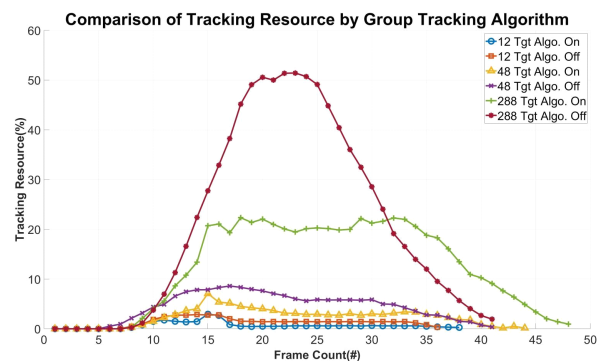


그림 14. 그룹 추적 알고리즘에 따른 추적 자원 비교  
Fig. 14. Measure performance by group tracking algorithm.

들을 하나의 단위로 간주함으로써 개별 표적을 따로 추적할 때 발생하는 자원 소모를 줄인 결과로 해석할 수 있다. 48개 표적과 288개 표적에서는 각 1.86배, 1.71배의 감소가 나타났다. 표적 수가 증가할수록 자원 절감 효과가 감소하는 경향을 보였으나, 여전히 개별 추적 방식 대비 효율적임을 확인할 수 있었다.

#### IV. 결 론

본 연구에서는 다중 군집 표적을 효율적으로 추적하기 위한 알고리즘 설계를 제안하고, 각 기법의 성능을 실험을 통해 평가하였다. 다중 군집 표적 추적은 군사적 위협 요소를 효과적으로 감시하고 대응하는 데 중요한 역할을 하며, 이 과정에서 자원 효율성과 추적 정확성을 유지하는 것이 핵심 과제이다.

이상의 실험 결과를 통해 본 연구에서 제안한 알고리즘은 자원 소모를 줄이면서도 높은 추적 성능을 유지하는 데 효과적임을 입증하였다. 기존 연구<sup>[7]</sup>에서는 다중 표적 환경에서 자원 활용을 최적화하는 방법을 제시했지만, 군집 표적 환경에서의 적용성은 제한적이었다.

반면 본 연구는 군집 표적을 대상으로 한 추적에서 자원 활용과 추적 정확성을 동시에 개선할 수 있는 기법으로써 실용성이 높다고 판단된다. 향후에는 더 복잡한 군집 패턴<sup>[5]</sup>을 반영한 추가 실험을 통해 알고리즘의 확장 가능성을 탐구하고자 한다.

#### References

- [1] C. Hue, J. Cadre, P. Perez, "Sequential monte carlo methods for multiple target tracking and data fusion," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 309-325, Feb. 2002.
- [2] Y. Bar-Shalom, H. Chen, "IMM estimator with out-of-sequence measurements," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 41, no. 1, pp. 90-98, Jan. 2005.
- [3] X. Li, "Improved joint probabilistic data association method based on interacting multiple mode," *Journal of Networks*, vol. 9, no. 6, pp. 1572-1579, Jun. 2014.
- [4] K. Liu, S. Jin, Z. Fu, Z. Chen, R. Jiang, and J. Ye, "Uncertainty-aware unsupervised multi-object tracking," in *International Conference on Computer Vision(ICCV)*, paris, Oct. 2023, pp. 9287-9297.
- [5] J. Lv, Z. Yu, Y. Liu, and G. Sun, "GTAN:Graph-based tracklet association network for multi-object tracking," *Neural Computing and Applications*, vol. 36, no. 20, pp. 3889-3902, Dec. 2023.
- [6] Y. Bar-Shalom, T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Cambridge, MA, Academic Press, 1988.
- [7] X. Peng, Q. Song, Y. Zhang, and W. Wang, "An hybrid integration method-based track-before-detect for high-speed and high-maneuvering targets in ubiquitous radar," *Remote Sens*, vol. 15, no. 14, p. 3507, 2023.

김 연 일 [한화시스템/전문연구원]

<https://orcid.org/0009-0008-5355-8696>



2014년 2월: 충남대학교 컴퓨터공학과 (공학사)  
 2016년 2월: 충남대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)  
 2015년 12월~현재: 한화시스템(주) 레이더연구소 전문연구원  
 [주 관심분야] 레이더 시스템, 성능분석

정 대 교 [국방과학연구소/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0001-5977-4156>



2012년 2월: 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)  
 2020년 2월: 한양대학교 전자통신공학과 (공학박사)  
 2021년 2월~현재: 국방과학연구소 선임연구원  
 [주 관심분야] 레이더 시스템, 신호처리

임 재 혁 [국방과학연구소/선임연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-3570-9533>



2014년 2월: 고려대학교 컴퓨터·통신공학부 (공학사)

2016년 2월: 고려대학교 전파통신공학과 (공학석사)

2020년 2월: 고려대학교 전파통신공학과 (공학박사)

2020년 2월~현재: 국방과학연구소 선임

연구원

[주 관심분야] 레이더 시스템, 인공지능 융합