

클러터 환경에서 펄스 도플러 레이다 추적 초기화를 위한 신호 강도를 이용하는 RANSAC 처리 기법

RANSAC Processing Using Signal Intensity for Track Initiation of Pulse Doppler Radar in Clutter Environment

장 미 · 권 지 훈 · 소 준 호*

Mee Jang · Ji-Hoon Kwon · Joon-Ho So*

요 약

본 논문은 펄스 도플러 레이다에서 작은 RCS(radar cross section)를 갖는 표적의 추적 초기화를 위해 신호 강도(intensity)를 이용하는 RANSAC(RANdom SAmple Consensus) 기법을 제안한다. 기존의 레이다는 주로 CFAR(constant false alarm rate)처리를 사용하는데, 작은 RCS를 탐지하기 위해 CFAR의 임계치를 낮추게 되면, 다양한 오경보가 유발되어 표적의 위치를 특정하는 것이 매우 어렵다. 이를 해결하기 위해 RANSAC을 이용한 추적 초기화 기법이 소개되었다. 본 논문에서는 일반적인 RANSAC 알고리즘에 신호 강도 정보를 이용하여 수신 플롯 데이터 샘플을 분할하는 기법을 적용함으로써, RANSAC 알고리즘의 인라이어 부족에 따른 정확도 저하 현상을 보완한 S-RANSAC(sample splitting RANSAC) 기법을 제안하였다. 검증을 위해 널리 사용되는 Logic-기반, Hough Transform, RANSAC 알고리즘과 제안한 S-RANSAC의 성능을 비교하였다. 분석 결과, 설정한 낮은 SNR 조건에서 S-RANSAC 기반 처리가 일반적 RANSAC 기반 추적 초기화 처리 대비 더 우수한 추적초기화 성능을 보이는 것으로 분석되었다.

Abstract

We propose a RANdom SAmple Consensus(RANSAC) method using signal intensity for the track initiation of small target detection. The use of a low constant false-alarm rate threshold to detect a small radar cross-section target can cause numerous false alarms. Consequently, the optimal initialization of the target can be difficult. To solve this issue, we propose a sample-splitting RANSAC (S-RANSAC) method, which compensates for the accuracy degradation due to the lack of inlier data in the RANSAC. The key idea of our approach is to split the received plot data according to signal intensity. We compared the performance of the S-RANSAC method with those of a logic-based algorithm, the Hough transform, and the RANSAC method. Consequently, the S-RANSAC method demonstrated a better track initiation performance than the other methods under the given scenario.

Key words: TBD(Track-Befor-Detect), Track Initiation, RANSAC(RANdom SAmple Consensus), Signal Intensity, Sample Splitting

「이 연구는 국방과학연구소 미래도전기술의 지원으로 연구되었음(This research was supported by the defense challengeable future technology program of the Agency for Defense Development, Republic of Korea).」

한화시스템 레이더연구소(Radar R&D Center, Hanwha Systems)

*국방첨단기술연구원, 국방과학연구소(ADD)

· Manuscript received April 24, 2020 ; Revised June 15, 2020 ; Accepted June 22, 2020. (ID No. 20200424-036)

· Corresponding Author: Ji-Hoon Kwon (e-mail: jh80.kwon@hanwha.com)

I. 서 론

기존 펄스 도플러 레이더는 표적을 탐지한 후 추적을 처리하는 ‘Detect-Before-Track(DBT)’ 기법을 널리 사용한다^[1]. 일반적으로 DBT 처리는 높은 탐지확률과 낮은 오경보확률을 유지하기 위해 상대적으로 높은 임계값을 갖는 CFAR(constant false alarm rate) 알고리즘을 적용한다. 그러나 작은 RCS(radar cross section)를 지닌 표적은 낮은 SNR(signal-to-noise ratio)을 갖기 때문에, 설정된 CFAR의 높은 임계값에 의해 수신 신호가 제거될 수 있다. 작은 표적에 대한 수신 신호 SNR을 개선하기 위해 안테나 이득, 송신 출력 및 펄스 누적 시간 등을 증가시킬 수 있으나, 물리적 한계, 비용 증가 및 운용성 제약 등의 문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최근에는 추적-후-탐지(track-before-detect: TBD)와 관련된 연구들이 보고되고 있다. 추적-후-탐지 처리는 심한 클러스터나 RCS가 작은 표적 그리고 스텔스(stealth) 표적 등으로 인해 SNR이 낮은 상황에서 탐지가 어려운 약한 신호를 갖는 표적의 탐지/추적을 가능케 하는 기술로 알려져 있다^{[1]~[6]}. TBD의 핵심 아이디어는 탐지 과정의 CFAR 임계값을 제거하거나 줄이는 것과 관련한다^[1]. 따라서 CFAR의 임계값을 제거하거나 줄이기 때문에, 수신된 표적 신호가 임계값에 의해 제거되는 현상을 방지할 수 있다. 그러나 클러스터 환경에서는 낮아진 임계값으로 인하여 원치 않는 클러스터 잡음 신호가 많이 유입되기 때문에, 빈번한 오경보와 오추적이 발생할 수 있다. 특히 많은 오경보가 발생하는 TBD 환경에서 탐지/추적을 시작하기 위한 추적초기화 지점을 정확하게 찾아내는 것은 상당히 까다로운 문제이다.

기존 전통적인 추적 초기화 기술들은 오경보를 포함하는 관측 데이터로부터 가능한 모든 조합에서의 연관성을 고려하는 방식을 이용한다. 그러나 클러스터가 많은 환경에서 이러한 연관성 분석은 불필요한 연산 부담과 많은 오추적을 야기하는 문제를 갖고 있다^[7]. 이를 해결하기 위해 최근에는 컴퓨터 비전이나 영상 처리에서 사용되는 배치(batch) 방식의 추정 기법들을 레이더 추적 초기화 기법에 이용하는 연구가 보고되었다^{[7]~[10]}. 예를 들어, 참고 문헌 [8] 및 참고문헌 [9]는 Hough Transform을 이용하여 클러스터 환경에서 표적의 경로를 추정하였다. 그러나

Hough Transform은 관측 오차가 큰 환경에서 추적 정확도가 저하될 수 있다^[7]. 이를 해결하기 위해 RANSAC을 이용한 추적 초기화 기법이 소개되었다^{[9]~[11]}. RANSAC은 오경보 관측 데이터가 많은 클러스터 환경에서 모든 관측 데이터가 아닌 일부분의 데이터만으로 표적의 경로를 추정함으로써 연산량을 효율적으로 제한할 수 있는 장점을 갖는다^[7]. 그러나, Hough Transform과 마찬가지로 RANSAC 역시 배치 방식을 따르기 때문에 추적 초기화 성능을 향상시키기 위해 처리해야 할 데이터를 여러 스캔 동안 수집해야 한다. 따라서 순차 방식의 추적 초기화 기법보다 상대적으로 긴 소요시간을 요구한다.

우리는 추적 초기화를 위한 소요시간을 줄이기 위해, 신호의 강도(intensity)를 이용하는 개선된 RANSAC 기반 추적 초기화 기법을 제안한다. 이는 실제 레이더의 관측 플롯 정보 상에 제공되는 신호 강도를 이용하여 관측 샘플을 추가하는 방식으로, 가중치가 높게 평가된 관측값에 샘플을 추가함으로써 RANSAC의 인라이어 제거를 추가로 보강하는 접근법이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 Logic-based 추적 초기화 알고리즘, Hough Transform, 일반적인 RANSAC, 그리고 본 연구 논문에서 제안하는 신호 강도를 이용하는 S-RANSAC(sample splitting RANSAC)을 기술한다. 3장에서는 시뮬레이션을 위한 시나리오 및 환경 변수 등을 설명한다. 4장에서는 기존의 추적 초기화 방법들과 제안한 방법의 추적 초기화 성능을 비교한다. 5장에서는 결론과 토의를 제시한다.

II. Track-before-Detect에서의 추적 초기화

2-1 Logic-Based (LB) 추적 초기화

LB 추적 초기화 기법은 매 스캔마다 모든 데이터에 대한 연관(association) 및 제한 조건 만족 여부를 확인하여 신규 추적(confirmed track)을 생성한다. 추적 생성을 위한 제한 조건은 표적의 이동에 따른 속도와 거리 정보를 사용한다. 식 (1)~식 (5)는 LB 추적 초기화를 보인다^[12]. 첫 두 스캔 동안에는 속도 조건이 사용되며, 그 이후 스캔부터는 속도 조건과 거리 조건이 동시에 적용된다.

$$v_{\min} \leq \|v^{(2)}\| \leq v_{\max} \quad (1)$$

$$v^{(2)} = \frac{|r_j^{(2)} - r_i^{(1)}|}{t_s} \quad (2)$$

$$\|r_k^{(3)} - r^{(3)}\| < r_0 \quad (3)$$

$$r^{(3)} = r_j^{(2)} + v^{(2)}t_s \quad (\text{at } 2^{\text{nd}} \text{ scan}) \quad (4)$$

$$r^{(4)} = r_j^{(3)} + v^{(3)}t_s + \frac{1}{2}a^{(3)}t_s^2 \quad (\text{at } 3^{\text{rd}} \text{ scan} \sim) \quad (5)$$

위 식 (1)에서 $v^{(2)}$ 는 2번째 스캔에서의 속도를 의미하며, 식 (2)를 이용하여 계산된다. 여기서 $r_k^{(i)}$ 는 i 번째 스캔의 k 번째 위치, t_s 는 스캔 타임(샘플링 간격)을 의미한다. 식 (1)의 속도 조건으로 규정되는 영역을 추적 속도 게이트라고 하며, 해당 게이트 내에 존재하는 데이터들을 대상으로 3번째 스캔에서의 위치를 예측한다. 이 때 예측한 위치와 관측값이 사전에 정의된 허용 반경(acceptance radius) 내에 존재하는 데이터들만 식 (3)의 거리 조건을 만족하며, 추적 개시 후보군(tentative track)이 된다. 이후 다음 스캔에서의 위치가 속도 조건과 거리 조건을 모두 만족하는 경우, 해당 후보군(tentative track)을 신규 추적으로 생성한다.

식 (4)에서 3번째 스캔에서의 예측 위치는 속도 정보를 사용하지만, 식 (5)의 4번째 스캔에서의 예측 위치는 가속도 정보도 반영하여 위치를 예측한다. 이처럼 LB 추적 초기화 처리 결과에 의해 신규 추적이 생성되며, 생성까지 최소 4 스캔이 요구된다.

LB 추적 초기화는 매 스캔마다 모든 데이터에 대한 속도/거리의 연관성을 연산하여 제한 조건의 만족 여부를 확인해야 한다. 따라서 LB 추적 초기화 기법은 탐지 성능이 우수하지만, 오경보가 많이 발생하는 환경에서는 연산량이 급격히 증가한다. 따라서 주로 오경보가 많이 발생하지 않는, 클러터가 적은 환경에서 유리한 추적 초기화 기법이다.

2-2 Hough Transform (HT) 기반의 추적 초기화

HT는 컴퓨터 비전, 영상 처리 분야에서 많이 사용되는 특징 검출 방법이다. 그림 1은 HT의 개념을 보인다. HT

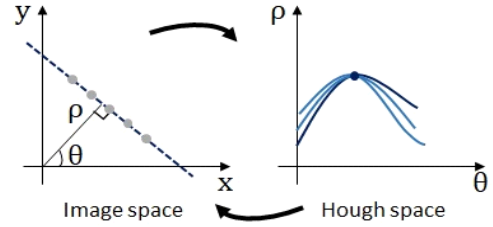


그림 1. 허프 변환 개념

Fig. 1. The concept of the Hough transform.

는 X-Y로 정의되는 영상 영역상의 점들을 식 (6)에 정의된 것과 같이 ρ 와 θ 로 표현되는 Hough 공간(space)으로 변환한다.

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (6)$$

영상 영역에서 직선은 Hough 공간에서 1개의 점으로 표현된다. 따라서 영상 영역에 존재하는 점들로 만들어지는 여러 직선은 Hough 공간상에서 여러 개의 점으로 나타난다. Hough 공간(space)에서는 투표(voting) 방식으로 가장 많이 중첩된 점을 찾아, 이를 다시 X-Y 공간상의 점들을 대표할 수 있는 직선 모델로 추정한다.

HT 과정에서 Hough 변수 ρ 와 θ 는 사전에 정의된 $\Delta\rho$, $\Delta\theta$ 의 간격으로 이산화(discrete)되어 누산기(accumulator)의 형태로 변환된다. 누산기의 셀 중 가장 많은 투표를 받은 셀에 해당하는 ρ 와 θ 가 영상 영역에서의 직선 모델로 추정된다. 이 때 $\Delta\rho$, $\Delta\theta$ 의 크기에 따라 누산기 행렬의 크기가 결정된다. $\Delta\rho$, $\Delta\theta$ 의 크기가 작아 누산기 행렬이 너무 클 경우, 연산에 많은 시간이 소요되고, 메모리 문제가 발생할 수 있다. 또한 $\Delta\rho$, $\Delta\theta$ 의 크기가 크면 투표에서 높은 득표를 하는 셀이 여러 개 발생하여 하나의 직선 모델을 추정하기가 어려워질 수 있다. $\Delta\rho$, $\Delta\theta$ 의 크기는 시뮬레이션 환경에 따라 경험적으로 결정되며, HT를 통한 직선 모델 추정 성능에 영향을 주므로 신중하게 결정해야 한다.

2-3 일반적인 RANSAC 기반 추적 초기화

HT와 마찬가지로, 일반적인 RANSAC도 클러터로 인해 오경보가 많이 발생하는 환경에서 표적의 이동 경로를 추정하는 데 적용할 수 있다. 표적이 X-Y 도메인 상에

서 특정 주어진 시간 동안에 거의 직선의 경로로 이동한다고 가정하면 표적의 이동 경로 역시 근사화된 직선의 방정식으로 충분히 모델링될 수 있다. RANSAC 알고리즘을 통해 표적의 경로가 모델링되면, 입력된 데이터 셋은 모델에 잘 부합하는 인라이어(inlier) 데이터와 모델과 많이 벗어난 아웃라이어(outlier) 데이터로 구분된다. 제대로 경로가 모델링되었다면, 표적의 관측 데이터들은 인라이어가 되고, 클러터나 잡음에 의한 오경보들은 아웃라이어가 될 가능성이 높다.

그림 2는 일반적인 RANSAC 알고리즘의 처리 흐름도를 보여준다. RANSAC을 통해서 표적의 경로 모델을 추정하기 위해서는 다음의 변수를 정의해야 한다. 우선 해당 데이터가 현재 RANSAC이 추정한 모델에 잘 부합되는지 아닌지의 여부를 판단하기 위한 기준값(threshold)이 필요하다. 데이터와 모델값의 차이가 기준값보다 작으면 해당 데이터를 인라이어로 판단하고, 큰 경우 아웃라이어로 판단한다. 이 때 기준값은 대개 경험적으로 결정된다. 일반적으로 인라이어들로만 구성된 데이터와 모델과의 오차(residual)는 가우시안 정규 분포를 따른다고 가정한다. 이 분포의 표준 편차를 σ 라고 하면, RANSAC의 인라이어 판단 기준값은 아래 식 (7)과 같이 결정할 수 있다. 2σ 를 적용하면 97.7%, 3σ 를 적용하면 99.9%의 인라이어

를 포함하는 모델을 추정하게 된다.

$$\tau = 2\sigma \sim 3\sigma \quad (7)$$

RANSAC은 반복 기법이므로 반복 횟수가 많아질수록 실제에 가까운 모델을 추정할 수 있다. 그러나 반복 횟수가 많아질수록 연산에 더 오랜 시간이 걸리므로 최적의 반복 횟수를 찾아야 하며, 이론적인 최적값은 식 (8)과 같이 구할 수 있다.

$$N = \frac{\log(1-p)}{\log(1-a^m)} \quad (8)$$

여기서 N 은 반복 횟수, p 는 선택된 하나의 데이터가 인라이어일 확률, a 는 전체 데이터 셋에서 인라이어의 비율, m 은 모델 추정에 사용하는 샘플 데이터의 개수를 의미한다.

RANSAC은 임계값 내에 속하는 모든 데이터가 오차가 없다고 가정한다. 이로 인해 발생하는 문제를 개선하기 위해 MLESAC(Maximum Likelihood Estimation Sample Consensus)이나 MSAC(M-estimator Sample Consensus), MAPSAC(Maximum A Posteriori estimation SAC) 같은 수정된 RANSAC 알고리즘들이 보고되었다^{[13],[14]}. 본 논문에서는 추정된 모델에 관측값들이 더 가까울수록 더 적은 손실(loss)를 갖도록 하는 MSAC 알고리즘을 적용하였다^[13].

2.4 신호 강도를 이용하는 RANSAC 기반 추적 초기화

TBD를 적용해야 하는 환경에서는 표적에 의한 관측 데이터보다 클러터 및 잡음 등에 의한 오경보 데이터가 훨씬 더 많은 비율로 존재한다. 이는 RANSAC이 주로 사용되는 영상 처리에서의 데이터 셋 처리 환경과는 다른 조건이다. 특히 RANSAC은 데이터 셋에 추정하고자 하는 모델에 포함되는 인라이어 데이터가 어느 정도 충분히 존재해야 하고, 인라이어 데이터 존재 비율이 50%보다 작은 경우 RANSAC의 모델 추정 성능이 저하될 수 있다^[15]. 또한 RANSAC은 일정 스캔 동안의 데이터를 모아서 한 번에 처리하는 배치 방식의 알고리즘이다. 표적 관측 데이터 수를 많이 포함하기 위해 스캔 수를 늘리게 되면, 추적 초기화에 소요되는 시간이 길어져, 추적 개시 시점이 늦어지는 문제가 발생할 수 있다.

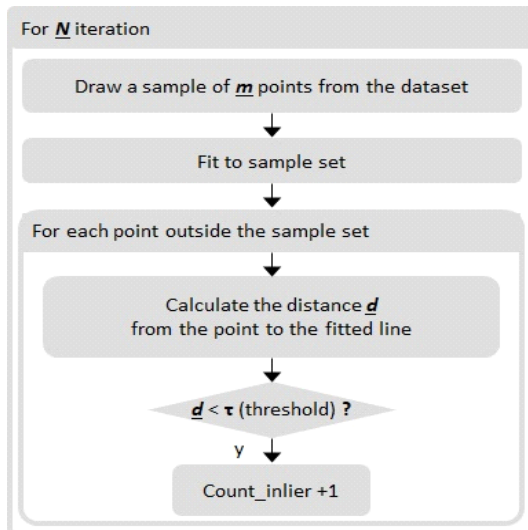


그림 2. 일반적인 RANSAC 처리 흐름도
Fig. 2. The general RANSAC algorithm.

이 문제를 해결하기 위해, 우리는 레이더 관측값의 신호 강도를 이용하여 데이터 샘플을 분할(sample splitting)하는 S-RANSAC 기법을 제안한다. 본 논문에서 샘플 분할이란, 사전에 정의된 기준값보다 큰 SNR을 갖는 데이터를 그 크기에 비례한 개수로 데이터를 균등 분할하는 과정으로 정의한다. 샘플 분할 과정은 그림 3과 같이 기존 위치를 중심으로 작은 범위 내에서 랜덤하게 퍼트리는 스퀀터링(scattering) 방식을 적용하였다(그림 4).

만약 동일한 위치로 데이터 샘플 개수만 늘리게 되면,

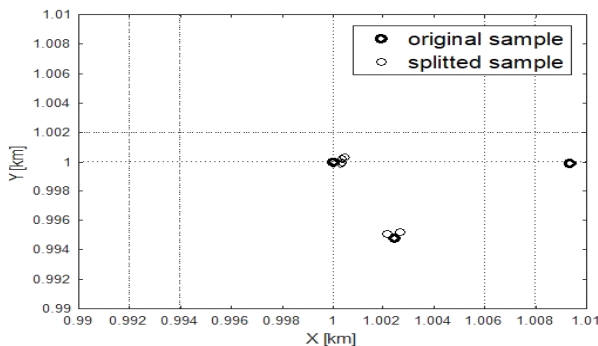


그림 3. 신호 강도를 이용한 샘플 분할 처리
Fig. 3. Sample splitting using signal intensity.

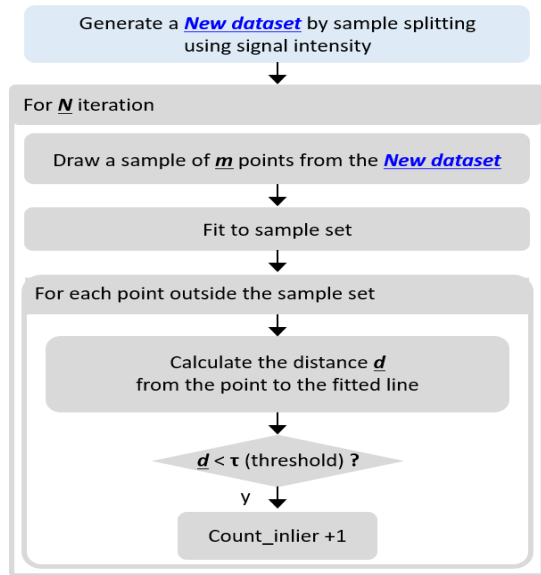


그림 4. S-RANSAC의 처리 흐름도
Fig. 4. The S-RANSAC algorithm.

RANSAC 내부 처리 과정 중 데이터 퍼팅 에러가 발생할 수 있다. 이는 동일한 지점의 점들이 RANSAC 모델 추정을 위한 샘플 데이터로 선택될 경우, 적절한 퍼팅 모델로 근사화될 수 없기 때문이다.

III. Radar Simulation

3-1 시뮬레이션 시나리오 및 환경 변수

시뮬레이션을 위해 X-Y 도메인에서 4 km^2 를 관측 영역으로 설정하였다(그림 5). 표적은 x축으로 $v_x = 20 \text{ m/s}$, y축으로 $v_y = 20 \text{ m/s}$ 의 등속도로 직선 이동하는 단일 저속 표적을 고려하였다. 레이더는 지상 고정형으로 거리 해상도를 4 m , 스캔 타임은 1초로 가정하였다. 클러터나 잡음에 의한 오경보 개수는 푸아송 분포로 결정하며, 푸아송 분포의 밀도 λ 는 시뮬레이션에서 1.25×10^{-6} 에서 1.375×10^{-5} 까지 변경하며, 각각의 조건에서 추적 초기화 성능을 비교 분석하였다. 오경보의 위치는 관측 영역 내에서 균일 분포로 존재하도록 하였다. 관측값의 오차 σ_{meas} 는 0 m 에서 10 m 까지 변경하며, 각각 조건에서의 성능을 분석하였다. 본 논문에서 제안한 신호 강도 정보를 결합한 추적 초기화를 위해 시뮬레이션에서 표적 신호는 오경보보다 평균 5 dB 크게 설정하였으며, 표적 신호와 오경보 신호의 크기는 각각 일반적으로 널리 사용되는 Rayleigh 분포와 Weibull 분포로 모사하였다.

LB 추적 초기화 적용을 위한 속도 제한 조건은 $u_{\min}=0 \text{ m/s}$, $u_{\max}=50 \text{ m/s}$ 로 설정하였으며, 허용 반경(acceptance radius)은 $r_0=120 \text{ m}$ 로 설정하였다. 일괄 처리 방식의 HT

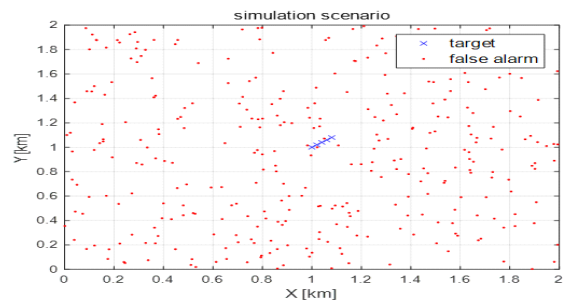


그림 5. 시뮬레이션 시나리오
Fig. 5. Simulation scenario.

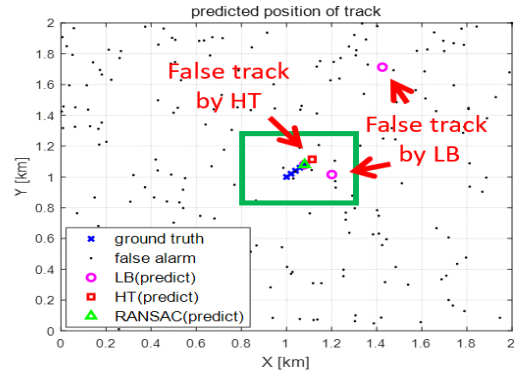
와 RANSAC 기반 추적 초기화에서 한 번에 처리할 스캔 수는 LB 기법과의 성능 비교를 위해 4 스캔으로 제한하였다. HT 기반의 추적 초기화는 X-Y 도메인에서의 관측 데이터를 영상 처리의 엣지(edge) 추출과 유사하게 이진 영상(binary image)으로 변경하여 효율적인 HT 연산이 가능하도록 변경하였다. 이를 위해, 관측 영역을 거리 해상도 단위의 Granularity를 갖는 맵(Map)으로 변경하여 표적 혹은 오경보에 의한 관측값이 있는 셀은 '1', 없는 셀은 '0'의 값을 갖는 이진 영상 데이터로 변경한 후 HT를 통한 추적 초기화를 수행했다. RANSAC 기반의 추적 초기화를 위해 인라이어로 판단하는 임계값 τ 는 50 m로 설정하였으며, 모델 추정을 위한 샘플 데이터는 최소 개수인 2개로 설정하였다.

3.2 추적 초기화

일반적으로 추적 초기화를 위해서는 표적의 위치와 속도에 대한 예측 정보가 필요하다. 본 논문에서는 각각의 추적 초기화 기법들이 4 스캔 후 5번째 스캔에서의 표적의 위치를 올바르게 예측한 경우에 추적 초기화 성공으로 판단하였다. 표적의 속도 정보는 이미 표적의 위치 예측에 사용되었기 때문에, 각각의 초기화 기법을 통해 확정(confirm)된 신규 추적은 해당 표적의 속도와 다음 스캔에서의 예측 위치 정보를 모두 확보한 상태이다. 이를 바탕으로 이후 스캔부터는 칼만 필터 등의 추적 필터를 통해 추적 처리될 수 있다.

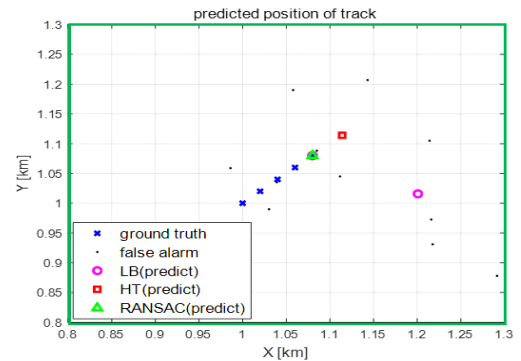
그림 6은 오경보가 발생하는 시뮬레이션 환경에서 추적 초기화 기법의 처리 결과를 보여준다. 그림 5(b)는 그림 6(a)의 녹색 영역을 확대하여 도시하였다. 그림 6에서 4 스캔 동안의 표적의 경로 데이터를 바탕으로 LB와 RANSAC은 5번째 스캔에서의 실제 표적 위치를 정확하게 예측한 반면, HT 기반의 추적 초기화 기법은 실제 위치와는 다른 위치(false track by HT)를 예측하였다. 이때 LB의 추적 초기화 기법은 실제 표적 위치 외에도 다른 위치를 함께 예측하여 오추적(false track by LB)을 야기하였다.

그림 7은 본 논문에서 제안한 신호 강도 정보를 이용하는 S-RANSAC 추적 초기화 기법의 추적 위치 예측을 보여준다. LB와 일반적인 RANSAC, S-RANSAC은 표적의



(a) 알고리즘별 예측 위치

(a) The predicted positions by several algorithms



(b) 그림 6(a)의 녹색 영역 확대

(b) Zoom in the green area of Fig 6(a)

그림 6. 시뮬레이션 환경 및 알고리즘별 추적 예측 위치
Fig. 6. Simulation data set and the predicted positions of algorithms.

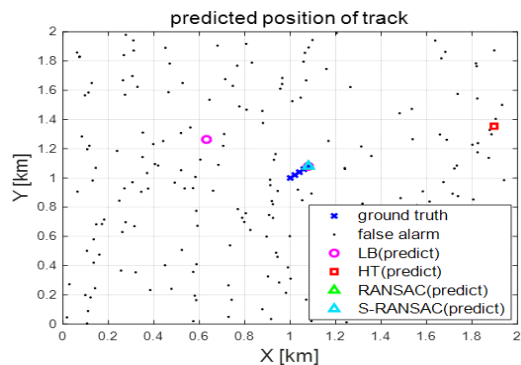


그림 7. 신호 강도를 이용하는 RANSAC 기법(S-RANSAC)의 예측 위치

Fig. 7. Predicted position of S-RANSAC(RANSAC using signal intensity).

위치를 정확히 예측하였으나, HT 기법은 실제 표적 위치를 예측하지 못했다. 그리고 LB의 추적 초기화 기법은 정확한 표적 위치 외에도 또 다른 예측 위치를 제시하여 오추적이 발생하였다.

IV. Detection Improvement

앞에서 논의한 추적 초기화 기법들의 성능 비교를 위해 몬테 카를로 테스트를 수행하였다. 탐지확률과 오추적 생성 확률을 성능 지표로 삼아 각 기법들의 추적 초기화 성능을 비교하였다. 시뮬레이션을 위한 탐지확률과 오추적 생성 확률은 아래와 같은 수식으로 계산하였다^[12].

$$P_d = \frac{\text{\# of correct track formed}}{\text{\# of true target present}} \quad (9)$$

$$P_{ft} = \frac{\text{\# of false track formed}}{\text{\# of average false alarm points}} \quad (10)$$

몬테 카를로 횟수는 1,000번으로 오경보 발생 개수인 푸아송 분포 밀도 λ 와 레이더 관측 오차 σ_{meas} 를 변경하며, 추적 초기화 시뮬레이션을 수행하였다.

4.1 기존 알고리즘의 성능

4 스캔 동안 표적을 모두 탐지하였다는 가정 하에, 관측 영역 내에 발생하는 오경보 개수에 따른 탐지확률을 그림 8에 나타내었다. LB, HT, RANSAC 기반의 추적 초기화 기법 중에서 LB 기법이 가장 높은 성능을 보였다. 배치 방식의 HT나 RANSAC 기반 추적 초기화 기법들은 오경보 개수가 늘어나면 탐지확률이 급격히 저하되었다. 순차 방식의 LB 기법은 오경보가 많이 발생하는 경우에 일부 성능 저하를 보였지만, 평균적으로 매우 높은 탐지확률을 보였다. 오경보가 많이 발생하는 TBD 처리 환경에서는 탐지확률뿐만 아니라, 오추적 생성 확률도 중요한 성능 지표 중 하나이다. 오경보가 많이 발생하는 만큼 오추적도 많이 발생할 수 있기 때문에 실제 표적에 대해서만 추적을 수행하고, 오경보에 의한 오추적은 최대한 적게 발생하도록 해야 한다. 그림 9에서 LB 추적 초기화 기법의 오추적 생성 확률은 오경보 발생 개수에 영향을 받는다. 그러나 HT나 RANSAC 기반의 추적 초기화 기법들

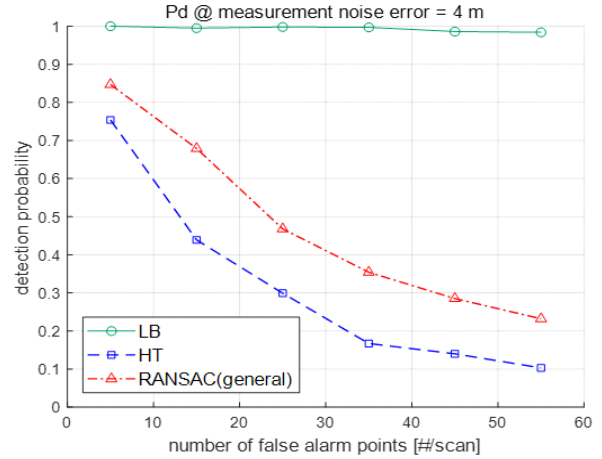


그림 8. 기존 알고리즘(LB, HT, RANSAC)의 탐지확률
Fig. 8. Detection probability of LB, HT, and RANSAC.

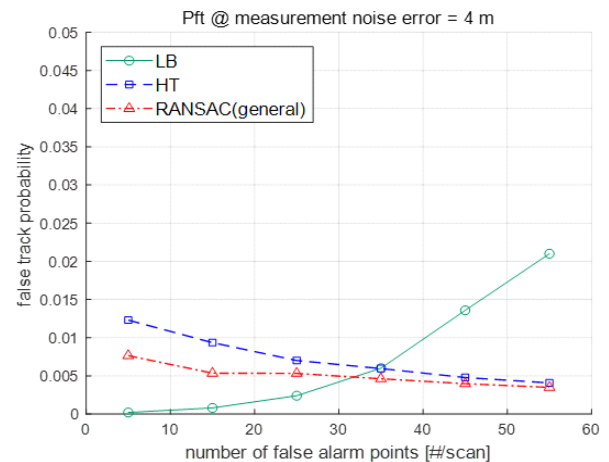


그림 9. 기존 알고리즘(LB, HT, RANSAC)의 오추적 생성 확률
Fig. 9. False track probability of LB, HT, RANSAC.

은 오히려 오경보 발생 개수가 많을수록 더 작은 오추적 생성 확률을 갖는 것을 확인할 수 있다.

4.2 스캔 수가 증가된 배치 기법의 성능

기존 시나리오에서는 LB 기법과의 성능 비교를 위해 추적 초기화에 사용하는 배치 처리 스캔 수를 4개로 설정하였다. 이는 배치 처리 방식의 기본 개념인 일부 샘플 데이터만으로 전체 직선의 방정식을 추정하기 위해서 매우 부족한 수의 데이터이다. 단일 표적이며, 매 스캔마다 표

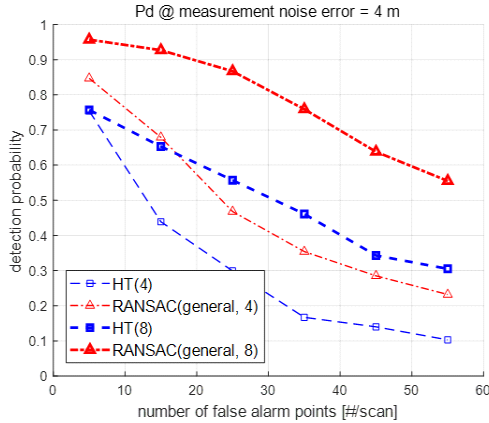


그림 10. 배치 처리 스캔수가 증가되었을 때 배치 기법 (HT, RANSAC)의 탐지확률

Fig. 10. Detection probability of HT, RANSAC in the increased number of scans.

적이 관측된다고 가정하더라도 정확한 모델 추정에 사용될 수 있는 데이터가 단 4개뿐이기 때문이다. 배치 처리 방식 기법들의 성능 향상을 위해 배치 처리에 적용하는 스캔 수를 8개로 증가시켜 성능을 확인하였다. 배치 처리 스캔 수가 증가한 만큼 추적 개시 시점은 늦어지지만, 시뮬레이션에서 탐지하고자 가정한 표적은 저속 표적이기 때문에 약간의 시간 지연은 표적 위치 변화에 크게 영향을 주지 않는다. 그림 10에서 확인할 수 있듯이, 모델을 추정하기 위한 표적 데이터가 증가되자 배치 처리 방식의 추적 초기화 기법의 탐지 성능이 평균적으로 2배 이상 향상되는 것을 확인할 수 있다. 그림 11에서 오추적 생성 확률 역시 배치 처리 스캔 수를 증가시키면 4 스캔일 때의 결과보다 더 낮아지는 것을 확인할 수 있다.

4.3 S-RANSAC의 성능

배치 처리 방식의 추적 초기화를 적용하기 위해서는 4.2절에서 확인한 것과 같이 적정 수 이상의 스캔 확보가 요구될 수 있다. 그러나 추적 개시 시점이 중요한 환경에서는 배치 처리 기법에 충분한 스캔 수를 제공하기 어려울 수 있다. 본 논문에서는 기존의 배치 처리 방식보다 빠른 시점에 추적 개시가 가능하며, 우수한 탐지 성능을 확보하기 위해 신호 강도 정보를 결합한 S-RANSAC 기법을 제안하고, 그 성능을 검증하였다.

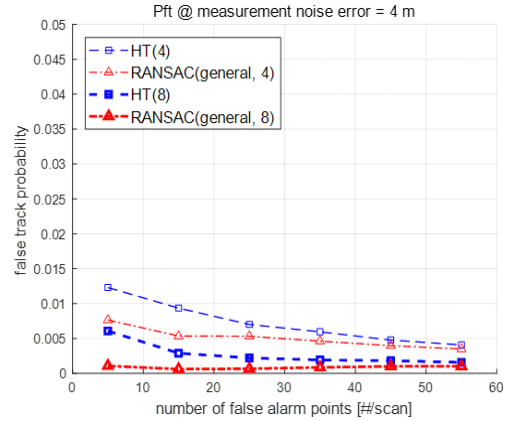


그림 11. 배치 처리 스캔수가 증가되었을 때 배치 기법 (HT, RANSAC)의 오추적 생성 확률

Fig. 11. False track probability of HT, RANSAC in the increased number of scans.

그림 12에서 제안한 기법은 기존의 배치 처리 방식의 성능보다 매우 우수한 결과를 보였다. 순차 처리 방식의 LB의 탐지확률보다는 낮지만 스캔당 오경보가 55개 발생하는 클러터 환경을 기준으로 기존의 HT 대비 5배, RANSAC 대비 2배 이상 개선된 탐지 성능을 보였다. 이는 신호 강도 정보를 이용하여 샘플 분할 처리를 한 후, RANSAC으로 처리하는 것이 성능 개선에 유효한 아이디어임을 보여준다. 그림 13에서 제안한 기법의 오추적

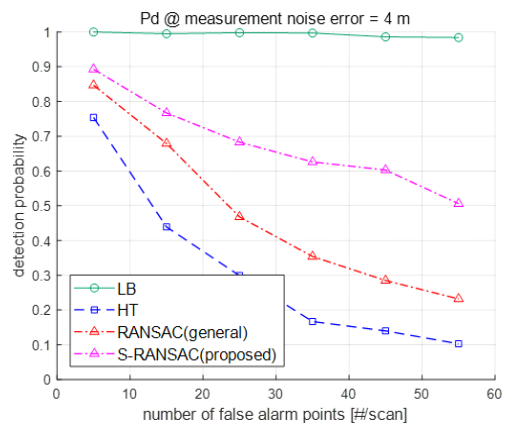


그림 12. 기존 알고리즘(LB, HT, RANSAC)과 S-RANSAC의 탐지확률

Fig. 12. Detection probability of LB, HT, RANSAC, S-RANSAC.

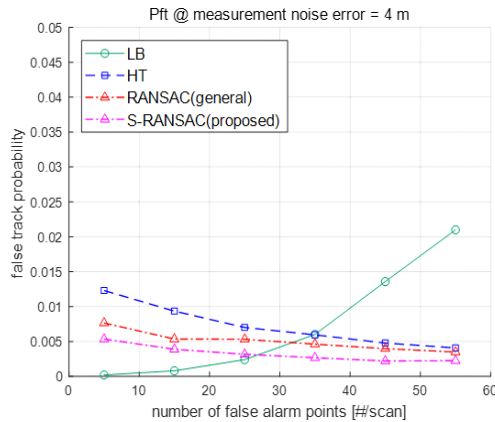


그림 13. 기존 알고리즘(LB, HT, Ransac)과 S-RANSAC의 오추적 생성 확률

Fig. 13. False track probability of LB, HT, RANSAC, S-RANSAC.

생성 확률 역시 신호 강도 정보 결합을 통해 기존 배치 처리 방식의 성능보다 더 개선된 것을 확인할 수 있다.

4.4 스캔 수가 증가된 S-RANSAC의 성능

제안한 기법에 4.2절에서 배치 처리 방식의 추적 초기화 기법들의 성능 개선이 확인된 배치 처리 스캔 수 증가를 적용하여 성능 개선을 확인하였다. 4.2절에서는 표적 관측 데이터를 충분히 확보하기 위해 스캔 수를 8개로 적용하였다. 그러나 제안한 기법은 더 빠른 시점에 추적 개시가 가능하도록 고안되었으므로 8개의 스캔 대신 6개의 스캔만 적용하여 그 성능을 비교하였다. 그림 14에서 RANSAC(4)는 일반적인 RANSAC 알고리즘을 4개의 스캔으로 배치 처리한 결과이고, RANSAC(8)은 8개 스캔으로 배치 처리 스캔 수를 증가시켰던 4.2절의 결과이다. S-RANSAC(4)는 4개의 스캔을 S-RANSAC으로 처리한 4.3절의 결과이며, S-RANSAC(6)이 4.4절에서 확인하고자 하는 S-RANSAC의 배치 처리 스캔 수를 6개로 증가시켜 처리했을 때의 탐지 결과이다. 결과 그래프에서 확인할 수 있듯이, 4 스캔 동안의 데이터로 처리한 S-RANSAC(4)와 비교하여 S-RANSAC(6)은 2 스캔에 해당하는 표적 데이터가 증가한 만큼 탐지 성능이 약 40 % 이상 개선되는 것을 볼 수 있다. 또한 S-RANSAC(6)은 배치 처리 스캔 수를 6개만 적용하였음에도 8개 스캔을 배치 처리한

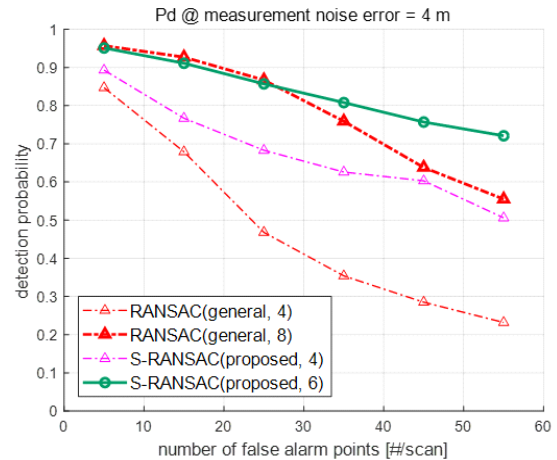


그림 14. 배치 처리 스캔수에 따른 RANSAC과 S-RANSAC의 탐지확률

Fig. 14. Detection probability of RANSAC, S-RANSAC at different scans of batch processing.

기존 RANSAC 기법의 탐지확률과 유사하거나, 더 우수한 탐지 성능을 보였다. 이는 배치 처리 추적 초기화 기법 적용 시, 충분하지 못한 스캔 수를 신호 강도 정보 결합을 통해 해결할 수 있음을 의미한다. 오추적 생성 확률에 대해서도 그림 15와 같이 배치 처리 스캔 수가 증가된 제안한 기법이 가장 낮은 오추적 생성 확률을 보였다.

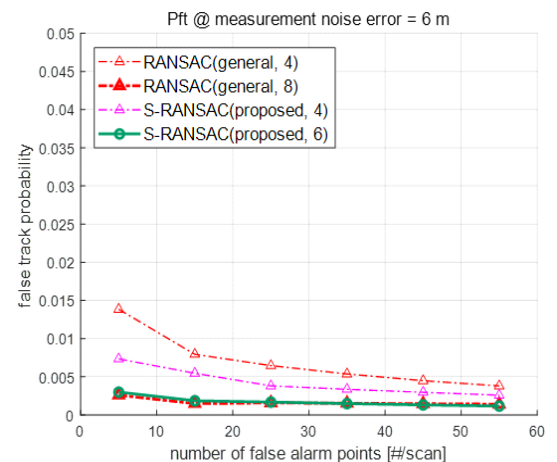


그림 15. 배치 처리 스캔수에 따른 RANSAC과 S-RANSAC의 오추적 생성 확률

Fig. 15. False track probability of RANSAC, S-RANSAC at different scans of batch processing.

V. 결 론

본 연구에서는 TBD 처리 환경에서 표적과 오경보에 의한 다수의 관측 데이터가 존재할 때 신호 강도를 이용하는 RANSAC 알고리즘을 통해 표적 추적 초기화를 수행하는 방법을 제안하였다. 일반적인 RANSAC은 관측 데이터의 위치 정보만을 이용하는 처리 방식으로, 오경보가 많은 환경에서 인라이어가 부족해 정확도가 떨어지는 문제가 있었다. 이를 해결하기 위해 우리는 신호의 강도 정보, 즉 SNR를 이용하여 샘플을 분할 처리(sample splitting)하는 S-RANSAC 추적 초기화 기법을 제안하였다. 이는 사전에 정의된 값보다 큰 SNR을 갖는 샘플을 그 크기에 비례한 개수로 균등 분할하고, 기존 위치를 기준으로 크지 않은 범위 내에서 퍼뜨린(scattering) 데이터 셋을 RANSAC으로 처리하는 방법이다.

S-RANSAC 기법은 시뮬레이션으로 구현하여, 일반적인 추적 초기화 알고리즘들과 성능을 비교분석하였다. 분석 결과, 제안한 기법은 기존 RANSAC 기반 추적 초기화 기법 대비 2배 이상, HT 기법 대비 5배 이상의 우수한 탐지 성능을 보였다. 또한 기존 RANSAC 기반 추적 초기화 기법과 동일한 성능 기준으로 약 25 % 빠른 추적 개시가 가능함을 확인하였다.

한편, 본 연구에서는 탐지 성능 분석 시, 매 스캔마다의 관측 데이터에 표적 데이터가 항상 존재하는 것으로 가정하였다. 이는 표적이 매 스캔마다 항상 탐지되었다는 것으로 보다 정확한 시뮬레이션을 위해서는 표적 탐지 확률에 따른 표적 존재 유무를 반영해야 할 것이다. 아울러 이번 연구는 단일 표적에 대한 추적 초기화를 처리하였다. 따라서 추후 연구는 다중 표적에 대한 추적 초기화가 가능한 Multiple Target S-RANSAC 기법 등을 구현하여 성능을 분석해야 한다.

References

- [1] S. J. Davey, M. G. Rutten, and B. Cheung, "A comparison of detection performance for several track-before-detect algorithms," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2008, p. 428036, Nov. 2007.
- [2] M. G. Rutten, N. J. Gordon, and S. Maskell, "Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 152, no. 5, pp. 345-352, Oct. 2005.
- [3] Y. Boers, J. N. Driessen, "Multitarget particle filter track before detect application," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 151, no. 6, pp. 351-357, Dec. 2004.
- [4] L. A. Johnston, V. Krishnamurthy, "Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 83, no. 1, pp. 228-242, Jan. 2002.
- [5] J. Kwon, N. Kwak, E. Yang, and K. Kim, "Particle filter based track-before-detect method in the range-Doppler domain," in *2019 IEEE Radar Conference(RadarConf)*, Boston, MA, 2019, pp. 1-5.
- [6] J. H. Kwon, S. C. Kang, and N. J. Kwak, "Radar tracking using particle filter for track-before-detect (TBD)," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 27, no. 3, pp. 317-325, Mar. 2016.
- [7] F. Yang, W. Tang, and Y. Liang, "A novel track initialization algorithm based on random sample consensus in dense clutter," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 15, no. 6, p. 1729881418812632, Nov. 2018.
- [8] K. Alexiev, "Implementation of hough transform as track detector," in *Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion*, Paris, 2000, vol. 2, pp. THC4/11-THC4/16.
- [9] L. Jacobs, J. Weiss, and D. Dolan, "Object tracking in noisy radar data: Comparison of hough transform and RANSAC," in *IEEE International Conference on Electro-Information Technology*, Rapid City, SD, 2013, pp. 1-6.
- [10] P. C. Niedfeldt, R. W. Beard, "Multiple target tracking using recursive RANSAC," in *2014 American Control Conference*, Portland, OR, pp. 3393-3398, 2014.
- [11] Y. Li, N. R. Gans, "Predictive RANSAC: Effective model fitting and tracking approach under heavy noise and outliers," *Computer Vision and Image Under-*

standing, vol. 161, pp. 99-113, May 2017.

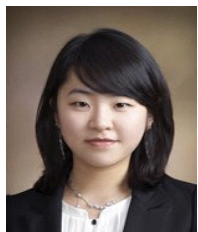
- [12] P. H. S. Torr, A. Zisserman, "MLE-SAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 78, no. 1, pp. 138-156, Apr. 2000.
- [13] P. H. S. Torr, "Bayesian model estimation and selection for epipolar geometry and generic manifold fitting," *International Journal of Computer Vision*, vol. 50, no.

1, pp. 35-61, 2002.

- [14] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, pp. 91-110, 2004.
- [15] Z. Hu, H. Leung, and M. Blanchette, "Statistical performance analysis of track initiation techniques," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, no. 2, pp. 445-456, Feb. 1997.

장 미 [한화시스템/전문연구원]

<https://orcid.org/0000-0002-5513-9208>



2012년 2월: 고려대학교 기계공학과 (공학석사)
 2012년~2016년: 두산엔진 R&D센터
 2016년~현재: 한화시스템 레이더연구소
 [주 관심분야] 레이더 신호처리, 머신러닝, 인공지능 레이더, 진동신호처리, 상태진단시스템

소 준 호 [국방과학연구소/수석연구원]

<https://orcid.org/0000-0001-5932-3195>



1990년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 (공학석사)
 2006년 2월: 서울시립대학교 전자공학과 (공학박사)
 1990년~현재: 국방과학연구소 수석연구원
 [주 관심분야] 항공기 레이더, 고출력 전자파 기술

권 지 훈 [한화시스템/전문연구원]

<https://orcid.org/0000-0003-0046-2304>



2007년 2월: 광주과학기술원 정보기전공학부 (공학석사)
 2020년 2월: 서울대학교 융합과학기술대학원 (공학박사)
 2007년~현재: 한화시스템 레이더연구소 전문연구원
 [주 관심분야] 레이더, 레이더 신호처리, 인공지능 레이더, 머신러닝, 추적필터, 초고주파 응용