

적외선 주사 영상에서 소형 표적의 탐지 및 추적을 위한 신뢰성 있는 측정치 선택 기법

Reliable Measurement Selection for The Small Target Detection and Tracking in The IR Scanning Images

양 유 경* **김 성 호***
 Yang, Yu-Kyung Kim, Sung-Ho

ABSTRACT

A new automatic small target detection and tracking algorithm for the real-time IR surveillance system is presented. The automatic target detection and tracking algorithm of the real-time systems, requires low complexity and robust tracking performance in the cluttered environment. Linear-array and parallel-scan IR systems usually suffer from severe scan noise caused by the detector non-uniformity. After the spatial filtering and thresholding, this scan noise still remains as high amplitude clutter which degrades the target detection rate and tracking performance. In this paper, we propose a new feature which consists of area and validity information of a measurement. By adopting this feature to the measurements selection and track confirmation, we can increase the target detection rate and reduce both the track loss rate and false track rate. From the experimental results, we can validate the feasibility of the proposed method in the noisy IR images.

주요기술용어(주제어) : Small Target, Detection, Tracking, Measurement Selection,IRST

1. 머리말

현대의 전투 양상이 고속화 방향으로 진화함에 따라 적 위협의 사전 감시 및 조기 대응 수단 강화를 위하여 원거리 소형 표적의 자동 탐지 및 추적 기술의 중요성이 커지고 있다. 이러한 감시 시스템은 대체로 전 방위에 대해 실시간으로 감시해야 하므로 적

은 계산량을 요구하며, 소형 표적을 클러터로부터 구분하여 탐지하고 추적해야 한다. 본 논문은 적외선 탐색 추적기(IRST : Infrared Search and Track)와 같은 실시간 감시 장비 개발을 위해 적외선 영상에서의 소형 표적 탐지 및 추적 알고리즘을 제안한다.

표적 추적 알고리즘은 크게 탐지와 추적으로 나눌 수 있다. 표적의 탐지란 획득된 적외선 영상에서 표적이 될 가능성이 큰 영역들을 추출하는 것이고 추적은 탐지 알고리즘에 의해 추출된 영역 즉, 측정치(Measurement)들로부터 연속한 프레임에서 표적의 이동 경로를 추정하는 것을 의미한다. 실시간 시스

† 2007년 11월 1일 접수~2008년 1월 18일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

주저자 이메일 : ykyang@add.re.kr

템에서 소형 표적의 탐지 알고리즘은 계산량이 적은 공간 필터를 사용한 방법이 많이 사용된다. 공간 필터 기법 중 선형 필터로 평균 차감 필터(Mean Subtraction Filter)^[1], 정합 필터(Matched Filter)^[2], 최소 평균 제곱 필터(Least Mean Square Filter)^[3] 등이 있으며 비선형 필터로 중간 값 차감 필터(Median Subtraction Filter)^[3], 형태학적 필터(Morphological Filter)^[4] 등이 있다. 추적 알고리즘은 칼만 필터(Kalman Filter)^[5], 파티클 필터(Particle Filter)^[6], IMM 필터(Interacting Multiple Model Filter)^[7] 등, 대부분 Bayesian Filtering에 기초한 알고리즘이 많이 사용되며 실시간 시스템에서는 표준 칼만 필터(Standard Kalman Filter)^[5], 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)^[5], $\alpha-\beta$ Filter^[5] 등 칼만 필터 계열이 주로 사용된다.

검출기를 수직으로 선형 배열하고 병렬 주사 방식을 사용한 적외선 광학 시스템에서는 검출기 출력의 불균일성(Detector Non-Uniformity)에 의해 신호세가 큰 노이즈가 많이 발생하는 문제가 있다. 이것은 탐지 필터의 처리 후에도 많은 클러스터를 발생시킨다. 적외선 탐색 추적기와 같은 실시간 감시 시스템은 그 계산량이 한정되어있기 때문에 추출된 모든 측정치에 필터를 붙여 추적할 수 없고 시스템의 계산량이 허용하는 수만큼만 선택하여 추적하여야 한다. 이때 대부분 공간 필터의 출력 신호가 높은 순으로 선택하는데 이것은 주변보다 두드러지는 신호 세기를 가질수록 출력신호가 높게 나오기 때문이다. 하지만 이 방법은 선형배열 병렬 주사 방식처럼 주사 잡음(Scan Noise)에 의한 많은 클러스터가 발생하는 환경에서 표적의 탐지율(Target Detection Rate)과 표적 트랙의 유지율이 감소하고 오 트랙(False Track)의 생성률이 증가하는 문제가 있다.

본 논문에서는 1×1부터 10×10 픽셀 크기 정도의 소형 표적의 추적을 위해 공간필터의 출력 신호와 함께 측정치의 면적 정보, 면적의 가로 세로 비율 정보, 유효 게이트(Validation Gate)안에 존재하는지 여부를 반영한 새로운 특징값을 제안하고 측정치의 선택과 표적 트랙의 선언 조건에 이를 적용하여 표적의 탐지율과 오 트랙의 형성을 감소시켰다. 제안한 알고리즘의 검증에 위해 평균 차감 필터^[1]를 사용한 탐지

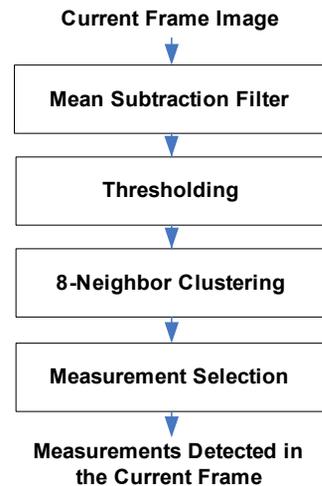
알고리즘과 표준 칼만 필터^[5]를 사용한 추적 알고리즘을 구성하였다.

2장에서는 탐지 추적 알고리즘의 구성을, 3장에서는 제안한 특징값과 특징값을 적용한 알고리즘에 대한 설명을, 4장에서는 실험 결과를 각각 보였다.

2. 탐지 추적 알고리즘 구성

본 논문에서는 공간필터 중 계산량이 가장 적은 평균 차감 필터^[1]를 사용한 탐지 알고리즘을 그림 1과 같이 구성하였다. 평균 차감 필터는 2D 윈도우내의 픽셀들의 평균을 구함으로써 배경을 추정하고 추정된 배경과 원래 영상과의 차를 구하여 주변 배경보다 밝은 영역을 검출한다. 평균 차감 필터의 출력신호는 노이즈 제거를 위해 문턱치화(Thresholding)를 수행한 후 8-Neighbor 영역 확장 기법을 사용한 클러스터링(Clustering)에 의해 인접한 픽셀들을 연결하여 하나의 측정치로 생성한다.

탐지된 측정치들은 추적 시스템의 계산량의 한계 때문에 제한된 개수만 선택하여 추적 알고리즘에 전달한다. 제안한 측정치 선택 방법은 3장에서 설명한다.



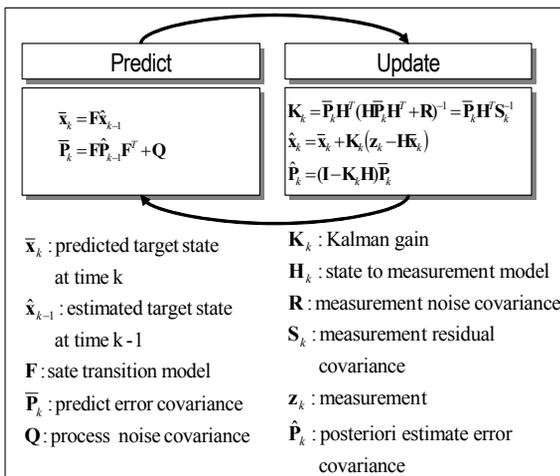
[그림 1] 탐지 알고리즘의 구성

추적 알고리즘은 칼만 필터^[5]를 사용하고 자료결합(Data Association) 방법으로 Nearest Neighbor^[8]

방법을 사용한다. 칼만 필터와 Nearest Neighbor 방법은 적은 계산량과 고성능으로 실시간 추적 시스템에 많이 사용되고 있다.

칼만 필터는 Bayesian Filtering에 근간을 둔 필터로서 프로세스 노이즈와(Process Noise)와 측정 노이즈(Measurement Noise)를 Gaussian Noise Process로 가정한 시스템에 사용 될 수 있다^[5]. 칼만 필터는 그림 2와 같이 예측(Predict)과 갱신(Update) 두 단계로 수행된다.

예측 단계는 상태 천이 모델 F 로 이전 프레임에서 추정된 표적의 상태 \hat{x}_{k-1} 로부터 현재 프레임의 표적의 상태 \bar{x}_k 를 예측하고, 예측 오차 공분산 \bar{P}_k 를 예측한다. 갱신 단계에서는 \bar{x}_k 에 표적의 측정치 z_k 를 칼만 이득(Kalman Gain) K_k 만큼 반영하여 표적의 상태를 최종 추정 값 \hat{x}_k 로 업데이트하고 추정오차 \hat{P}_k 도 예측한다. 이 때 갱신 단계에서는 표적의 측정치 z_k 를 필요로 하게 되는데, 탐지 알고리즘에서 제공되는 측정치들은 표적의 측정치뿐만 아니라 클러터들도 함께 제공된다. 따라서 추적 알고리즘은 클러터들로부터 표적의 측정치를 선택하기 위해 유효 게이트의 설정과 자료결합 방법을 필요로 한다.



[그림 2] Kalman Filter의 동작

유효 게이트는 예측 단계에서 예측한 표적의 상태 주변으로 표적이 존재할 가능성이 높은 영역을 설정

하는 것으로 그 영역 안에 존재하는 측정치만 유효하다고 판단 한다.

$$D(z_k) = [z_k - H\bar{x}_k]^T S_k^{-1} [z_k - H\bar{x}_k] \quad (1)$$

식 (1)의 $D(z_k)$ 는 예측한 상태 \bar{x}_k 와 표적 측정치 z_k 사이의 벡터 거리 제곱을 벡터 거리의 공분산으로 나눈 NDS(Normalized Distance Squared)로 유효 게이트는 주로 식 (2)와 같이 NDS $D(z_k)$ 가 γ 보다 작은 영역으로 정의된다^[8].

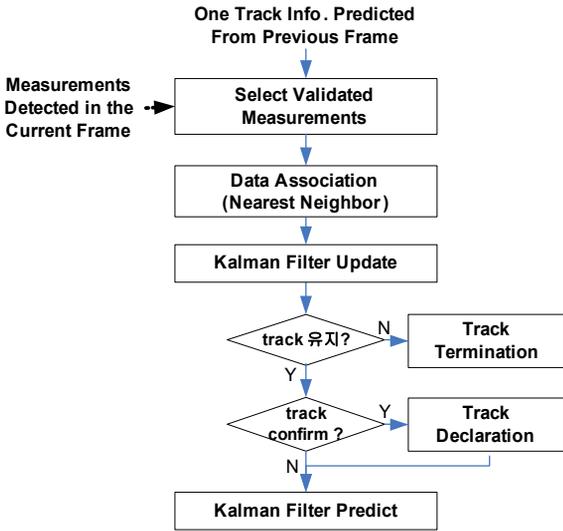
$$R_k^\gamma = \{z_k : D(z_k) \leq \gamma\} \quad (2)$$

각 측정치들의 NDS가 γ 보다 작으면 그 측정치는 유효 게이트 안에 존재하며 유효측정치(Validated Measurement)라고 한다. 유효 게이트를 설정하여 게이트 밖의 측정치들을 배제시킨다고 하더라도 게이트 안에는 표적의 측정치와 함께 클러터들도 존재한다. 클러터들 사이에서 표적의 측정치를 선택하고 선택된 측정치(하나 또는 그 이상)를 사용하여 최종 상태를 업데이트하는 다양한 자료 결합 기법이 도입되었다. 이와 같은 자료결합 기법에는 SN(Strongest Neighbor)^[9], PSN(Probabilistic Strongest Neighbor)^[9], NN(Nearest Neighbor)^[8], PNN(Probabilistic Nearest Neighbor)^[8], PDA(Probabilistic Data Association)^[10] 등이 있으며 본 논문에서는 Nearest Neighbor 방법을 사용하였다.

Nearest Neighbor 자료 결합 방법은 유효 게이트에 존재하는 측정치들 중 예측한 표적의 상태 \bar{x}_k 와 가장 가까운 즉, NDS가 가장 작은 측정치를 표적의 측정치로 판단하는 것으로 식 (3)과 같이 정의된다^[8].

$$z_k^* = \arg \min_{z \in Z(k)} D(z) \quad (3)$$

그림 3은 한 프레임에서 하나의 트랙에 대한 추적 알고리즘의 동작과정을 보인 것이다. 첫 번째 프레임에서 탐지된 측정치들은 모두 트랙을 할당하고 두 번째 프레임부터 다음과 같은 추적 알고리즘을 수행한다.



[그림 3] 추적 알고리즘의 구성

- 현재 프레임에서 입력되는 모든 측정치들 중 NDS가 γ 보다 작은 유효 측정치들을 선택한다.
- Nearest Neighbor 자료결합에 의해 유효 측정치들 중 가장 작은 NDS를 갖는 측정치를 선택한다.
- 선택한 표적의 측정치를 이용하여 칼만 필터의 갱신 단계를 수행하여 현재 프레임에서의 최종 표적의 추정 값 \hat{x}_k 과 추정 오차 공분산 \hat{P}_k 을 예측한다.
- 표적의 측정치가 지속적으로 공급되면 측정치 차산 공분산(Measurement Residual Covariance)의 크기 $|S_k|$ 가 작은 값으로 일정하게 유지되고 표적의 측정치가 사라지면 $|S_k|$ 가 점점 커지는 점을 이용하여 트랙을 관리한다. 식 (4)는 트랙의 선언 조건, 식 (5)는 트랙의 종료 조건이다. S_{cnfrm_cnt} 는 $|S_k|$ 가 S_{CNFRM_TH} 보다 작은 연속한 프레임 수로 그 값이 $S_{cnt_CNFRM_TH}$ 에 이르면 트랙을 선언한다. S_{drop_cnt} 는 $|S_k|$ 가 S_{DROP_TH} 보다 큰 연속한 프레임 수를 의미하며 그 값이 $S_{cnt_DROP_TH}$ 에 이르면 트랙을 종료한다.

$$S_{cnfrm_cnt} \geq S_{cnt_CNFRM_TH} \quad (4)$$

$$S_{drop_cnt} \geq S_{cnt_DROP_TH} \quad (5)$$

- 유지된 트랙은 칼만 필터의 예측단계를 통해 다음 프레임의 표적의 상태 \bar{x}_k 와 예측 오차 공분산 \bar{P}_k 을 계산한다.

3. 제안한 특징값 기반 측정치 선택 및 트랙 선언 방법

적외선 탐색 추적기와 같은 실시간 추적시스템은 그 계산량이 한정되어 있기 때문에 동시에 최대로 추적할 수 있는 트랙의 수가 제한된다. 따라서 탐지알고리즘에 의해 매 프레임에서 제공되는 모든 새로운 측정치에 트랙을 할당할 수 없으며 가장 표적이 될 가능성이 높은 순으로 측정치를 선택해야 하는 문제가 있다.

대부분의 경우 공간필터의 출력신호가 높은 순으로 측정치를 선택하는데 이것은 출력신호가 높을수록 주변보다 높은 신호 즉, 주변보다 두드러지는 신호를 가진 측정치란 것을 의미하기 때문이다.

선형 배열 병렬 주사 방식의 광학시스템에서 발생하는 다량의 주사 잡음은 탐지 알고리즘의 공간필터 및 문턱치화를 거쳐도 많은 부분이 클러터로 남는다. 공간필터의 출력신호가 큰 순으로 제한된 개수의 측정치만 선택하는 경우 이러한 클러터는 표적의 탐지 확률(Detection Probability)를 감소시켜 표적 트랙의 유지율을 감소시킨다. 시스템의 계산량이 허용되어 많은 수의 트랙을 동시에 추적할 수 있는 시스템이라고 하더라도 많은 측정치를 선택하면 많은 오 트랙을 생성하는 문제를 가지고 있다. 즉, 선택하는 측정치의 수를 증가시키면 표적의 탐지확률은 증가하나 오 트랙의 생성이 많아지며 측정치의 수를 감소시키면 오 트랙의 수는 감소하나 표적의 탐지확률이 감소하는 문제를 갖는다.

본 논문에서는 표적의 탐지확률과 표적 트랙의 유지율을 높이고 오 트랙의 생성을 줄이기 위해 공간필터의 출력신호의 세기와 함께 측정치의 면적(Area), 면적의 가로-세로 비율, 유효 게이트 안에 존재여부를 고려한 새로운 특징값(Feature)을 제안하였다. 식 (6)은 k 번 째 프레임에서 i 번 째 측정치 z_k^i 의 특징값이다. $a(z_k^i)$ 는 측정치 z_k^i 의 공간필터의 출력신호

의 세기를, $aw(z_k^i)$ 는 면적-비율 가중치(Area-Ratio Weight)를, $vw(z_k^i)$ 는 유효 게이트 가중치를 각각 의미한다.

$$f(z_k^i) = a(z_k^i)aw(z_k^i)vw(z_k^i) \quad (6)$$

$aw(z_k^i)$ 는 식 (7)과 같고 면적 가중치 $ar(z_k^i)$ 와 가로-세로의 비율 가중치 $r(z_k^i)$ 의 곱으로 정의된다.

$$aw(z_k^i) = ar(z_k^i)r(z_k^i) \quad (7)$$

$ar(z_k^i)$ 는 측정치의 면적에 비례하는 가중치로 식 (8)과 같이 측정치의 면적을 상수 $area_{TH}$ 로 나눈 값을 사용한다.

$$ar(z_k^i) = \begin{cases} \frac{area\ of\ z_k^i}{area_{TH}}, & \text{if } area \leq area_{TH} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$area_{TH}$ 는 특정 크기 이상은 표적이 될 가능성이 있음을 의미하는 문턱값으로 실험적으로 계산할 수 있다. 이 논문에서는 표적의 신호가 분명한 여러 표적 표본 영상들로부터 표적이 차지하는 면적을 구한 후 식 (9)와 같이 계산한다. 여기서 σ 는 표적 표본들의 면적에 대한 표준 편차이다.

$$area_{TH} = \text{표적의 평균면적} + 1\sigma \quad (9)$$

$r(z_k^i)$ 는 측정치 면적의 가로길이와 세로 길이의 비를 의미하며 식 (10)로 정의된다. $w(z_k^i)$ 와 $h(z_k^i)$ 는 각각 측정치 z_k^i 의 면적의 가로 길이와 세로 길이를 의미하며 단위는 픽셀이다.

$$r(z_k^i) = \begin{cases} w(z_k^i)/h(z_k^i), & \text{if } h(z_k^i) > w(z_k^i) \\ h(z_k^i)/w(z_k^i), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

적외선 영상에 획득되는 소형 표적의 신호는 대기의 굴절과 산란, 카메라 광학계의 초점 흐려짐, 렌즈 수차, 회절, 검출기 틀어짐 등의 왜곡 요인이 Point

Spread Function에 의해 모델링되어 원모양으로 맺히지만 공간 필터 및 문턱치화 과정을 거쳐 탐지된 1~8픽셀의 소형 표적의 모양은 그림 4처럼 정확한 원모양을 이루지 않는다. 때문에 면적 가중치 $aw(z_k^i)$ 는 정확한 원모양의 특징 보다는 면적이 클수록 그리고 면적의 가로와 세로의 비율이 1에 가까울수록 큰 값을 갖도록 하였다.



[그림 4] 표적의 픽셀 구성
(각 1, 2, 2, 3, 4, 6, 8픽셀로 구성된 표적)

유효 게이트 가중치 $vw(z_k^i)$ 는 이미 설정된 트랙의 유지율을 높이기 위한 것으로 같은 신호 세기와 같은 면적을 가진 측정치이더라도 유효 게이트에 존재하는 측정치가 표적의 측정치일 가능성이 더 크다는 것을 반영한다. $vw(z_k^i)$ 는 식 (11)로 정의되고 측정치가 유효 게이트 안에 존재하면 가중치 1을, 밖에 존재하면 1보다 작은 상수 c 의 가중치를 갖는다. c 가 작으면 작을수록 제안한 특징값에서 유효 게이트 가중치의 영향이 커진다.

$$vw(z_k^i) = \begin{cases} 1, & \text{if } z_k^i \text{ is validated} \\ c(0 < c < 1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

공간 필터의 출력신호 대신 식 (6)의 특징값을 측정치의 선택 기준으로 사용하면 표적의 탐지율을 높여 트랙의 유지율을 높일 수 있다. 또한 식 (4)의 트랙 선언 조건에 제안한 특징값을 추가적으로 사용하면 많은 클러스터가 존재할 때 오 트랙의 생성률을 줄일 수 있다. 제안한 트랙의 선언 조건은 식 (12)와 같다. S_{cnfrm_cnt} 와 $S_{cnt_CNFRM_TH}$ 는 식 (4)에서와 같은 의미이며 F_{cnfrm_cnt} 는 Nearest Neighbor 자료결합 방법에 의해 선택한 측정치 z_k^* 의 특징값 $f(z_k^*)$ 가 문턱값 F_{CNFRM_TH} 보다 큰 연속한 프레임 수를 의미한다.

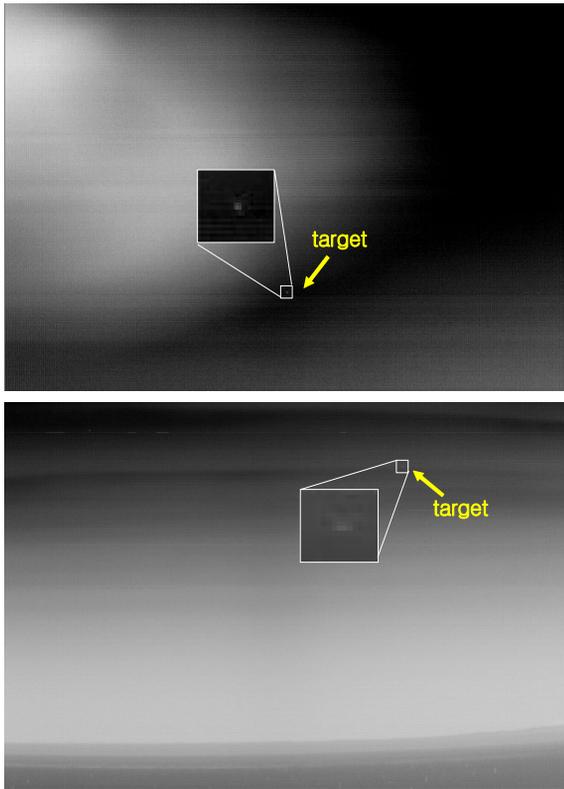
$$\begin{aligned} S_{cnfrm_cnt} &\geq S_{cnt_CNFRM_TH} \text{ and} \\ F_{cnfrm_cnt} &\geq F_{cnt_CNFRM_TH} \end{aligned} \quad (12)$$

제안한 특징값은 클러스터링 과정에서 얻을 수 있는 면적 정보와 기존 트랙의 정보로부터 얻을 수 있으므로 추가되는 계산량이 거의 없다는 장점이 있다.

4. 실험 결과

가. 테스트 영상

검출기를 수직으로 선형배열하고 병렬 주사 방식을 사용한 원적외선(Long Wave Infrared) 카메라로부터 원거리의 표적을 촬영한 영상으로 그림 5와 같은 두 영상에 대해 실험 하였다. 위 영상은 주사 잡음으로부터 생성된 많은 클러스터에 의해, 아래 영상은 표적의 약한 신호 세기에 의해 표적의 탐지율이 저조한 영상이다. 각 영상의 특징은 표 1과 같다.



[그림 5] 테스트 영상
(위 - '클러터 영상', 아래- '희미한 표적 영상')

[표 1] 테스트 영상 특성

구 분	클러터 영상 (Cluttered)	희미한 표적 영상 (Dim Target)
해상도	720×480	720×480
프레임속도	1fps	1fps
프레임수	31	43
표적 개수	1	1
배경 특성	심한 주사 잡음의 하늘 배경	다소 약한 주사 잡음과 하늘 및 바다 배경
표적 특성	상대적으로 선명한 비행 표적	상대적으로 희미한 비행 표적

나. 알고리즘의 파라미터 설정

탐지 알고리즘에서 사용한 2D 평균 차감 필터의 윈도우 크기는 11×11을 사용하였고, 유효 게이트 가중치 $vw(z_k^i)$ 의 c 는 0.83을 사용하였다.

칼만 필터에서 표적의 상태 공간(State Space)와 측정치의 공간(Measurement Space)은 식 (13)과 같이 정의하였다. x 와 y 는 영상에서 표적의 위치 좌표를, v_x 와 v_y 는 각각 표적의 x 축 속도와 y 축 속도 단위는 모두 픽셀이다.

$$\mathbf{x}_k = [x, y, v_x, v_y]^T \quad \mathbf{z}_k = [x, y]^T \quad (13)$$

표적의 운동은 선형 등속도 운동으로 가정하여 상태 천이 모델 F 를 구성하였다.

식 (12)의 트랙의 선언 조건에서 $S_{cnt_CNFRM_TH}$ 와 $F_{cnt_CNFRM_TH}$ 는 각각 2를 사용하였다.

다. 실험 방법 및 결과

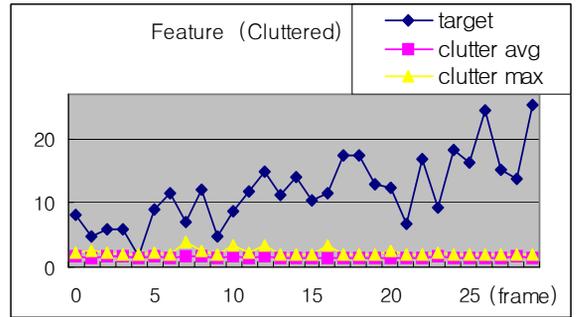
기존의 방법(Amplitude)과 제안한 방법(Proposed)을 표 2와 같이 구현하여 비교하였다.

선택하는 측정치의 수를 40개로 하여 기존의 방법 대비 제안한 측정치의 성능을 평가 하고 측정치 수를 각각 40, 15, 10, 5개로 변경하며 표적의 탐지율, 표적 트랙의 유지율, 오 트랙의 생성률을 비교하였다.

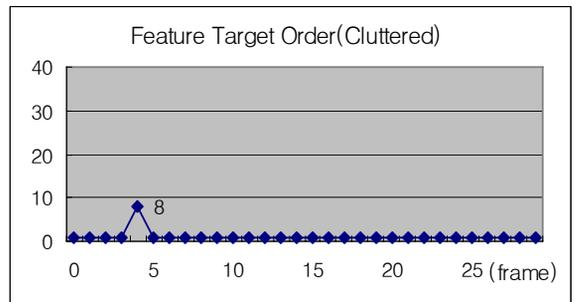
[표 2] 비교 실험 내용

구분	구현내용
Amplitude	공간필터의 출력 신호의 세기 기준으로 측정치를 선택, $ S_i $ 를 기준으로 트랙을 선언(식 (4))
Proposed	제안한 특징값을 기준으로 측정치를 선택(식 (6)), 제안한 트랙선언 조건을 기준으로 트랙을 선언(식 (12))

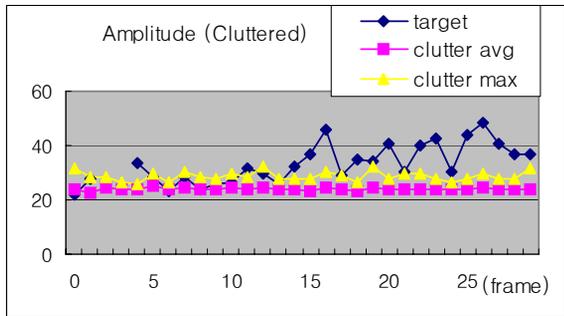
그림 6은 ‘클러터 영상’에서 공간필터의 출력 신호의 세기 기준으로 40개의 측정치를 선택했을 때 측정치의 신호세기를 비교 한 것이며 그림 7은 공간필터의 출력 신호 세기를 기준으로 했을 때 매 프레임에서 표적의 순위를 나타낸 것이다. 앞쪽 프레임에서 표적과 클러터의 구분이 어렵고 표적의 순위가 클러터에 의해 뒤로 밀린 프레임이 많음을 알 수 있다. 그림 8은 제안한 특징값을 기준으로 40개의 측정치를 선택한 것으로 그림 6과 비교했을 때 대부분의 프레



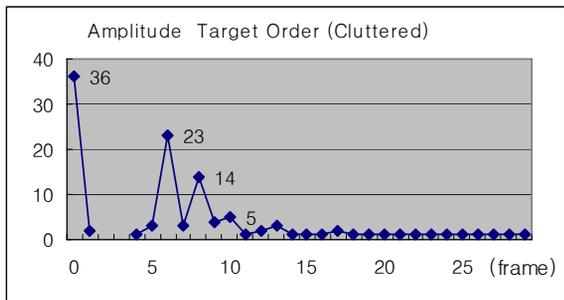
[그림 8] 측정치의 특징값 크기 비교



[그림 9] 특징값 기준 표적 측정치의 순위



[그림 6] 측정치의 공간 필터 출력 신호 세기 비교



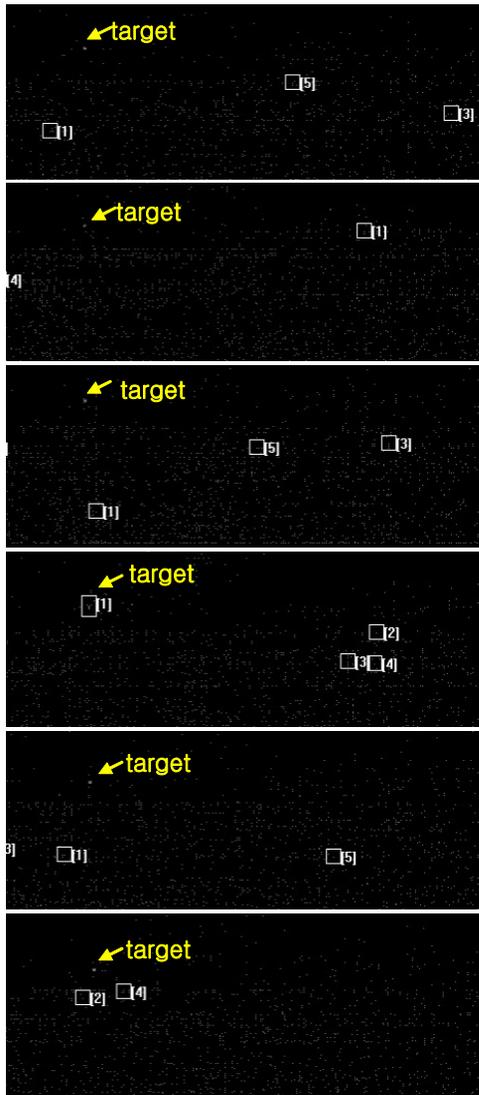
[그림 7] 신호 세기 기준 표적 측정치의 순위

임에서 클러터로 부터 표적을 구분할 수 있다. 그림 9는 특징값을 기준으로 했을 때 매 프레임에서 표적의 순위를 나타낸 것으로 4번 프레임을 제외 하고는 모든 프레임에서 표적의 순위가 1위이다. 제안한 특징치가 기존의 방법에 비해 앞쪽 프레임에서 많은 개선이 이루어진 것을 알 수 있다.

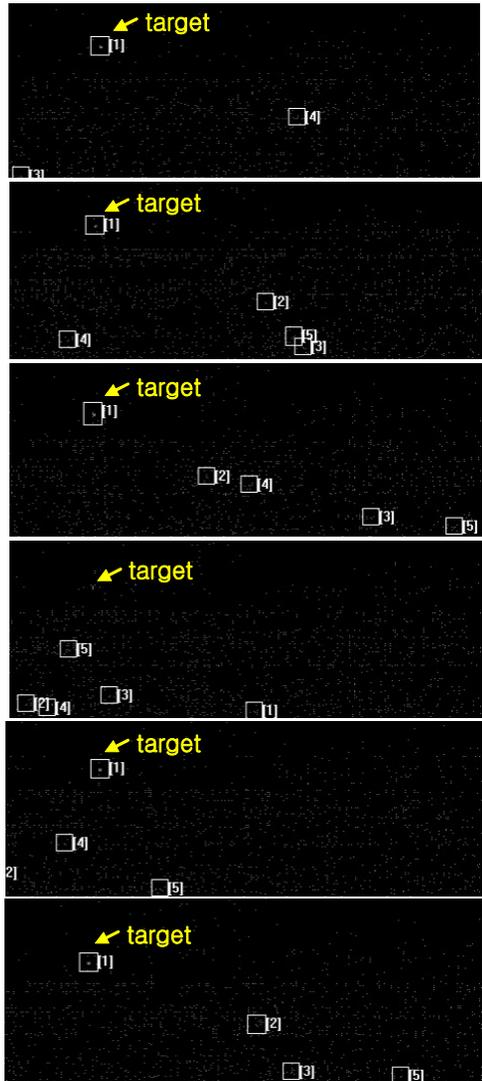
표 3은 표적의 탐지율을 비교한 것으로 탐지 알고리즘에서 클러스터링 과정 후 표적이 탐지된 프레임 수를 기준으로 측정치 선택 과정에서 표적의 측정치가 선택된 프레임 수를 백분율로 나타내었다. ‘클러터 영상’과 ‘희미한 표적 영상’에서 모두 제안한 방법의 표적 탐지율이 훨씬 높은 것을 알 수 있다. 그림 10과 그림 11은 ‘클러터 영상’에서 표적의 탐지결과를 영상에 표시한 것으로 표적이 있는 일부 영역만 표시하였다. 탐지된 결과는 작은 사각형으로 표시하였으며 사각형 오른쪽의 숫자는 각 측정치의 순위를 의미한다. 그림 10의 기존 방법 보다 그림 11의 제안한 방법에서 표적의 탐지율이 높은 것을 알 수 있다.

[표 3] 표적의 탐지율 비교(단위 : %)

측정치	개수(개)	40	15	10	5
Cluttered	amplitude	93.5	87.1	83.9	83.9
	proposed	100.0	100.0	100.0	96.8
Dim Target	amplitude	100	90.5	85.7	66.7
	proposed	100	95.2	95.2	85.7



[그림 10] 신호세기 기준 표적 탐지 결과(위부터 1, 3, 4, 5, 7, 9 프레임)



[그림 11] 특징값 기준 표적탐지 결과(위부터 1, 3, 4, 5, 7, 9 프레임)

표 4는 표적 트랙의 유지율을 비교한 것으로 표적이 가장 오랫동안 유지되는 트랙의 프레임 수를 세어 비교하였다. ‘클러터 영상’에서 기존의 방법은 선택한 측정치의 수가 적을수록 트랙의 유지율이 감소한 반면 제안한 방법은 트랙의 손실이 없이 31개의 전체 프레임에서 추적이 성공적으로 이루어졌다. ‘희미한 표적 영상’에서도 측정치의 개수가 5개일 때 기존의 방법은 트랙 유지율이 감소하였지만 제안한 방법은

트랙의 유지율에 변화가 없다. 이것은 제안한 방법에 의해 표적의 탐지율이 향상되어 표적 트랙의 유지율이 높아졌기 때문이다. 그림 12는 ‘희미한 표적 영상’에서 측정치를 5개 선택했을 때 추적 궤도를 표시한 것으로 제안한 방법에서 트랙이 더 오래 유지된 것을 알 수 있다.

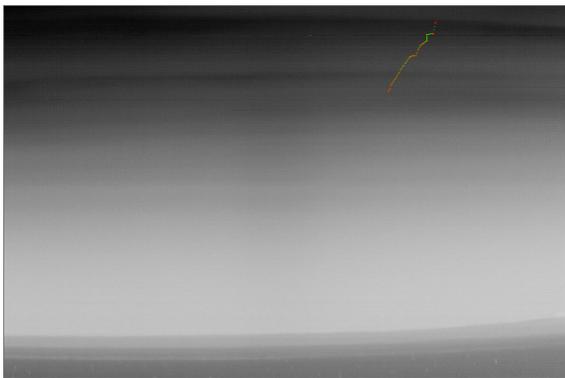
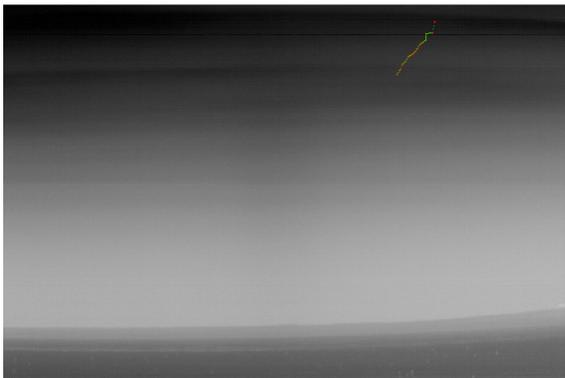
[표 4] 표적 트랙의 프레임 수 비교

측정치 개수(개)		40	15	10	5
Cluttered	amplitude	27	24	22	22
	proposed	31	31	31	31
Dim Target	amplitude	20	20	20	15
	proposed	20	20	20	20

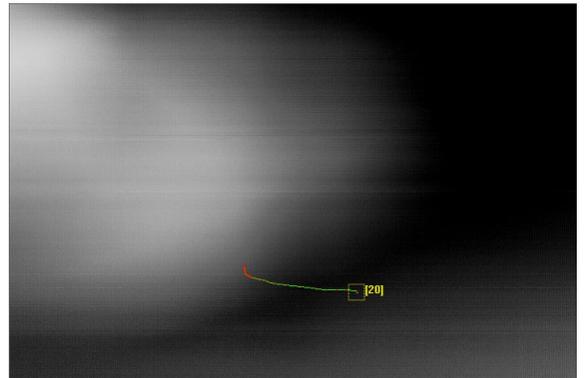
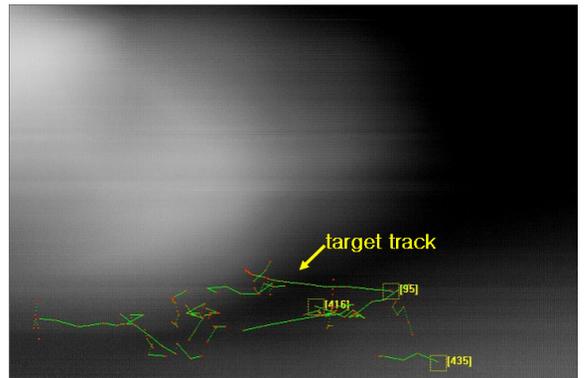
전체 프레임에서 생성된 오 트랙의 수를 표 5에서 비교 하였다. ‘클러터 영상’의 경우기존의 방법에서는 측정치를 40개 선택 했을 때 많은 오 트랙이 생성된 반면 제안한 방법에서는 생성되지 않았다. 그림 13은 측정치를 40개 선택했을 때 형성된 트랙의 궤적을 표시한 것으로 숫자는 마지막 프레임까지 살아남은 트

[표 5] 오 트랙 생성률 비교(단위 : 개)

측정치 개수(개)		40	15	10	5
Cluttered	amplitude	22	2	0	0
	proposed	0	0	0	0
Dim Target	amplitude	3	2	1	0
	proposed	0	0	0	0



[그림 12] ‘희미한 표적 영상’의 추적 결과(측정치 개수 5개일 때, 위- 기존의 방법, 아래 - 제안한 방법)



[그림 13] ‘클러터 영상’의 추적 결과(측정치 개수 40개일 때, 위-기존의 방법, 아래 - 제안한 방법)

랙의 번호이다. 제안한 방법이 표적의 트랙만 형성된 반면 기존의 방법에서는 많은 오 트랙이 생성된 것을 알 수 있다.

5. 맺음말

검출기를 수직으로 선형 배열하고 병렬 주사 방식을 사용하는 적외선광학 시스템에서 새로운 특징값을 사용한 소형 표적의 탐지 및 추적 알고리즘을 제안하였다. 새로운 특징값은 공간필터의 출력신호 세기에 측정치의 면적 정보, 면적의 가로 세로 비율 정보, 유효 게이트 안에 존재하는지 여부를 가중치로 반영한 값으로 정의된다. 제안한 특징값을 측정치의 선택과 정 및 표적의 선언 조건에 적용하여 표적의 탐지율과 표적 트랙의 유지율을 향상시키고 오 트랙의 생성률을 감소시켰다. 주사 잡음이 심하여 표적의 탐지율이 저조한 영상과 표적의 신호가 약하여 표적의 탐지율이 낮은 대표적인 영상에 대하여 기존의 방법과 제안한 방법을 비교하였다. 주사 잡음이 심한 영상에서는 매우 큰 성능 개선을 보였으며 표적의 신호가 약한 영상에서도 나은 성능을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] Warren, R. C., "The Performance of Small Support Spatial and Temporal Filters for Dim Point Target Detection in IR Image Sequences", DSTO-TR-1282, DSTO Aeronautical and Maritime Research Laboratory, 2002.
- [2] Schmidt, W. A. C., "Modified Matched Filter for Cloud Clutter Suppression", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 6, pp. 594~600, 1990.
- [3] Barnett, J. T., et al., "Nonlinear-morphological Processors for Point-Target Detection Versus An Adaptive Linear Spatial Filter : A Performance Comparison", SPIE, Vol. 1954, pp. 12~24, 1993.
- [4] Tom, V. T., et al., "Morphology-based Algorithm for Point Target Detection in Infrared Backgrounds", SPIE, Vol. 1954, pp. 2~11, 1993.
- [5] Bar-Shalom, Y. and Fortmann, T. E., Tracking and Data Association, Academic Press, pp. 56~122, 1998.
- [6] Arulampalam, M. S., et al., "A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 50, No. 2, 2002.
- [7] Watson, G. A. and Blair, W. D., "IMM Algorithm for Tracking Targets that Maneuver Through Coordinated Turns", Proc. SPIE, Vol. 1698, pp. 236~247, 1992.
- [8] LI, X. R. and Bar-Shalom, Y., "Tracking in Clutter With Nearest Neighbor Filters : Analysis and Performance", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 32, No. 3, 1996.
- [9] Li, X. R., "Tracking in Clutter with Strongest Neighbor Measurements- Part I : Theoretical Analysis", IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 43, No. 11, 1998.
- [10] Kirubarajan, T. and Bar-Shalom, Y., "Probabilistic Data Association Techniques for Target Tracking in Clutter", IEEE, Vol. 92, No. 3, 2004.