

상호 협력적인 시-공간 필터 기반 포섬광 탐지

Robust Ordnance Flash Detection Based on Cooperative Temporal and Spatial Filters

양 유 경* 김 현 숙* 박 용 찬*
Yukyung Yang Hyunsook Kim Yongchan Park

Abstract

In this paper, we propose a novel method which can detect ordnance firing events in IR images. The proposed algorithm is comprised of effective target detection and robust clutter rejection methods based on the temporal-spatial cooperative filter. And additional clutter reduction is performed based on the proposed two features, NTF (Number of Temporal Filter Frames) and SNS(Size-Normalized Signal). Experimental results show the effectiveness and feasibilities of our proposed algorithm.

Keywords : Muzzle Flash Detection(포섬광 탐지), Ordnance(화포), Target Detection(표적 탐지), Clutter Reduction(클러터 제거)

1. 서론

현재의 전장 상황은 미사일이나 화포 등에 의한 비대칭 무기에 의한 공격이 주를 이룬다. 이러한 공격을 탐지하는 데 화력전 탐지 체계 중 한 가지가 포사격 탐지장비이다. 포사격 탐지장비는 적외선 영상 센서기반 포 발사 사건의 인지, 섬광의 위치 탐지 및 화포의 종류를 구분한다. 포섬광의 위치 및 종류를 구분하여 실시간으로 보고함으로써 사용자로 하여금 빠른 상황 인지, 피해 예측, 대응 판단을 가능하게 한다.

적외선 영상 센서는 영상기반으로 사용자의 상황인지에 유리하고 영상 내 탐지 좌표로부터 센서의 자세

및 지형 정보를 이용하여 표적의 위치를 추정할 수 있다. 포 섬광을 탐지하기 위한 장비는 시야를 가리는 장애물을 극복하기위하여 항공기에 탑재하는 형태가 유리하며 보다 넓은 영역을 효율적으로 감시하기위한 광각 센서가 요구된다. 또한 종류에 따라 포 섬광은 매우 짧은 시간 동안 발생하므로 이를 탐지하기 위해서는 수백 Hz 이상의 매우 높은 프레임율을 갖는 센서가 요구된다. 포화염은 종류 및 장약에 따라 크기 및 지속시간이 매우 다양하다. 광각의 센서 및 장거리 탐지 거리를 고려 시 일반적으로 점표적부터 소형 표적(수십 픽셀 이하)의 크기를 갖는다. 따라서 포섬광 자동 탐지 알고리즘은 복잡한 배경에서 다양한 크기 및 다양한 지속시간을 갖는 표적을 효과적으로 탐지할 수 있어야하며 고속의 프레임율을 고려하여 계산량이 적어야 한다.

일반적인 표적의 자동 탐지 과정은 탐지, 추적, 분

† 2011년 4월 18일 접수~2011년 7월 8일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 양유경(ykyang@add.re.kr)

류의 3가지 단계로 구분할 수 있다. 표적의 탐지는 단일 프레임 내에서 표적이 될 만한 후보를 추출하는 것으로 이러한 후보들을 플롯(Plot)이라고 부른다. 추적은 시간에 따른 표적의 특징을 파악할 수 있도록 연속한 프레임에서 탐지된 플롯들을 연관 지어 하나의 트랙(Track)으로 관리하는 것이며 분류는 탐지 및 추적을 통하여 추출한 정보를 활용하여 표적과 클러터, 표적 간 종류를 구분 하는 것이다. 표적의 탐지/추적은 지상의 복잡한 배경을 대상으로 하므로 클러터에 강인하면서 동시에 분류에 필요한 정보들을 충분히 추출할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 지상 배경의 클러터 환경에서 표적 분류에 유리한 표적 정보를 추출하기에 적합한 표적 탐지기법 및 클러터 제거기법을 소개한다.

2. 본 론

가. 시간필터

포섬광은 일반적으로 박격포, 포, 로켓포 등, 그 종류에 따라 고유한 신호세기 프로파일을 지니고 있다^[1,2]. 이러한 특징은 표적 간 분류 및 클러터와의 분류에 매우 중요한 역할을 한다^[3,4]. 따라서 표적 탐지 알고리즘에서는 다양한 표적의 신호세기 프로파일을 분류에 필요한 만큼 충분히 제공할 수 있어야 한다. 또한 지상 배경에서 소형 표적을 탐지하여야 하므로 클러터에 강인한 특성을 보여야 한다.

대부분의 포화염은 신호세기가 배경신호로부터 급격히 증가하는 상승 특징을 보이며 상승시간이 매우 짧다. 이러한 특징은 시간 필터의 적용으로 포발사 사건을 탐지하기에 유리하며 특히 수 백 Hz의 고속 프레임율을 갖는 경우 프레임 간 화소의 이동이 거의 없거나 영상만으로도 탐지가 가능하다. 다음 식은 i 번째 프레임과 N 프레임 이전 영상과의 차 영상을 구하고 문턱값을 적용하는 과정을 설명한다. 여기서 (x, y) 는 화소의 위치를, s 는 해당 위치에서의 신호세기 즉, 영상의 디지털레벨 값을 의미한다.

$$f_t(i, x, y) = s(i, x, y) - s(i - N, x, y) \quad (1)$$

$$F_t(i, x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f_t(i, x, y) \geq TH_t, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

시간 필터의 장, 단점을 확인하기 위하여 약 500Hz 및 640×100의 해상도를 갖는 X센서(가칭)로 1501 프레임씩 획득된 3개의 영상에 대한 시간 필터의 탐지 결과를 확인한다. 3개의 영상에는 표적 존재 프레임수가 평균 30 프레임인 A 표적이 5개, 370 프레임인 B 표적이 2개 포함되어 있으며 지상의 약 6km 수평 거리로부터 획득되었다. Table 1은 3개의 영상에서 프레임당 발생한 평균 오탐지 수를 보여준다. N 에 따라 오탐지가 증가하는 경향이 있기는 하지만 대부분 프레임당 1개 이하의 낮은 오탐지율을 보인다. Table 2와 Table 3은 각각 A표적과 B표적에 대한 문턱값 및 N 에 따른 표적의 평균 탐지 프레임 수를 보여준다. 지속시간이 짧은 A표적은 전체 프레임의 최대 60%까지 탐지가 가능하나 지속시간이 긴 B 표적의 경우에는 $N = 20$ 인 경우에도 전체 프레임의 8% 탐지에 그치는 것을 알 수 있다. 즉, 표적의 지속시간에 비례하여 N 이 충분히 커져야 표적 프레임의 충분한 탐지가 가능한 것을 알 수 있다. Table 4는 B표적에 대한 표적 트랙이 분리된 수를 보여주며 Fig. 1은 $N = 3$ 및 문턱값 = 300을 적용 시 표적 트랙(B 표적) 및 오프 트랙의 신호 프로파일 형태를 보여준다. 즉, 지속시간이 짧은 A표적은 분리되지 않았으나 지속시간이 긴 표적의 경우 N 이 충분히 크지 않으면 중간에 트랙이 종료되고 새로운 트랙이 생성되는 문제가 있다. 이것은 하나의 포발사 사건을 여러 건으로 보고하는 결과를 가져오며, 프로파일의 충분한 탐지 결과를 제공하지 못하므로 오분류 가능성이 있다. 역시 지속시간대비 N 이 충분히 커야 이러한 문제를 해결할 수 있지만, 구현의 측면에서 N 개의 기존 프레임을 저장해야 하므로 N 이 증가할수록 보다 많은 메모리 공간을 요구하는 문제가 있다. 또한 항공 탐재의 경우 플랫폼이 이동하므로 고속의 프레임이라 하더라도 N 을 키울수록 참조프레임과 현재 프레임 간 픽셀 이동량이 커져 오경보가 증가하는 문제를 발생시킨다.

Table 1. 시간필터 프레임 당 평균 오탐지

TH \ N	1	3	5	7	9	20
100	0.577	0.863	1.066	1.185	1.305	1.827
200	0.053	0.087	0.114	0.127	0.136	0.221
300	0.005	0.009	0.013	0.014	0.019	0.039
400	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.004
500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001

Table 2. 시간필터 평균 표적 탐지 프레임(A표적)

TH \ N	1	3	5	7	9	20
100	2.2	3.8	5.8	7.8	9.6	18.6
200	1.6	3.4	5.4	7.0	8.6	11.8
300	1.0	3.0	4.6	6.2	7.8	8.6
400	0.6	2.6	4.2	5.8	6.4	6.4
500	0.4	2.6	3.8	4.4	4.4	4.2

Table 3. 시간필터 평균 표적 탐지 프레임(B표적)

TH \ N	1	3	5	7	9	20
100	24.7	33.0	35.3	36.7	38.7	45.3
200	15.7	28.0	31.0	33.3	35.7	45.7
300	11.0	25.7	29.0	31.7	34.3	45.0
400	9.7	23.3	27.3	31.0	33.3	43.3
500	8.3	18.3	26.3	29.7	33.0	43.3

Table 4. 시간 필터 평균 분리탐지 표적 수(B표적)

TH \ N	1	3	5	7	9	20
100	5.00	5.33	5.67	4.33	4.67	6.00
200	4.67	4.67	3.00	2.67	1.67	2.33
300	2.67	3.00	2.00	1.67	2.00	3.00
400	2.67	3.67	3.33	3.33	2.00	2.67
500	2.33	3.00	3.67	2.33	2.00	3.00

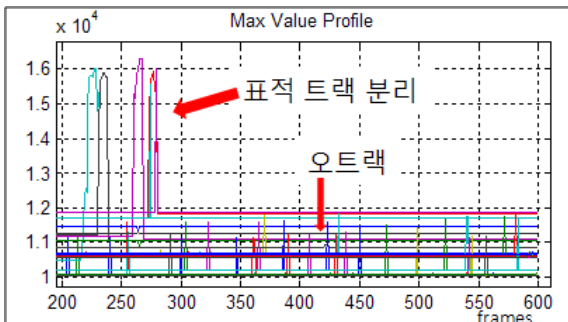


Fig. 1. 시간 필터 결과-신호 프로파일(B 표적)

나. 공간 필터

포화염의 신호세기가 배경 신호에 비하여 상대적으로

로 크다는 점은 공간 필터의 적용을 가능하게 한다. 공간 필터는 한 장의 프레임 내에서 배경신호를 추정하여 제거함으로써 표적의 신호를 추출한다. 다음은 i 번째 프레임에서의 공간 필터에 의한 표적 탐지과정을 설명한다. 여기서 \hat{b} 는 해당 화소에서 추정한 배경 신호 디지털 레벨 값이다.

$$f_s(i, x, y) = s(i, x, y) - \hat{b}(i, x, y) \quad (3)$$

$$F_s(i, x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f_s(i, x, y) \geq TH_s, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

배경추정을 위한 선형 필터로 Average Filter^[5], Least Mean Square Filter^[6] 등이 있으며 비선형 필터로는 Median Filter^[7], Max-mean Filter^[8], Max-median Filter^[8], Morphology Filter^[9] 등이 있다. 본 논문에서는 대표적인 소형표적 탐지 기법들로 Average Filter 기반인 2-D Window Averaging Guard(2DWAG)^[5]와 Double Window Filter(DWF)^[10], 비선형 필터인 Median Subtraction Filter(MSF)^[7], Morphology Filter 기반인 Top-Hat^[9]필터에 대하여 그 성능을 비교 분석하였다.

2DWAG 및 DWF는 필터 영역에서 화소의 평균값으로 배경을 추정하여 원신호로부터 제거하는 것으로 Fig. 2와 같은 11×11 크기의 필터를 적용하였다. 해당 필터를 원 영상에 컨볼루션한 후 문턱값을 적용하여 표적을 탐지한다.

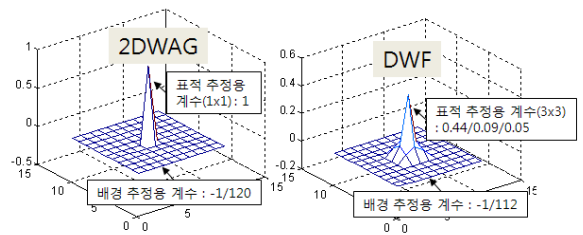


Fig. 2. 2DWAG와 DWF 필터 계수

MSF는 11×11 영역 내의 화소 값들의 중간 값으로 배경 신호를 추정하여 원신호에서 제거하도록 적용하였고 Top-Hat 필터는 7×7 SE(Structural Element) 단위로 열림 연산(Opening)을 수행하여 배경을 추정하고 원 신호에서 제거함으로써 표적을 탐지하도록 적용하였다.

공간 필터의 장, 단점을 확인하기 위하여 앞서 분석한 영상을 대상으로 공간 필터별 탐지결과를 확인한다.

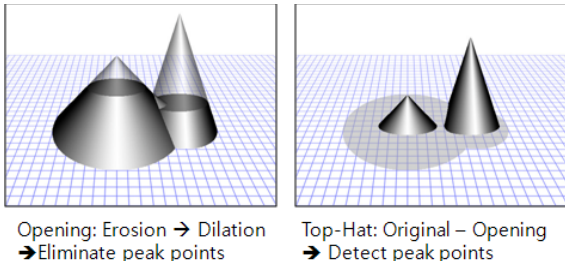


Fig. 3. 열림(Opening)연산과 Top-Hat Filter

Table 5는 프레임 당 평균 오탐지 수를 보여주고 Fig. 4는 2DWAG 필터에 문턱값 300을 적용하였을 때 표적 트랙(B 표적)과 오프트랙의 신호 프로파일을 보여 준다. 표적트랙이 분리되지는 않았지만 시간 필터 대비 매우 많은 오경보가 발생한 것을 알 수 있다. Table 6과 Table 7은 각각 A표적과 B표적에 대한 필터 종류 및 문턱값 별 평균 탐지 프레임수를 보여준다. A, B모두 프로파일의 최대 90%까지 탐지하여 시간 필터 보다 많은 프레임을 탐지할 수 있고 트랙 분리 현상이 발생하지 않았다. 이는 표적 프로파일을 보다 많이 추출하므로 시간 필터대비 표적 분류에 보다 유리하게 활용될 수 있다.

Table 5. 공간필터 프레임 당 평균 오탐지

TH \ ALG	2DWAG	DWF	MSF	Top-Hat
100	234.348	158.252	216.761	526.097
200	69.163	37.225	61.310	88.604
300	31.954	14.083	29.980	38.368
400	20.983	10.319	18.435	23.415
500	16.000	8.441	14.549	18.152

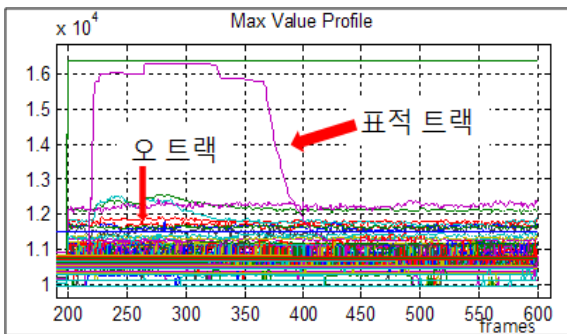


Fig. 4. 공간 필터 결과-신호 프로파일(B표적)

Table 6. 공간필터 탐지 프레임(A표적)

TH \ ALG	2DWAG	DWF	MSF	Top-Hat
100	22.2	21.8	21.8	27.0
200	12.8	10.2	13.0	15.8
300	9.2	6.2	9.2	10.4
400	6.8	3.2	7.0	7.8
500	5.0	2.6	5.2	5.8

Table 7. 공간필터 탐지 프레임(B표적)

TH \ ALG	2DWAG	DWF	MSF	Top-Hat
100	362.7	361.3	359.0	364.0
200	316.7	307.3	317.0	322.7
300	301.0	290.0	301.0	304.0
400	291.0	276.0	291.0	292.0
500	281.3	265.7	281.7	284.0

앞서 시험한 결과를 토대로 시간필터와 공간필터의 장, 단점을 Table 8과 같이 정리할 수 있다.

Table 8. 시간필터와 공간 필터 장, 단점

구분	시간필터	공간필터
장점	<ul style="list-style-type: none"> - 오경보 적음. - 포섭광 초기 탐지에 유리. - 짧은 지속 시간의 포섭광 탐지에 유리. 	<ul style="list-style-type: none"> - 지속시간에 상관없이 포의 전체 프로파일 탐지에 유리.
단점	<ul style="list-style-type: none"> - 표적이 분리 탐지됨. - 포섭광의 후반부 탐지 어려움. 	<ul style="list-style-type: none"> - 오경보 많음.

다. 시-공간 연계 필터 기반 탐지/추적 기법

앞서 살펴본 시간 필터와 공간 필터의 장, 단점으로 부터 시간 필터와 공간 필터의 장점을 결합한 탐지 알고리즘을 제안한다. 주요 아이디어는 초기 상승 이벤트의 탐지는 주로 시간 필터가 기여토록 하여 오경보 수를 줄이고 이후에는 주로 공간 필터가 기여하도록 하여 트랙이 분리되는 것을 방지하는 것이다.

Fig. 5는 시-공간 연계 필터의 탐지 과정을 보여준다. 입력영상에 대하여 각각 시간 필터와 공간 필터를

수행 후 각각 문턱값을 적용하여 각 픽셀 좌표 별로 0 또는 1의 Bit 결과를 얻는다. 두 개의 Bit 결과를 각 픽셀 좌표 별로 Bit-OR를 수행하여 하나의 Bit 출력 결과를 생성한다. 이후 인접하여 탐지된 픽셀들을 서로 연결하여 하나의 표적으로 생성하는 클러스터링(Clustering) 및 라벨링(Labeling) 과정을 수행한다. 다음으로 표적 크기가 유효한지 확인하여 최종 탐지한다. 탐지된 표적은 트랙 관리 및 분류에 필요한 정보들(신호세기, 좌표, 크기 등)을 추출한다. 최종 탐지된 플롯들은 트랙 관리단(추적)으로 전송되어 관리 된다.

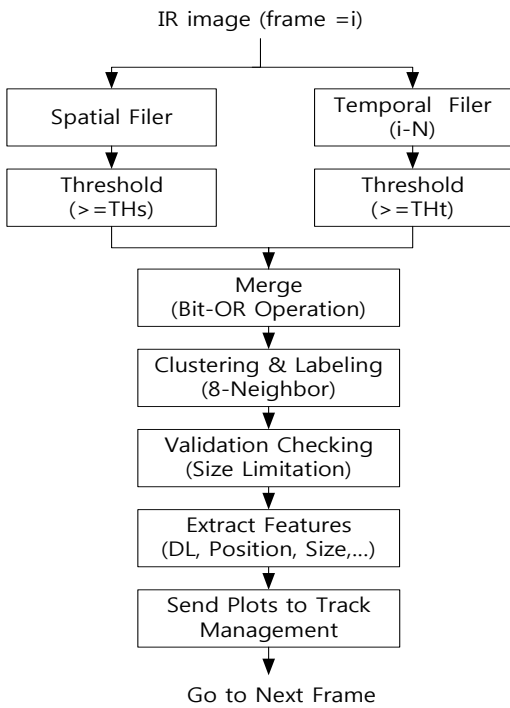


Fig. 5. 탐지 동작 과정

트랙관리에서는 크게 2가지의 동작 시 수행된다. 첫 번째는 현재 탐지된 플롯으로 이전 프레임까지 존재해 온 트랙과의 연관성(Association)여부를 판단하여 이전 트랙의 크기, 위치, 신호세기 등과 같은 상태(State)를 갱신하는 동작이고 두 번째는 기존 트랙과 연관되지 못한 플롯들에게 새로운 트랙을 할당하는 동작이다.

Fig. 6은 1개의 트랙을 갱신하거나 소멸시키는 과정을 보여준다. 먼저 트랙의 유효게이트(Validation Gate) 안에 존재하는 플롯들을 선정한다. 유효 게이트란 하나의 트랙이 기존에 존재해온 영역을 기반으로 현재

프레임에서 존재할만한 영역을 정의하는 것으로 본 논문에서는 고속의 프레임율의 영상을 가정하므로 기존 프레임에서의 표적의 좌표 및 크기를 반영하여 현재 프레임의 유효 게이트를 설정 하였다. 하나의 유효 게이트 안에 존재하는 플롯 중 기존 표적과 가장 유사한 플롯을 진성 표적으로 선정하는 과정을 자료 결합(Data Association)이라고 하며 본 논문에서는 역시 고속의 프레임율을 고려하여 탐지 좌표 기반 가장 가까운 표적을 진성표적으로 선정하는 Nearest Neighbor (NN)^[11] 자료 결합 기법을 적용하였다. 연속한 프레임에서 트랙이 유지되어 Tms 이상 유지된 경우 분류단계로 넘어간다. Tms 는 분류에 충분한 최소 시간으로 실험적으로 결정하였다. 유효 게이트 안에 아무런 후보가 탐지되지 않은 트랙은 종료되는데 이 때 그동안 유지된 프레임이 K 프레임 이하이면 해당 트랙을 무시하고 K 프레임 이상이면 분류단계로 넘긴다. 이것은 포화염이 어느 정도 지속시간을 갖기 때문에 이보다 짧은 지속시간을 갖는 후보를 제거함으로써 오경보를 감소시키기 위한 것이다.

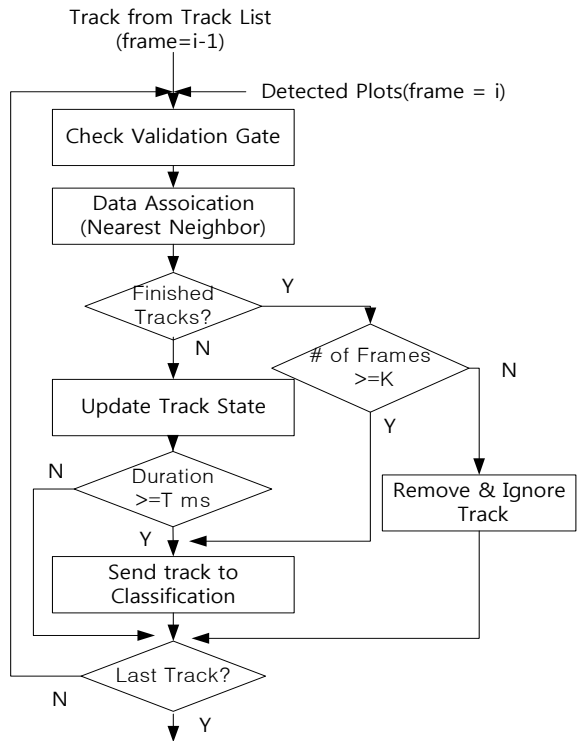


Fig. 6. 트랙 갱신 및 소멸 과정

Fig. 7은 기존 트랙에 연관되지 못한 플롯들 즉, 현재 프레임에서 처음으로 탐지된 플롯들에게 새로운 트랙을 할당하는 과정을 보여준다. 새로운 트랙으로 선언하는 조건은 시간필터로 탐지된 픽셀 수가 M 이상이고 전체 픽셀 수가 L 이상 이어야 한다. 시간 필터 탐지 픽셀수를 고려하여 새로운 트랙을 할당함으로써 공간 필터만으로 탐지되는 수많은 오경보를 제거하는 효과를 얻는다. 전체 픽셀 수가 L 이상인 표적만 취하는 것은 검출기 출력특성이 일시적으로 나빠짐으로써 발생하는 소프트 디펙(Soft Defect)이 대부분 1 픽셀로 발생하기 때문에 이를 제거하기 위한 것으로 실제 대상 표적의 픽셀 크기를 고려하여 설정한다.

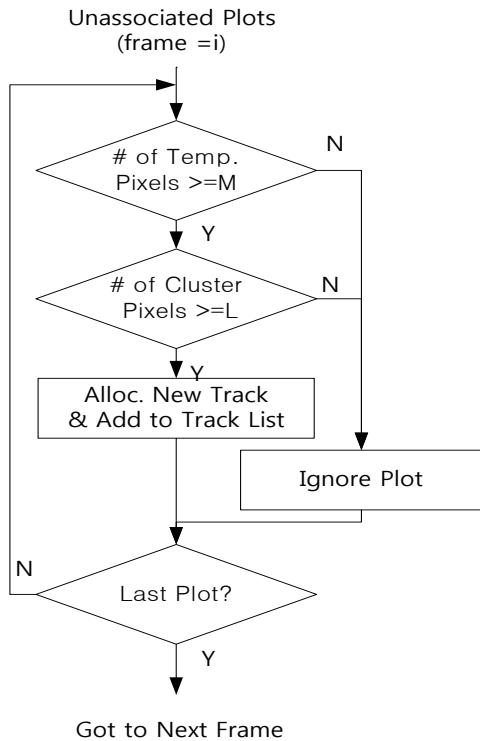


Fig. 7. 새로운 트랙 선언 과정

라. 클러스터 제거

지상 배경의 표적 탐지는 클러스터 제거가 매우 중요하다. 본 장에서는 클러스터 트랙과 표적 트랙을 관찰하여 둘을 구분할 수 있는 특징값을 이용하여 오경보(오프트랙)를 감소시키는 방법에 대하여 논한다.

첫 번째 특징은 초기의 연속한 프레임에서 시간 필터 결과가 문턱값을 넘는 프레임 수(NTFF : Number of

Temporal Filter Frames)로 정의된다. 시-공간 연계 필터 기반 탐지/추적 알고리즘에서 발생하는 오경보는 시간 잡음에 의하여 트랙이 초기화되고 Fig. 1의 오프트랙과 같이 대부분의 시간 잡음은 1 프레임 이내로 존재하기 때문에 대부분 NTFF가 표적보다 작은 경향을 보인다.

유사한 사양(FOV, IFOV 등)을 갖는 2개의 센서로부터 획득된 영상에서 탐지된 표적 및 오경보의 NTFF를 관찰하였다. X센서는 640×100의 영상 해상도 및 511Hz로 동작하며 지상의 약 4~6km 거리에서 3종의 포섭광에 대해 획득한 8개의 영상을 대상으로 하였고 Y센서는 640×72 해상도 및 700Hz로 동작하며 항공에서 각각 6km, 12km, 20km의 경사 거리에서 5종의 포섭광을 획득한 11개의 영상을 대상으로 하였다. Table 9에 각 영상에 대해 탐지된 표적 및 오경보 수를 표기하였으며 이 중 3프레임 이상 탐지된 표적을 NTFF의 관찰 대상으로 하였다. 문턱값은 각각 X센서는 $TH_t = TH_s = 150$, Y센서는 6km는 $TH_t = TH_s = 270$, 12km는 $TH_t = TH_s = 215$, 20km는 $TH_t = 100, TH_s = 200$ 을 적용하였다. Fig. 8을 보면 표적은 95% 이상이 2 이상의 NTFF를 갖는 반면 오경보는 60%가 1 이하를 가지므로 NTFF가 2 미만인 표적을 제거하면 약 60%의 클러스터를 제거할 수 있다. 하지만 Y센서의 경우 일부 표적(3개)이 문턱값을 넘지 못하였는데, 최대 신호와 크기가 일정 값 이상인 표적을 NTFF 기반의 클러스터 판단에서 제외하는 예외사항 처리를 통하여 탐지할 수 있다.

Table 9. NTFF 관찰 대상 표적 및 오경보 수

구분	표적			오경보		
	X	Y	합계	X	Y	합계
전체	20	58	78	87	59	146
대상	17	58	75	37	57	94

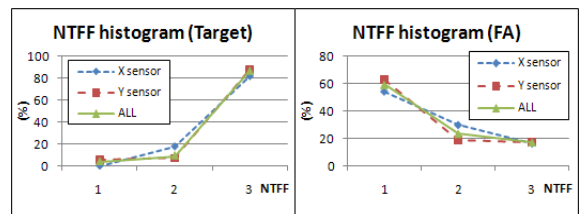


Fig. 8. NTFF 히스토그램 비교

두 번째 특징은 탐지 크기로 정규화 된 신호 세기(SNS : Size-Normalized Signal)이다. 포화염은 포 발사 시 고온의 에너지가 주변공기에 확산되는데 이때 고온의 에너지 일수록 크게 확산된다. 적외선 센서의 출력 신호는 표적의 복사량에 비례하고 고온의 표적일수록 많은 복사량을 방사하므로, 표적의 신호세기와 크기는 비례하는 특징을 보인다. 반면 지형이나 건물 등과 같은 지상 클러터는 포섭광에 비하여 동일한 탐지 크기라도 상대적으로 작은 에너지를 지니므로 SNS 역시 상대적으로 작은 값을 갖게 된다. 또한 본 탐지 알고리즘에서 탐지되는 오경보의 경우 대부분 시간에 의한 1~2 픽셀의 크기를 가지므로 크기에 비하여 신호세기가 매우 큰 값을 가져 SNS가 상대적으로 큰 값을 갖는다. 즉, 탐지된 크기로 정규화 된 최대 신호를 분석하여 표적과 오경보를 구분하는 것이 아이디어이다.

적외선 센서의 신호 출력 신호는 포 섬광으로부터 오는 적외선 에너지뿐만 아니고 표적과 센서 사이의 경로에서 더해지는 에너지, 그리고 장비내부에서 더해지는 에너지에 오프셋으로 작용한다. 이러한 영향으로 획득 환경에 따라 신호 출력에 큰 오프셋 편차를 발생시킨다. Fig. 9는 동일 종류의 포에 대하여 각각 다른 환경(주로 기온)에서 획득한 신호 세기 프로파일 및 오프셋 레벨을 제거한 Delta 신호세기 프로파일을 보여준다. 신호 세기는 매 프레임 탐지된 픽셀들의 디지털 레벨 값 중 최대값으로 그림과 같이 획득 환경에 따라 많은 편차를 갖는다. 따라서 포화되지 않은 표적의 경우 Delta 신호 세기를 적용하는 것이 최대 신호세기의 편차가 줄어 표적의 특징을 보다 잘 반영할 수 있다. 하지만 Fig. 10과 같이 신호출력 범위를 넘어서 포화된 신호의 경우 오히려 오프셋 레벨을 제거한 Delta 신호세기를 적용하면 최대 신호에서의 편차가 더 커지므로 원래 신호 세기를 그대로 적용한다.

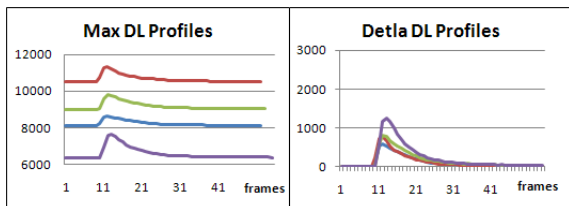


Fig. 9. 신호세기 프로파일과 Delta 신호세기 프로파일 (포화 안 된 표적)

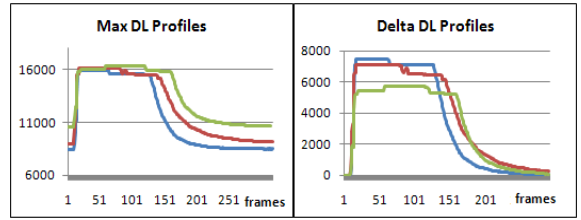


Fig. 10. 신호세기 프로파일과 Delta 신호세기 프로파일 (포화된 표적)

SNS에 있어 한 가지 더 고려할 사항은 신호세기가 최대가 되는 시점과 표적 크기가 최대가 되는 시점이 다르다는 것이다. 일반적으로 신호세기가 먼저 최고점에 이르고 에너지가 주변으로 확산되면서 이후 표적 크기가 최대가 된다. 따라서 SNS를 구할 때는 신호와 크기가 각각 최대가 될 때의 비로 정의 한다.

앞서 설명한 내용을 근거로 SNS 특징값은 다음과 같은 과정을 통하여 추출한다.

- ① 포화/비포화 구분 : 초기 100 프레임 중 5 프레임이 14000 이상이면 포화 신호, 그렇지 않으면 비포화 신호(14bit의 비트 해상도 기준)
- ② 최대 신호세기 구함(α) : 초기 100 프레임에서 최대 신호세기 구함. 비포화 신호는 첫 프레임에서 탐지된 픽셀 주변의 평균 배경 신호를 오프셋 레벨로 추정하고 이를 최대 신호세기에서 제거하여 Delta 신호세기 구함.
- ③ 최대 표적 크기 구함(β) : 초기 100 프레임 동안 탐지된 최대 픽셀 수
- ④ SNS 계산 : $SNS = \alpha / \beta$

Table 10과 같이 NTFF 관찰에 사용한 샘플 중 Delta 신호세기 프로파일이 모두 0 이하인 샘플을 제외하고 SNS를 관찰하였다. Fig. 11 및 Fig. 12에서와 같이 SNS의 분포에 있어 클러터 일부가 표적과 상이한 분포를 보이므로 이를 제거할 수 있음을 알 수 있다.

Table 10. SNS 관찰 대상 표적 및 오경보 수

구분	표적			오경보		
	X	Y	합계	X	Y	합계
전체	20	58	78	87	59	146
대상	20	58	78	80	58	138

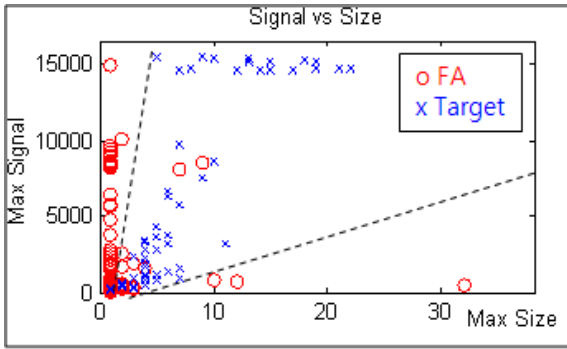


Fig. 11. 최대 신호와 최대 크기 분포

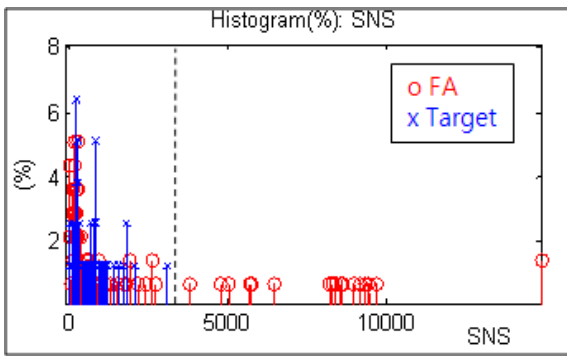


Fig. 12. SNS 히스토그램

3. 시험결과

먼저 시-공간 연계 필터 기반 탐지/추적 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 시간 필터와 4가지 공간필터를 연계한 필터의 성능을 비교하였다. 시간 필터는 $N = 3$, 문턱값은 200을 적용하고, 공간 필터는 각 필터별로 A표적의 평균 탐지 프레임이 약 12 프레임인 조건의 문턱값을 적용하였다. 추적 파라미터는 $T = 700ms$, $K = 2$, $M = 1$, $L = 1$ 을 각각 적용하였다. Table 11은 시-공간 연계 필터 기반 알고리즘의 결과를 보여준다. A표적 및 B표적의 평균 탐지 프레임 및 프레임당 평균 오탐지, 평균 오경보(오트랙) 수에 있어 시간 필터와 어떠한 공간 필터를 연계하여도 유사한 성능을 보인다. Table 5의 공간 필터만을 적용한 결과와 비교해보면 문턱값 200에서 발생했던 37~89개의 프레임당 평균 오탐지 수가 약 3개 정도로 감소하였다. 또한, Table 2, 3, 4의 시간 필터만을 적용하였을 때 문턱값 200 및 $N = 3$ 에서 A표적은 약 3.4 프레임 B표적은 28

프레임의 탐지에 그치고 B표적의 경우 약 4.67개로 분리되었으나 시-공간 연계필터에서는 A표적은 약 12 프레임, B표적은 약 310 프레임에 이르는 탐지 향상이 있고 표적 분리 현상이 발생하지 않았다. Fig. 13은 표적 트랙(B표적) 및 오트랙의 프로파일로 표적트랙이 분리되지 않았으며 오트랙의 수가 공간 필터만 적용했을 때 보다 훨씬 감소한 것을 알 수 있다. 단 시간 필터만 적용하였을 때는 1~2 프레임만 존재하는 시간 잡음만이 클러스터로 탐지 되었는데, 시-공간 연계 필터에서는 시간 필터로 초기화된 잡음이 공간필터에 의하여 계속 유지되어 프레임당 평균 오탐지수가 시간 필터만 적용한 경우보다는 증가한다.

Table 11. 시-공간 연계 필터 결과

구분 \ ALG	2D WAG	DWF	MSF	Top-Hat
문턱값	220	170	220	270
A표적 탐지	12	12	12.2	12.2
B표적 탐지	312.7	314.7	313.7	311.3
평균 오탐지	3.0	2.8	3.0	3.1
평균 오경보	22.0	22.3	21.7	21.3

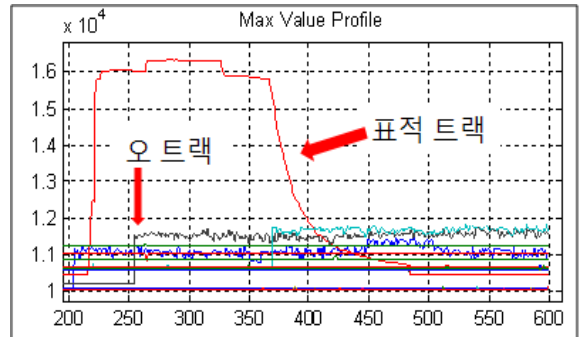


Fig. 13. 시-공간 연계 필터-신호 프로파일(B표적)

NTFF의 성능확인을 위하여 시-공간 연계필터에 의해 탐지된 Table 9의 대상 샘플에 대하여 문턱값 2를 적용하여 결과를 확인하였다. 즉, NTFF가 2 미만인 표적은 클러스터로 판단한다. Table 12와 같이 X센서는 표적의 탐지율 감소 없이 오경보가 약 54% 감소하며 Y센서는 약 1.7%의 탐지율이 감소하지만 60%의 오경보가 감소하여 전체 기준으로 1.3%의 탐지율이 감소하고

57%의 오경보가 감소한다. 이는 원래 탐지된 146개의 전체 오경보 기준으로 약 37% 오경보 감소 비율에 해당되므로 NTFF가 오경보 감소에 매우 효과적인 것을 알 수 있다.

Table 12. NTFF적용 시 탐지율 및 오경보 성능

구분	표적			오경보		
	X	Y	합계	X	Y	합계
대상	17	58	75	37	57	94
NTFF 적용후	17	57	74	17	23	40
감소율(%)	0	1.7	1.3	54	60	57

SNS의 성능 확인을 위하여 Table 10의 대상 표적 및 클러터에 대하여 다음과 같은 문턱값을 적용하였다.

- ① 포화 표적 하한 문턱값 : $\min(SNS)/2$ (포화 표적은 표적 크기가 최대 2배까지 커질 수 있을 것을 고려하여 하한 문턱값 설정)
- ② 비포화 표적 하한 문턱값 : $\min(SNS) - \min(SNS) \times 0.1$ (10% 마진 고려)
- ③ 포화/비포화 표적 상한 문턱값 : $\max(SNS) + \max(SNS) \times 0.1$ (10% 마진 고려)

Table 13과 같이 X센서 Y센서 모두 탐지율의 감소는 없었으며 오경보는 X센서가 약 11.3%, Y센서가 약 58.6% 감소되어 Y센서의 영상에 보다 효과적이다. Y센서는 X센서와 달리 불량화소 처리나 불균일 보정을 수행하지 않은 영상으로 센서 자체의 잡음이 클러터의 주류를 이루기 때문에 SNS에 의한 제거 효과가 크게 나타난 것으로 판단된다. 전체적으로 31%의 오경보 감소 효과가 있으며 이는 영상에서 탐지된 전체 오경보 개수 146개를 기준으로 29% 감소 효과를 갖는다.

Table 14는 NTFF와 SNS를 동시 적용하였을 때의 성능을 보여준다. 즉, NTFF 또는 SNS에 의하여 문턱값에 들지 못하는 샘플을 클러터 처리하여 결과를 확인하였다. X센서의 경우 표적의 탐지율 저하 없이 약 32.9%의 오경보 감소효과를 보여주며 Y센서는 약 1.3%의 탐지율 저하는 있지만 약 79.7%의 큰 오경보 감소 효과를 보여준다. Fig. 14는 NTFF 및 SNS를 적용하였을 때 표적(B 표적) 및 오경보의 신호세기 프로파일

Table 13. SNS적용 시 탐지율 및 오경보 성능

구분	표적			오경보		
	X	Y	합계	X	Y	합계
대상(개)	20	58	78	80	58	138
SNS 적용후(개)	20	58	78	71	24	95
감소율(%)	0	0	0	11.3	58.6	31

Table 14. NTFF와 SNS 동시 적용 시 탐지율 및 오경보 성능

구분	표적			오경보		
	X	Y	합계	X	Y	합계
대상(개)	20	58	78	82	59	141
SNS 적용후(개)	20	57	77	55	12	67
감소율(%)	0	1.7	1.3	32.9	79.7	52.5

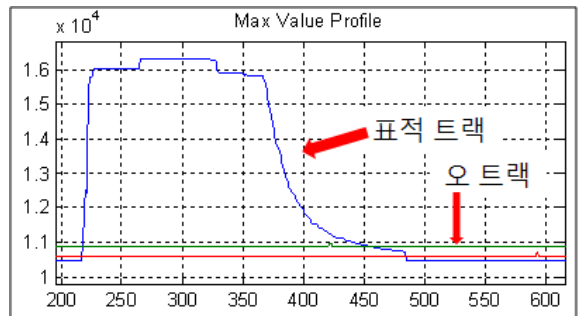


Fig. 14. NTFF와 SNS 적용 후 -신호 프로파일(B표적)

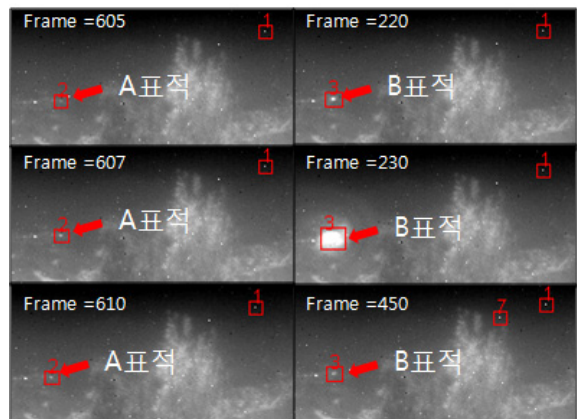


Fig. 15. 표적 탐지 결과

일로 Fig. 13과 비교하면 NTFF와 SNS에 의하여 오프랙이 감소한 것을 알 수 있다. Fig. 15는 영상에서 표적의 탐지 및 추적 결과를 보여주는 것으로 숫자는 부여된 트랙 번호이다. 복잡한 배경 환경에서도 적은 오경보와 표적의 지속적 탐지가 가능함을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 광각의 시계와 고속의 프레임율을 갖는 적외선 영상 센서로부터 포 사격 사건의 효과적인 탐지를 위한 탐지 및 오경보 감소 기법에 대하여 제안하였다. 포의 종류를 구분하기에 매우 중요한 특징인 신호 프로파일의 효과적인 탐지를 위하여 시-공간 연계 필터를 개발하였다. 이것은 시간 필터의 상승 이벤트 탐지 특성 및 오경보 감소 효과와 공간필터의 지속적인 신호 추출 효과를 결합하여 오경보는 적으면서 표적의 프로파일을 효과적으로 탐지하도록 한다. 이와 더불어 시-공간 연계필터로부터 탐지된 오경보를 제거하기 위한 2가지 특징값을 제안하였고 실험 결과를 통하여 그 성능을 확인하였다. Y센서에서 탐지율의 미소한 감소가 있지만 X센서의 경우 약 30%, Y센서의 경우 약 80%, 전체적으로 약 50%의 오경보 감소 효과를 증명하였다.

References

- [1] Ritter, A. B., et al., "Transient Event Characterization", Aerospace Conference Proceedings, IEEE, Vol. 4, pp. 273~280, 1999. 3.
- [2] Ritter, A. B., et al., "Enhancement and Assessment of Transient Event Characterization Algorithm", Aerospace Conference Proceedings, IEEE, Vol. 3, pp. 343~349, 2000. 3.
- [3] Hagerty, S. P. et. al., "Real-Time Discrimination of Battlefield Ordnance Using Remote Sensing Data", Aerospace Conference Proceedings, IEEE, Vol. 3, pp. 329~342, 2000. 3.
- [4] Atwell, J. A., et. al., "Real-Time Classification of Multiple Non-Separated Battlefield Ordnance Events Using ELMO", Aerospace Conference Proceedings, IEEE, Vol. 4, pp. 1965~1978, 2001. 3.
- [5] Actio, N., et al., "Comparative Analysis of Clutter Removal Techniques over Experimental IR Images", Optical Engineering, Vol. 44, pp. 10641-1~10, 2005. 10.
- [6] Nizberg, R., et al., "Spatial Filtering Techniques for Infrared(IR) Sensors", Proc. of Smart Sensors, D. F. Barbe ed., SPIE, Vol. 178, pp. 40~58, 1979.
- [7] Barnett, J., "Statistical Analysis of Median Subtraction Filtering with Application to Point Target Detection in Infrared backgrounds", SPIE, Vol. 1050, pp. 10~15. 1989. 1.
- [8] Deshpande, S. D., "Max-Mean and MaxMedian Filters for Detection of Small-Targets", Conference on Signal And Data Processing of Small Targets, SPIE, Vol. 3809, pp. 74~83, 1999. 7.
- [9] Tom, V. T., et al., "Morphology-based Algorithm for Point Target Detection in Infrared Backgrounds", Signal and Data Processing of Small Trgets, SPIE, Vol. 1954, pp. 2~11, 1993. 4.
- [10] Kim, S, et. al., "Robust Detection of Horizontal Small Targets using Synergistic Spatial Filtering", Electronics Letters, Vol. 45, No. 12, pp. 1~2, 2009. 6.
- [11] 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.