

논문 2012-49-10-26

## 클러터환경에서 영상특징을 이용한 표적 추적

( Target Tracking Using Image Features in a Cluttered Environment )

정 영 헌\*, 광 동 민\*, 김 도 종\*, 고 정 호\*

( Young-Hun Jung, Dong-Min Kwak, Do-Jong Kim and Jung-Ho Ko )

### 요 약

본 논문에서는 실시간 적외선 감시시스템을 위하여 표적 영상의 평균 밝기, 면적, 종횡비로 구성된 영상특징들을 이용한 새로운 추적 방법을 제시한다. 지상 표적의 영상특징들의 시간적 변화는 수학적으로 지수함수적 상관함수를 갖는 랜덤프로세스로 모델링할 수 있다. 기존의 추적 필터에서 사용되어져 온 표적의 운동을 표현하는 표적의 위치, 속도성분뿐만 아니라, 표적의 기하학적 영상특징들을 모두 포함하는 상태벡터의 이산시간 동역학방정식 및 측정방정식을 유도했다. 시뮬레이션 결과 기존의 표적 위치 및 속도정보만 이용한 경우보다 제안된 추적방법이 추적정확도가 월등히 높음을 알 수 있었다.

### Abstract

In this paper, we propose a novel tracking method which uses image features consisted of the area, average intensity, aspect ratio of a target image for the real-time IR surveillance system. The image features of the ground target can be modeled as a random process with exponential autocorrelation function mathematically. Finally, we derived a discrete target dynamic equation including kinematic states and geometric states of the target. Simulation results shows that the performance of the proposed method is better than that of the previous tracking method.

**Keywords :** Target Tracking, Kalman filter, Data association, IR surveillance system.

### I. 서 론

미래지상전투에서 전투 효율성을 증대하고 전장에서 주도권 확보를 위해서는 다중표적에 대한 조기 탐지, 인지 및 추적기술이 필연적으로 요구되고 있다. 미래지상전에서는 적과 근접한 상태에서 임무를 수행해야 하므로, 감시정찰 임무는 인명손실의 가능성이 매우 높아 가장 먼저 무인전투체계/군사용 로봇에 활용될 분야이다. 무인 감시정찰을 위해서는 표적을 자동으로 탐지, 인지하고 추적하는 기술이 필연적으로 요구되며 특히, 전투효율이 증대되려면 다중표적에 대한 처리가 가능해야 한다.

적외선영상을 이용한 다중 표적추적은 현재 매우 활발히 연구가 진행되고 있다. 측정치 중에서 실제 추적 중인 표적의 측정을 찾아내는 과정을 데이터연관(Data association)이라 한다. 실제 시스템에서 가장 많이 사용되고 있는 데이터연관 방법은 측정치의 거리정보를 이용해 측정의 예측치에 가장 가까운 측정을 표적에서 발생한 측정치라고 계산하는 NN(Nearest Neighbor)방법이 있다<sup>[1-3]</sup>. 또한, 위치정보를 데이터연관에 이용하는 대신 신호의 세기를 이용하는 방법이 있으며, 가장 신호세기가 큰 측정을 표적으로 단정하는 Strongest Neighbor(SN)<sup>[4-6]</sup>방법이 있으며, 위치정보와 신호세기 정보를 모두 사용하는 PDAF-AI 방법<sup>[7]</sup>도 사용된다. 가장 최근에는 영상 특징으로서 신호세기뿐만 아니라 면적-비율 가중치를 이용한 방법도 제안되었다<sup>[8]</sup>. 하지만 이 방법은 표적이 원형에 가깝고, 표적의 밝기가 클러

\* 정회원, 국방과학연구소  
(Agency for Defense Development)  
접수일자:2011년5월28일, 수정완료일:2012년10월5일

터에 비해 항상 밝은 대공 소형표적 추적환경에는 적합한 방법이나, 클러터가 표적보다 밝거나, 차량의 선회 등에 따른 면적-비율의 변화가 발생하는 지상표적 추적에는 적합하지 않는 방법이다.

본 논문에서는 표적획득 지능화시스템(ITAS: Intelligent Target Acquisition System)과 같은 실시간 감시 장비 개발을 위한 적외선 영상 기반 다중 표적 추적알고리즘을 제안한다. 특히, 표적의 면적(area), 밝기 평균(average intensity), 종횡비(aspect ratio)와 같은 적외선 영상의 특징들을 추적필터의 상태벡터로 구성하여 추정함으로써 클러터와 표적을 보다 효과적으로 구분하여 추적성을 향상시키고자 한다.

영상 추적장치의 입력인 표적의 위치, 면적, 밝기 평균, 종횡비는 탐지알고리즘을 통해 획득하게 된다. 본 논문에서 사용된 탐지알고리즘은 현재 프레임 영상과 과거 프레임 영상의 차를 이용하여 이동 표적을 탐지하는 차영상법을 이용하였다.

## II. 탐지 알고리즘 구성<sup>[10]</sup>

본 논문에서 사용된 이동 표적의 검출을 위한 탐지 알고리즘의 전체 과정은 그림 1과 같다. 차영상법을 이용한 탐지알고리즘은 이동 표적을 찾는 대표적인 알고리즘이다.

전방위 감시를 위한 감시정찰장비는 주어진 관측시계(Field of View)를 가지고 있으므로, 방위각 방향 구동을 하게 된다. 그러나 구동시 정지 위치가 화소레벨의 정확도를 보장하기 어렵기 때문에 표적 탐지장치에서는 영상기반 정합알고리즘이 요구되며, 영상정합의 정확도에 따라 탐지성능이 크게 좌우된다.

현재 프레임 영상에서  $(i, j)$  위치의 화소값을

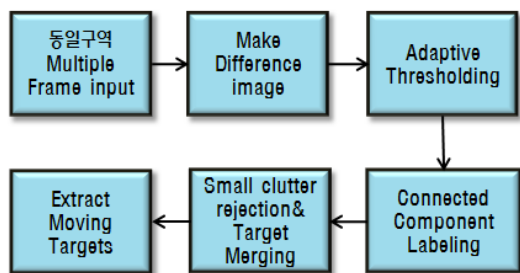


그림 1. 이동 표적 검출 과정  
Fig. 1. Detection process of moving targets.

$I_c(i, j)$ , 과거  $n$  프레임 이전 영상의 동일한 위치의 화소값을  $I_{c-n}(i, j)$  이라고 하면, 두 영상으로부터 다음 식과 같이 차영상을 구할 수 있다.

$$I_{diff}(i, j) = I_c(i, j) - I_{c-n}(i, j) \tag{1}$$

이때, 차영상에는  $n$  프레임 시간간격 사이에 발생한 변화 정보가 저장되며,  $[2^m - 1, 2^m + 1]$  의 범위의 값을 가진다. 여기서  $m$ 은 입력영상의 bit 수를 나타낸다.

표적이 배경에 비해 밝은 값을 가진다고 가정하면 고스트가 제거된 표적후보 영상은 이진화로 결정할 수 있다. 이 때, 표적이 배경에 비해 밝은 값을 가진다고 가정하면 현재 표적위치의 밝기값은 양의 값을 가지고 고스트는 음의 값을 가진다. IR영상의 경우 Raw 데이터를 사용하므로 배경과 표적의 온도차를 이용하여 표적 후보를 추출하기 위해서 아래식 (2)와 같이 임계값

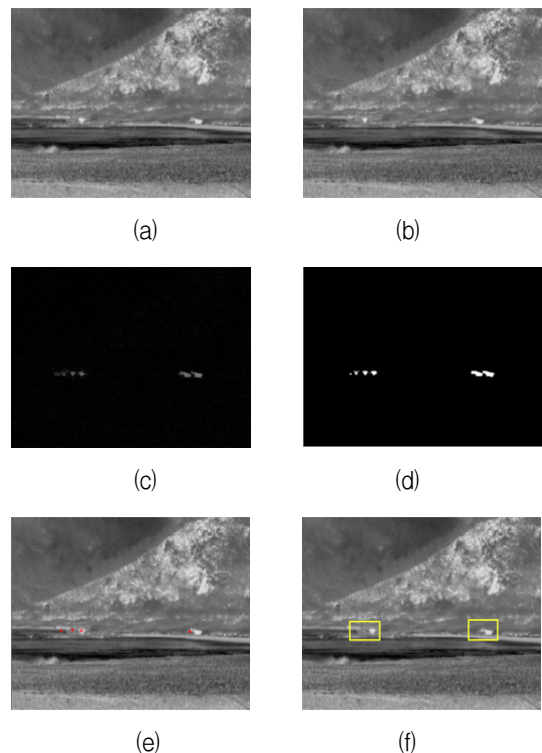


그림 2. 탐지과정 (a)  $n$  프레임 이전 영상, (b) 현재 프레임 영상, (c) 두영상간의 차영상, (d) 임계값을 이용한 이진화 영상, (e) Labeling을 통한 물체 추출, (f) 클러터 제거후 최종 표적 탐지 결과  
Fig. 2. Detection process (a) image prior to  $n$  frame (b) image at current frame (c) difference between two images (d) binary image using threshold (e) object extraction via labeling (f) final target detection results after clutter rejection.

(threshold),  $2^m \times P$ 를 이용한 이진화 영상을 획득한다. 이 때,  $P$  값은 실험을 통하여 결정한다.

$$I_{th} = \begin{cases} 1, & I_{diff} > 2^m \times P \\ 0, & else \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)를 통한 이진 영상으로부터 표적 후보들의 위치와 속성을 추출하기 위해서 CC Labeling (Connected Component Labeling)을 수행한다. CC Labeling은 독립된 개체로 존재하는 표적 후보들의 기하학적 특징을 추출하기 위해 이진영상을 이용하여 연결되어 있는 고립 영역에 동일 레이블(Label)을 부여하여 각 영역의 위치, 크기, 형태 등을 추출하는 알고리즘이다. 레이블링이 끝난 표적 후보들중에서 화소수가 매우 작거나, 종횡비가 매우 크거나 작은 물체는 클러스터로 간주하여 제거한 후, 최종 표적을 탐지하게 된다.

### III. 추적 알고리즘 구성

#### 1. 기존 방법

일반적으로 가장 많이 사용되는 표적 추적 알고리즘은 칼만필터를 사용하고 데이터연관 방법으로 NN (Nearest Neighbor)방법을 사용한다. 칼만필터와 NN방법은 적은 연산량으로 좋은 성능을 발휘하는 실시간 다중표적 추적시스템에 적용되는 대표적 추적방법이다.

먼저, 다음과 같은 표적 운동과 측정에 대한 모델을 가정하자.

$$\mathbf{x}(k+1) = F(k)\mathbf{x}(k) + u(k) + w(k) \quad (3)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + \eta(k) \quad (4)$$

여기서  $\mathbf{x}(k) = [x(k) \dot{x}(k) y(k) \dot{y}(k)]^T$ 는 시간  $k$ 에서 표적의 상태 벡터로서  $x$ 축과  $y$ 축의 표적 픽셀 위치 및 속도이며, 표적이 등속으로 이동한다고 가정할 경우,  $F(k)$ 는 식 (5)와 같이 쓰여질 수 있으며,  $u(k)$ 는 입력벡터로써, 등속모델인 경우 영벡터이다. 또한,  $z(k)$ 는 측정 벡터로서, 탐지알고리즘을 통해 표적의 위치값이 획득됨으로  $H(k)$ 는 식 (5)과 같이 쓰여진다.

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (5)$$

여기서  $T$ 는 프레임 간 간격시간,  $T$ 는 전치행렬을 뜻한다.  $w(k)$ 는 표적 운동의 과정 잡음(process noise)으로서, 평균은 0이고 공분산행렬은  $Q(k)$ 이다.  $\eta(k)$ 는 측정 잡음으로써 평균이 0이고 공분산행렬  $R(k)$ 를 가지는 측정 잡음 벡터이다. 이때  $\eta(k)$ ,  $w(k)$ ,  $\mathbf{x}(0)$ 는 상호 비상관 관계(uncorrelated)이다.

칼만 필터의 상태 예측치와 그 공분산행렬은

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = F(k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) + u(k) \quad (6)$$

$$P(k|k-1) = F(k-1)P(k-1|k-1)F(k-1)^T + Q(k-1) \quad (7)$$

와 같다. 여기서  $\hat{\mathbf{x}}(i|j)$ 는  $j$ 시간까지의 측정을 이용하여  $i$ 시간의 표적 상태의 예측치를 뜻한다. 그리고 표적 상태의 추정치와 그것의 공분산행렬은

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + W(k)\nu(k) \quad (8)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - W(k)S(k)^{-1}W(k)^T \quad (9)$$

이다. 여기서 이노베이션(innovation)  $\nu(k) = z(k) - H\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ 이고,  $S(k)$ 와  $W(k)$ 는 각각 (10)식과 (11)식과 같은 이노베이션의 공분산행렬과 칼만이득행렬이다.

$$S(k) = HP(k|k-1)H^T + R(k) \quad (10)$$

$$W(k) = P(k|k-1)H^T S(k)^{-1} \quad (11)$$

클러스터가 있는 상황에서 표적을 추적할 경우, 측정값들은 추적하고자 하는 표적에서뿐만 아니라 랜덤 클러스터 또는 어떤 다른 근원으로부터 발생할 수 있다. 측정의 예측치에서 멀리 떨어진 측정은 관심 있는 표적에서 발생할 확률이 떨어지므로 유효 게이트(validation gate) 안에 있는 측정만을 유효한 측정값으로 사용한다<sup>[1]</sup>. 이 유효 게이트는 타원체로서

$$R_\gamma(k) = z(k); \nu(k)^T S(k)^{-1} \nu(k) \leq \gamma \quad (12)$$

이고, NN 기법에서는 게이트 내에 있는 측정치들 중 예측치에 가장 가까운 측정을 실제 표적에서 발생한 측정으로 간주하여 추적하는 방법이다. 참고문헌 [8]에서는 NN 기법에서 사용하는 운동학적(kinematic) 위치정보 외에 표적 신호세기가 클수록, 또한 면적이 클수록, 가로 세로비율이 1에 가까울수록 실제 표적일 가중치를 높여

가장 확률이 높은 한 측정을 표적에서 발생한 측정으로 사용하는 방법을 제안하였다. 하지만, 이 방법은 대공표적에는 적합할 수 있으나, 지상표적 추적에는 적합하지 않은 방법이다.

2. 영상특징의 모델링

탐지알고리즘에서 획득되는 측정치는 표적들의 위치 값 뿐만 아니라, 표적의 면적(area), 밝기평균(intensity), 종횡비(aspect ratio)와 같은 영상 특징벡터가 획득된다. 이와같이 탐지알고리즘에서 획득된 특징벡터  $f(k) = [a(k) \ i(k) \ r(k)]^T = [f_1(k) \ f_2(k) \ f_3(k)]^T$ 를 추적알고리즘에 활용하여 추적의 정확도를 높이고자 한다. 그러기 위해서는 먼저 영상특징들의 모델링이 요구된다.

특징벡터의 시간적 변화는 지상표적의 경우, 그림 3과 4에서 보듯이 제자리 선회와 같은 급격한 물체이동이나, 장애물들에 의한 가림에 의해 급격한 영상의 특징 변화가 발생할 수 있다. 그림 4에서 알 수 있듯이 장갑차의 측면을 기준으로 종횡비는 대략 1에 가깝게 있다가 제자리 선회가 시작하는 10~11번째 프레임에서 종횡비와 면적의 급격한 변화를 관찰할 수 있다. 그리

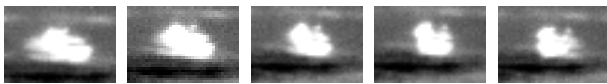


그림 3. 제자리 선회하는 장갑차의 영상 시퀀스  
Fig. 3. Image sequence of the pivoting armoured vehicle.

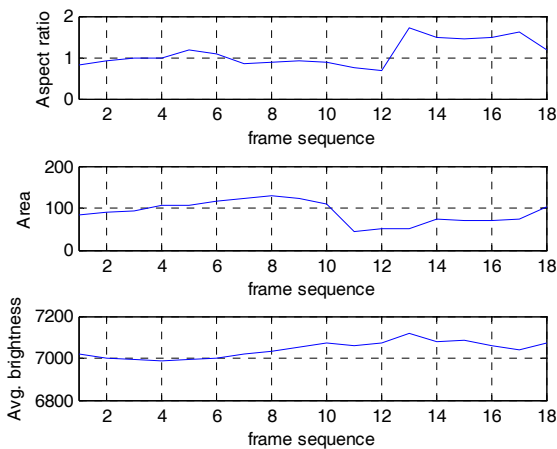


그림 4. 제자리 선회하는 장갑차의 특징 변화  
Fig. 4. Image features of the pivoting armoured vehicle.

고, 그림 5, 6과 같이 광활한 지역에서의 직선 운동하는 전차의 경우 작은 장애물들에 의한 면적의 변화는 있으나, 거의 일정한 종횡비와 면적, 밝기평균을 가짐을 확인할 수 있다.

이와 같이 영상 특징들은 현재 시간  $t$ 에서 값과  $t + \tau$ 시간에서의 값들은 상관관계를 갖으며,  $i$ 번째 영상 특징  $f_i(t)$ 의 시간적 상관관계는 아래 (13)식과 같이 평균이  $m_i$ 이고 지수함수의 자기상관함수 (autocorrelation function)를 가지는 랜덤 프로세서로 모델링할 수 있다.

$$E[(f_i(t) - m_i)(f_i(t + \tau) - m_i)] = \sigma_i^2 e^{-\alpha_i|\tau|}, \quad i = 1, 2, 3. \tag{13}$$

여기서,  $\sigma_i^2$ 와  $\alpha_i$ 는  $i$ 번째 영상특징의 분산과 시간적 상관도를 나타내는 시상수이다.  $\alpha_i$ 값이 크면 클수록 시간에 따른 변화가 크다는 것을 의미한다. Singer<sup>[9]</sup>는 표적의 가속도를 평균이 영이고, 지수함수의 상관함수를 가지는 랜덤 프로세서로 제시한 바 있다. 즉,  $t$ 시간에서의 표적면적  $f_1(t)$ , 밝기평균  $f_2(t)$ , 종횡비  $f_3(t)$ 는  $\tau$ 시간 이후의 표적면적  $f_1(t + \tau)$ , 밝기평균  $f_2(t + \tau)$ , 종횡



그림 5. 직선 운동하는 전차의 영상 시퀀스  
Fig. 5. Image sequence of the straight moving tank.

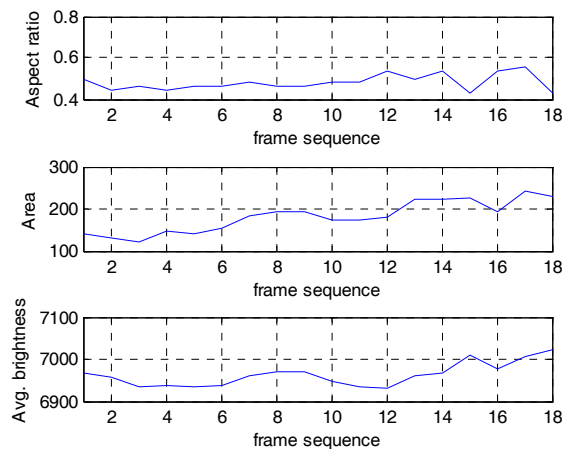


그림 6. 직선 운동하는 전차의 특징 변화  
Fig. 6. Image features of the straight moving tank.

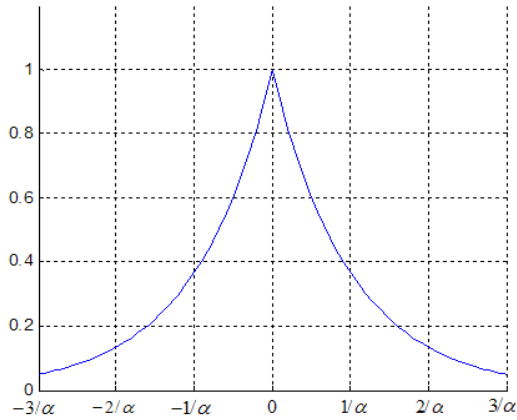


그림 7. 영상 특징들의 시간적 자기상관함수  
Fig. 7. Auto-correlation function of the image features.

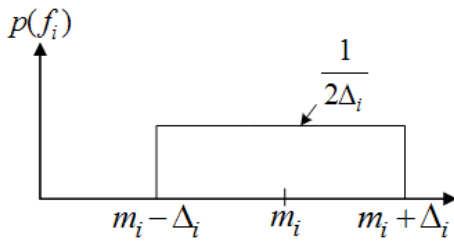


그림 8. 영상 특징들의 확률밀도함수 모델  
Fig. 8. Probability mass function of the image features.

비  $f_3(t + \tau)$ 와 그림 7과 같이 지수함수적으로 상관되어 있다는 의미이다.

$i$ 번째 영상특징의 분산  $\sigma_i^2$ 은 영상특징의 분포를 그림 8과 같이 평균값이  $m_i$ 이고,  $\pm \Delta_i$  사이에서 uniform한 확률분포로 모델링하면  $\sigma_i^2 = \Delta_i/3$ 로 계산되어진다.

3가지 영상 특징을 지수함수의 상관함수를 가지는 랜덤프로세서로 모델링한 식 (13)을 이용하면 연속시간 영상특징의 미분방정식은 다음과 같이 유도되어진다.

$$\dot{f}_i(t) = -\alpha_i f_i(t) + \alpha_i m_i + v_i(t), \quad i = 1, 2, 3. \quad (15)$$

여기서  $v_i(t)$ 는 평균이 영이고, 분산이  $2\alpha_i \sigma_i^2$ 인 연속시간 백색과정잡음이다. 식 (15)를 최종적인 이산시간 동적방정식을 유도하면 아래 식(16)과 같다.

$$f_i(k+1) = e^{-\alpha_i T} f_i(k) + (1 - e^{-\alpha_i T}) m_i + w_i(k), \quad i = 1, 2, 3. \quad (16)$$

여기서  $T$ 는 영상 프레임 간 간격이며,  $w_i(k)$ 는 평균은 영이며, 분산은  $\alpha_i T$ 가 매우 작을 때  $2\alpha_i \sigma_i^2 T$ 로 근사화되는 이산시간 백색과정잡음이다<sup>[9]</sup>.

위 식 (16)을 바탕으로 영상 특징들의 이산시간 동적방정식과 추정방정식을 써보면 아래와 같다.

$$\mathbf{f}(k+1) = \begin{bmatrix} e^{-\alpha_1 T} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\alpha_2 T} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\alpha_3 T} \end{bmatrix} \mathbf{f}(k) + \begin{bmatrix} (1 - e^{-\alpha_1 T}) m_1 \\ (1 - e^{-\alpha_2 T}) m_2 \\ (1 - e^{-\alpha_3 T}) m_3 \end{bmatrix} + \mathbf{w}(k) \quad (17)$$

$$z_f(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{f}(k) + \eta_f(k) \quad (18)$$

#### 다. 위치와 영상특징 융합 추적필터 구성

식(3)-(5)의 기존 추적알고리즘에서 사용되는 위치정보 뿐만 아니라, 식(17)와 (18)의 영상 특징들의 이산시간 동적방정식과 추정방정식을 포함하는 전체 동적방정식과 추정방정식을 유도한다.

먼저, 칼만필터에 사용되는 상태벡터  $\mathbf{x}(k)$ 는  $x$ 축과  $y$ 축의 표적 픽셀 위치 및 속도 뿐만 아니라, 표적의 면적, 밝기평균, 종횡비를 추가하여 아래 (19)식과 같은 확장된 상태벡터를 구성한다.

$$\mathbf{x}(k) = [x(k) \dot{x}(k) y(k) \dot{y}(k) \mathbf{f}(k)]^T = [x(k) \dot{x}(k) y(k) \dot{y}(k) a(k) i(k) r(k)]^T \quad (19)$$

확장된 측정벡터는 탐지알고리즘에서 획득된 위치 픽셀 값과 영상특징들로 구성됨으로, 융합추적필터를 위한 전체 운동방정식과 추정방정식을 써보면 다음과 같다.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (20)$$

$$z(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{x}(k) + \eta(k) \quad (21)$$

여기서

$$F(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha_1 T} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha_2 T} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha_3 T} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$u(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ (1 - e^{-\alpha_1 T})m_1 \\ (1 - e^{-\alpha_2 T})m_2 \\ (1 - e^{-\alpha_3 T})m_3 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

이다. 융합 칼만필터의 예측 및 상태 추정식은 식 (6)-(11)의 과정을 통해 얻을 수 있다.

트랙관리방법으로는 최초 해당 항적의 측정값이 연속으로 3개가 들어오면 트랙을 형성하고, 이 트랙에 해당하는 측정이 3개 연속으로 들어오지 않으면 트랙을 삭제하는 트랙관리방법을 사용하였다.

#### IV. 실험 결과

##### 1. 실험환경 및 알고리즘 파라미터 설정

제안된 추적알고리즘 입증을 위해 중적외선(MWIR) 센서를 이용한 8°(수평)×6°(수직) 시계(FOV: Field of View), 픽셀당 14bit 밝기정보를 가진 640×480 해상도를 지닌 연속 영상을 이용하였다.

그림 8은 실험을 위한 첫 번째 영상으로써, 추적하고자 하는 표적은 붉은색 내의 전차이며, 프레임 속도는 1fps이며(즉,  $T=1$ 초), 전체 추적은 100 프레임동안 이루어졌다. 표적 주위에 인원, 차량 및 수풀과 같은 고정 클러스터가 매우 많이 산재한 영상이다.

영상특징의 프레임간 상관도를 나타내는 파라미터  $\alpha_i = 0.05$ ,  $i = 1, 2, 3$ 으로 두고, 영상특징들의 분포를 결정짓는 파라미터  $m_1 = 182$ ,  $m_2 = 6962$ ,  $m_3 = 0.5$ ,

$\Delta_1 = 30$ ,  $\Delta_2 = 25$ ,  $\Delta_3 = 0.15$ 로 두었다.

##### 나. 실험 방법 및 결과

기존의 위치 측정만으로 추적을 수행한 경우와, 위치 측정 뿐만 아니라 영상특징을 포함하여 이용한 추적 알고리즘의 성능을 비교하였다.

그림 9에서는 영상특징을 사용한 경우와 사용하지 않은 경우의 NN 데이터연관 정확도를 나타내었다. 그림 9에서 y축의 1은 표적의 측정이 정확히 추적필터의 입력으로 사용된 경우이며, 2는 클러스터 측정이 추적필터의 입력으로 사용된 경우, 즉 잘못 데이터연관이 된 것을 의미한다.

영상특징을 사용한 경우는 96%의 데이터 연관 정확도를, 영상특징을 사용하지 않은 경우는 87%의 정확도를 보였다. 영상특징을 사용한 경우는 7, 8, 92, 93 프레임에서 데이터연관 오류를 보였으나, 영상특징을 사용하지 않은 경우는 6, 7, 8, 23, 24, 25, 26, 33, 57, 68, 76, 92, 93 프레임에서 표적이 아닌 클러스터와 데이터연관되었음을 알 수 있다. 다시 말해, 6, 23, 24, 25, 26, 33, 57, 68, 76 프레임에서는 클러스터에 의해 생성된 측정이 표적에서 생성된 측정보다 칼만필터에서 계산된 예측위치값에 더 가까웠음을 말한다.

위치 측정 뿐만 아니라 영상 특징을 이용한 경우에는 클러스터에 의한 측정이 칼만필터에서 계산된 예측위치와 제일 가깝더라도, 표적의 밝기평균, 면적, 중횡비의 예측값과도 비교함으로써 데이터 연관 성능을 향상 시킬 수 있다. 특히, 표적의 중횡비는 표적의 종류(전차, 장갑차, 사람 등)를 식별하는 좋은 특징으로 작용함을 알 수 있었다.

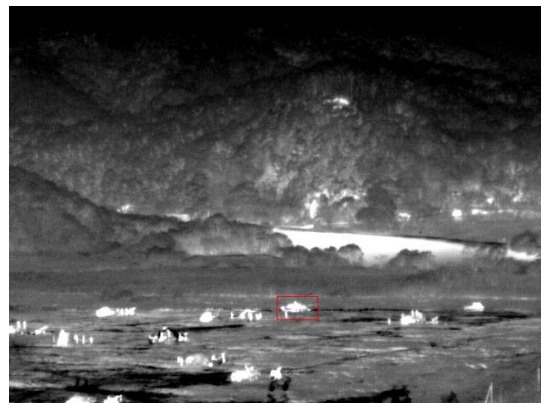


그림 8. 실험영상중 한 프레임

Fig. 8. One frame in the experiment image sequence.

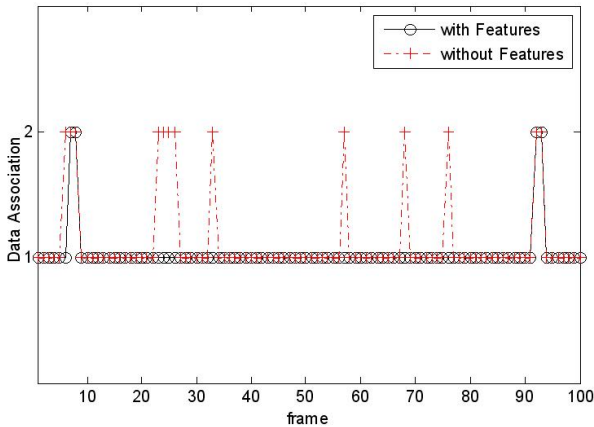


그림 9. 데이터연관 정확도 비교  
Fig. 9. Comparison of the data association ability.

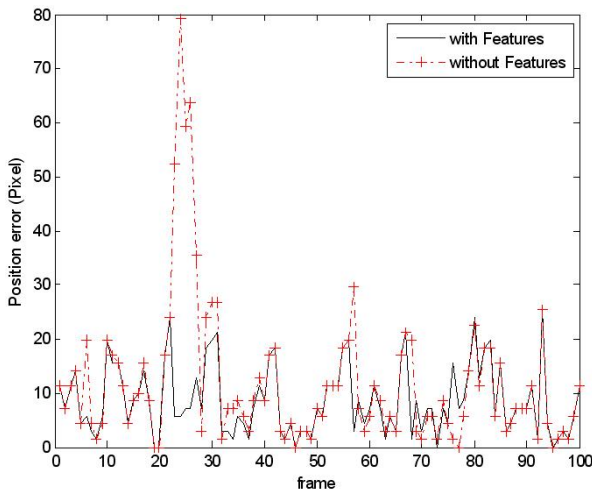


그림 10. 위치추정오차  
Fig. 10. Position estimation errors.

그림 10에서는 영상특징을 사용한 경우와 사용하지 않은 경우의 위치추정오차를 나타내었다. 두 경우 동일한 측정치를 사용한 초기부분은 추정오차가 거의 동일하지만, 영상특징을 사용하지 않은 방법에서 클러터 측정을 추적필터의 입력으로 사용한 23, 24, 25, 26 프레임에서는 추정오차가 크게 증가함을 알 수 있었다.

추적 알고리즘을 처리하는 하드웨어는 1.25GHz CPU를 가진 PPC계열의 DSP보드인 CHAMP-AV4를 사용하였다. 기존의 위치 측정만을 이용한 추적 알고리즘의 프레임당 평균처리시간은 0.081ms이었으며, 제안한 추적 알고리즘의 프레임당 평균처리시간은 0.095ms로 나타났다. 제안된 알고리즘은 17%정도의 처리시간 증가를 보이긴 하였으나, 프레임 속도를 30 fps로 증가하더라도 아무런 문제가 없음을 시험을 통해 확인하였다.

## V. 결 론

본 논문에서는 실시간 감시 장비 개발을 위한 적외선 영상 기반 다중 표적 추적알고리즘을 제안하였다. 표적 추적알고리즘의 추적 성능 향상을 위해, 표적의 3가지 영상 특징 즉 표적의 면적, 밝기평균, 중횡비를 지수함수의 상관함수를 가지는 랜덤프로세서로 모델링하고, 추적필터의 상태벡터에 3가지 영상특징을 추가하여 표적의 이산시간 동적방정식을 수학적으로 유도하였다. 그리고, NN 데이터 연관방법 및 칼만필터를 이용한 추적알고리즘을 구성하였다.

실영상을 기반으로 영상특징을 사용한 경우와 사용하지 않은 경우에 대해 추적알고리즘을 수행한 결과, 영상특징을 사용한 경우가 클러터와 표적을 보다 효과적으로 구분할 뿐만 아니라, 추적중인 서로 다른 표적들과도 구분하여 추적성능을 향상시켰음을 확인하였다.

## 참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Orlando, FL: Academic Press, 1988.
- [2] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in clutter with nearest neighbor filters: Analysis and performance", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-32, pp. 995-1010, July 1996.
- [3] 정영현, 권일환, 홍순목, "NN필터 추적을 위한 최적 신호 강도 및 검출 문턱값 선택", *대한전자공학회논문지-SC*, 제 37권 제3호, pp. 1-8, 2000년 5월.
- [4] X. R. Li and Xiaorong Zhi, "PSNF : A refined strongest neighbor filter for tracking in clutter", *Proc. 35th IEEE Conf. Decision and Control*, pp. 2557-2562, Dec. 1996.
- [5] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Theoretical analysis and performance prediction of tracking in clutter with strongest neighbor filters", *Proc. 34th IEEE Conf. Decision and Control*, pp. 2758-2763, Dec. 1995.
- [6] 정영현, 김동현, 홍순목, "PSN필터의 해석 및 추적 성능 예측", *대한전자공학회논문지-SC*, 제 39권 제2호, pp. 82-91, 2002년 3월.
- [7] D. W. Krout and D. Morrison, "PDAFAI vs. PDAFAIwTS: TNO Blind dataset and SEABAR '07", *12th International Conference on Information Fusion*, pp. 1845-1850, July, 2009.

[8] 양유경, 김성호, “적외선 주사 영상에서 소형 표적의 탐지 및 추적을 위한 신뢰성 있는 측정치 선택 기법”, *한국군사과학기술학회지*, 제 11권 제 1호, pp. 75-84, 2008년 2월.

[9] R. A. Singer, “Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets”, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-6, pp. 473-483, July 1970.

[10] M. Burton and C. Benning, “Comparison of imaging infrared detection algorithms: Infrared technology for target detection and classification”, *Proc. of the SPIE*, pp. 26-32, 1981.

— 저 자 소 개 —



정 영 현(정회원)  
 1998년 경북대학교 전자공학과  
 박사 졸업  
 2004년~현재 국방과학연구소  
 선임연구원  
 <주관심분야 : 레이더신호처리,  
 영상추적>



곽 동 민(정회원)  
 2003년 경북대학교 전자공학과  
 박사 졸업  
 2004년~현재 국방과학연구소  
 선임연구원  
 <주관심분야 : 영상신호처리, 패  
 턴인식>



김 도 종(정회원)  
 2001년 한국과학기술원 전자전산  
 학과 박사 졸업  
 1987년~현재 국방과학연구소  
 책임연구원  
 <주관심분야 : 탐지, 인지, 추적,  
 적응신호처리, 로봇제어>



고 정 호(정회원)  
 1992년 한국과학기술원 전기 및  
 전자공학과 박사 졸업  
 1978년~현재 국방과학연구소  
 책임연구원  
 <주관심분야 : 무인시스템, 자율  
 제어, 구동제어, 전력변환>