

특징정보를 고려한 HPDAF를 이용한 적외선 영상 표적 탐지 및 추적기법 연구

IIR Target Initiation and Tracking using the HPDAF with Feature Information

정 윤 식* 송 택 렬*
Jung, Yun-Sik Song, Taek-Lyul

ABSTRACT

In this paper, a dynamical filter called the Highest Probability Data Association Filter(HPDAF) improved by adding target feature information is proposed for robust target detection and tracking in clutter. IIR contains 2-dimensional kinematic coordinate, intensity, and feature information. In data association of the HPDAF for track initiation, feature information is utilized in addition to coordinate and intensity information. The performance of the proposed HPDA algorithm is tested and compared with the conventional HPDAF algorithm for track initiation by a series of Monte Carlo simulation runs for a 3-dimensional missile-target engagement. scenario.

주요기술용어(주제어) : HPDA, Morphology, IIR, Dyanmic Filter, Feature Information

1. 머리말

비행중인 유도탄에 장착된 고정형 적외선 영상카메라로 부터 표적을 탐지 및 추적하기 위해서는 적외선 영상의 여러 가지 특성과 정보를 파악해야 한다. 적외선 영상의 특징은 일반적인 CCD 화면과 달리 회색준위의 한정된 밝기 정보를 가지며 밝을수록 전차나 선박 등 열원(Heat-Source)을 가지는 경우만 그 열원을 중심으로 주변보다 밝은 색으로 표시가 된다. 따라서 이러한 특수한 사항을 고려해 표적의 신호를

잘 추출 할 수 있는 영상 처리 알고리즘이 필요하다. 또한 실제 적외선 영상을 적용하는 경우에는 빠른 속도의 영상 처리 방법을 필요로 한다. 본 논문에서 영상으로부터 표적을 추출하기 위한 실시간 영상처리 알고리즘으로 적외선 영상에서의 표적의 특징을 활용하여 표적 정보를 추출 할 수 있는 빠르고 효과적인 방법인 모폴로지^[1~3] 개방과 닫힘을 사용하였다.

본 논문에서는 적외선 영상 시스템에 다이내믹필터를 사용하며 이 경우에는 표적을 추적하기 위한 측정치 정보는 특정 픽셀좌표 상의 위치 정보로 나타나야 하며 따라서 모폴로지로 추출된 데이터들을 여러 개의 측정치로 클러스터링 하여야 한다. 본 논문에서는 근접한 것끼리 연결하는 빠르고 단순한 알고리즘인 LSC(Line Scan Clustering)을 이용하여 표적 클러스터링을 수행하고 측정치를 생성한다. 본 논문에서는

† 2008년 6월 4일 접수~2008년 7월 25일 게재승인

* 한양대학교 전자전기제어계측공학과(Hanyang University)

주저자 이메일 : highmank@hanmail.net

표적 추적을 위해 자료결합방식과 연계된 다이내믹필터를 사용하고자 한다. 표적 추적을 위한 자료결합 기법은 크게 거리정보를 이용한 NN(Nearest Neighbor)^[5~8] 계열 자료결합 방법인 NNF(Nearest Neighbor Filter)^[5,6], PNNF(Probabilistic Nearest Neighbor Filter for m validated measurement)^[7], PNNF-m(Probabilistic Nearest Neighbor Filter)^[8]과 신호세기를 이용한 SN(Strongest Neighbor)^[5,6,9,10] 계열의 자료결합 기법 SNF(Strongest Neighbor Filter)^[5,6], PSNF(Probabilistic Strongest Neighbor Filter)^[9], PSNF-m(Probabilistic Strongest Neighbor Filter for m validated measurement)^[10] 등이 있다. 그러나 신호세기 정보나 거리정보 각각만으로 표적을 추적하는 데는 표적을 놓칠 경우가 있기 때문에 거리정보와 신호세기정보 두 가지를 동시에 적절히 이용한 자료결합 기법인 HPDA^[11]를 사용하여야 한다. 영상환경에서의 표적은 일반적인 표적 추적 시뮬레이션 환경과는 달리 표적의 모양이나 신호세기의 분포 등의 특징정보들을 추출할 수 있으며 이는 표적과 클러스터를 분류할 수 있는 중요한 정보이다. 본 논문에서는 비행 중 표적 포착에 적합한 기존의 HPDA에서 사용되던 정보인 신호세기나 거리 정보 외의 표적 특징 정보를 고려한 HPDA를 개발하였으며 특징 정보를 고려한 HPDA가 기존의 HPDA의 성능을 보완함으로써 영상 표적을 좀 더 빨리 탐지하고 정확히 추적할 수 있음을 분석하고 3D 유도탄 시뮬레이션을 통해 기존의 HPDA를 사용했을 때와 본 논문에서 제시한 특징 정보를 고려한 HPDA를 사용했을 경우의 성능비교 및 분석을 수행한다.

2. 표적정보 추출 알고리즘

가. 모폴로지 개방, 닫힘

입력된 적외선 영상에 다이내믹필터를 적용하기 위해서는 영상 화면에서 표적의 정보를 추출해야 한다. 모폴로지 개방과 닫힘은 여기에 적합하기 알맞은 알고리즘으로 개방의 경우는 표적의 크기가 작을 때 표적을 추출하기 위해 사용되며, 닫힘은 표적의 크기가 클 때 표적의 데이터가 여러 개의 분산된 정보로 이

루어져 있을 가능성이 있으므로 그것들을 하나의 물체로 붙여주는 역할을 수행한다.

모폴로지 개방, 닫힘 식은 각각 식 (1), (2)와 같다.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2)$$

(1), (2) 식에서 $A \ominus B$ 와 $A \oplus B$ 는 각각 모폴로지 개방, 닫힘을 나타내며 본 논문에서의 적외선 영상 환경인 회색준위 영상에서는 (3), (4) 식과 같다.

$$(f \ominus b)(x, y) = \min f(x + x', y + y') | (x', y') \in D_b \quad (3)$$

$$(f \oplus b)(x, y) = \max f(x - x', y - y') | (x', y') \in D_b \quad (4)$$

식 (3), (4)에서 f 는 회색준위 영상, b 는 윈도우, D_b 는 윈도우 b 에 속하는 픽셀위치의 집합을 뜻한다. 작은 크기의 표적일 경우 모폴로지 개방을 수행한 후 입력된 적외선 영상과의 차영상을 구해 주변신호보다 상대적으로 밝은 부분을 부각시킨 다음 문턱치를 사용하여 표적 정보를 추출하고 표적의 크기가 큰 경우에는 모폴로지 닫힘을 수행하여 서로 여러 개의 덩어리들로 분할된 부분적인 표적정보들을 하나로 뭉친 후 문턱치를 사용하여 표적 정보를 추출해 낸다.

나. LSC(Line Scan Clustering)

모폴로지 개방과 닫힘을 거친 후 문턱치를 넘은 데이터들을 다이내믹필터에 측정치로 사용하기 위해서 데이터를 가공하여 여러 개의 클러스터로 나뉘어 각각을 측정치 정보로 사용하여야 한다. 또한 각 클러스터의 평균 신호세기(Intensity)와 중심위치를 구하여 자료결합 및 다이내믹필터를 이용한 추적에 활용 가능하도록 하도록 해야 한다. 본 논문에서 사용한 클러스터링 방식은 LSC(Line Scan Clustering)으로 알고리즘은 매우 간단하다. 입력된 적외선 영상을 세로로 한 줄씩(Line by Line) 검색해 가며 클러스터를 생성하며 바로 옆에 맞닿아 있는 신호들을 하나씩 붙인다. 평균 신호세기는 클러스터를 이루는 차영상 상의 픽셀들 신호세기의 평균을 구하였으며 클러스터의 중심

위치는 센트로이드(Centroid)를 이용하였다. 본 논문에서 사용한 센트로이드를 식 (5)에 나타내었다.

$$centroid(x,y) = \left(\frac{\sum_{i=0}^n I_i x_i}{\sum_{i=0}^n I_i}, \frac{\sum_{i=0}^n I_i y_i}{\sum_{i=0}^n I_i} \right) \quad (5)$$

식 (5)에서 I_i 는 i 번째 픽셀의 신호세기 정보이고 x_i, y_i 는 각각 x 와 y 의 픽셀 위치이다.

3. 표적 추적 및 탐지 알고리즘

가. 기존의 HPDAF 알고리즘

HPDA는 m 개의 유효한 측정치를 신호 세기가 큰 순서대로 정렬하여 각 측정치의 신호 세기의 순서 정보와 트랙의 중심과 측정치 사이의 거리 정보를 이용하여 표적신호일 확률이 가장 높은 측정치를 표적의 측정치로 하며 그 측정치가 표적일 확률을 이용하여 트랙을 쇠신하는 자료 결합 방법으로 거리 정보를 이용하는 NN(Nearest Neighbor)^[5~8] 계열의 필터 알고리즘과 신호세기 정보를 이용하는SN(Strongest Neighbor)^[5,6,9,10] 계열의 필터 알고리즘을 통합한 필터 알고리즘이 된다. 신호세기의 분산을 고려하지 않은 HPDA를 사용 한다.

1) 가정

(A 1) 측정신호의 세기 a 를 진폭의 제곱으로 보는 카이스퀘어(χ^2 -distribution)의 확률모델을 사용한다. 표적 신호의 pdf는 다음의 식을 만족한다.

$$f_1(a) = \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} \quad (6)$$

여기서, ρ 는 expected SNR을 나타낸다. 클러스터 신호의 pdf는

$$f_0(a) = e^{-a} \quad (7)$$

를 만족한다.

(A 2) 유효측정영역(Validation Gate) 내의 표적의 개수는 m^T 로 나타내고, m^T 는 기껏해야 1이다. $m^T = 1$ 일 확률은 $P(m^T = 1) = P_D P_G$ 이며, 여기서 P_D 는 표적의 신호 세기가 문턱값(Threshold value)를 넘어 표적이 탐지되는 확률이고, P_G 는 표적이 유효측정영역 내에 존재할 확률을 나타낸다. 일정한 문턱값 τ 를 사용하는 유효측정치에 대한 표적의 탐지확률 P_D 는 (A 1)로부터

$$P_D = \int_{\tau}^{\infty} \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} da = e^{-\frac{\tau}{1+\rho}} \quad (8)$$

이고, 문턱값 τ 를 넘는 클러스터의 오경보확률 P_{fa} 는 다음과 같다.

$$P_{fa} = \int_{\tau}^{\infty} e^{-a} da = e^{-\tau} \quad (9)$$

(A 3) 유효측정영역 내의 클러스터의 개수는 m^F 로 표시하고, $m^F = m$ 일 확률은 클러스터 공간밀도 λ 를 가지는 푸아송(Poisson) 분포를 한다. 즉,

$$\mu_F(m) = P(m^F = m) = \frac{(\lambda V_G)^m}{m!} e^{-\lambda V_G} \quad (10)$$

여기서, $V_G = c_n |S|^{1/2} \gamma^{n/2}$ 으로 유효측정영역의 크기 (Volume Size)이고, S_k 는 측정잔차의 공분산(Residual Covariance), $\sqrt{\gamma}$ 는 유효측정영역의 크기(Gate Size)를 나타낸다. n 은 측정치 벡터의 차원으로서 c_n 은 n 의 값에 따라 $c_1 = 2, c_2 = \pi, c_3 = \frac{4}{3}\pi$ 이다.

(A 4) 임의의 주어진 시간 k 에서 표적 상태변수의 예측오차, $\bar{e}_k = x_k - \hat{x}_k$ 는 평균이 0이고, 공분산이 \bar{P}_k 인 가우시안 분포를 한다. 즉,

$$\bar{e}_k = N \sim (\bar{e}_k; 0, \bar{P}_k) \quad (11)$$

(A 5) 유효측정영역 내의 클러스터들은 서로 독립적이며, gate 전체 내에서 균등 분포를 한다.

(A 6) 유효측정영역 내의 클러스터의 세기와 위치는

항상 표적과 서로 독립이며, 또한 서로 다른 시간대의 클러터와도 독립적이다.

(A 7) 신호의 세기와 위치는 서로 독립적이다.

(A 8) 표적은 존재하며, 탐지될 수 있다.(Target Perceivability^[13])

2) HPDAF의 유도과정

가정 (A 1)~(A 8)을 이용하여 HPDA 알고리즘의 유도과정에 필요한 조건부 확률밀도함수를 계산할 수 있다. l 번째 신호세기를 가지는 측정치 z_k^l 의 신호 세기 정보를 a 라고 하고 유효측정영역 내의 측정치를 신호의 세기가 큰 것부터 나열하였을 때, l 번째 측정치와 자료결합 시 발생 가능한 세 가지 사건은 다음과 같이 정리할 수 있다.

- M_T^l : 선택된 l 번째 측정치가 표적이 맞을 경우
- M_F^l : 선택된 l 번째 측정치가 클러터일 경우
- M_0 : 유효측정영역 내에 측정치가 존재하지 않을 경우

HPDA 알고리즘은 l 번째 신호세기 순서를 가지는 측정치의 결합 확률 β_k^l 을 구하는데 이는 M_T 의 가정 하에서 선택된 l 번째 측정치가 표적으로부터 기인할 경우에 대한 거리정보 D_l 의 조건부 확률밀도함수 $f(D_l|M_T^l, m_k)$ 와 M_F 의 가정 하에서 선택된 l 번째 측정치가 표적으로부터 기인할 경우에 대한 거리정보 D_l 의 조건부 확률밀도함수 $f(D_l|M_F^l, m_k)$ 로부터 식 (12)와 같이 정리된다.

$$\beta_k^l = P(M_T^l|D_l, m_k) = \frac{f(D_l|M_T^l, m_k)}{f(D_l|M_T^l, m_k) + f(D_l|M_F^l, m_k)} \quad (12)$$

여기서 D_l 은 l 번째 측정치 값인 z_k^l 의 NDS (Normalized Distance Square)로 유효측정영역의 중심인 표적의 예측위치와 측정치 사이의 거리로서 측정잔차와 이에 대한 잔차공분산(Residual Covariance)을 이용하여 계산된 통계적 거리를 나타내며 $t=k$ 순간의 NDS는 식 (13)과 같이 계산된다^[5,6].

$$D = (z_k - \bar{z}_k)^T S_k^{-1} (z_k - \bar{z}_k) \quad (13)$$

여기서 \bar{z}_k 는 예측 측정치를 나타낸다. 식 (12)의 $f(D_l|M_T^l, m_k)$ 과 $f(D_l|M_F^l, m_k)$ 은 식 (14), (15)와 같이 쓸 수 있다.

$$f(D_l|M_T^l, m_k) = f(D_l|M_T^l, m_k)P(M_T^l, m_k) \quad (14)$$

$$f(D_l|M_F^l, m_k) = f(D_l|M_F^l, m_k)P(M_F^l, m_k) \quad (15)$$

가정 (A 1)~(A 8)로부터 식 (14), (15)는 각각 식 (16), (17)로 나타낼 수 있다.

$$f(D_l|M_T^l, m_k) = \frac{N(D^l)}{P_G} P(M_T^l, m_k) \quad (16)$$

$$f(D_l|M_F^l, m_k) = V_G^{-1} P(M_F^l, m_k) \quad (17)$$

식 (16)에서 $N(D^l)$ 은 신호세기 순으로 정렬된 l 번째 측정치의 측정잔여치 $\nu \sim N(\nu, 0, S)$ 의 확률밀도함수를 거리정보 D 에 대한 확률밀도 함수로 변환시킨 것으로 $N(D^l) = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S|}} e^{-\frac{D^l}{2}}$ 이고, $f(M_T^l, m_k)$ 와 $f(M_F^l, m_k)$ 는 가정 (A 1)~(A 8)로부터 각각 식 (18), (19)로 정의된다.

$$P(M_T^l, m_k) = \begin{cases} P_D P_G \gamma(l) \bar{P}_A(m_k) \mu_F(m_k - 1) \\ , 1 \leq l \leq m_k - 1 \\ P_D P_G \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho} \mu_F(m_k - 1) \\ , l = m_k \end{cases} \quad (18)$$

$$P(M_F^l, m_k) = \begin{cases} (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) \\ + P_D P_G [1 - \gamma(l) \bar{P}_A(m_k)] \mu_F(m_k - 1) \\ , 1 \leq l \leq m_k - 1 \\ (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) \\ + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1) \\ , l = m_k \end{cases} \quad (19)$$

식 (18), (19)에서 $\overline{P}_A(m)$ 은 m 개의 측정치 중에서 신호세기가 가장 큰 측정치가 표적신호일 확률을 나타내고 $\overline{P}_A(m)$ 과 $\gamma(l)$ 은 식 (20), (21)을 만족한다.

$$\overline{P}_A(m_k) = 1 + \sum_{i=1}^{m_k-1} (-1)^i C_i^{m_k-1} \frac{1}{(i+1)+i\rho} \quad (20)$$

$$\gamma(l) = \begin{cases} 1, & l=1 \\ \frac{\prod_{j=1}^{l-1} [(j-1)(1+\rho)+1]}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}}, & 2 \leq l \leq m_k-1 \end{cases} \quad (21)$$

3) HPDAF 알고리즘 요약

정리들로부터 특징 정보를 고려한 HPDAF 알고리즘은 다음과 같다.

prediction step

$$\hat{x}_k = \Phi_k \overline{x}_k \quad (22)$$

$$\hat{P}_k = \Phi_k \overline{P}_k \Phi_k^T + Q$$

update step

① 유효 측정치 영역에 측정치가 존재하지 않는 경우 (M_0)

$$\hat{x}_k = \overline{x}_k$$

$$\hat{P}_k = \overline{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau g})}{1 - P_D P_G} + K_k S_k K_k^T \quad (23)$$

여기서 S_k 는 잔차 프로세스(residual process)의 공분산을 의미하는 $S_k = H_k \overline{P}_k H_k^T + R_k$ 을 만족하며

$$C_{\tau g} = \frac{\int_0^{\gamma} \frac{n}{q^2} e^{-\frac{q}{2}} dq}{n \int_0^{\gamma} \frac{n-1}{q^2} e^{-\frac{q}{2}} dq}$$

이며 상태변수의 차원(dimension)을 나타내는 n 이 2일 경우($x-y$ coordinate

system)에는 $C_{\tau g} = \frac{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}(1 + \frac{\gamma}{2})}{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}}$ 을 만족한다.

② 유효 측정치 영역에 측정치가 하나 이상 존재하는 경우(\overline{M}_0)

$$\hat{x}_k = \overline{x}_k + \beta_k^j K_k^j \nu_k$$

$$\hat{P}_k = (1 - \beta_k^j) \overline{P}_{k, M_F} + \beta_k^j (\overline{P}_k - K_k S_k K_k^T) + \beta_k^j (1 - \beta_k^j) K_k \nu_k \nu_k^T K_k^T$$

where, $\overline{P}_{k, M_F} = \overline{P}_k - K_k S_k K_k^T + \alpha K_k S_k K_k^T$ (24)

식 (23)에서 $\nu_k = z_k - H_k \overline{x}_k$ 이고, α 는 식 (25)와 같다

$$\alpha = \begin{cases} \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau g}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\tau g} (1 - \overline{P}_A) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \overline{P}_A) \mu_F(m-1)}, & l=1 \\ \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau g}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\tau g} (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}, & 2 \leq l \leq m-1 \\ \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau g}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\tau g} (1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}) \mu_F(m-1)}, & l=m \end{cases} \quad (25)$$

나. HPDAF를 이용한 트랙 초기화 알고리즘

HPDA를 이용한 트랙 초기화 알고리즘은 IPDA와 마찬가지로 성능 지표인 트랙 존재 사후 확률 $P(H_k | Z_k, m_k)$ 을 이용하여 트랙 존재 가치를 결정한다. 그러나 IPDA가 기반 하는 자료결합 알고리즘인 PDA는 모든 측정치 정보를 이용해서 존재 사후 확률을 구하는 방법이기 때문에 IPDA역시 그만큼 수행시간이 많이 걸리는 반면에 HPDA를 이용한 트랙 초기화 알고리즘은 가장 큰 결합 확률을 가지는 측정치 정보만을 이용하기 때문에 적은 수행시간으로 더 빠른 트랙 초기화가 가능하다.

IPDA에서 트랙이 존재 할 때의 가설을 H_k 라 하고 트랙이 존재하지 않을 때의 가설을 \overline{H}_k 라 할 때 $k-1$ 시간에서 k 시간으로 증가 시 마코브 모델(Markov Model)에 의해 모델링 된 상태전이행렬은 식 (26)과 같다.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} \\ \Pi_{21} & \Pi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(H_k | H_{k-1}) & P(H_k | \overline{H}_{k-1}) \\ P(\overline{H}_k | H_{k-1}) & P(\overline{H}_k | \overline{H}_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (26)$$

트랙 존재 사전 확률 $P(H_k|Z_{k-1})$ 은 총 확률 정리(Total Probability Theorem)에 의해서 식 (27)과 같이 계산된다.

$$P(H_k|Z_{k-1}) = P(H_k|H_{k-1})P(H_{k-1}|Z_{k-1}) + P(H_k|\overline{H}_{k-1})P(\overline{H}_{k-1}|Z_{k-1}) \quad (27)$$

트랙 존재 사후확률 $P(H_k|Z_k)$ 은 식 (27)과 베이어를(Bayes' Rule)으로부터 식 (28)과 같이 구할 수 있다.

$$P(H_k|Z_k) = \frac{\sum_{i=0}^{m_k} P(z_k^i|H_k, Z_{k-1})P(H_k|Z_{k-1})}{P(z_k|Z_{k-1})} \quad (28)$$

식 (28)의 $P(z_k^i|H_k, Z_{k-1})$ 는 가정 (A 1)~(A 8)로부터 식 (29)과 같다.

$$P(z_k^i|H_k, Z_{k-1}) = \begin{cases} \frac{P_D}{m_k} P_G V^{-(m_k-1)} \mu_F(m_k-1) \frac{N(\nu_k^i; 0, S_k)}{P_G} & i = 1, 2, \dots, m_k \\ (1 - P_D P_G) V^{-m_k} \mu_F(m_k) & i = 0 \end{cases} \quad (29)$$

트랙이 존재하지 않을 경우의 사후 확률 $P(\overline{H}_k|Z_k)$ 에 따른 $P(z_k|\overline{H}_k, Z_{k-1})$ 를 구하면 식 (30)과 같다.

$$P(z_k|\overline{H}_k, Z_{k-1}) = (1 - P_D P_G) V^{-m_k} \mu_F(m_k) \quad (30)$$

$P(z_k|Z_{k-1})$ 는 여사건의 관계를 가지는 두 가설에 대한 사후 확률에 대해서 총 확률 정리(Total Probability Theorem)에 따라 $P(H_k|Z_k) + P(\overline{H}_k|Z_k) = 1$ 을 만족해야 하므로 $P(z_k|Z_{k-1})$ 는 식 (31)과 같다.

$$P(z_k|Z_{k-1}) = \frac{P_D}{m_k} P_G V^{-(m_k-1)} \mu_F(m_k-1) \sum_{i=1}^{m_k} \frac{N(\nu_k^i; 0, S_k)}{P_G} P(H_k|Z_{k-1}) + (1 - P_D P_G) V^{-m_k} \mu_F(m_k) \propto \frac{P_D}{\lambda} \sum_{i=1}^{m_k} N(\nu_k^i; 0, S_k) P(H_k|Z_{k-1}) + (1 - P_D P_G) \quad (31)$$

식 (29), (30), (31)에 의해 식 (28)은 식 (32)와 같이 구할 수 있다.

$$P(H_k|Z_k) = \frac{(1 - \delta_k)}{1 - \delta_k P(H_k|Z_{k-1})} P(H_k|Z_{k-1}) \quad (32)$$

$$\text{where, } \delta_k = P_D P_G \left(1 - \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{m_k} \frac{N(\nu_k^i; 0, S_k)}{P_G} \right)$$

HPDA 트랙 초기화 알고리즘은 이와 비슷한 방법으로 전개한다. 식 (28)의 트랙 존재 사후확률은 HPDA에서 식 (33)과 같이 구할 수 있다.

$$P(H_k|Z_k, m_k) = P(H_k, M_T^1|Z_k, m_k) + P(H_k, M_F^1|Z_k, m_k) = c^{-1} \left[f(z_k^1|M_T^1, m_k, H_k, Z_{k-1}) P(M_T^1, m_k|H_k) \right] P(H_k|Z_{k-1}) + c^{-1} \left[f(z_k^1|M_F^1, m_k, H_k, Z_{k-1}) P(M_F^1, m_k|H_k) \right] P(H_k|Z_{k-1}) = c^{-1} \left[f(z_k^1|M_T^1, m_k, Z_{k-1}) P(M_T^1, m_k) \right] P(H_k|Z_{k-1}) + c^{-1} \left[f(z_k^1|M_F^1, m_k, Z_{k-1}) P(M_F^1, m_k) \right] P(H_k|Z_{k-1}) \quad (33)$$

식 (33)에서 $P(H_k|Z_{k-1})$ 는 식 (28)과 동일하게 식 (27)을 따르고 $f(z_k^1|M_T^1, m_k, Z_{k-1})$ 는 측정치의 잡음 분포를 따르며 $f(z_k^1|M_F^1, m_k, Z_{k-1})$ 는 가정에 의해 균일 분포를 따른다. 식 (33)을 정리해서 최종적으로 식 (34)를 구할 수 있다.

$$P(H_k|Z_k, m_k) = \frac{(1 - \delta_k) P(H_k|Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k|Z_{k-1})}$$

$$\text{where, } \delta_k = P_D P_G - \frac{m_k}{\lambda V_G} P_D P_G \left[1 - \gamma(l) \overline{P}_A(m_k) \right] - \frac{m_k}{\lambda} P_D N(z_k^1) \gamma(l) \overline{P}_A(m_k) \quad (34)$$

4. 특징 정보를 고려하는 HPDAF

특징정보를 고려하기 위해 가정 (A 6), (A 7)은 다음과 같이 수정 되어야 한다.

(A 6) 유효측정영역 내의 클러스터의 세기, 위치, 특징정보는 항상 표적과 서로 독립이며, 또한 서로 다른 시간 대의 클러스터와도 독립적이다.

(A 7) 신호의 세기, 위치, 특징정보는 서로 독립적이다.

기존의 HPDA 알고리즘의 측정치들의 결합 확률 β_k^l 에 대한 계산 식 (12)에 특징 정보를 고려하여 식 (35)와 같이 나타 낼 수 있다.

$$\beta_k^l = \frac{f(D_l, M_T^l, m_k, f_T^l)}{f(D_l, M_T^l, m_k, f_T^l) + f(D_l, M_F^l, m_k, f_F^l)} \quad (35)$$

$$l = 1, 2, \dots, m$$

여기서 $f(D_l, M_T^l, m_k, f_T^l)$ 과 $f(D_l, M_F^l, m_k, f_F^l)$ 는 식 (36), (37)로 정리 될 수 있다.

$$f(D_l, M_T^l, m_k, f_T^l) = f(D_l, M_T^l, m_k) f_T(f^l) \quad (36)$$

$$f(D_l, M_F^l, m_k, f_F^l) = f(D_l, M_F^l, m_k) f_F(f^l) \quad (37)$$

식 (36)와 (37)의 $f(D_l, M_T^l, m_k)$ 과 $f(D_l, M_F^l, m_k)$ 은 식 (14), (15)를 따른다. $f_T(f^l)$ 는 l 번째 측정치가 표적으로부터 생성되었을 경우의 특징정보의 확률 분포 함수 값이고 $f_F(f^l)$ 는 l 번째 측정치가 클러터로부터 생성되었을 경우의 특징정보의 확률 분포 함수 값이다.

특징 정보를 이용할 경우의 트랙 존재 사후 확률 $P(H_k | Z_{k-1}, m_k, f)$ 은 측정치 z_k 에 특징정보를 추가해야 이 경우에 식 (31)과 식(32)는 각각 식 (38), (39)와 같이 수정된다.

$$P(H_k | Z_k, m_k, f) = P(H_k, M_T^l | Z_k, m_k, f_T^l) + P(H_k, M_F^l | Z_k, m_k, f_F^l)$$

$$= \tilde{c}^{-1} \left[\frac{f(z_k^l | M_T^l, m_k, H_k, Z_{k-1}) P(M_T^l, m_k | H_k) f_T(f^l)}{P(H_k | Z_{k-1})} + \frac{f(z_k^l | M_F^l, m_k, H_k, Z_{k-1}) P(M_F^l, m_k | H_k) f_F(f^l)}{P(H_k | Z_{k-1})} \right] \quad (38)$$

$$P(H_k | Z_k, m_k, f_k) = \frac{\left[\frac{V_G^{-1} f_F(f^l) p(M_F^l, m) \bar{\mu}_k}{N(z_k^l) f_T(f^l)} + \frac{N(z_k^l) f_T(f^l)}{P_G} p(M_T^l, m) \bar{\mu}_k \right]}{\left[\frac{V_G^{-1} f_F(f^l) \mu_F(m) (1 - \mu_k) + V_G^{-1} f_F(f^l) p(M_F^l, m) \bar{\mu}_k}{N(z_k^l) f_T(f^l)} + \frac{N(z_k^l) f_T(f^l)}{P_G} p(M_T^l, m) \bar{\mu}_k \right]} \quad (39)$$

식 (39)에서 $f_T(f^l)$ 는 l 번째 측정치가 표적으로부터 생성되었을 경우의 특징정보의 확률 분포 함수 값이고 $f_F(f^l)$ 는 l 번째 측정치가 클러터로부터 생성되었을 경우의 특징정보의 확률 분포 함수 값이다

5. 시뮬레이션 결과

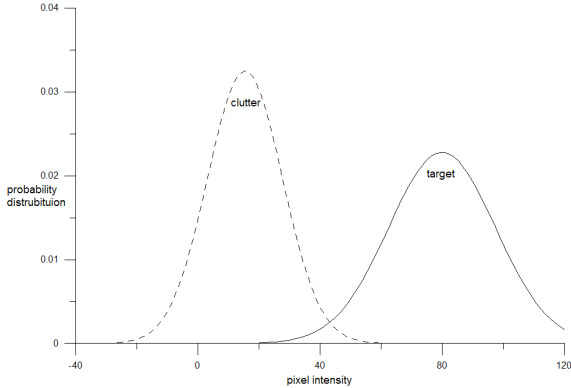
가. 시뮬레이션 시나리오

제안한 특징정보를 고려한 HPDAF 알고리즘의 특징 정보로써 크기정보를 적용하여 보았다 크기정보를 사용할 경우 미사일에 장착된 적외선 카메라 시스템 상의 표적의 크기는 거리가 가까워질수록 계속 증가하게 되지만 기존의 HPDAF 성능은 적외선 영상 표적 추적에 있어서 좋은 결과를 보이기 때문에 표적을 요격하는데 큰 지장이 없는 것으로 판단하였으며 따라서 크기정보를 사용하는 부분은 표적에 대한 트랙 초기화 까지만 적용 하도록 하였다.

특징정보로써 크기정보를 사용하기 위해서는 표적과 클러터의 크기에 대한 분리성이 존재해야만 하는데 이를 확인하기 위해 다음절에서 설명할 3-D 시뮬레이션 상의 영상으로부터 표적과 클러터의 정보를 추출 하여 그래프를 그려 보았다. 추출 데이터는 표적과 적외선 카메라 영상이 약 2.5km 정도 떨어진 상태에서의 표적에 대한 트랙이 초기화되기 전의 표적과 클러터에 대한 클러스터를 이루는 픽셀의 개수의 분포를 나타낸 것으로 몬테 칼로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)을 통해 데이터를 추출하여 클러터와 표적의 크기에 대한 분포를 히스토그램으로 나타내고 이를 가우시안 분포로 근사화한 것이다.

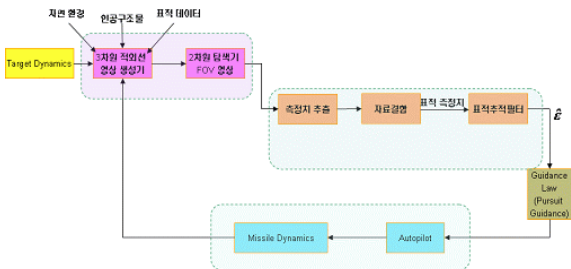
그림 1에서 점선은 클러터의 분포를 실선은 표적의 분포를 나타낸다. 데이터로부터 구한 표적의 평균값은 72.24이고 분산값은 312.07이다. 또한 클러터의 평균값은 15.48이고 분산값은 150.55이다. 그래프를 보면 시뮬레이션 상에서 클러터의 분포와 표적의 분포의 분리성이 존재함을 확인 할 수 있다. 그림 1의 확률 분포 그래프로부터 식 (33)의 l 번째 측정치가 표적으로부터 생성되었을 경우의 특징정보의 확률 분포 함수 값 $f_T(f^l)$ 와 l 번째 측정치가 클러터로부터 생성

되었을 경우의 특징정보의 확률 분포함수 값 $f_F(f^l)$ 를 구할 수 있다.



[그림 1] 추출된 표적과 클러터의 분포그래프

기존의 HPDA와 본 논문에서 제안한 특징 정보를 고려한 HPDA의 탐지 및 추적 성능을 비교 분석하기 위해 6DOF 페루프 3-D 시뮬레이션 환경을 구축 하였다. 시뮬레이션의 구조를 그림 2에 나타내었다.



[그림 2] 6DOF 페루프 시뮬레이션 구조

시뮬레이션의 적외선 영상은 시스템의 가정 상 미사일 동체에 고정된 적외선 카메라의 영상으로 구성 되었고 좀 더 현실에 가깝게 묘사하기 위하여 여러 적외선 영상들로부터 수집된 정보를 바탕으로 표적을 표현하였으며, 유도탄의 고속 이동시 영상에 발생 가능한 문제인 스미어링(Smearing)도 고려하였다. 시뮬레이션의 전체 루프는 3-D 시뮬레이션 환경으로부터 2-D 적외선 영상 카메라 영상을 생성하고 생성된 카메라에서 표적을 추적하여 추정된 표적의 픽셀 위치 정보는 유도법칙을 사용하여 유도탄을 움직이며 다음

2-D 적외선 영상 입력 시점의 유도탄의 위치를 계산 하게 되며 다음 시간에 앞에 설명한 것과 동일한 루프를 수행하게 된다.

그림 2에서 측정치 추출방법은 초기에는 모폴로지 개방을 사용하였고 선택된 측정치가 200개의 픽셀 이상으로 이루어져 있으면 표적의 크기가 큰 것으로 판단하여 모폴로지 닫힘을 사용하여 표적을 추출 하였다. 클러스터링 알고리즘으로는 LSC(Line Scan Clustering)을 사용하였다. 측정치들이 필터로 입력되면 시뮬레이션 초기 2.5km 근방에서는 여러 측정치들로부터 표적을 탐지하고 표적이 탐지된 후에는 표적을 추적하여 표적을 요격하는 구조로 되어 있다. 본 시뮬레이션에서는 제안한 알고리즘과 기존의 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 표적 추적 필터 부분을 각각의 방식으로 사용하여 비교 분석 해 보았고 다른 부분의 알고리즘들은 동일하게 설정하였다.

시뮬레이션 시나리오는 바다위에 떠있는 길이 20m 폭 5m인 배를 표적으로 하였고 유도탄의 초기 진행 방향으로부터 무작위 방향으로 5m/s의 속도로 움직인다. 유도탄은 표적으로부터 2.5km의 거리에서 시작하고 초기속도는 150m/s이다. 표적 요격 판정은 유도탄의 최종 위치가 표적의 무게중심으로부터의 거리가 3m안에 위치하면 표적이 요격되었다고 판단한다. 시뮬레이션은 100 번의 몬테 칼로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)의 결과를 바탕으로 분석하였다.

나. 시뮬레이션 결과 및 분석

시뮬레이션의 결과를 표 1에 나타내었다.

[표 1] 시뮬레이션 결과

	기존의 HPDAF	특징 정보를 고려한 HPDAF
트랙 초기화 까지 걸린 평균 프레임	16.24	15.02
표적 요격 확률	89%	90%
선택된 측정치가 표적일 확률의 평균	0.89	0.99

표적의 요격 확률은 특징정보를 고려한 HPDAF와 기존의 HPDAF 모두 좋은 것으로 나타났지만 트랙 초기화의 성능은 기존의 HPDAF보다 특징정보를 고려한 HPDAF가 좀 더 표적을 빨리 초기화하는 것을 알 수 있으며 기존의 HPDAF보다 제안한 특징 정보를 고려한 HPDAF가 트랙 초기화까지의 β_k^l 이 더 크기 때문에 표적을 더 정확하게 추적할 수 있음을 알 수 있다.

6. 맺음말

유도탄에 장착된 동체 고정형 적외선 카메라 영상에서 표적을 추적하기 위한 방법으로 기존의 HPDAF를 사용하는 것은 충분하다. 그러나 기존의 다이내믹 필터와는 다르게 적외선 영상이라는 특징상 측정치의 정보는 신호세기와 위치정보 뿐만 아니라 측정치 자체의 특징정보를 가진다. 본 논문에서 제시한 특징정보를 고려한 HPDAF 표적 추적은 시뮬레이션 결과를 통해 적외선 영상 표적 추적 시 기존의 HPDAF의 성능을 향상시킬 수 있음을 증명 하였으며 특징정보를 고려한 다이내믹 필터는 영상 표적 추적의 성능을 향상시킬 수 있음을 판단하였다.

후 기

본 연구는 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다.
(계약번호 UD070055GD)

참 고 문 헌

[1] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins., "Digital Image Processing using MATLAB", Prentice Hall, 2004.
[2] R. Grasso and F. Spina., "Small Bottom Object Density Analysis from Side Scan Sonar Data by a Mathematical Morphology Detector", The 9th International Conference

on Information Fusion, July, 2006.
[3] Pierre Soille, "Morphological Image Analysis: Principles and Applications", Springer-Verlag, New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2003.
[4] Li JiCheng, Shen ZhengKang, Lan Tao, "Detection of Spot Target in Infrared Clutter with Morphological Filter", Aerospace and Electronics Conference, 1996.
[5] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, "Tracking and Data Association", Academic Press, New York, 1988.
[6] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, Estimation and Tracking : Principles and Techniques and Software, Artech House, Inc., 1993.
[7] Taek Lyul Song, Dong Gwan Lee and Jonha Ryu, "A Probabilistic Nearest Neighbor Filter Algorithm for Tracking in a Clutter Environment", Signal Processing, Vol. 85, Issue 10, Oct. 2005.
[8] T. L. Song, and D. G. Lee, "A Probabilistic Nearest Neighbor Filter Algorithm for m Validated Measurements", IEEE Trans. on Signal Processing, Jul. 2006.
[9] Rhee, Kye Jin, Taek Lyul Song, "A Probabilistic Strongest Neighbor Filter Algorithm Based on Number of Validated Measurement", JSASS 16th International Sessions in the 40th Aircraft Symposium, Japan, 2002. 10.
[10] T. L. Song, Y. T. Lim and D. G. Lee, "A Probabilistic Strongest Neighbor Filter Algorithm for m Validated Measurements", IEEE Trans. onAES, to appear.
[11] Taek Lyul Song, Da Sol Kim, "Highest Probability Data Association for Active Sonar Tracking", The 9th International Conference on Information Fusion, July, 2006.
[12] Ning Li, X. Rong Li, "Target Perceivability and its Application", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 49, No. 11, Nov. 2001.