

클러터 환경하에서 Perception Net을 이용한 기동 표적 추적 Maneuvering Target Tracking by Perception Net in Clutter Environment

황태현, 최재원, 홍금식

부산대 기계공학부 및 기계기술연구소

T. H. Fang, J. W. Choi, K. S. Hong

School of Mechanical Engineering and RIMT, Pusan National University

ABSTRACT

In this paper, we provide the new algorithm for maneuvering target tracking in clutter environment using perception net. The perception net, as a structural representation of the sensing capabilities of a system, may supply the constraints that target must be satisfied with. The results from perception net applying to IMM-PDA are compared with those obtained from IMM-PDA.

Key Words : maneuvering target(기동 표적), perception net(인지망), clutter environment(클러터 환경), IMM(상호 간섭 다중 모델 기법), PDA(확률 데이터 연관 기법), fusion(결합)

1. 서 론

대공 감시 시스템에서 탐지 레이더(surveillance radar)를 이용한 표적 추적은 여러 가지 어려움을 가지고 있다. 표적 추적에 있어서 측정치는 부정확성(inaccuracy) 및 불확정성(uncertainty)을 포함하고 있다. 여기서 부정확성은 센서(레이더, 음파 탐지기 등)의 측정 잡음으로 인하여 발생하고, 불확정성은 추적 알고리즘에 사용될 측정치가 추적을 목적으로 하는 표적으로부터 발생한 측정치인지 알 수가 없으므로 인하여 발생한다. 측정치가 이러한 모호성을 포함하고 있는 상황을 클러터 환경(clutter environment)이라 한다.

표적 추적 시스템(target tracking system)에서 대상이 되는 표적은 여러 가지 이유(감시 회피나 선회)로 가속을 가지는 운동을 하게 된다. 이러한 표적의 운동을 기동(maneuvering)이라고 하며, 기동이 발생했을 때, 추적 알고리즘은 기동에 대처할 수 있도록 설계되어야 한다. 기동 상황에서 표적을 추적하는 알고리즘으로는 표적이 미리 설정된 여러 운동 모델 중 하나에 따라 운동하고 각각의 모델은 서로에게 영향을 준다는 개념의 상호간섭 다중모델 기법(IMM : interacting multiple model technique)^[1]을 들 수 있다.

클러터 환경하에서 부정확성과 불확정성을 가지는 측정치와 참값과의 차이를 총괄하여 오차라고 하고 이러한 오차는 백색 가우시안 잡음(white Gaussian noise)이라고 가정한다면, 각각의 측정치가 가지는 측정예측치에 대한 확률을 구할 수 있게 된다. 이러한 개념을 이용하여 해당 궤적의 추정치를 구하는 기법을 확률 데이터 연관 필터(PDA : probabili-

stic data association filter)^[2]라 한다.

시스템 감지 능력의 구조적 표현 기법인 인지망(PNET: perception net)^[3]은 여러 단계의 피쳐(feature)를 피쳐 변환(feature transformation), 데이터 결합(data fusion) 및 구속조건 만족(constraint satisfaction)과 같은 함수적 관계를 통하여 연결시킨다. PNET은 오차도의 자동 감소 및 편심의 자동식별 능력이 있다. 이것은 오차도가 전방전파(forward propagation)와 후방전파(backward propagation)를 통하여 전파될 때, 논리 센서(logical sensors)가 일관성을 유지함으로써 가능하다. 또한 PNET의 기하학적인 알고리즘은 PNET을 통과하는 오차도 및 오차에 대해서 각각 전방과 후방전파를 계산하기 위한 통합된 작업 틀을 제공해 준다.

본 연구에서는, 표적이 기동하며 측정치가 클러터 환경에서 획득된다고 할 때, 단일 센서(single sensor)를 사용하여 단일 표적(single target)을 추적하는 문제를 다루었다. 일반적으로 표적 추적의 성능은 알고리즘이 가지는 운동 모델이 표적의 운동과 일치할 때 가장 좋은 것으로 알려져 있다^[4]. 따라서, 본 연구에서는 기동 대처 기법으로 IMM을 사용하였다. 클러터 환경에 의한 측정치의 모호성은 각 측정치에 대한 측정치 데이터 연관(measurement data association)을 통하여 해결될 수 있는데 여기서는 PDA를 사용하여 측정치 연관을 실시하였다. PDA는 다중 가설 기법(MHT : multiple hypothesis tracking)과 비교해 볼 때, 다수의 가설 발생으로 인하여 가설의 작성, 평가 및 소거로 계산량이 가중되는 MHT에 비해 계산량이 작고 다른 부가적인 조치 없이도 필터 순환 시에 계산량이 증가하지 않는다.

본 연구에서는 IMM과 PDA를 통한 상태의 추정값을 PNET을 사용하여 최종적으로 갱신하고 그 성능을 시뮬레이션에 의해 검증한다.

2. IMM-PDA

표적의 상태는 시간에 따라 전개되는 것으로 가정한다. 이 때 표적의 운동은 다음과 같은 선형 이산 시간 방정식에 의해 표현된다.

$$x(k+1) = Fx(k) + Gw(k) \quad (1)$$

센서에 의한 표적 상태 측정은 다음의 식으로 가정한다.

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \quad (2)$$

이때, $w(k)$ 과 $v(k)$ 은 서로 독립적인 영평균 백색 가우시안 잡음(zero mean white Gaussian noise)이며 각각의 공분산은 $Q(k)$ 와 $R(k)$ 로 알려져 있다고 가정한다.

IMM 알고리즘은 기동을 포함한 표적의 운동이 유한개의 운동 모델 중 하나와 일치하며 모델 전환은 알려진 천이 확률을 가진 마코프 체인(Markov chain)으로 가정한다. 표적 추적은 각 모델에 적용되는 부필터(subfilter)를 구동함으로써 시행된다. 부필터에 입력되는 초기값은 이전 시퀀스의 각 부필터의 추정치에 표적 모델 천이 계수와 표적 모델 확률을 고려한 가중합으로 설정된다. 초기값이 주어진 부필터는 칼만 필터링(Kalman filtering)을 실시하여 최적 추정치를 구한다. 최종적인 표적 상태 추정치는 표적 모델 확률을 고려한 가중합으로 계산된다.

PDA는 클러터 환경하에서 이미 궤적이 개시된 단일 표적을 추적하기 위한 준최적 베이시안(sub-optimal Bayesian) 기법으로서 예상 궤적의 유효화 영역 내에 출현하는 모든 측정치를 사용하여 궤적을 추정한다. 유효화된 모든 측정치를 이용하는 과정은 각각의 측정치가 궤적으로부터 기인할 사후확률(posteriori probability)을 계산하고, 각각의 측정치를 이용하여 생성된 궤적의 추정치에 사후확률을 가중치로 결합함으로써 최종적인 추정치를 계산해 낸다.

클러터 환경하에서 기동하는 단일 표적을 추적하기 위해서 상호간섭 다중모델 기법과 확률 데이터 연관 기법을 결합하면 효과적인 표적 추적을 수행할 수 있다^[5]. 두 기법의 결합은 IMM이 가지고 있는 각각의 부필터가 PDA에 의해 추정치를 구하고 모든 측정치에 대한 PDA의 공산함수(likelihood function)를 사용한 모델 확률을 구함으로써 이루어진다.

3. Perception Net

시스템 감지 능력의 구조적 표현 기법인 인지망(PNET: perception net)은 주어진 감지 시스템에서 식별 가능한 여러 단계의 피쳐(feature)와 논리 센서(LS : logical sensor)를 연결시킨다.

PNET은 물리적 센서(physical sensor)와 비교되는 개념인 LS의 상호 연관으로 구성된다. LS는 피쳐 전달 모듈(FTM : feature transformation module),

데이터 결합 모듈(DFM : data fusion module), 구속 조건 만족 모듈(CSM : constraint satisfaction module)로 구성되어 있다.

FTM은 원시의 피쳐를 보다 높은 단계의 피쳐로 전환한다. DFM은 피쳐의 최적 추정을 산출하기 위해 피쳐의 복합된 데이터를 취득한다. CSM은 피쳐값의 집합에 구속조건을 부과하는 시스템에 대한 사전 지식이다.

LS의 출력은 센서의 현재 상태(state)값으로 취급된다. 상태값의 변화는 두 가지 방향으로 전파된다. 즉, Fig. 1의 화살표 방향의 전파와 화살표 반대 방향의 전파로서 각각 전방전파(forward propagation)와 후방전파(backward propagation)라 하고 전방전파와 후방전파를 통해 상태값은 갱신되고 계산의 일관성은 유지된다.

편의상 잡음은 오차도의 타원면에 의해 경계지어진다고 가정하고 LS의 값(x)이 가지는 오차도를 dx 로 나타낸다면 오차도를 다음과 같이 타원이나 초월 공간에서 나타낼 수 있다.

$$dx^T W_x dx \leq 1 \quad (3)$$

여기서 W_x 는 대칭형의 가중 행렬이다. FTM 또는 DFM의 입력과 출력(x, y)이 스무드(smooth)한 함수 f 로 매핑(mapping)되고 Δx 가 충분히 작다면 다음 식이 성립한다.

$$y = f(x, p) \quad (4)$$

$$y + dy = f(x + dx, p) \approx f(x, p) + \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x \quad (5)$$

$$dy \approx \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x = J(x, p) dx \quad (6)$$

식 (3)으로 표현된 x 의 오차도는 다음의 식과 같이 전파된다.

$$dy^T (J^+)^T W_x J^+ dy \leq 1 \quad (7)$$

$$dy^T W_y dy \leq 1 \quad (8)$$

여기서 J^+ 는 J 의 의사역행렬(pseudo-inverse matrix)을 나타낸다.

FTM에 의한 전방전파는 식 (3), (8)과 동일하게 전개되며 DFM에 의한 전방전파는 기하학적인 데이터 결합으로 이루어진다. 두 개의 측정공간에서 획득된 측정치 x_1 과 x_2 에 대하여 고려해 보자. 오차도의 경계는 각각 가중행렬 W_{x_1} 과 W_{x_2} 로 정의된다. 확장된 공간을 $z = [x_1 \ x_2]^T$ 로 나타낼 때, 기하학적 데이터 결합은 가중 거리(weighted distance)를 최소화시키는 y 를 z 공간상에서 구하는 문제가 되고 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$\min \sum \frac{1}{2} \|y - x_i\|_{W_{x_i}}^2 \quad (9)$$

위 식을 만족하는 y 를 구하고 식 (3)과 (8)에 의해서 y 의 경계를 구한다.

$$y = (W_{x_1} + W_{x_2})^{-1} (W_{x_1} x_1 + W_{x_2} x_2) \quad (10)$$

$$W_y = \{(AA^T + BB^T)^{-1}\}^T (AW_{x_1}A^T + BW_{x_2}B^T) \times (AA^T + BB^T)^{-1} \quad (11)$$

$$A = (W_{x_1} + W_{x_2})^{-1} (W_{x_1})$$

$$B = (W_{x_1} + W_{x_2})^{-1} (W_{x_2})$$

PNET의 후방전파는 CSM에서 시작된다. 두 개의 논리 센서의 출력을 y_1 과 y_2 라고 할 때, 구속조건 $Ay_1 + By_2 = c$ 가 발생시키는 후방전파에 대해 고려해보자. CSM은 전방전파된 상태값, $(y_1^f, W_{y_1}^f)$ 와 $(y_2^f, W_{y_2}^f)$ 가 구속조건을 만족하는지 검증하고 만일 아니라면 구속조건을 만족하는 상태값, $(y_1^b, W_{y_1}^b)$ 와 $(y_2^b, W_{y_2}^b)$ 로 갱신한다. 후방전파 실시 전·후의 확장된 공간을 각각 (z^f, W_z^f) 와 (z^b, W_z^b) 로 나타낼 때, z^b 에서 z^f 로 최소 가중 거리를 가지도록 z^b 를 선택하면 갱신된 상태치를 구할 수 있다.

$$\text{Min} \frac{1}{2} \|z^b - z^f\|_{W_z^f}^2 \quad (12)$$

위 식에 구속조건 식을 대입하면 다음과 같이 표현된다.

$$\text{Min} \frac{1}{2} (\|y_1^b - x_1^f\|_{W_{y_1}^f}^2 + \|B^{-1}(c - Ay_1^b) - y_2^f\|_{W_{y_2}^f}^2) \quad (13)$$

위 식을 만족하도록 y_1^b 를 구하고 식 (3)과 (8)에 의해서 오차도 경계 $W_{y_1^b}$ 를 구하면 아래와 같은 식이 된다. 이것은 또한 y_2^b 에 대해서도 동일하게 수행될 수 있다.

$$y_1^b = [W_{y_1} + (B^{-1}A)^T W_{y_2} (B^{-1}A)]^{-1} \times [W_{y_1} y_1^f + (B^{-1}A)^T W_{y_2} (B^{-1}c - y_2^f)] \quad (14)$$

상태값의 전방 처리와 후방 처리를 통하여 경계는 자동으로 축소되며 색출 가능한 편심(biases)은 탐지될 수 있다.

표적 추적 시스템에 대한 PNET의 적용은 두 가지 면에서 유용할 수 있다. 첫째로는 표적 상태 추정치들의 전파 양상을 LS의 구조적인 구성으로 나타냄으로써 추적 알고리즘의 성능개선의 여지를 마련할 수 있으며, 둘째로 매 시퀀스마다 표적 상태 추정치의 오차도를 정규화된 타원 또는 타원면에 의해서 시각적으로 나타낼 수 있다는데 있다.

본 연구에서는 IMM-PDA에 의해 추정된 표적의 최종 추정치에 PNET을 이용한 구속조건을 추가시킴으로써 추정치 갱신을 실시하였고 이를 시뮬레이션 하여 제한한 구속조건이 합당함을 입증하였다.

Fig. 1은 표적 추적 시스템에서 구속조건을 적용한 PNET의 LS 구성을 나타낸다. 본 연구에서는 제한하는 구속조건은 표적이 공간상에서 움직일 때 현재의 표적과 그 이전의 시퀀스 상의 표적과의 거리는 어떠한 측정공간에서 추정하더라도 동일해야 한다는 사실이다. 표적의 추정치를 이용해서 샘플링 구간동안 이동한 표적거리를 식 (15)와 같이 구할 수 있다. 가중 행렬은

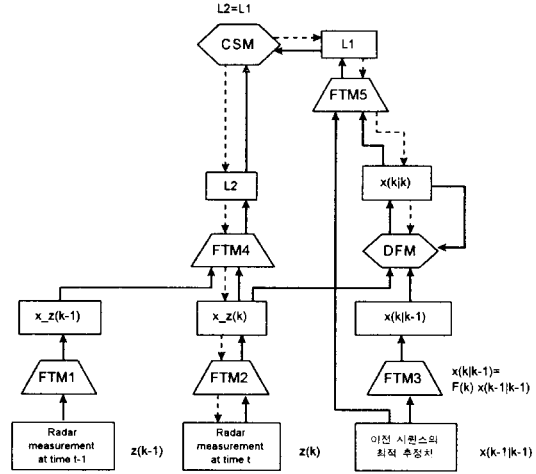


Fig. 1 PNET representation of a LS system for Simulation

식 (16)과 같다.

$$L1 = H\hat{x}(k|k) - H\hat{x}(k-1|k-1) \quad (15)$$

$$W_{L1} = \{(2HH^T)^{-1}\}^T [HW_{x(k)}H^T + HW_{x(k-1)}H^T] \times (2HH^T)^{-1} \quad (16)$$

측정치를 직접 이용한 표적간 거리는 다음과 같다.

$$L2 = z(k) - z(k-1) \quad (17)$$

$$W_{L2} = \frac{1}{4} (W_{z(k)} + W_{z(k-1)}) \quad (18)$$

$L1$ 과 $L2$ 는 같아야 한다는 구속조건에 의해서 전방전파된 피쳐를 갱신시킴으로써 후방전파가 발생한다. 후방전파에 의해서 표적간 거리는 $L^b(k)$ 로 갱신된다. 구속조건을 만족하는 표적간 거리는 다시 측정치를 갱신하는데 사용된다. 후방전파를 표적 추정치 방향, 즉 $L1$ 로 시행하지 않는 것은 표적이 이동하는 환경과 같이 표적에 대한 정보가 부족한 상황에서 측정치가 제공하는 정보에 가중을 주기 위함이다. 후방전파에 의해 오차도가 축소된 측정치와 가중행렬은 다음과 같이 나타난다.

$$z^b(k) = \{W_{z^f}(k) + W_{z^f}(k-1)\}^{-1} \times [W_{z^f(k)}(k)z^f(k) + W_{z^f(k-1)}z^f(k-1) + W_{z^f(k-1)}L2^b(k)] \quad (19)$$

$$W_{z^b} = \{[A_{z^b}A_{z^b}^T + B_{z^b}B_{z^b}^T + C_{z^b}C_{z^b}^T]^{-1}\}^T \times [A_{z^b}W_{z^f}(k)A_{z^b}^T + B_{z^b}W_{z^f}(k-1)B_{z^b}^T + C_{z^b}W_{L^b}(k)C_{z^b}^T] \times \{A_{z^b}A_{z^b}^T + B_{z^b}B_{z^b}^T + C_{z^b}C_{z^b}^T\}^{-1} \quad (20)$$

이와 같이 갱신된 측정치와 IMM-PDA의 추정치를 결합하여 최종적인 표적 상태를 추정할 수 있다. Fig. 1에 피쳐의 전체적인 전파 상황을 도시하였다.

클러터가 존재하고 표적이 이동하여 측정치에 대한 신뢰성이 빈약한 상황에서 PNET에 의한 측정치의 신뢰도 상승은 표적 추적의 문제에서 기여하는 바가 클 것으로 예상된다.

4. 시뮬레이션 및 결과고찰

본 시뮬레이션은 제안된 기법이 기존의 IMM-PDA와 비교하여 클러터 환경하에서 표적의 기동을 효과적으로 추적할 수 있는가에 대한 성능 평가를 중점적으로 고려하여 수행되었다.

기존의 IMM-PDA와 제안된 기법을 효과적으로 비교하기 위하여 IMM-PDA의 최종 추정치와 그 추정치를 PNET에 의해 갱신하여 얻은 최종 추정치를 같은 공간에 도시하였다. IMM은 3개의 부필터로 구성하였으며 각각은 기동 표적 추적에 필요한 등속 모델, 급속 가속 모델, 등가속 모델로 설정하였다. 표적은 2차원 공간상에서 운동하는 것으로 가정하였으며 부필터는 각 축 방향으로 동일한 공분산 값을 가지도록 설계되었다. 그 값은 등속, 급속 가속, 등가속에 대하여 각각 A, B, C 첨자를 부여 $Q_A(k) = 9 \text{ m}^2/\text{sec}^4$, $Q_B(k) = 8 \text{ m}^2/\text{sec}^4$, $Q_C(k) = 4 \text{ m}^2/\text{sec}^4$ 로 설정하였다. 세 모델간의 마코프 천이 계수는 각각 $\theta_{AA} = 0.85$, $\theta_{AB} = 0.15$, $\theta_{BA} = 0.33$, $\theta_{BB} = 0.34$, $\theta_{BC} = 0.33$, $\theta_{CB} = 0.15$, $\theta_{CC} = 0.85$ 로 설정하였다. 센서의 측정 잡음 공분산은 각 축방향으로 동일하게 100 m^2 으로 설정하였다^[6].

표적은 등속도로 운동 중에 17초(70 scan)와 37초(150 scan) 사이에 x축 방향으로 $20 \text{ m}/\text{sec}^2$, y축 방향으로 $40 \text{ m}/\text{sec}^2$ 의 가속으로 기동 운동을 하도록 하였다. 이때, 표적 상태의 초기 속도를 x축과 y축에 대하여 각각 $10 \text{ m}/\text{sec}$ 와 $-20 \text{ m}/\text{sec}$ 로 설정하여 표적이 급속한 선회 운동을 하도록 모델 하였다. 클러터는 1평방 킬로미터당 25개의 밀도를 가지도록 설정하였다. 센서에 의한 샘플링 주파수는 1초당 4회로 설정하였다.

Fig. 2는 표적 추정치와 실제 표적 상태치와의 오차를 RMS(root mean square)로 나타낸 시뮬레이션 결과 선도이다. PNET을 이용한 표적 추적은 표적이 기동하지 않은 상황에서는 기존의 기법과 유사한 성능을 내고 표적이 기동하였을 때는 전반적으로 우수한 성능을 내는 것을 알 수 있다. 특히, 등속 운동과 기동 운동에서 표적 추적의 오차는 IMM-PDA와 비교해 크게 증가하지 않음을 알 수 있고 PNET의 오차는 IMM-PDA의 오차 범위 내에서 진동하는 것을 알 수 있다.

Fig. 3은 PNET과 IMM-PDA에 의한 표적 추정치의 정규화된 오차도를 비교한 선도이다. PNET의 오차도는 IMM-PDA보다는 작지만 표적의 운동과 부합된 부필터보다는 크다. 이것은 계산량을 줄이기 위해 PNET의 구속조건을 부필터 내에 적용하지 않았기 때문이다.

4. 결 론

클러터 환경하에서의 기동 표적 추적에 PNET을 적용하는 것이 효과적이라는 것을 시뮬레이션에 의해 확인하였다. PNET은 시스템의 감지 능력을 구조적으로 나타냄으로서 적절한 구속조건을 세우는데 유리한 기법이다. 또한 PNET의 LS 구성은 유일하지 않기 때문에 본 연구에서 제안한 구속조건 외에 적절한 구속조

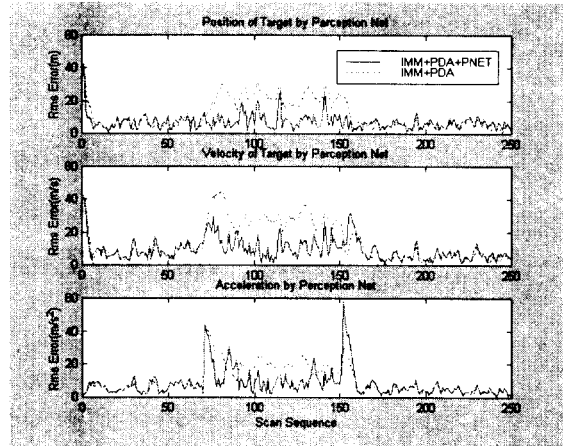


Fig. 2 IMM-PDA와 PNET의 RMS 추적 오차

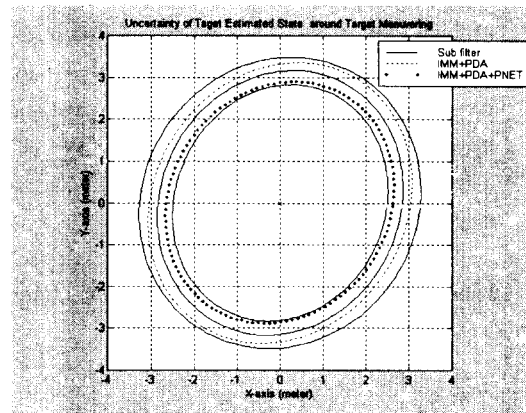


Fig. 3 x-y 평면에서 표적 위치의 오차도 타원

건을 추가적으로 찾아낸다면 더욱 성능을 개선시킬 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

1. H. Blom, Y. Bar-Shalom, "The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients," *IEEE Transaction on Automatic Control*, Vol. AC-33, August 1988.
2. Y. Bar-Shalom, "Tracking in a Cluttered Environment with Probabilistic Data Association," *Automatica*, Vol. 11, pp. 451-460, September 1975.
3. S. Lee, S. Ro, "Uncertainty Self-Management with Perception Net Based Geometric Data Fusion," submitted in '97 *IEEE International Conference on Robotics and Automation*.
4. Y. Bar-Shalom, T. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988.
5. Y. Bar-Shalom, *Multitarget-Multisensor Tracking : Advanced Applications*, Artech House, 1990.
6. 박용환, *기동표적 추적필터에 관한 연구*, 서울대학교 박사 학위 논문, 1997.