항공우주산업기술동향 4권1호 (2006) pp. 83~91
기술동향
www.kari.re.kr
/lib/index.html
에서 보실 수 있습니다.

추적레이다의 표적 추적을 위한 추적 알고리듬 기술동향

글 / 신 한 섭, 최 지 환, 김 대 오, 김 태 형 hsshin@kari.re.kr
한국항공우주연구원 우주센터 기술관리그룹

초 록

추적레이다는 표적으로부터 반사되어 돌아오는 신호 또는 질의 신호에 대한 응답 신호를 수신하여 표적을 추적하는 장비이다. 추적레이다가 표적을 추적하는 범위는 일반적으로 좁게 한정되므로 이동하는 표적을 추적하기 위해서는 먼저 안테나 빔의 지향각과 거리를 표적에 맞추고, 표적이 획득된 후에는 안테나 빔을 연속적으로 이동하는 표적을 향해 방사하여 표적을 추적하게 된다.

일반적으로 추적레이다가 표적을 추적하는 경우에는 과정 잡음과 측정 잡음에 의해서 발생되는 부정확성과 관심없는 표적이나 클러터 등으로부터 생성된 측정 근원의 부정확성으로 인한 문제가 발생하게 된다. 이러한 표적 추적에 따른 문제를 해결하기 위해서 많은 추적 알고리듬들이 개발되어 왔다. 이 논문에서는 가장 기본적인 표준 칼만 필터와 측정 근원의 부정확성에 따른 데이터 연관 문제를 고려한 여러 추적 알고리듬에 대해서 기술하였다. 또한 한국항공우주연구원 우주센터의 우주발사체 추적용 추적레이다에 대한 간략한 설명과 우주발사체 추적에 사용되는 추적 알고리듬에 대해서 소개하였다.

주제어: 추적레이다, 추적 알고리듬

1. 서 론

추적레이다는 안테나로부터 폭이 매우 좁은 펄스를 표적에 위치시켜 표적에서 돌아오는 신호를 수신하여 표적의 위치 (거리, 각도, 속도 등)를 추적하는 장비이다. 표적을 추적하는 방식에는 표적의 단면적으로부터 반사되어 돌아오는 레이다 신호를 이용하는 스킨 추적 (Skin Tracking)과 송신신호에 대한 표적의 응답신호를 추적하는 비콘 추적 (Beacon Tracking) 방식이 있다. 비콘 추적은 추적레이다와의 질의/응답 펄스가 가능한 트랜스폰더를 비행체에 탑재한 경우 사용될 수 있으며 아군 비행체의 추적이나 우주 발사체용 등에 쓰이며, 대공방어 무기체계에는 거의 모두 스킨 추적 방식을 사용한다. 표적 추적을 통해 얻은 자료는 표적의 위치를 예측하며 무기체계에서는 주 사격방향과 발사시간을 정하며, 미사일 발사관제용으로는 미사일의 발사 궤적을 추적한다. 그리고, 표적의 추적을 통해 얻어지는 정보의 분해능은 안테나 빔폭, 송신 펄스폭 및 도플러 대역폭 등에 따라 결정된다.

추적레이다의 표적 추적범위는 일반적으로 좁게 한정되므로 추적레이다가 표적을 추적하기 위해서는 먼저 안테나 빔의 지향각과 거리를 추적하는 표적에 맞추어야 하는데 이 과정을 표적획득 (Target Acquisition)이라 한다. 표적획득이 이루어지면 추적레이다의 안테나는 이동표적의 위치좌표로 지향되고 표적거리에서 신호가 검출되면 이때부터 표적을 추적할 수 있게 된다. 추적이 시작되면 추적레이

다는 안테나 빔을 연속적으로 이동표적을 향하여 방사하여 표적의 위치를 추적하게 된다.

이러한 일련의 과정을 효율적으로 수행하기 위해서는 추적레이다의 사용용도와 추적 환경에 맞는 적절한 추적 알고리듬을 선택해야 한다.

본 기고에서는 추적레이다에서 표적을 추적하기 위해 사용되는 기본적인 표준 칼만 필터와 원하지 않는 표적이나 클러터가 있는 경우에 사용하는 여러 추적 알고리듬에 대해서 기술하고, 전라남도 고흥군 외나로도에 건설중인 우주센터에 설치될 우주발사체 추적용 추적레이다의 간략한 설명과 우주발사체 추적에 사용되는 추적 알고리듬에 대하여 소개하고자 한다.

2. 일반적인 추적 알고리듬

추적레이다가 관심있는 표적을 성공적으로 추적하기 위해서는 측정하는 센서의 특성과 표적의 운동에 따른 표적의 상태를 정확히 예측하고 추정해야 한다. 또한 추적 환경에 따른 측정 데이터 사이의 연관 문제를 고려해야 한다.

이 장에서는 표적의 운동에 따른 표적의 상태를 예측, 추정하는 기본적인 알고리듬인 표준 칼만 필터의 개념과 원리를 언급하고, 측정 데이터 사이에 발생하는 데이터 연관 문제를 고려한 여러 가지 추적 알고리듬에 대해 소개하였다.

2.1 표준 칼만 필터

표준 칼만 필터는 1960년 Rudolf E. Kalman의 논문 “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems”에 그 시초를 두고 있다. 이 필터는 실시간으로 표적의 운동방정식을 토대로 시간에 따른 표적의 상태를 추정하는 효율적인 재귀 계산법 (Recursive Computational Solution)이다.

표준 칼만 필터는 시간에 따른 표적의 상태 변화를 적절하게 예측할 수 있도록 잡음으로부터 원하는 추정값을 찾아내기 위해 사용된다. 먼저 아래와 같이 일반적인 선형 운동 방정식과 측정 방정식을 가정한다.

$$x(k+1) = F(k)x(k) + (G(k)u(k)) + v(k) \quad (1)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + \omega(k) \quad (2)$$

위의 운동 방정식에서 $x(k)$는 우리가 추정하고자 하는 표적의 상태 벡터 (State Vector)이고, 일반적으로 행렬로 표시되는 $F(k)$는 k 단계의 상태벡터에서 $k+1$ 단계의 상태벡터로의 천이를 나타내는 변환행렬을 의미한다. $G(k)u(k)$는 시스템에 무관한 이미 알고있는 입력값으로 생략해도 무방하다. $v(k)$는 k 단계에서 운동 방정식에 입력되는 과정 잡음 (Process Noise)으로 평균이 0이고 공분산행렬 (Covariance) $Q(k)$을 가지는 백색 가우시안 (White Gaussian) 분포를 따른다. 측정방정식에서 $z(k)$는 측정 벡터 (Measurement Vector)이며 상태 벡터 $x(k)$와 행렬 $H(k)$에 의해 표현된다. $\omega(k)$는 k단계에서 측정 방정식에 입력되는 측정 잡음 (Measurement Noise)으로 $v(k)$와 마찬가지로 평균이 0이고 공분산행렬 $R(k)$을 가지는 백색 가우시안 분포를 따른다.

이러한 시스템 방정식에 따른 표준 칼만 필터의 한 주기는 다음과 같다.

• 예측된 상태 벡터와 공분산행렬

$$\hat{x}(k+1|k) = F(k)\hat{x}(k|k) + (G(k)u(k)) \quad (3)$$

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F^T(k) + Q(k) \quad (4)$$

• 측정 예측

$$\hat{z}(k+1|k) = H(k+1)\hat{x}(k+1|k) \quad (5)$$

• 이노베이션 (Innovation)과 공분산행렬

$$\nu(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1|k) \quad (6)$$

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H^T(k+1) + R(k+1) \quad (7)$$

• 칼만 이득

$$W(k+1) = P(k+1|k)H^T(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (8)$$

• 업데이트된 상태 벡터와 공분산행렬

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k)$$

$$+ W(k+1)\nu(k+1) \quad (9)$$

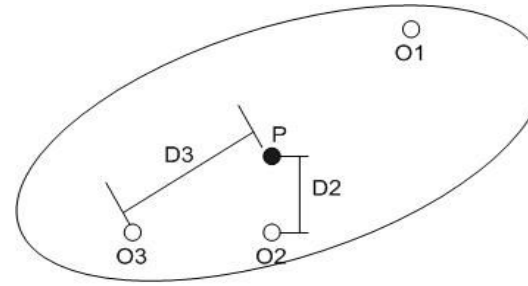
$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1) \cdot S(k+1)W^T(k+1) \quad (10)$$

여기에서 표준 칼만 필터는 다음과 같은 기본적인 가정을 한다. 첫 번째, 표적의 초기 상태벡터는 이미 알고 있는 평균과 분산을 가지는 가우시안 분포를 따르는 확률변수로 가정한다. 두 번째, 이 초기 상태벡터는 과정 잡음 v와 측정 잡음 ω에 상호 독립을 가정한다. 이 가정들은 표준 칼만 필터의 가장 큰 장점인 반면 가장 큰 단점으로 작용하기도 한다. 표적의 상태 벡터와 측정값이 정규분포를 따르는 일반적인 경우에는 간단한 표준 칼만 필터 알고리듬을 통해 최적화할 수 있는 강력한 도구가 되지만, 정규분포가 아니거나 확률분포를 알 수 없는 경우에는 그 적용에 있어 문제와 어려움이 크다. 그러나, 오차의 확률분포가 정규분포가 아닌 경우라 하더라도 이를 정규분포로 간주함에 있어 그리 큰 무리가 없는 경우에는 표준 칼만 필터는 아직까지 유용하고 강력한 도구로 사용된다.

표준 칼만 필터는 앞서 언급한 가우시안 가정 아래에서 최적의 MMSE (Minimum Mean Square Error)이다. 그러나, 이 가정을 따르지 않더라도 칼만 필터는 선형 MMSE 추정기가 된다. 표준 칼만 필터의 한 주기에서 얻어진 칼만 이득 $W(k+1)$은 상태 예측값 $\hat{x}(k+1|k)$이 부정확하고 측정값 $\nu(k+1)$이 정확하다면 이득값이 커지게 된다. 반대로 상태 예측값이 정확하고 측정값이 부정확하다면 이득값이 작아진다. 업데이트된 상태 벡터 $\hat{x}(k+1|k+1)$와 이와 연관된 추정오차 공분산행렬 $P(k+1|k+1)$은 다음 단계의 상태 예측에 사용된다. 그러므로, 표준 칼만 필터는 이러한 반복적인 계산법을 통해서 시간에 따른 표적의 상태 벡터를 추정하게 된다.

한편, 표준 칼만 필터는 기본적으로 선형 시스템에서 상태 벡터를 추정하기 위한 것이다. 그래서, 만일 시스템이 선형 모델로 표현되지 않는다면 선형 칼만 필터의 적용이 불가능하므로 시스템 모델이 비선형이라면 필터링 수식을 유도하는 과정에서 선형화 과정이 필요하게 된다. 이 경우에는 이전 단계에서 추정된 상태 벡터를 이용하여 시스템의 모델과 측정 방정식을 테일러 전개식 (Taylor Series Expansion)을 사용하여 근사화할 수 있다. 이와 같이 구해진 칼만 필터를 확장 칼만 필터 (Extended Kalman Filter)라 하고 비교적 간단한 구조로 많은 실시간 문제들에 응용되고 있다. 이 확장 칼만 필터는 한국항공우주연구원 우주센터 추적레이다의 추적 알고리듬에도 사용된다.

일반적으로 하나의 표적을 추적하는 문제에 있어서 과정 잡음과 측정 잡음에 의해서 발생되는 부정확성 외에 측정의 근원 (Origin)과 관련된 부정확성이 있을 수 있다. 이러한 측정 근원의 부정확성은 표적을 추적하는 데에 이용될 측정이 관심없는 표적 또는 랜덤 클러터 (Random Clutter) 등으로부터 생성된 것일 수 있으므로 표적 추적과 관련된 데이터 연관 (Data Association) 문제를 발생시키게 된다. 칼만 필터는 측정의 근원과 관련된 부정확성에 기인한 데이터 연관 문제를 적용하기에는 어려움이 있다.



O1, O2, O3 = Observation Postions

P = Predicted Target Postions

D2, D3 = Distance from P2 to O2, O3

그림 1. 유효 게이트 내 표적 예측과 측정치의 데이터 연관

그림 1에서는 유효 게이트 안에 측정된 측정치의 위치와 표적의 예측 위치와의 데이터 연관을 나타낸 예시 그림이다. 이러한 데이터 연관 문제를 해결하는 대표적인 방식으로 NN (Nearest Neighbor) 필터를 이용하는 방식, PDA (Probabilistic Data Association) 필터를 이용하는 방식과 PSN (Probabilistic Strongest Neighbor) 필터를 이용하는 방식 등 여러 가지가 있다.

2.2 Nearest Neighbor 필터

앞에서 언급한 데이터 연관 문제를 해결하는 대표적인 방식 중에서 먼저 NN(Nearest Neighbor) 필터를 이용하는 방식은 PDA 방식이 유효 게이트(validation gate)에 들어오는 모든 측정치를 이용하여 항적 (Trajectory)을 유지해 나가는 반면에 각 항적에 대한 측정의 예측 위치에 가장 가까운 측정치를 그 항적에 연계시켜 항적을 유지해 나간다.

NN 필터는 예측 위치에 가장 근접한 측정만을 이용하므로 비교적 계산 과정이 간단하지만, 실제 표적을 추적하는데 있어서는 표적에 의한 측정뿐만 아니라 거짓 측정 (False Measurement)을 이용할 수도 있으며 유효 게이트 내에 측정이 없는 경우도 발생할 수 있다. 그래서, 추정오차 공분산행렬이 이같은 불연속인 사건들의 함수가 되는 성질을 이용한 HYCA (HYbrid Conditional Averaging) 방식으로 필터의 성능을 표현한 방법을 소개한다.

앞서 표준 칼만 필터의 설명에서 언급했던 것과 비슷한 표적 운동과 측정에 대한 모델을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x(k) = F(k-1)x(k-1) + G(k-1)\nu(k-1) \quad (11)$$
$$z(k) = H(k)x(k) + \omega(k) \quad (12)$$

시간 k에서의 유효 게이트 내의 측정을 $z_i(k), i = 1, \cdots, m_k$로 두며, 모든 측정의 개수를 m_k로 나타낸다. 시간 k에서의 유효 측정 집합을 $Z(k)$ 을 $\{z_i(k)\}_{i-1}^{m_k}$로 두며 측정들의 누적 집합 Z^k를 $\{Z(i)\}_{i-1}^{m_k}$로 나타낼 때, 시간 k에서 예측치에 가장 근접한 측정치는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_*(k) = \arg\min D(z), \; z \in Z(k) \quad (13)$$

여기서 정규화된 자승거리 (Normalized Distance Square: NDS) $D(z)$는 측정 예측치와 그와 연관된 공분산행렬 $S(k)$로 나타낼 수 있다.

NN 측정치에 대해서 다음과 같은 세 가지 사건들을 고려해 볼 수 있다.

사건 M_0: 유효 측정값이 없고, 따라서 NN 측정치가 없는 사건

사건 M_T: NN 측정값이 관심있는 표적에서 생성된 사건

사건 M_F: NN 측정치가 관심있는 표적에서 생성되지 않은 사건

시간 $k-1$까지의 누적 집합 Z^{k-1}이 주어진 조건에서 서로 배타적인 세 가지 사건들의 확률을 나타낼 수가 있다. NN 필터는 과정 잡음, 측정 잡음과 같은 연속적인 불확실한 랜덤변수 뿐만 아니라, 위와 같이 NN측정치의 근원에 관한 세 가지 랜덤한 불연속 사건들의 확률에도 의존하므로 HYCA 방식으로 나타낼 수 있다. 그러므로, 행렬자승오차 (Matrix Square Error, MSE)의 평균값을 구해서 추정오차 공분산행렬을 얻게 된다. 이 값은 표적 검출확률, 게이트 크기 등의 매개변수와 필터의 추적 성능 사이의 관계를 정량적으로 표현된다.

$$\bar{P}(k \mid k-1) = F(k-1)\bar{P}(k-1 \mid k-1)F(k-1)^T + G(k-1)Q(k-1)G(k-1)^T$$
$$\bar{S}(k) = H(k)\bar{P}(k \mid k-1)H(k)^T + R(k)$$
$$\bar{W}(k) = \bar{P}(k \mid k-1)H(k)^T\bar{S}(k)^{-1}$$
$$\bar{\beta} = \lambda c_n |\bar{S}(k)|^{\frac{1}{2}}$$
$$\bar{c}_F(k) = \frac{\bar{\beta}}{2}\int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}} e^{-\bar{\beta}q^{\frac{n}{2}}}[1 - P_D P\{\chi^2(n) \le q\}]\,dq$$
$$\bar{c}_T(k) = \frac{P_D}{2^{\frac{n}{2}+1}\Gamma(\frac{n}{2}+1)}\int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}} e^{-\bar{\beta}q^{\frac{n}{2}} - \frac{q}{2}}\,dq$$
$$\bar{P}(k|k) = \bar{P}(k|k-1) - [\bar{c}_T(k) - \bar{\bar{c}}_F(k)]\bar{W}(k)\bar{S}(k)\bar{W}(k)^T$$

그림 2. NN 필터의 예측된 MSE 행렬에 대한 오프라인 반복

이러한 내용들을 바탕으로 하여 NN 필터에 의해 계산된 상태 추정오차 공분산행렬에 대한 오프라인 반복에 대해서 그림 2에 나타나 있다. 문자 위에 줄이 그어진 것은 오프라인임을 표시하기 위한 것이다. 여기서, $P(k|k-1)$와 $W(k)$는 각각 NN 필터의 상태 예측 공분산행렬과 칼만 이득이며, $c_T(k)$

와 $c_F(k)$는 고려되는 차원에 따라 달라지는 스칼라양을 나타낸다. 한편, 항상 정확한 측정치들을 이용하는 표준 칼만 필터보다 NN 필터의 성능이 더 나을 수는 없다. 그래서 업데이트된 공분산행렬 $P(k|k)$는 PDA 필터와 같이 $c_T(k)-c_F(k)$을 정보감축인자 u (information reduction factor)로 부를 수 있다. 이러한 이유는 정보감축인자 u가 측정 근원의 불확실성에 의해 추정의 불확실성이 증가되는 것을 반영하고 있기 때문이다.

2.3 Probabilistic Data Association 필터

데이터 연관 문제를 해결하는 두 번째 방식인 PDA 필터는 앞서 언급한 바와 같이 유효 게이트 내에 들어오는 모든 측정치를 이용하는 방식이다.

단일 표적을 추적하는 시스템에 있어서 표준 칼만 필터의 추정오차 공분산행렬은 과정 잡음과 측정 잡음의 공분산행렬로 구해지며 추적기의 성능을 나타내는 지표가 된다. 하지만, 클러터가 있는 경우 추적기의 추정오차 공분산행렬은 더 이상 측정 데이터와 독립이 아니고 측정 데이터의 함수가 된다. 이러한 추적기의 성능 평가는 광범위한 시뮬레이션을 통하여 얻을 수 있지만 매우 비효율적이다. 따라서 추적기의 성능을 정확하고 효율적으로 예측하기 위해서 이를 적절하게 표현할 수 있는 근사화된 공분산행렬을 얻어야 한다.

광범위한 시뮬레이션을 통하지 않고도 측정 데이터와 무관하게 추적기의 성능을 구하기 위해서는 추정오차 공분산행렬의 확률적 (Stochastic)인 부분을 확정적 (Deterministic)인 부분으로 바꾸어야 한다.

이러한 방법으로는 두 가지가 있는데, 첫 번째 방법은 추정오차 공분산행렬의 확률적인 부분을 유효 게이트 내의 모든 측정 위치와 유효 측정의 개수에 대한 기대치로 바꾸는 것이다. 이렇게 구한 추정오차 공분산행렬의 확정적 Riccati 방정식에는 정보감축인자라는 함수가 있으며 복잡한 적분을 포함하므로 이를 구하기가 어렵다. 따라서 이 함수를 거짓 유효 측정 개수의 기대치, 표적 검출확률을 변수로 가지는 닫힌 형태의 함수로 근사화할 수 있다. 추정오차 공분산행렬의 확률적인 부분을 확정적인 부분으로 바꾸는 두 번째 방법은 원래의 추정오차 공분산행렬식을 단지 유효 측정 게이트 내의 모든 가능한 위치에 대해서만 기대치로 대체하는 하이브리드 방식이다. 이 방법은 추적기의 안정성을 확인할 수 있는 방법으로, 정보감축인자는 유효 측정의 개수, 거짓 유효 측정 개수의 기대치, 표적 검출확률을 파라미터로 가지는 중적분 식이다. 따라서 정보감축인자 값은 구하기가 매우 힘들며, 이 정보감축인자를 근사화하기 위한 연구가 지금까지도 많이 진행되고 있다.

2.4 Probabilistic Strongest Neighbor 필터

클러터가 있는 상황에서 표적을 추적할 때 측정값들은 추적하고자 하는 표적뿐만 아니라 랜덤 클러터 등으로부터 생성될 수 있기 때문에 하나 이상의 측정값이 발생될 수 있다. 그러므로, 관심있는 표적과 그 표적으로부터 발생한 측정값을 완벽하게 연계시키는 것은 불가능하며, 추적 필터의 성능은 올바른 측정값을 추적 필터에 사용하였는지 아니면 랜덤 클러터에서 발생한 측정값을 사용하였는가에 따라 크게 변화한다. 추적 필터에 사용되는 측정값 중에서 가장 강한 신호 강도를 가지는 측정값을 SN (Strongest Neighbor) 측정값이라고 부르며, 클러터가 있는 상황에서 표적 추적을 위한 가장 간단한 방법은 SN 측정값이 표적으로부터 발생한 측정값인 것처럼 사용하는 SN 필터이다. 그러나 SN 필터는 계산량이 적은 반면 잘못된 가정으로 인해 실제 오차보다 필터에서 계산되어지는 오차의 표준편차가 매우 작기 때문에 추적의 정확도나 추적오차의 평가를 중요하게 고려하는 상황에서는 사용할 수 없다. 이러한 결점을 보완하기 위해 SN 필터의 개선된 형태인 PSN (Probabilistic Strongest Neighbor) 필터가 등장하였다. PSN 필터는 SN 필터와 마찬가지로 SN 측정값을 사용하지만, SN 측정값이 모두 표적에서 발생했다는 비현실적인 가정을 제거하고, SN 측정값이 표적 이외의 다른 근원으로부터도 발생할 수 있다는 사건을 고려하였다.

여기서는 PSN 필터의 추정오차 공분산행렬이 연속적인 랜덤변수인 SN 측정값뿐만 아니라 SN 측정의 근원에 대한 세 가지 랜덤한 이산 사건들에도 의존하기 때문에 HYCA 방식을 이용하여 추정오차 공

분산행렬의 기대치를 구하는 방법을 소개한다.

클러터가 있는 상황에서 표적을 추적할 경우, 측정값들은 추적하고자 하는 표적에서 뿐만 아니라 랜덤 클러터 또는 어떤 다른 근원으로부터 발생될 수 있다. 측정의 예측치에서 멀리 떨어진 측정은 관심있는 표적에서 발생할 확률이 떨어지므로 유효 게이트 안에 있는 측정만을 유효한 측정값으로 사용한다.

PSN 필터에서는 NN 필터와 유사하게 다음과 같이 세 가지 사건을 고려할 수 있다.

사건 M_0: SN 측정값이 없을 사건

사건 M_T: SN 측정값이 관심있는 표적에서 생성된 사건

사건 M_F: SN 측정값이 관심있는 표적에서 생성되지 않은 사건

PSN 필터는 SN 필터와 마찬가지로 SN 측정값을 사용하지만 SN 측정값이 표적 이외의 다른 근원으로부터도 발생할 수 있다는 사건 M_F를 반영한다. 실제 표적 추적 상황에서 PSN 필터는 SN 측정이 없을 경우와 SN 측정이 있을 경우로 나누어 상태 추정 및 추정오차 공분산행렬을 구하는 추적 알고리듬이다.

3. 우주센터 추적레이다

3.1 우주센터 추적레이다 소개

우주센터 추적레이다는 매우 짧은 시간에 폭이 좁은 펄스를 연속적으로 예리한 지향성 안테나를 통하여 표적에 위치시킴으로써 표적의 현재 위치를 추적하는 장비이다. 우주센터에서 추적레이다는 발사체의 비행궤도를 정밀하게 측정하기 위하여 사용하며, 스킨 모드 (Skin Mode)시 최대 300km, 비콘 모드 (Beacon Mode)시 최대 3,000km까지 발사체를 추적하여 운용 중 획득한 TSPI (Time Space Position Information) 정보를 우주센터 내부 통신망 및 초고속국가망을 통하여 우주센터 내 발사통제센터 (MCC)로 전송한다. 추적 시작부터 종료 시까지 연속적이며 안정적인 추적을 위하여 2대의 시스템을 우주센터와 제주도 각각 두 곳에 이중화하여 설치하며, 추적 실패 시에 대비하여 광학추적장비나 원격자료 수신장비로부터 획득한 TSPI Slaving 데이터를 발사통제센터(MCC)로부터 실시간으로 제공받아 추적을 재개할 수 있도록 구성되어 있다.그림 3은 우주센터 추적레이다의 시스템 상세 블록도를 나타낸다.

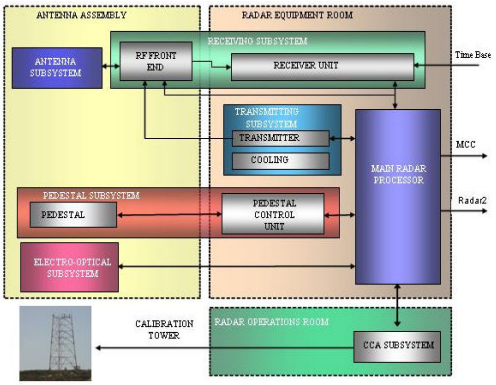


그림 3. 우주센터 추적레이다의 시스템 상세 블록도

위성발사체의 발사 초기부터 정상궤도 진입 시까지 안정된 추적을 위하여 우주센터와 제주도에 각각 추적레이다를 설치하여 1차 시스템 (우주센터)과 2차 시스템 (제주추적소)으로 이중화하였다. 추적레이다로부터 획득된 실시간 TSPI 정보는 발사통제센터에서 비행자세, 속도, 비행궤도 표시 및 예상궤도 진입여부, 안전을 위한 비행종료시점 판단 등의 중요한 데이터로 사용된다. 따라서 각각의 추적레이다는 실시간으로 TSPI 정보를 발사통제센터로 전송하고 또한 발사통제센터로부터 지속적으로 Slaving Data를 수신하여 추적 실패 시 이를 이용하여 추적을 재개함으로써 발사초기부터 전 비행구간에 걸쳐 안정적인 추적이 가능하도록 구성된다.

우주센터와 제주추적소간에는 별도의 데이터 링크를 구성하여 레이다간 동기 및 Data Slaving이 가능하도록 구성된다. 각 추적레이다와 발사통제센터 사이의 통신망은 현지의 지리적 여건을 고려하여 우주센터에서는 우주센터 내부 통신망을 이용하고, 제주추적소에는 초고속 국가망을 이용하여 통신망을 구성한다. 그림 4에서는 추적레이다 시스템과 발사통제센터와의 통신망 구성을 나타낸다.

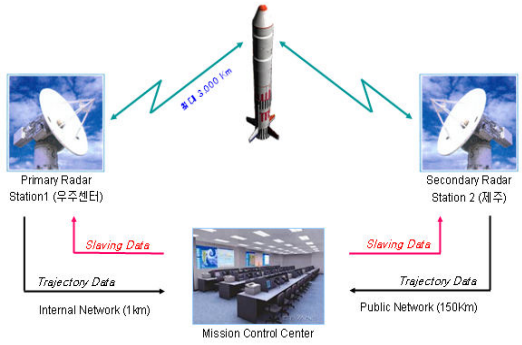


그림 4. KARI 우주센터 추적레이다 시스템 통신망 구성

우주센터에서 발사할 소형 위성발사체 (KSLV)의 비행거리 (Slant Range)는 발사 순간부터 위성 분리시점까지 장거리 비행이다. 따라서 위성발사용 추적레이다 시스템은 위성발사체의 발사 순간부터 예상 궤도 진입 시까지 비행 전 구간에 걸쳐 안정적인 추적이 가능하여야 한다.

우주센터 추적레이다의 시스템 주요특성은 표 1과 같다. 추적레이다의 주파수 대역은 위성발사체 추적레이다용으로 일반적이며, 장거리 정밀계측용으로 매우 유용한 특성을 갖는 C-Band 주파수를 사용하고, 송신기는 주파수 및 위상 안정도가 높은 TWT를 사용하여 위상정합 (Coherent) 송신이 가능하다.

표 1. 우주센터 추적레이다의 주요특성

항 목	규 격
사용 주파수	• C-Band: 5.3 ~ 5.8GHz
송신기	• 최대출력: 250KW • 펄스폭: 0.5, 1, 4usec • PRF: 300 ~ 3,000Hz
수신기	• 중간주파수: 1,750MHz, 70MHz • 잡음지수: 4dB
안테나	• 형태: 4m, 카세그레인 형태 • 편파: 수직, 좌원편파, 우원편파 • 이득: 43dBi
페데스탈	• 동작모드: Manual, Automatic, Slaving, Program • 동작범위: 방위각 (360도 전방향) 고도각 (-5° ~ +85°)

3.2 우주센터 추적레이다의 추적 알고리듬

우주센터 추적레이다에서 위성발사체를 추적하기 위한 추적 알고리듬으로 사용되는 확장 칼만 필터에 대해서 간단히 설명하고자 한다. 확장 칼만 필터는 앞서 표준 칼만 필터에서 언급한 바와 같이 비선형 시스템을 테일러 전개식을 이용하여 선형 시스템으로 근사화하여 칼만 필터를 적용한다. 먼저 비선형 시스템에 대한 운동 방정식과 측정 방정식을 다음과 같이 가정한다.

$$x(k+1) = f[k, x(k)] + v(k) \tag{14}$$

$$z(k) = h[k, x(k)] + \omega(k) \tag{15}$$

여기서 f와 h는 시간 k와 상태 벡터 $x(k)$에 대한 비선형 함수로 표현되며, $v(k)$와 $\omega(k)$는 칼만 필터에서 사용된 것과 같이 평균이 0이고, 각각 공분산행렬 $Q(k)$와 $R(k)$를 가지는 백색 가우시안 분포의 과정 잡음과 측정 잡음 벡터이다. 선형 시스템과 일관성을 유지하기 위해 초기 상태 벡터값 $\hat{x}(0|0)$와 공분산행렬 $P(0|0)$을 가지고, 잡음 벡터 $v(k)$와 $\omega(k)$와 무관하다고 가정한다.

비선형 시스템을 테일러 전개식을 이용하여 전개하면 다음과 같이 표현된다.

$$x(k+1) = f[k, \hat{x}(k|k)] + f_x[x(k) - \hat{x}(k|k)]$$
$$+ \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n_x} e_i [x(k) - \hat{x}(k|k)]' f_{xx}^i(k)[x(k) - \hat{x}(k|k)]$$
$$+ HOT + v(k) \tag{16}$$

$$z(k) = h[k, \hat{x}(k|k)] + h_x[z(k) - \hat{x}(k|k)]$$
$$+ \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n_x} e_i [z(k) - \hat{x}(k|k)]' h_{xx}^i(k)[z(k) - \hat{x}(k|k)]$$
$$+ HOT + \omega(k) \tag{17}$$

여기서 f_x는 $f_x \equiv [\nabla_x f(k,x)']'|_{x=\hat{x}(k|k)}$으로 얻어지는 함수 f의 제코비안 (Jacobian)을 나타내며, f_{xx}^i는 $f_{xx}^i(k) \equiv [\nabla_x \nabla_x' f^i(k,x)]|_{x=\hat{x}(k|k)}$으로 얻어

지는 함수 f의 헤센 (Hessian)을 나타낸다. HOT는 3차 이상의 고차항을 의미한다. 일반적으로 확장 칼만 필터는 비선형 시스템의 테일러 전개식에서 1차 또는 2차항까지 선형 근사화를 적용한다. 간략한 설명을 위해서 테일러 전개식의 1차항까지의 성분만을 고려한다면 표준 칼만 필터와 유사하게 확장 칼만 필터의 한 주기를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

• 예측된 상태 벡터와 공분산행렬

$$\hat{x}(k+1|k) = f[k, \hat{x}(k|k)] \quad (18)$$

$$P(k+1|k) = f_x[k, \hat{x}(k|k)]P(k|k)f_x[k, \hat{x}(k|k)]' + Q(k) \quad (19)$$

• 예측된 측정 벡터

$$\hat{z}(k+1|k) = h[k+1, \hat{x}(k+1|k)] \quad (20)$$

• 이노베이션과 공분산행렬

$$\nu(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1|k) \quad (21)$$

$$S(k+1) = h_x[k+1, \hat{x}(k+1|k)]P(k+1|k) \cdot h_x[k+1, \hat{x}(k+1|k)]' + R(k) \quad (22)$$

• 필터 이득

$$W(k+1) = P(k+1)h_x^T[k, \hat{x}(k+1|k)]S^{-1}(k+1) \quad (23)$$

• 업데이트된 상태 벡터와 공분산행렬

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + W(k+1)\nu(k+1) \quad (24)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1) \cdot S(k+1)W^T(k+1) \quad (25)$$

이와 같이 확장 칼만 필터는 비선형 시스템에서 준최적의 상태 추정을 위해 사용될 수 있다. 우리가 표적을 추적하기 위한 시스템은 선형보다는 비선형 시스템인 경우가 많다. 그러므로, 확장 칼만 필터는 이러한 비선형 시스템에 적용될 수 있는 추적 알고리듬이다.

4. 결 론

추적레이다 시스템은 표적으로부터 돌아오는 반사 신호 또는 질의 신호에 대한 응답 신호를 수신하여 표적의 거리, 각도, 속도 등을 추적하는 장비이다. 하지만 표적을 정확하게 추적하기 위해서는 추적레이다의 사용용도와 추적환경에 적합한 추적 알고리듬을 사용해야 한다.

추적레이다는 관심있는 표적을 추적하기 위해서 발생되는 과정 잡음과 측정 잡음에 의한 부정확성 외에도 관심없는 표적이나 클러터 등으로부터 생성된 측정 근원의 부정확성과 같은 문제가 발생한다. 이러한 이유로 인해 표적 추적과 관련된 데이터 연관 문제가 발생하게 되고, 이 문제를 해결하기 위한 여러 가지 추적 알고리듬이 개발되고 있다.

또한 일반적으로 모델링되는 선형 시스템에 대한 추적 알고리듬 외에도 우주센터 추적레이다에서 사용되는 확장 칼만 필터는 비선형 시스템을 테일러 전개식을 이용하여 선형으로 근사화시켜 적용하는 방식으로 항공산업 등에서 많이 사용하고 있다.

추적레이다에 사용되는 추적 알고리듬은 사용용도와 추적환경에 따라 여러 가지 방법들이 현재까지도 개발되고 있다.

참고문헌

1. Bar-Shalom, Y., and Fortmann, T. E., Tracking and Data Association, Orlando, FL: Academic Press, 1988.
2. Skolnik, Merrill I., Radar Handbook, McGraw-Hill Publishing Company, 1990.
3. Van Trees, H. L., Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part III, New York, John Wiley, 1971.
4. Levannon, N., Radar Principles, Wiley, 1988.
5. Bar-Shalom Y., and Li, X. R., Estimation and Tracking: Principles, Techniques and Software, Boston: Artech House, 1993.
6. 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. AES-32, 1996, pp. 995-1010.

7. Li, X. R., and Bar-Shalom, Y., "Stability evaluation and track life of the PDAF for tracking in clutter", IEEE Transactions on Automatic Control, vol. AC-36, 1991, pp. 588-601.
8. Kershaw, D. J., and Evans, R. J., "A contribution to performance prediction for probabilistic data association tracking filters", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 32, No. 3, 1996, pp. 1143-1148.
9. Li, X. R., and Bar-Shalom Y., "Tracking in clutter with strongest neighbor measurements-Part I: Theoretical Analysis", IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 43, 1998, pp. 1560-1578.
10. 한국항공우주연구원, "우주센터 개발사업(V)", 2005, pp. 228-258.