

위상배열 레이다를 위한 적응 추적 알고리즘의 설계*

손 건 홍 순 목

경북대학교 공과대학 전자공학과

Design of an Adaptive Tracking Algorithm for a Phased Array Radar

Keon Son Sun Mog Hong

Dept. of Electronic Eng.

Kyungpook National University

ABSTRACT

The phased array antenna has the ability to perform adaptive sampling by directing the radar beam without inertia in any direction. The adaptive sampling capability of the phased array antenna allows each sampling time interval to be varied for each target, depending on the acceleration of each target at any time. In this paper we design a three-dimensional adaptive tracking algorithm for the phased array radar system with a given set of measurement parameters. The tracking algorithm avoids taking unnecessarily frequent samples, while keeping the angular prediction error within a fraction of antenna beamwidth so that the probability of detection will not be degraded during a track update illuminations. In our algorithm, the target model and the sampling rate are selected depending on the target range and the target maneuver status which is determined by a maneuver detector. A detailed simulation is conducted to test the validity of our tracking algorithm for encounter geometries under various conditions of maneuver.

먼저 위상배열 안테나 레이다에서 목표의 추적을 위해서는 추적목표의 위치를 예측해서 그 위치에 빔을 조향할 수 있어야 한다. 동시에 다목표 추적을 가능하도록 해야 하기 때문에 이러한 위치 예측 알고리즘은 추적오차를 크지 않게 유지하면서 계산이 간략하도록 해야 한다. 여기서는 추적 좌표축으로 극 좌표계를 선택했다. 극 좌표계에서는 운동모델의 근사화를 통해 각 추적 좌표축에 대해 분리된 필터를 구성할 수 있게 된다[1,2]. 이 추적 필터는 거리와 각도에 대해서 각각 분리된 Kalman 필터로 구성이 이루어진다. 이 경우 목표운동 이외에 기하학적 비선형성에서 비롯되는 의사가속을 목표운동 잡음모델의 결정에 포함해야 한다. 이렇게 의사가속을 포함한 목표운동 잡음은 그 모델의 결정이 어렵다는 점과 실제목표운동 잡음보다 커다란 크기로 선택되어야 하는 문제점이 있다. 여기선 이러한 문제점을 우회할 수 있는 방법으로 각도 필터의 각도 대신에 방향코사인인 상태변수로 이용한다. 아직도 거리방향으로는 의사가속을 고려해야 하지만, 가변 표본화 빈도 추적 필터 설계에서 보다 심각한 의사가속의 영향을 받는 각도 필터보다 이 방식은 효과적이라고 판단된다. 극좌표의 각 좌표축에 대한 목표 가속도의 모델은 Singer 모델을 이용했다.

I. 서론

위상배열 안테나 레이다에서는 기계적 관성에 관계없이 레이다 빔의 신속한 조향이 가능하기 때문에 추정을 원하는 목표나 그 목표에 대한 측정 시간, 측정 표본 속도를 상황에 대응해서 선택할 수 있게 된다. 여기서는 이러한 위상배열 레이다의 효율적 운용을 위해서 목표의 기동과 목표거리에 따라 표본화 빈도를 가변할 수 있도록 한 추적 알고리즘을 설계하고 수치실험을 통해 그 설계의 타당성을 확인했다.

위에서 설명한 바와 같이 구성된 추적 알고리즘에 대해서 목표에 대한 예측오차를 일정한 범위 안으로 유지할 수 있도록 목표의 기동과 거리에 따라 표본화 빈도를 가변할 수 있도록 설계하고 수치실험을 통해 그 설계의 타당성을 보였다. 표본화 빈도는 대체로 목표까지의 거리가 가까워질수록 그리고 기동가속이 커질수록 증가시켜 주게 된다. 즉, 거리와 기동에 관계없이 각도 예측오차를 대략 일정하게 유지할 수 있도록 표본화 간격을 정해 주게 된다. 이러한 표본화 속도의 가변은 다목표 추적 문제에서 안테나 능력의 각 목표에 대한 균형적 배분을 가능하게 한다.

* 본 연구는 1992년도 국방과학연구소 장기기초연구비 지원에 의해 수행되었음.

이 논문의 구성은 II절에서 3차원 극좌표 운동모델과 추적 필터에 관해서 정리하고 III절에서 가변 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계에 대해서 설명한다. 이 추적 알고리즘의 시험성능은

IV절에서 설명한다. 끝으로 V절에서는 결론을 맺는다.

II. 3차원 극 좌표계 운동모델과 추적 필터

우선 추적 좌표계로 극 좌표계를 사용하면 추적 좌표계와 레이더의 측정 좌표계가 동일하기 때문에 레이더 측정 데이터의 처리를 간단하게 할 수 있다. 뿐만 아니라 운동모델 방정식을 거리와 각도, 혹은 거리와 방향코사인에 대해 분리된 형태의 근사 식으로 얻을 수 있기 때문에 이 좌표계를 이용했다. 이 극 좌표계에서 분리된 필터의 구성 방법으로 두가지 방식이 있다[2]. 1개의 거리 필터와 방위각과 고각을 예측하기 위한 2개의 각도 필터를 구성하는 방식과 2개의 각도 필터 대신에 3개의 방향코사인 필터를 구성하는 방식이다. 그림 1은 이 극 좌표계에서 사용하게 될 기호들을 표시한다. 즉, 목표까지의 거리는 R, 방위각은 η , 고각은 ϵ 으로 표시하고 목표의 시선벡터 방향을 R방향, R방향에 수직하고 수평면에 놓인 벡터 방향을 H방향, R방향과 H방향에 수직하는 벡터의 방향을 V방향으로 표시한다. 그리고 x, y, z방향의 방향코사인을 각각 u, v, w로 표시한다.

극 좌표계에서 거리 필터의 구성은 비교적 단순하지만 각도 필터의 구성은 주의를 필요로 한다. 극 좌표계에서는 등속 목표 운동에 대해서도 비선형적인 각속도와 각가속도가 발생하게 된다. 이러한 비선형적 운동을 모델하기 위해서는 높은 차수의 각도미분을 모델의 상태변수로 포함시켜야 한다. 따라서 각도, 각속도 그리고 각가속도만을 상태변수로 한 모델의 경우는 위에서 언급한 운동의 비선형을 모델링하기가 어렵고 이 모델을 이용한 필터는 예측의 정확도가 크게 떨어지게 된다. 여기서는 이러한 문제에 효과적으로 대응할 수 있도록 거리와 방향코사인에 대한 운동모델을 이용해서 추적 알고리즘을 구성한다. 여기서 거리방향의 속도측정은 일어나지 않는 것으로 가정한다.

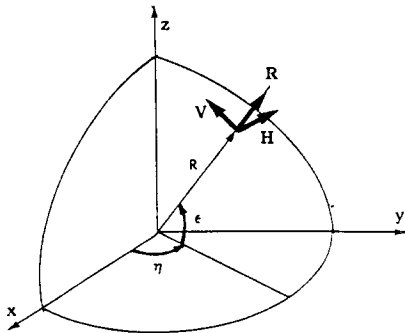


그림 1. 극 좌표계.
Fig. 1. Polar coordinate system.

먼저 거리 필터의 상태 변수는 거리, 거리방향의 속도, 거리방향의 가속도로 하고, 거리방향 가속모델은 시간에 대해서 지수적 상관관계를 갖는 Singer 모델[4]로 선택한다. 이 운동모델의 이산치 시간에서의 근사적 모델은 다음과 같이 얻어지게 된다. 여기서 이산치 시간 t_k 에서 거리, 거리방향속도, 거리방향가속도는 각각 $R(k)$, $v_R(k)$, $a_R(k)$ 로 표시한다[2].

$$x_R(k+1) = \Phi_R(k) x_R(k) + \nu_R(k) \quad (1)$$

여기서 상태벡터 $x_R(k)$ 와 전이행렬 $\Phi_R(k)$ 는

$$x_R(k) = \begin{bmatrix} R(k) \\ v_R(k) \\ a_R(k) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\Phi_R(k) = \begin{bmatrix} 1 + \frac{\omega_p^2 T^2}{2} & T & \frac{T^2}{2} \\ \omega_p^2 T & 1 + \frac{\omega_p^2 T^2}{2} & T(1 - \frac{\beta_R T}{2}) \\ 0 & 0 & \rho_{aR} \end{bmatrix} \quad (3)$$

이고 $\rho_{aR} = e^{-\beta_R T}$ 그리고 β_R 는 Singer 모델 기동 시정수의 역이다. ω_p^2 는 목표에 대한 시선 벡터의 각속도의 제곱으로 다음에 설명하는 필터로부터 얻어지게 된다. T는 표본간격으로 $t_{k+1} - t_k$ 를 표시한다. 운동과정 잡음 $\nu_R(k)$ 는 평균이 0 이고 공분산 행렬이 다음과 같이 주어지는 확률과정으로 가정한다.

$$Q_R(k) = 2\beta_R \sigma_{mR}^2 \begin{bmatrix} \frac{T^5}{20} & \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^3}{6} & \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 σ_{mR}^2 는 목표의 가속 분산을 표시한다.

다음으로 그림 1에서 보여지는 방향성분 u, v, w를 상태변수로 취하는 방향코사인 필터를 구성하기 위한 운동모델에 대해서 설명한다. 이 운동모델의 두번째 상태변수들로는 x, y, z방향의 속도 v_u, v_v, v_w 를, 그리고 세번째 상태변수들은 x, y, z방향의 가속도 a_u, a_v, a_w 를 사용한다. 위와 같이 상태변수를 선택하고 목표 가속성분 a_u, a_v, a_w 를 각각 Singer 모델로 하면 각 방향의 방향코사인에 대한 운동방정식은 다음과 같이 근사적으로 얻을 수 있다[2].

$$x_{\Lambda}(k+1) = \Phi_{\Lambda}(k) x_{\Lambda}(k) + \nu_{\Lambda}(k) \quad (5)$$

여기서 Λ 는 u, v, w 를 표시한다. 그리고 상태벡터 $x_{\Lambda}(k+1)$ 와 천이행렬 $\Phi_{\Lambda}(k)$ 는 각각 다음과 같다.

$$x_{\Lambda}(k) = \begin{bmatrix} \Lambda(k) \\ v_{\Lambda}(k) \\ a_{\Lambda}(k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\Phi_{\Lambda}(k) = \begin{bmatrix} 1 - \frac{v_R T}{R} (1 - \frac{v_R T}{2R}) & \frac{T}{R} (1 - \frac{v_R T}{2R}) & \frac{T^2}{2R} \\ 0 & 0 & T(1 - \frac{T}{2}\beta) \\ 0 & 0 & \rho \end{bmatrix} \quad (7)$$

여기서 $\rho = \exp(-\beta T)$ 이다. $\nu(k)$ 는 서로 상관이 없고 평균이 0이고 공분산 행렬이 다음과 같이 주어지는 확률과정으로 가정한다.

$$Q_{\Lambda}(k) = 2\beta \sigma_m^{\Lambda^2} \begin{bmatrix} \frac{q_{11}}{R^2} & \frac{q_{12}}{R} & \frac{q_{13}}{R} \\ \frac{q_{21}}{R} & q_{22} & q_{23} \\ \frac{q_{31}}{R} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서 $q_{ij}, 1 \leq i, j \leq 3$, 는 (4)의 행렬의 성분과 같다.

극 좌표계에서는 방향코사인 운동모델 상태천이행렬의 성분이 목표거리와 거리방향속도의 함수가 되기 때문에, 거리필터로부터 얻어진 이 추정값을 이용해서 상태천이행렬을 계산한다. 마찬가지로 거리방향 운동모델의 상태천이행렬을 계산하기 위해 필요한 시각 방향선의 각속도는 방향코사인 필터의 추정값으로부터 얻게된다[2]. 이 구성은 그림 2와 같이 된다.

III. 가변 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계

가속이 없는 먼 거리의 목표추적에서는 표본화 간격이 작지 않아도 일정한 예측오차를 유지할 수 있다. 이렇게 목표의 거리와 기동에 따라서 일정한 예측오차의 범위안에서 가능한 긴 표본화 간격을 선택한다면 그만큼 각 목표에 대한 레이다 자원의 균형적 배분이 이루어질 수 있게 된다. 여기서는 주어진 레이다 측정 파라미터와 설계 조건에 대해서 3차원 추적 필터의 표본화 빈도를 목표의 기동과 거리에 따라 가변할 수 있도록 설계하고 여

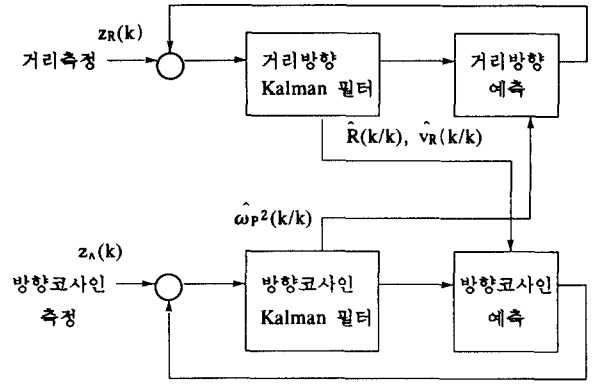


그림 2. 극 좌표계 추적 알고리즘의 구성.
Fig. 2. Block diagram of coupled range and direction cosine filters.

러가지 목표 비행궤적에 대하여 그 필터의 성능을 수치실험으로 확인한다.

우선 거리, 방위각, 고각의 레이다 측정 오차는 정규분포를 갖는 확률변수로 표 1에서 보여주는 것과 같은 표준편차를 갖는 것으로 가정한다. 빔 폭 B 는 방위각과 고각에 대해 동일한 값으로 주어진다고 가정한다.

표 1. 레이다 측정 잡음의 표준 편차와 빔 폭.

Table 1. Radar measurement parameters.

거리 측정 오차 표준 편차	σ_R	100 m
방위각 측정 오차 표준 편차	σ_n	2 mrad
고각 측정 오차 표준 편차	σ_e	2 mrad
레이다 빔 폭	B	20 mrad

Van Keuk[5,6]은 실험적으로 정상상태의 예측오차와 표본화 간격 사이의 관계를 얻었다. 이 관계식은 측정잡음의 분산 σ^2 , 운동과정 잡음의 분산 σ_m^2 , 목표의 기동시정수 τ_m (II절의 $1/\beta$ 와 동일함), 그리고 요구되는 예측의 정확도 ν_0 에 대해서 다음과 같이 표현된다.

$$T \approx 0.4 \cdot \left(\frac{\sigma \sqrt{\tau_m}}{\sigma_m} \right)^{0.4} \frac{\nu_0^{2.4}}{1 + 0.5 \nu_0^2} \quad (9)$$

여기서 ν_0^2 는 Kalman 필터의 예측오차의 분산 σ_p^2 와 측정잡음 분산 σ^2 에 대해서

$$\nu_0^2 = \sigma_p^2 / \sigma^2 \quad (10)$$

로 표현되는 값이다.

여기서는 예측오차의 3-sigma가 B/2보다 작은 범위에 있도록 하고, 또 기동 검출을 안정적으로 할 수 있도록 $\nu_0 = 1.0$ 로 선택했다. 이 표본화 간격은 Fitzgerald[7]의 정상상태 위치 예측오차 그래프에서 $T^2 \sigma_{mn} / (R_H \cdot \sigma_n) \approx 0.1$ 에 대해 계산한 것과 거의 일치하게 된다.

표본화 빈도는 위에서 설명한 바와 같이 (9)식을 이용해서 결정할 수 있다. 그러나 비행목표 가속의 크기와 지속시간에 따라 결정되는 σ_m 과 τ_m 은 추적상태에서 쉽게 계산하기 어려운 값이다. 따라서 (9)는 가정된 τ_m 과 σ_m 에 대해서 표본화 간격 T를 결정하는 기준으로 사용하게 된다. 여기서는 기동정도를 "High", "Medium", 그리고 "Low"로 나누어 τ_m 과 σ_m 을 그 기동의 대표적인 값으로 해서 T를 결정한다. 뒤에 나오는 표 2는 이러한 예가 된다. 여기서 문제는 기동정도 사이에서 목표운동의 천이가 발생했을 때 이에 대응해서 τ_m , σ_m 과 T를 적절히 선택할 수 있도록 어떻게 기동정도 사이의 천이를 민감하게 검출하느냐 하는 것이다. 이러한 기동과 비기동의 검출방법을 다음에서 제시한다. 여기서는 속도 측정없이 방향코사인과 거리에 대한 측정 예측오차를 이용한 기동 검출방법을 구성한다.

기동 검출의 입력은 한 표본 간격 전의 기동상태 $M(k-1)$, 측정 예측오차 $\xi(k)$ 와 분산 $S(k)$ 로 출력은 현재의 기동상태 $M(k)$ 가 된다. 비기동 검출의 입력은 $M(k-1)$ 과 가속 추정값 $a(k/k)$, ..., $a(k-m/k-m)$ 와 분산 $P_{33}(k)$, ..., $P_{33}(k-m/k-m)$ 로 출력은 현재의 기동상태 $M(k)$ 가 된다. 즉 기동과 비기동 검출 필터의 입출력을 표시해 보면 그림 3과 같다.

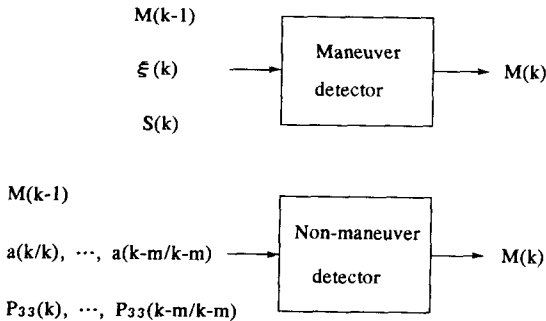


그림 3. 기동 및 비기동 검출.
Fig. 3. Maneuver and Non-maneuver detector.

기동검출 필터의 구성을 정리해 보면 다음과 같다.

1. $\lambda_R(k)$, $\lambda_A(k)$ 계산.

여기서

$$\lambda_R(k) = \frac{\xi_R(k)^2}{S_R(k)} \quad (11)$$

$$\lambda_A(k) = \frac{\xi_A(k)^2}{S_A(k)} \quad (12)$$

이고 $\lambda_R(k)$, $\lambda_A(k)$ 는 자유도 1의 chi-square 확률변수이다.

2. 기동상태의 검출:

1) $M(k-1) = \text{"Low"}$ 일때, $\lambda_R(k) \geq \lambda_1$, 또는 $\lambda_A(k) \geq \lambda_2$ 이면, $M(k) = \text{"High"}$. (13)

2) $M(k-1) = \text{"Low"}$ 일때, $\lambda_R(k) \geq \lambda_3$, 또는 $\lambda_A(k) \geq \lambda_4$ 이면, $M(k) = \text{"Medium"}$. (14)

3) $M(k-1) = \text{"Medium"}$ 일때, $\lambda_R(k) \geq \lambda_5$, 또는 $\lambda_A(k) \geq \lambda_6$ 이면, $M(k) = \text{"High"}$. (15)

4) (13)~(15)을 만족하지 않으면 $M(k) = M(k-1)$.

비기동 검출 필터는 다음과 같다.

1. $\Delta_R(k)$, $\Delta_A(k)$, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_R(i)$, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_A(i)$ 계산.

$$\Delta_R(k) = \frac{\hat{\xi}_R^2(k/k)}{P_{R33}(k/k)} \quad (16)$$

$$\Delta_A(k) = \frac{\hat{\xi}_A^2(k/k)}{P_{A33}(k/k)} \quad (17)$$

2. 비기동상태의 검출:

1) $M(k-1) = \text{"Medium"}$ 일때, $\Delta_R(k) \leq \Delta_1$, $\Delta_A(k) \leq \Delta_2$, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_R(i) \leq \Delta_3$, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_A(i) \leq \Delta_4$ 이면 $M(k) = \text{"Low"}$ (18)

2) $M(k-1) = \text{"High"}$ 일때, $\Delta_R(k) \leq \Delta_5$, $\Delta_A(k) \leq \Delta_6$, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_R(i) \leq \Delta_7$, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_A(i) \leq \Delta_8$ 이면, $M(k) = \text{"Medium"}$ (19)

3) (18), (19)을 만족하지 않으면 $M(k) = M(k-1)$.

여기서 (11), (12), 그리고 (16), (17)은 가속이 없는 경우,

chi-square 분포를 갖게된다. (13)~(15), (18)~(19)의 임계값 $\lambda_i, 1 \leq i \leq 6, \Delta_i, 1 \leq i \leq 8$ 은 chi-square 분포의 신뢰구간을 고려하여 실험적으로 결정하게 된다. 이렇게 해서 얻은 기동 상태 $M(k)$ 에 따라 σ_m, τ_m , 그리고 표본화 간격 T 의 선택이 이루어지게 된다.

IV. 가변 표본화 빈도 추적 필터 설계 예

여기서는 추적 필터 설계 예로서 표 1과 같이 측정 파라미터 값이 주어졌다고 할 때 예측 오차의 3-sigma 가 B/2 이내 있도록 하는 가변 표본화 빈도 추적 필터를 설계하고 수치실험을 통해 그 성능을 확인한다. 목표의 수평면 거리 R_H 는 2.5km~80km 범위에 있고 최대 목표 속도는 400m/sec로 가정한다. 기동정도 $M(k)$ 와 $R_H(k)(R_H(k) \leq R(k))$ 에 따라 $\sigma_m(k), T(k) = t_{k+1} - t_k$ 표 2와 같이 결정하도록 한다. 기동 탐지를 위한 (13)~(15)의 임계값으로 (13)에서는 99.8% 이상 (20), (21)에서는 99.5% 정도의 신뢰구간에 대해 결정했다. 비기동 탐지를 위해서 (18), (19)는 75%이하의 신뢰구간에서 임계값을 결정했다. 그리고 (18), (19)에서 m 은 2로 한다.

표 2. 기동 상태와 거리에 따른 표본화 간격과 필터의 운동 잡음모델 표준편차.

Table 2. Sampling rates and process noise model parameters scheduled on maneuver status and range.

거리 km	High	Medium	Low
2.5 - 5	$T=0.14 \sigma_{MR}=100$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=75$	—	—
5 - 10	$T=0.19 \sigma_{MR}=75$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=75$	$T=0.27 \sigma_{MR}=40$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=30$	$T=0.43 \sigma_{MR}=20$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=10$
10 - 20	$T=0.25 \sigma_{MR}=75$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=75$	$T=0.36 \sigma_{MR}=30$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=30$	$T=0.56 \sigma_{MR}=10$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=10$
20 - 40	$T=0.33 \sigma_{MR}=75$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=75$	$T=0.48 \sigma_{MR}=30$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=30$	$T=0.74 \sigma_{MR}=10$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=10$
40 - 80	$T=0.44 \sigma_{MR}=75$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=75$	$T=0.63 \sigma_{MR}=30$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=30$	$T=0.98 \sigma_{MR}=10$ $\sigma_{mu}=\sigma_{mv}=\sigma_{mw}=10$

이 가변 표본화 빈도 필터의 표본화 간격의 변화와 예측 성능은 다음에서 수치실험을 통해 보인다. 여러 비행궤적에 대해서 설계목표를 만족하는 결과를 얻었지만 여기서는 궤적의 수평면 최근접점이 2.5km, 5km, 10km이고 각각에 대한 비행속이 0g, 5g, 2g인 경우에 대해서만 소개한다.

궤적 1: 고도 4km를 일정하게 유지하면서 x-y평면에서 초기위치 (2.5km, 80km), 초기속도 (0, -400m/sec)로 구간 [0, 250]에서 동속운동.

궤적 2: 고도 4km 를 일정하게 유지하면서 x-y평면에서 초기위치 (0, 50km), 초기속도 (0, -400m/sec)로 구간 [0, 105sec]에서 동속 운동, 구간 [105sec, 117sec]에서 가속 50m/sec²로 우회전, 구간 [117sec, 200sec]에서 다시 동속운동. 레이더로부터 최근접하는 시간과 수평면 거리는 $t = 111sec$ 에서 5km.

궤적 3: 고도 4km 를 일정하게 유지하면서 x-y평면에서 초기위치 (-3.54km, 53.54km), 초기속도 (0, -400m/sec)로 구간 [0, 102sec]에서 동속운동, 구간 [102sec, 165sec]에서 가속 20m/sec²로 우회전, 구간 [165sec, 200sec]에서 다시 동속운동. 레이더로부터 최근접하는 시간과 수평면 거리는 $t = 118sec$ 에서 10km.

여기서 설계한 가변 표본화 빈도 추적 알고리즘의 거리, 방위각, 고각 예측오차와 표본 시간간격을 궤적 1, 2, 3에 대해서 구하여, 그 결과를 각각 그림 4, 5, 6에서 보였다. 여러 경우의 시험궤적에 대해서와 마찬가지로 그림 4, 5, 6에서도 거리 예측 오차는 300m 이내로 그리고 각도 예측오차는 B/2(10mrad)정도 이내로 유지되고 있음을 보인다. 또 기동과 비기동 구간에서 표본화 빈도를 효율적으로 선택하는 것으로 나타난다.

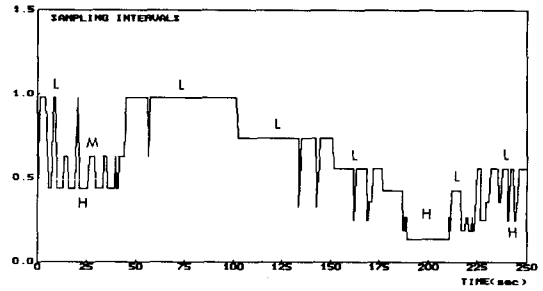
V. 결론

이 논문에서는 위상배열 안테나 레이더에서의 목표추적을 위한 추적 필터를 구성했다. 이 추적 필터는 계산을 간략화하기 위해서 거리와 방향코사인에 대해서 분리된 구성을 갖는다. 가변 표본화 빈도 추적 알고리즘의 표본화 빈도와 추적 필터 파라미터는 기동 검출에 따라 결정된 기동 상태와 목표거리에 의해 선택되어진다. 여러 경우의 비행궤적에 대한 수치실험을 통해, 여기서 구성한 추적 알고리즘의 예측오차를 설계기준의 범위 이내로 유지하면서 효율적인 표본화 빈도를 선택함을 확인했다.

참고 문헌

- [1] R.J. Fitzgerald, "Development of practical PDA logic for multitarget tracking by microprocessor", *Proc. American Control Conference*, Seattle, WA, June 1986.
- [2] S.S. Blackman, *Multiple Target Tracking with Radar Applications*, Artech House, Dedham, MA, 1986.
- [3] J.B. Pearson and E.B. Stear, "Kalman filter application in airborne radar tracking", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-10, pp. 319-329, 1972.
- [4] R.A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets", *IEEE*

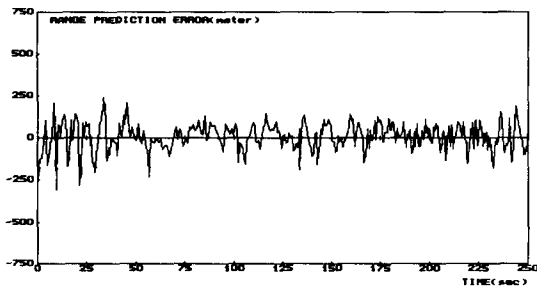
- [5] G. Van Keuk, "Adaptive computer controlled target tracking with a phased array radar", *IEEE 1975 International Conference*, Washington, D. C.
- [6] G. Van Keuk, "Software structure and sampling strategy for automatic target tracking with a phased array radar", *AGARD Conference Proceedings No. 252*, Monterey, CA, Oct. 1978.
- [7] R.J. Fitzgerald, "Simple tracking filters: filtering and smoothing performance", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-16, pp. 860-864 November 1980.



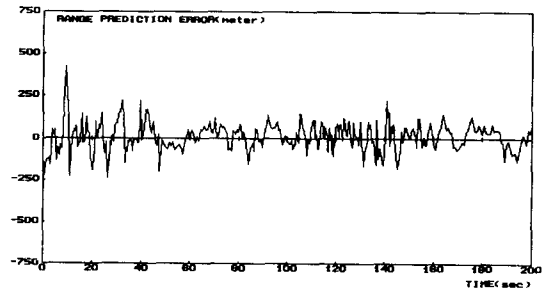
(d)

그림 4. (a) 운동궤적 1에 대한 거리 예측오차. (b) 운동궤적 1에 대한 방위각 예측오차. (c) 운동궤적 1에 대한 고각 예측오차. (d) 운동궤적 1에 대한 표본화 구간값의 변화.

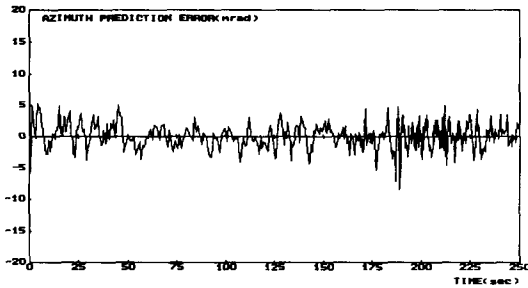
Fig. 4. (a) Range prediction error for target trajectory 1. (b) Azimuth prediction error for target trajectory 1. (c) Elevation prediction error for target trajectory 1. (d) Sampling intervals for target trajectory 1.



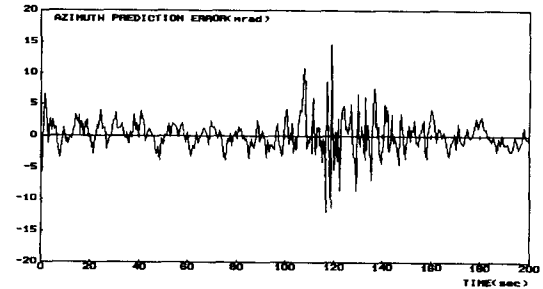
(a)



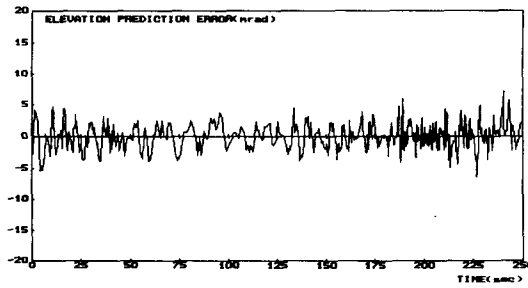
(a)



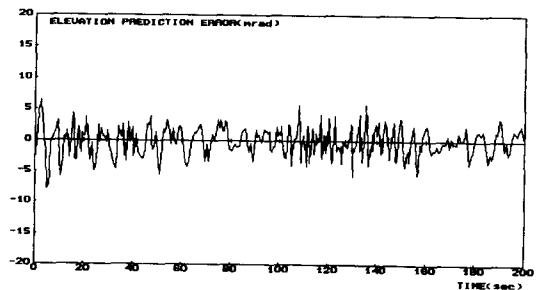
(b)



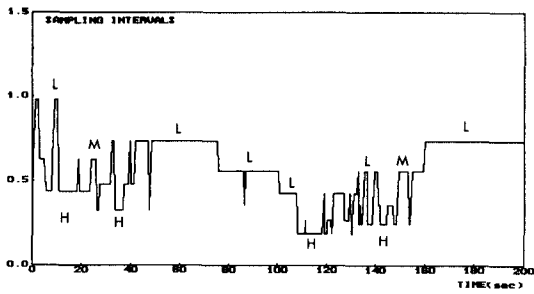
(b)



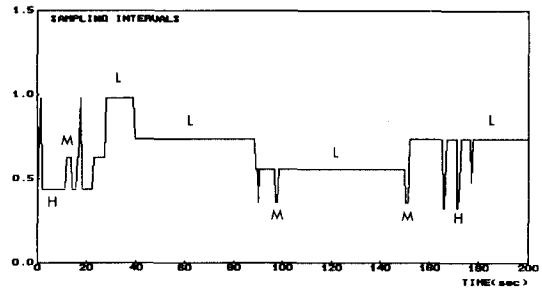
(c)



(c)



(d)



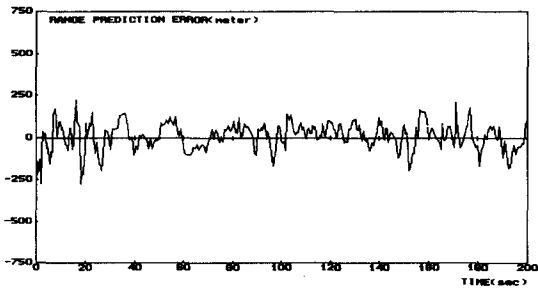
(d)

그림 5. (a) 운동궤적 2에 대한 거리 예측오차. (b) 운동궤적 1에 대한 방위각 예측오차. (c) 운동궤적 2에 대한 고각 예측오차. (d) 운동궤적 2에 대한 표본화 구간값의 변화.

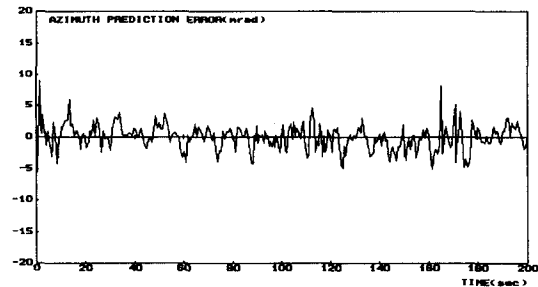
Fig. 5. (a) Range prediction error for target trajectory 2. (b) Azimuth prediction error for target trajectory 2. (c) Elevation prediction error for target trajectory 2. (d) Sampling intervals for target trajectory 2.

그림 6. (a) 운동궤적 3에 대한 거리 예측오차. (b) 운동궤적 3에 대한 방위각 예측오차. (c) 운동궤적 3에 대한 고각 예측오차. (d) 운동궤적 3에 대한 표본화 구간값의 변화.

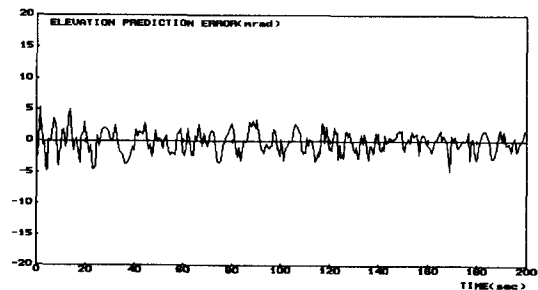
Fig. 6. (a) Range prediction error for target trajectory 3. (b) Azimuth prediction error for target trajectory 3. (c) Elevation prediction error for target trajectory 3. (d) Sampling intervals for target trajectory 3.



(a)



(b)



(c)