

위상배열 레이더를 위한 3차원 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계

(Design of a 3-D Adaptive Sampling Rate Tracking Algorithm for a Phased Array Radar)

孫 健*, 洪 淳 穆*

(Keon Son and Sun Mog Hong)

要 約

위상배열 안테나 레이더에서는 기계적 관성에 관계없이 레이더 빔의 신속한 조향이 가능하기 때문에 측정을 원하는 목표와 그 목표에 대한 측정시간, 측정표본속도를 선택적으로 취할 수 있게 된다. 이 논문에서는 주어진 측정 계수에 대해 이러한 위상배열 레이더 시스템을 위한 3차원 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘을 설계했다. 이 추적 알고리즘은 추적목표의 탐지확률이 낮아지지 않도록 목표의 각도 예측오차를 안테나 빔 폭의 일정한 비율이내로 유지하게 된다. 그리고 이러한 요구를 만족하는 범위에서 표본화 빈도를 낮출 수 있도록 목표까지의 거리와 목표의 기동정도에 따라 표본화 빈도를 선택하게 된다. 이 추적 알고리즘 설계의 타당성은 여러가지 기동목표 추적에 대한 수치실험을 통해 확인된다.

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 target 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 level detector. A detailed simulation is conducted to test the validity of our tracking algorithm for target trajectories under various conditions of maneuver.

I. 서론

*正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng. Kyungpook Nat'l Univ.)

(※이 연구는 1992년도 국방과학연구소 기초연구비 지원에 의해 수행되었음.)

接受日字: 1993年 2月 7日

위상배열 안테나 레이더에서는 기계적 관성에 관계 없이 레이더 빔의 신속한 조향이 가능하기 때문에 측정을 원하는 목표나 그 목표에 대한 측정 시간, 측정 빈도를 상황에 대응해서 선택할 수 있게 된다. 이러

한 위상배열 레이다에서는 목표의 기동과 거리에 따라 측정의 표본화 빈도를 가변하여, 대체로 목표까지의 거리가 가까워질수록 그리고 기동속도가 커질수록 표본화 빈도를 증가시켜 주게 된다. 즉, 거리와 기동에 관계없이 추적 필터의 각도 예측오차를 대략 일정하게 유지할 수 있도록 표본화 간격을 정해주게 된다. 이러한 표본화 빈도의 가변은 다목표 추적 문제에서 안테나 능력의 각 목표에 대한 균형적 배분을 가능하게 한다.^[1,2] 따라서 효율적인 위상배열 레이다의 운용을 위해서 표본화 빈도를 적절히 제어할 수 있는 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계가 요구된다.

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 예측을 위한 추적 알고리즘은 예측오차를 크지 않게 유지하면서 계산이 간략하도록 해야 한다. 위치 예측을 위한 3차원 추적 필터를 구성하는 대표적인 방법으로는 RPCC(Radar Principle Cartesian Coordinates)^[1,3]에서 추적 필터를 구성하는 방법과 시선방향과 안테나 좌표계(안테나 배열면에 수직인 좌표축과 배열면 위의 두 좌표축으로 이루어지는 직교 좌표계)^[1,4]의 좌표축에 대해 분리된 추적 필터를 구성하는 방법이 있다. RPCC에서는 Kalman 필터의 오차공분산행렬이 RPCC의 좌표축에 대해 분리될 수 있기 때문에 공분산 행렬의 계산을 간략화하고 수치적 안정성을 개선하는 장점이 있다. 한편 시선방향과 안테나 좌표축에 대한 추적 필터의 구성을 위해서는 위상배열 레이다의 측정값인 목표거리와 방향코사인(direction cosine)을 상태변수로 하는 운동모델을 이용한다. 이 운동모델은 근사화를 통해 시선방향과 안테나 좌표계의 좌표축에 대해 분리될 수 있다. 따라서 추적 필터는 거리와 안테나 좌표계의 좌표축에 대해 각각 분리된 구성을 갖게 된다.^[1,2] 이렇게 분리된 필터의 구성은 도플러 측정을 쉽게 이용할 수 있게 하고 RPCC 필터보다도 계산을 간략하게 한다.

표본화 빈도 제어를 위해서는 Cohen^[5]과 Gardner 등^[6]은 고정이득 필터를 사용하는 경우 위치추정예측오차(residuals)의 제곱근 또는 세제곱근에 반비례하도록 표본화 간격을 결정했다. 그리고 Blackman 등^[7]은 거리방향속도 측정을 이용한 경우 Kalman 필터의 정규화된 측정예측오차(normalized innovations)를 이용해서 그 값의 크기에 따라 몇 개의 표본화 빈도 중에서 하나를 선택하도록 했다.

이 논문에서는 위상배열 안테나 레이다의 측정모델을 도입한 3차원 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘을 설계하고 그 설계의 타당성을 여러가지 목표운동계획에 대한 수치실험을 통해 확인한다. 3차원 추적 필터로는 시선방향과 안테나 좌표축에 분리된 구성을 이용하고, 기동상태의 분류를 위하여 각 측 방향에 대한 Kalman 필터의 정규화된 측정예측오차제곱(normalized innovations squared)과 정규화된 추정가속도의 제곱(normalized estimated accelerations squared)을 이용한다. 그리고 목표거리와 분류된 기동상태에 따라 추적 필터의 운동과정잡음 크기와 표본화 빈도를 선택할 수 있도록 했다. 특히 거리방향속도 측정을 이용한 경우 기동상태 분류를 위한 임계값의 결정에 표본화 간격의 변화를 고려한 방법을 제안하고 이용하였다. 이 논문의 의미는 저자의 광범위한 문헌 조사에도 불구하고 어떤 문헌에서도 구체적으로 제시되어 있지 않은 위상배열 레이다를 위한 3차원 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘 설계의 시험적 방법론을 제시한 데 있다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 위상배열 안테나의 안테나 좌표계와 측정모델에 관해서 정리하고 III장에서는 3차원 추적 필터의 구성에 대해서 설명한다. 그리고 IV장에서는 각각 도플러 측정이 없는 경우와 도플러 측정을 이용한 경우의 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계방법에 대해 설명한다. V장에서는 이러한 설계방법에 의해 설계된 추적 알고리즘의 성능시험과 실험 결과에 대해 검토한다. 끝으로 VI장에서 결론을 맺는다

II. 위상배열 안테나의 안테나 좌표계와 측정 모델

위상배열 안테나 좌표계는 그림 1과 같이 평면배열면에 수직인 z_f 와 평면배열면 위의 x_f, y_f 를 좌표축으로 하는 직교 좌표계이다.^[1,4] 이 좌표축 x_f, y_f, z_f 와 시선 방향이 이루는 각을 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 로 표시하자. 이때 레이다에 의해 측정되는 값은 목표거리 R , 목표거리방향속도 \dot{R} , 그리고 목표방향을 의미하는 x_f, y_f 축에 대한 방향코사인(direction cosine) u, v 이다. 즉,

$$u = \cos\theta_x, v = \cos\theta_y \tag{1}$$

그리고 z_f 축에 대한 방향코사인 w 는 u, v 로부터

$$w = \cos\theta_z = \sqrt{1 - u^2 - v^2} \tag{2}$$

와 같이 계산된다.

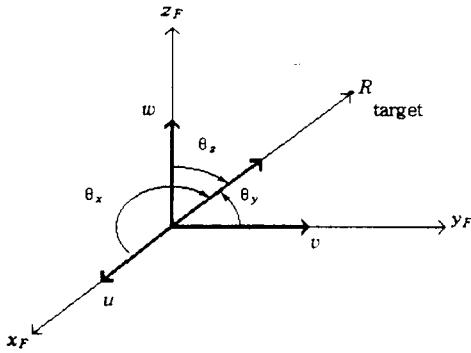


그림 1. 위상배열 안테나 좌표계와 방향코사인
Fig. 1. Phased array antenna coordinates and direction cosines u, v and w .

안테나가 지상에 고정되어 있는 중단거리 레이더에서 이 안테나 좌표계는 관성 좌표계로 가정될 수 있다. 여기서 동쪽, 북쪽, 위쪽을 좌표축 x, y, z 로 하는 East-North-Vertical 좌표계와 안테나 좌표계의 관계는 그림 2와 같이 z_F 축이 $x-y$ 평면과 이루는 기울기각도(tilt angle) ϵ , $y-z$ 평면과 이루는 각도 ϕ 로 정의된다. 이때 일반적으로 x_F 축은 $z-y$ 평면 위에 놓게 된다.

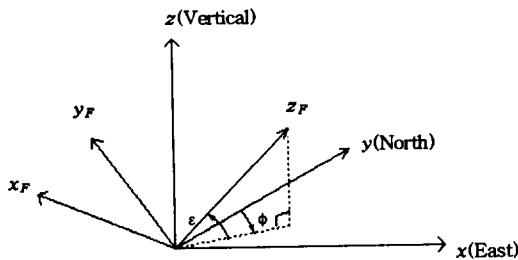


그림 2. 안테나 좌표계와 North-East-Vertical 좌표계
Fig. 2. Antenna coordinates and North-East-Vertical coordinates.

구형 평면 배열(rectangular planar array) 안테나 정면에서 x_F-z_F 평면위의 3 dB 빔 폭을 B_{3x} (millisine), y_F-z_F 평면위의 3dB 빔 폭을 B_{3y} (millisine)로 표시하면, 이때 $u-v$ 공간에서 표시한 u 방향 빔 폭 B_u , v 방향 빔 폭 B_v 는 각각 $B_u = B_{3x}$, $B_v = B_{3y}$ 로 일정하게 나타난다.^[4] 이러한 $u-v$ 공간

의 빔 폭은 그림 1의 x_F-R 평면 위의 빔 폭 B_{θ_x} (milliradian), y_F-R 평면 위의 빔 폭 B_{θ_y} (milliradian)와 다음과 같은 관계를 갖게 된다.

$$B_{\theta_x} = \frac{B_u}{\sqrt{1-u^2}}, \quad B_{\theta_y} = \frac{B_v}{\sqrt{1-v^2}} \quad (3)$$

위상 비교 모노펄스(phase comparison monopulse) 레이더에서 합채널(sum channel)의 신호대 잡음비(SNR : signal-to-noise ratio)가 일정하다고 가정하면 방향코사인 u, v 측정오차의 분산 σ_u^2, σ_v^2 는 일정하게 나타난다.^[1,4] 그리고 식 (3)과 마찬가지로 x_F-R, y_F-R 평면 위의 각도 측정오차 $\sigma_{\theta_x}, \sigma_{\theta_y}$ 는 각각 다음과 같다.

$$\sigma_{\theta_x} = \frac{\sigma_u}{\sqrt{1-u^2}}, \quad \sigma_{\theta_y} = \frac{\sigma_v}{\sqrt{1-v^2}} \quad (4)$$

여기서 레이더 합채널의 SNR이 일정하다고 가정할 때 목표의 방향과 관계없이 $B_u, B_v, \sigma_u, \sigma_v$ 는 일정함을 알 수 있다. 한편 식 (3), (4)로부터 목표와 z_F 축이 이루는 각 θ_z 가 커짐에 따라 각도로 표현된 빔 폭 $B_{\theta_x}, B_{\theta_y}$ 와 측정오차 $\sigma_{\theta_x}, \sigma_{\theta_y}$ 는 커지게 된다. 그렇지만 빔 폭과 측정오차의 비 $\sigma_{\theta_x}/B_{\theta_x} = \sigma_u/\sigma_u, \sigma_{\theta_y}/B_{\theta_y} = \sigma_v/B_v$ 는 빔의 방향과 관계없이 일정하게 나타난다.

레이더의 거리 측정오차분산 σ_R^2 는 합채널의 첨두치 검출(peak detection) SNR, SNR_p , 에 반비례하게 된다.^[1] 즉,

$$\sigma_R^2 \propto (SNR_p)^{-1} \quad (5)$$

이고 SNR_p 를 일정하다고 가정하면 대략 σ_R^2 를 상수로 취급할 수 있게 된다.

III. 목표 운동모델과 3차원 추적 필터

추적 필터의 구성을 위해서 우선 적절한 운동모델의 선택이 요구된다. 여기서는 운동모델은 목표거리와 안테나 좌표계의 좌표축 x_F, y_F, z_F 에 대해 각각 분리될 수 있는 형태의 운동모델을 이용한다. 이러한 운동모델은 각 방향에 대해 분리된 필터의 구성을 가능하게 하고 레이더 측정값을 상태변수로 취하기 때문에 측정 데이터의 처리를 간단하게 한다

먼저 거리 운동모델의 상태 변수는 거리, 거리방향의 속도, 거리방향의 가속도로 하고, 거리방향 가속도 모델은 시간에 대해서 지수적 상관관계를 갖는 Singer 모델^[8]을 이용한다. 이산치 시간 t_k 에서 거리, 거리방향속도, 거리방향가속도를 각각 $R(k), v$

$r(k)$, $a_R(k)$ 로 표시하면 이산치 시간에서의 근사적 운동모델은 다음과 같이 얻어지게 된다.^[1,2]

$$x_R(k+1) = \Phi_R(k) x_R(k) + v_R(k) \tag{6}$$

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

$$x_R(k) = \begin{bmatrix} R(k) \\ v_R(k) \\ a_R(k) \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$\Phi_R(k) = \begin{bmatrix} 1 + \frac{\omega_p^2 T^2}{2} & T & \frac{T^2}{2} \\ \omega_p^2 T & 1 + \frac{\omega_p^2 T^2}{2} & T(1 - \frac{\beta_R T}{2}) \\ 0 & 0 & \rho_{aR} \end{bmatrix} \tag{8}$$

이고 $\rho_{aR} = e^{-\beta RT}$ 그리고 β R은 Singer 모델 기동 시정수의 역이다. ω_p^2 는 목표에 대한 시선 벡터의 각 속도의 제곱이다. T는 표본간격으로 $t_{k+1} - t_k$ 를 표시한다. 운동과정잡음 $v_R(k)$ 는 평균이 0이고 공분산행렬이 다음과 같이 주어지는 백색(white) 확률과정으로 가정한다.

$$Q_R(k) = 2\beta_R \sigma_{mR}^2 \begin{bmatrix} \frac{T^5}{20} & \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^3}{6} & \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix} \tag{9}$$

여기서 σ_{mR}^2 는 목표 가속의 분산을 표시한다.

다음으로 그림 1에서 보여지는 방향코사인 u , v , w 를 상태변수로 취하는 각도 운동모델에 대해서 설명한다. 이 방향코사인 운동모델의 두번째 상태변수 들로는 방향의 속도 v_u, v_v, v_w 를, 그리고 세번째 상태변수들은 x_F, y_F, z_F 방향의 가속도 a_u, a_v, a_w 를 사용한다. 이와 같이 상태변수를 선택하고 목표 가속 성분 를 각각 Singer 모델로 하면 각 방향의 방향코 사인에 대한 운동방정식은 다음과 같이 근사적으로 얻을 수 있다.^[1,2]

$$x_A(k+1) = \Phi_A(k) x_A(k) + v_A(k) \tag{10}$$

여기서 A 는 u, v, w 를 표시한다. 그리고 상태벡터 $x_A(k+1)$ 와 천이행렬 $\Phi_A(k)$ 는 각각 다음과 같다.

$$x_A(k) = \begin{bmatrix} \wedge(k) \\ v_A(k) \\ a_A(k) \end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\Phi_A(k) = \begin{bmatrix} 1 - \frac{v_R T}{R}(1 - \frac{v_R T}{2R}) & \frac{T}{R}(1 - \frac{v_R T}{2R}) & \frac{T^2}{2R} \\ 0 & 1 & T(1 - \frac{T}{2}\beta_A) \\ 0 & 0 & \rho_A \end{bmatrix} \tag{12}$$

여기서 $\rho_A = \exp(-\beta_A T)$ 이다. $v_A(k)$ 는 평균이 0이고 공분산행렬이 다음과 같이 주어지는 백색(white) 확률과정으로 가정한다.

$$Q_A(k) = 2\beta_A \sigma_{mA}^2 \begin{bmatrix} \frac{q_{11}}{R^2} & \frac{q_{12}}{R} & \frac{q_{13}}{R} \\ \frac{q_{21}}{R} & q_{22} & q_{23} \\ \frac{q_{31}}{R} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \hbar \tag{13}$$

여기서 q_{ij} $1 \leq i, j \leq 3$ 는 식 (9)의 행렬의 성분과 같다.

위에서 설명한 목표 운동모델에 Kalman 필터 알고리즘을 적용하기 위해서는 식 (8), (12)의 상태천이행렬과 식 (13)의 공분산행렬의 적절한 계산이 요구된다. 즉, 방향코사인 운동모델의 상태천이행렬 $\Phi_A(k)$ (식 (12))와 운동잡음 공분산행렬 $Q_A(k)$ (식 (13))는 목표거리 R과 거리방향속도 v_R 의 함수가 되기 때문에, 식 (6)을 운동모델로 한 Kalman 필터로부터 얻어진 R과 v_R 의 추정값 $\hat{R}(k|k), \hat{v}_R(k|k)$ 을 이용해서 계산하게 된다. 마찬가지로 거리운동 모델의 상태천이행렬 $\Phi_R(k)$ (식 (8))의 시선 방향선 각속도 ω_p 는 식 (10)의 운동모델에 대해 구성한 각도 Kalman 필터의 상태 추정값으로부터 계산된다. 이렇게 해서 각 축에 대해 분리된 4개의 필터로 3차원 추적 필터의 구성이 이루어지게 된다. 한편 도플러 측정을 이용하면 더 정확한 거리방향속도의 추정을 얻을 수 있게 된다. 이 거리방향속도의 추정을 이용하면 방향코사인 필터의 속도 추정과 시선벡터의 각 속도 추정의 정확도를 개선할 수 있게 된다. 보다 자세한 설명은 참고문헌 [2]에서 찾을 수 있다.

IV. 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계

각도 예측오차를 일정한 범위 안에 유지하면서 목표의 거리와 기동에 따라 가능한 긴 표본화 간격을

선택한다면 그만큼 각 목표에 대한 레이다 자원의 균형적 배분이 이루어질 수 있게 된다. 위상배열 레이다의 다목표 추적에서는 이렇게 레이다의 능력을 각 목표에 대해 균형적으로 배분하고 절약함으로써, 새로운 목표의 보다 신속한 탐지와 보다 많은 목표에 대한 더 정확한 추적도 가능하게 할 수 있게 된다. 여기서는 앞에서 구성한 3차원 추적 필터의 표본화 빈도를 목표의 기동과 거리에 따라 가변할 수 있도록 한 추적 필터를 설계한다. 먼저 도플러 측정을 사용하지 않는 경우에 대해 설명한다.

1. 표본화 빈도의 결정

우선 표본화 빈도의 결정을 위해서 Van Keuk¹⁹⁾의 결과를 이용한다. Van Keuk은 실험적으로 정상상태의 예측오차와 표본화 간격 사이의 관계를 얻었다. 이 관계식은 측정잡음의 분산 σ^2 , 운동과정잡음의 분산 σ_m^2 , 목표의 기동시정수 τ_m (III장의 $1/\beta$ 과 동일함), 그리고 요구되는 예측의 정확도 ν_0 에 대해서 다음과 같이 표현된다.

$$T \approx 0.4 \left[\frac{\sigma \sqrt{\tau_m}}{\sigma_m} \right]^{0.4} \frac{\nu_0^{2.4}}{1 + 0.5 \nu_0^2} \tag{14}$$

여기서 ν_0^2 는 Kalman 필터의 예측오차의 분산 σ_0^2 와 측정잡음분산 σ^2 에 대해서

$$\nu_0^2 = \frac{\sigma_0^2}{\sigma^2} \tag{15}$$

로 표현되는 값이다. 이 표본화 간격은 Fitzgerald¹¹⁾의 정상상태 위치예측오차 그래프에서 얻은 값과 거의 일치하게 된다.

2. 기동정도 검출과 표본화 빈도 제어

표본화 빈도는 위에서 설명한 바와 같이 (14)식을 이용해서 결정할 수 있다. 그러나 비행목표 가속의 크기와 지속시간에 따라 결정되는 σ_m 과 τ_m 은 추적상태에서 쉽게 계산하기 어려운 값이다. 따라서 식 (14)는 가정된 τ_m 과 σ_m 에 대해서 표본화 간격 T 를 결정하는 기준으로 사용하게 된다. 여기서는 기동정도를 "High", "Medium", 그리고 "Low"로 나누어 τ_m 과 σ_m 을 그 기동의 대표적인 값으로 해서 T 를 결정한다. 여기서 문제는 기동정도 사이에서 목표가속도의 천이가 발생했을 때 이에 대응해서 τ_m, σ_m 과 를 적절히 선택할 수 있도록 어떻게 기동정도 사이의 천이를 민감하게 검출하느냐 하는 것이다. 이러한 기동정도의 검출방법을 다음에서 설명한다.

기동 검출 필터의 입력은 한 표본 간격 전의 기동

상태 $M(k-1)$, 측정예측오차 $\xi(k)$ 와 분산 $S(k)$ 로 출력은 현재의 기동상태 $M(k)$ 가 된다. 비기동 검출 필터의 입력은 $M(k-1)$ 과 가속 추정값 $\hat{a}(k|k), \dots, \hat{a}(k-m|k-m)$ 과 분산 $P_{33}(k|k), \dots, P_{33}(k-m|k-m)$ 출력은 현재의 기동상태 $M(k)$ 가 된다. 여기서 m 은 필터창문의 길이(window length)가 된다. 기동 검출 필터의 구성을 정리해 보면 다음과 같다. 먼저 다음과 같이 정의되는 정규화된 측정예측오차제곱(normalized innovations squared)을 계산한다.

$$\lambda_R(k) = \frac{\xi_R^2(k)}{S_R(k)}, \quad \lambda_A(k) = \frac{\xi_A^2(k)}{S_A(k)} \tag{16}$$

이 측정예측오차제곱 $\lambda_R(k), \lambda_A(k)$ 는 목표의 가속이 없을 때 자유도 1의 χ^2 분포를 갖는다.

A. 기동상태의 검출:

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

$$M(K) = \text{"High"} \tag{17}$$

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

$$M(K) = \text{"Medium"} \tag{18}$$

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

$$M(K) = \text{"High"} \tag{19}$$

- 1), 2), 3)을 만족하지 않으면 $M(K) = M(k-1)$

비기동 검출 필터는 다음과 같다. 먼저 다음과 같이 정의되는 정규화된 가속도 추정오차제곱(normalized estimated accelerations squared)을 계산한다.

$$\Delta_R(k) = \frac{\hat{a}_R^2(k|k)}{P_{R33}(k|k)}, \quad \Delta_A(k) = \frac{\hat{a}_A^2(k|k)}{P_{A33}(k|k)} \tag{20}$$

여기서 $\Delta_R(k), \Delta_A(k)$ 는 목표의 가속이 없을때 자유도 1의 χ^2 분포를, $\sum_{i=k-m}^k \Delta_R(i), \sum_{i=k-m}^k \Delta_A(i)$ 자유도 m 인 χ^2 분포를 갖는다.

B. 비기동상태의 검출:

- 1) $M(K-1) = \text{"Medium"}$ 일때, $\Delta_R(k) \leq \Delta_1$,
 $\Delta_A(k) \leq \Delta_2$,

$$\sum_{i=k-m}^k \Delta_R(i) \leq \Delta_3, \quad \sum_{i=k-m}^k \Delta_A(i) \leq \Delta_4 \tag{21}$$

$M(k) = \text{"Low"}$

- 2) $M(K-1) = \text{"High"}$ 일때, $\Delta_R(k) \leq \Delta_5$,

$$\Delta_4(k) \leq \Delta_6,$$

$$\sum_{i=k-m}^k \Delta_R(i) \leq \Delta_7, \quad \sum_{i=k-m}^k \Delta_s(i) \leq \Delta_8 \quad (22)$$

$M(k) = \text{"Medium"}$

3) 1), 2)를 만족하지 않으면 $M(k) = M(k-1)$

식 (17)~(19), (21), (22)의 임계값 $\lambda_j, 1 \leq j \leq 6, \Delta_j, 1 \leq j \leq 8$ 은 x^2 분포의 신뢰구간을 고려하여 실험적으로 결정하게 된다. 특히 비기동 검출의 경우는 기동상태의 천이가 안정적으로 이루어지도록 임계값의 보수적인 선택이 요구된다. 이렇게 해서 얻은 기동상태 $M(k)$ 에 따라 σ_m, τ_m 을 선택하고, 식 (14)에 따라 표본화 간격 T 의 선택이 이루어지게 된다

3. 도플러 측정을 이용한 표본화 빈도 제어

Blackman 등^[7]은 실험을 통해 거리방향속도의 예측오차가 목표의 기동에 가장 민감하게 반응한다고 설명한다. 따라서 도플러 측정은 III장에서 설명한 바와 같이 방향코사인 필터의 속도 추정을 보정하는데 이용할 수 있을 뿐 아니라 목표의 기동상태를 민감하게 검출하는데 효과적으로 이용할 수 있다. 여기서는 도플러 측정을 이용한 표본화 빈도 제어 알고리즘에 대해 설명한다.

거리 필터에 대한 표본화 간격은 Fitzgerald^[12]의 정상상태 위치예측오차 그래프를 이용해서 결정해야 한다. 이 그래프는 위치와 속도추정을 함께 이용한 경우의 표본화 빈도에 대한 위치 예측오차의 크기를 표시한 것이다. 하지만 보통 위상배열 레이다의 추적 문제에서 표본화 빈도는 요구되는 방향코사인 필터의 예측 정확도로부터 결정되어지기 때문에 Fitzgerald^[12]의 결과를 이용할 당위성은 크지 않은 것으로 보여진다. 따라서 도플러 측정을 이용한 경우도 표본화 간격 T 는 방향코사인 필터에서 요구되는 예측의 정확도 ν_0 (식(15))에 따라 식 (14)로 결정되어지게 된다. 다만 III장에서 설명한 바와 같이 도플러 측정을 이용해서 방향코사인 필터의 속도를 보정할 수 있기 때문에 동일한 예측오차 범위를 유지하는데 도플러를 사용하지 않는 경우보다 더 큰 표본화 간격 T 를 쓸 수 있게 된다

도플러 측정을 이용한 표본화 빈도의 제어를 위해서 여기서도 도플러 측정이 없는 경우와 마찬가지로 목표 기동상태를 구분한다. 그리고 기동상태의 천이를 결정하기 위한 기동상태 검출 필터 입력으로 거리방향속도의 측정예측오차(range rate innovation) ξ_R 와 이것의 분산 S_R 을 이용한다. 따라서, 여기서 이용하는 기동 검출 계수는

$$\lambda_R(k) = \frac{\xi_R^2(k)}{S_R(k)} \quad (23)$$

으로 이 값은 목표의 가속이 없을 때 자유도 1인 x^2 분포를 갖는다. 비기동 검출 계수는 $\sum_{i=k-m}^k \lambda_R(i)$ 을 사용한다. 이 값은 목표의 가속이 없을 때 자유도 m 인 x^2 분포를 갖는다. 대략 기동 및 비기동상태 검출을 위한 필터구성은 식 (17)~(19), (21), (22)와 같다

위에서 설명한 식 (23)의 정규화된 거리방향속도 예측오차제곱을 이용한 기동상태 검출 필터와 함께 다음의 제 2 검출 필터를 이용한다. 먼저 정규화된 거리방향속도의 측정예측오차(normalized range rate innovation)를 다음과 같이 정의한다

$$\eta(k) = \frac{\xi_R(k)}{\sqrt{S_R(k)}} \quad (24)$$

제 2의 기동상태 검출 필터는 식 (24)의 $\eta(k)$ 에 대해 다음 순환식으로 정의되는 $\eta_2(k)$ 를 입력으로 한다.

$$\eta_2(k) = \rho(k-1) \eta_2(k-1) + \eta(k) \quad (25)$$

여기서 $\eta_2(0) = \eta(0)$ 로 취하고 $\rho(k-1)$ 은

$$\rho(k-1) = \exp\left(-\frac{T(k-1)}{\tau_m}\right) \quad (26)$$

로 $T(k-1) = t_k - t_{k-1}, \tau_m$, 은 목표기동시정수이다. 따라서 잡음모델을 백색 정규(white Gauss) 분포로 했을 때 목표의 가속이 없는 경우 $\eta(k) \sim N(0,1)$ 이고 특히 $\rho(k-1) = \rho$ 로 일정한 경우 $N(0,1/(1-\rho^2))$ 의 분포를 갖게 된다. 하지만 적응 표본화 추적 필터에서는 $T(k-1)$ 이 시간에 따라 변화하는 값이 되기 때문에 $\eta_2(k)$ 의 분포는 다음과 같이 $\rho_2(k)$ 를 정의해서 얻을 수 있다.

$$\rho_2(k) = \rho^2(k-1) \rho_2(k-1) + 1, \rho_2(0) = 1 \quad (27)$$

즉 $\eta_2(k)$ 의 확률분포는

$$\eta_2(k) \sim N(0, \rho_2(k)) \quad (28)$$

이 된다. 따라서 식 (25)와 같이 주어지는 기동 검출 계수 η_2 의 분포 식 (28)을 이용해서 검출 임계값들을 결정하게 된다.

A. 기동상태의 검출:

- 1) $M(k-1) = \text{"Low"}$ 일때,
 $|\eta_2(k)| \geq c_1 \cdot (\rho_2(k))^{1/2}$ 이면,

$$M(k) = \text{"High"} \tag{29}$$

2) $M(k-1) = \text{"Low"}$ 일때,
 $|\eta_2(k)| \geq c_2 \cdot (\rho_2(k))^{1/2}$ 이면,

$$M(k) = \text{"Medium"} \tag{30}$$

3) $M(k-1) = \text{"Medium"}$ 일때,
 $|\eta_2(k)| \geq c_3 \cdot (\rho_2(k))^{1/2}$ 이면,

$$M(k) = \text{"High"} \tag{31}$$

4) 1), 2), 3)을 만족하지 않으면 $M(k) = M(k-1)$

B. 비기동상태의 검출:

1) $M(k-1) = \text{"Medium"}$ 일때,
 $|\eta_2(k)| \leq c_4 \cdot (\rho_2(k))^{1/2}$ 이면,

$$M(k) = \text{"Low"} \tag{32}$$

2) $M(k-1) = \text{"High"}$ 일때,
 $|\eta_2(k)| \leq c_5 \cdot (\rho_2(k))^{1/2}$ 이면,

$$M(k) = \text{"Mwsium"} \tag{33}$$

3) 1), 2)를 만족하지 않으면 $M(k) = M(k-1)$

여기서 임계값을 결정하는 계수 c_j , $1 \leq j \leq 5$ 는 앞에서와 마찬가지로 실험적으로 결정된다. 식 (23)을 이용한 기동상태 검출 필터와 식 (29)~(33)의 기동상태 검출 필터의 결과가 서로 다른 경우는 더 높은 기동상태를 취한다. 이렇게 해서 얻은 기동상태 $M(k)$ 에 따라 σ_m , τ_m 을 선택하고, 식 (14)에 따라 표본화 간격 T 의 선택이 이루어지게 된다

V. 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계 예와 성능시험

여기서는 주어진 레이더 측정 계수와 설계목표에 대해서 3차원 추적 필터의 표본화 빈도를 목표의 기동과 거리에 따라 가변할 수 있도록 설계하고 여러가지 목표비행궤적에 대하여 그 필터의 성능을 수치실험으로 확인한다.

1. 설계조건과 설계목표

레이더의 거리, 방향코사인 측정오차는 정규분포를 갖는 확률변수로 표 1에서 보여주는 것과 같이 $u-v$ 공간에서 일정한 표준 편차를 갖는 것으로 가정한다. 빔 폭 B_u, B_v 는 $u-v$ 공간에서 동일하고 일정한 값으로 주어진다고 가정한다. 그리고 고정된 4 개의 위상 배열면의 방향은 각각 그림 2의 Φ 를 $45^\circ, 135^\circ, 225^\circ, 315^\circ$ 로, 기울기각도 ϵ 을 22.5° 로 취하고 있다고 가정한다.

적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계목표는 표 1과 같이 측정모델이 주어졌다고 할 때 $u-v$ 방향코사인 예측오차의 3-sigma가 $B/2$ 이내에 있도록 하는 것이다. 목표의 거리 R 은 2.5km~100km 범위

있고 최대목표속도는 400m/sec로 가정한다. 그리고 목표의 최대가속도는 80m/sec²로 가정한다

표 1. 레이더 측정잡음의 표준 편차와 빔 폭
 Table 1. Radar measurement parameters.

95-6		
거리 측정 오차 표준 편차	σ_R	10 m, 100 m
도플러 측정 오차 표준 편차	$\sigma_{\dot{R}}$	10 m/sec
방향코사인 u 측정 오차 표준 편차	σ_u	2 millisine
방향코사인 v 측정 오차 표준 편차	σ_v	2 millisine
$u-v$ 공간 레이더 빔 폭	$B_u=B_v$	20 millisine

2. 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계 예
 표본화 빈도의 결정은 다음과 같이 식 (14)를 이용해서 결정한다. 먼저 설계목표에 따라 u, v 방향코사인 예측오차의 3-sigma가 $B/2$ 에 있도록 하기 위해서 요구되는 예측의 정확도 ν_0 는 각각 1.0과 1.2로 취해서 T 를 결정하고 시험하였다. 여기서 ν_0 를 좀 작게 취한 이유는 식 (14)가 정상상태에 대한 결과임을 감안한 때문이다. 기동시정수는 $t_m = 1/\beta_R = 1/\beta_A = 10\text{sec}$ (식 (9), (13)), 그리고 기동상태 $M(k)$ 에 따라 식 (13)의 σ_{mA} 는 "High"일 때 70m/sec², "Medium"일 때 30m/sec², "Low"일 때 10m/sec²를 취하도록 했다. 식 (9)의 $\sigma_{mR}(k)$ 는 기하학적 가속(geometric acceleration)을 고려해서 다음과 같이 취했다.

$$\sigma_{mR}(k) = \sigma_{m_A} + c \frac{v_{\max}^2}{R} \tag{34}$$

여기서 v_{\max} 는 목표의 최대속력으로 400m/sec를 취했고 c 는 상수로 0.7을 취한다. 식 (14)의 측정오차 σ 는 σ_m 과 같은 차원(dimension)의 값이 되도록 방향코사인 필터에 대해 다음과 같이 취해서 T 를 계산하게 된다.

$$\sigma = \hat{R}_{\sigma_u} = \frac{\hat{R}_{\sigma_u}}{\sqrt{1-u^2}} \quad (u \text{ 방향코사인 필터}) \tag{35}$$

$$\sigma = \hat{R}_{\sigma_v} = \frac{\hat{R}_{\sigma_v}}{\sqrt{1-v^2}} \quad (v \text{ 방향코사인 필터})$$

이렇게 구한 T 중 최소값을 실제 표본화 간격으로 쓴다.

마지막으로 표본화 빈도의 제어를 위해서 IV.2절의 기동정도 검출 필터를 구성한다. 여기서 기동정도 검출 임계값으로 $\lambda_1 = \lambda_2 = 10.86$ (식 (17)), $\lambda_3 = \lambda_4 = 9.32$ (식 (18)), $\lambda_5 = \lambda_6 = 10.20$ (식 (19)), $\Delta_1 = \Delta_2 = 0.4$, $\Delta_3 = \Delta_4 = 1.2$ (식 (21)) $\Delta_5 = \Delta_6 = 1.0$, $\Delta_7 = \Delta_8 = 2.8$ (식 (22))로 취했다. 식 (21), (22)의 창문길이(window length)는 $m=2$ 로 했다. 도플러 측정을 이용한 경우는 식 (16)의 $\lambda_R(k)$ 대신 식 (23)의 $\lambda_{R'}(k)$ 를 쓰고 $\lambda_A(k)$ 를 제외한 것 이외는 IV.2절의 구성과 같다. 이때 임계값은 $\lambda_1=7.6$, $\lambda_3=6.8$, $\lambda_5=6.3$, $\Delta_1=1.0$, $\Delta_3=2.4$, $\Delta_5=1.6$, $\Delta_7=3.2$ 로 취한다. 그리고 식 (29)~(33)의 임계값 계수 c_j 는 $c_1=3.0$, $c_2=2.5$, $c_3=2.3$, $c_4=1.2$, $c_5=1.4$ 로 취했다. 이와 같은 임계값의 선택은 실험적으로 이루어졌다.

3. 목표운동체적과 실험 결과

IV.2절에서 설계한 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 표본화 간격의 변화와 예측성능은 여러가지 기동목표의 비행체적에 대해서 수치실험을 통해 확인했다. 여기에서는 다음의 두가지 궤적에 대한 결과만 정리한다.

궤적 1: 고도 4km를 일정하게 유지하면서 $x-y$ 평면에서 초기위치 (0, 50km), 초기속도 (0, -400m/sec)로 구간 [0, 105sec]에서 등속운동, 구간 [105sec, 117sec]에서 가속 50m/sec²로 좌회전, 구간 [117sec, 200sec]에서 다시 등속운동. 레이다로부터 최근접하는 시간과 수평면 거리는 $t = 111sec$ 에서 5km.

궤적 2: 고도 4km를 일정하게 유지하면서 $x-y$ 평면에서 초기위치 (-24.75km, 74.75km), 초기속도 (0, -400m/sec)로 구간 [0, 102sec]에서 등속운동, 구간 [102sec, 165sec]에서 가속 20m/sec²로 좌회전, 구간 [165sec, 200sec]에서 다시 등속운동. 레이다로부터 최근접하는 시간과 수평면 거리는 $t = 118sec$ 에서 40km.

각 시험 목표운동체적과 σ_R, ν_o , 도플러 측정의 유무에 따라 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 성능을 의미하는 예측오차의 평균제곱근(root mean square)과 평균 표본화 간격은 100회의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 얻는다. N 번의 시뮬레이션 결과로 얻어지는 구간 $[T_a, T_b]$ 에서의 rms 예측오차 \bar{x}_{prms} 와 평균 표본화 간격 T_{avg} 는 다음과 같이 정의한다.

$$\bar{x}_{prms} = \left[\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t_k(i) \in [T_a, T_b]} \bar{x}_p^2(t_k(i))}{\sum_{i=1}^N \sum_{t_k(i) \in [T_a, T_b]} 1} \right]^{1/2} \tag{36}$$

$$T_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(T_b - T_a)}{\sum_{t_k(i) \in [T_a, T_b]} 1} \tag{37}$$

여기서 $t_k(i)$ 는 i 번째 시뮬레이션의 k 번째 표본화 시간을 표시한다.

\bar{x}_{prms} 와 T_{avg} 는 초기화 영향을 받는 구간을 제외한 등속 구간(구간 I), 가속 구간(구간 II), 필터의 가속 추정값이 남아 있는 구간(구간 III), 마지막 등속 구간(구간 IV)으로 나누어 각 구간에 대해 얻는다.

표 2. 목표운동체적 1의 각 구간에 대한 시뮬레이션 결과

- (a) 평균 표본화 간격
- (b) u 의 rms 예측오차
- (c) v 의 rms 예측오차

Table 2. Simulation results for target trajectory 1.

- (a) Average sampling interval(sec),
- (b) rms u prediction error(millisine),
- (c) rms v prediction error (millisine).

Intervals of target trajectory 1	σ_R	without Doppler measurements				with Doppler measurements			
		100	100	10	10	100	100	10	10
[30sec, 105sec]	ν_o	1.0	1.2	1.0	1.2	1.0	1.2	1.0	1.2
[105sec, 117sec]		0.75	1.01	0.75	1.02	0.75	1.02	0.75	1.02
[117sec, 140sec]		0.35	0.42	0.38	0.46	0.32	0.43	0.33	0.43
[140sec, 200sec]		0.32	0.41	0.46	0.61	0.51	0.68	0.51	0.68
		0.74	0.98	0.78	1.05	0.78	1.05	0.78	1.05

(a)

Intervals of target trajectory 1	σ_R	without Doppler measurements				with Doppler measurements			
		100	100	10	10	100	100	10	10
[30sec, 105sec]	ν_o	1.0	1.2	1.0	1.2	1.0	1.2	1.0	1.2
[105sec, 117sec]		2.02	2.41	1.75	2.09	1.76	2.06	1.77	2.09
[117sec, 140sec]		2.93	3.31	3.13	3.33	2.85	3.60	2.87	3.64
[140sec, 200sec]		2.39	2.82	2.52	3.64	2.42	3.37	2.54	3.57
		1.89	2.25	1.66	1.93	1.72	1.98	1.74	1.96

(b)

Intervals of target trajectory 1	σ_R	without Doppler measurements				with Doppler measurements			
		100	100	10	10	100	100	10	10
[30sec, 105sec]	ν_o	1.0	1.2	1.0	1.2	1.0	1.2	1.0	1.2
[105sec, 117sec]		2.29	3.04	2.22	2.97	2.42	3.17	2.39	3.15
[117sec, 140sec]		1.90	2.22	1.89	2.33	1.99	2.34	2.01	2.42
[140sec, 200sec]		1.73	2.03	1.65	1.95	1.69	1.96	1.71	1.96

(c)

표 3. 목표운동계적 2의 각 구간에 대한 시물레이션 결과

- (a) 평균 표본화 간격
- (b) u 의 rms 예측오차
- (c) v 의 rms 예측오차

Table 3. Simulation results for target trajectory 2.

- (a) Average sampling interval(sec).
- (b) rms u prediction error(millisine).
- (c) rms v prediction error(millisine).

Intervals of target trajectory 2	σ_R	without Doppler measurements				with Doppler measurements			
		100	100	10	10	100	100	10	10
[30sec, 102sec]	ν_0	1.19	1.51	1.12	1.51	1.12	1.52	1.12	1.51
[102sec, 165sec]		0.95	1.23	0.99	1.34	0.98	1.32	0.99	1.31
[165sec, 180sec]		1.06	1.35	1.11	1.46	1.10	1.49	1.10	1.49
[180sec, 200sec]		1.13	1.54	1.13	1.54	1.15	1.54	1.14	1.54

(a)

Intervals of target trajectory 2	σ_R	without Doppler measurements				with Doppler measurements			
		100	100	10	10	100	100	10	10
[30sec, 102sec]	ν_0	1.71	1.98	1.68	2.02	1.70	2.04	1.72	2.01
[102sec, 165sec]		1.97	2.45	2.02	2.46	2.16	2.67	2.10	2.64
[165sec, 180sec]		1.85	2.31	1.79	2.11	1.85	2.35	1.84	2.42
[180sec, 200sec]		1.69	2.02	1.64	1.99	1.60	1.93	1.61	1.88

(b)

Intervals of target trajectory 2	σ_R	without Doppler measurements				with Doppler measurements			
		100	100	10	10	100	100	10	10
[30sec, 102sec]	ν_0	1.71	2.01	1.68	2.01	1.73	2.03	1.75	2.00
[102sec, 165sec]		1.77	2.06	1.69	1.98	1.77	2.07	1.77	2.11
[165sec, 180sec]		1.69	2.09	1.75	1.97	1.74	2.13	1.73	2.08
[180sec, 200sec]		1.62	1.94	1.66	1.83	1.74	2.07	1.75	2.00

(c)

목표운동계적 1은 [30sec, 105sec], [105sec, 117sec], [117sec, 140sec], [140sec, 200sec]로, 목표운동계적 2는 [30sec, 102sec], [102sec, 165sec], [165sec, 180sec], [180sec, 200sec]로 각각 그 구간을 나누었다. 표 2와 표 3은 각각 궤적 1과 궤적 2에 대해서 σ_R , ν_0 , 도플러의 유무에 따라 얻은 T_{avg} 와 방향코사인 u, v 의 rms 예측오차를 보여준다.

4. 실험 결과 검토

우선 표 2와 표 3에서 방향코사인 예측오차는 v 예측보다 u 예측에서 크게 나타남을 알 수 있다. 이는 고도보다 수평거리가 먼 궤적에서 v 보다 u 에서 가속의 영향을 많이 받기 때문이다. 표 2, 3의 (b)를 보면 5g 가속운동계적(궤적 1)에 대해서 u_{rms} 는 $\nu_0 =$

1.0일 때 1.8~3.0, $\nu_0 = 1.2$ 일 때 2.0~3.6으로 나타난다. 그리고 2g 가속운동계적(궤적 2)에 대해서는 $\nu_0 = 1.0$ 일 때 1.6 ~ 2.1, $\nu_0 = 1.2$ 일 때 1.9~2.6을 보인다. 이것은 40km이상의 거리에서 낮은 가속도로 운동하는 목표(궤적 2)에 대해서는 요구되는 예측의 정확도를 식(14)의 표본화 빈도로 거의 정확하게 얻을 수 있음을 설명한다. 한편 5km의 근거리에서 큰 가속도로 운동하는 목표(궤적 1)에 대해서는 ν_0 로 정해진 예측의 정확도보다 1.5배 정도 큰 예측오차를 보임을 알 수 있다. 이러한 현상의 가장 큰 이유는 (14)식이 Singer 운동모델과 실제목표운동이 정합된 상태에서 유도된 반면, III장의 근사적 3차원 운동모델의 모델 부정확성이 근거리 가속에 대해 표출되어 (14)식의 유도조건과 달라졌기 때문이다. 그럼에도 불구하고 u, v 예측오차의 3-sigma를 10 millisine($B/2$)이내로 얻으려는 V.1절의 설계목표는 $\nu_0 = 1.2$ 로 만족되어질 수 있음을 확인할 수 있다.

다음은 평균 표본화 간격 T_{avg} 에 대해서 살펴 본다. T_{avg} 는 운동계적의 구간에 따라 $\nu_0 = 1.0$ 일 때 0.3 ~ 1.2sec, $\nu_0 = 1.2$ 일 때 0.4 ~ 1.5sec의 범위에서 변화되고 있다. 한편 도플러 측정이 없을 때 궤적 1에 대해 $\sigma_R = 10$ 인 경우 $\sigma_R = 100$ 인 경우보다 큰 T_{avg} 를 취함을 알 수 있다. 이것은 더 정확한 거리 측정이 전체 필터의 예측능을 개선한 때문이다. 한편 도플러 측정을 이용한 경우는 도플러 측정에 의해서 개선된 거리 예측의 정확도 때문에 $\sigma_R = 10$, $\sigma_R = 100$ 에 대해 서로 거의 같은 T_{avg} 를 취하게 됨을 알 수 있다.

운동계적 1의 구간 III에서 도플러 측정을 이용한 경우가 그렇지 않은 경우보다 훨씬 큰 T_{avg} 를 선택함을 알 수 있다. 이것은 도플러 측정이 거리 예측의 정확도를 개선함과 동시에 기동정도의 검출에 효율적임을 밝혀준다. 여기서 결과를 생략했지만 거리 예측오차의 rms값 역시 모든 경우 $\nu_0 = 1.0$ 일때 100m, $\nu_0 = 1.2$ 일 때 150m 이내로 유지되었다. 결론적으로 이러한 실험 결과를 통해서 앞에서 제시한 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘 설계의 방법론적 타당성을 확인할 수 있었다.

VI. 결론

이 논문에서는 위상배열 레이다의 효율적인 운용을 위한 3차원 적응 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계 방법을 제시하고 수치실험을 통해 그 설계방법의 타당성을 보였다. 이 추적 알고리즘은 계산을 간략화하기 위해 거리와 안테나 좌표계 좌표축에 대해서 각각

분리된 구성을 갖는다. 그리고 기동상태 검출기의 기동상태 검출에 따라 결정된 기동상태와 목표거리에 따라 표본화 빈도를 제어한다. 이 설계방법에 따라 설계된 추적 알고리즘이 설계기준범위의 예측오차를 유지하면서 효율적인 표본화 빈도를 선택함을 여러가지 목표운동궤적에 대한 수치실험을 통해 확인했다.

적용 표본화 빈도 추적 알고리즘의 설계에서 중요한 문제는 표본화 빈도의 제어이다. 이 문제와 관련하여, 현재 상호작용 다중모델 필터를 이용한 표본화 빈도의 제어방법을 연구중에 있다.

参 考 文 献

[1] P. L. Bogler, *Radar Principles with Applications to Tracking Systems*, John Wiley, New York, NY, 1990.

[2] S. S. Blackman, *Multiple Target Tracking with Radar Applications*, Artech House, Norwood, MA, 1986.

[3] F. E. Daum and R. J. Fitzgerald, "Decoupled Kalman filters for phased array radar tracking," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-28, no. 3, pp. 269-283, March 1983.

[4] E. Brookner, *Practical Phased Array Antenna Systems*, Artech House, Norwood, MA, 1991.

[5] S. A. Cohen, "Adaptive variable update rate algorithm for tracking targets with a phased array radar," *IEE Proceedings*, vol. 138, Pt. F, no. 3, pp. 277-280, June 1986.

[6] L. A. Gardner and R. J. Mullen, "Constant gain tracker with variable frame time," *IEEE Trans. on Aerospace*

and Electronic Systems, vol. AES-24, no. 4, pp. 322-326, July 1988.

[7] S. S. Blackman, T. J. Broida and M. F. Cartier, "Applications of phased array antenna in a multiple maneuvering target environment," *Proceedings of the 1981 IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 1413-1418, 1981.

[8] 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.

[9] G. Van Keuk, "Adaptive computer controlled target tracking with a phased array radar," *IEEE 1975 International Radar Conference*, Washington, D. C.

[10] 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.

[11] 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.

[12] R. J. Fitzgerald, "Simple tracking filters: position and velocity measurements," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-18, pp. 531-537, September 1982.

 著者紹介



孫 健(正會員)

1968年 2月 25日生. 1990年 2月
경북대학교 전자공학과 공학사학위
취득. 1990년 ~ 현재 경북대학교
전자공학과 석사과정 재학중. 주관
심분야는 추적 및 데이터연관, 자동
화시스템 등임.



洪 淳 穆(正會員)

1957年 7月 1日生. 1978年 2月 한
국항공대학 전자공학과 공학사학위
취득. 1980年 2月 한국과학기술원
산업전자공학과 공학석사학위 취득.
1989年 8月 the Univ. of Michi-
gan 항공공학과 공학박사학위 취
득. 1980년 ~ 현재 경북대학교 전자공학과 조교수.
주관심분야는 추적 및 데이터연관, 로봇트 운동계획,
제어시스템 등임.