

ML 기법에 기반을 둔 측정치 융합기법을 가진 다중표적 방위각 추적 알고리즘

Multiple Target DOA Tracking Algorithm With Measurement Fusion Based on ML

류 창 수*, 박 주 태**, 최 성 운***
Chang-Soo Ryu, Ju-Tae Park, Sung-Un Choi

<Abstract>

Recently, Ryu et al. proposed a multiple target DOA tracking algorithm, which has good features that it has no data association problem and simple structure. But its performance is seriously degraded in the low signal-to-noise ratio. In this paper, a measurement fusion method is presented based on ML(Maximum Likelihood), and the new DOA tracking algorithm is proposed by incorporating the presented fusion method into Ryu's algorithm. The proposed algorithm has a better tracking performance than that of Ryu's algorithm, and it sustains the good features of Ryu's algorithm.

Key words : target DOA tracking, data association, fusion,
kalman filter, signal subspace

1. 서 론

통신, 레이다, 소나, 산업응용 등 다양한 분야에서, 움직이는 표적의 방위각 궤적을 추적하기 위하여 선배열센서가 널리 사용되고 있다^{1), 2)}. 선배열센서를 이용하여 표적의 방위각 궤적을 추적하는 방위각 추적 알고리즘의 구조는 방위각 추정 알고리즘과 데이터연관필터로 구성되어 있다. 방위각 추정 알고리즘으로는 MUSIC, WSF, ESPRIT 등이 잘 알려져 있으며, 추정된 방위각을 표적과 연관시켜 주

는 데이터연관 필터로는 PDAF, NNSF 등이 잘 알려져 있다^{3), 6)}.

Ryu 등은 최근에 데이터연관필터가 필요한 기존의 방위각 추적 알고리즘과는 달리 별도의 데이터연관필터가 필요 없는 방위각 추적 알고리즘을 제안하였다^{7), 8)}. 이 알고리즘은 표적추적을 위한 표본시간(sampling time)에서 추정된 신호부공간으로부터 표적의 방위각 이노베이션을 표적에 연관시켜 구한다. 그리고 이렇게 구한 방위각 이노베이션을 각 표적에 할당된 칼만필터의 입력으로 사용하여 표적의

* 정회원, 영남이공대학 전자정보계열, 전임강사
경북대학교, 공학박사, csryu@ync.ac.kr

** 정회원, 영남이공대학 전자정보계열, 교수
영남대학교, 공학박사, jtpark@ync.ac.kr

*** 정회원, 영남이공대학 전자정보계열, 교수
영남대학교, 공학박사, suchoi@ync.ac.kr

* Full-time lecturer, Div. of Electronics & Information Engineering,
Yeungnam College of Science & Technology

** Professor, Div. of Electronics & Information Engineering,
Yeungnam College of Science & Technology

*** Professor, Div. of Electronics & Information Engineering,
Yeungnam College of Science & Technology

상태벡터를 쇄신(update)함으로써 표적들의 방위각 궤적을 추적한다. 이러한 Ryu의 알고리즘은 기존의 방위각 추적 알고리즘에 비해 별도의 데이터연관필터가 필요 없는 간단한 구조로 되어있는 장점을 가지고 있다. Ryu의 알고리즘은 방위각 이노베이션을 구하는데 필요한 신호부공간을 추정하기 위하여 PAST 알고리즘을 사용하였으며, PAST 알고리즘은 두 표본시간 간격동안 선배열센서의 출력으로 얻은 단편(snapshot)들을 이용하여 신호부공간을 연속적으로 쇄신함으로써 신호부공간을 추적하는 신호부공간 추적 알고리즈다^{9), 10)}.

본 논문에서는 표본시간 뿐만 아니라 표본시간에 인접한 신호부공간들에서 구한 표적의 방위각 이노베이션들로부터 측정치(measurement)들을 구하고, 이 측정치들을 융합하기 위한 측정치 융합기법을 ML 기법에 기반을 두고 제안하였다. 선배열센서로부터 신호부공간을 추정하기 위하여 Ryu의 알고리즘에서와 같이 PAST 알고리즘을 사용하였으며, 신호부공간들로부터 방위각 이노베이션을 구하기 위하여 Ryu의 알고리즘에서 제안된 식을 사용하였다. 제안한 측정치 융합기법을 Ryu의 방위각 추적 알고리즘에 적용함으로써 새로운 방위각 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 Ryu의 알고리즘에 비해 추적성능이 향상되었다.

2장에서 선배열센서의 출력신호 모델과 Ryu의 다중표적 방위각 추적 알고리즘을 설명하였으며, 3장에서는 ML 기법에 기반을 둔 측정치 융합 기법을 제안하고, 제안한 측정치 융합 기법을 Ryu의 알고리즘에 적용하여 새로운 방위각 추적 알고리즘을 제안하였다. 4장에서 다양한 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안한 알고리즘의 추적성능이 Ryu의 알고리즘보다 향상됨을 보였으며, 5장에서 결론을 맺었다.

2. Ryu의 방위각 추적 알고리즘

2.1. 신호모델

M 개의 센서가 등간격 d 로 배열된 선배열센서가 움직이고 있는 N 개의 표적으로부터 발생한 신호를 센서잡음이 존재하는 환경에서 수신하고 있다. Fig. 1은 표적의 방위각 추적을 위한 선배열센서와 표적들 사이의 기하학적

구조를 설명하고 있다. 표적의 방위각 $\{\theta_n(t), n=1,2,\cdots,N\}$ 은 선배열센서의 기준센서에서 수직방향을 기준으로 표적과 이루는 각으로 정의하며, 기준센서는 선배열센서의 좌측 첫 번째 센서로 정의한다. 협대역 신호모델(narrowband signal model)을 사용할 때, 시간 t 에서 m 번째 센서의 출력은 다음과 같다^{1), 2)}.

$$r_m(t) = \sum_{n=1}^N s_n(t) e^{j\omega \tau_{mn}(t)} + n_m(t) \quad (1)$$

여기서 $s_n(t)$ 는 n 번째 표적의 표적신호로써 복소신호이며, ω 는 전송주파수이다. $n_m(t)$ 는 m 번째 센서의 평균이 0인 백색 가우시안 잡음이다. 센서잡음들은 서로 상관관계(correlation)가 없으며, 표적신호들과도 상관관계가 없다고 가정한다. $\tau_{mn}(t)$ 는 n 번째 표적신호가 선배열센서에 도달할 때, 기준센서와 m 번째 센서 사이의 시간지연이다. 표적이 선배열센서로부터 멀리 떨어져 있는 원거리 표적인 경우 표적신호는 평면파로 간주할 수 있으며, 시간지연 $\tau_{mn}(t)$ 과 표적의 방위각사이의 관계식을 선배열센서와 표적의 기하학적 구조로부터 쉽게 구할 수 있으며 다음과 같다.

$$\tau_{mn}(t) = \frac{d}{c} (m-1) \sin \theta_n(t) \quad (2)$$

여기서 c 는 신호전송속도이다.

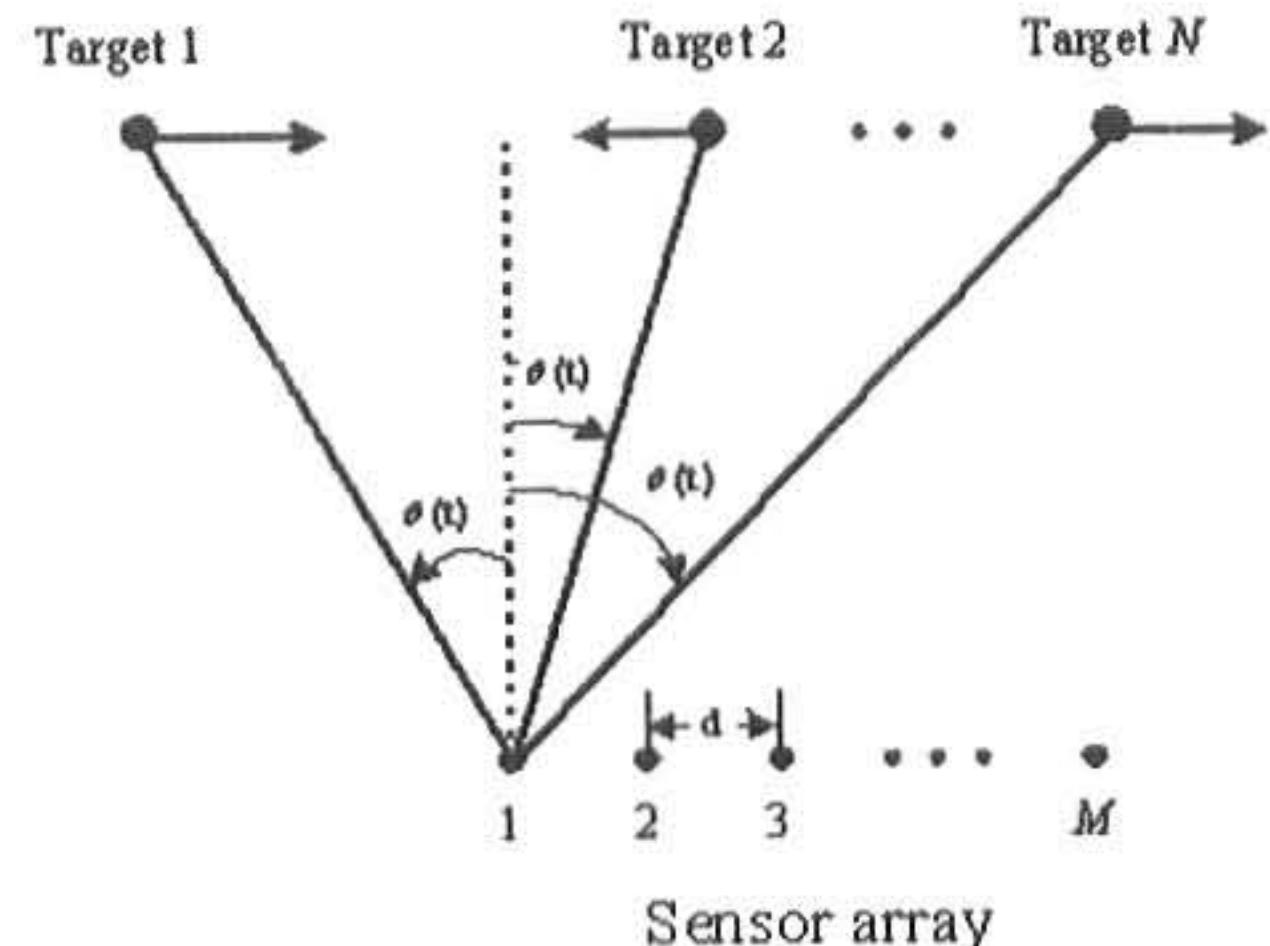


Fig. 1. Geometry of uniform linear array for tracking targets

선배열센서의 출력은 벡터 표기법을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{r}(t) = \sum_{n=1}^N s_n(t) \mathbf{a}_n(t) + \mathbf{n}(t) \quad (3)$$

여기서 센서출력벡터 $\mathbf{r}(t)$, 잡음벡터 $\mathbf{n}(t)$ 은 복소벡터이며, 다음과 같이 각각 정의하며 T 는 전치(transpose)를 나타낸다.

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(t) &= [r_1(t), r_2(t), \dots, r_M(t)]^T \\ \mathbf{n}(t) &= [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T \end{aligned} \quad (4)$$

그리고 조향벡터(steering vector) $\mathbf{a}_n(t)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_n(t) &= [1, \gamma_n(t), \dots, \gamma_n^{M-1}(t)]^T \\ \gamma_n(t) &= e^{j\omega \frac{d}{c} \sin \theta_n(t)}, \quad n=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (5)$$

2.2. Ryu의 알고리즘

표본시간 k 에서 신호부공간 추적 알고리즘을 이용하여 추정한 신호부공간을 $W(k) = [\mathbf{w}_1(k), \mathbf{w}_2(k), \dots, \mathbf{w}_N(k)]$ 이라 할 때, Ryu의 알고리즘은 n 번째 표적의 조향벡터 $\mathbf{a}_n(k)$ 가 추정한 신호부공간에 존재하며 조향벡터 $\mathbf{a}_n(k)$ 를 신호부공간 $W(k)$ 에 투영(projection)시키면 투영오차는 0이 된다는 사실을 이용하여, 각 표적의 방위각 이노베이션을 구하기 위한 선형방정식을 다음과 같이 유도하였다.

$$\delta\theta_n(k) = -\frac{\bar{\mathbf{u}}_n(k)^T \bar{\mathbf{y}}_n(k)}{\bar{\mathbf{u}}_n(k)^T \bar{\mathbf{u}}_n(k)}, \quad n=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

여기서

$$\bar{\mathbf{u}}_n(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{nR}(k) \\ \mathbf{u}_{nI}(k) \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{y}}_n(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{nR}(k) \\ \mathbf{y}_{nI}(k) \end{bmatrix}$$

이며, $\mathbf{u}_{nR}(k)$ 와 $\mathbf{y}_{nR}(k)$ 는 복소벡터 $\mathbf{u}_n(k)$

와 $\mathbf{y}_n(k)$ 의 실수부이고, $\mathbf{u}_{nI}(k)$ 와 $\mathbf{y}_{nI}(k)$ 는 $\mathbf{u}_n(k)$ 와 $\mathbf{y}_n(k)$ 의 헤수부이다. 그리고 $\mathbf{u}_n(k)$ 와 $\mathbf{y}_n(k)$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{u}_n(k) = j\omega \frac{d}{c} P_r(k) \begin{bmatrix} 0 \\ \cos(\widehat{\theta}_n(k|k-1)) \widehat{\gamma}_n(k|k-1) \\ 2\cos(\widehat{\theta}_n(k|k-1)) \widehat{\gamma}_n^2(k|k-1) \\ \vdots \\ (M-1)\cos(\widehat{\theta}_n(k|k-1)) \widehat{\gamma}_n^{M-1}(k|k-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y}_n(k) = -P_r(k) \begin{bmatrix} 1 \\ \widehat{\gamma}_n(k|k-1) \\ \widehat{\gamma}_n^2(k|k-1) \\ \vdots \\ \widehat{\gamma}_n^{M-1}(k|k-1) \end{bmatrix},$$

$$P_r(k) = I - W(k)(W^H(k)W(k))^{-1}W^H(k),$$

$$\widehat{\gamma}_n^{M-1}(k|k-1) = e^{j\omega \frac{d}{c}(m-1) \sin \theta_n(k|k-1)},$$

I 는 차원이 $M \times M$ 인 단위행렬이며, H 는 복소공액전치(complex conjugate transpose)를 나타낸다.

Ryu의 방위각 추적 알고리즘은 식 (6)에서 구한 방위각 이노베이션을 각 표적에 할당된 칼만필터의 입력으로 사용하여 표적들의 방위각 츄적을 추적한다.

3. 제안한 방위각 추적 알고리즘

표본주기가 T 일 때, 신호부공간 추적 알고리즘인 PAST 알고리즘은 표본간격 $[(k-1)T, kT]$ 동안 단편개수 N_s 만큼 신호부공간을 계속 쇄신한다. 표본시간 k 와 이것에 인접한 신호부공간들을 다음과 같이 정의 한다.

$$W^p(k) = W(t=kT + \frac{T}{N_s}[p - \frac{P+1}{2}]), \quad p=1, 2, \dots, P \quad (7)$$

여기서 P 는 시간 $t=kT$ 에 전후한 인접 신호

부공간의 개수이며, 수식 표기의 편의상 홀수로 가정하였다. 단편개수 N_s 가 충분히 큰 경우에 이 신호부공간들은 짧은 시간간격 안에 존재한다.

이 인접 신호부공간으로부터 각 표적에 대하여 P 개의 방위각 이노베이션을 식 (6)을 이용하여 구할 수 있다. 이 방위각 이노베이션들은 칼만필터의 측정치 정보를 포함하고 있으며, 방위각 이노베이션들에 칼만필터의 방위각 예측치를 더하면 칼만필터의 측정치들을 구할 수 있다. 표본시간 k 에서 n 번째 표적에 대한 P 개의 인접 신호부공간으로부터 구한 칼만필터의 측정치들은 다음과 같다.

$$z_n^p(k) = \delta\theta_n^p(k) + \hat{\theta}_n(k|k-1), \\ p=1, 2, \dots, P \quad (8)$$

여기서 $z_n^p(k)$, $\delta\theta_n^p(k)$ 는 p 번째 신호부공간에서 구한 측정치와 방위각 이노베이션이며, $\hat{\theta}_n(k|k-1)$ 는 n 번째 표적의 칼만필터로부터 구한 n 번째 표적의 방위각 예측치이다.

이 측정치들을 표적의 방위각 추적에 이용하기 위하여, 이들을 융합하기 위한 측정치 융합기법을 ML(Maximum Likelihood) 기법을 이용하여 제안한다. 측정치 융합기법을 유도하기 위하여 n 번째 표적의 측정치에 대한 우도함수(likelihood function)를 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\Lambda(z_n(k)) = p(Z_n(k), z_n(k)) \\ = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{P}{2}} |\Sigma_n(k)|^2} \\ \times \exp[-\frac{1}{2}(Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))^T \\ \times \Sigma_n^{-1}(k)(Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))] \quad (9)$$

여기서

$$Z_n(k) = [z_n^1(k) \ z_n^2(k), \dots, z_n^P(k)]^T,$$

$\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times P}^T$ 이며, 각 측정치들이 가지는 측정잡음들이 서로 상관관계가 없는 경우에, 측정치 벡터 $Z_n(k)$ 의 공분산 행렬

$\Sigma_n(k)$ 는 다음과 같다.

$$\Sigma_n(k) = E\{[Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k)] \\ \times [Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k)]^T\} \\ = \begin{bmatrix} \sigma_{z_n^1}^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_{z_n^2}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_{z_n^P}^2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서 $\{\sigma_{z_n^p}^2(k), p=1, 2, \dots, P\}$ 는 n 번째 표적이 표본시간 k 에서 구한 P 개의 측정치들이 가지는 측정잡음의 분산이다.

식 (9)에 로그를 취하여 로그 우도함수를 구하면 다음과 같다.

$$L(z_n(k)) = \log \Lambda(z_n(k)) \\ = C + [-\frac{1}{2}(Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))^T \\ \times \Sigma_n^{-1}(k)(Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))] \quad (11)$$

$$\text{여기서 } C = -(2\pi)^{\frac{P}{2}} |\Sigma_n(k)|^2.$$

식 (11)을 최대화하는 융합된 측정치(fused measurement)을 구하기 위하여 식 (11)을 미분하면 다음과 같다.

$$\frac{dL(z_n(k))}{dz_n(k)} \\ = -\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k)(Z_n(k) - \mathbf{1}z_n(k)) \quad (12)$$

식 (12)에서 $\frac{dL(z_n(k))}{dz_n(k)} = 0$ 이 되는 측정치를 구하면, P 개의 측정치들이 융합된 측정치 $z_n^f(k)$ 를 구할 수 있으며 다음과 같다.

$$z_n^f(k) = (\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k) \mathbf{1})^{-1} \mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k) Z_n(k) \quad (13)$$

그리고 융합된 측정치 $z_n^f(k)$ 의 분산 $\sigma_{z_n^f(k)}^2$ 를 간단한 계산과정을 수행하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\sigma_{z_n^f(k)}^2 = (\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k) \mathbf{1})^{-1} \quad (14)$$

식 (13)과 (14)를 이용하여 표본시간 k 와 그것에 인접한 시간에서 구한 측정치들을 융합한 융합된 측정치와 융합된 측정치의 분산을 구할 수 있다. 각 표적의 융합된 측정치를 각 표적에 할당된 칼만필터의 입력으로 사용하여 표적의 방위각 궤적을 추적하는 새로운 방위각 추적 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

Step 1. 상태벡터 $x = [\theta \dot{\theta}]^T$ 를 가지는 N 개의 칼만필터를 초기화 한다.

Step 2. 칼만필터를 이용하여 각 표적의 방위각 예측치 $\{\hat{\theta}_n(k|k-1), n=1, \dots, N\}$ 을 구한다.

Step 3. 표본시간 k 와 그것에 인접한 시간에서 추정한 신호부공간으로부터 식 (6)을 이용하여 각 표적의 인접 방위각 이노베이션들 $\{\delta\theta_n^p(k), n=1, \dots, N, p=1, \dots, P\}$ 를 구한다.

Step 4. Step 3에서 구한 인접 방위각 이노베이션들과 칼만필터의 방위각 예측치를 이용하여 식 (8)로부터 각 표적의 측정치들 $\{z_n^p(k), n=1, \dots, N, p=1, \dots, P\}$ 을 구한다.

Step 5. Step 4에서 구한 측정치들을 이용하여 식(13)과 (14)로부터 융합된 측정치 $\{z_n^f(k), n=1, \dots, N\}$ 과 융합된 측정치의 분산 $\{\sigma_{z_n^f(k)}^2, n=1, \dots, N\}$ 를 구한다.

Step 6. Step 5에서 구한 각 표적의 융합된 측정치를 각 칼만필터의 입력으로 하여 각 표적의 방위각을 추정한다.

Step 7. 다음 표본시간에서 표적의 방위각을 추적하기 위하여, $k \leftarrow k+1$ 로 한 후, Step 2부터 반복 수행한다.

4. 시뮬레이션

제안한 알고리즘의 추적 성능을 확인하기 위하여, 그 추적 성능을 Ryu의 알고리즘과 비

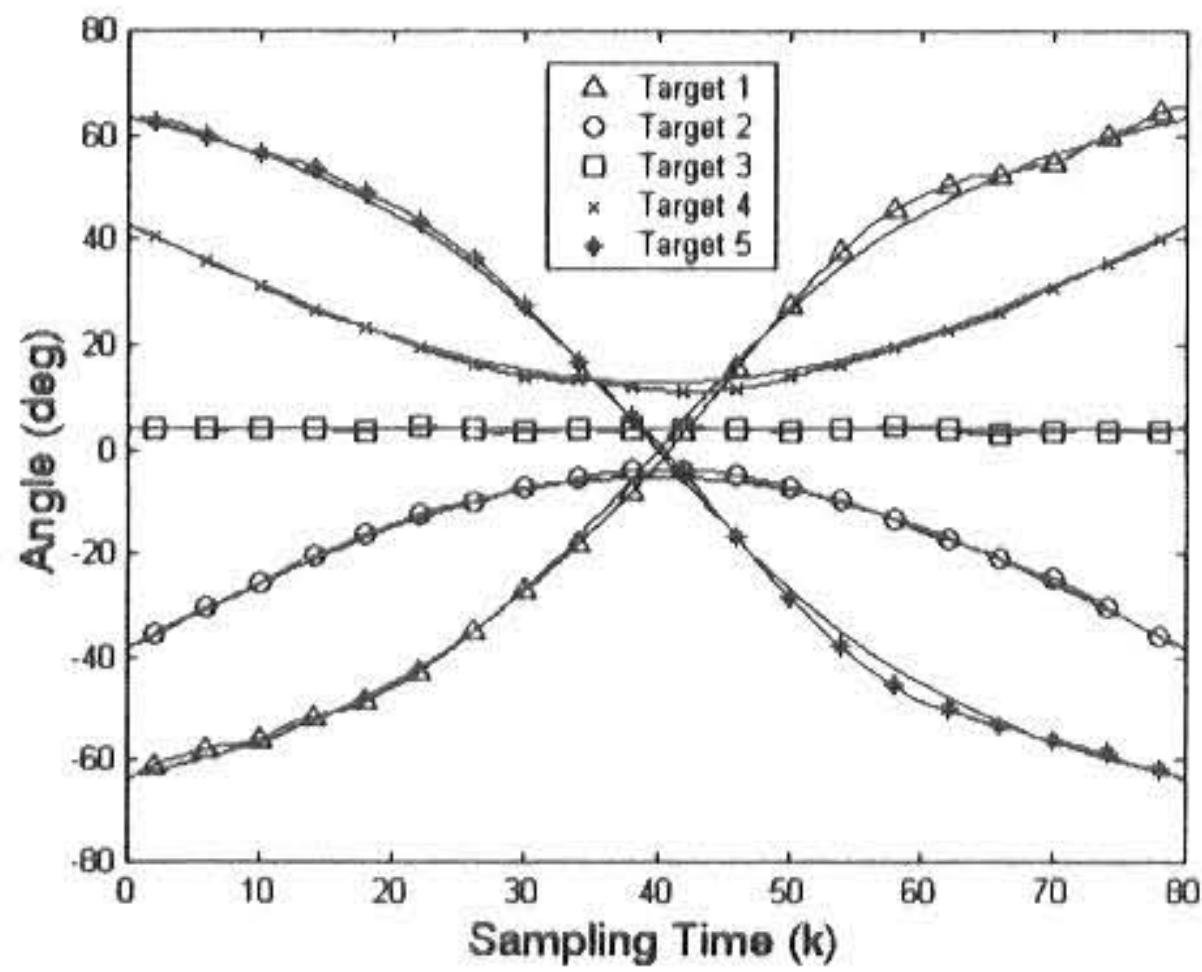
교하였다. 두 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 5개의 방위각 궤적이 교차하는 시나리오를 설정하였으며, 다양한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션을 위하여 선배열센서의 센서개수와 센서간격을 15개와 1 m로 정하였으며, 센서잡음크기 σ^2 을 1로 가정하였다. 표본간격 $[(k-1)T, kT]$ 동안 단편개수 N_s 와 표본주기 T 를 200개와 1초로 각각 정하였다. 그리고 칼만필터의 모델잡음 $Q_n(k)$ 와 측정잡음 $\sigma_{z_n^f(k)}^2$ 은 다음과 같이 정하였다.

$$Q_n(k) = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix} q, \quad q = 1^\circ \quad (15)$$

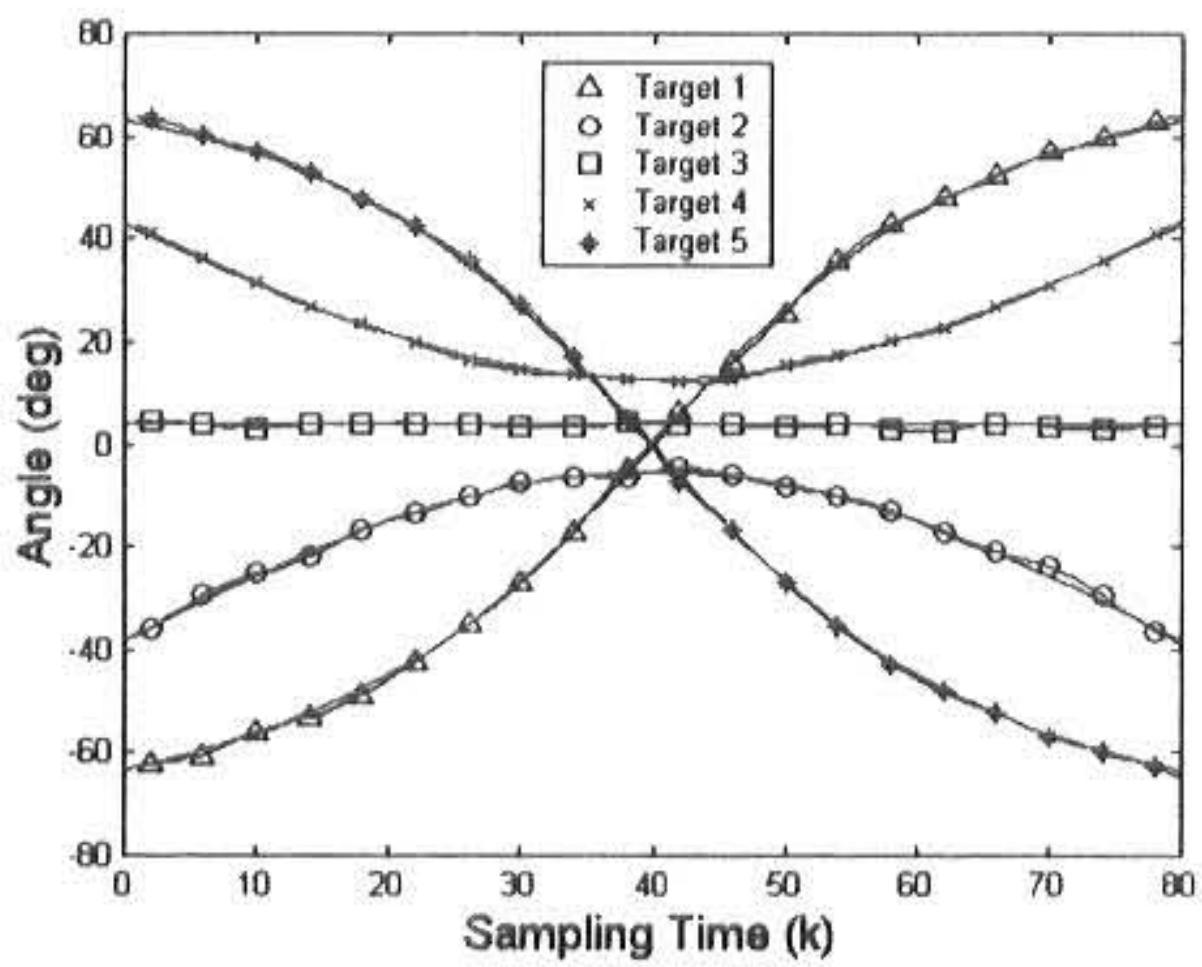
$$\sigma_{z_n^f(k)}^2 = 6^\circ, \quad n = 1, 2, \dots, 5, \\ p = 1, 2, \dots, 7. \quad (16)$$

Ryu의 알고리즘과 제안한 알고리즘이 신호대잡음비가 -5dB에서 5개의 방위각 궤적을 추적한 대표적인 결과를 Fig. 2에 나타내었다. 제안한 알고리즘의 추적오차가 Ryu의 알고리즘이 가지는 추적오차보다 작음을 확인할 수 있다. 두 알고리즘의 추적성능을 구체적으로 확인하기 위하여 신호대잡음비가 -5dB, -3dB, 0dB에 대하여 100번의 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였으며, 두 알고리즘이 가지는 추적오차의 평균제곱오차(MSE : Mean Square Error)와 추적 성공률을 구하였으며, Table 1은 그 결과이다. 제안한 알고리즘의 평균제곱오차가 -5dB, -3dB, 0dB에서 Ryu의 알고리즘보다 각각 62%, 55%, 48% 감소되었음을 확인할 수 있다. Ryu 알고리즘은 신호대잡음비가 작은 경우 추적오차가 커져서 Fig. 3과 같이 각 표적의 방위각 궤적을 추적하는 것을 실패하는 경우가 많이 발생한다. 신호대잡음비가 -5dB에서 Ryu 알고리즘의 추적 성공률이 73%로 매우 저하됨을 Table 1에서 확인 할 수 있다. 그러나 제안한 알고리즘은 -5dB에서 97%의 높은 추적 성공률을 유지하고 있음을 확인할 수 있다. 제안한 알고리즘은 Ryu의 알고리즘과 같이 각 표적에 할당된 칼만필터를 이용하여 표적의 방위각 궤적을 추적하는 구조를 가

지고 있기 때문에 Ryu의 알고리즘과 같이 데이터연관 문제가 발생하지 않으며, 간단한 구조를 그대로 유지한다.



(a)



(b)

Fig. 2. A typical sample run for tracking angular tracks(SNR=-5dB)

(a) Ryu's algorithm (b) Proposed algorithm

Table 1. Tracking performance comparison of two algorithms

| Algorithm m | MSE(deg ²) | | | Tracking success rate(%) | | |
|----------------|------------------------|------------|-----------|--------------------------------|------------|-----------|
| | -5 (dB) | -3 (dB) | 0 (dB) | -5 (dB) | -3 (dB) | 0 (dB) |
| Ryu's | 1.182 | 0.621 | 0.371 | 73 | 94 | 98 |
| Proposed | 0.454 | 0.279 | 0.192 | 97 | 98 | 98 |

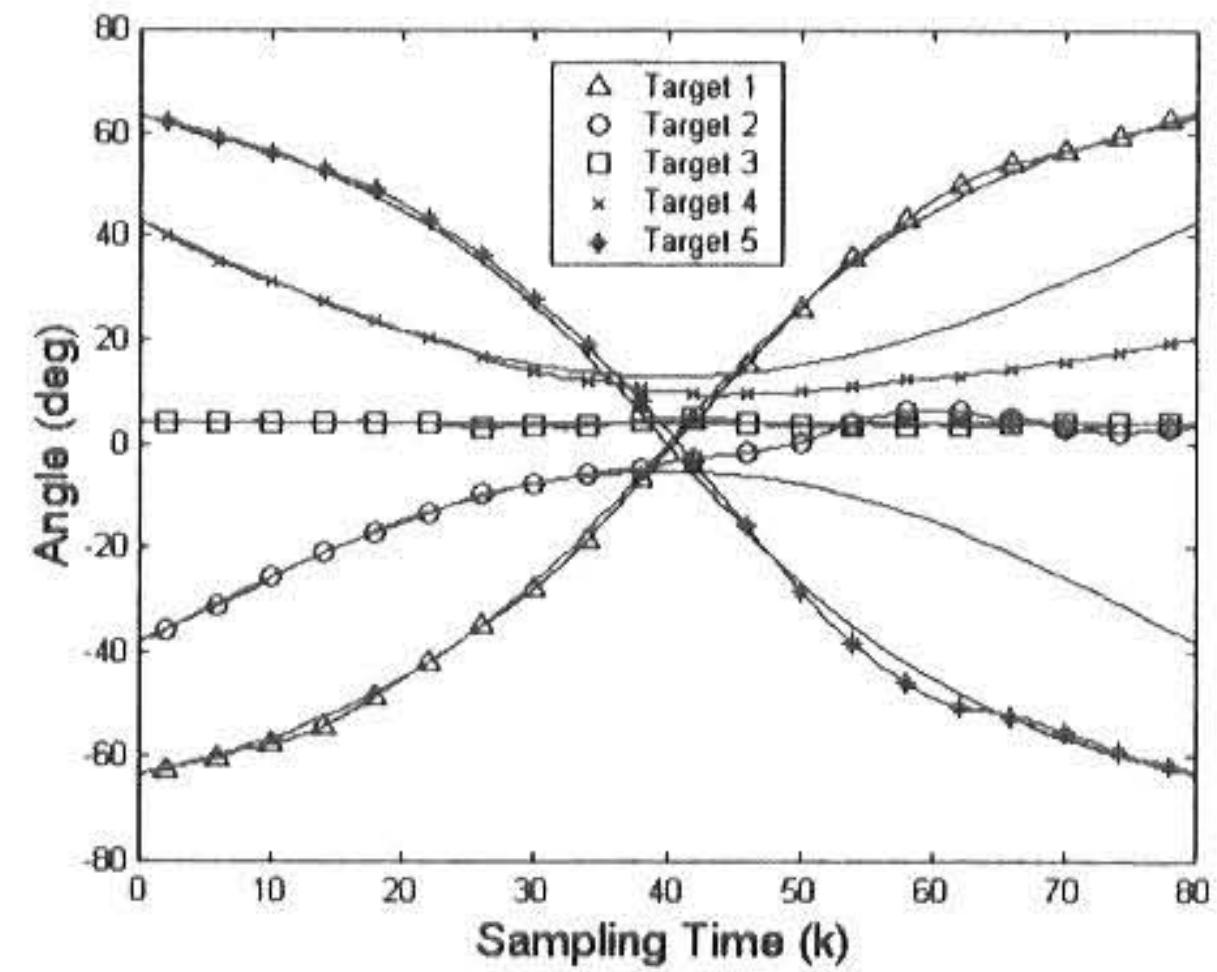


Fig. 3. A typical sample run for failed tracking(SNR=-5dB, Ryu's algorithm)

5. 결 론

표본시간에 인접한 신호부 공간으로부터 구한 방위각 이노베이션들로부터 측정치들을 구하고 이 측정치들을 융합하기 위한 ML 기법에 기반을 둔 측정치 융합기법을 제안하였다. 제안한 측정치 융합기법을 이용하여 구한 융합된 측정치를 이용하는 새로운 방위각 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘의 추적오차는 Ryu 알고리즘의 추적오차보다 -5dB에서 62% 감소되는 추적성능 향상을 보였다. 또한 Ryu의 알고리즘이 -5dB에서 73%로 매우 낮아지는 추적 성공률을 보이는 반면, 제안한 알고리즘은 97%로 현저하게 개선되었다. 제안한 알고리즘은 Ryu의 알고리즘과 같이 각 표적에 할당된 칼만필터를 사용하므로 데이터연관 문제가 발생하지 않으며, 간단한 구조를 가지고 있다. 그러므로 제안한 알고리즘은 Ryu의 알고리즘이 가지는 장점을 그대로 유지하고 있다.

참 고 문 헌

- 1) Don H. Johnson and Dan E. Dudgeon, *Array Signal Processing Conception and Techniques*, Prentice-Hall, 1993.
- 2) S. Unnikrishna Pillai and C. S. Burrus, *Array Signal Processing*, Springer-Verlag New York 1989.

- 3) Mats Viberg and Björn Ottersten, "Sensor array processing based on subspace fitting," *IEEE Transactions on Signal processing*, Vol. 39, No. 5, pp. 1110-1121, May 1991.
- 4) R. O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. AP-34, No. 3, pp. 276-280, Mar. 1986.
- 5) Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988.
- 6) S. S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Application*, Artech House, 1986.
- 7) Chang-Soo Ryu, Su-Hyoung Lee and Kyun-Kyung Lee, "Multiple target angle tracking algorithm using angular innovations extracted from signal subspace," *Electronics Letters*, Vol. 35, No. 18, pp. 1520-1522, Sep. 1999.
- 8) Chang-Soo Ryu, Jang-Sik Lee and Kyun-Kyung Lee, "Multiple target angle-tracking algorithm with efficient equation for angular innovation," *Electronics Letters*, Vol. 38, No. 10, pp. 483-484, May. 2002.
- 9) Bin Yang, "Projection approximation subspace tracking," *IEEE Transactions on Signal processing*, Vol. 43, No. 1, pp. 95-107, Jan. 1995.
- 10) K. Abed-Meraim, A. Chkief, and Y. Hua, "Fast orthonormal PAST algorithm," *IEEE Signal processing letters*, Vol. 7, No. 3, pp. 60-62, Mar. 1995.

(2003년 4월 23일 접수, 2003년 8월 20일 최종 채택)