

논문 2006-43IE-3-3

# 측정치 융합에 기반을 둔 다중표적 방위각 추적 알고리즘

## (Multiple Target Angle Tracking Algorithm Based on measurement Fusion)

류 창 수\*

(Chang Soo Ryu)

## 요 약

Ryu 등은 배열센서 출력을 이용하여 추정된 신호부공간으로부터 표적의 방위각 측정치를 구하고, 이를 이용하여 표적의 방위각 궤적을 추적하는 알고리즘을 제안하였다. Ryu 등이 제안한 방위각 추적 알고리즘은 별도의 데이터연관 필터가 필요 없으며 구조가 간단하다는 장점을 가지고 있다. Ryu의 방위각 추적 알고리즘에서는 신호부공간이 센서출력에 의해서 계속 쇄신되고 있지만 표본시간의 신호부공간에서 구한 측정치만을 사용하고 있으며, 신호대잡음비가 낮은 경우에는 Ryu 알고리즘의 추적 성능이 매우 급격히 저하되는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 Ryu 알고리즘의 방위각 추적 성능을 개선하기 위하여 표본시간의 신호부공간에서 구한 측정치뿐만 아니라 표본시간에 인접한 신호부공간으로부터 구한 측정치까지 사용할 수 있도록 ML(Maximum Likelihood)에 기반을 둔 측정치 융합 기법을 제안한다. 그리고 제안한 측정치 융합 기법을 이용하여 Ryu 알고리즘과 같은 구조를 가지는 새로운 방위각 추적 알고리즘을 제안한다. 제안한 방위각 추적 알고리즘은 Ryu 알고리즘의 장점을 그대로 유지하면서 Ryu 알고리즘보다 향상된 추적 성능을 가진다.

## Abstract

Ryu et al. proposed a multiple target angle tracking algorithm using the angular measurement obtained from the signal subspace estimated by the output of sensor array. Ryu's algorithm 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, and it uses the angular measurement obtained from the signal subspace of sampling time, even though the signal subspace is continuously updated by the output of sensor array. For improving the tracking performance of Ryu's algorithm, a measurement fusion method is derived based on ML(Maximum Likelihood) in this paper, and it admits us to use the angular measurements obtained from the adjacent signal subspaces as well as the signal subspace of sampling time. The new target angle tracking algorithm is proposed using the derived measurement fusion method. The proposed algorithm has a better tracking performance than that of Ryu's algorithm, and it sustains the good features of Ryu's algorithm.

**Keywords :** target angle tracking, data association, fusion, kalman filter, signal subspace

## I. 서 론

레이다, 소나, 통신, 산업응용 등 다양한 분야에서 배열센서(sensor array)를 이용하여 움직이는 표적의 방위각 궤적을 추적하는 문제에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다<sup>[1-9]</sup>. 배열센서를 이용하여 표적의 방위각 궤

적을 추적하는 기존의 기법은 표적신호가 배열센서에 도달하는 시간차인 시간지연으로부터 표적의 방위각을 추정하고, 이 추정된 방위각을 표적에 연관시킴으로써 표적의 방위각 궤적을 추적한다. 이러한 기존의 방위각 추적 기법은 추정된 방위각을 표적과 연관시켜 주는 데이터 연관(data association) 과정이 필요하다. 데이터 연관은 표적의 개수가 많거나 표적들이 교차하는 경우에 매우 어려운 문제이며, 데이터연관필터로는 PDAF, NNSF 등이 잘 알려져 있다<sup>[1-2, 10-11]</sup>.

Ryu 등은 데이터 연관 과정이 필요한 기존의 방위각 추적 알고리즘과는 달리 데이터 연관 문제가 발생하지

\* 정회원, 영남이공대학 전자정보계열  
(Div. of Electronics & Information Engineering,  
Yeungnam College of Science & Technology)

※ 이 논문은 2006학년도 영남이공대학 연구조성비 지원에 의한 것임.

접수일자: 2006년7월19일, 수정완료일: 2006년8월24일

않는 방위각 추적 알고리즘을 제안하였다<sup>[12-13]</sup>. Ryu의 방위각 추적 알고리즘은 배열센서로부터 표적 신호를 획득하고, 획득한 신호를 배열신호처리(array signal processing)하여 신호부공간(signal subspace)을 추정한다. 그리고 이렇게 추정된 신호부공간으로부터 표적의 방위각 이노베이션을 구하여 표적의 방위각 궤적을 추적하는데 사용한다. Ryu의 방위각 추적 알고리즘에서 신호부공간은 두 표본시간 사이의 간격인 표본간격 동안에 배열센서의 출력으로 얻은 단편(snapshot)들을 이용하여 PAST 알고리즘에 의해 추정된다. 여기서 사용하는 PAST 알고리즘은 배열센서 출력의 단편들을 이용하여 신호부공간을 연속적으로 쇄신함으로써 신호부공간을 추적하는 신호부공간 추적 알고리즘이다<sup>[14-15]</sup>. Ryu의 방위각 추적 알고리즘은 표적추적을 위한 표본시간에서 추정된 신호부공간으로부터 각 표적의 방위각 이노베이션을 구하고, 이 방위각 이노베이션을 각 표적에 할당된 칼만필터의 입력으로 사용하여 표적의 상태 벡터를 쇄신(update)함으로써 표적들의 방위각 궤적을 추적한다. 이러한 Ryu의 알고리즘은 기존의 방위각 추적 알고리즘과는 달리 별도의 데이터연관필터가 필요 없으며 구조가 간단하다는 장점을 가지고 있다. 그러나 Ryu의 알고리즘은 신호대잡음비(signal-to-noise ratio)가 낮은 경우에 추적 성능이 급격히 저하되는 문제점을 가지고 있다. 낮은 신호대잡음비에서 추적 성능의 저하는 해양에서 표적 추적에 사용되는 소나시스템과 같은 심한 잡음 환경에 놓여 있는 방위각 추적 시스템에 Ryu의 알고리즘을 적용하는 것을 어렵게 만든다.

본 논문에서는 Ryu 알고리즘의 장점을 그대로 유지하면서 추적 성능을 향상시키는 방위각 추적 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 표본시간에서 구한 방위각 이노베이션만을 사용하는 Ryu 알고리즘과는 달리, 표본시간과 표본시간에 인접한 신호부공간들에서 방위각 측정치(measurement)들을 추출하고, 이 측정치들을 융합하여 사용한다. 즉, 표본시간에 인접한 신호부공간에서 구한 측정치들을 이용하여 보다 신뢰성 있는 측정치를 구할 수 있는 기법을 제안한다.

## II. 문제설정

다중표적 방위각 추적에 사용되는 배열센서는 그 배열센서를 구성하는 각 센서들이 일직선상에 일정한 간격으로 정확히 놓여 있는 선형 선배열센서를 많이 사용한다. 그러나 실제로 선형 선배열센서를 구성하는 각

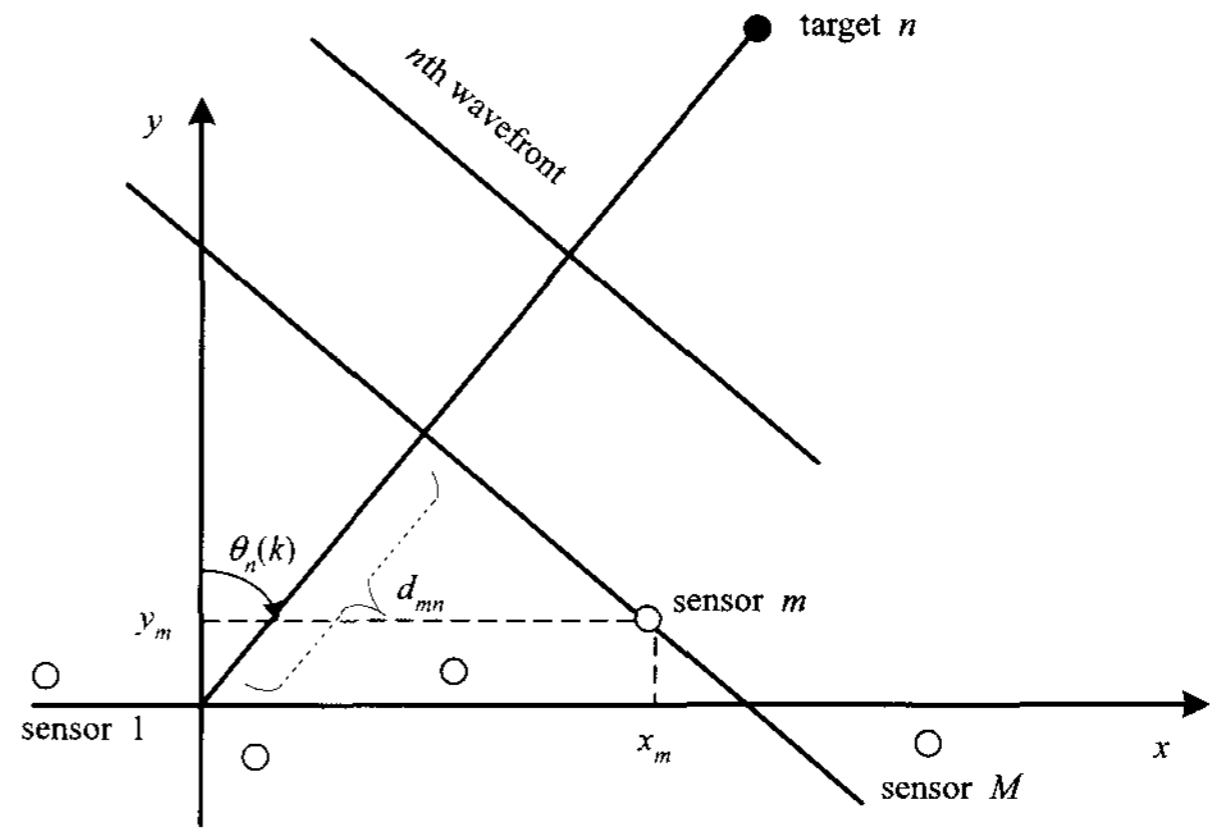


그림 1. 표적과 임의형상 배열센서의 기하학적 구조  
Fig. 1. Geometry of target and arbitrarily shaped array.

센서들은 설치오차 또는 설치 후 발생하는 위치 변위 등에 의하여 위치오차를 가지게 되며, 이를 극복하기 위하여 다양한 센서위치 보정(calibration) 기법을 이용하여 센서의 위치오차를 보정한다<sup>[16-19]</sup>. 이와 같이 위치가 보정된 센서들로 구성된 선배열센서의 형상은 더 이상 선형 선배열센서가 아니며, 센서들의 위치가 임의적으로 놓여진 임의의 형상을 가지는 임의형상 배열센서가 된다. 본 논문에서는 보다 실질적이고 일반화된 문제설정을 위하여 임의형상 배열센서를 사용한다.

그림 1은 추적하고자하는  $N$ 개의 표적이 있을 때, 표적의 방위각 추적을 위한 임의형상 배열센서와  $n$ 번째 표적 사이의 기하학적 구조를 설명하고 있으며, 표적의 방위각  $\theta_n(k)$ 를 추적하고자 한다. 그림 1에서  $d_{mn}$ 이 직교 좌표계의 원점과  $m$ 번째 센서에 도달한  $n$ 번째 표적의 신호 사이의 거리이며, 표본시간  $k$ 에서의  $d_{mn}$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$d_{mn} = x_m \sin \theta_n(k) + y_m \cos \theta_n(k) \quad (1)$$

여기서  $x_m$ 과  $y_m$ 은  $m$ 번째 센서의  $x$ 축과  $y$ 축의 좌표 값이다. 그리고  $n$ 번째 표적신호에 대한 좌표의 원점과  $m$ 번째 센서사이의 시간지연  $\tau_{mn}(k)$ 는  $d_{mn}$ 과 신호의 전파속도  $c$ 를 이용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \tau_{mn}(k) &= \frac{d_{mn}}{c} \\ &= \frac{x_m \sin \theta_n(k) + y_m \cos \theta_n(k)}{c} \end{aligned} \quad (2)$$

배열센서를 이용하여  $N$ 개의 표적을 추적할 때, 표본시간  $k$ 에서 배열센서의 출력은 다음과 같이 표현할 수 있다<sup>[4-6]</sup>.

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(k) &= \sum_{n=1}^N s_n(k) \mathbf{a}(\theta_n(k)) + \mathbf{n}(k) \\ &= \mathbf{A}(k) \mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $s_n(k)$ 는  $n$ 번째 표적신호이다. 그리고 센서출력 벡터  $\mathbf{r}(k)$ , 신호벡터  $\mathbf{s}(k)$ , 센서잡음벡터  $\mathbf{n}(k)$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{r}(k) = [r_1(k), r_2(k), \dots, r_M(k)]$$

$$\mathbf{s}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_N(k)]$$

$$\mathbf{n}(k) = [n_1(k), n_2(k), \dots, n_M(k)]$$

여기서  $r_m(k)$ 와  $n_m(k)$ 는  $m$ 번째 센서의 출력신호와 센서잡음이며,  $n_m(k)$ 는 평균이 0인 백색 가우시안 잡음이다. 센서잡음들은 서로 상관관계(correlation)가 없으며, 표적신호들과도 상관관계가 없다고 가정한다.

식 (3)에서  $\mathbf{A}(k)$ 는 방위행렬(direction matrix)이라 한다.  $\mathbf{A}(k)$ 의  $(m, n)$ 번째 요소  $A_{mn}(k)$ 는 다음과 같이 주어지며, 식에서  $\omega$ 는 신호의 전송주파수이다.

$$\begin{aligned} A_{mn}(k) &= e^{j\omega\tau_{mn}(k)} \\ &= e^{j\frac{\omega}{c}(x_n \sin\theta_n(k) + y_m \cos\theta_n(k))} \end{aligned} \quad (4)$$

식 (3)과 (4)로부터, 방위행렬의  $n$ 번째 열은 다음 식 (5)와 같이 표현할 수 있으며,  $\mathbf{a}(\theta_n(k))$ 를  $n$ 번째 표적의 조향벡터(steering vector)라고 한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(\theta_n(k)) &= \begin{bmatrix} e^{j\omega\tau_{1n}(k)} \\ e^{j\omega\tau_{2n}(k)} \\ \vdots \\ e^{j\omega\tau_{Mn}(k)} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} e^{j\frac{\omega}{c}(x_1 \sin\theta_n(k) + y_1 \cos\theta_n(k))} \\ e^{j\frac{\omega}{c}(x_2 \sin\theta_n(k) + y_2 \cos\theta_n(k))} \\ \vdots \\ e^{j\frac{\omega}{c}(x_M \sin\theta_n(k) + y_M \cos\theta_n(k))} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

### III. 신호부공간으로부터 방위각 측정치 추출

신호부공간 추적 알고리즘인 PAST 알고리즘을 이용하면 배열센서의 출력값들로부터 신호부공간을 추정할

수 있다. 표본시간  $k$ 에서 추정된 신호부공간을  $W(k)$ 라고 하면, 조향벡터  $\mathbf{a}(\theta_n(k))$ 는 신호부공간  $W(k)$ 에 존재한다<sup>[20]</sup>. 따라서 신호부공간  $W(k)$ 에 조향벡터  $\mathbf{a}(\theta_n(k))$ 를 투영(projection) 시키면 투영오차는 0이 되며, 이 사실을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$P^\perp(k) \mathbf{a}(\theta_n(k)) = 0 \quad (6)$$

여기서

$$\begin{aligned} P^\perp(k) &= I - P_r(k) \\ P_r(k) &= W(k) (W^H(k) W(k))^{-1} W^H(k) \end{aligned} \quad (7)$$

이며,  $P_r(k)$ 는 신호부공간  $W(k)$ 로 투영하는 투영행렬(projection matrix)이다. 그리고  $I$ 는 차원이  $M \times M$ 인 단위행렬이며,  $H$ 는 복소공액전치를 의미한다.

본 논문에서 제안하는 방위각 추적 알고리즘은 칼만 필터 구조를 가지고 있으며, 표본시간  $k$ 에서  $n$ 번째 표적의 방위각  $\theta_n(k)$ , 방위각 예측치  $\hat{\theta}_n(k|k-1)$ , 방위각 이노베이션  $\delta\theta_n(k)$ 의 관계는 식 (8)과 같다.

$$\theta_n(k) = \hat{\theta}_n(k|k-1) + \delta\theta_n(k) \quad (8)$$

식 (8)에서 방위각 예측치  $\hat{\theta}_n(k|k-1)$ 는 칼만필터를 사용하여 구할 수 있다. 식 (8)을 식 (5)에 대입하면 식 (5)의  $m$ 번째 요소는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} e^{j\omega\tau_{mn}(k)} &= e^{j\frac{\omega}{c}(x_m \sin\theta_n(k) + y_m \cos\theta_n(k))} \\ &= e^{j\frac{\omega}{c}(x_m \sin(\hat{\theta}_n(k|k-1) + \delta\theta_n(k)) + y_m \cos(\hat{\theta}_n(k|k-1) + \delta\theta_n(k)))} \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)에서  $\delta\theta_n(k)$ 에 대하여 테일러급수를 1차 항까지 전개하면, 다음 근사화 식을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} e^{j\omega\tau_{mn}(k)} &\cong e^{j\frac{\omega}{c}(x_m \sin\hat{\theta}_n(k|k-1) + y_m \cos\hat{\theta}_n(k|k-1))} \\ &\quad + j\frac{\omega}{c}(x_m \cos\hat{\theta}_n(k|k-1) - y_m \sin\hat{\theta}_n(k|k-1)) \\ &\quad \times e^{j\frac{\omega}{c}(x_m \sin\hat{\theta}_n(k|k-1) + y_m \cos\hat{\theta}_n(k|k-1))} \delta\theta_n(k) \\ &= e^{j\omega\tau_{mn}(k|k-1)} \\ &\quad + j\frac{\omega}{c}(x_m \cos\hat{\theta}_n(k|k-1) - y_m \sin\hat{\theta}_n(k|k-1)) \\ &\quad \times e^{j\omega\tau_{mn}(k|k-1)} \delta\theta_n(k) \end{aligned} \quad (10)$$

여기서

$$e^{j\omega\tau_{mn}(k|k-1)} = e^{j\frac{\omega}{c}(x_m \sin \hat{\theta}_n(k|k-1) + y_m \cos \hat{\theta}_n(k|k-1))}.$$

식 (10)를 식 (5)에 대입하면, 방위각 이노베이션  $\delta\theta_n(k)$ 에 대한 다음과 같은 선형근사화 식을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(\theta_n(k)) &= \begin{bmatrix} e^{j\omega\tau_{1n}(k|k-1)} \\ e^{j\omega\tau_{2n}(k|k-1)} \\ \vdots \\ e^{j\omega\tau_{Mn}(k|k-1)} \end{bmatrix} \\ &+ j\frac{\omega}{c} \begin{bmatrix} (x_1 \cos \hat{\theta}_n(k|k-1) - y_1 \sin \hat{\theta}_n(k|k-1))e^{j\omega\tau_{1n}(k|k-1)} \\ (x_2 \cos \hat{\theta}_n(k|k-1) - y_2 \sin \hat{\theta}_n(k|k-1))e^{j\omega\tau_{2n}(k|k-1)} \\ \vdots \\ (x_M \cos \hat{\theta}_n(k|k-1) - y_M \sin \hat{\theta}_n(k|k-1))e^{j\omega\tau_{Mn}(k|k-1)} \end{bmatrix} \\ &\times \delta\theta_n(k) \\ &= \mathbf{a}(\hat{\theta}_n(k|k-1)) + \hat{\mathbf{b}}_n(k|k-1)\delta\theta_n(k) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(\hat{\theta}_n(k|k-1)) &= [e^{j\omega\tau_{1n}(k|k-1)}, e^{j\omega\tau_{2n}(k|k-1)}, \dots, e^{j\omega\tau_{Mn}(k|k-1)}]^T \\ \hat{\mathbf{b}}_n(k|k-1) &= j\frac{\omega}{c} \begin{bmatrix} (x_1 \cos \hat{\theta}_n(k|k-1) - y_1 \sin \hat{\theta}_n(k|k-1))e^{j\omega\tau_{1n}(k|k-1)} \\ (x_2 \cos \hat{\theta}_n(k|k-1) - y_2 \sin \hat{\theta}_n(k|k-1))e^{j\omega\tau_{2n}(k|k-1)} \\ \vdots \\ (x_M \cos \hat{\theta}_n(k|k-1) - y_M \sin \hat{\theta}_n(k|k-1))e^{j\omega\tau_{Mn}(k|k-1)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

식 (11)을 식 (6)에 대입하면 식 (13)과 같다.

$$\begin{aligned} &P^\perp(k)\mathbf{a}(\theta_n(k)) \\ &= P^\perp(k)(\mathbf{a}(\hat{\theta}_n(k|k-1)) + \hat{\mathbf{b}}_n(k|k-1)\delta\theta_n(k)) \\ &= 0 \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13)을 이항 정리하면, 다음과 같은 선형방정식을 구할 수 있다.

$$\mathbf{u}_n(k)\delta\theta_n(k) = \mathbf{y}_n(k) \quad (14)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_n(k) &= P^\perp(k)\hat{\mathbf{b}}_n(k|k-1), \\ \mathbf{y}_n(k) &= -P^\perp(k)\mathbf{a}(\hat{\theta}_n(k|k-1)). \end{aligned}$$

방위각 이노베이션  $\delta\theta_n(k)$ 를 미지수로 가지는 선형방정식인 식 (14)에서  $\mathbf{u}_n(k)$ 과  $\mathbf{y}_n(k)$ 는 식 (7)과 식 (12)로부터 알고 있는 값이며  $M \times 1$  복소벡터이다. 각 표적의 방위각 이노베이션은 식 (14)에서 미지수  $\delta\theta_n(k)$ 를 구하면 된다.  $\delta\theta_n(k)$ 는 실수이고  $\mathbf{u}_n(k)$ 과  $\mathbf{y}_n(k)$ 는 복소수이므로 최소제곱법을 이용하여  $\delta\theta_n(k)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$\delta\theta_n(k) = \frac{\bar{\mathbf{u}}_n^T(k)\bar{\mathbf{y}}_n(k)}{\bar{\mathbf{u}}_n^T(k)\bar{\mathbf{u}}_n(k)}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

여기서,

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

와  $\mathbf{y}_{nR}(k)$ 는 복소벡터의 실수부이고,  $\mathbf{u}_{nI}(k)$ 와  $\mathbf{y}_{nI}(k)$ 는 허수부이다.

표본주기를  $T$ , 표본시간  $k$ 에서 표본간격을  $[(k-1)T, kT]$ 라 하면, 배열센서는 표본간격 동안  $N_s$ 개의 신호를 출력하며  $N_s$ 를 단편개수라 한다. 이러한 상황에서 PAST 알고리즘은  $N_s$ 개 센서출력 신호를 사용하여 표본간격 동안 신호부공간을  $N_s$ 번 쇄신한다. 표본간격 동안의 신호부공간들은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{W}^p(k) = \mathbf{W}((k-1)T + \frac{T}{N_s}p), \quad p = 1, 2, \dots, N_s \quad (16)$$

식 (16)에서 보는 바와 같이 표본간격동안  $N_s$ 개 신호부공간을 얻을 수 있고, 이 신호부공간들로부터 각 표적에 대하여 최대  $N_s$ 개의 방위각 이노베이션을 식 (15)를 이용하여 구할 수 있다. 이 방위각 이노베이션들은 방위각 측정치 정보를 포함하고 있으며, 방위각 이노베이션들에 칼만필터의 방위각 예측치를 더하면 방위각 측정치들을 구할 수 있다. 표본시간  $k$ 에서  $n$ 번째 표적에 대한  $P$ 개의 신호부공간으로부터 방위각 측정치들을 구하면 다음과 같다.

$$z_n^p(k) = \delta\theta_n^p(k) + \hat{\theta}_n(k|k-1), \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (17)$$

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 칼만필터로부터 구한  $n$ 번째 표적의 방위각 예측치이다.

#### IV. 제안한 측정치 융합 기법

본 절에서는 방위각 추적 알고리즘에 사용될 보다 신뢰성 있는 측정치를 얻기 위하여 식 (17)에서 구한 측정치들을 융합하기 위한 측정치 융합기법을 제안한다. 제안한 측정치 융합기법은 ML(Maximum Likelihood)에 기반을 두고 있으며, 먼저 측정치들에 대한 우도함수(likelihood function)를 구한다. 측정치의 개수가  $P$ 개인 경우에  $n$ 번째 표적의 측정치에 대한 우도함수는 다음 식 (18)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Lambda(z_n(k)) &= p(\mathbf{Z}_n(k), z_n(k)) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{P}{2}} |\Sigma_n(k)|^2} \\ &\quad \times \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))^T \right. \\ &\quad \left. \times \Sigma_n^{-1}(k)(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))\right] \end{aligned} \quad (18)$$

여기서  $|\Sigma_n(k)|$ 는 행렬  $\Sigma_n(k)$ 의 행렬식을 나타내며,  $\mathbf{Z}_n(k) = [z_n^1(k) \ z_n^2(k) \ \dots \ z_n^P(k)]^T$ ,  $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times P}^T$ 이다. 그리고 각 측정치들이 가지는 측정잡음들이 서로 상관관계가 없는 경우에, 측정치 벡터  $\mathbf{Z}_n(k)$ 의 공분산 행렬  $\Sigma_n(k)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Sigma_n(k) &= E[(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k)) \\ &\quad \times (\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))]^T \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_{z_n^1}^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{z_n^2}^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{z_n^P}^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (19)$$

여기서  $\{\sigma_{z_n^p}^2(k), p = 1, 2, \dots, P\}$ 는  $n$ 번째 표적이 표본 시간  $k$ 에서 구한  $P$ 개의 측정치들이 가지는 측정잡음의 분산이며,  $E[\cdot]$ 은 확률 평균을 나타낸다.

식 (18)에 로그를 취하여 로그 우도함수를 구하면 다

음과 같다.

$$\begin{aligned} L(z_n(k)) &= \log_e \Lambda(z_n(k)) \\ &= C + \left[-\frac{1}{2}(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))^T \right. \\ &\quad \left. \times \Sigma_n^{-1}(k)(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k))\right] \end{aligned} \quad (20)$$

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

식 (20)의 우도함수에서  $P$ 개의 측정치 집합  $\mathbf{Z}_n(k)$ 에 대하여 우도함수를 최대화하는  $z_n(k)$  값을 구함으로써  $P$ 개의 측정치들이 융합된 측정치를 구한다. 이를 위하여 식 (20)을  $z_n(k)$ 에 대하여 미분하면 다음과 같다.

$$\frac{dL(z_n(k))}{dz_n(k)} = -\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k)(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k)) \quad (21)$$

식 (21)에서

$\frac{dL(z_n(k))}{dz_n(k)} = -\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k)(\mathbf{Z}_n(k) - \mathbf{1}z_n(k)) = 0$ 이 되는  $z_n(k)$ 를 구하면,  $n$ 번째 표적에 대한  $P$ 개의 측정치들이 융합된 측정치  $z_n^f(k)$ 를 구할 수 있으며 다음과 같다.

$$\begin{aligned} z_n^f(k) &= (\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k) \mathbf{1})^{-1} \mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1}(k) \mathbf{Z}_n(k) \\ &= \left( \sum_{p=1}^P \frac{1}{\sigma_{z_n^p}^2} \right)^{-1} \sum_{p=1}^P \frac{1}{\sigma_{z_n^p}^2} z_n^p \end{aligned} \quad (22)$$

식 (22)의 융합된 측정치  $z_n^f(k)$ 의 분산을  $\sigma_{z_n^f}^2(k)$ 라 하면,  $\sigma_{z_n^f}^2(k)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \sigma_{z_n^f}^2(k) &= (\mathbf{1}^T \Sigma_n^{-1} \mathbf{1})^{-1} \\ &= \left( \sum_{p=1}^P \frac{1}{\sigma_{z_n^p}^2} \right)^{-1} \end{aligned} \quad (23)$$

#### V. 제안한 방위각 추적 알고리즘

본 절에서는 앞 절에서 제안한 측정치 융합 기법을 이용하여 표적의 방위각을 추적하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 방위각 추적 알고리즘은 Ryu가 제안했던 방위각 추적 알고리즘과 같이 칼만필터를 사용하고 있으며, 따라서 Ryu 알고리즘이 가지는 구조적인 장점을 그대로 유지한다.

식 (22)와 (23)을 이용하면, 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 추적한다. 제안한 방위각 추적 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

Step 1. MUSIC과 같은 방위각 추정 알고리즘을 이용하여 표본시간  $k = -1, 0$ 에서 표적들의 방위각을 추정하고, 이를 이용하여 각 표적에 칼만필터의 상태벡터  $x_n$ 과 상태벡터의 공분산행렬  $P_n$ 을 등속도 모델을 사용하여 다음과 같이 초기화한다.

$$x_n(0|0) = \begin{bmatrix} \theta_n(0|0) \\ \dot{\theta}_n(0|0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_n(0) \\ \frac{\theta_n(0) - \theta_n(-1)}{T} \end{bmatrix}$$

$$P_n(0|0) = \begin{bmatrix} \sigma_{z_n}^2 & \frac{\sigma_{z_n}^2}{T} \\ \frac{\sigma_{z_n}^2}{T} & \frac{\sigma_{z_n}^2}{T^2} \end{bmatrix}, \quad n = 1, 2, \dots, N$$

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

Step 3. 표본시간  $k$ 와 그것에 인접한 시간에서 추정된 신호부공간으로부터 식 (15)를 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 (17)로부터 각 표적의 측정치들

$$\{z_n^p(k), n = 1, \dots, N, p = 1, \dots, P\}$$
를 구한다.

Step 5. Step 4에서 구한 측정치들을 이용하여 식 (22)과 (23)으로부터 각 표적의 융합된 측정치  $\{z_n^f(k), n = 1, \dots, N\}$ 와 융합된 측정치의 분산  $\{\sigma_{z_n}^2(k), n = 1, \dots, N\}$ 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.

## VI. 시뮬레이션

제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 그림 2와 같은 시뮬레이션 시나리오에서 Ryu의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 추적 성능을 비교하였다. 시뮬레이션 시나리오에서 두 표적은 배열센서에 평행하게 서로 반대 방향으로 움직이고, 다른 하나의 표적은 같은 방위각을 유지하면서 배열센서에서 멀어지게 움직이고 있다. 표적의 속도는 1500 ft/s이며, 방위각 궤적은 세 점에서 서로 교차한다. 시뮬레이션에 사용한 배열센서는 12개의 센서로 구성되며 임의의 형상을 가진다. 그림 3은 본 시뮬레이션에서 사용하는 배열센서의 기하학적

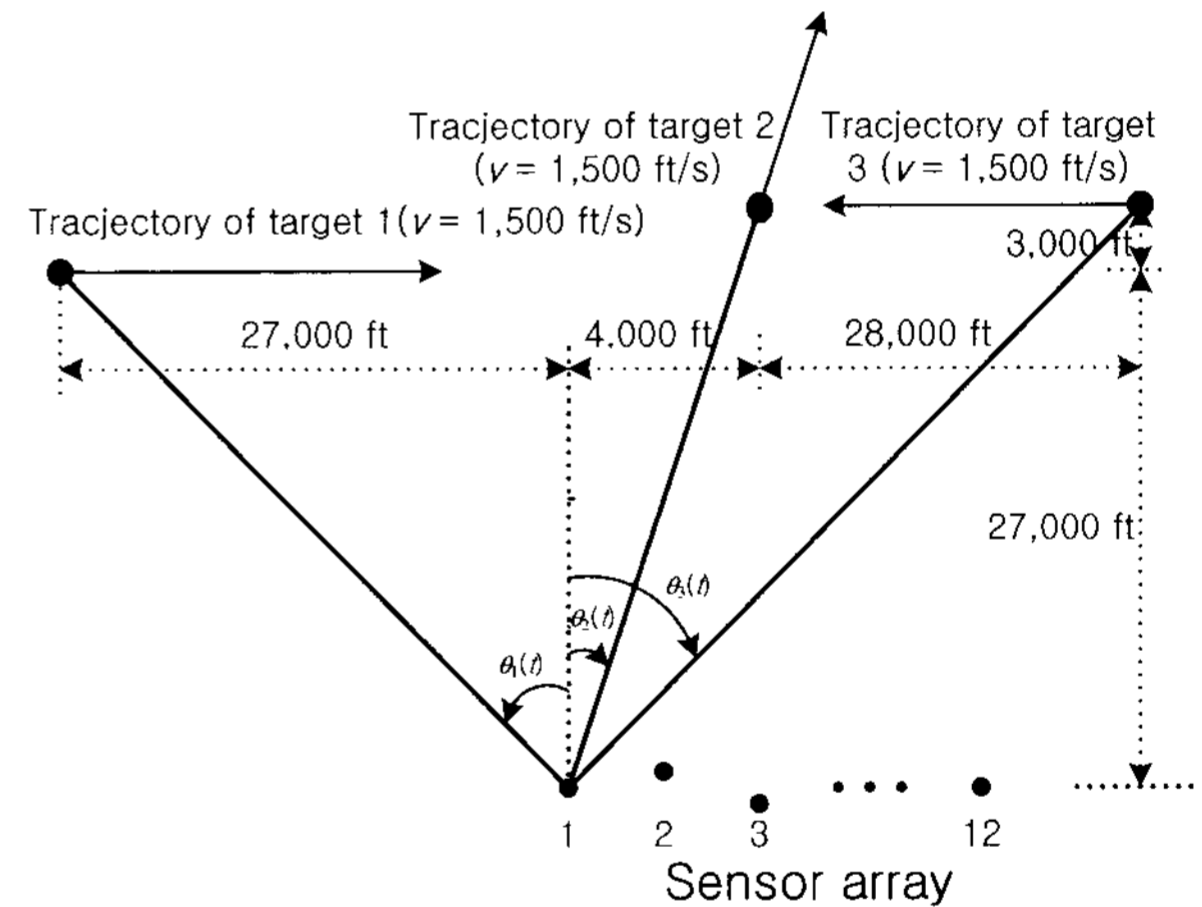


그림 2. 시뮬레이션을 위한 표적과 배열센서의 기하학적 구조

Fig. 2. Simulation geometry for three crossing angular tracks.

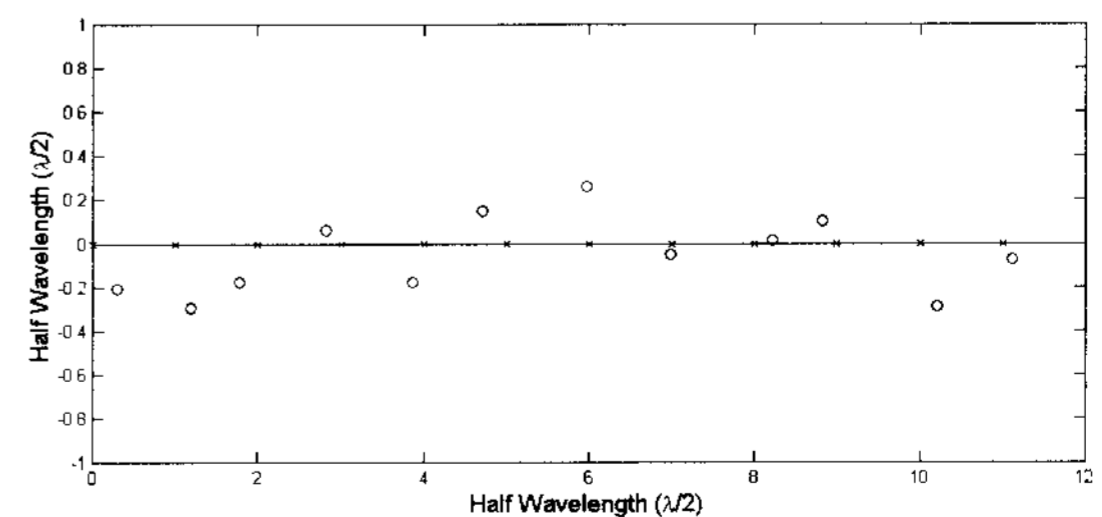


그림 3. 시뮬레이션을 위한 임의형상 배열센서의 기하학적 구조

Fig. 3. Sensor geometry of arbitrarily shaped array for simulation.

구조를 보여주고 있으며, ○ 표시는 배열센서를 구성하는 센서들의 위치를 나타내고 있다.

표본간격  $[(k-1)T, kT]$  동안 단편개수  $N_s$  와 표본주기  $T$  를 100개와 1초로 각각 정하였다. 그리고 칼만 필터의 모델잡음  $Q_n(k)$  와 측정잡음  $\sigma_{z_n}^2(k)$  은 다음과 같이 정하였다.

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

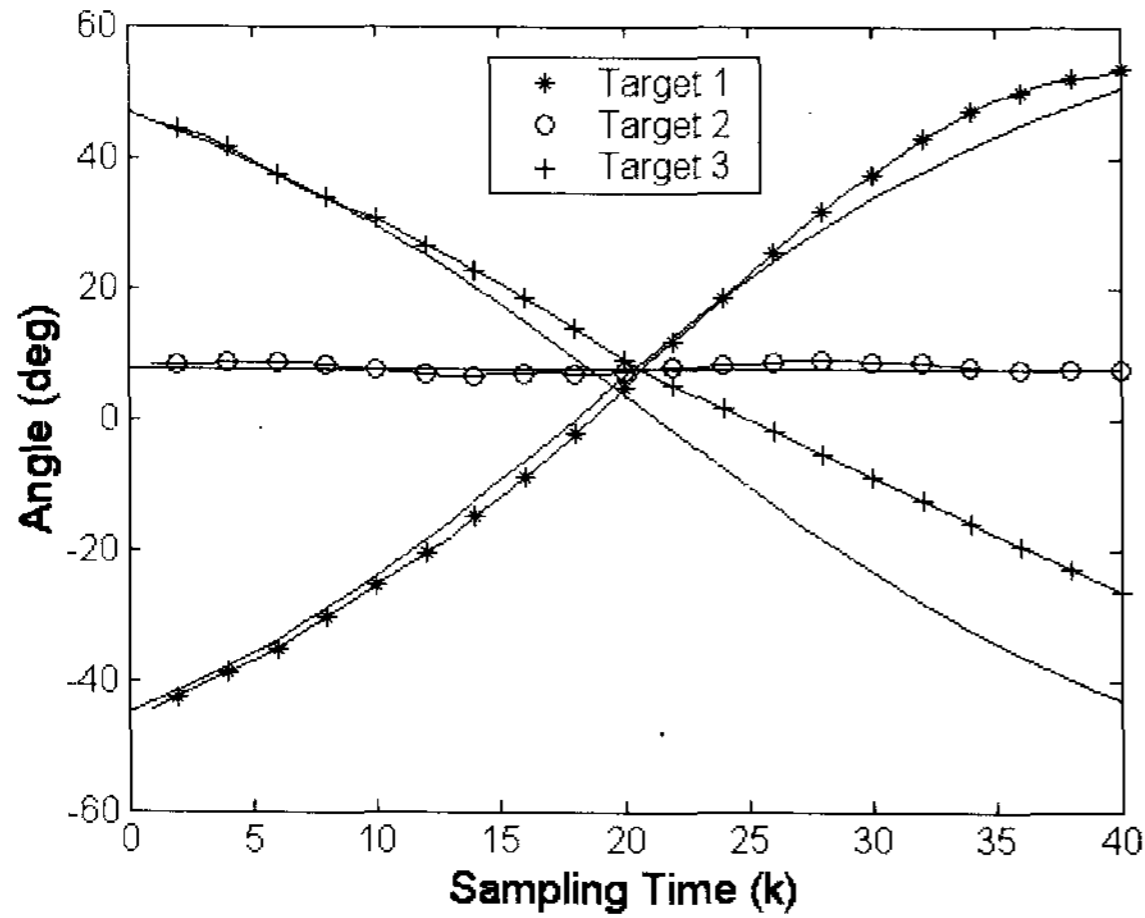
$$\sigma_{z_n}^2 = 6^\circ, \quad n = 1, 2, 3$$

$$p = 1, 2, \dots, 7.$$

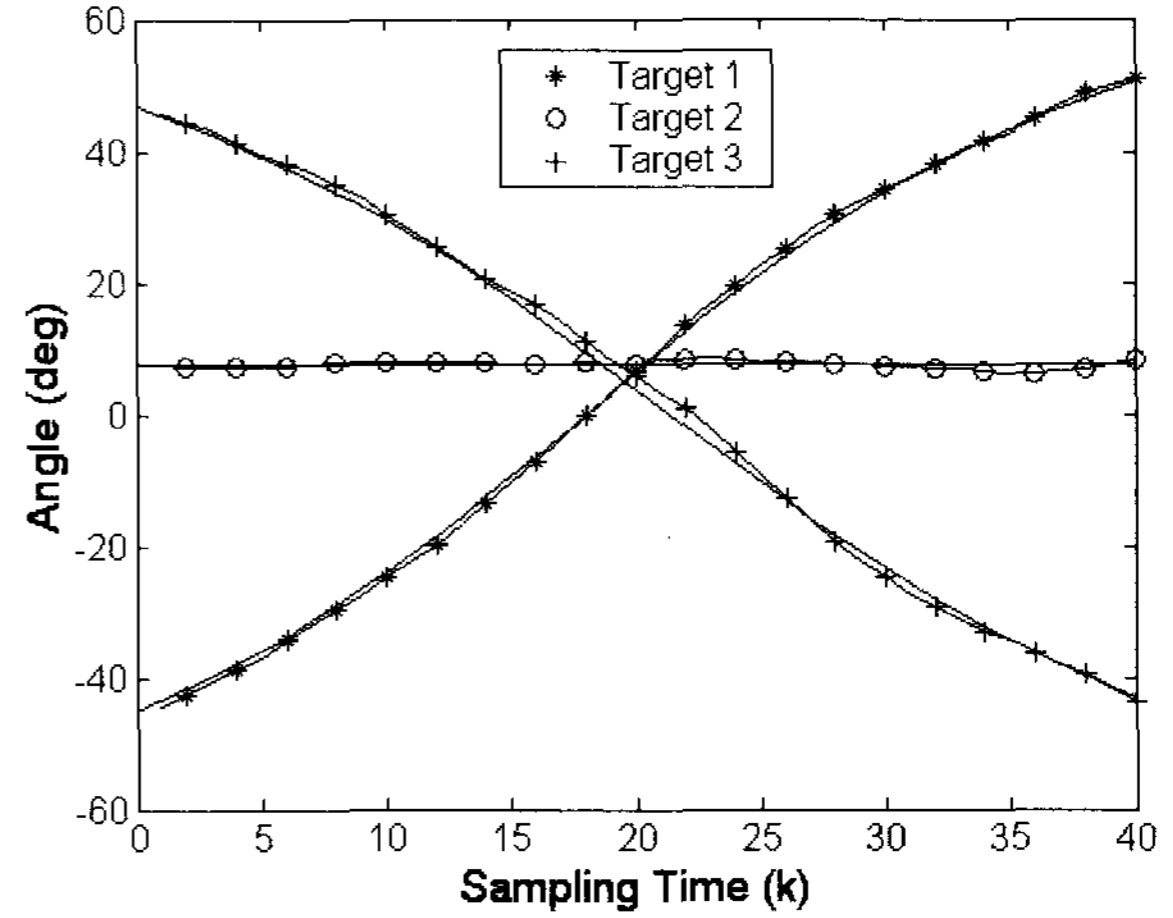
표 1. 방위각 추적결과에의 평균제곱오차(deg<sup>2</sup>)  
Table 1. RMSE of tracking result(deg<sup>2</sup>)

SNR \ Algorithm	-5 dB	-3 dB	0 dB	5 dB	10 dB
Ryu's	17.762	2.179	0.782	0.301	0.175
Proposed	1.143	0.621	0.289	0.142	0.084

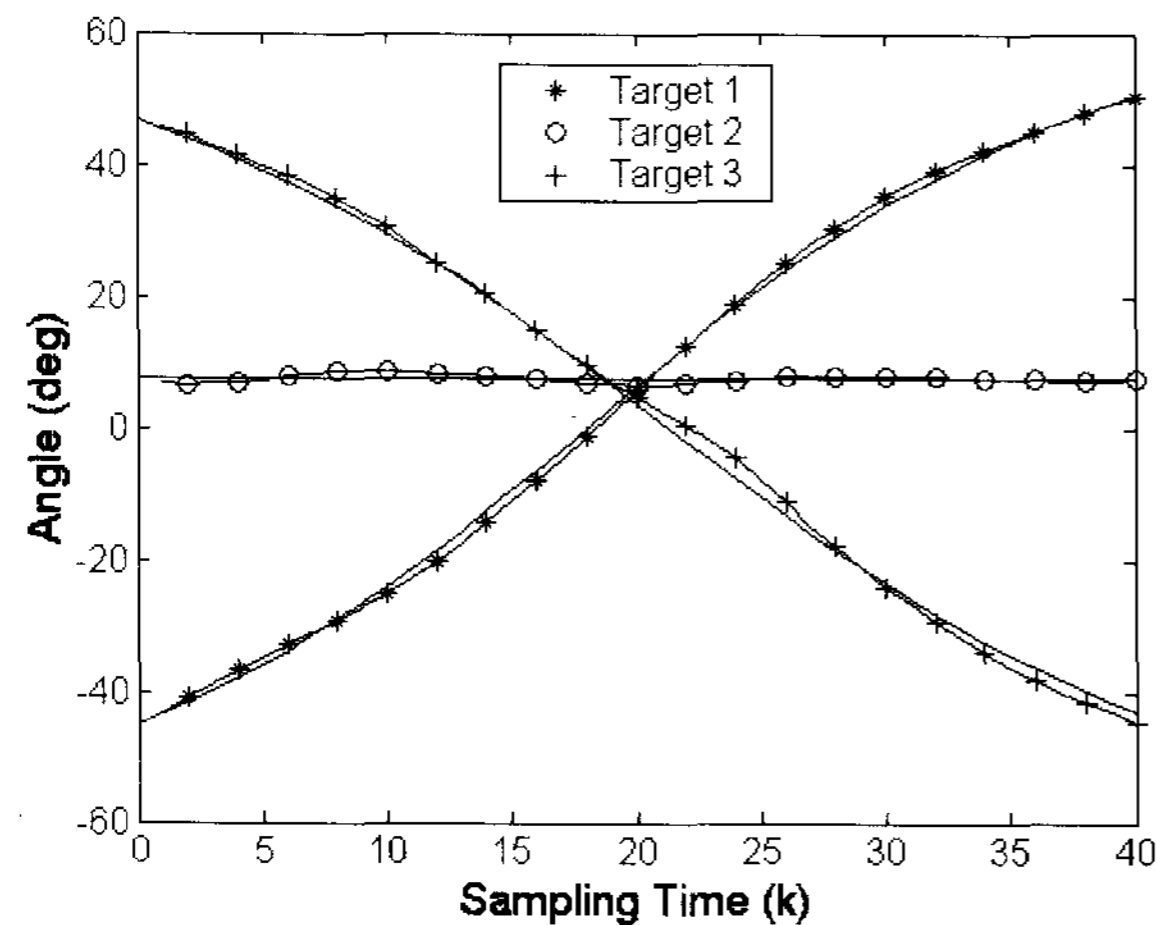
신호대잡음비가 -5 dB인 경우에서 Ryu 알고리즘과 제안한 알고리즘이 방위각 궤적을 추적한 대표적인 결과를 그림 4에 나타내었다. 그림 4에서 실선은 표적의 실제 방위각 궤적이며, \*, ○, +는 각 표적의 방위각 궤적 추적 결과이다. 제안한 알고리즘의 추적오차가



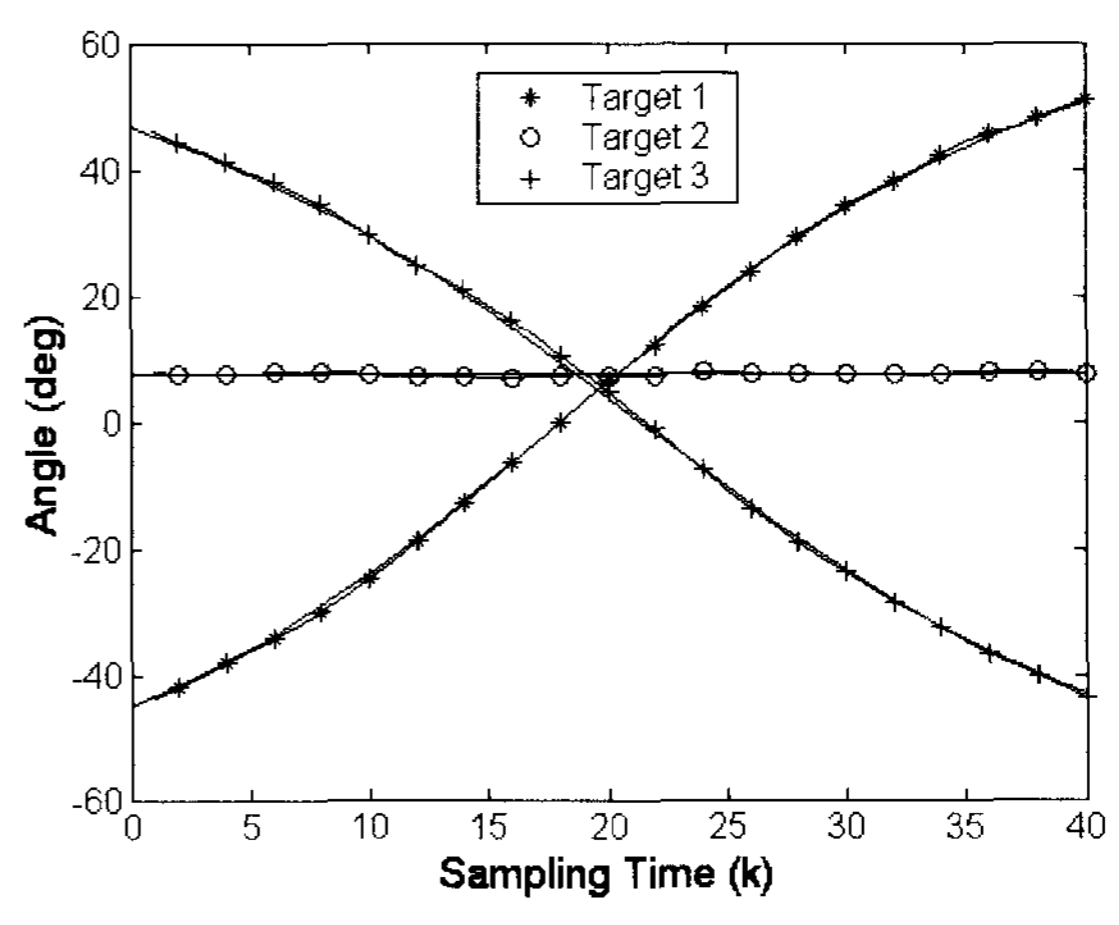
(a)



(a)



(b)



(b)

그림 4. 교차하는 방위각 궤적 추적 결과(SNR=-5dB)  
(a) Ryu의 알고리즘 (b) 제안한 알고리즘  
Fig. 4. Tracking results of the crossing targets. (SNR=-5dB)  
(a) Ryu's algorithm (b) Proposed algorithm

그림 5. 교차하는 방위각 궤적 추적 결과(SNR=0dB)  
(a) Ryu의 알고리즘 (b) 제안한 알고리즘  
Fig. 5. Tracking results of the crossing targets. (SNR=0dB)  
(a) Ryu's algorithm (b) Proposed algorithm

Ryu의 알고리즘이 가지는 추적오차보다 매우 작음을 확인할 수 있다. 두 알고리즘의 추적성능을 구체적으로 확인하기 위하여 신호대잡음비가 -5 dB, -3 dB, 0 dB, 5 dB, 10 dB에 대하여 100번의 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하여 두 알고리즘이 가지는 추적오차의 평균제곱오차(MSE : Mean Square Error)를 구하였으며, 표 1은 그 결과이다. 표 1로부터 Ryu 알고리즘은 신호대잡음비가 작은 경우 추적오차가 급격히 커지는 것을 알 수 있다. 그리고 제안한 알고리즘의 평균제곱오차가 Ryu의 알고리즘보다 -5 dB에서 90% 이상 감소됨을 확인할 수 있다. 또한 -3 dB에서 70%, 0 dB에서 63%, 5 dB와 10 dB에서 52% 각각 감소되었음을 확인할 수 있다. 그림 5는 0 dB에서 Ryu 알고리즘과 제안한 알고리즘이 방위각 궤적을 추적한 대표적인 결과이다. 그림 5로부터 0 dB 경우에도 제안한 알고리즘의 추적 성능이 Ryu의 알고리즘의 추적 성능보다 우수함을 확인할 수 있다.

## VII. 결 론

본 논문에서는 표본시간과 표본시간에 인접한 신호 부공간으로부터 방위각 측정치들을 구하고, 이 측정치들을 융합하기 위한 ML 기법에 기반을 둔 측정치 융합기법을 제안하였다. 그리고 제안한 측정치 융합기법으로부터 구한 융합된 측정치를 이용하는 새로운 방위각 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 Ryu의 알고리즘과 같은 구조를 가지고 있기 때문에 데이터연관 문제가 발생하지 않고 간단한 구조를 가지고 있지만, Ryu의 알고리즘보다 향상된 추적 성능을 가지고 있음을 다양한 시뮬레이션을 통하여 확인하였다. 따라서 제안한 알고리즘은 Ryu 알고리즘의 데이터연관 문제가 발생하지 않고 간단한 구조를 가진다는 장점을 그대로 유지하면서 추적 성능을 향상시켰다.

## 참 고 문 헌

[1] Y. Bar-Shalom and Xiao-Rong Li, *Estimation and Tracking Principles, Techniques and Software*, Artech House, 1993.  
 [2] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, 1988.  
 [3] S. S. Blackman, *Multiple Target Tracking with Radar Application*, Artech House, 1986.  
 [4] Don H. Johnson and dan E. Dudgeon, *Array*

*Signal Processing Conception and Techniques*, Prentice-Hall, 1993.

- [5] Joseph C. Hassab, *Underwater Signal and Data Processing*, CRC, 1989  
 [6] S. Unnikrishna Pillai and C. S. Burrus, *Array Signal Processing*, Springer-Verlag New York 1989.  
 [7] R. Weber and J. A. Nossek, "Efficient DOA tracking for TDMA-based SDMA mobile communications," *1999 IEEE 49th Vehicular Technology Conference*, vol. 3, pp. 2099-2103, July 1999.  
 [8] K. B. Yu, "High-resolution multiple target angle tracking," *IEEE Aerospace and Electronics Systems Magazine*, vol. 6, pp. 8-12, May 1991.  
 [9] K. W. Lo and C. K. Li, "An Improved multiple target angle tracking algorithm," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-28, no. 3, pp. 797-804, July. 1992.  
 [10] K. C. Chang and Y. Bar-Shalom, "Joint probabilistic data association for multitarget tracking with possibly unresolved measurements and manneuvres," *IEEE Transactions on Automatic control*, vol. AC-29, no. 7, pp. 585-594, July 1984.  
 [11] T. E. Fortmann, Y. Bar-Shalom, and M. Scheffe, "Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. OE-8, no. 3, pp. 173-184, July 1983.  
 [12] 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.  
 [13] 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.  
 [14] Bin Yang, "Projection approximation subspace tracking," *IEEE Transactions on Signal processing*, vol. 43, no. 1, pp. 95-107, Jan. 1995.  
 [15] 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.  
 [16] Boon Chong Ng and Chong-Meng Samson See, "Sensor-array calibration using a maximum-likelihood approach," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 44, no. 6, pp.



827-835, June 1996.

- [17] Chong-Meng Samson See and Boon-Kiat Poh, "Parametric sensor array calibration using measured steering vectors of uncertain locations," *IEEE Transactions on Signal processing*, vol. 47, no. 4, pp. 1133-1137, April 1999.
- [18] Ming Zhang and Zhao-Da Zhu, "Array shape calibration using sources in known directions," *Aerospace and Electronics Conference, NAECON 1993*, vol. 1, pp.70-73, May 1993.
- [19] Boon C. Ng and Wee Ser, "Array shape calibration using sources in known locations," *Singapore ICCS/ISITA '92*, vol. 2, pp. 836-840, Nov. 1992.
- [20] R. O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. AP-34, pp. no. 3, 276-280, Mar. 1986.

---

저 자 소 개

---



류 창 수(정회원)

1992년 경북대학교 전자공학과 학사 졸업.

1994년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업.

2002년 경북대학교 전자공학과 박사 졸업.

1994년~1997년 국방과학연구소 연구원

2002년~현재 영남이공대학 전자정보계열 조교수

<주관심분야 : 배열신호처리, 이동통신, 표적탐지 및 추적>