

다중상태 소나망 위치 추정 성능 비교

Comparison of Multi-Static Sonar Target Positioning Performance

박 치 현*, 고 한 석**

(Chee-Hyun Park*, Hanseok Ko**)

*한국전기안전공사 전기안전연구원, **고려대학교 전기전자전파공학부

(접수일자: 2007년 4월 6일, 수정일자: 2007년 5월 3일, 채택일자: 2007년 5월 15일)

본 논문에서는 표적 위치추정기법 및 관측잡음에 따른 다중상태 소나의 표적위치 추정성능에 대하여 논한다. 다중상태 소나망에 대한 기존 정보융합방법인 거리정보만을 이용하는 Maximum Likelihood (ML)와 거리정보와 방위정보를 함께 이용하는 Least Square (LS)에 대한 분석을 기반으로 거리정보와 방위정보를 함께 이용하는 ML을 제안한다. 각 센서가 거리정보와 방위정보를 이용한다고 가정할 때 다양한 잡음 환경하에 기존 방법과 제안된 방법에 대한 비교 실험을 수행했다. 또한 센서 수와 송신기, 수신기간 거리에 따른 표적위치 추정성능에 대한 연구를 수행했다. 실험결과에 의하여 제안된 거리정보와 방위정보를 함께 이용하는 ML의 제공근 오차 성능이 송수신기간 거리가 길 수록, 수신기 수가 적을수록 기존의 거리정보만 이용하는 ML, LS보다 더 우수한 것으로 나타났다.

핵심용어: 다중상태, 최소 자승법, 최대 우도법, 제공근 오차 평균, 거리정보, 방위정보

투고분야: 수중음향 분야 (5.8)

In this paper, we address the target positioning performance of Multi-Static sonar with respect to target positioning method and measurement error. Based on the analysis on two candidate solution approaches, namely, Least Square (LS) using range and angular information simultaneously and Maximum Likelihood (ML) using only range information as the existing information fusion methods for possible application to Multi-Static sonar, we propose to employ ML using range and angular information. Assuming that each sensor can receive range and angular information, we conduct representative comparison experiments over the existing and proposed methods under various measurement noise scenarios. We also investigate the target positioning performance according to number of sensors, distance between transmitter and receiver. According to the experimental results, RMSE of the proposed ML with distance and direction information is found to be more superior to ML using distance alone and to LS in case distance between transmitter and receiver is longer and number of receiver is smaller.

Key words: Multi-Static, Least square, Maximum likelihood, RMSE average, Distance information, Angular information

ASK subject classification: Underwater Acoustics (5.8)

I. 서론

수중 탐지 시스템에서 사용되는 소나는 크게 능동 소나와 수동 소나로 분류될 수 있으며 탐지 성능 및 신호처리 기술의 발전으로 능동 소나가 많은 주목을 받고 있다.

능동 소나는 수신기와 송신기의 구성 방법에 따라서 일체형 송/수신기로 구성된 단상태 소나, 각각 하나의 송/

수신기로 구성된 양상태 소나, 한 개 이상의 송신기와 다중 수신기로 구성된 다중상태 소나로 구분될 수 있고 표적의 소음이 감소되는 추세에 힘입어 최근 들어 다중상태 소나에 대한 관심이 높아지고 있다. 다중상태 소나에서의 기존 융합방법으로는 Torrieri [1]와 Weylin [6]가 ML (Maximum Likelihood)에 거리 정보를 이용하였고, Foy [2]는 반복 최소자승법 (ILS: Iterative Least Square)을 적용하였는데 거리정보와 방위정보를 함께 이용하여 LS로 위치추정을 수행하였으며 두 방법 모두 Taylor 급수와 반복법으로 위치를 추정했다. 또한 Manolakis [3]는

책임저자: 고 한 석 (hsko@korea.ac.kr)
136-713 서울특별시 성북구 안암동 5가 1-2 고려대학교
전기전자전파공학부
(전화: 02-3290-3239)

LS를 이용하여 표적의 위치를 추정하였고 Farina [4], [10]은 가중치 합을 이용하여 각 양상태 소나의 추정 값을 융합하였다. 또한 각 센서에 입력되는 잡음 분산 가중치를 이용하여 위치를 추정한 WLS기법을 이용한 논문이 보고되기도 하였다 [11].

본 논문에서는 거리정보와 방위정보를 함께 이용하는 거라방위 정보 융합 ML (이후 ML_proposed라 함)을 제안하였고 기존의 거리정보를 이용한 ML (이후 ML_dist라 함)과 LS와 송수신기간 거리, 수신기 수에 따른 RMSE (Root Mean Square Error) 평균 변화에 대하여 알아보았고 다양한 잡음 환경하에 비교 실험을 수행하였다. LS는 송수신기 사이에 표적이 존재할 때 성능이 저하되는 단점이 있고 거리정보를 이용한 ML은 송수신기망 내부에서는 성능이 LS에 비해 우수하지만 송수신기망 외부에서는 LS가 더 우수하다. 이러한 단점을 극복하고자 ML_proposed를 제안하였다. 제안된 방법은 망 내부, 외부에 관계없이 평균적인 RMSE가 기존 방법에 비해 송수신기간 거리가 클수록, 수신기 수가 작을수록 작은 것으로 나타났다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 소나 모델링에 대하여 설명하며, 3장에서는 기존의 정보융합기법과 제안된 정보융합기법에 대하여 다룬다. 4장에서 실험 결과에 대하여 논하고 5장에서 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 다중상태 소나 모델링

다중상태 소나는 송신기와 수신기가 분리된 상태로 위치 추정을 수행하고 다음과 같이 분류되어질 수 있다 [9].

- ① 송신기 2개 이상, 수신기 1개

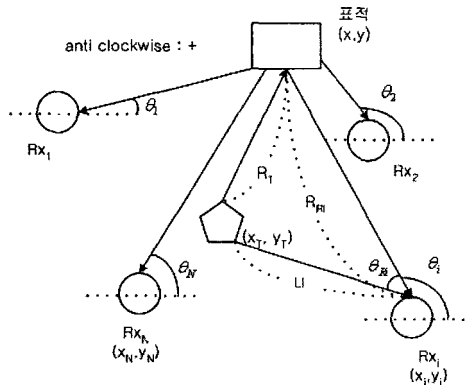


그림 1. 다중상태 소나 모델링
Fig. 1. Multi-Static Sonar Modelling.

- ② 송신기 1개, 수신기 2개 이상
- ③ 송신기 2개 이상, 수신기 2개 이상

본 논문에서는 송신기 1개, 수신기 2개 이상인 경우에 대하여 다루고 그림 1은 제안된 다중상태 소나 모델의 구성도이다.

III. 정보 융합 기법

3.1. 최소 제곱법 (Least Square)

그림에서 임의의 i 번째 수신기 Rx_i에서 추정된 위치 (x-hat, y-hat)를 수신기 위치 (xi, yi)와 표적과 수신기간 거리 (R_R)와 표적과 수신기가 이루는 각 (theta_i)을 이용하여 나타내면 식 (1), (2)와 같다.

$$\hat{x} = x_i + R_R \cos \theta_i \tag{1}$$

$$\hat{y} = y_i + R_R \sin \theta_i$$

$$(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2 = R_R^2 \tag{2}$$

각 수신기와 기준 센서의 위치 추정식을 차례로 뺀 후 벡터 형태로 나타내면 식 (3)과 같다. 본 논문에서는 송신기를 기준 센서로 선택했다. 여기서, 소문자 위에 직선 표시는 벡터를 의미하고 대문자 위에 직선 표시는 행렬을 의미하며 윗첨자 T는 전치행렬을 의미한다.

$$\begin{bmatrix} \bar{x} - \bar{x}_T & \bar{y} - \bar{y}_T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \frac{\left[\bar{x}^2 - \bar{x}_T^2 + \bar{y}^2 - \bar{y}_T^2 + \bar{r}_T^2 - \bar{r}_R^2 \right]}{2} \tag{3}$$

\bar{x}, \bar{y} : 수신기의 x, y 좌표 벡터 (N×1)

$[x_1, x_2, \dots, x_N]^T, [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$

\bar{x}_T, \bar{y}_T : 송신기의 x, y 좌표 벡터 (N×1)

$x_T \times \bar{1}, y_T \times \bar{1}$ ($\bar{1} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$)

\bar{r}_T^2 : 송신기와 표적간 거리 제곱 벡터 (N×1)

$r_T^2 \times \bar{1}$ (r_T : 송신기와 표적간 거리)

\bar{r}_R^2 : 수신기와 표적간 거리 제곱 벡터 (N×1)

$[r_{R_1}^2, r_{R_2}^2, \dots, r_{R_N}^2]^T$

(r_{R_i} : 표적과 i 번째 수신기간 거리)

위 (3)식은 $\bar{A}\bar{x}_p = \bar{b}$ 의 해를 구하는 문제이고 \bar{A} 가 비정방 행렬이므로 의사역행렬 (pseudo inverse)을 이용하여 근사해를 구한다. 해는 식 (4)와 같다 [3].

$$\bar{x}_p = (\bar{A}^T \bar{A})^{-1} \bar{A}^T \bar{b}, \quad \bar{x}_p = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} \quad (4)$$

3.2. 하나의 정보만 이용한 ML (Maximum Likelihood)

ML 추정값은 관측값 벡터 \bar{z} 를 알고 있을 때 \bar{z} 에 대한 확률 밀도 함수 $p(\bar{z} | \bar{x})$ 를 최대화하는 변수 \bar{x} 를 구하는 방법이다.

다중상태 소나 망에서 표적의 위치 \bar{x} (x, y 좌표)를 구하기 위하여 관측값 벡터 (\bar{z})의 거리 정보는 레일리 분포, 방위 정보는 가우시안 분포를 가정 [5], [7]한다.

1) 거리정보

거리정보는 레일리 분포이므로 식 (5)~(8)과 같이 나타낼 수 있다 [8]. 식 (5)에서 아래 첨자 i 는 i 번째 수신기를 의미하고 $f_i(x)$ 는 i 번째 수신기의 관측값에 대한 모델변수를 의미하고 n_i 는 i 번째 수신기의 잡음을 의미하며 z_i 는 i 번째 수신기의 관측값이다. 총 N 개의 수신기가 존재한다. 식 (6)에서 σ^2 은 관측값 z_i 의 분산이다.

$$z_i = f_i(x) + n_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (5)$$

$$p(z_i) = \frac{2z_i^{N-1}}{\Gamma(\frac{N}{2})[2\sigma^2]^{N/2}} \exp\left[-\frac{z_i^2}{2\sigma^2}\right] \cdot u(z_i) \quad (6)$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty x^{\alpha-1} \cdot e^{-x} dx \quad (\alpha > 0) \quad (7)$$

$$u(z_i) = \begin{cases} 1, & z_i \geq 0 \\ 0, & z_i < 0 \end{cases} \quad (8)$$

(5)식은 $\sqrt{N-1} \cdot \sigma$ 에서 최대값을 가지고 테일러 급수를 이용하여 1차항 까지 근사하면 다음과 같이 나타낼 수 있다

여기서, \bar{x} 는 추정위치 벡터이고, \bar{x}_0 는 초기값 벡터이다.

$$\bar{z} = f(\bar{x}_0) + \bar{G}(\bar{x} - \bar{x}_0) + \sqrt{N-1} \cdot \sigma \cdot \bar{1} \quad (9)$$

(9)식을 다시 정리하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\bar{z} - f(\bar{x}_0) - \sqrt{N-1} \cdot \sigma \cdot \bar{1} = \bar{G}(\bar{x} - \bar{x}_0) \quad (10)$$

양변에 $\bar{G}^T \bar{R}$ 을 곱한 후 역행렬을 취하여 \bar{x} 에 관하여 정리하면 (11)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{x} = \bar{x}_0 + (\bar{G}^T \bar{R}^{-1} \bar{G})^{-1} \bar{G}^T \bar{R} [\bar{z} - f(\bar{x}_0) - \sqrt{N-1} \cdot \sigma \cdot \bar{1}] \quad (11)$$

여기서,

$$\bar{R} = E\{(\bar{n} - E[\bar{n}])(\bar{n} - E[\bar{n}])^T\} \quad (12)$$

$$\bar{G} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} \Big|_{x=x_0} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \Big|_{x=x_0} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_N}{\partial x_1} \Big|_{x=x_0} & \dots & \frac{\partial f_N}{\partial x_n} \Big|_{x=x_0} \end{bmatrix} \quad (13)$$

표적과 수신기간 거리와 표적과 송신기간 거리의 결합 정보가 관측값이므로 이 경우에는 \bar{G} 가 식 (14)와 같이 표현되고 각 수신기에 들어오는 정보가 독립이라 가정하면 \bar{R} 은 식 (15)와 같이 표현된다. 여기서, 거리정보에 대한 \bar{G} 는 \bar{G}_{dist} , \bar{R} 은 \bar{R}_{dist} 로 정의한다.

$$\bar{G}_{dist} = \begin{bmatrix} \frac{\partial(r_T+r_{R_1})}{\partial x} & \frac{\partial(r_T+r_{R_1})}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial(r_T+r_{R_i})}{\partial x} & \frac{\partial(r_T+r_{R_i})}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial(r_T+r_{R_N})}{\partial x} & \frac{\partial(r_T+r_{R_N})}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\bar{R}_{dist} = \begin{bmatrix} \sigma_{1(dist)}^2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \sigma_{i(dist)}^2 & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \sigma_{N(dist)}^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

여기서,

$$r_T + r_R = \sqrt{(x-x_T)^2 + (y-y_T)^2} + \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} \quad (16)$$

N : 수신기 수

r_T : 송신기와 표적간 거리

r_{R_i} : i 번째 수신기와 표적간 거리

x_T : 송신기의 x 좌표

y_T : 송신기의 y 좌표

x_i : i 번째 수신기의 x 좌표

y_i : i 번째 수신기의 y 좌표

2) 방위정보

방위정보는 가우시안이므로 식 (17), (18)과 같이 표현된다.

$$z_i = f_i(x) + n_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (17)$$

$$p(z|\bar{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |\bar{R}|} \exp\{- (1/2)[z - f(\bar{x})] \bar{R}^{-1} [z - f(\bar{x})]\} \quad (18)$$

$p(z|\bar{x})$ 를 최대화하는 ML 추정값은 다음과 같이 나타낼 수 있다 [1].

$$\bar{x} = \bar{x}_0 + (\bar{G}^T \bar{R} \bar{G})^{-1} \bar{G}^T \bar{R}^{-1} [z - f(\bar{x}_0)] \quad (19)$$

관측값은 송신기와 수신기간 직선, 수신기와 표적간 직선이 이루는 각 (θ_R) 이고 방위 정보에 의한 \bar{G} 와 \bar{R} 은 각각 식 (20), (21)과 같이 표현된다. 여기서, 방위정보에 대한 \bar{G} 는 \bar{G}_{ang} , \bar{R} 은 \bar{R}_{ang} 로 정의한다.

$$\bar{G}_{ang} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \theta_{R_1}}{\partial x} & \frac{\partial \theta_{R_1}}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \theta_{R_N}}{\partial x} & \frac{\partial \theta_{R_N}}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$\bar{R}_{ang} = \begin{bmatrix} \sigma_{1(ang)}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{i(ang)}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{N(ang)}^2 \end{bmatrix} \quad (21)$$

여기서,

$$\theta_{R_i} = \tan^{-1}\left(\frac{y_T - y_i}{x_T - x_i}\right) - \tan^{-1}\left(\frac{y - y_i}{x - x_i}\right) \quad (22)$$

3.3. 거리방위 정보 융합 ML

앞 절의 ML은 거리, 방위 정보 중 하나만을 이용한 방법이지만 다중상태 소나망에서는 거리, 방위 두 가지 정보를 함께 이용하므로 방위정보가 융합되어질 필요가 있다.

$$\bar{x} = \bar{x}_0 + (\bar{G}_F^T \bar{R}_F^{-1} \bar{G}_F)^{-1} \bar{G}_F^T \bar{R}_F^{-1} \left[\frac{z - f(\bar{x}_0) - \sqrt{N-1} \cdot \sigma \cdot \mathbf{1}}{z - f(\bar{x}_0)} \right] \quad (23)$$

$$\bar{G}_F = \begin{bmatrix} \frac{\partial(r_T+r_{R_1})}{\partial x} & \frac{\partial(r_T+r_{R_1})}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial(r_T+r_{R_N})}{\partial x} & \frac{\partial(r_T+r_{R_N})}{\partial y} \\ \hline \frac{\partial \theta_{R_1}}{\partial x} & \frac{\partial \theta_{R_1}}{\partial y} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \theta_{R_N}}{\partial x} & \frac{\partial \theta_{R_N}}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\bar{R}_F = \begin{bmatrix} \bar{R}_{dist} & 0 \\ 0 & \bar{R}_{ang} \end{bmatrix} \quad (25)$$

위 (24), (25)식을 (23)식에 대입하고 관측값 벡터를 이용하면 원하는 \bar{x} 를 구할 수 있다.

IV. 모의 실험 및 결과

이 장에서는 단일표적 환경 내에서 제시된 다중상태 소나 위치 추정 알고리즘을 이용하여 성능을 비교하였다. 본 실험에서는 표 1과 같은 시나리오를 가정했으며 몬테 카를로 실험 (Monte Carlo Simulation)을 100회 수행하였다. 성능 평가 척도로 RMSE 평균 (단위:m)을 사용하였다.

표 1. 모의실험 시나리오
Table 1. Experimental Scenario.

position	Tx	Rx
	(0,0)	수신기 개수 (3, 5, 7, 9개) 송수신기간 거리 (1km~5km) 1km 간격
std. of measurement	distance	angle
	레이리 (20, 40, 60m)	가우시안(0.01, 0.02, 0.03rad)
target	1개, 반경 5km내 144m 간격, 정지상태	
Tx	전향성 빔	

표 2는 다양한 크기의 거리, 방위 잡음에 대한 각 위치 추정기법의 RMSE 평균을 비교한 것이다. 여기서 수신망 배치 형태는 삼각형이고 송수신기간 거리는 2km이다. 다양한 거리 잡음, 방위 잡음에 대하여 제안된 방법이 기존의 방법보다 우수함을 알 수 있었고 방위 잡음이 증가함에 따라 ML_proposed의 성능이 ML_dist의 성능과 비슷해지는 것을 볼 수 있다. 이것은 방위 정보가 위치추정 성능에 미치는 영향이 줄어들기 때문으로 유추되어진다.

표 2. 다양한 크기의 잡음에 대한 각 알고리즘의 RMSE 평균값 비교
Table 2. Comparison of RMSE of respective algorithm to various noise.

(a) 방위잡음: 0.01 rad, 거리잡음: 20, 40, 60m
(a) angular noise: 0.01 rad, distance noise: 20, 40, 60m
(단위 : m)

0.01rad			
	20m	40m	60m
LS	26.63	40.94	57.57
ML_dist	23.59	47.25	70.79
ML_proposed	18.10	24.64	28.36

(b) 방위잡음: 0.02 rad, 거리잡음: 20, 40, 60m
(b) angular noise: 0.02 rad, distance noise: 20, 40, 60m
(단위 : m)

0.02rad			
	20m	40m	60m
LS	43.3	53.25	67.06
ML_dist	23.59	47.25	70.79
ML_proposed	22.25	36.25	44.02

(c) 방위잡음: 0.03 rad, 거리잡음: 20, 40, 60 m
(c) angular noise: 0.03 rad, distance noise: 20, 40, 60m
(단위 : m)

0.03rad			
	20m	40m	60m
LS	62.06	69.23	80.25
ML_dist	23.59	47.25	70.79
ML_proposed	23.29	42.13	54.23

그림 2는 송수신기간 거리 2km, 거리잡음 40m, 방위잡음 0.02rad이고 수신기를 삼각형 형태로 배열한 후 LS, ML_dist, ML_proposed의 RMSE 평균값을 등고선 형태로 나타낸 것이다. (a)를 보면 송수신기 사이 구간에서 RMSE 값이 상대적으로 큰 것을 볼 수 있다. (b)를 보면 송수신망을 잇는 원형 형태로 RMSE 평균값이 작고 거리가 멀어짐에 따라 값이 커지는 것을 볼 수 있다. 그러므로, 수신망 내부에서는 ML_dist가 LS에 비해 유리한 위치 추정 기법임을 알 수 있다. (c)는 ML_proposed의

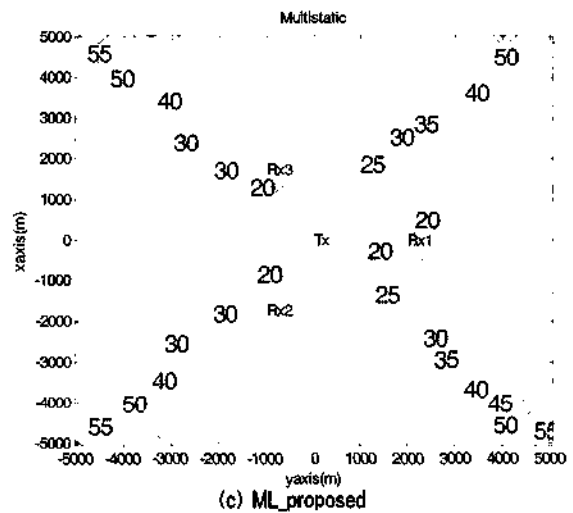
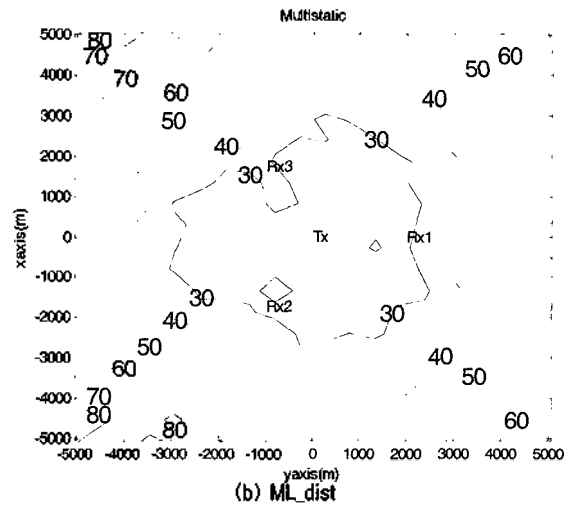
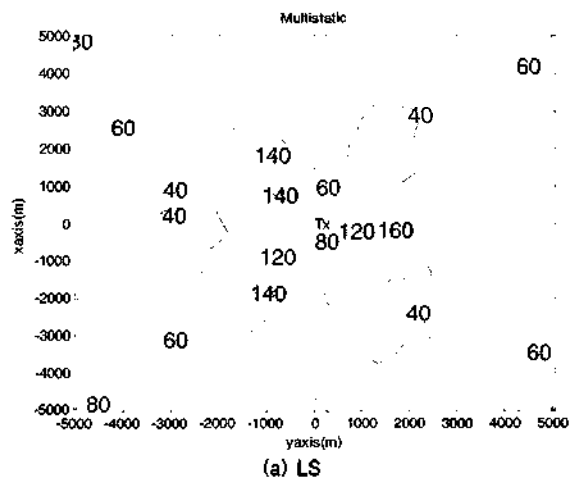


그림 2. 각 위치 추정 알고리즘의 RMSE 등고선
Fig. 2. Contour of RMSE of respective position locating algorithm.

등고선이다. 역시 송수신망 내부에서 RMSE 평균값이 망 외부보다 작은 것을 볼 수 있고 송수신망에서 거리가 멀어짐에 따라 RMSE 평균이 커진다.

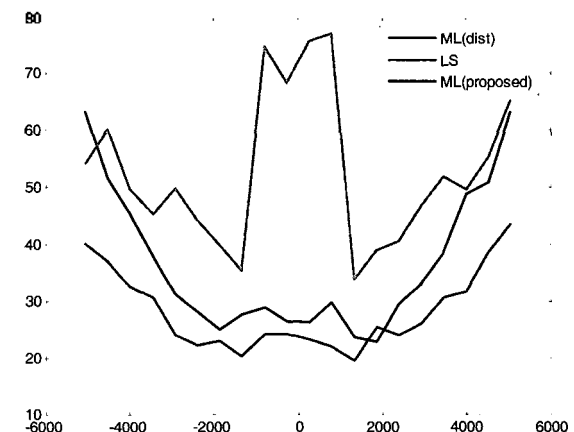


그림 3. xz축 단면에 대한 RMSE 평균
Fig. 3. RMSE for xz axis surface.

그림 3은 xz축 단면의 RMSE 평균값을 나타낸 것으로 써 수신망 내부 (-2km~2km 사이)에서는 ML을 이용한 방법이 LS에 비해 RMSE 값이 작고 ML_dist보다 ML_proposed가 송수신망 내부, 외부 모두에서 RMSE 평균이 작은 것을 볼 수 있다.

그림 4는 송수신기간 거리에 따른 -5km~5km 정방 사각형에 144m 간격으로 위치하는 모든 표적에 대한 RMSE 평균의 변화추이다. LS는 거리에 따라 값이 증가하고 ML_dist와 ML_proposed은 감소하는 경향을 보이고 제안된 방법의 성능이 각 송수신기간 거리에 대한 실험 결과 제안된 방법이 기존의 방법보다 더 우수한 것을 볼 수 있었다.

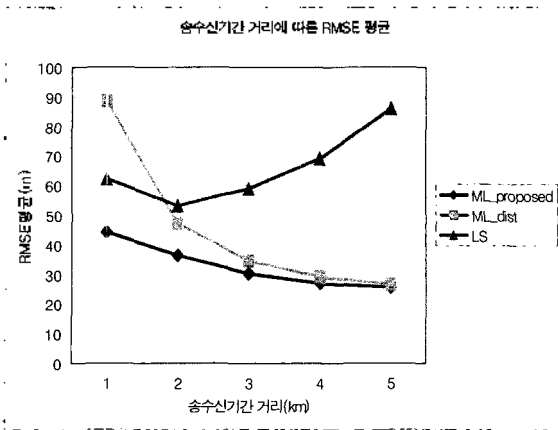
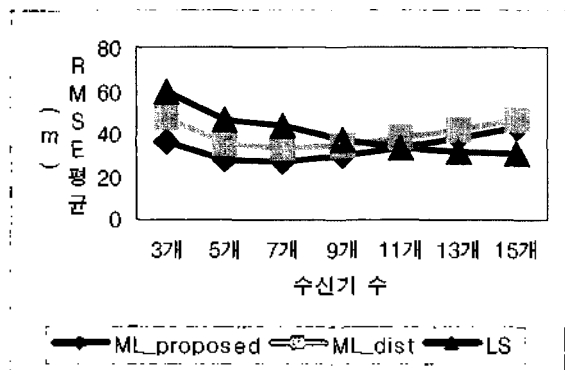
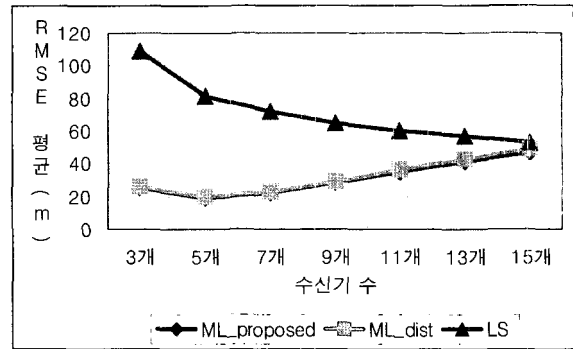


그림 4. 송수신기간 거리에 따른 RMSE
Fig. 4. RMSE to distance between transmitter and receiver.

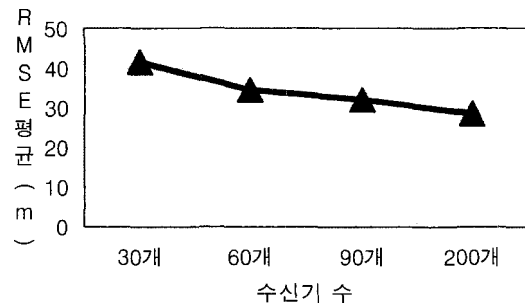
그림 5 (a)는 위와 같이 각 방위, 거리에서 표적에 대한 각 수신기 수에 따른 RMSE 평균의 변화추이다. LS는 수신기 수가 증가함에 따라 RMSE 평균값이 감소했으나 ML은 7개 이상이 되면 수신기 수가 증가함에 따라 거의 변화가 없거나 성능이 저하됨으로써 9개 이상에서는 LS의 성능이 더 우수한 것을 볼 수 있었다. 그림 5. (b)는 송수신기간 거리 6km에 대한 실험결과이다. ML_dist



(a) 송수신기간 거리: 2km
(a) Distance between transmitter and receiver : 2km



(b) 송수신기간 거리: 6km
(b) Distance between transmitter and receiver : 6km



(c) LS기법의 RMSE 평균 변화
(c) RMSE variation of LS
그림 5. 수신기 수에 따른 RMSE 평균
Fig. 5. RMSE to number of receiver.

의 성능은 ML_proposed의 성능과 거의 비슷한 것을 볼 수 있다. 역시 수신기 수가 증가할수록 LS의 성능이 좋아지는 것을 볼 수 있었으나 그림 5. (c)에서 보듯이 ML_proposed의 RMSE 최소값인 수신기 5개인 경우 (그림 (b))보다 수신기 수를 200개까지 증가시켜도 RMSE가 더 큰 것을 볼 수 있다. 따라서, 송수신기간 거리가 커질수록, 수신기수가 작을수록 ML_proposed의 성능이 LS보다 더 우수하다고 볼 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 다중상태 소나의 융합 방법에 대한 연구로 기존의 방법인 거리정보를 이용한 ML 및 거리정보와 방위정보를 함께 이용한 LS와 제안된 방법인 거리-방위 정보 융합 ML을 비교 분석하였다. 결과적으로 제안된 방법은 기존의 방법보다 다양한 잡음 하에 더 나은 성능을 보였다. 또한 수신기 수와 송수신기간 거리가 위치 추정 성능에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 실험을 수행하였다. 송수신기간 거리가 커짐에 따라 제안된 방법을 이용

한 위치추정 RMSE가 감소하는 것을 볼 수 있었으며 수신기 수가 증가함에 따라 값이 감소하다가 다시 증가하는 경향을 보였다. 그러나, 송수신기간 거리가 클수록, 수신 거수가 작을수록 (7개 이하) 제안된 방법의 위치추정성능이 우수한 것으로 나타났다. 이러한 성능평가 결과를 표로 작성해 두면 실제현장에서 정해진 관측범위 내에서의 최적 수신기 수와 송수신기간 거리를 쉽게 찾아볼 수 있으므로 수신망 배치에 유용한 성능 평가 자료가 될 것으로 기대된다. 향후 계획으로는 실제 수중 환경에 대한 인자를 고려하여 탐지 반경을 구하는 실험을 수행하여 보다 실제적인 모델링을 구현하고 송수신기 배치 형태와 위치추정성능과의 상관 관계에 대하여 연구할 계획이다.

※ 주관심분야: 신호 검파 및 추정, 적응 신호처리

• **고 한 석 (Hanseok Ko)**

1982년 5월: Carnegie-Mellon University 전기공학 (공학사)
 1986년 5월: University of Maryland 시스템공학 (공학석사)
 1988년 5월: Johns Hopkins University 전기공학 (공학석사)
 1992년 5월: Catholic University of America 전기공학 (공학박사)
 1995년 3월~현재: 고려대학교 전기전자전파공학부 교수
 ※ 주관심분야: 신호처리

참 고 문 헌

1. D.J. Torrieri, "Statistical theory of passive location systems," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 20 (2) 183-198, June, 1983.
2. W.H. Foy, "Position-location solutions by taylor-series estimation," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 12 (2), 187-194, 1976.
3. D.E. Manolakis, "Efficient solution and performance analysis of 3-D position estimation by trilateration," IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems, 32 (4), 1239-1248, 1996.
4. A. Farina, "Multistatic tracking and comparison with netted monostatic systems," International Conf. Radar, 183-187, Oct. 1982.
5. I. Kadar, "Optimum geometry selection for sensor fusion," SPIE Conf. on Signal Proc, 3374, 97-107, Apr. 1998.
6. Y. Weylin and W. Chongyu, "Target location and speed estimation by multistatic radar system using maximum likelihood approach," ICSP Proc, 1964-1967, 2000.
7. J.G. Proakis, *Communication Systems Engineering*, (Prentice Hall, 2002)
8. H. Stark, *Probability, Random Processes, and Estimation Theory for Engineers*, (Prentice Hall, 1994)
9. M.I. Skolnik, *Intro. to Radar Systems*, (McGraw-Hill Book Comp, New York, 1962)
10. A. Farina and F.A. Studer, *Radar Data Processing*, (1, John Wiley and Sons Inc, 1985)
11. 박치현, "능동소나 위치추정성능 비교 및 최적수신망 배치," 한국음향학회지 3, 224-232, 2003.

저자 약력

• **박 치 현 (Chee-Hyun Park)**

2000년 8월: 고려대학교 전기전자전파공학부 (공학사)
 2003년 2월: 고려대학교 전자컴퓨터공학과 (공학석사)
 2003년 2월 ~ 2005년 9월: LGi노텍 시스템 연구소 연구원
 2006년 5월 - 현재: 한국전기안전공사 전기안전연구원 연구원