한국군사과학기술학회지 제12권 제4호, pp. 437~445, 2009년 8월

학술논문 전자 · 통신 부문

방위각을 이용한 신호원 위치 추정 알고리즘의 성능 비교

Performance Comparison of LOB-based Emitter Localization Algorithms

이 준 호* 김 민 철* 조 성 우* 진 용 기* 이 동 근**
Joon-Ho Lee Min-Cheol Kim Seong-Woo Cho Yong-ki Jin Dongkeun Lee

Abstract

In this paper, we present the performance of the LOB(line of bearing) - based emitter localization algorithm. The linear LSE(least-squared error) algorithm, nonlinear LSE algorithm and Stansfield algorithm are considered. In addition, we focus on the performance improvement of the weighted estimation compared with the unweighted estimation. Each estimation algorithm is briefly introduced, and the performance of the algorithm is illustrated using the numerical results.

Keywords : LOB(도래각), LSE(최소자승오차), Emitter Localization(신호원위치결정), Linear Algorithm(선형 알고리즘), Nonlinear Algorithm(비선형 알고리즘)

1. 서 론

비협조적인(noncooperative) 위협 신호원 위치 식별 방법은 크게 도래방위각의 교점을 이용하는 방법(삼각기법, triangulation), 신호원과의 거리를 이용하는 방법(quadratic position-fixing), HF 주파수대에서 전리층의 반사를 이용하는 방법(SSL : Single Site Location) 등의 방법으로 분류된다.

다수의 도래방위각의 교점을 이용한 신호원 위치 추정 방법은 선형 LSE 알고리즘, 비선형 LSE 알고리즘, Stansfield 알고리즘 등으로 분류된다.

본 논문에서는 방위각의 교점을 이용한 알고리즘의 종류에 따른 성능 비교 및 가중치 적용 여부에 따른 성능 비교를 제시한다.

† 2009년 4월 16일 접수~2009년 7월 10일 게재승인
* 세종대학교
** 국방과학연구소(ADD)
책임저자 : 이준호(joonhlee@sejong.ac.kr)

2. 신호원 위치추정 알고리즘

가. 선형 LSE(Linear Least-squared Error) 알고리즘

Fig. 1로부터 거리 오차의 총합은 다음과 같이 주어진다[1].

$$D=\sum_{i=1}^{N} d_i^2 \tag{1}$$
$$=\sum_{i=1}^{N}\sigma_i^2 x_{\mathrm{T}}^2+\sum_{i=1}^{N}2a_i b_i x_{\mathrm{T}} y_{\mathrm{T}}-\sum_{i=1}^{N}2a_i c_i x_{\mathrm{T}}$$
$$+\sum_{i=1}^{N} b_i^2 y_{\mathrm{T}}^2-\sum_{i=1}^{N}2b_i c_i y_{\mathrm{T}}+\sum_{i=1}^{N} c_i^2$$

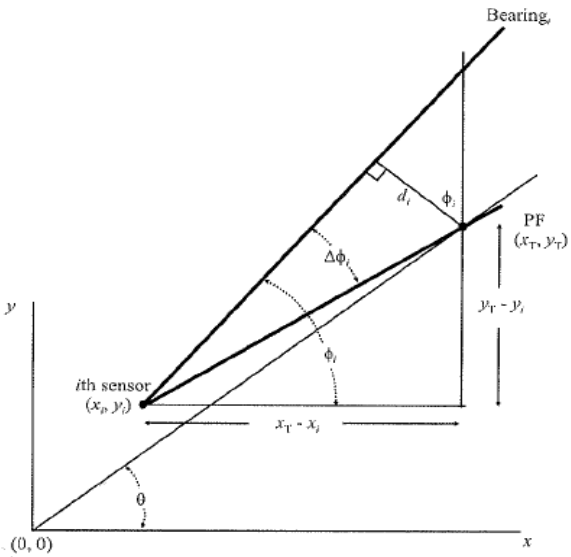


Fig. 1. 선형 LSE 알고리즘

$$a_i = \sin\phi_i\,,\ b_i = -\cos\phi_i$$
$$c_i = x_i\sin\phi_i - y_i\cos\phi_i$$

거리 제곱의 합을 최소화하는 조건은 다음과 같다.

$$\frac{\partial D}{\partial x_T} = 0 \tag{2}$$

$$\frac{\partial D}{\partial y_T} = 0 \tag{3}$$

위의 식을 이용하면 다음과 같이 신호원의 위치를 얻을 수 있다.

$$x_T = \frac{\sum_{i=1}^{N} b_i^2 \sum_{i=1}^{N} a_i c_i - \sum_{i=1}^{N} a_i b_i \sum_{i=1}^{N} b_i c_i}{\sum_{i=1}^{N} a_i^2 \sum_{i=1}^{N} b_i^2 - (\sum_{i=1}^{N} a_i b_i)^2} \tag{4}$$

$$y_T = \frac{\sum_{i=1}^{N} a_i^2 \sum_{i=1}^{N} b_i c_i - \sum_{i=1}^{N} a_i b_i \sum_{i=1}^{N} a_i c_i}{\sum_{i=1}^{N} a_i^2 \sum_{i=1}^{N} b_i^2 - (\sum_{i=1}^{N} a_i b_i)^2} \tag{5}$$

같은 결과를 다음과 같이 행렬과 벡터을 이용하여 구할 수 있다.

다음과 같이 행렬과 벡터를 정의한다.

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_N \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_T = \begin{bmatrix} x_T \\ y_T \end{bmatrix} \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \\ \vdots & \vdots \\ a_N & b_N \end{bmatrix} \quad \mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix} \tag{6}$$

행렬과 벡터를 이용하여 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{D} = \mathbf{H}\,\mathbf{x}_T - \mathbf{C} \tag{7}$$

신호원 위치 벡터 $\mathbf{x}_T$에 대한 LS 추정기는 다음과 같이 주어진다.

$$\mathbf{x}_T = [\mathbf{H}^T\,\mathbf{H}]^{-1}\,\mathbf{H}^T\,\mathbf{C} \tag{9}$$

나. 비선형 LSE(Nonlinear Least-squared Error) 알고리즘

Fig. 2는 센서로부터 측정된 방위각을 북반구의 지구 표면에 투영(projection)하는 것을 나타낸 것이다. 이 때, 기하학적인 관계로부터 다음 식을 얻을 수 있다[2,3].

$$\cos(\phi_i) = \frac{\psi_T - \psi_i}{\sqrt{(\psi_T - \psi_i)^2 + (\lambda_T - \lambda_i)^2}} \tag{9}$$

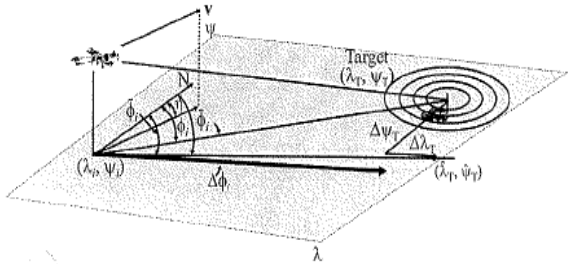


Fig. 2. 비선형 LSE 알고리즘

만약 방위 오차가 일반적으로 평균이 0으로 분포되면, 가장 좋은 위치식별 $(\hat{\lambda}_T, \hat{\psi}_T)$의 최소제곱추정은 다음과 같이 주어진다.

$$\lambda_i = \hat{\lambda}_i - \triangle\lambda_i \tag{10}$$

$$\psi_i = \hat{\psi}_i - \triangle\psi_i \tag{11}$$

$\triangle\lambda_{\mathrm{T}}=\triangle\psi_{\mathrm{T}}=0$에 대하여 $(\hat{\lambda}_i-\triangle\lambda_i)$을 확장하면 다음 식을 산출한다.

$$
\begin{aligned}
&Y_i=X_{i1}\triangle\lambda_{\mathrm{T}}+X_{i2}\triangle\psi_{\mathrm{T}}+\epsilon_i \qquad (12)\\
&Y_i=\tilde{\phi}_i-\hat{\phi}_i \quad X_{i1}=\frac{\hat{n}}{\hat{m}^2+\hat{n}^2}\\
&X_{i2}=\frac{\hat{m}}{\hat{m}^2+\hat{n}^2} \quad \hat{\phi}_i=\cos^{-1}\left(\frac{\hat{m}}{\sqrt{\hat{m}^2+\hat{n}^2}}\right)\\
&\hat{m}=\hat{\lambda}_{\mathrm{T}}-\lambda_i \quad \hat{n}=(\hat{\psi}_{\mathrm{T}}-\psi_i)\\
&\epsilon_i=\triangle\phi_i+\mathrm{HOS}(\text{higher order term})
\end{aligned}
$$

만약 ϕ_s에 의해 주어진 측정내의 bias에서 대칭 오차가 있다면 다음을 얻는다.

$$\triangle\phi_i=\phi_s+\triangle\phi_i^* \qquad (13)$$

여기서 $\triangle\phi_i^*$는 $\triangle\boldsymbol{\phi}_i$의 임의로 변화하는 부분이다.

다음 표현에 따라서 신호원 위치 식별의 추정치을 산출한다.

$$
\begin{aligned}
&\mathbf{Y}=\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}+\mathbf{E}\\
&\mathbf{X}=\begin{bmatrix}X_{11}\,X_{21}\cdots X_{M1}\\ X_{12}\,X_{22}\cdots X_{N2}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\\
&\boldsymbol{\beta}=[\triangle\phi_{\mathrm{T}} \quad \triangle\lambda_{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \qquad (14)\\
&\mathbf{Y}=\tilde{\boldsymbol{\varphi}}-\hat{\boldsymbol{\varphi}}\\
&\mathbf{E}=[E_1 \;\; E_2 \;\cdots\; E_N]^{\mathrm{T}}
\end{aligned}
$$

$\boldsymbol{\beta}$의 추정치는 다음과 같이 주어진다.

$$\boldsymbol{\beta}=(\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}=[\hat{\beta}_1 \;\; \hat{\beta}_2]^{\mathrm{T}} \qquad (15)$$

따라서, 신호원 위치 추정치는 다음과 같다.

$$
\begin{aligned}
&\hat{\psi}_{\mathrm{T}}=\psi_0-\beta_1\\
&\hat{\lambda}_{\mathrm{T}}=\lambda_0-\beta_2
\end{aligned} \qquad (16)
$$

다. Stansfield 추정 기법

$f_i\approx 0$일 때, $f_i\approx\sin f_i$ 임을 이용하면 ML 알고리즘으로부터 Stansfield 위치추정 알고리즘을 유도할 수 있다[4].

MLE 비용 함수는 다음과 같이 주어진다.

$$F_{ML}(\mathbf{x},\boldsymbol{\psi})=\frac{1}{2}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}\frac{\mathrm{f_i^2}}{\sigma_{\mathrm{i}}^2} \qquad (17)$$

타겟 추정치는 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{x}=(x_T,\,y_T) \qquad (18)$$

Stansfield 알고리즘은 측정치의 error가 아주 작다고 가정할 때의 MLE 알고리즘의 예이다. 즉 $f_i\approx\triangle\phi_i$일 때, $\sin(\triangle\phi)\approx\triangle\phi$이므로 위 식은 다음과 같다.

$$F_{ML}(\mathbf{x},\boldsymbol{\psi})=\frac{1}{2}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{M}}\frac{\mathbf{sin^2\triangle\phi_i}}{\sigma_{\mathrm{i}}^2} \qquad (19)$$

위의 식에서 다음을 이용한다.

$$
\begin{aligned}
\sin f_i&=\sin\left[\tan^{-1}\left(\frac{\triangle_{y_i}}{\triangle_{x_i}}\right)-\phi_i\right]\\
&=\frac{\triangle_{y_i}\cos\phi_i-\triangle_{x_i}\sin\phi_i}{r_i}\\
&=\frac{(y_T-y_i)\cos\phi_i-(x_T-x_i)\sin\phi_i}{r_i}
\end{aligned} \qquad (20)
$$

$$r_i^2=\triangle_{x_i}{}^2+\triangle_{y_i}{}^2, \qquad i=1,2,....,K \qquad (22)$$

위의 비용함수는 다음과 같이 표현된다.

$$
\begin{aligned}
&F_{ST}(\mathbf{x},\boldsymbol{\psi})\\
&=\frac{1}{2}\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{M}}\frac{[(\mathrm{y_T}-\mathrm{y_i})\cos\boldsymbol{\phi_i}-(\boldsymbol{x_T}-\boldsymbol{x_i})\sin\boldsymbol{\phi_i}]^2}{\mathrm{r_i^2\sigma_i^2}}\\
&=\frac{1}{2}(\boldsymbol{A}\mathbf{x}-\mathbf{b})^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{S}^{-1}(\mathbf{Ax}-\mathbf{b})
\end{aligned} \qquad (22)
$$

여기서 행렬은 다음과 같이 정의된다.

$$\mathbf{A}=\begin{bmatrix}\sin\phi_1 & \cos\phi_1\\ \vdots & \vdots\\ \sin\phi_M & \cos\phi_M\end{bmatrix} \qquad (23)$$

$$\mathbf{b}=\begin{bmatrix}x_1\sin\phi_1-y_1\cos\phi_1\\ \vdots\\ x_M\sin\phi_M-y_M\cos\phi_M\end{bmatrix} \qquad (24)$$

$$\mathbf{D}=\mathrm{diag}\left(r_1^2, r_2^2, \ldots, r_N^2\right) \tag{25}$$

$$r_i^2=\left(x_T-x_i\right)^2+\left(y_T-y_i\right)^2 \tag{26}$$

비용함수를 최소화 하는 $\mathbf{x_{ST}}$는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{\mathrm{ST}}=[\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\boldsymbol{\mathcal{S}}^{-1}\mathbf{A}]^{-1}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\boldsymbol{\mathcal{S}}^{-1}\boldsymbol{b} \tag{27}$$

(27)에서 도래각 추정시 잡음의 분산을 표현하는 행렬 $\boldsymbol{\mathcal{S}}$는 가중치 역할이다. 모든 도래각 추정값의 정확성이 같다고 가정할 경우, 가중치 행렬은 단위행렬이 되므로, Stansfield 알고리즘에 의한 도래각 추정치는 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{\mathrm{ST}}=[\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}]^{-1}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\boldsymbol{b} \tag{28}$$

r_i를 정확히 구하려면 신호원의 위치 (x_T, y_T)를 알아야 한다. 신호원 위치 추정 알고리즘을 적용하기 전에 신호원의 위치를 정확히 알 수 없으므로 대략적인 신호원의 위치를 알고 있다고 가정하고 그 값을 이용하여 r_i를 계산한다.

3. 가중치 적용 알고리즘

가. 가중치 적용 선형 LSE 추정

(8)에 의하여 신호원 위치 벡터 $\mathbf{x}_{\mathrm{T}}$에 대한 LS 추정은 다음과 같이 주어진다.

$$\mathbf{x}_{\mathrm{T}}=[\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{H}]^{-1}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathrm{C} \tag{29}$$

신호원 위치 벡터 $\mathbf{x}_{\mathrm{T}}$에 대한 가중치 적용 선형 LSE 추정은 다음과 같이 주어진다.

$$\mathbf{x}_{\mathrm{T}}=[\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{H}]^{-1}\mathbf{H}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{C} \tag{30}$$

나. 가중치 적용 비선형 LSE 추정

(15)에 의하여 비선형 LSE 추정에 의한 신호원 위치 추정치를 위한 반복계산의 update 값은 다음과 같이 주어진다.

$$\boldsymbol{\beta}=(\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}=[\hat{\beta}_1\ \ \hat{\beta}_2]^{\mathrm{T}} \tag{31}$$

가중치를 적용한 update 값은 다음과 같이 주어진다.

$$\boldsymbol{\beta}=(\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{W}^{-1}\mathbf{Y}=[\hat{\beta}_1\ \ \hat{\beta}_2]^{\mathrm{T}} \tag{32}$$

다. 가중치 적용 Stansfield 알고리즘

(28)에 의하여 Stansfield 알고리즘에 의한 신호원 위치 추정치는 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{\mathrm{ST}}=[\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}]^{-1}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\boldsymbol{b} \tag{33}$$

(27)에 의하면, 가중치를 적용한 update 값은 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{\mathrm{ST}}=[\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\boldsymbol{\mathcal{S}}^{-1}\mathbf{A}]^{-1}\mathbf{A}^{\mathrm{T}}\mathbf{D}^{-1}\boldsymbol{\mathcal{S}}^{-1}\boldsymbol{b} \tag{34}$$

4. 수치 결과

이동 항공기의 비행경로는 그림처럼 신호원의 위치 (0,0)를 중심으로 이루어지는 원 중 각도 θ 범위의 호를 따라 정의된다.

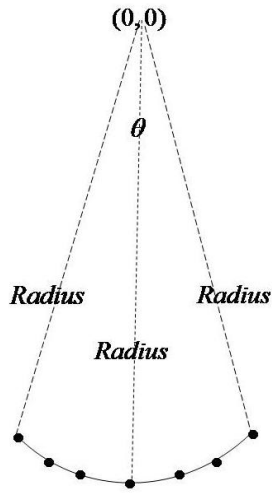


Fig. 3. 원형 비행경로

신호원 위치 추정 알고리즘에서 변화하는 인자는 신호원의 초기추정치, 신호원과의 거리(Radius), 호의 중

심각 θ, 측정시간 간격, 도래각 추정 오차의 표준편차 등이다. 모든 경우에 대하여 비행기의 비행속도는 300 m/sec 이다. 거리의 단위는 m 이다.

RMS 오차는 신호원과의 거리를 1로 정규화하여 표현하였다. 예를 들어, 신호원과의 거리가 1000인 경우, RMS 오차가 100이면 정규화하여 0.1로 표현하였다. 따라서, Fig. 4~Fig. 13에서 정규화된 RMS 오차와 신호원과의 거리를 곱하면 실제 RMS 오차를 얻을 수 있다.

가. 가중치 미적용 알고리즘

Fig. 4~Fig. 13에 선형 LSE, 비선형 LSE, Stansfield 추정방법에 대한 수치결과를 제시하였다. 동일한 조건에서 50번 반복수행한 후 x 좌표와 y 좌표의 RMS오차를 나타내었다.

선형 LSE 추정치를 비선형 LSE 방법의 초기추정치로 이용하였다. 그리고, 선형 LSE 추정치를 이용하여 비행경로상의 점과 추정신호원과의 거리를 계산하여 Stansfield 알고리즘의 **D** 행렬 계산에 이용하였다.

Fig. 4~Fig. 6에서 θ = 90°, 도래각 추정을 수행하는 시간간격 0.2초, 신호원과의 거리(Radius)를 변화할 경우의 성능을 보였다. 신호원과의 거리가 가까울수록 RMS 오차가 감소함을 확인할 수 있다.

Fig. 4에서 잡음분산이 1인 경우, x 좌표의 RMS 오차에 대한 선형 알고리즘, 비선형 알고리즘, Stansfield 알고리즘의 성능이 거의 동일함을 알 수 있다. 신호원과의 거리가 0.1×10^4m인 경우 약 $(0.1\times10^4)\times(2\times10^{-4})$ = 0.2m이며, 신호원과의 거리가 2×10^4m인 경우, 약 $(2\times10^4)\times(7.5\times10^{-4})$ = 1.5m 정도이므로 매우 정확한 추정성능을 보인다. y 좌표의 RMS 오차는 선형 알고리즘과 Stansfield 알고리즘의 성능이 유사하며 비선형 알고리즘의 성능이 선형 알고리즘 및 Stansfield 알고리즘에 비하여 조금 우수함을 알 수 있다. 선형 알고리즘과 Stansfield 알고리즘의 성능은 다음과 같다. 신호원과의 거리가 0.1×10^4m인 경우 약 $(0.1\times10^4)\times(0.4\times10^{-3})$ = 0.4 m이며, 신호원과의 거리가 2×10^4m인 경우, 약 $2\times10^4\times(2.5\times10^{-3})$ = 50m 정도이다. 비선형 알고리즘은 성능은 0.1×10^4일 때는 선형 알고리즘 및 Stansifield 알고리즘과 거의 동일하지만, 신호원과의 거리가 증가됨에 따라 선형 알고리즘 및 Stansfield 알고리즘에 비하여 우수한 성능을 보인다. 신호원과의 거리가 2×10^4m인 경우, 약 $2\times10^4\times(1.75\times10^{-3})$ = 35m 정도의 RMS 오차를 보인다.

도래각 오차의 표준편차 값이 2인 Fig. 5와 도래각 오차의 표준편차 값이 1인 Fig. 4를 비교하면, 표준편차 증가에 의하여 Fig. 5의 RMS 오차값이 Fig. 4의 RMS 오차에 비하여 증가되었다. 그러나, 반지름의 증가에 따른 RMS 오차의 변화와 선형 알고리즘, 비선형 알고리즘, Stansfield 알고리즘 사이의 성능차이는 같은 경향을 가짐을 확인할 수 있다. 이러한 경향은 도래각 오차의 표준편차 값이 5인 Fig. 6에서도 동일하게 나타난다.

Fig. 7~Fig. 9는 신호원과의 거리 10,000m, 측정시간 간격 0.2 초, 호의 중심각인 θ 값을 변화할 때 성능을 나타내었다. 측정각의 범위가 증가함에 따라 성능이 향상됨을 알 수 있다. Fig. 7~Fig. 9의 경우, 호의 반지름은 10^4m이므로, 그림에 주어진 RMS 오차에 10^4을 곱하면 실제 RMS 오차를 구할 수 있다.

Fig. 7에서 잡음분산이 1인 경우, 모든 각도에 대하여 x 좌표의 RMS 오차에 대한 선형 알고리즘, 비선형 알고리즘, Stansfield 알고리즘의 성능이 거의 동일함을 알 수 있다.

호의 중심각이 50도인 경우, y 좌표의 RMS 오차는 선형 알고리즘과 Stansfield 알고리즘의 성능이 유사하며 비선형 알고리즘의 성능이 선형 알고리즘 및 Stansfield 알고리즘에 비하여 조금 우수함을 알 수 있다.

호의 중심각이 90도 이상인 경우, y 좌표의 RMS 오차는 세 가지 알고리즘이 거의 동일함을 알 수 있다.

Fig. 8과 Fig. 9의 경우, Fig. 7과 유사한 경향을 보인다. 다만, 표준편차 값이 각각 2와 5이므로, RMS 오차 값이 Fig. 7에 비하여 증가됨을 알 수 있다.

Fig. 10~Fig. 12는 신호원과의 거리 10,000m, 호의 중심각 θ = 90°, 측정시간 간격의 변화에 따른 성능을 나타내었다. 측정시간의 간격이 짧을수록 성능이 향상됨을 알 수 있다. Fig. 10~Fig. 12의 경우, 호의 반지름은 10^4m이므로, 그림에 주어진 RMS 오차에 10^4을 곱하면 실제 RMS 오차를 구할 수 있다. 예를 들어, Fig. 10의 x 좌표의 RMS 오차는 다음과 같다. 측정시간 간격이 0.1초 인 경우, 약 $(10^4)\times(0.7\times10^{-3})$ = 7m 이며, 측정시간 간격이 5초 인 경우, 약 $(10^4)\times(5.5\times10^{-3})$ = 55m 정도이다.

Fig. 13은 신호원과의 거리 10,000m, 측정각의 범위는 90°, 측정시간 간격 0.2초로 고정한 후, 도래각 오차 표준편차에 따른 성능을 나타내었다. 측정각 오차의 표준편차가 작을수록 성능이 향상됨을 알 수 있다. Fig. 13의 경우, 호의 반지름은 10^4m이므로, 그림에 주

어진 RMS 오차에 10^4을 곱하면 실제 RMS 오차를 구할 수 있다. 예를 들어, Fig. 13의 x 좌표의 RMS 오차는 다음과 같다. 표준편차가 1인 경우, 약 $(10^4)\times(0.8\times 10^{-3})$ = 8m이며, 표준편차가 5인 경우, 약 $(10^4)\times(6\times10^{-3})$ = 60m 정도이다.

Fig. 4~Fig. 13에서 선형 LSE 알고리즘, 비선형 LSE 알고리즘, Stansfield 알고리즘의 성능을 보면 선형 알고리즘과 Stansfield 알고리즘의 성능은 비슷하다.

Stansfield 알고리즘은 선형 LSE 알고리즘에 D 행렬 가중치를 추가한 것이다. 신호원과 비행경로 사이의

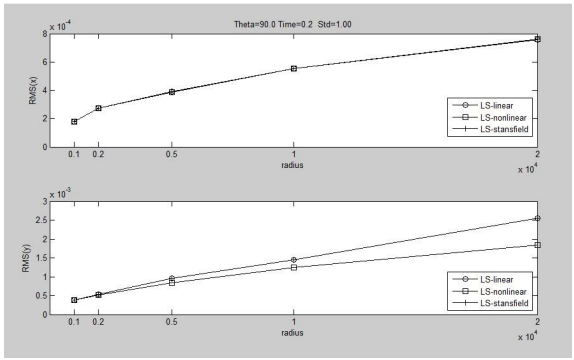


Fig. 4. 반지름에 따른 성능 - 분산 : 1

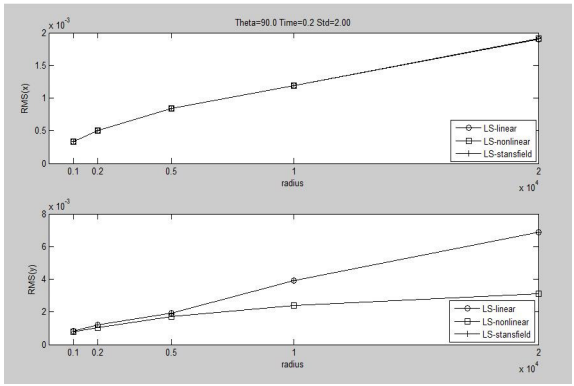


Fig. 5. 반지름에 따른 성능 - 분산 : 2

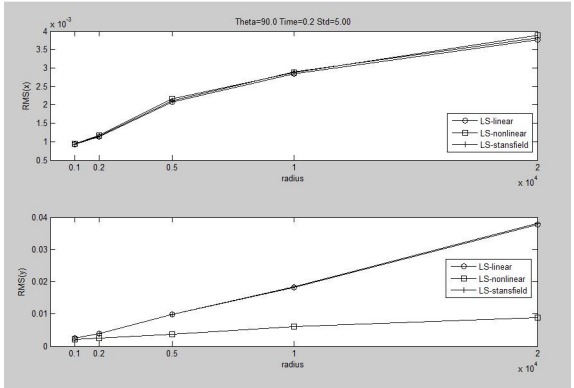


Fig. 6. 반지름에 따른 성능 - 분산 : 5

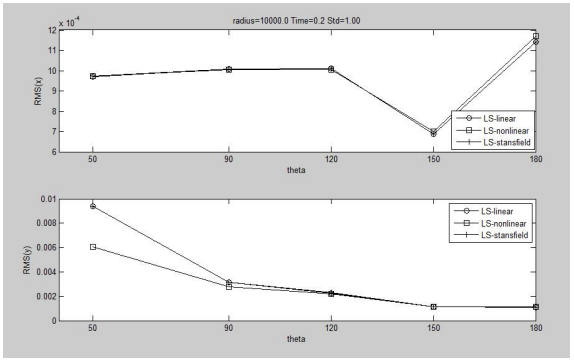


Fig. 7. 호의 중심각에 따른 성능 - 분산 : 1

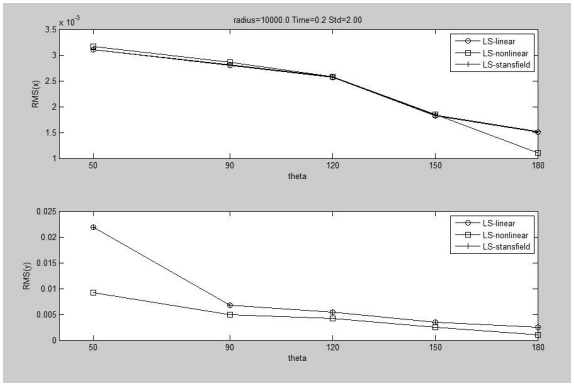


Fig. 8. 호의 중심각에 따른 성능 - 분산 : 2

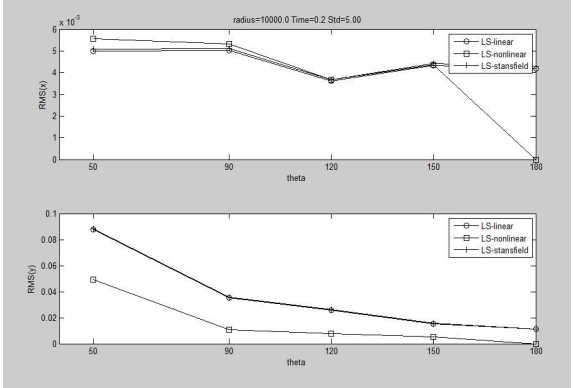


Fig. 9. 호의 중심각에 따른 성능 - 분산 : 5

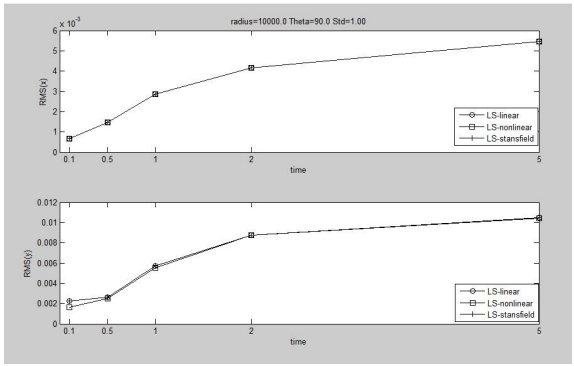


Fig. 10. 측정시간 간격에 따른 성능 – 분산 : 1

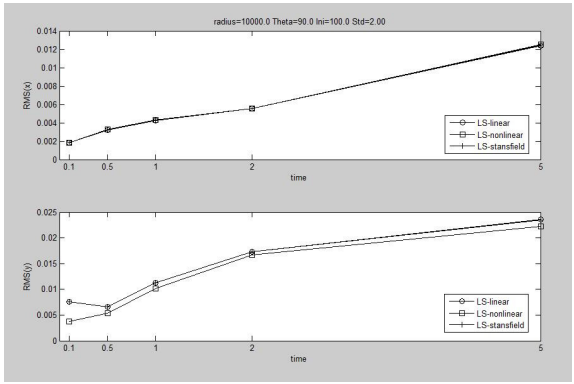


Fig. 11. 측정시간 간격에 따른 성능 – 분산 : 2

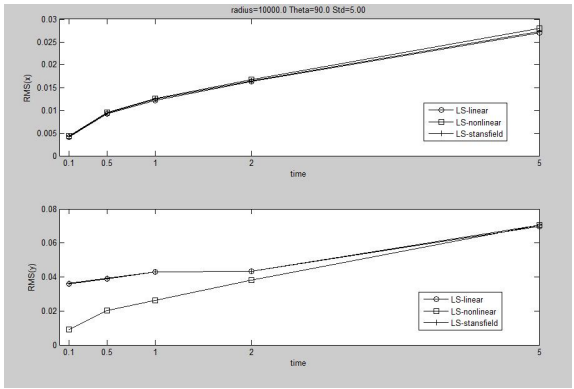


Fig. 12. 측정시간 간격에 따른 성능 – 분산 : 5

거리이므로 비행경로 사이의 거리에 비하여 신호원과 비행경로의 거리가 먼 경우, D 행렬은 거의 단위행렬과 유사하다. 따라서, Stansfield 알고리즘과 선형 알고리즘의 성능은 유사하다.

Fig. 4~Fig. 13에서 선형 LSE 알고리즘의 성능에 비하여 비선형 알고리즘의 성능이 우수함을 알 수 있다. 비선형 LSE 알고리즘의 초기값으로 선형 알고리즘의 결과를 이용할 경우, 신호원 위치 추정치의 정확성이 향상됨을 알 수 있다. 비선형 LSE 알고리즘은 선형 LSE 알고리즘에 비하여 정확성이 증가하는 장점이 있으나, 반복계산으로 인하여 계산량이 많으며 초기 추정치를 필요로 하는 단점이 있다.

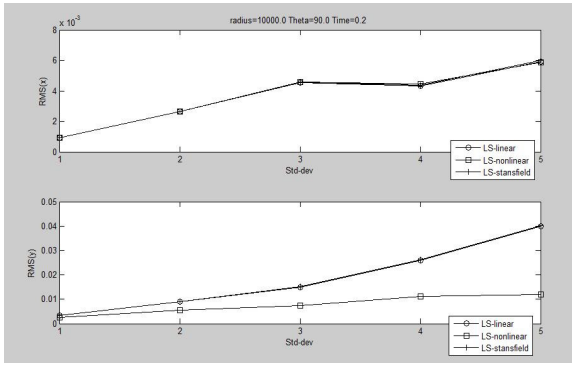


Fig. 13. 도래각 오차 표준편차에 따른 성능

Fig. 4~Fig. 13의 모든 경우에 대하여, x 좌표의 RMS 오차에 비하여 y 좌표의 RMS 오차가 작은 것을 알 수 있다. 이것은 Fig. 3에서 정의된 비행경로에 대하여, 비행경로의 x 좌표의 변화에 비하여 비행경로의 y 좌표의 거의 변화가 매우 작기 때문인 것으로 보인다.

나. 가중치 적용에 따른 성능 변화

Fig. 14~Fig. 16에 가중치를 적용한 알고리즘의 성능과 가중치를 적용하지 않은 알고리즘의 성능을 각각 제시하였다. 동일한 조건에서 50번 반복수행한 후 x 좌표와 y 좌표의 RMS 오차를 각각 구하였다. 비선형 LSE 알고리즘의 초기값은 선형 LSE 알고리즘의 추정값을 이용하였다. 또한, Stansfield 알고리즘의 **D** 행렬 계산을 위하여 선형 LSE 알고리즘의 추정값을 이용하였다.

각각의 그림은 $radius$ = 1000, θ = 150°, 도래각 추정을 수행하는 시간간격 0.2초로 고정하였다. 가중치는 분산의 역수를 주었으며 표준편차의 차이를 1 대 4로 주었다.

$$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix}\sigma_1^2 & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \sigma_2^2 & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_N^2\end{bmatrix}$$

$$\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma_{N/2}^2 = 1^2$$
$$\sigma_{N/2+1}^2 = \sigma_{N/2+2}^2 = \sigma_N^2 = 4^2$$

Fig. 14~Fig. 16을 보면, 선형 알고리즘, 비선형 알고리즘, Stansfield 알고리즘의 경우 모두 가중치를 주었을 때에 성능이 좋아지는 것을 확인할 수 있다. 가중치 미적용 알고리즘 성능에 대한 가중치 적용 알고리즘 성능의 우수성은 잡음 표준편차가 증가할수록 커지는 것을 확인할 수 있다.

동일한 표준편차에서 비교해 보면, 가중치 적용 알고리즘의 RMS 오차는 가중치 미적용 알고리즘의 RMS 오차에 비하여 약 0.5배 정도임을 알 수 있으며, 특히 표준편차가 5인 경우에 대하여 가중치 적용 알고리즘의 RMS 오차는 가중치 미적용 알고리즘의 RMS 오차에 비하여 약 0.3~0.4배 정도를 보임을 알 수 있다.

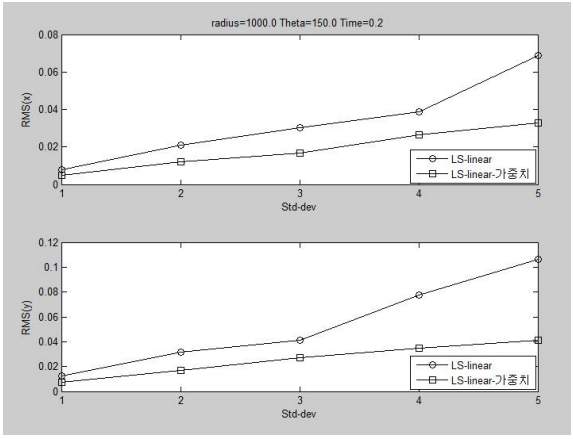


Fig. 14. 가중치 적용여부에 따른 성능비교(선형 알고리즘)

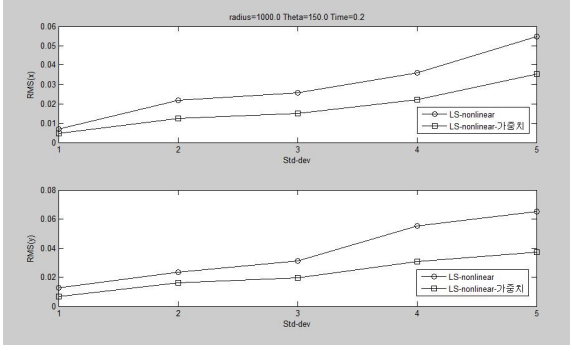


Fig. 15. 가중치 적용여부에 따른 성능비교(비선형 알고리즘)

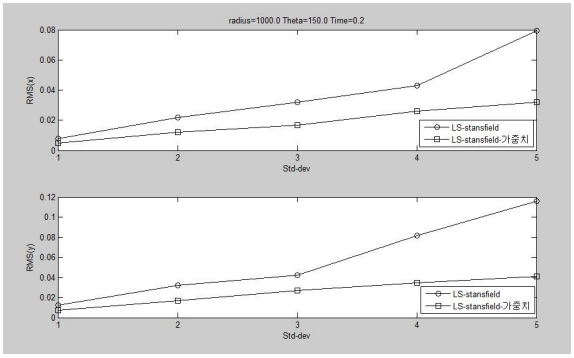


Fig. 16. 가중치 적용여부에 따른 성능비교(Stansfield 알고리즘)

5. 결 론

본 논문에서는 다수의 도래각 추정치를 이용한 고정된 신호원의 위치 추정 알고리즘을 제시하고, 성능을 비교하였다.

선형 LSE 알고리즘, 비선형 LSE 알고리즘, Stansfield 알고리즘 등의 성능을 비교하고, 가중치를 적용함에 따른 성능 향상을 보였다.

Fig. 14~Fig. 16의 동일한 표준편차에서 비교해 보면, 가중치 적용 알고리즘의 RMS 오차는 가중치 미적용 알고리즘의 RMS 오차에 비하여 약 0.5배 정도임을 알 수 있으며, 특히 표준편차가 5인 경우에 대하여 가중치 적용 알고리즘의 RMS 오차는 가중치 미적용 알고리즘의 RMS 오차에 비하여 약 0.3~0.4배 정도를 보임을 알 수 있다.

후 기

이 논문 또는 저서는 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2007-331-D00341).

이 논문은 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(UD080002KD).

Reference

[1] Brown R. M., Emitter Location Using Bearing

Measurements from a Moving Platform, NRL Report 8483, Naval Research Laboratory, Wahington, DC, June 1981.

[2] Poirot, J. L., and M. S. Smith, “Moving Emitter Classification”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-12, No. 2, pp. 255～269, March 1976.

[3] Poirot, J. L., and G. V. McWilliams, “Application of Linear Statistical Models to Radar Location Techniques”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-10, No. 6, pp. 830～834, November 1974.

[4] Gavish, M., and A. J. Weiss, “Performance Analysis of Bearing-Only Target Location Algorithms”, IEEE Trans. AES, Vol. 28, No. 3, pp. 817～828, July, 1992.