2002년도 한국음향학회 학술발표대회 논문집 제21권 제1(s)호

직접파와 coherent 반사파가 있는 시변 DOA추정을 위한 순차적 신호 부공간 추정 기법 연구

임준석, 편용국, 윤석준

세종대학교

Forward Backward VFF-PASTd Algorithm for the Direct and Reflected Signal Environments

Jun-Seok Lim, Yongkug Pyeon and Sug Joon Yoon

Sejong University

요약

지면에 가까이 있는 비행체나 수면에 가까이 있는 수중 운동체에서 도래하는 신호는 직접파와 반사파로 구성되어 있다. 그런 환경에서는 반사파가 직접파와 coherent한 관계를 갖는다. 이런 현상으로 해서 DOA추정을 위해 추정한 correlation 행렬이 singular한 성질을 갖게 된다. 이렇게 singular한 행렬은 DOA추정에 큰 오류를 내게 된다. 또 움직이는 대상의 경우 추정 correlation 행렬의 성질이 시간에 따라 변하게 된다. 본 논문에서는 위 두 상황을 함께 해결하기 위해서 PASTd알고리즘을 변형하여 Forward/Backward Variable forgetting factor를 도입한 PASTd알고리즘을 제안한다.

1. 서론

지면에 가까이 있는 비행체나 수면에 가까이 있는 수중 운동체에서 도래하는 신호는 직접파와 반사파로 구성되어 있다. 그런 환경에서는 반사파가 직접파와 coherent한 관계를 갖는다. 이런 현상으로 해서 DOA추정을 위해 추정한 correlation 행렬이 singular한 성질을 갖게 된다. 이렇게 singular한 행렬은 DOA추정에 큰 오류를 내게 된다. 또 움직이는 대상의 경우 추정 correlation 행렬의 성질이 시간에 따라 변하게 된다. 이런 추정을 제대로 하기 위해서는 행렬 추정을 위한 데이터 창의 길이를 가변 하여야 한다.

본 논문에서는 위 두 상황을 함께 해결하기 위해서 PASTd (Projection Approximation Subspace Tracking with deflation) 알고리즘을 변형하여 Forward / Backward Variable forgetting factor를 도입한 PASTd알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 순차적인 spatial smoothing과 가변 길이 창의 효과를 함께 나타내는 알고리즘이다. 또 그 성능을 컴퓨터 시뮬레

이션을 통해서 보인다.

2. 전후방 PASTd 알고리듬 (Forward Backward PASTd (FB-PASTd) Algorithm)

PASTd 알고리즘은 비교적 적은 수의 계산량을 요구하는 신호 부공간 추정 알고리즘이다. 그 알고리즘을 표1에 요약한다[3]. PASTd알고리즘은 해수면에서와 같이 직접파와 간접파가 동시에 존재하는 coherent 신호 환경에서는 성능이 저하되는 단점을 가지고 있다 그 이유는 coherent 신호를 가지고 추정된 공분산 행렬이 singular한 특성을 가지기 때문이다. 이를 해결하기 위해서 PASTd의 입력 벡터를 센서 배열의 출력신호의 전방/후방 배열로 바꿔서 사용한다. 이 같은 변형된 입력은 부공간 평균 효과를 일으켜서 PASTd 알고리즘이 직접파와 반사파가 동시에 존재하는 환경을 극복할 수 있게 한다. 이 변형된 알고리즘은 표 2에 정리되어 있다.

3. 시변 전후방 PASTd 알고리즘 (Forward Backward VFF-PASTd (FBVFF-PASTd) Algorithm)

접근하는 목표물로부터 오는 신호는 시간에 따라서 각이 변하는 현상이 일어난다. 그 시간당 변화량은 목표물의 움직이는 양상에 따라 달라지기 때문에 미리 알 수 없는 요소이다. 본 논문에서는 앞 절에서 제안한 FB-PASTd 알고리즘에 시변 망각인자를 도입한 FBVFF-PASTd 알고리즘을 제안하여 시변 환경에 효과적으로 대응하도록 한다. 시변 망각인자는 시변 상황에 맞춰서 스스로의 값을 바꿔서 시변 신호 부공간 추정에 기여한다. 새로운 시변 망각인자를 위해서 본 논문에서는 다음 식과 같이 전방 추정 오차 에너지와 후방 추정 오차 에너지 전체를 최소로 하도록 하였다.

$$J_i = \sum_{j=1}^{k} \overline{B}_i(k,j)(\varepsilon_{if}(j)\varepsilon_{if}^H(j) + \varepsilon_{ib}(j)\varepsilon_{ib}^H(j)) \quad (1)$$

where $\overline{B}_i(k,j) = \prod_{t=j+1}^{k} \beta_i(t)$, $0 \le \beta_i(t) \le 1$

$$\beta_i(k) = 1$$

$$\varepsilon_i(j) = [\varepsilon_{if}(j) \vdots \varepsilon_{ib}(j)] = \tilde{x}_i(j) - \underline{w}_i(j-1)\tilde{y}_i(j).$$

위 식으로부터 망각인자를 얻기 위해서 뉴튼 방법으로 식(1)을 최소화 하였다.

$$\beta_i(k+1) = \beta_i(k) - \frac{1}{2}\frac{\partial J_i}{\partial \beta}$$
$$= \beta_i(k) - \alpha\left\{\mathrm{Re}\left[\varepsilon'_{if}(k)\varepsilon_{if}^H(k)\right] + \mathrm{Re}\left[\varepsilon'_{ib}(k)\varepsilon_{ib}^H(k)\right]\right\}$$

(2)

여기서 $\varepsilon_{il}(j) = \tilde{x}_{il}(j) - \underline{w}_i(j-1)\tilde{y}_{il}(j)$.

$$\varepsilon'_{il}(k) = \frac{\partial \varepsilon_{il}(k)}{\partial \beta}$$
$$= -\frac{\partial \underline{w}_i(k-1)}{\partial \beta_i}\tilde{y}_{il}(k) - \underline{w}_i(k-1)\frac{\partial \underline{w}_i^H(k-1)}{\partial \beta_i}\tilde{x}_{il}(k)$$
$$= -\frac{\partial \Psi_i(k-1)}{\partial \beta_i}\tilde{y}_{il}(k) - \underline{w}_i(k-1)\frac{\partial \Psi_i^H(k-1)}{\partial \beta_i}\tilde{x}_{il}(k)$$

and l = f or b.

$\underline{w}_i(t-1)$ 의 미분을 위해서 $\frac{\partial \underline{w}_i(t-1)}{\partial \beta_i}$ 과 $\frac{\partial y_i(t)}{\partial \beta_i}$ 과 $\frac{\partial \lambda_i(t)}{\partial \beta_i}$ 의 순환 계산식을 다음과 같이 유도하였다.

$$\frac{\partial \underline{w}_i(t)}{\partial \beta_i} = \frac{\partial \underline{w}_i(t-1)}{\partial \beta_i} + \varepsilon'_i(t)\frac{\tilde{y}_i^H(t)}{\lambda_i(t)}$$
$$+ \varepsilon_i(t)\left[\frac{\partial \tilde{y}_i^H(t)}{\partial \beta_i}\lambda_i(t) - \tilde{y}_i^H(t)\frac{\partial \lambda_i(t)}{\partial \beta_i}\right]/(\lambda_i(t))^2$$

(3)

여기서 $\varepsilon'_i(t) = [\varepsilon'_{if}(t) \vdots \varepsilon'_{ib}(t)]$ 이다.

$$\frac{\partial \tilde{y}_i(t)}{\partial \beta_i} = \frac{\partial \underline{w}_i^H(t-1)}{\partial \beta_i}\tilde{x}_i(t) \quad (4)$$

$$\frac{\partial\lambda_i(t)}{\partial\beta_i} = \lambda_i(t-1) + \beta_i(t)\frac{\partial\lambda_i(t-1)}{\partial\beta_i} + \frac{\partial\underline{w}_i^H(t-1)}{\partial\beta_i}\tilde{x}_i(t)\tilde{x}_i^H(t)\underline{w}_i(t-1) + \underline{w}_i^H(t-1)\tilde{x}_i(t)\tilde{x}_i^H(t)\frac{\partial\underline{w}_i(t-1)}{\partial\beta_i} \quad (5)$$

식 (1)에서 (5)와 앞 절의 FB-PASTd를 사용하여 표3과 같이 시변 부공간을 추정하는 알고리즘을 만들었다.

4. 시뮬레이션

시뮬레이션을 통해서 제안된 알고리즘의 시간 변화 DOA추정 성능과 coherent 신호 추정 성능을 보이고자 한다. 그림 1은 시간 변환 추정 성능을 보이기 위해서 사용한 시나리오를 나타낸 것이다. 부상각을 2.5o로 설정하고 거리는 400m부터 접근하는 것으로 잡았다. 그림 2은 수면 반사 영향을 억제하는 알고리즘의 성능을 보이고 있고 그림 3는 일반 알고리즘이 지면 반사 영향을 제대로 억제하지 못하는 것을 보이고 있다. 마지막으로 그림 4는 100회의 독립 시행의 결과를 나타낸 것이다.

이 실험을 통해서 시간에 따라 변하는 각도 뿐 아니라 지면으로부터 반사되어 오는 coherent한 환경에서의 추정 성능을 보여준다.

5. 결론

본 논문에서는 직접파와 반사파가 있는 coherent 환경에서 시변 방위 추정에 쓰일 수 있는 신호 부공간 알고리즘에 대해서 제안하고 그 성능을 보였다. 제안된 알고리즘은 방위각이 시간에 따라 변하고 또 coherent한 신호 환경 하에서도 방위각을 성공적으로 추정할 수 있음을 보였다.

참고문헌

[1] Jun-Seok Lim, Seongwook Song and Koeng-Mo Sung,"Variable forgetting factor PASTd algorithm for time-varying subspace estimation," Electronics Letters, Vol.36, No.16, pp.1434~1435, 2000

[2] J. Reilly, J. Litva and P. Bauman:,'New angle-of-arrival estimator: comparative elevation applied to the low-angle tracking radar problem', *IEE Pro. F*, May, 1988, vol. 135, no. 5, pp.408-420.

[3] Bin Yang, "Projection Approximation Subspace Tracking," *IEEE Trans. Signal Proc.*, Vol. 43, No. 1, pp. 95-107, Jan., 1995.

본 연구는 ADD의 지원으로 이루어졌습니다.

표1 PAST

$$x_1(t) = \underline{x}(t)$$

For $i = 1,\cdots,r$ Do

$$y_i(t) = \underline{w}_i^H(t-1)\underline{x}_i(t)$$

$$\lambda_i(t) = \beta\lambda_i(t-1) + |y_i(t)|^2$$

$$\varepsilon_i(t) = x_i(t) - \underline{w}_i(t-1)y_i(t)$$

$$\underline{w}_i(t) = \underline{w}_i(t-1) + \varepsilon_i(t)\frac{y_i^*(t)}{\lambda_i(t)}$$

$$x_{i+1}(t) = x_i(t) - \underline{w}_i(t)y_i(t)$$

END

Where $\underline{w}_i(t)$ and $\lambda_i(t)$ are estimates of the *i-th* eigenvector and eigenvalue of the exponentially weighted sample covariance matrix, r is a vector of signals,

$\underline{x}_f(t) = [x_1(t), x_2(t), \cdots, x_L(t)]^T$,

$\underline{x}_b(t) = [x_L(t), x_{L-1}(t), \cdots, x_1(t)]^{*T}$ and

$x_i(t)$ is *i-th* sensor signal at *t-th* snapshot.

표2. Forward Backward PASTd (FB-PASTd)

$$\widetilde{x}_1(t) = \widetilde{\underline{x}}(t) = [\underline{x}_f(t) \vdots \underline{x}_b(t)]$$

For $i = 1,\cdots,r$ Do

$$\widetilde{y}_i(t) = \underline{w}_i^H(t-1)\widetilde{x}_i(t)$$

$$\lambda_i(t) = \beta\lambda_i(t-1) + |\widetilde{y}_i(t)|^2$$

$$\varepsilon_i(t) = \widetilde{x}_i(t) - \underline{w}_i(t-1)\widetilde{y}_i(t)$$

$$\underline{w}_i(t) = \underline{w}_i(t-1) + \varepsilon_i(t)\frac{\widetilde{y}_i^H(t)}{\lambda_i(t)}$$

$$\widetilde{x}_{i+1}(t) = \widetilde{x}_i(t) - \underline{w}_i(t)\widetilde{y}_i(t)$$

END

표3. 가변 망각인자를 갖는 전후방 PASTd알고리즘

$$\widetilde{x}_1(t) = \widetilde{\underline{x}}(t) = [\underline{x}_f(t) \vdots \underline{x}_b(t)]$$

For $i = 1,\cdots,r$ Do

$$\widetilde{y}_i(t) = \underline{w}_i^H(t-1)\widetilde{x}_i(t)$$

$$\lambda_i(t) = \beta_i(t)\lambda_i(t-1) + |\widetilde{y}_i(t)|^2$$

$$\varepsilon_i(t) = \widetilde{x}_i(t) - \underline{w}_i(t-1)\widetilde{y}_i(t) = [\varepsilon_{if}(t) \vdots \varepsilon_{ib}(t)]$$

$$\varepsilon_i'(t) = -\Psi_i(t-1)\underline{w}_i^H(t-1)\widetilde{x}_i(t)$$
$$-\underline{w}_i(t-1)\Psi_i^H(t-1)\widetilde{x}_i(t) = [\varepsilon'_{if}(t) \vdots \varepsilon'_{ib}(t)]$$

$$\beta_i(k+1) = \beta_i(k)$$
$$-\alpha\{\mathrm{Re}[\varepsilon_{if}'(k)\varepsilon_{if}^H(k)] + \mathrm{Re}[\varepsilon_{ib}'(k)\varepsilon_{ib}^H(k)]\}$$

$$y_i'(t) = \Psi_i^H(t-1)x_i(t)$$

$$S_i(t) = \lambda_i(t-1) - \beta_i(t)S_i(t-1)$$
$$+2\mathrm{Re}[\Psi_i^H(t-1)\widetilde{x}_i(t)\widetilde{x}_i^H(t)\underline{w}_i(t-1)]$$

$$\Psi_i(t) = \Psi_i(t-1) + \varepsilon_i'(t)[\widetilde{y}_i^H(t)/\lambda_i(t)]$$
$$+\varepsilon_i(t)[\widetilde{y}_i'^H(t)\lambda_i(t) - \widetilde{y}_i^H(t)S_i(t)]/\lambda_i^2(t)$$

$$\underline{w}_i(t) = \underline{w}_i(t-1) + \varepsilon_i(t)\frac{\widetilde{y}_i^H(t)}{\lambda_i(t)}$$

$$\widetilde{x}_{i+1}(t) = \widetilde{x}_i(t) - \underline{w}_i(t)\widetilde{y}_i(t)$$

END

where $\widetilde{y}_i'(t) = \dfrac{\partial\widetilde{y}_i(t)}{\partial\beta_i}$, $\Psi_i(t-1) = \dfrac{\partial\underline{w}_i(t-1)}{\partial\beta_i}$

and $S_i(t) = \dfrac{\partial\lambda_i(t)}{\partial\beta_i}$.

표4. 시뮬레이션 결과 정리

	Proposed algorithm			
	Noncoherent case		Coherent case	
Forgetting factor	Mean error	Standard deviation of error	Mean error	Standard deviation of error
0.98	0.153°	0.129°	0.150°	0.136°
0.8	0.016°	0.021°	0.028°	0.039°
Variable	0.015°	0.025°	0.026°	0.037°