

TDOA/FDOA 동시 추정을 위한 순차적 알고리즘에 관한 연구

(A Study on the Sequential Algorithm for Simultaneous Estimation of TDOA and FDOA)

金昌成*, 金重圭*

(Chang-Sung Kim and Joong-Kyu Kim)

요 약

본 논문에서는 수동적 레이더나 소나 어레이에서 수신된 신호에 섞인 잡음이 서로 상관관계가 있을 때 시간 지연과 주파수 지연을 순차적으로 추정하여 목표물의 방향 및 상대 속도를 알아내기 위한 새로운 방법을 제시하였다. 수신된 두 신호사이의 시간 지연과 주파수 지연을 효과적으로 추정하는 것이 본 연구의 목적으로써 제안하는 방법은 시간 지연 추정시에는 3차 cumulant의 1차원적 단면함수를 이용하여 수신된 두 신호에 부가된 잡음의 상관관계에 관계없이 잡음의 영향을 억제시킬 수 있으며, 주파수 지연 추정시에는 앞에서 추정된 시간 지연치를 바탕으로 1차원적 복합 모호 함수(complex ambiguity function:CAF)를 이용함으로써 주파수 분해능을 증가시킴에 따라 연산량을 대폭 감소시킬 수 있게 된다. 기존의 최대 근사 정리(ML)에 의한 추정기와 3차 cumulant를 이용한 복합 모호 함수에 의한 추정기의 성능비교를 위해 신호 대 잡음비에 따른 탐지확률, 평균자승오차를 Monte-Carlo simulation을 통해 비교하였고, 각 알고리즘에 대한 부동소수점 연산량을 실험을 통해 비교하였다.

Abstract

In this paper, we propose a new method that sequentially estimates TDOA(Time Delay Of Arrival) and FDOA(Frequency Delay Of Arrival) for extracting the informations about the bearing and relative velocity of a target in passive radar or sonar arrays. The objective is to efficiently estimate the TDOA and FDOA between two sensor signal measurements, corrupted by correlated Gaussian noise sources in an unknown way. The proposed method utilizes the one dimensional slice function of the third order cumulants between the two sensor measurements, by which the effect of correlated Gaussian measurement noises can be significantly suppressed for the estimation of TDOA. Because the proposed sequential algorithm uses the one dimensional complex ambiguity function based on the TDOA estimate from the first step, the amount of computations needed for accurate estimation of FDOA can be dramatically reduced, especially for the cases where high frequency resolution is required. It is demonstrated that the proposed algorithm outperforms existing TDOA/FDOA estimation algorithms based on the ML(maximum likelihood) criterion and the complex ambiguity function of the third order cumulant as well, in the MSE(mean squared error) sense and computational burden. Various numerical results on the detection probability, MSE and the floating point computational burden are presented via Monte-Carlo simulations for different types of noises, different lengths of data, and different signal-to-noise ratios.

* 正會員, 成均館大學校 電氣電子 및 컴퓨터工學部
(Sung-Kyun-Kwan University, Department of

Electrical Electronic and Computer Engineering)
接受日字:1997年3月11日, 수정완료일:1998年6月19日

I. 서론

우리가 알지 못하는 위치에서 정지하거나 혹은 임의의 속도로 움직이는 물체의 거리, 방향, 그리고 속도 등을 탐지하고자 한다면 전파나 음파를 전송시켜 수신된 반사 파와 전송 파와의 시간지연과 도플러 변이를 계산하여 거리와 속도를 추정할 수 있다. 그런데 만약 전파나 음파를 전송할 수 없는 환경 하에서는 오직 수신되는 신호가 우리가 아는 정보의 전부라고 할 수 있다. 여기서 전파나 음파를 전송할 수 없는 환경에는 여러 가지 경우가 있는데 그 예로서 수중에서의 방향 탐지용 소나를 비롯한 군사용 목적으로 사용되는 레이더 및 소나가 이런 경우에 해당된다^[1]. 수신되는 신호는 우리가 탐지하고자 하는 물체로부터의 신호와 배경잡음으로 정의할 수 있다. 수신되는 신호가 정보의 전부이므로 적어도 두 개 이상의 수신기가 있어야 탐지하고자 하는 물체의 방향과 상대속도를 추정할 수 있다^[2]. 본 연구에서는 협대역 신호 환경 하에서 수동적인 방법으로 시간 지연(TDOA)과 주파수 지연(FDOA)을 추정하여 움직이는 혹은 정지해있는 물체의 방향과 상대속도를 추정하기 위한 새로운 방법을 제시하고자 한다. 기존의 시간 지연과 주파수 지연을 추정하는 알고리즘으로는 2차 통계치를 이용하는 방법 중 최적 추정기인 최대 근사 정리(maximum likelihood criterion)에 의한 알고리즘과 고차 스펙트럼(higher order spectra)을 이용한 알고리즘이 있다^[3] [4]. 두 알고리즘 모두 추정하고자 하는 파라미터인 시간 지연과 주파수 지연을 동시에 추정하기 위하여 복합 모호 함수(complex ambiguity function)를 그 기본 구조로 한다. 일반적으로 시간 지연과 주파수 지연 파라미터 추정 시 두 센서에 입력된 신호에 포함된 잡음이 서로 상관관계가 없다고 가정하는데 반해 본 논문에서는 두 수신기의 잡음이 서로 상관관계가 있을 때의 TDOA/FDOA 추정을 고려하였다. 최대 근사 정리에 의한 추정 알고리즘은 기본적으로 2차 상관함수로서, 그 구조가 단순하여 처리 속도가 빠른 반면 수신된 신호에 부가된 잡음성분들이 서로 상관관계가 있을 때에는 신호 대 잡음비가 저하됨에 따라 추정치의 오 확률이 급격히 증가하는 단점이 있다. 고차 스펙트럼을 이용한 알고리즘은 기본적으로 배경 잡음이 가우시안 분포를 갖을 때, 고차 통계치의 특성을 이용해 잡음이 시간 지연과 주파수 지연의 추정에 미치

는 영향을 제거하는 방법으로서 신호 대 잡음비가 낮은 환경에서도 비교적 추정이 잘 되는 반면 알고리즘의 구조적 문제로 인하여 주파수 분해능이 커짐에 따라 처리속도가 느려지는 단점이 있다.

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 기본적으로 시간 지연과 주파수 지연을 순차적으로 추정하며, 고차 스펙트럼을 이용한 추정기와 비슷한 성능을 유지하는 동시에 알고리즘의 구조적 복잡성을 감소시켜 처리 시간을 단축하는데 초점을 두었다. 구체적으로는 시간 지연 추정 시에는 3차 cumulant의 1차원적 단면함수를 이용하여 처리시간을 단축하였으며 주파수 지연의 추정 시에는 앞에서 추정된 시간 지연 추정치를 바탕으로 1차원적 복합 모호 함수를 통해 알고리즘의 복잡성을 감소 시켰다. 기존 알고리즘의 성능 분석을 위해 ML 기준에 의한 알고리즘, 고차 스펙트럼을 이용한 알고리즘과 제안 알고리즘을 신호 대 잡음비가 5dB에서 -15dB까지 변화할 때 탐지 확률과 평균지연오차에 대해 Monte-Carlo simulation을 수행하였다. 또한, 실제 신호처리과정에서 Fourier 분석을 위해 블록 처리를 할 때 블록의 길이에 따른 부동 소수점 연산 횟수를 측정하여 제안 알고리즘과 기존의 알고리즘들을 비교하였다.

II. 신호 모델

수동적으로 시간 지연과 주파수 지연을 추정하기 위한 신호 모델은 기본적으로 수신기의 기하학적 배열에 의해 생기는 두 신호 사이의 시간 지연과 주파수 지연의 모델링에 기초한다. 이동하는 물체에 의해 방사된 신호가 두 수신기에 입력되었을 때 한 신호는 다른 신호에 비해 시간 곱(time scale)이 된 형태가 되며, 물체의 최고 이동 속도가 신호(전파 혹은 음파)의 전파 속도보다 매우 작은 경우에는 시간 곱이 단순히 주파수의 변이와 동일한 효과로서 나타나는 데 이것을 Doppler 변이라고 한다^[5]. 일반적으로 물체의 최고 이동 속도가 신호의 전파 속도보다 매우 작은 경우에는 시간 곱이 두 신호 사이의 주파수 지연과 같으므로 각 수신기에 수신된 신호 대역이 Doppler 변이만큼의 차이를 보일 뿐 주파수 대역의 크기는 같게 된다. 즉

$$T \cdot B \ll \frac{C}{2 \cdot v} \quad (1)$$

이며 이때 T는 관측된 신호의 길이, B는 신호의 대역

쪽, C 는 신호의 전파속도, 그리고 v 는 물체의 이동속도이다. 이와 반대인 경우에는 시간 축에서의 시간 곱에 의해 주파수 축에서는 대역의 확산 혹은 압축이 일어나므로 각 신호의 대역은 단순한 대역의 변이뿐만 아니라 대역의 크기도 다르게 된다. 전자의 경우는 후자의 경우보다 신호처리의 대상이 되는 대역이 상대적으로 좁으므로 협 대역 신호 모델이라고 하고 후자인 경우는 광 대역 신호 모델이라고 할 수 있다. 구체적으로 두 모델의 경계는 식(1)에 의하여 구분되며, 협 대역 신호 모델은 일반적인 광 대역 신호 모델에서 $|v| \ll C$ 라는 조건에 의해 근사화 되므로 광 대역 신호 모델의 특별한 경우라고 할 수 있다^[5]. 그림 1은 협 대역 신호모델의 예이다.

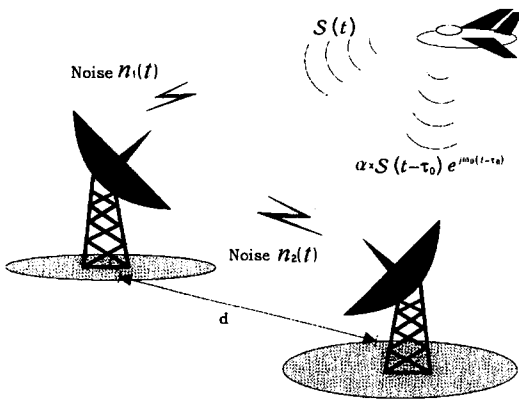


그림 1. Far-field 점 신호원에 의한 시간 지연과 주파수 지연

Fig. 1. Time delay and frequency delay of the far-field point source.

공간상의 움직이는 물체를 탐지하는 기본적인 방법은 크게 우리가 아는 신호를 전파시킨 뒤 그 반사파를 처리하는 능동적인 탐지 방법과 수신되는 전파 혹은 음파만으로 처리하는 수동적인 탐지 방법이 있다^[6]. 전자의 경우는 우리가 아는 신호를 방사상의 방향으로 전파시킨 후 반사되어 수신된 신호와 전송한 신호와의 시간 지연 및 Doppler 변이를 추정하여 탐지된 물체의 상대적 위치와 속도 등을 파악하는 것이다^[7]. 후자의 경우는 그림 1과 같이 2개 이상의 센서를 이용하여 수신된 신호들 사이의 시간지연과 주파수 지연을 측정하여 위치와 상대속도를 추정 할 수 있다. 수동적인 탐지 방법에 있어서 물체의 이동 속도가 우리가 탐지하고자 하는 협 대역 신호에 미치는 영향은 단순히 Doppler 변이의 차이로써, 일반적으로 협 대역 신호를

식(2)와 같이 모델링 할 수 있다.

$$s(t) = e(t) \cdot e^{j\omega_c t}, \quad B_{e(t)} \ll \omega_c \quad (2)$$

식 (2)에서 $e(t)$ 는 기저 대역 신호이며 $B_{e(t)}$ 는 $e(t)$ 의 대역폭, 그리고 ω_c 는 중심주파수를 의미한다. 이때 두 센서에 수신되는 신호 $x(t)$ 와 $y(t)$ 는 각각 아래 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} x(t) &= s(t) + n_1(t) \\ y(t) &= \alpha \cdot s(t - \tau_0) \cdot e^{j\omega_0(t - \tau_0)} + n_2(t) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 ω_0 는 Doppler 변이, 그리고 α 는 감쇄 상수를 의미하며 신호 $s(t)$ 는 평균이 영이고, stationary, 비 가우시안 신호이며, 두 잡음성분 $n_1(t)$ 와 $n_2(t)$ 는 공간적으로 상관된, 평균이 영이고, stationary, 가우시안 신호들로서 신호성분과 잡음성분은 서로 상관관계가 없다고 가정하였다. 문제는 유한한 길이의 수신신호 $x(t)$ 과 $y(t)$ 로 부터 두 신호 사이의 시간 지연 값 τ_0 와 주파수 지연 값 ω_0 를 추정하는 것이다. 이때 입력신호에 부가된 배경 잡음의 주파수 특성과 서로간의 상관 여부에 따라 신호 모델을 다음 몇 가지로 분류해볼 수 있다.

- 1) $n_i(t), i=1, 2$: 백색잡음이며 서로 통계적으로 상관되지 않은 경우
- 2) $n_i(t), i=1, 2$: 백색잡음이며 서로 통계적으로 상관된 경우
- 3) $n_i(t), i=1, 2$: 유색잡음이며 서로 통계적으로 상관되지 않은 경우
- 4) $n_i(t), i=1, 2$: 유색잡음이며 서로 통계적으로 상관된 경우

실제로 이와 같은 신호환경에서, 두 센서사이의 거리(d)를 안다고 가정했을 때 잡음 원 $n_1(t)$ 는 센서 1에만 영향을 주고, 잡음 원 $n_2(t)$ 는 센서 2에만 영향을 준다고 한다는 것은 지나친 단순화에 의한 가정이라 하겠으며 따라서 1), 3)의 모델보다 2), 4)의 신호 모델이 실제 레이더나 소나 환경에 근접 하다고 볼 수 있다.

III. 추정 알고리즘

1. 2차 통계를 이용한 복합 모호 함수 (CAF-MLE) 최대 근사(ML)에 의한 추정기법은 기본적으로 2차

통계 식을 이용하여 두 신호의 유사성을 비교함으로써 원하는 신호파라미터를 추정하는 방법이다. ML 추정치는 각 수신기에 수신된 신호를 ML 정리에 의해 설계한 필터에 의해 먼저 필터링을 한 후 시간 영역에서 복합 모호 함수를 구하여 그 최대치의 위치를 구함으로써 얻을 수 있다^[3]. 이때 필터의 역할은 신호에 섞인 잡음이 추정에 미치는 오류를 최소화하는 것이라고 할 수 있으며, 복합 모호 함수는 두 신호의 상관함수를 이용해 TDOA와 FDOA를 추정하기 위한 기준으로써 실제로 관측한 데이터가 유한한 길이를 가질 때 그 형태는 아래 식(4)와 같다.

$$A_{xy}^{[2]}(\omega, \tau) = \int_0^T x(t)y^*(t+\tau) e^{-j\omega t} dt \quad (4)$$

여기서 "*"는 음 복소켤레를 의미하며 T는 관측시간으로서 TDOA 와 FDOA 추정 값의 정확도를 결정하는 파라미터이다. 배경 잡음이 없는 경우에 신호 모델 식 (3)을 식(4)에 대입하면 아래 식 (5)과 같은 형태가 되며, 또한 식 (6)에서 볼 수 있듯이 복합 모호 함수 $A_{xy}^{[2]}(\omega, \tau)$ 는 $\tau = \tau_0, \omega = \omega_0$ 에서 최고치를 갖게 된다.

$$\begin{aligned} A_{xy}^{[2]}(\omega, \tau) &= \beta \cdot \int_0^T s(t)s^*(t+\tau-\tau_0)e^{-j(\omega+\omega_0)t} dt \\ &+ \int_0^T n_1(t)n_2^*(t+\tau)e^{-j\omega t} dt \quad (5) \\ &\equiv A_{ss}^{[2]}(\omega, \tau) + A_{n_1n_2}^{[2]}(\omega, \tau) \end{aligned}$$

이때 $\beta = \alpha \cdot e^{j\omega_0(\tau_0-\tau)}$ 이고, 복합 모호 함수 $A_{xy}^{[2]}(\omega, \tau)$ 는 아래와 같은 관계를 만족하게 된다.

$$A_{xy}^{[2]}(\omega, \tau) \leq A_{xy}^{[2]}(-\omega_0, \tau) \leq A_{xy}^{[2]}(-\omega_0, \tau_0) \quad (6)$$

각 수신기에서의 신호대 잡음비는 아래 식 (7)과 같이 동일하다고 가정한다.

$$SNR = \frac{P_s}{P_{n_1}} = \frac{P_s}{P_{n_2}} \quad (7)$$

ML에 의한 추정기법은 (5)와 (6)식으로부터 알 수 있듯이 잡음이 없을 경우 혹은 신호 대 잡음비(Signal to noise ratio: SNR)가 비교적 높을 경우에는 매우 신뢰성 있는 추정 값을 얻을 수 있으나, 잡음성분이 서로 상관관계가 있을 경우 SNR 값이 낮아지는 열악한 환경에서는 그 신뢰도가 급격히 저하되는 현상을 나타나게 된다. 구체적인 예제를 아래 그림들에서 살

펴보았다. 비교를 위하여 사용한 파라미터 값들은 $\tau_0 = 4(\text{sec}), \omega_0 = 0.0625$ 로 하였으며 $n_1(t)$ 및 $n_2(t)$ 는 서로 상관된 백색잡음으로 하였다.

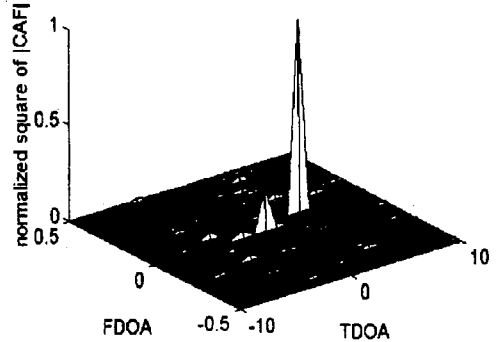


그림 2. MLE에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호 함수 (SNR = 5dB)

Fig. 2. The complex ambiguity function(CAF) for TDOA/FDOA estimation under MLE.(SNR = 5dB)

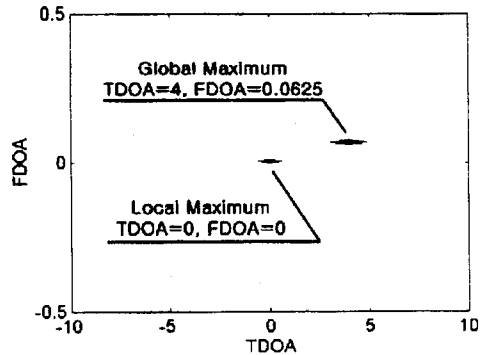


그림 3. MLE에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호 함수의 윤곽선 (SNR = 5dB)

Fig. 3. The contour of the complex ambiguity function(CAF) for TDOA/FDOA estimation under MLE.(SNR = 5dB)

그림 2 및 3은 SNR이 5dB일 때 ML 추정치를 구하기 위한 복합 모호 함수의 시간-주파수 평면상에서의 분포 및 그 윤곽선을 표시하고 있다. 이들 그림 2와 3에서 보는 바와 같이 SNR이 5dB일 때는 잡음 성분의 상관함수 $A_{n_1n_2}^{[2]}(\omega, \tau)$ 에 해당하는 $\omega = 0, \tau = 0$ 에서의 지역 최대 값이 신호 성분의 상관함수 $A_{ss}^{[2]}(\omega, \tau)$ 에 해당하는 $\omega = \omega_0, \tau = \tau_0$ 에서의 추정치 보다 작음을 알 수 있다. 즉 TDOA와 FDOA에 대한 정확한 추정이 가능하다. 그림 4는 SNR이 0dB일 때 ML 추정치를 구하기 위한 복합 모호 함수의 시간-주파수 평면

상에서의 분포이며 그림 5는 그 윤곽선 그림이다. 이 경우는 복합 모호 함수의 최대 값의 위치가 잡음성분에 의한 $A_{n_1, n_2}^{[2]}(\omega, \tau)$ 의 지역 최대 값의 위치가 되어, TDOA 및 FDOA가 오 추정되는 결과를 초래하게 된다. 이와 같이 $n_1(t)$ 와 $n_2(t)$ 가 서로 상관관계가 있을 경우에는 잡음 성분의 상관함수에 의해 배경 잡음의 전력이 커지기 시작하는 0dB이하에서는 정확한 추정이 어렵게 됨을 알 수 있다. 특히 이러한 영향은 $n_1(t)$ 와 $n_2(t)$ 의 상관된 정도에 비례하게 되는데 그 이유는 상관된 정도가 커질수록 잡음성분에 의한 $A_{n_1, n_2}^{[2]}(\omega, \tau)$ 가 커져 추정오류를 범할 확률이 더 커지기 때문이다.

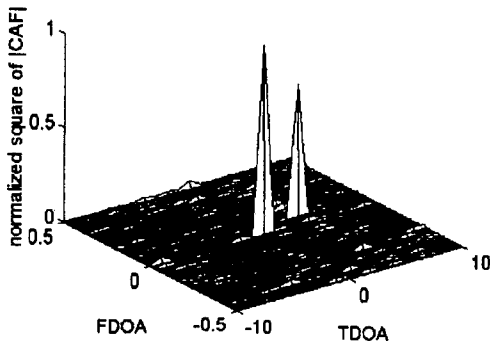


그림 4. MLE에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호 함수 (SNR = 0dB)

Fig. 4. The complex ambiguity function(CAF) for TDOA/FDOA estimation under MLE.(SNR = 0dB)

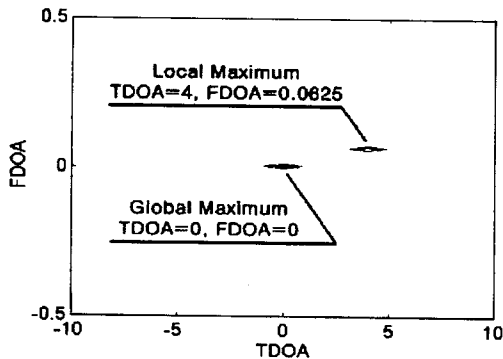


그림 5. MLE에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호 함수의 윤곽선 (SNR = 0dB)

Fig. 5. The contour of the complex ambiguity function(CAF) for TDOA/FDOA estimation under MLE.(SNR = 0dB)

2. 고차통계를 이용한 복합모호함수 (CAF-HOC)
ML 추정기의 장점은 상관함수에 기초한 알고리즘

으로써 그 구조가 단순하여 구현이 쉽고, 또한 2차 통계를 이용하는 알고리즘 중에서 최적 추정기라는 점이 다^[2]. 그러나 앞 절의 예제에서 볼 수 있었던듯이 두 수신기에 수신된 신호의 잡음성분들이 서로 상관관계가 있을 경우엔 SNR이 감소하면서 잡음 전력이 커짐에 따라 정확한 추정이 어려워진다는 결정적 단점이 있다. 즉, 이와 같은 단순한 상관함수에 기초한 방법으로는 잡음전력이 신호전력보다 커지면 추정이 불가능하게 된다. 따라서 이와 같은 낮은 SNR의 환경에서는 각 수신기에 수신된 신호로부터 배경잡음의 영향을 효율적으로 제거할 수 있는 고차통계(higher order statistics)를 이용하여야 한다. 고차통계는 일반적으로 3차 이상의 통계치를 통칭하며, 크게 stochastic 신호에 대해서는 higher order cumulant(HOC)로서, deterministic 신호에 대해서는 higher order moment (HOM)로서 정의되며, stationary random process $x(t)$ 의 경우 HOC는 $x(t)$ 를 구성하는 신호성분들로 이루어진 HOM의 선형 조합으로 표현된다^[13]. 본 논문에서는 stationary Gaussian random process의 3차 이상의 HOC는 이론적으로 zero라는 특성을 이용하여 ML 추정기가 안고있는 단점인 상관된 잡음 환경 하 및 낮은 SNR에서의 추정문제를 해결하고자 한다. 즉, Gaussian random process의 HOC는 이론적으로 zero이므로 이 성질을 복합 모호 함수에 적용시키면 상관된 Gaussian 잡음을 효과적으로 억제할 수 있게 되는데 이때 n 개의 불 특정한 신호 $(x_i)_{i=1}^n$ 에 대한 차수 r 의 고차 cumulant에 대한 일반적인 정의는 식 (8)과 같다^[13].

$$Cum[x_1^{k_1}, x_2^{k_2}, \dots, x_n^{k_n}] \equiv (-j)^r \frac{\partial^r \Psi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)}{\partial \omega_1^{k_1} \partial \omega_2^{k_2} \dots \partial \omega_n^{k_n}} \Big|_{\omega_1 = \dots = \omega_n = 0} \quad (8)$$

여기서 k_i 는 신호성분 x_n 의 차수이고 $r = \sum_{i=1}^n k_i$ 이며 Ψ 는 $(x_i)_{i=1}^n$ 들 간의 joint characteristic function의 자연로그로서 $\Psi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n) \equiv \ln \{E[\exp(j(\omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_n x_n))]\}$ 이며, 이때 $E\{\cdot\}$ 는 수학적 기대값을 의미한다. 식 (8)에서 볼 수 있듯이 HOC는 차수가 커짐에 따라 비례하여 계산량이 증가하므로, 본 논문에서는 가장 간단한 구조의 HOC인 3차 cumulant를 이용하기로 한다. 신호 모델 식(3)으로부터 3차 cumulant를 구하면 식(9)와 같이 된다.

$$\begin{aligned}
 C_{xy}(t, \tau) &\equiv \text{Cum}\{x(t), x(t+\tau), y^*(t+\tau)\} \\
 &= E\{x(t) \cdot x(t+\tau) \cdot y^*(t+\tau)\} \\
 &= \beta \cdot E\{s(t) \cdot s(t+\tau) \cdot s(t+\tau-\tau_0)\} e^{-j\omega_0 t} \quad (9) \\
 &\equiv \beta \cdot C_{ss}(t, \tau-\tau_0) e^{-j\omega_0 t}
 \end{aligned}$$

이때 $\beta = \alpha \cdot e^{-j\omega_0(\tau-\tau_0)}$ 이며 $C_{xy}(t, \tau)$ 는 $x(t)$, $x(t)$, $y^*(t+\tau)$ 의 상호 3차 cumulant를 나타낸다. 위의 식 (9)에 의하여 $x(t)$ 와 $y(t)$ 의 3차 HOC를 이용한 복합 모호 함수를 구하면 식(10)과 같이 된다.

$$\begin{aligned}
 A_{xy}^{[3]}(\omega, \tau) &= \int_0^T C_{xy}(t, \tau) e^{-j\omega t} dt \\
 &= \beta \cdot \int_0^T C_{ss}(t, \tau-\tau_0) e^{-j(\omega+\omega_0)t} dt \quad (10)
 \end{aligned}$$

여기서 TDOA 파라미터의 탐색영역을 $TDOA_{\min} \leq \tau \leq TDOA_{\max}$ 로 설정했을 때 $|C_{ss}(t, \tau_0)| \geq |C_{ss}(t, \tau)|$; $\rho \neq 0$ 의 관계가 항상 성립하게 되며 $A_{xy}^{[3]}(\omega, \tau)$ 의 크기 $|A_{xy}^{[3]}(\omega, \tau)|$ 은 이론적으로, 상관된 잡음에 관계없이 $\tau = \tau_0, \omega = \omega_0$ 에서 최고 값을 갖음을 알 수 있다. 따라서 고차 통계에 의한 복합 모호 함수를 이용하여 신뢰할 수 있는 TDOA/FDOA 추정이 가능함을 알 수 있다. 그림 6에서 8까지는 앞의 III-1에서와 동일한 신호 및 잡음 환경 하에서 3차 HOC를 이용한 경우의 실험결과들이다. 그림 6과 8은 백색 잡음신호가 서로 상관되고 SNR이 각각 0dB 및 -5dB인 경우에 대한 복합 모호 함수를 나타내며, 그림 7과 9는 그림 6과 8의 윤곽선 그림이다. 그림 6과 8에서 보듯이 같이 3차 cumulant를 이용한 복합 모호 함수는 백색 가우시안 잡음원들의 상관함수 성분을 효과적으로 억제시킬 수 있음을 알 수 있다.

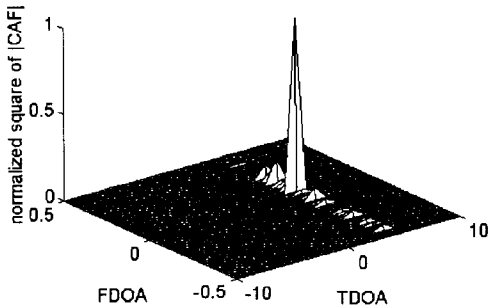


그림 6. HOC에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호함수 (SNR=0dB)
Fig. 6. The CAF for TDOA/FDOA estimation under HOC (SNR = 0dB).

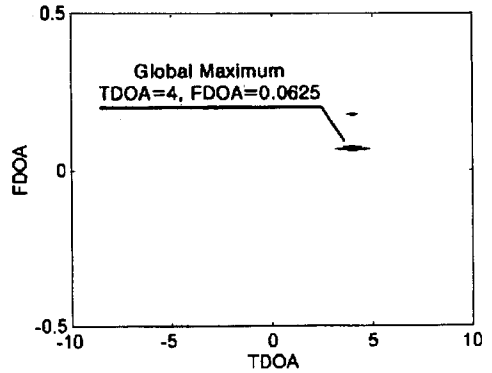


그림 7. HOC에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호함수의 윤곽선 (SNR=0dB)
Fig. 7. The contour of the CAF for TDOA/FDOA estimation under HOC (SNR = 0dB).

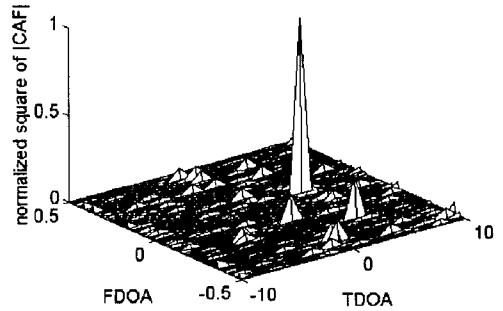


그림 8. HOC에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호함수 (SNR=-5dB)
Fig. 8. The CAF for TDOA/FDOA estimation under HOC (SNR = -5dB).

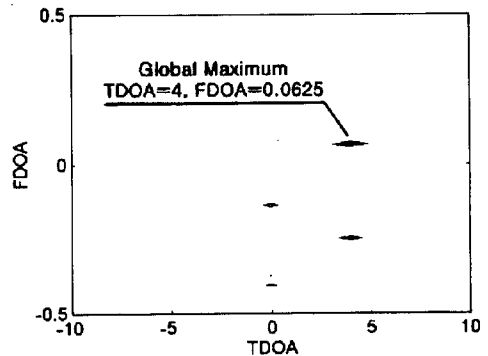


그림 9. HOC에 의한 TDOA/FDOA 추정을 위한 복합 모호함수의 윤곽선 (SNR=-5dB)
Fig. 9. The contour of the CAF for TDOA/FDOA estimation under HOC (SNR = -5dB).

위의 식(10)은 기본적으로 $C_{xy}(t, \tau)$ 의 Fourier 변환이므로 알고리즘화하여 추정기를 구현하기 위해서

는 $C_{xy}(t, \tau)$ 의 길이가 제한되어야 하는데 보통은 계산의 편의를 위해 샘플링 후 FFT를 취하기에 용이한 길이로(e.g. 128, 256, 512...) 제한하게 된다. 또한 추정하고자하는 파라미터에 요구되는 분해능에 따라 $C_{xy}(t, \tau)$ 의 길이를 적당하게 조절해야 하고, 따라서 먼저 $C_{xy}^*(t, \tau)$ 의 추정값 $\widehat{C}_{xy}(t, \tau)$ 에 대한 계산이 요구된다. 이를 위해서는 우선 동일한 데이터 길이를 갖는 $x(t)$ 와 $y(t)$ 를 여러 개의 블록으로 50%씩 중첩시켜서 자른 후, 각 블록에 대하여 식 (11)과 같이 labeling을 한다. 이때, 각 블록의 길이는 동일해야 하며 추정하고자하는 파라미터에 요구되는 분해능이 높을수록 길어지게 된다.

$$\begin{aligned} x(t) &= (x_{1st\ seg.}, x_{2nd\ seg.}, \dots, x_{nth\ seg.}) \\ y(t) &= (y_{1st\ seg.}, y_{2nd\ seg.}, \dots, y_{nth\ seg.}) \end{aligned} \quad (11)$$

이때 각 블록을 50%씩 중첩하는 이유는 $\widehat{C}_{xy}(t, \tau)$ 의 분산을 줄이고 아울러 추정하고자 하는 파라미터에 대한 분산 또한 감소시키기 위함이다. 모든 블록에 대하여 동일한 레이블을 가진 블록끼리 $\{\widehat{C}_{xy}^{(i)}(t, \tau)\}$ 을 구한 뒤 그 평균을 구해서 $\widehat{C}_{xy}(t, \tau)$ 을 구하게 되는데 이 과정을 블록 처리(block processing)라고 한다. 결국, 추정하고자 하는 파라미터의 분산을 감소시키기 위하여 센서에 수신된 데이터를 동일한 길이를 갖는 블록 단위로 나누어 각 블록을 50%씩 중첩하여 고차 통계치를 산출하게 되며. 이러한 블록 처리는 전체 알고리즘의 수행시간을 증가시키는 요인이 된다^[14]. 식 (12)는 블록 처리과정을 수식으로 나타낸 것이다.

$$\widehat{C}_{xy}(t, \tau) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x(t[i])x(t[i])y^*(t[i] + \tau) \quad (12)$$

이때 $t[i] = [1 + (i-1)L \cdot p, \dots, L + (i-1)L \cdot p]$ 이 되며, τ 의 범위는 $TDOA_{min} \leq \tau \leq TDOA_{max}$ 와 같다. 식 (12)에서 p 는 블록이 중첩되는 백분율이며, M 은 전체 블록의 개수, L 은 블록의 크기를 나타낸다. 식 (12)에서 $\widehat{C}_{xy}(t; \tau)$ 는 그 길이가 블록의 길이와 동일하게 되며, 이 블록의 크기는 복합 모호 함수의 계산에서 FFT의 길이가 된다. 따라서 주파수 분해능을 높이기 위해 블록의 크기를 크게 하면 그에 따라 FFT의 길이도 커지게 되어 추정을 위한 FFT 연산량이 증가하게 된다. 또한 HOC에 의한 복합 모호 함수는

기본적으로 시간 지연과 주파수 지연을 동시에 추정하므로 총 연산량은 증가된 FFT 연산량에 시간 지연의 최대 탐색 범위를 곱한 것이 된다. 반대로 추정 속도를 빠르게 하기 위해 블록의 크기를 줄이면 주파수 분해능의 감소를 초래하여 저속 목표물의 탐지 상대속도 추정의 정밀도가 떨어지게 된다. 즉 시간 지연과 주파수 지연 추정시 추정속도는 시간 지연 파라미터의 최대 검색 범위와 주파수 지연의 분해능에 비례하여 증가한다. 본 논문에서는 기존의 방법에서 복합 모호 함수를 이용한 동시 추정방법에서 발생하는 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 시간 지연을 추정된 후 추정된 시간 지연값을 복합 모호 함수의 1차원적 단면함수에 대입하여 주파수 지연을 추정하는 순차적 추정기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 시간 지연과 주파수 지연을 독립적으로 추정하며, 시간 지연 추정시에는 주파수 지연의 추정 오류와는 무관하게 되고, 주파수 지연 추정시에는 주파수 분해능을 높이기 위해 블록의 길이를 크게 해도 그에 따른 연산량의 증가를 극소화 할 수 있다는 장점을 지니게 된다.

3. 제안 알고리즘 (순차적 추정)

앞 절에서 살펴본 바와 같이 CAF-HOC에 의한 방법은 기본적으로 블록단위의 Fourier 분석이라 할 수 있다. 즉, $C_{xy}(t, \tau)$ 의 τ 를 일정 범위($TDOA_{min} \leq \tau \leq TDOA_{max}$)에 대해 탐색하면서 Fourier 변환을 함으로써 HOC를 이용한 복합 모호 함수를 계산하게 되고 이러한 CAF-HOC는 τ 와 ω 의 함수로 나타나게 되며 우리가 추정하고자하는 파라미터는 식 (10)에서와 같이 CAF-HOC가 최대값을 갖는 위치에서의 τ 와 ω 값이 된다. 따라서 이러한 방법은 CAF-HOC의 최대값을 탐지하는 동시에 시간지연과 주파수 지연값을 함께 얻을 수 있는 추정알고리즘이다. 한편 관측신호 $x(t)$ 와 $y(t)$ 의 길이가 유한할 때 각 블록의 길이가 증가할수록, 전체 블록의 개수는 줄어들지만, HOC에 대한 계산량이 증가되고 아울러 FFT길이의 증가에 의한 복합모호함수의 계산량이 증가되어 CAF-HOC의 전체 연산량은 매우 크게 증가하게 된다. 또한 시간 지연의 탐색범위에 대한 정보가 없을 경우 탐색범위가 늘어나게 되어 이 또한 연산량의 증가에 한 요인이 된다 (식 (10)참조). 그러므로 식 (13)에서와 같이 CAF-HOC를 이용한 시간 지연 및 주파수 지연의 동시 추정에 요구되는 전체 계산시간은 시간 지연의 최

대 탐색범위와 블록의 길이의 곱에 비례하여 결정되게 된다.

$$\text{Computation Time} \propto \text{Max. TDOA Search Range} \times \text{Block Size} \quad (13)$$

따라서 블록 크기의 증가는 곧 추정치에 대한 분산의 증가와 함께 처리 속도의 급격한 증가라는 심각한 결과를 초래한다. 이에 반해 본 연구에서 제안하는 알고리즘은 시간 지연과 주파수 지연의 추정을 분리한 방법으로서, 시간 지연 추정시에는 단순히 수신된 신호들에 대한 3차 cumulant들간의 상관함수로부터 시간 지연을 추정한 후, 이 추정치를 복합 모호 함수의 1차원적 단면함수에 대입하여 주파수 지연을 추정하게 된다. 따라서 주파수 분해능을 증가시키기 위해 블록의 길이를 늘린다 하더라도 FFT길이(블록의 길이)에 따른 연산량의 증가는 기존의 알고리즘들에 비해 매우 작게 된다. 구체적으로, 제안알고리즘의 첫 번째 단계인 시간 지연 추정에서는 $x(t)$ 와 $y(t)$ 에 대한 두개의 상호 3차 cumulant를 계산하지만 식 (9)와는 달리 cumulant의 1차원적 단면함수를 구하는 것이므로 계산량이 크지 않고, 두 번째 단계인 주파수 지연 추정에서는 단순히 복합 모호 함수의 1회 Fourier 변환만 취함으로써 전체 계산량에 미치는 영향을 극소화 할 수 있다. 이것은 4 절에서 실험을 통하여 검증된다. 따라서 제안하는 알고리즘은 블록 단위 처리를 해야했던 CAF-HOC 알고리즘의 처리속도문제와 주파수 분해능문제를 동시에 해결한 방법이라 할 수 있다.

1) 복합 모호 함수의 1차원적 단면함수에 의한 TDOA추정

시간 지연을 추정하기 위해서 수신된 신호 $x(t)$ 의 자기 3차 cumulant와 $x(t)$, $y(t)$ 의 상호 3차 cumulant를 각각 구하면 식(14)와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Cum}_{xxx}(\tau) &= \text{Cum}_{sss}(\tau) \\ \text{Cum}_{yyx}(\tau) &= \text{Cum}_{ss's}(\tau + \tau_0) \end{aligned} \quad (14)$$

식 (14)에서 각 cumulant가 목표물로부터의 신호 $s(t)$ 만의 cumulant인 이유는, 첫째로 $s(t)$ 와 $n_1(t)$, $n_2(t)$ 의 상호 cumulant들은 서로 통계적 독립이며 각 신호 성분들이 zero mean이라는 특성 때문이며, 둘째로 $n_1(t)$ 와 $n_2(t)$ 의 cumulant는 $n_1(t)$ 와 $n_2(t)$ 가 Gaussian random process라는 특성에 의해 제거되기 때문이다. 구체적인 알고리즘은 식(14)로부터 얻은

두 상호 3차cumulant의 1차원적 단면함수들이 τ 만의 함수이며 서로 τ_0 만큼 변이된 특성을 이용하여 식 (15)와 같이 상관함수를 취한 후 최대값을 구함으로써 시간지연 추정치 τ_0 를 얻을 수 있다. 그림 10과 12는 신호 대 잡음비가 -5dB이고 신호에 상관된 백색/유색 Gaussian 잡음이 섞여 있을 때 제안 알고리즘으로 시간 지연을 추정한 결과를 각각 보여 주고 있다.

$$\text{argmax}_{\delta} E\{\text{Cum}_{xxx}(\tau) \text{Cum}_{yyx}(\tau + \delta)\} = \tau_0 \quad (15)$$

2) 1차원적 복합모호함수에 의한 FDOA추정
 앞의 1) 에서 추정된 시간 지연치를 주파수 지연을 추정하기 위해 복합모호함수의 1차원적 단면함수에 대입하면 식 (16)와 같은 형태가 된다.

$$\begin{aligned} |A_{xy}^{(3)}(\omega, \tau = \tau_0)| &= \left| \int_0^T C_{xyx}(t, \tau = \tau_0) e^{-j\omega t} dt \right| \\ &= \left| \int_0^T C_{sss}(t, 0) e^{-j(\omega + \omega_0)t} dt \right| \end{aligned} \quad (16)$$

식(16)에서 $|A_{xy}^{(3)}(\omega, \tau = \tau_0)|$ 는 $\omega = \omega_0$ 에서 최고치가 됨을 알 수 있다. 그림 10에서 13까지는 잡음이 서로 상관관계를 가질 때 신호대 잡음비가 -5dB일때 제안한 알고리즘으로 시간/주파수 지연을 추정한 결과이다. 그림 10과 11은 백색 잡음일 때, 그리고 12와 13은 유색 잡음일 때의 실험결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 제안하는 알고리즘이 SNR이 -5dB일때도 시간 지연과 주파수 지연 모두 추정이 잘 되고 있음을 알 수 있다.

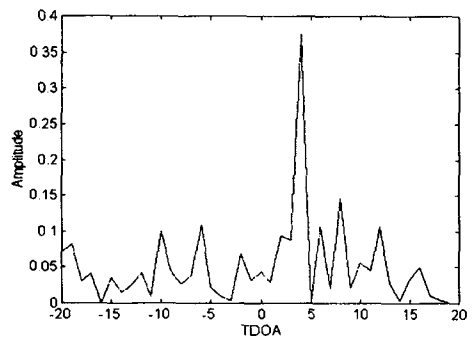


그림 10. 제안 알고리즘에 의한 TDOA 추정(SNR=-5dB): 백색 잡음인 경우 HOC의 1차원적 단면함수

Fig. 10. TDOA estimation using proposed algorithm (SNR = -5dB): 1-dimensional slice function of HOC in the case of white noise.

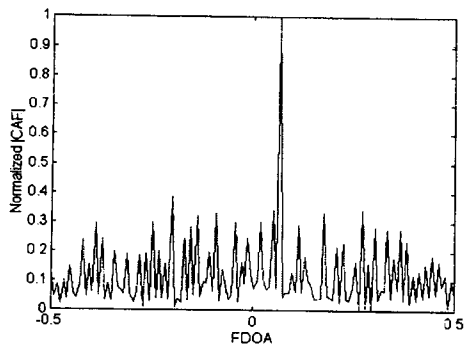


그림 11. 제안 알고리즘에 의한 FDOA 추정(SNR=-5dB): 백색 잡음인 경우 1차원적 복합 모호 함수

Fig. 11. FDOA estimation using proposed algorithm (SNR =-5dB): 1-dimensional CAF in the case of white noise.

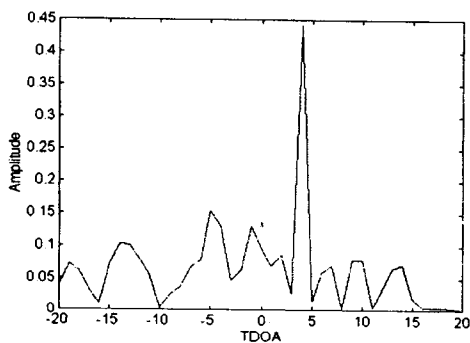


그림 12. 제안 알고리즘에 의한 TDOA 추정(SNR=-5dB): 유색잡음의 경우 HOC의 1차원적 단면 함수

Fig. 12. TDOA estimation using proposed algorithm (SNR =-5dB): 1-dimensional slice function of HOC in the case of colored noise.

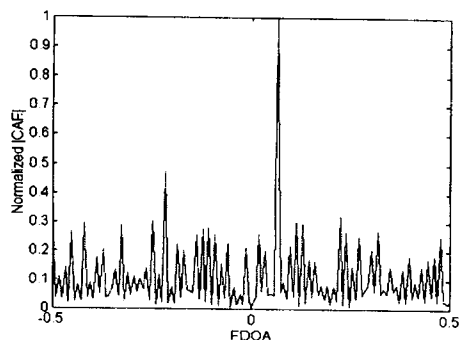


그림 13. 제안 알고리즘에 의한 FDOA 추정(SNR=-5dB): 유색잡음인 경우 1차원적 복합 모호 함수

Fig. 13. FDOA estimation using proposed algorithm (SNR =-5dB): 1-dimensional CAF in the case of colored noise.

4. 알고리즘 분석 및 비교

최대 근사 기법에 의한 추정은 두 센서에 수신된 신호에 섞인 잡음들이 서로 상관관계가 있을 경우 0dB이하에서 추정성능이 매우 열화됨은 III.1절에서 언급된바 있다. 이와 같은 추정성능이 아닌 신호 처리 관점에서 기존의 CAF-HOC와 제안한 순차적 추정 알고리즘의 비교는 크게 두가지로 요약된다. 한가지는 알고리즘을 수행하는데 걸리는 처리시간(time complexity)이며, 다른 한가지는 두 알고리즘 수행시에 요구되는 메모리용량(storage)이다. 이 두가지 요소는 알고리즘의 비교 분석시 가장 중요한 요소로서 모든 알고리즘의 계열화 및 성능분석의 지표가 된다^[16]. 비교를 위해 두 알고리즘의 순서도를 그려보면 다음과 같다.

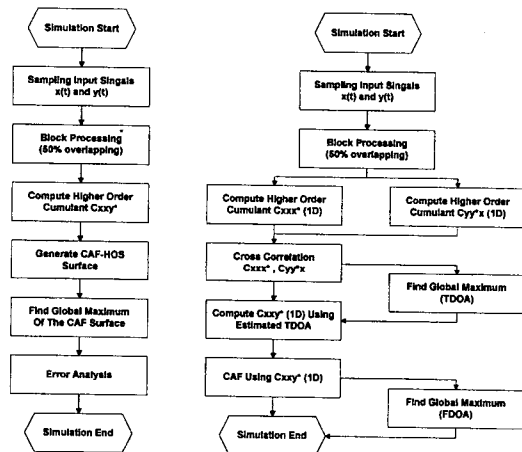


그림 14. (좌) CAF-HOC의 흐름도 (우) Sequential algorithm의 흐름도

Fig. 14. (Left) Flow chart of the CAF-HOC (Right) Flow chart of the sequential algorithm.

그림 14를 토대로 하여 처리 시간과 메모리 용량측면에서 CAF-HOC 알고리즘과 제안한 순차적 알고리즘의 비교 결과를 살펴보면 표 1과 같다. 여기서 메모리 용량 계산 시에는 입력신호를 저장하는 공간처럼 두 알고리즘에 공통되는 배열, 그리고 작은 용량의 변수와 같은 자료구조는 포함하지 않았다.

표 1에서 NSAMP는 한 블록의 샘플수이고, TDOASR은 TDOA의 탐색범위이며 SL은 $x(t)$, $y(t)$ 의 길이이다. 표 1에서 보는 바와 같이 메모리 용량에 있어서나 처리시간에 있어서 제안한 알고리즘이 더욱 효율적인 추정기라는 사실을 알 수 있다. 구체적인 실

험결과에 의한 수치적 비교는 다음 장에서 제시하기로 한다.

표 1. CAF-HOC와 제안 알고리즘의 효율성 비교

Table 1. Comparison of efficiency between CAF-HOC and proposed algorithm.

	Major Memory Storage	Time Complexity
CAF-HOC Algorithm	4 x NSAMP x (TDOASR+1)	$O(\text{TDOASR} \times (2\text{SL}-1))$
Sequential Algorithm	Max(NSAMP x 1, 4 x TDOASR+1)	$O(\text{TDOASR} \times \text{SL})$

IV. 모의실험 및 결과

각 알고리즘의 성능 비교를 위해서 추정치에 대한 탐지 확률과 평균자승오차를 구하기 위해 Monte-Carlo simulation을 수행하였으며, 블록 처리시에 각 블록크기의 변화에 따른 각 알고리즘의 연산 횟수를 1 회 실험을 통해 비교 분석하였다.

1. 성능 비교

모의 실험에서는 신호 모델 (3)에서 $s(t)$ 는 exponential 분포를 갖는 random process로, $n_i(t)$, $i=1,2$ 는 Gaussian 분포를 갖는 random process로 설정하였으며, $\tau_0=4$, $\omega_0=0.0625$, 로 각각 정하였다. III장에서 설명한 세가지 알고리즘에 대해 SNR을 5dB에서 -15dB 까지 1 dB 간격으로 변화시키면서 각 경우마다 반복횟수를 100번으로 하여 Monte-Carlo simulation을 수행하였다. 시간 지연의 최대 탐색범위는 -10에서 +10까지로 하였고, 정규화된 주파수 지연의 최대 탐색범위는 -0.5에서 +0.5까지로 하였다. 잡음이 상관된 경우/상관되지 않은 경우, 그리고 백색/유색인 경우에 따라 4가지로 분리하여 실험하였으며 각 경우에 대해 추정치의 탐지확률과 평균자승오차를 계산하여 그림 15에서 22까지 도시하였다. 실험 결과를 전체적으로 분석해 보면 백색 가우시안 잡음이고 잡음성분이 서로 상관되어있을 때 ML 추정기는 0dB이하에서 시간 지연과 주파수 지연 추정치의 평균 자승오차가 급격히 증가함을 볼 수 있었고, 이에 반해 CAF-HOC 알고리즘은 -5dB에서 시간 지연과 주파수 지연 추정치의 평균자승오차가 커지기 시작했다. 제안한 알고리즘은 CAF-HOC 알고리즘과 비슷한 수

준인 -6dB에서 평균자승오차가 증가했다. 유색 가우시안잡음이고 역시 잡음성분이 서로 상관되어있을 때 ML 추정기는 3dB이하에서 시간 지연과 주파수 지연 추정치의 평균자승오차가 급격히 증가하고 CAF-HOC 알고리즘은 -4dB에서, 제안한 알고리즘은 -5dB에서 평균자승오차가 증가함을 볼 수 있다.

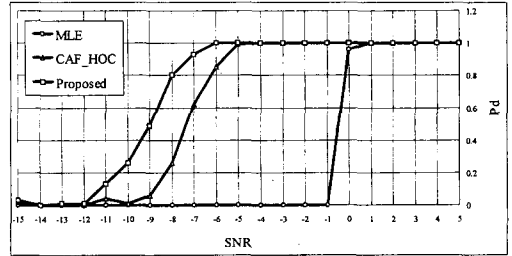


그림 15. 배경 잡음이 Gaussian 백색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 시간 지연의 탐지 확률

Fig. 15. Probability of detection of TDOA between two signal measurements corrupted by correlated white Gaussian noise.

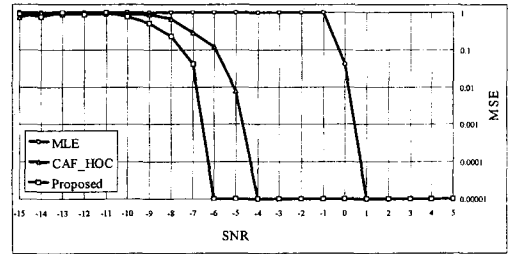


그림 16. 배경 잡음이 Gaussian 백색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 시간 지연의 평균자승오차

Fig. 16. Normalized mean square error of TDOA between two signal measurements corrupted by correlated white Gaussian noise.

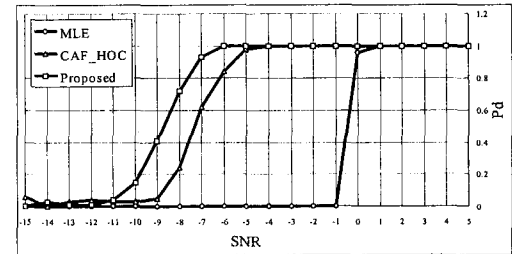


그림 17. 배경 잡음이 Gaussian 백색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 주파수 지연의 탐지 확률

Fig. 17. Probability of detection of FDOA between two signal measurements corrupted by correlated white Gaussian noise.

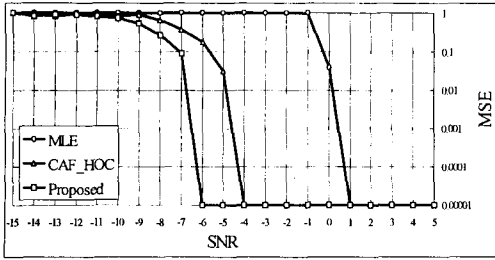


그림 18. 배경 잡음이 Gaussian 백색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 주파수 지연의 평균자승오차
 Fig. 18. Normalized MSE of FDOA between two signal measurements corrupted by correlated white Gaussian noise.

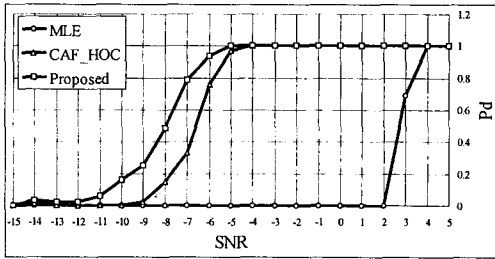


그림 19. 배경 잡음이 Gaussian 유색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 시간 지연의 탐지 확률
 Fig. 19. Probability of detection of TDOA between two signal measurements corrupted by correlated colored Gaussian noise.

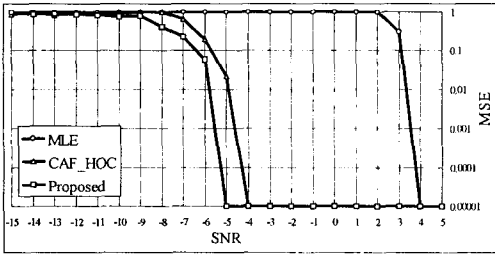


그림 20. 배경 잡음이 Gaussian 유색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 시간 지연의 평균자승오차
 Fig. 20. Normalized MSE of TDOA between two signal measurements corrupted by correlated colored Gaussian noise.

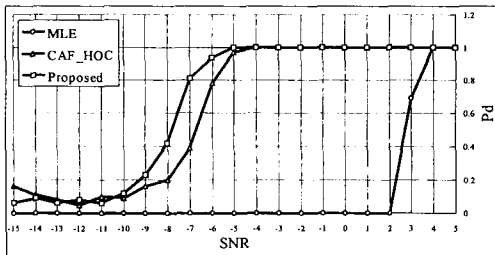


그림 21. 배경 잡음이 Gaussian 유색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 주파수 지연의 탐지 확률
 Fig. 21. Probability of detection of FDOA between two signal measurements corrupted by correlated colored Gaussian noise.

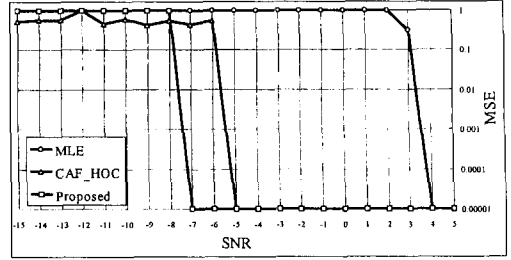


그림 22. 배경 잡음이 Gaussian 유색 잡음이고 서로 상관되어 수신된 경우 주파수 지연의 평균자승오차
 Fig. 22. Normalized MSE of FDOA between two signal measurements corrupted by correlated colored Gaussian noise.

2. 부동 소수점 연산 횟수 비교

각 알고리즘의 1회 수행시에 부동 소수점 연산 횟수에 대한 비교 결과를 그림 23과 24에 나타내었다. III장에서와 같이 수신된 신호에 섞인 잡음들은 서로 상관관계가 있으며 신호성분과 잡음성분들 사이에는 상관관계가 없다고 설정하였다. 관측시간동안 $x(t)$ 와 $y(t)$ 의 sample수는 16,384개로 하였으며, 신호 대 잡음비는 -5 dB, 그리고 각 알고리즘에 있어서 블록 처리시의 중첩률은 50%로 하였다. 블록의 크기를 512에서 2048, 8192로 증가 시켜 감에 따라 각 알고리즘으로 추정했을 때의 부동 소수점 연산 횟수를 막대 그래프로 나타내었다. 그림 23은 상관된 잡음들이 백색 잡음인 경우이고 그림 24는 유색 잡음인 경우이다.

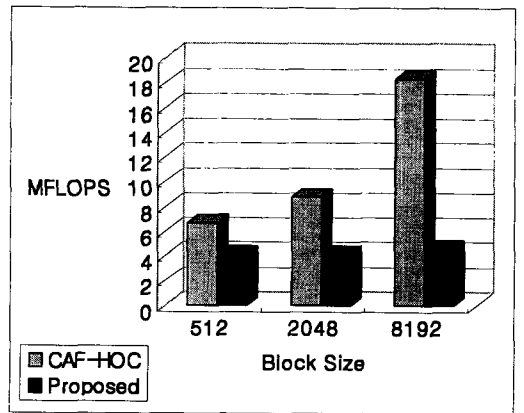


그림 23. CAF-HOC와 제안 알고리즘의 부동 소수점 연산 횟수 비교: 백색 잡음인 경우
 Fig. 23. Comparison of the number of floating point computations between CAF-HOC and proposed algorithm: case of white noise.

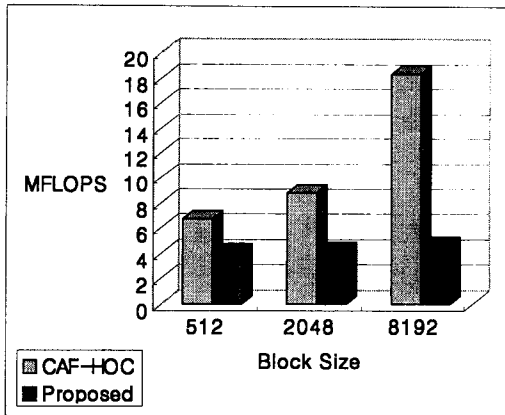


그림 24. CAF-HOC와 제안 알고리즘의 부동 소수점 연산 횟수 비교: 유색 잡음인 경우

Fig. 24. Comparison of the number of floating point computations between CAF-HOC and proposed algorithm: case of colored noise.

이와 같은 결과를 종합해 보면 ML 추정기는 기본적으로 필터링한 신호의 상관함수를 이용한 방법으로서 두 신호사이의 유사성이 가장 커지는 지점을 찾음으로써 추정하는 알고리즘인데, 잡음 전력이 신호전력보다 커지면 신호의 유사성은 잡음의 유사성에 가려워져 추정을 할 수 없게 된다.

CAF-HOC 추정기는, ML 추정기에서 잡음이 추정에 미치는 영향을 최소화하기 위해 사용했던 필터링과는 달리, 통계치의 차수를 높여 3차 통계치를 사용함으로써 잡음이 가우시안 분포일 경우 이론적으로는 잡음의 영향을 완전히 제거할 수 있다는 사실을 이용하게 된다. 그러나 일반적으로 관측되는 잡음은 유한한 길이의 잡음이고, 또한 완벽한 가우시안 분포가 아니므로 잡음의 영향을 완전히 제거시키지는 못하지만 ML 추정기보다는 향상된 추정 성능을 보임을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 그러나 CAF-HOC 추정기는 블록의 크기가 증가함에 따라, 즉 주파수 분해능이 커짐에 따라 상당한 연산량의 증가를 감수해야 하는 단점이 있다.

제안하는 알고리즘은 CAF-HOC 추정기의 단점을 보완하기 위해 시간 지연과 주파수 지연의 추정을 구조적으로 분리시켜 주파수 분해능의 증가에 따른 연산량 증가를 최소화 했으며, 아울러 CAF-HOC과 같이 3차 통계를 이용함으로써 상관된 가우시안 잡음에 대해서도 강인한 성능을 보인다. 그러나 순차적인 추정 구조로 인하여 시간 지연 추정에서 생긴 오류가 직접

적으로 주파수 지연 추정에 영향을 미치는 단점이 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 레이더나 소나 등에서 수동적인 방법으로 시간 지연과 주파수 지연을 추정하여 목표물의 방향 및 상대 속도를 알아내기 위한 새로운 방법을 제시하였다. 신호 모델은 수신된 신호에 섞인 잡음이 상관관계가 있다고 가정하였으며, 추정 알고리즘으로는 기존의 ML 추정기, 고차 통계를 이용한 CAF-HOC, 그리고 본 논문에서 제안하고자 하는 순차적 추정 알고리즘을 서로 비교 분석하였다.

기존의 알고리즘들을 살펴보면 ML 추정기는 잡음 전력이 신호전력보다 커지면 신호의 유사성이 잡음의 유사성에 가려워져 추정능력을 상실하게 되며, CAF-HOC 추정기는 3차 통계를 이용하여 잡음이 가우시안 분포일 경우 이론적으로 잡음의 영향을 상당부분 제거할 수는 있었으나, 블록의 크기가 증가함에 따라, 즉 주파수 분해능이 커짐에 따라 상당한 연산량의 증가를 초래하게 된다.

제안하는 알고리즘은 CAF-HOC 추정기의 이러한 단점을 보완하기 위해 시간 지연과 주파수 지연의 추정을 구조적으로 분리시킴으로써 주파수 분해능의 증가에 따른 연산량 증가를 줄이고, CAF-HOC와 같이 3차 통계를 이용하여 상관된 가우시안 잡음에 대해서도 강인한 성능을 가지게 된다. 성능 비교 결과를 보면 우선 Monte-Carlo simulation의 결과, 본 논문에서 제시한 순차적 알고리즘이 기존의 고차 cumulant에 의한 복합 모호 함수보다 향상된 추정성능을 보임을 알 수 있다. 또한 부동 소수점 연산량 측면에서도 제안한 알고리즘이 처리속도와 주파수 분해능 문제를 효과적으로 해결할 수 있음이 판명되었는데, 그 이유는 기존의 알고리즘들은 시간 지연과 주파수 지연을 동시에 추정하는 방법으로써 그 추정 구조상 시간 지연과 주파수 지연 추정시에 각 파라미터의 오류가 서로 영향을 미치지만, 제안된 알고리즘에서는 시간 지연과 주파수 지연을 독립적으로 추정하여 시간 지연 추정시에는 주파수 지연추정의 영향을 전혀 받지 않기 때문이다.

이러한 결과에 따라 본 논문에서 제시한 알고리즘은 실시간 처리를 위해 블록의 크기를 크게 해야 하는 경

우, 혹은 주파수 분해능을 대폭 증가시켜야 하는 경우 (예를 들면 slowly moving target)에 적합한 알고리즘이라고 할 수 있겠다. 그러나 순차적인 추정 체계로 인해 시간 지연 추정시 생긴 오류가 직접적으로 주파수 지연의 추정에 영향을 미칠 수 있다는 단점이 있다.

배경 잡음이 impulsive한 경우의 추정 알고리즘의 성능에 대한 연구와 다중 신호원에 대한 시간 지연과 주파수 지연 추정이 앞으로의 연구과제로 남아있다.

참 고 문 헌

- [1] Richard O. Nielsen, *Sonar Signal Processing*, Artech House, 1991.
- [2] Nadav Levanon, *Radar Principles*, John Wiley & Sons, 1988.
- [3] C.H.Knapp, G.C. Carter, "The Generalized Correlation Method for Estimation of Time Delay", *IEEE Trans. ASSP*, vol. 24, no. 4, pp. 320-327, August 1976.
- [4] C.L.Nikias, P. Rang, "Time Delay Estimation in Unknown Gaussian Spatially Correlated Noises", *IEEE Trans. ASSP*, vol. 36 no. 11 pp. 1706-1714 November 1988.
- [5] Lora G. Weiss, "Wavelets and Wideband Correlation Processing", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 13-32, January 1994.
- [6] Merrill L. Skolnik, *Introduction to Radar System*, McGraw-Hill, 1980.
- [7] Qu Jin, Kon Max Wong, Zui-Quan Luo, "The Estimation of Time Delay and Doppler Stretch of Wideband Signals", *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 43, no. 4, April 1995.
- [8] H. L. Van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory Part I*, Massachusetts Institute of Technology, 1968.
- [9] Mourad Barkat, *Signal Detection & Estimation*, Artech House, 1991.
- [10] Seymour, Stein, "Algorithms for Ambiguity Function Processing", *IEEE Trans. ASSP*, vol. 29, no. 3, June 1981.
- [11] Y.T.Chan, J.M.Riley, J.B.Plant, "A Parameter Estimation Approach to Time Delay Estimation and Signal Detection", *IEEE Trans. ASSP*, vol. 28, pp. 8-16, February, 1980.
- [12] C.L.Nikias, D.C.Shin, "Complex Ambiguity Functions Using Nonstationary Higher Order Cumulant Estimate", *IEEE Trans. ASSP*, vol. 43 no. 11, pp. 2649-2664, November 1995.
- [13] C.L.Nikias, Athina P. Petropulu, "Higher-Order Spectra Analysis", Prentice Hall, 1993.
- [14] C. W. Therrien, "Discrete Random Signal and Statistical Signal Processing", Prentice-Hall, 1992.
- [15] 김창성, 김중규, "Higher-Order Cumulant의 1차원적 해석을 통한 TDOA/FDOA 추정에 관한 연구", *신호처리합동학술대회 논문지*, vol. 9, part 1, pp. 79-82, 1996
- [16] Ellis Horowitz, Sartaj Sahni, Susan Anderson, "Fundamentals of Data Structures in C", Computer Science Press, 1995.
- [17] Chang-Sung Kim, Joong-Kyu Kim, "Fast and Efficient Estimation of Time Delay & Frequency Delay Using Higher-Order Statistics.", 5th IEEE International Workshop On Intelligent Signal Processing And Communication Systems (ISPACS'97)nt, 1997.

저 자 소 개



金 昌 成(正會員)

1995년 성균관대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1997년 성균관대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사). 1997년 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터 공학부 박사과정. 1993년 1월 ~ 현재 IEEE 성균관대

학생지부 부회장. 주관심분야는 컴퓨터 비전, 3차원 의학 영상처리, 통계적 신호처리 및 통신 신호 처리



金 重 圭(正會員)

1957년 4월 17일 출생. 1980년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사) 1982년 2월 서울대학교 전자공학과 대학원 졸업(공학석사) 1989년 12월 The University of Michigan 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사) 1990

년 1월 ~ 1990년 6월 The University of Michigan (Post Doc.) 1990년 6월 ~ 1992년 2월 삼성전자 특수연구소 (선임연구원) 1992년 3월 ~ 현재 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 (부교수) 1993년 1월 ~ 현재 IEEE Seoul Section Student Activity Chair. 주관심 분야는 디지털 신호처리, Detection and Estimation Theory, 의용 및 생체신호처리 등임