

# 잡음이 공간적으로 의존할 때의 복합신호 검파

정희원 이 민 수\*, 윤 석 호\*\*, 송 익 호\*\*, 박 소 령\*\*

## Composite Signal Detection in Spatially Dependent Noise

Min Sou Lee\*, Seokho Yoon\*, Ickho Song\*, So Ryoung Park\* *Regular Members*

### 요 약

이 논문에서는 잡음이 공간적으로 의존할 때 배열수신기를 쓰는 복합신호 검파문제를 생각하여, 국소최적검파기를 얻고 그 점근성능을 살펴 보았다. 이와같이 얻은 국소최적검파기는 수신기가 하나일 때의 국소최적검파기와 비슷함을 알 수 있었다. 선형상관기 배열 검파기와 국소최적검파기의 점근성능을 견주어 보았다.

### ABSTRACT

In this paper, we consider weak composite signal detection using an array of receivers under spatially dependent noise environments. We obtain the structure and asymptotic performance of the locally optimum (LO) detector. It turns out that the structure of the LO detector in this case is similar to that when there is a single receiver. The asymptotic performance of the LO detector is compared with that of the linear correlator array detector.

### I. 머릿말

신호검파는 잡음이 섞여있는 관측자료에 신호가 있는지를 판단하는 신호처리과정이다. 신호검파는 레이더, 수중음향탐사, 통신 같은 곳에 널리 응용되고 있다 [1-6]. 알려진 신호성분과 확률신호성분을 함께 갖는 신호를 복합신호라고 한다. 복합신호는 일반화된 관측모형에서 알려진 신호와 확률신호의 세기가 모두 0보다 클 때에 해당하므로 [7], 복합신호 검파는 알려진 신호 검파나 확률신호 검파보다 수학적으로 더 일반적인 문제이다. 한편, 이제까지 일반화된 관측모형에서 얻을 수 있는 여러 가지 잡음환경에서 복합신호 검파가 연구된바 있는데, 특히 [1]과 [7]에서는 신호 의존성 잡음과 가산성 잡음에서 복합신호 검파를 연구하였다. 그러나, 이와 같은 연구는 수신기를 하나로 두었다. 그러므로, 확률신호 검파에서는 쓰일 수 없다 [8]. 알려진 신호가 확률신호보다 충분히 약할 때 복합신호 검파기는 확률신호 검파기의 꼴을 나타내므로 복합신호 검파에는 일반적으로 수신기가 여럿 필요하다.

이 논문에서는 수신기가 여럿일 때 복합신호 검파

를 생각한다. 이때, 여러 수신기의 잡음성분이 독립이 아닐 수 있다고 본다. 이것은 수신기의 잡음이 서로 독립일 때를 포함하는 일반적인 것이다. 잡음은 덧셈꼴 잡음이라 두고 이산 시간에서 국소최적검파 문제를 다룬다.

### II. 관측모형

$L$  수신기로 이루어진 배열 수신기가 있을 때,  $j$ 제 수신기에서 얻은  $n$  관측자료를  $(X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jn})$ 이라고 하자. 이때,  $X_{ji}$ 는 연속시간 관측자료의  $j$ 제 수신기에서  $i$ 제 표본, 또는 더 일반적으로,  $j$ 제 수신채널에서 어떤 앞처리기를 거친 표본이라고 볼 수 있다. 시각  $i$ 에서 관측자료  $X_{ji}$ ,  $j=1, 2, \dots, L$ 이 알려진 신호성분  $e_i$ , 확률신호성분  $S_i$ , 덧셈꼴 잡음성분  $W_{ji}$ 로 이루어졌다면 관측모형은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_{ji} = \alpha(\tau)e_i + \beta(\tau)S_i + W_{ji}, \quad j=1, 2, \dots, L, \quad i=1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

\* 삼성전자(leems@matro.telecom.samsung.co.kr) 정희원, \*\* 한국과학기술원 전기 및 전자공학부(isong@sejong.kaist.ac.kr) 정희원  
논문번호 :98070-0219, 접수일자 : 1998년 2월 19일

여기서,  $\alpha(\tau)$ 와  $\beta(\tau)$ 는 각각 알려진 신호성분과 확률신호성분의 세기이고,  $\tau$ 는 신호세기 함수인  $\alpha(\tau)$ 와  $\beta(\tau)$ 를 정하는 매개변수이다. 또한  $\alpha(\tau)$ 와  $\beta(\tau)$ 는 모두  $\tau=0$ 에서 단조증가하며  $\alpha(0)=0$ 과  $\beta(0)=0$ 을 만족시키고  $\tau>0$ 에서 증가함수라고 둔다. 이제 관측 모형 (1)에서 신호와 잡음은 아래 몇 가지를 바탕으로 한다고 두자.

- 1) 잡음벡터 ( $W_{1i}, W_{2i}, \dots, W_{Li}$ ),  $i=1, 2, \dots, n$ 은 서로 독립이며, 그  $L$ 변수 결합확률밀도함수는  $f_w$ 이다. 잡음성분  $W_{ji}$   $j=1, 2, \dots, L$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ 의 평균은 0이고 분산은  $\sigma^2(j)$ 이며, 그 확률밀도함수는  $f_j$ 이다.
- 2) 확률신호 성분  $S_i$ 의 평균은 0이고, 분산은  $\sigma_i^2$ 이며, 공분산함수는  $E(S_i S_j) = K_S(i, j)$ 이다. 확률벡터 ( $S_1, S_2, \dots, S_n$ )의 결합 확률밀도함수는  $f_S$ 로 쓴다.
- 3) 확률신호와 잡음은 서로 독립이다.

### III. 국소최적검파

이제 귀무가설을  $H_0$ , 대립가설을  $H_1$ 이라 하면,  $H_0$ 에서는  $\tau=0$  곧

$$H_0: X_{ji} = W_{ji}, \quad j=1, 2, \dots, L, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

이며,  $H_1$ 에서는  $\tau>0$  곧,

$$H_1: X_{ji} = \alpha(\tau)e_i + \beta(\tau)S_i + W_{ji}, \quad (3)$$

$$j=1, 2, \dots, L, \quad i=1, 2, \dots, n$$

이다. 먼저, 확률벡터  $\mathbf{X} = \{X_{ji}\}$ 의 결합 확률밀도함수는

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}|\tau) = \int f_S(s) \prod_{i=1}^n f_w(x_{1i} - \alpha(\tau)e_i - \beta(\tau)s_i, \dots, x_{Li} - \alpha(\tau)e_i - \beta(\tau)s_i) ds \quad (4)$$

임을 쉽게 알 수 있다. 여기서  $\mathbf{x}$ 는  $\mathbf{X}$ 의 실현이다. 몇 가지 식을 다음과 같이 정의하자.

$$g_{LO,i}(\mathbf{x}^L) = -\frac{f'_w(\mathbf{x}^L)}{f_w(\mathbf{x}^L)} \quad (5)$$

$$h_{LO,k}(\mathbf{x}^L) = \frac{f''_{W_k}(\mathbf{x}^L)}{f_w(\mathbf{x}^L)}. \quad (6)$$

여기서  $\mathbf{x}^L = [x_1, x_2, \dots, x_L]$ ,

$$f'_w(\mathbf{x}^L) \equiv \frac{\partial f_w(\mathbf{x}^L)}{\partial x_i}$$

이고

$$f''_{W_k}(\mathbf{x}^L) \equiv \frac{\partial^2 f_w(\mathbf{x}^L)}{\partial x_i \partial x_k}.$$

또한, 뒤에 쓸 수 있도록 다음을 정의하자.

$$I_{1,i,j} = \int g_{LO,i}(\mathbf{x}^L) g_{LO,j}(\mathbf{x}^L) f_w(\mathbf{x}^L) d\mathbf{x}^L, \quad (7)$$

$$I_{2,\ddot{u},kl} = \int h_{LO,\ddot{u}}(\mathbf{x}^L) h_{LO,k}(\mathbf{x}^L) f_w(\mathbf{x}^L) d\mathbf{x}^L, \quad (8)$$

$$I_{3,\ddot{u},k} = -\int h_{LO,\ddot{u}}(\mathbf{x}^L) g_{LO,k}(\mathbf{x}^L) f_w(\mathbf{x}^L) d\mathbf{x}^L. \quad (9)$$

#### 3.1 재매개변수화

국소최적 검정통계량을 얻을 때, 관측모형 (1)을 재매개변수화하면 계산시간을 덜면서도 쉽게 바른 답을 얻을 수 있다 [9]. 다음을 만족시키는 네 양수  $p, q, \delta, \epsilon$  을 생각하자.

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{a(\tau)}{\delta \tau^p} = 1$$

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{b(\tau)}{\epsilon \tau^q} = 1.$$

또  $\Delta$ 를

$$\Delta \equiv \frac{q}{p} \quad (10)$$

이라 하자. 이제 다음과 같이 관측모형 (1)을 재매개변수화하자.

(가)  $\Delta > 1/2$ 이면,  $\theta$ 를  $\theta = \alpha(\tau)$ 로 정의하고  $a(\theta) = \theta$ ,  $b(\theta) = \beta(\tau)$ 이라 한다.

(나)  $\Delta \leq 1/2$ 이면,  $\theta$ 를  $\theta = \beta(\tau)$ 로 정의하고  $b(\theta) = \theta$ ,  $a(\theta) = \alpha(\tau)$ 이라 한다.

위와같은 재매개변수화를 거치면 모형 (1)은

$$X_{ji} = a(\theta) e_i + b(\theta) S_i + W_{ji}, \quad j=1,2,\dots,L, \quad i=1,2,\dots,n \quad (11)$$

로 쓸 수 있고,  $\tau > 0$ ,  $\tau = 0$ 은 각각  $\theta > 0$ ,  $\theta = 0$ 에 해당하며,  $a(\theta)$ 와  $b(\theta)$  가운데 적어도 하나는  $\theta$ 이다. 좀더 구체적으로는  $\theta \rightarrow 0$ 일때 다음과 같다.

$$X_{ji} = \theta e_i + \frac{\epsilon}{\delta^\wedge} \theta^\wedge S_i + W_{ji}, \quad j=1,2,\dots,L, \quad i=1,2,\dots,n$$

$\Delta > 1/2$ 일 때 (12)

$$X_{ji} = \frac{\delta}{\epsilon^{1/\wedge}} \theta^{1/\wedge} e_i + \theta S_i + W_{ji}, \quad j=1,2,\dots,L, \quad i=1,2,\dots,n$$

$\Delta \leq 1/2$ 일 때 (13)

보기를 들어 관측모형이 다음과 같다고 하자.

$$X_{ji} = (4\tau^{\sqrt{2}} + \tau^3) e_i + 3\tau^{0.1} S_i + W_{ji}, \quad j=1,2,\dots,L, \quad i=1,2,\dots,n. \quad (14)$$

그러면

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{4\tau^{\sqrt{2}} + \tau^3}{4\tau^{\sqrt{2}}} = 1 \quad (15)$$

이고

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{3\tau^{0.1}}{3\tau^{0.1}} = 1 \quad (16)$$

이므로  $p = \sqrt{2}$ ,  $q = 0.1$ ,  $\delta = 4$ ,  $\epsilon = 3$ ,  $\Delta = \frac{\sqrt{2}}{20}$ 이다. 따라서 재매개변수화를 거친 뒤 귀무가설과 대립가설은 각각 다음과 같다.

$$H_0: X_{ji} = W_{ji}, \quad j=1,2,\dots,L, \quad i=1,2,\dots,n \quad (17)$$

$$H_1: X_{ji} = \left\{ 4\left(\frac{\theta}{3}\right)^{10\sqrt{2}} + \left(\frac{\theta}{3}\right)^{30} \right\} e_i + \theta S_i + W_{ji}, \quad j=1,2,\dots,L, \quad i=1,2,\dots,n \quad (18)$$

### 3.2 국소최적 검정통계량

약한 신호를 검파하는 문제를 다룰 때에는 원점에서 기울기가 가장 큰 검파확률곡선을 갖는 검파기를 생각한다. 이와 같은 국소최적검파기는 최강검파기와

달리 늘 얻을 수 있다. 일반화된 네이만-피어슨 정리로부터 [8] 국소최적검파기의 검정통계량은

$$T_{L,0}(X) = \frac{d^\nu \phi(x|0)}{d\theta^\nu} \Big|_{\phi(x|0)} \quad (19)$$

$$= \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\int P^\nu(\theta) f_S(s) ds}{P(\theta)}$$

로 얻을 수 있는데, 여기서  $\phi$ 는 재매개변수화를 거친 뒤  $X$ 의 결합확률밀도함수이고,

$$P(\theta) = \prod_{i=1}^n f_w(x_{1i} - a(\theta) e_i - b(\theta) s_i, \dots, x_{Li} - a(\theta) e_i - b(\theta) s_i)$$

이며,  $\nu$ 는  $\phi^{(\nu)}(x|0)$ 을 0으로 만들지 않는 가장 작은 자연수이다 [8].

이제 국소최적검파기의 검정통계량을 유도해보자. 먼저 다음과 같이 두자.

$$y_{ji}(\theta) = x_{ji} - a(\theta) e_i - b(\theta) S_i \quad (20)$$

그러면,  $P(\theta)$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$P(\theta) = \prod_{i=1}^n f_w(y_{1i}(\theta), \dots, y_{Li}(\theta)) \quad (21)$$

그리고

$$P'(\theta) = \frac{dP(\theta)}{d\theta}$$

$$= P(\theta) \sum_{i=1}^n \frac{f'_{w(Y_i(\theta))} y_{1i}' + \dots + f'_{w(Y_i(\theta))} y_{Li}'}{f_w(Y_i(\theta))} \quad (22)$$

$$P''(\theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{i'=1, \dots, r_i} \left[ \frac{f''_{w(Y_i(\theta))} y_{1i}' + \dots + f''_{w(Y_i(\theta))} y_{Li}'}{f_w(Y_i(\theta))} \right. \\ \times \left. \frac{f'_{w(Y_i(\theta))} y_{1i}' + \dots + f'_{w(Y_i(\theta))} y_{Li}'}{f_w(Y_i(\theta))} \right] \\ + P(\theta) \sum_{i=1}^n \sum_{i'=1}^n \left[ \frac{[f''_{w(Y_i(\theta))} y_{1i}' + \dots + f''_{w(Y_i(\theta))} y_{Li}'] y_{Li}'}{f_w(Y_i(\theta))} \right. \\ \left. + \frac{f'_{w(Y_i(\theta))} y_{Li}''}{f_w(Y_i(\theta))} \right] \quad (23)$$

여기서,  $Y_i(\theta) \equiv [y_{1i}(\theta), \dots, y_{Li}(\theta)]$ ,  $f'_w(\mathbf{x}^L) \equiv \frac{\partial f_w(\mathbf{x}^L)}{\partial \mathbf{x}_i}$ ,  $f''_w(\mathbf{x}^L) \equiv \frac{\partial^2 f_w(\mathbf{x}^L)}{\partial x_i \partial x_k}$ . 이제, 3.1에 보인 재매개변수화 규칙 (가)를 쓰면,  $\theta \rightarrow 0$ 일 때 다음과 같음을 알 수 있다:  $a(\theta) = \theta$ ,  $a'(\theta) = 1$ ,  $a''(\theta) = 0$ ,  $b(\theta) \rightarrow \frac{\epsilon}{\delta^\Delta} \theta^\Delta$ ,  $b'(\theta) \rightarrow \frac{\epsilon \Delta}{\delta^\Delta} \theta^{\Delta-1}$ ,  $b''(\theta) = \frac{\epsilon \Delta(\Delta-1)}{\delta^\Delta} \times \theta^{\Delta-2}$ . 마찬가지로, 재매개변수화 규칙 (나)를 쓰면,  $\theta \rightarrow 0$ 일 때 다음과 같음을 알 수 있다:  $b(\theta) = \theta$ ,  $b'(\theta) = 1$ ,  $b''(\theta) = 0$ ,  $a(\theta) \rightarrow \frac{\epsilon}{\delta^{1/\Delta}} \theta^{1/\Delta}$ ,  $a'(\theta) \rightarrow \frac{\delta}{\Delta \epsilon^{1/\Delta}} \theta^{1/\Delta-1}$ ,  $a''(\theta) = \frac{\delta(1-\Delta)}{\Delta^2 \epsilon^{1/\Delta}} \theta^{1/\Delta-2}$ . 따라서  $\Delta > 1$ 일 때, 재매개변수화 규칙 (가)를 쓰면, (19)와 (22)에서

$$\begin{aligned} T_{Lo}(\mathbf{X}) &= \int \frac{F(\theta)}{F(0)} f_s(s) ds \\ &= - \int \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L \frac{f'_w(Y_i(0))(a'(0)e_i + b'(0)s_i)}{f_w(Y_i(0))} f_s(s) ds \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L g_{Lo,i}(\mathbf{X}_i) e_i. \end{aligned} \quad (24)$$

여기서,  $\mathbf{X}_i = (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{Li})$ . 다음에,  $1/2 < \Delta < 1$ 일 때, 재매개변수화 규칙 (가)를 쓰면, (19)와 (22)에서

$$\begin{aligned} T_{Lo}(\mathbf{X}) &= - \lim_{\theta \rightarrow 0} \int \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L \frac{f'_w(Y_i(\theta))(a'(\theta)e_i + b'(\theta)s_i)}{f_w(Y_i(\theta))} f_s(s) ds \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L g_{Lo,i}(\mathbf{X}_i) e_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L \lim_{\theta \rightarrow 0} b'(\theta) \int \frac{f'_w(Y_i(\theta))}{f_w(Y_i(\theta))} S_i f_s(s) ds. \end{aligned} \quad (25)$$

여기서,  $\lim_{\theta \rightarrow 0} b'(\theta) = \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\epsilon \Delta}{\delta^\Delta} \theta^{\Delta-1}$ 를 바로 얻을 수 없으므로 로피탈정리를 쓰면,

$$\begin{aligned} \lim_{\theta \rightarrow 0} b'(\theta) &= \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{f'_w(Y_i(\theta))}{f_w(Y_i(\theta))} S_i f_s(s) ds \\ &= \frac{\lim_{\theta \rightarrow 0} \int \frac{f'_w(Y_i(\theta))}{f_w(Y_i(\theta))} S_i f_s(s) ds}{\lim_{\theta \rightarrow 0} [b'(\theta)]^{-1}} \\ &= \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{[b'(\theta)]^2 a'(\theta)}{b''(\theta)} e_i \int \nabla \left[ \frac{f'_w(Y_i(0))}{f_w(Y_i(0))} \right] S_i f_s(s) ds \\ &\quad + \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{[b'(\theta)]^3}{b''(\theta)} \int \nabla \left[ \frac{f'_w(Y_i(0))}{f_w(Y_i(0))} \right] S_i^2 f_s(s) ds = 0. \end{aligned} \quad (26)$$

식(26)을 얻는데에  $\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{[b'(\theta)]^2}{b''(\theta)} = \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\epsilon \Delta}{\delta^\Delta (\Delta-1)}$ ,  $\theta^{\Delta-1} = 0$ 과  $\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{[b'(\theta)]^3}{b''(\theta)} = \lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\epsilon^2 \Delta^2}{\delta^{2\Delta} (\Delta-1)} \theta^{2\Delta-1} = 0$ 을 썼다. 곧, (25), (26)에서,  $1/2 < \Delta < 1$ 일 때 국소 최적 검정통계량은

$$T_{Lo}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L g_{Lo,i}(\mathbf{X}_i) e_i.$$

따라서,  $0 < \Delta \leq 1/2$ 일 때, 재매개변수화 규칙 (나)를 쓰면,  $F(\theta)$ 의 첫째 도함수는 0이므로  $T_{Lo}(\mathbf{X})$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} T_{Lo}(\mathbf{x}) &= \int \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^L \left[ \frac{f'_w(Y_i(0)) S_i + \dots + f'_w(Y_j(0)) S_j}{f_w(Y_i(0))} \cdot \frac{f'_w(Y_j(0)) S_j + \dots + f'_w(Y_i(0)) S_i}{f_w(Y_j(0))} \right] \\ &\quad + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L \left[ \frac{[f''_w(Y_i(0)) S_i + \dots + f''_w(Y_i(0)) S_i] S_i}{f_w(Y_i(0))} - \frac{f'_w(Y_i(0)) a''(0) e_i}{f_w(Y_i(0))} \right] f_s(s) ds \end{aligned} \quad (27)$$

여기서,  $a'(0) = 0$ ,  $b'(0) = 1$ ,  $b''(0) = 0$ 이다.  $\theta \rightarrow 0$ 이면  $a''(\theta) \rightarrow \frac{\delta(1-\Delta)}{\Delta^2 \epsilon^{1/\Delta}} \theta^{1/\Delta-2}$ 이기 때문에  $\Delta = 1/2$ 일 때와  $0 < \Delta < 1/2$ 때의 국소 최적 검정통계량은 각각 다음과 같다.

$$T_{Lo}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^L K_S(i, j) \left\{ \sum_{i=1}^n g_{Lo,i}(\mathbf{X}_i) \right\} \left\{ \sum_{j=1}^n g_{Lo,i}(\mathbf{X}_j) \right\}, \quad (28)$$

$$\begin{aligned} T_{Lo}(\mathbf{X}) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^L K_S(i, j) \left\{ \sum_{i=1}^n g_{Lo,i}(\mathbf{X}_i) \right\} \left\{ \sum_{j=1}^n g_{Lo,i}(\mathbf{X}_j) \right\} \\ &\quad + \sum_{i=1}^n \sigma_i^2 \left\{ \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^L h_{Lo,jk}(\mathbf{X}_i) \right\}. \end{aligned} \quad (29)$$

위 결과들을 정리하면,

(가)  $\Delta > 1/2$ 일 때

$$T_{Lo}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L g_{Lo,i}(\mathbf{X}_i) e_i \quad (30)$$

(ㄴ)  $0 < \Delta < 1/2$ 일 때

$$T_{LO}(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N K_S(i, j) \left\{ \sum_{i=1}^N g_{LO,i}(X_i) \right\} \left\{ \sum_{j=1}^N g_{LO,i}(X_j) \right\} + \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 \left\{ \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N h_{LO,jk}(X_i) \right\}$$

(ㄷ)  $\Delta = 1/2$ 일 때

$$T_{LO}(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N K_S(i, j) \left\{ \sum_{i=1}^N g_{LO,i}(X_i) \right\} \left\{ \sum_{j=1}^N g_{LO,i}(X_j) \right\} + \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 \left\{ \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N h_{LO,jk}(X_i) \right\} + \frac{2\delta}{\epsilon} \sum_{i=1}^N e_i \left\{ \sum_{j=1}^N g_{LO,i}(X_i) \right\}$$

이 결과를 [7]에서의 결과와 견주어보면 서로 비슷한 풀임을 알 수 있다. 다만 여기서는 한 변수 확률밀도 함수 대신 여러변수 확률밀도함수로 관측자료를 나타 내게 되므로 [7]에서의 비선형성  $g(X_i)$ 와  $h(X_i)$ 가 각각  $\sum_{i=1}^N g_{LO,i}(X_i)$ 와  $\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N h_{LO,jk}(X_i)$ 로 바뀌어 있다. 이와 같은 국소최적검파기의 열개가 그림 1에 있다.  $0 < \Delta < 1/2$ 와  $\Delta > 1/2$ 일 때의 열개는  $\Delta = 1/2$ 일 때의 열개 가운데 몇몇 부분을 빼면 되므로 여기서는  $\Delta = 1/2$ 일 때의 열개만을 보여준다. 이 그림에서  $i$ 는 오경보확률로 정해지는 문턱값이다.

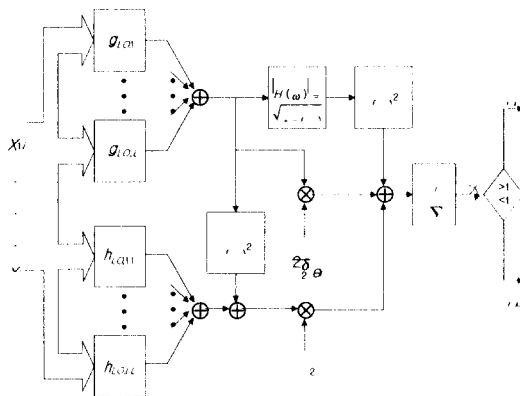


그림 1.  $\Delta = 1/2$ 일 때 복합신호 국소최적검파기 (확률 신호가 원점이 아닐 때)

#### IV. 점근성능 특성

이 절에서는 검정통계량이 (32)인 국소최적검파기의 점근성능특성을 검정 통계량이 다음과 같은 선형 상관검파기의 점근성능과 견주어 본다.

$$T_{LCA}(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_i X_{ji} \tag{33}$$

먼저, 점근상대효율은 [8]

$$ARE_{1,2} = \xi_1 / \xi_2 \tag{34}$$

인데, 여기서  $\xi_1$ 과  $\xi_2$ 은 각각 검파기  $D_1$ 과  $D_2$ 의 효능이고, 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\xi_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\left[ \frac{d^v E\{T_n(X)|\theta\}}{d\theta^v} \Big|_{\theta=0} \right]^2}{nV\{T_n(X)|0\}} \tag{35}$$

식 (35)에서,  $T_n(X)$ 은 크기  $n$ 인 표본을 쓰는 검파기의 검정통계량이고  $E\{T_n(X)|\theta\}$ 와  $V\{T_n(X)|0\}$ 는 각각 대립가설에서  $T_n(X)$ 의 기대값과 귀무가설에서  $T_n(X)$ 의 분산이다. 효능을 얻는 자세한 과정은 [9]에 있다. 이제,  $\Delta = 1/2$ 일 때, 그 결과를 써보면 다음과 같다.

$$\xi_{LO} = \langle I_1 \rangle^2 \langle K_S^2 \rangle + \langle I_2 \rangle \langle \sigma^4 \rangle + \frac{4\delta^2}{\epsilon^4} \langle I_1 \rangle \langle e^2 \rangle + \frac{4\delta}{\epsilon^2} \langle I_3 \rangle \langle \sigma^2 e \rangle \tag{36}$$

$$\xi_{LCA} = \frac{4\delta^2 L^2 \langle e^2 \rangle}{\epsilon^4 \sum_{j=1}^N \sigma^2(j)} \tag{37}$$

여기서, (점근)평균들은 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \langle e^2 \rangle &\equiv \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N e_i^2, & \langle \sigma^4 \rangle &\equiv \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \sigma_i^4 \\ \langle \sigma^2 e \rangle &\equiv \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \sigma_i^2 e_i, \\ \langle I_1 \rangle &\equiv \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N I_{1,i,j}, & \langle I_2 \rangle &\equiv \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N I_{2,i,j,k,l} \\ \langle I_3 \rangle &\equiv \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N I_{3,i,j,k} \end{aligned}$$

$$\langle K_S^2 \rangle \equiv \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n K_S^2(i, j)$$

이제,  $L=2$ ,  $\frac{\delta}{\epsilon^2}=1$ , 잡음이 이진정규잡음일 때 국소최적검파기와 선형상관검파기의 접근 성능을 살펴보자. 잡음 ( $W_{1i}$ ,  $W_{2i}$ )의 분포가 두변수 정규분포  $N(0, 0, 1, \sigma^2, r)$ , 곧  $E[W_{1i}] = 0$ ,  $E[W_{2i}] = 0$ ,  $Var[W_{1i}] = 1$ ,  $Var[W_{2i}] = \sigma^2$ 이고  $r$ 이  $W_{1i}$ 와  $W_{2i}$  사이의 상관계수라 하자. 그림 2는 상관계수  $r$ 이 0, 0.2, 0.5, 0.9, 1일 때, 선형상관검파기에 대한 국소최적검파기의 접근상대효율을  $\sigma^2$ 의 함수로 그린 것이다. 이 그림에서 볼 수 있듯이,  $\sigma^2$ 이나  $r$ 이 어떤값을 갖더라도 선형상관검파기에 대한 국소최적검파기의 접근상대효율이 1보다 크다. 다시말해, 국소최적검파기가 선형상관검파기보다 언제나 성능이 더 뛰어남을 알 수 있다. 이것은 국소최적검파기는 선형상관검파기와는 달리 검파과정에서 확률신호성분까지도 고려하기 때문이다. 따라서, 확률신호성분을 잡음처럼 다루는 선형상관검파기보다 더 뛰어난 성능을 보이게 된다.

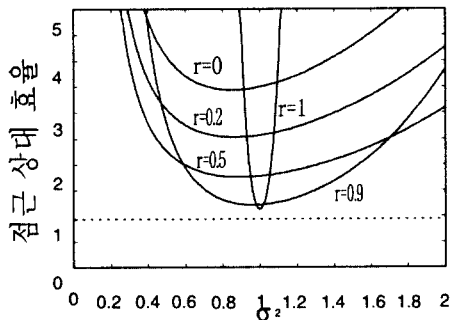


그림 2. 선형상관검파기에 대한 국소최적검파기의 접근 상대 효율

### V. 맺음말

이 논문에서는 덧셈꼴 잡음이 공간의존적일때 여러 수신기를 쓰는 약한 복합신호 검파문제를 다루었다. 국소최적검파기의 열개는 수신기가 하나일 때와 비슷함을 보았다. 그 다음으로, 국소최적검파기의 접근성능을 선형상관검파기의 접근성능과 견주어 보았다. 수신기가 둘 있을때를 모의실험한 결과 국소최

적검파기의 성능이 선형상관검파기의 성능보다 언제나 더 뛰어남을 알 수 있었다.

### 고마움의 글

이 논문을 주의깊게 읽어 심사해 주신 심사위원들께 깊이 고마움을 느낍니다.

### 참고 문헌

1. 송익호, 김상엽, 김선용, 박성일 “신호의존성 잡음 모형과 복합신호검파”, 한국음향학회지, 12권, 19-26 쪽, 1993년 7월.
2. H. V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, 2nd Ed., Springer-Verlag, New York, NY, 1994.
3. 김태현, 김광순, 유상우, 송익호 “약의존성 잡음에서 몇가지 신호검파 방식들의 성능특성”, 한국통신학회 논문지, 21권, 155-160쪽, 1996년 1월.
4. 김선용, 송익호, 장태주, 김광순 “적분검파력 결정 기준에서의 가설 검정과 알려진 신호 검파”, 한국통신학회 논문지, 21권, 721-727쪽, 1996년 3월.
5. R. S. Blum, “Locally optimum distributed detection of correlated random signals based on ranks”, *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 42, pp. 931-942, May 1996.
6. 배진수, 이주식, 김윤희, 송익호, “덧셈 잡음에서 합성신호의 비모수 검파기”, 한국통신학회 논문지, 22권, 1543-1549쪽, 1997년 7월.
7. I. Song, J.C. Son, and K.Y. Lee, “Detection of composite signals: Part I. Locally optimum detector test statistics”, *Signal Proc.*, vol. 23, pp. 79-88, April 1991.
8. S.A. Kassam, *Signal Detection in Non-Gaussian Noise*, Springer-Verlag, New York, 1988.
9. 이 민수, 공간적으로 독립이 아닌 잡음이 있을 때의 복합신호 검파, 석사학위논문, 한국과학기술원 전기 및 전자공학과, 1997년 8월.

