

論 文

국소 최적 신호 검파 및 그 퍼지 집합 이론적 확장

正會員 孫 在 徹* 正會員 宋 翊 鎬* 正會員 金 相 燁* 正會員 金 善 勇*

Locally Optimum Detection of Signals and Its Fuzzy Set Theoretic Extension

Jae Cheol SON*, Ick Ho SONG*, Sang Youb KIM*, Sun Yong KIM* *Regular Members*

要 約 이 논문에서는 약한 신호 검파에 쉽게 쓰일 수 있는 국소 최적 검파의 여러 결과를 간략하게 소개하였다. 또한 국소 최적 검파의 비모수형 접근 방식인 국소 최적 순위 검파방식도 소개하였다. 이런 국소 최적 검파기들의 실제 응용 보기 및 구현에서의 문제, 성능 특성에 대해서도 알아보았다. 끝으로 일반화된 Neyman-Pearson 정리를 퍼지 이론으로 확장한 정리를 간단히 소개하였다.

ABSTRACT In this paper, various results on locally optimum detection of signals are reviewed concisely, which are easily applicable to weak signal detection problems. In addition, locally optimum rank detection schemes for weak signals are reviewed, which are nonparametric counterparts of the locally optimum detectors. Examples of practical applications, problems in implementation, and performance characteristics of the locally optimum detectors are also discussed. Finally, a fuzzy extension of the generalized Neyman-Pearson lemma is briefly discussed.

I. 머리말

국소 최적 검파기란(locally optimum detector) 일반화된 Neyman-Pearson 정리[11,22,28] 바탕을 두고 우리가 바라는 신호 세기에서 검파력 함수의(power function) 기울기를 가장 크게 하는 검파기를 말한다. 이 때, 기울기를 가장 크게 하는 신호 세기는 검파기를 설계하는 사람의 뜻에 따라 어떠한 값에도 맞출 수 있지만, 일반적으로 신호세기가 작을수록 검파하기가 어려우므로, 신호 세기가 0인 곳에서 검파력 함수의 기울기를 가장 크게 하면 통신 및 신호 처리 분야에서 매우 쓸모있는 결과를 얻을 수 있다. 따라서 국소 최적 검파기는 신호의 세기가 잡음의 세기보다 약할 때(곧 약한 신호일 때) 다른 검파기들보다 높은 검파 확률을 갖는 신호 검파 방식으로 오래 전부터 많이 연구되어 왔다

[5,22,29,37,42,45,53,54].

한편, 이런 국소 최적 검파기를 또 다른 각도에서 살펴 보면 다음과 같은 좋은 점이 있다. 흔히 통신 분야에서 가설 검정 이론을 바탕으로 신호를 검파하고자 할 때에는 주어진 상황에 알맞거나 또는 설계자가 바라는 결정 기준을(decision criterion) 고르고, 그 결정기준에 따라 검파기를 만들게 된다. 이와 같은 신호 검파기에 쓰이는 결정 기준으로 잘 알려진 바와 같이 Bayes 기준, Neyman-Pearson 기준, 최소 오차 확률(minimum error probability) 기준, 최대우도(likelihood) 기준, 최소 최대(minimax) 기준 등이 있다[36,70]. 이때, 주어진 신호 세기에서 정해진 결정 기준에 따라 여러 최적 검파기를 얻을 수 있지만, 그와 같은 검파기는 실제로 만들기 매우 어려운 일들을 가질 때가 많다[5,10]. 뿐만 아니라 Neyman-Pearson 기준에 따라 검파할 때 가장 바람직한 검파기는 일어날 수 있는 모든 신호 세기에서 가장 높은 검파 확률을 갖는 균일 최강(uniformly most powerful) 검파기이겠으나, 이미 잘 알려진 바와 같이 균일

*韓國科學技術院 電氣및 電子工學科
Dept. of Electrical Eng., KAIST
論文番號 : 91-20 接受 1990. 12. 1

최강 검파기는 항상 얻을 수 있는 것은 아니다 [28, 52]. 따라서 결정기준에 맞는 검파기를 항상 얻을 수 있고, 구현하기도 상대적으로 쉬운 다른 결정기준이 있고, 국소 최적 결정 기준에 따라 만들어지는 국소 최적 검파기는 비교적 구현하기 쉬운 열계를 가지기 때문에 더욱 쓸모가 있는 것이다.

이 논문에서는 앞에서 설명한 바와 같이 여러 좋은 점을 가지고 있는 국소 최적 검파 이론을 간략히 알리고자 한다. 거의 30년쯤에 이르러 이에 대한 다른 나라의 활기찬 연구기간에 걸추어 아직 우리나라에서는 이 분야가 그다지 주목받고 있지 않다는 사실을 생각하면 이 논문의 뜻을 쉽게 찾을 수 있을 것이다. 먼저 2절에서는 국소 최적 검파이론의 핵심이 되는 일반화된 Neyman-Pearson 정리와 그 정리에 따르는 국소 최적 검파기의 정의 및 보기를 알아볼 것이다. 또한 3절에서는 순위 통계량을 (rank statistic) 쓰는 비모수형 (nonparametric) 검파기의 하나인 국소 최적 순위 (locally optimum rank) 검파기를 살펴보도록 한다. 4절에서는 이러한 국소 최적 검파기의 성능 특성, 실제로 구현할 때의 문제점 및 이와 관련된 다른 연구들을 살펴보고, 5절에서는 퍼지 관측량을 국소 최적 결정 기준에 따라 검파하는데 바탕이 되는 새로운 이론을 간략히 살펴보도록 한다.

II. 국소 최적 검파

2.1 기본 이론

먼저 확률 밀도 함수를 (probability density function) 특징지우는 실수 매개변수를 θ 라 하자. 이 때, $\theta = \theta_0$ 인 때를 귀무 가설 (H_0), $\theta > \theta_0$ 인 때를 대립 가설로 (H_1)하고, 이 두 가설을 검정하는 문제를 생각하기로 하자.

다음과 같이 정의되는 검파력 함수를 보자.

$$\phi(\theta | \delta) = \int_{R^n} \delta(x) f_x(x | \theta) dx \quad (1)$$

여기서 R^n 은 n 차원 실수 공간이고, δ 는 검정 함수이다 (test function). 이 때, 두 가설 H_0 와 H_1 의 확률 밀도 함수가 거리라는 (metric) 개념에서 가깝다면, $\theta = \theta_0$ 에서 검파력 함수의 기울기를 검파기의 성능을 알아보는 측도로 쓸 수 있을 것이다 [22]. 곧, δ^* 가

$$\phi'(\theta_0 | \delta^*) = \frac{d}{d\theta} \phi(\theta | \delta^*) \Big|_{\theta = \theta_0} \quad (2)$$

을 $\theta = \theta_0$ 에서 가장 크게 하는 검정 함수라면, δ^* 는 적어도 구간 $\theta_0 < \theta < \theta_1$ 에서는 다른 어떤 검정 함수보다 큰 검파력을 가질 것이다. (여기서, θ_1 은 길쭉는 검정 함수에 따라 다를 수 있다.) 이러한 검정 함수 δ^* 에 바탕을 둔 검파기를 국소 최적 검파기라고 하며, 그 검파 열계는 다음과 같은 일반화된 Neyman Pearson 정리에 따라 얻을 수 있다.

정리 1. (일반화된 Neyman Pearson 정리 [1, 2, 22, 28]) 실수 함수 f_0, f_1, \dots, f_m 를 R^n 에서 적분할 수 있다고 하자. 또한 다음과 같이 정의되는 검정 함수 $\delta^*(x)$ 를 R^n 에서 적분할 수 있다고 하자.

$$\begin{aligned} \delta^*(x) &= 1, & f_0(x) &> \sum_{i=1}^m t_i f_i(x), \\ \delta^*(x) &= \gamma(x), & f_0(x) &= \sum_{i=1}^m t_i f_i(x), \\ \delta^*(x) &= 0, & f_0(x) &< \sum_{i=1}^m t_i f_i(x). \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $t_i \in (0, 1)$, $i = 1, 2, \dots, m$ 이고, $0 \leq \gamma(x) \leq 1$ 이다. 이때

$$\alpha_i = \int_{R^n} \delta(x) f_i(x) dx, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

이라고 하면, 식 (4)로 나타나는 m 개의 조건을 만족하는 모든 검정 함수들 가운데에서 식(3)에 정의된 검정 함수는 $\int_{\mathcal{R}} \delta(\mathbf{x})/f_0(\mathbf{x})d\mathbf{x}$ 를 가장 크게 한다.

정리 1에서 $m=1$ 이라고 하면,

$$\frac{\frac{d}{d\theta}f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \theta > \theta_0) |_{\theta=\theta_0}}{f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \theta_0)} > t \quad (5)$$

일 때 대립가설을 고르면 검파력 함수가 가장 크게 됨을 알 수 있다. 이 때 식(5)에서 t 는 미리 주어진 오경보 확률을 (false alarm probability) 갖도록 정하는 문턱값이고, 식 (5)의 왼쪽 변은 검정 통계량이라고 (test statistic) 한다.

때에 따라서 식(5)의 왼쪽 변이 0이 되면 쓸모가 없게 되므로 이 때는 두번 미분하여 $\theta=\theta_0$ 에서 값을 가장 크게 하는 것을 국소 최적 검정 통계량이라 정의한다. 일반적으로 일반화된 Neyman Pearson 결정 기준에 따르는 국소 최적 검정 통계량 $T_{LO}(x)$ 는, ν 를 처음으로 미분값이 0이 되지 않는 미분 횟수라고 할 때, 다음과 같이 얻을 수 있다:

$$T_{LO}(x) = \frac{\frac{d^\nu}{d\theta^\nu}f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \theta > \theta_0) |_{\theta=\theta_0}}{f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x} | \theta_0)} \quad (6)$$

2.2. 응용 보기

이 절에서는 앞 절에 보인 결과를 응용한 보기를

를 보도록 한다.

2.2.1 약한 알려진(known)신호 검파 [4,5,22,42, 62]

먼저 i 번째 표본화 순간에 관측된 자료 X_i 에는 알려진 신호 성분 s_i 와 서로 독립이고 같은 확률 밀도 함수 f_{W_i} 를 갖는 순간산성 잡음 성분 W_i 가 더해져 있다고 하자. 이 때 관측 자료에 알려진 신호 성분이 있는지를 판단하기 위해 다음과 같이 가설을 세울 수 있다.

$$H_0: X_i = W_i, i = 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

$$H_1: X_i = \theta e_i + W_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

여기서 θ 는 신호 세기를 나타내는 실수 매개변수이고, 관측 벡터 $\mathbf{X}=(X_1, \dots, X_n)$ 의 결합 확률 밀도 함수는 H_0 일 때 $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}|\theta=0)$ 이고, H_1 일 때 $f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}|\theta>0)$ 이다. 이 때 θ 가 0에 가까워지는 약한 신호를 검파하는 국소 최적 검파기는 식 (5)에 따라서 다음과 같은 검정 통계량을 갖는다.

$$T_{LO}^{kno}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n e_i g_{LO}(X_i) \quad (9)$$

여기서 $g_{LO}(x)=-f_{W_i}(x)/f_{W_i}(x)$ 는 국소 최적 비선형성이라고 (locally optimum nonlinearity) 불리운다. 위 식(9)는 잡음이 있는 관측 자료를 g_{LO} 에 통과시키면서 쓸모 있는 정보를 추릴 수 있는 만큼 추린 다음 그 출력과 알고 있는 신호 e_i 와의 표본 교차 상관 함수를 (sample crosscorre-

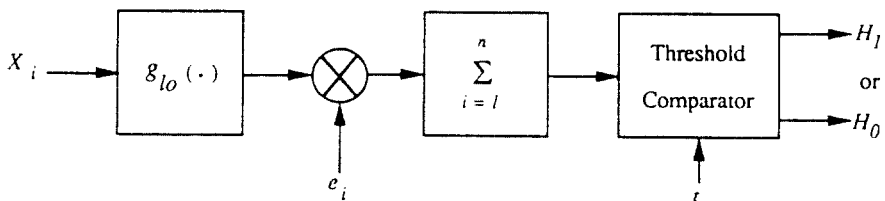


그림 1. 알려진 신호 국소 최적 검파기의 양계
Fig. 1. Structure of the Locally Optimum Detector for Known Signals

lation function) 얻는다는 물리적 개념이므로, 직관적으로도 뜻있는 결과임을 알 수 있다. 식 (9)가 나타내는 국소 최적 검파기의 일개를 그림 1에 보였다.

2.2.2 약한 확률(random) 신호 검파 [21,5 0,54,56,63]

평균이 0인 약한 확률 신호를 검파하는 국소 최적 검파기는 알려진 신호를 검파할 때의 대립 가설에서, 곧 식(8)에서, a 를 S 로 바꾼 다음 비슷한 과정을 거쳐 얻을 수 있다. 다만 다른 점을 알려진 신호를 검파할 때에는 식(6)에서 $\nu=1$ 이지만, 확률 신호를 검파하는 검정 통계량을 얻을 때에는 $\nu=2$ 가 된다. 또한 확률 신호를 검파할 때 검파력은 알려진 신호를 검파할 때보다 많이 떨어지므로, 이를 보상하려고 확률 신호를 검파할 때에는 흔히 관측 신호 수신기의 배열을 (receiver array) 쓴다[22]. 이 때 수신기 L 개로 이루어진 배열을 쓰면 국소 최적 검파기는 다음과 같은 검정 통계량을 갖는다.

$$T_{LO}^{ran}(X) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^L \{h_{10}(X_{ji}) - g_{10}^2(X_{ji})\} + \sum_{i=1}^n \sum_{m=1}^n r_S(i, m) \sum_{j=1}^L g_{10}(X_{ji}) \sum_{p=1}^L g_{10}(X_{pm}) \quad (10)$$

식 (10)에서 $h_w(x)=f_w/f_u(x)$ 는 국소 최적 비선형선이고, $r_S(i, m)=E\{S_i S_m\}$ 은 확률 신호의 공분산 함수이며, N_j 는 j 번째 수신기에서 i 번째 표본화 순간에 관측된 자료이다. 위 식을 보면 알 수 있듯이 확률 신호를 국소 최적 검파할 때에는 신호의 공분산 함수만 알면 되므로 일개 가 매우 간단해진다.

2.2.3 일반화된 관측 모형[59]

단순한 순가산성 잡음 모형으로는 그 물리적 현상을 현실적으로 설명하기 어려운 때가 있음이 알려짐에 따라 [3,26,27,39,46], 앞 문 부절에서 쓰인 단순한 순가산성 잡음 모형이 여러 상황에

서 효율적인 검파 방식을 얻기에는 알맞지 않게 되었다. 따라서 한편으로는 알려진 신호 및 확률 신호를 같이 생각하고, 또 다른 한편으로는 여러 곳에서 많이 연구되어온 비가산성 잡음도 함께 생각할 수 있는 일반적인 관측 모형이 필요하게 되었다.

관측 $X_i, i=1,2,\dots,n$ 이 다음과 같이 나타나는 모형을 생각해 보자.

$$X_i = \alpha(\tau)e_i + \beta(\tau)S_i + \gamma^{1-d}(\tau)[\alpha(\tau)e_i + \beta(\tau)S_i]^d N_i + W_i \quad (11)$$

식 (11)에서 e 와 S 는 각각 i 번째 표본 순간에서 알려진 신호 성분과 확률 신호 성분이다. 확률 신호 성분 S 는 평균이 0, 분산이 σ^2 인 확률 변수이며, S 와 S_k 의 공분산 함수는 $E\{S_i S_k\}=\tau(i, k)$ 로 나타낸다. n 은 입력 경로에 모이는 표본의 크기이다.

$\alpha(\tau)$ 와 $\beta(\tau)$ 와 $\gamma(\tau)$ 는 각각 알려진 신호 성분 크기와 확률 신호 성분 크기와 비가산성 잡음을 나타내는 데 쓰이는 확률 변수 N_i 의 크기이며, τ 는 $\alpha(\tau)$ 와 $\beta(\tau)$ 와 $\gamma(\tau)$ 를 조절하는 신호 크기 매개변수이다. 여기서 $\alpha(\tau)$, $\beta(\tau)$ 및 $\gamma(\tau)$ 는 $\tau=0$ 일 때 $\alpha(0)=\beta(0)=\gamma(0)=0$ 이고, $\tau \geq 0$ 에서 줄어들지 않는 (nondecreasing) 함수라고 가정한다.

식 (11)에서 d 는 비가산성 잡음의 성질을 결정하는 상수인데, $d=1$ 이면 신호에 잡음 N_i 가 곱해져 관측되는 적산성 잡음을 (multiplicative noise) 나타내고, $d=0$ 이면 신호 제기를 조절하는 τ 에 따라 N_i 의 크기 $\gamma(\tau)$ 가 바뀌는 신호 의존성 잡음을 (signal dependent noise) 나타낸다.

한편, 서로 독립이고 같은 분포를 갖는 (i.i.d.) N_i 는 평균이 0이고, 분산이 σ^2 인 확률변수이다. W_i 는 i 번째 표본 순간의 순가산성 잡음이다. $W_j, j=1,2,\dots,n$ 은 평균이 0, 분산이 σ_w^2 이며, 서로 독립이고 같은 분포를 갖는 확률 변수라고 가정하고, N_i 와 W_i 의 결합 확률 밀도 함수를 f_w 로

나타내기로 한다. 또한 S 와 N , S 와 H 는 서로 독립이고, N 와 H 는 일반적으로 상관되어 있다고 가정한다.

위와 같은 일반화된 관측 모형에서 국소 최적 검파 연구는 $\beta(\tau)=0$ 일 때 [62], $\alpha(\tau)=0$ 일 때 [63], 또 순가산성 잡음에서 두 신호 성분이 다 있는 복합 신호일 때에 [57,65] 이루어졌으며, 어느 때나 세기 함수 $\alpha(\tau)$, $\beta(\tau)$ 및 $\gamma(\tau)$ 의 상대적 세기에 따라 검정 통계량이 달라진다는 사실이 밝혀졌다.

Ⅲ. 국소 최적 순위 검파

3.1 기본 이론

이 절에서는 순위 통계량을 (rank statistic) 쓰는 국소 최적 검파기를 얻는 데에 관심을 쏟기로 한다. 순위 통계량을 쓰는 방법에서는, 다른 방법들에서 각 표본 순간의 관측값을 모아 두어야 하는 것과는 달리, 순위와 부호만 모아둬으로써 기억용량을 (memory size) 줄여 검파기를 보다 쉽게 구현할 수 있으며, 순위 통계량을 쓴다는 점에서 수학적으로도 매우 흥미있는 문제라고 할 수 있다. 이러한 순위 검파는 꽤 오래 전부터 연구되어 왔는데[15-17], 국소 최적 검정 이론이 도입됨에 따라 약한 신호 검파 문제에도 응용되기 시작했다[13,55,58,60,61,64].

국소 최적 순위 검파 이론의 개요는 다음과 같다. 먼저 $Z_i = \text{sgn}(X_i)$ 라 하고, $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_n)$ 이라 하자. 또한 $M = \{X_1, |X_2|, \dots, X_n\}$ 가운데에서 $|X_i|$ 의 순위를 (X 의 크기 순위, magnitude rank), Q_i 로 나타내고, $|X_i|$ 를 집합 M 에서 i 번째로 작은 원소라고 정의하자.

이 때, (Q, Z) 의 확률 질량 함수로 (probability mass function), 곧 $P(\mathbf{q}, \mathbf{z})$ 로, 신호 검파를 위한 귀무 가설 및 대립 가설을 세울 수 있으므로, 이를 일반화된 Neyman-Pearson 정리에 적용하면 다음과 같은 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량을 얻을 수 있다.

$$T_{LOR}(\mathbf{x}) = \frac{d^v P(\mathbf{q}, \mathbf{z} | \theta) \Big|_{\theta=0}}{P(\mathbf{q}, \mathbf{z} | 0)} \quad (12)$$

특히 신호가 없다는 귀무 가설 H_0 아래에서는, 표본의 크기를 n 이라고 할 때,

$$P(\mathbf{q}, \mathbf{z}) = \frac{1}{n! 2^n} \quad (13)$$

이 되므로, 1종 오차 (type-I error), 곧 오정보 확률이, 잡음의 확률 분포에 관계없이 결정되는 비모수 검파기를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 다음 절에서는 식(12)의 일반식이 실제 상황으로 응용될 때 어떻게 나타나는가를 알아보도록 하자.

3.2 응용 보기

이제 국소 최적 순위 검파 이론을 알려진 신호와 확률 신호를 검파하는 데에 응용하는 보기를 보도록 하자. 알려진 신호만 있을 때와 확률 신호만 있을 때 식(12)를 풀면 검정 통계량은 각각 다음과 같이 나타난다.

$$T_{LOR}^{kno}(X) = \sum_{i=1}^n e_i Z_i c_1(Q_i), \quad (14)$$

및

$$T_{LOR}^{ran}(X) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n r_S(i, k) Z_i Z_k c_2(Q_i, Q_k) + \sum_{i=1}^n \sigma_i^2 \{d(Q_i) - c_2(Q_i, Q_i)\}. \quad (15)$$

여기서

$$c_1(i) = E\{g_{10}(|X|_{[i]}) | H_0\}, \quad (16)$$

$$c_2(i, k) = E\{g_{10}(|X|_{[i]})g_{10}(|X|_{[k]}) | H_0\} \quad (17)$$

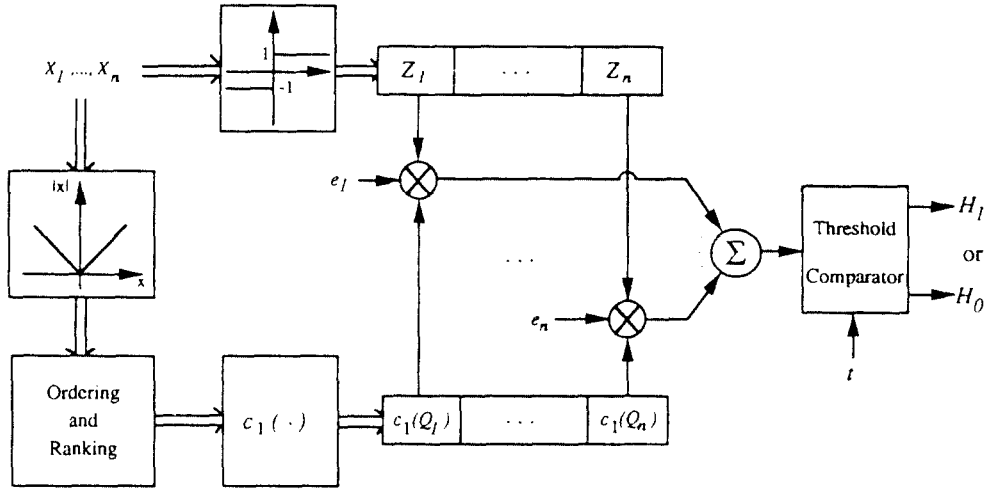


그림 2. 알려진 신호 국소 최적 순위 검파기의 일개
 Fig. 2. Structure of the Locally Optimum Rank Detector for Known Signals

및

$$d(i) = E\{h_{io}(|X_{[i]}| | H_0)\} \quad (18)$$

는 점수 함수라고 (score function) 하는데, 국소 최적 순위 검파에서 점수 함수는 앞에서 다룬 국소 최적 검파에서의 국소 최적 비선형성에 대응된다.

식 (9)와 (10)을 식 (14)와 (15)에 절수어 보면, 비록 관측 자료의 값이 아닌 부호 및 크기 순위만으로 검파한다는 점에서 국소 최적 검파와 다르다고 볼 수 있으나, 그 밖에 전체적인 검파 일개는 꽤 비슷하다는 점을 알 수 있다. 식(14)를 쓰는 검파기 일개는 그림 2에 나타나 있다.

IV. 국소 최적 검파기의 성능 특성과 구현

4.1 성능 특성

4.1.1 점근 상대 효율

검파기의 성능을 수학적으로 해석하여 알아보는 것은 매우 어려운 일이다. 수학적 해석을

통하여 검파기 성능을 쉽게 얻을 수 있는 방법 가운데의 하나가 중심 극한 정리를 (central limit theorem)[52] 쓰는 것인데, 이 때에는 표본 크기가 무한하다는 가정이 있어야 한다. 점근 상대 효율은 (asymptotic relative efficiency) 이의 값이 표본 크기가 무한일 때 검파기의 점근 성능을 알아보는데 널리 쓰이는 측도 가운데 하나인데, 그 정의는 다음과 같다[5,22,23,44].

이제 T_1 이라는 검정 통계량을 갖는 검파기 D_1 과 T_2 라는 검정 통계량을 갖는 검파기 D_2 를 생각하자. 이 때, 두 검파기 D_1 과 D_2 의 점근 상대 효율을 $ARE_{1,2}$ 로 쓰며, 다음식으로 나타낸다.

$$ARE_{1,2} = \frac{\xi_1}{\xi_2} \quad (19)$$

식 (19)에서 ξ_1 과 ξ_2 는 각각 검파기 D_1 과 D_2 의 효능이며 (efficacy), 아래와 같이 정의된다.

$$\xi_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{[E^{(0)}\{T_i | H_1\}_{0=0}]^2}{n V\{T_i | H_0\}}, \quad i = 1, 2. \quad (20)$$

식 (19)에서 알 수 있듯이 $ARE_{i,2}$ 는 검파기 효능의 비로 정의되고, 그 값이 1보다 크면 앞첨자 검파기가 뒤첨자 검파기보다 점근적으로 더 나은 성능을 가진다. 따라서 먼저 국소 최적 검파기, 국소 최적 순위 검파기 및 그 밖에 잘 알려진 여러 검파기들의 효능을 얻은 다음, 여러 검파기들 사이의 점근 상대 효능을 얻음으로써 어느 검파기가 점근적으로 더 나은 성능을 갖는지 알 수 있게 된다.

이러한 점근 상대 효능을 쓰는 성능 비교의 한 보기를 들어보자. 순가산성 정규 잡음에서 알려진 신호를 검파할 때, 검정 통계량이

$$T_{SC}(X) = \sum_{i=1}^n c_i \operatorname{sgn}(X_i) \quad (21)$$

인 부호 상관(sign correlator) 검파기와[22] 국소 최적 검파기와의 점근 상대 효능 $ARE_{i,2}$ 는 1보다 큰 $\pi/2$ 이므로 국소 최적 검파기가 부호 상관 검파기보다 점근적으로 더 뛰어난 검파기임을 알 수 있다.

4.1.2. 컴퓨터 모사를 통한 검파 확률 비교

앞에서 말한 바와 같이 수학적 해석을 통하여 검파기의 성능을 연구하고자 할 때에는 표본 크기가 무한하다는 가정이 필요하다. 그러나 실제로 쓰이는 검파기는 크기가 유한한 표본을 쓰기 때문에, 점근 상대 효능이 실제 검파 성능의 측도로 알맞다고 볼 수는 없다. 따라서 표본 크기가 유한한 실제 상황에서의 검파기 성능 연구는 매우 실용적인 뜻이 있는데, 이는 주로 컴퓨터 모사를 통해 검파 확률을 얻음으로써 이루어진다. 뿐만 아니라 점근 성능 특성과 컴퓨터 모사로 얻은 성능 특성을 다르게 나타낼 수 있기 때문에 컴퓨터 모사를 통해 검파 확률을 얻을 필요가 있는 것이다.

이와 같은 컴퓨터 모사에는 몬테-카를로 기법이 주로 쓰이는데 [19,25], 이 기법은 오경보 확률과 1% 정도의 상대 오차를 고려하여 몬테-카를로 반복 횟수를 정한 다음, 그 반복 횟수

가운데 검파한 횟수를 검파 확률로 나타내는 것이다. 이러한 성능 연구에서는 잡음 성분과 (필요에 따라) 확률 신호 성분을 컴퓨터로 발생시켜 관측 자료를 얻은 다음, 앞에서 말한 컴퓨터 모사를 통해 국소 최적 검파기 및 여러가지 잘 알려진 검파기들의 검파 확률을 얻어 그 결과를 견주어 보게 된다.

그림 3은 직산성 및 가산성 잡음이 있을 때 알려진 신호 국소 최적 검파기의 검파 확률을 선형 상관 검파기 및 부호 상관 검파기의[62] 검파 확률과 비교한 것이고, 그림 4는 신호 의존성 및 가산성 잡음이 있을 때 확률 신호 국소 최적 검파기의 검파 확률을 자승 법칙 검파기 및 극성 부합 검파기의[63] 검파 확률과 비교한 것이다. 여기서 $f_{\lambda n}$ 는 $\sigma^2_{\lambda} = s^2$ 이고, $\sigma^2_n = 1$ 이고, N 과 M 사이의 상관 계수가 r 인 이변수 (bivariate) 정규 확률밀도 함수라고 가정하였다. 그림 3과 4에서는 모든 신호 세기에서 국소 최적 검파기가 나은 성능을 보이고 있으나, 일반적으로 국소 최적 검파기는 신호 세기가 작은 구간에서 뛰어난 성능이 보여준다.

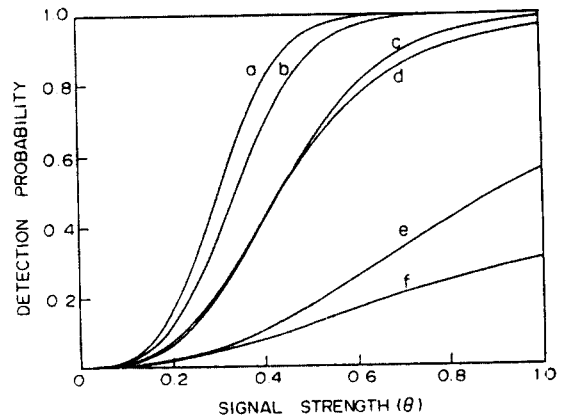


그림 3. 직산성 및 가산성 잡음이 있을 때 알려진 신호 검파기들의 검파 확률

- (a) 국소 최적 검파기 $r=0.3, s=1.66$
- (b) 국소 최적 검파기 $r=0.5, s=1.0$
- (c) 선형 상관 검파기 $r=0.5, s=1.0$
- (d) 선형 상관 검파기 $r=0.3, s=1.66$
- (e) 부호 상관 검파기 $r=0.5, s=1.0$
- (f) 부호 상관 검파기 $r=0.3, s=1.66$

Fig. 3. Detection Probabilities of Known Signal Detectors in Multiplicative and Additive Noise

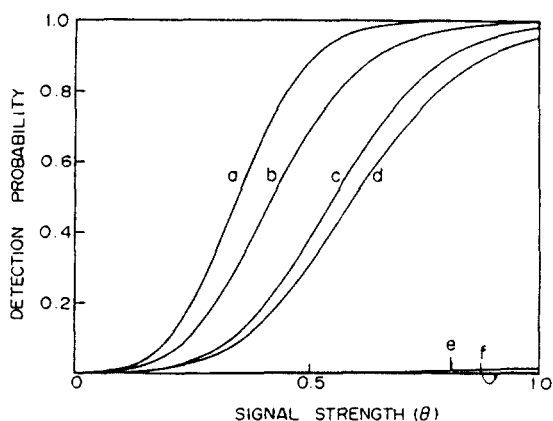


그림 4. 신호 의존성 및 가산성 잡음이 있을 때 확률 신호 검파기들의 검파 확률
 (a) 국소 최적 검파기 $r=0.5, s^2=2$
 (b) 자승 법칙 검파기 $r=0.5, s^2=2$
 (c) 국소 최적 검파기 $r=0.5, s^2=0.5$
 (d) 자승 법칙 검파기 $r=0.5, s^2=0.5$
 (e) 국성 부합 검파기 $r=0.5, s^2=0.5$
 (f) 국성 부합 검파기 $r=0.5, s^2=2$

Fig. 4. Detection Probabilities of Random Signal Detectors in Signal-Dependent and Additive Noise

4.2. 실제 구현 연구

국소 최적 검파기를 실제 구현하는데 생기는 문제점에 대한 연구는 [20]에서 처음 다루어졌

다. 그 연구에서는 그림 5에서처럼 국소 최적 비선형 함수를 양자화기로 (quantizer) 구현하고자 했다. 이 시도의 뜻은 국소 최적 검파가 낮게 이루어지는 일개이기 때문에, 다시 말해 이산 시간 처리를 그 바탕으로 하기 때문에, 양자화기는 필수적인데, 국소 최적 비선형 함수들이 대개 구현하기 무척 힘든 물로 나타나므로 이를 양자화기로 나타내어 덧셈기 앞까지의 구현을 상대적으로 쉽게 하자는 데에 있었다. 또한 양자화기를 쓰면 잡음 환경이 바뀌어도 성능이 그다지 나빠지지 않는 강인(robustness) 성질을 가질 수 있게 되고, 적응형 (adaptive) 일개로 만들기도 쉽게 된다는 좋은 점이 있다[20,22].

[20]의 연구는 알려진 신호 국소 최적 비선형 성을 주어진 잡음에 알맞은 비균일 (nonuniform) 최적 양자화기로 구현한 것인데 걸주어, 그 다음의 연구들은 [20]의 연구를 확률 신호인 때로 확장한 연구와 [2] 그림 6처럼 좀 더 다루기 쉬운 균일 (uniform) 양자화기를 쓰면서 퀴스 부호 변조에 쓰인 것과 같은 입력 압축기를 쓰는 것이었다[49]. 이 때 검파기 효율을 가장 크게 하는 최적 입력 압축기는 바로 국소 최적 비선형성이라는 것이 밝혀질 바 있

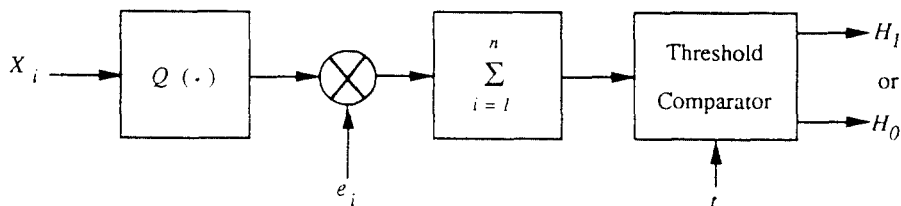


그림 5. 일차화기를 쓰는 알려진 신호 국소 최적 검파기의 일개

Fig. 5. Structure of the Locally Optimum Detector for Known Signals Using a Quantizer

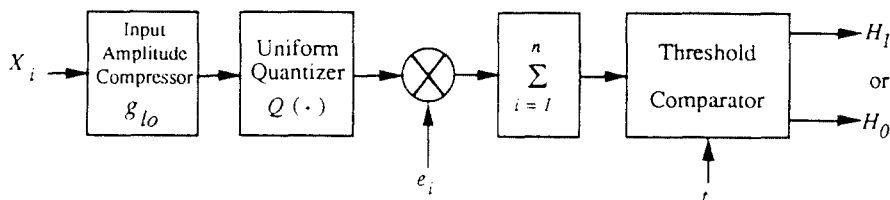


그림 6. 균일 양자화기와 입력 진폭 압축기를 쓰는 알려진 신호 국소 최적 검파기의 일개

Fig. 6. Structure of the Locally Optimum Detector for Known Signals Using a Uniform Quantizer and an Input Amplitude Compressor

다. 또 다른 방향으로선 비균일 양자화기의 설계를 좀 더 쉽고 빠르게 하는 고속(fast) 알고리즘을 개발한 것 [1], 국소 최적 검파에 벡터 양자화기를 응용한 것[47], 잡음이 Pearson 계열의 확률 밀도 함수를 가질 때 적절한 통계량 추정을 통한 준최적(suboptimum) 양자화기 및 검파기 열개를 연구한 것[24,35] 등이 있다.

이와는 방향이 조금 다르지만 근본적인 문제는 국소 최적 비선형성을 구현하는 데에 있으므로, 실제 구현이라는 면에서 앞에서 말한 연구들과 같은 맥락으로 [14]에서는 여러 비선형성에 대해 이론적으로 연구하였고, [8]에서는 비선형성을 단순하게 근사화하여 구현이 쉽도록 하는 방안을 연구하였다.

4.3. 관련 연구

먼저 가장 관련이 깊은 분야는 이때까지 소개한 Neyman-Pearson 기준이 아니라 Bayes 결정 기준에 따르는 국소 최적 검파인데, Middleton이 제안한 이 검파 방식은 국소 최적 Bayes 검파라 불리운다[37, 38]. Bayes 검파기는 평균 위험도를 (average risk) 가장 작게 하는 검파기인데, 국소 최적 Bayes 검파기는 $\theta=0$ 에서의 (곧, 신호 세기가 0인 곳에서의) 평균 위험도 및 그 기울기가 다른 검파기들보다 작거나 같도록 하는 검파기이다. 이런 검파 열개는 일반적으로 Bayes 검파기보다 열개가 간단하다는 좋은 점이 있으며[38], 특히 알려진 신호를 검파할 때 국소 최적 Bayes 검파기의 검정 통계량은 일반화된 Neyman-Pearson 기준에 따르는 국소 최적 검파기의 검정 통계량과 같으므로, 식 (9)의 검정 통계량이 매우 뜻있는 것임을 알 수 있다. 이 분야 연구는 요즘에도 활발히 진행되고 있으며, Neyman-Pearson 기준에 따라 검파할 때도 많이 다뤄진 바 있는 비정규 잡음이 있을 때의 검파 문제도 [30, 34, 43, 51] 나란히 연구되고 있다[32,33,40,41,45,66,67].

한편 단순한 상수(constant) 신호가 아닌 약한 협대역(narrowband) 신호 검파와 확률 변수인 위상을 갖는 협대역 신호를 검파할 때에

도 국소 최적 검파기를 쓰는 방법이 연구되었는데[보기 7,29,43,45], 이는 실제 통신 시스템에 폭 넓게 응용될 수 있기 때문에 많은 연구가 진행되고 있다.

이 밖에도 한꺼번에 여러 수신기로 신호를 받아들여 검파력을 높이려는 분산(diversity) 검파 시스템 연구[10,18], 추정 이론을 쓴 적응형 검파기 연구[31], 국소 최적 추정 이론을 쓰는 국소 최적 검파 이론 연구[12], Wald의 순차(sequential) 검파 방식을[48,69] 국소 최적 검정 기준에 시도한 연구[68] 등이 흥미있는 연구라고 할 수 있다.

V. 국소 최적 퍼지 검파

이 절에서는 국소 최적 퍼지(fuzzy) 검정 이론에 바탕을 둔 약한 신호 검파를 생각해 보기로 한다. 우리가 얻을 수 있는 관측량이 퍼지 관측량이라면, 2.1절에 보인 정리 1로는 약한 신호를 검파할 수 없게 된다. 따라서 그 애매함을 퍼지 집합 이론 및 퍼지 통계학적 기법으로 모형화하여 검파할 수 있는 새로운 이론이 있어야 한다.

이러한 새로운 이론을 얻는 데에는 다음과 같은 몇가지 개념들이 쓰인다. 먼저 X 를 실수인 원소로 이루어진 집합이라고 하자. 이 때, 집합 X 의 퍼지 분할을 (fuzzy partition)[9] 퍼지 정보 계통이라고 (fuzzy information system)하고 [6], 이를 \mathbf{x} 로 나타낸다. 이 x 를 n 차원으로 확장한 것을 크기가 n 인 퍼지 확률 표본이라 (fuzzy random sample of size n) [6]하고, 이를 $\mathbf{x}^{(m)}$ 으로 나타낸다. 또한, 이 $\mathbf{x}^{(m)}$ 의 각 원소는 표본 퍼지 정보라고 (sample fuzzy information) [6] 부르며, 이를 $\kappa=(\kappa_1, \dots, \kappa_n)$ 으로 나타낸다. 여기서 $\kappa_i \in X, i=1, \dots, n$ 이다. 이 때, $\mathbf{x}^{(m)}$ 의 확률 분포는 다음과 같이 정의된다[6,9].

$$P(\kappa) = E \left\{ \prod_{i=1}^n \mu_{\kappa_i}(x_i) \right\}. \quad (22)$$

식 (22)에서 $x_i \in X, i=1, \dots, n$ 이다. 이와 같은

표본 퍼지 정보를 다루기 위하여 일반화된 Neyman Pearson 정리를 퍼지 이론으로 확장하면 다음과 같은 정리를 얻는다.

정리 2. u_0, u_1, \dots, u_k 를 각각 표본 퍼지 정보의 유한 실수 함수라 하고, Φ 를 주어진 상수 $\alpha_1, \dots, \alpha_k$ 에 대해

$$\alpha_i = \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}^{(n)}} \delta_F(\mathbf{x}) u_i(\mathbf{x}), \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (23)$$

를 만족하는 퍼지 검정 함수 δ_i 들의 집합이라고 하자. 또한 $\delta^+(\mathbf{x})$ 를 다음과 같이 정의되는 퍼지 검정 함수라고 하자.

$$\begin{aligned} \delta_F^+(\mathbf{x}) &= 1, & u_0(\mathbf{x}) &> \sum_{i=1}^k t_i u_i(\mathbf{x}), \\ \delta_F^+(\mathbf{x}) &= \gamma, & u_0(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^k t_i u_i(\mathbf{x}), \\ \delta_F^+(\mathbf{x}) &= 0, & u_0(\mathbf{x}) &< \sum_{i=1}^k t_i u_i(\mathbf{x}). \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 $t_i \in R, i=1, 2, \dots, k$ 이고, $0 \leq \gamma \leq 1$ 이다. 이 때 $\delta^+ \in \Phi$ 라고 하면, δ^+ 는 Φ 의 모든 퍼지 검정 함수들 가운데에서 $\sum_{i=1}^k \delta_i(\mathbf{x}) u_i(\mathbf{x})$ 를 가장 크게 한다.

정리 2를 바탕으로 2.1절에서 거친 과정을 되풀이하면, 애매함이 있는 약한 신호를 잘 검파할 수 있는 국소 최적 퍼지 검파기를 얻을 수 있다. 현재 이 국소 최적 퍼지 검파기의 구조, 비선형성의 성질, 성능 특성에 대한 고찰들을 연구하고 있으며, 이러한 검파 기법을 통해 잡음 분포의 변수 추정 오차가 클 때나 잡음의 특성이 시간에 따라 바뀌는 때에 보다 안정된 성능을 갖는 검파기를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

이 부분에서는 국소 최적 검파 이론을 간단히 알아보았다. 이론적인 면에서 국소 최적 검파와 국소 최적 순회 검파를 알아보았고, 이들이 약한 신호 검파에 응용된 보기, 검파기 성능 비교 방법, 양자화기를 쓴 검파기의 설계 구현에 대한 연구들에 대해서도 이야기하였다. 또한 퍼지 집합론 퍼지 집합 이론에 (fuzzy set theory) 따라 모형화하여 국소 최적 검파기를 얻을 수 있는 기법의 기본 이론을 살펴보았다.

현재 국소 최적 검파 연구는 비정규 및 비가간성 잡음이 있을 때 연구로 이어지고 있으며, 구현 문제에서도 이제까지의 양자화기를 쓰는 검파기를 구현하기 쉽지 않기 때문에 좀 더 실제적으로 구현하기 쉬운 방법을 찾는 연구도 진행되고 있다.

참 고 문 헌

1. B. Aazhang and H.V. Poor, "On Optimum and Nearly Optimum Data Quantization for Signal Detection", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM 32, pp. 745-751, July 1984.
2. D. Alexandrou and H.V. Poor, "The Analysis and Design of Data Quantization Schemes for Stochastic Signal Detection Systems", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM 28, pp.983-991, July 1980.
3. H.H. Arsenault and M. Denis, "Image Processing in Signal Dependent Noise", *Can. Jour. Phys.*, vol. 61, pp.309-317, February 1983.
4. J.P. Bieker and D.R. Halverson, "Memoryless Detection of Time Varying Deterministic Signals in Dependent Non Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. IT 32, pp.133-137, January 1986.
5. J. Capon, "On the Asymptotic Efficiency of Locally Optimum Detectors", *IRE Trans. Inform. Theory*, vol. IT 7, pp. 67-71, April 1961.
6. M.R. Casals, M.A. Gil and P. Gil, "On the Use of Zadeh's Probabilistic Definition for Testing Statistical Hypotheses from Fuzzy Information", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 20, pp. 175-190, October 1986.
7. L.J. Cimini, Jr. and S.A. Kassam, "Data Quantization for Narrowband Signal Detection", *IEEE Trans. Aero.*

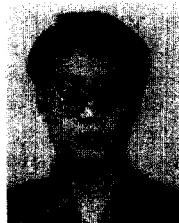
- Electr. Systems*, vol. AES 19, pp.848-858, November 1983.
8. S.V. Czarnecki and K.S. Vastola, "Approximation of Locally Optimum Detectors", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-31, pp. 835-838, November 1985.
 9. D. Dubois and H. Prade, *Fuzzy Sets and Systems*, Academic Press, New York, 1980.
 10. G. Fedele, L. Izzo and L. Paura, "Optimum and Suboptimum Space Diversity Detection of Weak Signals in Non-Gaussian Noise", *IEEE Trans. Comm.* vol. COM-32, pp. 990-997, September 1984.
 11. T.S. Ferguson, *Mathematical Statistics: A Decision Theoretic Approach*, Academic Press, New York, 1967.
 12. W.A. Gardner, "Structural Characterization of Locally Optimum Detectors in Terms of Locally Optimum Estimators and Correlators", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT 28, pp. 924-932, November 1982.
 13. D.P. Grybos and G.R. Cooper, "Locally Optimum Rank Detectors for Fading Channels", *Proc. 14th Conf. Inform. Sci. Sys.*, pp.12-17, Princeton Univ., Princeton, New Jersey, U.S.A., March 1980.
 14. D.R. Halverson and G.L. Wise, "On Nonlinearities in Asymptotic Memoryless Detection", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-32, pp. 292-296, March 1986.
 15. V.G. Hansen, "Detection Performance of Some Nonparametric Rank Tests and an Application to Radar", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-16, pp. 309-318, May 1970.
 16. V.G. Hansen, "Detection Performance of the Narrowband Wilcoxon Detector Against Gaussian Noise" *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT 18, p. 664-667, September 1972.
 17. J. Hajek and Z. Sidak, *Theory of Rank Tests*, Academic Press, New York 1967.
 18. L. Izzo and L. Paura, "Asymptotically Optimum Space-Diversity Detection in Non-Gaussian Noise", *IEEE Trans. Comm.* vol. COM 34, p.97-103, February 1986.
 19. M.H. Kalos and P.A. Whitlock, *Monte Carlo Methods*, vol. I: Basics, John Wiley & Sons, New York, 1986.
 20. S.A. Kassam, "Optimum Quantization for Signal Detection", *IEEE Trans. Comm.* vol. COM 25, pp. 479-484, May 1977.
 21. S.A. Kassam, Locally Robust Array Detectors for Random Signals, *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-24, pp. 309-316, May 1978.
 22. S.A. Kassam, *Signal Detection in Non-Gaussian Noise*, Springer Verlag, New York, 1988.
 23. M.G. Kendall and A. Stuart, *The Advanced Theory of Statistics*, vol. 2, 4th ed., Hafner, New York, 1978.
 24. J. Kim and I. Song, "A Suboptimum Quantization-Detection Scheme Using Input Amplitude Compression", *Signal Processing*, vol. 21, pp. 315-321, December 1990.
 25. J.P.C. Kleijnen, *Statistical Techniques in Simulation*, Marcel Dekker, New York, 1974.
 26. D.T. Kuan, et al., "Adaptive Noise Smoothing Filter for Images with Signal Dependent Noise", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-7, pp. 165-177, March 1985.
 27. J.S. Lee, "Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Image", *Comp. Graphics Image Proc.*, vol. 17, pp. 24-32, September 1981.
 28. E.L. Lehmann, *Testing Statistical Hypotheses*, 2nd ed., John Wiley & Sons, New York, 1986.
 29. N. Lu and B.A. Eisenstein, "Detection of Weak Signals in Non-Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT 27, pp. 755-771, November 1981.
 30. N. Lu and B.A. Eisenstein, "Suboptimum Detection of Weak Signals in Non-Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-29, pp. 462-466, May 1983.
 31. N. Lu and B.A. Eisenstein, "Weak Signal Detection in Non-Gaussian Noise of Unknown Level", *IEEE Trans. Aero. Electr. Systems*, vol. AES-20, pp. 830-834, December 1984.
 32. A.M. Maras, "Locally Optimum Detection in Moving Average Non-Gaussian Noise", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM 36, pp. 907-912, August 1988.
 33. A.M. Maras, "Locally Optimum Detection of Stochastic Signals in Non-Gaussian Noise", *Abstracts XXIII General Assembly Int'l Union of Radio Science (URSI)*, vol. 1, pp. 216, Prague, Czechoslovakia, August-September 1990.
 34. A.B. Martinez, P.F. Swaszek and J.B. Thomas, "Locally Optimum Detection in Multivariate Non

- Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-30, pp. 815-822, November 1984.
35. A.B. Martinez and J.B. Thomas, "Detector Design Using a Density Fit to Non-Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 34, pp. 544-550, May 1988.
 36. J.L. Melsa and D.L. Cohn, *Decision and Estimation Theory*. McGraw-Hill, New York, 1978.
 37. D. Middleton, *An Introduction to Statistical Communication*, McGraw-Hill, New York, 1960.
 38. D. Middleton, "Canonically Optimum Threshold Detection", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT 12, pp. 230-243, March 1966.
 39. D. Middleton, "Man Made Noise in Urban Environment and Transportation Systems", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM-21, p. 1232-1241, November 1973.
 40. D. Middleton, "Threshold Detection in Non Gaussian Interference Environment: Exposition and Interpretation of New Results for EMC Applications", *IEEE Trans. Electromagn. Compat.*, vol. EMC 26, pp. 19-28, February 1984.
 41. D. Middleton and A.D. Spaulding, "Threshold Signal Detection in Correlated Non Gaussian Interference", *Abstracts XXIII General Assembly Int'l Union of Radio Science (URSI)*, vol. 1, pp. 216, Prague, Czechoslovakia, August-September 1990.
 42. J.H. Miler and J.B. Thomas, "Detectors for Discrete-Time Signals in Non Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-18, pp. 241-250, March 1972.
 43. J.W. Modestino and A.Y. Ningo, "Detection of Weak Signals in Narrowband Non Gaussian Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT 25, pp. 592-600, September 1979.
 44. G.E. Noether, "On a Theorem of Pitman", *Ann. Math. Stat.*, vol. 26, pp. 64-68, March 1955.
 45. L.M. Nirenberg, Low SNR Digital Communication over Certain Additive Non Gaussian Channels, *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM 23, pp. 332-341, March 1975.
 46. R. Petai, *Noise in Receiving Systems*, John Wiley & Sons, New York, 1984.
 47. B. Picinbono and P. Duvaut, "Optimum Quantization for Detection", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM 36, pp. 1254-1258, November 1988.
 48. H.V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, Springer-Verlag, New York, 1988.
 49. H.V. Poor and Y. Rivani, "Input Amplitude Compression in Digital Signal Detector Systems", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM-29, pp. 707-710, May 1981.
 50. H.V. Poor and J.B. Thomas, "Locally Optimum Detection of Discrete-Time Stochastic Signals in Non Gaussian Noise", *Jour. Acous. Soc. Amer.*, vol. 63, pp. 75-80, January 1978.
 51. H.V. Poor and J.B. Thomas, "Memoryless Quantizer Detectors for Constant Signals in m -Dependent Noise", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-26, pp. 423-432, July 1980.
 52. V.K. Rohatgi, *An Introduction to Probability Theory and Mathematical Statistics*. John Wiley & Sons, New York, 1976.
 53. P. Rudnick, "Small Signal Detection in the DIMUS Array", *Jour. Acous. Soc. Amer.*, vol. 32, pp. 871-877, July 1960.
 54. P. Rudnick, "Likelihood Detection of Small Signals in Stationary Noise", *Jour. Appl. Phys.*, vol. 32, pp. 140-143, February 1961.
 55. J.L. Sanz Gonzalez and A.R. Figueiras-Vidal, A Suboptimum Rank Test for Non parametric Radar Detection, *IEEE Trans. Aero. Electr. Systems*, vol. AES 22, pp.670-679, November 1986.
 56. J.J. Sheehy, Optimum Detection of Signals in Non Gaussian Noise, *Jour. Acous. Soc. Amer.*, vol. 63, pp. 81-90, January 1978.
 57. J.C. Son and I. Song, Detection of Composite Signals: Part II, Examples and Performance Comparison, *Signal Processing*, vol. 23, pp. , July 1990 (to be published).
 58. I. Song, A Nonparametric Detector for Signals in Non Additive Noise, *Proc. 1st URSI Int'l Symp. Signals, Systems, Electronics (ISSSE)*, pp. 251-254, Erlangen, West Germany, September 1989.
 59. I. Song and S.A. Kassam, "A Generalized Model for Noisy Signals in Locally Optimum Detection", *Digest of National Radio Science Meeting*, p. 252, Philadelphia, PA, U.S.A., June 1986.
 60. I. Song and S.A. Kassam, "An Application of Rank Statistics to Random Signal Detection", *Proc. 30th*

- Midwest Symp. Circuits, Systems (MWSCAS), pp. 1120-1125, Syracuse, NY, U.S.A., August 1987.
61. I. Song and S.A. Kassam, "Rank Detection of Random Signals in Additive Noise", *Proc. 3rd IEEE Region to Conference (TENCON)*, pp. 1297-1301, Seoul, Korea, August 1987.
 62. I. Song and S.A. Kassam, Locally Optimum Detection of Signals in Generalized Observation Model: The known Signal Case, *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-36, pp. 502-515, May 1990.
 63. I. Song and S.A. Kassam, "Locally Optimum Detection of Signals in a Generalized Observation Model: The Random Signal Case", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-36, pp. 516-530, May 1990.
 64. I. Song and C.W. Kim, Detection of the Signals in Signal-Dependent Noise Using Rank Statistics, *Proc. 10th Symp. on Inform. Theory and Its Applications (SITA)*, pp. 727-732, Enoshima Island, Japan, November 1987.
 65. I. Song J.C. Son and K.Y. Lee, "Detection of Composite Signals: Part I. Locally Optimum Detector Test Statistics", *Signal Processing*, vol. 23, pp. ..., April 1991 (to be published).
 66. A.D. Spaulding, Locally Optimum and Suboptimum Detector Performance in a Non-Gaussian Interference Environment, *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM-33, pp. 509-517, June 1985.
 67. K.S. Vastola, "Threshold Detection in Narrow Band Non Gaussian Noise", *IEEE Trans. Comm.*, vol. COM-32, pp. 134-139, February 1984.
 68. E. Voudouri and L. Kurz, "A Robust Approach to a Sequential Detection", *IEEE Trans. Acous. Speech, Signal, Proc.*, vol. ASSP 36, pp. 1200-1210, August 1988.
 69. A. Wald, *Sequential Analysis*, Dover, New York, 1947.
 70. A.D. Whalen, *Detection of Signals in Noise*, Academic Press, New York, 1971.



孫 在 徹(Jae Cheol SON) 正會員
1965년 11월 5일생
1988년 2월: 연세대학교 전기공학과 졸업
1990년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사)
현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정 재학



宋 翊 鎬(Ick Ho SONG) 正會員
1960년 2월 20일생
1982년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업
1984년 2월: 서울대학교 전자공학과 졸업(석사)
1985년 8월: Univ. of Pennsylvania 전기공학과 졸업(M.S.E)
1987년 5월: Univ. of Pennsylvania 전기공학과 졸업(Ph. D.)
현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수



金 相 燁(Sang Youb KIM) 正會員
1967년 8월 24일생
1990년 2월: 경북대학교 전자공학과 졸업
현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정 재학



金 善 勇(Sun Yong KIM) 正會員
1968년 1월 30일생
1990년 2월: 한국과학기술원 과학기술대학 정보통신과학과 졸업
현재: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정 재학