

일차 마르코프 잡음 환경에서의 국소 최적 검파 : 2. 성능 분석

정회원 이 주 미*, 준회원 박 주 호*, 종신회원 송 익 호*,
준회원 오 중 호*, 준회원 강 현 구*, 종신회원 김 선 용**

Locally Optimum Detection of Signals in First-Order Markov Environment: 2. Performance Analysis

Jumi Lee*, *Reguler Member*, Juho Park*, *Associate Member*,
Ickho Song*, *Lifelong Member*, Jongho Oh*, *Associate Membe*,
Hyun Gu Kang*, *Associate Members*, Sun Yong Kim**, *Lifelong Member*

요 약

이 논문의 1부에서는, 곱셈꼴 잡음과 일차 마르코프 덧셈꼴 잡음으로 손상된 약한 신호를 검파할 수 있는 검정 통계량을 얻었다. 이제, 이 2부에서는 이를 바탕으로 여러 검파기의 접근 상대 효율 및 유한 표본 크기 성능을 얻고 결론다. 검파 성능을 처음 뜻한 만큼 내려면 간섭끼리의 의존성을 생각해야 함을 보인다.

Key Words : locally optimum detector, signal detection, weak signal, dependent sample, Markov

ABSTRACT

In Part 1 of this paper, the test statistics are obtained for detecting weak known signals in observations corrupted by multiplicative and first-order Markov additive noise. In this second part, the asymptotic and finite sample-size performance of several detectors are obtained and compared based on the test statistics. From the performance comparisons, it is confirmed that the dependence among interference components need to be taken into account to maintain the detection performance.

I. 서 론

신호 검파 문제에서는 대부분 표본화된 잡음 성분이 통계적으로 독립이라고 둔다. 그러나, 독립 잡음에 가장 알맞은 검파기는 의존성 환경에서^[1-3] 동작하는 실제 신호 검파 시스템에서 바라는 성능을 내기 어려우며, 이를 푸는 것이 현대 고속 데이터 통신 시스템에서 점점 더 중요해지고 있다. 이러한 상황을

다루고자 잡음 성분들의 의존성을 고려한 의존성 관측 모형들을 여러 사람들이 연구해왔다. 이들 의존성 잡음 모형 가운데에서 통신 시스템에서 자주 볼 수 있는 환경이 일차 마르코프 꼴이라고 알려져 있다^[4, 5].

한편, 저전력 통신 시스템에 대한 관심이 늘어가면서 약한 신호 검파의 중요성이 커지고 있으며, 따라서, 신호대잡음비가 낮을 때 성능이 뛰어난 검파기를 생각하는 것이 바람직하다. 이런 검파기를 얻는 방법

※ 이 논문은 과학기술부의 재원으로 한국과학재단이 선정하여 지원하는 2005년 국가지정연구실 사업 과제 M10500000005-05J0000-00510의 결과 가운데 하나입니다.

* 한국과학기술원 전자전산학과 (jmllee, jpark, jh, khg)@Sejong.kaist.ac.kr, i.song@ieee.org)

** 건국대학교 전자공학부 (kimsy@konkuk.ac.kr)

논문번호 : KICS2006-08-347, 첫 논문 접수일자 : 2006년 8월 14일, 최종논문접수일자 : 2007년 2월 2일

가운데 하나로, 국소 최적 검파기준을⁶⁾ 생각할 수 있다. 다만, 이제까지 연구들은 대부분 통계적으로 독립인 표본을 쓰는 국소 최적 검파기만을 다뤘다.

이 논문의 1부에서는⁷⁾ 위에서 말한 바와 같은 의존성 관측 모형과 국소 최적 검파의 필요성을 바탕으로 일차 마르코프 잡음 환경에서 알려진 신호의 국소 최적 검파기의 검정 통계량과 그 성질을 다루었다. 이 2부에서는 1부에서 얻은 국소 최적 검파기들의 성능을 살펴본다. 먼저, 약한 신호 검파에서 특히 쓸모 있는 접근 상대 효율을 얻어 검파기들끼리 성능을 견주어 보고, 검파기들의 유한 표본 크기 성능을 얻어 서로 견준다. 이를 바탕으로, 곱셈꼴 잡음과 덧셈꼴 잡음의 통계적 특성이 검파기의 성능에 어떻게 영향을 미치는지 알아보고 분석한다.

II. 관측 모형과 검정 통계량

2.1 관측 모형

이 논문에서 다루는 관측 모형은 아래와 같다.

$$X_i = \theta e_i M_i + W_i \quad i=1,2,\dots,n. \quad (1)$$

여기서, θ 는 신호 세기이고, $\{e_i\}$ 는 알려진 신호이며, n 은 표본 크기, 곧, 한 표본 안에 있는 관측의 개수이다. 덧셈꼴 잡음 성분 $\{W_i\}$ 는 곱셈꼴 잡음 성분 $\{M_i\}$ 와 독립이며, 평균이 0인 일차 마르코프 과정이라 든다. 한편, W_i 와 M_i 의 확률밀도 함수는 각각 $f_W(\cdot)$ 와 $f_M(\cdot)$ 로 쓰고, $W=(W_1, W_2, \dots, W_n)$ 과 $M=(M_1, M_2, \dots, M_n)$ 의 결합 확률밀도 함수는 각각 $f_W(w)$ 와 $f_M(m)$ 으로 쓴다. 여기서, $w=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 이고 $m=(m_1, m_2, \dots, m_n)$ 이다. 마르코프 과정 $\{W_i\}$ 에서 W_{i-1} 이 주어졌을 때 W_i 의 전이 확률밀도 함수, 곧, 조건부 확률밀도 함수는 $f_{\tilde{W}_i}(w_i|w_{i-1})=f_i(w_i|w_{i-1})$ 로 쓴다. 이때, $i=2, \dots, n$ 이면 $\tilde{W}_i=W_i|W_{i-1}$ 이고, $\tilde{W}_1=W_1$ 이며, $f_{\tilde{W}_1}(w_1|w_0)=f_{W_1}(w_1)$ 이다. 한편, 확률밀도 함수 f_M 과 $\{f_i\}$ 는 충분히 부드러운⁸⁾ 미분과 적분 순서를 바꾸는 것과 같은 몇 가지 수학 연산을 할 수 있도록 정칙 조건을 만족시킨다고 든다⁹⁾.

2.2 검정 통계량

일반적으로 국소 최적 검정 통계량은 다음과 같이 얻을 수 있다⁹⁾.

$$T_{LO}(x) = \frac{\frac{\partial \nu}{\partial \theta} \phi_X(x|\theta) \Big|_{\theta=0}}{\phi_X(x|0)}. \quad (2)$$

여기서, $\phi_X(x|\theta)$ 는 관측 벡터 X 의 결합 확률밀도 함수이고, ν 는 (2)를 0으로 만들지 아니 하는 가장 작은 자연수이다.

2.2.1 $E\{M_i\}$ 가 모두 0이 아닐 때

알려진 신호 $\{e_i\}$ 를 검파하는 국소 최적 검파기의 검정 통계량을 얻으면 아래와 같다⁷⁾.

$$T_{LO1}(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i g_{A,i}(x_{i-1}, x_i, x_{i+1}). \quad (3)$$

여기서, $\alpha_i = e_i E\{M_i\}$ 이고

$$g_{A,i}(x,y,z) = \tilde{g}_{10,i}(y|x) + \tilde{g}_{01,i}(z|y) \quad (4)$$

는 국소 최적 검파기의 열개를 결정하는 국소 최적 비선형성이며, $p, q=0, 1, 2$ 일 때

$$\begin{aligned} \tilde{g}_{pq,i}(x|y) &= \begin{cases} \nabla_x^p \nabla_y^q f_i(x|y), & i=1,2,\dots,n, \\ 0, & i \leq 0 \text{ 또는 } i \geq n+1 \end{cases} \quad (5) \end{aligned}$$

이고, $\nabla_a = -\frac{\partial}{\partial a}$ 이다.

한편, 덧셈꼴 잡음 성분이 독립이면, $q \geq 1$ 일 때 $\nabla_y^q f_i(x|y)=0$ 이고, $\nabla_x^p f_i(x|y) = (-1)^p f_{W_i}^{(p)}(x)$ 이다. 따라서, 검정 통계량은 다음과 같다.

$$T_{LO1}(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i g_{1,i}(x_i). \quad (6)$$

여기서,

$$g_{1,i}(x) = -\frac{f'_{W_i}(x)}{f_{W_i}(x)} \quad (7)$$

은 독립이고 분포가 같은 잡음에서 뜻매김한 국소 최적 비선형성 $g_{LO}(x)$ 이다⁹⁾.

2.2.2 $E\{M_i\}$ 가 모두 0일 때

곱셈꼴 잡음 성분의 평균이 모두 0일 때 국소 최적 검파기의 검정 통계량을 얻으면 아래와 같다⁷⁾.

$$T_{LO2}(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [K_M(i,j) g_{A,i}(x_{i-1}, x_i, x_{i+1}) \cdot g_{A,j}(x_{j-1}, x_j, x_{j+1})]$$

$$\begin{aligned}
 & + \sum_{i=1}^n K_M(i,i)h_{A,i}(x_{i-1},x_i,x_{i+1}) \\
 & + 2\sum_{i=1}^n K_M(i,i+1)h_{D,i}(x_i,x_{i+1}). \quad (8)
 \end{aligned}$$

여기서, $i=1,2,\dots,n$ 일 때

$$\begin{aligned}
 h_{A,i}(x,y,z) = & \tilde{g}_{20,i}(y|x) - \tilde{g}_{10,i}^2(y|x) + \tilde{g}_{02,i+1}(z|y) \\
 & - \tilde{g}_{01,i+1}^2(z|y), \quad (9)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 h_{D,i}(x,y) = & \tilde{g}_{11,i+1}(y|x) \\
 & - \tilde{g}_{10,i+1}(y|x)\tilde{g}_{01,i+1}(y|x) \quad (10)
 \end{aligned}$$

이고

$$K_M(i,j) = e_i e_j E\{M_i M_j\} \quad (11)$$

은 전송 신호 $e_i M_i$ 와 $e_j M_j$ 사이의 상관이다.

덧셈폴 잡음 성분 $\{W_i\}$ 가 독립 확률 과정이면, (8)에서 검정 통계량

$$\begin{aligned}
 T_{LO3}(x) = & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n K_M(i,j)g_{1,i}(x_i)g_{1,j}(x_j) \\
 & + \sum_{i=1}^n K_M(i,i)\{g_{2,i}(x_i) - g_{1,i}^2(x_i)\} \quad (12)
 \end{aligned}$$

를 얻는다. 이는 $q \geq 1$ 일 때 $\tilde{g}_{pq,i}(x|y) = 0$, $\tilde{g}_{10,i}(x|y) = g_{1,i}(x)$ 이고 $\tilde{g}_{20,i}(x|y) = g_{2,i}(x)$ 이기 때문이며, 여기서,

$$g_{2,i}(x) = \frac{f''_{W_i}(x)}{f_{W_i}(x)} \quad (13)$$

이다. 한편, 곱셈폴 잡음 성분 $\{M_i\}$ 가 독립 확률 과정일 때에는 (8)에서

$$\begin{aligned}
 T_{LO4}(x) = & \sum_{i=1}^n e_i^2 \sigma_{M,i}^2 \{\tilde{g}_{20,i}(x_i|x_{i-1}) \\
 & + 2\tilde{g}_{10,i}(x_i|x_{i-1})\tilde{g}_{01,i+1}(x_{i+1}|x_i) \\
 & + \tilde{g}_{02,i+1}(x_{i+1}|x_i)\} \quad (14)
 \end{aligned}$$

를 얻을 수 있으며, 여기서, $\sigma_{M,i}^2 = E\{M_i^2\}$ 은 곱셈폴 잡음 M_i 의 분산이다. 끝으로, 덧셈폴 잡음 성분 $\{W_i\}$ 와 곱셈폴 잡음 성분 $\{M_i\}$ 가 모두 독립 확률 과정이면, (8), (12), (14)에 보인 $T_{LO2}(x)$, $T_{LO3}(x)$ 또는 $T_{LO4}(x)$ 에서

$$T_{LO5}(x) = \sum_{i=1}^n K_M(i,i)g_{2,i}(x_i) \quad (15)$$

를 얻는다.

III. 성능 분석

3.1 잡음 환경

덧셈폴 잡음 성분 $\{W_i\}$ 가 분포가 같고 그 분포가 일차 마르코프 정규 (줄여서, 일마정) 분포와 일차 마르코프 미들턴 A급 (줄여서, 일마미) 분포일 때, (상대적인) 검파기의 성능 특성을 살펴보고 견주어 보고자 한다. 한편, (3), (6), (8), (12), (14), (15)에서 알 수 있듯이 국소 최적 검파기는 곱셈폴 잡음 성분 $\{M_i\}$ 의 일차와 이차 특성에만 의존하므로, $\{M_i\}$ 의 분포를 따로 생각하지 않고 다만 일차와 이차 적률만 생각한다.

비정규 잡음 모형의 하나로 널리 쓰이는 미들턴 A급 [10-12] 확률밀도 함수는

$$\begin{aligned}
 f_X(x) = & \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left[\frac{e^{-A}}{\sigma_0} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma_0^2}\right\} \right. \\
 & \left. + \frac{1-e^{-A}}{\sigma_1} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right\} \right] \quad (16)
 \end{aligned}$$

이고, 전이 확률밀도 함수는 아래와 같다.

$$\begin{aligned}
 f_{Y|X}(y|x) = & \frac{1}{\zeta^2 \sqrt{2\pi(1-r^2)}} \\
 & \frac{\frac{e^{-A}}{\sigma_0^2} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma_0^2} B(x,y)\right\} + \frac{1-e^{-A}}{\sigma_1^2} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma_1^2} B(x,y)\right\}}{\frac{e^{-A}}{\sigma_0} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma_0^2}\right\} + \frac{1-e^{-A}}{\sigma_1} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right\}}. \quad (17)
 \end{aligned}$$

여기서, A 는 겹침 가리킴 수이고, ζ^2 는 평균 세기이며, $r = E\{XY\}$ 는 상관 계수이고,

$$B(x,y) = \frac{x^2 + y^2 - 2rxy}{2\zeta^2(1-r^2)} \quad (18)$$

이며,

$$\sigma_k^2 = \frac{k+A}{1+\gamma} \zeta^2, \quad k=0,1 \quad (19)$$

이고 γ 는 정규 요소이다. 식 (16)에 보인 확률밀도 함수 $f_X(x)$ 는 평균은 0이고, 분산은 $\{(1-e^{-A})/A + \gamma\}\zeta^2/(1+\gamma)$ 이다. 여기서, 겹침 가리킴 수 A 와 정규 요소 γ 는 0보다 작지 않는데, 실제 관측 자료에서는 겹침 가리킴 수 AL 와 정규 요소 γ 의 값이 각각 10^{-4} 에서 0.5, 10^{-5} 에서 0.1사이라고 알려져 있다^[10]. 확률밀도 함수 (16)은 정규 혼합 확률밀도 함수이고 e -혼합 확률밀도 함수의 한 가지이다^[6, 11].

3.2 성능 측도

표본 크기가 충분히 클 때, 검파기의 점근 성능을 얻어 전주어 보면 보통 닫힌 꼴로 결과를 얻을 수 있다. 점근 상대 효율은 두 검파기의 점근 성능을 견줄 때 널리 쓰이는데, 점근 성능을 전주어 보는 것은 특히 약한 신호를 검파하는 문제에 쓸모 있다^{6, 9}.

검파기 D_1 에 대한 검파기 D_2 의 점근 상대 효율은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$ARE_{1,2} = \frac{\xi_1}{\xi_2} \quad (20)$$

여기서,

$$\xi_i = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\left[\frac{d^v}{d\theta^v} E_1 \{ T_{i,n}(\mathbf{X}) \} \Big|_{\theta=0} \right]^2}{n V_0 \{ T_{i,n}(\mathbf{X}) \}} \quad (21)$$

을 검파기 D_i 의 효능이라 부른다. 식 (21)에서 $T_{i,n}(\mathbf{X})$ 는 표본 크기가 n 일 때 검파기 D_i 의 검정 통계량을 나타내고, $E_1 \{ T_{i,n}(\mathbf{X}) \}$ 와 $V_0 \{ T_{i,n}(\mathbf{X}) \}$ 는 각각 $T_{i,n}(\mathbf{X})$ 의 대립가설에서의 기대값과 귀무가설에서의 분산이며, $i=1,2$ 일 때

$$\begin{aligned} \frac{d^v}{d\theta^v} E_1 \{ T_{i,n}(\mathbf{X}) \} \Big|_{\theta=0} \\ = \int_{R^n} T_{i,n}(\mathbf{X}) \frac{d^v \phi_{\mathbf{X}}(x|\theta)}{d\theta^v} \Big|_{\theta=0} dx \quad (22) \end{aligned}$$

이다. 한편, (2)를 바탕으로 $\frac{d^v}{d\theta^v} E_1 \{ T_{L0,n}(\mathbf{X}) \} \Big|_{\theta=0}$
 $= \int_{R^n} T_{L0,n}(\mathbf{X}) \phi_{\mathbf{X}}(x|0) dx$ 임을 알 수 있다. 검파기 D_1 이 검파기 D_2 보다 적은 관측을 쓰면 (곧, 성능이 더 나으면) $ARE_{1,2} > 1$ 이다.

한편, 표본의 크기가 유한할 때에는, 검파기들의 유한 표본 크기 성능을 얻어 서로 견준다. 유한 표본 크기 성능 비교는 점근 성능 비교보다 실제로 쓸모 있는데, 이는 실제 검파기에서 쓰는 표본은 크기가 유한하기 때문이다. 다만, 표본 크기가 작을 때에도 유한 표본 크기 성능을 닫힌 꼴로 나타내기란 매우 어렵다.

이 논문에서는 정규 잡음 환경에서 모의 실험하여 검파기들의 유한 표본 크기 성능을 얻고 전주어 본다. 이때, 표본 크기 n 을 30, 오경보 확률 P_{fa} 를 10^{-3}

으로 두고 검파 확률을 얻는다. 한편, 오경보 확률 $P_{fa} = 10^{-3}$ 을 만족시키는 검파기 문턱값은 10^6 번 거듭 모의 실험하여 얻었고, 검파 확률은 모든 신호 세기마다 10^6 번 거듭 모의 실험하여 얻었다.

3.3 $E\{M_i\}$ 가 모두 0이 아닐 때

3.3.1 점근 성능

검정 통계량 $T_{L00}(\mathbf{X})$ 를 쓰는 검파기의 효능을 얻으면 다음과 같다¹³.

$$\xi_{L00} = [I_{10,10}]_{00} + 2[I_{10,01}]_{01} + [I_{01,01}]_{11} \quad (23)$$

여기서,

$$[I_{u,v}]_{pq} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \alpha_{i-p} \alpha_{i-q} I_{u,v,0,0,i,i,k,l} \quad (24)$$

인데, $u, v, s, t = 0, 1, 2, 10, 01, 20, 11, 02$ 이고 $i, j, k, l = 1, 2, \dots, n$ 일 때

$$\begin{aligned} I_{u,v,s,t,i,j,k,l} = \int_{R^n} \tilde{g}_{u,i}(x_i|x_{i-1}) \tilde{g}_{v,j}(x_j|x_{j-1}) \\ \cdot \tilde{g}_{s,k}(x_k|x_{k-1}) \tilde{g}_{t,l}(x_l|x_{l-1}) f_{\mathbf{W}}(\mathbf{x}) dx \quad (25) \end{aligned}$$

는 일반화된 피셔 정보 함수이며, $dx = dx_1 dx_2 \dots dx_n$ 이다. 식 (5), (7), (13)에 보인 국소 최적 비선형성의 뜻매김을 살펴보면, (25)에서 $u, v, s, t = 0, 1, 2$ 일 때, $\tilde{g}_{2,i}(x|y) = g_{2,i}(x)$, $\tilde{g}_{1,i}(x|y) = g_{1,i}(x)$, $\tilde{g}_{0,i}(x_i|x_{i-1}) = 1$ 로 볼 수 있다. 한편, (6)에 보인 검정 통계량 $T_{L01}(\mathbf{X})$ 를 바탕으로 하는 검파기의 효능은 아래와 같다¹³.

$$\xi_{L01} = \frac{([I_{1,1}]_{00})^2}{\langle I_{1,1} \rangle} \quad (26)$$

여기서,

$$\langle I_{1,1} \rangle = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j I_{1,1,0,0,i,j,k,l} \quad (27)$$

이다.

이제, $f_{\tilde{W}_i}(\cdot|\cdot)$ 는 평균이 0이고 분산은 1인 조건부 정규 확률밀도 함수이고 $f_{W_i}(\cdot)$ 는 표준 정규 확률밀도 함수인 일차정 환경을 생각하자. 이때, 덧셈꼴 잡음 성분 W_i 와 W_{i-1} 의 상관 계수를 $r_w = E\{W_i W_{i-1}\}$ 로 나타내면 표 1을 얻을 수 있다. 이 표의 결과와 (20), (23), (26)에서 T_{L01} 에 대한 T_{L00} 의 점근 상대

표 1. 분포가 같은 일마정 환경에서 $I_{u,v,s,t,i,j,k,l}$ 의 값

	$i > j$	$i = j \geq 2$	$i = j = 1$	$i < j$
$I_{10,10,0,0,i,j,k,l}$	0	$\frac{1}{1-r_W^2}$	1	0
$I_{10,10,0,0,i,j,k,l}$	0	$-\frac{r_W}{1-r_W^2}$	0	0
$I_{01,01,0,0,i,j,k,l}$	0	$\frac{r_W^2}{1-r_W^2}$	0	0
$I_{1,10,0,0,i,j,k,l}$	r_W^{i-j}	1	1	0
$I_{1,01,0,0,i,j,k,l}$	$-r_W^{i-j+1}$	$-r_W$	0	0
$I_{1,1,0,0,i,j,k,l}$	r_W^{i-j}	1	1	r_W^{j-i}

효율을 얻으면 다음과 같다.

$$ARE_{LOO,LO1} = \frac{\{1+r_W^2-2r_W\beta_1(0)\}\{1+2r_W\beta_1(r_W)\}}{1-r_W^2} \quad (28)$$

여기서,

$$\beta_k(r) = \lim_{n \rightarrow \infty} \beta_{n,k}(r) \quad (29)$$

이고,

$$\beta_{n,k}(r) = \frac{\sum_{i=k+1}^n \sum_{j=k+1}^i \alpha_i \alpha_j - k r^{i-j}}{\sum_{i=1}^n \alpha_i^2}, \quad |r| < 1 \quad (30)$$

이며, $l < 0$ 일 때 $\alpha_l = 0$ 이고, $0^0 = 1$ 이다. 식 (28)에 쓰였듯 $\beta_0(r) = 1+r\beta_1(r)$ 임은 새겨들만하다. 한편, $\beta_k(0) = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=k+1}^n \alpha_i \alpha_{i-k} / \sum_{i=1}^n \alpha_i^2$ 는 전송 신호열 $\{\alpha_i\}$ 와 이것을 k 만큼 움직인 신호 열 사이의 정규화한 상관인 바, $\{\alpha_i\}$ 의 k 차 유사성을 나타낸다. 여기서, $\beta_0(0) = 1$ 이고 슈바르츠 부등식에서 $|\beta_1(0)| < 1$ 이다. 식 (28)에서 $ARE_{LOO,LO1}$ 은 r_W 의 부호와 크기 뿐 아니라 매개 변수 $\beta_1(r_W)$ 를 통해 전송 신호열 $\{\alpha_i\}$ 에도 의존함을 알 수 있다. 이는 관측 모형 (1)에서 덧셈꼴 잡음을 일차 마르코프라고 두었기 때문이다.

전송 신호열 $\{\alpha_i\}$ 가 주어지면, (28)을 써서 $ARE_{LOO,LO1}$ 을 해석 적분으로 계산할 수 있다. 보기를 들어, $\{\alpha_i\}$ 가 $\{1\}_\infty$, $\{\sqrt{2}, 0\}_\infty$, $\{\sqrt{2}, \sqrt{2}, 0, 0\}_\infty$, $\{2, 0, 0, 0\}_\infty$ 일 때, $ARE_{LOO,LO1}$ 은 각각 $1, \left(\frac{1+r_W^2}{1-r_W^2}\right)^2, \frac{(1-r_W+r_W^2)^2}{(1-r_W)^2(1+r_W^2)}, \frac{1+r_W^4}{(1-r_W^2)^2}$ 이며, 이를 그림 1에 보

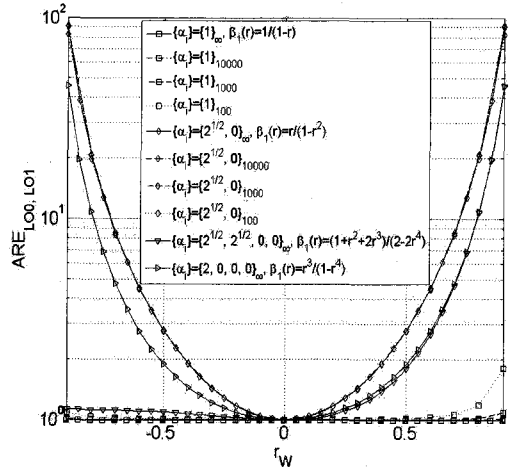


그림 1. 분포가 같은 일마정 환경에서 $ARE_{LOO,LO1}$ 을 어렵 한 값과 정확한 값

였다. 여기서, $\{c_1, c_2, \dots, c_k\}_n$ 은 길이가 n 이고 주기가 k 인 열을 나타낸다. 한편, 일반적으로 $ARE_{LOO,LO1}$ 을 계산하기는 쉽지 않다. 다행히, 표본 크기 n 이 100보다 크면, 점근 상대 효율을 유한 표본 상대 효율로 어렵할 수 있음을 그림 1에서 알 수 있다. 그림 1에서 $ARE_{LOO,LO1}$ 은 $|r_W|$ 에 따라 커지는 것을 볼 수 있다. 이는 $|r_W|$ 가 커질수록, 덧셈꼴 잡음의 마르코프 성질이 더 크게 영향을 미치기 때문이다.

이제, 일마미 환경을 생각하자. 이때, $f_{W_i}(\cdot | \cdot)$ 는 (17)에 보인 조건부 확률밀도 함수이고, $f_{W_i}(\cdot)$ 는 (16)에 보인 확률밀도 함수이며 $\zeta^2 = 1$ 이고, $A = 0.5$ 이라 두었다. 분포가 같은 일마정 환경에서의 마찬가지로, 분포가 같은 일마미 환경에서도 $ARE_{LOO,LO1}$ 을 $n = 100$ 에서 어렵하였다. 한편, $i, j, k, l = 1, 2, \dots, n$ 일 때 $I_{1,1,0,0,i,j,k,l}$ 은 해석적으로 적분할 수 없지만, 다행히, 등비 수열을 써서 어렵할 수 있다^[4]. 보기를 들어 표 2와 보인 바처럼, $A = 0.5$ 이고 $\gamma = 0.01$ 인 일마미 환경에서 $|r_W| = 0.9, 0.6, 0.3$ 일 때 α 를 각각 0.753, 0.486, 0.239라 두면, $I_{1,1,0,0,i,j,k,l}$ 은 첫 항이 $I_{1,1,0,0,i,i,k,l}$ 이고 공비가 $\{sgn(r_W)\alpha\}$ 이며, $l-i-j$ 값만큼 공비를 곱하는 등비 수열로 어렵할 수 있다. 이를 식으로 나타내면, $I_{1,1,0,0,i,j,k,l} \approx \{sgn(r_W)\alpha\}^{l-j} \cdot I_{1,1,0,0,i,i,k,l}$ 이다. 그림 2에 보였듯 $ARE_{LOO,LO1}$ 을 어렵한 값은 모두 1보다 크고, $|r_W|$ 가 커지면 같이 커진다. 일마미 환경에서는 $r_W = 0$ 이 $\{W_i\}$ 가 독립임을 뜻하지 아니하기 때문에, $r_W = 0$ 일 때에도 일반적으로 $ARE_{LOO,LO1}$ 은 1보다 크다. 이는 관측 모형 (1)에서 T_{LOO} 이 T_{LO1} 보다 더 나은 성능을 보임을 뜻한다. 참고로, $\gamma = 0.1$

표 2. $A = 0.5$ 이고 $\gamma = 0.01$ 인 일차미 환경에서 $I_{1,1,0,0,i,j,k,l}$ 을 수치 적분으로 얻은 값과 (수치) 등비 수열로 어림한 값 (어림)

r_W	$I_{1,1,0,0,i,i,k,l}$		$I_{1,1,0,0,i,i-1,k,l}$		$I_{1,1,0,0,i,i-2,k,l}$		$I_{1,1,0,0,i,i-3,k,l}$	
	수치	어림	수치	어림	수치	어림	수치	어림
-0.9	48.63	48.63	-36.63	-36.62	28.01	27.57	-20.73	-20.76
-0.6	48.63	48.63	-23.65	-23.63	11.55	11.49	-5.78	-5.58
-0.3	48.63	48.63	-11.63	-11.62	2.78	2.78	-0.67	-0.66
0.0	48.63	48.63	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.3	48.63	48.63	11.63	11.62	2.78	2.78	0.67	0.66
0.6	48.63	48.63	23.65	23.63	11.55	11.49	5.78	5.58
0.9	48.63	48.63	36.63	36.62	28.01	27.57	20.73	20.76

표 3. $A = 0.5$ 이고 $\gamma = 0.1$ 인 일차미 환경에서 $I_{1,1,0,0,i,j,k,l}$ 을 수치 적분으로 얻은 값과 (수치) 등비 수열로 어림한 값 (어림)

r_W	$I_{1,1,0,0,i,i,k,l}$		$I_{1,1,0,0,i,i-1,k,l}$		$I_{1,1,0,0,i,i-2,k,l}$		$I_{1,1,0,0,i,i-3,k,l}$	
	수치	어림	수치	어림	수치	어림	수치	어림
-0.9	4.59	4.59	-3.41	-3.41	2.61	2.54	-2.05	-1.88
-0.6	4.59	4.59	-2.03	-2.08	0.94	0.90	-0.46	-0.40
-0.3	4.59	4.59	-0.98	-0.98	0.22	0.21	-0.05	-0.04
0.0	4.59	4.59	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
0.3	4.59	4.59	0.98	0.98	0.22	0.21	0.05	0.04
0.6	4.59	4.59	2.03	2.08	0.94	0.90	0.46	0.40
0.9	4.59	4.59	3.41	3.41	2.61	2.54	2.05	1.88

일 때의 값은 표 3에 나타내었다.

이가 커진다.

3.3.2 유한 표본 크기 성능

관측 모형 (1)에서 $n=30$ 일 때, T_{LO0} 과 T_{LO1} 의 검파 확률을 얻어 그림 3에 보였다. 이때 덧셈꼴 잡음 성분 $\{W_i\}$ 는 분포가 같고, $i=1,2,\dots,30$ 일 때, $E\{W_i^2\}=1$ 이고 $E\{W_i W_{i-1}\}=r_W$ 인 일차정 잡음이라 두었다. 한편, 곱셈꼴 잡음 성분 $\{M_i\}$ 는 $i,j=1,2,\dots,30$ 일 때, $E\{M_i\}=1$, $E\{M_i M_j\}=1+r_M^{i-j}$ 이고 $|r_M|<1$ 인 정규 분포를 따른다고 두었으며, $e_i=1$ 로 두었다. 그러면, $\beta_{30,1}(r_W) = \frac{1}{1-r_W} - \frac{r_W(1-r_W^{30})}{30(1-r_W)^2}$ 을 얻는다.

그림 3에서 다음을 알 수 있다. 먼저, T_{LO0} 의 검파 확률이 T_{LO1} 의 검파 확률보다 높다. 또한, 신호가 약할 때에 r_W 가 같더라도 r_M 이 커질수록 T_{LO0} 과 T_{LO1} 의 검파 확률은 커진다. 이는 표본 크기가 유한할 때 r_M 이 크면 ‘느린 감쇄’와 비슷한 환경이 되고, r_M 이 작으면 ‘빠른 감쇄’와 비슷한 환경이 되기 때문이다. 덧붙여, 신호 세기가 작은 곳에서는, 신호 세기가 같으면 $|r_W|$ 가 커질수록 T_{LO0} 과 T_{LO1} 의 검파 확률 차

3.4 $E\{M_i\}$ 가 모두 0일 때

3.4.1 접근 성능

검정 통계량 $T_{LO2}(X)$ 를 쓰는 검파기의 효능은 아래와 같다^[3].

$$\begin{aligned} \xi_{LO2} = & \langle I_{20,20,0,0} \rangle_{0000} + 2 \langle I_{20,02,0,0} \rangle_{0011} \\ & + \langle I_{02,02,0,0} \rangle_{1111} + 4 \langle I_{20,11,0,0} \rangle_{0001} \\ & + 4 \langle I_{11,11,0,0} \rangle_{0101} + 4 \langle I_{11,02,0,0} \rangle_{0111} \\ & + 4 \langle I_{0,20,10,10} \rangle_{0000}^\dagger + 4 \langle I_{0,20,10,01} \rangle_{0001}^\dagger \\ & + 4 \langle I_{0,20,01,10} \rangle_{0010}^\dagger + 4 \langle I_{0,20,01,01} \rangle_{0011}^\dagger \\ & + 8 \langle I_{0,11,10,10} \rangle_{0100}^\dagger + 8 \langle I_{0,11,10,01} \rangle_{0101}^\dagger \\ & + 8 \langle I_{0,11,10,01} \rangle_{0110}^\dagger + 8 \langle I_{0,11,01,01} \rangle_{0111}^\dagger \\ & + 4 \langle I_{0,02,10,10} \rangle_{1100}^\dagger + 4 \langle I_{0,02,10,01} \rangle_{1101}^\dagger \\ & + 4 \langle I_{0,02,01,10} \rangle_{1110}^\dagger + 4 \langle I_{0,02,01,01} \rangle_{1111}^\dagger \\ & + 4 \langle I_{10,10,10,10} \rangle_{0000}^\ddagger + 4 \langle I_{10,01,10,10} \rangle_{0101}^\ddagger \\ & + 8 \langle I_{10,01,01,10} \rangle_{0110}^\ddagger + 4 \langle I_{10,10,01,10} \rangle_{1010}^\ddagger \\ & + 4 \langle I_{01,01,01,01} \rangle_{1111}^\ddagger + 8 \langle I_{10,10,10,01} \rangle_{0001}^\ddagger \\ & + 8 \langle I_{10,10,01,10} \rangle_{0010}^\ddagger + 8 \langle I_{10,01,01,01} \rangle_{0111}^\ddagger \\ & + 8 \langle I_{01,10,01,01} \rangle_{1011}^\ddagger + 8 \langle I_{10,10,01,01} \rangle_{0011}^\ddagger. \quad (31) \end{aligned}$$

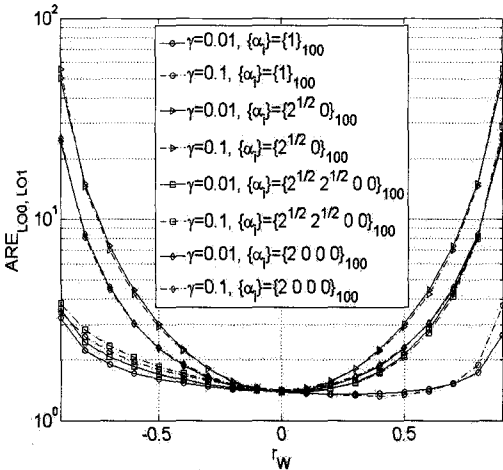


그림 2. 분포가 같은 일마침 환경에서 $A = 0.5$ 일 때 $ARE_{LOO, LO1}$ 을 어림한 값

여기서,

$$\langle I_{u,v,s,t} \rangle_{p_1 q_1 p_2 q_2} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_M(i-p_1, i-q_1) \cdot K_M(i-p_2, i-q_2) I_{u,v,s,t,i,i,i+1,i+1}, \quad (32)$$

$$\langle I_{u,v,s,t} \rangle_{p_1 q_1 p_2 q_2}^{\dagger} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n K_M(i-p_1, i-q_1) \cdot K_M(i-p_2, l-q_2) I_{u,v,s,t,i,i,i,l} \quad (33)$$

이고

$$\langle I_{u,v,s,t} \rangle_{p_1 q_1 p_2 q_2}^{\ddagger} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^n K_M(i-p_1, j-q_1) \cdot K_M(i-p_2, l-q_2) I_{u,v,s,t,i,j,i,l} \quad (34)$$

이다.

한편, 검정 통계량 $T_{LO3}(X)$ 를 바탕으로 하는 검파기의 효능은 아래와 같다^[13].

$$\xi_{LO3} = (\langle I_{2,20,0,0} \rangle_{0000}^{\dagger} + 2 \langle I_{2,11,0,0} \rangle_{0001}^{\dagger} + \langle I_{2,02,0,0} \rangle_{0011}^{\dagger} + \langle I_{0,2,10,10} \rangle_{0000}^{\ddagger} + 2 \langle I_{0,2,10,01} \rangle_{0001}^{\ddagger} + \langle I_{0,2,01,01} \rangle_{0011}^{\ddagger} + \langle I_{0,20,1,1} \rangle_{0000}^{\ddagger} + 2 \langle I_{0,11,1,1} \rangle_{0100}^{\ddagger} + \langle I_{0,02,1,1} \rangle_{1100}^{\ddagger} + 2 \bar{I}_1^2) / (\langle I_{2,2,0,0} \rangle_{0000}^{\dagger} + 2 \langle I_{0,2,1,1} \rangle_{0000}^{\ddagger} + \bar{I}_2). \quad (35)$$

여기서,

$$\langle I_{u,v,s,t} \rangle_{p_1 q_1 p_2 q_2}^{\dagger} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n K_M(i-p_1, i-q_1) \cdot K_M(k-p_2, k-q_2) I_{u,v,s,t,i,k,i,k+1}, \quad (36)$$

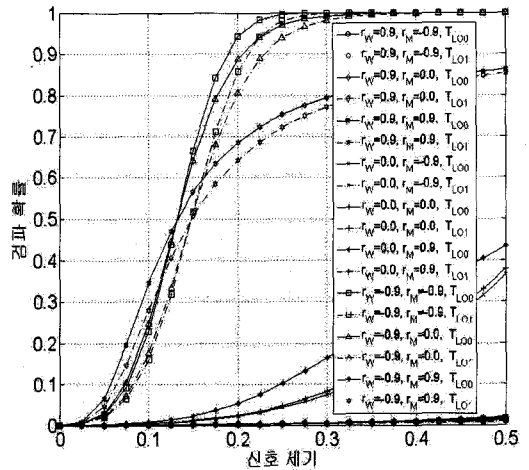


그림 3. 분포가 같은 일마침 환경에서 $n = 30$ 일 때 T_{LOO} 과 T_{LO1} 의 검파 확률

$$\langle I_{u,v,s,t} \rangle_{p_1 q_1 p_2 q_2}^{\ddagger} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n K_M(i-p_1, i-q_1) \cdot K_M(k-p_2, l-q_2) I_{u,v,s,t,i,i,k,l}, \quad (37)$$

$$\bar{I}_1 = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n K_M(i,j) \{ K_M(k,l) \cdot I_{1,1,10,10,i,j,k,l} + 2 K_M(k,l-1) I_{1,1,10,01,i,j,k,l} + K_M(k-1,l-1) I_{1,1,01,01,i,j,k,l} \} \quad (38)$$

이고

$$\bar{I}_2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n K_M(i,j) K_M(k,l) \cdot (I_{1,1,1,1,i,j,k,l} - I_{1,1,0,0,i,j,i,j} I_{1,0,0,0,k,l,k,l}) \quad (39)$$

이다.

분포가 같은 일마침 환경을 생각하면 (31)과 (35)에서 아래를 얻을 수 있다.

$$\xi_{LO2} = 2(r_W^4 + r_M^2 r_W^4 + 8r_M^3 r_W + 4r_W^2 - 2r_M^4 r_W^2 + 10r_M^2 r_W^2 + 8r_M r_W + r_M^2 + 1) / (1-r_M^2)(1-r_W^2). \quad (40)$$

$$\xi_{LO3} = 2 \left[(1-r_W^2)(1-r_M r_W)^2 (1+r_M r_W)^2 \cdot (r_M^2 r_W^4 + r_M^4 r_W^4 - 2r_M^3 r_W^3 - 2r_M^2 r_W^2 + 2r_M^2 r_W^2 - 2r_M r_W + r_M^2 + 1)^2 / [(1-3r_M^3 r_W^6 + 2r_M^8 r_M^6 - 3r_M^8 r_M^8 + 9r_M^6 r_M^4 + 5r_M^7 r_M^5 + 4r_M^5 r_M^5 - r_M^4 r_M^6 - 7r_M^5 r_M^3 - r_M^4 r_M^4 + 3r_M^5 r_M^7 + 5r_M^6 r_M^6 - 4r_M^7 r_M^7 - r_M^7 r_M^9 + r_M^2 - 2r_M^3 r_M^3 - 2r_M r_M^3 - 5r_M^2 r_M^4 + 2r_M^3 r_M^2 + 2r_M r_M^2 + 4r_M^2 r_M^2 + r_W^2 - 10r_M^4 r_M^2) \cdot (1-r_M^2)(1-r_M^3 r_W^3)^2 \right]. \quad (41)$$

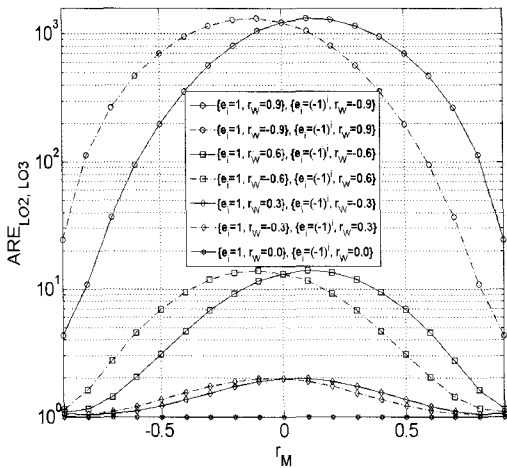


그림 4. 분포가 같은 일마정 환경에서 $ARE_{LO2, LO3}$

위 (40)과 (41)을 바탕으로 $ARE_{LO2, LO3}$ 을 얻어 그림 4에 보였다. 그림 4에서 $|r_W|$ 가 커지면, $ARE_{LO2, LO3}$ 또한 커짐을 볼 수 있다. 한편, 쉽게 예상할 수 있는 바와 같이 $r_M r_W$ 의 부호와 알려진 신호 $\{e_i\}$ 를 따라 $ARE_{LO2, LO3}$ 의 값이 달라진다. 보기를 들어, $i=1, 2, \dots, n$ 일 때 $e_i = 1$ 이면 $ARE_{LO2, LO3}$ 은 $r_M r_W > 0$ 일 때에 가장 값이 크다. 한편, $i=1, 2, \dots, n$ 일 때에는 $e_i = (-1)^i$ 이면 $ARE_{LO2, LO3}$ 은 $r_M r_W < 0$ 일 때 가장 값이 크다. 특히, $i=1, 2, \dots, n$ 일 때 $r_M = \rho$, $e_i = 1$ 에서 얻은 $ARE_{LO2, LO3}$ 은 $i=1, 2, \dots, n$ 일 때 $r_M = -\rho$, $e_i = (-1)^i$ 에서 얻은 $ARE_{LO2, LO3}$ 과 그 값이 같다. 한편, $r_W = 0$ 이면 T_{LO2} 와 T_{LO3} 이 같기 때문에 $ARE_{LO2, LO3}$ 은 1이다. 끝으로, 여기서는 보이지 않았지만, $ARE_{LO2, LO4}$

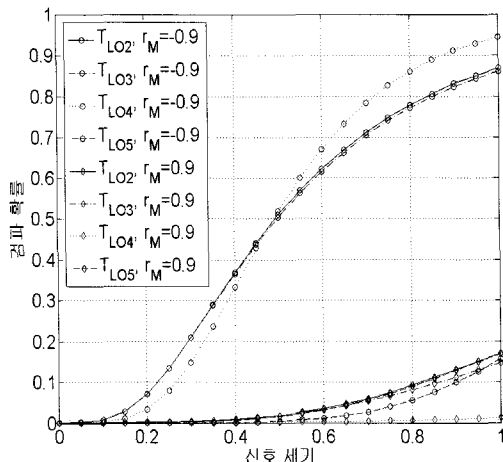


그림 5. 분포가 같은 일마정 환경에서 $r_W = 0.6$ 일 때, T_{LO2} , T_{LO3} , T_{LO4} , T_{LO5} 의 검파 확률

와 $ARE_{LO2, LO5}$ 도 $ARE_{LO2, LO3}$ 과 비슷하게 얻을 수 있다.

3.4.2 유한 표본 크기 성능

그림 5에 $n=30$ 이고 $r_W=0.6$ 일 때, T_{LO2} , T_{LO3} , T_{LO4} , T_{LO5} 의 검파 확률을 보였다. 먼저, 신호가 약할 때 T_{LO2} 는 나머지 세 검파기보다 검파 확률이 더 높다. 또한, 신호가 작을 때 T_{LO2} 와 T_{LO5} 의 성능은 r_M 이 커질수록 그 차이가 줄어든다. 이는 r_M 이 커지면 ‘느린 감쇄’와 비슷한 환경이 되기 때문이다.

IV. 맺음말

이 논문에서는 분포가 같은 일마정 잡음 환경에서 검파기들의 접근 성능과 유한 표본 크기 성능을 살펴보고, 분포가 같은 일마정 잡음 환경에서는 검파기의 접근 성능을 얻고 견주어 보았다. 쉽게 예상할 수 있는 바와 같이 곱셈잡음과 일차 마르코프 덧셈잡음 환경에서 국소 최적 검파기는 다른 검파기들보다 더 좋은 성능을 보였다. 그 뿐만 아니라 곱셈잡음과 덧셈잡음의 의존성은 검파기 성능에 다양하게 영향을 미치는 것을 보였다. 일반적으로 의존성이 높고 잡음 환경의 통계적 특성을 모두 알 때, 더 좋은 성능을 (더 높은 검파 확률을) 얻을 수 있다.

참고 문헌

- [1] 이민수, 윤석호, 송익호, 박소령, “잡음이 공간적으로 의존할 때의 복합신호 검파”, 한국통신학회 논문지, 23권, 2822-2828쪽, 1998년 10월.
- [2] 김광순, 원대한, 송익호, 윤형식, 이주미, 김선용, “중속 잡음 환경에서 확률 신호 검파방식”, 대한전자공학회 논문지, 37권, SP편, 69-75쪽, 2000년 1월.
- [3] S. Khatalin and J. P. Fonseka, “Capacity of correlated Nakagami- m fading channels with diversity combining techniques,” *IEEE Trans. Vehic. Techn.*, vol. 55, pp. 142-150, Jan. 2006.
- [4] P. S. Rao, D. H. Johnson, and D. D. Becker, “Generation and analysis of non-Gaussian Markov time series,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 40, pp. 845-856, Apr. 1992.
- [5] D. Middleton, *An Introduction to Statistical Communication Theory*, Revised ed., IEEE Press, 1996.

- [6] S. A. Kassam, *Signal Detection in Non-Gaussian Noise*, Springer, 1988.
- [7] 이주미, 박주호, 송익호, 권형문, 김홍직, 윤석호, "일차 마르코프 환경에서 국소 최적 검파: 1. 검정 통계량", *한국통신학회 논문지*, 31권, 973-980쪽, 2006년 10월.
- [8] J. Hajek, Z. Sidak, and P. K. Sen, *Theory of Rank Tests*, Academic, 1999.
- [9] I. Song, J. Bae, and S. Y. Kim, *Advanced Theory of Signal Detection*, Springer-Verlag, 2002.
- [10] D. Middleton, "Procedures for determining the parameters of the first-order canonical models of Class A and Class B electromagnetic interference," *IEEE Trans. Electromagn. Compat.*, vol. 21, pp. 190-208, Aug. 1979.
- [11] P. A. Delaney, "Signal detection in multivariate Class-A interference," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 43, pp. 365-373, Feb.-Apr. 1995.
- [12] S. Miyamoto, M. Katayama, and N. Morinaga, "Performance analysis of QAM systems under Class A impulsive noise environment," *IEEE Trans. Electromag. Compat.*, vol. 37, pp. 260-267, May 1995.
- [13] J. Lee, *Locally Optimum Detection under First-Order Markov Noise Environment*, PhD. Diss., Korea Advanced Inst. Science, Techn., Daejeon, 2006.
- [14] E. Kokkinos and A. M. Maras, "Locally optimum Bayes detection in nonadditive first-order Markov noise," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 47, pp. 387-396, Mar. 1999.

이 주 미 (Jumi Lee)

정회원

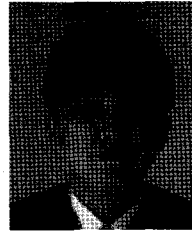


1998년 2월: 이화여자대학교 수학과 이학사, 전자공학과 공학사
 2000년 2월: 한국과학기술원 전자전산학과 공학석사
 2006년 8월: 한국과학기술원 전자전산학과 공학박사
 2006년 9월~현재: 한국과학기술원 전자전산학과 박사후 연구원

<관심분야> 이동통신, 정보이론

박 주 호 (Juho Park)

준회원



2006년 2월: 한국과학기술원 전자전산학과 공학사
 2006년 3월~현재: 한국과학기술원 전자전산학과 석사과정
 <관심분야> 이동통신, 통신이론

송 익 호 (Ickho Song)

중신회원



1982년 2월, 1984년 2월: 서울대학교 전자공학과 공학사(준최우등), 공학석사
 1985년 8월, 1987년 5월: 펜실베이니아대학교 전기공학과 공학석사/박사
 1987년 3월~1988년 2월: 벨 통

신연구소 연구원

1988년 3월~현재: 한국과학기술원 전자전산학과 조교수, 부교수, 교수
 1995년 1월~현재: 한국통신학회 논문지 편집위원
 1988년~현재: 대한전자공학회, 한국음향학회, 한국통신학회 평생회원, IET 석학회원, IEEE 준석학회원
 <관심분야> 통계학적 신호처리와 통신이론, 신호검파와 추정, 이동통신

오 종 호 (Jongho Oh)

준회원



2004년 2월: 한국과학기술원 전자전산학과 공학사
 2005년 8월: 한국과학기술원 전자전산학과 공학석사
 2005년 9월~현재: 한국과학기술원 전자전산학과 박사과정
 <관심분야> 이동통신, 검파와 추정

강 현 구 (Hyun Gu Kang)

준회원



신호처리

2004년 8월 : 고려대학교 전자 및
정보공학부 공학사
2006년 8월 : 한국과학기술원 전자
전산학과 공학석사
2006년 9월~현재 : 한국과학기술원
전자전산학과 박사과정
<관심분야> 이동통신, 통계학적

김 선 용 (Sun Yong Kim)

종신회원



1990년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 공학사(최우등)
1993년 2월 : 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 공학석사
1995년 8월 : 한국과학기술원 전
자전산학과 공학박사
1995년 4월~1996년 3월 : 동경
대학교 생산기술연구소 박사연구원
1996년 9월~1998년 12월 : 한국전자통신연구원 초빙
연구원
1996년 3월~2001년 8월 : 한림대학교 정보통신공학부
전임 강사, 조교수
2001년 8월~현재 : 건국대학교 전자공학부 조교수,
부교수
1990년 : IEEE Korea Section 학생논문대회 우수상 받음.
1992년~1993년 : IEEE Communication Society 장학금
받음.
대한전자공학회, 한국통신학회 정회원; IEEE 준석학회
원
<관심분야> 이동통신, 통계학적 신호처리, 통신이론