

# 비가우시안 잡음 채널을 갖는 무선 센서 네트워크의 준 최적화 결정 융합에 관한 연구<sup>☆</sup>

## Suboptimal Decision Fusion in Wireless Sensor Networks under Non-Gaussian Noise Channels

박진태\* 구인수\*\* 김기선\*\*\*  
Jin-tae Park In-soo Koo Ki-seon Kim

### 요약

본 논문에서는 무선 센서 네트워크에서 비 가우시안 채널 환경에서, 결정 융합 검출 규칙에 관한 연구를 수행하였다. 결정 융합에 대한 잡음 분포의 테일 특성이 갖는 영향을 고려하기 위하여 exponentially-tailed 분포를 사용하였다. 페이딩과 잡음 채널로 구성된 병렬 결정 융합 모델로부터 우도비율 기반 융합 규칙을 Neyman-Pearson 평가 하에서 최적화 규칙으로 고려하였으며, 이 최적화 규칙으로부터 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 통하여 몇 가지 준 최적화 규칙들을 구하였다. 또한 최소한의 사전 정보를 가지고 강인한 검파 성능을 제공하기 위하여 리미터 형태의 간략화된 준 최적화 검출 규칙을 제안하였다. 모의실험을 통하여 결정 융합 규칙들의 성능을 비교·분석 하였으며 실험 결과들로부터 제안된 리미터 형태의 결정 융합 규칙의 강인성을 입증하였다.

### Abstract

Decision fusion in wireless sensor networks under non-Gaussian noise channels is studied. To consider the tail behavior of noise distributions, we use a exponentially-tailed distribution as a wide class of noise distributions. Based on a canonical parallel fusion model with fading and noise channels, the likelihood ratio (LR) based fusion rule is considered as an optimal fusion rule under Neyman-Pearson criterion. With both high and low signal-to-noise ratio (SNR) approximation to the optimal rule, we obtain several suboptimal fusion rules, and we propose a simple fusion rule that provides robust detection performance with a minimum prior information. Performance evaluation for several fusion rules is performed through simulation. Simulation results show the robustness of the proposed simple fusion rule.

☞ Keyword : 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Networks), 결정 융합(Decision Fusion), 비-가우시안 잡음(Non-Gaussian Noise)

## 1. 서론

최근 무선 센서 네트워크는 스마트 홈, 환경 모니터링, 전장 감시등의 다양한 응용 분야로 인

하여 많은 연구자들의 관심의 대상이 되어 왔다 [1]. 일반적으로 무선 센서 네트워크는 감지 능력, 신호 및 정보 처리 능력, 그리고 통신 능력을 가지고 있는 많은 수의 센서 노드들로 구성되어 있다. 그림 1은 타겟 검출을 위한 일반적인 센서 네트워크의 구조를 보여준다. 최근의 연구들은 무선 센서 네트워크의 에너지 효율성에 중점을 두고 연구되어 졌다. 이는 배터리 전력으로 동작하는 값싸고 제한된 성능을 가지는 개별 센서 노드들로 인하여 네트워크의 운영시간에 한계가 있기 때문이다. 개별 센서 노드들의 대부분의 전력은

\* 정 회 원 : 광주과학기술원 정보통신공학과 박사과정  
jtpark@gist.ac.kr

\*\* 정 회 원 : 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 조교수  
iskoo@ulsan.ac.kr(교신저자)

\*\*\* 정 회 원 : 광주과학기술원 정보통신공학과 교수  
kskim@gist.ac.kr

[2006/11/06 투고 - 2006/12/19 심사 - 2007/01/16 심사완료]

☆ 본 연구는 산업자원부/울산광역시 지원 울산대학교 네트워크 기반 자동화연구센터의 지원에 의한 것입니다.

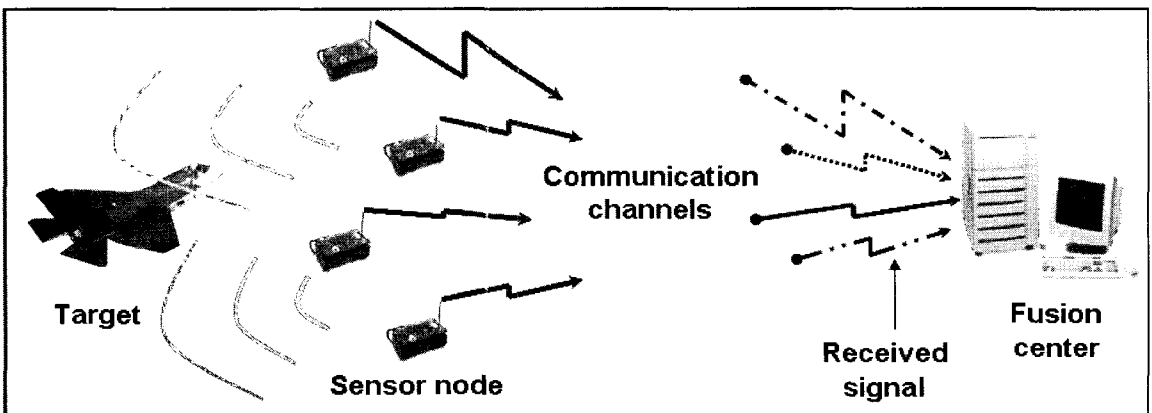
송수신기에서 소모되며 결정 융합 검출 기법을 이용하여 전송할 데이터의 양을 줄임으로써 전력 효율을 높일 수 있다[2]. 이러한 점에도 불구하고 에너지 효율을 높이기 위한 문제들 중 하나로 통신에 우호적이지 않은 무선 환경을 꼽을 수 있다. 따라서 통신 채널 환경을 고려한 결정 융합 검출 기법에 관한 연구가 필요하다.

지난 이십여 년 간 결정 융합 검출 기법에 관한 수많은 연구들이 수행되어져 왔다. 최근 참고문헌 [3]에서 페이딩 채널을 갖는 병렬 융합 구조에 기반 하여 채널 인지 융합 검출에 관한 연구가 수행되었다. 참고문헌 [4]에서는 채널 포락선 정보를 이용하는 경우와 Rayleigh, Rician, 그리고 Nakagami 페이딩 채널 모델들의 채널 통계를 이용하는 경우의 두 가지에 대한 결정 융합이 연구되어 졌으며 페이딩 채널 하에서 전송된 결정 정보들을 융합하기 위한 결정 융합 규칙들을 유도하였다. 또한 참고문헌 [3, 4]에서는 최적화 규칙 우도비율 (likelihood ratio, LR) 규칙이 얻어졌으며, 우도비율 규칙에 대하여 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 통하여 준 최적화 규칙들을 구하였다.

본 연구에서는 페이딩 채널과 잡음 채널을 갖는 병렬 융합 모델에 기반 하여 결정 융합 규칙들을 구한다. 특히 참고문헌 [3]에서 사용된 높은

신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 이용하여 가우시안 잡음에 대한 참고문헌 [3]의 연구 결과를 잡음 분포들의 비가우시안 잡음을 포함하는 클래스로 확장한다. 실제 통신 채널의 잡음 분포는 일반적으로 가우시안 잡음이 아닌 경우가 대부분이며 시간에 따라서 다양한 형태를 갖으며 변화한다[5]. 검파 오류들은 잡음 분포들의 부분에 강하게 의존하기 때문에 검파 과정에서 잡음 분포의 테일 부분의 특성이 매우 중요하게 작용한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 특성을 고려하기 위하여 테일 형태에 따른 넓은 범주의 잘 알려진 대표적인 예로 exponentially-tailed 분포[6]을 고려하여, 비가우시안 잡음 하에서 우도비율 규칙 보다 적은 정보를 가지고 최적화된 검출 규칙인 LR에 근접하는 성능을 제공할 수 있는 준 최적화 결정 융합 규칙들을 제안하고 그 성능을 평가한다.

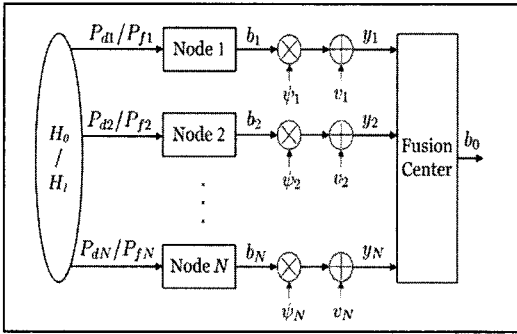
본 논문의 구성은 2절에서 시스템 모델과 기존의 최적화 규칙 및 준 최적화 규칙들에 대해 소개와 이와 관련된 내용을 간략히 요약하고 3절에서는 exponentially-tailed 분포에 대한 우도비율 최적화 규칙으로부터 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 통하여 준 최적화 규칙을 제안한다. 4절에서는 모의실험을 통해 준 최적화 규칙들의 성능을 분석하며 5절에서 결론을 맺는다.



〈그림 1〉 센서 네트워크 구조도

## 2. 시스템 모델 및 관련 연구 소개

### 2.1 시스템 모델



〈그림 2〉 병렬 융합 모델

그림2는 융합 센터와  $N$ 개의 센서 노드들로 구성된 전형적인 병렬 융합 모델을 보여준다. 이 모델에서 각각의 센서 노드들은 두 가지의 가정  $H_0$ (타깃이 없음) 또는  $H_1$ (타깃이 있음)에 대한 동일한 물리적 현상을 관찰한다. 이러한 관찰들로부터  $n$ 번째 센서노드는 오경보(false alarm) 확률 ( $P_{fn} = P[b_n = 1 | H_0]$ )과 검파(detection) 확률 ( $P_{dn} = P[b_n = 1 | H_1]$ )하에서 사전 결정(a prior decision)  $b_n \in \{+1, -1\}$ 을 수행한다. 사전 결정을 한 후 각각의 센서 노드들은 그들의 결정  $b_n$ 을 페이딩과 잡음 채널을 통해 융합 센터로 전송한다.  $n$ 번째 노드로부터 수신된 결정  $y_n$ 은 다음과 같다.

$$y_n = \psi_n b_n + v_n \quad (1)$$

식 (1)에서  $\psi_n$ 은 페이딩 채널의 이득이며  $\psi_n > 0$ 이다. 센서 노드들과 융합 센터 사이의 채널 잡음은 일반적으로 다음과 같은 확률 밀도 함수를 갖는다고 가정 한다

$$v_n = \beta^{-1} f(x/\beta) \quad (2)$$

식 (2)에서  $\beta$ 는 스케일 파라미터이며  $f(x)$ 는 중심이 0이고 좌우가 대칭이라고 가정한다. 또한 개별 채널은 독립적이며, 위상 동기가 획득되었다고 가정한다.

### 2.2 관련 연구

최근 그림2의 융합 모델을 기반으로 많은 융합 규칙들에 구해졌으며 또한 제안되어 왔다[3, 4, 8]. 이러한 규칙들은 모두 잡음 채널이 단하나의 분포를 갖는다는 가정 하에서 얻어졌다. 이러한 결과를 확장하기 위하여 이전의 규칙들에 대한 간략한 소개를 하고자 한다.

#### 2.1.1 최적 우도비율 (Likelihood Ratio, LR) 기반 융합 검출 규칙

Neyman-Pearson 평가 하에서 우도비율 기반 융합 규칙이 최적화 규칙으로 주어진다. 이 최적화 규칙은 개별 센서 노드들의 관찰 정보가 독립이라는 가정 하에서 다음과 같이 주어진다.

$$\Lambda(\bar{y}) = \frac{L(\bar{y}|H_1)}{L(\bar{y}|H_0)} = \prod_{n=1}^N \frac{P_{dn} f\left(\frac{y_n - \psi_n}{\beta}\right) + (1 - P_{dn}) f\left(\frac{y_n + \psi_n}{\beta}\right)}{P_{fn} f\left(\frac{y_n - \psi_n}{\beta}\right) + (1 - P_{fn}) f\left(\frac{y_n + \psi_n}{\beta}\right)}$$

식 (3)에서  $\bar{y} = (y_1, \dots, y_N)^T$ 는 모든  $N$  센서 노드들로부터 수신된 관찰들의 벡터 표현 식이다. 이 최적화 규칙은 개별 센서 노드들의 성능 지표 (모든 센서에 대한  $P_{dn}$ 과  $P_{fn}$ )와 채널에 대한 모든 정보를 필요로 한다.

#### 2.1.2 Chair-Varshney Ratio (CVR) 융합 검출 규칙

$$\Lambda_1 = \sum_{\text{sign}(y_n)=+1} \log \frac{P_{dn}}{P_{fn}} + \sum_{\text{sign}(y_n)=-1} \log \frac{1 - P_{dn}}{1 - P_{fn}}$$

CVR 융합 검출 규칙은 신호대 잡음비가 높은 경우 수학적으로  $\Lambda$ 과 동일하다[3, 7].  $\Lambda_1$ 은 채널에 대한 어떠한 정보도 필요하지 않는 대신 센서 노드들의 성능 지표(모든 센서에 대한  $P_{dn}$ 과  $P_{fn}$ )가 필요하다.

### 2.1.3 Maximum Ratio Combining (MRC) 융합 검출 규칙

신호대 잡음비가 낮고, 모든 센서 노드들이 동일한 오경보 확률 및 검파 확률을 갖는 조건하에서 (모든  $n$ 에 대하여  $P_{dn} = P_d$ 와  $P_{fn} = P_f$ ) 하에서 최적 LR 기반 융합 검출 규칙은 다음과 같이 MRC 융합 검출 규칙과 같은 형태로 간략화 된다[3].

$$\Lambda_2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Psi_n y_n \quad (5)$$

이 규칙은 확률  $P_{dn}$ 과  $P_{fn}$ 에 대한 정보가 필요 없으나 채널 이득에 대한 정보가 필요하다.

### 2.1.4 Equal Gain Combining (EGC) 융합 검출 규칙

세 번째 대안으로 최소한의 정보를 필요로 하는 EGC의 형태를 갖는 규칙이 참고문헌 [3]에서 다음 식과 같이 제안 되었다.

$$\Lambda_3 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n \quad (6)$$

### 2.1.5 Trimmed Equal Gain Combining (TEGC) 융합 검출 규칙

앞에서 소개된 네 가지 준 최적화 규칙들은 가우시안 잡음 채널 모델 하에서 얻어지고 또한 제안되어졌다. 최적화 규칙에 대한 다른 대안으로 임펄스 형태를 갖는 채널 환경 하에서 강인한 검파 성능을 제공하기 위하여 다음 식과 같은

TEGC 규칙이 참고문헌 [8]에서 제안 되었다.

$$\Lambda_4 = \frac{1}{N - 2r} \sum_{n=1+r}^{N-r} y_{(n)} \quad (7)$$

## 3. 비 가우시안 잡음 채널 하에서의 준 최적화 융합 규칙

이 장에서는 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 통하여 기존 선행 연구들에서 연구되지 않았던 비 가우시안 잡음 채널에 대한 준 최적화 융합 검출 규칙들을 구한다.

### 3.1.1 Exponentially-tailed Distributions

무선 센서 네트워크의 다양한 응용 분야들로 인하여 채널 환경이 여러 형태로 변화 할 수 있으며, 이러한 채널 환경에서 잡음 분포의 테일 부분이 검파 성능에 상당한 영향을 주기 때문에 무선 센서 네트워크의 신호 검파에 있어서 잡음 분포의 테일 특성은 전체 네트워크 성능에서 매우 중요한 사항이다. 결정 융합에 있어서 비 가우시안 잡음의 이러한 테일 특성을 고려하기 위해서 널리 알려진 exponentially-tailed 잡음 분포를 사용한다. exponentially-tailed 잡음 분포는 다음 식과 같이 표현된다.

$$f(x) = \frac{q}{2\beta\Gamma(1/q)} \exp\left\{-\frac{|x|^q}{\beta^q}\right\}, \quad q \geq 1 \quad (8)$$

식 (8)에서  $\beta$ 는 스케일 파라미터이며,  $\Gamma$ 는 감마 함수이며,  $q$ 는 분포 형태 파라미터이다[4, 5]. 이 분포가 0을 중심으로 좌우 대칭이라고 가정한다.

### 3.1.2 높은 신호대 잡음비 환경에서의 준 최적화 융합 검출 규칙

Exponentially-tailed 분포에 대하여 우도비율 규칙이 다음 식과 같은 형태를 갖는다.

$$\Lambda(\bar{y}) = \frac{\prod_{n=1}^N P_{dn} e^{-\frac{|y_n - \psi_n|^q}{\beta^q}} + (1 - P_{dn}) e^{-\frac{|y_n + \psi_n|^q}{\beta^q}}}{\prod_{n=1}^N P_{fn} e^{-\frac{|y_n - \psi_n|^q}{\beta^q}} + (1 - P_{fn}) e^{-\frac{|y_n + \psi_n|^q}{\beta^q}}}$$

높은 신호대 잡음비를 갖는 경우, 높은 신호대 잡음비 근사 즉  $\beta \rightarrow 0$ 로 보냄으로써, 식 (9)은 다음과 같이 간략화 된다.

$$\lim_{\beta \rightarrow 0} \Lambda = \prod_{n \in S^-} \frac{1 - P_{dn}}{1 - P_{fn}} \prod_{n \in S^+} \frac{P_{dn}}{P_{fn}}$$

식 (10)은 식(4)의 Chair-Varshney 규칙과 동일하며,  $S^- = \{n: y_n < 0\}$ 이며  $S^+ = \{n: y_n > 0\}$ 이다.

CVR은 exponentially-tailed 분포의 구체적인 형태에 관계없이 우도비를 규칙의 제한적인 높은 신호대 잡음비 경우에 대한 준 최적화 규칙이다. 즉, 분포의 형태와 상관없이 높은 신호대 잡음비에서 최적화 규칙과 유사한 성능을 제공할 수 있다. 예를 들면 이 결과는 라플라스, 가우시안, exponential-power 분포 그리고 다음과 같은 분포를 갖는 contaminated 가우시안 분포에도 적용될 수 있다.

$$f(x) = (1 - \varepsilon)N(x, 0, 1) + \varepsilon N(x, 0, \kappa)$$

여기서  $\kappa \gg 1$ ,  $0 < \varepsilon < 0.5$ 이며,  $N(x, 0, 1)$ 은 평균이 0이고 분산이 1인 정규 분포를 나타낸다 [9]. Contaminated 가우시안 분포는 가우시안 잡음 하에서 임펄스 형태를 갖는 잡음이  $\varepsilon$ 의 확률로 발생함을 나타내며, 이들 분포 역시 exponentially-tailed 분포에 속한다. 따라서 이러한 분포를 갖는 잡음 채널 하에서 CVR이 높은 신호대 잡음비 하에서 강인한 성능을 제공할 수 있다.

### 3.1.3 낮은 신호대 잡음비 환경에서의 준 최적화 융합 검출 규칙

식 (9)의 우도비를 규칙에 대한 Logarithm으로부터 일차 (9) 테일러급수 전개와 로그의 특성 ( $\lim_{x \rightarrow 0} \log(1+x) = x + o(x)$ , 여기서  $o(x)$ 는  $\lim_{x \rightarrow 0} (o(x)/x) = 0$ )으로부터 낮은 신호대 잡음비 근사를 통해 준 최적화 융합 규칙을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\lim_{\beta \rightarrow 0} \log \Lambda = \lim_{\beta \rightarrow 0} \sum_{n=1}^N (P_{dn} - P_{fn}) \frac{|y_n + \psi_n|^q - |y_n - \psi_n|^q}{\beta^q} \quad (10)$$

$\beta$ 가 임의의 상수이고 센서 노드들에 대해 동일하다고 가정하면 우도비를 규칙은 다음과 같이 간략화 된다.

$$\Lambda_5 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|y_n + \psi_n|^q - |y_n - \psi_n|^q}{\alpha} \quad (11)$$

식 (11)에서  $\alpha$ 는 상수이다. 라플라스 분포 ( $q=1$ )의 경우 식 (11)으로부터 다음과 같은 규칙을 얻을 수 있다.

$$\Lambda_{5-1} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N h(y_n, \psi_n),$$

$$\text{여기서 } h(x, z) = \begin{cases} -z, & x < -z \\ x, & -z \leq x \leq z \\ z, & x > z \end{cases} \quad (12)$$

이 결과는 참고문헌 [9]에서 알려진 Huber-type 검출기의 형태를 갖는다. 가우시안 분포 ( $q=2$ )의 경우  $\Lambda_5$ 가 MRC 융합 규칙의 형태가 되며, 균일 분포 ( $q \rightarrow \infty$ )의 경우 중간값 결정 융합 규칙이 됨을 알 수 있다. CVR과 달리  $\Lambda_5$ 는 잡음 분포의 형태에 관한 정보와 채널 이득에 관한 정보가 필요하다. 실시간으로 변화하는 통신 환경에서 채널의 잡음 분포 및 채널 이득을 추정하는 일은 제

한된 성능을 가지고 있는 센서 네트워크에서 어려운 일이다. 따라서 잡음 분포 및 채널 이득의 정보를 필요로 하지 않는 단순화된 규칙이 필요하다. 이러한 사실로부터  $q=1$ 과  $\psi_n=1$ 로 놓음으로써 다음 식과 같이 리미터 형태의 단순하고 강인한 결정 융합 규칙을 제안하고, 이를 리미터 결정 규칙으로 명명한다.

$$\Lambda_6 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N l(y_n), \quad (13)$$

$$여기서 \ l(x) = \begin{cases} -1, & x < -1 \\ x, & -1 \leq x \leq 1 \\ 1, & x > 1. \end{cases}$$

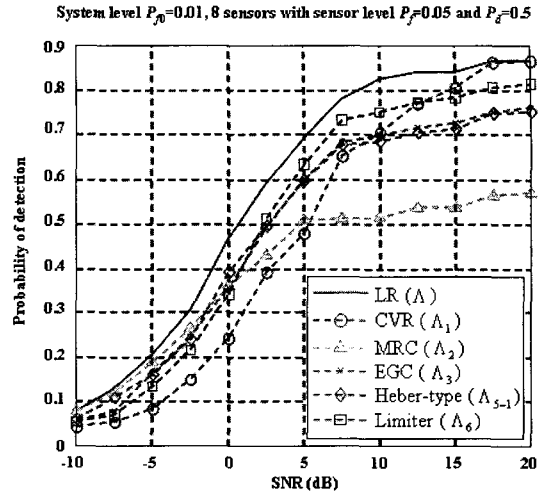
식 (13)의 리미터 결정 규칙은 잘못 추정된 채널 이득 정보를 가지고 신호를 검출하는 경우에 있어서 우도비를 기반 융합 규칙과 Huber-type 규칙 보다 추정 오류에 덜 민감하고 강인한 성능을 제공하며, 넓은 범위의 신호대 잡음비 값들에 대하여 다른 준 최적화 규칙들과 비교하여 최적 규칙에 최소 편차의 성능 감소를 갖는 것을 4장에서 Monte Carlo 모의실험을 통해 검증한다.

#### 4. 성능 평가

이 장에서는 Monte Carlo 모의실험을 통해 준 최적화 규칙들의 성능을 비교·분석한다. 성능을 분석하기 위해 페이딩 채널의 감쇠 모델을 단위 전력을 갖는 Rayleigh 페이딩 채널이라고 가정한다. 단위 전력(즉,  $E[\psi_n^2]=1$ )일 경우 다음과 같은 확률 밀도 함수를 갖는다.

$$f(\psi_n) = 2\psi_n e^{-\psi_n^2} \quad (14)$$

잡음 채널을 고려하기 위하여 Exponentially-tailed 분포의 대표적인 두 가지 분포로 라플라스( $q=1$ )와 가우시안( $q=2$ ) 분포를 사용한다. 따라서 위의 두 가지 잡음 모델에 대하여 CVR 규



(그림 3) Rayleigh 페이딩과 가우시안 잡음 채널 하에서 SNR에 따른 검파 확률

칙이 상대적으로 높은 신호대 잡음비 값들에 대하여 최적화 규칙에 근접하는 성능을 보여줄 것이 예상된다. 또한 참고문헌 [8]에서 CVR 규칙이  $\epsilon$ -contaminated 가우시안 잡음 채널 하에서도 앞서 예상한 것과 매우 유사한 성능을 제공함을 볼 수 있다.

그림 3과 4는 각각 가우시안과 라플라스 잡음 채널 하에서 최적화 규칙과 준 최적화 규칙들의 SNR대 검파 확률의 결과를 보여준다. 이 두 가지 예들에서 시스템 레벨의 오경보 확률이  $P_{f0}=0.01$ 으로 고정되어 있고 센서 레벨의 오경보 확률과 검파 확률이 각각  $P_f=0.05$ 와  $P_{dn}=0.5$ 라고 가정한다. 또한, 시스템에서 전체 센서 노드의 수  $N=8$ 이라고 가정한다.

그림 3으로부터 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 통해 얻어진 두 가지 규칙들이 각각 신호대 잡음비 값의 타당한 범위 내에서 최적화 규칙에 근접하는 성능을 보여 주는 것을 알 수 있다. Huber-type( $\Lambda_{5-1}$ ) 규칙과 EGC( $\Lambda_3$ ) 규칙이 유사한 검파 성능을 제공하는데 이는 Huber-type 규칙이 채널 이득 정보를 이용하기 때문에 낮은 신호대 잡음비에서 리미터 규칙보다

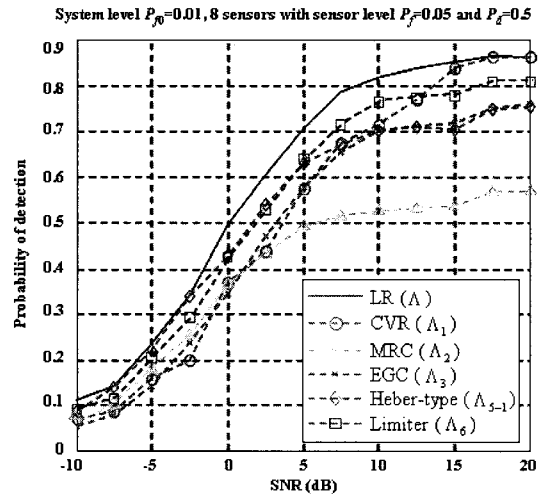
좋으며 EGC규칙과 유사한 성능을 제공할 수 있다. 그러나 높은 신호대 잡음비의 경우 MRC규칙과 유사한 이유로 성능 감소가 발생한다. MRC규칙의 경우 높은 신호대 잡음비에서 가장 낮은 검파 성능을 보여 주는데 이러한 이유는 센서 노드들이 그들의 관찰로부터 사전 결정을 내릴 때에 몇몇 노드들로부터 발생한 결정 오류로 인하여 각각의 센서 노드들로부터 전송되는 결정이 모두 동일하다고 볼 수 없다. 따라서 MRC 규칙을 사용할 때 최대화된 신호대 잡음비 보장할 수 없기 때문에 높은 신호대 잡음비에서 성능 감소가 일어난다.

그림 4에서 CVR 규칙과 Huber-type 규칙이 각각 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 영역에서 최적화 규칙과 유사한 성능을 제공한다. 가우시안 잡음 채널과 달리 EGC 규칙의 성능이 리미터 규칙보다 좋지 못함을 볼 수 있는데 이는 EGC 규칙이 잡음 분포의 테일의 특성에 보다 민감하게 반응하기 때문이다. 리미터의 경우 테일 부분에 영향을 받은 결정들을 정해진 값(여기서는 1)으로 제한함으로써 EGC규칙보다 강인하고 보다 좋은 검파 성능을 제공할 수 있다.

앞의 두 예들로부터 준 최적화 규칙들의 신호대 잡음비 값의 변화에 따른 강인성을 비교하기 위해 최소 절대 편차(Least absolute deviation, LAD)를 이용한다. 이 예들에 대하여 13개의 서로 다른 SNR 값을 이용하여 강인성을 비교하며 LAD는 다음과 같다.

$$LAD = \sum_{i=1}^{13} |P_{d,LR}(SNR(i)) - P_{d,optimal}(SNR(i))| \quad (15)$$

LAD는 준 최적화 규칙들이 최적화 규칙에 얼마나 근접하는 가를 나타내는 지표로 사용되었다. 우도비율 규칙이 검파 성능의 상한을 제공하기 때문에 보다 작은 LAD를 갖는 규칙이 다른 준 최적화 규칙보다 강인하다고 볼 수 있다. 표 1은 그림 3과 4의 예들로부터 구한 LAD 결과를



〈그림 4〉 Rayleigh 페이딩과 라플라스 잡음 채널 하에서 SNR에 따른 검파 확률

보여준다. 이 표로부터 리미터( $A_6$ ) 규칙이 두 가지의 잡음 모델 모두에서 준 최적화 규칙들 중 가장 강인함을 알 수 있다.

〈표 1〉 준 최적화 규칙들에 대한 LAD

Suboptimal Fusion Rules	LAD (Gaussian)	LAD (Laplace)
$A_1$ (CVR)	1.3967	1.0428
$A_2$ (MRC)	2.3124	2.5256
$A_3$ (EGC)	1.1720	1.4607
$A_{5-1}$ (Huber-type)	1.1766	0.9923
$A_6$ (Limiter)	0.8854	0.7259

이 장에서 모의실험 결과와 LAD 결과로부터 리미터 규칙이 강인한 성능을 제공함을 보았다. 가우시안 잡음 분포 하에서 낮은 신호대 잡음비를 가지는 경우 CVR을 제외한 나머지 준 최적화 규칙들의 성능 차이가 크지 않음을 알 수 있으며, 리미터 규칙의 경우 수신된 신호가  $\pm 1$ 보다 작은 값을 가질 경우 EGC 규칙과 같이 선형영역에서 동작하여 EGC에 근접하는 성능을 제공한다. 동일한 경우 라플라스 잡음 분포 하에서는 라플라스 분포의 heavy-tail 특성 때문에 리미터 규칙이 MRC와 EGC보다 높은 성능을 제공해 주는데 이

는 리미터 규칙에 테일 부분에 영향을 받는 신호들을 클리핑 시킴으로써 이들에 의한 성능 저하를 막기 때문이다. 높은 신호대 잡음비의 경우 리미터 규칙이 채널 이득 정보를 이용하지 않으므로 앞에서 설명한 결정 오류들로 인한 성능 저하가 없다. 또한 높은 신호대 잡음비의 경우 대부분의 오류가 잡음 분포의 테일 부분에 의해서 발생하는 값들에 영향을 받게 되며 리미터 규칙의 클리핑 효과로 이러한 오류로 인한 성능 저하를 줄일 수 있게 된다. 이러한 이유들로부터 리미터 규칙이 LAD를 통한 평가에서 넓은 범위의 신호대 잡음비에서 최적 결정 융합 규칙에 가장 근접하는 결과를 보였다.

## 5. 결론

비 가우시안 잡음과 페이딩 채널로 구성된 병렬 융합 모델을 기반으로 무선 센서 네트워크의 결정 융합에 관한 연구를 수행하였다. 최적화 우도비율 기반 규칙으로부터 높은 신호대 잡음비와 낮은 신호대 잡음비 근사를 통해 준 최적화 규칙들을 구하였다. Exponentially-tailed 분포 하에서 신호대 잡음비가 높은 경우 CVR 규칙이 잡음 분포의 형태와 무관한 하나의 결정 융합 규칙이 됨을 보였다. 낮은 신호대 잡음비의 경우 얻어진 준 최적화 규칙이 잡음 분포의 형태에 관한 정보와 채널의 이득에 관한 정보를 필요로 하며 또한 잡음 분포의 형태에 따라 일정한 모양이 아닌 여러 가지의 형태의 규칙을 갖는 것을 확인하였다. 라플라스 분포에 대한 낮은 신호대 잡음비 준 최적화 규칙으로부터 단순화된 리미터 융합 검출 규칙을 제안하였으며 모의실험을 통한 성능 분석 및 최소 절대 편차를 이용하여 제안된 리미터 융합 검출 규칙이 넓은 범위의 신호대 잡음비 값들에 대하여 강인한 검파 성능을 제공함을 보여주었다.

본 연구에서 신호대 잡음비에 따른 준 최적화 융합 검출 규칙들의 강인성에 대한 성능 평가를 실시하였다. 이는 최적화 융합 검출 규칙과 준 최

적화 융합 검출 규칙들이 채널과 센서 노드들의 성능에 관한 정보를 정확히 알고 있다는 가정 하에서 평가 되었다. 그러나 실제로 채널 이득이나 센서 노드들의 성능을 추정함에 있어 오류가 발생할 수 있으며 이러한 상황 하에서 최적화 및 준 최적화 융합 검출 규칙의 성능이 얼마나 민감하게 반응하는가에 대한 평가가 필요하다. 앞으로의 연구에서는 이러한 추정 오류 하에서 최적화 및 준 최적화 융합 검출 규칙에 관한 성능 평가 및 분석을 수행할 예정이다.

## 참고 문헌

- [1] I. F. Akyildiz, Weilian Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, "A survey on sensor networks," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 40, pp. 102-114, Aug. 2002.
- [2] B. Chen, L. Tong, and P. K. Varsheny, "Channel aware distributed detection in wireless sensor networks," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 23, pp. 16-26, July 2006.
- [3] B. Chen, R. Jiang, T. Kasetkasem, and P. K. Varsheny, "Channel aware decision fusion in wireless sensor networks," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 52, pp. 3454-3458, Dec. 2004.
- [4] R. Jiang, and B. Chen, "Fusion of censored decisions in wireless sensor networks," *IEEE Trans. Wireless Comm.*, vol. 4, pp. 2668-2673, Nov. 2005.
- [5] G. Shevlyakov and K. Kim, "Robust minimax detection of a weak signal in noise with a bounded variance and density value at the center of symmetry," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 52, pp. 1206-1211, Mar. 2006.
- [6] J. Jureckova, "Statistical tests on tail index of a probability distribution," *Internal Journal of Statistics*, LXI, pp. 151-190, Aug. 2003.
- [7] Z. Chair and P. K. Varshney, "Optimal data



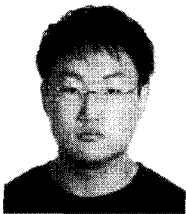
fusion in multiple sensor detection systems,"  
IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.  
AES-22, pp. 98-101, Jan. 1986.

- [8] J. T. Park, H. D. Kang, S. J. Sung, and K. Kim, "A robust trimmed EGC fusion rule in

wireless sensor networks over non-Gaussian and fading channels," Proc. of IEEE WPMC, pp. 1723-1727, Sept. 2005.

- [9] P. J. Huber, *Robust Statistics*, New York: Wiley, 1981.

## ● 저 자 소 개 ●



### 박진태(Jin-tae Park)

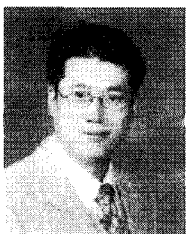
2004년 금오공과대학교 전자공학과 학사

2006년 광주과학기술원 정보통신공학과 석사

2006년 ~ 현재 광주과학기술원 정보통신공학과 박사과정

관심분야 : 분산 신호 처리 및 검파, 표적 검파 및 추적 알고리즘, 밴드패스 샘플링 등

E-mail : jtpark@gist.ac.kr



### 구인수(In-soo Koo)

1996년 건국대학교 전자공학과 학사

1998년 광주과학기술원 정보통신공학과 석사

2002년 광주과학기술원 정보통신공학과 박사

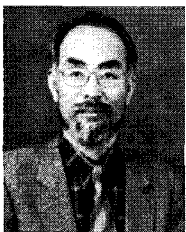
2002~2003 Radio Communications Systems Group, S3, KTH, Stockholm, Sweden 박사 후 연구원

2003~2004 광주과학기술원 정보통신공학과 연구교수

2005년 ~ 현재 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 조교수

관심분야 : 통신시스템, 무선센서네트워크

E-mail : iskoo@ulsan.ac.kr



### 김기선(Ki-seon Kim)

1978년 서울대학교 전자공학과 학사

1980년 서울대학교 전자공학과 석사

1987~1989 Communication Sciences Institute, Research Specialist

1989~1991 Schlumberger Inc., Senior Development Engineer

1991~1994 Superconduction Super Collider Lab., Computer Communication Specialist

1994~현재 광주과학기술원 정보통신공학과 교수

관심분야 : 디지털 통신 이론 및 응용, 멀티미디어 통신 신호 처리 및 VLSI 구현, 원격검침 및 장비, 광대역 가입자용 디지털 모뎀

E-mail : kskim@gist.ac.kr