

논문 2009-46SP-4-18

수동 소나 쌍을 이용한 에너지 인식 분산탐지 체계의 설계 및 성능 분석

(Design and Performance Analysis of Energy-Aware Distributed
Detection Systems with Two Passive Sonar Sensors)

도 주 환*, 김 송 근*, 홍 순 목**

(Joo-Hwan Do, Song-Geun Kim, and Sun-Mog Hong)

요 약

이 논문에서는 한 쌍의 수동 광대역 소나로 구성된 병렬구조 분산센서망에 적용할 수 있는 에너지 인식 분산탐지 체계의 설계 및 성능분석에 대해 검토한다. 이 분산탐지기는 융합규칙으로 AND 규칙과 OR 규칙을 사용하였다. 이 경우 각 센서노드의 문턱값 규칙은 전체 분산센서망의 탐지확률을 최대로 하는 UMP(uniformly most powerful)임을 증명하였다. 그리고 소나 체계에서 오경보에 의해 발생하는 에너지 비용을 제한 조건으로 주었을 때, 탐지확률을 최대화하는 센서노드의 최적 문턱값이 갖는 특성을 이론적으로 검토하였다. 나아가 신호 강도, 에너지 비용에 대한 제한조건, 센서노드 사이의 간격등이 탐지성능에 미치는 영향을 수치실험을 통해 분석하였다.

Abstract

In this paper, optimum design of energy-aware distributed detection is considered for a parallel sensor network system consisting of a fusion center and two passive sonar nodes. AND rule and OR rule are employed as the fusion rules of the sensor network. For the fusion rules, it is shown that a threshold rule of each sensor node has uniformly most powerful properties. Optimum threshold for each sensor is investigated that maximizes the probability of detection under a constraint on energy consumption due to false alarms. It is also investigated through numerical experiments how signal strength, an energy constraint, and the distance between two sensor nodes affect the system detection performances.

Keywords : Distributed Detection, Passive Sonar, Fusion Rule, Energy-Aware, Distributed Sensor Networks

I. 서 론

잠수함 탐지는 잠수함의 존재여부를 판단하고 결정하는 문제로서, 잠수함의 존재 그리고 존재하지 않음을 각각 가설로 하여 어느 가설이 사실인지 결정하는 이진 가설 검정 문제로 파악해 볼 수 있다. 수동 소나망을 이

용한 잠수함 탐지에서는 잠수함 방사소음을 탐지하게 되는데 그 강도를 모르기 때문에 그 값을 점이 아닌 실수구간으로 다루야 한다. 이는 잠수함 탐지 문제가 복합 가설 검정 문제임을 의미한다^[1~2]. 한편, 최적 분산탐지는 분산센서단과 융합센터의 최적 탐지규칙을 유도하고 이를 바탕으로 분산 탐지기를 설계하는 기술을 말한다^[3~5]. 보통 분산 센서망에서는 주어진 오 경보확률에 대해 탐지확률이 최대화 되도록 분산센서 노드와 융합센터의 탐지규칙을 정하게 된다^[6]. 탐지에 활용하는 잠수함 방사소음은 그 강도를 모를 뿐 만 아니라 분산센서 노드 사이에 상관성을 갖고 측정되기 때문에, 센

* 학생회원, ** 정회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(Department of EECS, Kyungpook National University)

※ 본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다. (계약번호 UD070054AD)
접수일자: 2009년4월14일, 수정완료일: 2009년6월3일

서 노드의 측정이 서로 조건부 독립인 것을 가정하는 일반적인 분산탐지 이론을 직접 적용할 수 없다^[6, 8-9].

이 논문에서는 한 쌍의 수동 광대역 소나로 구성된 병렬구조 분산센서망에 적용할 수 있는 에너지 인식 분산탐지 체계의 설계 및 성능분석에 대해 검토한다. 이 분산탐지기는 융합규칙으로 AND 규칙과 OR 규칙을 사용하였다. 이 경우 각 센서노드의 문턱값 규칙은 전체 분산센서망의 탐지확률을 최대화 하는 UMP(uniformly most powerful)임을 증명하였다. 그리고 소나 체계에서 오경보에 의해 발생하는 에너지 비용을 제한 조건으로 주었을 때, 탐지확률을 최대화하는 센서노드의 최적 문턱값이 갖는 특성을 이론적으로 검토하였다. 나아가 신호 강도, 에너지 비용에 대한 제한 조건, 센서노드 사이의 간격 등이 탐지성능에 미치는 영향을 수치실험을 통해 분석하였다. 이 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 수동소나 탐지모델과 이 모델에 기초한 분산탐지문제를 정리하였다. III장에서는 융합규칙으로 AND 규칙과 OR 규칙을 사용한 경우 센서의 최적 탐지규칙이 문턱값 규칙임을 보였다. IV장에서는 에너지 인식 분산탐지의 문턱값에 대한 최적성을 검토하고, V장에서는 수치실험을 통해 이 규칙의 분산탐지성능을 분석하였다. 마지막으로 VI장에서 결론을 맺는다. 이 논문은 융합센터의 오경보 확률만을 고려하여 분산탐지기 설계 문제를 다룬 참고문헌^[6]의 문제와 해법을, 센서노드와 융합센터의 오경보에 의한 에너지 비용을 고려할 수 있는 에너지 인식 분산탐지 문제로 확장한 것이다. 이 논문의 일부는 2009년 음향학회 춘계학술대회에서 발표한 바 있다^[7].

II. 수동소나 탐지 모델 및 분산탐지 문제의 수식화

이 장에서는 수동소나 탐지 모델 및 분산탐지 문제의 수식화를 정리하였다. 보다 자세한 설명은 참고문헌^[6]에서 찾아볼 수 있다. 수동 광대역 소나 신호처리에서 독립적인 측정 표본 개수 N 이 충분히 크고 신호와 잡음이 백색 스펙트럼을 갖는다고 가정하자. 수동소나 분산센서망에서 센서 i 의 신호전력 스펙트럼 밀도를 S_{si} 로 표시하자. 단위거리($1m$)에서의 측정값을 S_{s0} 로, 전송손실을 l_i 로 표시할 때, 다음의 관계를 갖게 된다.

$$S_{si} = S_{s0} l_i \quad (1)$$

여기서, 전송손실 l_i 는 표적과 센서 i 사이의 거리 r_i 의 함수로 $l_i = 1/r_i^\alpha$ 로 가정한다. α 는 전개(spreading) 형태에 따라 1에서 2사이의 값을 갖게 된다^[10]. S_{s0} 는 모르는 파라미터 값으로 $M=1$ 일 때 다음과 같은 비랜덤(nonrandom) 파라미터 θ 를 정의한다.

$$\theta = \sqrt{\frac{N}{2}} \frac{S_{s0}}{S_g} \quad (2)$$

일반적으로 $S_{si}/S_g \ll 1$ 이 성립되므로 이를 가정하자. 표적이 없다는 가설 H_0 와 표적이 존재한다는 가설 H_1 조건에서 i 번째 센서의 충분 통계량을 X_{Ti} 로 표시하면, 그 분포는

$$H_0: X_{Ti} \sim N(0, 1) \quad (3)$$

$$H_1: X_{Ti} \sim N(\theta l_i, 1) \quad (4)$$

이 된다.

두 개의 수동 소나센서를 이용한 경우의 분산탐지 문제는 다음과 같이 수식화해 볼 수 있다.

$$X_1 = \theta L_1 + W_1 \quad (5)$$

$$X_2 = \theta L_2 + W_2 \quad (6)$$

여기서, X_1 과 X_2 는 각각 센서 1과 센서 2의 측정값으로 위에서 정의한 충분 통계량에 해당한다. θ 는 식(2)로 정의한 비랜덤 파라미터로 표적이 없는 경우 $\theta=0$, 표적이 있을 때 $\theta>0$ 이 된다. L_1 과 L_2 는 표적으로부터 센서 1과 센서 2까지 각각 전달되는 신호의 전송손실로 결합확률밀도함수 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2)$ 를 갖는다. W_1 과 W_2 는 서로 독립적이고 확률밀도함수 $f_{W_1}(w_1)$, $f_{W_2}(w_2)$ 를 갖는 표준정규 랜덤변수이다. 물론, L_1 , L_2 에 대해서도 독립적이다.

위에서 설명한 분산탐지문제는 잡음만 존재하는 경우에 해당하는 $\theta=0$ 인 단순가설 H_0 와 표적이 존재하는 경우에 해당하는 $\theta>0$ 인 복합가설 H_1 을 판별하는 복합가설검정 문제가 된다. 즉,

$$H_0: \theta = 0 \quad (7)$$

$$H_1: \theta > 0 \quad (8)$$

이 된다.

III. 분산탐지기 설계

우선, 그림 1과 같은 병렬형 분산탐지와 관련한 표현식을 정리한다. 융합센서의 이진 결정을 확률 변수 U_0 라고 표현하자. U_0 가 취한 값은 u_0 라고 표현한다. $u_0=0$ 은 가설 H_0 에 대응되고, $u_0=1$ 은 가설 H_1 에 대응된다. k 번째 센서의 결정은 확률변수 U_k 로, U_k 의 값은 0 또는 1로 u_k 로 표현한다. $\gamma_0(u)$ 는 두 센서의 결정 $u=(u_1, u_2)$ 에 대해 $U_0=1$ 로 판단할 확률, $\gamma_k(x_k)$ 는 센서의 측정 x_k 가 주어졌을 때, $U_k=1$ 로 판단하는 확률을 표현한다. 융합규칙과 센서의 판단규칙은 집합 $\gamma=(\gamma_0, \gamma_1, \gamma_2)$ 로 표현한다. 참고문헌^[6]에서는 식(5)~식(8)로 주어지는 복합가설검정 문제의 분산탐지기 설계기준으로 Neyman-Pearson 판정기준을 사용하였다. 즉, 체계의 오경보확률에 대한 제한조건 $P_f(\gamma)=\alpha_0$ 을 만족하며 다음과 같이 탐지확률을 최대화하는 γ 를 찾았다.

$$\max_{\gamma} P_d(\gamma) \tag{9}$$

여기서, $P_d(\gamma)=\Pr(U_0=1|H_1)$ 는 탐지규칙 γ 를 사용한 경우의 탐지확률, $P_f(\gamma)=\Pr(U_0=1|H_0)$ 는 γ 를 사용한 경우의 오경보확률을 나타낸다. 이 논문에서는 소나 체계의 오경보에 의해 발생하는 전력 소모비용을 정의하고 이 비용을 제한 조건으로 하여 탐지확률을 최대화하는 γ 를 찾는다.

센서의 측정 X_k 가 조건부 독립성을 만족하고 그 분포가 점질량(point mass)를 갖지 않는 경우, 두 개의 센서에 대해서는 최적 분산탐지기의 최적 융합규칙은 비랜덤화(nonrandomized)된 융합규칙이 된다^[11-13]. 하지만, 이 문제에서는 센서 측정의 조건부 독립이 성립하지 않으므로 최적 융합규칙은 랜덤화(randomized)된 형태가 될 수 있다. 그럼에도 불구하고 그 설계의 복잡성이나 실용성을 고려해 볼 때 비랜덤화 융합규칙이 이 문제에 대한 적절한 설계 방법으로 판단된다. 두 개의 센서를 이용한 분산탐지의 단조 비랜덤화 융합규칙은

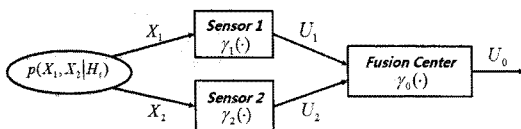


그림 1. 병렬형 분산탐지
Fig. 1. Topology of parallel distributed detection.

AND 규칙과 OR 규칙이 되고, 이 융합규칙에 대한 센서의 최적 분산탐지 규칙은 문턱값 규칙이 된다. 이에 대한 증명은 참고문헌^[6]에서 확인할 수 있다. \bar{x}_1, \bar{x}_2 로 각 센서의 문턱값을 표현한다. α_1 과 α_2 로 센서 1과 센서 2의 오경보 확률을 표시하면 이는 각각 $\alpha_1=P(X_1 > \bar{x}_1|H_0)$, $\alpha_2=P(X_2 > \bar{x}_2|H_0)$ 이 된다. 융합규칙 AND와 OR에 대한 문턱값 규칙을 정리해 보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} &\text{AND 규칙} \\ &H_1: X_1 \geq \bar{x}_1 \text{ AND } X_2 \geq \bar{x}_2 \\ &H_0: \text{그 외의 경우} \\ &\alpha_0 = \alpha_1 \alpha_2 \end{aligned} \tag{10}$$

$$\begin{aligned} &\text{OR 규칙} \\ &H_1: X_1 \geq \bar{x}_1 \text{ OR } X_2 \geq \bar{x}_2 \\ &H_0: \text{그 외의 경우} \\ &\alpha_0 = \alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_1 \alpha_2 \end{aligned} \tag{11}$$

이 결과는 다음과 같이 정리 1로 기술할 수 있다^[6].

정리 1: 식(5)-(8)으로 정의되는 분산탐지문제에 대해 AND 규칙 (10)과 OR 규칙 (11)은 UMP탐지특성을 갖는다.

이 정리는 주어진 오경보확률 α_0 에 대해 그리고 모든 $\theta > 0$ 에 대해 AND 규칙과 OR 규칙이 각각 탐지확률 P_d 를 최대화하는 UMP 특성을 가짐을 의미한다. 참고문헌^[6]에서는 융합규칙 AND와 OR에 대한 센서의 최적 분산탐지 규칙이 문턱값 규칙이라는 것과 함께, 주어진 α_1 과 α_2 에 대해서 각 센서의 탐지기가 각각 UMP 특성을 가짐을 증명하여, 그 결과로 (10), (11)의 분산 탐지기 역시 UMP 특성을 가짐을 증명하였다.

식 (10)으로 정의되는 AND규칙의 융합센터 탐지확률은

$$P_d(\theta) = E_{L_1, L_2} [Q(\bar{x}_1 - \theta L_1) Q(\bar{x}_2 - \theta L_2)] \tag{12}$$

이 된다^[6]. 여기서 $Q(\bar{x}_1 - \theta l_1) = \int_{x_1 \geq \bar{x}_1} f_{W_1}(x_1 - \theta l_1) dx_1$, $Q(\bar{x}_2 - \theta l_2) = \int_{x_2 \geq \bar{x}_2} f_{W_2}(x_2 - \theta l_2) dx_2$ 이다. 식(12)의 탐지확률은 주어진 α_1 과 α_2 값에 대해 결합확률밀도함수 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2)$ 에 관계없이 최대값을 갖게 된다. 식(11)로 정의되는 AND 규칙의 융합센터 탐지확률은

$$P_d(\theta) = E_{L_1, L_2} [Q(\bar{x}_1 - \theta l_1) Q(\bar{x}_2 - \theta l_2)] \quad (13)$$

이 된다^[6]. 여기서 $\phi(\bar{x}_1 - \theta l_1) = \int_{x_1 < x_1} f_{W_1}(x_1 - \theta l_1) dx_1$, $\phi(\bar{x}_2 - \theta l_2) = \int_{x_2 < x_2} f_{W_2}(x_2 - \theta l_2) dx_2$ 이다. 식(13)의 탐지확률 역시 주어진 α_1 과 α_2 값에 대해 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2)$ 에 관계없이 최대값을 갖게 된다.

IV. 에너지 인식 분산탐지기 설계와 최적성 분석

분산탐지 체계의 전력소모비용은 융합센터 뿐 만 아니라 각 센서노드의 전력소모를 반영하여야 한다. 분산 센서노드의 동작 전원은 보통 센서모듈 내부의 전원으로 한정되고, 센서노드 전원의 소모는 대부분 융합센터와 통신을 하는 과정에서 발생하게 된다. 여기서는 오경보에 의해 센서노드와 융합센터에서 발생하는 전력소모를 고려한 분산 시스템의 최적 설계방법을 검토하였다.

융합센터에서 오경보가 있었을 때 이것에 의해 발생하는 비용을 c_0 라고 하자. 그리고 센서노드 i 에서 오경보가 있었을 때 이것에 의해 발생하는 비용을 c_i 라고 하면, 전체 분산탐지 체계의 기대 비용(expected cost) c_T 는 다음과 같이 정의해 볼 수 있다.

$$c_T = c_1 \alpha_1 + c_2 \alpha_2 + c_0 \alpha_1 \alpha_2 \quad (14)$$

이때 융합규칙이 AND 규칙인 경우 $\alpha_0 = \alpha_1 \alpha_2$, OR 규칙인 경우 $\alpha_0 = \alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_1 \alpha_2$ 이므로, 체계 기대 비용 c_T 는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\text{AND 규칙: } c_T = c_1 \alpha_1 + c_2 \alpha_2 + c_0 \alpha_1 \alpha_2 \quad (15)$$

$$\text{OR 규칙: } c_T = c_1 \alpha_1 + c_2 \alpha_2 + c_0 (\alpha_1 + \alpha_2 - \alpha_1 \alpha_2) \quad (16)$$

에너지 인식 분산탐지기 설계에서는 각 센서노드가 동일한 오경보 비용을 갖는다고, 즉, $c_1 = c_2$ 이라고 가정한다. 이 문제는 식(15), (16)으로 정의되는 기대 비용 값을 제한조건으로 하여 탐지확률을 최대화하는 최적 문턱값을 구하는 식(9)의 최적화문제가 된다. 우선, 전송손실 l_1, l_2 의 확률분포에 대해 다음과 같은 가정을 한다.

가정 1: $l_1, l_2 > 0$ 을 만족하는 모든 l_1, l_2 에 대해 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2) = f_{L_1, L_2}(l_2, l_1)$ 라고 가정한다.

이 가정은 각 센서의 전송손실의 분포가 l_1, l_2 의 평면 위에서 $l_1 = l_2$ 선분을 중심으로 대칭임을 의미하고, 이 경우 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2) = f_{L_1, L_2}(l_2, l_1)$, $f_{L_1}(l) = f_{L_2}(l)$ 의 관계를 갖게 된다. 가정 1은 각 센서에서 표적까지의 거리분포의 결합밀도함수가 $f_{R_1, R_2}(r_1, r_2) = f_{R_1, R_2}(r_2, r_1)$ 와 같이 대칭적이고, 센서의 위치에 관계없이 전송손실이 거리에 의해 결정될 때 성립한다.

각 융합규칙에 대한 최적의 문턱값을 구해보기 위해 다음과 같은 전송손실분포를 갖는 간단한 경우를 고려해 보자.

$$f_{L_1, L_2}(l_1, l_2) = \frac{1}{2} [\delta(l_1 - \bar{l}_1, l_2 - \bar{l}_2) + \delta(l_1 - \bar{l}_2, l_2 - \bar{l}_1)] \quad (17)$$

이 전송손실분포의 경우에 AND 규칙과 OR 규칙의 P_d 식은 아래의 식(18), (19)와 같이 나타낼 수 있다^[6].

$$P_d = \frac{1}{2} [Q(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta \bar{l}_1) Q(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta \bar{l}_2) + Q(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta \bar{l}_2) Q(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta \bar{l}_1)] \quad (18)$$

$$P_d = 1 - \frac{1}{2} \{ \phi(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta \bar{l}_1) \phi(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta \bar{l}_2) + \phi(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta \bar{l}_2) \phi(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta \bar{l}_1) \} \quad (19)$$

이 식(18), (19)를 각 센서노드의 비용과 융합센터의 비용을 모두 고려해서 정리하면 AND 규칙일 경우

$$\frac{dP_d}{d\alpha_1} = \frac{1}{2} \left[\frac{f_W(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_1)}{f_W(\bar{x}_1)} Q(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_2) - \frac{c_0 \alpha_2 + c_1}{c_0 \alpha_1 + c_2} \frac{f_W(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_2)}{f_W(\bar{x}_2)} Q(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_1) + \frac{f_W(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_2)}{f_W(\bar{x}_1)} Q(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_1) - \frac{c_0 \alpha_2 + c_1}{c_0 \alpha_1 + c_2} \frac{f_W(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_1)}{f_W(\bar{x}_2)} Q(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_2) \right] \quad (20)$$

이 되고, OR 규칙일 경우

$$\frac{dP_d}{d\alpha_1} = \frac{1}{2} \left[\frac{f_W(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_1)}{f_W(\bar{x}_1)} \phi(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_2) - \frac{c_0 \alpha_2 - c_0 - c_1}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_2} \frac{f_W(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_2)}{f_W(\bar{x}_2)} \phi(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_1) + \frac{f_W(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_2)}{f_W(\bar{x}_1)} \phi(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_1) - \frac{c_0 \alpha_2 - c_0 - c_1}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_2} \frac{f_W(\bar{x}_2 - \theta \bar{l}_1)}{f_W(\bar{x}_2)} \phi(\bar{x}_1 - \theta \bar{l}_2) \right] \quad (21)$$

이 된다. 이 두 식은 $\bar{x}_1 = \bar{x}_2$ 인 점에서 그 값이 0이 된다. 이는 이 점이 정류점(stationary point)임을 의미한다. 따라서 이 점에서 AND 규칙과 OR 규칙 모두 국소 최소 또는 국소 최대 값을 가지게 된다. OR 규칙인 경우 이 점에서 식(19)를 α_1 에 대해 두 번 미분하면 다음과 같다.

$$\frac{d^2 P_d}{d\alpha_1^2} \Big|_{\bar{x}_1 = \bar{x}_2(\alpha_1 = \alpha_2)} = \eta \left[2 + \left(\frac{c_0 f_w(\bar{x}_1)}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_1} - \theta l_1 \right) \frac{1}{\psi(x_1 - \theta l_2)} + \left(\frac{c_0 f_w(\bar{x}_1)}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_1} - \theta l_2 \right) \frac{1}{\psi(x_1 - \theta l_1)} \right] \quad (22)$$

여기서 $\psi(x) = f_w(x)/\phi(x)$ 이고 η 는 양의 값을 갖는 비례상수이다. θ_1 의 최소값을 θ_{\min} 으로 표시하면, 식(22)는 다음 조건을 만족할 때

$$\left(\frac{c_0 f_w(\bar{x}_1)}{c_1 + c_0(1 - \alpha_1)} + \theta l_{\min} \right) \frac{1}{\psi(x_1 - \theta l_{\min})} > 1 \quad (23)$$

항상 음의 값을 갖는다. 따라서 OR 규칙은 식(23)을 만족할 때 $\bar{x}_1 = \bar{x}_2$ 에서 항상 국소 최대값을 갖는다. 이것의 자세한 증명은 부록에서 확인할 수 있다. 위의 검토는 다음과 같이 정리할 수 있다.

정리 1: 식(5)-(8)로 정의되는 분산탐지문제에서 $c_1 = c_2$ 이고 전송손실분포가 (17)과 같다고 가정하자. 이때 식(10)의 AND 규칙과 식(11)의 OR 규칙의 경우, 동일한 문턱값($\bar{x}_1 = \bar{x}_2$)이 탐지확률 P_d 의 정류점이 된다. 나아가 OR 규칙의 경우 식(23)을 만족하면 동일한 문턱값이 탐지확률의 국소 최대점이 된다.

정리 1의 결과는 가정 1을 만족하는 일반적인 결합밀도함수 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2)$ 에 대해서도 성립함을 보일 수 있다. 우선 가정 1을 만족하는 모든 결합밀도함수 $f_{L_1, L_2}(l_1, l_2)$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$f_{L_1, L_2}(l_1, l_2) = \frac{1}{2} [f_{L_1, L_2}(l_1, l_2) + f_{L_1, L_2}(l_2, l_1)] \quad (24)$$

이 경우 AND 규칙의 탐지확률 식(12)는

$$P_d = \frac{1}{2} E_{L_1, L_2} [Q(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta L_1) Q(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta L_2) + Q(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta L_2) Q(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta L_1)] \quad (25)$$

로, OR 규칙의 탐지확률 식(13)은

$$P_d = 1 - \frac{1}{2} E_{L_1, L_2} [\phi(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta L_1) \phi(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta L_2) + \phi(\bar{x}_1(\alpha_1) - \theta L_2) \phi(\bar{x}_2(\alpha_2) - \theta L_1)] \quad (26)$$

로 표현할 수 있다. 이 결과는 확률변수 L_1, L_2 에 대해 기댓값(expectation)이 취해진 것 이외에는 식(18), (19)와 동일하다. 식(25), (26)의 기댓값 안의 함수는 α_1 에 대해 미분 가능하므로 미분과 기댓값의 순서는 바꿀 수 있다. 이에 따라 식(17)의 분포에 대해 성립하는 정리 1의 결과는 가정 1을 만족하는 일반적인 전송손실 분포에 대해서도 성립하게 된다. 이러한 검토를 정리해보면 다음과 같다.

정리 2: 식(5)-(8)로 정의되는 분산탐지문제에서 $c_1 = c_2$ 이고 전송손실분포가 가정 1을 만족한다 가정하자. 이때 식(10)의 AND 규칙과 식(11)의 OR 규칙의 경우, 동일한 문턱값($\bar{x}_1 = \bar{x}_2$)이 탐지확률 P_d 의 정류점이 된다. 나아가 OR 규칙의 경우 식(23)을 만족하면 동일한 문턱값이 탐지확률의 국소 최대점이 된다.

한편, 각 센서노드의 오경보 비용보다 융합센터의 오경보 비용이 훨씬 큰 경우($c_1/c_0 = c_2/c_0 \rightarrow 0$), (23)의 부등식은 항상 성립하게 된다. 이는 융합센터의 오경보확률만을 제한조건으로 둔 경우와 같고, 참고문헌^[6]에서 검토한 바와 일치한다. 이 결과는 따름정리로써 다음과 같이 정리해 볼 수 있다.

따름정리: 정리 2와 동일한 가정 아래서, $c_0/c_1 = c_0/c_2 \rightarrow \infty$ 이면 OR 규칙에 대해 동일한 문턱값은 탐지확률의 국소 최대점이 된다.

V. 수치실험

두 개의 센서를 이용하여 표적을 탐지하는 에너지 인식 분산탐지기의 특성을 알아보기 위하여 수치실험을 수행하였다. 특히, 각 센서의 신호강도, 융합센터의 오경보 비용, 표적의 분포 형태 등이 최적 문턱값 및 탐지 성능에 미치는 영향을 분석하였다. 융합규칙은 AND 규칙과 OR 규칙을 사용하였다.

그림 2~4는 $\theta l_1 = \theta l_2 = 2$ 일 때, 두 개의 센서에 같은 문턱값($\alpha_1 = \alpha_2$)과 서로 다른 문턱값($\alpha_2/\alpha_1 = 10$)을 사용한 경우에 대해 AND 규칙과 OR 규칙의 DOC(detector operating characteristic)곡선을 얻었다. 이 그림의 x축은 식(14)에서 정의한 전체 분산탐지 체계의 기대 비용 c_T , y축은 탐지확률을 의미한다. 센서노

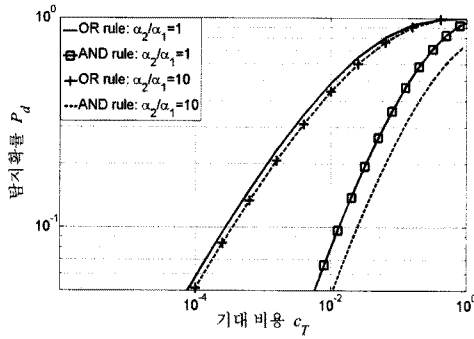


그림 2. $c_0 = 0, \theta_{l_1} = 2, \theta_{l_2} = 2$ 인 경우 DOC 곡선
Fig. 2. DOC curve for $c_0 = 0, \theta_{l_1} = 2, \theta_{l_2} = 2$.

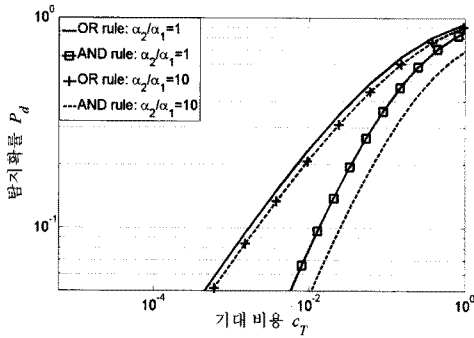


그림 3. $c_0 = 5, \theta_{l_1} = 2, \theta_{l_2} = 2$ 인 경우 DOC 곡선
Fig. 3. DOC curve for $c_0 = 5, \theta_{l_1} = 2, \theta_{l_2} = 2$.

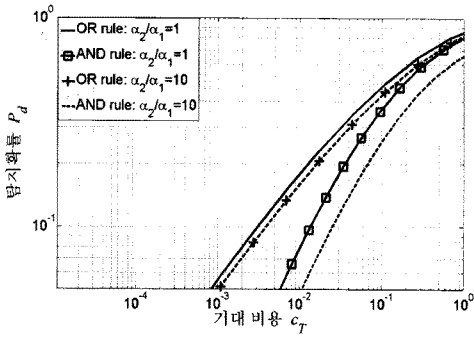


그림 4. $c_0 = 10, \theta_{l_1} = 2, \theta_{l_2} = 2$ 인 경우 DOC 곡선
Fig. 4. DOC curve for $c_0 = 10, \theta_{l_1} = 2, \theta_{l_2} = 2$.

드의 오경보 비용은 $c_1 = c_2 = 1$ 로, 융합센서의 오경보 비용 c_0 는 각각 0, 5, 10로 두었다. 모든 경우 OR 규칙이 AND 규칙보다 탐지확률이 더 높았다. 그리고 센서 노드에서 같은 문턱값을 사용할 때 서로 다른 문턱값을 사용한 경우보다 탐지확률이 높음을 확인할 수 있다.

표적이 공간적 분포를 갖는 경우에 대해서도 각 융합

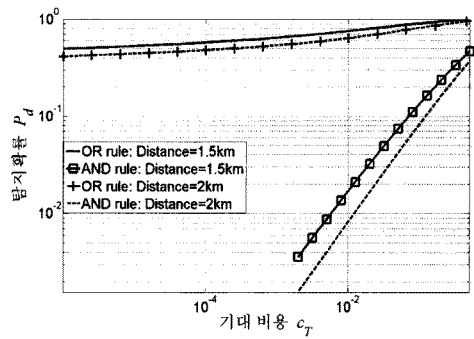


그림 5. 표적이 선분 위에 균일하게 분포하는 경우의 DOC 곡선 ($c_0 = 0$)
Fig. 5. DOC curve when a target is distributed uniformly on a line ($c_0 = 0$).

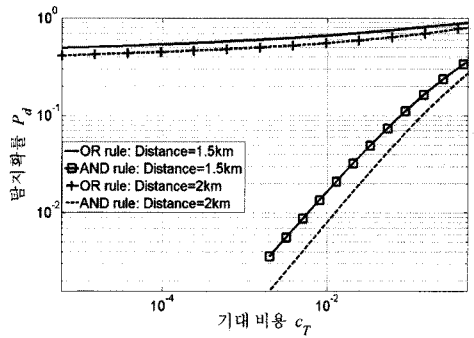


그림 6. 표적이 선분 위에 균일하게 분포하는 경우의 DOC 곡선 ($c_0 = 5$)
Fig. 6. DOC curve when a target is distributed uniformly on a line ($c_0 = 5$).

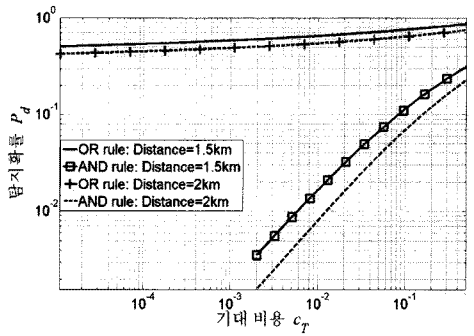


그림 7. 표적이 선분 위에 균일하게 분포하는 경우의 DOC 곡선 ($c_0 = 10$)
Fig. 7. DOC curve when a target is distributed uniformly on a line ($c_0 = 10$).

규칙의 탐지확률을 구함으로써 각 규칙의 성능을 비교

규칙의 탐지확률을 구함으로써 각 규칙의 성능을 비교

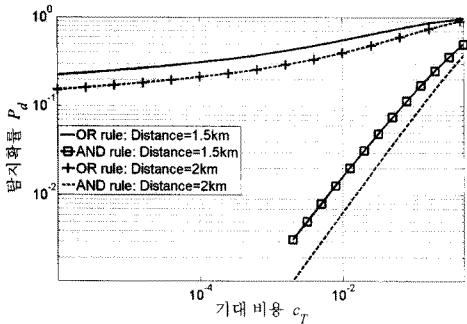


그림 8. 표적이 마름모 위에 균일하게 분포하는 경우의 DOC 곡선 ($c_0 = 0$)

Fig. 8. DOC curve when a target is distributed uniformly on a rhombus ($c_0 = 0$).

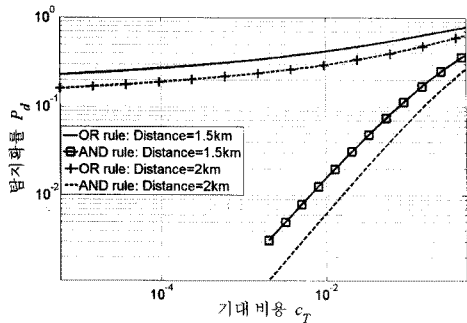


그림 9. 표적이 마름모 위에 균일하게 분포하는 경우의 DOC 곡선 ($c_0 = 5$)

Fig. 9. DOC curve when a target is distributed uniformly on a rhombus ($c_0 = 5$).

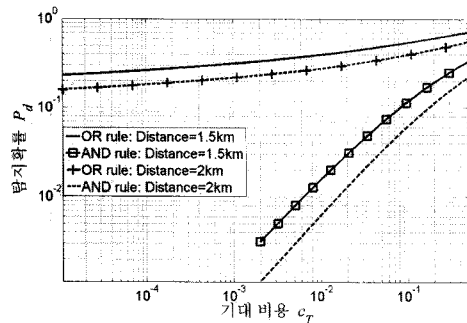


그림 10. 표적이 마름모 위에 균일하게 분포하는 경우의 DOC 곡선 ($c_0 = 10$)

Fig. 10. DOC curve when a target is distributed uniformly on a rhombus ($c_0 = 10$).

하였다. 우선 표적 잠수함의 방사소음은 신형 잠수함용 기준으로 120dB로 하였다. 그리고 주변 잡음은 일반적

인 천해 환경에서의 방사소음인 70dB로, 센서의 샘플링 수 N 을 1024라고 하였을 때, 표적 신호의 크기를 나타내는 비렘덤 파라미터 $\theta = 2.26 \times 10^6$ 이 된다^[6]. 이 표적이 천해(수심 500m)의 환경에서 수심 200m로 잠항하였을 때, 해저에 설치된 두 개의 센서로 탐지하는 경우를 가정한다. 두 센서의 감시영역에 대해 다음 두 가지 경우로 실험해 보았다.

먼저 두 센서의 감시영역을 두 센서 수직 300m 위의 점을 잇는 선분 위에서 표적이 균일하게 분포한다고 가정하였다. 또 다른 실험에서는 두 센서의 감시영역을 두 센서 수직 300m 위의 각 점을 꼭지점으로 하고 이 센서를 잇는 직선에 대해 $\pm 30^\circ$ 각을 갖는 마름모 형태일 때 표적은 이 평면에서 균일하게 분포한다고 가정하였다. 센서간의 거리는 1.5km와 2km로 하였다. 이 환경에서 센서노드의 오경보 비용은 $c_1 = c_2 = 1$ 로, 융합센터의 오경보 비용 c_0 는 각각 0, 5, 10로 두었다. 동일 문턱값($\alpha_1 = \alpha_2$)을 사용하여 10,000번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 P_d 를 비용에 대한 함수로 표현하였다. 그림 5-7는 표적이 선분 위에 분포하는 경우에 대한 결과이다. 마름모 위에 분포하는 경우는 그림 8-10에 제시하였다.

쉽게 예견할 수 있듯이 모든 경우 모두 센서 간 간격이 커짐에 따라, 그리고 분산센서망의 비용을 작게 제한함에 따라 탐지확률이 떨어졌다. 역시 모든 경우 OR 규칙은 AND 규칙에 비해 탐지성능이 훨씬 높았다. 융합센터의 오경보 비용 c_0 값이 증가함은 에너지 비용을 작게 제한하는 것과 동일하므로 탐지확률은 크기는 작지만 감소하게 된다. AND 규칙은 선 분포나 마름모 분포에 따라 탐지확률에 큰 차이를 보이지 않았다. OR 규칙의 경우는 선분 위에 분포하는 경우에 더 높은 탐지확률을 보였다. 이것은 OR 규칙의 경우 신호강도의 차이와 관계없이 어느 한 쪽의 신호강도가 크면 높은 탐지확률을 보이는데 마름모 분포는 두 신호강도 자체가 작을 확률이 더 높기 때문이다. 이 수치실험 결과는 위와 같은 감시환경에서 OR 규칙이 훨씬 효과적인 에너지 인식 융합 규칙임을 설명해 준다.

VI. 결 론

이 논문에서는 한 쌍의 수동 광대역 소나로 구성된 병렬구조 분산센서망에 적용할 수 있는 에너지 인식 분산탐지 체계의 설계 및 성능분석에 대해 검토하였다.

우선 수동소나 탐지를 모델링하고 이 모델에 기초하여 분산탐지문제를 수식화하여 제시하였다. 융합규칙으로 AND 규칙과 OR 규칙을 사용한 경우에 대해 각 센서 노드의 문턱값 규칙이 전체 분산센서망의 탐지확률을 최대로 하는 UMP임을 증명하였다. 그리고 체계의 오경보에 의해 발생하는 에너지 비용을 제한 조건으로 주었을 때, OR 규칙의 경우 동일한 문턱값이 탐지확률을 국소 최대화함을 증명하였다. 나아가 신호 강도, 에너지 비용에 대한 제한조건, 센서노드 사이의 간격 등이 탐지성능에 미치는 영향을 수치실험을 통해 분석하였다.

일반적 감시환경에 대한 수치실험을 통해 OR 규칙이 AND 규칙에 비해 훨씬 높은 탐지성능을 보임을 확인하였다. OR 규칙의 경우 마름모 보다 선분 위에 분포할 때 더 높은 탐지확률을 보였다. 이것은 OR 규칙의 경우 신호강도의 차이에 관계없이 어느 한 쪽의 신호강도가 크면 높은 탐지확률을 보이게 되는데 마름모 분포는 두 신호강도 자체가 작을 확률이 선 분포에 비해 더 높기 때문이다. 이 수치실험 결과는 일반적 감시환경에서 OR 규칙이 훨씬 효과적인 에너지 인식 융합 규칙임을 설명해 준다. 앞으로 다수의 센서로 구성되는 에너지 인식 분산탐지 체계에 대한 분석과 설계에 대해 연구를 수행할 계획이다.

부록. 에너지 인식 OR 규칙에 대한 문턱값의 국소 최적 충분조건

IV장의 식(21)을 α_1 에 대해 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{d^2 P_d}{d\alpha_1^2} = & \frac{1}{2} \left[\frac{d}{d\alpha_1} \left(\frac{f_W(\bar{x}_1 - \theta_{l_1})}{f_W(\bar{x}_1)} \phi(\bar{x}_2 - \theta_{l_2}) \right) \right. \\ & - \frac{d}{d\alpha_1} \left(\frac{c_0 \alpha_2 - c_0 - c_1 f_W(\bar{x}_2 - \theta_{l_2})}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_2 f_W(\bar{x}_2)} \phi(\bar{x}_1 - \theta_{l_1}) \right) \\ & + \frac{d}{d\alpha_1} \left(\frac{f_W(\bar{x}_1 - \theta_{l_2})}{f_W(\bar{x}_1)} \phi(\bar{x}_2 - \theta_{l_1}) \right) \\ & \left. - \frac{d}{d\alpha_1} \left(\frac{c_0 \alpha_2 - c_0 - c_1 f_W(\bar{x}_2 - \theta_{l_1})}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_2 f_W(\bar{x}_2)} \phi(\bar{x}_1 - \theta_{l_2}) \right) \right] \quad (\text{부.1}) \end{aligned}$$

비교적 긴 산술적 과정을 통해 식(부.1)이 $\bar{x}_1 = \bar{x}_2$ ($\alpha_1 = \alpha_2$)일 때 다음과 같은 관계를 확인할 수 있다.

$$\begin{aligned} \left. \frac{d^2 P_d}{d\alpha_1^2} \right|_{\bar{x}_1 = \bar{x}_2, \alpha_1 = \alpha_2} = & \eta(\bar{x}_1, \theta_{l_1}, \theta_{l_2}) \left[2 + \left(\frac{c_0 f_W(\bar{x}_1)}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_1} - \theta_{l_1} \right) \frac{1}{\psi(\bar{x}_1 - \theta_{l_2})} \right. \\ & \left. + \left(\frac{c_0 f_W(\bar{x}_1)}{c_0 \alpha_1 - c_0 - c_1} - \theta_{l_2} \right) \frac{1}{\psi(\bar{x}_1 - \theta_{l_1})} \right] \quad (\text{부.2}) \end{aligned}$$

여기서, $\eta(\bar{x}_1, \theta_{l_1}, \theta_{l_2})$ 는 항상 양의 값을 갖는 비례상수이다.

식(21)이 $\bar{x}_1 = \bar{x}_2$ 인 점에서 0 되므로 식(부.2)의 값이 0보다 작은 값을 갖게 되면 OR규칙의 탐지확률은 $\bar{x}_1 = \bar{x}_2$ 인 점에서 국소 최대가 된다. 다음 식이 만족되면 식 (부.2)는 0보다 작다.

$$\frac{\left(\frac{c_0 f_W(\bar{x}_1)}{c_1 + c_0(1 - \alpha_1)} + \theta_{l_1} \right)}{\psi(\bar{x}_1 - \theta_{l_2})} + \frac{\left(\frac{c_0 f_W(\bar{x}_1)}{c_1 + c_0(1 - \alpha_1)} + \theta_{l_2} \right)}{\psi(\bar{x}_1 - \theta_{l_1})} > 2 \quad (\text{부.3})$$

식(부.3)의 좌변은 $\theta_{l_1} = \theta_{l_2} = \theta_{l_{\min}}$ 일 때 최소가 되므로 (부.3)의 부등식은 다음 조건에서 항상 성립하게 된다.

$$\frac{\left(\frac{c_0 f_W(\bar{x}_1)}{c_1 + c_0(1 - \alpha_1)} + \theta_{l_{\min}} \right)}{\psi(\bar{x}_1 - \theta_{l_{\min}})} > 1 \quad (\text{부.4})$$

따라서 식(부.4)는 $\bar{x}_1 = \bar{x}_2$ 인 점이 탐지확률의 국소 최대점이 되기 위한 충분조건이 된다.

참고 문헌

- [1] H. L. van Trees, Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part I, New York: Wiley, 1968.
- [2] H. V. Poor, An Introduction to Signal Detection and Estimation, 2nd ed., New York: Springer-Verlag, 1994.
- [3] P. K. Varshney, Distributed Detection and Data Fusion, New York: Springer-Verlag, 1996.
- [4] J. N. Tsitsiklis, "Decentralized detection," in Advances in Statistical Signal Processing-Vol. 2: Signal Detection, H. V. Poor and J. B. Thomas, Eds. Greenwich, CT: JAI, 1993.
- [5] R. Viswanathan and P. K. Varshney, "Distributed detection with multiplexors: Part I - Fundamentals," Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 1, pp. 54-63, Jan. 1997.
- [6] 김승근, 도주환, 송승민, 홍순목, 김인익, 오원천, "수동 소나 쌍을 이용한 분산탐지 체계의 설계 및 성능 분석," 한국군사과학기술학회지, 제12권, 2호, pp. 159-169, 2009년 4월.
- [7] 도주환, 김승근, 홍순목, "수동 소나 쌍을 이용한 에너지 인식 분산탐지 체계의 설계 및 성능 분석," 2009년도 한국음향학회 학술발표대회 논문집, 제28권, 제1(s)호, pp. 100-105, 2009년 5월.
- [8] R. S. Blum and S. A. Kassam, "Optimum

- distributed detection of weak signals in dependent sensors," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 38, no. 3, pp. 1066-1079, May. 1992.
- [9] R. S. Blum, S. A. Kassam and H. V. Poor, "Distributed detection with multiple sensors: Part II - Advanced topics," Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 1, pp. 64-79, Jan. 1997.
- [10] R. O. Nielsen, Sonar Signal Processing, Norwood, MA: Artech House, 1991.
- [11] P. Willett and D. Warren, "The suboptimality of randomized tests in distributed and quantized detection systems," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 38, pp. 355-361, Mar. 1992.
- [12] Y. I. Han and T. Kim, "Randomized fusion rules can be optimal in distributed Neyman-Pearson detectors," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 43, pp. 1281-1288, July 1997.
- [13] 이종주, 김태정, "Neyman-Pearson 조건하에서 분산융합 분산검출시스템의 최적 검출 방법 연구," 대한전자공학회 신호처리합동학술대회 논문집, 제 11권, 1호, pp. 715-718, 1998년.

 저 자 소 개



도 주 환(학생회원)
 2008년 금오공과대학교 컴퓨터
 공학부 학사 졸업.
 2009년 경북대학교 전자전기컴퓨터
 공학부 재학
 <주관심분야 : 분산탐지, 신호처리>



김 송 근(학생회원)
 2008년 경북대학교 전자전기
 컴퓨터학부 학사 졸업
 2009년 경북대학교 전자전기
 컴퓨터학부 재학
 <주관심분야 : 분산탐지, 신호처리>

홍 순 목(정회원)
 대한전자공학회 논문지
 제43권 SC편 제1호 참조