탐지효과도 및 누적탐지확률

Measure of Effectiveness for Detection and Cumulative Detection Probability

조 정 홍*
Jung-Hong Cho

김 재 수*
Jea Soo Kim

임 준 석**
Jun-Seok Lim

박 지 성*
Ji-Sung Park

Abstract

Since the optimized use of sonar systems available for detection is a very practical problem for a given ocean environment, the measure of mission achievability is needed for operating the sonar system efficiently. In this paper, a theory on Measure Of Effectiveness(MOE) for specific mission such as detection is described as the measure of mission achievability, and a recursive Cumulative Detection Probability(CDP) algorithm is found to be most efficient from comparing three CDP algorithms for discrete glimpses search to reduce computation time and memory for complicated scenarios. The three CDPs which are MOE for sonar-maneuver pattern are calculated as time evolves for comparison, based on three different formula depending on the assumptions as follows; dependent or independent glimpses, unimodal or non-unimodal distribution of Probability of Detection(PD) as a function of observation time interval for detection. The proposed CDP algorithm which is made from unimodal formula is verified and applied to OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning) with complicated scenarios.

Keywords : Measure Of Effectiveness(MOE), Detection, Cumulative Detection Probability(CDP), Probability of Detection (PD), Optimal Acoustic Search Path Planning(OASPP)

1. 서론

해양에서 소나를 이용하여 표적에 대한 탐지임무를 수행할 경우, 효율적인 소나운용은 임무성공여부와 직결되며 소나시스템의 성능을 극대화 시킬 수 있는 현실적인 방안이 될 수 있다. 미 해군의 경우 운용소나의 탐지성능 및 기동전술의 효과를 예측하기 위해 효

과도(MOE : Measure Of Effectiveness) 분석 개념^[1,2]을 확립하였으며, 지속적인 해상훈련을 통해서 작전해역의 환경정보 자료를 측정 및 수집하고 이를 분석하여 운용 장비 및 전술시나리오에 대한 유효성을 정량적으로 평가하고 있다^[3~7]. 국내에서는 효과도 분석에 대한 연구가 2005년부터 수행되고 있으며^[8~16], 향후 체계적이고 지속적인 연구가 필요하다.

본 논문에서는 탐지효과도 이론정리를 통하여 탐지확률(PD : Probability of Detection)과 누적탐지확률(CDP : Cumulative Detection Probability)로부터 소나의 탐지효과도 분석이 가능함을 확인하였고, 누적탐지확률 계산 알고리즘을 비교·검증하여 소나기동경로의 탐지

† 2012년 5월 14일 접수~2012년 8월 24일 게재승인

* 한국해양대학교 해양공학과

** 세종대학교 전자공학과

책임저자 : 조정홍(hong02020320@naver.com)

효과도 분석에 적합한 누적탐지확률 알고리즘을 도출하였다.

효과도 분석의 개념정립을 위해 효과도(MOE)와 성능지표(MOP : Measure Of Performance)의 개념을 정리하였으며^[2], 대잠수함전(ASW : Anti-Submarine Warfare) 임무 구분에 따른 17가지 MOPs^[1]를 소개하였다. 탐지 효과도 분석을 위한 MOPs는 3가지가 있으며^[1], 이 중 첫 번째 MOP인 탐지확률의 경우 소나를 이용한 단일 관측(single glimpse)시점에서의 탐지효과도 분석에 적용할 수 있으며, 두 번째 MOP인 누적탐지확률의 경우는 소나기동경로에 따른 다수의 관측(multiple glimpses)시점에 대한 효과도 분석에 적용 가능함을 확인하였다.

소나기동경로에 대한 탐지효과도 분석을 위해서 5가지 누적탐지확률 알고리즘^[14~17] 중 이산관측(discrete glimpses) 시스템에 적용 가능한 알고리즘을 비교·검증하였으며, 소나의 각 관측시점 간 상관관계 고려여부 및 탐지확률 분포형태(unimodal, non-unimodal)에 의해서 누적탐지확률 계산 결과에 차이가 있음을 확인하였다. 또한, 표적 및 탐색소나 개수의 증가로 시나리오가 복잡해질 경우의 탐지효과도 분석을 위해서, 계산시간 및 필요메모리 측면에서 효율적으로 적용 가능한 누적탐지확률 계산 알고리즘을 도출하였으며, 반복 시뮬레이션을 통해 검증을 수행하였다.

본 논문에서 도출한 누적탐지확률 알고리즘을 주어진 환경에서 최적의 음향탐색경로를 계산하는 OASPP (Optimal Acoustic Search Path Planning) 알고리즘^[8~15]에 적용하여 시뮬레이션을 수행한 결과, 다양하고 복잡한 시나리오에 대한 탐지효과도 분석에 적용가능하며, 수많은 소나기동경로에 대해 탐지효과도를 반복적으로 계산하는 OASPP 알고리즘의 목적함수로 적합함을 확인하였다.

2. 탐지효과도 이론

가. 효과도 분석

효과도(MOE : Measure Of Effectiveness)^[1] 분석은 주어진 해양환경조건과 운용장비 및 자함과 표적의 기동 시나리오 하에서 임무수행에 대한 효과를 정량적인 방법으로 도출하는 것이며, 작전해역의 해양환경정보와 운용소나에 따른 음향정보를 바탕으로 표적에 대한 다양한 임무를 효율적으로 달성하기 위해 필요하다. 이를 위해서 MOE와 성능지표(MOP : Measure Of

Performance)의 개념정립이 선행되어야 하며, MOE와 MOP의 관계^[2]는 Fig. 1과 같다.

Fig. 1. MOPs/MOEs Relationships^[2]

주어진 임무에 대한 MOE를 분석하기 위해서, Fig. 1과 같이 MOP의 개념이 필요하며, MOE를 한 번에 분석할 수 없는 복합임무의 경우 임무수행에 관련된 세부시스템의 성능을 MOPs를 이용해서 계산한 뒤, 결과를 통합하여 MOE를 측정할 수 있다. 즉, 단일임무일 경우 하나의 MOP로 MOE 분석이 가능하며, 복합임무의 경우는 임무를 구성하는 세부임무에 대한 MOPs를 측정한 뒤, MOE를 분석해야만 세부임무의 특성이 반영된 효율적인 효과도 분석이 가능하다.

Table 1. MOPs for ASW missions

MOPs 임무	MOPs 종류
ASW Detection	<ul style="list-style-type: none"> • Probability of detection as a function of lateral range • Cumulative detection probability as a function of range • Figure of Merit
ASW Classification	<ul style="list-style-type: none"> • Probability of correct classification given a valid contact • False alarm rate • Time from detection to correct classification
ASW Localization	<ul style="list-style-type: none"> • Probability of successful localization give a valid contact • Time from correct classification to attack criteria • Probability of localization as a function of lateral range • Cumulative localization probability
ASW Attack	<ul style="list-style-type: none"> • Probability of successful attack • Time from localization to attack
ASW Vulnerability	<ul style="list-style-type: none"> • Probability of counter-detection versus lateral range • Cumulative probability of counter-detection • Cumulative probability of torpedo detection • Cumulative probability of torpedo classification • Cumulative probability of torpedo hit versus range

미 해군에서는 대잠수함전(ASW : Anti-Submarine Warfare) 임무를 탐지(detection), 식별(classification), 위치추정(localization), 공격(attack) 및 취약성(vulnerability)으로 구분하였으며^[1], 5가지 임무에 대한 효과도를 분석할 목적으로 17가지의 MOPs를 Table 1과 같이 분류하였다^[1].

본 논문에서는 탐지효과도 분석이 목적이므로 주어진 임무가 탐지로 국한되며, Table 1의 ASW Detection 항목의 3가지 MOPs 중 적합한 항목을 MOE로 선택함으로써 탐지효과도 분석이 가능하다. 이를 위해, 탐지효과도분석을 위한 3가지 MOPs 개념을 정리하였다.

나. 탐지효과도 MOPs

1) 거리에 따른 탐지확률

가) 시나리오에 따른 기록 데이터를 이용한 탐지확률 계산

탐지효과도 분석을 위한 첫 번째 MOP로 거리에 따른 탐지확률(P_d : Probability of Detection)이 있으며, 탐지세력(own ship)과 표적(submarine)간의 최단거리(CPA : Closest Point of Approach)로 표현되는 임의의 range bin에 대해, 표적경로(submarine tracks)의 개수를 시나리오에 따라 정의하여 각 CPA에서의 표적경로의 개수와 표적접촉 데이터로부터 Fig. 2와 같이 탐지확률을 계산할 수 있다. Fig. 2(a)에서 range bin안의 총 표적경로의 수는 4개이며(opportunities = 4), 성공적으로 표적을 탐지한 경로의 수는 3개이므로(detection = 3), Fig. 2(b)의 r1 range bin에서 탐지확률이 3/4으로 0.75가 된다. Fig. 2(a)의 두 번째 표적경로의 경우는 소나를 이용한 표적탐지에 실패한 경우이다. Fig. 2(a)와 같이 거리에 따른 각 range bin에 대해 동일하게 적용하여 계산하면, 거리별 탐지확률은 Fig. 2(b)와 같이 나타낼 수 있다.

나) 소나방정식을 이용한 탐지확률 계산

식 (1)와 같이 소나방정식으로 계산한 신호초과이득(SE : Signal Excess)의 Log-normal 분포를 이용하여 탐지확률(P_d)을 도출할 수 있다^[18]. 식 (1)에서 σ 는 신호초과이득의 표준편차이며, 본 논문의 시뮬레이션에서는 해상실험 값인 8~9dB중 8dB를 적용하였다^[19].

$$P_d(SE) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{SE} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) dx \quad (1)$$

(a) P_d calculation at the range bin (r1)

(b) P_d as a function of the range bins

Fig. 2. MOP for detection #1 : P_d calculation by using the range bin^[1]

식 (1)의 SE는 FOM(Figure of Merit)과 해양환경에 따른 전달손실(TL : Transmission Loss)을 이용하여 식 (2)와 같이 계산할 수 있다. 식 (2)의 TL은 표적의 깊이 z_s , 탐지세력의 센서 깊이 z_r , 표적과 센서간의 거리 r 에 의해 결정된다.

$$SE(FOM, r, z_r, z_s) = FOM - TL(r, z_r, z_s) \quad (2)$$

$$FOM = SL - NL + DI - DT - DL \quad (3)$$

운용소나가 수동소나일 경우, 식 (2)의 FOM을 계산하는 방법은 식 (3)과 같다. 식 (3)에서 SL 은 음원준위(Sound Source Level)이며, DI 는 지향지수(Directivity Index), DT 는 측정된 신호가 표적신호인지 결정하기 위한 기준이 되는 탐지문턱(Detection Threshold), DL ^[3]

은 빔패턴과 표적방위에 따른 방향손실(Directivity Loss)^[20] 값을 의미한다.

2) 거리에 따른 누적탐지확률

Table 2의 range bin에서와 같이 다가오는 표적의 경우, Fig. 2와 같이 탐지기회에 대한 탐지횟수의 비를 이용하여 각각의 range bin에서의 탐지확률을 계산한 뒤, 식 (4)을 이용하여 Table 2와 같이 누적탐지확률(CDP : Cumulative Detection Probability)을 계산할 수 있다. 식 (4)에서 p_i 는 탐지확률, i 는 range index 이다. 계산된 누적탐지확률을 Fig. 3과 같이 도식화하여, 표적이 임의의 range bin에 위치했을 경우, 누적탐지확률 값을 읽음으로서 탐지효과도 분석이 가능하다. 표적이 range bin 10~15 사이에 위치했을 경우 누적탐지확률을 읽는 방법은 Fig. 3과 같다.

$$CDP_{(i)} = 1 - \prod_{i=0}^n (1 - p_i) \quad (4)$$

Table 2. CDP calculation as a function of range^[1]

Range Index	Range Bin	Number of Detections	Number of Opportunities	Discrete Probability of Detection	Cumulative Detection Probability
1	20~25	1	6	0.167	0.167
2	15~20	3	8	0.375	0.479
3	10~15	5	9	0.556	0.768
4	5~10	2	4	0.500	0.884
5	0~5	1	3	0.333	0.923

Fig. 3. MOP for detection #2 ; CDP in range^[1]

3) FOM

FOM(Figure Of Merit)을 이용하여 탐지효과도 분석이 가능하며, 해양환경에 따른 전달손실(TL : Transmission Loss)을 고려하지 않아도 되는 장점이 있는 반면, 측정하기 힘든 단점도 있다. FOM은 소나방정식으로부터 계산하는 방법과 시나리오에 따른 기록데이터로부터 계산하는 방법이 있다.

가) 소나방정식으로부터 FOM 계산

소나방정식을 이용하여 FOM을 계산하는 방법은 식 (3)과 동일하다.

나) 시나리오에 따른 기록 데이터로부터 FOM 계산

식 (2)의 소나 방정식에서 FOM과 TL이 같아지면 SE가 0이 되며, 이 경우 표적에 대한 탐지확률은 50%이다. 이를 이용하여 Fig. 4와 같이 탐지확률이 50%인 FOM 값을 SE와 TL값으로부터 역산할 수 있다. FOM을 계산하기 위해서 기록 데이터로부터 SE와 TL 곡선을 도식화하여, Fig. 4(a)의 SE 곡선에서 탐지확률이 50%가 되는 거리(R 50%)를 계산한 후, Fig. 4(b)와 같이 TL 곡선에서 탐지확률이 50%인 FOM을 도출할 수 있다.

다. 탐지효과도 분석

앞서 기술한 탐지효과도 분석을 위한 MOPs를 간단히 정리하면, Fig. 2의 MOP #1의 탐지확률의 경우 소나를 이용한 단일 관측(single glimpse)시점에서의 탐지효과도를 분석에 적용할 수 있으며, Fig. 3에서 MOP #2의 누적탐지확률의 경우는 소나기동경로에 따른 다수의 관측(multiple glimpses)시점에 대한 효과도 분석에 적용 가능하다. 마지막으로 Fig. 4의 MOP #3은 탐지확률이 50%인 FOM을 이용하는 방법이며, 소나방정식을 이용하여 계산할 경우 식 (1)~(3)의 과정으로 계산되는 탐지확률에 비해 상대적으로 간단한 방법이라 할 수 있다.

최근 소나의 음향정보와 및 해양환경정보를 이용하여 최적의 음향탐색패턴을 도출하는 GRASP(Genetic Range-dependent Algorithm for Search Planning)알고리즘에 식 (4)의 누적탐지확률을 적용하여 소나기동경로에 대한 탐지효과도 분석이 가능함을 확인한 바 있으며^[3~7], 미해군에서 해상실험 및 시뮬레이션으로 개발된 알고리즘의 유효성을 입증하고 있다.

국내에서도 GRASP 알고리즘과 동일한 목적으로

OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning) 알고리즘^[8~15]을 개발하였으며, 누적탐지확률을 이용하여 탐지효과도 분석이 가능함을 확인하였다^[8~16].

그러므로 소나를 이용하여 표적을 탐지할 경우 단일 관측시점에서의 탐지효과도는 탐지확률 값이며, 표적과 탐색소나의 기동시나리오가 주어질 경우 다수의 관측시점에서 획득한 표적의 탐지확률 값들을 이용하여 누적탐지확률을 계산함으로써 소나기동경로 전체에 대한 탐지효과도 분석이 가능하다.

(a) The range of $P_d = 50\%$ in SE curve

(b) The range of $P_d = 50\%$ in TL curve

Fig. 4. MOP for detection #3 : FOM^[1]

3. 누적탐지확률

누적탐지확률 계산 알고리즘은 식 (5)~(9)와 같이 5가지가 있으며^[14~17]. 식 (5)는 앞서 2장에서 기술한 식 (4)과 동일하다. 본 논문에서는 5가지 누적탐지확률 알고리즘 중에서, 시뮬레이션을 통한 탐지효과도 분석에 적합한 이산관측(discrete glimpse) 알고리즘인 식 (5), 식 (6), 식 (8)을 비교·검증하였으며, 소나기동경로에 대한 탐지효과도 분석에 적합한 누적탐지확률 알고리즘을 도출하였다. 본 논문의 수식에서 F_d 는 누적탐지확률(CDP)이다.

① Independent discrete glimpses

$$F_{dn} = 1 - \prod_{i=0}^n (1 - p_i) \quad (5)$$

② Unimodal formula for CDP(discrete glimpses)

$$F_{dn} = 1 - \frac{1 - p_h}{1 - ap_h} \prod_{i=0}^n (1 - ap_i) \quad (6)$$

③ Unimodal formula for CDP(continuous looking)

$$F_d(T) = 1 - (1 - p(h)) \exp(-\lambda \int_0^T p(t) dt) \quad (7)$$

④ General CDP algorithm under (λ, σ) for discrete glimpse search

$$F_{dk} = 1 - (1 - a)^k H_{0k} \quad (8)$$

$$- a \sum_{q=1}^k [1 - F_{d(q-1)}] H_{qk} (1 - a)^{k-q}$$

$$H_{ik} = \min \{1 - p_j : i \leq j \leq k\}, \quad 0 \leq i \leq k \leq n$$

⑤ General CDP algorithm under (λ, σ) for continuous looking search

$$F_d(t) = 1 - e^{-\lambda t} H(0, t) \quad (9)$$

$$- \lambda \int_0^t [1 - F_d(s)] H(s, t) e^{-\lambda(t-s)} ds$$

가. 누적탐지확률 알고리즘 비교·검증

식 (5), 식 (6), 식 (8)에서 P_i 는 i 시점에서의 탐지확률, P_h 는 i 시점까지의 최대탐지확률, H_{ik} 는 식 (8)에서와 같이 탐지되지 않을 확률이다. $a = 1 - \exp(-\lambda \Delta)$ 정의되며, 여기서 λ 는 탐지상태에서 벗어날 시간당

비율, Δ 는 소나를 이용한 각 관측시점 간 시간간격이다. λ 는 소나를 이용하여 표적을 탐지할 경우, 해양환경의 시·공간적인 변동으로 인한 신호초과이득(SE)의 불연속성을 반영한다. 그러므로 λ 와 Δ 값에 의해 소나의 각 관측시점에 대한 상관관계(독립성 또는 종속성)의 정도가 결정되며, $a = 1$ 일 경우 각 관측시점 간 상관관계가 완전독립(complete independence), $a = 0$ 일 경우 각 관측시점 간 상관관계가 완전종속(complete dependence)이 된다.

Fig. 5는 소나와 표적이 한 방향으로 기동할 경우, 소나와 표적의 거리가 가까워 졌다가 멀어지는 경우 발생하는 unimodal 탐지확률 분포이다. 즉, unimodal인 경우 탐지확률은 한 번만 증가했다가 감소하는 단봉형의 분포를 가진다.

Fig. 5. Unimodal P_d distribution

Fig. 6. CDP by using Eq. (5)

Fig. 5의 탐지확률 값을 이용하여 식 (5)의 방법으로 누적탐지확률을 계산한 결과는 Fig. 6과 같다. 식 (5)는 가장 간단한 누적탐지확률 계산 방법이지만, 소나의 각 관측시점을 완전독립으로 가정하므로 관측시점 간 시간간격(Δ)에 의한 영향을 고려할 수 없다. 그러므로 Fig. 6의 붉은색 원으로 표기된 10번째 관측(glimpse)시점에서 누적탐지확률이 0.98은 Δ 값이 무한대로 좁아진다고 해도 항상 동일한 값을 가지게 된다. 즉, 극단적으로 짧은 시간에도 이산관측횟수만 충분하다면 표적을 100% 탐지하는 것이 가능하므로 비현실적인 알고리즘이라 할 수 있다. 그러므로 식 (5)의 방법은 소나시스템의 탐지효과도 분석에 부적합하며, 현실적인 누적탐지확률 값을 도출하기 위해서는 a 값에 의해 각 관측시점 간의 상관관계를 고려할 수 있는 식 (6)과 식 (8)의 방법이 필요하다.

(a) $a = 1$: Complete Independence

(b) $a = 0$: Complete Dependence

Fig. 7. The Comparison of CDP algorithms (Unimodal P_d distribution)

Fig. 7은 탐지확률이 Fig. 5와 같이 unimodal인 경우 식 (5), 식 (6), 식 (8)의 이산관측 시스템에서의 누적탐지확률 알고리즘을 모두 비교한 결과이다. Fig. 7(a)의 $a=1$ 인 경우, 관측시점 간 상관관계가 완전독립이 되므로 식 (5), 식 (6), 식 (8)이 모두 Fig. 6과 동일한 결과를 도출함을 확인할 수 있다. Fig. 7(b)의 $a = 0$ 인 경우는 관측시점 간 상관관계가 완전종속이 되므로 식 (6)과 식 (8)은 누적탐지확률 값이 10번째 관측시점 이후부터 증가하지 않으며, 누적탐지확률 최대값이 Fig. 5의 10번째 관측시점의 최대 탐지확률 값 0.43과 동일함을 확인할 수 있다. 즉, 식 (6)과 식 (8)에서 $a = 0$ 인 경우는 탐지확률 최대값이 누적탐지확률이 된다. Fig. 7(b)에서 식 (5)의 경우는 λ 와 Δ 값을 고려하지 않으므로 Fig. 7(a)의 결과와 동일하다.

식 (6)의 방법은 Fig. 5와 같이 탐지확률 분포가 unimodal인 경우 적용되는 방법이며, 식 (8)은 Fig. 8과 같이 탐지확률 분포가 unimodal이 아닌 경우에도 적용 가능한 방법이다. Fig. 8에서 붉은색 선이 위치한 16번째 관측시점부터 탐지확률이 다시 증가하여 unimodal이 성립하지 않으며, 이를 이용하여 식 (6)과 식 (8)을 비교하였다.

Fig. 8. Non-unimodal P_d distribution

Fig. 9는 $a = 0.1$ 일 경우 Fig. 8의 non-unimodal 탐지확률 분포를 이용하여 식 (5), 식 (6), 식 (8)의 방법으로 누적탐지확률을 계산한 결과이다. Fig. 9의 결과에서 unimodal이 성립하지 않는 16번째 관측시점부터 식 (6)과 식 (8)의 누적탐지확률 결과 값이 차이가 발생하지만, 증가경향은 유사함을 확인할 수 있으며, 식 (5)의 방법으로 계산한 누적탐지확률 값은 관측시점

간 상관관계를 고려할 수 없으므로 인해 누적탐지확률이 급격히 증가하여 28번째 관측부터 100% 표적을 탐지하게 된다. Non-unimodal 탐지확률 분포에서 $a = 0$ 인 경우는 완전종속이 되어서 식 (6)과 식 (8)의 누적탐지확률 값이 8번째 관측시점부터 Fig. 8의 최대 탐지확률 값 0.265로 동일하며, $a = 1$ 인 경우는 완전독립이므로 누적탐지확률 결과 값이 Fig. 9의 식 (5)의 결과와 모두 일치함을 확인하였다.

Fig. 9. The Comparison of CDP algorithms (non-unimodal P_d distribution, $a = 0.1$)

Fig. 10. The increments of the CDPs in non-unimodal P_d distribution

식 (6)과 식 (8)의 non-unimodal 탐지확률에서의 누적탐지확률 값 결과 비교를 위해서, 각 관측시점 간의 누적탐지확률 증분 값을 비교하여 Fig. 10과 같이 나

타내었다. Fig. 10의 결과에서 unimodal이 깨어지는 16 번째와 30번째 관측시점에서 누적탐지확률 증분 값의 변화가 발생함을 확인할 수 있다.

실제 해상에서 소나를 이용하여 표적을 탐지할 경우 시간에 따른 탐지확률 분포가 unimodal이 아닌 경우가 대부분이므로, non-unimodal 탐지확률 분포에도 적용 가능한 식 (8)의 누적탐지확률 알고리즘이 가장 현실적인 모델이라 할 수 있다.

나. 이산관측 unimodal 알고리즘 변형식

앞서 비교한 식 (6)과 식 (8)의 방법은 현재 관측시점까지의 최대탐지확률 값 P_h 와 탐지되지 않을 확률인 H_{ik} 를 누적탐지확률 계산에 이용하므로 탐지확률의 이력(history)을 기억해야할 필요성이 있다. 그러므로 표적의 개수가 증가하거나 탐지소나의 기동시나리오가 복잡해질 경우 누적탐지확률 계산을 위한 하드웨어 필요메모리 및 계산시간이 증가하게 된다.

본 논문에서는 비교적 수식이 간단한 식 (6)의 방법을 P_h 가 시간의 경과에 따라 바뀌지 않는 경우와, 바뀌는 경우로 나누어서 탐지확률 이력을 기억할 필요가 없는 반복(recursive)형식의 갱신식을 도출하였다^[14,15]. 즉, 시간에 따른 탐지확률 분포로부터 누적탐지확률을 계산할 경우, P_h 값이 이전 값과 동일하면 식 (10)을, P_h 값에 변화가 생기면 식 (11)을 각각 적용하여 누적탐지확률을 도출하면 전체 탐지확률의 이력을 기억하지 않고도 식 (6)의 누적탐지확률 알고리즘과 동일한 결과를 획득할 수 있다^[14,15].

① P_h 가 시간이 경과해도 바뀌지 않는 경우

$$F_d(n) = 1 - \frac{1-p_h}{1-ap_h}(1-ap_1) \cdots (1-ap_{n-1})(1-ap_n)$$

$$F_d(n-1) = 1 - \frac{1-p_h}{1-ap_h}(1-ap_1) \cdots (1-ap_{n-1}) = 1 - A$$

$$A = 1 - F_d(n-1)$$

$$F_d(n) = 1 - [1 - F_d(n-1)](1-ap_n) \quad (10)$$

$$= 1 + [F_d(n-1) - 1](1-ap_n)$$

② P_h 가 시간이 경과하면서 바뀌는 경우

$$F_d(n-1) = 1 - \frac{1-p_h}{1-ap_h}(1-ap_1)(1-ap_2) \cdots (1-ap_{n-1})$$

$$\frac{1-p_h}{1-ap_h}(1-ap_1)(1-ap_2) \cdots (1-ap_{n-1}) = 1 - F_d(n-1)$$

$$(1-ap_1) \cdots (1-ap_{n-1}) = \left(\frac{1-p_h}{1-ap_h} \right)^{-1} [1 - F_d(n-1)]$$

$$F_d(n) = 1 - \frac{1-p_{h_{\neq w}}}{1-ap_{h_{\neq w}} \left(\frac{1-p_{h_{old}}}{1-ap_{h_{old}}} \right)^{-1}} \quad (11)$$

$$[1 - F_d(n-1)](1-ap_n)$$

$$= 1 - \frac{1-p_{h_{\neq w}}}{1-ap_{h_{\neq w}} \left(\frac{1-p_{h_{old}}}{1-ap_{h_{old}}} \right)^{-1}} \left(\frac{1-p_{h_{old}}}{1-ap_{h_{old}}} \right) (1-ap_1)(1-ap_2) \cdots (1-ap_n)$$

다. 반복 시뮬레이션을 이용한 CDP 알고리즘 비교

본 논문에서는 복잡하고 다양한 시나리오에서 탐지 효과도 분석의 효율성을 높이고, 반복계산을 통해서 최적의 소나 탐색경로를 계산하는 OASPP 알고리즘^[8~15]에 적합한 누적탐지확률(CDP) 알고리즘을 도출하기 위해서, 앞서 기술한 식 (5), 식 (6), 식 (8) 및 식 (6)에서 도출된 반복형식의 갱신식인 식 (10)~(11)을 OASPP 알고리즘과 동일한 조건에서 반복 시뮬레이션을 수행하여 계산시간, 메모리 점유율을 비교하였다.

Table 3. The comparison of the CDP algorithms through iterative simulation

item \ CDP algorithm	Independent Discrete Glimpses Eq.(5)	Unimodal Formula Eq.(6)	Recursive unimodal formula Eq.(10)&(11)	General CDP algorithm Under (λ, σ) Eq.(8)
Combined CDP	1.000	0.952	0.952	0.988
Computation time (Hour)	0.79	2.73	0.5	35.8
Memory (MByte)	270.6	272.8	271.5	870.3

표적의 개수는 5202개로 균일표적분포라 가정하였고, 탐색소나는 3개, 소나기동시간은 3.5시간, 이산관측 간격(Δ)은 3분으로 총 관측횟수는 70회이다. 탐지상태에서 벗어날 시간당 비율(λ)은 2로 가정하였다^[17]. 누적탐지확률 결과 값 비교를 위해서 4가지 알고리즘에 대해서 동일한 탐지확률을 이용하였으며, 모든 표적이 탐지가능거리에 있다고 가정하고 시뮬레이션을

수행하였다. 탐지확률은 각 소나마다 0~0.35까지 무작위(random)로 생성하였으므로 non-unimodal 탐지확률 분포를 가진다. 시뮬레이션 반복 횟수는 1280회이며, 이는 OASPP 알고리즘에서 1세대를 구성하는 개체수(population)를 128로 설정했을 경우, 최적의 소나 탐색 경로를 도출하기 위해 10세대까지 진화를 하는 것에 해당한다. 누적탐지확률 최대값은 표적의 수인 5202개이지만, 1로 정규화(normalization)하였으며, 탐색소나 3개의 누적탐지확률 값을 단일 값으로 표현하기 위해서, 각 소나를 완전독립이라 가정하고 식 (5)를 이용하여 각 관측시점에 대한 통합 누적탐지확률(combined CDP)을 도출하였다. MATLAB을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였으며, 프로그램 실행 전의 MATLAB의 기본 메모리는 246MByte이다. 동일조건인 시뮬레이션을 위해서 연속곱(II) 형태의 수식은 모두 MATLAB의 내장함수인 prod를 사용하였다.

반복 시뮬레이션 결과인 Table 3에서, 식 (8)을 제외하면 메모리 점유율은 유사하나, 식 (6)을 이용해 반복(recursive)형식으로 갱신한 식 (10)~(11)의 경우가 계산시간이 가장 짧음을 확인할 수 있다. 이는 C언어 기반의 OASPP에서 누적탐지확률 알고리즘 비교를 위해 10세대까지 시뮬레이션을 수행한 결과와 유사하다^[14,15,21]. 또한, Fig. 11에서 식 (6)의 결과[Eq.(6)-original]와 본 논문에서 도출한 반복형식의 갱신식인 식 (10)~(11) [Eq.(6)-recursive]의 시간에 따른 누적탐지확률 결과 값이 동일하며, 탐지확률이 무작위로 생성되어 극단적인 non-unimodal 분포를 가짐에도 불구하고 식 (8)의 결과와 누적탐지확률 증가경향이 유사함을 확인하였다.

Fig. 11. The comparison of CDPs

시뮬레이션 결과에서 확인하였듯이, 식 (5)의 경우는 가장 간단한 누적탐지확률 알고리즘인 반면 관측시점 간 상관관계를 고려하지 않음으로 인해서 비현실적으로 표적을 급격히 탐지하며, 식 (8)의 경우 non-unimodal의 탐지확률에도 적용 가능한 현실적인 알고리즘이지만, 다양하고 복잡한 시나리오에 대한 탐지효과도 분석을 위해서는 긴 계산시간 및 메모리한계 문제를 해결해야 한다. 그러므로 소나의 탐지시스템을 비교적 잘 반영하며, 계산시간 및 하드웨어 사양에 제약을 받지 않는 식 (10)~(11)이 탐지효과도 분석에 적합하며, 수많은 소나기동경로에 대해 탐지효과도를 반복적으로 계산하는 OASPP 알고리즘에도 적용 가능함을 확인하였다.

4. OASPP를 이용한 검증

소나의 탐지알고리즘과 복잡한 탐색경로문제에 활용되는 유전알고리즘(GA : Genetic Algorithm)을 이용하여 개발된 OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning)는 주어진 해양환경정보와 탐지세력의 음향정보를 바탕으로 최적의 음향탐색패턴을 계산하는 알고리즘이다^[8~15]. 즉, 진화과정에서 생성되는 수많은 소나기동경로에 대해 탐지효과도를 반복 계산하여, 주어진 환경에서 최대 탐지효과도를 가지는 소나탐색경로를 도출한다.

본 논문에서는 3장에서 검증한 메모리, 계산시간 측면에서 효율적이며 실제 소나의 탐지시스템과 유사한 식 (10)~(11)의 누적탐지확률 알고리즘을 OASPP의 목적함수(objective function)에 적용하여 시뮬레이션을 통한 검증을 수행하였다.

소나를 이용한 탐색영역은 Fig. 12와 같고, 해저에 두 개의 평평한 능선(ridge)이 1000m 수심에 위치하고 있으며, 두 개의 능선을 제외한 해분(basin)은 수심 2000m이다. Fig. 12에서 color bar는 수심이며, 파란색 원들은 식 (1)~(3)과 같이 탐지확률을 계산하기 위해서 거리중속 음파전달모델인 RAM을 이용하여 8개 방위에 대해 거리 15km까지 전달손실을 계산한 지점을 나타낸다. Fig. 13은 전달손실 계산에 이용한 수심별 음속분포이다. 표적탐지를 위한 운용소나는 2개로 동일제원이라 가정하였으며, 수심 100m에서 기동한다. 표적주파수는 400Hz이다.

시뮬레이션을 위해서 표적은 수심 5m와 100m 위치

Fig. 12. Search area and water depth

Fig. 13. Sound speed profile

Fig. 14. Target distribution at selected target depth(5m, 100m)

에만 존재한다고 가정하였으며, Fig. 14에서 확인할 수 있듯이 표적분포는 가중치가 주어진 4군데를 제외하면 동일하다. 표적분포에서 가중치가 주어진 부분은 표적이 존재할 확률이 높은 지점을 의미하며, 본 논문에서는 시뮬레이션을 위해 임의로 설정하였다. 표적분포는 ($x=51$, $y=51$, $depth=2$)로 누적탐지확률 계산을 위해서 총 5202개의 표적을 고려해야 한다.

Fig. 14에서 노란색 점들은 각 소나의 출발지점을, 파란색 원은 소나가 위치한 지점에서 최대탐지반경인 15km를 각각 도식화한 것이다. 최대탐지반경은 전달 손실 계산거리와 동일하게 설정하였다. 즉, Fig. 12의 파란색 원들로 표기된 지점에 소나가 위치할 경우 식 (1)~(3)를 이용하여 계산한 8방위, 거리 15km에 대한 탐지확률 값을 이용하여 표적을 탐지한다.

(a) Water depth : 5m

(b) Water depth : 100m

Fig. 15. The distribution of detection range

Fig. 15는 표적이 위치한 5m, 100m 수심에 대한 소나의 탐지성능을 효과적으로 표현하기 위해서, 식 (1)~(3)에서 도출한 각 지점의 탐지확률 값을 거리(15km)에 대해 적분을 수행하여 계산한 탐지거리 분포도이다. Fig. 15의 결과로부터 소나가 위치한 지점에서의 방위별 소나성능에 확인한 차이가 있으며, Fig. 12의 능선(ridge)지역에 소나가 위치할 경우가 해분(basin)에 위치할 경우보다 상대적으로 소나 탐지성능이 우수함을 확인할 수 있다. 또한, 수심 5m에 비해 소나운용수심과 동일한 100m 수심에 위치한 표적탐지가 원활함을 예측할 수 있다. Fig. 15의 color bar는 탐지거리(km)이다.

Fig. 14의 표적분포와 Fig. 15의 소나 탐지성능을 이용하여 OASPP 알고리즘으로 최적의 음향탐색경로를 계산하기 위해, OASPP 파라미터인 1세대 개체수는 128

로 설정하였고, 100세대까지 계산하였다. 두 소나의 탐색시간은 15시간으로 동일하며, 이산관측간격(Δ)은 0.25시간(15분), 탐지상태에서 벗어날 시간당 비율(λ)은 탐색시간이 길어질 경우 조기에 모든 표적이 탐지되는 것을 방지하기 위해서 1/15로 낮게 설정하였다.

OASPP로 계산한 세대별 최적탐색경로는 Fig. 16과 같으며, 세대(generation)수가 증가할수록 OASPP의 목적함수인 누적탐지확률(CDP)값이 증가하며, 두 개 소나의 탐색경로가 소나의 탐지성능이 우수한 능선지역 근처로 수렴됨을 확인할 수 있다.

OASPP로 생성된 소나기동경로에 대한 누적탐지확률 계산 검증을 위해서, Fig. 16의 OASPP 100세대 진화를 거친 최적탐색경로에 대해서 누적탐지확률 계산 과정을 Fig. 17에 도식화하였다. Fig. 17에서 소나가 위치한 지점을 기준으로 파란색 원으로 표기된 각 소

Fig. 16. OASPP results : optimal acoustic search pattern for each generation

Fig. 17. The process of CDP calculation as a function of the search time

나의 최대탐지반경(15km) 내에 위치한 표적분포 값이 낮아지며, 이는 식 (1)~(3)로 도출한 거리, 방위별 탐지확률 값으로 해당위치의 표적을 탐지하는 것을 의미한다. 그러므로 탐색시간(search time)이 증가할수록 누적탐지확률(CDP)이 증가하며, 탐지된 만큼 표적분포가 낮아지는 과정을 확인할 수 있다. 또한, OASPP로 계산한 최적 음향탐색경로가 Fig. 15의 소나성능을 이용하여 Fig. 14의 표적의 가중치가 주어진 영역을 효과적으로 탐색함을 확인할 수 있다. Fig. 18은 Fig. 17로부터 도출된 각 소나별 누적탐지확률 결과와 통합누적탐지확률(combined CDP)을 도식화 한 것이다.

Fig. 18. CDPs as a function of the search time

시뮬레이션을 통해서 식 (10)~(11)을 적용한 OASPP 알고리즘이 표적분포 및 소나의 탐지성능인 탐지확률을 이용하여 주어진 해양환경에서 최적의 음향탐색경로를 도출함을 확인하였으며, 이는 OASPP의 목적함수로 사용한 식 (10)~(11)의 누적탐지확률 알고리즘으로 소나기동경로에 대한 효과도 분석이 가능함을 반증한다. 또한, Fig. 14의 표적분포가 깊이방향으로 증가하거나 소나의 개수가 증가하여 시나리오가 복잡해질 경우, 식 (10)~(11)의 방법이 필요메모리 및 계산시간 측면에서 가장 적합함을 확인하였다.

5. 결론

본 논문에서는 탐지효과도 이론정리를 통하여 탐지확률과 누적탐지확률로부터 소나의 탐지효과도 분석

이 가능함을 확인하였고, 누적탐지확률 계산 알고리즘을 비교·검증하여 소나기동경로의 탐지효과도 분석에 적합한 누적탐지확률 알고리즘을 도출하였다.

효과도(MOE)와 성능지표(MOP)의 개념을 정리하였으며, 대잠수함전(ASW) 임무 구분에 따른 17가지 MOPs를 소개하였다. 탐지효과도 분석을 위한 MOPs는 3가지가 있으며, MOP #1의 탐지확률의 경우 소나를 이용한 단일 관측(single glimpse)시점에서의 탐지효과도를 분석에 적용할 수 있으며, MOP #2의 누적탐지확률의 경우는 소나기동경로에 따른 다수의 관측(multiple glimpses)시점에 대한 효과도 분석에 적용 가능함을 확인하였다. 마지막으로 MOP #3은 탐지확률이 50%인 FOM을 이용하는 방법이다.

소나기동경로에 대한 탐지효과도 분석을 위해서 5가지 누적탐지확률 알고리즘 중 이산관측시스템에 적용 가능한 3가지 알고리즘을 비교·검증하였다.

- ① Independent discrete glimpses : 가장 간단한 누적탐지확률 알고리즘인 반면 관측시점 간 상관관계를 고려하지 않음으로 인해서 비현실적으로 표적을 급격히 탐지하는 문제점이 있다.
- ② Unimodal formula for CDP(discrete glimpses) : 탐지확률이 unimodal 일 경우 적용가능한 방법이며, 각 관측시점 간 상관관계를 고려함으로써 소나의 탐지시스템을 비교적 잘 반영하지만, 시나리오가 복잡해질 경우 긴 계산시간 및 메모리한계 문제를 해결해야 한다.
- ③ General CDP algorithm under(λ , σ) for discrete glimpse search : non-unimodal의 탐지확률에도 적용가능한 가장 현실적인 알고리즘이지만, 다양하고 복잡한 시나리오에 대한 탐지효과도 분석을 위해서는 긴 계산시간 및 메모리한계 문제를 해결해야 한다.

다양하고 복잡한 시나리오의 탐지효과도 분석에서 제약조건(메모리, 계산시간)의 영향을 최소화하기 위해, 누적탐지확률 알고리즘 ②를 이용하여 과거의 탐지확률 이력(history)을 기억할 필요가 없는 반복형식의 갱신식을 도출하였으며, 반복 시뮬레이션을 통해 필요메모리 및 계산시간 측면에서 효율적임을 검증하였다.

또한, 본 논문에서 도출한 누적탐지확률 알고리즘을 주어진 환경에서 최적의 음향탐색경로를 계산하는

OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning) 알고리즘에 적용하여 시뮬레이션을 수행한 결과, 다양하고 복잡한 시나리오에 대한 탐지효과도 분석에 적용가능하며, 수많은 소나기동경로에 대해 탐지효과도를 반복적으로 계산하는 OASPP 알고리즘의 목적함수로 적합함을 확인하였다.

References

- [1] M. W. Zynwalt, A. J. Korsakm, and R. S. Ratner, Appendix A Standard Antisubmarine Warfare Measures of Effectiveness and Measures of Performance, PEO (MUW) INST 3370.1, 2000.
- [2] D. Jacques and R. Leblanc, "Effectiveness Analysis for Wide Area Search Munitions", in Proceedings of the AIAA Missile Sciences Conference, (Monterey, CA), 1998. 11.
- [3] D. R. DelBalzo, K. P. Hemsteter, and D. P. Kierstead, "Improving ASW with GRASP Multi-Sensor Search Optimization", in Proceedings of the 6th conference Undersea Defense Technology Conference, 2001. 10.
- [4] D. R. DelBalzo, K. P. Hemsteter, M. D. Wagstaff, E. R. Rike, and J. H. Leclerc, "Environmental Effects on MCM Tactics Planning", MTS/IEEE Conference on Ocean, Vol. 3, pp. 1394~1399. 2002.
- [5] D. R. DelBalzo and K. P. Hemsteter, "GRASP Multi-sensor Search Tactics against Evading Targets", Proceedings of the 2002 MTS/IEEE Conference on Oceans, pp. 29~31, 2002.
- [6] K. P. Hemsteter and D. R. DelBalzo, "Acoustic Benchmark Validation of GRASP ASW Search Plans", MTS/IEEE Conference on Ocean, Vol. 1, pp. 60~64, 2002.
- [7] D. P. Kierstead and D. R. DelBalzo, "A Genetic Algorithm Applied to Planning Search Paths in Complicated Environments", Military Operations Research, Vol. 8, No. 2, pp. 45~59, 2003.
- [8] Jung-Hong Cho, Jea Soo Kim, Jun-Seok Lim, Seongil Kim, and Young-Sun Kim, "Optimal Acoustic Search Path Planning Based on Genetic Algorithm in Continuous Path System", OCEANS'2006 IEEE Asia Pacific-Singapore, pp. 116~117, May 2006.
- [9] Jung Hong Cho, Jea Soo Kim, Jun-Seok Lim, Seongil Kim, and Young-Sun Kim, "Optimal Acoustic Search Path Planning for a Moving Target in Continuous Path", The 9th Western Pacific Acoustics Conference, June 26~28, 2006.
- [10] Jung Hong Cho, Jea Soo Kim, Jun-Seok Lim, Seongil Kim, and Young-Sun Kim, "Optimal Acoustic Search Path Planning for Sonar System Based on Genetic Algorithm", International Journal of Offshore and Polar Engineering, Vol. 17, No. 3, pp. 218~224, September 2007.
- [11] Jung Hong Cho, Jea Soo Kim, Jun-Seok Lim, Seongil Kim, and Young-Sun Kim, "Optimal Acoustic Search Path Planning in Realistic Environments Based on Genetic Algorithm", Proceedings of OCEANS'08 MTS/IEEE KOBETECHNO-OCEAN'08(OTO'08) Conference, Kobe, Japan, April 8~11, 2008.
- [12] Jung Hong Cho, JeaSoo Kim, and Seongil Kim, "Benchmarking of Optimal Acoustic Search Path Planning", Proceedings of the Nineteenth(2009) International Offshore and Polar Engineering Conference, pp. 620-626, Osaka, Japan, June 21~26, 2009.
- [13] Jung-Hong Cho, Mi-Ru Shin, Se-Hyun Oh, J. S. Kim, and Seongil Kim, "Optimal Search Path Planning for Single and Multi Sonar System", Proceedings of the 10th European Conference on Underwater Acoustics, Vol. 3, pp. 1202~1208, Istanbul, Turkey, July 5~9, 2010.
- [14] 김재수, 임준석, "다중 소나 운용에 대한 음향탐지 효과도 분석 최종 보고서", 국방과학연구소, 2007. 10.
- [15] 조정홍, "수중음향 모델링에 기반한 소나체계의 성능분석", 한국해양대학교 공학박사 학위논문, 2011. 8.
- [16] 신미루, 조정홍, 김성일, 김재수, "탐지효과도 측정을 위한 누적탐지확률 계산 예제", 2010년 한국군사과학기술학회 종합학술대회, 2010. 6.
- [17] D. H. Wagner, W. C. Mylander, and T. J. Senders, Naval Operations Analysis, Naval Institute Press. 3rd Ed, 1999.
- [18] C. M. Ferla and M. B. Porter, "Receiver Depth

- Selection for Passive Sonar Systems”, IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 16, No. 3, pp. 261 ~ 278, 1991.
- [19] R. J. Urick, Principles of Underwater Sound, 3rd Edition, McGraw-Hill Book company, 1983.
- [20] J. S. Kim, Underwater Acoustics and Sonar Engineering, Korea Maritime Univ., Lecture Note, 2005.
- [21] Jung Hong Cho, Seongil Kim, and Jea Soo Kim, “Optimal Acoustic Search Path Planning applied to Multi-sonar and Counter-Detection in Realistic Environment based on Evolutionary Algorithm”, IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2011. (submitted)