

이산 경로 시스템에서 유전알고리즘을 이용한 최적음향탐색경로전략

조정홍* · 김정해* · 김재수* · 임준석** · 김성일*** · 김영선***

*한국해양대학교 해양개발공학부

**세종대학교 전자정보공학부

***국방과학연구소

Optimal Acoustic Search Path Planning Based on Genetic Algorithm in Discrete Path System

JUNG-HONG CHO*, JUNG-HAE KIM*, JEA-SOO KIM*, JUN-SEOK LIM**, SEONG-IL KIM***
AND YOUNG-SUN KIM***

*Division of Ocean Development Engineering, Korea Maritime University, Busan, Korea

**Division of Electronics and Information Engineering, Sejong University, Seoul, Korea

***Agency for Defense Development, Jinhae, Korea

KEY WORDS: Search Path 탐색 경로, Genetic Algorithm 유전알고리즘, Cumulative Detection Probability 누적탐지확률, SONAR 소나, Discrete Path System 이산 경로 시스템

ABSTRACT: The design of efficient search path to maximize the Cumulative Detection Probability(CDP) is mainly dependent on experience and intuition when searcher detect the target using SONAR in the ocean. Recently with the advance of modeling and simulation method, it has been possible to access the optimization problems more systematically. In this paper, a method for the optimal search path calculation is developed based on the combination of the genetic algorithm and the calculation algorithm for detection range. We consider the discrete system for search path, space, and time, and use the movement direction of the SONAR for the gene of the genetic algorithm. The developed algorithm, OASPP(Optimal Acoustic Search Path Planning), is shown to be effective, via a simulation, finding the optimal search path for the case when the intuitive solution exists. Also, OASPP is compared with other algorithms for the measure of efficiency to maximize CDP.

1. 서 론

유전알고리즘(genetic algorithm)은 비균질하고 유동적인 환경에서 소나(SONAR) 탐색경로(search path)의 최적화(optimization)에 사용되며(Hemsteter and DelBalzo, 2002), 베이스 탐지 통계학(Bayesian detection statistics)은 탐색경로 평가에 필요한 각각의 탐지확률(Probability of Detection, P_d)의 합동을 허용함으로써 탐색경로의 효과도 측정(Measure Of Effectiveness, MOE)인 누적탐지확률(Cumulative Detection Probability, CDP) 계산을 가능하게 한다(DelBalzo et. al., 2002). 탐색경로에 대한 최적화의 조건은 제한된 시간동안 표적에 대한 최대누적탐지확률이다(Hemsteter and DelBalzo, 2002).

해양환경에서 서로 다른 종류의 소나시스템으로 표적을 탐지하는 경우, 주어진 시간에 누적탐지확률을 최대화하는 것은 장비 및 인적자원의 효율성과 관련된 중요한 문제이다. 국내에서는 이에 대한 연구가 수행되지 않고 있으나, 선진국에서는 제

한적으로 연구가 수행되고 있으며 실제문제에서도 적용되고 있다.

탐색문제는 1946년에 고정표적에 대해 탐색공간전역에 독립적인 노력을 배치하는 최적의 노력배치문제(effort allocation problem)에서 출발하였으며, 1975년 탐색노력배치(search effort allocation)로 일반화 되었다(Kierstead and DelBalzo, 2003). 1980년에 움직이는 표적에 대한 탐색노력배치의 결과를 획득하였으며, 동적표적문제를 이산 공간과 시간에서 고정표적문제의 연속으로 가정하였다(Brown, 1980). 이후 1998년 Branch and Bound 알고리즘이 탐색경로문제에 있어 주목을 받기 시작하면서, 물리적으로 실현가능한 경로를 따르는 탐색자가 요구되는 이산탐색경로(discrete search path)문제에 대한 연구가 진행되었으며, 2001년에 탐색에 현실성 있는 경로인 연속공간과 시간을 이용하는 연속탐색경로(continuous search path)문제에서 위치요소 유전자를 사용하여 이 문제에 접근하였다(Kierstead and DelBalzo, 2003). 또한, 단일소나가 아닌 다중소나를 이용한 탐색방법, 즉 능·수동소나를 동시에 운용하여 탐지위협에 대한 표적반응모델을 적용한 탐색방법에 대한 연구도 있었다(DelBalzo et. al., 2001).

선진국에 비해 국내연구가 부진하고, 또 실제 해군에서

제1저자 조정홍 연락처: 부산광역시 영도구 동삼동 1번지
051-410-4979 hong02020320@naver.com

탐색을 실시할 때 가장 보편적으로 쓰이는 탐색법인 사다리탐색(ladder search)은 직관적인 관점으로 최적의 탐색법이 아니므로, 음향탐색에 있어 최적의 탐색경로를 보장하는 알고리즘 개발이 요구된다.

본 논문에서는 최적음향탐색경로전략(Optimal Acoustic Search Path Planning, 이하 OASPP)알고리즘을 개발하기 위해서 이산탐색경로를 사용하였고, 유전자의 다양성이 보장되는 방향성분 유전자를 사용하였다. 이 방법은 프로그램이 용이하며, 수렴속도가 빠르다는 장점이 있다. 개발된 프로그램의 검증 위하여 직관적인 해가 알려져 있는 경우에 대해 시뮬레이션을 통하여 검증하였으며, 다른 알고리즘과의 성능 비교도 수행하였다.

2. 유전 알고리즘

유전알고리즘이란 생물의 유전(genetic)과 진화(evolution)의 메카니즘(mechanism)을 그대로 모방(mimicking)함으로써, 자연계의 진화원리를 이용해 최적화 문제를 풀고자 하는 시도이다(Hemsteter and DelBalzo, 2002). 1975년에 John Holland가 저서 "Adaptation on Natural and Artificial Systems" 에 처음 소개 했으며, 탐색(search), 최적화 및 기계학습(machine learning)을 위한 도구로 많이 사용되고 있다(문병로, 2003).

유전알고리즘이 효과를 발휘하는 문제는 정해진 공식에 의해서 단일의 해를 가지는 문제가 아닌, 복잡하고 넓은 탐색공간 안에 수많은 해들이 존재하는 문제이다. 유전알고리즘의 가장 큰 장점은 자연계의 진화와 도태의 원리를 이용하여 복잡하고 넓은 탐색공간을 축소하는 것과 부호화(encoding)를 잘하면 빠른 시간 안에 90%이상의 최적해를 구해 낼 수 있다는데 있다.

부호화 방법에는 이진방법과 실수방법이 있으며, 어떤 문제에 유전알고리즘을 적용시키기 위해서는 먼저 가능한 해의 형태를 염색체로 표현하는 부호화 과정이 우선되어야 하고, 만들어진 염색체가 최적의 해에 수렴하는 지를 판단할 수 있는 목적함수(objective function)를 정의해야 한다.

주요 연산자로는 생존(survival), 생식(reproduction), 돌연변이(mutation)가 있다. 생존은 적합도(performance)가 높은 염색체를 돌연변이과정 없이 다음세대에 상속하는 것이며, 생식은 적합도가 우수한 염색체들을 이용하여 새로운 개체를 만들어 내는 것을 말한다. 이와 같은 생존과 생식이 유전알고리즘의 특징인 우성주의(elitism)이며, 생존과 생식으로 생성된 다수의 해 집단을 처음부터 끝까지 유지한다는 것도 다른 알고리즘과의 큰 차이점이다.

생식에는 유성생식(sexual reproduction, crossover)과 무성생식(asexual reproduction, cloning)이 있으며, 유성생식은 부모에 해당하는 적합도가 높은 두 개의 염색체에서 새로운 개체를 생성하는 것이고, 무성생식은 적합도가 높은 하나의 염색체를 복제하여 돌연변이과정을 적용시켜 새로운 개체를 생성하는 것을 말한다. 현재 유전알고리즘은 유성생식과 무성생식을 적절히 섞어서 사용하고 있다(Kierstead and DelBalzo, 2003).

돌연변이는 유전알고리즘이 최적해(global maximum)가 아

닌 국부해(local maximum)로 수렴하는 것을 막아준다. 유전알고리즘은 우성주의가 적용되기 때문에 최적의 해를 찾기도 전에 해에 대한 빠른 초기 수렴이 원인이 되어 국부해에 머물 가능성이 있다. 이런 이유로 우성주의가 적용되어 생성되는 새로운 개체에 임의로 변화를 가함으로써 급속하게 탐색공간이 축소되는 것을 막아 줄 필요성이 있다.

유전알고리즘은 지금까지 적용된 사례도 많고 특수한 문제에서의 우수성도 상당부분 검증 되었지만, 확실한 이론적인 근거는 많이 부족하며, 이것이 유전알고리즘의 또 하나의 단점이라 할 수 있다. 그러므로 문제의 성격에 따라 실험치로써 가장 최적의 알고리즘을 찾아내야 한다.

본 논문의 주된 목적인 최적의 음향탐색경로를 도출하는 가장 명확한 방법은 모든 경우의 수를 확인하는 전역탐색(exhaustive search)법이다. 그러나 단순한 문제에는 모든 경우를 확인하는 것이 가능하며 명확한 해를 도출할 수 있지만, 본 논문처럼 복잡한 탐색공간에서는 컴퓨터 수치계산 시간상 적용이 불가능하므로 유전알고리즘의 적용이 요구된다.

3. 최적음향탐색경로전략 알고리즘

3.1 OASPP 순서도

OASPP의 순서도는 Fig. 1과 같다. Fig. 1에서와 같이 탐색공간, 목적함수, 초기 매개변수를 정의 한 후, 초기탐색을 실시하고, 주 알고리즘 내부에서 해에 대한 수렴여부를 판단한 뒤, 최고 적합도 값이 정해진 최적의 해에 수렴했는지를 판단하여 조건에 만족하지 않았을 때, 유전알고리즘의 주요 연산자인 생존, 생식, 돌연변이를 통하여 새로운 세대를 형성해서 최적의 음향탐색경로를 찾을 때까지 반복 수행한다.

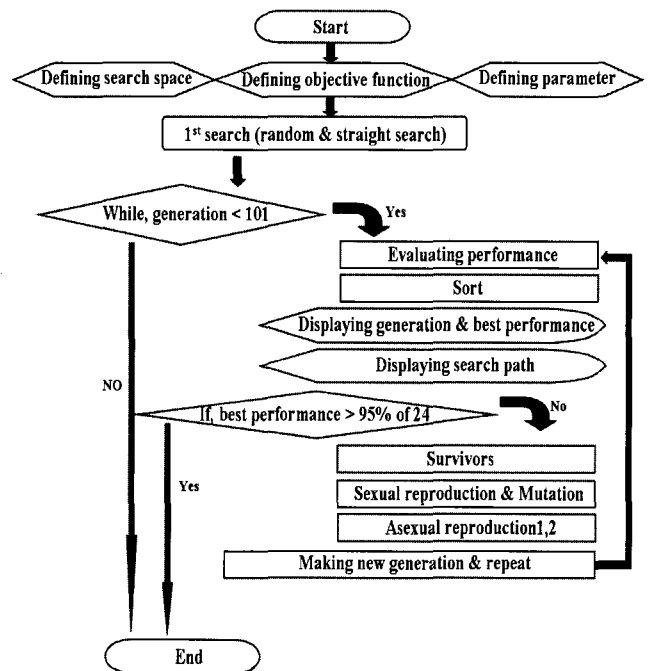


Fig. 1 OASPP flow chart

3.2 탐색공간 정의 및 부호화

탐색은 크게 이산탐색경로와 연속탐색경로로 나누어지며, 이산탐색경로의 경우 탐색자와 표적이 정해져 있는 인접한 점 (node)으로 순차적으로 이동해야하는 반면, 연속탐색경로의 경우 어느 점이든 이동이 가능하다는 차이점이 있다(Kierstead and DelBalzo, 2003). 본 논문에서는 이산탐색경로를 가정하였으며, 탐색공간은 다음과 같다.

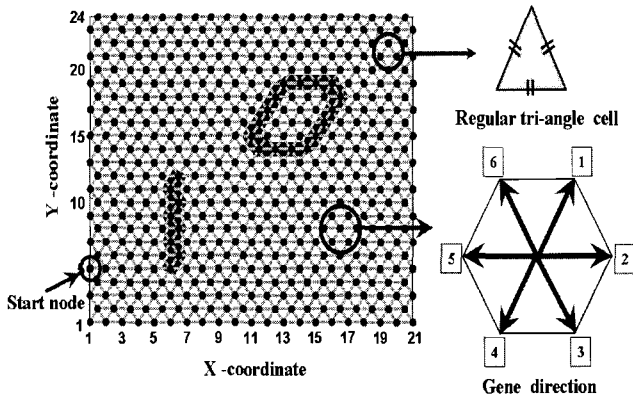


Fig. 2 Search space

전체 탐색공간은 100km×100km의 이차원평면을 가정하였다. Fig. 2에서의 X, Y좌표는 탐색공간 안에 점들의 좌표를 나타내며, 오른쪽의 확대그림에서 알 수 있듯이 일반적인 사각형으로 구성된 탐색공간이 아닌 정삼각형으로 구성된 정육각형이 탐색공간을 형성한다.

좌측 하단에 표시된 점(1,5)이 탐색자가 탐색을 시작하는 출발점이며, 굵은 띠 부분은 표적이 존재하는 곳이다. 표적의 분포에 대해서는 목적함수 정의에서 자세히 설명할 것이다.

이산탐색경로의 특성상 탐색자는 자신이 위치한 점에서 인접한 점으로만 이동가능하고, 한 번에 두 점 이상 이동하는 것은 제한된다.

유전알고리즘을 적용하기 위해서는 문제에 대한 가능한 해를 염색체의 형태로 표현하는 부호화 과정이 요구되며, 본 논문에서는 육각형의 중심점을 기준으로 시계방향을 따라 1~6까지의 방향성분 유전자 35개가 하나의 염색체를 형성한다. 즉, 탐색자의 경로를 위치가 아닌 출발점에서부터 각각의 점으로 이동한 방향의 집합을 염색체로 정의하였고, Kierstead and DelBalzo(2003)가 연속탐색경로에서 사용하였던 일반적인 위치성분 유전자 X, Y좌표를 염색체로 정의하는 것과는 큰 차이점이 있다. 위치성분 유전자에 돌연변이 과정을 적용한다면, 그 한점에서만 작은 변화가 발생한다. 그러나 방향성분 유전자에 돌연변이 과정을 적용한다면 적용한 그 이후의 탐색경로가 모두 영향을 받게 된다. 이런 특징은 유전 알고리즘의 문제점인 국부해에 수렴하는 단점을 극복할 수 있는 해결책이 될 수 있으며, 모든 유전자 변이과정에 방향성분 유전자를 적용함으로써 다양한 탐색을 가능하게 하는 장점이 된다.

염색체의 길이는 직관적인 관점에서 탐색공간안의 모든 표적을 찾는데 필요한 탐색길이가 약 유전자 35개라

고 판단한 결과이다.

3.3 목적함수 정의

부호화 과정과 마찬가지로 유전알고리즘을 적용하기 위해서는 생성된 염색체의 해에 대한 수렴여부를 판단할 수 있는 목적함수를 정의해야 한다. 본 논문에서는 음향탐색이 가능하도록 목적함수의 매개변수로 표적존재확률(probability of target present, P_t)과 탐지확률(probability of detection, P_d)을 적용했다(Kierstead and DelBalzo, 2003).

Fig. 2에서 굵은 띠 부분이 표적존재확률 '1'인 지역이 되며, 띠 안의 총 24곳의 점이 표적들이 존재하는 위치이다. 결국 탐색자가 이 24점을 모두 통과해서 탐색하는 것이 최적의 탐색경로라 할 수 있다. 굵은 띠 부분을 제외한 나머지 점들의 표적존재확률은 '0'이다.

문제를 간략화 하기 위해서 위와 같이 표적존재확률을 정의 하였지만, 실제 표적존재확률은 많은 수의 표적경로를 가상시험해서 모든 표적경로에 대한 누적표적존재확률의 평균을 계산한다(Kierstead and DelBalzo, 2003).

탐지확률은 누적탐지확률(Cumulative Detection Probability, P_{cd})을 적용시켰다. 실제적인 음향환경을 고려한다면 음향 전파모델(propagation model)로 구해진 신호이득(Signal Excess, SE)을 탐지확률에 적용시켜야 하지만, 문제를 간략화 하기 위해 거리에 따른 두 가지의 탐지확률(100%, 50%)을 적용하여 누적탐지확률을 계산하였다. 신호이득은 FOM(Figure Of Merit)과 전달손실(Transmission Loss, TL)의 함수이다(Zynwalt et al., 2000).

누적탐지확률(P_{cd})은 식 (1)과 같다.

$$P_{cd}(i) = P_d(r) \times \{1 - P_{cd}(i-1)\} + P_{cd}(i-1) \quad (1)$$

여기서 i 는 탐색자가 순차적으로 이동한 점이며, 방향성분 유전자 35개에 출발점까지 포함해 총 36개의 점을 경우한다. $P_d(r)$ 은 거리에 따른 탐지확률이며, 앞에서 언급했듯이 문제의 간략화를 위해 탐색자가 위치한 점에서는 탐지확률이 100%이고, 이웃한 점을 탐색할 때는 50%로 정의했다. 식 (1)에서 계산된 거리에 대한 누적탐지확률(P_{cd})에 표적존재확률($P_t(j)$)을 곱해줌으로써 각각의 표적에 대한 누적탐지확률($P_{cd}(j)$)을 계산할 수 있으며, 식 (2)와 같다. 식 (2)에서 j 는 각각의 표적이다.

$$P_{cd}(j) = P_t(j) \times P_{cd} \quad (2)$$

식 (2)를 이용하여 탐색공간 안의 모든 표적분포, 즉 모든 표적존재확률에 대한 최종누적탐지확률(P_{fcd})은 식 (3)과 같이 각각의 표적에 대한 누적탐지확률을 모두 합함으로써 계산된다. 식 (2)에서와 같이 j 는 각각의 표적이며, 본 논문에서 N 은 24이다.

$$P_{fcd} = \sum_{j=1}^N P_{cd}(j) \quad (3)$$

표적존재확률은 짧은 띠 안의 점들을 제외하면 모두 '0'이므로 결국 소나의 탐지거리 범위 안에 표적이 있을 때만 누적탐지확률이 증가한다. 본 논문에서는 인접한 점까지만 탐지거리 범위 안에 포함되도록 설정하였으며, 탐색자가 있는 점과 가능한 유전자 경로의 인접한 점에 표적존재확률이 '1'인 지점이 포함될 때, 누적탐지확률이 증가된다. 이렇게 계산된 최종누적탐지확률을 비교해서 적합도가 가장 높은 염색체가 최고의 유전자 조합이 된다.

위에서 정의된 목적함수를 바탕으로 OASPP의 적합도를 계산하는 과정은 아래와 같다.

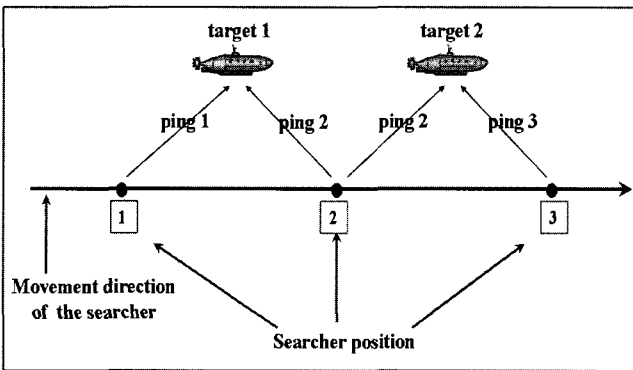


Fig. 3 Schematics of the acoustic search path for the calculation of CDP

Fig. 3에서 표적존재확률이 '1'인 지점이 표적1, 2의 위치이며 3개의 수평한 점을 지나는 화살표 방향이 탐색자가 탐색하는 방향이다. 이산경로시스템의 특성상 탐색자는 1, 2, 3번 점에서만 탐색이 가능하다. 순서에 따라 탐색자가 1번, 2번, 3번순으로 위치한다고 가정하고 각각의 위치에서 음향탐색을 수행한다면 각 위치에서의 누적탐지확률은 식 (1), (2), (3)에 의해서 Table 1과 같이 계산된다.

Table 1 An example of calculation of CDP

Items	target 1		target 2	
	Pd	Pcd	Pd	Pcd
ping1	0.5	0.5	0.0	0.0
ping2	0.5	0.75	0.5	0.5
ping3	0.0	0.75	0.5	0.75

탐색자가 위의 세 점에서만 탐색했을 때, 표적1, 2에 대한 각각의 누적탐지확률을 모두 합한 0.75+0.75=1.5가 최종누적탐지확률이 된다.

유전알고리즘은 최상의 해가 아닌 최적의 해를 도출하는데

적합한 알고리즘이기 때문에 매번 탐색을 실행할 때 마다 최상의 해를 도출하지는 않는다. 다시 말해 최종누적탐지확률이 '24'가 되는 최상의 해에 도달하려면 많은 시간과 세대수가 필요할 수도 있다. 하지만 최적의 해인 90%이상의 해를 찾는 데는 비교적 많은 시간이 소요되지 않으며, 본 논문에서도 100번의 시뮬레이션결과 90%이상의 해는 평균 17세대 안에 수렴하였고, 95%까지 평균 30세대, 97%이상의 해에는 평균 54세대가 소요되었으며, 최상의 해인 99%이상에 수렴하는 것은 상대적으로 많은 세대수가 필요하다는 것을 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다. 그러므로, 타당성 있는 결과치를 획득하면 탐색을 종료할 수 있는 적절한 상한선을 정하는 것도 유전알고리즘을 효율적으로 적용하는 하나의 방법이다.

3.4 OASPP 탐색과정

앞에서 정의한 염색체와 목적함수를 바탕으로 35개의 방향 성분 유전자를 하나의 가능한 해인 염색체로 해서 총 128개의 염색체를 각각의 세대에 유지하면서 탐색을 수행한다. 초기탐색을 더욱 넓게 하기 위해서 첫 세대의 개체수는 128의 두 배인 256개로 설정하였고, 무작위탐색(random search) 95%, 직선탐색(straight search) 5%비율로 탐색하였다. 직선탐색은 유전자가 한 방향으로 계속 전진하도록 설정한 것이다.

생존비율은 12.5%, 유성생식 75%, 무성생식 12.5%이다. 돌연변이는 유성생식과 무성생식에만 적용하였으며, 유성생식에 적용시킨 돌연변이는 교배(crossover)과정에서 생성된 염색체의 유전자 일부분을 임의의 유전자로 교체해주는 것이며, 돌연변이율은 10~50%까지 가변적으로 설정 하였다. 돌연변이율을 조절하는 판단기준은 각각의 세대에서 최고의 적합도를 가지는 염색체가 반복되는 횟수이다. 똑같은 염색체가 계속해서 반복되는 것은 국부해에 수렴하여 최적의 해에 도달하는데 어려움이 있다는 것이므로, 국부해에 수렴한다는 것을 최고 적합도를 가지는 염색체의 반복 횟수로 판단하고 이것을 바탕으로 돌연변이율을 변화하면서 적용시켰다. 무성생식에는 두 종류의 돌연변이를 적용하였으며, 복제(cloning)과정을 통해 생성된 염색체에 각각 적용시켰다.

직진 경로를 역행(backward)하는 것은 탐색의 효율성 측면에서 제한하였다.

주요 연산자 중 가장 큰 비중을 가지는 유성생식 과정은 Fig. 4와 같다.

본 논문에서는 35개의 유전자를 하나의 염색체로 정의하였지만, 설명을 위해 출발점에서부터 방향성분유전자 9개만 하나의 염색체라 가정한다. 이전 세대에서 우수한 염색체 두 개를 임의로 선택한 것이 Fig. 4의 우성 염색체 1, 2이며 무작위 숫자에 따라 교배를 한다.

Fig. 5에서 교배 후 만들어진 총 6개의 새로운 염색체 중에서 적합도가 높은 4개의 염색체만을 선택해서 새로운 세대를 형성한다. 앞에서 언급한 유성생식에서의 돌연변이 과정도 여기에서 적용되는데, 돌연변이율 안에 속하는 염색체의 유전자 중 몇 개가 임의의 숫자로 교체된다. Fig. 5에서 새로 생성된 6번째 염색체의 일부가 임의의 숫자로 교체된 것이 돌연변이 과정의 결

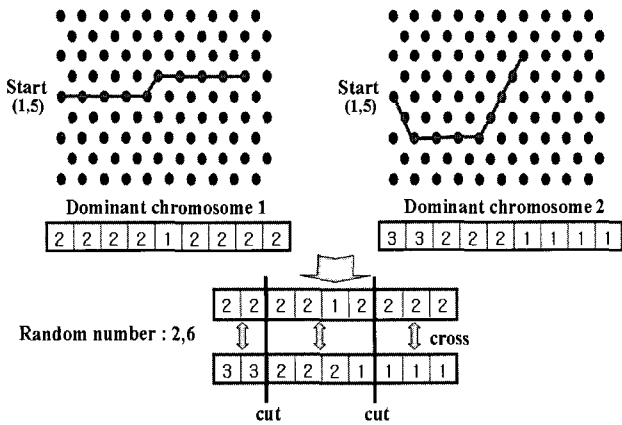


Fig. 4 Sexual reproduction(crossover)

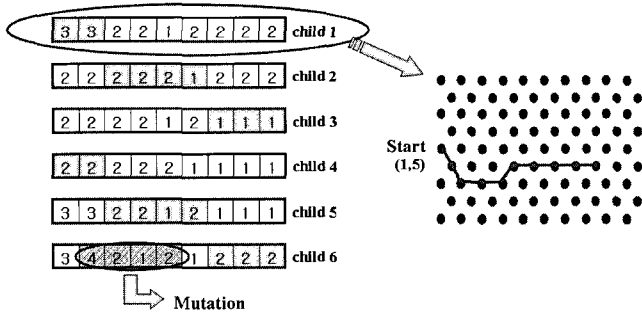


Fig. 5 Result of sexual reproduction & mutation

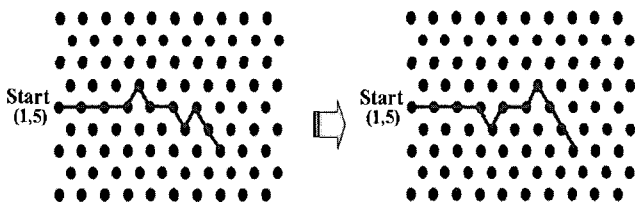


Fig. 6 Asexual reproduction applied to mutation based on a geometric gene reflection

과이다.

한 가지 주의 할 점은 교배과정 후 생성된 탐색자의 경로가 탐색공간을 벗어나지 않는다. 운이 좋다면 탐색자의 경로가 탐색 공간을 벗어나지 않을 수도 있지만, 만약 벗어나면 경계면에서 가능한 탐색방향을 찾아본 후 그 중 하나를 선택해 탐색경로가 탐색공간을 벗어나지 않도록 하는 작업이 필요하다.

무성생식은 앞에서 언급했듯이 두 개의 염색체가 아닌, 복제 한 하나의 우수염색체에 돌연변이 과정을 적용하여 새로운 염색체를 생성하는 것을 말한다. 본 논문에서는 두 종류의 무성생식과정을 Fig. 6과 Fig. 7과 같이 정의 하였다. 무성생식1은 Fig. 6과 같이 삼각형 모양의 경로를 대칭축을 중심으로 대칭시키는 것이다.

무성생식2는 Fig. 7과 같이 구부러진 경로를 곧게 해준다. Fig. 7에서 보는 것과 같이 구부러진 경로를 곧게 연결시키고, 그 과정에서 발생하는 부족한 염색체 길이만큼 끝부분에 새로

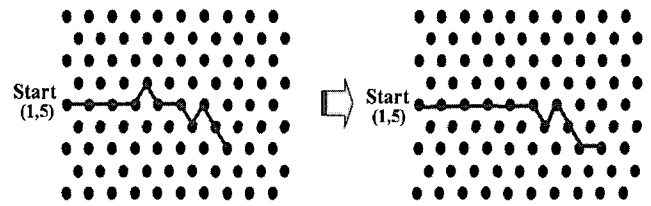


Fig. 7 Asexual reproduction applied to mutation based on node elimination

운 유전자를 연결시켜줌으로써 전체적인 염색체 길이를 맞춰준다.

유성생식과 무성생식의 적정비율은 어떤 알고리즘을 적용하는가에 따라 다르기 때문에 많은 시뮬레이션을 통해 실험치로 그 값을 도출해야 한다. 본 논문에서는 무성생식을 적용할 때, 상위 적합도의 염색체에 소수 적용시켰을 때 가장 효과적이라는 것을 여러 번 수치를 바꾸어 가며 확인 후 최종적으로 적용시켰다.

위의 과정을 계속 반복해서 각 세대가 형성되고, 해에 대한 적합도에 따라 진화와 도태가 일어난다. 많은 세대를 지나다 보면 중복되는 염색체가 발생하는데 효율적인 탐색을 위해서 중복은 피하는 것이 좋다. 본 논문에서는 직전 세대와 현 세대 안에서의 중복을 피했으며, 무성생식에서는 중복을 고려하지 않았다.

4. 시뮬레이션

OASPP의 성능을 평가하기 위해서 알고리즘간의 성능평가에 주로 사용되는 계산시간과, 최적의 해에 도달한 정도를 알 수 있는 적합도, 그리고 해를 구하기 위해 생성된 개체수를 이용하였다.

OASPP의 시뮬레이션 결과가 선행되었으며, 확률적 기법인 Monte carlo method을 적용하여 100번의 시뮬레이션 후 각각의 평균값을 계산하여 성능을 평가하였고, 최종적으로 다른 탐색방법 3가지 즉, 전역(exhaustive)탐색, 무작위(random)탐색, 그리고 사다리(ladder)탐색 알고리즘과 OASPP를 비교하였다.

4.1 시뮬레이션 결과

위의 목적함수 정의에서 언급했듯이, 짧은 띠 안의 표적이 존재할 확률이 '1'인 지점이 총 24개이고, 탐색공간 안에서 크게 2개로 분리되어있다.

탐색자가 탐색하는 거리는 유전자 35개로 제한되었고 24개의 표적이 존재할 확률이 높은 곳을 모두 경유하는 일반적인 탐색알고리즘에 음향적인 요소를 가미하여 소나의 탐지거리를 바탕으로 한 누적 탐지확률이 최대치('24')가 되는 탐색경로가 최상의 해이며, Fig. 1의 OASPP 순서도에서 언급했듯이 적합도가 최고적합도 24의 95%이상일 때와 세대수가 100을 초과할 때 탐색을 종료하도록 상한선을 설정했다.

시뮬레이션을 통해서 OASPP가 최적의 음향탐색경로를 도출하는 과정은 Fig. 8과 같다.

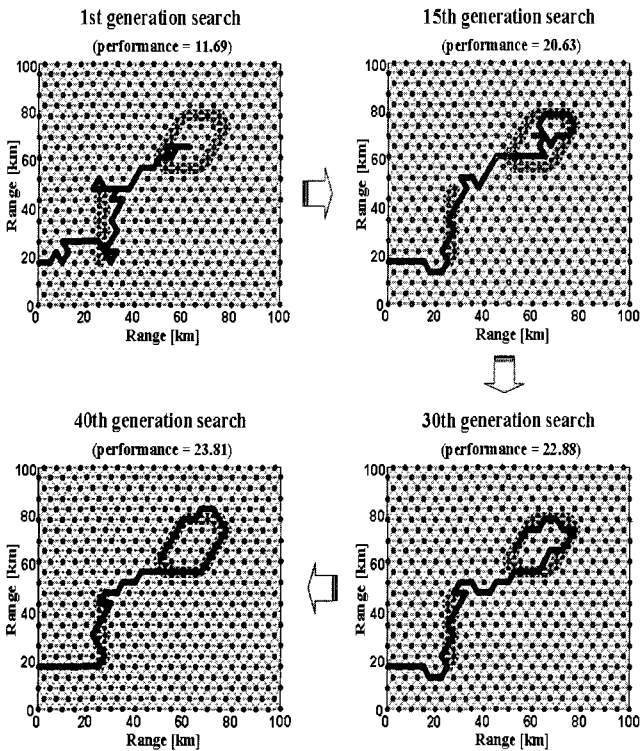


Fig. 8 Search paths of each generation

Fig. 8에서 보듯이 OASPP가 화살표 방향으로 최적해를 도출하는 과정을 볼 수 있다. 왼쪽 상단에 있는 그림이 초기탐색 256개 해 집단에서 최고 적합도를 가지는 염색체의 탐색경로를 나타낸 것이며, 적합도(performance) 11.69는 앞에서 정의했던 목적함수의 누적탐지확률 식에 의해 계산된 결과 값이다. 초기 탐색에서는 탐색공간 좌측하단에 위치한 표적들에 대한 탐색이 거의 대부분을 차지하며 우측 상단에 위치한 표적들에 대한 탐색은 일부분만 수행되고 있으나, 점차적으로 세대수가 증가함에 따라서 최적의 탐색경로를 도출하는 것을 알 수 있다. 마지막 그림인 40세대 탐색에서는 최상의 해인 최대누적탐지확률 24의 99%를 넘는 누적탐지확률을 도출하며, 이것은 탐색공간 안의 모든 표적에 대한 탐색이 성공적으로 수행된 것이라 볼 수 있다. Fig. 8의 탐색과정 결과를 각각의 세대수(generation)와 개체수(population)에 따른 적합도로 도식화하면 Fig. 9와 같다.

초기탐색에서 99%이상의 최적의 해를 획득하는 데까지 세대수 40, 개체수는 약 4700개가 소요된다는 것을 Fig. 9의 그래

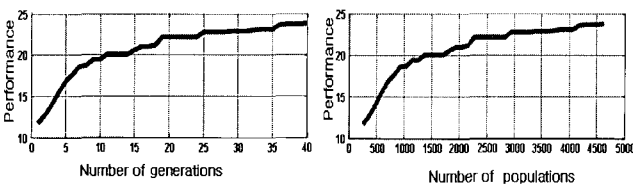


Fig. 9 Performance as a function of generation and population

프에서 확인할 수 있으며, 곡선의 현격한 기울기 차이에서 90% 정도의 해까지는 빠르게 수렴하는 반면, 그 이상의 해에 도달하는 데는 비교적 많은 세대수와 개체수를 필요로 한다는 것을 알 수 있다. 만약, 위의 그래프 모양이 더 이상 최적의 해에 수렴하지 않고 수평으로 유지된다면, 국부해에 수렴한 것이므로 국부해를 탈출할 수 있는 돌연변이 비율을 가변적으로 잘 조절하는 것이 필요하다.

무작위 요소가 포함된 OASPP의 결과는 매번 다르고, 한 번의 시뮬레이션으로 알고리즘의 성능을 평가한다는 것은 타당하지 못하므로 확률적 시뮬레이션 기법인 Monte carlo method를 적용하여 OASPP를 100번 반복실행 함으로써 통계적 결과치를 획득하였다.

Table 2 Statistical results after repeating 100 times

Items	Mean performance	Mean generation	Mean population	Mean time[sec]	Total time[sec]
Result	23.319063	52.85	6063.2	338.04813	33805

Table 2에서 알 수 있듯이, 평균적합도가 최상의 해인 24의 약 97%를 넘으며, 이 결과를 도출하는데 소요된 평균세대수가 52.85세대, 평균시간이 약 338초이다. 비록 실제 환경조건에 비해 문제를 단순화 하였지만, 본 논문에서 개발된 OASPP가 상당히 빠른 시간 안에 최적의 음향탐색경로를 도출함을 확인할 수 있다.

4.2 전역탐색, 무작위탐색, 사다리탐색과 OASPP의 비교

4.2.1 OASPP vs 전역탐색

전역탐색은 탐색공간을 모두 탐색한 뒤 그 중에서 최고 값을 선택하는 가장 기본적으로 확실한 방법이다. 이와 같은 탐색방법은 탐색공간이 단순하고 작을 때는 최상의 해를 100%보장하지만, 본 논문과 같이 복잡한 탐색공간을 가지는 문제일 때는 가능한 모든 경로를 탐색한다는 것은 무리가 있다. 간단히 설명하면, 본 논문에서 탐색자의 탐색거리의 유전자 35개로 구성되어 있으므로 동일한 조건에서의 비교를 위해 35개의 탐색거리만큼 전역탐색을 수행한다고 가정했을 때, 유전자 하나당 가능한 경우의 수를 직전경로를 되돌아가는 것을 제한하여 5개로 추정하면, 총 가능경로의 수가 $5^{35} = 2.9014 \times 10^{24}$ 개이다. 이 숫자만큼의 경로를 프로그램 상에 구현한다는 것은 프로그램의 수치계산 시간상 불가능하다. 그러므로 전역탐색방법은 본 논문의 탐색공간에 적용할 수 없으며, 위의 간단한 계산만으로도 복잡한 탐색공간을 축소시키며 Table 2의 평균 개체수에서 확인했듯이 6063개의 경우만을 확인하여 최적의 탐색경로를 도출하는 OASPP의 효율성을 확인할 수 있다.

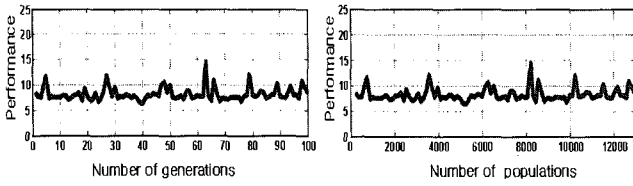


Fig. 10 Performance of random search as a function of the numbers of generation and population

4.2.2 OASPP vs 무작위탐색

무작위탐색은 정해진 일정한 규칙 없이 무작위로 탐색공간을 탐색하는 방법이며, 무작위탐색을 일정시간 수행해서 그 중에서 최상의 해를 선택하면 된다. 본 논문의 OASPP와 같은 환경과 목적함수를 적용해서 시뮬레이션 했으며, 생성되는 모든 개체에 대해 중복을 제한하는 것은 전역탐색과 같은 결과를 얻을 수 있으므로 OASPP와 동일하게 직전세대와 현세대에 대한 중복만을 고려하였다.

Fig. 10이 무작위탐색을 수행한 결과이며, Fig. 9에서 보여준 OASPP의 세대수 보다 약 2배 많은 100세대까지 탐색을 수행하였지만, 해에 대한 수렴이 거의 안 되고 있음을 알 수 있다. 확률적으로 의미 있는 값을 얻기 위해서 Monte carlo method을 적용하여 OASPP와 같은 100번의 반복 시뮬레이션을 통해 평균값을 계산하였다.

OASPP와 무작위탐색을 100번 수행한 수치의 평균값을 비교한 것이 Table 3인데 전락화 된 무작위(random)인 유전알고리즘을 적용한 OASPP가 단순한 무작위 탐색보다 모든 부분에서 월등히 좋은 결과를 도출함을 확인할 수 있다.

Table 3 Comparison of OASPP results with random search results after repeating 100 times

Items	Mean performance	Mean generation	Mean population	Mean time [sec]	Best performance
OASPP	23.319	52.85	6063.2	338	23.93
Random	13.749	100	12928	467	17

4.2.3 OASPP vs 사다리 탐색

사다리 탐색은 탐색공간을 사다리 모양으로 탐색하는 방법이며, 전역탐색에 비해 탐색 길이를 줄일 수 있고, 충실한 탐색을 가능하게 한다. 실제 해군에서 대잠수함 작전 시 가장 많이 이용하는 탐색방법이며, 두 가지 경우에 대해서 OASPP와 비교하였다.

먼저 탐색 길이를 Fig. 11과 같이 유전자 35개의 길이만큼 고정시켜 비교한 결과 OASPP는 최적의 경로를 찾는 반면 사다리 탐색에 있어 가장 효율적이라는 대각선 방향의 사다리탐색의 경우는 좌측하단의 일부만을 탐색함을 확인할 수 있다. 즉, 같은 노력을 투자했을 때 사다리 탐색은 탐색공간의 일부만을

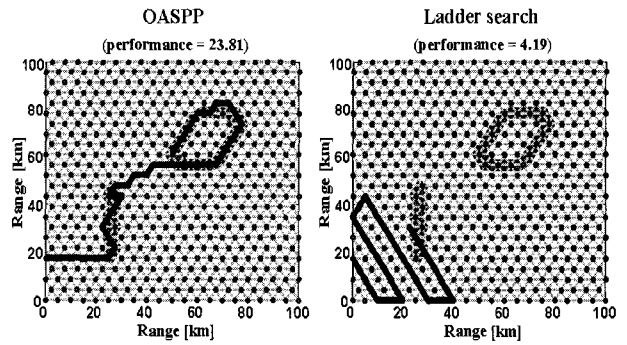


Fig. 11 Comparison of OASPP path with ladder search path with the same path length

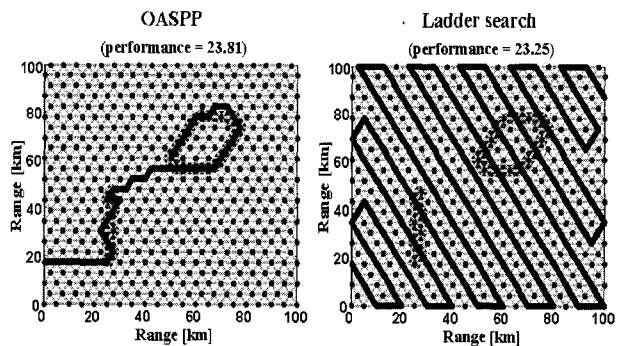


Fig. 12 Comparison of OASPP path with ladder search path with the different path lengths

탐색하는 반면, OASPP는 탐색공간 안에서 표적이 분포하는 모든 지역을 탐색함을 확인할 수 있다. Fig. 12와 같이 사다리 탐색의 탐색 길이를 더욱 길게 하여 탐색공간 전체를 탐색한 경우는 OASPP와 같은 알고리즘과 계산시간 없이도 높은 결과값을 도출하지만, 실제 탐색자가 탐색을 실시 할 때, 상대적으로 적은 노력을 투자하여 큰 성과를 얻을 수 있는 OASPP가 효율적이라는 것을 직관적으로 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 해양환경에서 소나시스템의 효율적인 운영을 위해 유전알고리즘을 이용한 최적탐색경로를 설정하는 알고리즘을 제시하였다.

이산탐색경로시스템에서 OASPP에 누적탐지확률을 목적함수에 적용시켰고, 각 세대에 더욱 다양한 탐색이 가능하게 하는 방향성분 유전자를 써서 시뮬레이션 한 결과 복잡한 탐색공간에서 최적의 음향탐색경로를 계산하는데 평균 52세대에 평균시간 338초로 성공적인 OASPP를 도출했으며, 전역탐색법은 탐색공간이 넓은 관계로 비교가 무의미 하고, 무작위탐색법 역시 OASPP의 절반의 결과도 도출하지 못하며, 가장 많이 쓰이는 사다리탐색법도 직관적으로 OASPP보다 효율적이지 못함을 확인할 수 있었다.

비록 본 논문에서는 간단한 탐색공간과 음향적인 요소를 적

용하여 시뮬레이션 했지만, 단계별로 현실적인 환경 및 운영 요소를 첨가하여 실제 해양환경에서의 적용 가능한 모델로 발전시키고자 한다.

참 고 문 헌

- 문병로 (2003). "유전알고리즘", 두양사.
- Brown, S. S. (1980). "Optimal search for a moving target in discrete space and time", *Operations Research*, Vol 28, No 6, pp 1275-1289.
- DelBalzo, D. R., Hemsteter, K. P. and Kierstead, D. P. (2001). "Improving ASW with GRASP Multi-Sensor Search Optimization", in *Proceedings of the 6th conference Undersea Defense Technology Conference*, 30 October-1, Honolulu.
- DelBalzo, D. R., Hemsteter, K. P., Wagstaff, M. D., Rike, E. R. and Leclere, J. H. (2002). "Environmental Effects on MCM Tactics Planning", *MTS/IEEE Conference on Ocean*, Vol 3, pp 1394-1399.
- Hemsteter, K. P. and DelBalzo, D. R. (2002). "Acoustic Benchmark Validation of GRASP ASW Search Plans", *MTS/IEEE Conference on Ocean*, Vol 1, pp 60-64.
- Kierstead, D. P. and DelBalzo, D. R. (2003). "A Genetic Algorithm Applied to Planning Search Paths in Complicated Environments", *Military Operations Research*, Vol 8, No 2, pp 45-59.
- Zynwalt, M. W., Korsakm, A. J. and Ratner, R. S. (2000). "Appendix A Standard Antisubmarine Warfare Measures of Effectiveness and Measures of Performance", *PEO (MUW) INST 3370.1*.

2005년 월 일 원고 접수

2006년 월 일 최종 수정본 채택