퍼지 및 지능시스템 학회 2003, Vol. 13, No. 5, pp. 539-544

유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당

Weapon-Target Assignment Using Genetic Algorithm

권경엽 · 조중선*
Kyoung-Youb Kwon, Joongseon Joh

국립창원대학교 제어계측공학과 대학원

요 약

본 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당 문제를 제안하였다. 무장 할당이란 적의 공격으로부터 방어대상물의 손상을 최소화하거나 적의 공격물 또는 표적의 격추 확률이 최대가 되도록 표적에 대해 방어무기의 적절한 할당을 목적으로 하는 최적화 문제로서, 본 논문에서는 무장 할당 문제에 근 최적화의 강점을 가진 유전자 알고리즘을 적용하였다. 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘 형태와 파라메타를 선정하는 방법을 제시하였고, 시뮬레이션을 통해서 기존의 전형적인 최적화 기법과의 성능 비교를 수행한 결과, 제안된 방법이 우수함을 입증하였다.

Abstract

The weapon-target assignment problem is solved using a genetic algorithm in this paper. The weapon-target assignment is an optimization problem which minimizes damages from enemy's attack or maximizes the kill probability of targets. Genetic algorithm is applied in this paper since it usually converges to a near global optimal solution. A specific structure of genetic algorithm which is suitable for the weapon-target assignment problem is proposed. A guideline selecting associated parameters is investigated through simulations. Comparition of the proposed method with several traditional optimization techniques for the weapon-target assignment problem shows the validity of the proposed method.

Key Words : 무장 할당, 유전자 알고리즘, 최적화.

1. 서 론

무장 할당(weapon-target assignment : WTA)이란 적의 공격으로부터 방어대상물의 손상을 최소화하거나 적의 공격물 또는 표적의 격추 확률이 최대가 되도록 표적에 대해 방어무기를 적절하게 할당하는 행위이다. 이는 다수의 탄도 미사일이나 비행체가 방어대상을 파괴함을 목적으로 공격시, 이에 대응하여 최적의 요격기(interceptor)를 발사하는 계획을 의미한다. 즉, 공격해 오는 표적에 대하여 보유한 방어무기로서 가장 효과적인 방어망을 구축하기 위한 것으로, 수학적인 관점에서는 특정한 목적에 대해 전체 확률을 최적화하기 위한 비선형 구속조건이 결합된 최적화 문제이다 [1-5].

따라서 본 논문에서는 전형적인 최적화 방법인 Exterior Penalty Function, Lagrange Multiplier를 이용한 무장 할당의 문제점을 분석하고, 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당의 우수성을 입증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 무장 할당 문제에 대한 수학적인 모델을 제시하고, 3절에서는 기존의 최적화 방식을 통한 무장 할당의 문제점 고찰과 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당 문제 및 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘 파라메타를 선정하는 방법을 제시한다. 4절에서는 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당 문제를 컴퓨터 시뮬레이션을 통한 결과 제시 및 성능을 살펴보고, 5절에서 결론을 맺는다.

접수일자 : 2003년 6월 4일
완료일자 : 2003년 8월 7일
본 연구는 과학기술부 • 한국과학재단 지정 창원대학교 공작기계기술연구센터의 지원에 의한 것입니다.

2. 무장 할당 문제의 모델링

그림 1은 무장 할당 문제가 요구되는 전투상황을 묘사한다. 이는 방어대상물에 잠재적으로 피해를 입힐 수 있는 위협물체인 표적과 일정지역 내에 발사 가능한 interceptor들이 모여 있는 weapon farm으로 표현되며, 하나의 weapon farm 내에는 수 개의 동시발사가 가능한 interceptor가 존재한다.

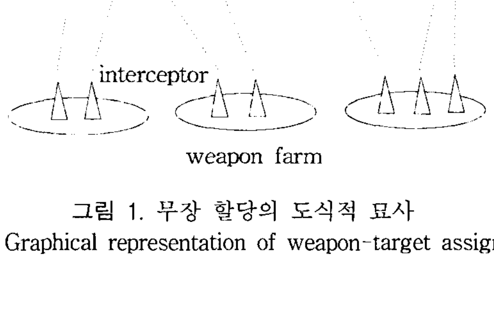


그림 1. 무장 할당의 도식적 묘사
Fig. 1 Graphical representation of weapon-target assignment

표적이 T개이고, weapon farm이 W개이며, j번째 weapon farm에서 i번째 표적을 향해 interceptor가 발사되어 표적을 격추시킬 확률 $P_{ij} \in [0,\ 1]$, $i \in T$, $j \in W$가 존재하는 전투 상황을 가정했을 때의 무장 할당 모델은 그림 2와 같이 표현된다. 이러한 무장 할당의 변수들은 표적의 특성, 무장의 성능 및 전장 환경에 의해 변화하지만, 무장통제장치의 전술적인 분야에서 처리되므로 정량적인 양이 데이터베이스화되어 제공된다. 본 논문에서는 한 weapon farm내의 interceptor의 종류는 모두 동일한 것으로 가정한다.

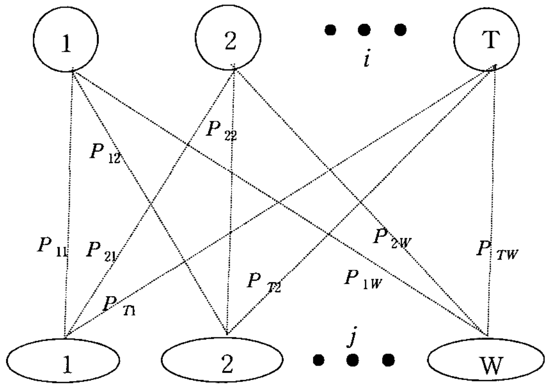


그림 2. 무장 할당과 격추 확률
Fig. 2 Weapon-target assignment and kill probability

본 논문에서의 무장 할당 문제는 2가지의 상황으로 구분된다. 첫 번째는 하나의 표적에 여러 발의 interceptor를 동시에 발사할 수 있는 상황이며, 두 번째는 하나의 표적에 최대 한 발의 interceptor를 발사할 수 있는 상황이다. 이러한 각각의 상황을 수학적인 모델로 표현할 경우, 첫 번째 경우를 Nonlinear Integer Programming Problem(NP)으로, 두 번째 경우를 Linear Integer Programming Problem(LP)으로 정의할 수 있다[3].

2.1 Nonlinear Integer Programming Problem

무장 할당 문제에 있어서의 Nonlinear Integer Programming Problem은 하나의 표적에 여러 발의 interceptor를 동시에 발사시 전체 표적에 대해서 격추 실패 확률을 최소화하는 문제로서, 이를 목적함수로 나타내면 식 (1)과 같다.

$$(NP) \quad \min_{x_{ij}} \sum_{i=1}^{T} \prod_{j=1}^{W} V_i (1 - P_{ij})^{x_{ij}}, \tag{1}$$

여기서 T는 총 표적 수, W는 weapon farm의 수, x_{ij}는 j번째 weapon farm에서 i번째 표적으로 할당되는 interceptor의 수이며, P_{ij}는 j번째 weapon farm에서 i번째 표적을 격추시킬 확률 j이고, V_i는 표적의 속도, 거리, 특징을 고려한 통합적인 위협수준(threat density)을 나타낸다.

식 (1)에 대한 구속 조건은 하나의 weapon farm에서 발사 가능한 interceptor의 수를 최대 M_j개라고 가정할 때, j번째 weapon farm에서 다수의 최대 M_j까지의 interceptor가 할당이 가능함을 나타내는 식 (2)와 j번째 weapon farm에서 1개의 표적에 대해 최대 M_j개까지의 interceptor가 할당이 가능함을 나타내는 식 (3)으로 이루어진다.

$$\sum_{i=1}^{T} x_{ij} \le M_j\ ,\ j = 1, 2, \ldots, W, \tag{2}$$

$$x_{ij} \in \{0, 1, \ldots, M_j\}. \tag{3}$$

2.2 Linear Integer Programming Problem

무장 할당 문제에 있어서의 Linear Integer Programming Problem은 하나의 표적에 최대 한발의 interceptor를 발사시 전체 표적에 대해서 격추 확률을 최대화하는 문제로서, 이를 목적함수로 나타내면 식 (4)와 같다.

$$(LP) \quad \max_{x_{ij}} \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} V_i P_{ij} x_{ij}, \tag{4}$$

식 (4)에 대한 구속조건은 아래의 식 (5), (6), (7)과 같이 3가지로 정의된다. 이때 식 (5)와 (6)의 구속조건은 식 (2)와 (3)과 동일하며, i번째 표적에 임의의 weapon farm에서 발사되는 interceptor의 수가 0 혹은 1발만 가능함을 나타내는 식 (7)이 추가된다.

$$\sum_{i=1}^{T} x_{ij} \le M_j\ ,\ j = 1, 2, \ldots, W, \tag{5}$$

$$x_{ij} \in \{0, 1, \ldots, M_j\}, \tag{6}$$

$$\sum_{j=1}^{W} x_{ij} \le 1\ ,\ i = 1, 2, \ldots, T. \tag{7}$$

전장상황에 따라 무장 할당을 나타내는 2가지 목적함수인 식 (1)과 (4)는 최소화 문제와 최대화 문제에 구속조건이 결합된 최적화 문제가 된다. 이러한 Nonlinear Integer Programming Problem과 Linear Integer Programming Problem은 함수의 특성상 최적의 해가 구속조건들의 경계선상(boundary)에 존재하기 때문에 무장 할당 문제는 구속조건 함수에 의존적인 함수가 된다.

3. 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당 문제

3.1 기존의 최적화 방법과 유전자 알고리즘과의 성능 비교

본 절에서는 대표적인 기존의 최적화 방법인 Exterior Penalty Function 방법, Lagrange Multiplier 방법을 검토하였다. 이들을 이용하여 무장 할당 문제에 접근할 경우 많은 문제점을 가지고 있음을 본 절에서는 간단한 예제를 통하여 확인하였다. 우선 간단한 무장 할당 상황으로 그림 3과 같이 weapon farm의 수는 2개, 표적 수는 3개, j번째 weapon farm에서 최대 발사 가능한 interceptor 수인 M_j는 2개로 설정하고, V_i는 1로 가정하였다. 이 때의 weapon farm과 표적간의 격추 확률은 표 1과 같다고 가정한다면, 요구되는 무장 할당의 근 최적해는 표 2와 같다. 이는 본 예제에 대하여 조합 가능한 모든 경우의 해를 직접 구해봄으로써 얻은 최적해이다.

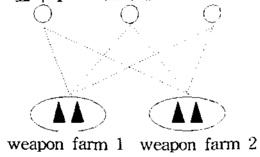


그림 3. weapon farm 2개와 표적 3개의 무장 할당 문제
Fig. 3 Weapon-target assignment problem with two weapon farms and three targets

표 1. weapon farm과 표적간의 격추 확률
Table 1. Kill probabilities between weapon farms and targets

$W \setminus T$	1	2
1	P_{11} = 0.8	P_{12} = 0.1
2	P_{21} = 0.7	P_{22} = 0.9
3	P_{31} = 0.1	P_{32} = 0.9

표 2. 요구되는 무장 할당 최적해
Table 2. Required optimal solutions for the weapon-target assignment problem

	x_{11}	x_{12}	x_{21}	x_{22}	x_{31}	x_{32}
NP	2	0	0	1	0	1
LP	1	0	0	1	0	1

3.1.1 Exterior Penalty Function Method

Exterior Penalty Function 방법은 구속조건 경계의 근처 혹은 그 범위 밖의 구속조건들에 대하여 벌칙 함수(penalty function)를 사용함으로써, 구속조건이 있는 최적화 문제를 구속조건이 없는 최적화 문제로 변환하는 방법이다[7]. 이 방법을 사용할 때의 필요 조건은 목적함수와 그에 따른 구속조건들을 묶어서 표현한 제곱형태의 식과 패널티 계수로 이루어진 비선형 함수가 된다. 이는 본 논문의 식 (10)과 (11)에 나타나 있다. 그리고, 본 논문에서는 최적점을 탐색하는 방법으로 최강 하강법(Steepest descent method)을 사용하여 최적해를 찾는다.

Exterior Penalty Function 방법은 패널티 계수(penalty coefficient)와 학습율(learning rate)의 선택이 전체 최적화 문제의 정확도와 효율성에 큰 영향을 끼쳤다. 특히 패널티 계수는 너무 작은 값을 선정할 경우에는 구속조건 위반시에 패널티 계수를 충분히 반영시키지 못하여 최종 결과가 부정확하거나 완전히 틀린 결과가 나왔고, 반면에 패널티 계수 값을 큰 값으로 선정할 경우에는 모든 구속조건을 대부분 만족하지만, 계산적으로 심한 비선형적인 에너지 함수를 만들었다.

본 논문에서 제시된 Exterior Penalty Function을 적용시킨 시뮬레이션 결과 무장 할당에 적합한 정수해가 아닌 실수해가 나옴으로써 정확한 해를 구할 수 없었다. 따라서, Exterior Penalty Function 방법으로는 정수해를 요구하는 무장 할당 문제에 적용할 수 없었다. NP와 LP의 각 경우에 사용된 파라메타는 표 3과 같고, 시뮬레이션 결과는 표 4와 같다.

표 3. Exterior Penalty Function에 사용된 파라메타들
Table 3. Parameters used for exterior penalty function

	NP	LP
학습율	0.0011	0.1
패널티 계수	p1=1, p2=100	p1=1, p2=0.5, p3=0.9
최대 횟수	10000	1000

표 4. 시뮬레이션 결과
Table 4. Simulation results

	x_{11}	x_{12}	x_{21}	x_{22}	x_{31}	x_{32}
NP	1.2436	-0.0915	0.5658	1.1913	0.1911	0.9010
LP	1.2954	-0.1891	0.2811	1.0588	-0.1056	1.2398

3.1.2 Lagrange Multiplier Method

Lagrange Multiplier 방법은 기본적으로 등식 구속조건(equality constraint)을 가진 목적함수를 최적화하는 수치 해석 방법이다. Lagrange Multiplier 방법은 일반적으로 시스템이 원하는 근 최적해로 수렴하는 것을 보장하지 못하여 최적화 문제에서는 상대적으로 한정된 문제에서만 적용이 가능하였다. 즉, 시스템이 가지는 최적해가 구속조건에 의해서 목적함수의 최소점 또는 최대점 뿐만 아니라 saddle point에 존재하였다.

따라서 Lagrange Multiplier 방법을 이용한 무장 할당 문제의 최적화시 단일의 근 최적해가 아닌 다수의 지역해가 얻어졌다. 즉 정수형태의 해는 얻어졌으나, NP의 경우 다수가 중복된 169개의 해가 얻어졌고, LP도 마찬가지로 다수가 중복된 129개의 해가 얻어짐으로 해서 근 최적 해를 얻을 수가 없었다. 따라서, 이 방법은 식 (1) ~ (7)로 표현되는 무장할당 문제에는 적용이 곤란한 것으로 판단되었다.

3.1.3 유전자 알고리즘

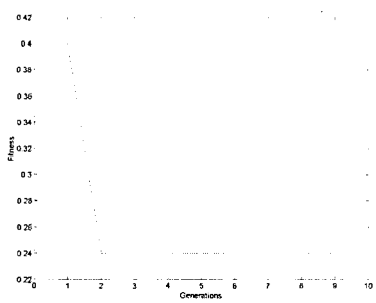
본 절에서는 4절에서 제시한 무장할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘의 형태와 파라메타를 무장 할당 문제에 적용하여 무장 할당의 최적화 문제가 앞 절에서 보였던 2가지의 최적화 기법보다 우수함을 보이고, 그 결과를 고찰해 보았다. 4절에서 제시한 표 6과 표 7을 이용하여 시뮬레이션한 결과를 표 5와 그림 4에 나타내었다.

시뮬레이션 결과 나타난 실제 무장 할당 해를 나타낸 표 5는 표 2에서 제시한 최적해와 동일함을 알 수 있었다. 이로써, 앞의 2가지 최적화 방법보다 유전자 알고리즘을 이용한 방법이 더 성능이 우수함을 입증하였다.

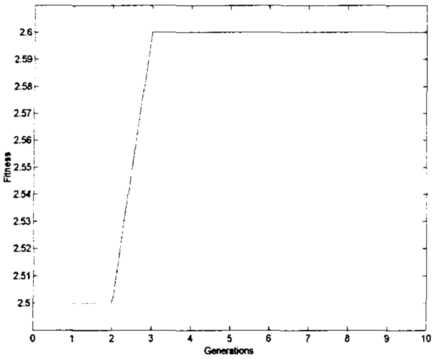
표 5. 시뮬레이션 결과 나타낸 실제 무장 할당 해
Table 5. Simulation results of actual solutions for the weapon-target assignment problem

	x_{11}	x_{12}	x_{21}	x_{22}	x_{31}	x_{32}	fitness 값
NP	2	0	0	1	0	1	0.24
LP	1	0	0	1	0	1	2.60

그림 4는 3절에서 제시한 예제인 NP 와 LP의 문제에 대해서 표 6과 표 7을 파라메타 값을 이용하여 시뮬레이션한 결과 나타낸 그림으로서, (12)식과 (13)식의 fitness 함수에 대입한 결과 나온 값이 유전자 알고리즘을 적용하여 나온 시뮬레이션 결과와 동일함을 볼 수 있었다. 이로써, 최적해에 잘 수렴함을 알 수 있었다.



(a) 표적 3개, weapon farm 2개



(b) 표적 3개, weapon farm 2개
그림 4. NP 와 LP 무장 할당 모델의 시뮬레이션 결과
Fig. 4 Simulation results of NP and LP weapon-target assignment model

3.2 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당

3.2.1 패널티 기법을 이용한 무장 할당 모델링

유전자 알고리즘은 이산적이거나, 연속 혹은 혼합된 탐색 공간상에서 정의된 선형 또는 비선형의 어떠한 종류의 목적 함수와 어떠한 종류의 구속조건도 다룰 수 있다[8-10].

유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당은 목적함수와 구속 조건이 있는 최적화 문제로서, 구속조건이 있는 최적화에 유전자 알고리즘을 적용시 중요한 문제는 어떻게 구속조건들을 다루느냐하는 것으로서, 이는 유전 연산자에서 구속조건을 만족하지 않는 자손을 만들 수 있기 때문이다.

무장 할당 문제에서는 구속 조건을 다루기 위해 패널티 기법을 사용하였다. 특히, 이 기법은 구속조건의 위반에 대한 패널티 항이 목적 함수에 첨가되어 infeasible solution에 벌칙을 가함으로써 구속조건이 있는 문제를 구속조건이 없는 문제로 바꾸어준다. 또한 패널티 기법은 feasible region과 infeasible region으로부터 근 최적해 방향으로 유전 탐색을 하는 과정에서 각 세대 안에서의 infeasible solution 양을 유지시켜주는데, 이는 어떤 feasible solution보다 근 최적해의 유용한 정보를 infeasible solution이 더 많이 제공할 가능성이 있기 때문이다.

이러한 패널티 기법은 구속조건으로 부등식 $g_i \le 0$(i=1,2,...,m)과 등식 $h_i = 0$(i = m+1, m+2,...,p)을 가지는 목적함수 $f(X)$를 패널티 함수 $p(X)$가 추가된 다음의 평가함수로 표현할 수 있으며,

$$eval(X) = f(X) \pm p(X) \tag{8}$$

이때 패널티 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$p(X) = \begin{cases} k[\max(0, g_i(X))]^2 & i = 1,2,\dots,m \\ k[h_i(X)]^2 & i = m+1,\dots,p \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{9}$$

여기서 상수 k는 패널티 파라메타이다.

이상의 패널티 기법을 무장 할당 문제의 Nonlinear Integer Programming Problem을 나타내는 목적함수인 식 (1)과 구속조건을 나타내는 식 (2), (3)에 적용하면 식 (10)과 같이 표현되며, 이때 식 (3)은 등식으로 변환되어 반영된다.

$$\begin{aligned} \min_{x_{ij}} E = & \sum_{i=1}^{T} \prod_{j=1}^{W} V_i (1-P_{ij})^{x_{ij}} \\ & + k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} [\max(0, x_{ij} - M_j)]^2 \\ & + k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} \prod_{m_j=1}^{M_j} [x_{ij}(m_j - x_{ij})]^2 \end{aligned} \tag{10}$$

또한 Linear Integer Programming Problem을 나타내는 목적함수인 식 (4)와 구속조건을 나타내는 식 (5), (6), (7)에 패널티 기법을 적용시 식 (11)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \max_{x_{ij}} E = & \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} V_i P_{ij} x_{ij} \\ & - k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} [\max(0, x_{ij} - M_j)]^2 \\ & - k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} [x_{ij}(1 - x_{ij})]^2 \\ & - k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} [\max(0, x_{ij} - 1)]^2 \end{aligned} \tag{11}$$

이렇게 구해진 식 (10)과 식 (11)은 유전자 알고리즘의 fitness 함수로 사용된다.

3.2.2 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘 설계

본 절에서는 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘의 형태 및 파라메타를 선정하는 방법을 제시하였다. 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘 형태는 시뮬레이션을 통해 결정한 후, 제시한 유전자 알고리즘의 파라메타들을 변화시키면서 가장 우수한 성능을 내면서, 수렴 시간이 짧은 파라메타를 선정하였다.

무장 할당 문제를 해결하기 위한 적합한 유전자 알고리즘 형태는 다음의 4가지로 구성하였다.

1) 표현 형태의 결정
   ① 이진 표현
   ② 정수 표현
2) 선택 연산자의 결정
   ① roulette-wheel
   ② top pop_size
3) 표본 공간의 결정
   ① 표준 샘플링 공간 (regular sampling space)
   ② 확장된 샘플링 공간 (enlarged sampling space)
4) 유전 연산자의 결정
   ① 전통적 연산자 (conventional operator)
   ② 산술적 연산자 (arithmetic operator)

선택 연산자 중 Top pop_size는 부모와 자손으로부터 생산된 개체집단 중 가장 우성인 개체집단을 순서대로 선택하는 방식이다. 그리고, 표본공간 결정 방법은 개체집단의 자손만을 사용하는 표준 샘플링 공간 방법과 부모와 자손 모두를 개체집단으로 사용하는 확장된 샘플링 공간 방법으로 나뉜다. 또한, 연산자 결정 중 전통적 연산자는 이진 표현을 실제 코딩의 경우로 확장하는 개념이고, 산술적 연산자는 convex sets theory의 영역으로부터의 벡터 선형 조합의 개념을 적용한 것이다.

표현 형태의 결정에서 유전자 알고리즘의 성능을 향상시키고 탐색공간을 확장시키기 위하여 문제 고유의 정보를 저

장하는 염색체 표현은 중요한 요소가 된다. 본 논문에서 NP일 경우에는 정수 표현, LP일 경우에는 이진 표현을 사용하였다. 이는 무장 할당 문제에 가장 적합한 표현 형태이며, 기존의 구속조건으로 묶여 있던 식이 간소화되어 NP와 LP의 경우 각각 식 (12)와 (13)으로 표현되었다.

NP와 LP에 대한 염색체 표현 형태의 예는 그림 5와 같다.

3	0	2	3	1	2	…	3	3	0	3	1

(a) NP의 표현 형태

1	0	1	0	0	1	…	1	0	0	1	0

(b) LP의 표현 형태

그림 5. 무장 할당 모델 NP와 LP에 대한 염색체 표현 형태
Fig. 5 Representations of chromosomes for NP and LP weapon-target assignment model

$$\min_{x_{ij}} E = \sum_{i=1}^{T} \prod_{j=1}^{W} V_i (1 - P_{ij})^{x_{ij}} + k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} [\max(0, x_{ij} - M_j)]^2 \quad (12)$$

$$\max_{x_{ij}} E = \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} V_i P_{ij} x_{ij} - k \sum_{i=1}^{T} \sum_{j=1}^{W} [\max(0, x_{ij} - M_j)]^2 \quad (13)$$

유전자 알고리즘의 파라메타는 다음의 6가지로 구성하였다.

1) 개체 집단(Population)의 결정
2) 교배율(Crossover rate)의 결정
3) 돌연변이율(Mutation rate)의 결정
4) 패널티 계수(Penalty coefficient)의 결정
5) 최대 세대수(Maximum generation)의 결정
6) 수렴 시간의 결정

개체 집단에서 개체 길이는 NP와 LP에 대해서 weapon farm j에서 표적 i로 할당되는 모든 경우의 수인 $W \times T$로 결정되었다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 절에서는 3절에서 제시한 무장할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘의 형태와 파라메타를 시뮬레이션을 통해서 결정하여, 그 결과를 고찰해 보았다.

표 6과 표 7은 시뮬레이션을 통해 결정된 NP와 LP 각각의 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘의 형태와 파라메타를 나타낸다.

전체적으로 NP와 LP에 적용된 유전자 알고리즘 형태는 표현 형태를 제외하고는 동일하게 적용되었다. 패널티 계수와 개체 길이, 교차율, 돌연변이율은 NP와 LP가 동일하였고, 개체집단 크기만 달랐다. 이는 NP의 함수 자체가 비선형적이므로 LP에 비해 지역해에 빠지기 쉬워서 NP에서는 개체집단 크기를 LP보다 많이 설정해야 하기 때문이다.

표 6. 무장 할당 문제 NP와 LP에 적합한 유전자 알고리즘의 형태
Table 6. Suitable GA parameters for NP and LP weapon-target assignment problem

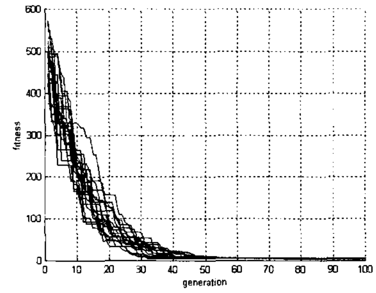
파라메타	NP	LP
표현 형태	정수 표현	이진 표현
선택 연산자	Top pop size	Top pop size
표본 공간	확장된 샘플링 공간	확장된 샘플링 공간
유전 연산자	전통적 연산자	전통적 연산자

표 7. 무장 할당 문제에 사용된 최종 유전자 알고리즘 파라메타
Table 7. Final GA parameters used for the weapon-target assignment problem

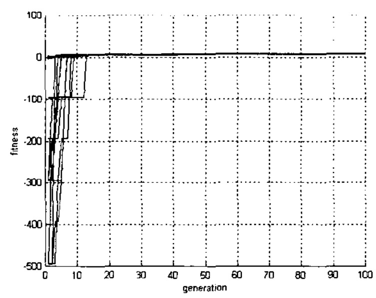
파라메타	NP 값	LP 값
개체 집단	500	300
교차율	0.3	0.3
돌연변이율	0.0001	0.0001
패널티 계수	100	100
최대 세대수	100	100

표 6과 표 7에서 결정된 유전자 알고리즘 형태와 파라메타를 이용하여 NP와 LP의 경우에 대하여 다양한 시뮬레이션을 수행했다. 그림 6은 대표적인 시뮬레이션 결과를 나타낸다.

그림 6은 설계된 유전자 알고리즘 형태와 파라메타를 최적화하는 문제인 NP와 LP에 적용하여 나타낸 fitness 함수의 최종 결과들로서, 근 최적해에 잘 수렴함을 볼 수 있었다.



(a) 표적 10개, weapon farm 4개



(b) 표적 10개, weapon farm 4개

그림 6. NP와 LP 무장 할당 모델의 시뮬레이션 결과
Fig. 6 Simulation results of NP and LP weapon-target assignment model

이상으로, 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당에서는 여러 가지의 파라메타 중 개체 집단 크기가 교차율이나 돌연변이율, 패널티 파라메타보다 큰 영향을 미쳤으며, 따라서, 개체 집단 크기의 적절한 선정으로 근 최적해의 수렴이 보장되었다. 이로써, 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당 문제가 NP와 LP 모든 경우에 근 최적해의 수렴성을 보여줌으로써, 유전자 알고리즘이 무장 할당에 적합한 최적화 기법임을 확인하였다.

5. 결 론

본 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 무장 할당 문제를 해결하는 방법을 제안하였다. 기존의 최적화 기법들인 Exterior Penalty Function, Lagrange Multiplier는 적절한 해를 제시하지 못하거나, 지역해에 빠지기 쉬웠으며, 조그만 시스템의 변화에도 출력이 민감하게 반응하는 단점을 보임으로써, 무장 할당 문제에 적용하기에 부적합하였다. 반면, 유전자 알고리즘을 이용한 무장 할당 문제에서는 근 최적해의 수렴보장이 잘됨을 보였으며, 본 논문에서 제시한 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘의 형태와 설계 파라메타 값이 매우 강인한 것으로 확인되었다.

또한, 무장 할당 문제에 적합한 유전자 알고리즘의 형태는 NP와 LP 문제에 동일하게 적용되었다. 특히, 표현 형태에서 유전자 알고리즘 방법을 도입함으로써, 염색체 표현을 NP는 정수, LP는 이진수 형태로 표현하여 기존의 구속조건으로 묶여있던 복잡한 식을 간소화시켰다. 무장 할당 문제에 사용된 최종 유전자 알고리즘 파라메타는 NP 문제에 사용된 개체집단 크기만이 LP 문제보다 많았고, 다른 파라메타 값은 동일하게 적용되었다. 개체집단은 크기가 커질수록 수렴의 성능이 우수함을 발견하였고, 교차율이 수렴성에 미치는 영향은 뚜렷하지 않으나, 돌연변이율은 매우 작은 확률을 가지고 적용하는 것이 바람직하였다.

참 고 문 헌

[1] Read, W.T. "Tactics and Deployment for Anti-Missile Defense", Bell Telephone Laboratories, Whippany, N. J.

[2] Dr. David A. Castanon, "Development of advanced WTA algorithms for parallel processing", Commonwealth Of Australia, October, 1989

[3] Geyer, H.K. "Parallelization of ALPHATECH's Auction Algorithm", Argonnne National Laboratory, 1987.

[4] Payne, D.G. and J.C. Horvath, "Battle Management on the Hypercube: Concurrent Engagement Management", March, 1988.

[5] Balas, E., D. Miller, J.Pekny and P.Toth, "A Parallel Shorts Path Algorithm for the Assignment Problem", Management Science Research Report MSRR 552, Camegie Mellon University, Pittsburgh, PA, April, 1989.

[6] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.

[7] S.S.RAO, "OPTIMIZATION Theory and Application(Second Edition)", John & Sons, 1984.

[9] Mitsuo Gen, Runwel Cheng, "Genetic Algorithms and Engineering Design", John Wiley & Sons, Inc., 1997.

[10] G. Winter, J.Periaux, M.Galan, P.Cuesta, "Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science", John Wiley & Sons, 1995.

[11] J. H. Holland, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning," Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.

저 자 소 개

권경엽(Kyoung-Youb Kwon)
1998년 : 창원대학교 제어계측공학과(학사)
2001년 : 창원대학교 전기전자제어공학과 대학원(공학석사)
2003년 현재 : 동대학원 박사과정

관심분야 : 퍼지시스템 및 제어, 신경회로망, 진화이론, 뉴로-퍼지 및 소프트 컴퓨팅, DSP 기반 Controller 개발 등
Phone : +82-55-285-7550
Fax : +82-55-262-5064
E-mail : kykwon@mail.changwon.ac.kr

조 중 선 (Joongseon Joh)
1991년 : Georgia Institute of Technology, Department of Mechanical Eng. (공학박사)
1991년~1993년 : 국방과학연구소
1993년~현재 : 창원대학교 제어계측공학과 부교수
2001년 : IEEE Trans. of Fuzzy Systems 최우수 논문상 수상

관심분야 : 지능 제어, DSP 기반 Controller 개발, BLDC Motor Driver & Controller 개발, 전용 Robot System 개발