
자동무장할당을 위한 홉필드망 설계연구

이양원*, 강민구*, 이봉기**

A Study on the Hopfield Network for automatic weapon assignment

Yang-Weon Lee*, Min-Goo Kang*, Bong-Gi Lee**

요 약

동시 다발적으로 공격해 오는 위협 표적을 방어하기는 매우 어려우며, 특히 방어용 무장수보다 표적의 수가 많을 경우에는 전체 표적 격추 기대 확률이 최대가 될 수 있도록 유지하는 방법으로서 본 논문에서는 홉필드 신경망 기법을 무장 할당 알고리즘으로 이용하는 방안을 제안하였다. 본 연구는 자동무장할당 알고리즘을 설계함에 있어서 할당변수를 생성하는데 필요한 신경망 학습 횟수를 단축하도록 설계하였으며 컴퓨터 시뮬레이션 결과 watchholder의 방법보다 수렴성이 뛰어난을 확인하였다.

Abstract

A neural network-based algorithm for the static weapon-target assignment (WTA) problem is presented in this paper. An optimal WTA is one which allocates targets to weapon systems such that the total expected leakage value of targets surviving the defense is minimized.

The proposed algorithm is based on a Hopfield and Tank's neural network model, and uses $K \times M$ processing elements called binary neuron, where M is the number of weapon platforms and K is the number of targets. From the software simulation results of example battle scenarios, it is shown that the proposed method has better performance in convergence speed than other method when the optimal initial values are used.

* 호남 대학교 정보통신공학과

** 국방과학연구소

접수일자 : 1997년 9월 8일

1. 서 론

무장할당이란 적의 동시 다발 공격으로부터 방어 대상물의 손상을 최소화하기 위해 표적의 전체 격추 확률이 최대가 될 수 있도록 무장을 표적에 적절하게 분배하는 행위를 말한다. 이 같은 문제는 적 공격기가 공격해 오는 것에 대해서 현재 보유하고 있는 요격 무장을 어떻게 할당하면 좋은 결과가 나오도록 할 수 있는가를 결정하는 문제로 조합에 관계되는 최적화 문제로 분류될 수 있다.

자동무장할당문제는 기본적으로 복잡한 계산을 요하기 때문에 지금까지 주로 사용된 방법은 지휘관의 경험적인 방법에 의존하였다. 특수한 경우로서 무장할당문제를 NP-complete가 아닌 형태로 변형하여서 선형 프로그램(linear programming)[1]이나 최대 여유복귀(marginal return)알고리즘[2,3]과 같은 표준 최적화 알고리즘을 사용해서 문제를 해결한 것들이 있으나 실험결과 이같은 알고리즘들은 시나리오에 따라 그 성능이 크게 변동된다는 단점이 지적되고 있다.[4,5,6]

현재까지 이 같은 문제점을 해결하기위한 방법으로서 가장 잘 알려진 방법으로서 무장을 운동 에너지를 갖는 것과 그렇지않은 것으로 분류한 후 자동무장할당을 하는 것으로서 ILINE 알고리즘 [5,6]이 있으며 또 다른 접근방법으로서 무장할당문제를 에너지식으로 유도하여 신경망이론을 적용한 것[7]이 있다.

본 논문에서는 항공기나 대함 유도탄 등의 적공격에 대한 방위 수단으로써 함포, 함대공 유도탄 등의 임의의 무장을 자함이 보유하고 있을 때 사용할 수 있는 신경망을 이용한 병렬 무장할당 알고리즘을 제안한다. 한편 문제를 설정함에 있어서 함정이 보유하고 있는 요격용 무장은 사정 거리가 근거리이기 때문에 적의 항공 기지나 발사 플랫폼 등에 대한 반격은 검토 대상에 넣지 않았다. 따라서 적 공격기가 다수 존재하는 가운데 이것에 대해 가능한 무장할당 알고리즘만을 고려하였다. 또한 현실의 전투 상황에서는 쌍방의 전황 및 상대 전투력등(공격기의 수 등)은 시시각각 변화하는 동적인 것이지만 여기서는 현재까지 얻어진 정보에 의해서 적공격기의 수를 한정하고 무장할당을 결

정하는 정적 방식을 고려하였다. 정적방식을 채택한 이유는 정적 방식을 사용해도 반복해서 요격병기의 무장할당 작업을 계속하면 실질적으로는 동적 방식 할당과 똑같은 성과를 얻을 수가 있기 때문이다.

본 논문의 2장에서는 무장할당문제를 정의하였고, 3장에서는 2장에서 정의한 에너지 함수를 홉필드 신경망 회로 방법을 이용하여 구현하는 과정을 서술하였고, 4장에서는 3장에서 구현한 홉필드 신경망 회로의 컴퓨터 시뮬레이션을 수행한 결과를 제시하였다.

II. 무장할당 문제

2.1. 무장할당 문제 정의

무장할당을 필요로 하는 전투 상황은 그림 1에 보인것과같이 K대의 적 공격기($T_1 \sim T_k$)에 대해서 요격측에서는 M개의 요격무장($W_1 \sim W_M$)을 갖고 있다고 가정하며, 또한 임의의 요격무장 $W_j(j=1,2,\dots,M)$ 가 요격을 위해서 보유하고 있는 탄의 수는 N_j 발이라고 가정한다.

한편 공격기의 위치, 속도, 고도, 공격방향 등에 따라 임의의 적 공격기의 수 $T_i(i=1,2,\dots,K)$ 에 대하여 요격무장 발사요구수는 지휘통제 시스템에서 계산되어져 전달되는 것으로 하였고 이 값을 R_i 로 나타냈다.

따라서 이 전투 상황에 있어서는

- ① 임의의 적 위협수 $T_i(i=1,2,\dots,K)$ 에 대해서는 R_i 발의 요격 탄 수가 배당되고,
- ② 임의의 요격무장 $W_j(j=1,2,\dots,M)$ 에는 N_j 발의 탄이 사용된다.

고하는 두 종류의 제약조건을 도출할 수 있다.

이같은 제약조건 아래서 임의의 요격무장 $W_j(j=1,2,\dots,M)$ 에서 발사된 탄이 적 공격기 $T_i(i=1,2,\dots,K)$ 를 격파하는 확률은 그림 2와 같이 확률행렬 P_{ij} 의 형태로 되고 이것 또한 지휘통제 시스템에서 계산되어진다고 가정한다. 각 요격무장의 요격 확률은 적 공격기 및 요격무장의 기동성능, 유도성능, 방어성능, 탄두의 종류 등의 각종 성능이나 양자간의 지리적 관계, 거리, 기후, 또는 전투지역

에서 전자전 상황 등에 의해서 차이가 나게 정해진다.

일반적으로 무장할당 문제는 위와 같이 가정된 전투상황에 대해서 적 공격에 대하여 요격이 실패할 확률을 가능한 한 최소화시키는 무장할당 방법을 찾는 것으로 정의할 수 있다. 여기서 위의 요격 실패확률 전체를 E 라 하면 이것은 다음과 같이 표현된다.

$$E = \sum_{i=1}^K \prod_{j=1}^M (1 - P_{ij} Y_{ij}) \dots\dots\dots (1)$$

여기서 Y_{ij} 는 표시함수(indicator function)로서 적 공격기 T_i 에 대해서 요격무장 W_j 의 무장이 할당되었으면 1의 값을 갖고 할당되지 않으면 0의 값을 갖는다. 식(1)은 각각의 공격기에 대해서 동시에 할당된 복수개의 요격기 전체가 실패할 확률의 곱을 전체 적공격기의 수를 더하여 얻은 식이다.

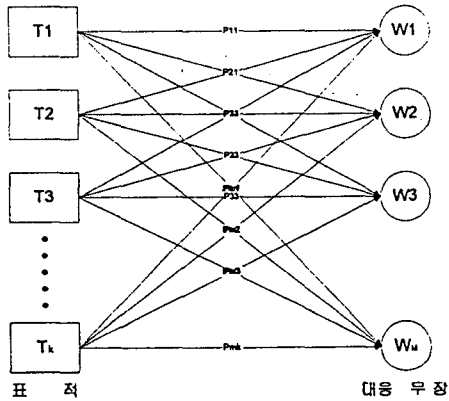


그림 1. 무장할당 문제의 표현

한편 표시 함수 Y_{ij} 를 이용하여 위의 제약조건 ①, ②를 식으로 나타내면

$$\sum_{i=1}^K Y_{ij} \leq N_j \dots\dots\dots (2)$$

$$\sum_{j=1}^M Y_{ij} \leq R_i \dots\dots\dots (3)$$

와 같이된다.

		무장별 보유 탄수						
N		N_1	N_2	...	N_j	...	N_M	
		요격 무장						
R		1	2	...	j	...	M	
	R_1	1	P_{11}	P_{12}	...	P_{1j}	...	P_{1M}
	R_2	2	P_{21}	P_{22}	...	P_{2j}	...	P_{2M}
	·	·	·	·	·	·	·	
	·	·	·	·	·	·	·	
	R_i	i	P_{i1}	P_{i2}	...	P_{ij}	...	P_{iM}
	·	·	·	·	·	·	·	
	·	·	·	·	·	·	·	
	R_k	K	P_{K1}	P_{K2}	...	P_{Kj}	...	P_{KM}

2.2. 무장할당 문제해법

무장할당 문제는 비선형인 조합문제를 최적화 하는 문제로서 그 해법은 지금까지 여러 가지가 발표되고 있다. 우선 Kuttar는 무장할당을 순서대로 하나씩 하는 것으로 가정하고 적 공격기와 요격기의 조합을 수행하는 시퀀셜 알고리즘을 제안하였고, Castanon은 비선형 네트워크를 이용한 준 최적해를 구하는 알고리즘을 발표하였다. 한편 Chang등은 각 공격기에 대해서 몇 기의 요격기를 할당하는 것과 같은 문제를 변형해서 선형 문제화시켜 해결하는 방법을 제안하였다. 최근에 Wacholder는 신경망 회로에 의한 해법을 제안하였다.

신경망에 의한 해법은 프로그램이 용이하고 본질적으로 병렬처리를 향하고 있으며, 또한 보다 고속으로 처리하기 위한 전용 하드웨어도 가능하다는 점, 일부러 선형문제로 변화시킬 필요도 없다는 점 등 다른 기존의 방법에 비해서 많은 이점을 갖는다.

Wacholder의 논문에서 제안된 신경망에 의한 해법은 홉펠드와 Tank가 제안한 신경망에 따르고 있다. 홉펠드는 i번째 뉴런 동작식이

$$\frac{dU_{ij}}{dt} = -\frac{U_{ij}}{\tau} - \frac{\partial E}{\partial V_i} \dots\dots\dots (4)$$

로서 주어진 것을 표시하고 있다. 그러나 식(4)의

우변 제 1항에 있는 감쇄항 $\frac{U_i}{\tau}$ 는 시간이 경과됨에 따라 에너지함수 E가 감소하지 않을 수도 있음을 Wacholer[7]의 논문에서 밝히고 있으며 이같은 항을 안이하게 사용하는 것은 위험성이 크다고 말하고 있다.

따라서 본 논문에서는 이 감쇄항을 사용하지 않고 안정상태에 도달하는 신경망을 제안한다. 이와 같이 감쇄항을 사용하지 않는 신경망 표현법은 Wacholder[7]의 논문에서 항상 국부 최소값에 도달할 수 있음을 보여주고 있다.

Ⅲ. 무장할당을 위한 신경망 회로

3.1. 무장할당 문제의 신경망 표현

앞절에서 보인 것과 본 논문에서는 시시각각 변하는 전투상황 대응법으로서 정적 방식을 택해서 이것에 의하여 얻어진 해를 계속해서 적용해 감에 따라서 실제 전투와 같은 것으로 대응하도록 하였다. 따라서 이 문제에서는 한 개의 해를 얻는데 요하는 시간이 극히 한정되어 있기 때문에 고속의 해법이 요구된다.

본 논문에서는 제안한 신경망 회로를 이용한 요격무장의 할당 문제를 풀기 위해서 2차원의 평면상에 K X M개의 이진 뉴런을 사용한다. 여기서 행 i는 적 공격기 T_i를, 열 j는 요격무장 W_j의 임의의 요격 발 수 j를 표시한다. i행 j열의 이진 뉴런의 입력 U_{ij}와 출력 V_{ij}의 관계는

$$V_{ij} = \begin{cases} 1 & U_{ij} > 0 \\ 0 & \text{기타} \end{cases} \dots\dots\dots (5)$$

와 같이 정의한다. 여기서 V_{ij}가 1이라고 하는 것은 적위협 T_i에 대해서 요격무장 W_j가 할당되어 j번째 탄이 발사되는 것을 의미한다.

3.2. 동작과정 설명

신경망에 있어서는 억제성과 흥분성의 두 종류의 힘이 존재한다. 무장할당 문제의 경우 흥분성을 갖는 힘으로서는 요격에 대해서 가장 높은 격추 확률을 가지는 요격병기와 적 공격기의 조합을 담당하는 신경망이 발화하는 것과 같은 힘이 필요하

다. 또 억제성의 힘으로서는 식(2),(3)에서 보였던 요격 조건을 만족하지 않은 것이나 다른 것에 비해서 요격확률이 낮은 것이 억제를 받는 것과 같은 방향으로 힘이 필요하게 된다.

이상의 모든 사항을 고려해 본 논문에서는 ij번째의 뉴런의 동작식으로서

$$\begin{aligned} \frac{dU_{ij}}{dt} = & -A f\left(\sum_{S=1}^K V_{Sj}, N_j\right) - B f\left(\sum_{Q=1}^K V_{iQ}, R_i\right) \\ & - C \sum_{P=1}^M f(1, V_{iP}, P_{iP}) + DP_{ij}(1 - V_{ij}) \quad \dots (6) \\ & + E \sum_{S=1}^M f(P_{iS}, P_{iS}) V_{iS}(1 - V_{ij}) \end{aligned}$$

와 같이 되는 신경망 회로를 제안한다. 단 식(6)에 있어서 f(x,y)는 x ≥ y일 때 1이고 x < y일 때는 0이 되는 함수이다. 또 A, B, C, D, E는 모두 양수인 계수이다. 식(6)에 있어서 제1항 및 제2항은 각각 요격무장으로부터 발사된 요격기의 발사 횟수 제한(앞에서의 요격 조건②항) 및 각 적공격기에 할당되어 있는 요격기 수 제한(앞에서의 요격 조건①)에 저촉하는 경우에 유효하게 되는 억제항이다. 또 제3항은 어느 할당되어 있는 요격에 의해서 적 공격기의 격추 확률이 1이 되는 경우 그 이상의 요격무장의 할당을 억제하는 항이다. 나머지 제4항 및 제5항은 공히 흥분성을 나타내는 항이다. 우선 제4항은 할당되어 대응하고 있는 어느 신경망이 미발화(V_{ij}=0)될 때에 격추확률에 비례해서 그 뉴런을 발화시키는 항이다. 한편 제5항은 이미 할당되어 있는 다른 요격기에 의한 적 공격기의 격추확률보다도 그 뉴런에 대응하는 요격기를 할당하는 것이 보다 요격확률이 향상되는 경우에 발화되는 항이다.

3.3. 병렬 알고리즘

위의 동작식 (6)에 따라서 이산시간으로 동작하는 K기의 적 공격기에 대해서 M개소의 요격무장으로부터의 요격기 할당을 행하는 병렬 알고리즘은 아래와 같다.

이 알고리즘에 있어서 정지 조건으로서는 아래에 기술한 3개의 조건 중에서 어느 것 하나를 만족하면 된다.

1단계	시각 t에 o 을 대입한다.
2단계	각 뉴런의 초기값 $U_{ij}(t)(t=1,2,\dots,K, j=1,2,\dots,M)$ 로서 $-w$ 로부터 0까지 임의의 마이너스 정수값을 설정한다.
3단계	V_{ij} 의 값을 식(6)에 따라서 산출한다.
4단계	$\Delta t=1$ 로서 ΔU_{ij} 을 식(7)에 따라서 산출한다.
5단계	단계 $U_{ij}(t+1)=U_{ij}(t) + \Delta U_{ij}$ 에 의해서 $U_{ij}(t+1)$ 을 산출한다.

- 정지조건 1 모든 i와 j에 있어서 $\Delta V_{ij}/\Delta t=0$ 이 되는 일이 계속된 경우
 정지조건 2 2개의 안정한 상태를 반복하여 왕복하는 경우
 정지조건 3 t=T가 되었을 경우, 단지 T는 사전에 설정해 놓은 것이다.

정지조건1은 시스템이 안정 상태에 도달하는 것을 판정하는 것이고, 여기서는 단계 2부터 단계 5까지의 4단계를 n회 연속해서 처리하는 기간에 각 뉴런의 상태 변화가 없는 것에 의해서 판정한다. 병기 할당 문제의 경우 앞에서도 보였던 것과 같이 최적해를 추출하는 것은 NP 완전문제가 된다. 따라서 여기에서는 기본적으로는 안정상태에 도달하는 것을 정지시키는 것이다. 이 정지조건은 국부 최소값에서 정지될 가능성이 또한 존재한다. 그러나 정적 방식에 따른 무장할당의 경우 각 시점에 있어서 되풀이되는 해를 구하여 연속해서 할당해 가기 때문에 해의 질이 극히 열악하지 아니하는 한 문제가 없다고 할 수 있다.

또 실제 시뮬레이션 과정에 있어서 2개의 안정한 상태를 왕복하면서 정지하지 않은 상태가 있는 것이 판명되었다. 이 경우에 어느 것의 상태에서든 해의 질이 그다지 변화지 않은 것을 확인했기 때문에 정지조건 2를 부여할 수 있었다.

정지조건 3에 대해서 실제 시뮬레이션 결과에 의하면 T로서는 100정도의 범위가 되는 것이 판명되었다. 또 초기치의 범위가 되는 w 는 20으로 설정했다.

IV. 시뮬레이션 결과

4.1 가상 전투상황

병기할당 문제에 관해서는 2절에서 설명한 것과 같이 Wacholder등이 신경망을 사용한 알고리즘을 제안하고 그 평가 용도로 몇 개의 전투 상황을 가정하여서 시뮬레이션을 행하고 그 결과를 명시하고 있다.

본 연구에서도 성능 비교를 위하여 문헌[4]에서 보였던 것과 똑같은 전투상황에 대한 시뮬레이션을 행하고 문헌[4]와의 비교 검토를 수행하였다. 또 각

요격무장에 따른 적 공격기의 요격확률은 문헌[4]에 부여되어져 있고 여기서는 그 값을 그대로 이용하였다.

전투상황으로서 가정한 것은 아래에 보인 3가지 예와 같다.

전투1 적공격기가 6기(K=6), 요격무장이 6개소(M=6) 있는 소규모의 대공전투장면을 가정한다.

전투2 적공격기가 10기(K=10), 요격무장이 10개소(M=10)있는 소규모의 대공전투장면을 가정한다.

이 같은 2개의 전투 예는 각종 요격무장의 성능과 전투규모에 대응한 것으로서 각각에서 전투1)은 동시에 2두개의 목표까지 사격가능한 단거리 함대공 유도탄 등이고, 전투2)는 동시에 단일 목표를 사격하는 나이키급 및 기본 호크등이라고 생각할 수 있다.

4.2 시뮬레이션 결과 및 검토

4.2.1 전투1의 결과(무장:6개, 표적:6개)

전투 1의 시뮬레이션을 위하여 초기값으로는 Lagrange 계수 $\lambda_1 \sim \lambda_5$ 는 10.0,1.0,5.0,10.0,2.0 이고 상태변수 U_m 는 -0.01로 활성화함수의 초기값 U_∞ 는 0.015로 설정하고, Δt 는 0.001로 τ 는 1.0으로하여 시뮬레이션을 수행한 결과 표 1과 같은 수렴까지의 뉴런 학습반복 횟수와 이때 격추 실패 확률을 얻었다.

표 1. 전투 1의 시뮬레이션 결과

교 전	표적당 탄수	무장당 탄수	전체 탄수	신경망 반복 횟수	격추 실패율
1.1	1	1	6	45회	0.267
1.2	1	2	6	53회	0.183
1.3	2	2	12	72회	0.078

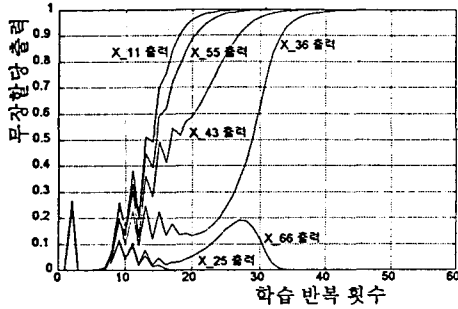


그림 2. 교전 1.1의 뉴런 출력 변화

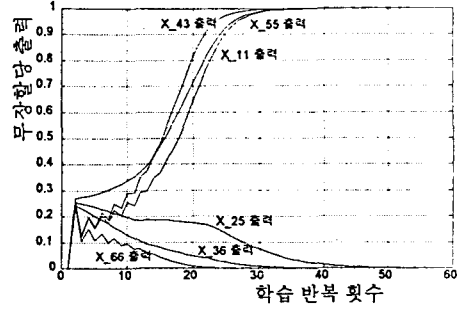


그림 4. 교전 1.2의 뉴런 출력 변화

표 2. 교전 1.1의 최종 무장할당 출력

무장 \ 표적	1	2	3	4	5	6
1	1.0	0.5	0.4	0.6	0.5	0.1
2	0.6	0.4	0.9	0.7	0.3	0.2
3	0.1	0.8	0.3	0.6	0.4	0.6
4	0.5	0.3	0.7	0.2	0.1	0.4
5	0.3	0.2	0.5	0.6	0.8	0.7
6	0.7	0.6	0.4	0.1	0.3	0.2

표 3. 교전 1.2의 최종 무장할당 출력

무장 \ 표적	1	2	3	4	5	6
1	1.0	0.5	0.4	0.6	0.5	0.1
2	0.6	0.4	0.9	0.7	0.3	0.2
3	0.1	0.8	0.3	0.6	0.4	0.6
4	0.5	0.3	0.7	0.2	0.1	0.4
5	0.3	0.2	0.5	0.6	0.8	0.7
6	0.7	0.6	0.4	0.1	0.3	0.2

그림 2는 전투1에서 뉴런의 수렴형태를 보이는 것으로서 X_{11} 는 표적1과 무장1을 나타내는 뉴런의 출력값의 변화를 보는 것이며 마찬가지로 X_{55} 는 표적2와 무장5와의 관계를 나타내는 뉴런의 출력값의 변화를 나타내는 것이다. 따라서 최종적으로 수렴하여 나타나는 출력값을 갖는 뉴런은 $X_{11}, X_{55}, X_{43}, X_{36}, X_{62}, X_{24}$ 임을 그림 2와 표 2

를 통하여 알수 있다. 표 2에서 음영부분은 뉴런의 출력값이 1이 되는 곳을 나타낸다.

교전 1.2와 1.3의 결과는 그림 3, 표 3과 그림 4, 표 4에 나타냈다.

4.2.2 전투2의 결과(무장:10개, 표적:6개)

전투 2의 시뮬레이션을 위하여 전투 1의 초기값

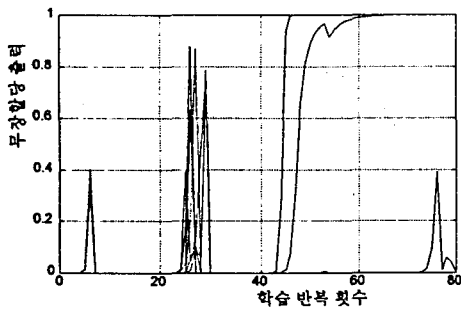


그림 3. 교전 1.3의 뉴런 출력 변화

표 4. 교전 1.3의 최종 무장할당 출력

무장 \ 표적	1	2	3	4	5	6
1	1.0	0.5	0.4	0.6	0.5	0.1
2	0.6	0.4	0.9	0.7	0.3	0.2
3	0.1	0.8	0.3	0.6	0.4	0.6
4	0.5	0.3	0.7	0.2	0.1	0.4
5	0.3	0.2	0.5	0.6	0.8	0.7
6	0.7	0.6	0.4	0.1	0.3	0.2

에서 U_{km} 는 -0.01대신에 -0.1로 대치하고 모든 초기값은 동일하게 설정한후 시뮬레이션을 수행한 결과 표 5와 같은 수렴까지의 뉴런 학습반복 횟수와 이때 격추 실패 확률을 얻었다.

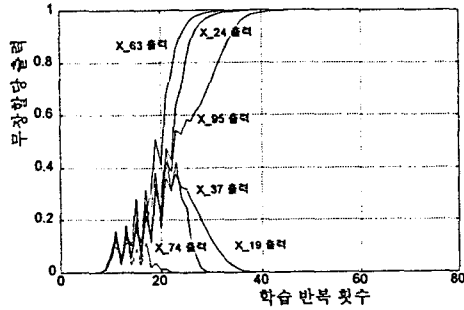


그림 5. 교전 2.1의 뉴런 출력 변화

표 5. 전투 2의 시뮬레이션 결과

교전	표적당 탄 수	무장당 탄 수	전체 탄 수	신경망 반복 횟수	격추 실패율
2.1	1	1	10	48회	0.290
2.2	1	2	10	57회	0.240
2.3	2	2	24	81회	0.112

그림 5는 전투2에서 뉴런의 수렴형태를 보이는 것으로서 앞에서와 마찬가지로 X_j 는 표적i와 무장 j

를 나타내는 뉴런의 출력값의 변화를 보는 것이며 1의 값으로 수렴해가는 것의 뉴런이 최종 출력값을 갖게되는 것이다. 표 6은 이것의 결과를 종합해 보인 것이다. 역시 표 6에서 음영부분은 뉴런의 출력값이 1이 되는 곳을 나타낸다.

교전 2.2와 2.3의 결과는 그림 6, 표 7과 그림 7, 표 8에 나타냈다.

V. 결론

동시 다발적으로 공격해 오는 위협 표적을 방어하기는 매우 어렵다. 특히 방어용 무장 수보다 표적의 수가 많을 경우에는 더욱 어려워진다. 본 논문에서는 이같은 문제를 해결하기위해 전체 표적 격추 기대확률이 최대가 될 수 있도록 유지하는 방

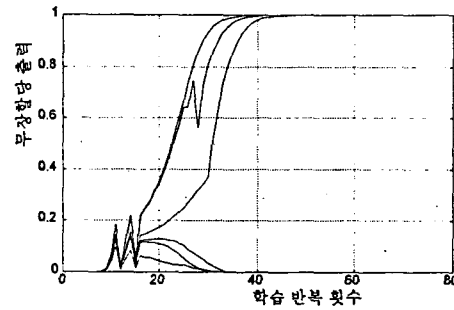


그림 6. 교전 2.2의 뉴런 출력 변화

표 6. 교전2.1의 무장할당 최종출력

무장 \ 표적	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.3	0.8	0.7
2	0.8	0.6	0.6	0.6	0.5	0.4	0.3	0.1	0.3	0.2
3	0.9	0.7	0.4	0.6	0.3	0.2	0.5	0.1	0.8	0.7
4	0.7	0.1	0.3	0.3	0.5	0.4	0.7	0.6	0.8	0.6
5	0.3	0.2	0.1	0.1	0.4	0.5	0.6	0.3	0.7	0.5
6	0.6	0.7	0.8	0.4	0.6	0.3	0.5	0.2	0.4	0.1
7	0.5	0.8	0.6	0.6	0.5	0.5	0.4	0.4	0.2	0.2
8	0.7	0.3	0.6	0.4	0.5	0.3	0.3	0.1	0.3	0.4
9	0.5	0.6	0.7	0.5	0.7	0.6	0.4	0.5	0.3	0.6
10	0.7	0.5	0.5	0.3	0.1	0.1	0.1	0.8	0.3	0.3

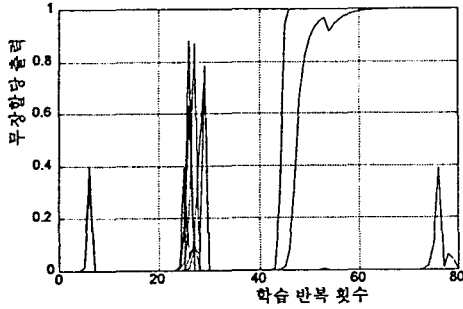


그림 7. 교전 2.3의 뉴런 출력 변화

법으로써 홉필드 신경망기법을 이용한 무장할당 알고리즘을 제안하였다.

제안한 무장할당 알고리즘은 할당무장을 생성하는데 필요한 신경망 학습 횟수를 단축하는데 역점을 둔 연구였다.

성능 확인을 위해 Wacholder 신경망 무장할당 기법과 비교해 본 결과 최적의 초기값이 설정될 경우에는 신경망 학습 능력이 향상됨을 확인하였다. 하지만 활성화함수 및 계수의 초기값 변화에 다소 민감하게 출력 상태가 반응하였다. 또한 무장

표 7. 교전2.1의 무장할당 최종출력

무장 표적	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.3	0.8	0.7
2	0.8	0.6	0.6	0.6	0.5	0.4	0.3	0.1	0.3	0.2
3	0.9	0.7	0.4	0.6	0.3	0.2	0.5	0.1	0.8	0.7
4	0.7	0.1	0.3	0.3	0.5	0.4	0.7	0.6	0.8	0.6
5	0.3	0.2	0.1	0.1	0.4	0.5	0.6	0.3	0.7	0.5
6	0.6	0.7	0.8	0.4	0.6	0.3	0.5	0.2	0.4	0.1
7	0.5	0.8	0.6	0.6	0.5	0.5	0.4	0.4	0.2	0.2
8	0.7	0.3	0.6	0.4	0.5	0.3	0.3	0.1	0.3	0.4
9	0.5	0.6	0.7	0.5	0.7	0.6	0.4	0.5	0.3	0.6
10	0.7	0.5	0.5	0.3	0.1	0.1	0.1	0.8	0.3	0.3

표 8. 교전2.1의 무장할당 최종출력

무장 표적	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1	0.3	0.8	0.7
2	0.8	0.6	0.6	0.6	0.5	0.4	0.3	0.1	0.3	0.2
3	0.9	0.7	0.4	0.6	0.3	0.2	0.5	0.1		0.7
4	0.7	0.1	0.3	0.3	0.5	0.4	0.7	0.6	0.8	0.6
5	0.3	0.2	0.1	0.1	0.4	0.5	0.6	0.3	0.7	0.5
6	0.6	0.7	0.8	0.4	0.6	0.3	0.5	0.2	0.4	0.1
7	0.5	0.8	0.6	0.6	0.5	0.5	0.4	0.4	0.2	0.2
8	0.7	0.3	0.6	0.4	0.5	0.3	0.3	0.1	0.3	0.4
9	0.5	0.6	0.7	0.5	0.7	0.6	0.4	0.5	0.3	0.6
10	0.7	0.5	0.5	0.3	0.1	0.1	0.1	0.8	0.3	0.3

및 표적 수에는 무장할당 출력을 위한 학습 횟수가 크게 영향을 미치지 않고 표적당 요격탄수가 증가할 때 학습횟수가 급격하게 증대되는 것을 확인하였다.

참고문헌

[1] Carpaneto, G., Martello, S., and Toth, P., "Algorithms and Codes for the Assignment Problem", Annals of Operations Research, Vol.13, 1988, pp.193-223.

[2] Derigs, U., "The Shortest Augmenting Path Method for Solving Assignment Problems--Motivation and Computational Experience", Annals of operations research, Vol.4, 1985, pp.57-102

[3] Engquist, M., "A Successive Shortest Path algorithm for the Assignment problem", INFOR, Vol.20, 1982, pp.370-384

[4] Balinski, M.L., "A Competitive(Dual) Simplex Method for the assignment Problem", MATH. Programming, Vol.34,1986,pp.125-141

[5] Glover, F.,R. Glover, and D. Klingman, "Threshold Assignment Algorithm", Center for Business Decision analysis report CBDA 107, Graduate School of Business, Univ. of Texas at Austin, Sept. 1982

[6] Goldberg,A.V.,"Efficient Graph Algorithms for Sequential and parallel computers",Tech. report TR-374, Laboratory for Computer Science, M.I.T., Feb. 1987

[7] Wacholder E., "A neural network-Based optimixation algorithm for the weapon-target assignment problem",ORNL/TM-11025, Feb. 1989.



이 양 원(Yang-Weon Lee)
1958년 12월12일생.
1982년 중앙대 공대 전자공학과 졸업
1989년 서울대 공대 대학원 제어계측공학과 졸업(석사)
1998년 포항공대 대학원 전자공학과 졸업(박사)

1996 - 현재 호남대학교 정보통신공학과 전임강사
1982 - 1996 국방과학연구소 선임연구원

이 봉 기(Bong-Gi Lee)
1953년 8월 29일생
1976년 건국대 공대 전자공학과 졸업
1990년 창원대 공대 대학원전자공학과 졸업(석사)
1981 - 현재 국방과학연구소 책임연구원



강 민 구(Min-Goo Kang)
1986년 연세대학교 전자공학과 졸업
1989년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
1994년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
1994년 - 현재 호남대학교 정보통신공학과 조교수