

ニューラルネットワークによる兵器割当て問題の並列解法

正員 土村 将範<sup>†</sup>      正員 黒川 恭一<sup>†</sup>  
 非会員 趙 鏞範<sup>††</sup>      非会員 武藤 佳恭<sup>††</sup>

A Parallel Algorithm for the Weapon-Target Assignment Problem

Masanori TSUCHIMURA<sup>†</sup>, Takakazu KUROKAWA<sup>†</sup>, *Members*, Yong Beom CHO<sup>††</sup>  
 and Yoshiyasu TAKEFUJI<sup>††</sup>, *Nonmembers*

あらし この論文では、ニューラルネットワークを用いた兵器割当て (Weapon-Target Assignment : WTA) 問題を解く並列アルゴリズムが提案されている。兵器割当て問題とは、複数の敵攻撃機の飛来に対して防衛側で現在保有している複数の迎撃機をいかに割り当てればよいかを決定する問題であり、この問題の処理の高速化は現在の対空防衛システムにおいて必要不可欠となっている。この兵器割当て問題における最適解は、敵攻撃機全体に対する撃墜失敗確率が最小になるように迎撃機を割り当てることと定義される。この論文で提案されている並列アルゴリズムは、 $K$  個の敵攻撃機に対する  $M$  箇所の迎撃拠点からの迎撃機の割当て問題に関して、 $M \times K$  個のバイナリーニューロンにより構成されるホップフィールド型のニューラルネットワークを利用している。12通りの仮定された戦闘戦況におけるソフトウェアシミュレーションの結果、既存の兵器割当て問題を解くアルゴリズムと比較して、このアルゴリズムは極めて高速 (約 9.0~34.3 倍) に最適解付近の解に収束すると共に、敵攻撃機全体に対する撃墜失敗確率についても減少できることが示された。この結果は、より高性能の対空防衛システムの設計に活用できる。

キーワード ニューラルネットワーク, 兵器割当て問題, 並列アルゴリズム

1. まえがき

兵器割当て (Weapon-Target Assignment ; WTA) 問題は、敵の侵攻に際して予想される各敵攻撃機の飛来に対して現在保有している迎撃機をいかに割り当てればよいかを決定する問題であり、現在の対空防衛システムにおいて極めて重要な問題となっている。ここで、我が国に対する敵攻撃機による侵攻があった場合における、対空防衛システムによる対処の過程を順にまとめると次のようになる。

- ① 敵攻撃機を探知・識別する,
- ② おとりか否かの判別を行う,
- ③ 迎撃を行う,
- ④ 敵攻撃機の撃破を確認する,

このような手順により敵攻撃機に対する迎撃を行うために、各地に配備された対空防衛システムから得られた情報が統合されて、各種迎撃兵器の選択・割当てなどが決定される<sup>(1)</sup>。特に現代戦における対空戦闘では、航空技術等の進歩に伴う航空機の性能向上により、敵攻撃機を迎撃するための割当てを高速化することが必要不可欠となる。そのため、現実の兵器割当てにおいては、計算に時間を要する最適解を求めるよりも、極めて短時間内に求められる良好な解が有効となる。

本論文においては、航空機やミサイル等の敵攻撃機に対する防衛手段として、ナイキ、ホーク、パトリオット等の地対空ミサイルによる最適な迎撃機の割当てを行うための、ニューラルネットワークを用いた並列アルゴリズムを提案する。ここでは、日本の現状を考慮して専守防衛に徹するものとし、反撃などは検討対象に入れない。従って、敵攻撃機が多数存在し、これに対する迎撃機の割当てに主眼を置く、限定した対空戦闘状況のみを検討対象とするものである。実際には、敵味方双方の戦況は時々刻々と変化する動的なもので

<sup>†</sup> 防衛大学校情報工学教室, 横須賀市  
 Department of Computer Science, The National Defense Academy, Yokosuka-shi, 239 Japan

<sup>††</sup> Dept. of Electrical Engineering and Applied Physics, Case Western Reserve University, Cleveland, OH 44106, U.S.A.

あるが、ここでは現在までに得られた情報により逐次割当てを決定していく静的方式を検討する。これは、このような静的方式を用いても、繰り返し迎撃兵器の割当てを実施し続けることにより、実質的には動的方式と同様の成果が得られるためである<sup>(2)</sup>。なお問題の複雑さとしては、この静的方式を用いた兵器割当て問題でも、数学的にはNP完全問題に分類されている<sup>(3),(4)</sup>。

ニューラルネットワークを用いて組合せ最適化問題を解くというアプローチは、HopfieldとTankにより導入された<sup>(5)</sup>。更に、出力値として2値状態を有するバイナリニューロン<sup>(6)</sup>を用いたニューラルネットワークは、グラフの平面化問題<sup>(7),(8)</sup>、タイルの埋込み問題<sup>(9)</sup>、ソーティング問題<sup>(10),(11)</sup>、遺伝子の2次構造の決定<sup>(8),(12)</sup>、最大の独立集合の決定<sup>(8)</sup>、4色問題<sup>(13)</sup>、クロスバースイッチの割当て問題<sup>(14)</sup>、ナイトツアー問題<sup>(15)</sup>等を解くことができることが既に報告されている。そこでここでは、この種のバイナリニューロンにより構成されるニューラルネットワークを用いて兵器割当て問題を解く方法を提案するものである。

## 2. 兵器割当て問題

### 2.1 兵器割当て問題の定義

非線形最適化問題に分類される問題の中で、その目的関数や制約条件が特殊な構造をもつものが数多く存在する<sup>(3)</sup>。それらのうち、本論文で対象としている兵器割当て問題は、一般的に次に示す二つの制約条件

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

$$\sum_{j=1}^M Y_{ij} \leq R_i \quad (j=1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

のもとで、目的関数  $E$

$$E = \sum_{i=1}^K S_i \prod_{j=1}^M (1 - P_{ij} Y_{ij}) \quad (3)$$

を最小化する非線形最適化問題と定義される<sup>(2)</sup>。ここで整数  $S_i$ 、自然数  $N_j$ 、 $R_i$  および  $0 \leq P_{ij} \leq 1$  ( $i=1, 2, \dots, K$ ,  $j=1, 2, \dots, M$ ) は与えられた定数とし、 $Y_{ij} \in \{0, 1\}$  は変数である。またこの問題は、制約条件式(1)、(2)に関して、 $N_j = R_i = 1$  である特別な場合に、二つの制約条件

$$\sum_{i=1}^K Y_{ij} = 1 \quad (i=1, 2, \dots, K) \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^M Y_{ij} = 1 \quad (j=1, 2, \dots, M) \quad (5)$$

のもとで、目的関数  $E$

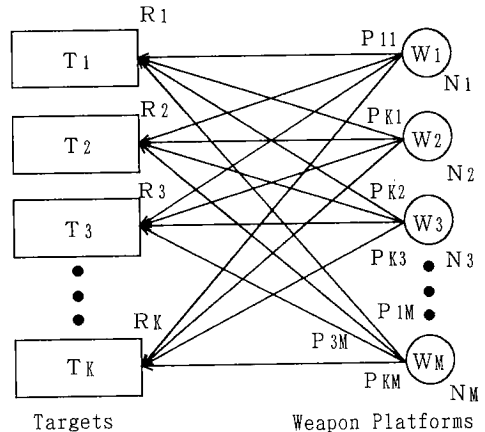


図1 兵器割当て問題の表記

Fig. 1 The description of a Weapon-Target Assignment Problem.

$$E = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^M S_i (1 - P_{ij}) Y_{ij} \quad (6)$$

を最小化するという一般的な線形の最適割当て問題となる。つまり、式(1)~(3)で定義される非線形最適化問題の制約条件が特別な場合として、一般的な線形の最適割当て問題が存在すると解釈することができる。

以上のように定義された兵器割当て問題は、非線形最適化問題の応用であり、本論文で対象としている問題で想定している状況は、以下のようなものである。

図1に示すように、 $K$ 機の敵側攻撃機 ( $T_1 \sim T_K$ )の侵攻に対して、迎撃側には  $M$ 箇所の迎撃拠点 ( $W_1 \sim W_M$ )が迎撃にあたるように、各防衛区域に存在する指揮統制通信情報システム (Command, Control, Communication and Intelligence system: C<sup>3</sup>I system)より指示される。また任意の迎撃拠点  $W_j$  ( $j=1, 2, \dots, M$ )では、迎撃用に  $N_j$ 機の迎撃機が使用可能とする。ここで任意の敵攻撃機  $T_i$  ( $i=1, 2, \dots, K$ )に対する迎撃機の割当て機数の最大値がC<sup>3</sup>Iシステムにより伝達され、これを  $R_i$ で示す。従って、この戦闘状況においては、

① 任意の敵攻撃機  $T_i$  ( $i=1, 2, \dots, K$ )に対しては  $R_i$ 機以下の迎撃機が割り振られること。

② 任意の迎撃拠点  $W_j$  ( $j=1, 2, \dots, M$ )では、 $N_j$ 機の迎撃機が使用可能であること。

という2種類の制約条件を想定することになる。この制約条件のもと、各迎撃拠点より迎撃に向かった迎撃機  $j$  ( $j=1, 2, \dots, M$ )が、任意の敵攻撃機  $T_i$  ( $i=1, 2, \dots, K$ )を撃破するであろう確率も、図2に示すよ

		Interceptor						
		N	N <sub>1</sub>	N <sub>2</sub>	...	N <sub>j</sub>	...	N <sub>M</sub>
R		Weapon Platform						
			1	2	...	j	...	M
Intercept Demand	R <sub>1</sub>	1	P <sub>11</sub>	P <sub>12</sub>	...	P <sub>1j</sub>	...	P <sub>1M</sub>
	R <sub>2</sub>	2	P <sub>21</sub>	P <sub>22</sub>	...	P <sub>2j</sub>	...	P <sub>2M</sub>
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	R <sub>i</sub>	i	P <sub>i1</sub>	P <sub>i2</sub>	...	P <sub>ij</sub>	...	P <sub>iM</sub>
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	R <sub>K</sub>	K	P <sub>K1</sub>	P <sub>K2</sub>	...	P <sub>Kj</sub>	...	P <sub>KM</sub>

図2 攻撃機に対する迎撃兵器の撃墜確率

Fig. 2 SSKP of  $M$  weapon platforms and  $K$  targets weapon-assignment matrix.

うな確率行列  $[P_{ij}]$  の形で  $C^3I$  システムより通知されるものとする。この撃墜確率 (Single-Shot Kill Probability : SSKP)  $P_{ij} (i=1,2,\dots,K, j=1,2,\dots,M)$  は、敵攻撃機および迎撃機の機動性・誘導性能・防御性能・弾頭の種類等の各種性能や両者間の地理的關係などにより異なるものである<sup>(2),(16)</sup>。また、任意の敵攻撃機  $T_i (i=1,2,\dots,K)$  の脅威度に対する重みとなる  $S_i (i=1,2,\dots,K)$  は、ここでは1に固定するものとする。

上記のように想定された戦闘状況において、兵器割当て問題は、敵攻撃機に対する迎撃に失敗する確率全体ができるだけ小さくなるような迎撃機の割当てを見つけないことと定義される。つまり、上記の制約条件①、②は、式(1)、(2)で定義され、また目的関数である迎撃失敗確率全体  $E$  は、式(3)より、

$$E = \sum_{i=1}^K \prod_{j=1}^M (1 - P_{ij} Y_{ij}) \quad (7)$$

のように、各敵攻撃機に対して同時に割り当てられた複数個の迎撃機すべての失敗確率の積を、すべての敵攻撃機に関して加え合わせることで定義される<sup>(2)</sup>。但し変数  $Y_{ij}$  は、敵攻撃機  $T_i$  に対して迎撃拠点  $W_j$  の迎撃機が割り当てられたとき1に、そうでないとき0であるものとする。

### 2.2 兵器割当て問題の解法

兵器割当て問題は、輸送問題や割当て問題と類似した問題ではあるが、これらの問題とは兵器割当て問題が、式(1)~(3)で定義されるように、非線形の組合せ

最適化問題である点で異なる<sup>(4)</sup>。

兵器割当て問題を解くアルゴリズムとしては、まず Kuttar が、割当てを順に一つずつ行うものと仮定し、その選択において最も撃墜失敗確率を小さくするように、敵攻撃機と迎撃機の組合せを選んでいくシミュレーションアルゴリズムを提案した<sup>(16)</sup>。更に Castanon は、非線形のネットワークフローを用いて準最適解を求めるアルゴリズムを提案している<sup>(17)</sup>。また Chang らは、各敵攻撃機に対して1機の迎撃機を割り当てるように問題を変え、線形問題にしてから解く方法を提案している<sup>(18)</sup>。最近 Wacholder は、ニューラルネットワークによる解法を提案している<sup>(2)</sup>。ニューラルネットワークによる解法は、プログラミングが容易であり、本質的に並列処理に向いている。更に、より高速に処理するために専用のハードウェア化も可能である点、またわざわざ線形問題に変える必要もない点など、それ以外の方法に比べて多くの利点をもった解法であると言える。

Wacholder が文献(2)において提案したニューラルネットワークによる解法は、Hopfield と Tank が提案したニューラルネットワークに従っている。Hopfield は、 $i$  番目のニューロンの動作式が、

$$\frac{dU_i}{dt} = -\frac{U_i}{\tau} - \frac{\partial E}{\partial V_i} \quad (8)$$

で与えられることを示した<sup>(5)</sup>。しかし、式(8)中の右辺第1項である減衰項  $(-U_i/\tau)$  は、時としてエネルギー関数  $E$  を増大させることになることが文献(13)に示されており、このような項を安易に用いることの危険性が大きいと言える。

そこで本論文では、この減衰項を用いずに安定状態に至るニューラルネットワークを提案する。なおこのような減衰項を用いないニューラルネットワーク表現法は、文献(11)により常にローカルミニマに到達することが示されている。

### 3. 兵器割当て問題用のニューラルネットワーク

#### 3.1 兵器割当て問題のニューラルネットワーク表現

ここでは、2.で示したような限定された戦闘状況における兵器割当て問題を検討対象とする。先に示したように、時々刻々と変化する戦闘状況への対応法として静的方式をとり、これにより得られた解を逐次適用していくことにより、実際の戦闘に対応していくものである。従ってこの問題は、一つの解を得るのに要する

		Interceptor						
		N	N <sub>1</sub>	N <sub>2</sub>	...	N <sub>j</sub>	...	N <sub>M</sub>
		Weapon Platform						
		R	1	2	...	j	...	M
Intercept Demand	R <sub>1</sub>	1	V <sub>11</sub>	V <sub>12</sub>		V <sub>1j</sub>		V <sub>1M</sub>
	R <sub>2</sub>	2	V <sub>21</sub>	V <sub>22</sub>		V <sub>2j</sub>		V <sub>2M</sub>
	⋮	⋮				⋮		
	⋮	⋮				⋮		
	⋮	⋮				⋮		
Target	R <sub>1</sub>	i	V <sub>i1</sub>	V <sub>i2</sub>	...	V <sub>ij</sub>	...	V <sub>iM</sub>
	⋮	⋮				⋮		
	⋮	⋮				⋮		
	⋮	⋮				⋮		
	⋮	⋮				⋮		
R <sub>K</sub>	K	V <sub>K1</sub>	V <sub>K2</sub>		V <sub>Kj</sub>		V <sub>KM</sub>	

図3 兵器割当て問題のニューラル表現

Fig. 3 Neural Representation of  $M$  weapon platforms and  $K$  targets weapon-assignment matrix.

時間が極めて限定されているため、高速な解法が要求される問題である。

本論文で提案するニューラルネットワークを用いた迎撃機の割当て問題に対する解法では、図3に示したような2次元アレー状に用意された  $M \times K$  個のバイナリーニューロンを用いる。ここで行  $i$  は敵攻撃機  $T_i$  を、列  $j$  は迎撃拠点  $W_j$  の任意の迎撃兵器  $j$  を示す。  $i$  行  $j$  列のバイナリーニューロンの入力  $U_{ij}$  および出力  $V_{ij}$  の関係は、

$$V_{ij} = \begin{cases} 1 & U_{ij} > 0 \text{ のとき} \\ 0 & \text{上記以外} \end{cases} \quad (9)$$

と定義する。ここで  $V_{ij} = 1$  という状態は、敵攻撃機  $T_i$  に対して、迎撃拠点  $W_j$  より迎撃に向かう迎撃機  $j$  が割り当てられたことを示すものとする。

### 3.2 動作表現

ニューラルネットワークにおいては、抑制性と興奮性の2種類の力が存在する。兵器割当て問題の場合、興奮性の力としては、迎撃に関して最も高い撃墜確率を有する迎撃兵器と敵攻撃機の組合せを担当するニューロンが発火するような力が必要である。また抑制性の力としては、式(1)、(2)に示した迎撃条件を満たさないものや、他と比べて撃墜確率の低いものが抑制を受けるような力が必要となる。

以上の諸事項を考慮に入れて、本論文では  $i, j$  番目のニューロンの動作式として、

$$\begin{aligned} \frac{dU_{ij}}{dt} = & -Af \left( \sum_{s=1}^K V_{sj}, N_j \right) - Bf \left( \sum_{q=1}^M V_{iq}, R_i \right) \\ & - C \sum_{r=1}^M f(1, V_{ir} P_{ir}) + DP_{ij}(1 - V_{ij}) \\ & + E \sum_{s=1}^M \sum_{q=1}^M \{ f(P_{ij}, P_{is}) V_{is} \} (1 - V_{ij}) \end{aligned} \quad (10)$$

なる式に従うニューラルネットワークを提案する。但し式(10)において  $f(x, y)$  は、  $x \geq y$  のとき1に、  $x < y$  のとき0になる関数とする。また、  $A, B, C, D, E$  は、すべて正の整数値をとる係数である。式(10)における第1項および第2項は、それぞれ各迎撃拠点から発射される迎撃機の機数制限(前記迎撃条件②)、および各敵攻撃機に割り当てられる迎撃機の機数制限(前記迎撃条件①)に抵触する場合に有効となる抑制項である。また、第3項は、ある割当てによる迎撃によって敵攻撃機の撃墜確率が1になる場合、それ以上の迎撃機の割当てを抑制する項である。残りの第4および第5項はともに興奮性の項である。まず第4項は、対応するニューロンが未発火 ( $V_{ij} = 0$ ) のときに撃墜確率  $P_{ij}$  に比例してそのニューロンを発火させる項である。一方第5項は、既に割り当てられている他の迎撃機による敵攻撃機の撃墜確率よりも、そのニューロンに対応する迎撃機を割り当てた方が撃墜確率が向上する場合に発火させる項である。

### 3.3 並列アルゴリズム

上記の動作式(10)に従って、離散時間において  $K$  機の敵攻撃機に対して  $M$  箇所の迎撃拠点からの迎撃機の割当てを行う並列アルゴリズムを以下に示す。

Step 0 時刻  $t$  に0を代入する。

Step 1 各ニューロンの初期値  $U_{ij}(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, K, j = 1, 2, \dots, M$ ) として、  $-\omega$  から0までの任意の負の整数値を設定する。

Step 2  $V_{ij}$  の値を式(9)に従って算出する。

Step 3  $\Delta t = 1$  として、  $\Delta U_{ij}$  を式(10)に従い算出する。

Step 4  $U_{ij}(t+1) = U_{ij}(t) + \Delta U_{ij}$  により、  $U_{ij}(t+1)$  を算出する。

Step 5 停止条件(後述)を満たせば終了。そうでなければ  $t$  を1増やして Step 2 へ戻る。

上記のアルゴリズムにおける停止条件としては、以下に示す三つの条件のうちいずれかを満足したときとした。

条件1 すべての  $i$  および  $j$  において、  $\Delta V_{ij} / \Delta t =$

0であることが  $n \times 4$  step 続いた場合.

条件2 二つの安定した状態間を遷移し続けた場合,

条件3  $t = T$  となった場合.

但し  $T$  は事前に設定しておくものとする.

条件1は、システムが定常状態に至ったことを判定するものであり、ここではStep2からStep5までの4ステップを  $n$  回連続して処理する期間に各ニューロンの状態に変化がなかったことより判定するものとした。兵器割当て問題の場合、先にも示したように最適解を探り出すことはNP完全問題である<sup>(2)</sup>。従ってここでは、基本的には安定状態に達したときをもって停止させることとした。この停止条件では、ローカルミニマで停止している可能性もある。しかし、静的方式による兵器割当ての場合、各時点において繰り返し解を求めるため、解の質が極めて劣悪でない限り問題はないと言われている<sup>(1)</sup>。なお、 $n$  の値としては5程度で十分であることがシミュレーション結果から判明している。

また、実際のシミュレーション過程において二つの安定した状態間を遷移し続け停止しない状態があることが判明した。この場合いずれの状態でも解の質にあまり変化がないことが確認できたため、停止条件2を付すこととした。

条件3について実際のシミュレーション結果によると、 $T$  としては100程度で十分であることが判明している。また、初期値の範囲である  $\omega$  は20に設定した。

#### 4. シミュレーション結果

ここでは、前節にて提案された兵器の割当てアルゴリズムに関して、コンピュータへのソフトウェアによる実装と、他のアルゴリズムとの比較を通じた評価などの検討結果を示す。

提案されたアルゴリズムは、マッキントッシュ上にPascalで、またSun Sparc StationおよびDec Station上にCで、それぞれ実装されている。

##### 4.1 想定戦闘状況

兵器割当て問題に関しては、1.で述べたようにWacholderらがニューラルネットワークを用いたアルゴリズムを提案し、その評価用にいくつかの戦闘状況を想定したシミュレーションを行い、その結果が明示されている<sup>(2)</sup>。そこで本研究では、文献(2)で示されて

表1 例1の撃墜確率

		迎撃拠点					
		1	2	3	4	5	6
敵 攻 撃 機	1	1.00	0.50	0.40	0.60	0.50	0.10
	2	0.60	0.40	0.90	0.70	0.30	0.20
	3	0.10	0.80	0.30	0.60	0.40	0.60
	4	0.50	0.30	0.70	0.20	0.10	0.40
	5	0.30	0.20	0.50	0.60	0.80	0.70
	6	0.70	0.60	0.40	0.10	0.30	0.20

表2 例2の撃墜確率

		迎撃拠点									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
敵 攻 撃 機	1	0.70	0.60	0.50	0.40	0.30	0.20	0.10	0.30	0.80	0.70
	2	0.80	0.60	0.60	0.60	0.50	0.40	0.30	0.10	0.30	0.20
	3	0.90	0.70	0.40	0.60	0.30	0.20	0.50	0.10	0.80	0.70
	4	0.70	0.10	0.30	0.30	0.50	0.40	0.70	0.60	0.80	0.60
	5	0.30	0.20	0.10	0.10	0.40	0.50	0.60	0.30	0.70	0.50
	6	0.60	0.70	0.80	0.40	0.60	0.30	0.50	0.20	0.40	0.10
	7	0.50	0.80	0.60	0.60	0.50	0.50	0.40	0.40	0.20	0.20
	8	0.70	0.30	0.60	0.40	0.50	0.20	0.30	0.10	0.30	0.40
	9	0.50	0.60	0.70	0.50	0.70	0.60	0.40	0.50	0.30	0.60
	10	0.70	0.50	0.50	0.30	0.10	0.10	0.10	0.80	0.30	0.30

いるのと同じ戦闘状況に対するシミュレーションを行い、文献(2)との比較検討を行った。なお、各迎撃兵器による敵攻撃機の撃墜確率は、文献(2)で与えられており、ここではその値をそのまま援用する。戦闘状況として設定されているのは、以下に示す3例である。

(例1) 敵攻撃機が6機( $K=6$ )・迎撃拠点が6箇所( $M=6$ )ある小規模の対空戦闘場面を想定する。ここで、各迎撃機の撃墜確率は、表1のように設定されているものとする。この想定のもと、 $R_i, N_j$ の組合せとして、 $(R_i, N_j)=(1, 1)(1, 2)(2, 2)$  ( $i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, M$ )と変化させた3通りの戦闘場面をシミュレーションする。

(例2) 敵攻撃機が10機( $K=10$ )・迎撃拠点が10箇所( $M=10$ )ある戦闘場面を想定する。ここで、各迎撃機の撃墜確率は、表2のように設定されているものとする。なお、 $(R_i, N_j)$ の組合せは(1,1)とする。

(例3) 敵攻撃機が25機( $K=25$ )・迎撃拠点が5箇所( $M=5$ )ある戦闘場面を想定する。ここで、各迎撃機の撃墜確率は、表3のように設定されているものとする。

表3 例3の撃墜確率

	迎撃拠点				
	1	2	3	4	5
1	0.15	0.21	0.24	0.90	0.37
2	0.48	0.38	0.54	0.24	0.09
3	0.78	0.21	0.92	0.10	0.95
4	0.71	0.65	0.00	0.65	0.06
5	0.43	0.07	0.85	0.35	0.12
6	0.62	0.24	0.49	0.36	0.40
7	0.81	0.10	0.94	0.82	0.91
8	0.23	0.10	0.32	0.55	0.28
9	0.34	0.65	0.93	0.70	0.15
10	0.22	0.26	0.90	0.76	0.36
11	0.53	0.99	0.03	0.69	0.02
敵12	0.65	0.55	0.38	0.87	0.90
13	0.93	0.50	0.68	0.69	0.65
攻14	0.33	0.04	0.91	0.52	0.63
15	0.08	0.81	0.40	0.01	0.08
撃16	0.18	0.36	0.21	0.97	0.03
17	0.61	0.42	0.95	0.57	0.47
機18	0.59	0.02	0.06	0.51	0.75
19	0.56	0.62	0.56	0.30	0.88
20	0.03	0.79	0.35	0.77	0.55
21	0.77	0.04	0.10	0.75	0.54
22	0.29	0.35	0.79	0.67	0.71
23	0.18	0.74	0.32	0.82	0.02
24	0.43	0.30	0.41	0.57	0.20
25	0.12	0.35	0.44	0.27	0.09

このような設定のもと、 $R_i, N_j$ の組合せとして、 $(R_i, N_j)=(1, 6)(1, 7)(1, 8)(1, 9)(R_f, 6)(R_f, 7)(R_f, 8)(R_f, 9)$  ( $i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, M, R_f=2$  ( $f=1, 2, \dots, 10$ ),  $R_f=1$  ( $f=11, 12, \dots, 25$ ))と変化させた計8通りの戦闘場面をシミュレーションする。

#### 4.2 係数決定のためのアルゴリズム

本論文で提案したニューラルネットワークのシミュレーションにおいて、動作式(10)の係数A~Eを決定するために用いたアルゴリズムを以下に示す。ここで、繰返し回数とは、ネットワークが収束した時点でのtの値である。

Step 0 係数の初期値として、 $D > A = B = C \gg E$ の関係となる自然数を任意に設定する。

Step 1 シミュレーションを実施し、解への収束状態を確認する。

Step 2 シミュレーションの停止条件3による停止回数 $G$ が、全試行回数 $H$ のうち $F\%$ 未満であれば $E$ を増加させる。また、 $F\%$ 以上であれば、 $A, B, C$ を増加させる。

Step 3 前回のシミュレーション結果と比較して、撃墜失敗確率の最小値および平均値に改善が見られず、繰返し回数の平均値が大きく増加しているならば、前回の値を係数とし終了する。そうでなければStep1に戻る。

但し、Step2における $F$ は事前に設定しておくものとする。

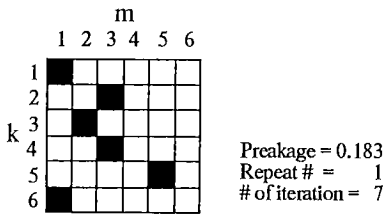
上記のアルゴリズムでは、Step0において問題の可能解にニューロンが収束することを優先し、目的関数である撃墜失敗確率を改善する係数 $E$ よりも、制約条件を満足する係数 $A \sim C$ に重点をおいてその初期値を設定している。その後Step1~3を繰り返すことにより、撃墜失敗確率と繰返し回数の改善を行っている。また、前述したように兵器割当て問題は、高速な解法が要求される問題であるため、Step2における $F$ の値が大きい場合、つまり解が得られない確率が高く、結果として試行回数が増加する場合は実用的とは言えないため、今回の係数決定においては $F$ を30に設定した。

#### 4.3 シミュレーション結果および検討

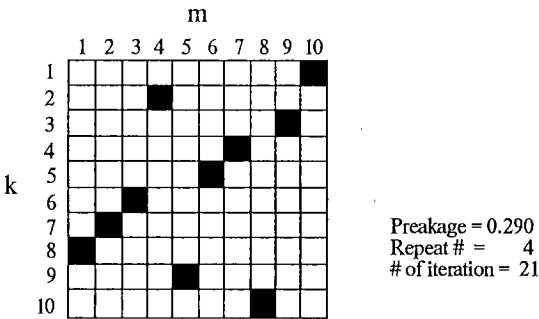
表4にシミュレーション結果を示す。表において係数とは、式(10)の係数A~Eのことであり、繰返し回数および撃墜失敗確率には、乱数により生成された異なる初期状態から開始された、1,000回のシミュレーション結果における最小値・最大値・平均値を示す。また、文献(2)で提示されているWacholderのアルゴリズム

表4 シミュレーション結果

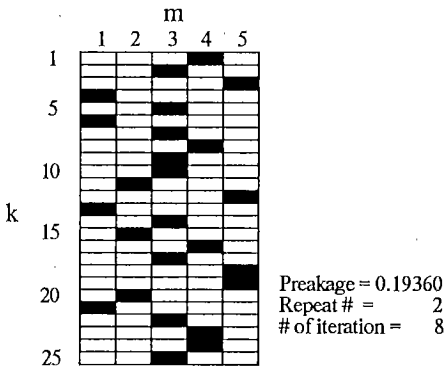
	想定状況	R <sub>i</sub>	N <sub>j</sub>	係数			提案されたアルゴリズム						Wacholderのアルゴリズム	
				A-C	D	E	繰り返し回数			撃墜失敗確率			繰り返し回数	撃墜失敗確率
							最小	最大	平均	最小	最大	平均		
例1	1-1	1	1	44	100	10	4.0	15.0	8.470	0.267	0.267	0.267	80	0.267
	1-2	1	2	70	100	70	5.0	13.0	7.000	0.183	0.183	0.183	82	0.183
	1-3	2	2	90	200	40	5.0	20.0	8.278	0.078	0.113	0.080	245	0.078
例2		1	1	60	100	30	4.0	19.0	9.000	0.290	0.334	0.303	81	0.290
例3	1-1	1	6	165	200	150	6.0	30.0	10.358	0.200	0.211	0.202	194	0.200
	2-1	1	7	165	200	153	5.0	40.0	9.098	0.197	0.212	0.199	139	0.197
	3-1	1	8	165	200	140	6.0	13.0	10.233	0.194	0.197	0.195	148	0.195
	4-1	1	9	170	200	125	7.0	22.0	12.234	0.193	0.193	0.193	113	0.194
	1-2	2	6	260	500	45	5.0	49.0	18.843	0.180	0.270	0.235	251	0.181
	2-2	2	7	150	200	115	6.0	41.0	17.061	0.161	0.235	0.188	467	0.174
	3-2	2	8	220	300	70	5.0	53.0	15.129	0.154	0.189	0.166	354	0.168
	4-2	2	9	200	200	100	5.0	36.0	18.840	0.152	0.198	0.170	337	0.158



(a) Final state of the proposed neural network for scenario 1-2 of example 1.



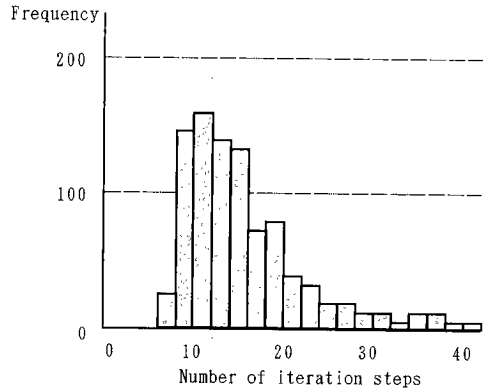
(b) Final state of the proposed neural network for example 2.



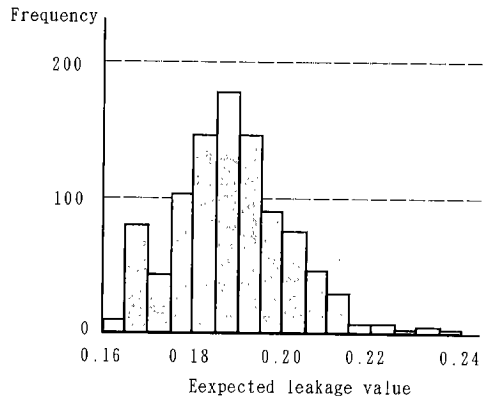
(c) Final state of the proposed neural network for scenario 4-1 of example 3.

図4 ニューロンの収束例

Fig. 4 The final output of neurons for examples.



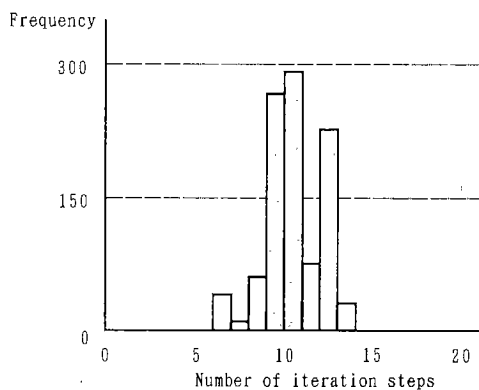
(a) The relationship between the frequency and the number of iteration steps.



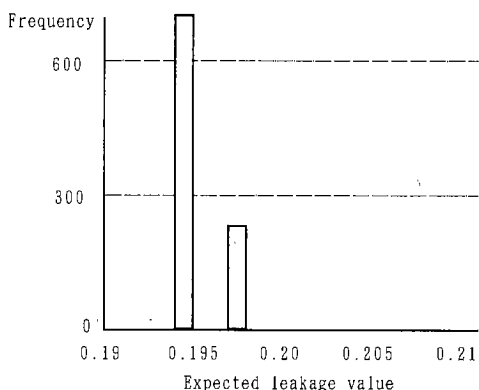
(b) The relationship between the frequency and the expected leakage value.

図5 例3 (想定状況2-2のシミュレーション結果)

Fig. 5 The simulation results for scenario 2-2 in example 3.



(a) The relationship between the frequency and the number of iteration steps.



(b) The relationship between the frequency and the expected leakage value.

図6 例3(想定状況3-1のシミュレーション結果)

Fig. 6 The simulation results for scenario 3-1 in example 3.

に従ったシミュレーションの結果との比較結果も同一の表に示す。なお、文献(2)のWacholderのシミュレーション結果では、繰返し回数として一つの整数値しか示されておらず、何回の試行を行ったのか不明であるため、ここでは文献中に提示されていた数値をそのまま掲載する。また図4に、例1～例3の各戦闘状況における、今回提案したニューラルネットワークの収束例を、図5、図6に繰返し回数および撃墜失敗確率の分布の一例をシミュレーション結果として示す。

表4より、本論文で提案したニューラルネットワークによる並列アルゴリズムは、文献(2)のWacholderのアルゴリズムと比較して以下の点が優れている。なお、本論文の値に関しては、撃墜失敗確率は最小値、繰返し回数は平均値でそれぞれ比較を行っている。

① 撃墜失敗確率が良くなった。

② 繰返し回数が1けた以上少なく、高速(約9.0～34.3倍)である。

特に②に関しては、現在の航空機の数値性能等の向上により、この問題の処理を高速化することが不可欠となる点を考慮した場合、現実の対空防衛システムにおいては本論文で提案したアルゴリズムが極めて有効となると言える。

## 5. むすび

本論文では、兵器割当て問題を解くニューラルネットワークを用いた並列アルゴリズムを提案した。このアルゴリズムは、 $K$ 個の敵攻撃機に対する $M$ 箇所の迎撃拠点からの迎撃に関して、 $M \times K$ 個のバイナリニューロンを使用しており、シミュレーションの結果、既存のアルゴリズムに比べて極めて高速(約9.0～34.3倍)に最適解付近の解に収束するシステムが構成されることが示された。更に、迎撃失敗確率全体についても減少できることが示された。特に、繰返し回数の減少は、現実の対空防衛システムにおいて要求される兵器割当て問題の処理の高速化を考慮した場合、提案したアルゴリズムの有効性を示すものである。この結果は、より高性能の対空防衛システムの設計に活用できる。

今後の課題として、提案したアルゴリズムにおいて $M$ 、 $K$ の値を増加させ、問題の規模に対する収束状態の確認や、より実際の想定場面に即した戦闘状況に対する提案したアルゴリズムの適用、係数の違いによる収束状態の確認、また他の割当て問題等への提案したアルゴリズムの適用の検討等が挙げられる。

## 文 献

- (1) Waller D. C., Bruce III J. T. and Cook D. M. : "The Strategic Defense Initiative Progress and Challenges", Regina Books, CA. (1987).
- (2) Wacholder E. : "A Neural Network-Based Optimization Algorithm for the Static Weapon-Target Assignment Problem", ORSA Journal on Computing, 1, 4, pp. 232-246 (Fall 1989).
- (3) Garey M. R. and Johnson D. S. : "Computers and Intractability. A Guide to the Theory of NP-Completeness", Freeman and Co., San Francisco, p. 218 (1979).
- (4) Lloyd S. P. and Witsenhausen H. S. : "Weapon Allocation is NP-Complete", AT&T Bell Laboratories, Whippany, N. J. (1987).
- (5) Hopfield J. and Tank D. : "Neural Computation of decisions in optimization problems", Biological Cybernetics, 52, pp. 141-152 (1985).



- (6) McCulloch W. S. and Pitts W. A. : "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin of Mathematics and Biophysics*, **5**, pp. 115-133 (1943).
- (7) Takefuji Y. and Lee K. C. : "A Near-optimum parallel planarization algorithm", *Science*, **245**, pp. 1221-1223 (Sept. 1989).
- (8) Takefuji Y., Chen L. L., Lee K. C. and Huffman J. : "Parallel algorithms for finding a nearmaximum independent set of a circle graph", *IEEE Trans. on Neural Networks*, **1**, 3 (Sept. 1990).
- (9) Takefuji Y. and Lee K. C. : "A parallel algorithm for tiling problems", *IEEE Trans. Neural Networks*, **1**, 1, pp. 143-145 (March 1990).
- (10) Takefuji Y. and Lee K. C. : "A two-step parallel sorting algorithm based on neural networks", *Journal of Neural Network Computing* (Summer 1990).
- (11) Takefuji Y. and Lee K. C. : "A Super Parallel Sorting Algorithm Based on Neural Networks", *IEEE Trans. Circuits and Systems*, **37**, 11, pp. 1425-1429 (Nov. 1990).
- (12) Takefuji Y., Lin C. W. and Lee K. C. : "A Parallel Algorithm for Estimating the Secondary Structure in Ribonucleic Acids", *Biological Cybernetics*, **63**, 5, pp. 337-340 (Sept. 1990).
- (13) Takefuji Y. and Lee K. C. : "Artificial Neural Networks for Four-Coloring Map Problems and K-Colorability Problems", *IEEE Trans. Circuits and Systems*, **38**, 3, pp. 326-333 (March 1991).
- (14) Takefuji Y. and Lee K. C. : "An artificial hysteresis binary neuron : A model suppressing the oscillatory behaviors of neural dynamics", *Biological Cybernetics*, **64**, pp. 353-356 (1991).
- (15) Kurokawa T., Lee K. C., Cho Y. B. and Takefuji Y. : "CMOS layout design of the hysteresis McCulloch-Pitts neuron", *Electron. Lett.*, **26**, 25, pp. 2093-2095 (Dec. 1990).
- (16) Kuttar J. D. : "A Solution of Multi-Weapon, Multi-Target Assignment Problem", WP-26597, The Mitre Co., Bedford, MA (Feb. 1986).
- (17) Castanon D. A. : "Advanced Weapon-Target Assignment Algorithm Quarterly Report", TR-337, ALPHA TECH, Inc., Burlington, MA (April 1987).
- (18) Chang, S. C., James R. M. and Shaw J. J. : "Assignment Algorithms for Kinetic Energy Weapons in Boost Phase Defense", Proc. of the 26th Conf. on Decision and Control (Dec. 1987).

(平成3年7月8日受付, 12月4日再受付)



土村 将範

昭61防衛大・理工・電気卒。現在、同大理工学研究科在学中。ニューラルネットワーク、コンピュータアーキテクチャなどに興味がある。



黒川 恭一

昭58慶大・工・電気卒。昭63同大大学院博士課程了。工博。現在、防衛大・情報工学教室講師。3次元VLSIアーキテクチャ、専用計算機、暗号、離散情報処理などに興味がある。情報処理学会、IEEE各会員。



趙 鑄範

3/1977-2/1981 Kyung pook National University (国立慶北大学校), 11/1981-12/1983 Military Service, 12/1983-2/1985 Data General, 8/1986-5/1988 M. S. (University of South Carolina), 8/1988-1990 ph. D. (candidate of Dept. of E. E. Case Western Reserve University), Research fields : VLSI Neural Chip Design, Parallel processing, Neural Network Solving NP-complete problem, CAD system. Membership : IEEE-Computer Society, IEEE-Circuits and System Society, KSEA.



武藤 佳恭

BS(1978),MS(1980),Ph.D.(1983), Keio Univ., Univ. of South Florida (1983-1985) Univ. of South Carolina (1985-1988) 助教授を経て、現在 Case Western Reserve Univ. 助教授。1980年情報処理学会、同年記念論文賞、1989 NSF/RIA 受賞、DARPA 受賞、NSF Advisory panelist と審査員、IEEE Transaction in Neural Networks 副編集長、Journal of Neural Network Computing 副編集長、現在、Neural Network Parallel Computing, Parallel algorithms に興味をもつ。Member of IEEE CS, ACM, International Neural Network society.