

ニューラルネットワークを用いた動的兵器割当問題の解法

山岡 香苗[†] 岩井 啓輔[†] 田中 秀磨[†] 黒川 恭一[†]

防衛大学校情報工学科[†]

1 はじめに

敵の攻撃からの防衛問題に兵器割当問題がある。この問題は、敵国からの複数の攻撃機を迎撃するために、自国の保有する兵器を割当てる問題であり、部隊統制や火力使用の効率化に必要不可欠である。時間経過による戦況の変化を考慮しない静的な問題と、時間経過とともに戦況が変化する動的な問題がある。いずれも、自国の守備すべき対象が破壊される程度や残存する程度により評価する。この問題の解法には、これまでさまざまなアルゴリズムが提案されている⁽¹⁾⁽²⁾。本研究では、この問題をバイナリニューロンから成るホップフィールド型のニューラルネットワーク（以後、NN）を用いた並列処理アルゴリズムを提案するとともに、例題を既存研究と比較しながら検討した結果を示す。

2 兵器割当問題

ここでは、兵器の割当問題について静的な問題と動的な問題のそれぞれについて、文献(2)で示された2つの例題と評価方法を提示しながら解説する。

2.1 問題設定

文献(2)では、ある戦況のときに敵 T_j の攻撃機が自国の戦略的価値 v_k である資産 k （飛行場やレーダサイトなど）を攻撃しようとする。自国には兵器 W_i があり、敵の着弾までにステージ S あるとする。 S は、お互いの距離、攻撃機の数、兵器の発射準備、データ分析や意思決定などさまざまな要因に影響する。この問題では、資産の残存値によって、配置割当の妥当性を評価する。このとき、兵器を発射した結果により次の発射を決める SLS (Shoot-Look-Shoot) 射法を採用し、破壊したターゲットを重複して攻撃しない。敵からの攻撃が着弾する場合は、全ステージで迎撃が失敗した場合に限られる。つまり、資産が残存するのは敵を撃破するか、迎撃に失敗しても敵の攻撃がそれた場合であり、これを式(1)に示す。

$$J_i(\mathbf{X}^t) = \sum_{k=1}^{K(t)} v_k \prod_{j \in T_i(t)} \left(1 - q_{jk} \prod_{h=t}^S \prod_{j \in W_j^h} (1 - p_{ij}(h))^{x_{ij}(h)} \right) \quad (1)$$

ここで、 $x_{ij}(t) = [X_{ij}(t)]_{W_i, T_j}$ となる $\mathbf{X}^t = [X_{ij}(t)]_{i=1, \dots, S}$ はステージ $t(t=1, \dots, S)$ のときに配置可能かどうかを決める変数であり、兵器 i がステージ t のときにターゲット j に配置可能となるときに $x_{ij}(t) = 1$ となり、不可能なら 0 となる。 $K(t)$ は残存する資産の総数で、 $T_k(t)$ は資産 k がステージ t の時に標的とされるターゲットのインデックス集合、 w_j^t はターゲット j を迎撃するためにステージ t で配置される武器の集合である。 v_k は資産 k の戦略的価値、 q_{jk} はターゲット j の資産 k への的中率である。 $p_{ij}(t)$ は武器 i のステージ t におけるターゲット j への的中率である。

制約条件は、1つの兵器は1つのターゲットのみに割

当可能であること、ミサイルベースの防衛と SLS 射法の戦略をとること、兵器は各ステージで1発のみ射撃可能であること、兵器 i に対して最大 N_i の弾薬が搭載可能であることとする。以下に文献(2)の例題を示す。

[例題 1] 護衛艦 1 隻(K_1)の防衛を考える。想定として、敵ミサイルが ASM 3 発(T_1, T_2, T_3)、防御兵器が艦砲 1000 発×2 基(W_1, W_2)、SAM ランチャ 2 発×2 基(W_3, W_4)、CIWS3000 発×1 基(W_5)とし、防衛対象である護衛艦 1 隻の戦略的価値を v_1 、3 ステージ(S_1, S_2, S_3)あるとする。詳細を表 1 に示す。ここで F_i は兵器を割当されるか否かである。

[例題 2] 飛行場及びその周辺のレーダサイトのように資産が複数の場合を考え、その詳細を表 2 に示す。

2.2 既存解法

文献(2)に示されているアルゴリズムは 2 つあり、まず TS-DS1(Tabu Search Diversification Strategy 1)では、タブーサーチで解を得られない場合に、1 組の AAPs(Available Assignment Pairs)について順番に AAP を先頭に移動させる Mth(Move to Head)を加え、大域的に最良な解を変化させつつ無作為に再スタートさせることで解を得る。TS-DS2 では、解を得られない場合にすべての AAPs を無作為にサンプリングして再スタートさせる。比較対象として、無作為にサンプリングする過程で情報を蓄積せずに行う統計的手法である RS(Random Sampling)、LS(Local Search) と Mth を組合せた LS-Mth&&RR(LS based on Mth operations and Random Restart strategy)、LS と GA(Genetic Algorithm)を組合せた HGA(Hybrid GA)、LS と ACO(Ant Colony Optimization)を組合せた HACO(Hybrid ACO)である。これらの結果を表 3 に示す。表 3 において、例題 1 では TS-D1 が最良な解を得ており、特に動的アルゴリズムでは値が突出している。例題 2 も同様に TS-D1 が最良な解を得ているが、動的アルゴリズムでは HGA も同じ値で最良な解が出力されている。例題の結果が示すように、TS-DS1 が兵器割当問題に適したアルゴリズムであることがわかる。

表 1 例題 1 で使用するパラメータ

	T_1	T_2	T_3	T_1	T_2	T_3
W_1	0.01	0	0	1	0	0
W_2	0.01	0	0	1	0	0
W_3	p_1 0.70	0.60	0	F_1 1	1	0
W_4	0.80	0.70	0	1	1	0
W_5	0	0	0	0	0	0
W_1	0.03	0	0	1	0	0
W_2	0.02	0	0	1	0	0
W_3	p_2 0.70	0.60	0.40	F_2 1	1	1
W_4	0.80	0.70	0.60	1	1	1
W_5	0	0	0	0	0	0
W_1	0.08	0.05	0.01	1	1	1
W_2	0.06	0.03	0.03	1	1	1
W_3	p_3 0.70	0.60	0.40	F_3 1	1	1
W_4	0.80	0.70	0.60	1	1	1
W_5	0.006	0.001	0.001	1	1	1
q	0.5	0.75	0.9	$v_1 = 1$		

Neural Network Approach to the Dynamic Weapon Target Assignment Problem

[†]Kanae YAMAOKA, Keisuke IWAI, Hidema TANAKA, Takakazu KUROKAWA

Department of Computer Science, National Defense Academy of JAPAN

表2 例題2で使用するパラメータ

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5
W_1	0.8	0.6	0.8	0.8	0.7	1	1	1	0	0
W_2	0.7	0.6	0.7	0.7	0.5	1	1	1	1	1
W_3	0.7	0.6	0.7	0.7	0.5	0	0	1	1	1
W_4	0.7	0.6	0.7	0.7	0.5	0	0	0	0	0
W_5	0.8	0.6	0.8	0.8	0.7	0	1	1	0	1
W_6	0.7	0.6	0.7	0.7	0.5	0	0	0	0	0
W_7	0.8	0.6	0.8	0.8	0.7	0	0	0	0	0
W_8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.7	0	0	0	0	0
W_1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0
W_2	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
W_3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
W_4	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0
W_5	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
W_6	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
W_7	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0
W_8	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0
K_1	0.9	0	0	0	0	v 20 100 20 20 20				
K_2	0	0.7	0	0	0	N 4 2 2 2 4 2 4 4				
K_3	0	0	0.9	0	0					
K_4	0	0	0	0.9	0					
K_5	0	0	0	0	0.8					

表3 例題における各アルゴリズムの結果の比較

アルゴリズム	RS	LS-MiH & RR	TS	HGA	HACO	TS-DS1	TS-DS2
例1 静	0.3653	0.4513	0.4542	0.4865	0.4619	0.5109	0.5024
例1 動	0.36	0.46	0.46	0.54	0.48	0.70	0.66
例2 静	163.5	165.2	-	170.8	168.7	171.7	169.3
例2 動	172.0	174.4	-	179.6	176.8	179.6	177.6

3 ニューラルネットワーク解法

ここでは、2章の例題について、バイナリニューロンから成るホップフィールド型のニューラルネットワークによる解法及びその結果を示す。

3.1 ニューラルネットワークの構成

(I) 静的アルゴリズム

例題1では図1に示すように $5 \times 3 \times 3$ 、例題2では $8 \times 5 \times 3$ の2次元配列(行を兵器, 列をターゲット)のNNをステージ分のブロック状に配置する。ステージ t のとき、兵器 i をターゲット j に割当てるとき、対応するニューロンが発火するものとする。抑制する要素は、兵器の射撃可能数以上の数の割当て、各ステージにおいて1つの兵器が2つ以上のターゲットへの割当て、または2つ以上の兵器が1つのターゲットへの割当てが行われた場合である。興奮する要素は、各ステージに応じた兵器の命中率とする。

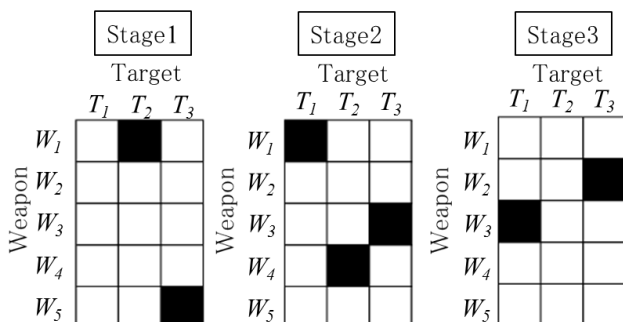


図1 例題1におけるNNの状態図

(II) 動的アルゴリズム

例題1では 5×3 、例題2では 8×5 の2次元配列のNNを用意し、その各行を兵器 i に、各列をターゲット j に割当てる。ステージ t における兵器の残弾数と敵ミサイルの数を次のステージに毎回割当て直す。抑制する要素は静的アルゴリズムと同様である。興奮する要素について、例題1ではミサイルベースの防衛とSAMランチャの命中率の高さから、SAMを他の兵器に比べて到達しやすくし、例題2も同様に比較的命中率の高い兵器の要素を割当てやすくしている。また、迎撃に失敗した場合にできるだけ資産を残存させるために、命中率の高い敵から迎撃するようにしている。

3.2 シミュレーション結果

(I) 静的アルゴリズム

静的アルゴリズムでは、ステージ全ての割当てを最初に決めるもので、文献(2)から引用した式(1)に従って計算した資産の残存の予測値を求めた。NNによる解法では0.5321が得られ、表3の例題1に示した既存の研究と比較して最も高い値を示した。特に文献(2)で提案されたアルゴリズムとNNによるアルゴリズムの手法が突出した結果となった。例題2では、2番目に最良な値で171.1となり、TS-D1の結果には及ばなかった。

(II) 動的アルゴリズム

動的アルゴリズムでは撃破したターゲットに兵器を再割当けないので、ステージが進むにつれ、使用可能な兵器の中で比較的命中率の高い兵器で、撃破していないターゲットのみを対象とする。これにより、静的アルゴリズムよりも集中してターゲットを迎撃できる。敵を撃破する確率と敵から攻撃を受ける確率に従って資産が残存する値を求めており、NNのアルゴリズムは0.62が得られ、表3の例題1に示した既存の結果と比較して良い値を得ることができた。例題2では2番目に良い結果で177.6となった。全ての手法において、静的アルゴリズムよりも動的アルゴリズムが良い値が得られており、これはステージが進むにつれ、対象とするターゲットの減少と、それともなって攻撃されにくいことによると考えられる。

4 まとめ

本研究では、ホップフィールド型のNNを使った兵器割当て問題として、静的な問題と動的な問題における解法を提案した。例題1の静的アルゴリズムの場合は、文献で示された各アルゴリズムの値よりも質の良い結果を得ることができた。例題2では、文献(2)で提案されたアルゴリズムの値に及ばなかったが、その他のアルゴリズムの結果よりも良い結果を得ることができた。将来、このNNの並列性を活かして、ASICやFPGAに実装することで、短時間で最適な解を得ることが期待できる。

参考文献

- (1) H. J. Han, "An Application of a Hybrid Genetic Algorithm on Missile Interceptor Allocation Problem," Journal of the Military Operations Research Society of Korea, vol. 35, no.3, pp. 47-59, Dec. 2009.
- (2) B. Xin, J. Chen, J. Zhang, L. Dou, and Z. Peng, "Efficient Decision Makings for Dynamic Weapon-Target Assignment by Virtual Permutation and Tabu Search Heuristics," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, vol. 40, no. 6, pp. 649-662, Nov. 2010.