

PS-14 強化学習を用いた AI ネスティングシステムの開発

産業システム系 * 谷口 智之、平方 勝

1. はじめに

造船において、船体を構成する様々な形状の部材は、主に長方形の鋼材から切り出される。複数の部材をできるだけ廃棄する面積が少なくなるよう、歩留まり率が良くなるように配置すること（以下、ネスティングと呼ぶ）が望まれる。造船の場合、部材点数が多いため、自動ネスティング手法が必要となる。自動ネスティングに関連する既存研究として、ヒューリスティックとメタヒューリスティックの大きく2つに分類される。

まず、ヒューリスティックな手法として、Burkeらは長方形の詰込み問題に対して隙間を埋めるのに最も適した部材を選択し配置する Best Fit 法¹⁾や、決められた配置順に従い、最も下かつ左に部材を順次配置していく Bottom Left Fill (BLF)法²⁾を提案しており、複雑な形状部材の配置問題に対して適用できるように拡張している。Umetaniらは多角形状の部材に対して、配置母材の長さを順次小さくする段階を設け、各段階で部材が重ならない解を求めていくことで最終的に歩留まり率を改善させる手法³⁾を提案しており、その有効性を確認している。これらの手法により、数十個以上の部材を自由に配置する問題に対して短時間で良好な結果が得られている。ただし、造船のように母材のスペースが限られる問題や回転の自由度が増すと計算効率と計算結果が悪化する傾向がみられる。

2つ目に、配置ルールを定めない手法としてメタヒューリスティックな手法を活用した研究例がある。奥本らは擬似焼きなまし法 (SA) を組立定盤におけるブロック配置問題に適用し、実用的な配置が得られることを示している⁴⁾。山内らは遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた自動ネスティングシステム⁵⁾を開発し、実船舶の部材データで有効性を確認している。ただし、これらの手法では、探索パラメータの設計や初期解によっては得られる解の良さが変わることで、得られる解の良し悪しと処理時間のバランスなど課題が残る。

また、既存の自動ネスティングシステムによって出力された結果の一部もしくはすべてに対し、人手による修正が行われているのが現状である。これは、造船でのネスティング問題は、既存研究で取り扱ってきた問題に比べて、部材に対する配置可能な領域が極めて狭いこと、部材形状や大きさが多様であること、部材の自由回転が許容され、設計自由度が高いことなどから難易度の高い問題であるためと考えられる。このような配置問題に対して有効な配置ルールを人手で設計することは困難であると考えられる。

そこで、本報では、強化学習によって造船でのネスティング問題に対して有効な配置ルールを自律的に獲得する方法に着目する。強化学習では学習に時間を要するものの、メタ

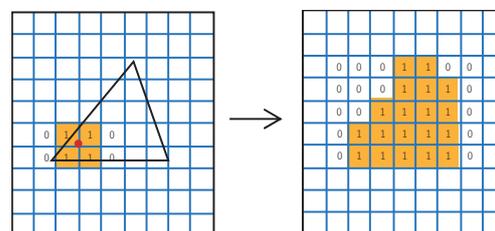


図-1 部材のピクセル形式表現への変換

ヒューリスティクスとは異なり、出力時には一定の精度かつ短時間で解を出力できる。また、造船に特化した問題を学習することで、自律的に有効な配置ルールを獲得することが期待される。本報では、学習には実船の部材データを用い、従来法である BLF 法との比較および検証を実施した。

2. ネスティング問題の定式化

本報では、最大幅 B_{max} 、最大長さ L_{max} の配置可能領域内に回転可能な任意形状の n 個の部材を配置する問題を取り扱う。配置された部材をすべて含むことができる最小の長方形の面積に対する全部材の総面積の比を歩留まり率と定義し、この歩留まり率が最大化するような配置を求めるネスティング問題を取り扱う。まず、点と線のベクトル形式で表現される部材を、図-1に示すように0と1のピクセル形式で表現し、部材同士の重なり判定や歩留まり率の計算、強化学習での入力として用いる。配置可能領域内に設けられた正方形格子を1ピクセルとし、ベクトル形式で表される部材は、その領域内部にある格子点に隣接するすべてのピクセルとして変換する。回転処理は、ベクトル形式にて図心を中心に回転変換された後にピクセル形式への変換を行い、回転後の部材を表現する。

3. 強化学習による学習方法

強化学習を適用するには、環境とエージェントを定義する必要がある。環境には状態 s 、行動 a 、報酬 r を定義し、エージェントは s, a, r の履歴をもとに行動の良さを学習する。ネスティング問題に適用するため、状態 s はすでに配置されたレイアウトと未配置の部材の形状との2つで構成する。また、部材の配置位置と角度を行動と定義する。本手法では、幅方向の位置が決定されれば長手方向は最小となる位置に一意に決定するものとする。行動の候補は、幅方向の位置と離散化された回転角度の組み合わせとする。領域外の配置となる行動については候補から除外する。

部材形状を表すピクセルデータを入力として、行動価値を出力する関数の学習法として、APE-X DQN⁶⁾を導入した。そ

これらの計算手続きは文献に記載されているため、紙面の都合上、説明は省略する。

4. 実船データに対する計算結果

1 隻分の船を構成する船殻部材を対象として、3 章で述べた AI ネスティング手法の学習を行い、検証データに同一船種の別船の船殻部材を用いた。ただし、船殻部材の中には小さな部品も含まれており、これらの部材は大きめの部材が配置された後にできた隙間に配置することが多いため、ここでは、ピクセルで表現された部材のピクセル数が 100 未満の部材は除外した。小さな部材の配置は、実用上は従来手法を活用して配置することを想定する。

本報では 1 隻分の船殻データをブロックと材質と板厚が同一となるグループに分け、そのグループから部材を最大 10 個取り出した配置問題を解く。訓練用データは 625 グループ、検証用データは 779 グループとなった。表-1 に訓練用データおよび検証用データに対して本手法と BLF 法によって配置された総歩留まり率を示している。このように本手法は検証データに対しても BLF 法を上回る結果となることが分かった。表-2 は、本手法が BLF 法よりも上回る歩留まり率であったグループ数（優良数）と一致した数（一致数）、および BLF 法よりも下回る結果であったグループ数（劣化数）を示している。両データとも、一致する結果となるグループ数が最も多いが、本手法は BLF 法よりも優良となる結果が多いことが確認される。一方で、劣化数も相当数あるため、すべてのケースにおいて従来法を上回るわけではない。特に未学習データに対してはその数が増加しており、汎化性能に対しては課題が残る。図-2 は優良となった結果の一例を示している。色の違いは部材の違いを示しており、a) と b) の 2 ケースに対して、左側が本手法、右側が BLF 法の結果を示している。BLF 法は基本的には最も下最も左に配置できる箇所のうち、最も収まりのよい回転角度で部材を配置する手法である。そのため、図-2 のように 1 つの部材を配置する際にそれ以降の部材を考慮しないため、最終的に良好な配置結果を得ることができていない。本手法は配置する部材すべての情報を考慮して配置を決定するように学習するため、BLF 法よりも優れた結果を出す場合が多いと考察する。

表-1 平均歩留まり率の比較

| | 本手法 | BLF 法 |
|--------|-------|-------|
| 訓練用データ | 0.871 | 0.813 |
| 検証用データ | 0.844 | 0.818 |

表-2 本手法と BLF 法の結果の比較

| | 優良数 | 一致数 | 劣化数 |
|--------|-----|-----|-----|
| 訓練用データ | 201 | 387 | 37 |
| 検証用データ | 211 | 460 | 108 |

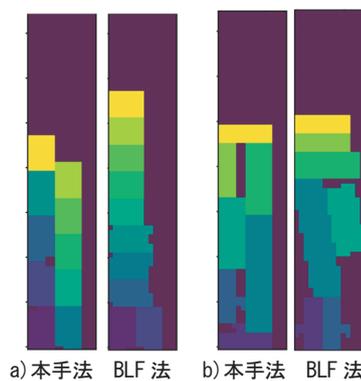


図-2 配置結果の結果例

5. まとめ

本報では、造船のように、限られた領域内に自由回転を許す多様な部材を詰め込む問題に対して、強化学習を用いたネスティング手法を提案した。実船の 1 隻分のデータを学習に用い、別船のデータを検証に用いた。従来法である BLF 法との比較の結果、本手法の有効性が確認された。ただし、汎化性能については今後の課題である。

謝辞

本研究は、株式会社大島造船所との共同研究により実施しました。関係各位に深く感謝申し上げます。

参考文献

- 1) Burke, E. K., Kendall, G. and Whitwell, G.: A New Placement Heuristic for the Orthogonal Stock-Cutting Problem, *Operations Research*, Vol. 52, No. 4, pp. 655-671 (2004)
- 2) Burke, E., Hellier, R., Kendall, G. and Whitwell, G.: A New Bottom-Left-Fill Heuristic Algorithm for the Two-Dimensional Irregular Packing Problem, *Operations Research*, Vol. 54, No. 3, pp. 587-601 (2006)
- 3) Umetani, S., Yagiura, M., Imahori, S. and Imamichi, T.: Solving the irregular strip packing problem via guided local search for overlap minimization, *International Transactions in Operational Research*, Vol. 16, pp. 661-683 (2009)
- 4) 奥本泰久, 井関隆太郎: SA 法を応用した組立定盤内のブロック最適配置, *日本船舶海洋工学会論文集*, Vol. 1, pp. 71-76 (2005)
- 5) 山内重樹, 手塚研治: 遺伝的アルゴリズムを用いた自動ネスティングシステムの開発と実用化, *日本造船学会論文集*, Vol. 178, pp. 707-712 (1995)
- 6) Dan Horgan, John Quan, David Budden, Gabriel Barth-Maron, Matteo Hessel, Hado van Hasselt and David Silver : DISTRIBUTEDPRIORITIZEDEXPERIENCEREPLAY, *International Conference on Learning Representations*, (2018)