

深層学習とモンテカルロ木探索を用いた燃料装荷パターン最適化

Fuel Loading Pattern Optimization with Deep Learning and Monte Carlo Tree Search

*笠間 陸斗¹, 山本 章夫¹, 遠藤 知弘¹

¹名古屋大学

近年のゲーム AI における進展に基づき、燃料装荷パターン最適化手法として深層学習とモンテカルロ木探索による新しいアプローチを考案した。数値実験により、燃料装荷パターン最適化に対して、深層学習とモンテカルロ木探索が適用可能であることを示した。

キーワード: 燃料装荷パターン、最適化、深層学習、モンテカルロ木探索

1. 緒言 近年、機械学習が燃料装荷パターン設計に対して有効[1]であることや、さらにゲーム AI で用いられるモンテカルロ木探索 (MCTS) が分子構造設計などの設計に有効[2]であることが示されている。本研究では、効率的な燃料装荷パターン最適化を目的として、深層学習と MCTS を組み合わせた手法を考案した。

2. 手法 燃料装荷パターン最適化を炉心の外縁から中心に燃料集合体を 1 体ずつ装荷する手順の最適化とみなす新しいアプローチをとる。これにより、炉心に燃料集合体が全く装荷されていない状態を根とする木が構成され、MCTS が適用可能となる。MCTS を用いた燃料装荷パターン最適化の手順を図 1 に示す。MCTS は部分的な燃料装荷パターンの木を構築し、燃料装荷を繰り返すことで完全な燃料装荷パターンを生成する。装荷では、従来手法で最適化された燃料装荷パターンを学習したニューラルネットワークが使用される。

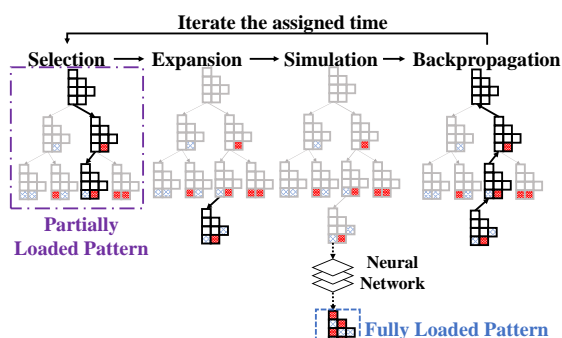


図1 燃料装荷パターン最適化のモンテカルロ木探索

3. 実験 1/8 対称性を持つ 3 ループ PWR に対して、従来手法である焼きなまし法 (SA) で最適化された燃料装荷パターンを 100 個作成した。燃料集合体が全く装荷されていない状態から最適化された燃料装荷パターンまでの経路 (装荷の手順) を訓練データとして、ニューラルネットワークの学習を行った。次に、装荷する新燃料体数を固定し、燃焼燃料体数の構成をランダムに 100 通り作成した。100 通りの燃料インベントリに対して、SA、ランダムな装荷を行うモンテカルロ木探索 (MCTS)、ニューラルネットワークに従う装荷を行うモンテカルロ木探索 (N-MCTS) の 3 つの手法により最適化を行った。最適化の目的は、少ない回数の燃料装荷パターン計算 (1000 回) で燃焼を通じた径方向ピーキング係数を最小化することである。

4. 結果・考察 MCTS は 100 通り中 77 通り、N-MCTS は 100 通り中 94 通りで SA より性能が良い結果であり、N-MCTS の汎化性能が高いことが分かった。また、最適化における最小ピーキング係数の探索例を図 2 に示す。N-MCTS は早期に良い燃料装荷パターンを見つけており、機械学習を活用した探索が可能であることを確認した。

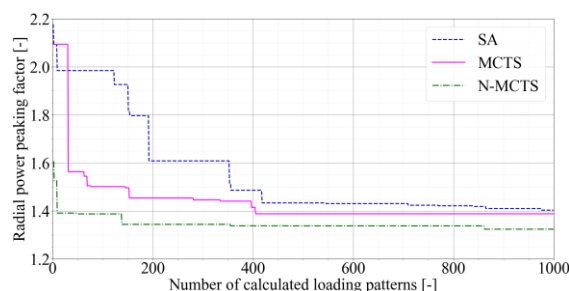


図2 最適化における最小ピーキング係数の探索例

参考文献

[1] G. K. Delipei, J. Mikouchi-Lopez, P. Rouxelin, and J. Hou, "Reactor core loading pattern optimization with reinforcement learning," *M&C 2023*, Ontario, Canada, Aug. 13–17, 2023.

[2] M. H. S. Segler, M. Preuss, and M. P. Waller, "Planning chemical syntheses with deep neural networks and symbolic AI," *Nature*, **555** [7698], 604–610 (2018), DOI: 10.1038/nature25978.

*Rikuto Kasama¹, Akio Yamamoto¹ and Tomohiro Endo¹

¹Nagoya Univ.