

## 深層学習と強化学習による燃料装荷パターン最適化手法の検討

### (1) 燃料装荷パターン情報を用いた炉心核特性の予測

Study on Fuel Loading Pattern Optimization using Deep Learning and Reinforcement Learning

(1) Prediction of Nuclear Characteristics of Reactor Core with Loading Patter Information

\*巽 雅洋<sup>1</sup>

<sup>1</sup>原子力エンジ

無限増倍率ベクトルを入力とした深層ニューラルネットワークを構築し、高速な炉心特性評価を実現した。予測した次ステップの無限増倍率を新たに入力とする、炉心の燃焼特性評価の可能性を示した。

**キーワード：**燃料装荷パターン最適化、深層学習、強化学習、ニューラルネットワーク、炉心核特性

#### 1. 緒言

近年の深層学習と強化学習に関する研究は、計算機による取り扱いが困難と従来では考えられてきた問題に対しても、人間を凌駕する性能を発揮できる可能性を示している。そこで本研究では、燃料装荷パターン(LP)最適化問題に、深層学習と強化学習の適用を検討する。本稿では、本構想を実現するために必要となる、深層ニューラルネットワーク(DNN)を用いた高速炉心特性評価の実現に関する検討結果を示す。

#### 2. 問題解決のアプローチ

##### 2.1 深層強化学習による LP 最適化

LP最適化過程においては、制限値等の目標を満足するために、複数の燃料移動の選択肢から、最終的に炉心特性が改善する方法を選択する必要がある。強化学習の1手法であるQ学習では、状態*i*から*i+1*への変化に関して、目標(報酬)の期待値を最大とする行動指標(Q値)の割り当てを学習する。この学習をDNNで実施することで、現在の炉心状態から望ましい燃料移動を決定するDeep Q-Network(DQN)を実現する。そのためには、膨大な試行回数が必要となり、各状態における炉心特性評価を高速に行う必要がある。そこで、出力分布や臨界ほう素濃度等の炉心特性の評価にもDNNを用いることとした。

##### 2.2 深層学習による炉心特性の予測

国内3ループPWRの1/8炉心を対象とし、全結合型で6層のDNNを構築した[1]。各層のユニット数に関して、入力層では各燃料種の無限増倍率ベクトル長の52、中間層では400、出力層では目的に応じて1, 26, 52のいずれかを設定した。最終LPから1~3回の燃料移動を実施した独立な約30万ケースのLPの燃焼特性をSIMULATE-3の2次元計算で求めた。各燃焼ステップにおける無限増倍率ベクトルと求める炉心特性の組合せを学習した結果、1万ケースの未学習LPに関して、無限増倍率ベクトルに対応する臨界ほう素濃度及び出力分布、次燃焼ステップにおける無限増倍率分布を十分な精度で予測できることを確認した。

#### 3. 結論と今後の予定

各DNNにより、高い精度で炉心特性の予測が可能であることを確認した。各DNNを組み合わせることで炉心の燃焼特性も予測可能であり、強化学習の枠組にて活用する予定である。

#### 参考文献

[1] 山本, 「炉心管理への遺伝的アルゴリズム・ニューラルネットワークの応用」, 炉物理の研究 (Vol.45) (1996)

\*Masahiro Tatsumi<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Nuelcear Engineering, Ltd. (NEL)