

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

(2) 深層学習を用いた炉心燃焼特性の予測

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

(2) Prediction of Core Depletion Characteristics using Deep Learning

*巽 雅洋¹

¹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、炉心の燃焼特性評価を試みた。集合体最大出力と臨界ほう素濃度の燃焼特性を高速に予測することが可能であることを確認し、不確かさ評価を行った。予測誤差が大きい場合もあり、更なる検討が必要である。

キーワード： 深層学習, 炉心核特性, 燃焼計算, 強化学習, 燃料装荷パターン最適化

1. 緒言

前回の発表[1]では、深層学習の枠組みにおいて、無限増倍率分布を入力とする学習済みニューラルネットワークを用いて、未燃焼炉心における出力分布と臨界ほう素濃度を十分な精度で予測出来ることを示した。また、次の燃焼ステップの無限増倍率分布を予測するニューラルネットワークと組合せ、炉心燃焼計算の可能性について示した。本発表では、実際に燃焼計算を実現する際の検討結果について示す。

2. 燃焼計算の実現

2.1 ネットワーク構成と学習用データ準備

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400~200、出力層では予測する核特性に応じて、1, 26, 52のいずれかを設定した（それぞれ、臨界ほう素濃度(CB)、出力分布(POW)、次ステップ無限増倍率分布(KINF)に対応）。独立な約31万ケースのLPに対して、SIMULATE-3を用いて2次元体系における燃焼計算を行い、各燃焼ステップにおけるCB, POW, KINFを求めた。

2.2 深層学習の実施と

学習は、未燃焼状態と燃焼状態に大別して実施した。前者においては、CB, POW, KINFの各特性に対し訓練用及びテスト用に約29万及び1万のデータ点を使用した。後者においては、CB及びPOWについては約460万及び16万、KINFについては約430万及び15万のデータ点を使用した。学習済みネットワークに対し、独立なテスト用データ1万点を用いて、核特性の予測を実施した。予測したKINFを次ステップの入力として用い、最終ステップに至るまで予測を繰り返してCB及びPOWの燃焼特性を求めた。燃焼時の全てのデータを用いて一つのネットワークとして学習した際、CB及びPOWでは問題なかった。しかしKINFの場合は不確かさが大きかったため、各燃焼度点で個別ネットワークとして学習を行うことで予測精度を改善したが、更なる検討が必要と思われる。処理時間については、50000パターン分のCB及びPOWの燃焼特性の予測に関して、200msec未満であった。(演算プロセッサとしてGPUを利用)

3. 結論と今後の予定

深層学習による炉心燃焼特性の高速予測を実現した。予測結果には不確かさが伴うため、さらに検討が必要である。今後、LP最適化の強化学習に適用し、有効性と不確かさの影響評価を行う予定である。

参考文献

[1] 巽, 日本原子力学会 2017年 春の年会 (1G06)

*Masahiro Tatsumi¹

¹Nuelcear Engineering, Ltd. (NEL)