

深層学習による燃料装荷パターンの直感的生成手法の検討 (2)畳み込みニューラルネットワークの活用に関する検討

Study on Fuel Loading Pattern Intuitive Generation Method by using Deep Learning

(2)Consideration on Application of Convolutional Neural Network

*石谷 和己¹

¹原電エンジ

自動探索コードにより最適化された装荷パターンを、教師データとして畳み込みニューラルネットワークに学習させ、もっともらしい装荷パターンを出力させる方法について検討した。

キーワード: 燃料装荷パターン最適化, 深層学習, 畳み込みニューラルネットワーク, 画像認識/画像生成

1. 研究の背景 取替炉心設計では、限られた期間内に天文学的な組合せから設計条件を満たし且つ経済性に優れた装荷パターンを探し出す必要がある。筆者らが開発した自動探索コード SAMPLS¹は迅速な探索能力を有するが、設計では経済性向上を狙い燃焼度の高い燃料を積極的に用いた結果、不可避免的に設計条件逸脱に至ることがある。最適化探索は(新燃料や最外周燃料の配置を固定し)あらかじめ探索範囲を狭めても数十分を要するので、効率的な探索には自動探索の価値が有る燃料構成(燃料リスト)の迅速な見極めが肝要である。前報²では全結合層のみで構成された深層ニューラルネットワークの活用について検討した。

2. 着想と狙い 装荷パターン探索では、複数組の配置の入替えと炉心特性値評価を試行錯誤的に繰り返す。最善と思われる選択を繰り返す点は囲碁に類似しているが、装荷パターン探索には対局者は存在せず、最終的に得られた配置(終局状態相当)に価値がある点が異なる。本報では、画像認識/画像生成で用いられている畳み込みニューラルネットワーク(CNN; Convolutional Neural Network)の技術を用い、試行錯誤的な探索過程を経ずにもっともらしい装荷パターンを生成することを考えた。

3. 深層学習による燃料装荷パターンの推定 国内4ループPWRを対象とし、入力層31ユニット(1/8対称性を仮定)、出力層64ユニット(1/4対称炉心マップに対応)とし、全体としては、全結合層×2→畳み込み層×4→全結合層×2の構造のCNNを構成した。教師データとしては、新燃料取替体数6とおり(60,64,...,80体)について、それぞれGd新燃料割合2ケース×継続使用燃料割合8ケース×直前サイクルの引継燃焼度5ケース(8,9,...,12GWd/t)、計6×80ケースの最適化探索結果を用意した²。最適化探索にはSAMPLS¹を用いた。入力層に無限増倍率で降順に整序した燃料リスト、出力層に最適化された装荷パターンを教師データとして与え学習を行った。CNNに未学習の燃料リスト計6×200ケースを与え、出力された装荷パターンについてSIMULATE-3コードで3次元計算を行い炉心特性値を評価することで、もっともらしい装荷パターンを生成できたか確認した。

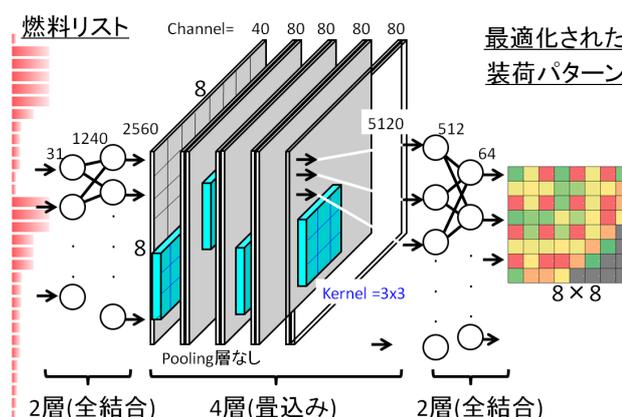


図 畳み込みニューラルネットワークの構成

参考文献

[1] K.Ishitani, et. al., "Development of Multi-Stage Stochastic PWR Loading Pattern Search Code SAMPLS", Advances in Nuclear Fuel Management IV(2009).

[2] 石谷, "深層学習による燃料装荷パターンの直感的生成手法の検討", 日本原子力学会 2017 年秋の大会, 1G12.

*Kazuki Ishitani¹, ¹Nuclear Engineering and Services Company