

特異値分解と深層学習を用いた炉心燃焼度分布の予測

Prediction of core exposure distribution using singular value decomposition and deep learning

*高野 渉¹, 木間 暁¹

¹GNF-J

ABWR において、教師データとなる炉心のサイクル末期炉心燃焼度分布を表す行列を事前に特異値分解し、それらをニューラルネットワークが学習することで未学習炉心のサイクル末期炉心燃焼度分布に対応する特異値及び特異ベクトルを予測した。得られた特異値及び特異ベクトルからサイクル末期炉心燃焼度分布を評価した。

キーワード：特異値分解、深層学習、炉心燃焼度分布、ABWR

1. 緒言

原子炉の運転では、1 サイクル毎に最適な燃料装荷パターンを設計し、核的・熱的な運転目標を満足させる必要がある。過去にはメタヒューリスティックな方法に基づいて最適な設計が試みられているが、近年ニューラルネットワーク(NN)が様々な分野で用いられており、ABWR の設計においても、燃料装荷パターンの最適化に資するかを検討した。これまで、炉心の特定の1燃料ノードについて基本特性の1つである相対出力を予測し^[1]、燃料装荷パターンの最適化に対して敵対的生成ネットワークを適用した^[2]。本検討では、燃焼が進んだ炉心での特性を評価するため、特異値分解を用いることで炉心の全燃料ノードの燃焼度分布を予測した。

2. 炉心燃焼度分布の予測モデル

2-1. 特異値分解の必要性

特定燃料ノードの相対出力の予測^[1]で示した通り、特定の燃料ノードに着目し、その燃料ノードに特化したNNを構築することで特性を予測することは可能である。一方、燃焼が進んだ炉心での特性を評価するには、少なくとも主要な多数の燃料ノードの燃焼度を予測する必要がある。しかし、燃料ノード数は ABWR の 1/4 炉心で約 2000 あり、例えばその全てに個別の NN を構築・評価することは計算時間の観点から困難である。そこで、炉心の燃焼度分布情報を事前に特異値分解によってデータ量を削減することで、炉心全体の燃焼度分布を現実的な計算時間で評価可能となる。

2-2. 燃焼度分布行列とその特異値分解

サイクル末期での炉心燃焼度分布を列方向に軸方向位置、行方向に径方向インデックスとした行列形式にし、特異値分解を実施した。次節の深層学習で使用するのはランク 2 までとした。模式図を図 1 に示す。

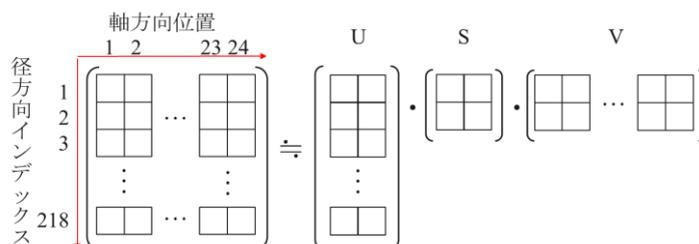


図 1 炉心燃焼度の行列と特異値分解(ランク 2 まで)

2-3. 深層学習

約 1300 の炉心について、炉心シミュレータ AETNA^[3]で評価したサイクル初期からサイクル末期のノード増分燃焼度を特異値分解し、ランク 2 までの左特異行列 U と右特異行列 V を教師データとして学習した。NN のインプットはサイクル初期の炉心軸方向平均燃焼度及びバンドル平均燃焼度とした。なお、最大特異値は (サイクル増分燃焼度) = (予測した U と V のランク 1 の係数の積の合計) × (最大特異値) から算出し、ランク 2 の特異値はランク 1 で計算される各バンドルの軸方向燃焼度分布からの補正量に比例するため、バンドル軸方向燃焼度分布のバラツキの大きさから算出した。

3. 炉心燃焼度分布の評価

第 2-3 節の方法で予測した U, V, 特異値から、ノード増分燃焼度を算出した。AETNA によるノード増分燃焼度と NN による予測値の関係を図 2 に示す。相対差は RMS で 11.2 % となり、特異値分解した U, S, V のランク 1 の係数からノード増分燃焼度を構築した場合の RMS 11 % と同程度の精度で予測することができた。

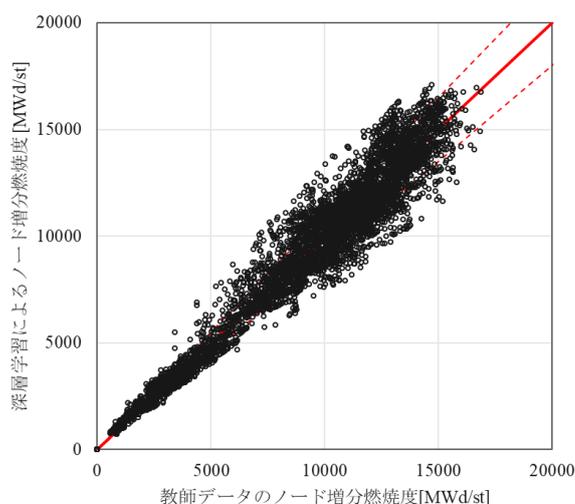


図 2 ノード増分燃焼度の予測結果

参考文献

- [1] 高野, 木間 日本原子力学会 2019 年春の大会, 2K07
 [2] 高野, 木間 日本原子力学会 2019 年秋の大会, 1K09
 [3] GNF-J “炉心核熱水力特性解析システム システム全般”, GLR-005 システム編, 2015 年 4 月

*Sho Takano¹ and Akira Konoma¹

¹GNF-J