

機械学習を用いた国内 BWR における配管線量率と水化学パラメータの分析

Machine learning analysis of piping dose rate and water chemistry parameters in Japanese BWRs

*山崎 樂¹, 藤原 和俊¹

¹電力中央研究所

被ばく線源低減に向けた新規の水化学技術の開発を目的として、国内 BWR における配管線量率と水化学パラメータとの関係性を調べた。機械学習手法を用いて、水化学パラメータが配管線量率に与える影響を数値化したところ、復水フィルタ出口 Fe クラッド濃度、炉水 ^{54}Mn イオン濃度、炉水 ^{60}Co クラッド濃度、および炉水 ^{131}I 濃度が、配管線量率と何らかの関係にあることが示唆された。

キーワード：機械学習、被ばく低減、配管線量率、水化学、BWR

1. 緒言

プラント定期検査時における作業従事者の放射線被ばくを低減する方法の一つが、水化学改善による被ばく線源低減である。本研究では、沸騰水型炉（BWR）に対して新規の水化学技術を開発するために、国内 BWR の水質・放射能データを俯瞰しながら、配管線量率と運転中の水質（水化学パラメータ）との関係をより深く理解することを試みた。

2. 分析方法

国内全 BWR を対象とし、運転中の水化学パラメータの実測値から、その直後の定期検査時における原子炉再循環系（PLR）の配管線量率を予測した。予測においては、高い回帰分析の精度を誇るとされる機械学習の手法（勾配ブースト法；このうち XGBoost, LightGBM, および CatBoost を使用）により、回帰モデルを作成した。回帰モ

表 1. 勾配ブースト法により作成した回帰モデルの予測精度の比較。 R^2 は 0 ~ 1 の範囲を取り、1 に近いほど予測精度が高く、RMSE は 0 以上の値を取り、0 に近いほど予測精度が高いとされる。

勾配ブースト法	R^2	RMSE
XGBoost	0.426	0.271
LightGBM	0.424	0.267
CatBoost	0.521	0.243

表 2. 水化学パラメータ（80 項目）のうち、SHAP 値の絶対値が大きかったもの

順位	水化学パラメータ
1 位	CF 出口 Fe クラッド(ppb)
2 位	炉水 ^{54}Mn イオン (Bq/mL)
2 位（同着）	炉水 ^{60}Co クラッド (Bq/mL)
4 位	炉水 ^{131}I (Bq/g)

デルの精度を比較するために、PLR 配管線量率の予測値から、実測値に対する決定係数 (R^2) および二乗平均平方根誤差 (RMSE) を求めた。また、PLR 配管線量率に対する各種水化学パラメータの関係性の強さを評価するために、水化学パラメータが PLR 配管線量率の予測値に与える影響を数値化した (SHAP 値の絶対値)。

3. 結果・考察

作成した回帰モデルのうち、CatBoost によるモデルは、 R^2 が最も大きく RMSE が最も小さかつたため、最も予測精度に優れると分かった（表 1）。いずれの回帰モデルにおいても、PLR 配管線量率の予測値に大きく影響した上位の水化学パラメータは変わらず、復水フィルタ出口 Fe クラッド濃度、炉水 ^{54}Mn イオン濃度、炉水 ^{60}Co クラッド濃度、および炉水 ^{131}I 濃度であった（表 2）。このことから、これらの水化学パラメータが、PLR 配管線量率と何らかの関係にあることが考えられた。

謝辞

本研究では、BWR プラントを有する国内電力会社より大変有益なデータを賜った。深く感謝申し上げる。

*Gaku Yamazaki¹ and Kazutoshi Fujiwara¹

¹Central Research Institute of Electric Power Industry