



TOHOKU UNIVERSITY

# シミュレーションデータベースを用いた機械学習によるタービンブレード摩耗度予測に関する研究

小林・佐藤研究室, C2IM1035, 深水一聖

## 背景

### 蒸気タービンのMROタイミングの最適化

- 性能低下の主な要因はブレード摩耗
- 性能低下や故障を防ぐために定期的なMROが必要
- MRO: メンテナンス, 修理, オーバーホール

→適切なタイミングの判断のためにブレードの摩耗状態を知りたい

## 先行研究と課題

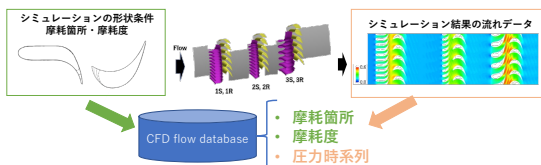
### 機械学習によるタービン異常検知・診断予測が注目を集める

- Zhang(2021): 分解中のブレードの画像から, 摩耗度や寿命を推定
  - Komatsu(2021): クラスタリングにより正常か異常かを分離
- MROタイミングの判断に重要な稼働中のタービンのブレード摩耗箇所・摩耗度を推定する手法はない

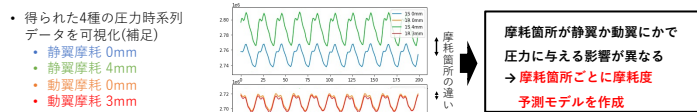
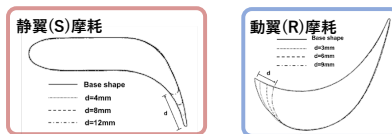
## CFD シミュレーションデータベース

Yamamoto(2020): 様々なブレード形状での蒸気タービン内部流れのシミュレーションと発電性能評価

実機からの摩耗データ収集は困難→シミュレーションでデータ収集



## 摩耗箇所ごとの影響度



## 提案手法

### 目的

稼働中のタービンのブレードの摩耗して段と該当箇所の摩耗度の予測

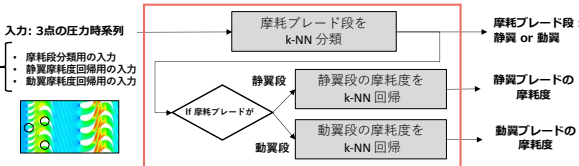
### アプローチ

CFDシミュレーションにより得られたデータから摩耗度を階層的な機械学習により予測

### 階層的摩耗予測モデル

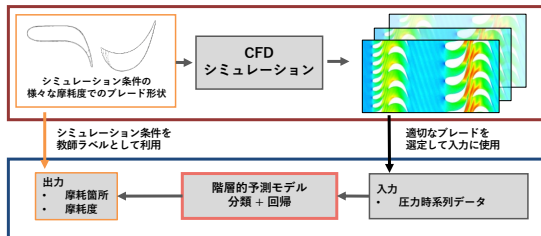
- 摩耗箇所が静翼か動翼かで圧力への影響が変化することを考慮
- 静翼と動翼の摩耗度回帰モデルを分けてそれぞれ回帰モデル学習
- 摩耗箇所の分類モデルと組み合わせて階層的に予測

### 階層的摩耗予測モデル



### CFDシミュレーションデータベースの活用

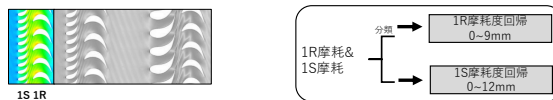
#### CFDシミュレーションによるタービン流れデータセット収集



階層的機械学習モデルの学習

## 評価実験

### タービンで最も摩耗しやすい1段目に予測対象を絞って検証



- 1段目静翼(1S)が0から12mmまで1mm間隔で摩耗している形状
  - 1段目動翼(1R)が0から9mmまで1mm間隔で摩耗している形状
- 上記の形状での圧力時系列シミュレーションデータを収集し, そのうちの3/4を訓練データとして学習に用い, 残りの1/4のデータで評価

### 探索結果

0.9841	0.9920	0.3490	0.2238	0.8879	0.7360
0.9799	0.9920	0.4063	0.2238	0.8537	0.7360
0.9840	0.9916	0.3534	0.2201	0.8756	0.7322
0.9796	0.9916	0.4177	0.2201	0.8542	0.7322
0.9837	0.9914	0.3561	0.2274	0.9015	0.7392
0.9841	0.9915	0.4087	0.2261	0.8744	0.7153
0.9794	0.9915	0.3601	0.2261	0.9037	0.7153
0.9832	0.9921	0.4156	0.2277	0.8882	0.7422
0.9785	0.9921	0.3630	0.2277	0.9171	0.7422
		0.4115		0.8979	

分類正解率      1S摩耗度回帰MAE(mm)      1R摩耗度回帰MAE(mm)

1段目静翼の摩耗と1段目動翼の摩耗の両方の影響が現れる1段目動翼の表面圧力を階層的予測モデルの入力に用いるのが適切

### 評価結果

分類正解率	1S摩耗度MAE	1R摩耗度MAE
99.2%	0.220 mm	0.715 mm

0から12mmの摩耗度範囲の中で十分に小さな誤差での予測が可能

## 結論

- 階層的予測モデルは摩耗が静翼と動翼のどちらにあるかと該当の摩耗度を高精度に予測可能
- シミュレーションデータで訓練された階層的摩耗予測モデルを用いて, 実際の運用中のタービンの摩耗箇所と摩耗度を予測することで, MROの適切なタイミングの判断への活用に期待

## 今後の課題

- 2段目以降の摩耗の予測と評価
- 複数箇所が磨耗した時のへの予測能力の発展
- 機械学習モデルの入力の適切なタイムステップ長さや, 複数地点の圧力値の活用による更なる精度向上