

## AI・1DCAEを活用した水車性能予測省力化技術

Efficiency-Improving Technologies for Hydraulic Turbine Performance Prediction Using AI and 1DCAE

中島 峻浩 NAKASHIMA Takahiro 川尻 秀之 KAWAJIRI Hideyuki 中村 高紀 NAKAMURA Takanori

再生可能エネルギー（以下、再エネと略記）であり、かつ安定的な電力供給を支える役割を担う水力発電では、近年ますます高度化する性能要求に対応した最適な水車の短期間での開発が求められている。

東芝エネルギーシステムズ(株)は、流れ解析(CFD: Computational Fluid Dynamics)の代わりに、AIを活用して短時間で高精度に性能予測する技術を開発した。ランナでは、深層ニューラルネットワーク(DNN: Deep Neural Network)を用い、CFDの結果に対して誤差15%以内の精度で予測可能なことを確認し、吸出し管では、CFDの結果を機械学習で置き換えたサロゲートモデルを用いて、精度を維持しながら開発期間を短縮した。また、ランナと吸出し管に相当する要素をCFDでモデル化し、それ以外の管路系全体を簡易的にモデル化可能な解析ツールである1DCAEで表現して連成解析することで、安定な運転の妨げとなる水車内部の流体振動を高精度に予測できることを確認した。

Hydroelectric power generation is a renewable energy source that delivers a stable supply of power. Recent trends in more sophisticated hydraulic turbine performance underscore the need for technologies that facilitate the development of hydraulic turbines with optimal performance in a short period of time.

Toshiba Energy Systems & Solutions Corporation has developed technology that swiftly and precisely predicts hydraulic turbine performance using artificial intelligence (AI) as an alternative to computational fluid dynamics (CFD) analysis. Applying it to turbine runner and draft tube design confirms that turbine runner performance prediction errors using deep neural networks (DNNs) are within 15% of CFD results. Quick draft tube performance predictions are available using machine learning-based surrogate models instead of CFD while maintaining the same prediction accuracy. We have also confirmed that coupled analysis using a tool known as 1DCAE, in which the turbine runner and draft tube are modeled by CFD and other piping systems are modeled in a simple manner, delivers precise evaluations of flow-induced vibrations that impede the stable operation of hydraulic turbines.

### 1. まえがき

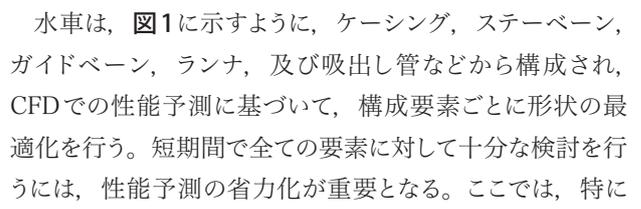
水力発電は、最も利用されている再エネであり、安定して発電できることが特長である。カーボンニュートラル実現に向けて再エネ比率を高めていくために、更なる発生電力の増大とともに、太陽光発電や風力発電など自然環境の影響で出力が変動する再エネの導入が拡大していることから、出力調整能力も期待されている。そのため、水車には、効率や信頼性の向上に加え、運転範囲や出力調整能力の拡大など、様々な性能が求められる。

ますます高まる性能要求に加え、プラントごとに存在する制約の下、短期間で最適な水車を開発することが課題となる。特に、性能開発のプロセスで用いられるCFDは、水車性能予測の高精度化とともに、省力化が重要課題となる。

こうした背景の下、東芝エネルギーシステムズ(株)は、AIを活用して水車性能を予測することでCFDの代替を図る省力化技術や、1DCAEとCFDを併用して水車に発生する流体振動を高精度に予測する技術の開発に取り組んでいる。

ここでは、これらの技術の概要及び有効性について述べる。

### 2. AIを活用した水車性能予測技術

水車は、に示すように、ケーシング、ステーパーン、ガイドパーン、ランナ、及び吸出し管などから構成され、CFDでの性能予測に基づいて、構成要素ごとに形状の最適化を行う。短期間で全ての要素に対して十分な検討を行うには、性能予測の省力化が重要となる。ここでは、特に流れが複雑で水車性能への寄与が大きいランナと吸出し管を対象とし、AIを活用してサロゲートモデルを構築し、CFDと同等の予測精度を維持しながら省力化を図った事例について述べる。

#### 2.1 ランナへの適用

ランナは、3次元的に複雑な形状であるため、設計変数が多く、性能に及ぼす影響も複雑である。そのため、CFDの代替技術として、入出力間の複雑な非線形関係を表現可能なDNNを用いてランナのCFD結果をサロゲートモデルに置き換えた。

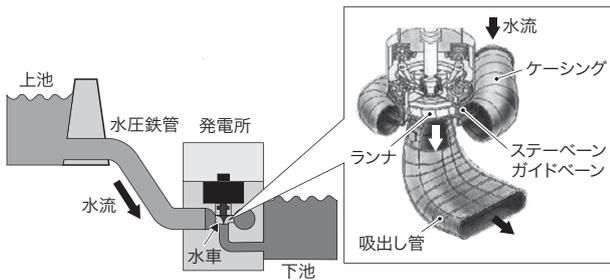


図1. 発電所の管路系と水車の構造

水車は、ケーシング、ステーベーン、ガイドベーン、ランナ、及び吸出し管などの要素ごとに形状の最適化が必要なため、性能予測の省力化が重要課題である。

Hydroelectric power plant piping system outline and hydraulic turbine structure

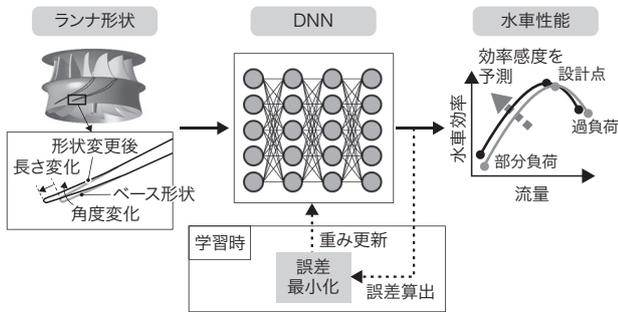


図2. DNNによる性能予測フロー

ベースとなるランナ形状の羽根出口角度や長さに関する設計変数の変化量を入力として与え、流量や水車効率の変化量を予測する。

Hydraulic turbine performance prediction flow using DNNs

図2に、DNNを用いた性能予測のフローを示す。ここでは、一例としてベースとなるランナ形状の羽根出口角度や長さに関する20種類の設計変数の変化量を入力として与え、流量や水車効率の変化量を予測するモデルを示している。このDNNでは、まずベース形状に対して形状を変化させた256パターンのサンプルを用意し、CFDによる性能評価結果を用いて学習させた。学習の際には、CFDの結果を正解として、DNNで予測された結果の誤差を算出し、誤差が十分小さくなるまで重みの更新を繰り返す。

学習済みモデルの妥当性評価のため、学習に用いたデータと異なるように出口角度と長さを変化させた256パターンの形状を用意し、CFDとDNNのそれぞれで性能を予測した。両者の結果を比較して、図3に示す。効率の変化量に対して、横軸にCFDから得られた結果を、縦軸にDNNでの予測結果をそれぞれ示している。部分負荷、設計点、過負荷の三つの代表的な運転条件全てにおいて、CFDから得られた値に対して誤差15%以内で予測できており、DNN

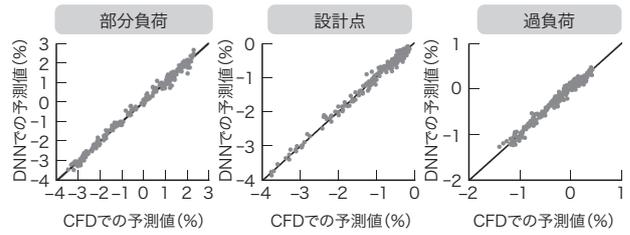


図3. 各運転条件でのCFD及びDNNによる効率変化量予測値の比較

DNNによる効率変化量の予測値は、いずれの運転条件でもCFDによる予測値に対して誤差15%以内で一致しており、CFDとほぼ同等の精度で予測できている。

Comparison of efficiency variation evaluated by CFD and DNNs under operational conditions

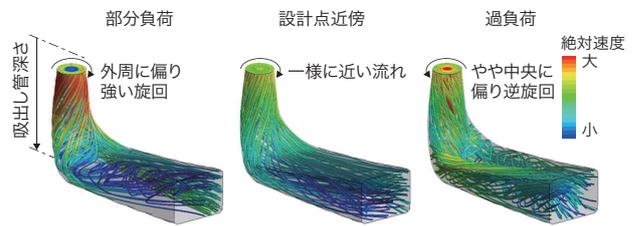


図4. 吸出し管内の流れ

外観形状は単純な曲がり管だが、内部の流れは複雑であり、非設計点での損失が大きい。

Comparison of streamline and velocity distribution in draft tube under operational conditions

はCFDとほぼ同等の精度で予測可能といえる。

CFDでは数時間程度掛かる性能予測が、DNNでは数秒程度で完了するため、CFDと同等の予測精度でありながら大幅な時間短縮が可能であり、DNNがランナの性能予測の省力化に有効であるといえる。また、性能予測が省力化されたことで、短時間でより網羅的な形状探索が可能となるため、この技術を高性能な水車の開発に活用していく。

## 2.2 吸出し管への適用

次に、吸出し管を対象としてCFDの結果を機械学習でサロゲートモデルに置き換え、精度を維持しつつ開発期間を短縮した事例<sup>1)</sup>について述べる。

吸出し管はランナから流出した水の流速を徐々に低下させて圧力を回復することで、落差のエネルギーをより有効に活用するディフューザーの役割を持つ。図4は吸出し管内の流れを示しており、運転条件によって流れの回転方向や偏りなどが様々に変化するため、CFDによる評価が必須であった。また、主要部品の中で最初に据え付けるため、早期に形状を決定する必要があるため、プラントごとの制約の下、短時間で最適化を行わなければならない。そこで、CFDによる性能評価プロセスを、応答曲面を用いたサロゲートモデルに置き換

え、CFDと同等の精度を確保した多目的最適化を実施した。

### 2.2.1 サロゲートモデルの構築

吸出し管の形状を定義する代表的な22か所の寸法を設計変数とし、これまでの実績範囲を網羅する2,495パターンのサンプル形状を作成した。サンプルごとに、部分負荷、設計点、過負荷の三つの代表的な運転条件でCFDにより損失を評価した。CFDによる評価結果を教師データとし、入力データに対して忠実な近似が可能な放射基底関数(RBF: Radial Basis Function)により応答曲面を生成した。

### 2.2.2 サロゲートモデルを用いた最適化

構築したモデルの妥当性を検証するため、最適化計算を実施した。設計変数は教師データ作成時の一部を固定した15か所の寸法で、目的関数は2.2.1項の三つの運転条件での損失と、浅いほどコスト低減につながる吸出し管深さとし、性能とコストを両立する最適化を行った。最適化アルゴリズムにはパレートフロントの探索性能や解空間の網羅性に優れた粒子群最適化(PSO: Particle Swarm Optimization)を用いて、約20,000パターンの形状を評価した。

図5は、各運転条件における吸出し管深さと損失との相関を示す散布図であり、縦軸、横軸ともにベース形状の値で無次元化している。損失とコストには全体的な傾向としてトレードオフの関係が見られているが、網羅的に探索した形状の中から、全体的にベース形状より優れた性能とコストの形状が、CFDを実施せずに選択可能であることを確認した。

続いて、選択した形状についてCFDによる性能評価を実施し、RBFによる予測結果と比較することで、ベース形状からの損失低減量の予測誤差を評価した結果を、図6に示す。過負荷の運転条件では、CFDとRBFでは傾向が異なるものの差は小さく、また、部分負荷と設計点の運転条件で

は、RBFとCFDが同程度の損失低減を予測しており、RBFによって損失低減量を精度良く推定できていることが確認できた。

## 3. 1DCAEとCFDの連成解析による流体振動予測技術

水車内部では運転状態に応じて様々な流体振動が発生し、安定な運転を妨げる場合がある。特に、吸出し管内部では、ランナから流出した流れにおいて、圧力が低下し飽和蒸気圧以下となることによってキャビテーションと呼ばれる気泡が発生し、流れを不安定化させる場合がある。これにより気泡が膨張と縮小を繰り返すことで、管路系全体の流量が変動するため、発電所全体にわたって流体振動を引き起こす要因となる。

こうした現象の予測では、従来、CFD若しくは1DCAEが用いられてきた。CFDでは3次元性を考慮したキャビテー

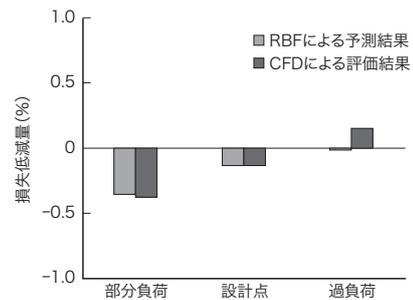


図6. CFD及びRBFによる損失低減量の比較

RBFでの損失低減量の予測結果は、CFDによる評価結果に比べて、過負荷の運転条件では若干低い値となっているものの、部分負荷と設計点の運転条件では同程度となっており、精度良く推定できている。

Comparison of loss reduction error evaluated by CFD and radial basis function (RBF) under operational conditions

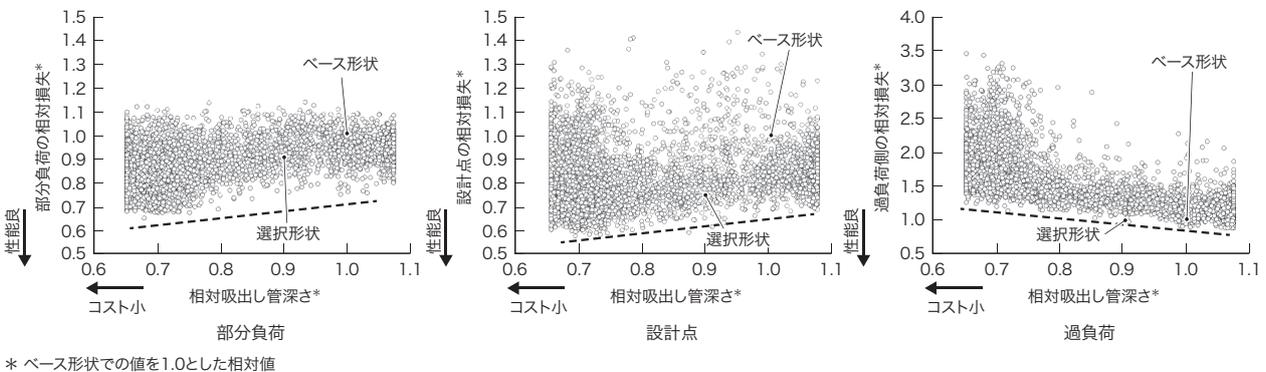


図5. PSOによる最適形状の探索結果

損失とコストには全体的な傾向としてトレードオフの関係が見られているが、PSOにより約20,000パターンの形状を評価した結果、ベース形状に対して損失及びコストがともに低い形状を見いだすことができた。

Comparison of correlation between draft tube depth and loss evaluated by particle swarm optimization (PSO) under operational conditions

ションの発生と挙動のモデル化が可能であるが、管路系全てをモデル化するのは解析規模の観点で困難である。そのため、当社ではランナ及び吸出し管に相当する要素をCFDでモデル化し、それ以外の管路系全体を簡易的にモデル化可能な1DCAEで表現し、両者を連成させた解析を適用することにより流体振動を高精度に予測する取り組みを行っている<sup>[2]</sup>。

図7は、CFDによる従来モデルと、1DCAE及びCFDを連成する解析モデルを示している。連成解析は、1サイクルごとに逐次、1DCAE側とCFD側双方から圧力や流量を受け渡し合う手法を用いた。また、CFDにおいては、キャビテーションを伴う流れに強く影響する渦をモデル化することなく直接計算する大規模渦シミュレーション法(LES: Large Eddy Simulation)を用いたことで、精度良くキャビ

テーションの挙動を予測しつつ、1DCAEによって管路系全体を考慮した解析を行うことができた。従来モデルでは、CFDだけで解析を行っており、また、渦を時間的に平均してモデル化するレイノルズ平均ナビエーストックス法(RANS: Reynolds Averaged Navie Stokes)を用いた。

予測精度検証のため、図8のとおり、試験で得られた流体振動の振幅と周波数に対する誤差を、従来モデルと比較評価した。この連成解析手法を用いることで、振幅と周波数ともに相対誤差が低減しており、予測精度が改善されていることが分かる。このように管路系全体にわたって発生する流体振動の予測に対して、連成解析手法が有効であることが確認できた。

#### 4. あとがき

水力発電は安定的な電力供給が可能な再エネであるため、カーボンニュートラルに向けて、今後ますます重要な役割を担っていく。そのためには、水車の開発においてもデジタル技術を積極的に活用することで、更なる水車の高性能化につなげていく必要がある。

当社は、今後もここで述べた水車性能を向上させるための技術を更に発展させ、より高効率で信頼性が高く、かつ出力調整能力の拡大に貢献できる水車の開発を目指していく。

#### 文献

- (1) 川尻秀之, 榎本保之. “サロゲートモデルを用いた水車吸出し管の設計最適化”. 第13回最適化シンポジウム, 京都, 2018-10, 日本機械学会, 2018, p.55-56.
- (2) 中島峻浩, ほか. “ベンチュリ管内のキャビテーション不安定流動現象における1DモデルとCFDの連成解析の適用”. 日本機械学会第102期流体工学部門講演会, 長岡, 2024-11, 日本機械学会, 2024, OS07-03.

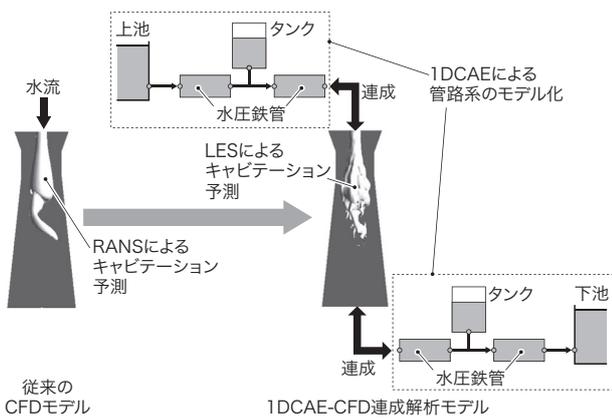


図7. 1DCAEとCFDの連成解析手法

連成解析は、1サイクルごとに逐次、1DCAE側とCFD側双方から圧力や流量を受け渡し合う手法で行われる。

Differences in conventional CFD model and coupled analysis model using 1DCAE

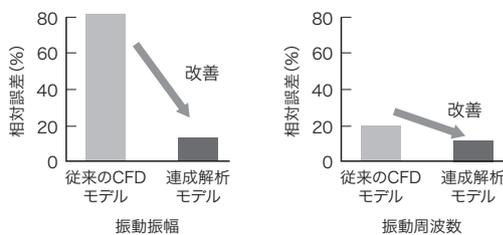


図8. 従来のCFDモデルと開発した連成解析モデルによる流体振動の予測精度の比較

試験で得られた流体振動の振幅と周波数に対する誤差を評価した結果、CFDと1DCAEの連成解析は、CFDだけを用いた従来モデルに比べて予測精度が改善されていることが確認できた。

Comparison of flow-induced vibration errors evaluated using conventional CFD and coupled analysis models



中島 峻浩 NAKASHIMA Takahiro  
東芝エネルギーシステムズ(株)  
エネルギーシステム技術開発センター 機械技術開発部  
日本機械学会・ターボ機械協会会員  
Toshiba Energy Systems & Solutions Corp.



川尻 秀之 KAWAJIRI Hideyuki  
東芝エネルギーシステムズ(株)  
エネルギーシステム技術開発センター 機械技術開発部  
ターボ機械協会会員  
Toshiba Energy Systems & Solutions Corp.



中村 高紀 NAKAMURA Takanori, Ph.D.  
東芝エネルギーシステムズ(株)  
エネルギーシステム技術開発センター 機械技術開発部  
博士(工学) 日本機械学会・ターボ機械協会会員  
Toshiba Energy Systems & Solutions Corp.