

複雑流動現象の音響リモートセンシングのための情報抽出技術の開発

九州大学 大学院工学研究院機械工学部門*

草野 和也

1. はじめに

IoT や人工知能などの進展を背景に、日本が目指すべき未来の社会像として、Society 5.0 という概念が 2016 年の第 5 期科学技術基本計画で提唱された。Society 5.0 は、フィジカル空間で得られる多種多様なデータをサイバー空間に集積し、AI の分析を通じて実世界にフィードバックすることで、社会全体に新たな価値を提供する構想である。同様の考え方は、ものづくり分野においてはデジタルツインとして以前から提案されており、航空機エンジンや風力発電用タービンの運転・保守の効率化への応用が期待されている。

航空機エンジンや風力タービンのような流体機械を対象として、デジタルツインなどのサイバーフィジカルシステムを構築する場合、流れ場内部の速度、圧力、温度などの物理量を直接計測してデータ化することが理想的である。しかしながら、暴風や高温に曝される過酷環境や、高速回転する動翼近傍など、計測が困難な状況も多く存在する。さらに、多数のセンサを設置することはコスト増大を招くだけでなく、流れ場そのものを擾乱する可能性もある。したがって、流れ場外部から取得可能なデータを有効に活用する技術の確立が重要である。

特に、音圧センサ（マイクロフォン）により取得される音響データを流動現象の解析に活用できれば、流れ場の情報を非侵襲かつ低コストで取得することが可能となる。例えば、風力発電においては、風車から放射される音から風速や流体力を推定することで、発電量予測や疲労評価といった応用を通じて、運転・保守の効率化に寄与することが期待される（図 1）。しかしながら、現時点において、このような技術は十分には確立されていない。

音響信号の計測・分析により音源の状態を推定するリモートセンシングは、工学、海洋、医療などの分野において広く研究されているが、複雑なシステムの挙動を音響信号のみから定量的に推定することは依然として困難である。特に、非線形性および高次元性を有する流体運動に起因して音波が生成される場合、音響データから流動情報を抽出する汎用的手法の実現可能性は十分に明らかにされていない。

音響計測から力学的物理量を推定する問題は、流れ場から放射音を予測する順問題に対する逆問題として位置付けられる。これまでに、流体音響学の基礎方程式に基づき、ファンやプロペラなどの回転機械を対象とした音源同定が試みられている。Trabelsi らは、軸流ファンの回転騒音に着目し、遠方音圧から動翼に作用する非定常流体力を再構成する逆解析手法を提案した[1]。同研究では、音響伝達行列に基づく逆問題を定式化し、チコノフ正則化により解の安定化を図っている。その結果、観測点数を増やして空間情報を充実させることで、流体力の推定精度が大きく向上することが示された。一般に、高精度な再構成には多数のセンサから構成されるマイクロホンアレイが用いられており、物理モデルに基づく逆解析には空間的に豊富な観測情報が不可欠であることが示唆されている[2]。

一方で、逆問題特有の誤差鋭敏性も大きな課題である。音響逆問題では、観測点数の不足やノイズの影響により解が不安定となりやすく、わずかな計測誤差が推定結果に大きな影響を及ぼす。このため、限られた観測点数でも安定的に流体力を推定可能な、汎用性の高い新たな枠

*2026.4 より横浜国立大学大学院工学研究院システムの創生部門に所属

組みの構築が求められている。その有力なアプローチとして、近年発展が著しいデータ駆動型手法の活用が期待される。

そこで本研究では、流体音の計測データから複雑な流動現象に関する情報を抽出するデータ駆動型手法の構築を目的とした。実用上重要な低マッハ数流れにおいては、流体音は流体力の時間変動と強い相関を有することが理論的に知られている。本研究ではこの関係性に着目し、非定常流体力の推定を対象として、機械学習に基づく逆推定手法の実現性を数値的に検証した。推定モデルには、長期的な時間依存関係の学習に適した時間畳み込みニューラルネットワーク（Temporal Convolutional Network, TCN）[3]を用いた。TCNは時系列モデリングにおいて長い有効履歴を取り得ることが報告されており、本研究のような音圧時系列から流体力時系列を推定する回帰問題への適用が期待できる。モデルの学習および検証には、数値シミュレーションおよび航空機エンジン用の軸流圧縮機の試験装置を用いた。

2. 音響信号から非定常流体力を推定する機械学習手法

本研究では、音圧の時系列入力から流体力変動の時系列出力を推定するため、時間方向の依存関係を学習可能な時系列回帰モデルとしてTCNを用いた。TCNは、畳み込み演算に基づいて時系列データを処理するニューラルネットワークであり、因果性を保持したまま長期依存関係を扱える点、および学習の安定性に優れる点から、本研究の推定問題に適した手法であると考えられる。

TCNでは、時系列信号に対して次元畳み込みを適用し、入力系列から特徴量系列を抽出する。図2にTCNの構造の模式図を示す。特に、推定時刻における出力が未来の入力に依存しないよう、因果的畳み込み（causal convolution）を採用している。さらに、多層化に伴う勾配消失や学習の不安定化を抑制するため、残差接続（residual connection）を導入した残差ブロックを基本単位としてネットワークを構成する。

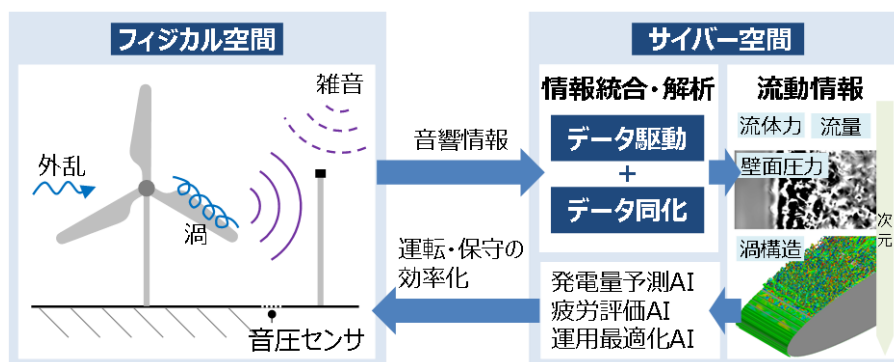


図1 音響信号を流動解析に活用するサイバーフィジカルシステムの構想

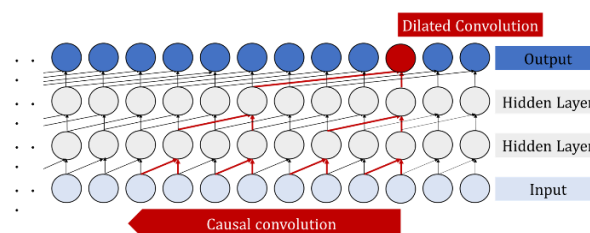


図2 TCNモデルの構造

3. 数値検証の結果

まず、環境音などの影響を排除した基礎的検証を行うため、数値解析により流れ場および音響場のデータを取得し、モデルの検証に用いた。本検証では、一様流中に設置した柱状物体から発生するエオルス音を対象とし、遠方場音圧から物体に作用する非定常流体力を推定する逆問題に TCN モデルを適用した。すなわち、物体から十分離れた位置で観測された音圧変動の時系列データを入力とし、揚力および抗力の時間変化を推定した[4]。

物体の代表長さ D および主流速度に基づくレイノルズ数は $Re=150$ とした。この条件では流れは二次元的であるため、本研究では二次元計算を採用した。数値計算には、格子ボルツマン法に基づく in-house コードを用いた。

エオルス音は、柱状物体に作用する非定常流体力に起因するダイポール音であり、リフトダイポールおよびドラッグダイポールに分類される[5]。いずれもカルマン渦放出に支配され、揚力変動は渦放出周波数と同一周波数で振動し、抗力変動はその 2 倍の周波数成分を持つ。また、リフトダイポール音およびドラッグダイポール音は、それぞれ流れに垂直方向および流れ方向に強い指向性を有する。これらの特性を踏まえ、音圧の観測点は円柱中心を原点として、流れに垂直方向および上流方向にそれぞれ $100D$ 離れた位置に配置した。前者はリフトダイポール音、後者はドラッグダイポール音の観測に適していると考えられる。

本研究では、観測音と推定対象の流体力の組み合わせを変えた 4 つのケースを設定した。Case 1 および Case 2 では、観測音に直接対応する流体力変動を推定した。一方、Case 3 および Case 4 では、観測音に対して直交する流体力成分の推定を試みた。

学習および検証に十分なデータを確保するため、柱状物体の断面形状を変化させた複数のサンプルを用いた。図 3 に、流れ場および音響場の代表例として、瞬時渦度分布および圧力変動分布を示す。物体後方にはカルマン渦列に対応する周期的な渦構造が形成されており、物理的に妥当な渦放出現象が再現されていることが確認できる。また、圧力変動分布からは、揚力方向に対応する双極子型の構造が確認される。

図 4 に TCN モデルの数値検証結果を示す。Case 1 ではリフトダイポール音を入力として揚力係数を、Case 2 ではドラッグダイポール音を入力として抗力係数を推定した。いずれのケースにおいても、推定値は真値と良好に一致しており、振幅および位相の両面で高い再現性が確認された。このことから、観測点を適切に配置し指向性を利用することで、TCN モデルにより音響データから流体力変動を高精度に推定可能であることが示された。

次に、Case 3 ではドラッグダイポール音から揚力係数を、Case 4 ではリフトダイポール音から抗力係数を推定した。Case 4 では、直接対応する場合と比較して誤差は増加するものの、抗力変動の周期性および振幅傾向は概ね再現されている。一方、Case 3 では推定値は真値と大きく乖離し、振幅および位相ともに大きな誤差が生じた。以上より、入力と出力の組み合わせが推定精度に大きく影響することが明らかとなった。

この推定精度の差異について、音響信号に含まれる周波数特性および位相情報の観点から考察する。カルマン渦放出に伴う揚力変動は基本周波数で振動するのに対し、抗力変動はその 2 倍の周波数を主要成分として持つ。この違いは、入力信号に含まれる情報量に本質的な差をもたらす。Case 4 で推定が可能であった理由は、リフトダイポール音が渦の回転方向に対応した位相情報を保持しているためである。音圧の符号により、上側・下側いずれから渦が放出されているかを識別でき、これが抗力変動のタイミング推定に寄与したと考えられる。

一方、Case 3 で推定が困難であった主因は、周波数倍化に伴う位相情報の欠落にある。ドラッグダイポール音は抗力と同様に 2 倍周波数成分を支配的に含むため、渦の回転方向に関する情報が失われる。その結果、異なる渦放出過程が同一の波形として観測され、揚力変動を一意に復元することが原理的に困難となる。

以上より、入力信号に推定対象を復元するために必要な位相情報が含まれているかどうか、推定精度を支配する本質的要因であることが示された。

4. 実験検証の結果

次に、実験に基づく検証を行い、環境音などのノイズを含む実条件下での性能評価を実施した。データ取得には九州大学に設置された低速軸流圧縮機試験装置を用いた。圧縮機上流に音圧センサを設置し、音圧の時間変動を計測するとともに、ロータと駆動用モータの間に高応答トルク検出器を設置し、軸トルクの時間変動を取得した。さらに、回転数および流量を変化させることで、多様な運転条件におけるデータを取得した。動作点の把握のため、流量および圧力上昇量も併せて計測した。

図 5 に、回転数 1600 rpm における性能特性曲線の一例を示す。流量係数が約 0.335 付近で圧力上昇係数は最大となり、それより低流量側では急激に低下する。この圧力上昇の低下は二段階で生じる。第一段階は、翼先端付近に局所的な失速セルが形成される部分スパン旋回失速（マイルド失速）に対応し、この段階では圧力上昇の低下は比較的緩やかである。これに対し、さらに流量が低下すると、失速領域が翼スパン全体に拡大する全スパン旋回失速（ディープ失速）へ遷移し、流路の大部分が閉塞されることで圧力上昇係数が著しく低下する。

図 6 に、動翼回転数 1300 rpm における代表的な音圧データとして、(a) 旋回失速後、(b) 旋回失速前、(c) 圧縮機停止時の環境音の 3 条件を示す。各条件において音圧変動の振幅は大きく異なり、特に失速発生時には顕著な増大が確認される。この結果は、音響信号から流動状態を識別可能であることを示唆している。

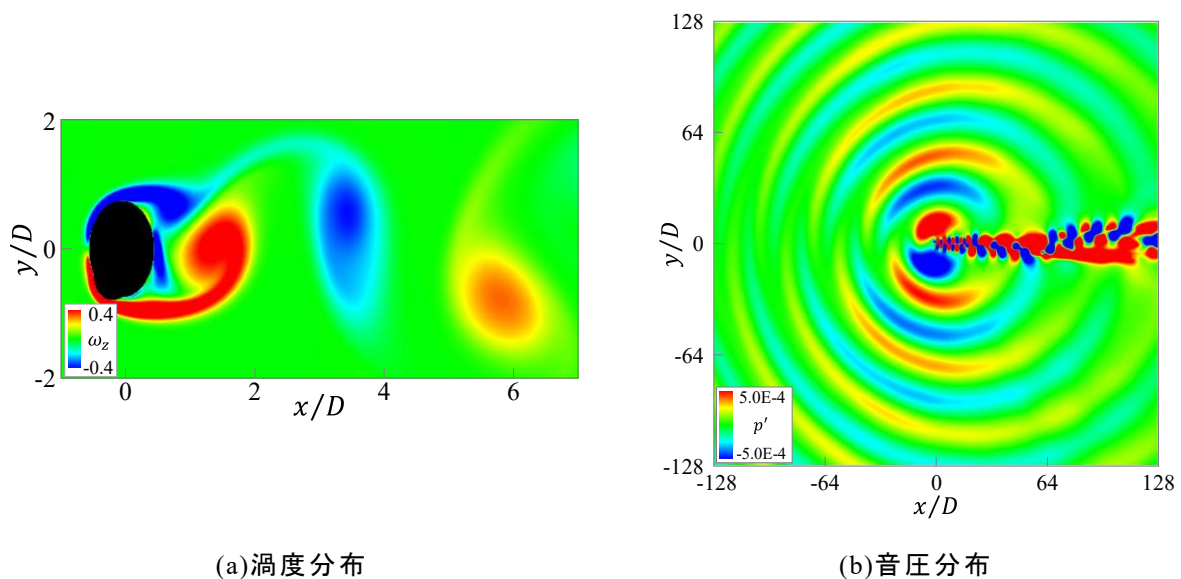
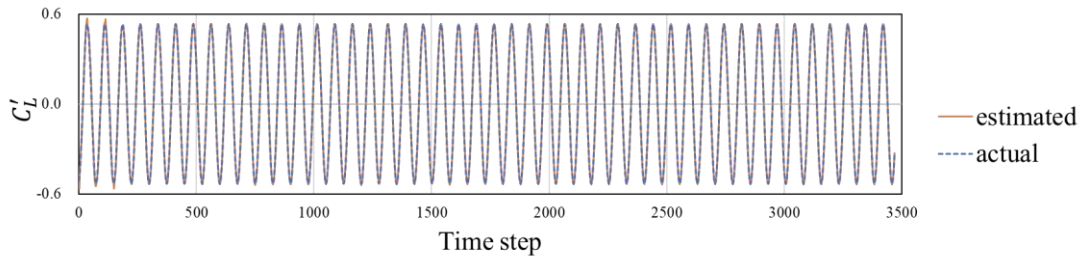
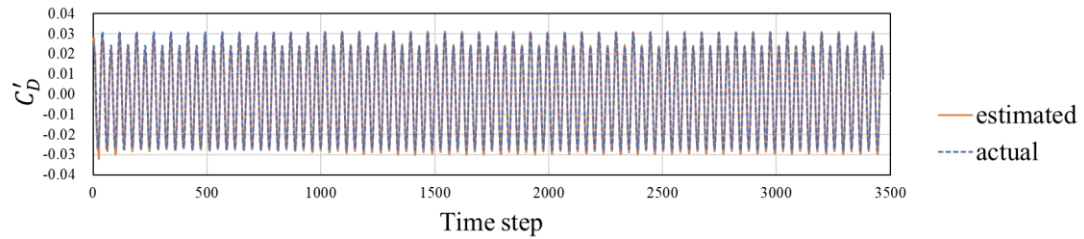


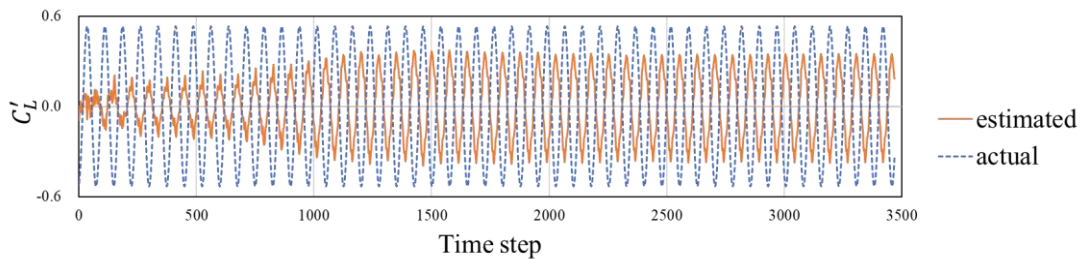
図 3 円柱まわりの瞬時の流れ場および音響場



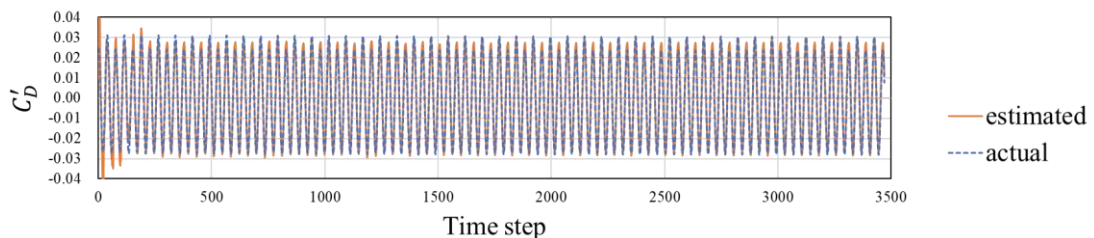
(a) Case 1: リフトダイポール音から揚力変動の推定



(b) Case 2: ドラッグダイポール音から抗力変動の推定



(c) Case 3: ドラッグダイポール音から揚力変動の推定



(d) Case 4: リフトダイポール音から抗力変動の推定

図 4 数値検証の結果

図 7 に、音圧データから推定した軸トルクの結果を、回転数 1600 rpm における条件について示す。ここでは、(a) 旋回失速前、(b) マイルド失速、(c) ディープ失速の各状態に対応する代表的な流量点を示しており、対応関係は図 5 の性能特性曲線上に示している。

旋回失速前の条件では、推定値は実測値の挙動を十分に再現できず、振幅を過小評価する傾向が見られる。一方、マイルド失速領域では、推定値は実測値の変動傾向を部分的に捉え始める。さらにディープ失速状態では、特徴的な低周波変動が明瞭に再現されている。このように、失速の進行に伴い推定精度が向上する傾向は、他の回転数条件 (1300 rpm、1600 rpm、1800 rpm) においても共通して確認された。

以上の結果より、ディープ失速に起因する流体力学的トルク変動については定性的に良好な再現が得られることが確認された。一方、非失速時およびマイルド失速時における比較的小さな変動については、再現性に課題が残ることが明らかとなった。

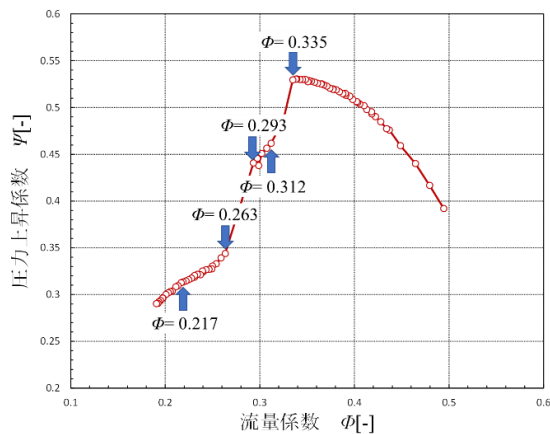
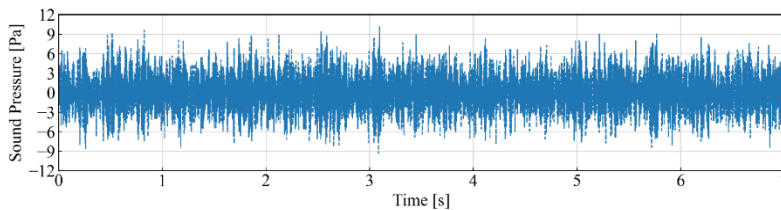
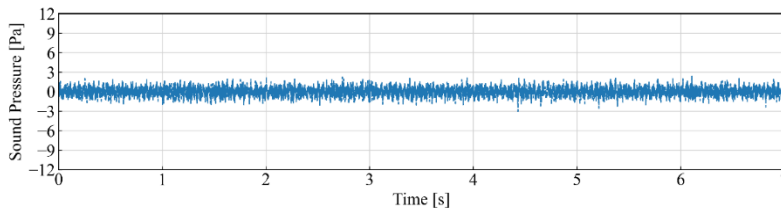


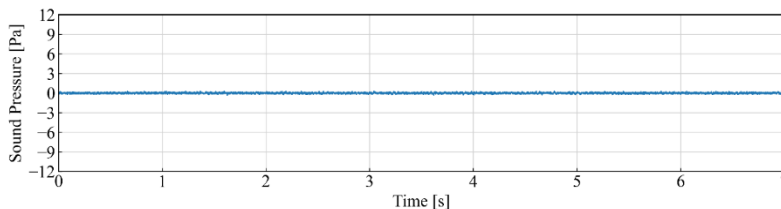
図 5 性能特性曲線



(a) 動翼あり（旋回失速後）

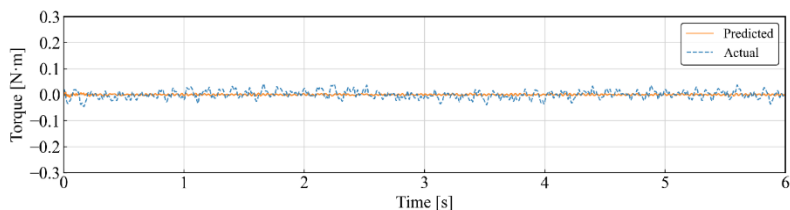


(b) 動翼あり（旋回失速前）

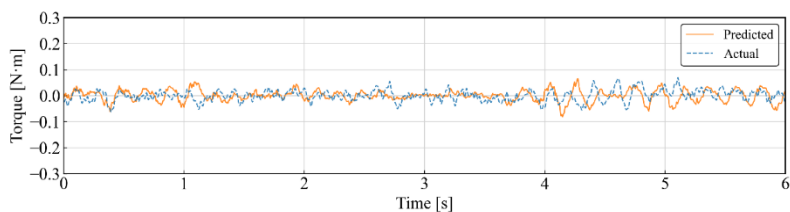


(c) 圧縮機停止時の環境音

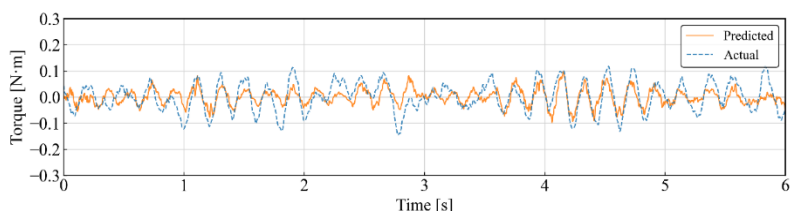
図 6 音響データの時系列データ



(a) 失速時前 ($\Phi = 0.335$)



(b) マイルド失速 ($\Phi = 0.293$)



(c) ディープ失速時 ($\Phi = 0.217$)

図 7 1600rpm における軸トルク推定結果

5. まとめ

本研究では、音響信号に基づいて低マッハ数流れ場内の物体に作用する非定常流体力を推定する手法として、時間畳み込みネットワーク (Temporal Convolutional Network: TCN) を用いたデータ駆動型推定手法を提案し、数値および実験の両面からその有効性を検証した。

数値検証の結果、観測点は推定対象となる流体力成分の指向性に対応した位置に配置することが望ましいことが示された。一方で、音響信号に流体力変動の位相を一意に決定可能な情報が含まれる場合には、直交方向の流体力成分についても一定の精度で推定可能であることが示唆された。

実験検証では、旋回失速の進行に伴い推定精度が向上する傾向が確認された。特にディープ失速時には、特徴的な低周波トルク変動が音響信号から定性的に良好に再現された。一方、非失速時およびマイルド失速時における比較的小さな流体力変動については、推定精度に課題が残ることが明らかとなった。

これらの結果は、音響信号に流体力変動に関する有用な情報が含まれており、本手法が非接触・非侵襲的な流体計測手法として有望であることを示している。特に、大規模かつ低周波の流動現象に対して有効であることが示唆された。

今後は、非失速時における低振幅信号の推定精度向上に向けて、特徴量抽出の高度化やノイズ低減手法の導入を進めるとともに、多点音響計測や他の機械学習モデルとの比較を通じて、本手法の適用範囲の拡張を図る予定である。

謝辞

本研究は（公益財団法人）天野工業技術研究所 2025 年研究助成を受けて実施されました。心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Trabelsi H., Abid M., Taktak M., Fakhfakh T., Haddar M., “Reconstruction of the unsteady rotating forces of fan’s blade from far-field sound pressure”, *Applied Acoustics*, Vol. 86, pp. 126-137 (2014).
- [2] Xu, Y., Casalino, D., Zhang, X. Z., Zhang, Y. B., and Bi, C. X., ”Real-time reconstruction of unsteady rotating forces acting by rotor blades in moving medium”, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 568, (2024), 117972.
- [3] Ning, C., Xie, Y., and Sun, L., “LSTM, WaveNet, and 2D CNN for nonlinear time history prediction of seismic responses”, *Engineering Structures*, Vol. 286, 116083 (2023).
- [4] Kato K. and Kusano K., “Acoustic remote sensing technique for estimation unsteady fluid forces using a temporal convolutional network”, *Proceedings of the 31st International Congress on Sound and Vibration*, No. 67, 2025.07.
- [5] Inoue O. and Hatakeyama N., “Sound generation by a two-dimensional circular cylinder in a uniform flow”, *Journal of Fluid Mechanics*, Vol. 471, (2002), pp. 285–314.