

2022年度会長就任挨拶 Message from the President



福泉 靖史*1
FUKUIZUMI Yasushi

3月の総会にて、2022年度の日本ガスタービン学会会長に選出されました、福泉です。学会長就任にあたり、ご挨拶を申し上げます。

今年、学会創立50周年にあたり、色々な記念行事が計画されています。この節目に、過去の振り返りを行いながら、今後の学会の在り方に関して、皆さまと議論を進め、社会に対して価値ある提案を出来るように考えてまいりたいと存じます。

まずは、昨今の学会運営状況に関してですが、コロナ禍での難しい環境下、太田前会長のリーダーシップのもと、各理事、委員の方々のご協力により、オンラインでの定期講演会を実施するなど、早速新たな運営方法に取り組み、新しい学会運営手法の基礎を構築されました。本年度も、引き続きこのような皆様のご協力を得ながら、新しい学会運営に取り組んで参りたいと存じますので、会員の方々におかれましては、どうぞご忌憚ない意見をいただければと存じます。

さて、現在の学会の課題は、日本ガスタービン学会に限らず、会員数の減少であります。エナジー・トランジションと言う、100年に一度と言われるようなエネルギー革命が進みつつあり、これが化石燃料を利用する機械に対してネガティブな印象を与え、若い方々の興味を失わせることにもつながっていると推察いたします。しかし、実際に社会のインフラストラクチャーを構成し、皆様の社会・経済活動を支えているのは、未だにこれらの機械類であることが、正しく認識されているように思えません。一方、これらの機械に関しても、エナジー・トランジションの動きに応じて、進化を求められる状況にあることも事実であると思えます。

比出力が大きく、エネルギー密度の大きなガスタービンに求められる役割は、本体自体の進化のみならず、カーボンニュートラル燃料の適用など、まだまだ多いと感じておりますので、是非とも若い方々にガスタービンと言う機器を進化過程にあるエネルギー機器とポジティブに捉えられる啓蒙活動を、学会活動を通じて進めてまいりたいと存じます。

更に言えば、この学会の活動の全般的な低迷は、別の社会的背景もあるように思えます。つい最近、新聞の1面トップに「低学歴国ニッポン」との衝撃的なタイトルの記事が掲載されました。記事では、「産学官で意識改革を」との提言もなされておりました。学問や研究の深

化に対する日本社会の評価の低さが一因との考察もされていましたが、最近の社会情勢を見ていると、そのように感じることも確かにあります。

例えば、エネルギー・トランジションの議論を見て最近感じるの、世の中の新たな動きを具体化して行く議論の深みの無さであり、どちらかと言えば、情緒的に地球温暖化防止を叫び、ESG投資など、金融ビジネス関係者の生み出すトレンドに振り回され、株価を気にしてトレンドに乗らなければと焦る企業経営者の姿です。これは、私自身、自らを省みることでもあります。世界中で投資先を求める巨大な資金が、早くその活用先を求めようと拙速な動きをしているようにも見え、より冷静で具体的な検討や既存インフラの活用などの段階的な展開の議論があっても良いと思えます。

日本ガスタービン学会では、かねてより航空エンジンも含めたエネルギー・インフラ機器の将来に関して、定期的な議論を行っていますが、産学官の連携による、日本にとって相応しいエネルギー戦略の深掘り検討や、更には大学の学部連携による、より深い社会的見地も含めた、正論の検討など、学会こそが、そのようなしっかりした議論と検討の先駆けをする場となり得る可能性を持っているように思えます。少々、学会活動に大風呂敷を広げようという言い方になりましたが、これまでのガスタービンと言う製品に特化した活動から、社会課題の解決手段としての学術、技術の役割の認識を通じて、若い方々の知性を刺激するような、学会自身が意義ある活動を産み出せば、おのずとそこに意識の高い若い方々が集まって来るのではないかと期待します。知性の深化に対する社会の理解が低いのも、そもそも知性を生み出す場を持っている側の活動にも責任があるようにも思えます。

今年度は、コロナウイルスの感染状況も、少しは落ち着いてくるのではないかと期待し、対面とオンラインでのハイブリッドでの協議の機会をなるべく増やして、皆様と関連な議論が行えるように考えたいと思えます。また、今年度はより多様性を指向して、若手、女性にも活躍していただきたいと思えます。

ウクライナを巡る国際紛争は、世界のエネルギー情勢やサプライチェーンに大きな影響を与え、エネルギー資源小国である日本は、早速この影響を受けています。今後の世界では、環境負荷の低減の基本的方向に加え、その時々発生する極端な変化にも対応して行く必要があるようにも思えます。そのような変化に対して、正論を冷静に提供できる可能性のある、学会としての存在感を出して行くために、会員皆様と関連な議論の場を設けてまいりたいと存じますのでどうぞ宜しくお願い申し上げます。

原稿受付 2022年5月9日

*1 三菱重工業(株) エナジードメイン
〒100-8332 千代田区丸の内3-2-3

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

リアルワールドとデジタルワールド

Real World and Digital World



黒瀬 良一*1
KUROSE Ryoichi

キーワード：ガスタービン，データ同化，機械学習，デジタルツイン

Key Words : Gas Turbine, Data Assimilation, Machine Learning, Digital Twin

私事で恐縮であるが，筆者が燃焼の数値シミュレーションを始めたのは，博士学位取得後，一般財団法人電力中央研究所（電中研）に入所した1998年のことである。20年以上前の当時，微粉炭燃焼を対象とした数値シミュレーション^{(1),(2)}は，プリミティブな乱流モデルと燃焼モデルを導入して時間平均を施した支配方程式を解くRANS (Reynolds-Averaged Navier-Stokes) シミュレーションが主流であり，電中研が所有する石炭燃焼試験炉（円筒横型）を対象とした計算に，商用ソフトウェアを利用して数週間～数カ月（数並列～数十並列計算）かかっていた。それも，多数の旋回翼が付いた三重管の複雑形状を有するバーナなど再現できるわけもなく，旋回流は流入条件として経験的に与えるのが通例であった。それが，2022年現在，微粉炭燃焼の数値シミュレーション⁽³⁾は，バーナや燃焼炉の形状を厳密に再現するのは当然となり，より計算負荷のかかる高度な乱流モデルと燃焼モデルを用いるLarge-eddy Simulation (LES) でも数日～1週間程度（数千並列～数万並列計算）で結果を得ることが可能となった。さらに，単純な形状に限定すれば，乱流モデルや燃焼モデルを一切用いない直接数値計算 (Direct Numerical Simulation, DNS) も実施可能な状況にある。この飛躍的な数値シミュレーションの進歩は，性能世界一となった「京」や「富岳」の出現，様々な数値モデルの高度化に加えて，データ同化，機械学習およびデジタルツインに代表される，所謂，ビッグデータ活用技術の進歩によるところも大きい。

本特集は，このような最近の進歩，展開が著しいデータ活用技術のガスタービン関連分野への適用に焦点をあてたものであり，大変興味深い。掲載された記事を拝読すると，現象の高精度予測や事前検知，またその計算負荷の低減など目的は様々であるが，それらの達成のため

には，実現象が起こる「リアルワールド」とそれを数値的に再現，創造する「デジタルワールド」の間での迅速なデータのやり取りや，デジタルワールドの高い再現性の実現が重要な鍵を握ることがわかる。しかし，この速さと精度は本来相反するものであり，両立させることは容易ではない。例えば，ガスタービンのデジタルツインを真の意味で実現しようとするれば，リアルワールドとデジタルワールド，両ワールドのデータ（情報）を常に“リアルタイム”で行き来させる必要があるが，特に燃焼を対象とした計算では計算負荷が極めて高いため，世界の「富岳」をもってしてもその実現は到底不可能である（本特集の筆者の拙文をご一読頂きたい）。ごく最近，巨大な3Dプリンターを利用したロケット制作技術の開発を進めているスタートアップがあるというニュースを目にした。製作にかかるコストおよび日数の大幅な削減につながるそうである。コンピュータ性能が飛躍的に向上し，実験に替わる手段として数値実験という言葉が使われるようになって久しいが，3Dプリンターの台頭で，「ものづくり」の主役は再び実験（リアルワールド）に回帰するのであるか？それとも，データ活用技術の進歩はそれをも凌駕し，数値実験（デジタルワールド）の利用が益々進むのであろうか？両ワールドにおける今後の展開が楽しみである。

参考文献

- (1) R. Kurose, H. Tsuji, H. Makino, Effects of moisture in coal on pulverized coal combustion characteristics, *Fuel*, Vol. 80 (2001), pp. 1457-1465.
- (2) R. Kurose, M. Ikeda, H. Makino, Combustion characteristics of high ash coal in a pulverized coal combustion, *Fuel*, Vol. 80 (2001), pp. 1447-1455.
- (3) R. Cai, K. Luo, H. Watanabe, R. Kurose, J. Fan, High-fidelity simulations of pulverized coal combustion: a review, *Advanced Powder Technology*, Vol. 31 (2020), pp. 3062-3079.

原稿受付 2022年3月19日

*1 京都大学 大学院 工学研究科
〒615-8540 京都市西京区京都大学桂C3
E-mail: kurose@mech.kyoto-u.ac.jp

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

フィルム冷却流れ解析を高度化するデータ同化

Data Assimilation for Advancing Film Cooling Flow Analysis



三坂 孝志*¹
MISAKA Takashi



久保 世志*²
KUBO Seiji



浅海 典男*³
ASAUMI Norio



出田 武臣*²
IDETA Takeomi



大林 茂*⁴
OBAYASHI Shigeru

キーワード：ガスタービン，フィルム冷却，データ同化，RANS乱流モデル，ベイズモデル較正

Key Words：Gas Turbine, Film Cooling, Data Assimilation, RANS Turbulence Model, Bayesian Model Calibration

1. 緒言

計算機支援工学 (Computer-Aided Engineering, CAE) における一連の作業では、CAE解析結果の計測データとの比較や時空間的に限られた計測データに対するCAEを用いた情報の補完が行われる。CAEおよび計測技術の高度化が進み、それぞれの不確かさが定量化されるようになると、CAE解析と計測を比較したり補完したりするための方法にも注意を払う必要が出てくると考えられる。そのような場面で活用できるのがデータ同化の考え方である。

データ同化は、数値シミュレーションにおける初期・境界条件、モデルパラメータなどの不確かさを計測データにより統計的に修正する方法であり、これまで数値気象予測の精度向上を実現する手段として有用性が示されてきた^{(1),(2)}。気象予測モデルでは現実に即した初期・境界条件を設定することが難しく、それらを観測データと制御理論によって決定するデータ同化が重要な役割を果たしている。最近ではデータ同化の工学分野での応用が活発になってきており^{(3),(4)}、数値シミュレーションが活用される他分野への普及も期待される⁽⁵⁾。

データ同化ではFig. 1に示すようなシステムを考える。システムモデルはCAEモデルなど数値シミュレーションに利用しているモデルに対応する。計測データは実世界 (フィジカル空間) からのサンプリングであり、サイバー空間のシステムモデルから実世界の計測データと対応する仮想的なデータを得るために観測モデルが存在す

る。CAE解析と計測データを融合するデータ同化はフィジカル空間とサイバー空間を同期させる枠組みとなり、CAEシミュレーションに基づくデジタルツインを構築するための方法の一つと捉えることができる。

また、データ同化ではFig. 1に示すCAE解析と計測データの比較において、それぞれの結果を確率分布で表現し、ベイズの定理によって推定分布 (事後分布) を求める。このような統計的扱いにより、CAE解析および計測の不確かさが定量化されていれば、データ同化によってそれらを融合したときの不確かさの低減度合いが定量化される。

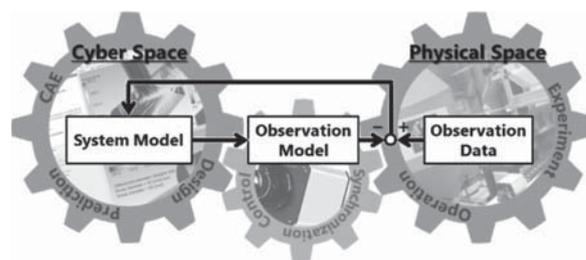


Fig. 1 Cyber-physical synchronization based on data assimilation framework

さて、機械・深層学習の普及によってデータに基づくモデル構築が身近になっているが、その学習データを数値シミュレーションによって生成する場合も多く、数値シミュレーションと機械・深層学習の関わりが深化している。帰納的数値シミュレーションと演繹的機械学習の相補う関係はよく語られるところであるが、これらをモデルおよびデータへの依存度に応じてモデルベースおよびデータ駆動と分類すると、データ同化や機械・深層学習のアプローチはおおよそFig. 2のように位置づけることができる。

データ同化は数値シミュレーションの予測を計測デー

原稿受付 2022年3月10日

* 1 産業技術総合研究所

〒135-0064 江東区青海 2-3-26

E-mail: takashi.misaka@aist.go.jp

* 2 (株)IHI 〒135-8710 江東区豊洲 3-1-1

* 3 (株)IHIエスキューブ 〒135-8710 江東区豊洲 3-1-1

* 4 東北大学流体科学研究所

〒980-8577 仙台市青葉区片平 2-1-1

タで修正したり、比較的少数のモデルパラメータを計測データに基づき推定したりするような利用法が多いため、特定用途のモデルを考え、学習に必要なデータは少ないのが一般的である。一方で、機械・深層学習ではニューラルネットワークモデルに含まれる多くの係数を最適化するために大量の学習データを必要とするが、ニューラルネットワークモデル自体の汎用性は非常に高い。機械・深層学習の広がり、深層ニューラルネットワークの汎用性を活かすことのできるデータ社会が訪れたことにも関係しているであろう。

これらの考え方に対して、良い所取りのアプローチとして、Physics-informed neural network (PINN) や Physics-informed machine learning (PIML) と呼ばれる手法が提案されている^{(6),(7)}。PINNでは損失関数に支配方程式の残差を加えて学習を行うことで、支配方程式に従う予測や学習の効率化が期待できる。このPINNのようなアプローチはFig. 2ではモデルベースとデータ駆動の中間におくことができそうである。興味をお持ちの読者は本稿の付録もご参照頂きたい。以上のようなデータ同化および機械・深層学習の位置づけを踏まえつつ、次章以降では具体例としてフィルム冷却流れにおける乱流モデルのパラメータ推定を紹介する。

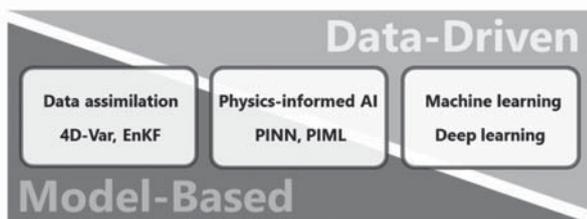


Fig. 2 Model-based and data-driven approaches for utilizing various fidelity of data

2. モデルベース・データ駆動の乱流モデリング

2.1 RANS乱流モデルの不確かさ

高温流に晒されるガスタービン翼においては、翼内部から翼表面に向かって多数の小孔（フィルム冷却孔）があげられており（Fig. 3）、翼内部からフィルム冷却孔を通じて低温流を翼表面に広げることで冷却を行っている。このような複雑な流れにおける翼冷却効率のレイノルズ平均ナビエ・ストークス（RANS）解析による予測精度はRANS乱流モデルに大きく依存することが知られている⁽⁸⁾。フィルム冷却流れの解析精度はLarge eddy simulation（LES）による非定常解析によって大きく改善されることが確かめられているが⁽⁹⁾、タービン翼の最適設計のように多数回の解析が必要な場合にはRANS解析に頼る必要があり、その精度向上が求められている。

乱流モデルのパラメータおよびモデル形式の不確かさに対応するために、データを活用した乱流モデリング手法が研究されている^{(10),(11)}。RANS乱流モデルに焦点を絞ってそれらの手法を分類するとFig. 4のようになる。すな

わち、既存のRANS乱流モデルのパラメータを特定の流れ場において計測データに基づき最適化する方法、そして、RANS乱流モデルのモデル形式を直接数値計算（DNS）やLESの高忠実度解析データを用いて修正する方法である。Fig. 2と関連づけて分類すると、前者は既存のRANS乱流モデルの枠組みを活かしたモデルベースの方法であり、後者ではより積極的にRANS乱流モデルの改変を行うようなデータ駆動型のアプローチとなっている。

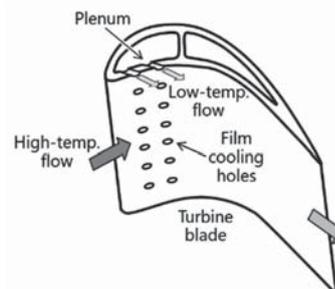


Fig. 3 Schematic of a turbine blade with film cooling holes

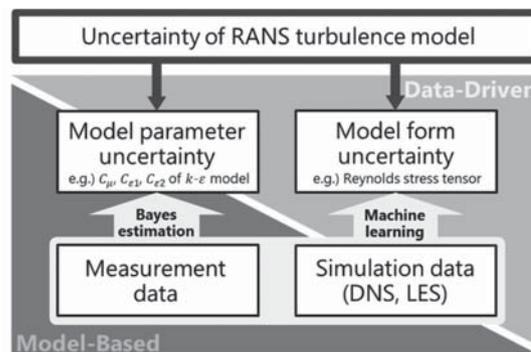


Fig. 4 Model-based and data-driven approaches for RANS turbulence modeling

2.2 モデルパラメータの不確かさ

RANS乱流モデルのパラメータ最適化に関しては、計測データに基づいてベイズ推定手法によりパラメータを推定する方法が提案されている。Rayら⁽¹²⁾はJet-in-crossflow流れにおいて、マルコフ連鎖モンテカルロ法により $k-\epsilon$ モデルのパラメータ C_μ 、 C_{ϵ_1} および C_{ϵ_2} の推定を行い、発生する渦の予測精度改善を確認している。Misakaら⁽¹³⁾はフィルム冷却流れにおいてSST $k-\omega$ モデルのパラメータ最適化を行い、フィルム冷却効率の予測結果は改善するものの冷却流の広がりを完全に再現するのが難しいことを報告している。RANS乱流モデルのパラメータに関するベイズ推定は、計測データに基づいて不確かなパラメータを統計的に推定する枠組みとして利用できるものの、パラメータを機械的に推定しただけではその推定条件における過学習を行っていることになる。したがって、汎用性を求める場合には推定パラメータの適用可能な範囲を検討する必要がある。Katoら⁽¹⁴⁾はアンサンブルカルマンフィルタを用いてSST $k-\omega$ モデルのパラメータ推定を行っているが、特にはく離流れの予

測精度向上を目指して単純な流れ場で係数 a_1 を推定し、3次元翼まわりなどの複雑な流れ場において推定パラメータの検証を行って予測性能向上を確認している。この係数 a_1 の最適化によるはく離流れの予測精度改善については、ANSYSの研究者らによってもその効果が確認されている¹⁵⁾。

これらの計測データを活用した乱流モデリングの動きが既存の乱流モデルに変化を促した面も見受けられる。SST $k-\omega$ モデルに調整の余地を与えたGeneralized $k-\omega$ (GEKO) モデルがMenterら¹⁶⁾によって提案されている。このGEKOモデルでは境界層の予測精度を悪化させることなく、はく離やジェット流れの広がりユーザーが調整できるようになっている。また、Spalart-Allmarasモデルに関しても同様のバージョンが存在することが示唆されている¹⁷⁾。

2.3 モデル形式の不確かさ

モデル形式の不確かさに関しては、1または2変数RANS乱流モデルで用いられるレイノルズ応力の線形近似(ブジネスク近似、レイノルズ応力テンソルがひずみ速度テンソルに比例するという近似、このときの比例定数が渦粘性係数)による真のレイノルズ応力からのずれを不確かさと捉え、DNSやLESのデータに基づく機械学習モデルでそのずれを予測する方法が提案されている。Wangらの方法¹⁸⁾ではDNSの結果を用いてレイノルズ応力テンソルを定義するパラメータ(固有値、固有ベクトルなど)をRANS速度場から計算される特徴量(Q値や乱流強度など)の関数として機械学習によりオフラインで求め、オンラインのRANS解析では速度場から特徴量を計算して上記関数からレイノルズ応力を参照する。このとき、オフラインの学習ははく離などの特徴を捉えた基礎的な流れ場を用いて行い、オンラインのRANS解

析はより複雑な流れ場を対象とする。Lingら¹⁹⁾はJet-in-crossflow流れのジェット流出孔付近においてブジネスク近似の成り立たない領域を示し、Wangらと同様にレイノルズ応力テンソルを定義するパラメータを学習させている²⁰⁾。さらに、Lingら²¹⁾は入力変数のガリレイ普遍性を保ちつつ、レイノルズ応力テンソルの非等方成分を直接求める深層学習ネットワークを提案している。これらの研究他にも、乱流モデル方程式の生成項にかかる係数を全場の変数として定義し、その空間分布をDNSデータから推定する研究も行われており²²⁾、これもモデル形式を推定する手法の1つと捉えられる。

3. 乱流モデルパラメータの推定例

3.1 GEKOモデルのパラメータ推定

ここでは平板上に傾斜円管から供給されるフィルム冷却流のRANS解析を、平板上の数カ所で計測されたフィルム冷却効率に基づき乱流モデルパラメータを最適化することで改善した例を紹介する²³⁾。Fig. 5に本研究で検討した乱流モデルパラメータ推定の概要を示す。まず、前方感度解析として、一様分布から生成された乱流モデルパラメータを用いて計測点におけるフィルム冷却効率の事前分布を求める。次に、フィルム冷却効率の計測データに基づいて、乱流モデルパラメータを推定し、それを用いて計測点におけるフィルム冷却効率の事後分布を求める。これらの推定の効率化のためにクリギング法に基づく代替モデルを用いる²⁴⁾。

乱流モデルとしてはGEKOモデルを利用した¹⁶⁾。GEKOモデルはいくつかの調整パラメータを有し、それらが流れ場に与える影響が明らかとなっているため、ここで行うような計測データに基づく特定の流れ場へのパラメータ最適化に適している。また、GEKOモデルは

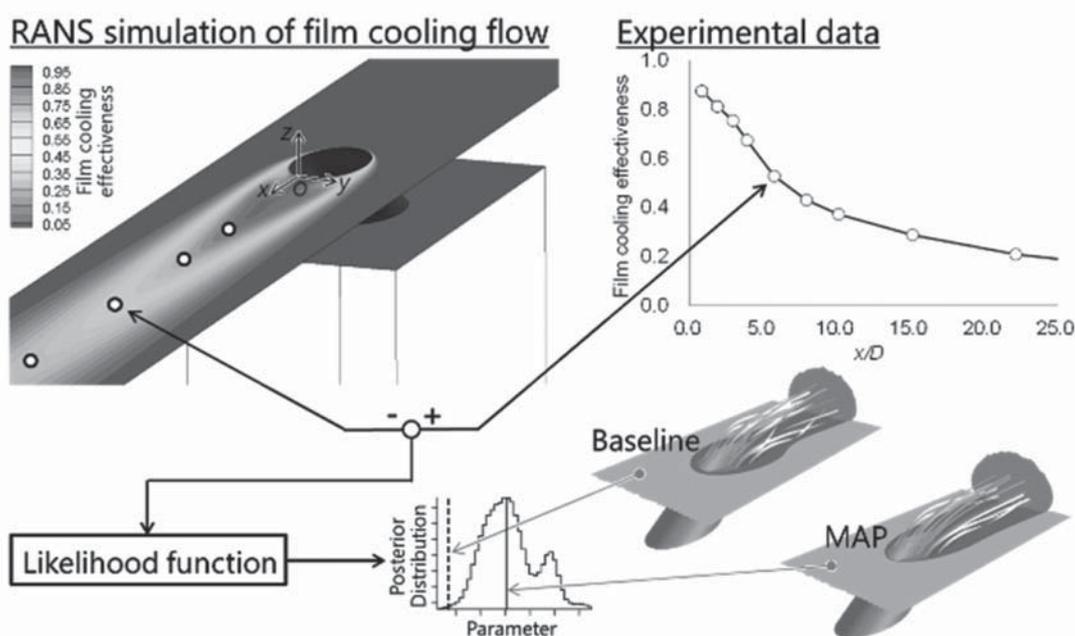


Fig. 5 The estimation procedure of turbulence model parameters based on measurement data²³⁾

SST $k-\omega$ モデルに基づいて開発されており、初期パラメータではSST $k-\omega$ モデルと同様の予測結果を与える¹⁶⁾。

ここでは予備解析結果に基づき、流れ場およびフィルム冷却効率への影響の大きなパラメータ C_{SEP} および C_{NW} を推定することにした。 C_{SEP} は流れのはく離を制御し、 C_{SEP} が大きくなることで渦粘性が減少する。 C_{NW} は境界層に作用し、 C_{NW} が大きくなると壁面せん断応力および熱伝達率が增大する¹⁶⁾。加えて、乱流プラントル数 Pr_t はフィルム冷却効率の予測に大きな影響を与えることが知られており、大きな最適化マージンを設定して推定を行った。

平板、冷却管、プレナムから成る計算領域と冷却孔出口付近の計算格子の拡大図をFig. 6に示す。冷却管長さは $L/D=1.75$ 、冷却孔間隔は $P/D=3$ である (D は管径)²⁵⁾。周期境界条件を用いて冷却孔を1つだけ考慮する。主流と冷却流の密度比は2.0、運動量比は0.5である。冷却流はプレナム入口境界の質量流量一定の条件で駆動される。冷却流の効果は次式で定義されるフィルム冷却効率 η で評価される。

$$\eta = \frac{T_{main} - T_{wall}}{T_{main} - T_{jet}} \quad (1)$$

ここで、 T_{main} 、 T_{jet} 、 T_{wall} はそれぞれ、主流、冷却流、壁面の温度である。

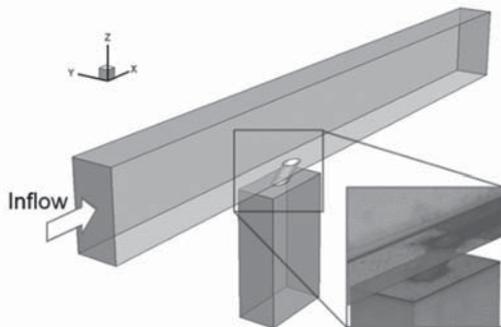


Fig. 6 Geometry and computational mesh near a cooling hole for the prediction of film cooling effectiveness

3.2 代替モデル構築と事後分布推定

モデルパラメータの推定にはアンサンブルカルマンフィルタ (EnKF) や粒子フィルタ (PF) を用いることができるが、ここで考えるGEKOモデルパラメータのように少数の時不変パラメータの推定にはサンプリングに基づくマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC) を利用することができる。しかしながら、MCMCでは任意のGEKOモデルパラメータに対して多数回のRANS解析を行う必要があるため、計算コスト削減のために計測点におけるフィルム冷却効率を代替モデルで近似することにする。ここではフィルム冷却効率の計測点 N が10程度であるため、100ケース程度のRANS解析結果から計測点ごとにクリギング法を用いて代替モデルを構築した²⁴⁾。代替モデルは計測点 i におけるフィルム冷却効率の予測

値 $\eta_{srg,i}$ を返すパラメータ C_{SEP}, C_{NW}, Pr_t の関数 S_i として以下のように定義されるとする。

$$\eta_{srg,i} = S_i(C_{SEP}, C_{NW}, Pr_t), \quad i = 1, \dots, N \quad (2)$$

代替モデルを利用することで任意のパラメータ値に対するフィルム冷却効率を高速に参照することができるため、MCMCを用いて複雑な事後分布を推定することができる。MCMCでは、ある候補パラメータに対するフィルム冷却効率の代替モデルによる予測値 $\eta_{srg,i}$ と計測値 $\eta_{exp,i}$ との差に基づいて尤度関数 $L^{now}(\eta_{exp,i} | \eta_{srg,i})$ を評価する。そして、新たな候補パラメータから計算される尤度関数 L^{new} との尤度比 L^{new}/L^{now} に基づき、その新たな候補パラメータを採用するかどうかを決定する。これを多数回繰り返して得られた事後確率分布の最頻パラメータ (Maximum a posteriori, MAPパラメータ) を用いてRANS解析を行い、計測値と比較する。

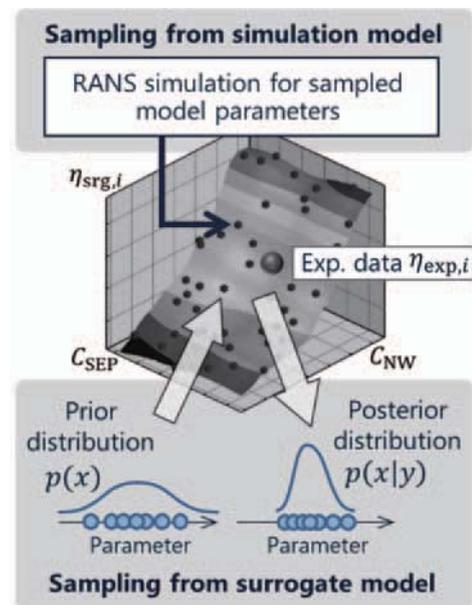


Fig. 7 Sampling-based posterior distribution estimation based on a surrogate model

3.3 事前分布

Fig. 8は冷却孔から中心線に沿って下流方向に評価したフィルム冷却効率を計測値²³⁾と比較したものである。GEKOモデルの推奨範囲で一様分布から生成されたパラメータを用いてフィルム冷却効率を多数回評価し、その平均と標準偏差を実線およびグレーのハッチングで示している。Fig. 8から予測値が実験値と比較して過大となっていることがわかる。また、予測値が $x/D=0$ から下流に向かって一旦上昇するのに対して、計測値は減少を続けており、冷却孔付近の傾向も異なる。ここで扱っているフィルム冷却流のように、適切なGEKOモデルパラメータに関する事前情報が無い場合に、一様分布から生成されたパラメータに起因するフィルム冷却効率の不確かさを定量化して事前分布と捉えることにする。計測

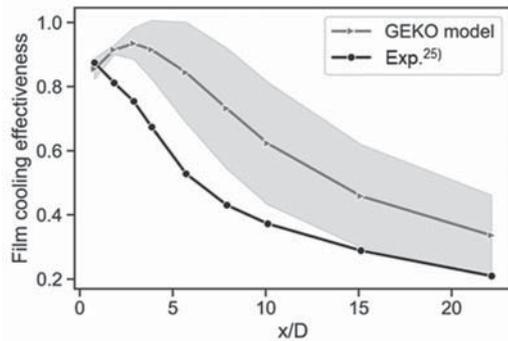


Fig. 8 Mean and standard deviation of film cooling effectiveness over a range of possible parameters and their comparison with the experiment²³⁾

データの考慮により、このフィルム冷却効率の不確かさを減少させることがデータ同化の目的となる。

3.4 事後分布

Fig. 9はFig. 8と同様のプロットであるが、入力分布として一様分布の代わりに計測データを反映した事後分布を使用している。推定されたフィルム冷却効率は特に下流側で計測値に近いが、冷却孔の出口付近ではまだ不一致が見られる。これはGEKOモデルの限界と考えられ、この不一致を克服するためにはモデル形式の不確かさまで踏み込む必要があると思われる。標準偏差の減少により、予測されたフィルム冷却効率の不確かさの低減が表現されている。

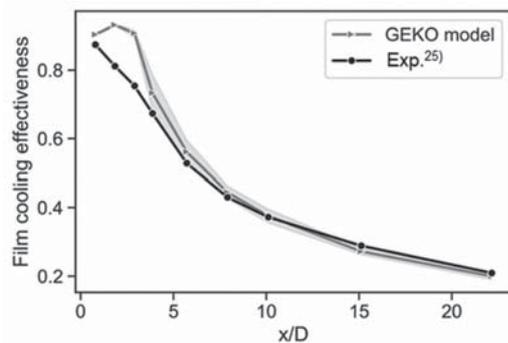


Fig. 9 Mean and standard deviation of film cooling effectiveness after uncertainty reduction using measurement data²³⁾

Fig. 10にGEKOモデルの初期およびMAPパラメータで得られた中心線上および $x/D=15$ の横方向区間のフィルム冷却効率と対応する計測値²⁵⁾を示す。特に中心線フィルム冷却効率の予測改善が見られる。Fig. 10 (b)の横方向分布からわかるように、MAPパラメータを用いることで冷却流の広がりが改善されている。MAPパラメータとして、 C_{SEP} は初期値より小さくなることで渦粘性が増加し、冷却流が拡散しやすくなっている。また、 C_{NW} は初期値よりも大きく、計測値を再現するためにはより高い熱伝達率が必要であることが示されている。乱流プラントル数は初期値よりも小さくなっていることから、熱拡散がより顕著になっている。

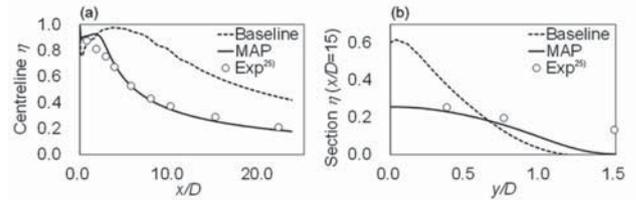


Fig. 10 Film cooling effectiveness from default and MAP parameters in comparison with the experiment for (a) centerline, and (b) $x/D=15$ section²³⁾

4. 結言

計測データを利用して数値シミュレーションを改善するデータ同化を深層・機械学習と関連付けて説明し、さらに、フィルム冷却流れに関連したモデルベース・データ駆動型の乱流モデリング研究を解説した。具体例として、GEKOモデルパラメータの推定によるフィルム冷却効率の予測精度改善を紹介した。データ同化における統計的な推定は不確定性定量化 (UQ) や検証と妥当性確認 (V&V) と密接に関わっており、計測データとシミュレーションを融合した解析の精度定量化をデータ同化の枠組みを利用して行うことで、データ同化の利用可能性をさらに広げることができると期待される。

参考文献

- (1) 露木義, 川端拓矢, 気象学におけるデータ同化, 気象研究ノート第217号, (2008), 日本気象学会.
- (2) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一, データ同化観測・実験とモデルを融合するイノベーション, (2009), 京都大学学術出版会.
- (3) 大林茂, 三坂孝志, 加藤博司, 菊地亮太, データ同化流体科学—流動現象のデジタルツイン—, (2021), 共立出版.
- (4) 三坂孝志, 加藤博司, 大林茂, データ同化支援工学 (DAE) のこれまでとこれから, 日本機械学会誌, Vol. 122, No. 1210 (2019), pp. 10-13.
- (5) Togashi, F., Misaka, T., Löhner, R. and Obayashi, S., Using Ensemble Kalman Filter to Determine Parameters for Computational Crowd Dynamics Simulations, Engineering Computations, Vol. 35, No. 7 (2018), pp. 2612-2628.
- (6) Raissi, M., Perdikaris, P. and Karniadakis, G.E., Physics-Informed Neural Networks: A Deep Learning Framework for Solving Forward and Inverse Problems Involving Nonlinear Partial Differential Equations, Journal of Computational Physics, Vol. 378 (2019), pp. 686-707.
- (7) Karniadakis, G.E., Kevrekidis, I.G., Lu, L., Perdikaris, P., Wang, S. and Yang, L., Physics-Informed Machine Learning. Nature Review Physics, Vol. 3 (2021), pp. 422-440.
- (8) Harrison, K. L. and Bogard, D. G., Comparison of RANS Turbulence Models for Prediction of Film Cooling Performance, Proceedings of ASME Turbo Expo 2008, GT2008-51423, (2008).
- (9) Sakai, E., Takahashi, T. and Watanabe, H., Large-

- Eddy Simulation of an Inclined Round Jet Issuing into a Cross flow, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 69 (2014), pp. 300-311.
- (10) Duraisamy, K., Iaccarino, G. and Xiao, H., Turbulence Modeling in the Age of Data, *Annual Review of Fluid Mechanics*, Vol. 51 (2019), pp. 1-23.
- (11) Xiao, H. and Cinnella, P., Quantification of Model Uncertainty in RANS Simulations: Review, *Progress in Aerospace Sciences*, Vol. 108 (2019), pp. 1-31.
- (12) Ray, J., Lefantzi, S., Arunajatesan, S. and Dechant, L., Bayesian Parameter Estimation of a $k-\varepsilon$ Model for Accurate Jet-in-Crossflow Simulations, *AIAA Journal*, Vol. 54, No. 8 (2016), pp. 2432-2448.
- (13) Misaka, T., Asaumi, N., Kubo, S., Ideta, T. and Obayashi, S., Prediction of Film-Cooling Effectiveness Based on Bayesian Model Calibration of SST Turbulence Model, *Proc. of International Gas Turbine Congress (IGTC) 2019 Tokyo, IGTC2019-WeAM22.3*, (2019).
- (14) Kato, H., Ishiko, K. and Yoshizawa, A., Optimization of Parameter Values in the Turbulence Model Aided by Data Assimilation, *AIAA Journal*, Vol. 54, No. 5 (2016), pp. 1512-1523.
- (15) Zore, K., Shah, S., Stokes, J., Sasanapuri, B. and Sharkey, P., ANSYS CFD Study for High Lift Aircraft Configurations, *Advanced Modeling and Simulation (AMS) Seminars, Proceedings of 2018 Applied Aerodynamics Conference*, AIAA Paper 2018-2844, (2018).
- (16) Menter, F. R., Lechner, R. and Matsyushenko, A., Best Practice: Generalized $k-\omega$ Two-Equation Turbulence Model in ANSYS CFD (GEKO), *Technical Report ANSYS, Inc.*, (2019).
- (17) Spalart, P., The Mission and Requirements of a Turbulence Model, *Advanced Modeling and Simulation (AMS) Seminars, NASA Ames Research Center* <<https://www.nas.nasa.gov/pubs/ams/2020/02-12-20.html>> (参照日2022年2月28日).
- (18) Wang, J. X., Wu, J. L. and Xiao, H., Physics-Informed Machine Learning Approach for Reconstructing Reynolds Stress Modeling Discrepancies Based on DNS Data, *Physical Review Fluids*, Vol. 2 (2017), 034603.
- (19) Ling, J. and Templeton, J., Evaluation of Machine Learning Algorithms for Prediction of Regions of High Reynolds Averaged Navier Stokes Uncertainty, *Physics of Fluids*, Vol. 27 (2015), pp. 085103-1-22.
- (20) Ling, J., Ruiz, A., Lacaze, G. and Oefelein, J., Uncertainty Analysis and Data-Driven Model Advances for a Jet-in-Crossflow, *ASME Journal of Turbomachinery*, Vol. 139 (2017), 021008-1.
- (21) Ling, J., Kurzwaski, A. and Templeton, J., Reynolds Averaged Turbulence Modeling Using Deep Neural Networks with Embedded Invariance, *Journal of Fluid Mechanics*, Vol. 807 (2016), pp. 155-166
- (22) Singh, A. P., Medida, S. and Duraisamy, K., Machine-Learning-Augmented Predictive Modeling of Turbulent Separated Flows over Airfoils, *AIAA Journal*, Vol. 55, No. 7 (2017), pp. 2215-2227.
- (23) Misaka, T., Nakazawa, T., Obayashi, S., Kubo, S., Asaumi, N. and Ideta, T., Bayesian Uncertainty Reduction of Generalized $k-\omega$ Turbulence Model for Prediction of Film-Cooling Effectiveness, *International Journal of Computational Fluid Dynamics*, (2022), under review.
- (24) Forrester, A., Sobester, A., Keane, A., *Engineering Design via Surrogate Modelling: A Practical Guide*, (2008), Wiley.
- (25) Sinha, A. K., Bogard, D. G., and Crawford, M. E., Film Cooling Effectiveness Downstream of a Single Row of Holes with Variable Density Ratio, *Transactions of the ASME, Journal of Turbomachinery* Vol. 113 (1991), pp. 442-449.
- (26) Baydin, A.G., Pearlmutter, B.A., Radul, A.A. and Siskind, J.M., *Automatic Differentiation in Machine Learning: a Survey*, arXiv:1502.05767v4, (2018).
- (27) Gartner, *先進テクノロジーのハイブ・サイクル：2021年* <<https://www.gartner.co.jp/ja/newsroom/press-releases/pr-20210824>> (参照日2022年2月28日).

付録：4次元変分法と物理に基づく機械学習

変分型データ同化手法の代表的なものとしては、いくつかの時刻で得られている計測データに数値シミュレーション結果が時空間的に一致するような初期・境界条件を推定する4次元変分法がある。4次元変分法では以下のような評価関数の最小化を行う^{(1),(2),(3)}。

$$J(\mathbf{x}_0) = \frac{1}{2} \sum_{t=0}^T [\mathbf{y}_t - h_t(\mathbf{x}_t)]^T R_t^{-1} [\mathbf{y}_t - h_t(\mathbf{x}_t)] + \frac{1}{2} (\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_b)^T B^{-1} (\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_b) \quad (3)$$

式(3)では、ある時間区間 T にわたって数値シミュレーションの変数である状態ベクトル \mathbf{x}_t と観測ベクトル \mathbf{y}_t の差を足し合わせているが、状態ベクトルの時間発展 $\mathbf{x}_{t+1} = M_t(\mathbf{x}_t)$ はシステムモデル M_t に規定されることから評価関数は初期条件 \mathbf{x}_0 の関数である。 h_t は観測モデルである。式(3)の右辺第二項は推定したい場に近いと予想される場 \mathbf{x}_b を利用した正則化項となっており、 B はその共分散行列である。4次元変分法では、ある時間区間に複数存在する計測データに最もよく一致するような解の軌道を生成するシステムモデルの初期条件を求めている。

評価関数の最小化は勾配法によって行われるが、これには多変数関数の勾配を効率的に計算できるアジョイント法(随伴変数法)が用いられる。アジョイント法では数値シミュレーションモデルもしくはコード自体の微分によって評価関数の勾配を得る。ところで、機械・深層学習によく用いられるニューラルネットワークのパラメータ学習においては、誤差逆伝播(Back propagation)が用いられている。これは、損失関数の

勾配法による最小化を行う際に、ニューラルネットワークの微分を利用するものである。したがって、4次元変分法によるデータ同化では数値シミュレーションモデルの微分、ニューラルネットワークによる機械・深層学習ではニューラルネットワークモデルの微分という違いはあるものの、評価関数の最小化手法は類似していると言える²⁶⁾。

近年、ニューラルネットワークによって物理現象の予測を行うために、その支配方程式を損失関数に加えて学習を行う手法が提案されている。このようなアプローチはGartner先端テクノロジーのハイプ・サイクル2021年版において物理に基づくAI (Physics-informed AI)²⁷⁾と呼ばれているものの1つであるが、具体例としてPINNを見てみよう¹⁶⁾。PINNによるニューラルネットワークの学習においては以下のような損失関数を考え、これを最小化するような解の履歴 $u(t, x)$ を深層ニューラルネットワークで近似する。

$$MSE = \frac{1}{N_u} \sum_{i=1}^{N_u} |u(t_u^i, x_u^i) - u^i|^2 + \frac{1}{N_f} \sum_{i=1}^{N_f} |f(t_f^i, x_f^i)|^2 \quad (4)$$

ここで、右辺第一項は N_u 点の初期・境界条件 $u(t_u^i, x_u^i)$ からの誤差、右辺第二項は時空間的に配置されたサンプリング点 N_f (学習時に支配方程式による予測結果を参照する点) における支配方程式の残差を表している。損失関数の最小化には勾配法を用いられ、右辺第二項に関しては支配方程式の微分が用いられるため、式(3)で示した4次元変分法における評価関数に近いものとなっている。

4次元変分法では計測データに基づき学習を行い、このとき数値シミュレーションモデルが予測値の時間発展を規定するのに対して、PINNでは支配方程式で拘束しつつニューラルネットワークの学習を行う。その点で、後者は支配方程式を緩く利用したデータ駆動型の解析技術であると言える。また、実際の予測は前者では数値シミュレーションモデルによって予測が行われるため格子点数・要素数の大きな解析では計算コストが大きくなるのに対して、後者ではニューラルネットワークによって行われるため非常に高速に実行される。この高速な予測はPINNの大きな利点である。一方、物理モデルを正しく解くことが必要とされる場合には4次元変分法が適している。

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

ターボ機械の内部流動解析におけるデータ同化の活用

Application of Data Assimilation to Internal Flow Analysis of Turbomachinery



古川 雅人*¹
FURUKAWA Masato

キーワード：データ同化，ターボ機械，CFD，EFD

Key Words：Data Assimilation, Turbomachinery, CFD, EFD

1. 緒言

各種ターボ機械の高速・高負荷化にともない，その開発においては，複雑な内部流動を把握することによって，性能の改善や不安定流動現象（失速など）の回避を実現することが益々重要となった。しかしながら，その複雑な内部流れを精度良く計測することは容易でない。例えば，動翼列のように回転要素内の流動を，要素とともに回転する座標系から計測する場合，装置は極めて複雑なものとなる。また，レーザー光などを用いた非接触型計測法を利用すれば，絶対座標系から回転要素内の流れ場を計測できるが，複雑な流路形状ではレーザー光が届かずに計測できない領域が少なからず出てくる。さらに，ガスタービンのような空気機械では高出力化および小型化が進められ，段当たりの空力負荷が増大し，羽根車の先端周速が超音速となる結果，羽根車の内部流れ場は衝撃波を伴う遷音速流れとなるが，そのような遷音速内部流れ場においては流動計測自体が困難となってきており，限定的な内部流動に関する計測データしか得ることができない。

以上のとおり，従来の実験流体力学（Experimental Fluid Dynamics：EFD）のみから，実用問題における複雑な内部流動を把握することには限界がある。一方，複雑な内部流れに対しても，計算流体力学（Computational Fluid Dynamics：CFD）の適用が広く普及した。しかしながら，衝撃波と乱流境界層の干渉現象を含む遷音速翼列のような実用問題における複雑な内部流れ場に対しては，CFD結果を鵜呑みにできないのが現状であり，計算結果の信頼性を検証した上で流れ場を分析する必要がある。すなわち，実用問題の複雑な内部流れ場に対しては，EFD解析とCFD解析を併せて適用し，両者を補完し合うことが肝要である。このよう

観点から，著者の研究グループでは，EFD解析とCFD解析とを併用して，軸流圧縮機の動翼列および多段遷音速軸流圧縮機の静翼列における旋回失速の初生メカニズム，遷音速遠心圧縮機におけるサージ点近傍からサージ初生を経てサージ発生時までの非定常流動過程などを明らかにしてきた^{(1),(2)}。しかしながら，個別に実施されたEFD解析とCFD解析の両結果を単純に比較検討することにより流動現象を分析することでは，両解析結果を有機的に活用することに限界があり，ターボ機械の複雑な内部流動現象を解明することは容易でない。

以上のような背景はターボ機械分野に限ったことではなく，EFDとCFDの真の融合を実現するデータ同化の活用が工学分野でも進み，データ同化支援工学（Data assimilation Aided Engineering, DAE）という考え方が浸透し始めている⁽³⁾。データ同化は，数値気象予測の分野で発達した手法であり，数値モデルの不確定要因としての初期条件，境界条件，およびモデルパラメータなどを観測値により統計的に修正する方法である。すなわち，データ同化においては，EFD（計測）データをCFD計算に真に同化させ，EFDで得られた実条件の影響を考慮した実流動現象の再現を可能にする。データ同化の方法自体は確立されており，大別すると，アンサンブルカルマンフィルタを用いた逐次型データ同化とAdjoint法による非逐次型データ同化とに大別される。データ同化に関する邦文の解説書⁽⁴⁾⁻⁽⁶⁾が既に刊行されており，データ同化の具体的な手法についてはそれらを参考にしていきたい。

本稿では，遷音速タービン翼列流れのURANS（Unsteady Reynolds Averaged Navier-Stokes）解析における乱流モデルパラメータの最適化問題にアンサンブルカルマンフィルタによるデータ同化を適用した事例⁽⁷⁾，ならびに遷音速軸流圧縮機動翼列のRANS解析における未知境界条件の推定問題にAdjoint法に基づくデータ同化を適用した事例⁽⁸⁾を紹介する。

原稿受付 2022年3月26日

* 1 九州大学 大学院工学研究院 機械工学部門
〒819-0395 福岡市西区元岡744
E-mail: furu@mech.kyushu-u.ac.jp

2. データ同化による乱流モデルパラメータの最適化

広く用いられている渦粘性近似型の乱流モデルにおけるモデルパラメータは、単純な流れに関する実験結果あるいはDNS結果に基づいて決定されてきたが、遷音速翼列流れのように衝撃波を伴う複雑な乱流場に対して最適であるとは言い難い。そこで、遷音速タービン翼列のURANS解析を対象にして、 k - ω 二方程式乱流モデルパラメータの最適化問題にアンサンブルカルマンフィルタに基づくデータ同化を適用した事例⁷⁾を以下に述べる。この事例では、LES (Large Eddy Simulation) 解析結果を仮想的なEFDデータと見なしてデータ同化によるモデルパラメータの最適化を実施した。

2.1 アンサンブルカルマンフィルタによる定式化

ここでは、アンサンブルカルマンフィルタ (Enkf)⁹⁾を用いた最適化問題の定式化を概説する。

まず、以下のような状態空間モデルを考える。

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_t) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{H}\mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t, \quad \mathbf{w}_t \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (2)$$

ここで f は非線形性をもつシステムモデル、 \mathbf{x}_t はシステムモデルにおける時刻 t の状態変数からなるベクトル (状態ベクトル)、 \mathbf{y}_t は観測値からなるベクトル (観測ベクトル) である。 \mathbf{H} は観測演算子と呼ばれ、状態ベクトルを観測ベクトルと同じ次元に変換する作用がある。また、 \mathbf{v} はシステムノイズ、 \mathbf{w} は平均0、共分散行列 \mathbf{R} の正規分布に従う観測ノイズであり、この両者はそれぞれのモデルにおける状態の不確かさを表現するための変数である。数値解析や実験では、同じ現象を対象に解析または計測を複数回実行して得られる数値データはすべての結果において値が完全に一致するわけではなく、種々の要因によりばらつきが発生する。このばらつきに相当するものが、システムノイズおよび観測ノイズである。Enkfでは、システムモデルにおけるバラつきを複数の数値解析実行プロセス (それぞれの実行プロセスをアンサンブルメンバーと称する) として取り扱い、システムモデル、観測モデルそれぞれのばらつきは確率密度関数を用いてモデル化される。Fig. 1に数値計算による流れ場の状態と、これを入力値として得られる確率密度

関数の相関図を示す。図の縦軸は確率密度関数の値であり、横軸は物理量等の値である。Fig. 1において、事象A, Bはそれぞれ時刻 t におけるシステムモデルから得られた解析値および観測モデルから得られた観測値である。確率密度関数によって表現されるモデルの不確かさ (ばらつき) は、時刻 t における各モデルの平均値を解析値 $\bar{\mathbf{x}}_t$ 、観測値 $\bar{\mathbf{y}}$ (それぞれ n, m 次元の列ベクトル) とすると、これらの値を中心としてFig. 1の上部に示される事象A, Bような分布となる。

またこの時、正規分布に則った確率密度関数 f_A, f_B は式(5), (6)のように得られる。

$$\bar{\mathbf{x}}_t \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_t^{(i)} \quad (3)$$

$$P_t \approx \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_t^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_t)(\mathbf{x}_t^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_t)^T \quad (4)$$

$$f_A = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\mathbf{P}|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}}_t)^T \mathbf{P}^{-1} (\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}}_t) \right] \quad (5)$$

$$f_B = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |\mathbf{R}|}} \exp \left[-\frac{1}{2} \mathbf{w}_t^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{w}_t \right] \quad (6)$$

式(3), (4)中の N はアンサンブルメンバーの数であり、 \mathbf{P} および \mathbf{R} は各モデルに関する共分散行列である。仮に、Fig. 1下部に示すように、システムモデルよりも観測モデルに近い流れの状態が得られる事象 $A \cap B$ の平均値を $\bar{\mathbf{x}}_t^a$ (推定値と称する) とすれば、この点周りに展開される確率密度関数 (図中黒色実線) はベイズの定理¹⁰⁾ から、式(5), (6)の積を用いて表され、これが正規分布に従うことから、一般的なカルマンフィルタの方法に従い、平均値は

$$\bar{\mathbf{x}}_t^{a(l)} = \mathbf{x}_t^{(l)} + \bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T (\bar{\mathbf{R}} + \mathbf{H}\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T)^{-1} (\mathbf{y}_t^{(l)} - \mathbf{H}\mathbf{x}_t^{(l)}) \quad (7)$$

と書ける。ここで l はアンサンブルメンバーのインデックスを表す。式(7)の右辺に着目すると、得られる推定値は解析値に対して“観測値と解析値の差分に応じた修正量”を加えた値であることがわかる。上式を用いた解の修正を行うことにより、Fig. 1に示すような実験値や他の解析結果に近い解析解 (推定値) を得ることができ、この過程を複数回実行することで、その差は徐々に小さくなる。

2.2 乱流モデルパラメータの最適化

遷音速タービン翼列 T106A¹¹⁾を対象にした、 k - ω 二方程式モデル¹²⁾を用いたURANS解析において、7つの乱流モデルパラメータを最適化した。モデルパラメータは数値解析の過程で変動しないため、これらの定数を数値解析の状態ベクトルに組み込み (自己組織化, SOM: Self-Organizing Map¹³⁾), バラつきを発生させるために各アンサンブルメンバーに正規分布に則った誤差¹⁴⁾を与えた。最適化の過程で実行する数値解析では二次元のURANSを行い、擬似実験値としてLESの時間平均およびスパン方向平均結果から得られる翼前縁付近の速度分布を用いた。ただし、速度分布にはセンサ誤差を仮定

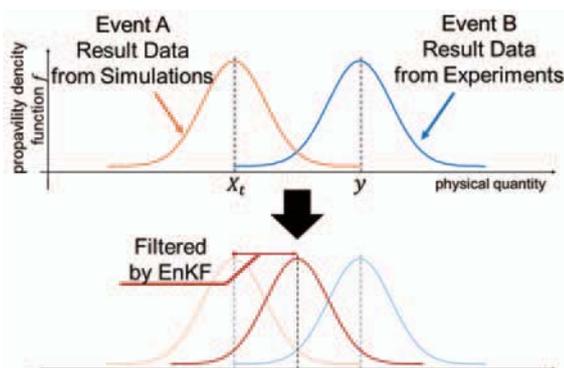


Fig. 1 Image of Ensemble Kalman filter

して、正規分布に則った乱数¹⁴⁾を加えた。Enkfのアルゴリズムにおけるアンサンブルメンバーの総数は200とし、時間積分を200回行うごとに式(7)によるフィルタリングを実施した。

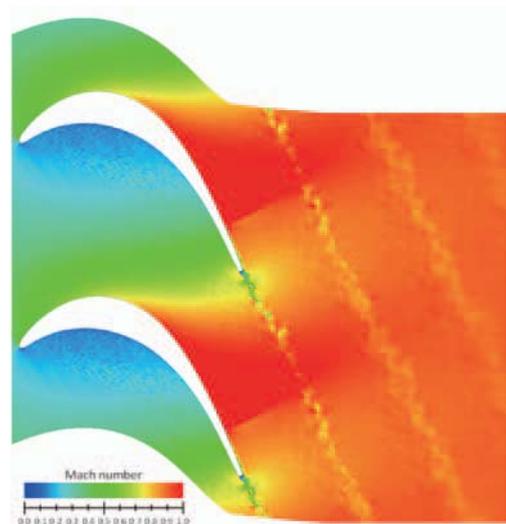
最適化結果の評価には三次元のURANS解析を実施した。この三次元URANS解析に用いた計算格子は1,840万セルであり、一方LESによる三次元解析ではその8倍の14,720万セル数の計算格子を用いた。なお、各数値解析に用いたスキームの詳細については文献(7)を参考いただきたい。

2.3 最適化の結果およびその評価

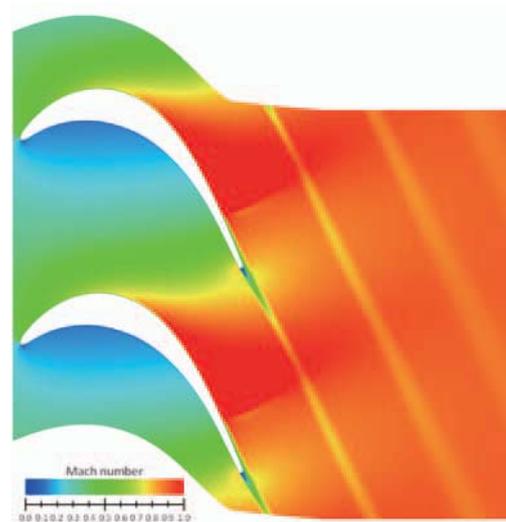
LES解析結果に基づいて最適化した乱流モデルパラメータの値をTable 1に示す。同表にはオリジナルの値も示しているが、その値と最適化された値との間には大きな違いがあることがわかる。Fig. 2に、LES解析、乱流モデルパラメータとしてオリジナル値および最適値を用いたURANS解析から得られた50%スパン位置における瞬時のマッハ数分布を示す。LES解析結果 (Fig. 2 (a)) では翼後縁からカルマン渦列の放出が明確に認められるが、オリジナルの乱流モデルパラメータ値を用いたURANS解析の場合 (Fig. 2 (b)), 過大な渦粘性の影響によりカルマン渦列の放出が全く捉えられていない。一方、最適化された乱流モデルパラメータ値を用いたURANS解析の場合 (Fig. 2 (c)), 計算格子解像度がLES解析の1/8であるにもかかわらず、LES解析結果と同様にカルマン渦列の放出を捉えている。

Table 1 Optimization results of turbulence model parameters based on LES analysis

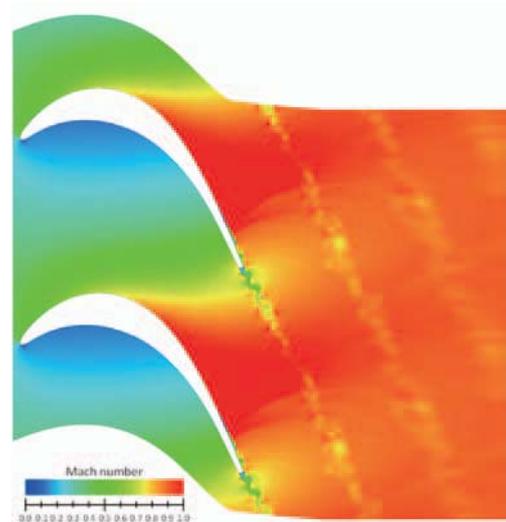
	Original	Optimal
R_{β}	8.0	3.844
R_k	6.0	2.833
R_{ω}	2.7	1.397
β	0.075	0.0361
σ	0.5	0.240
α_0^*	0.025	0.0121
α_0	0.1	0.0481



(a) LES solution



(b) URANS solution with original parameters



(c) URANS solution with optimal parameters

Fig. 2 Instantaneous Mach number distributions at 50% span section of T106A

Fig. 3は、LES解析と乱流モデルパラメータの最適値を用いたURANS解析について、翼後縁から10%コード長だけ下流における圧力変動のパワースペクトル密度を比較したものである。図中の実線がLES解析結果に、点線がURANS解析結果に対応する。URANS解析の計算格子解像度がLES解析の1/8であることから、高周波数領域においては、言うまでもなく、URANS解析の変動パワーが低くなっているが、低周波数領域における変動周波数特性と変動パワーは両解析で比較的一致していることがわかる。すなわち、最適化された乱流モデルパラメータ値を用いたURANS解析では、乱流の素過程を支配する微細な渦構造を捕捉することはできないが、カルマン渦のような離に伴う大規模な渦構造の非定常挙動を捉え得ることがわかる。

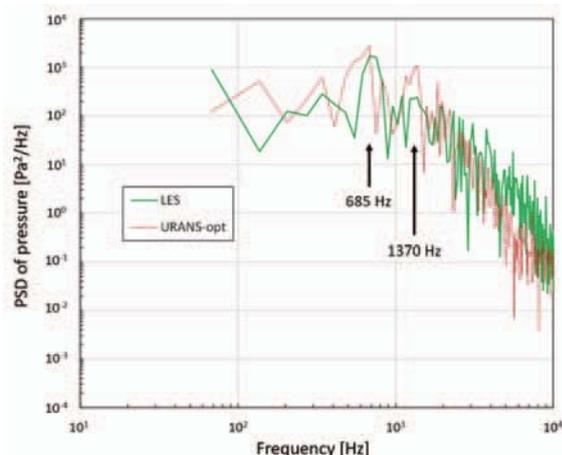
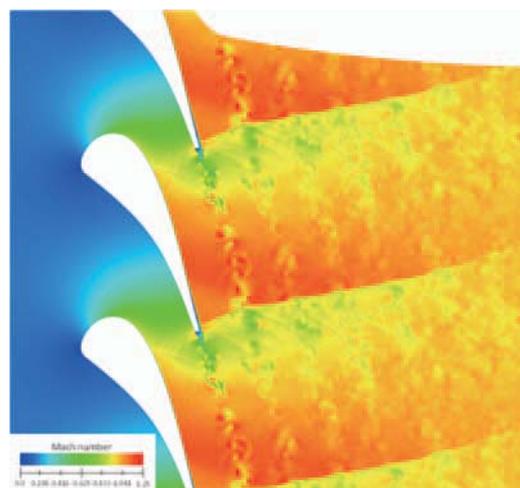
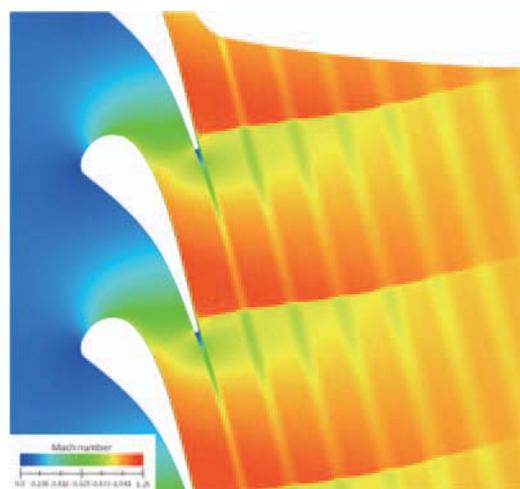


Fig. 3 Frequency characteristics of pressure fluctuation at 10 % chord length downstream of trailing edge of T106A

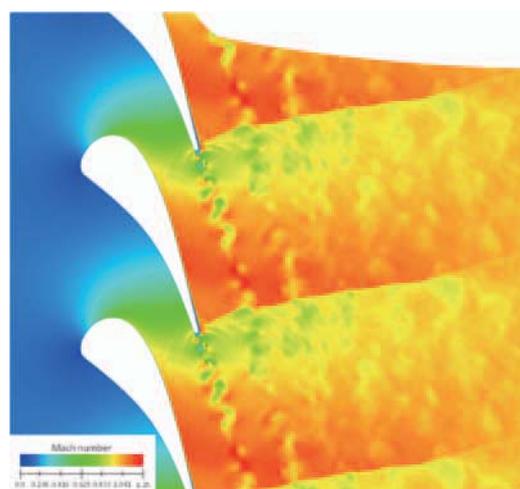
T106Aを対象にした最適化結果が異なる遷音速タービン翼列に対しても有効であるのか、すなわち本最適化のロバスト性について調べた。高負荷型遷音速タービン翼列¹⁵⁾の試験条件MUR 47を異なる解析対象として選び、T106Aに対して最適化された乱流モデルパラメータ値を用いてURANS解析を実施した。その結果得られた50%スパン位置での瞬時のマッハ数分布をFig. 4に示す。同図には、Fig. 2と同様に、LES解析結果、およびオリジナルの乱流モデルパラメータ値を用いたURANS解析結果も併せて示している。URANS解析に用いた計算格子数はLES解析の計算格子数(22,272万セル)の1/8に設定した。T106A翼列の場合と同様に、乱流モデルパラメータのオリジナル値を用いたURANS解析では捉えることができない翼後縁からのカルマン渦列放出が最適値を用いたURANS解析では補足されていることがわかる。また、Fig. 5は各解析において得られた翼面圧力の時間平均分布である。図中には試験条件MUR 47に対する実験結果¹⁵⁾も×シンボルで示している。翼負圧面の後縁付近で、オリジナルのモデルパラメータを用いたURANS解析結果(図中の○シンボル)と比較して、最



(a) LES solution



(b) URANS solution with original parameters



(c) URANS solution with optimal parameters

Fig. 4 Instantaneous Mach number distributions at 50 % span section for test case MUR47

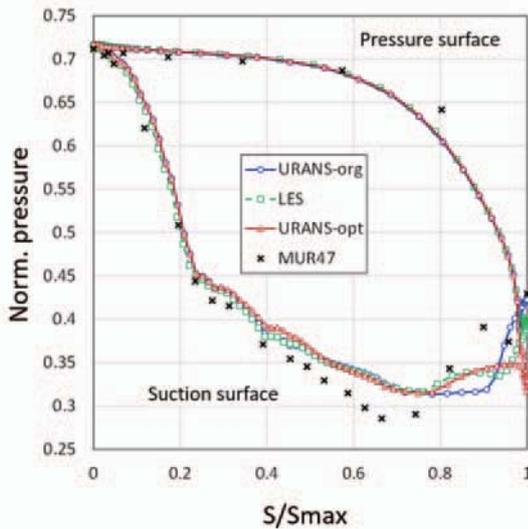


Fig. 5 Distributions of time-averaged blade surface pressure for test case MUR47

適化されたモデルパラメータによるURANS解析結果（図中の△シンボル）はLES解析結果（図中の□シンボル）と良い一致を示し、実験値により近づいている。

以上のとおり、LES解析結果を仮想的なEFDデータと見なしてデータ同化することにより最適化された乱流モデルパラメータは、計算格子解像度がLES解析の1/8であるURANS解析においても、時間的および空間的に正しく現象を捉えることを可能にしてくれることがわかる。

3. データ同化による未知境界条件の推定

次に、Adjoint法に基づくデータ同化を、遷音速軸流圧縮機動翼列のRANS解析における未知境界条件の推定問題に適用した事例⁸⁾を紹介する。Adjoint法は四次元変分法における勾配計算を効率的に行う方法である。前述のアンサンブルカルマンフィルタに基づく方法では、数値モデルの予測における事前分布と計測による尤度分布から事後分布を求める形式となっており、それぞれについて正規分布を仮定している。一方、変分法では事後確率密度関数を定義し、これを最大化する状態ベクトルを求める形式となっている。また、アンサンブルカルマンフィルタは解析コードに対して非侵襲な手法であり、解析コードより得られる計算結果をもとに状態推定を行えばよいが、Adjoint法は解析コードに対して侵襲性のある手法であり、支配方程式をもとにAdjoint方程式を導出し、支配方程式だけでなくAdjoint方程式を解く必要がある。

3.1 Adjoint法による定式化

支配方程式を G 、支配方程式の状態ベクトルを Q 、設計変数を α とおく。この時、目的関数は対象とする検査体積、または面積上での積分値として表すことができ、その最大化または最小化問題は以下のような数式で定義することができる。

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha} \int_{\Omega'} J[Q(\alpha), \alpha] d\Omega \\ & \text{subject to } G[Q(\alpha), \alpha] = 0 \quad \text{in } \Omega \end{aligned} \quad (8)$$

勾配法に基づく最適化では、目的関数の状態変数ならびに設計変数に関する勾配を求める必要がある。これは支配方程式によって解かれる問題が高次になるにつれ、計算負荷が増大する。Adjoint法では式(8)に対し、Lagrangeの未定乗数法を適用して計算負荷を低減する。式(8)について、Lagrange関数を定義すると、

$$L = \int_{\Omega'} J d\Omega + \int_{\Omega} \psi^T G d\Omega \quad (9)$$

ここで、 ψ はLagrangeの未定乗数あるいは状態ベクトルの共役ベクトルと呼ばれる。式(9)に関する第一変分を求めると、

$$\begin{aligned} \delta L &= \int_{\Omega'} \frac{\partial J}{\partial \alpha} \delta \alpha d\Omega + \int_{\Omega} \delta \psi^T G d\Omega \\ &+ \int_{\Omega} \psi^T \frac{\partial G}{\partial Q} \delta \alpha d\Omega \\ &+ \int_{\Omega'} \psi^T \left(\frac{\partial G}{\partial Q} + \frac{\partial J}{\partial Q} \right) \frac{\partial Q}{\partial \alpha} \delta \alpha d\Omega \end{aligned} \quad (10)$$

と書ける。Lagrangeの未定乗数法ではこの第一変分が0となる条件から、目的関数の最大値または最小値をとる設計変数を求める。右辺第1項の設計変数に対する目的関数の勾配ベクトルは右辺第2項から第4項に依存する。第2項は支配方程式を含むため、未定乗数の変分によらず0となる。設計変数に対する状態ベクトルの勾配 $\partial Q / \partial \alpha$ を直接計算することは計算負荷が高いため、Adjoint法では第3項ならびに第4項が0となるような未定乗数を求めることで、第1項に示される勾配を連鎖律により求めていく。すなわち、解くべき方程式は

$$\begin{aligned} \psi^T \frac{\partial G}{\partial Q} &= 0 \quad \text{in } \Omega \\ \frac{\partial G}{\partial Q} + \frac{\partial J}{\partial Q} &= 0 \quad \text{in } \Omega' \end{aligned} \quad (11)$$

である。式(11)はAdjoint方程式と呼ばれ、最適化過程における全ての勾配を計算する方法より、上記の方程式を解く方が計算負荷を抑えることができる。

ここで、支配方程式が圧縮性Navier-Stokes方程式の場合におけるAdjoint方程式について簡単に述べる。圧縮性Navier-Stokes方程式をテンソル形式で書くと、

$$\frac{\partial Q_i}{\partial t} + \frac{\partial F_{ij}}{\partial x_j} - \frac{\partial F_{ij}^v}{\partial x_j} = 0 \quad (12)$$

左辺第1項は保存変数の時間微分項、第2項は非粘性流束の空間勾配、第3項は粘性流束の空間勾配である。なお、簡便化のため体積力項の記載は省略している。式(12)を式(10)に代入して、時刻0から T までの時間について部分積分を行うことにより、以下のようなAdjoint方程式、終期条件、初期条件、境界条件が得られる。

Adjoint eqs.

$$-\frac{\partial \psi_i}{\partial t} - (A_{kji} - A_{kji}^v) \frac{\partial \psi_k}{\partial x_j} - \frac{\partial}{\partial x_i} (D_{ijkl} \frac{\partial \psi_k}{\partial x_j}) = 0$$

Terminal condition

$$\psi_i|_{t=0} = 0$$

Initial condition

$$\psi_i|_{t=T} = 0$$

Boundary condition

$$\frac{\partial J}{\partial Q_i} + (A_{kji} - A_{kji}^v) \frac{\partial \psi_k}{\partial x_j} + \frac{\partial}{\partial x_i} (D_{ijkl} \frac{\partial \psi_k}{\partial x_j}) = 0$$

ここで、式中の各行列は

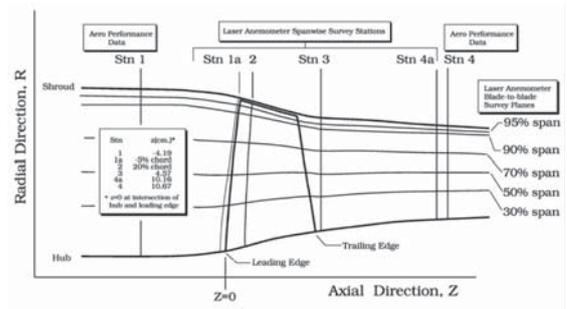
$$A_{ijk} = \frac{\partial F_{ij}}{\partial Q_k}, \quad A_{ijk}^v = \frac{\partial F_{ij}^v}{\partial Q_k}, \quad D_{ijkl} = \frac{\partial F_{ij}}{\partial (\partial Q_k / \partial x_l)} \tag{14}$$

である。式(13)からわかるように、Adjoint方程式は時間微分項が負の符号を含み、支配方程式に対して時間方向に逆向きに時間積分される。これは、Adjoint方程式を用いた最適化が、ある時刻におけるシステムの状態から過去の状態へ遡って最適値との誤差を解析し、初期値の修正を図るという意味を持つ。終期条件ならびに、初期条件は部分積分の過程で得られる。よって、Adjoint方程式はシステムの未定乗数が全て0であるという状態から解析を始める。終期条件については、最適化過程が進み、修正量が十分小さくなれば自ずと満足される。

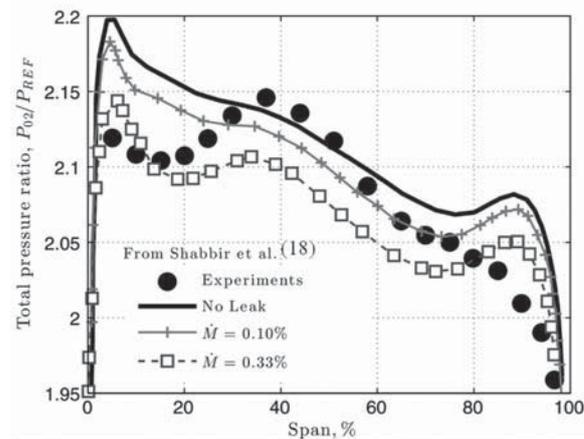
なお、Adjoint方程式は、支配方程式と逆向きに時間が進むことから、特性波も逆向きに伝播するため、風上差分ではなく風下差分を用いる。

3.2 未知境界条件の推定

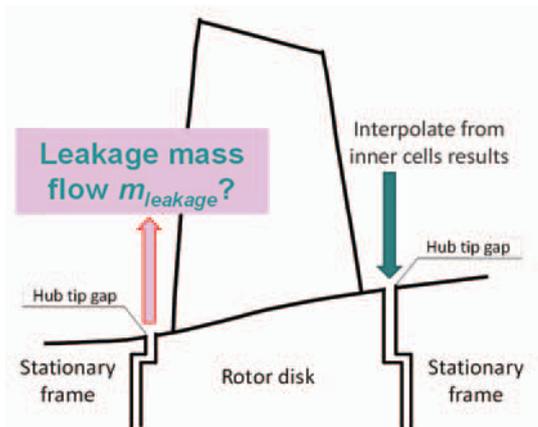
遷音速軸流圧縮機動翼列であるNASA Rotor37を対象に、Adjoint法に基づいて実験データを同化することにより未知境界条件を推定し、RANS解析による内部流動の高精度予測を実現した。当該圧縮機試験装置は動翼列単体であり、その子午面形状をFig. 6に示す。同図(a)中に示す4箇所の断面位置において、詳細な実験計測が実施されており¹⁶⁾、CFDコードの検証に広く用いられている¹⁷⁾。動翼列下流断面 (Fig. 6 (a)中の断面4) で計測された全圧比のスパン方向分布をFig. 6 (b)に黒丸シンボルで示す。この全圧比分布の実験結果には15%スパン位置付近に全圧の顕著な低下が認められるが、これは、Fig. 6 (c)に示すように、動翼列前後のハブ面上に存在するローターディスクとステーションナリーフレーム間の隙間から発生する流れの影響であることが指摘されてい



(a) Meridional geometry¹⁷⁾



(b) Effect of hub leakage^{18), 19)}



(c) Hub leakage

Fig. 6 NASA rotor 37

る^{18), 19)}。Fig. 6 (b)中には、ハブ面からの流れを無視したCFD結果 (図中の実線)、および仮定した流れ流量の下で流れを考慮したCFD結果 (図中の+および□シンボル) を併せて示している。

ハブ面からの流れについては、実験によりそれを計測することが不可能であることから、その流れを予測するためには、動翼列部の流れ場だけでなく、ハブ内部のローターディスクおよびステーションナリーフレームまわりの流れ場まで含めてCFD解析が必要があるが、そのようなCFD解析はハブ内部に新たな境界条件の任意性をもたらすので、非現実的である。以上の観点から、動翼列下流断面 (Fig. 6 (a)中の断面4) で得

られている実験データ (Fig. 6 (b)中の黒丸シンボル) を Adjoint法に基づいてRANS計算に同化することにより、ハブ面からの流れに関する未知境界条件を推定し、内部流動の予測精度の向上を図った。Adjoint法に基づいた未知境界条件の推定アルゴリズムはFig. 7に示すとおりである。次式により定義した目的関数の下に、未知境界条件としてのハブ面からの流れ流量を推定 (最適化) する問題設定となっている。

$$J = \int_{S_4} \frac{1}{2} (p_t - p_{exp})^2 dS \quad (15)$$

ここで、 S_4 はFig. 6 (a)中の断面4を表し、 p_t はRANS解析により得られる全圧、 p_{exp} は実験^[7]により得られている全圧である。Adjoint解析後の勾配探索では、黄金比分割法^[20]を用いた。なお、RANS解析では翼間1ピッチを対象とし、総数が約500万セルの計算格子を用いた。

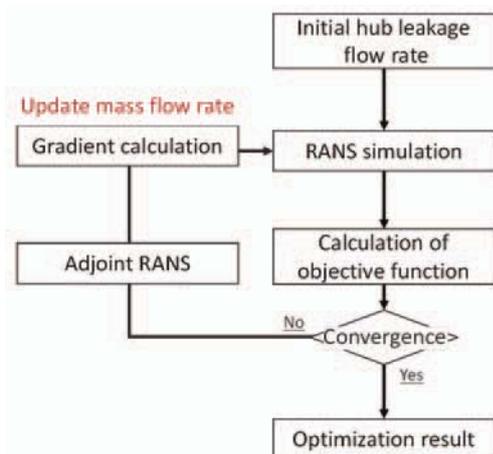


Fig. 7 Algorithm for estimation of unknown boundary condition using adjoint method

3.3 推定結果およびその評価

未知境界条件としてのハブ面漏れ流量値をデータ同化により推定する過程での履歴をFig. 8に示す。漏れ流量の初期値として、動翼列入口流量の0.1%の値を与えた。Fig. 8の横軸は推定アルゴリズムの繰り返し回数、縦軸は動翼列入口流量で無次元化した漏れ流量の値である。推定過程において、繰り返し回数が5回までは推定値が線形的に変化し、6回目で収束したものと判定した。図は省略するが、6回目において目的関数値の履歴も収束に至っている。漏れ流量の収束値は、Shabbirらの研究^[8]で仮定された値 (0.33%) の2倍以上であり、およそ0.7%となっていることがわかる。

Fig. 9は、動翼列下流断面 (Fig. 6 (a) 中の断面4) での全圧比の-span方向分布について、実験結果^[8]およびRANS解析結果を示している。図中において、●シンボルがデータ同化に用いた実験結果、□シンボルがハブ面漏れ流量としてデータ同化により推定した収束値を用いたRANS解析結果を表している。なお、同図中には、×シンボルで漏れ流れを考慮していないRANS解析

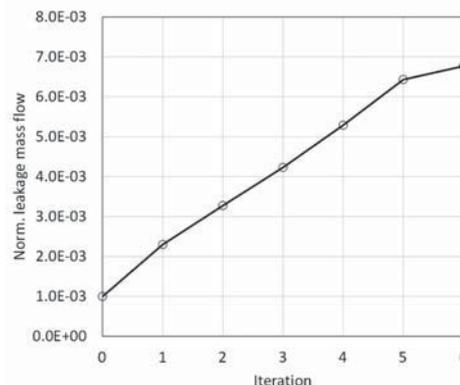


Fig. 8 Convergence history of hub leakage mass flow rate

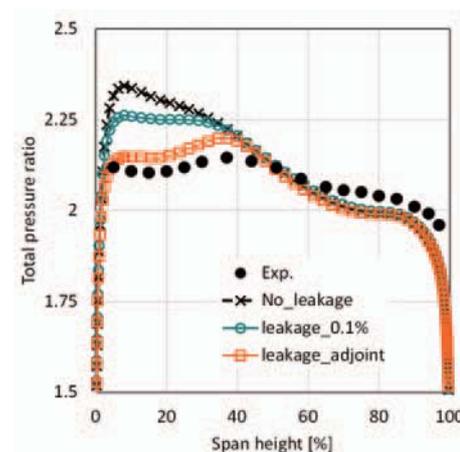


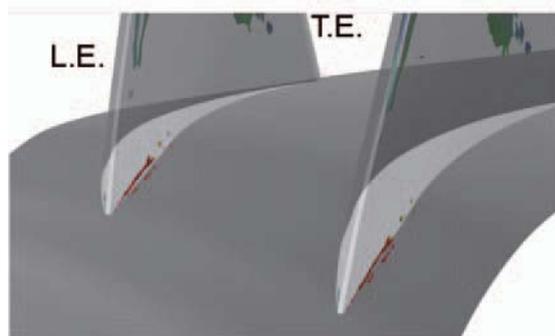
Fig. 9 RANS result with data assimilation using adjoint method

結果、○シンボルで漏れ流量として初期仮定 (0.1%) を用いたRANS解析結果を併せて示している。Adjoint法に基づいたデータ同化により推定された漏れ流量を用いたRANS解析結果では全圧分布の予測精度が大幅に向上していることがわかる。

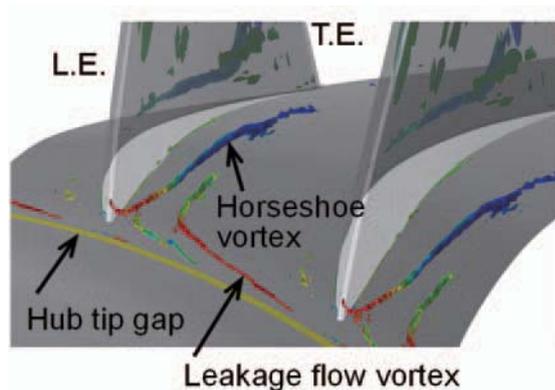
Fig. 10に動翼根元の前縁近傍における渦流れ構造を示す。同図(a)がハブ面漏れ流れを考慮していないRANS解析結果、同図(b)がデータ同化により推定した漏れ流量を用いたRANS解析結果である。図中の渦構造は特異点理論^[21]に基づいて同定させている。漏れ流れの考慮の有無により渦流れ構造が著しく異なっていることがわかる。漏れ流れを考慮した場合、漏れ流れ渦および馬蹄形渦の形成が明確に認められる。

動翼根元の後縁近傍負圧面における渦構造および限界流線をFig. 11に示す。同図(a)がハブ面漏れ流れを考慮していないRANS解析結果、同図(b)がデータ同化により推定した漏れ流量を用いたRANS解析結果である。漏れ流れを考慮していない場合、翼後縁付近に顕著な二次流れは認められない。一方、漏れ流れを考慮した場合は、流れ構造が大きく変化して、ハブ・コーナーはく離が発生し、それに伴うはく離渦が認められる。

以上のとおり、Adjoint法に基づくデータ同化を適用して未知境界条件を推定することにより、遷音速軸流圧縮機動翼列流れの高精度予測を実現できることがわかる。



(a) Without hub leakage



(b) With hub leakage estimated by adjoint method

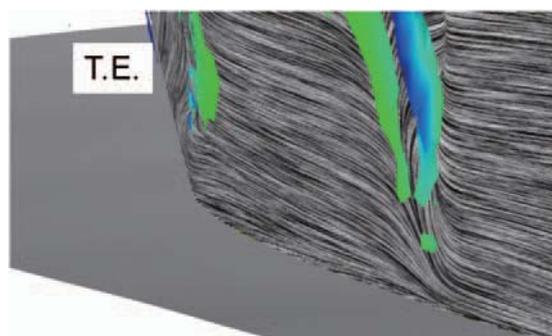
Fig. 10 Vortical flow structures near rotor blade leading edge in NASA rotor 37

4. 結言

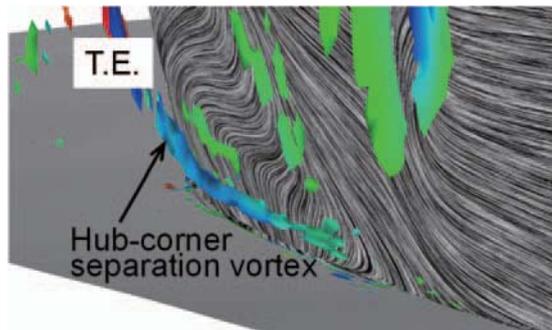
LES解析結果を仮想的な実験データと見なし、アンサンブルカルマンフィルタに基づいてデータ同化することにより、遷音速タービン翼列流れのURANS解析における乱流モデルパラメータの最適化を行った事例を示すとともに、Adjoint法に基づいて実験データを同化することにより、遷音速軸流圧縮機動翼列のRANS解析における未知境界条件を推定した事例を紹介した。データ同化は、実験データをCFD計算に真に融合させることにより、実験で得られた実条件の影響を考慮した実流動現象の再現を可能にしてくれるツールであり、ターボ機械の内部流動に関する研究にとっても今後必要不可欠なものとなることが期待される。

謝辞

本稿で紹介した研究はJSPS科研費JP19J21317およびJP18H01373の助成を受けた。また、CFD解析において九州大学情報基盤研究開発センターのスーパーコンピュータシステムITOを利用した。ここに記して謝意を表する。



(a) Without hub leakage



(b) With hub leakage estimated by adjoint method

Fig. 11 Vortical flow structures and limiting streamlines near trailing edge of rotor blade suction surface in NASA rotor 37

参考文献

- (1) 古川雅人, 圧縮機の旋回失速初生時およびサージ時における非定常流動現象のEFD/CFD解析, 日本ガスタービン学会誌, Vol. 47, No. 3 (2019), pp. 139-146.
- (2) 古川雅人, 圧縮機サージングの非定常三次元数値解析, ターボ機械協会誌, Vol. 50, No. 3 (2022), pp. 141-148.
- (3) 三坂孝志, 加藤博司, 大林茂, データ同化支援工学 (DAE) のこれまでとこれから, 日本機械学会誌, Vol. 122, No. 1210 (2019), pp. 10-13.
- (4) 露木義, 川畑拓矢 編, 気象学におけるデータ同化, (2008), 日本気象学会.
- (5) 淡路敏之, 蒲地政文, 池田元美, 石川洋一, データ同化 観測・実験とモデルを融合するイノベーション, (2009), 京都大学学術出版会.
- (6) 大林茂, 三坂孝志, 加藤博司, 菊地亮太, データ同化流体科学 流動現象のデジタルツイン, (2021), 共立出版.
- (7) Ito, S., Furukawa, M., Yamada, K. and Manabe, K., Applying Ensemble Kalman Filter to Transonic Flows Through a Two-Dimensional Turbine Cascade, ASME Journal of Fluids Engineering, Vol. 143, No. 12 (2021), pp. 121113-1 - 121113-16.
- (8) Ito, S., Furukawa, M. and Yamada, K., Approximation of Hub Leakage Flow in a High Speed Axial Flow Compressor Rotor with Adjoint Method, Proceedings of the 16th Asian International Conference on Fluid Machinery, Paper No. AICFM162021-00113 (2021).
- (9) Kalman, R. E., A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Journal of Basic Engineering,

- Vol. 82 (1960), pp. 35-45.
- (10) Bayes, T. and Prince, R., An Essay towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances. By the late Rev. Mr. Bayes, communicated by Mr. Prince, in a Letter to John Canton, M. A. and F. R. S., Philosophical Transactions of the Royal Society of London, Vol. 53 (1763), pp. 370-418.
- (11) Steiger, R., The Effect of Wakes on Separating Boundary Layers in Low Pressure Turbines, Doctoral Thesis, Cambridge University Engineering Department (2002).
- (12) Wilcox, D. C., Simulation of Transition with a Two-Turbulence Model, AIAA Journal, Vol. 32 No. 2 (1994), pp. 247-255.
- (13) Willshaw, D. J. and von der Malsburg, C., How Patterned Neural Connections Can Be Set Up by Self-Organization, Proceedings of the Royal Society B, Vol. 194, Issue 1117 (1976).
- (14) Box, G. E. P. and Muller, M. E., A Note on the Generation of Random Normal Deviates, The Annals of Mathematical Statistics, Vol. 29 No. 2 (1958), pp. 610-611.
- (15) Arts, T., Lambert de Rouvroit, M. and Rutherford, A. W., Aero-Thermal Investigation of a Highly Loaded Transonic Liner Turbine Guide Vane Cascade, Von Karman Institute for Fluid Dynamics, Technical Note 174 (1990).
- (16) Suder, K. L. and Celestina, M. L., Experimental and Computational Investigation of the Tip Clearance Flow in a Transonic Axial Compressor Rotor, ASME Journal of Turbomachinery, Vol. 118, No. 2 (1996), pp. 218-229.
- (17) Dunham, J., CFD Validation for Propulsion System Components, AGARD-AR-355 (1998).
- (18) Shabbir, A., Celestina, M. L., Adamczyk, J. J. and Strazisar, A. J., 1997, The Effect of Hub Leakage Flow on Two High Speed Axial Flow Compressor Rotor, ASME Paper No. 97-GT-346 (1997).
- (19) Seshadri, P., Parks, G. T. and Shahpar, S., 2015, Leakage Uncertainties in Compressors: Ther Case of Rotor 37, Journal of Propulsion and Power, Vol. 31, No. 1 (2015), pp. 456-466.
- (20) Kiefer, J., Sequential Minimax Search for a Maximum, Proceedings of the American Mathematical Society, Vol. 4, No. 3 (1953), PP. 502-506.
- (21) 古川雅人, ターボ機械における流動現象の知的可視化, 可視化情報学会誌, Vol. 23, No. 91 (2003), pp. 206-213.

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

基礎的な流れ場に対する機械学習の応用

Applications of Machine Learning to Fundamental Fluid Flows



深潟 康二*¹
FUKAGATA Koji

キーワード：流体力学，機械学習，畳み込みニューラルネットワーク，低次元モデル

Key Words：Fluid Mechanics, Machine Learning, Convolutional Neural Network, Reduced Order Model

1. はじめに

近年，インターネットやスマートフォンをはじめとして，至る所で機械学習技術が用いられるようになっており，エネルギー産業における諸問題においても機械学習の応用や，関連する低次元特徴抽出手法の応用に関する取り組みがいくつもなされている⁽¹⁾。筆者の専門である基礎的な流体力学や流れの制御の分野においても，機械学習の応用に関する研究は世界中で爆発的に増加しており，このことから機械学習の可能性への期待が非常に大きなものであることが伺える。

筆者のグループにおいても，科研費基盤A「機械学習による乱流ビッグデータの特徴抽出手法の構築」(2018～2020年度，課題番号18H03758)および，後継課題である科研費基盤S「機械学習を活用した革新的流れ制御パラダイムの創出と実践」(2021～2025年度，課題番号21H05007)の補助を受け，円柱周り流れやチャネル乱流といった基礎的な流れやその制御に対する機械学習の応用可能性に関する調査を行っている⁽²⁻⁶⁾。本稿ではこのうち，畳み込みニューラルネットワークを用いた流れ場の低次元化および流れ場の推定に関する研究をいくつか紹介する。

なお，近年，流体力学への機械学習の応用が非常に注目されていることもあり，筆者も短期間に多くの学協会から同種の記事を執筆依頼されている⁽²⁻⁶⁾。しかしながら，それに対して紹介できる比較的わかりやすい新しい研究成果は限られている関係上，内容にはこれら記事とのいくらかの重複が避けられず，この点についてはご了承頂ければ幸いである。また，紹介する各トピックに関する詳細の記述は省略している。個々の研究の詳細に関しては参考文献リストの原著論文を参照されたい。

2. 畳み込みニューラルネットワークに基づくオートエンコーダ(CNN-AE)を用いた流れ場の低次元化

一連の研究で主に用いる機械学習モデルは，畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いたオートエンコーダ(CNN-AE)である。CNNの構造はもともと脳の視覚野をモデル化したものであり，局所の画像に複数枚のフィルタを畳み込むことでその特徴を抽出するものである。各フィルタを構成する重み係数は，予め定められた損失関数を最小化すべく数多くのデータを用いて「学習」を行うことによって最適化される。重み係数の更新にはいわゆる普通の深層ニューラルネットワークである全結合型の多層パーセプトロン(MLP)と同様，誤差関数の値をネットワーク内で逆伝播させる「バックプロパゲーション」によって行われるが，MLPと異なり，CNNでは結合が局所に限定されていること，およびフィルタの重みが各層で共有されていることにより，同じ入力次元のMLPと比べて非常に少ない計算量で学習が行えることが利点であり，高次元データが頻繁に表れる流体場データにも適したネットワーク構造である。また，上流側の層から下流側の層にかけて次元を削減していくことにより，入力データの特徴を抽象化でき，ノイズ等に対してもロバストになることもCNNを用いたネットワークの長所である。

Fig. 1に一連の研究で主に用いているCNN-AEの基本構造⁽⁷⁾を示す。入力データ q は流れ場のデータ(速度場，圧力場，渦度場など)であり，我々の扱っている問題では10万～1000万程度の次元を持つベクトルである。入力データ q はCNN-AEのうち入力側の半分であるエンコーダ部によって次元圧縮され，中間部のMLPを通り，CNNデコーダ部で次元拡大され，出力ベクトルが得られる。CNN-AEではこの出力ベクトルが入力ベクトルと一致するよう重み係数の最適化，即ち学習が行われるが，学習済のネットワークではその一番圧縮された部分の潜在変数ベクトル r が入力ベクトルの情報を抽象化した形で十分に含んでいることになる。

原稿受付 2022年3月11日

*1 慶應義塾大学理工学部
〒223-8522 横浜市港北区日吉3-14-1
E-mail: fukagata@mech.keio.ac.jp

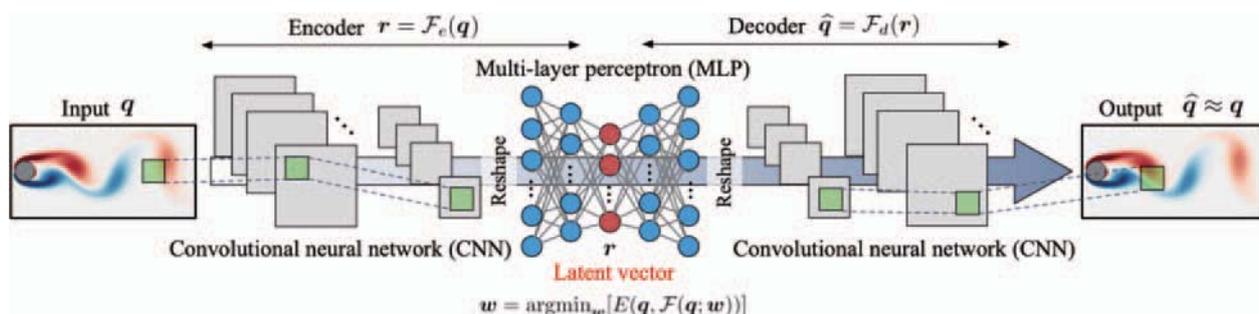


Fig. 1 Conceptual diagram of a convolutional neural network based autoencoder (CNN-AE)⁽⁷⁾. (K. Fukami, K. Hasegawa, T. Nakamura, M. Morimoto, and K. Fukagata, *SN Comput. Sci.* 2, 467 (2021). Copyright © The Author (s) 2021. Published by Springer Nature under Creative Common License 4.0.)

3. 非定常流および乱流の機械学習

乱流への機械学習の適用可能性の調査として上述の CNN-AE と同様の構造を用いて最初に取り組んだ研究が、流入・流出境界を持つチャンネル乱流の直接数値シミュレーション (DNS) に用いることのできる入口乱流生成器 (MLTG) の提案⁽⁸⁾である。ここでは平行平板間の乱流 (チャンネル乱流) の DNS で得られた、ある 1 断面における二次元断面速度場データ $q^{n_{\text{DNS}}}$ を入力とし、次の離散時刻における断面速度場 q^{n+1} が得られるよう、ネットワークを学習させた。なお、この場合の入力ベクトルの次元は約 10 万、潜在変数ベクトルの次元は約 3000 である。学習済みの MLTG に対しては、まず MLTG 単体で乱流構造の時間発展が定性的・定量的に再現できるかを調査した。この場合、初期値 q^0 には DNS データを用いる必要があるが、その後は MLTG から出力 $q^{n+1, \text{ML}}$ を次の時刻における入力 q^n として再帰的に用いることにより、様々な空間スケールの構造をもった断面乱流場の時間発展が再現できる。また、MLTG を用いて計算された乱流統計量を用いた定量的な評価によっても DNS の乱流統計量と良い一致が得られることが確認できた。さらに、学習済みの MLTG を実際に流入・流出境界 DNS の流入境界条件として計算を行ったところ、得られた乱流統計量はドライバ DNS (流入・流出境界 DNS で従来用いられている流入境界条件を計算するために余計に行う必要のある周期境界 DNS) を用いた場合と見分けがつかない程度に一致し、また時間発展する流入速度場の計算に要する時間も、我々の計算機環境ではドライバ DNS を用いる場合の約 580 分の 1 であった。

上記の例では乱流の低次元化は行えるものの、中間層の MLP の情報を用いて 3000 もある潜在変数の支配方程式を導出することは困難である。そこで、簡単な非定常流である低レイノルズ数の円柱周り流れの問題に立ち返り、次元の圧縮と、時間発展方程式の導出を分けて考えることにした⁽⁹⁾。ここではまず CNN-AE を用いて 2 つまでに圧縮された流れの特徴 (即ち、潜在変数 $r = (r_1, r_2)$) を抽出し、その時間変化 dr/dt を数値微分によって算出し、これら両者の関係を記述する非線形的最尤関係 $dr/dt = \theta(r)\xi$ を Sparse Identification of Nonlinear

Dynamics (SINDy)⁽¹⁰⁾ という非線形回帰手法を用いて求める。ここに $\theta(r)$ はライブラリ関数と呼ばれるもので、 r に関して考え得る非線形項が含まれており、 ξ は回帰によって求めるべき係数行列である。なお、非線形項の数が膨大にならないよう、 L_1 正則化と呼ばれる手法を用いて回帰を行っている。その結果、Fig. 2 に示すような潜在変数を支配する非線形な常微分方程式が得られ、さらにこれらを数値的に時間積分したものの挙動も、元の DNS の挙動と多少の位相差はあれど、その挙動をよく再現できることが分かり、流れ場の非線形低次元化とその支配方程式の導出が行えることが示された⁽⁹⁾。

乱流の場合には後述するように流れ場の低次元化に関して一層の改善が必要であるため、既に別の手法で低次元化された乱流のモデルである 9 方程式せん断流モデル⁽¹¹⁾を用いて SINDy を用いた常微分方程式の導出の可能性を調査した。その結果、乱流においても 9 つの変数 ($a_1 \sim a_9$) に対するモデル方程式を数値積分することによって得られる計算データから SINDy を用いて元のモデル方程式とほぼ同等の支配方程式が復元できることが分かり、またそれらのカオス的な挙動も良く再現できることが分かった⁽⁹⁾。

潜在変数の時間発展挙動の記述に関しては、上述の常微分方程式の導出に加え、時間発展データを扱うことのできる機械学習ネットワークである Long Short Term Memory (LSTM) の使用も検討した。様々なレイノルズ数の円柱周りの流れ⁽¹²⁾、および様々な形状の物体周りの流れ⁽¹³⁾に対して、CNN-AE と LSTM を用いた低次元モデル (ML-ROM) を開発し、流れの時間変化のみならず、学習に用いていない形状の物体にはたらく抵抗係数や揚力係数といったマクロな量の定量的な予測も可能であることを示した。一方で、レイノルズ数 $Re = 40$ の円柱周り流れなど、流れの形態が学習に用いた場と大きく変わるような場合の予測が難しいことも分かった。

また、同様の手法を用いてチャンネル乱流に対する ML-ROM の構築も行った⁽¹⁴⁾。ML-ROM では、まず DNS データを用いて 3 次元 CNN-AE の学習を行い、得られた潜在変数ベクトルの時間発展に対して、LSTM を用いてその時間発展挙動を学習させ、学習済みの 3 次元 CNN-AE と

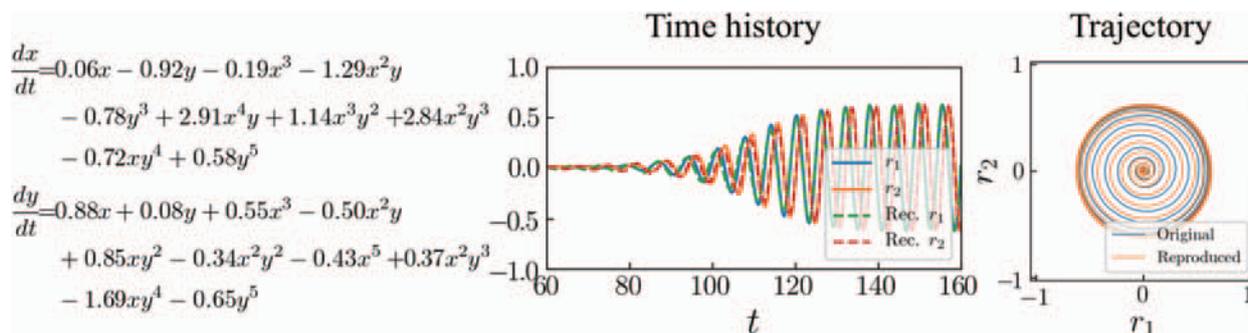


Fig. 2 The governing equation of the latent variables $\mathbf{r} = (r_1, r_2)$ (denoted as x, y in the equation) obtained by using CNN-AE and SINDy for the flow around the cylinder that is starting to shed vortices⁽⁹⁾. The figures on the left present the temporal evolution of latent variables obtained by integration and the loci in the phase space. In the figure on the left, the solid line is the correct answer, and the broken line is the result of numerical integration of the governing equations derived. (K. Fukami, T. Murata, K. Zhang, and K. Fukagata, *J. Fluid Mech.* **826**, A10 (2021). Copyright © The Author(s), 2021. Published by Cambridge University Press under Creative Common License 4.0.)

LSTMを用いることにより3次元速度場の時間発展を再現した。再現された場の統計量はDNSの統計量と比較し、定量的に良好な一致を得た。また、ダイナミクスの観点からもDNSと定性的には良好な一致を確認したが、ダイナミクスの詳細な再現に関しては改善の余地が大きく残されており、今後の課題である。

4. 結局、機械学習は何をやっているのか？

CNN-AEを用いて抽出された非線形低次元モードの物理的解釈は元の流れ場の理解や制御に向けて重要である。そこでまず、円柱周りの2次元非定常流に対し、非線形低次元モードを可視化できるネットワーク構造(MD-CNN-AE)を提案し、各非線形モードから復元された場にどのような流れの構造が含まれているかを調査した⁽¹⁵⁾。まず、MD-CNN-AEに含まれる活性化関数(各層で出力の前に作用させる関数)を全て線形なものとした機械学習モデルの結果からは、CNNオートエンコーダは本能的には固有直交分解(POD)と同様の分解を行っていることが示された。さらに、非線形の活性化関数を含むMD-CNN-AEはPODよりも低い再構成誤差を示し、活性化関数に含まれる非線形性がモデル性能を向上させていることが分かった。その上で、非線形のMD-CNN-AEによって得られる非線形モードから復元した場のそれぞれにPODを適用したところ、1つの非線形MD-CNN-AEモードには複数のPODモードが順序良く内包されていることが分かった⁽¹⁵⁾。この結果は、従来のPODモードとの解釈可能な関係を維持しながら、非線形MD-CNN-AEがPODよりも低次元の流れ場の特徴抽出に使用できる可能性を示唆している。

また、非線形活性化関数の働きを確認するために、より単純な問題で検証した結果⁽¹⁶⁾がFig. 3である。ここでは、レイノルズ数 $Re = 100$ の二次元円柱周りに対して、高次のPODモード係数($a_3 \sim a_6$)を低次のPODモード係数(a_1, a_2)から推定する問題を考えている。実はこの問題では、 $a_3 \sim a_6$ が a_1, a_2 の非線形関数で表せるこ

とが知られており、この非線形性を機械学習モデルが捉えられるかどうかを検証することを目的としている。Fig. 3 (a)において、実線がDNSデータから計算された高次のPODモード係数の正解の軌跡である。この図より、入力として a_1, a_2 のみを入力して用いた場合には、非線形活性化関数を含む通常のMLP(Nonlinear MLP)のみが正解の軌跡に一致した結果を推定でき、活性化関数を全て線形写像としたLinear MLPや線形統計的推定(LSE)では推定値は全てゼロ近辺となり、全く推定ができないことを示している。Fig. 3 (b)に示してあるのは、これら線形推定手法において a_1^2, a_1a_2, a_2^2 など a_1, a_2 で構成される非線形項も入力として用いて推定を行った結果である。またFig. 3 (c)には、1次の項のみ、2次までの項、3次までの項を入力して用いた場合の線形推定手法における推定誤差を示している。これにより、線形推定手法においても、適切な非線形性を入力として加味することによって高次のPODモードの推定が可能となることが分かる。逆に、Nonlinear MLPではこれらの非線形性がネットワーク内で自動的に加味されていることにより、入力が1次の項のみでも良い推定ができることが確認された。

同様の調査は、より複雑な問題であるチャンネル乱流における流動場の推定でも確認されている⁽¹⁶⁾(Fig. 4)。ここでは壁面せん断応力からチャンネル内部の速度場を推定しているが、この問題においても、非線形活性化関数の働きによりCNNが線形推定手法より優れた推定を行っていることが確認できる。Fig. 4 (a)に示す渦構造からはNonlinear CNNよりもLSEのほうが良い推定を行っているように見えるが、Fig. 4 (d)に示す誤差を見ると多くの渦構造が可視化されている領域はどちらの場合も100%オーダーの誤差を生じており、LSEの誤差のほうがさらに大きいことが分かる。一方、誤差が比較的小さな壁面近傍領域ではFigs. 4 (b), (c)に示すように、Nonlinear CNNのみが壁面近傍のストリーク構造やレイノルズせん断応力の良い推定を行っていることが分かる。

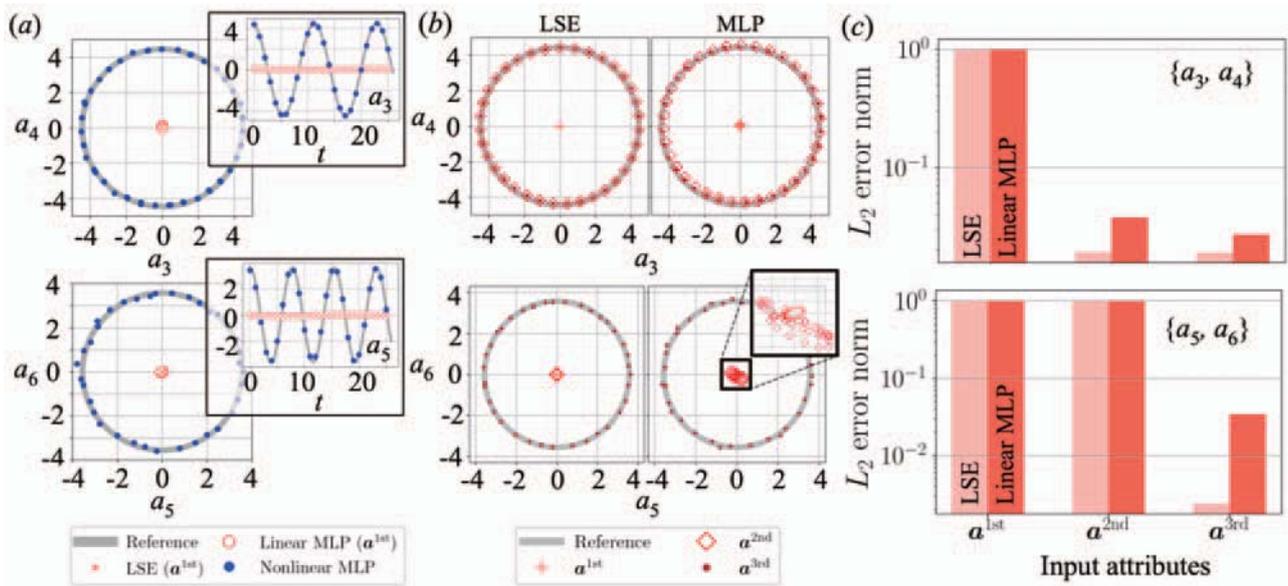


Fig. 3 POD coefficients estimation for a flow around a circular cylinder at Reynolds number $Re=100$ ⁽⁶⁾ (a) Estimation of higher order POD coefficient from 1st order coefficients $\mathbf{a}_{in} = [a_1, a_2]$ only; (b) estimation by linear methods also using the 2nd and 3rd order terms as the input; (c) the L_2 error norm $\varepsilon = \|\mathbf{a}_{out,ref} - \mathbf{a}_{out,est}\|_2 / \|\mathbf{a}_{out,ref}\|_2$. (T. Nakamura, K. Fukami, and K. Fukagata, *Sci. Rep.* 12, 3726 (2022). Copyright © 2022 The Author(s). Published by Springer Nature under Creative Common License 4.0.)

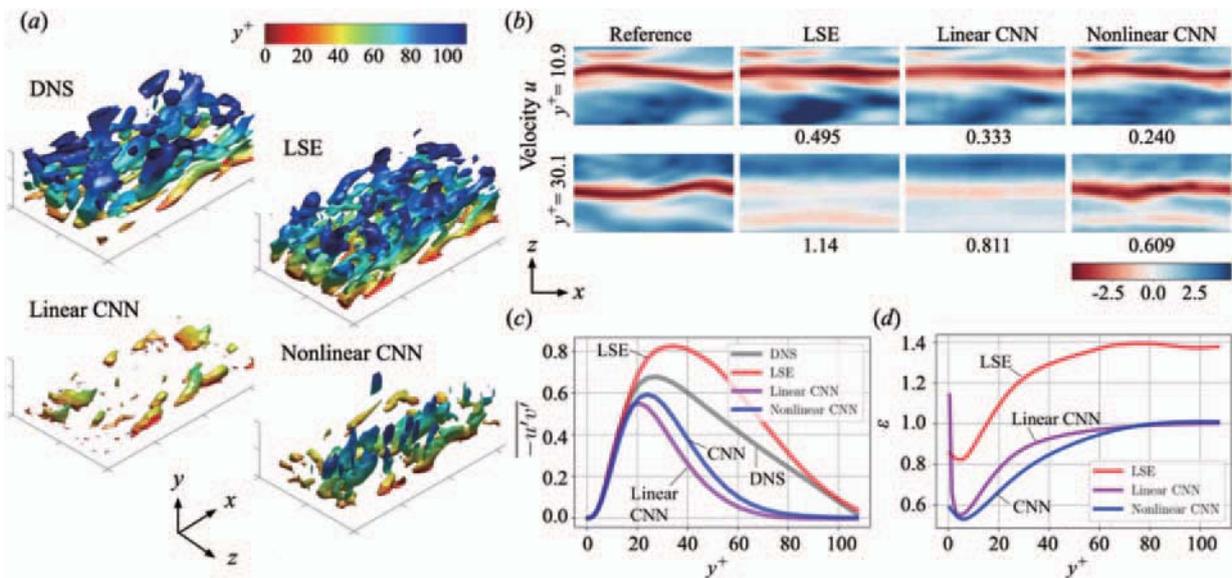


Fig. 4 Estimation of turbulent channel flow from streamwise wall-shear stress⁽⁶⁾. (a) Vortical structure identified by the Q criterion ($Q^+ = -0.005$). (b) $x-z$ sectional streamwise velocities at $y^+ = 10.9$ and 30.1 . The values underneath the contours report the L_2 error norm for each velocity attribute. (c) Reynolds shear stress. (d) Dependence of the ensemble L_2 error norm over three velocity components on the y position. (T. Nakamura, K. Fukami, and K. Fukagata, *Sci. Rep.* 12, 3726 (2022). Copyright © 2022 The Author(s). Published by Springer Nature under Creative Common License 4.0.)

機械学習を用いて乱流を低次元化し、その支配方程式を導出するために残されている一番の大きな課題は低次元化手法の大幅な改善であり、その一つとして行ったのが階層型CNN-AEの提案である⁽⁷⁾。階層型CNN-AEでは、まず1番目のCNN-AEで場の低次元化を行い、そこで得られた潜在変数を固定し、2番目のCNN-AEにスタックして2番目のCNN-AEの学習を行う。これにより、1番目のCNN-AEでは捉えきれなかった特徴が2番目のCNN-AEで捉えられることになる。これを複数段繰り返

して学習を行うことにより、効率的な低次元化を目指した。この階層型CNN-AEを用いてチャンネル乱流の断面流速分布を低次元化し、既存の手法との比較を行った。再構築誤差として約40%を許す場合には、既存の手法であるPODや従来型のCNN-AEでは約800個の潜在変数が必要となるのに対し、階層型CNN-AEでは約300個で済むことが示唆されており、効率的な低次元化が行われていることが確認できた。しかし、低次元ダイナミクスの常微分方程式を導出するにあたって許容できる誤差はせい

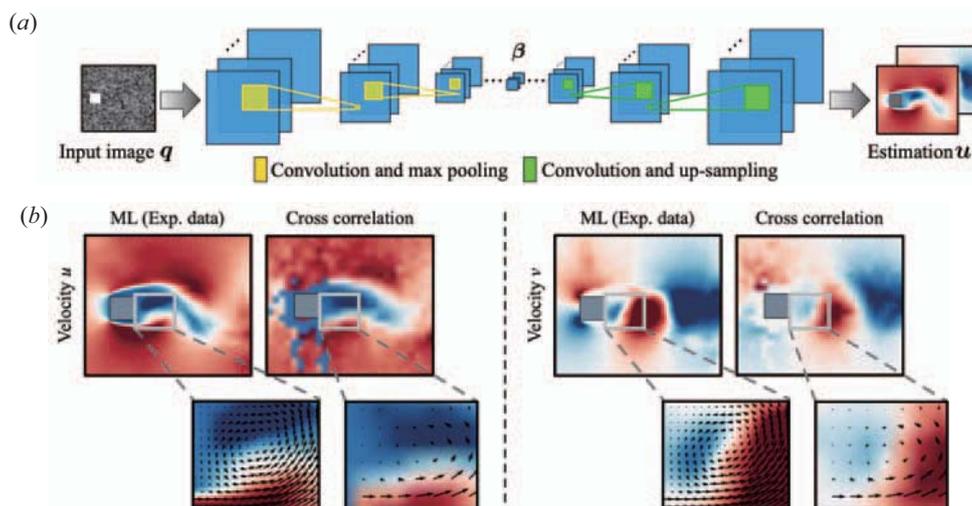


Fig. 5 Estimating the velocity field from a particle image using a CNN autoencoder type machine learning model¹⁸. (a) Training of a machine learning model using pseudo-particle images generated using DNS. (b) Estimated velocity field. A field with higher resolution than the conventional velocity correlation method (right figure) is obtained, and the velocity field in the shadow of the object, which cannot be obtained by the velocity correlation method, is well estimated. (M. Morimoto, K. Fukami, and K. Fukagata, *Phys. Fluids* 33, 087121 (2021). © 2021 Author(s). Published under an exclusive license by AIP Publishing.

ぜい10%程度であり、その程度の誤差に収めようとする
と、階層型CNN-AEでも既存の手法と同様、約3000個の
潜在変数が必要となることが示唆されている。乱流に対
するさらなる低次元化手法の改良は今後の課題である。

5. 実験データへの応用

これまで紹介した例は全て機械学習モデルの訓練・検
証ともにDNSデータを用いた例であったが、機械学習
を用いた流体解析ためには実験データも視野に入れる必
要がある。

筆者のグループでは、まず手始めに、粒子画像速度計
測法 (PIV) に用いられる粒子画像から、従来の相互相
関法を用いず機械学習を用いて速度場を取得する方法を
提案している¹⁸。ここでは、DNSデータを用いて生成し
た疑似粒子画像から速度場を予測するよう機械学習モデ
ルを訓練し、構築した機械学習モデルに実際の風洞実験
で得られた粒子画像を入力することによって速度場を推
定している (Fig. 5 (a))。機械学習モデルを用いて推
定された速度場は従来の速度相関法よりも高解像度で
あり、しかも速度相関法では得られない物体の影となる部
分の速度場も良好に推定されている (Fig. 5 (b))。ま
た、本稿では省略するが、この機械学習モデルは画像の
輝度値の変動や画像に含まれるノイズに対しても高いロ
バスト性を有していること、また、より複雑な物体周り
流れに対しても良好な結果が得られることを確認してい
る。機械学習の実験データへの応用はまだ基礎的な段階
にあるが、上記の結果はその大きな可能性を示唆するも
のである。

6. おわりに

本稿では、筆者のグループにおいて実施した機械学習
の流体場への応用のうちいくつかを紹介した。これまで
の一連の研究からは、乱流のような高次元データであ
ってもCNNを利用することにより効率的に機械学習が
できることが分かってきたが、乱流に対しても非線形モ
ドの解釈や支配方程式の導出を行うためには、さらなる
低次元化を可能とする革新的な手法が必要であることが
分かってきた。現在、そのような低次元化手法に関する
研究¹⁷とともに、流体場に対する機械学習の汎用性を高
める研究¹⁹⁻²¹、流体場の超解像^{22, 23}、非構造格子への拡
張²⁴、および機械学習によって予測される場の局所での
不確かさを定量化する手法の開発²⁵などにも取り組んで
いる。一方、近年では流体力学問題におけるベイズ最適
化²⁶や量子コンピュータ利用²⁷など、関連する分野にお
ける研究も大きく進展しつつあり、これらの領域におけ
る最新の知見も積極的に取り込んでいくことにより、機
械学習を用いた複雑流動解析と制御の実現に向けた研究
を進めていく所存である。

謝辞

本稿で紹介した一連の研究は科研費基盤A (2018 ~
2020年度, 課題番号18H03758) および科研費基盤S
(2021 ~ 2025年度, 課題番号21H05007) の補助を受け
たものである。研究分担者の先生方、深見開君 (現・
UCLA博士課程) をはじめとする研究室学生・卒業生、
および平邦彦先生 (UCLA) をはじめとする共同研究者
の皆さまに深く感謝します。

参考文献

- (1) 深湯康二, エネルギー産業における機械学習への期待, 日本ガスタービン学会誌, Vol. 47, No. 5 (2019), p. 281.
- (2) 深湯康二, 山本誠, 岩本薫, 長谷川洋介, 塚原隆裕, 福島直哉, 守裕也, 青木義満, 機械学習を用いた乱流の特徴抽出手法の構築に向けて, ながれ, Vol. 37, No. 6 (2018), pp. 524-527.
- (3) 深湯康二, 深見開, 機械学習を用いた乱流ビッグデータ解析に向けて, 計測と制御, Vol. 59, No. 8 (2020), pp. 571-576.
- (4) 深湯康二, 機械学習の乱流への応用, 日本機械学会誌, Vol. 124, No. 1232 (2021), pp. 10-13.
- (5) 深湯康二, 深見開, 機械学習縮約モデルを用いた革新的流れ制御に向けて, 伝熱, Vol. 60, No. 253 (2021), pp. 12-15.
- (6) 深湯康二, 乱流の機械学習と制御, フルードパワーシステム, Vol. 52, No. 6 (2021), pp. 237-241.
- (7) Fukami, K., Hasegawa, K., Nakamura, T., Morimoto, M., Fukagata, K., Model Order Reduction with Neural Networks: Application to Laminar and Turbulent Flows, SN Computer Science, Vol. 2 (2021), Article Number 467.
- (8) Fukami, K., Nabae, Y., Kawai, K., Fukagata, K., Synthetic Turbulent Inflow Generator Using Machine Learning, Physical Review Fluids, Vol. 4, No. 6 (2019), Article Number 064603.
- (9) Fukami, K., Murata, T., Zhang, K., Fukagata, K., Sparse Identification of Nonlinear Dynamics with Low-dimensionalized Flow Representations, Journal of Fluid Mechanics, Vol. 926 (2021), Article Number A10.
- (10) Brunton, S. L., Proctor, J. L., Kutz, J. N., Discovering Governing Equations from Data by Sparse Identification of Nonlinear Dynamical Systems, Proceedings of the National Academy of Sciences Vol. 113, No. 15 (2016), pp. 3932-3937.
- (11) Moehlis, J., Faisst, H., Eckhardt, B., A Low-dimensional Model for Turbulent Shear Flows. New Journal of Physics, Vol. 6, No. 56 (2004), pp. 1-17.
- (12) Hasegawa, K., Fukami, K., Murata, T., Fukagata, K., CNN-LSTM Based Reduced Order Modeling of Two-dimensional Unsteady Flows Around a Circular Cylinder at Different Reynolds Numbers, Fluid Dynamics Research, Vol. 52, No. 6 (2020), Article Number 065501.
- (13) Hasegawa, K., Fukami, K., Murata, T., Fukagata, K., Machine-learning-based Reduced Order Modeling for Unsteady Flows Around Bluff Bodies of Various Shapes, Theoretical and Computational Fluid Dynamics, Vol. 34, (2020), pp. 367-383.
- (14) Nakamura, T., Fukami, K., Hasegawa, K., Nabae, Y., Fukagata, K., Convolutional Neural Network and Long Short-term Memory Based Reduced Order Surrogate for Minimal Turbulent Channel Flow, Physics of Fluids, Vol. 33, No. 2 (2021), Article Number 025116.
- (15) Murata, T., Fukami, K., Fukagata, K., Nonlinear Mode Decomposition with Convolutional Neural Networks for Fluid Dynamics, Journal of Fluid Mechanics, Vol. 882, (2020), Article Number A13.
- (16) Nakamura, T., Fukami, K., and Fukagata, K., Identifying Key Differences Between Linear Stochastic Estimation and Neural Networks for Fluid Flow Regressions, Scientific Reports, Vol. 12 (2022), Article Number 3726.
- (17) Fukami, K., Nakamura, T., Fukagata, K., Convolutional Neural Network Based Hierarchical Autoencoder for Nonlinear Mode Decomposition of Fluid Field Data, Physics of Fluids, Vol. 32 (2020), Article Number 095110.
- (18) Morimoto, M., Fukami, K., and Fukagata, K., Experimental Velocity Data Estimation for Imperfect Particle Images Using Machine Learning, Physics of Fluids, Vol. 33 (2021), Article Number 087121.
- (19) Morimoto, M., Fukami, K., Zhang, K., Nair, A. G., and Fukagata, K., Convolutional Neural Networks for Fluid Flow Analysis: Toward Effective Metamodeling and Low Dimensionalization, Theoretical and Computational Fluid Dynamics, Vol. 35 (2021), pp. 633-658.
- (20) Fukami, K., Fukagata, K., and Taira, K., Assessment of Supervised Machine Learning Methods for Fluid Flows, Theoretical and Computational Fluid Dynamics, Vol. 34 (2020), pp. 497-519.
- (21) Morimoto, M., Fukami, K., Zhang, K., and Fukagata, K., Generalization Techniques of Neural Networks for Fluid Flow Estimation, Neural Computing and Applications, Vol. 34 (2022), pp. 3647-3669.
- (22) Fukami, K., Fukagata, K., and Taira, K., Super-resolution Reconstruction of Turbulent Flows with Machine Learning, Journal of Fluid Mechanics, Vol. 870 (2019), pp. 106-120.
- (23) Fukami, K., Fukagata, K., and Taira, K., Machine-learning-based Spatio-temporal Super Resolution Reconstruction of Turbulent Flows, Journal of Fluid Mechanics, Vol. 909 (2021), Article Number A9.
- (24) Fukami, K., Maulik, R., Ramachandra, N., Fukagata, K., and Taira, K., Global Field Reconstruction from Sparse Sensors with Voronoi Tessellation-assisted Deep Learning, Nature Machine Intelligence, Vol. 3 (2021), pp. 945-951.
- (25) Maulik, R., Fukami, K., Ramachandra, N., Fukagata, K., and Taira, K., Probabilistic Neural Networks for Fluid Flow Surrogate Modeling and Data Recovery, Physical Review Fluids, Vol. 5, No. 10 (2020), Article Number 104401.
- (26) Y. Morita, Y., Rezaeiravesh, S., Tabatabaei, N., Vinuesa, R., Fukagata, K., and Schlatter, P., Applying Bayesian Optimization with Gaussian Process Regression to Computational Fluid Dynamics Problems, Journal of Computational Physics, Vol. 449 (2022), Article Number 110788.
- (27) Fukagata, K., Towards Quantum Computing of Turbulence, Nature Computational Science, Vol. 2, (2022), pp. 68-69.

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

複雑系科学の基礎理論と機械学習を用いた航空用ガスタービン内に発生する翼列フラッタの予兆検知

Early Detection of Cascade Flutter in an Aircraft Gas-turbine Using Complex Systems Science-based Theory and Machine Learning



後藤田 浩^{*1} 八條 貴誉^{*1} 西澤 敏雄^{*2} 賀澤 順一^{*2}
GOTODA Hiroshi HACHIJO Takayoshi NISHIZAWA Toshio KAZAWA Junichi

キーワード：ガスタービン，翼列フラッタ，複雑系科学，機械学習

Key Words：Gas Turbine, Cascade flutter, Complex systems science, Machine learning

1. はじめに

温室効果ガスの排出基準の強化に伴い，推進効率と燃費効率をより向上させた航空機の研究開発が求められている。バイパス比の増加はこれらの効率の向上に必要不可欠であるが，高バイパス比化によるタービン部の軽量化が翼剛性を低下させ，空力弾性不安定によるフラッタの発生が懸念される。フラッタの発生はエンジンの大きな振動や回転翼を含む部品の損傷だけでなく，燃焼器からの逆流によるエンジン火災などを引き起こし，航空機の重大な事故に繋がる可能性がある。エンジン運転時にフラッタが突発的に発生する場合，運転者は発生後に初めてそれを認知し，エンジンの緊急停止などの措置を取らざるを得ないのが現状である。ターボ機械はフラッタが発生しにくいように設定された設計作動線上の安定作動条件に限定して運転され，フラッタ発生のリスクを回避している。不安定作動による損傷を回避するため，設計段階で翼の厚みや幅などを最適形状より増やし，圧縮性能や膨張性能を低くすることで，安全性を高めようとしている。しかしながら，大口徑で薄型の翼形状を用いることが必要となってきており，安全設計や運転制御だけではフラッタの回避が厳しくなっている。そのため，翼の設計段階でフラッタの予兆を検知できる方法論の構築が航空分野で望まれている。

複雑系科学を対象とする学問領域の進展は目覚ましく，離散数学のグラフ理論に基づく複雑ネットワークと非線形時系列解析を組み合わせた方法論が体系化されつつあ

る⁽¹⁾。また，非線形物理分野では，複数の振動子が相互に作用し合う結合振動子系の同期現象の解明は重要な研究課題であり，複雑ネットワークと集団同期モデルを融合させたネットワーク科学の研究領域が深化している⁽²⁾。他方，人工知能と情報科学の高度化に伴って，統計的学習論に基づく多種の機械学習法が生み出され⁽³⁾，機械学習が多くの産業技術や現代科学の学術体系に大きな影響を与えつつある。

このような背景のもと，著者らは力学系理論，記号力学，情報理論，同期と複雑ネットワークを基軸とした複雑系科学の基礎理論と機械学習を組み合わせた方法論が，翼列フラッタの予兆検知法の高度化に繋がることを期待している。本稿では，JAXA高効率軽量ファンタービン技術実証（aFJR: Advanced Fan Jet Research）プロジェクト⁽⁴⁾の一つとして進められた翼列フラッタの予兆検知に関する二つの研究内容を紹介する。一つ目は集団同期を考慮した複雑ネットワークを用いたものである⁽⁵⁾。二つ目は，情報理論と記号力学に基づく順列エントロピー，力学系理論に基づくリカレンス定量化解析とサポートベクトルマシーンを用いたものである⁽⁶⁾。

2. 実験装置と方法

本研究では，aFJRプロジェクトで開発された低圧タービンプレードを用い，タービンフラッタリグ試験はJAXA航空技術部門が保有する高気性能試験設備で行われる。ベルマウスに供試体ダクトを直接接続し，空気はダクト内部のみに流入する。上流側の全圧を大気圧とし，大気温度を流入全温とする。Fig. 1で示されるように，供試体ダクト内は緊急放風ダクト，ベルマウス，上流ストラット，供試翼列，下流ストラットから構成されている。供試翼列の翼枚数 N_b を80，翼のアスペクト比

原稿受付 2022年3月25日

* 1 東京理科大学大学院 工学研究科 機械工学専攻
E-mail: gotoda@rs.tus.ac.jp

* 2 宇宙航空研究開発機構 航空技術部門
E-mail: nishizawa.toshio@jaxa.jp, kazawajunichi@jaxa.jp

を8.8とする。本研究では2種類の供試体を用い、それぞれを供試体A、供試体Bとする。供試体Aは静翼とリング部が一体削り出し剛構造となっており、供試体Bは4枚1組のセクター構造となっている。供試体Aでは全て周方向に、供試体Bでは翼番号1～40まで周方向、翼番号41～80まで半径方向にひずみゲージが貼り付けられ、ひずみ変動 ε' が計測される。ただし、 ε' のサンプリング周波数を20 kHzとする。本研究では、設計流量に対する空気流量比 Q を59.2%から92.3%まで変化させ、翼列フラッタを人為的に発生させるが、供試体AとBのそれぞれで翼列フラッタが発生する条件は異なる。

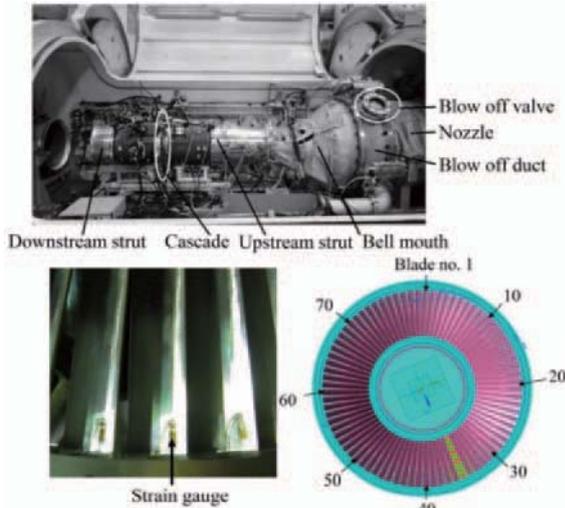


Fig. 1 Low-pressure turbine test rig⁽⁵⁾.

3. 複雑系科学の基礎理論に基づく時系列解析と機械学習

本研究では、複雑系科学の基礎理論に基づく時系列解析と機械学習を ε' に適用する。

3.1 時系列の振幅変化を考慮した順列エントロピ

通信の数学的理論として、シャノンによって創始された情報理論は確率論を応用することで発展してきた。符号化は情報理論の中でも重要な概念であり、情報源で出現する記号の確率分布から得られる情報エントロピは、情報理論における最も基本的な量である。近年、記号力学や複雑ネットワークの視点から時系列の情報エントロピを定量化する方法が提案されている⁽¹⁾。順列変換された記号列の確率分布を用いた順列エントロピ⁽⁷⁾は、時系列の重要な乱雑度の一つとして非線形科学分野で認知されつつある。本研究では、時系列の振幅変化を考慮した順列エントロピを算出することで、ひずみ変動の乱雑度を定量化する。まず、式(1)で示される埋め込み定理⁽⁸⁾を用いて、 ε' を d 次元の遅延座標系（位相空間）の点ベクトルに変換する。

$$\varepsilon = (\varepsilon'(t_i), \lambda\varepsilon'(t_i + \tau), \dots, \lambda^{(d-1)}\varepsilon'(t_i + (d-1)\tau)) \quad (1)$$

ただし、 τ を位相空間の遅れ時間とする。 ε の成分のラ

ンクオーダに対応する順列パターン π_j の集合を $\{\pi_j | j = 1, 2, \dots, d!\}$ とし、 π_j の出現確率 p_{π_j} を式(2)から見積もる。

$$p_{\pi_j} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} \chi_{\pi_j} w(t_i)}{\sum_{i=1}^{N_p} w(t_i)} \quad (2)$$

$$w(t_i) = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d \{\varepsilon'(t_i + (k-1)\tau) - \bar{\varepsilon}(t_i)\}^2 \quad (3)$$

$$\bar{\varepsilon}(t_i) = \frac{1}{d} \sum_{k=1}^d \{\varepsilon'(t_i + (k-1)\tau)\}^2 \quad (4)$$

ただし、 N_p を位相空間内の点ベクトルの総点数とする。 χ_{π_j} は指示関数であり、 $\pi_j = \pi_i$ ($\pi_j \neq \pi_i$)のとき、 $\chi_{\pi_j} = 1$ (0)となる。 p_{π_j} を式(5)に代入することで、振幅変化を考慮した順列エントロピ S_w が得られる。

$$S_w = \frac{-\sum_{j=1}^{d!} p_{\pi_j} \log_2 p_{\pi_j}}{\log_2 d!} \quad (5)$$

ただし、 $0 \leq S_w \leq 1$ とする。 S_w が増加するにつれて乱雑度が増加する。本研究では、 $d = 5$ 、 $\lambda = 0.8$ とする。

3.2 リカレンスプロット

リカレンスプロット⁽⁹⁾は位相空間内に描かれる軌道群の距離の秩序/非秩序構造を抽出したものであり、力学系の回帰状態を理解する上で重要である。本研究では、リカレンスプロットの構造を定量化するために、リカレンス定量化解析の一つであるリカレンス決定度を求める。リカレンスプロットの回帰行列の成分 R_{ij} と決定度 D_r ⁽⁹⁾はそれぞれ式(6)と(7)で表される。

$$R_{ij} = \Theta(r - \|\varepsilon(t_i) - \varepsilon(t_j)\|) \quad (6)$$

$$D_r = \frac{\sum_{l=\min}^{N_p} lp_l}{\sum_{l=1}^{N_p} lp_l} \quad (7)$$

ただし、 Θ をヘビサイド関数、 $\|\cdot\|$ をユークリッド距離、 r を位相空間内の2点間距離の閾値、 l を斜線長さ、 p_l を斜線長さの存在確率、 l_{\min} を斜線長さの最小値とする。本研究では、 r をアトラクタの最大直径の10%、 $d=4$ 、 $l_{\min}=2$ とする。リカレンスプロットに短い斜線が不均一に分布する場合、 ε' は不規則的なダイナミクスに従う。長い斜線が形成される場合、 ε' は決定論的なダイナミクスに従う。 D_r はリカレンスプロット内を占める斜線構造の割合を表し、ダイナミクスが決定論的であるほど D_r は増加する。ただし、 $0 \leq D_r \leq 1$ とする。

本研究では、翼同士の同期に着目するために、2つのひずみ変動を同一の位相空間に埋め込んだクロスリカレンスプロットの決定度 D_{mn} ⁽⁹⁾を求める。クロスリカレンスプロットの回帰行列の成分 C_{mn} は式(8)で表される。

$$C_{mn} = \Theta(r - \|\varepsilon_m(t_i) - \varepsilon_n(t_j)\|) \quad (8)$$

ただし、 m, n はそれぞれ、 m 番目と n 番目の翼位置を示

す。なお、リカレンス率⁽⁹⁾が0.05となるように r を設定する。クロスリカレンスプロット内に長い斜線構造が形成される時、2つのひずみ変動は類似した挙動を有する。本研究では同時刻におけるひずみ変動間の同期に着目するため、 D_{mn} の定義式は式(7)と同一とする。 $0 \leq D_{mn} \leq 1$ をとり、2つのひずみ変動が類似するにつれて D_{mn} は増加する。

3.3 集団同期を考慮した複雑ネットワーク

本研究では、翼同士の同期に着目した複雑ネットワークを導入する。それぞれの翼をノード、翼間の D_{mn} を隣接行列の成分とした重み付き無向ネットワークを構築し、式(9)で表されるリンク強度 I を求める。

$$I = \sum_{n=1}^{N_b} D_{mn} \quad (9)$$

2つのひずみ変動が同期するにつれて I は大きくなる。最近、著者の一人はノード間の同期度として、同期パラメータを提案し、旋回乱流燃焼器内に形成される燃焼振動の同期現象に適用している⁽¹⁰⁾。本研究では、翼列フラッタの予兆検知を行うために、同期パラメータ r_s を求める。 r_s は D_{mn} とノード間の秩序変数 r_{mn} を用いて、式(10)として表される。

$$r_s = \frac{\sum_{m=1}^{N_b} \sum_{n=1}^{N_b} w_{mn}}{\sum_{m=1}^{N_b} \sum_{n=1}^{N_b} D_{mn}} \quad (10)$$

$$w_{mn} = \begin{cases} D_{mn} r_{mn} & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (11)$$

$$r_{mn} = \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{1}{\Delta t} \left| \int_{t_i}^{t_i + \Delta t} \exp[\theta_m(t_i) - \theta_n(t_i)] dt \right| \quad (12)$$

ただし、 $\theta_m(t)$ を振動子 ε_m' の位相の時系列とし、 $0 \leq r_s \leq 1$ をとる。 $r_s = 1$ はネットワーク上のすべての振動子が位相同期状態であることに対応する。

3.4 サポートベクトルマシン

サポートベクトルマシンは、画像、音声、言語などの判定に利用されるパターン認識法の一つとして知られている。マージン最大化と呼ばれる概念に基づいて、教師データから汎化誤差が最小となるようにクラスを分類する手法である⁽³⁾。サポートベクトルマシンを適用する際に、まず教師データ $\{\mathbf{x}_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ をクラスタリングする。ただし、 $\mathbf{x}_i = (D_r, S_w)$ とする。本研究では、 D_r と S_w の二次元平面に k 平均法⁽³⁾を適用し、(i) 安定状態、(ii) 安定状態から翼列フラッタへの遷移、(iii) 翼列フラッタに分類する。そして、ラグランジュ双対問題に着目して、分類境界の識別関数 $f(\mathbf{x})$ を求める。ただし、 a_i をラグランジュ定数、 y_i を教師データのラベルとし、 $y_i = +1$ または -1 をとる。また、 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ にはガウスクERNEL関数を用いる。 a_i は式(14)で示されるラグランジュ関数 \tilde{L} を最大化することによって得られる。

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_i y_i k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (13)$$

$$\tilde{L} = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (14)$$

subjected to $0 \leq a_i, \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0$

ただし、 $n = 2000$ とする。

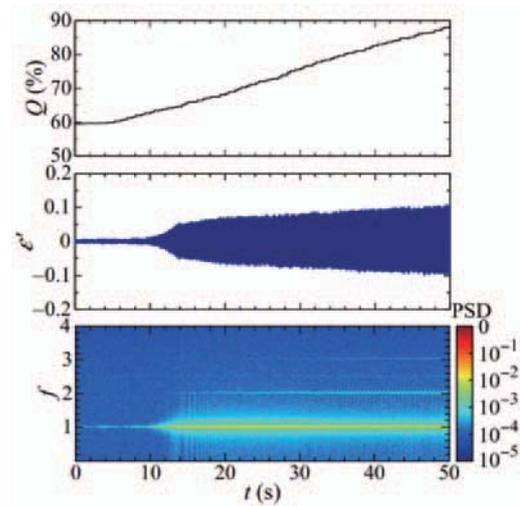


Fig. 2 Temporal evolution of strain fluctuations ε' at the 50th blade and the corresponding PSD with increasing mass flow rate of inlet air Q ⁽⁵⁾.

4. 翼列フラッタのダイナミクス

Fig. 2に空気流量比 Q を過渡的に増加させたときのひずみ変動 ε' とパワースペクトル密度PSDの時間変化を示す。ただし、供試体Aの翼番号50を対象とし、周波数 f は翼列フラッタが発生しているときの1次のねじり振動モードの周波数によって無次元化されている。 ε' の振幅は $t \leq 9$ sまでほぼ一定であり、 $t = 14$ sで顕著に増加している。順列エントロピとJensen-Shannon複雑度から成る二次元平面はcomplexity-entropy causality plane (CECP)⁽¹¹⁾と呼ばれ、CECP内の軌道の変化から不規則変動の力学的な状態を知ることが可能である。本研究では、翼列フラッタのダイナミクスの一端を明らかにするために、CECPを用いる。CECPの詳細については、文献^{(1), (11)}を参考にされたい。Fig. 3に遅れ時間 τ を変化させたときの順列エントロピ S_P とJensen-Shannon複雑度 C_{JS} ^{(1), (11)}の変化、ならびにCECP内の軌道を示す。ただし、翼列フラッタが発生している $t = 15$ sのひずみ変動を対象とし、振幅変化を考慮しない順列エントロピ^{(1), (11)}を用いるものとする。 S_P と C_{JS} は0.8 msの周期で極値をとり、この周期は1次のねじり振動モードの周期と対応している。 τ の増加に伴って、 (S_P, C_{JS}) はCECPの右下側から中央に移動し、 S_P と C_{JS} が極値をとる時刻で時計回りに動く。このことは、翼列フラッタが発生しているときのひ

ずみ変動の力学的な状態が雑音周期振動であることを示している。そして、翼列フラッタのひずみ変動のダイナミクスは、外部ノイズが印加されたリミットサイクル振動子として知られている雑音ファンデルポール振動子のダイナミクスと類似していることを意味している。複数の結合ファンデルポール振動子が異なる周波数で振動しているとき、時間の経過に伴って同一の周波数で振動する現象、いわゆる集団同期現象が起こることが報告されている^[12]。八條は外部ノイズが印加された結合ファンデルポール振動子群で集団同期が発生することを明らかにしている^[13]。これらに基づくと、翼列フラッタは周波数の引き込みを伴う集団同期現象であることが示唆される。

5. 集団同期を考慮した複雑ネットワークによる翼列フラッタの予兆検知

Fig. 4に Q を過渡的に増加させたときのクロスリカレンスプロットの決定度 D_{mn} とネットワークトポロジの変化を示す。ただし、供試体Aを対象とし、 $D_{mn} \geq 0.5$ のリンクを表示させている。 $t = 5$ sのとき、全てのノードにおいて D_{mn} は低く、翼同士の同期は生じていない。 $t = 11$ sのとき、翼番号49から翼番号51の翼同士で D_{mn} は増加している。このことは、翼列フラッタの前兆として局所的な同期が特定の翼同士で生じ始めていることを示している。 $t = 15$ sのとき、結合されるノード数が増加し、翼番号50がネットワークのハブとなる。八條は (i) 翼番号50に近接する翼が互いに同一の卓越周波数で振動すること、(ii) 翼番号50付近の翼同士の位相角はほぼ一定であることを明らかにしている^[13]。このことに基づくと、翼番号50を起点とした位相引き込みが生じていると言える。 $t \geq 22$ sのとき、振動している翼同士の集団同期の形成によってノード間の D_{mn} とリンクの数が顕著に増加している。これらの結果から、クロスリカレンスプロットの決定度から構築した複雑ネットワークは集団同期による翼列フラッタの形成に重要となるハブの抽出に有用である。

Fig. 5に Q を過渡的に増加させたときのリンク強度 I の時間変化を示す。 $t = 10$ sのとき、翼番号50付近の翼で I が増加し始めている。このことは、翼番号50の翼がネットワークのハブとなって隣接する翼と相互に作用し合い、同期クラスタを形成していることを意味している。さらに時間が経過すると、他翼の I は著しく増加し、同期クラスタの形成領域が拡大しながら翼列フラッタが伝播していく。このことは、ノード強度が翼列フラッタへの遷移を捉えていることを示している。Fig. 6に Q を過渡的に増加させたときの同期パラメータ r_s の変化を示す。 t が約10 sを超えると、同期クラスタの形成によって r_s が増加し始めている。20 s \leq $t \leq$ 26 sにおいて、同期クラスタの形成領域が拡大し、 r_s は著しく増加する。同期パラメータは特定の翼に着目することなく、翼列フラッタの予兆を捉えることが可能な特徴量である。また、 $0 \leq$

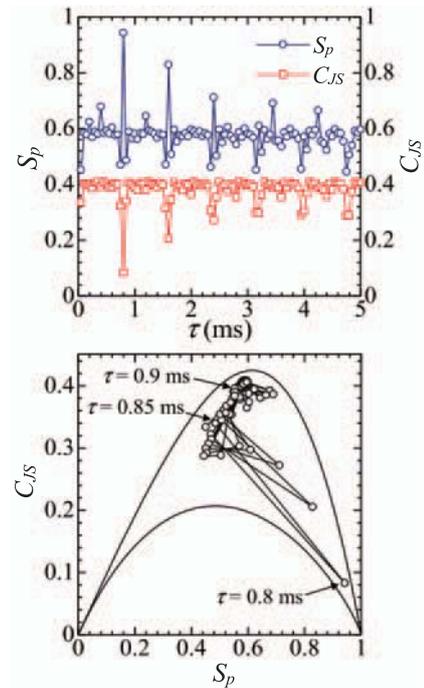


Fig. 3 (a) Variations in permutation entropy S_p and Jensen-Shannon statistical complexity C_{JS} in terms of the embedding delay time τ , together with S_p - C_{JS} plane^[5].

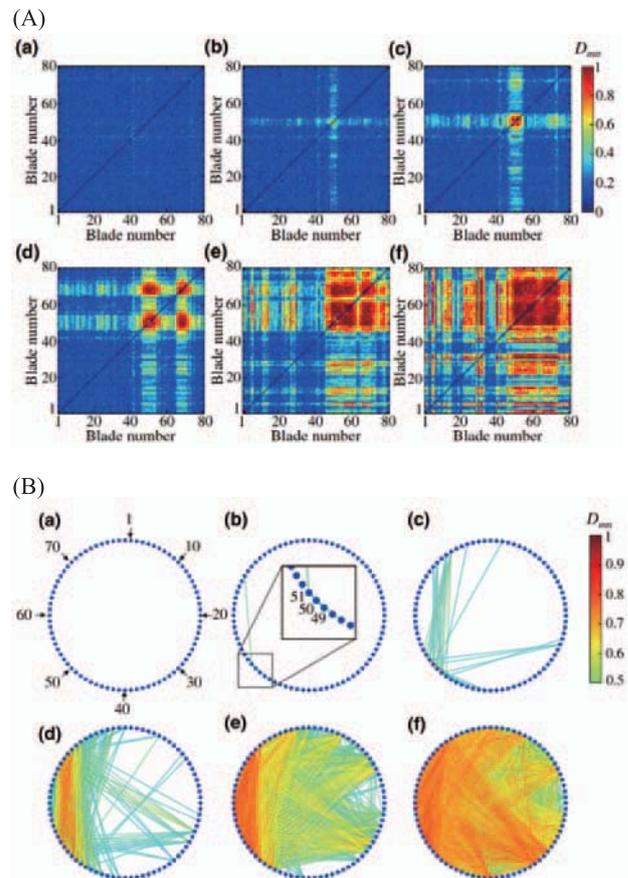


Fig. 4 (A) Variations in connecting strength D_{mn} between nodes and (B) network topology with increasing mass flow rate of inlet air Q ^[5]. (a) $t = 5$ s, (b) $t = 11$ s, (c) $t = 15$ s, (d) $t = 22$ s, (e) $t = 30$ s, and (f) $t = 45$ s.

$r_s \leq 1$ で変化することから、同期パラメータはノード強度と比較して、予兆検知に必要な特徴量の閾値を決定しやすい利点を有している。これらの点を踏まえると、同期パラメータは翼列フラッタの予兆検知器の一つとして重要となる。

6. 力学系理論と機械学習による翼列フラッタの予兆検知

Fig. 7に ε' の振幅変化を考慮した順列エントロピ S_w と Q の関係を示す。ただし、供試体Bを対象とする。 $Q \leq 74.1\%$ のとき、多くの翼で $S_w \geq 0.8$ であり、ひずみ変動の不規則性は高い。 $Q = 81.5\%$ のとき、いくつかの翼で S_w は減少し始める。 $Q = 85.2\%$ のとき、低い S_w の翼の個数が増加する。翼列の右側領域で S_w は著しく低下し、周期的変動が支配的となる。Fig. 8にリカレンスプロットの決定度 D_r と Q の関係を示す。 $Q = 59.2\%$ のとき、ほぼ全ての翼において $D_r \sim 0.5$ となる。 Q の増加に伴い、徐々に D_r が増加する翼が出現し始め、 $Q = 81.5\%$ のとき、翼番号27付近で $D_r \sim 0.65$ まで増加する。 $Q = 85.2\%$ を超えると $D_r \sim 1$ となる翼が右側領域で出現し、周期性の強いリミットサイクル振動が形成される。 ε' の振幅変化を考慮した順列エントロピに加えて、リカレンスプロットの決定度は翼列フラッタの部分的な伝播を捉えている。

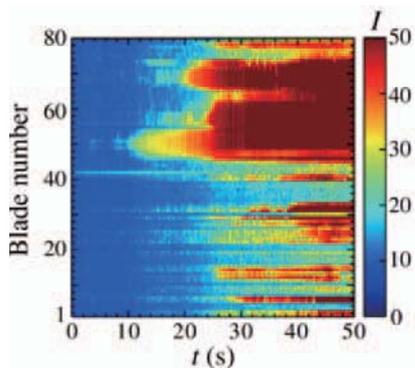


Fig. 5 Temporal evolution of node strength I in networks with increasing mass flow rate of inlet air Q ⁽⁶⁾.

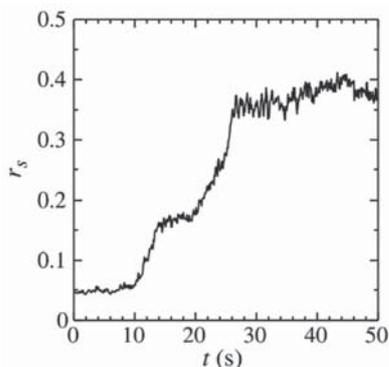


Fig. 6 Temporal evolution of synchronization parameter r_s with increasing mass flow rate of inlet air Q ⁽⁶⁾.

Fig. 9に Q を増加させたときの D_r と S_w の関係図を示す。ただし、それぞれの Q に対して時間幅 L のセグメントに分割された ε' の D_r と S_w を求める。本研究では、 $L = 0.1$ sとし、1つのセグメントの ε' は翼列フラッタの卓越振動の約125サイクル分に相当する。また、10秒間の ε' を取得しているため、それぞれの Q に対する教師データ数は100 ($= 10/0.1$)である。 $Q \leq 74.1\%$ のとき、 (D_r, S_w) は2次元平面の左上側で留まっている。 Q が増加するにつれて、 (D_r, S_w) は左上側から右下側へ移動し、非線形的に変化する。 D_r - S_w 平面は Q の増加に伴う安定状態から翼列フラッタへの状態変化を捉えている。Fig. 9の D_r - S_w 平面に k 平均法を適用し、サポートベクトルマシンの識別関数によって得られた潜在空間をFig. 10 (A)に示す。サポートベクトルマシンは、安定状態 (領域 I), 安定状態から翼列フラッタへの遷移状態 (領域 II), 翼列フラッタ (領域 III) に分類することが可能である。 Q を過渡的に増加させたときの ε' をFig. 10 (B)に示す。なお、それぞれの領域はFig. 10 (A)によって得られた状態と対応する。 ε' の変化に応じて、 (D_r, S_w) の位置 (黒点)は潜在空間内を移動し、 $t \geq 11$ sで安定状態と遷移状態が交互に観察され始め、翼列フラッタが形成されていく。これらの結果は、潜在空間が安定状態から翼列

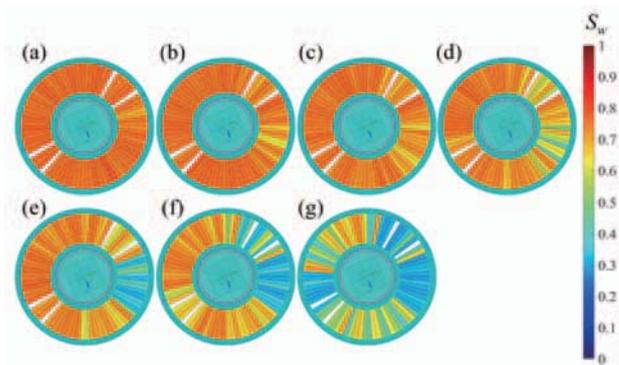


Fig. 7 Spatial variations in the weighted permutation entropy S_w for mass flow rates of inlet air Q ⁽⁶⁾. (a) $Q = 59.2\%$, (b) $Q = 66.7\%$, (c) $Q = 74.1\%$, (d) $Q = 81.5\%$, (e) $Q = 85.2\%$, (f) $Q = 88.9\%$, and (g) $Q = 92.6\%$.

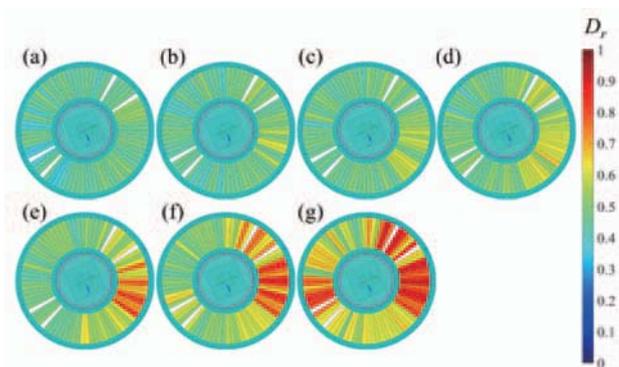


Fig. 8 Spatial variations in the determinism in recurrence plots D_r for mass flow rates of inlet air Q ⁽⁶⁾. (a) $Q = 59.2\%$, (b) $Q = 66.7\%$, (c) $Q = 74.1\%$, (d) $Q = 81.5\%$, (e) $Q = 85.2\%$, (f) $Q = 88.9\%$, and (g) $Q = 92.6\%$.

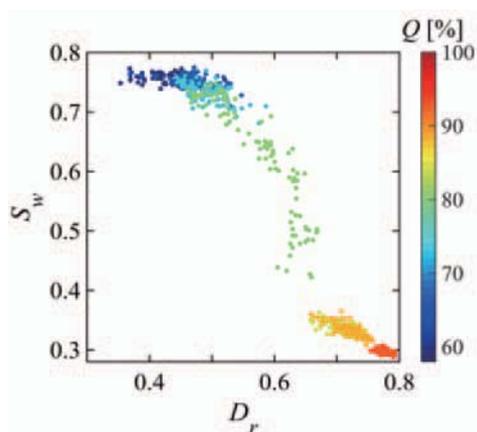


Fig. 9 Trajectory on the D_r - S_w plane in terms of mass flow rates of inlet air Q at blade no. 27⁽⁶⁾.

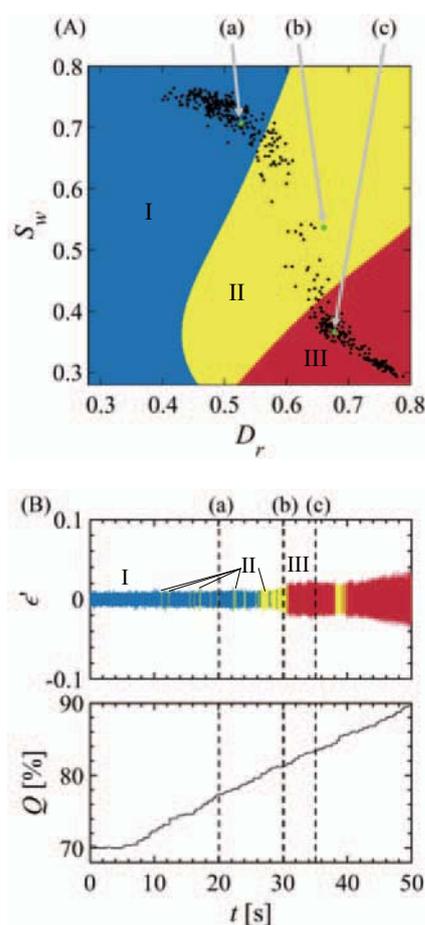


Fig. 10 (A) Latent space consisting of D_r and S_w at blade no. 27. (B) Temporal evolutions of strain fluctuations ϵ' and mass flow rate of inlet air Q at blade no. 27⁽⁶⁾. (a) $t = 20$ s, (b) $t = 30$ s, and (c) $t = 35$ s.

フラッタへの遷移状態を十分捉えていることを示しており、本研究で提案する方法論は翼列フラッタの予兆検知に有用である。最近、著者の一人はJAXA航空技術部門航空環境適合イノベーションハブとの共同研究によって、リカレンス定量化解析とサポートベクトルマシンを組

み合わせた方法論が熱音響不安定現象である燃焼振動の予兆検知に有用であることを報告している^{(14),(15)}。このように、サポートベクトルマシンは、航空宇宙工学分野における様々な不安定現象の予兆検知に有効な機械学習の一つになることが期待される。

7. まとめ

本研究では、複雑系科学の基礎理論に基づく時系列解と機械学習を用いて、航空機エンジン用低圧タービンで発生する翼列フラッタの予兆検知を試みた。クロスリカレンスプロットの決定度と秩序変数から構築した複雑ネットワークの同期パラメータは翼列フラッタの予兆検知に有用である。また、時系列の振幅変化を考慮した順列エントロピとリカレンスプロットの決定度から構築される潜在空間も翼列フラッタの予兆検知に有用である。

参考文献

- (1) 宮野尚哉, 後藤田浩, 時系列解析入門 [第2版], (2020), pp. 1-186, サイエンス社.
- (2) 中尾裕也, 長谷川幹雄, 合原一幸, ネットワーク・カオス-非線形ダイナミクス, 複雑系と情報ネットワーク, 複雑ネットワーク科学シリーズ, 第4巻, (2018), pp. 1-247, コロナ社.
- (3) Bishop, C. M., Pattern Recognition and Machine Learning, (2006), pp. 1-738, Springer.
- (4) 西澤敏雄, 日本ガスタービン学会誌, vol. 47 (2018), pp. 53-54.
- (5) Hachijo, T., Gotoda, T., Nishizawa, T. and Kazawa, J., Physical Review Applied, vol. 14 (2020), 014093.
- (6) Hachijo, T., Gotoda, H., Nishizawa, T. and Kazawa, J., Journal of Applied Physics, vol. 127 (2020), 234901.
- (7) Bandt, C. and Pompe, B., Physical Review Letters, vol. 88 (2002) 174102.
- (8) Hirata, Y. and Aihara, K., Physical Review E, vol. 96 (2017), 032219.
- (9) Marwan, N., Romano, M. C., Thiel, M. and Kurths, J., Physics Reports, vol. 438 (2007), pp. 1-237.
- (10) Murayama S. and Gotoda, H., Physical Review E, vol. 99 (2019), 052222.
- (11) Zunino, L., Soriano, M. C. and Rosso, O. A., Physical Review E, vol. 86 (2012), 046210.
- (12) Barron, M. A. and Sen, M., Nonlinear Dynamics, vol. 56, (2009), p. 357-367.
- (13) 八條貴誉, 同期理論を用いた航空用エンジン内の翼列フラッタの事前検知, 東京理科大学大学院修士論文 (2020).
- (14) Shinchi, Y., Takeda, N., Gotoda, H., Shoji, T. and Yoshida, S., AIAA Journal, vol. 59, (2021), pp. 4086-4093.
- (15) 後藤田浩, 新地悠平, 庄司烈, 吉田征二, 伝熱, vol. 60 (2021), pp. 23-29.

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

ガスタービンのデジタルツインを目指して

Toward Digital Twin for Gas Turbine



黒瀬 良一*¹
KUROSE Ryoichi

キーワード：ガスタービン，デジタルツイン，数値シミュレーション，燃焼，富岳

Key Words：Gas Turbine, Digital Twin, Numerical Simulation, Combustion, Fugaku

1. はじめに – デジタルツインとは –

我が国は、温室効果ガスの排出を2030年度に13年度比で46%削減、2050年までに実質ゼロとすること（すなわち、カーボンフリー社会の実現）を宣言した。温室効果ガスとして最も寄与が大きいのは二酸化炭素（CO₂）であり、その排出量の大部分が化石燃料（石炭、石油、天然ガス）の燃焼によるものであることから、その対策が急務とされている。そこで、風力や太陽光などの再生可能エネルギーを使って水を電気分解して製造、貯蔵、輸送が可能な水素（H₂）、いわゆるグリーン水素（一方、石炭から製造する水素をブルー水素と呼ぶ）やアンモニア（NH₃）を燃料として燃焼させてエネルギーを得る手法が注目されている。この技術が確立すれば、燃焼時におけるCO₂排出量がゼロとなるため、究極のカーボンフリーガスタービンが実現する。また、水素やアンモニアのガスタービンは、天然ガス（メタン（CH₄）が主原料）ガスタービンの大がかりな改修なしに流用することができるため、CO₂削減に向けた最も現実的かつ迅速な解であるとも言える。しかし、水素は燃焼速度が速い（メタンの約5倍）ことによって生じる火炎の逆流（フラッシュバック）や、希薄燃焼条件で発生しうる火炎の不安定化と圧力変動の相互作用（燃焼振動）がガスタービンの損傷を引き起こす危険性があること、また、アンモニアは逆に燃焼速度が遅い（メタンの約5分の1）ことによって生じる失火が起こりやすくなることから、これらの対策が不可欠であり、その解決は容易ではない。

カーボンフリー社会の実現に貢献すべく、このような水素やアンモニアを燃料とするガスタービンの設計、開発を進める上で、試行錯誤試験が比較的容易で、物理現象の理解の助けになるとの理由から、数値シミュレ-

ーションは有力なツールである。また、近年のスーパーコンピュータ「富岳」をはじめとする計算機性能の飛躍的な向上を受けて、デジタルツイン技術の確立が叫ばれている。では、数値シミュレーションとデジタルツインの違いは何であろうか？筆者の知る限りでは、デジタルツインとは数値シミュレーション技術の中の一部で、特に、実現象が起こる「リアルワールド」と数値シミュレーションで再現する「デジタルワールド」の連結を強めたものの総称であり、明確な定義は存在しない。しかし、リアルワールドとデジタルワールドの連結を強めるとは、常に両ワールドの情報（データ）をリアルタイムで行き来させることを意味しており、これがデジタルワールドの予測精度の向上や、リアルワールドにおける機器の設計、開発、さらには最適操作条件の最適化の効率的かつ迅速な実施につながることを期待されている。

この観点からすると、「ガスタービンのデジタルツイン技術の確立」はかなり難しく、道のりは遠いと言わざるを得ない。国内外を問わず、一般的に、ガスタービンを対象とした数値シミュレーションは、ガスタービンを構成する3つのコンポーネント、すなわち、圧縮機、燃焼器、タービンを別々に解析、評価されることが殆どである。これは、圧縮機、燃焼器、タービン、各コンポーネントそれぞれが極めて複雑な構造をしており、高性能のスーパーコンピュータを使ってようやく各々の精度が担保できる解析が可能となるほど計算負荷が高く、計算時間がかかってしまうことに起因している。例えば、利用可能な計算資源にも大きく依存するが、実際に僅か1秒程度の現象を数値シミュレーションで再現しようとするれば、概ね数日から数週間にかかるのが現状である。特に、その状況は、数十～数百化学種の数十～数千反応過程を再現することが必須となる、燃焼器を対象とした乱流燃焼の数値シミュレーションにおいて顕著であり、この現状を考えると、リアルワールドとデジタルワールド間でリアルタイムの情報（データ）交換など望めそうもない。しかし、上述したように、ガスタービンの構造、

原稿受付 2022年2月25日

*1 京都大学 大学院 工学研究科
〒615-8540 京都市西京区京都大学桂C3
E-mail: kurose@mech.kyoto-u.ac.jp

およびその中で起こる現象は極めて複雑であるため、これらの現象を理解し、試行錯誤試験を行う前に（時間をかけてでも）起こり得る現象を事前（もしくは事後）に予測することが重要であることに異論はないであろう。

本稿では、筆者らが行ってきたこれまでの燃焼数値シミュレーションに関する研究例とともに、その“準”デジタルツインを目指した試みについて概要を紹介する。また、2021年度下期から始まった、丸ごとガスタービン（すなわち、圧縮機、燃焼器、タービン）を一気に解く数値シミュレーション技術の確立に関する研究についても概説する。

2. 燃焼の数値シミュレーション

2.1 0～2次元数値シミュレーション

燃焼場は当然のことながら3次元であり、本来であれば3次元で計算することが好ましい。しかし、数十～数百化学種の数十～数千反応過程から成る詳細反応機構を厳密に解く燃焼場の3次元数値シミュレーションには膨大な計算負荷がかかるため、“燃焼反応の厳密性にこだわるのであれば”，次元を落とした数値シミュレーションを行った方が効率的な場合が多い（Fig. 1）。例えば、完全予混合燃焼を考えれば、着火遅れ時間の評価には0次元解析、層流燃焼速度の評価には1次元解析がそれぞれ有効である。また、拡散燃焼における火炎片特性の評価にも1次元解析が適用可能である。このように、0次元、1次元解析には乱流の効果は考慮できないといった難点はあるものの、比較的低計算負荷で容易に燃焼の基本特性を把握できるという明確な利点がある。この方法は、最近あらためて注目を集めている水素、アンモニア等の燃焼特性や、壁面近傍の熱損失が燃焼特性に及ぼす影響等を詳しく調べようとする場合に有効である⁽¹⁾⁻⁽³⁾。

これに対して、2次元解析の利点を論ずるのは実はあまり容易ではない。3次元解析に比べて、2次元解析は低計算負荷で火炎形状を可視化できるため、燃焼場の特徴を視覚的に捉え、把握するためには有効な手段だと言える。しかし、本来、3次元現象は2次元現象に集約されるものではない。特に、2次元乱流たるものは存在

しえないし、バーナ近傍に形成されるような大規模渦構造も実際のものを2次元で再現することは不可能である。従って、2次元解析を実施する利点は、大まかな火炎構造の理解、定性的な燃焼条件の影響把握、および燃焼モデルの検証程度に限定される⁽³⁾⁻⁽⁵⁾。なお、このような詳細反応機構を考慮した数値シミュレーションは、燃料、化学種の数、反応ステップ数、計算ステップ数、計算機、および計算並列数等にも大きく依存するが、概ね0、1、2次元で1ケースにそれぞれ数分、数時間、数日程度かかる。

2.2 3次元数値シミュレーション

数十～数百化学種の数十～数千ステップ反応から成る詳細反応機構を厳密に解く燃焼場の3次元数値シミュレーション、いわゆる燃焼の直接数値シミュレーション（Direct Numerical Simulation, DNS）は、最新のスーパーコンピュータを用いた超並列計算を行っても数月から数年、もしくはそれ以上かかることが予想され、現実的ではない。そのため、特に実機燃焼器を対象とする場合には、乱流モデルや燃焼モデルを採用するラージ・エディ・シミュレーション（Large Eddy Simulation, LES）やRANS（Reynolds-Averaged Navier-Stokes）シミュレーションが行われている⁽⁶⁾⁻⁽⁸⁾。燃焼モデルとしてよく用いられるFlameletモデル⁽⁹⁾⁻⁽¹¹⁾を採用したLESの実機燃焼器への適用例の詳細については、他文献⁽¹²⁾⁻⁽¹⁴⁾に記載されているので本稿では省略するが、当時最速のスーパーコンピュータ「京」の10,000並列を用いても結果を得るのに1週間程度の計算時間がかかっている（Fig. 2, 3）。

また、燃焼の数値シミュレーションで予測が最も難しい現象の1つとして燃焼振動があげられる⁽¹⁴⁾。ごく最近、筆者らは、スーパーコンピュータ「富岳」を用いて、JAXAが計測した弱旋回乱流燃焼器内における希薄水素の燃焼振動挙動を、LESにより再現することに成功している⁽¹⁵⁾（Fig. 4）。本計算では、燃焼モデルとして、Dynamic Thickened Flame（DTF）モデル^{(16),(17)}を用いている。また、このLESコードは、複雑形状を対象とした場合に通常よく採用される非構造格子ではなく、構造

Dim.	Numerical Method	Topic and Note
0	Turbulence model × Combustion model ×	✓ Ignition delay time (premixed)
1	Turbulence model × Combustion model × or ○	✓ Laminar burning velocity (non-premixed) ✓ Flamelet characteristics (non-premixed) ✓ Validity of combustion model
2	DNS*: Turbulence model × Combustion model × (or ○) RANS: Turbulence model ○ Combustion model ○	✓ Understandings of general flame behavior and qualitative effects of combustion conditions ✓ Validity of combustion model ✓ Impossible to consider real turbulence effect
3	DNS: Turbulence model × Combustion model × (or ○) LES, RANS Turbulence model ○ Combustion model ○	✓ Understanding of physics ✓ Elucidation of combustion mechanism ✓ Prediction with high accuracy ✓ Validity of combustion model

Fig. 1 Dimensions and research topics for numerical simulations of combustion (○: Use, ×: Disuse, *This is often merely called “numerical simulation”, not DNS.)

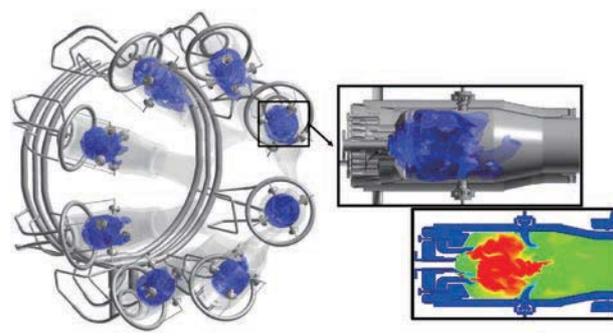


Fig. 2 LES/Flamelet of turbulent combustion in KHI multi combustors for gasturbine engine (0.14 billion cells): Instantaneous distributions of gas temperature.

格子用に開発されており、メッシュの作成、計算時間、ポスト処理等において時間の短縮が見込まれ、今後の展開が期待されるものである⁽⁸⁾。なお、燃焼振動の評価には長時間の計算が必須となるため、本計算には、スーパーコンピュータ「富岳」の61,440コアを用いて、10日程度かかっている。

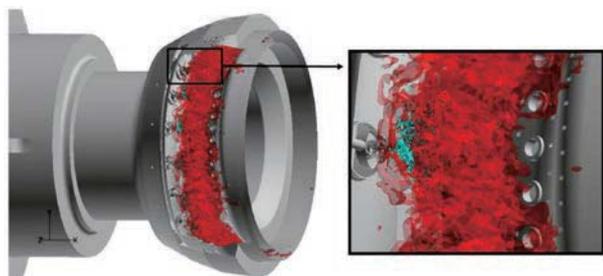


Fig. 3 LES/Flamelet of turbulent spray combustion in JAXA full annular combustor for aircraft engine (0.12 billion cells): Instantaneous distributions of fuel spray and gas temperature.

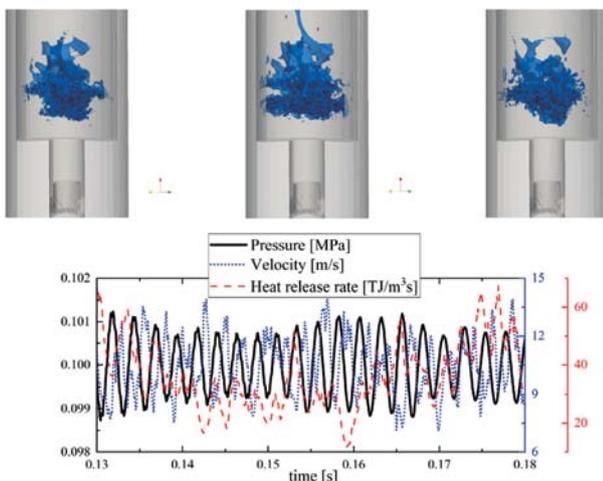


Fig. 4 LES/DTF of combustion instabilities in JAXA low-swirl combustor (0.6 billion cells): Instantaneous distribution of gas temperature and time variations of properties

2.3 3次元数値シミュレーションの展開

前節で述べた3次元数値シミュレーションは計算負荷が高く、取り扱いが容易ではないため、その高速化や汎用化を目指した研究が国内外で活発に進められている。筆者が携わっている研究を以下に3例紹介する。

(1) Flameletモデルの拡張 - 機械学習との連携 -

燃焼モデルの1つとして、Fig. 2, 3でも採用されたFlameletモデル⁽⁹⁾⁻⁽¹¹⁾が広く用いられている。このFlameletモデルは、火炎特性をデータベース化して利用することで、燃焼反応計算にかかる負荷を削減しつつ、高い予測精度も期待できる手法である。しかし、このモデルは、複雑な燃焼条件に適用する場合、データベース容量が急激に増加するという欠点を有するため、適用条件がシンプルなものに限定されるという制約がある。そこで、この問題を解決するために、機械学習の一種で

あるArtificial Neural Network (ANN) を用いてデータベースを代替するFlamelet/ANN法が提案されている。最近、筆者らは、本手法が予測精度を保ちつつ、データベースの容量を大幅に削減する有効な手法となり得ることを確認している^{(19),(20)}。Fig. 5に、Flamelet法にANNを連携させたFlamelet/ANN法を採用したLESを東芝エネルギーシステムズ株式会社製50MWth級超臨界CO₂タービン燃焼器内の乱流燃焼場に適用した例を示す⁽²⁰⁾。この計算には、スーパーコンピュータ「富岳」20,000コアを用いて、3日程度かかっている。

(2) AMR (Arbitrary Mesh Refinement) の適用

燃焼計算では、燃焼反応が起こる火炎面付近の計算格子を細かく設定しておく必要があり、これが計算負荷を増大させている。そのため、計算領域の一部の領域のみを動的に格子細分化する手法の適用が期待されている。その手法の1つとしてAMR法があげられる。AMR法とは、任意の領域における格子解像度を高めるため、時間発展の途中で格子を適宜再構成しつつ計算を進める手法である。AMR法における格子は単純な構造格子とは違い、1つの大きな格子を8分割(3次元において)することによって格子を細分化するため、複雑な形状や界面を有する系に対しても不必要な格子を生成することがなく、計算負荷を最低限に抑えることが可能である。このAMR法は、近年、数値流体解析や惑星間重力場、気液二層流など、様々な分野に活用されているが、燃焼の数値解析に研究レベルで適用された例は少なく⁽²¹⁾、その適用性は十分に検討されていない。Fig. 6に、AMR法を球状伝播火炎のDNSに適用した例を示す⁽²²⁾。球状の火炎面付近で格子が細分化され、解像度が向上していることが確認できる。また、本手法を採用することにより、総格子数が削減されるため、計算時間が数十分の1に削減されることも確認している。筆者らは、現在、このAMR法のより複雑な乱流燃焼場への適用を試みている。

(3) 燃焼-構造連成

ガスタービンからは少し離れるが、現在、文部科学省「富岳」成果創出加速プログラム『スーパーシミュレーションとAIを連携活用した実機クリーンエネルギーシステムのデジタルツインの構築と活用』(代表 吉村 忍)プロジェクトの下、筆者らは、石炭ガス火炉を対象に、燃焼(ガス化)と構造を同時に解く、燃焼-構造連成数値シミュレーション技術の確立を目指した研究を進めている^{(23),(24)}。Fig. 7に、計算結果の一例を示す。本計算では、電力中央研究所が所有するラボスケール石炭ガス化炉を対象とし、燃焼(ガス化)計算には非構造熱流体解析LESコード、FFR-Comb^{(12)-(14),(25),(26)}を、構造計算にはADVENTUREシステム⁽²⁷⁾⁻⁽²⁹⁾を用い、両コードをカップリングさせている。燃焼(ガス化)計算を約1億2千万要素、炉容器構造体を約1億6千万要素に設定し、スーパーコンピュータ「富岳」を用いて計算を行っている。本数値シミュレーションは、これまで燃焼側の計算を行

う際にパラメータとして与えるしかなかった壁面温度条件を動的に解くことができるため、より実現象に近い、高精度の予測が可能となり、実機的设计や最適操作条件の選定に大いに役立つことが期待される。

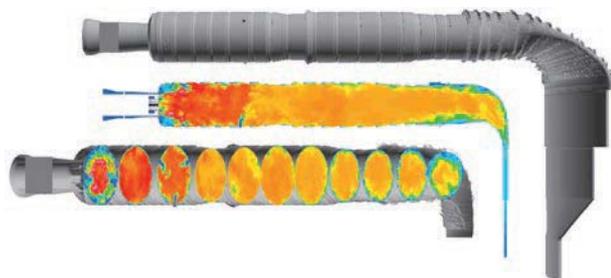


Fig. 5 LES/Flamelt/ANN of turbulent combustion in Toshiba supercritical CO₂ combustor (0.2 billion cells): Instantaneous distribution of gas temperature.

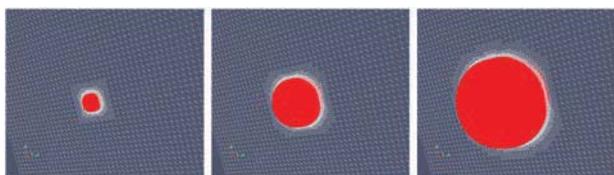


Fig. 6 Time variations of flame propagation front (red) and refined mesh shape.



Fig. 7 Two-way coupled simulation of coal gasification and thermal conduction in CRIEPI laboratory-scale coal gasifier.

3. ガスタービンのデジタルツインを目指して

上述したように、ガスタービンを設計する上で、数値シミュレーションは有力なツールとなっており、重工各社は、独自の数値シミュレーション技術を駆使して研究開発を進めている。また、大学等の研究機関では、燃焼メカニズムの解明、およびその高精度モデルの構築を目指して、数値シミュレーションを利用した研究に邁進している。しかし、これらの研究のほとんどは、ガスター

ビンを構成する3つのコンポーネント、すなわち、圧縮機、燃焼器、タービンを別々に解析、評価しており、ガスタービンとして俯瞰的、統一的な評価ができていないと言いがたい。特に、フラッシュバックや燃焼振動は主として燃焼器で発生する非定常かつ不安定な現象であり、圧縮機やタービンを含めたガスタービン全体の圧力変動や速度変動と密接に連動しながら進展するため、ガスタービン全体としての評価が不可欠である。これまで、これらの3つのコンポーネントの統合シミュレーションが行われて来なかった理由としては、(1)圧縮機、燃焼器、タービン、各コンポーネントそれぞれが極めて複雑な構造をしているため必然的にメッシュ数が増え、計算負荷が高くなること、また、(2)数十～数百化学種の数十～数千ステップ反応を再現することが必須となる燃焼現象が極めて複雑で、その解析技術およびモデリングが未成熟であったため、圧縮機およびタービンとの統合シミュレーションの利点が薄かったことがあげられる。これまで、Stanford UniversityのProf. Moinらのグループは、US Department of EnergyおよびPratt & Whitneyの支援を受けて、ジェットエンジンを対象に、世界初の圧縮機、燃焼器、タービンの統合シミュレーションを行っている^{30)~32)}。しかし、それは、圧縮機とタービンをRANSシミュレーション、燃焼器をLESでそれぞれ解いているため、各コンポーネント間の流入流出境界が厳密には不連続で、圧力変動や速度変動の連動の考慮が不十分であり、真の統合シミュレーションを実現したとは言い難いものであった。

一方、我が国では、スーパーコンピュータ「富岳」の誕生、および筆者が主催する「燃焼システム用次世代CAEコンソーシアム」³³⁾におけるこれまでの活動により、上記の2つの問題は解決されてきており、ようやく、今まさに、3つのコンポーネントを結合した統合シミュレーションを実現可能な条件が整ってきた状況にあると言える。そこで、筆者らは、2021年度下期から、文部科学省「富岳」成果創出加速プログラム『「富岳」が拓くSociety5.0時代のスマートデザイン』(代表 坪倉 誠)プロジェクトの下、ガスタービンを構成する圧縮機、燃焼器、タービンを完全に統合してLESで一気解く、真のマルチコンポーネント統合シミュレーション技術の開発を開始した (Fig. 8)。具体的には、重工各社から提供される試験データとの比較・検証を行うことによって、フラッシュバックや燃焼振動等の異常燃焼、さらには、窒素酸化物 (NO_x)、一酸化炭素 (CO) およびすす等の様々なエミッションの正確な予測技術の向上を目指している。また、本統合シミュレーション (デジタルワールド) 結果から、異常燃焼発生時の物理メカニズムを解明し、異常燃焼の兆候を自動で探知するためのAIセンシング技術を開発することによって、これらの知見、技術が実機 (リアルワールド) の設計や最適操作条件選定に貢献しうることを実証することにもチャレンジする予

定である。さらに、本研究で開発する設計システム、および得られる知見をカーボンフリーガスタービンの設計に活かし、温室効果ガス排出量の大幅削減政策の実現に貢献したいと考えている。

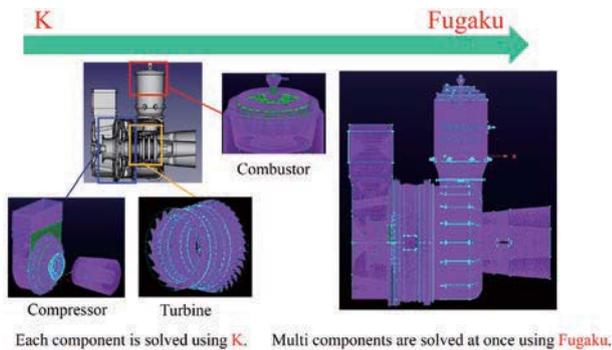


Fig. 8 Concept of multi-component integrated simulation on KHI gas turbine.

4. おわりに

本稿では、筆者らが行ってきたこれまでの燃焼数値シミュレーションに関する研究例に加えて、2021年度下期から始まった、丸ごとガスタービン（すなわち、圧縮機、燃焼器、タービン）を一気に解く数値シミュレーション技術の確立に関するプロジェクトについても紹介した。ここで説明したように、ガスタービンに関しては、リアルワールドとデジタルワールドの間でのリアルタイムの情報（データ）交換は当分の間、望めそうもない。しかし、ガスタービン内の現象は極めて複雑であるため、その中で起こる現象を理解し、試行錯誤試験を行う前に（時間をかけてでも）起こり得る現象を“準”デジタルツインを利用して予測することは可能であり、それは極めて有用である。今後、“準”デジタルツインを真のデジタルツインに近づけていくべく、研究を進めて行く必要がある。

本稿が、燃焼数値シミュレーション技術の現状把握のみに留まらず、今後の産学官連携研究に向けた議論の一助となれば幸いである。

謝辞

ここで紹介した研究は、文部科学省「富岳」成果創出加速プログラム『スーパーシミュレーションとAIを連携活用した実機クリーンエネルギーシステムのデジタルツインの構築と活用』、『富岳』が拓くSociety5.0時代のスマートデザイン』、JSPS科研費19H02076、および「燃焼システム用次世代CAEコンソーシアム」(<https://www.riken.jp/collab/consortium/cngc/>)等の活動によって得られたものである。数多くの方々のご協力によって得られた成果であるため、全員の氏名をあげることはできないが、関係各位に感謝する。また、計算結果の一部は、理化学研究所のスーパーコンピュータ「富岳」を利用して得られている（課題番号：hp200123,

hp210175, hp200160, hp210020, hp210262）。

参考文献

- (1) 鮎川真也, 甲斐玲央, 黒瀬良一, アンモニア燃焼の着火遅れ時間層流燃焼速度およびMarkstein長さに関する評価, 第49回日本ガスタービン学会定期講演会講演論文集, 2021.
- (2) Kai, R., Takahashi, A., Kurose, R., Numerical investigation of premixed flame-wall interaction: Effectiveness of insulation wall on heat loss reduction, *Journal of Thermal Science and Technology*, Vol. 15 (2020), Paper No. 20-00390.
- (3) Kai, R., Masuda, R., Ikedo, T., Kurose, R., Conjugate heat transfer analysis of methane/air premixed flame-wall interaction: A study on effect of wall material, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 181 (2020), 115947.
- (4) Yunoki, K., Kai, R., Inoue, S., Kurose, R., Numerical simulation of CO concentration on flame propagation in the vicinity of the wall -Validity of non-adiabatic FGM approach-, *International Journal of Gas Turbine, Propulsion and Power Systems*, Vol. 11 (2020), pp. 8-15.
- (5) Konishi, K., Kai, R., Kurose, R., Unsteady flamelet modelling for N₂H₄/N₂O₄ flame accompanied by hypergolic ignition and thermal decomposition, *Applications in Energy and Combustion Science*, Vol. 5 (2021), 100022.
- (6) 黒瀬良一, 乱流燃焼流れのLarge-eddy Simulation -噴霧燃焼への適用-, 日本ガスタービン学会誌, Vol. 35, (2007), pp. 243-252.
- (7) 黒瀬良一, 燃焼器内乱流燃焼場のCFD, 日本ガスタービン学会誌, Vol. 40 (2012), pp. 282-286.
- (8) 黒瀬良一, ガスタービン燃焼器内乱流燃焼の数値シミュレーション, 日本ガスタービン学会誌, Vol. 43 (2015), pp. 396-401.
- (9) Peters, N., Laminar diffusion flamelet models in non-premixed turbulent combustion, *Progress on Energy and Combustion Science*, Vol. 10 (1984), pp. 319-339.
- (10) Oijen, J. A., Goey, L. P. H., Modelling of premixed laminar flames using flamelet-generated manifolds, *Combustion Science and Technology*, Vol 161 (2000), pp. 113-137.
- (11) Pierce, C. P., Moin, P., Progress-variable approach for large-eddy simulation of non-premixed turbulent combustion, *Journal of Fluid Mechanics*, Vol. 504 (2004), pp. 73-97.
- (12) Hirano, K., Nonaka, Y., Kinoshita, Y., Muto, M., Kurose, R., Large-eddy simulation of turbulent combustion in multi combustors for L30A gasturbine engine, *Proceedings of ASME Turbo Expo 2015*, (2015), GT2015-42545.
- (13) Nishiie, T., Makida, M., Nakamura, N., Kurose, R., Large-eddy simulation of turbulent spray combustion field of full annular combustor for aircraft engine, *Proceedings of International Gas Turbine Congress 2015*, (2015), pp. 785-791.

- (14) Tachibana, S., Saito, K., Yamamoto, T., Makida, M., Kitano, T., Kurose, R., Experimental and numerical investigation of thermo-acoustic instability in a liquid-fuel aero-engine combustor at elevated pressure: validity of large-eddy simulation of spray combustion, *Combustion and Flame*, Vol. 162 (2015), pp. 2621-2637.
- (15) 長尾 順, 庄司 烈, 立花 繁, 横森 剛, 黒瀬良一, 希薄水素乱流予混合弱旋回燃焼器内における燃焼振動のLES, 第49回日本ガスタービン学会定期講演会講演論文集, (2021), B-16.
- (16) Legier J. P., Poinso T., Veynante D., Dynamically thickened flame LES model for premixed and non-premixed turbulent combustion, *Proceedings of the summer program, CTR, Stanford University*, (2000), pp. 157-168.
- (17) Charlette F., Meneveau C., Veynante D., A power law flame wrinkling model for LES of premixed turbulent combustion Part I: Non dynamic formulation and initial tests, *Combustion and Flame*, Vol. 131 (2002), pp. 159-180.
- (18) Kurose, R., <http://www.tse.me.kyoto-u.ac.jp/members/kurose/link.php>
- (19) Honzawa, T., Kai, R., Hori, K., Seino, M., Nishiie, T., Kurose, R., Experimental and numerical study of water sprayed turbulent combustion: Proposal of a neural network modeling for five-dimensional flamelet approach, *Energy and AI*, Vol. 5 (2021), 100076.
- (20) Kasuya, H., Iwai, Y., Itoh, M., Morisawa, Y., Nishiie, T., Kurose, R., LES/flamelet/ANN of oxy-fuel combustion for a supercritical CO₂ power cycle, submitted.
- (21) CONVERGE 3.0, Convergent Science Inc., Madison.
- (22) 長尾 順, 黒瀬良一, 球状伝播水素火炎の数値解析へのAMRの適用, 第59回日本燃焼シンポジウム講演論文集, (2021), C213.
- (23) 吉村 忍, 山田知典, 分離反復型連成解法の開発と燃焼シミュレーションへの適用, 日本ガスタービン学会誌, Vol. 47 (2019), pp. 418-423.
- (24) 吉村 忍, 山田知典, 渡邊裕章, 黒瀬良一, 吉田隼也, 淀 薫, 複数の並列ソルバーを連携活用した石炭ガス化炉のスーパーシミュレーション, 日本機械学会 第34回計算力学講演会 (CMD2021) 論文集, (2021), 048.
- (25) Muto, M., Watanabe, H., Kurose, R., Large eddy simulation of pulverized coal combustion in multi-burner system – effect of in-furnace blending method on NO_x emission, *Advanced Powder Technology*, Vol. 30 (2019), pp. 3153-3162.
- (26) Watanabe, H., Kurose, R., Modeling and simulation of coal gasification on an entrained flow coal gasifier, *Advanced Powder Technology*, Vol. 31 (2020), pp. 2733-2741.
- (27) Yoshimura, S., Shioya, R., Noguchi, H., Miyamura, T., Advanced general-purpose computational mechanics system for large-scale analysis and design, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 49 (2002), pp. 279-296.
- (28) Ogino, M., Shioya, R., Kawai, H., Yoshimura, S., Seismic response analysis of full scale nuclear vessel model with ADVENTURE system on the earth simulator, *Journal of the Earth Simulator*, Vol. 2 (2005), pp. 41-54.
- (29) Yoshimura, S., Hori, M., Ohsaki, M., High-performance computing for structural mechanics and earthquake / tsunami Engineering, Springer, 2015.
- (30) Schluter, J., Apte, S., Kalitzin, G., Weide, E. v. d., Alonso, J. J., Pitsch, H., Large-scale integrated LES-RANS simulations of a gas turbine engine, *CTR Annual Research Brief 2005*, (2005), pp. 111-120.
- (31) Schluter, J., Kim, S., Wu, X., Alonso, J. J., Pitsch, H., Integrated simulations of a compressor/combustor assembly of a gas turbine engine, *Proceedings of GT2005, ASME Turbo Expo 2005*, (2005), GT2005-68204.
- (32) Moin, P., *Annual Technical Report*, Center for Integrated turbulence Simulations, Stanford University, 2008.
- (33) <https://www.riken.jp/collab/consortium/cngc>

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

火力発電システムを対象とした動特性シミュレーション技術の活用事例と今後の展望

Overview of Dynamic Simulation for Thermal Power Systems



渡邊 泰*¹ 高橋 徹*¹ 鈴木 晃純*¹

WATANABE Yutaka TAKAHASHI Toru SUZUKI Kojun

キーワード：火力発電システム，動特性解析，1Dモデル，運用性，デジタルツイン

Key Words：Thermal Power System, Gas Turbine, Dynamic Analysis, 1D Model, Operability, Digital Twin

1. はじめに

出力変動の大きい太陽光発電や風力発電の導入拡大が進む中，電力システムの安定性維持，電力需給市場における優位性確保のため，今後の火力発電には熱効率の向上だけでなく，起動時間の短縮や出力変化速度の向上による負荷・周波数変化に対する調整力といった運用性のさらなる向上が必要である。また，近年はIoTやAIなどの新技術の導入等により，産業保安における安全性と効率性を追求するスマート保安の推進・普及に関する取り組みへの期待も高い。火力発電設備においても，デジタル化・AIによる先進技術を活用した運転支援システムを構築することで，オペレータの日々の点検や意思決定などの正確性や効率性を飛躍的に向上することが期待されている。

このような検討を行うに際し，火力発電システムにおいては熱効率等のプラント性能の評価に加えて，起動・停止時および出力変化時等の過渡状態における挙動や内部状況を事前に把握することは重要であり，動特性シミュレーション技術はそのための有効な手段である。著者らはこれまでに，火力発電システムの運用性の評価および向上検討を支援するためのツールとして，Modelica言語を用いた動特性解析ツールの開発を進めてきた⁽¹⁾。本ツールでは，火力発電システムのプラント特性および制御ロジックを含めたシステム全体を対象とした動特性モデルを構築することで，コンピュータ上に実機の運転挙動を再現した動的シミュレーションが可能である。これまでに国プロ等での新型火力発電システムの研究開発

や，ガスタービンコンバインドサイクル（GTCC）等の既設火力発電プラントの運用性向上の検討等に本ツールを活用してきた。動特性シミュレーション技術の用途として，従来のようなエンジニアリング・運転支援⁽²⁾やプラントシミュレータ⁽³⁾としてだけでなく，今後は現実のプラントと同様の動きをリアルタイムに再現するデジタルツインへ適用し，データ科学との融合により運転やメンテナンスにおける意思決定をサポートする先進的な状態診断・運用支援システム等への活用も期待できる。

そこで本稿では，これまでに当所で開発した動特性解析ツールの概要と活用事例について述べるとともに，デジタルツインへの活用に向けた展望についてもあわせて解説する。

2. 動特性解析ツールの概要

2.1 開発方針とModelica言語

火力発電システムの動特性は，各種保存則にもとづき容器や配管内のガス，蒸気・水等作動流体の圧力とエンタルピの時間変化で表される（詳細は文献⁽¹⁾等を参照されたい）。解析にあたっては，このような微分方程式による数学モデルを積分計算し，解を得るためには解析ツールが必要となるが，新型発電システムから既設プラントまで様々な火力発電システムに対応するためには，構成する機器の要素モデルを多数用意し，グラフィックユーザインターフェース（GUI）を用いて系統図に近い形で表現し組み合わせて柔軟にシステム全体モデルが構築でき，システム構成や条件設定の変更等の際にも見通しが良いことが望ましい。このようなツールをソースコードからオリジナルソフトウェアとして開発する場合，機器モデルのアイコン化，描画機能，データの入出力インターフェースや結果のグラフ表示といった計算部以外のソフトウェア機能の開発が必要となる。また，動特性

原稿受付 2022年3月18日

* 1 (一財)電力中央研究所 エネルギートランスフォーメーション研究本部 プラントシステム研究部門
〒240-0196 横須賀市長坂2-6-1
E-mail: yutaka@criei.denken.or.jp

解析のためには、質量保存則およびエネルギー保存則に基づく多くの連立微分方程式を解くことが必要であり、積分計算を行う機能から開発するとすると多大な労力を要する。

そこで、本開発においては、演算処理能力やツール機能の拡張性に優れ、複雑なモデル開発に適したオブジェクト指向マルチドメイン・モデリング言語のModelica言語を選定し、導入、開発を行った。Modelica言語に関する詳細は文献(4)等に譲るが、システムモデルを構築していく上で本言語には以下の利点がある。

(1) モデル間での変数の等価関係

Modelica言語では、入力や出力のような信号の流れとしてモデル部品間の接続を定めているのではなく、変数の等価関係から接続が決められる。また、モデル間で等価とする変数を任意に定義できるため、機器モデルやシステム全体モデルを簡略に表現できる。したがって、系を本言語でモデル表現すると、物理的な接続と類似のモデル表現ができる。このように、本言語では機器モデル間の接続の表現が物理的な接続に近い複雑なシステム全体モデルの場合にも作成しやすく、また、実際の機器の接続に近い表現ができるため理解しやすい。

(2) 数式処理

Modelica言語では、微分方程式や連立方程式を数式そのままの記述でも、解を得るための計算式表現に自動的に変換される(数式処理)機能があり、これにより複雑な数学モデルを容易に利用できる。本言語は数式処理と共に配列計算ができるため、プログラムをほぼ数式のまま記述できる。つまり、モデル定義式を解が得られる形に変換して記述する必要がないため、モデルのプログラムを作成することが容易、かつ理解しやすい形で表現することが可能である。また、計算高速化技術を適用して計算効率の高いCコードおよび実行ファイルが生成されるため、計算速度も極めて高速にできる。

(3) 機器モデル等の開発の容易性

(1)、(2)の特長から機器モデルや計算関数の開発・追加が容易にできる。それが行えるようModelica言語の規約を理解することが必要となるが、機器モデル内の計算式は、(2)で示したように数式処理を有するため、プログラムがほぼ数式のまま記述でき可読性も高い。さらに、機器モデルを表現するアイコンについても、すでに用意されている基本図形を使って自由に作成できる。これらにより、ユーザで固有のモデル構築ができる。

また、Modelica言語により構築されたシステムモデルは、いわゆる1Dモデルとして位置づけられる⁽⁵⁾。1Dは特に1次元の意味ではなく、物事の本質を的確に捉え、機能を見通しのよい形式でシンプルに表現することを意味している。1Dモデルは、一般的にはCFDやFEM等の3Dモデルと比較して計算負荷が小さく、機械・電気・熱・流体などの複合領域の現象を表現・連成しやすいため、システム全体の機能や性能検討に適したモデリング

手法と考えられる。

2.2 ツールおよびライブラリの概要

このような特長から、Modelica言語による物理系複合モデリング・シミュレーションツールをベースに火力発電システム向けの動特性解析ツールを構築した。構築したツールの実行画面の例をFig. 1に示す。本ツールは、火力発電システムにおける主要な機器モデルを用意し、それらを用いて柔軟にシステム全体モデルを作成できる。機器モデルとして、圧縮機、タービン、熱交換器、ドラム等を用意すると共に、機器間での圧力やエンタルピ計算を行うノードモデル、流量を計算する弁モデル、さらに、制御系モデルとしてPI制御器や信号モデルも開発した。また、火力発電システムにおける動特性解析に重要な作動流体物性計算式の関数群も独自に実装し、水・蒸気や他のガス成分との混合相にも対応できるものとした。動特性解析のための微分方程式による作動流体の物性値計算関数群と、多数の機器・制御に関する数学モデルを当所独自で開発することで多くの機器モデルを揃え、新型・既存問わず様々な構成の火力発電システムに対応可能なツールとした。各機器モデル等をモジュール化し、GUIを用いて組み合わせることで柔軟にシステム全体モデルの構築や条件設定ができ、また、系統図に近い形でシステム構成を表現できる。これらにより、計算速度が速いことに加え、視覚的に理解しやすいツールとした。

なお、著者らはソースコードの管理や拡張性の観点から独自のライブラリを開発しているが、一般利用向けのライブラリもいくつか存在する。例えば、商用ライブラリとしてはModelon社が提供しているThermal Power Library⁽⁶⁾などがあり、オープンソースライブラリとしてはEDFが開発したThermoSysPro⁽⁷⁾、ミラノ工科大のCasella教授らが開発したThermoPower⁽⁸⁾なども一般に公開されている。これらライブラリをベースにGTCCや微粉炭火力発電プラントのシステムモデルを構築することも可能である。

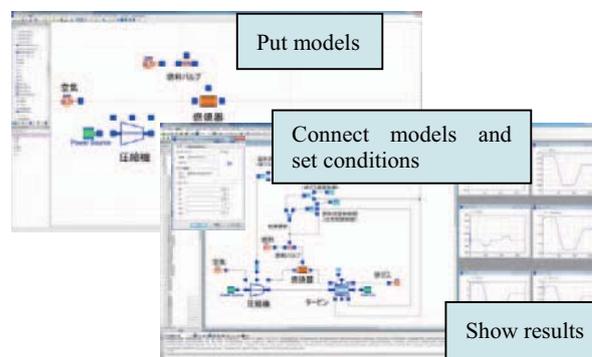


Fig. 1 Overview of the dynamic analysis tool

2.3 シミュレーション実行環境

Modelica言語で開発されたモデルによりシミュレーションを実行するためには、Modelica言語に準拠したシミュレーションツールが必要となる。代表的なものとして、商用ソフトウェアではDymola⁽⁹⁾、SimulationX⁽¹⁰⁾、Impact⁽¹¹⁾など、オープンソースソフトウェアではOpenModelica⁽¹²⁾などがあり、現在までに様々なソフトウェアが開発されている。著者らはDymolaをベースとして動特性解析ツールを構築したが、基本的にはModelica言語に準拠して作成されたモデルであれば上記で紹介したシミュレーションツールでもGUIによるモデル作成と計算実行が可能である。

その他にも、Function Mock-up Interface (FMI)⁽¹³⁾の機能を活用することで、上記のModelica準拠ツール以外でも、Modelica言語によるシステムモデルを使ったシミュレーションが実行できることは特筆すべき点である。FMIは欧州のMODELISARプロジェクト⁽¹⁴⁾で策定されたモデル接続・流通の標準インターフェース仕様である。FMIの詳細は文献⁽¹⁵⁾等を参考にしたいが、例えば、あるシミュレーションツールを使ってModelicaモデルをFunction Mock-up Unit (FMU)として出力し、別のシミュレーションツールでFMUを読み込みシミュレーションすることが可能となる。FMUの実行環境としては、上記で紹介したようなModelica準拠のシミュレーションツール以外にも、MATLAB/Simulink環境ではFMUブロック⁽¹⁶⁾、Python環境ではPyFMIライブラリ⁽¹⁷⁾やFMPyライブラリ⁽¹⁸⁾、Cコードベースのオープンソース開発環境のFMU SDK⁽¹⁹⁾等が利用可能である。Simulink環境での利用例をFig. 2に示す。また、近年はModelica準拠のシミュレーションツール側にソフトウェア連携用のAPIが標準的に用意されてきており、例えば、Modelica準拠のツールとPython等の汎用ソフトウェアを直接連携させて解析環境を構築することも可能となっている。

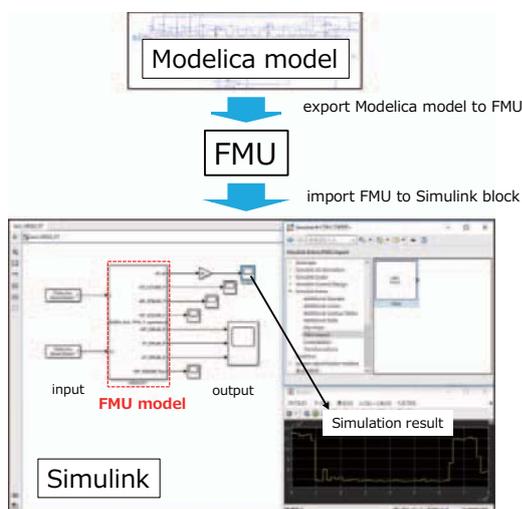


Fig. 2 Example of FMU simulation in Simulink

3. 活用事例

3.1 アドバンスド高温分空気利用ガスタービン (AHAT) システムの研究開発

200MW程度の中容量機でも、高い熱効率と運用性が期待できるAHATシステムについて⁽²⁰⁾、本ツールを用い、想定される商用機システムの運用性評価を行った。AHATシステムの構成をFig. 3に示す。

まず、ツールや機器モデルの妥当性を確認するため、主に発電システムとしての成立性を検証するために建設された3 MW級検証機について、動特性モデルを構築し、起動時の実運転データと解析結果を比較した⁽²¹⁾。その結果、Fig. 4とFig. 5に示すように、出力のみならず各部温度等の変化特性が良く一致することを確認し、ツールやモデルの妥当性を確認できた。

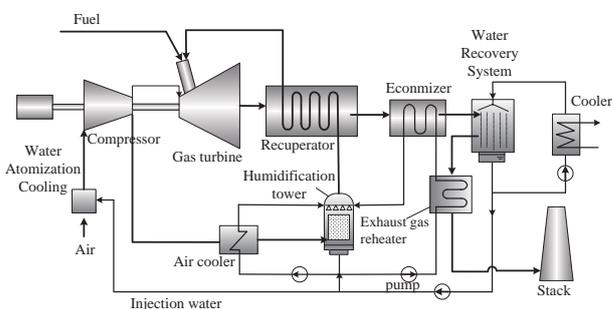


Fig. 3 Schematic of AHAT system⁽²⁰⁾

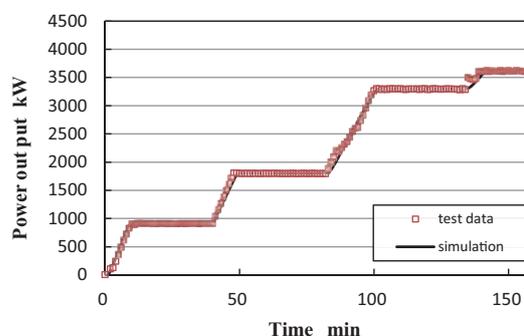


Fig. 4 Validation result (power output)⁽²¹⁾

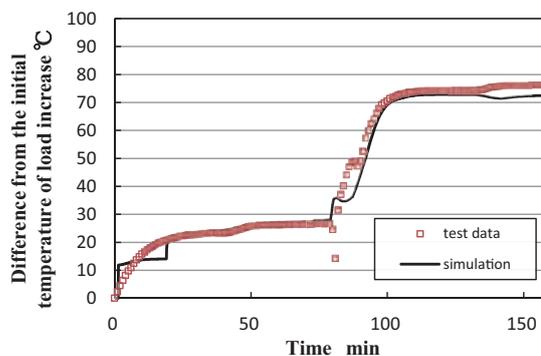


Fig. 5 Validation result (exit gas temperature of humidification tower)⁽²¹⁾

上記の結果を受け、200MW級商用機システムについて運用性評価を実施した²²⁾。プロジェクトの共同実施者の三菱日立パワーシステムズ株式会社（現、三菱パワー株式会社）、住友精密工業株式会社による概念設計結果（システム系統や機器仕様、制御方法等）を基に本ツールにてシステム全体の動特性モデルを構築し、各種条件による動特性解析を可能とした。達成し得る定格到達時間を解析したところ、ガス温度が制限値を超えない範囲において、Fig. 6に示すようにホット起動で並列から15分、また、コールド起動では30分で定格出力を達成できることを明らかにし、現状のGTCCに比べはるかに優位であることを示した。一方で、再生熱交換器にてGT排ガスと空気の熱交換が行われるため、Fig. 7に示すように、給水加熱器入口ガス温度の上昇が鈍くなり給水温度の上昇が遅れ、その結果として、Fig. 8のように増湿塔出口の湿分率が定格時の値になるまで時間を要し、これが起動速度の律速要因であることが分かった。

その他にも、構築した動特性モデルを利用し、達成可能な出力変化率や各負荷からの出力変化特性、さらには、再生熱交換器や増湿塔等各機器の熱容量や体積を低減した場合の運用性向上効果等を解析により示している。また、本モデルの解析結果を主要構成機器の熱応力解析ならびに寿命評価の計算条件として提示し、機器信頼性評価にも活用できた。

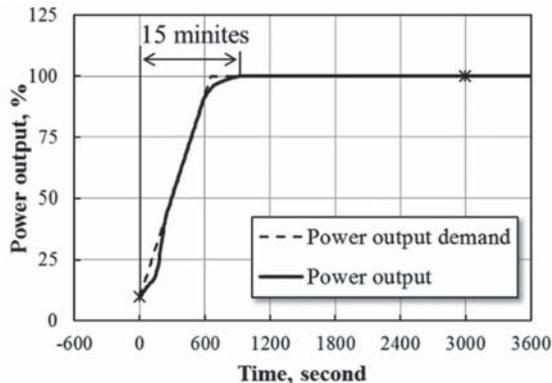


Fig. 6 Hot startup characteristics (power output)²²⁾

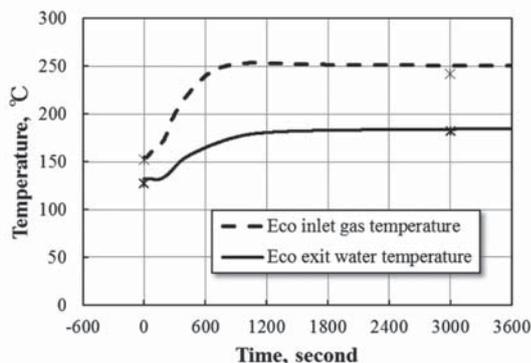


Fig. 7 Hot startup characteristics (Economizer inlet gas and exit water temperature)²²⁾

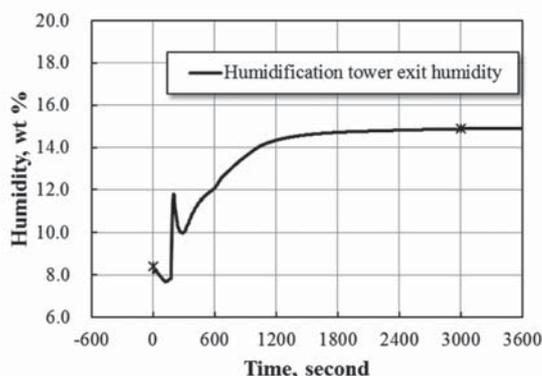


Fig. 8 Hot startup characteristics (humidification tower exit humidity)²²⁾

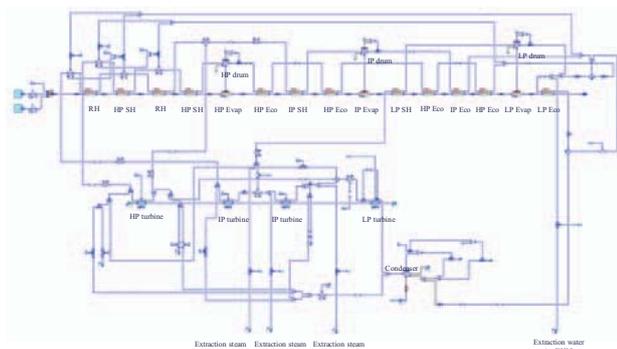
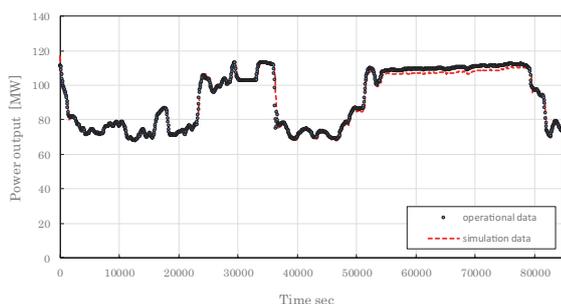
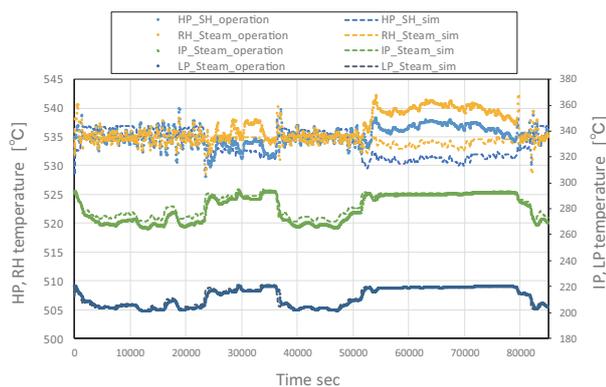
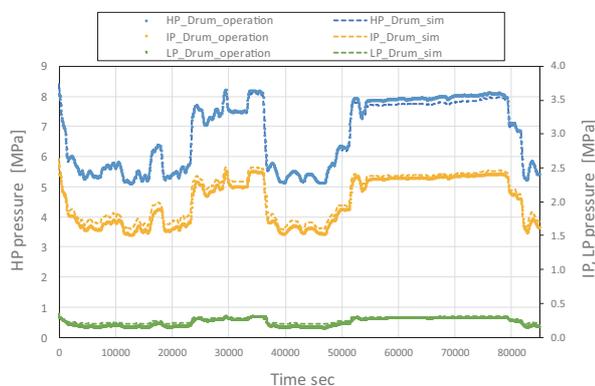
3.2 既設GTCCプラントへの適用

本ツールを用い、これまでに既設のGTCCプラントや微粉炭火力発電プラントを対象としたツールの妥当性検証および運用性向上検討にも適用している。ここでは、既設GTCCプラントへの適用事例²³⁾を以下で紹介する。

本事例では、GTCCのボトムリングである3重圧式の排熱回収ボイラ(HRSG)および蒸気タービン(ST)を対象とし、プラント系統図や機器仕様、運転データを基にモデルを構築した。動特性モデルの概要をFig. 9に示す。妥当性検証にあたり、負荷変化時のGT排ガス温度および流量の1分毎の運転データを入力条件としてシミュレーションを実施した。結果として、Fig. 10, Fig. 11および Fig. 12に示すように、ST発電出力や蒸気に関する各部温度・圧力等の状態量の変化も良く一致することを確認できた。

本解析ケースのシミュレーション実行時間についても評価した。解析にはラップトップPC (CPU: Intel®Core™ i5-8250U, 1.60GHz, メモリ: 8GB) を使用し、Dymolaの数値ソルバにはDasslを使用した。結果として、上記解析ケースでは1日分のシミュレーションをおよそ200秒で実行できた。また、DymolaによりModelicaモデルをFMUとして出力し、MATLAB/Simulink環境のFMUブロックにインポートして解析を実行した場合の計算時間についても評価したところ、1秒間隔の固定ステップの解析でも実時間以上の計算速度となることが確認できた。

その他にも、構築した動特性モデルを利用し、出力変化率の変更などの運用変更時の影響評価にも活用できた。

Fig. 9 Dynamic model of HRSG/ST system in Modelica ²³Fig. 10 Result of steam sec power output ²³Fig. 11 Results of main steam temperatures ²³Fig. 12 Result of drum pressures ²³

4. デジタルツインへの活用へ向けた展望

近年、火力発電プラントの運転・保守管理にビッグデータ解析やデジタルツインなどの最新のシミュレーション技術を適用し、設備管理業務を高度化する取り組み事例も増えている。デジタルツインとは、現実世界の物理システムを仮想空間上で模倣する技術であり、プラントユーザがシステムの状態をより良く理解し、迅速に意思決定を行うのに役立つと考えられる。

デジタルツインを実現するための仮想空間モデルの構築には様々なアプローチに基づくものがあり、どのようなモデルを使うかは用途や設備状況に応じて変わってくる^{24, 25, 26, 27}。システムレベルのデジタルツインを構築する際には、1Dモデルがベースになると考えられ、システムおよび個別機器の機能や性能のリアルタイム監視・分析、実機データとシミュレーション結果の差異の分析による異常兆候の早期検知・診断、機器の故障や性能低下の予測による保守の効率化、メンテナンス時期や電気料金変動などを考慮した運用最適化などに活用できる可能性がある。また、AI・機械学習手法の適用によりデータ分析機能を強化でき、3Dモデルの連携により1Dモデルだけでは把握できない個別機器の細部に関する情報も活用できるようになる (Fig. 13)。

1Dモデルをデジタルツインへ活用するにあたり、主な技術的要件としては、(1)計測・制御システムへのシミュレーション環境の統合、(2)リアルタイムシミュレーション (オンライン化) への対応、(3)実機運転データによるモデルの自動適合などが挙げられる。(1)、(2)の要件に関しては、前述したようなModelica言語の特徴から考えると、現状でも実現性は高い。一方、(3)の要件を実現するには様々な手法が考えられるが、ここでは近年の技術トレンドとなっているデータ同化²⁸に注目したい。データ同化は、観測データを用いて数値モデルの初期値・境界条件やモデルパラメータ等の要素を修正する統計的手法の一つである。これまでは大規模シミュレーションを実施する気象や海洋分野で発展してきた技術であるが、近年はCAEの解析精度を向上させる技術として、様々な分野への広がりを見せている。データ同化では、少ない観測データから観測していない状態量やモデルパラメータを物理モデルに基づき推定するような逆問題に対して有効である。また、アンサンブルカルマンフィルタや粒子フィルタ等の逐次的なデータ同化手法は、モデル自体の改造は必要なく、実装が比較的容易である。そのため、デジタルツインモデルを実機状態に適合するための技術として適した手法と考えられるが、予測精度やリアルタイム性に関しては検証の余地があり、興味深いトピックと考える。

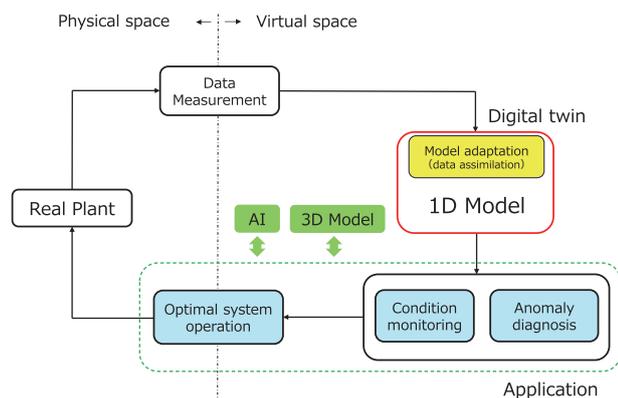


Fig. 13 Landscape of 1D digital twin system

5. まとめ

本稿では、当所で開発した動特性解析ツールの概要と活用事例について述べるとともに、デジタルツインへの活用に向けた展望について紹介した。動特性シミュレーション技術は、従来のエンジニアリング的な活用のみならず、データ科学の融合によりデジタルツインなどの先進的なアプリケーションにおいても有効に活用できる可能性を秘めている。

今後、本技術分野の更なる発展により火力発電設備の運用性向上や更なる信頼性向上につながることを期待したい。

参考文献

- (1) 高橋徹, 中本政志, 渡邊泰, 火力発電システム動特性解析ツールの構築, 電力中央研究所報告, M15005 (2016).
- (2) 森川安貴, 白川昌和, 保坂俊二, コンバインドサイクル発電プラントの動特性解析技術, 東芝レビュー, Vol. 56, No. 6 (2001), pp. 13-16.
- (3) 寺本徹夫, 林正人, プラントにおけるシミュレーション技術と訓練シミュレータへの展開, システム/制御/情報, Vol. 48, No. 5 (2004), pp. 184-189.
- (4) Peter Fritzsion, 大島明, 広野友英, Modelicaによるシステムシミュレーション入門, (2015), TechShare.
- (5) 設計のためのIDCAE概念と実現技術, (2020), 日本機械学会.
- (6) Modelon, Thermal Power Library <<https://www.modelon.com/ja/library/thermal-power-library/>> (参照日2022年3月2日)
- (7) ThermoSysPro, <<https://thermosyspro.com/>> (accessed on 2 March, 2022)
- (8) ThermoPower, <<https://build.openmodelica.org/Documentation/ThermoPower.html>> (accessed on 2 March, 2022)
- (9) Dassault Systems, Dymola, <<https://www.3ds.com/ja/products-services/catia/products/dymola/>> (参照日2022年3月8日)
- (10) ESI, SimulationX, <<https://www.esi-group.com/jp/products/system-simulation>> (参照日2022年3月8日)
- (11) Modelon, Impact, <<https://www.modelon.com/ja/modelon-impact/>> (参照日2022年3月8日)
- (12) OpenModelica, <<https://www.openmodelica.org/>>. (参照日2022年3月2日)
- (13) FMI, <<https://fmi-standard.org/>> (参照日2022年3月2日)
- (14) MODELISAR project, <<https://itea4.org/project/modelisar.html>> (参照日2022年3月8日)
- (15) 自動車技術開, FMI活用ガイド, <https://www.jsae.or.jp/katsudou/docu/1035/fmi_guide101.pdf> (参照日2022年3月8日)
- (16) MathWorks, FMUインポートモデル <<https://jp.mathworks.com/help/simulink/in-product-solutions.html>> (参照日2022年3月2日)
- (17) PyFMI, <<https://github.com/modelon-community/PyFMI>> (参照日2022年3月2日)
- (18) FMPy, <<https://github.com/CATIA-Systems/FMPy>> (参照日2022年3月2日)
- (19) FMU SDK, <<https://github.com/qtronic/fmusdk>> (参照日2022年3月2日)
- (20) 幡宮重雄, 高湿分空気を利用したガスタービン発電技術, 火力原子力発電, 552 (2002), pp.47-54.
- (21) 渡邊泰, 高橋徹, 中本政志, 再生サイクル型高湿分空気利用ガスタービンシステムの起動特性解析に関する検討, 日本機械学会2016年度年次大会論文集, G0800204 (2016).
- (22) 高橋徹, 渡邊泰, 商用機スケールアドバンスト高湿分空気利用ガスタービン (AHAT) システムの動特性解析による運用性検討, 日本機械学会第23回動力・エネルギー技術シンポジウム講演論文集, C224 (2018).
- (23) Watanabe, Y., Traverso, A., Dynamic Simulation of Steam Bottoming System in a Combined Cycle Power Plant with Modelica, Proceedings of International Gas Turbine Congress, IGTC-2019-164 (2019).
- (24) 及川直樹, 大谷圭子, 山根翔太郎, 火力発電プラントの新たな価値を顧客と共創するIoTソリューション, 東芝レビュー, Vol. 74, No. 3 (2019), pp. 10-13.
- (25) 濱口謙一, 藤井正和, デジタルツイン・シミュレーションによる予測技術の開発, IHI技報, Vol. 59, No. 1 (2019), pp. 25-29.
- (26) 相木英鋭, 斉藤一彦, 堂本和宏, 平原悠智, 小原和貴, 佐原聡一郎, 機械学習を適用したボイラデジタルツイン, 三菱重工技報, Vol. 55, No. 4 (2018).
- (27) GE Digital, GE Digital Twin <https://www.ge.com/digital/sites/default/files/download_assets/Digital-Twin-for-the-digital-power-plant.pdf> (参照日2022年3月2日)
- (28) 樋口知之, 上野玄太, 中野慎也, 中村和幸, 吉田亮, データ同化入門, (2011), 朝倉書店.

特集：ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり – データ同化・機械学習・デジタルツイン –

生産加工分野でのデジタルツインと計測技術

Digital Twin and Measurement Technology in Manufacturing System



河野 大輔*¹
KONO Daisuke

キーワード：生産加工，工作機械，デジタルツイン，オンマシン計測，プロセス制御

Key Words：Manufacturing, Machine tool, Digital twin, On-machine measurement, Process control

1. 緒言

生産加工分野において、デジタルツインを用いたプロセスの制御は最近の学会におけるホットトピックの1つである。しかし、モデルを活用したプロセス制御技術自体は最近の技術というわけではなく、古くから研究開発が行われてきた。プロセスの状態を把握するための計測技術の開発、加工に関わる様々な現象のモデル化、モデルでの予測と計測の結果に基づいた判断・修正システムの開発がその中心である。

デジタルツインへの進化として、モデルに関しては、より複雑かつ精緻なモデルが実用的なコストで使用可能となった。また、機械学習によるデータドリブなモデルの使用により、モデル化が難しい現象に関しても高い推定精度を得ることが可能となった。計測技術では、工作機械でのオンマシン計測技術が進歩した。また、データ同化技術の応用により、直接計測の難しい状態量をインプロセスで同定することができるようになりつつある。

ここでは、生産加工分野におけるデジタルツインの進化、およびデジタルツインを支える計測技術について述べる。また、オンマシン計測とモデルに基づくプロセス制御に関する筆者らの研究例について紹介する。

2. 生産加工分野におけるデジタルツイン

2.1 デジタルツインの昔と今

Fig. 1にデジタルツインを用いたプロセス制御の模式図を示す。モデルを用いた予測に基づいてプロセスに何らかのフィードバックを返すが、予測精度の向上のためにプロセスの状態を計測する。また、計測結果はモデルの更新にも使用され、モデルとリアルとの同期が図られる。

デジタルツインにおいて、計測情報に基づいたモデル

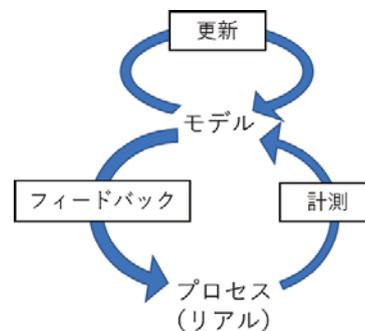


Fig. 1 Schematic of process control using digital twin

の更新とプロセスへのフィードバックの両方の機能が、両者がインプロセスかつリアルタイムで実施されることが理想である⁽¹⁾。また、モデルは「ツイン」の名に相応しく、様々な物理量を高い空間・時間分解能で再現できるモデルが望ましい。しかし、厳密な意味でのデジタルツインの実現は難しい場面も多く、ここでは計測、モデルの更新、プロセスへのフィードバックの機能を備えるシステムを広義のデジタルツインとする。

加工プロセスにおいて、古くはFig. 1に示すモデルの役割を作業者が果たしてきた。この場合、計測は作業者の五感での知覚、フィードバックは作業や操作、モデルの更新は経験の蓄積に相当する。作業者をシステムに置き換え、モデルに基づいて自律的にプロセスの制御を行う手法は知能化と呼ばれ、古くから研究されてきた。例えば、1993年には生産の知能化をタイトルとした学会誌の特集が組まれている⁽²⁾。

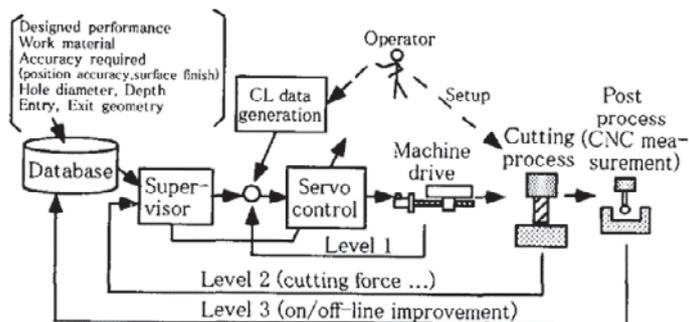
Fig. 2に知能化工作機械と加工のデジタルツインの例を示す^{(3),(4)}。Fig. 2 (a)(b)において、加工反力を計測してプロセスのモデルの構築と更新に利用されている点と、モデルによる加工精度の予測に基づいて、加工条件などが適応的に変更される点が共通している。つまり、2つのシステムは基本的に同じコンセプトのシステムであり、近年のデジタルツインは、各要素技術が進歩したシステムであると理解することができる。

原稿受付 2022年3月11日

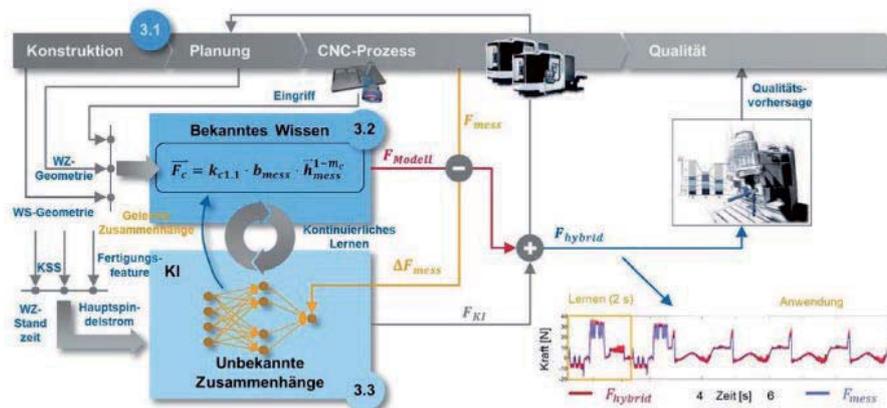
* 1 京都大学

〒615-8540 京都市西京区京都大学桂C3棟

E-mail: kono@prec.kyoto-u.ac.jp



(a) Concept of intelligent machine tool⁽³⁾



(b) Comprehensive hybrid model approach for prediction of cutting force in machining process⁽⁴⁾

Fig. 2 Traditional intelligent machine tool and digital twin

2.2 知能化からデジタルツインへの進化

知能化からデジタルツインへの進化の内容をTable 1にまとめる。モデルに関しては、PCの性能向上により、30年前と比較して大幅な大容量化と演算速度の向上が得られている。また、複数のモデルを組み合わせることで、より広範囲のシステムをモデル化する、または複雑な現象の予測精度を向上させることも行われている。

広範囲なモデル化の例は、機械の力学モデル、制御系モデル、プロセスの力学モデルを組み合わせることによる仮想的な加工システムの開発である。工作物形状や加工反力の予測精度は実用レベルにあり、加工条件を最適化するためのソフトウェアの開発⁽⁵⁾や、工作機械の導入検討時に実施されるテストカットを仮想空間で実施するサービス提供⁽⁶⁾が行われている。複雑な現象のモデル化の例としては、物理モデルを基本とするが、物理モデルでは推定が難しい摩擦などの境界条件を統計・学習モデルによってモデル化する方法⁽⁷⁾がある。Fig. 2(b)のシステムでも、物理モデルでは再現が難しい成分をニューラルネットワークによって補完するモデルが示されている。

計測においても、30年前と比較すると大きな進歩がある。まず、IoTの普及により、プロセスの監視と制御を目的とした外部センサの搭載が許容されるようになってきた。従来は、コストの増大をさけるために、送り系のサーボシステム内のセンサなど、内部センサの使用が

Table 1 Improvement toward digital twin

	従来の要素	最近までの進化
モデル	物理モデル 統計・学習モデル	大容量化 複合化・連成化 リアルタイム性の向上
計測	内部センサでの計測 オフライン計測	外部センサでの計測 オンマシン計測 計測対象の多次元化 センサのワイヤレス化 サンプリング周期の高速化
フィードバック	送り系への補正指令 加工条件や加工パスの修正	様々なアクチュエータ開発

主流であった。外部センサの使用によって、温度、加速度、音など、利用できるデータが増えている。また、センサ自体の性能向上もあり、より速く、より詳細なデータが得られるようになった。さらに、工作機械上でのオンマシン計測技術も積極的に研究開発されている。例えば、工作物の3次元形状は、従来は専用の測定装置に工作物を移動させて測定していたが、現在はオンマシン計測で取得できるようになってきた⁽⁸⁾。バッテリーの小型化・大容量化と5Gに代表される無線通信技術によるセンサのワイヤレス化はオンマシン計測の発展に寄与しており、今後の更なる発展が期待できる。

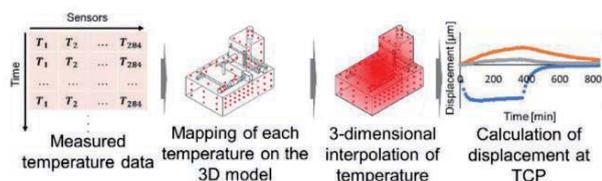


Fig. 3 Overall procedure to predict thermal error based on LATSIS (Large-Scale Array of Temperature Sensors Interconnected in Series)⁽¹⁾

3. 生産加工分野における計測技術

3.1 工作機械の状態計測

プロセス状態の計測はデジタルツインには不可欠な要素である。機械加工において、プロセス状態とは工具、工作物、工作機械、加工環境の状態である。この中で、工作機械と加工環境の状態はインプロセスでの計測が比較的容易である。例えば、送り系のモータ電流計測によって、加工反力の推定を行う技術はよく研究されている。また、機械の熱変位補正のための温度計測⁽⁹⁾や、加工中の自励振動抑制のための振動計測⁽¹⁰⁾などは珍しくなく、実用化されている。

デジタルツインでは、モデルだけでは予測精度が低下してしまう問題を計測で補っている。計測に要するコストを考慮すると、なるべく必要なセンサの数は少ないことが望まれる。しかし、センサの数を減らすならばモデルは高精度でなければならず、高精度なモデル構築は難しいというジレンマがある。

この問題に対して、安価なセンサを大量に使用して、網羅的に機械の状態を計測するというアプローチが試みられている⁽¹⁾。Fig. 3に示すように、同研究では工作機械の284箇所に温度センサを設置し、温度分布を計測している。通常、局所的な温度変化も含めて、工作機械全体の温度分布を高精度にモデル化することは難しい。温度分布を直接計測することで、モデル化のコストを下げながらも、工具-工作物間に生じる熱変位を高精度に予測することができている。

安価なセンサを大量に使用するアプローチでは、高価で高精度なセンサを必要最低限の数使用するアプローチと比較して、予測精度の低下やセンサ設置の手間が問題になると思える。予測精度の低下に関しては、同アプローチはデータ同化と相性が良く、複数のセンサ情報の組み合わせによって、センサ単体の測定精度の低さを補える可能性がある。また、センサが大量にあることでの冗長性は、センサの故障に対してのロバスト性を高めると期待できる。センサ設置の手間は避けられないが、同研究ではデータロガーにセンサを直列に接続できるシステムを構築することで、ある程度手間を削減している。

3.2 工具と工作物の状態のオンマシン計測

前節で述べた工作機械と加工環境の状態計測と比較して、工具と工作物の状態をインプロセスで計測することは難しい。これは、加工中は工具と工作物が干渉してお

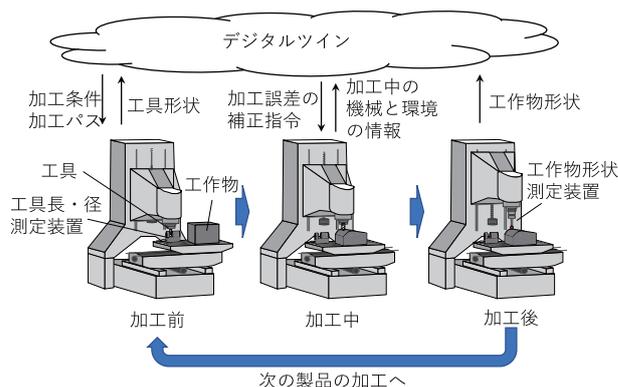


Fig. 4 Control of machining process based on digital twin with on-machine measurement

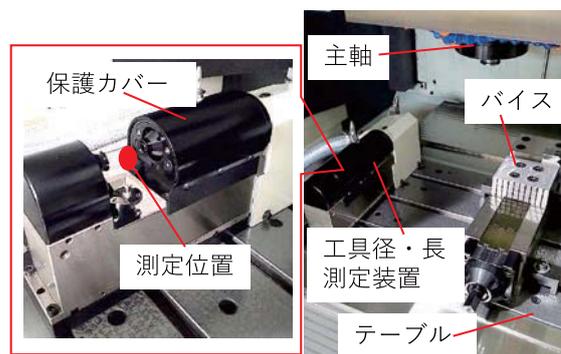


Fig. 5 On-machine measuring instrument of tool diameter and length

り、アプローチし難いことや、工具もしくは工作物が回転し、かつ交換があり得ることで、有線式のセンサを取り付けることが困難であることによる。

この課題に対して、Fig. 4に示すように、加工前後でのオンマシン計測が行われている。加工前には、Fig. 5に示すように、テーブル上に設置された装置によって、工具径と工具長が計測される。この計測は本来加工原点の設定に用いられるが、近年は工具摩耗や工具の振れ回りなど、使用に応じて変化する状態の把握にも使用可能となっている⁽¹²⁾。

加工後には、工具の代わりに取り付けられた装置によって、工作物の形状計測が可能である。Fig. 6に示すタッチプロープと呼ばれる接触型の測定器を用いて、穴間のピッチなど、重要な部分の寸法や形状のみを測定することが多い。最近では、レーザスキャナを搭載して、工作物の3次元形状を測定し、3次元CADでの設計形状と比較できるシステムも登場している⁽⁸⁾。

加工前後のオンマシン計測では、測定装置が加工中に邪魔にならないようにする工夫が必要である。Fig. 5に示す工具径・長測定装置は小型化されており、テーブルの端に設置される。工作物形状の測定装置は、自動工具交換装置を用いて、加工中はマガジンに収納されている。このように、工具やテーブルの交換装置を用いて装置を収納する場合は装置のワイヤレス化が必要となる。



Fig. 6 Touch trigger probe

工具、工作物、工作機械の状態が取得できることで、例えば加工誤差の評価において、工具の摩耗量、加工反力による工具や工作機械の変形、工作機械の熱変位、などの寄与がデジタルツインを用いて評価できる。これらの寄与はプロセスの進行に伴って変化する。プロセス状態の情報が蓄積され、モデルが更新されることで、誤差要因の変化に対して適応的に補正指令を与えることが可能となる。

4. オンマシン計測とモデルの組み合わせによるプロセス制御

ここでは、筆者らの研究グループの研究例を紹介する。デジタルツインと呼ぶにはモデルが稚拙であるかもしれないが、基本のコンセプトは踏襲していると理解いただきたい。

4.1 計測融合型加工システム

工作機械における切削加工では、母性原則によって機械の運動が工作物に転写される。機械の運動が100%工作物に転写され、運動誤差が発生しないことが理想的である。しかし、現実にはマイクロメートルオーダーの運動誤差は珍しくなく、転写性も100%ではない。

そこで、Fig. 7に示すように、機械の運動誤差と転写性による加工誤差を補正するための加工システムを開発した¹³⁾。Fig. 7では、工作物の表面を正弦波状に加工することを意図しているが、切込み方向（Z方向）の運動誤差によって、意図しない波長成分が混ざって加工されることを想定している。また、転写性の問題により、切込み運動に対して切りすぎや切り残しが発生することも考えられる。

これらの加工誤差を補正するために、工作機械の運動と工作物形状を加工中に計測する。このために、2つのレーザ変位計を搭載している。まず、試し加工中に計測したZ方向の運動誤差に基づいて、運動誤差補正のためのモデルを構築する。そのままシームレスに工作物形状のオンマシン計測を行うが、計測結果には機械の運動誤差が含まれる。そこで、運動誤差の計測結果を用いて、運動誤差の影響をキャンセルする。切込み運動と工作物形状の計測結果から運動の転写性を求めて、切込み量を補正する。

本システムの特徴は、サブマイクロメートルオーダーの

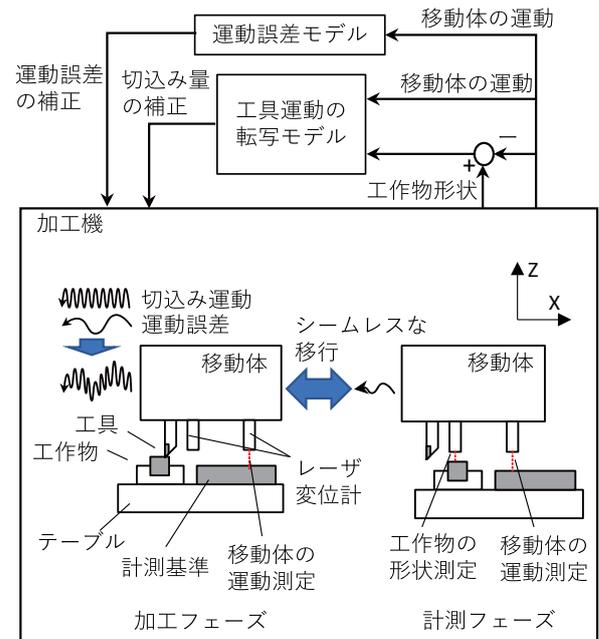


Fig. 7 Measurement-fused machining system

高精度な加工を数1000 mm/minの高い送り速度で高効率に実現できる点にある。高速加工に必要な応答性を得るために、運動誤差の補正はフィードフォワード方式とし、X方向の位置に依存して再現する誤差成分だけを抽出してモデル化するように工夫している。また、Fig. 8に示すようにZ軸には圧電素子を用いた高速微動機構を搭載しており、運動誤差と切込み量の補正に用いられる。さらに、計測のための基準としてのフラットミラーを搭載しており、加工中の運動誤差計測だけでなく、工作物形状の計測におけるキャリブレーションも可能である¹⁴⁾。

4.2 Additive Manufacturingにおけるノズル高さの制御

近年注目されているAdditive Manufacturingの方式の1つにDirected Energy Deposition (DED)がある。Fig. 9に示すように、DEDでは、機械に取り付けられたノズルからレーザ照射と積層材料の供給が行われ、レーザ溶接で肉盛りを行うような形態で材料が積層される。3次元形状を積層するためには、ノズルの高さを変更して積層が繰り返される。

積層においては、ノズルと被積層面の距離を一定に保つ必要があるため、1層あたりのノズルの高さ方向移動量（指令積層高さ）と実際に積層された材料の厚み（実積層高さ）が一致することが望ましい。指令積層高さの誤差は積算されていくため、大きな積層物の場合では、理想的にはマイクロメートルオーダーで指令積層高さを実積層高さに一致させる必要がある。しかし、実積層高さは積層条件や積層物の温度など、複数の要因によって変化するため、その予測は難しい。

この問題に対して、Fig. 9に示すように、タッチプローブを用いた間欠的な積層物の高さ計測によって、指令積層高さを適切な値に収束させるシステムを提案している¹⁵⁾。ある積層数間隔で積層物の高さを計測すること

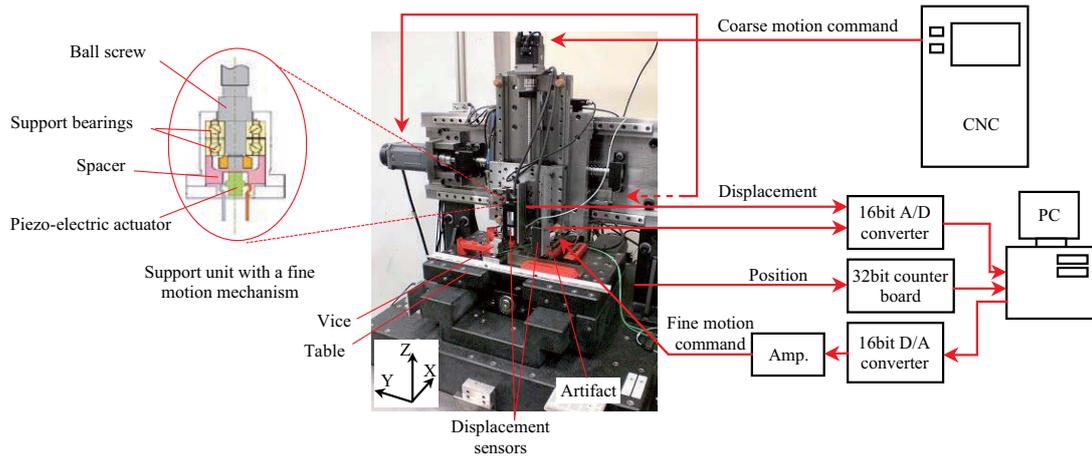


Fig. 8 Schematic diagram of measurement-fused machining system¹³⁾

で、実積層高さの誤差の変化率を推定し、誤差が予め設定した許容を超える積層数を予測する。このとき、誤差の変化の最悪ケースを想定する様に工夫することで、必要最低限の計測によって、誤差を許容内に抑えることができる。

このシステムの特徴は、実積層高さの誤差の変化率に応じて、適応的に計測間隔が変更される点にある。誤差の変化が急峻な場合は短い間隔とし、変化が穏やかな場合は長い間隔とすることで、高さ計測における不確かさの影響を低減して、指令積層高さを収束させることができる。単純には、計測間隔が短い方が精度よくプロセスを制御できるように思える。しかし、計測対象の変化率を推定したい場合は、時間の割算によって計測における不確かさの影響が増大されることに注意が必要である。

4.3 加工システムの動剛性のオンマシン計測に基づく加工プロセス

最後の研究例として、Fig. 10に示す加工プロセスを紹介する。航空機部品などの薄肉・低剛性の工作物の加工では、加工中の工作物の振動が問題となる。剛性を補うために治具を用いて工作物を支持する 경우가多いが、それでも振動しやすい工作物と言える。

振動を抑制しつつ、かつ能率の高い加工条件を設定するために、加工システムの動剛性（周波数応答）に基づいた加工シミュレーションを行う手法がある。この手法と工作物の動剛性のオンマシン計測を組み合わせることで、加工の進行に伴う工作物の厚さの変化や治具の据え付け状態の違いに適応して加工条件を設定するプロセスを提案している¹⁶⁾。このために、工作機械の主軸に取り付けて、自動で動剛性を測定するための装置を開発した^{17),18)}。

Fig. 11に開発した測定装置の模式図を示す。Fig. 11(a)(b)どちらの装置も、圧電素子を用いて工作物を加振し、加振力を測定するための力センサを内蔵している。一般的な動剛性測定では、加速度や変位などの応答を測定するためのセンサを取り付けた対象物を加振し、加振力

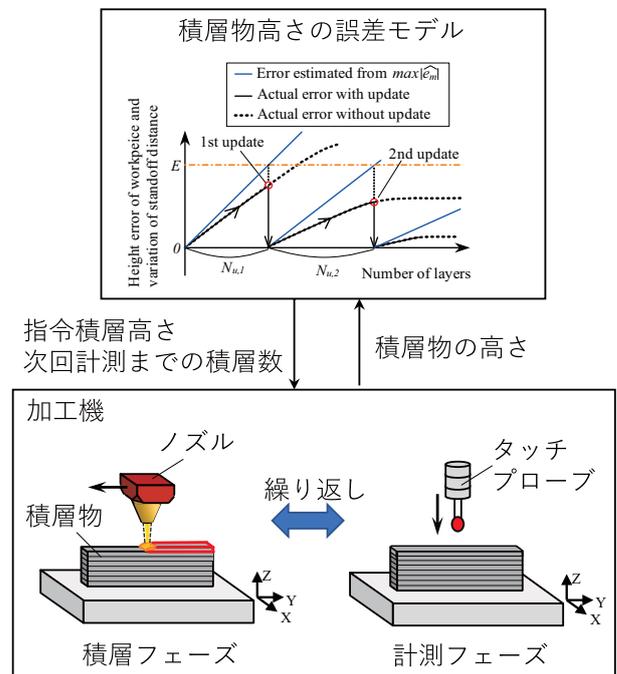


Fig. 9 Adaptive updating of layer height command in directed energy deposition

と応答から動剛性を求めることが多い。しかし、工作物の加工点付近にセンサを常に設置することは困難である。測定の際にセンサの着脱を行うこともできるが、オペレータの作業が必要となるため、実用的とは言えない。そこで、Fig. 11(a)に示す装置では圧電素子への印加電圧と加振力から工作物の変位を推定し、工作物にセンサを設置することなく動剛性を測定する。この方法は装置と工作物が常に接触している必要がある。これに対して、Fig. 11(b)に示すシステムでは、光ファイバの利用で測定ヘッドを小型化したレーザ干渉計を用いることで、工作物と装置が離れても工作物の変位を測定できる。このため、エンドミル加工を用いた断続切削のように、切削と自由振動が交互に繰り返される現象を模擬した加振での動剛性を評価することができる。

これまでに開発した測定装置はセンサや圧電素子の駆

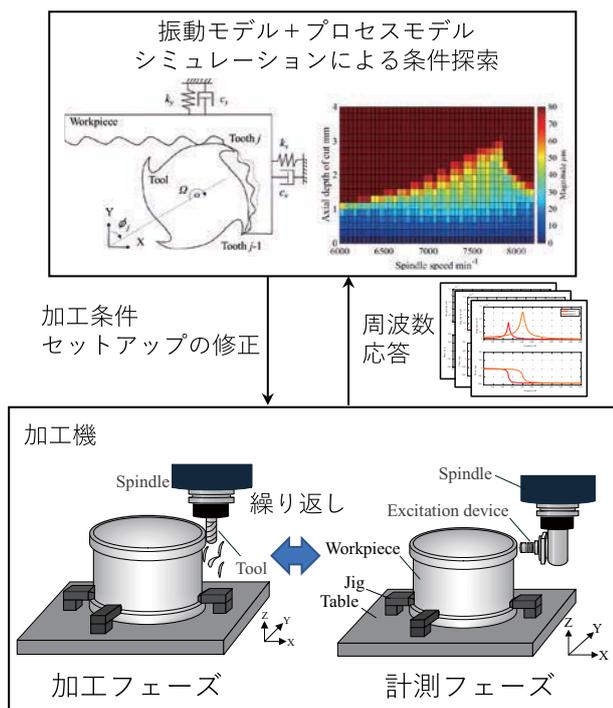


Fig. 10 Machining process of thin-walled workpiece using on-machine measurement of workpiece dynamic stiffness

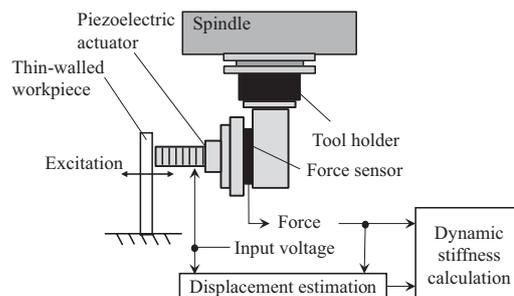
動のためにケーブルが必要であり、完全に自動でのオンマシン計測は困難である。そこで、バッテリー駆動と無線通信技術を利用して、ワイヤレスタイプの動剛性測定装置を開発・評価している。本装置は自動工具交換装置を用いて主軸に取り付けられるように設計しており、工作機械の数値制御装置と通信するためのインターフェースと組み合わせることで、NCプログラムを用いて自動で工作物の動剛性が計測できるようになる予定である。

5. おわりに

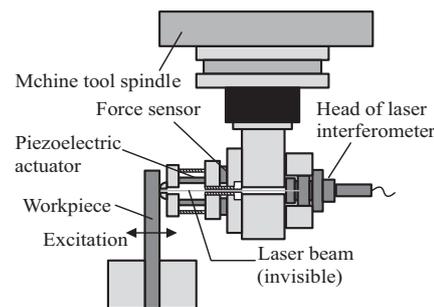
生産加工分野におけるデジタルツインの進化、およびデジタルツインを支える計測技術について、研究例を交えながら紹介した。同分野では、これまでも新技術を積極的に応用し、生産の高効率化と高精度化を進めてきた。現在は、環境負荷の低減や、環境や状況の急激な変化への対応力（ダイナミック・ケイパビリティ）への要求が高まっている。これらの課題解決において、デジタルツインを用いた適応的なプロセス制御は有効なツールとなり得る。従来から発展してきたオンマシン計測技術に加えて、データ同化や機械学習などの技術を応用することで、デジタルツインによるプロセス制御のさらなる進化に取り組むとともに、生産加工分野全体での盛り上りを期待している。

参考文献

(1) Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, Jan., Sihn, W., Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification, IFAC-Papers OnLine, Vol. 51, No. 11, (2018), pp. 1016-1022,



(a) Measuring instrument using DSPE (displacement sensorless piezo excitation) method¹⁷⁾



(b) Measuring instrument using laser interferometer

Fig. 11 On-machine measuring instrument of workpiece dynamic stiffness

- (2) 井上英夫, 加工の知能化, 精密工学会誌, Vol. 59, No. (1993), pp. 1767-1772.
- (3) 佐藤智典, 垣野義昭, 松原厚, 藤嶋誠, 西浦勲, 鎌谷康史, 知能化工作機械によるドリル加工制御に関する研究 (第1報), 精密工学会誌, Vol. 66, No. 8, (2000), pp. 1270-1274.
- (4) Bergs, T., Brecher, C., Schmitt, R., Schuh, G., Internet of Production - Turning Data into Sustainability AWK'21, DOI: 10.24406/ipt-n-640534
- (5) MACHPRO: THE VIRTUAL MACHINING SYSTEM, <<https://www.malinc.com/products/machpro/>> (参照日 2022年3月10日).
- (6) Press Release: 工作機械のデジタルツインを活用した「デジタルツインテストカット」を開始 <https://www.dmgmori.co.jp/corporate/news/pdf/20210216_testcut.pdf> (参照日 2022年3月10日).
- (7) Chou, C.H., Duan, M., Okwudire C.E., A linear hybrid model for enhanced servo error pre-compensation of feed drives with unmodeled nonlinear dynamics, CIRP Annals, Vol. 70, No. 1, (2021), pp. 301-304.
- (8) 加工機と計測技術の融合超高速 非接触机上計測システム <<https://www.dmgmori.co.jp/trend/detail/id=5499>> (参照日2022年3月9日).
- (9) 佐々木雄二, 岩井英樹, 若園賀生, 桜井康匡, 岡祐司, リアルタイム熱変位補正システムの開発, 精密工学会誌, Vol. 83, No. 2, (2017), pp. 121-124.
- (10) 上野 浩, 工作機械の知能化技術, システム/制御/情報, Vol. 61, No. 3, (2017), pp. 107-112.
- (11) Kizaki, T., Tsujimura, S., Marukawa, Y., Morimoto, S., Kobayashi, H., Robust and accurate prediction of thermal error of machining centers under operations

- with cutting fluid supply, CIRP Annals, Vol. 70, No. 1, (2021), pp. 325-328.
- (12) CMOSカメラ搭載 非接触工具位置測定器
< <https://www.big-daishowa.co.jp/newproducts/files/pdf/dynazerovision.pdf> > (参照日 2022年3月9日).
- (13) 河野大輔, 松原 厚, 小池雄介, 山路伊和夫, 計測融合型加工システムによる工具刃先運動の転写率の測定, 精密工学会誌, Vol. 75, No. 4, (2009), pp. 520-524.
- (14) 小池雄介, 河野大輔, 松原厚, 山路伊和夫, 計測融合型加工システムによる机上計測, 精密工学会誌, Vol. 76, No. 8, (2010), pp. 945-949.
- (15) Kono, D., Yamaguchi, H., Oda, Y., Sakai, T., Stabilization of standoff distance by efficient and adaptive updating of layer height command in directed energy deposition, CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, Vol. 31, (2020), pp. 244-250.
- (16) Umezu, T., Kono, D., Machining Process for a Thin-Walled Workpiece Using On-Machine Measurement of the Workpiece Compliance, International Journal of Automation Technology, Vol. 13, No. 5, (2019), pp. 631-638.
- (17) Kono, D., Umezu, T., On-machine measurement method for dynamic stiffness of thin-walled workpieces, Precision Engineering, Vol. 60, (2019), pp. 299-305.
- (18) Furusawa, M, Kono, D., On-Machine Measuring Instrument of Workpiece Compliance Using Laser Interferometer, Proceedings of the 2020 International Symposium on Flexible Automation, 2020 International Symposium on Flexible Automation, Virtual, Online, July 8-9, 2020.

2021年度通常総会報告

公益社団法人 日本ガスタービン学会2021年度通常総会は、2022年4月15日(金)14時30分より、三菱重工業(株)横浜ビル33階3310会議室において開催された。出席者は委任状提出者、議決権行使者を含めて1,045名であり、定款に定められた成立要件である総正会員数の過半数878名を満たし、総会は成立した。

報告事項

2021年度事業報告・監査結果報告
2022年度事業計画および収支予算
以上について担当理事より報告された。

決議事項

第1号議案：計算書類および財産目録の件 承認
第2号議案：理事選任の件 10名の候補者全員を承認

第3号議案：補欠理事選任の件 1名の候補者を承認
第4号議案：終身会員候補者の件 承認

以上の通り、いずれの議案も原案通り承認された。

総会終了後、第1回臨時理事会が開催された。出席理事の互選により福泉靖史君が新会長に、副会長には山本誠君が選定され、また法人管理及び公益事業担当の執行理事13名が決定された。その後、新役員体制が福泉靖史新会長から報告され、新旧会長から挨拶があった。

なお、2021年度通常総会添付書類（2021年度事業報告、計算書類および財産目録、2022年度事業計画・収支予算）は、学会ホームページの会員ページに掲載されている。



2022年度役員

会長	福泉 靖史（三菱重工）
副会長	山本 誠（東京理科大）
法人管理担当執行理事	猪亦 麻子（東芝エネルギーシステムズ）、飴 雅英（川崎重工）、黒木英俊（三菱重工）（兼務）、鈴木 雅人（産総研）、辻田 星歩（法政大）
公益目的事業担当執行理事	石坂 浩一（三菱重工）、及部 朋紀（防衛装備庁）、桂田 健（JALエンジニアリング）、黒木 英俊（三菱重工）、鈴木 雅人（産総研）（兼務）、高橋 徹（電中研）、寺本 進（東大）、山本 悟（東北大）、渡邊 裕章（九州大）、渡邊 啓悦（荏原）
理事	岩井 裕（京大）、清野 幸典（東北電力）、仲俣 千由紀（IHI）、藤原 仁志（JAXA）、柳内 秀之（本田技術研究所）
監事	今成 邦之（IHI）、二村 尚夫（JAXA）

公益社団法人日本ガスタービン学会終身会員の紹介

公益社団法人日本ガスタービン学会では、永年にわたり本学会に在籍し、本学会に対して特に功労のあった者のうちから理事会の推薦により総会において承認された方が終身会員となります。去る4月15日に開催されました2021年度通常総会において次の方が新たに本学会の終身会員になりました。

石川 庄一 氏 北嶋 潤一 氏 菅原 昇 氏

関矢 英士 氏 長谷川 清 氏 林 茂 氏

2021年度 学会賞審査報告

2021年度学会賞審査委員会委員長 **船崎 健一**
FUNAZAKI Ken-ichi

本学会では、ガスタービンおよびエネルギーに関連する優れた論文の著者や優れた技術の開発者に対し2年に一度学会賞として論文賞・技術賞・奨励賞を贈り、表彰しております。

2021年度はその表彰の年に当たることから、2017年11月から2021年10月までを対象期間とし、論文賞・奨励賞候補には学会誌および英文電子ジャーナルに掲載された技術論文の著者、技術賞候補にはこの期間に完成した新技術の開発者を対象として学会誌、学会ホームページを通じて募集しました。その結果、論文賞については5件

(奨励賞対象論文含む)、技術賞については2件の推薦がありました。

学会賞審査委員会では、審査方法に関して従前と同様とし、論文賞・奨励賞については各委員による書面評価による審査、また、技術賞については書類審査とヒアリングによる審査を実施しました。厳正な審査の結果、本委員会から論文賞2件、技術賞2件、奨励賞1件を選考し、理事会に推薦しました。そして理事会における審議により、その推薦内容が承認され、以下のとおり、授賞が決定いたしました。

論文賞

Prediction of CO emissions in turbulent super lean premixed combustion under pressurized conditions using an LES/non-adiabatic FGM approach

(JGPP Vol.12 No.3 2021年9月)

三菱重工業(株) **柚木 啓太**
(株)数値フローデザイン **西家 隆行**
京都大学 **黒瀬 良一**

近年、再生可能エネルギー由来の発電量変動を補完するため、ガスタービンと組み合わせた電力供給システム開発が進められている。ガスタービン燃焼器で急速な負荷変動を実現するには、低負荷時のCO排出量低減が開発要求事項の一つとして挙げられる。本研究では、同軸噴流バーナ及び冷却壁を有するモデル燃焼器内のメタン希薄予混合乱流燃焼場を対象に、燃焼モデルとしてNon-Adiabatic Flamelet Generated Manifolds (NA-FGM) モデルを用いた3次元のLarge Eddy Simulation (LES/NA-FGM) を実行し、既往研究で実施された燃焼実験結果と比較することで、CO排出量に及ぼす熱損失と当量比 ($\phi=0.43 \sim 0.5$) の影響を評価した。その結果、LES/NA-FGMは低当量比 ($\phi=0.43$) 条件下で

CO排出量が増加する計測結果を再現しており、希薄予混合乱流燃焼場においてCO排出量を正確に予測するには、冷却壁面近傍で生じる熱損失がCO生成及び消費を含む化学反応に及ぼす影響を考慮する必要があることを明らかにした。また、低当量比 ($\phi=0.43$) 条件下でCO排出量が増加する原因は、CO生成量が増加するためではなく、高当量比 ($\phi=0.50$) 条件下に比べてCO酸化反応のクエンチが顕著になること、このクエンチが起こる要因としてOHラジカルの影響が大きいことを明らかにした。

本研究は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託事業の結果得られたものである。

論文賞

超耐環境性高強度酸化物系セラミック複合材料用強化繊維の開発

(日本ガスタービン学会誌 49巻3号 2021年5月)

国立研究開発法人物質・材料研究機構 長谷川 良雄
 秦 青
 鉄井 利光

現在実用化されているSiC/SiC系よりさらに高温で使用できるセラミック複合材料(CMC)の開発を進めている。

耐環境性に優れた酸化物系CMCは、ジェットエンジンの性能向上をもたらすことが期待されている。本研究では、CMCの構成成分として必須の結晶成長を抑制した高強度ジルコニア系連続繊維を、ジルコニア系繊維前駆体無機ポリマーの紡糸性を改良し、乾式紡糸により前駆体繊維とした後、これを焼成する方法により開発することに成功した。直径10 μ m程度のジルコニア系連続繊維は、前駆体の分子設計により結晶成長を抑制する成分の最適化を行うことで結晶子サイズを10nm程度以下になるようにすることができ、引張強度を2GPa程度に向

上させることができた。

さらに、開発した連続繊維束をCMC用強化繊維として用いるために、ヘキサバブルフロー法により繊維表面に炭素コーティングを行い、これを界面層とするジルコニアマトリックスの1方向強化ミニコンポジットを作製した。最終的にC界面層を焼失させて形成したギャップ界面層が有効に機能することを、ミニコンポジットの破断時に繊維の引き抜けが起こることで確認した。

これらの結果から、ジルコニア系連続繊維の量産とCMC化における繊維とマトリックス間のC界面層形成に関する基礎的なプロセスが開発できた。

本研究は、防衛装備庁が実施する安全保障技術研究推進制度JPJ004596の支援を受けたものである。

技術賞

水素専焼ドライ低NO_x燃焼技術を用いた燃焼器開発と熱電供給実証

川崎重工業(株) 堀川 敦史
 足利 貢
 山口 正人
 岡田 邦夫
 青木 茂樹

川崎重工業では、将来の水素社会の実現、国際水素サプライチェーンの構築に向けて、水素の製造、輸送、利用(発電)等の技術開発を進めている。

水素を利用したガスタービン発電技術の開発には、水素に特有の燃焼特性(天然ガスに比べ燃焼速度が速い、局所的な燃焼ガス温度が高い)に対応し、バーナ部品の高温化や損傷の防止、NO_x増加の抑制等の課題を解決する必要がある。そこで、当社では微小な水素噴射孔(直径1mm以下)から水素を噴射し、直交する空気噴流と急速に混合、水素火炎を形成するmicro-mix燃焼方式を適用した水素専焼ドライ低NO_x燃焼器を新たに開発した。

本燃焼器を神戸市ポートアイランドに設置した水素コージェネレーション実証設備へ搭載し、市街地における水素100%燃料ガスでの発電実証を実施した。2020年11月4日に水素専焼ドライ低NO_x燃焼技術を用いた

周辺施設への熱電供給を達成した。定格出力100%負荷-1800kWにおいて、NO_x値は約60ppm(残存酸素16%、相対湿度60%換算値)となり、大気汚染防止法70ppmを下回った。また、発電端効率は、水噴射を用いたNO_x低減手法に比べ約1%改善し、27%となった。

脱炭素に向けて様々な研究・技術開発が進む中、世界に先駆けて市街地における水素発電実証を行い、水素専焼ドライ低NO_x燃焼技術を用いた熱電供給実証を達成した意義は大きい。今後も水素利用の普及に向け、さらなる燃焼技術、発電技術の向上に取り組んで行く。

本成果は、国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の「水素社会構築技術開発事業/大規模水素エネルギー利用技術開発/ドライ低NO_x水素専焼ガスタービン技術開発・実証事業」にて得られたものである。

技術賞

低NO_xアンモニア専焼マイクロガスタービン発電の研究・開発

(株)トヨタエナジーソリューションズ
 国立大学法人東北大学
 国立研究開発法人産業技術総合研究所

20世紀の初めにアンモニア合成法としてのハーバーボッシュ法が確立されてから、アンモニアの燃焼利用は試みられてきた。1960年代に米国で大規模な軍事研究がなされたが、アンモニア燃焼ガスタービンは極端に燃焼効率が低く、その開発は中止されていた。近年、水素キャリアとしてのアンモニア利用が再注目されている。日本政府は2020年10月に「2050年カーボンニュートラル」を宣言し、さらに、経済産業省では「2050年カーボンニュートラルに伴うグリーン成長戦略」を策定した。アンモニアは燃焼してもCO₂を排出しないゼロエミッション燃料であり、グリーン成長戦略の重点分野のひとつに燃料アンモニア産業が位置づけられた。2014年からの内閣府のSIPでアンモニアの合成と利用技術が開発され、アンモニア直接燃焼グループの構成員であった、

株式会社トヨタエナジーソリューションズと国立大学法人東北大学、国立研究開発法人産業技術総合研究所は産学官の連携でマイクロガスタービンを用いたアンモニア専焼ガスタービン発電の実証に成功した。さらに、東北大学での基礎研究の成果を応用して、低NO_x燃焼器を開発し、その特許を取得した。また、トヨタエナジーソリューションズはその低NO_xの特徴から、ガスタービン後方に設置する排ガス脱硝装置を小型化し、装置内に内蔵する改良型のマイクロガスタービンのプロトタイプの実証機を製作し、性能試験を行った。アンモニアガスタービン発電は早期の社会実装が期待されており、ガスタービン関連の産業において関連の研究開発が進行中である。

奨励賞

一方向Ni基超合金の冷却孔周囲の破損モード予測法の提案

(日本ガスタービン学会誌 48巻4号 2020年7月)

長岡技術科学大学* 與那國 優希
 *現在の所属は(株)IHI

再生可能エネルギーの大量導入により、発電用ガスタービンはより頻繁かつ急激な負荷変動を余儀なくされ、構造体の過渡的な応答に起因した熱応力(熱過渡応力)サイクルが促進される可能性がある。このような状況下では、疲労、クリープおよび酸化といった損傷のうちどのような破損モードが最も顕著になるかを理解した上で構造物の寿命を正確に把握・予測することが不可欠である。本研究では、熱過渡応力とクリープが顕著になる冷却孔周囲の破損モードを調査するために2つの異なる条件で実験を行った。そこでは、冷却孔周囲の非定常な温度変動によって生ずる熱過渡応力が繰返される条件と、低サイクルクリープ疲労負荷の上に熱過渡応力を模擬し

た高サイクル疲労負荷を重畳させた条件の2種類の条件下のき裂伝ば試験を実施した。その結果、冷却孔周囲の温度と負荷条件に対して、破損モードが顕著に変化することを確認した。その際のき裂進展速度は疲労支配となる条件下では応力拡大係数範囲によって、クリープ支配となる条件下ではクリープJ積分範囲を介して有効に整理できた。さらに、負荷周波数、平均応力および温度を考慮した破損モード予測法の提案を行った。任意の負荷条件下での時間依存のクリープモードと繰返し依存の疲労モードを想定し、最短の寿命を与えるモードが全体の破損モードを決めるとする考え方に従って寿命予測法を提案した。

第50回日本ガスタービン学会定期講演会・講演募集

下記の日程で、第50回日本ガスタービン学会定期講演会を、福岡県福岡市で開催いたします。講演をご希望の方は、期日までに学会ホームページより講演の申し込みをお願いします。

主 催 公益社団法人 日本ガスタービン学会
協 賛 協賛団体は学会ホームページ
 (https://www.gtsj.or.jp/) をご覧ください。
開 催 日 2022年10月12日(水)、13日(木)
講演会場 九州大学医学部 百年講堂
 〒812-8582 福岡市東区馬出3-1-1
 https://www.med.kyushu-u.ac.jp/100ko-do/
 電話番号：092-642-6257
見 学 会 2022年10月14日(金)

※ 会期中のご宿泊は各自で手配ください。

講演関連日程

講演申込締切 2022年6月17日(金)
 講演採否連絡 2022年7月15日(金)
 論文原稿締切 2022年8月26日(金)

募集講演

「研究報告」および「技術紹介」に関する講演を募集いたします。「研究報告」の対象は、ガスタービン及びエネルギー関連技術に関する未発表の研究とします。一部既発表部分を含む場合には未発表部分が主体となるものに限り、技術紹介は、既発表の研究のレビューや関連情報（例えば、試験設備、設備運転実績）の紹介などとなります。講演論文集では「研究報告」と「技術紹介」の別を明示いたします。

ガスタービン本体およびその構成要素、補機・付属品、補修技術、ガスタービンを含むシステムやユーザーの計画・運用および保守実績に関する講演、ターボチャージャー、蒸気タービンなどに関する講演に加え、ガスタービン関連の技術（材料、製造、溶射など）に関する講演も歓迎します。

講演時間

論文1件につき、講演15分、討論5分、合計20分です。

登壇者の資格

原則として、本会会員もしくは協賛団体会員に限ります。（1人1題目の制限はありません。）

講演申込方法と採否の決定

学会ホームページ (https://www.gtsj.or.jp/) で講演

題目・著者・登壇者・概要（200文字以内）などを登録してください。講演申し込み後すぐに、受付完了をお知らせするEメールが自動返送されますので、申し込み内容をご確認ください。学会ホームページからの申し込みができない場合には事務局にお知らせください。

締切後の申し込みは受け付けません。

講演採否は、7月15日(金)までにEメールで連絡します。

公益社団法人 日本ガスタービン学会事務局

電話番号：03-3365-0095

FAX番号：03-3365-0387

Eメールアドレス：gtsj-office@gtsj.or.jp

講演論文原稿の提出

講演会に先立ち、講演論文原稿をご提出いただきます。原稿は講演論文集原稿執筆要領（学会ホームページに掲載）に従って、A4用紙2～8ページで作成し、所定の講演論文原稿表紙を付して、期限までにEメールに添付した電子データ（PDF形式）として提出してください。原稿執筆要領および原稿表紙用紙は、講演採否の連絡時にお届けします。

技術論文としての学会誌への投稿

原稿執筆要領に記載の要件を満たす「研究報告」の講演原稿は、著者の希望により、講演会終了後に通常の技術論文として投稿されたものとして受理されます。技術論文としての投稿を希望される場合は、講演論文原稿提出時に原稿表紙の所定欄に希望ありと記入し、さらに技術論文原稿表紙を添付していただきます。詳細は原稿執筆要領をご覧ください。

日本ガスタービン学会学生優秀講演賞

学生による「研究報告」の内、特に優秀な発表に対して表彰を行います。表彰された発表に対しては表彰状および副賞が授与されます。エントリー希望者は、申込時に所定欄の「エントリーする」に印をつけてください。

学生講演会参加旅費支援

学生が登壇者として講演会に参加する際の旅費の一部を補助する予定です。申請方法や審査方法については、7月上旬までに学会ホームページなどでお知らせします。

コロナ対応について

福岡市における開催計画は現時点のものです。感染状況により、オンライン参加併用のハイブリッド開催や、前回同様の完全オンライン開催とする等、柔軟に対応いたします。最新の情報は学会ホームページをご確認ください。

○ 本会協賛行事 ○

主催学協会	会合名	協賛	開催日	詳細問合せ先
日本航空宇宙学会・宇宙航空研究開発機構	第54回流体力学講演会／第40回航空宇宙数値シミュレーション技術シンポジウム	協賛	2022/06/29-07/01	URL : https://branch.jsass.or.jp/aerocom/ryu/ryu54
日本機械学会 関西支部	第380回講習会「事例に学ぶ流体関連振動」	協賛	2022/07/26-27	URL : https://jsmekansai.org/
日本流体力学会	日本流体力学会 年会2022	協賛	2022/09/27-29	URL : https://www2.nagare.or.jp/nenkai2022/



▷ 入 会 者 名 簿 ◁

〔正会員〕

中村 織雄(本田技術研究所)

福田 高弘(三菱重工業)

関口 雄大(山本電機製作所)



次号予告 日本ガスタービン学会誌2022年7月号 (Vol. 50 No. 4)

特集 カーボンニュートラルに向けた低温排熱利用技術

論説・解説

巻頭言 再エネを支える低温排熱利用技術について 刑部 真弘 (東京海洋大学)

下水汚泥焼却設備の未利用廃熱活用技術 松井 威喜, 井上 堅斗, 富永 純一 (JFEエンジニアリング)

ORC (オーガニックランキンサイクル) 発電と低温廃熱回収技術

信太 典治 (三菱重工業), 井上 慎也 (第一実業)

低温熱向けバイナリー発電装置の概要 三好 一雄, 松山 良満, 和田 大輔 (IHI)

LAES 液化空気エネルギー貯蔵技術 中村 駿介, 伊藤 一芳 (住友重機械工業)

ヒートポンプ関連技術の最新動向 齋藤 潔 (早稲田大学)

未利用エネルギーを用いたCO₂回収技術 (Kawasaki CO₂ Capture) の開発 沼口 遼平 (川崎重工業)

研究だより

早稲田大学太田・藤澤研究室における圧縮機関連の研究 藤澤 信道, 太田 有 (早稲田大学)

※タイトル, 執筆者は変更する可能性があります。

編集 後記

近年、あらゆる分野でデータ活用技術の適用やその試みが進んでおり、技術者・研究者だけでなく社会の大きな注目を集めているところです。本学会誌の特集でも、機械学習の応用やデータ活用の取り組みの紹介がこれまでも行われてきたところですが、展開の幅が広く、進展のスピードも早いこともあり、これまであまり紹介されていない技術もありますし、新たな試みも増加しています。

そこで本号では、「ガスタービンを取り巻くデータ活用の広がり -データ同化・機械学習・デジタルツイン-」というタイトルにて特集企画を組みました。ガスタービンに関連するデータ同化や機械学習、あるいはデジタルツインなど最先端の研究開発や適用例を学会員の皆さまに紹介し、その面白さや意義、発展的な将来像考えるきっかけになればと考えた次第です。

データ同化は、数値シミュレーションにおける不確かさを、計測データを活用することで統計的に修正し、数値予測の精度を向上させる手法です。数値気象予測の分野で発展したもので、特集テーマに陽に取り上げられたのは初めてであると思います。機械学習では、現在大きな注目を集めている流体場への応用や、翼列フラッタの予兆検知を紹介していただきました。デジタルツインについては、燃焼の例に加えて“まるごとガスタービン”のプロジェクト紹介を、またシステムの動特性解析ツール開発とその応用例を、さらに生産加工分野におけるデジタルツインの進化やそれを支える計測技術について紹介いただきました。

いずれの記事も最先端の内容ですので、研究開発寄りの特集となりました。いっぽう会員の皆さまのバックグ

ランドは多岐にわたりますので、専門外の読者もある程度概要がつかめるよう、緒言やまとめにおいて可能な範囲で配慮いただきたいと、著者の皆さまにわがままなお願いをいたしました。ご多忙の中、本号の特集記事の執筆をご快諾いただきました著者の皆さま、誠にありがとうございました。

末筆ではございますが、企画の立案から編集・校正までご助言ご協力いただきました編集担当および事務局の皆様、編集委員会の皆さまに御礼申し上げます。

(岩井 裕)

- 5月号アソシエイトエディタ
岩井 裕 (京都大学)
- 5月号担当委員
酒井 英司 (電力中央研究所)
渋川 直紀 (東芝エネルギーシステムズ)
森澤 優一 (東芝エネルギーシステムズ)

(表紙写真)

今回の表紙については、【論説・解説】の著者より流用およびお借りしています。

詳細については、下記記事をご参照ください。

- ・「ターボ機械の内部流動解析におけるデータ同化の活用」…………… (P.170 ~ 178)
- ・「複雑系科学の基礎理論と機械学習を用いた航空用ガスタービン内に発生する翼列フラッタの予兆検知」…………… (P.185 ~ 190)
- ・「生産加工分野でのデジタルツインと計測技術」…………… (P.203 ~ 208)

だより

♣事務局

今年は天気めぐりがいつも通りではないのか、それとも日々の雑事に気が逸れていたためなのか、いつもよりも早めに咲いた桜もあっという間に葉桜になってしまった気がします。(残念)

今年度の目標は、コロナが心配なうちは行くこともセーブしていた市民農園にできる限り出かけていくことなのですが、大好きなソラマメも植える時期を逃してしまい、彩を考えるともっと頻繁に手入れした方が良さそうだろうな、と思いつつ今はジャガイモとソバを作るぐらいしか思いつかず(というかどうかどう育てていいかわからない)、かわいそうな自分の区画を見てむむ貧弱、と考えています。市民農園の区画は3年に1度変わるので、前の方が植えたと思われる里芋があまり手をかけていないにもかかわらず、多少収穫できたので、

それはありがたく、おいしく頂戴しました。

最近ではコロナのことより、ロシアによるウクライナ侵攻のことがトップニュースになってあまりコロナのことを気にすることが少なくなってきたのか、少し前に花でも見ようかと国営ひたち海浜公園に出かけて行って花盛りのネモフィラやチューリップを見ていたのですが、屋外とはいえ、かなりの人出でにぎわっており、コロナに対する意識も少し変化してきたのかな、と感じました。

今年の定期講演会も今のところは九州大学医学部 百年講堂で行う予定となっております。久しぶりに面会する方々も多いと思います。このままコロナが落ち着いてくれて、皆様の笑顔あふれる講演会となるといいなあ、とお祈りしています。(田頭味和)

学会誌編集および発行要領（抜粋）

2018年7月13日改定

1. 本会誌の原稿はつぎの3区分とする。
 - A. 依頼原稿：学会誌編集委員会（以下、編集委員会）がテーマを定めて特定の人に執筆を依頼する原稿。執筆者は本学会会員（以下、会員）外でもよい。
 - B. 投稿原稿：会員から自由に随時投稿される原稿。執筆者は会員に限る。
 - C. 学会原稿：本学会の運営・活動に関する記事（報告、会告等）および会員による調査・研究活動の成果等の報告。
 - 1.2. 技術論文の投稿については、「技術論文投稿要領」による。
 - 1.3. 英文技術論文の投稿については、Instruction to Authors, JGPP (International Journal of Gas Turbine, Propulsion and Power Systems) による。
2. 依頼原稿および投稿原稿は、論説・解説、講義、技術論文、寄書（研究だより、見聞記、新製品・新設備紹介）、随筆、書評、情報欄記事の掲載欄に掲載することとし、刷り上がりページ数は原則として以下のとおりとする。

論説・解説、講義	6ページ以内
技術論文	「技術論文投稿要領」による
寄書、随筆	3ページ以内
書評	1ページ以内
情報欄記事	1/2ページ以内
3. 原稿の執筆者は、本会誌の「学会誌原稿執筆要領」に従って原稿を執筆し、編集委員会事務局（以下、編集事務局）まで原稿を提出する。編集事務局の所在は付記1に示す。
4. 依頼原稿は、編集委員会の担当委員が、原稿の構成、理解の容易さ等の観点および図表や参考文献の書式の観点から査読を行う。編集事務局は査読結果に基づいて、執筆者への照会、修正依頼を行う。
5. 投稿原稿のうち技術論文以外のものは、編集委員会が審査し、本会誌への掲載可否を決定する。
6. 投稿原稿のうち技術論文の審査、掲載については、「技術論文投稿要領」に従う。
7. 依頼原稿の執筆者には、学会事務局から原則として「学会誌の執筆謝礼に関する内規」第2条に定めた謝礼を贈呈する。
8. 非会員の第一著者には掲載号学会誌1部を贈呈する。
9. 本会誌に掲載された著作物の著作権は原則として本学会に帰属する。本学会での著作権の取扱いについては別途定める「日本ガスタービン学会著作権規程」による。
10. 他者論文から引用を行う場合、本会誌に掲載するために必要な事務処理及び費用分担は著者に負うところとする。

付記1 原稿提出先および原稿執筆要領請求先（編集事務局）
 ニッセイエプロ(株) 企画制作部
 学会誌担当：高橋 邦和
 〒105-0003 東京都港区西新橋1-18-17 明産西新橋ビル
 TEL：03-5157-1277
 E-mail：eblo_h3@eblo.co.jp

技術論文投稿要領（抜粋）

2021年7月11日改定

1. 本学会誌に投稿する和文技術論文（以下和文技術論文）およびJGPPに投稿する英文技術論文（以下英文技術論文）は次の条件を満たすものであること。
 - 1) 和文技術論文の責任著者は、論文投稿時および論文掲載時に、本学会の正会員または学生会員であること。英文技術論文についてはこの限りではない。
 - 2) ガスタービン及びエネルギー関連技術に関連するものであること。
 - 3) 和文技術論文は「学会誌原稿執筆要領」に従って執筆された日本語原稿、英文技術論文は「Instruction to Authors」に従って執筆された英語原稿であること。
 - 4) 一般に公表されている刊行物に未投稿であること。ただし、以下に掲載されたものは未投稿と認め技術論文に投稿することができる。
 - 本学会主催の学術講演会・国際会議のプロシーディングス
 - 特許および実用新案の公報、科学研究費補助金等にかかわる成果報告書
 - 他学協会の講演要旨前刷、社内報・技報、官公庁の紀要等の要旨または抄録
2. 技術論文のページ数は、和文技術論文は原則として刷り上がり8ページ以内とする。ただし、「学会誌の掲載料に関する内規」第2条に定めた金額の著者負担で4ページ以内の増ページをすることができる。英文技術論文は「Instruction to Authors」に定める。
3. 和文技術論文のカラー図は電子版と本学会ホームページ上の「技術論文掲載欄」に掲載し、冊子体にはモノクロ変換した図を掲載する。著者が「学会誌の掲載料に関する内規」第3条に定めた金額を負担する場合には、冊子体もカラー印刷とすることができる。
4. 投稿者は、「学会誌原稿執筆要領」「Instruction to Authors」に従って作成された原稿電子データを、「技術論文原稿表紙」とともに技術論文投稿システム(Editorial Manager)から提出する。
5. 投稿された論文は、論文委員会が「論文査読に関する内規」に従って査読を行い、掲載可否を決定する。
6. 論文内容についての責任は、すべて著者が負う。
7. 和文技術論文の著作権に関しては、別途定める「日本ガスタービン学会著作権規程」、および「学会誌編集および発行要領」第5章第16条を適用する。英文技術論文の著作権に関しては、別途定める「日本ガスタービン学会著作権規程(Copyright Regulations of the Gas Turbine Society of Japan)」, および「英文論文集発行要領」第6章を適用する。

日本ガスタービン学会誌
Vol. 50 No. 3 2022.5

発行日 2022年5月20日
 発行所 公益社団法人日本ガスタービン学会
 編集者 新関 良樹
 発行者 福泉 靖史
 〒160-0023 東京都新宿区西新宿7-5-13
 第3工新ビル402
 Tel. 03-3365-0095 Fax. 03-3365-0387
 郵便振替 00170-9-179578
 銀行振込 みずほ銀行 新宿西口支店
 (普) 1703707
 印刷所 ニッセイエプロ(株)
 〒105-0003 東京都港区西新橋1-18-17
 明産西新橋ビル
 Tel. 03-5157-1277

©2022. 公益社団法人日本ガスタービン学会

複写複製をご希望の方へ

公益社団法人日本ガスタービン学会では、複写複製に係る著作権を一般社団法人学術著作権協会に委託しています。当該利用をご希望の方は、学術著作権協会 (<https://www.jaac.org/>) が提供している複製利用許諾システムを通じて申請ください。