

令和6年度高性能汎用計算機高度利用事業
「富岳」成果創出加速プログラム
「AIの活用によるHPCの産業応用の飛躍的な拡大と
次世代計算基盤の構築」
成果報告書

令和7年5月30日
国立大学法人東京大学 生産技術研究所

長谷川 洋介

目次

補助事業の名称	- 3 -
1. 補助事業の目的	- 3 -
2. 令和6年度（報告年度）の実施内容	- 3 -
2-1. 当該年度（令和6年度）の事業実施計画	- 3 -
2-2. 実施内容（成果）	- 5 -
(1) 研究テーマ①：AIを活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発	- 5 -
(2) 研究テーマ②：スマート in-situ 可視化基盤の構築	- 16 -
(3) 研究テーマ③：実船の推進性能の予測	- 28 -
(4) 研究テーマ④：自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立	- 34 -
(5) 研究テーマ⑤：ヒートポンプ用ファンの性能向上	- 46 -
(6) 研究テーマ⑥：次世代計算基盤の構築	- 55 -
(7) プロジェクトの総合的推進	- 70 -
2-3. 活動（研究会の活動等）	- 71 -
2-4. 実施体制	- 72 -
別添1 学会等発表実績	- 73 -

補助事業の名称

「富岳」成果創出加速プログラム

AI の活用による HPC の産業応用の飛躍的な拡大と次世代計算基盤の構築

体系的番号：JPMXP1020230321

1. 補助事業の目的

AI を活用することによって HPC の適用範囲を飛躍的に拡大するための研究開発を実施し、強力な産学連携体制の下、その効果を実証する。さらに、大規模な産学連携コンソーシアム組織等と連携することによって、実証研究の成果を幅広い産業分野に展開する。また、研究成果の社会実装、すなわち、研究成果の実用化を加速するために次世代計算基盤を構築する。

2. 令和 6 年度（報告年度）の実施内容

2-1. 当該年度（令和 6 年度）の事業実施計画

本課題は HPC の産業応用を飛躍的に拡大し、産業界における HPC の実用化を加速するための基盤的な研究、基盤研究の産業上の効果を検証するための、カーボンニュートラル時代のものづくりを代表する実証研究、および、実証された基盤研究の成果を幅広い産業分野に展開するための次世代計算基盤の構築に係る 6 つの研究テーマを実施することによって補助事業の目的を達成する。以下に具体的な事業内容について記す。

(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発

本研究テーマでは、「富岳」上で実行する HPC シミュレーションによって生成された膨大なデータを深層学習させ、データの中に潜在する特徴量やパターンを抽出することによって、HPC シミュレーションと同等の精度を維持しつつ、計算コストを飛躍的に軽減できる壁面挙動予測モデルを開発する。さらに、多数の計算結果を集約することにより設計空間を短時間に探索できる高精度なサロゲートモデルを構築する。これら 2 つの研究成果を組み合わせて利用する、HPC を用いた新たな設計論を提案する。

令和 6 年度は、低解像度格子によって平板境界層を予測、および、実機ファンによるサロゲートモデルの、空力性能・騒音に係る精度検証を実施する。

（協力機関：学校法人日本大学、学校法人明治大学、国立大学法人豊橋技術科学大学、国立大学法人神戸大学）

(2) 研究テーマ②：スマート in-situ 可視化基盤の構築

本研究テーマでは、これまで自動車などの輸送機器の空力・騒音問題を主たる対象として実証研究に用いられてきた複雑現象統合シミュレーションフレームワーク CUBE の機能を拡充して HPC の適用分野を飛躍的に拡大するために、スマート in-situ 可視化基盤の構築に係る研究開発を実施する。

令和 6 年度は、多視点画像データベースを使った可視化サロゲートモデルの開発を実施する。

（協力機関：国立大学法人神戸大学、国立研究開発法人理化学研究所）

(3) 研究テーマ③：実船の推進性能の予測

本研究テーマでは、「(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発」において開発する壁面挙動予測モデルを、有限要素法による LES 解析アプリケーションである FrontFlow/blue (FFB) に実装し、10 億程度の計算格子によって、模型試験スケールの流場と模型船の推進性能を予測する。その予測結果を Wall-Resolved LES の計算結果と比較することによって予測精度を検証する。さらに、600 億程度の計算格子を用いて、実船スケールの流場と実船の推進性能を予測し、試験結果等と比較することによって、予測精度を検証する。

令和 6 年度は、壁面挙動の予測モデルによる模型船の推進抵抗予測と精度検証を実施する。

(協力機関：学校法人日本大学)

(4) 研究テーマ④：自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立

本研究テーマでは、「(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発」において開発する壁面挙動予測モデルを活用して、自動車の開発現場で実施可能な、数億格子から 10 億格子程度の LES によって空力騒音を精度良く予測する技術を構築し、上記の研究成果の実用化を加速する。さらに、「(2) 研究テーマ②：スマート in-situ 可視化基盤の構築」において開発する研究成果を活用して、車両まわりの主要な空力音源を高確度に特定する技術を開発する。

令和 6 年度は、壁面挙動モデルによる自動車の空力騒音の予測を実施する。

(協力機関：国立大学法人神戸大学、国立研究開発法人理化学研究所、国立大学法人豊橋技術科学大学)

(5) 研究テーマ⑤：ヒートポンプ用ファンの性能向上

本研究テーマでは、「(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発」において開発するサロゲートモデルを活用し、従来は検討されていなかった広範な設計パラメータを探索することによって、従来性能を大幅に凌駕するプロペラファンを設計する。

令和 6 年度は、ヒートポンプ用ファンの最適化を実施する。

(協力機関：学校法人日本大学)

(6) 研究テーマ⑥：次世代計算基盤の構築

本研究テーマでは、「(3) 研究テーマ③：実船の推進性能の予測」、「(4) 研究テーマ④：自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立」、および「(5) 研究テーマ⑤：ヒートポンプ用ファンの性能向上」によって産業上の利用効果が実証された HPC アプリケーション FrontFlow/blue (FFB)、FFX、および CUBE を、今後のハードウェアの主流になるものと考えられる GPGPU に移植し、HPC シミュレーションを幅広い産業分野に展開する。また、ハードウェア性能の今後の進展予測に鑑み、アプリケーションの実効性能がメモリー性能律速にならない解析アルゴリズムを研究開発するとともに、「富岳」の実効通信性能を向上させるための基盤研究を実施する。

令和 6 年度は、ランクマップの最適化効果の検証、中核アプリケーションの GPGPU の性能向上、および、新規流体解析アルゴリズムの開発を実施する。

(7) プロジェクトの総合的推進

プロジェクト全体の連携を密としつつ円滑に運営していくため、プロジェクトの推進や研究テーマ間の連携のための会議等を適宜開催し、参画の協力機関・連携機関との連携・調整にあたる。特に、プロジェクト全体の進捗状況を確認し、計画の合理化の検討等を行うなど、プロジェクトの効果的・効率的推進に資する取組みを実施する。プロジェクトで得られた成果については、可能な限り積極的に公開して今後の展開に資するとともに、ものづくり産業での早期戦力化を支援する。また、一般社団法人ターボ機械協会「ターボ機械および船舶分野における次世代計算技術の実用化推進分科会」および「HPC を活用した自動車次世代 CAE コンソーシアム」等に対して、研究成果の展開を実施する。

令和 6 年度は、上記を順次実施しながら、本課題の有効な研究活動のための支援を実施し、研究開発全体を円滑に実施するための調整を行う。得られた成果については、シンポジウム等を開催し、公開する。

2-2. 実施内容（成果）

(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発

(a) 研究成果の要旨

本研究テーマでは、「富岳」上で実行する HPC シミュレーションによって生成された膨大なデータを深層学習させ、データの中に潜在する特徴量やパターンを抽出することによって、HPC シミュレーションと同等の精度を維持しつつ、計算コストを飛躍的に軽減できる壁面挙動予測モデルを開発する。さらに、多数の計算結果を集約することにより設計空間を短時間に探索できる高精度なサロゲートモデルを構築する。これら 2 つの研究成果を組み合わせる、HPC を用いた新たな設計論を提案する。

令和 6 年度は、低解像度格子による平板乱流境界層の予測の高精度化、および、実機ファンによるサロゲートモデルの、空力性能・騒音に係る精度検証を実施した。壁乱流予測モデルの開発については、高解像度計算と低解像度計算の違いを判別する判別器、判別器が判別できないように流れを修正する生成器を開発、壁に沿って流れる乱流場へ適用し、1/64 程度の格子点数で高解像計算と同程度の予測性能を実現した。サロゲートモデルの開発については、実機ファンを対象に、流れの情報を低次元化することで特徴量を抽出し、この特徴量データを設計変数と共に入力として加える新しい方法論を提案した。具体的には、まず高精度 CFD (Computational Fluid Dynamics) を実行することなく、未知の設計変数における流れの特徴量を予測するネットワークを開発した。次に、この深層学習により予測された流れの特徴量をサロゲートモデルの入力に加えることにより、高精度 CFD を実行せずに未知の設計変数における空力性能・騒音の高精度な予測が可能であることを確認した。

In this research, we will train deep neural networks to extract features and patterns contained in big data obtained by high performance computing (HPC) with FUGAKU, and develop a novel

strategy for modeling wall turbulence to significantly reduce the computational cost, while maintaining the prediction accuracy. In addition, based on the performance data under various combinations of design parameters predicted by HPC possibly, we will build high-accuracy surrogate models that relates the design variables and the resulting performances. By combining the above two achievements, we will eventually propose and validate a novel framework for optimal design of thermos-fluids systems.

In this fiscal year, prediction of the flat turbulent boundary layer with a coarse grid combined with the proposed wall-behavior prediction model and also the verification of the surrogate model for an actual fan for aerodynamic performance and noise were performed. For the development of a wall-behavior prediction model, we first developed a discriminator to distinguish between high-resolution and low-resolution computational results and a generator was developed to correct flows, so that the discriminator cannot discriminate them. We applied the discriminator to a fully developed turbulent channel flow and it was confirmed that a calculation with 1/64 grid points could achieve the same level of prediction performance as the high-resolution calculation. For the development of a new surrogate model, we confirmed the improvement of prediction performance by extracting low-dimensional features from high-dimensional flow field information and adding them to the input. A network was developed to predict flow features for unknown design variables without performing high-precision CFD (Computational Fluid Dynamics). By using the predicted flow features, we confirmed that it is possible to accurately predict the aerodynamic performances of unknown design variables without performing high-precision CFD.

(b) 本研究の内容

1) 研究成果

1-1) 壁面挙動予測モデルの開発

多くの流体計算では壁近傍に形成される境界層内部の微細な渦構造を解像するために膨大な計算コストが生じている。これらの微細渦が壁遠方の大きなスケールの渦に与える力学効果を適切にモデル化することができれば、従来の高解像計算と同程度の精度を維持しつつ、飛躍的に計算コストを低減することが可能となる。そこで、本研究テーマでは、これまでに培ってきた大規模並列計算技術を用いて、高レイノルズ数実用乱流のデータベースを構築し、その乱流ビッグデータに機械学習を適用することにより、革新的な壁面挙動予測モデルの開発を行っている。

令和5年度は、壁面挙動予測モデルに係る生成器と判別器のそれぞれのネットワークの基本構造を決定し、コードを開発するとともに、各ネットワークの学習を進めた。令和6年度は、平滑壁面を対象とし、令和5年度に、基本的フレームワークを構築した新しい壁乱流予測モデル（壁モデル）を適用し、その有効性の確認を行う。以下、令和6年度の成果の詳細を報告する。

まず、壁面挙動予測モデルの必要性を確認するため、Fig. 2.2.1-1 に示すデータセットにより、高解像度計算（DNS（Direct Numerical Simulation））と、各方向に4倍格子を粗くし、DNSで解像し

きれいな渦の効果簡単なモデルで表現した LES (Large Eddy Simulation) 計算を実行し、両者の統計量を比較した。

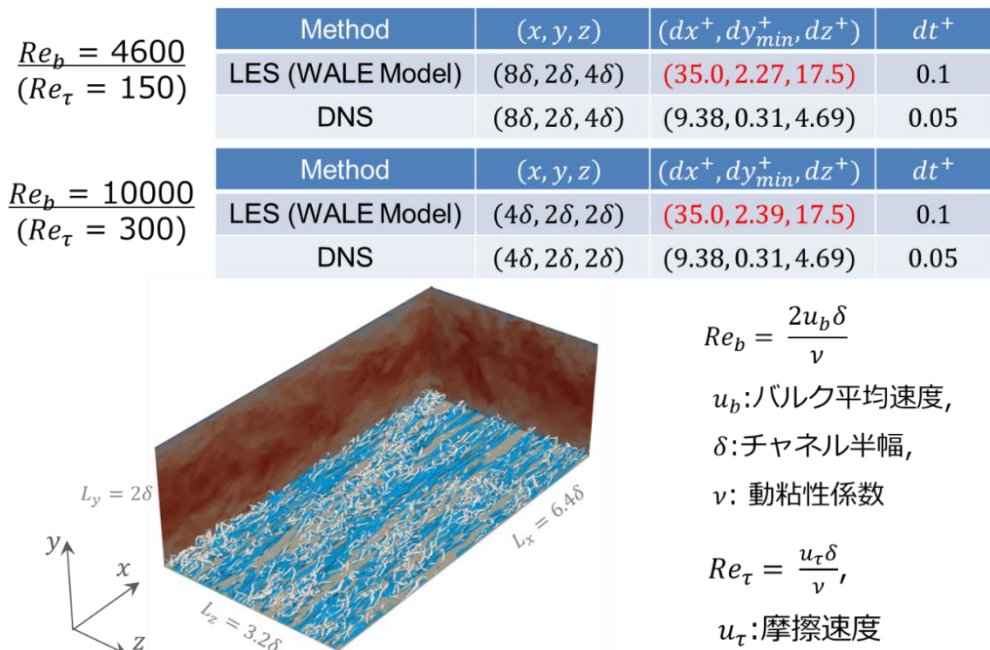


Fig. 2.2.1-1 Data set used in this investigation. (“WALE model“ is wall adapting local eddy model.)

Fig. 2.2.1-2 に、壁面摩擦係数の計算解像度による比較を示す。これより、高解像度の計算 (DNS fine、青線) と比較して、低解像度の計算 (DNS coarse、赤線) では、壁の近くの渦が再現できなくなり、壁面摩擦が過小評価されることが確認できる。同様に、Fig. 2.2.1-3 に示す平均速度分布についても、格子解像度が粗いために平均速度にずれ (Log Layer Mismatch (LLM)) が生じることがわかる。このように単に低解像度計算を実行すると精度が保証されないものの、各空間方向に 1/4 のみ格子点を用いており、時間タイムステップも 4 倍となるため、計算負荷は 1/64 となる。本研究では、この低解像度計算に機械学習に基づく壁面挙動予測モデルを導入することにより、高解像度計算と同程度の予測精度を実現することを目的とする。

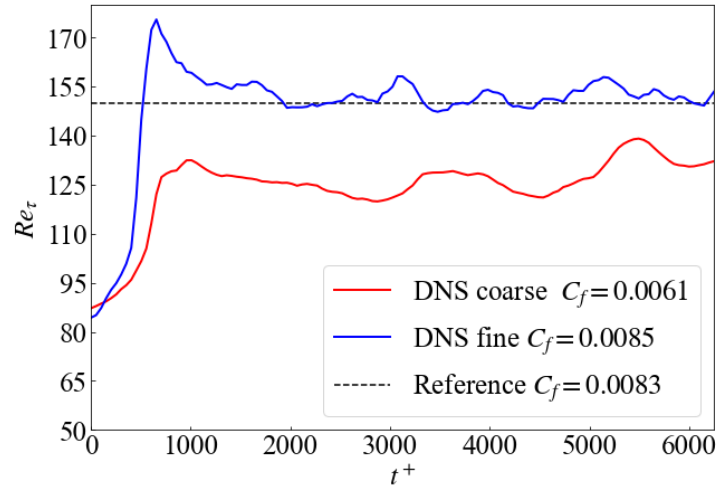


Fig. 2.2.1-2 Comparison of wall friction coefficients obtained by low- and high-resolution calculations. (t^+ is time normalized to the viscous time.)

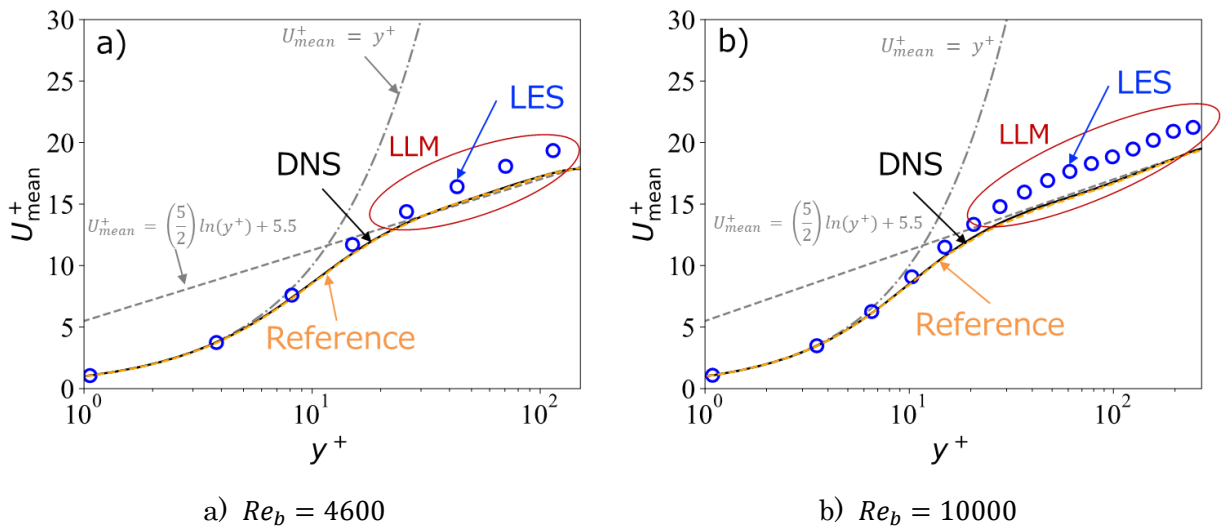


Fig. 2.2.1-3 Effects of grid resolution on the mean velocity profiles at different Reynolds numbers. (y^+ is distance from the wall, which is normalized to the viscous length.)

Fig. 2.2.1-4 に、本研究で提案する壁面挙動予測モデルの概念図を示す。具体的には、本壁面挙動予測モデルは、低解像度 CFD (Computational Fluid Dynamics) で得られる流れ場 (Fig. 2.2.1-5 c)) が、事前に用意した高解像度 CFD の結果 (Fig. 2.2.1-5 a)) を空間フィルタした流れ場 (Fig. 2.2.1-5 b)) と見分けがつかなくなるよう、時々刻々、低解像度 CFD の流れ場を修正するものである。これにより、最終的には低解像度計算結果が、高解像度 CFD の結果に近づいていくことが期待できる。なお、本研究では、低解像度 CFD としては、通常の DNS (高解像度 DNS) から単に計算格子点数を減らした低解像度の DNS (DNS coarse)、および、同じく粗い計算格子を用いつつ標準的なサブグリッドスケールモデルを入れた LES を用いる。いずれの手法においても、それ自体では格子解像度が不十分であるため、正確な予測が難しく、本研究で開発する壁挙動予測モデルを適用することにより、高解像度 DNS と遜色のない予測性能を実現することが本研究の目的である。

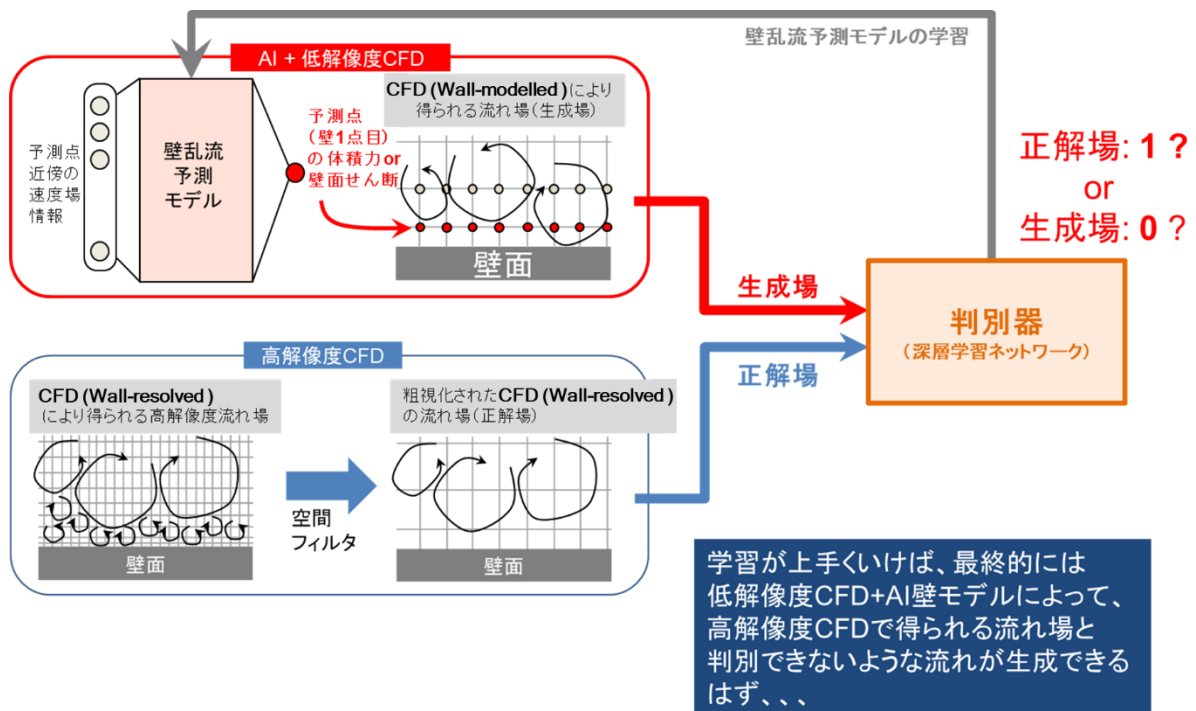


Fig. 2.2.1-4 Conceptual diagram of the present wall-behavior prediction model.

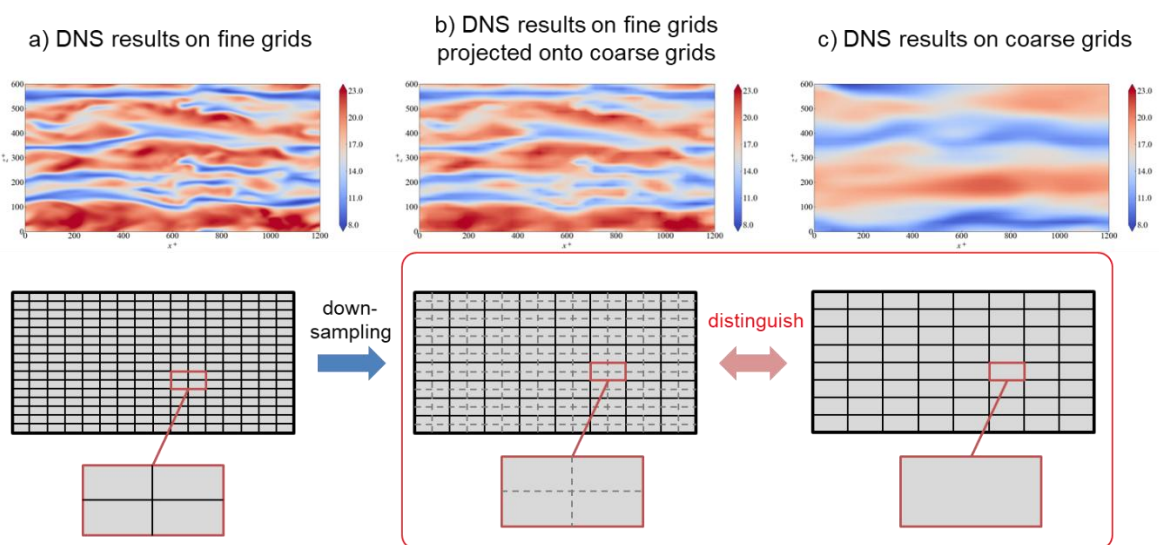


Fig. 2.2.1-5 Comparison of instantaneous velocity fields obtained by fine and coarse meshes.

判別器の予測精度を Fig. 2.2.1-6 に示す。判別機の学習に用いた学習データに関しては、高解像度計算 (DNS fine、黒点) と低解像度計算 (DNS coarse、青点) が完全に判別できていることがわかる (Fig. 2.2.1-6 a)。一方、学習に用いていないテストデータに関しては、概ね判別可能であることが分かる (Fig. 2.2.1-6 b)。

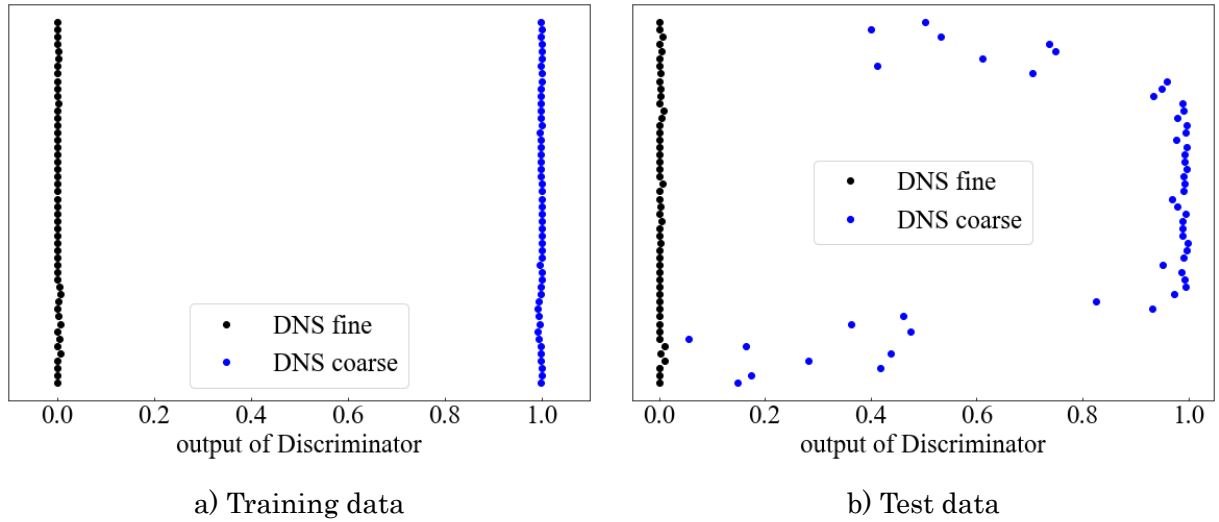


Fig. 2.2.1-6 Test result.

次に、上記で開発した判別器を用いて壁面挙動予測モデルを開発した。これに用いたネットワークを Fig. 2.2.1-7 に示す。具体的には、ニューラルネットワークを学習する際に用いる逆伝播を用い、低解像度 CFD の計算結果と高解像度 CFD の結果を空間フィルタした流れ場の判別結果に基づき、両者の見分けがつかなくなるよう、ある高さの一つの面の速度場を修正するネットワークになっている。

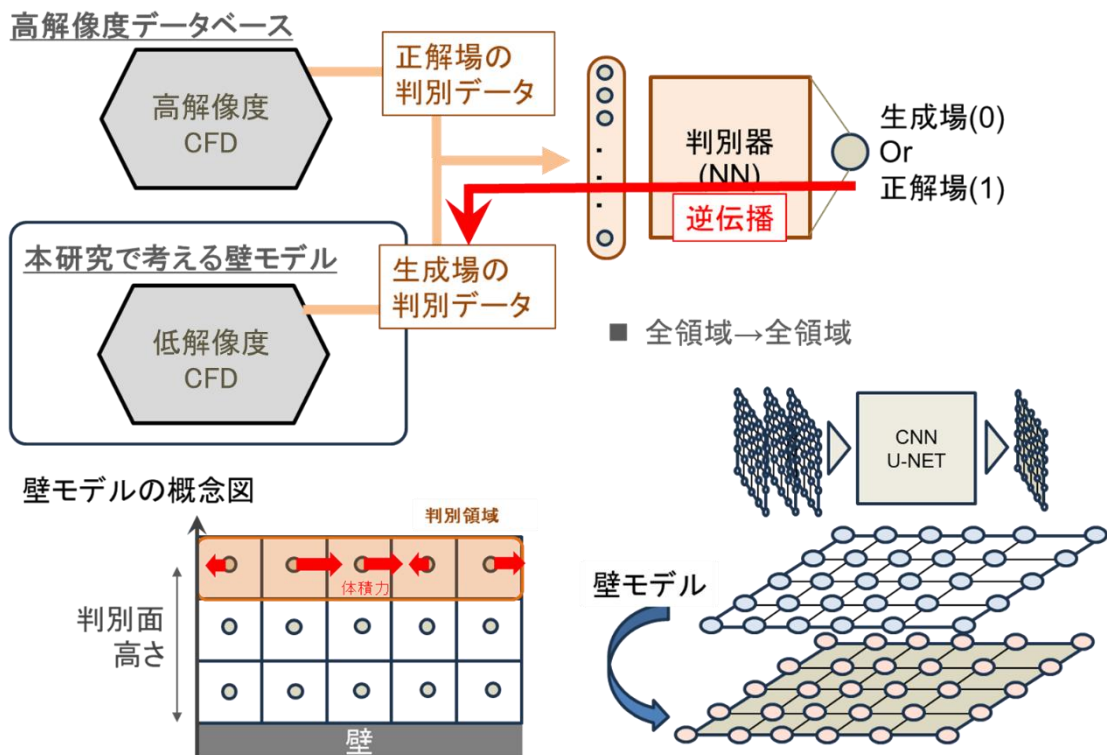


Fig. 2.2.1-7 Conceptual diagram of wall-behavior prediction model using deep learning discriminator.

壁面挙動予測モデルを用いた壁面摩擦の予測結果を、Fig. 2.2.1-8 に示す。本来、低解像度計算で過小評価されていた壁面摩擦（DNS coarse、赤線）が、本モデルを組み込むことで（DNS coarse with wall model、黒線）、高解像度計算の結果（DNS fine、青線）と良く一致することが確認できる。同様に、低解像度計算において過大評価されていた平均速度分布（DNS coarse、赤線）が、本モデルを組み込むことにより（DNS coarse with wall model、黒線）、高解像度の計算結果（DNS fine、青線）と良い一致を示すことがわかる（Fig. 2.2.1-9）。Fig. 2.2.1-10 には瞬時の流れ場の比較を示すが、これからも、低解像度 DNS の計算結果（Fig. 2.2.1-10 d）に壁面挙動予測モデルを導入した流れ場（Fig. 2.2.1-10 c）では、より細かい乱れが足されることにより、高解像度 DNS の計算結果（Fig. 2.2.1-10 a）を空間フィルタした流れ場（Fig. 2.2.1-10 b）に定性的に近づくことが確認できる。以上の結果より、低解像度計算において本壁面挙動予測モデルを組み込むことにより、本来、解像されない微小な渦構造を模擬することが可能となり、その結果として流れ場全体が高解像度計算に近づくことが示された。

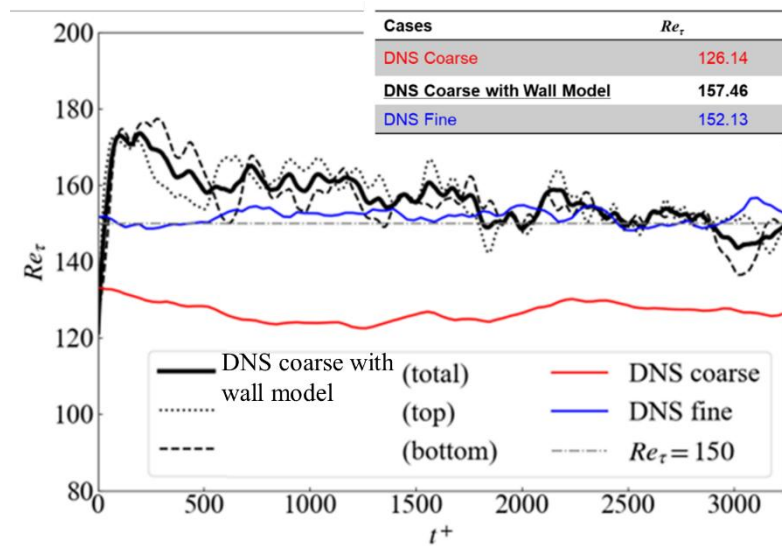


Fig. 2.2.1-8 Comparison of wall friction for coarse mesh with and without the present wall model and for fine mesh.

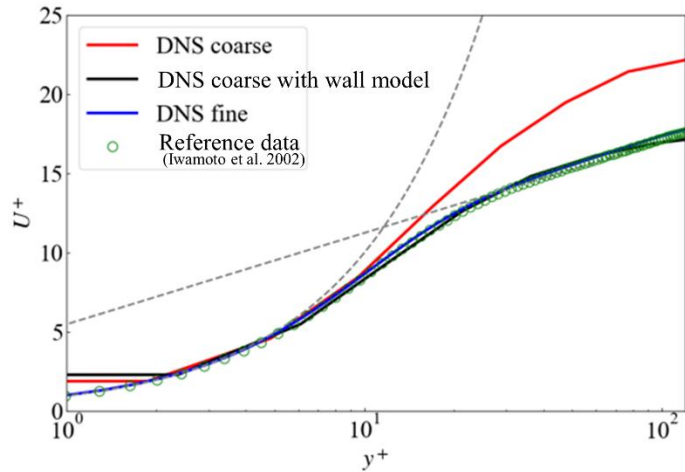


Fig. 2.2.1-9 Comparison of the mean velocity distributions for coarse mesh with and without the present wall model and for fine mesh.

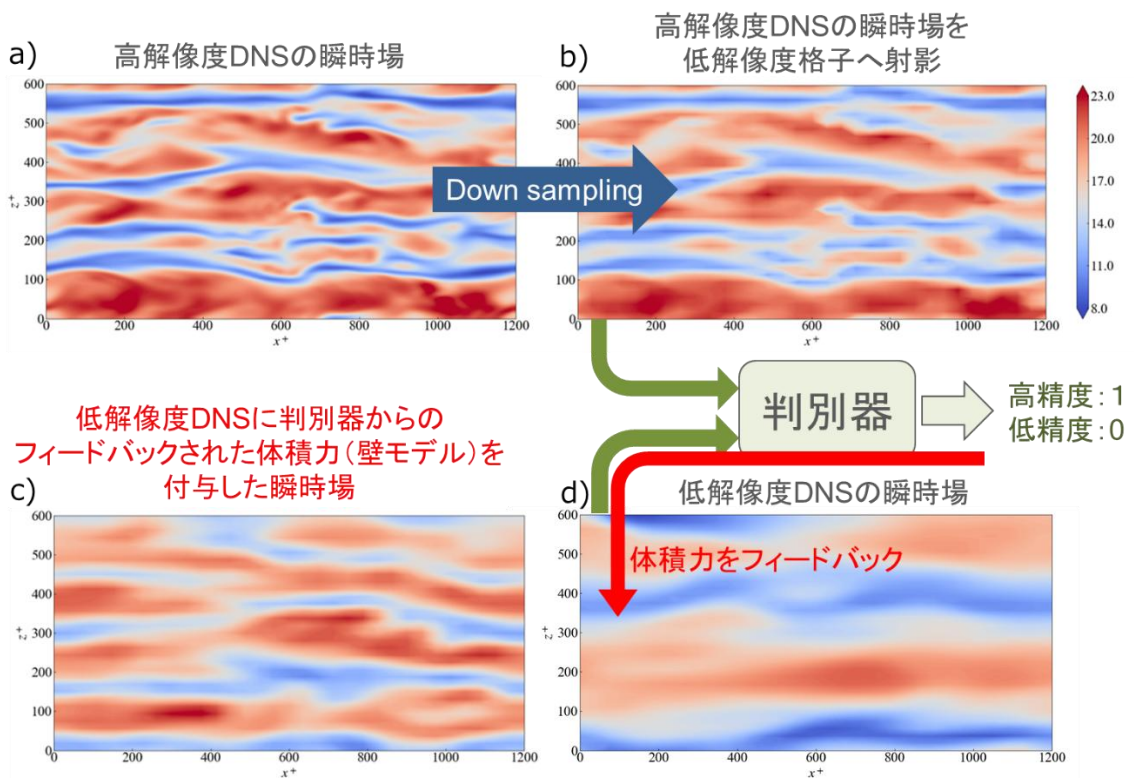


Fig. 2.2.1-10 Comparison of instantaneous flow fields obtained by fine-mesh simulation, and coarse mesh simulation with and without the present wall model.

1-2) サロゲートモデルの開発

従来の最適設計では、比較的少数の設計パラメータ（10程度）と最終的な性能を関係づけるサロゲートモデルを用いて、設計パラメータの最適化が行われてきた。しかし本来、性能は流れ場の状態の結果として決まるものであり、同じような性能であっても流れ場の様相が全く異なることもあり得

る。したがって、設計パラメータによって流れがどのように変わるかを考慮することにより、サロゲートモデルの性能が飛躍的に向上する可能性がある。そのため、本研究テーマでは、大規模並列計算により得られる高レイノルズ数実用乱流のデータベースに基づき、設計変数と流れの状態を関係づけるサロゲートモデルを構築する。そして、設計変数と流れの情報により性能を予測する別のサロゲートモデルを構築し、二つのサロゲートモデルを逐次更新することによって、能動的に設計変数の最適化を行うためのフレームワークを提案し、その有効性を実証する。

令和5年度は、サロゲートモデルのコンセプトを提案し、その内部の主要コンポーネントとなる学習ネットワークの開発、動作確認を行った。令和6年度は、流れの情報を考慮した新しいサロゲートモデルをファンの性能予測に適用し、CFDの代用となり得ることを示す。Fig. 2.2.1-11に本研究で提案するサロゲートモデルを示す。通常的设计変数から性能を予測するネットワークに加えて、与えられた設計変数における流れの特徴を予測するためのネットワークを付与し、これによって得られる特徴量を設計変数に追加してサロゲートモデルの入力とする。これにより、単に設計変数のみから性能を予測する従来型のサロゲートモデルに対して、流れの物理を考慮することによる予測性能の向上が期待できる。

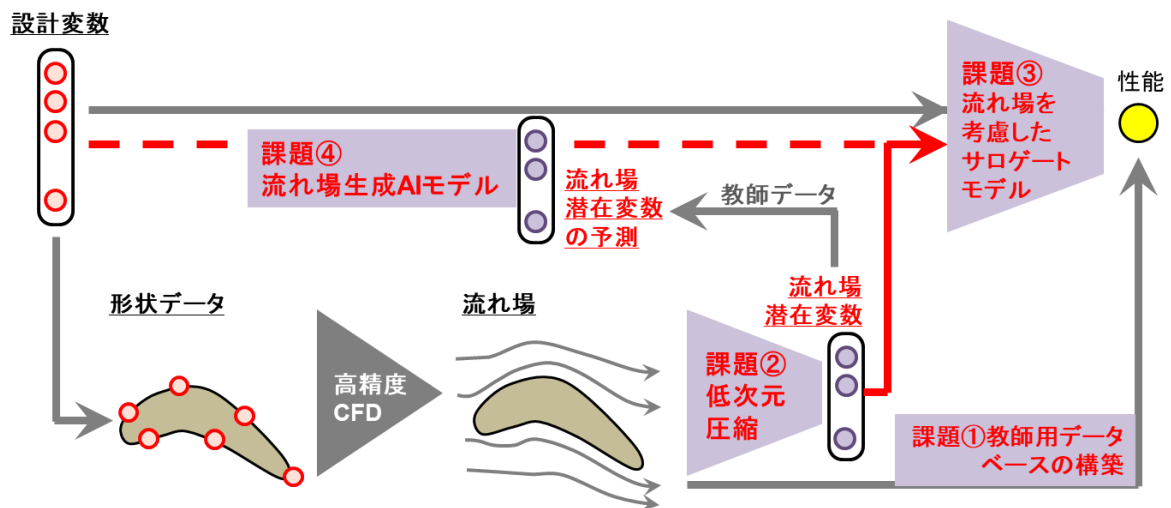


Fig. 2.2.1-11 Conceptual diagram of the present surrogate model.

本研究で提案するサロゲートモデルの有効性を示すために、Fig. 2.2.1-12で示すように、ボックスファンの翼形状を記述する29個の設計変数を系統的に変化させることにより、413ケースの翼形状のLES計算を行い、その結果として得られる流れ場と静圧ヘッドのデータベースを構築した。

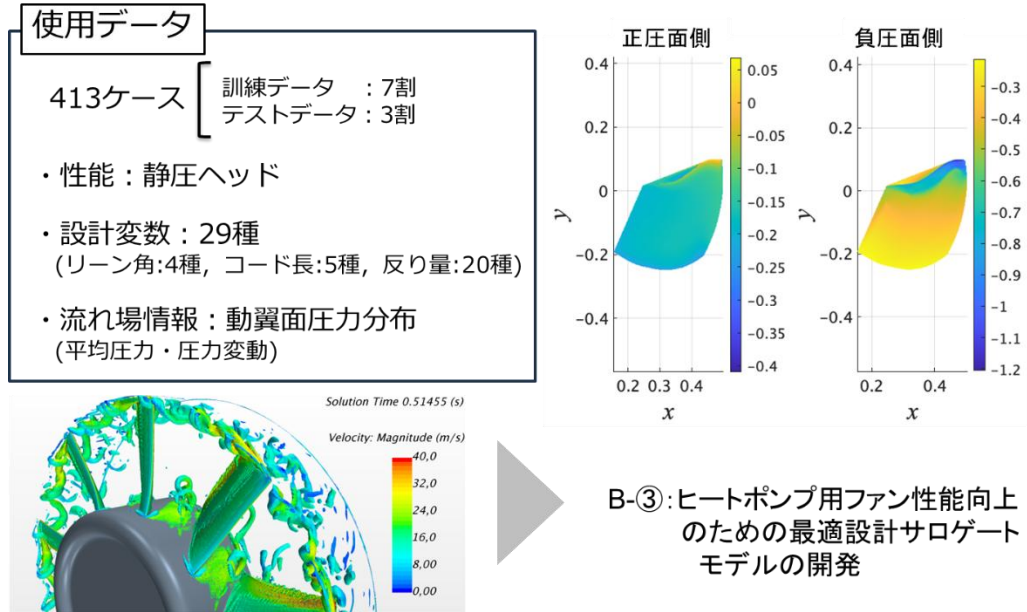


Fig. 2.2.1-12 LES database of Boxfan obtained by the supercomputer Fugaku.

本研究で提案するサロゲートモデルの入力として用いる流れ場情報は、性能への寄与が大きいと思われる翼面上の圧力分布を用いることとした (Fig. 2.2.1-13 参照)。その結果、高々、4つの潜在変数を用いただけのケースにおいても、復元された圧力分布は CFD 結果と良い一致を確認した。まずは、CFD によって得られる翼面上の圧力分布の特徴量をサロゲートモデルに入力することで、性能の予測性能に変化が見られるかを調査した。その結果を Fig. 2.2.1-14 に示す。これにより、流れ場の潜在変数をサロゲートモデルの入力とすることにより、予測性能の向上が確認できる。

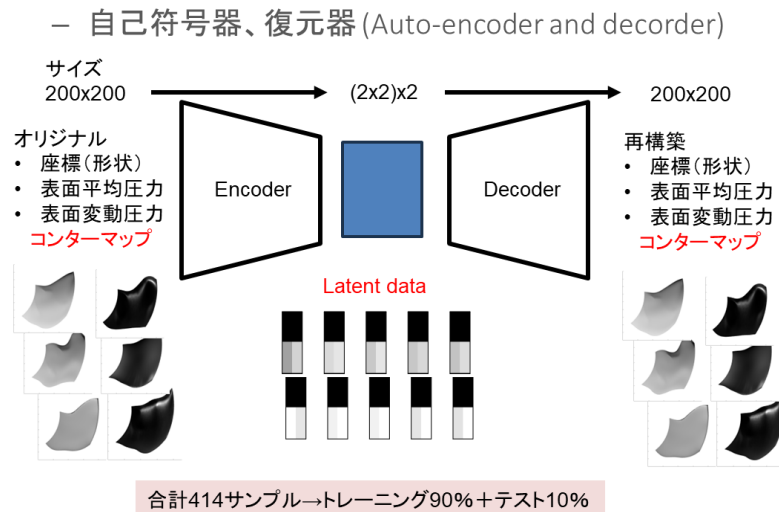


Fig. 2.2.1-13 Auto-encoder for extracting the features of the flow field.

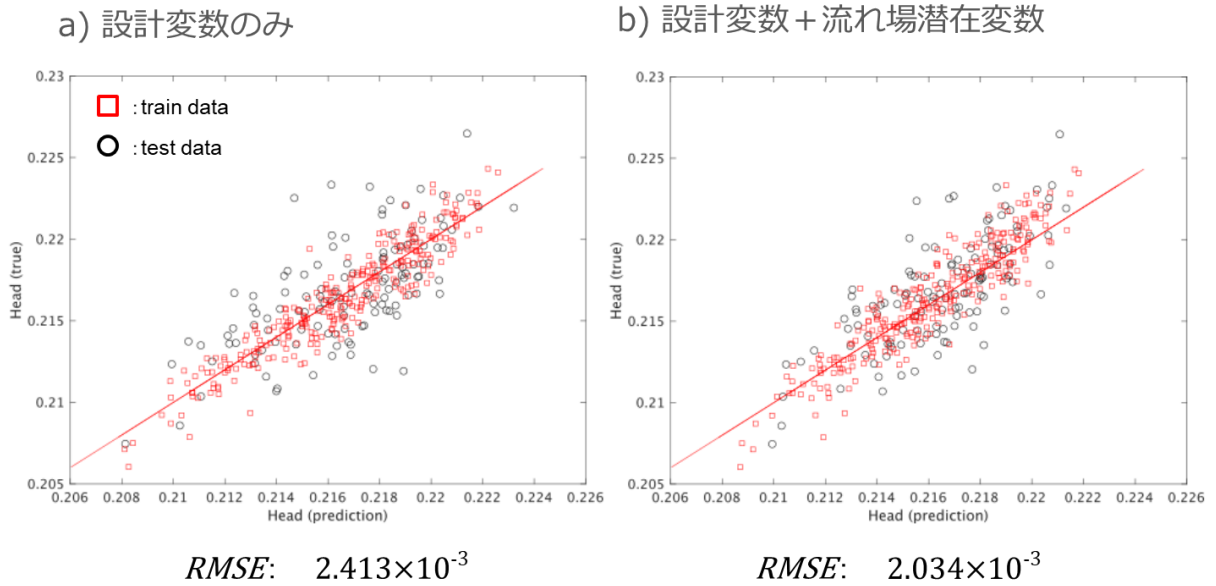


Fig. 2.2.1-14 Effect of the latent variables representing the features of surface pressure distribution on the performance prediction.

上記のサロゲートモデルの検証では、CFDの結果から流れ場の特徴量を算出するため、CFDを実行するための計算コストの削減には繋がらない。そこで、設計変数からCFDを行うことなく、流れ場の特徴量を予測する別のサロゲートモデルを構築した (Fig. 2.2.1-11 の課題④参照)。Fig. 2.2.1-15において、a) 従来型の設計変数のみに基づくサロゲートモデル、b) CFD結果に基づく流れの特徴量 (流れ場潜在変数) を入力に加えたサロゲートモデル、c) 流れの特徴量をCFDを行わずに予測し (予測潜在変数)、入力に加えたサロゲートモデルの予測性能の比較を示す。これより、設計変数から流れの特徴量を予測し、これをサロゲートモデルの入力にすることで、未知の設計変数における予測性能が向上することが分かる。

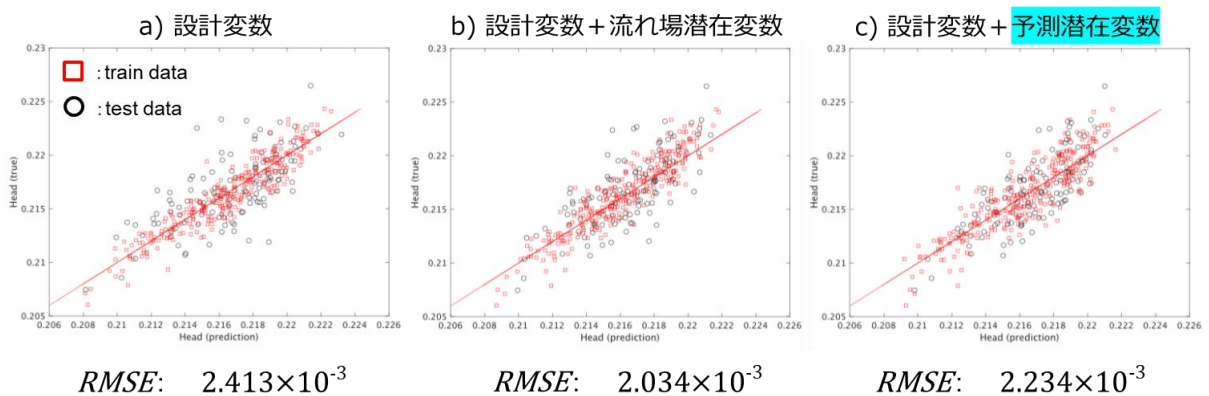


Fig. 2.2.1-15 Predictions of static pressure head with different surrogate models.

2) まとめ

壁面挙動予測モデルの開発については、低解像度と高解像度の計算結果の違いを認識する判別器を開発し、判別器の結果に基づいて低解像度計算により得られる流れ場を修正する壁モデルを提案し、その有効性を確認した。

サロゲートモデルの開発については、形状を表す設計変数に加えて、流れの特徴量を入力に加えるサロゲートモデルを提案し、設計変数からその形状における流れの特徴量を予測する深層学習ネットワークを別途構築することにより、従来の設計変数のみから性能を予測する手法に比べて、予測性能の向上を確認した。

(2) 研究テーマ②：スマート in-situ 可視化基盤の構築

(a) 研究成果の要旨

本研究テーマでは、これまで自動車などの輸送機器の空力・騒音問題を主たる対象として実証研究に用いられてきた複雑現象統合シミュレーションフレームワーク CUBE の機能を拡充して HPC の適用分野を飛躍的に拡大するために、スマート in-situ 可視化基盤の構築に係る研究開発を実施する。

令和 6 年度は、多視点画像データベースを使った可視化サロゲートモデルの開発を実施した。多くの in-situ 可視化システムで採用されている可視化データベース仕様である CINEMA に対応した画像出力機能を開発し、スマート in-situ 可視化基盤より出力される多視点可視化画像のデータベース化を行なった。スマート in-situ 可視化機能のひとつである多視点可視化機能を利用し、指定する可視化パラメータに対して、対話的に任意の視点での可視化映像を生成することが可能な機械学習モデル（可視化サロゲートモデル）を開発した。そして、多視点可視化画像データを活用した可視化サロゲートモデルを、CINEMA DB 仕様に対応した学習処理システムに加え、学習済み学習モデルを活用した対話的 Web 可視化システムとして開発した。開発した可視化サロゲートモデルについては、渦輪形成シミュレーションや自動車空力特性シミュレーションを対象に検証を行い、正常に動作していることを確認した。

In this research, we will conduct research and development for building a smart in-situ visualization framework to expand the functionality of Complex Phenomena Unified Simulation Framework, "CUBE", which has been applied for investigations mainly on aerodynamics and noise problems in vehicles and other transport equipment, and thereby, substantially expanding the application field of HPC.

In this fiscal year, we developed a visualization surrogate model using a multi-view image database. We implemented an image output function compatible with CINEMA, a visualization database specification used in many in-situ visualization systems, and constructed a database of multi-view visualization images generated by the smart in-situ visualization platform. Using the multi-view visualization function, one of the smart in-situ visualization functions, we developed a machine learning model (visualization surrogate model) that can interactively generate visualization images from arbitrary viewpoints for specified visualization parameters. In addition, we developed an interactive web visualization system based on our proposed learning model using

multi-viewpoint visualization images. We also confirmed the proper working of our model by applying it to simulations of vortex ring formation and automobile aerodynamic characteristics.

(b) 本研究の内容

1) 計算モデル

令和 6 年度は、スマート in-situ 可視化機能の一つである多視点可視化機能を活用し、指定する可視化パラメータに対して、対話的に任意の視点での可視化映像を生成することが可能な機械学習モデルである可視化サロゲートモデルを開発した (Fig. 2.2.2-1)。

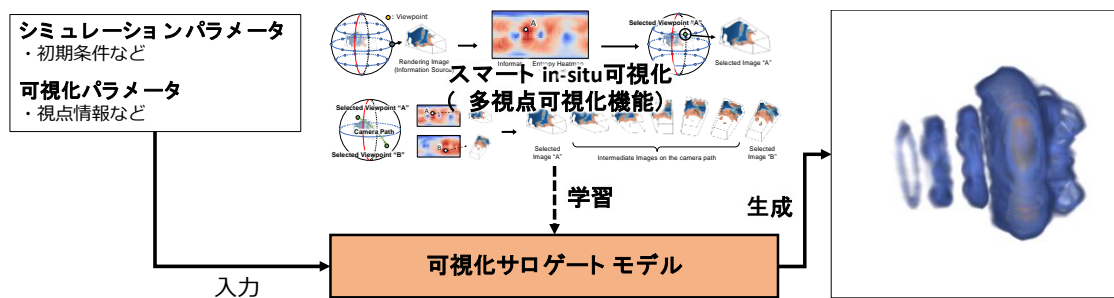


Fig. 2.2.2-1 Overview of visualization surrogate model.

1-1) 可視化サロゲートモデルの概要

本研究では、可視化画像の学習時の特徴抽出を効率的に行うことが可能な画像ベースサロゲートモデル (可視化サロゲートモデル) を開発した。学習に用いるデータは、CINEMA DB に格納されるシミュレーションの可視化画像と、その画像に対応する条件パラメータのセットを用いる。条件パラメータは、シミュレーションパラメータと、可視化に使用される視点パラメータの 2 種類で構成される (Fig. 2.2.2-1)。

学習と推論 (可視化画像生成) は Fig. 2.2.2-2 に示すように行われる。パラメータを受け取った生成器により生成された画像は識別器と特徴比較器に送られる。次に、損失が識別器と特徴比較器の出力から計算され、その値を元に生成器が更新される。識別器は学習が進んだ生成器によって出力される画像を不正解、正解画像を正解と見分けられるように学習する。これらを繰り返して学習を進める。推論段階では、学習済みの生成器のみを使用し、任意のパラメータに対しての可視化画像を予測する。

本手法では、生成器に画像の超解像タスクに用いられる技術であるピクセルシャッフルを使用することにより、特徴抽出を効率的に行う。生成器が特徴を多く反映した画像を出力することにより、特徴比較器の損失に対する収束を高速化する。

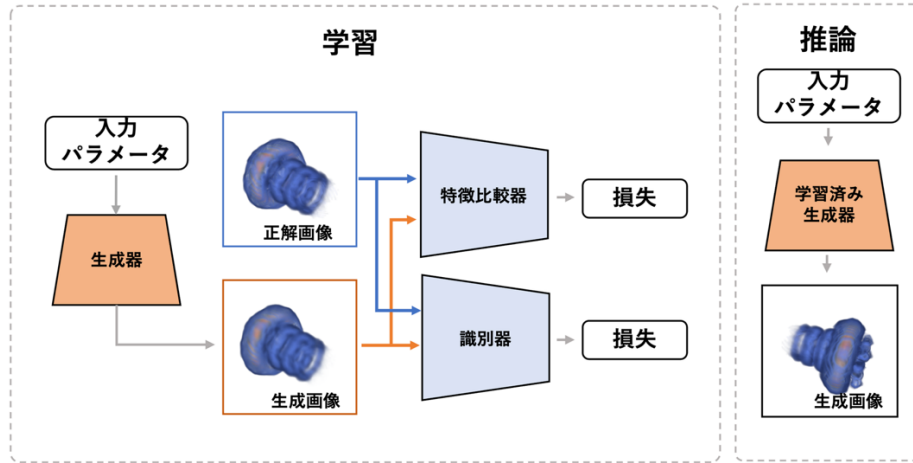


Fig. 2.2.2-2 Train and inference models in the proposed GAN-based visualization surrogate model.

1-2) 生成器

生成器はシミュレーションパラメータと視点パラメータを入力として受け取り、そのパラメータに対応する画像を予測し、出力する。生成器の構造を Fig. 2.2.2-3 に示す。受け取ったパラメータは、それぞれ全結合層で処理され、1 つに結合される。結合されたデータは（高さ、幅、チャンネル）の画像形式データに並び替えられ、残差ブロックへと送られる。

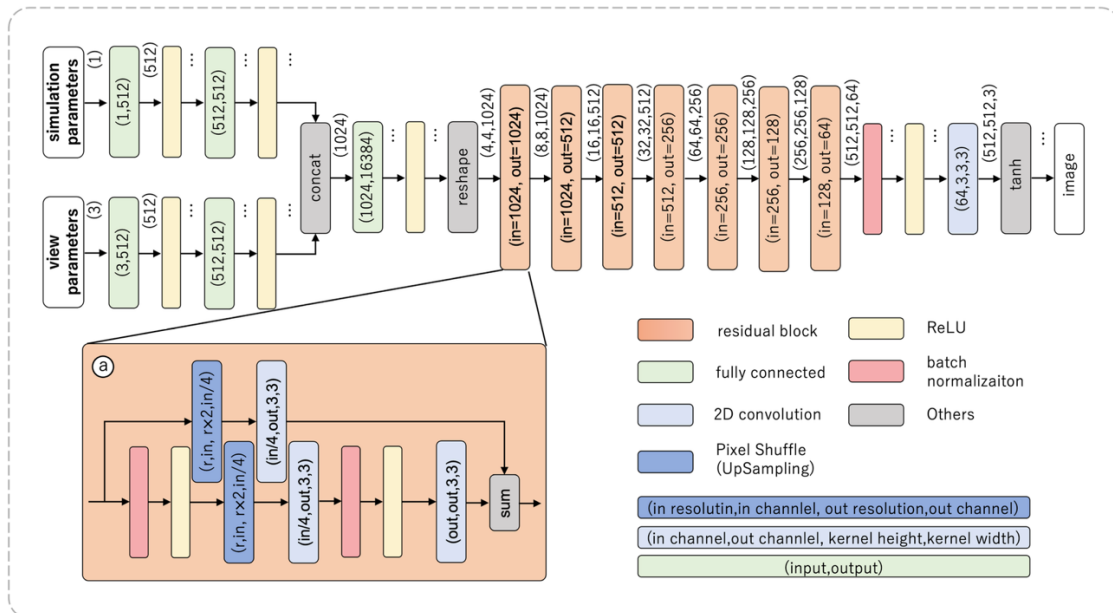


Fig. 2.2.2-3 Structure of the generator. Simulation parameters and view parameters are input to the generator, and the corresponding visualization images are generated.

画像は残差ブロックを通して、データの解像度を上げていく。生成器の中に含まれる残差ブロックは Fig. 2.2.2-3 の①のような構造をとる。残差ブロックは、ネットワークが深くなった時に起こる勾

配消失を防ぎ、性能を向上させる。残差ブロックに入力されたデータは、畳み込みとアップサンプリングが行われ、2倍の解像度で出力される。学習の安定化のために、バッチ正規化も行う。

生成器が特徴抽出を効率的に行い、より多くの特徴を保持した画像を生成するために、ピクセルシャッフルを適用する。ピクセルシャッフルは ESPCN (Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network) で使用されている手法であり、畳み込みによって作成した特徴マップを Fig. 2.2.2-4 のように正方形に並び替えて解像度を上げるという単純な操作を行う。この操作により、特徴マップの情報を無駄なく使用することができるため、特徴をより多く保持した画像を出力することが可能である。本手法では、特徴比較器 (1-4) で説明) で計算される損失の収束を早めることを目的としてピクセルシャッフルを適用する。本研究では、各残差ブロックで、このピクセルシャッフルを用いて解像度を2倍にするため、チャンネル数を $1/4$ とした。解像度を上げていくたびにチャンネル数が $1/4$ になると、最初の段階で必要なチャンネル数が膨大になる。そのため、次の畳み込み処理で入力と同じ、もしくは $1/2$ のチャンネル数に調節する。

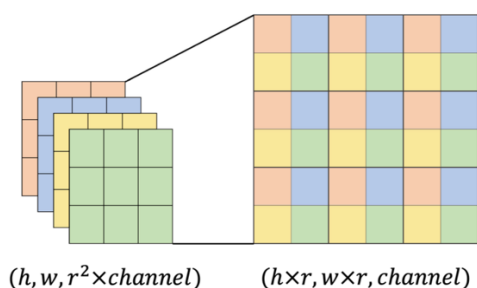


Fig. 2.2.2-4 Upsampling process with pixel shuffle.

1-3) 識別器

識別器の構造を Fig. 2.2.2-5 に示す。識別器は入力として、生成画像と正解画像のどちらかと、その画像を生成するのに使用したパラメータを入力として受け取り、与えられたパラメータを条件として、入力画像がどれだけ正解画像である可能性が高いかを示す尤度値を出力する。入力された画像は、残差ブロックを通して圧縮される。入力された条件パラメータは、それぞれ全結合層を通して処理される。最後に、その条件パラメータと圧縮された画像データの結合を内積で行う。この結合によって条件付き敵対的生成ネットワークの精度を改善する。学習を安定化させるために、学習の際にはスペクトル正規化を各層で行う。識別器に用いられる残差ブロックは Fig. 2.2.2-5 の④のような構造をとる。基本的には生成器と同じような構造を持つが、このブロックを通して解像度を下げていくため、ダウンサンプリングが行われている。

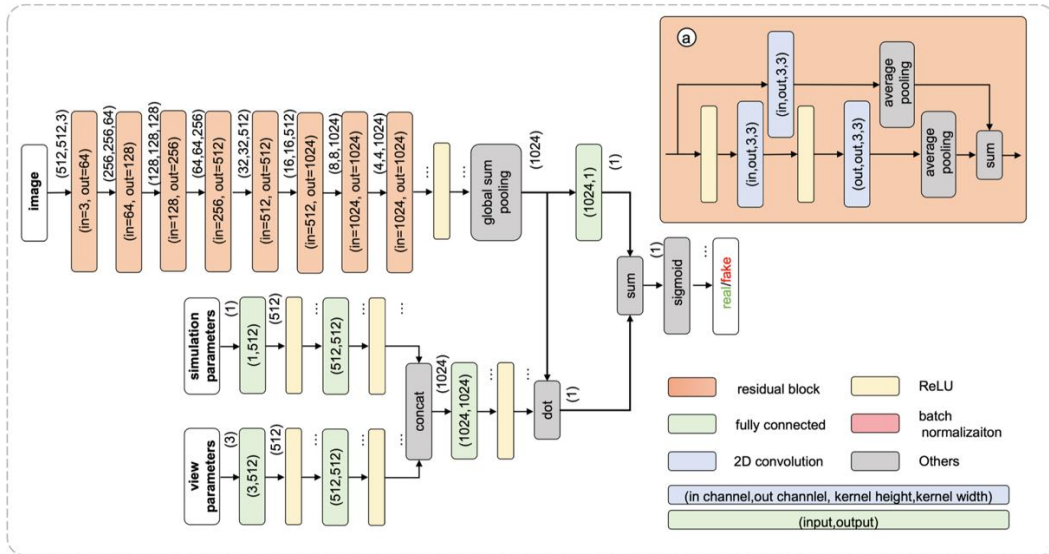


Fig. 2.2.2-5 Structured of the discriminator. The discriminator will be capable of distinguishing between the images generated by the generator from ground-truth images.

1-4) 特徴比較器

可視化画像のエッジなどの細部の特徴を学習するために、特徴比較器を使用する。特徴の抽出には学習済みのモデルである VGG-19 を用いる。Fig. 2.2.2-6 に示すように学習済みのモデルである VGG-19 の 16 層ある畳み込み層の中から、2 層目で取り出される特徴マップを取得することで、多くの画像に共通して存在するエッジなどの特徴を取り出す。学習の際には、生成画像と正解画像からそれぞれ特徴を抽出し、2つのピクセル毎の平均二乗誤差を損失として計算し学習する。

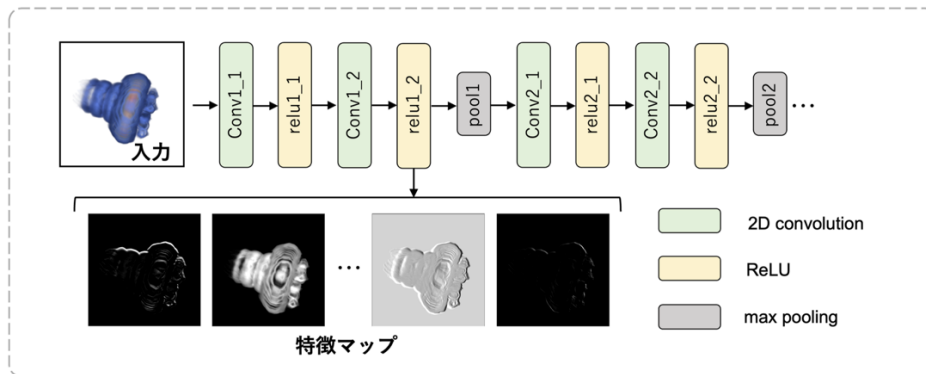


Fig. 2.2.2-6 Structured of the feature comparator. Image features such as edges that are common to many images can be obtained by using the feature map extracted in the second layer of the convolution layers.

1-5) 損失関数

本学習モデルでは、生成器と識別器に対して、次に示す損失関数を設定する。生成器の損失 \mathcal{L}_G は、特徴比較器による損失 \mathcal{L}_{feat}^F と、生成器の敵対的損失 \mathcal{L}_{adv_G} 、さらに画像の平均二乗誤差 \mathcal{L}_{mse} から以下のように計算される。

$$\mathcal{L}_G = \mathcal{L}_{feat}^F + 0.01\mathcal{L}_{adv_G} + \mathcal{L}_{mse}$$

$$\mathcal{L}_{feat}^F = \frac{1}{hwcb} \sum_{i=0}^{b-1} \|F(I_i) - F(\hat{I}_i)\|_2^2$$

$$\mathcal{L}_{adv_G} = -\frac{1}{b} \sum_{i=0}^{b-1} \log D_v(\hat{I}_i)$$

ただし、特徴比較器による損失 \mathcal{L}_{feat}^F において、 \hat{I} は生成画像、 I は正解画像を表す。 $F(I)$ は画像 I を入力した時に得られる特徴マップを表す。 h, w, c, b は、それぞれ、画像の高さ、幅、チャンネル数、バッチサイズを表している。また、生成器の敵対的損失 \mathcal{L}_{adv_G} において、 D_v は識別器を表し、 $D_v(\hat{I})$ は識別器が画像 \hat{I} を受け取った際に出力する尤度値である。生成器は学習の際に、識別器が生成画像を本物と判定するように学習を進める。

識別器に使用する敵対的損失 \mathcal{L}_{adv_D} は、生成器の敵対的損失 \mathcal{L}_{adv_G} とは逆に、正解画像を正解、生成画像を不正解と判定できなければ損失が生じるように、以下のようにして計算される。

$$\mathcal{L}_{adv_D} = -\frac{1}{b} \sum_{i=0}^{b-1} (\log D_v(I_i) + \log(1 - D_v(\hat{I}_i)))$$

2) 並列計算の方法と効果 (性能)

可視化サロゲートモデルの学習処理および推論処理 (画像生成処理) の性能評価実験を行った。本手法における学習は、in-situ 可視化処理終了後に出力される多視点画像データベースを使って実行される。また、推論処理は、in-situ 可視化後に解析端末上で実施される。本実験では、学習および推論処理ともに、GPU に NVIDIA RTX 6000、CPU に AMD EPYC 7313 16-Core Processor、RAM 257GB が搭載されたワークステーションを使った。学習モデルの実装には PyTorch を使った。

本実験では、スマート in-situ 可視化機能の一つである多視点可視化機能を使って、球面上に配置された複数の視点から可視化された画像を学習に利用する。この方法では、まず、球に内接する正多面体を基準として、各三角形を、頂点が球面上に位置するように4つの三角形に分割する。そして、この処理を繰り返すことで得られる多面体を計算し、その多面体の頂点に視点を配置する。学習データの生成のために、正二十面体を基準として3回の分割によって得られる162視点を設置した。また、評価データの生成には、学習データ向け視点と重複しない頂点から構成される正八面体を基準にして1回の分割によって得られる18視点を設置した。そして、シミュレーションの初期条件の一つである粘性率を変化させて得られる結果データをボリュームレンダリングまたは等値面によって可視化した画像を生成した。また、実験には、6種類の粘性率を指定して学習データを作成した。評価データには、それらとは異なる5種類の粘性率を指定した。結果として、 $162 \times 6 = 972$ 枚の学習用可視化画像と、 $18 \times 5 = 90$ 枚の評価用可視化画像を事前に準備した。

学習時間と学習済みモデル容量を評価した結果を示す。Table 2.2.2-1 に学習にかかったエポック数、1 エポック毎の学習時間、学習にかかった時間、推論にかかる時間、学習後のモデル容量を示す。Fig. 2.2.2-7 に学習時の特徴比較器の損失推移と生成画像を示す。Fig. 2.2.2-7 の生成画像は、学習終了時の画像である。学習処理の終了判定基準は、特徴比較器の損失の変化が収束する 0.007 とした。

Table 2.2.2-1 の結果を見ると、学習終了時のエポック数が、従来手法(InSituNet)が 920 エポックなのに対し、提案モデルが 380 エポックと約 2.4 倍の速さで収束することを確認した。さらに 1 エポック毎の学習時間を見ると、7 秒短縮されていることがわかる。そのため、最終的な学習時間も短縮され学習速度は約 2.7 倍となった。推論にかかる時間も 0.0022 秒の短縮と約 1.7 倍の高速化に成功した。Fig. 2.2.2-7 から提案モデルが基準の損失値に短時間で収束していることが確認できる。

学習後のモデル容量は、InSituNet が 204.42 MB なのに対し、我々の提案モデルは、143.13 MB と約 30%削減された。また、提案モデルのデータ容量は 143.13 MB であり、学習に利用した画像データ (972 枚、非圧縮) の容量 764 MB と比べて大幅に軽量化されることを確認した。提案モデルのデータ容量は、学習に必要な画像データ数には依存しないため、視点数を増加させた場合にはより顕著に軽量化の効果が高まることが期待される。

Table 2.2.2-1. Comparison of training time, inference time and model size between the proposed model and the conventional model (InSituNet).

	エポック数	学習時間/エポック	学習時間	推論時間	モデル容量
Ours	380	54.5 s	5.83 hr	0.0032 s	143 MB
InSituNet	920	61.5 s	15.78 hr	0.0054 s	204 MB

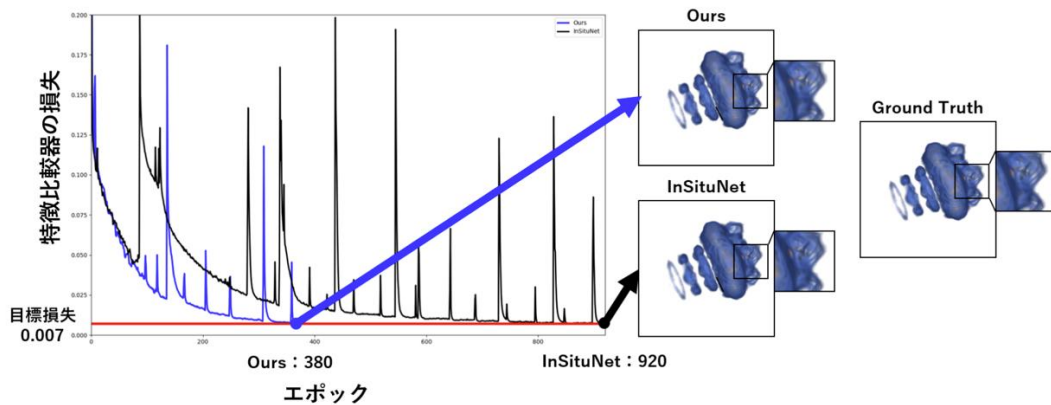


Fig. 2.2.2-7 Loss changes of the feature comparator at each learning epoch. The red line is the loss that shows a reference for the end of learning process.

3) 研究成果

開発した可視化サロゲートモデルの有効性を検証するために、令和 5 年度に利用した渦輪シミュレーションおよび自動車空力特性シミュレーションのスマート in-situ 可視化結果を使って実験を行った。渦輪シミュレーションは、撃力を与えられた小円筒領域内の流体の流れによって、渦輪が形成される様子を研究するためのシミュレーションである。Fortran によって実装された CFD シミュレ

ーションコードであり、シミュレーションデータは構造格子データである。実験では、エンストロフィー密度に対してボリュームレンダリング可視化を適用した。一方、自動車空力特性シミュレーションは対象車両が空気の流れから受ける影響を研究するためのシミュレーションである。CUBE によって実装されたシミュレーションコードであり、シミュレーションデータは BCM (Building Cube Method) によって生成される階層型構造格子データである。実験では、速度の絶対値によって色を付けられた Q 値等値面を可視化した。

本検証では、学習モデルから生成される可視化画像の予測性能を、従来手法である InSituNet と比較することで、提案手法の有効性を検証した。その結果を以下に説明する。最後に、可視化サロゲートモデルを使った対話的 Web 可視化システムのプロトタイプを紹介する。なお、「富岳」で実行した in-situ 可視化の出力データ（画像データと条件パラメータ）を可視化サロゲートモデルの構築に用いる学習データとしているが、現時点では、学習処理は「富岳」以外の GPU マシンで実施した。

3-1) 精度評価

未知パラメータで可視化した際の予測精度について評価する。評価データに対して 3 つの画像類似度指標を用いて評価を行う。その後、未知のシミュレーションパラメータで可視化した場合、未知の視点で可視化した場合の実際の画像と、その時の画像類似度指標の値を示し評価を行う。画像類似度指標は LPIPS (learned perceptual image patch similarity) と SSIM (structural similarity index measure)、PSNR (peak signal-to-noise ratio) の 3 つを使用する。

LPIPS $\in [0,1]$ は、学習済みモデルの畳み込み層が出力する特徴量を元に、人間の視覚的感覚と相関がある画像の類似度を評価する指標である。LPIPS が低いほど比較した画像が視覚的に類似していることを示す。SSIM $\in [0,1]$ は、2 つの画像間の小さい領域に対しての平均値や標準偏差を元に計算を行うことで、構造的な類似度を評価する指標である。SSIM が高いほど比較した画像が構造的な観点で類似していることを示す。PSNR $\in [0, \infty]$ は、画像ピクセル間の平均二乗誤差を計算し、2 つの画像間のピクセルレベルの差を評価する指標である。PSNR が高いほど比較した画像がピクセル単位でより類似していることを示す。

評価には、提案モデルと InSituNet を同じ程度学習した際の画像生成精度を比較するため、どちらも 380 エポック学習したモデルを使用する。Table 2.2.2-2 に評価のためのデータセットで、類似度を計算した結果を示す。この表から、LPIPS による評価では、提案モデルの方が良い値を示し、SSIM と PSNR では、InSituNet の方が高い値を示していることが確認できる。しかし、これらの値の差は小さく、提案モデルは InSituNet と同程度の画質で可視化画像を生成できることが確認できる。

Table 2.2.2-2. Comparison of similarity between our model and the conventional model.

	LPIPS	SSIM	PSNR
Ours	0.117	0.818	22.94
InSituNet	0.126	0.820	23.03

次に、提案モデルに未知のシミュレーションパラメータを入力して得られる可視化画像を Fig. 2.2.2-8 に示す。また、そのときの各画像と正解画像との画像類似度評価の結果を Table 2.2.2-3 に示す。画像を見ると、どちらのモデルも粘性率が大きくなるにつれて徐々にリングがつながっていく様

子がわかる。しかし、画像の細部（拡大部）に注目すると、InSituNet はややぼやけた部分が確認できる。それに対し、提案モデルは細部の線の分布まで表現できていることが確認できる。Table 2.2.2-3 に示す画像類似度評価の結果を見てみると、LPIPS が全ての場合で提案モデルの方が優れた値を示している。

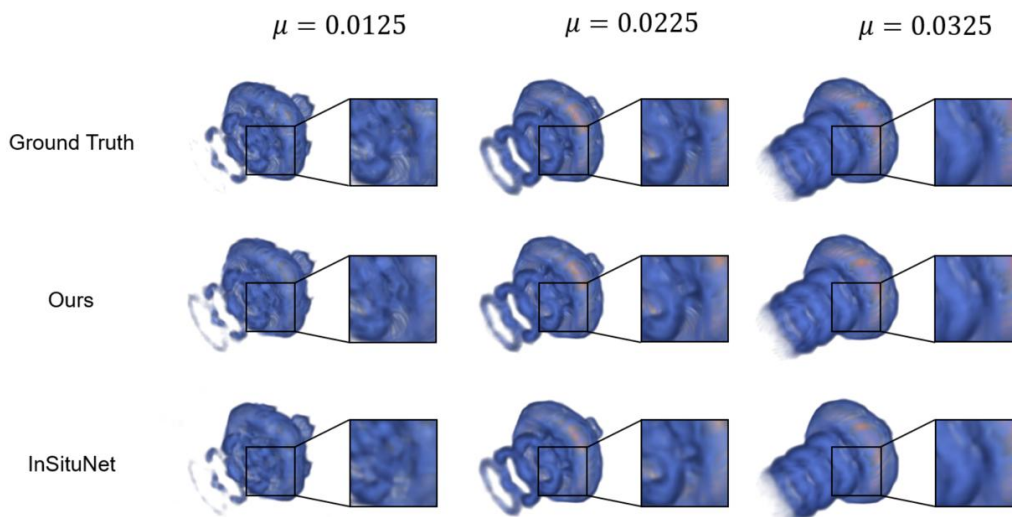


Fig. 2.2.2-8 Comparison of visualization images generated by using our model and the conventional model (InSituNet) with unlearned simulation parameters (viscosities).

Table 2.2.2-3. Comparison of image similarity with unlearned simulation parameters (Fig. 2.2.2-8).

	$\mu = 0.0125$			$\mu = 0.0225$			$\mu = 0.0325$		
	LPIPS	SSIM	PSNR	LPIPS	SSIM	PSNR	LPIPS	SSIM	PSNR
Ours	0.093	0.860	26.96	0.032	0.960	36.31	0.038	0.971	40.21
InSituNet	0.097	0.883	29.43	0.056	0.936	34.07	0.071	0.937	34.05

未知の視点パラメータに対して予測した可視化画像を Fig. 2.2.2-9 に示す。また、そのときの各画像の画像類似度評価の結果を Table 2.2.2-4 に示す。画像を見ると、 $\theta = 120$ の時の拡大画像を見てわかるように、正解画像とのずれが確認できるが、全体を可視化した画像では、正解画像との大きな差がなく指定した角度から可視化できていることがわかる。画像の細部（拡大部）に注目すると、シミュレーションパラメータを変更した時と同じように、提案モデルの方が細部まで再現性高く表現されていることが確認できる。また、Table 2.2.2-4 に示す各画像の画像類似度を見ると、SSIM と PSNR は画像によって結果が変わるが、LPIPS は全ての場合で優れた値を示した。

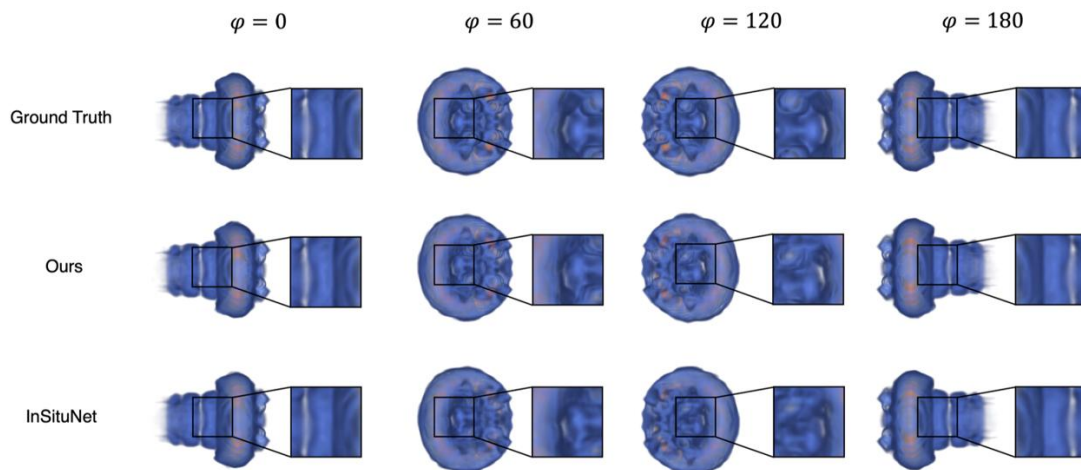


Fig. 2.2.2-9 Comparison of visualization images generated from unlearned viewpoints by using our model and the conventional model (InSituNet).

Table 2.2.2-4. Comparison of image similarity with unlearned view parameters (Fig. 2.2.2-9).

	$\phi = 0^\circ$			$\phi = 60^\circ$			$\phi = 120^\circ$			$\phi = 180^\circ$		
	LPIPS	SSIM	PSNR	LPIPS	SSIM	PSNR	LPIPS	SSIM	PSNR	LPIPS	SSIM	PSNR
Ours	0.067	0.900	28.88	0.106	0.810	24.80	0.122	0.782	22.99	0.074	0.894	29.80
InSituNet	0.084	0.898	29.86	0.125	0.816	25.97	0.138	0.793	23.65	0.087	0.883	28.79

最後に、自動車空力特性シミュレーションに対して、本手法を適用した結果を示す。この実験では、車体周りの乱流構造の時間発展に対応するために、5種類の粘性係数に加え、51時間ステップ分の時間情報も学習し、時間発展画像を生成することができる学習モデルを構築した。学習には、シミュレーション結果に対してQ値の等値面を可視化した画像を使った。Fig. 2.2.2-10に学習後のモデルを使って、時間発展の様子を可視化した結果を示す。正解画像と予測画像を見ると (Fig. 2.2.2-10(a))、予測画像上にわずかなノイズのような形状が確認できるが、精度良く等置面分布が再現できていることがわかる。さらに時間ステップを増やしていくと (Fig. 2.2.2-10(b))、時間発展に伴いQ値等値面の変化の様子が確認できる。一方、Fig. 2.2.2-11は、学習後のモデルを使って、粘性係数を変更して可視化した結果である。こちらも正解画像と予測画像を見ると (Fig. 2.2.2-11(a))、等置面が精度良く再現できていることがわかる。また、粘性係数の変化に伴い、微小な領域で形状が変化する様子を確認できた (Fig. 2.2.2-11(b))。

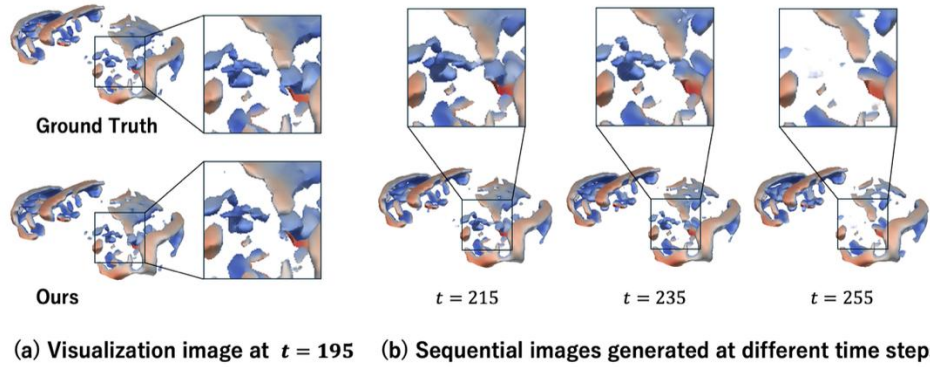


Fig. 2.2.2-10 Some example images generated by our proposed model at different time steps (right). Comparison with the ground truth image (left).

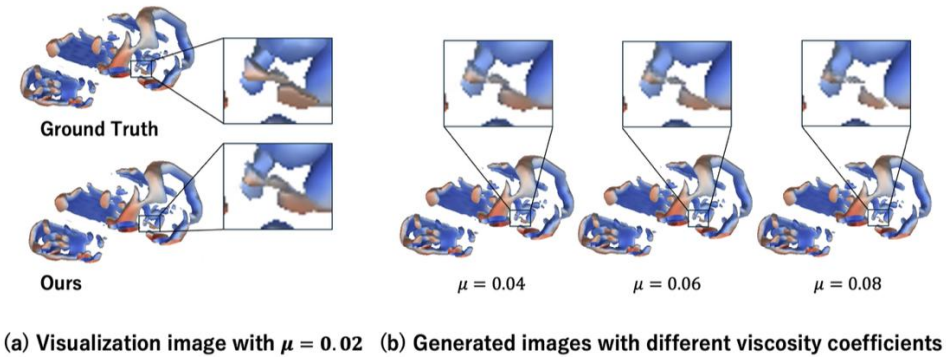


Fig. 2.2.2-11 Some example images generated by the surrogate model using different parameter values μ (right), and a comparison with the ground truth image (left).

3-2) 考察

未知のパラメータについて予測した際の画像の評価結果を考察する。画像類似度評価は、Tables 2.2.2-2、2.2.2-3、2.2.2-4 に示すように、LPIPS が全ての場合で優れた値を記録したため、人間の知覚的に高類似度の可視化画像が生成できることが確認できる。SSIM と PSNR に関しては、InSituNet の方が多くの場合で優れた値を示したが、値の差は小さく、提案モデルは InSituNet と同程度の画質で可視化画像を生成できることが確認できる。Figs. 2.2.2-8、2.2.2-9 に示される可視化された画像を見ると、InSituNet が全体的にぼやけた画像を出力しているのに対し、提案モデルは正解データと類似した詳細な画像が出力できていることが確認できる。InSituNet の可視化画像は、画像の細部がぼけていても全体の構造をとらえられていた。そのため、構造的な類似性を評価する指標である SSIM の値は提案モデルと InSituNet であまり差異がない結果になったと考えられる。PSNR に関しても、物体の位置と色の分布が類似しているため、平均二乗誤差の結果に大きな差が出ず、提案モデルの方が常に優れている結果にはならなかったと考えられる。これら指標に対し、LPIPS は人間の視覚と相関があり、学習済みのモデルを用いた類似度計算を行う。本研究のアーキテクチャである、特徴比較器から計算される損失は、学習済みのモデルから抽出される特徴マップを使用しているため、同様に学習済みのモデルを使用して計算する LPIPS がよい値を示しているということは、ピ

クセルシャッフルの導入により、提案モデルが InSituNet と比べて特徴の学習を高速に処理できること示している。

これらの結果から、提案するモデルは、InSituNet よりも小さいモデル容量で表現され、より高速な学習が可能であることが確認できた。実際に可視化した画像を確認しても、同程度学習した InSituNet と比べて細部まで表現できているため、短い学習時間で多くの情報量が得られることが確認できた。また、Figs. 2.2.2-10、2.2.2-11 の結果から、幾何形状データとして描画される等値面可視化結果に対しても、精度良く可視化画像を生成することが確認でき、さらに、同学習モデルを使って時間発展の可視化にも対応できることが確認できた。

3-3) 対話的 Web 可視化システム

提案モデルの有効性を検証するために、対話的にシミュレーションパラメータおよび視点パラメータを変更することができる画像ベースサロゲートモデル向け簡易ビューアを開発した (Fig. 2.2.2-12)。ユーザはビューア上部に設置されている 3つのスライダーを使って粘性率と視点を対話的に変更することができる。視点の変更では、緯度 θ と経度 ϕ に対応する 2つのスライダーを使って、学習用可視化画像生成時の仮想球上の任意の位置を指定することができる。

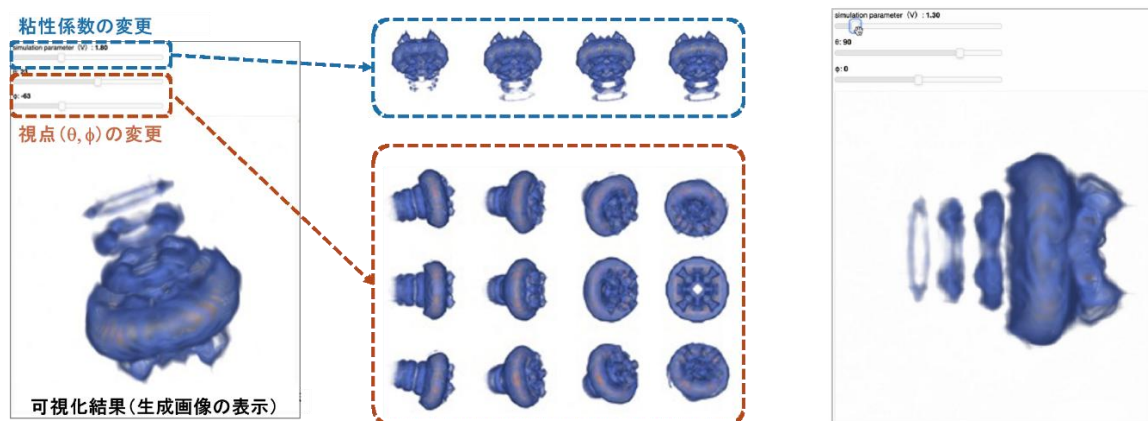


Fig. 2.2.2-12 Interactive web visualization system for our proposed model.

4) まとめ

令和 6 年度は、スマート in-situ 可視化機能の一つである多視点可視化機能を利用し、指定する可視化パラメータに対して、対話的に任意の視点での可視化映像を生成することが可能な可視化サロゲートモデルを開発した。本モデルでは、学習速度を高速化するために、ピクセルシャッフルを利用した画像ベースサロゲートモデルを提案した。提案手法の有効性を確かめるために渦輪シミュレーションおよび自動車空力シミュレーションを使った実験を行った。結果として、従来手法と比較して、より軽量のモデルを構築することが可能となり、学習速度が約 2.7 倍高速化されたことが確認できた。生成される可視化画像の精度は、3つの画像類似度指標を使って評価した結果、従来法と比べて知覚的に類似した可視化画像が生成できることを確認した。また、対話的操作が可能な Web シス

テムを開発し、シミュレーション処理を含む in-situ 可視化実行後に、視点位置を自由に変更することができるデータ探索性能の高い解析基盤の土台を構築することができた。

今後は、大規模空力騒音解析への適用を進めるとともに、システムの頑健性および計算性能の改善をすすめ、大規模数値シミュレーション実行後に、効率よく対話的にデータ解析ができるスマート in-situ 可視化基盤を完成させる。そして、研究テーマ④「自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立」との密な連携によって、本基盤環境の産業上での効果を実証する予定である。

(3) 研究テーマ③：実船の推進性能の予測

(a) 研究成果の要旨

本研究テーマでは、「(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発」において開発する壁面挙動予測モデルを、有限要素法による LES 解析アプリケーションである FrontFlow/blue (FFB) に実装し、10 億要素程度の計算格子によって、模型試験スケールの流場と模型船の推進性能を予測する。その予測結果を Wall-Resolved LES の計算結果と比較することによって予測精度を検証する。さらに、600 億程度の計算格子を用いて、実船スケールの流場と実船の推進性能を予測し、試験結果等と比較することによって、予測精度を検証する。

令和 6 年度は、壁面挙動の予測モデルによる模型船の推進抵抗予測と精度検証を実施した。判別器について、研究テーマ①で開発している壁乱流予測モデルを用いて、令和 5 年度に、壁乱流予測モデルの入っていない粗い計算格子を使った計算結果と Fully-resolved LES の結果について、99.8% 以上の正答率で判別でき、複数の船型に対し、同一のネットワークパラメータで高精度な判別ができ、さらには、異なったレイノルズ数の流場に対しても、同一のネットワークパラメータで判別可能であることがわかったことを踏まえて、壁から離れた流場情報から壁付近の流場情報の予測を試みた。その結果、壁から十分離れた $y^+=100$ の流場情報から流場の壁面挙動の予測ができることがわかった。また、予測値の時系列は高周波の振動が多い結果となったが、入力値を $y^+=100, 200, 300$ の 3 断面に増やすことによって改善された。

In this research, the wall model to be developed in Research theme 1 will be implemented in LES solver using the finite element method, FrontFlow/blue (FFB). About one-billion-element computational grid will be used to predict the flow field and the propulsive performance of a model ship on a model-test scale. Furthermore, the ship-scale flow field and the propulsive performance of the actual ship will be predicted by 60-billion-element computational grid, and the accuracy of such predictions will be verified by referencing the test results and other related data.

In this fiscal year, the wall model accuracy of a model ship resistance prediction was verified. We attempted to predict the flow field information near the wall using flow field information away from the wall, based on the followings that obtained in the last fiscal year: The discriminator, using the wall turbulence prediction model developed in Research theme 1, was able to discriminate the results of a coarse grid without the wall turbulence prediction model and the results of fully-resolved LES with a correct rate of more than 99.8%, and the same network

parameters set was able to use for another type of ships with high accuracy. Additionally, the same network parameters set was able to discriminate different Reynolds numbers flow. As a result, near wall behavior was able to predict from the flow field of sufficiently far from the wall such as $y+=100$. The time series of predicted result contained non-physical high-frequency oscillations, but it improved by increasing the input values to three sections at $y+=100, 200,$ and 300 .

(b) 本研究の内容

1) 計算モデル

本研究テーマでは、壁面付近の格子解像度が不足する LES (Large Eddy Simulation) 解析になんらかの壁乱流予測モデルを適用することにより、境界層を解像する Wall-resolved LES 解析 (以下、WR-LES 解析) と同等の計算精度を実現する Wall-Modeled LES (以下、WM-LES) の実現を目標としている。具体的には、WR-LES および解像度の不足する LES 解析の結果をそれぞれ真偽のデータとして与え、真偽を判定する判別器 (ニューラルネットワーク) を構築し、解像度の不足する LES 解析において、壁面から一定距離にある節点群に流体力を与えることにより、WR-LES 解析に近い計算結果を生成する。流体力は上記の判別器の勾配から計算する。ここで流体力を与える節点を作用点 (Action Point) として、作用点を中心とする壁面に垂直な面を参照面 (Ref. Surface)、参照面における離散点を参照点 (Ref. Point) と称する (Fig. 2.2.3-1 参照)。

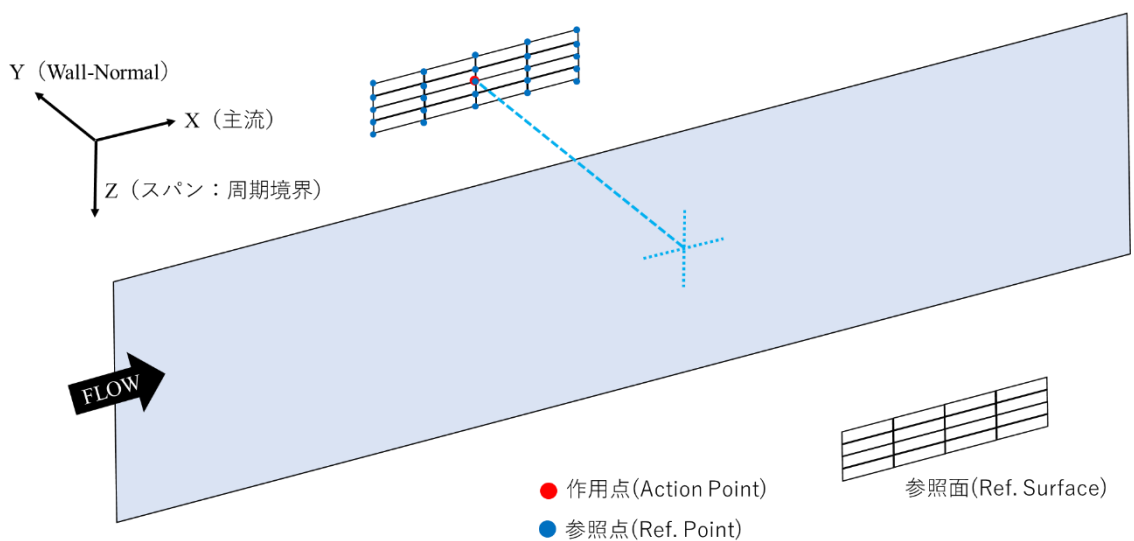


Fig. 2.2.3-1 Action points and reference points on a reference plain in wall-modeled LES.

令和 6 年度は、FrontFlow/blue (FFB) において上記の WM-LES を FFB 上で実行するため、作用点から参照面を生成し、計算実行中に参照面内の参照点 (点数は任意) における流れ場情報を抽出する機能を FFB に実装した。なお、実装した機能は Fig. 2.2.3-2 に示すとおり流れ方向に垂直なスパン方向に周期境界を課した平板乱流境界層を前提としているが、将来的には参照面を壁面に沿って生成することにより船体周り流れ等の流れにも拡張可能である。作用点と参照点は計算実行時に同一領域にない場合もあるため、流れ情報の抽出には通信処理が必要となるが、本開発では必要とな

る通信処理も含めて機能実装している。実装した機能を簡易の立方体モデルを用いて動作確認テストを実施し正常に動作することを確認済みであり、今後、この機能を活用して、FFBによるWM-LESを実施する。

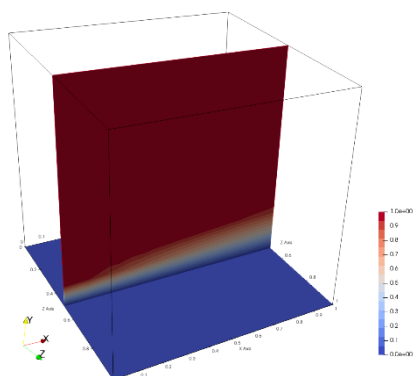


Fig. 2.2.3-2 Simple computational model for testing function to make flow field data on reference points.

令和5年度はCFDベンチマーク船型である超肥大船JBC（Japan Bulk Carrier）を対象として、流場の分析及び、研究テーマ①で開発した壁面挙動予測モデルを使った判別器、生成器をそれぞれ個別の検証を行った。令和6年度は同計算モデルを用いて生成器の検証を進めた。

2) 研究成果

令和5年度は対象船型の流場の分析を行った上で、研究テーマ①で開発した壁面挙動予測モデルを使って判別器、生成器をそれぞれ個別に検証した。判別器については同一のパラメータセットで異なる船型でも異なるレイノルズ数でも判別できることがわかり、ほぼ見通しがついていた。生成器については $y^+ = 200$ の (u, v, w) から $y^+ = 100$ の (u, v, w) の生成を試みた。しかしながら、本来は壁付近の挙動を予測する必要があるため、令和6年度は壁から離れた流場情報から壁付近の流場情報の予測を試みた。

最初に、 $y^+ = 100$ の (u, v, w) から $y^+ = 1$ の (u, v, w) が予測できるかを検証した。Fig. 2.2.3-3の上段に $y^+ = 100$ の (u, v, w) と、中段に $y^+ = 1$ の (u, v, w) の教師データ、下段に生成器が出力した $y^+ = 1$ の (u, v, w) のデータの一例を示す。生成器の出力は教師データの特徴を良く表せている。Fig. 2.2.3-4ではFig. 2.2.3-3で示した1点の (u, v, w) に対し、抽出し時間発展させた時の教師データ（横軸）と生成器の出力（縦軸）との比較を示す。この点における (u, v, w) の相関係数はそれぞれ、0.93、0.74、0.65であり、全点での平均相関係数は0.941、0.863、0.822であった。

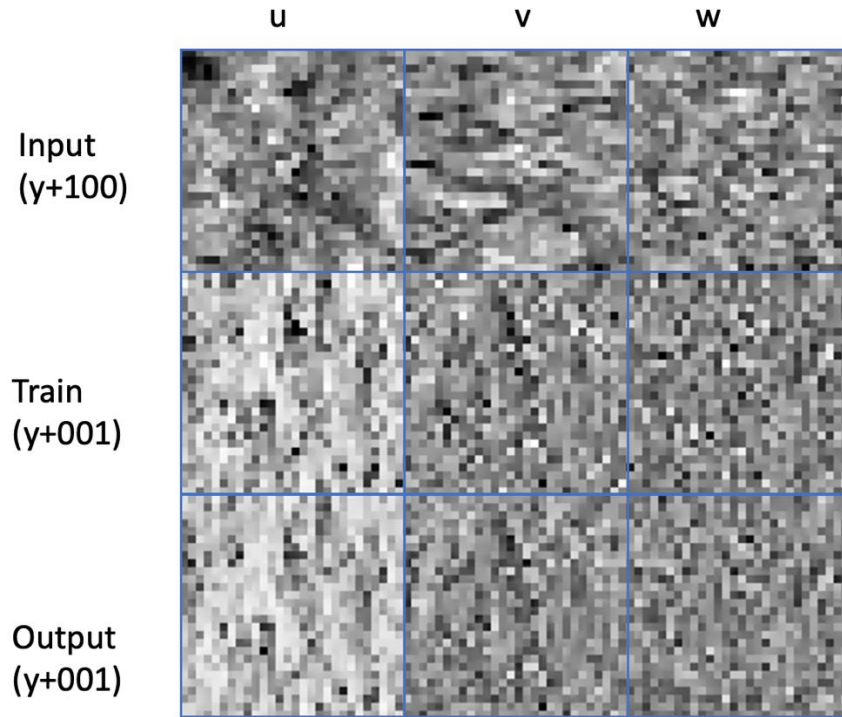


Fig. 2.2.3-3 Testing result of the generator with input $y^+ = 100$ of (u, v, w) and output $y^+ = 001$ of (u, v, w) .

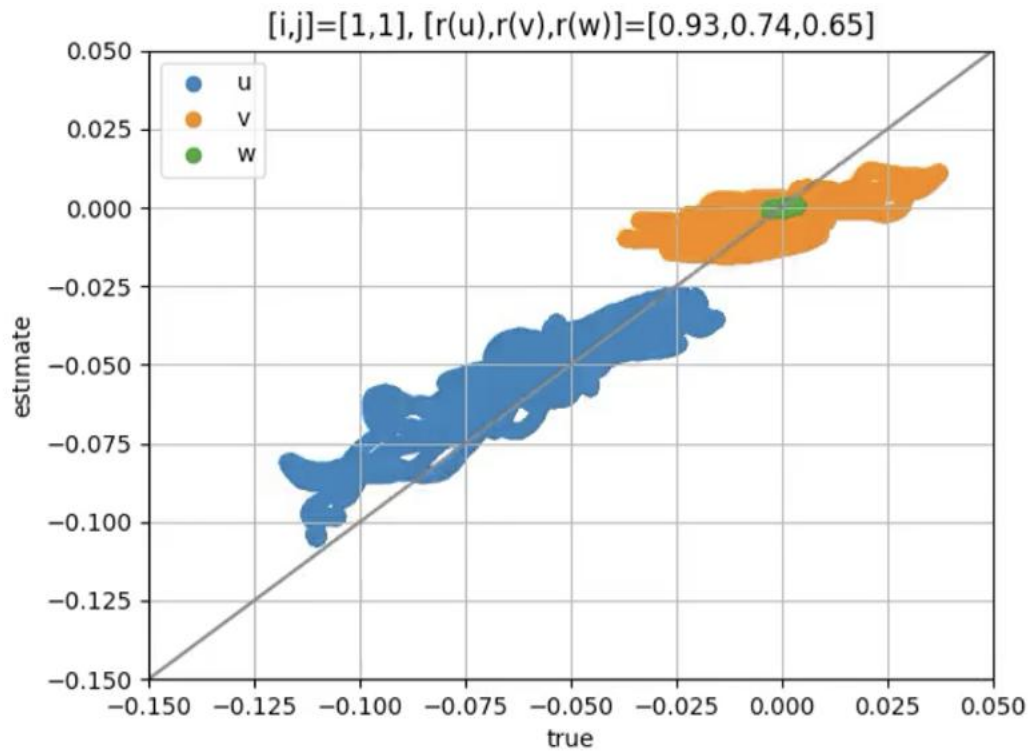


Fig. 2.2.3-4 Comparison of generator output (Estimate) and training data (true).

Fig. 2.2.3-5 にはある点における (u, v, w) の時系列データを示す。ここでは青で示す教師データに比べてオレンジで示す生成器の出力には高周波の成分が乗っている。Fig. 2.2.3-6 では入力を $y^+ = 100$ のみから $y^+ = 100, 200, 300$ の3断面に増やした結果を示す。高周波成分が減少してより正確に壁面付近の情報を生成していることがわかる。

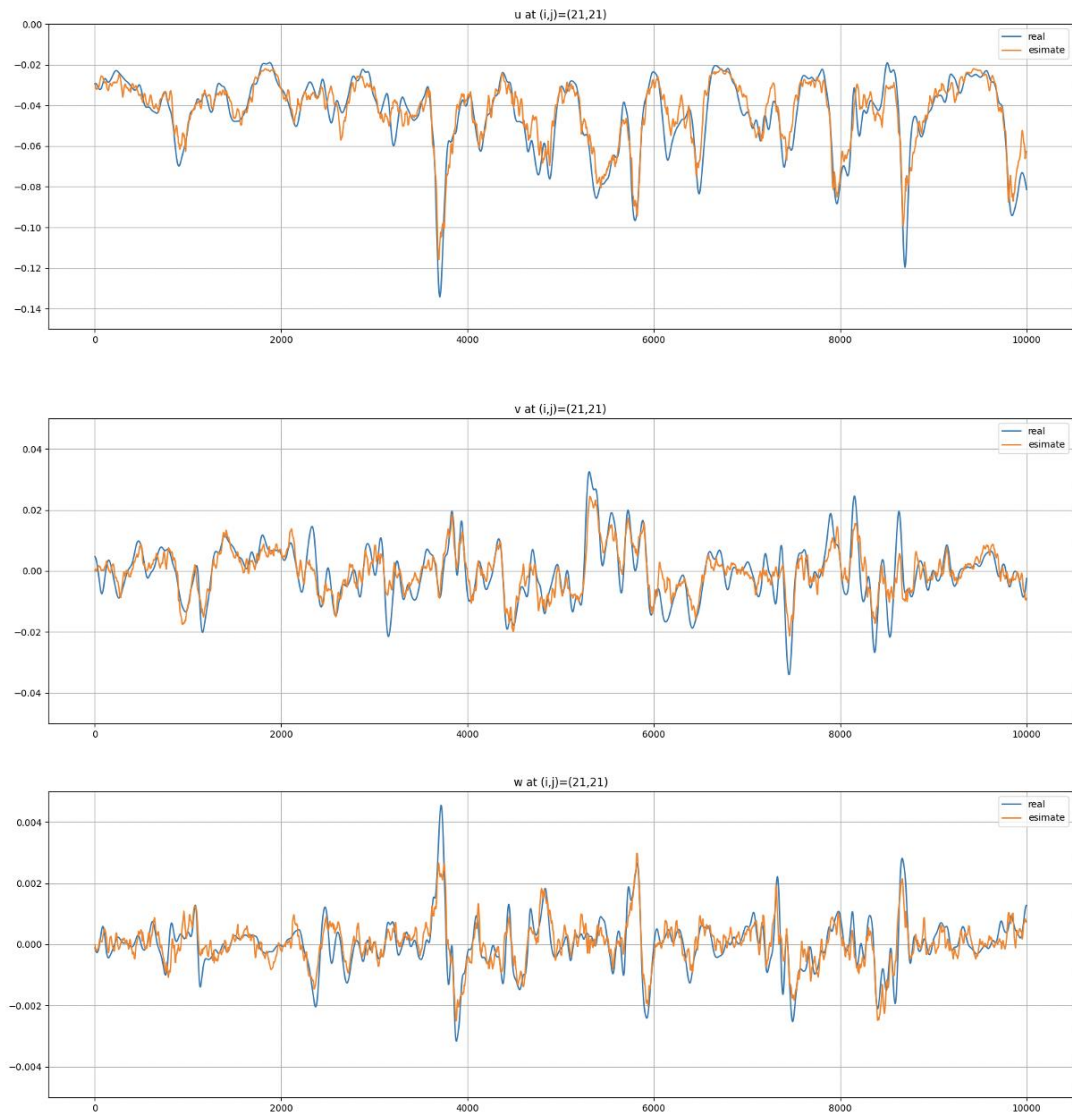


Fig. 2.2.3-5 Time history comparison of generator output (estimate) and training data (real) (input $y^+ = 100$).

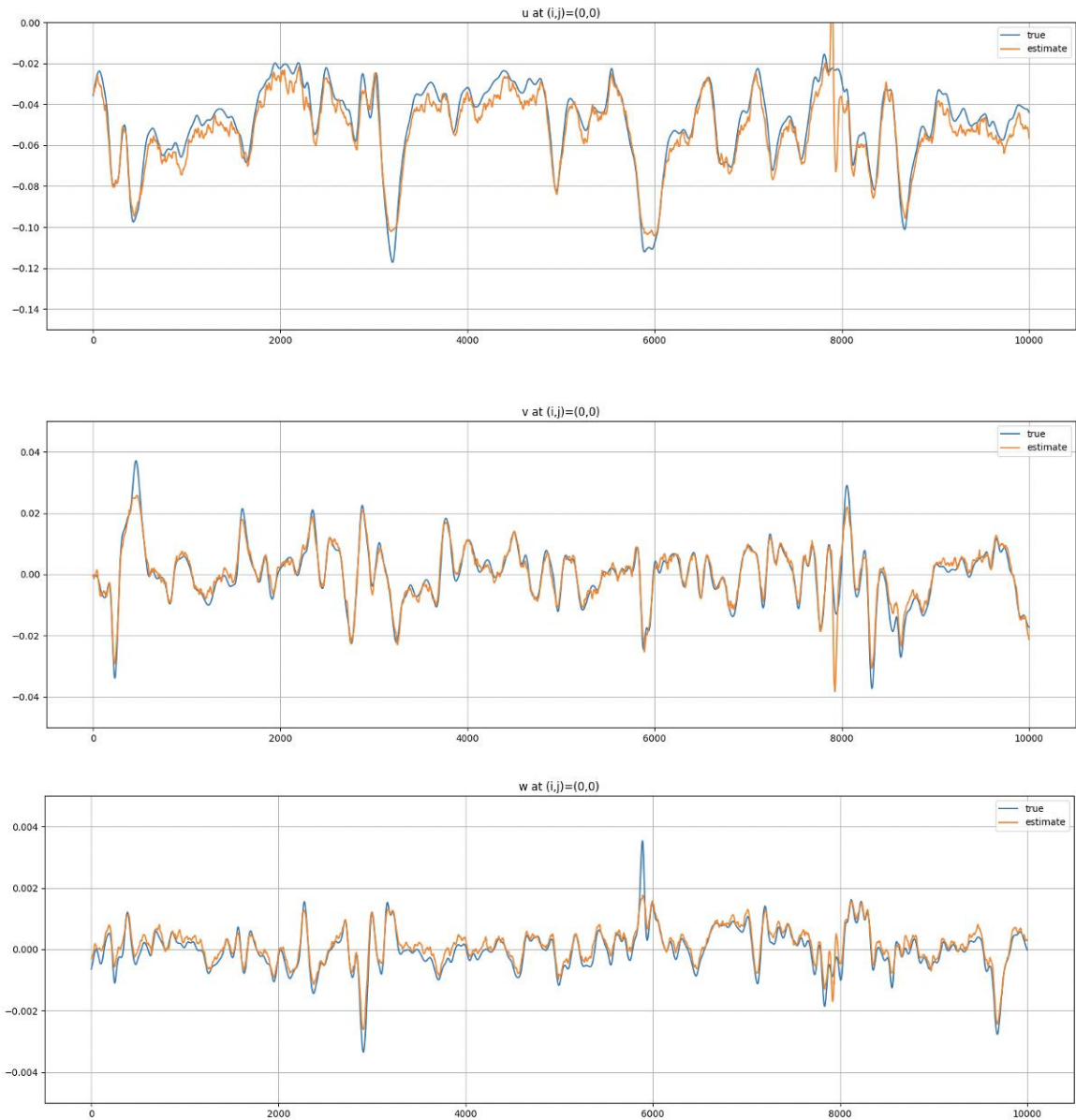


Fig. 2.2.3-6 Time history comparison of generator output (estimate) and training data (real) (input $y^+ = 100, 200, 300$).

3) まとめ

令和 6 年度は壁から離れた流場情報から壁付近の流場情報の予測を試みた。 $y^+ = 100$ の (u, v, w) から $y^+ = 1$ の流場情報が生成できることが分かった。さらに入力を $y^+ = 100, 200, 300$ に増やせば時系列としてもより正確に流場を再現できることが分かった。ただし、依然として判別器と生成器を使った流場計算とはなっていないため、令和 7 年度は判別器と生成器を使った流場計算を実施する予定である。

(4) 研究テーマ④：自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立

(a) 研究成果の要旨

本研究テーマでは、「(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発」において開発する壁面挙動予測モデルを活用して、自動車の開発現場で実施可能な、数億格子から 10 億格子程度の LES によって空力騒音を精度良く予測する技術を構築し、上記の研究成果の実用化を加速する。さらに、「(2) 研究テーマ②：スマート in-situ 可視化基盤の構築」において開発する研究成果を活用して、車両まわりの主要な空力音源を高精度に特定する技術を開発する。

令和 6 年度は、壁面挙動予測モデルによる自動車の空力騒音の予測を実施した。CUBE を用いた壁面挙動予測モデルによる自動車の空力騒音の予測として、A ピラー形状の変更によるバサバサ音低減効果を検討し、バサバサ音が「横風の変動によって発生する A ピラー剥離が持つ高周波音が、主流速度の変動によって振幅変調されて聞こえる変調音」であるとの仮説のもと、A ピラーを改修することで、1 Hz 以下の変調周波数において 1~2 kHz 周辺の変調パワーのピークが抑えられることを明らかにした。FFX を用いた壁面挙動予測モデルによる自動車の空力騒音の予測として、実車の複雑形状に対する実レイノルズ数に対する解析が可能になった。現在、「富岳」の 2,400 ノードを利用して、39 億格子点、最小格子サイズ 2 mm の実車のウィンドスロップ（空力共鳴音）の計算を実施し、ほぼ実測と一致する共鳴周波数が得られた。

In this research, by utilizing the near-wall-turbulence prediction model to be developed in Research theme 1, we will establish a technology to accurately predict aerodynamic noise by an LES with several hundred million to one billion grids, which can be applied in the automotive-development field. This will accelerate the practical applications of the results of this research. In addition, by utilizing the research results to be developed in Research theme 2, we will develop a technology to accurately identify major aerodynamic noise sources around vehicles.

In this fiscal year, research and development on the prediction of aerodynamic noise for vehicles using a wall surface behavior model was conducted. As a prediction of aerodynamic noise using CUBE, the effect of A-pillar shape modification on the reduction of fluctuating wind noise have been investigated. In the present investigation, it was assumed that origin of the fluctuating wind noise as following: High-frequency sound with detachment around A-pillar caused by crosswind fluctuations is modulated by variations in mainstream velocity. We revealed that, by modifying the A-pillar shape under the assumption, the modulation power peak around 1-2 kHz at a modulation frequency below 1 Hz was suppressed in a modulation power spectrum of the fluctuating pressure measured near the center on the side window surface. As a prediction of aerodynamic noise using FFX, we have confirmed that it is possible to analyze aerodynamic noise of a vehicle with the complex geometry and real Reynolds numbers. Using 2,400 nodes of Fugaku, the calculation of wind throb (aerodynamic resonance sound) of a real car (3.9 billion grid points and a minimum grid size of 2 mm) was performed and the resonance frequency was almost consistent with the actual measurement.

(b) 本研究の内容

I. CUBE に関する成果

1) 計算モデル

従来用いられてきた圧縮性 CUBE の計算スキームについて示す。密度 ρ 、運動量 ρu_i 、全エネルギー ρe に対する保存式は以下の圧縮性 Navier-Stokes (NS) 方程式で表される。

$$\frac{\partial U}{\partial t} + \frac{\partial F_1}{\partial x_1} + \frac{\partial F_2}{\partial x_2} + \frac{\partial F_3}{\partial x_3} = 0$$
$$U = \begin{pmatrix} \rho \\ \rho u_1 \\ \rho u_2 \\ \rho u_3 \\ \rho e \end{pmatrix}, \quad F_i = \begin{pmatrix} \rho u_i \\ \rho u_i u_1 + p \delta_{i1} - \mu A_{i1} \\ \rho u_i u_2 + p \delta_{i2} - \mu A_{i2} \\ \rho u_i u_3 + p \delta_{i3} - \mu A_{i3} \\ (\rho e + p) u_i - \mu A_{ij} u_j - k \frac{\partial T}{\partial x_i} \end{pmatrix}$$
$$e = \frac{p}{\gamma - 1} + \frac{1}{2} u_i u_i, \quad p = \rho R T$$

ここで、 p は圧力、 γ は比熱比、 T は温度、 R は気体定数、 $A_{ij} = \partial u_i / \partial x_j + \partial u_j / \partial x_i - 2/3 (\partial u_k / \partial x_k) \delta_{ij}$ は粘性応力テンソルを粘性係数で割ったテンソル、 μ は粘性係数、 k は熱伝導率である。粘性項および温度拡散項の離散化は二次精度の中心差分で行い、対流項フラックスは ROE スキームを用いて離散化される。

$$F_{inviscid, i+\frac{1}{2}} = \frac{1}{2} (F_R + F_L) - F_d$$

F_L 、 F_R はセル界面において 5 次精度の MUSCL 補間によって再構築された中心差分フラックスであり、 F_d は ROE スキームに付加される人工粘性項であり、以下の式で示される。

$$F_d = -\frac{1}{2} \left\{ |U_{IC}| \begin{bmatrix} \Delta \rho \\ \Delta(\rho u_1) \\ \Delta(\rho u_2) \\ \Delta(\rho u_3) \\ \Delta(\rho E) \end{bmatrix} \right\} + \Delta U \begin{bmatrix} \rho \\ \rho u_1 \\ \rho u_2 \\ \rho u_3 \\ \rho H \end{bmatrix} + \Delta p \begin{bmatrix} 0 \\ n_x \\ n_y \\ n_z \\ U \end{bmatrix}$$

U_{IC} は ROE 平均されたセル界面での絶対速度、 $\Delta()$ は F_R および F_L の位置における差、 H はエンタルピーを表す。自動車の空力音響問題は通常低マッハ数流れであるが、低マッハ数で上記の人工粘性は過大となる。そこで、自動車の空力音響解析では、局所マッハ数 M_{local} を用いて以下の補正を行った ROE スキーム (LMRoe: Low Mach ROE) [1]を用いる。

$$\Delta U \rightarrow \min(M_{local}, 1) \Delta U$$

2) 研究成果

2-1) 広帯域バサバサ音の予測

2-1-1) 変調パワースペクトルを用いたバサバサ音の定量評価

CUBE を用いた壁面挙動予測モデルによる自動車の空力騒音の予測として、自動車風切り音（広帯域空力音）の評価に向けて令和 5 年度に検証した計算格子と、入口で境界条件として与える実車の走行データを模擬した路上風を使って、バサバサ音を再現した。

定常風下と、バサバサ音を再現した路上風下における風切り音の変調パワーの比較について、サイドウィンドウ表面で測定した圧力変動の変調パワースペクトルを Fig. 2.2.4-1 に示す。Fig. 2.2.4-2 は、定常風と路上風の変調パワースペクトルの差分である。これを見ると、バサバサ音が聞こえる路上風下では、定常風に比べ、圧力変動が 1 kHz 以上かつ変調周波数が 1 Hz 以下の領域で変調パワーが大きいのが分かる。主流の速度変動は圧力時歴の波形と強い相関を持っており、その主流速度の変動が概ね 0.2~1 Hz であることから、「主流が変動するとその周波数に対応する変調パワーが増加する」ということが言える。変調パワースペクトルを使うことによって、バサバサ音を定量化できるということが分かった。

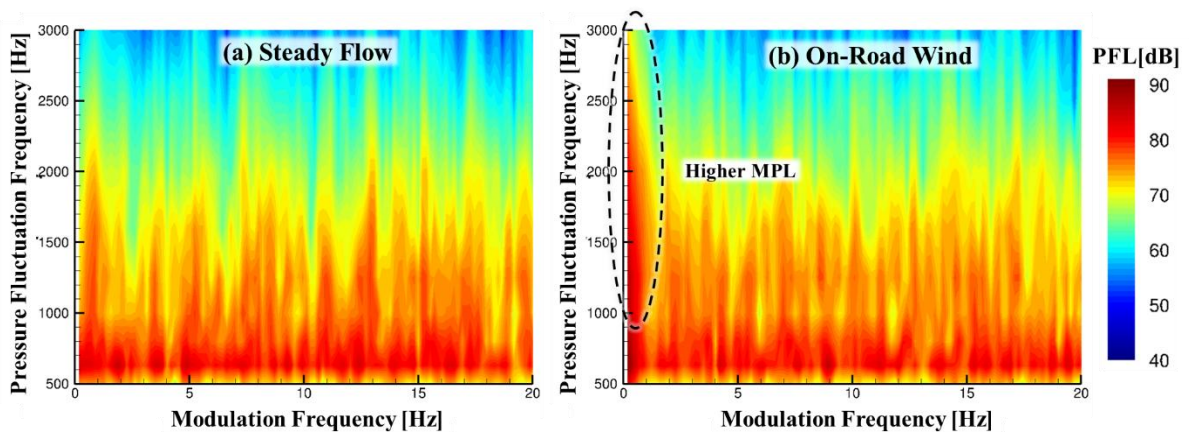


Fig. 2.2.4-1 Modulation power spectrum (MPS) of the fluctuating pressure measured near the center on the side window surface. (a) Steady Flow, (b) On-Road Wind.

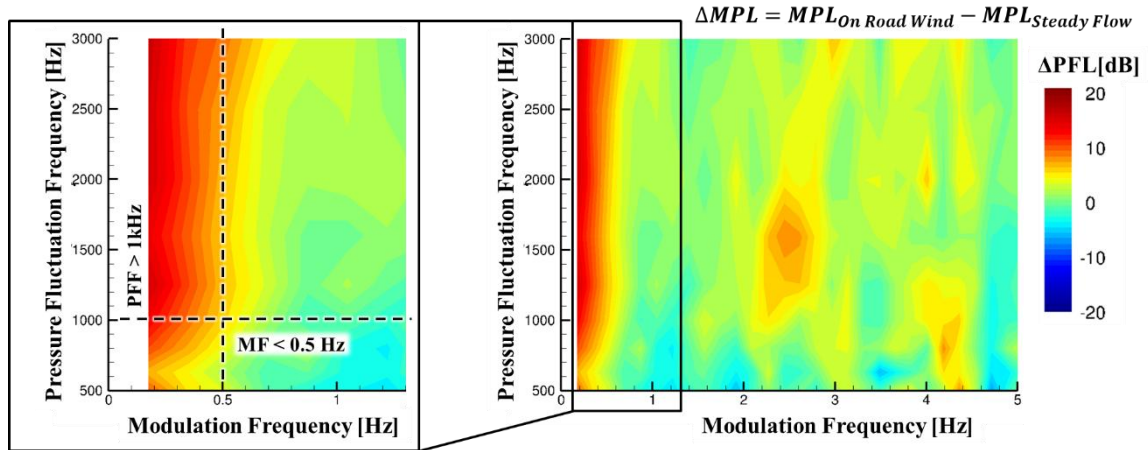


Fig. 2.2.4-2 Difference between the modulation power level (ΔMPL) of the steady flow and the on-load wind.

2-1-2) バサバサ音を発生させる要因と流れ場メカニズム

バサバサ音を発生させる支配的要因を特定するために、バサバサ音の変調パワーに対する路上風成分の寄与度について調査した。Fig. 2.2.4-3 は、左から右へ向かって、主流方向成分のみ、横風方向成分のみ、主流と横風方向両方の成分（路上風）を再現した場合の定常流との変調パワースペクトルの差分を示している。これを見ると、主流方向速度の変動は、サイドウィンドウ表面の場所に依らず、圧力変動周波数の全帯域に渡って変調パワーの増加に寄与している。一方で、横方向速度の変動は、剥離・再付着を伴う A ピラー縦渦の近傍において、高周波側の圧力変動周波数 1.6 kHz 付近に変調パワーのピークを持っている。さらに、サイドウィンドウ表面の場所について見ると、サイドミラーの後流近傍では、変調パワーに目立ったピークは見られず、変調パワーの増加も A ピラーの縦渦近傍に比べて小さい。

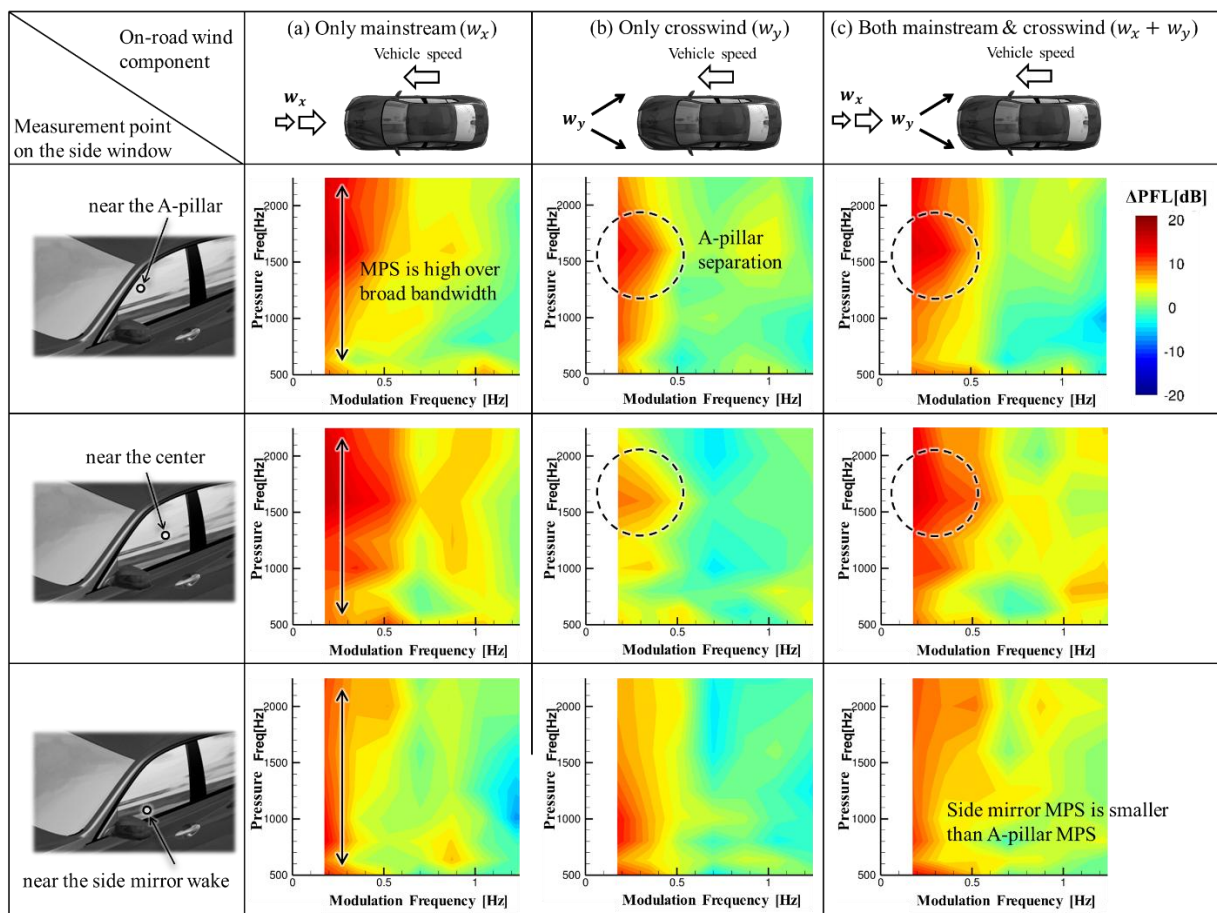


Fig. 2.2.4-3 Contribution of the fluctuating wind component to the difference in the modulated power spectrum from the steady flow. (a) Only mainstream w_x , (b) Only crosswind w_y , (c) Both mainstream & crosswind ($w_x + w_y$) of the On-road wind.

横風が強いときは風下側にあるサイドウィンドウの圧力変動レベルが高周波数帯で高くなることから、高周波 1.6 kHz の圧力変動周波数帯域に見られる変調パワーのピークは、ウィンドシールドからの横流れによって A ピラーで発生する剥離渦の乱流強度が関係していると考えられ、車両に対するヨー角の変動が大きいほど、高周波帯域にある変調パワーのピークはより顕著になると予測する。

Fig. 2.2.4-4 は車両に対する風速と風向が大きく異なる 4 つの時間区間における A ピラーとサイドミラー周りの渦構造を、Fig. 2.2.4-5 はその時の空間流線と鉛直断面の渦度分布を示したものである。剥離・再付着を伴う A ピラーの縦渦は、サイドミラー後流に比べ、流れ場の空間的・時間的な変化が大きい。特に、サイドウィンドウが風下側になるような横風が強いときは、A ピラー剥離が過大になるため、乗員の耳位置近くでの渦度が強く (Fig. 2.2.4-4(d))、A ピラー縦渦を形成する旋回流が強くなっている (Fig. 2.2.4-5(d))。つまり、バサバサ音に繋がる流れ場のメカニズム構造は、サイドウィンドウ近傍で縦渦を形成する A ピラー剥離の空間的・時間的な変動が大きく影響していると言える。

したがって、乗客に不快感を与える耳障りなバサバサ音を低減するためには、A ピラーで発生する剥離を抑え、高周波の圧力変動 1~2 kHz の変調パワーのピークを下げるのが、最も効果的な改善策であると考えられる。

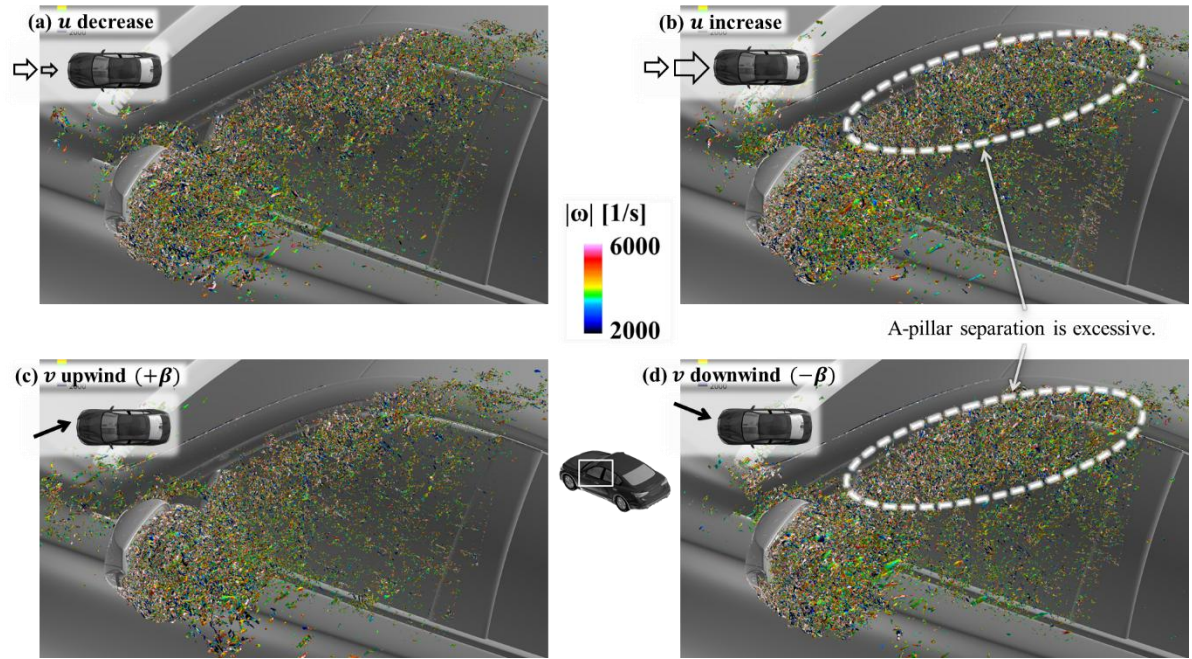


Fig. 2.2.4-4 Vortex structure (Iso-surface of λ_2) around A-pillar and side mirror in sections with different wind velocity and direction on road.

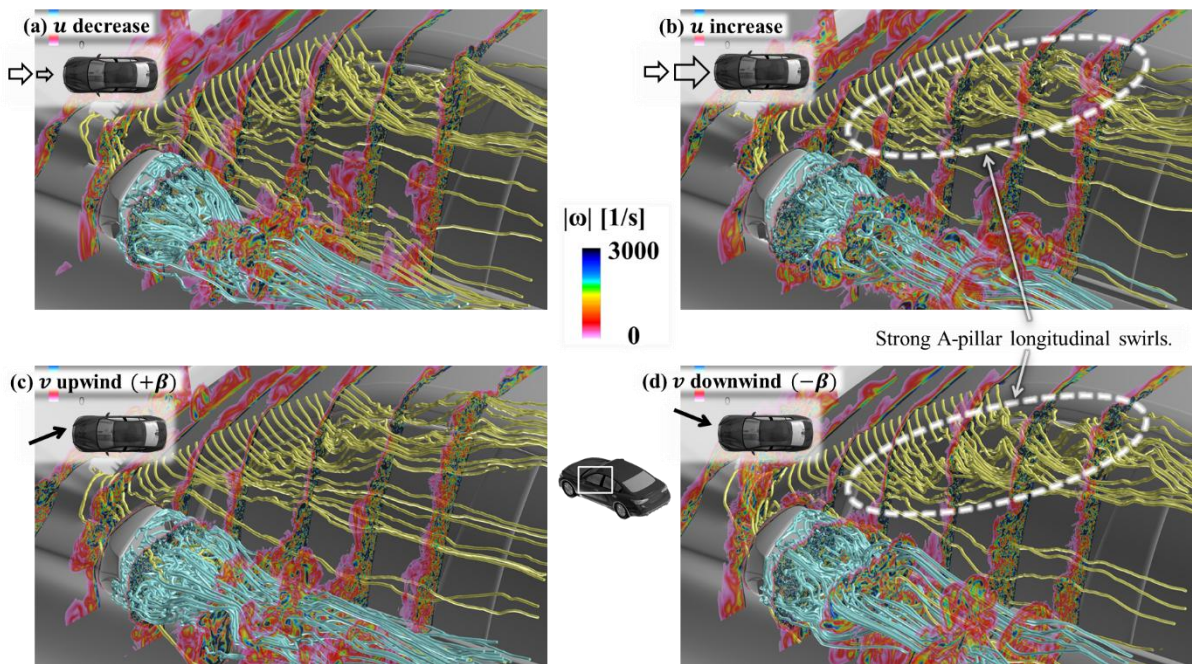


Fig. 2.2.4-5 Streamlines around A-pillar and side mirror in sections with different wind velocity and direction on road.

2-1-3) バサバサ音の低減対策

バサバサ音を低減するために改修した A ピラー (Wide A-Pillar) の風切り音特性について、サイドウィンドウ表面の A ピラー近傍で測定した圧力変動の周波数スペクトルの比較を Fig. 2.2.4-6 に示す。これを見ると、定常風と路上風下ともに、改修した A ピラーは 500 Hz~2 kHz の周波数帯で最

大 2 dB の圧力変動レベルの低減効果が見られることから、A ピラーの剥離を抑え、縦渦が持つ 1～2 kHz の高周波の圧力変動を低減できていると言える。

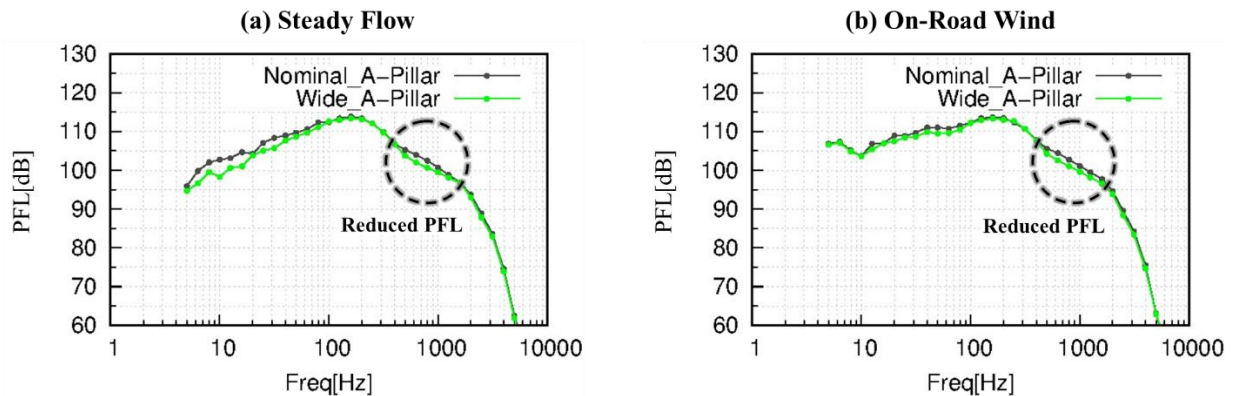


Fig. 2.2.4-6 FFT frequency spectra (1/3 octave band) of the pressure fluctuations measured.

さらに、バサバサ音の変調パワーに対する低減効果を見たのが Fig. 2.2.4-7 である。上から下に、オリジナルの A ピラーから改修した A ピラーの変調パワーを見ると、左の定常風下、右の路上風下ともに、変調周波数全域に渡って圧力変動を低減できているのが分かる。一方で、左から右に、定常風下から路上風下の変調パワーを見ると、上のオリジナル A ピラー、下の改修 A ピラーともに、0.5 Hz 以下の変調周波数帯でバサバサ音の特徴である変調パワーの増加が見られるが、改修した A ピラーでは、その変調パワーのピークが低減されているのが分かる。さらに、Fig. 2.2.4-8 は、路上風下の変調パワーから定常風下の変調パワーを引いた変調パワーレベルの差分を見たものである。0.5 Hz 以下で振幅変調するバサバサ音の変調パワーのピークを低減できているのが分かる。A ピラーの剥離を抑えることで 1～2 kHz の高周波の圧力変動を低減できるので、主流方向の速度が変動するような路上風下において広帯域で風切り音に変調しても、乗客に不快感を与える耳障りなバサバサ音の変調は抑えられると考える。

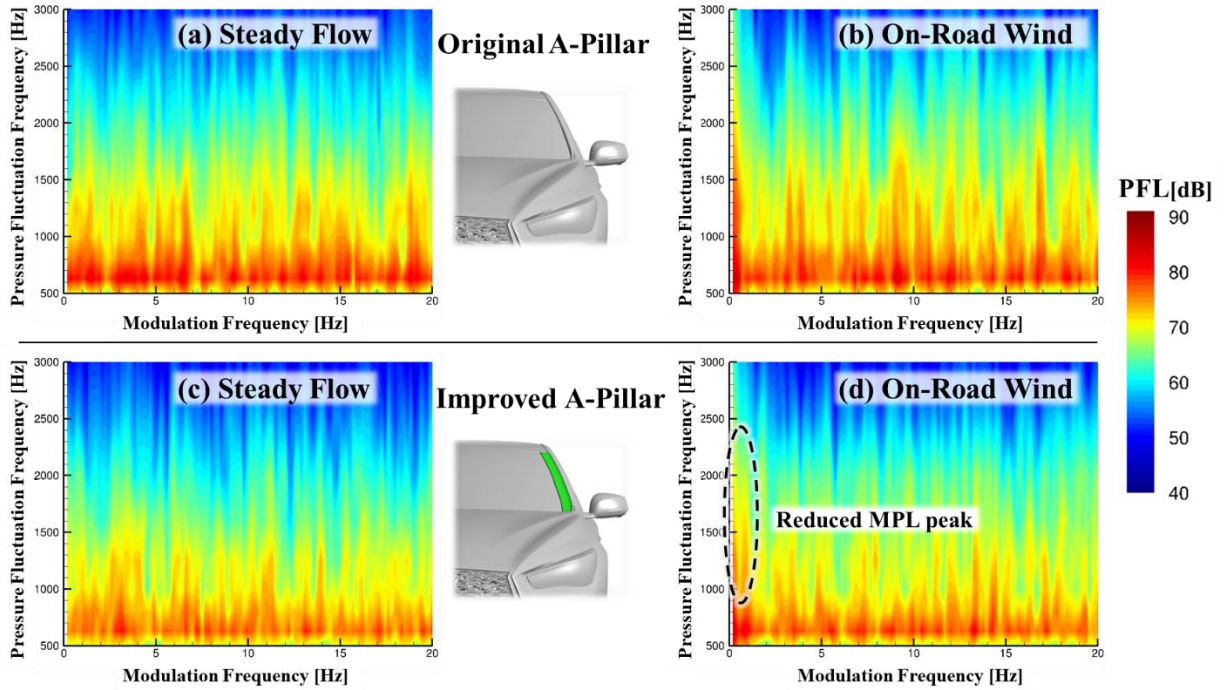


Fig. 2.2.4-7 Modulation power spectrum (MPS) of the pressure fluctuations measured near the A-pillar on the side window surface. (a) Original A-pillar / Steady Flow, (b) Original A-pillar / On-road wind, (c) Improved A-pillar / Steady Flow, (d) Improved A-pillar / On-road wind.

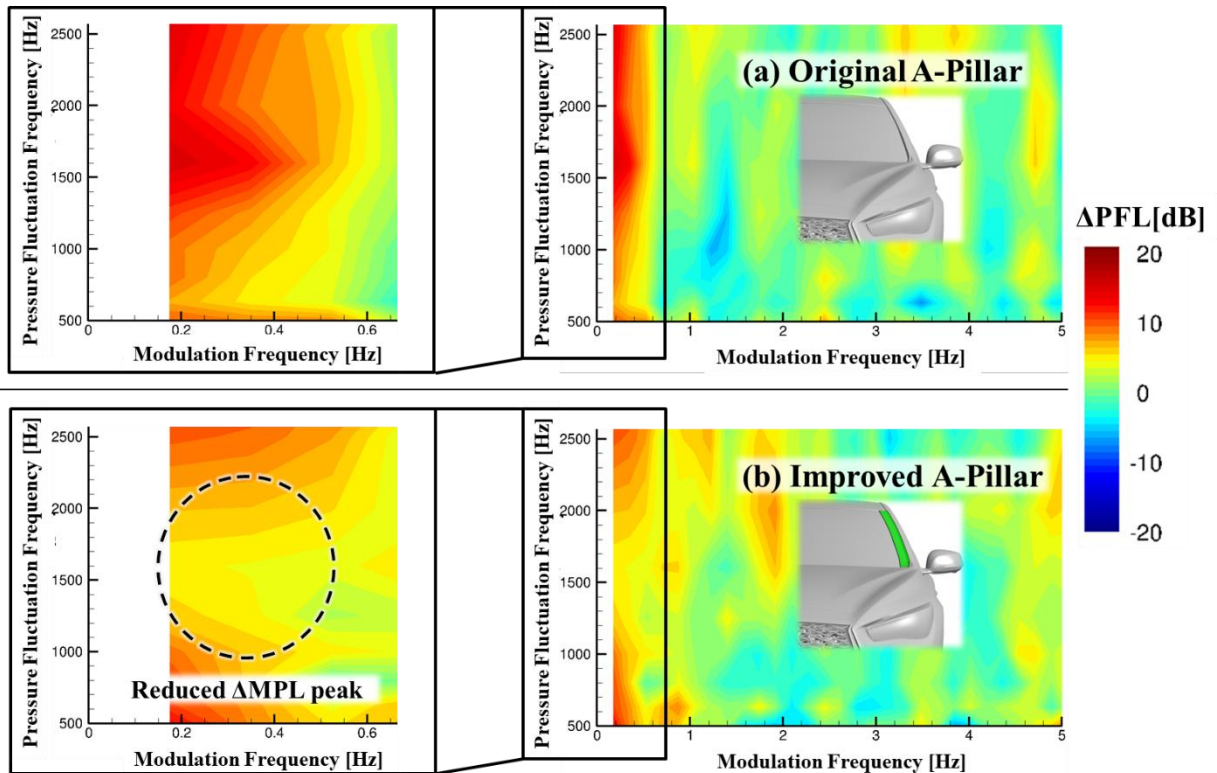


Fig. 2.2.4-8 Difference in the modulation power level near the A-pillar on the side window surface. (a) Original A-pillar, (b) Improved A-pillar.

参考文献

- [1] F. Rieper, “A low-Mach number fix for Roe’s approximate Riemann solver”, *Journal of Computational Physics*, Vol. 230, 13, (2011) 5263-5287.

II. FFXに関する成果

1) 計算モデル

空力音響計算を自動車車内騒音に適用する際に、シートや内装パネルの吸音率を考慮する必要がある。Lattice Boltzmann method (LBM) のような時間領域の解析で音響計算を行う場合、吸音率の周波数特性をどのように与えるかが問題となる。吸音特性は複素インピーダンスで与えられるため、複素インピーダンスを時間領域関数に変換することにより FFX (FrontFlow/X) に音響吸音境界を実装するための基礎検討を行い、インピーダンス境界を与えるための方針を得た。

2) 研究成果

FFX を用いた壁面挙動モデルによる自動車の空力騒音の予測として、実車の複雑形状に対する実レイノルズ数に対する解析を行った。エンジンルーム、キャビン内の内装 (シート等) を含む複雑形状の CAD データを修正することなしに解析データ化を作成するため、形状の入り組んだ部分に含まれる格子に対して、LBM の粒子速度方向が壁面によって阻害される方向を抽出し、阻害される速度方向成分が一定数 (例えば 27 方向に対して 20 方向) 以上の場合、壁面とする処理を行った。この処理によって実車の複雑な形状の解析が安定化し、実レイノルズ数の解析が可能となった。Fig. 2.2.4-9 にサンルーフを備えた車両周りの音場計算の一例を示す。最小格子サイズ 2 mm の場合、39 億格子である。図に示すようにサンルーフの開口部分から強い音場が放射されていることがわかる。フロントグリル周りからも強い音波が放射されていることがわかる。サンルーフ開口部から放射される空力音の波長 (波の間隔) と比較してフロントグリルから放射される空力音の波長が短いことがわかる。このように LBM 解析により流れと音の干渉を含めた解析が可能となった。サンルーフ開口部で発生した音を後部座席付近で測定した結果を Fig. 2.2.4-10 に示す。横軸は風洞実験で得られたピーク周波数 f_{res} (共鳴周波数) で無次元化した周波数であり、無次元周波数 1 すなわち共鳴周波数の音が観測された。現状の解析では、シート等の吸音率を考慮していないため、音圧レベルを実験と直接比較することは難しいが、共鳴周波数を捉えることができることを確認した。また、現在、実装を試みている時間領域インピーダンス境界 (吸音率境界) を組み込むことにより音圧レベルを含めた予測が可能となると考えられる。

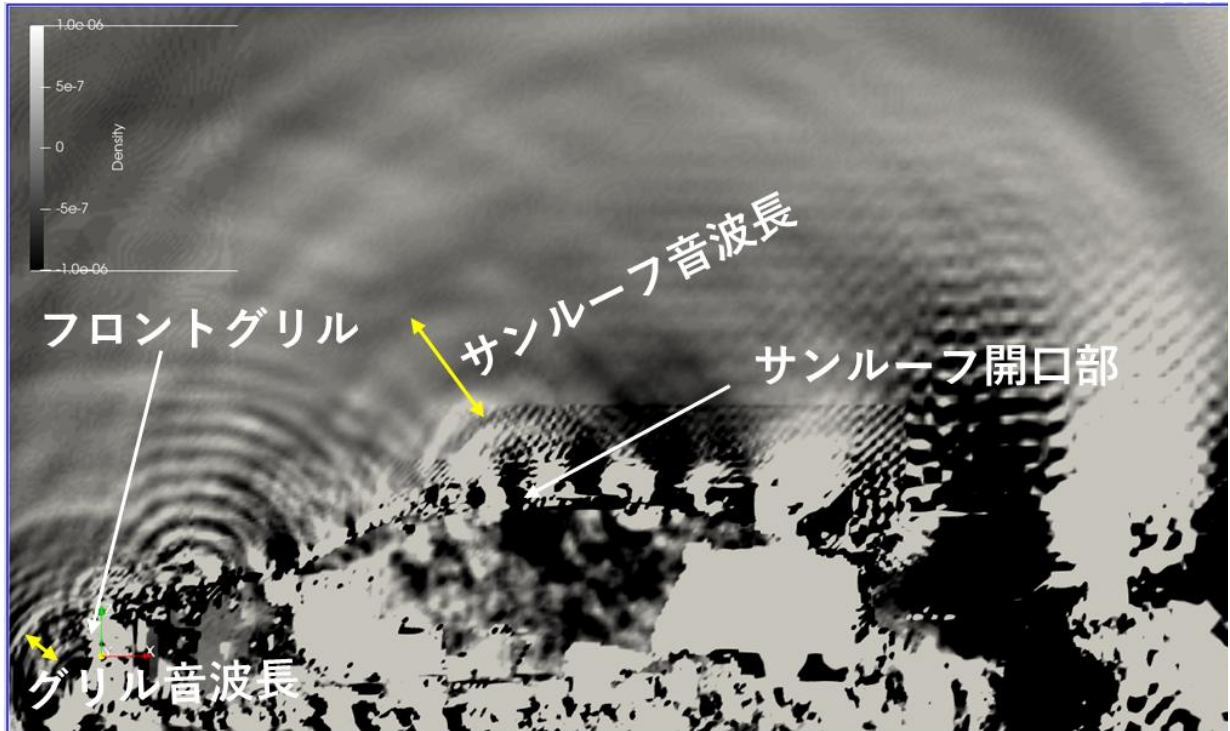


Fig. 2.2.4-9 Aerodynamic sound analysis results of a vehicle with sunroof using FFX (real scale, real Reynolds number).

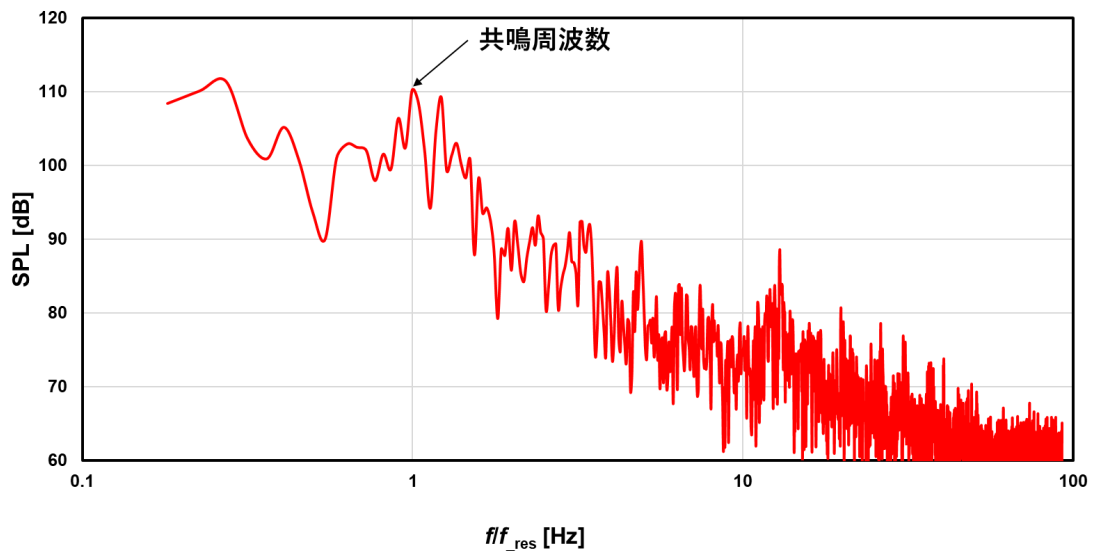


Fig. 2.2.4-10 Predicted aerodynamic sound spectrum at the rear seat (horizontal axis: non-dimensionalized by resonance frequency of vehicle).

Fig. 2.2.4-11 にサンルーフ開口部近傍の速度変動スペクトルを示す。速度変動スペクトルにはウィンドストップ音に相当する 16 Hz 付近にピーク周波数が見られ流れと音が連成していることが確認された。また、速度変動スペクトルには慣性小領域（周波数の $-5/3$ 乗）が観察されるほか、粘性領域

に相当する高周波数領域においてはハイゼンベルグスペクトル（周波数の-7 乗）が観察され、乱流場を適切に解析できていることがわかる。格子解像度 2 mm に相当する周波数（約 400 Hz）以上ではスペクトル分布が周波数の-7 乗から外れていき、格子解像度が不足していることが確認された。

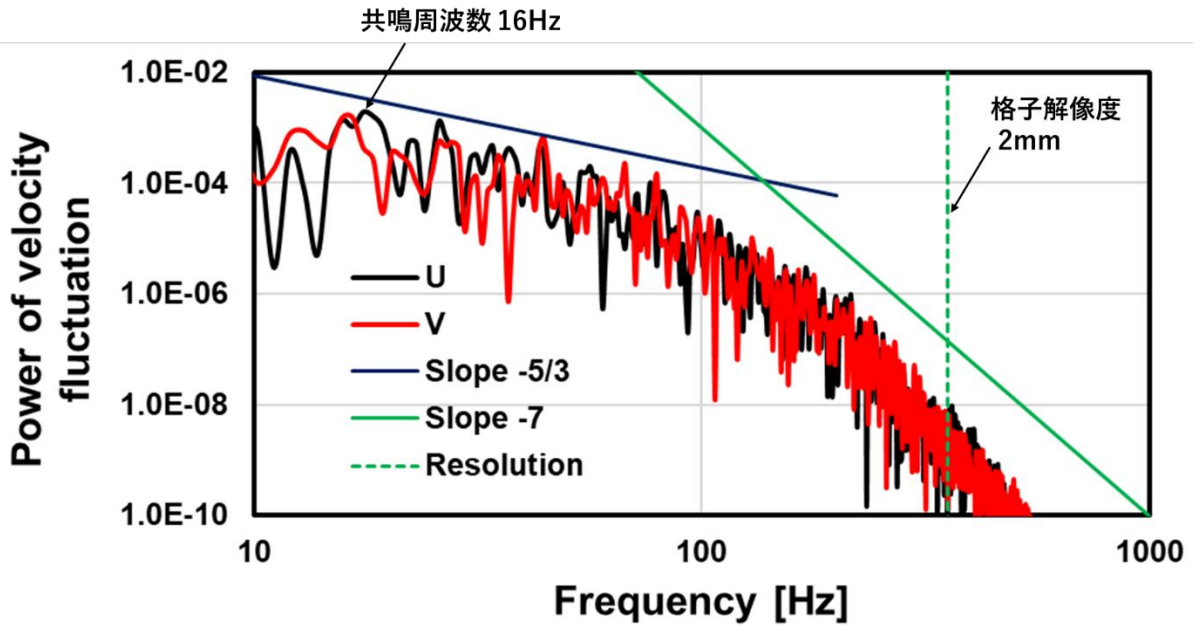


Fig. 2.2.4-11 Velocity fluctuation spectrum near sunroof.

Fig. 2.2.4-12 にドアミラー周りの音場とサンルーフ近傍の音場を示す。車両近傍には渦があるため、車両近傍には疑似音場による強い圧力変動が観察される。車体から離れた位置では音波が観察されるが音源である渦領域では音の波面がはっきりと認識できない。

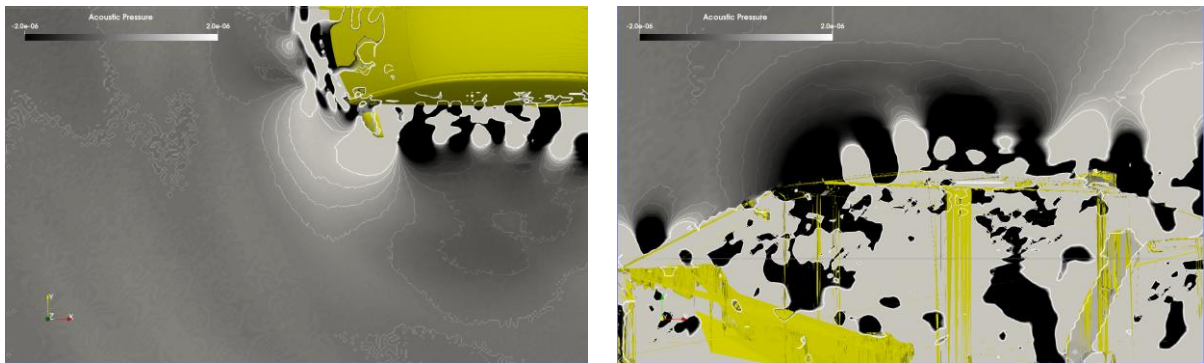


Fig. 2.2.4-12 Sound field around door mirrors (left) and near sunroof (right).

空力音の直接解法である LBM では渦領域を含む部分では音波の波面が不明確となるため、音源を同定することが難しい。低マッハ数流れでは流れ場と音場のスケールが異なることを利用して、 gaussian filter-g

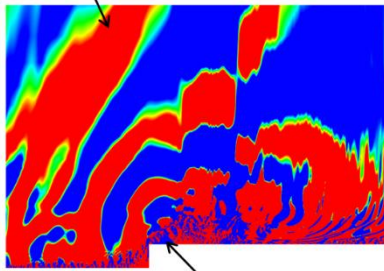
$$g(\Delta x, \Delta y, \Delta z) = \exp\left(-\frac{\Delta x^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{\Delta y^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{\Delta z^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\sigma = C(c_0 / f)$$

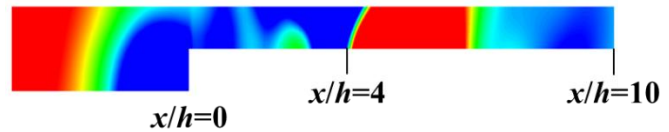
$$C = 0.05$$

を用いて音場と流れ場を分離することが可能であると考えられる。ここで σ はガウシアンフィルターのフィルタ幅であり、音速 c_0 と周波数 f の関数である。係数 C をどの程度に設定するかが課題であるが、令和5年度までの波数周波数スペクトルを用いた解析結果より、ガウシアンフィルターとしては $C=0.05$ を与えればよいことが確認されているので、本研究は $C=0.05$ として分析を行った。Fig. 2.2.4-13に分離解析の事例を示す。(a)が直接解析によって得られる圧力場、(b)がガウシアンフィルターを用いて分離した結果である。ガウシアンフィルターにより物体近傍の音場の抽出し、波面を明確にすることが可能となった。この手法を車両解析に適用することにより車両近傍の音源の抽出を進めていく予定である。

Acoustic pressure fluctuation



Turbulent pressure fluctuation



(a) Pressure field obtained by direct analysis

(b) Sound separation by Gaussian filter

Fig. 2.2.4-13 Examples of Separation Analysis.

4) まとめ

FFX を用いた壁面挙動予測モデルにより実レイノルズ数の車両周りの空力騒音を予測することが可能となった。サンルーフ付きの車両を解析し、ウィンドスロップ音の周波数を精度良く予測できることを確認した。音圧レベルまで予測するには、車室内の吸音率を考慮した解析が必要となるため、現在そのための吸音境界モデルの開発を進めている。音源の抽出にはガウシアンフィルターを用いた処理が有効であることが確認された。

(5) 研究テーマ⑤：ヒートポンプ用ファンの性能向上

(a) 研究成果の要旨

本研究テーマでは、「(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発」において開発するサロゲートモデルを活用し、従来は検討されていなかった広範な設計パラメータを探索することによって、従来性能を大幅に凌駕するプロペラファンを設計する。

令和 6 年度は、ヒートポンプ用ファンの最適化を実施した。動翼のスタッキングについては、NACA65 系列（軸流圧縮機羽根車設計に用いられる NACA（アメリカ航空諮問委員会）が公開している翼型の系列の一つ）をベースとして渦形式を仮定した設計を行い、この動翼形状に対して羽根車単体の流れ解析により高静圧・高効率となる形状の最適化を実施した。マウスリング、羽根車リングなどの翼端部形状やディフューザについては、設計した動翼形状を用いて内部流れ解析により形状最適化を実施した。また、サロゲートモデルの精度向上の知見を得るために、現行プロペラファンで用いられる動翼後縁付近の V 字カット形状が性能や内部流れへ与える影響も明らかにした。

In this research, we will utilize the surrogate model to be developed in Research theme 1 and will explore a wide range of design parameters that have not been considered in the past. By doing so, we will design a propeller fan that will substantially exceed the performance of conventional propeller fans.

In this fiscal year, we optimized a fan for a heat pump. For the stacking of the impeller blades, we designed it assuming a vortex type based on the NACA65 series (One of the National Advisory Committee for Aeronautics published airfoil series used in axial compressor impeller design), and optimized the shape of this impeller blade to achieve high static pressure and high efficiency through flow analysis of the impeller alone. For the blade tip shapes such as the mouth ring and impeller ring, and the diffuser, we performed shape optimization through internal flow analysis using the designed impeller blade shape. In addition, in order to improve the accuracy of the surrogate model, we clarified the effect on performance and internal flow of the V-cut shape near the trailing edge of the impeller blade used in current propeller fans.

(b) 本研究の内容

1) 計算モデル

本研究では、羽根車外径 400 mm 程度のヒートポンプ用プロペラファンおよび軸流ファン（改良ファン）を対象に、ファン単体の性能と流れ場の予測を目的として、RANS (Reynolds-Averaged Navier Stokes Simulation) と LES (Large Eddy Simulation) による流体解析を実施した。

流体解析のソルバとして、有限要素法による非圧縮性流れの LES 解析ソルバである FrontFlow/blue (FFB) [1]を使用した。乱流モデルとして Dynamic Smagorinsky モデルを用いた。また、回転領域である羽根車領域とその他の静止領域の接合にはオーバーセット法を用いて解析した。FFB は「富岳」の計算ノード (CPU) 上で高速な計算が実施できるように最適化されている。また、FFB による LES 解析に加えて、ファン形状の最適化と比較のために商用アプリケーション・ソルバ Ansys CFX、scFLOW を用いた RANS 解析と LES 解析も実施した。これらは連続の式と非

圧縮性流れの NS (Navier Stokes) 方程式を基礎方程式として、有限体積法によって離散化する汎用熱流体解析ソルバであり、計算格子には Ansys CFX では 6 面体格子を、scFLOW ではポリヘラルドメッシュを用いた。Ansys CFX による RANS 解析には SST $k-\omega$ モデルを、scFLOW による RANS 解析には Realizable $k-\epsilon$ モデルを、同 LES 解析には WALE モデル (Wall-Adapting Local Eddy-viscosity model) を使用した。いずれの解析においても、羽根車領域のみを回転座標系で解析し、その他の領域は静止座標系で解析し、回転領域と静止領域は不連続接合した。

設計した軸流ファン (改良ファン) 単体の外観とその解析領域を Fig. 2.2.5-1 に示す。ファンに流入する流れの静圧降下とファンから流出する流れの静圧回復を評価するために、羽根車外径の 10 倍の直径を有する解析領域を設定した。FFB による LES 解析に用いた、開発中の軸流ファン (改良ファン) でディフューザのないものについて解析領域全体と動翼近傍の解析格子の一例を Fig. 2.2.5-2 に示す。格子はテトラ・プリズム要素である。また、ディフューザ付きの軸流ファンと現行相当のプロペラファンの解析領域全体と動翼近傍の解析格子を Fig. 2.2.5-3 に示す。FFB による解析では、流入部と流出部にそれぞれトラクションフリー条件と流速規定条件を設定し、壁面には No slip 条件を設定した。Ansys CFX による解析では、流入部と流出部にそれぞれ圧力規定条件と体積流量規定条件を設定し、壁面には No slip 条件を設定した。scFLOW による解析では流入部と流出部にそれぞれ体積流量規定条件と圧力規定条件を設定し、壁面には No slip 条件を設定した。

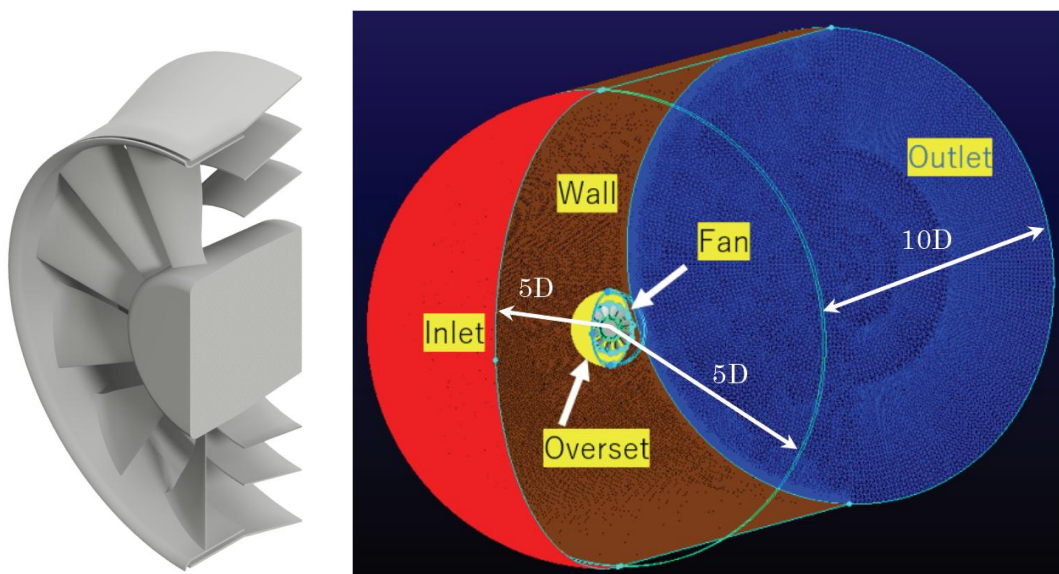


Fig. 2.2.5-1 Axial fan designed in this study (left) and computational domain for performance prediction of an axial fan (right). “D” is the diameter of an impeller outer.

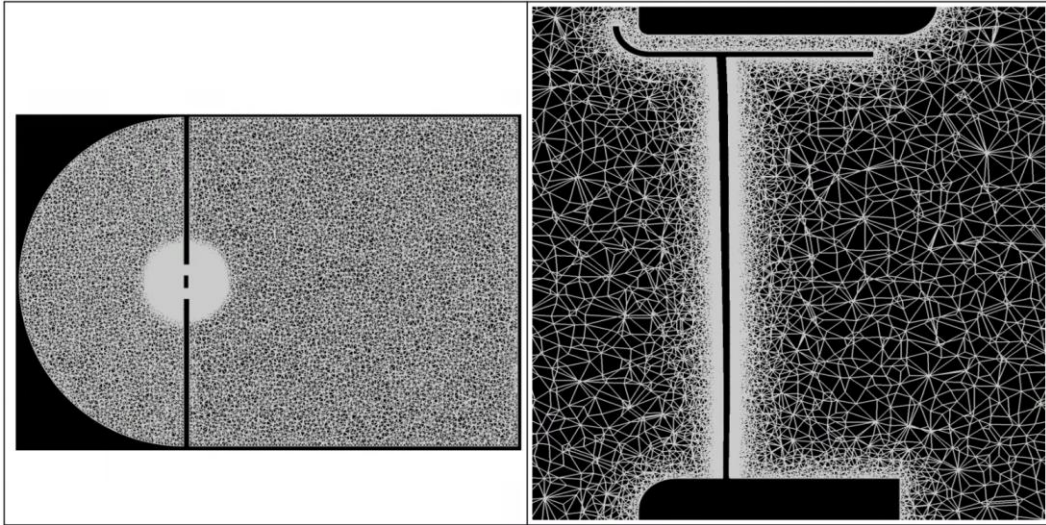
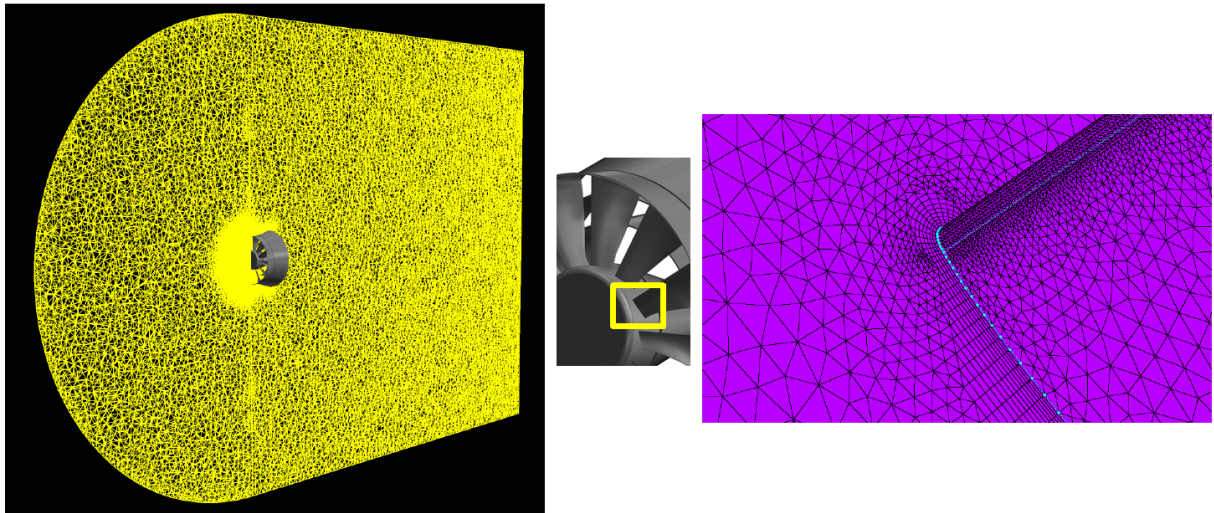
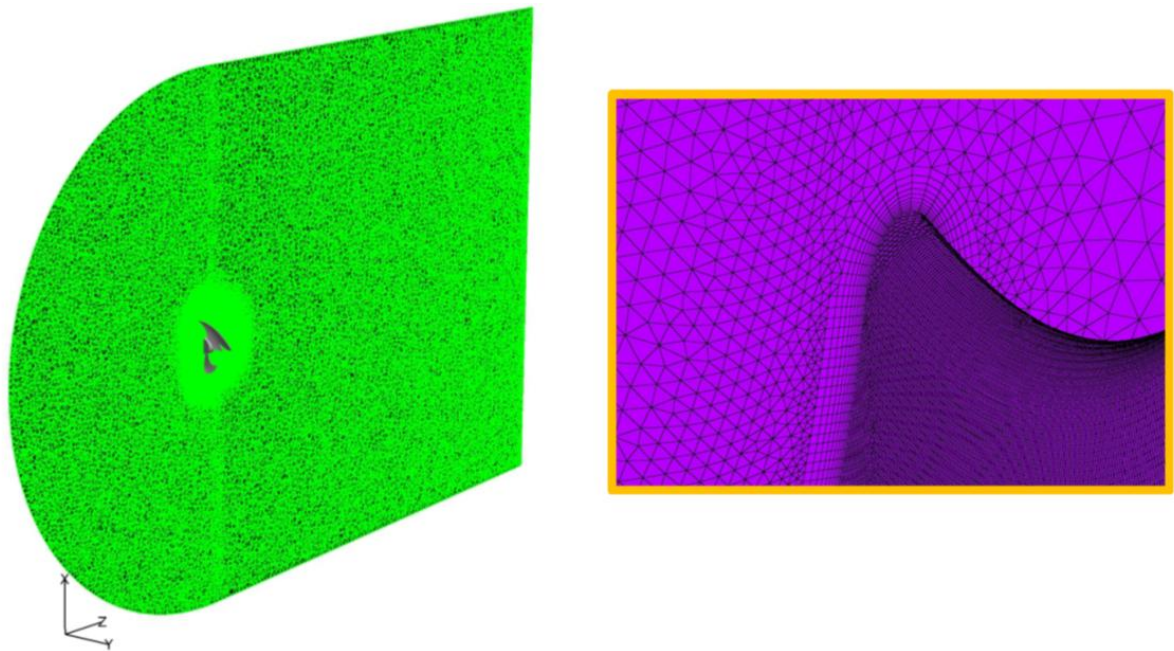


Fig. 2.2.5-2 Computational grid of an axial fan without diffuser designed in this study for LES using FFB.



(a) Axial fan with diffuser designed in this study



(b) Propeller fan designed in this study

Fig. 2.2.5-3 Computational grid of an axial fan for LES using FFB.

羽根車外径約 400 mm のヒートポンプ用軸流ファン（改良ファン）のプロペラファンについてファン単体の性能を評価し、動翼形状、翼端部形状、ディフューザ形状を最適化した。設計流量係数は 0.2 ~ 0.23 である。また、現行プロペラファンにおける羽根後縁の切り欠きによる性能や流れ場への影響を解明するため、現行相当のプロペラファンを設計し、ファン単体の性能評価と流れ場予測を行った。

2) 並列計算の方法と効果（性能）

FFB による LES 解析は、領域分割を用いることによる MPI 並列計算、OpenMP とコンパイラの自動並列機能を併用したスレッド並列計算の両方を用いたハイブリッド並列計算により実施した。

前述のとおり、FFBは「富岳」向けに限界までチューニングされており[2]、Weak Scale ベンチマークテストにおける並列化効率は85%程度である。また、Ansys CFX、scFLOWによるRANSとLESの解析は領域ごとにコアを割り付けるフラットMPI並列計算を実施したが、市販のアプリケーション・ソルバであるため、実効性能や並列化効率は公表されていない。

3) 研究成果

令和5年度は広範な設計パラメータの探索を行い、改良ファンの概念設計の有効性を確認し、動翼形状の基本設計を行った。それをもとに令和6年度はまず動翼のスタッキングについて、羽根出口渦形式の仮定に基づく設計最適化を行った。また、並行して翼端部とディフューザの形状について最適化を実施した。

3-1) 動翼形状の最適化

動翼のスタッキングについては、NACA65系列（軸流圧縮機羽根車設計に用いられるNACA（アメリカ航空諮問委員会）が公開している翼型の系列の一つ）をベースとして渦形式を仮定した設計を行い、この動翼形状に対して、まず羽根車リングなしの羽根車単体の流れ解析により高静圧・高効率となる形状の最適化を実施した。設計点の仕様は流量係数で $\phi=0.2\sim0.23$ 、静圧係数で $\psi_s=0.12$ 付近であり、羽根車先端周速度に基づくレイノルズ数は 1.5×10^5 程度である。この条件下で、羽根枚数を10~12枚、弦節比を羽根先端とハブでそれぞれ0.6~1.2、ハブ比を0.3~0.7、羽根の設計渦形式を混合渦形式として変化させ、合計400ケース以上の流体解析により最適化を行った。また、これらの設計パラメータはラテン超方格法を用いた重複のない均等ケースサンプリングにより設定した。得られた羽根車単体性能に対する性能曲線の一例をFig. 2.2.5-4に示す。図より流量係数0.2付近でピーク静圧効率が最大で44%程度が得られている。設計通りにハブ側よりも羽根先端側で負荷が大きくなっていることが確認できる。

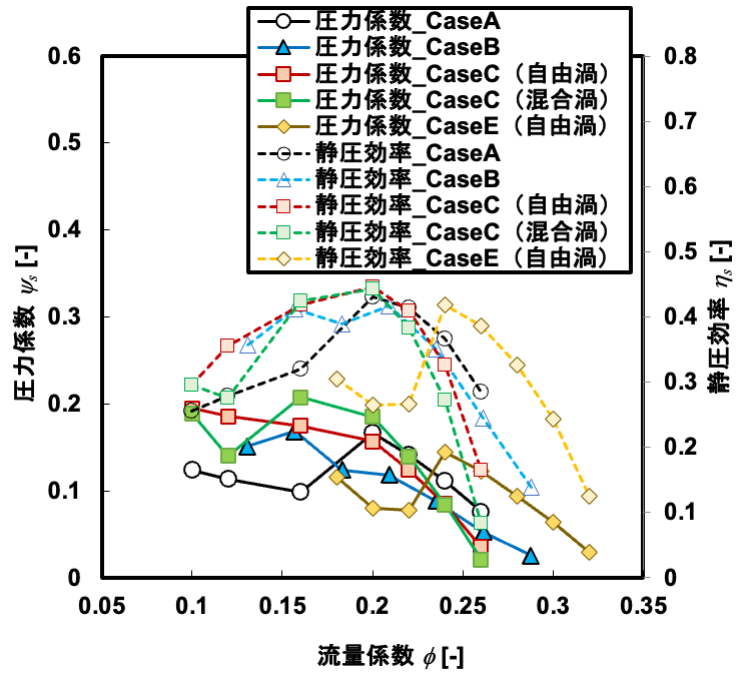


Fig. 2.2.5-4 Predicted performance curve of axial fan designed in this study.

負圧面側の動翼まわりの流れ構造として、低解像度 LES 解析と高解像度 LES 解析により得られた、瞬時の速度勾配テンソルの第二不変量 $Q=500$ の等値面を Fig. 2.2.5-5 に示す。半径方向と軸方向の格子解像度の向上による影響は、ミッドコードから後縁にかけてみられる渦構造および翼端付近でみられる翼端漏れ渦に細かい構造としてあらわれている。流量係数 0.22 の、前縁近傍の格子解像度の違いによる 80% スパン位置の動翼まわりの圧力分布の比較を Fig. 2.2.5-6 に示す。Fig. 2.2.5-6 左は前縁付近の流れ方向の格子が 10 要素で、Fig. 2.2.5-6 右は 20 要素でそれぞれ構成されており、10 要素では前縁付近で負圧面の流れが大きくはく離しているが、20 要素ではそれが抑制されている。実際の流れは後者に近いと考えられるため、この位置では前縁付近に流れ方向に 20 要素以上の格子が必要であることがわかる。

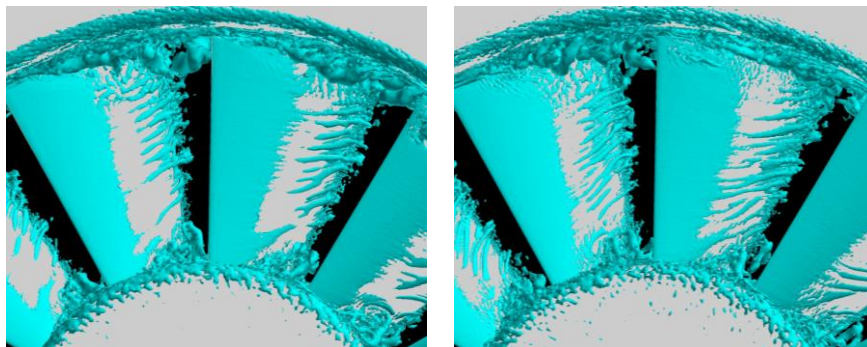
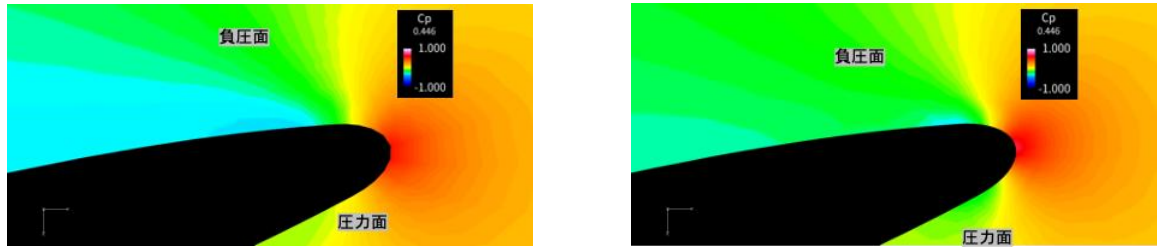


Fig. 2.2.5-5 Vortical structures visualized by iso-surface of second invariant of velocity-gradient tensor computed by low-resolution (left) and high-resolution LES (right) using FFB for axial fan designed in this study.



(a) 10 chordwise elements near the leading edge (b) 20 chordwise elements near the leading edge

Fig. 2.2.5-6 Pressure distributions around blade on 80% radial position using FFB for axial fan designed in this study.

3-2) 翼端部形状の最適化

マウスリング、羽根車リングなどの翼端部形状については、動翼形状の最適化と並行して内部流れ解析により形状最適化を実施した。流量係数 0.22 における羽根車リングの有無による負圧面側の動翼まわりの流れ構造の比較として、時間平均流れ場の速度勾配テンソルの第二不変量 $Q=500$ の等値面の可視化結果を Fig. 2.2.5-7 に示す。図より、羽根車リングなしでは翼端漏れ渦がみられるが、羽根車リングありではそれはみられず、リングにより翼端漏れ渦の発生が抑制されているのがわかる。次にマウスリングも含めた翼端部形状の最適化による結果のうち代表的な性能曲線と翼負荷分布を Fig. 2.2.5-8 に示す。図より、羽根車リングは静圧上昇に効果があり、静圧効率も高いケースが多いことがわかる。翼端部形状の最適化により羽根車リングなしに比べて 7 %程度の静圧効率の上昇があり、羽根先端付近 (97 %スパン位置) の翼負荷分布にも影響があらわれている。



(a) Axial fan without fan ring



(b) Axial fan with fan ring

Fig. 2.2.5-7 Vortical structures visualized by iso-surface of second invariant of velocity-gradient tensor computed by LES (right) using FFB for axial fan designed in this study.

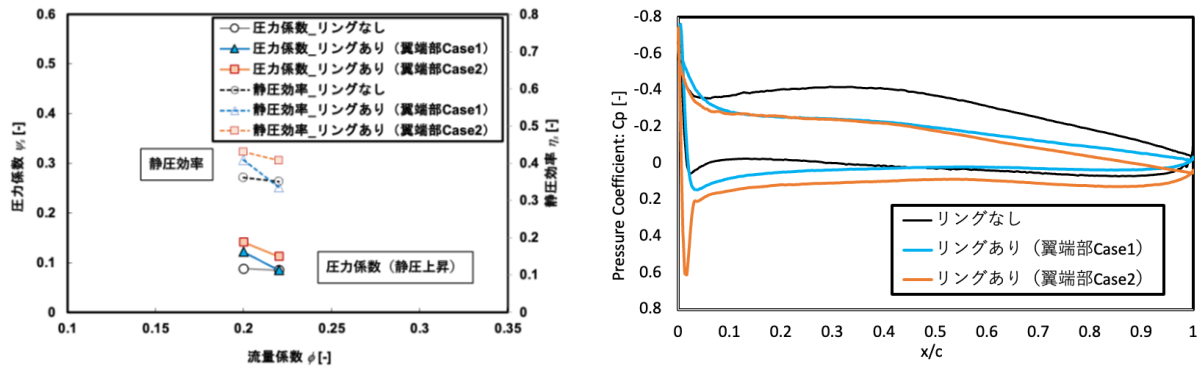


Fig. 2.2.5-8 Effects of fan ring on predicted performance curve (left) and blade loading distributions (right) for axial fan designed in this study.

3-3) ディフューザ形状の最適化

ベルマウスや羽根車リングがある羽根車形状に対して、軸方向長さや開き角などのディフューザ形状の最適化による結果の性能曲線の一例を Fig. 2.2.5-9 に示す。図より、ディフューザの設置により静圧上昇の向上がみられ、そのピーク静圧効率 η_{st} は 50 %程度に達することがわかる。

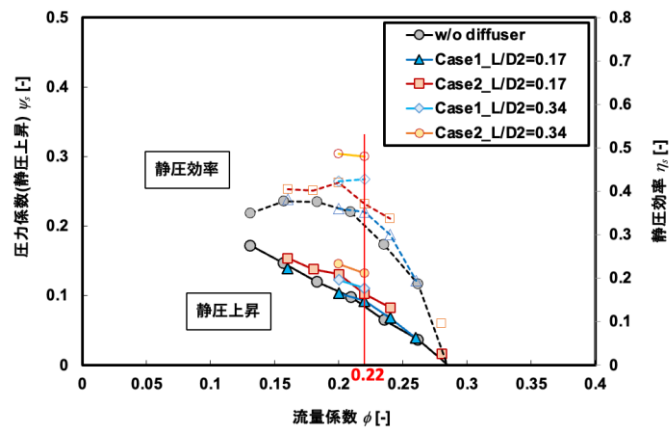
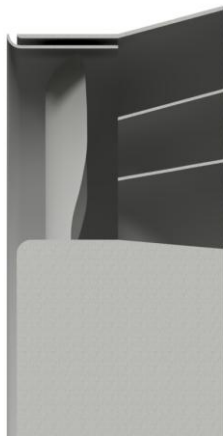
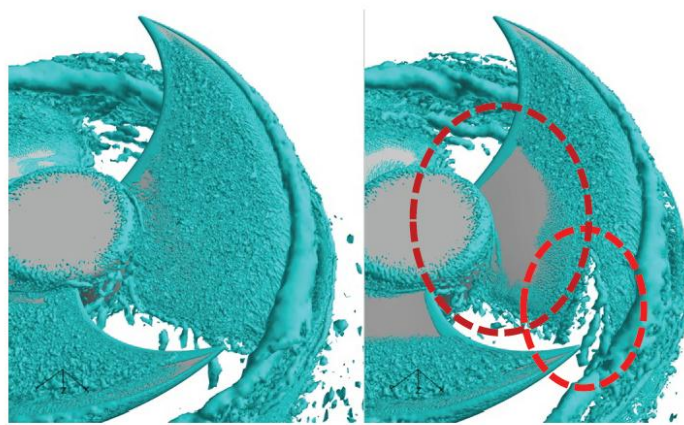


Fig. 2.2.5-9 Cross section of axial fan designed in this study (left), and effects of blade tip and diffuser shapes on predicted performance curve (right).

3-4) プロペラファン動翼の後縁切り欠きの流れ場と性能への影響

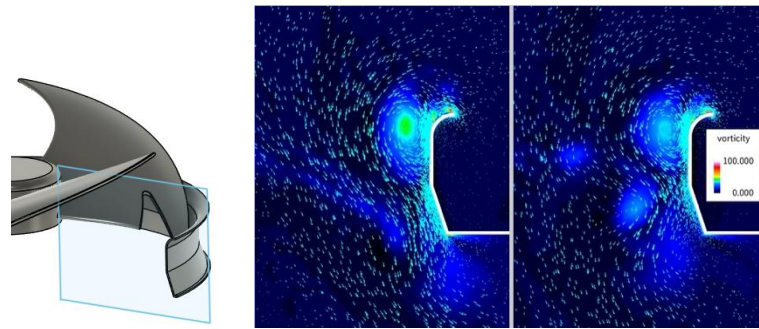
動翼形状の最適化に用いるサロゲートモデルの精度向上の知見を得るために、現行相当のプロペラファンを設計し、羽根後縁の切り欠きの有無の2種類を用意し、それが性能や内部流れへ与える影響を明らかにした。このファンの設計流量は流量係数で0.2であり、羽根先端周速度に基づくレイノルズ数は 4.7×10^5 程度である。瞬時の Q 値をFig. 2.2.5-10に示すが、後縁切り欠きありの形状では切り欠き部で縦渦が生じるとともにハブ側の動翼表面の境界層遷移にも影響がみられる。



(a) Fan blade without V-cut (b) Fan blade with V-cut

Fig. 2.2.5-10 Vortical structures visualized by iso-surface of second invariant of velocity-gradient tensor computed by LES using FFB for propeller fan.

羽根後流における渦度分布と速度ベクトルによる比較では、後縁切り欠きありの形状では羽根先端付近の漏れ渦の渦度が小さくなっている (Fig. 2.2.5-11)。



(a) Fan blade without V-cut (b) Fan blade with V-cut

Fig. 2.2.5-11 Vorticity and velocity-vector distributions in wake of blade in circumferential cross section of propeller fan..

4) まとめ

本研究では、令和5年度に実施したファンの概念設計（軸流多翼ファン・翼端渦の制御・静圧回復による性能向上）に基づき、令和6年度は動翼の設計を主として進めながら、LES解析結果に基づきファンの各構成要素が空力性能へ与える影響について調査し、ファン形状の最適化についての研究開発を行った。その結果、以下の知見が得られた。

- (1) 羽根枚数、弦節比、ハブ比、羽根の設計渦形式をパラメータとして設計により動翼形状の最適化ができ、その環境を構築した。
- (2) 設計した動翼形状を用いてマウスリング、羽根車リングなどの翼端部形状の最適化を行い、これらの構成要素の有効性を確認することができた。
- (3) ベルマウス、羽根車リングがある羽根車形状に対して、軸方向長さや開き角などのディフューザ形状の最適化を行い、その有効性を確認することができた。

参考文献

- [1] C. Kato, M. Kaiho, A. Manabe, An Overset Finite-Element Large-Eddy Simulation Method With Applications to Turbomachinery and Aeroacoustics, *Trans. ASME, Journal of Applied Mechanics*, Vol. 70, pp. 32–43 (2003).
- [2] C. Kato, Y. Yamade, K. Nagano, K. Kumahata, K. Minami and T. Nishikawa, “Toward Realization of Numerical Towing-Tank Tests by Wall-Resolved Large Eddy Simulation based on 32 Billion Grid Finite-Element Computation”, *Proceeding SC20 (2020)*.

(6) 研究テーマ⑥：次世代計算基盤の構築

(a) 研究成果の要旨

本研究テーマでは、「(3) 研究テーマ③：実船の推進性能の予測」、「(4) 研究テーマ④：自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立」、および「(5) 研究テーマ⑤：ヒートポンプ用ファンの性能向上」によって産業上の利用効果が実証された HPC アプリケーション FrontFlow/blue (FFB)、FrontFlow/X (FFX)、および CUBE を、今後のハードウェアの主流になるものと考えられる GPU 等の加速演算器に移植し、HPC シミュレーションを幅広い産業分野に展開する。また、ハードウエ

ア性能の今後の進展予測に鑑み、アプリケーションの実効性能がメモリー性能律速にならない解析アルゴリズムを研究開発するとともに、「富岳」の実効通信性能を向上させるための基盤研究を実施する。

令和6年度は、中核アプリケーションの加速演算器への移植と最適化、新規流体解析アルゴリズムの開発、および令和5年度に開発したランクマップの最適化手法の効果の検証を実施した。具体的には、FFXを、このGPGPUの性能向上のため、加速演算機構を有するSX-Aurora-TSUBASA Vector Engine Type 30Aに移植し、ノード単体実効性能1233.5 GFLOPSを達成した。さらに、FFXを広範なユーザに展開するために、東北大学のAOBA-Sに移植するとともに、東京大学情報基盤センター、および一般財団法人高度情報科学技術研究機構の協力も得て、FFXのハンズオンセミナーを開催した。また、加速演算器が主体となる次世代の計算機ハードウェアの動向に鑑み、FFXのコアカーネルの低B/F化を検討した。さらに、課題内の別の代表的なアプリケーションCUBEに令和5年度に開発したランクマップ最適化アルゴリズムを適用し、その効果を評価した。

In this research, HPC applications, such as FrontFlow/blue (FFB), FrontFlow/X (FFX), and CUBE, which have proven their industrial effectiveness through Research theme 3, Research theme 4 and Research theme 5, will be ported to GPGPU, which is expected to become the mainstream hardware for a supercomputer in the future and will expand the use of HPC simulations to a wide range of industrial fields. In addition, since hardware performance improvements are expected to slow down in the future, we will research into and develop analysis algorithms, with which the sustained performance of the application would not be memory-throughput bounded. We will also conduct fundamental research to reduce the communication overhead of the HPC application run on "Fugaku."

In this fiscal year, we ported and optimized a representative application for an accelerator, developed a new fluid-flow computation algorithm, and validated the use of the rank map optimized for inter-process communication on Fugaku. Specifically, we ported and optimized a representative application, FFX, for SX-Aurora-TSUBASA Vector Engine Type 30A. Through this porting process, we achieved a sustained single VE (Vector Engine) performance of 1233.5 GFLOPS. Furthermore, to diffuse FFX to a wide range of industrial users, we ported the optimized FFX to supercomputer AOBA-S at Tohoku University and held a hands-on seminar of FFX with the help of the Information Technology Center at the University of Tokyo as well as Research Organization for Information Science and Technology (RIST). In anticipation of next-generation computing hardware, which will be predominantly accelerator-based, we revised the core kernels of FFX and developed new kernels with a lower B/F (Bytes per Flop) ratio to optimize the application performance. In addition, we applied the optimized rank map to another representative application, CUBE, and evaluated its effectiveness.

(b) 本研究の内容

1) 研究成果

1-1) FFX の SX-Aurora-TSUBASA Vector Engine Type 30A への移植および最適化

1-1-1) 概要

日本電気株式会社（以下、NEC）の協力を得て、格子ボルツマン法（Lattice Boltzmann Method、以下、LBM）に基づく、汎用大規模 Large-Eddy Simulation (LES) アプリケーション FrontFlow/X (FFX) を同社製の加速演算器 SX-Aurora-TSUBASA Vector Engine Type 30A（以下、SX-Aurora (30A)）に移植し、最適化を実施した。さらに、FFX を広範なユーザに展開するために、東北大学の AOBA-S に移植した。

1-1-2) 詳細

SX-Aurora (30A)の VE (Vector Engine) は高速なパイプライン処理が可能な 16 のラージコアと理論最大バンド幅 2.45 TB/s、96 GB の大容量 HBM-2e メモリを搭載している。VE あたりの倍精度浮動小数点演算性能 (FP64 性能) の理論最大値は 4.91 TFLOPS である。双方向転送速度 200 Gbps の第 4 世代の PCI Express (PCIe Gen 4) によって、1 VE~最大 8 VE がホスト CPU (ベクトルホスト、VH) に結合される。ホスト CPU 上で稼働するオペレーティングシステム (OS) から見ると VE は外部デバイスであるが、再内側の DO ループがベクトル化できるようにコーディングされていれば、NEC の SX-Aurora (30A)用コンパイラを利用することによって、VE 上で高速に稼働するベクトル計算用のロードモジュールが自動的に生成され、VE 上で高速に実行される。

FFX は LBM によって、格子点の流速と密度 (圧力) の時間発展を計算する汎用大規模 Large Eddy Simulation (以下、LES) コードであり、マッハ数 0.1 程度以下の比較的低速な流れ、および流れから発生する流体音の直接計算が可能である。FFX の計算方法は Building Cube Method (BCM) に基づいており、計算領域は前処理プログラム multcub.f によってキューブとよばれる計算の最小単位の立方体に分割される。各キューブの一辺は全て同じ分割数 NG によって分割されるが、キューブの一辺の長さは最小キューブ (レベル 1 のキューブ) から最大キューブ (レベル n のキューブ) まで $2^{(n-1)}$ 倍異なる。ベンチマーク船型 KVLCC2 まわりの乱流境界層を計算するためのキューブ配置の例を Fig. 2.2.6-1 および Fig. 2.2.6-2 に示す。Fig. 2.2.6-1 は bounding box とよばれる、指定された直方体内のキューブを階層的に細分化 (refine) した例であり、Fig. 2.2.6-2 は物体の壁面を表す STL (Stereolithography) と接触するキューブを階層的に細分化した例である。このように、BCM によって物体表面に発達する境界層や物体背後の後流を効率的に解像することができる。

各キューブは 1 格子分の「袖領域」を有している。LBM は陽解法であるため、mpi プロセスが袖領域の分布関数の値を交換することによって全キューブが並列計算される。また、サイズが異なるキューブ間では分布関数の非平衡成分がスケーリングされた上で衝突計算が行われる。

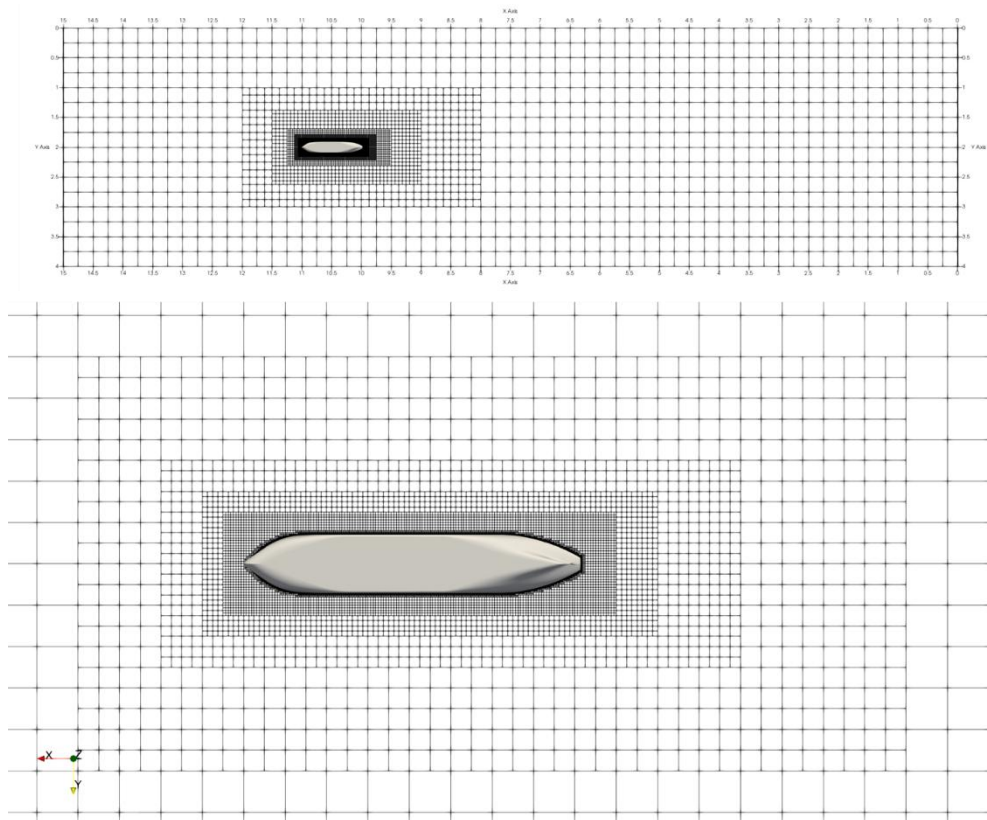


Fig. 2.2.6-1 Cube refinements by bounding boxes.

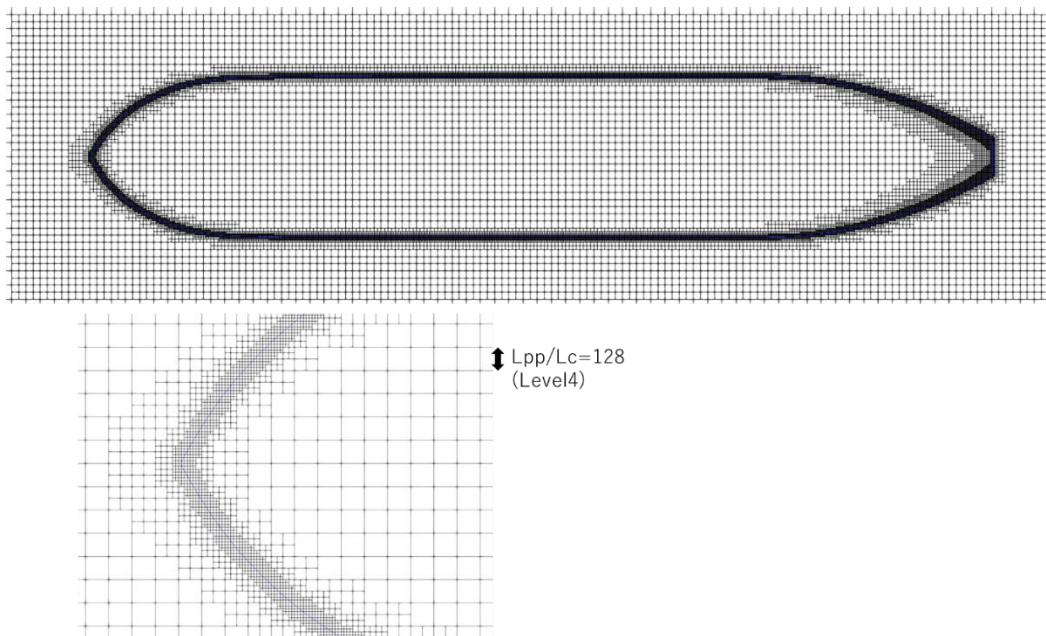


Fig. 2.2.6-2 Cube refinements on the basis of wall surface.

FFX には、格子点において定義する分布関数（粒子モデル）として、D3Q19 モデルおよび D3Q27 モデルが実装されており、分布関数の時間緩和計算方法（衝突モデル）として、SRT（Single

Relaxation Time) 法と MRT (Multiple Relaxation Model) 法が実装されている。計算精度、計算の安定性、および計算効率の観点から、実用計算では D3Q27 粒子モデルと MRT 衝突モデルが組み合わせて利用されることが多い。また、格子サイズ以下の乱流渦による運動量の輸送効果を表す Subgrid-scale model (SGS モデル) としては、Standard Smagorinsky Model (SSM) と Wall-Adapting Local Eddy-viscosity Model (WALE model) が実装されている。

FFX は、interpolated bounce back 条件を与えるために必要となる格子線と STL の交点計算 (インターセクト計算) などの前処理、時間積分ループ計算、および計算結果の出力などの後処理から構成されるが、1 回のジョブで 1 万時間ステップ以上の時間積分を実施する実用計算では時間積分ループ内の計算が計算時間の大半を占める。時間積分ループ内では、マクロ変数の計算、局所平衡分布関数の計算、衝突項の計算、および並進計算の順に主要な計算が実行される。FFX は理化学研究所や NEC も含めた多くの計算機ハードウェアベンダとも連携協力して開発が進められた。「富岳」の計算ノードである A64FX CPU、NEC の SX-Aurora (30A)、NVIDIA の GPGPU である A100 や GH200、Intel や AMD の x86 命令セットの CPU など、加速演算器が具備された計算ノードも含めてさまざまな計算ノードで高い実効性能が得られるように、時間積分ループ内の主要な計算を実行するカーネル (コアカーネル) は設計され、実装されている。令和 6 年度は SX-Aurora (30A) (前述) に FFX のフルアプリを移植し、最適化を実施し、VE 単体の実効性能を評価した。また、東北大学サイバーサイエンスセンターの協力を得て、最適化した FFX を同センターが運用する AOBA-S に移植した。前述のように、FFX のコアカーネルはベクトル演算器でも高速に実行されるように設計されているため、移植にあたっては指示行の追加のみで高い実効性能が得られた。FFX を単一の VE 上で実行した場合の実効性能を評価した結果を Table 2.2.6-1 および Fig. 2.2.6-3 に示す。

Table 2.2.6-1 Sustained single-VE performance of FFX on SX-Aurora (30A).

cube division	number of cubes	number of grids	memory usage	msec/step	sustained performance	performance ratio
16×16×16	8	32,768	7.135 GB	0.38	203.5 GFLOPS	4.15
32×32×32	8	262,144	7.135 GB	1.47	452.7 GFLOPS	9.21
64×64×64	8	2,097,152	7.135 GB	7.53	656.2 GFLOPS	13.36
128×128×128	8	16,777,216	16.883 GB	45.53	780.6 GFLOPS	15.90
256×256×256	8	134,217,728	98.242 GB (2VE)	166.51	1233.5 GFLOPS	25.12

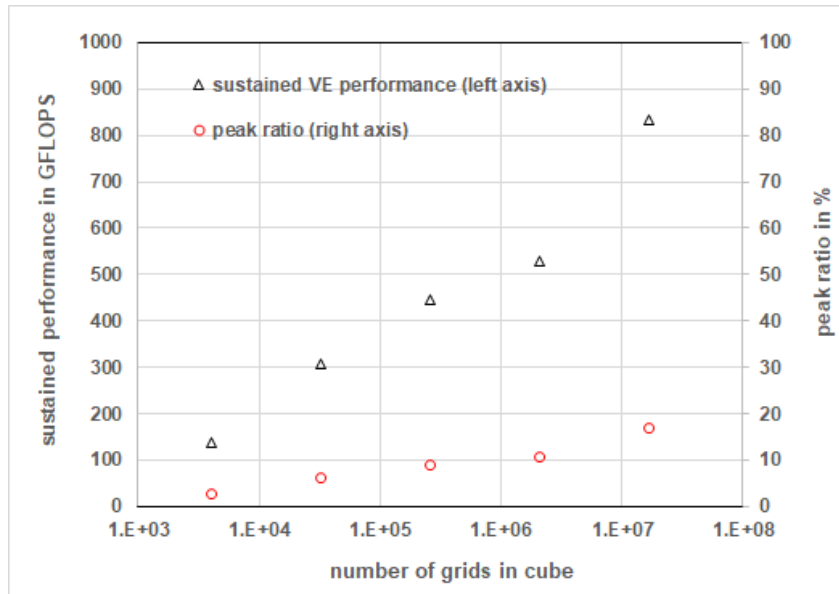


Fig. 2.2.6-3 Relation between number of grids and sustained single-VE performance.

計算対象とした問題は、立方体の中に閉じ込められた流体が立方体の一つの面の平行移動によって駆動される、立方キャビティ流れとよばれる単純な流れである。FFXの粒子モデルとしてはD3Q27、衝突モデルとしてMRTを使用した。コアカーネルの性能を評価することを目的としていたため、低いレイノルズ数を設定し、SGSモデルは使用しなかった。

計算領域は同じ大きさの8個のキューブに分割し、キューブの中の格子分割数NGを16から256まで変化させた。前述のように、SX-Aurora(30A)のVEには16個の計算コアが搭載されているが、VE内に4つのmpiプロセスを立ち上げ、各mpiプロセスは4つのスレッドを発行し、1つのコアが1つのスレッドの計算を実行した。つまり、分割領域に対するmpi並列とDOループに対するスレッド並列を併用したハイブリッド並列計算を実行した。

VEの実効性能はコンパイラのプロファイラが出力した浮動小数点演算数と1時間ステップの計算時間とから算出したが、FFXの1格子点、1時間ステップあたりの浮動小数点演算数は1,250前後である。なお、キューブを256分割した場合のみ、メモリが不足したため2VEで実行した。

Table 2.2.6-1の各列は左から順に、キューブの格子分割数(cube division)、キューブ数(number of cubes)、キャビティ全体の格子数(number of grids)、メモリ使用量(memory usage)、1時間ステップの計算時間(msec/step)、VEの実効性能(sustained performance)、VEの理論最大性能に対する実効性能の比(performance ratio)を表す。Table 2.2.6-1およびFig. 2.2.6-3に示すように、FFXの実効性能は問題規模が大きくなると高くなり、格子点数が約1億3,000万の最大規模の問題ではVEの理論最大性能の17%の実効性能が得られている。FFXのコアカーネルの実効性能は実効メモリスループットによって律速される。前記の最大規模の問題において、FFXのコアカーネルの実効メモリスループットは960 GB/sから1,580 GB/sであり、メモリスループットを計測する標準的なベンチマーク問題であるStreamTriadのメモリスループットの55%から90%であった。問題規模が大きくなるとメモリアクセスのレイテンシーの影響が小さくなるため、実効メモリスループットが向上し、実効性能が向上するものと推定される。c)節で言及するように、ポスト「富岳」は、倍

精度浮動小数点演算性能 (FP64 性能) が「富岳」の計算ノードの 200 倍以上あり、メモリーバンド幅も 200 倍以上の「ファットノード」で構成されることが計画されている。上記のベンチマーク計算の結果は加速演算器から構成される次世代の計算ノードの性能を最大限引き出すためのアプリケーションの在り方を示唆しているといえる。

1-2) FFX のユーザ展開

1-2-1) 概要

FFX を広範なユーザに展開するために、東京大学情報基盤センターおよび高度情報科学技術研究機構の協力も得て、FFX のハンズオンセミナーを開催した。セミナーには国公私立大学・高等専門学校の教員・学生・研究生、研究機関の研究者、企業に所属する研究者・技術者など 9 名が参加した。

1-2-2) 詳細

FFX を幅広いユーザに展開するために、講習会「Wisteria/BDEC-01 (Odyssey)を用いたハンズオン」を令和 6 年 11 月 27 日に東京大学生産技術研究所において開催した。本講習会は東京大学生産技術研究所革新的シミュレーション研究センターと一般財団法人高度情報科学技術研究機構が主催し、東京大学情報基盤センター、日本大学理工学部、豊橋技術科学大学が共催して開催した。FFX は、自動車の空力・音響解析、船舶の推進抵抗予測、複雑な電子機器まわりの流れの予測など、さまざまな工学問題に適用でき、複雑な実機形状まわりの乱流や乱流から発生する音を短時間に高精度に予測することが可能なアプリケーションソフトウェアである。今回の講習会では、簡易車体形状モデル (DrivAer モデル) の空力計算を対象に、計算モデルや入力データの作成、東京大学情報基盤センターの Wisteria/BDEC-01 (Odyssey)を用いた計算の実行、可視化を含む後処理といった、FFX の一連の解析作業を体験することを目的として、ハンズオン形式の講習会を実施した。講習会の受講対象者は国公私立大学・高専の教員・学生・研究生、研究機関の研究者、企業に所属する研究者・技術者であり、受講者は 9 名であった。

本講習会で用いた解析対象である DrivAer モデルを Fig. 2.2.6-4 に示す。DrivAer モデルはミュンヘン工科大学が公開しているオープンな車両形状モデルである。本講習会の開催プログラムを Table 2.2.6-2 に示す。講習会は、任意参加の午前の部と実際の講習会部分の午後の部に別れている。午前の部は、Wisteria/BDEC-01 の初回ログインの際の鍵登録やオープンソースの可視化ソフトである ParaView のインストールなどの設定を個々人で行ってもらう時間であり、トラブルがあった場合に講師に質問できるようにした。午後の部は、3 部構成で実施した。第 1 部では、LBM についての説明を行った後、FFX の処理フローや FFX の特徴である大規模解析のハンドリング機能、格子の自動作成、ユーザーインターフェースについて説明した。その後、受講生がユーザーインターフェースを用いてハンズオン形式で計算条件の設定を行った。今回用いたユーザーインターフェースは MATLAB で作成されている。ユーザーインターフェースを Fig. 2.2.6-5 に示す。第 2 部では、受講生がハンズオン形式で FFX の計算ジョブを Wisteria/BDEC-01 上で投入・実行し、後処理を行った。可視化には、ParaView を用いた。第 3 部では、DrivAer モデルの解析結果の紹介と質疑応答を行った。

講習会終了後に実施したアンケートの結果を Table 2.2.6-3 に示す。受講者が感じたレベル感は概ね「ちょうど良い」となり、満足度は全員が「満足」あるいは「ほぼ満足」であった。講習会の内容についても好意的なコメントや有意義なコメントが寄せられた。このアンケート結果は今後の講習会開催などに活かしていきたいと考えている。なお、実践力を兼ね備えた高度 IT 人材の育成を目指して、ハンズオンセミナー用に作成したコンテンツと東京大学情報基盤センターの Wisteria/BDEC-1 (Odyssey) を利用して、日本大学理工学部機械工学科においても、学部 3 年生を対象としたゼミナール「機械工学特殊講義」を開講したことを付記する。

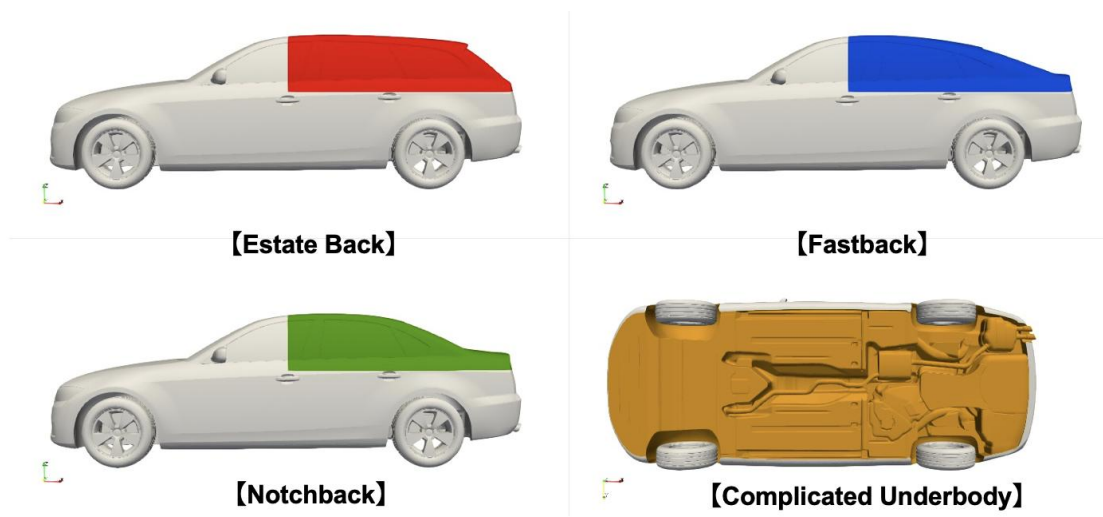


Fig. 2.2.6-4 DrivAer aerodynamic model.

Table 2.2.6-2 Seminar program.

10:00 - 11:00	ログインサポート
11:00 - 12:00	可視化環境 (ParaView) 構築
12:00 - 13:00	昼食
13:00 - 14:30	第 1 部：概要説明および計算条件の設定
14:30 - 14:45	<休憩>
14:45 - 16:45	第 2 部：計算実行および後処理
16:45 - 17:00	<休憩>
17:00 - 17:30	第 3 部：DrivAer の解析結果の紹介・質疑応答

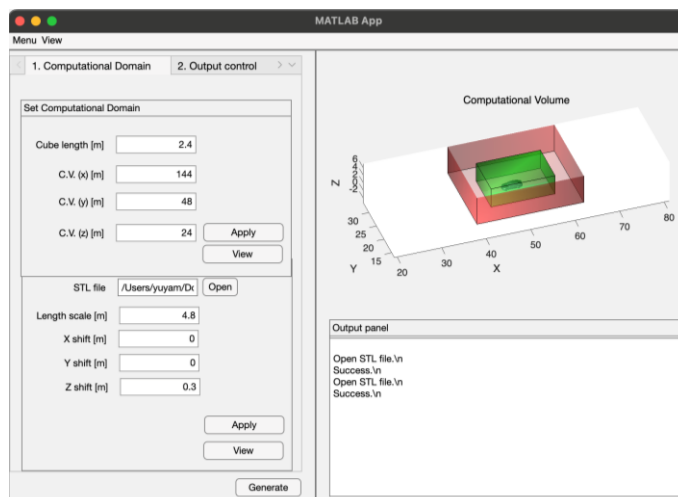


Fig. 2.2.6-5 User interface for aerodynamic simulation by FFX.

Table 2.2.6-3 Questionary results.

質問内容	回答			
	大学等	研究機関	民間企業	財団法人
所属機関	0	1	5	1
レベル感	高すぎた	やや高い	ちょうど良い	やや低い 低すぎた-
	0	1	6	0
満足度	満足	ほぼ満足	やや不満	不満
	2	5	0	0
HPCI の利用経験	あり	なし	—	—
	3	4	—	—

1-3) FFX のコアカーネルの低 B/F 化の検討

1-3-1) 概要

公表されているポスト「富岳」の計算ノードの構成および性能から、ポスト「富岳」時代におけるものづくり分野における HPC シミュレーションの在り方を俯瞰し、HPC シミュレーションをさらに発展させるために解決すべき 4 つの課題を明確にした。さらに、FFX の実効性能を向上させるために、コアカーネルの低 B/F 化を検討し、Cumulant 衝突モデルを FFX に実装し、開放された翼端部を有する 2 次元翼まわりの流れと音を計算し、計算の安定性を確認した。

1-3-2) 詳細

令和 7 年 5 月時点で計画されているポスト「富岳」の計算ノードの構成とものづくり分野のアプリケーションに深く関連する計算ノードの性能を Fig. 2.2.6-6 および Table 2.2.6-4 にそれぞれ示す。

実際の計算ノードの様態は今後の研究開発の進展によって変更され得るが、倍精度浮動小数点演算性能（FP64 性能）やメモリ性能が「富岳」の計算ノードの 200 倍以上の性能となっていることが大きな特徴である。また、メモリ容量も「富岳」の計算ノードの約 100 倍に増大している。一方、ノード数は「富岳」の約 1/50 であり、AI 性能のみならず、FP64 性能に関しても明らかにファットノード化している。したがって、今後のものづくり分野の HPC アプリケーションの研究開発に関しては、このような巨大な計算ノードの性能を最大限に引き出し、AI 性能も駆使して HPC アプリケーションの実行を加速することが重要な課題となる。一方、計算ノード同士を結合するインターコネクタ性能は「富岳」と比較して約 10 倍にしか向上しておらず、「富岳」に比べて 200 倍以上に向上している FP64 性能やメモリ性能に対して相対的に 1/20 以下に低下している。計算ノード間は InfiniBand でフルバイセクション結合され、InfiniBand のデータ転送速度は現在（NDR 400 Gbps）の 4 倍の 1.6 Tbps（XDR）が実現されていると仮定している。従来と同じ方法によって HPC アプリケーションの並列計算性能を従来と同じ方法によっては担保できないことは自明であり、たとえば、AI による予測を活用してプロセス間のデータ通信量を大幅に削減するなど、全く新たな並列計算方法を研究開発する必要がある。このような状況から、本研究テーマでは次世代計算基盤用の HPC アプリケーションの在り方を提示することも目的としている。

Table 2.2.6-4 Comparison of compute-node performance.

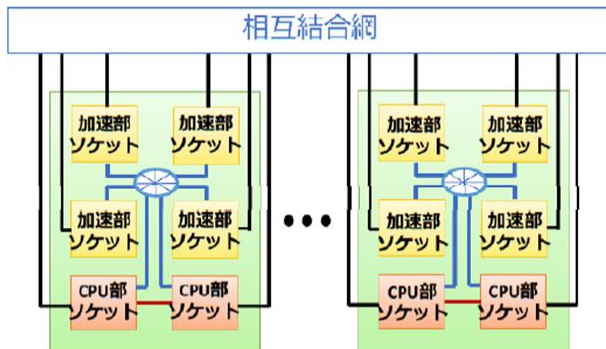


Fig. 2.2.6-6 Compute node of post-Fugaku supercomputer.

	「富岳」	ポスト「富岳」	性能・容量比
FP64演算性能 (TFLOPS)	3,379	882	261
メモリー容量 (GB)	32	2,941	92
メモリー性能 (TB/s)	1,024	235	230
インターコネクタ性能 (GB/s)	40.8	400	9.8
ノード数	158,976	3,400+	1/47+

※ポスト「富岳」のインターコネクタ性能は、InfiniBand のデータ転送速度 1.6 Tbps（XDR）が実現されていると仮定した値

第 2 回 HPC 産業応用拡大シンポジウム予稿集（令和 7 年 3 月 13 日）から転載、抜粋

ポスト「富岳」時代のものづくり分野のシミュレーションに関して、①HPC シミュレーションを完全にサロゲートモデルによって置換したり、本課題でも研究開発を進めている壁乱流予測モデルなどによって HPC シミュレーションの計算負荷を大幅に低減したりすること、②高い FP64 ノード性能を活用するために、メモリスループットを最大限引き出すこと、③コアカーネルの低 B/F 化を図ること、および、④AI による予測などを活用してノード間のデータ通信量を大幅に削減することの 4 つの課題が重要となる。本研究テーマではこれらの課題のうち、課題②、③に取り組んでいる。課題②に関しては、メモリアクセスするループ長をできる限り長くすることによって、実効最大メモリ性能（Stream Triad 性能）に近いメモリスループットが得られることが示された。ここでは、FFX の低 B/F 化を検討し、さらに高い浮動小数点演算性能を実現することを検討した。

コアカーネルの性能がメモリスループットによって律速される場合、コアカーネルの実効性能は、実効メモリスループットと 1 演算実行するのに必要なメモリからのロードバイト数とメモリへのストアバイト数の和、B/F 比によって決まる。実効メモリスループットは Stream Triad によって計測されるメモリスループット（以下、Stream Triad 性能）以上にはならないため、コアカーネルの実効メモリスループットが Stream Triad 性能に達している場合は、コアカーネルの実効性能を向上させるためには B/F 比を小さくするしかない。たとえば、SX-Aurora (30A) の Stream Triad 性能 (1.76 TB/s) の約 80 % に相当する、1,400 GB/s の実効メモリスループットを達成しているコアカーネルは、1 秒間に 1,400 GB のデータをメモリからロードしたり、メモリにストアしたりすることができ、仮に、カーネルの B/F 比が 2.0 であったとすると、カーネルは 1 秒間に $1,400 \div 2.0 = 700$ 回の浮動小数点演算を実行できる。すなわち、カーネルの実効性能は 700 GFLOPS となる。このカーネルの場合、実効メモリスループットを 20 % 以上は改善できないため、実効性能を抜本的に向上させるためにはアルゴリズムを変更して、B/F 値を小さくするしかない。

現在の FFX に実装されているコアカーネルの 1 格子点 1 時間ステップあたりのメモリアクセス回数と浮動小数点演算回数を Table 2.2.6-5 に纏める。粒子モデルとしては D3Q27 を想定している。メモリアクセス回数と浮動小数点演算回数ともに 8 bytes 変数によるロード・ストア・演算である。メモリアクセスが必要な変数は各格子点に対して定義されている、4 個のマクロ変数、27 個の局所分布関数および局所平衡分布関数だけであり、それ以外の変数はレジスターあるいは L1 キャッシュ内に格納しておくことが可能なため、メモリアクセスは不要である。上記の合計 58 個の変数に関しても、理論上はコアカーネル毎にメモリからロードし、メモリにストアすることは不要であるが、このようにコーディングするとレジスタスピルが発生してしまい、反って性能が低下する。なお、並進計算 (Streaming) は局所分布関数の値をロードし、粒子が運動する向きに 1 格子点離れた格子点の値としてストアするだけであり、浮動小数点演算回数 (FLOP) は零である。また、MRT の衝突計算では、時間緩和計算の前で分布関数からモーメントへの変換とその逆変換が発生するため、メモリアクセスおよび浮動小数点演算は 2 回に分けて記載している。

Table 2.2.6-5 Load/store and operation counts of FFX used with D3Q27 particle model.

	SRT			MRT		
	Load	Store	FLOP	Load	Store	FLOP
Macro-variable	27	4	68	27	4	68
Equilibrium distribution function	4	27	237	4	27	237
Collision	55	55	51	28	27	485
				54	27	467
Streaming	27	27	0	27	27	0
Total	113	113	356	140	112	1,257

B/F の平均値は、SRT 5.07、MRT 1.61 であり、MRT は SRT よりも 3 倍程度高い実効性能を達成できる可能性がある。本研究テーマでは FFX の実効性能をさらに向上させるために、実効メモリスループットの改善に加えて、コアカーネルの低 BF 化を検討し、時間緩和計算方法 (衝突計算方法) として、Cumulant 法を採用することにした。MRT 法の時間緩和計算は座標系に対する普遍性

(Galilean invariance) が保証されないという問題があったが、Cumulant 法は時間緩和計算の Galilean invariance が保証されるように局所分布関数をセントラルモーメントに変換し、さらに、安定性を向上させるために、セントラルモーメントを Cumulant に変換し、時間緩和計算を実施し、上記の逆変換を実施する。Cumulant 法の変換、逆変換、およびに時間緩和計算は局所的な計算であるため、メモリアクセスは基本的に SRT 法や MRT 法と変わらないが、局所的な計算量が増える分だけ B/F 値が低下し、実効性能の向上が期待される。Cumulant の時間緩和計算は相互作用が無いモーメントを独立して計算するため、Galilean invariance であることに加えて、計算の安定性が向上することが知られており、比較的粗いメッシュでも安定で高精度な計算が実現されることが報告されている。

FFX に Cumulant 法を実装し、風速 20 m/s の一様流中に置かれた翼弦長 150 mm、スパン長 150 mm の NACA0012 翼まわりの流れと音を計算した結果を Fig. 2.2.6-7 に示す。翼の迎え角は 9 度であり、翼弦長と一様流速によって定義されるレイノルズ数は 2.0×10^5 、一様流マッハ数は 0.0588 である。翼は低騒音風洞の地面板 (数値計算では左側の壁) に設置されており、翼端部は開放されている。SGS モデルには WALE を用い、モデル定数 C_w は 0.315 に設定した。格子数は約 5 億であり、粘性長さスケールで無次元化した最小格子サイズは 4 である。実効性能の評価、および計算精度の検証は今後の課題であるが、MRT よりも計算の安定性が向上することは確認されている。Fig. 2.2.6-7 は、無次元化された速度勾配テンソルの第 2 普遍量の値が 2,000 の等値面を示しており、等値面は流速の値で着色している。

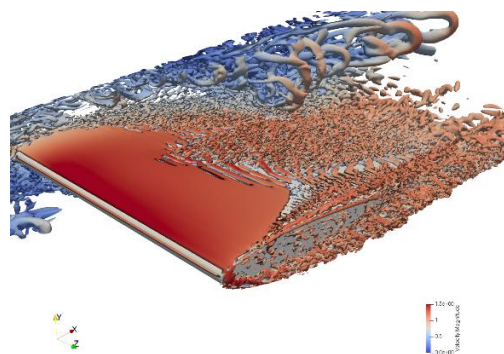


Fig. 2.2.6-7 Flow around airfoil computed by FFX with cumulant collision model.

1-4) ランクマップ最適化アルゴリズムの CUBE への適用

1-4-1) 概要

令和 5 年度に、通信ペアを最適化することによって通信時間を短縮する、ランクマップ最適化アルゴリズムを開発し、本課題内の代表的なアプリケーションである FrontFlow/blue (FFB) による 192 ノード (768 プロセス) の並列計算に適用したところ、通信時間が 24.0 % 短縮され、通信時間も含めた実行時間が 5.4 % 短縮され、ランクマップ最適化の効果が確認された。令和 6 年度は最適化アルゴリズムを課題内の別の代表的アプリケーションである CUBE に適用し、その効果を評価した。

1-4-2) 詳細

ランクマップ最適化の効果を検証するために、立方キャビティ流れ（前述）を対象とした計算を実施した。ベンチマーク計算には CUBE の圧縮性ソルバを使用し、非粘性流束は Roe_LM 法により計算し、粘性流束は 2 次精度中心差分法によって評価した。時間積分法には 3 次精度の Runge-Kutta 法を用い、500 時間ステップの計算時間からアプリケーションの実効性能を評価した。CUBE も BCM 法に基づいているが、BCM 法の最小計算単位であるキューブの格子分割数は $16 \times 16 \times 16 (=4,096)$ 、ノードあたりのキューブ数は 48 と一定にし、ノード数を 12、96、および 768 と増加させていくと同時に、キューブの分割数を $8 \times 9 \times 8$ 、 $16 \times 18 \times 16$ 、および $32 \times 36 \times 32$ とノード数とキューブ分割数ともに 8 倍ずつ増やしていく、weak-scale ベンチマーク計算を実施した。Fig. 2.2.6-8 にキューブ分割を示す。違う色の領域を違う mpi プロセスが計算する。

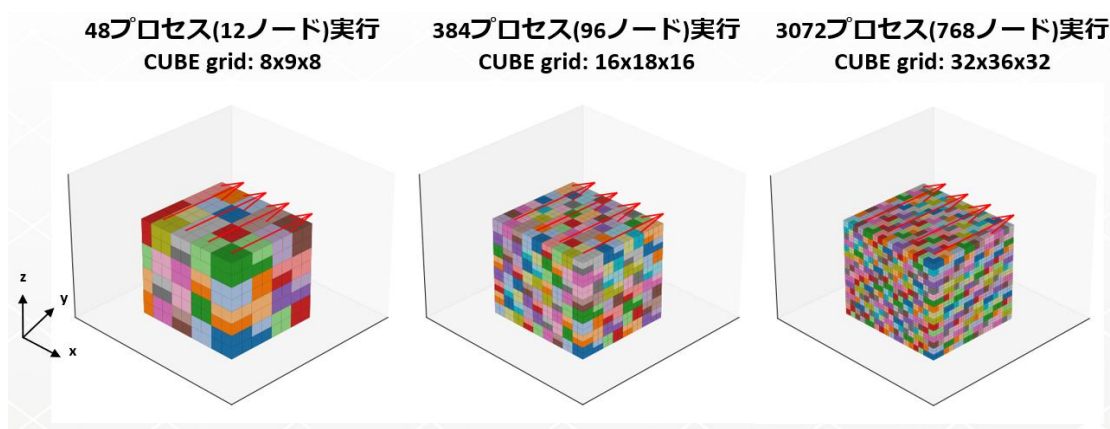


Fig. 2.2.6-8 Cube divisions for weak-scale benchmark computations.

Fig. 2.2.6-9 に 500 時間ステップの計算に要した時間（左）と 12 ノードの場合を基準とした並列化効率（右）を示す。「ASIS」がオリジナルのランクマップによる結果であり、「TUNE」が最適化ランクマップによる結果である。96 ノードの計算では 90 %以上の並列化効率が得られているが、768 ノードの計算では並列化効率が 40 %まで低下している。また、最適化したランクマップを使用する効果は確認できず、逆に、並列化効率はわずかに低下している。

処理区間ごとの時間を調べたところ、袖領域（Halo）の交換ルーチンにおいて、非常に長い陰的なバリア待ち時間が発生していることが判明した。そこで、最適化ランクマップの効果を確認するために、純粋な通信のみの時間を計測できるようにソースコードを変更し、768 ノードの並列計算を実行して計測した結果を Fig. 2.2.6-10 に示す。上段は袖領域を 3 格子にした場合であり、下段は袖領域を 8 格子にした場合である。各段は左から順に、通信時間、通信データサイズおよび通信バンド幅を表す。通信時間と通信データサイズは通信ルーチンの 1 回の呼び出しに対する値である。

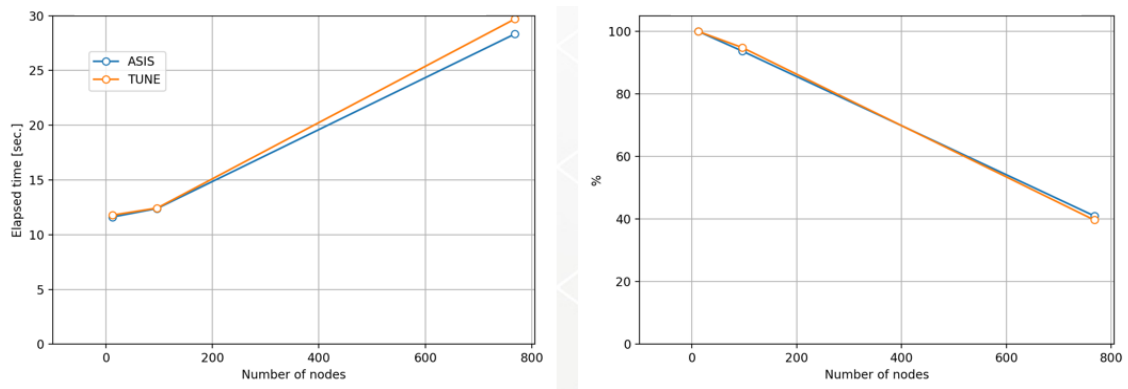


Fig. 2.2.6-9 Elapsed time (left) and parallel-computing efficiency (right).

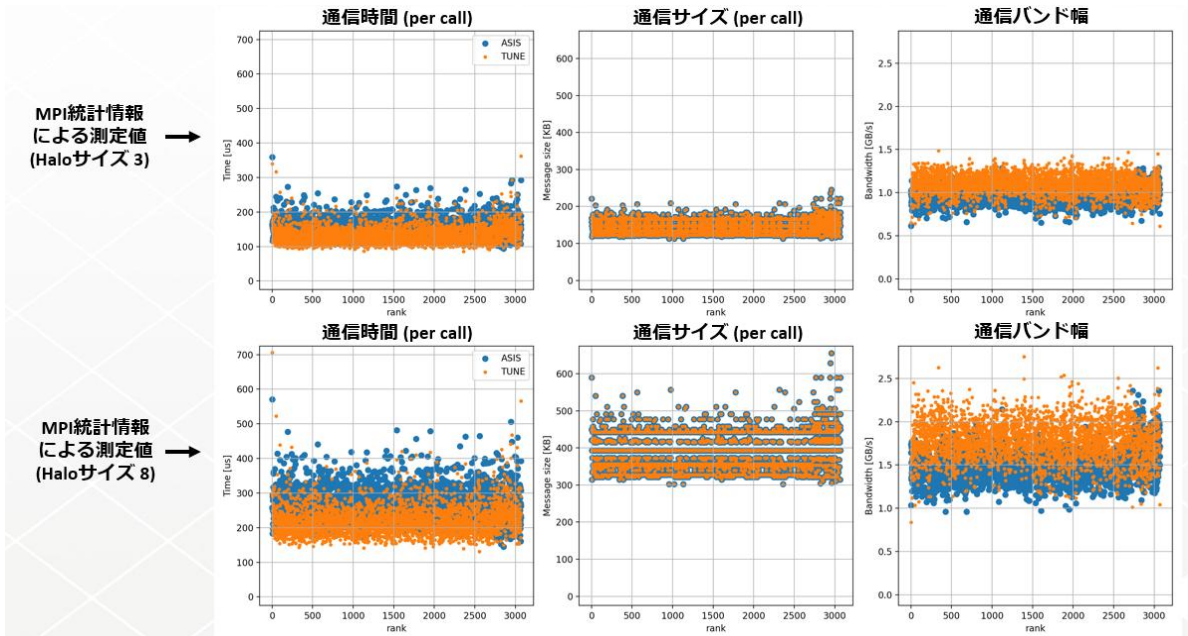


Fig. 2.2.6-10 Communication time (left), message size (middle) and bandwidth (right).

最適化したランクマップを用いた場合はオリジナルのランクマップを使用した場合と比較して、各プロセスの平均的な通信時間は短くなっていることが確認されるが、最も長い通信時間は短くなっていないため、Fig. 2.2.6-9において、最適化ランクマップを使用した効果が確認されなかったものと推定される。Fig. 2.2.6-10 に示した結果を 1 回の通信時間の頻度分布で表したものを Fig. 2.2.6-11 に示す。上段は袖領域を 3 格子にした場合であり、下段は袖領域を 8 格子にした場合である。頻度分布で見ても、最適化したランクマップを用いることによって、平均通信時間は短くなっているが、最大通信時間は短くなっていないことが確認された。最後に、実行時間を 0.1 ms の bin に分割し、ゼロクレジットのサイクル数、すなわち、リンクが通信に使われており、ポートがビジーだったサイクル数を調査した結果を Fig. 2.2.6-12 に示す。ノード数は 768、袖領域の格子数は 8 であり、上段がオリジナルのランクマップを使用した場合、下段が最適化したランクマップを使用した場合である。各グラフの上の記号は Tofu ユニットのリンクを表す。オリジナルのランクマップを用いた

場合、予想どおり x 軸リンクに転送が集中していたが、最適化したランクマップを用いた場合、各方向のリンクに転送負荷が平準化されており、最適化ランクマップを用いる意図どおりの結果が得られている。しかし、一部のプロセスの x 軸リンクの負荷が異常に高く（図中の赤丸のプロセス）、この高い負荷が軽減されていないため、最適化ランクマップを用いても効果が認めれなかったものと推定され、引き続き、リンクの状態の可視化を進めている。

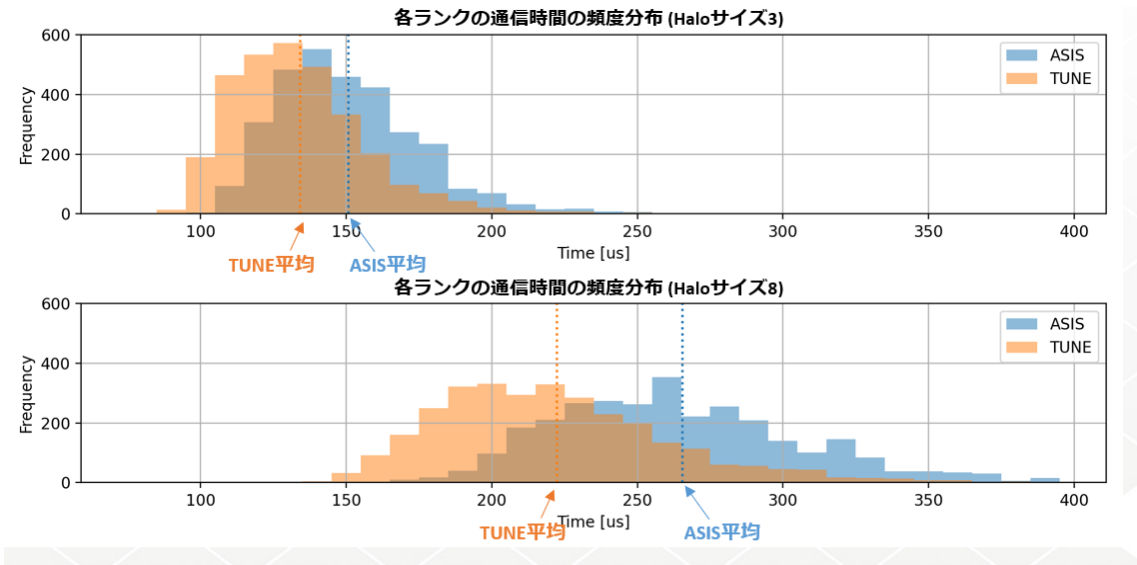


Fig. 2.2.6-11 Frequency distributions.

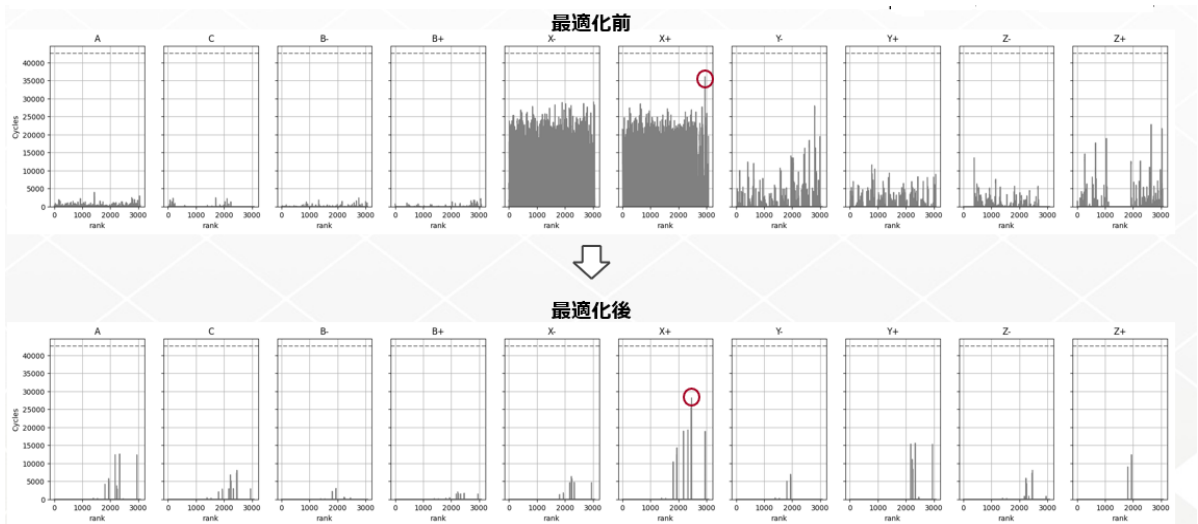


Fig. 2.2.6-12 Zero-credit cycles.

2) まとめ

本研究テーマでは研究テーマ①～研究テーマ⑤において産業上の利用効果が実証されたアプリケーションを種々の計算機アーキテクチャ上で効率的に活用し、HPCの産業応用を加速すると同時に、ポスト「富岳」時代のものづくり分野の HPC アプリケーションの在り方を示すために、a) 中核アプリケーションの加速演算器への移植と最適化、b) 中核アプリケーションの普及活動、c) 新規流体

解析アルゴリズムの開発、および e) ランクマップの最適化手法の効果の検証を実施した。具体的には、a) FFX を SX-Aurora (30A) に移植し、ノード単体実効性能 835.4 GFLOPS を達成した。さらに、b) FFX を広範なユーザに展開するために、東北大学の AOBA-S に移植するとともに、東京大学情報基盤センター、および高度情報科学技術研究機構の協力も得て、FFX のハンズオンセミナーを開催した。また、c) 加速演算器が主体となる次世代の計算機ハードウェアの動向に鑑み、FFX のコアカーネルの低 B/F 化を検討した。さらに、e) 課題内の別の代表的なアプリケーション CUBE に令和 5 年度に開発したランクマップ最適化アルゴリズムを適用し、その効果を評価した。今後は得られた成果を活用して、HPC の産業応用をさらに進めるとともに、ポスト「富岳」に向け、ファットノードの性能を最大限に引き出せるアプリケーションの設計を開始する予定である。

(7) プロジェクトの総合的推進

プロジェクト全体の連携を密としつつ円滑に運営していくため、プロジェクトの推進や研究テーマ間の連携のための会議等を適宜開催し、参画の協力機関・連携機関との連携・調整にあたる。特に、プロジェクト全体の進捗状況を確認し、計画の合理化の検討等を行うなど、プロジェクトの効果的・効率的推進に資する取組みを実施する。また、プロジェクトで得られた成果については、可能な限り積極的に公開して今後の展開に資するとともに、ものづくり産業での早期戦力化を支援する。また、一般社団法人ターボ機械協会「ターボ機械および船舶分野における次世代計算技術の実用化推進分科会」および「HPC を活用した自動車次世代 CAE コンソーシアム」等に対して、研究成果の展開を実施する。

令和 6 年度は、上記を順次実施しながら、本課題の有効な研究活動のための支援を実施し、研究開発全体を円滑に実施するための調整を行った。得られた成果については、シンポジウム等を開催し、公開した。以下に、シンポジウム等の開催実績を示す。

1) 第 5 回「富岳」高性能シミュレーション技術交流会

日時：令和 6 年 11 月 12 日

場所：東京大学生産技術研究所中セミナー室 1、および、Webex Webinars

参加者：40 名（含、現地参加 14 名）

2) FFX 講習会-Wisteria/BDEC-01 (Odyssey)を用いたハンズオン

日時：令和 6 年 11 月 27 日

場所：東京大学生産技術研究所中セミナー室 3 (As 棟 3 階 As303・304)

参加者：9 名

※開催概要は「(6) 研究テーマ⑥：次世代計算基盤の構築」に記載

3) 第 8 回 HPC ものづくり統合ワークショップ

日時：令和 6 年 12 月 3 日

場所：東京大学生産技術研究所中セミナー室 1、および、Webex Webinars

参加者：133 名（含、現地参加 34 名）

4) 第2回 HPC 産業応用拡大プロジェクトシンポジウム

日時：令和7年3月13日

場所：東京大学生産技術研究所大会議室、および、Webex Webinars

参加者：215名（含、現地参加39名）

2-3. 活動（研究会の活動等）

(1) アウトリーチ活動

年月日	行事
R6.6.7~8	東京大学生産技術研究所キャンパス公開
R6.9.5~6	国際フロンティア産業メッセ 2024
R6.11.18~21	SC24
R6.11.27	FFX 講習会-Wisteria/BDEC-01 (Odyssey)を用いたハンズオン
R6.12.25	第4回シンポジウム富岳百景
R6.12.3	第8回 HPC ものづくり統合ワークショップ
R7.2.21	第4回「富岳」成果創出加速プログラム研究交流会
R7.3.13	第1回 HPC 産業応用拡大プロジェクトシンポジウム

(2) HPC 産業応用拡大プロジェクト推進会議

年月日	行事
R6.7.31	第6回 HPC 産業応用拡大プロジェクト推進会議
R6.10.2	第7回 HPC 産業応用拡大プロジェクト推進会議
R7.1.7	第8回 HPC 産業応用拡大プロジェクト推進会議

(3) 「富岳」高性能シミュレーション技術交流会

年月日	行事
R6.11.12	第5回「富岳」高性能シミュレーション技術交流会

(4) 次世代アルゴリズム研究会

年月日	行事
R6.5.28	第7回次世代アルゴリズム研究会
R6.7.24	第8回次世代アルゴリズム研究会
R6.9.18	第9回次世代アルゴリズム研究会

R6.12.4	第 10 回次世代アルゴリズム研究会
R7.2.5	第 11 回次世代アルゴリズム研究会

2-4. 実施体制

実施項目	担当機関	担当責任者
(1) 研究テーマ①：AI を活用した実機スケール乱流の予測モデルの開発	国立大学法人東京大学 生産技術研究所	革新的シミュレーション研究センター 教授 長谷川洋介
	学校法人明治大学 理工学部	専任講師 亀谷幸憲
	学校法人日本大学 理工学部	教授 鈴木康方
	国立大学法人豊橋技術科学大学大学院工学研究科	教授 飯田明由
	国立大学法人神戸大学大学院システム情報学研究科	教授 坪倉誠
(2) 研究テーマ②：スマートin-situ可視化基盤の構築	国立大学法人神戸大学 大学院システム情報学研究科	准教授 坂本尚久
	国立研究開発法人理化学研究所 計算科学研究センター	研究員 Rahul Bale
(3) 研究テーマ③：実船の推進性能の予測	国立大学法人東京大学 生産技術研究所	革新的シミュレーション研究センター 教授 長谷川洋介
	学校法人日本大学 理工学部	教授 鈴木康方
(4) 研究テーマ④：自動車の空力騒音予測と空力騒音低減手法の確立	国立大学法人神戸大学 大学院システム情報学研究科	教授 坪倉誠
	国立研究開発法人理化学研究所 計算科学研究センター	研究員 Rahul Bale
	国立大学法人豊橋技術科学大学 大学院工学研究科	教授 飯田明由
	国立大学法人東京大学 生産技術研究所	革新的シミュレーション研究センター 教授 長谷川洋介
(5) 研究テーマ⑤：ヒーフトポンプ用ファンの性能向上	学校法人日本大学 理工学部	教授 鈴木康方
	国立大学法人東京大学 生産技術研究所	持続型材料エネルギーインテグレーション研究センター センター長/教授 鹿園直毅
(6) 研究テーマ⑥：次世代計算基盤の構築	国立大学法人東京大学 生産技術研究所	革新的シミュレーション研究センター 教授 長谷川洋介
(7) プロジェクトの総合的推進	国立大学法人東京大学 生産技術研究所	革新的シミュレーション研究センター 教授 長谷川洋介

別添 1 学会等発表実績

1. 学会誌・雑誌等における論文掲載

No.	掲載した論文（発表題目）	発表者氏名	発表した場所（学会誌・雑誌名等）	発表した時期
1	Numerical simulation of fluctuating wind noise of a vehicle in reproduced on-road wind condition	Atsushi Tajima, Jun Ikeda, Kosuke Nakasato, Takahiro Kamiwaki, Junichi Wakamatsu, Munehiko Oshima, ChungGang Li, Makoto Tsubokura	SAE International Journal of Advances and Current Practices in Mobility 7(1):240-253, 2025 (https://doi.org/10.4271/2024-01-2353)	2024年 4月
2	適応的時間サンプリングを使った in-situ 可視化向けカメラ移動経路推定の効率化	足立和也、岩田憲、松島大晟、坂本尚久、野中丈士、畢重科	日本シミュレーション学会論文誌、16巻、2号、pp. 60-71	2024年 9月
3	ピクセルシャッフルを用いた画像ベースサロゲートモデルの学習高速化	三宅智也、田中祐希、坂本尚久	日本シミュレーション学会論文誌、16巻、2号、pp. 48-59	2024年 9月

2. 国際会議・シンポジウムにおける口頭・ポスター発表

No.	発表した成果（発表題目、口頭・ポスター発表の別）	発表者氏名（所属機関）	発表した場所（学会名等）	発表した時期
1	Numerical simulation of fluctuating wind noise of a vehicle in reproduced on-road wind condition (Oral)	Atsushi Tajima (Kobe Univ.), Jun Ikeda, Kosuke Nakasato, Takahiro Kamiwaki, Junichi Wakamatsu, Munehiko Oshima (Nissan Motor Co.), ChungGang Li (RIKEN), Makoto Tsubokura (Kobe Univ./RIKEN)	WCX SAE World Congress Experience (Detroit, Michigan)	2024年 4月
2	スマート In-Situ 可視化向け適応的時間サンプリング法（ポスター）	足立和也、岩田憲、松島大晟、坂本尚久（神戸大学）、野中丈士（理化学研究所）、畢重科（Tianjin Univ.）	The 1st Japan Visualization Symposium (JapanVis 2024) (Tokyo, Japan)	2024年 4月
3	特徴抽出の効率化による画像ベースサロゲートモデルの学習高速化（ポスター）	三宅智也、田中祐希、坂本尚久（神戸大学）	The 1st Japan Visualization Symposium (JapanVis 2024) (Tokyo, Japan)	2024年 4月
4	空調・給湯ヒートポンプ室外機用の高性能ファン（ポスター）	鈴木康方、三木悠也（日本大学）、鹿園直毅（東京大学）	2024NEW 環境展（東京）	2024年 5月

5	ターボ機械の CFD の現状と今後の展望 ～40 年余りの開発と応用の経験から～ (特別講演、口頭)	加藤千幸 (日本大学)	一般社団法人ターボ機械協会 総会講演会、早稲田大学西早稲田キャンパス (東京)	2024 年 5 月
6	体積膨張率が LBM を用いた自動車空力音解析に及ぼす影響 (口頭)	飯田明由 (豊橋技術科学大学)、山出吉伸 (みずほリサーチ&テクノロジーズ)、宮澤真史 (本田技術研究所)、吉永司 (大阪大学) 加藤千幸 (東京大学)	自動車技術会春季大会 2024	2024 年 5 月
7	Assessment of Immersed Boundary Method Suitable for Kinetic Energy and Entropy Preserving Scheme (Oral)	Yutaro Ishida (Numerical Flow Designing Co.), Junya Onishi (RIKEN), ChungGang Li (National Cheng Kung Univ.), Sangwon Kim (RIKEN), Younghwa Cho (Hokkaido Univ.), Makoto Tsubokura (RIKEN)	The 12th International Conference on Computational Fluid Dynamics (ICCFD12) conference (Kobe, Japan)	2024 年 7 月
8	Industrial Applications of Turbomachinery, Present Status and Future Perspective (Plenary lecture, Oral)	Chisachi Kato (Nihon Univ.)	32nd IAHR Symposium on Hydraulic Machinery and Systems/IAHR Hydraulic Machinery and Systems Committee/IIT Roorkee (Roorkee, India)	2024 年 9 月

9	On the Building of a Common In-Situ Visualization Environment for Arm A64FX Supercomputers (Poster)	Jorji Nonaka, Masahiro Nakao, Hitoshi Murai, Keiji Yamamoto, Masaaki Terai, Tomohiro Kawanabe, Toshihiko Kai, Fumiyoshi Shoji (RIKEN), Daichi Obinata (Fujitsu), Hiroyuki Ito (Ryoyu Systems), Shunji Uno, Takanori Haga, Manabu Motokawa, Atsushi Fujino, Naoyuki Fujita, Seiji Tsutsumi (JAXA), Atsushi Toyoda (Intelligent Light), Naohisa Sakamoto (Kobe Univ.)	IEEE International Conference on Cluster Computing (CLUSTER2024), pp.202-203	2024年 9月
10	Smart In-situ Visualization using Autonomous Mobile Cameras for Large-scale Numerical Simulations (Invited talk, Oral)	Naohisa Sakamoto (Kobe Univ.)	The 43rd JSST Annual International Conference on Simulation Technology (JSST2024) (Kobe, Japan)	2024年 9月
11	効率的な知見獲得を目指した大規模数値計算向けスマート in-situ 可視化 (Invited talk、口頭)	坂本尚久 (神戸大学)	第58回技術セミナー、ものづくり企業に役立つ応用数理手法の研究会 (応用数理ものづくり研究会)、日本応用数学会 (オンライン)	2024年 10月
12	Large Eddy Simulationの産業応用の現状と今後の展望 (基調講演、口頭)	加藤千幸 (日本大学)	(株) ヴァイナス VINAS Users Conference 2024 (オンライン)	2024年 10月
13	HPCを駆使した流体シミュレーションの産業応用の拡大に向けて (基調講演、口頭)	加藤千幸 (日本大学)	一般社団法人 HPCI コンソーシアム 第7回 HPCI コンソーシアムシンポジウム (東京)	2024年 10月
14	数値解析による空力騒音の予測～現状と将来展望～ (基調講演、口頭)	加藤千幸 (日本大学)	一般社団法人日本機械学会関西支部 第25回秋季技術交流フォーラム (関西支部創立100周年記念行事)、京都大学吉田キャンパス (京都)	2024年 10月

15	可視化サロゲートモデルによる大規模数値シミュレーション向け知見獲得プロセスの高速化 (Invited talk、口頭)	坂本尚久 (神戸大学)	第 58 回技術セミナー、解釈性・信頼性の高い AI 開発に向けたシステム技術、日本鉄鋼協会-計測・制御・システム工学部会シンポジウム (制御技術部会共催) (新潟)	2024 年 11 月
16	産業界における『富岳』の利用成果と今後の展望 (特別講演、口頭)	加藤千幸 (日本大学)	日本学会会議 第 14 回計算力学シンポジウム、日本学会会議講堂 (東京)	2024 年 12 月
17	Large Eddy Simulation の産業応用の現状と今後の展望 (特別講演、口頭)	加藤千幸 (日本大学)	第 38 回数値流体力学シンポジウム (東京)	2024 年 12 月
18	敵対的生成ネットワークを用いたラージエディシミュレーションにおける壁モデルの構築 (口頭)	遠藤匠、劉竺辰、劉明 (東京大学)、加藤千幸 (日本大学)、長谷川洋介 (東京大学)	第 38 回数値流体力学シンポジウム (東京)	2024 年 12 月
19	Discriminator for identifying an under-resolved flow field and its applications to a novel turbulence model for a wall-bounded flow (口頭)	Ming Liu, Zhuchen Liu (the Univ. of Tokyo), Chisachi Kato (Nihon Univ.), Yosuke Hasegawa (the Univ. of Tokyo)	第 38 回数値流体力学シンポジウム (東京)	2024 年 12 月
20	流れの特性を考慮した深層学習に基づくサロゲートモデルを用いたボックスファンの性能予測 (口頭)	上藤諒、亀谷幸憲 (明治大学)、長谷川洋介 (東京大学)、山出吉伸 (みずほリサーチ&テクノロジー)、飯田明由 (豊橋技術科学大学)、加藤千幸 (日本大学)	第 38 回数値流体力学シンポジウム (東京)	2024 年 12 月
21	プロペラファン後縁形状の羽根まわり流れへの影響 (口頭) Effect of trailing edge shape of propeller fan on flow around the blades (Oral)	宇田竣哉、鈴木康方、三木悠也、加藤千幸 (日本大学)、鹿園直毅 (東京大学生産技術研究所)	第 38 回数値流体力学シンポジウム (東京)	2024 年 12 月
22	翼端流れの改善と静圧回収によるヒートポンプ用薄型・高性能ファン (口頭)	鈴木康方 (日本大学)	JST 日本大学 新技術説明会 (オンライン)	2024 年 12 月

23	多視点 in-situ 可視化向け探索的画像表示システムの開発（口頭）	松崎葵生、足立和也、松島大晟、坂本尚久（神戸大学）	先進的可視化解析のための可視化情報とデータ科学の研究会（VR2024）、2024年度核融合科学研究所一般共同研究（研究会）（岐阜）	2024年 12月
24	Adaptive Threshold Determination for Temporal Sampling during Smart In-Situ Visualization (Lightning talk, Poster)	Kazuya Adachi, Taisei Matsushima, Naohisa Sakamoto (Kobe Univ.), Jorji Nonaka (RIKEN), Chongke Bi (Tianjin Univ)	IEEE 31st International Conference on High Performance Computing, Data and Analytics Workshop (HiPCW), pp.159-160	2024年 12月
25	Development of a Visualization Surrogate Model for Time-Varying Numerical Simulations (Lightning talk, Poster)	Tomoya Miyake, Naohisa Sakamoto (Kobe Univ.)	IEEE 31st International Conference on High Performance Computing, Data and Analytics Workshop (HiPCW), pp.179-180	2024年 12月
26	Towards Practical In-Situ Visualization Environment on A64FX HPC Systems using Kombyne and KVS (Poster)	Jorji Nonaka (RIKEN R-CCS), Tomohiro Kawanabe (RIKEN R-CCS), Toshihiko Kai (RIKEN R-CCS), Shunji Uno (JAXA), Naoyuki Fujita (JAXA), Daichi Obinata (Fujitsu), Hiroyuki Ito (Ryoyu Systems), Naohisa Sakamoto (Kobe University), Atsushi Toyoda (Intelligent Light)	The 7th R-CCS International Symposium	2025年 1月
27	A GAN-based Visualization Surrogate Model for Time-varying Numerical Simulations (Poster)	Tomoya Miyake, Naohisa Sakamoto (Kobe University)	The 7th R-CCS International Symposium	2025年 1月
28	KL Divergence-based Dynamic Threshold Adjustment of Timestep Intervals for Enhancing Smart In-Situ Visualization (Poster)	Kazuya Adachi, Taisei Matsushima, Naohisa Sakamoto (Kobe University), Jorji Nonaka (RIKEN R-CCS), Chongke Bi (Tianjin Univ.)	The 7th R-CCS International Symposium	2025年 1月