

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2021-157682
(P2021-157682A)

(43) 公開日 令和3年10月7日(2021.10.7)

(51) Int. Cl.	F I	テーマコード (参考)
G06T 7/00 (2017.01)	G06T 7/00	350C 5B046
G06F 30/27 (2020.01)	G06F 17/50	604D 5B146
G06F 30/10 (2020.01)	G06F 17/50	622C 5L096
B63B 71/10 (2020.01)	B63B 71/10	

審査請求 未請求 請求項の数 15 O L (全 17 頁)

(21) 出願番号 特願2020-59405 (P2020-59405)
(22) 出願日 令和2年3月30日 (2020.3.30)

(71) 出願人 501204525
国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所
東京都三鷹市新川6丁目38番1号
(74) 代理人 100098545
弁理士 阿部 伸一
(74) 代理人 100189717
弁理士 太田 貴章
(72) 発明者 一ノ瀬 康雄
東京都三鷹市新川6丁目38番1号 国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所内

最終頁に続く

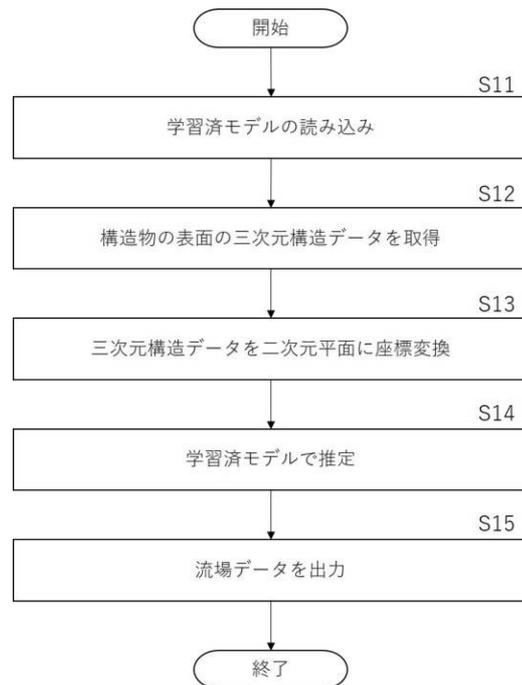
(54) 【発明の名称】 構造物-流場推定方法、構造物-流場推定プログラム、及び構造物-流場推定システム

(57) 【要約】 (修正有)

【課題】 曲面状の構造物の周りの流場又は流場から曲面状の構造物を、精度よく高速に推定できる構造物-流場推定方法、構造物-流場推定プログラム及び構造物-流場推定システムを提供する。

【解決手段】 曲面状の構造物の周りの流場を推定する方法であって、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得ステップS11と、構造物の表面の三次元構造データを取得する構造データ取得ステップS12と、三次元構造データを二次元平面に座標変換する座標変換ステップS13と、二次元平面を学習済モデルに適用して構造物の流場を推定する流場推定ステップS14と、推定した流場を流場データとして出力する流場データ出力ステップS15と、を備える。

【選択図】 図3



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

曲面状の構造物の周りの流場を推定する方法であって、
前記構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と前記流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得ステップと、
前記構造物の表面の前記三次元構造データを取得する構造データ取得ステップと、
前記三次元構造データを前記二次元平面に座標変換する座標変換ステップと、
前記二次元平面を前記学習済モデルに適用して前記構造物の前記流場を推定する流場推定ステップと、
推定した前記流場を流場データとして出力する流場データ出力ステップと
を備えたことを特徴とする構造物 - 流場推定方法。

10

【請求項 2】

流場から曲面状の構造物を推定する方法であって、
前記構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と前記流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得ステップと、
前記構造物の周りの所望する前記流場の流場データを取得する流場データ取得ステップと、
前記流場データを前記学習済モデルに適用して前記流場に対応した前記構造物の前記二次元平面を推定する構造物推定ステップと、
前記二次元平面を前記三次元構造データに座標逆変換する座標逆変換ステップと、
推定した前記構造物の表面を前記座標逆変換された前記三次元構造データとして出力する構造物データ出力ステップと
を備えたことを特徴とする構造物 - 流場推定方法。

20

【請求項 3】

所望する前記流場の前記流場データが得られるか終了条件を満たすまで、前記構造物推定ステップ、前記座標逆変換ステップ、及び前記構造物データ出力ステップを繰り返すことを特徴とする請求項 2 に記載の構造物 - 流場推定方法。

【請求項 4】

前記三次元構造データと前記二次元平面との変換は、前記三次元構造データとしての表面格子 (X, Y, Z) と前記二次元平面としての二次元 RGB 画像データとの間の変換であることを特徴とする請求項 1 から請求項 3 のいずれか 1 項に記載の構造物 - 流場推定方法。

30

【請求項 5】

前記学習済モデルで使用する前記二次元 RGB 画像データは、前記三次元構造データとしての表面格子 (X, Y, Z) をそれぞれ前記二次元 RGB 画像データの R・G・B に対応させた二次元 RGB 画像データであることを特徴とする請求項 4 に記載の構造物 - 流場推定方法。

【請求項 6】

前記学習済モデルは、曲面状の前記構造物のデータベースから読み込んだ複数の前記構造物の前記表面の前記三次元構造データを前記二次元平面に座標変換するとともに、前記データベースの前記構造物に対応した前記流場との関係を、機械学習を用いて学習した結果であることを特徴とする請求項 1 から請求項 5 のいずれか 1 項に記載の構造物 - 流場推定方法。

40

【請求項 7】

前記機械学習として CNN (畳み込みニューラルネットワーク) を用いることを特徴とする請求項 6 に記載の構造物 - 流場推定方法。

【請求項 8】

前記機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入することを特徴とする請求項 6 又は請求項 7 に記載の構造物 - 流場推定方法。

【請求項 9】

50

コンピュータに、
請求項 1、又は請求項 1 を選択する請求項 4 若しくは請求項 5 に記載の構造物 - 流場推定方法における、
前記学習済モデル取得ステップと、前記構造データ取得ステップと、前記座標変換ステップと、前記流場推定ステップと、前記流場データ出力ステップとを実行させることを特徴とする構造物 - 流場推定プログラム。

【請求項 10】

コンピュータに、
請求項 2、請求項 3、又は請求項 2 を選択する請求項 4 若しくは請求項 5 に記載の構造物 - 流場推定方法における、
前記学習済モデル取得ステップと、前記流場データ取得ステップと、前記構造物推定ステップと、前記座標逆変換ステップと、前記構造物データ出力ステップとを実行させることを特徴とする構造物 - 流場推定プログラム。

【請求項 11】

曲面状の構造物の周りの流場を推定するシステムであって、
前記構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と前記流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段と、
前記構造物の表面の前記三次元構造データを入力する構造データ入力手段と、
前記三次元構造データを前記二次元平面に座標変換する座標変換手段と、
前記二次元平面を前記学習済モデルに適用して前記構造物の前記流場を推定する流場推定手段と、
推定した前記流場を流場データとして出力する流場データ出力手段とを備えたことを特徴とする構造物 - 流場推定システム。

【請求項 12】

流場から曲面状の構造物を推定するシステムであって、
前記構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と前記流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段と、
前記構造物の周りの所望する前記流場の流場データを入力する流場データ入力手段と、
前記流場データを前記学習済モデルに適用して前記流場に対応した前記構造物の前記二次元平面を推定する構造物推定手段と、
前記二次元平面を前記三次元構造データに座標逆変換する座標逆変換手段と、
推定した前記構造物の表面を前記座標逆変換された前記三次元構造データとして出力する構造物データ出力手段とを備えたことを特徴とする構造物 - 流場推定システム。

【請求項 13】

前記学習済モデルを生成するために、曲面状の前記構造物と前記構造物に対応した前記流場との関係を蓄積したデータベースと、前記データベースの複数の前記構造物の前記表面の前記三次元構造データを前記二次元平面に座標変換する学習用座標変換手段と、前記二次元平面と前記データベースの前記構造物に対応した前記流場との関係を機械学習する機械学習手段をさらに備えたことを特徴とする請求項 11 又は請求項 12 に記載の構造物 - 流場推定システム。

【請求項 14】

前記機械学習手段は、前記機械学習として CNN (畳み込みニューラルネットワーク) を用いることを特徴とする請求項 13 に記載の構造物 - 流場推定システム。

【請求項 15】

前記機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入することを特徴とする請求項 13 又は請求項 14 に記載の構造物 - 流場推定システム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

10

20

30

40

50

【 0 0 0 1 】

本発明は、曲面状の構造物の周りの流場、又は流場から曲面状の構造物を推定する構造物 - 流場推定方法、構造物 - 流場推定プログラム、及び構造物 - 流場推定システムに関する。

【背景技術】**【 0 0 0 2 】**

船舶の推進性能設計では、船体形状を様々な制約と多様な目的を考慮して検討する。例えば、要件として、必要な推進性能と積載貨物量を満たし、かつ燃費がよく、振動の少ない形状などが求められる。これらに加え、生産時の作りやすさや費用なども考慮すると検討すべきケースは膨大となる。近年では水槽試験だけでなく、数値流体力学（CFD）を活用した設計が行われている。しかしながら、これらは計算結果を得るまでに時間がかかり、最適化を実施するとなると数週間を要することがある。そのため、熟練者による経験に基づく船体形状の設計がなされることが多い。一方、機械学習を活用した簡易推定法に関する研究もあるが、そのほとんどは流体性能に関するスカラー値を予測するものである。また、船体形状に関しても長さや幅といった値に集約されており、形状表現に制約がある。

10

【 0 0 0 3 】

ここで、特許文献1には、z方向に沿って所定間隔で撮像された複数のx y平面画像の画像データを取得し、x y平面画像の画素の値に対してRGB値及び不透明度が定められ、複数のx y平面画像それぞれの各画素に対応するRGB値及び不透明度を有するボクセルで構成される3次元ボクセル画像を生成し、3次元ボクセル画像のボクセルの座標値の少なくとも一つの座標値に所定の座標オフセット値を加えて所定の座標変換を行って変換後ボクセル画像を生成し、変換後ボクセル画像に対してレイキャスティング法を用いて暫定レンダリング画像を生成し、座標オフセット値を既に設定された値と異なる値に更新しながら変換後ボクセル画像の生成と暫定レンダリング画像の生成とを一回以上繰り返し、生成した複数の暫定レンダリング画像に基づいてレンダリング画像を生成するコンピュータプログラムが開示されている。

20

また、特許文献2には、スポットレーザー光走査方式三次元計測機を用いて計測された遺構及び遺物の三次元座標点群データと二次元図条件を入力し、出力する用紙サイズと解像度から二次元画像のサイズを算出し、三次元座標点群データの座標を視覚方向により変換するとともに奥行方向のデータを色濃度に変換し、二次元画像のピクセル濃度を統計処理により求め、二次元画像の各ピクセルの濃度を周辺のピクセルの濃度値を用いて新たに設定し、二次元画像の色反転などの処理をおこない画像ファイルとして出力する遺構遺物等の実測二次元作成方法が開示されている。

30

また、特許文献3には、複数の個体のそれぞれについて、個体の血管系の少なくとも一部の形状モデル及び推定血流特性を取得することと、複数の個体のそれぞれについての形状モデル及び推定血流特性に対して機械学習アルゴリズムを実行することと、機械学習アルゴリズムを使用して、形状モデルにおける複数点に対応する血流特性を予測する特徴を識別することと、患者について、患者の血管系の少なくとも一部の形状モデルを取得することと、識別された特徴を使用して患者の形状モデルにおける複数点のそれぞれについての患者の血流特性の推定値を生成することと、を含む血流特性を推定するシステムが開示されている。

40

【先行技術文献】**【特許文献】****【 0 0 0 4 】**

【特許文献1】特開2019 - 145015号公報

【特許文献2】特開2004 - 12221号公報

【特許文献3】特開2020 - 28774号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

50

【 0 0 0 5 】

特許文献 1 から 3 は、曲面状の構造物（船体等）の周りの流場を精度よく高速に推定するものではなく、流場から曲面状の構造物を推定するものでもない。

そこで本発明は、曲面状の構造物の周りの流場を、又は流場から曲面状の構造物を、精度よく高速に推定できる構造物 - 流場推定方法、構造物 - 流場推定プログラム、及び構造物 - 流場推定システムを提供することを目的とする。

【 課題を解決するための手段 】**【 0 0 0 6 】**

請求項 1 記載に対応した構造物 - 流場推定方法においては、曲面状の構造物の周りの流場を推定する方法であって、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得ステップと、構造物の表面の三次元構造データを取得する構造データ取得ステップと、三次元構造データを二次元平面に座標変換する座標変換ステップと、二次元平面を学習済モデルに適用して構造物の流場を推定する流場推定ステップと、推定した流場を流場データとして出力する流場データ出力ステップとを備えたことを特徴とする。

10

請求項 1 に記載の本発明によれば、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつ CFD や実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、構造物の外部流の流場のみならず、内部流の流場の推定にも用いることができる。

【 0 0 0 7 】

20

請求項 2 記載に対応した構造物 - 流場推定方法においては、流場から曲面状の構造物を推定する方法であって、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得ステップと、構造物の周りの所望する流場の流場データを取得する流場データ取得ステップと、流場データを学習済モデルに適用して流場に対応した構造物の二次元平面を推定する構造物推定ステップと、二次元平面を三次元構造データに座標逆変換する座標逆変換ステップと、推定した構造物の表面を座標逆変換された三次元構造データとして出力する構造物データ出力ステップとを備えたことを特徴とする。

請求項 2 に記載の本発明によれば、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつ CFD や実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、流場から構造物の外表面のみならず、内表面の推定にも用いることができる。

30

【 0 0 0 8 】

請求項 3 記載の本発明は、所望する流場の流場データが得られるか終了条件を満たすまで、構造物推定ステップ、座標逆変換ステップ、及び構造物データ出力ステップを繰り返すことを特徴とする。

請求項 3 に記載の本発明によれば、所望の流場を実現する構造物の形状を確認しながら、さらに精度よく推定することができる。

【 0 0 0 9 】

40

請求項 4 記載の本発明は、三次元構造データと二次元平面との変換は、三次元構造データとしての表面格子 (X , Y , Z) と二次元平面としての二次元 RGB 画像データとの間の変換であることを特徴とする。

請求項 4 に記載の本発明によれば、構造物の形状をパラメータ化せずに流場を推定するためパラメータ化による情報欠落が防止され、また形状表現に関する制約が殆どなくなることにより、精度よく高速に流場を推定することができる。

【 0 0 1 0 】

請求項 5 記載の本発明は、学習済モデルで使用する二次元 RGB 画像データは、三次元構造データとしての表面格子 (X , Y , Z) をそれぞれ二次元 RGB 画像データの R ・ G ・ B に対応させた二次元 RGB 画像データであることを特徴とする。

50

請求項 5 に記載の本発明によれば、R・G・Bに対応させることで、さらに精度よく高速に流場を推定することができる。

【 0 0 1 1 】

請求項 6 に記載の本発明は、学習済モデルは、曲面状の構造物のデータベースから読み込んだ複数の構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換するとともに、データベースの構造物に対応した流場との関係を、機械学習を用いて学習した結果であることを特徴とする。

請求項 6 に記載の本発明によれば、機械学習を用いて流場の推定に適した学習済モデルを取得することができる。

【 0 0 1 2 】

請求項 7 に記載の本発明は、機械学習としてCNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いることを特徴とする。

請求項 7 に記載の本発明によれば、画像認識の分野で優れた性能を発揮しているCNNを用いて、流場を高速に推定することができる。

【 0 0 1 3 】

請求項 8 に記載の本発明は、機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入することを特徴とする。

請求項 8 に記載の本発明によれば、推定精度及び汎化性能の向上と、流体力学的な整合性を図り推定の精度をさらに高めることができる。

【 0 0 1 4 】

請求項 9 に記載に対応した構造物 - 流場推定プログラムにおいては、コンピュータに、構造物 - 流場推定方法における、学習済モデル取得ステップと、構造データ取得ステップと、座標変換ステップと、流場推定ステップと、流場データ出力ステップとを実行させることを特徴とする。

請求項 9 に記載の本発明によれば、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、構造物の外部流の流場のみならず、内部流の流場の推定にも用いることができる。

【 0 0 1 5 】

請求項 10 に記載に対応した構造物 - 流場推定プログラムにおいては、コンピュータに、構造物 - 流場推定方法における、学習済モデル取得ステップと、流場データ取得ステップと、構造物推定ステップと、座標逆変換ステップと、構造物データ出力ステップとを実行させることを特徴とする。

請求項 10 に記載の本発明によれば、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、流場から構造物の外表面のみならず、内表面の推定にも用いることができる。

【 0 0 1 6 】

請求項 11 に記載に対応した構造物 - 流場推定システムにおいては、曲面状の構造物の周りの流場を推定するシステムであって、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段と、構造物の表面の三次元構造データを入力する構造データ入力手段と、三次元構造データを二次元平面に座標変換する座標変換手段と、二次元平面を学習済モデルに適用して構造物の流場を推定する流場推定手段と、推定した流場を流場データとして出力する流場データ出力手段とを備えたことを特徴とする。

請求項 11 に記載の本発明によれば、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、構造物の外部流の流場のみならず、内部流の流場の推定にも用いることができる。

10

20

30

40

50

【 0 0 1 7 】

請求項 1 2 記載に対応した構造物 - 流場推定システムにおいては、流場から曲面状の構造物を推定するシステムであって、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段と、構造物の周りの所望する流場の流場データを入力する流場データ入力手段と、流場データを学習済モデルに適用して流場に対応した構造物の二次元平面を推定する構造物推定手段と、二次元平面を三次元構造データに座標逆変換する座標逆変換手段と、推定した構造物の表面を座標逆変換された三次元構造データとして出力する構造物データ出力手段とを備えたことを特徴とする。

請求項 1 2 に記載の本発明によれば、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつ C F D や実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、流場から構造物の外表面のみならず、内表面の推定にも用いることができる。

10

【 0 0 1 8 】

請求項 1 3 記載の本発明は、学習済モデルを生成するために、曲面状の構造物と構造物に対応した流場との関係を蓄積したデータベースと、データベースの複数の構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換する学習用座標変換手段と、二次元平面とデータベースの構造物に対応した流場との関係を機械学習する機械学習手段をさらに備えたことを特徴とする。

20

請求項 1 3 に記載の本発明によれば、機械学習を用いて流場の推定に適した学習済モデルを取得することができる。

【 0 0 1 9 】

請求項 1 4 記載の本発明は、機械学習手段は、機械学習として C N N (畳み込みニューラルネットワーク)を用いることを特徴とする。

請求項 1 4 に記載の本発明によれば、画像認識の分野で優れた性能を発揮している C N N を用いて、流場を高速に推定することができる。

【 0 0 2 0 】

請求項 1 5 記載の本発明は、機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入することを特徴とする。

30

請求項 1 5 に記載の本発明によれば、推定精度及び汎化性能の向上と、流体力学的な整合性を図り推定の精度をさらに高めることができる。

【 発明の効果 】

【 0 0 2 1 】

本発明の構造物 - 流場推定方法によれば、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつ C F D や実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。

【 0 0 2 2 】

また、本発明の構造物 - 流場推定方法によれば、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつ C F D や実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。

40

【 0 0 2 3 】

また、所望する流場の流場データが得られるか終了条件を満たすまで、構造物推定ステップ、座標逆変換ステップ、及び構造物データ出力ステップを繰り返す場合は、所望の流場を実現する構造物の形状を確認しながら、さらに精度よく推定することができる。

【 0 0 2 4 】

また、三次元構造データと二次元平面との変換は、三次元構造データとしての表面格子 (X , Y , Z) と二次元平面としての二次元 R G B 画像データとの間の変換である場合は、構造物の形状をパラメータ化せずに流場を推定するためパラメータ化による情報欠落が防

50

止され、また形状表現に関する制約が殆どなくなることにより、精度よく高速に流場を推定することができる。

【0025】

また、学習済モデルで使用する二次元RGB画像データは、三次元構造データとしての表面格子(X,Y,Z)をそれぞれ二次元RGB画像データのR・G・Bに対応させた二次元RGB画像データである場合は、R・G・Bに対応させることで、さらに精度よく高速に流場を推定することができる。

【0026】

また、学習済モデルは、曲面状の構造物のデータベースから読み込んだ複数の構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換するとともに、データベースの構造物に対応した流場との関係を、機械学習を用いて学習した結果である場合は、機械学習を用いて流場の推定に適した学習済モデルを取得することができる。

10

【0027】

また、機械学習としてCNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いる場合は、画像認識の分野で優れた性能を発揮しているCNNを用いて、流場を高速に推定することができる。

【0028】

また、機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入する場合は、推定精度及び汎化性能の向上と、流体力学的な整合性を図り推定の精度をさらに高めることができる。

20

【0029】

また、本発明の構造物 - 流場推定プログラムによれば、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。

【0030】

また、本発明の構造物 - 流場推定プログラムによれば、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。

30

【0031】

また、本発明の構造物 - 流場推定システムによれば、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。

【0032】

また、本発明の構造物 - 流場推定システムによれば、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。

40

【0033】

また、学習済モデルを生成するために、曲面状の構造物と構造物に対応した流場との関係を蓄積したデータベースと、データベースの複数の構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換する学習用座標変換手段と、二次元平面とデータベースの構造物に対応した流場との関係を機械学習する機械学習手段をさらに備えた場合は、機械学習を用いて流場の推定に適した学習済モデルを取得することができる。

【0034】

また、機械学習手段は、機械学習としてCNN(畳み込みニューラルネットワーク)を用いる場合は、画像認識の分野で優れた性能を発揮しているCNNを用いて、流場を高速に推定することができる。

50

【 0 0 3 5 】

また、機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入する場合は、推定精度及び汎化性能の向上と、流体力学的な整合性を図り推定の精度をさらに高めることができる。

【 図面の簡単な説明 】

【 0 0 3 6 】

【 図 1 】 本発明の実施形態による構造物 - 流場推定方法に用いる機器の概要図

【 図 2 】 同学習用サーバにおける学習フェーズのフロー

【 図 3 】 同推論サーバを用いた推論フェーズのフロー

【 図 4 】 同推論フェーズの概念図

【 図 5 】 同三次元構造データから二次元平面への変換プロセスを示すフロー

【 図 6 】 同変換プロセスの概念図

【 図 7 】 同最適化サーバを用いた最適化フェーズのフロー

【 発明を実施するための形態 】

【 0 0 3 7 】

以下に、本発明の実施形態による構造物 - 流場推定方法、構造物 - 流場推定プログラム、及び構造物 - 流場推定システムについて説明する。

【 0 0 3 8 】

図 1 は構造物 - 流場推定方法に用いる機器の概要図である。

構造物 - 流場推定方法は、データサーバ 10、学習用サーバ 20、構造データ入力手段 30、推論サーバ 40、流場データ出力手段 50、流場データ入力手段 60、最適化サーバ 70、及び構造物データ出力手段 80 を利用し、曲面状の構造物の周りの流場、又は流場から曲面状の構造物を推定する。曲面状の構造物とは、船体、車体、機体、配管等である。

データサーバ 10 は、曲面状の構造物とその構造物に対応した流場との関係を蓄積したデータベース 11 を有する。曲面状の構造物のデータは、CAD 等によって作成された構造物の表面の曲面形状を表す三次元構造データである。また、構造物に対応した流場のデータは、CFD 解析の結果、又は水槽試験等による実験結果などに基づいて得たものである。

学習用サーバ 20 は、構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換する学習用座標変換手段 21 と、二次元平面とそれに対応した流場との関係を AI (人工知能) により機械学習する機械学習手段 22 を備え、学習済モデルを生成する。

【 0 0 3 9 】

構造データ入力手段 30 は、キーボードやマウス、タッチパネル等であり、任意の構造物の表面形状の三次元構造データを推論サーバ 40 に入力するのに用いられる。

なお、構造データ入力手段 30 には、CAD データや三次元計測データ等のデータ元とリンクして自動的に入力を行うものも含む。

推論サーバ 40 は、学習用サーバ 20 が生成した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段 41 と、構造データ入力手段 30 から入力された三次元構造データを二次元平面に座標変換する座標変換手段 42 と、座標変換した二次元平面を学習済モデルに適用して AI により構造物の流場を推定する流場推定手段 43 を備える。

流場データ出力手段 50 は、推論サーバ 40 が推定した流場を流場データとして出力する。

【 0 0 4 0 】

流場データ入力手段 60 は、キーボードやマウス、タッチパネル等であり、設計対象の構造物の周りの所望する流場データを入力するのに用いられる。

最適化サーバ 70 は、学習用サーバ 20 が生成した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段 71 と、流場データ入力手段 60 から入力された流場データを学習済モデルに適用して流場に対応した構造物の二次元平面を推定する構造物推定手段 72 と、推定により得られた二次元平面を学習済モデルに適用して AI による構造物の周囲の流場の推定と

10

20

30

40

50

評価を行う流場推定評価手段 7 3 と、推定により得られた二次元平面を三次元構造データに座標逆変換する座標逆変換手段 7 4 を備える。

構造物データ出力手段 8 0 は、所望する流場を実現する構造物の最適曲面形状として、座標逆変換された三次元構造データを出力する。

【 0 0 4 1 】

図 2 は学習用サーバにおける学習フェーズのフローである。

学習フェーズでは、まず機械学習モデルを構築する（S 1：機械学習モデル構築ステップ）。機械学習モデルには、画像解析に有効な CNN（Convolutional Neural Network：畳み込みニューラルネットワーク）を用いる。

次に、データベース 1 1 から構造物の曲面形状のデータと流場のデータの対を読み込む（S 2：データ読込ステップ）。 10

読み込んだ構造物の曲面形状のデータは三次元構造データでありそのままではニューラルネットワークで取り扱えない。そのため、データベース 1 1 から読み込んだ曲面形状のデータと流場データの対のうち曲面形状のデータを、学習用座標変換手段 2 1 が二次元平面に座標変換する（S 3：学習用座標変換ステップ）。

次に、二次元平面に座標変換した曲面形状に対応した流場との関係を、機械学習手段 2 2 において機械学習を用いて学習する（S 4：機械学習ステップ）。機械学習ステップ S 4 においては、損失関数に流場のエネルギー保存則を導入することが好ましい。流場はエネルギー保存則が成立する必要があるため、ナビエストークス方程式等のエネルギー保存則を適用することで、推定精度及び他の問題にも対応できる汎化性能の向上と、流体力学的な整合性を図り推定の精度をさらに高めることができる。 20

学習用サーバ 2 0 は、データベース 1 1 から読み込んだ構造物の曲面形状のデータと流場のデータの対についての機械学習が終了すると、学習終了条件を満たすか否かを判定する（S 5：機械学習終了判定ステップ）。学習終了条件は、例えば、データベース 1 1 に蓄積されている全ての曲面形状と流場の対を学習したときとする。

機械学習終了判定ステップ S 5 において学習終了条件を満たさないと判定した場合は、データ読込ステップ S 2 に戻り、データベース 1 1 から次の曲面形状と流場の対を読み込む。一方、機械学習終了判定ステップ S 5 において学習終了条件を満たすと判定した場合は、学習フェーズを終了する。学習用サーバ 2 0 は、機械学習により得られた、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを保存する。 30

曲面状の構造物の周りの流場を推定する場合も、流場から曲面状の構造物を推定する場合も、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを用いる。

このように、学習済モデルは、データベース 1 1 から読み込んだ複数の構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換し、データベース 1 1 の構造物に対応した流場との関係を機械学習を用いて学習した結果とすることで、機械学習を用いて流場の推定に適した学習済モデルを取得することができる。

また、機械学習として CNN を用いることで、画像認識の分野で優れた性能を発揮している CNN を用いて、流場を高速に推定することができる。 40

【 0 0 4 2 】

図 3 は推論サーバを用いた推論フェーズのフロー、図 4 は推論フェーズの概念図である。

推論フェーズでは、まず学習済モデル取得手段 4 1 が学習用サーバ 2 0 から学習済モデルを読み込む（S 1 1：学習済モデル取得ステップ）。なお、学習済モデルは予め読み込んで推論サーバ 4 0 に記憶させておくこともできる。

また、構造データ入力手段 3 0 から入力された構造物の表面の三次元構造データを取得する（S 1 2：構造データ取得ステップ）。図 4（a）は構造物が船体である場合の三次元構造データによる船体の表面の三次元曲面形状を示す。

構造データ取得ステップ S 1 2 で取得した三次元構造データはそのままではニューラル 50

ネットワークで取り扱えない。そのため、構造物の表面の三次元構造データを、座標変換手段42が二次元平面に座標変換する(S13:座標変換ステップ)。図4(b)は二次元平面としての二次元RGB画像データ($N \times M \times 3$)を示す。

座標変換ステップS13の後、流場推定手段43において、二次元平面を学習済モデルに適用して構造物の流場を推定する(S14:流場推定ステップ)。図4(c)は流場推定ステップS14を示している。流場推定ステップS14では、流場を、二次元平面としての二次元RGB画像データからCNNによって直接演算して求める。CNNを用いることで流場を高速に推定できる。

流場推定ステップS14の後、推定した流場を流場データ出力手段50が流場データとして出力する(S15:流場データ出力ステップ)。図4(d)は出力された流場の例を示している。図4(d)では、角度方向(S)と半径方向(R)で区切った各グリッドの配色で流れの強さを表している。

このように、構造物の形状を画像データに見立て、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、AIによって推定することができる。なお、構造物の外部流の流場のみならず、内部流の流場の推定にも用いることができる。これにより設計者等は、精度の高い流場の推定結果を、CFDや実験により求める場合と比べて高速に得られるため、検討スピードが飛躍的に向上する。また、設計者等が構造物の曲面形状と流場との関係を理解することを助け、特に、精度を求められない設計初期段階において効果的な支援を果たすことができる。また、多様な目的や制約を満たす設計を、熟練者に限らず実施できる可能性がある。これらにより、結果として設計期間の短縮につながる。また、例えば構造物が船体である場合は、推定した流場から推進性能等を求めることができる。

【0043】

ここで、三次元構造データと二次元平面との変換について説明する。

図5は三次元構造データから二次元平面への変換プロセスを示すフロー、図6は変換プロセスの概念図である。

図6(a)は構造物が船体である場合の三次元構造データによる船体の表面の三次元曲面形状を示す。三次元構造データは例えばCADデータである。なお、船体をレーザスキャンすること等により三次元構造データを取得することもできる。

学習用サーバ20における学習用座標変換ステップS3、及び推論サーバ40における座標変換ステップS13では、三次元構造データ(三次元曲面形状)をオフセット($N \times M$)し、 $N \times M$ で表される表面格子(格子状のメッシュ)の交点の座標である三次元座標値(X, Y, Z)に変換する(S31:三次元座標値変換ステップ)。オフセットとは、滑らかな曲面形状をメッシュ分割(代表値を離散化)することをいう。図6(b)は図6(a)に示す船体を左右に分割した一方側のオフセットを示し、 X は船長方向、 Y は船幅方向、 Z は高さ方向である。

三次元座標値変換ステップS31の後、変換した三次元座標値(X, Y, Z)を基に、 $N \times M \times 3$ の画像データに変換する(S32:画像データ変換ステップ)。図6(c)は三次元座標値を上から順に X (B:ブルー)、 Y (R:レッド)、 Z (G:グリーン)のそれぞれについて画像化したものであり、縦軸を65段階、横軸を105段階としている。図6(d)は図6(c)の画像データを組み合わせて $N \times M \times 3$ の画像データとしたものである。

このように、三次元構造データと二次元平面との変換は、三次元構造データとしての表面格子(X, Y, Z)と二次元平面としての二次元RGB画像データとの間の変換としている。これにより、構造物の形状をパラメータ化せずに流場を推定するためパラメータ化による情報欠落が防止され、また形状表現に関する制約が殆どなく構造物の形状を表す自由度が高いため、精度よく高速に流場を推定することができる。

また、学習済モデルで使用する二次元RGB画像データは、三次元構造データとしての表面格子(X, Y, Z)をそれぞれ二次元RGB画像データのR・G・Bに対応させた二次元RGB画像データとしている。R・G・Bに対応させることで、さらに精度よく高速

に流場を推定することができる。なお、二次元平面は、R・G・Bに替えて、カラーホイールの頂点となる例えばマゼンタ(M)、シアン(C)、イエロー(Y)等、他の色の組み合わせとすることもできる。

【0044】

図7は最適化サーバを用いた最適化フェーズのフローである。

最適化フェーズでは、まず学習済モデル取得手段71が学習用サーバ20から学習済モデルを読み込む(S21:学習済モデル取得ステップ)。なお、学習済モデルは予め読み込んで最適化サーバ70に記憶させておくこともできる。

また、流場データ入力手段60から入力された流場データを取得する(S22:流場データ取得ステップ)。流場データ入力手段60では、図6(d)のようなデータを直接入力するのではなく、利用者が理解しやすいように、例えば二次元画像としての流速分布図を単数枚又は複数枚用いて流場データとして入力することが好ましい。この場合、入力された流速分布図を図6(d)のような二次元データに変換する二次元-二次元データ変換ステップをさらに含むことになる。

次に、構造物推定手段72が、流場データ取得ステップS22で取得された流場データを学習済モデルに適用して流場に対応した構造物の二次元平面を推定する(S23:構造物推定ステップ)。これにより構造物の初期曲面形状が生成される。

構造物推定ステップS23の後、流場推定評価手段73において、二次元平面を学習済モデルに適用して構造物の流場を推定する(S24:流場推定ステップ)。

流場推定評価手段73は、流場推定ステップS24の後、所望の流場が得られたか否か、及び所定の終了条件を満たしたか否かを判定する(S25:最適化演算終了判定ステップ)。所望の流場が得られたか否かは、流場データ取得ステップS22で取得した所望の流場の流場データと流場推定ステップS24で得られた流場との一致度を評価すること等により判定する。また、所定の終了条件とは、例えば流場推定ステップS24の実行回数である。

最適化演算終了判定ステップS25において、所望の流場が得られていないと判定され、かつ所定の終了条件を満たしていないと判定された場合は、構造物推定手段72が、流場データを学習済モデルに適用して流場に対応した構造物の変更した二次元平面を推定する(S26:(変更)構造物推定ステップ)。これにより構造物の変更曲面形状が生成される。(変更)構造物推定ステップS26の後は、流場推定ステップS24に戻る。

一方、最適化演算終了判定ステップS25において、所望の流場が得られたと判定されるか、又は所定の終了条件を満たしたと判定された場合は、推定した二次元平面を座標逆変換手段74が三次元構造データに座標逆変換する(S27:座標逆変換ステップ)。座標逆変換は、図5、6を用いて説明した上述の変換プロセスを逆に迎えることにより行う。すなわち、二次元平面としての二次元RGB画像データから三次元座標値(X, Y, Z)を求め、三次元構造データを生成する。

座標逆変換ステップS27の後、構造物データ出力手段80は、推定した構造物の表面として、座標逆変換された三次元構造データを出力する(S28:構造物データ出力ステップ)。

このように、所望の流場を実現する構造物の曲面形状を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、AIによって推定することができる。これにより設計者等は、精度の高い推定結果を、CFDや実験により求める場合と場合と比べて高速に得ることができる。なお、流場から構造物の外表面のみならず、内表面の推定にも用いることができる。

また、最適化演算終了判定ステップS25を有し、所望の流場が得られたと判定されるか、又は所定の終了条件を満たしたと判定されるまで流場推定ステップS24と(変更)構造物推定ステップS26を繰り返すことで、所望の流場を実現する構造物の形状をさらに精度よく推定することができる。

なお、所望する流場の流場データが得られるか終了条件を満たすまで、流場推定ステップS24と(変更)構造物推定ステップS26のみならず、座標逆変換ステップS27、

及び構造物データ出力ステップS 2 8も繰り返すことが好ましい。この場合は構造物データ出力ステップS 2 8で三次元構造データが出力されるため、所望の流場を実現する構造物の形状を設計者等が確認しながら、さらに精度よく推定することができる。またこの場合は、最適化演算終了判定ステップS 2 5に替えて、又は最適化演算終了判定ステップS 2 5と併せて、流場推定ステップS 2 4、(変更)構造物推定ステップS 2 6、座標逆変換ステップS 2 7、及び構造物データ出力ステップS 2 8を繰り返すか否かを構造物データ出力ステップS 2 8で出力された三次元構造データに基づいて設計者等が判断するステップを設けることもできる。

【0045】

以上、構造物/流場推定方法について説明したが、本発明は、コンピュータに、少なくとも学習済モデル取得ステップS 1 1と、構造データ取得ステップS 1 2と、座標変換ステップS 1 3と、流場推定ステップS 1 4と、流場データ出力ステップS 1 5とを実行させる、曲面状の構造物の周りの流場を推定する構造物/流場推定プログラムとすることもできる。これにより、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、構造物の外部流の流場のみならず、内部流の流場の推定にも用いることができる。

また、本発明は、コンピュータに、少なくとも学習済モデル取得ステップS 2 1と、流場データ取得ステップS 2 2と、構造物推定ステップS 2 3と、座標逆変換ステップS 2 7と、構造物データ出力ステップS 2 8とを実行させる、流場から曲面状の構造物を推定する構造物/流場推定プログラムとすることができる。これにより、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、流場から構造物の外表面のみならず、内表面の推定にも用いることができる。

【0046】

また、本発明は、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段4 1と、構造物の表面の三次元構造データを入力する構造データ入力手段3 0と、三次元構造データを二次元平面に座標変換する座標変換手段4 2と、二次元平面を学習済モデルに適用して構造物の流場を推定する流場推定手段4 3と、推定した流場を流場データとして出力する流場データ出力手段5 0とを備えた構造物/流場推定システムとすることができる。これにより、構造物の周りの流場を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、構造物の外部流の流場のみならず、内部流の流場の推定にも用いることができる。また、学習済モデル取得手段4 1、構造データ入力手段3 0、座標変換手段4 2、流場推定手段4 3、及び流場データ出力手段5 0は、一箇所に設置しても、別々の場所に設置してもよい。

また、本発明は、構造物の表面の三次元構造データを座標変換した二次元平面と流場との関係を学習した学習済モデルを取得する学習済モデル取得手段7 1と、構造物の周りの所望する流場の流場データを入力する流場データ入力手段6 0と、流場データを学習済モデルに適用して流場に対応した構造物の二次元平面を推定する構造物推定手段7 2と、二次元平面を三次元構造データに座標逆変換する座標逆変換手段7 4と、推定した構造物の表面を座標逆変換された三次元構造データとして出力する構造物データ出力手段8 0とを備えた構造物/流場推定システムとすることもできる。これにより、所望の流場を実現する構造物の表面を、三次元構造データと流場との関係を、座標変換した二次元平面との関係に置き換えて学習した結果を用いて、精度よく、かつCFDや実験により求める場合と比べて高速に推定することができる。なお、流場から構造物の外表面のみならず、内表面の推定にも用いることができる。また、学習済モデル取得手段7 1、流場データ入力手段6 0、構造物推定手段7 2、座標逆変換手段7 4、及び構造物データ出力手段8 0は、一

10

20

30

40

50

箇所に設置しても、別々の場所に設置してもよい。

また、構造物／流場推定システムにおいて、学習済モデルを生成するために、曲面状の構造物と構造物に対応した流場との関係を蓄積したデータベース 1 1 と、データベース 1 1 の複数の構造物の表面の三次元構造データを二次元平面に座標変換する学習用座標変換手段 2 1 と、二次元平面とデータベース 1 1 の構造物に対応した流場との関係を機械学習する機械学習手段 2 2 をさらに備えることで、機械学習を用いて流場の推定に適した学習済モデルを取得することができる。

また、構造物／流場推定システムにおいて、機械学習手段 2 2 は、機械学習として CNN (畳み込みニューラルネットワーク)を用いることで、画像認識の分野で優れた性能を発揮している CNN を用いて、流場を高速に推定することができる。

また、構造物／流場推定システムにおいて、機械学習に用いる損失関数に流場のエネルギー保存則を導入することで、推定精度及び汎化性能の向上と、流体力学的な整合性を図り推定の精度をさらに高めることができる。

また、データサーバ 1 0、学習用サーバ 2 0、推論サーバ 4 0、最適化サーバ 7 0 は任意に組み合わせて設置することができ、分離して設置する場合は各々の間をネットワークや通信手段等を用いて機能的にリンクさせることが可能である。

【産業上の利用可能性】

【0047】

本発明は、例えば船体形状に応じた流場の推定を高速かつ高精度に行うことができるため、設計者が船体形状と流場との関係を理解する支援ツール等として活用できる。また、三次元曲面形状に対する流場であれば同様のアナロジーが成り立つため、外部流、内部流問わず船舶のみならず自動車や航空機、医療用など他分野においても利用可能である。

【符号の説明】

【0048】

- 1 1 データベース
- 2 1 学習用座標変換手段
- 2 2 機械学習手段
- 3 0 構造データ入力手段
- 4 1 学習済モデル取得手段
- 4 2 座標変換手段
- 4 3 流場推定手段
- 5 0 流場データ出力手段
- 6 0 流場データ入力手段
- 7 1 学習済モデル取得手段
- 7 2 構造物推定手段
- 7 4 座標逆変換手段
- 8 0 構造物データ出力手段
- S 1 1 学習済モデル取得ステップ
- S 1 2 構造データ取得ステップ
- S 1 3 座標変換ステップ
- S 1 4 流場推定ステップ
- S 1 5 流場データ出力ステップ
- S 2 1 学習済モデル取得ステップ
- S 2 2 流場データ取得ステップ
- S 2 3 構造物推定ステップ
- S 2 7 座標逆変換ステップ
- S 2 8 構造物データ出力ステップ

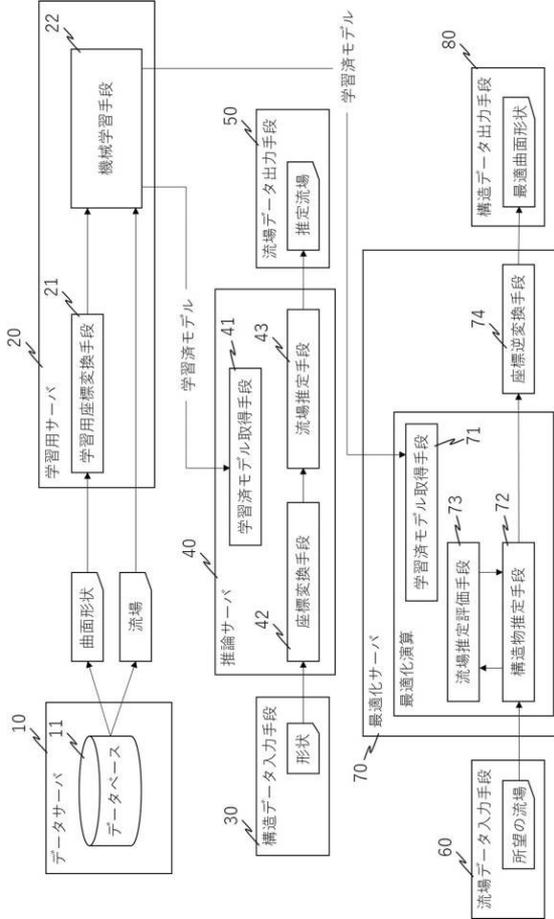
10

20

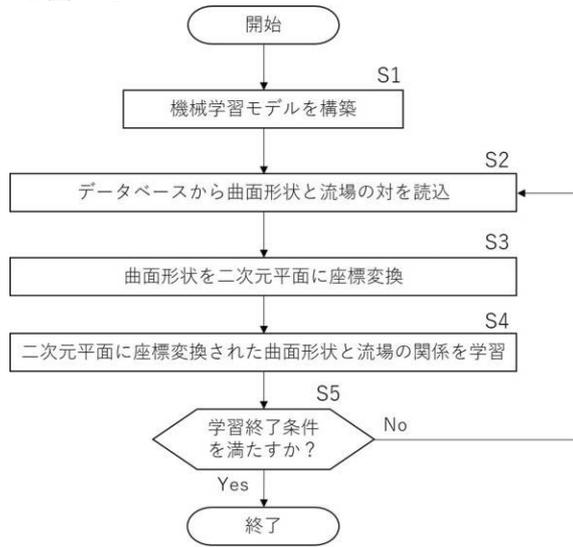
30

40

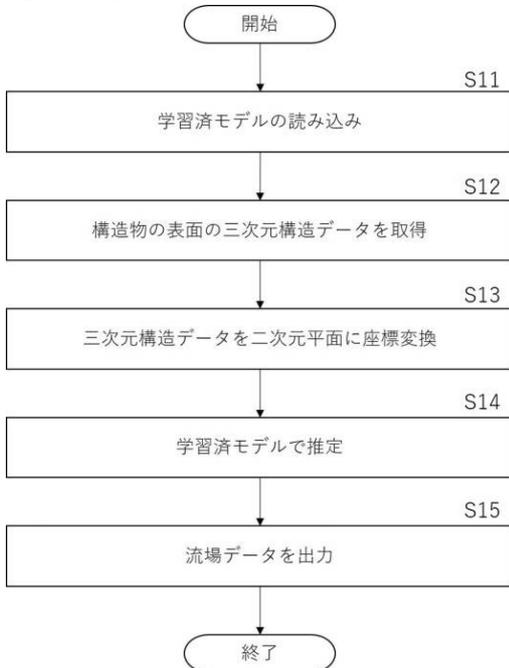
【図1】



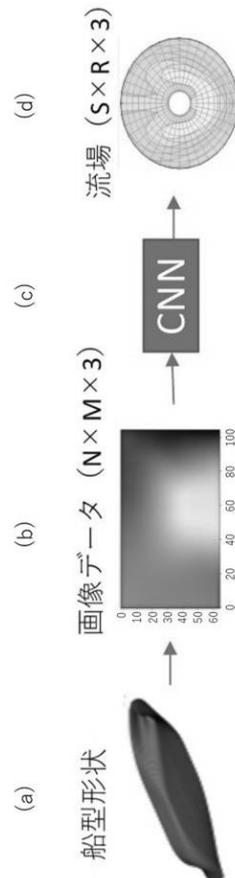
【図2】



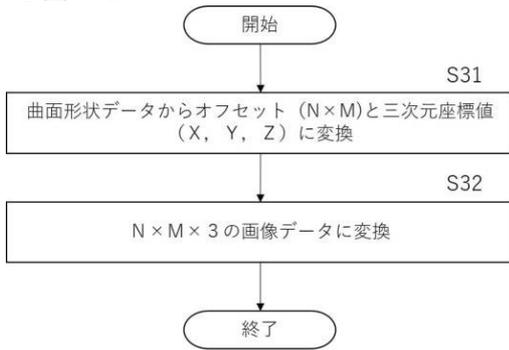
【図3】



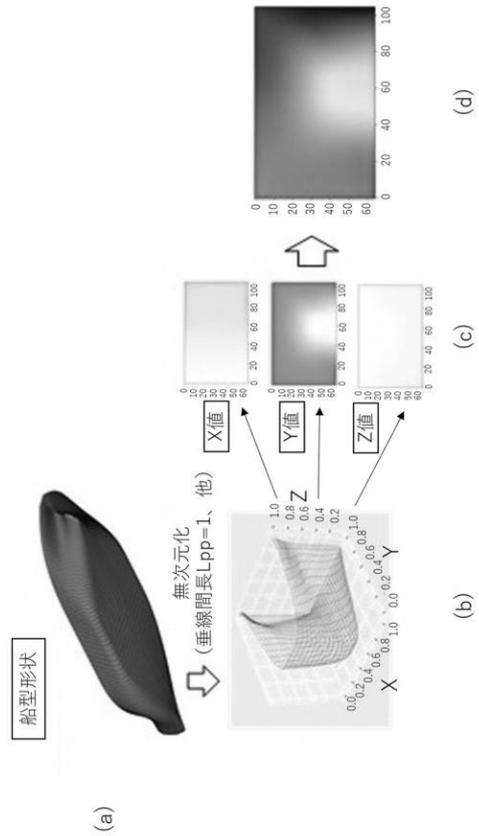
【図4】



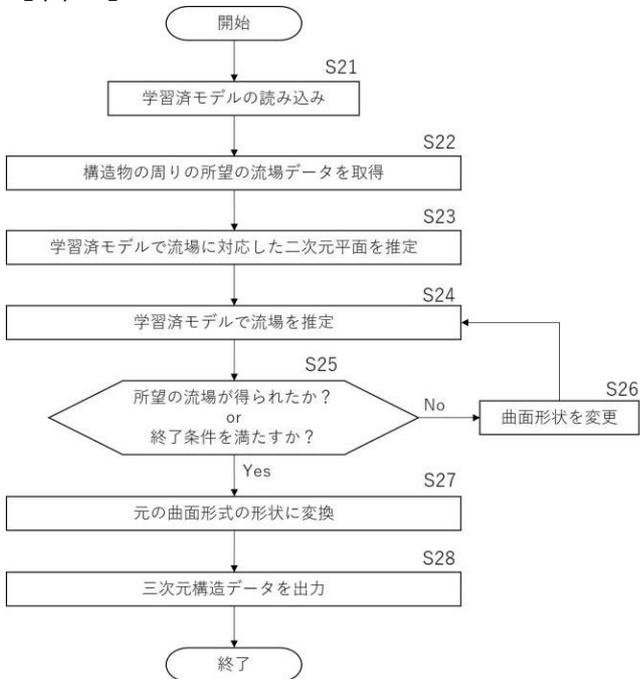
【図5】



【図6】



【図7】



フロントページの続き

(72)発明者 谷口 智之

東京都三鷹市新川6丁目3番1号 国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所内

Fターム(参考) 5B046 AA04 DA08 FA17 FA18 JA09

5B146 AA05 DC03 DJ03 EA17 EA18

5L096 AA09 EA26 GA40 HA11 KA04 KA15