

(12) 特許協力条約に基づいて公開された国際出願

(19) 世界知的所有権機関
国際事務局

(43) 国際公開日
2024年12月26日(26.12.2024)



(10) 国際公開番号
WO 2024/262018 A1

(51) 国際特許分類:
G06N 20/00 (2019.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2023/023356

(22) 国際出願日: 2023年6月23日(23.06.2023)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(71) 出願人: 日本電信電話株式会社 (**NIPPON TELEGRAPH AND TELEPHONE CORPORATION**) [JP/JP]; 〒1008116 東京都千代田区大手町一丁目5番1号 Tokyo (JP).

(72) 発明者: 入江 凜(**IRIE Rin**); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 N T T 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 久田 正樹(**HISADA**

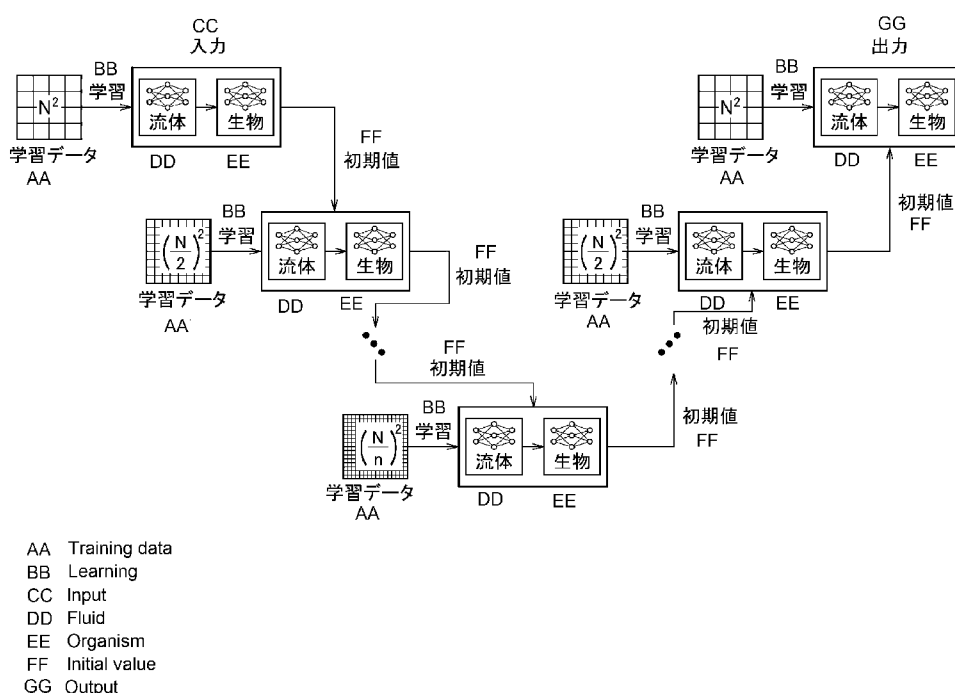
Masaki); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 N T T 知的財産センタ内 Tokyo (JP). 中村 亨(**NAKAMURA Toru**); 〒1808585 東京都武蔵野市緑町3丁目9-11 N T T 知的財産センタ内 Tokyo (JP).

(74) 代理人: 三好 秀和, 外(**MIYOSHI Hidekazu et al.**); 〒1050001 東京都港区虎ノ門1丁目2番8号 虎ノ門琴平タワー Tokyo (JP).

(81) 指定国(表示のない限り、全ての種類の国内保護が可能): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG,

(54) **Title:** SIMULATION DEVICE, SIMULATION METHOD, AND PROGRAM

(54) 発明の名称: シミュレーション装置、シミュレーション方法、プログラム



(57) **Abstract:** This simulation device comprises: a simulation unit provided with a sub-learning model corresponding to a different resolution for each stratum, the simulation unit simulating a phenomenon of a marine ecosystem using a learning model that inputs/outputs a simulation result to/from the sub-learning model; and a training unit that trains the sub-learning model by using training data pertaining to a corresponding resolution and training results from the preceding sub-learning model. The sub-learning model is provided with a fluid learning model for simulating a phenomenon of a fluid, and a

KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU,
LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, MW, MX, MY,
MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,
PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK,
SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW.

- (84) 指定国(表示のない限り、全ての種類の広域保護が可能): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), ユーラシア (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), ヨーロッパ (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

添付公開書類:

一 国際調査報告 (条約第21条(3))

biological learning model for simulating a phenomenon of an organism. The structure of the fluid learning model is the same irrespective of the stratum, and the structure of the biological learning model is different for each stratum.

(57) 要約: シミュレーション装置は、階層ごとに異なる解像度に対応するサブ学習モデルを備え、前記サブ学習モデル間においてシミュレーション結果を入出力する学習モデルを用いて、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーション部と、対応する解像度の学習データと前段のサブ学習モデルの学習結果とを用いて、前記サブ学習モデルに学習させる学習部と、を備え、前記サブ学習モデルは、流体の現象をシミュレーションする流体学習モデルと、生物の現象をシミュレーションする生物学習モデルと、を備え、前記流体学習モデルの構造は、前記階層に拘わらず同じであり、前記生物学習モデルの構造は、前記階層ごとに異なる。

明 細 書

発明の名称：

シミュレーション装置、シミュレーション方法、プログラム

技術分野

[0001] 本開示は、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーション装置、シミュレーション方法、プログラムに関する。

背景技術

[0002] 物理モデルによるシミュレーションは、高精度の予測を可能にする一方で、計算時間や計算リソースなどの計算コストが大きくなるきらいがある。このデメリットを解消する手段として、物理モデルを代替するサロゲートモデルが注目されている。

[0003] サロゲートモデルは、機械学習、例えばニューラルネットワークにより実現される。以下、機械学習により実現されるサロゲートモデルを、学習モデルともいう。学習モデルは、物理モデルによるシミュレーション結果（以下、学習データともいう。）を用いて訓練される。訓練された（学習済みの）学習モデルは、物理モデルに比べて低い計算コストでシミュレーションを実行することが出来る。

[0004] 具体的な学習モデルとして、U-Netモデルが知られている。U-Netモデルは、複数の階層からなり、各層において、畳み込みにより特徴を抽出するエンコーダと、逆畳み込みにより抽出した特徴の解像度を元に戻すデコーダとを対称に備える。ただし、最深層においては、デコーダのみを備える。U-Netモデルの特徴は、同じ深さの層において、エンコーダからデコーダに抽出した特徴を入力するスキップコネクションにある。U-Netモデルは、このスキップコネクションによって、シミュレーションの精度を向上させることが出来る。

[0005] U-Netモデルには、様々な改良モデルが存在する。例えば、非特許文献1は、U-Netモデルにマルチグリッド法のアイデアを組み合わせるものである。具

体的には、U-Netモデルの各層におけるグリッドを、3段階の解像度のグリッドに置き換え、これらの異なる解像度のグリッド間においてMax-pooling及びSub-samplingを実行するというものである。

先行技術文献

非特許文献

- [0006] 非特許文献1: Le, Quang Tuyen, and Chinchun Ooi. "Surrogate modeling of fluid dynamics with a multigrid inspired neural network architecture." Machine Learning with Applications 6 (2021): 100176.

発明の概要

発明が解決しようとする課題

- [0007] 非特許文献1は、このような改良モデルを、流体シミュレーションに活用している。しかしながら、海洋生態系の現象をシミュレーションするにあたっては、渦や潮流などの流体の現象だけでなく、流体の現象と連成する生物の現象をもシミュレーションする必要がある。なお、「生物の現象」とは、複数の生物間の相互作用によってやり取りされる化学物質を含む現象という意味に解されてもよく、「生物地球化学 (Biogeochemistry) の現象」と呼ばれてもよい。
- [0008] ここで、流体シミュレーションにおいては、シミュレーションを実行する解像度が異なっても、物理モデル（例えば、支配方程式となるNavier-Stokes方程式）を変更する必要はない。従って、物理モデルに対応する学習モデルの構造（層数、ノード数など）も変わらない。
- [0009] 一方で、生物シミュレーションにおいては、シミュレーションを実行する解像度が異なると、物理モデルも変更する必要がある。例えば、大型哺乳類や魚群を表現する場合と、魚一匹一匹を表現する場合と、動物プランクトンの動きを表現する場合とでは、それぞれに対応する物理モデルが必要になる。従って、物理モデルに対応する学習モデルの構造（層数、ノード数など）も、シミュレーションを実行する解像度に応じて変更する必要がある。

[0010] このような事情があり、従来技術では、海洋生態系の現象をシミュレーションすることが難しいという問題があった。

[0011] そこで、本開示は、このような状況に鑑みてなされたものであり、海洋生態系の現象をシミュレーションすることを目的とする。

課題を解決するための手段

[0012] 本開示の一態様は、階層ごとに異なる解像度に対応するサブ学習モデルを備え、前記サブ学習モデル間においてシミュレーション結果を入出力する学習モデルを用いて、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーション部と、対応する解像度の学習データと前段のサブ学習モデルの学習結果とを用いて、前記サブ学習モデルに学習させる学習部と、を備え、前記サブ学習モデルは、流体の現象をシミュレーションする流体学習モデルと、生物の現象をシミュレーションする生物学習モデルと、を備え、前記流体学習モデルの構造は、前記階層に拘わらず同じであり、前記生物学習モデルの構造は、前記階層ごとに異なる、シミュレーション装置。

[0013] 本開示の一態様は、階層ごとに異なる解像度に対応するサブ学習モデルを備え、前記サブ学習モデル間においてシミュレーション結果を入出力する学習モデルを用いて、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーションステップと、対応する解像度の学習データと前段のサブ学習モデルの学習結果とを用いて、前記サブ学習モデルに学習させる学習ステップと、を備え、前記サブ学習モデルは、流体の現象をシミュレーションする流体学習モデルと、生物の現象をシミュレーションする生物学習モデルと、を備え、前記流体学習モデルの構造は、前記階層に拘わらず同じであり、前記生物学習モデルの構造は、前記階層ごとに異なる、シミュレーション方法。

発明の効果

[0014] 本開示によれば、海洋生態系の現象をシミュレーションすることができる。

図面の簡単な説明

[0015] [図1]図1は、本開示に係る学習モデルの一例を示す図である。

[図2]図2は、本開示に係るシミュレーション装置の機能ブロック図である。

[図3]図3は、本開示に係る学習の一例を示すフローチャートである。

[図4]図4は、本開示に係るシミュレーションの一例を示すフローチャートである。

[図5]図5は、本開示に係るシミュレーション装置のハードウェア構成の一例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0016] 以下、本開示の実施の形態について図面を参照して説明する。

[0017] 図1を参照しつつ、本開示の学習モデルについて説明する。本開示の学習モデルは、複数の階層からなり、各層において、畳み込みにより特徴を抽出するエンコーダと、逆畳み込みにより抽出した特徴の解像度を元に戻すデコーダとを対称に備えるU-Netモデルをベースにしている。ただし、上述したように、最深層においてはデコーダのみを備える。また、図示はしないが、デコーダは、同じ深さの層のエンコーダが抽出した特徴を参照しつつ、逆畳み込みを行う。なお、以下では、学習モデルにおける階層を、説明の便宜上、「学習層」ともいう。

[0018] 本開示の学習モデルは、複数の学習層の各層において、学習モデルを備える。以下では、各層における学習モデルをサブ学習モデルともいう。すなわち、本開示の学習モデルは、複数の学習層の各層において、サブ学習モデルを備える。本開示の学習モデルを用いたシミュレーションにおいては、サブ学習モデル間において、前段から後段へと連続的に各サブ学習モデルのシミュレーション結果が入出力され、最終的なシミュレーション結果が出力される。また、サブ学習モデルは、上述したエンコーダまたはデコーダを構成する。

[0019] 図1に示すように、サブ学習モデルは、学習層ごとに、流体の現象をシミュレーションする流体学習モデル（図中の「流体」）と、生物の現象をシミュレーションする生物学習モデル（図中の「生物」）とを備える。流体学習モデルは、例えば、Navier-Stokes方程式により記述される流体物理モデルの

サロゲートモデルである。生物学習モデルは、例えば、Biogeochemistry with Light, Iron, Nutrients and Gas (BLING)、PlankTOM5、HAMOCC、PISCES、REcom2、COBALTなどの生物物理モデルのサロゲートモデルである。

[0020] 流体学習モデルの構造（層数、ノード数など）は、学習層の深さに拘わらず同じである。一方で、流体学習モデルは、解像度を指定してシミュレーション結果を出力することが出来る。上述した学習モデルにおいて、流体学習モデルは、学習層ごとに、異なる解像度を指定してシミュレーション結果を出力する。

[0021] 生物学習モデルの構造（層数、ノード数など）は、学習層の深さによって異なる。具体的には、浅い層の生物学習モデルは、シミュレーションを実行する解像度が低い場合に適したモデルであり、深い層の生物学習モデルは、シミュレーションを実行する解像度が高い場合に適したモデルである。例えば、浅い層の生物学習モデルがBLINGであり、深い層の生物学習モデルがPlankTOM5であってもよい。従って、生物学習モデルは、学習層ごとに異なり、対応する解像度のシミュレーション結果を出力する。図1の例で説明すると、入力／出力側の最も浅い層（第1層）においては、 N^2 解像度に対応する生物学習モデルが用いられる。同様に、次に深い層（第2層）においては、 $(N/2)^2$ 解像度に対応する生物学習モデルが用いられ、・・・最深層（第 n 層）においては、 $(N/n)^2$ 解像度に対応する生物学習モデルが用いられる。なお、 N^2 解像度に対応する生物学習モデルは、 N^2 解像度に対応する生物物理モデルのサロゲートモデルである。同様に、 $(N/2)^2$ 解像度に対応する生物学習モデルは、 $(N/2)^2$ 解像度に対応する生物物理モデルのサロゲートモデルであり、・・・ $(N/n)^2$ 解像度に対応する生物学習モデルは、 $(N/n)^2$ 解像度に対応する生物物理モデルのサロゲートモデルである。このように、本開示における解像度は、学習層の深さに比例する。また、生物学習モデルの構造及び対応する生物物理モデルは、解像度に対応して異なる。

[0022] 以上のように、サブ学習モデルは、学習層ごとに、異なる解像度に対応する。従って、サブ学習モデルに学習させる学習データも、学習層ごとに、対

応する解像度のものが用いられる。図1の例で説明すると、第1層における学習データは、 N^2 解像度を指定して流体物理モデルに出力させた N^2 解像度のシミュレーション結果と、 N^2 解像度に対応する生物物理モデルに出力させた N^2 解像度のシミュレーション結果とをカップリングした N^2 解像度のシミュレーション結果である。同様に、第2層における学習データは、 $(N/2)^2$ 解像度を指定して流体物理モデルに出力させた $(N/2)^2$ 解像度のシミュレーション結果と、 $(N/2)^2$ 解像度に対応する生物物理モデルに出力させた $(N/2)^2$ 解像度のシミュレーション結果とをカップリングした $(N/2)^2$ 解像度のシミュレーション結果であり、
・ ・ 第 n 層における学習データは、 $(N/n)^2$ 解像度を指定して流体物理モデルに出力させた $(N/n)^2$ 解像度のシミュレーション結果と、 $(N/n)^2$ 解像度に対応する生物物理モデルに出力させた $(N/n)^2$ 解像度のシミュレーション結果とをカップリングした $(N/n)^2$ 解像度のシミュレーション結果である。このように、本開示における学習データは、学習層ごとに異なる解像度のものが用いられる。

[0023] また、学習データにより学習済みとなったサブ学習モデルは、その学習結果を後段のサブ学習モデルに入力してもよい。すなわち、サブ学習モデルは、その学習において、対応する解像度の学習データに加え、前段のサブ学習モデルの学習結果を用いてもよい。例えば、学習により最適化されたサブ学習モデルのパラメータを、後段のサブ学習モデルのパラメータの初期値としてもよい。別の言い方をすれば、サブ学習モデルは、前段のサブ学習モデルのパラメータを自身の初期パラメータとした上で、学習データにより学習されてもよい。学習モデルのパラメータは、例えば、当該学習モデルを実現するニューラルネットワークのノード間における重みづけの係数である。なお、ここで言うところの「後段」「前段」は、学習層の深さとは関係なく、入出力の順序を示すものである。必ずしも学習層の深い方の層が「後段」という意味ではない。図1からも明らかなように、デコーダにおいては、浅い方の層が「後段」となる。

[0024] 図2を参照しつつ、本開示のシミュレーション装置10について説明する。シミュレーション装置10は、海洋生態系の現象をシミュレーションする

。シミュレーション装置 10 は、例えば、ある時間における海洋生態系の現象を入力すると、所定の時間が経過した後の海洋生態系の現象をシミュレーション結果として出力する。別の言い方をすれば、シミュレーション装置 10 は、所定の時間が経過した後に、海洋生態系の現象がどのように変化するかをシミュレーションする。図 2 に示すように、シミュレーション装置 10 は、生成部 11 と、学習部 12 と、シミュレーション部 13 と、記憶部 14 と、を備える。

[0025] 生成部 11 は、解像度に拘わらず同じ構造の流体物理モデルと、解像度に対応して異なる構造の生物物理モデルとを用いて、学習データを生成する。まず、上述した学習モデルの第 1 層におけるサブ学習モデル用の学習データの生成について説明し、続いて、第 2 層～第 n 層におけるサブ学習モデル用の学習データの生成について説明する。

[0026] まず、生成部 11 は、流体の現象を表現する流体物理モデルを用いて、流体物理モデル用の学習データを生成する。具体的には、生成部 11 は、 N^2 解像度を指定して流体物理モデルに N^2 解像度のシミュレーション結果を出力させ、このシミュレーション結果を流体学習モデル用の学習データとする。

[0027] また、生成部 11 は、生物（生物地球化学）の現象を表現する生物物理モデルを用いて、生物物理モデル用の学習データを生成する。具体的には、生成部 11 は、 N^2 解像度に対応する生物物理モデルに N^2 解像度のシミュレーション結果を出力させ、このシミュレーション結果を生物学習モデル用の学習データとする。

[0028] 最後に、生成部 11 は、これら 2 つの学習データをカップリングし、 N^2 解像度の学習データを生成する。

[0029] 同様に、生成部 11 は、第 2 層～第 n 層におけるサブ学習モデル用の学習データを生成する。すなわち、生成部 11 は、 $(N/2)^2$ 解像度を指定して流体物理モデルに出力させた $(N/2)^2$ 解像度のシミュレーション結果と、 $(N/2)^2$ 解像度に対応する生物物理モデルに出力させた $(N/2)^2$ 解像度のシミュレーション結果とをカップリングし、 $(N/2)^2$ 解像度の学習データを生成し、 $\dots$ $(N/n)^2$ 解像度

を指定して流体物理モデルに出力させた $(N/n)^2$ 解像度のシミュレーション結果と、 $(N/n)^2$ 解像度に対応する生物物理モデルに出力させた $(N/n)^2$ 解像度のシミュレーション結果とをカップリングし、 $(N/n)^2$ 解像度の学習データを生成する。

[0030] 以上のように、生成部 11 は、第1層～第 n 層におけるサブ学習モデル用の学習データとして、解像度に拘わらず同じ構造の流体学習モデルと、 N^2 解像度～ $(N/n)^2$ 解像度に対応して異なる構造の生物物理モデルを用いて、 N^2 解像度～ $(N/n)^2$ 解像度の学習データを生成する。

[0031] なお、流体物理モデルは、例えば、Navier-Stokes方程式により記述される流体物理モデルである。また、生物物理モデルは、例えば、Biogeochemistry with Light, Iron, Nutrients and Gas (BLING)、PlankTOM5、HAMOCC、PISCES、REcom2、COBALTである。

[0032] 学習部 12 は、生成部 11 が生成した、学習層ごとに異なる解像度の学習データを用いて、上述した学習モデルの各層におけるサブ学習モデルに学習させる。別の言い方をすれば、学習部 12 は、学習層ごとに、サブ学習モデルに対応する解像度の学習データを用いて、当該サブ学習モデルに学習させる。まず、学習モデルの第1層におけるサブ学習モデルの学習について説明し、続いて、第2層～第 n 層におけるサブ学習モデルの学習について説明する。なお、サブ学習モデルに学習させる学習データは、生成部 11 が生成したものに限られず、シミュレーション装置 10 とは別に生成されてもよい。この場合、シミュレーション装置 10 は、その構成として生成部 11 を省略してもよい。

[0033] まず、学習部 12 は、 N^2 解像度の学習データを用いて、第1層におけるサブ学習モデルに学習させる。第1層におけるサブ学習モデルは、各層において同じ構造の流体学習モデルと、 N^2 解像度に対応する生物学習モデルとを備える。なお、流体学習モデルは、上述した流体物理モデルのサロゲートモデルであり、生物学習モデルは、上述した生物物理モデルのサロゲートモデルである。

[0034] 次に、学習部 12 は、 $(N/2)^2$ 解像度の学習データを用いて、第2層におけるサブ学習モデルに学習させ、 $\dots$ $(N/n)^2$ 解像度の学習データを用いて、第 n 層におけるサブ学習モデルに学習させる。第2層におけるサブ学習モデルは、各層において同じ構造の流体学習モデルと、 $(N/2)^2$ 解像度に対応する生物学習モデルとを備え、 $\dots$ 第 n 層におけるサブ学習モデルは、各層において同じ構造の流体学習モデルと、 $(N/n)^2$ 解像度に対応する生物学習モデルとを備える。このように、生物学習モデルは、各層において、解像度に対応して構造が異なる。

[0035] ここで、学習部 12 は、学習済みとなった第1層のエンコーダのサブ学習モデルのパラメータを、第2層のエンコーダのサブ学習モデルのパラメータの初期値としてもよい。同様に、学習部 12 は、学習済みとなった第2層のデコーダのサブ学習モデルのパラメータを、第1層のデコーダのサブ学習モデルのパラメータの初期値としてもよい。

[0036] すなわち、学習部 12 は、学習済みとなった第 $k-1$ 層のエンコーダのサブ学習モデルのパラメータを、第 k 層のエンコーダのサブ学習モデルのパラメータの初期値としてもよい。同様に、学習部 12 は、学習済みとなった第 k 層のデコーダのサブ学習モデルのパラメータを、第 $k-1$ 層のデコーダのサブ学習モデルのパラメータの初期値としてもよい。なお、 k は2以上 n 以下の正の整数であり、 $k=n$ の場合に、「第 k 層のエンコーダのサブ学習モデル」は、「第 k 層のデコーダのサブ学習モデル」に読み替えられる。

[0037] 以上のように、学習部 12 は、 N^2 解像度 $\sim(N/n)^2$ 解像度の学習データを用いて、第1層 $\sim$ 第 n 層におけるサブ学習モデルに学習させる。特に、学習部 12 は、 N^2 解像度 $\sim(N/n)^2$ 解像度の学習データを用いて、 N^2 解像度 $\sim(N/n)^2$ 解像度に対応して異なる生物学習モデルに学習させる。これにより、学習部 12 は、上述した学習モデルに学習させる。

[0038] シミュレーション部 13 は、学習部 12 により訓練された学習済みの学習モデルを用いて、シミュレーションを実行する。シミュレーション部 13 は、例えば、ある時間における海洋生態系の現象を入力すると、所定の時間が

経過した後の海洋生態系の現象をシミュレーション結果として出力する。別の言い方をすれば、シミュレーション部13は、所定の時間が経過した後に、海洋生態系の現象がどのように変化するかをシミュレーションする。具体的には、シミュレーション部13は、図1に示すような学習モデルを用いる場合、第1層のエンコーダのサブ学習モデルに入力された入力データに対して、各層におけるエンコーダのサブ学習モデルが順次シミュレーション結果の畳み込みを行い、最深層に到達すると、次は各層におけるデコーダのサブ学習モデルが順次シミュレーション結果の逆畳み込みを行い、学習モデルの最終的なシミュレーション結果として出力する。なお、この逆畳み込みにおいては、上述したスキップコネクションが利用されてもよい。

[0039] 記憶部14は、上述した学習モデルを記憶する。学習部12は、記憶部14が記憶する学習モデルに学習させ、シミュレーション部13は、記憶部14が記憶する学習モデルにシミュレーションさせる。

[0040] また、記憶部14は、上述した物理モデルを記憶してもよい。生成部11は、記憶部14が記憶する物理モデルを用いて、学習データを生成してもよい。なお、記憶部14は、学習データを記憶してもよい。

[0041] 図3を参照しつつ、本開示の学習モデルの学習ステップについて説明する。まず、生成部11は、流体物理モデルと生物物理モデルとを用いて、異なる解像度の学習データを生成する（ステップS11）。具体的には、生成部11は、解像度を指定して流体物理モデルに出力させた学習データと、同じ解像度に対応する生物物理モデルに出力させた学習データとをカップリングして、当該解像度の学習データとする。生成部11は、上述した学習モデルの第1層～第n層におけるサブ学習モデル用の学習データとして、異なる解像度の学習データを生成する。

[0042] 次に、学習部12は、学習層ごとに異なる解像度の学習データを用いて、サブ学習モデルに学習させる（ステップS12）。ここで、学習部12がサブ学習モデルに学習させる順序について、図1を参照しつつ説明する。

[0043] まず、学習部12は、第1層におけるエンコーダのサブ学習モデルに学習さ

せる。学習部 12 は、後段にサブ学習モデルがある場合（ステップ S 13 の YES）、学習済みのサブ学習モデルのパラメータを、後段のサブ学習モデルのパラメータの初期値とする（ステップ S 14）。ここで、図 1 の例においては、第 1 層におけるエンコーダのサブ学習モデルの後段に、第 2 層におけるエンコーダのサブ学習モデルがある。従って、学習部 12 は、第 1 層におけるエンコーダのサブ学習モデルのパラメータを、第 2 層におけるエンコーダのサブ学習モデルのパラメータの初期値とする。

[0044] この後、学習部 12 は、後段にサブ学習モデルがなくなるまで（ステップ S 13 の NO）、ステップ S 12 及びステップ S 13 の YES を繰り返す。ここで、図 1 の例に戻ると、第 1 層におけるデコーダのサブ学習モデルの後段に、サブ学習モデルはない。これにより、図 3 に示すように、学習モデルの学習ステップは終了する。

[0045] 最後に、図 4 を参照しつつ、本開示のシミュレーション装置 10（シミュレーション部 13）のシミュレーションステップについて説明する。なお、学習モデルは、学習部 12 により、既に学習済みであるものとする。

[0046] 図 1 に示すような学習モデルを用いる場合、第 1 層のエンコーダのサブ学習モデルに入力された入力データに対して、各層におけるエンコーダのサブ学習モデルが順次畳み込みを行う（ステップ S 21）。最深層に到達すると、次は各層におけるデコーダのサブ学習モデルが順次逆畳み込みを行う（ステップ S 22）。なお、この逆畳み込みにおいては、上述したスキップコネクションが利用されてもよい。

[0047] 以上のように、本開示のシミュレーション装置 10 は、学習層ごとにサブ学習モデルを備える学習モデルを用いて、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーション部 13 と、学習層ごとに異なる解像度の学習データを用いて、サブ学習モデルに学習させる学習部 12 と、を備える。また、本開示のシミュレーション装置 10 において、サブ学習モデルは、流体の現象をシミュレーションする流体学習モデルと、生物の現象をシミュレーションする生物学習モデルと、を備え、生物学習モデルは、学習層ごとに異なる

。

[0048] 本開示のシミュレーション装置１０は、海洋生態系の現象をシミュレーションするにあたって、流体の現象と異なり、生物（生物地球化学）の現象が、シミュレーションを実行する解像度によって異なることに着目したものである。具体的には、シミュレーション装置１０は、同じ構造の流体学習モデルと、解像度に対応して異なる構造の生物学習モデルとを備えるサブ学習モデルを、学習層ごとに備える学習モデルを用い、さらに、対応する解像度の学習データを用いてサブ学習モデルに学習させる。これにより、シミュレーション装置１０は、解像度に拘わらず変わらない流体の現象と解像度によって異なる生物の現象とからなる海洋生態系の現象を、精確にシミュレーションすることが出来る。

[0049] 特に、本開示の学習モデルは、学習層の深さに比例するように、生物学習モデルの学習に用いられる解像度を高め、生物学習モデルも解像度に対応するものとした。これにより、シミュレーション装置１０は、低い解像度から計算し、低い解像度の解を高い解像度の計算に活用するというマルチグリッド法のアドバンテージを得ることが出来る。具体的には、シミュレーション装置１０は、低解像度で学習したニューラルネットワークの各係数や出力を、高解像度での学習初期値や入力として利用することで、学習コストの削減及び計算精度の向上という効果を奏することが出来る。

[0050] なお、上述した学習部１２を備える学習装置、学習部１２の学習ステップ、学習部１２の学習ステップにより学習済みとなった学習モデル（学習済みモデル）も、本開示の一態様である。

[0051] なお、上述した開示においては、サブ学習モデルが対応する解像度は、当該サブ学習モデルが設けられる学習層の深さに比例するものとしたが、これに限られない。所望のシミュレーション結果を得るために、部分的に比例関係にならないように調整してもよい。

[0052] 上記説明したシミュレーション装置１０には、例えば、図５に示すような、中央演算処理装置（ＣＰＵ）９０１と、メモリ９０２と、ストレージ９０

3と、通信装置904と、入力装置905と、出力装置906とを備える汎用的なコンピュータシステムを用いることができる。このコンピュータシステムにおいて、CPU901がメモリ902上にロードされた所定のプログラムを実行することにより、海洋炭素フラックス不確定定量化システムが実現される。このプログラムは磁気ディスク、光ディスク、半導体メモリなどの、コンピュータが読み取り可能な非一時的な記録媒体に記録することも、ネットワークを介して配信することもできる。

符号の説明

- [0053] 10 シミュレーション装置
- 11 生成部
- 12 学習部
- 13 シミュレーション部
- 14 記憶部

請求の範囲

- [請求項1] 階層ごとに異なる解像度に対応するサブ学習モデルを備え、前記サブ学習モデル間においてシミュレーション結果を入出力する学習モデルを用いて、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーション部と、
- 対応する解像度の学習データと前段のサブ学習モデルの学習結果とを用いて、前記サブ学習モデルに学習させる学習部と、
- を備え、
- 前記サブ学習モデルは、
- 流体の現象をシミュレーションする流体学習モデルと、
- 生物の現象をシミュレーションする生物学習モデルと、
- を備え、
- 前記流体学習モデルの構造は、前記階層に拘わらず同じであり、
- 前記生物学習モデルの構造は、前記階層ごとに異なる、
- シミュレーション装置。
- [請求項2] 前記解像度は、前記階層の深さに比例する、
- 請求項1に記載のシミュレーション装置。
- [請求項3] 前記学習部は、前記解像度に対応して異なる前記生物学習モデルを用いて、前記サブ学習モデルに学習させる、
- 請求項2に記載のシミュレーション装置。
- [請求項4] 前記流体の現象を表現する流体物理モデルと、前記生物の現象を表現する生物物理モデルとを用いて、前記学習データを生成する生成部を備え、
- 前記生成部は、前記解像度に対応して異なる前記生物物理モデルを用いて、前記学習データを生成する、
- 請求項3に記載のシミュレーション装置。
- [請求項5] 前記学習部は、前段の前記サブ学習モデルのパラメータを、前記サブ学習モデルのパラメータの初期値として用いる、

請求項 1 に記載のシミュレーション装置。

[請求項6]

階層ごとに異なる解像度に対応するサブ学習モデルを備え、前記サブ学習モデル間においてシミュレーション結果を入出力する学習モデルを用いて、海洋生態系の現象をシミュレーションするシミュレーションステップと、

対応する解像度の学習データと前段のサブ学習モデルの学習結果とを用いて、前記サブ学習モデルに学習させる学習ステップと、

を備え、

前記サブ学習モデルは、

流体の現象をシミュレーションする流体学習モデルと、

生物の現象をシミュレーションする生物学習モデルと、

を備え、

前記流体学習モデルの構造は、前記階層に拘わらず同じであり、

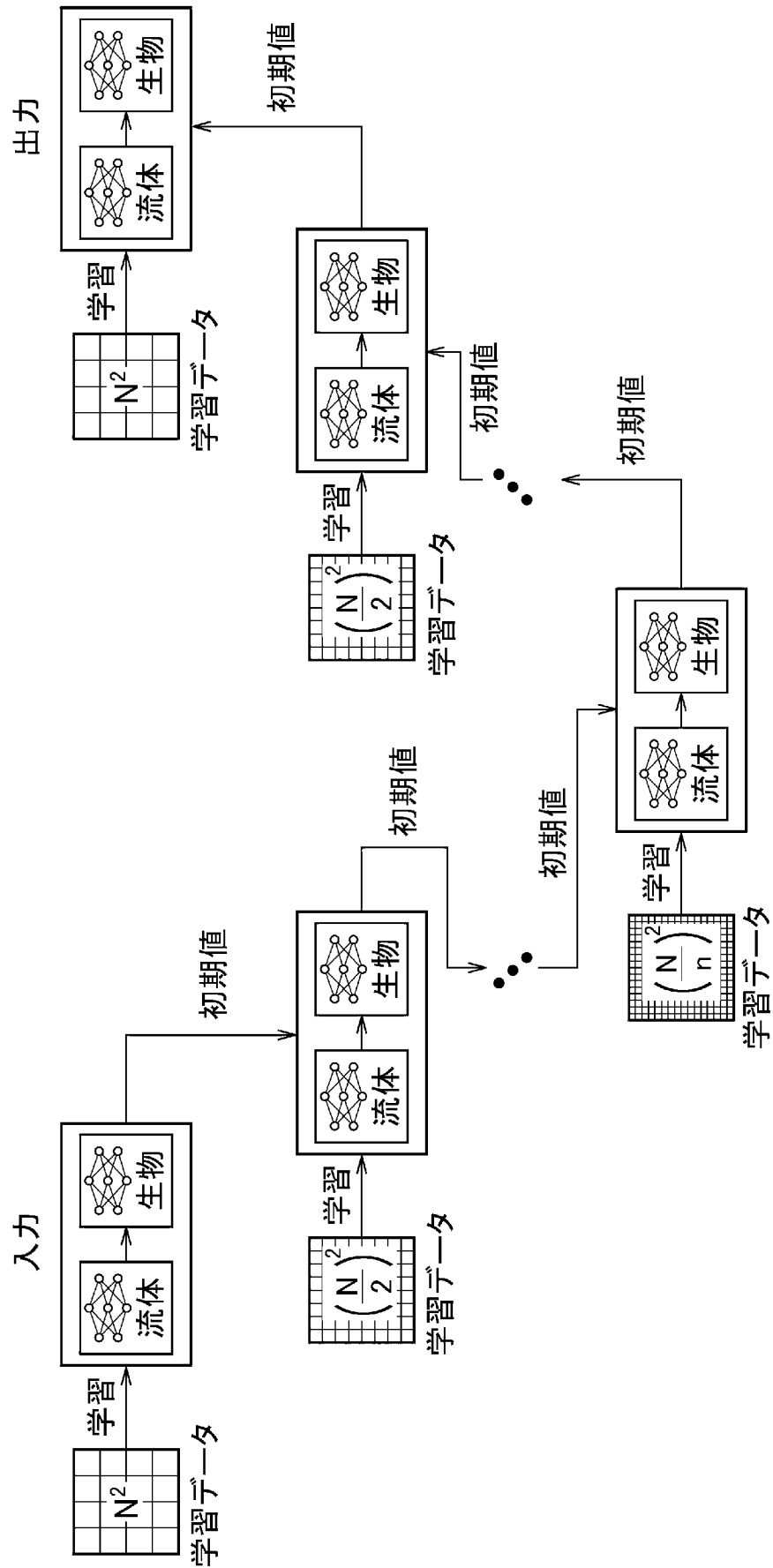
前記生物学習モデルの構造は、前記階層ごとに異なる、

シミュレーション方法。

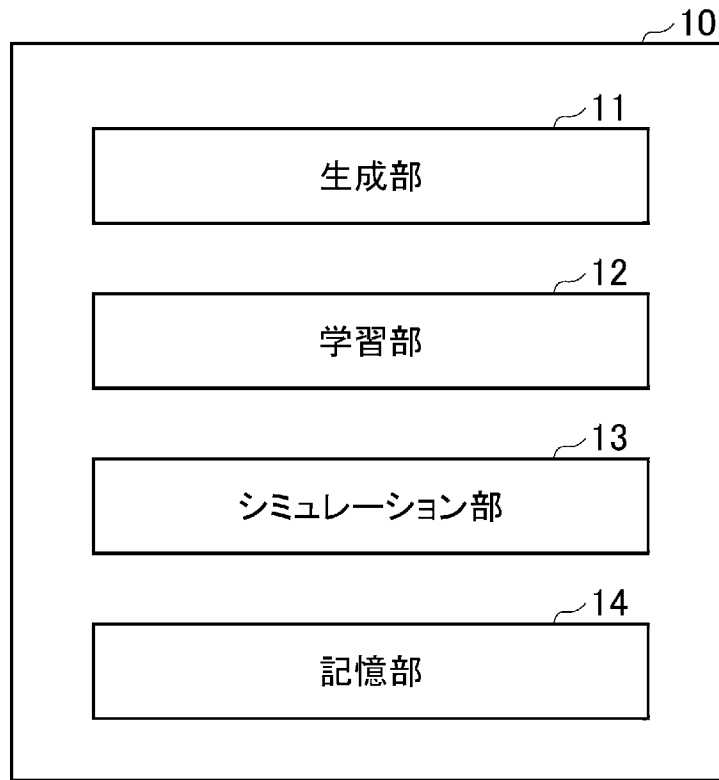
[請求項7]

請求項 1 乃至 5 のいずれかに記載のシミュレーション装置の各部としてコンピュータを動作させるプログラム。

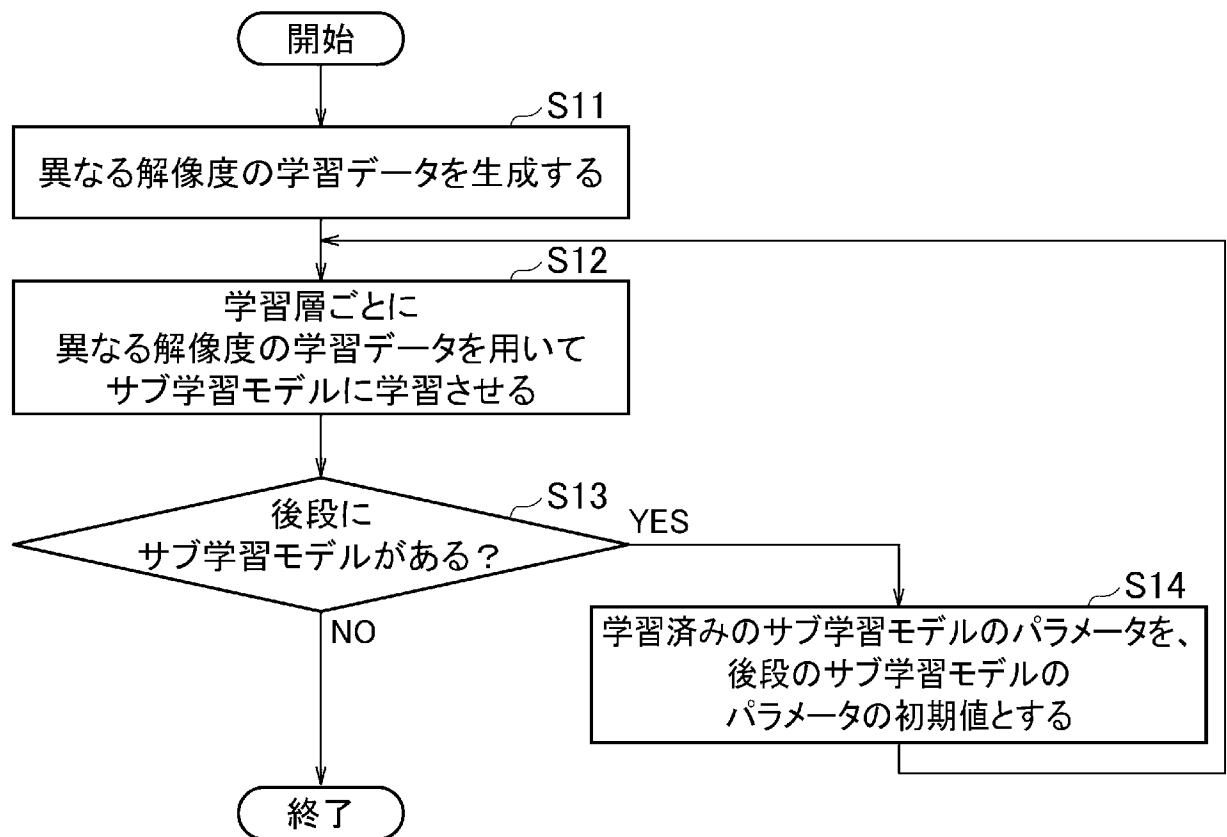
[図1]



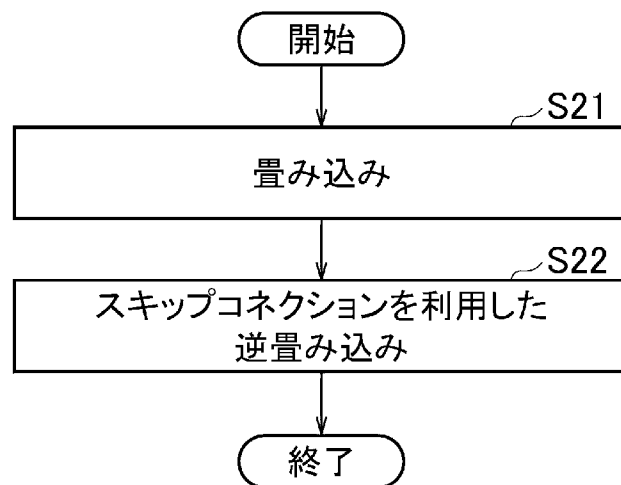
[図2]



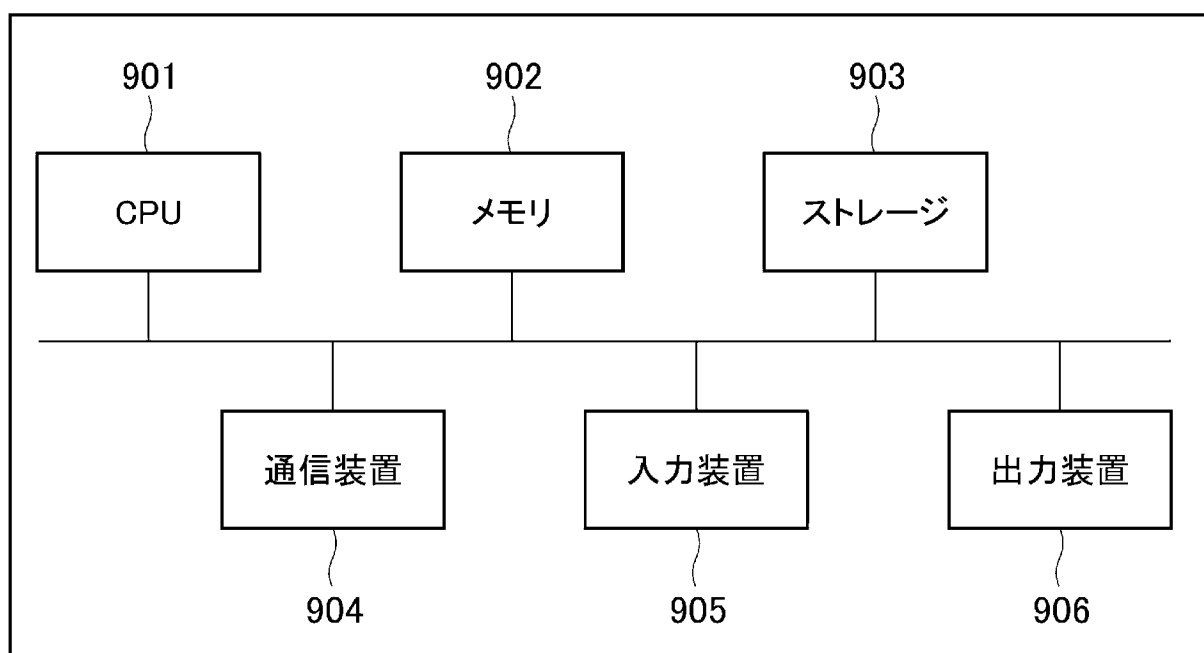
[図3]



[図4]



[図5]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2023/023356

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER**G06N 20/00**(2019.01)i

FI: G06N20/00

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06N20/00

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Published examined utility model applications of Japan 1922-1996
 Published unexamined utility model applications of Japan 1971-2023
 Registered utility model specifications of Japan 1996-2023
 Published registered utility model applications of Japan 1994-2023

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2022-082681 A (RIKEN) 02 June 2022 (2022-06-02) in particular, paragraphs [0083], [0088]	1-7
A	REN, Tingdi et al. Reinforced Swin-Convns Transformer for Simultaneous Underwater Sensing Scene Image Enhancement and Super-resolution. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing [online]. 2022, vol. 60, pp. 1-16, [retrieved on 18 August 2023], Retrieved from the Internet: <URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9881581 > in particular, abstract	1-7

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

18 August 2023

Date of mailing of the international search report

29 August 2023

Name and mailing address of the ISA/JP

Japan Patent Office (ISA/JP)
3-4-3 Kasumigaseki, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8915
Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Information on patent family members

International application No.

PCT/JP2023/023356

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
JP	2022-082681	A	02 June 2022	US	2022/0198303	A1	
				in particular, paragraphs [0113], [0118]			
				WO	2020/213614	A1	
				CN	113711087	A	

A. 発明の属する分野の分類（国際特許分類（IPC）） G06N 20/00(2019.01)i FI: G06N20/00										
B. 調査を行った分野 調査を行った最小限資料（国際特許分類（IPC）） G06N20/00 最小限資料以外の資料で調査を行った分野に含まれるもの <table border="0"> <tr> <td>日本国実用新案公報</td> <td>1922 - 1996年</td> </tr> <tr> <td>日本国公開実用新案公報</td> <td>1971 - 2023年</td> </tr> <tr> <td>日本国実用新案登録公報</td> <td>1996 - 2023年</td> </tr> <tr> <td>日本国登録実用新案公報</td> <td>1994 - 2023年</td> </tr> </table> 国際調査で使用した電子データベース（データベースの名称、調査に使用した用語）			日本国実用新案公報	1922 - 1996年	日本国公開実用新案公報	1971 - 2023年	日本国実用新案登録公報	1996 - 2023年	日本国登録実用新案公報	1994 - 2023年
日本国実用新案公報	1922 - 1996年									
日本国公開実用新案公報	1971 - 2023年									
日本国実用新案登録公報	1996 - 2023年									
日本国登録実用新案公報	1994 - 2023年									
C. 関連すると認められる文献										
引用文献の カテゴリー*	引用文献名 及び一部の箇所が関連するときは、その関連する箇所の表示	関連する 請求項の番号								
A	JP 2022-082681 A (国立研究開発法人理化学研究所) 02.06.2022 (2022 - 06 - 02) 特に、段落[0083], [0088]	1-7								
A	REN, Tingdi et al., Reinforced Swin-Convns Transformer for Simultaneous Underwater Sensing Scene Image Enhancement and Super-resolution, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing [online], 2022, vol. 60, pp. 1-16, [retrieved on 2023.08.18], Retrieved from the Internet: <URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9881581> 特に、Abstract	1-7								
☐ C欄の続きにも文献が列挙されている。 ☒ パテントファミリーに関する別紙を参照。										
* 引用文献のカテゴリー “A” 特に関連のある文献ではなく、一般的技术水準を示すもの “E” 国際出願日前の出願または特許であるが、国際出願日以後に公表されたもの “L” 優先権主張に疑義を提起する文献又は他の文献の発行日若しくは他の特別な理由を確立するために引用する文献（理由を付す） “O” 口頭による開示、使用、展示等に言及する文献 “P” 国際出願日前で、かつ優先権の主張の基礎となる出願の日の後に公表された文献 “T” 国際出願日又は優先日後に公表された文献であって出願と抵触するものではなく、発明の原理又は理論の理解のために引用するもの “X” 特に関連のある文献であって、当該文献のみで発明の新規性又は進歩性がないと考えられるもの “Y” 特に関連のある文献であって、当該文献と他の1以上の文献との、当業者にとって自明である組合せによって進歩性がないと考えられるもの “&” 同一パテントファミリー文献										
国際調査を完了した日 18.08.2023		国際調査報告の発送日 29.08.2023								
名称及びあて先 日本国特許庁(ISA/JP) 〒100-8915 日本国 東京都千代田区霞が関三丁目4番3号		権限のある職員（特許庁審査官） 武田 広太郎 5B 7889 電話番号 03-3581-1101 内線 3545								

国際出願番号
PCT/JP2023/023356

様式 PCT/ISA/210 (パテントファミリー用別紙) (2015年1月)