

(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
2020年3月12日(12.03.2020)



(10) 国際公開番号

WO 2020/049974 A1

(51) 国際特許分類:
H01L 21/00 (2006.01) G06N 20/00 (2019.01)
C23C 14/54 (2006.01) H01L 21/02 (2006.01)
C23C 16/52 (2006.01) H01L 21/3065 (2006.01)

(21) 国際出願番号: PCT/JP2019/032025

(22) 国際出願日: 2019年8月15日(15.08.2019)

(25) 国際出願の言語: 日本語

(26) 国際公開の言語: 日本語

(30) 優先権データ:
特願 2018-164930 2018年9月3日(03.09.2018) JP

(71) 出願人: 株式会社 Preferred Networks (PREFERRED NETWORKS, INC.)
[JP/JP]; 〒1000004 東京都千代田区大手町 1 丁目 6 番 1 号 大手町ビル Tokyo (JP).

(72) 発明者: 中 郷 孝 祐 (NAKAGO, Kosuke);
〒1000004 東京都千代田区大手町 1 丁目 6 番 1 号 大手町ビル 株式会社 Preferred

d Networks 内 Tokyo (JP). 本木 大資 (MOTOKI, Daisuke); 〒1000004 東京都千代田区大手町 1 丁目 6 番 1 号 大手町ビル 株式会社 Preferred Networks 内 Tokyo (JP). 渡部 正樹 (WATANABE, Masaki); 〒1000004 東京都千代田区大手町 1 丁目 6 番 1 号 大手町ビル 株式会社 Preferred Networks 内 Tokyo (JP). 小松 智希 (KOMATSU, Tomoki); 〒1000004 東京都千代田区大手町 1 丁目 6 番 1 号 大手町ビル 株式会社 Preferred Networks 内 Tokyo (JP).

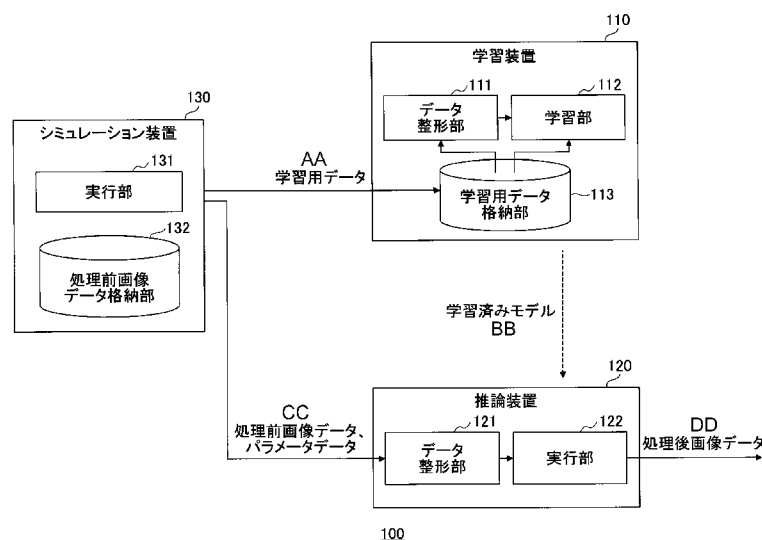
(74) 代理人: 伊東 忠重, 外 (ITO, Tadashige et al.);
〒1000005 東京都千代田区丸の内二丁目 1 番 1 号 丸の内 MY PLAZA (明治安田生命ビル) 16 階 Tokyo (JP).

(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,

(54) Title: LEARNING DEVICE, INFERENCE DEVICE, LEARNING MODEL GENERATION METHOD AND INFERENCE METHOD

(54) 発明の名称: 学習装置、推論装置、学習モデルの生成方法及び推論方法

[図1]



110... LEARNING DEVICE
111, 121... DATA SHAPING UNIT
112... LEARNING UNIT
113... TRAINING DATA STORAGE UNIT
120... INFERENCE DEVICE
122, 131... EXECUTION UNIT
130... SIMULATION DEVICE
132... STORAGE UNIT OF IMAGE DATA PRIOR TO PROCESSING
AA... TRAINING DATA
BB... TRAINED MODEL
CC... IMAGE DATA BEFORE TRAINING, PARAMETER DATA
DD... IMAGE DATA AFTER PROCESSING

(57) Abstract: A trained model is provided which replaces a simulator of a manufacturing process. This learning device is provided with at least one memory and at least one processor. The at least one processor is configured so as to implement: acquisition of simulator parameters for image data; and inputting of the aforementioned image data and the aforementioned parameters into the learning model and learning of the learning model such that output of the learning model approaches the result of the simulator for the image data.

[続葉有]

CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO,
DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT,
HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH,
KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY,
MA, MD, ME, MG, MK, MN, 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,
SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, 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, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, 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, 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))

(57) 要約: 製造プロセスのシミュレータを代替する学習済みモデルを提供する。学習装置は、少なくとも1つのメモリと、少なくとも1つのプロセッサと、を備え、前記少なくとも1つのプロセッサは、画像データに対するシミュレータのパラメータを取得することと、前記画像データと前記パラメータとを学習モデルに入力し、前記学習モデルの出力が、前記画像データに対する前記シミュレータの結果に近づくように、前記学習モデルを学習することとを実行するよう構成される。

明 細 書

発明の名称：

学習装置、推論装置、学習モデルの生成方法及び推論方法

技術分野

[0001] 本発明は、学習装置、推論装置、学習モデルの生成方法及び推論方法に関する。

背景技術

[0002] 従来より、半導体製造メーカーでは、各製造プロセス（例えば、ドライエッチング、デポジション等）の物理モデルを生成してシミュレーションを実行し、シミュレーション結果に基づき最適なレシピの探索や、プロセスパラメータの調整等を行っている。

[0003] ここで、物理モデルのような繰り返し試行を行うモデルの場合、シミュレーションを実行するのに一定程度の時間を要する。このため、最近では、物理モデルに基づくシミュレータの代替として、機械学習された学習済みモデルの適用が検討されている。

発明の概要

発明が解決しようとする課題

[0004] 一方で、物理モデルに基づくシミュレータを代替するには、当該シミュレータにて実行されるシミュレーションを、学習済みモデルでも再現することが求められる。

[0005] 本開示は、製造プロセスのシミュレータを代替する学習済みモデルを提供する。

課題を解決するための手段

[0006] 本開示の一態様による学習装置は、例えば、以下のような構成を有する。
即ち、

少なくとも1つのメモリと、

少なくとも1つのプロセッサと、を備え、

前記少なくとも 1 つのプロセッサは、

画像データに対するシミュレータのパラメータを取得することと、

前記画像データと前記パラメータとを学習モデルに入力し、前記学習モデルの出力が、前記画像データに対する前記シミュレータの結果に近づくように、前記学習モデルを学習することとを実行するよう構成される。

図面の簡単な説明

[0007] [図1]図 1 は、シミュレーションシステムの全体構成の一例を示す図である。

[図2]図 2 は、シミュレーションシステムを構成する各装置のハードウェア構成の一例を示す図である。

[図3]図 3 は、学習用データの一例を示す図である。

[図4]図 4 は、第 1 の実施形態に係る学習装置の学習部の機能構成の一例を示す図である。

[図5]図 5 は、第 1 の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の一例を示す図である。

[図6]図 6 は、第 1 の実施形態に係る学習装置のデータ整形部による処理の具体例を示す図である。

[図7]図 7 は、第 1 の実施形態に係る学習装置のドライエッチング用学習モデルによる処理の具体例を示す図である。

[図8]図 8 は、シミュレーションシステムにおける学習処理の流れを示すフローチャートである。

[図9]図 9 は、推論装置の実行部の機能構成の一例を示す図である。

[図10]図 10 は、ドライエッチング用学習済みモデルのシミュレーション精度を示した図である。

[図11]図 11 は、デポジション用学習済みモデルのシミュレーション精度を示した図である。

[図12]図 12 は、第 2 の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の一例を示す図である。

[図13]図 13 は、第 2 の実施形態に係る学習装置のドライエッチング用学習

モデルによる処理の具体例を示す図である。

[図14]図14は、第3の実施形態に係る学習装置の学習部の機能構成の一例を示す図である。

[図15]図15は、第4の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の一例を示す図である。

発明を実施するための形態

[0008] 以下、各実施形態について添付の図面を参照しながら説明する。なお、本明細書及び図面において、実質的に同一の機能構成を有する構成要素については、同一の符号を付することにより重複した説明を省略する。

[0009] [第1の実施形態]

<シミュレーションシステムの全体構成>

はじめに、半導体製造プロセスのシミュレーションを行うシミュレーションシステムの全体構成について説明する。図1は、シミュレーションシステムの全体構成の一例を示す図である。図1に示すように、シミュレーションシステム100は、学習装置110、推論装置120、シミュレーション装置130を有する。

[0010] 学習装置110には、データ整形プログラム及び学習プログラムがインストールされており、当該プログラムが実行されることで、学習装置110はデータ整形部111及び学習部112として機能する。

[0011] データ整形部111は加工部の一例である。データ整形部111は、シミュレーション装置130より送信され、学習用データ格納部113に格納された学習用データを読み出し、読み出した学習用データの一部を、学習部112が学習モデルに入力するのに適した所定の形式に加工する。

[0012] 学習部112は、読み出された学習用データ（データ整形部111により加工された学習用データを含む）を用いて、学習モデルについて機械学習を行い、半導体製造プロセスの学習済みモデルを生成する。学習部112により生成された学習済みモデルは、推論装置120に提供される。

[0013] 推論装置120には、データ整形プログラム及び実行プログラムがインス

トールされており、当該プログラムが実行されることで、推論装置 120 はデータ整形部 121 及び実行部 122 として機能する。

[0014] データ整形部 121 は加工部の一例であり、シミュレーション装置 130 より送信される、処理前画像データ及びパラメータデータ（詳細は後述）を取得する。また、データ整形部 121 は、取得したパラメータデータを、実行部 122 が学習済みモデルに入力するのに適した所定の形式に加工する。

[0015] 実行部 122 は、処理前画像データと、データ整形部 121 において所定の形式に加工されたパラメータデータとを学習済みモデルに入力し、シミュレーションを実行することで、処理後画像データ（シミュレーション結果）を出力（推論）する。

[0016] シミュレーション装置 130 には、実行プログラムがインストールされており、当該プログラムが実行されることで、シミュレーション装置 130 は、実行部 131 として機能する。

[0017] 実行部 131 は、半導体製造プロセスを物理法則等を用いて同定した物理モデルに、所定の処理条件を示すパラメータデータを設定してシミュレーションを実行するシミュレータ（いわゆる物理モデルに基づくシミュレータ）を有する。実行部 131 は、処理前画像データ格納部 132 より処理前画像データを読み出し、物理モデルに基づくシミュレータを用いてシミュレーションを実行することで、処理後画像データ（シミュレーション結果）を出力する。

[0018] 実行部 131 により読み出される処理前画像データには、半導体製造プロセス（例えば、ドライエッチング、デポジション等）における処理対象（ウェハ）の処理前の形状を示す画像データが含まれる。なお、半導体製造プロセスにおける処理対象は複数のマテリアルから構成されており、処理前画像データの各画素は、例えば、各マテリアルの組成比（または含有比）に応じた画素値により表現されていてもよい。ただし、処理前画像データの表現形式はこれに限定されず、他の表現形式により表現されていてもよい。

[0019] 実行部 131 がシミュレーションを実行することで出力する処理後画像デ

ータは、ドライエッチング用のシミュレータを用いた場合にあっては、ドライエッチング後の形状を示す画像データとなる。

[0020] また、実行部 131 がシミュレーションを実行することで出力する処理後画像データは、デポジション用のシミュレータを用いた場合にあっては、デポジション処理後の形状を示す画像データとなる。

[0021] なお、半導体製造プロセスにより処理された処理後の処理対象も複数のマテリアルから構成されており、処理後画像データの各画素は、例えば、各マテリアルの組成比（または含有比）に応じた画素値により表現される。ただし、処理後画像データの表現形式はこれに限定されず、処理前画像データと同様、他の表現形式により表現されてもよい。

[0022] 実行部 131 は、シミュレーションを実行した際に用いた処理前画像データと、対応するパラメータデータと、処理後画像データとを含む学習用データを生成し、学習装置 110 に送信する。

[0023] 更に、実行部 131 は、推論装置 120 のユーザが、学習済みモデルを検証するのに用いる、処理前画像データ、パラメータデータ、処理後画像データを、推論装置 120 に送信する。

[0024] 推論装置 120 のユーザは、実行部 122 が学習済みモデルを用いてシミュレーションを実行することで出力された処理後画像データと、実行部 131 より送信された処理後画像データとを対比することで、学習済みモデルを検証する。

[0025] 具体的には、推論装置 120 のユーザは、

- ・推論装置 120 において、処理前画像データ及びパラメータデータをデータ整形部 121 に入力してから、実行部 122 より処理後画像データが出力されるまでのシミュレーション時間と、
- ・シミュレーション装置 130 において、物理モデルに基づくシミュレータにパラメータデータを設定した状態で、処理前画像データを実行部 131 に入力してから、実行部 131 より処理後画像データが出力されるまでのシミュレーション時間と、

を対比する。これにより、推論装置 120 のユーザは、学習済みモデルのシミュレーション時間が、物理モデルに基づくシミュレータのシミュレーション時間よりも短縮されているか否かを検証することができる。

[0026] また、推論装置 120 のユーザは、

- ・推論装置 120 において、処理前画像データ及びパラメータデータをデータ整形部 121 に入力したことで実行部 122 より出力される処理後画像データと、

- ・シミュレーション装置 130 において、物理モデルに基づくシミュレータにパラメータデータを設定した状態で、処理前画像データを実行部 131 に入力したことで実行部 131 より出力される処理後画像データと、

を対比する。これにより、推論装置 120 のユーザは、物理モデルに基づくシミュレータに対する学習済みモデルのシミュレーション精度（物理モデルに基づくシミュレータを代替可能なシミュレーション精度を有しているか否か）を検証することができる。

[0027] なお、検証が完了すると、推論装置 120 には、任意の処理前画像データと、任意のパラメータデータとが入力され、様々なシミュレーションが実行されることになる。

[0028] <シミュレーションシステムを構成する各装置のハードウェア構成>

次に、シミュレーションシステム 100 を構成する各装置（学習装置 110、推論装置 120、シミュレーション装置 130）のハードウェア構成について、図 2 を用いて説明する。図 2 は、シミュレーションシステムを構成する各装置のハードウェア構成の一例を示す図である。

[0029] なお、学習装置 110 と推論装置 120 のハードウェア構成は概ね同じであることから、ここでは、学習装置 110 のハードウェア構成について説明する。

[0030] （１）学習装置 110 のハードウェア構成

図 2 の 2 a は、学習装置 110 のハードウェア構成の一例を示す図である。図 2 の 2 a に示すように、学習装置 110 は、CPU（Central Processin

g Unit) 201、ROM (Read Only Memory) 202を有する。また、学習装置110は、RAM (Random Access Memory) 203、GPU (Graphics Processing Unit) 204を有する。なお、CPU 201、GPU 204などのプロセッサ(処理回路、Processing Circuit、Processing Circuitry)と、ROM 202、RAM 203などのメモリは、いわゆるコンピュータを形成する。

[0031] 更に、学習装置110は、補助記憶装置205、操作装置206、表示装置207、I/F (Interface) 装置208、ドライブ装置209を有する。なお、学習装置110の各ハードウェアは、バス210を介して相互に接続される。

[0032] CPU 201は、補助記憶装置205にインストールされた各種プログラム(例えば、データ整形プログラム、学習プログラム等)を実行する演算デバイスである。

[0033] ROM 202は、不揮発性メモリであり、主記憶装置として機能する。ROM 202は、補助記憶装置205にインストールされた各種プログラムをCPU 201が実行するために必要な各種プログラム、データ等を格納する。具体的には、ROM 202はBIOS (Basic Input/Output System) やEFI (Extensible Firmware Interface) 等のブートプログラム等を格納する。

[0034] RAM 203は、DRAM (Dynamic Random Access Memory) やSRAM (Static Random Access Memory) 等の揮発性メモリであり、主記憶装置として機能する。RAM 203は、補助記憶装置205にインストールされた各種プログラムがCPU 201によって実行される際に展開される、作業領域を提供する。

[0035] GPU 204は、画像処理用の演算デバイスであり、CPU 201により各種プログラムが実行される際に、各種画像データについて、並列処理による高速演算を実行する。

[0036] 補助記憶装置205は、各種プログラムや、各種プログラムがCPU 20

1 によって実行される際にGPU 204 によって画像処理される各種画像データ等を記憶する記憶部である。例えば、学習用データ格納部 113 は、補助記憶装置 205 において実現される。

[0037] 操作装置 206 は、学習装置 110 の管理者が学習装置 110 に対して各種指示を入力する際に用いる入力デバイスである。表示装置 207 は、学習装置 110 の内部情報を表示する表示デバイスである。

[0038] I/F 装置 208 は、他の装置（例えば、シミュレーション装置 130）と接続し、通信を行うための接続デバイスである。

[0039] ドライブ装置 209 は記録媒体 220 をセットするためのデバイスである。ここでいう記録媒体 220 には、CD-ROM、フレキシブルディスク、光磁気ディスク等のように情報を光学的、電気的あるいは磁氣的に記録する媒体が含まれる。また、記録媒体 220 には、ROM、フラッシュメモリ等のように情報を電気的に記録する半導体メモリ等が含まれていてもよい。

[0040] なお、補助記憶装置 205 にインストールされる各種プログラムは、例えば、配布された記録媒体 220 がドライブ装置 209 にセットされ、該記録媒体 220 に記録された各種プログラムがドライブ装置 209 により読み出されることでインストールされる。あるいは、補助記憶装置 205 にインストールされる各種プログラムは、不図示のネットワークを介してダウンロードされることで、インストールされてもよい。

[0041] （２）シミュレーション装置 130 のハードウェア構成

図 2 の 2 b は、シミュレーション装置 130 のハードウェア構成の一例を示す図である。なお、図 2 の 2 b に示すように、シミュレーション装置 130 のハードウェア構成は、学習装置 110 のハードウェア構成と同じであるため、ここでは説明を省略する。

[0042] <学習用データの説明>

次に、シミュレーション装置 130 より送信され、学習用データ格納部 113 に格納される学習用データについて説明する。図 3 は、学習用データの一例を示す図である。図 3 に示すように、学習用データ 300 には、情報の

項目として、“工程”、“シミュレーションID”、“処理前画像データ”、“パラメータデータ”、“処理後画像データ”が含まれる。

[0043] “工程”には、半導体製造プロセスを示す名称が格納される。図3の例は、“工程”として、「ドライエッチング」と、「デポジション」の2つの名称が格納された様子を示している。

[0044] “シミュレーションID”には、実行部131が各シミュレータを用いて実行する各シミュレーションを識別するための識別子が格納される。なお、第1の実施形態において、実行部131は、ドライエッチング用シミュレータ310と、デポジション用シミュレータ320とを有しており、当該各シミュレータを用いてシミュレーションを実行するものとする。

[0045] 図3の例は、実行部131が、ドライエッチング用シミュレータ310を用いて実行するシミュレーションの“シミュレーションID”として、「S001」、「S002」が格納された様子を示している。また、図3の例は、実行部131が、デポジション用シミュレータ320を用いて実行するシミュレーションの“シミュレーションID”として、「S101」が格納された様子を示している。

[0046] “処理前画像データ”には、実行部131が各シミュレータを用いてシミュレーションを実行する際に入力する処理前画像データのファイル名が格納される。図3の例は、シミュレーションID=S001の場合、“ファイル名”が「形状データLD001」の処理前画像データをドライエッチング用シミュレータ310に入力してシミュレーションを実行することを示している。また、図3の例は、シミュレーションID=S002の場合、“ファイル名”が「形状データLD002」の処理前画像データをドライエッチング用シミュレータ310に入力してシミュレーションを実行することを示している。更に、図3の例は、シミュレーションID=S101の場合、“ファイル名”が「形状データLD101」の処理前画像データをデポジション用シミュレータ320に入力してシミュレーションを実行することを示している。

[0047] “パラメータデータ”には、実行部131がシミュレーションを実行する際に、各シミュレータに設定する、所定の処理条件を示す情報が格納される。図3の例は、ドライエッチング用シミュレータ310を用いてシミュレーションID=S001のシミュレーションを実行した際、実行部131が「パラメータ001__1」、「パラメータ001__2」、・・・等を設定したことを示している。

[0048] なお、「パラメータ001__1」、「パラメータ001__2」、・・・等とは、具体的には、下記のような値を指すものとする。

- ・ マテリアルごとのけずれ率 (etch ratio) 、
- ・ マテリアルごとのけずれ方向 (lateral ratio)
- ・ マテリアルごとのけずれ深さ (depth)

“処理後画像データ”には、実行部131が各シミュレータを用いてシミュレーションを実行したことで出力された処理後画像データのファイル名が格納される。図3の例は、シミュレーションID=S001の場合、ドライエッチング用シミュレータ310を用いてシミュレーションを実行したことで、“ファイル名”=「形状データLD001'」の処理後画像データが出力されたことを示している。

[0049] また、図3の例は、シミュレーションID=S002の場合、ドライエッチング用シミュレータ310を用いてシミュレーションを実行したことで、“ファイル名”=「形状データLD002'」の処理後画像データが出力されたことを示している。

[0050] 更に、図3の例は、シミュレーションID=S101の場合、デポジション用シミュレータ320を用いてシミュレーションを実行したことで、“ファイル名”=「形状データLD101'」の処理後画像データが出力されたことを示している。

[0051] なお、実行部131は、各シミュレータを用いてシミュレーションを実行することで学習用データ300を生成し、学習装置110に送信する。これにより、学習装置110の学習用データ格納部113には、学習用データ3

00が格納される。

[0052] <学習装置の機能構成>

次に、学習装置110の各部（データ整形部111、学習部112）の機能構成の詳細について説明する。

[0053] （１）学習部の機能構成の詳細

はじめに、学習装置110の学習部112の機能構成の詳細について説明する。図4は、第1の実施形態に係る学習装置の学習部の機能構成の一例を示す図である。図4に示すように、学習装置110の学習部112は、ドライエッチング用学習モデル420、デポジション用学習モデル421、比較部430、変更部440を有する。

[0054] 学習用データ格納部113に格納された学習用データ300の処理前画像データ及びパラメータデータは、データ整形部111により読み出され、対応する学習モデルに入力される。なお、本実施形態において、パラメータデータは、データ整形部111にて所定の形式に加工された上で、対応する学習モデルに入力されるが、予め所定の形式に加工されたものをデータ整形部111が読み出して、対応する学習モデルに入力してもよい。

[0055] ドライエッチング用学習モデル420には、処理前画像データと、データ整形部111により所定の形式に加工されたパラメータデータと（“工程”＝「ドライエッチング」が対応付けられた処理前画像データ及びパラメータデータに限る）が入力される。処理前画像データと、所定の形式に加工されたパラメータデータとが入力されると、ドライエッチング用学習モデル420では出力結果を出力する。また、ドライエッチング用学習モデル420は、出力結果を比較部430に入力する。

[0056] 同様に、デポジション用学習モデル421には、処理前画像データと、データ整形部111により所定の形式に加工されたパラメータデータと（“工程”＝「デポジション」が対応付けられた処理前画像データ及びパラメータデータに限る）が入力される。処理前画像データと、所定の形式に加工されたパラメータデータとが入力されると、デポジション用学習モデル421で

は出力結果を出力する。また、デポジション用学習モデル421は、出力結果を比較部430に入力する。

[0057] 比較部430は、ドライエッチング用学習モデル420より出力された出力結果と、学習用データ300の処理後画像データ（“工程”＝「ドライエッチング」が対応付けられた処理後画像データ）とを比較し、差分情報を変更部440に通知する。

[0058] 同様に、比較部430は、デポジション用学習モデル421より出力された出力結果と、学習用データ300の処理後画像データ（“工程”＝「デポジション」が対応付けられた処理後画像データ）とを比較し、差分情報を変更部440に通知する。

[0059] 変更部440は、比較部430より通知された差分情報に基づいて、ドライエッチング用学習モデル420またはデポジション用学習モデル421のモデルパラメータを更新する。なお、モデルパラメータの更新に用いる差分情報は、2乗誤差であっても絶対誤差であってもよい。

[0060] このように、学習部112では、処理前画像データと、所定の形式に加工されたパラメータデータとを学習モデルに入力し、学習モデルより出力される出力結果が、処理後画像データに近づくように、機械学習によりモデルパラメータを更新する。

[0061] （2）データ整形部の機能構成の詳細

次に、学習装置110のデータ整形部111の機能構成の詳細について説明する。図5は、第1の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の一例を示す図である。図5に示すように、データ整形部111は、形状データ取得部501、チャンネル別データ生成部502、パラメータデータ取得部511、パラメータデータ展開部512、連結部520を有する。

[0062] 形状データ取得部501は、学習用データ格納部113より学習用データ300の処理前画像データを読み出し、チャンネル別データ生成部502に通知する。

[0063] チャンネル別データ生成部502は生成部の一例である。チャンネル別データ

生成部502は、形状データ取得部501より通知された処理前画像データ（ここでは、各マテリアルの組成比（または含有比）に応じた画素値により表現されているものとする）を取得する。また、チャンネル別データ生成部502は、取得した処理前画像データから、マテリアルの種類に応じた複数のチャンネルの画像データを生成する。以下、マテリアルの種類に応じたチャンネルの画像データを、チャンネル別データと称す。例えば、チャンネル別データ生成部502は、処理前画像データから、空気の層を含むチャンネル別データと、4種類のマテリアルそれぞれの層を含む4つのチャンネル別データとを生成する。

[0064] また、チャンネル別データ生成部502は、生成した複数のチャンネル別データを連結部520に通知する。なお、本実施形態では、チャンネル別データ生成部502がチャンネル別データを生成するものとしたが、チャンネル別データは予め生成されていてもよい。この場合、チャンネル別データ生成部502は、予め生成されたチャンネル別データを読み出して、連結部520に通知する。

[0065] パラメータデータ取得部511は、学習用データ格納部113より学習用データ300のパラメータデータを読み出し、パラメータデータ展開部512に通知する。

[0066] パラメータデータ展開部512は、パラメータデータ取得部511より通知されたパラメータデータを、処理前画像データに応じた所定の形式（処理前画像データの縦サイズ及び横サイズに応じた2次元配列の形式）に加工する。

[0067] ここで、パラメータデータは、例えば、「パラメータ001__1」、「パラメータ001__2」、「パラメータ001__3」、・・・等の各パラメータの数値が1次元に配列されてなる。具体的には、パラメータデータは、N種類のパラメータの数値が1次元に配列されてなる。

[0068] このため、パラメータデータ展開部512では、パラメータデータに含まれるN種類のパラメータの数値を1種類ずつ抽出し、抽出した数値を、処理

前画像データの縦サイズ及び横サイズに応じて、2次元に配列する。この結果、パラメータデータ展開部512では、2次元に配列されたN個のパラメータデータが生成されることになる。

[0069] また、パラメータデータ展開部512は、2次元に配列されたN個のパラメータデータを連結部520に通知する。

[0070] 連結部520は、チャンネル別データ生成部502より通知された、複数のチャンネル別データに、パラメータデータ展開部512より通知された、2次元に配列されたN個のパラメータデータを新たなチャンネルとして連結し、連結データを生成する。なお、本実施形態では、連結部520が連結データを生成するものとしたが、連結データは予め生成されていてもよい。この場合、連結部520は、予め生成された連結データを読み出して、学習モデルに入力する。

[0071] <学習装置の各部による処理の具体例>

次に、学習装置110の各部による処理のうち、上述したデータ整形部111による処理及び学習部112内のドライエッチング用学習モデル420による処理の具体例について説明する。

[0072] (1) データ整形部による処理の具体例

図6は、データ整形部による処理の具体例を示す図である。図6において、処理前画像データ600は、例えば、“ファイル名”＝「形状データLD001」の処理前画像データである。

[0073] 図6に示すように、処理前画像データ600には、空気の層、マテリアルAの層、マテリアルBの層、マテリアルCの層、マテリアルDの層が含まれる。この場合、チャンネル別データ生成部502では、チャンネル別データ601、602、603、604、605を生成する。

[0074] また、図6に示すように、パラメータデータ610は、例えば、各パラメータ（「パラメータ001__1」、「パラメータ001__2」、「パラメータ001__3」、・・・等）の数値が一次元に配列されてなる。

[0075] この場合、パラメータデータ展開部512は、処理前画像データ600の

縦サイズ及び横サイズに応じて、パラメータ 0 0 1 __ 1 を 2 次元に配列する（同じ値を縦及び横に配列する）。同様に、パラメータデータ展開部 5 1 2 は、処理前画像データ 6 0 0 の縦サイズ及び横サイズに応じて、パラメータ 0 0 1 __ 2 を 2 次元に配列する。同様に、パラメータデータ展開部 5 1 2 は、処理前画像データ 6 0 0 の縦サイズ及び横サイズに応じて、パラメータ 0 0 1 __ 3 を 2 次元に配列する。

[0076] 2次元に配列されたパラメータデータ 6 1 1、6 1 2、6 1 3等は、連結部 5 2 0により、チャンネル別データ 6 0 1、6 0 2、6 0 3、6 0 4、6 0 5に新たなチャンネルとして連結され、連結データ 6 2 0が生成される。

[0077] (2) ドライエッチング用学習モデルによる処理の具体例

次に、学習部 1 1 2内のドライエッチング用学習モデル 4 2 0による処理の具体例について説明する。図 7は、第 1の実施形態に係る学習装置のドライエッチング用学習モデルによる処理の具体例を示す図である。図 7に示すように、本実施形態では、ドライエッチング用学習モデル 4 2 0として、U 字型の畳み込みニューラルネットワーク（CNN：Convolutional Neural Network）ベースの学習モデル（いわゆるUNET）を用いる。

[0078] UNETの場合、通常は、画像データを入力し、画像データを出力する。このため、学習部 1 1 2の学習モデルとして当該UNETを用いることで、半導体製造プロセスの処理前後の画像データを入出力とすることができる。

[0079] 一方で、UNETの場合、画像データの形式になっていないデータについては、画像データの形式に加工しておく必要がある。上記したデータ整形部 1 1 1のパラメータデータ展開部 5 1 2が、パラメータデータを 2次元に配列するように構成されているのは、UNETに入力されるデータを、画像データの形式にするためである。パラメータデータの入力が可能となることで、UNETにおいても、物理モデルに基づくシミュレータにおいて実現されるシミュレーション内容を実現することができる。

[0080] 図 7の例は、UNETを用いたドライエッチング用学習モデル 4 2 0に、連結データ 6 2 0を入力し、複数のチャンネル別データを含む出力結果 7 0 0

が出力された様子を示している。

[0081] なお、図 7 の例では、ドライエッチング用学習モデル 4 2 0 による処理の具体例について示したが、デポジション用学習モデル 4 2 1 による処理の具体例も同様である。

[0082] <シミュレーションシステムにおける学習処理の流れ>

次に、シミュレーションシステム 1 0 0 における学習処理の流れについて説明する。図 8 は、シミュレーションシステムにおける学習処理の流れを示すフローチャートである。

[0083] ステップ S 8 0 1 において、シミュレーション装置 1 3 0 の実行部 1 3 1 は、シミュレーション装置 1 3 0 の管理者の指示に基づいて、ドライエッチング用シミュレータ 3 1 0 またはデポジション用シミュレータ 3 2 0 に、パラメータデータを設定する。

[0084] ステップ S 8 0 2 において、シミュレーション装置 1 3 0 の実行部 1 3 1 は、処理前画像データ格納部 1 3 2 より処理前画像データを読み出す。また、実行部 1 3 1 は、ドライエッチング用シミュレータ 3 1 0 またはデポジション用シミュレータ 3 2 0 を用いてシミュレーションを実行する（処理後画像データを生成する）。

[0085] ステップ S 8 0 3 において、シミュレーション装置 1 3 0 の実行部 1 3 1 は、学習用データを生成し、学習装置 1 1 0 に送信する。実行部 1 3 1 により生成される学習用データには、シミュレーション実行時に設定したパラメータデータ、シミュレーション実行時に入力した処理前画像データ、及び、シミュレーション実行時に生成した処理後画像データが含まれる。

[0086] ステップ S 8 0 4 において、学習装置 1 1 0 のデータ整形部 1 1 1 は、学習用データに含まれる処理前画像データとパラメータデータとに基づき、連結データを生成する。

[0087] ステップ S 8 0 5 において、学習装置 1 1 0 の学習部 1 1 2 は、連結データを入力、処理後画像データを出力として、学習モデルについて機械学習を行い、学習済みモデルを生成する。

[0088] ステップS806において、学習装置110の学習部112は生成した学習済みモデルを推論装置120に送信する。

[0089] <推論装置の機能構成>

次に、推論装置120の機能構成の詳細について説明する。なお、推論装置120の各部（データ整形部121、実行部122）のうち、データ整形部121の機能構成の詳細は、学習装置110のデータ整形部111の機能構成の詳細と同じである。そこで、データ整形部121の機能構成の詳細についての説明は、ここでは省略し、以下では、実行部122の機能構成の詳細について説明する。

[0090] 図9は、推論装置の実行部の機能構成の一例を示す図である。図9に示すように、推論装置120の実行部122は、ドライエッチング用学習済みモデル920、デポジション用学習済みモデル921、出力部930を有する。

[0091] シミュレーション装置130より、例えば、学習用データ300として用いられていない処理前画像データがパラメータデータとともに推論装置120に送信されると、データ整形部121にでは連結データを生成し、実行部122の各学習済みモデルに入力する。図9の例は、学習用データ300として用いられていない処理前画像データとして、“ファイル名”＝「形状データSD001」、「形状データSD002」、・・・等が推論装置120に送信された様子を示している。

[0092] なお、図9に示すとおり、当該処理前画像データ（例えば、“ファイル名”＝「形状データSD001」、「形状データSD002」、・・・等）は、並行して、実行部131にも入力される。そして、実行部131では、各シミュレータを用いてシミュレーションを実行し、処理後画像データ（例えば、“ファイル名”＝「形状データSD001'」、「形状データSD002'」、・・・等）を出力する。

[0093] ドライエッチング用学習済みモデル920は、データ整形部121にて生成された連結データが入力されると、シミュレーションを実行する。また、

ドライエッチング用学習済みモデル 920 は、シミュレーションを実行したことで出力される出力結果を出力部 930 に通知する。

[0094] 同様に、デポジション用学習済みモデル 921 は、データ整形部 121 にて生成された連結データが入力されると、シミュレーションを実行する。また、デポジション用学習済みモデル 921 は、シミュレーションを実行したことで出力される出力結果を出力部 930 に通知する。

[0095] 出力部 930 は、ドライエッチング用学習済みモデル 920 より通知された出力結果から、処理後画像データ（例えば、“ファイル名”＝「形状データ SD001'」）を生成し、シミュレーション結果として出力する。同様に、出力部 930 は、デポジション用学習済みモデル 921 より通知された出力結果から、処理後画像データ（例えば、“ファイル名”＝「形状データ SD101'」）を生成し、シミュレーション結果として出力する。

[0096] ここで、推論装置 120 のユーザは、出力部 930 から処理後画像データが出力されるまでの時間と、実行部 131 から処理後画像データが出力されるまでの時間とを対比することにより、推論装置 120 のシミュレーション時間を検証することができる。また、推論装置 120 のユーザは、出力部 930 から出力された処理後画像データと、実行部 131 から出力された処理後画像データとを対比することにより、推論装置 120 のシミュレーション精度を検証することができる。

[0097] なお、第 1 の実施形態によれば、実行部 122 の各学習済みモデルによるシミュレーション時間は、実行部 131 の各シミュレータによるシミュレーション時間よりも短縮される。これは、各学習済みモデルによるシミュレーションの場合、各シミュレータによるシミュレーションのように、繰り返し試行を行う必要がなく、かつ、GPU 204 による並列処理により高速演算ができるからである。

[0098] また、第 1 の実施形態によれば、実行部 122 の各学習済みモデルは、実行部 131 の各シミュレータを代替可能なシミュレーション精度を実現することができる。これは、各学習済みモデルは、各シミュレータに入出力され

る処理前画像データ、処理後画像データを用いて機械学習されているからである。

[0099] 図10は、ドライエッチング用学習済みモデルのシミュレーション精度を示した図である。このうち、図10の10aは、比較対象として、シミュレーション装置130のドライエッチング用シミュレータ310によりシミュレーションが実行された場合の、処理前画像データと処理後画像データとを示している。

[0100] 一方、図10の10bは、推論装置120のドライエッチング用学習済みモデル920によりシミュレーションが実行された場合の、処理前画像データと処理後画像データとを示している。

[0101] 図10の10aの処理後画像データと、図10の10bの処理後画像データとを対比すると、両者に差はない。したがって、ドライエッチング用学習済みモデル920は、ドライエッチング用シミュレータ310を代替可能なシミュレーション精度を有している、ということができる。

[0102] 同様に、図11は、デポジション用学習済みモデルのシミュレーション精度を示した図である。このうち、図11の11aは、比較対象として、シミュレーション装置130のデポジション用シミュレータ320によりシミュレーションが実行された場合の、処理前画像データと処理後画像データとを示している。

[0103] 一方、図11の11bは、推論装置120のデポジション用学習済みモデル921によりシミュレーションが実行された場合の、処理前画像データと処理後画像データとを示している。

[0104] 図11の11aの処理後画像データと、図11の11bの処理後画像データとを対比すると、両者に差はない。したがって、デポジション用学習済みモデル921は、デポジション用シミュレータ320を代替可能なシミュレーション精度を有している、ということができる。

[0105] <まとめ>

以上の説明から明らかなように、第1の実施形態に係る学習装置は、

- ・物理モデルに基づくシミュレータに入力される処理前画像データと、物理モデルに基づくシミュレータに設定されたパラメータデータとを取得する。
- ・取得した処理前画像データの縦サイズ及び横サイズに応じて、取得したパラメータデータを2次元に配列することで画像データの形式に加工し、処理前画像データに、加工したパラメータデータを連結して連結データを生成する。
- ・生成した連結データをU字型の畳み込みニューラルネットワークベースの学習モデルに入力し、学習モデルより出力される出力結果が、物理モデルに基づくシミュレータより出力される処理後画像データに近づくように、機械学習を行う。

[0106] これにより、第1の実施形態に係る学習装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータにおいて実現されるシミュレーション内容を実現する学習済みモデルを生成することができる。

[0107] また、第1の実施形態に係る学習装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータよりも、シミュレーション時間を短縮することができる学習済みモデルを生成することができる。更に、第1の実施形態に係る学習装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータを代替可能なシミュレーション精度を有する学習済みモデルを生成することができる。

[0108] なお、上記説明では、物理モデルに基づくシミュレータを対象としたが、物理モデルに基づかないシミュレータであっても、第1の実施形態に係る学習装置によれば、同様に、学習済みモデルを生成できることはいうまでもない。

[0109] また、第1の実施形態に係る推論装置は、

- ・処理前画像データと、対応するパラメータデータとを取得する。
- ・取得した処理前画像データの縦サイズ及び横サイズに応じて、取得したパラメータデータを2次元に配列することで画像データの形式に加工し、処理前画像データに、加工したパラメータデータを連結して連結データを生成する。

・生成した連結データを、学習装置にて生成された学習済みモデルに入力し、シミュレーションを実行する。

[0110] これにより、第1の実施形態に係る推論装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータにおいて実現されるシミュレーション内容を実現することが可能になる。また、第1の実施形態に係る推論装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータと比較して、シミュレーション時間を短縮することができるとともに、物理モデルに基づくシミュレータを代替可能なシミュレーション精度を実現することが可能になる。

[0111] なお、上記説明では、物理モデルに基づくシミュレータを対象としたが、物理モデルに基づかないシミュレータであっても、第1の実施形態に係る推論装置によれば、同様に、シミュレーション内容及びシミュレーション精度を実現できることはいうまでもない。

[0112] このように、第1の実施形態によれば、半導体製造プロセスのシミュレータを代替する学習済みモデルを提供することができる。

[0113] [第2の実施形態]

上記第1の実施形態では、処理前画像データの縦サイズ及び横サイズに応じて、パラメータデータを画像データの形式に加工し、処理前画像データと連結して学習モデル（または学習済みモデル）に入力するものとして説明した。

[0114] しかしながら、パラメータデータの加工方法及び加工したパラメータデータの学習モデル（または学習済みモデル）への入力方法は、これに限定されない。例えば、加工したパラメータデータは、学習モデル（または学習済みモデル）の各層に入力するように構成してもよい。また、パラメータデータは、学習モデル（または学習済みモデル）の各層に入力するにあたり、学習モデル（または学習済みモデル）の各層で畳み込み処理された画像データを変換する際に用いる所定の形式に加工するように構成してもよい。以下、第2の実施形態について、上記第1の実施形態との相違点を中心に説明する。

[0115] <データ整形部の機能構成>

はじめに、第2の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の詳細について説明する。図12は、第2の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の一例を示す図である。図5に示したデータ整形部111の機能構成との相違点は、図12に示すデータ整形部1200の場合、連結部1201と正規化部1202とを有している点である。

[0116] 連結部1201は、チャンネル別データ生成部502より通知された複数のチャンネル別データを連結し、連結データを生成する。

[0117] 正規化部1202は、パラメータデータ取得部511より通知されたパラメータデータを正規化し、正規化パラメータデータを生成する。

[0118] <学習モデルによる処理の具体例>

次に、ドライエッチング用学習モデルによる処理の具体例について説明する。図13は、第2の実施形態に係る学習装置のドライエッチング用学習モデルによる処理の具体例を示す図である。

[0119] 図13に示すように、第2の実施形態に係る学習装置の場合、ドライエッチング用学習モデル1300には、データ整形部1200の連結部1201により生成された連結データ1310が入力される。

[0120] また、図13に示すように、第2の実施形態に係る学習装置の場合、ドライエッチング用学習モデル1300には、データ整形部1200の正規化部1202により生成された正規化パラメータデータが入力される。

[0121] なお、図13に示すように、ドライエッチング用学習モデル1300には、CNNベースの学習モデルであるUNETに加えて、全結合型の学習モデルであるニューラルネットワーク部1301が含まれる。

[0122] ニューラルネットワーク部1301は、正規化パラメータデータが入力されると、UNETの各層で畳み込み処理が行われる各画像データの各画素の値を変換する際に用いる所定の形式の値（例えば、1次式の係数 γ 、 β ）を出力する。つまり、ニューラルネットワーク部1301は、正規化パラメータデータを、所定の形式（例えば、1次式の係数の形式）に加工する機能を有する。

- [0123] 図13の例では、UNETが9層から構成されているため、ニューラルネットワーク部1301は、1次式の係数として、 $(\gamma_1, \beta_1) \sim (\gamma_9, \beta_9)$ を出力する。なお、図13の例では、紙面の都合上、各層には、1次式の係数が1組ずつ入力されるものとしているが、各層には、チャンネル別データごとに、1次式の係数が複数組ずつ入力されるものとする。
- [0124] UNETの各層では、畳み込み処理が行われるチャンネル別データごとの各画像データの各画素の値（ここでは“ h ”とする）を、例えば、1次式 $= h \times \gamma + \beta$ （第1の層の場合には、 $h \times \gamma_1 + \beta_1$ ）を用いて変換する。
- [0125] ここで、1次式の係数 $(\gamma_1, \beta_1) \sim (\gamma_9, \beta_9)$ は、例えば、UNETの各層において畳み込み処理が行われるチャンネル別データごとの各画像データのうち、いずれの画像データが重要かを示す指標と捉えることができる。つまり、ニューラルネットワーク部1301では、正規化パラメータデータに基づいて、学習モデルの各層において処理される各画像データの、重要度を示す指標を算出する処理を行う。
- [0126] 上記のような構成のもと、ドライエッチング用学習モデル1300に、連結データ1310と正規化パラメータデータとが入力されると、複数のチャンネル別データを含む出力結果700が出力される。なお、出力結果700は、比較部430にて処理後画像データと比較され、差分情報が算出される。第2の実施形態に係る学習装置の場合、変更部440は、差分情報に基づいて、ドライエッチング用学習モデル1300内の、UNETのモデルパラメータと、ニューラルネットワーク部1301のモデルパラメータとを更新する。
- [0127] このように、第2の実施形態に係る学習装置によれば、ドライエッチング用学習モデル1300について機械学習を行う際、UNETの各層において、重要度が高い画像データを、正規化パラメータデータに基づいて抽出することが可能となる。
- [0128] <まとめ>
- 以上の説明から明らかなように、第2の実施形態に係る学習装置は、

- ・物理モデルに基づくシミュレータに入力される処理前画像データと、物理モデルに基づくシミュレータに設定されたパラメータデータとを取得する。
- ・取得したパラメータデータを正規化し、学習モデルの各層で畳み込み処理される各画像データの各画素の値を変換する際に用いる 1 次式の係数の形式に加工する。
- ・学習部が機械学習を行う際、各層で畳み込み処理された画像データの各画素の値を、1 次式を用いて変換する。

[0129] これにより、第 2 の実施形態に係る学習装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータにおいて実現されるシミュレーション内容を実現する学習済みモデルを生成することができる。

[0130] また、第 2 の実施形態に係る学習装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータよりも、シミュレーション時間を短縮することができる学習済みモデルを生成することができる。更に、第 2 の実施形態に係る学習装置によれば、物理モデルに基づくシミュレータを代替可能なシミュレーション精度を有する学習済みモデルを生成することができる。

[0131] なお、第 2 の実施形態では、学習装置について説明したが、推論装置においても、実行部がシミュレーションを実行する際に、同様の処理が行われるものとする。

[0132] このように、第 2 の実施形態によれば、半導体製造プロセスのシミュレーションにおいて、物理モデルに基づくシミュレータを代替する学習済みモデルを提供することができる。

[0133] [第 3 の実施形態]

上記第 1 及び第 2 の実施形態では、学習部が機械学習を行うにあたり、半導体製造プロセス固有の事象については特に言及しなかった。一方で、半導体製造プロセスには、固有の事象があり、学習部による機械学習に反映させることで（つまり、学習部による機械学習にドメイン知識を反映させることで）、シミュレーション精度を更に向上させることができる。以下、ドメイン知識を反映させた第 3 の実施形態について、上記第 1 及び第 2 の実施形態

との相違点を中心に説明する。

[0134] <学習モデルの機能構成の詳細>

図14は、第3の実施形態に係る学習装置の学習部の機能構成の一例を示す図である。図4に示した学習部112の機能構成とは、学習モデル内の内部構成が異なる。なお、ここでは、ドライエッチング用学習モデル1410を用いて、学習モデル内の内部構成について説明するが、デポジション用学習モデルも同様の内部構成を有しているものとする。

[0135] 図14に示すように、学習部1400のドライエッチング用学習モデル1410は、UNET1411に加えて、シグモイド関数部1412と、乗算部1413とを有する。

[0136] シグモイド関数部1412は処理部の一例であり、図14に示すように、UNET1411の出力である第1出力結果に、シグモイド関数1420を乗算することで、第2出力結果1421を出力する。

[0137] 乗算部1413は、シグモイド関数部1412より第2出力結果1421を取得する。また、乗算部1413は、データ整形部111より処理前画像データを取得する。更に、乗算部1413は、取得した処理前画像データに、取得した第2出力結果1421を乗算することで、最終出力結果1422を比較部430に通知する。

[0138] このように、処理前画像データを乗算して最終出力結果1422を出力する構成とすることで、ドライエッチング用学習モデル1410を機械学習させた場合のUNET1411からは、第1出力結果として、削れ率を示す画像データが出力されることになる。

[0139] ここで削れ率とは、処理前画像データに含まれる各マテリアルの層が、処理後画像データにおいて、どの程度削られたかを示す変化率の値を指す。ドライエッチング用学習モデル1410を機械学習させることで、削れ率は、処理後画像データを処理前画像データで除算した値に近づくことになる。ただし、機械学習の過程でUNET1411から出力される第1出力結果は、任意の値をとる。

- [0140] 一方で、ドライエッチングの場合、形状の変化に関して、“処理の前後でマテリアルが増えることはない”という制約条件（ドメイン知識）がある。したがって、ドライエッチングの場合、削れ率は、0～1の範囲に収まることになる。
- [0141] ここで、シグモイド関数部1412は、任意の値を、0～1の値に変換する関数であり、第1出力結果をシグモイド関数部1412で第2出力結果に変換することで、上記ドメイン知識を反映させることができる。
- [0142] なお、図14には示していないが、デポジション用学習モデルにおいても、シグモイド関数部や乗算部等を配することで、同様の処理を行うことができる。具体的には、デポジション用学習モデルを機械学習させた場合のUNETからは、第1出力結果として、付着率を示す画像データが出力されることになる。
- [0143] ここで付着率とは、処理前画像データに含まれる各マテリアルの層に対して、処理後画像データにおいて、どの程度薄膜が付着したかを示す変化率の値を指す。デポジション用学習モデルを機械学習させることで、付着率は、処理前画像データと処理後画像データとの差分を、処理前画像データで除算した値に近づくことになる。ただし、機械学習の過程でUNETから出力される第1出力結果は、任意の値をとる。
- [0144] 一方で、デポジションの場合、形状の変化に関して、“処理の前後でマテリアルが減ることはない”という制約条件（ドメイン知識）がある。したがって、デポジションの場合、付着率は、0～1の範囲に収まることになる。
- [0145] 上述したとおり、シグモイド関数部は、任意の値を、0～1の値に変換する関数であり、第1出力結果をシグモイド関数部で第2出力結果に変換することで、上記ドメイン知識を反映させることができる。
- [0146] このように、第3の実施形態に係る学習装置110の学習部1400によれば、機械学習にドメイン知識を反映させることが可能となり、シミュレーション精度を更に向上させることができる。
- [0147] [第4の実施形態]

上記第1乃至第3の実施形態では、データ整形部が、処理前画像データの縦サイズ及び横サイズに応じた縦サイズ及び横サイズの連結データを生成するものとして説明した。しかしながら、データ整形部が生成する連結データの縦サイズ及び横サイズは任意であり、処理前画像データを圧縮してから、連結データを生成するように構成してもよい。以下、第4の実施形態について、上記第1乃至第3の実施形態との相違点を中心に説明する。

[0148] <データ整形部の機能構成の詳細>

図15は、第4の実施形態に係る学習装置のデータ整形部の機能構成の一例を示す図である。このうち、図15の15aは、第1の実施形態に係る学習装置のデータ整形部111に、圧縮部1511を付加したデータ整形部1510を示している。

[0149] 圧縮部1511は、形状データ取得部501において取得された処理前画像データを圧縮する。圧縮部1511では、例えば、隣接する n 個（ n は2以上の整数。例えば、縦方向2個×横方向2個の場合は $n=4$ ）の画素の画素値について平均値を算出し、算出した平均値を、当該 n 個の画素をまとめた1個の画素の画素値とする。これにより、圧縮部1511では、処理前画像データを $1/n$ 倍に圧縮することができる。

[0150] このように、圧縮部1511では、処理前画像データが各マテリアルの組成比（または含有比）を表した画像データであることに鑑みて、圧縮の前後で、マテリアルの組成比（または含有比）が極力維持されるように圧縮処理を行う。なお、圧縮部1511による圧縮処理の圧縮率は、整数倍に限定されず、圧縮部1511では、任意の圧縮率による圧縮処理が可能であるとする。

[0151] 同様に、図15の15bは、第2の実施形態に係る学習装置のデータ整形部1200に、圧縮部1511を付加したデータ整形部1520を示している。

[0152] データ整形部1520が有する圧縮部1511は、データ整形部1510が有する圧縮部1511と同じ機能を有する。このため、ここでは、詳細な

説明は省略する。

[0153] このように、データ整形部 1510 または 1520 に圧縮部 1511 を付加することで、学習部 112、1400（あるいは、実行部 122）に入力される連結データのサイズを縮小することができる。この結果、第4の実施形態によれば、学習部 112、1400 が機械学習を行う場合の学習時間、あるいは、実行部 122 がシミュレーションを実行する場合のシミュレーション時間を短縮することができる。

[0154] [その他の実施形態]

上記第1の実施形態では、学習部 112 に、ドライエッチング用学習モデル 420 と、デポジション用学習モデル 421 とをそれぞれ設け、異なる学習用データを用いて別々に機械学習を行うものとして説明した。

[0155] しかしながら、半導体製造プロセスにおいて、ドライエッチングとデポジションとが、同時に発生することもある。このような場合を想定して、学習部 112 に1の学習モデルを設け、ドライエッチングとデポジションとが同時に発生するケースを機械学習させるように構成してもよい。

[0156] この場合、学習部 112 では、当該1の学習モデルについて、ドライエッチング及びデポジションが発生する前の処理前画像データと、ドライエッチング及びデポジションが発生した後の処理後画像データとを含む学習用データを用いて機械学習を行う。

[0157] このように、シミュレーション装置 130 の実行部 131 の場合、ドライエッチング用シミュレータ 310 とデポジション用シミュレータ 320 の両方を設ける必要があったところ、学習装置 110 の学習部 112 では、学習モデルを統合することもできる。

[0158] また、上記第1の実施形態では、処理前画像データ及び処理後画像データが、2次元の画像データであるとして説明した。しかしながら、処理前画像データ及び処理後画像データは、2次元の画像データに限定されず、3次元の画像データ（いわゆるボクセルデータ）であってもよい。

[0159] なお、処理前画像データが2次元の画像データの場合、連結データは、（

チャンネル、縦サイズ、横サイズ)の配列となるが、処理前画像データが3次元の画像データの場合、連結データは、(チャンネル、縦サイズ、横サイズ、奥行きサイズ)の配列となる。

[0160] また、上記第1の実施形態では、2次元の画像データをそのまま取り扱うものとして説明したが、2次元の画像データを変形して、あるいは、3次元の画像データを変形して取り扱うように構成してもよい。例えば、3次元の画像データを取得し、所定断面の2次元の画像データを生成して、処理前画像データとして入力してもよい。あるいは、連続する所定断面の2次元の画像データに基づいて、3次元の画像データを生成して、処理前画像データとして入力してもよい。

[0161] また、上記第1の実施形態において、チャンネル別データ生成部502は、空気の層、各マテリアルの層ごとに、チャンネル別データを生成するものとして説明した。しかしながら、チャンネル別データの生成方法はこれに限定されず、特定の膜種ごとではなく、Oxide、Silicon、Organics、Nitrideといったように、より大きな分類に基づいて、チャンネル別データを生成するようにしてもよい。

[0162] また、上記第1乃至第4の実施形態において、推論装置120は、処理前画像データ及びパラメータデータが入力された場合に、処理後画像データを出力して処理を終了するものとして説明した。しかしながら、推論装置120の構成はこれに限定されず、例えば、処理前画像データ及びパラメータデータが入力されることで出力される処理後画像データを、対応するパラメータデータとともに、再び、推論装置120に入力するように構成してもよい。これにより、推論装置120では、形状の変化を連続的に出力することができる。なお、推論装置120に処理後画像データを再び入力するにあたり、対応するパラメータデータは、任意に変更可能であるとする。

[0163] また、上記第1乃至第4の実施形態において、学習装置110と、推論装置120と、シミュレーション装置130とは別体として示したが、いずれか2台の装置を一体として構成してもよいし、すべての装置を一体として構

成してもよい。

[0164] また、上記第1乃至第4の実施形態において、学習装置110は、1台のコンピュータで構成されるものとして説明したが、複数台のコンピュータで構成されていてもよい。同様に、上記第1乃至第4の実施形態において、推論装置120は、1台のコンピュータで構成されるものとして説明したが、複数台のコンピュータで構成されてもよい。

[0165] また、上記第1乃至第4の実施形態では、学習装置110、推論装置120、シミュレーション装置130を、半導体製造プロセスに適用するものとして説明したが、半導体製造プロセス以外の他のプロセスに適用してもよいことはいうまでもない。ここでいう、半導体製造プロセス以外の他のプロセスには、半導体製造プロセス以外の他の製造プロセス、非製造プロセスが含まれるものとする。

[0166] また、上記第1乃至第4の実施形態において、学習装置110、推論装置120は、汎用のコンピュータに各種プログラムを実行させることで実現したが、学習装置110、推論装置120の実現方法はこれに限定されない。

[0167] 例えば、プロセッサ、メモリなどを実装しているIC (Integrated Circuit) などの専用の電子回路（すなわちハードウェア）により実現されてもよい。複数の構成要素が一つの電子回路で実現されてもよいし、一つの構成要素が複数の電子回路で実現されてもよいし、構成要素と電子回路が一对一で実現されてもよい。

[0168] なお、上記実施形態に挙げた構成等に、その他の要素との組み合わせ等、ここで示した構成に本発明が限定されるものではない。これらの点に関しては、本発明の趣旨を逸脱しない範囲で変更することが可能であり、その応用形態に応じて適切に定めることができる。

[0169] 本出願は、2018年9月3日に出願された日本国特許出願第2018-164930号に基づきその優先権を主張するものであり、同日本国特許出願の全内容を参照することにより本願に援用する。

符号の説明

[0170]	1 0 0	: シミュレーションシステム
	1 1 0	: 学習装置
	1 1 1	: データ整形部
	1 1 2	: 学習部
	1 2 0	: 推論装置
	1 2 1	: データ整形部
	1 2 2	: 実行部
	1 3 0	: シミュレーション装置
	1 3 1	: 実行部
	3 0 0	: 学習用データ
	3 1 0	: ドライエッチング用シミュレータ
	3 2 0	: デポジション用シミュレータ
	4 2 0	: ドライエッチング用学習モデル
	4 2 1	: デポジション用学習モデル
	4 3 0	: 比較部
	4 4 0	: 変更部
	5 0 1	: 形状データ取得部
	5 0 2	: チャネル別データ生成部
	5 1 1	: パラメータデータ取得部
	5 1 2	: パラメータデータ展開部
	5 2 0	: 連結部
	6 0 0	: 処理前画像データ
	6 0 1 ~ 6 0 5	: チャネル別データ
	6 1 0	: パラメータデータ
	6 1 1 ~ 6 1 3	: 2次元に配列されたパラメータデータ
	6 2 0	: 連結データ
	7 0 0	: 出力結果
	9 2 0	: ドライエッチング用学習済みモデル

9 2 1	: デポジション用学習済みモデル
9 3 0	: 出力部
1 2 0 0	: データ整形部
1 2 0 1	: 連結部
1 3 0 0	: ドライエッチング用学習モデル
1 3 0 1	: ニューラルネットワーク部
1 3 1 0	: 連結データ
1 4 0 0	: 学習部
1 5 1 0、1 5 2 0	: データ整形部
1 5 1 1	: 圧縮部

請求の範囲

- [請求項1] 少なくとも1つのメモリと、
 少なくとも1つのプロセッサと、を備え、
 前記少なくとも1つのプロセッサは、
 画像データに対するシミュレータのパラメータを取得すること
と、
 前記画像データと前記パラメータとを学習モデルに入力し、前
記学習モデルの出力が、前記画像データに対する前記シミュレータの
結果に近づくように、前記学習モデルを学習することと
 を実行するよう構成される、
学習装置。
- [請求項2] 前記少なくとも1つのプロセッサは、
 前記取得したパラメータを前記画像データに応じた形式に加工す
ること、を更に実行するよう構成され、
 前記学習モデルに、前記加工されたパラメータを入力する、
請求項1に記載の学習装置。
- [請求項3] 前記シミュレータが半導体製造プロセスに関するシミュレータであ
る
 請求項1または請求項2に記載の学習装置。
- [請求項4] 前記画像データは、前記半導体製造プロセスにおける処理対象のマ
テリアルに応じた複数のチャネルを有し、各チャネルは各マテリアル
の組成比または含有比に応じた値を有する
 請求項3に記載の学習装置。
- [請求項5] 前記少なくとも1つのプロセッサは、
 前記取得したパラメータを、前記画像データの縦サイズ及び横サ
イズに応じた2次元配列の形式に加工する、請求項2に記載の学習装
置。
- [請求項6] 前記シミュレータは、物理モデルに基づくシミュレータである

請求項 1 乃至 5 の何れか 1 項に記載の学習装置。

[請求項7] 前記学習モデルは、前記取得したパラメータを、前記学習モデルの各層で畳み込み処理された画像データを変換する際に用いる所定の形式に加工し、前記各層で畳み込み処理された画像データを、前記加工されたパラメータを用いて変換する

請求項 1 に記載の学習装置。

[請求項8] 前記学習モデルは、前記画像データに対する変化率を算出してから、前記学習モデルの出力を算出するよう構成されており、前記学習モデルは、前記画像データに対する変化率を所定の範囲内に収めるための処理を行う、

請求項 1 に記載の学習装置。

[請求項9] 少なくとも 1 つのメモリと、
少なくとも 1 つのプロセッサと、を備え、
前記少なくとも 1 つのメモリは、

第 1 の画像データと前記第 1 の画像データに対するシミュレータの第 1 のパラメータとが入力された場合の出力が、前記第 1 の画像データに対する前記第 1 のパラメータを用いた前記シミュレータの結果に近づくように学習された学習済みモデルを記憶し、

前記少なくとも 1 つのプロセッサは、

第 2 の画像データと前記シミュレータの第 2 のパラメータとを前記学習済みモデルに入力し、前記第 2 の画像データに対するシミュレーションを実行するよう構成される、
推論装置。

[請求項10] 前記少なくとも 1 つのプロセッサは、

前記第 2 のパラメータを前記第 2 の画像データに応じた形式に加工すること、を更に実行するよう構成され、

前記学習済みモデルに、前記加工された第 2 のパラメータを入力する、

請求項 9 に記載の推論装置。

[請求項11] 前記シミュレータが半導体製造プロセスに関するシミュレータである

請求項 9 または請求項 10 に記載の推論装置。

[請求項12] 前記第 2 の画像データは、前記半導体製造プロセスにおける処理対象の材料に応じた複数のチャンネルを有し、各チャンネルは各材料の組成比または含有比に応じた値を有する

請求項 11 に記載の推論装置。

[請求項13] 前記少なくとも 1 つのプロセッサは、

前記第 2 のパラメータを、前記第 2 の画像データの縦サイズ及び横サイズに応じた 2 次元配列の形式に加工する、請求項 10 に記載の推論装置。

[請求項14] 前記シミュレータは、物理モデルに基づくシミュレータである

請求項 9 乃至 13 の何れか 1 項に記載の推論装置。

[請求項15] 前記学習済みモデルは、前記第 2 のパラメータを、前記学習済みモデルの各層で畳み込み処理された画像データを変換する際に用いる所定の形式に加工し、前記各層で畳み込み処理された画像データを、前記加工された第 2 のパラメータを用いて変換する

請求項 9 に記載の推論装置。

[請求項16] 前記学習済みモデルは、前記第 2 の画像データに対する変化率を算出してから、前記学習済みモデルの出力を算出するよう構成されており、前記学習済みモデルは、前記第 2 の画像データに対する変化率を所定の範囲内に収めるための処理を行う、

請求項 9 に記載の推論装置。

[請求項17] 前記少なくとも 1 つのプロセッサは、

前記第 2 の画像データに対するシミュレーションを実行することにより得られた第 3 の画像データと前記シミュレータの第 3 のパラメータとを前記学習済みモデルに入力し、前記第 3 の画像データに対す

るシミュレーションを実行する、

請求項 9 乃至 16 の何れか 1 項に記載の推論装置。

[請求項18]

少なくとも 1 つのプロセッサが、

画像データに対するシミュレータのパラメータを取得することと、

前記画像データと前記パラメータとを学習モデルに入力し、前記学習モデルの出力が、前記画像データに対する前記シミュレータの結果に近づくように、前記学習モデルを学習することと

を実行する学習モデルの生成方法。

[請求項19]

少なくとも 1 つのメモリが、

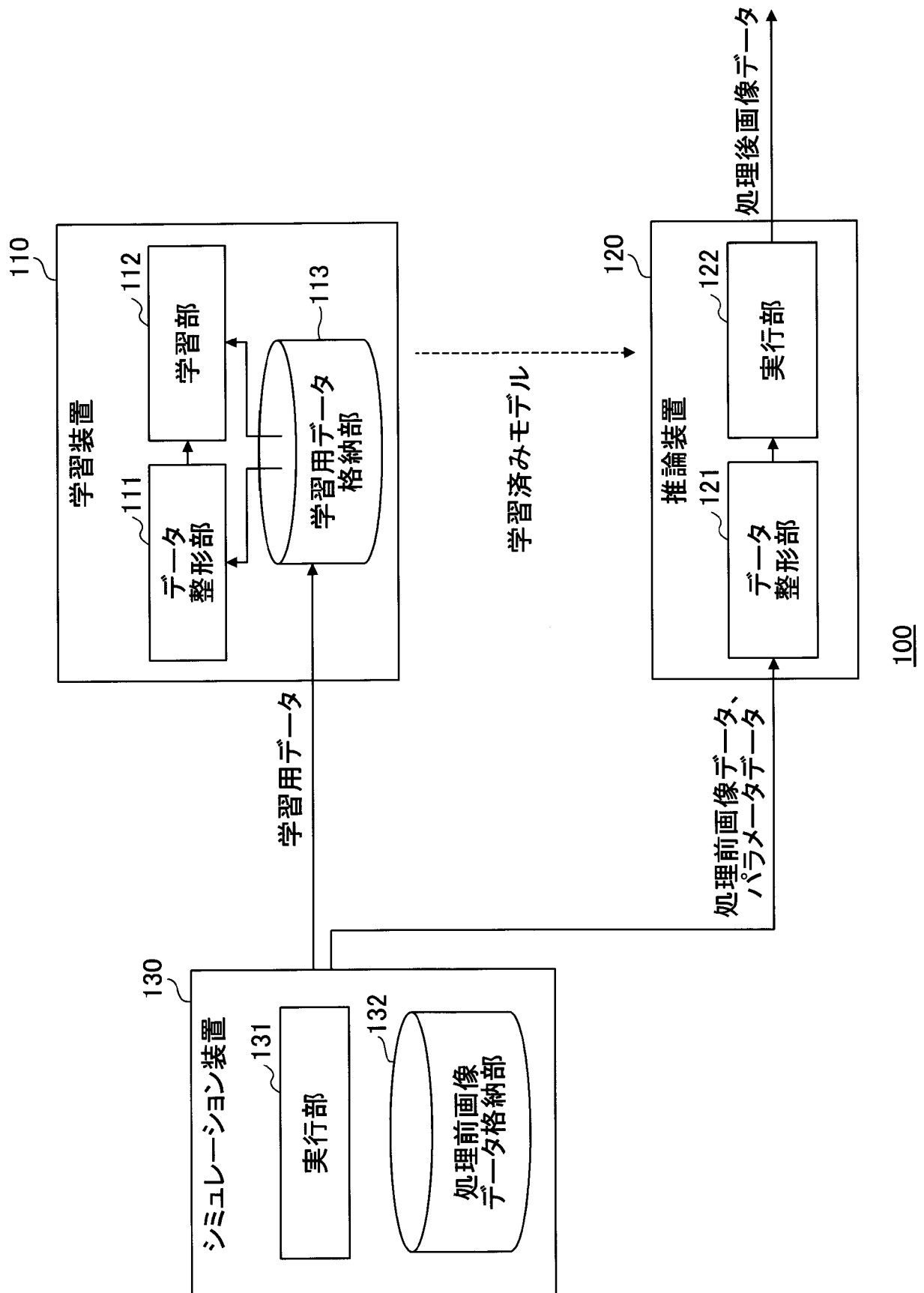
第 1 の画像データと前記第 1 の画像データに対するシミュレータの第 1 のパラメータとが入力された場合の出力が、前記第 1 の画像データに対する前記第 1 のパラメータを用いた前記シミュレータの結果に近づくように学習された学習済みモデルを記憶し、

少なくとも 1 つのプロセッサが、

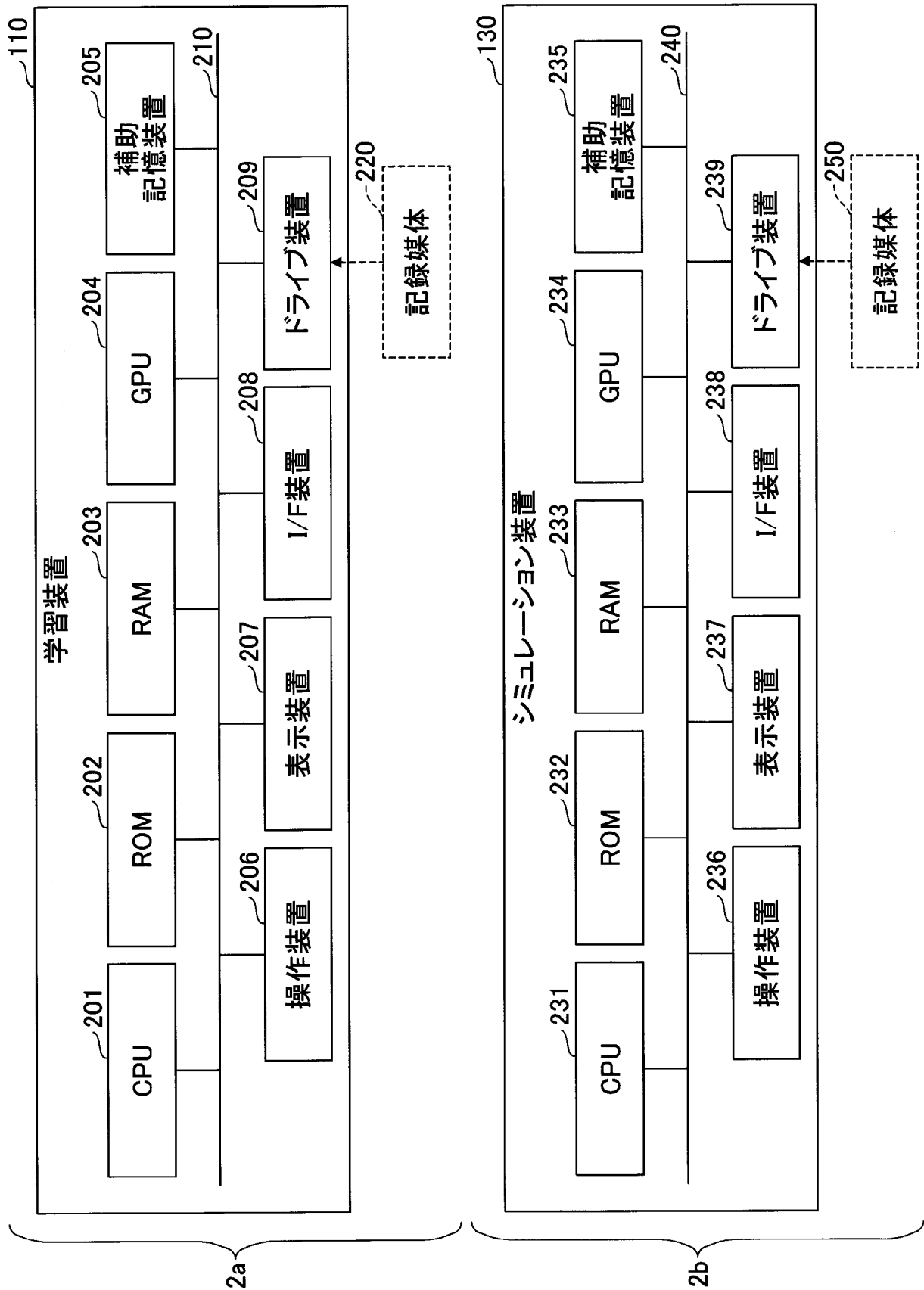
第 2 の画像データと前記シミュレータの第 2 のパラメータとを前記学習済みモデルに入力し、前記第 2 の画像データに対するシミュレーションを実行する、

推論方法。

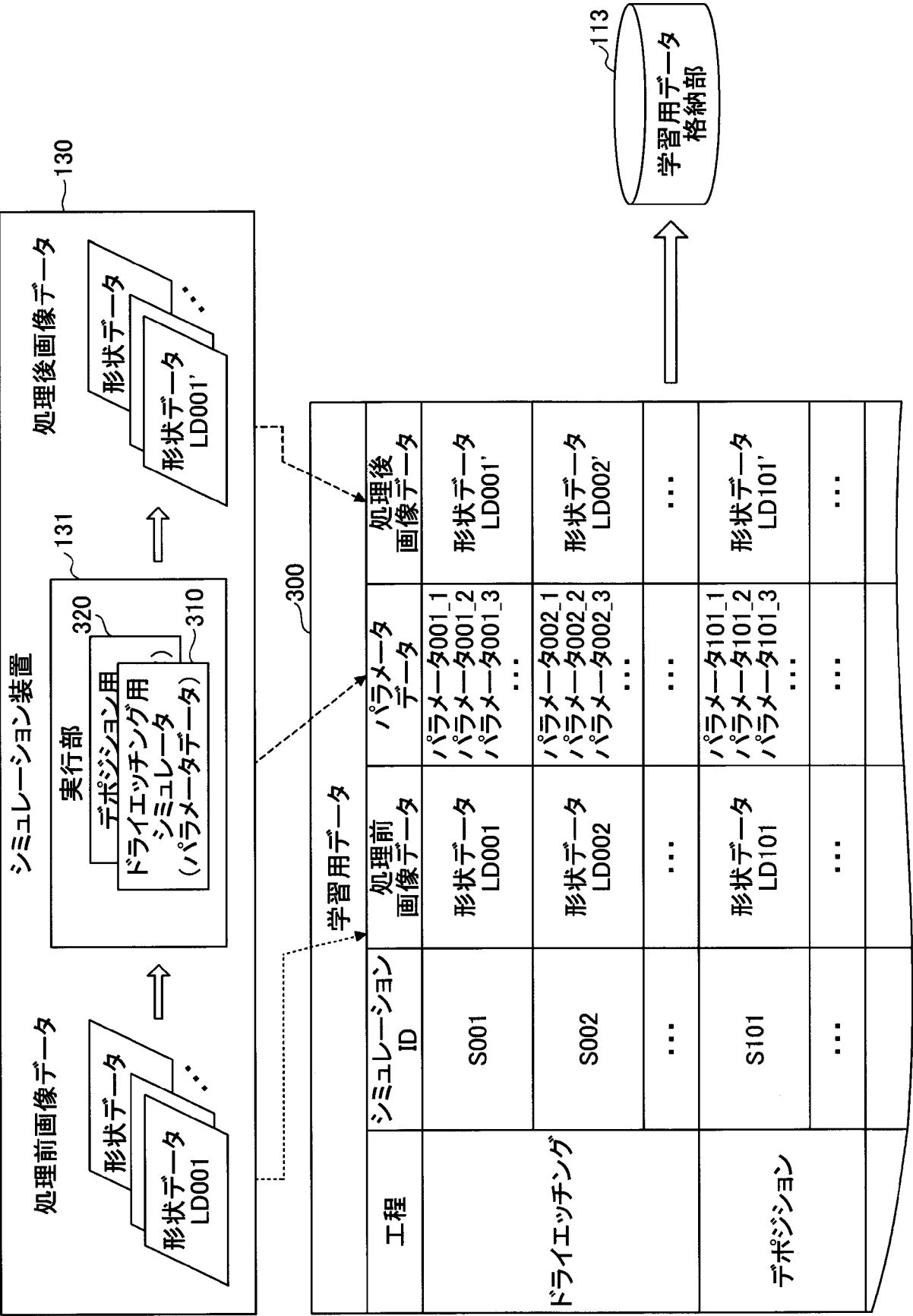
[図1]



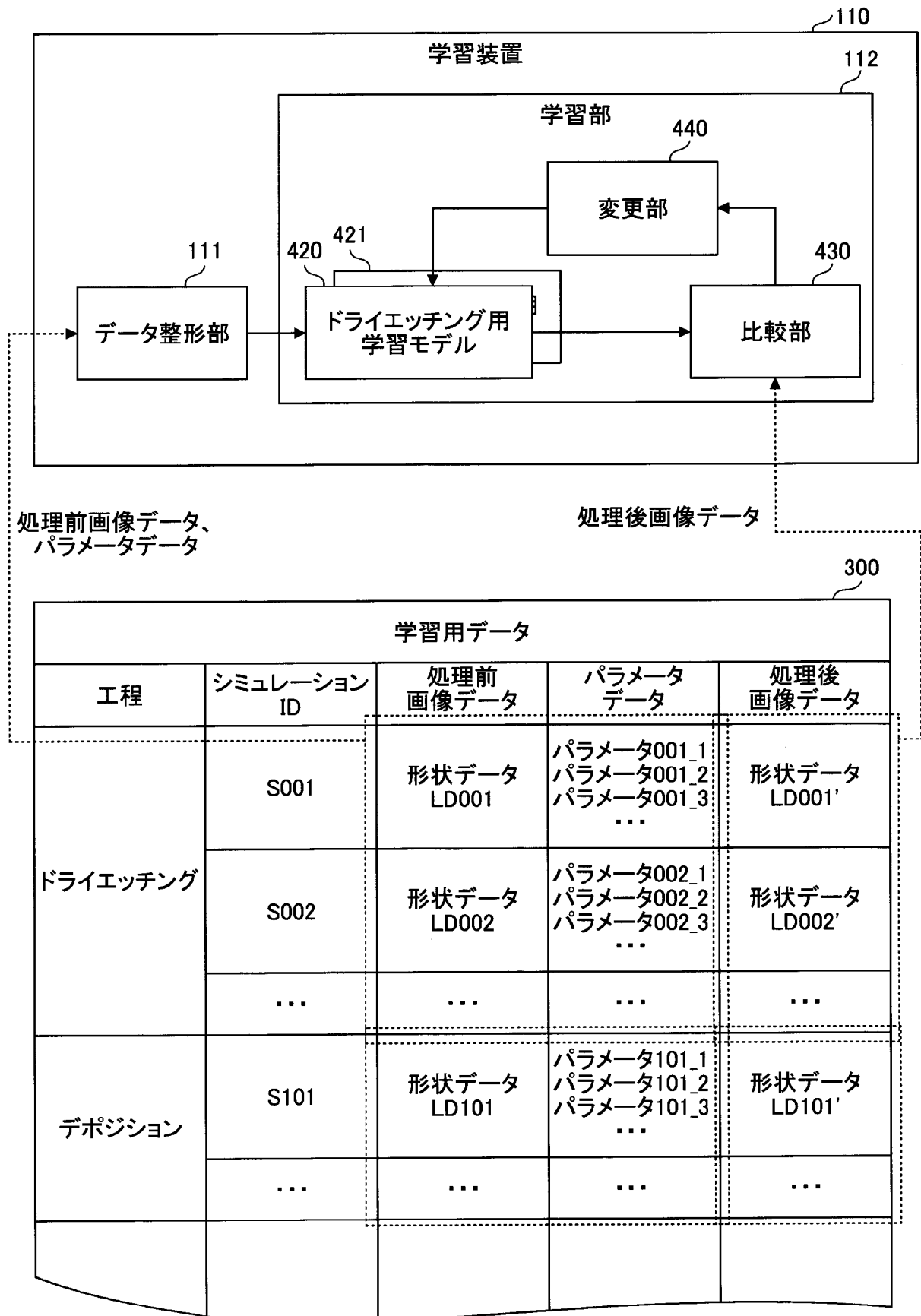
[図2]



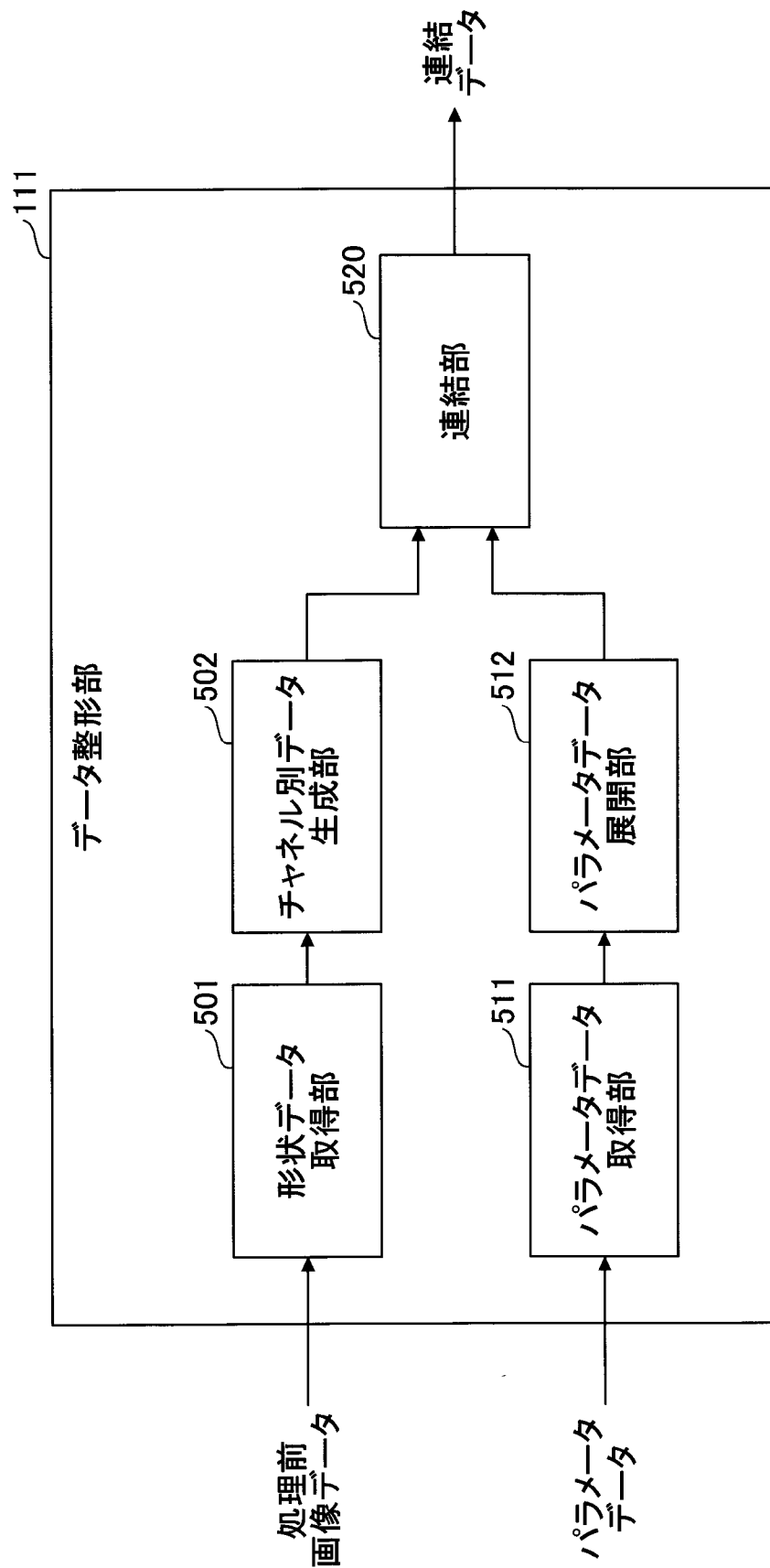
[図3]



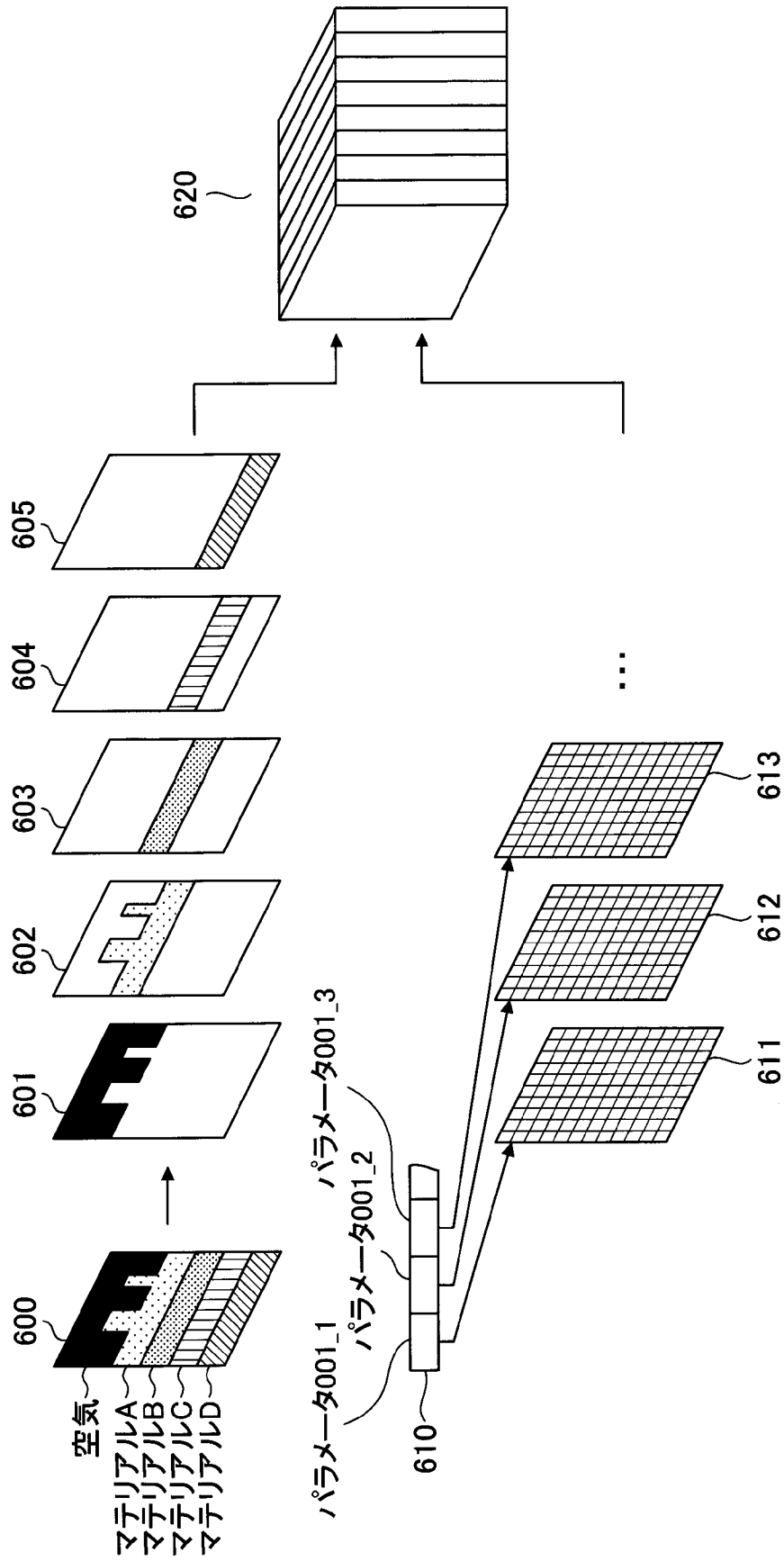
[図4]



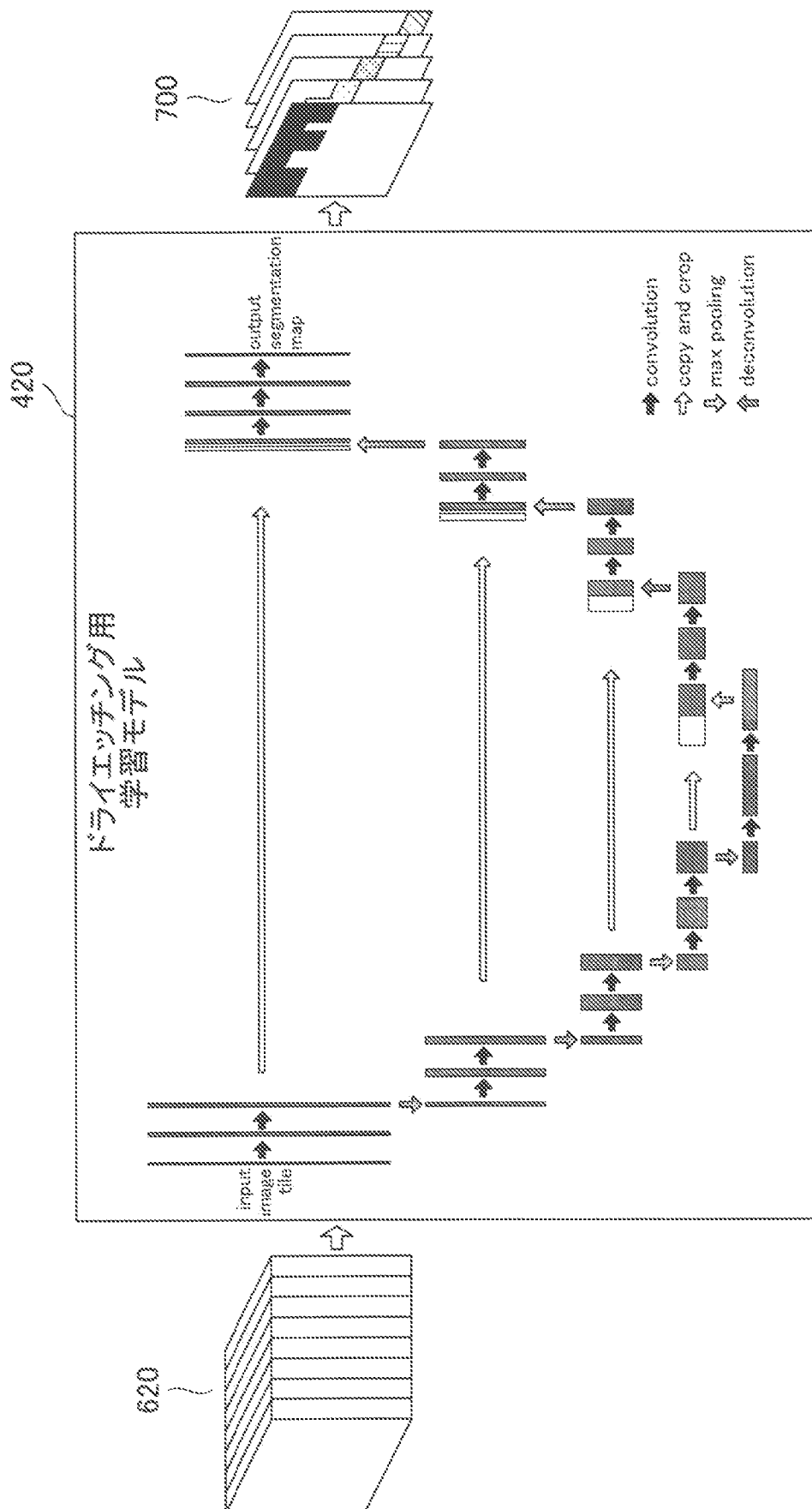
[図5]



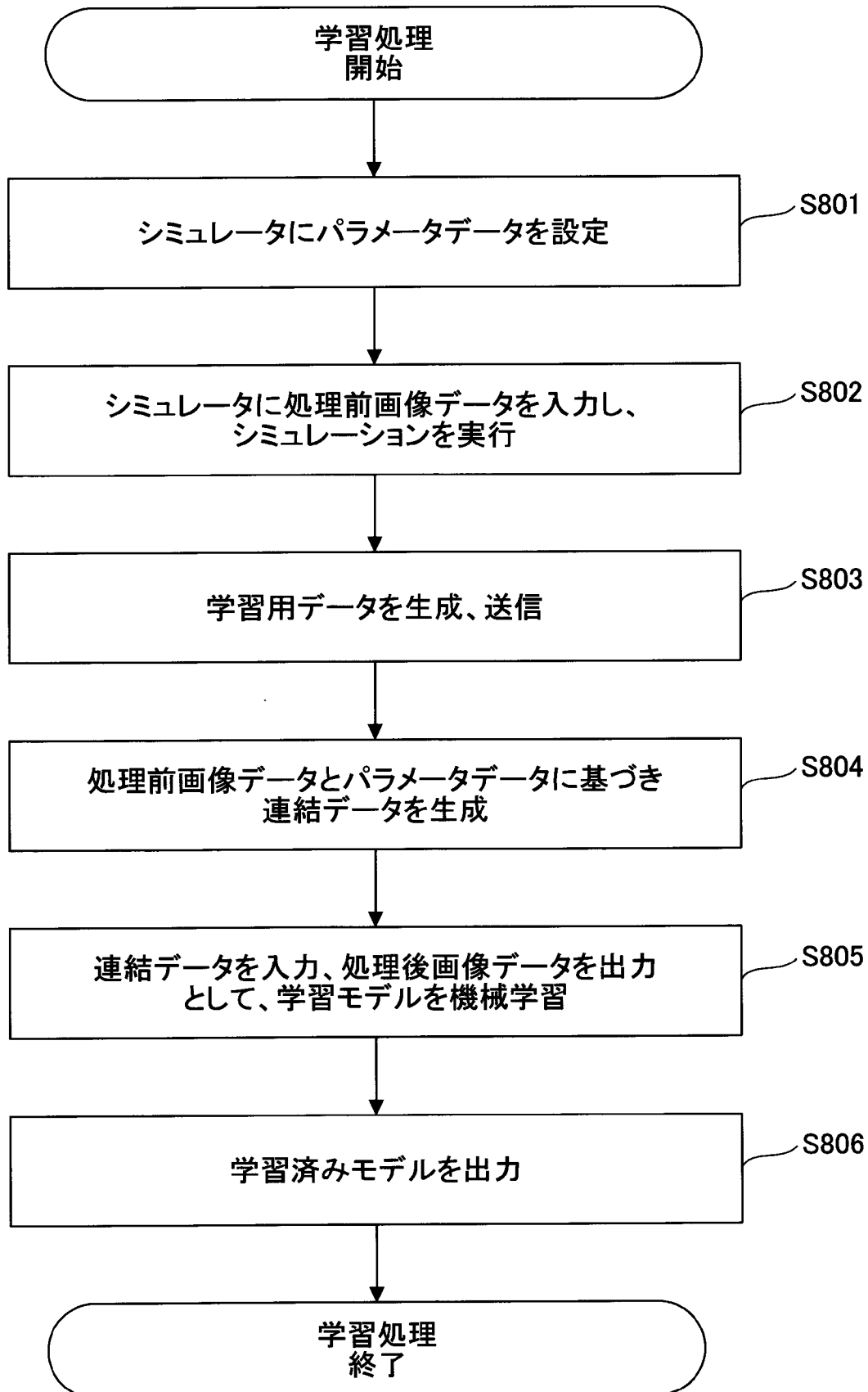
[図6]



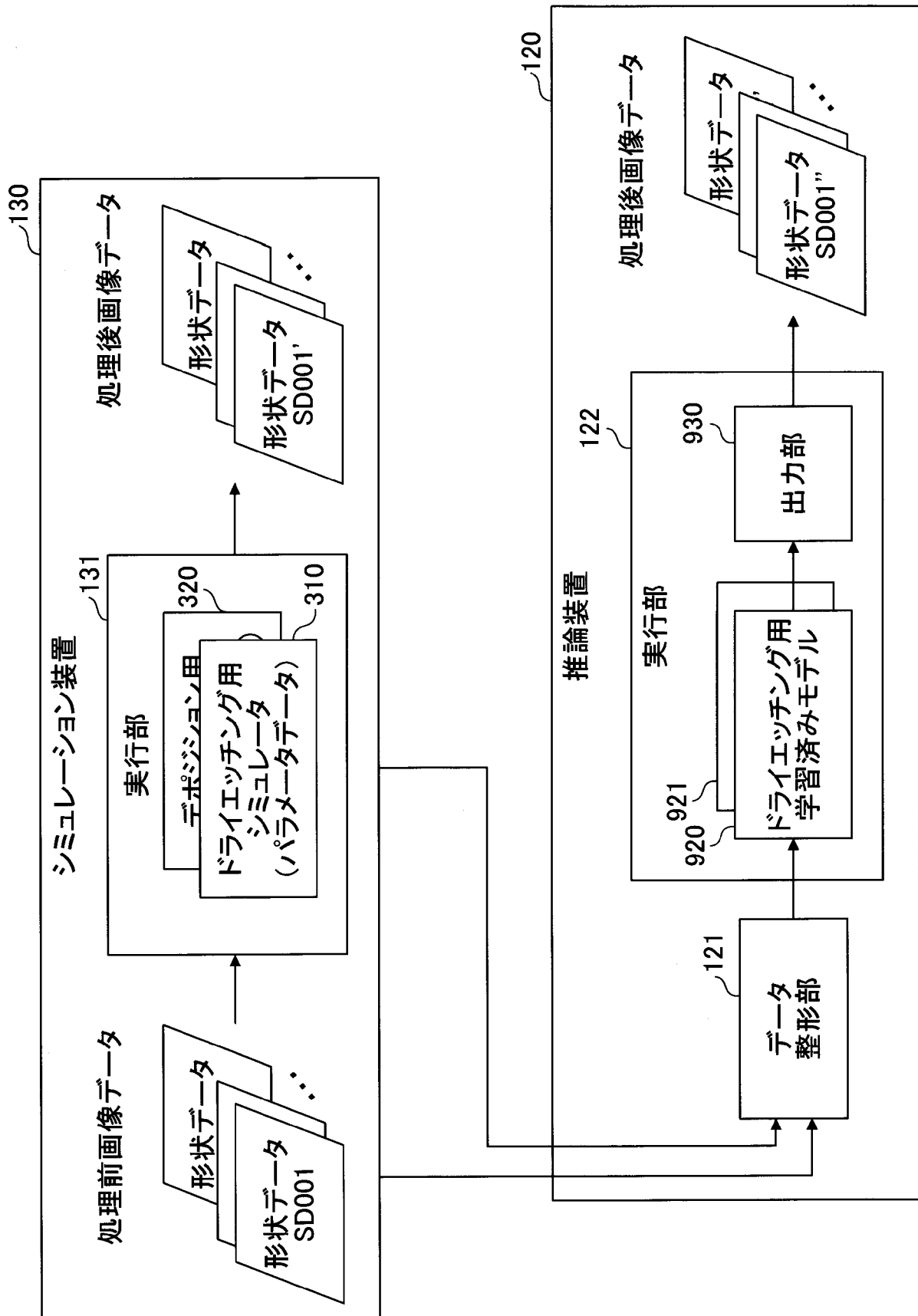
[図7]



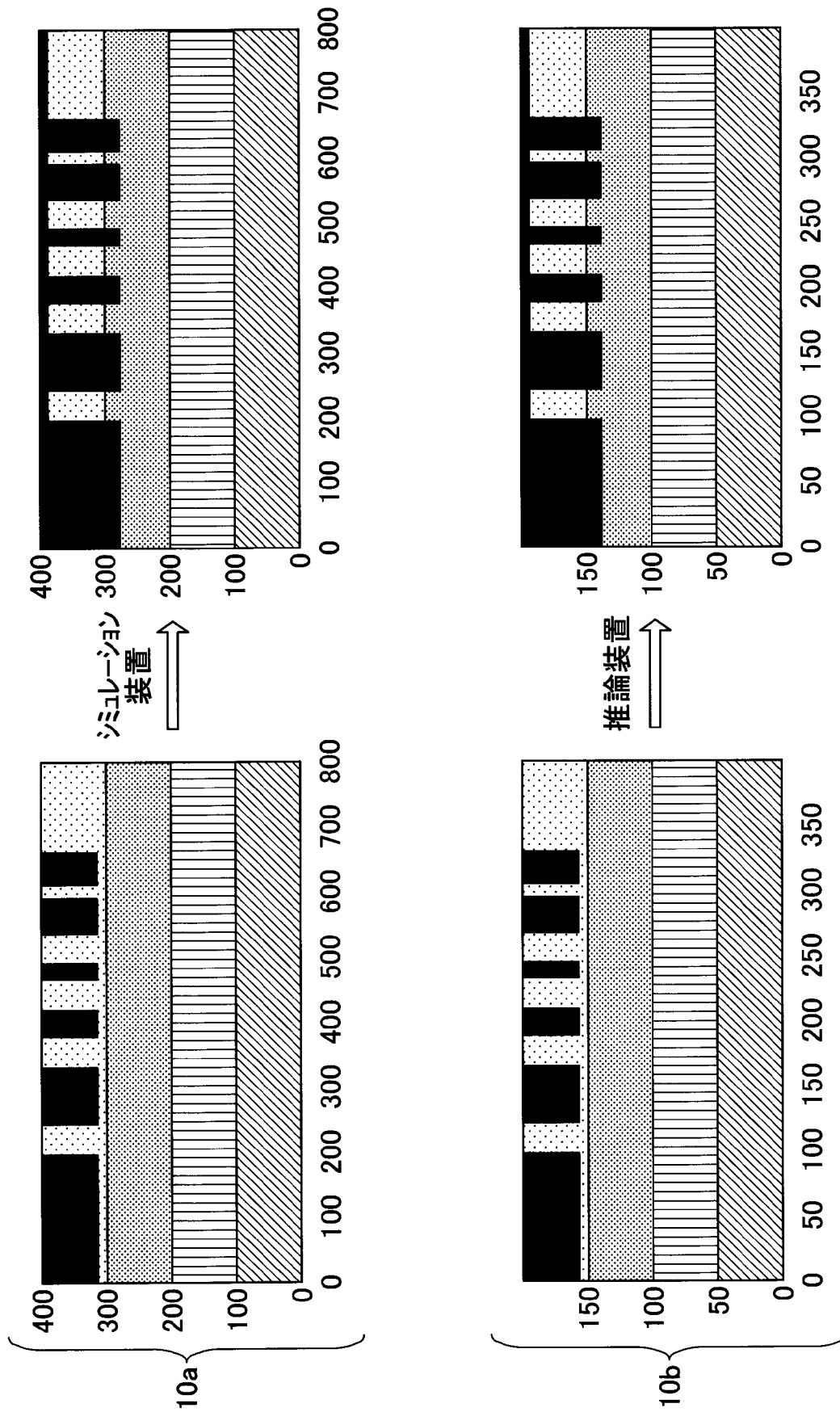
[図8]



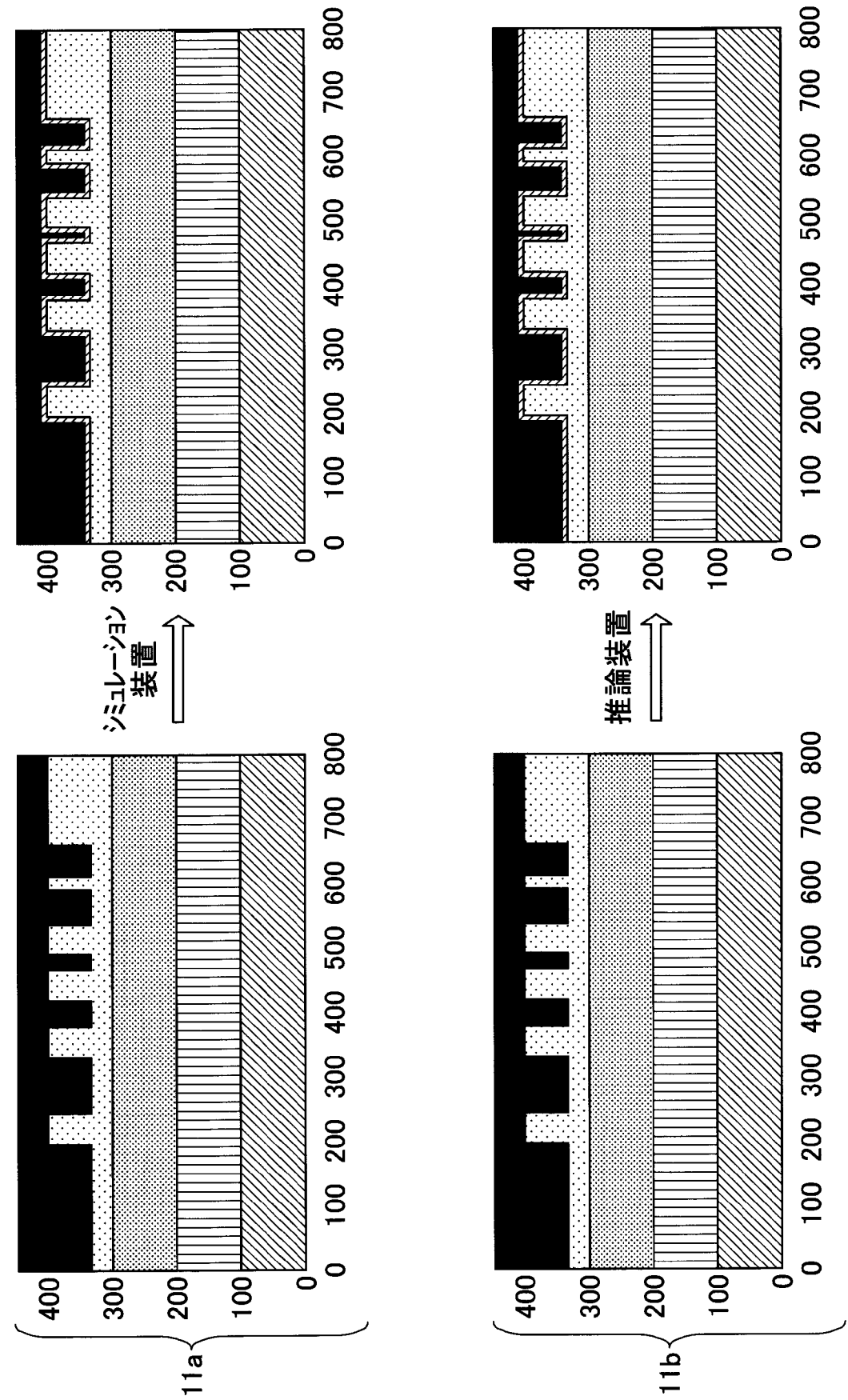
[図9]



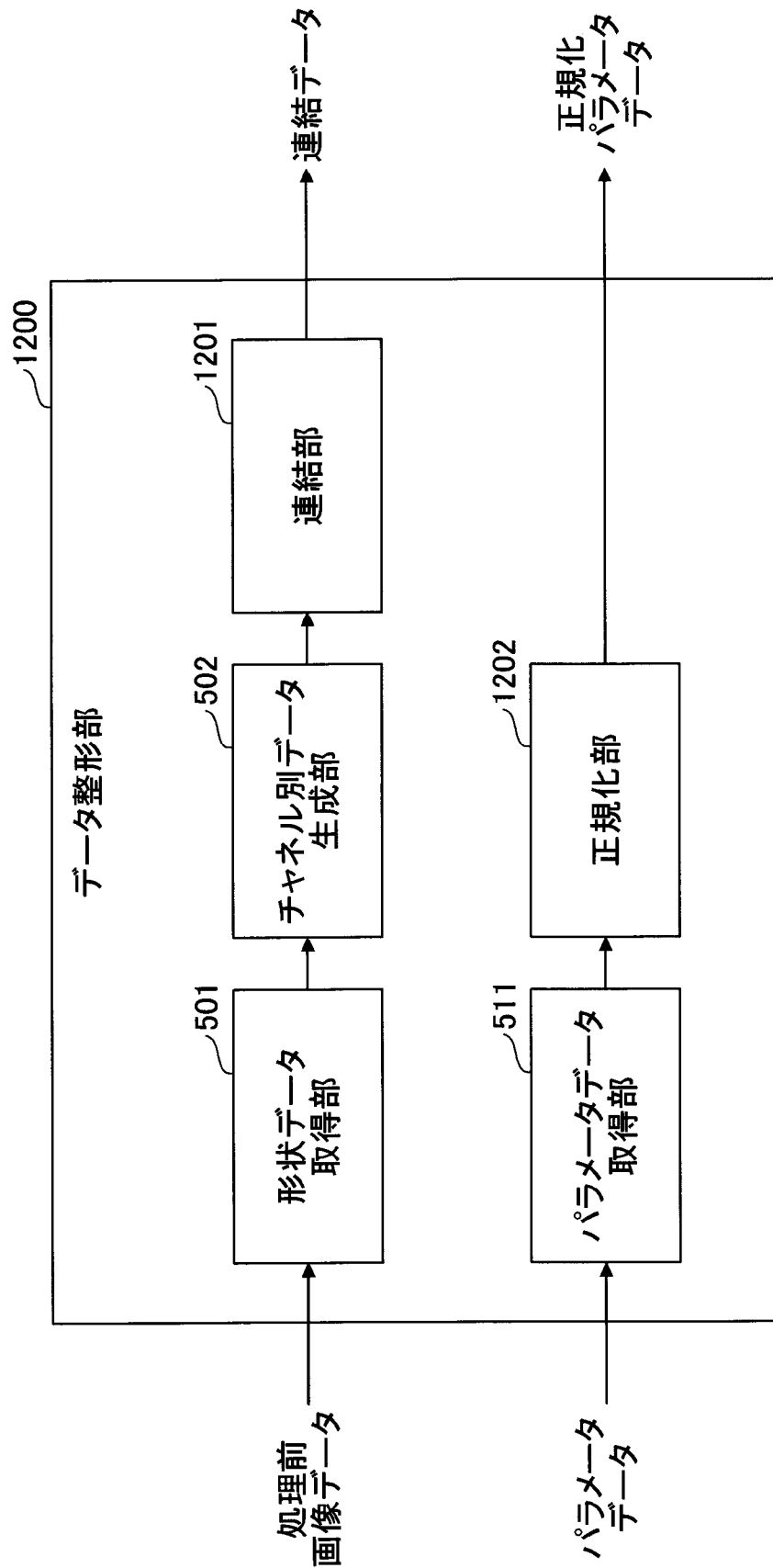
[図10]



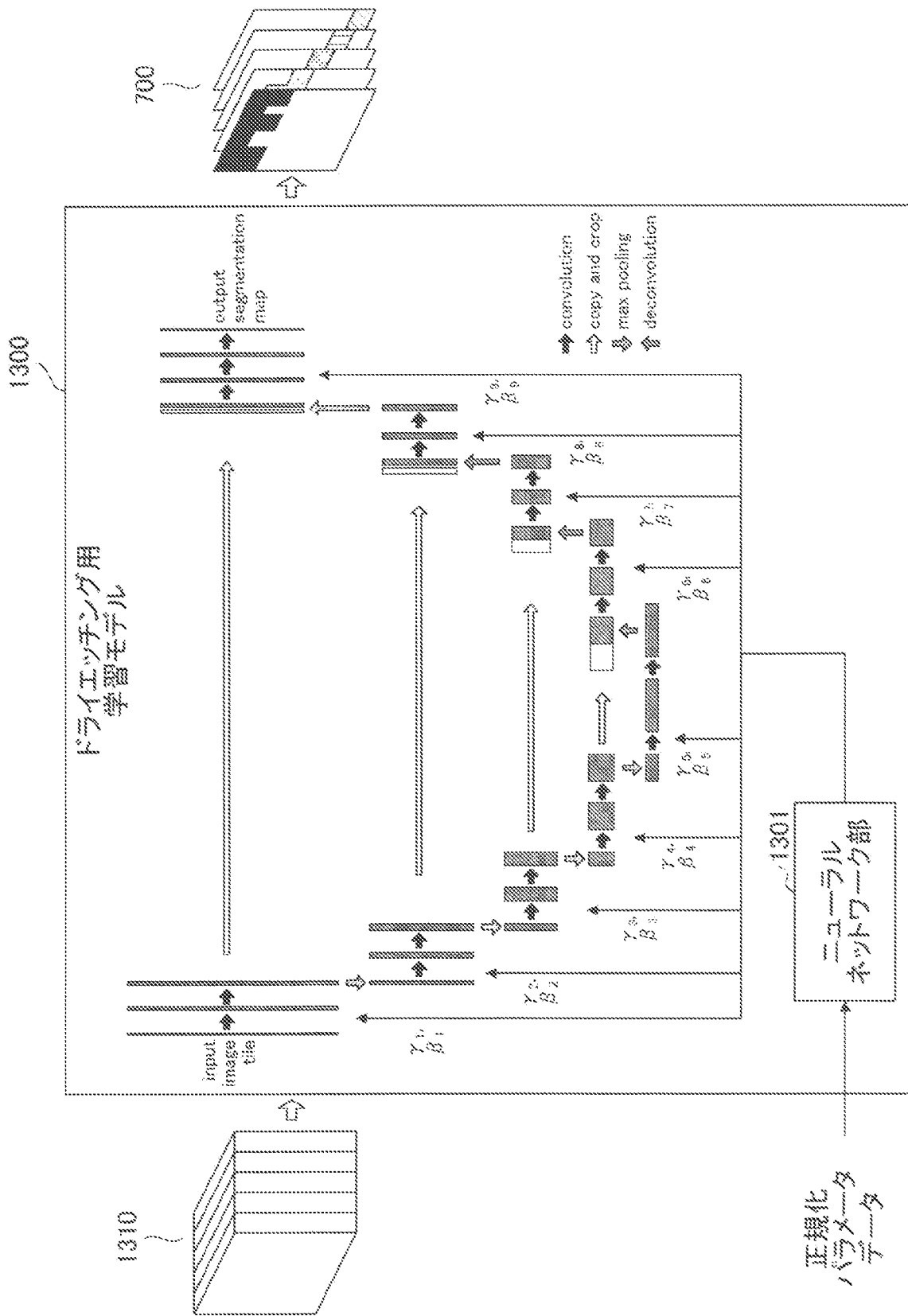
[図11]



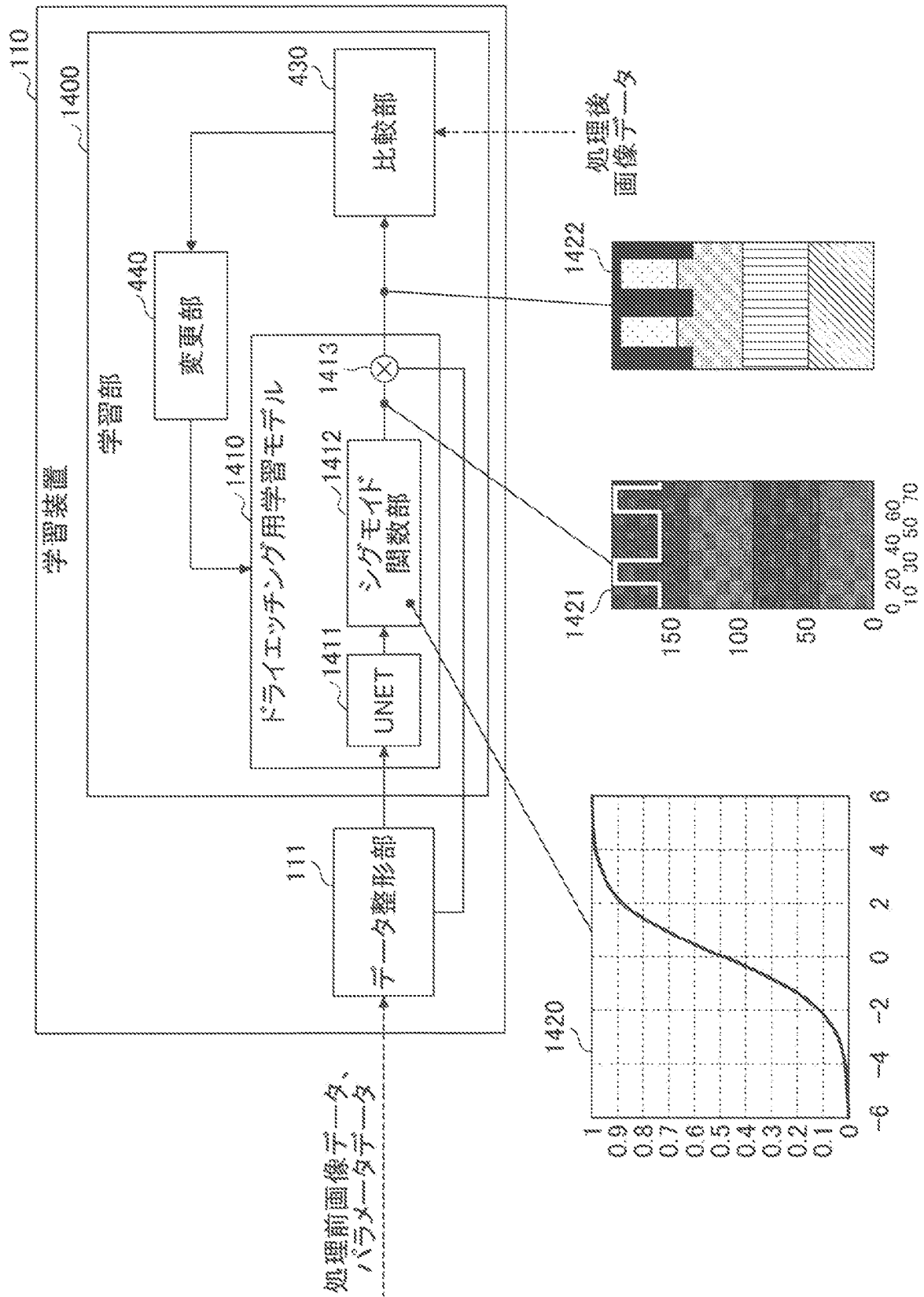
[図12]



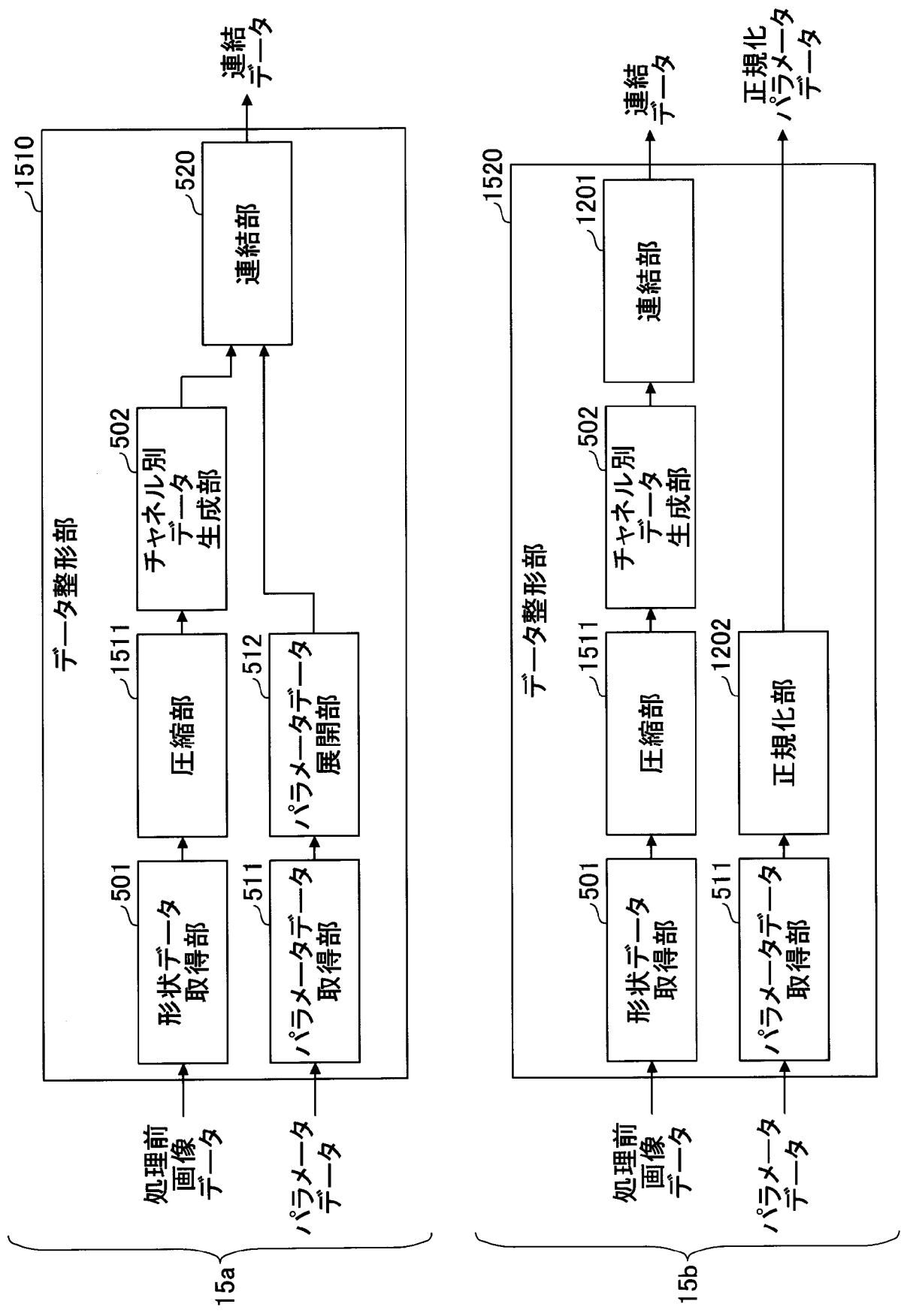
[図13]



[図14]



[図15]



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/032025

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

Int.Cl. H01L21/00(2006.01)i, C23C14/54(2006.01)i, C23C16/52(2006.01)i,
G06N20/00(2019.01)i, H01L21/02(2006.01)i, H01L21/3065(2006.01)i

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)

Int.Cl. H01L21/00, C23C14/54, C23C16/52, G06N3/02, G06N3/08, G06N20/00,
G06T7/00, H01L21/02, H01L21/3065, H01L21/205

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	1971-2019
Registered utility model specifications of Japan	1996-2019
Published registered utility model applications of Japan	1994-2019

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 2011-71296 A (SHARP CORP.) 07 April 2011 (Family: none)	1-19
A	JP 11-330449 A (TOSHIBA CORP.) 30 November 1999 (Family: none)	1-19
A	JP 2010-79896 A (INTERNATIONAL BUSINESS MACHINES CORP.) 08 April 2010 & US 2010/0077372 A1 & CN 101685476 A & KR 10-2010-0035093 A	1-19

☒ 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

"I" 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
31 October 2019 (31.10.2019)

Date of mailing of the international search report
12 November 2019 (12.11.2019)

Name and mailing address of the ISA/
Japan Patent Office
3-4-3, Kasumigaseki, Chiyoda-ku,
Tokyo 100-8915, Japan

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/JP2019/032025

C (Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	JP 2007-507888 A (TOKYO ELECTRON LTD.) 29 March 2007 & US 2005/0071035 A1 & WO 2005/050698 A2 & TW 200532748 A	1-19
A	US 2017/0194126 A1 (KLA-TENCOR CORPORATION) 06 July 2017 & JP 2019-508789 A & WO 2017/117568 A1 & TW 201734439 A & KR 10-2018-0090385 A & CN 108475351 A	1-19
A	JP 2018-49936 A (HITACHI, LTD.) 29 March 2018 & US 2018/0082873 A1 & KR 10-2018-0032174 A & TW 201814557 A	1-19
A	JP 6-224126 A (FUJI ELECTRIC CO., LTD.) 12 August 1994 (Family: none)	1-19
A	JP 2007-227618 A (HITACHI HIGH-TECHNOLOGIES CORP.) 06 September 2007 & US 2007/0198955 A1	1-19
A	JP 2013-518449 A (TOKYO ELECTRON LTD.) 20 May 2013 & US 2010/0138026 A1 & WO 2011/094592 A1 & TW 201202876 A & KR 10-2012-0123493 A & CN 102016827 A	1-19
A	JP 2004-40004 A (RENESAS TECHNOLOGY CORP.) 05 February 2004 (Family: none)	1-19
A	JP 2004-153229 A (NIKON CORP.) 27 May 2004 (Family: none)	1-19

A. 発明の属する分野の分類 (国際特許分類 (IPC))

Int.Cl. H01L21/00(2006.01)i, C23C14/54(2006.01)i, C23C16/52(2006.01)i, G06N20/00(2019.01)i,
H01L21/02(2006.01)i, H01L21/3065(2006.01)i

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))

Int.Cl. H01L21/00, C23C14/54, C23C16/52, G06N3/02, G06N3/08, G06N20/00, G06T7/00, H01L21/02, H01L21/3065,
H01L21/205

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

日本国実用新案公報	1922-1996年
日本国公開実用新案公報	1971-2019年
日本国実用新案登録公報	1996-2019年
日本国登録実用新案公報	1994-2019年

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)

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 2011-71296 A (シャープ株式会社) 2011.04.07 (ファミリーなし)	1-19
A	JP 11-330449 A (株式会社東芝) 1999.11.30 (ファミリーなし)	1-19
A	JP 2010-79896 A (インターナショナル・ビジネス・マシーンズ・ コーポレーション) 2010.04.08 & US 2010/0077372 A1 & CN 101685476 A & KR 10-2010-0035093 A	1-19

☑ 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、一般的技術水準を示すもの
「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矛盾するものではなく、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

31.10.2019

国際調査報告の発送日

12.11.2019

国際調査機関の名称及びあて先

日本国特許庁 (ISA/J P)
郵便番号 100-8915
東京都千代田区霞が関三丁目4番3号

特許庁審査官 (権限のある職員)

安田 雅彦

5 F

9447

電話番号 03-3581-1101 内線 3516

C (続き) . 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 2007-507888 A (東京エレクトロン株式会社) 2007.03.29 & US 2005/0071035 A1 & WO 2005/050698 A2 & TW 200532748 A	1 - 19
A	US 2017/0194126 A1 (KLA-TENCOR CORPORATION) 2017.07.06 & JP 2019-508789 A & WO 2017/117568 A1 & TW 201734439 A & KR 10-2018-0090385 A & CN 108475351 A	1 - 19
A	JP 2018-49936 A (株式会社日立製作所) 2018.03.29 & US 2018/0082873 A1 & KR 10-2018-0032174 A & TW 201814557 A	1 - 19
A	JP 6-224126 A (富士電機株式会社) 1994.08.12 (ファミリーなし)	1 - 19
A	JP 2007-227618 A (株式会社日立ハイテクノロジーズ) 2007.09.06 & US 2007/0198955 A1	1 - 19
A	JP 2013-518449 A (東京エレクトロン株式会社) 2013.05.20 & US 2010/0138026 A1 & WO 2011/094592 A1 & TW 201202876 A & KR 10-2012-0123493 A & CN 102016827 A	1 - 19
A	JP 2004-40004 A (株式会社ルネサステクノロジ) 2004.02.05 (ファミリーなし)	1 - 19
A	JP 2004-153229 A (株式会社ニコン) 2004.05.27 (ファミリーなし)	1 - 19