

(19) 日本国特許庁(JP)

## (12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第6758418号  
(P6758418)

(45) 発行日 令和2年9月23日(2020.9.23)

(24) 登録日 令和2年9月3日(2020.9.3)

(51) Int.Cl.	F 1
H01L 21/66 (2006.01)	H01L 21/66
G06N 3/04 (2006.01)	G06N 3/04
G06T 1/00 (2006.01)	G06T 1/00
	305A

請求項の数 27 (全 32 頁)

(21) 出願番号	特願2018-561506 (P2018-561506)	(73) 特許権者	500049141 ケーブルエー コーポレイション アメリカ合衆国 カリフォルニア ミルピ タス ワン テクノロジー ドライブ
(86) (22) 出願日	平成29年5月24日 (2017.5.24)	(74) 代理人	110001210 特許業務法人 Y K I 国際特許事務所
(65) 公表番号	特表2019-522897 (P2019-522897A)	(72) 発明者	ジャン ジン アメリカ合衆国 カリフォルニア サンタ クララ マンション コート 510
(43) 公表日	令和1年8月15日 (2019.8.15)	(72) 発明者	バスカー ク里斯 アメリカ合衆国 カリフォルニア サン ノゼ クイーンズブリッジ コート 10 61
(86) 國際出願番号	PCT/US2017/034322	審査官	堀江 義隆
(87) 國際公開番号	W02017/205537		最終頁に続く
(87) 國際公開日	平成29年11月30日 (2017.11.30)		
審査請求日	令和2年5月19日 (2020.5.19)		
(31) 優先権主張番号	62/341,548		
(32) 優先日	平成28年5月25日 (2016.5.25)		
(33) 優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		
(31) 優先権主張番号	15/603,249		
(32) 優先日	平成29年5月23日 (2017.5.23)		
(33) 優先権主張国・地域又は機関	米国(US)		

(54) 【発明の名称】半導体用途のための、入力画像からのシミュレーション画像の生成

## (57) 【特許請求の範囲】

## 【請求項 1】

入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成されたシステムであって、  
標本にエネルギーを向け、前記標本からのエネルギーを前記標本自身及び撮像ハードウ  
エアを用いて検出することで前記標本の画像を取得するように構成された 1 つ以上のコン  
ピュータサブシステムと、

前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムによって実行される 1 つ以上の構成要素と  
を備え、前記 1 つ以上の構成要素は、

ニューラルネットワークを備え、前記ニューラルネットワークは、

前記標本のための画像の特徴部を決定するように構成され、前記画像は前記標本の  
低解像度画像である、2 つ以上のエンコーダ層と、

決定された前記特徴部から 1 つ以上のシミュレーション画像を生成するように構成  
された 2 つ以上のデコーダ層であって、前記 1 つ以上のシミュレーション画像は、前記標  
本の 1 つ以上の高解像度画像であり、前記ニューラルネットワークは、深層生成的モデル  
として構成され、前記ニューラルネットワークが、全結合層を備えず、それにより前記 2  
つ以上のエンコーダ層に入力される画像のサイズに対する制約を除去する、2 つ以上のデ  
コーダ層と、を備えるシステム。

## 【請求項 2】

請求項 1 に記載のシステムであって、前記ニューラルネットワークは、さらに、完全置  
み込みモデルとして構成されているシステム。

**【請求項 3】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記ニューラルネットワークは、さらに、生成的敵対的モデルとして構成されているシステム。

**【請求項 4】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記ニューラルネットワークは、さらに、条件付き生成的敵対的ネットとして構成されているシステム。

**【請求項 5】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記ニューラルネットワークは、さらに、生成的敵対的ネットワークおよび変分オートエンコーダとして構成されているシステム。

**【請求項 6】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記ニューラルネットワークの一部分は、さらに、  
畳み込みニューラルネットワークとして構成されているシステム。

**【請求項 7】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステム、前記 1 つ以上の構成要素、および前記ニューラルネットワークは、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像をクロッピングしないシステム。

**【請求項 8】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステム、前記 1 つ以上の構成要素、および前記ニューラルネットワークは、2 つ以上のクロッピングされた画像から前記 1 つ以上のシミュレーション画像を再構築しないシステム。

10

**【請求項 9】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、さらに、前から存在するニューラルネットワーク内の全結合層を畳み込み層のグループで置き換え、それにより前記ニューラルネットワークを作成することによって、前記ニューラルネットワークを設定するように構成されているシステム。

**【請求項 10】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、境界効果を変更するために  $f_{ovy}$  減衰重み付け損失関数を使用して前記ニューラルネットワークをトレーニングするように構成されているシステム。

20

**【請求項 11】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、各々が同じ任意サイズを有するトレーニング画像のバッチを使用して前記ニューラルネットワークをトレーニングするように構成されているシステム。

30

**【請求項 12】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、トレーニング画像のバッチを使用して前記ニューラルネットワークをトレーニングするように構成され、前記バッチ内の前記トレーニング画像のうちの 2 つ以上は、異なる任意サイズを有するシステム。

**【請求項 13】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像は、前記標本のために生成された全体フレーム画像であるシステム。

40

**【請求項 14】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像は、前記標本のための全体ダイ画像であるシステム。

**【請求項 15】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像は、電子ビームベースの撮像システムによって生成されるシステム。

**【請求項 16】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像は、光学ベースの撮像システムによって生成されるシステム。

50

**【請求項 17】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像は、検査システムによって生成されるシステム。

**【請求項 18】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像は、計測システムによって生成されるシステム。

**【請求項 19】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記標本がウェハであるシステム。

**【請求項 20】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記標本がレチクルであるシステム。

10

**【請求項 21】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、前記 1 つ以上のシミュレーション画像に基づいて前記標本上の欠陥を検出するように構成されているシステム。

**【請求項 22】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像または前記 1 つ以上のシミュレーション画像内で検出された欠陥を分類するように構成されており、前記分類は、前記 1 つ以上のシミュレーション画像に基づいて実施されるシステム。

**【請求項 23】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、前記標本の 1 つ以上の特徴部、または前記 1 つ以上のシミュレーション画像に基づいて前記標本上で検出された欠陥を測定するように構成されているシステム。

20

**【請求項 24】**

請求項 1 に記載のシステムであって、前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムは、前記 1 つ以上のシミュレーション画像を前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される前記画像と実質的に同じにレンダリングする前記特徴部の値を決定することによって、前記標本上の 1 つ以上の構造の表現を学習するように構成されているシステム。

**【請求項 25】**

入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成されたシステムであって、  
標本にエネルギーを向け、前記標本からのエネルギーを前記標本自身及び撮像ハードウェアを用いて検出することで前記標本の画像を生成するように構成され、前記画像は前記標本の低解像度画像である、撮像サブシステムと、

30

前記画像を取得するように構成された 1 つ以上のコンピュータサブシステムと、  
前記 1 つ以上のコンピュータサブシステムによって実行される 1 つ以上の構成要素と  
を備え、前記 1 つ以上の構成要素は、

ニューラルネットワークを備え、前記ニューラルネットワークは、

前記画像の特徴部を決定するように構成された 2 つ以上のエンコーダ層と、

決定された前記特徴部から 1 つ以上のシミュレーション画像を生成するように構成された 2 つ以上のデコーダ層であって、前記 1 つ以上のシミュレーション画像は、前記標本の 1 つ以上の高解像度画像であり、前記ニューラルネットワークは、深層生成的モデルとして構成され、前記ニューラルネットワークが、全結合層を備えず、それにより前記 2 つ以上のエンコーダ層に入力される画像のサイズに対する制約を除去する、2 つ以上のデコーダ層と、を備えるシステム。

40

**【請求項 26】**

入力画像からシミュレーション画像を生成するためのコンピュータ実装の方法を実施するための 1 つ以上のコンピュータシステムに対して実行可能なプログラム命令を格納する非一時的なコンピュータ可読媒体であって、前記コンピュータ実装の方法は、

標本にエネルギーを向け、前記標本からのエネルギーを前記標本自身及び撮像ハードウェアを用いて検出することで前記標本のための画像を取得することと、

50

前記画像をニューラルネットワークの2つ以上のエンコーダ層に入力することによって前記標本のための前記画像の特徴部を決定することであり、前記画像は前記標本の低解像度画像であり、前記ニューラルネットワークは、深層生成的モデルとして構成され、前記ニューラルネットワークが、全結合層を備えず、それにより前記2つ以上のエンコーダ層に入力される画像のサイズに対する制約を除去する、決定することと、

決定された前記特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成することであって、前記1つ以上のシミュレーション画像は、前記標本の1つ以上の高解像度画像であり、前記1つ以上のシミュレーション画像を生成することは、前記ニューラルネットワークの2つ以上のデコーダ層によって実施され、前記取得すること、前記決定すること、および前記生成することは、前記1つ以上のコンピュータシステムによって実施され、1つ以上の構成要素は、前記1つ以上のコンピュータシステムによって実行され、前記1つ以上の構成要素は、前記ニューラルネットワークを備える、生成することと、を含む非一時的なコンピュータ可読媒体。

#### 【請求項27】

入力画像からシミュレーション画像を生成するためのコンピュータ実装の方法であって、

標本にエネルギーを向け、前記標本からのエネルギーを前記標本自身及び撮像ハードウェアを用いて検出することで前記標本のための画像を取得することと、

前記画像をニューラルネットワークの2つ以上のエンコーダ層に入力することによって前記標本のための前記画像の特徴部を決定することであり、前記画像は前記標本の低解像度画像であり、前記ニューラルネットワークは、深層生成的モデルとして構成され、前記ニューラルネットワークが、全結合層を備えず、それにより前記2つ以上のエンコーダ層に入力される画像のサイズに対する制約を除去する、決定することと、

決定された前記特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成することであって、前記1つ以上のシミュレーション画像を生成することは、前記ニューラルネットワークの2つ以上のデコーダ層によって実施され、前記1つ以上のシミュレーション画像は、前記標本の1つ以上の高解像度画像であり、前記取得すること、前記決定すること、および前記生成することは、前記1つ以上のコンピュータシステムによって実施され、1つ以上の構成要素は、前記1つ以上のコンピュータシステムによって実行され、前記1つ以上の構成要素は、前記ニューラルネットワークを備える、生成することと、を含むコンピュータ実装の方法。

#### 【発明の詳細な説明】

##### 【技術分野】

##### 【0001】

本発明は、概して、半導体用途のために入力画像からシミュレーション画像を生成するための方法およびシステムに関する。

##### 【背景技術】

##### 【0002】

以下の説明および例は、このセクションにおけるそれらの包含により先行技術であることが認められるものではない。

##### 【0003】

論理デバイスおよびメモリデバイスなどの半導体デバイスの製作は、典型的には、多くの半導体製作プロセスを使用して半導体ウェハなどの基板を加工して、半導体デバイスの様々な特徴部および複数のレベルを形成することを含む。例えば、リソグラフィは、レチクルから半導体ウェハ上に配置されたレジストにパターンを転写することに関与する半導体製作プロセスである。半導体製作プロセスのさらなる例としては、化学機械研磨（C M P）、エッティング、成膜、およびイオン注入が挙げられるが、これらに限定されない。複数の半導体デバイスが、单一の半導体ウェハ上に配置されて製作されて、その後、個別の半導体デバイスに分けられる場合がある。

##### 【0004】

10

20

30

40

50

標本上の欠陥を検出して、製造プロセスにおけるより高い歩留り、したがってより高い利益を推進するために、半導体製造プロセス中の様々な工程において検査プロセスが使用される。検査は、常に、半導体デバイスの製造の重要な部分であった。しかしながら、半導体デバイスの寸法が減少すると、より小さな欠陥がデバイスを故障させ得るため、許容できる半導体デバイスの製造の成功には検査がさらにいっそう重要になる。

#### 【0005】

欠陥レビューは、典型的には、検査プロセスによって欠陥として検出された欠陥を再検出すること、および高倍率光学システムまたは走査電子顕微鏡（S E M）のいずれかを使用して欠陥に関する追加情報を高解像度で生成することに関与する。したがって、欠陥レビューは、検査によって欠陥が検出された標本上の離散した場所で実施される。欠陥レビューによって生成された欠陥の高解像度データは、外形、粗さ、より正確なサイズ情報などの欠陥の属性を決定するのにより好適である。

10

#### 【0006】

プロセスを監視および制御するために、半導体製造プロセス中の様々な工程において計測プロセスも使用される。計測プロセスは、欠陥が標本上で検出される検査プロセスとは違って、現在使用される検査ツールを使用して決定することができない標本の1つ以上の特徴を測定するために計測プロセスが使用されるという点において、検査プロセスとは異なる。例えば、計測プロセスは、プロセス中に標本上に形成された特徴部の寸法（例えば、線幅、厚さなど）などの標本の1つ以上の特徴を測定するために使用され、その結果、プロセスのパフォーマンスをその1つ以上の特徴から決定することができる。加えて、標本の1つ以上の特徴を許容できない（例えば、その特徴の所定の範囲外である）場合、標本の1つ以上の特徴の測定値は、プロセスによって製造される追加の標本が許容できる特徴を有するように、プロセスの1つ以上のパラメータを変更するために使用され得る。

20

#### 【0007】

計測プロセスはまた、検査によって検出される欠陥が欠陥レビューにおいて再度調査される欠陥レビュープロセスとは違って、欠陥が検出されなかった場所で計測プロセスが実施され得るという点において、欠陥レビュープロセスとは異なる。言い換えると、欠陥レビューとは違って、計測プロセスが標本上で実施される場所は、標本上で実施される検査プロセスの結果とは無関係であり得る。具体的には、計測プロセスが実施される場所は、検査結果とは無関係に選択され得る。

30

#### 【0008】

設計ルールが縮小すると、レチクルおよびウェハなどの標本上に形成される設計は、最適実行プロセスを使用して形成されたときにさえ、実際の設計とはかなり異なって見えることがある。例えば、設計を物理的な標本上に形成することに関与する物理的プロセスの固有の限界に起因して、物理的な標本上に形成された設計における特徴部は、典型的には、異なる形状（例えば、角丸および他の近接効果に起因して）など、設計とはいくらか異なる特徴を有し、設計の考えられる最良のバージョンが標本上に形成されているときにさえ、いくらか異なる寸法（例えば、近接効果に起因して）を有することがある。

#### 【0009】

時に、標本上、ならびに、検査ツール、欠陥レビューツール、計測ツール、および同様のものなどのツールによって生成される、設計情報が形成されている標本の画像内に、どのように設計が現れるかを知ることは不可能である。しかしながら、多くの場合、いくつかの理由により、標本上、およびそのようなツールによって生成された画像内にどのように設計が現れるかを知ることが望ましい。1つの理由は、設計が許容できる様式で標本上に形成されることを確実にするためである。別の理由は、設計のための基準を提供するためであり、これは、どのように設計が標本上に形成されることが意図されるかを例証するものであり、それは標本について実施される1つ以上の機能に使用され得る。例えば、一般に、基準は、標本上に形成された設計と基準との間のいかなる差も検出して欠陥または潜在的欠陥として識別することができるよう、欠陥検出に必要とされる。

40

#### 【0010】

50

したがって、標本のための1つの画像を標本のための別の画像からシミュレートすることができる様々な方法およびシステムを開発するためにたくさんの取り組みがなされてきた。しかしながら、現在利用可能な方法にはいくつかの欠点がある。例えば、現在使用されるいくつかの方法には、その方法が変換することができる入力画像のサイズに上限がある。現在使用される他の方法は、かなり大きい入力画像を変換することができるが、そうする際にいくつかの欠点を伴う。

#### 【0011】

1つのそのような例において、比較的大きい入力画像を変換するための現在使用される1つの方法は、(比較的大きい)任意サイズの画像(例えば、1024ピクセル×1024ピクセル)を、必要とされるサイズ(例えば、64ピクセル×64ピクセル)を有する多くの画像パッチへとクロッピングし、次いでそれらすべてのパッチを、ニューラルネットワークを介して供給することを含む。画像サイズ(すなわち、1024ピクセル×1024ピクセル)の結果は、パッチサイズの結果(すなわち、923, 521枚の画像パッチであり、各々が64ピクセル×64ピクセルのサイズを有する)から構築され得る。

10

#### 【0012】

したがって、そのような現在使用される方法にはいくつかの欠点がある。例えば、現在使用される方法は、最高速のグラフィック処理ユニット(GPU)上でさえも、ランタイムにおける膨大な量の計算を必要とする(例えば、1024ピクセル×1024ピクセル画像を処理するには、数十分から数時間を必要とする)。加えて、現在使用される方法は、追加のクロッピングおよび再構築ステップを含み、それがソフトウェア実装フローを複雑にする。

20

#### 【先行技術文献】

#### 【特許文献】

#### 【0013】

#### 【特許文献1】国際公開第2006/019919号

#### 【発明の概要】

#### 【発明が解決しようとする課題】

#### 【0014】

したがって、上記の欠点のうちの1つ以上を有しない入力画像からシミュレーション画像を生成するためのシステムおよび方法を開発することが有利である。

30

#### 【課題を解決するための手段】

#### 【0015】

様々な実施形態の以下の説明は、添付の特許請求の範囲の主題をいかようにも制限するものとして解釈されるべきではない。

#### 【0016】

1つの実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成されたシステムに関する。本システムは、1つ以上のコンピュータサブシステム、および1つ以上のコンピュータサブシステムによって実行される1つ以上の構成要素を含む。1つ以上の構成要素は、標本のための画像の特徴部を決定するように構成された2つ以上のエンコーダ層を含むニューラルネットワークを含む。ニューラルネットワークはまた、決定された特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成するように構成された2つ以上のデコーダ層を含む。ニューラルネットワークは、全結合層を含まず、それにより2つ以上のエンコーダ層へ入力される画像のサイズに対する制約を除去する。本システムは、本明細書に説明されるようにさらに構成されてもよい。

40

#### 【0017】

追加の実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成された別のシステムに関する。このシステムは上記のように構成されている。このシステムはまた、2つ以上のエンコーダ層に入力される標本の画像を生成するように構成された撮像サブシステムを含む。コンピュータサブシステムは、この実施形態では、撮像サブシステムから画像を取得するように構成されている。本システムのこの実施形態は、本明細書に説明

50

されるようにさらに構成されてもよい。

【0018】

別の実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するためのコンピュータ実装の方法に関する。本方法は、標本のための画像を取得することを含む。本方法はまた、画像をニューラルネットワークの2つ以上のエンコーダ層に入力することによって標本のための画像の特徴部を決定することを含む。加えて、本方法は、決定された特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成することを含む。1つ以上のシミュレーション画像を生成することは、ニューラルネットワークの2つ以上のデコーダ層によって実施される。これら取得すること、決定すること、および生成することは、1つ以上のコンピュータシステムによって実施される。1つ以上の構成要素は、1つ以上のコンピュータシステムによって実行され、1つ以上の構成要素は、ニューラルネットワークを含む。 10

【0019】

上記の方法のステップの各々は、本明細書内にさらに説明されるようにさらに実施されてもよい。加えて、上記の方法の実施形態は、本明細書に説明される任意の他の方法の任意の他のステップを含んでもよい。さらには、上記の方法は、本明細書に説明されるシステムのいずれかによって実施されてもよい。

【0020】

別の実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するためのコンピュータ実装の方法を実施するための1つ以上のコンピュータシステムに対して実行可能なプログラム命令を格納する非一時的なコンピュータ可読媒体に関する。コンピュータ実装の方法は、上記の方法のステップを含む。コンピュータ可読媒体は、本明細書に説明されるようにさらに構成されてもよい。コンピュータ実装の方法のステップは、本明細書内にさらに説明されるように実施されてもよい。加えて、プログラム命令が実行可能であるコンピュータ実装の方法は、本明細書に説明される任意の他の方法の任意の他のステップを含んでもよい。 20

【0021】

本発明のさらなる利点は、好ましい実施形態の以下の詳細な説明の恩恵により、および添付の図面への参照により、当業者には明らかになるものとする。

【図面の簡単な説明】

【0022】

【図1】本明細書に説明されるように構成されたシステムの実施形態の側面図を例証する概略図である。

【図1a】本明細書に説明されるように構成されたシステムの実施形態の側面図を例証する概略図である。

【図2】入力画像からシミュレーション画像を生成するための現在使用される方法の1つの例、ならびに現在使用される方法のクロッピングおよび再構築ステップなしに入力画像からシミュレーション画像を生成する1つの実施形態を例証する概略図である。

【図3a】固定の入力画像サイズを有する現在使用されるニューラルネットワークの1つの例を例証する概略図である。

【図3b】任意の入力画像サイズが可能であるニューラルネットワークの1つの実施形態を例証する概略図である。 40

【図4】1つ以上のコンピュータシステムに本明細書に説明されるコンピュータ実装の方法を実施させるためのプログラム命令を格納する非一時的なコンピュータ可読媒体の1つの実施形態を例証する概略図である。

【発明を実施するための形態】

【0023】

本発明は、様々な修正および代替形態の影響を受けやすいものであるが、本発明の特定の実施形態が、図面において例として示され、本明細書内で詳細に説明される。図面は縮尺通りでない場合がある。しかしながら、図面およびそれに関する詳細な説明は、本発明を開示された特定の形態に制限することを意図するものではなく、むしろ、本発明は、添 50

付の特許請求の範囲によって規定されるような本発明の趣旨および範囲内に入るすべての修正物、等価物、および代替物を網羅するものとするということを理解されたい。

#### 【0024】

「設計」、「設計データ」、および「設計情報」という用語は、本明細書内で同じ意味で使用される場合、概して、ICの物理的な設計（レイアウト）、ならびに複雑なシミュレーションまたは単純な幾何およびプール演算により物理的な設計から得たデータを指す。加えて、レチクル検査システムによって取得されたレチクルの画像および/またはその派生物を、設計のための「プロキシ」として使用することができる。そのようなレチクル画像またはその派生物は、設計を使用する本明細書に説明されるいかなる実施形態においても、設計レイアウトの代替としての機能を果たすことができる。設計は、権利者が共通の2009年8月4日にザファル（Zafar）らに対して発行された米国特許第7,570,796号および2010年3月9日にクルカルニ（Kulkarni）らに対して発行された同第7,676,077号に説明される任意の他の設計データまたは設計データプロキシを含み得、これらの両方が、本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。加えて、設計データは、標準セルライブラリデータ、統合レイアウトデータ、1つ以上の層の設計データ、設計データの派生物、およびフルまたは部分チップ設計データであり得る。

#### 【0025】

加えて、本明細書に説明される「設計」、「設計データ」、および「設計情報」は、設計プロセスにおいて半導体デバイス設計者によって生成され、したがって、レチクルおよびウェハなどの任意の物理的な標本に対する設計のプリントのかなり前に、本明細書に説明される実施形態における使用のために利用可能である、情報およびデータを指す。

#### 【0026】

ここで図面に移るが、図は縮尺通りに描かれていないとすることに留意されたい。具体的には、図の要素の一部の縮尺は、要素の特徴を強調するために大いに誇張されている。図は同じ縮尺で描かれていないとすることにも留意されたい。同様に構成され得る2つ以上の図に示されている要素は、同じ参照番号を使用して示されている。本明細書内に別途記載のない限り、説明および図示される要素のいずれかは、任意の好適な市販の要素を含み得る。

#### 【0027】

1つの実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成されたシステムに関する。一般に、本明細書に説明される実施形態は、半導体検査および計測用途のための完全疊み込み深層生成的モデルとして構成され得る。本明細書に説明される実施形態は、有利には、(1)任意サイズの画像に対して計算可能な深層生成的モデルを可能にするため、ならびに(2)おそらくは光学、電子ビーム、ウェハ、マスク、検査、および計測ツールについて、ランタイム予測のための計算時間を100倍から1000倍と大いに減少させるための計算効率の高い方法論を提供する。

#### 【0028】

入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成されたシステムの1つの実施形態は、図1に示される。本システムは、1つ以上のコンピュータサブシステム（例えばコンピュータサブシステム36およびコンピュータサブシステム102）、および1つ以上のコンピュータサブシステムによって実行される1つ以上の構成要素100を含む。いくつかの実施形態において、本システムは、撮像システム（またはサブシステム）10を含む。図1の実施形態において、撮像システムは、標本の物理的なバージョンの上に光を走査するかまたはそれに光を向けると同時に、標本から光を検出し、それにより標本のための画像を生成するように構成されている。撮像システムはまた、これら走査すること（または向けること）および検出することを複数モードで実施するように構成され得る。

#### 【0029】

1つの実施形態において、標本はウェハである。ウェハは、当該技術分野で知られている任意のウェハを含み得る。別の実施形態において、標本はレチクルである。レチクルは

10

20

30

40

50

、当該技術分野で知られている任意のレチクルを含み得る。

#### 【0030】

1つの実施形態において、撮像システムは、光学ベースの撮像システムである。この様式では、いくつかの実施形態において、本明細書にさらに説明される2つ以上のエンコーダ層に入力される画像は、光学ベースの撮像システムによって生成される。1つのそのような例において、図1に示されるシステムの実施形態では、光学ベースの撮像システム10は、標本14に光を向けるように構成された照明サブシステムを含む。照明サブシステムは、少なくとも1つの光源を含む。例えば、図1に示されるように、照明サブシステムは光源16を含む。1つの実施形態において、照明サブシステムは、1つ以上の斜角および/または1つ以上の法線角を含み得る1つ以上の入射角で光を標本に向けるように構成されている。例えば、図1に示されるように、光源16からの光は、斜めの入射角で、光学素子18および次いでレンズ20を通って標本14に向けられる。斜めの入射角は、任意の好適な斜めの入射角を含み得、それは、例えば標本の特徴によって変化し得る。  
10

#### 【0031】

撮像システムは、異なる時に異なる入射角で標本に光を向けるように構成され得る。例えば、撮像システムは、図1に示されるものとは異なる入射角で光を標本に向けることができるよう、照明サブシステムの1つ以上の要素の1つ以上の特徴を変更するように構成され得る。1つのそのような例において、撮像システムは、異なる斜めの入射角または法線の（もしくは法線に近い）入射角で光を標本に向けることができるよう、光源16、光学素子18、およびレンズ20を動かすように構成され得る。  
20

#### 【0032】

いくつかの場合において、撮像システムは、同時に2つ以上の入射角で光を標本に向けるように構成され得る。例えば、照明サブシステムは、2つ以上の照明チャネルを含み得、照明チャネルのうちの1つは、図1に示されるように光源16、光学素子18、およびレンズ20を含み得、照明チャネルのうちの別のもの（図示せず）は、異なってもしくは同じに構成され得る同様の要素を含み得るか、または少なくとも光源およびおそらくは本明細書にさらに説明されるものなどの1つ以上の他の構成要素を含み得る。そのような光が他の光と同時に標本に向けられる場合、異なる入射角で標本に向けられる光の1つ以上の特徴（例えば、波長、偏光など）が、異なり得るため、異なる入射角で標本の照明から生じる光を検出器において互いと区別することができる。  
30

#### 【0033】

別の場合において、照明サブシステムは、1つのみの光源（例えば図1に示される光源16）を含み得、光源からの光は、照明サブシステムの1つ以上の光学素子（図示せず）によって（例えば、波長、偏光などに基づいて）異なる光経路内へ分離され得る。異なる光経路の各々における光が、次いで標本に向けられる。複数の照明チャネルが、同時にまたは異なる時（例えば、異なる照明チャネルを使用して標本を連続して照明するとき）に標本に光を向けるように構成され得る。別の場合において、同じ照明チャネルが、異なる時に異なる特徴を有する標本に光を向けるように構成され得る。例えば、いくつかの場合において、光学素子18は、スペクトルフィルタとして構成され得、スペクトルフィルタの特性は、光の異なる波長を異なる時に標本に向けることができるよう、様々な異なるやり方で（例えば、スペクトルフィルタを取り換えることによって）変えることができる。照明サブシステムは、異なるまたは同じ特徴を有する光を異なるまたは同じ入射角で連続してまたは同時に標本に向けるための当該技術分野において知られている任意の他の構成を有してもよい。  
40

#### 【0034】

1つの実施形態において、光源16は、広帯域プラズマ（B B P）光源を含み得る。この様式では、光源によって生成され標本に向けられる光は、広帯域光を含み得る。しかしながら、光源は、レーザなどの任意の他の好適な光源を含んでもよい。レーザは、当該技術分野において知られている任意の好適なレーザを含み得、当該技術分野において知られている任意の好適な波長で光を生成するように構成され得る。加えて、レーザは、単色ま  
50

たはほぼ単色である光を生成するように構成され得る。この様式では、レーザは狭帯域レーザであってもよい。光源はまた、複数の離散した波長または波帯で光を生成する多色光源を含み得る。

#### 【0035】

光学素子18からの光は、レンズ20によって標本14に焦点合わせされ得る。レンズ20は、図1では単一の屈折光学素子として示されるが、実際には、レンズ20は、共同して光学素子からの光を標本に焦点合わせするいくつかの屈折および/または反射光学素子を含み得ることが理解されるものとする。図1に示され本明細書に説明される照明サブシステムは、任意の他の好適な光学素子(図示せず)を含んでもよい。そのような光学素子の例としては、当該技術分野で知られている任意のそのような好適な光学素子を含み得る、偏光構成要素、スペクトルフィルタ、空間フィルタ、反射光学素子、アポタイザ、ビームスプリッタ、アパーチャ、および同様のものが挙げられるが、これらに限定されない。加えて、撮像システムは、撮像に使用される予定の照明の種類に基づいて照明サブシステムの要素のうちの1つ以上を変更するように構成され得る。

10

#### 【0036】

撮像システムはまた、標本の上に光を走査するように構成された走査サブシステムを含み得る。例えば、撮像システムは、標本14が検査中に載置されるステージ22を含み得る。走査サブシステムは、光を標本の上に走査することができるよう標本を動かすように構成され得る(ステージ22を含む)任意の好適な機械的および/またはロボットアセンブリを含み得る。加えて、または代替的に、撮像システムは、撮像システムの1つ以上の光学素子が標本の上で光の何らかの走査を実施するように構成され得る。光は、蛇行したような経路またはらせん経路などの任意の好適な方式で標本の上に走査され得る。

20

#### 【0037】

撮像システムは、1つ以上の検出チャネルをさらに含む。1つ以上の検出チャネルのうちの少なくとも1つは、システムによって標本の照明により標本から光を検出するよう、および検出された光に応答して出力を生成するように構成された検出器を含む。例えば、図1に示される撮像システムは、2つの検出チャネルを含み、一方は、集光器24、要素26、および検出器28によって形成され、もう一方は、集光器30、要素32、および検出器34によって形成される。図1に示されるように、2つの検出チャネルは、異なる集光角度で光を収集および検出するように構成されている。いくつかの場合において、両方の検出チャネルが、散乱光を検出するように構成されており、これらの検出チャネルは、標本から異なる角度で散乱される光を検出するように構成されている。しかしながら、検出チャネルの1つ以上が、標本からの別の種類の光(例えば反射光)を検出するように構成されていてもよい。

30

#### 【0038】

図1にさらに示されるように、両方の検出チャネルが、紙面内に位置付けられて示され、照明サブシステムも紙面内に位置付けられて示される。したがって、この実施形態では、両方の検出チャネルが、入射面内に位置付けられる(例えば、入射面内の中心に置かれる)。しかしながら、検出チャネルのうちの1つ以上は、入射面外に位置付けられ得る。例えば、集光器30、要素32、および検出器34によって形成される検出チャネルは、入射面から外に散乱される光を収集および検出するように構成され得る。したがって、そのような検出チャネルは、「サイド」チャネルと一般に呼ばれ得、そのようなサイドチャネルは、入射面に略垂直である平面の中心に置かれ得る。

40

#### 【0039】

図1は、2つの検出チャネルを含む撮像システムの実施形態を示すが、撮像システムは、異なる数の検出チャネル(例えば、1つのみの検出チャネルまたは2つ以上の検出チャネル)を含んでもよい。1つのそのような場合において、集光器30、要素32、および検出器34によって形成される検出チャネルは、上記のような1つのサイドチャネルを形成してもよく、撮像システムは、入射面の反対側に位置付けられる別のサイドチャネルとして形成される追加の検出チャネル(図示せず)を含んでもよい。したがって、撮像システム

50

テムは、入射面の中心に置かれ、標本表面に対して法線であるかまたは法線に近い散乱角度で光を収集および検出するように構成された、集光器 2 4、要素 2 6、および検出器 2 8を含む検出チャネルを含み得る。この検出チャネルは、したがって、「トップ」チャネルと一般に呼ばれ得、撮像システムはまた、上記のように構成された 2 つ以上のサイドチャネルを含み得る。そのようなものとして、撮像システムは、少なくとも 3 つのチャネル（すなわち、1 つのトップチャネルおよび 2 つのサイドチャネル）を含み得、少なくとも 3 つのチャネルの各々が、独自の集光器を有し、その各々が、他の集光器の各々とは異なる散乱角度で光を収集するように構成されている。

## 【 0 0 4 0 】

上にさらに説明されるように、撮像システムに含まれる検出チャネルの各々は、散乱光を検出するように構成され得る。したがって、図 1 に示される撮像システムは、標本の暗視野（D F）撮像のために構成され得る。しかしながら、撮像システムはまた、または代替的に、標本の明視野（B F）撮像のために構成されている検出チャネルを含み得る。言い換えると、撮像システムは、標本から鏡面的に反射された光を検出するように構成されている少なくとも 1 つの検出チャネルを含み得る。したがって、本明細書に説明される撮像システムは、D Fのみ、B Fのみ、またはD F およびB F の両方のために構成され得る。集光器の各々は、図 1 では単一の屈折光学素子として示されるが、集光器の各々は、1 つ以上の屈折光学素子および / または 1 つ以上の反射光学素子を含み得ることが理解されるものとする。

## 【 0 0 4 1 】

1 つ以上の検出チャネルは、当該技術分野で知られている任意の好適な検出器を含み得る。例えば、検出器は、光電子増倍管（P M T）、電荷結合デバイス（C C D）、時間遅延積分（T D I）カメラ、および当該技術分野で知られている任意の他の好適な検出器を含み得る。検出器はまた、非撮像検出器または撮像検出器を含み得る。この様式では、検出器が非撮像検出器である場合、検出器の各々は、強度などの散乱光の特定の特徴を検出するように構成され得るが、そのような特徴を撮像平面内の位置の関数として検出するように構成されない場合がある。そのようなものとして、撮像システムの検出チャネルの各々に含まれる検出器の各々によって生成される出力は、信号またはデータであり得るが、画像信号または画像データではない場合がある。そのような場合において、コンピュータサブシステム 3 6などのコンピュータサブシステムは、検出器の非撮像出力から標本の画像を生成するように構成され得る。しかしながら、他の場合において、検出器は、画像信号または画像データを生成するように構成されている撮像検出器として構成され得る。したがって、撮像システムは、いくつかのやり方で本明細書に説明される画像を生成するように構成され得る。

## 【 0 0 4 2 】

図 1 は、本明細書に説明されるシステム実施形態に含まれ得る、または本明細書に説明されるシステム実施形態によって使用される画像を生成し得る、撮像システムまたはサブシステムの構成を全体的に例証するために本明細書に提供されるということに留意されたい。当然ながら、本明細書に説明される撮像システム構成は、市販の撮像システムを設計するときに通常実施されるように、撮像システムのパフォーマンスを最適化するために変更されてもよい。加えて、本明細書に説明されるシステムは、カリフォルニア州ミルピタスのK L A - T e n c o r から市販されているツールの 2 9 × × / 3 9 × × およびP u m a 9 × × × シリーズなど、既存のシステムを使用して（例えば、既存のシステムに本明細書に説明される機能性を追加することによって）実装され得る。いくつかのそのようなシステムでは、本明細書に説明される実施形態は、システムの選択的な機能性として提供され得る（例えば、システムの他の機能性に加えて）。代替的に、本明細書に説明される撮像システムは、完全に新しい撮像システムを提供するために「ゼロから」設計されてもよい。

## 【 0 0 4 3 】

撮像システムのコンピュータサブシステム 3 6 は、コンピュータサブシステムが標本の

10

20

30

40

50

走査中に検出器によって出力された出力を受信することができるよう、任意の好適な様式で（例えば、「有線」および／または「無線」伝送媒体を含み得る1つ以上の伝送媒体を介して）撮像システムの検出器に結合され得る。コンピュータサブシステム36は、検出器の出力を使用して、本明細書にさらに説明されるいくつかの機能を実施するように構成され得る。

#### 【0044】

図1に示されるコンピュータサブシステム（ならびに本明細書に説明される他のコンピュータサブシステム）は、本明細書では、コンピュータシステムとも呼ばれ得る。本明細書に説明されるコンピュータサブシステムまたはシステムの各々は、パーソナルコンピュータシステム、画像コンピュータ、メインフレームコンピュータシステム、ワークステーション、ネットワークアプライアンス、インターネットアプライアンス、または他のデバイスを含め、様々な形態をとり得る。一般に、「コンピュータシステム」という用語は、メモリ媒体からの命令を実行する1つ以上のプロセッサを有する任意のデバイスを包含すると広く定義され得る。コンピュータサブシステムまたはシステムはまた、パラレルプロセッサなどの、当該技術分野で知られている任意の好適なプロセッサを含み得る。加えて、コンピュータサブシステムまたはシステムは、スタンドアローンまたはネットワーク化したツールのいずれかとして、高速処理およびソフトウェアを備えたコンピュータプラットフォームを含み得る。

#### 【0045】

本システムが2つ以上のコンピュータサブシステムを含む場合、異なるコンピュータサブシステムが、画像、データ、情報、命令などを、本明細書にさらに説明されるようにコンピュータサブシステム間で送信することができるよう互いに結合され得る。例えば、コンピュータサブシステム36は、当該技術分野で知られている任意の好適な有線および／または無線伝送媒体を含み得る任意の好適な伝送媒体によって、図1の破線によって示されるようにコンピュータサブシステム102に結合され得る。そのようなコンピュータサブシステムのうちの2つ以上はまた、共有コンピュータ可読記憶媒体（図示せず）によって有効に結合され得る。

#### 【0046】

撮像システムは、光学または光ベースの撮像システムであると上に説明されるが、撮像システムは、電子ビームベースの撮像システムであってもよい。この様式では、いくつかの実施形態において、本明細書に説明される2つ以上のエンコーダ層に入力される画像は、電子ビームベースの撮像システムによって生成される。図1aに示される1つのそのような実施形態において、撮像システムは、コンピュータサブシステム124に結合されてもよい電子カラム122を含む。図1aにも示されるように、電子カラムは、1つ以上の要素130によって標本128に焦点合わせされる電子を生成するように構成された電子ビーム源126を含む。電子ビーム源は、例えば、カソード源またはエミッタチップを含み得、1つ以上の要素130は、例えば、ガンレンズ、アノード、ビーム制限アーチャ、ゲート弁、ビーム電流選択アーチャ、対物レンズ、および走査サブシステムを含み得、それらのすべてが当該技術分野で知られている任意のそのような好適な要素を含み得る。

#### 【0047】

標本から戻ってきた電子（例えば二次電子）は、1つ以上の要素132によって検出器134に焦点合わせされ得る。1つ以上の要素132は、例えば、走査サブシステムを含み得、それは要素130に含まれる同じ走査サブシステムであり得る。

#### 【0048】

電子カラムは、当該技術分野で知られている任意の他の好適な要素を含み得る。加えて、電子カラムは、2014年に4月4日にジャン（Jiang）らに対して発行された米国特許第8,664,594号、2014年4月8日にコジマ（Kojima）らに対して発行された同第8,692,204号、2014年4月15日にガベンズ（Gubben）らに対して発行された同第8,698,093号、および2014年5月6日にマ

10

20

30

40

50

クドナルド ( M a c D o n a l d ) らに対して発行された同第 8 , 716 , 662 号に説明されるようにさらに構成されてもよく、これらは、本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。

#### 【 0049 】

図 1 a では、電子カラムは、電子が斜めの入射角で標本に向けられ、別の斜角で標本から散乱されるように構成されて示されるが、電子ビームは、任意の好適な角度で、標本に向けられそこから散乱され得るということが理解されるものとする。加えて、電子ビームベースの撮像システムは、本明細書にさらに説明されるように標本の画像を生成するため 10 に複数のモードを使用するように構成され得る（例えば、異なる照明角度、集光角度などで）。電子ビームベースの撮像システムの複数のモードは、撮像システムの任意の画像生成パラメータが異なり得る。

#### 【 0050 】

コンピュータサブシステム 124 は、上記のように検出器 134 に結合され得る。検出器は、標本の表面から戻ってきた電子を検出し、それにより標本の電子ビーム画像を形成し得る。電子ビーム画像は、任意の好適な電子ビーム画像を含み得る。コンピュータサブシステム 124 は、検出器 134 によって生成された出力を使用して、標本について本明細書にさらに説明される 1 つ以上の機能を実施するように構成され得る。コンピュータサブシステム 124 は、本明細書に説明される任意の追加のステップを実施するように構成され得る。図 1 a に示される撮像システムを含むシステムは、本明細書に説明されるようにさらに構成されてもよい。

20

#### 【 0051 】

図 1 a は、本明細書に説明される実施形態に含まれ得る電子ビームベースの撮像システムの構成を全体的に例証するために、本明細書に提供されるということに留意されたい。上記の光学ベースの撮像システムのように、本明細書に説明される電子ビームベースの撮像システム構成は、市販の撮像システムを設計するときに通常実施されるように、撮像システムのパフォーマンスを最適化するために変更されてもよい。加えて、本明細書に説明されるシステムは、K L A - T e n c o r から市販されているツールの e S x x x および 30 e D R - x x x x シリーズなど、既存のシステムを使用して（例えば、既存のシステムに本明細書に説明される機能性を追加することによって）実装され得る。いくつかのそのようなシステムでは、本明細書に説明される実施形態は、システムの選択的な機能性として提供され得る（例えば、システムの他の機能性に加えて）。代替的に、本明細書に説明されるシステムは、完全に新しいシステムを提供するために「ゼロから」設計されてもよい。

30

#### 【 0052 】

撮像システムは、光学ベースまたは電子ビームベースの撮像システムであると上に説明されるが、撮像システムは、イオンビームベースの撮像システムであってもよい。そのような撮像システムは、電子ビーム源が当該技術分野で知られている任意の好適なイオンビーム源で置き換えられ得るということを除き、電子ビームベースのサブシステムに関して図 1 a に示されるように構成され得る。加えて、撮像システムは、市販の集束イオンビーム ( F I B ) システム、ヘリウムイオン顕微鏡検査 ( H I M ) システム、および二次イオン質量分析 ( S I M S ) システムに含まれるものなど、任意の他の好適なイオンビームベースの撮像システムであってもよい。

40

#### 【 0053 】

上に記載されるように、撮像システムは、標本の物理的なバージョンの上に、エネルギー（例えば、光または電子）を走査し、それにより標本の物理的なバージョンの実画像を生成するように構成されている。この様式では、撮像システムは、「仮想」システムではなく「実」システムとして構成され得る。例えば、記憶媒体（図示せず）および図 1 に示されるコンピュータサブシステム 102 は、「仮想」システムとして構成され得る。具体的には、記憶媒体およびコンピュータサブシステムは、撮像サブシステム 10 の部分ではなく、標本の物理的なバージョンを取り扱うためのいかなる能力も有しない。言い換える

50

と、仮想システムとして構成されたシステムでは、その1つ以上の「検出器」の出力は、実システムの1つ以上の検出器によって以前に生成され、仮想システムに格納されている出力であり得、「走査」中、仮想システムは、標本が走査されているかのように格納された出力を再生し得る。この様式では、仮想システムを用いて標本を走査することは、物理的な標本が実システムを用いて走査されているのと同じであるように見え得るが、現実には、この「走査」は、標本が走査され得るのと同じ様式で標本の出力を単に再生することに関与する。「仮想」検査システムとして構成されたシステムおよび方法は、同一出願人による2012年2月28日にバスカー(Bhaskar)らに対して発行された米国特許第8,126,255号、および2015年12月29日にダフィー(Duffy)らに発行された同第9,222,895号に説明されており、それらの両方が、本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、これらの特許において説明されるようにさらに構成され得る。例えば、本明細書に説明される1つ以上のコンピュータサブシステムは、これらの特許において説明されるようにさらに構成され得る。加えて、1つ以上の仮想システムを中央計算記憶(CCS)システムとして構成することは、ダフィー(Duffy)に対する上に参照した特許において説明されるように実施され得る。本明細書に説明される持続記憶機序は、CCSアーキテクチャなどの分散計算および記憶を有することができるが、本明細書に説明される実施形態はそのアーキテクチャに限定されない。10

#### 【0054】

さらに上に記載されるように、撮像システムは、複数のモードで標本の画像を生成するように構成され得る。一般に、「モード」は、標本の画像を生成することに使用される撮像システムのパラメータの値、または標本の画像を生成するために使用される出力によって規定され得る。したがって、異なるモードは、撮像システムの撮像パラメータのうちの少なくとも1つに対する値が異なり得る。例えば、光学ベースの撮像システムの1つの実施形態において、複数のモードのうちの少なくとも1つは、複数のモードのうちの少なくとも1つの他のモードに使用される照明の光の少なくとも1つの波長とは異なる照明の光の少なくとも1つの波長を使用する。モードは、異なるモードでは本明細書にさらに説明されるように照明波長が異なり得る(例えば、異なる光源、異なるスペクトルフィルタなどを使用することによって)。別の実施形態において、複数のモードのうちの少なくとも1つは、複数のモードのうちの少なくとも1つの他のモードに使用される撮像システムの照明チャネルとは異なる撮像システムの照明チャネルを使用する。例えば、上に記載されるように、撮像システムは、2つ以上の照明チャネルを含んでもよい。そのようなものとして、異なるモードでは異なる照明チャネルが使用され得る。20

#### 【0055】

1つの実施形態において、撮像システムは、検査システムである。例えば、本明細書に説明される光学および電子ビーム撮像システムは、検査システムとして構成され得る。この様式では、いくつかの実施形態において、2つ以上のエンコーダ層に入力される画像は、検査システムによって生成される。別の実施形態において、撮像システムは、欠陥レビューシステムである。例えば、本明細書に説明される光学および電子ビーム撮像システムは、欠陥レビューシステムとして構成され得る。さらなる実施形態において、撮像システムは、計測システムである。例えば、本明細書に説明される光学および電子ビーム撮像システムは、計測システムとして構成され得る。この様式では、いくつかの実施形態において、2つ以上のエンコーダ層に入力される画像は、計測システムによって生成される。具体的には、本明細書に説明され、図1および図1aに示される撮像システムの実施形態は、それらが使用されることになる用途に応じて異なる撮像能力を提供するために1つ以上のパラメータが変更され得る。1つのそのような例において、図1に示される撮像システムは、それが検査ではなく欠陥レビューまたは計測に使用される場合には、より高い解像度を有するように構成され得る。言い換えると、図1および図1aに示される撮像システムの実施形態は、異なる用途に多かれ少なかれ好適である異なる撮像能力を有する撮像システムを形成するために、当業者には明白であろういくつかの様式で調整することができ4050

る撮像システムのいくつかの一般的なおよび様々な構成を説明している。

【0056】

1つ以上のコンピュータサブシステムは、本明細書に説明される撮像サブシステムによって生成された標本のための画像を取得するように構成され得る。画像を取得することは、本明細書に説明される撮像システムのうちの1つを使用して（例えば、標本に光または電子ビームを向け、標本から光または電子ビームを検出することによって）実施され得る。この様式では、画像を取得することは、物理的な標本自体および何らかの種類の撮像ハードウェアを使用して実施され得る。しかしながら、画像を取得することは、撮像ハードウェアを使用して標本を撮像することを必ずしも含まない。例えば、別のシステムおよび/または方法が、画像を生成し得、生成された画像を本明細書に説明されるような仮想検査システムなどの1つ以上の記憶媒体または本明細書に説明される別の記憶媒体に格納し得る。したがって、画像を取得することは、画像が格納されている記憶媒体から画像を取得することを含み得る。10

【0057】

コンピュータサブシステム、例えば、コンピュータサブシステム36および/またはコンピュータサブシステム102によって実行される構成要素、例えば、図1に示される構成要素100は、ニューラルネットワーク104を含む。ニューラルネットワークは、標本のための画像の特徴部を決定するように構成された2つ以上のエンコーダ層を含む。「エンコーダ」という用語は、一般に、入力データの情報内容をよりコンパクトな表現に「エンコードする」ニューラルネットワークまたはニューラルネットワークの部分を指す。エンコードプロセスは、効果的に不可逆または可逆であり得る。加えて、エンコードプロセスは、人間による解釈が可能な場合とそうでない場合がある。エンコードされた表現は、スカラ値のベクトルまたは分布であり得る。20

【0058】

ニューラルネットワークはまた、決定された特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成するように構成された2つ以上のデコーダ層を含む。「デコーダ」という用語は、エンコードされたコンパクトな表現を、おそらくは元の入力および/またはその入力の結合表現に「デコードする」ニューラルネットワークまたはニューラルネットワークの部分を指す。本明細書に説明される実施形態は、概して、エンコーダ-デコーダタイプのニューラルネットワーク、特に、本明細書にさらに説明され得る深層生成的モデルに適用可能である。30

【0059】

1つの実施形態において、ニューラルネットワークは、深層学習モデルである。一般的に言えば、「深層学習」（深層構造学習、階層学習、または深層機械学習としても知られている）は、データにおける高次抽象化をモデリングすることを試みるアルゴリズムのセットに基づく機械学習の支流である。単純なケースでは、1つは入力信号を受信し1つは出力信号を送信する2つのニューロンのセットが存在し得る。入力層が入力を受信すると、入力層は、次の層に入力の修正されたバージョンを引き渡す。深層ネットワークでは、入力と出力との間に多くの層が存在し（また、層はニューロンでできていないが、層をそのように考えることを手助けすることができる）、複数の線形および非線形変換からなる複数の処理層をアルゴリズムが使用することを可能にする。40

【0060】

深層学習は、データの学習表現に基づく機械学習法の広範なグループの部分である。観察（例えば、画像）は、ピクセルあたりの強度値のベクトルなどの多くのやり方、またはエッジのセット、特定の形状の領域などのより抽象的なやり方で表すことができる。いくつかの表現は、学習タスク（例えば、顔認識または表情認識）を単純化することにおいて他の表現よりも優れている。深層学習の有望な点の1つは、人手による特徴量（hand crafted feature）を教師なしまたは半教師ありの特徴部学習および階層特徴部抽出のための効率的なアルゴリズムで置き換えることである。

【0061】

この分野における研究は、より優れた表現を作り、これらの表現を大規模のラベル化されていないデータから学習するモデルを作成することを試みている。表現の一部は、神経科学の進歩に触発されたものであり、様々な刺激と関連する脳内のニューロン反応との関係を規定することを試みる神経信号など、神経系における情報処理および通信パターンの解釈に大まかに基づいている。

#### 【0062】

深層ニューラルネットワーク、畳み込み深層ニューラルネットワーク、深層信念ネットワーク (deep belief network)、および再帰型ニューラルネットワークなどの様々な深層学習アーキテクチャが、コンピュータビジョン、自動音声認識、自然言語処理、オーディオ認識、およびバイオインフォマティクスのような分野に適用され 10 ており、これらの分野において、深層学習アーキテクチャは、様々なタスクに対して最高水準の結果をもたらすことが示されている。

#### 【0063】

別の実施形態において、ニューラルネットワークは、機械学習のモデルである。機械学習は、概して、明示的にプログラミングされることなく学習する能力を持ったコンピュータを提供する一種の人工知能 (AI) と定義することができる。機械学習は、新たなデータに露出されたときに独習して成長および変化することができるコンピュータプログラムの発展に焦点を合わせる。言い換えると、機械学習は、「明示的にプログラミングされることなく学習する能力をコンピュータに与える」コンピュータサイエンスの亜領域と定義することができる。機械学習は、データから学習することができ、かつデータに対して予測を行うことができるアルゴリズムの研究および構築を探究し、そのようなアルゴリズムは、サンプル入力からモデルを構築することを通して、データ駆動の予測または決定を行うことによる厳密に静的なプログラム命令に従うことを克服する。

#### 【0064】

本明細書に説明される機械学習は、「Introduction to Statistical Machine Learning」、スギヤマ (Sugiyama)、モーガン・カウフマン (Morgan Kaufmann)、2016、534 pages、「Discriminative, Generative, and Imitative Learning」、ジェバラ (Jebara)、MIT Thesis、2002、212 pages、および「Principles of Data Mining (Adaptive Computation and Machine Learning)」、ハンド (Hand) ら、MIT Press、2001、578 pages 30 に説明されるようにさらに実施され得、これらは本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、これらの参照文献において説明されるようにさらに構成され得る。

#### 【0065】

いくつかの実施形態において、ニューラルネットワークは、生成的モデルである。「生成的」モデルは、概して、事実上確率的であるモデルと定義することができる。言い換えると、「生成的」モデルは、フォワードシミュレーションまたはルールベースの手法を実施するものではなく、そのようなものとして、(シミュレーション画像が生成されている) 実画像を生成することに関与するプロセスの物理のモデルが必要でない。代わりに、本明細書にさらに説明されるように、生成的モデルは、データの好適なトレーニングセットに基づいて学習され得る (そのパラメータが学習され得るという点で)。

#### 【0066】

1つの実施形態において、ニューラルネットワークは、深層生成的モデルとして構成されている。例えば、モデルがいくつかのアルゴリズムまたは変換を実施する複数の層を含み得るという点において、モデルは、深層学習アーキテクチャを有するように構成され得る。モデルの片側または両側の層の数は、本明細書に説明される図面に示されるものとは異なる場合がある。例えば、生成的モデルのエンコーダ側の層の数は、ユースケース依存である。加えて、デコーダ側の層の数は、ユースケース依存であり、エンコーダ側の層の

10

20

30

40

50

数に依存し得る。一般に、生成的モデルの片側または両側の層の数は、重要ではなく、ユースケース依存である。実用的な目的のため、両サイドの層の好適な範囲は、2層から数十層である。

#### 【0067】

さらなる実施形態において、ニューラルネットワークは、深層ニューラルネットワークであり得、これは、それをトレーニングするために供給されているデータに従って世界をモデル化する重みのセットを有する。ニューラルネットワークは、概して、生物学的な脳が軸索によって繋がっている生物学的な神経の比較的大きなクラスタを用いて問題を解決するやり方を大まかにモデル化する比較的大きなニューラルユニット群に基づく計算手法と定義することができる。各ニューラルユニットは、多くの他のニューラルユニットと接続され、リンクは、接続されたニューラルユニットの活性化状態に対するそれらの効果において強制または抑制となり得る。これらのシステムは、自己学習であり、明示的にプログラムされるのではなくトレーニングされ、ソリューションまたは特徴部検出が従来のコンピュータプログラムでは表現することが難しいエリアにおいて勝っている。

10

#### 【0068】

ニューラルネットワークは、典型的には、複数の層からなり、信号パスは前から後ろへ縦走する。ニューラルネットワークの目的は、人間の脳が行うのと同じやり方で問題を解決することであるが、いくつかのニューラルネットワークは、もっと抽象的である。現代のニューラルネットワークプロジェクトは、典型的には、数千から数百万のニューラルユニットおよび何百万もの接続と連携する。ニューラルネットワークは、当該技術分野で知られている任意の好適なアーキテクチャおよび/または構成を有し得る。

20

#### 【0069】

別の実施形態において、ニューラルネットワークは、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)である。例えば、本明細書に説明される実施形態は、CNNなどの深層学習概念を利用して、通常解決困難な表現変換問題(例えばレンダリング)を解決することができる。モデルは、当該技術分野で知られている任意のCNN構成またはアーキテクチャを有し得る。別の実施形態において、ニューラルネットワークは、完全畳み込みモデルとして構成されている。追加の実施形態において、ニューラルネットワークは、深層生成的モデル、CNN、生成的敵対的ネット(GAN)、条件付き生成的敵対的ネット(cGAN)、GANおよび変分オートエンコーダ(VAE)、ならびに一部分としてCNNを含むネットワーク(すなわちニューラルネットワークの一部分がCNNとして構成されている)として構成され得、これらすべては、ニューラルネットワークが任意サイズの入力を有することができるよう本明細書に説明されるように構成され得る。

30

#### 【0070】

本明細書に説明される実施形態に含まれるGANは、「Generative Adversarial Nets」、グッドフェロウ(Goodfellow)ら、arXiv:1406.2661、June 10, 2014、9 pagesに説明されるように構成され得、これを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。グッドフェロウ(Goodfellow)らは、敵対的プロセスを介して生成的モデルを予測するための新たなフレームワークについて説明し、ここでは、データ分布を捕捉する生成的モデルG、およびサンプルがGではなくトレーニングデータから来た確率を予測する識別モデルDの2つのモデルが同時にトレーニングされる。Gのトレーニング手順は、Dが誤る確率を最大限にすることである。このフレームワークは、ミニマックス2プレイヤーゲームに対応する。任意関数GおよびDの空間においては、トレーニングデータ分布を回復するGおよび至る所で2分の1に等しいDにより、唯一の解が存在する。GおよびDがマルチプレイヤーパーセプトロンによって規定される場合、システム全体を、バックプロパゲーションを用いてトレーニングすることができる。サンプルのトレーニングまたは生成のいずれかの最中にいかなるマルコフ連鎖または展開された近似的推論ネットワークも必要とされない。実験により、生成されたサンプルの定性的および定量的評価を通してこのフレームワークの可能性が実証されている。本明細書に説明される実施形態のニューラ

40

50

ルネットワークは、グッドフェロウ (Goodfellow) らによって説明されるよう  
にさらに構成され得る。

【0071】

本明細書に説明される実施形態に含まれる CGAN は、「Conditional Generative Adversarial Nets」、ミルザ (Mirza) ら、arXiv: 1411.1784、November 6, 2014、7 pages に説明されるように構成され得、これを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。生成的敵対的ネットは、ジェネレータおよび識別子の両方に対していくつかの追加情報  $y$  という条件付けが行われる場合、条件付きモデルに拡張することができる。 $y$  は、他の様相からのクラスラベルまたはデータなどのあらゆる種類の補助情報であってもよい。条件付けは、 $y$  を追加の入力層として識別子およびジェネレータの両方に供給することによって実施され得る。ジェネレータ内では、前の入力ノイズ  $p_z(z)$ 、および  $y$  が、結合隠し表現に組み合わされ、敵対的トレーニングフレームワークは、この隠し表現が組み立てられる方法におけるかなりの柔軟性を可能にする。識別子内では、 $x$  および  $y$  は、識別関数への入力として提示される（いくつかの場合において多層パーセプトロン (MLP) によって具現化される）。そのため 2 プレイヤーミニマックスゲームの目的関数は、以下のようになる。

【数1】

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)}[\log D(x|y)] + E_{z \sim p_z(z)}[\log(1 - D(G(z|y)))]$$

10

20

【0072】

本明細書に説明される実施形態に含まれるニューラルネットワークは、ミルザ (Mirza) らによる上に援用された参照文献に説明されるようにさらに構成され得る。

【0073】

変分オートエンコーダは、深層学習および変分推論の長所を利用し、生成的モデリングに大幅な進歩をもたらす構成要素である。加えて、または代替的に、GAN または深層生成的敵対的ネットワーク (DGAN) と組み合わせた変分オートエンコーダ (VAE) は、「Adversarial Autoencoders」、マッカーニー (Makhzani) ら、arXiv: 1511.05644 v2、May 25, 2016、16 pages に説明されるように構成され得、これを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、この参照文献において説明されるようにさらに構成されてもよい。

30

【0074】

ニューラルネットワークは、全結合層を含まず、それにより 2 つ以上のエンコーダ層へ入力される画像のサイズに対する制約を除去する。例えば、現在使用される方法およびシステムにおいて行われ得るように全結合層を使用するのではなく、本明細書に説明されるニューラルネットワークは、全結合層を除去し、それを本明細書にさらに説明されるような 1 つ以上の畳み込み層で置き換える。全結合層を畳み込みで置き換えることによって、ニューラルネットワークは、入力画像サイズとは無関係になり、それはニューラルネットワークが、現在使用されるニューラルネットワークのように入力画像サイズに対する上限を有しないことを意味する。

40

【0075】

全結合層を畳み込み層で置き換えることは、以下の条件下で行われ得る。全結合層が 2 次元 (N, D) 入力データを取ることを前提とし、ここで N はバッチサイズ、および D は入力チャネルの数である。多くの場合、再形成層は、4 次元入力 (N, C, H, W) を、 $D = C * H * W$  を満足する 2 次元入力 (N, D) に変換するために全結合層の前に実施され、ここで C はチャネルの数であり、H は高さであり、W は幅である。全結合層が O 個の出力チャネルを有する、すなわち全結合層からの出力データ次元が (N, O) であると仮定すると、再形成層および全結合層は、(C, O, H, W) のカーネルサイズでの V A L

50

ＩＤパディングを有する畳み込み層で置き換えられ得、結果として生じるネットワークは、任意サイズの入力に対して正確な計算を行うことができる。

【0076】

1つの実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステム、1つ以上の構成要素、およびニューラルネットワークは、2つ以上のエンコーダ層に入力される画像をクロッピングしない。別の実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステム、1つ以上の構成要素、およびニューラルネットワークは、2つ以上のクロッピングされた画像から1つ以上のシミュレーション画像を再構築しない。したがって、本明細書に説明される実施形態は、現在使用される方法とはいatkの様々なやり方において異なる。

【0077】

図2に示されるように、例えば、現在使用される方法200は、1024ピクセル×1024ピクセルのサイズを有する入力画像202を利用し得る。本方法は、入力画像202からパッチ画像のセット206を生成するクロッピング204を含み得、ここではパッチ画像の各々は、入力画像より大幅に小さくかつ本方法によって処理することができる最大サイズであるサイズを有する。例えば、クロッピング204は、各々が64ピクセル×64ピクセルのサイズを有する923,521枚のパッチ画像のセット206を生成し得る。それらのパッチ画像は、エンコーダ208およびエンコーダへの入力に相当する結果のセットを形成し得るデコーダ210を含むニューラルネットワークに入力され得る。例えば、上に説明されるパッチ画像のセットがエンコーダ208に入力される場合、デコーダ210は、各々が64ピクセル×64ピクセルのサイズを有する923,521枚のパッチ画像を含むパッチ画像のセット212を形成する。本方法は次いで、入力画像と同じサイズ(すなわち1024ピクセル×1024ピクセル)を有する最終画像結果216を生成するためにパッチ画像のセットを使用する再構築ステップ214を含み得る。

【0078】

対照的に、本明細書に説明される実施形態は、入力画像に対していかなるクロッピングも実施せず、および/または入力画像より大きい画像に対して実施されるいかなるクロッピングによっても入力画像を生成しない。言い換えると、一旦入力画像が本明細書に説明される方法およびシステムに入力されると、その入力画像はクロッピングされない。加えて、本明細書に説明される実施形態において使用される入力画像は、より大きい画像からクロッピングされるのではない。本明細書に説明される実施形態はまた、本明細書に説明される実施形態の要素のいずれかによって生成された任意のより小さい画像から最終画像のいかなる再構築も実施しない。例えば、図2に示されるように、1つの実施形態218は、エンコーダ222およびデコーダ224を含むニューラルネットワークへの入力として入力画像220を利用し得る。エンコーダ222は、本明細書に説明される実施形態のいずれかに従って構成され得る2つ以上のエンコーダ層を含み得る。加えて、デコーダ224は、本明細書に説明される実施形態のいずれかに従って構成され得る2つ以上のデコーダ層を含み得る。

【0079】

1つの実施形態において、本明細書にさらに説明されるように、ニューラルネットワークは、完全畳み込みニューラルネットワークとして構成され得、それは、各層タイプが特定の入力サイズに対して仮定を有さず、ネットワーク全体がトレーニングおよび推論の両方について任意サイズの入力に対して動作することができる構成を指す。加えて、ニューラルネットワークは、境界減衰を実施するために本明細書にさらに説明されるように構成され得る。デコーダは、入力画像と同じ画像サイズを有するシミュレーション画像226を形成するように構成され得る。例えば、入力画像サイズが1024ピクセル×1024ピクセルである場合、出力画像サイズは、1024ピクセル×1024ピクセルである。したがって、現在使用される方法200と実施形態218とを比較することによって示されるように、本明細書に説明される実施形態は、いかなるクロッピングおよび再構築ステップも実施しないように構成され得る。

【0080】

10

20

30

40

50

1つの実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、前から存在するニューラルネットワーク内の全結合層を畳み込み層のグループで置き換え、それによりニューラルネットワークを作成することによって、ニューラルネットワークを設定するように構成されている。例えば、本明細書に説明される実施形態は、「Fully convolutional networks for semantic segmentation」、ロング( Long )ら、C V P R 2 0 1 5 、pp. 3 4 3 1 - 3 4 4 0 , 2 0 1 5 に説明される一般概念に従って、ニューラルネットワークの全結合層を畳み込み層で置き換えて、入力サイズに依存しない全ニューラルネットワークを作り得、これを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、この参照文献において説明されるようにさらに構成されてもよい。

10

#### 【0081】

図3aおよび図3bは、固定の入力サイズ(すなわち64ピクセル×64ピクセル)を有する現在使用されるエンコーダ-デコーダネットワークがどのように任意の入力サイズを可能にする完全畳み込みネットワークに変換され得るかを例証する。具体的には、図3aは、64ピクセル×64ピクセルの固定の入力サイズを有する現在使用されるニューラルネットワークを示し、図3bは、本明細書に説明される手法により任意の入力サイズを可能にするニューラルネットワークの1つの実施形態を示す。図3aおよび図3bにおいて、入力および出力次元は、数個のステージにおいて示され、各そのようなインスタンスにおいて、次元は(C, H, W)の形式を有し、ここでCはチャネルの数であり、Hは入力または出力の高さであり、Wは入力または出力の幅である。

20

#### 【0082】

図3aに示されるように、入力画像300は、現在使用されるネットワークのエンコーダ部分302に入力され得る。入力画像の入力次元300dは、(1, 64, 64)である。エンコーダ部分302は、畳み込み層およびプーリング層の2つのセット304および306、再形成層310、ならびに全結合層312を含む。入力画像は、畳み込み層およびプーリング層のセット304に入力され、セット304が、畳み込み層およびプーリング層のセット306に入力される出力304o(c1, 32, 32)を生成する。セット306の出力306o(c2, 16, 16)は、再形成層310に入力され、再形成層310が出力310oを生成し、出力310oは、全結合層312に入力され、全結合層312が、現在使用されるネットワークのデコーダ部分に出力される表現314(512)を生成する。

30

#### 【0083】

現在使用されるネットワークのデコーダ部分316は、全結合層318、再形成層320、ならびに畳み込み層およびアッププーリング層のセット322および324を含む。表現314は、全結合層318に入力され、全結合層318が出力318o(c3, 16, 16)を形成する。出力318oは、再形成層320に入力され、再形成層320が出力320oを形成し、出力320oは、畳み込み層およびアッププーリング層のセット322に入力され、セット322が出力322o(c4, 32, 32)を形成する。出力322oは、畳み込み層およびアッププーリング層のセット324に入力され、セット324が出力326を形成し、出力326は、出力次元326d(1, 64, 64)を有し、かつニューラルネットワークの出力である。

40

#### 【0084】

対照的に、図3bに示されるように、入力画像328は、本明細書に説明される実施形態に従って構成されたニューラルネットワークのエンコーダ部分330に入力される。入力画像328は、(1, 1024, 1024)の入力次元328dを有する。エンコーダ部分330は、畳み込み層およびプーリング層のセット332および334、ならびに畳み込み層のセット336を含む。入力画像328は、畳み込み層およびプーリング層のセット332に入力され、セット332が出力332o(c1, 512, 512)を形成し、出力332oは、出力334o(c2, 256, 256)を形成する畳み込み層およびプーリング層のセット334に入力される。出力334oは、畳み込み層のセット336

50

に入力され、セット 336 が表現 338 ( 512, 241, 241 ) を形成する。

【 0085 】

表現 338 は、本ニューラルネットワーク実施形態のデコーダ部分 340 に入力される。デコーダ部分 340 は、畳み込み層のセット 342、ならびに畳み込み層およびアップブーリング層のセット 344 および 346 を含む。表現 338 は、畳み込み層のセット 342 に入力され、セット 342 が output 3420 ( c3, 256, 256 ) を形成する。出力 3420 は、畳み込みおよびアップブーリング層のセット 344 に入力され、セット 344 が output 3440 ( c4, 512, 512 ) を形成する。出力 3440 は、畳み込みおよびアップブーリング層のセット 346 に入力され、セット 346 が output 348 を形成し、出力 348 は、( 1, 1024, 1024 ) の出力次元 348d を有し、かつニューラルネットワークの出力である。 10

【 0086 】

上に援用された参考文献においてロング ( Long ) らにより説明される方法およびシステムとは違って、本明細書に説明されるような畳み込み層での全結合層の置き換えは、全結合層および畳み込み層の一対一のマッピングに限定されない。本明細書に説明される実施形態の文脈において、「一対一のマッピング」は、1つの全結合層（または1つの全結合層 + 1つの再形成層）を1つの畳み込み層で置き換えることに関与する。しかしながら、そのような構成は、結果として生じる畳み込み層について、かなり大きいカーネルサイズをもたらし得る。例えば、（上と同じ表記に従って）再形成層への入力次元が ( N, 64, 32, 32 ) である場合、再形成層の出力（すなわち全結合層への入力）は、( N, 64 \* 32 \* 32 ) であり、全結合層の出力が ( N, 256 ) であると仮定すると、再形成層および全結合層は、カーネルサイズ ( 64, 256, 32, 32 ) を有する畳み込み層で置き換えることができる。 20

【 0087 】

カーネル ( 64, 256, 32, 32 ) 内の H および W ( すなわち 32 ) は、実際的な選択（例えば、3 または 5 または 7 または 10 未満）と比較してかなり大きいため、学習プロセスは非効率であり得る。したがって、比較的大きいカーネルを有する畳み込み層は、比較的小さいカーネルを有する畳み込み層のグループによって近似され得る。例えば、上に提供された例では、( 64, 256, 32, 32 ) は、( 64, M, 32, 1 ) および ( M, 256, 1, 32 ) で置き換えられ得、ここで M はフリーハイパラメータである。 30

【 0088 】

そのようなグループ置き換えは、畳み込み層のグループを適用することの出力次元が、カーネル ( C, O, H, W ) を有する元の畳み込み層を適用することの出力次元と同じであるように、要求され得る。畳み込み層のグループの共通選択は、( C, O, H, W ) = = > ( C, M, H, k ) + ( M, O, k, W ) または ( C, M, k, H ) + ( M, O, W, k ) であり得、ここで k および M はハイパラメータであり、k は多くの場合かなり小さく（例えば、1, 2, 3, ...）、かつ H または W よりもはるかに小さい。

【 0089 】

全結合層のウインドウサイズが半導体プロセス条件（例えば、リソグラフィツールおよび／もしくは光学検査ツールの点広がり関数、またはエッチングプロセスにおける化学的および物理的反応など）を考慮するために十分に大きいとき、全結合層は、本明細書に説明されるように畳み込み層のグループ（各々がより小さいフィルタウインドウサイズ ( H および W において ) を有する）で置き換えられ得、グループ全体の効果的なウインドウサイズは、全結合層におけるサイズと同一であるか、またはそれより大きい。本手法は、入力サイズ制約を取り除き、また、（トレーニングおよびランタイムの両方について）パラメータの総数を低減する。この様式では、本明細書に説明される実施形態は、畳み込み層のグループを使用して、モデルサイズを低減すると同時に半導体プロセスに起因するウインドウサイズを満足し得る。 40

【 0090 】

いくつかの実施形態において、2つ以上のエンコーダ層に入力される画像は、標本のために生成された全体フレーム画像である。「フレーム」画像という用語は、概して、ウェハまたはレチクルなどの標本の走査の最中に取得された一筋のデータまたは画像におけるダイの一部分についてのデータまたは画像と、本明細書では定義される。「フレーム」または「ジョブ」はまた、概して、システムによってユニットとしてまとめて処理され得る、撮像サブシステムによって生成された出力のすべてのうちの比較的小さい部分と定義され得る。したがって、出力の「フレーム」は、撮像サブシステム構成、ならびに撮像サブシステムによって生成された出を取り扱うおよび/または処理するためにシステムに含まれる任意の構成要素の構成によって異なり得る。しかしながら、画像フレームは、概して、パッチ画像、および画像をシミュレートするために現在使用されるニューラルネットワークに典型的に入力され得る最大画像サイズよりも大幅に大きくなる。例えば、本明細書に説明される実施形態のための画像フレームは、1024ピクセル×1024ピクセルまたは512ピクセル×512ピクセルであり得るが、パッチ画像は、64ピクセル×64ピクセルまたは32ピクセル×32ピクセルの典型的なサイズを有し得る。10

#### 【0091】

別の実施形態において、2つ以上のエンコーダ層に入力される画像は、標本のための全体ダイ画像である。例えば、全体ダイ画像は、撮像システムによって標本上のダイのために生成された画像データまたは出力のすべてを含み得る。この様式では、現在使用されるニューラルネットワークとは違って、本明細書に説明される実施形態は、実際に全体フレームまたは全体ダイレンダリングを可能にする。具体的には、本明細書に説明される実施形態は、全結合層をニューラルネットワークのための畳み込み層で置き換え、それにより任意の画像サイズを可能にする。この様式では、本明細書に説明される実施形態は、ニューラルネットワークユースケースについて全体フレームおよびダイランタイム予測を可能にする。20

#### 【0092】

したがって、本明細書に説明される実施形態は、シミュレーション画像を生成するための他の方法およびシステムに勝るいくつかの利点を有する。例えば、本明細書に説明される実施形態は、トレーニングおよびランタイムについて任意の入力サイズを可能にする。加えて、本明細書に説明される実施形態は、現在使用される方法およびシステムと比較して100倍から1000倍、ランタイム計算を大いに減少させる。したがって、本明細書に説明される実施形態は、現在使用される方法およびシステムと比較してランタイムハードウェアコストを減少させる。加えて、本実施形態は、全体フレームおよびダイ予測を可能にする。さらには、本明細書に説明される実施形態は、有利には、同じ動作ウィンドウサイズを保ちながらモデルサイズ（すなわち、モデルパラメータの数）を減少させる。この様式では、本明細書に説明される実施形態は、トレーニングプロセスにおける通信過負荷を減少させる。さらに、本明細書に説明される実施形態に相当するパフォーマンスを有する代替の方法はない。30

#### 【0093】

本明細書に説明される実施形態は、ニューラルネットワークをトレーニングするように構成されている場合とそうでない場合とがある。例えば、別の人間による方法および/またはシステムが、トレーニングされたニューラルネットワークを生成するように構成され得、その後このニューラルネットワークは、本明細書に説明される実施形態によってアクセスされかつ使用され得る。40

#### 【0094】

1つの実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、境界効果を変更するために $f_{ovy}$ 減衰重み付け損失関数を使用してニューラルネットワークをトレーニングするように構成されている。例えば、エンコーダおよびデコーダトポロジならびにエンコーダおよびデコーダにおける畳み込みタイプ（例えば、`valid`、`full`、`same`）に応じて、出力の境界部に対して、ニューラルネットワークが比較的深く、トレーニング画像が比較的小さいときは特に、畳み込み層の境界効果に起因して、出力の中心部と50

比較して異なる数学演算が行われ得る。具体的には、畳み込み層は、VALID、SAME、およびFULLの3つのパディングタイプを有する。入力画像サイズが(H, W)で畳み込みフィルタサイズが(h, w)の場合、(a)VALIDからの出力サイズは(H - h + 1, W - w + 1)、(b)SAMEからの出力サイズは(H, w)、および(c)FULLからの出力サイズは(H + h - 1, W + w - 1)である。SAMEまたはFULLパディングが使用される場合、入力画像の境界部において、畳み込みフィルタは、画像の外側に置かれ、それは、入力画像の外側のピクセルをゼロ値と見なすことに相当する。これは、画像の境界における畳み込み結果が多くの場合代表的ではないことを意味し、アーチファクト結果は境界において明らかになり得る。

## 【0095】

10

境界領域の寄与を取り除くために、fov y 減衰重み付け損失関数がトレーニングプロセス中に使用され得、ここで「fov y」とは、y方向における視野を指すために共通して使用される(OpenGLなどのグラフィックアプリケーションにおいて使用されるよう)。例えば、完全畳み込みネットワークをSAMEまたはFULLパディングを用いてトレーニングするとき、トレーニングは、境界ピクセルにおける結果を考慮し、これが学習プロセスにアーチファクトからの多くのノイズをもたらす。この問題に対処するため、fov y 減衰重み付け損失関数、例えば、3×3 fov y

0.5, 0.6, 0.5  
0.6, 1.0, 0.6  
0.5, 0.6, 0.5

20

が導入され得、ここで中央領域は1.0に近いかまたはそれに等しい重みを有し、境界領域近くでは、その値は1.0未満である。fov y 減衰重み付け損失の動機は、学習プロセスに、比較的中央領域のピクセルに焦点を合わせさせることである。

## 【0096】

減衰の形状は、エンコーダおよびデコーダトポロジならびに関連用途に応じて、円形、正方形、または長方形であり得る。加えて、fov y 減衰重みを生成する共通方式は、(1)固定の比較的小さい値を一定の境界線に、および1.0の左中央領域を割り当てること(2)正しく選択された平均値および標準偏差を伴う2Dガウスカーネル、ならびに(3)正しく選択された平均値および標準偏差を伴う2つの1Dガウスカーネルである。いくつかの用途では、このステップは省略されてもよい。この様式では、本明細書に説明される実施形態は、fov y 減衰重み付け損失関数を使用してトレーニングにおける望ましくない境界効果(または境界ノイズ)を取り除くことができる。

30

## 【0097】

一般に、ニューラルネットワークをトレーニングすることは、データ(例えば、入力画像およびシミュレーション画像の両方であり、本明細書に説明される入力画像およびシミュレーション画像のいずれかを含み得るデータ)を取得することを含む。1つの実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、各々が同じ任意サイズを有するトレーニング画像のバッチを使用してニューラルネットワークをトレーニングするように構成されている。追加の実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、トレーニング画像のバッチを使用してニューラルネットワークをトレーニングするように構成され、バッチ内のトレーニング画像のうちの2つ以上は、異なる任意サイズを有する。この様式では、任意サイズの画像のバッチは、複数サイズの画像を含み得るか、または各バッチは、すべて同じ任意サイズの画像を含み得る。実際には、計算および実装の効率性のため、各バッチは、すべて同じ任意サイズの画像を含み得る。

40

## 【0098】

ニューラルネットワークをトレーニングするために使用される画像は、入力画像と同じサイズを有する場合とそうでない場合とがある。例えば、入力画像は、ネットワークトポロジに起因して最小サイズ要件を有し得、それがハードウェア格納制限に合う限りは最小限のサイズ制限を有しない。最小サイズは、ネットワークトポロジによって決定され得、多くの場合、光学設定を反映するように選択される。実際には、バッチ画像は、多くの場

50

合、最小サイズ要件よりも大きい。実際には、(1)パッチ画像に対してトレーニングして、パッチまたはフレーム画像に対して予測をするか、または(2)フレーム画像に対してトレーニングをして、パッチまたはフレーム画像に対して予測をすることができる。

#### 【0099】

いくつかのそのような実施形態において、任意サイズのトレーニング画像（それらの各々は、設計された最小限サイズ、すなわち図3aに示される例においては64ピクセル×64ピクセル以上であり得る）のセットを前提として、トレーニングステップでは、画像のランダムバッチが選択される。トレーニングは、サブステップなしの1つのステップで実施され得る。加えて、トレーニングデータを準備するために必要とされる追加のステップは存在しない。理論上、任意サイズの画像のバッチが、トレーニングのために使用され得る。しかしながら、ハードウェア低水準命令を活用するために、固定サイズのパッチのバッチが、選択された画像からランダムにサンプリングされ得る。これらのサンプリングされたパッチ画像は、トレーニングステップのために使用され得る。パッチサイズは、トレーニングステップでは異なり得るが、一般的にはそれは事前に決められる。次いでランタイムにおいて、任意サイズのランタイム画像のセットを前提として、それらの各々が、クロッピングまたは再構築ステップなしに予測（すなわちシミュレーション画像）を生成するためにネットワークに供給され得る。

10

#### 【0100】

モデルをトレーニングすることは、2016年6月7日出願のチャン（Zhang）らによる米国特許出願第15/176,139号、および2016年12月29日出願のバスカー（Bhaskar）らによる同第15/394,790号に説明されるようにさらに実施され得、これらを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、これらの特許出願に説明されるようにさらに構成されてもよい。

20

#### 【0101】

エンコーダ層によって決定された特徴部は、当該技術分野において知られる任意の好適な特徴部を含み得、それは入力から推論することができ、本明細書にさらに説明される出力を生成するために使用される。例えば、特徴部は、ピクセルあたりの強度値のベクトルを含み得る。特徴部はまた、本明細書に説明される任意の他のタイプの特徴部、例えば、スカラ値のベクトル、独立分布のベクトル、同時分布、または当該技術分野において知られる任意の好適な特徴部タイプを含み得る。

30

#### 【0102】

上記のニューラルネットワークの層の各々は、重みWおよびバイアスBなどの1つ以上のパラメータを有し得、それらの値は、ニューラルネットワークをトレーニングすることによって決定することができ、このトレーニングは本明細書にさらに説明されるように実施され得る。例えば、ニューラルネットワークに含まれる任意の層の重みおよびバイアスは、費用関数を最小限にすることによってトレーニング中に決定され得る。費用関数は、画像に対して実施されている変換によって異なり得る。

#### 【0103】

本明細書に説明されるニューラルネットワークは、特定の標本（例えば、特定のウェハまたはレチクル）、プロセス、および撮像パラメータのために生成され得る。言い換えると、本明細書に説明されるニューラルネットワークは、標本特有、プロセス特有、および撮像パラメータ特有であり得る。例えば、1つの実施形態において、各ニューラルネットワークは、特定の設計およびウェハ層に特有であるようにトレーニングされ得る。次いで、トレーニングされたニューラルネットワークは、その層の予測を実施するためだけに使用されることになる。この様式では、異なるウェハ層に対しては異なるニューラルネットワークが生成され得る。しかしながら、別の実施形態において、単一のニューラルネットワークが、異なる設計およびウェハタイプ層からのデータを用いてトレーニングされ得る。結果として生じるニューラルネットワークは、トレーニングデータに含まれるすべてのタイプの標本のために概して予測を実施するために使用され得る。加えて、異なるニュー

40

50

ラルネットワークが、入力画像を生成するために使用される撮像パラメータの異なるセット（例えば、異なる撮像モード）に対して、およびおそらくは、変換が実施されるシミュレーション画像の撮像パラメータの異なるセット（例えば、異なる撮像モード）に対して（例えば、異なる撮像モードに対応する複数のシミュレーション画像を生成する場合）生成され得る。一般に、ニューラルネットワークは、選択された撮像モードがツールにわたって繰り返し可能である限りはツールとは無関係であり得る。異なるニューラルネットワークの各々は、異なるトレーニングデータセットを用いて生成され得る。異なるトレーニングデータセットの各々は、任意の好適な様式で生成され得る。

#### 【0104】

本明細書に説明される実施形態は、いくつかの異なるタイプの変換（すなわち入力画像を1つ以上のシミュレーション画像に変換すること）を実施するように構成され得る。例えば、いくつかの実施形態において、ニューラルネットワークは、低解像度入力画像から1つ以上の高解像度画像を生成するように構成され得る。標本の「低解像度画像」という用語は、本明細書で使用される場合、概して、画像が生成された標本の領域内に形成されるパターン化特徴部のすべてが画像内に解像されない画像と定義される。例えば、低解像度画像が生成された標本の領域内のパターン化特徴部は、それらのサイズがそれらを解像可能にするのに十分に大きい場合に低解像度画像内に解像され得る。しかしながら、低解像度画像は、画像内のすべてのパターン化特徴部を解像可能にする解像度で生成されない。この様式では、「低解像度画像」は、その用語が本明細書で使用される場合、欠陥分類および／または検証を含み得る欠陥レビューならびに計測などの用途に使用されるべき低解像度画像に十分である標本上のパターン化特徴部に関する情報を含まない。加えて、「低解像度画像」は、その用語が本明細書で使用される場合、概して、典型的には、比較的高速のスループットを有するために比較的より低い（例えば、欠陥レビューおよび／または計測システムよりも低い）解像度を有する、検査システムによって生成された画像を指す。

10

20

#### 【0105】

「低解像度画像」はまた、それらが本明細書に説明される「高解像度画像」よりも低い解像度を有するという点で「低解像度」であり得る。「高解像度画像」は、その用語が本明細書で使用される場合、概して、標本のすべてのパターン化特徴部が比較的高い精度で解像される画像と定義され得る。この様式では、高解像度画像が生成される標本の領域内のパターン化特徴部のすべてが、それらのサイズにかかわらず高解像度画像内に解像される。そのようなものとして、「高解像度画像」は、その用語が本明細書で使用される場合、欠陥分類および／または検証を含み得る欠陥レビューならびに計測などの用途に使用されるべき高解像度画像に十分である標本のパターン化特徴部に関する情報を含む。加えて、「高解像度画像」は、その用語が本明細書で使用される場合、概して、増大されたスループットのために解像能力を犠牲にするように構成されているルーチン動作中の検査システムによって作成することができない画像を指す。

30

#### 【0106】

低解像度画像はまた、例えば、標本の光学画像を含み得、高解像度画像は、標本のための電子ビーム画像（例えば、走査電子顕微鏡（SEM）画像）または設計データを含み得る。加えて、本明細書にさらに説明されるように、標本のための高解像度画像は、本明細書に説明されるように構成されたニューラルネットワークを用いて生成され得る。したがって、本明細書にさらに説明されるように、本実施形態は、深層学習技術を使用して光学からSEMおよび／または設計へのデータ変換を実施するように構成され得る。

40

#### 【0107】

本明細書に説明される実施形態は、1つ以上のシミュレーション画像を、おそらくは入力画像と組み合わせて使用して、いくつかの異なる機能を実施するように構成され得る。例えば、1つ以上のコンピュータサブシステムは、（a）光学、電子ビーム、およびマスクツール上のIC構造の表現学習、（b）欠陥検出および分類、ならびに（c）全体フレームまたはダイ検査のために構成され得る。これらの機能の各々は、本明細書にさらに説

50

明されるように実施されてもよい。

#### 【0108】

1つの実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、2つ以上のエンコーダ層に入力される画像または1つ以上のシミュレーション画像内で検出された欠陥を分類するように構成されており、分類は、1つ以上のシミュレーション画像に基づいて実施される。例えば、ニューラルネットワークへの入力画像は、標本の光学画像であり得、ニューラルネットワークによって生成された1つ以上のシミュレーション画像は、電子ビーム撮像サブシステムによって生成され得る画像および／または標本のための設計データもしくは設計情報の画像などの標本の高解像度画像を含み得る。

#### 【0109】

光学画像からSEMおよび／または設計への変換の1つの利益は、光学検査が依然として、半導体製造プロセスにおける大量生産歩留りのための鍵であるということである。解像度の欠如に起因して、光学インスペクタによって検出される欠陥は、欠陥分類のためにSEMレビューを必要とする。光学をSEMおよび／または設計に自動的に変換する方法は、潜在的には、歩留り管理のためのSEMレビュー要件を低減し、それにより合計検査サイクル時間を減少させることができる。例えば、本明細書に説明される実施形態は、本明細書に説明されるシミュレーション画像が1) 標本なしおよび撮像ハードウェアなしで取得され得、2) 欠陥分類などの欠陥レビュー用途のために使用され得ることから、標本検査後に欠陥レビューシステム上でSEM画像を取得する必要性を除去することができる。

10

#### 【0110】

ニューラルネットワークによって分類される欠陥は、本明細書に説明される入力画像および／または1つ以上のシミュレーション画像内で検出され得る。加えて、1つ以上のシミュレーション画像に基づいて欠陥を分類することは、当該技術分野で知られている任意の好適な様式で実施され得る。例えば、1つ以上のシミュレーション画像は、当該技術分野で知られている任意の好適な欠陥分類方法および／またはアルゴリズムへの入力として使用され得る。言い換えると、1つ以上のシミュレーション画像は、欠陥分類のための任意の他の画像として使用され得る。本明細書に説明される実施形態によって実施される欠陥分類の結果は、任意の好適な形式（例えば、欠陥分類コードなど）を有し得る。

20

#### 【0111】

さらなる実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、1つ以上のシミュレーション画像に基づいて標本上の欠陥を検出するように構成されている。コンピュータサブシステムは、1つ以上のシミュレーション画像を使用して任意の好適な様式で標本上の欠陥を検出するように構成され得る。例えば、コンピュータサブシステムは、1つ以上の欠陥検出アルゴリズムおよび／または方法を1つ以上のシミュレーション画像に適用するように構成され得、それは当該技術分野で知られている任意の好適な欠陥検出アルゴリズムおよび／または方法を含み得る。1つのそのような例において、コンピュータサブシステムは、1つ以上のシミュレーション画像を標本のための基準と比較し、次いでその比較の結果にしきい値を適用するように構成され得る。しきい値を上回る比較の結果を有するシミュレーション画像内のピクセルは、欠陥として識別され得る一方、しきい値を下回る比較の結果を有するシミュレーション画像内のピクセルは、欠陥として識別され得ない。

30

#### 【0112】

別の例において、コンピュータサブシステムは、2016年11月16日出願のカーセンティ（Karsenti）による米国特許出願第15/353,210号に説明されるように、単一の画像検出のために構成され得、これを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。1つのそのような実施形態において、この特許出願に説明されるように、ニューラルネットワークによって入力画像のために決定された特徴部は、入力画像内の欠陥を検出するために使用され得る。例えば、コンピュータサブシステムは、入力画像内のピクセルまたはピクセルのブロックのためのラベルを、（1）決定された特

40

50

徴部、および(2)入力特徴部マップボリュームのピクセルまたはピクセルのブロックの、ラベルへのマッピングに基づいて選択するように構成され得る。コンピュータサブシステムは、ピクセルまたはブロックのための選択されたラベルに基づいて標本上の欠陥を検出するようにさらに構成され得る。

#### 【0113】

加えて、コンピュータサブシステムは、ニューラルネットワークによって生成される1つ以上のシミュレーション画像と組み合わせてニューラルネットワークへ入力される画像を使用して、標本上の欠陥を検出するように構成され得る。例えば、入力画像が低解像度画像でありかつ1つ以上のシミュレーション画像が高解像度画像を含む場合、低解像度画像内で検出された欠陥の位置は、欠陥の設計コンテキストを決定するために高解像度画像内で識別され得、次いでそれを、欠陥が不快な欠陥または実欠陥であるかどうかを決定するために使用することができる。加えて、低解像度画像内で検出された欠陥の位置は、高解像度画像内のその欠陥の位置を識別して、その欠陥が高解像度画像内に存在する(検出され得る)かどうかを決定するために使用され得る。高解像度画像内でその欠陥を検出することができる場合、それは実欠陥と指定される。高解像度画像内でその欠陥を検出することができない場合、それは有害な欠陥と指定される。

10

#### 【0114】

追加の実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、標本の1つ以上の特徴部、または1つ以上のシミュレーション画像に基づいて標本上で検出された欠陥を測定するように構成されている。例えば、ニューラルネットワークは、ニューラルネットワークによって生成された1つ以上のシミュレーション画像が、低解像度画像である入力画像から生成された高解像度画像であるように構成され得る。したがって、高解像度画像は、標本上に形成された特徴部(例えば、線、空間、接点などのパターン化特徴部、ならびに標本上の欠陥)に関して入力画像よりも詳細を含み得る。次いで、コンピュータサブシステムがこれらの高解像度画像を使用して、標本上の特徴部のうちの1つ以上の特徴を測定または決定し得る。

20

#### 【0115】

特徴部の1つ以上の特徴は、任意の好適な様式で決定され得る。加えて、コンピュータサブシステムによって決定または測定される特徴部の1つ以上の特徴は、寸法(例えば、線幅、接点直径など)、形状、相対的位置などの任意の好適な特徴を含み得る。測定は、2016年4月28日公開のダフィー(Duffy)による米国特許出願公開第2016/0116420号、2016年12月22日公開のパーク(Park)による同第2016/0372303号、および2016年12月29日公開のグプタ(Gupta)による同第2016/0377425号に説明されるように、コンピュータサブシステムによってシミュレーション画像上で実施され得、これらを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、これらの刊行物に説明されるようにさらに構成されてもよい。

30

#### 【0116】

いくつかの実施形態において、1つ以上のコンピュータサブシステムは、1つ以上のシミュレーション画像を2つ以上のエンコーダ層に入力される画像と実質的に同じにレンダリングする特徴部の値を決定することによって、標本上の1つ以上の構造の表現を学習するように構成されている。この表現は、入力画像について決定される特徴部のすべてによって規定され得る。この表現は、入力画像に実質的に相当する1つ以上のシミュレーション画像を生成することを試みることによって学習され得る。例えば、入力画像は、2つ以上のエンコーダ層へ入力され得、ニューラルネットワークは、1つ以上のシミュレーション画像を生成し得る。1つ以上のシミュレーション画像と入力画像との間の差が決定され、それらの差に関する情報は、ニューラルネットワークの1つ以上のパラメータ(本明細書にさらに説明されるものなど)を変更するために使用され得る。変更されたパラメータを有するニューラルネットワークは、1つ以上のシミュレーション画像が入力画像と実質的に一致する(すなわち1つ以上のシミュレーション画像と入力画像との差が効果的に最

40

50

小限にされている)までこのプロセスを反復的に繰り返すために使用され得る。そのような学習プロセスは、2016年6月7日出願のチャン( Z h a n g )らによる米国特許出願第15/176,139号に記載されるようにさらに実施され得、これを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、この特許出願に説明されるようにさらに構成されてもよい。

#### 【0117】

本明細書に説明される実施形態は、同一権利者による2016年6月7日出願のチャン( Z h a n g )らによる米国特許出願第15/176,139号、2016年11月16日出願のカーセンティ( K a r s e n t i )らによる同第15/353,210号、2016年12月29日出願のバスカー( B h a s k a r )らによる同第15/394,790号、2016年12月29日出願のバスカー( B h a s k a r )らによる同第15/394,792号、2017年1月2日出願のチャン( Z h a n g )らによる同第15/396,800号、2017年1月9日出願のバスカー( B h a s k a r )らによる同第15/402,094号、2017年1月9日出願のバスカー( B h a s k a r )らによる同第15/402,169号、および2017年1月9日出願のパーク( P a r k )らによる同第15/402,197号に説明されるものなど、(入力画像からシミュレーション画像への)他の変換を実施するようにさらに構成され得、これらを本明細書に完全に明記されるかのように引用により援用する。本明細書に説明される実施形態は、これらの特許出願に説明されるようにさらに構成されてもよい。加えて、本明細書に説明される実施形態は、これらの特許出願に説明される任意のステップを実施するように構成されてもよい。

#### 【0118】

入力画像からシミュレーション画像を生成するように構成されたシステムの別の実施形態は、標本の画像を生成するように構成された撮像サブシステムを含む。撮像サブシステムは、本明細書に説明される任意の構成を有し得る。本システムはまた、本明細書にさらに説明されるように構成され得る1つ以上のコンピュータサブシステム、例えば、図1に示されるコンピュータサブシステム102と、本明細書に説明される構成要素のうちのいずれかを含み得る、1つ以上のコンピュータサブシステムによって実行される1つ以上の構成要素、例えば、構成要素100とを含む。構成要素は、本明細書に説明されるように構成され得るニューラルネットワーク、例えば、ニューラルネットワーク104を含む。例えば、ニューラルネットワークは、画像の特徴部を決定するように構成された2つ以上のエンコーダ層と、決定された特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成するように構成された2つ以上のデコーダ層とを含む。ニューラルネットワークは、全結合層を含まず、それにより2つ以上のエンコーダ層へ入力される画像のサイズに対する制約を除去する。ニューラルネットワークは、本明細書に説明されるようにさらに構成されてもよい。このシステム実施形態は、本明細書に説明されるようにさらに構成されてもよい。

#### 【0119】

上記のシステムの各々の実施形態の各々は、1つの単一実施形態にまとめられてもよい。

#### 【0120】

別の実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するためのコンピュータ実装の方法に関する。本方法は、標本のための画像を取得することを含む。本方法はまた、画像をニューラルネットワークの2つ以上のエンコーダ層に入力することによって標本のための画像の特徴部を決定することを含む。加えて、本方法は、決定された特徴部から1つ以上のシミュレーション画像を生成することを含む。1つ以上のシミュレーション画像を生成することは、ニューラルネットワークの2つ以上のデコーダ層によって実施される。これら取得すること、決定すること、および生成することは、1つ以上のコンピュータシステムによって実施される。1つ以上の構成要素は、1つ以上のコンピュータシステムによって実行され、1つ以上の構成要素は、ニューラルネットワークを含む。

#### 【0121】

10

20

30

40

50

本方法のステップの各々は、本明細書にさらに説明されるように実施されてもよい。本方法はまた、本明細書に説明されるシステム、コンピュータサブシステム、および／または撮像システムもしくはサブシステムによって実施され得る任意の他のステップを含んでもよい。1つ以上のコンピュータシステム、1つ以上の構成要素、およびニューラルネットワークは、本明細書に説明される実施形態、例えば、コンピュータサブシステム102、構成要素100、およびニューラルネットワーク104のいずれかに従って構成されてもよい。加えて、上記の方法は、本明細書に説明されるシステム実施形態のいずれかによって実施され得る。

#### 【0122】

追加の実施形態は、入力画像からシミュレーション画像を生成するためのコンピュータ実装の方法を実施するための1つ以上のコンピュータシステムに対して実行可能なプログラム命令を格納する非一時的なコンピュータ可読媒体に関する。1つのそのような実施形態は、図4に示される。具体的には、図4に示されるように、非一時的なコンピュータ可読媒体400は、コンピュータシステム404に対して実行可能なプログラム命令402を含む。コンピュータ実装の方法は、本明細書に説明される任意の方法の任意のステップを含んでもよい。

#### 【0123】

本明細書に説明されるものなどの方法を実装するプログラム命令402は、コンピュータ可読媒体400に格納され得る。コンピュータ可読媒体は、磁気もしくは光学ディスク、磁気テープ、または当該技術分野で知られている任意の好適な非一時的なコンピュータ可読媒体などの記憶媒体であり得る。

#### 【0124】

プログラム命令は、中でも手順ベース技術、構成要素ベース技術、および／またはオブジェクト指向技術など、様々なやり方のいずれかで実装され得る。例えば、プログラム命令は、要望に応じて、ActiveXコントロール、C++オブジェクト、Java(登録商標)Beans、Microsoft Foundation Classes('MFC')、SSE(Streaming SIMD Extension)、または他の技術または方法論を使用して実装され得る。

#### 【0125】

コンピュータシステム404は、本明細書に説明される実施形態のいずれかに従って構成され得る。

#### 【0126】

本発明の様々な態様のさらなる修正形態および代替実施形態は、本説明を考慮して当業者には明らかであるものとする。例えば、入力画像からシミュレーション画像を生成するための方法およびシステムが提供される。したがって、本説明は、例証的のみであると解釈されるべきであり、本発明を実行する一般的様式を当業者に教示するということを目的としている。本明細書に示されるおよび説明される本発明の形態は、現在好ましい実施形態として見られることが理解されるべきである。要素および材料は、本明細書に例証され説明されるものに取って代わることができ、部分およびプロセスは逆にすることができ、本発明の特定の特徴は、独立して利用することができ、すべては本発明の本説明の利益を有した後には当業者にとって明白であるものとする。以下の特許請求の範囲に説明されるような本発明の趣旨および範囲から逸脱することなく、本明細書に説明される要素に対して変更がなされてもよい。

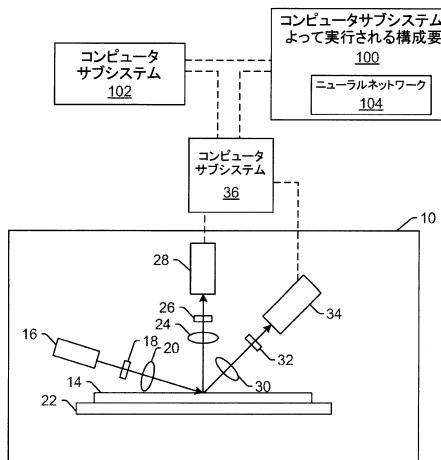
10

20

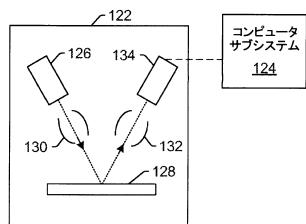
30

40

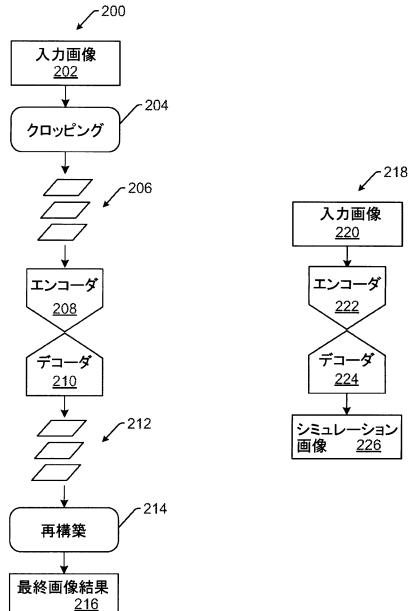
【図1】



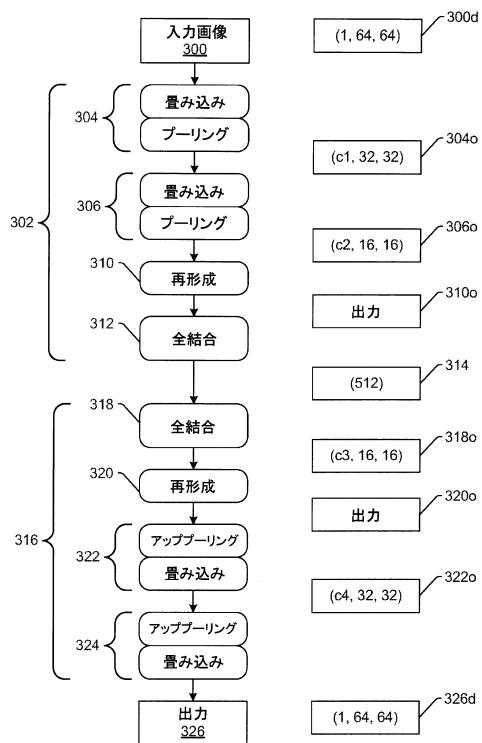
【図1a】



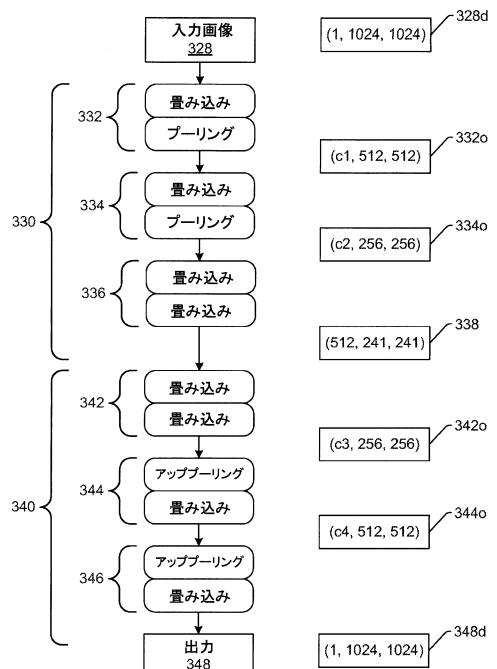
【図2】



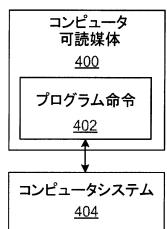
【図3a】



【図3b】



【図4】



---

フロントページの続き

早期審査対象出願

(56)参考文献 特開平8-21803(JP, A)  
特開2014-49118(JP, A)  
特表2018-506168(JP, A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

H01L 21/66  
G06N 3/04  
G06T 1/00