

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7262409号
(P7262409)

(45)発行日 令和5年4月21日(2023.4.21)

(24)登録日 令和5年4月13日(2023.4.13)

(51)国際特許分類	F I			
H 0 1 L 21/66 (2006.01)	H 0 1 L 21/66	J		
G 0 6 T 7/00 (2017.01)	G 0 6 T 7/00	6 1 0 Z		
G 0 1 B 15/04 (2006.01)	G 0 1 B 15/04	K		
H 0 1 J 37/22 (2006.01)	H 0 1 J 37/22	5 0 2 J		
	H 0 1 J 37/22	5 0 2 H		
請求項の数 19 (全27頁)				

(21)出願番号	特願2020-38745(P2020-38745)	(73)特許権者	501387839 株式会社日立ハイテク 東京都港区虎ノ門一丁目17番1号
(22)出願日	令和2年3月6日(2020.3.6)	(74)代理人	110002066 弁理士法人筒井国際特許事務所
(65)公開番号	特開2021-141231(P2021-141231 A)	(72)発明者	近藤 直明 東京都千代田区丸の内一丁目6番6号 株式会社日立製作所内
(43)公開日	令和3年9月16日(2021.9.16)	(72)発明者	原田 実 東京都千代田区丸の内一丁目6番6号 株式会社日立製作所内
審査請求日	令和4年6月7日(2022.6.7)	(72)発明者	嶺川 陽平 東京都港区虎ノ門一丁目17番1号 株 式会社日立ハイテク内
		審査官	今井 聖和
最終頁に続く			

(54)【発明の名称】 試料観察システム及び画像処理方法

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

走査型電子顕微鏡と、計算機と、を有する試料観察システムであって、
前記計算機は：

- (1) 前記走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、
- (2) 前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像と、前記欠陥部位を含まない学習用参照画像と、を取得し、
- (3) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を用いて、推定処理パラメータを算出し、
- (4) 欠陥部位を含む検査用欠陥画像を取得し、
- (5) 前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、擬似参照画像を推定し、

前記(3)の処理は：

- (3A) 所定の評価値に基づいて、前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、の位置合わせを行うことで、アライメント量を取得し、
- (3B) 前記アライメント量に基づいて、前記学習用欠陥画像から学習用部分欠陥画像を切り出し、
- (3C) 前記アライメント量に基づいて、前記学習用参照画像から学習用部分参照画像を切り出し、
- (3D) 前記学習用部分欠陥画像と、前記学習用部分参照画像と、を用いて、前記推定処

理パラメータを算出する、
試料観察システム。

【請求項 2】

請求項 1 記載の試料観察システムであって、
前記計算機は：

(6) 前記擬似参照画像と、前記検査用欠陥画像と、を比較して、前記検査用欠陥画像の欠陥部位を特定する、

試料観察システム。

【請求項 3】

請求項 1 記載の試料観察システムであって、

前記推定処理パラメータは、ニューラルネットワークのパラメータであり、

前記ニューラルネットワークは、入力層に入力する画像の最小サイズは第 1 サイズであり、

前記計算機は、前記(1)の処理として：

各々が前記第 1 サイズ以上の前記複数の画像を取得する、

試料観察システム。

【請求項 4】

請求項 1 記載の試料観察システムであって、

前記推定処理パラメータは、ニューラルネットワークのパラメータであり、

前記ニューラルネットワークは、入力層に入力する画像の最小サイズは第 1 サイズであり、

前記走査型電子顕微鏡は、前記第 1 サイズと、アライメント量の最大値に基づいて、撮像画像のサイズを設定し、

前記設定したサイズに基づいて複数の画像を撮像し、

前記アライメント量の最大値は、前記走査型電子顕微鏡の(A1)ステージ移動誤差および(A2)電子ビームの照射位置決め誤差に基づいて求める、

試料観察システム。

【請求項 5】

請求項 1 記載の試料観察システムであって、

前記計算機は、前記推定処理パラメータの算出処理の終了条件を取得し、

前記計算機は、前記(3)の処理として：

(3E) 前記終了条件を満たすことを検知した時に、前記推定処理パラメータの更新を終了する、

試料観察システム。

【請求項 6】

請求項 5 記載の試料観察システムであって、

前記推定処理パラメータの算出と並行して、前記計算機は：

(7) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を比較することで、前記学習用欠陥画像の欠陥部位を特定する、

試料観察システム。

【請求項 7】

請求項 1 に記載の試料観察システムであって、

前記計算機は、前記検査用欠陥画像に対応する参照画像の取得を省略する、

試料観察システム。

【請求項 8】

走査型電子顕微鏡と、計算機と、を有する試料観察システムであって、

前記計算機は：

前記走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、

前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像を取得し、

前記学習用欠陥画像を用いて、推定処理パラメータを算出し、

欠陥部位を含む検査用欠陥画像を取得し、

前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、前記検査用欠陥画像中の

10

20

30

40

50

欠陥部位を推定し、

前記推定処理パラメータの算出は：

所定の評価値に基づいて、前記学習用欠陥画像と、学習用参照画像との位置合わせを行うことで、アライメント量を取得し、

前記アライメント量に基づいて、前記学習用欠陥画像から学習用部分欠陥画像を切り出し、前記アライメント量に基づいて、前記学習用参照画像から学習用部分参照画像を切り出し、前記学習用部分欠陥画像と、前記学習用部分参照画像と、を用いて、前記推定処理パラメータを算出する、

試料観察システム。

【請求項 9】

計算機による画像処理方法であって、

(M1) 走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、

(M2) 前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像と、前記欠陥部位を含まない学習用参照画像と、を取得し、

(M3) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を用いて、推定処理パラメータを算出し、

(M4) 欠陥候補部位を含む検査用欠陥画像を取得し、

(M5) 前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、擬似参照画像を推定し、

前記(M3)として：

(M3A) 所定の評価値に基づいて、前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、の位置合わせを行うことで、アライメント量を取得し、

(M3B) 前記アライメント量に基づいて、前記学習用欠陥画像から学習用部分欠陥画像を切り出し、

(M3C) 前記アライメント量に基づいて、前記学習用参照画像から学習用部分参照画像を切り出し、

(M3D) 前記学習用部分欠陥画像と、前記学習用部分参照画像と、を用いて、前記推定処理パラメータを算出する、

画像処理方法。

【請求項 10】

請求項 9 記載の画像処理方法であって、

(M6) 前記擬似参照画像と、前記検査用欠陥画像と、を比較して、前記検査用欠陥画像の欠陥部位を特定する、

画像処理方法。

【請求項 11】

請求項 9 記載の画像処理方法であって、

前記推定処理パラメータは、ニューラルネットワークの重み値であり、

前記ニューラルネットワークは、入力層に入力する画像の最小サイズは第 1 サイズであり、

前記(M1)として：

各々が前記第 1 サイズ以上の前記複数の画像を取得する、

画像処理方法。

【請求項 12】

請求項 9 記載の画像処理方法であって、

前記推定処理パラメータは、ニューラルネットワークの重み値であり、

前記ニューラルネットワークは、入力層に入力する画像の最小サイズは第 1 サイズであり、

前記走査型電子顕微鏡は、前記第 1 サイズと、アライメント量の最大値に基づいて、撮像画像のサイズを設定し、

前記設定したサイズに基づいて複数の画像を撮像し、

前記アライメント量の最大値は、前記走査型電子顕微鏡の(A1)ステージ移動誤差および(A2)電子ビームの照射位置決め誤差に基づいて求める、

10

20

30

40

50

画像処理方法。

【請求項 13】

請求項 9 記載の画像処理方法であって、
前記推定処理パラメータの推定処理の終了条件を取得し、
前記 (M3) として：

(M3E) 前記終了条件を満たすことを検知した時に、前記推定処理パラメータの更新を終了する、

画像処理方法。

【請求項 14】

請求項 13 記載の画像処理方法であって、
(M7) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を比較することで、前記学習用欠陥画像の欠陥部位を特定する、ことを前記推定処理パラメータの算出と並行に行う、
画像処理方法。

10

【請求項 15】

請求項 9 に記載の画像処理方法であって、
前記検査用欠陥画像に対応する参照画像の取得を省略する、
画像処理方法。

【請求項 16】

請求項 1 記載の試料観察システムであって、
前記学習用参照画像は、前記学習用欠陥画像に撮像された回路パターンと同様の回路パターンが形成されるように設計された領域の画像であり、
前記 (3A) の処理により、位置合わせがされたときの前記学習用参照画像と前記学習用欠陥画像間の座標差が、前記アライメント量として取得される、
試料観察システム。

20

【請求項 17】

請求項 16 記載の試料観察システムであって、
前記学習用参照画像は、前記走査型電子顕微鏡によって撮像されるウェハに配置された複数の同様なチップにおいて、前記学習用欠陥画像に撮像された回路パターンが形成されたチップから 1 チップ分ずらしたチップに形成された回路パターンの領域の画像である、
試料観察システム。

30

【請求項 18】

請求項 9 記載の画像処理方法であって、
前記学習用参照画像は、前記学習用欠陥画像に撮像された回路パターンと同様の回路パターンが形成されるように設計された領域の画像であり、
前記 (M3A) の処理により、位置合わせがされたときの前記学習用参照画像と前記学習用欠陥画像間の座標差が、前記アライメント量として取得される、
画像処理方法。

【請求項 19】

請求項 18 記載の画像処理方法であって、
前記学習用参照画像は、前記走査型電子顕微鏡によって撮像されるウェハに配置された複数の同様なチップにおいて、前記学習用欠陥画像に撮像された回路パターンが形成されたチップから 1 チップ分ずらしたチップに形成された回路パターンの領域の画像である、
画像処理方法。

40

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は荷電粒子顕微鏡などを用いて、試料である半導体ウェハ上に形成された回路パターンや欠陥を観察する、試料観察システム及び画像処理方法に関するものである。

【背景技術】

【0002】

50

半導体ウェハの製造では、製造プロセスを迅速に立ち上げ、高歩留まりの量産体制に早期に移行させることが、収益確保のため重要である。この目的のため、製造ラインには各種の検査装置や試料上の欠陥を観察する装置、計測装置が導入されている。

【0003】

試料上の欠陥を観察する装置とは、欠陥検査装置が出力した欠陥位置座標（試料（ウェハ）上の欠陥の位置を示した座標情報）をもとに、ウェハ上の欠陥位置を高解像度に撮像し、画像を出力する装置であり、走査型電子顕微鏡（SEM：Scanning Electron Microscope）を用いた欠陥観察装置（以下、レビューSEMと記載）が広く使われている。

【0004】

半導体の量産ラインでは試料観察作業の自動化が望まれており、レビューSEMは試料内の欠陥位置における画像を自動収集する欠陥画像自動収集処理（ADR：Automatic Defect Review）を行う機能と、収集した欠陥画像を自動で分類する欠陥画像自動分類処理（ADC：Automatic Defect Classification）を行う機能とを搭載している。

【0005】

なお、欠陥検査装置が出力した欠陥位置座標には誤差が含まれているため、ADRでは欠陥検査装置が出力した欠陥位置座標を中心に視野を広くして撮像した画像から、欠陥を再検出し、再検出した欠陥位置を高倍率で撮像し観察用画像を得る機能を備えている。SEM画像からの欠陥検出方法として、欠陥部位と同一の回路パターンが形成されている領域を撮像した画像を参照画像とし、欠陥部位を撮像した画像（以降、欠陥画像と記載）と参照画像を比較することで欠陥を検出する方法が特開2001-189358号公報（特許文献1）に記載されている。

【0006】

設計データに応じたデータベース画像と、撮像画像から、参照画像を生成し、撮像画像と参照画像を比較し、欠陥候補を検出する方法がWO2019/216303号公報（特許文献2）に記載されている。

【0007】

また、非特許文献1には、ニューラルネットワークを用いて、入力画像と出力画像との対応関係を学習する方法が開示されている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0008】

【文献】特開2001-189358号公報
WO2019/216303号公報

【非特許文献】

【0009】

【文献】Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation", arXiv preprint arXiv:1505.04597 (2015)

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0010】

本発明に係る試料上の欠陥を観察するシステム（以降、試料観察システムと記載）は、半導体ウェハなどの試料を撮像し、画像を取得して、その画像を観察するシステムに関するものである。

【0011】

試料観察システムにおいては、単位時間あたりに、より多くの画像を取得する（スループット高く動作する）ことが重要である。特許文献1には、欠陥画像ごとに参照画像を取

10

20

30

40

50

得して、欠陥検出を行う方法が記載されている。しかし、欠陥画像から参照画像を推定することが可能であれば、参照画像の取得を省略することが可能となるため、試料観察のスループットの向上が可能となる。特許文献2には、設計データに応じたデータベース画像と、撮像画像から、参照画像を生成する方法が記載されている。しかし、設計データは機密性の高い情報であり、半導体の製造ライン、特に、高いスループットが求められる量産ラインには持ち出すことが許されず、設計データを利用することが困難なことがある。以上のように、設計データを利用できない場合、欠陥画像から参照画像を推定することは困難であり、前述の公知例のいずれもこの問題について解決する方法について言及がない。

【0012】

本発明の目的は、上記した従来技術の課題を解決して、設計データを利用せずに、欠陥画像から参照画像を推定することを可能とし、試料観察のスループットを向上することを可能にすることにある。

10

【0013】

また、本発明の他の目的は、上記した従来技術の課題を解決して、設計データを利用せずに、欠陥画像から欠陥部位を推定することを可能とし、試料観察のスループットを向上することを可能にすることにある。

【課題を解決するための手段】

【0014】

本発明の走査型電子顕微鏡と、計算機と、を有する試料観察システム及び方法又は試料観察システムに含まれる計算機は、

20

(1) 前記走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、

(2) 前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像と、前記欠陥部位を含まない学習用参照画像と、を取得し、

(3) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を用いて、推定処理パラメータを算出し、

(4) 欠陥部位を含む検査用欠陥画像を取得し、

(5) 前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、擬似参照画像を推定する。

【0015】

別な視点に於いて、本発明の走査型電子顕微鏡と、計算機と、を有する試料観察システム及び方法又は試料観察システムに含まれる計算機は、

30

前記走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、

前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像を取得し、

前記学習用欠陥画像を用いて、推定処理パラメータを算出し、

欠陥部位を含む検査用欠陥画像を取得し、

前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、前記検査用欠陥画像中の欠陥部位を推定する。

【発明の効果】

【0016】

本発明によれば、試料観察において、設計データを利用できない場合でも、欠陥画像から参照画像を推定することが可能となる。さらには、参照画像を推定することで参照画像の取得を省略することが可能となり、試料観察のスループットを向上させることが可能となる。

40

【0017】

また、本発明によれば、試料観察において、欠陥画像から欠陥部位を推定することが可能となる。さらには、欠陥画像から欠陥部位を推定することで参照画像の取得を省略することが可能となり、試料観察のスループットを向上させることが可能となる。

【図面の簡単な説明】

【0018】

【図1】実施例1に係わる試料観察システムの概略の構成を示すブロック図である。

50

【図 2】実施例 1 に係わる試料観察システムの試料観察の流れを示すフロー図である。

【図 3】実施例 1 に係わる試料観察システムの試料観察における欠陥部位を特定した結果の例を示す図である。

【図 4】実施例 1 に係わる試料観察システムの学習シーケンスの流れを示すフロー図である。

【図 5】実施例 1 に係わる試料観察システムの学習シーケンスにおける学習用画像対を取得する処理のフロー図である。

【図 6】実施例 1 に係わる試料観察システムの学習シーケンスにおける推定処理パラメータを算出する処理のフロー図である。

【図 7】実施例 1 に係わる試料観察システムの推定処理パラメータの算出における画像対を位置合わせする処理と画像を切り出す処理を示す図である。

10

【図 8】実施例 1 に係わる試料観察システムにおける擬似参照画像を推定するニューラルネットワークの構成を示すブロック図である。

【図 9】実施例 1 に係わる試料観察システムにおける学習用画像サイズを設定するための GUI である。

【図 10】実施例 1 に係わる試料観察システムにおける学習終了条件を設定するための GUI である。

【図 11】実施例 1 に係わる試料観察システムにおける学習ステップごとの推定誤差を確認するための GUI である。

【図 12】実施例 1 に係わる試料観察システムにおける学習用欠陥画像から推定した擬似参照画像のうち指定された画像を表示するための GUI である。

20

【図 13】実施例 1 に係わる試料観察システムと比較する従来の試料観察システムにより観察用欠陥画像を取得する処理のタイミングチャートである。

【図 14】実施例 1 に係わる試料観察システムにより観察用欠陥画像を取得する処理のタイミングチャートである。

【図 15】実施例 2 に係わる試料観察システムの学習シーケンスの流れを示すフロー図である。

【図 16】実施例 3 に係わる試料観察システムにおける計算機の概略の構成を示すブロック図である。

【図 17】実施例 3 に係わる試料観察システムの試料観察の流れを示すフロー図である。

30

【図 18】実施例 3 に係わる試料観察システムの学習シーケンスにおける推定処理パラメータを算出する処理のフロー図である。

【図 19】実施例 3 に係わる試料観察システムにおける欠陥部位を推定するニューラルネットワークの構成を示すブロック図である。

【図 20】実施例 1 から 3 の学習用部分欠陥画像から擬似参照画像を推定する場合に用いる式を示す図である。

【図 21】実施例 3 の処理で用いる式を示す図である。

【発明を実施するための形態】

【0019】

実施形態について、図面を参照して説明する。なお、以下に説明する実施形態は特許請求の範囲に係る発明を限定するものではなく、また実施形態の中で説明されている諸要素及びその組み合わせの全てが発明の解決手段に必須であるとは限らない。

40

【0020】

(実施の形態 1)

<システム構成>

本実施例に関わる試料観察システムについて、図 1 を用いて説明する。本実施例では、試料を撮像する撮像装置として、走査型電子顕微鏡 (SEM: Scanning Electron Microscope) を備えた試料観察システムを対象に説明する。しかし、本実施例に関わる撮像装置は、SEM 以外でも良く、光学顕微鏡やイオンなどの荷電粒子を用いた撮像装置でも良い。また、観察対象の画像として半導体ウェハ上の欠陥を撮像

50

した画像を対象に説明するが、フラットパネルディスプレイや生体試料など他の試料を撮像した画像でも良い。

【0021】

図1は、本実施例にかかる試料観察装置100の構成を表している。試料観察装置(試料観察システムとも称する)100は、試料の撮像を行うSEM101と、試料の欠陥を検出する欠陥検査装置102と、計算機103を備えて構成されている。

【0022】

SEM101は、観察対象である試料ウェハ104を搭載してX-Y平面内又はX-Y-Z空間内で移動可能なステージ105、試料ウェハ104に照射する電子ビーム106を発生させる電子源107、電子ビーム106が照射された試料ウェハ104から発生した二次電子108や反射電子109などを検出する検出器110の他、電子ビーム106を試料ウェハ104上に収束させる電子レンズ(図示せず)や、電子ビーム106を試料ウェハ104上で走査するための偏向器(図示せず)を備えて構成される。

10

【0023】

欠陥検査装置102は、ウェハ表面の光学画像を撮像し、良品部位の画像(例えば隣接チップの画像)との比較により欠陥を検査する装置である。ただし、このような検査装置は、その照明波長の影響を受け、取得画像の分解能限界は数百ナノメートル程度となる。よって、ウェハ上における数十ナノメートルオーダの欠陥に関しては、その有無を検出できるのみであり、ウェハ上の欠陥座標を出力する。

【0024】

計算機103は、ユーザインターフェース(図ではユーザI/Fと表記)111、ネットワークインターフェース(図ではネットワークI/Fと表記)112、SEM101の制御を行う制御部113、情報を記憶する記憶部114、処理部115を備えている。なお、記憶部114は例えば、磁気ディスクデバイス、揮発性及び不揮発性の半導体メモリデバイス、が例であるが、他の記憶デバイスでもよい。また記憶部は複数の前述のデバイスより構成されてもよい。また、処理部の例は、CPU、GPU、FPGA、LSI、のいずれでもよく、組み合わせで実現してもよい。なお、後ほど説明する制御部113は、計算機103とは別なサブシステム(制御サブシステムと呼ぶことがある)であってもよい。また、本明細書では計算機103は一つの例で説明するが、複数の計算機であってもよい。例えばGUI表示をする処理はタブレットやスマートフォンといった表示用の計算機で行い、その他画像処理は別な計算機で行うといったことが考えられる。また、計算機は前述の構成物を複数有してもよい。

20

ユーザインターフェース111は、例えば、タッチパネル、ディスプレイ、キーボード、マウス等であるが、作業員(ユーザ)からの操作を受け付け、情報を表示ができれば、他のデバイスであっても良い。ネットワークインターフェース112は、ネットワークを介して、欠陥検査装置やSEMなどの外部装置と通信するためのインターフェースである。

30

【0025】

制御部113、処理部115、記憶部114について本実施例にかかる構成を説明する。

【0026】

制御部113は、ステージ制御部116、電子ビーム制御部117、検出器制御部118を備えている。ステージ制御部116は、ステージ105の移動や停止などの制御を行う。電子ビーム制御部117は、所定の視野内において電子ビーム106が照射されるように偏向器(図示せず)を制御して、試料ウェハ104上の電子ビーム106のスキャン領域を制御する。検出器制御部118は、図示していない偏向器により駆動された電子ビーム106のスキャンに同期して検出器110からの信号をサンプリングし、ゲインやオフセットなどを調整しデジタル画像を生成する。なお、制御部113の実現形態としては、例えば回路で実現してもよく、CPU、GPU、FPGA、LSIで実現してもよい。

40

【0027】

記憶部114は、検出器制御部118において生成されたデジタル画像を付帯情報とと

50

もに記憶する画像記憶エリア 119、デバイスや製造工程の情報や画像の撮像条件などを含むレシピを記憶するレシピ記憶エリア 120、擬似参照画像の推定処理に係わるパラメータを記憶する推定処理パラメータ記憶エリア 121を含む。なお、各エリアは必ずしも分かれたエリアである必要はない。レシピ、パラメータ、推定処理パラメータが記憶できるのであれば記憶部 114 の内部のデータ配置はどのような形式であってもよい。

【0028】

処理部 115 は、欠陥画像から擬似参照画像を推定するための推定処理パラメータを算出する推定処理パラメータ算出部 122、推定処理パラメータに基づいて擬似参照画像を推定する擬似参照画像推定部 123、欠陥画像中の欠陥部位を特定する欠陥部位特定部 124 を備えている。なお、処理部 115 が CPU や GPU 等、プログラムによって所定の処理を実行するデバイスの場合は、推定処理パラメータ算出部 122、擬似参照画像推定部 123、欠陥部位特定部 124 に対応するプログラム（まとめて画像処理プログラムと呼ぶ）が記憶部 114 に格納されている。そして処理部 115 が当該プログラムを読み出すことでこれらの処理を実現することになる。

10

【0029】

次に、本実施例で行う処理について説明する。なお、別途明記した場合を除いて、実施例 1 から 3 に関する以後の処理の説明は計算機 103 によって行われる処理である。より具体的には SEM 101 の制御については制御部 113 が行う処理であり、その他の処理は処理部 115 が行うことが処理の分担例である。また、処理部 115 が CPU や GPU の場合は、記憶部 114 に格納されたプログラム（以後画像処理プログラムと呼ぶ場合がある）を読みだして実現している。ただし、推定処理パラメータ算出部 122、擬似参照画像推定部 123、又は欠陥部位特定部 124 によって行われる処理と説明した場合でも、これら部は処理部 115 に含まれるため、処理部 115 によって処理されると考えてもよい。

20

【0030】

< 試料観察 >

試料の観察処理に関して図 2 を用いて説明する。

【0031】

まず、観察対象となる試料ウェハ 104 をステージ 105 上にロードされるのを待つ (S201)。次に、観察対象である試料ウェハに対応したレシピをレシピ記憶エリアから読み込む (S202)。試料ウェハ 104 上に形成された半導体パターンは、多数の製造工程を経て製造されており、各工程において外観が大きく異なる場合がある。更に、帯電のしやすさなど試料の特性も異なる場合がある。そのため、デバイスや製造工程ごとに撮像条件を調整し、記憶させるのが一般的である。同様の理由により、擬似参照画像の推定処理パラメータも工程ごとに管理することで推定精度が向上する。

30

【0032】

次に、欠陥検査装置 102 の出力した欠陥座標情報を受信又は読み込む (S203)。ここで、受信又は読み込まれた欠陥座標の全てを観察対象としても良いし、ユーザ指定条件に基づきサンプリングしたものを観察対象としても良い。次に、試料ウェハ 104 が処理された工程に対応した推定処理パラメータが推定処理パラメータ記憶エリア 121 に記憶されているか否かを確認し (S204)、記憶されていない場合 (図 2 で「なし」の場合) は、後述する学習シーケンスにより推定処理パラメータを算出し、結果を推定処理パラメータ記憶エリア 121 に記憶する (S205)。なお、前述の欠陥検査装置からの欠陥座標情報の受信はネットワークインターフェース 112 を介して受信してもよく、又は USB メモリなどの可搬性記憶媒体から読み込んでよい。なお、S205 は、推定処理パラメータ算出部 122 で実現してもよく、前述の通り演算部 115 全体で実現してもよい。

40

【0033】

次に、推定処理パラメータ記憶エリア 121 から擬似参照画像の推定処理パラメータを読み込む (S206)。次に、試料ウェハ 104 上の観察対象欠陥を、SEM 101 を用

50

いて順次撮像して、以下のS 2 0 7からS 2 1 3の一連の観察を行う。

【 0 0 3 4 】

まず、制御部 1 1 3を通して、試料ウェハ 1 0 4上の観察対象欠陥がSEM 1 0 1の撮像視野に含まれるようにステージ 1 0 5を制御して移動させる(S 2 0 7)。次に、検査用欠陥画像を取得する(S 2 0 8)。当該画像の取得は例えば、SEM 1 0 1により電子ビーム 1 0 6を試料ウェハ 1 0 4上の観察対象欠陥を含む比較的広い領域に照射して走査し、発生した二次電子 1 0 8や反射電子 1 0 9を検出器 1 1 0で検出することにより観察対象欠陥を含む比較的広い領域を撮像し、この撮像して得た検出器 1 1 0からの検出信号を検出器制御部 1 1 8で処理して、観察対象の欠陥を含む比較的広い領域の低倍率画像を取得することで行われる。

10

【 0 0 3 5 】

次に、検査用欠陥画像に対してノイズ除去や輝度むら補正などの画像前処理を適用し(S 2 0 9)、擬似参照画像推定部 1 2 3において、推定処理パラメータ記憶エリア 1 2 1から読み込んだ推定処理パラメータを用いて、画像前処理を行った検査用欠陥画像から、擬似参照画像を推定する(S 2 1 0)。この類似参照画像は、検査用欠陥画像と同様の回路パターンが観察され、かつ欠陥を含まない画像に相当する。なお、擬似参照画像の推定には、設計データは不要であり、推定処理パラメータ及び画像前処理を行った検査用欠陥画像を用いる。

【 0 0 3 6 】

次に、欠陥部位特定部 1 2 4において、検査用欠陥画像と擬似参照画像を比較して、検査用欠陥画像から欠陥部位を特定する(S 2 1 1)。欠陥部位の特定方法については特許文献 1 などに記載の方法を用いれば良い。

20

【 0 0 3 7 】

次に、特定した欠陥部位を、視野を狭めて高倍率で撮像し、観察用の欠陥画像(以降、観察用欠陥画像と記載)を取得し(S 2 1 2)、検査用欠陥画像と、擬似参照画像と、観察用欠陥画像を画像記憶エリア 1 1 9に記憶する(S 2 1 3)。

【 0 0 3 8 】

以上で図 2 のフローが終わる。なお当該一連の処理は、試料ウェハ 1 0 4の全ての観察対象欠陥について繰り返し実行してもよいが、他の基準に基づいて一部の観察対象欠陥について行ってもよい。なお、S 2 0 5は、推定処理パラメータ算出部 1 2 2が担ってもよく、処理部 1 1 5全体として担当してもよい。

30

【 0 0 3 9 】

<< 欠陥部位を特定した結果の例 >>

S 2 1 1において欠陥部位を特定した結果の例を図 3 を用いて説明する。検査用欠陥画像 3 0 1と擬似参照画像 3 0 2を用いて、欠陥部位を特定すると、欠陥部位と欠陥部位以外の領域を区別可能な特定欠陥部位画像 3 0 3が得られる。特定欠陥部位画像 3 0 3において、例えば、欠陥部位の画素値は 1、欠陥部位以外の領域の画素値は 0 とすれば良い。

【 0 0 4 0 】

<< 学習シーケンス >>

S 2 0 5の学習シーケンスにより推定処理パラメータを算出し、結果を推定処理パラメータ記憶エリア 1 2 1に記憶する処理に関して図 4 を用いて説明する。

40

【 0 0 4 1 】

まず、学習用に取得する画像のサイズを取得する(S 4 0 1)。次に、学習対象とする欠陥を設定する(S 4 0 2)。これは、S 2 0 3で読み込まれた欠陥座標の全てを学習対象としても良いし、ユーザ指定条件に基づきサンプリングしたものを学習対象としても良い。次に、この設定した学習対象とする欠陥を含む画像(以降、学習用欠陥画像と記載)と、学習対象とする欠陥位置周辺と同様の回路パターンが形成されるように設計された領域を含む画像(以降、学習用参照画像と記載)の対を取得する(S 4 0 3)。

【 0 0 4 2 】

<<< S 4 0 3の学習用画像対取得の詳細 >>>

50

ここで、S 4 0 3 に関して図 5 を用いて説明する。まず、学習対象とする欠陥位置周辺と同様の回路パターンが形成されるように設計された（または想定される）領域（以降、参照領域と記載）が S E M 1 0 1 の撮像視野に含まれるようにステージ 1 0 5 を制御して移動させる（S 5 0 1）。なお、参照領域の特定には設計データ程精度の良い情報は不要である。半導体ウェハにおいては、同様の回路パターンが形成されるように設計されたチップがウェハ上に複数配置されているため、最も簡単な方法としては欠陥座標から 1 チップ分ずらした領域を参照領域とすることが考えられる。しかし他の方法で参照領域を選択してもよい。

【 0 0 4 3 】

次に、電子ビーム 1 0 6 を試料ウェハ 1 0 4 上の参照領域に照射して走査し、発生した二次電子 1 0 8 や反射電子 1 0 9 を検出器 1 1 0 で検出することにより参照領域を撮像し、この撮像して得た検出器 1 1 0 からの検出信号を検出器制御部 1 1 8 で処理して、S 4 0 1 で取得したサイズ以上となるように学習用参照画像を取得する（S 5 0 2）。

10

【 0 0 4 4 】

次に、学習対象とする欠陥を含む領域（以降、欠陥領域と記載）が S E M 1 0 1 の撮像視野に含まれるようにステージ 1 0 5 を制御して移動させる（S 5 0 3）。次に、電子ビーム 1 0 6 を試料ウェハ 1 0 4 上の欠陥領域に照射して走査し、発生した二次電子 1 0 8 や反射電子 1 0 9 を検出器 1 1 0 で検出することにより欠陥領域を撮像し、この撮像して得た検出器 1 1 0 からの検出信号を検出器制御部 1 1 8 で処理して、S 4 0 1 で取得したサイズ以上となるように学習用欠陥画像を取得する（S 5 0 4）。

20

【 0 0 4 5 】

学習用欠陥画像と学習用参照画像を取得した後、学習用欠陥画像と学習用参照画像が対になるように付帯情報を付加して画像記憶エリア 1 1 9 に記憶する（S 5 0 5）。

【 0 0 4 6 】

以上が図 5 を用いた説明である。なお、学習用参照画像と学習用欠陥画像の取得の順番はどちらが先でも良い。すなわち、S 5 0 3 ~ S 5 0 4 の後に S 5 0 1 ~ S 5 0 2 の処理を実行しても良い。

【 0 0 4 7 】

< < < 学習シーケンスと欠陥観察処理の並行処理 > > >

図 4 の説明に戻る。以下に説明する S 4 0 4 と S 4 0 5 は、学習シーケンスと並行して欠陥部位の特定と欠陥観察に必要な処理を行うことで、時間を要する学習シーケンス時間中であっても欠陥観察を行えるメリットを意図した処理である。

30

【 0 0 4 8 】

S 4 0 3 で取得した学習用欠陥画像と学習用参照画像を比較して、S 2 1 1 同様に欠陥部位を特定する（S 4 0 4）。次に、特定した欠陥部位を、視野を狭めて高倍率で撮像し、観察用欠陥画像を取得し、観察用欠陥画像を画像記憶エリア 1 1 9 に記憶し、S 2 0 7 ~ S 2 1 3 において観察対象とする欠陥からは除外する（S 4 0 5）。以上の S 4 0 3 ~ S 4 0 5 の処理を、試料ウェハ 1 0 4 の全て又は一部の学習対象欠陥について繰り返し実行する。

【 0 0 4 9 】

以上が学習シーケンスと欠陥観察処理の並行処理に関してである。

40

【 0 0 5 0 】

最後に、推定処理パラメータの学習終了条件を取得し（S 4 0 6）、推定処理パラメータ算出部 1 2 2 において、擬似参照画像を推定するための推定処理パラメータを算出する（S 4 0 7：詳細は後述）。

【 0 0 5 1 】

以上が図 4 の説明である。ここで、S 4 0 4 と S 4 0 5 は前述の並行処理のメリットの他に、S 2 1 2 において観察用欠陥画像の取得が不要となるため、試料観察を効率的に行うことが可能となるメリットがある。なお、S 4 0 4 ~ S 4 0 5 を省略しても良く、省略した場合は、学習対象欠陥について、S 2 0 7 ~ S 2 1 3 において観察対象とする欠陥が

50

らは除外しない。

【 0 0 5 2 】

< < S 4 0 7 の推定処理パラメータ算出の詳細 > >

S 4 0 7 の推定処理パラメータ算出処理に関して図 6 を用いて説明する。推定処理パラメータの算出には、設計データは不要であり、学習用欠陥画像と学習用参照画像を用いる。

【 0 0 5 3 】

まず、S 4 0 3 で取得した全ての学習用欠陥画像と学習用参照画像に対して、S 2 0 9 同様、ノイズ除去や輝度むら補正などの画像前処理を適用する (S 6 0 1)。次に、ステージ移動や電子ビーム照射の位置決めにおける誤差を吸収するために、所定の評価値に基づいて、学習用欠陥画像と学習用参照画像の対の位置合わせを行い、画像間のアライメント量 $A X$ 、 $A Y$ を求める (S 6 0 2)。所定の評価値としては、正規化相互相関係数や平均二乗誤差などを用い、評価値が最大もしくは最小になる位置をもとに位置合わせを行えば良い。なお、画像解像度 (同じ視野の 1 枚の画像あたりの画素数) が異なる場合には、位置合わせを行う前に線形補間などで、画像解像度を揃えておくものとする。

10

【 0 0 5 4 】

次に、アライメント量に基づいて、学習用欠陥画像から学習用部分欠陥画像を切り出し、学習用参照画像から学習用部分参照画像を切り出す (S 6 0 3)。

【 0 0 5 5 】

ここで、S 6 0 1 及び S 6 0 2 の処理について、図 7 を用いて説明する。図 7 には、学習用欠陥画像 7 0 1、学習用参照画像 7 0 2 を示している。S 6 0 1 ではこの 2 枚の画像について所定の評価値に基づいて位置合わせし、画像位置合わせ結果 7 0 3 を得る。なお、位置合わせ結果 7 0 3 には学習用欠陥画像 7 0 1 のみに含まれる欠陥部位については図示していない。S 6 0 2 では、アライメント量 $A X$ 、 $A Y$ に基づいて、学習用欠陥画像と学習用参照画像に共通する領域として、学習用欠陥画像 7 0 1 から学習用部分欠陥画像 7 0 4 を切り出し、学習用参照画像 7 0 2 から学習用部分参照画像 7 0 5 を切り出す。

20

【 0 0 5 6 】

再び図 6 を用いた説明に戻る。学習中推定処理パラメータを初期化する (S 6 0 4)。この際、以前に学習した推定処理パラメータを推定処理パラメータ記憶エリア 1 2 1 から読み出して学習中推定処理パラメータの初期値として利用しても良い。次に、学習中推定処理パラメータに基づいて、学習用部分欠陥画像から擬似欠陥画像を推定し (S 6 0 5)、学習用部分参照画像と擬似欠陥画像との推定誤差を算出し (S 6 0 6)、推定誤差が小さくなるように、学習中推定処理パラメータを更新する (S 6 0 7)。次に、S 4 0 6 で取得した学習終了条件を満たすか否かを確認する。(S 6 0 8) もし、学習終了条件を満たす場合には、学習中推定処理パラメータを推定処理パラメータとして推定処理パラメータ記憶エリア 1 2 1 に保存する (S 6 0 9)。もし、学習終了条件を満たさない場合は、再び S 6 0 5 の処理に戻る。

30

【 0 0 5 7 】

以上で図 6 のフローが終了する。

【 0 0 5 8 】

なお、学習終了条件としては、例えば、下記が考えられる：
(学習終了条件 1) 推定誤差と予め設定された推定誤差しきい値 $T H$ を比較し推定誤差がしきい値 $T H$ よりも小さい。
(学習終了条件 2) ユーザから学習終了の操作を受け付けた。
(学習終了条件 3) S 6 0 5 から S 6 0 8 までの処理を、予め設定された指定回数 $M R$ だけ繰り返した。

40

【 0 0 5 9 】

< < ニューラルネットワークの適用 > >

また、S 6 0 5 において学習用部分欠陥画像から擬似参照画像を推定する一方法として、非特許文献 1 に記載されているニューラルネットワークを用いれば良い。なお、このニューラルネットワークは、S 2 1 0 において検査用欠陥画像から擬似参照画像を推定する

50

際にも用いる。具体的には図 8 に示すような U n e t と呼ばれる U 字形式のニューラルネットワークを用いれば良い。ここで、 Y は入力画像を示す。 $F_{11}(Y)$ 、 $F_{12}(Y)$ 、 $F_{13}(Y)$ 、 $F_{21}(Y)$ 、 $F_{22}(Y)$ 、 $F_{23}(Y)$ 、 $F_{24}(Y)$ 、 $F_{31}(Y)$ 、 $F_{32}(Y)$ は中間データを示す。 $F(Y)$ が擬似参照画像の推定結果を示す。

【0060】

中間データと最終結果は図 20 の式 1 ~ 式 10 により算出される。ただし、式 1 ~ 式 10 において、“*” は畳み込み演算を表し、 DS は入力画像に 2×2 のマックスフィルタを適用し空間 (XY) 方向に半分に縮小させる演算を表し、 US は入力画像を空間方向に 2 倍のサイズにアップサンプリングする演算を表し、 CC は入力された 2 つの画像をチャンネル方向に結合する演算を表す。

10

【0061】

ここで、式 1 ~ 式 10 で用いられる変数の意味は下記の通りである：

W_1 は c_1 個の $c_0 \times f_1 \times f_1$ サイズのフィルタ

c_0 は入力画像のチャンネル数

f_1 は空間フィルタのサイズ

入力画像に $c_0 \times f_1 \times f_1$ サイズのフィルタを c_1 回畳み込むことで c_1 次元の特徴マップが得られる。

【0062】

再び式 1 ~ 式 10 で用いられる変数の意味を下記に記す：

B_1 は c_1 次元のベクトル (c_1 個のフィルタに対応したバイアス成分)

20

W_2 は $c_1 \times f_2 \times f_2$ サイズのフィルタ

B_2 は c_2 次元のベクトル

W_3 は $c_2 \times f_3 \times f_3$ サイズのフィルタ

B_3 は c_3 次元のベクトル

W_4 は $c_3 \times f_4 \times f_4$ サイズのフィルタ

B_4 は c_2 次元のベクトル

W_5 は $(c_2 \times 2) \times f_5 \times f_5$ サイズのフィルタ

B_5 は c_2 次元のベクトル

W_6 は $c_2 \times f_6 \times f_6$ サイズのフィルタ

B_6 は c_1 次元のベクトル

30

W_7 は $(c_1 \times 2) \times f_7 \times f_7$ サイズのフィルタ

B_7 は c_4 次元のベクトル

W_8 は $c_4 \times f_8 \times f_8$ サイズのフィルタ

B_8 は c_5 次元のベクトル。

【0063】

このうち、 c_0 と c_5 は学習用部分欠陥画像と学習用部分参照画像のチャンネル数により決まる値である。また、 $f_1 \sim f_8$ 、 $c_1 \sim c_4$ は学習シーケンス前にユーザが決定するハイパーパラメータであり、たとえば $f_1 \sim f_8 = 3$ 、 $c_1 = 8$ 、 $c_2 = 16$ 、 $c_3 = 32$ 、 $c_4 = 64$ とすれば良い。推定処理パラメータの算出処理 (S_{405}) により算出するパラメータは、 $W_1 \sim W_8$ 、 $B_1 \sim B_8$ である。

40

【0064】

なお、以上示したニューラルネットワークの構成として、他の構成を用いても良い。図 8 では最大深さ 3 の U n e t の構造について説明したが、例えば、深さを変更してもよく、最大深さ 4 以上のネットワークなどを用いても良い。

【0065】

推定誤差算出処理 (S_{607}) は、推定結果 $F(Y)$ と学習用部分参照画像の差異 (誤差) を評価する処理であり、本処理で求めた推定誤差が小さくなるようにパラメータの更新が行われる。画像間の差異 (誤差) を定量化する方法としては、平均二乗誤差 (Mean Square Error) などを用いれば良い。

【0066】

50

推定処理パラメータ更新処理（S 6 0 8）においては、ニューラルネットワークの学習において一般的な誤差逆伝搬法を用いれば良い。また、推定誤差を算出する際に、取得した学習用欠陥画像と学習用参照画像の対の全てを用いても良いが、ミニバッチ方式を取っても良い。つまり、学習用欠陥画像と学習用参照画像の対の中から複数の画像対をランダムに抜き出し、パラメータを更新することを繰り返し実行しても良い。さらには、ひとつの画像対からパッチ画像をランダムに切り出し、ニューラルネットワークの入力画像 Y としても良い。これにより、学習が効率的に行える。

【 0 0 6 7 】

< G U I >

次に、ユーザインターフェース 1 1 1 に表示される G U I について説明する。

10

【 0 0 6 8 】

図 9 に、S 4 0 1 において、学習用画像のサイズを設定するための G U I 9 0 0 を示している。本 G U I 9 0 0 には、S 2 0 2 で読み込んだレシピに含まれる検査欠陥画像サイズ 9 0 1 と撮像視野 9 0 2 が表示される。さらに、G U I 9 0 0 には学習用画像サイズを設定する入力部 9 0 3 が表示されており、G U I 9 0 0 を通して、学習用画像サイズを設定した後、「OK」ボタン 9 0 4 を押すことで、S 4 0 2 以降の処理が実行される。

【 0 0 6 9 】

ここで、学習用画像のサイズを決める方法について説明する。図 8 で示したニューラルネットワークでは、深さ d において、入力画像を $1 / (2^d)$ のサイズ (XY 方向) に縮小する。そのため、最大深さ D のニューラルネットワークを用いる場合、入力画像は $(2^D) \times (2^D)$ 以上のサイズであることが求められる。ところで、S 6 0 2 において学習用欠陥画像と学習用参照画像を位置合わせすることで得られる、学習用部分欠陥画像と学習用部分参照画像のサイズは、それぞれ、学習用欠陥画像と学習用参照画像のサイズ以下になる。具体的には、アライメント量 A_X 、 A_Y の分だけ画像サイズが小さくなる。学習用部分欠陥画像と学習用部分参照画像のサイズが $(2^D) \times (2^D)$ 以上のサイズとなることを保証するためには、 $(2^D + A_X) \times (2^D + A_Y)$ のサイズで学習用欠陥画像と学習用参照画像を取得する必要があるが、学習用欠陥画像と学習用参照画像の取得前にアライメント量 A_X 、 A_Y を知ることはできない。アライメント量 A_X 、 A_Y はステージ移動誤差や電子ビーム照射位置決め誤差などに依存するため、ステージ移動誤差や電子ビーム照射位置決め誤差などからアライメント量の最大値 M_X 、 M_Y を求め、 $(2^D + M_X) \times (2^D + M_Y)$ のサイズを学習用画像サイズとして設定すれば良い。例えば、ニューラルネットワークの最大深さが 7、 $M_X = 50$ 、 $M_Y = 30$ である場合、 178×158 を学習用画像サイズとする。

20

30

【 0 0 7 0 】

なお、S 4 0 1 において学習用画像のサイズを取得せずに、検査欠陥画像と同じサイズで、S 5 0 2 及び S 5 0 4 において学習用欠陥画像と学習用参照画像を取得し、S 6 0 2 において学習用欠陥画像と学習用参照画像の位置合わせを行い、S 6 0 3 において学習用部分欠陥画像と学習用部分参照画像を切り出した後、学習用部分欠陥画像と学習用部分参照画像の少なくとも一方が、所定のサイズ以上であることをチェックし、所定のサイズ未満である場合、その画像対は S 6 0 5 ~ S 6 0 8 の処理には用いないようにしても良い。所定のサイズとは、最大深さ D のニューラルネットワークを用いる場合、 $(2^D) \times (2^D)$ のサイズとする。

40

【 0 0 7 1 】

図 10 は、S 4 0 6 において、学習終了条件を設定する G U I 1 0 0 0 を示している。G U I 1 0 0 0 には S 6 0 5 ~ S 6 0 8 の処理を繰り返す回数 M_R を設定する入力部 1 0 0 1、推定誤差しきい値 T_H を設定する入力部 1 0 0 2、ユーザによる学習終了操作を受け付けるか否かを設定する入力部 1 0 0 3 が表示されており、G U I 1 0 0 0 を通して、学習終了条件を設定した後、「学習開始」ボタン 1 0 0 4 を押すことで、S 4 0 7 の推定処理パラメータの算出が実行される。推定処理パラメータの算出中に「キャンセル」ボタン 1 0 0 6 を押すと、推定処理パラメータの算出を中断することができる。また、推定処

50

理パラメータの算出中に「進捗確認」ボタン1005を押すと、図11に示すような学習中推定処理パラメータ更新処理の進捗を確認するGUI1100に切り替わる。GUI1100では、推定パラメータ更新の繰り返し回数と推定誤差の推移をグラフ1101に表示する。GUI1100の「学習終了」ボタン1103を押すと、ユーザから学習終了の操作を受け付けたとみなし、学習中推定処理パラメータの更新を終了し、すなわち、S608において学習終了条件を満たすと判定する。GUI1100の「推定画像確認」ボタン1102を押すと、図12に示すようなGUI1200に切り替わる。GUI1200上で、画像ID選択ボタン1201を押して、表示する画像の番号を指定し、チャンネル選択部1202で二次電子像(SE)や反射電子像(BSE)などの表示する画像の種類を選択することで、学習中推定パラメータを用いて、指定された画像IDに対する擬似欠陥画像推定処理が実行され、指定された画像IDの学習用部分欠陥画像1203と、推定された擬似欠陥画像1204、学習用部分参照画像1205が表示される。GUI1200の「OK」ボタン1206を押すと、図11に示したような元のGUI1100の表示に切り替わる。

【0072】

本実施例により、学習用欠陥画像及び学習用参照画像を取得し、学習用欠陥画像と学習用参照画像を用いて推定処理パラメータを算出し、試料観察において、検査用欠陥画像から擬似参照画像を推定することで、参照画像の取得を省略することが可能となり、試料観察のスループットを向上させることが可能となる。

【0073】

<欠陥観察のシーケンスの比較>

図13に、従来の試料観察システムにおいて、観察対象欠陥(1)と(2)を順次観察する場合のシーケンスを示す。横軸は時間を表し、縦軸は観察対象欠陥を表している。

【0074】

まず、観察対象欠陥(1)の観察に関する工程1301のシーケンスには以下が含まれる：

観察対象欠陥(1)に対応する参照領域がSEM101の撮像視野に含まれるようにステージを移動させる(S)

参照領域をSEM101で撮像して学習用参照画像を取得する(RI)

観察対象欠陥(1)を含む領域がSEM101の撮像視野に含まれるようにステージを移動させる(S)

観察対象欠陥(1)を含む比較的広い領域をSEM101で撮像して学習用欠陥画像を取得する(DI)

学習用欠陥画像と学習用参照画像を用いて、学習用欠陥画像中の欠陥部位を特定する(D)

特定した欠陥部位を含む比較的狭い領域をSEM101で撮像して観察用欠陥画像を取得する(HI)。

【0075】

次の観察対象欠陥(2)の観察に関する工程1302でも同様なシーケンスが含まれる。ここで、工程1302のステージ移動(S)は、観察対象欠陥(1)の観察用欠陥画像の取得(HI)が終了した後に行うことが必須である。なぜならば、工程1301で観察対象欠陥(1)の観察用欠陥画像の取得(HI)が終了するまで観察対象欠陥(1)がSEM101の撮像視野内に留まっているからである。

【0076】

図14は、本実施例の、特にS207～S213の処理に関するシーケンスである。横軸と縦軸の関係は、図13の場合と同じである。図14のシーケンスには、図13にない時間として擬似参照画像推定(P)が存在し、一方で参照画像取得(RI)がない。そのほか、行程中のステージ移動(S)が各々1つ少ない。

【0077】

まず、観察対象欠陥(1)の観察に関する工程1401のシーケンスには以下が含まれる：

10

20

30

40

50

観察対象欠陥（１）を含む領域がSEM101の撮像視野に含まれるようにステージを移動させる（S）

観察対象欠陥（１）を含む比較的広い領域をSEM101で撮像して検査用欠陥画像を取得する（DI）

推定処理パラメータに基づいて、検査用欠陥画像から擬似参照画像を推定する（P）

検査用欠陥画像と擬似参照画像を用いて、検査用欠陥画像中の欠陥部位を特定する（D）

特定した欠陥部位を含む比較的狭い領域をSEM101で撮像して観察用欠陥画像を取得する（HI）。

【0078】

次に、観察対象欠陥（２）の観察に関する工程1402で、観察対象欠陥（２）に対して、同様の処理を行う。

10

【0079】

以上の通り、図14のシーケンスでは、欠陥画像から擬似参照画像を推定（P）することで、図13で説明したシーケンスの1回目のステージ移動（S）と、参照画像の取得（RI）が不要となる。これにより、ステージ移動回数を1/2に削減することが可能となり、さらに、参照画像の撮像を省略することが可能となり、試料観察システムを用いて試料ウェハ104上の観察対象の複数の欠陥を順次観察する場合のスループットを向上させることが可能になる。

【0080】

（実施の形態2）

20

実施例1では、SEMを用いて、欠陥領域及び参照領域を撮像し、学習用欠陥画像及び学習用参照画像を取得し、学習用欠陥画像と学習用参照画像を用いて推定処理パラメータを算出し、試料観察において、検査用欠陥画像から擬似参照画像を推定することで、試料観察のスループットを向上させる方法について述べた。推定処理パラメータの算出時には、学習用欠陥画像と学習用参照画像の対の数が多いほど、効率的に学習が可能となる。本実施例では、学習対象欠陥が存在しない、または、少数の場合でも、学習用参照画像に擬似欠陥を付与することで学習用欠陥画像を生成し、学習用参照画像と、生成した学習用欠陥画像の対を用いて、推定処理パラメータを算出する方法について述べる。

【0081】

本実施例にかかる試料観察システムの構成は実施例1で説明した図1に示した構成と基本的に同様である。異なるのは、学習シーケンスの処理フローであり、学習シーケンス以外の試料観察フローは、実施例1で説明した図2で示した処理フローと同等の処理フローを備える。また、本実施例にかかる試料観察システムのGUIは、実施例1で説明した図9～図12で示したものと同等のインターフェースを備える。以降においては、実施例1と異なる部分についてのみ説明する。

30

【0082】

<学習シーケンス>

S205の学習シーケンスに関して図15を用いて説明する。

【0083】

まず、学習対象とする領域を設定する（S1501）。これは、試料ウェハ上の、ユーザが指定した1つ以上の領域としても良いし、試料ウェハ104上の1つ以上の領域をランダムに設定しても良い。ただし、学習対象とする領域には欠陥検査装置の出力した欠陥座標が含まれないようにする。次に、この設定した学習対象とする領域がSEM101の撮像視野に含まれるようにステージ105を制御して移動させ（S1502）、電子ビーム106を試料ウェハ104上の学習対象とする領域に照射して走査し、発生した二次電子108や反射電子109を検出器110で検出することにより学習対象とする領域を撮像し、この撮像して得た検出器110からの検出信号を検出器制御部118で処理して、学習用参照画像を取得する（S1503）。

40

【0084】

次に、学習用参照画像に擬似欠陥を付与し、学習用欠陥画像を生成することで、学習用

50

欠陥画像を取得し（S 1 5 0 4）、学習用欠陥画像と学習用参照画像が対になるように付帯情報を付加して画像記憶エリア 1 1 9 に記憶する（S 1 5 0 5）。擬似欠陥を付与する領域 P R は、学習用参照画像の面内において中心位置およびサイズ（幅と高さ）をランダムに設定すれば良い。

【 0 0 8 5 】

擬似欠陥として領域 P R の濃淡に一定のオフセットを加えても良い。または、回路パターンのエッジを含むように P R を設定し、エッジ強度に基づいて回路パターンに変形を加えるようにしても良い。以上は、微小な欠陥を模擬したものであるが、画像全面をカバーするような巨大欠陥を生成するようにしても良い。擬似欠陥の種類はこれらに限らず、様々な欠陥をモデリングし、生成するようにすれば良い。

10

【 0 0 8 6 】

以上の S 1 5 0 2 ~ S 1 5 0 5 までの処理を、試料ウェハ 1 0 4 の全ての学習対象とする領域について繰り返し実行する。次に、推定処理パラメータの学習終了条件を取得し（S 1 5 0 6：図 4 の S 4 0 6 に相当）、推定処理パラメータ算出部 1 2 2 において、擬似参照画像を推定するための推定処理パラメータを算出する（S 1 5 0 7：図 4 の S 4 0 7 に相当）。

【 0 0 8 7 】

なお、以上の説明では、推定処理パラメータの算出の学習用欠陥画像として、S 1 5 0 4 で生成した擬似欠陥を含む画像を用いる方法について説明したが、S 1 5 0 4 で生成した擬似欠陥を含む画像の他に、実施例 1 で説明した S 4 0 3 と同様に、S 2 0 3 で読み込まれた欠陥座標の全て、または、ユーザ指定条件に基づきサンプリングした欠陥座標を含む画像も、学習用欠陥画像として用いても良い。すなわち、S 1 5 0 7 において、試料ウェハ 1 0 4 上の欠陥を含む領域を撮像した画像（第一の欠陥画像）と、第一の欠陥画像と対応する参照画像（第一の参照画像）の対、及び、第二の参照画像と、第二の参照画像から生成した擬似欠陥を含む画像（第二の欠陥画像）の対を、用いて、推定処理パラメータを算出しても良い。

20

【 0 0 8 8 】

本実施例により、学習対象欠陥が存在しない、または、少数の場合でも、学習用参照画像に擬似欠陥を付与することで学習用欠陥画像を生成し、学習用参照画像と、生成した学習用欠陥画像の対を用いて、推定処理パラメータを算出することが可能となり、試料観察において、検査用欠陥画像から擬似参照画像を推定することで、参照画像の取得を省略することが可能となり、試料観察のスループットを向上させることが可能となる。

30

【 0 0 8 9 】

（実施の形態 3）

実施例 1 及び実施例 2 では、学習用欠陥画像と学習用参照画像の対応関係を学習することで得られる推定処理パラメータを用いて、試料観察において、検査用欠陥画像から擬似参照画像を推定し、検査用欠陥画像と擬似参照画像を比較することで、検査用欠陥画像中の欠陥部位を特定する方法について述べた。本実施例では、欠陥画像中の欠陥部位を推定するための推定処理パラメータを算出し、推定処理パラメータに基づいて検査用欠陥画像中の欠陥部位を推定する方法について述べる。

40

【 0 0 9 0 】

< システム構成 >

本実施例に関わる試料観察システム 1 0 0 の構成に関して、SEM 1 0 1 と欠陥検査装置 1 0 2 は実施例 1 で説明した図 1 に示した構成と同様であり、異なるのは、計算機 1 0 3 の構成である。以降においては、実施例 1 と異なる部分についてのみ説明する。

【 0 0 9 1 】

本実施例に関わる試料観察システムの計算機 1 0 3 について、図 1 6 を用いて説明する。記憶部 1 1 4 は、検出器制御部 1 1 8 において生成されたデジタル画像を付帯情報とともに記憶する画像記憶エリア 1 1 9、デバイスや製造工程の情報や画像の撮像条件などを含むレシピを記憶するレシピ記憶エリア 1 2 0、欠陥画像中の欠陥部位の推定処理に係わ

50

るパラメータを記憶する推定処理パラメータ記憶エリア1601を備えている。処理部115は、欠陥画像中の欠陥部位を推定するための推定処理パラメータを算出する推定処理パラメータ算出部1602、推定処理パラメータに基づいて欠陥部位を推定する欠陥部位推定部1603を備えている。

【0092】

< 試料観察方法 >

試料の観察方法に関して図17を用いて説明する。S1701～S1703については図2のS201～S203と同様である。

【0093】

S1704において、試料ウェハ104が処理された工程に対応した推定処理パラメータが推定処理パラメータ記憶エリア1601に記憶されているか否かを確認し、記憶されていない場合(図17で「なし」の場合)は、推定処理パラメータ算出部1602において、後述する学習シーケンスにより推定処理パラメータを算出して記憶する(S1705)。次に、推定処理パラメータ記憶エリア1601から推定処理パラメータを読み込む(S1706)。

10

【0094】

次に、試料ウェハ104上の観察対象欠陥を、SEM101を用いて順次撮像して、一連の観察を行う。S1707～S1709については図2のS207～S209と同様であるため、説明を省略する。次に、欠陥部位推定部1603において、推定処理パラメータを用いて、画像前処理を行った検査用欠陥画像中の欠陥部位を推定する(S1710)。なお、欠陥部位の推定には、設計データは不要であり、推定処理パラメータ及び画像前処理を行った検査用欠陥画像を用いる。次に、推定した欠陥部位を、視野を狭めて高倍率で撮像し、観察用欠陥画像を取得し(S1711)、検査用欠陥画像と観察用欠陥画像を画像記憶エリア119に記憶する(S1712)。以上のS1707からS1712までの処理を、試料ウェハ104の全ての観察対象欠陥について繰り返し実行する。

20

【0095】

<< 学習シーケンス >>

S1705の学習シーケンスに関して、S407以外は、実施例1で説明した図4で示した処理フローと同等のシーケンスを備える。

【0096】

図4のS407に対応する推定処理パラメータを算出する方法について、図18を用いて説明する。推定処理パラメータの算出には、設計データは不要であり、学習用欠陥画像と学習用参照画像を用いる。

30

【0097】

S1801～S1803については図6のS601～S603と同様であるため、説明を省略する。次に、学習用部分欠陥画像と学習用部分参照画像を比較して、学習用部分欠陥画像中の欠陥部位を特定し、欠陥部位を示す特定欠陥部位画像を求める(S1804:図2のS211に相当)。なお、S1804において、学習用欠陥画像と学習用参照画像を用いて欠陥部位を特定せずに、学習用欠陥画像をGUIに表示し、ユーザが欠陥部位を指定し、指定した欠陥部位と指定した欠陥部位以外の領域を区別可能な画像を特定欠陥部位画像としても良い。次に、学習中推定処理パラメータを初期化する(S1805:図6のS604に相当)。この際、以前に学習した推定処理パラメータを推定処理パラメータ記憶エリア1601から読み出して学習中推定処理パラメータの初期値として利用しても良い。

40

【0098】

次に、欠陥部位推定部1603において、学習中推定処理パラメータに基づいて、学習用部分欠陥画像から欠陥部位を推定し(S1806)、推定欠陥部位画像を求め、推定欠陥部位画像と特定欠陥部位画像を用いて推定誤差を算出し(S1807)、推定誤差が小さくなるように、学習中推定処理パラメータを更新する(S1808:図6のS607に相当)。次に、S406で取得した学習終了条件を満たすか否かを確認し(S1809:

50

図 6 の S 6 0 8 に相当)、学習終了条件を満たす場合には、学習中推定処理パラメータを推定処理パラメータとして推定処理パラメータ記憶エリア 1 6 0 1 に記憶する (S 1 8 1 0)。学習終了条件は実施例 1 にて説明した通りである。もし、学習終了条件を満たさない場合は、再び S 1 8 0 6 の処理に戻る。以上で図 1 8 のフローが終了する。

【 0 0 9 9 】

S 1 8 0 6 において学習用部分欠陥画像から欠陥部位を推定する一方法として、図 1 9 に示したニューラルネットワークを用いれば良く、入力画像 Y は学習用部分欠陥画像、F (Y) が推定欠陥部位画像である。推定欠陥部位画像 F (Y) は、図 2 1 の式 1 2 により算出される。式 1 2 において、F (Y) (x , y , c) は、推定欠陥部位画像 F (Y) の X 方向の座標値が x、Y 方向の座標値が y、チャンネルが c である画素の値を表しており、F 1 5 (Y) (x , y , c) についても同様である。F 1 1 (Y)、F 1 2 (Y)、F 2 1 (Y)、F 2 2 (Y)、F 2 3 (Y)、F 2 4 (Y)、F 3 1 (Y)、F 3 2 (Y) は、実施例 1 で説明した図 2 0 の式 1 ~ 式 8 により算出される。また、S 1 8 0 7 において欠陥部位の推定誤差を算出する際には、特定欠陥部位画像 D D (1 チャンネルの 2 値画像) を図 2 1 の式 1 3 により、2 チャンネルの画像 M S K に変換し、画像 M S K と推定欠陥部位画像 F (Y) との差異 (誤差) を算出する。画像間の差異 (誤差) を定量化する方法としては、S 6 0 7 同様に、平均二乗誤差 (Mean Square Error) などを用い

10

【 0 1 0 0 】

ここで、W 9 は 2 個の (c 1 × 2) × f 9 × f 9 サイズのフィルタであり、B 9 は 2 次元のベクトルである。f 9 は学習シーケンス前にユーザが決定するハイパーパラメータであり、たとえば f 9 = 3 とすれば良い。推定処理パラメータの算出処理 (S 1 8 0 1 ~ S 1 8 1 0) により算出するパラメータは、W 1 ~ W 6、W 9、B 1 ~ B 6、B 9 である。

20

【 0 1 0 1 】

本実施例により、学習用欠陥画像を用いて、欠陥画像中の欠陥部位を推定するための推定処理パラメータを算出し、試料観察において、推定処理パラメータに基づいて検査用欠陥画像中の欠陥部位を推定することで、参照画像の取得を省略することが可能となり、試料観察のスループットを向上させることが可能となる。

【 0 1 0 2 】

< まとめ >

以上の実施例 1 から実施例 3 にて下記を説明した。なお、以下の説明に付与したカッコで覆われた数字やアルファベットは各処理の実行順序を示すものではない。

30

【 0 1 0 3 】

<< 観点 1 >>

走査型電子顕微鏡と、計算機と、を有する試料観察システムであって、前記計算機は：

- (1) 前記走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、
- (2) 前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像と、前記欠陥部位を含まない学習用参照画像と、を取得し、
- (3) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を用いて、推定処理パラメータを算出し、
- (4) 欠陥部位を含む検査用欠陥画像を取得し、
- (5) 前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、擬似参照画像を推定する、

40

試料観察システム。

【 0 1 0 4 】

<< 観点 2 >>

観点 1 記載の試料観察システムであって、前記計算機は：

- (6) 前記擬似参照画像と、前記検査用欠陥画像と、を比較して、前記検査用欠陥画像の

50

欠陥部位を特定する、
試料観察システム。

【 0 1 0 5 】

<< 観点 3 >>

観点 1 記載の試料観察システムであって、
前記計算機は、前記 (3) の処理として：
(3 A) 所定の評価値に基づいて、前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、の位置合わせを行うことで、アライメント量を取得し、
(3 B) 前記アライメント量に基づいて、前記学習用欠陥画像から学習用部分欠陥画像を切り出し、
(3 C) 前記アライメント量に基づいて、前記学習用参照画像から学習用部分参照画像を切り出し、
(3 D) 前記学習用部分欠陥画像と、前記学習用部分参照画像と、を用いて、前記推定処理パラメータを算出する、
試料観察システム。

10

【 0 1 0 6 】

<< 観点 4 >>

観点 1 記載の試料観察システムであって、
前記推定処理パラメータは、ニューラルネットワークのパラメータであり、
前記ニューラルネットワークは、入力層に入力する画像の最小サイズは第 1 サイズであり、
前記計算機は、前記 (1) の処理として：
各々が前記第 1 サイズ以上の前記複数の画像を取得する、
試料観察システム。

20

【 0 1 0 7 】

<< 観点 5 >>

観点 3 記載の試料観察システムであって、
前記推定処理パラメータは、ニューラルネットワークのパラメータであり、
前記ニューラルネットワークは、入力層に入力する画像の最小サイズは第 1 サイズであり、
前記計算機は、前記 (3) の処理として：
(3 E) 前記学習用部分欠陥画像と、前記学習用部分参照画像と、少なくとも一方のサイズが前記第 1 サイズ以上であることをチェックする、
試料観察システム。

30

【 0 1 0 8 】

<< 観点 6 >>

観点 1 記載の試料観察システムであって、
前記計算機は、前記推定処理パラメータの算出処理の終了条件を取得し、
前記計算機は、前記 (3) の処理として：
(3 F) 前記終了条件を満たすことを検知した時に、前記推定処理パラメータの更新を終了する、
試料観察システム。

40

【 0 1 0 9 】

<< 観点 7 >>

観点 6 記載の試料観察システムであって、
前記推定処理パラメータの算出と並行して、前記計算機は：
(7) 前記学習用欠陥画像と、前記学習用参照画像と、を比較することで、前記学習用欠陥画像の欠陥部位を特定する、
試料観察システム。

【 0 1 1 0 】

<< 観点 8 >>

観点 1 に記載の試料観察システムであって、

50

前記計算機は、前記検査用欠陥画像に対応する参照画像の取得を省略する、
試料観察システム。

【 0 1 1 1 】

< < 観点 9 > >

走査型電子顕微鏡と、計算機と、を有する試料観察システムであって、

前記計算機は：

前記走査型電子顕微鏡が撮像した複数の画像を取得し、

前記複数の画像から、欠陥部位を含む学習用欠陥画像を取得し、

前記学習用欠陥画像を用いて、推定処理パラメータを算出し、

欠陥部位を含む検査用欠陥画像を取得し、

10

前記推定処理パラメータと、前記検査用欠陥画像と、を用いて、前記検査用欠陥画像中の
欠陥部位を推定する、

試料観察システム。

【 0 1 1 2 】

なお、以上示した処理は処理部により実行される画像処理プログラムにより実現しても
よいことを説明した。ところで、画像処理プログラムは、計算機が読み取り可能な記憶媒
体により配布されてもよく、配信サーバ計算機から配布されてもよい。ここで、配信サー
バ計算機は記憶部、演算部、ネットワークインターフェース 1 1 2 を有する。なお、各部
の具体例は計算機 1 0 3 の場合と同じでもよい。このような構成を有する配信サーバ計算
機の記憶部に画像処理プログラムを記憶し、計算機 1 0 3 からの配布リクエストに応じて
、処理部が画像処理プログラムを読み込み、ネットワークインターフェース 1 1 2 を介し
て計算機 1 0 3 に送信してもよい。

20

【 符号の説明 】

【 0 1 1 3 】

1 0 0 : 試料観察システム

1 0 1 : S E M

1 0 2 : 欠陥検査装置

1 0 3 : 計算機

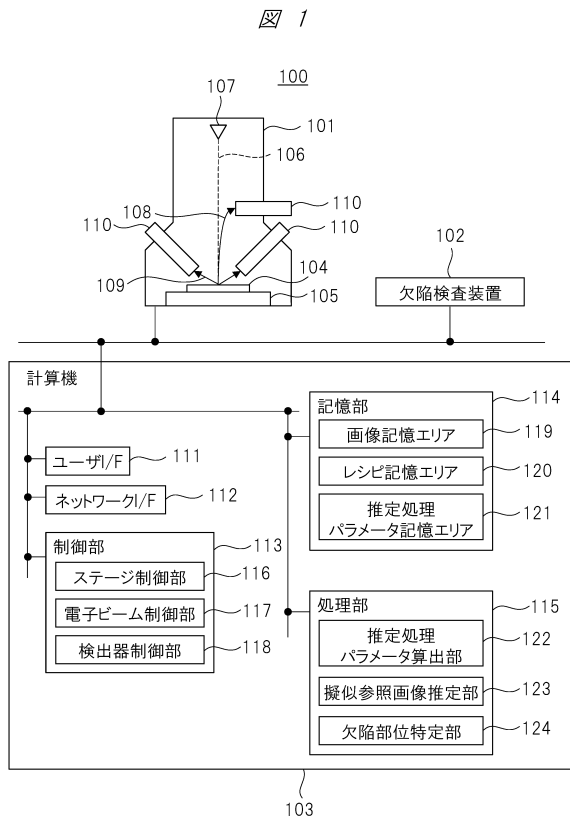
30

40

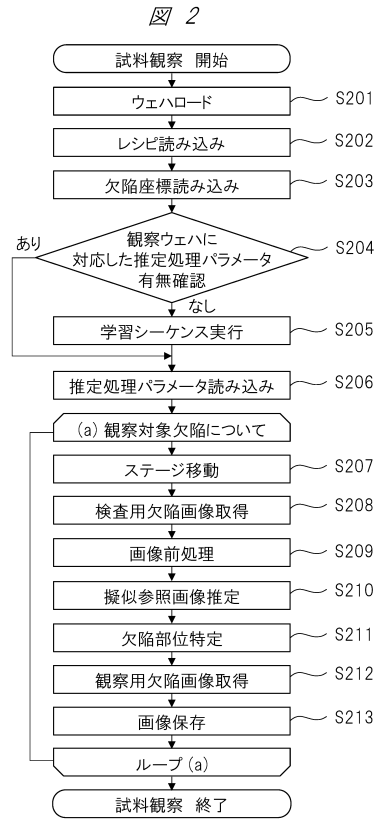
50

【図面】

【図 1】



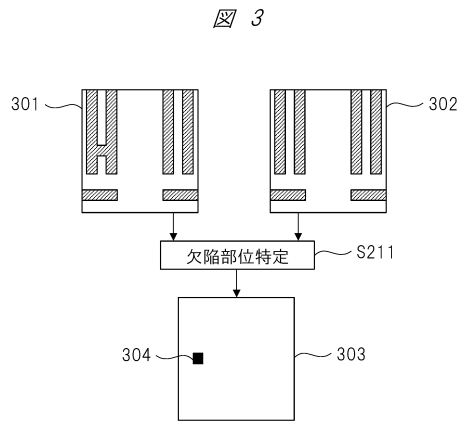
【図 2】



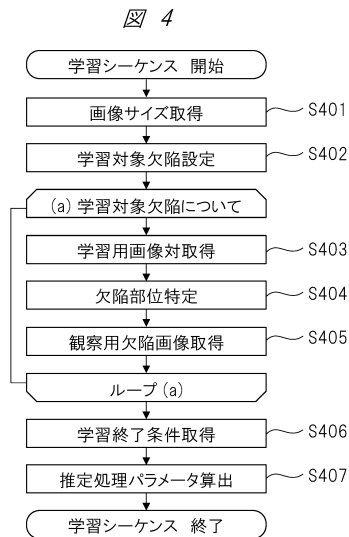
10

20

【図 3】



【図 4】

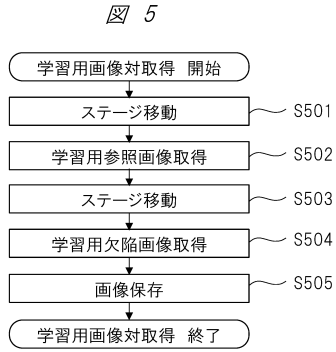


30

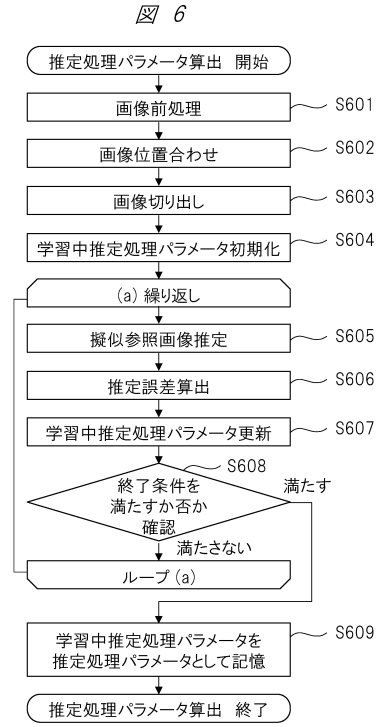
40

50

【 図 5 】



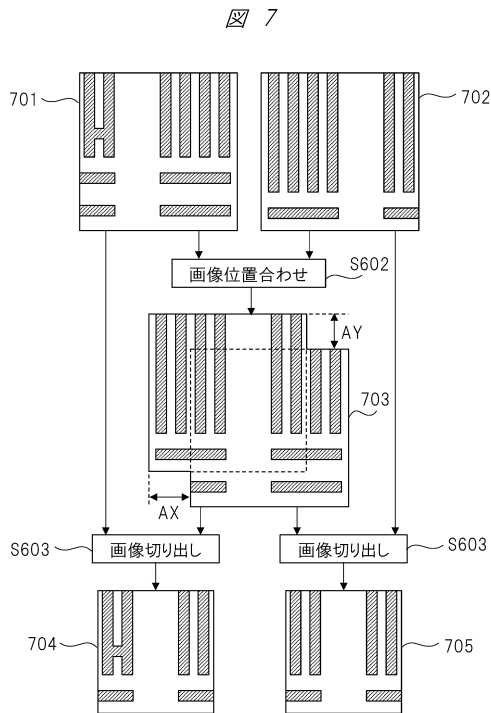
【 図 6 】



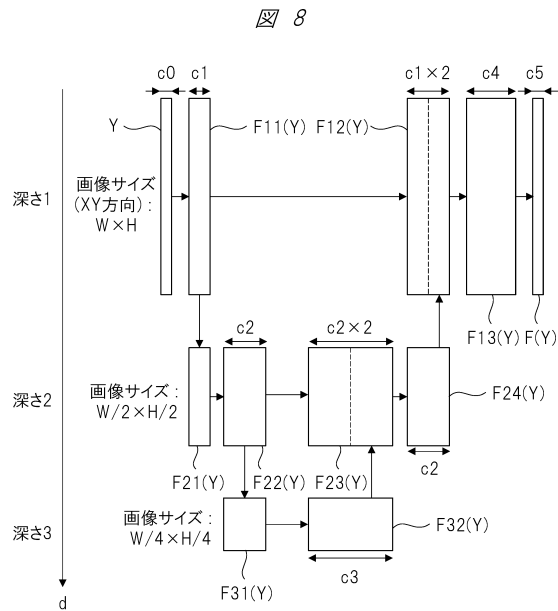
10

20

【 図 7 】



【 図 8 】

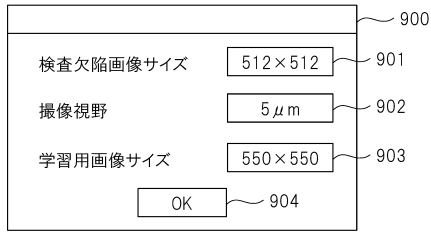


30

40

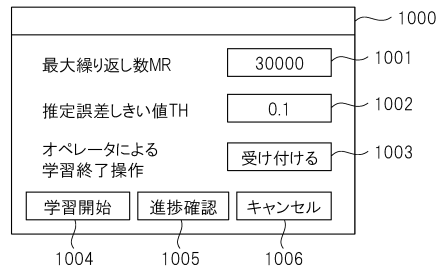
【図 9】

図 9



【図 10】

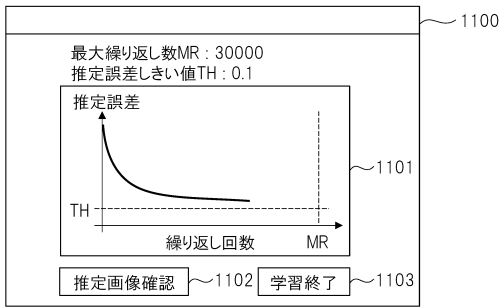
図 10



10

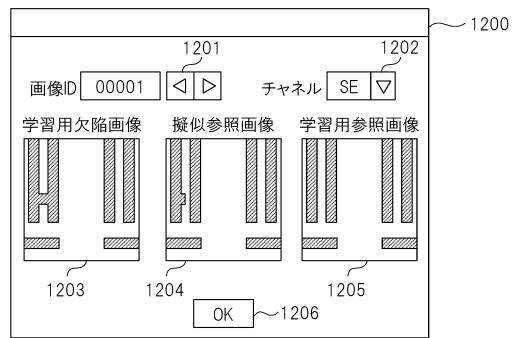
【図 11】

図 11



【図 12】

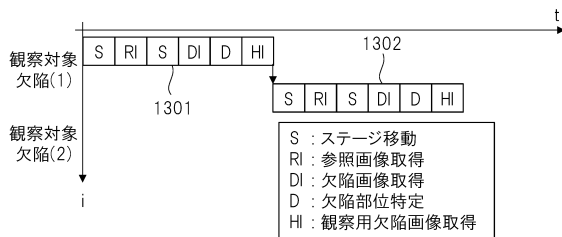
図 12



20

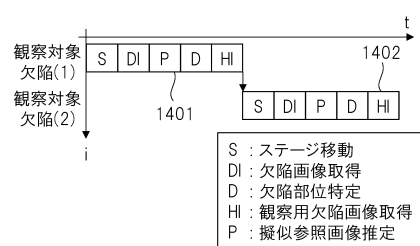
【図 13】

図 13



【図 14】

図 14

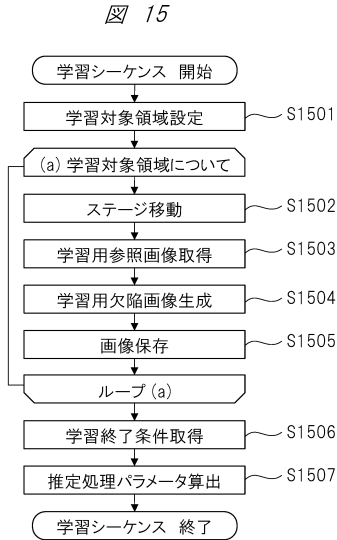


30

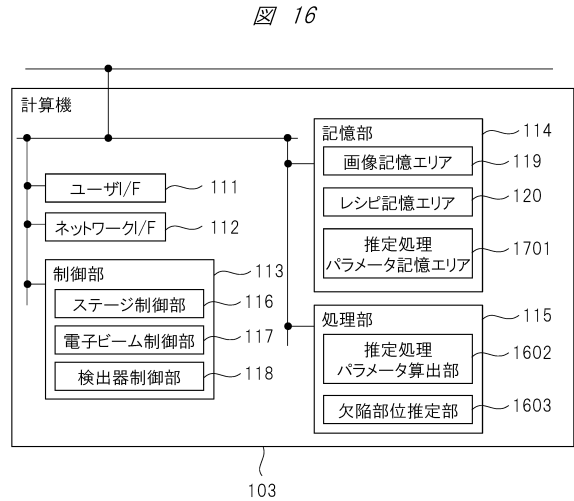
40

50

【 図 1 5 】



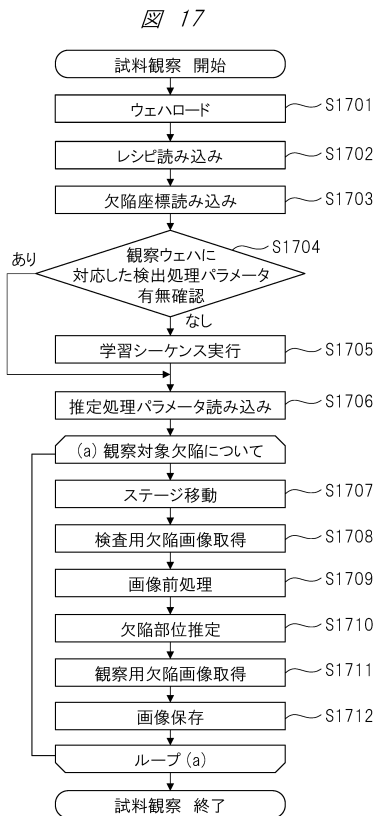
【 図 1 6 】



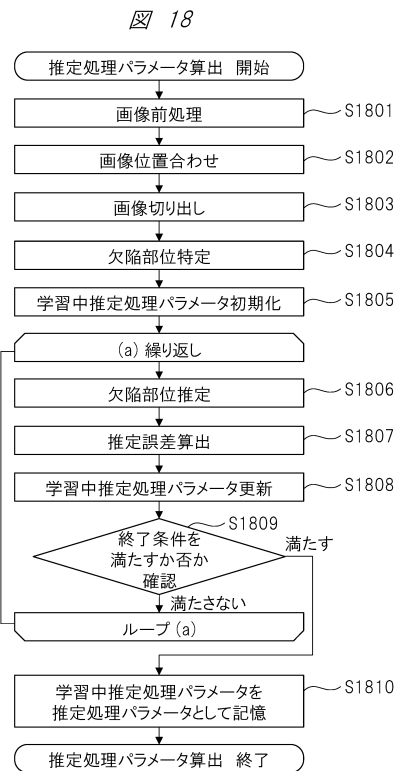
10

20

【 図 1 7 】



【 図 1 8 】

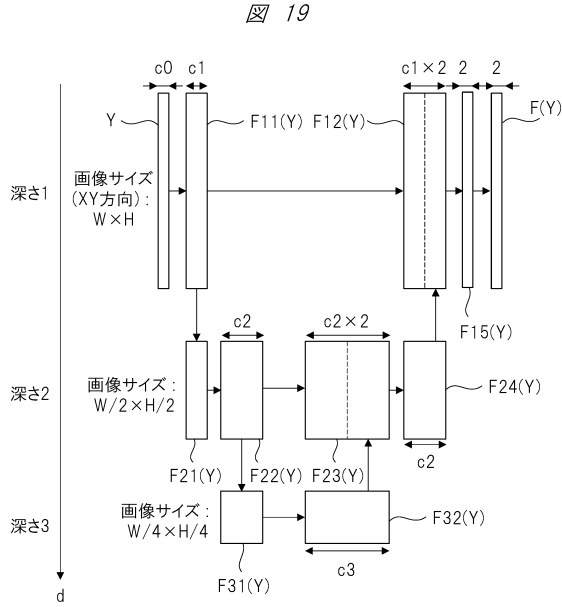


30

40

50

【 図 1 9 】



【 図 2 0 】

- 図 20
- 式1: $F11(Y) = \max(0, W1 * Y + B1)$
 - 式2: $F21(Y) = DS(F11(Y))$
 - 式3: $F22(Y) = \max(0, W2 * F21(Y) + B2)$
 - 式4: $F31(Y) = DS(F22(Y))$
 - 式5: $F32(Y) = \max(0, W3 * F31(Y) + B3)$
 - 式6: $F23(Y) = CC(F22(Y), W4 * US(F32(Y)) + B4)$
 - 式7: $F24(Y) = \max(0, W5 * F23(Y) + B5)$
 - 式8: $F12(Y) = CC(F11(Y), W6 * US(F24(Y)) + B6)$
 - 式9: $F13(Y) = \max(0, W7 * F12(Y) + B7)$
 - 式10: $F(Y) = W8 * F13(Y) + B8$

10

20

【 図 2 1 】

図 21

- 式11: $F15(Y) = \max(0, W9 * F12(Y) + B9)$
- 式12: $F(Y)(x, y, c) = \frac{\exp(F15(Y)(x, y, c))}{\sum_{i=1,2} \exp(F15(Y)(x, y, i))}$
- 式13: $MSK(x, y, c) = \begin{cases} 1 & (\text{if } DD(x, y) = c) \\ 0 & (\text{else}) \end{cases}$

30

40

50

フロントページの続き

- (56)参考文献 特開2018-205163(JP,A)
特開2007-184565(JP,A)
特開2010-161247(JP,A)
特開平08-136466(JP,A)
米国特許出願公開第2019/0287230(US,A1)
特開2018-137275(JP,A)
特開2006-269489(JP,A)
特開2001-085482(JP,A)
特開2004-354251(JP,A)
特開2014-145694(JP,A)

- (58)調査した分野 (Int.Cl., DB名)
H01L 21/66
G06T 7/00
G01B 15/04
H01J 37/22