

(12) **Österreichische Patentanmeldung**

(21) Anmeldenummer: A 9073/2020
(86) PCT-Anmeldenummer: PCT/IB20051496
(22) Anmeldetag: 22.02.2020
(43) Veröffentlicht am: 15.01.2022

(51) Int. Cl.: **G06K 9/46** (2006.01)
G06N 20/00 (2019.01)

(30) Priorität:
25.02.2019 US 62/810,168 beansprucht.
18.02.2020 US 16/793,390 beansprucht.

(56) Entgegenhaltungen:
US 2018293721 A1
US 2014341462 A1
US 2014358830 A1
US 2018322234 A1
EP 3392712 A1

(71) Patentanmelder:
D2S, INC.
95117 San Jose (US)

(72) Erfinder:
Niewczas Mariusz
95117 San Jose (US)
Shendre Abhishek
95117 San Jose (US)

(74) Vertreter:
Gibler & Poth Patentanwälte KG
1010 Wien (AT)

(54) **Verfahren und Systeme zur Klassifizierung von Merkmalen in elektronischen Entwürfen**

(57) Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in Mustern für elektronische Entwürfe beinhalten die Eingabe eines Satzes von Musterdaten für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen, wobei der Satz von Musterdaten eine Vielzahl von Merkmalen umfasst. Jedes Merkmal aus der Vielzahl der Merkmale wird klassifiziert, wobei das Klassifizieren auf einem geometrischen Kontext basiert, der durch Formen in einer Region definiert ist. Beim Klassifizieren werden Techniken des maschinellen Lernens verwendet.

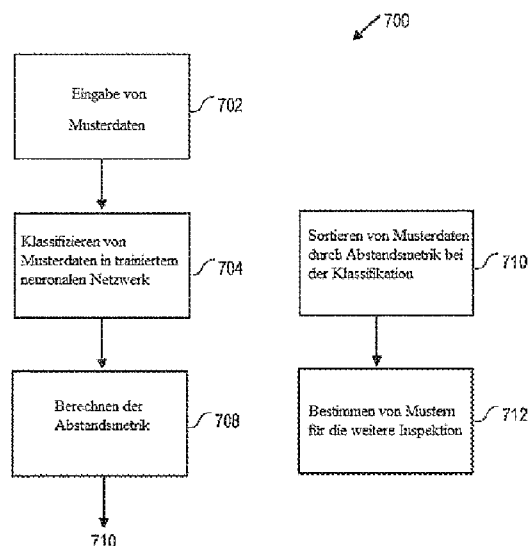


FIG. 7

ZUSAMMENFASSUNG

Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in Mustern für elektronische Entwürfe beinhalten die Eingabe eines Satzes von Musterdaten für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen, wobei der Satz von Musterdaten eine Vielzahl von Merkmalen umfasst. Jedes Merkmal aus der Vielzahl der Merkmale wird klassifiziert, wobei das Klassifizieren auf einem geometrischen Kontext basiert, der durch Formen in einer Region definiert ist. Beim Klassifizieren werden Techniken des maschinellen Lernens verwendet.

(Fig. 7)

VERFAHREN UND SYSTEME ZUR KLASSIFIZIERUNG VON MERKMALEN IN ELEKTRONISCHEN ENTWÜRFEN

VERWANDTE ANMELDUNGEN

[0001] Diese Anmeldung beansprucht die Priorität der nicht vorläufigen US-Patentanmeldung Nr. 16/793,390, eingereicht am 18. Februar 2020, mit dem Titel „Verfahren und Systeme zur Klassifizierung von Merkmalen in elektronischen Entwürfen“; die die Priorität der vorläufigen US-Patentanmeldung Nr. 62/810,168 beansprucht, eingereicht am 25. Februar 2019, mit dem Titel „Verfahren und Systeme zur Klassifizierung von Merkmalen auf Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeige-Formdaten“; die hiermit in ihrer Gesamtheit für alle Zwecke durch Bezugnahme aufgenommen sind.

HINTERGRUND

[0002] Die vorliegende Offenbarung betrifft Lithografie und insbesondere den Entwurf und die Herstellung einer Oberfläche, die ein Retikel, ein Wafer oder eine beliebige andere Oberfläche sein kann, unter Verwendung von Lithografie mit einem Strahl geladener Teilchen.

[0003] In der Lithografie umfasst die lithografische Maske oder das Retikel geometrische Muster, die den auf einem Substrat zu integrierenden Schaltkreiskomponenten entsprechen. Die zur Herstellung des Retikels verwendeten Muster können unter Verwendung von Computer-Aided-Design(CAD)-Software oder -Programmen erzeugt werden. Beim Entwerfen der Muster kann das CAD-Programm einem Satz vorbestimmter Entwurfsregeln folgen, um das Retikel zu erzeugen. Diese Regeln werden durch Verarbeitungs-, Entwurfs- und Endanwendungseinschränkungen festgelegt. Ein Beispiel für eine Endanwendungseinschränkung ist die Definition der Geometrie eines Transistors in einer Weise, in der er bei der erforderlichen Versorgungsspannung nicht ausreichend arbeiten kann. Insbesondere können Entwurfsregeln die Raumtoleranz zwischen Schaltkreisvorrichtungen oder Verbindungsleitungen definieren. Die Entwurfsregeln werden beispielsweise verwendet, um sicherzustellen, dass die Schaltkreisvorrichtungen oder Leitungen nicht in unerwünschter Weise miteinander interagieren. Die Entwurfsregeln werden beispielsweise verwendet, um zu verhindern, dass sich Leitungen so nahe kommen, dass sie einen Kurzschluss

verursachen können. Die Einschränkungen der Entwurfsregeln spiegeln unter anderem die kleinsten Abmessungen wider, die zuverlässig hergestellt werden können. Wenn man sich auf diese kleinen Abmessungen bezieht, führt man normalerweise das Konzept einer kritischen Abmessung ein. Diese sind zum Beispiel definiert als die wichtigen Breiten oder Bereiche eines Merkmals oder der wichtige Raum zwischen zwei Merkmalen oder wichtige Raumbereiche, also jene Abmessungen, die eine genaue Steuerung erfordern. Aufgrund der Natur von integrierten Schaltkreisentwürfen wiederholen sich viele Muster in einem Entwurf an verschiedenen Stellen. Ein Muster kann hunderte oder tausende Male wiederholt werden - jede Kopie des Musters wird als eine Instanz bezeichnet. Wenn in einem solchen Muster eine Entwurfsregelverletzung gefunden wird, können hunderte oder tausende von Verletzungen gemeldet werden - eine für jede Instanz des Musters.

[0004] Ein Ziel bei der Herstellung integrierter Schaltkreise durch optische Lithografie besteht darin, den ursprünglichen Schaltkreisentwurf auf einem Substrat unter Verwendung eines Retikels zu reproduzieren, wobei das Retikel, manchmal auch als Maske oder Fotomaske bezeichnet, eine Oberfläche ist, die mit Lithografie mit einem Strahl geladener Teilchen belichtet werden kann. Die Hersteller integrierter Schaltkreise sind stets bemüht, die Fläche der Halbleiterwafer so effizient wie möglich zu nutzen. Die Ingenieure verkleinern die Größe der Schaltkreise immer weiter, damit die integrierten Schaltkreise mehr Schaltkreiselemente beinhalten und weniger Strom verbrauchen. Wenn die kritische Abmessung eines integrierten Schaltkreises verringert wird und seine Schaltkreisdichte zunimmt, nähert sich die kritische Abmessung des Schaltkreismusters oder des physischen Entwurfs der Auflösungsgrenze des optischen Belichtungswerkzeugs, das in der herkömmlichen optischen Lithografie verwendet wird. Wenn die kritischen Abmessungen des Schaltkreismusters kleiner werden und sich dem Auflösungswert des Belichtungswerkzeugs nähern, wird die genaue Übertragung des physischen Entwurfs auf das auf der Resistschicht entwickelte tatsächliche Schaltkreismuster schwierig. Um die Verwendung optischer Lithografie zum Übertragen von Mustern mit Merkmalen zu fördern, die kleiner sind als die Lichtwellenlänge, die in dem Prozess der optischen Lithografie verwendet wird, wurde ein Prozess entwickelt, der als optische

Nahbereichskorrektur (optical proximity correction – OPC) bekannt ist. OPC ändert den physischen Entwurf, um Verzerrungen zu kompensieren, die durch Effekte wie optische Beugung und die optische Interaktion von Merkmalen mit benachbarten Merkmalen verursacht werden. Technologien zur Auflösungsverbesserung, die mit einem Retikel durchgeführt werden, beinhalten OPC und inverse Lithografiertechnik (ILT).

[0005] OPC kann lithografische Merkmale mit Subauflösung zu Maskenmustern hinzufügen, um Unterschiede zwischen dem ursprünglichen physischen Entwurfsmuster, das heißt dem Entwurf, und dem endgültig übertragenen Schaltkreismuster auf dem Substrat zu reduzieren. Die lithografischen Merkmale mit Subauflösung interagieren mit den ursprünglichen Mustern im physischen Entwurf und miteinander und kompensieren Nahbereichseffekte, um das endgültig übertragene Schaltkreismuster zu verbessern. Ein Merkmal, das hinzugefügt wird, um die Musterübertragung zu verbessern, wird als „Serifen“ bezeichnet. Serifen sind kleine Merkmale, die die Präzision oder Widerstandsfähigkeit gegenüber Herstellungsschwankungen beim Drucken eines bestimmten Merkmals verbessern. Ein Beispiel für eine Serife ist ein kleines Merkmal, das an einer Ecke eines Musters positioniert ist, um die Ecke im endgültig übertragenen Bild zu schärfen. Muster, die auf das Substrat gedruckt werden sollen, werden als Hauptmerkmale bezeichnet. Serifen sind ein Teil eines Hauptmerkmals. Es ist üblich, die auf ein Retikel zu schreibenden OPC-dekorierten Muster in Bezug auf Hauptmerkmale, das heißt Merkmale, die den Entwurf vor der OPC-Dekoration widerspiegeln, und OPC-Merkmale zu diskutieren, wobei die OPC-Merkmale Serifen, Jogs, Subauflösungs-Hilfsmerkmale (sub-resolution assist features – SRAF) und negative Merkmale beinhalten können. OPC-Merkmale unterliegen verschiedenen Entwurfsregeln, beispielsweise einer Regel basierend auf der Größe des kleinsten Merkmals, das mittels optischer Lithografie auf den Wafer übertragen werden kann. Andere Entwurfsregeln können aus dem Maskenherstellungsprozess oder, wenn ein Zeichenprojektions-Schreibsystem mit einem Strahl geladener Teilchen verwendet wird, um das Muster auf einem Retikel zu bilden, aus dem Schablonenherstellungsprozess stammen.

[0006] In der optischen Lithografie ist die Herstellung des gewünschten Musters auf dem Retikel oder der Fotomaske ein kritischer Schritt. Da das Muster

auf der Fotomaske während des Prozesses der optischen Lithografie repliziert wird, dürfen keine Defekte auf der Fotomaske vorhanden sein, die dazu führen, dass während des Schritts der optischen Lithografie ein Defekt auf das Substrat gedruckt wird. Daher werden neu hergestellte Fotomasken inspiziert, um solche potenziellen Defekte zu erkennen. Potenzielle Defekte werden weiter analysiert, um festzustellen, ob es sich um einen echten Defekt handelt, der repariert werden muss, bevor die Maske in der Produktion verwendet wird.

ZUSAMMENFASSUNG

[0007] Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in Mustern für elektronische Entwürfe beinhalten die Eingabe eines Satzes von Musterdaten für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen, wobei der Satz von Musterdaten eine Vielzahl von Merkmalen umfasst. Jedes Merkmal aus der Vielzahl der Merkmale wird klassifiziert, wobei das Klassifizieren auf einem geometrischen Kontext basiert, der durch Formen in einer Region definiert ist. Beim Klassifizieren werden Techniken des maschinellen Lernens verwendet.

KURZE BESCHREIBUNG DER ZEICHNUNGEN

[0008] FIG. 1 ist eine Darstellung von Bilddaten als komprimierte Codierung.

[0009] FIG. 2A-2B zeigen zwei Masken- /Wafer-Bildfehlerklassifikationen gemäß einigen Ausführungsformen.

[0010] FIG. 3 zeigt Mittelwertbilder, die aus Merkmalen in einem Cluster berechnet wurden, gemäß einigen Ausführungsformen.

[0011] FIG. 4A-4F zeigen beispielhafte Mittelwertbilder, die verwendet werden, um die Clustering-Qualität basierend auf Unschärfe zu messen, gemäß einigen Ausführungsformen.

[0012] FIG. 5 zeigt Merkmale in einem nach Abstand sortierten Cluster gemäß einigen Ausführungsformen.

[0013] FIG. 6 ist eine schematische Darstellung eines GPU-Systemdiagramms gemäß einigen Ausführungsformen.

[0014] FIG. 7 ist ein Flussdiagramm von Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in einem Muster gemäß einigen Ausführungsformen.

[0015] FIG. 8 ist ein Flussdiagramm, das Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in einem Muster unter Verwendung von Mittelwertbildern für jede Klassifikation gemäß einigen Ausführungsformen darstellt.

DETAILLIERTE BESCHREIBUNG VON AUSFÜHRUNGSFORMEN

[0016] Bei dem Entwurf und der Herstellung von elektronischen Entwürfen wie etwa integrierten Schaltkreisen und Flachbildschirmanzeigen gibt es mehrere Prozesse, bei denen ein Vergleich der zweidimensionalen (2D-) Formmerkmale in dem Entwurf, der hergestellten Fotomaske oder dem hergestellten Substrat nützlich ist. Aufgrund der sehr großen Anzahl von Merkmalen in heutigen Entwürfen ist die Geschwindigkeit des Vergleichs wichtig. Der Vergleich komprimierter Daten kann theoretisch schneller sein als der Vergleich unkomprimierter Daten, da weniger Daten zu vergleichen sind. Allerdings muss auch der Zeitaufwand für die Erstellung der komprimierten Darstellung berücksichtigt werden. Standardkompressionstechniken sind nicht durchführbar, da ihre Berechnung zu lange dauert. In der US-Patentanmeldung Nr. 16/793,152 mit dem Titel „Verfahren und Systeme zum Komprimieren von Formdaten für elektronische Entwürfe“, die hiermit durch Bezugnahme aufgenommen ist, kann die Datenkomprimierung mittels maschinellen Lernens durch ein neuronales Netzwerk ein schnelleres Komprimierungsverfahren erzeugen, wie in FIG. 1 der vorliegenden Anmeldung gezeigt. Sobald ein Maskenbild (Eingabe 100) durch einen Encoder 104 komprimiert wurde, der durch maschinelles Lernen auf der Grundlage eines neuronalen Netzwerks abgeleitet wurde, können die komprimierten Daten 106 (als „codierter Bildvektor“ bezeichnet) zur Klassifikation verwendet werden. In den vorliegenden Ausführungsformen werden einzigartige Klassifikationstechniken beschrieben, die die Analyse komprimierter Daten verbessern.

[0017] Die zweidimensionalen Daten in Entwürfen für integrierte Schaltkreise oder Flachbildschirmanzeigen sind hinsichtlich der möglichen Arten von Merkmalen im Vergleich zu beispielsweise verallgemeinerten Strichzeichnungen sehr eingeschränkt. In ähnlicher Weise sind die Arten von Merkmalen, die in Rasterelektronenmikroskop(REM)-Fotografien von hergestellten Fotomasken oder hergestellten Substraten zu finden sind, ziemlich eingeschränkt. Mit Techniken des maschinellen Lernens ermöglichen diese Einschränkungen das Erreichen sehr hoher Klassifikationsfaktoren.

[0018] In einigen Ausführungsformen kann Autoencoding zur Klassifikation oder Kategorisierung verwendet werden. Da in den komprimierten Daten 106 in

FIG. 1 mehr Merkmale verfügbar sind, wird die Messung der Ähnlichkeit zwischen Bildern durch den Vergleich aller Merkmale vereinfacht. In einigen Ausführungsformen entfernen die vorliegenden Verfahren undifferenzierende Daten aus der ursprünglichen Eingabe 100 (z. B. ein 2D-Bild oder eine andere Darstellung von Formen) und finden eine Codierung, die eine hohe Informationsdichte (mehr Merkmale) aufweist, sodass der mehrdimensionale Kategorisierungsraum ähnliche Dinge nahe beieinander und verschiedene Dinge weit voneinander entfernt aufweist, ohne dass das gesamte mehrdimensionale Volumen des gesamten Raums zu groß ist. Die vorliegenden Verfahren erzeugen eine höhere Dichte dieses Gesamtvolumens, was die Suche in diesem Volumen viel effizienter macht. Das Training berechnet vorab ein Beziehungsnetz mit „Gewichten“, basierend auf der Häufigkeit häufiger Vorkommnisse. Die Klassifikation ist eine sehr schnelle Bewertung dieses vorberechneten Netzwerks, um nach Schnittpunkten zu suchen, die den Encoder 104 auf eine gegebene Eingabe anwendet.

[0019] Bei herkömmlichen Vorgehensweisen analysiert ein geometrischer Regelprüfer geometrische Daten (z. B. des Maskenentwurfs oder des Waferentwurfs oder andere zweidimensionale geometrische Daten) und meldet Fehler wie „diese Formen liegen im Verhältnis zur Mindestraumregel zu nahe beieinander“ oder „dieser Teil dieser Form ist im Verhältnis zur Mindestgrößenregel zu klein“. Ein Begriff, der verwendet wird, um solche Fehler zu beschreiben, ist „Kantenplatzierungsfehler“ bzw. EPE („Edge Placement Error“). Bei Anwendung auf den Maßstab einer Halbleiter- (oder Flachbildschirm-)Maske - z. B. ungefähr 130 mm x 100 mm mit einer Platzierungsauflösung von 0,1 nm für eine Halbleitermaske - besteht eines der praktischen Probleme darin, alle gemeldeten Fehler durchzuarbeiten, um herauszufinden, auf welche zu achten ist. Andere gemeldete Fehler beinhalten diejenigen, die durch XOR, die Erkennung durch andere Verfahren erkannt wurden, oder andere Fehlertypen. Alle Fehler werden anhand eines bekannten Regelsatzes gemeldet.

[0020] Es gibt oft tausende von Fehlern „derselben Art“, die gegen dieselbe Regel verstoßen. Sobald ein Problem einen Fehler auslöst, erzeugen so viele Instanzen ähnlicher Situationen tausende von Fehlern, dass sie andere Fehler verdecken, die sich unterscheiden, aber wichtigerweise zu beachten sind. Beispielsweise kann ein einzelner Regelverstoß einer 1000-mal platzierten Instanz

in bestimmten Bereichen schwerwiegender sein. Eine Klassifikation ähnlicher Platzierungen oder eines geometrischen Kontexts in der vorliegenden Offenbarung unterscheidet die 1000 Fehler weiter.

[0021] Die vorliegenden Verfahren beinhalten Klassifikationsmodule, die gemeldete Fehler basierend auf dem geometrischen Kontext, der durch Formen in einer Region definiert ist, automatisch klassifizieren. Eine Region kann beispielsweise ein Abschnitt eines Maskenentwurfs sein. In den vorliegenden Ausführungsformen erfasst und codiert der Prozess des Codierens eines Bildes unter der Annahme, dass das Bild eine Masken-, Wafer- oder Entwurfform hat, Ähnlichkeiten zwischen den möglichen Formen, was es ermöglicht, Formen für eine Vielfalt von Anwendungen zu vergleichen und zu klassifizieren. Wenn zum Beispiel 2000 Fehler für einen bestimmten Entwurf gemeldet werden, gruppieren die gegenwärtigen Klassifikationsmodule die Fehler automatisch in „verschiedene Arten“ und (möglicherweise auf überlappende Weise: z. B. einfache vs. mehrfache Kennzeichnung, wobei ein Fehler in mehrere Kategorien geraten kann). Bei der Einzelkennzeichnungs-klassifikation sind Klassen exklusiv, sodass jeder Fehler zu einer Klasse gehört, während bei der Mehrfachkennzeichnungs-klassifikation jeder Fehler zu mehr als einer Klasse gehören kann. Diese Klassifikationen sind Kategorisierungen der Ähnlichkeit der Formen in einer Region, aber keine Identifizierung bestimmter Fehlerarten.

[0022] Die Verfahren beinhalten die Eingabe eines Satzes von Musterdaten für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen, wobei die Musterdaten eine Vielzahl von Merkmalen umfassen. Jedes Merkmal der Vielzahl von Merkmalen wird unter Verwendung von Techniken des maschinellen Lernens in Klassifikationen klassifiziert. Die Klassifikation kann auf einem geometrischen Kontext basieren, der durch Formen in einer Region definiert ist. Ein Merkmal im Satz von Musterdaten kann in mehr als einer einzigen Klassifikation enthalten sein. Der Satz von Musterdaten kann einen Satz von fraglichen Stellen aus der Maskeninspektion und/oder einen Satz von gemeldeten Fehlern von einem geometrischen Prüfer beinhalten. Die Verfahren können auch das Komprimieren der eingegebenen Musterdaten beinhalten, wobei bei dem Klassifizieren die komprimierten Musterdaten verwendet werden.

[0023] In einigen Ausführungsformen kann der Satz von Musterdaten simulierte Maskendaten beinhalten, die durch OPC verbessert wurden. Ein Satz simulierter Konturen, der aus den simulierten Maskendaten erzeugt wurde, wird auf EPE untersucht, was zu einem Satz von Fehlern führt. Das Hinzufügen der durch OPC verbesserten simulierten Maskendaten und des Satzes von Fehlern zum Satz von Musterdaten erhöht die Vielzahl der zu klassifizierenden Merkmale.

[0024] Ein wichtiger Teil der Fehlerklassifikation mit maschinellem Lernen ist die automatische Codierung der 2D-Konturen von Entwurf-, Masken- oder Waferformen. Eine solche „Kategorisierung“ wurde bereits bei der elektronischen Entwurfsautomatisierung durchgeführt. Typischerweise verwendet die herkömmliche Kategorisierung jedoch genaue Übereinstimmungen von geradlinigen Formen von CAD-Entwürfen. Im Gegensatz dazu kann die Fehlerklassifikation mit maschinellem Lernen in den vorliegenden Ausführungsformen „ähnliche“ Konfigurationen von Formen identifizieren oder in einem gekrümmten Raum arbeiten, indem simulierte oder tatsächliche physische Bilder von hergestellten Oberflächen in Halbleiterwafern oder Masken oder Flachbildschirmanzeigen oder ihren Maskenherstellungsräumen bearbeitet werden. Zum Beispiel zeigt FIG. 2A einen Satz von Bildern, die gemäß einigen Ausführungsformen in einem Cluster kategorisiert wurden, und FIG. 2B ist ein Satz von Bildern, die in einem anderen Cluster klassifiziert wurden. Wie zu sehen ist, weisen die Bilder innerhalb jedes Clusters FIG. 2A oder FIG. 2B Merkmale auf, die einander ähnlich sind, das Klassifikationsmodul hat aber erkannt, dass die Platzierung und Arten von Merkmalen in den Bildern in FIG. 2A sich von denen in FIG. 2B unterscheiden. In einigen Ausführungsformen wird bei der Komprimierung und/oder Klassifikation ein Autoencoder verwendet. Kodierte Merkmale aus der Komprimierung können Vektoren sein.

[0025] Die Ausgabe kann basierend auf den eingegebenen CAD-Formen (die normalerweise geradlinige Formen sind, aber auch gekrümmte Formen sein können) oder Post-OPC-Formen, die beschreiben, welche Maskenformen am besten die Formen auf dem Wafer erzeugen, die den gewünschten CAD-Formen am nächsten kommen, kategorisiert oder klassifiziert werden. Post-OPC-Formen sind typischerweise geradlinig, die Ausführungsformen können aber auch (insbesondere mit der Ausgabe von OPC-Software der nächsten Generation) gekrümmte Formen

beinhalten, wie sie durch das Schreiben von Mehrstrahl-Masken möglich sind, die nicht die rechteckigen Grenzen des VSB-basierten Maskenschreibens aufweisen. Die Ausgabeformen könnten auch simulierte gekrümmte Konturen darstellen.

[0026] Bei Anwendung der Verfahren der vorliegenden Offenbarung auf REM (Rasterelektronenmikroskop) können Bilder von physisch hergestellten Masken oder Wafern verwendet werden, um identifizierte Defekte automatisch zu kategorisieren. In der Halbleiterfertigung werden potenzielle Defekte auf Masken durch Maskeninspektion identifiziert, die das Bild der gesamten Maske aufnimmt. Dieses Bild ist unscharf und relativ niedrig aufgelöst, es zeigt jedoch die gesamte Maske. Das Bild soll fragliche Stellen identifizieren, an denen eine weitere Prüfung erforderlich ist. Diese weitere Inspektion erfolgt durch viel genauere REM-Bilder, die mit REM-Maschinen zur Defektprüfung aufgenommen und analysiert werden (im Gegensatz zu CD-REM-Maschinen, die zum Messen von Abständen ausgelegt sind). REM-Maschinen bieten im Detail ein sehr klares Bild, sie können aber nur ein Ordnungsfeld von $1\text{ }\mu\text{m} \times 1\text{ }\mu\text{m}$ bis $10\text{ }\mu\text{m} \times 10\text{ }\mu\text{m}$ aufnehmen. Somit werden verdächtige Bereiche in dem durch Inspektion aufgenommenen Vollfeld-Maskenbild identifiziert, dann werden Details verdächtiger Bereiche im REM untersucht. In den Spitzenknoten ist die Anzahl der identifizierten verdächtigen Bereiche sowie die Anzahl der tatsächlichen Probleme auf einer typischen Produktionsmaske viel größer als früher. Vor zehn Jahren wurden vielleicht zig Probleme auf Masken behoben, und Masken mit zu vielen Fehlern wurden ausrangiert und neu hergestellt. Derzeit sind bei den Spitzenmasken hunderte von Problemen üblich und werden behoben. Die Hersteller entscheiden sich nicht mehr dafür, fehlerhafte Masken neu herzustellen, weil die Wahrscheinlichkeit zu hoch ist, dass die neue ebenfalls hunderte von (verschiedenen) Problemen hat. Die Reparatur von Defekten ist in der Maskenherstellung einzigartig; Wafer werden nicht repariert. Masken sind eine Reparatur wert, da auf jedem Wafer, den die Maske produziert, ein bestimmter Fehler auf der Maske vorhanden ist.

[0027] Bei der auf maschinellem Lernen basierenden Klassifikation in den vorliegenden Ausführungsformen kann, wenn ein REM-Foto von einem oder wenigen fraglichen Stellen zeigt, dass kein tatsächliches Problem - d. h. ein Defekt - existiert, die REM-Bildgebung anderer fraglicher Stellen in derselben Kategorie

vermieden werden. Dies kann die zum Inspizieren der Maske erforderliche Zeit erheblich verkürzen.

[0028] In einigen Ausführungsformen kann die Qualität einer Klassifikation oder eines Clusters von Merkmalen (d. h. eine Klassifikation ist ein Cluster von Merkmalen) bestimmt werden, indem ein Mittelwert-Clusterbild erzeugt wird, wie in FIG. 3 gezeigt, wo ein beispielhaftes Mittelwertbild 320 für Cluster, die die Bilder 300, 302, 304, 306, 308, 310, 312, 314 enthalten, und ein Mittelwertbild 350 für Cluster, die die Bilder 330, 332, 334, 336, 338, 340 enthalten, gezeigt sind. Das Ausmaß der sichtbaren visuellen Unschärfe in den Mittelwert-Clusterbildern 320 und 350 zeigt die Variation in den verschiedenen Merkmalen in der Klassifikation oder dem Cluster von Merkmalen an. Mehr Unschärfe zeigt eine größere Variation an, wie in FIG. 4A-4F gezeigt, wobei das Ausmaß der Variation in den FIG. 4A und 4D geringer als in FIG. 4B und 4E ist, das geringer ist als in den FIG. 4C und 4F. In einigen Ausführungsformen wird ein Gauß-Filter auf die Mittel eines Bildes (z. B. die Mitte 410 in FIG. 4A) angewendet, um Merkmale um die Mitte herum zu präferieren. Diese präferierten Merkmale werden für das Autoencoding verwendet, gefolgt von einem dichte-basierten räumlichen Cluster von Anwendungen mit einem auf Rauschen (DBSCAN) basierenden Clustering-Algorithmus.

[0029] In einigen Ausführungsformen wird die Qualität einer Klassifikation oder eines Clusters von Merkmalen ferner dadurch gekennzeichnet, dass eine Abstandsmetrik für jedes Merkmal in der Klassifikation bestimmt wird, wobei die Abstandsmetrik die Abweichung des Merkmals vom Mittelwert-Clusterbild angibt. In einigen Ausführungsformen wird die Abstandsmetrik unter Verwendung des Kosinusabstands der Merkmale innerhalb der Klassifikation gemessen. In FIG. 5 werden Merkmale in der Klassifikation nach der berechneten Abstandsmetrik sortiert, und Merkmale mit dem größten Abstand haben eine höhere Priorität für die Unterscheidung. Dies hilft bei der Identifizierung geringfügiger Abweichungen, indem möglicherweise unterschiedlichen Merkmalen Priorität eingeräumt wird. Beispielsweise weisen die Bilder 510 und 515 in FIG. 5 im Vergleich zu den anderen Bildern in FIG. 5 Fremdmerkmale entlang des oberen rechten Bildrandes auf. Fehler mit höherer Priorität müssen möglicherweise gesondert inspiziert werden. Wenn festgestellt wird, dass Merkmale mit höherer Priorität einen anderen Fehler

darstellen, können sie in den Prozess zurückgeführt werden, um die zukünftige Klassifikation zu verbessern.

[0030] FIG. 6 veranschaulicht ein Beispiel einer Computerhardwarevorrichtung 600, die verwendet werden kann, um die in dieser Offenbarung beschriebenen Berechnungen durchzuführen. Die Computerhardwarevorrichtung 600 umfasst eine Zentralverarbeitungseinheit (central processing unit – CPU) 602 mit angeschlossenem Hauptspeicher 604. Die CPU kann beispielsweise acht Verarbeitungskerne umfassen, wodurch die Leistung aller Teile der Computersoftware verbessert wird, die mit mehreren Threads arbeiten. Die Größe des Hauptspeichers 604 kann beispielsweise 64 G-Byte betragen. Die CPU 602 ist mit einem Peripheral-Component-Interconnect-Express(PCIe)-Bus 620 verbunden. Eine Grafikverarbeitungseinheit (graphics processing unit – GPU) 614 ist ebenfalls mit dem PCIe-Bus verbunden. In der Computerhardwarevorrichtung 600 kann die GPU 614 mit einer Grafikausgabevorrichtung wie etwa einem Videomonitor verbunden sein oder nicht. Wenn sie nicht mit einer Grafikausgabevorrichtung verbunden ist, kann die GPU 614 als reine parallele Hochgeschwindigkeitsberechnungseinheit verwendet werden. Die Computersoftware kann durch die Verwendung der GPU für einen Teil der Berechnungen im Vergleich zur Verwendung der CPU 602 für alle Berechnungen eine wesentlich höhere Leistung erzielen. Die CPU 602 kommuniziert mit der GPU 614 über den PCIe-Bus 620. In anderen Ausführungsformen (nicht dargestellt) kann die GPU 614 in die CPU 602 integriert sein, anstatt mit dem PCIe-Bus 620 verbunden zu sein. Der Festplattencontroller 608 kann auch an den PCIe-Bus angeschlossen sein, indem zum Beispiel zwei Festplatten 610 mit dem Festplattencontroller 608 verbunden sind. Schließlich kann auch ein Controller 612 für ein lokales Netzwerk (local area network – LAN) an den PCIe-Bus angeschlossen sein und anderen Computern eine Gigabit-Ethernet-(GbE)-Konnektivität bereitstellen. In einigen Ausführungsformen werden die Computersoftware und/oder die Entwurfsdaten auf den Festplatten 610 gespeichert. In anderen Ausführungsformen kann auf entweder die Computerprogramme oder die Entwurfsdaten oder sowohl die Computerprogramme als auch die Entwurfsdaten von anderen Computern oder Dateiserver-Hardware über das GbE-Ethernet zugegriffen werden.

[0031] FIG. 7 ist ein Flussdiagramm 700, das Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in elektronischen Entwürfen darstellt, wie beispielsweise Muster für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen. Im Ablauf 700 kann beispielsweise ein Autoencoder verwendet werden, der bereits mit Mustern für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen trainiert wurde. Der Ablauf 700 beginnt mit Schritt 702 der Eingabe eines Satzes von Musterdaten, wobei der Satz von Musterdaten Muster für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen sein können. Der Satz von Musterdaten beinhaltet eine Vielzahl von Merkmalen. In einigen Ausführungsformen sind der Satz von Musterdaten REM-Bilder oder simulierte REM-Bilder, und der Satz von Musterdaten kann einen Satz fraglicher Stellen aus der Maskeninspektion beinhalten. Der Schritt 704 beinhaltet die Verwendung eines trainierten neuronalen Netzwerkes für den Satz von Musterdaten, um den Satz von Musterdaten zu klassifizieren. Jedes Merkmal aus der Vielzahl von Merkmalen wird klassifiziert, wobei das Klassifizieren auf einem geometrischen Kontext basiert, der durch Formen in einer Region definiert ist, und wobei bei dem Klassifizieren Techniken des maschinellen Lernens verwendet werden. In einigen Ausführungsformen von FIG. 7 umfasst der Satz von Musterdaten einen Satz von gemeldeten Fehlern von einem geometrischen Prüfer. In einigen Ausführungsformen beinhalten die Verfahren das Bestimmen (d. h. Berechnen) einer Abstandsmetrik in Schritt 708 für jedes Merkmal in einer Klassifikation, die durch das Klassifizieren von Schritt 704 erstellt wurde. Die Abstandsmetrik kann beispielsweise unter Verwendung eines Kosinusabstands der Merkmale innerhalb der Klassifikation gemessen werden. Der Schritt 710 beinhaltet das Sortieren der Musterdaten in jeder Klassifikation. In Schritt 712 wird basierend auf dem Sortieren der Musterdaten in jeder Klassifikation eine Bestimmung eines Satzes von Mustern zur weiteren Inspektion durchgeführt.

[0032] FIG. 8 ist ein Flussdiagramm 800, das Verfahren zum Bestimmen optimaler OPC-Muster für elektronische Entwürfe darstellt, wie beispielsweise ein Halbleitermuster oder eine Flachbildschirmanzeige. Im Ablauf 800 kann beispielsweise ein Autoencoder verwendet werden, der bereits mit Mustern für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen trainiert wurde. Der Ablauf 800 beginnt mit Schritt 802, der Eingabe eines Satzes von Musterdaten, wobei der Satz von Musterdaten eine Vielzahl von Merkmalen beinhaltet. Bei dem Satz von

Musterdaten kann es sich um simulierte Maskendaten handeln, die durch OPC verbessert wurden (d. h. OPC-Muster für einen Maskenentwurf). Der Schritt 804 beinhaltet die Verwendung eines trainierten neuronalen Netzwerkes für den Satz von Musterdaten, um den Satz von Musterdaten zu klassifizieren. Jedes Merkmal aus der Vielzahl von Merkmalen wird klassifiziert, wobei das Klassifizieren auf einem geometrischen Kontext basiert, der durch Formen in einer Region definiert ist, und wobei bei dem Klassifizieren Techniken des maschinellen Lernens verwendet werden. In einigen Ausführungsformen von FIG. 8 umfassen die Verfahren den Schritt 806 des Bestimmens (d. h. Erzeugens) eines Mittelwertbildes für jede durch das Klassifizieren erzeugte Klassifikation und einer Variation zwischen den Merkmalen in der Klassifikation. In Schritt 808 kann eine Bestimmung von übereinstimmenden Mustern unter Verwendung der Klassifikationen erfolgen, wobei die übereinstimmenden Merkmale verwendet werden können, um beispielsweise ein optimales OPC-Verfahren für einen Maskenentwurf zu bestimmen (z. B. Bestimmen von Gruppierungen mit weniger oder der geringsten Abweichung, wie durch die Unschärfe in Bezug auf die FIG. 4A-4F angezeigt).

[0033] In Ausführungsformen der FIG. 7 und 8 beinhalten die Verfahren das Komprimieren, beispielsweise unter Verwendung eines Autoencoders, des eingegebenen Satzes von Musterdaten in komprimierte Musterdaten, wobei bei dem Klassifizieren (z. B. Schritte 704 oder 804) die komprimierten Musterdaten verwendet werden. Das Komprimieren erzeugt kodierte Merkmale, wobei jedes kodierte Merkmal, das vom Autoencoder erzeugt wird, ein Element in einem Vektor sein kann. In Ausführungsformen der FIG. 7 und 8 wird bei der Klassifizierung ein Autoencoder verwendet. Das Klassifizieren kann es ermöglichen, dass ein Merkmal in der Vielzahl von Merkmalen in mehr als einer Klassifikation enthalten ist. In Ausführungsformen der FIG. 7 und 8 beinhalten die Verfahren ferner das Anwenden eines Gauß-Filters auf die Mitte eines Bildes, um Merkmale um die Mitte herum zu präferieren.

[0034] Obwohl die Beschreibung in Bezug auf spezifische Ausführungsformen detailliert beschrieben wurde, versteht es sich, dass der Fachmann, nachdem er das Vorstehende verstanden hat, ohne Weiteres Änderungen, Variationen und Äquivalente zu diesen Ausführungsformen in Betracht ziehen kann. Diese und andere Modifikationen und Variationen der vorliegenden Verfahren können von

Durchschnittsfachleuten ausgeführt werden, ohne vom Schutzzumfang des vorliegenden Gegenstands abzuweichen, der insbesondere in den beigefügten Ansprüchen dargelegt ist. Darüber hinaus erkennt der Durchschnittsfachmann, dass die vorstehende Beschreibung nur beispielhaft ist und nicht einschränkend sein soll. Die in dieser Beschreibung aufgeführten Schritte können ergänzt, entnommen oder abgeändert werden, ohne vom Schutzzumfang der Erfindung abzuweichen. Im Allgemeinen sollen alle dargestellten Flussdiagramme nur eine mögliche Abfolge von Grundoperationen zur Erreichung einer Funktion aufzeigen, wobei viele Variationen möglich sind. Somit ist beabsichtigt, dass der vorliegende Gegenstand solche Modifikationen und Variationen abdeckt, die in den Schutzzumfang der beigefügten Ansprüche und ihrer Äquivalente fallen.

Patentansprüche:

1. Verfahren zum Abgleichen von Merkmalen in Mustern für elektronische Entwürfe, wobei das Verfahren Folgendes umfasst:
Eingeben eines Satzes von Musterdaten für Halbleiter- oder Flachbildschirmanzeigen, wobei der Satz von Musterdaten eine Vielzahl von Merkmalen umfasst; und
Klassifizieren jedes Merkmals in der Vielzahl von Merkmalen, wobei das Klassifizieren auf einem geometrischen Kontext basiert, der durch Formen in einer Region definiert ist, und wobei bei dem Klassifizieren Techniken des maschinellen Lernens verwendet werden.
2. Verfahren nach Anspruch 1, ferner umfassend das Komprimieren des eingegebenen Satzes von Musterdaten in komprimierte Musterdaten, wobei beim Klassifizieren die komprimierten Musterdaten verwendet werden.
3. Verfahren nach Anspruch 2, wobei bei dem Komprimieren ein Autoencoder verwendet wird.
4. Verfahren nach Anspruch 3, wobei jedes vom Autoencoder erzeugte codierte Merkmal ein Element in einem Vektor ist.
5. Verfahren nach Anspruch 1, wobei bei dem Klassifizieren ein Autoencoder verwendet wird.
6. Verfahren nach Anspruch 1, wobei das Klassifizieren es ermöglicht, dass ein Merkmal in der Vielzahl von Merkmalen in mehr als einer Klassifikation enthalten ist.
7. Verfahren nach Anspruch 1, wobei der Satz von Musterdaten einen Satz fraglicher Stellen aus der Maskeninspektion umfasst.

8. Verfahren nach Anspruch 1, wobei der Satz von Musterdaten simulierte Maskendaten umfasst, die durch optische Nahbereichskorrektur (optical proximity correction – OPC) verbessert wurden.
9. Verfahren nach Anspruch 1, das ferner das Bestimmen eines Mittelwertbildes für jede durch das Klassifizieren erzeugte Klassifikation und einer Variation unter der Vielzahl von Merkmalen in der Klassifikation umfasst.
10. Verfahren nach Anspruch 1, wobei der Satz von Musterdaten einen Satz von gemeldeten Fehlern von einem geometrischen Prüfer umfasst.
11. Verfahren nach Anspruch 10, das ferner das Bestimmen einer Abstandsmetrik für jedes Merkmal in der Vielzahl von Merkmalen in einer durch Klassifizieren erstellten Klassifikation umfasst.
12. Verfahren nach Anspruch 11, wobei die Abstandsmetrik unter Verwendung eines Kosinusabstands der Merkmale in der Vielzahl von Merkmalen innerhalb der Klassifikation gemessen wird.
13. Verfahren nach Anspruch 1, das ferner das Anwenden eines Gauß-Filters auf eine Mitte eines Bildes umfasst, um Merkmale um die Mitte herum zu präferieren.

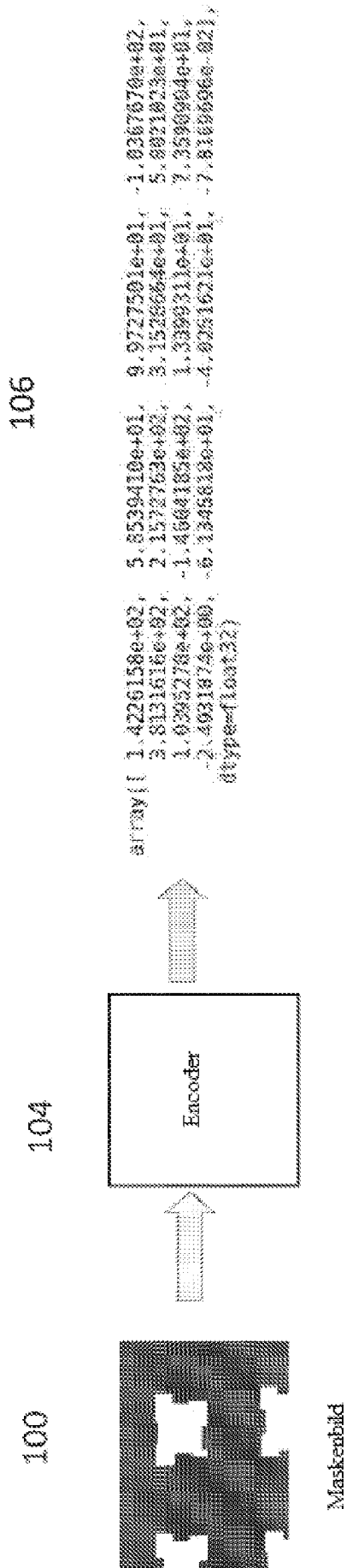


FIG. 1

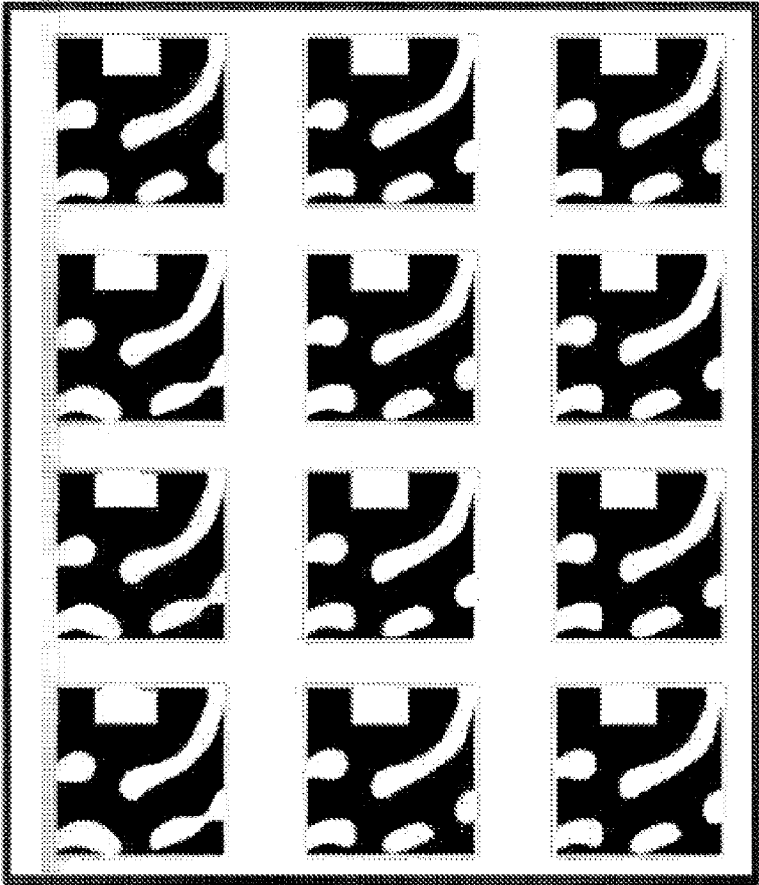


FIG. 2B

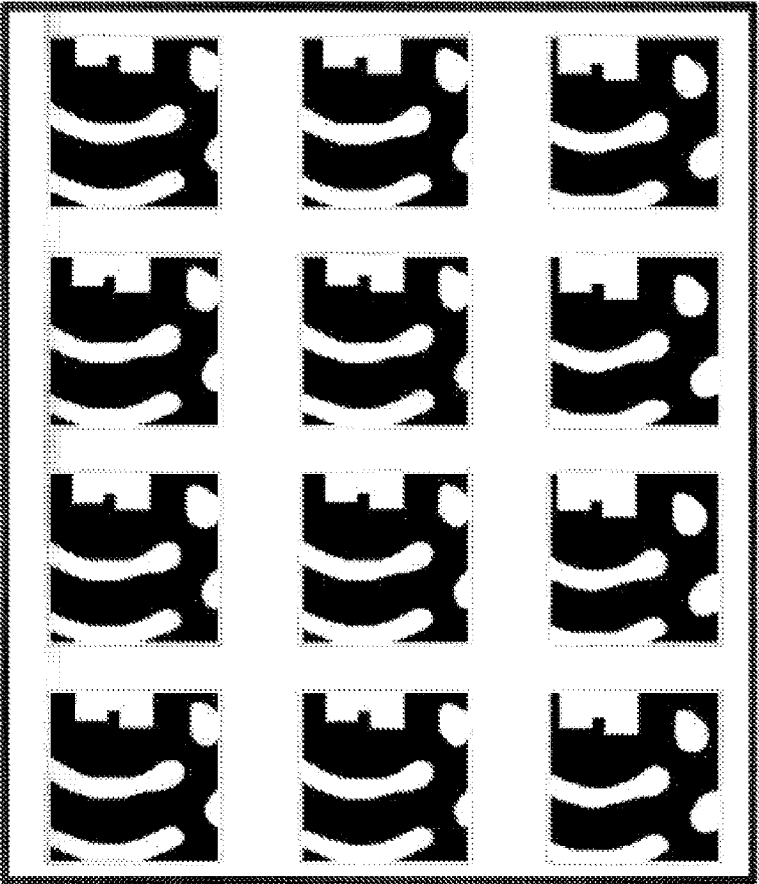


FIG. 2A

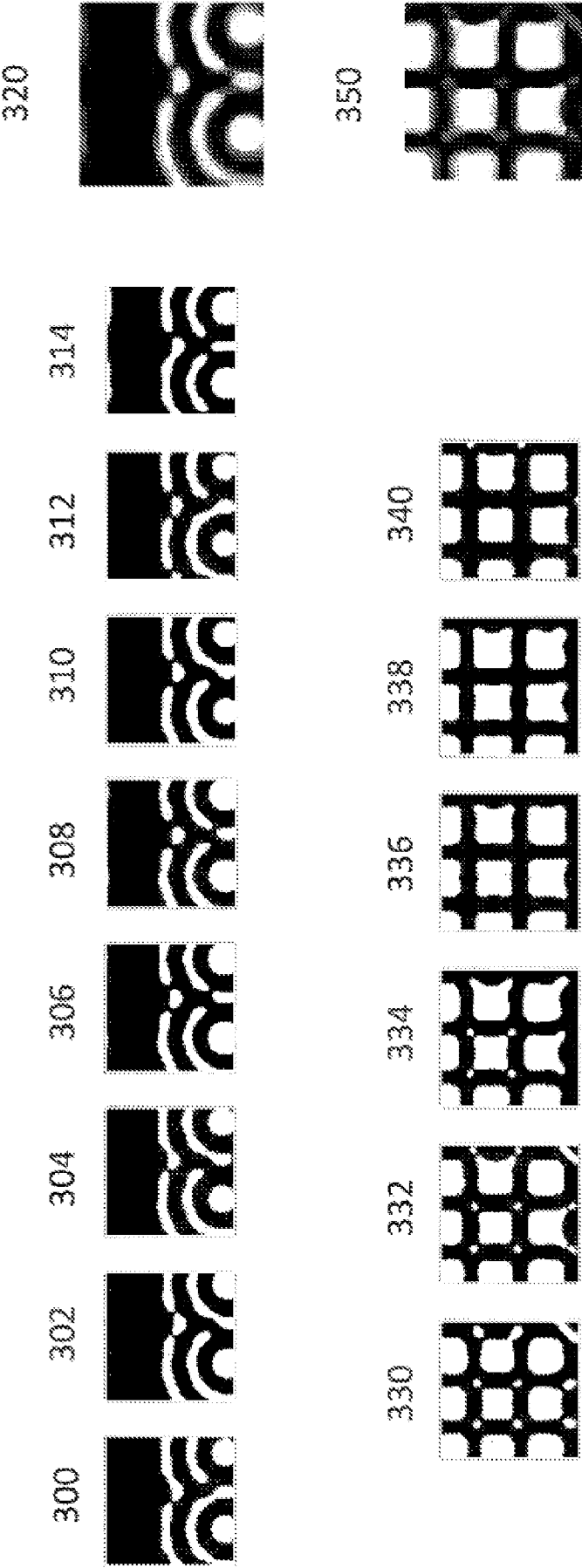


FIG. 3



FIG. 4C

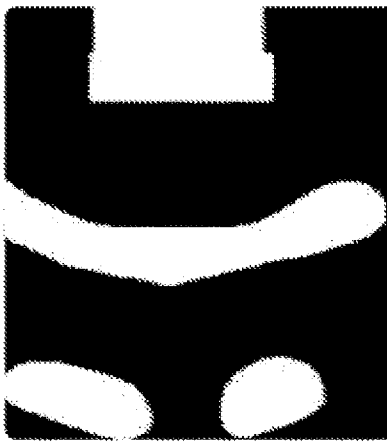


FIG. 4F

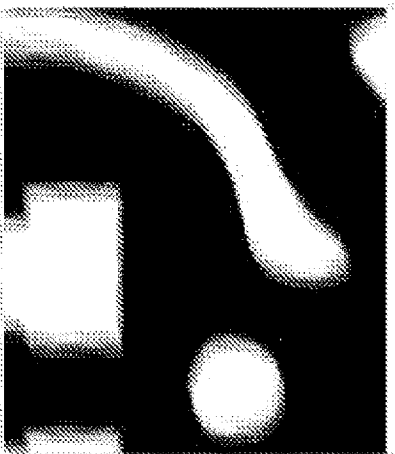


FIG. 4B

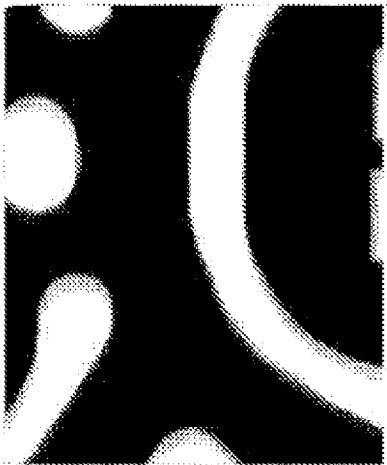


FIG. 4E

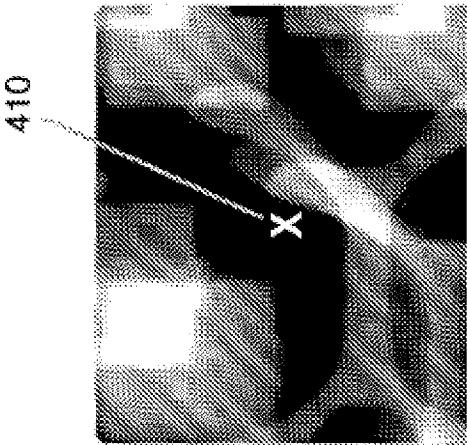


FIG. 4A

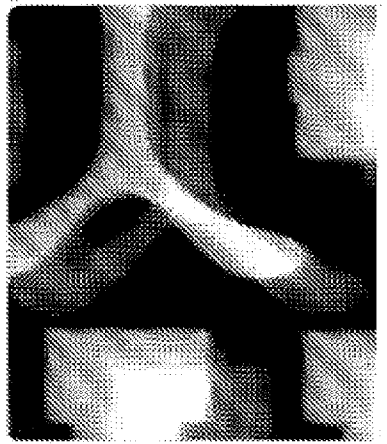
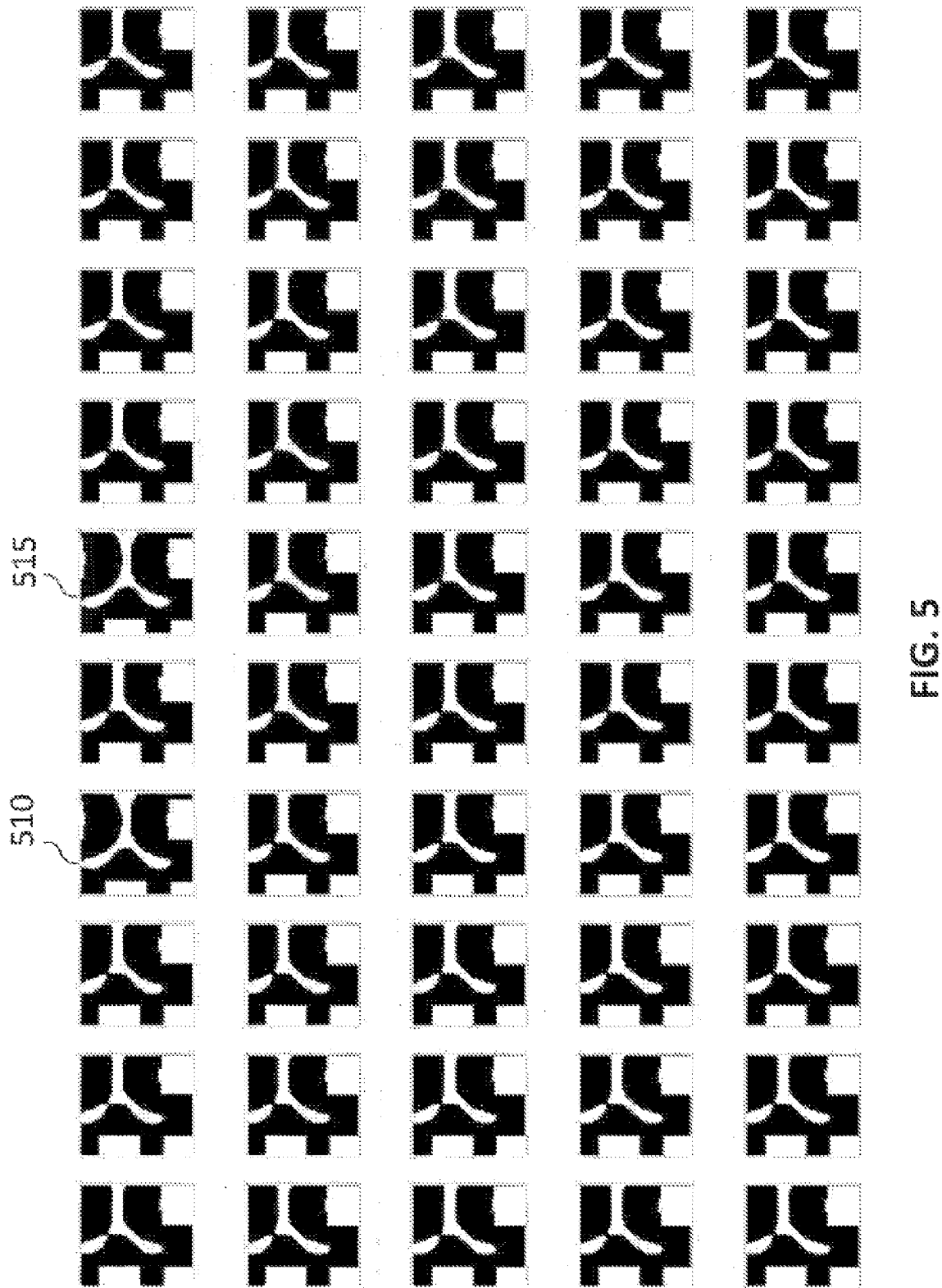


FIG. 4D



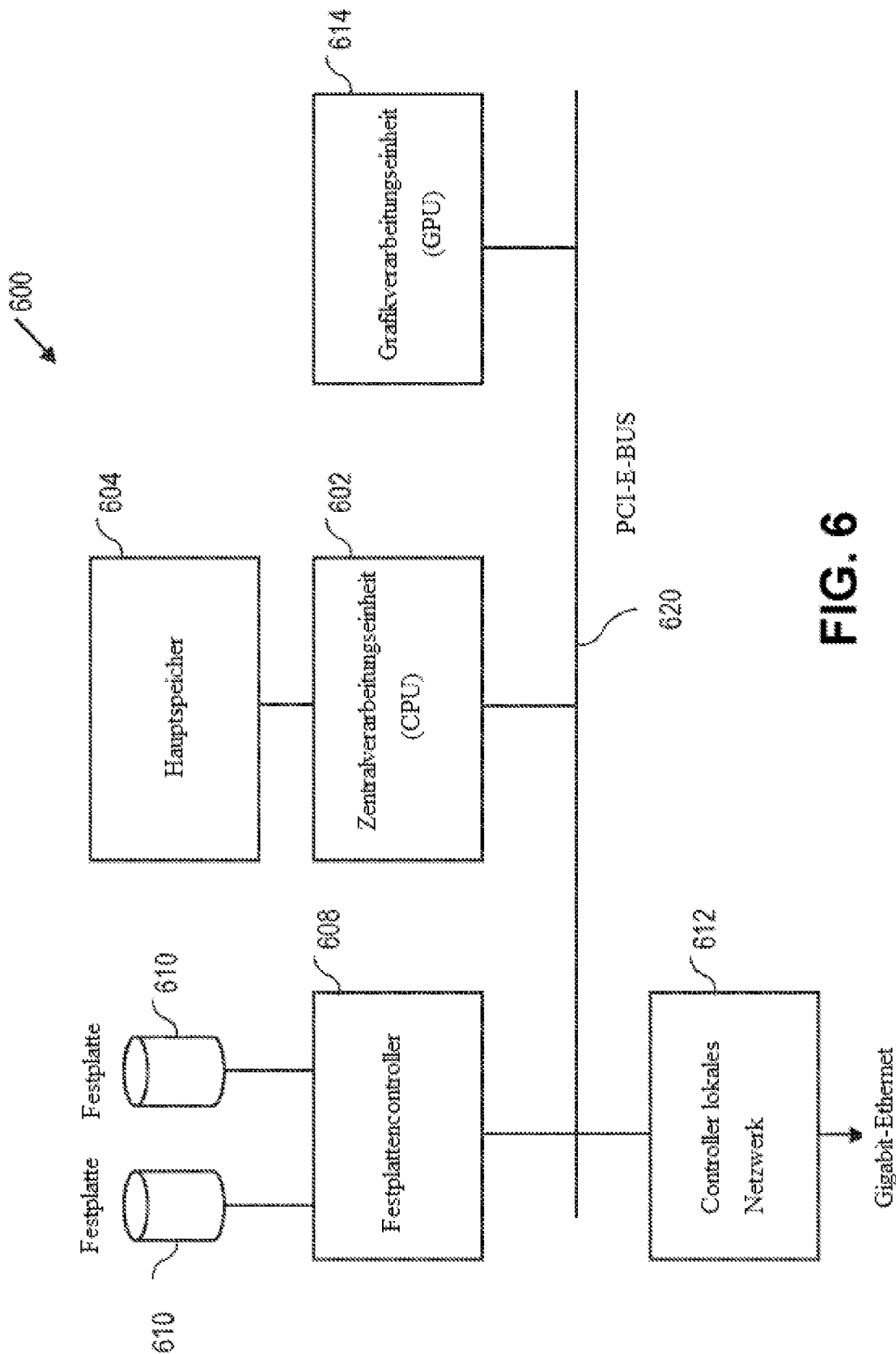


FIG. 6

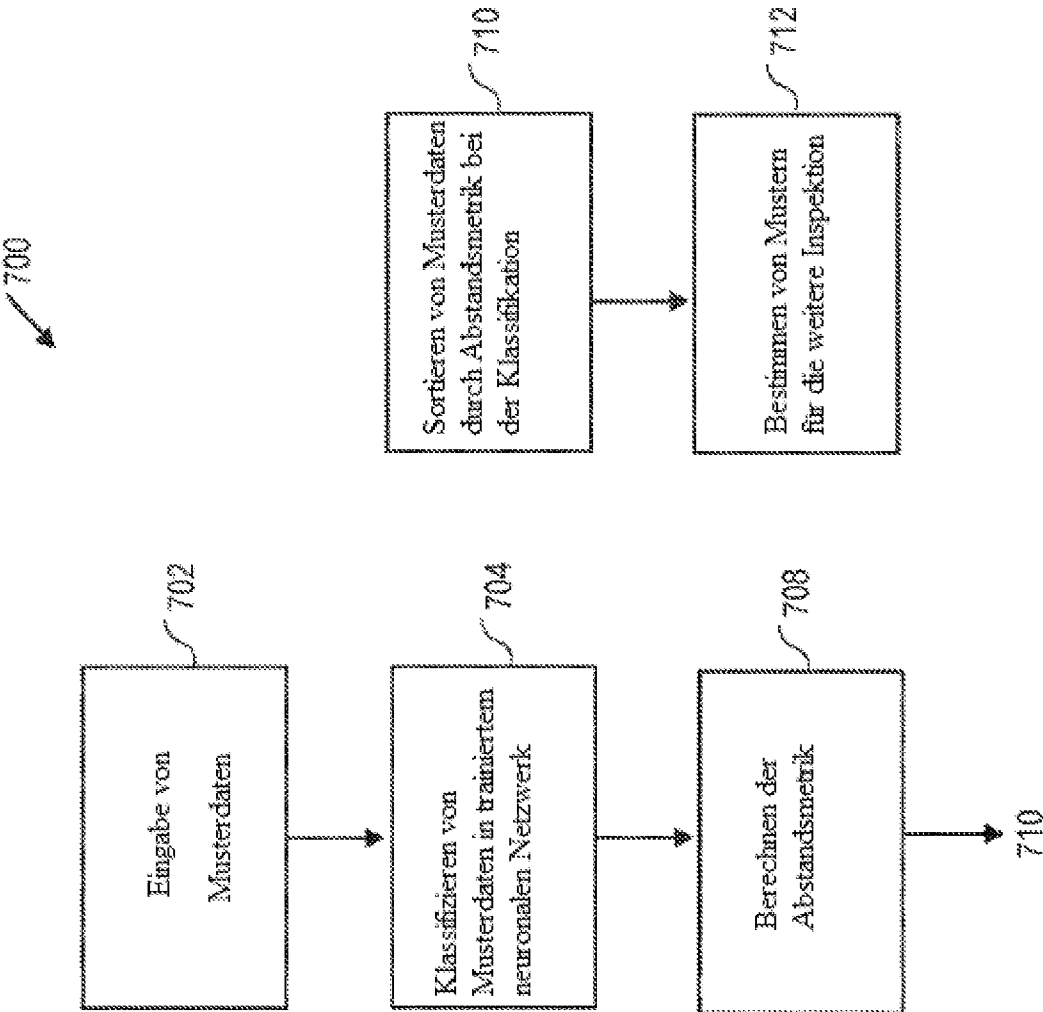
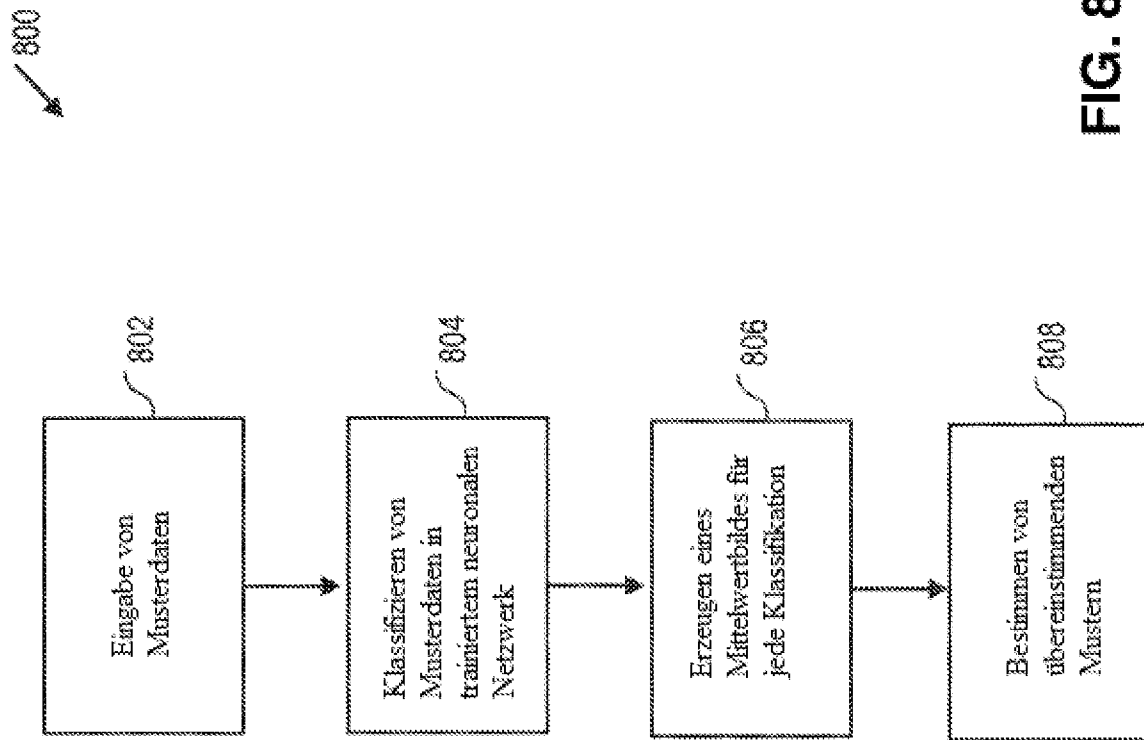


FIG. 7

**FIG. 8**