



등록특허 10-2213730



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년02월05일
(11) 등록번호 10-2213730
(24) 등록일자 2021년02월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/063 (2006.01) *G06N 3/04* (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01)

(52) CPC특허분류
G06N 3/063 (2013.01)
G06N 3/04 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2018-7037824

(22) 출원일자(국제) 2017년06월01일
심사청구일자 2020년05월29일

(85) 번역문제출일자 2018년12월27일

(65) 공개번호 10-2019-0004000

(43) 공개일자 2019년01월10일

(86) 국제출원번호 PCT/US2017/035494

(87) 국제공개번호 WO 2017/210455
국제공개일자 2017년12월07일

(30) 우선권주장
62/344,214 2016년06월01일 미국(US)
15/609,009 2017년05월31일 미국(US)

(56) 선행기술조사문현

US20030086081 A1

(뒷면에 계속)

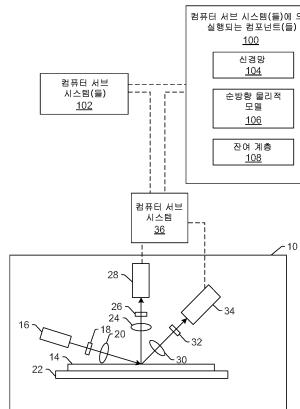
전체 청구항 수 : 총 30 항

심사관 : 박상현

(54) 발명의 명칭 반도체 애플리케이션을 위한 신경망 및 순방향 물리적 모델을 포함하는 방법 및 시스템

(57) 요 약

신경망을 훈련시키기 위한 방법 및 시스템이 제공된다. 하나의 시스템은 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들에 의해 실행되는 하나 이상의 컴퓨트트들을 포함한다. 하나 이상의 컴퓨트트들은 신경망에 입력된 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된 신경망, 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여 이에 의해 훈련 세트의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지 세트를 생성하도록 구성된 순방향 물리적 모델, 및 훈련 세트의 입력 이미지와 이에 대응하는 출력 이미지 세트 간의 차이를 결정하도록 구성된 잔여 계층을 포함한다. 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 결정된 차이에 기초하여 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경하여 이에 의해 신경망을 학습시키도록 구성된다.

대 표 도 - 도1

(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2013.01)

(56) 선행기술조사문헌

US20050089215 A1

US20140032463 A1

KR1020100044902 A

KR1020160044568 A

명세서

청구범위

청구항 1

신경망(neural network)을 훈련시키도록 구성된 시스템에 있어서,

하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템; 및

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템에 의해 실행되는 하나 이상의 컴포넌트

를 포함하고, 상기 하나 이상의 컴포넌트는,

신경망에 입력된 표본(specimen)에 대한 훈련 세트 내의 입력 이미지의 반전 피처(inverted features)를 결정하도록 구성된 신경망;

상기 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성함으로써 상기 훈련 세트 내의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지의 세트를 생성하도록 구성된 순방향 물리적 모델; 및

상기 훈련 세트 내의 입력 이미지와 상기 세트 내의 이에 대응하는 출력 이미지 간의 차이를 결정하도록 구성된 잔여 계층

을 포함하고,

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 상기 결정된 차이에 기초하여 상기 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경함으로써 상기 신경망을 훈련시키도록 구성되고,

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하도록, 상기 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 상기 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되며, 상기 반전 피처는 상기 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피처인 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서, 상기 신경망은 콘볼루션 신경망(convolutional neural network)으로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 3

제 1 항에 있어서, 상기 신경망은 FCN(fully convolutional network) 모델로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 4

제 1 항에 있어서, 상기 신경망은 심층 생성 모델(deep generative model)로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 5

제 1 항에 있어서, 상기 신경망은 생성적 적대 신경망(generative adversarial net)으로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 6

제 1 항에 있어서, 상기 신경망은 조건부 생성적 적대 신경망(conditional generative adversarial net)으로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 7

제 1 항에 있어서, 상기 신경망은 생성적 적대 신경망 및 변분 자동 인코더(variational autoencoder)로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 8

제 1 항에 있어서, 상기 신경망의 일부는 콘볼루션 신경망으로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 9

제 1 항에 있어서, 상기 순방향 물리적 모델은 미분 가능한(differentiable) 순방향 물리적 모델로서 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 10

제 1 항에 있어서, 상기 순방향 물리적 모델은 추가적인 신경망으로서 구현되거나 근사화되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 11

제 1 항에 있어서, 상기 순방향 물리적 모델은 상기 표본에 대한 상기 입력 이미지를 생성하는 데 사용되는 이미징 파라미터에 대응하는 모델 파라미터를 포함하는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 12

제 1 항에 있어서, 상기 순방향 물리적 모델은 상기 표본에 대한 상기 입력 이미지를 생성하는 데에 수반되는 물리적 파라미터에 대응하는 모델 파라미터를 포함하는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 13

제 1 항에 있어서, 상기 순방향 물리적 모델은 적어도 하나의 조정 가능한 모델 파라미터를 포함하는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 14

제 1 항에 있어서, 상기 순방향 물리적 모델은 적어도 하나의 고정된 모델 파라미터를 포함하는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 15

제 1 항에 있어서, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한,

상기 훈련된 신경망이 상기 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하고;

상기 순방향 물리적 모델이 상기 런타임 이미지에 대해 결정된 상기 반전 피처로부터 상기 런타임 이미지를 재구성하며;

상기 잔여 계층이 상기 런타임 이미지와 상기 재구성된 런타임 이미지 간의 차이를 결정하도록 - 상기 런타임 이미지와 상기 재구성된 런타임 이미지 간의 차이는 잔여 이미지의 피처임 - ,

상기 표본 또는 상기 다른 표본에 대한 상기 런타임 이미지를 상기 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 16

제 1 항에 있어서, 상기 입력 이미지는 전자 빔 기반 이미징 시스템에 의해 생성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 17

제 1 항에 있어서, 상기 입력 이미지는 광학 기반 이미징 시스템에 의해 생성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록

구성된 시스템.

청구항 18

제 1 항에 있어서, 상기 입력 이미지는 검사 시스템에 의해 생성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 19

제 1 항에 있어서, 상기 입력 이미지는 계측 시스템에 의해 생성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 20

제 1 항에 있어서, 상기 표본은 웨이퍼인 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 21

제 1 항에 있어서, 상기 표본은 레티클인 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 22

제 1 항에 있어서, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 런타임 이미지의 상기 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 상기 표본 또는 상기 다른 표본 상의 결함을 검출하도록 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 23

제 1 항에 있어서, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 런타임 이미지 또는 상기 런타임 이미지의 상기 광학적으로 보정된 버전에서 검출된 결함을 분류하도록 구성되며, 상기 분류는 상기 런타임 이미지의 상기 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 수행되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 24

제 1 항에 있어서, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 표본 또는 상기 다른 표본의 하나 이상의 피쳐, 또는 상기 런타임 이미지의 상기 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 상기 표본 또는 상기 다른 표본 상에서 검출된 결함을 측정하도록 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 25

제 1 항에 있어서, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 훈련된 신경망이 런타임 이미지의 스택에 대한 반전 피쳐를 결정하도록, 상기 표본 또는 상기 다른 표본에 대한 런타임 이미지의 스택을 상기 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되고, 상기 런타임 이미지의 스택에 대한 상기 반전 피쳐는 상기 런타임 이미지의 스택에 대한 위상 정보이며, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 위상 정보에 기초하여 상기 표본 또는 상기 다른 표본 상의 결함에 대한 선택성을 증가시키도록 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 26

제 1 항에 있어서, 상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 훈련 결과에 기초하여 상기 입력 이미지를 생성하는 데 사용되는 하나 이상의 파라미터에 대한 하나 이상의 조정을 결정하도록 구성되는 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 27

신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템에 있어서,

표본의 이미지를 생성하도록 구성된 이미징 서브 시스템;

상기 이미지를 획득하고, 상기 획득된 이미지로부터 입력 이미지의 훈련 세트를 생성하도록 구성된 하나 이상의

컴퓨터 서브 시스템; 및

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템에 의해 실행되는 하나 이상의 컴포넌트
를 포함하고, 상기 하나 이상의 컴포넌트는,

신경망에 입력된 상기 표본에 대한 상기 훈련 세트 내의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된
신경망;

상기 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성함으로써 상기 훈련 세트 내의 입력 이미지에 대응하는 출력
이미지의 세트를 생성하도록 구성된 순방향 물리적 모델; 및

상기 훈련 세트 내의 입력 이미지와 상기 세트 내의 이에 대응하는 출력 이미지 간의 차이를 결정하
도록 구성된 잔여 계층

을 포함하고,

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 상기 결정된 차이에 기초하여 상기 신경망의 하나 이상의 파라미터를
변경함으로써 상기 신경망을 훈련시키도록 구성되고,

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하
도록, 상기 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 상기 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되며, 상기 반
전 피처는 상기 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피처인 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된
시스템.

청구항 28

신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법을 수행하기 위해 하나 이상의 컴퓨터 시스템 상에서 실행 가능한
프로그램 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체에 있어서,

상기 컴퓨터 구현 방법은,

신경망에 입력 이미지의 훈련 세트를 입력함으로써 표본에 대한 훈련 세트 내의 입력 이미지의 반전 피
처를 결정하고;

상기 반전 피처를 순방향 물리적 모델에 입력함으로써 상기 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여, 이에 의해 상기 훈련 세트 내의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지의 세트를 생성하고;

상기 훈련 세트 내의 입력 이미지와 상기 세트 내의 이에 대응하는 출력 이미지 간의 차이를 결정하고;

상기 결정된 차이에 기초하여 상기 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경함으로써 상기 신경망을 훈련
시키고;

상기 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하도록, 상기 표본 또는 다른 표본에 대
한 런타임 이미지를 상기 훈련된 신경망에 입력하는 것 - 상기 반전 피처는 상기 런타임 이미지의 광학적으로
보정된 버전의 피처임 -

을 포함하고,

상기 반전 피처를 결정하는 것, 상기 입력 이미지를 재구성하는 것, 상기 차이를 결정하는 것, 상기 하나 이상
의 파라미터를 변경하는 것, 및 상기 런타임 이미지를 입력하는 것은 하나 이상의 컴퓨터 시스템에 의해 수행되
고, 하나 이상의 컴포넌트가 상기 하나 이상의 컴퓨터 시스템에 의해 실행되며, 상기 하나 이상의 컴포넌트는
상기 신경망 및 상기 순방향 물리적 모델을 포함하는 것인, 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체.

청구항 29

신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법에 있어서,

신경망에 입력 이미지의 훈련 세트를 입력함으로써 표본에 대한 훈련 세트 내의 입력 이미지의 반전 피처를 결
정하는 단계;

상기 반전 피처를 순방향 물리적 모델에 입력함으로써 상기 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여, 이에
의해 상기 훈련 세트 내의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지의 세트를 생성하는 단계;

상기 훈련 세트 내의 입력 이미지와 상기 세트 내의 이에 대응하는 출력 이미지 간의 차이를 결정하는 단계;
상기 결정된 차이에 기초하여 상기 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경함으로써 상기 신경망을 훈련시키는 단계; 및

상기 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하도록, 상기 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 상기 훈련된 신경망에 입력하는 단계 - 상기 반전 피처는 상기 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피처임 -

를 포함하고,

상기 반전 피처를 결정하는 것, 상기 입력 이미지를 재구성하는 것, 상기 차이를 결정하는 것, 상기 하나 이상의 파라미터를 변경하는 것 및 상기 런타임 이미지를 입력하는 것은 하나 이상의 컴퓨터 시스템에 의해 수행되고, 하나 이상의 컴포넌트가 상기 하나 이상의 컴퓨터 시스템에 의해 실행되며, 상기 하나 이상의 컴포넌트는 상기 신경망 및 상기 순방향 물리적 모델을 포함하는 것인, 신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법.

청구항 30

신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템에 있어서,

하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템; 및

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템에 의해 실행되는 하나 이상의 컴포넌트

를 포함하고, 상기 하나 이상의 컴포넌트는,

신경망에 입력된 표본에 대한 훈련 세트 내의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된 신경망;

상기 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성함으로써 상기 훈련 세트 내의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지의 세트를 생성하도록 구성된 순방향 물리적 모델; 및

상기 훈련 세트 내의 입력 이미지와 상기 세트 내의 이에 대응하는 출력 이미지 간의 차이를 결정하도록 구성된 잔여 계층

을 포함하고,

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 상기 결정된 차이에 기초하여 상기 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경함으로써 상기 신경망을 훈련시키도록 구성되고,

상기 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템은 또한, 상기 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하도록, 상기 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 상기 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되며, 상기 반전 피처는 상기 런타임 이미지의 진폭 및 위상 버전의 피처인 것인, 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템.

청구항 31

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 일반적으로 반도체 애플리케이션을 위한 신경망 및 순방향 물리적 모델을 포함하는 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 다음 설명 및 예들은 이 섹션에 포함되어 있기 때문에 선행 기술로 인정되지 않는다.

[0003] 로직 및 메모리 디바이스와 같은 반도체 디바이스의 제조는 통상적으로 다수의 반도체 제조 공정 사용하여 반도체 웨이퍼와 같은 기판을 처리하여 반도체 디바이스의 다수의 레벨 및 다양한 피처를 형성하는 것을 포함한다. 예를 들어, 리소그래피는 레티클로부터 반도체 웨이퍼 상에 배치된 레지스트에 패턴을 전사하는 것을 포함하는 반도체 제조 공정이다. 반도체 제조 공정의 추가적인 예들은, 화학적 기계적 연마(chemical-mechanical

polishing; CMP), 예칭, 중착, 및 이온 주입을 포함하지만 이에 한정되는 것은 아니다. 다수의 반도체 디바이스들이 단일 반도체 웨이퍼 상에 배치되어 제조될 수 있고, 그리고 나서 개별적인 반도체 디바이스들로 분리될 수 있다.

[0004] 검사 공정이 반도체 제조 공정 동안 다양한 단계들에서 사용되어 표본 상의 결함을 검출하여 반도체 제조 공정에서 더욱 높은 수율을 만들어내고 더욱 높은 수익을 만든다. 검사는 항상 반도체 디바이스 제조의 중요한 부분이었다. 그러나, 반도체 디바이스의 치수가 감소함에 따라, 보다 작은 결함이 디바이스를 고장 나게 할 수 있기 때문에, 허용 가능한 반도체 디바이스의 성공적인 제조를 위해 검사가 더욱 중요해지고 있다.

[0005] 결함 검토는 통상적으로 검사 공정에 의해 검출된 결함을 재검출하고, 고배율 광학 시스템 또는 주사 전자 현미경(scanning electron microscope; SEM)을 사용하여 더 높은 해상도에서 결함에 관한 추가 정보를 생성하는 것을 포함한다. 그러므로, 결함 검토는 검사에 의해 결함이 검출된 표본 상의 개별 위치에서 수행된다. 결함 검토에 의해 생성된, 결함에 대한 더 높은 해상도 데이터는 프로파일, 거칠기, 보다 정확한 크기 정보 등과 같은 결함의 속성을 결정하는 데 더 적합하다.

[0006] 계측 공정이 또한 반도체 제조 공정 동안 다양한 단계들에서 사용되어 공정을 감시하고 제어한다. 표본 상의 결함을 검출하는 검사 공정과 달리, 계측 공정은 현재 사용되는 검사 툴을 사용하여 결정될 수 없는, 표본의 하나 이상의 특성을 측정하는 데 사용된다는 점에서 계측 공정은 검사 공정과 상이하다. 예를 들어, 계측 공정은 하나 이상의 특성으로부터 공정 성능을 결정할 수 있도록 공정 동안 표본 상에 형성된 피처의 치수(예를 들어, 선폭, 두께 등)와 같은 표본의 하나 이상의 특성을 측정하는 데 사용된다. 또한, 표본의 하나 이상의 특성이 허용되지 않는 경우(예를 들어, 특성(들)에 대한 미리 결정된 범위를 벗어남), 표본의 하나 이상의 특성의 측정은 공정에 의해 제조된 추가의 표본이 허용 가능한 특성(들)을 갖도록 공정의 하나 이상의 파라미터를 변경하는 데 사용될 수 있다.

[0007] 검사에 의해 검출된 결함이 결함 검토에서 재방문되는 결함 검토 공정과 달리, 계측 공정은 결함이 검출되지 않은 위치에서 수행될 수 있다는 점에서 계측 공정은 또한 결함 검토 공정과 상이하다. 다시 말해서, 결함 검토와 달리, 표본 상에 계측 공정이 수행되는 위치는 표본 상에 수행된 검사 공정의 결과와는 독립적일 수 있다. 특히, 계측 공정이 수행되는 위치는 검사 결과와는 독립적으로 선택될 수 있다.

[0008] 설계 규칙이 축소됨에 따라, 레티를 및 웨이퍼와 같은 표본 상에 형성되는 설계는 최적으로 수행되는 공정을 사용하여 형성되는 경우에도 실제 설계와는 많이 다르게 보일 수 있다. 예를 들어, 물리적 표본 상에 설계를 형성하는 것과 관련된 물리적 공정의 내재적인 한계로 인해, 물리적 표본 상에 형성된 설계의 피처는 통상적으로 설계와는 다소 상이한 특성, 예컨대 상이한 형상을 가지며(예를 들어, 코너 라운딩 및 기타 근접 효과로 인해), 가능한 가장 최적 버전의 설계가 표본 상에 형성되는 경우에도 다소 상이한 치수를 가질 수 있다(예를 들어, 근접 효과로 인해).

[0009] 때때로, 설계가 표본 상에 어떻게 나타날지를 알 수 없고, 설계 정보가 형성되어 있으며 검사 툴, 결함 검토 툴, 계측 툴 등과 같은 툴에 의해 생성된 표본의 이미지 내에 어떻게 나타날지를 알 수 없다. 그러나 여러 가지 이유로, 표본 상에 그리고 이러한 툴에 의해 생성된 이미지 내에 설계가 어떻게 나타날지를 아는 것이 종종 바람직하다. 한 가지 이유는, 설계가 허용 가능한 방식으로 표본 상에 형성되는 것을 확인하기 위함이다. 또 다른 이유는, 설계에 대한 기준을 제공하기 위한 것으로, 기준은 설계가 표본 상에 형성되는 방법을 보여주며, 표본에 대해 수행된 하나 이상의 기능에 사용될 수 있다. 예를 들면, 일반적으로, 표본 상에 형성된 설계와 기준 간의 차이가 검출되어 결함 또는 잠재적인 결함으로 식별될 수 있도록 결함 검출을 위해 기준이 필요하다.

[0010] 따라서 표본에 대한 하나의 이미지를 표본에 대한 다른 이미지로부터 시뮬레이션할 수 있는 다양한 방법 및 시스템을 개발하기 위해 많은 작업이 수행되었다. 종래의 접근법은 일반적으로 두 가지 단계, 즉 (1) 바람직하지 않은 광학 효과(예를 들어, 흐절, 간섭, 부분 간섭성 등)를 복원 또는 반전시키는 단계; 및 (2) 애플리케이션 특정 신경망을 훈련시키기 위해 복원/처리된 이미징 데이터를 입력으로 사용하는 단계를 포함한다. 바람직하지 않은 광학 효과를 복원 또는 반전시키는 것은 (a) 종래의 이미지 처리 또는 신호 처리 알고리즘(예를 들어, 루시-리처드슨 디콘볼루션 및 정규화된 루시-리처드슨 디콘볼루션, 위너 필터, 툴 교정 등); (b) 제 1 원리 광학 시뮬레이션; 또는 (c) 훈련 데이터 세트가 툴 측정 및/또는 시뮬레이션을 통해 획득될 수 있다는 것을 고려하면, 감독된 기계 학습 또는 심층 학습 알고리즘을 통해 수행될 수 있다.

[0011] 그러나 현재 사용되는 방법에는 여러 가지 단점이 있다. 예를 들어, 현재 사용되는 복원/반전 알고리즘(예를 들어, 루시-리처드슨 디콘볼루션, 위너 필터)은 종종 미결정되고 잡음에 민감하다. 또한, 상기 설명된 현재 사용

되는 복원/반전 알고리즘은 계산 집약적이다(즉, 실시간 온-툴 애플리케이션에 적합하지 않음). 상기 설명된 현재 사용되는 복원/반전 알고리즘은 또한 알고리즘적으로 가역적인 광학 파라미터에만 적용될 수 있다(예를 들어, 반도체 광학 이미지 상에 위상 검색을 수행하는 것은 여전히 실질적으로 어렵다). 또한, 상기 설명된 현재 사용되는 복원/반전 알고리즘은 정확한 (적어도 양호한) 추정된 광학 파라미터를 입력으로 필요로 한다. 더욱이, 상기 설명된 복원을 위해 현재 사용되는 감독된 훈련 알고리즘은 원래의 수집된 이미지 및 그에 대응하는 복원된 이미지의 튜플(tuple)의 훈련 데이터 세트를 필요로 하는데, 이는 종종 불가능하거나 측정 또는 시뮬레이션이 실질적으로 비싸다. 또한, 2단계 접근법은 수학적 최적화 관점에서 비효율적이다.

[0012] 따라서, 상기 설명된 단점들 중 하나 이상의 단점들을 갖지 않는 신경망을 훈련시키기 위한 시스템 및/또는 방법을 개발하는 것이 유리할 것이다.

발명의 내용

[0013] 다음의 다양한 실시예들의 설명은 첨부된 청구 범위의 주제를 제한하는 것으로 해석되어서는 안 된다.

[0014] 일 실시예는 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템에 관한 것이다. 상기 시스템은 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들 및 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들에 의해 실행되는 하나 이상의 컴퓨터들을 포함한다. 하나 이상의 컴퓨터들은 신경망에 입력된 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된 신경망을 포함한다. 하나 이상의 컴퓨터들은 또한 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여 훈련 세트의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지 세트를 생성하도록 구성된 순방향 물리적 모델을 포함한다. 또한, 하나 이상의 컴퓨터들은 훈련 세트의 입력 이미지와 이에 대응하는 출력 이미지 세트 간의 차이를 결정하도록 구성된 잔여 계층을 포함한다. 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 결정된 차이에 기초하여 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경하여 신경망을 훈련시키도록 구성된다. 시스템은 또한 본 명세서에 설명된 바와 같이 구성될 수 있다.

[0015] 추가적인 실시예는 신경망을 훈련시키도록 구성된 다른 시스템에 관한 것이다. 이 시스템은 상기 설명된 바와 같이 구성된다. 이 시스템은 또한 표본의 이미지를 생성하도록 구성된 이미징 서브 시스템을 포함한다. 이 실시예에서, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 이미지를 획득하고, 획득된 이미지로부터 입력 이미지의 훈련 세트를 생성하도록 구성된다. 시스템의 이러한 실시예가 또한 본 명세서에 설명된 바와 같이 구성될 수 있다.

[0016] 다른 실시예는 신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법에 관한 것이다. 상기 방법은 신경망에 입력 이미지의 훈련 세트를 입력함으로써 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하는 단계를 포함한다. 상기 방법은 또한 반전 피처를 순방향 물리적 모델에 입력함으로써 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여, 이에 의해 훈련 세트의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지 세트를 생성하는 단계를 포함한다. 또한, 상기 방법은 훈련 세트의 입력 이미지와 이에 대응하는 출력 이미지 세트 간의 차이를 결정하는 단계를 포함한다. 상기 방법은 결정된 차이에 기초하여 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경하여 신경망을 훈련시키는 단계를 더 포함한다. 반전 피처를 결정하고, 입력 이미지를 재구성하고, 차이를 결정하며, 하나 이상의 파라미터를 변경하는 것은 하나 이상의 컴퓨터 시스템들에 의해 수행된다. 하나 이상의 컴퓨터들은 신경망 및 순방향 물리적 모델을 포함한다.

[0017] 상기 설명된 방법의 단계들 각각은 또한 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 수행될 수 있다. 또한, 상기 설명된 방법의 실시예는 본 명세서에 설명된 임의의 다른 방법(들)의 임의의 다른 단계(들)을 포함할 수 있다. 또한, 상기 설명된 방법은 본 명세서에서 설명된 시스템들 중 임의의 시스템에 의해 수행될 수 있다.

[0018] 다른 실시예는 신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법을 수행하기 위해 하나 이상의 컴퓨터 시스템들 상에서 실행 가능한 프로그램 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체에 관한 것이다. 컴퓨터 구현 방법은 상기 설명된 방법의 단계들을 포함한다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 본 명세서에서 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다. 컴퓨터 구현 방법의 단계들은 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 수행될 수 있다. 또한, 프로그램 명령어가 실행 가능한 컴퓨터 구현 방법은 본 명세서에 설명된 임의의 다른 방법(들)의 임의의 다른 단계(들)을 포함할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0019] 본 발명의 다른 장점은 바람직한 실시예들에 대한 다음의 상세한 설명의 이점과 첨부된 도면을 참조하여 당업자에게 명백해질 것이다.

도 1 및 도 1a는 본 명세서에서 설명된 바와 같이 구성된 시스템의 실시예들의 측면도를 도시하는 개략도이다.

도 2는 신경망을 훈련시키는 일 실시예를 도시하는 흐름도이다.

도 3 및 도 4는 훈련된 신경망을 배치하는 실시예들을 도시하는 흐름도이다.

도 5는 하나 이상의 컴퓨터 시스템이 본 명세서에 설명된 컴퓨터 구현 방법을 수행하게 하는 프로그램 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체의 일 실시예를 도시하는 블록도이다.

본 발명은 다양한 변형들 및 대안적인 형태들이 가능하지만, 본 발명의 특정한 실시예들은 도면에서 예로서 도시되며, 본 명세서에서 상세하게 설명된다. 도면들은 실체도가 아닐 수 있다. 그러나 첨부된 도면 및 상세한 설명은 본 발명을 개시된 특정 형태로 한정하려는 것이 아니라, 첨부된 청구 범위에 의해 정의된 바와 같이 본 발명의 사상 및 범위 내에 있는 모든 변형, 등가물 및 대안을 포함하기 위한 것임을 이해해야 한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020]

본 명세서에서 상호 교환적으로 사용되는 "설계", "설계 데이터" 및 "설계 정보"라는 용어는 일반적으로 복잡한 시뮬레이션 또는 간단한 기하 연산 및 불(Boolean) 연산을 통해 물리적 설계로부터 유도된 데이터 및 IC의 물리적 설계(레이아웃)를 지칭한다. 또한, 레티클 검사 시스템에 의해 획득된 레티클의 이미지 및/또는 그 파생물은 설계를 위한 "프록시" 또는 "프록시들"로서 사용될 수 있다. 이러한 레티클 이미지 또는 그 파생물은 설계를 사용하는 본 명세서에 설명된 임의의 실시예들에서 설계 레이아웃의 대체물의 역할을 할 수 있다. 이 설계는 공동 소유된 Zafar 등의 2009년 8월 4일자에 허여된 미국 특허 제 7,570,796 호 및 Kulkarni 등의 2010년 3월 9일자에 허여된 미국 특허 제 7,676,077 호에 설명된 임의의 다른 설계 데이터 또는 설계 데이터 프록시를 포함할 수 있고, 상기 미국 특허 모두는 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 또한, 설계 데이터는 표준 셀 라이브러리 데이터, 통합 레이아웃 데이터, 하나 이상의 계층에 대한 설계 데이터, 설계 데이터의 파생물, 및 전체 또는 부분 칩 설계 데이터일 수 있다.

[0021]

또한, 본 명세서에서 설명된 "설계", "설계 데이터" 및 "설계 정보"는 설계 공정에서 반도체 디바이스 설계자에 의해 생성되는 정보 및 데이터를 지칭하며, 따라서 레티클 및 웨이퍼와 같은 임의의 물리적 표본 상에 설계의 인쇄에 앞서 본 명세서에 설명된 실시예들에서 사용 가능하다.

[0022]

이제 도면으로 돌아가면, 도면은 일정한 비율로 그려지지 않는다는 것을 유념한다. 특히, 도면의 일부 요소의 크기는 요소의 특성을 강조하기 위해 크게 과장되어 있다. 또한, 도면은 동일한 비율로 그려지지 않는다는 것을 유념한다. 유사하게 구성될 수 있는 하나 이상의 도면에 도시된 요소는 동일한 참조 번호를 사용하여 지시되었다. 본 명세서에서 달리 언급하지 않는 한, 설명되고 도시된 임의의 요소는 상업적으로 사용 가능한 임의의 적절한 요소를 포함할 수 있다.

[0023]

일 실시예는 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템에 관한 것이다. 본 명세서에서 추가로 설명되는 바와 같이, 실시예들은 본 명세서에서 설명된 검사, 결합 검토, 계측 및 기타와 같은 반도체 애플리케이션에 대한 역 문제를 해결하기 위해 반전 신경망(inversion neural network; INN)을 포함할 수 있다. 또한, 본 명세서에서 추가로 설명되는 바와 같이, 실시예들은 광학, 전자 빔 및 이온 빔 툴을 통한 반도체 검사, 계측, 검토 및 품질 보증(quality assurance; QA) 애플리케이션에 대한 종래의 어려운 역 문제를 해결하기 위해 미분 가능한 순방향 물리적 모델을 훈련 가능한 신경망에 통합하기 위한 일반적이고 체계적인 접근법을 제공할 수 있다.

[0024]

신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템의 일 실시예가 도 1에 도시되어 있다. 시스템은 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들(예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(36) 및 컴퓨터 서브 시스템(들)(102)) 및 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들에 의해 실행되는 하나 이상의 컴포넌트들(100)을 포함한다. 일부 실시예들에서, 시스템은 이미징 시스템(또는 서브 시스템)(10)을 포함한다. 도 1의 실시예에서, 이미징 시스템은 표본의 물리적 버전에 광을 주사하거나 광을 지향시키 표본으로부터의 광을 검출하면서 표본에 대한 이미지를 생성하도록 구성된다. 또한, 이미징 시스템은 다중 모드로 주사(또는 지향) 및 검출을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0025]

일 실시예에서, 표본은 웨이퍼이다. 웨이퍼는 당 업계에 공지된 임의의 웨이퍼를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서, 표본은 레티클이다. 레티클은 당 업계에 공지된 임의의 레티클을 포함할 수 있다.

[0026]

일 실시예에서, 이미징 시스템은 광학 기반 이미징 시스템이다. 이러한 방식으로, 일부 실시예들에서, 입력 이미지는 광학 기반 이미징 시스템에 의해 생성된다. 이러한 일례에서, 도 1에 도시된 시스템의 실시예에서, 광학 기반 이미징 시스템(10)은 광을 표본(14)에 지향시키도록 구성된 조명 서브 시스템을 포함한다. 조명 서브 시스템은 적어도 하나의 광원을 포함한다. 예를 들어, 도 1에서 도시된 바와 같이, 조명 서브 시스템은 광원(16)을 포함한다. 일 실시예에서, 조명 서브 시스템은 하나 이상의 경사각 및/또는 하나 이상의 수직각을 포함할 수 있

는 하나 이상의 입사각으로 광을 표본에 지향시키도록 구성된다. 예를 들어, 도 1에 도시된 바와 같이, 광원(16)으로부터의 광은 광학 요소(18)를 통해 그런 다음 렌즈(20)를 거쳐서 경사 입사각으로 표본(14)에 지향된다. 경사 입사각은 임의의 적절한 경사 입사각을 포함할 수 있으며, 이는, 예를 들어, 표본의 특성에 따라 달라질 수 있다.

[0027] 이미징 시스템은 상이한 시간에 상이한 입사각으로 광을 표본에 지향시키도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 이미징 시스템은 광이 도 1에서 도시된 것과는 상이한 입사각으로 표본에 지향될 수 있도록 조명 서브 시스템의 하나 이상의 요소의 하나 이상의 특성을 변경하도록 구성될 수 있다. 이러한 일례에서, 이미징 시스템은 광이 상이한 경사 입사각 또는 수직(또는 거의 수직) 입사각으로 표본에 지향되도록 광원(16), 광학 요소(18) 및 렌즈(20)를 이동시키도록 구성될 수 있다.

[0028] 일부 경우에, 이미징 시스템은 하나 이상의 입사각으로 동시에 광을 표본에 지향시키도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 조명 서브 시스템은 하나 이상의 조명 채널들을 포함할 수 있고, 조명 채널들 중 하나는 도 1에 도시된 바와 같이 광원(16), 광학 요소(18) 및 렌즈(20)를 포함할 수 있고, 조명 채널들 중 다른 하나(도시되지 않음)는 상이하게 또는 동일하게 구성될 수 있는 유사한 요소들을 포함할 수 있거나, 적어도 하나의 광원 및 가능하게는 본 명세서에서 추가로 설명되는 것과 같은 하나 이상의 다른 컴포넌트들을 포함할 수 있다. 이러한 광이 다른 광과 동시에 표본에 지향되는 경우, 상이한 입사각으로 표본에 지향된 광의 하나 이상의 특성(예를 들어, 파장, 편광 등)이 다를 수 있으므로 상이한 입사각으로 표본을 조명함으로써 생기는 광은 검출기(들)에서 서로 구별될 수 있다.

[0029] 다른 경우에, 조명 서브 시스템은 단지 하나의 광원(예를 들어, 도 1에 도시된 광원(16))만을 포함할 수 있고, 광원으로부터의 광은 조명 서브 시스템의 하나 이상의 광학 요소들(도시되지 않음)에 의해 (예를 들어, 파장, 편광 등에 기초하여) 상이한 광학 경로로 분리될 수 있다. 그런 다음, 상이한 광학 경로들 각각의 광이 표본에 지향될 수 있다. 다수의 조명 채널들은 동시에 또는 상이한 시간에 (예를 들어, 상이한 조명 채널들이 순차적으로 표본을 조명하는 데 사용되는 경우) 광을 표본에 지향시키도록 구성될 수 있다. 다른 경우에서, 동일한 조명 채널은 상이한 시간에 상이한 특성을 갖는 광을 표본에 지향시키도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 일부 예에서, 광학 요소(18)는 스펙트럼 필터로서 구성될 수 있으며, 스펙트럼 필터의 특성은 상이한 파장의 광이 상이한 시간에 표본에 지향될 수 있도록 다양한 상이한 방식으로 (예를 들어, 스펙트럼 필터를 바꿈으로써) 변경될 수 있다. 조명 서브 시스템은 상이하거나 또는 동일한 특성을 갖는 광을 상이하거나 또는 동일한 입사각으로 순차적 또는 동시에 표본에 지향시키는 당 업계에 공지된 임의의 다른 적절한 구성을 가질 수 있다.

[0030] 일 실시예에서, 광원(16)은 광대역 플라즈마(broadband plasma; BBP) 광원을 포함할 수 있다. 이러한 방식으로, 광원에 의해 생성되어 표본에 지향되는 광은 광대역 광을 포함할 수 있다. 그러나 광원은 레이저와 같은 임의의 다른 적절한 광원을 포함할 수 있다. 레이저는 당 업계에 공지된 임의의 적합한 레이저를 포함할 수 있고, 당 업계에 공지된 임의의 적합한 파장 또는 파장들에서 광을 생성하도록 구성될 수 있다. 또한, 레이저는 단색 또는 거의 단색인 광을 생성하도록 구성될 수 있다. 이러한 방식으로, 레이저는 협대역 레이저일 수 있다. 광원은 또한 다수의 이산적 파장 또는 파장대역에서 광을 생성하는 다색 광원을 포함할 수 있다.

[0031] 광학 요소(18)로부터의 광은 렌즈(20)에 의해 표본(14) 상에 포커싱될 수 있다. 렌즈(20)가 단일 굴절 광학 요소로서 도 1에 도시되어 있지만, 실제로, 렌즈(20)는 광학 요소로부터 표본에 광을 조합하여 포커싱하는 다수의 굴절 및/또는 반사 광학 요소를 포함할 수 있다는 것을 이해해야 한다. 도 1에 도시되고 본 명세서에 설명된 조명 서브 시스템은 임의의 다른 적절한 광학 요소(도시되지 않음)를 포함할 수 있다. 이러한 광학 요소의 예는 편광 성분(들), 스펙트럼 필터(들), 공간 필터(들), 반사 광학 요소(들), 아포다이저(들), 빔 스플리터(들), 애페처(들) 등을 포함하지만 이에 한정되지 않으며, 당 업계에 공지된 임의의 적절한 광학 요소를 포함할 수 있다. 또한, 이미징 시스템은 이미징을 위해 사용될 조명 유형에 기초하여 조명 서브 시스템의 하나 이상의 요소들을 변경하도록 구성될 수 있다.

[0032] 또한, 이미징 시스템은 광이 표본을 주사하도록 구성된 주사 서브 시스템을 포함할 수 있다. 예를 들어, 이미징 시스템은 검사 중에 표본(14)이 배치되는 스테이지(22)를 포함할 수 있다. 주사 서브 시스템은 광이 표본을 주사할 수 있게끔 표본을 이동시키도록 구성될 수 있는 임의의 적절한 기계적 및/또는 로봇식 어셈블리(스테이지(22)를 포함함)를 포함할 수 있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 이미징 시스템은 광의 일부가 표본을 주사하는 것을 이미징 시스템의 하나 이상의 광학 요소들이 수행하도록 구성될 수 있다. 광은 뱀 모양의 경로 또는 나선형 경로와 같은 임의의 적절한 방식으로 표본을 주사할 수 있다.

[0033] 이미징 시스템은 하나 이상의 검출 채널들을 더 포함한다. 하나 이상의 검출 채널들 중 적어도 하나의 검출 채

넓은 시스템에 의한 표본의 조명으로 인한 표본으로부터의 광을 검출하고 검출된 광에 응답하여 출력을 생성하도록 구성된 검출기를 포함한다. 예를 들어, 도 1에 도시된 이미징 시스템은 두 개의 검출 채널들을 포함하는데, 그 중 하나의 검출 채널은 수집기(24), 요소(26) 및 검출기(28)에 의해 형성되고, 다른 하나의 검출 채널은 수집기(30), 요소(32) 및 검출기(34)에 의해 형성된다. 도 1에 도시된 바와 같이, 두 개의 검출 채널들은 상이한 수집 각도에서 광을 수집하고 검출하도록 구성된다. 일부 경우에서, 양자 모두의 검출 채널들은 산란 광을 검출하도록 구성되고, 검출 채널들은 표본으로부터 상이한 각도로 산란되는 광을 검출하도록 구성된다. 그러나 검출 채널들 중 하나 이상이 표본으로부터 다른 유형의 광(예를 들어, 반사 광)을 검출하도록 구성될 수 있다.

[0034] 도 1에 또한 도시된 바와 같이, 양자 모두의 검출 채널들은 종이의 평면 내에 배치된 것으로 도시되어 있고, 조명 서브 시스템은 또한 종이의 평면 내에 위치된 것으로 도시되어 있다. 그러므로 이 실시예에서, 양자 모두의 검출 채널들은 입사면에 배치된다(예를 들어, 이의 중심에 위치된다). 그러나 검출 채널들 중 하나 이상이 입사면 밖에 배치될 수 있다. 예를 들어, 수집기(30), 요소(32), 및 검출기(34)에 의해 형성된 검출 채널은 입사면 밖으로 산란되는 광을 수집하고 검출하도록 구성될 수 있다. 그러므로 이러한 검출 채널은 일반적으로 "측면" 채널로 지칭될 수 있으며, 이러한 측면 채널은 입사면에 실질적으로 수직한 면의 중심에 위치될 수 있다.

[0035] 도 1은 두 개의 검출 채널들을 포함하는 이미징 시스템의 일 실시예를 도시하지만, 이미징 시스템은 상이한 수의 검출 채널들(예를 들어, 단 하나의 검출 채널 또는 두 개 이상의 검출 채널들)을 포함할 수 있다. 이러한 일례에서, 수집기(30), 요소(32), 및 검출기(34)에 의해 형성된 검출 채널은 상기 설명된 바와 같이 하나의 측면 채널을 형성할 수 있고, 이미징 시스템은 입사면의 대향 측면 상에 배치되는 다른 측면 채널로서 형성된 추가의 검출 채널(도시되지 않음)을 포함할 수 있다. 따라서, 이미징 시스템은 수집기(24), 요소(26) 및 검출기(28)를 포함하고, 입사면의 중심에 있으며, 표본 표면에 수직인 또는 이에 가까운 산란각(들)로 광을 수집하고 검출하도록 구성된 검출 채널을 포함할 수 있다. 따라서, 이 검출 채널은 일반적으로 "상부" 채널로 지칭될 수 있고, 이미징 시스템은 또한 상기 설명된 바와 같이 구성된 두 개 이상의 측면 채널들을 포함할 수 있다. 이와 같이, 이미징 시스템은 적어도 세 개의 채널들(즉, 하나의 상부 채널 및 두 개의 측면 채널들)을 포함할 수 있고, 적어도 세 개의 채널들 각각은 그 자신의 수집기를 가지며, 각각의 수집기는 다른 수집기를 각각과 상이한 산란각으로 광을 수집하도록 구성된다.

[0036] 또한 상기 설명된 바와 같이, 이미징 시스템에 포함된 각각의 검출 채널은 산란 광을 검출하도록 구성될 수 있다. 따라서, 도 1에 도시된 이미징 시스템은 표본의 암시야(dark field; DF) 이미징을 위해 구성될 수 있다. 그러나, 이미징 시스템은 또한 또는 대안적으로 표본의 명시야(bright field; BF) 이미징을 위해 구성된 검출 채널(들)을 포함할 수 있다. 다시 말해서, 이미징 시스템은 표본으로부터 정반사된 광을 검출하도록 구성되는 적어도 하나의 검출 채널을 포함할 수 있다. 따라서, 본 명세서에 설명된 이미징 시스템은 DF 단독, BF 단독, 또는 DF 및 BF 이미징 모두를 위해 구성될 수 있다. 각각의 수집기가 단일 굴절 광학 요소로서 도 1에 도시되어 있지만, 수집기 각각은 하나 이상의 굴절 광학 요소(들) 및/또는 하나 이상의 반사 광학 요소(들)을 포함할 수 있다는 것을 이해해야 한다.

[0037] 하나 이상의 검출 채널들은 당 업계에 공지된 임의의 적절한 검출기를 포함할 수 있다. 예를 들어, 검출기는 광전자증폭관(photo-multiplier tube; PMT), 전하 결합 소자(charge coupled device; CCD), 시간 지연 통합(time delay integration; TDI) 카메라 및 당 업계에 공지된 임의의 다른 적합한 검출기를 포함할 수 있다. 검출기는 또한 비이미징(non-imaging) 검출기 또는 이미징 검출기를 포함할 수 있다. 이러한 방식으로, 검출기가 비이미징 검출기인 경우, 각각의 검출기는 세기와 같은 산란 광의 특정 특성을 검출하도록 구성될 수 있지만, 이미징 면 내의 위치의 함수로서 이러한 특성을 검출하도록 구성되지 않을 수 있다. 이와 같이, 이미징 시스템의 검출 채널들 각각에 포함된 각각의 검출기에 의해 생성된 출력은 신호 또는 데이터일 수 있지만, 이미지 신호 또는 이미지 데이터가 아닐 수 있다. 이러한 경우에, 컴퓨터 서브 시스템(36)과 같은 컴퓨터 서브 시스템이 검출기의 비이미징 출력으로부터 표본의 이미지를 생성하도록 구성될 수 있다. 그러나 다른 경우에, 검출기는 이미지 신호 또는 이미지 데이터를 생성하도록 구성된 이미징 검출기로 구성될 수 있다. 따라서, 이미징 시스템은 복수의 방식으로 본 명세서에서 설명된 이미지를 생성하도록 구성될 수 있다.

[0038] 도 1은 본 명세서에서 설명된 시스템 실시예들에 포함되거나 본 명세서에 설명된 시스템 실시예들에 의해 사용되는 이미지를 생성할 수 있는 이미징 시스템 또는 서브 시스템의 구성을 일반적으로 도시하기 위해 본 명세서에 제공된다. 분명하게도, 본 명세서에서 설명된 이미징 시스템 구성은 상업적 이미징 시스템을 설계할 때 보통 수행되는 것처럼 이미징 시스템의 성능을 최적화하도록 변경될 수 있다. 또한, 본 명세서에서 설명된 시스템들은 캘리포니아주, 밀피타스에 소재하는 KLA Tencor로부터 상업적으로 구입 가능한 29xx/39xx 및 Puma 9xxx 시리

즈 툴과 같은 기존의 시스템을 사용하여 (예컨대, 본 명세서에서 설명된 기능을 기존의 시스템에 추가함으로써) 구현될 수 있다. 이러한 일부 시스템들의 경우, 본 명세서에서 설명된 실시예들은 (예컨대, 시스템의 다른 기능에 더하여) 시스템의 옵션 기능으로서 제공될 수 있다. 대안적으로, 본 명세서에 설명된 이미징 시스템은 완전히 새로운 이미징 시스템을 제공하기 위해 "처음부터" 설계될 수 있다.

[0039] 이미징 시스템의 컴퓨터 서브 시스템(36)은, 표본의 주사 동안 검출기에 의해 생성된 출력을 컴퓨터 서브 시스템이 수신할 수 있도록, 임의의 적절한 방식으로 (예를 들어, "유선" 및/또는 "무선" 전송 매체를 포함할 수 있 는, 하나 이상의 전송 매체를 통해) 이미징 시스템의 검출기에 결합될 수 있다. 컴퓨터 서브 시스템(36)은 검출기의 출력을 사용하여 본 명세서에서 추가로 설명되는 다수의 기능을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0040] 도 1에 도시된 컴퓨터 서브 시스템(뿐만이 아니라, 본 명세서에서 설명된 다른 컴퓨터 서브 시스템들)은 본 명세서에서 컴퓨터 시스템(들)로 지칭될 수도 있다. 본 명세서에 설명된 컴퓨터 서브 시스템(들) 또는 시스템(들) 각각은 퍼스널 컴퓨터 시스템, 이미지 컴퓨터, 메인 프레임 컴퓨터 시스템, 워크 스테이션, 네트워크 어플라이언스, 인터넷 어플라이언스 또는 다른 디바이스를 포함하는 다양한 형태를 취할 수 있다. 일반적으로, 용어 "컴퓨터 시스템"은 메모리 매체로부터 명령어를 실행시키는 하나 이상의 프로세서들을 갖는 임의의 디바이스를 포함하도록 광범위하게 정의될 수 있다. 컴퓨터 서브 시스템(들) 또는 시스템(들)은 또한 당 업계에 공지된 병렬 프로세서와 같은 임의의 적합한 프로세서를 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨터 서브 시스템(들) 또는 시스템(들)은 소프트웨어 및 고속 처리를 갖는 컴퓨터 플랫폼을 독립형 또는 네트워크형 툴로서 포함할 수 있다.

[0041] 시스템이 두 개 이상의 컴퓨터 서브 시스템들을 포함하는 경우, 상이한 컴퓨터 서브 시스템들은 이미지, 데이터, 정보, 명령어 등이 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 컴퓨터 서브 시스템들 간에 전송될 수 있도록 서로 결합될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(36)은 당 업계에 공지된 임의의 적절한 유선 및/또는 무선 전송 매체를 포함할 수 있는, 임의의 적절한 전송 매체에 의해 도 1에서 점선으로 도시된 바와 같이 컴퓨터 서브 시스템(들)(102)에 결합될 수 있다. 이러한 컴퓨터 서브 시스템들 중 두 개 이상은 또한 공유된 컴퓨터 관독 가능 저장 매체(도시되지 않음)에 의해 효과적으로 결합될 수 있다.

[0042] 이미징 시스템은 광학 또는 광 기반 이미징 시스템인 것으로서 위에서 설명되었지만, 이미징 시스템은 전자 빔 기반 이미징 시스템일 수 있다. 이러한 방식으로, 일부 실시예들에서, 입력 이미지는 전자 빔 기반 이미징 시스템에 의해 생성된다. 도 1a에 도시된 이러한 일 실시예에서, 이미징 시스템은 컴퓨터 서브 시스템(124)에 결합된 전자 칼럼(electron column)(122)을 포함한다. 또한, 도 1a에 도시된 바와 같이, 전자 칼럼은 하나 이상의 요소(130)에 의해 표본(128)에 포커싱되는 전자를 생성하도록 구성된 전자 빔 소스(126)를 포함한다. 전자 빔 소스는, 예를 들어, 음극 소스 또는 이미터 팁을 포함할 수 있으며, 하나 이상의 요소(130)는, 예를 들어, 건(gun) 렌즈, 양극, 빔 제한 애피처, 게이트 밸브, 빔 전류 선택 애피처, 대물렌즈, 및 주사 서브 시스템을 포함할 수 있으며, 이들 모두는 당 업계에 공지된 임의의 적절한 요소를 포함할 수 있다.

[0043] 표본으로부터 반환된 전자(예를 들어, 2차 전자)가 하나 이상의 요소(132)에 의해 검출기(134)에 포커싱될 수 있다. 하나 이상의 요소(132)는, 예를 들어, 주사 서브 시스템을 포함할 수 있고, 이는 요소(들)(130)에 포함된 것과 동일한 주사 서브 시스템일 수 있다.

[0044] 전자 칼럼은 당 업계에 공지된 임의의 다른 적절한 요소를 포함할 수 있다. 또한, 전자 칼럼은 또한, Jiang 등의 2014년 4월 4일자에 허여된 미국 특허 제 8,664,594 호, Kojima 등의 2014년 4월 8일자에 허여된 미국 특허 제 8,692,204 호, Gubbens 등의 2014년 4월 15일자에 허여된 미국 특허 제 8,698,093 호 및 MacDonald 등의 2014년 5월 6일자에 허여된 미국 특허 제 8,716,662 호에 설명된 바와 같이 구성될 수 있으며, 상기 미국 특허들은 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다.

[0045] 도 1a에서는 전자들이 경사 입사각으로 표본에 지향되고 다른 경사각으로 표본으로부터 산란되도록 전자 칼럼이 구성되어 있는 것으로서 도시되고 있지만, 전자 빔은 임의의 적절한 각도로 표본에 지향되고 표본으로부터 산란될 수 있다는 것을 이해해야 한다. 또한, 전자 빔 기반 이미징 시스템은 본 명세서에 추가로 설명된 바와 같이 표본의 이미지를 생성하기 위해 다중 모드(예를 들어, 상이한 조명 각도, 수집 각도 등)를 사용하도록 구성될 수 있다. 전자 빔 기반 이미징 시스템의 다중 모드는 이미징 시스템의 임의의 이미지 생성 파라미터에서 상이할 수 있다.

[0046] 컴퓨터 서브 시스템(124)은 상기 설명된 바와 같이 검출기(134)에 결합될 수 있다. 검출기는 표본의 표면으로부터 반환된 전자를 검출하여 표본의 전자 빔 이미지를 형성할 수 있다. 전자 빔 이미지는 임의의 적합한 전자 빔 이미지를 포함할 수 있다. 컴퓨터 서브 시스템(124)은 검출기(134)에 의해 생성된 출력을 사용하여 표본에 대해

본 명세서에서 추가로 설명되는 하나 이상의 기능을 수행하도록 구성될 수 있다. 컴퓨터 서브 시스템(124)은 본 명세서에 설명된 임의의 추가의 단계(들)을 수행하도록 구성될 수 있다. 도 1a에 도시된 이미징 시스템을 포함하는 시스템은 본 명세서에서 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다.

[0047] 본 명세서에서 설명되는 실시예들에 포함될 수 있는 전자빔 기반 이미징 시스템의 구성을 일반적으로 도시하기 위해 본 명세서에서는 도 1a를 제공하였다는 것을 유념한다. 상기 설명된 광학 기반 이미징 시스템에서와 같이, 본 명세서에서 설명된 전자빔 기반 이미징 시스템 구성은 상업적 이미징 시스템을 설계할 때 보통 수행되는 것처럼 이미징 시스템의 성능을 최적화하도록 변경될 수 있다. 또한, 본 명세서에서 설명된 시스템들은 KLA Tencor로부터 상업적으로 구입 가능한 eSXXX 및 eDR-XXXX 시리즈 툴과 같은 기준의 시스템을 사용하여 (예컨대, 본 명세서에서 설명된 기능을 기준의 시스템에 추가함으로써) 구현될 수 있다. 이러한 일부 시스템들의 경우, 본 명세서에서 설명된 실시예들은 (예컨대, 시스템의 다른 기능에 더하여) 시스템의 옵션 기능으로서 제공될 수 있다. 대안적으로, 본 명세서에 설명된 시스템은 완전히 새로운 시스템을 제공하기 위해 "처음부터" 설계될 수 있다.

[0048] 이미징 시스템은 광학 기반 또는 전자빔 기반 이미징 시스템인 것으로서 위에서 설명되었지만, 이미징 시스템은 이온빔 기반 이미징 시스템일 수 있다. 이러한 이미징 시스템은 전자빔 소스가 당업계에 공지된 임의의 적합한 이온빔 소스로 대체될 수 있다는 것을 제외하고는 도 1a에서 도시된 바와 같이 구성될 수 있다. 또한, 이미징 시스템은 상업적으로 구입 가능한 포커싱 이온빔(focused ion beam; FIB) 시스템, 헬륨 이온 현미경(helium ion microscopy; HIM) 시스템, 및 2차 이온 질량 분광기(secondary ion mass spectroscopy; SIMS) 시스템에 포함된 것과 같은 임의의 다른 적절한 이온빔 기반 이미징 시스템일 수 있다.

[0049] 전술한 바와 같이, 이미징 시스템은 표본의 물리적 버전에 에너지(예를 들어, 광 또는 전자)를 주사하여 표본의 물리적 버전에 대한 실제 이미지를 생성하도록 구성된다. 이러한 방식으로, 이미징 시스템은 "가상" 시스템보다는 "실제" 시스템으로 구성될 수 있다. 예를 들어, 저장매체(도시되지 않음) 및 도 1에 도시된 컴퓨터서브시스템(들)(102)은 "가상" 시스템으로서 구성될 수 있다. 특히, 저장매체 및 컴퓨터서브시스템(들)은 이미징 시스템(10)의 일부가 아니며, 표본의 물리적 버전을 처리하기 위한 어떠한 능력도 없다. 다시 말해서, 가상 시스템으로 구성된 시스템에서, 실제 시스템의 하나 이상의 검출기에 의해 이전에 생성되었고 가상 시스템에 저장되는, 하나 이상의 "검출기"의 출력이 출력될 수 있으며, "주사" 중에 가상 시스템은 표본이 주사되고 있는 것처럼 저장된 출력을 재생할 수 있다. 이러한 방식으로, 가상 시스템으로 표본을 주사하는 것은 물리적 표본이 실제 시스템으로 주사되고 있는 것처럼 보일 수 있지만, 실제로 "주사"는 표본을 주사할 때와 동일한 방식으로 표본에 대한 출력을 간단히 재생하는 것을 포함한다. "가상" 검사 시스템으로 구성된 시스템 및 방법은 공동 양도된 Bhaskar 등의 2012년 2월 28일자에 허여된 미국 특허 제 8,126,255 호 및 Duffy 등의 2015년 12월 29일자에 허여된 미국 특허 제 9,222,895 호에 설명되어 있고, 상기 미국 특허 모두는 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 이를 특허들에서 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 하나 이상의 컴퓨터서브시스템들은 이를 특허들에서 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다. 또한, 상기 참조된 Duffy의 특허에 설명된 바와 같이 하나 이상의 가상 시스템들을 중앙연산 및 저장장치(central compute and storage; CCS) 시스템으로 구성하는 것이 수행될 수 있다. 본 명세서에 설명된 영구저장메커니즘은 CCS 아키텍처와 같은 분산 컴퓨팅 및 저장장치를 가질 수 있지만, 본 명세서에 설명된 실시예들은 그 아키텍처로 한정되지 않는다.

[0050] 또한 상술한 바와 같이, 이미징 시스템은 다중 모드로 표본의 이미지를 생성하도록 구성될 수 있다. 일반적으로, "모드"는 표본의 이미지를 생성하는 데 사용되는 이미징 시스템의 파라미터의 값 또는 표본의 이미지를 생성하는 데 사용되는 출력에 의해 정의될 수 있다. 따라서, 상이한 모드는 이미징 시스템의 이미징 파라미터 중 적어도 하나에 대한 값이 상이할 수 있다. 예를 들어, 광학기반 이미징 시스템의 일 실시예에서, 다중모드들 중 적어도 하나는 조명 광의 적어도 하나의 파장을 사용하고, 이는 다중모드들 중 적어도 다른 하나에 사용되는 조명 광의 적어도 하나의 파장과는 상이하다. 모드는 상이한 모드에 대해 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 (예를 들어, 상이한 광원, 상이한 스펙트럼 필터 등을 사용함으로써) 조명파장이 상이할 수 있다. 다른 실시예에서, 다중모드들 중 적어도 하나는 이미징 시스템의 조명채널을 사용하고, 이는 다중모드들 중 적어도 다른 하나에 사용되는 이미징 시스템의 조명채널과는 상이하다. 예를 들어, 상술한 바와 같이, 이미징 시스템은 두 개 이상의 조명채널들을 포함할 수 있다. 이와 같이, 상이한 조명채널들이 상이한 모드들에 대해 사용될 수 있다.

[0051] 일 실시예에서, 입력 이미지는 검사 시스템에 의해 생성된다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 광학 및 전자빔 이미징 시스템은 검사 시스템으로 구성될 수 있다. 이러한 방식으로, 신경망에 입력되는 이미지는 일부 실시예

들에서 검사 시스템에 의해 생성된다. 다른 실시예에서, 이미징 시스템은 결합 검토 시스템이다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 광학 및 전자 빔 이미징 시스템은 결합 검토 시스템으로 구성될 수 있다. 또 다른 실시예에서, 이미징 시스템은 계측 시스템이다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 광학 및 전자 빔 이미징 시스템은 계측 시스템으로 구성될 수 있다. 이러한 방식으로, 입력 이미지는 일부 실시예들에서 계측 시스템에 의해 생성된다. 특히, 본 명세서에 설명되고 도 1 및 도 1a에 도시된 이미징 시스템의 실시예들은 이들이 사용될 애플리케이션에 따라 상이한 이미징 성능을 제공하기 위해 하나 이상의 파라미터에서 수정될 수 있다. 이러한 일례에서, 도 1에 도시된 이미징 시스템은 검사보다는 결합 검토 또는 계측에 사용될 경우 더 높은 해상도를 갖도록 구성될 수 있다. 다시 말해서, 도 1 및 도 1a에 도시된 이미징 시스템의 실시예들은 상이한 애플리케이션에 거의 적합한 상이한 이미징 성능을 갖는 이미징 시스템을 생성하기 위해 당업자에게 자명한 다수의 방식으로 조정될 수 있는 이미징 시스템에 대한 일부 일반적이고 다양한 구성을 설명한다.

[0052] 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 본 명세서에 설명된 이미징 서브 시스템에 의해 생성된 표본에 대한 이미지를 획득하도록 구성될 수 있다. 이미지 획득은 본 명세서에 설명된 이미징 시스템들 중 하나를 사용하여 (예를 들어, 광 또는 전자 빔을 표본에 지향시키고 표본으로부터의 광 또는 전자 빔을 검출함으로써) 수행될 수 있다. 이러한 방식으로, 이미지 획득은 물리적 표본 자체 및 일종의 이미징 하드웨어를 사용하여 수행될 수 있다. 그러나 이미지 획득은 반드시 이미징 하드웨어를 사용하여 표본을 이미징하는 것을 포함하는 것은 아니다. 예를 들어, 다른 시스템 및/또는 방법이 이미지를 생성할 수 있으며, 생성된 이미지를 본 명세서에 설명된 바와 같은 가상 검사 시스템 또는 본 명세서에 설명된 다른 저장 매체와 같은 하나 이상의 저장 매체에 저장할 수 있다. 따라서, 이미지 획득은 이미지가 저장된 저장 매체로부터 이미지를 획득하는 것을 포함할 수 있다.

[0053] 컴퓨터 서브 시스템(36) 및/또는 컴퓨터 서브 시스템(들)(102)과 같은 컴퓨터 서브 시스템(들)에 의해 실행되는 컴포넌트(들), 예를 들어, 도 1에 도시된 컴포넌트(들)(100)은 신경망(104)을 포함한다. 신경망은 신경망에 입력된 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된다. 예를 들어, 도 2에 도시된 바와 같이, 이미지(200)는 신경망(202)에 입력될 수 있으며, 신경망(202)은 이미지에 대한 반전 피처(204)를 결정

한다. 이러한 방식으로, 신경망은 역 함수 $f^{-1}(\mathbf{O})$ 를 근사화하는데 사용되며, 신경망은 입력 이미지로부터 반전 피처를 생성한다. 검사, 계측 및 결합 검토와 같은 반도체 애플리케이션의 맥락에서, 본 명세서에 설명된 신경망은 이미징 형성에서의 역 문제(예를 들어, 회절, 간섭, 부분 간섭성, 흐려짐 등)를 해결하는 데 사용되어 광학적으로 보정된 피처를 재생성할 수 있다. "반전 피처"(반전은 반전 신경망의 맥락과 관련됨)는 일반적으로 본 명세서에서 물리적 과정을 반전시킨 이후의 피처로 정의되며, "피처"는 일반적으로 세기, 진폭, 위상, 에지, 기울기 등을 포함하지만 이에 한정되지 않는 측정 가능한 특성을 지칭하는 것으로 정의된다.

[0054] 일반적으로, 신경망은 본 명세서에 설명된 기능을 구현하기 위해 고유 토플로지로 정의될 필요는 없다. 대신에, 신경망은 애플리케이션 특정적일 수 있으며, 그것의 계층 유형 및 계층 수는 정의되지 않는다. 신경망은 표본에 대한 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된 두 개 이상의 인코더 계층을 포함할 수 있다. "인코더"라는 용어는 일반적으로 입력 데이터의 정보 내용을 더 압축된 표현으로 "인코딩"하는 신경망 또는 신경망의 일부를 지칭한다. 인코드 과정은 사실상 손실이 있거나 손실이 없을 수 있다. 또한, 인코드 과정은 사람이 해석할 수도 있고 사람이 해석하지 못할 수도 있다. 인코딩된 표현은 분포 또는 스칼라 값의 벡터일 수 있다.

[0055] 일 실시예에서, 신경망은 심층 학습 모델이다. 일반적으로 말하면, "심층 학습"(심층 구조적 학습, 계층적 학습 또는 심층 기계 학습이라고도 함)은 데이터에서 높은 수준의 추상화를 모델링하려고 시도하는 일련의 알고리즘을 기반으로 하는 기계 학습의 한 부분이다. 간단한 경우, 두 개의 뉴런 세트가 있을 수 있는데, 한 세트는 입력 신호를 수신하고, 다른 한 세트는 출력 신호를 보낸다. 입력 계층이 입력을 수신하면, 입력 계층이 그 입력의 수정된 버전을 다음 계층에 전달한다. 심층망에서는 입력과 출력 사이에 많은 계층들(이러한 계층들은 뉴런으로 만들어지지 않았지만 그렇게 생각하도록 도울 수 있음)이 있어 여러 선형 및 비선형 변환으로 구성된 알고리즘은 여러 처리 계층들을 사용할 수 있게 한다.

[0056] 심층 학습은 데이터의 학습 표현에 기초하는 더 광범위한 계열의 기계 학습 방법의 일부이다. 관측(예를 들어, 이미지)은 픽셀 당 세기 값의 벡터와 같은 많은 방식으로 표현될 수 있거나, 에지 세트, 특정 형상의 영역 등으로 보다 추상적인 방식으로 표현될 수 있다. 일부 표현은 학습 과정을 단순화할 때 다른 표현보다 양호하다(예를 들어, 얼굴 인식 또는 얼굴 표정 인식). 심층 학습의 약속 중 하나는 핸드크래프티드 피처(handcrafted feature)를 비감독 또는 반감독 피처 학습 및 계층적 피처 추출을 위한 효율적인 알고리즘으로 대체하는 것이다.

- [0057] 이 분야의 연구는 보다 양호한 표현을 만들고 대규모 레이블 없는 데이터로부터 이러한 표현을 학습하는 모델을 만들려고 시도한다. 표현의 일부는 신경 과학의 진보에 영감을 받았고, 뇌에서의 다양한 자극과 연관된 신경 반응 사이의 관계를 정의하려고 시도하는 신경 코딩과 같은 신경계에서의 정보 처리 및 통신 패턴의 해석에 대략 기반한다.
- [0058] 심층 신경망, 콘볼루션 신경망, 심층 신뢰 신경망 및 순환 신경망과 같은 다양한 심층 학습 아키텍처가 컴퓨터 비전, 자동 음성 인식, 자연 언어 처리, 오디오 인식 및 생물 정보학과 같은 분야에 적용되어 다양한 작업에 최첨단 결과를 제공하는 것으로 나타났다.
- [0059] 다른 실시예에서, 신경망은 기계 학습 모델이다. 기계 학습은 일반적으로 명시적으로 프로그래밍되지 않고 학습 할 수 있는 능력을 컴퓨터에 제공하는 인공 지능(artificial intelligence; AI) 유형으로 정의될 수 있다. 기계 학습은 새로운 데이터에 노출될 때 스스로 성장하고 변화하도록 가르칠 수 있는 컴퓨터 프로그램의 개발에 중점을 둔다. 다시 말해서, 기계 학습은 "명시적으로 프로그래밍되지 않고 학습할 수 있는 능력을 컴퓨터에 부여하는" 컴퓨터 과학의 하위 분야로 정의될 수 있다. 기계 학습은 데이터를 통해 학습하고 예측할 수 있는 알고리즘의 연구 및 구성을 탐구한다. 이러한 알고리즘은 샘플 입력으로 모델을 구축하여 데이터 구동 예측 또는 의사 결정을 함으로써 엄격하게 정적인 프로그램 명령어를 극복한다.
- [0060] 본 명세서에 설명된 기계 학습은 또한, Morgan Kaufmann, 2016, 534 페이지에 기재된 Sugiyama의 "Introduction to Statistical Machine Learning"; MIT Thesis, 2002, 212 페이지에 기재된 Jebara의 "Discriminative, Generative, and Imitative Learning"; 및 MIT Press, 2001, 578 페이지에 기재된 Hand 등 의 "Principles of Data Mining (Adaptive Computation and Machine Learning)"에 설명된 바와 같이 수행될 수 있고, 이들은 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 이들 참고 문헌에서 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다.
- [0061] 일부 실시예들에서, 신경망은 생성 모델(generative model)이다. "생성" 모델은 일반적으로 사실상 확률론적인 모델로 정의될 수 있다. 다시 말해서, "생성" 모델은 순방향 시뮬레이션이나 규칙 기반 접근법을 수행하는 모델이 아니기 때문에, 실제 이미지를 생성하는 데 포함된 과정의 물리학 모델(시뮬레이션된 이미지가 생성됨)은 필요하지 않다. 그 대신에, 본 명세서에서 추가로 설명되는 바와 같이, 생성 모델은 데이터의 적절한 훈련 세트에 기초하여 학습될 수 있다(그 파라미터가 학습될 수 있다는 점에서).
- [0062] 일 실시예에서, 신경망은 심층 생성 모델(deep generative model)로 구성된다. 예를 들어, 모델이 여러 알고리즘 또는 변환을 수행하는 다수의 계층을 포함할 수 있다는 점에서 모델은 심층 학습 아키텍처를 갖도록 구성될 수 있다. 생성 모델의 인코더 층 상의 계층 수는 유스 케이스(use case)에 따라 다르다. 실제적인 목적을 위해, 인코더 층 상의 계층의 적절한 범위는 두 개의 계층 내지 수십 개의 계층이다.
- [0063] 또 다른 실시예에서, 신경망은 훈련을 위해 공급된 데이터에 따라 세계를 모델링하는, 일련의 가중치를 갖는 심층 신경망일 수 있다. 신경망은 일반적으로 축색 돌기에 의해 연결된 생물학적 뉴런의 비교적 큰 클러스터를 갖는 생물학적 뇌가 문제를 해결하는 방식을 대략 모델링하는, 비교적 큰 더미의 신경 단위를 기반으로 하는 계산 방식으로 정의될 수 있다. 각각의 신경 단위는 많은 다른 것들과 연결되어 있으며, 연결된 신경 단위의 활성화 상태에 미치는 영향을 강화하거나 억제하는 링크가 있을 수 있다. 이러한 시스템은 명시적으로 프로그래밍되는 것이 아니라 자체 학습 및 훈련되고, 기존의 컴퓨터 프로그램으로 해결책 또는 피처 추출을 표현하기 어려운 영역에서 탁월하다.
- [0064] 신경망은 통상적으로 다수의 계층들로 구성되며, 신호 경로는 앞에서 뒤로 이동한다. 신경망의 목표는 몇몇 신경망들이 훨씬 추상적이긴 하지만 인간의 두뇌와 같은 방식으로 문제를 해결하는 것이다. 현대 신경망 프로젝트는 통상적으로 수천 내지 수백만 개의 신경 단위 및 수백만 개의 연결로 작동한다. 신경망은 당 업계에 공지된 임의의 적합한 아키텍처 및/또는 구성을 가질 수 있다.
- [0065] 다른 실시예에서, 신경망은 콘볼루션 신경망(convolution neural network; CNN)으로 구성된다. 예를 들어, 신경망은 국부적 피처를 추출하기 위해, 대개 콘볼루션 계층과 통합 계층의 스택인 CNN으로 구성될 수 있다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 CNN과 같은 심층 학습 개념을 이용하여 보통은 다루기 어려운 표현인 역 문제를 해결 할 수 있다. 모델은 당 업계에 공지된 임의의 CNN 구성을 또는 아키텍처를 가질 수 있다. 다른 실시예에서, 신경망은 FCN(fully convolutional network) 모델로 구성된다. 부가적인 실시예들에서, 신경망은 심층 생성 모델, CNN, 생성적 적대 신경망(generative adversarial net; GAN), 조건부 생성적 적대 신경망(conditional generative adversarial net; cGAN), GAN 및 변분 자동 인코더(variational autoencoder; VAE), 및 CNN을 일부

로서 포함하는 네트워크(즉, 신경망의 일부가 CNN으로 구성됨)로 구성될 수 있으며, 이들 모두는 본 명세서에 설명된 바와 같이 구성될 수 있다.

[0066] 본 명세서에 설명된 실시예들에 포함된 GAN은 arXiv:1406.2661, 2014년 6월 10일, 9 페이지에 기재된 Goodfellow 등의 "Generative Adversarial Nets"에 설명된 바와 같이 구성될 수 있으며, 이는 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. Goodfellow 등은 역 과정(adversarial process)을 통해 생성 모델을 추정하기 위한 새로운 프레임 워크를 설명하고, 여기에서는 두 가지 모델, 즉, 생성 모델 G 및 구별 모델 D가 동시에 훈련되며, 생성 모델 G는 데이터 분포를 캡처하고, 구별 모델 D는 샘플이 G가 아닌 훈련 데이터로부터 나온 확률을 추정한다. G에 대한 훈련 절차는 D가 실수를 할 확률을 최대화하는 것이다. 이 프레임 워크는 미니맥스 2인용 게임에 해당한다. 임의 함수 G와 D의 공간에서, G는 훈련 데이터 분포를 복구하고 D는 어디에서나 1/2과 같은 고유한 해결책이 존재한다. G와 D가 다층 퍼셉트론에 의해 정의되는 경우, 전체 시스템은 역 전파로 훈련될 수 있다. 훈련 또는 샘플 생성 중에 마코프 체인(Markov chains) 또는 밝혀진 대략적인 추론 네트워크가 필요 없다. 실험은 생성된 샘플의 질적 및 양적 평가를 통해 프레임 워크의 잠재력을 입증한다. 본 명세서에 설명된 실시예들의 신경망은 또한 Goodfellow 등에 의해 설명된 바와 같이 구성될 수 있다.

[0067] 본 명세서에 설명된 실시예들에 포함된 CGAN은 arXiv:1411.1784, 2014년 11월 6일, 7 페이지에 기재된 Mirza 등의 "Conditional Generative Adversarial Nets"에 설명된 바와 같이 구성될 수 있으며, 이는 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 생성적 적대 신경망은 생성기와 판별기 모두가 약간의 추가 정보 y를 조건으로 한다면 조건부 모델로 확장될 수 있다. y는 클래스 레이블이나 다른 양식의 데이터와 같은 임의의 종류의 보조 정보일 수 있다. 추가 입력 계층으로 판별기와 생성기 모두에 y를 공급함으로써 조건화가 수행될 수 있다. 생성기에서, 이전의 입력 잡음 $p_z(z)$ 및 y는 조인트 히든 표현으로 결합되고, 적대적 훈련 프레임 워크는 이 히든 표현이 구성되는 방법에 상당한 융통성을 허용한다. 판별기에서, x와 y는 구별 함수(다층 퍼셉트론(MLP)에 의해 구현되는 경우도 있음)의 입력으로 제공된다. 2인용 미니맥스 게임의 목적 함수는 다음과 같다:

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

[0068] [0069] 본 명세서에 설명된 실시예들에 포함된 신경망은 Mirza 등에 의해 상기 통합된 참고 문헌에 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다.

[0070] [0071] 변분 자동 인코더는 심층 학습 및 변분 추론의 장점을 취하고 생성 모델링에서 상당한 진보를 이끄는 컴포넌트이다. 추가적으로 또는 대안적으로, GAN 또는 심층 생성적 적대 신경망(deep generative adversarial network; DGAN)과 결합된 변분 자동 인코더(VAE)가 arXiv:1511.05644v2, 2016년 5월 25일, 16 페이지에 기재된 Makhzani 등의 "Adversarial Autoencoders"에 설명된 바와 같이 구성될 수 있으며, 이는 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 이 참고 문헌에서 설명된 바와 같이 추가로 구성될 수 있다.

신경망은 신경망에 입력된 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된다. 신경망에 의해 결정되는 반전 피처는 본 명세서에서 추가로 설명되거나 당 업계에 공지된 임의의 적절한 피처를 포함할 수 있으며, 이 피처는 입력으로부터 추론될 수 있고 본 명세서에서 추가로 설명되는 출력을 생성하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어, 피처는 픽셀 당 세기 값의 벡터를 포함할 수 있다. 피처는 또한 본 명세서에 설명된 임의의 다른 유형의 피처, 예컨대 스칼라 값의 벡터, 독립 분포의 벡터, 결합 분포 또는 당 업계에 공지된 임의의 다른 적합한 피처 유형을 포함할 수 있다.

[0072] 본 명세서에서 추가로 설명되는 바와 같이, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 본 명세서에 설명된 이미징 서브 시스템 또는 시스템으로부터 및/또는 이미징 서브 시스템 또는 시스템에 의해 이미지가 저장된 저장 매체로부터 훈련 세트의 입력 이미지를 획득하도록 구성될 수 있다. 또한, 일부 경우에, 본 명세서에서 추가로 설명되는 바와 같이, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 더 큰 이미지 세트로부터 훈련 세트의 입력 이미지를 선택하도록(이에 의해 훈련 세트 이미지를 생성함) 구성될 수 있다. 일부 경우에, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 또한 입력 이미지를 생성하기 위해 어떤 이미징 파라미터(들)이 사용되는지 또는 사용될 것인지를 및/또는 선택된 이미징 파라미터에 기초하여 어떤 입력 이미지가 선택되는지를 선택할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 이미징 서브 시스템 또는 시스템으로부터 이미지 데이터를 수집하는 데 사용될 이미징 파라미터를 선택할 수 있으며, 이는 조명 대역/파장, 애피처, 편광, 픽셀 크기 및 본 명세서에 설명된 다른 이미징 파라미터를 포함하지만, 이에 한정되

는 것은 아닌 이미징 파라미터 그룹으로부터 선택된 하나 이상의 이미징 파라미터를 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 입력 이미지에 영향을 미치는 임의의 다른 이미징 파라미터를 선택할 수 있다. 그런 다음, 비교적 큰 양의 이미지가 본 명세서에 설명된 이미징 서브 시스템 또는 시스템(예를 들어, 실제 틀, 가상 틀, 검사 틀, 검토 틀, 계측 틀, 광학 틀, 전자 빔 틀, 이온 빔 틀 등)에서 선택된 이미징 파라미터 하에서 수집될 수 있다. 훈련 세트의 입력 이미지의 수는 입력 이미지의 임의의 적절한 수일 수 있다. 또한, 입력 이미지의 크기(예를 들어, 픽셀 단위)는 임의의 적당한 크기일 수 있다.

[0073] 입력 이미지의 훈련 세트는 또한 신경망이 훈련되는 애플리케이션에 따라 달라질 수 있다. 예를 들어, 본 명세서에서 추가로 설명되는 디콘볼루션 유스 케이스에서, 훈련 샘플은 위치마다 수집되는 단일 이미지이고, 훈련 데이터 세트는 훈련 샘플들의 모음이다. 또한, 본 명세서에서 추가로 설명되는 위상 검색 유스 케이스에서, 훈련 샘플은 위치마다 다양한 포커스 오프셋들에서 수집된 이미지들의 스택이고, 훈련 데이터 세트는 훈련 샘플들의 모음이다. 검토 유스 케이스에서, 훈련 샘플과 훈련 데이터 세트는 디콘볼루션 유스 케이스와 동일할 수 있다. 또한, 툴 교정 및 광학/모드 설계 유스 케이스에서, 훈련 샘플 및 훈련 데이터 세트는 정의되지 않고, 타겟 유스 케이스에 따라 다르다.

[0074] 또한, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 이미지가 수집되는 표본을 결정할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 표본에 대한 설계 정보(예를 들어, CAD 정보) 및/또는 핫 스포트 정보를 사용하여 수행될 수 있는 선택적인 표본 위치 샘플링 단계를 위해 구성될 수 있다.

[0075] 신경망에 훈련 세트의 입력 이미지를 입력하기 전에, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 훈련 세트의 입력 이미지에 대해 하나 이상의 데이터 사전 처리 단계들을 수행할 수 있으며, 이는 당 업계에 공지된 임의의 적절한 사전 처리 단계들을 포함할 수 있다.

[0076] 상기 설명된 신경망의 각 계층은 본 명세서에서 추가로 설명되는 바와 같이 수행될 수 있는 신경망을 훈련시킴으로써 그 값이 결정될 수 있는 가중치 W 및 바이어스 B 와 같은 하나 이상의 파라미터를 가질 수 있다. 예를 들어, 신경망에 포함된 임의의 계층의 가중치 및 바이어스는 비용 함수를 최소화함으로써 훈련 중에 결정될 수 있다. 비용 함수는 이미지 상에 수행되는 변환에 따라 달라질 수 있다.

[0077] 하나 이상의 컴포넌트들은 또한 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여 훈련 세트의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지 세트를 생성하도록 구성된 도 1에 도시된 순방향 물리적 모델(106)을 포함한다. 이러한 방식으로, 이 컴포넌트의 주요 기능은 추출된 피처에 물리적 모델을 적용하여 입력을 재생성하는 것이다. 예를 들어, 도 2에 도시된 바와 같이, 시스템은 순방향 변환 모델 = $f()$ 일 수 있는 순방향 물리적 모델(206)을 포함할 수 있다. 순방향 변환 모델은 반전 피처(204)에 적용되어 모델 변환된 피처(208)를 재생성한다. 순방향 물리적 모델은 미분 가능한 제 1 원리 물리학 또는 광학 법칙(예를 들어, 맥스웰 방정식, 푸리에 광학 등)으로부터 유도될 수 있는 물리적 시뮬레이션 계층으로 구성될 수 있다.

[0078] 순방향 물리적 모델은 또한 입력 이미지 및/또는 런타임 이미지를 생성하는 데 사용되는 파라미터에 관한 정보에 기초하여 생성되거나 구성될 수 있다. 예를 들어, 순방향 물리적 모델은 표본 또는 다른 표본에 대한 이미지 데이터를 수집하는 데 사용되거나 사용될 물리적(광학적) 조건에 기초하여 구성될 수 있으며, 이는 광학 대역/파장, 광학 애퍼처, 편광, 픽셀 크기 등을 포함할 수 있지만, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0079] 일 실시예에서, 순방향 물리적 모델은 미분 가능한 순방향 물리적 모델로서 구성된다. 물리적 모델은 특정 수학 함수로 표현될 수 있다. 이러한 방식으로, 본 명세서에서 사용된 "미분 가능"은 이들 수학적 함수가 미분 가능함을 의미한다. 즉, 이들 수학적 함수의 기울기가 계산 가능하다는 것을 의미한다. 물리적 모델이 미분 가능하지 않을 경우, 모델은 미분 가능 모델 또는 여러 미분 가능 모델의 선형 조합으로 근사화될 것이다. 미분 가능한 제약은 신경망을 통해 순방향 물리적 모델의 구현을 가능하게 하며, 이는 확률적 기울기 강하 또는 등가물을 통해 통합된 모델의 훈련을 가능하게 한다.

[0080] 이러한 방식으로, 본 명세서에 설명된 실시예들은 반전 신경망(inversion neural networks; INN)으로 지칭될 수 있다. 본 명세서에서 사용되는 용어인 "INN"은 일반적으로 신경망(예컨대, 심층 학습 신경망)과 순방향 미분 가능한 제 1 원리 물리적 모델을 통합된 훈련 가능한 모델로 결합하여 이미지의 역 문제를 해결하는 일반적이고 체계적인 계산 프레임 워크로 정의될 수 있다. 일반적으로, 순방향 미분 가능한 물리적 모델(정확 또는 근사)을 사용할 수 있는 한, 본 명세서에 설명된 바와 같이 INN이 역 문제를 해결하기 위해 사용될 수 있다. 본 명세서에 설명된 "역 문제"라는 용어는 결과로 시작하여 원인을 계산하기 때문에 역 문제라고 불리는 점에서 해당 용어의 일반적으로 용인된 정의를 갖는 것으로 의도된다. 이는 원인으로 시작하여 결과를 계산하는 정 문제의 역

이다.

[0081] 따라서, 본 명세서에 설명된 실시예들은 이미징 효과(예를 들어, 회절, 간섭, 부분 간섭성 등)를 반전시키고 신호 원인을 식별하기 위해, 제 1 원리 이미징/물리적 모델(즉, 순방향 물리적 모델)과 신경망(예를 들어, 기계 학습/심층 학습 모델)을 통합된 훈련 가능한 모델로 결합한다. 본 명세서에 설명된 INN은 순방향 시뮬레이션을 위해 순방향 물리적 모델만 필요로 한다. 다시 말해서, 제 1 원리에서 역 문제를 해결할 필요가 없다. 또한, 본 명세서에 설명된 실시예들의 구성은 계산적으로 효율적인 접근법이 광학 이미지로부터 광학 위상 정보를 추출하는 것을 가능하게 한다. 더욱이, 본 명세서에 설명된 실시예들은 훈련 중에 물리적으로 해석 가능한 툴 파라미터를 학습할 수 있다.

[0082] 다른 실시예에서, 순방향 물리적 모델은 추가적인 신경망으로서 구현되거나 근사화된다. 예를 들어, 순방향 물리적 모델은 심층 학습 신경층을 통해 구현될 수 있고, 이는 신경망을 형성하고 원래 모델이 하는 것처럼 정확한 수학적 계산을 수행할 수 있다. 원래 모델은 수학적으로 미분 가능하기 때문에, 그것의 신경망 구현은 훈련 동안 역 전파가 적용되게 한다. 이러한 방식으로, 순방향 물리적 모델을 신경망으로 구현하는 것은 신경망에 의해 정확하게 물리적 모델의 수학을 구현하는 것을 의미한다. 그러나 순방향 물리적 모델은 정확한 구현이 불가능하거나 모델이 직접 미분 가능하지 않은 상황에서 신경망으로 근사화될 수 있다.

[0083] 일부 실시예들에서, 순방향 물리적 모델은 표본에 대한 입력 이미지를 생성하는 데 사용되는 이미징 파라미터에 대응하는 모델 파라미터를 포함한다. 예를 들어, 순방향 물리적 모델은 본 명세서에 설명된 임의의 이미징 서브 시스템(예를 들어, 웨이퍼 검사 툴, 마스크 툴 등) 상의 모든 가능한 이미징 셋업 파라미터를 포함할 수 있지만, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0084] 추가 실시예에서, 순방향 물리적 모델은 표본에 대한 입력 이미지를 생성하는 데 관련되는 물리적 파라미터에 대응하는 모델 파라미터를 포함한다. 예를 들어, 순방향 물리적 모델은 제 1 원리 물리로부터의 모든 가능한 이미징/물리적 모델 파라미터를 포함할 수 있지만, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0085] 일부 실시예에서, 순방향 물리적 모델은 적어도 하나의 조정 가능한 모델 파라미터를 포함한다. 예를 들어, 유즈 케이스에 따라, 순방향 물리적 모델의 일부 파라미터가 훈련 가능한 파라미터로서 훈련될 수 있다. 임의의 파라미터가 훈련되도록 선택되면, 훈련을 위한 이들의 초기 값은, (a) 물리적으로 유효한 값 범위의 랜덤 값; (b) 하드웨어 대강의 측정치; (c) 하드웨어 미세 교정 값; 또는 (d) 소프트웨어 미세 교정 값일 수 있다. 하나의 특정 예에서, 이미지는 애피처 "A"를 갖는 검사 툴로부터 획득될 수 있다. 애피처 "A"는 공지된 툴 파라미터가 있으며, 애피처 "A"는 툴에 대한 대강의 점 확산 함수(point spread function; PSF)를 추정하는 데 사용될 수 있다. 그러나 미세한 (또는 정확한) PSF는 알 수 없다. 따라서, 미세한 (또는 정확한) PSF는 훈련 가능할 수 있다. 다른 실시예에서, 순방향 물리적 모델은 적어도 하나의 고정 모델 파라미터를 포함한다. 예를 들어, 파라미터 전부 또는 일부가 하드웨어 사양 또는 교정된 하드웨어 파라미터를 나타내면, 파라미터 전부 또는 일부는 훈련 중에 고정되도록 허용된다. 또한, 순방향 물리적 모델은 적어도 하나의 조정 가능한 모델 파라미터 및 적어도 하나의 고정 모델 파라미터를 포함할 수 있다. 다시 말해서, 순방향 물리적 모델의 일부 모델 파라미터는 고정될 수 있고, 나머지는 조정 가능할 수 있다. 이러한 방식으로, 모델 파라미터의 아무것도, 일부 또는 전부가 훈련 가능하고, 모델 파라미터의 아무것도, 일부, 또는 전부가 고정될 수 있다.

[0086] 하나 이상의 컴포넌트들은 훈련 세트의 입력 이미지와 이에 대응하는 출력 이미지 세트 간의 차이를 결정하도록 구성된 도 1에 도시된 잔여 계층을 더 포함한다. 예를 들어, 도 2에서 도시된 바와 같이, 시스템은 잔여 계층(210)을 포함할 수 있다. 입력 이미지(200) 및 모델 변환된 피처(208)가 잔여 계층에 입력될 수 있으며, 잔여 계층은 잔여 이미지(212)로서 출력될 수 있는, 입력 이미지와 이에 대응하는 모델 변환된 피처 사이의 차이를 결정할 수 있다. 이러한 방식으로, 잔여 계층은 품질 메트릭을 결정할 수 있다. 예를 들어, 원래의 피처(들)과 재생성된 변환된 피처(들) 간의 차이는 훈련을 위한 메트릭으로서 계산될 수 있다. 일반적으로, 잔여 계층은 변환된 데이터(즉, 순방향 물리적 모델의 출력)와 원래의 데이터(즉, 신경망으로의 입력) 사이의 유사성을 측정한다. 유사성 측정에 대한 가능한 메트릭은 다양한 거리 측정치(예를 들어, L1, L2, L_{inf}, 맨해튼 등), 다양한 교차 상관, 상호 정보 등을 포함하지만 이에 한정되지 않는다. 신경망 및 순방향 물리적 모델과는 달리, 잔여 계층은 일반적으로 훈련 가능한 파라미터를 갖지 않을 것이다.

[0087] 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 결정된 차이에 기초하여 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경하여 신경망을 훈련시키도록 구성된다. 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들의 훈련 목적은 잔여 계층 출력을 가능한 한 작게 최소화하는 것이다. 차이에 기초하여 컴퓨터 서브 시스템(들)에 의해 변경되는 신경망의 파라미터는 본 명세서에서 설명된 임의의 신경망의 임의의 훈련 가능한 파라미터(예를 들어, CNN의 훈련 가능한 파라미터)를 포함

할 수 있다. 또한, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 비감독 방식으로 신경망을 훈련시키도록 구성될 수 있으며; 즉, 훈련은 신경망을 훈련하는 데 사용되는 훈련 세트의 입력 이미지에 대한 레이블(또는 이와 동등한 것)을 필요로 하지 않는다. 입력 이미지의 훈련 세트는 또한 임의의 크기를 갖는 이미지(광학, 전자 뷰 등)의 더미를 포함할 수 있다.

[0088] 컴퓨터 서브 시스템(들)은 또한 신경망 및 순방향 물리적 모델을 훈련시키도록 구성될 수 있다. 두 모델의 이러한 훈련은 동시에 수행될 수 있다. 훈련 시간에, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 선택된 물리적 조건(신경망에 대한 입력으로서 사용됨)에서 수집된 이미지, 따라서 훈련 세트의 입력 이미지 및 순방향 물리적 모델의 물리적 파라미터(하이퍼 파라미터(훈련 가능 또는 고정)로서 사용됨)를 사용할 수 있다.

[0089] 본 명세서에 설명된 신경망은 특정 표본(예를 들어, 특정 웨이퍼 또는 레티클), 과정 및 이미징 파라미터에 대해 생성될 수 있다. 다시 말해서, 본 명세서에 설명된 신경망은 표본 특징적, 과정 특징적 및 이미징 파라미터 특징적일 수 있다. 예를 들어, 일 실시예에서, 각각의 신경망은 특정 설계 및 웨이퍼 계층에 특징적이도록 훈련될 수 있다. 그런 다음, 훈련된 신경망은 그 계층에 대한 예측을 수행하는 데에만 사용될 것이다. 이러한 방식으로, 상이한 신경망들이 상이한 웨이퍼 계층들에 대해 생성될 수 있다. 그러나 다른 실시예에서, 단일 신경망이 상이한 설계 및 웨이퍼 유형의 계층으로부터의 데이터로 훈련될 수 있다. 결과적인 신경망은 일반적으로 훈련 데이터에 포함된 모든 유형의 표본에 대한 예측을 수행하는 데 사용될 수 있다. 일반적으로, 신경망은 선택된 이미징 모드가 툴들에 걸쳐 반복 가능한 한 툴에 독립적일 수 있다. 예를 들어, 동일한 유형의 툴은 동일한 사양을 가질 수 있다. 따라서, 훈련된 모델은 훈련 데이터가 획득된 툴에 묶일 필요가 없다. 상이한 신경망들 각각은 상이한 훈련 세트 데이터로 생성될 수 있다. 상이한 훈련 세트 데이터 각각은 임의의 적절한 방식으로 생성될 수 있다.

[0090] 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 다양한 방식으로 신경망을 배치하고 본 명세서에 추가로 설명되는 바와 같이 신경망이 훈련된 후에 다양한 출력을 생성하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 도 3에 도시된 바와 같이, 배치의 한 방식에서, 훈련된 신경망(302)은 그 자체로 (순방향 물리적 모델 없이 그리고 잔여 계층 없이) 배치될 수 있다. 이러한 방식으로, 런타임 (또는 배치) 동안, 런타임 이미지(300)가 컴퓨터 서브 시스템(들)(도 3에 도시되지 않으며, 신경망을 훈련시킨 동일한 컴퓨터 서브 시스템(들)이거나 상이한 컴퓨터 서브 시스템(들)일 수 있음)에 의해 훈련된 신경망(302)에 입력될 수 있고, 이는 훈련된 신경망의 출력인 반전 피쳐(304)를 생성한다. 런타임 이미지(300)는 런타임 이미지를 생성하는 데 사용된 이미징 파라미터(도 3에 도시되지 않음)와 함께 훈련된 신경망(302)에 입력될 수 있다. 런타임 이미지(300)는 또한 임의의 크기를 가질 수 있다. 본 명세서에서 사용되는 용어인 "런타임" 이미지는 훈련된 신경망에 입력되는 테스트 이미지를 의미한다. 이와 같이, 하나의 배치 상황에서, INN(훈련된 신경망)의 제 1 모델만 배치되어, 예측된 시간에 반전 피쳐(또는 반전 이미지)만을 생성할 것이다.

[0091] 상이한 배치 방식에서, 도 4에 도시된 바와 같이, 훈련된 신경망(402)은 순방향 물리적 모델(406) 및 잔여 계층(410)과 함께 배치될 수 있다. 순방향 물리적 모델(406)은 본 명세서에 설명된 바와 같이 훈련될 수도 있고 훈련되지 않을 수도 있다. 이러한 방식으로, 런타임 이미지(400)가 배치 동안 훈련된 신경망에 입력되고, 이것은 반전 피쳐(404)를 생성한다. 이와 같이, 런타임 (또는 배치) 동안, 런타임 이미지(400)는 컴퓨터 서브 시스템(들)(도 4에 도시되지 않으며, 신경망을 훈련시킨 동일한 컴퓨터 서브 시스템(들)이거나 상이한 컴퓨터 서브 시스템(들)일 수 있음)에 의해 훈련된 신경망(402)에 입력될 수 있고, 이는 훈련된 신경망의 출력인 반전 피쳐(404)를 생성한다. 런타임 이미지(400)는 런타임 이미지를 생성하는 데 사용된 이미징 파라미터(도 4에 도시되지 않음)와 함께 훈련된 신경망(402)에 입력될 수 있다. 런타임 이미지(400)는 또한 임의의 크기를 가질 수 있다. 반전 피쳐(404)는 모델 변환된 피쳐(408)를 생성하는 순방향 물리적 모델(406)에 입력될 수 있다. 그런 다음, 모델 변환된 피쳐는 이미지(400)와 결합하여 잔여 계층(410)에 입력될 수 있고, 잔여 계층(410)은 잔여 이미지(412)를 생성하기 위해 이를 입력을 사용할 수 있다.

[0092] 이와 같이, 다른 배치 상황에서, 전체 INN(훈련된 신경망, 순방향 물리적 모델(훈련되거나 또는 그렇지 않음) 및 잔여 계층)이 배치되어, 반전 피쳐 (또는 반전 이미지) 및 잔여 이미지 모두를 생성할 것이다. 이러한 방식으로, 반전 피쳐/이미지는 INN의 원하는 결과이며, "모델 변환"은 INN가 잘 수행되는지를 나타내는 중간 데이터이며, "잔여 이미지"는 INN의 성능 또는 "적당함"에 대한 정량적 측정이다. 예를 들어, "잔여" 이미지는 각 픽셀에서 제로 값에 가까울 것으로 예상된다. 따라서, 잔여 이미지의 픽셀 값을 사용하여 INN 모델의 치명적인 실패를 식별할 수 있다. 즉, "잔여" 이미지가 특정 픽셀에서 비교적 큰 값을 갖는 경우, 이는 INN 모델이 반전 이미지를 생성할 때 불충분하게 수행된다는 표시이다. 따라서, 생성된 반전 이미지는 이를 위치에 대해 필터링될

수 있다.

[0093] 본 명세서에 설명된 실시예들은 다수의 상이한 유형의 변환(즉, 입력 이미지를 반전 피처로 변환)을 수행하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 반전 이미지/피처는 물리적 모델이 각 유스 케이스마다 상이하기 때문에 상이한 유스 케이스에 대해 서로 상이한 것일 수 있다. 다시 말해서, 신경망의 구성은 훈련 중에 사용되는 순방향 물리적 모델에 따라 달라질 것이다. 예를 들어, 일 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되며, 반전 피처는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피처이다. 따라서, 이러한 구성은 입력 이미지의 디콘볼루션을 수행할 수 있다. 이러한 방식으로, 반전 피처는 (디콘볼루션 경우) 원하는 선명한 이미지일 수 있다. 본 명세서에서 "광학적으로 보정된"이라는 용어가 사용되었지만, "광학적으로 보정된" 버전은 광학 및 다른 유형(예를 들어, 전자 빔 및 이온 빔)의 이미징 효과를 위해 보정될 수 있다. 다시 말해서, 런타임 이미지의 "광학적으로 보정된" 버전은 입력 이미지의 광학 기반 이미징 보정으로만 한정되는 것이 아니다.

[0094] 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 여러 가지 상이한 방법으로 보정될 수 있다. 예를 들어, 런타임 이미지는, 표본으로부터 런타임 이미지를 생성하는 이미징 서브 시스템 또는 시스템에 의해 야기되거나 표본 자체(또는 표본 상에 수행된 하나 이상의 과정)에 의해 야기되는 흐림, 콘트라스트, 컬러, 잡음 및 다른 불리한 이미징 효과에 대해 광학적으로 보정될 수 있다. 이러한 일례에서, 런타임 이미지는 훈련된 신경망에 입력되는 흐린 이미지일 수 있으며, 훈련된 신경망은 흐린 이미지에 대한 반전 피처/이미지, 즉 선명한 이미지를 생성한다. 이러한 방식으로, 디콘볼루션의 경우, 반전 피처/이미지는 선명한 이미지이며, 이것은 런타임 이미지로부터 흐림을 제거함으로써 생성된다. 순방향 물리적 모델 및 잔여 계층을 갖는 INN이 배치된 경우, 순방향 물리적 모델(이 경우 광학 모델)은 파장, PSF 등을 고려한 광학 블러링 모델일 수 있다. 순방향 물리적 모델은 모델 변환된 피처/이미지, 즉 생성된 "선명한" 이미지를 기반으로 한 시뮬레이션된 흐린 이미지를 생성한다. 잔여 계층은 잔여 이미지를 생성하기 위해 런타임 이미지에서 시뮬레이션된 흐린 이미지를 차감한다(또는 그 반대로).

[0095] 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 또한 해상도 문제를 위해 및/또는 런타임 이미지의 해상도를 향상시키기 위해 보정될 수 있다. 예를 들어, 일부 실시예들에서, 신경망은 저해상도 입력 이미지로부터 하나 이상의 고해상도 이미지를 생성하도록 구성될 수 있다. 그러므로, 본 명세서에서 설명된 실시예들은 해상도를 향상시키기 위한 목적으로 디콘볼루션을 위해 구성될 수 있으며, 이로써 검사, 계측 및 검토와 같은 애플리케이션에 대한 결합 신호 대 잡음비(SNR)를 개선할 수 있다. 또한, 본 명세서에서 설명된 실시예들은 전자 빔 및/또는 이온 빔 해상도를 향상시키기 위한 목적으로 전자 빔 및/또는 이온 빔 디콘볼루션을 위해 구성될 수 있으며, 이로써 검사, 계측 및 검토와 같은 애플리케이션에 대한 결합 SNR을 개선할 수 있다. 이러한 방식으로, 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 표본에 대한 보다 구체적인 정보를 포함할 수 있으며, 이는 결합 검출, 분류, 검토 등에 사용될 수 있다.

[0096] 추가적인 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하고; 순방향 물리적 모델이 런타임 이미지에 대해 결정된 반전 피처로부터 런타임 이미지를 재구성하며; 잔여 계층이 런타임 이미지와 재구성된 런타임 이미지 간의 차이를 결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되고, 여기서 반전 피처는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피처이며, 런타임 이미지와 재구성된 런타임 이미지 간의 차이는 잔여 이미지의 피처이다. 따라서, 일 실시예에서, 미가공(raw) 런타임 이미지는 훈련에서와 동일한 이미징 조건 하에서 이미징 서브 시스템 또는 시스템으로부터 수집될 수 있다. 그런 다음, 미가공 런타임 이미지가 훈련된 INN 모델에 입력되어 디콘볼루션된 이미지(즉, "반전" 이미지) 및 잔여 이미지를 생성할 수 있다. 디콘볼루션된 이미지는 미가공 이미지보다 더 선명한 이미지일 수 있으며, 더 높은 해상도를 가질 수 있으므로, 결합 검출을 위한 SNR을 개선할 수 있다. 잔여 이미지는 본 명세서에 추가로 설명되는 바와 같이 INN 모델의 치명적인 실패를 식별하는 데 사용될 수 있다.

[0097] 본 명세서에서 사용된 표본의 "저해상도 이미지"라는 용어는 일반적으로 이미지가 생성된 표본의 영역에 형성된 모든 패턴화된 피처가 이미지에서 해상되지 않는 이미지로 정의된다. 예를 들어, 저해상도 이미지가 생성되는 표본 영역 내의 패턴화된 피처 중 일부는 그 크기가 해상 가능할 수 있을 만큼 충분히 큰 경우 저해상도 이미지로 해상될 수 있다. 그러나 저해상도 이미지는 이미지의 모든 패턴화된 피처를 해상 가능하게 할 수 있는 해상도로 생성되지 않는다. 이러한 방식으로, 본 명세서에서 사용되는 용어인 "저해상도 이미지"는 표본 상의 패턴화된 피처에 관한 정보를 포함하지 않으므로, 결합 분류 및/또는 검증 및 계측을 포함할 수 있는 결합 검토와 같은 애플리케이션에 저해상도 이미지가 사용되기에 충분하다. 또한, 본 명세서에서 사용되는 용어인 "저해상도 이미지"는 일반적으로 비교적 빠른 처리량을 갖기 위해 통상적으로 비교적 낮은 해상도를 갖는 검사 시스템(예

를 들어, 결합 검토 및/또는 계측 시스템보다 낮음)에 의해 생성된 이미지를 지칭한다.

[0098] "저해상도 이미지"는 본 명세서에 설명된 "고해상도 이미지"보다 낮은 해상도를 가지기 때문에 "저해상도"일 수도 있다. 본 명세서에서 사용되는 용어인 "고해상도 이미지"는 일반적으로 표본의 모든 패턴화된 피쳐가 비교적 높은 정확도로 해상되는 이미지로 정의될 수 있다. 이러한 방식으로, 고해상도 이미지가 생성되는 표본 영역 내의 모든 패턴화된 피쳐가 그 크기에 관계없이 고해상도 이미지로 해상된다. 이와 같이, 본 명세서에서 사용되는 용어인 "고해상도 이미지"는 표본 상의 패턴화된 피쳐에 관한 정보를 포함하므로, 결합 분류 및/또는 검증 및 계측을 포함할 수 있는 결합 검토와 같은 애플리케이션에 고해상도 이미지가 사용되기에 충분하다. 또한, 본 명세서에서 사용되는 용어인 "고해상도 이미지"는 일반적으로 증가된 처리량을 위해 해상도 능력을 희생하도록 구성된 루틴 동작 동안 검사 시스템에 의해 생성될 수 없는 이미지를 지칭한다.

[0099] 다른 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피쳐를 결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되며, 반전 피쳐는 런타임 이미지의 진폭 및 위상 버전의 피쳐이다. 예를 들어, 런타임 이미지는 훈련된 신경망에 입력되는 세기 이미지일 수 있으며, 훈련된 신경망은 이 구성에서 반전 피쳐/이미지, 즉 진폭 및 위상 이미지(위상 검색을 위해)를 생성할 수 있다. 배치된 INN이 순방향 물리적 모델 및 잔여 계층을 포함하면, 순방향 물리적 모델(예를 들어, 광학 모델), 즉 파장, PSF, 진폭 전달 함수(amplitude transfer function; ATM) 등이 주어진 이미지 형성 모델은 모델 변환된 피쳐/이미지, 즉 생성된 "진폭" 및 "위상" 이미지가 주어진 광학 모델을 기반으로 한 시뮬레이션된 세기 이미지를 생성한다. 잔여 계층은 모델 변환된 피쳐/이미지로부터 반전 피쳐/이미지를 차감하여(또는 그 반대로) 잔여 이미지를 생성할 수 있다.

[0100] 따라서, 본 명세서에 설명된 실시예들은 신경망(예를 들어, 기계 학습, 심층 학습 등)을 이미징 시뮬레이션(즉, 순방향 물리적 모델)과 결합하기 때문에, 본 명세서에 설명된 실시예들은 현재 사용되는 방법 및 시스템과 근본적으로 상이하다. 또한, 본 명세서에 설명된 실시예들은 역 문제(모든 문제가 아님)를 위해 신경망 및 물리적 모델을 결합하는 방법에 대한 획기적인 점을 발견하고 역 문제를 해결하고 구현하기 위한 체계적인 방법을 확립함으로써 만들어졌다. 반대로, 심층 학습은 특히 이미지 분류 및 언어 처리를 위해 업계에서 널리 채택된다. 지금까지, 대다수의 애플리케이션과 연구에서는 심층 학습/기계 학습을 블랙 박스로 취급한다. 또한, 지금까지, 심층 학습(예를 들어, 신경망)을 물리적 모델과 결합하거나 물리적 모델을 사용하여 신경망 학습을 유도하는 명시적인 방법이 없다.

[0101] 컴퓨터 과학 및 이미지 처리 커뮤니티의 경우, 역 문제(즉, 디콘볼루션)는 종종 훈련 기반 접근법이 사용되어야 하는 경우 감독 방식으로 해결된다. 이러한 애플리케이션은 주로 강한 이미징 효과(산란, 간섭 등)가 없는 자연 이미지에 중점을 둔다. 그러므로, 물리적/이미징 모델의 유도 없이 모델을 학습하는 것을 감당할 수 있다. 그러나 강한 물리적/이미징 상호 작용을 고려해야 하는 애플리케이션(예를 들어, 나노 스케일의 웨이퍼)의 경우, 순진 (브루트 포스) 훈련 접근법은 종종 보이지 않는 데이터에 대한 일반화 성능을 실질적으로 저하시킨다(오버피팅으로 인함).

[0102] 지난 수십 년 동안, 물리학, 화학 및 컴퓨터 과학 분야의 많은 사람들이 복잡한 물리 모델(예를 들어, 예측 에너지)을 학습하는 모델을 훈련시키기 위해 기계 학습(예를 들어, 커널 기반 접근법) 방법을 사용할 수 있는지 여부를 조사하기 위해 많은 노력을 기울였다. 일반적으로, 이들을 결합하는 대신 기계 학습을 사용하여 기존의 분석 방법을 대체하는 아이디어가 있다. 일반적으로, 훈련된 모델의 정확성이 떨어지기 때문에 들판구가 별로 없다. 지난 3년 동안 심층 학습이 인기를 얻었지만, 과학계의 주요 노력은 그것을 여전히 블랙 박스로 사용하거나 분석 물리적 모델의 대안으로 취급한다.

[0103] 따라서, 본 명세서에 설명된 실시예들은 현재 사용되는 다른 방법 및 시스템에 비해 다수의 장점을 갖는다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 실시예들은 신경망(예를 들어, 기계 학습, 심층 학습 등)을 이미징 시뮬레이션(즉, 순방향 물리적 모델)과 결합시킨다. 이러한 방식으로, 본 명세서에 설명된 실시예들은 제 1 원리 광학 또는 종래의 최적화 방법(예를 들어, 디콘볼루션) 중 어느 하나를 통해 종종 불가능하거나 매우 느린 이미징 역 문제를 해결할 수 있게 한다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 현재 사용되는 디콘볼루션 방법 및 시스템의 미결정 문제를 갖지 않는데, 왜냐하면 본 명세서에 설명된 실시예들은 현재 사용되는 방법에서와 같이 "디콘볼루션 출력"을 최적화하는 대신, 신경망을 통해 디콘볼루션 변환을 수행하는 방법을 수학적으로 학습하기 때문이다(비교적 많은 수의 훈련 데이터 세트가 사용되는 경우 잘 통제됨). 또한, 수학식 또는 신경망 토플로지가 역 과정의 학습에 제약을 부가하기 때문에, 본 명세서에 설명된 실시예들은 현재 사용되는 디콘볼루션 방법 및 시스템의 미결정 문제를 갖지 않는다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 순방향 물리적 모델이

제 1 원리의 제약을 역 과정의 학습에 부가하기 때문에 현재 사용되는 디콘볼루션 방법 및 시스템의 미결정 문제를 더 이상 갖지 않는다. 또한, 이러한 제약은 일반화를 개선하고 오퍼 피팅을 방지하는 데 도움을 준다. 또한, 제 1 원리 이미징에 기초한 이미징 계층(들)(즉, 순방향 물리적 모델)은, 예를 들어, 범용 기계 학습/심층 학습 모델과 비교하여, 모델 파라미터의 수를 엄청나게 감소시킨다. 더욱이, 본 명세서에 설명된 실시예들은 이미징 툴 설계를 INN과 결합하여 디콘볼루션을 통해 이미징 해상도를 개선시키는 것을 가능하게 한다.

[0104] 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 통합된 모델로서 구성된다. 이러한 방식으로, 2단계 접근법 대신에, INN은 훈련 및 예측을 위한 통합된 모델이다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 복잡한 이미징 효과를 학습하고 제 1 원리 이미징으로부터 그것들을 해석할 수 있다. 이 방법은 복잡하고 다양한 이미징 효과(회절, 간섭, 부분 간섭성 등)를 학습할 수 있다. 또한, 일반 기계 학습 모델과 달리, INN에서 학습된 툴 파라미터는 모델 설계를 이해하고 유도하는 데 도움을 줄 수 있는 명확한 물리적 의미를 갖는다.

[0105] 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 레이블링을 필요로 하지 않으며 비교적 빠른 셋업 시간을 갖는다. 예를 들어, 본 명세서에 추가로 설명되는 바와 같이, INN의 훈련은 감독되지 않는다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 비교적 빠른 훈련 시간 및 비교적 빠른 런타임을 위해 구성된다. 예를 들어, 더 적은 수의 파라미터 및 순방향 물리적 모델은 범용 기계 학습/심층 학습 모델보다 빠르게 훈련한다. 또한, 본 명세서에 설명된 실시예들은 생산 런타임의 더 빠른 속도를 제공한다(즉, 비교적 빠른 예측을 할 수 있다). 또한, 본 명세서에 설명된 실시예들은 툴의 실시간 처리를 가능하게 한다. 본 명세서에 설명된 실시예들의 맥락에서 실시간 처리는 하드웨어의 데이터 수집 시간과 같거나 더 빠른 고정된 계산 하드웨어를 갖는 알고리즘의 처리 시간을 지칭한다. 따라서, 하드웨어는 최대 처리량으로 실행될 수 있다. 예를 들어, 검사 툴로부터 이미지를 수집하는 것이 약 1ms가 걸리면, 알고리즘은 적어도 1ms 이내에 실행될 수 있다. 이러한 방식으로, INN의 예측 시간은 이미징 서브 시스템 또는 시스템(하드웨어)의 데이터 수집 속도를 따라갈 만큼 빠르다. 현재 사용되는 방법에서, 적절한 결과를 제공할 수 있는 것들은 종종 반복적인 비선형 최적화를 필요로 하는데, 이는 "실시간" 요구 사항보다 훨씬 느리다.

[0106] 본 명세서에서 설명된 실시예들은 가능하게 런타임 이미지와 결합하는 반전 이미지를 사용하여 다수의 상이한 기능을 수행하도록 구성될 수 있다. 이러한 기능들 각각은 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 수행될 수 있다.

[0107] 일 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를 결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되고, 반전 피처는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피처이고, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 런타임 이미지 또는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에서 검출된 결함을 분류하도록 구성되며, 분류는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 수행된다. 예를 들어, 런타임 이미지는 표본 또는 다른 표본의 광학 이미지일 수 있으며, 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 표본 또는 다른 표본의 고해상도 이미지, 예를 들어 표본 또는 다른 표본에 대한 설계 데이터 또는 설계 정보의 이미지 및/또는 전자 빔 이미징 서브 시스템에 의해 생성될 수 있는 이미지를 포함할 수 있다.

[0108] 설계 변환 및/또는 SEM에 대한 광학 이미지의 한 가지 이점은 광학 검사가 여전히 반도체 제조 공정에서 대량 생산 수율의 핵심이라는 것이다. 해상도 부족으로 인해, 광학 검사기에 의해 검출된 결함은 결함 분류를 위해 SEM 검토를 필요로 한다. 설계 및/또는 SEM에 대한 광학을 자동으로 변환하는 방법은 수율 관리를 위한 SEM 검토 요구 사항을 잠재적으로 감소시켜 전체 검사 주기를 감소시킬 수 있다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 실시예들은 본 명세서에 설명된 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전이 1) 표본 또는 다른 표본 없이 그리고 이미징 하드웨어 없이 획득될 수 있고, 2) 결함 분류와 같은 결함 검토 애플리케이션에 사용될 수 있기 때문에, 표본 검사 후에 결함 검토 시스템에서 SEM 이미지를 수집할 필요성을 제거할 수 있다.

[0109] 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들에 의해 분류된 결함은 본 명세서에 설명된 바와 같이 런타임 이미지 및/또는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에서 검출될 수 있다. 또한, 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 결함을 분류하는 것은 당 업계에 공지된 임의의 적절한 방식으로 수행될 수 있다. 예를 들어, 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 당 업계에 공지된 임의의 적절한 결함 분류 방법 및/또는 알고리즘에 대한 입력으로서 사용될 수 있다. 다시 말해서, 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 결함 분류를 위해 임의의 다른 이미지로서 사용될 수 있다. 본 명세서에 설명된 실시예들에 의해 수행된 결함 분류의 결과는 임의의 적합한 포맷(예를 들어, 결함 분류 코드 등)을 가질 수 있다.

[0110] 추가의 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피처를

결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되고, 반전 피쳐는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피쳐이고, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 표본 또는 다른 표본의 결함을 검출하도록 구성된다. 컴퓨터 서브 시스템(들)은 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전을 사용하여 임의의 적절한 방식으로 표본 또는 다른 표본 상의 결함을 검출하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 당 업계에 공지된 임의의 적절한 결합 검출 알고리즘 및/또는 방법을 포함할 수 있는 하나 이상의 결합 검출 알고리즘 및/또는 방법을 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에 적용하도록 구성될 수 있다. 이러한 일례에서, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전을 표준 또는 다른 표준에 대한 기준과 비교하고, 비교 결과에 문턱값을 적용하도록 구성될 수 있다. 문턱값보다 높은 비교 결과를 갖는 런타임 이미지의 광학적으로 보전된 버전의 픽셀은 결합으로 식별될 수 있는 반면, 문턱값 미만의 비교 결과를 갖는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 픽셀은 결합으로 식별되지 않을 수 있다.

[0111] 다른 예에서, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 Karsenti 등에 의해 2016년 11월 16일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/353,210 호에 설명된 바와 같이 단일 이미지 검출을 위해 구성될 수 있으며, 상기 특허 출원은 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 이러한 일 실시예에서, 신경망에 의해 입력 이미지에 대해 결정된 반전 피쳐는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에서 결함을 검출하기 위해, 상기 특허 출원에서 설명된 바와 같이 사용될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 (1) 반전 피쳐 및 (2) 반전 피쳐 맵 볼륨의 픽셀 또는 픽셀 블록의 레이블로의 매핑에 기초하여, 입력 이미지의 픽셀 또는 픽셀 블록에 대한 레이블을 선택하도록 구성될 수 있다. 컴퓨터 서브 시스템들은 또한 픽셀 또는 블록에 대해 선택된 레이블에 기초하여 표본 또는 다른 표본 상의 결함을 검출하도록 구성될 수 있다.

[0112] 또한, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전과 결합한 런타임 이미지를 사용하여 표본 또는 다른 표본 상의 결함을 검출하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 런타임 이미지가 저해상도 이미지이고 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전이 고해상도 이미지를 포함하면, 저해상도 이미지에서 검출된 결함의 위치가 고해상도 이미지에서 식별되어 결함의 설계 내용을 결정할 수 있으며, 이는 결함이 방해 결함인지 또는 실제 결함인지를 결정하는 데 사용될 수 있다. 또한, 저해상도 이미지에서 검출된 결함의 위치는 고해상도 이미지에서 결함이 존재하는지(검출될 수 있는지)를 결정하기 위해 고해상도 이미지에서 결함의 위치를 식별하는 데 사용될 수 있다. 고해상도 이미지에서 결함이 검출될 수 있으면, 실제 결함으로 지정된다. 고해상도 이미지에서 결함이 검출될 수 없으면, 방해 결함으로 지정된다.

[0113] 추가적인 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지에 대한 반전 피쳐를 결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지를 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되고, 반전 피쳐는 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전의 피쳐이고, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전에 기초하여 표본 또는 다른 표본의 하나 이상의 피쳐 또는 표본 다른 표본 상에서 검출된 결함을 측정하도록 구성된다. 예를 들어, 신경망은 신경망에 의해 생성된 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전이 저해상도 이미지인 런타임 이미지로부터 생성된 고해상도 이미지가 되도록 구성될 수 있다. 따라서, 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전은 런타임 이미지보다 표본 또는 다른 표본 상에 형성된 피쳐(예를 들어, 표본 또는 다른 표본 상의 결함뿐만 아니라 선, 공간, 콘택 등과 같은 패턴화된 피쳐)에 대한 보다 상세한 정보를 포함할 수 있다. 그런 다음, 컴퓨터 서브 시스템(들)은 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전을 사용하여 표본 또는 다른 표본 상의 피쳐의 하나 이상의 특성을 측정하거나 결정할 수 있다.

[0114] 피처의 하나 이상의 특성은 임의의 적합한 방식으로 결정될 수 있다. 또한, 컴퓨터 서브 시스템(들)에 의해 결정되거나 측정되는 피처의 하나 이상의 특성은 치수(예를 들어, 선 폭, 콘택 직경 등), 형상, 상대 위치 등과 같은 임의의 적합한 특성을 포함할 수 있다. 측정은 Duffy 등에 의해 2016년 4월 28일자에 공개된 미국 특허 출원 공보 제 2016/0116420 호, Park 등에 의해 2016년 12월 22일자에 공개된 미국 특허 출원 공보 제 2016/0372303 호, 및 Gupta 등에 의해 2016년 12월 29일자에 공개된 미국 특허 출원 공보 제 2016/0377425 호에 설명된 바와 같이 컴퓨터 서브 시스템(들)에 의해 런타임 이미지의 광학적으로 보정된 버전 상에 수행될 수 있고, 상기 공개물들은 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 본 명세서에 설명된 실시 예들은 또한 이 공개물들에서 설명된 바와 같이 구성될 수 있다.

[0115] 일부 실시예들에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련된 신경망이 런타임 이미지의 스택에 대한 반전 피쳐를 결정하도록 표본 또는 다른 표본에 대한 런타임 이미지의 스택을 훈련된 신경망에 입력하도록 구성되고, 반전 피쳐는 런타임 이미지의 스택에 대한 위상 정보이고, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 위상 정보에 기초하여 표본 또는 다른 표본 상의 결함에 대한 선택성을 증가시키도록 구성된다. 예를 들어, 본 명세서에 설명

된 실시예들은 광학 위상 검색을 위해 광학 이미지의 스택으로부터 위상 정보를 생성하도록 수행될 수 있고, 이는 결합 선택성을 증가시키는 데 사용될 수 있다. 특히, 광학 위상 검색 유스 케이스에서, INN은 진폭 및 위상 이미지인 반전 이미지를 생성하는데, 여기에는 SNR, 검출 등에 도움이 되는 위상 정보가 포함된다. 위상 정보에 기초하여 결합에 대한 선택성을 증가시키는 것은 당 업계에 공지된 임의의 적절한 방식으로 수행될 수 있다.

[0116] 일 실시예에서, 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들은 훈련 결과에 기초하여 입력 이미지를 생성하는 데 사용되는 하나 이상의 파라미터에 대한 하나 이상의 조정을 결정하도록 구성된다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 실시예들은 실질적으로 정확한 툴 교정을 위해 구성될 수 있다. 다시 말해서, INN 훈련 중에 대강 측정된 초기 툴 파라미터로부터 양호한 툴 파라미터가 최적화될 수 있으며, 최적화된 파라미터는 더 양호한 교정 값이다. 하나의 특정 예에서, 이미지는 애퍼처 "A"를 갖는 검사 툴로부터 획득될 수 있다. 애퍼처 "A"는 공지된 툴 파라미터가 있으며, 애퍼처 "A"는 툴에 대한 대강의 PSF를 추정하는 데 사용될 수 있다. 그러나 미세한 (또는 정확한) PSF는 알 수 없다. 따라서, 미세한 (또는 정확한) PSF는 훈련 가능할 수 있다. 그런 다음, 이러한 결과에 기초하여 PSF에 대한 툴 교정을 수행할 수 있다. 예를 들어, 대강의 PSF는 훈련의 초기 값으로 사용된다. 훈련이 완료된 후, 최적화된 PSF는 미세 교정된 PSF로 간주된다.

[0117] 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한, 공동 소유된 Zhang 등에 의해 2016년 6월 7일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/176,139 호, Karsenti 등에 의해 2016년 11월 16일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/353,210 호, Bhaskar 등에 의해 2016년 12월 29일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/394,790 호, Bhaskar 등에 의해 2016년 12월 29일자에 출원된 미국 특허 출원 15/394,792 호, Zhang 등에 의해 2017년 1월 2일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/396,800 호, Bhaskar 등에 의해 2017년 1월 9일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/402,094 호, Bhaskar 등에 의해 2017년 1월 9일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/402,169 호, Park 등에 의해 2017년 1월 9일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/402,197호, 및 Zhang 등에 의해 2017년 5월 23일자에 출원된 미국 특허 출원 제 15/603,249 호에 설명된 바와 같이 다른 변환(입력 이미지로부터 시뮬레이션된 이미지로의 변환)을 수행하도록 구성될 수 있고, 이들은 본 명세서에서 완전히 설명된 것처럼 참고 문헌으로 포함된다. 본 명세서에 설명된 실시예들은 또한 이들 특허 출원들에서 설명된 바와 같이 구성될 수 있다. 또한, 본 명세서에 설명된 실시예들은 이들 특허 출원들에서 설명된 임의의 단계들을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0118] 신경망을 훈련시키도록 구성된 시스템의 다른 실시예는 표본의 이미지를 생성하도록 구성된 이미징 서브 시스템을 포함한다. 이미징 서브 시스템은 본 명세서에 설명된 임의의 구성을 가질 수 있다. 시스템은 또한 이미지를 획득하고 획득된 이미지로부터 입력 이미지의 훈련 세트를 생성하도록 구성된, 도 1에 도시된 컴퓨터 서브 시스템(들)(102)과 같은 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들을 포함한다. 컴퓨터 서브 시스템(들)은 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 구성될 수 있다. 시스템은 또한 하나 이상의 컴퓨터 서브 시스템들에 의해 실행되는 하나 이상의 컴포넌트들, 예를 들어, 컴포넌트(들)(100)을 포함하며, 이는 본 명세서에 설명된 임의의 컴포넌트(들)을 포함할 수 있다. 컴포넌트(들)은 신경망(104), 순방향 물리적 모델(106) 및 잔여 계층(108)을 포함하며, 이들 각각은 본 명세서에 설명된 바와 같이 구성될 수 있다. 예를 들어, 신경망은 신경망에 입력된 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하도록 구성된다. 순방향 물리적 모델은 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여 훈련 세트의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지 세트를 생성하도록 구성된다. 잔여 계층은 훈련 세트의 입력 이미지와 이에 대응하는 출력 이미지 세트 간의 차이를 결정하도록 구성된다. 컴퓨터 서브 시스템(들)은 또한 결정된 차이에 기초하여 신경망의 하나 이상의 파라미터를 변경하여 신경망을 훈련시키도록 구성된다. 이 시스템 실시에는 또한 본 명세서에 설명된 바와 같이 구성될 수 있다.

[0119] 상기 설명된 각각의 시스템의 실시예들 각각은 하나의 단일 실시예에 함께 결합될 수 있다.

[0120] 다른 실시예는 신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법에 관한 것이다. 상기 방법은 신경망에 입력 이미지의 훈련 세트를 입력함으로써 표본에 대한 훈련 세트의 입력 이미지의 반전 피처를 결정하는 단계를 포함한다. 상기 방법은 또한 반전 피처를 순방향 물리적 모델에 입력함으로써 반전 피처로부터 입력 이미지를 재구성하여, 이에 의해 훈련 세트의 입력 이미지에 대응하는 출력 이미지 세트를 생성하는 단계를 포함한다. 또한, 상기 방법은 훈련 세트의 입력 이미지와 이에 대응하는 출력 이미지 세트 간의 차이를 결정하는 단계를 포함한다. 상기 방법은 결정된 차이에 기초하여 신경망의 하나 이상의 파라미터를 결정하여 신경망을 훈련시키는 단계를 더 포함한다. 반전 피처를 결정하고, 입력 이미지를 재구성하고, 차이를 결정하고, 하나 이상의 파라미터를 변경하는 것은 하나 이상의 컴퓨터 시스템들에 의해 수행된다. 하나 이상의 컴포넌트들이 하나 이상의 컴퓨터 시스템들에 의해 실행되고, 하나 이상의 컴포넌트들은 신경망 및 순방향 물리적 모델을 포함한다.

[0121] 방법의 단계들 각각은 본 명세서에서 추가로 설명된 바와 같이 수행될 수 있다. 상기 방법은 또한 본 명세서에

서 설명된 시스템, 컴퓨터 서브 시스템(들) 및/또는 이미징 시스템 또는 서브 시스템에 의해 수행될 수 있는 임의의 다른 단계(들)을 포함할 수 있다. 하나 이상의 컴퓨터 시스템들, 하나 이상의 컴포넌트들, 신경망 및 순방향 물리적 모델은 본 명세서에 설명된 임의의 실시예들에 따라 구성될 수 있고, 예를 들어, 컴퓨터 서브 시스템(들)(102), 컴포넌트(들)(100), 신경망(104) 및 순방향 물리적 모델(106)을 포함한다. 게다가, 상기 설명된 방법은 본 명세서에 설명된 임의의 시스템 실시예들에 의해 수행될 수 있다.

[0122] 추가적인 실시예는 신경망을 훈련시키기 위한 컴퓨터 구현 방법을 수행하기 위해 하나 이상의 컴퓨터 시스템들 상에서 실행 가능한 프로그램 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체에 관한 것이다. 이러한 일 실시예가 도 5에 도시되어 있다. 특히, 도 5에서 도시된 바와 같이, 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체(500)는 컴퓨터 시스템(들)(504) 상에서 실행 가능한 프로그램 명령어(502)를 포함한다. 컴퓨터 구현 방법은 본 명세서에 설명된 임의의 방법(들)의 임의의 단계(들)을 포함할 수 있다.

[0123] 본 명세서에서 설명된 것과 같은 방법들을 구현하는 프로그램 명령어(502)는 컴퓨터 판독 가능 매체(500) 상에 저장될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 자기적 또는 광학적 디스크, 자기적 테이프와 같은 저장 매체, 또는 당 업계에 공지된 임의의 다른 적절한 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체일 수 있다.

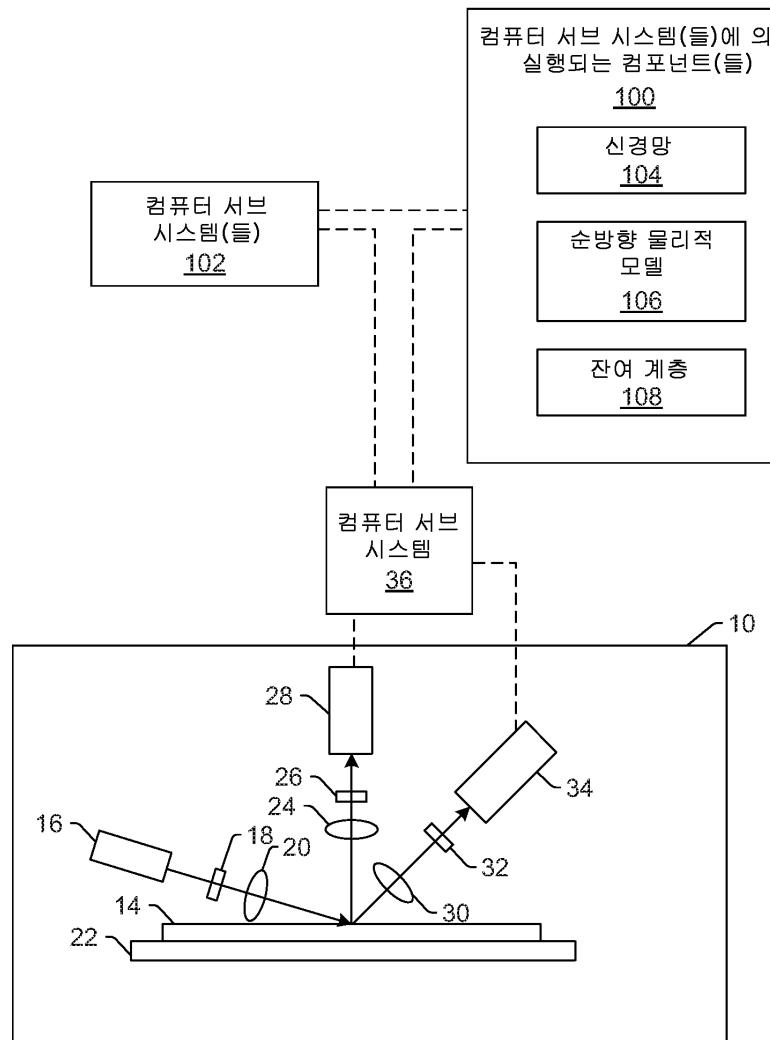
[0124] 프로그램 명령어는 그 중에서도, 절차 기반 기술, 컴포넌트 기반 기술 및/또는 객체 지향 기술을 포함하는 다양한 방법들 중 임의의 방법으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 프로그램 명령어는 원하는 바에 따라, 액티브 X 컨트롤(ActiveX control), C++ 객체, 자바빈(JavaBean), 마이크로소프트 파운데이션 클래스(Microsoft Foundation Classe; MFC), SSE(Streaming SIMD Extension) 또는 다른 기술들 또는 방법론들을 사용하여 구현될 수 있다.

[0125] 컴퓨터 시스템(들)(504)은 본 명세서에 설명된 실시예들 중 임의의 실시예들에 따라 구성될 수 있다.

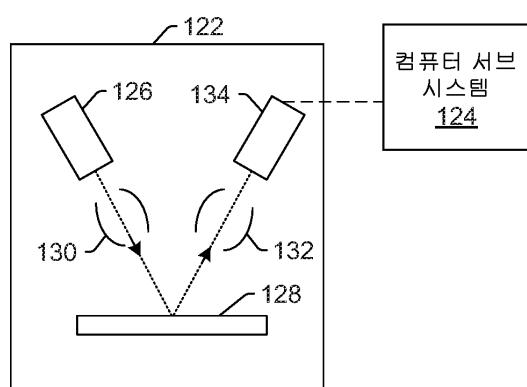
[0126] 본 발명의 다양한 양태들의 다른 변형 및 대안적인 실시예들은 이 설명을 고려하여 당업자에게 명백할 것이다. 예를 들어, 신경망을 훈련시키기 위한 방법 및 시스템이 제공된다. 따라서, 이 설명은 단지 예시적인 것으로 해석되어야 하며, 본 발명을 수행하는 일반적인 방법을 당업자에게 교시하기 위한 것이다. 본 명세서에 도시되고 설명된 본 발명의 형태는 현재 바람직한 실시예로서 간주되어야 한다는 것을 이해한다. 본 명세서에서 설명되고 예시된 것을 대신하여 요소들과 물질들이 대체될 수 있고, 부품들 및 공정들은 뒤바뀔 수 있고, 본 발명의 특정 피처들은 독립적으로 활용될 수 있으며, 이 모두는 본 발명의 설명의 혜택을 가진 후에 본 업계의 당업자에게는 자명할 것이다. 다음의 청구 범위에 설명된 바와 같이 본 발명의 사상 및 범위를 벗어나지 않고 본 명세서에 설명된 요소들은 변경될 수 있다.

도면

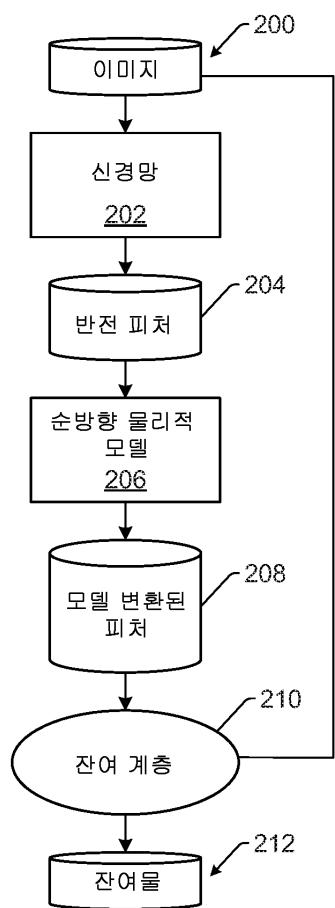
도면1



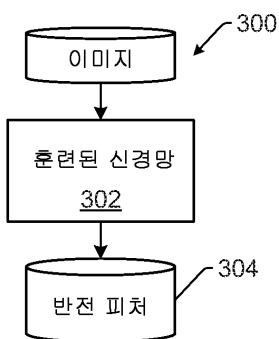
도면1a



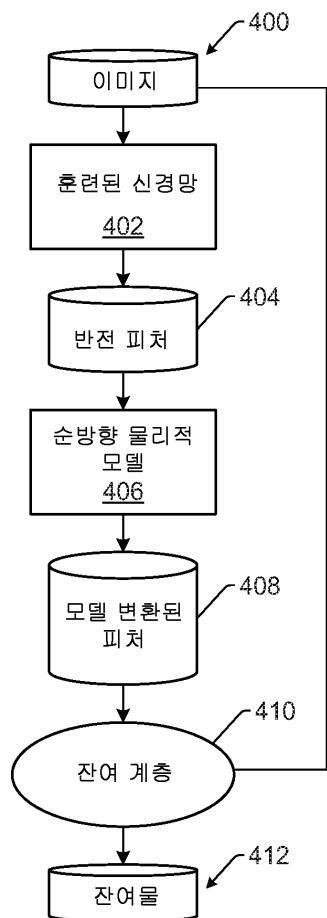
도면2



도면3



도면4



도면5

