(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년01월29일
(11) 등록번호 10-2630494
(24) 등록일자 2024년01월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01N 21/95 (2006.01) *G01B 11/24* (2006.01)
G01N 21/88 (2006.01) *G03F 7/20* (2006.01)
G06N 20/00 (2019.01) *G06N 3/04* (2023.01)
G06N 5/00 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G01N 21/9501 (2013.01)
G01B 11/24 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2022-7004733
(22) 출원일자(국제) 2020년07월20일
심사청구일자 2023년06월26일
(85) 번역문제출일자 2022년02월11일
(65) 공개번호 10-2022-0038707
(43) 공개일자 2022년03월29일
(86) 국제출원번호 PCT/US2020/042699
(87) 국제공개번호 WO 2021/016144
국제공개일자 2021년01월28일
(30) 우선권주장
62/877,397 2019년07월23일 미국(US)
16/919,378 2020년07월02일 미국(US)
(56) 선행기술조사문헌
JP2017536584 A
US20060064280 A1
US20150323316 A1
WO2018072980 A1

(73) 특허권자
케이엘에이 코포레이션
미합중국, 캘리포니아 95035, 밀피타스, 원 테크놀로지 드라이브
(72) 발명자
리 웨이후아
중국 상하이 아파트먼트 2에이 빌딩 3 차오시 노쓰 로드 레인 99
웨이 시-밍
중국 상하이 양저우 로드 룸 601
(74) 대리인
김태홍, 김진희

전체 청구항 수 : 총 27 항 심사관 : 한별

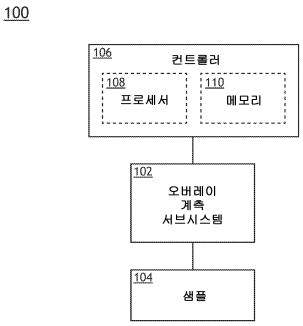
(54) 발명의 명칭 **오버레이 계측 시스템을 위한 자동 레시피 최적화**

(57) 요 약

오버레이 계측 시스템이 개시된다. 오버레이 계측 시스템은 오버레이 계측 서브시스템과 통신가능하게 결합되도록 구성된 컨트롤러를 포함한다. 컨트롤러는 오버레이 계측 서브시스템으로부터 오버레이 측정값(overlay measurements)을 수신하고, 하나 이상의 품질 메트릭(quality metrics)을 생성한다. 컨트롤러는 상기 하나 이상

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도1a



의 품질 메트릭에서 주성분들의 세트를 추출한다. 컨트롤러는 입력 데이터를 생성하고 예측 모델을 트레이닝하기 위해 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝(supervised machine learning) 알고리즘의 입력 행렬에 입력한다. 컨트롤러는 그 다음 최소 잔차 값을 갖는 레시피 또는 하드웨어 구성을 식별한다.

(52) CPC특허분류
G01N 21/8851 (2013.01)
G03F 7/705 (2023.05)
G03F 7/70633 (2023.05)
G06N 20/00 (2021.08)
G06N 3/04 (2023.01)
G06N 5/01 (2023.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

오버레이 계측 시스템으로서,

오버레이 계측 서브시스템과 통신가능하게 결합되도록 구성된 컨트롤러로서, 프로그램 명령어들을 실행하도록 구성된 하나 이상의 프로세서를 포함하는 상기 컨트롤러를 포함하고,

상기 프로그램 명령어들은 상기 하나 이상의 프로세서가,

상기 오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값(overlay measurement)을 수신하고;

상기 하나 이상의 오버레이 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭(quality metric)을 생성하고;

주성분 분석(principle component analysis, PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭으로부터 주성분들의 세트를 추출하고;

입력 데이터를 생성하고 - 상기 입력 데이터는 상기 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산(variance)보다 높은 분산을 가짐 -;

예측 모델을 트레이닝하기 위해, 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝(supervised machine learning) 알고리즘의 입력 행렬에 입력하고;

상기 예측 모델의 출력 벡터에서, 상기 오버레이 계측 서브시스템을 위한 레시피 및 하드웨어 구성 중 적어도 하나를 식별하게

하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 오버레이 계측 서브시스템을 위한 상기 레시피 및 하드웨어 구성 중 적어도 하나는, 최소 잔차 값(minimum residual value)과 상관되는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 하나 이상의 프로세서를 포함하는 상기 컨트롤러는 또한, 상기 하나 이상의 프로세서가 상기 오버레이 계측 서브시스템을 상기 최소 잔차 값과 상관되는 상기 레시피 및 상기 하드웨어 구성 중 적어도 하나에 조정하기 위한 하나 이상의 제어 명령어를 제공하게 하는 프로그램 명령어를 실행하도록 구성되는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 예측 모델의 상기 출력 벡터는, 복수의 예측 모델들의 복수의 출력 벡터들의 평균을 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 입력 행렬은 열들 및 행들을 포함하고, 각각의 열은 품질 메트릭의 타입을 나타내고, 각각의 행은 상기 오버레이 계측 서브시스템을 위한 레시피 또는 하드웨어 구성을 나타내는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 출력 벡터는 행들을 포함하고, 각각의 행은 잔차 값을 나타내는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 7

제1 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 선형 회귀(linear regression)를 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 8

제1 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 결정 트리(decision tree, DT)를 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 9

제1 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 서포트 벡터 머신 회귀(support vector machine regression, SVM-R)를 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 10

제1 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 가우시안 프로세스(Gaussian process, GP)를 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 11

제1 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 신경망(neural network, NN)을 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 12

오버레이 계측 시스템으로서,

오버레이 계측 서브시스템; 및

상기 오버레이 계측 서브시스템과 통신가능하게 결합되도록 구성된 컨트롤러로서, 프로그램 명령어를 실행하도록 구성된 하나 이상의 프로세서를 포함하는 상기 컨트롤러

를 포함하고,

상기 프로그램 명령어들은 상기 하나 이상의 프로세서가,

상기 오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값을 수신하고;

상기 하나 이상의 오버레이 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭을 생성하고;

주성분 분석(PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭으로부터 주성분들의 세트를 추출하고;

입력 데이터를 생성하고 - 상기 입력 데이터는 상기 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산보다 높은 분산을 가짐 -;

예측 모델을 트레이닝하기 위해, 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝 알고리즘의 입력 행렬에 입력하고;

상기 예측 모델의 출력 벡터에서, 상기 오버레이 계측 시스템을 위한 레시피 및 하드웨어 구성 중 적어도 하나를 식별하게

하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 13

제12 항에 있어서,

상기 오버레이 계측 시스템을 위한 상기 레시피 및 하드웨어 구성 중 적어도 하나는 최소 잔차 값과 상관되는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 14

제13 항에 있어서,

상기 하나 이상의 프로세서를 포함하는 상기 컨트롤러는 또한, 상기 하나 이상의 프로세서가 상기 오버레이 계측 서브시스템을 상기 최소 잔차 값과 상관되는 상기 레시피 및 상기 하드웨어 구성 중 적어도 하나에 조정하기 위한 하나 이상의 제어 명령어를 제공하게 하는 프로그램 명령어를 실행하도록 구성되는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 15

제12 항에 있어서,

상기 오버레이 계측 서브시스템은 이미징(imaging) 기반 또는 산란계측(scatterometry) 기반 오버레이 계측 서브시스템을 포함하는, 오버레이 계측 시스템.

청구항 16

예측 모델을 트레이닝하는 방법으로서,

오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값을 수신하는 단계;

상기 하나 이상의 오버레이 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭을 생성하는 단계;

주성분 분석(PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭으로부터 주성분들의 세트를 추출하는 단계;

입력 데이터를 생성하는 단계 - 상기 입력 데이터는 상기 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산보다 높은 분산을 가짐 -;

상기 예측 모델을 트레이닝하기 위해, 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝 알고리즘의 입력 행렬에 입력하는 단계; 및

상기 예측 모델의 출력 벡터에서, 상기 오버레이 계측 서브시스템을 위한 레시피 및 하드웨어 구성 중 적어도 하나를 식별하는 단계

를 포함하는, 예측 모델을 트레이닝하는 방법.

청구항 17

제16 항에 있어서,

상기 오버레이 계측 서브시스템을 위한 상기 레시피 및 하드웨어 구성 중 적어도 하나는 최소 잔차 값과 상관되는, 방법.

청구항 18

제17 항에 있어서,

상기 오버레이 계측 서브시스템을 상기 최소 잔차 값과 상관되는 상기 레시피 및 상기 하드웨어 구성 중 적어도 하나에 조정하기 위한 하나 이상의 제어 명령어를 제공하는 단계를 더 포함하는, 방법.

청구항 19

제16 항에 있어서,

상기 오버레이 계측 서브시스템은 이미징 기반 또는 산란계측 기반 오버레이 계측 서브시스템을 포함하는,

방법.

청구항 20

제16 항에 있어서,

상기 예측 모델의 상기 출력 벡터는 복수의 예측 모델의 복수의 출력 벡터의 평균을 포함하는, 방법.

청구항 21

제16 항에 있어서,

상기 입력 행렬은 열 및 행을 포함하고, 각각의 열은 품질 메트릭의 타입을 나타내고, 각각의 행은 상기 오버레이 계측 서브시스템을 위한 레시피 또는 하드웨어 구성을 나타내는, 방법.

청구항 22

제16 항에 있어서,

상기 출력 벡터는 행을 포함하고, 각각의 행은 잔차 값을 나타내는, 방법.

청구항 23

제16 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 선형 회귀를 포함하는, 방법.

청구항 24

제16 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 결정 트리(DT)를 포함하는, 방법.

청구항 25

제16 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 서포트 벡터 머신 회귀(SVM-R)를 포함하는, 방법.

청구항 26

제16 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 가우시안 프로세스(GP)를 포함하는, 방법.

청구항 27

제16 항에 있어서,

상기 지도 머신러닝 알고리즘은 신경망(NN)을 포함하는, 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 관련 출원에 대한 상호참조

[0002] 본 출원은 발명자가 Weihua Li 및 Shiming Wei이고, 발명의 명칭이 "머신러닝 접근방식을 사용한 아처 자동 레시피 최적화(ARCHER AUTOMATIC RECIPE OPTIMIZATION WITH MACHINE LEARNING APPROACH)"인 2019년 7월 23일에 출원된 미국 임시특허출원 No. 62/877,397에 대해 35 U.S.C. §119(e) 하의 이익을 주장하며, 이 출원은 전체 내용이 본원에 참조로 포함된다.

[0003] 본 개시는 일반적으로 반도체 웨이퍼 및 마스크 계측에 관한 것이다. 특히, 본 개시는 정확하고 정밀한 계측 데이터를 수집하기 위해 오버레이 계측(overlay metrology) 시스템에 대한 레시피 또는 하드웨어 구성을 최적화하

는 것에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0004] 오버레이 계측 시스템은 첨단 설계 노드에서 인라인(inline) 모니터링 및 웨이퍼 배치를 위해 제품상의 오버레이 오차에 대한 정확한 피드백을 제공하도록 설계된다. 종래 오버레이 계측 시스템의 예로는 KLA-Tencor Archer™ 시리즈의 계측 시스템들이 포함된다. 개선된 이미징(imaging) 기반 및 산란계측(scatterometry) 기반 측정 응용 모두를 위해, 이전 시스템들은 대량 제조에서 프로세스 변동이 존재하는 경우 로버스트한(robust) 오버레이 측정 및 제어를 제공하도록 설계되었다. 최근에 1nm 해상도의 튜닝가능한 레이저 기술의 추가는 메모리 및 로직 레이어들 모두에 대해 오버레이 정확도와 이미징/산란계측 오버레이 타겟들 및 디바이스 오버레이 오차들 간의 상관관계(correlation)를 더욱 향상시켰다.

[0005] 이미징 기반 오버레이 계측 시스템(예를 들어, KLA-Tencor Archer™ 시리즈 오버레이 계측 시스템)에서 최적의 측정 파장을 선택하기 위한 종래의 자동 레시피 최적화(automatic recipe optimization, ARO) 방식은 BF(brute force) 방식 및 MOAB(metrics of all badness) 방식을 포함한다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 잔차(residual)가 가장 일반적으로 사용되는 정확도 지표(accuracy indicator)이기 때문에(예를 들어, 측정된 오버레이와 실제 오버레이 간의 차이), BF-ARO 방식은 다양한 레시피(예를 들어, 하드웨어 구성)로 오버레이 계측 서브시스템을 작동시키고 각 레시피에 대해 잔차 값을 수집하는 것을 수반한다. 각 레시피는 파장, 편광, 대역폭, 및 개구수(numerical aperture, NA)의 특정 조합을 포함한다. 오버레이 계측 시스템은 샘플상에서 수십 또는 수백 개의 사이트(sites)를 측정하고, 레시피들은 고차(high order) 웨이퍼 및 고차 필드 모델의 잔차(예를 들어, W3F3 residuals)에 기초하여 순위가 매겨진다. BF-ARO 방식은 단순하고 간단하지만 많은 수의 샘플링 레시피들을 측정하는 데 시간이 많이 걸린다. 따라서 가능한 모든 조합이 BF-ARO 방식에서 다루어지지 않을 수 있다. 즉, 가장 작은 잔차를 생성하는 레시피들이 최종 순위에서 누락될 수 있다.

[0007] MOAB-ARO 방식은 최소 5개의 샘플링 사이트만 필요로 하므로 평가 시간이 크게 단축된다. 커널 3시그마(kernel three-sigma, K3S), 주기 비율(periodic ratio, PR) 및 대조 정밀도(contrast precision, CP)를 포함한 세 가지 중요한 메트릭이 결합되어 단일의 결정 표면(decision surface)인 MOAB 결정 표면을 제공한다. MOAB 결정 표면에 기초하여, 측정에 적합하지 않은 레시피들은 차단될 수 있다. 그러나 MOAB 결정 표면의 값은 잔차와 강한 상관관계가 없다. 따라서 MOAB-ARO 방식에서 권장되는 레시피가 반드시 가장 작은 잔차를 갖는 레시피는 아니다.

[0008] 산란계측 기반 오버레이 계측 서브시스템에 대해, 공명 모델링(resonance modeling, RM) ARO 방식 외에 BF-ARO 방식도 적용할 수 있다. RM-ARO 방식에서, 파장에 따라 오버레이 정확도가 크게 달라지는 공명 영역들(resonance regimes)에서 오버레이 값들이 계산된다. RM-ARO는 더 적은 샘플링 사이트를 필요로 하므로 측정 시간이 더 적게 걸린다. 그러나 RM-ARO는 고품질 공명 영역들의 존재를 필요로 하고, 이는 일부 샘플 레이어들 상에서는 이용가능하지 않다. 또한, 이미징 기반 및 산란계측 기반 계측 서브시스템들 모두에서 오버레이 측정에 대한 다중파장(multi-wavelength) 접근방식이 최근 개발됨에 따라, 파장 수가 증가함에 따라 가능한 레시피가 지수적으로 증가하고 이는 위에서 언급한 ARO 방식의 능력을 넘어선다.

[0009] 많은 수의 샘플링 사이트로 인한 긴 평가 시간의 문제를 해결하고 출력 품질 메트릭과 잔차 사이의 다리를 직접 구축하기 위해 대안적인 ARO 솔루션이 요구된다.

과제의 해결 수단

[0010] 본 개시의 하나 이상의 예시적인 실시예에 따라 오버레이 계측 시스템이 개시된다. 하나의 예시적인 실시예에서, 오버레이 계측 시스템은 오버레이 계측 서브시스템과 통신가능하게 결합되도록 구성된 컨트롤러를 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 컨트롤러는 프로그램 명령어를 실행하도록 구성된 하나 이상의 프로세서를 포함하고, 상기 프로그램 명령어는 상기 하나 이상의 프로세서가: 오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값(overlay measurements)을 수신하고, 상기 하나 이상의 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭(quality metrics)을 생성하고, 주성분 분석(principle component analysis, PCA)을 사용하여 상기

하나 이상의 품질 메트릭에서 주성분들의 세트를 추출하고, 입력 데이터를 생성하고 - 상기 입력 데이터는 상기 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산(variance)보다 높은 분산을 가짐 -, 예측 모델을 트레이닝하기 위해 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝(supervised machine learning) 알고리즘의 입력 행렬에 입력하고, 상기 예측 모델의 출력 벡터에서 상기 오버레이 계측 시스템을 위한 레시피 또는 하드웨어 구성을 식별하게 한다.

[0011] 본 개시의 하나 이상의 예시적인 실시예에 따라 오버레이 계측 시스템이 개시된다. 하나의 예시적인 실시예에서, 오버레이 계측 시스템은 오버레이 계측 서브시스템을 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 오버레이 계측 시스템은 오버레이 계측 서브시스템과 통신가능하게 결합되도록 구성된 컨트롤러를 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 컨트롤러는 프로그램 명령어를 실행하도록 구성된 하나 이상의 프로세서를 포함하고, 상기 프로그램 명령어는 상기 하나 이상의 프로세서가: 상기 오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값을 수신하고, 상기 하나 이상의 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭을 생성하고, 주성분 분석(PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭에서 주성분들의 세트를 추출하고, 입력 데이터를 생성하고 - 상기 입력 데이터는 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산보다 높은 분산을 가짐 -, 예측 모델을 트레이닝하기 위해 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝 알고리즘의 입력 행렬에 입력하고, 상기 예측 모델의 출력 벡터에서 최소 잔차 값(minimum residual value)을 갖는 레시피 또는 하드웨어 구성을 식별하고, 상기 오버레이 계측 서브시스템을 상기 최소 잔차 값을 갖는 상기 레시피 또는 하드웨어 구성으로 조정하기 위한 하나 이상의 제어 명령을 제공하게 한다.

[0012] 본 개시의 하나 이상의 예시적인 실시예에 따라 예측 모델을 트레이닝하는 방법이 개시된다. 하나의 예시적인 실시예에서, 방법은 오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값을 수신하는 단계를 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 방법은 하나 이상의 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭을 생성하는 단계를 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 방법은 주성분 분석(PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭에서 주성분들의 세트를 추출하는 단계를 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 방법은 입력 데이터를 생성하는 단계를 포함하고, 상기 입력 데이터는 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산보다 높은 분산을 갖는다. 다른 예시적인 실시예에서, 방법은 예측 모델을 트레이닝하기 위해 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝 알고리즘의 입력 행렬에 입력하는 단계를 포함한다. 다른 예시적인 실시예에서, 방법은 상기 예측 모델의 출력 벡터에서 상기 오버레이 계측 시스템을 위한 레시피 또는 하드웨어 구성을 식별하는 단계를 포함한다.

[0013] 전술한 일반적인 설명 및 다음의 상세한 설명은 단지 예시적이고 설명적인 것이며 청구된 본 발명을 반드시 제한하는 것은 아님을 이해해야 한다. 명세서에 포함되고 그 일부를 구성하는 첨부 도면은 본 발명의 실시예를 예시하고 일반적인 설명과 함께 본 발명의 원리를 설명하는 역할을 한다.

도면의 간단한 설명

[0014] 본 개시의 수많은 이점은 다음의 첨부 도면을 참조하여 이 분야의 기술자에 의해 더 잘 이해될 수 있다.

도 1a는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 오버레이 계측 시스템의 단순화된 개략도이다.

도 1b는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 오버레이 계측 서브시스템의 단순화된 개략도이다.

도 1c는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 오버레이 계측 서브시스템의 개략도이다.

도 2는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 머신러닝-기반 자동 레시피 최적화(ARO)의 단순화된 흐름도이다.

도 3a 및 도 3b는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 머신러닝 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 교차-검증 방법을 나타내는 흐름도를 도시한다.

도 4는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따라 레시피를 예측하기 위해 다양한 머신러닝 알고리즘을 적용한 결과를 나타내는 표이다.

도 5는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따라 예측 모델을 트레이닝하고 예측 모델에 기초하여 오버레이 계측 서브시스템을 조정하는 방법을 나타내는 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 전술한 개략적인 설명 및 다음의 상세한 설명은 단지 예시적이고 설명적인 것이며 청구된 본 발명을 반드시 제

한하는 것은 아님을 이해해야 한다. 명세서에 포함되고 그 일부를 구성하는 첨부 도면은 본 발명의 실시예를 예시하고 일반적인 설명과 함께 본 발명의 원리를 설명하는 역할을 한다. 첨부 도면에 도시된, 개시된 본 발명에 대한 설명이 이제 상세하게 이루어질 것이다.

[0016] 본 개시는 오버레이 측정을 위해 튜닝가능한(tunable) 파장을 갖는 광학 조명을 사용하는 오버레이 계측 시스템에 관한 것이다. 오버레이 측정을 위한 가능한 파장들의 그러한 연속적인 선택과 함께, 정확하고 로버스트한(robust) 측정값(measurements)을 위한 최적의 파장(예를 들어, 최적의 레시피 또는 하드웨어 구성)을 선택하기 위해 알고리즘들이 사용될 수 있다. 특히, 본 개시는 오버레이 계측 서브시스템을 위한 최적의 레시피를 빠르고 정확하게 식별하는 머신러닝 알고리즘에 관한 것이다.

[0017] 레시피는 오버레이 신호를 생성하는 데 사용되는 측정 파라미터들의 세트를 포함할 수 있다. 예를 들어, 오버레이 계측 시스템의 레시피는 조명 파장, 샘플로부터 나오는 방사선(radiation)의 검출된 파장, 샘플 상의 조명 스폿(spot) 크기, 입사 조명의 각도, 입사 조명의 편광, 오버레이 타겟 상의 입사 조명 빔의 위치, 오버레이 계측 툴의 초점 볼륨(focal volume)에서 오버레이 타겟의 위치 등을 포함할 수 있지만 이에 국한되지 않는다. 이에 따라, 오버레이 레시피는 2개 이상의 샘플 레이어들의 오버레이를 결정하기에 적합한 오버레이 신호를 생성하기 위한 측정 파라미터들의 세트를 포함할 수 있다.

[0018] 오버레이 측정의 정확도 및/또는 반복성은 오버레이 레시피뿐만 아니라, 이에 국한되는 것은 아니지만, 샘플 레이어들의 두께, 오버레이 타겟 피처들(target features)의 크기, 오버레이 타겟 피처들의 밀도 또는 피치(pitch), 또는 샘플 레이어들의 구성요소와 같은, 오버레이 타겟의 특정 기하학적 구조(geometry)와 연관된 광범위한 요인들에 좌우될 수 있다. 또한, 오버레이 타겟의 특정 기하학적 구조는 예측 가능한 방식과 예측 불가능한 방식 모두에서 샘플에 걸쳐 다를 수 있다. 예를 들어, 제작된 레이어들의 두께는 알려진 분포로 샘플 전체에 걸쳐 다를 수 있고(예를 들어, 두께는 샘플의 가장자리를 따른 것보다 샘플 중앙에서 약간 더 클 것으로 예상될 수 있음), 또는 결함과 연관된 랜덤한 변동(fluctuations) 또는 프로세싱 단계들의 랜덤한 변동(variations)에 따라 상이할 수 있다. 따라서, 프로세스 변동이 선택된 제작 허용오차 내에 있더라도 특정 오버레이 레시피는 샘플의 모든 오버레이 타겟에 적용될 때 동일한 정확도 및/또는 반복성을 제공하지 않을 수 있다.

[0019] 주어진 알고리즘을 사용하는 오버레이 측정은 일반적으로, 오버레이 타겟이 완벽하게 균일한 재료로부터 형성된 완벽하게 균일한 샘플 레이어들 상에 현상된(developed) 완벽하게 대칭적인 피처들을 포함한다는 가정하에 수행된다. 그러나, 오버레이 타겟의 제조와 연관된 프로세스 변동은 제조된 오버레이 타겟의 설계된 특성으로부터의 편차(예를 들어, 측벽 비대칭 등)를 유발할 수 있다. 예를 들어, 프로세스 변동은 필름 레이어들의 퇴적, 필름 레이어들 상의 패턴 노출, 필름 레이어들 상의 노출된 패턴들의 에칭 등에서의 변동을 포함할 수 있다. 이와 관련하여, 제조된 오버레이 타겟의 설계된 특성으로부터의 편차가 측정된 신호에 미치는 영향이 부적절하게 오버레이 오차에 기인한 것으로 여겨질 수 있으며, 따라서 오버레이 측정의 부정확성으로 나타날 수 있다.

[0020] 또한, 주어진 오버레이 타겟 및 주어진 오버레이 알고리즘에 대해, 서로 상이한 계측 레시피들(예를 들어, 오버레이 계측 서브시스템의 상이한 하드웨어 구성들)이 프로세스 오차에 대해 상이한 감도(sensitivity)를 나타내는 경우가 있을 수 있다. 다시 말해, 특정 오버레이 타겟의 제조와 연관된 프로세스 변동에 상대적으로 로버스트한 특정 측정 레시피들(예를 들어, 오버레이 타겟을 특성화하기 위해 오버레이 계측 서브시스템에 의해 사용되는 파장, 편광 등의 특정 값들)을 식별하는 것이 가능할 수 있다. 이와 관련하여, 로버스트하고 정확한 오버레이 측정값이 획득될 수 있다.

[0021] 본 개시의 목적을 위해, 오버레이 계측 서브시스템과 연관된 오버레이 신호는 (예를 들어, 하나 이상의 프로세서 등을 사용한 분석을 통해) 둘 이상의 샘플 레이어들 상의 오버레이 타겟 피처들의 상대적인 위치들을 포함하여 오버레이를 결정하기에 충분한 정보를 갖는 오버레이 계측 서브시스템의 출력인 것으로 고려될 수 있다. 예를 들어, 오버레이 신호는 하나 이상의 데이터세트, 하나 이상의 이미지, 하나 이상의 검출기 판독값 등을 포함할 수 있지만, 이들을 반드시 포함할 필요는 없다.

[0022] 본 개시 전반에 걸쳐 사용된 바와 같이, 용어 "샘플"은 일반적으로 반도체 또는 비반도체 재료로 형성된 기판(예를 들어, 웨이퍼 등)을 지칭한다. 예를 들어, 반도체 또는 비반도체 재료는 단결정 실리콘(monocrystalline silicon), 갈륨 아세나이드(gallium arsenide), 및 인듐 포스파이드(indium phosphide)를 포함할 수 있지만 이에 제한되지는 않는다. 샘플은 하나 이상의 레이어를 포함할 수 있다. 예를 들어, 그러한 레이어들은 레지스트, 유전체 재료, 전도성 재료, 및 반도체 재료를 포함할 수 있지만 이에 제한되지는 않는다. 그러한 레이어들의 많은 다양한 타입이 이 기술분야에 공지되어 있고, 본 명세서에서 사용된 용어 샘플은 그러한 레이어들의 모든 타

입이 위에 형성될 수 있는 샘플을 포함하도록 의도된다. 샘플 상에 형성된 하나 이상의 레이어들은 패턴화되거나 패턴화되지 않을 수 있다. 예를 들어, 샘플은 각각 반복가능한 패턴화된 피처들을 갖는 복수의 다이들(dies)을 포함할 수 있다. 궁극적으로 그러한 재료 레이어들의 형성 및 프로세싱의 결과로 완성된 디바이스가 형성된다. 많은 다양한 타입의 디바이스들이 샘플 상에 형성될 수 있으며, 본 명세서에서 사용된 용어 샘플은 이 기술분야에 알려진 임의의 타입의 디바이스가 위에 제작되는 샘플을 포함하도록 의도된다. 또한, 본 개시의 목적을 위해, 용어 샘플 및 웨이퍼는 서로 바꿔사용할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 본 개시의 목적을 위해, 용어 패터닝 디바이스, 마스크 및 레티클은 서로 바꿔사용할 수 있는 것으로 해석되어야 한다.

[0023] 도 1a는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 오버레이 계측 시스템(100)을 나타내는 개념도이다.

[0024] 일 실시예에서, 오버레이 계측 시스템(100)은 임의의 수의 오버레이 레시피에 기초하여 오버레이 타겟들로부터의 오버레이 신호를 획득하도록 구성된 오버레이 계측 서브시스템(102)을 포함한다. 예를 들어, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 조명을 샘플(104)로 지향시킬 수 있고 샘플(104)로부터 발산되는 방사선을 또한 수집하여 둘 이상의 샘플 레이어들의 오버레이의 결정에 적합한 오버레이 신호를 생성할 수 있다. 오버레이 계측 서브시스템(102)은 샘플(104) 상의 오버레이 타겟들과 연관된 오버레이를 결정하기에 적합한 오버레이 신호들을 생성하기에 적합한 이 기술분야에 공지된 임의의 타입의 오버레이 계측 툴 또는 장치일 수 있다. 오버레이 계측 서브시스템(102)은 이미징 모드 또는 비-이미징 모드로 동작할 수 있다. 예를 들어, 이미징 모드에서 개개의 오버레이 타겟 요소들은 샘플상의 조명된 스폿(spot) 내에서 (예를 들어, 명시야(bright-field) 이미지, 암시야(dark-field) 이미지, 위상대조(phase-contrast) 이미지 등의 부분으로서) 분석될 수(resolvable) 있다. 다른 예로서, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 (예를 들어, 샘플(104)에 의한 방사선의 산란 및/또는 회절과 연관된) 샘플(104)로부터의 방사선의 각도 분포를 특성화하기 위해 샘플로부터의 방사선이 동공 평면(pupil plane)에서 분석되는 산란계측(scatterometry) 기반 오버레이 계측 툴로서 동작할 수 있다.

[0025] 또한, 오버레이 서브시스템(102)은 오버레이 타겟의 오버레이를 결정하기에 적합한 오버레이 신호를 획득하기 위한 측정 파라미터들을 정의하는 임의의 수의 레시피에 기초하여 오버레이 신호들을 생성하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 오버레이 계측 툴의 레시피는 조명 파장, 샘플에서 방출되는 방사선의 검출된 파장, 샘플 상의 조명 스폿 크기, 입사 조명의 각도, 입사 조명의 편광, 오버레이 타겟상의 입사 조명 빔의 위치, 오버레이 계측 서브시스템(102)의 초점 볼륨에서 오버레이 타겟의 위치 등을 포함할 수 있지만 이에 국한되지는 않는다.

[0026] 다른 실시예에서, 오버레이 계측 시스템(100)은 상기 오버레이 계측 서브시스템(102)에 통신가능하게 연결된 컨트롤러(106)를 포함한다. 컨트롤러(106)는 오버레이 계측 서브시스템(102)이 하나 이상의 선택된 레시피에 기초하여 오버레이 신호들을 생성하도록 지시하도록 구성될 수 있다. 컨트롤러(106)는 또한, 이에 제한되는 것은 아니지만, 오버레이 계측 서브시스템(102)으로부터의 오버레이 신호들을 포함하는 데이터를 수신하도록 구성될 수 있다. 또한, 컨트롤러(106)는 상기 획득된 오버레이 신호들에 기초하여 오버레이 타겟과 연관된 오버레이를 결정하도록 구성될 수 있다. 컨트롤러(106)는, 예를 들어 워크스테이션, 단말기, 개인용 컴퓨터, 랩탑, 태블릿, 모바일 디바이스 등일 수 있다.

[0027] 다른 실시예에서, 컨트롤러(106)는 하나 이상의 프로세서(108)를 포함한다. 하나 이상의 프로세서(108)는 메모리 디바이스(110) 또는 메모리에 유지되는 프로그램 명령어 세트를 실행하도록 구성될 수 있다. 컨트롤러(106)의 하나 이상의 프로세서(108)는 이 기술분야에 공지된 임의의 프로세싱 요소를 포함할 수 있다. 이러한 의미에서, 하나 이상의 프로세서(108)는 알고리즘 및/또는 명령을 실행하도록 구성된 임의의 마이크로프로세서-타입 디바이스(예를 들어, 중앙 처리 장치[CPU] 및/또는 그래픽 처리 장치[GPU])를 포함할 수 있다. 또한, 메모리 디바이스(110)는 연관된 하나 이상의 프로세서(108)에 의해 실행가능한 프로그램 명령어를 저장하기에 적합한 이 기술분야에 공지된 임의의 저장 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 메모리 디바이스(110)는 비-일시적 메모리 매체를 포함할 수 있다. 추가적인 예로서, 메모리 디바이스(110)는 읽기-전용 메모리, 랜덤 액세스 메모리, 자기 또는 광 메모리 디바이스, 하드 디스크 드라이브(HDD), 자기 테이프, 플래시 메모리, 솔리드 스테이트 드라이브(SSD) 등을 포함할 수 있지만, 이에 제한되지는 않는다. 또한, 메모리 디바이스(110)는 상기 하나 이상의 프로세서(108)와 함께 공통 컨트롤러 하우징에 수용될 수 있는 것에 유의한다.

[0028] 도 1b는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 오버레이 계측 서브시스템(102)을 나타내는 개념도이다. 일 실시예에서, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 조명 빔(114)을 생성하도록 구성된 조명 소스(112)를 포함한다. 조명 빔(114)은 이에 국한되는 것은 아니지만, 자외선(UV) 방사선, 가시광 방사선, 또는 적외선(IR) 방사선을 포함하는 하나 이상의 선택된 파장의 광을 포함할 수 있다.

[0029] 조명 소스(112)는 조명 빔(114)을 제공하기에 적합한 임의의 타입의 조명 소스를 포함할 수 있다. 일 실시예에

서, 조명 소스(112)는 레이저 소스이다. 예를 들어, 조명 소스(112)는 이에 국한되는 것은 아니지만, 하나 이상의 협대역 레이저 소스, 광대역 레이저 소스, 초연속(supercontinuum) 레이저 소스, 백색광(white light) 레이저 소스 등을 포함할 수 있다. 이와 관련하여, 조명 소스(112)는 높은 코히어런스(coherence)(예를 들어, 높은 공간적 코히어런스 및/또는 시간적 코히어런스)를 갖는 조명 빔(114)을 제공할 수 있다. 다른 실시예에서, 조명 소스(112)는 레이저-지속형 플라즈마(laser-sustained plasma, LSP) 소스를 포함한다. 예를 들어, 조명 소스(112)는 이에 국한되는 것은 아니지만, 레이저 소스에 의해 플라즈마 상태로 여기될 때 광대역 조명(broadband illumination)을 방출할 수 있는 하나 이상의 요소를 수용하기에 적합한 LSP 램프, LSP 전구, 또는 LSP 챔버를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서, 조명 소스(112)는 램프 소스를 포함할 수 있다. 예를 들어, 조명 소스(112)는 이에 국한되는 것은 아니지만, 아크 램프, 방전 램프, 무전극 램프 등을 포함할 수 있다. 이와 관련하여, 조명 소스(112)는 낮은 코히어런스(예를 들어, 낮은 공간적 코히어런스 및/또는 시간적 코히어런스)를 갖는 조명 빔(114)을 제공할 수 있다. 다른 실시예에서, 조명 소스(112)는 싱크로트론(synchrotron) 소스를 포함할 수 있다.

[0030] 다른 실시예에서, 오버레이 계측 시스템(100)은 샘플(104)의 조명을 위해 조명 빔(114)의 스펙트럼을 제어하기 위한 파장 선택 디바이스(116)를 포함한다. 예를 들어, 파장 선택 디바이스(116)는 선택된 스펙트럼(예를 들어, 중심 파장, 대역폭, 스펙트럼 프로파일 등)을 갖는 조명 빔(114)을 제공하기에 적합한 튜닝가능한 필터를 포함할 수 있다. 다른 예로서, 파장 선택 디바이스(116)는 조명 빔(114)의 스펙트럼을 직접 제어하기 위해 튜닝가능한 조명 소스(112)의 하나 이상의 제어 세팅을 조정할 수 있다. 또한, 컨트롤러(106)는 조명 소스(112) 및/또는 조명 빔(114) 스펙트럼의 하나 이상의 양태를 조정하기 위한 파장 선택 디바이스(116)에 통신가능하게 결합될 수 있다.

[0031] 다른 실시예에서, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 조명 경로(118)를 통해 조명 빔(114)을 샘플(104)로 지향시킨다. 조명 경로(118)는 조명 빔(114)을 샘플(104)로 지향시킬 뿐만 아니라 조명 빔(114)을 수정 및/또는 컨디셔닝하는데 적합한 하나 이상의 광학 구성요소를 포함할 수 있다. 예를 들어, 조명 경로(118)는 (예를 들어, 조명 빔(114)을 콜리메이팅(collimate)하고, 동공 및/또는 필드 평면들을 릴레이(relay)하는 등을 위한) 하나 이상의 렌즈(120), 조명 빔(114)의 편광을 조정하기 위한 하나 이상의 편광자(122), 하나 이상의 필터, 하나 이상의 빔 스플리터, 하나 이상의 디퓨저(diffuser), 하나 이상의 호모게나이저(homogenizer), 하나 이상의 아포다이저(apodizer), 하나 이상의 빔 쉐이퍼(beam shaper), 또는 하나 이상의 미러(예를 들어, 정적(static) 미러, 병진가능(translatable) 미러, 스캐닝(scanning) 미러 등)를 포함할 수 있지만, 이들을 반드시 포함해야 하는 것은 아니다. 다른 실시예에서, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 조명 빔(114)을 샘플(104)(예를 들어, 샘플(104)의 2개 이상의 레이어 상에 위치되는 오버레이 타겟 요소들을 갖는 오버레이 타겟) 상으로 포커싱하기 위한 대물 렌즈(124)를 포함한다. 다른 실시예에서, 샘플(104)은 샘플(104)을 고정하기에 적합하고 또한 조명 빔(114)에 대해 샘플(104)을 위치시키도록 구성된 샘플 스테이지(126) 상에 배치된다.

[0032] 다른 실시예에서, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 수집 경로(132)를 통해 샘플(104)(예를 들어, 샘플(104) 상의 오버레이 타겟)로부터 나오는 방사선(예를 들어, 샘플 방사선(130))을 캡처하고, 샘플(104)의 2개 이상의 레이어들의 오버레이를 나타내는 하나 이상의 오버레이 신호를 생성하도록 구성된 하나 이상의 검출기(128)를 포함한다. 수집 경로(132)는 이에 국한되는 것은 아니지만, 하나 이상의 렌즈(134), 하나 이상의 필터, 하나 이상의 편광자, 하나 이상의 빔 블록, 또는 하나 이상의 빔 스플리터를 포함하여, 대물 렌즈(124)에 의해 수집된 조명을 지향 및/또는 수정하기 위한 다수의 광학 요소들을 포함할 수 있다. 예를 들어, 검출기(128)는 수집 경로(132)의 요소들(예를 들어, 대물 렌즈(124), 하나 이상의 렌즈(134) 등)에 의해 제공되는 샘플(104)의 이미지를 수신할 수 있다. 다른 예로서, 검출기(128)는 샘플(104)로부터 (예를 들어, 정반사(specular reflection), 확산반사(diffuse reflection) 등을 통해) 반사되거나 산란된 방사선을 수신할 수 있다. 다른 예로서, 검출기(128)는 샘플에 의해 생성된 방사선(예를 들어, 조명 빔(114)의 흡수와 연관된 발광 등)을 수신할 수 있다. 다른 예로서, 검출기(128)는 샘플(104)로부터 하나 이상의 회절된 차수의 방사선(예를 들어, 0차 회절, ±1차 회절, ±2차 회절 등)을 수신할 수 있다. .

[0033] 오버레이 계측 서브시스템(102)의 조명 경로(118) 및 수집 경로(132)는 조명 빔(114)으로 샘플(104)을 조명하고 입사 조명 빔에 응답하여 샘플(104)로부터 나오는 방사선을 수집하기에 적합한 광범위한 구성으로 방향 배치될 수 있다. 예를 들어, 도 1b에 도시된 바와 같이, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 대물 렌즈(124)가 동시에 조명 빔(114)을 샘플(104)로 지향시키고 샘플(104)로부터 나오는 방사선을 수집할 수 있도록 방향 배치된 빔 스플리터(136)를 포함할 수 있다. 다른 예로서, 조명 경로(118) 및 수집 경로(132)는 중첩되지 않는 광학 경로를 포함할 수 있다.

[0034] 도 1c는 본 개시의 하나 이상의 실시예에 따른 오버레이 계측 서브시스템(102)을 나타내는 개념도이다. 일 실시예에서, 조명 경로(118) 및 수집 경로(132)는 독립된 요소들을 포함한다. 예를 들어, 조명 경로(118)는 제1 포커싱 요소(138)를 이용하여 조명 빔(114)을 샘플(104) 상으로 포커싱할 수 있고, 수집 경로(132)는 제2 포커싱 요소(140)를 이용하여 샘플(104)로부터의 방사선을 수집할 수 있다. 이와 관련하여, 상기 제1 포커싱 요소(138) 및 상기 제2 포커싱 요소(140)의 개구수는 서로 상이할 수 있다. 다른 실시예에서, 샘플(104) 상의 조명 빔(114)의 입사각이 회전가능한 아암의 위치에 의해 제어될 수 있도록 샘플(104) 주위에서 회전하는(pivoting) 회전가능한 아암(도시되지 않음)에 하나 이상의 광학 구성요소가 장착될 수 있다.

[0035] 본 명세서에서 이전에 설명된 바와 같이, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 임의의 수의 오버레이 레시피들(예를 들어, 측정 파라미터들의 세트들)를 사용하여 샘플(104) 상의 오버레이 타겟들과 연관된 오버레이 신호들을 생성하도록 구성될 수 있다. 또한, 오버레이 계측 서브시스템(102)은 다양한 레시피들에 기초한 다수의 오버레이 신호들이 신속하게 획득될 수 있도록 측정 파라미터들의 신속한 튜닝을 제공할 수 있다. 예를 들어, 오버레이 계측 시스템(100)의 컨트롤러(106)는 오버레이 레시피에 따라 조정가능한 구성요소들을 구성하기 위해 오버레이 계측 서브시스템(102)의 하나 이상의 조정가능한 구성요소들과 통신가능하게 결합될 수 있다.

[0036] 오버레이 레시피는 측정 파라미터로서, 이에 국한되는 것은 아니지만, 조명 빔(114)의 파장(예를 들어, 중심 파장), 대역폭 및 스펙트럼 프로파일과 같은, 샘플에 입사하는 조명 빔(114)의 스펙트럼의 하나 이상의 양태를 포함할 수 있다. 예를 들어, 컨트롤러(106)는 오버레이 레시피에 따라 조명 빔(114)의 스펙트럼을 조정하기 위해 조명 소스(112) 및/또는 파장 선택 디바이스(116)에 통신가능하게 결합될 수 있다.

[0037] 일 실시예에서, 파장 선택 디바이스(116)는 입사 조명 빔(114)의 스펙트럼 특성(예를 들어, 중심 파장, 대역폭, 스펙트럼 투과율 값 등)이 필터 상의 조명 빔(114)의 위치를 수정함으로써 신속하게 튜닝될 수 있는 하나 이상의 위치-튜닝가능한(position-tunable) 스펙트럼 필터를 포함한다. 또한, 위치-튜닝가능한 스펙트럼 필터는 이에 제한되는 것은 아니지만, 로우패스(low-pass) 필터, 하이패스(high-pass) 필터, 밴드패스(band-pass) 필터 또는 밴드차단(band-reject) 필터와 같은 임의의 타입의 스펙트럼 필터를 포함할 수 있다.

[0038] 예를 들어, 위치-튜닝가능한 스펙트럼 필터는 위치-튜닝가능한 컷오프(cutoff) 파장을 갖는 에지 필터로서 동작하는 하나 이상의 박막(thin films)을 포함할 수 있다. 이와 관련하여, 컷오프 파장은 상기 필터 상의 조명 빔(114)의 위치를 수정함으로써 튜닝될 수 있다. 예를 들어, 로우패스 에지 필터는 컷오프 파장 아래의 파장을 (예를 들어, 투과 또는 반사를 통해) 통과시킬 수 있는 반면, 하이패스 에지 필터는 컷오프 파장 위의 파장을 통과시킬 수 있다. 또한, 밴드패스 필터는 하이패스 에지 필터와 결합된 로우패스 에지 필터로 형성될 수 있다.

[0039] 이제 도 2 내지 도 5를 참조하면, 오버레이 레시피(예를 들어, 자동 레시피 최적화[ARO])를 자동으로 최적화하기 위해 사용되는 머신러닝(machine learning) 알고리즘이 더 자세히 설명된다. 특히, 최적의 측정 파장이 측정 정확도와 반복성을 최대화하기 위해 선택될 수 있다.

[0040] 도 2는 ML-기반 ARO의 단순화된 흐름도이다. 입력 데이터(예를 들어, 초기 데이터(101) 및 새로운 데이터(103))는 오버레이 계측 서브시스템(102)에 의해 생성된 품질 메트릭(quality metrics)을 포함할 수 있다. 컨트롤러(106)는 오버레이 계측 서브시스템(102)과 통신가능하게 결합되도록 구성될 수 있다. 컨트롤러(106)의 메모리(110)는 피처 추출 알고리즘(105), ML 알고리즘(107), 및 예측 모델(109)을 포함하는 ML-기반 ARO를 포함하는 프로그램 명령어를 저장할 수 있다. 컨트롤러(108)의 하나 이상의 프로세서(110)는 상기 하나 이상의 프로세서가 ML-기반 ARO를 수행하고 그에 따라 오버레이 계측 시스템(102)의 레시피를 조정하게 하는 프로그램 명령어를 실행할 수 있다.

[0041] 샘플(예를 들어, 샘플(104))상의 각 샘플링 사이트와 연관된 품질 메트릭을 생성하는 대신, 샘플 평균(sample mean) 및 샘플 3시그마(sample three-sigma)가 먼저 계산될 수 있다. 이 계산은 샘플링 사이트의 수를 상관없게 만들고, 향후 적은 수의 샘플링 사이트를 사용할 가능성을 가능하게 한다. 피처 추출 알고리즘(105)은 주성분 분석(Principle Component Analysis, PCA) 알고리즘일 수 있다. PCA는 잔차에 직접적인 영향을 줄 수 있는 유용한 정보를 필터링하는 데 사용할 수 있다. PCA는 상관될(correlated) 수 있는 모든 품질 메트릭들을 주성분(principal components)이라고 하는 선형적으로 상관되지 않은(linearly uncorrelated) 변수 값들의 세트로 변환한다. 일 실시예에서는, 167개의 품질 메트릭이 있다. 다른 실시예에서는, 167개보다 많거나 적은 품질 메트릭이 있다. (대응하는 고유값(eigenvalue)으로 제공되는) 각 구성요소의 분산(variance)은 시스템에서 그 구성요소가 얼마나 의미있는(significant)지에 대한 대략적인 추정값(estimate)을 제공한다. 계산 비용을 최소화하기 위해, 가장 큰 분산(예를 들어, 문턱값 분산 이상)을 갖는 구성요소들만이 지도 머신러닝 알고리즘(107)에

입력될 수 있다.

[0042] 지도 머신러닝 알고리즘(107)의 입력 변수들(즉, PCA 후의 품질 메트릭들)은 입력 행렬 X_{train}을 형성할 수 있다. X_{train}의 각 열은 하나의 입력 인덱스(예를 들어, 품질 메트릭의 타입)에 대응할 수 있고, X_{train}의 각 행은 하나의 레시피(예를 들어, 하드웨어 구성; 예를 들면, 파장)에 대응할 수 있다. 출력 벡터 Y_{train}은 각 레시피의 잔차(residuals)(예를 들어, W3F3 residuals)를 형성할 수 있다. 정밀도(precision) 및 툴 유도 시프트(tool induced shifts, TIS)와 같은 다른 정확도 지표들이 포함될 수 있다. 다양한 알고리즘들이 지도 머신러닝 알고리즘(107)에서 컴퓨터가 입력으로부터 출력으로의 매핑 함수(mapping function)($Y_{train}=f[X_{train}]$)를 학습하도록 가르치기 위해 사용될 수 있다. 지도 머신러닝 알고리즘(107)은 선형 회귀 알고리즘(107a), 결정 트리(decision tree, DT) 알고리즘(107b), 서포트 벡터 머신 회귀(support vector machine regression, SVM-R) 알고리즘(107c), 가우시안 프로세스(Gaussian process, GP) 알고리즘(107d), 및/또는 신경망(neural network, NN) 알고리즘(107e)을 포함할 수 있다. 예측 모델(109)을 트레이닝함으로써, 가중치(weightings) 및 편향(biases)의 고정 세트가 매핑 함수 $f(X_{train})$를 정의할 수 있다. 새로운 측정 결과가 획득되면(예를 들어, 새로운 입력 데이터(103)), 모델(109)이 트레이닝되는 것과 동일한 데이터 추출 절차를 따라 잔차가 계산될 수 있다. 가장 낮은 잔차 값(예를 들어, 최소 잔차 값)을 갖는 레시피가 식별될 수 있고, 그러면 계측 시스템(102)은 그에 따라 조정될 수 있다(예를 들어, 가장 정확한 오버레이 측정을 제공하는 특정 파장으로 튜닝될 수 있음). 샘플링 사이트의 수 및 모델들의 조합과 관련된 ML-ARO 방식의 두 가지 중요한 이점이 이제 더 자세히 기술된다.

[0043] 예측 모델(109)이 트레이닝될 때, 각 품질 메트릭 및 잔차(예를 들어, W3F3 residuals)의 웨이퍼 평균(mean) 및 웨이퍼 3시그마(three-sigma)가 다수의 샘플링 사이트(200개 사이트 또는 300개 사이트)에 기초하여 계산된다. 이 큰 수는 더 정확한 잔차 값을 제공하므로, 트레이닝된 매핑 함수가 입력(예를 들어, 초기 입력 데이터(101))과 출력(예를 들어, 예측 모델(109)) 간의 실제 관계를 반영할 수 있다. 그러나 적은 수의 샘플링 사이트(예를 들어, 5-10개 사이트)가 새로운 데이터(예를 들어, 새로운 입력 데이터(103))의 수집에 사용될 수 있는데, 이는 상기 새로운 데이터는 평가 중인 해당 레이어의 상태를 예측하기에 충분히 대표적이기 때문이다. 샘플링 크기의 이러한 상당한 감소는 계측 시스템(102)을 ARO에 전용하는 데 필요한 시간을 (예를 들어, 종래의 ARO 방식과 비교하여 10-20배 만큼) 감소시킨다. 따라서 시간 절약이 머신러닝 기반 ARO의 큰 장점이다.

[0044] 각각의 주어진 트레이닝 데이터 세트에 대해, 다수의 예측 모델(109)이 도 2와 관련하여 설명된 알고리즘(107a-e)을 사용하여 동시에 트레이닝될 수 있다. 각 예측 모델(109)의 결과는 선형 또는 비선형으로 평균화(averaged)되어 최종 예측 결과(즉, W3F3 residuals)를 산출할 수 있다. 알고리즘(107a-e)의 각각은 특정 장점과 단점을 가지고 있다. 예를 들어, 결정 트리 알고리즘(107b)은 해석 및 구현하기 쉬울 수 있지만, 높은 복잡도(complexity)를 갖는 시스템을 모델링할 수 없고 따라서 언더피팅(underfitting)을 겪을 수 있다. 한편, 신경망 알고리즘(107e)은 최대 2개의 히든 레이어(hidden layers)를 가진 임의의 복잡한 시스템을 관리할 수 있지만, 종종 오버피팅(overfitting)에 취약하다. 언더피팅 및 오버피팅은 모두 예측 모델(109)의 일반화를 악화시키고 따라서 예측 모델(109)의 성능을 감소시킨다. 다양한 러닝 알고리즘(예를 들어, 알고리즘(107a-e))의 조합이 제곱 오차(squared error)에 대한 분산(variance)의 기여를 줄임으로써 이러한 문제를 유리하게 해결할 수 있다.

[0045] ML-ARO 방식이 이미징 기반 오버레이 계측 서브시스템(102)에 적용되는 일 예에서, 측정 데이터는 충분히 큰 샘플링 크기를 갖는 16개의 상이한 데모(demo) 웨이퍼 상에서 수집된다. 그 다음 상기 측정 데이터는 상이한 머신러닝 모델들(109)을 트레이닝하고 검증하는 데 사용된다. 여기에 명시적으로 언급되지는 않았지만, 산란계측 기반 ARO 및 다중파장 레시피 선택이 유사한 머신러닝 기반 절차를 따를 수 있다.

[0046] 도 3a 내지 3b는 입력 데이터(301a-b)의 피처 추출(105) 후에 각각의 머신러닝 알고리즘(107)의 성능을 평가하기 위한 교차검증(cross-validation) 방법을 나타내는 흐름도를 도시한다. 피처 추출 알고리즘(105) 및 머신러닝 알고리즘(107)은 도 2와 관련하여 설명된 바와 같은 유사하게 명명된 구성요소와 실질적으로 유사할 수 있다. 이 방법에서는, 테스트 데이터 세트(입력 데이터(301a)에 대해 레이어(303a), 및 입력 데이터(301b)에 대해 레이어(303b))로서, 차례로 하나의 레이어가 선택되는 한편, 다른 레이어들은 머신러닝 알고리즘(107)을 사용하여 예측 모델들을 트레이닝하기 위한 트레이닝 데이터 세트들(입력 데이터(301a)에 대해 레이어들(302a) 및 입력 데이터(301b)에 대해 레이어들(302b))로서 사용된다. 테스트 데이터 세트들(303a-b)의 품질 메트릭들이 머신러닝 알고리즘(107)에 공급되어 각 레시피의 예측된 잔차를 산출한다. 상기 예측된 잔차(예를 들어, W3F3 residuals)와 측정된 오버레이로부터 계산된 잔차를 라인 그래프(309a-b)에 플롯팅(plotting)하는 것은 예측 정

확도에 대한 정성적 이해를 제공한다. 말굽 모양의(horseshoe-shaped) 사이클들은 적절하게(correctly) 예측된 레시피로 규정되며, 그것들은 레시피들이 측정된 잔차를 기반으로 하여 순위가 매겨지는 BF-ARO와, 레시피들이 예측된 잔차를 기반으로 순위가 매겨지는 ML-ARO 모두에서 주어진 레이어에 대해 가장 정확한 상위 10개 레시피에 나타나는 레시피들이다.

[0047] 말굽 모양의 사이클들(즉, 적절하게 예측된 레시피들)의 수가 데모 웨이퍼들(입력 데이터(301a-b))의 각각의 레이어 1 내지 16 및 각각의 머신러닝 알고리즘(107a-e)에 대해 도 4의 테이블(401)에 열거되어 있다. 머신러닝 알고리즘들(107a-e) 중 일부를 서로 결합한 결과들이 또한 도 4에 나타나있다. 그래디언트 부스팅(gradient boosting)이라고도 알려진 부스팅 트리(boosting tree)는 약한 결정 트리 모델들의 앙상블 형태의 예측 모델을 단일의 강력한 학습자로 생성하는 머신러닝 기술이다. 평균화(averaging) 방법은 모든 머신러닝 알고리즘들(107a-e)(예를 들어, 학습자들의 선형 조합)에서 얻어진 예측 결과들의 평균을 계산한다. 머신러닝 알고리즘(107b)(결정 트리)과 머신러닝 알고리즘(107e)(신경망)의 결과는 상호 보완적이기 때문에(예를 들어, NN은 레이어 #1, #2, #6, #7, #11에서 더 잘 수행되고, DT는 레이어 #5, #9, #15에서 더 잘 수행됨), 엄격한 기준의 경우에서 유리한 머신 성능을 각각 산출하기 위해, DT 알고리즘(107b) 및 NN 알고리즘(107e)은 NN 알고리즘(107e)에 대해 0.9의 가중치로 그리고 DT 알고리즘(107b)에 대해 0.1의 가중치로 결합될 수 있다. 알고리즘들(107a-e)을 결합하는 다른 방법들이 또한 추구될 수 있다.

[0048] 알고리즘(107a-e)의 성능을 정량적으로 평가하고 파라미터 미세 조정을 체계적으로 수행하기 위해, 두 개의 상이한 핵심 성능 지표(key performance indicator, KPI)가 정의될 수 있다. 하나의 KPI는 적절하게(correctly) 예측된 레시피의 백분율이며, 이는 적절하게 예측된 레시피들의 총 수를 가장 정확한 상위 10개 레시피들의 수로 나눈 값으로 정의될 수 있다. 그와 같은 KPI는 간단하고 이해하기 쉽지만, 그 값의 변동이 각 알고리즘(107a-e)에 대해 매우 작기 때문에(0.32 내지 0.40) 다양한 알고리즘들(107a-e)을 구별할 수 없다. 이 문제를 해결하기 위해, 두 번째 KPI인 레이어별 평균 성공률(average-by-layer success rate)이 정의될 수 있다. 상위 10개 레시피들 각각에 대해, 그것들은 근접한 잔차 성능으로 인해 그것들 모두가 적절하게 예측될 필요는 없다. 이 경우 3개의 레시피로 충분하다고 가정할 수 있다(기준=3). 3개 이상의 적절한(correct) 레시피가 예측되면 성공률은 1.00이다. 2개의 적절한 레시피가 예측되면 성공률은 0.66이다. 1개의 적절한 레시피가 예측되면 성공률은 0.33이다. 적절한 레시피가 0개 예측되면 성공률은 0이다. 모든 16개 레이어들 중에서 성공률을 평균하면 기준=3에 대한 레이어별 평균 성공률이 산출되고, 이는 도 4의 표(401)에 제시되어있다. 비교를 위해 더 엄격한 기준(상위 10개 레시피 중 5개 레시피)의 결과가 동일한 표(401)에 제시되어있다. 데모 웨이퍼들에서 수집된 데이터에 대해, 결정 트리(DT) 알고리즘(107b)과 신경망(NN) 알고리즘(107e)은 기준=3인 경우 및 기준=5인 경우 모두에서 가장 높은 레이어별 평균 성공률을 산출함을 분명하게 볼 수 있다. 레이어별 평균 성공률을 향상시키기 위해 향후 파라미터 미세 조정이 수행될 수 있다.

[0049] 도 5는 예측 모델을 트레이닝하고 예측 모델에 기초하여 오버레이 계측 서브시스템을 조정하는 방법을 나타내는 흐름도(500)이다.

[0050] 단계(501)에서, 오버레이 계측 서브시스템(예를 들어, 오버레이 계측 서브시스템(102))으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값(overlay measurements)이 수신될 수 있다. 샘플(예를 들어, 샘플(104))의 2개 이상의 레이어들이 측정될 수 있고, 상기 오버레이 측정값은 컨트롤러(예를 들어, 컨트롤러(106))로 전송될 수 있다.

[0051] 단계(502)에서, 상기 하나 이상의 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭이 생성될 수 있다. 상기 하나 이상의 품질 메트릭은, 예를 들어 커널 3시그마(K3S), 주기 비율(PR), 및 대조 정밀도(CP)일 수 있다.

[0052] 단계(503)에서, 주성분 분석(PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭으로부터 주성분들의 세트가 추출될 수 있다. PCA는 잔차 값들에 직접적으로 영향을 줄 수 있는 유용한 정보를 필터링하는 데 사용될 수 있다. PCA는 상관될 수 있는 모든 품질 메트릭들을 주성분이라고 하는 선형적으로 상관되지 않은 변수 값들의 세트로 변환한다.

[0053] 단계(504)에서, 입력 데이터(예를 들어, 입력 데이터(101, 103))가 생성된다. 입력 데이터는 주성분들의 세트의 서브세트를 포함할 수 있다. (대응하는 고유값으로 제공되는) 각 구성요소의 분산은 시스템에서 상기 구성요소가 얼마나 의미있는지에 대해 대략적인 추정값을 제공한다. 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산보다 높은 분산을 가진다.

[0054] 단계(505)에서, 상기 입력 데이터가 예측 모델(예를 들어, 출력 벡터 Y_{train})을 트레이닝하기 위해 지도 머신러닝 알고리즘의 입력 행렬(예를 들어, 행렬 X_{train})에 입력된다. X_{train}의 각 열은 하나의 입력 인덱스(예를 들어, 품질

메트릭의 타입)에 대응할 수 있고, X_{train}의 각 행은 하나의 레시피(예를 들어, 하드웨어 구성; 예를 들어, 파장)에 대응할 수 있다. 출력 벡터 Y_{train}은 각 레시피의 잔차(예를 들어, W3F3 residuals)를 형성할 수 있다. 정밀도 및 툴 유도 시프트(TIS)와 같은 다른 정확도 지표가 또한 포함될 수 있다. 다양한 알고리즘들이 지도 머신 러닝 알고리즘(107)에서 컴퓨터가 입력으로부터 출력으로의 매핑 함수($Y_{train}=f[X_{train}]$)를 학습하도록 가르치기 위해 사용될 수 있다. 지도 머신러닝 알고리즘(107)은 선형 회귀 알고리즘(107a), 결정 트리(DT) 알고리즘(107b), 서포트 벡터 머신 회귀(SVM-R) 알고리즘(107c), 가우시안 프로세스(GP) 알고리즘(107d), 및/또는 신경망(NN) 알고리즘(107e)을 포함할 수 있다. 예측 모델(109)을 트레이닝함으로써, 가중치 및 편향의 고정 세트가 매핑 함수 $f(X_{train})$를 정의할 수 있다. 새로운 측정 결과가 획득되면(예를 들어, 새로운 입력 데이터(103)), 모델(109)이 트레이닝되는 것과 동일한 데이터 추출 절차를 따라 잔차가 계산될 수 있다.

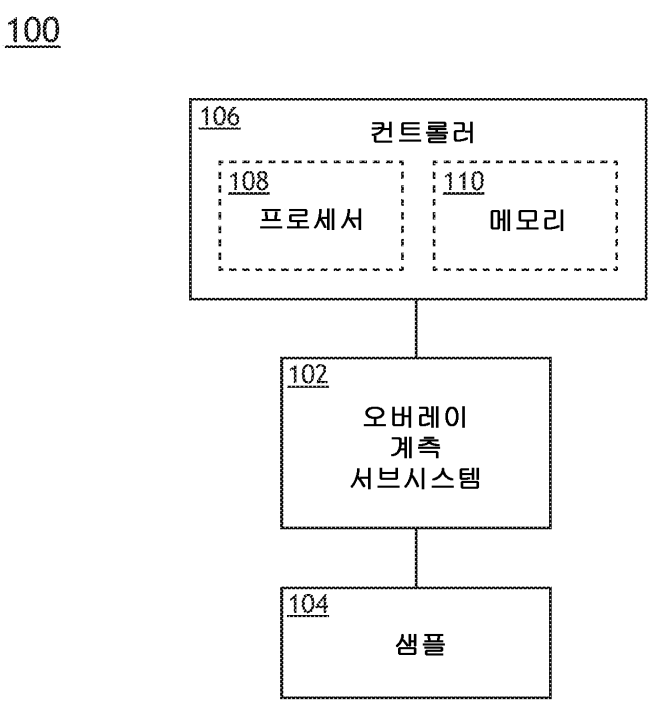
[0055] 단계(506)에서, 최소 잔차 값을 갖는 레시피 또는 하드웨어 구성이 예측 모델의 출력 벡터에서 식별된다.

[0056] 단계(507)에서, 오버레이 계측 서브시스템(예를 들어, 서브시스템(102))을 상기 최소 잔차 값을 갖는 레시피 또는 하드웨어 구성으로 조정하기 위해 하나 이상의 제어 명령이 (예를 들어, 컨트롤러(106)에 의해) 제공될 수 있다(예를 들어, 주어진 샘플에 대해 가장 정확한 오버레이 측정을 제공하는 특정 파장으로 튜닝됨) .

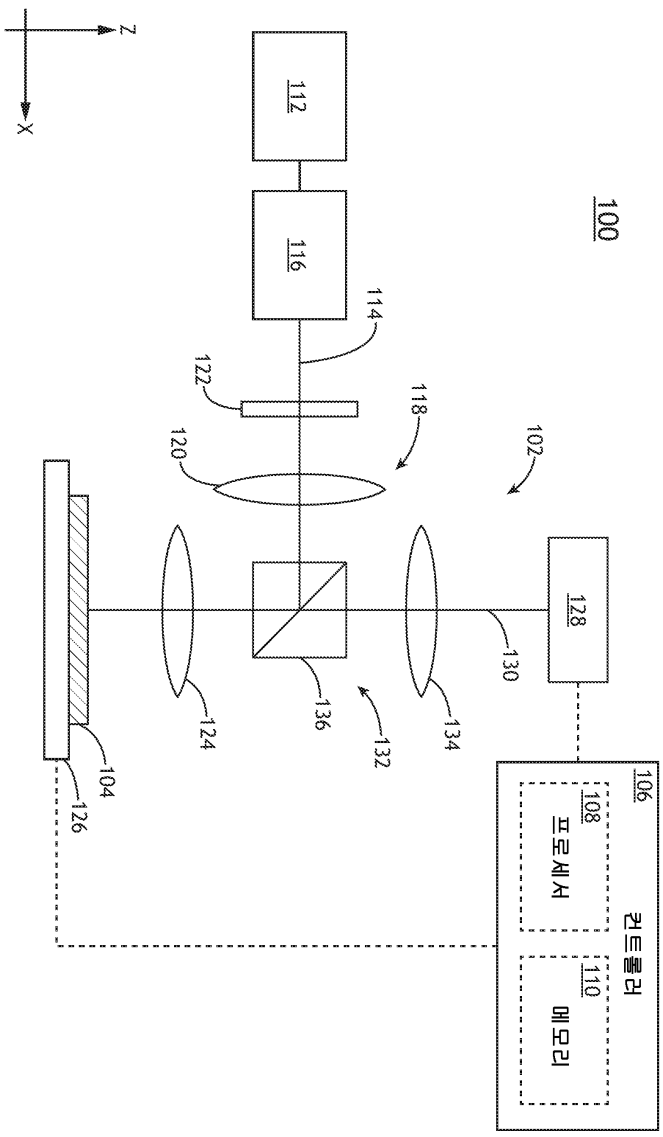
[0057] 본 개시 및 그에 수반되는 많은 이점이 전술한 설명에 의해 이해될 것이며, 개시된 주제를 벗어나지 않거나 이의 모든 실질적인 이점들을 희생하지 않고서, 구성요소의 형태, 구성 및 배열에 다양한 변경이 이루어질 수 있다는 것이 명백할 것이다. 설명된 형태는 단지 예시적인 것이며, 다음의 청구범위는 그러한 변경을 포괄하고 포함하는 것을 의도한다. 따라서, 본 발명은 첨부된 청구범위에 의해 정의된다는 것이 이해되어야 한다.

도면

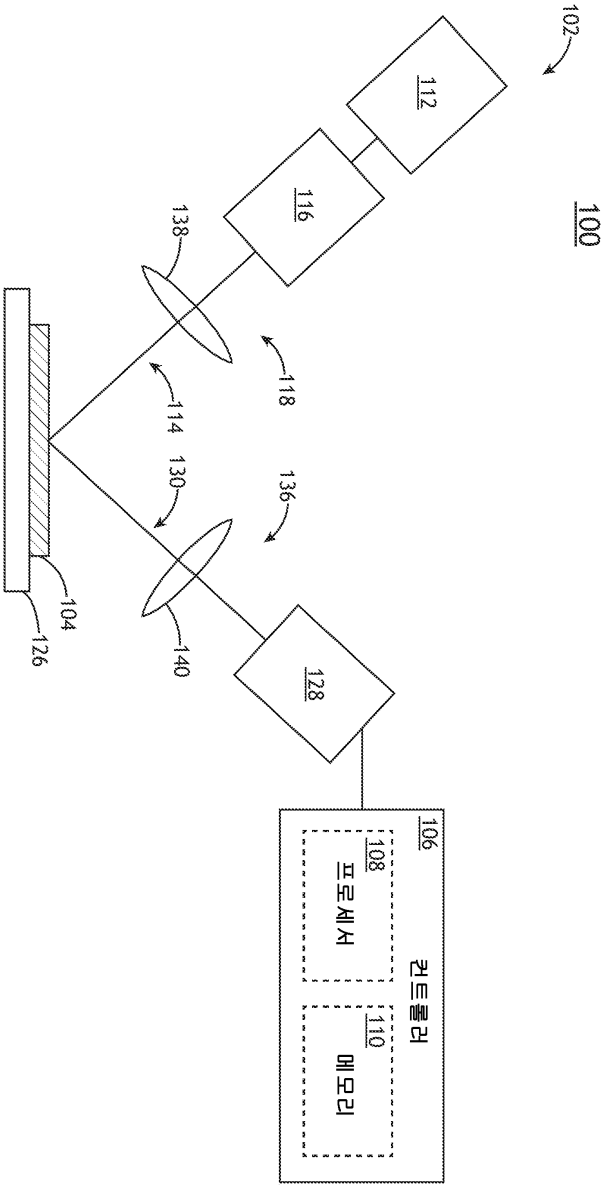
도면1a



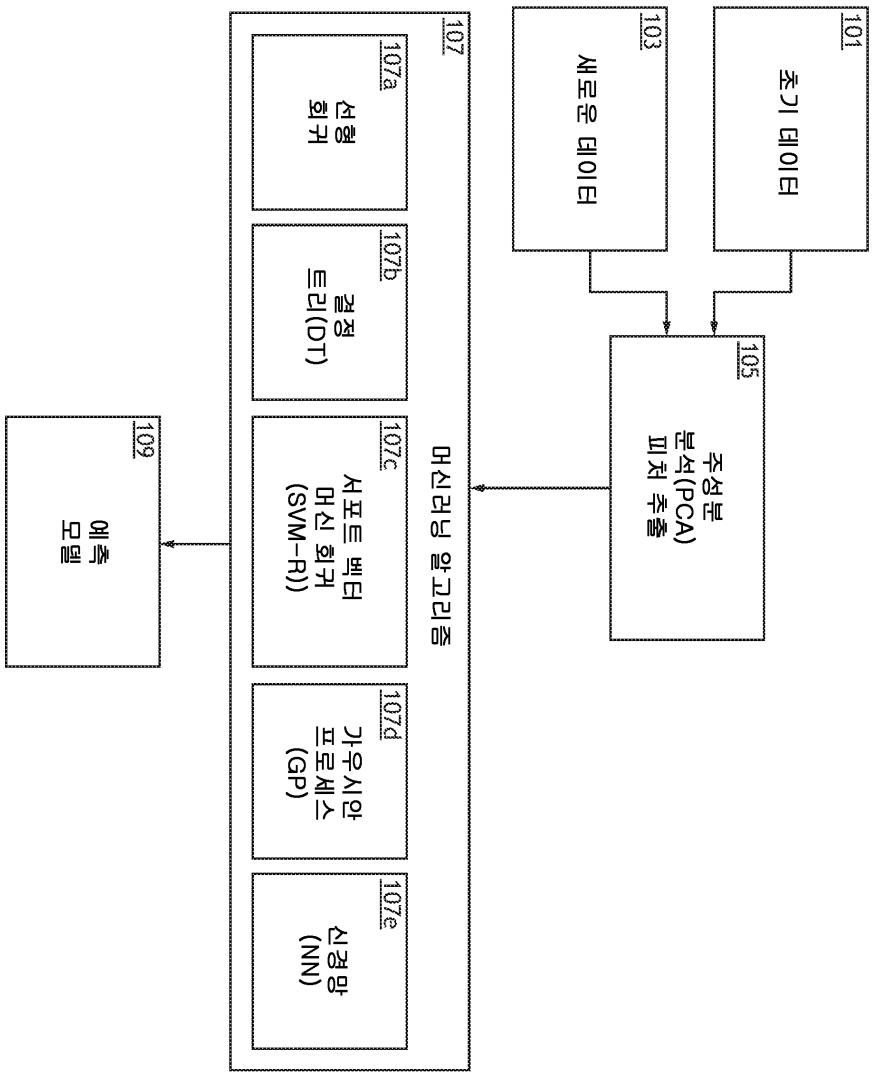
도면1b


Z
X
100
112
116
114
122
118
120
102
128
130
124
136
132
134
104
126
106
컨트롤러
108
프로세서
110
메모리

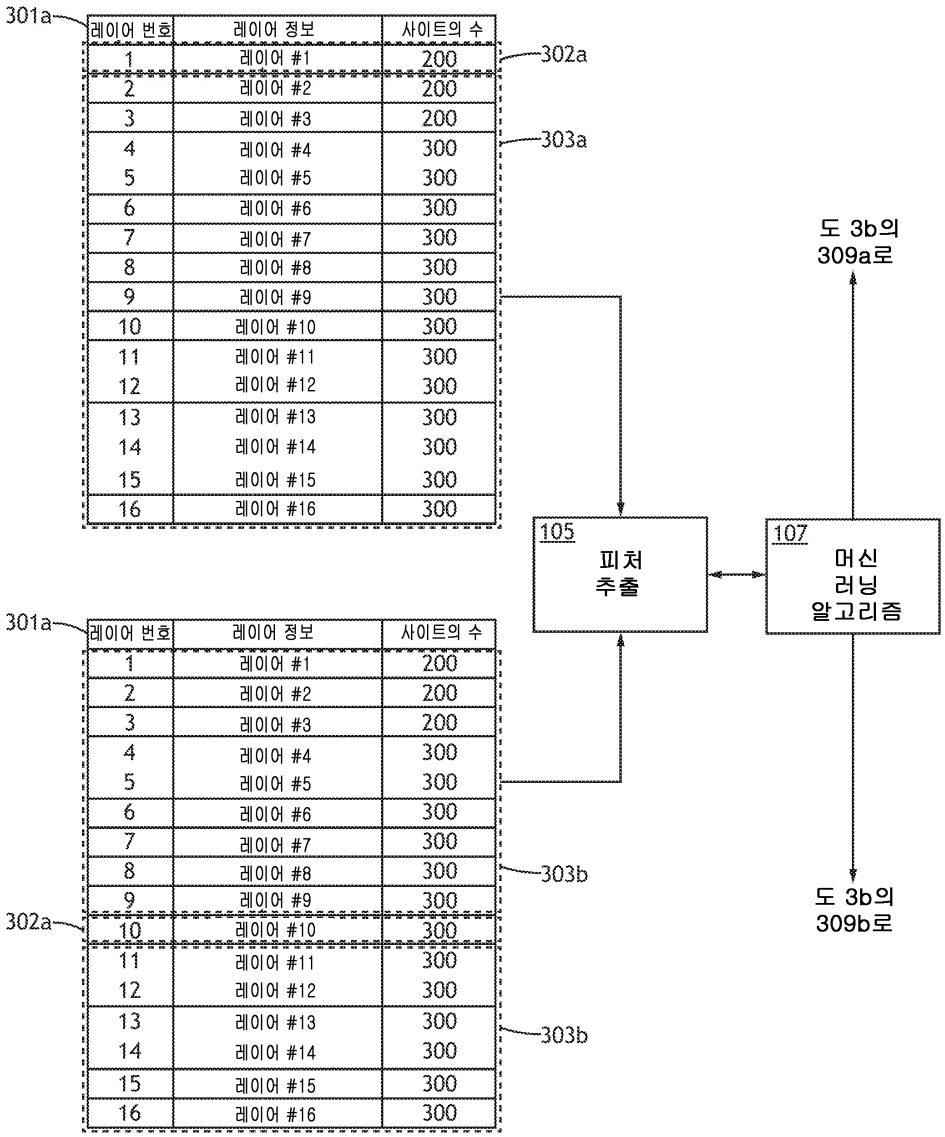
도면1c


102
112
116
100
138
118
114
130
136
104
126
140
128
106
108
프로세서
110
메모리
컨트롤러

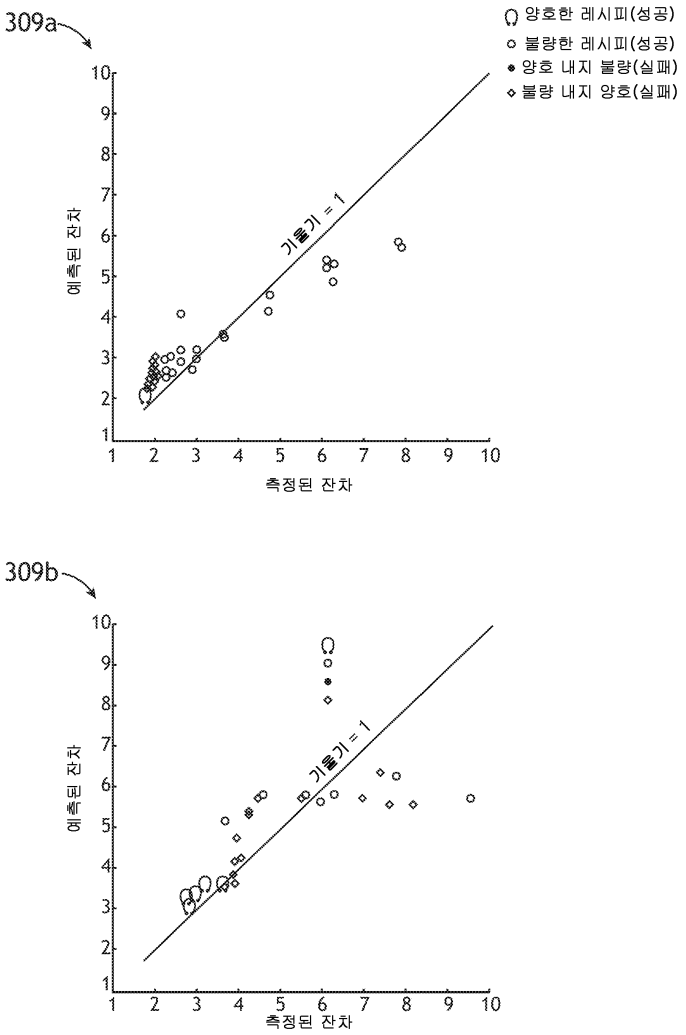
도면2


101
초기 데이터
103
새로운 데이터
105
주성분 분석(PCA) 피처 추출
107
머신러닝 알고리즘
107a
선형 회귀
107b
결정 트리(DT)
107c
서포트 벡터 머신 회귀 (SVM-R))
107d
가우시안 프로세스 (GP)
107e
신경망 (NN)
109
예측 모델

도면3a


301a
레이어 번호
레이어 정보
사이트의 수
1 레이어 #1 200
2 레이어 #2 200
3 레이어 #3 200
4 레이어 #4 300
5 레이어 #5 300
6 레이어 #6 300
7 레이어 #7 300
8 레이어 #8 300
9 레이어 #9 300
10 레이어 #10 300
11 레이어 #11 300
12 레이어 #12 300
13 레이어 #13 300
14 레이어 #14 300
15 레이어 #15 300
16 레이어 #16 300
302a
303a
303b
105
피처
추출
107
머신
러닝
알고리즘
도 3b의
309a로
도 3b의
309b로

도면3b

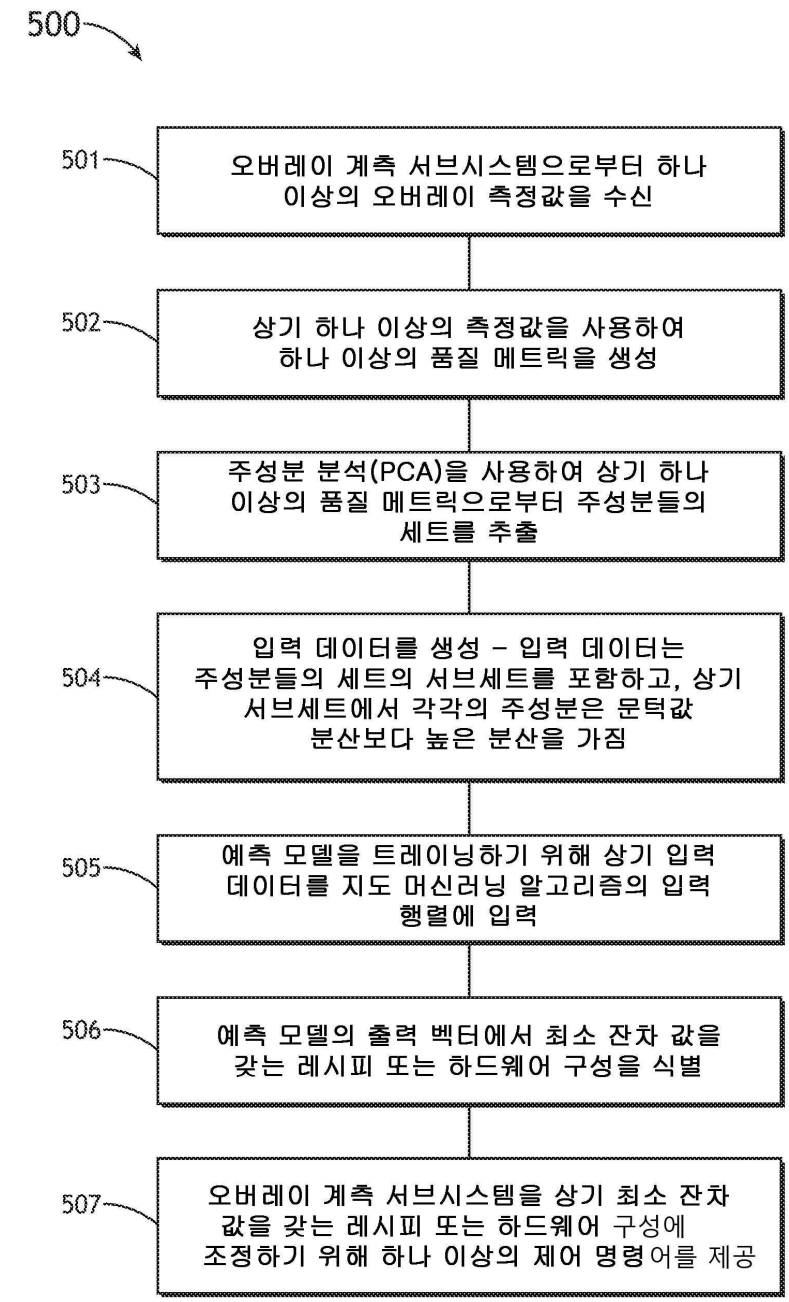

309a
양호한 레시피(성공)
불량한 레시피(성공)
양호 내지 불량(실패)
불량 내지 양호(실패)
예측된 잔차
측정된 잔차
기울기 = 1
309b
예측된 잔차
측정된 잔차
기울기 = 1

도면4

401

			단일 학습자						결합 학습자	
레이어 번호	레이어 정보	HW의 수	선형 회귀	신경망	가우시안 프로세스	SVM-R	결정 트리	뉴스팀 트리	선형 피팅	평균	0.9*NN+ 0.1*DT
1	레이어 #1	84	4	8	7	7	6	6	8	7	8
2	레이어 #2	84	1	6	1	1	1	3	0	2	2
3	레이어 #3	84	0	3	1	2	3	3	4	2	1
4	레이어 #4	84	3	2	6	7	3	2	3	5	5
5	레이어 #5	84	5	4	2	2	5	1	2	2	4
6	레이어 #6	84	7	9	8	8	5	6	6	9	8
7	레이어 #7	84	8	8	7	7	8	8	7	8	8
8	레이어 #8	84	5	5	4	2	5	3	3	4	5
9	레이어 #9	84	0	2	0	0	7	0	0	0	1
10	레이어 #10	84	2	2	2	3	3	2	2	2	2
11	레이어 #11	84	9	6	6	6	2	4	6	6	6
12	레이어 #12	84	2	6	7	6	0	6	6	6	5
13	레이어 #13	84	0	3	0	0	4	4	2	3	4
14	레이어 #14	84	0	5	5	5	6	4	5	6	5
15	레이어 #15	84	0	0	0	0	5	0	0	0	0
16	레이어 #16	84	5	6	2	1	10	3	4	4	2
올바르게 예측된 레시피들의 %			0.32	0.47	0.36	0.36	0.46	0.34	0.36	0.41	0.41
레이어별 평균 성공률=3			0.60	0.88	0.67	0.67	0.88	0.79	0.75	0.79	0.79
레이어별 평균 성공률=5			0.53	0.68	0.59	0.58	0.66	0.61	0.63	0.68	0.68

도면5


500
501
오버레이 계측 서브시스템으로부터 하나 이상의 오버레이 측정값을 수신
502
상기 하나 이상의 측정값을 사용하여 하나 이상의 품질 메트릭을 생성
503
주성분 분석(PCA)을 사용하여 상기 하나 이상의 품질 메트릭으로부터 주성분들의 세트를 추출
504
입력 데이터를 생성 - 입력 데이터는 주성분들의 세트의 서브세트를 포함하고, 상기 서브세트에서 각각의 주성분은 문턱값 분산보다 높은 분산을 가짐
505
예측 모델을 트레이닝하기 위해 상기 입력 데이터를 지도 머신러닝 알고리즘의 입력 행렬에 입력
506
예측 모델의 출력 벡터에서 최소 잔차 값을 갖는 레시피 또는 하드웨어 구성을 식별
507
오버레이 계측 서브시스템을 상기 최소 잔차 값을 갖는 레시피 또는 하드웨어 구성에 조정하기 위해 하나 이상의 제어 명령어를 제공