



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년10월23일
(11) 등록번호 10-2721341
(24) 등록일자 2024년10월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01B 21/04 (2006.01) G01B 11/02 (2006.01)
G01B 11/25 (2006.01) G01B 15/02 (2006.01)
G01B 15/04 (2006.01) G01N 21/27 (2006.01)
G01N 21/88 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G01B 21/045 (2013.01)
G01B 11/02 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-7010863
(22) 출원일자(국제) 2021년09월01일
심사청구일자 2024년05월13일
(85) 번역문제출일자 2023년03월29일
(65) 공개번호 10-2023-0073225
(43) 공개일자 2023년05월25일
(86) 국제출원번호 PCT/US2021/048591
(87) 국제공개번호 WO 2022/066378
국제공개일자 2022년03월31일
(30) 우선권주장
17/030,690 2020년09월24일 미국(US)
(56) 선행기술조사문헌
KR1020140096331 A

(73) 특허권자
케이엘에이 코퍼레이션
미합중국, 캘리포니아 95035, 밀피타스, 원 테크
놀로지 드라이브
(72) 발명자
산코 드미트리
미국 캘리포니아주 94590 발레오 콜트 코트 118
문 민-영
미국 미시건주 48108 안 아르보 아파트먼트 11 글
렌코 힐스 드라이브 2113
판데프 스틸리안
미국 캘리포니아주 95050 산타 클라라 레베카 린
웨이 2452
(74) 대리인
김태홍, 김진희

전체 청구항 수 : 총 20 항

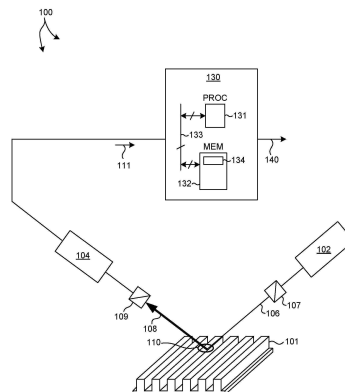
심사관 : 김윤선

(54) 발명의 명칭 반도체 측정의 품질을 결정하기 위한 방법 및 시스템

(57) 요약

반도체 측정의 하나 이상의 성능 특성을 나타내는 품질 메트릭 값을 추정하기 위한 방법 및 시스템이 본 명세서에 제시된다. 품질 메트릭 값은 광범위한 측정 시나리오에 적용할 수 있도록 정규화된다. 일부 실시예에서, 품질 메트릭 값은 측정 추론 동안 각각의 측정 샘플에 대해 결정된다. 일부 실시예에서, 훈련된 품질 메트릭 모델은 결함 분류의 불확실성을 결정하기 위해 사용된다. 일부 실시예에서, 훈련된 품질 메트릭 모델은 기하학적 구조, 분산, 공정, 및 전기적 파라미터와 같은 추정된 관심 파라미터의 불확실성을 결정하기 위해 사용된다. 일부 예에서, 품질 메트릭은 측정 이상치를 검출하기 위한 필터로 사용된다. 일부 다른 예에서, 품질 메트릭은 반도체 공정을 조정하기 위한 트리거로 사용된다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G01B 11/25 (2021.01)

G01B 15/02 (2013.01)

G01B 15/04 (2013.01)

G01N 21/274 (2013.01)

G01B 2210/56 (2013.01)

G01N 2021/8883 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

시스템에 있어서,

계측 서브시스템을 포함하고, 상기 계측 서브시스템은,

반도체 웨이퍼의 표면 상의 제1 측정 부위에 지향되는 조명 방사선량을 제공하도록 구성된 조명 소스;

상기 조명 방사선량에 응답하여 상기 제1 측정 부위로부터 수집된 방사선량을 검출하도록 구성된 검출기; 및

컴퓨팅 시스템

을 포함하고,

상기 컴퓨팅 시스템은,

상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량을 특징짓는(characterizing) 제1 복수의 특징(feature)의 값을 생성하고;

훈련된 측정 모델에 기초하여, 상기 검출된 방사선량의 상기 생성된 제1 복수의 특징의 값으로부터 상기 제1 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 값을 추정하고;

상기 제1 복수의 특징 각각의 재구성된 값을 결정하고 - 상기 제1 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 훈련된 데이터 재구성 모델에 기초하여 상기 제1 복수의 특징 중 상기 하나의 특징의 생성된 값을 제외한 상기 제1 복수의 특징 각각의 상기 생성된 값 및 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 추정된 값으로부터 결정됨 - ;

상기 훈련된 측정 모델에 기초하여, 상기 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 상기 제1 측정 부위를 특징짓는 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값을 추정하며;

상기 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 결정된 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값과 상기 제1 복수의 특징의 생성된 값으로부터 결정된 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 추정된 값 사이의 차이에 기초하여 품질 메트릭의 값을 결정하도록

구성되는 것인, 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 컴퓨팅 시스템은 또한, 상기 품질 메트릭의 값을 정규화하도록 구성되는 것인, 시스템.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 컴퓨팅 시스템은 또한, 상기 제1 측정 부위와 상이한 제2 측정 부위의 측정의 제2 복수의 특징의 값과 상기 제2 복수의 특징의 재구성된 값 사이의 차이를 최소화함으로써 상기 데이터 재구성 모델의 하나 이상의 파라미터를 훈련시키도록 구성되며, 상기 제2 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 상기 제2 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 값 및 해당 특징을 제외한 상기 제2 복수의 특징의 값으로부터 결정되는 것인, 시스템.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 제2 측정 부위의 상기 제2 복수의 특징은 시뮬레이션되는 것인, 시스템.

청구항 5

제3항에 있어서,

제2 측정 부위를 특징짓는 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 값은 상기 훈련된 측정 모델에 기초하여 상기 제2 복수의 특징의 값으로부터 추정되는 것인, 시스템.

청구항 6

제3항에 있어서,

제2 측정 부위를 특징짓는 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 값은 공지된 기준 값인 것인, 시스템.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제1 복수의 특징은 상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량에 응답하여 측정된 복수의 검출기 신호인 것인, 시스템.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량을 특징짓는 제1 복수의 특징의 값을 생성하는 것은 상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량에 응답하여 측정된 복수의 검출기 신호의 치수를 감소시키는 것을 포함하는 것인, 시스템.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 복수의 검출기 신호의 치수를 감소시키는 것은 주성분 분석, 푸리에 분석, 웨이블릿 분석, 및 이산 코사인 변환 분석 중 임의의 것을 포함하는 것인, 시스템.

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 조명 소스 및 상기 검출기는 분광 타원계측기, 분광 반사계측기, 연질 x선 반사계측기, 소각 x선 산란계측기, 이미징 시스템, 및 하이퍼스펙트럼 이미징 시스템 중 임의의 것의 일부로서 구성되는 것인, 시스템.

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 훈련된 측정 모델은 훈련된 결함 분류 모델 및 훈련된 계측 모델 중 임의의 것인, 시스템.

청구항 12

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 관심 파라미터는 기하학적 관심 파라미터, 공정 관심 파라미터, 전기적 관심 파라미터, 및 분산 관심 파라미터 중 임의의 것을 포함하는 것인, 시스템.

청구항 13

제1항에 있어서,

상기 하나 이상의 관심 파라미터는 오버레이 치수, 임계 치수, 리소그래피 초점, 및 리소그래피 선량 중 임의의 것을 포함하는 것인, 시스템.

청구항 14

방법에 있어서,

반도체 웨이퍼의 표면 상의 제1 측정 부위에 지향되는 조명 방사선량을 제공하는 단계;

상기 조명 방사선량에 응답하여 상기 제1 측정 부위로부터 수집된 방사선량을 검출하는 단계;

상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량을 특징짓는 제1 복수의 특징의 값을 생성하는 단계;

훈련된 측정 모델에 기초하여, 상기 검출된 방사선량의 상기 제1 복수의 특징의 생성된 값으로부터 상기 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 값을 추정하는 단계;

상기 제1 복수의 특징 각각의 재구성된 값을 결정하는 단계 - 상기 제1 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 훈련된 데이터 재구성 모델에 기초하여 상기 제1 복수의 특징 중 상기 하나의 특징의 생성된 값을 제외한 상기 제1 복수의 특징 각각의 생성된 값 및 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 추정된 값으로부터 결정됨 - ;

상기 훈련된 측정 모델에 기초하여, 상기 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 상기 제1 측정 부위를 특징짓는 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값을 추정하는 단계; 및

상기 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 결정된 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값과 상기 제1 복수의 특징의 생성된 값으로부터 결정된 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 추정된 값 사이의 차이에 기초하여 품질 메트릭의 값을 결정하는 단계

를 포함하는, 방법.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 품질 메트릭의 값을 정규화하는 단계를 더 포함하는, 방법.

청구항 16

제14항에 있어서,

상기 제1 측정 부위와 상이한 제2 측정 부위의 측정의 제2 복수의 특징의 값과 상기 제2 복수의 특징의 재구성된 값 사이의 차이를 최소화함으로써 상기 데이터 재구성 모델의 하나 이상의 파라미터를 훈련시키는 단계 - 상기 제2 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 상기 제2 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 값 및 해당 특징을 제외한 상기 제2 복수의 특징의 값으로부터 결정됨 -

를 더 포함하는, 방법.

청구항 17

제14항에 있어서,

상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량을 특징짓는 제1 복수의 특징의 값을 생성하는 단계는 상기 제1 측정 부위로부터의 상기 검출된 방사선량에 응답하여 측정된 복수의 검출기 신호의 치수를 감소시키는 단계를 포함하는 것인, 방법.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 복수의 검출기 신호의 치수를 감소시키는 단계는 주성분 분석, 푸리에 분석, 웨이블릿 분석, 및 이산 코사인 변환 분석 중 임의의 것을 포함하는 것인, 방법.

청구항 19

시스템에 있어서,

반도체 웨이퍼의 표면 상의 제1 측정 부위에 지향되는 조명 방사선량을 제공하도록 구성된 조명 소스;

상기 조명 방사선량에 응답하여 상기 제1 측정 부위로부터 수집된 방사선량을 검출하도록 구성된 검출기; 및 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함하고,

상기 명령어는 하나 이상의 프로세서에 의해 실행될 때 상기 하나 이상의 프로세서로 하여금,

상기 제1 측정 부위로부터 상기 검출된 방사선량을 특징짓는 제1 복수의 특징의 값을 생성하고;

훈련된 측정 모델에 기초하여, 상기 검출된 방사선량의 상기 제1 복수의 특징의 생성된 값으로부터 상기 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 값을 추정하고;

상기 제1 복수의 특징 각각의 재구성된 값을 결정하고 - 상기 제1 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 훈련된 데이터 재구성 모델에 기초하여 상기 제1 복수의 특징 중 상기 하나의 특징의 생성된 값을 제외한 상기 제1 복수의 특징 각각의 생성된 값 및 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 추정된 값으로부터 결정됨 - ;

상기 훈련된 측정 모델에 기초하여, 상기 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 상기 제1 측정 부위를 특징짓는 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값을 추정하고;

상기 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 결정된 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값과 상기 제1 복수의 특징의 생성된 값으로부터 결정된 상기 하나 이상의 관심 파라미터의 추정된 값 사이의 차이에 기초하여 품질 메트릭의 값을 결정하며;

상기 품질 메트릭의 값을 정규화하게 하는 것인, 시스템.

청구항 20

제19항에 있어서,

상기 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체는, 또한 상기 하나 이상의 프로세서에 의해 실행될 때 상기 하나 이상의 프로세서로 하여금,

상기 제1 측정 부위와 상이한 제2 측정 부위의 측정의 제2 복수의 특징의 값과 상기 제2 복수의 특징의 재구성된 값 사이의 차이를 최소화함으로써 상기 데이터 재구성 모델의 하나 이상의 파라미터를 훈련시키게 하는 명령어를 저장하며, 상기 제2 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 상기 제2 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 값 및 해당 특징을 제외한 상기 제2 복수의 특징의 값으로부터 결정되는 것인, 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 기술된 실시예는 계측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 특히 반도체 구조물의 개선된 측정을 위한 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 로직 및 메모리 장치와 같은 반도체 장치는 일반적으로 표본에 적용되는 일련의 처리 단계에 의해 제조된다. 반도체 장치의 다양한 피처 및 다중 구조 레벨은 이러한 처리 단계에 의해 형성된다. 예를 들어, 무엇보다도 리소 그래피는 반도체 웨이퍼 상에 패턴을 생성하는 것을 포함하는 반도체 제조 공정 중 하나이다. 반도체 제조 공정의 추가적인 예는, 화학적 기계적 연마, 에칭, 증착, 및 이온 주입을 포함하지만 이에 제한되지 않는다. 다수의 반도체 장치가 단일 반도체 웨이퍼 상에 제조될 수 있고, 그리고 나서 개별적인 반도체 장치로 분리될 수 있다.

[0003] 반도체 제조 공정 동안의 다양한 단계에서 계측 공정이 사용되어 더 높은 수율을 촉진하기 위해 웨이퍼 상의 결함을 검출한다. 광학 및 x선 기반 계측 기술은 샘플 파괴 위험 없이 높은 처리량을 제공한다. 산란계측, 반사계측, 및 타원계측 구현과 관련 분석 알고리즘을 포함하는 많은 계측 기반 기술은 일반적으로 나노스케일 구조물의 임계 치수, 막 두께, 조성, 오버레이, 및 기타 파라미터를 특징짓는 데 사용된다.

- [0004] 많은 계측 기술은 측정 중인 표본의 물리적 특성을 간접적으로 측정하는 방법이다. 대부분의 경우, 원시 측정 신호는 표본의 물리적 특성을 직접 결정하는 데 사용될 수 없다. 대신, 측정 모델을 사용하여 원시 측정 신호를 기반으로 하나 이상의 관심 파라미터 값을 추정한다. 예를 들어, 타원계측은 측정 중인 표본의 물리적 특성을 간접적으로 측정하는 방법이다. 일반적으로, 원시 측정 신호(예를 들어, α_{meas} 및 β_{meas})를 기반으로 표본의 물리적 특성을 결정하기 위해서는 물리 기반 측정 모델 또는 기계 학습 기반 측정 모델이 필요하다.
- [0005] 일부 예에서, 하나 이상의 모델 파라미터의 가정된 값을 기반으로 원시 측정 신호(예를 들어, α_{meas} 및 β_{meas})를 예측하려고 시도하는 물리 기반 측정 모델이 생성된다. 식 1 및 식 2에서 예시된 바와 같이, 측정 모델은 계측 도구 자체와 연관된 파라미터, 예를 들어, 기계 파라미터(P_{machine}) 및 측정 중인 표본과 연관된 파라미터를 포함한다. 관심 파라미터를 해결할 때, 일부 표본 파라미터는 고정 값($P_{\text{spec-fixed}}$)으로 처리되고 다른 표본 관심 파라미터는 부동($P_{\text{spec-float}}$)으로 처리되며, 이는 원시 측정 신호를 기반으로 해결된다.
- [0006] [식 1]
- [0007]
$$\alpha_{\text{model}} = f(P_{\text{machine}}, P_{\text{spec-fixed}}, P_{\text{spec-float}})$$
- [0008] [식 2]
- [0009]
$$\beta_{\text{model}} = g(P_{\text{machine}}, P_{\text{spec-fixed}}, P_{\text{spec-float}})$$
- [0010] 기계 파라미터는 계측 도구(예를 들어, 타원계측기(101))를 특징짓는 데 사용되는 파라미터이다. 예시적인 기계 파라미터는 입사각(AOI), 분석기 각도(A_0), 편광기 각도(P_0), 조명 파장, 개구수(NA), 보상기 또는 파장판(존재하는 경우) 등을 포함한다. 표본 파라미터는 표본을 특징짓는 데 사용되는 파라미터이다(예를 들어, 측정 중인 구조물을 특징짓는 물질 및 기하학적 파라미터). 박막 표본의 경우, 예시적인 표본 파라미터는 굴절률, 유전체 함수 텐서, 모든 층의 공칭 층 두께, 층 순서 등을 포함한다. CD 표본의 경우, 예시적인 표본 파라미터는 상이한 층과 연관된 기하학적 파라미터 값, 상이한 층과 연관된 굴절률 등을 포함한다. 측정을 위해, 기계 파라미터 및 많은 표본 파라미터는 공지된 고정 값 파라미터로 취급된다. 그러나, 하나 이상의 표본 파라미터 값은 미지의 부동 관심 파라미터로 취급된다.
- [0011] 일부 예에서, 부동 관심 파라미터 값은 이론적 예측과 실험 데이터 사이에 가장 적합한 것을 생성하는 반복 프로세스(예를 들어, 회귀)에 의해 해결된다. 미지의 부동 관심 파라미터 값이 변경되고 모델 출력 값(예를 들어, α_{model} 및 β_{model})이 계산되며, 모델 출력 값과 실험적으로 측정된 값(예를 들어, α_{meas} 및 β_{meas}) 사이에 충분한 근접한 일치를 초래하는 일련의 표본 파라미터 값이 결정될 때까지 반복적인 방식으로 원시 측정 데이터와 비교된다. 일부 다른 예에서, 부동 파라미터는 가장 가까운 일치를 찾기 위해 미리 계산된 솔루션 라이브러리를 통한 검색으로 해결된다.
- [0012] 일부 다른 예에서, 훈련된 기계 학습 기반 측정 모델이 사용되어 원시 측정 데이터를 기반으로 관심 파라미터 값을 직접 추정한다. 이러한 예에서, 기계 학습 기반 측정 모델은 원시 측정 신호를 모델 입력으로 사용하고 관심 파라미터 값을 모델 출력으로 생성한다.
- [0013] 물리 기반 측정 모델과 기계 학습 기반 측정 모델은 모두 특정 측정 애플리케이션에 대한 관심 파라미터의 유용한 추정치를 생성하도록 훈련되어야 한다. 일반적으로, 모델 훈련은 공지된 관심 파라미터 값(즉, DOE(Design of Experiments) 데이터)을 가진 표본으로부터 수집된 원시 측정 신호를 기반으로 한다.
- [0014] 기계 학습 기반 측정 모델은 여러 가중치 파라미터에 의해 파라미터화된다. 전통적으로, 기계 학습 기반 측정 모델은 회귀 프로세스(예를 들어, 일반 최소 제곱 회귀)에 의해 훈련된다. 가중치 파라미터 값은 측정된 원시 측정 신호를 기반으로 기계 학습 기반 측정 모델에 의해 추정된 관심 파라미터 값과 관심 파라미터의 공지된 기준 값 사이의 차이를 최소화하도록 반복적으로 조정된다.
- [0015] 앞에서 설명한 바와 같이, 물리 기반 측정 모델은 다수의 기계 파라미터 및 표본 파라미터에 의해 파라미터화된다. 전통적으로, 물리 기반 측정 모델은 또한 회귀 프로세스(예를 들어, 일반 최소 제곱 회귀)에 의해 훈련된다. 하나 이상의 기계 파라미터 및 표본 파라미터가 원시 측정 데이터와 모델링된 측정 데이터 사이의 차이를 최소화하도록 반복적으로 조정된다. 각각의 반복 동안, 특정 표본 관심 파라미터 값은 공지된 DOE 값으로 유지된다.

- [0016] 훈련된 기계 학습 기반 측정 모델과 물리 기반 측정 모델은 모두 측정 데이터를 기반으로 관심 파라미터 값을 추정한다. 추정의 정확도는 측정 데이터에 따라 달라진다. 예를 들어, 모델 훈련 단계 동안 관찰된 측정 데이터 영역 밖의 측정 데이터는 외삽으로 인해 큰 예측 오차를 유발할 수 있다.
- [0017] 전통적으로, 각각의 측정 부위와 연관된 출력 불확실성을 정량화하기 위해 여러 기술이 탐색되었다. 이러한 기술에는 변분 추론 및 마르코프 연쇄 몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo; MCMC) 방법을 사용하는 베이지안 회귀(예를 들어, 선형 프로세스 회귀, 가우시안 프로세스 회귀 등), 베이지안 신경망으로서의 몬테카를로 드롭아웃, 부트스트랩 샘플링, 다른 하이퍼 파라미터 조합의 출력 변동, 훈련 세트 중심까지의 샘플 거리 추정 등을 포함한다.
- [0018] 불행하게도, 이러한 전통적인 기술은 제한된 실질적인 성공을 거두었다. 앞서 언급한 각각의 기술은 훈련된 측정 모델에 연결되지 않은 앙상블 평균 예측을 나타낸다. 앙상블 평균 예측은 최적으로 훈련된 측정 모델의 예측과 동일하지 않다. 따라서, 앙상블 평균 예측은 측정 불확실성을 정확하게 추정하지 못하고 측정 모델의 품질을 직접 측정하지 못한다. 또한, 베이지안 회귀 및 부트스트랩 샘플링은 계산 비용이 많이 들고 대용량 반도체 제조 설비의 일부로 구현하기에는 실질적으로 적합하지 않다. 마지막으로, 앞서 언급한 기술은 정규화되지 않는다. 정규화되지 않으면, 측정 중인 상이한 측정 레시피 또는 구조물에 걸쳐 결과를 일관되게 해석할 수 없다.
- [0019] 미래의 계측 애플리케이션은 점점 작아지는 분해능 요구 사항, 다중 파라미터 상관관계, 점점 더 복잡해지는 기하학적 구조물, 및 불투명 물질의 사용 증가로 인해 계측에 대한 과제를 제시한다. 따라서, 측정 품질의 개선된 평가를 위한 방법 및 시스템이 요구된다.
- 발명의 내용**
- [0020] 반도체 측정의 하나 이상의 성능 특성을 나타내는 품질 메트릭 값을 추정하기 위한 방법 및 시스템이 본 명세서에 제시된다. 품질 메트릭은 실제 측정 데이터, 모의 측정 데이터, 또는 둘 모두, 및 기준 측정 데이터를 기반으로 훈련된 품질 메트릭 모델에서 결정된다. 일단 훈련되면, 품질 메트릭 모델은 기준 계측을 사용하지 않고 각각의 측정 부위에서 인라인 웨이퍼로부터 수집된 측정 데이터를 기반으로 특정 측정 레시피에 대한 측정 품질을 나타내는 정량적 품질 메트릭을 계산할 수 있다. 품질 메트릭 값은 광범위한 측정 시나리오에 적용할 수 있도록 정규화된다.
- [0021] 일부 실시예에서, 품질 메트릭 값은 측정 추론 동안 각각의 측정 샘플에 대해 결정된다. 일부 실시예에서, 훈련된 측정 모델은 측정 데이터로부터 결함을 검출하고 분류하도록 훈련된 결함 분류 모델이다.
- [0022] 일반적으로, 품질 메트릭은 다양한 다른 목적을 위해 사용될 수 있다. 측정된 관심 파라미터, 결함 분류 등과 연관된 불확실성을 특징짓기 위해 품질 메트릭이 구체적으로 사용될 수 있다. 일부 다른 예에서, 품질 메트릭은 측정 이상치를 검출하기 위한 필터로 사용된다. 일부 다른 예에서, 품질 메트릭은 반도체 공정을 조정하기 위한 트리거로 사용된다. 유사하게, 일부 예에서, 제조 사양 내에 있지 않은 웨이퍼를 검출하기 위해 품질 메트릭 값이 사용된다. 이러한 예 중 일부에서, 측정 도구 편향이 사양을 벗어나는 시기를 검출하기 위해 품질 메트릭 값이 사용된다. 다른 예에서, 측정 오차 편향이 사양을 벗어나는 시기를 검출하기 위해 품질 메트릭 값이 사용된다.
- [0023] 일 양태에서, 품질 메트릭 모델이 데이터 재구성 모델의 훈련 파라미터에 의해 훈련된다. 데이터 재구성 모델은 측정 데이터 세트의 다른 특징 및 측정 데이터 세트를 기반으로 훈련된 측정 모델에 의해 추정된 하나 이상의 관심 파라미터 값을 기반으로 측정 데이터 세트의 각각의 특징을 재구성한다.
- [0024] 또 다른 양태에서, 훈련된 품질 메트릭 모델은 상당한 양의 측정 데이터에 기초하여 특정 측정과 연관된 품질 메트릭 값을 결정하기 위해 사용된다.
- [0025] 추가 양태에서, 원시 품질 메트릭 값은 여러 레시피, 도구, 층, 사용 사례 등에 대한 품질 메트릭 값의 적용 가능성을 넓히기 위해 정규화된다. 이러한 방식으로, 정규화된 품질 메트릭은 광범위한 측정 시나리오의 측정 성능 지표이다.
- [0026] 또 다른 양태에서, 본 명세서에 설명된 바와 같이 품질 메트릭 모델을 훈련시키고 사용하기 위해 사용되는 훈련 데이터 및 측정 데이터는 웨이퍼 상에 근접하게 위치한 다수의 타겟으로부터 시물레이션되거나, 실제 측정으로 수집되거나, 또는 둘 모두이다. 일부 실시예에서, 본 명세서에 설명된 바와 같이 측정 중인 측정 타겟은 전용

계측 타겟이 아닌 실제 장치 구조물일 수 있다.

- [0027] 또 다른 양태에서, 본 명세서에 설명된 바와 같이 품질 메트릭 모델을 훈련시키고 사용하기 위해 사용되는 훈련 데이터 및 측정 데이터는 다수의 상이한 계측 시스템에 의해 하나 이상의 타겟으로부터 수집된다.
- [0028] 일부 실시예에서, 관심 파라미터를 추정하기 위해 측정 데이터를 수집하는 데 사용되는 계측 시스템은 품질 메트릭 값을 추정하기 위해 측정 데이터를 수집하는 데 사용되는 계측 시스템과 상이하다.
- [0029] 또 다른 추가 양태에서, 다수의 상이한 관심 파라미터가 측정되고 대응하는 품질 메트릭이 각각의 상이한 관심 파라미터에 대해 평가된다. 일부 실시예에서, 다수의 상이한 관심 파라미터와 연관된 품질 메트릭이 사용되어 특정 측정 레시피와 연관된 측정 불확실성을 보다 명확하게 식별하고, 공정 파라미터의 변경이 요구되는 때를 보다 명확하게 식별하며, 또는 둘 모두를 명확하게 식별한다.
- [0030] 또 다른 추가 양태에서, 측정 타겟에 매우 근접한 구조물과 연관된 관심 파라미터 값, 대응하는 품질 메트릭 값, 또는 둘 모두가 사용되어 공정 파라미터의 변경이 요구되는 때를 보다 명확하게 식별한다.
- [0031] 역시 또 다른 추가 양태에서, 본 명세서에 설명된 측정 결과는 공정 도구(예를 들어, 리소그래피 도구, 에칭 도구, 증착 도구 등)에 능동 피드백을 제공하는 데 사용될 수 있다.
- [0032] 전술한 내용은 요약이므로 필요에 따라 단순화, 일반화 및 세부 사항 생략을 포함하며, 결과적으로, 당업자는 요약이 단지 예시적이며 어떠한 방식으로든 제한하지 않는다는 것을 이해할 것이다. 본 명세서에 설명된 장치 및/또는 공정의 다른 양태, 발명적 특징 및 이점은 본 명세서에 기재된 비제한적 상세한 설명에서 명백해질 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0033] 도 1은 본 명세서에 제시된 예시적인 방법에 따라 웨이퍼 상에 수행된 측정의 측정 품질을 모니터링하기 위한 웨이퍼 계측 시스템(100)의 예시를 도시한다.
- 도 2는 일 실시예에서 예시적인 측정 품질 모델 훈련 엔진(150)을 도시하는 다이어그램이다.
- 도 3은 다른 실시예에서 예시적인 측정 품질 엔진(160)을 도시하는 다이어그램이다.
- 도 4a 내지 도 4f는 측정 모델에 의해 결정된 관심 파라미터 값의 절대 오차와 각각의 측정과 연관된 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 도시하는 플롯이다.
- 도 5는 다수의 웨이퍼 각각에서 다수의 측정 부위에 대해 계산된 품질 메트릭 값의 분포를 나타내는 플롯이다.
- 도 6은 반도체 측정의 하나 이상의 성능 특성을 나타내는 품질 메트릭 값을 추정하기 위한 방법(300)의 흐름도를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0034] 이제 본 발명의 배경 예 및 일부 실시예를 상세히 참조할 것이며, 그 예는 첨부된 도면에 도시되어 있다.
- [0035] 반도체 측정의 하나 이상의 성능 특성을 나타내는 품질 메트릭 값을 추정하기 위한 방법 및 시스템이 본 명세서에 제시된다. 품질 메트릭은 실제 측정 데이터, 모의 측정 데이터, 또는 둘 모두, 및 기준 측정 데이터를 기반으로 훈련된 품질 메트릭 모델에서 결정된다. 일단 훈련되면, 품질 메트릭 모델은 기준 계측을 사용하지 않고 각각의 측정 부위에서 인라인 웨이퍼로부터 수집된 측정 데이터를 기반으로 특정 측정 레시피에 대한 측정 품질을 나타내는 정량적 품질 메트릭을 계산할 수 있다. 품질 메트릭 값은 광범위한 측정 시나리오에 적용할 수 있도록 정규화된다.
- [0036] 일반적으로, 품질 메트릭 값은 측정 불확실성, 훈련 데이터 대비 측정 데이터의 이상, 훈련된 측정 모델을 사용하여 추정된 관심 파라미터 값의 신뢰도, 웨이퍼 레벨 또는 웨이퍼 로트 레벨에서 공정 변수를 조정해야 할 필요성 등을 나타낸다.
- [0037] 일부 실시예에서, 품질 메트릭 값은 측정 추론 동안 각각의 측정 샘플에 대해 결정된다. 이러한 실시예 중 일부에서, 반도체 측정은 훈련된 측정 모델을 사용하여 측정 데이터로부터 하나 이상의 관심 파라미터 값을 추론하는 것을 수반한다. 이러한 실시예 중 일부에서, 훈련된 측정 모델은 물리 기반 측정 모델이다. 일부 다른 실시예에서, 훈련된 측정 모델은 기계 학습 기반 측정 모델(예를 들어, 선형 모델, 신경망 모델, 합성곱 신경망 모

텔 등)이다. 품질 메트릭의 추정된 값이 측정 품질이 불충분함을 나타내면, 측정에 플래그가 지정된다. 일부 예에서, 측정 품질이 불충분한 사례가 반복되면 측정 모델이 구식이므로 재훈련이 필요함을 나타낸다.

[0038] 일부 실시예에서, 훈련된 측정 모델은 측정 데이터로부터 결함을 검출하고 분류하도록 훈련된 결함 분류 모델이다. 이러한 실시예에서, 훈련된 품질 메트릭 모델은 결함 분류의 불확실성을 결정하기 위해 사용된다. 이러한 실시예 중 일부에서, 측정 데이터는 이미지 데이터이고, 훈련된 품질 메트릭 모델은 이미지 데이터로부터 결함 검출의 불확실성을 결정하기 위해 사용된다.

[0039] 일부 실시예에서, 훈련된 측정 모델은 기하학적 관심 파라미터(예를 들어, 임계 치수, 오버레이 등), 분산 관심 파라미터(예를 들어, 굴절률 등), 공정 관심 파라미터(예를 들어, 리소그래피 초점, 선량 등), 전기적 관심 파라미터(예를 들어, 밴드갭 등), 또는 이들의 임의의 조합의 값을 추정하도록 훈련된 예측 모델이다. 이러한 실시예에서, 훈련된 품질 메트릭 모델은 추정된 관심 파라미터의 불확실성을 결정하기 위해 사용된다.

[0040] 측정된 관심 파라미터, 결함 분류 등과 관련된 불확실성을 특징짓기 위해 품질 메트릭이 구체적으로 사용될 수 있다. 그러나, 일반적으로, 품질 메트릭은 다양한 다른 목적을 위해 사용될 수 있다. 일부 예에서, 품질 메트릭은 측정 이상치를 검출하기 위한 필터로 사용된다. 일 예에서, 특정 측정과 연관된 품질 메트릭 값은 미리 결정된 임계값과 비교된다. 품질 메트릭 값이 미리 결정된 임계값을 초과하면, 해당 측정은 이상치로 간주된다. 일부 예에서, 품질 메트릭은 반도체 공정을 조정하기 위한 트리거로 사용된다. 예를 들어, 동일한 측정의 상이한 인스턴스와 각각 연관된 다수의 품질 메트릭의 평균값이 미리 결정된 임계값을 초과하면, 공정은 품질 메트릭의 평균값을 원하는 범위로 다시 가져오도록 조정된다.

[0041] 유사하게, 일부 예에서, 제조 사양 내에 있지 않은 웨이퍼를 검출하기 위해 품질 메트릭 값이 사용된다. 이러한 예 중 일부에서, 측정 도구 편향이 사양을 벗어나는 시기를 검출하기 위해 품질 메트릭 값이 사용된다. 다른 예에서, 측정 오차 편향이 사양을 벗어나는 시기를 검출하기 위해 품질 메트릭 값이 사용된다.

[0042] 도 1은 본 명세서에 제시된 예시적인 방법에 따라 표본의 특성을 측정하고 각각의 측정과 연관된 품질 메트릭을 평가하기 위한 시스템(100)을 도시한다. 도 1에 도시된 바와 같이, 시스템(100)은 구조물(101)의 분광 타원계측 측정을 수행하는 데 사용될 수 있다. 이 양태에서, 시스템(100)은 조명기(102) 및 분광기(104)가 장착된 분광 타원계측기를 포함할 수 있다. 시스템(100)의 조명기(102)는 선택된 파장 범위(예를 들어, 100-2500nm)의 조명을 생성하고 구조물(101)이 제조되는 표본의 표면 상에 배치된 구조물에 조명을 지향시키도록 구성된다. 차례로, 분광기(104)는 구조물(101)로부터 반사된 조명을 수신하도록 구성된다. 조명기(102)로부터 나오는 광은 편광 상태 발생기(107)를 사용하여 편광되어 편광된 조명 빔(106)을 생성한다는 것을 또한 유념한다. 구조물(101)에 의해 반사된 방사선은 편광 상태 분석기(109)를 통과하여 분광기(104)로 전달된다. 수집 빔(108)에서 분광기(104)에 의해 수신된 방사선은 편광 상태에 대해 분석되어, 분석기에 의해 통과된 방사선의 분광기에 의한 스펙트럼 분석을 가능하게 한다. 이러한 스펙트럼(111)은 본 명세서에 설명된 바와 같이 구조물의 분석을 위해 컴퓨팅 시스템(130)으로 전달된다.

[0043] 도 1에 도시된 바와 같이, 시스템(100)은 단일 측정 기술(즉, SE)을 포함한다. 그러나, 일반적으로, 시스템(100)은 임의의 수의 상이한 측정 기술을 포함할 수 있다. 비제한적 예로서, 시스템(100)은 분광 타원계측기(Mueller 매트릭스 타원계측법 포함), 분광 반사계측기, 분광 산란계측기, 오버레이 산란계측기, 각도 분해 빔 프로파일 반사계측기, 편광 분해 빔 프로파일 반사계측기, 빔 프로파일 반사계측기, 빔 프로파일 타원계측기, 임의의 단일 또는 다중 파장 타원계측기, 또는 이들의 임의의 조합으로 구성될 수 있다. 또한, 일반적으로, 상이한 측정 기술에 의해 수집되고 본 명세서에 설명된 방법에 따라 분석되는 측정 데이터는 다수의 도구, 다수의 기술을 통합하는 단일 도구, 또는 이들의 조합으로부터 수집될 수 있다.

[0044] 추가 실시예에서, 시스템(100)은 본 명세서에 설명된 방법에 따라 구조물의 측정을 수행하고 품질 메트릭 값을 결정하는 데 사용되는 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)을 포함할 수 있다. 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)은 분광기(104)에 통신 가능하게 결합될 수 있다. 일 양태에서, 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)은 측정 중인 구조물(예를 들어, 구조물(101))의 측정과 연관된 측정 데이터(111)를 수신하도록 구성된다.

[0045] 일 양태에서, 컴퓨팅 시스템(130)은 측정 중인 구조물의 측정과 연관된 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위한 측정 품질 모델 훈련 엔진으로 구성된다. 도 2는 일 실시예에서 예시적인 측정 품질 모델 훈련 엔진(150)을 도시하는 다이어그램이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 측정 품질 모델 훈련 엔진(150)은 선택적인 데이터 변환 모듈(151), 훈련된 측정 모델 모듈(153), 및 데이터 재구성 모델 훈련 모듈(155)을 포함한다.

[0046] 품질 메트릭 모델은 상당한 양의 훈련 데이터와 기준 데이터를 기반으로 훈련된다. 훈련 데이터는 실제 측정 데

이터, 모의 측정 데이터, 또는 둘 모두를 포함한다. 일부 실시예에서, 훈련 데이터는 특정 측정 도구에 의한 특정 타겟의 모의 측정으로부터의 모의 측정 데이터를 포함한다. 일부 실시예에서, 훈련 데이터는 특정 측정 도구에 의한 특정 타겟의 측정으로부터의 실제 측정 데이터를 포함한다. 이러한 실시예 중 일부에서, 측정 데이터는 공칭 웨이퍼 상의 타겟의 실제 측정치를 포함한다. 이러한 실시예 중 일부에서, 측정 데이터는 관심 파라미터의 공지된 프로그래밍된 값을 갖는 DOE(Design Of Experiments) 웨이퍼 상의 타겟의 실제 측정치를 포함한다.

[0047] 훈련 데이터는 다양한 측정 목적을 위해 시뮬레이션되거나 수집되거나 둘 모두 수행될 수 있다. 일부 실시예에서, 측정 목적은 측정 정확도, 측정 정밀도 추적, 도구 간 일치, 웨이퍼 간 변동 등이다.

[0048] 앞에서 설명한 바와 같이, 측정 모델을 훈련시키기 위해서는 훈련 데이터가 필요하다. 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터는 대응하는 측정 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 동일한 훈련 데이터 세트, 대응하는 측정 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트의 서브세트, 또는 대응하는 측정 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트와 상이한 데이터 세트일 수 있다. 바람직한 실시예에서, 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터는 대응하는 측정 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 동일한 데이터 세트 또는 데이터 세트의 서브세트이다.

[0049] 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 기준 데이터는 측정과 연관된 하나 이상의 관심 파라미터의 신뢰할 수 있는 값을 포함한다. 일부 실시예에서, 기준 데이터는 기준 계측 시스템, 즉 관심 파라미터의 적절한 측정을 제공하도록 신뢰되는 계측 시스템으로부터 획득된다. 일부 실시예에서, 기준 데이터는 경험에 기초하여 측정 시스템의 사용자에게 의해 제공된다. 일부 실시예에서, 기준 데이터는 측정된 DOE 웨이퍼와 연관된 관심 파라미터의 공지된 프로그래밍된 값으로 제공된다. 일부 실시예에서, 기준 데이터는 다수의 상이한 측정 기술에 의한 관심 파라미터 측정의 통계적 분석으로부터 도출된다. 일부 실시예에서, 기준 데이터는 공지된 물리적 제약으로부터 도출된다.

[0050] 일반적으로, 기준 데이터는 정밀도, 정확도(예를 들어, 편향), 추적(예를 들어, 기준에 대한 상관관계), 도구 간 일치, 웨이퍼 내 변동, 웨이퍼 평균, 웨이퍼 서명, 웨이퍼 간 변동 등과 같은 다양한 면에서 하나 이상의 관심 파라미터 값을 표현한다.

[0051] 일부 실시예에서, 훈련 데이터 세트의 특징은 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위한 입력 데이터로서 직접 사용된다. 그러나, 일부 다른 실시예에서, 훈련 데이터 세트는 감소된 치수로 변환되고 감소된 훈련 데이터 세트의 특징은 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 직접 사용된다. 많은 실제 상황에서, 계산 부담을 줄이기 위해 훈련 데이터 세트의 치수를 줄이는 것이 바람직하다. 일 예에서, 훈련 데이터로 사용되는 측정된 스펙트럼 세트는 수천 개의 특징(예를 들어, 15,000개의 측정된 신호)을 포함할 수 있다. 그러나, 데이터 감소를 사용하면, 훈련 데이터 세트의 치수는 한 자릿수 이상 감소될 수 있다(예를 들어, 200개의 신호).

[0052] 일부 실시예에서, 데이터 특징 치수 감소는 측정된 데이터 세트가 훨씬 더 작은 주성분 세트로 분해되는 주성분 분석에 의해 달성된다. 일반적으로, 푸리에 분석, 웨이블릿 분석, 이산 코사인 변환 분석 등과 같은 임의의 적절한 데이터 감소 기술이 사용될 수 있다.

[0053] 도 2에 도시된 바와 같이, 훈련 데이터 세트(157)는 데이터 변환 모듈(151)에 의해 수신된다. 일 예에서, 데이터 변환 모듈(151)은 훈련 데이터 세트(157)의 특징을 수학적 1에 도시된 바와 같이 n 개의 성분을 갖는 주성분 세트(152)로 변환하며, 여기서 PC^T 는 훈련된 측정 모델 모듈(153) 및 데이터 재구성 모델 훈련 모듈(155)로 전달되는 훈련 데이터 주성분 세트(152)의 벡터이다.

[0054] [수학적 1]

[0055]
$$PC^T = [PC_1^T, PC_2^T, \dots, PC_N^T]$$

[0056] 일 양태에서, 품질 메트릭 모델은 데이터 재구성 모델의 훈련 파라미터에 의해 훈련된다. 데이터 재구성 모델은 측정 데이터 세트의 다른 특징과 측정 데이터 세트를 기반으로 훈련된 측정 모델에 의해 추정된 하나 이상의 관심 파라미터 값을 기반으로 측정 데이터 세트의 각각의 특징을 재구성한다.

[0057] 일 예에서, 데이터 재구성 모델은 수학적 2에 예시되며, 여기서 PC_i 는 측정 데이터 세트의 i 번째 특징이고, PC_i^* 는 PC_i 의 재구성된 값이고, y 는 측정된 관심 파라미터(들)이고, g_i 는 측정 데이터 세트의 i 번째 특징과 연관된 재구성 함수이고, P_i 는 i 번째 재구성 함수와 연관된 재구성 모델 상수이다.

[0058] [수학식 2]

$$[0059] \quad PC_1^* = g_1(PC_2, PC_3, \dots, PC_n, y, y^2, y^3, y^4, P_1)]$$

$$[0060] \quad PC_2^* = g_2(PC_1, PC_3, \dots, PC_n, y, y^2, y^3, y^4, P_2)]$$

[0061] ...

$$[0062] \quad PC_n^* = g_n(PC_1, PC_2, \dots, PC_{n-1}, y, y^2, y^3, y^4, P_n)]$$

[0063] 수학식 2에 예시된 예에서, 측정 데이터 세트의 각각의 특징은 주성분이다. 일반적으로, 재구성 함수 g 는 임의의 적절한 파라미터화된 모델, 예를 들어, 선형 모델, 신경망 모델 등일 수 있다. 수학식 2에 예시된 예에서, 각각의 주성분 재구성은 4차 다항식 기준까지의 측정된 관심 파라미터, 재구성되는 주성분을 제외한 측정 데이터 세트의 주성분, 및 각각의 재구성 함수 g 의 상수 파라미터의 함수이다.

[0064] 데이터 재구성 모델은 훈련 데이터 세트(데이터 감소 포함 또는 미포함)와 기준 측정으로부터 공지되거나 훈련된 측정 모델을 사용하여 훈련 데이터 세트로부터 계산된 관심 파라미터 값 y 를 기반으로 훈련된다. 훈련은 P_i 와 같은 조정된 모델 파라미터 세트를 생성한다. 도 2에 도시된 바와 같이, 훈련된 데이터 재구성 모델(156)은 메모리(132)에 저장된다.

[0065] 도 2에 도시된 바와 같이, 주성분 세트(152)는 훈련된 측정 모델 모듈(153)로 전달된다. 훈련된 측정 모델 모듈(153)은 훈련된 측정 모델을 사용하여 주성분 세트(152)를 기반으로 하나 이상의 관심 파라미터 값 y 를 결정한다. 계산된 관심 파라미터 값(154)은 데이터 재구성 모델 훈련 모듈(155)로 전달된다. 이 예에서, 관심 파라미터 값 y 는 훈련된 측정 모델을 사용하여 훈련 데이터 세트로부터 계산된다. 대안적인 예에서, 관심 파라미터 값(154)은 데이터 재구성 모델 훈련 모듈(155)로 직접 전달된다.

[0066] 일부 실시예에서, 데이터 재구성 모델은 훈련 데이터 세트의 각각의 특징과 각각의 대응하는 재구성된 특징 사이의 차이의 합을 최소화함으로써 훈련되며; 일반적으로 최소 제곱 최소화로 표현된다. 수학식 3은 비제한적 예로서 데이터 재구성 모델 훈련을 나타낸다.

[0067] [수학식 3]

$$[0068] \quad \min \sum_{i=1}^n (PC_i^T - PC_i^*) =$$

$$[0069] \quad \min \sum_{i=1}^n (PC_i^T - g_i(PC_1, PC_3, \dots, PC_{i-1}, PC_{i+1}, \dots, PC_n, y, y^2, y^3, y^4, P_i))$$

[0070] 일부 다른 실시예에서, 데이터 재구성 모델은 훈련 데이터와 연관된 특정 도메인 지식에 기초하여 훈련된다. 도메인 지식은 하나 이상의 확률 분포로 표현되며, 이는 차례로 훈련 중에 사용되는 최적화 프로세스를 정규화하기 위해 사용된다. 이러한 방식으로, 최적화 프로세스는 물리 기반 확률 분포의 하나 이상의 표현에 의해 물리적으로 정규화된다. 비제한적 예로서, 측정 정밀도, 도구 간 일치, 추적, 웨이퍼 내 변동 등과 연관된 확률 분포가 최적화 프로세스를 물리적으로 정규화하기 위해 사용된다. 이러한 방식으로, 경험, 측정 데이터, 및 물리학에서 얻은 도메인 지식은 데이터 재구성 모델의 최적화를 구동하는 목적 함수에 직접 표현된다. 결과적으로, 도메인 지식은 품질 메트릭 모델 개발 프로세스에서 완전히 활용된다.

[0071] 또 다른 양태에서, 훈련된 품질 메트릭 모델은 상당한 양의 측정 데이터에 기초하여 특정 측정과 연관된 품질 메트릭 값을 결정하기 위해 사용된다.

[0072] 측정 데이터는 실제 측정 데이터, 모의 측정 데이터, 또는 둘 모두를 포함한다. 일부 실시예에서, 측정 데이터는 훈련 데이터 세트의 일부로서 사용되는 측정 타겟과 구조적으로 상이한 하나 이상의 측정 타겟의 모의 측정으로부터의 모의 측정 데이터를 포함한다.

[0073] 일부 실시예에서, 측정 데이터는 특정 측정 도구에 의한 특정 타겟의 측정으로부터의 실제 측정 데이터를 포함한다. 일반적으로, 측정 데이터는 공칭 웨이퍼 상의 타겟의 실제 측정치를 포함한다. 일부 실시예에서, 측정 데이터는 웨이퍼 간 변동을 추정하기 위해 다수의 웨이퍼로부터 수집된다. 일부 실시예에서, 측정 데이터는 DOE 웨이퍼로부터 수집되어 측정 정확도, 정밀도 추적, 또는 둘 모두를 추정한다. 일부 실시예에서, 측정 데이터는

도구 간 일치를 추정하기 위해 다수의 측정 시스템에 의해 수집된다.

- [0074] 일부 실시예에서, 측정 데이터 세트의 특징은 훈련된 품질 메트릭 모델에 대한 입력 데이터로서 직접 사용된다. 그러나, 일부 다른 실시예에서, 측정 데이터 세트는 감소된 치수로 변환되고 감소된 측정 데이터 세트의 특징은 훈련된 품질 메트릭 모델에 대한 입력 데이터로서 직접 사용된다. 많은 실제 상황에서, 계산 부담을 줄이기 위해 측정 데이터 세트의 치수를 줄이는 것이 바람직하다. 일반적으로, 훈련 데이터 세트를 줄이는 데 사용되는 동일한 데이터 특징 치수 감소 기술은 측정 데이터 세트를 줄이는 데에도 사용된다.
- [0075] 일부 실시예에서, 데이터 특징 치수 감소는 측정된 데이터 세트가 훨씬 더 작은 주성분 세트로 분해되는 주성분 분석에 의해 달성된다. 일반적으로, 푸리에 분석, 웨이블릿 분석, 이산 코사인 변환 분석 등과 같은 임의의 적절한 데이터 감소 기술이 사용될 수 있다.
- [0076] 도 3에 도시된 바와 같이, 측정 데이터 세트(173)는 데이터 변환 모듈(161)에 의해 수신된다. 일 예에서, 데이터 변환 모듈(161)은 측정 데이터 세트(173)의 특징을 수학적 4에 도시된 바와 같이 n 개의 성분을 갖는 주성분 세트(162)로 변환하며, 여기서 PC는 훈련된 측정 모델 모듈(163) 및 훈련된 데이터 재구성 모듈(165)로 전달되는 측정 데이터 주성분 세트(162)의 벡터이다.
- [0077] [수학적 4]
- [0078] $PC = [PC_1, PC_2, \dots, PC_n]$
- [0079] 도 3에 도시된 바와 같이, 주성분 세트(162)는 훈련된 측정 모델 모듈(163)로 전달된다. 훈련된 측정 모델 모듈(163)은 훈련된 측정 모델을 사용하여 주성분 세트(162)를 기반으로 하나 이상의 관심 파라미터 값 y 를 결정한다. 계산된 관심 파라미터 값(164)은 훈련된 데이터 재구성 모듈(165)로 전달된다. 예시적인 관심 파라미터는 측정된 구조물을 특징짓는 기하학적 파라미터, 분산 파라미터, 공정 파라미터, 또는 전기적 파라미터를 포함한다.
- [0080] 대안적으로, 측정 데이터 세트(173)는 훈련된 측정 모델에 의해 처리되어 측정된 구조물을 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터 값, 예를 들어, y 를 추정한다.
- [0081] 데이터 재구성 모듈은 측정 데이터 세트의 다른 특징과 측정 데이터 세트를 기반으로 훈련된 측정 모델에 의해 추정된 하나 이상의 관심 파라미터 값을 기반으로 측정 데이터 세트(또는 감소된 측정 데이터 세트)의 각각의 특징을 재구성한다. 일 예에서, 데이터 재구성 모듈은 수학적 2에 예시되어 있다. 이 예에서, PC_i 는 측정 데이터 세트의 i 번째 특징이고, PC_i^* 는 PC_i 의 재구성된 값이고, y 는 측정된 관심 파라미터(들)이고, g_i 는 측정 데이터 세트의 i 번째 특징과 연관된 재구성 함수이고, P_i 는 i 번째 재구성 함수와 연관된 재구성 모델 상수의 벡터이다.
- [0082] 도 3에 도시된 바와 같이, 주성분 세트(162) 및 계산된 관심 파라미터 값(164)은 훈련된 데이터 재구성 모듈(165)로 전달된다. 재구성 함수 및 재구성 모델 상수는 공지되어 있다. 훈련된 데이터 재구성 모듈(165)은 비제한적 예로서 수학적 2에 예시된 바와 같이 훈련된 데이터 재구성 모듈을 사용하여, 재구성된 측정 데이터 세트, 예를 들어 재구성된 주성분 세트(166)를 결정한다.
- [0083] 일반적으로, 평가 중인 측정 데이터가 훈련 공간에 가까운 경우, 각각의 데이터 특징(예를 들어, PC_i)은 대응하는 재구성된 데이터 특징(예를 들어, PC_i^*)과 유사할 것이다.
- [0084] 도 3에 도시된 바와 같이, 훈련된 측정 모델 모듈(167)은 재구성된 측정 데이터 세트(166)를 수신하고 훈련된 측정 모델을 사용하여 측정된 구조물을 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터 값(168), 예를 들어, y^* 를 추정한다.
- [0085] 도 3에 도시된 바와 같이, 품질 메트릭 모듈(169)은 재구성된 측정 데이터 세트에 기초하여 결정된 하나 이상의 관심 파라미터 값(168) 및 측정 데이터 세트에 기초하여 결정된 하나 이상의 관심 파라미터 값(164)을 수신한다. 원시 품질 메트릭 값(170)은 수학적 5에 의해 예시된 바와 같이 관심 파라미터의 측정된 값, 예를 들어, y 와 재구성된 측정 데이터 세트를 사용하여 추정된 관심 파라미터 값, 예를 들어, y^* 사이의 절대 차이로서 결정되며, 여기서 QM_{raw} 는 원시 품질 메트릭 값이다. 차이는 측정 모델을 사용하여 추정된 관심 파라미터 값의

불확실성을 나타낸다.

[0086] [수학식 5]

[0087] $QM_{raw} = |y - y^*|$

[0088] 도 3에 도시된 바와 같이, 정규화 모듈(171)은 원시 품질 메트릭 값(170)을 정규화하여 메모리(132)에 저장된 정규화된 품질 메트릭 값(172)을 생성한다. 원시 품질 메트릭 값의 척도는 층, 도구, 측정 레시피, 사용 사례 등에 따라 달라진다. 추가 양태에서, 원시 품질 메트릭 값은 여러 레시피, 도구, 층, 사용 사례 등에 대한 품질 메트릭 값의 적용 가능성을 넓히기 위해 정규화된다. 이러한 방식으로, 정규화된 품질 메트릭은 광범위한 측정 시나리오의 측정 성능 지표이다.

[0089] 일부 예에서, 정규화된 품질 메트릭 값은 0에서 1로 제한된다. 이러한 방식으로, 정규화된 품질 메트릭 값은 표준화되고 일관성이 있다. 값이 작을수록 신뢰도가 높은 측정을 나타내며, 그 반대도 마찬가지이다.

[0090] 일부 실시예에서, 원시 품질 메트릭 값의 정규화는 반복적인 방식으로 달성된다. 먼저, 정규화된 품질 메트릭 값은 원시 품질 메트릭 값과 정규화 계수의 초기 값 α_0 을 기반으로 결정된다. 비제한적인 예로서, 수학식 6은 원시 품질 메트릭 값의 정규화의 제1 반복을 설명하며, 여기서 QM_{norm} 은 정규화된 품질 메트릭 값이고, QM_{raw} 는 원시 품질 메트릭 값이고, α_0 은 정규화 계수 α 의 초기 값이고, $QM_{critical}$ 은 원시 품질 메트릭 값 QM_{raw} 의 값 분포의 95% 분위수 값이다. 수학식 6에 예시된 바와 같이, QM_{norm} 의 값은 0과 1의 값으로 제한된다.

[0091] [수학식 6]

[0092]
$$QM_{norm} = \min \left(\frac{QM_{raw}}{(\alpha^0) QM_{critical}}, 1.0 \right)$$

[0093] 둘째, 정규화 계수 α 는 정규화된 품질 메트릭 값의 분포와 정규화 계수의 초기 값 α_0 을 기반으로 업데이트된다.

[0094] 비제한적인 예로서, 수학식 7은 정규화 계수 값의 업데이트를 예시하며, 여기서 α 는 정규화 계수의 업데이트된 값이고, α_0 은 정규화 계수 α 의 초기 값이고, 임계값은 상수 값, 예를 들어, 0.8이고, $QM_{norm-98\%}$ 는 정규화된 품질 메트릭 값 QM_{norm} 의 값 분포의 98% 분위수 값이다.

[0095] [수학식 7]

[0096]
$$\alpha = \frac{QM_{norm-98\%}}{threshold} \alpha^0$$

[0097] 셋째, 정규화된 품질 메트릭 값은 원시 품질 메트릭 값과 정규화 계수의 업데이트된 값 α 을 기반으로 결정된다. 비제한적인 예로서, 수학식 8은 원시 품질 메트릭 값의 정규화의 제2 반복을 설명하며, 여기서 QM_{norm} 은 정규화된 품질 메트릭 값이고, QM_{raw} 는 원시 품질 메트릭 값이고, α 는 정규화 계수의 업데이트된 값이고, $QM_{critical}$ 은 원시 품질 메트릭 값 QM_{raw} 의 값 분포의 95% 분위수 값이다. 수학식 8에 예시된 바와 같이, QM_{norm} 의 값은 0과 1의 값으로 제한된다.

[0098] [수학식 8]

[0099]
$$QM_{norm} = \min \left(\frac{QM_{raw}}{(\alpha) QM_{critical}}, 1.0 \right)$$

[0100] 도 4a 내지 도 4f는 측정 모델에 의해 결정된 관심 파라미터 값의 절대 오차와 각각의 측정과 연관된 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 도시하는 플롯이다.

[0101] 이러한 예에서, 관심 파라미터의 측정된 값에서의 절대 오차 $Error_{abs}$ 는 관심 파라미터의 공지된 기준 값 y_{ref} 와 각각의 모의 측정 스펙트럼으로부터 측정 모델에 의해 추정된 관심 파라미터 값 y 사이의 절대 차이로서 결정된다.

- [0102] [수학식 9]
- [0103] $\text{Error}_{abs} = |y - y_{rsf}|$
- [0104] 각각의 측정과 연관된 원시 품질 메트릭 값 QM_{raw} 는 수학식 10에 의해 예시된 바와 같이 관심 파라미터의 측정된 값, 예를 들어, y 와 재구성된 측정 데이터를 사용하여 추정된 관심 파라미터 값, 예를 들어, y^* 사이의 절대 차이로서 결정된다.
- [0105] [수학식 10]
- [0106] $\text{QM}_{raw} = |y - y^*|$
- [0107] 도 4a 내지 도 4f 각각은 상이한 초점 값, 상이한 공정 조건, 및 상이한 측정 조건에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 도시한다.
- [0108] 도 4a는 5%의 하부 층 두께 변동 범위 및 측정 모델과 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트 내의 초점 값 범위를 포함하는 100개의 상이한 측정에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 나타내는 플롯(210)을 도시한다. 도 4a에 도시된 바와 같이, 플롯라인(211)은 절대 오차를 도시하고 플롯라인(212)은 대응하는 품질 메트릭 값을 도시한다. 도 4a에 도시된 바와 같이, 모든 테스트 조건에 대한 절대 오차는 매우 낮으며, 대응하는 품질 메트릭 값도 마찬가지로이다. 기계 학습 기반 측정 모델 및 품질 메트릭 모델 둘 모두는 도 4a에 도시된 측정과 유사한 훈련 데이터를 기반으로 훈련되며, 따라서 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값의 작은 값은 본 명세서에 설명된 품질 메트릭 방법론이 훈련 데이터 영역 내에서 효과적인임을 나타낸다.
- [0109] 도 4b는 10%의 하부 층 두께 변동 범위 및 측정 모델과 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트 내부 및 외부의 초점 값 범위를 포함하는 100개의 상이한 측정에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 나타내는 플롯(220)을 도시한다. 도 4b에 도시된 바와 같이, 플롯라인(221)은 절대 오차를 도시하고 플롯라인(222)은 대응하는 품질 메트릭 값을 도시한다. 도 4b에 도시된 바와 같이, 절대 오차는 테스트 조건 및 대응하는 품질 메트릭 값에 따라 달라진다. 또한, 품질 메트릭 값은 모든 테스트 조건에 대해 절대 오차와 잘 상관된다.
- [0110] 도 4c는 5%의 하부 층 두께 변동 범위, 10%만큼의 한 층의 평균 이동, 및 측정 모델과 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트 내부 및 외부의 초점 값 범위를 포함하는 100개의 상이한 측정에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 나타내는 플롯(230)을 도시한다. 도 4c에 도시된 바와 같이, 플롯라인(231)은 절대 오차를 도시하고 플롯라인(232)은 대응하는 품질 메트릭 값을 도시한다. 도 4c에 도시된 바와 같이, 절대 오차는 테스트 조건 및 대응하는 품질 메트릭 값에 따라 달라진다. 다시 말하지만, 품질 메트릭 값은 모든 테스트 조건에 대해 절대 오차와 잘 상관된다.
- [0111] 도 4d는 5%의 하부 층 두께 변동 범위 및 측정 모델과 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트 내부 및 외부의 초점 값 범위를 포함하는 100개의 상이한 측정에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 나타내는 플롯(240)을 도시한다. 도 4d에 도시된 바와 같이, 플롯라인(241)은 절대 오차를 도시하고 플롯라인(242)은 대응하는 품질 메트릭 값을 도시한다. 도 4d에 도시된 바와 같이, 절대 오차는 테스트 조건 및 대응하는 품질 메트릭 값에 따라 달라진다. 다시 말하지만, 품질 메트릭 값은 모든 테스트 조건에 대해 절대 오차와 잘 상관된다.
- [0112] 도 4e는 5%의 하부 층 두께 변동 범위, 0.1도의 입사각 이동, 및 측정 모델과 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트 내부 및 외부의 초점 값 범위를 포함하는 100개의 상이한 측정에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 나타내는 플롯(250)을 도시한다. 도 4e에 도시된 바와 같이, 플롯라인(251)은 절대 오차를 도시하고 플롯라인(252)은 대응하는 품질 메트릭 값을 도시한다. 도 4e에 도시된 바와 같이, 절대 오차는 테스트 조건 및 대응하는 품질 메트릭 값에 따라 달라진다. 다시 말하지만, 품질 메트릭 값은 모든 테스트 조건에 대해 절대 오차와 잘 상관된다.
- [0113] 도 4f는 5%의 하부 층 두께 변동 범위, 측정 시스템 잡음의 3배 증가, 및 측정 모델과 품질 메트릭 모델을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터 세트 내부 및 외부의 초점 값 범위를 포함하는 100개의 상이한 측정에 대한 절대 오차와 대응하는 품질 메트릭 값 사이의 상관관계를 나타내는 플롯(260)을 도시한다. 도 4f에 도시된 바와 같이, 플롯라인(261)은 절대 오차를 도시하고 플롯라인(262)은 대응하는 품질 메트릭 값을 도시한다. 도 4f에

도시된 바와 같이, 절대 오차는 테스트 조건 및 대응하는 품질 메트릭 값에 따라 달라진다. 다시 말하지만, 품질 메트릭 값은 모든 테스트 조건에 대해 절대 오차와 잘 상관된다.

- [0114] 기계 학습 기반 측정 모델 및 품질 메트릭 모델은 둘 모두 도 4b 내지 도 4f에 도시된 측정보다 더 작은 영역을 갖는 훈련 데이터에 기초하여 훈련된다. 그럼에도 불구하고, 절대 오차 값과 대응하는 품질 메트릭 값은 잘 상관된다. 이는 본 명세서에 설명된 품질 메트릭 방법론이 훈련 데이터 영역 밖에서도 효과적임을 나타낸다. 따라서, 본 명세서에 설명된 품질 메트릭 방법론은 관심 파라미터의 측정된 값의 불확실성을 검출하는 데 사용될 수 있다.
- [0115] 도 5는 다수의 웨이퍼 각각에서 다수의 측정 부위에 대해 계산된 품질 메트릭 값의 분포를 나타내는 플롯(270)이다. 도 5에 도시된 바와 같이, 각각의 수직 막대는 각각의 특정 웨이퍼 상의 다수의 측정 부위에 대해 계산된 품질 메트릭 값 분포의 3-시그마 값을 나타낸다. 도 5에 도시된 바와 같이, 각각의 분포의 3-시그마 값은 매우 작으며, 이는 상대적으로 타이트한 분포를 나타낸다. 결과적으로, 예를 들어 0.8보다 큰 상대적으로 큰 품질 메트릭 값을 갖는 임의의 측정치는 이상치일 가능성이 있다.
- [0116] 또 다른 양태에서, 본 명세서에 설명된 바와 같이 품질 메트릭 모델을 훈련시키고 사용하기 위해 사용되는 훈련 데이터 및 측정 데이터는 웨이퍼 상에 근접하게 위치한 다수의 타겟으로부터 시뮬레이션되거나, 수집되거나, 또는 둘 모두이다.
- [0117] 일부 실시예에서, 본 명세서에 설명된 바와 같이 측정 중인 측정 타겟은 전용 계측 타겟이 아닌 실제 장치 구조물일 수 있다.
- [0118] 또 다른 양태에서, 본 명세서에 설명된 바와 같이 품질 메트릭 모델을 훈련시키고 사용하기 위해 사용되는 훈련 데이터 및 측정 데이터는 다수의 상이한 계측 시스템에 의해 하나 이상의 타겟으로부터 수집된다. 일 예에서, 제1 타겟으로부터의 측정 데이터는 분광 타원계측기에 의해 수집될 수 있고, 동일한 타겟 또는 상이한 타겟으로부터의 측정 데이터는 소각 x선 산란계측(small-angle x-ray scatterometry; SAXS) 시스템에 의해 수집될 수 있고, 동일한 타겟 또는 상이한 타겟으로부터의 측정 데이터는 이미징 기반 계측 시스템에 의해 수집될 수 있다.
- [0119] 일부 실시예에서, 관심 파라미터를 추정하기 위해 측정 데이터를 수집하는 데 사용되는 계측 시스템은 품질 메트릭 값을 추정하기 위해 측정 데이터를 수집하는 데 사용되는 계측 시스템과 상이하다.
- [0120] 또 다른 추가 양태에서, 다수의 상이한 관심 파라미터가 측정되고 대응하는 품질 메트릭이 각각의 상이한 관심 파라미터에 대해 평가된다. 일부 실시예에서, 다수의 상이한 관심 파라미터와 연관된 품질 메트릭이 사용되어 특정 측정 레시피와 연관된 측정 불확실성을 보다 명확하게 식별하고, 공정 파라미터의 변경이 요구되는 때를 보다 명확하게 식별하며, 또는 둘 모두를 명확하게 식별한다.
- [0121] 또 다른 추가 양태에서, 측정 타겟에 매우 근접한 구조물과 연관된 관심 파라미터 값, 대응하는 품질 메트릭 값, 또는 둘 모두가 사용되어 공정 파라미터의 변경이 요구되는 때를 보다 명확하게 식별한다.
- [0122] 일반적으로, 본 명세서에 설명된 바와 같이 품질 메트릭 모델을 훈련시키고 사용하기 위해 사용되는 훈련 데이터 및 측정 데이터는 임의의 적절한 반도체 측정 시스템으로부터 수집될 수 있다. 비제한적인 예로서, 적절한 시스템은 분광 타원계측기, 분광 반사계측기, 연결 x선 기반 계측 시스템, 소각 x선 산란계측 시스템, 이미징 시스템, 하이퍼스펙트럼 이미징 시스템 등을 포함한다.
- [0123] 역시 또 다른 추가 양태에서, 본 명세서에 설명된 측정 결과는 공정 도구(예를 들어, 리소그래피 도구, 에칭 도구, 증착 도구 등)에 능동 피드백을 제공하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 측정 방법에 기초하여 결정된 측정 파라미터 값이 에칭 도구에 전달되어 원하는 에칭 깊이를 달성하기 위해 에칭 시간을 조정할 수 있다. 유사한 방식으로, 에칭 파라미터(예를 들어, 에칭 시간, 확산성 등) 또는 증착 파라미터(예를 들어, 시간, 농도 등)가 각각 에칭 도구 또는 증착 도구에 능동 피드백을 제공하기 위해 측정 모델에 포함될 수 있다. 일부 예에서, 측정된 장치 파라미터 값에 기초하여 결정된 공정 파라미터에 대한 수정이 공정 도구에 전달될 수 있다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 시스템(130)은 하나 이상의 관심 파라미터 값을 결정한다. 또한, 컴퓨팅 시스템(130)은 하나 이상의 관심 파라미터의 결정된 값에 기초하여 제어 명령을 공정 제어기에 전달한다. 제어 명령은 공정 제어기가 공정의 상태를 변경하게 한다(예를 들어, 에칭 공정 중지, 확산성 변경 등). 일 예에서, 제어 명령은 공정 제어기가 리소그래피 시스템의 초점, 리소그래피 시스템의 선량, 또는 둘 모두를 조정하게 한다. 다른 예에서, 제어 명령은 공정 제어기가 CD 파라미터의 측정된 웨이퍼 균일성을 개선하기 위해 에칭 속도

를 변경하게 한다.

- [0124] 일부 예에서, 측정 모델은 미국 캘리포니아주 밀피타스 소재의 KLA-Tencor Corporation에서 입수할 수 있는 SpectraShape® 광학 임계 치수 계측 시스템의 요소로서 구현된다. 이러한 방식으로, 모델은 시스템에 의해 스펙트럼을 수집한 직후에 생성되고 사용할 준비가 된다.
- [0125] 일부 다른 예에서, 측정 모델은 예를 들어 미국 캘리포니아주 밀피타스 소재의 KLA-Tencor Corporation에서 입수할 수 있는 AcuShape® 소프트웨어를 구현하는 컴퓨팅 시스템에 의해 오프라인으로 구현된다. 그 결과, 훈련된 모델은 측정을 수행하는 계측 시스템에서 액세스할 수 있는 AcuShape® 라이브러리 요소로서 통합될 수 있다.
- [0126] 도 6은 적어도 하나의 신규 양태에서 반도체 측정의 하나 이상의 성능 특성을 나타내는 품질 메트릭 값을 추정하기 위한 방법(300)의 흐름도를 도시한다. 방법(300)은 본 발명의 도 1에 도시된 계측 시스템(100)과 같은 계측 시스템에 의한 구현에 적합하다. 일 양태에서, 방법(300)의 데이터 처리 블록은 컴퓨팅 시스템(130) 또는 임의의 다른 범용 컴퓨팅 시스템의 하나 이상의 프로세서에 의해 실행되는 미리 프로그래밍된 알고리즘을 통해 수행될 수 있다는 것이 인식된다. 본 명세서에서, 계측 시스템(100)의 특정한 구조적 양태는 제한을 나타내지 않으며 단지 예시로서 해석되어야 한다는 것이 인식된다.
- [0127] 블록(301)에서, 조명 방사선량이 반도체 웨이퍼의 표면 상의 제1 측정 부위에 지향된다.
- [0128] 블록(302)에서, 조명 방사선량에 응답하여 제1 측정 부위로부터 수집된 방사선량이 검출된다.
- [0129] 블록(303)에서, 제1 측정 부위로부터의 검출된 방사선량을 특징짓는 제1 복수의 특징이 생성된다.
- [0130] 블록(304)에서, 하나 이상의 관심 파라미터 값이 추정된다. 하나 이상의 파라미터는 훈련된 측정 모델에 기초하여 검출된 방사선량의 제1 복수의 특징 값으로부터 측정 부위를 특징짓는다.
- [0131] 블록(305)에서, 제1 복수의 특징 각각의 재구성된 값이 결정된다. 제1 복수의 특징 중 하나의 특징의 재구성된 값은 훈련된 데이터 재구성 모델에 기초하여 해당 특징 값을 제외한 제1 복수의 특징 각각의 값 및 하나 이상의 관심 파라미터로부터 결정된다.
- [0132] 블록(306)에서, 측정 부위를 특징짓는 하나 이상의 관심 파라미터의 재구성된 값은 훈련된 측정 모델에 기초하여 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 추정된다.
- [0133] 블록(307)에서, 품질 메트릭 값이 제1 복수의 특징 값으로부터 결정된 하나 이상의 관심 파라미터 값과 제1 복수의 특징의 재구성된 값으로부터 결정된 하나 이상의 관심 파라미터 값 사이의 차이에 기초하여 결정된다.
- [0134] 추가 실시예에서, 시스템(100)은 본 명세서에 설명된 방법에 따라 수집된 분광 측정 데이터에 기초하여 반도체 구조물의 측정을 수행하기 위해 사용되는 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)을 포함한다. 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)은 하나 이상의 분광기, 능동 광학 요소, 공정 제어기 등에 통신 가능하게 결합될 수 있다. 일 양태에서, 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)은 웨이퍼 구조물(101)의 스펙트럼 측정과 연관된 측정 데이터를 수신하도록 구성된다.
- [0135] 본 개시 전체에 걸쳐 설명된 하나 이상의 단계는 단일 컴퓨팅 시스템(130) 또는 대안적으로 다중 컴퓨팅 시스템(130)에 의해 수행될 수 있다는 것을 인식해야 한다. 더욱이, 시스템(100)의 상이한 서브시스템은 본 명세서에 설명된 단계 중 적어도 일부를 수행하기에 적합한 컴퓨팅 시스템을 포함할 수 있다. 그러므로, 전술한 설명은 본 발명에 대한 제한으로 해석되어서는 안 되고, 단지 예시로서 해석되어야 한다.
- [0136] 또한, 컴퓨팅 시스템(130)은 당업계에 공지된 임의의 방식으로 분광기에 통신 가능하게 결합될 수 있다. 예를 들어, 하나 이상의 컴퓨팅 시스템(130)은 분광기와 연관된 컴퓨팅 시스템에 결합될 수 있다. 다른 예에서, 분광기는 컴퓨팅 시스템(130)에 결합된 단일 컴퓨팅 시스템에 의해 직접 제어될 수 있다.
- [0137] 시스템(100)의 컴퓨팅 시스템(130)은 유선 및/또는 무선 부분을 포함할 수 있는 전송 매체에 의해 시스템의 서브시스템(예를 들어, 분광기 등)으로부터 데이터 또는 정보를 수신 및/또는 획득하도록 구성될 수 있다. 이러한 방식으로, 전송 매체는 시스템(100)의 컴퓨팅 시스템(130)과 다른 서브시스템 사이의 데이터 링크 역할을 할 수 있다.
- [0138] 시스템(100)의 컴퓨팅 시스템(130)은 유선 및/또는 무선 부분을 포함할 수 있는 전송 매체에 의해 다른 시스템으로부터 데이터 또는 정보(예를 들어, 측정 결과, 모델링 입력, 모델링 결과, 기준 측정 결과 등)를 수신 및/

또는 획득하도록 구성될 수 있다. 이러한 방식으로, 전송 매체는 컴퓨팅 시스템(130)과 다른 시스템(예를 들어, 메모리 온보드 시스템(100), 외부 메모리, 또는 다른 외부 시스템) 사이의 데이터 링크 역할을 할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템(130)은 데이터 링크를 통해 저장 매체(즉, 메모리(132) 또는 외부 메모리)로부터 측정 데이터를 수신하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 본 명세서에 설명된 분광기를 사용하여 획득된 스펙트럼 결과는 영구 또는 반영구 메모리 장치(예를 들어, 메모리(132) 또는 외부 메모리)에 저장될 수 있다. 이와 관련하여, 스펙트럼 결과는 온보드 메모리 또는 외부 메모리 시스템에서 가져올 수 있다. 더욱이, 컴퓨팅 시스템(130)은 전송 매체를 통해 다른 시스템에 데이터를 보낼 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템(130)에 의해 결정된 측정 모델 또는 추정된 파라미터 값이 외부 메모리에 전달되어 저장될 수 있다. 이와 관련하여, 측정 결과를 다른 시스템으로 내보낼 수 있다.

[0139] 컴퓨팅 시스템(130)은 개인용 컴퓨터 시스템, 메인프레임 컴퓨터 시스템, 워크스테이션, 이미지 컴퓨터, 병렬 프로세서, 또는 당업계에 공지된 임의의 다른 장치를 포함할 수 있지만 이에 제한되지 않는다. 일반적으로, "컴퓨팅 시스템"이라는 용어는 메모리 매체로부터 명령어를 실행하는 하나 이상의 프로세서를 갖는 임의의 장치를 포함하도록 광범위하게 정의될 수 있다.

[0140] 본 명세서에 설명된 것과 같은 방법을 구현하는 프로그램 명령어(134)는 유선, 케이블 또는 무선 전송 링크와 같은 전송 매체를 통해 전송될 수 있다. 예를 들어, 도 1에 도시된 바와 같이, 메모리(132)에 저장된 프로그램 명령어(134)는 버스(133)를 통해 프로세서(131)로 전송된다. 프로그램 명령어(134)는 컴퓨터 판독 가능 매체(예를 들어, 메모리(132))에 저장된다. 예시적인 컴퓨터 판독 가능 매체는 읽기 전용 메모리, 랜덤 액세스 메모리, 자기 또는 광 디스크, 또는 자기 테이프를 포함한다.

[0141] 본 명세서에 설명된 바와 같이, "임계 치수"라는 용어는 구조물의 임의의 임계 치수(예를 들어, 하부 임계 치수, 중간 임계 치수, 상부 임계 치수, 측벽 각도, 격자 높이 등), 임의의 2개 이상 구조물 사이의 임계 치수(예를 들어, 2개의 구조물 사이의 거리), 및 2개 이상의 구조물 사이의 변위(예를 들어, 오버레이 격자 구조물 사이의 오버레이 변위 등)를 포함한다. 구조물은 3차원 구조물, 패턴 구조물, 오버레이 구조물 등을 포함할 수 있다.

[0142] 본 명세서에 설명된 바와 같이, "임계 치수 적용" 또는 "임계 치수 측정 적용"이라는 용어는 임의의 임계 치수 측정을 포함한다.

[0143] 본 명세서에 설명된 바와 같이, "계측 시스템"이라는 용어는 임계 치수 계측, 오버레이 계측, 초점/선량 계측, 및 조성 계측과 같은 측정 애플리케이션을 포함하여 임의의 양태에서 표본을 특징짓기 위해 적어도 부분적으로 사용되는 임의의 시스템을 포함한다. 그러나, 이러한 기술 용어는 본 명세서에 설명된 "계측 시스템"이라는 용어의 범위를 제한하지 않는다. 또한, 시스템(100)은 패턴화된 웨이퍼 및/또는 비패턴화된 웨이퍼의 측정을 위해 구성될 수 있다. 계측 시스템은 LED 검사 도구, 예지 검사 도구, 후면 검사 도구, 매크로 검사 도구, 또는 다중 모드 검사 도구(하나 이상의 플랫폼의 데이터를 동시에 포함), 및 임계 치수 데이터를 기반으로 시스템 파라미터를 교정함으로써 이익을 얻는 임의의 다른 계측 또는 검사 도구로 구성될 수 있다.

[0144] 임의의 반도체 처리 도구(예를 들어, 검사 시스템 또는 리소그래피 시스템) 내에서 표본을 측정하기 위해 사용될 수 있는 반도체 측정 시스템에 대한 다양한 실시예가 본 명세서에서 설명된다. "표본"이라는 용어는 웨이퍼, 레티클, 또는 당업계에 공지된 수단에 의해 처리(예를 들어, 인쇄 또는 결함에 대해 검사)될 수 있는 임의의 다른 샘플을 지칭하기 위해 본 명세서에서 사용된다.

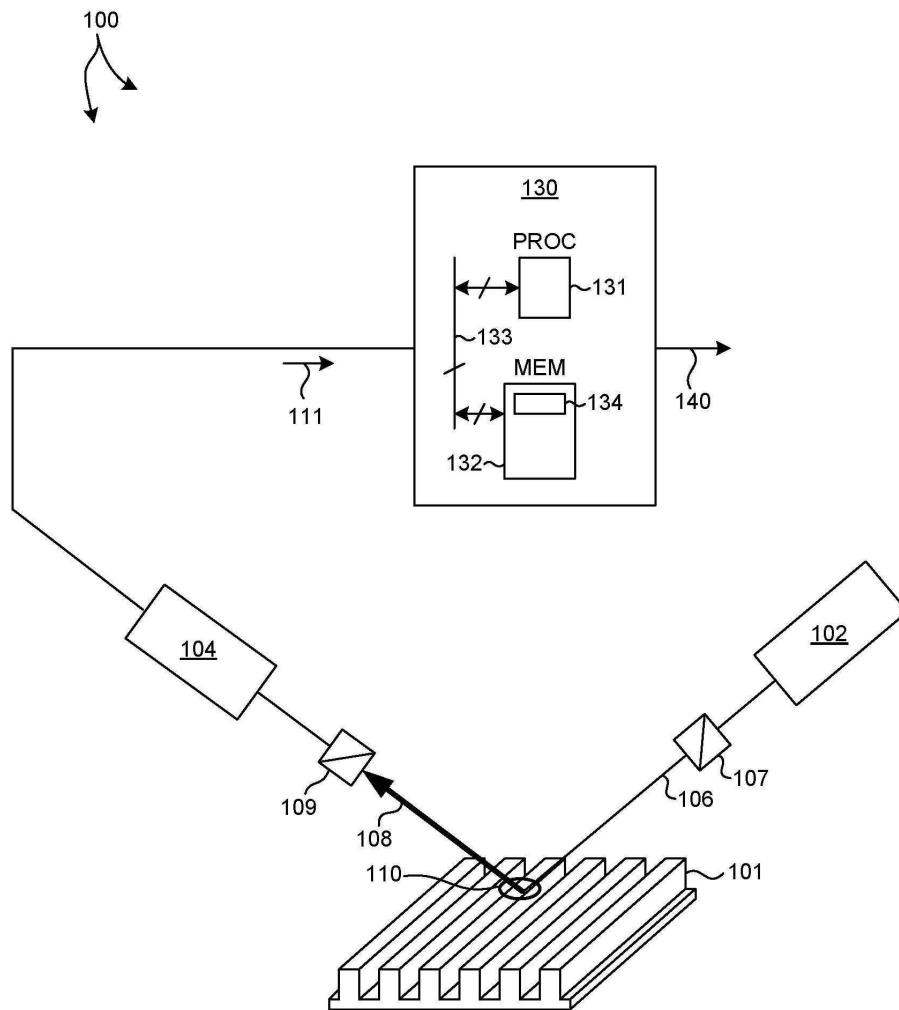
[0145] 본 명세서에 사용되는 바와 같이, "웨이퍼"라는 용어는 일반적으로 반도체 또는 비반도체 물질로 형성된 기판을 지칭한다. 그 예로는 단결정 실리콘, 갈륨 비화물, 및 인듐 인화물이 포함되지만 이에 제한되지 않는다. 이러한 기판은 일반적으로 반도체 제조 설비에서 발견 및/또는 처리될 수 있다. 일부 경우에, 웨이퍼는 기판(즉, 베어 웨이퍼)만을 포함할 수 있다. 대안적으로, 웨이퍼는 기판 상에 형성된 상이한 물질의 하나 이상의 층을 포함할 수 있다. 웨이퍼 상에 형성된 하나 이상의 층은 "패턴화" 또는 "비패턴화"될 수 있다. 예를 들어, 웨이퍼는 반복 가능한 패턴 특징을 갖는 복수의 다이를 포함할 수 있다.

[0146] "레티클"은 레티클 제조 공정의 임의의 단계에 있는 레티클, 또는 반도체 제조 설비에서 사용하기 위해 출시되거나 출시되지 않을 수 있는 완성된 레티클일 수 있다. 레티클 또는 "마스크"는 일반적으로 실질적으로 불투명한 영역이 위에 형성되고 패턴으로 구성되는 실질적으로 투명한 기판으로 정의된다. 기판은 예를 들어, 비정질 SiO₂와 같은 유리 물질을 포함할 수 있다. 레티클 상의 패턴이 레지스트로 전사될 수 있도록 리소그래피 공정의 노출 단계 동안 레지스트 커버된 웨이퍼 위에 레티클이 배치될 수 있다.

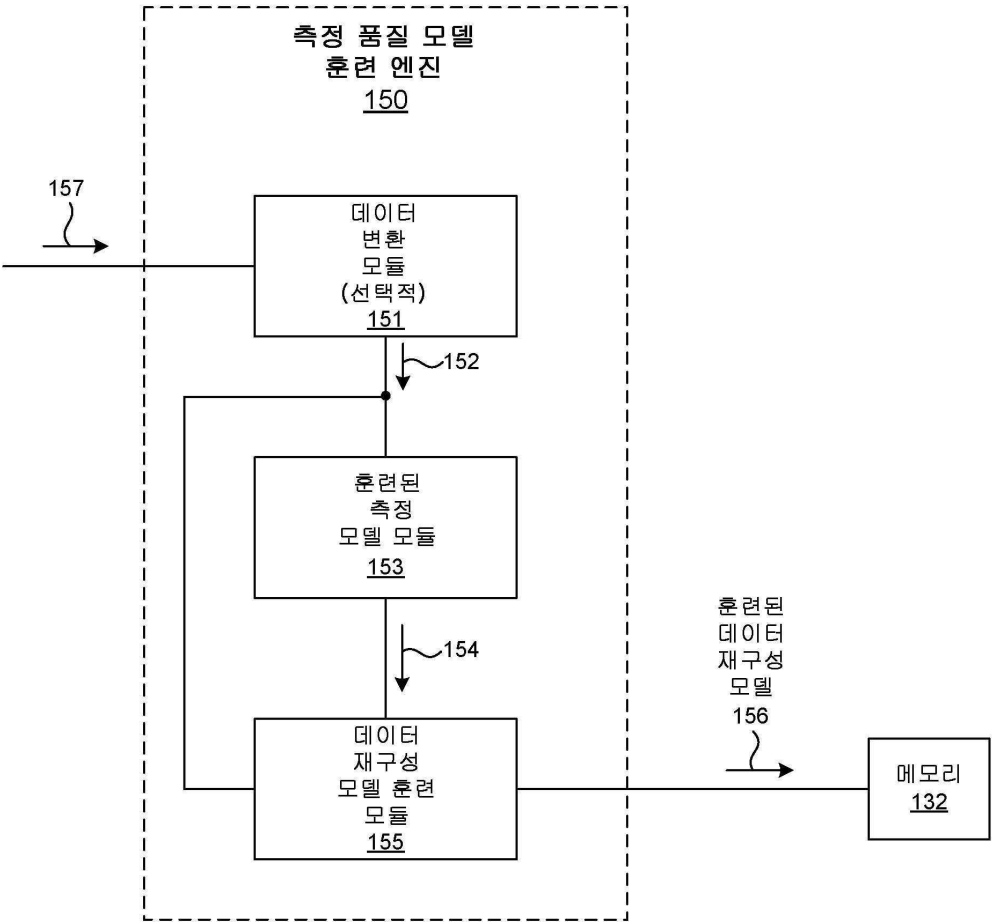
- [0147] 웨이퍼 상에 형성된 하나 이상의 층은 패턴화되거나 비패터화될 수 있다. 예를 들어, 웨이퍼는 각각 반복 가능한 패턴 특징을 갖는 복수의 다이를 포함할 수 있다. 이러한 물질 층의 형성 및 처리는 궁극적으로 완성된 장치를 초래할 수 있다. 다수의 상이한 유형의 장치가 웨이퍼 상에 형성될 수 있으며, 본 명세서에서 사용되는 바와 같은 웨이퍼라는 용어는 당업계에 공지된 임의의 유형의 장치가 제조되는 웨이퍼를 포함하도록 의도된다.
- [0148] 하나 이상의 예시적인 실시예에서, 설명된 기능은 하드웨어, 소프트웨어, 펌웨어, 또는 이들의 임의의 조합으로 구현될 수 있다. 소프트웨어로 구현되는 경우, 기능은 컴퓨터 판독 가능 매체에 하나 이상의 명령어 또는 코드로서 저장되거나 전송될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터 프로그램을 한 장소에서 다른 장소로 전송하는 것을 용이하게 하는 임의의 매체를 포함하는 통신 매체 및 컴퓨터 저장 매체 모두를 포함한다. 저장 매체는 범용 또는 특수 목적 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 사용 가능한 매체일 수 있다. 제한이 아닌 예로서, 이러한 컴퓨터 판독 가능 매체는 RAM, ROM, EEPROM, CD-ROM 또는 다른 광 디스크 저장 장치, 자기 디스크 저장 장치 또는 다른 자기 저장 장치, 또는 명령어 또는 데이터 구조의 형태로 원하는 프로그램 코드 수단을 운반하거나 저장하는 데 사용될 수 있고 범용 또는 특수 목적 컴퓨터 또는 범용 또는 특수 목적 프로세서에 의해 액세스될 수 있는 임의의 다른 매체를 포함할 수 있다. 또한, 임의의 연결을 적절히 컴퓨터 판독 가능 매체라고 한다. 예를 들어, 소프트웨어가 동축 케이블, 광섬유 케이블, 트위스트 페어, 디지털 가입자 회선(DSL), 또는 적외선, 라디오, 마이크로웨이브와 같은 무선 기술을 사용하여 웹 사이트, 서버, 또는 다른 원격 소스로부터 전송되는 경우, 동축 케이블, 광섬유 케이블, 트위스트 페어, DSL, 또는 적외선, 라디오, 마이크로웨이브와 같은 무선 기술이 매체의 정의에 포함된다. 본 명세서에서 사용되는 디스크는 콤팩트 디스크(CD), 레이저 디스크, 광 디스크, 디지털 다기능 디스크(DVD), 플로피 디스크 및 블루레이 디스크를 포함하며, 디스크는 일반적으로 자기적으로 데이터를 재생하지만, 디스크는 레이저를 사용하여 광학적으로 데이터를 재생한다. 상기의 조합이 또한 컴퓨터 판독 가능 매체의 범위 내에 포함되어야 한다.
- [0149] 특정한 특정 실시예가 교육 목적으로 위에서 설명되었지만, 이 특허 문서의 교시 내용은 일반적으로 적용 가능하며 위에서 설명한 특정 실시예로 제한되지 않는다. 따라서, 설명된 실시예의 다양한 특징의 다양한 수정, 적용 및 조합이 청구범위에 기재된 바와 같이 본 발명의 범위를 벗어나지 않고 실행될 수 있다.

도면

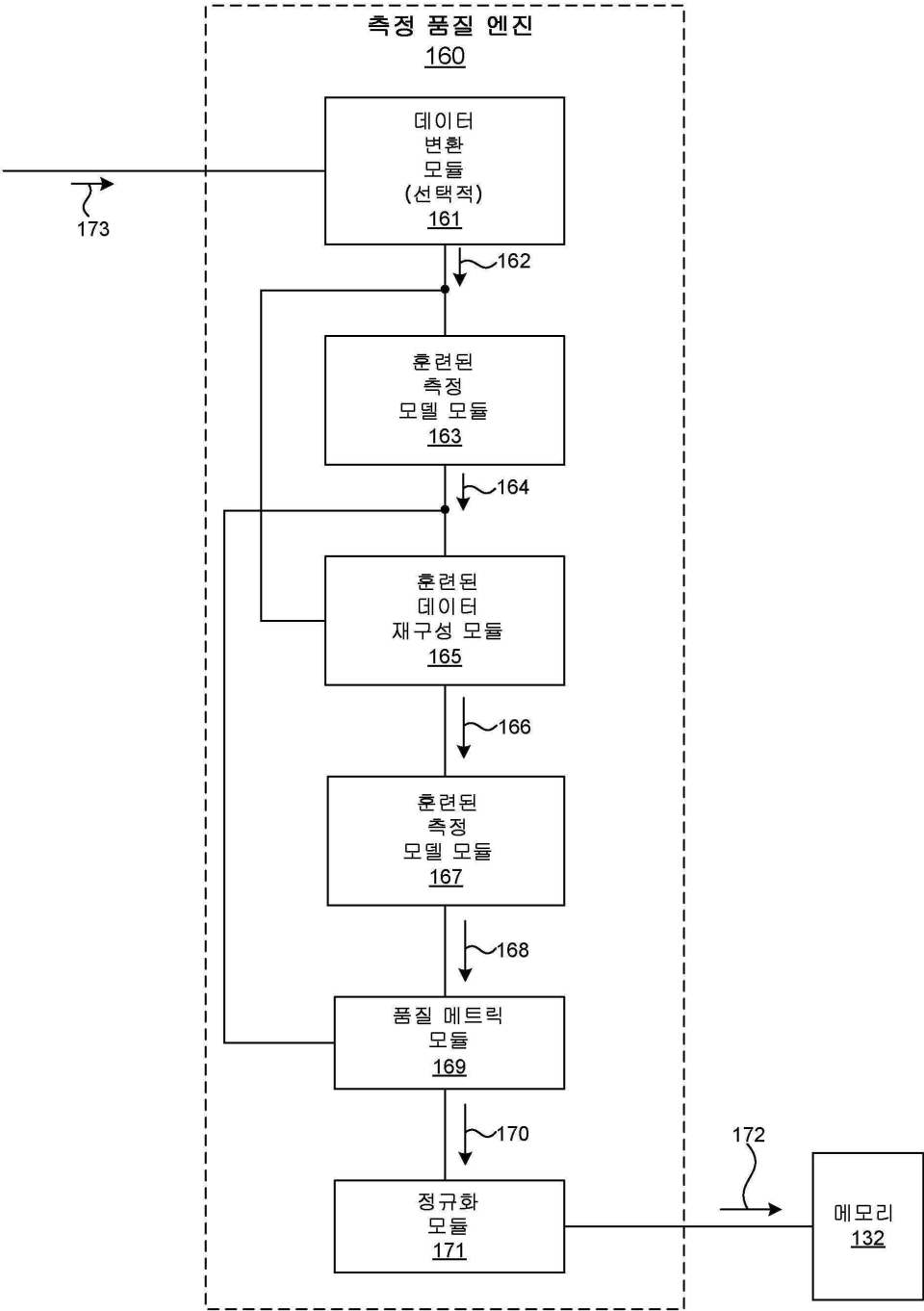
도면1



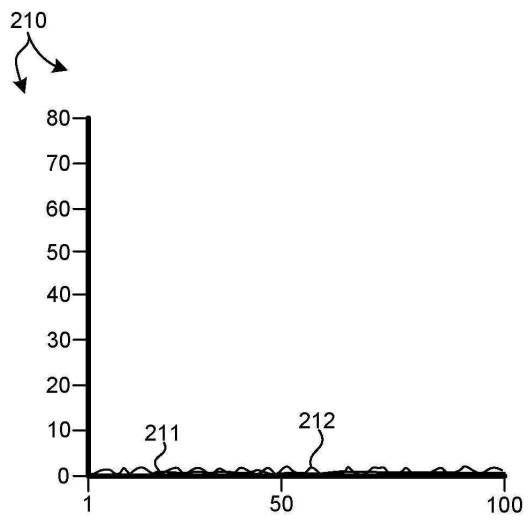
도면2



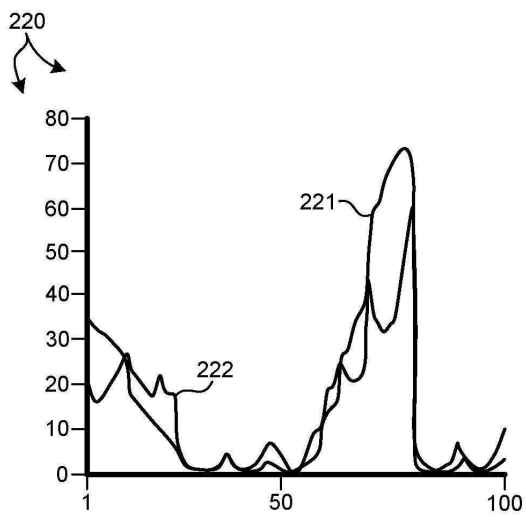
도면3



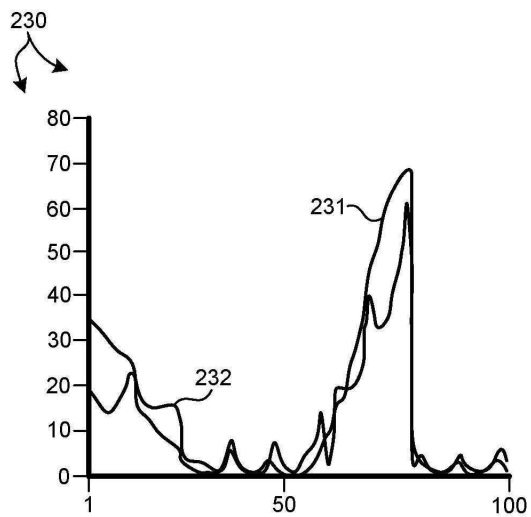
도면4a



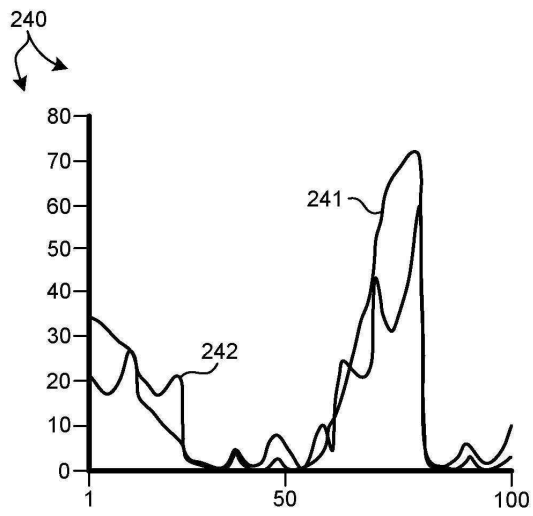
도면4b



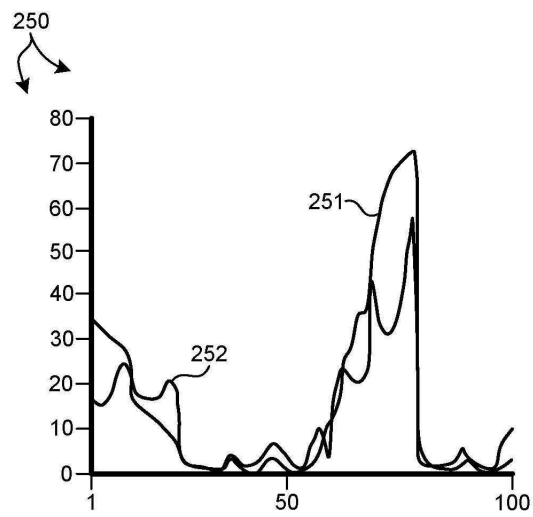
도면4c



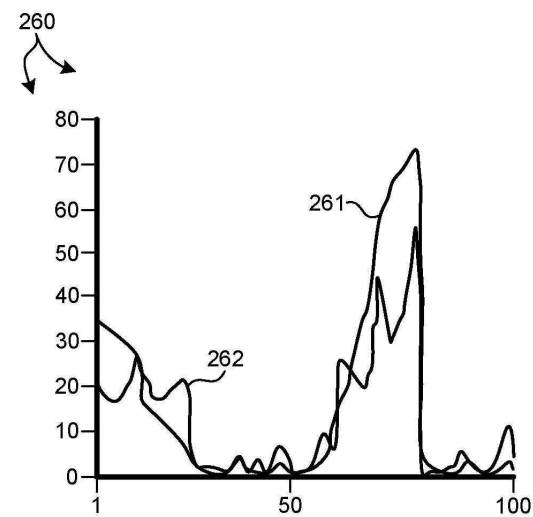
도면4d



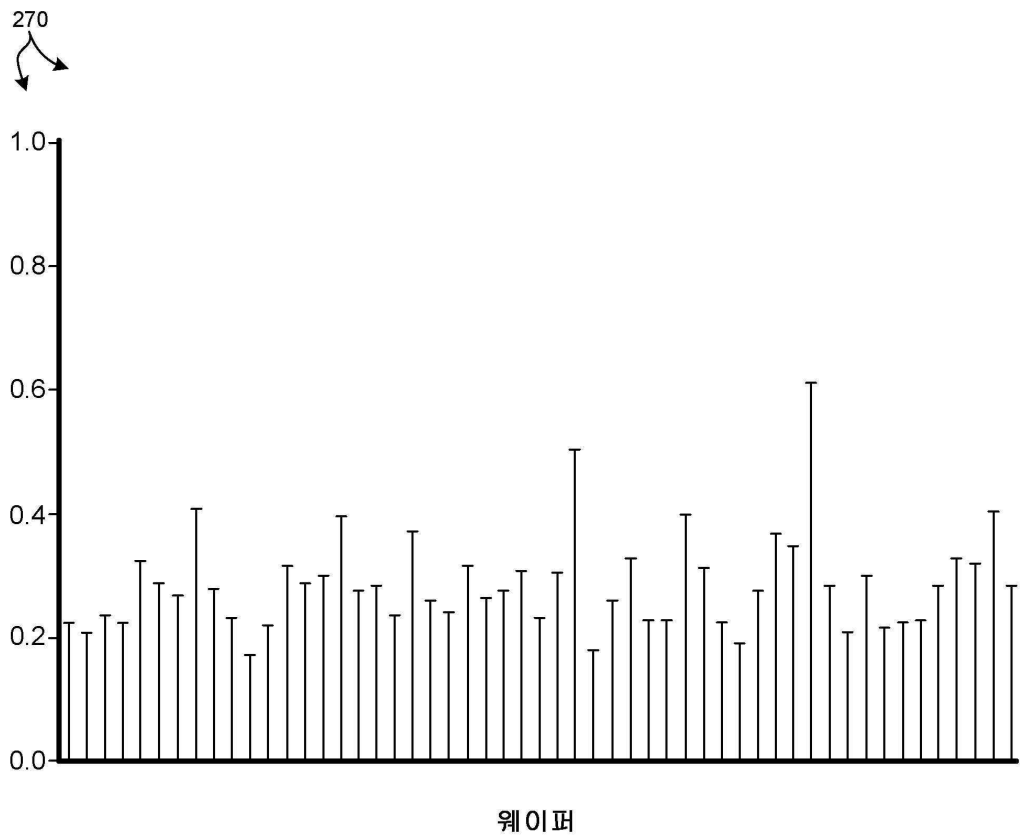
도면4e



도면4f



도면5



도면6

