



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0127738
(43) 공개일자 2023년09월01일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G05B 13/04 (2006.01) G05B 23/02 (2006.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G05B 13/048 (2013.01)
G05B 13/042 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2022-0025392
(22) 출원일자 2022년02월25일
심사청구일자 2022년02월25일

(71) 출원인
포항공과대학교 산학협력단
경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)
(72) 발명자
백특현
경상북도 포항시 남구 청암로 77, LG연구동 215호
(지곡동, 포항공과대학교)
윤혁
울산광역시 남구 북부순환도로 35, 103동 201호(무거동, 무거위브자이)
(74) 대리인
두호특허법인

전체 청구항 수 : 총 21 항

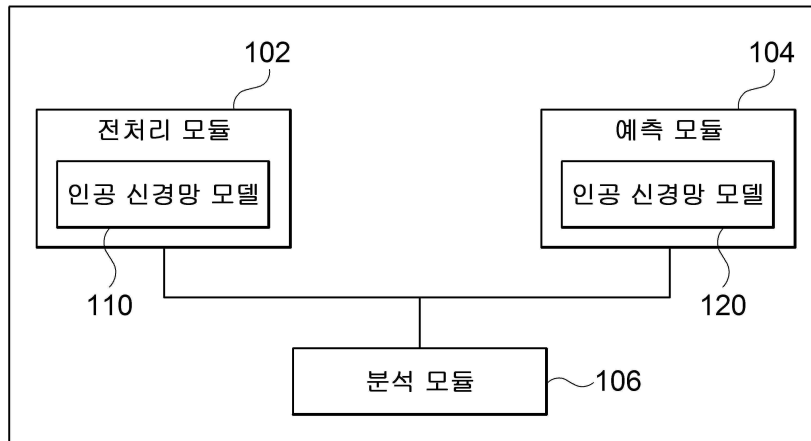
(54) 발명의 명칭 반도체 파라미터 설정 장치 및 방법

(57) 요약

반도체 파라미터 설정 장치 및 방법이 개시된다. 개시되는 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 방법은, 하나 이상의 프로세서들, 및 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에서 수행되는 방법으로서, 기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득하는 단계, 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류하는 단계, 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는 단계, 및 각 그룹의 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

G05B 23/0243 (2013.01)

G05B 23/0283 (2013.01)

G06N 3/08 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711137471
과제번호	2020R1A4A4079777
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원(R&D)
연구과제명	3D-NAND Flash의 초고난도 산업 난제 해결을 위한 융합형 메모리 AI 플랫폼 개발
기여율	1/1
과제수행기관명	포항공과대학교
연구기간	2021.06.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

하나 이상의 프로세서들, 및

상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에서 수행되는 방법으로서,

기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득하는 단계;

상기 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류하는 단계;

상기 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 측을 추출하는 단계; 및

상기 각 그룹의 상관 관계 측을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 단계를 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 복수 개의 그룹으로 분류하는 단계는,

상기 전기적 측정 파라미터들 상호 간의 분산 팽창 지수(Variance Inflation Factor)를 각각 산출하는 단계; 및

상기 산출된 분산 팽창 지수가 기 설정된 임계 값 이상인 전기적 측정 파라미터들을 동일한 그룹으로 분류하는 단계를 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 상관 관계 측을 추출하는 단계는,

상기 전기적 측정 파라미터들에 대한 그룹핑이 완료된 경우, 각 그룹 별로 인공 신경망 모델을 생성하는 단계; 및

상기 생성한 인공 신경망 모델을 각각 학습하여 각 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 측을 추출하는 단계를 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 추출하는 상관 관계 측의 개수는, 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들의 개수와 동일하게 설정하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 5

청구항 3에 있어서,

상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 상기 분산 팽창 지수를 산출하는 단계는,

두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는지 여부를 확인하는 단계;

상기 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는 경우, 상기 동시에 결측되지 않은 데이터를 이용하여 상기 두 전기적 측정 파라미터들의 분산 팽창 지수를 산출하는 단계를 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 6

청구항 3에 있어서,

상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우,

상기 인공 신경망 모델의 학습 시 상기 결측 값 데이터에 대해 부분 손실 에러(Partial Loss Error)를 제로(zero)로 설정하여 학습하는 단계; 및

상기 인공 신경망 모델의 학습이 완료된 경우, 상기 추출된 상관 관계 축을 상기 인공 신경망 모델로 입력하여 해당 전기적 측정 파라미터의 결측 값을 예측하는 단계를 더 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 반도체 파라미터 설정 방법은,

상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 유효 상관 관계 축을 설정하는 단계를 더 포함하고,

상기 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 단계는,

각 그룹에 설정된 상기 유효 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 8

청구항 7에 있어서,

상기 유효 상관 관계 축을 설정하는 단계는,

상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들에 대해 설명된 분산(Explained Variance: EV)을 각각 산출하는 단계; 및

상기 상관 관계 축들 중 상기 산출한 설명된 분산 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축을 유효 상관 관계 축으로 설정하는 단계를 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 9

청구항 1에 있어서,

상기 반도체 파라미터 설정 방법은,

상기 분류된 각 그룹 내 전기적 측정 파라미터들의 데이터 범위를 상기 추출한 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내로 한정하는 단계를 더 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 반도체 파라미터 설정 방법은,

상기 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내에서 상기 전기적 측정 파라미터들의 상기 성능 지수에

대한 민감도를 산출하는 단계; 및

상기 산출된 민감도에 기반하여 해당 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터를 선정하는 단계를 더 포함하는, 반도체 파라미터 설정 방법.

청구항 11

기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득하고, 상기 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류하며, 상기 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는 전처리 모듈; 및

상기 각 그룹의 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 예측 모듈을 포함하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 12

청구항 11에 있어서,

상기 전처리 모듈은,

상기 전기적 측정 파라미터들 상호 간의 분산 팽창 지수(Variance Inflation Factor)를 각각 산출하고, 상기 산출된 분산 팽창 지수가 기 설정된 임계 값 이상인 전기적 측정 파라미터들을 동일한 그룹으로 분류하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 13

청구항 12에 있어서,

상기 전처리 모듈은,

상기 전기적 측정 파라미터들에 대한 그룹핑이 완료된 경우, 각 그룹 별로 인공 신경망 모델을 생성하고, 상기 생성한 인공 신경망 모델을 각각 학습하여 각 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 14

청구항 13에 있어서,

상기 추출하는 상관 관계 축의 개수는, 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들의 개수와 동일하게 설정하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 15

청구항 13에 있어서,

상기 전처리 모듈은,

상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는지 여부를 확인하고, 상기 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는 경우, 상기 동시에 결측되지 않은 데이터를 이용하여 상기 두 전기적 측정 파라미터들의 분산 팽창 지수를 산출하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 16

청구항 13에 있어서,

상기 전처리 모듈은,

상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 상기 인공 신경망 모델의 학습 시 상기 결측 값 데이터에 대해 부분 손실 에러(Partial Loss Error)를 제로(zero)로 설정하여 학습하고, 상기 인공 신경망 모델의 학습이 완료된 경우, 상기 추출된 상관 관계 축을 상기 인공 신경망 모델로 입력하여 해당 전기적 측정 파라미터의 결측 값을 예측하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 17

청구항 11에 있어서,

상기 전처리 모듈은, 상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 유효 상관 관계 축을 설정하고,

상기 예측 모듈은, 각 그룹에 설정된 상기 유효 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 18

청구항 17에 있어서,

상기 전처리 모듈은,

상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들에 대해 설명된 분산(Explained Variance: EV)을 각각 산출하고, 상기 상관 관계 축들 중 상기 산출한 설명된 분산 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축을 유효 상관 관계 축으로 설정하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 19

청구항 11에 있어서,

상기 예측 모듈은,

상기 분류된 각 그룹 내 전기적 측정 파라미터들의 데이터 범위를 상기 추출한 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내로 한정하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 20

청구항 19에 있어서,

상기 반도체 파라미터 설정 장치는,

상기 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내에서 상기 전기적 측정 파라미터들의 상기 성능 지수에 대한 민감도를 산출하고, 상기 산출된 민감도에 기반하여 해당 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터를 선정하는 분석 모듈을 더 포함하는, 반도체 파라미터 설정 장치.

청구항 21

비일시적 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(non-transitory computer readable storage medium)에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 명령어들을 포함하고, 상기 명령어들은 하나 이상의 프로세서들을 갖는 컴

퓨팅 장치에 의해 실행될 때, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,
 기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득하는 단계;
 상기 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류하는 단계;
 상기 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는 단계; 및
 상기 각 그룹의 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 단계를 수행하도록 하는, 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명의 실시예는 반도체 파라미터 설정 기술과 관련된다.

배경 기술

[0003] 반도체 공정에서는 미세화 및 집적화 기술의 경쟁으로 적은 비용과 시간으로 반도체 소자를 개발하고 양산 수율을 높여야 한다. 반도체 소자의 개발 과정에서 비용과 시간을 줄이기 위한 방법으로 인공 신경망을 통한 기계 학습을 이용하는 기술들이 제안되고 있다.

[0004] 그러나, 실제 반도체 공정 환경에서는 공정 비용을 줄이기 위해 파라미터의 측정을 샘플링을 통해 하게 되므로 결측치(missing value)가 발생하는데, 그 결과 인공 신경망이 학습하기에는 부적합하고 불안정한 데이터 셋을 얻게 된다.

[0005] 또한, 반도체 제조 파라미터의 특정 목표값을 바탕으로 공정 레시피를 설정하고 공정을 진행하면, 공정의 결과로 발생하는 데이터는 목표값을 기준으로 통제하기 어려운 공정 가변성(process variability)과 무작위 가변성(random variability)을 필연적으로 포함하게 된다. 그 결과, 인공 신경망이 학습하게 될 입력 값은 공정 레시피로 설정된 반도체 제조 파라미터의 목표값 하나이지만, 출력 값은 해당 목표값에 공정 가변성 및 무작위 가변성이 포함된 다수의 분포 데이터가 되어 일반적인 기계 학습에 이용되는 1대1 데이터 쌍을 얻지 못하는 문제가 있다.

[0006] 여기서, 공정 단계의 정보가 반영된 전기적 측정 파라미터(Electrical Parameter Measurement: EPM)를 획득하고 이를 입력 값으로 사용할 수 있으나, 전기적 측정 파라미터(EPM)들은 서로 간에 통계적 상관 관계(예를 들어, 저항과 전기용량의 경우, 메탈의 두께가 두꺼울수록 저항은 낮아지나 전기용량은 커지는 상관 관계를 가짐)를 가질 수 있으며, 전기적 측정 파라미터(EPM) 간의 상관 관계는 전기적 측정 파라미터(EPM)의 민감도 분석 및 파라미터 튜닝을 단독적 또는 독립적으로 할 수 없게 만드는 요인이 된다. 그리고, 반도체 소자의 개발 과정에서 개발자가 이러한 전기적 측정 파라미터들의 상관 관계를 동시에 고려하면서 민감도 분석 및 파라미터 튜닝을 수행하는 것은 매우 비효율적이다.

[0007] 또한, 반도체 제조 파라미터에 따른 소자 특성 데이터를 얻기 위하여는, 공정 레시피를 변화시키면서 반도체 공정을 진행하고 공정 진행 후 소자 특성 데이터를 얻어야 하는데, 공정 레시피를 다양하게 변화시키면서 반도체 공정을 진행하는 것은 많은 시간과 비용이 소모되는 문제가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0009] (특허문헌 0001) 한국공개특허공보 제10-2019-0003909호(2019.01.10)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명의 실시예는 반도체 파라미터 설정을 위한 새로운 기법을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

- [0012] 개시되는 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 방법은, 하나 이상의 프로세서들, 및 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에서 수행되는 방법으로서, 기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득하는 단계; 상기 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류하는 단계; 상기 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는 단계; 및 상기 각 그룹의 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 단계를 포함한다.
- [0013] 상기 복수 개의 그룹으로 분류하는 단계는, 상기 전기적 측정 파라미터들 상호 간의 분산 팽창 지수(Variance Inflation Factor)를 각각 산출하는 단계; 및 상기 산출된 분산 팽창 지수가 기 설정된 임계 값 이상인 전기적 측정 파라미터들을 동일한 그룹으로 분류하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 상관 관계 축을 추출하는 단계는, 상기 전기적 측정 파라미터들에 대한 그룹핑이 완료된 경우, 각 그룹 별로 인공 신경망 모델을 생성하는 단계; 및 상기 생성한 인공 신경망 모델을 각각 학습하여 각 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 추출하는 상관 관계 축의 개수는, 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들의 개수와 동일하게 설정할 수 있다.
- [0016] 상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 상기 분산 팽창 지수를 산출하는 단계는, 두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는지 여부를 확인하는 단계; 상기 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는 경우, 상기 동시에 결측되지 않은 데이터를 이용하여 상기 두 전기적 측정 파라미터들의 분산 팽창 지수를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0017] 상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 상기 인공 신경망 모델의 학습 시 상기 결측 값 데이터에 대해 부분 손실 에러(Partial Loss Error)를 제로(zero)로 설정하여 학습하는 단계; 및 상기 인공 신경망 모델의 학습이 완료된 경우, 상기 추출된 상관 관계 축을 상기 인공 신경망 모델로 입력하여 해당 전기적 측정 파라미터의 결측 값을 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0018] 상기 반도체 파라미터 설정 방법은, 상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 유효 상관 관계 축을 설정하는 단계를 더 포함하고, 상기 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 단계는, 각 그룹에 설정된 상기 유효 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측할 수 있다.
- [0019] 상기 유효 상관 관계 축을 설정하는 단계는, 상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들에 대해 설명된 분산(Explained Variance: EV)을 각각 산출하는 단계; 및 상기 상관 관계 축들 중 상기 산출한 설명된 분산 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축을 유효 상관 관계 축으로 설정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0020] 상기 반도체 파라미터 설정 방법은, 상기 분류된 각 그룹 내 전기적 측정 파라미터들의 데이터 범위를 상기 추출한 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내로 한정하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0021] 상기 반도체 파라미터 설정 방법은, 상기 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내에서 상기 전기적 측정 파라미터들의 상기 성능 지수에 대한 민감도를 산출하는 단계; 및 상기 산출된 민감도에 기반하여 해당 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터를 선정하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0022] 개시되는 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 장치는, 기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득하고, 상기 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류하며, 상기 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하는

전처리 모듈; 및 상기 각 그룹의 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측하는 예측 모듈을 포함한다.

- [0023] 상기 전처리 모듈은, 상기 전기적 측정 파라미터들 상호 간의 분산 팽창 지수(Variance Inflation Factor)를 각각 산출하고, 상기 산출된 분산 팽창 지수가 기 설정된 임계 값 이상인 전기적 측정 파라미터들을 동일한 그룹으로 분류할 수 있다.
- [0024] 상기 전처리 모듈은, 상기 전기적 측정 파라미터들에 대한 그룹핑이 완료된 경우, 각 그룹 별로 인공 신경망 모델을 생성하고, 상기 생성한 인공 신경망 모델을 각각 학습하여 각 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출할 수 있다.
- [0025] 상기 추출하는 상관 관계 축의 개수는, 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들의 개수와 동일하게 설정할 수 있다.
- [0026] 상기 전처리 모듈은, 상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는지 여부를 확인하고, 상기 동시에 결측되지 않은 데이터들이 있는 경우, 상기 동시에 결측되지 않은 데이터를 이용하여 상기 두 전기적 측정 파라미터들의 분산 팽창 지수를 산출할 수 있다.
- [0027] 상기 전처리 모듈은, 상기 획득한 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 포함된 경우, 상기 인공 신경망 모델의 학습 시 상기 결측 값 데이터에 대해 부분 손실 에러(Partial Loss Error)를 제로(zero)로 설정하여 학습하고, 상기 인공 신경망 모델의 학습이 완료된 경우, 상기 추출된 상관 관계 축을 상기 인공 신경망 모델로 입력하여 해당 전기적 측정 파라미터의 결측 값을 예측할 수 있다.
- [0028] 상기 전처리 모듈은, 상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 유효 상관 관계 축을 설정하고, 상기 예측 모듈은, 각 그룹에 설정된 상기 유효 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측할 수 있다.
- [0029] 상기 전처리 모듈은, 상기 그룹 별 추출한 상관 관계 축들에 대해 설명된 분산(Explained Variance: EV)을 각각 산출하고, 상기 상관 관계 축들 중 상기 산출한 설명된 분산 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축을 유효 상관 관계 축으로 설정할 수 있다.
- [0030] 상기 예측 모듈은, 상기 분류된 각 그룹 내 전기적 측정 파라미터들의 데이터 범위를 상기 추출한 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내로 한정할 수 있다.
- [0031] 상기 반도체 파라미터 설정 장치는, 상기 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내에서 상기 전기적 측정 파라미터들의 상기 성능 지수에 대한 민감도를 산출하고, 상기 산출된 민감도에 기반하여 해당 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터를 선정하는 분석 모듈을 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0033] 개시되는 실시예에 의하면, 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 존재하더라도, 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계에 따라 분류하여 그룹핑하고, Inverse NLPCA 모델의 학습 시에는 결측된 데이터에 대해 부분 손실 에러를 제로로 설정하고 학습하며, Inverse NLPCA 모델이 학습된 상태에서 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축의 좌표를 Inverse NLPCA 모델에 입력함으로써, 해당 전기적 측정 파라미터의 결측된 데이터 값을 예측할 수 있으며, 그로 인해 결측 값에 따른 불안정한 데이터 셋의 문제를 해결할 수 있게 된다.
- [0034] 또한, 그룹 별 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하고, 추출한 상관 관계 축을 기반으로 반도체 소자의 성능 지수를 예측함으로써, 공정 단계의 정보가 반영된 전기적 측정 파라미터를 이용하면서도 상호 상관 관계가 있는 전기적 측정 파라미터들에 대해 독립적인 분석을 수행할 수 있게 된다.
- [0035] 또한, 반도체 제조 파라미터가 아닌 공정 단계를 거쳐 공정 가변성과 무작위 가변성 등이 포함된 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값을 입력 값으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측함으로써, 공정 레시피의 변경 없이도 반도체 소자의 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터의 데이터 값을 추출할 수 있게 된다.

도면의 간단한 설명

- [0037] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 장치를 나타낸 도면
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에서 하나의 그룹에 속하는 2개의 전기적 측정 파라미터(EPM1, EPM2)들의 데이터 분포를 나타낸 도면
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에서 Inverse NLPCA 모델을 이용하여 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 측정을 추출하는 상태를 나타낸 도면
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 인공 신경망 모델을 이용하여 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 예측하는 상태를 나타낸 도면
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 방법을 나타낸 흐름도
- 도 6은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0038] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 구체적인 실시형태를 설명하기로 한다. 이하의 상세한 설명은 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.
- [0039] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.
- [0040] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로 사용될 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성 요소도 제1 구성 요소로 명명될 수 있다.
- [0042] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 장치를 나타낸 도면이다.
- [0043] 도 1을 참조하면, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 전처리 모듈(102), 예측 모듈(104), 및 분석 모듈(106)을 포함할 수 있다.
- [0044] 전처리 모듈(102)은 각 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득할 수 있다. 여기서, 반도체 제조 파라미터는 특정 구조의 반도체를 제조하는데 사용되는 설계 파라미터이다. 예를 들어, 반도체가 트랜지스터인 경우, 반도체 제조 파라미터는 게이트 길이(Gate Length), 옥사이드 두께(Oxide Thickness), 도핑 농도(Doping Concentration), 접합 기울기(Junction Gradient), 및 게이트 스택 높이(Gate Stack Height) 등이 포함될 수 있다.
- [0045] 그리고, 전기적 측정 파라미터(Electrical Parameter Measurement: EPM)는 반도체 제조 파라미터를 목표값으로 하여 반도체 제조 공정을 수행한 후 반도체 제조 파라미터를 추정할 수 있는 측정된 파라미터 값이다. 예를 들어, 게이트 길이에 대응하는 전기적 측정 파라미터는 전기적 임계 길이(Electrical Critical Dimension: ECD)가 될 수 있고, 절연막 두께에 대응하는 전기적 측정 파라미터는 유효 산화물 두께(Effective Oxide Thickness: EOT) 및 항복 전압(Breakdown Voltage: BV)이 될 수 있다.
- [0046] 전처리 모듈(102)은 획득한 전기적 측정 파라미터(EPM)들에 대해 상관 관계의 정도에 따라 그룹핑(Grouping) 할

수 있다. 즉, 전처리 모듈(102)은 전기적 측정 파라미터들의 상호 상관 관계의 정도에 따라 전기적 측정 파라미터들을 복수 개의 그룹으로 분류할 수 있다.

[0047] 전기적 측정 파라미터들은 통계적 상관 관계를 가질 수 있다. 예를 들어, 전기적 측정 파라미터 중 유효 산화물 두께(EOT)와 항복 전압(BV)은 양의 상관 관계를 가진다. 즉, 유효 산화물 두께가 두꺼울수록 높은 항복 전압을 가진다. 그리고, NMOS의 전기적 임계 길이(ECD) 및 유효 산화물 두께(EOT)와 PMOS의 전기적 임계 길이(ECD) 및 유효 산화물 두께(EOT)는 양의 상관 관계를 가진다. 또한, 전기적 측정 파라미터 중 poly depletion ratio와 inversion capacitance는 양의 상관 관계를 가진다. 그 이외에도 통계적 상관 관계를 가지는 다양한 전기적 측정 파라미터들이 있다.

[0048] 예시적인 실시예에서, 전처리 모듈(102)은 분산 팽창 지수(Variance Inflation Factor: VIF)에 기반하여 전기적 측정 파라미터들을 그룹핑할 수 있다.

[0049] 전처리 모듈(102)은 획득한 전기적 측정 파라미터들 상호 간의 분산 팽창 지수를 각각 산출할 수 있다. 전처리 모듈(102)은 분산 팽창 지수 값이 기 설정된 임계 값 이상인 전기적 측정 파라미터들을 동일한 그룹으로 분류할 수 있다. 여기서, 분산 팽창 지수는 어떤 변수가 다른 변수에 의해 그 값이 얼마나 잘 결정될 수 있는가를 설명하는 지수이다. 예를 들어, 전처리 모듈(102)은 분산 팽창 지수(VIF) 값이 6 이상인 전기적 측정 파라미터들을 동일한 그룹으로 분류할 수 있으나, 임계 값이 이에 한정되는 것은 아니다.

[0050] 전처리 모듈(102)은 다음의 수학적 식 1을 통해 i 번째 전기적 측정 파라미터와 해당 그룹 내 다른 전기적 측정 파라미터 간의 분산 팽창 지수(VIF_i)를 산출할 수 있다.

[0051] (수학적 식 1)

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2}$$

[0052]

[0053] R_i^2 : i 번째 전기적 측정 파라미터와 해당 그룹 내 다른 전기적 측정 파라미터 간의 결정 계수(회귀 계수)

[0054] 전처리 모듈(102)은 전기적 측정 파라미터들의 상관 관계의 정도에 따라 분류된 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들의 데이터 분포를 나타내는 도메인을 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계를 잘 설명하기 위한 도메인으로 변환할 수 있다.

[0055] 즉, 전처리 모듈(102)은 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들의 데이터 분포를 나타내는 기존의 기준 축을 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계를 담고 있는 축으로 변경함으로써 전기적 측정 파라미터의 데이터 분포 도메인 변환을 수행할 수 있다.

[0056] 도 2는 본 발명의 일 실시예에서 하나의 그룹에 속하는 2개의 전기적 측정 파라미터(EPM1, EPM2)들의 데이터 분포를 나타낸 도면이다. 여기서, X축은 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)(예를 들어, 저항)의 크기를 나타내는 기준 축이고, Y축은 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)(예를 들어, 커패시턴스)의 크기를 나타내는 기준 축일 수 있다.

[0057] 도 2를 보면, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)은 양의 상관 관계를 가지는 것을 볼 수 있다. 따라서, 데이터 분포를 나타내는 일반적인 기준 축인 X축을 따라 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)을 변화시키면 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)도 기준 축인 Y축을 따라 변화하게 되며, 그 반대의 경우도 성립되게 된다. 그로 인해, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)를 각각 독립적으로 분석할 수 없게 된다.

[0058] 또한, 데이터 분포를 나타내는 일반적인 기준 축인 X축 및 Y축에 의한 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)의 데이터 분포 범위(S1)는 실제 데이터들이 분포하는 영역을 제대로 표현하지 못하고 있음을 알 수 있다. 즉, 데이터 분포 범위(S1)는 실제 데이터들이 분포하는 영역의 면적보다 실제 데이터들이 분포하지 않는 영역의 면적이 더 커서 데이터 분포를 효과적으로 나타내지 못하고 있다.

[0059] 이에 개시되는 실시예에서는, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)의 데이터 분포를 나타내는 기준 축을 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)의 상관 관계를 담고 있는 축(A축 및 B축)으로 변경할 수 있다.

- [0060] 여기서, 데이터 분포를 나타내는 기준 축을 기존의 X축 및 Y축에서 A축 및 B축으로 변경하면, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)를 각각 독립적으로 분석할 수 있게 된다. 또한, 변경된 기준 축인 A축 및 B축에 의한 데이터 분포 범위(S2)는 실제 데이터들이 분포하는 영역을 제대로 표현할 수 있게 된다.
- [0061] 전처리 모듈(102)은 기계 학습에 의한 인공 신경망을 통해 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계를 담고 있는 축(이하, "상관 관계 축"이라 지칭할 수 있음)을 추출할 수 있다. 예시적인 실시예에서, 전처리 모듈(102)은 Inverse NLPCA(Non Linear Principal Component Analysis) 모델을 이용하여 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축들을 추출할 수 있다.
- [0062] 도 3은 본 발명의 일 실시예에서 Inverse NLPCA 모델을 이용하여 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축들을 추출하는 상태를 나타낸 도면이다.
- [0063] 도 3을 참조하면, Inverse NLPCA 모델(110)은 입력 층(110a), 히든 층(110b), 및 출력 층(110c)을 포함할 수 있다. 여기서, 그룹 1(G1)에 속하는 전기적 측정 파라미터(SNID, SNIO, SNPDR, ..., SNVS₂)들을 출력 층(110c)에 놓게 되면, Inverse NLPCA 모델(110)은 히든 층(110b)을 통해 입력 층(110a)에서 그룹 1(G1)에 속하는 전기적 측정 파라미터(SNID, SNIO, SNPDR, ..., SNVS₂)들 간의 상관 관계 축들의 좌표($z_1^1, z_2^1, z_3^1, \dots, z_D^1$)(여기서, D는 그룹 1(G1)에 속하는 전기적 측정 파라미터의 개수일 수 있음)를 추출하게 된다. 여기서, 상관 관계 축들의 좌표($z_1^1, z_2^1, z_3^1, \dots, z_D^1$)는 축 방향에 따라 벡터로 표현될 수 있다. Inverse NLPCA 모델은 기 공지된 인공 신경망 모델이므로 이에 대한 자세한 설명은 생략하기로 한다.
- [0064] 전처리 모듈(102)은 전기적 측정 파라미터들에 대한 그룹핑이 완료된 경우, 각 그룹 별로 Inverse NLPCA 모델(110)을 생성하고, 각 Inverse NLPCA 모델(110)을 학습하여 각 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출할 수 있다.
- [0065] 한편, 여기서는 Inverse NLPCA 모델을 이용하는 것을 일 예로 설명하였으나, 이에 한정되는 것은 아니며 SOM(Self-Organizing Map) 모델 또는 ICA(Independent Component Analysis) 모델 등을 이용하여 각 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출할 수도 있다.
- [0066] 전처리 모듈(102)은 각 그룹 별 추출한 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축에 대해 설명된 분산(Explained Variance: EV)을 각각 산출할 수 있다. 여기서, 설명된 분산(Explained Variance: EV)은 추출된 각 상관 관계 축으로 전기적 측정 파라미터들의 데이터를 얼마나 정확하게 예측할 수 있는지 정도를 나타내는 값일 수 있다. 예를 들어, 데이터 원본이 X이고, 추출된 i번째 상관 관계 축(z_i)으로 예측한 데이터가 X'이며, 오차가 E라고 할 때, $X=X'+E$ 가 된다. 그리고, i번째 상관 관계 축(z_i)의 설명된 분산(EV_i)는 다음의 수학적 식 2로 나타낼 수 있다.
- [0067] (수학적 식 2)
- $$EV_i = \frac{\|X\|^2 - \|E\|^2}{\|X\|^2}$$
- [0068]
- [0069] 전처리 모듈(102)은 각 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 설명된 분산 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축을 유효 상관 관계 축으로 설정할 수 있다. 즉, 전처리 모듈(102)은 각 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 설명된 분산 값이 기 설정된 임계값 미만인 경우, 해당 상관 관계 축은 제외시키고 분산 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축만 유효 상관 관계 축으로 설정할 수 있다.
- [0070] 한편, 획득한 전기적 측정 파라미터(EPM)들에 결측값이 포함된 경우, 전처리 모듈(102)은 각 전기적 측정 파라미터들마다 결측된 데이터의 순서가 다를 수 있으므로, 전기적 측정 파라미터들 간 분산 팽창 지수는 두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 데이터들을 이용하여 산출할 수 있다.
- [0071] 예를 들어, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)와 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2) 간의 분산 팽창 지수를 산출하려고 할 때, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)는 1번째, 3번째, 5번째 데이터가 결측되어 있고, 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)는 1번째, 5번째 데이터가 결측된 경우, 전처리 모듈(102)은 두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 2번째 및 4번째 데이터를 이용하여 분산 팽창 지수를 산출할 수 있다.

- [0072] 이때, 두 전기적 측정 파라미터에서 동시에 결측되지 않은 데이터가 없는 경우, 전처리 모듈(102)은 해당 그룹 내 다른 전기적 측정 파라미터와 분산 팽창 지수를 산출할 수 있다. 예를 들어, 제1 전기적 측정 파라미터 (EPM1)가 제1 그룹(G1)에 속해 있는 상태에서, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)와 아직 그룹핑 되지 않은 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2) 간의 분산 팽창 지수를 산출하려고 할 때, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)와 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)에서 동시에 결측되지 않은 데이터가 없는 경우, 전처리 모듈(102)은 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1)가 속해 있는 제1 그룹(G1) 내의 다른 전기적 측정 파라미터와 제2 전기적 측정 파라미터 (EPM2) 간의 분산 팽창 지수를 산출할 수 있다.
- [0073] 또한, 획득한 전기적 측정 파라미터(EPM)들에 결측값이 포함된 경우, 전처리 모듈(102)은 Inverse NLPCA 모델 (110)을 이용하여 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축들을 추출할 때, 결측된 데이터에 대해서는 부분 손실 에러(Partial Loss Error)를 제로(zero)로 설정하고 Inverse NLPCA 모델(110)을 학습 함으로써 결측된 데이터가 학습에 영향을 미치지 않도록 할 수 있다.
- [0074] 그리고, Inverse NLPCA 모델(110)의 학습이 완료된 상태에서, Inverse NLPCA 모델(110)을 통해 추출한 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축의 좌표들을 Inverse NLPCA 모델의 입력층(110a)에 입력하면, 출력층(110c) 에서 해당 전기적 측정 파라미터의 결측된 데이터 값을 예측하게 된다. 이러한 방식을 통해 전기적 측정 파라미 터에 결측 값이 포함되어 있다 하더라도, 결측 값을 예측하여 채울 수 있게 된다.
- [0075] 예측 모델(104)은 전처리 모듈(102)에서 그룹핑 한 각 그룹 별로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수(Figure Of Merit : FOM)를 예측할 수 있다. 여기서, 반 도체 소자의 성능 지수는 Power Delay Product(PDP), Frequency, Ring Oscillator Delay(ROD), Power Dissipation, IR drop 등을 포함할 수 있다.
- [0076] 예측 모델(104)은 각 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 예측하기 위한 인공 신경망을 포함할 수 있다. 여기서, 전처리 모듈(102)에서 추출한 해당 그룹의 유효 상관 관계 축을 기준으로 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들이 인공 신경망의 입력 값으로 사용될 수 있다. 즉, 전처리 모듈(102)을 통해 도메인 변환 된(데이터 분포의 기준 축이 유효 상관 관계 축으로 변환 된) 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들이 인공 신경망의 입력 값으로 사용될 수 있다.
- [0077] 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 인공 신경망 모델을 이용하여 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 예측하는 상태 를 나타낸 도면이다.
- [0078] 도 4를 참조하면, 인공 신경망 모델(120)은 입력 층(120a), 히든 층(120b), 및 출력 층(120c)을 포함할 수 있다. 여기서, 입력 층(120a)으로 해당 그룹의 유효 상관 관계 축을 기준으로 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들($z_1^1, z_2^1, z_1^2, \dots, z_i^j$)(i 는 그룹 내 유효 상관 관계 축의 개수, j 는 그룹의 개수)이 입력될 수 있다. 그러 면, 인공 신경망 모델(120)은 히든 층(120b)을 통해 출력 층(120c)에서 반도체 소자의 성능 지수(FOM)의 예측 값을 출력할 수 있다.
- [0079] 이때, 해당 그룹의 유효 상관 관계 축을 기준으로 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 사용하기 때문에, 그룹 내에서도 전기적 측정 파라미터들을 독립적으로 변화시키면서 반도체 소자의 성능 지수(FOM)의 예 측 값을 출력할 수 있게 된다.
- [0080] 또한, 예측 모델(104)은 각 그룹 내의 전기적 측정 파라미터들 중 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터의 데이터 범위를 설정할 수 있다. 구체적으로, 예측 모델(104)은 각 그룹의 유효 상관 관계 축을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내에서 데이터 범위를 설정함으로써, 반도체 소자의 성능 지수 (FOM)를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터의 데이터 범위를 설정할 수 있다. 즉, 도 2를 참조하면, 제1 전기적 측정 파라미터(EPM1) 및 제2 전기적 측정 파라미터(EPM2)의 상관 관계 축인 A축 및 B축에 의한 데이터 분포 범위(S2) 내로 데이터 범위를 한정함으로써, 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터의 데이터 범위를 설정하게 된다.
- [0081] 예시적인 실시예에서, 예측 모델(104)은 설정된 데이터 범위 내에서 공역 기울기 법(Conjugate Gradient Method)을 적용하여 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터의 데이터 값을 추출할 수 있다.
- [0082] 분석 모듈(106)은 각 그룹 내의 각 전기적 측정 파라미터가 반도체 소자의 성능 지수(FOM)에 어느 정도 영향을 미치는지 분석할 수 있다. 분석 모듈(106)은 해당 그룹 내 각 전기적 측정 파라미터에 대해 상기 설정된 데이터

범위(즉, 해당 그룹의 유효 상관 관계 축을 기준으로 설정된 데이터 범위) 내의 최소값 입력 시 성능 지수 값과 상기 설정된 데이터 범위 내의 최대값 입력 시 성능 지수 값과의 차이를 통해 해당 전기적 측정 파라미터의 해당 성능 지수 민감도를 산출할 수 있다. 여기서, 민감도는 해당 전기적 측정 파라미터가 성능 지수에 얼마나 영향을 미치는지 정도를 나타내는 것일 수 있다.

- [0083] 예를 들어, 분석 모듈(106)은 소정의 전기적 측정 파라미터에 대해 상기 설정 범위 내 최소값 입력 시 PDP(Power Delay Product) 값과 상기 설정 범위 내 최소값 입력 시 PDP 값과의 차이를 통해 해당 전기적 측정 파라미터의 PDP 민감도를 산출할 수 있다. 그리고, 분석 모듈(106)은 각 전기적 측정 파라미터에 대해 PDP 민감도를 산출하여 최적의 PDP를 얻기 위한 전기적 측정 파라미터를 선정할 수 있다. 예를 들어, 분석 모듈(106)은 산출된 PDP 민감도가 기 설정된 기준 이상이 되는 전기적 측정 파라미터를 최적의 PDP를 얻기 위한 전기적 측정 파라미터로 선정할 수 있다.
- [0084] 개시되는 실시예에 의하면, 전기적 측정 파라미터에 결측 값이 존재하더라도, 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계에 따라 분류하여 그룹핑하고, Inverse NLPCA 모델(110)의 학습 시에는 결측된 데이터에 대해 부분 손실 에러(Partial Loss Error)를 제로(zero)로 설정하고 학습하며, Inverse NLPCA 모델(110)이 학습된 상태에서 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축의 좌표를 Inverse NLPCA 모델(110)에 입력함으로써, 해당 전기적 측정 파라미터의 결측된 데이터 값을 예측할 수 있으며, 그로 인해 결측 값에 따른 불완전한 데이터 셋의 문제를 해결할 수 있게 된다.
- [0085] 또한, 그룹 별 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출하고, 추출한 상관 관계 축을 기반으로 반도체 소자의 성능 지수를 예측함으로써, 공정 단계의 정보가 반영된 전기적 측정 파라미터를 이용하면서도 상호 상관 관계가 있는 전기적 측정 파라미터들에 대해 독립적인 분석을 수행할 수 있게 된다.
- [0086] 또한, 반도체 제조 파라미터가 아닌 공정 단계를 거쳐 공정 가변성(process variability)과 무작위 가변성(random variability) 등이 포함된 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값을 입력 값으로 하여 반도체 소자의 성능 지수를 예측함으로써, 공정 레시피의 변경 없이도 반도체 소자의 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터의 데이터 값을 추출할 수 있게 된다.
- [0087] 본 명세서에서 모듈이라 함은, 본 발명의 기술적 사상을 수행하기 위한 하드웨어 및 상기 하드웨어를 구동하기 위한 소프트웨어의 기능적, 구조적 결합을 의미할 수 있다. 예컨대, 상기 "모듈"은 소정의 코드와 상기 소정의 코드가 수행되기 위한 하드웨어 리소스의 논리적인 단위를 의미할 수 있으며, 반드시 물리적으로 연결된 코드를 의미하거나, 한 종류의 하드웨어를 의미하는 것은 아니다.
- [0089] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 반도체 파라미터 설정 방법을 나타낸 흐름도이다. 도시된 흐름도에서는 상기 방법을 복수 개의 단계로 나누어 기재하였으나, 적어도 일부의 단계들은 순서를 바꾸어 수행되거나, 다른 단계와 결합되어 함께 수행되거나, 생략되거나, 세부 단계들로 나뉘어 수행되거나, 또는 도시되지 않은 하나 이상의 단계가 부가되어 수행될 수 있다.
- [0090] 도 5를 참조하면, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 기 설정된 반도체 제조 파라미터에 대응하는 전기적 측정 파라미터들을 획득할 수 있다(S 101).
- [0091] 다음으로, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 획득한 전기적 측정 파라미터들을 상관 관계의 정도에 따라 복수 개의 그룹으로 분류할 수 있다(S 103). 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 획득한 전기적 측정 파라미터들 상호 간의 분산 팽창 지수를 각각 산출하고, 산출된 분산 팽창 지수에 기반하여 전기적 측정 파라미터들을 복수 개의 그룹으로 분류할 수 있다.
- [0092] 다음으로, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 각 그룹 별로 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축을 추출할 수 있다(S 105). 예시적인 실시예에서, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 Inverse NLPCA 모델을 이용하여 해당 그룹에 속하는 전기적 측정 파라미터들 간의 상관 관계 축들을 추출할 수 있다.
- [0093] 다음으로, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 각 그룹 별 추출한 상관 관계 축들 중 설명된 분산(Explained Variance) 값이 기 설정된 임계값 이상인 상관 관계 축을 유효 상관 관계 축으로 설정할 수 있다(S 107).
- [0094] 다음으로, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 각 그룹에서 설정된 유효 상관 관계 축을 기반으로 해당 그룹에 속한 전기적 측정 파라미터들의 데이터 값들을 입력으로 하여 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 예측할 수 있다(S 109). 이때, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 해당 그룹의 유효 상관 관계 축을 기준으로 전기적 측정 파

라미터들의 데이터 값들을 인공 신경망의 입력 값으로 하여 반도체 소자의 성능 지수(FOM)를 예측할 수 있다.

- [0095] 다음으로, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 각 그룹의 전기적 측정 파라미터들의 반도체 소자의 성능 지수에 대한 민감도를 산출할 수 있다(S 111). 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 각 그룹의 유효 상관 관계 측을 기준으로 하는 데이터 분포 범위 내에서 데이터 범위를 설정하여 전기적 측정 파라미터들의 반도체 소자의 성능 지수에 대한 민감도를 산출할 수 있다.
- [0096] 다음으로, 반도체 파라미터 설정 장치(100)는 산출한 민감도에 기반하여 해당 반도체 소자의 성능 지수를 최적화 할 수 있는 전기적 측정 파라미터를 선정할 수 있다(S 113).
- [0098] 도 6은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경(10)을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다. 도시된 실시예에서, 각 컴포넌트들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술된 것 이외에도 추가적인 컴포넌트를 포함할 수 있다.
- [0099] 도시된 컴퓨팅 환경(10)은 컴퓨팅 장치(12)를 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(12)는 반도체 파라미터 설정 장치(100)일 수 있다.
- [0100] 컴퓨팅 장치(12)는 적어도 하나의 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16) 및 통신 버스(18)를 포함한다. 프로세서(14)는 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(14)는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(14)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0101] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 프로그램(20)은 프로세서(14)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 컴퓨팅 장치(12)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.
- [0102] 통신 버스(18)는 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)를 포함하여 컴퓨팅 장치(12)의 다른 다양한 컴포넌트들을 상호 연결한다.
- [0103] 컴퓨팅 장치(12)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(24)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(22) 및 하나 이상의 네트워크 통신 인터페이스(26)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(22) 및 네트워크 통신 인터페이스(26)는 통신 버스(18)에 연결된다. 입출력 장치(24)는 입출력 인터페이스(22)를 통해 컴퓨팅 장치(12)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 컴퓨팅 장치(12)를 구성하는 일 컴포넌트로서 컴퓨팅 장치(12)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(12)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(12)와 연결될 수도 있다.
- [0105] 이상에서 본 발명의 대표적인 실시예들을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리범위는 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허 청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 한다.

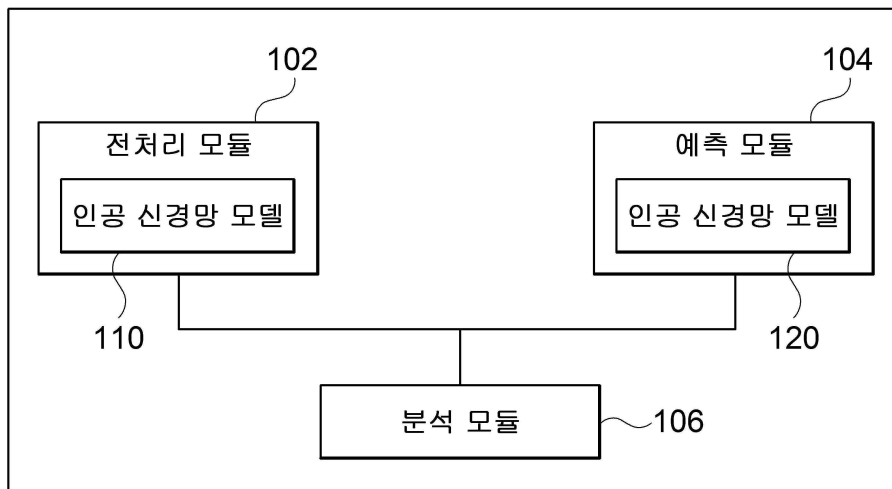
부호의 설명

- [0107] 100 : 반도체 파라미터 설정 장치
- 102 : 전처리 모듈
- 104 : 예측 모듈
- 106 : 분석 모듈
- 110 : Inverse NLPCA 모델
- 110a : 입력 층
- 110b : 히든 층
- 110c : 출력 층
- 120 : 인공 신경망 모델
- 120a : 입력 층
- 120b : 히든 층
- 120c : 출력 층

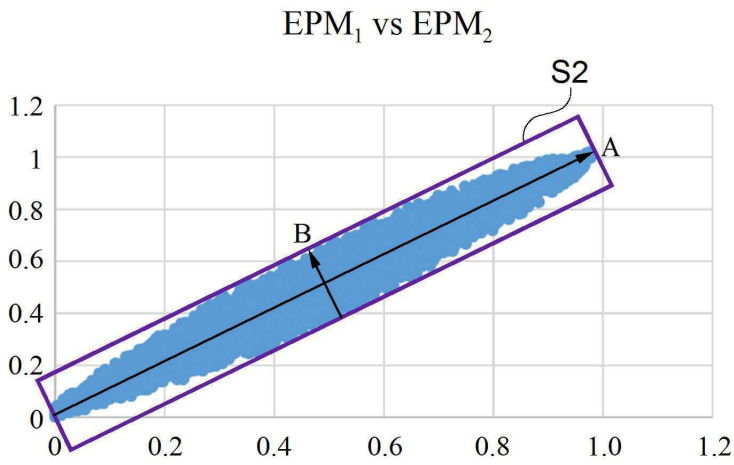
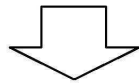
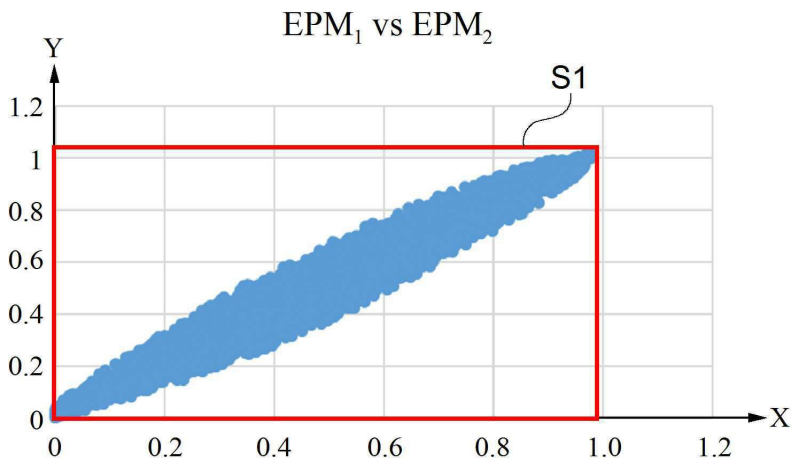
도면

도면1

100

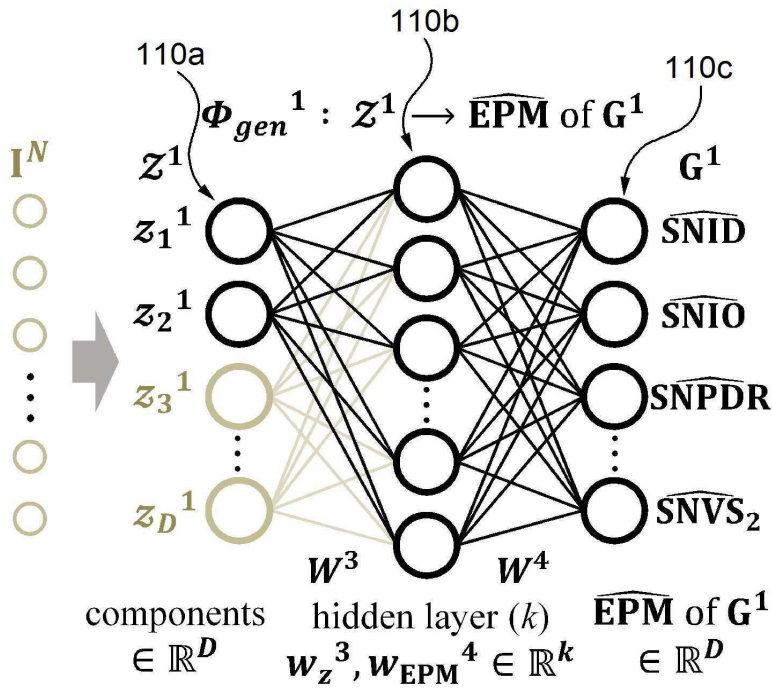


도면2



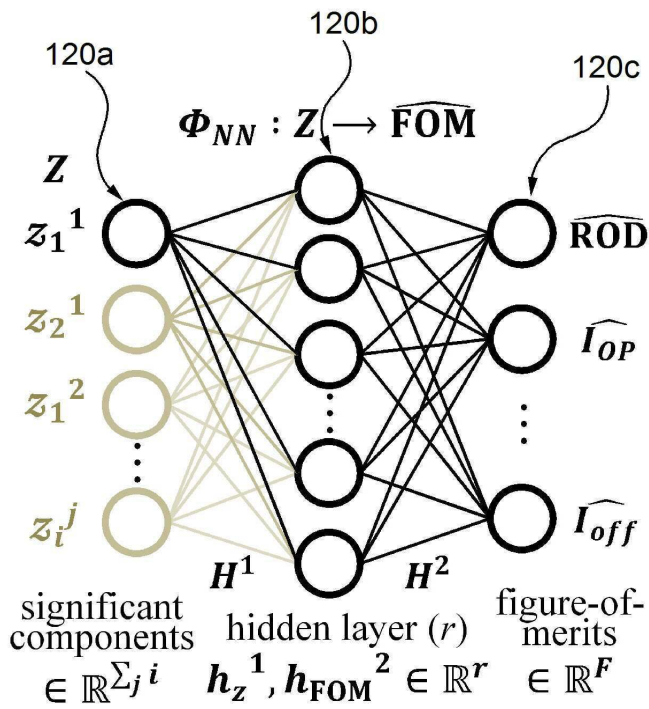
도면3

110

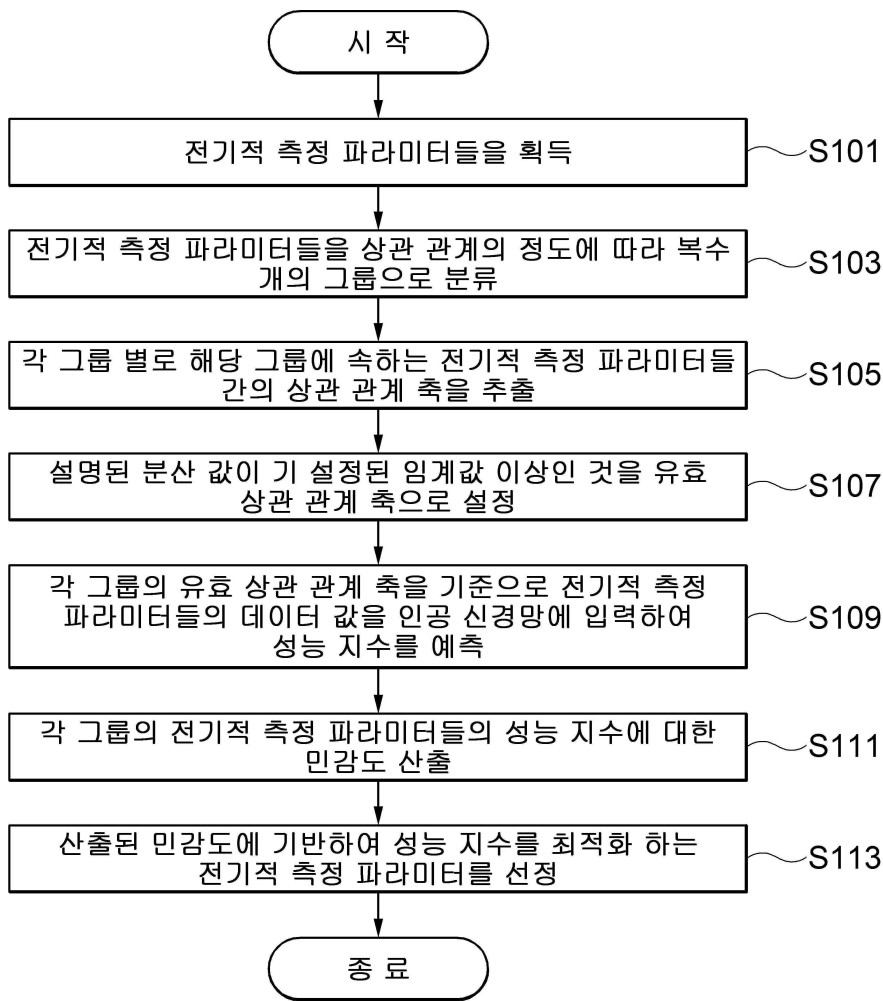


도면4

120



도면5



도면6

10

