

1. 논문의 구조

- 초록
- 1. 이론
- 2. 방법
 - A. 데이터셋
 - B. 데이터 전처리
 - C. 데이터 증강
 - D. 컨볼루션신경망 (CNN)
- 3. 제안 실험 CNN 모델
- 4. 실험 및 논의
 - A. CNN-WDI의 학습
 - B. 성능 평가
 - C. CNN-WDI 결과 및 분석
- 5. 결론
- 참고 문헌

2. 내용 이해 및 요약

- 본 논문 자동 웨이퍼 불량 식별을 위한 딥러닝 기반 컨볼루션 신경망 (CNN-WDI)을 제안함. 클래스 불균형은 극복하기 위해 데이터 증강 기법을 적용, CNN-WDI 모델의 분류 성능을 향상 시키기 위해 배치 정규화 및 공간드롭 아웃과 같은 최신 규제화 방법을 사용함, 9개의 서로 다른 웨이퍼 맵 불량이 있는 CNN-WDI 모델의 평균 분류 정확도는 96.2%로 동일한 데이터셋을 사용한 이전의 최고 표준 정확도에서 6.4% 증가함
- 제조공정이 끝난 후 각 웨이퍼는 회로 프로브 테스트를 거쳐 결함이 있는 웨이퍼와 무결함의 웨이퍼 다이를 구별하고 테스트 결과를 2차원 웨이퍼 이미지인 웨이퍼 맵 (WM)으로 표시함
- 불량 패턴은 Center, Dount, Edge-Loc, Edge-Ring, Scratch, Random, Near-Full, 및 None 등과 같은 고유한 레이블을 부여함. WM 불량 분석은 반도체 제조공정의 비정상 프로세스를 발견하고 이를 해결하기 위한 조치를 취하는데 중요한 정보를 제공함
- CNN과 같은 딥러닝 기반 분류기는 분류를 위해 수천으로 추출된 특징이 필요하지 않음, CNN은 컨볼루션층, 풀링층, 완전연결층의 세 가지 유형의 층으로 구성됨, 일반적으로 컨볼루션 계층은 특징을 추출하는데 사용되지만, 풀링계층은 크기만큼 추출된 특징을 요약하고, 완전연결 계층은 추출된 특징을 사용하여 최종적으로 입력 이미지를 분류함
- WM-BIik라는 실제 데이터셋을 사용, 이 데이터셋은 WM 불량 패턴의 레이블이 지정된 9개의 클래스로 구성됨, 소수 불량 클래스의 크기를 늘리기 위해 데이터 증강 방법을 구현함.
- 데이터셋의 불균형이 심하여 극악의 회전, 좌우대칭, 및 너비 이동, 높이 이동 등을 시행하여 데이터 증강을 적용. 각 클래스가 10,000개 데이터셋들과 9개의 서로 다른 균일한 클래스의 90,000개 웨이퍼 불량이외지 구성 학습 65%, 검증 20%, 테스트 15%의 비율로 데이터셋을 나눔
- CNN은 같은 크기의 DNN 아키텍처에 비해 파라미터 수가 매우 적음, 대부분의 CNN 모델은 기류기소변문제를 극복하기 위해 그라디언트 기반 학습 접근 방식은 사용
- 이 논문에서 우리는 하나의 입력층, 각각 배치 정규화, 패딩 및 ReLU 활성화가 있는 8개의 Conv 계층, 4개의 풀링층 (4개의 Conv-Pool-Conv 그룹), 1개의 드롭아웃 계층, 2개의 완전연결 계층 및 1개의 출력층을 갖는 2D CNN 모델을 만든 것임

- 학습 데이터는 손실 함수를 줄이는데 도움이 되는 제안된 CNN-WDI 모델의 매개변수를 학습하는데 사용. 측정된 출력 확률분포와 실제 클래스 확률분포 사이의 손실 함수를 계산하기 위해 범극형 교차엔트로피를 손실 함수로 적용, 배치 정규화와 0.2 확률로 공간스킵아웃이 모델의 규제화에 사용됨.
- 손실 함수의 기울기를 계산하기 위해 역전파 알고리즘은 적용, Adam Stochastic 옵티마이저를 적용하여 학습률과 배치 크기를 각각 0.001과 100으로 하여 손실 함수를 최소화함.
- 성능 평가는 정확도, 정밀도, 재현율, F1 점수나 같은 다양한 성능 지표를 사용하여 평가함,
- 불균형 데이터 셋이 있는 경우 대부분의 소수 클래스에 대해 매우 저조한 성능을 보임. 균형잡힌 데이터 셋에 대한 CNN-WDI 모델의 정밀도, 재현율 및 F1 점수의 평균은 각각 96.24%, 96.24%, 96.22%, 불균형 데이터 셋에 대한 값은 각각 90.32%, 86.31%, 87.72% 이다.
- 데이터 증강 방법을 통한 균형잡힌 데이터 셋이 비분량식별에 대한 중요한 역할을 함을 학습 있음을 보여줌
- 우리 모델은 증강한 데이터 셋을 사용하여 기존에 제안된 WMFPR, DTE-WMFPR, WMDDP2 등의 모델에 비해 모든 분량 클래스에 대해 매우 높은 성능을 보였고, 평균 96.2%의 분류 정확도를 달성
- CNN-WDI는 VGG-16, SVM 및 ANN 분류기를 능가함, 향후 연구를 위해 증강한 위이퍼 이미지에서 다중 분량을 추출하여 분류 정확도를 개선 할 것임