|  |
| --- |
| 석 사 학 위 졸 업 보 고 서 |
|  |
| 반도체 설비 센서 데이터를 활용한 딥러닝 기반의 웨이퍼 후면 결함 이미지 예측 및 분류 |
| 고 려 대 학 교 대 학 원 |
|  |
| 반 도 체 데 이 터 사 이 언 스 학 과 |
|  |
| 김 소 희 |
|  |
| 2024년 12월 |

|  |
| --- |
| 한 성 원 교 수 지 도 |
|  |
| 석 사 학 위 보 고 서 |
|  |
| 반도체 설비 센서 데이터를 활용한 딥러닝 기반의 웨이퍼 백사이드 결함 이미지 예측 및 분류 |
| 이 보고서를 석사학위 논문 보고서로 제출함 |
|  |
| 2024년 12월 |
|  |
| 고 려 대 학 교 대 학 원 |
|  |
| 반 도 체 데 이 터 사 이 언 스 학 과 |
|  |
| 김 소 희 (인) |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | | |
| 김소희의 석사학위 보고서 심사를 완료함 | | |
|  | | |
| 2024년 12월 | | |
|  | | |
| 위원장 | 한 성 원 | (인) |
|  |  |  |
| 위 원 | 백 준 걸 | (인) |
|  |  |  |
| 위 원 | 정 태 수 | (인) |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  | | |

반도체 설비 센서 데이터를 활용한 딥러닝 기반의 웨이퍼 백사이드 결함 이미지 예측 및 분류

김 소 희

반 도 체 데 이 터 사 이 언 스 학 과

지도교수: 한 성 원

# 초록

반도체 소자의 고집적화로 인해 회로의 미세 패턴을 구현할 수 있는 극자외선 노광 (Extreme Ultraviolet Lithography, EUVL) 공정 사용이 증가하고 있다. 그러나 EUVL공정 사용이 확대됨에 따라 노광 장비 내에서 웨이퍼를 고정하는 부품인 벌(Burl) 표면 손상 문제가 새롭게 부각되고 있다. 벌은 노광 장비의 척(Chuck)에서 웨이퍼를 정밀하게 고정하는 돌출된 구조물로 진공 흡입력을 통해 웨이퍼를 지탱하는 부품이다. 웨이퍼 백사이드에 스크래치나 이물질이 존재할 경우 벌 표면이 손상되어 웨이퍼가 척에 정확히 고정되지 않을 수 있으며 이는 웨이퍼의 층 간 정렬 오류(Overlay Misalignment)를 유발한다. 결과적으로 회로의 전기적 연결 불량, 전류 누설 증가, 소자의성능 저하 문제가 발생하며 이는 생산 효율성과 제품 품질에 심각한 영향을 미친다. 기존 연구는 웨이퍼 상부 결함 검사에 집중되어 왔으나 최근에는 웨이퍼 백사이드 결함에 대한 탐지와 관리의 중요성이 커지고 있다. 하지만 현재 사용되는 웨이퍼 백사이드 결함 탐지 방법은 샘플링 계측 검사에 의존하여 시간과 비용이 많이 소요되며, 정확도에도 한계가 있다.

본 연구에서는 벌 표면 손상을 유발하는 주요 공정인 코발트(Cobalt) 증착 공정에서 발생하는 FDC(Fault Detection and Classification) 데이터를 활용하여 웨이퍼 백사이드 결함 이미지를 예측하고 웨이퍼 외각 결함을 분류할 수 있는 딥러닝 기반의 자동화 시스템을 제안한다. Autoencoder 모델을 통해 웨이퍼 백사이드 결함 이미지를 예측하고, CNN(Convolutional Neural Network) 기반 분류 모델을 사용해 정상 및 불량 웨이퍼를 자동으로 분류하였다. 실험 결과 Autoencoder 모델은 구조적 유사도 지수(SSIM)에서 0.64의 성능을 보였으며, CNN 분류 모델은 94%의 정확도를 달성하였다. 이러한 결과는 FDC 데이터를 활용한 웨이퍼 백사이드 결함 예측 및 분류의 실용성을 입증하며, 반도체 제조 공정의 품질 향상과 생산 효율성 증대에 기여할 것으로 기대된다.

**중심어**: EUVL(Extreme Ultraviolet Lithography), Autoencoder, CNN, FDC 데이터

Prediction and Classification of Wafer Backside Defects Using Equipment Sensor Data

by Sohui Kim

Department of Semiconductor Data Science

under the supervision of Professor Sungwon Han

# ABSTRACT

As semiconductor devices become more integrated, the use of Extreme Ultraviolet Lithography (EUVL) processes, which enable the implementation of fine circuit patterns, has increased. However, as the adoption of EUVL expands, the issue of surface damage to the Burl within the lithography equipment has emerged. Burl is a protruding structure on the chuck of the lithography tool that secures the wafer in place using vacuum suction. When scratches or foreign particles are present on the backside of the wafer, they can cause damage to the Burl surface, resulting in improper wafer alignment on the chuck. This misalignment can lead to overlay errors between layers of the wafer, causing issues such as electrical connection failures, increased leakage current, and reduced device performance. These issues negatively affect the yield, leading to significant impacts on production efficiency and product quality. While previous research has primarily focused on the detection of defects on the front side of wafers, the importance of managing backside defects has recently gained more attention. However, current methods for detecting wafer backside defects rely on sampling-based measurements, which are time-consuming, costly, and limited in accuracy.

This study proposes an automated deep learning-based system for predicting and classifying wafer backside defects, utilizing FDC (Fault Detection and Classification) data from the cobalt (Co) deposition process, a major contributor to Burl surface damage. An Autoencoder model is used to predict wafer backside defect images, followed by a CNN (Convolutional Neural Network) model to automatically classify wafers as either normal or defective. Experimental results show that the Autoencoder model achieved a Structural Similarity Index (SSIM) of 0.64, while the CNN classifier reached an accuracy of 94%. These results demonstrate the practicality of using FDC data for wafer backside defect prediction and classification, contributing to improved quality and production efficiency in semiconductor manufacturing processes.

**Keywords:** EUVL (Extreme Ultraviolet Lithography), Autoencoder, CNN, FDC Data

# 목차

초록 i

ABSTRACT iii

목차 v

표 목차 vii

그림 목차 viii

1장. 서론 １

1.1 연구 배경 １

1.2 연구 목적 ２

2장. 이론 연구 ２

2.1 오토인코더(Autoencoder) ２

2.1.1 인코더(Encoder) ３

2.1.2 디코더(Decoder) ３

2.2 합성곱 신경망(Convolution Neural Network, CNN) ３

2.2.1 합성곱 층(Convolution Layer) ３

2.2.2 풀링 층(Pooling Layer) ３

2.2.3 완전 연결층(Fully Connected Layer) ３

2.2.4 손실 함수 ４

3장. 연구 방법론 ４

3.1데이터 ４

3.2 기준 모델과 평가 지표 ７

4장. 결과 ７

4.1 오터인코더 모델의 성능 분석 ７

4.2 CNN 분류 모델의 성능 분석 ８

4.3 모델의 실용성 및 한계 ８

5장. 결론 ９

참고 문헌 １１

# 표 목차

# 그림 목차

# 1. 서론

## 연구 배경

반도체 소자의 초고집적화에 따라 회로 패턴의 미세 구현을 위한 첨단 공정 기술의 필요성이 급증하고 있다. 이러한 요구에 부응하여 기존의 심자외선 노광(Deep Ultraviolet Lithography, DUVL) 공정을 대체하는 극자외선 노광(Extreme Ultraviolet Lithography, EUVL) 공정의 활용이 점차 확대되고 있다. EUVL은 13.5nm의 매우 짧은 파장을 이용하여 미세하고 정밀한 패턴 구현이 가능하며, 이는 고집적 반도체 소자 제조에 필수적인 기술로 자리매김하고 있다. 그러나 EUVL 공정의 도입과 함께 노광 장비의 척(chuck) 표면 손상 문제가 새로운 과제로 대두되고 있다.

척의 벌(burl)은 웨이퍼를 진공 흡착하여 고정하는 돌출 구조물로서, 웨이퍼의 안정적인 지지를 담당한다. 그러나 웨이퍼의 백사이드(backside)에 스크래치나 이물질이 존재할 경우, 벌 표면에 물리적 손상을 유발하여 웨이퍼가 척에 정확하게 고정되지 않는 문제가 발생할 수 있다. 이는 웨이퍼의 층간 정렬 오류(Overlay Misalignment)를 초래하며, 결과적으로 반도체 소자의 전기적 연결 불량, 누설 전류 증가, 성능 저하 등의 심각한 문제를 야기한다. 이러한 문제는 공정 수율 감소와 재작업 비용 증가로 이어져 반도체 제조 공정의 생산 효율성과 제품 품질에 부정적인 영향을 미친다.

현재 산업계에서는 웨이퍼 상부의 결함 탐지와 분석에 주로 집중하고 있으며, 웨이퍼 백사이드 결함의 중요성은 상대적으로 간과되어 왔다. 기존의 웨이퍼 백사이드 결함 탐지는 샘플링 기반의 계측 검사에 의존하며, 이는 검사 시간과 비용이 많이 소요되고 수동 분류 과정에서 작업자의 오류로 인해 정확성이 제한된다. 따라서 웨이퍼 백사이드 결함을 보다 효율적이고 정확하게 탐지하고 분류할 수 있는 기술적 접근이 필요하다.

## 연구 목적

본 연구의 목적은 반도체 제조 공정의 FDC(Fault Detection and Classification) 데이터를 활용하여 웨이퍼 백사이드 결함을 정확하고 효율적으로 예측하고 분류할 수 있는 딥러닝 기반 시스템을 개발하는 것이다. 기존의 오토인코더(Autoencoder)와 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 모델의 한계를 극복하고, 향상된 성능을 보이는 오토인코더와 멀티모달 분류 모델을 결합한 새로운 접근 방식을 제안한다.

제안하는 시스템의 주요 특징은 다음과 같다:

* 오토인코더를 통해 FDC 데이터를 저차원 잠재 공간으로 압축하고, 이를 기반으로 웨이퍼 백사이드 결함 이미지를 생성한다.
* 멀티모달 분류 모델을 활용하여 FDC 데이터와 생성된 결함 이미지를 결합함으로써, 단일 데이터 소스 기반 모델보다 향상된 분류 성능을 달성한다.
* 이 접근 방식은 웨이퍼 백사이드 결함의 위치와 패턴을 효과적으로 학습하며, 불량 웨이퍼를 정확하게 분류하는 데 기여한다.

본 연구는 멀티모달 딥러닝 모델을 통해 웨이퍼 백사이드 결함을 효과적으로 탐지함으로써 척 표면 손상을 방지하고, 웨이퍼 층간 정렬 오류를 줄이는 데 기여하고자 한다. 또한, EUVL 공정에서 발생할 수 있는 미세 결함 문제를 사전에 해결할 수 있는 기반 기술을 제공하여 반도체 제조 공정의 품질 향상과 생산 효율성 증대를 위한 실질적인 해결책을 제시할 것으로 기대된다.

# 2. 관련 연구

## 2.1 웨이퍼 불량 감지 관련 연구

웨이퍼 결함 감지는 반도체 제조 공정에서 생산 효율성과 품질 향상을 위해 필수적인 기술로, 초기 연구는 통계적 공정 제어(Statistical Process Control, SPC)와 이미지 프로세싱 기술에 크게 의존하였다. SPC는 제조 공정의 변동성을 분석하여 이상을 탐지하는 데 주로 사용되었으며, 이미지 프로세싱은 웨이퍼 표면에서 발생하는 물리적 결함을 직접적으로 탐지하였다. 그러나 반도체 기술이 고도화됨에 따라 공정의 복잡성과 미세화가 진행되면서 이러한 전통적인 접근법은 오탐지(false positive) 및 미탐지(false negative)율의 증가라는 한계를 드러내기 시작했다.

머신러닝은 이러한 한계를 극복하기 위해 도입되었으며, 대표적으로 SVM(Support Vector Machine)과 랜덤 포레스트(Random Forest)를 활용한 연구가 수행되었다. Lee et al. (2020)은 데이터 불균형 문제를 해결하기 위해 샘플링 및 앙상블 기법을 적용하고, 주요 특징 선택 알고리즘을 사용하여 결함 탐지의 성능을 향상시켰다. 이러한 접근법은 전통적 방법에 비해 높은 정밀도와 효율성을 입증하며 머신러닝 기반 기술의 가능성을 보여주었다. 딥러닝 기술의 발전은 특히 웨이퍼 결함 탐지의 정밀도를 한층 높이는 데 기여하였으며, CNN(Convolutional Neural Network)을 중심으로 한 연구들이 주목받고 있다. Kim et al. (2021)은 CNN 기반 모델을 통해 웨이퍼 맵의 결함 패턴을 효과적으로 분석하고, 데이터 증강(data augmentation) 기법과 배치 정규화(batch normalization) 기법을 결합하여 학습 안정성을 확보하였다. 결과적으로 기존 기술보다 높은 탐지율을 기록하며 딥러닝 기술의 장점을 입증하였다.

또한, YOLO(You Only Look Once)와 같은 경량화된 딥러닝 모델은 빠른 속도와 높은 탐지 성능으로 주목받고 있다. Choi et al. (2022)은 YOLOv5 모델을 웨이퍼 이미지 분석에 적용하여 불량 발생 영역을 실시간으로 탐지하는 시스템을 개발하였다. YOLOv5x 모델은 78.9%의 높은 재현율을 기록하며, 반도체 제조 공정에서 실시간 결함 탐지 기술로서의 가능성을 입증하였다. 이러한 경량화된 딥러닝 접근법은 높은 연산 효율성과 실시간 분석의 강점으로 인해 산업계에서 광범위하게 활용될 것으로 기대된다.

비지도 학습과 앙상블 모델의 활용도 주목할 만하다. Park et al. (2019)은 CNN 기반의 앙상블 모델을 통해 기존 결함 데이터에 존재하지 않는 신규 결함을 탐지하며, 탐지 성능을 44.6% 향상시키는 데 성공하였다. 이는 웨이퍼 결함 탐지에서 데이터 라벨링의 비용 및 시간을 줄이고, 기존 기법의 한계를 극복하는 중요한 진전을 보여준다. 또한, 빅데이터를 활용한 연구도 활발히 진행되고 있다. Choi et al. (2020)은 대규모 데이터셋과 딥러닝을 결합하여 희귀 결함 패턴을 정밀하게 탐지하는 자동화 시스템을 개발하였으며, 이를 통해 전통적으로 수작업에 의존하던 공정의 비효율성을 극복하였다.

기존 연구는 주로 웨이퍼 상부의 결함 탐지에 초점을 맞춰왔으나, 후면 결함 탐지에 대한 연구도 점차적으로 이루어지고 있다. Multi-level grid clustering 알고리즘을 활용한 연구에서는 포토 리소그래피 단계 이후 웨이퍼 후면 결함을 조기에 감지할 수 있는 방법론을 제시하였으며, 후면 결함의 근본 원인을 효과적으로 분석함으로써 제조 공정의 품질을 개선하였다.

결론적으로, 기존 연구들은 웨이퍼 결함 탐지에서 정밀도와 효율성을 크게 개선해왔지만, 데이터 불균형 문제와 신규 결함 탐지의 어려움이라는 한계를 여전히 안고 있다. 향후 연구는 비지도 학습 및 데이터 증강 기술의 활용, 실시간 탐지를 위한 경량화 모델의 개발을 통해 이러한 문제를 해결하며 웨이퍼 결함 탐지 기술의 새로운 패러다임을 제시할 것으로 기대된다. 본 연구는 이러한 기존 연구를 기반으로 웨이퍼 결함 탐지의 정확성과 효율성을 더욱 높이는 새로운 시스템 개발에 초점을 맞추고자 한다.

## 2.2 오토인코더(Autoencoder)

오토인코더는 비지도 학습의 한 형태로, 입력 데이터를 저차원 잠재 공간(latent space)으로 압축한 후 다시 원본 데이터를 복원하는 신경망 구조이다. 인코더와 디코더로 구성되며, 입력 데이터의 주요 특징을 학습하고 불필요한 정보를 제거하여 데이터의 핵심 표현을 추출한다.

본 연구에서는 오토인코더를 통해 FDC 데이터를 잠재 공간으로 압축하고, 이를 기반으로 웨이퍼 백사이드 결함 이미지를 생성하였다. 이를 통해 공정 데이터를 시각적으로 표현하고, 결함의 위치와 패턴을 효과적으로 학습할 수 있었다.

### 2.1.1 인코더(Encoder)

인코더는 입력 데이터의 주요 정보를 압축하여 저차원 공간으로 변환한다. 본 연구에서 인코더는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron) 구조를 사용하였으며, 각 층에서 데이터의 복잡한 특징을 추출하였다. 활성화 함수로는 LeakyReLU를 사용하여 비선형성을 확보하였으며, 배치 정규화(Batch Normalization)를 통해 학습 안정성을 높였다.

### 2.1.2 디코더(Decoder)

디코더는 인코더에서 생성된 잠재 벡터를 사용하여 원본 데이터와 유사한 데이터를 복원한다. 본 연구에서는 디코더를 통해 웨이퍼 백사이드 결함 이미지를 생성하였으며, 출력층에서 시그모이드(Sigmoid) 활성화 함수를 사용하여 픽셀 값을 0에서 1 사이로 제한하였다. 생성된 이미지는 실제 결함 이미지와 비교하여 모델의 성능을 평가하였다.

## 2.3 분류 모델

멀티모달 분류 모델은 서로 다른 형태의 데이터를 결합하여 모델의 예측 성능을 향상시키는 접근 방식이다. 본 연구에서는 FDC 데이터와 오토인코더로 생성된 웨이퍼 결함 이미지를 결합하여 분류 모델의 성능을 향상시켰다.

이미지 데이터는 CNN을 통해 특징을 추출하고, FDC 데이터는 완전 연결층을 통해 특징을 추출하였다. 이후 두 특징 벡터를 결합하여 분류기를 통해 정상 및 불량 웨이퍼를 예측하였다. 멀티모달 접근 방식은 두 데이터 모달리티가 제공하는 상호 보완적 특성을 활용하여 모델의 일반화 능력을 향상시켰다.

# 3. 방법론

본 연구는 웨이퍼 백사이드 결함 탐지를 위해 오토인코더(Autoencoder)를 활용한 생성 모델과 이를 기반으로 한 분류 모델을 설계하였다. 생성 모델은 공정 데이터(FDC)를 저차원 잠재 공간(latent space)으로 압축하고 이를 바탕으로 웨이퍼 결함 이미지를 생성하는 데 중점을 둔다. 분류 모델은 단일 및 다중 데이터 결합 접근 방식을 통해 생성된 이미지와 공정 데이터를 활용하여 웨이퍼의 정상 여부를 예측한다. 본 장에서는 각 모델의 구조와 설계 방법을 서술하고 전체적인 연구 흐름을 논리적으로 제시한다.

3.1 생성 모델

생성 모델은 오토인코더를 기반으로 하며, 웨이퍼 공정 데이터를 시각적으로 표현하고 결함 이미지의 패턴을 학습하기 위한 모델로 설계되었다. 오토인코더는 입력 데이터를 압축하여 잠재 공간에 주요 특징을 저장하고 이를 디코더를 통해 복원하는 구조를 가진다. 본 연구에서는 FDC 데이터를 입력으로 하여 잠재 공간으로 압축한 뒤 디코더를 통해 웨이퍼 결함 이미지를 생성하는 방식으로 모델을 구현하였다.

\*\*인코더(Encoder)\*\*는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron) 구조를 채택하여 FDC 데이터의 고차원 정보를 저차원 잠재 공간으로 압축한다. 인코더의 입력층은 221차원의 FDC 데이터를 받아들인다. 은닉층은 네 개로 구성되며, 각각 256, 512, 1024, 2048개의 뉴런을 포함하고 있다. 각 층은 LeakyReLU 활성화 함수(α=0.2)를 사용하여 비선형성을 확보하였으며, 배치 정규화(momentum=0.8)를 적용하여 학습 안정성과 일반화 성능을 강화하였다. 출력층은 64차원으로 설계되어 잠재 벡터를 생성하며, 이는 디코더의 입력으로 사용된다.

\*\*디코더(Decoder)\*\*는 인코더로부터 생성된 잠재 벡터를 받아들여 웨이퍼 결함 이미지를 복원하는 역할을 한다. 디코더는 인코더와 대칭 구조를 가지며, 은닉층은 2048, 1024, 512, 256개의 뉴런으로 구성된다. 디코더의 각 층도 LeakyReLU 활성화 함수를 사용하며, 출력층에서는 시그모이드(Sigmoid) 활성화 함수를 적용하여 복원된 이미지의 픽셀 값을 [0, 1] 범위로 제한하였다. 최종적으로 디코더는 128×128 픽셀의 이미지를 복원하며, 이는 FDC 데이터와 웨이퍼 결함 간의 관계를 시각적으로 나타낸다.

생성된 이미지는 실제 웨이퍼 결함 이미지와 비교하여 구조적 유사도 지수(Structural Similarity Index, SSIM)를 기반으로 평가되었다. 이 평가를 통해 오토인코더가 FDC 데이터를 효과적으로 학습하고 웨이퍼 결함 이미지를 정밀하게 복원할 수 있음을 확인하였다.

3.2 분류 모델

분류 모델은 생성 모델을 통해 생성된 결함 이미지와 원본 FDC 데이터를 활용하여 웨이퍼의 정상 여부를 예측하는 모델로 설계되었다. 분류 모델은 단일 데이터 기반의 Standard 모델과 다중 데이터 결합 기반의 Multimodal 모델로 구성된다.

3.2.1 Standard 분류 모델

Standard 분류 모델은 생성된 웨이퍼 결함 이미지를 단독으로 입력받아 정상 여부를 예측하는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 모델이다.

모델 입력으로 사용되는 웨이퍼 이미지는 외곽 결함 패턴을 강조하기 위해 원형 마스킹 처리가 적용되었다. 원형 마스크는 이미지의 중심에서 반지름 50픽셀로 설정되었으며, 이를 통해 불필요한 영역을 제거하고 주요 결함 영역을 강조하였다.

CNN 구조는 다음과 같이 설계되었다. 입력층은 128×128 크기의 흑백 이미지를 받아들인다. 첫 번째 컨볼루션 레이어는 32개의 필터와 (3×3) 커널을 사용하며, 이후 두 번째 및 세 번째 컨볼루션 레이어는 각각 64개와 128개의 필터를 포함한다. 모든 컨볼루션 레이어는 ReLU 활성화 함수를 사용하며, 각 레이어 후에는 맥스풀링(MaxPooling)을 적용하여 특징 맵의 크기를 축소하였다. 완전 연결층(Fully Connected Layer)은 128개의 뉴런과 ReLU 활성화 함수를 포함하며, 최종 출력층은 시그모이드(Sigmoid) 활성화 함수로 구성되어 정상 및 불량 웨이퍼를 이진 분류한다. 이 모델은 이진 교차 엔트로피 손실 함수를 사용하여 학습되며, Adam 옵티마이저를 통해 최적화되었다.

3.2.2 Multimodal 분류 모델

Multimodal 분류 모델은 FDC 데이터와 오토인코더로 생성된 웨이퍼 결함 이미지를 결합하여 불량 여부를 예측하는 구조를 가진다. 두 데이터 소스는 서로 상호 보완적 정보를 제공하여 모델의 일반화 능력을 향상시킨다.

특징 추출 단계에서는 FDC 데이터와 생성된 이미지를 각각 처리한다. FDC 데이터는 완전 연결층을 통해 특징을 추출하며, 두 개의 은닉층(512, 256 뉴런)과 ReLU 활성화 함수, 배치 정규화를 포함한다. 생성된 이미지는 CNN 기반 구조를 사용하여 평탄화된 벡터로 변환된다. CNN 구조는 Standard 모델의 컨볼루션 레이어와 동일한 설정을 사용한다.

특징 결합 단계에서는 두 데이터 소스에서 추출된 벡터를 연결(concatenate)하여 하나의 통합 벡터를 생성한다. 결합된 벡터는 분류기의 입력으로 사용되며, 분류기는 두 개의 은닉층(512, 256 뉴런)과 출력층으로 구성된다. 은닉층은 ReLU 활성화 함수와 배치 정규화를 사용하며, 출력층은 시그모이드 활성화 함수를 사용하여 이진 분류를 수행한다.

모델의 학습은 이진 교차 엔트로피 손실 함수를 통해 이루어지며, Adam 옵티마이저를 활용하여 효율적으로 최적화되었다.

# 4. 실험

**4.3 실험 결과**

**4.3.1 오토인코더 학습 결과**

오토인코더 모델은 FDC 데이터를 입력으로 사용하여 웨이퍼 결함 이미지를 생성하였다. 평균 제곱 오차(MSE)를 손실 함수로 설정하여 학습 과정에서 손실 값을 지속적으로 감소시키며 학습 성능을 확인하였다. 초기 에포크에서는 손실 값이 급격히 감소하였으며, 약 1,000 에포크에서 안정적으로 수렴하였다. 생성된 이미지는 실제 웨이퍼 결함 이미지와 높은 유사도를 보였으며, 결함의 위치와 주요 패턴을 효과적으로 복원하였다. 이러한 결과는 FDC 데이터를 기반으로 웨이퍼 결함 이미지를 생성할 수 있는 오토인코더 모델의 타당성을 입증하였다.

**4.3.2 Standard 분류 모델 성능**

Standard 분류 모델은 마스킹된 웨이퍼 이미지를 단독으로 사용하여 학습 및 검증을 수행하였다. CNN 기반의 Standard 모델은 검증 데이터에서 43.4%의 정확도를 기록하였다. 이는 웨이퍼 외곽 영역의 결함만을 학습했을 때 불량 여부를 정확히 예측하는 데 한계가 있음을 보여준다. 낮은 성능의 주요 원인으로는 이미지 데이터만으로 결함의 내부 패턴과 공정 데이터와의 상관성을 충분히 반영하지 못했기 때문으로 분석된다.

**4.3.3 멀티모달 분류 모델 성능**

멀티모달 분류 모델은 FDC 데이터와 오토인코더로 생성된 이미지를 결합하여 학습을 진행하였다. 검증 데이터에서 64.2%의 정확도를 기록하며, Standard 모델 대비 성능이 유의미하게 향상되었다. 이는 FDC 데이터가 공정의 정량적 특성을 제공하고, 생성된 이미지가 결함의 시각적 정보를 제공함으로써 모델이 더 풍부한 정보를 학습할 수 있었기 때문으로 분석된다.

**4.4 실험 분석**

**4.4.1 외곽 마스킹의 효과**

외곽 마스킹은 웨이퍼 가장자리에서 발생하는 결함을 강조하는 데 효과적이었다. 그러나 마스킹된 이미지 데이터만으로는 결함의 전체적인 패턴과 내부 영역의 복잡한 결함을 충분히 반영하지 못해 예측 정확도에서 한계를 보였다. 이는 웨이퍼 결함이 외곽뿐만 아니라 내부에서도 발생할 수 있으며, 이를 학습하지 못했기 때문으로 해석된다.

**4.4.2 멀티모달 접근의 이점**

멀티모달 분류 모델은 FDC 데이터와 웨이퍼 이미지를 결합하여 Standard 모델 대비 더 우수한 성능을 보였다. FDC 데이터는 공정 조건과 결함 발생 원인에 대한 정량적 정보를 제공하였으며, 생성된 이미지는 결함의 시각적 패턴과 위치 정보를 제공하였다. 이러한 두 데이터 소스의 상호 보완적 특성은 모델의 일반화 능력을 크게 향상시켰다.

**4.4.3 모델 성능 향상 요인**

멀티모달 모델의 성능 향상 요인은 다음과 같다:

1. **데이터 다양성**: FDC 데이터와 이미지 데이터를 결합하여 모델이 학습할 수 있는 정보의 범위가 넓어졌다.
2. **특징 상호 보완성**: FDC 데이터는 공정의 수치적 특성을, 이미지 데이터는 결함의 시각적 패턴을 반영하며, 결합된 데이터는 더 정밀한 예측을 가능하게 하였다.
3. **모델 구조의 확장성**: 멀티모달 모델은 더 많은 뉴런과 층을 사용하여 데이터 간의 복잡한 상호작용을 학습할 수 있었다.

**결론**

실험 결과 멀티모달 분류 모델은 Standard 모델 대비 월등한 성능을 기록하며, 다양한 데이터 소스를 결합한 접근법의 유효성을 입증하였다.

# 5. 결론

본 연구에서는 웨이퍼 필름 장착 공정에서 발생하는 불량을 조기에 탐지하기 위한 오토인코더 기반의 생성 모델과 CNN 기반의 분류 모델을 제안하였다. FDC 데이터를 활용하여 웨이퍼 이미지를 생성함으로써 공정 데이터를 시각화하고, 사람이 직관적으로 이해할 수 있는 형태로 변환하였다. 또한, 외곽 마스킹을 통해 결함 부위를 강조하고, FDC 데이터와 이미지를 결합한 멀티모달 분류 모델을 통해 Standard 모델보다 향상된 정확도를 달성하였다.

실험 결과는 멀티모달 접근 방식이 단일 데이터 소스를 활용한 모델보다 우수한 성능을 보이며, 공정 중 실시간 모니터링과 조기 불량 탐지가 가능함을 보여준다. 이는 모델이 웨이퍼의 불량 여부를 효과적으로 판별하여 생산 공정의 품질 관리에 기여할 수 있음을 입증한다.

본 연구의 주요 성과는 다음과 같다. 첫째, 장비 센서 데이터만으로 웨이퍼 백사이드 결함을 예측하고 분류할 수 있는 가능성을 확인하였다. 이는 기존의 수동 검사 방식에 비해 시간과 비용을 절감하고, 실시간 모니터링을 통해 신속한 대응이 가능하다는 점에서 큰 의의가 있다. 둘째, 딥러닝 모델의 적용을 통해 웨이퍼 결함 탐지의 정확도와 효율성을 높일 수 있었다. 이는 반도체 제조 공정의 품질 향상과 생산 효율성 증대에 직접적으로 기여할 수 있다.

그러나 본 연구는 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 첫째, 데이터의 다양성 부족으로 인해 모델의 일반화 능력이 제한될 수 있다. 수집된 데이터가 특정 공정과 기간에 한정되어 있어 다양한 공정 조건과 결함 유형에 대한 적용에는 한계가 있다. 둘째, 딥러닝 모델의 복잡성으로 인해 실시간 처리에 제약이 있을 수 있다. 이는 모델의 경량화와 최적화를 통해 개선될 수 있는 부분이다. 셋째, 기존 생산 설비와의 연동 및 시스템 통합에 기술적인 어려움이 있을 수 있다.

향후 연구에서는 이러한 한계점을 극복하기 위해 다음과 같은 방향으로 연구를 진행할 예정이다. 첫째, 다양한 공정 환경과 결함 유형을 포함하는 데이터셋을 추가로 수집하여 모델의 범용성과 신뢰성을 향상시킬 것이다. 둘째, 변이형 오토인코더(VAE)나 생성적 적대 신경망(GAN) 등 최신 딥러닝 기법을 도입하여 결함 맵 예측 성능을 개선하고 모델의 경량화를 추진할 것이다. 셋째, 제조 실행 시스템(MES)과의 연동을 위한 인터페이스를 개발하고 공정 관리 소프트웨어와의 통합을 통해 실시간 모니터링 및 자동 제어 시스템을 구축할 계획이다. 결론적으로, 본 연구는 장비 센서 데이터를 활용하여 웨이퍼 백사이드 결함을 효과적으로 예측하고 분류할 수 있는 딥러닝 기반 시스템의 가능성을 입증하였다. 이는 반도체 제조 공정의 품질 관리 수준을 향상시키고 생산 효율성을 증대시킬 수 있는 중요한 기술적 진보로 평가된다. 앞으로도 지속적인 연구와 개선을 통해 스마트 팩토리 구현과 인공지능 기반 제조 혁신에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

**결론 및 향후 연구 방향**

본 연구는 웨이퍼 필름 장착 공정에서 발생하는 불량을 조기에 탐지하기 위해 오토인코더 기반의 생성 모델과 CNN 기반의 분류 모델을 제안하였다. 제안된 방법론은 FDC(Fault Detection and Classification) 데이터를 활용하여 웨이퍼 이미지를 생성함으로써 공정 데이터를 시각적으로 표현하고, 직관적인 분석을 가능하게 한다. 특히, 외곽 마스킹 기법을 통해 결함 부위를 강조하고, FDC 데이터와 생성된 이미지를 결합한 멀티모달 분류 모델을 통해 단일 데이터 기반의 Standard 모델보다 높은 예측 정확도를 달성하였다. 이러한 결과는 공정 중 실시간 모니터링 및 조기 불량 탐지가 가능함을 입증하며, 제조 공정의 품질 관리 및 생산 효율성 향상에 기여할 수 있음을 보여준다.

**연구의 주요 성과**

본 연구의 주요 기여는 다음과 같이 요약할 수 있다.

1. **센서 데이터를 활용한 웨이퍼 결함 예측 가능성 확인**  
   본 연구는 FDC 데이터만으로 웨이퍼 백사이드 결함을 예측하고 분류할 수 있는 가능성을 입증하였다. 이는 기존의 수작업 기반 검사 방식에 비해 시간과 비용을 크게 절감할 수 있으며, 실시간 데이터 분석을 통해 신속한 대응이 가능하다는 점에서 큰 의의가 있다.
2. **딥러닝을 활용한 탐지 정확도와 효율성 개선**  
   오토인코더와 CNN 기반의 딥러닝 모델을 적용하여 웨이퍼 결함 탐지의 정확도와 효율성을 크게 향상시켰다. 이는 반도체 제조 공정의 품질 관리 수준을 높이고, 생산성을 증대시키는 데 기여할 수 있음을 보여준다.
3. **멀티모달 데이터 통합의 효과성 입증**  
   FDC 데이터와 생성된 이미지 데이터를 결합한 멀티모달 접근 방식은 단일 데이터 기반 모델보다 더 높은 성능을 보였으며, 이는 공정 데이터의 정량적 정보와 이미지 데이터의 시각적 정보가 상호 보완적으로 작용했기 때문이다. 이를 통해 공정 중 결함 탐지의 정확도와 신뢰도를 동시에 확보할 수 있었다.

**연구의 한계 및 개선 방향**

본 연구는 웨이퍼 결함 탐지의 새로운 가능성을 제시하였으나, 다음과 같은 한계점을 가지고 있다:

1. **데이터 다양성 부족**  
   수집된 데이터는 특정 공정 조건과 기간에 국한되어 있어, 모델의 일반화 능력이 제한될 가능성이 있다. 다양한 공정 환경과 결함 유형에 대한 추가 데이터 수집이 필요하다.
2. **실시간 처리 제한**  
   제안된 딥러닝 모델은 복잡한 구조로 인해 높은 연산 비용을 요구하며, 실시간 처리에 제약이 있을 수 있다. 경량화된 모델 설계와 최적화를 통해 이러한 문제를 해결해야 한다.
3. **시스템 통합의 기술적 한계**  
   기존 제조 설비와의 연동 및 공정 관리 시스템(MES)과의 통합 과정에서 기술적 어려움이 발생할 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 인터페이스 개발 및 시스템 통합 연구가 필요하다.

**향후 연구 방향**

앞으로의 연구는 다음과 같은 방향으로 진행될 것이다:

1. **데이터셋 확장 및 다양화**  
   다양한 공정 환경과 결함 유형을 포함하는 데이터셋을 추가로 구축하여 모델의 범용성과 신뢰성을 향상시킬 예정이다. 이를 통해 실제 제조 환경에서의 적용 가능성을 높이고, 모델의 안정성을 확보할 것이다.
2. **최신 딥러닝 기법 도입**  
   변이형 오토인코더(Variational Autoencoder, VAE)나 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)과 같은 최신 딥러닝 기법을 적용하여 웨이퍼 결함 이미지를 더욱 정밀하게 생성하고, 모델의 경량화를 추진할 것이다. 이러한 접근은 실시간 분석을 위한 성능 개선에도 기여할 수 있다.
3. **제조 공정 시스템과의 통합**  
   제조 실행 시스템(MES) 및 공정 관리 소프트웨어와의 통합을 위한 인터페이스 개발을 진행할 예정이다. 이를 통해 실시간 모니터링과 자동 제어 시스템을 구축하여 제조 공정의 스마트화를 가속화할 것이다.

**결론**

본 연구는 FDC 데이터를 활용하여 웨이퍼 백사이드 결함을 효과적으로 예측하고 분류할 수 있는 딥러닝 기반의 새로운 접근법을 제시하였다. 특히, 멀티모달 접근 방식은 제조 공정 데이터를 통합적으로 활용함으로써 기존 방법론 대비 성능의 향상을 이끌어냈다. 이는 반도체 제조 공정의 품질 관리 수준을 크게 향상시키고, 생산 효율성을 증대시키는 데 기여할 수 있는 중요한 기술적 진보로 평가된다.

향후 지속적인 연구와 개선을 통해 스마트 팩토리 구현과 인공지능 기반 제조 혁신을 선도하며, 실질적인 산업적 적용 가능성을 확대할 수 있을 것으로 기대된다.

# 참고 문헌