|  |
| --- |
| 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 불량 감지는 반도체 제조 공정에서 생산 효율성과 품질 향상을 위해 핵심적인 분야이다. 전통적으로 통계적 공정 제어(Statistical Process Control, SPC) 기법과 이미지 프로세싱 기술을 활용하여 불량을 탐지하였다. SPC는 공정 변동을 모니터링하여 이상 여부를 판단하는 데 사용되며, 이미지 프로세싱은 웨이퍼 표면의 결함을 직접적으로 탐지하는 데 활용된다. 그러나 공정의 복잡성과 미세화로 인해 이러한 방법들은 오탐지(false positive) 및 미탐지(false negative)율이 높아지는 한계를 보이고 있다.

최근에는 머신러닝과 딥러닝 기법을 활용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 지원 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)이나 랜덤 포레스트(Random Forest)를 이용하여 웨이퍼 결함을 분류하거나, CNN을 활용하여 웨이퍼 맵의 패턴을 분석하는 연구가 있다. 그러나 이러한 방법들은 대량의 라벨링된 데이터를 필요로 하며, 데이터 수집과 전처리에 많은 비용과 시간이 소요된다. 특히, 웨이퍼 백사이드 결함에 대한 연구는 상대적으로 부족하며, 기존의 방법들은 웨이퍼 상부 결함에 초점을 맞추고 있어 백사이드 결함 탐지에 한계가 있다.

## 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.

## 2.2 합성곱 신경망(Convolution Neural Network, CNN)

CNN은 이미지나 시계열 데이터의 공간적 특징을 효과적으로 추출하고 학습할 수 있는 딥러닝 모델이다. 합성곱 층, 풀링 층, 활성화 함수, 완전 연결층 등으로 구성되며, 이미지 분류와 객체 인식 등 다양한 응용 분야에서 우수한 성능을 보인다.

본 연구에서는 CNN을 활용하여 오토인코더로 생성된 웨이퍼 결함 이미지를 입력으로 받아 정상 및 불량 웨이퍼를 분류하였다. 모델은 합성곱 층을 통해 이미지의 시각적 특징을 추출하고, 완전 연결층에서 분류 작업을 수행하였다.

### 2.2.1 합성곱 층(Convolution Layer)

합성곱 층은 입력 데이터에 필터를 적용하여 특징 맵(feature map)을 생성한다. 필터는 학습 가능한 파라미터로, 이미지의 에지(edge)나 코너(corner)와 같은 다양한 특징을 추출한다. 본 연구에서는 여러 개의 합성곱 층을 사용하여 이미지의 복잡한 패턴을 학습하였다.

### 2.2.2 풀링 층(Pooling Layer)

풀링 층은 특징 맵의 차원을 축소하여 연산량을 감소시키고, 모델의 과적합(overfitting)을 방지하는 역할을 한다. 본 연구에서는 최대 풀링(Max Pooling)을 사용하여 중요한 특징을 유지하면서 데이터의 크기를 줄였다.

### 2.2.3 완전 연결층(Fully Connected Layer)

완전 연결층은 추출된 특징을 기반으로 최종 예측을 수행하는 역할을 한다. 본 연구에서는 완전 연결층을 통해 웨이퍼의 정상 및 불량 여부를 분류하였다.

### 2.2.4 손실 함수

손실 함수는 모델의 예측과 실제 값 사이의 차이를 측정하는 함수로, 모델 학습의 목표는 손실 함수를 최소화하는 것이다. 본 연구에서는 분류 작업을 위해 이진 교차 엔트로피(Binary Cross-Entropy) 손실 함수를 사용하였다. 이 함수는 예측된 클래스 확률과 실제 라벨 간의 차이를 측정하여, 모델이 더 정확하게 학습될 수 있도록 돕는다.

## 2.3 멀티 모달 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

## 3.1 데이터 전처리

### 3.1.1 FDC 데이터

FDC 데이터는 1,060개의 샘플과 221개의 특성으로 구성된 수치형 데이터이며, 각 특성은 공정 중에 수집된 센서 데이터를 나타낸다. 데이터의 스케일 차이를 보정하기 위해 평균이 0이고 분산이 1이 되도록 표준화(Standardization)를 수행하였다.

### 3.1.2 웨이퍼 결함 이미지

웨이퍼 결함 이미지는 128×128 크기의 그레이스케일 이미지로, 각 샘플마다 하나씩 대응된다. 이미지는 픽셀 값이 0에서 255 사이의 8비트 정수형 데이터로 제공되며, 신경망 입력을 위해 0에서 1 사이로 정규화(Normalization)하였다. 이는 모델의 출력층에서 시그모이드 활성화 함수를 사용하기 때문에 출력값을 0에서 1 사이로 제한하기 위함이다.

## 3.2 오토인코더 모델 설계

### 3.1.2 오토인코더 구조 설계

오토인코더는 인코더와 디코더로 구성된다. 인코더는 FDC 데이터를 저차원 잠재 공간으로 압축하며, 디코더는 잠재 벡터를 받아 웨이퍼 이미지를 생성한다. 모델의 상세 구조는 다음과 같다.

### 3.2.1 인코더 구조

* 입력층: 221차원 (FDC 데이터의 특성 수)
* 은닉층:
  + 첫 번째 은닉층: 256개의 뉴런, LeakyReLU(α=0.2) 활성화 함수, 배치 정규화(momentum=0.8) 적용
  + 두 번째 은닉층: 512개의 뉴런, 동일한 활성화 함수와 배치 정규화
  + 세 번째 은닉층: 1024개의 뉴런, 동일한 설정
  + 네 번째 은닉층: 2048개의 뉴런, 동일한 설정
* 출력층: 64차원 잠재 공간

### 3.2.2 디코더 구조

* 입력층: 64차원 잠재 벡터
* 은닉층:
  + 첫 번째 은닉층: 2048개의 뉴런, LeakyReLU(α=0.2) 활성화 함수, 배치 정규화(momentum=0.8) 적용
  + 두 번째 은닉층: 1024개의 뉴런, 동일한 설정
  + 세 번째 은닉층: 512개의 뉴런, LeakyReLU 활성화 함수 적용
  + 네 번째 은닉층: 256개의 뉴런, 동일한 설정
* 출력층: 128x128 이미지 복원을 위해 16384개의 뉴런, 시그모이드 활성화 함수 사용 후 이미지 형태로 리쉐이프

모델은 평균 제곱 오차(MSE)를 손실 함수로 사용하며, Adam 옵티마이저로 학습한다.

## 3.3 분류 모델 설계

#### 3.3.1 기준 분류 모델

마스킹된 웨이퍼 이미지를 입력으로 받아 불량 여부를 분류하는 CNN 기반의 **기준 분류 모델**을 설계하였다.

##### 3.3.1.1 외곽 마스킹 처리

웨이퍼 이미지에서 외곽 부분의 결함을 강조하기 위해 원형 마스크를 적용하였다. 마스크의 반지름은 이미지 중심에서 50픽셀로 설정하였다. 마스킹 절차는 다음과 같다.

1. 이미지의 중심과 최대 반지름을 계산한다.
2. 지정된 두께의 원형 마스크를 생성한다.
3. 마스크를 이미지에 적용하여 외곽 부분을 강조한다.

##### 3.3.1.2 CNN 분류 모델 구축

* 입력층: 128x128 크기의 흑백 이미지
* 컨볼루션 레이어:
  + 첫 번째 레이어: 32개의 필터, (3x3) 커널, ReLU 활성화 함수, 맥스풀링 적용
  + 두 번째 레이어: 64개의 필터, 동일한 설정
  + 세 번째 레이어: 128개의 필터, 동일한 설정
* 완전 연결층:
  + 첫 번째 레이어: 128개의 뉴런, ReLU 활성화 함수
  + 출력층: 1개의 뉴런, 시그모이드 활성화 함수 (이진 분류)

모델은 이진 교차 엔트로피 손실 함수를 사용하며, Adam 옵티마이저로 학습한다.

#### 3.3.2 멀티모달 분류 모델

FDC 데이터와 오토인코더로 생성된 이미지를 결합하여 불량 여부를 예측하는 모델을 설계하였다.

##### 3.2.2.1 모델 구조

멀티모달 분류 모델은 FDC 데이터와 오토인코더로 생성된 이미지를 입력으로 받아 불량 여부를 예측한다. 모델의 구조는 다음과 같다.

* 입력층:
  + FDC 데이터 입력: 221차원
* 오토인코더
  + FDC 데이터를 입력으로 받아 생성된 이미지 출력
* 특징 추출:
  + FDC 데이터로부터 완전 연결층을 통해 특징 추출 (512, 256 뉴런, ReLU 활성화 함수, 배치 정규화)
  + 생성된 이미지를 평탄화하여 벡터로 변환
* 특징 결합:
  + FDC 특징과 이미지 특징을 연결하여 하나의 벡터로 결합
* 분류 레이어:
  + 첫 번째 레이어: 512개의 뉴런, ReLU 활성화 함수, 배치 정규화
  + 두 번째 레이어: 256개의 뉴런, ReLU 활성화 함수, 배치 정규화
  + 출력층: 1개의 뉴런, 시그모이드 활성화 함수 (이진 분류)

모델은 이진 교차 엔트로피 손실 함수를 사용하며, Adam 옵티마이저로 학습한다.

# 4. 실험

## 4.1 데이터셋

* FDC 데이터: 1060개의 샘플과 221개의 특성으로 구성된 정형 데이터
* 웨이퍼 결함 이미지: 각 샘플마다 128x128 크기의 흑백 이미지
* 레이블: 웨이퍼의 불량 여부를 나타내는 이진 레이블

## 4.2 구현 세부 사항

**프레임워크:** TensorFlow 2.x 및 Keras 사용

**하이퍼파라미터:**

* 에포크 수: 1000
* 배치 크기: 32
* 잠재 공간 차원: 64

**데이터 분할:**

* 훈련 데이터: 70%
* 검증 데이터: 15%
* 테스트 데이터: 15%

**전처리:**

* FDC 데이터: 표준화
* 이미지 데이터: 정규화 및 외곽 마스킹 적용

## 4.3 실험 결과

4.3.1 오토인코더 학습 결과

오토인코더는 훈련 데이터에 대해 평균 제곱 오차 손실이 안정적으로 감소하였으며, 에포크 1000 기준으로 수렴하는 모습을 보였다. 생성된 이미지는 실제 웨이퍼 이미지와 유사한 패턴을 보였으며, 주요 특징을 잘 복원하였다.

4.3.2 Standard 분류 모델 성능

CNN 분류 모델은 검증 데이터에서 정확도 43.4%를 달성하였다. 이는 모델이 불량 여부를 예측하는 데 제한적인 성능을 보였음을 나타낸다. 낮은 정확도의 원인으로는 마스킹된 이미지 만으로는 불량 여부를 정확히 예측하기에 충분한 정보를 제공하지 못했기 때문으로 분석된다.

4.3.3 멀티모달 분류 모델 성능

멀티모달 분류 모델은 검증 데이터에서 정확도 64.2%를 달성하였다. 이는 Standard 모델보다 향상된 성능을 보여준다. FDC 데이터와 생성된 이미지를 결합함으로써 모델이 더 풍부한 정보를 학습할 수 있었으며, 이는 불량 탐지의 정확도를 높이는 데 기여하였다.

## 4.4 실험 분석

4.4.1 외곽 마스킹의 효과

외곽 마스킹을 통해 웨이퍼의 가장자리 부분에 집중된 결함을 강조할 수 있었다. 그러나 마스킹된 이미지 만으로는 모델이 불량 여부를 정확히 분류하는 데 한계가 있었다. 이는 결함의 복잡한 패턴이나 내부 영역의 결함이 고려되지 않았기 때문으로 판단된다.

4.4.2 멀티모달 접근의 이점

멀티모달 모델은 FDC 데이터와 이미지 데이터를 결합하여 단일 모달리티 기반의 모델보다 우수한 성능을 보였다. 이는 두 데이터 소스가 상호 보완적인 정보를 제공하여 모델의 일반화 능력을 향상시켰기 때문이다. FDC 데이터는 공정 조건과 결함 발생 원인에 대한 정량적 정보를 제공하며, 이미지 데이터는 결함의 위치와 패턴에 대한 시각적 정보를 제공한다.

4.4.3 모델의 성능 향상 요인

멀티모달 모델의 성능 향상은 다음과 같은 요인에 기인한다.

1. **데이터 다양성 증가:** 서로 다른 유형의 데이터를 결합하여 모델이 학습할 수 있는 정보의 범위가 넓어졌다.
2. **특징 상호 보완성:** FDC 데이터와 이미지 데이터는 각각 공정의 다른 측면을 반영하며, 결합함으로써 더 정확한 예측이 가능해졌다.
3. **모델 복잡성 증가:** 멀티모달 모델은 더 많은 층과 뉴런을 사용하여 복잡한 패턴을 학습할 수 있다.

# 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.

# 참고 문헌