

플라즈마 식각 공정에서 CNN과 KDE의 반도체 식각 종점 탐지 비교

김보배, 최준규, 심영준, 임성빈

숭실대학교

kbb@nate.com, cjb@soongsil.ac.kr, simyoungjun@gmail.com, sbi@ssu.ac.kr

Comparison of Semiconductor Etch Endpoint Detection Performance of CNN and KDE in Plasma Etching Process.

BoBae Kim, JunGyu Choi, YoungJun Sim, Sungbin Im

Soongsil Univ.

요약

미세화(Scaling)되고 있는 반도체 플라즈마 식각공정에서 수율 향상을 위해 최적의 식각 종점을 찾는 것이 중요하다. 따라서 본 논문에서는 최적의 식각 종점을 탐지하기 위해 반도체 플라즈마 식각 공정에서 생성되는 데이터를 활용하여 두가지 방법을 적용하여 비교했다. 첫 번째 방법은 인공지능이며 두 번째는 커널 밀도 추정이다. 인공지능 모델은 Convolutional Neural Network (CNN)을 적용했고 확률 분포 방법은 Kernel Density Estimate (KDE)를 적용하였다. 연구에 사용된 데이터는 플라즈마 식각 과정에서 얻은 Optical Emission Spectroscopy (OES) 데이터로 웨이퍼의 왼쪽, 중앙, 오른쪽, 전체 구간에서 측정된 4채널 데이터이다. 실험결과 학습 시간 및 정확도 측면에서 CNN의 성능이 더 우수했다.

I. 서론

최근 산업의 고도화 및 컴퓨팅 성능의 향상으로 반도체 공정이 미세화되고 있다. 이에 따라 공정과정상의 편차와 성능에 대한 불확실성이 증가하고 있다.[1] 반도체 공정에서 사용되는 플라즈마 식각의 미세한 제어는 어려우며 수율 향상을 위한 최적의 식각 종점을 예측하는 것은 중요한 일이다.[2] 따라서 본 논문에서는 플라즈마 식각 공정에서 나오는 다채널 OES 데이터를 활용하여 인공지능과 커널 밀도 추정 방법을 적용해 EndPoint Detection (EPD)의 성능을 비교한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 본문에서는 본 논문에서 사용한 두 가지 방법과 실험에 사용된 데이터에 대해 설명한 후 결과를 보여준 후 결론에서는 결론과 향후 연구 방향에 대해 서술한다.

II. 본론

연구에 사용된 CNN 모델은 딥러닝에서 가장 많이 사용되는 알고리즘으로 데이터에서 특징을 직접 학습하고 패턴을 활용하여 데이터를 분류하는 알고리즘이다.[3] 본 논문에서 사용한 CNN 모델의 구조는 다음과 같다.



그림 1 CNN 모델 구조

KDE는 커널 함수를 활용하여 변수에 대한 Probability Density Function (pdf)을 추정하는 방법이다.[4] KDE로 얻은 확률밀도함수는 데이터의 히스토그램을 스무딩한 결과로 불수있으며 bandwidth 값에 따라 그 정도가 달라진다.

본 논문에 사용된 데이터는 플라즈마 식각 과정에서 추출한 4채널 OES 데이터로 웨이퍼의 왼쪽, 중앙, 오른쪽, 전체 구간에서 측정되었으며 아래 그림 2에 측정 지점을 그림으로 나타냈다.

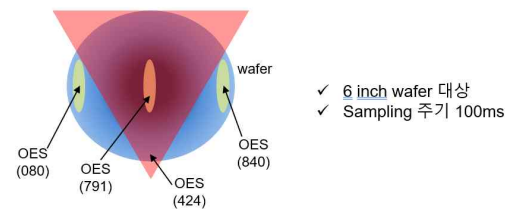


그림 2 OES 데이터 측정 지점

총 36장의 웨이퍼에 대한 4채널 데이터인 144 (36 x 4)개의 데이터로 학습데이터와 검증데이터의 비율은 6:4로 설정하였다. 원본 데이터는 식각 시간에 따른 2,048개의 파장으로 sampling 주기는 100ms 이다. 그 중 데이터에서 특징이 잘 나타나는 파장 4가지 (240nm, 450nm, 703nm, 777nm)를 선택하여 학습했으며 각 파장의 추세는 아래 그림 3과 같다.

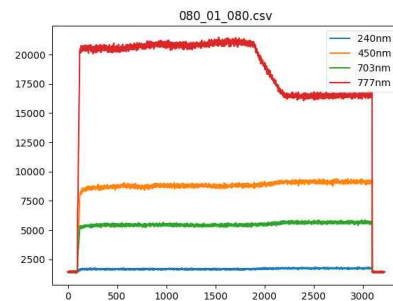


그림 3 학습에 사용된 파장의 추세 그래프

그림 3에서 777nm 파장 외의 다른 파장들은 그래프의 변화가 적어보이지만 777nm 파장의 Intensity 세기가 크기 때문이다.

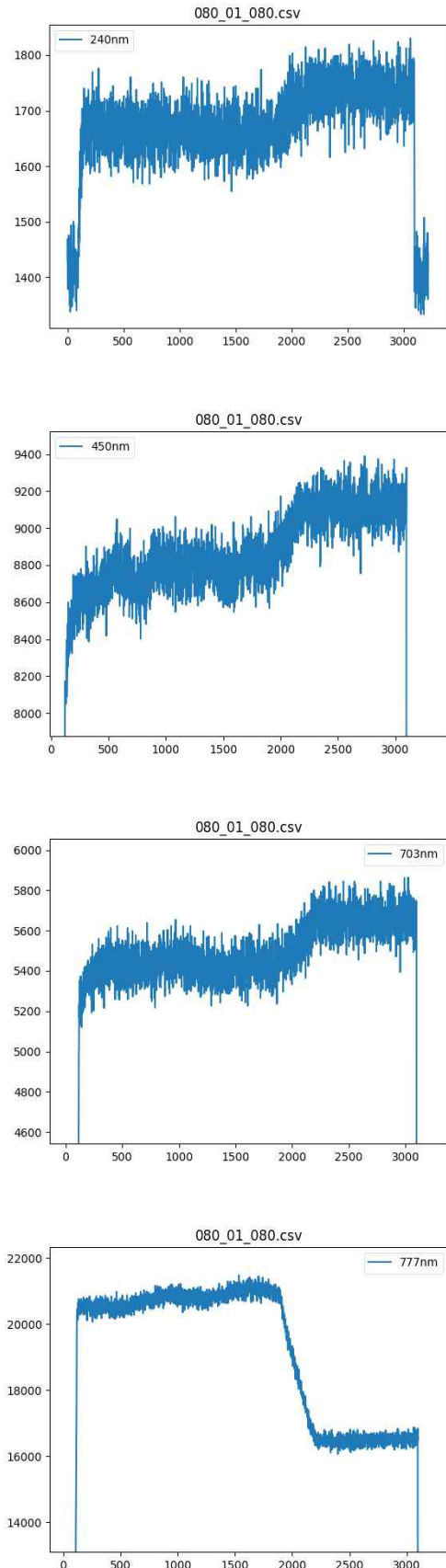


그림 4 각 파장의 개별 추세 그래프

위 그림 4는 파장들을 개별로 그린 그래프이다. 기울기가 급격하게 변화하는 구간을 EPD라고 설정하였다.

앞서 서술한 데이터를 사용하여 진행된 실험 결과를 아래 표 1에 정리하였다.

표 1 모델의 정확도 및 학습 시간

모델	정확도(%)	학습 시간(s)
CNN	95.6616	7,542
KDE	90.4718	449,346

III. 결론

본 논문에서는 플라즈마 식각에서 방출되는 4채널 OES 데이터를 두 가지 방법의 알고리즘에 적용하여 비교했다. 그 결과 학습 시간에서는 압도적으로 CNN이 빨랐고 정확도 측면에서도 마찬가지로 CNN의 성능이 더 좋았다. 적은 데이터로도 우수한 성능을 보였으므로 데이터의 양이 더 많아진다면 정확도는 더욱 올라갈 것으로 판단되며 더 많은 데이터를 확보하여 추가 연구를 진행해야 할 필요성이 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2020-0-02102, (2단계 : 기술개발) 반도체 식각장비 실시간 공정진단을 위한 AI기반 4채널 광 스펙트럼 분석플랫폼 개발)

참 고 문 헌

- [1] Kim, H., Lim, D. E., & Lee, S. "Deep learning-based dynamic scheduling for semiconductor manufacturing with high uncertainty of automated material handling system capability", IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 33(1), 13-22, 2020
- [2] Shane A. Lynn, John Ringwood, Senior Member, IEEE, and Niall MacGearailt, Global and Local Virtual Metrology Models for a Plasma Etch Process, IEEE TRANSACTIONS ON SEMICONDUCTOR MANUFACTURING, VOL. 25, NO. 1, FEBRUARY 2012.
- [3] Albawi, S., Mohammed, T. A., & Al-Zawi, S. "Understanding of a convolutional neural network", In 2017 International Conference on Engineering and Technology (ICET), pp. 1-6, Ieee, 2017.
- [4] Lemenkova, P. "Processing oceanographic data by Python libraries NumPy, SciPy and Pandas", Aquatic Research, 2(2), 73-91, 2019.