

반도체 식각 공정에서 커널 밀도 추정 기반의 식각 종점 탐지

최준규, 김보배, 심영준, 임성빈*

송실대학교

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

Detection of Etching End Points Based on Kernel Density Estimation in Semiconductor Etching Process

Jungyu Choi, Bobae Kim, Youngjun Sim, Sungbin Im*

Soongsil University

요 약

빠른 속도로 향상되는 컴퓨터의 계산 능력으로 인해 기계학습은 빠르게 발전하여 광범위한 분야에서 응용하여 사용되고 있다. 현재는 반도체 제조 공정에서도 기계학습에 많은 이목이 집중되고 있다. 따라서 본 논문은 반도체 제조 공정에서 식각 종점 탐지를 위한 Kernel Density Estimation 기법 적용을 제안한다. 무작위로 선택한 Data로 100번의 실험을 반복한 결과, 커널 밀도 추정 기법은 train data를 사용해 확률 함수를 구하고 test data를 실시간으로 식각 구간을 탐지할 수 있어 반도체 식각 공정 적용에 적합하다고 판단된다.

I. 서론

빠른 속도로 향상되는 컴퓨터의 계산 능력으로 인해 기계학습은 빠르게 발전하여 광범위한 분야에서 응용하여 사용되고 있다. 그 중에서도 기계학습을 이용한 시계열 이상 탐지 기술은 금융 및 항공우주를 포함하여 IT, 보안 및 의료에 이르기까지 다양한 산업에서 직면한 치명적이고 예기치 못한 상황에 대한 정보를 제공한다 [1]. 현재는 반도체 제조 공정에서도 마찬가지로 기계학습에 많은 이목이 집중되고 있다.

II. 본론

커널 밀도 추정은 수많은 추정법 중 커널 함수를 이용한 밀도 추정 방식이다. 밀도 추정이란 어떤 변수가 가질 수 있는 값 혹은 그 값을 가질 수 있는 가능성의 정도를 추정하는 것을 의미한다. 기계학습, 확률, 통계 등에서 말하는 밀도는 확률 밀도(Probability Density)를 의미한다. 즉, 어떤 변수(variable) x 의 밀도를 추정하는 것은 x 의 확률 밀도 함수(PDF, Probability Density Function)를 추정하는 것과 같은 의미이다. 어떤 변수 x 의 확률 밀도 함수 $f(x)$ 는 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$P(a \leq x \leq b) = \int_a^b f(x)dx \quad (1)$$

$f(x)$ 가 그림 1과 같다고 하면, $f(a)$, $f(b)$ 는 각각 $x=a$, $x=b$ 에서의 확률 밀도 즉, 변수 x 가 a 라는 값을 가질 수 있는 상대적인 가능성(Relative Likelihood)을 의미한다.

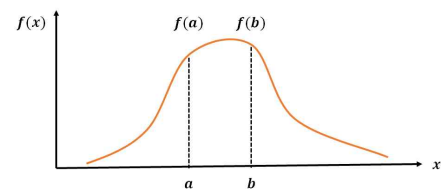


그림 1 확률 밀도 함수 예

밀도 추정은 크게 Parametric 방식과 Non-Parametric 방식으로 나뉜다. Parametric 밀도 추정은 사전에 확률밀도함수에 대한 모델을 정해놓고 데이터들로부터 모델의 파라미터만 추정하는 방식이고, Non-Parametric 밀도 추정은 관측된 데이터로부터 히스토그램을 구하여 확률밀도함수로 사용하는 방식이다. Parametric 밀도 추정은 관측된 데이터가 정규분포를 따른다고 가정하면 평균과 분산만 구하면 되기 때문에 밀도 추정 문제가 간단하게 된다는 문제가 발생하고, Non-Parametric 밀도 추정은 히스토그램 방법을 사용할 경우 그림 2와 같이 bin의 경계에서 불연속성이 나타나고, bin의 크기와 시작 위치에 따라서 히스토그램이 달라지는 문제점이 있다.

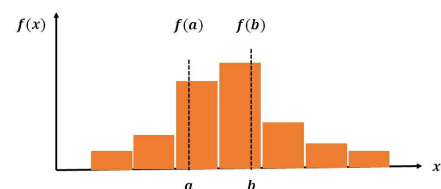


그림 2 히스토그램 예

커널 밀도 추정은 평탄한 곡선이므로 확률밀도함수의 세부사항을 더

잘 나타내며 경우에 따라서는 비일관성을 시사하기도 한다. 그리고 모든 표본점의 위치를 사용하기 때문에 표본에 포함된 정보를 더 잘 드러내는 등 히스토그램에 비해 장점이 훨씬 크다 [2]. 그림 3은 데이터 분포에 따른 커널 밀도 추정을 통해 구한 확률 함수의 예이다. 커널 밀도 추정은 히스토그램의 단점을 보완할 수 있기에 본 연구팀은 커널 밀도 추정 기반의 반도체 플라즈마 식각 공정에서 식각 종점을 탐지하는 알고리즘을 제안한다.

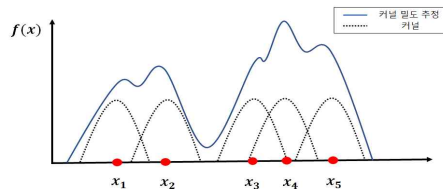


그림 3 커널 밀도 추정을 통해 구한 확률 함수 $f(x)$ 예

III. 실험

본 논문에서는 가우시안 커널 밀도 추정을 통해 식각 종점을 탐지하였다. 커널 밀도 추정 모델에 사용된 데이터는 실제 반도체 플라즈마 식각 공정에서 OES를 사용하여 시간에 따른 파장별 Intensity 값을 측정된 것이다. 여기에 사용된 데이터는 총 1,911장의 Wafer에서 측정하였다. 수집한 데이터에는 총 2,048개의 파장이 있다. OES 장비를 통해 수집한 데이터는 방대한 양의 정보를 가지고 있기 때문에 실제 실험에서 사용하는 데이터는 식각 종점 탐지에 영향이 크다고 판단되는 파장 387nm, 520nm, 700nm, 777nm만 추출하여 사용한다. 4개의 파장 Intensity 값을 커널 밀도 추정에 적용하여 비식각 구간과 식각 구간에 대한 확률 함수를 구하고 이를 통해 식각 종점을 탐지한다. 그림 4는 커널 밀도 추정 기반의 식각 종점 탐지 흐름도이다.

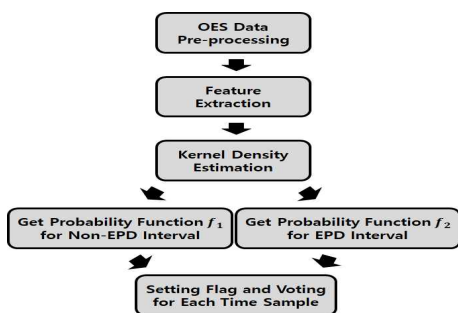


그림 4 커널 밀도 추정 기반의 식각 종점 탐지 흐름도

우리는 가우시안 커널 밀도 추정 실험을 통해 그림 3과 같은 결과를 얻을 수 있었다. 그림 5는 Test Wafer 711장 중에서 1장의 가우시안 커널 밀도 추정을 통해 얻은 확률 함수이다. 여기서 f_1 은 비식각 구간에 대한 확률 함수이고 f_2 는 식각 구간에 대한 확률 함수를 의미한다.

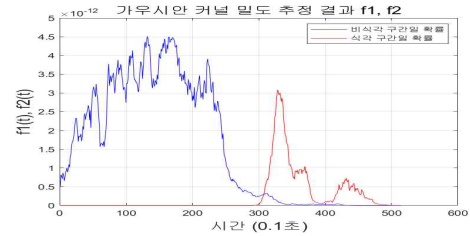


그림 5 가우시안 커널 밀도 추정 결과 f_1 , f_2 샘플

가우시안 커널 밀도 추정을 통해 구한 확률 함수 f_1 , f_2 를 비교하여 f_1 이 크면 0, f_2 가 크면 1로 flag를 설정하였고 이 flag의 반복을 확인하여 최적의 식각 종점 탐지를 계산하였다. 그 결과 flag가 12번 반복되었을 때 98.49 % 라는 가장 높은 정확도를 보였다. Flag 반복 수를 확인한 이유는 f_2 가 f_1 보다 컸을 때는 식각 구간이 시작되었음을 의미하는 것이지 그 순간이 식각 종점임을 의미하지 않기 때문이다. 그리고 데이터의 잡음으로 인해 flag 값은 0과 1이 반복되기 때문에 가장 먼저 flag가 1인 시점은 식각 종점과 오차가 클 수 있다. 그림 6은 flag 반복 수에 따른 가우시안 커널 밀도 추정 모델의 정확도 그래프이다.

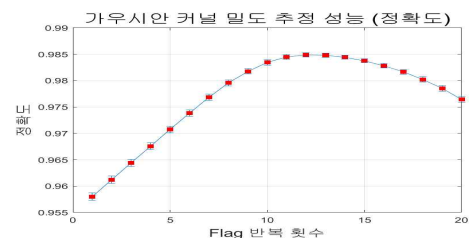


그림 6 가우시안 커널 밀도 추정 성능 (정확도)

IV. 결론

본 논문에서는 반도체 제조 공정에서 플라즈마 식각 종점 탐지를 위해 커널 밀도 추정 기법을 사용했다. 랜덤한 711개의 Wafer 데이터에 대해 100번의 정확도 평가를 수행했고 98.49 %라는 결과를 얻었다. 커널 밀도 추정은 train data를 사용하여 확률 함수를 구하여 test data를 실시간으로 식각 구간을 탐지할 수 있어 반도체 식각 공정 적용에 적합하다고 판단한다.

ACKNOWLEDGMENT

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

참고 문헌

- [1] Chandola, Varun, Arindam Banerjee, and Vipin Kumar. "Anomaly detection: A survey." ACM computing surveys (CSUR) 41.3 (2009): 1-58.
- [2] Węglarczyk, Stanisław. "Kernel density estimation and its application." ITM Web of Conferences. Vol. 23. EDP Sciences, 2018.