

플라즈마 식각공정 시 By-product와 Etchant gas를 이용한 식각 종료점 검출 Endpoint Detection Using Both By-product and Etchant Gas in Plasma Etching Process

김 동 일 *, 박 영 국*, 한 승 수**

Dong-Il Kim*, Young-Kook Park*, Seung-Soo Han**

Abstract

In current semiconductor manufacturing, as the feature size of integrated circuit (IC) devices continuously shrinks, detecting endpoint in plasma etching process is more difficult than before. For endpoint detection, various kinds of sensors are installed in semiconductor manufacturing equipments, and sensor data are gathered with predefined sampling rate. Generally, detecting endpoint is performed using OES data of by-product. In this study, OES data of both by-product and etchant gas are used to improve reliability of endpoint detection. For the OES data pre-processing, a combination of Signal to Noise Ratio (SNR) and Principal Component Analysis (PCA) are used. Polynomial Regression and Expanded Hidden Markov model (eHMM) technique are applied to pre-processed OES data to detect endpoint.

요 약

현재 반도체 제조 공정에서 집적회로의 소자 크기가 점점 작아짐에 따라 플라즈마 식각 공정에서의 식각 종료점 검출이 더 어려워지고 있다. 식각 종료점 검출을 위해서는 반도체 장비에 다양한 종류의 센서를 설치하고 이 센서를 통해 데이터를 얻고 분석해야 한다. 기존의 식각 종료점 검출 방식은 주로 By-product의 OES 데이터를 분석하여 진행되었는데 본 연구에서는 By-product 와 Etchant gas 의 OES 데이터를 함께 분석하여 식각 종료점 검출 결과에 신뢰성을 더 높이고자 하였다. 또한, 데이터 분석을 위해 OES-SNR, PCA, Polynomial Regression, eHMM 등의 기법들을 사용하여 진행하였다.

Key words : Plasma etching process, OES(Optical Emission Spectroscopy), Etchant gas, By-product, Endpoint detection

* Dept. of Information and Communication Engineering, Myongji University

★ Corresponding e-mail : authorshan@mju.ac.kr 031-330-6118

※ Acknowledgment: This work is supported by 2014 Research Fund of Myongji University.

Manuscript received Nov 6, 2015; revised Dec 16, 2015 ; accepted Dec 16, 2015

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서론

현재 반도체 제조 공정에서 집적회로 소자 크기의 미세화가 진행되면서 소자의 성능향상과 공정조건 최적화를 위해 공정 제어의 중요성이 부각되고 있다. 특히 반도체 공정 중 플라즈마 식각 공정에서 식각 종료점이 정확히 되지 않으면 반도체 제품의 성능과 제품수율의 손실을 발생하게 되는데 이를 위해서는 정확한 식각 종료점 검출이 필요하다. 식각 종료점 검출이란 식각 공정 중 목표물질의 식각 종료시점을 공정 데이터의 분석을 통해 알아보는 방법으로 일반적으로 OES(Optical Emission Spectroscopy) 라는 센서를 통해 얻은 데이터로 챔버 내부의 상태를 모니터링 하고 분석한다. OES를 통한 챔버 내부 모니터링 원리는 [그림1]과 같다.^[1] 식각 종료점 검출의 연구로 플라즈마 식각 공정의 정밀제어와 최적화가 이루어지면서 과 식각(Over-etch)과 같은 공정오류를 방지할 수 있다. 기존의 OES 데이터를 통한 식각 종료점 검출 방식은 주로 식각 공정의 부산물이라고 할 수 있는 by-product 의 OES 데이터를 분석하여 검출해왔다. 플라즈마를 이용한 식각 공정에서는 크게 두 가지의 물질이 발생하는데 공정의 반응물인 etchant gas와 공정의 부산물인 by-product 가 바로 그것이다. 일반적인 플라즈마 식각 공정의 모습은 [그림2]와 같다.^[1] 본 연구에서는 식각 공정의 부산물인 by-product와 반응물인 etchant gas 의 OES 데이터를 함께 분석하여 식각 종료점 검출을 진행하였다. 두 가지 데이터가 예상 식각 종료점 부근에서 변화하는 데이터를 이용해서 모델을 생성하였고 이를 통해 최종 식각 종료점을 검출하여 최종 식각 종료점 검출을 결정하는 알고리즘을 설계하였다.

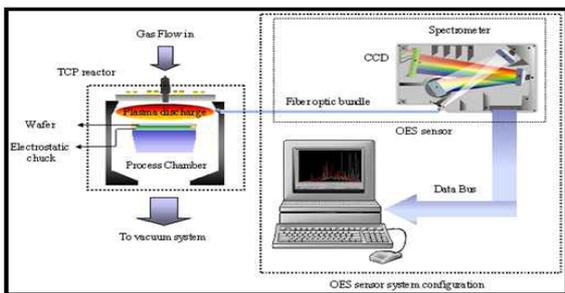


Fig 1. Etching process monitoring using OES
그림 1. OES 센서를 이용한 식각 공정 모니터링

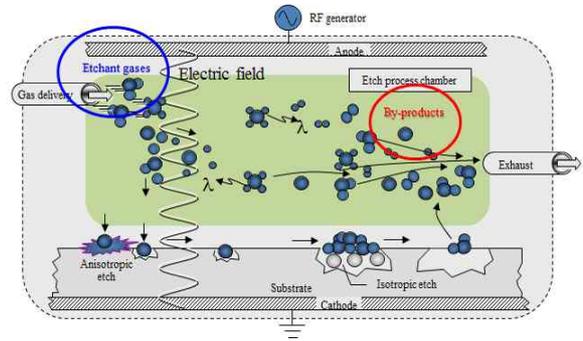


Fig 2. Etchant gas and by-products in plasma etching process

그림 2. 플라즈마 식각 공정에서의 etchant gas와 by-products

II. 본론

1. 실험 데이터

식각 종료점 검출과 검출에 사용할 모델을 생성하기 위해선 실제 실험을 통한 플라즈마 식각 공정 OES 데이터가 필요하다. 본 연구에서는 Georgia Tech 클린 룸에서 진행된 oxide와 nitride의 double layer 플라즈마 식각 공정을 통해 OES 데이터를 취득하였다. 식각 공정은 Plasma-Term RIE 장비를 사용하였으며 측정 장비는 Nanospec Reflectometer를 사용하였다. Double layer의 구성은 nitride 1000 Å, oxide 7100 Å으로 구성되어 있고 이 중 식각 종료점 검출에는 oxide의 OES 데이터로 진행하였다. 실험조건은 생성은 실험계획법(Design of Experiment)을 통해 진행되었으며 생성된 20개의 실험조건들 중 같은 실험조건을 갖는 실험 6개를 식각 종료점 검출에 사용하였다. 실험 계획법이란 실험에 대한 계획방법으로 직면한 문제를 해결하기 위해 실험을 어떤 방법으로 실시하고, 어떻게 데이터를 취득하며, 어떠한 통계적 방법으로 정보를 처리해야 최소의 실험횟수로 최대의 정보를 얻을 수 있는가를 계획하는 설계 방법이다. 또한 식각 종료점 검출 및 비교 분석에 사용될 예상 식각 종료점은 실험을 통해 얻은 식각률을 계산하여 산출하였다. 실험계획법에 의해 생성된 실험조건과 식각률에 의해 계산된 예상 식각 종료점은 [표1]에 나와 있다.

Table 1. Predicted Endpoint and Recipe of experiments by DOE
 표 1. 실험계획법(DOE)에 의한 실험 조건 및 예상 식각 종료점

Material	Power (W)	Pressure (mTorr)	CHF ₃ (sccm)	Process time (min)	Predicted Endpoint (sec)
Oxide	350	55	45	30	1600

2. 사용 기법

OES 데이터를 분석하여 식각 종료점 검출을 위한 단계는 크게 off-line에서의 식각 종료점 예측 모델 생성과정과 확률적인 알고리즘을 통한 식각 종료점 검출, 마지막으로 두 가지 데이터의 식각 종료점을 비교 분석하여 최종 식각 종료점을 결정하는 알고리즘 등 세 가지로 나눌 수 있다. 모델 생성은 OES-SNR, PCA, Polynomial regression 등의 기법을 이용하여 진행했고, 식각 종료점 검출 부분은 HMM알고리즘을 응용한 eHMM을 통해 진행하였다. 마지막 단계인 두 데이터의 식각 종료점 비교 분석은 각 결과에 가중치를 주고 계산하여 최종 식각 종료점을 결정하는 방식으로 진행하였다.

가. OES-SNR^[3]

OES-SNR 은 OES raw 데이터를 이용해 식각 종료점 검출 모델을 생성하기 위한 첫 번째 단계이다. 기존의 OES를 통한 식각 종료점 검출은 [표2] 와 같이 플라즈마 식각 공정 중 발생하는 물질들의 주요파장을 OES 센서를 통해 읽어 들여 분석을 진행한다. 그러나 이는 식각 공정 중 발생하는 각종 다른 물질들의 파장도 섞여 있어 식각 종료점 검출 결과에 영향을 미칠 수 있다. 본 연구에서는 OES-SNR 기법을 통해 이를 해결하였다. OES 데이터는 식각 공정의 진행에 따른 파장의 변화를 나타내는 데이터이므로 파장의 변화가 큰 폭으로 이루어지는 지점이 식각 종료점과 연관이 있다고 볼 수 있다. 그래서 전체 파장에서 변화 폭이 큰 파장을 골라내어 식각 종료점 검출에 이용하였다. OES-SNR 기법의 수식은 (1) 과 같다.

$$OES-SNR = \Delta mean / std \quad (1)$$

Δmean : diff. b/w mean(over-etch & main-etch)

std : standard deviation of whole data

OES-SNR 기법은 전체 OES raw 데이터를 예상

식각 종료점 이전과 이후로 식각 구간을 나누어 각각의 평균값의 차이를 구하고 이를 전체 OES raw 데이터의 표준 편차로 나누어서 전체 파장 중 가장 변화폭이 큰 파장들을 선택하는 방법이다. 센서를 통해 얻은 OES raw 데이터는 [그림 3]과 같다. OES 데이터에 OES-SNR 과정을 거치게 되면 식각 종료점 이전과 이후의 파장의 변화폭이 큰 주요파장을 검출할 수 있는데, 이 과정을 통해 검출된 파장의 모습을 by-product, etchant 각각 [그림4], [그림5]에 나타내었다.

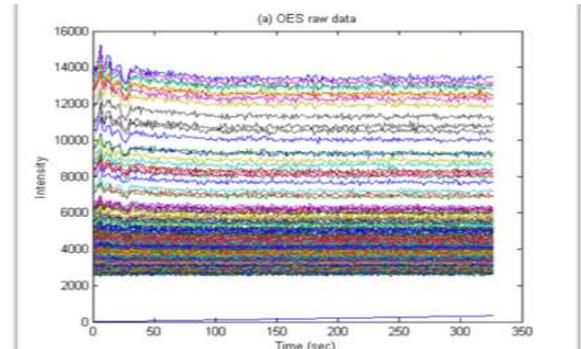


Fig 3. OES raw data

그림 3. 센서를 통해 취득한 OES raw 데이터

Table 2. Characteristic wavelengths of excited species in plasma etching process

표 2. 플라즈마 식각 공정에서 물질들의 주요 파장

Material	Emitting Species of Etchant gas	Some Products	Wavelength (nm)
Silicon	CF ₄ /O ₂	SiF	440,777
SiO ₂	CHF ₃	CO	484
Aluminum	C ₂	A	391,394,396
Photoresist	O ₂	CO OH H	484 309 656
Nitrogen	N ₂	N ₃ NO	337 248

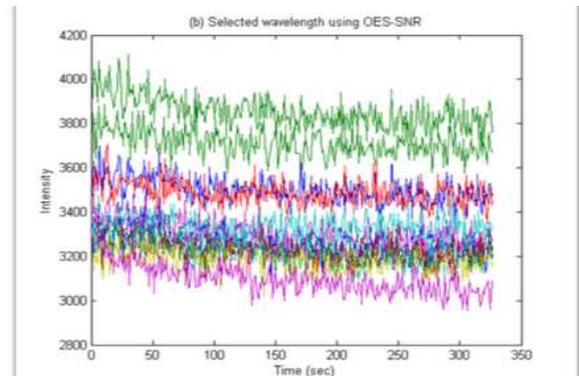


Fig 4. Selected wavelength (By-product)

그림 4. 선택된 파장들 (By-product)

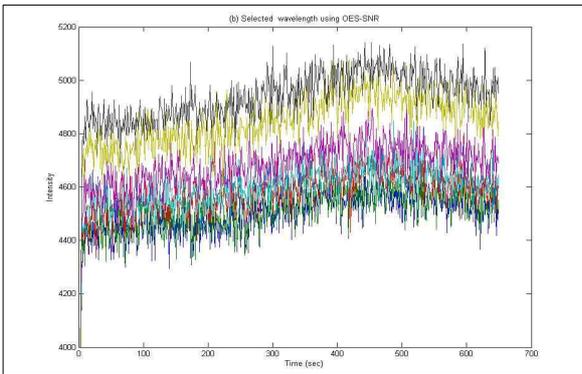


Fig 5. Selected wavelength (Etchant)
그림 5. 선택된 파장들 (Etchant)

나. PCA

PCA는 식각 종료점 검출을 위한 두 번째 단계이다. PCA란 주성분 분석이라고도 불리며, 다차원의 벡터로 이루어진 복잡한 데이터를 고차원 정보를 유지하면서 저차원으로 차원을 축소하여 간단한 데이터로 변화 시키는 다변량 데이터 처리 방법 중 하나이다. 다차원 데이터의 차원을 축소하기 위해서 전체 데이터의 특징을 잘 나타내고 있는 주성분 축을 추출해야 하는데 이는 전체 데이터의 고유벡터와 고유값을 이용해 구할 수 있다. 고유벡터와 고유값에 대한 수식은 다음과 같다.

$$Cov(X)P_i = \lambda_i P_i \quad (2)$$

P_i 는 고유 벡터로서 고차원 데이터의 주요 성분을 포함하고 있는 로딩 벡터로 쓰였고, λ_i 는 $Cov(X)$ 의 고유 값을 의미한다. 이를 통해 구해진 주성분으로 원본 데이터들과 연산해 다차원 데이터의 차원축소가 가능해진다. 다 차원 데이터의 차원축소에 대한 예를 [그림6]에 나타내었다.

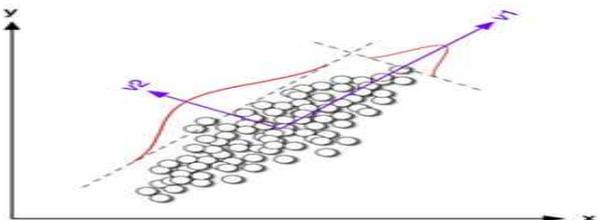


Fig 6. An example of PCA transformation in only two dimensions
그림 6. PCA를 이용한 2차원 데이터의 차원 축소의 예

OES 데이터는 분석하기 어려운 수십 가지의 파장과 잡음 신호들로 이루어진 매우 복잡한 정

보들을 포함하고 있다. 본 연구에서는 OES-SNR을 통해 선택한 OES 데이터를 PCA를 이용하여 OES raw 데이터의 고유 값과 고유벡터로 주성분을 찾아내어 다수의 파장을 하나의 파장으로 변환하였다. [그림7]과 [그림8]은 OES-SNR를 통해 선택된 파장들을 PCA를 이용하여 차원 축소를 한 결과들을 by-product와 etchant에 대해서 각각 보여주고 있다. 그림에서 아래쪽의 다수의 파형들은 OES-SNR를 한 결과 선택된 파장들에 대한 파형이며, 위쪽의 단일 파형은 PCA를 적용한 후의 파형을 나타낸다. 이 그림들에서 확인 할 수 있듯이 PCA를 적용하게 되면 파장의 변화폭이 확대되어 식각 종료점을 찾는 데 보다 큰 도움이 된다.

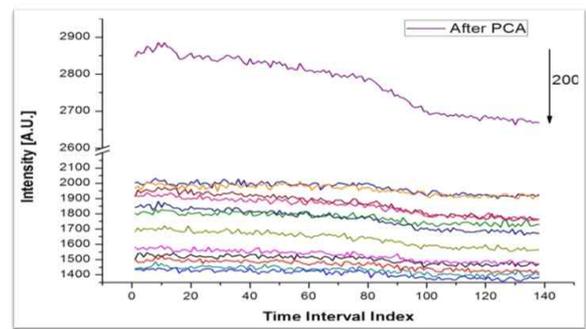


Fig 7. Selected wavelength PCA model(By-product)
그림 7. 선택된 파장들의 PCA 모델 생성 (By-product)

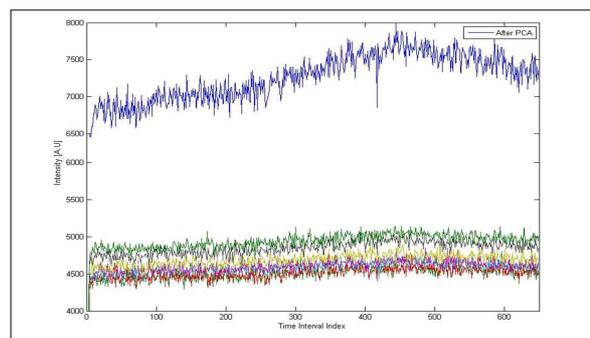


Fig 8. Selected wavelength PCA model(Etchant)
그림 8. 선택된 파장들의 PCA 모델 생성 (Etchant)

다. Polynomial regression

회귀분석은 어떤 관찰된 연속형 변수들에 대해 독립변수와 종속변수 사이의 상관관계를 나타내는 식을 구하는 기법으로 이렇게 얻어진 식을 모형화하여 측정하는 분석 방법이다. 회귀분석은

시간에 따라 변화하는 데이터나 인과 관계의 모델링 등의 통계적 예측에 이용 될 수 있다. polynomial regression은 다항회귀분석법 이라고도 부르며 일반적인 회귀분석과 마찬가지로 종속 변수 Y 와 독립변수 X의 상관관계를 나타내며 이 경우 종속변수가 독립변수의 다항식의 함수로 이루어진 것을 말한다. Polynomial regression을 통해 데이터 사이의 관계가 직선의 관계가 아닌 경우 복잡한 비선형의 관계를 근사적으로 표현할 수 있다. 본 연구에서는 off-line 상에서의 예측 모델을 생성하기 위해 polynomial regression으로 by-product와 etchant gas 의 OES 데이터의 모델링을 진행하였다.^[4] 두 데이터의 polynomial regression model 의 모습은 [그림9]와 같다.

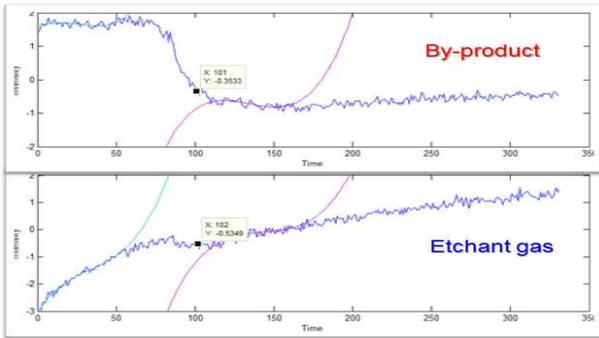


Fig 9. Polynomial regression model of data
그림 9. 두 데이터에 대한 Polynomial regression model

라. eHMM(Expanded Hidden Markov Model)

이 기법은 확률적 예측 모델 방법 중 하나인 HMM(Hidden Markov Model) 에 기원한 기법이다.^[5] HMM 알고리즘은 관측이 불가능한 과정을 관측이 가능한 다른 과정으로 추정하는 이중 확률처리 모델이다. eHMM은 이런 HMM의 특성 중 Viterbi 알고리즘을 이용해 상태전이 확률 값을 비교하여 식각 종료점을 검출하는 방식을 사용하였다. 이 방식은 예상 식각 종료점을 기준으로 구간을 주식각(Main-etch) 구간의 상태1 구간(S1)과 과식각(Over-etch) 구간의 상태2(S2)로 나누어 Markov chain을 구성한다. 구성된 Markov chain에서 시간이 변화함에 따라 각 상태에서의 확률 값을 연속적으로 얻고 이 누적된 확률 값을 비교하여 최종 식각 종료점을 검출하

는 방식이다. Viterbi 알고리즘에 의거한 eHMM 알고리즘의 상태전이는 [그림10]과 같다.

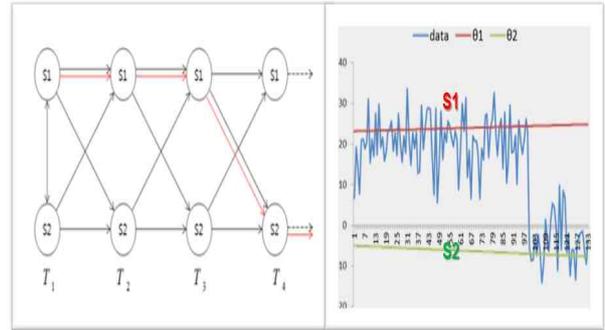


Fig 10. States transformation of State S1 and S2
그림 10. 상태 S1과 S2의 eHMM을 통한 상태전이

마. 최종 식각 종료점 결정 알고리즘

최종 식각 종료점 검출을 위해서는 마지막 단계인 모델링 및 검출 과정을 거쳐 구해진 By-product 와 Etchant gas의 식각 종료점을 비교 분석하여 결정하는 과정이 필요하다. 최종식각 종료점 검출을 위해 사용한 방법은 검출 결과가 예상 식각 종료점을 기준으로 허용 된 오차 범위 안에 포함되었을 때, 두 데이터에 의한 식각 종료점 검출 결과에 가중치를 주어 최종 식각 종료점을 계산하는 방식을 사용하였다. 최종 식각 종료점 결정을 위한 알고리즘의 모식도는 [그림11] 에 나타냈다.

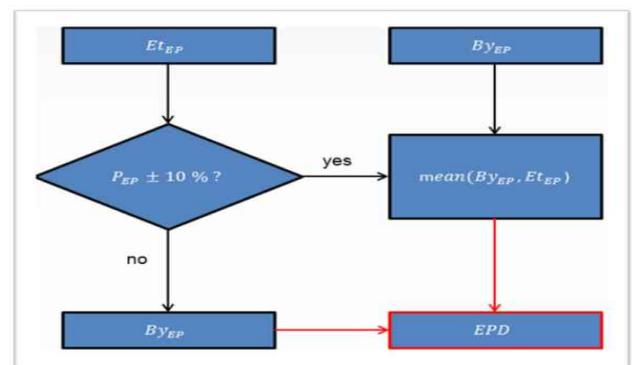


Fig 11. Flow chart of final Endpoint decision algorithm
그림 11. 최종 식각 종료점 결정 알고리즘 모식도
 P_{EP} : predicted Endpoint
 Et_{EP} : Endpoint by using Etchant gas
 By_{EP} : Endpoint by using By-product

식각 종료점의 정확한 검출을 위해서는 먼저 식각 종료점의 검출 결과가 신뢰성이 있는 검출 결

과 인지를 결정해야 한다. 예상 식각 종료점을 기준으로 etchant gas를 통한 식각 종료점의 검출 결과가 예상 식각 종료점의 허용 오차 범위 $\pm 10\%$ 내에 들지 않으면 보다 정확한 데이터인 by-product의 식각 종료점 검출 결과를 최종 검출 결과로 결정하게 된다. etchant gas는 공정의 반응물로서 공정의 결과물인 by-product에 대한 OES 데이터보다 식각 종료점에 그 변화의 폭이 크지 않다는 점을 고려해서 이와 같이 반영하였으며 허용 오차 범위 10%는 반복 실험을 통해 허용 범위 이내에 들지 않는 검출 결과는 공정의 오류발생 지점을 종료점으로 검출한 결과라고 판단하고 이와 같이 결정 하였다. 따라서 검출 결과의 판단이 되는 by-product에 의한 식각 종료점 검출결과가 예상 식각 종료점의 오차범위 10%내에 들지 않으면 이 검출 결과는 공정오류로 판단하게 된다. 만약 검출결과가 허용 오차 범위내에 있으면가중치 값을 거친 식각 종료점 값들의 평균에 의해 최종 종료점이 검출 된다. 각 종료점에 대한 가중치는 앞에 기술한 내용을 바탕으로 by-product에 의한 식각 종료점이 etchant gas에 의한 식각 종료점보다 2배의 가중을 취하게끔 설정하였다. 최종 식각 종료점 결정 알고리즘에 대한 수식은 (4) 와 같다.

$$mean = \frac{(2 \times By_{EP}) + (1 \times Et_{EP})}{3} \quad (4)$$

$$\begin{matrix} Et_{EP} \times 1 \text{ weight} \\ By_{EP} \times 2 \text{ weight} \end{matrix}$$

3. 결과

위의 기법들을 사용해서 두 데이터를 이용한 식각 종료점 검출을 진행하였다. 표1에 있는 동일한 실험조건인 4가지의 공정들로 검출을 진행하였고 OES-SNR, PCA, eHMM 방법을 이용해 식각 종료점 검출을 한 결과는 [그림12] 와 같다. 그림은 실험1에 대한 검출결과의 모습으로 by-product와 etchant gas에 대한 PCA 모델과 polynomial regression 의 생성 결과를 확인 할 수 있다. 생성된 모델에 eHMM을 적용하여 식각 종료점을 검출한 결과는 각각 byproduct는 1543 초, etchant gas는 1551초로 두 데이터 모두 예상 식각종료점인 1600초에 근사한 결과를 보인 것을 확인 할 수 있다.

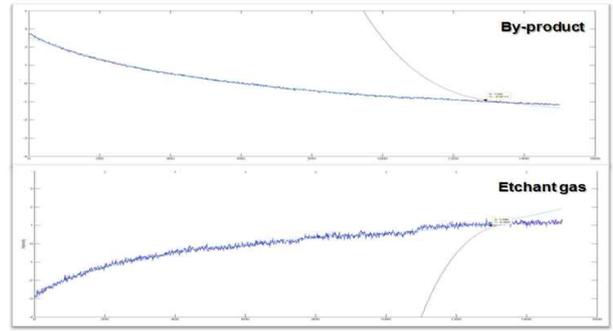


Fig 12. Endpoint detection using both by-product and etchant gas

그림 12. By-product와 etchant gas를 이용한 식각 종료점 검출 결과 모습

[표3]에는 4개의 실험에 대한 예상 식각 종료점과 by-product와 etchant gas 의 식각 종료점 검출 결과, 최종 식각 종료점 결정 알고리즘을 통해 결정된 식각 종료점을 비교하여 나타내었다.

Table 3. Comparison of Endpoint detection result
표 3. 식각 종료점 검출 결과 비교

	Endpoint detection result			
	Predicted Endpoint (sec)	By-product Endpoint (sec)	Etchant gas Endpoint (sec)	Final Endpoint (sec)
Run1	1600	1543	1551	1545.67
Run2	1600	1543	1546	1544.32
Run3	1600	1546	1547	1546.33
Run4	1600	1543	1544	1543.33

위 실험들의 예상 식각 종료점을 이용하여 허용 오차범위를 구하면 1440초~1760초의 오차 범위가 계산된다. 4개의 실험에 대한 by-product와 etchant gas 의 식각 종료점은 모두 허용 오차 범위 내에 들기 때문에 가중치를 통해 두 데이터의 최종 식각 종료점을 구해 주었고 식각 종료점 검출 결과는 by-product 와 etchant gas 모두 예상 식각 종료점과 큰 차이를 보이지 않아 성공적인 검출 결과를 나타냈다고 볼 수 있다. 또한 최종 식각 종료점 검출 결과가 소수점 둘째 자리까지 각각 1545.67초, 1544.32초, 1546.33초, 1543.33 초로 보다 정밀한 검출이 진행된 것을 확인 할 수 있었다.

III 결론

본 연구에서는 by-product와 etchant gas 의 OES 데이터를 함께 분석하여 기존의 식각 종료점 검출 결과에 신뢰성을 추가하는 방법을 제안하였다. Double layer 플라즈마 식각 공정의 OES 데이터를 취득하여 이를 모델링 알고리즘과 검출 알고리즘을 거쳐 식각 종료점을 검출을 진행하였으며 두 가지 데이터의 식각 종료점의 비교를 통해 최종적인 식각 종료점을 검출하였다. 이러한 식각 종료점 검출 방식은 기존의 by-product만을 이용한 식각 종료점 검출 방식보다 세밀하고 효과적인 검출 결과를 확인 할 수 있었다. 이는 향후 반도체 공정 산업에서의 정밀제어와 최적화를 위한 연구에 긍정적인 영향을 줄 것으로 예상된다. 또한 집적화와 미세화가 진행 되고 있는 현 반도체 산업의 높은 수율 향상을 위해 앞으로 반도체 공정제어 및 최적화에 대한 연구도 계속적으로 진행 할 것이다.

References

- [1] Han, Yi-Seul, et al. "Endpoint Detection in Plasma Etching Using Principal Component Analysis and Support Vector Machine." ECS Transactions 44.1 (2012): 1075-1080.
- [2] Jin-Su Park, "EndPoint Detection Method of Plasma Etching Process Using Optical," Myongji Univ. MS Thesis, Dec. 2008.
- [3] KIM, Seung-Gyun, et al. Endpoint Detection in Low Open Area Ratio Plasma Etching Using Hybrid Method. ECS Transactions, 2012, 44.1: 1081-1086.
- [4] SHIN, Sung-Hwan, et al. Endpoint Detection for Single Layer Plasma Etch Using Hybrid Fuzzy Inference Systems. ECS Transactions, 2014, 60.1: 875-880.
- [5] A.Chervonenkis and V.Vapnik, "Theory of Pattern Recognition", ed. M.Nauka. 1974

BIOGRAPHY

Dong-II Kim (Student Member)



2014 : BS degree in Information and Communication Engineering, Myongji University.
He is currently a MS degree candidate at Myongji University

Young-Kook Park (Student Member)



2004 : BS degree in Information and Communication Engineering, Myongji University.
2006 : MS degree in Information and Communication Engineering, Myongji University.

He is currently a Ph.D degree candidate at Myongji University

Seung-Soo Han (Member)



1986 : BS degree in Electrical Engineering, Yonsei University.
1988 : MS degree in Electrical Engineering, Yonsei University.
1996 : Ph.D. degree in Electrical and Computer Engineering,

Georgia Institute of Technology

He is currently a Professor in the department of Information and Communication Engineering, Myongji University.