

# 신경망과 주사전자현미경을 이용한 플라즈마 진단

## Plasma Diagnosis by Using Scanning Electron Microscope and Neural Network.

배중기\*, 김병환\*\*  
Junggi Bae, Byungwhan Kim

**Abstract** - A new ex-situ model to diagnose a plasma processing equipment was presented. The model was constructed by combining wavelet, scanning electron microscope, ex-situ measurement of etching profile, and neural network. The diagnosis technique was applied to a tungsten etching process, conducted in a SF<sub>6</sub> helicon plasma. The wavelet was used to characterize detailed variations of plasma-etched surface. The diagnosis model was constructed with the vertical wavelet component. For comparison, a conventional model was built by using the estimated profile data. Compared to the conventional model, the wavelet-based model, demonstrated a much improved diagnosis.

**Key Words** : Plasma diagnosis, Profile, Wavelet, Neural Network, Scanning Electron Microscope

### 1. 서론

플라즈마는 집적회로 제조를 위한 미세 박막의 증착과 식각에 핵심적으로 이용이 되고 있다. 공정의 질 (Quality)을 높이고 장비가동률을 증진하기 위해서는 플라즈마에 대한 엄격한 감시와 진단이 요구된다. 플라즈마는 주로 Optical emission spectroscopy (OES)나 Impedance 센서와 같은 in-situ 진단기구로 수집된 데이터를 감시한다 [1-2]. Ex-situ 진단 방식은 공정후 수집되는 박막표면에 은닉된 정보를 이용하는 진단방식이며, 식각공정 진단에 응용된 바 있다 [3]. 이 경우 신경망이 진단을 위한 Calibration 모델을 개발하는데 이용되었지만, 입력변수가 적어 효과적인 진단을 수행하지 못했다. 진단 효율을 높이기 위해서는 다변수 다량의 입력패턴이 요구된다.

본 연구에서는 신경망, 식각공정후의 프로파일 (Profile), 그리고 웨이블릿을 이용하여 새로운 진단모델을 개발하였다. 프로파일 영상은 Scanning electron microscope (SEM)을 이용하여 수집하였다. SEM 영상에 이산치 웨이블릿 변환 (Discrete wavelet transformation-DWT) [4]을 적용하였으며 변환정보가 신경망의 입력으로 이용되었다. 진단모델 성능은 종래의 근사화된 프로파일 데이터로 개발된 모델과 비교하였다. 실험데이터는 SF<sub>6</sub> 플라즈마를 이용한 텅스텐 (W) 식각공정 중에 수집되었으며, 체계적인 진단모델을 개발하기 위해 식각공정은 통계적인 실험계획법을 이용하여 개발되었다.

### 2. 실험

식각공정에 이용된 헬리콘 플라즈마 장비는 그림 1에 도시되어 있다. 13.56MHz에서 발생한 RF 소스전력에 의해 플라즈마가 발생한다. 챔버주위에 교번으로 배치되어 있는 24개의 영구자석은 플라즈마 균일도를 증진시킨다. 테스트 패턴은 (100) 방향의 8 in 웨이퍼에 구성하였으며, 3500 Å W-600 Å TiN-500 Å Ti-4000 Å Oxide의 구조를 가졌다.

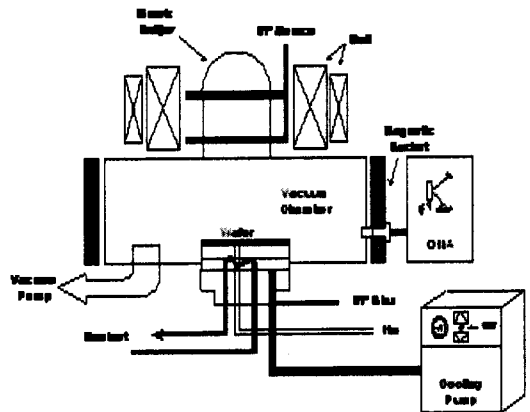


그림 1. Helicon 플라즈마 식각 장비의 개요도

#### 저자소개

- \* 배중기 : 世宗大學 電子工學科 碩士課程
- \*\* 김병환 : 世宗大學 컴퓨터工學部 副教授 · 工博

체계적인 진단 모델개발을 위해 W 식각공정은 2<sup>4-1</sup> 통계적 부분인자 실험계획법 [5]을 이용하여 수행이 되었다. 실험인자와 범위는 표 1에 나타나 있다.

표 1. 실험인자와 범위

공정 변수	범위	단위
소스 전력	1500 - 2500	Watts
바이어스 전력	0 - 30	Watts
SF <sub>6</sub> 유량	80 - 120	sccm
기판 온도	-50 - 10	°C

### 3. 진단 모델 성능

#### 3.1 SEM 프로파일의 웨이브릿 변환

신경망 진단 모델을 개발하기 위한 첫 번째 단계는 학습데이터와 테스트 데이터를 준비하는 것이다. 그림 2는 2000W 소스전력, 15W 바이어스 전력, -20 °C 온도, 100 sccm SF<sub>6</sub> 유량에서 식각된 SEM 이미지이다. SEM 이미지에 DWT를 적용하였으며, 변환 인자로 Scale level 1과 타입 1의 다우비치 함수가 사용되었다. Histogram 방법을 사용하여 프로파일 윤곽선을 변환된 approximation 성분으로부터 추출하였다.

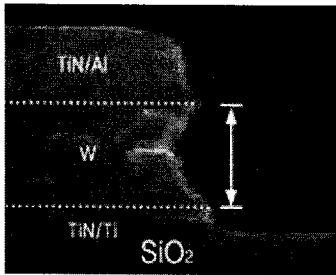


그림 2. 식각공정후 패턴의 SEM 영상

DWT를 추출된 프로파일 윤곽선에 적용하였으며, 그 결과 수직성분에 대한 웨이브릿 계수들은 그림 3에 도시되어 있다. 웨이브릿 계수들의 패턴은 플라즈마 조건에 따라 다르며, 따라서 플라즈마 고장상태를 감시하고 진단하기 위한 유용한 징후 (Symptom)로 이용할 수 있다.

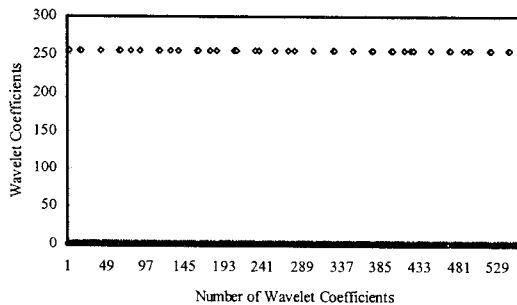


그림 3. 웨이브릿 변환계수 패턴

#### 3.2 웨이브릿 기반 진단 모델

진단 모델은 역전파 신경망 [6]을 이용하여 개발하였으며,

이를 위해 통계적 실험계획법에 의해 수집된 데이터를 이용하여 학습을 시켰다. 이외에 정상상태의 공정을 의미하는 표 1의 각 변수의 중간값에서 측정된 데이터도 학습데이터에 포함시켰다. 학습인자 중 은닉층 뉴런수만 2-6의 범위에서 변화시켰으며, 나머지 인자는 Default값에 고정하였다. 진단성능 평가는 두 단계로 구성된다. 첫 단계에서는 테스트 패턴에 대한 모델 예측치를 구하며, 가장 큰 예측치가 고장원인과 일치하는지를 점검한다. 두 번째 단계에서는 확인된 고장원인을 임계점의 함수로 다음과 같이 세밀하게 진단한다. 임계점은 0.1에서 0.5로 변화시켰다.

$$|d_{ij} - out_{ij}| < \text{Threshold} \quad (1)$$

$d_{ij}$ 과  $out_{ij}$ 는  $i$  번째 출력 뉴런에서의  $j$  번째 테스트 패턴의 실제 값과 예측 값을 나타낸다. 편의를 이해 진단성능은 NIF로 표기하였으며, 이는 7개의 테스트 패턴중 (1)을 만족하는 테스트 패턴의 수를 의미한다.

DWT-SEM 프로파일의 수직성분은 576 개의 웨이브릿 계수로 구성되었으며, 이는 BPNN의 입력단의 뉴런수와 일치한다. 출력뉴런수는 총 4개로 구성되며, 각 각은 표 1에서의 공정변수의 수와 일치한다. 진단과정을 뉴런수 2에서 결정된 진단 모델을 이용하여 설명한다. 7개의 테스트 패턴에 대한 모델 예측치가 표 2에 나타나 있다. 표 2에서와 같이 첫 진단조건을 만족하는 테스트 패턴은 5번째이며, 이 경우 그 고장원인은 3번째 공정변수 즉 SF<sub>6</sub> 유량이 된다. 두 번째 진단 기준을 적용할 때, 고장원인은 모든 임계점에서 확인이 되며, 따라서 NIF는 모든 임계점에 대해서 1이 된다.

표 2. 테스트 패턴에 대한 모델예측치

Actual Pattern				Predicted Pattern			
-1	0	0	0	-0.835512	0.45958	-0.86344	0.206956
1	0	0	0	-0.839617	0.988011	-1.0000	0.846136
0	-1	0	0	-0.908613	0.999222	-1.0000	0.931461
0	1	0	0	-0.226495	-0.46589	0.564264	-0.76084
0	0	-1	0	-0.912547	0.919364	-0.9984	0.707756
0	0	1	0	-0.750085	-0.25016	0.250042	-0.25003
0	0	0	-	-0.750085	-0.25016	0.250042	-0.25003

다른 뉴런수에 대해서도 같은 방식을 적용하여 진단성능을 평가하였으며, 그 결과가 표 3에 나타나 있다.

표 3. 진단 모델의 NIF

은닉 뉴런수	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
2	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1
6	2	2	2	2	2

표 3에서와 같이 가장 우수한 진단 모델은 뉴런수 6개에서 개발되었으며, NIF는 모든 임계점에 대해서 동일한 2개다.

#### 3.3 종래의 모델과 비교

제안된 모델과의 비교를 위해서 종래의 방법에 따라 진단

모델이 개발되었다. 다시 말해서, 종래의 방법에서는 SEM 프로파일의 수직도를 근사화시켜 계산하였으며, 이를 Anisotropy라고 일컫기도 한다. 결국 신경망의 입력수는 1개이고 출력수는 웨이브릿 모델과 같이 4개이다. 개발된 모델의 진단 성능은 표 4에 나타나 있다.

표 4. 종래 모델의 진단 성능

은닉 뉴런수	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
2	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0
5	0	0	0	1	1

표 4에서와 같이 은닉 뉴런 수 5에서 개발된 모델을 제외하고 모든 경우에서 NIF들은 0값을 보이고 있다. 5개의 은닉 뉴런수에서 개발된 모델조차 높은 임계점에 대해서만 NIF가 1로서 이전의 웨이브릿 진단모델에 비해 그 진단성능이 매우 낮다. 저조한 진단성능은 프로파일의 근사화에 따라 진단에 유용한 표면상의 정교한 진단정보가 상실되는 것에 기인하는 것으로 해석된다.

#### 4. 결론

신경망 패턴인식과 웨이브릿 필터링된 SEM profile 을 이용한 플라즈마 공정 장비의 ex-situ 진단을 위한 새로운 방식을 제안하였으며 이를 텅스텐 식각공정에 적용하여 평가하였다. 웨이브릿은 SEM 프로파일에 은닉된 중요한 진단 정보를 수량화하고 신경망의 예측성능을 증진하는데 응용하였다. 종래의 진단 모델에 비교해, 제안하는 모델의 진단성능이 월등히 높았다. 웨이처 공정시, 매 웨이퍼마다 테스트 패턴에 대한 SEM 프로파일을 측정할 수 있다면, 본 방식은 웨이퍼별 공정진단에 활용할 수 있게 된다.

#### 감사의 글

본 연구는 산업자원부의 System IC 2010 사업과 University IT Research Center 사업의 지원으로 수행 되었습니다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Stevenson J.O., Ward, P.P., Smith M. L., Markle R.J., "A Plasma Process Monitor/Control System". Surf. Interf. Anal. vol. 26, pp. 124-133, 1998.
- [2] Bose, Patrick R., Baltes H., "Measurement of Discharge Impedance for Dry Etch Process Control," SPIE vol. 2336, pp. 101-110, 1994.
- [3] Kim, B., May, G.S., "Real-Time Diagnosis of Semiconductor Manufacturing Equipment Using a Hybrid Neural Network Expert System," IEEE Trans. Comp. Packag. Manuf. Technol. vol. 20, no. 1, pp. 39-47, 1997.
- [4] Prasad L., Iyengar, S.S., Wavelet Analysis with Applications to Image Processing. CRC Press, 1997.
- [5] Montgomery, D.C., Design and Analysis of Experiments.

- John Wiley & Sons, Singapore, 1991.
- [8] Rummelhart, D.E., McClelland, J.L., Parallel Distributed Processing. MIT Press, Cambridge, 1986.