

# Reactive Ion Etching을 사용한 Benzocyclobutene Etching의 최적화

박보현, 소대화, 홍상진\*  
명지대학교  
samhong@mju.ac.kr\*

## Optimization of Reactive Ion Etching of Benzocyclobutene

Bo Hyeon Park, Dea Wha Soh, Sang Jeon Hong

Department of Electronics Engineering and Semiconductor Technology Center, Myoungji University

### Abstract

차세대 반도체 공정을 위한 많은 노력 중 미세가공의 중요성이 날로 증가함에 따라 reactive ion etching (RIE)에 대한 연구 또한 그 중요성이 커지고 있으며, 현재 제조공정 라인에서는 공정상의 오류를 줄이는 노력에 주목하고 있다. 본 논문에서는 RIE 과정에서 etch rate과 uniformity에 영향을 줄 수 있는 요인 4가지 즉,  $\text{CHF}_3$ ,  $\text{O}_2$ , chamber pressure, RF power의 변화에 대해 실험 계획법 (DOE)을 통해 실험을 계획하고, 실험한 후 neural networks.를 통해 학습함으로써 RIE 공정상의 최적화를 모색하였다.

Key Words : RIE, DOE, Neural networks

## 1. 서론

오늘날 반도체 미세가공기술의 발달로 인해 LSI (large scale integration)급 소자에서 ULSI (ultra large scale integration)급 소자로의 비약적인 발전을 보이고 있다. 이 같은 이유로 새로운 장비와 최적화된 공정의 지속적인 변화를 필요로 함에 따라 공정 후 실수를 바로잡을 수 없는 etching공정은 날로 중요성이 높아지고 있다. 이러한 etching 공정의 중요성에 의해 본 논문에서는 Benzocyclobutene (BCB)를 reactive ion etching (RIE) 할 때 여러 요소들로 인한 etch rate 과 uniformity의 변화에 관한 연구를 진행하였다.

Benzocyclobutene (BCB)는 Low-K dielectric polymer로, 인터커넥트 라인 사이의 커패시턴스를 줄여줌으로써 IC의 signal 속도를 빠르게 해주는 물질로 패키징 MCM-D 공정 중 inter-level dielectric (ILD)으로 많이 사용되는 물질이다. 또한 BCB는 planarization하기에 용이하며, 습기의 흡수가 적고, 구리와의 compatibility가 좋은 장점을 가지고 있다 [1]-[2].

RIE를 이용한 본 실험에서는 기본적으로 4가지의 요인, 즉  $\text{CHF}_3$ ,  $\text{O}_2$ , pressure, RF power가 RIE의 etch rate, uniformity에 미치는 영향에 대해 알아보고, 이를 토대로 사전에 수집된 예측 값과 이때의 상태자료들을 neural networks 을 통하여 학습시킨 후, 입력된 자료와 학습된 상태자료를 비교하여 가장 유사한 상태자료가 가지는 예측 값을 출력하는 방법을 택하여 최적화 하였다.

이때, etching tool은 Plasma Therm 700 series dual chamber reactive ion etch를 사용하였으며, optical emission spectroscopy (OES)를 통해 chamber내의 상태를 실시간으로 측정하였다.

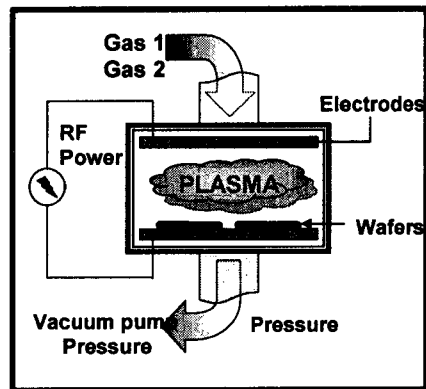


그림1. Reactive Ion Etching의 구성

## 2. 실험

### 2.1 실험계획법 (DOE : Design of Experiments)

전통적인 실험 방법은 영향을 줄 수 있는 모든 인자들 중 다른 인자들을 고정시킨 후 하나의 인자의 가능한 범위까지 증가시키며 최대한 많은 실험 데이터를 얻어 분석하는 것이었으나 본 연구에서는 통계적인 실험 계획법

(Design of Experiments)을 사용함으로써 상대적으로 적은 수의 데이터를 가지고 체계적이고 능률적으로 실험을 수행하였다 [3].

실험계획법 (Design of Experiments)이란 실험에 대한 계획방법을 의미하는 것으로, 해결하고자 하는 문제에 대하여 실험을 어떻게 행하고, 데이터를 어떻게 취하며, 어떠한 통계적 방법으로 데이터를 분석하며 최소의 실험횟수에서 최대의 정보를 얻을 수 있는가를 계획하는 것이라고 정의할 수 있다 [4]. 이러한 실험계획법을 사용하여 실험은 4개의 인자를 2수준으로 하여 계획하였으며 인자는 chamber내에 주입해 준 2가지의 gas, 즉 CHF<sub>3</sub>, O<sub>2</sub>와 chamber내의 pressure, RF power를 고려하였다. 또 실험의 계획 시 D-optimal 방법을 사용하였으며, 세 개의 center point를 잡아 총 17번의 실험을 계획하였다 [5]-[6]. 실험은 4-inch <100> 실리콘 웨이퍼 위에 5um의 두께로 BCB를 spin coating 한 후 250℃에서 1시간 열처리 하였으며, 그 후 photoresist (AZP 4620)를 coating 한 후 reactive ion etching을 하여 etch rate과 uniformity를 측정하였다. 이 실험을 통하여 얻어진 데이터를 통하여 inputs과 outputs의 상관관계를 분석, 기존의 inputs과 상관성이 있다고 분석된 결과 모두를 inputs으로 사용, neural networks를 통해 RIE의 etch rate과 uniformity의 모델링을 실시하였다.

표1. RIE 실험 계획

NO	CHF <sub>3</sub>	O <sub>2</sub>	Pressure	Power
1	20	2	100	400
2	20	2	100	200
3	20	2	300	200
4	20	2	300	400
5	20	8	100	200
6	20	8	100	400
7	20	8	300	400
8	40	5	200	300
9	40	5	200	300
10	40	5	200	300
11	60	2	100	200
12	60	2	100	400
13	60	2	300	200
14	60	2	300	400
15	60	8	100	200
16	60	8	100	400
17	60	8	300	400

## 2.2 Neural Network

neural network는 process modeling과 관련된 요소 그룹 간의 복잡한 관계를 학습시키는 능력을 보이기 위해 유용한 tool이다. 이러한 neural network의 구조는 뉴런이라 불리는 계산적인 노드의 연결로 이루어져 있으며 그 구조는 사람두뇌의 신경세포가 정보를 처리하는 방법과 흡사하다. 본 실험에서는 back-propagation 방법의 tool을 사용하였다.

back-propagation 학습 알고리즘은 최소자승 (least mean square)알고리즘의 비선형적인 확장으로, 미분의 반복규칙 (chain-rule)을 여러번 반복적으로 적용하여 확률 근사치 프레임워크 (stochastic-approximation framework)와 관련지어으로써 유도해낼 수 있다 [7]. 이 방법으로 모델링했을 경우 일부가 훼손된 정보로부터 입력 시의 정보 전체를 인출해 낼 수 있고, 저장하고 있는 여러 가지 정보의 현저한 특징들을 추출해서 통계적으로 합당한 추측을 가능하게 하는 기능이 있으며, 입력된 정보를 처리할 때 요청받은 정보와 정확히 맞는 것을 가지고 있지 않을 때 요청받은 정보와 가장 근접한 정보를 인출해 낼 수 있는 등의 장점을 가지고 있으나, 수렴에 종종 실패하거나 지역 최소값 (local minimum)에 봉착한다는 등의 문제점도 가지고 있다 [8].

그림2는 실험에서 실제 사용한 back-propagation neural network의 구성을 나타내었다. 이 모델은 입력층 (input layer)과 출력층 (output layer) 사이에 하나 이상의 은닉층 (hidden layer)이 존재하는 신경망으로, 각 층 내의 연결과 출력층에서 입력층으로 직접적인 연결이 존재하지 않는 전방향 (feed forward) 네트워크이다.

입력 노드는 RIE에 영향을 미치는 4가지인자와 그들의 상관분석을 통해 인자들 간의 상관관계가 입증된 요인들을 추가하였으며, 은닉층도 안정적으로 수렴하는 결과가 나오도록 학습이 이루어졌다. 또 출력 노드는 입력노드에 의한 etch rate과 uniformity의 변화를 나타내었다.

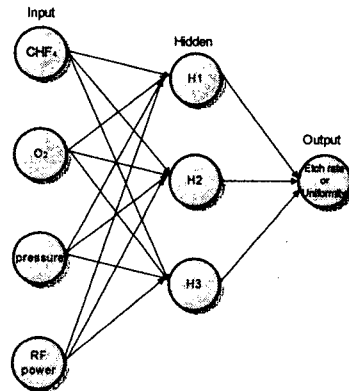


그림2. Back-propagation의 구성도

## 3. 결과 및 고찰

### 3.1 Etch Rate 모델링

그림3은 2개의 인자간의 상호작용이 결과 값에 미치는 영향을 보여주는 interaction plot이다. 이 interaction plot은 두 개의 선이 교차할 때 두 인자의 상호작용이 결과 값에 영향을 미친다고 판단한다. 이때 CHF<sub>3</sub>와 power의 상호작용을 제외한 모든 인자는 서로 상관관계를 가지고 있다고 분석할 수 있다. 그러나 neural networks를 통해 모델링을 했을 경우 원래의 4가지 인자와, 상관관계가 없

는 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>와 pressure를 제외한 나머지 인자들을 inputs으로 사용했을 경우 이상적인 모델을 찾을 수 없었다. 이는 나머지 인자들이 상관관계가 적었거나 neural networks내에서 노이즈로 작용했을 것으로 생각되어진다.

그림4는 neural network modeling한 데이터를 통한 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>가 etch rate에 주는 영향에 대해 나타내고 있다. 이때 chamber pressure, RF power는 중간 값인 200 mTorr, 300 Watt으로 고정 했다.

위의 그림에서 가장 최적의 조건은 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>가 2-3 sccm, 20-25 sccm 일때 etch rate은 증가하였으며 CHF<sub>3</sub>는 조금만 증가하여도 etch rate이 크게 감소하는 반면 O<sub>2</sub>는 etch rate의 감소가 더디었다. 이러한 이유는 일반적으로 BCB의 RIE 공정에서 Fluorine은 화학적인 작용을 하며, 농도가 5%이상으로 증가했을 경우 etch rate은 감소한다 [9]. 또 O<sub>2</sub>의 농도가 증가할수록 etch rate은 증가하지만 O<sub>2</sub>의 농도가 20%를 넘을 시 SiOxFy가 etch 하려는 물질 측면에 생성되어 etch를 방해하기 때문이다 [10].

그림5는 chamber pressure와 RF power가 etch rate에 주는 영향에 대해 표현한 것이다. 이때 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>는 중간 값인 40sccm과 5sccm으로 고정한다. chamber내의 pressure는 100 mTorr, RF power는 400 Watt 일 때, 빠른 etch rate을 보였다. 이는 chamber내의 pressure가 낮으면 반응 가스의 확산이 빠르고, 다른 불순물의 영향을 받지 않기 때문에 etch rate이 증가하며, RF power가 높아지면 etch시 물리적인 반응이 증가하는 이유로 etch rate이 증가한다.

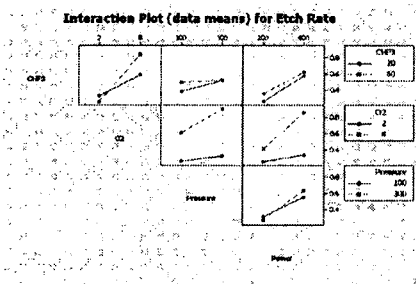


그림3. Interaction plots for Etch Rate

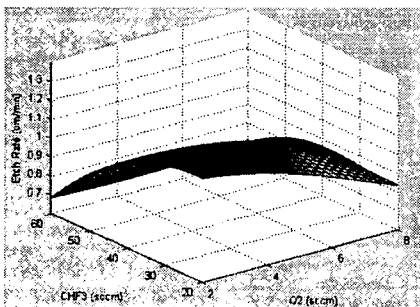


그림4. CHF3와 O2가 Etch Rate에 주는 영향 (pressure : 200 mTorr, O2 : 300 Watt)

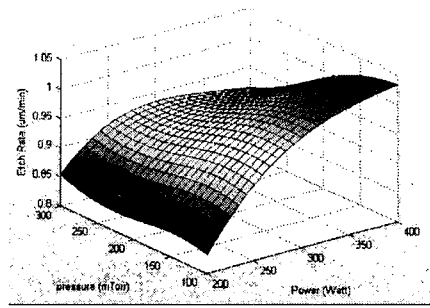


그림5. Chamber Pressure와 RF Power가 Etch Rate에 주는 영향 (CHF<sub>3</sub> : 40 sccm, O<sub>2</sub> : 5 sccm)

### 3.2 Uniformity 모델링

그림6은 그림3과 같이 2개의 인자간의 상호작용이 결과 값에 미치는 영향을 보여주는 Interaction plot이다. 그림3과 같은 결과로 O<sub>2</sub>와 RF power, chamber pressure와 RF power는 서로 상관관계가 없는 것으로 해석된다. 이런 이유로 O<sub>2</sub>와 RF power, chamber pressure와 RF power의 인자를 제외한 나머지 8개의 인자를 inputs로 사용하였다.

그림7은 neural network modeling한 데이터를 통한 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>가 uniformity에 주는 영향에 대해 나타내고 있다. 이때 chamber pressure, RF power는 중간 값인 200 mTorr, 300 Watt으로 고정했다. 위의 그림에서 가장 최적의 조건은 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>가 각각 40 sccm, 3-4 sccm 일 때 uniformity가 좋은 것을 볼 수 있다. 이는 그림4 즉, CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>가 etch rate에 주는 영향과 같은 결과로 해석할 수 있다. 즉, O<sub>2</sub>의 농도가 20%를 넘으면 etch하려는 부분 측면에 SiOxFy가 쌓여 etch를 방해하는 현상이 생기므로 uniformity에 영향을 준다.

그림8은 chamber pressure와 RF power가 uniformity에 주는 영향에 대해 나타내고 있다. 이때 CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>는 중간 값인 40sccm과 5sccm으로 고정한다. 이 때, chamber pressure는 100-200 mTorr, RF power는 40 Watt 일 때, 좋은 uniformity를 얻을 수 있는 것으로 분석되어지며, 그 이유는 그림5 즉 chamber pressure와 RF power가 etch rate에 주는 영향과 동일한 이유로 보여진다.

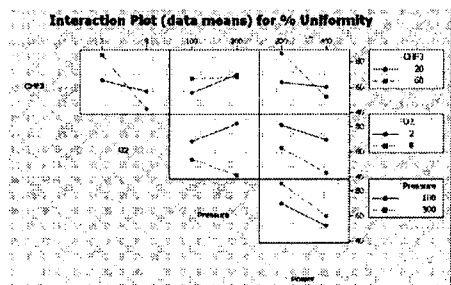


그림6. Interaction plots for Uniformity

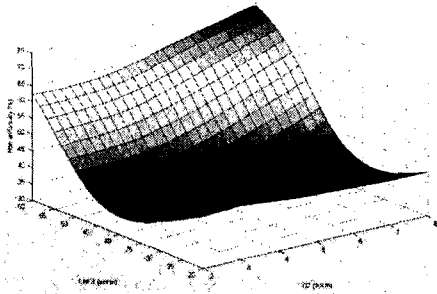


그림7. CHF3, O2가 Uniformity에 주는 영향 (pressure : 200 mTorr, O2 : 300 Watt)

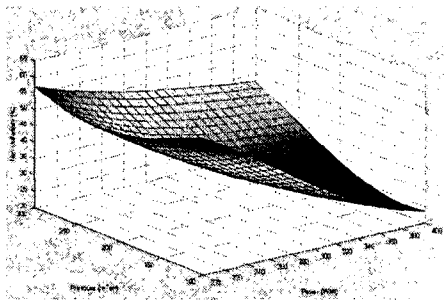


그림8. Chamber pressure와 RF Power가 Uniformity에 주는 영향 (CHF3 : 40 sccm, O2 : 5 sccm)

#### 4. 결론

본 논문에서는 RIE공정상의 최적화를 위해 실험계획법을 사용 실험을 계획하여 적은수의 실험을 능률적으로 실시한 후 실험 데이터를 neural network를 사용하여 etch rate과 uniformity에 관해 모델링 하였다. chamber pressure와 RF power를 200mTorr, 300Watt로 고정시키고, CHF<sub>3</sub>와 O<sub>2</sub>의 양의 변화를 관찰한 결과 CHF<sub>3</sub>, O<sub>2</sub>, chamber pressure와 RF power가 각각 20-25 sccm, 100 mTorr, 400 Watt에서 빠른 etch rate을 보였으며, 40 sccm, 3-4 sccm, 100-120 mTorr, 400 Watt에서 좋은 uniformity를 얻을 수 있었다.

이번 연구를 통해 4인자 2수준 내에서 RIE의 빠른 etch rate과 좋은 uniformity를 유지할 수 있는 공정 조건을 찾아낼 수, 있었으나, RIE공정상에서 etch rate과 uniformity에 영향을 줄 수 있는 더 많은 인자들이 있을 것으로 보여 진다. 이런 이유로 앞으로는 남은 여러 인자들을 가지고 실험과 분석을 통하여 RIE공정의 최적화를 위해 많은 연구가 필요할 것이라 생각된다.

#### 참고 문헌

- [1] E. B.Liao, W. H. Teh, K. W. Teoh, A. A. O. Tay, H. H. Feng, R. Kumar, "Etching control of Benzocyclobutene in CF<sub>4</sub>/O<sub>2</sub> and SF<sub>6</sub>/O<sub>2</sub> plasmas with thick photoresist and titanium masks," *Thin Solid Films*, Vol. 504, pp. 225-256, 2006.
- [2] Michael Khbeis, Reza Ghodssi, "Embedded Benzocyclobutene in silicon : An integrated fabrication process for electrical and thermal isolation in MEMS," *Microelectronic Engineering*, Vol. 82, pp 154-167, 2005.
- [3] G. Box, W. Hunter, and J. Hunter, *Statistics for Experimenters*, New York: Wiley, 1978.
- [4] 박상현 "현대실험계획법," 2004
- [5] 영준근, 남기성, "유저자 알고리즘을 이용한 비선형 모형의 D-최적 실험계획법에 관한 연구," *품질경영 학회지*, 제28권, 제2호, pp. 135-146, 2000.
- [6] S. Begot, E. Voisin, P. Hiebel, E. artioukhine, and J. M. Kauffmann, "D-optimal experimental design applied to a linear magnetostatic inverse problem," *IEEE transactions on magnetics*, Vol. 38, No. 2, pp. 1065-1068, 2002.
- [7] 김대수, "신경망 이론과 응용," 진한엠앤비, 2005:.
- [8] 이신동, "정보처리 이론의 한계와 신경망 이론", *The Journal of Research in Education*, 1994.
- [9] Percy B. Chinoy, "Reactive Ion Etching of Benzocyclobutene Polymer Films," *IEEE Trans. Comp. Pack. and Manufac. Technol.*, Vol. 20, No. 3, pp 199-206, 1997.
- [10] 정귀상, 정수용, higehiro Nishino, "Si(100)가판위에 성장된 3C-SiC 박막의 반응성 이온식각 특성," *전자재료학회 논문지*, Vol. 17, No. 7, pp 724-728, 2004.