Regular Paper
J. KIEEME
Vol. 23, No. 11, pp. 831-836, November 2010
DOI: 10.4313/JKEM.2010.23.11.831



# 신경회로망을 이용한 PECVD 산화막의 특성 모형화

이은진[1], 김태선[1,a]
[1] 가톨릭대학교 정보통신전자공학부

# Modeling of PECVD Oxide Film Properties Using Neural Networks

Eun Jin Lee[1] and Tae Seon Kim[1,a]
[1] School of Information, Communications and Electronics Engineering, Catholic University, Bucheon 420-743, Korea

(Received August 23, 2010; Revised October 11, 2010; Accepted October 15, 2010)

**Abstract:** In this paper, Plasma Enhanced Chemical Vapor Deposition (PECVD) $SiO_2$ film properties are modeled using statistical analysis and neural networks. For systemic analysis, Box-Behnken's 3 factor design of experiments (DOE) with response surface method are used. For characterization, deposited film thickness and film stress are considered as film properties and three process input factors including plasma RF power, flow rate of $N_2O$ gas, and flow rate of 5% $SiH_4$ gas contained at $N_2$ gas are considered for modeling. For film thickness characterization, regression based model showed only 0.71% of root mean squared (RMS) error. Also, for film stress model case, both regression model and neural prediction model showed acceptable RMS error. For sensitivity analysis, compare to conventional fixed mid point based analysis, proposed sensitivity analysis for entire range of interest support more process information to optimize process recipes to satisfy specific film characteristic requirements.

**Keywords:** PECVD, Oxide film, Neural network, Modeling, Sensitivity analysis

## 1. 서 론

Plasma Enhanced Chemical Vapor Deposition (PECVD)공정은 상대적으로 저온에서 높은 증착속도로 양질의 막을 성장시킬 수 있어 산화막 ($SiO_2$) 및 질화막 ($Si_3N_4$) 등의 무기질 박막 형성에 여전히 그 수요가 높다. 이러한 PECVD공정의 꾸준한 수요덕택에 이와 관련한 공정 모형화 기술도 국내외에서 지속적으로 개발되었다. 특히 증착공정에서 공정변수에 따른 산화막의 특성변화를 모형화한 다양한 연구사례들이 있다 [1-4]. 박막증착의 입력조건으로 유입가스의 비율과 플라즈마 파워를 고려하여 증착속도와 산화막의 굴절률간의 특성을 비교한 결과 [1]가 있었으며, 2002년에는 열전달만을 고려한 유체유동에 대한 삼차원적 전산모사를 통해 PECVD 챔버 (chamber) 구조가 증착된 $SiO_2$ 산화막의 균일도에 미치는 영향을 분석한 결과가 발표되었다 [2]. 그러나 플라즈마를 이용하는 공정의 특성상 그 복잡도가 높아 물리적인 공정의 특성 모형화 수준에 한계가 있어, 결과적으로 공정특성을 예측하는데 있어서도 어려움이 있다. 이에 대한 대안으로 지능연산처리방식의 하나인 신경회로망이 반도체공정 모형화 및 최적화의 다양한 분야에서 그 성과를 보여주고 있다 [4,5]. 이에 본 논문에서는 통계적인 분석에 기반을 둔 회귀분석 및 반응표면 분석기법과 더불어 신경회로망을 이용하여 증착막의 특성을 분석하고자 한다. 또한 민감도 분석에 있어서도 기존의 고정된 중심점에서의 제한된 민감도 분석대신 [4], 대상으로 하는 입력범위 전체에 대한

a. Corresponding author: tkim@catholic.ac.kr

**Table 1.** Deposition input parameters and their ranges.

| Input Parameters | Ranges |
|---|---|
| RF Power | 40-100 [W] |
| $SiH_4/N_2$ (5%) | 120-200 [sccm] |
| $N_2O$ | 1300-1700 [sccm] |

민감도의 변동량을 파악하고자 한다.

## 2. 실험 방법

### 2.1 실험방법

산화막의 특성 모형화를 위한 대상으로 Applied Materials 社의 P5000장비가 사용되었다. 산화막 특성에 영향을 미치는 제어 가능한 공정입력변수로는 RF 파워, 아산화질소 ($N_2O$) 가스의 유입량 및 질소에 포함된 5%의 사일렌가스 ($SiH_4$)의 유입량을 선정하였다. 표 1은 공정특성평가를 위해 고려된 공정입력변수의 범위를 나타낸다. 시스템적인 실험설계를 통해 반응변수의 최적화 결과를 도출하기 위해 Box-Behnken 법을 이용한 실험계획 (design of experiment, DOE)을 구성하고 3 요인 반응표면분석법 (Response Surface Method)을 사용하였다. 분석을 위해 변동 가능한 입력 변수 이외에 챔버의 압력과 온도 등의 기타입력들은 현재 사용되고 있는 550 mTorr 및 300℃의 기준공정조건을 고정값으로 사용하였다.

산화막의 특성을 평가하기 위한 응답특성으로는 산화막의 두께 및 박막스트레스 항목이 사용되었다. 산화막의 두께는 Nanometrics 社의 NanoSpec을 사용하여 측정되었고, 박막의 스트레스는 Tencor 社의 FLX-2320을 이용하였다.

### 2.2 분석방법

공정입력변동에 따른 산화막의 특성을 모형화하기 위하여 본 논문에서는 두 가지 방법을 사용하였다. 먼저, 반응표면설계에 대한 회귀분석을 통해 반응인자와 선택된 공정인자들 간의 관계를 모형화 하였다. 이때, 회귀분석 결과는 3개의 입력변수에 대해 2차 (order) 수준의 전변수를 고려하여 상수를 제외한 9개의 항에 대한 수식으로 표현된다.

두 번째 방법으로 신경회로망을 이용하여 모형화를 하였다. 이미 신경회로망은 반도체공정과 같은 고차의 비선형적인 특성을 갖거나 다양한 잡음요소로 인해 기존의 방식으로 규칙성을 찾기 어려운 경우에 대하여도 우수한 예측결과를 보인 연구사례들이 있다. 이에 본 논문에서는 오류역전파신경회로망 (Feedforward error pack-propagation neural network, 이하 BP)을 이용하여 산화막특성 모형을 구현했다. 이때, 각 예측모형의 성능평가를 위해서는 식 (1)에 나타난 RMS오차 (Root Mean Squared Error)를 사용하여 표현했다.

$$SE(\%) = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \times \frac{100}{\max(y_i) - \min(y_i)} \quad (1)$$

여기서 $y_i$, $\hat{y}_i$ 및 는 각각 실제공정에서 측정된 특성치, 모형의 예측치 및 예측된 데이터의 수를 나타낸다.

예측오차와 더불어 공정특성에 대한 입력인자의 영향을 파악하기에 필요한 분석방법 중의 하나는 민감도 (sensitivity)분석이다. 민감도 분석을 위해서는 하나의 입력인자를 제외한 나머지 입력인자들은 특정값으로 고정하고 민감도를 평가하려는 하나의 입력인자의 변동에 따른 출력인자들의 변동수준을 식 (2)를 통해 계산한다 [4].

$$\frac{df}{dx_i} = \frac{f(X + \Delta x_i) - f(X)}{\Delta x_i}\Big|_{\Delta x_i \to 0} \quad (2)$$

이때, X는 입력벡터, $\Delta x_i$는 입력벡터 X중 하나의 요소의 증가분을 나타내며 함수 $f(X)$는 공정입력 X에 따른 공정특성 결과치로 정의된다.

그러나 기존의 민감도 분석은 식 (2)에 나타난 바와 같이 민감도를 분석하려는 하나의 입력을 제외한 나머지 값을 특정값 (통상 공정변위의 중간값)에 고정하여 출력치의 변위를 보고 평가하는 것이 일반적이다. 이러한 방법은 특정위치에서의 민감도 분석으로는 의미가 있으나 전체 공정수준에서의 민감도를 표현하는 데는 무리가 있다. 즉, 공정의 비선형성 및 입력변수간의 교호작용 (interaction)에 의해 특정 입력의 변동에 따른 출력은 변동은 그 크기 및 증감의 방향까지도 변화될 수 있다. 특히 프라즈마를 이용한 반도체공정의 경우는 입력변수간의 교호작용이 매우 중요하므로 본 논문에서는 특정 입력치에서의 민감도

가 아닌 전체적인 민감도 분석을 위해 식 (3)과 같이 각각의 입력을 전 변위에 걸쳐 변동시키며 민감도의 경향도 (s1)를 파악하였다.

$$s1 = \frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n}\frac{f(x_i+\Delta x)-f(x_i)}{\Delta x} \tag{3}$$

즉, 입력변수들을 각각 $\Delta x$만큼의 변위를 갖도록 분할하고 각각의 입력변동에서 발생하는 변화치를 합산하여 그 경향을 계산하였다. 그러나 이 경우 전체적인 민감도의 경향을 파악하는 데는 유용하였으나 양의방향으로 발생하는 변동량과 음의 방향으로 발생하는 변동량의 합산으로 민감도의 크기에는 왜곡을 가져올 수 있어, 민감도의 크기 (s2)를 평가하기 위한 식 (4)를 이용하였다.

$$s2 = MAX[f(x_i+\Delta x)] - MIN[f(x_i+\Delta x)] \tag{4}$$

이때 MAX와 MIN은 각각 함수 f의 최댓값 및 최솟값을 의미한다.

## 3. 결과 및 고찰

### 3.1 산화막의 두께 특성모형

PECVD공정을 통한 $SiO_2$ 산화막 두께의 모형화 결과, 회귀분석과 신경회로망을 이용한 모형방식은 각각 0.71%와 10.98%의 RMS오차를 나타냈다. 즉, 2차의 계수들만 고려한 선형식의 조합만으로도 산화막의 두께 예측은 충분히 가능하기에 이와 같은 결과가 나왔다고 추정된다. 이와 같은 추정은 그림 1을 통해서도 확인 가능하다. 그림 1은 $SiO_2$ 산화막 두께에 대한 입력인자들의 교호효과를 나타낸다. 그림 1에 나타난 바와 같이 각 입력인자들은 전 범위에 걸쳐 교호효과가 거의 나타나지 않으며 RF파워 및 사일렌가스 유입량에 선형적인 변화를 함을 알 수 있다.

이러한 특성은 그림 2에 나타난 3차원 표면도에서도 알 수 있다. 그림 2는 $N_2O$ 가스의 유입량을 중간수준 (160 sccm)으로 고정했을 때 증착두께에 대한 플라즈마 파워와 사일렌가스 유입량의 변동량을 나타낸 그림이다. 그림에 나타난 바와 같이 $N_2O$ 가스의 유입량에 대한 변동 대비 플라즈마 파워의 증가에 대해 강한 양의 변동을 보임을 알 수 있다.

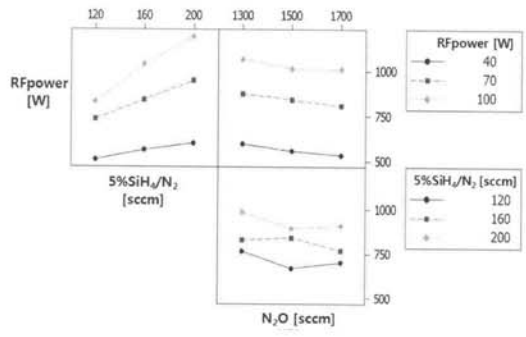


**Fig. 1.** Interaction plot for $SiO_2$ film thickness.

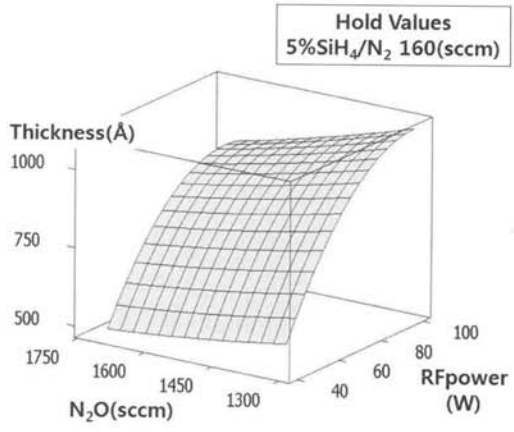


**Fig. 2.** Effects of RF power and $N_2O$ gas flow on $SiO_2$ film thickness.

### 3.2 산화막의 스트레스 특성모형

산화막의 스트레스특성의 경우 회귀분석과 신경회로망을 이용한 모형의 예측성능 결과는 각각 9.82% 및 9.71%의 RMS오차를 보여 거의 유사한 예측성능을 보였다. 그림 3은 신경회로망을 이용한 산화막 스트레스 모형으로 플라즈마 파워와 사일렌 가스 유량의 변화에 따른 산화막의 스트레스 예측치를 등고선으로 표현하였다. 그림에 나타난 바와 같이 산화막의 스트레스 특성치는 플라즈마 파워의 증가에 따라 그 값이 증가하는 경향이 있음을 알 수 있다. 또한, 낮은 수준의 사일렌 가스에서 플라즈마 파워에 따른 스트레스의 변동폭보다 높은 수준의 사일렌 가스에서의 변동폭이 크게 나타났다. 즉, 사일렌 가스가 높은 수준에서 플라즈마 파워의 영향이 크게 미친다는 사실을 알 수 있다. 따라서, 산화막의 스트레스 수치를 낮

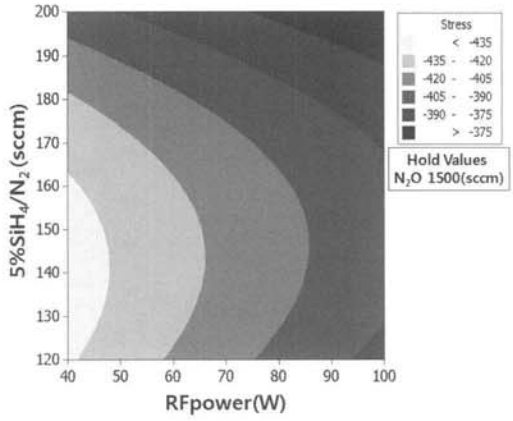


**Fig. 3.** Effects of RF power and 5% $SiH_4/N_2$ gas flow on $SiO_2$ film stress.

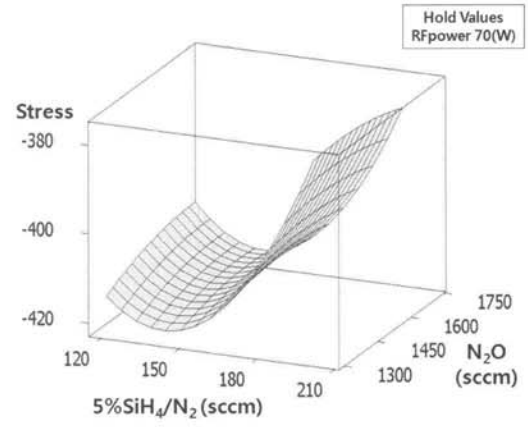


**Fig. 4.** Effects of $N_2O$ gas and 5% $SiH_4/N_2$ gas flow on $SiO_2$ film stress.

추기 위해서는 플라즈마 파워를 낮추는 것이 유리하다. 단, 이 경우 앞의 산화막 두께에 대한 예측모형에서 본 바와 같이 증착속도가 늦어지는 문제가 발생을 하므로 상기 두 특성의 임계치를 고려하여 공정조건을 최적화할 필요가 있다.

그림 4는 플라즈마 파워를 70 W수준으로 고정시킨 경우, 산화막의 스트레스 특성에 대한 $N_2O$ 가스와 사일렌 가스의 영향을 나타낸 표면도이다. 그림에 따르면, 플라즈마 파워가 70 W로 공정된 경우, $N_2O$ 가스 유량의 변동은 산화막의 스트레스 특성에 특별한 경향이 나타나지 않는 것으로 보인다. 그러나, 5% 사일렌 가스의 경우 $N_2O$ 가스 대비 그 상관성이 크게 나타났다. 특히 사일렌 가스의 유량이 180 sccm 이상 증가하는 시점부터 사일렌가스의 유량에 비례하여 산화막의 스트레스가 급격히 증가하는 것으로 나타났으며 최소의 스트레스특성을 갖기 위한 최적의 사일렌 유량은 150 sccm 부근으로 나타났다.

### 3.3 특성모형의 민감도 분석

분석방법에서 기술한 바와 같이 본 논문에서는 예측모형의 입력인자에 대한 반응인자의 민감도를 분석하기 위해 두 가지 방법을 이용하였다. 먼저 식 (2)를 이용한 중간값을 이용한 민감도 분석의 경우, 두 입력인자는 중간값으로 고정시키고 민감도 분석 대상이 되는 입력인자만을 변동시켜 민감도를 분석했다. 표 2는 식 (2)를 이용한 민감도 분석의 결과이다. 이때

**Table 2.** Sensitivity analysis results on fixed midpoint

| Input Parameters | Sensitivity on Thickness | Sensitivity on Stress |
|---|---|---|
| RF power | 1.170 | 0.109 |
| 5% $SiH_4/N_2$ | 0.546 | 0.077 |
| N2O | -0.163 | -0.017 |

각 인자들 간의 상대적인 민감도를 비교하기 위하여 입력의 변동 범위는 표1에 나타난 공정변수의 입력범위를 기준으로 표준화하였다.

표 2의 결과에 따르면 산화막의 두께변동은 플라즈마 파워의 증가에 따라 강한 양의 민감도를 가지고 있는 것으로 나타나며 사일렌 가스의 민감도는 플라즈마 파워의 민감도에 절반수준에 못 미치는 것으로 보인다. 산화막 스트레스의 경우도 플라즈마 파워의 경우 나머지 두 입력인자대비 상대적으로 큰 양의 민감도를 보이는 것으로 나타났다. 그러나 표 2의 민감도 분석결과는 고정된 입력치들이 중간값을 갖는 경우만 유효하다는 제한이 있어 전체 공정의 민감도 분석결과라고 하기에는 무리가 있다. 이러한 문제점은 그림 5를 통해 설명되어질 수 있다.

그림 5의 평면도는 그림 2와 같이 산화막 두께에 대한 플라즈마 파워와 $N_2O$ 가스의 영향을 나타낸 표면도이다. 차이점은 표면도의 각 격자에 분포된 점으로 표현된 수치값들이다. 이들은 각각 플라즈마 파워와 $N_2O$ 가스의 유량이 표면도의 각 격자점으로 고정되었을 때 나머지 한 입력요소인 사일렌 가스의 유량

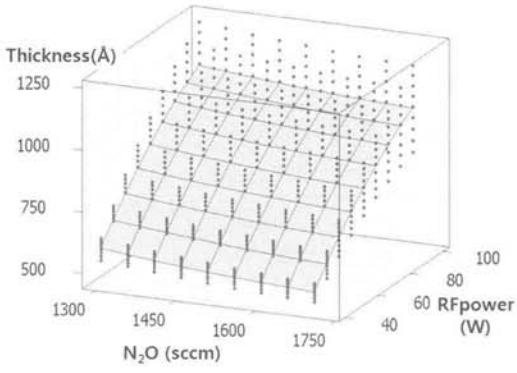


**Fig. 5.** Effects of RF power and $N_2O$ gas flow on $SiO_2$ film thickness and sensitivity results of 5% $SiH_4/N_2$ gas.

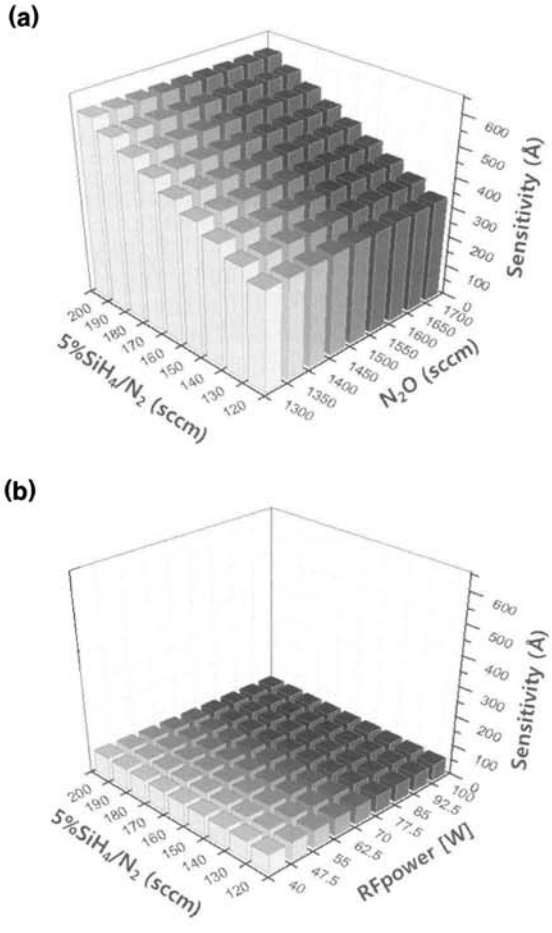


**Fig. 6.** Sensitivity on film thickness; (a) sensitivity of RFpower and (b) sensitivity of $N_2O$ gas.

변동에 따른 산화막의 두께를 점으로 표시한 것이다. 그림에 나타난 바와 같이 사일렌가스의 민감도는 플

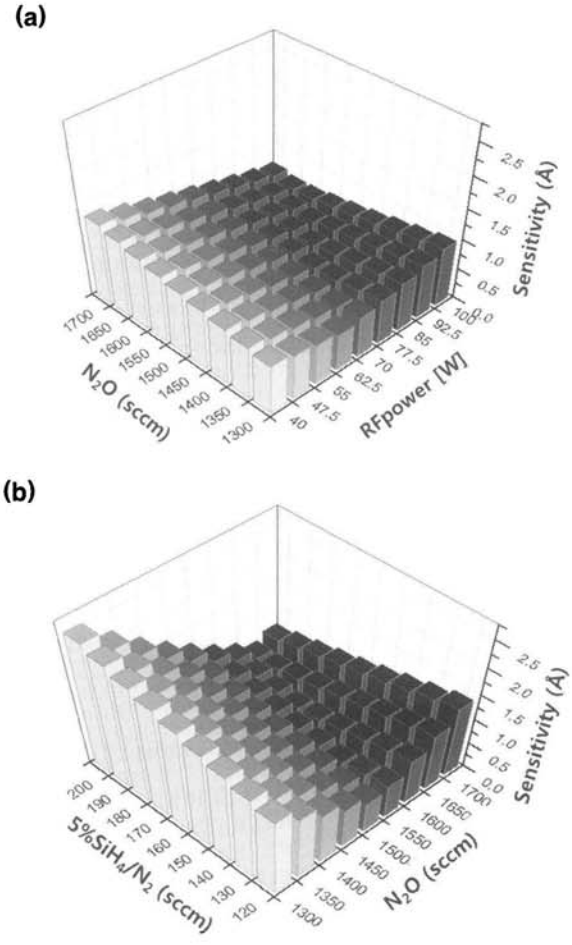


**Fig. 7.** Sensitivity on film thickness; (a) sensitivity of 5% $SiH_4/N_2$ gas and (b) sensitivity of RF power.

라즈마 파워의 증가에 따라 그 민감도도 증가하여 표면도에 표시되는 점들의 종축간격도 넓게 보이는 것을 알 수 있다. 즉, 동일한 공정인자의 변동도 다른 공정인자의 고정된 값에 따라 그 민감도가 달라짐을 알 수 있다. 따라서 전체적인 민감도 분석을 위해 본 논문에서는, 식 (4)를 이용하여 고정된 공정인자의 위치별 변동인자의 민감도를 계산하여 그림 6에 나타내었다. 그림 6의 (a)에 나타난 바와 같이 플라즈마 파워는 전체적으로 산화막 두께에 민감도가 높으며, 특히 사일렌 가스의 유량이 큰 경우 그 민감도가 높았다. 반면, 그림 6의 (b)에 나타난 바와 같이 $N_2O$ 가스는 다른 공정인자의 값이 무관하게 전체적으로 산화막 두께에 대한 민감도가 높지 못했다. 이는 대상으로 하는 공정인자의 범위가 산화반응을 일으키기에는 이미 충분한 수준이었음에 기인한다고 추정가능하다.

그림 7은 산화막 스트레스에 대한 민감도 분석결과

이다. 그림 7(a)와 그림 7(b)는 각각 사일렌가스와 플라즈마 파워의 민감도를 나타내고 있다. 그림에 나타난 바와 같이 사일렌가스는 플라즈마 파워와 $N_2O$ 가스의 입력값에 따라 그 민감도가 조금씩 다르게 나타나고 있지만 전반적으로 민감도의 차이는 크지 않아 보인다. 반면 플라즈마 파워의 경우 $N_2O$ 가스유량이 1500 sccm 부근에서는 플라즈마 파워의 변동에 대해 스트레스의 변화가 크지 않으나, 1500 sccm을 기점으로 $N_2O$ 가스가 증가하거나 감소하는 경우 플라즈마 파워에 의한 스트레스 변동이 심해지게 된다. 특히 $N_2O$ 가스의 유량이 변동폭 내에서 최소점에 위치하고 사일렌 가스의 유량이 변동폭 내에서 최대점에 이른 곳에서 플라즈마 파워의 변동에 대한 산화막 스트레스의 민감도는 최대치를 보인다.

## 4. 결 론

본 논문에서는 PECVD장비를 이용한 $SiO_2$ 산화막 증착공정의 최적화를 위한 특성분석을 하였다. 산화막의 공정특성 모형화에 있어 시스템적인 분석을 위해 반응표면분석을 위한 Box-Behnken의 3요인 실험계획법을 이용하였고, 회귀분석 및 신경회로망을 이용하여 특성모형을 구현했다. 구현된 산화막 두께 특성 모형의 RMS 오차는 회귀분석을 이용한 방법이 0.71%의 낮은 오차율을 보였으며, 산화막 스트레스 특성 모형의 경우는 회귀분석 및 신경회로망 모형 공히 유사한 수준의 오차를 보였다. 구현된 모형의 예측값을 기반으로 기존의 고정점 중심 민감도 분석대신 공정입력인자의 전체적인 변동에 따른 각 입력인자들의 민감도를 분석하여 실험범위 내에서의 민감도의 변화추세를 확인할 수 있었다. 이러한 특성 모형 및 민감도 분석결과는 향후 PECVD장비의 $SiO_2$ 산화막 증착조건을 박막특성요건에 따라 적응적으로 최적화하는데 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

## 감사의 글

본 연구는 2009년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음.

## REFERENCES

[1] S. Cho, Y. Kim, Y. Seo, Y. Im, and D. Yoon, *J. Kor. Ceram.. Soc.* **38** 1037 (2001).
[2] S. Kim, H. Kim, and K. Lim, *Theory and App. Chem. Eng.* **8**, 5094 (2002).
[3] S. Song, Y. Park, and D. Park, *Theory and App. Chem. Eng.* **9**, 2690 (2003).
[4] S. Han, M. Ceiler, A. Bidstrup, P. Kohl, and G. May, *Trans. IEEE CPMT-Part A* **17**, 174 (1994).
[5] S. Hong, J. Park, and S. Han, *J. KIEEME* **6**, 262 (2005).