

Via Contact 형성을 위한 산화막 식각공정의 신경망 모델

Neural Network Models of Oxide Film Etch Process for Via Contact Formation

박종문*, 권성구*, 박건식*, 유성욱*, 배윤규*, 김병환**, 권광호***
(Jong-Moon Park*, Sung-Ku Kwon*, Gun-Sik Park*, Seong-Wook Yoo*,
Yoon-Kyu Bae*, Byung-Whan Kim**, and Kwang-Ho Kwon***)

Abstract

In this paper, neural networks are used to build models of oxide film etched in CHF_3/CF_4 with a magnetically enhanced reactive ion etcher(MERIE). A statistical 2^{4-1} experimental design plus one center point was used to characterize relationships between process factors and etch responses. The factors that were varied include radio frequency(rf) power, pressure, CHF_3 and CF_4 flow rates. Resultant 9 experiments were used to train neural networks and trained networks were subsequently tested on its appropriateness using additionally conducted 8 experiments. A total of 17 experiments were thus conducted for this modeling. The etch responses modeled are dc bias voltage, etch rate and etch uniformity. A qualitative, good agreement was obtained between predicted and observed behaviors.

Key Words : Neural network models, Oxide film etch, Via contact formation

1. 서 론

Integrated circuit(IC)의 집적도가 향상됨에 따라, 건식식각 기술[1-3]이 IC 제조의 필수적인 공정이 되었다. IC 제작 공정중, 금속배선 형성을 위한 via contact 형성공정은 산화막 식각을 통해 이루어지며, 그 결과 산화막의 식각 공정에 대한 많은 연구가 수행되어 왔다. 일반적으로 via contact 형성을 위한 산화막 식각공정은 식각공정 변수에 따른 플라즈마의 변화, 식각 반응 상호간의 복잡한 연관관계로 인

해 주로 경험을 바탕으로 최적화 공정이 수행되어 왔다. 이에 따라 플라즈마 식각 모델을 이용한 식각 공정의 최적화 방법이 강구되었으며 플라즈마식각 모델은 first principle physics[4] 및 통계적인 실험 방식에 기초를 둔 response surface methodology (RSM)[5] 등에 의해 개발되어 왔다. 컴퓨터를 이용한 광범위한 수치 해석에 의존하는 물리적 모델은 장비 설계 및 최적화에 유용하게 이용되고 있으나, 미시적인 플라즈마 파라미터(즉 이온 밀도 혹은 플라즈마 전위 등)와 거시적인 식각 파라미터(즉 식각 속도, 비 등방성) 사이의 연관관계가 아직 분명하게 규명되지 않은 관계로 식각 공정 모델에의 응용은 극히 저조하다. 이를 극복하기 위해 공정 데이터의 polynomial fitting을 이용한 RSM 모델이 대두되었으며, 집적회로 제작에 광범위하게 활용되어지고 있다. 최근 통계적 실험 방식과 연계한 신경망 기법이 공정 모델링에 효과적으로 이용되었으며[6], RSM

* : 한국전자통신연구원 반도체기술연구원
(대전광역시 유성구 가정동 161,
Fax : 042-860-6271,
E-mail : jmpark@etri.re.kr)

** : 세종대학교 전자공학과

*** : 한서대학교 전자공학과

2001년 9월 29일 접수, 2001년 10월 19일 1차 심사완료
2001년 11월 14일 2차 심사완료

모델에 비해 예측 능력이 우수하다고 보고되고 있다. 본 논문에서 모델링하고자 하는 공정은 MERIE 플라즈마를 이용한 via hole 식각을 위한 산화막 식각 공정이며, 공정 추출을 위해 face-centered central composite design이 이용되었다. 공정 변수는 RF power, 식각 압력, CF₄와 CHF₃ 가스 유량 등이며, DC bias 전압, 산화막 식각 속도, 식각 속도 균일도 등을 모델링하였다.

2. 실험

본 실험을 위하여 5-inch, (100) 실리콘 웨이퍼가 사용되었으며, 기판 실리콘 상에 plasma enhanced chemical vapor deposition(PECVD)법으로 약 900nm의 산화막을 증착하였다. 산화막위에 감광막을 spin coater(TEL Mark-Vz)를 이용하여 1020 nm 두께로 도포하고 i-line 스테퍼 (NSR2205i11D)장비를 이용하여 감광막에 노광한 후 현상공정을 수행하여 line/space와 hole 형태의 패턴을 형성하였다. 그리고 대류형 오븐을 이용하여 120 °C, 30분간 열처리하였다. 노출된 산화막을 CF₄와 CHF₃ 가스를 이용하여 식각하였다. 이때 적용된 식각장비는 MERIE (P-5000 MxP) 로 상층 전극은 접지되어 있고 하층 전극은 13.56MHz RF 전원공급장치에 연결되어 있다. 하층전극과 평행하게 형성되는 자기장은 반응챔버의 주위에 장착된 전자기 코일에 의해서 생성되며, 식각과정중에 기판 홀더의 온도는 20 °C로 유지되는 구조를 가지고 있다. 산화막의 두께는 Nanospec 3000 박막두께측정장비를 이용하여 측정하였으며, 산화막 식각속도는 식각된 두께를 식각시간으로 나누어 나오는 값으로 산출하였다. 식각공정을 특성화하기 위해 2⁴⁻¹ 부분인자 실험계획표[7]가 이용이 되었다. 실험계획에서 변화시킨 인자로는 CHF₃ 유량, CF₄ 유량, RF 전력, 그리고 압력 등이

며, 그 실험 범위는 표 1에 나타내었다. 하나의 중심점과 8개의 실험데이터로 신경망 학습데이터를 구성하였다. 이외에 모델의 예측정확도 측정을 위하여 8번의 추가적인 실험을 수행하였으며, 따라서 모델개발을 위해 수행한 실험의 총 수는 17개이다. 식각 응답에는 산화막 식각 속도, DC 바이어스, 그리고 식각 균일도를 선정하였다. 이들 식각 응답은 2개의 식각 인자 변화에 대하여 3차원적으로 나타내었으며, 이때 나머지 2개의 인자는 normal value(표 1에 나타난 실험 범위의 중간값)를 사용하였다.

3. 신경망 모델링

플라즈마 데이터 모델링에 역전파 신경망(Back-propagation neural network)[8]이 가장 광범위하게 이용이 되고 있다. 그림 1은 신경망의 구조도이다.

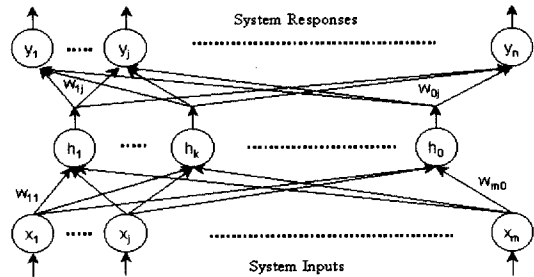


그림 1. 신경망의 구조도.
Fig. 1. The structure of neural network.

종래의 바이폴라 (B) 시그모이드 함수 대신, 본 연구에서는 선형 (L) 뉴런을 출력층의 활성화 함수로 이용하였는데, 이는 이 구조의 신경망이 예측성을 향상시키는데 더욱 효과적이기 때문이다[9].

$$Out_B = \frac{1 - e(-\frac{iN}{G_B})}{1 + e(-\frac{iN}{G_B})} \quad (1)$$

$$Out_L = \frac{iN}{G_L} \quad (2)$$

여기서 iN 과 Out은 임의의 뉴런으로의 입력과 그 뉴런으로부터의 출력을 각기 지칭하며, G는 함수의 경사를 나타낸다. 공정입력이 입력층에 인가될 때,

표 1. 실험 변수와 범위.
Table 1. Experimental parameter and range.

입력변수	범위	단위
CHF ₃ 유량	20-80	sccm
CF ₄ 유량	10-40	sccm
RF 전력	300-800	Watts
압력	50-200	mTorr

출력층은 예측치를 발생시키며, 이 예측치와 실제 측정치간의 편차는 뉴런간의 연결강도를 적용적으로 조정하여 최소화 시킨다. 편차는 다음과 같이 정의된다.

$$E=0.5 \sum_{j=1}^q (d_j - Out_j)^2 \quad (3)$$

여기서 q 출력층의 뉴런 수 d_j 는 j 번째 뉴런에 해당하는 실제 값, 그리고 Out_j 는 j 뉴런으로부터 계산된 예측치를 의미한다. 이 편차는 식 (4)로 정의되는 경사 최적화 알고리즘에 의해 최소화 된다.

$$\Delta w = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w} \quad (4)$$

여기서 α 는 학습률이며, w 는 뉴런의 가중치, Δw 는 편차를 최소화하기 위해 계산되는 가중치의 양을 의미한다. 출력층에서 식 (4)의 $\frac{\partial E}{\partial w}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial E}{\partial w} = -\delta_k Z_j \quad (5)$$

여기서 Z_j 는 은닉층의 j 번째 뉴런으로부터의 출력이다. 기존의 연산식[8]에 의해 식 (5)의 δ_k 는 식 (6)으로 표현되며,

$$\delta_k = (d_j - Out_j)(Out_L)' \quad (6)$$

식 (2)로부터, 식 (6)은 식 (7)로 다시 표현된다.

$$\delta_k = (d_j - Out_j)(Out_L)G_L \quad (7)$$

한편, 은닉층에 대해서, 식 (5)는 식 (8)로 표현되며,

$$\frac{\partial E}{\partial w} = -\delta_j x_j \quad (8)$$

앞에서와 비슷한 방식으로 식 (8)의 δ_j 는 식 (9)로 계산된다.

$$\delta_k = G_B^{-1}(1 + Out_B)(1 - Out_B) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (9)$$

식 (7)과 식 (9), 그리고 식 (4)에 의해 연결강도는 에러가 감소하도록 조정되며, 이를 통해 식 (3)의 편차는 최소화된다.

신경망을 이용하여 모델을 개발하는 데에는 다수의 학습인자가 관여한다[10,11]. 이 중, 두 함수의 경사는 각각 1.0에 고정시켰으며, 대신 학습허용도[11]와 은닉층의 뉴런수를 조정하여 최적의 모델을 개발하였다. 학습허용도는 0.04에서부터 0.10까지 0.01씩 증가시켰으며, 뉴런수는 3부터 7까지 하나씩 증가시켰다. 주어진 학습인자에 대해서 초기 웨이트의 불규칙성을 고려하여 총 200개의 모델을 발생시켰으며, 이중 모델의 예측정확도가 가장 높은 모델을 선정하여 식각 메커니즘 연구에 이용하였다. 모델의 예측정확도는 앞서 준비한 테스트 데이터로 측정하였으며, 식 (10)의 RMSE(Root mean squared error)에 의해 정량화하였다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - y'_j)^2}{n-1}} \quad (10)$$

여기서 n 은 테스트 데이터 수, y_j 는 실제 측정된 식각 특성을 의미하고, y'_j 신경망으로부터의 예측치이다. 식각속도의 경우 학습인자에 따른 예측성능을 그림 2에 나타내었다. 그림에 나타난 바와 같이 모델은 허용도 0.09에서 가장 우수한 예측성능을 보이고 있으며, 예측정확도는 175 Å/min이 된다. 다음에

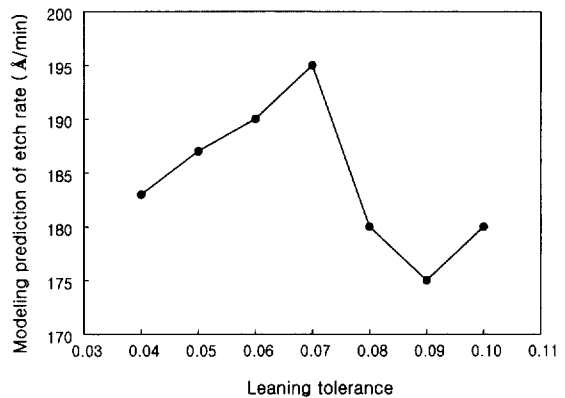


그림 2. 학습 허용도에 따른 식각률모델의 예측치.
Fig. 2. The modelling prediction of etch rate with various learning tolerances.

표 2. 최적화된 학습인자와 예측정확도.

Table 2. Optimized training factors and prediction performances.

응답	학습 Tolerance	숨은 뉴런수	예측에러(σ)
식각속도 (Å/min)	0.09	6	149
균일도	0.08	5	0.807
DC Bias(V)	0.09	5	21.58

는 허용도를 0.09에 고정하고 숨은 뉴런수를 3에서부터 7 까지 증가하면서 모델 성능을 관찰하였다. 그 결과, 뉴런수 6에서 최적의 예측 성능을 보였으며, 예측정확도는 149 Å/min이 된다. 이러한 방식으로 균일도와 DC bias 모델을 최적화 하였으며, 그 결정된 학습인자와 이에 대응하는 모델의 예측정확도를 표 2에 정리하였다.

4. 결과 및 고찰

DC bias voltage는 이온 충돌 에너지(ion bombardment energy)와 밀접한 관련이 있다. 산화막의 식각 특성은 이온 충돌 에너지에 크게 영향을 받는다. 따라서 DC bias voltage는 산화막의 식각 특성에 영향을 미치는 주요 플라즈마 변수이다.

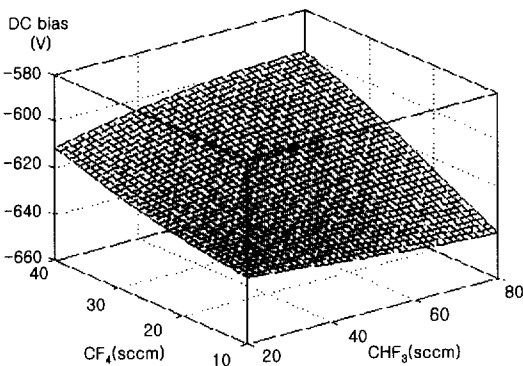


그림 3. 가스 유량 변화에 따른 DC bias voltage 변화.

Fig. 3. DC bias voltage with increasing gas (CF₄, CHF₃) flow rates.

일반적으로 DC bias voltage가 크다고 하면, 이온의 충돌 에너지가 크음을 의미한다. DC bias voltage는 음의 값을 가지며 본 연구에서는 DC bias 값을 절대값으로 기술하였다. 즉 DC bias가 크다는 것은 더 큰 음의 값을 나타낸다. 그림 3은 CHF₃ 및 CF₄ 가스 유량의 변화에 따른 DC bias 변화를 모델링한 것이다. CF₄ 가스의 유량이 증가함에 따라, DC bias는 감소함을 알 수 있으나, CHF₃ 가스의 유량 변화에는 크게 변화되지 않음을 보여준다. 가스 유량 변화에 따른 DC bias 변화를 해석하기 위해서는 입자의 충돌 cross section, 중성 입자의 이온화율 등에 대한 연구가 요구된다. 그러나 아직까지 이러한 분야에 대한 자세한 연구가 거의 수행되지 않았다. 따라서 본 연구에서는 가스 변화에 따른 DC bias 변화를 실험을 통하여 측정하고, 그 결과를 그림 4에 나타내었으며, 이를 그림 3의 결과와 비교하여, 모델링 결과의 타당성을 검토하였다. 이때 RF Power는 550 W, 식각 압력은 125 mTorr, magnetic field는 50 Gauss 및 Ar은 90 sccm로 고정하였다. CF₄ 및 CHF₃ 가스의 전체 유량을 75 sccm으로 고정하고, CF₄ 가스의 혼합비를 0.14에서 0.5까지 변화시켰다. 즉 CF₄ 가스의 유량을 11 sccm에서 38 sccm까지 변화시켰다. 그림 4를 살펴보면, CF₄ 가스의 혼합비가 증가함에 따라, DC bias는 감소하는 경향을 보이며, CF₄ 가스의 혼합비가 0.14 일때 DC bias는 593 volts였으며, 0.5일때 557 volts였다.

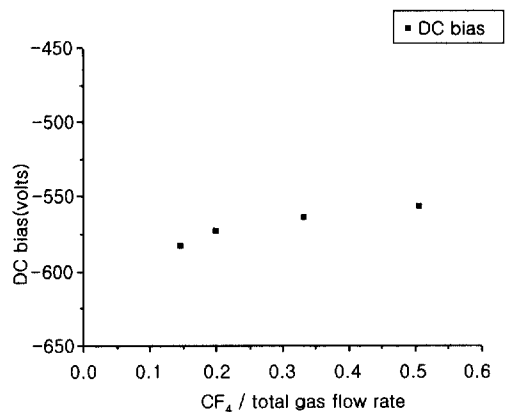


그림 4. CF₄ 가스의 혼합비에 따른 DC bias 변화 (측정치).

Fig. 4. DC bias voltage with various CF₄-gas mixing ratio (measured value).

이는 그림 3에서 CHF₃가 75 sccm인 점에서 XY 평면의 대각선 방향으로 증가되는 경우에 해당하며, 따라서 그림 3에서 나타난 경향과 정확하게 일치함을 알 수 있다.

그림 5는 식각 압력과 RF power 변화에 따른 DC bias 변화를 나타낸 것이다. 그림을 살펴보면 RF power가 증가함에 따라, DC bias는 증가하고, 식각 압력이 증가함에 따라, DC bias가 감소함을 보인다. 식각 압력이 증가함에 따라, 전자와 분자사이에 충돌 확률이 증가하여, 이온의 농도는 증가한다. 이는 결국 plasma의 impedance를 감소시켜, DC bias는 감소하는 것으로 해석된다. 한편 RF power가 증가함에 따라 DC bias는 거의 선형적으로 증가함을 알 수 있으며, 이는 Morgan 등의 발표 결과와 일치한다[12,13].

그림 6은 DC bias에 관한 모델의 예측 정확도를 측정하기 위하여 8회의 추가 실험을 수행하고 그 결과를 모델에 의한 예측값과 비교한 것이다.

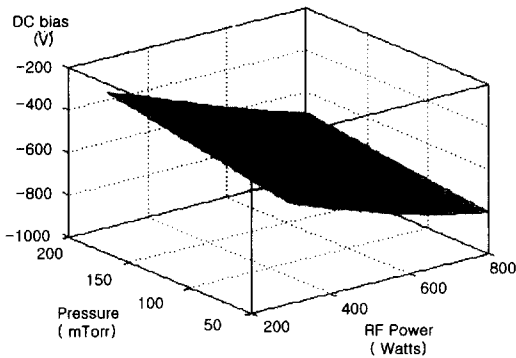


그림 5. 식각 압력 및 RF power 변화에 따른 DC bias 변화.

Fig. 5. DC bias voltage with various etch pressure and RF power.

그림을 살펴보면 모델에 의한 예측치가 실제 실험에서 추출한 DC bias 값과 비교하여 최대 6%이내에서 정확하게 일치함을 알 수 있다.

그림 7은 가스 유량 변화에 따른 산화막의 식각 속도 변화를 나타낸 것이다. 그림을 살펴보면 CF₄ 가스의 유량이 증가함에 따라 산화막의 식각 속도는 증가하고, CHF₃ 가스의 유량이 증가함에 따라, 산화막의 식각 속도는 감소함을 알 수 있다. 이러한 변화는 기존에 발표된 실험 결과와 일치한다[13]. 산

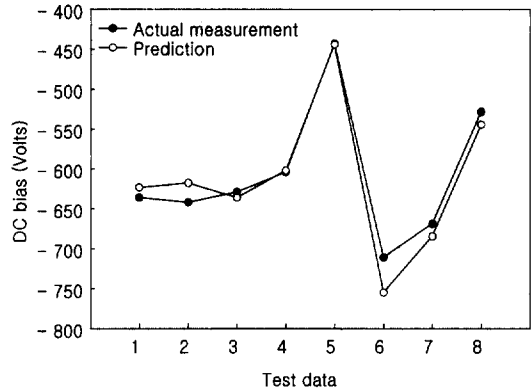


그림 6. DC bias의 예측치와 실험 값의 비교.

Fig. 6. The comparison of DC bias values by predictions and experiments.

화막 식각시 플라즈마내에서 생성된 불소 라디칼은 실리콘과 반응하여 SiF₄의 화합물 형태로, CF_x(x = 2~3)는 산화막 표면에 흡착된 후, 산화막중의 산소 원자와 반응하여 COF_x, CO₂ 화합물 형태로 각각 제거되어[14,15], 산화막 식각이 진행되는 것으로 알려져 있다. 한편 fluorocarbon 가스를 이용하여 산화막을 식각하는 경우에, 수소를 플라즈마에 첨가하면 수소가 fluorocarbon에서 생성된 불소와 결합하여 플라즈마 내에서 식각 중인 불소의 농도를 저하시키는 것으로 판단된다[16]. 한편, 그림 3 및 4를 살펴보면, CF₄ 가스의 유량이 변화함에 따라 DC bias voltage 변화가 크지 않음을 확인하였다.

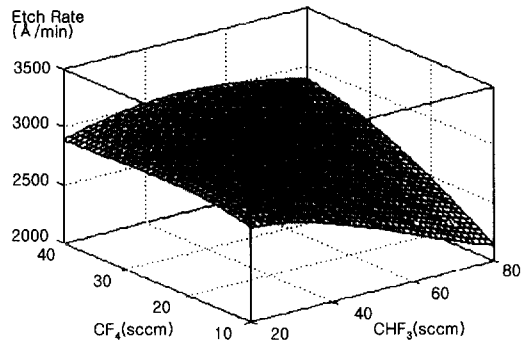


그림 7. CF₄ 및 CHF₃ 유량 변화에 따른 산화막 식각 속도의 변화.

Fig. 7. Oxide etch rate with increasing CF₄ and CHF₃ gas flow rate.

이는 CF_4 가스의 유량에 따른 산화막의 식각 속도 변화는 가스의 유량 변화에 따른 식각 종(etching species)의 성분 변화 및 표면 반응 기구의 변화등에 의해 주로 영향을 받게 됨을 의미한다. 즉 가스의 혼합비가 변화되어도 DC bias 변화는 거의 없기 때문에 이온 충돌 에너지 변화에 의한 식각 속도의 변화가 주요인자는 아님을 알 수 있다.

그림 8은 식각 압력과 RF power 변화에 따른 식각 속도의 변화를 나타낸 것이다. 이는 식각 압력이 증가함에 따라 식각 속도가 약간 증가함을 보여준다. 한편 그림 5에서 설명한 바와 같이, 식각 압력의 증가는 DC bias의 감소를 초래한다. 이러한 변화는 이온 충돌 에너지를 감소시켜 산화막의 식각 속도를 감소시키는 경향이 있다. 그림에도 불구하고, 식각 압력이 증가함에 따라, 산화막의 식각 속도 증가는 식각 종 밀도 변화로 설명할 수 있다. 즉 식각 압력이 증가함에 따라 플라즈마 내에서 형성되는 식각 종의 밀도가 증가하고, 그 결과 식각 속도는 증가하는 것으로 판단된다. RF power의 증가는 플라즈마 내에 형성되는 DC bias 및 플라즈마 내에 생성된 라디칼의 농도를 증가시키는 것으로 알려져 있다 [12]. 따라서 RF power의 증가는 플라즈마 내에 형성되는 이온과 radical의 농도 증가 및 이온의 충돌 에너지를 증가시켜, 산화막의 식각 속도를 증가시키는 것으로 해석된다. 한편 RF power와 압력의 변화에 대한 산화막의 식각 속도 변화를 살펴보면, 산화막의 식각 속도 변화에는 RF power가 더 큰 영향을 미침을 확인할 수 있다.

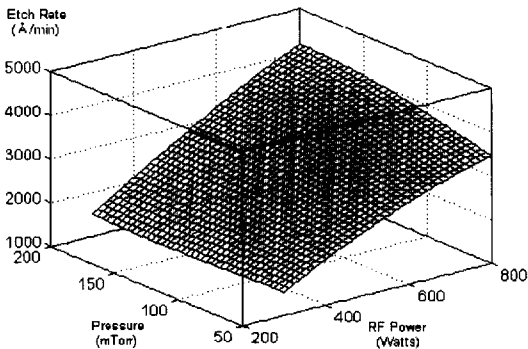


그림 8. 식각 압력 및 RF power 변화에 따른 산화막의 식각 속도 변화.

Fig. 8. Oxide etch rate with various etch pressure and RF power.

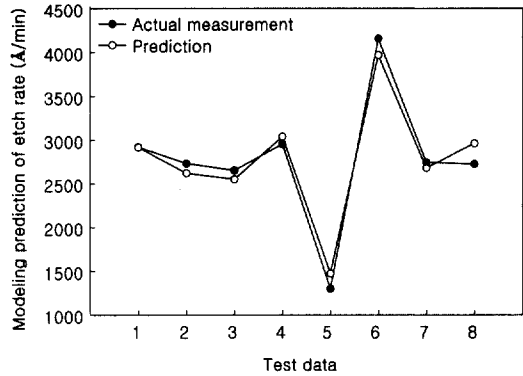


그림 9. 식각 속도의 예측치와 실험 값의 비교.

Fig. 9. The comparison of etch rates by predictions and experiments .

그림 9는 식각 속도에 관한 모델의 예측 정확도를 측정하기 위하여 실험치와 모델에 의한 예측값과 비교한 것이다. 그림을 살펴보면 모델에 의한 예측치가 실제 실험에서 추출한 식각 속도와 비교하여, 거의 유사한 값을 나타내고 있으며, 최대 오차는 8.6% 였다.

그림 10은 CF_4 및 CHF_3 가스의 유량 변화에 따른 식각 균일도의 변화를 나타낸 것이다. 그림을 살펴보면, CF_4 가스의 유량이 증가할수록, CHF_3 가스의 유량이 감소할수록 식각 속도의 균일도는 향상됨을

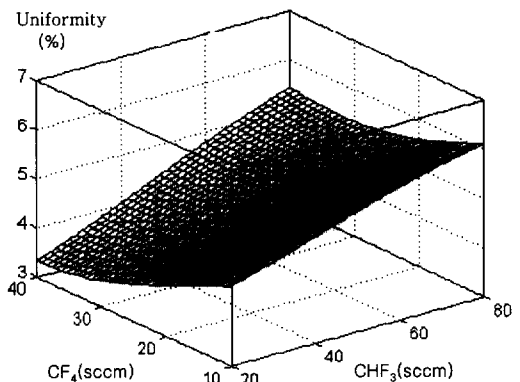


그림 10. CF_4 및 CHF_3 가스 유량 변화에 따른 식각 속도 균일도의 변화.

Fig. 10. Etch uniformities with various CF_4 and CHF_3 gas flow rates.

알 수 있다. 일반적으로 시료의 표면에 형성되는 폴리머(polymer)의 두께가 증가할수록 식각 균일도는 저하된다. 한편 CF_4 가스의 유량이 증가함에 따라, F/C 비가 향상되어 불소 라디칼의 농도는 증가하고, 이온 전류 밀도가 증가됨에 따라, 산화막의 식각 속도가 증가되는 것으로 알려져 있고[17], 이는 그림에 나타난 모델링 결과와 잘 일치함을 알 수 있다. 즉 CF_4 가스의 유량이 증가함에 따라, 불소 라디칼 및 이온 전류 밀도 증가되고, 이는 표면에 형성되는 폴리머의 두께를 감소시킨다. 그 결과 식각 속도의 균일성은 향상되는 것으로 판단된다.

그림 11은 식각 압력과 RF power 변화에 따른 식각 속도 균일도를 나타낸 것이다. 그림으로부터 식각 압력이 증가함에 따라 식각 속도 균일성이 향상됨을 알 수 있다. 식각 압력이 증가되는 경우, 식각 챔버내에 형성되는 식각 종의 분포가 균일해져 식각 속도의 균일성이 향상되는 것으로 알려져 있다. 한편 RF power가 증가함에 따라, 식각 속도의 균일도가 향상됨을 보인다. 이는 그림 5에 나타난 바와 같이, RF power가 증가함에 따라, 플라즈마 내에서 형성되는 DC bias가 증가되어 나타나는 현상으로 판단된다. 이는 Holland 등의 결과와 일치한다[17]. 즉 Holland는 표면 폴리머 형성은 이온 충돌 과정과 밀접한 관련이 있음을 보고하였다. 즉, RF power가 증가됨에 따라, DC bias가 증가하고, 그 결과 플라즈마 내에 형성된 이온이 더 큰 에너지로 가속되어 시

료의 표면에 충돌되고, 그 결과 시료 표면에 형성되는 폴리머의 두께가 감소되어 식각 속도 균일도가 향상되는 것으로 판단된다.

5. 결론

신경망을 이용하여 MERIE 플라즈마의 산화막 식각특성을 모델링하였다. 모델에 적용된 공정은 CF_4/CHF_3 플라즈마를 이용한 식각공정이며, DC Bias, 식각 균일도, 그리고 식각 속도를 역전파 모델을 이용하여 모델링하였다.

CF_4 가스의 유량이 증가함에 따라, DC bias는 감소함을 알 수 있었으나, CHF_3 가스의 유량 변화에는 크게 변화되지 않았는데 이는 실험결과와 일치한다. 한편 산화막의 식각 속도 변화에는 RF power가 압력보다 더 큰 영향을 미침을 확인할 수 있었으며, 식각 균일도 측면에 있어서는 CF_4 가스의 유량이 증가할수록, CHF_3 가스의 유량이 감소할수록 그리고 RF power가 증가함에 따라 식각 속도의 균일도가 향상되는 것으로 나타났다. 이는 표면에 형성되는 폴리머 두께의 감소와 식각 종의 분포 균일도가 개선됨으로써 식각 속도의 균일성이 향상되는 것으로 판단된다.

참고 문헌

- [1] 박희찬, 강승열, 이상균, 최복길, 권광호, "Cl₂/O₂ 가스에 의한 크롬 박막의 식각 특성 고찰", 전기전자재료학회논문지, 14권, 8호, p. 634, 2001.
- [2] 강명구, 김경태, 김창일, "유도결합 플라즈마에 의해 식각된 PZT 박막의 식각 Damage 개선", 전기전자재료학회논문지, 14권, 7호, p. 551, 2001.
- [3] 신성욱, 김창일, 장의구, "OES를 이용한 SBT 박막의 식각 특성 연구", 전기전자재료학회논문지, 14권, 3호, p. 185, 2001.
- [4] A. Gerodolle and J. Pelletier, "Two-dimensional implications of a purely reactive model for plasma etching", IEEE Trans. Elec. Dev., Vol. 38, p. 2025, 1991.
- [5] G. May, J. Huang, and C. Spanos, "Statistical experimental design in plasma etch modeling", IEEE Trans. Semi. Manufact., Vol. 4, p. 83, 1991.

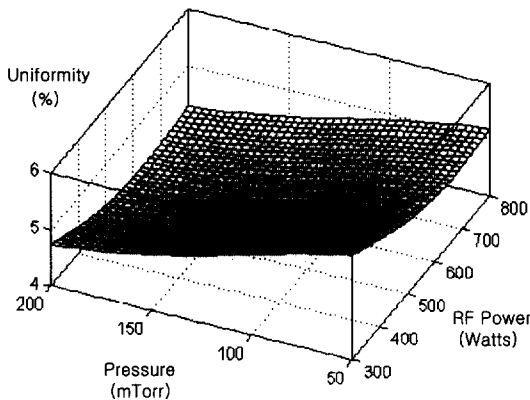


그림 11. 식각 압력 및 RF power 변화에 따른 식각 속도 균일도의 변화.

Fig. 11. Etch rate uniformity with increasing etch pressure and RF power.

- [6] B. Kim and G. May, "Reactive ion etching using neural networks and simulated annealing", IEEE Trans. Comp. Packag. Manufact. Technol., part C, Vol. 19, p. 3, 1996.
- [7] D. Montgomery, "Design and Analysis of Experiments", John Wiley & Sons Press., Singapore, 1991.
- [8] D. E. Rummelhart and J. L. McClelland, "Parallel Distributed Processing", Cambridge, M.I.T. Press, 1986.
- [9] B. Kim, W. Choi, and H. Kim, "Using neural networks with a linear output neuron to model plasma etch process" 6th IEEE Internat. Symp. Indus. Elect., Vol. 1, p. 441, 2001.
- [10] B. Kim and G. S. May, "An optimal neural network process model for plasma etching", IEEE Trans. Semicond. Manufact., Vol. 7, p. 12, 1994.
- [11] B. Kim and S. Park, "An optimal neural network plasma model: a case study", Chemometr. Intell. Lab. Syst., Vol. 56, No. 1, p. 39, 2001.
- [12] R. A. Morgan, "Plasma Etching in Semiconductor Fabrication", Elsevier Science Publishing Company, Inc, p. 27, 1985.
- [13] 박상호, 권광호, 정명영, 최태구, "실리카 도파로 제작을 위한 inductively coupled plasma에 의한 산화막 식각 특성 연구", 한국진공학회지 6권, 3호, p. 287, 1997.
- [14] Ricardo dAgostino, Francesco Cramarossa, Santolo De Benedictis, and Giovanni Ferraro, "Spectroscopic diagnostics of CF₄-O₂ plasmas during Si and SiO₂ etching processes", J. Appl. Phys., Vol. 52, No. 3, p. 1259, 1981.
- [15] D. L. Flamm, C. J. Mogab, and E. R. Sklaver, "Reaction of fluorine atoms with SiO₂", J. Appl. Phys., Vol. 50, p. 6211, 1979.
- [16] G. Z. Yin, M. Bender, R. Mundt, M. S. Chang, and D. Rafinejad, "Etch silicon dioxide with high selectivity and low polymer formation" Semiconductor International, Vol. 11, No. 10, p. 110, 1988.
- [17] L. Holland, L. Laurenson, R. E. Hurley, and K. Williams, "The behaviour of perfluoro-
- polyether and other vacuum fluids under ion and electron bombardment" Nuclear Instruments and Methods, Vol. 111, p. 555, 1973.