

**HDP-CVD로 증착된 실리콘 산화막  
공정조건 최적화를 위한 신경망 모델링**

**Neural Network Modeling for HDP-CVD Process Optimization  
of SiO<sub>2</sub> Thin Film Deposition**

박인혜, 유경한, 서동선, 홍상진

명지대학교 전자공학과 및 명지정보통신연구소

**Abstract**

본 논문에서는 신경망 모델링을 통하여 HDP-CVD를 이용한 실리콘 산화막 형성에 영향을 주는 다섯 가지 공정장비 변수와 그에 따른 두 가지 출력파라미터 Deposition rate과 Uniformity와의 관계를 동시에 고려한 특성결과를 분석하고, 최적의 recipe를 Genetic Algorithm을 통해 제시하였다. 실험계획법을 사용하여, 필요한 실험의 횟수를 최소화 하였으며 그 실험결과를 신경망 모델링을 통하여 입력변수와 출력파라미터의 관계를 3차원의 반응표면 곡선으로 분석하였다. 이 과정을 통해 Deposition rate과 Uniformity을 동시에 고려한 두 출력파라미터를 만족하는 최적의 입력변수 값들을 제시하였다.

**I. 서론**

Chemical vapor deposition (CVD)은 화학 반응으로 기체 사이의 화학적 성분들이 웨이퍼위에 증착되어 박막을 형성하는 공정을 의미한다. 반도체 소자의 고집적화가 됨에 따라 더욱 정밀하고 높은 품질의 성능을 가능하게 하는 기술이 필요하게 되었고 1990년대 중반부터 도입되어온 high density plasma-chemical vapor deposition (HDP-CVD) 방법은 300℃에서 400℃ 범위의 낮은 증착온도와 고밀도의 high aspect ratio가 가능하다는 큰 장점을 가지고 있다. 플라즈마를 이용한 공정의 입력요소들은 비독립적이고 복잡한 특성 때문에 입·출력 관계를 명확히 판단하는데 많은 어려움이 있다. 통계적인 방법으로 많은 사람들이 반응 표면 모델을 제시했지만 본 논문에서는 신경망을 이용한 공정 모델 역시 우수한 정확성과 두 가지의 출력변수를 동시에 고려한 최적조건 제시의 가능성을 말하고자 한다[1].

**II. 실험방법**

일반적으로 다섯 가지의 입력과 두 가지의 출력관계를 분석하려면 많은 수의 실험이 필요하

인자	범위
Top SiH4	23 - 43sccm
Bottom SiH4	10 - 30sccm
O2	170 - 200sccm
RF Power Top	3500 - 4500W
RF Power Bottom	1000 - 1400W

표 1. 입력 인자의 범위

지만, 실험계획법 (design of experiment)을 이용하여 실험횟수를 줄일 수 있다. 실험계획법이란 반응치에 크게 영향을 미치는 인자들의 정량적인 값과 그 인자들이 공정에 미치는 영향을 파악하기 위해 최소의 실험으로 최대의 결과를 얻기 위해 하는 방법이다. 이 실험에서는 필요한 요인에 대한 정보를 얻기 위해 의미가 적은 고차의 상호작용을 생략하여 실험의 횟수를 적게 하는 부분 실시법 (fractional factorial design)을 사용하였다[2]. 주성엔지니어링의 EU EKA series에서 제안되는 표준 recipe를 기준으로 표 1과 같은 입력 범위를 결정하고 4인치 실리콘 웨이퍼에 7,000Å의 SiO<sub>2</sub> 박막을 증착하였다. 증착된 박막은 Ellipsometer를 이용하여 5개의 고정된 점에 대한 deposition rate(Å/min)

과 refractive index를 측정하고, 이를 바탕으로 uniformity를 계산하였다.  $2^{5-1}$ 의 부분 실시법을 이용하여 16번의 실험을 하였고, 반응변수의 비선형성과 실험의 재연성을 고려하여 3개의 중앙값을 추가해 총 19번의 실험을 수행 하였다.

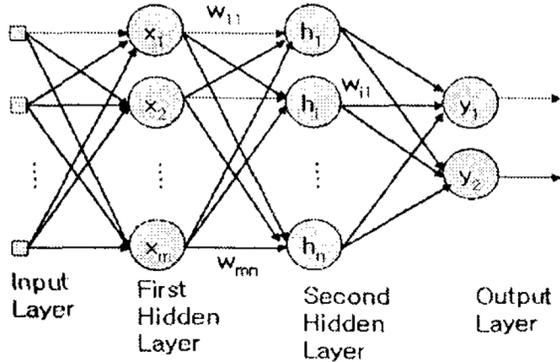


그림 1. BP 신경망

### 3. 신경망 모델링

신경망은 인간의 뇌 구조를 프로그램으로 모델링한 알고리즘으로 선형뿐 아니라 비선형적인 관계의 데이터에 있어서도 모두 표현이 가능한 장점이 있다. 입력된 자극에 의해 정보를 감지하고 병렬적으로 통합하여 신호를 전달해 주는 뉴런을 통해 원하는 결과 값이 나오도록 Weight라는 적절한 연결 강도를 이용해 가중치를 주어 학습 시킨다. 공정 모델링에 사용된 Back-propagation (BP) 알고리즘은 입력층 각각에 주어진 입력패턴들이 각 유니트에서 변환되어 중간층에 전달되고 결국 출력층으로 신호가 전달되는 방법으로 그림 1에 나타내었다. 이 출력과 우리가 원하는 목표치를 비교하여 연결강도를 조절함으로써 상위층에서 역으로 차이를 줄여나간다[3]. 5개의 입력에 대해 2개의 출력을 동시에 고려하여 비교하는 방법으로 실험하였다. deposition rate과 uniformity를 동시에 고려하여 같은 조건에서의 Top/Bottom

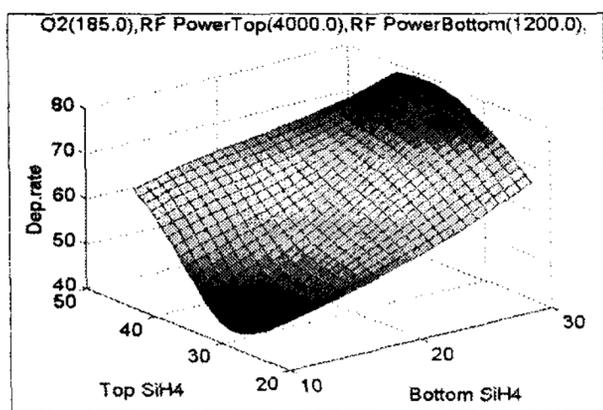


그림 2. 증착율과 Top/Bottom SiH<sub>4</sub>의 관계

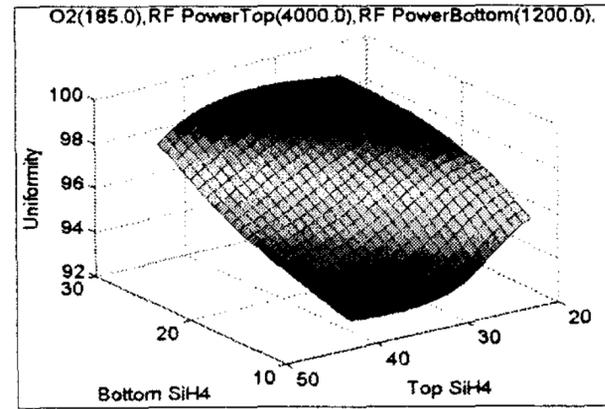


그림 3. 균일성과 Top/Bottom SiH<sub>4</sub>의 관계

SiH<sub>4</sub>와의 관계를 그림 2와 그림 3에 나타내었다. 두 출력값은 Top/Bottom SiH<sub>4</sub>의 양이 많을수록 증착율과 균일성 대부분 높은 수치를 나타내는 것을 그림을 통해 쉽게 알 수 있다. 본 연구는 performance 측면에서 deposition rate과 uniformity 모두의 관계를 동시에 해석할 수 있다는 이점이 있다. 이를 바탕으로 GA를 이용하여 얻은 최적 recipe는 Dep rate(Å/min)은 82.28, Uniformity(%)는 99로 나타났다.

### 4. 결론

본 논문에서는 HDP-CVD를 이용한 실리콘 산화막 공정에 영향을 미치는 입력변수와 출력 파라미터의 상관관계를 고려하여 최적의 recipe를 신경망을 통해 찾는 방법을 제시하였다. 이러한 목적으로 이미 많이 사용되고 있는 통계적인 방법 외에 신경망이라는 모델링을 이용하여 주요 입·출력의 상관관계를 명시하였다.

향후 연구에서는 찾아낸 recipe를 바탕으로 실리콘 산화막 실험을 진행하고 측정하여 이론값과 비교함으로써 최적 recipe를 검증하는 것이 수반되어야 한다.

[참고문헌]

- [1] M. Quirk and J. Serda, *Semiconductor Manufacturing Technology*, Newyork, NY, Prentice Hall, 2004.
- [2] 이레테크 미니탭 사업팀, *새 Minitab 실무완성*, 이레테크, 2004
- [3] 김대수, *신경망 이론과 응용(1)*, 진한 M&B, 2004