

## 신경망모형을 이용한 SiN 박막의 수명 시간 모델

### Model of life time of SiN film using neural network

이수진, 김병환\*, 우형수  
 세종대학교 전자공학과

**초록:** 증착된 silicon nitride (SiN) 박막의 수명 시간을 예측하는 신경망 모델을 개발하였다. SiN 박막은 플라즈마 화학기상 증착방식을 이용하여 증착되었다. 증착 공정은 통계적인 실험계획표를 이용하여 수행되었고, 신경망 모델의 예측 성능은 유전자 알고리즘을 이용하여 최적화하였다. 수명시간은 다른 박막특성 (굴절률, 증착률, 전하밀도)의 영향을 상당히 받았으며, 특히 굴절률과 전하밀도는 높은 증착률에서 증가시킬 때 수명시간을 최대화할 수 있었다.

#### 1. 서론

Silicon nitride (SiN) 박막은 메모리, 태양전지등과 같은 전자소자제조를 위한 dielectric 층과 anti-reflective 층의 제작에 응용된다. SiN 박막은 주로 Plasma enhanced chemical vapor deposition (PECVD)를 이용하여 제작된다. PECVD를 이용한 SiN박막증착에는 RF(Radio Frequency) 전력과 압력 등의 변수가 관여하게 되는데 이러한 변수들에 의해 박막특성이 달라지게 된다. 박막 공정의 최적화와 메커니즘 해석을 위해 컴퓨터 시뮬레이션 모델의 개발이 요구된다. 그러나 플라즈마와 박막특성간의 복잡한 반응으로 박막특성을 예측하는 모델 개발이 매우 어렵다. 이를 극복하기 위해 통계적 실험 계획법과 신경망을 결합하여 예측모델을 구현하려는 방법이 시도된바 있다 [1-2]. 한편, 박막특성간에도 상호 영향이 존재하며 [1], 따라서 이들간의 모델은 공정의 특성을 최적화하는데 매우 유용할 것으로 기대된다. 본 연구에서 SiN박막의 수명시간 (life time) 모델을 Generalized regresison neural network (GRNN) [3]과 Genetic algorithm (GA) [4]를 이용하여 개발하였다. 개발된 모델을 이용하여 수명시간에의 다른 박막특성의 영향을 고찰한다.

#### 2.1 실험의 세부사항

SiN박막은 13.56MHz에서 동작하는 Plasma-Therm 700 series batch reactor를 사용하여 증착하였다 [1]. Face-centered Box Wilson실험 계획법 [5]을 이용하여 PECVD 공정이 총 46번 수행되었다. 35번의 실험을 이용하여 예측모델을 개발하였고, 나머지 11개의 실험을 이용하여 모델의 예측성능을 최적화하였다. 실험에 이용된 박막특성의 종류와 실험범위는 Table 1에 나타내었다.

Table 1. Process parameters

입력변수	실험범위	단위
Refractive Index	1.71-2.31	
Deposition Rate	50-225	Å/min
Charge Density	2.27-9.74	10 <sup>12</sup> /cm <sup>2</sup>

#### 2.2 모델의 최적화

GRNN의 출력층에서의 예측치는 다음과 같이 (1)의 식으로 구해진다.

$$\hat{y}_i(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp[-D(x, x_i)]}{\sum_{i=1}^n \exp[-D(x, x_i)]} \tag{1}$$

여기서  $x_i$ 는 저장된  $i$ 번째의 입력 학습패턴을 지칭하며,  $n$ 은 전체 학습데이터의 수를 의미한다. (1)에서 유사성을 판단하는 함수  $D$ 는 (2)식으로 정의된다.

$$D(x, x_i) = \left( \frac{x_j - x_{ij}}{\zeta} \right)^2 \tag{2}$$

여기서  $P$ 는 각 입력패턴을 구성하는 전체 독립변수의 수를 지칭한다.  $x_j$ 와  $x_{ij}$ 는  $x_j$ 와  $x_{ij}$ 의  $j$ 번째의 요소를 의미한다. 그리고 변수  $\zeta$ 는 spread라 불리며, GRNN의 성능을 결정하는 유일한 학습인자이다. Spread의 선택은 모델의 예측성능에 영향을 미치며, 이를 GA를 이용하여 최적화하였다 [6]. GA에 관여하는 초기 해의 규모는 100으로 설정하였고, 각각 확률은 교배는 0.95, 돌연변이는 0.05였다. 초기해의 적합도를 평가하는 함수는 아래에 정의한다.

$$F = 1/(1+RMSE) \tag{3}$$

Spread range에 따른 모델의 예측성능이 그림 1에 나타나 있다. 그림 1에서와 같이 spread range가 0.1에서 최적의 모델이 결정되었다. 결정된 모델의 예측성능을 그림 2에서 실제치와 비교하고 있다. 그림 2에서와 같이 모델 예측치와 실제치간의 에러는 작으며, 이는 모델의 예측 정확도가 높음을 의미한다.

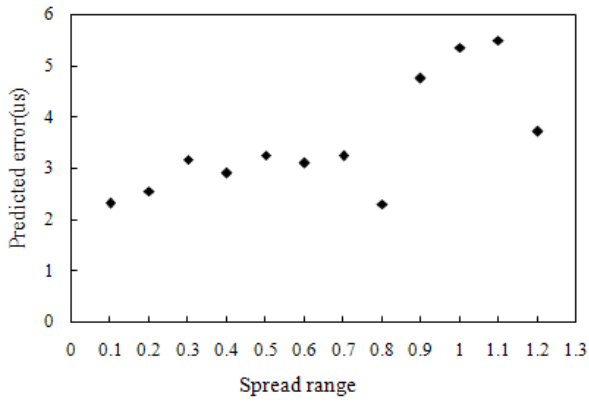


Fig. 1. Spread range에 따른 신경망 모델의 예측성능

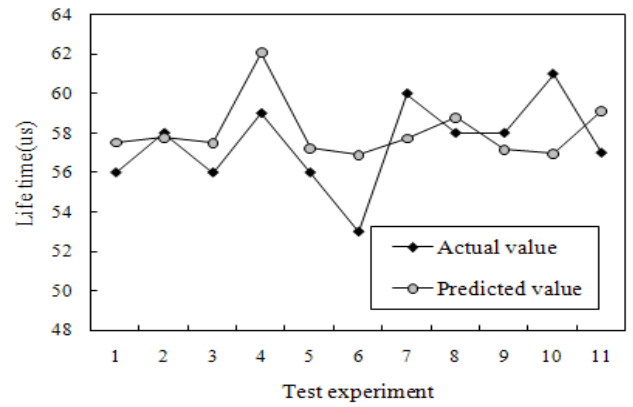


Fig. 2. 모델의 예측치와 실제치

개발된 모델을 이용하여 3D 특성을 구하였으며, 이는 그림 3과 4에 있다. 그림 3에서와 같이 증착률의 수명시간에의 영향은 굴절률 값에 크게 의존하고 있음을 알 수 있다. 예컨대 굴절률이 2.0 부근에서 증착률을 증가시키면 수명시간이 크게 증가함을 알 수 있다. 한편, 증착률이 낮을 때 굴절률을 변화시키더라도 수명시간은 영향을 받지 않고 있다. 이에 반해, 증착률이 높은 조건에서의 굴절률의 변화는 수명시간에 큰 영향을 준다. 그림 4에서 전하밀도는 증착률이 낮은 조건에서는 수명시간에 영향을 미치지 않으나 증착률이 높은 조건에서의 영향을 상당히 크다. 이에 비해, 증착률은 중간정도의 전하밀도에서 증가시킬 때 수명시간에 영향을 크게 미치고 있음을 알 수 있다. 이 두 그림에서 공통점은 증착률이 높은 조건에서 다른 박막특성 (굴절률, 전하밀도)를 증가시킬 때 수명시간을 최적화할 수 있음을 알 수 있다.

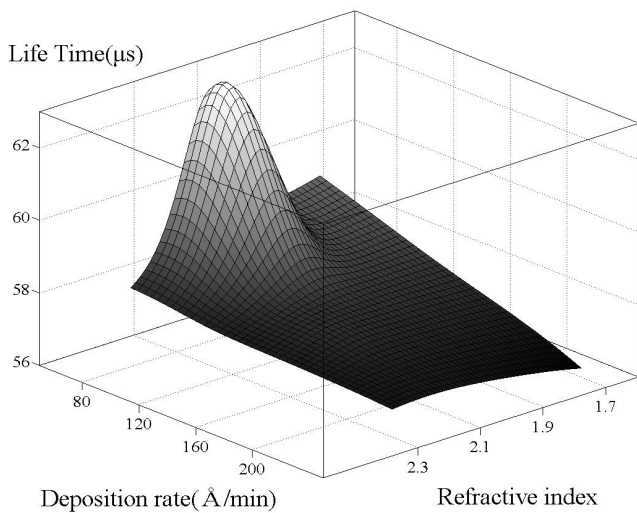


Fig. 3. 증착률과 굴절률의 수명시간에의 영향

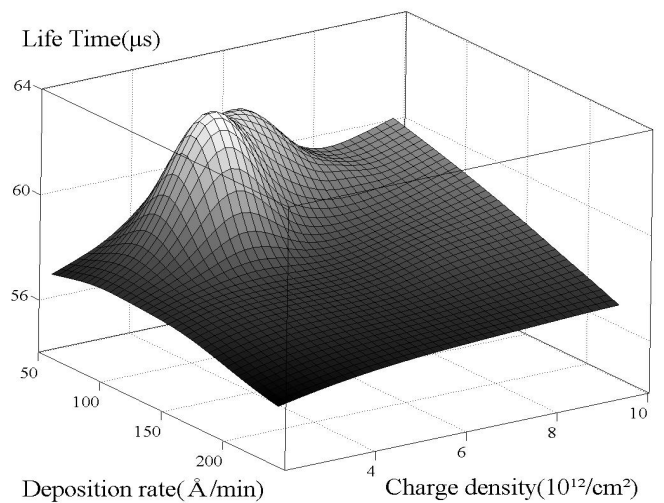


Fig. 4. 굴절률과 전하밀도의 수명시간에의 영향

### 3. 결론

PECVD를 이용하여 증착된 SiN 박막의 전하밀도를 신경망과 유전자 알고리즘을 이용하여 모델링 하였다. 개발된 모델을 이용하여 박막특성간의 관계를 고찰하였다. 굴절률과 전하밀도의 수명시간에의 영향은 증착률에 따라 크게 달랐다. 높은 증착률에서 이를 변화시킬 때 최고의 수명시간을 확보할 수 있었다.

### 감사의 글

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2009-0087476).

### 참고문헌

1. S. S. Han, L. Cai, G. May, and A. Fohatgi, Modeling the growth of PECVD silicon nitride films for solar cell applications using neural networks, IEEE Trans. Semicond. Manufact. 9, 303, 1996.
2. B. Kim, M. Kwon, and S. Kwon, Modeling of plasma process data using a multi-parameterized generalized regression neural network, Microelectronic Engineering, 86, 63 (2009).
3. D. F. Specht, "A general regression neural network" IEEE Trans. Neural Network 2 (1991) 568.
4. D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, Addison Wesley, Reading, MA, 1989.
5. G. Box, W. Hunter, and J. Hunter, Statistics for Experimenters, New York: Wiley, 1978.