

Support Vector Machine을 이용한 플라즈마 공정 모델링

.Modeling of Plasma Process Using Support Vector Machine

김민재*, 김병환**

MinJae Kim, Byungwhan Kim

Abstract - In this study, plasma etching process was modeled by using support vector machine (SVM). The data used in modeling were collected from the etching of silica thin films in inductively coupled plasma. For training and testing neural network, 9 and 6 experiments were used respectively. The performance of SVM was evaluated as a function of kernel type and function type. For the kernel type, Epsilon-SVR and Nu-SVR were included. For the function type, linear, polynomial, and radial basis function (RBF) were included. The performance of SVM was optimized first in terms of kernel type, then as a function of function type. Five film characteristics were modeled by using SVM and the optimized models were compared to statistical regression models. The comparison revealed that statistical regression models yielded better predictions than SVM.

Key Words : SVM, 모델, 플라즈마 공정

1. 서론

플라즈마 공정은 미세 박막의 증착과 패터닝에 핵심적으로 이용되고 있다. 공정변수와 플라즈마 간의 비선형적인 반응으로 박막특성을 예측하기가 매우 어려우며, 이를 극복하기 위해 신경망이 활발히 응용되고 있다 [1-3]. 응용되고 있는 신경망에는 역전파 신경망, 일반화 된 회귀 신경망, 그리고 레이디얼 베이스 함수망 등이 있다. 최근에 Support Vector Machine (SVM)이 데이터 분류와 예측에 응용이 되고 있다. SVM은 1998년 Vapnik에 의해 개발된 학습 기법 [4]으로, 데이터를 고차원 공간으로 투사시켜 분리경계가 단순한 문제로 변환시키기 때문에 수학적으로 분석하는 것이 수월하다. 또한 SVM은 조정해야 할 Parameter의 수가 많지 않아 비교적 간단하게 학습에 영향을 미치는 요소들을 규명할 수 있다. 그리고 구조적 위험을 최소화 함으로써 과대적합문제에서 벗어 날 수 있으며, 불록함수를 최소화 하는 학습을 진행하기 때문에 전역적 최적해(Global Optima)를 구할수 있다는 점에서 주목 받고 있다. 하지만 플라즈마 공정데이터의 모델링에는 적용된 사례가 없어, 이에 대한 연구가 요구된다.

본 연구에서는 SVM을 이용하여 플라즈마 식각공정 모델을 개발하였다. 공정데이터는 Silica 박막의 식각공정에서 수집하였으며, 체계적인 모델링을 위해 통계적 실험계획법이 적

용되었다. SVM의 성능은 Kernel type과 Function type의 함수로 평가하였다. 한편, 통계적 회귀모델을 개발하여 SVM 모델과 그 성능을 비교하였다.

2. 실험 데이터

그림 1은 식각공정을 수행한 장비의 유도결합형 플라즈마를 이용한 장비의 개요도 이다.본 식각장비를 이용하여 CF_4/CHF_3 가스 플라즈마에서 실리카 박막을 식각하였다. 공정에 이용된 공정변수는 총 4종류이며, 여기에는 소스전력 바이어스 전력, 그리고 두 종류의 가스(CHF_3 와 CF_4)이다. 2^{4-1} 부분인자 실험계획법 [6]이 적용되었으며, 각 실험변수의 최대, 최소값은 표 1에 나타나 있다. 결과적으로 수집된 총 여덟 번의 실험에 중앙점에 해당하는 1회의 실험을 추가하여, 학습데이터를 구성하였다. 모델의 성능 검증을 위해 추가적으로 여섯 번의 실험이 수행되었으며, 따라서 모델에 이용된 데이터의 총 수는 17개이다. 측정된 식각응답은 실리카 식각률, aluminum (Al) 식각률, Al 선택비, 측면 표면 거칠기, 그리고 실리카 프로파일 각도 등이다.

저자 소개

* 김민재 : 世宗大學 電子學科 學士課程

** 김병환 : 世宗大學 電子工學科 副教授

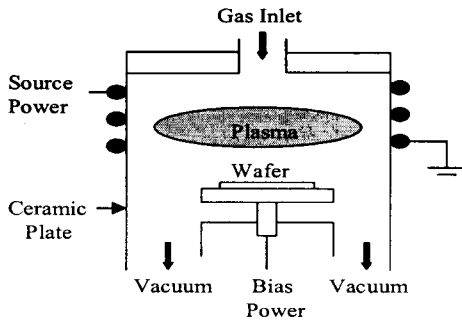


그림 1. 유도결합형 플라즈마 식각 장비.

표 1. 통계적 실험계획을 위한 실험변수와 범위.

실험 변수	범위	단위
소스전력	100-800	Watt
바이어스 전력	100-400	Watt
가스비	0.2-5.0	

3. 모델링 성능

SVM의 성능을 kernel 함수와 각 함수에 관여하는 변수의 함수로 모델을 개발하였다. SVR의 Type 종류로는 Nu-SVR과 Epsilon-SVR이 있으며 두 Type 별 커널 함수가 각각 4 개씩 존재한다. 이 중, 본 연구에서는 Operating 이 가능한 Epsilon-SVR 에서는 Linear, Ploynomial, RBF 커널함수를 Nu-SVR 에서는 RBF 커널함수 만을 이용하였다. 그 외에 Epsilon-SVR에서 Sigmoid함수는 Overflow 현상을 보였으며, Nu-SVR 에서는 Linear, Polynomial, Sigmoid 함수가 Overflow 현상을 보였다. 우선, SVR의 Type 종류에 따른 커널함수를 적용해보고 성능 분석을 수행하여 실행 가능한 커널함수를 선별해 낸다. 다음에 선별된 커널 함수의 Parameter의 범위를 조정해 모델성능을 평가하며, 테스트 데이터에 대한 예측에러가 가장 작은 변수범위를 선정한다. 모델성능은 RMSE(Root Mean Squared Error)를 이용하여 계산하였다. 한편 비교분석을 위해 4종류의 통계적 회귀모델을 개발 하였다.

표 2. 실리카 식각률 데이터에 대한 SVM과 통계적 회귀모델의 학습과 예측성능

System	Kernel Type	RMSE (Test)	RMSE (Train)
SVM	Epsilon-SVR (Linear)	410	236
	Epsilon-SVR (Ploynomial)	1455	676
	Nu-SVR (Linear)	426	391
	Nu-SVR (Ploynomial)	Over flow	
Statistical Model	Type1	359	138
	Type2	282	30
	Type3	355	32
	Type4	450	138

실험은 -10에서 최대 1000까지의 범위 내에서 -10^0 , $0 \sim 10$, 0^+100 , 0^+1000 와 함수 default 범위 까지 해서 총5개의 구간으로 설정하여 예측 정확도를 비교 분석 하였으나 같은 커널함수끼리는 변화가 미미 하였다. 특히 RBF커널의 경우 범위에 무관하게 일정한 RMSE 값을 나타내었다. 따라서 각 커널함수는 default로 설정한 후 SVM 모델들을 개발하였다. 실리카 식각률 데이터에 적용한 결과가 표 2에 나타나 있다.

통계적 회귀 모델에 대한 성능도 함께 나타나 있으며, 관련 유형은 다음의 일반식으로부터 정의되었다.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i,j} \beta_{ij} x_i x_j \quad (1)$$

(1)에서는 박막특성이며, 와는 추정해야할 회귀계수이다 x_i 는 공정변수에 해당하는 Regressor 변수이다. Type 1은 (1)에서 상수와 첫 항으로 구성된 모델이며, Type 2는 (1)에 있는 모든 항을 다 포함한 모델이다. Type 3,4 는(1)에서 4번째 항인 Interaction 항과 3번째 항인 자승항이 배제되어 구성된 모델을 지칭한다.

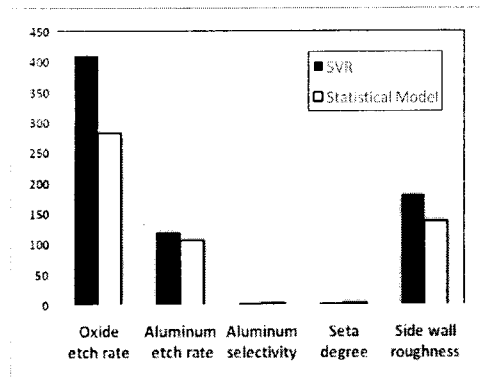


그림 3. 식각특성에 대한 SVM과 통계적 회귀모델간의 성능비교

표 2에서와 같이 SVM 모델성능은 Liner kernel type에서 가장 작은 예측 RMSE를 보이고 있으며, 그 값은 $410 \text{ \AA}/\text{min}$ 이다. 한편 통계적 회귀모델의 경우 type 2에서 가장 작은 예측 RMSE를 보이고 있으며, 그 값은 $282 \text{ \AA}/\text{min}$ 이다. 결국, 통계적 회귀 모델이 SVM 모델에 비해 우수한 예측성능을 보였다. 이와 같은 방식으로 다른 식각특성에 대한 모델성능을 비교하였으며, 그 결과가 그림 3에 도시되어 있다. 그림 3에서와 같이 다른 특성에 대해서도 최적화된 통계모델이 더 우수한 예측성능을 보이고 있다. 이상에서와 같이, 통계모델이 SVM 모델에 비해 우수한 예측 성능을 보였으며, 이는 SVM이 비선형적인 플라즈마 데이터 모델링에는 적합하지 않음을 의미한다.

4. 결 과

본 연구에서는 SVM을 이용한 플라즈마 공정 모델링에의

성능을 보고하였다. SVM의 성능은 kernel type과 관련 변수의 함수로 평가하였으며, 통계적인 회귀모델과 그 성능을 비교평가 하였다. 평가 결과, 모든 식각 특성에 대해 통계모델이 더 우수한 예측성능을 보였으며, 이는 SVM이 비선형적인 플라즈마 데이터 모델링에는 적합하지 않음을 의미한다.

감사의 글

본 연구는 정보통신부 및 정보통신 연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음.
(IITA-2006-C109006030030)

참 고 문 헌

- [1] B. Kim and J. Bae, Prediction of plasma processes using neural network and genetic algorithm, *Solid-State Electronics*, vol. 49, pp. 1576-1580, 2005.
- [2] B. Kim and Kyungyoung Park, Modeling plasma etching process using a radial basis function network, *Microelectronic Engineering*, vol 77/2 pp 150-157, 2005.
- [3] B. Kim, K. Park, and D. Lee, Use of neural network to model a deposition rate of PECVD-silicon nitride films, *Plasma Sour. Sci. Technol.*, vol. 14, p. 83-88, 2005.
- [4] D. C. Montgomery, *Design and Analysis of Experiments*, John Wiley & Sons, Singapore, 1991.