

신경망을 이용한 유도결합형 플라즈마의 전자밀도 해석

김수연, 권희주, 김병환*
 세종대학교, 전자공학과

Analysis of Electron Density of Inductively Coupled Plasma Using Neural Network

Suyeon Kim, Heeju Kwon, Byungwhan Kim*
 Electronic Engineering, Sejong Univ.

Abstract : 신경망을 이용하여 반구형 유도결합형 플라즈마 장비에 대한 전자밀도의 예측모델을 개발하였다. 신경망으로는 Radial Basis Function Network를 이용하였고, 신경망의 예측성능은 유전자 알고리즘을 이용하여 최적화하였다. 체계적인 모델링을 위해 2⁴ 전 인자 (Full Factorial) 실험계획법을 이용하였다. 개발된 모델을 이용하여 공정 변수에 따른 전자밀도의 영향을 고찰하였다. 전자밀도는 팁 위치(즉 챔버 높이)에 가장 많은 영향을 받았으며, 소스전력과 압력의 변화에 따른 전자밀도의 변화는 작았다. 팁 위치는 소스전력 변화에 영향을 받지 않았지만, 압력 변화는 팁 위치에 따라 복잡하게 전자밀도에 영향을 미쳤다.

Key Words : 신경망, 유전자 알고리즘, 유도결합형 플라즈마 장비, 모델

1. 서론

플라즈마는 소자 제조를 위한 증착과 식각 공정에 핵심적으로 응용되고 있다. 공정 또는 장비변수에 따라 플라즈마 특성은 복잡하게 변화한다. 플라즈마 특성은 해석적인 물리적 모델, 경험적인 통계적 회귀모델 또는 신경망 모델개발을 통해 해석되고 있다. 통계적 회귀모델에 비해 신경망 모델은 우수한 예측성능을 보이고 있어, 플라즈마 공정의 모델링과 특성화에 많이 응용이 되고 있다 [1-2].

본 연구에서는 반구형 유도결합형 플라즈마 (Hemispherical Inductively Coupled Plasma-HICP) 특성을 예측하기 모델을 Radial Basis Function Network (RBFN) [3]를 이용하여 개발하였다. RBFN의 예측성능은 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm-GA) [4]을 이용하여 최적화하였다. 최적화된 모델을 이용하여 공정변수에 따른 전자밀도의 변화를 고찰하였다. 데이터의 체계적인 수집을 위해 통계적 실험계획법이 적용되었다.

2. 실험

2.1 실험데이터 수집

실험에 이용된 HICP 장비의 개요도가 그림 1에 나타나 있다. 그림 1에서와 같이 반구형의 챔버에 반경 0.25 inch의 코일이 4mm 간격으로 10회 감겨 있다. 13.56 MHz의 Radio frequency (RF) 전력이 L-type 정합망을 통해 전달된다. 플라즈마 전자특성은 Langmuir probe (Heden 사)를 이용해 측정하였다. 그림 1에서와 같이 전자밀도는 세 위치, 즉 중앙, 중앙에서 3과 4 inch 떨어진 곳에서 측정을 하였다. 실험데이터는 체계적인 수집을 위해 통계적 실험계획법 (Face-Centered Box Wilson Design) [5]을 이용하여 수집하였다. 2⁴ 전 인자 실험계획법에 이용된 공정변수와 실험범위는 표 1에 나타나 있다. 16회의 실험데이터와 표 1의 각 공정변수의 중간 값에서 수집된 1회의 데이터를 이용해 RBFN 모델을 개발하였다. 한편, 모델 성능을 평가하기 위해 8회의 추가 실험을 수행하였다.

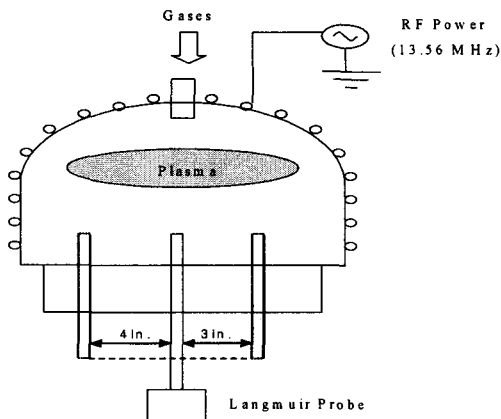


그림 1. HICP의 개요도.

표 1. 공정변수와 실험범위.

공정변수	실험범위	단위
소스전력	700-900	W
압력	5-10	mTorr
척 위치	-30-90	mm
Cl ₂ 유량	60-120	sccm

2.2 GA 최적화

RBFN의 모델링에 관여하는 학습인자에는 패턴층의 뉴런수와 width 변수이다. 본 연구에서는 패턴층 뉴런수를 2-8로 증가시키면서 모델의 성능을 평가하였으며, 이 때, width는 다변수화 하였다. GA 최적화에서, 초기 해의 수는 100, 교배와 돌연변이 확률은 0.95와 0.05에 각각 고정하였다. 실수 encoding 방식을 적용하여 각 초기 해를 표현하였고 해의 적합도는 다음의 수식을 이용하여 평가

하였다.

$$F = 1 / (1 + RMSE) \quad (1)$$

여기서 RMSE는 학습에러를 의미한다. 다음 세대 (Generation)의 해는 Elitist Roulette Wheel 선택 [4] 방식을 이용하여 발생시켰다. GA 진화는 100 세대에서 종료되는 것으로 하여 모델을 개발하였다. GA 최적화를 통해 개발된 전자밀도 모델의 예측 에러는 $0.847 (10^{10}/\text{cm}^3)$ 이었다.

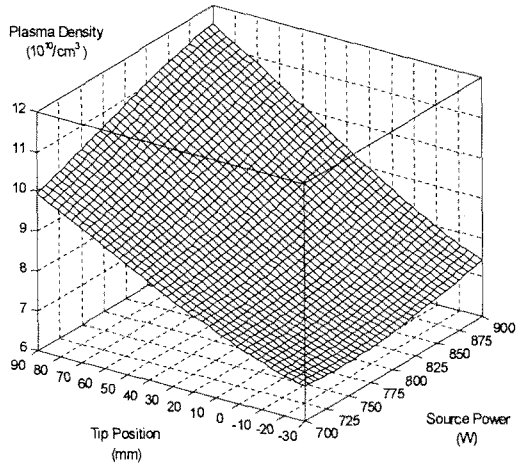


그림 2. 소스전력과 팁 위치에 따른 전자밀도 모델.

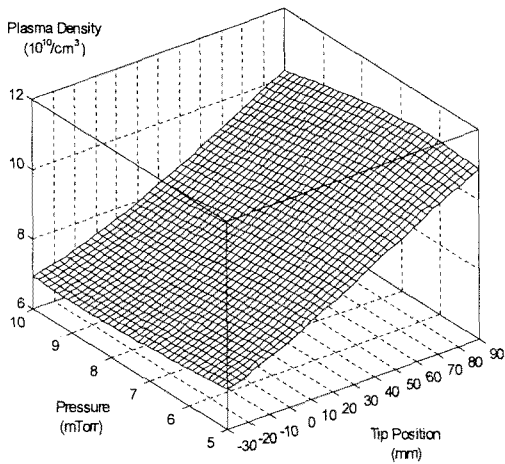


그림 3. 팁 위치와 압력에 따른 전자밀도 모델.

3. 결과 및 검토

최적화된 모델을 이용하여 공정변수의 함수로 3D 그림을 그려 공정변수의 영향을 고찰한다. 그림 2는 팁 위치와 소스전력의 함수로 전자밀도를 도시하고 있다. 다른 두 변수는 표 1의 중간 값에 고정하였다. -30mm에서 전자밀도의 변화는 거의 없다. 반면, 90mm에서는 소스전력의 증가에 따라 전자밀도가 상당히 증가한다. 챔버 높이에 따라 전자밀도의 변화가 다르게 나타난다는 것을 보여준다. 그림 2에서와 같이, 모든 소스전력에 대해 팁 위치의 증가에 따라 플라즈마의 전자밀도는 거의 선형적으로

증가한다. 이는 팁 위치의 영향이 소스전력의 간섭을 받지 않는다는 것을 의미한다.

그림 3은 팁 위치와 압력의 함수로 전자밀도를 도시하고 있다. 팁 위치의 영향은 그림 2와 일치하며, 이는 팁 위치가 압력의 변화에 상관이 없음을 의미한다. 그러나, 그림 3에서와 같이 압력의 변화는 팁 위치에 상당한 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 특히, 팁 위치가 높은 영역에서 압력이 증가하면 전자밀도가 약간 감소하고 있다. 이와 비슷한 현상이 유도결합형 플라즈마 [6]와 2mTorr 이상에서의 Cl_2 전자 사이클로트론 플라즈마 [7]에서 관찰된 바 있다. 반면, Ar 플라즈마에서는 압력이 증가하면서 전자밀도가 증가하였다 [8].

4. 결론

본 연구에서는 HICP 소스의 전자밀도를 예측하는 모델을 신경망과 유전자 알고리즘을 이용하여 개발하였다. 최적화된 신경망 모델로부터 구한 3D 그림을 이용하여 공정변수의 영향을 고찰하였다. 전자밀도는 팁 위치에 영향을 가장 많이 받았으며, 압력 변화는 팁 위치에 크게 영향을 받고 있음을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 서울시 산학연 협력사업의 지원으로 수행되었음(과제번호 10583).

참고 문헌

- [1] B. Kim, J. Bae, and B. T. Lee, *Microelectron. Eng.* 83, 513 (2006).
- [2] B. Kim, B. T. Lee, *J. Appl. Phys.* 98, 034912 (2005).
- [3] J. Park, I. Sandberg, *Neural Computation* 3 (1991) 246.
- [4] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison Wesley, Reading, MA, 1989.
- [5] D. C. Montgomery, *Design and Analysis of Experiments*, John Wiley & Sons, Singapore, 1991.
- [6] W. Z. Collison, T. Q. Ni, and M. S. Bames, *J. Vac. Sci. Technol. A* (1998) 100.
- [7] J. Hopwood, C. R. Cuarnieri, S. J. Whitehair, and J. J. Cuomo, *J. Vac. Sci. Technol. A* 11 (1993) 152.
- [8] C. R. Eddy, Jr., D. Leonhardt, S. R. Douglass, B. D. Thoms, V. A. Shamamian, and J. E. Butler, *J. Vac. Sci. Technol. A* 17 (1999) 38.