

레이디얼 베이스함수망을 이용한 플라즈마 전자밀도 균일도 모델링

김가영, 김병환
세종대학교, 전자공학과

Modeling of Electron Density Non-Uniformity by Using Radial Basis Function Network

Ga Young Kim, Byungwhan Kim
Sejong University, Electronic Engineering

Abstract - Radial Basis Function Network (RBFN)을 이용하여 플라즈마 전자밀도를 모델링하였다. RBFN의 예측성능은 학습인자의 함수로 최적화하였다. 체계적인 모델링을 위해 통계적인 실험계획법이 적용되었으며, 실험은 반구형 유도결합형 플라즈마 장비를 이용하여 수행이 되었다. 전자밀도측정에는 Langmuir probe가 이용되었다. 최적화된 RBFN모델을 통계적인 회귀 모델과 비교하였으며, 59%정도 모델의 예측성능을 향상시켰다.

$$\frac{Ne_{max} - Ne_{min}}{2Ne_{avg}} \times 100 (\%) \tag{1}$$

여기서 max, min, 그리고 avg.는 측정된 전자밀도의 최대치, 최소치, 그리고 평균치를 의미한다. 실험데이터는 통계적 실험계획법 (Face-Centered Box Wilson Design) [5]를 이용하여 수집하였다. 2⁴ 전인자 실험계획법에 이용된 공정변수와 실험범위는 표 1에 나타나 있다. 실험계획법의 적용으로 수집된 16회의 실험데이터와 표 1의 각 공정변수의 중간 값에서 수집된 1회의 데이터를 이용해 RBFN 모델을 개발하였다. 한편, 모델 성능을 평가하기 위해 8회의 추가 실험을 수행하였다. 결국 모델개발을 위해 총 25회의 실험이 수행되었다.

1. 서 론

전자 소자제조를 위해 플라즈마는 증착과 식각공정에 핵심적으로 응용되고 있다. 공정 또는 장비변수에 따라 플라즈마 특성은 복잡하게 변화한다. 플라즈마 특성은 해석적인 물리적 모델, 경험적 통계적 회귀모델 또는 신경망 모델개발을 통해 해석되고 있다. 통계적 회귀모델에 비해 신경망 모델은 우수한 예측성능을 보고 있어, 플라즈마 공정의 모델링과 특성화에 많이 응용이 되고 있다 [1-3]. 플라즈마의 균일도 (Uniformity)는 박막특성의 균일 도에 상당한 영향을 미치며, 따라서 균일도의 해석과 최적화를 위한 예측모델의 개발이 요구된다.

본 연구에서는 반구형 유도결합형 플라즈마 (Hemispherical Inductively Coupled Plasma-HICP)의 균일도 특성을 예측하기 모델을 Radial Basis Function Network (RBFN)[4] 을 이용하여 개발하였다. RBFN의 예측성능은 학습인자의 함수로 최적화 하였다.

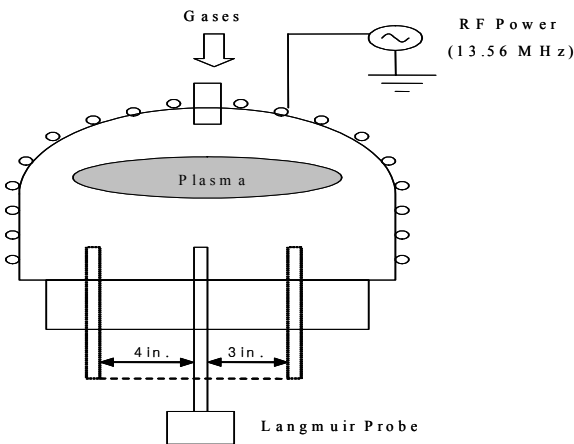
<표 1> 공정변수와 실험범위

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

2. 본 론

2.1 실험데이터 수집

실험에 이용된 HICP 장비의 개요도가 그림 1에 나타나 있다. 그림 1에서와 같이 반구형의 챔버에 반경 0.25 inch의 코일이 4 mm 간격으로 10회 감겨 있다. 13.56 MHz의 Radio frequency (RF) 전력이 L-type 정합망을 통해 전달된다. 플라즈마 전자특성은 Langmuir probe (Heden사)를 이용해 측정하였다. 그림 1에서와 같이 전자밀도는 3 위치, 즉 중앙, 중앙에서 3과 4 inch 떨어진 곳에서 측정을 하였으며, 전자밀도의 비 균일도 (Non-Uniformity)는 다음과 같이 정의하였다.



<그림 1> HICP의 개요도

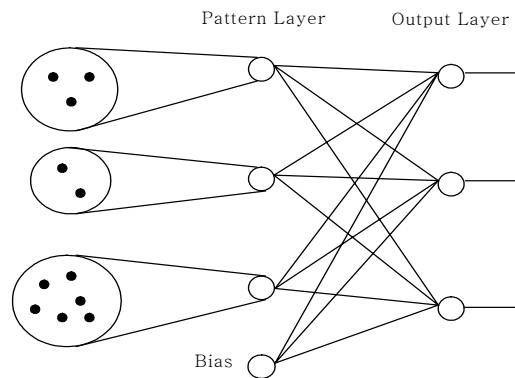
2.2 RBFN 모델링

2.2.1 RBFN

RBFN의 구조는 그림 2에 도시되어 있다. 그림 2에서와 같이, RBFN은 입력층, 패턴층, 그리고 출력 층으로 나누어진다. 입력데이터는 k-means 알고리즘을 통하여 분류된다. 패턴 층의 임의의 뉴런의 출력은 (2)식으로 구해진다.

$$g(x) = e[-(x - \mu_j)^2 / \sigma_j^2] \tag{2}$$

여기서 x 는 입력 값, μ_j 는 k-means 알고리즘으로 얻은 새롭게 분류된 영역 (receptive field라 불리는) 지역의 center값이며, σ_j 는 receptive field의 width, $g(x)$ 는 j번째 뉴런의 output이다. 그리고 패턴 층과 출력 층 weight는 (3)식에 의해 일반적으로 결정된다.



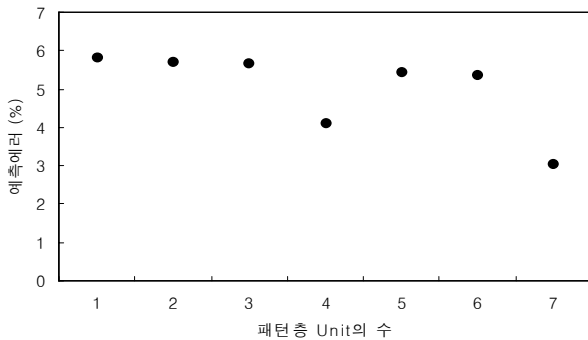
<그림 2> RBFN의 구조도

$$\Delta w_i = \alpha (t_i - y_{ip}) x_i \quad (3)$$

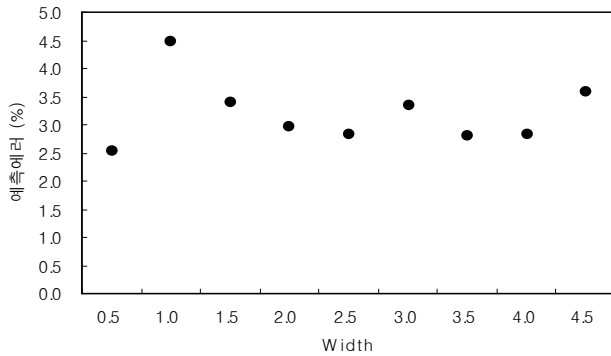
여기서 t_i 는 target 값, y_{ip} 는 출력 층에서 나오는 예측모델 값, 그리고 x_i 는 패턴 층에서 나와 출력 층으로 들어가는 입력 값이다.

2.2.2 모델최적화

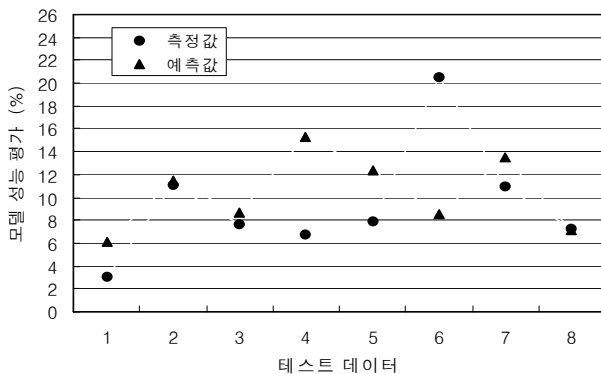
RBFN 모델의 예측성능은 그 학습인자인 패턴층 Unit수와 Width의 함수로 평가하였다. 우선 Width를 2.5에 고정하고 패턴층 뉴런수를 2에서 8까지 증가시키면서 모델 예측성능을 Root Mean-Square Error로 계산하였다. 그 결과가 그림 3에 도시되어 있다. 그림 3에서, Unit수가 8에서 가장 작은 예측에러 3.05%를 얻었다. 다음에 Unit 수를 8에 고정하고 Width를 0.5에서 4.5까지 0.5 간격으로 증가시키면 모델성능을 평가하였다. 그 결과가 그림 4에 도시되어 있다. 그림 4에서와 같이 Width가 0.5에서 최소의 예측에러 2.55%를 얻었다. 최적화된 모델의 예측치를 실제치와 비교한 결과가 그림 5에 도시되어 있다. 4번과 6번제의 테스트실험을 제외하고는 다른 6개의 테스트 실험에 대해서 모델예측치가 실제치에 매우 접근하고 있으며, 이는 개발된 모델의 우수한 예측성능을 보이고 있다.



〈그림 3〉 패턴층 Unit수에 따른 전자밀도 모델의 예측성능



〈그림 4〉 Width에 따른 전자밀도 모델의 예측성능



〈그림 5〉 전자밀도 모델의 성능 평가

2.2.3 통계적 모델과의 비교

비교를 위해 통계 모델을 개발하였다. 일반적인 통계적 회귀 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \beta_{ij} x_i x_j \quad (4)$$

여기서 y 는 식각특성 예측치를 나타내며, β_i 와 β_{ij} 는 회귀변수, 그리고 x_i 는 실험변수를 표현한다. 지수 k 는 전체 실험변수의 수를 의미한다. RBFN 모델에 이용한 학습데이터를 통해 회귀변수를 추정하였다. 총 4 종류의 회귀모델을 개발하였으며, 모델 1은 (4)에서 상수와 선형항으로 구성된 모델이며, 모델 2는 전체 (4)식으로 표현된 모델이며, 모델 3과 4는 (4)에서 각기 4번째와 3번째 항이 배제된 모델을 의미한다. 각 모델을 구한 후 테스트한 결과가 표 2에 나타나 있다. 표 2에서와 같이 가장 우수한 예측모델은 유형 1 또는 3에서 얻어졌다. 앞에서 구한 최적의 RBFN모델과 비교할 때, RBFN모델이 59% 정도 예측성능이 우수함을 알 수 있다.

〈표 2〉 통계적 회귀모델의 예측성능

유형	예측에러 (%)
모델 1	5.56
모델 2	8.86
모델 3	5.56
모델 4	7.16

3. 결 론

본 연구에서는 RBFN을 이용하여 플라즈마 장비의 균일도를 모델링하였다. 체계적인 실험데이터의 수집을 위해 통계적인 실험계획법이 적용되었다. 모델 예측성능은 학습인자를 변화시켜 최적화시켰으며, 최적화된 모델은 통계적 회귀모델에 비해 59%정도 예측성능을 향상시켰다. 개발된 모델은 전자밀도 균일도의 정성적 해석에 활용할 계획이다.

감사의 글

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

[참 고 문 헌]

- [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] B. Kim and S. Park, IEEE Trans. Plasma Sci. 30, 698 (2002).
- [4] J. Park, I. Sandberg, Neural Computation 3 (1991) 246.
- [5] D. C. Montgomery, Design and Analysis of Experiments, John Wiley & Sons, Singapore, 1991.