

# 뉴런 활성화 경사 최적화를 이용한 개선된 플라즈마 모델

## An improved plasma model by optimizing neuron activation gradient

김병환\*, 박성진\*\*

\* 전남대학교 전기공학과(Tel : 81-062-530-1741; Fax : 81-062-530-1741 ; E-mail : kbwhan@chonnam.ac.kr)

\*\* 전남대학교 전기공학과(Tel : 81-062-530-0846; Fax : ; E-mail : u9997030@chonnam.chonnam.ac.kr)

**Abstract** : Back-propagation neural network (BPNN) is the most prevalently used paradigm in modeling semiconductor manufacturing processes, which as a neuron activation function typically employs a bipolar or unipolar sigmoid function in either hidden and output layers. In this study, applicability of another linear function as a neuron activation function is investigated. The linear function was operated in combination with other sigmoid functions. Comparison revealed that a particular combination, the bipolar sigmoid function in hidden layer and the linear function in output layer, is found to be the best combination that yields the highest prediction accuracy. For BPNN with this combination, predictive performance once again optimized by incrementally adjusting the gradients respective to each function. A total of 121 combinations of gradients were examined and out of them one optimal set was determined. Predictive performance of the corresponding model were compared to non-optimized, revealing that optimized models are more accurate over non-optimized counterparts by an improvement of more than 30%. This demonstrates that the proposed gradient-optimized learning for BPNN with a linear function in output layer is an effective means to construct plasma models. The plasma modeled is a hemispherical inductively coupled plasma, which was characterized by a  $2^4$  full factorial design. To validate models, another eight experiments were conducted. Process variables that were varied in the design include source power, pressure, position of chuck holder and choline flow rate. Plasma attributes measured using Langmuir probe are electron density, electron temperature, and plasma potential.

**Keywords** : Back-propagation neural network, Plasma, Active function, Gradient optimization.

### 1. 서론

반도체 칩 (chip) 제조시, 플라즈마 (plasma) 공정은 다양한 박막의 증착과 미세 패턴의 식각 (etching)에 이용되고 있다. 공정 개발에 소요되는 시간과 노력을 줄이기 위해서, 이들 공정의 시뮬레이션 (simulation)을 통한 최적화가 요구되고 있으며, 이는 다시 공정의 핵심인 플라즈마에 대한 정확한 예측 모델 개발을 요구하고 있다. 플라즈마 모델은 주로 복잡한 물리적인 식에 의해 이루어지고 있으나 [1-2], 이들 모델의 개발에는 고도의 물리, 화학적인 지식이 요구될 뿐 아니라, 모델을 형성했다 하더라도 임의의 공정 내지 장비 변수에 대한 플라즈마 예측치를 얻는 데에 과다한 계산이 소요된다. 또한 물리적 모델들은 공정 동작점 (operating point) 내지 장비 하드웨어 변수의 조정에 따른 공정 특성의 변화를 수용하는데 어려움이 있다. 특히, 물리적인 모델 형성 과정에 수반되는 가정 (assumption)들의 존재로 그 응답들이 실제 측정치에서 크게 벗어나는 경우가 있어, 이 모델의 광범위한 이용이 매우 제약 받고 있다.

물리적 모델의 한계를 극복하고자, 최근에 신경망이 장비 플라즈마 모델에 이용이 되었다. [3]. 이에 앞서 신경망은 다수의 반도체 공정 모델링에 응용된 바가 있었다. [4-10], 본 연구에서는 신경망의 활성화 함수 (activation function) 조합에 의한 가장 우수한 활성화 함수의 결과로 선택된 활성화 함수를 이용하여 학습의 경사

를 변화시키면서 최적의 모델을 완성하였다. 모델링에 이용된 구체적인 플라즈마 유형은 반구형 (hemispherical) 식각 장비에서 생성되는 자기유도 결합형 (inductively coupled) 플라즈마이며, 변화시킨 공정 변수로는 소스 전력, 압력, 척 (chuck) 위치, 그리고 염소 (chlorine)의 유량이다. 체계적인 모델링을 위해 이들 4개의 변수에 대한 Box-Wilson의 면 중심 (face-centered) 실험 계획이 이용되었으며, 총 24번의 실험이 행해졌다. 매 실험마다, Langmuir probe를 이용하여 주요 플라즈마 변수를 수집하였다.

### 2. 실험 장비와 통계적인 실험 계획

실험에 이용된 반구형 식각 장비의 개략적인 모습이 그림 1에 나타나 있다. 장비 외측은 코일로 감겨져 있으며, 권선 수는 10회이다. 코일에 RF 전력이 공급되면서 장비 안에 플라즈마가 발생하며, 이때 Langmuir probe에 의해 기본적인 플라즈마 변수가 측정된다. 측정된 변수로는 기본적인 전자 밀도, 전자 온도, 그리고 플라즈마 전위 (potential) 등이다. 플라즈마는 공정 (또는 장비) 인자의 변화에 매우 민감하게 반응을 하며, 따라서 이들 인자와 플라즈마 변수와의 체계적인 모델링을 위해 Box-Wilson 실험 계획 [11]이 이루어졌으며, 이는 다시  $2^4$  full factorial 계획과 8개의 면 중심 어레이 (array)로 구성된다. 변화시킨 공정 변수로는 소스 전력, 압력, 척 (chuck) 위치, 그리고 염소 (chlorine) 유량이며, 이들의 범