

웨이브릿 신경망을 이용한 플라즈마 챔버 누출 모델링

Modeling of plasma chamber leaks using wavelet neural network

권상희^a, 김병환^{a*}, 박병찬^b, 우봉주^b^a 세종대학교 전자공학과(E-mail:kbwhan@sejong.ac.kr), ^b(주) 씨미시스코

초 록: 본 연구에서는 신경망과 웨이브릿을 결합하여 플라즈마 챔버의 누출을 감시하기 위한 시계열 모델을 개발하였다. 플라즈마 데이터는 광발사분광기 (Optical Emission Spectroscopy-OES)를 이용하여 측정하였으며, 이를 시계열 신경망을 이용하여 모델링하였다. 이산치 웨이브릿 (Discrete Wavelet Transformation)은 OES 센서정보의 전 처리를 위해 이용되었다. 개발된 웨이브릿 신경망 모델은 47개의 데이터 sets을 이용하여 평가하였으며, 누출상태를 효과적으로 탐지할 수 있었다.

1. 서론

플라즈마 공정은 반도체 소자제조를 위한 박막의 증착과 패터닝 (Patterning)에 핵심적으로 이용되고 있다. 플라즈마는 공정변수 (소스전력, 압력 등)에 대해 매우 민감하게 반응하며, 공정변수의 이상 (Anomaly)에 의한 플라즈마 특성의 변화는 공정의 질 (Quality)을 저하시켜 소자수율의 저하로 이어진다. 따라서 플라즈마 공정에 의한 소자 생산성과 수율의 확보를 위해서는 플라즈마에 대한 감시와 진단, 그리고 제어가 필요하다. 플라즈마는 주로 Optical Emission Spectroscopy (OES) 나 Impedance 센서[1]와 같은 In-situ 진단기구로 수집한 데이터를 감시한다. 플라즈마의 효과적인 감시를 위해서는 수집된 데이터를 모델링하는 기법이 요구되며, 이러한 모델들은 센서자체의 상태 확인, 실시간 고장 탐지, 센서정보의 미래 상태 예측, 그리고 고장원인의 진단에 핵심적으로 이용될 수 있다. 실시간 센서정보의 모델링을 위해 시계열 (Time-Series) 모델링이 응용되고 있으며, 시계열 모델링 기법은 신경망과 결합하여 플라즈마 장비 변수 등을 예측하는데 응용된 바 있다[2-3]. 한편, 진단정보의 Noise를 감소시키고, 동시에 특정 인자를 추출하기 위해 웨이브릿 기법이 사용되고 있다[4].

본 연구에서는 웨이브릿기법과 시계열 신경망을 이용하여 OES 센서정보를 예측하는 모델을 개발하였다. 이산치 웨이브릿 (Discrete Wavelet Transformation-DWT)이 이용되었으며, 신경망은 역전파 신경망 (Backpropagation Neural Network-BPNN)을 사용하였다.

2. 본론

플라즈마 증착 장비 (PECVD)를 이용하여 OES의 센서정보를 수집하였다. OES의 파장범위는 178.2-887.77nm이며, 0.17nm 간격으로 샘플링 되었다. 시계열 모델링은 실시간 OES 정보를 예측하기 위해 사용하였다. 수집된 OES 정보는 DWT를 이용하여 변환되었고, DWT 인자인 scale level과 Daubechies 함수의 값은 1에 고정하였다. OES 정보 모델링을 위해 특정센서의 현재와 과거정보를 이용해서 특정 센서자신의 미래정보를 예측하기 위한 자기 상관 시계열 모델 방식을 택했다.

3. 결론

시계열 모델을 개발할 때, 과거정보의 수(m)과 미래정보의 수(k)의 조합에 따라 모델의 예측성능이 달라지며 이를 (1,1)로 고정하였다. 또한 BPNN에는 여러 학습인자들이 존재하며, 본 연구에서는 학습허용도 0.1, 학습률 0.01, 웨이터 범위 ± 1 , 그리고 은닉층 뉴런수를 2로 설정하였다. 웨이브릿 전처리된 정보를 이용해 개발한 시계열 모델을 WATS라 표기한다. OES 패턴은 파장에 따라 총 3648개의 데이터로 구성되었으며, 이로부터 각 1823개의 학습과 테스트 데이터를 구성하였다. WATS의 모델성능은 Root Mean Square Error (RMSE)로 계산하였다. 테스트와 학습데이터에 대한 RMSE는 각각 402.9, 428.1로 계산되었다. 각각의 학습과 테스트 데이터에 대한 예측 값은 그림 1과 2에 각각 나타나있다. 그림 1와 2로부터, 개발된 WATS model의 예측성능이 매우 우수함을 확인할 수 있다. 특히 파장범위 160-330에서 상대적으로 강도 (Intensity)가 매우 큰 값을 가지고 있음에도 불구하고 WATS 모델은 실제 OES 패턴에 매우 근접하게 예측하고 있었다.

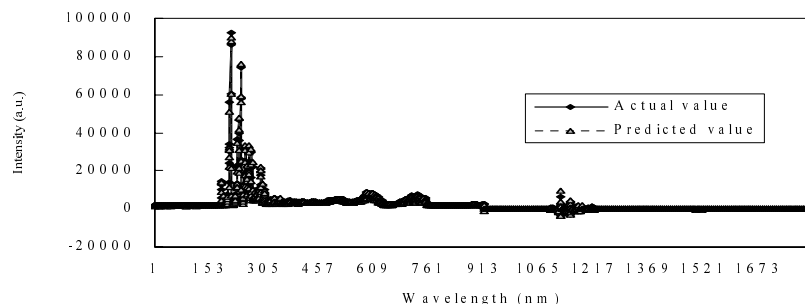


Fig. 1. Actual and predicted values for training data of WATS model

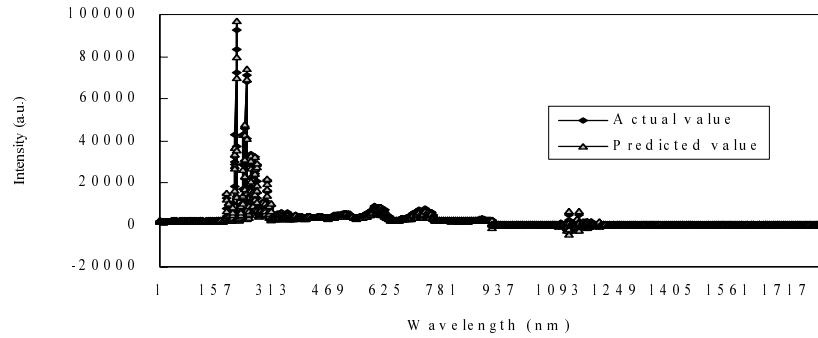


Fig. 2. Actual and predicted values for test data of WATS model

개발된 모델의 감시 성능을 평가하기 위해 47개의 테스트 데이터를 적용하여 예측성능을 평가하였다. 그 결과는 그림 3에 도시되어 있다. 그림 2에서 1번부터 42번까지가 누출이 없었을 때의 정상 데이터이며, 43부터 47번까지의 데이터가 누출이 있을 때의 누출 데이터이다. 그림 3에서와 같이 누출 데이터에 대한 RMSE들은 정상상태의 RMSE에 비해 매우 작으며 이는 플라즈마 챔버 누출을 감시할 수 있다는 것을 의미한다.

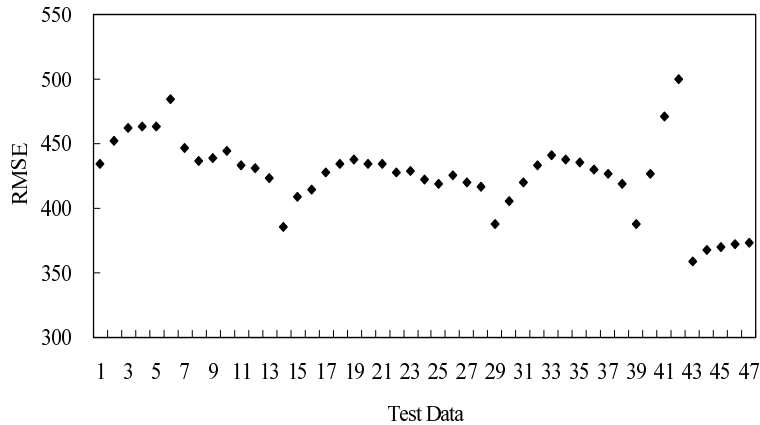


Fig. 3. Monitoring performance of constructed OES model

본 연구에서는 플라즈마 감시와 진단을 위해 과거와 미래정보 변수의 조합으로 예측되는 WATS 신경망 모델을 개발하였다. PECVD를 이용해 수집된 OES 센서정보를 이용하였으며, 높은 민감도를 확인하기 위해 전처리 방법으로 웨이블릿(DWT)을 이용하였다. 개발된 모델은 우수한 예측성능을 보였으며, 개발된 모델은 챔버 누출을 감시하는데 효과적으로 적용할 수 있음을 확인할 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 중소기업 기술혁신 사업(2009)에 의해 지원을 받았습니다.

참고문헌

1. F. Bose, R. Patrick, and H. Baltes, SPIE 2336 (1994) 101-110.
2. B. kim, G. S. May, IEEE Trans. Compon. Packag. Manuf. Technol., 20 1 (1997) 39-47.
3. 박민근, 김병환, 손종원, 한정훈, 서승훈, 한국 반도체 및 디스플레이장비학회, 96-100 (2006).
4. Akshay Sharma, Gyanendra Sheoran, Z.A. Jaffery, Moinuddin, Optics and Lasers in Engineering, 46 (2008) 42-47.