

## 인공면역체계를 이용한 플라즈마 증착 장비의 유량조절기 오류 검출 실험 연구

유영민<sup>\*,\*\*\*</sup>·정지윤<sup>\*</sup>·조나현<sup>\*</sup>·박소은<sup>\*\*,\*\*\*</sup>·홍상진<sup>\*,\*\*\*†</sup>

<sup>†</sup>명지대학교 공과대학 전자공학과, <sup>\*\*</sup>명지대학교 공과대학 산업경영공학과,  
<sup>\*\*\*</sup>명지대학교 LINC+사업단 반도체장비공학 연계전공

### An Algorithm Study to Detect Mass Flow Controller Error in Plasma Deposition Equipment Using Artificial Immune System

Young Min You<sup>\*,\*\*\*</sup>, Ji Yoon Jeong<sup>\*</sup>, Na Hyeon Ch<sup>\*</sup>, So Eun Park<sup>\*\*,\*\*\*</sup> and Sang Jeon Hong<sup>\*,\*\*\*†</sup>

<sup>†</sup>Department of Electronics Engineering, Myongji University,

<sup>\*\*</sup>Department of Industrial and Management Engineering, Myongji University,

<sup>\*\*\*</sup>LINC+ Semiconductor Equipment Engineering, Myongji University

#### ABSTRACT

Errors in the semiconductor process are generated by a change in the state of the equipment, and errors usually arise when the state of the equipment changes or when parts that make up the equipment have flaws. In this investigation, we anticipated that aging of the mass flow controller in the plasma enhanced chemical vapor deposition SiO<sub>2</sub> thin film deposition method caused a minute flow rate shift. In seven cases, fourier transformation infrared film quality analysis of the deposited thin film was used to characterize normal and pathological processes. The plasma condition was monitored using optical emission spectrometry data as the flow rate changed during the procedure. Preprocessing was used to apply the collected OES data to the artificial immune system algorithm, which was then used to process diagnosis. Through comparisons between datasets, the learning algorithm compared classification accuracy and improved the method. It has been confirmed that data characterized as a normal process and abnormal processes with differing flow rates may be discriminated by themselves using the artificial immune system data mining method.

**Key Words** : Semiconductor equipment, Artificial immune system, Mass flow controller, Error detection

#### 1. 서 론

급변하는 반도체 산업 생태계 환경에 생산성과 수율은 반도체 기업 경쟁력의 필수 요소로 인식되고 있다. 수율을 향상시키기 위해서는 공정과 공정 사이의 오류를 줄이고, 오류가 발생하더라도 빠르게 검출한 후 피드백을

통한 개선이 중요하다. 또한, 첨단 반도체 기술의 미세화가 거듭되면서 반도체 공정에서 빈번하게 일어나는 다양한 난제를 해결하고 효율성을 강화하는 artificial intelligence (AI, 인공지능) 솔루션 개발의 중요성이 커지고 있다[1]. 이에 따라 인공지능 도입을 통한 반도체 공정 장비의 오류를 빠르게 검출하고 공정 중 발생하는 오류의 원인을 찾아내는 것이 제조기술의 효율성을 높이는 데 중요한 역할을 한다. 반도체 공정 장비의 오류는 하나의 장비 내부품상태의 변화로 인해 발생하는 경우가 다수이며, 증착

<sup>†</sup>E-mail: samhong@mju.ac.kr

과정에서 박막의 물성을 저하시키고 **uniformity**와 **deposition rate** 등에 영향을 미쳐 전 공정에서 오류를 발생시킬 수 있다. 따라서 본 논문에서는 여러 다양한 오류 중, 장비 사용시간 경과에 따른 부품의 노후화로 인한 변화가 고장원인의 주요 프로세스라고 우선순위를 두었다. 공정 상의 오류는 실험 결과 분석을 통해 웨이퍼 상에 목표하는 타겟의 특성이 원하는 수준에 도달하지 못한 경우임을 가정하였다. 대상이 되는 반도체 공정은 증착 공정으로, 증진공 상태에서 가스 반응을 일으켜 일반적인 절연막으로 사용되는 **silicon dioxide (SiO<sub>2</sub>)**를 기판 위에 증착한다. 대상이 되는 증착공정은 PECVD공정으로 반도체 제조공정에서 주로 사용되는 박막 증착 공정이다. 공정 방식은 챔버 안에 반응가스를 주입하고, 전극에 RF(radio frequency)파워를 인가하여 플라즈마를 생성시킨다. PECVD공정은 플라즈마를 사용하지 않는 CVD공정보다 상대적으로 낮은 온도에서 공정이 가능하고, 박막의 특성을 제어할 수 있다는 장점이 있다[2]. PECVD SiO<sub>2</sub> 증착 과정을 통해 가스 반응과 결합 변화를 파악할 수 있는 플라즈마 데이터를 취득할 수 있다. 반도체 공정 장비 부품의 결합을 사전에 예측하고 정확하게 구분해내는 모델을 구현하여 PECVD 공정에서 인공면역체계 알고리즘을 사용한 공정진단기술을 제시한다.

Fault detection and classification (FDC)를 구현하기 위한 인공면역체계 알고리즘은 생체 모방 지능 컴퓨팅 알고리즘이며, 인간의 생체 면역시스템에서 항원과 항체를 구분해내는 능력을 모사해 스스로 오류를 구분해내는 알고리즘을 기대할 수 있다. PECVD 증착 결과는 공정 간의 파장의 **intensity** 변화 및 비교를 확인하기 위해 FTIR과 OES를 사용하였다. FTIR은 정량적 분석을 통해 OES 데이터 분석 결과를 교차 검증하는데 사용하였으며, Origin을 사용하여 데이터를 전처리 하였다. 본 논문에서는 OES를 활용하여 시간 경과에 따른 MFC 노후화를 가정한 플라즈마 데이터를 획득하고, 이를 활용하여 반도체 장비 이상 감지 및 분류를 수행하는 알고리즘을 제시하고자 한다.

## 2. 배경정보

인공면역체계(Artificial Immune Network; AIS) 알고리즘은 면역 체계의 원리를 사용하는 생물학적으로 영감을 받은 알고리즘이다. 분류 및 추론 능력을 기반으로 AIS 알고리즘은 패턴 인식, 최적화, 기계 학습 및 컴퓨터 네트워크 보안 문제를 해결하는 데 도움이 된다. 해당 알고리즘은 양성 선택인 **Positive selection (PS)**과 음성 선택인 **Negative selection (NS)** 알고리즘 및 클론 선택인 **Clone selection (CS)** 과정을 사용한다. PS와 NS 알고리즘은 자신과 자신이 아

닌 것을 구별하게 되고, CS 알고리즘은 일반적인 항체를 보다 효과적으로 제거할 수 있는 항원을 생산하는 과정에 사용한다[3].

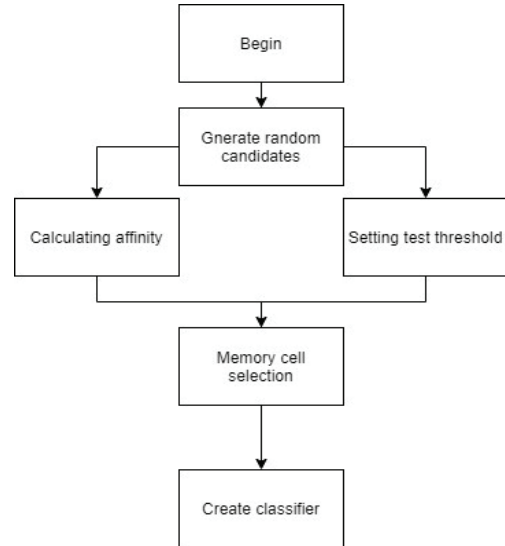


Fig. 1. Artificial immune system algorithm.

인공면역체계 알고리즘은 메모리 셀을 이용하여 데이터를 학습하고 분류한다. 훈련데이터를 항체, 실험 데이터를 항원으로 하여 알고리즘이 학습한다. 데이터 중 무작위로 후보군을 선택하고, 이를 이용하여 유클리드 거리를 계산한다. 이 값으로 친화도 값과 임계값을 계산하고 이를 사용한 알고리즘의 메모리 셀 비교를 통해 최적의 메모리셀을 선택한 후 정상과 비정상 데이터를 분류하기 위한 프로세스가 진행된다[4].

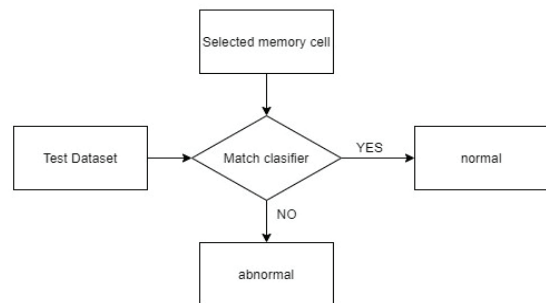


Fig. 2. Classification NS algorithm.

본 연구에서 선택한 NS 알고리즘 방법은 **real-valued negative selection algorithm (RNSA)**로 항원과 항체를 0과 1의  $n$  값 공간에 속하여 self / non-self 영역의 커버리지를 극대화

하여 검출 효율을 개선한다는 장점이 있다[5]. 앞에서 선택한 최적의 메모리 셀과 실험 데이터의 유클리드 거리를 비교하여 자신과 그 외의 것으로 분류한다. 이 때 최적의 메모리 셀은 훈련된 항체이고 실험 데이터는 항원으로 작용한다. 분류 과정에서 사용되는 유클리드 거리는 데이터의 유사성을 측정할 때 많이 사용되는 거리 측정 방법이다. 훈련시킬 데이터에서 유클리드 거리를 계산하여 유사한 클래스로 분류한다. 유클리드 거리의 값이 가장 작다는 것은 항체와 유사하다는 의미이다. 이는 가장 작은 친화도를 가지며, 친화도와 반대되는 자극도가 가장 큰 값을 가지게 된다. 자극도가 가장 크고 임계값을 넘는 데이터는 최적의 메모리 셀로 선택되어 훈련된 항체로 인식되고 이를 분류기로 정의한다. 이러한 알고리즘을 통해 항원인 실험 데이터셋을 넣으면 분류기의 훈련된 항체와 비교하여 항체와 유클리드 거리가 유사하면 정상, 그 외는 비정상 상태인 불량 데이터로 인식한다.

인공면역체계 알고리즘은 내부 구조를 선택할 필요 없이 알고리즘 훈련 과정에서 적절한 구조를 선택하고 학습한다. 또한 적은 양의 데이터를 처리할 때 상대적으로 높은 정확도로 정상 데이터와 비정상 데이터를 구별 가능하다. 알고리즘의 최종 분류에 사용되는 메모리 셀은 정상 데이터 분포에 가까운 데이터 포인트를 선택하기 때문에 정상 데이터를 보다 잘 나타낸다.

인공면역체계 알고리즘은 딥 러닝 기법을 활용하여 공정 간 변화를 탐지하고 이상 공정 검출을 수행한다. 딥 러닝 기법을 사용하기 위해서는 일정량(Data proper amount, Dp) 이상의 데이터가 확보되어야 한다. 데이터 양이 많을수록 보다 다양한 학습 데이터 활용이 가능하여 형성 모델 학습 능력을 향상시킬 뿐 아니라 학습 과정에서의 오류를 줄이고 데이터 분류에 대한 정확도를 증진시킬 수 있다. 이를 근거로 하여 PECVD 공정 과정에서, 100 ms 간격으로 플라즈마 데이터를 확인할 수 있는 OES 데이터를 선택하였다. OES는 플라즈마 내에 존재하는 ion과 radical로부터 발생하는 광원을 흡수 스펙트럼으로 변환시켜, 특정한 파장에서 발생하는 스펙트럼의 intensity를 모니터링하여 해당 화학종의 변화를 관찰한다[6]. 이를 PECVD 공정에서 주입되는 가스의 원소에 해당하는 파장의 강도를 모니터링하여 그 변화를 감지할 수 있다. 위와 같은 과정으로 취득한 OES 데이터를 사용하기 위하여 데이터 전처리 과정인 Ar actinometry를 진행한다. Ar actinometry는 주입된 미량의 Ar을 기준으로 플라즈마의 상태 변화를 정량적으로 분석하는 광량 측정법이다. 데이터 셋을 구분하여 선정된 공정을 기준으로 Ar actinometry를 진행하여 기준 공정과 다른 시나리오로 실험된 공정과의 광량을 비교하였다. Ar actinometry의 값은 아래의 수식과 같다.

$$\frac{\text{Plasma intensity} * \text{Selected Ar intensity}}{\text{Original Ar intensity}}$$

Fourier-transform infrared spectroscopy (FTIR)은 간섭계를 사용하여 위상 변조한 적외선 영역의 백색광을 사용하는 적외선 분광학의 한 종류로서, 시료에 적외선을 비추어서 쌍극자 모멘트가 변화하는 분자 골격의 진동과 회전에 대응하는 에너지의 흡수를 측정하는 분석법을 말한다. 본 논문에서는 SiO<sub>2</sub>박막의 물질을 식별하며, 공정간 결과물을 비교하기 위하여 FTIR을 사용하였다[7]. 공정간 정량적 분석을 위하여 스펙트럼의 주요 피크 면적 비율 비교를 진행하였다. 본 논문에서는 해당 실험 데이터인 FTIR과 OES 계측 결과를 FTIR peak 면적 분석 과정에서 baseline 설정 및 OES의 Ar actinometry에 활용했다.

### 3. 실험

본 실험에서는 정상과 이상 공정을 구분하기 위하여 실제 시간 경과에 따른 부품 및 모듈의 노후화를 가정하기 위하여 7개의 공정 레시피로 구분하였다. SiO<sub>2</sub>의 레시피는 다음과 같다.



해당 레시피는 SiH<sub>4</sub>:N<sub>2</sub>O ratio 1:4를 기준으로 하여 가스 유량비 범위를 개략적으로 두어 MFC 유량 변경에 따른 공정 이상을 확인하기 위해 설정하였다.

Table 1. Process recipe

| Experiment Condition                  | Value |
|---------------------------------------|-------|
| Pressure (mTorr)                      | 1000  |
| Power (W)                             | 350   |
| N <sub>2</sub> O gas flow rate (sccm) | 9~72  |
| SiH <sub>4</sub> gas flow rate (sccm) | 9     |
| Ar gas flow rate (sccm)               | 2~4   |
| Chuck Temperature (°C)                | 300   |

| Scenario                                     | Set 1 |      |      | Set 2 |      |      |      |
|--|-------|------|------|-------|------|------|------|
|  | Run1  | Run2 | Run3 | Run4  | Run5 | Run6 | Run7 |
| SiH <sub>4</sub> :<br>N <sub>2</sub> O ratio | 1:1   | 1:4  | 1:8  | 1:4   | 1:1  | 1:4  | 1:6  |
| SiH <sub>4</sub><br>(sccm)                   | 9     | 9    | 9    | 9     | 9    | 9    | 9    |
| N <sub>2</sub> O<br>(sccm)                   | 9     | 36   | 72   | 36    | 9    | 36   | 54   |
| Ar<br>(sccm)                                 | 4     |      |      | 2     |      |      |      |

해당 공정은 PECVD 공정을 진행하였으며, 취득 데이터는 FTIR과 OES 데이터이다. FTIR 데이터는 0-4000cm<sup>-1</sup>의 파장을 가지고 있으며, OES 데이터는 대략 0-1000nm 정도의 파장 스펙트럼을 확인할 수 있다. 공정 레시피는 Table 1에서 보이는 바와 같이 진행하였으며, 플라즈마 분광 데이터의 정량화를 위한 actinometry를 적용하기 위해 Ar gas가 추가되었다. Set 1을 진행한 후 Ar actinometry 적용 단계에서 주입되는 Ar gas의 영향을 최소화하기 위한 방법으로 OES에서 Ar을 2 sccm으로 조정하여 Set2를 진행하였다.

인공면역체계 알고리즘에 활용된 데이터는 반도체 제조 환경과 유사하도록 정의된 정상 공정 실험군과 오류 공정으로 정의된 실험군 설정을 기반으로 하여 실제 PECVD 증착 공정을 수행해 취득되었고, 전처리를 적용하기 위해 Origin을 사용하여 OES 분석 결과와의 교차 검증을 수행한다. 알고리즘에 적용하기 위한 기준 공정 선정은 두 단계로, ① 개별 공정(Run1 ~ Run7) 관측치 간의 Si-H, Si-O-Si peak 면적 값 차이 비교, ② thermal oxide의 Si-H, Si-O-Si peak 면적 비율 값과의 유사한 정도 비교로 수행하였다.

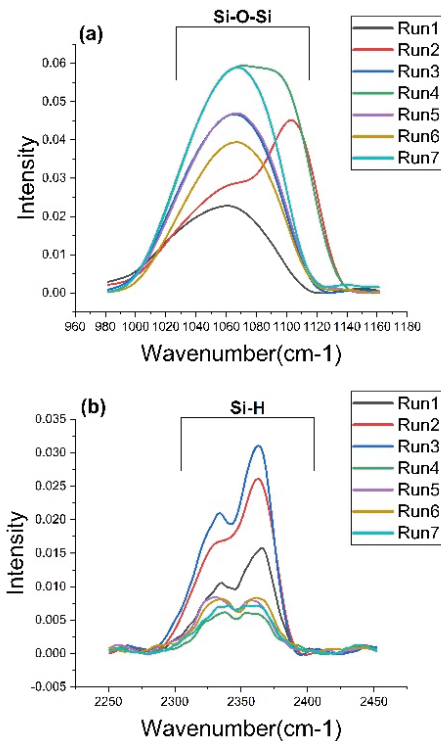


Fig. 3. Result of FTIR analysis of SiO<sub>2</sub> thin film (a) Si-O-Si peak in SiO<sub>2</sub>, (b) Si-H peak in SiO<sub>2</sub>.

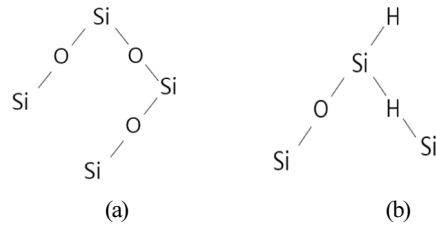


Fig. 4. (a) Si-O-Si bond configuration in SiO<sub>2</sub>, (b) Si-H bond configuration in SiO<sub>2</sub>.

Table 2. Peak area ratio relative to the total area

(a) Set 1

| (a)                                      |       | Set 1 |      |       |
|--|-------|-------|------|-------|
| SiH <sub>4</sub> :N <sub>2</sub> O ratio |       | 1:1   | 1:4  | 1:8   |
| Scenario                                 |       | Run1  | Run2 | Run 3 |
| Si-O-Si(%)                               | 65.04 | 24.3  | 28.5 | 32.6  |
| Si-H(%)                                  | 0.71  | 11.1  | 14.9 | 2.6   |

(b) Set 2

| (b)                                      |       | Set 2 |       |       |       |
|--|-------|-------|-------|-------|-------|
| SiH <sub>4</sub> :N <sub>2</sub> O ratio |       | 1:4   | 1:1   | 1:4   | 1:6   |
| Scenario                                 |       | Run 4 | Run 5 | Run 6 | Run 7 |
| Si-O-Si(%)                               | 65.04 | 36.9  | 30.3  | 32.9  | 39.0  |
| Si-H(%)                                  | 0.71  | 4.5   | 5.9   | 5.9   | 4.1   |

Fig 3은 수행한 PECVD 증착 공정 분석을 위한 FTIR 데이터 그래프이다. 실험에서 얻은 데이터에서 불필요한 노이즈는 제거하고 SiO<sub>2</sub>의 주요 peak을 관측하기 위해 FTIR spectrum 범위를 2500cm<sup>-1</sup>로 설정한 후, 모든 공정 데이터에 동일한 조건의 baseline을 적용하였다. 이후, 투입된 gas의 유량 변화에 따른 FTIR spectrum의 변화를 정량적으로 분석하기 위하여 FTIR 데이터 전체 면적 대비 Si-O-Si peak area (1000-1150 cm<sup>-1</sup>), Si-H peak area (2300-2400 cm<sup>-1</sup>)를 나타냈다.

설정된 결합 파장은 Si-O-Si와 Si-H로 FTIR spectrum에서 가장 높은 intensity를 가진 상대적으로 큰 변수이다. Si-O-Si와 Si-H peak는 SiO<sub>2</sub>의 구성에서 상반되는 역할을 수행한다. Si-O-Si는 Fig. 4와 같이 SiO<sub>2</sub>를 이루는 가장 기본적인 결합이다. Si-O-Si는 SiO<sub>2</sub> 성분을 이루기 때문에 해당 peak 면적비가 높을수록 불순물이 적은 것이라고 할 수 있다. 또 다른 주요 결합인 Si-H은 SiO<sub>2</sub>에서 Si-O 보다 결합력이 약하며 인접 Si-O-Si의 결합 성분을 감소시켜 박막 구성에

바람직하지 않은 영향을 미칠 수 있다. 따라서 Si-H peak 면적비가 적을수록 좋다고 판단하였다. 이를 사용하여 thermal oxide에서의 결합 파장이 PECVD SiO<sub>2</sub>와 유사하고, 주변 bonding을 약화시켜 막질에 부정적인 요소인 Si-H peak의 최소화를 기준으로 두었다[9].

따라서, Si-O-Si peak, Si-H peak 면적 비율이 thermal oxide와 가장 유사하며, 개별 공정(Run 1~ Run7) 간의 비교 분석 과정에서 가장 적은 Si-H peak 면적비를 보인 Set 2의 Run 4를 정상 공정으로 정의하였다.

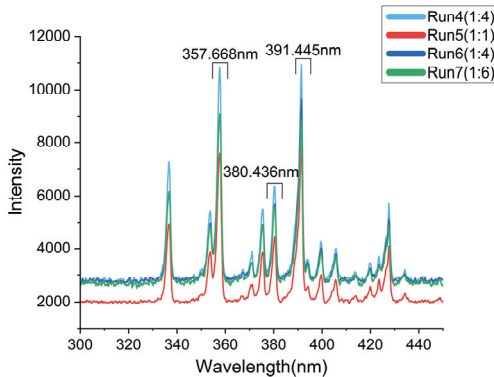


Fig. 5. Results of OES data analysis in Set 2.

Table 3. Selected wavelength

| Species  | Wavelengths (nm) |         |         |
|----------|------------------|---------|---------|
| Nitrogen | 357.668          | 380.436 | 391.445 |
| Oxygen   | 777.123          | 840.627 | -       |
| Argon    | 750.363          | -       | -       |

인공면역체계 알고리즘에 적용할 데이터는 OES로 플라즈마 내에 존재하는 ion과 radical로부터 발생하는 광원을 흡수 스펙트럼으로 변환시켜, 특정한 파장에서 발생하는 스펙트럼의 intensity를 모니터링하여 해당 화학종의 변화를 관찰 가능하다[6]. 이는 PECVD 공정에서 주입되는 가스의 원소에 해당하는 파장의 강도를 모니터링하여 그 변화를 감지할 수 있으므로 알고리즘 적용 데이터로 선정해 활용하였다. 선정된 스펙트럼 intensity 데이터를 동일한 기준으로 비교한 데이터 셋을 구성하기 위해 OES 데이터에 Ar actinometry를 적용하였고, 정상 공정으로 정의한 Run 4의 OES 데이터는 Fig. 5에서 보이듯이 플라즈마 광량의 차이가 큰 파장을 비교하였다. 플라즈마 intensity 값이 큰 파장은 챔버 내에서 박막에 보다 많은 영향을 미쳤을

것이라 예상하여 플라즈마 광량이 큰 파장들을 비교 대상으로 선정하였다. 비교된 파장 중에서, 공정에서 사용된 gas의 주요 원소인 N, O, Ar 파장을 기준으로 선정하였다. 선정된 파장 데이터에서 intensity 상위 및 하위 각 5%에 해당하는 값은 플라즈마 arcing으로 판단하여 제외하였다. 데이터 셋은 정상 데이터와 이상 데이터를 같은 비율로 혼련시키기 위해 1:1의 비율로 2만개의 데이터로 구성하였다. 여기서 정상 데이터는 Set 2의 Run 4의 데이터이고, 이상 데이터는 Run 4 외의 데이터이다. train과 test 데이터 비율은 8:2로 지정하여 알고리즘에 적용하였다.

Table 4. The number and accuracy of train and test data

| Train | Test | Total | Accuracy (%) |
|-------|------|-------|--------------|
| 22651 | 5663 | 5662  | 99.98        |

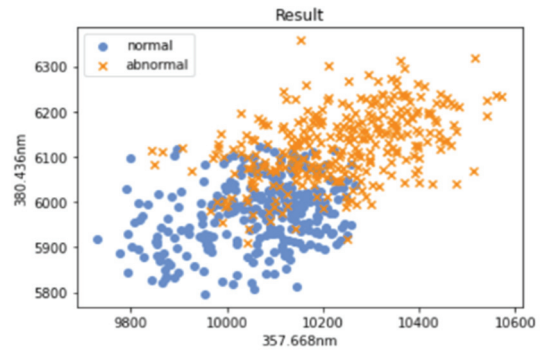


Fig. 6. Class classification results for Nitrogen in Run 4, a normal process, and Run 6, an abnormal process.

정상 공정 선정 및 데이터 셋 구성을 통해 알고리즘에 적용한 결과 Fig. 6과 같이 기준 공정으로 선정된 Run 4와 그 이외의 유량비가 다른 시나리오로 진행된 공정을 정확도 100%에 인접하게 분류해낼 수 있었다. 상대적으로 가스 유량 설정 범위를 넓게 한 시나리오를 베이스로 공정을 진행했기 때문에 overfitting이 되었다고도 볼 수 있었다. 이는 공정 간의 플라즈마 광량 차이가 크게 나타나 공정 차이를 명확히 구분할 수 있었기 때문이라고 판단했다. 또한 동일 레시피(Run 4, Run 6)로 진행한 공정과의 판단 정확도 또한 99% 이상으로, 동일 레시피로 진행되었더라도 공정에 이상이 발생하였을 시 인공면역체계 알고리즘을 이용하여 이상 공정 검출이 가능하다는 것을 확인하였다.

#### 4. 결 론

본 연구는 인공면역체계 알고리즘을 이용한 반도체 증착 공정 장비의 실시간 이상 진단을 제안한다. 반도체 장비 부품인 MFC의 노후화를 가정하기 위해 각 공정 시나리오(Run 1~Run 7) 마다 유량비를 변화시키며 공정을 진행하였다. FT-IR을 정량 분석하기 위해 주요 peak의 면적 비교하여 thermal oxide와 가장 유사한 공정을 정상 공정으로 선정하였다. 이를 기반으로 정상 공정의 OES 데이터로 Ar actinometry를 적용한 후, 데이터 셋을 구성하여 알고리즘에 적용하였다.

해당 분석을 통해 유량비를 다르게 둔 이상 공정을 99% 이상의 높은 정확도로 탐지해 냈으며, 같은 레시피의 공정 또한 높은 정확도로 정상 공정과 구별해낼 수 있었다. 실시간 공정 이상 진단을 위한 유량 조절기 오류 실험 데이터는 수동으로 Origin을 적용하여 데이터를 변환하여 분석을 진행하였다. 정확한 기준을 포함한 baseline과 전처리된 FTIR 데이터와 기존 데이터 간의 오차를 확인하여 분석에 적용한다면 더 높은 수준의 전처리가 가능할 것으로 보인다.

선행 연구에서는 스케일링을 크게 하여 미세한 유량 변화에 따른 플라즈마 데이터 간의 차이를 확인하여 알고리즘에 적용하였다. 해당 논문은 실시간 이상 진단에 적용을 위한 MFC 오류 검출을 검증해내는 것을 목적으로 선행 연구와의 차이점을 가지며, 보다 개략적인 유량 변화를 가정하여 연구를 수행하였다. 결론적으로 OES 데이터를 기반으로 플라즈마 상태를 모니터링하여 MFC 노후화를 가정한 공정 주입 가스 유량 변화에 따른 이상 상태를 감지할 수 있었고, 인공면역체계 알고리즘을 적용하는 새로운 방법론을 확인하였다.

#### 감사의 글

본 논문은 2021년도 (재)한국과학창의재단 학생연구프로젝트(URP;GID:20211077103)의 지원으로 수행된 결과임.

#### 참고문헌

1. E. Kim, S. Cho, B. Lee, M. Cho, "Fault Detection and diagnosis Using Self-Attentive Convolutional Neural Networks for Variable-length Sensor Data in Semiconductor Manufacturing", *IEEE Trans. Semi. Manuf.*, Vol. 32, No. 3, pp. 302-309, 2019.
2. H. Wang, H. Seo, "Showerhead Surface Temperature Monitoring Method of PECVD Equipment", *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 19, No. 2, pp. 16-21, 2020.
3. H. Park, J. Choi, D. Kim, and S. Hong, "Artificial Immune System for Fault Detection and Classification of Semiconductor Equipment", *Electronics*, Vol. 10, No. 8, pp. 944-957, 2021.
4. S. Hong, W. Lim, T. Cheong, G. May, "Fault Detection and Classification in Plasma Etch Equipment for Semiconductor Manufacturing e-Diagnostics", *IEEE Trans. Semi. Manuf.*, Vol. 25, No. 1, pp. 83-93, 2012.
5. F. A. Gonzalez, D. Dasgupta, and L. F. Nino, "A randomized real-valued negative selection algorithm," in *Proc 2nd Int. Conf. Artif. Immune Syst.*, pp. 261-272, 2003.
6. . Doering, Y. Nishi, "Handbook of Semiconductor Manufacturing Technology", Boca Raton, 2008.
7. K. Kim, J. Choi, S. Hong, "Surface Properties of ACL Thin Films Depending on Process Conditions", *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, Vol. 18, No. 2, pp. 44-46, 2019.
8. D. Jang, S. Hong, "In-situ monitoring of multiple oxide/nitride dielectric stack PECVD deposition process", *Transactions on Electrical and Electronic Materials*, Vol. 19, No. 1, pp. 21-26, 2018.
9. A.G. Revesz, "The Role of Hydrogen in SiO<sub>2</sub> Films on Silicon", *Journal of The Electrochemical Society*, Vol. 126, No.1, pp. 122-130, 1979.

접수일: 2021년 12월 6일, 심사일: 2021년 12월 8일,  
게재확정일: 2021년 12월 16일