

PLS와 SVM복합 알고리즘을 이용한 식각 종료점 검출

이윤근¹, 한이슬¹, 홍상진², 한승수^{1,a}

¹ 명지대학교 정보통신공학과

² 명지대학교 전자공학과

Endpoint Detection Using Hybrid Algorithm of PLS and SVM

Yun-Keun Lee¹, Yi-Seul Han¹, Sang Jeon Hong², and Seung-Soo Han^{1,a}

¹ Department of Information and Communication Engineering & SPDRC,
Myongji University, Yongin 449-728, Korea

² Department of Electronics Engineering, Myongji University, Yongin 449-728, Korea

(Received August 9, 2011; Revised August 21, 2011; Accepted August 24, 2011)

Abstract: In semiconductor wafer fabrication, etching is one of the most critical processes, by which a material layer is selectively removed. Because of difficulty to correct a mistake caused by over etching, it is critical that etch should be performed correctly. This paper proposes a new approach for etch endpoint detection of small open area wafers. The traditional endpoint detection technique uses a few manually selected wavelengths, which are adequate for large open areas. As the integrated circuit devices continue to shrink in geometry and increase in device density, detecting the endpoint for small open areas presents a serious challenge to process engineers. In this work, a high-resolution optical emission spectroscopy (OES) sensor is used to provide the necessary sensitivity for detecting subtle endpoint signal. Partial Least Squares (PLS) method is used to analyze the OES data which reduces dimension of the data and increases gap between classes. Support Vector Machine (SVM) is employed to detect endpoint using the data after PLS. SVM classifies normal etching state and after endpoint state. Two data sets from OES are used in training PLS and SVM. The other data sets are used to test the performance of the model. The results show that the trained PLS and SVM hybrid algorithm model detects endpoint accurately.

Keywords: Optical emission spectroscopy, Plasma etching, Open area ratio, Partial least squares, Support vector machine, Endpoint detection

1. 서 론

웨이퍼로부터 하나의 완성된 반도체 제품을 생산하기까지는 매우 복잡한 반도체 공정들이 필요하다. 반도체 공정들에는 다양한 종류의 반도체 장비들이 각각 사용되며, 이들 반도체 장비들 각각의 공정 조

건에 따라 완성된 반도체 제품의 동작 성능이 결정된다. 따라서 반도체 처리장비의 비정상적인 공정 오차는 양품의 반도체 제품을 얻는데 큰 장애 요인이 될 뿐만 아니라 경제적 손실 및 시간적 손실을 초래하게 된다. 이러한 반도체 처리 장비들 중 하나로써 플라즈마 반응기가 있다. 플라즈마 반응기는 특정 패턴에 따라 웨이퍼의 표면을 식각하거나 특정 패턴에 따라

a. Corresponding author: shan@mju.ac.kr

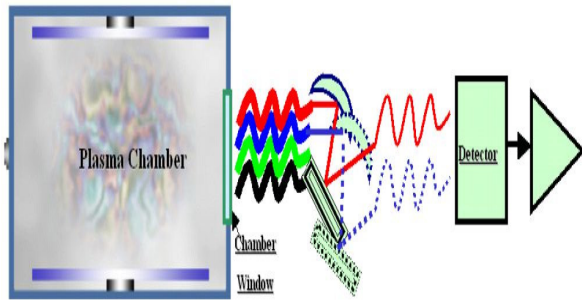


Fig. 1. Schematic of optical emission spectroscopy.

웨이퍼의 상부 면에 물질을 증착하기 위해 주로 사용한다. 플라즈마 반응기는 플라즈마 반응 챔버와 플라즈마 반응 제어부를 포함한다. 식각 또는 증착 공정시, 플라즈마 반응 챔버 내에 피 처리 웨이퍼가 장착되고, 플라즈마 반응 제어부는 플라즈마 반응 챔버의 압력, 반응가스, 전력 등과 같은 플라즈마 반응조건을 제어한다. 여기에서 플라즈마 반응 제어부가 플라즈마 반응 조건을 정밀하게 제어하는 것은 플라즈마 식각 공정에서 과식각 현상과 같은 공정 오류를 방지하기 위해 매우 중요하다. 이러한 오류를 방지하기 위해서는 플라즈마 반응 제어부가 챔버 내부의 플라즈마 상태를 정확히 파악해야 한다. 현재 플라즈마를 이용한 공정이 증가함에 따라 센서를 이용하여 플라즈마 상태를 실시간으로 모니터링 하며 공정 상태를 파악하는 플라즈마 공정 모니터링에 대한 관심이 높아지고 있다. 종래의 플라즈마 공정 모니터링 기법은 그림 1과 같은 OES (optical emission spectroscopy)를 이용하여 식각 종료점을 검출하였다.

OES는 광섬유 케이블을 통하여 플라즈마와 반응할 때 발생하는 단파장의 광을 수신하여 광의 전압 레벨을 신호로 변환하여 종료점 검출 장치에 출력하고 종료점 검출 장치는 OES로부터 수신되는 전압 레벨의 신호에 기초하여 식각 종료점을 검출한다 [1].

표 1은 플라즈마 식각 공정 시 주로 이용되는 파장들의 예이다.

식각 공정이 진행됨에 따라 식각되는 물질이 감소하게 되고, 그 결과, 해당 식각 물질에 의해 발생하는 광도 감소하게 된다. 결국, 종료점 검출 장치는 OES로부터 수신되는 전압레벨의 신호로부터, 해당 식각 물질에 의해 발생하는 광이 감소하는 시점이 식각 종료점인 것으로 판단했다. 이처럼 종래의 플라즈마 반응기는 단파장의 광을 이용하여 식각 종료점을 검출

Table 1. Characteristic wavelengths of excited species in plasma etch.

Material	Emitting Species of Echant Gas	Some Products	Wavelength (nm)
Silicon	CF ₄ /O ₂	SiF	480; 777
		SiCl	287
SiO ₂	CHF ₃	CO	484
Aluminum	Cl ₂	Al	391; 394; 396
	BCl ₃	AlCl	261
Photoresist	O ₂	CO	484
		OH	309
Nitrogen	N ₂ (used as a purge gas prior to and after etch)	H	656
		N ₂	337
		NO	248

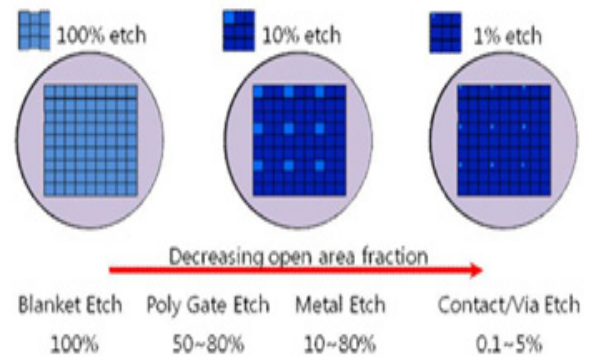


Fig. 2. 100%~1% open area ratio.

하였다. 하지만 해당 식각 물질에 의해 발생하는 광의 파장이 여러 주파수 대역에 걸쳐 분포하기 때문에, 식각 종료점을 판단하기 위한 기준이 되는 가장 중요한 하나의 파장을 선택하는 것이 매우 어려웠고, 처리해야 할 웨이퍼의 전체영역 대비 식각될 영역 (그림 2 참조)의 비율 (open area ratio)이 극히 작을 수록 단파장 광의 노이즈가 증가한다.

그림 3(a)는 식각될 영역의 비율이 3%인 경우의 식각 종료점을 판단하기 위한 시간에 따른 파장강도의 변화를 나타낸 것이며, 그림 3(b)는 식각 될 영역의 비율이 0.7%일 때 식각 종료점을 판단하기 위한 시간에 따른 파장강도의 변화를 나타낸 OES파장이다. 그림 3(a)의 파형에서는 식각 종료점 이전과 이후의 파장강도들 간의 차가 크기 때문에, 식각 종료점이

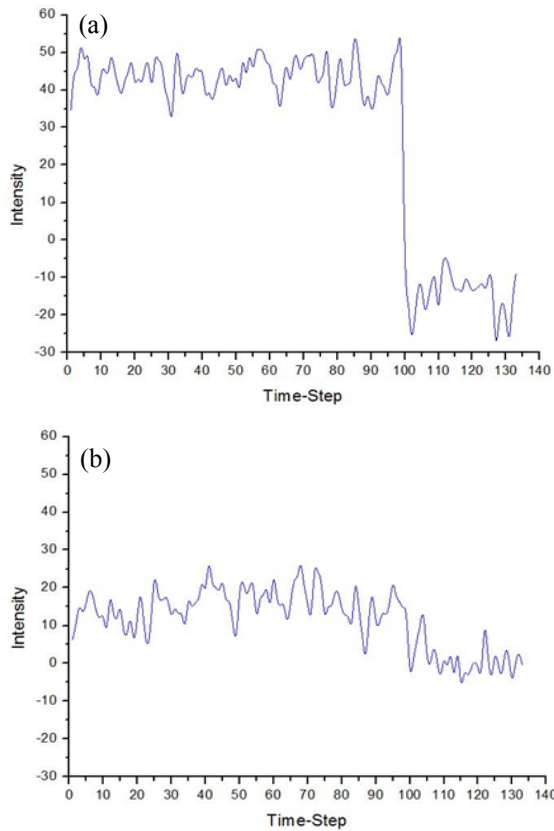


Fig. 3. Wavelength according to open area ratio. (a) open area ratio 3%, (b) open area ratio 0.7%.

명확하게 구분되지만 그림 3(b)의 파형에서는 식각 종료점의 이전과 이후의 파장강도들 간의 차가 매우 작기 때문에, 식각 종료점이 명확하게 구분되지 않는다.

이와 같이 단파장을 이용한 식각 종료점 검출 방법은 전체 영역 대비 식각 될 영역의 비율이 수 퍼센트 이하인 경우에는, 실제로 식각 종료점이 정확하게 검출되지 않는 문제가 있다.

식각 종료점이 정확히 검출되지 않을 경우 under etch나 over etch와 같은 공정 오류가 일어나 device의 성능이나 수율에 손실이 발생하게 된다. 단파장을 이용한 식각 종료점 검출 방법의 단점을 보완하기 위해, 전체 파장으로 종료점을 검출하는 방법이 많이 연구되고 있다. 전체 파장으로 종료점을 검출하는 방법은 파장의 양이 매우 방대하여 정확한 분석 방법을 사용하지 않으면 식각 종료점을 검출하기가 어려워진다 [2]. 식각 종료점을 검출하기 위해 이진 분류 시 자주 사용되고 분류능력이 우수한 SVM (support

vector machine) 알고리즘으로 식각 종료점을 검출해 보았지만, 노이즈가 있거나 open area ratio가 1% 미만일 경우 식각 종료점 이전과 이후 값이 매우 작아서 식각 종료점 전·후를 구분하기 어려워 식각 종료점을 검출하기가 매우 어려웠다. 본 논문에서는 실리콘 산화막 (SiO₂) 식각 공정 시 OES에서 나온 많은 양의 파장을 가능한 정보 손실 없이 소수개의 대표 파장으로 나타내는 PLS (partial least squares) 알고리즘과 PLS에서 나온 대표파장의 식각 종료점을 검출하기 위해 식각 종료점 전·후로 클래스를 구분하여 클래스가 바뀌는 점을 식각 종료점으로 검출하는 SVM 알고리즘을 사용하여 식각 종료점 검출 정확도를 증가시키고, 실시간으로 식각 종료점을 검출하였다.

2. 실험 방법

Plasmart社의 mini plasma station장비를 이용하여 실험을 진행하였고, 100 방향의 4인치 웨이퍼를 이용하였다. 공정조건은 가스 압력 15 mtorr, RF파워 500 W, CF₄가스 50 sccm, Ar가스 15 sccm 공정 조건으로 실리콘 산화막 (SiO₂) 5,000 Å을 식각 하면서 OES로 데이터를 취득하였다.

2.1 부분최소자승법 (partial least squares, PLS)

OES에서 나온 데이터 파장의 양은 매우 방대하여 PLS를 이용하여 데이터 차원 (dimension)을 줄이면 데이터를 다루기 쉬워지기 때문에 방대한 양의 데이터를 처리하는데 효과적이라고 할 수 있다. PLS는 x-space상에서의 분산을 설명하는 성분을 도출할 때 종속 변수 Y와의 상관관계를 고려하여 가중치를 구하는 과정을 반복하여 잠재변수를 도출한다. 이 방법은 주성분분석 (principal component analysis, PCA)이 x-space상의 분산을 최대로 설명하는 성분을 구하는 것과 차별된다. 데이터 차원이 높은 경우, 부분 최소 자승법은 주성분분석보다 예측력이 높고, 노이즈 제거 효과도 우수하다. PLS는 X와 Y의 차원을 줄여 주게 되며, 학습 파라미터 값들은 다음의 식에 의해 구할 수 있다.

$$X = TP^T + E \tag{1}$$

$$Y = UQ^T + F \tag{2}$$

$$U = TB^T \tag{3}$$

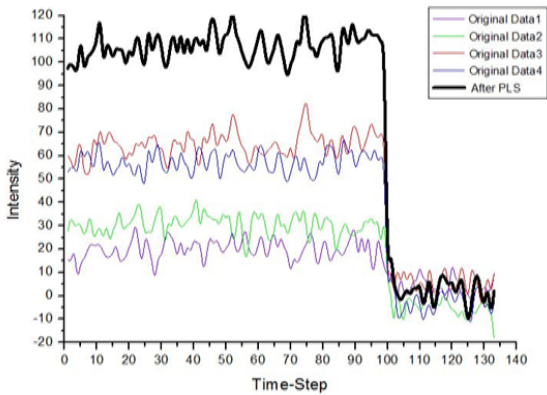


Fig. 4. PLS result.

여기서 T와 U는 스코어 행렬이고 P와 Q는 X와 Y의 로딩 행렬이다. E, F는 각 모델에 해당하는 오차항을 나타내는 행렬 및 벡터이고 B는 T와 U간의 회귀 계수이다 [3].

학습 파라미터 값들을 구하는 과정은 아래와 같다.

1. X와 Y는 서로 다른 파장 값을 입력한다.
2. X와 Y값을 정규화 해준다.
3. X와 제곱합 (largest square of sum)값 중 가장 큰 값을 T로 선정.
4. Y의 제곱합값 중 가장 큰 값을 U로 선정.
5. 가중치를 계산한다. ($W = X' \times U$)
6. X의 스코어 행렬을 계산한다. ($T = X' \times W$)
7. Y의 로딩 행렬을 계산한다. ($Q = Y' \times T$)
8. Y의 스코어 행렬을 계산한다. ($U = Y \times Q$)
9. 2번에서 선정한 T값과 5번에서 구한 T값의 오차율이 임계값 이하로 떨어질 때까지 반복하여 최종 T값을 선정한다. (2번으로 돌아가 T값 재선정)
10. 최종 T값으로 Y의 로딩 행렬구함. ($P = X' \times T$)
11. T와 U간의 상관관계를 나타내는 회귀 계수 B를 구한다. ($B = U' \times T / T' \times T$)

PLS 알고리즘을 이용하여 소수 개의 대표파장으로 나타내기 위해서는 실시간으로 적용하기 전에 오프라인 상태에서 몇 개의 샘플 데이터로 학습 파라미터 값을 구한 후에 계산된 학습 파라미터 값들 중 가중치가 가장 큰 값과 실시간 데이터를 곱하여 여러 개의 파장을 소수 개의 파장으로 변환하여 준다. (식 4)

$$Output = Real_Data \times Max(P \times B \times Q^T) \quad (4)$$

그림 4는 PLS 알고리즘을 이용하여 4개의 파장들을 하나의 대표파장으로 나타낸 결과이다.

PLS 알고리즘에서 나온 대표파장은 원 데이터 보다 시각 종료점 전·후 간격이 많이 벌어져 있는 것을 볼 수 있으며, 이를 이용하여 값의 변화를 좀 더 정확하게 검출할 수 있다.

2.2 Support vector machine (SVM)

SVM 알고리즘은 입력 데이터들을 클래스 별로 분류할 수 있다. 그림 5에서 보는 바와 같이 선형 분리 문제에 대해 엄밀히 말하자면 하나의 집합과 다른 집합을 분류하는 최적의 분리 경계면 (optimal boundary hyperplane)을 찾는 것이다. 최적의 분리 경계면은 학습 벡터뿐만 아니라 각 집합 내 잘 알려지지 않은 벡터들도 분류한다.

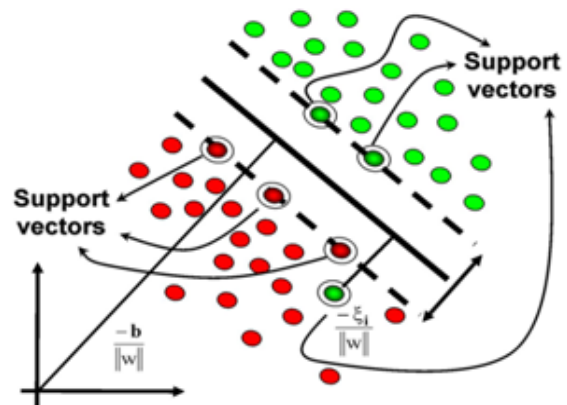


Fig. 5. Optimal boundary by support vector machine.

최적의 경계 (optimal boundary)는 양 집합으로부터 가장 멀리 떨어진 hyperplane으로 정의한다. 그리고 경계면에 가장 가까이 있는 벡터들을 support vector라 한다. 그와 같은 경계면은 집합들의 convex hull 사이의 가장 짧은 선분의 중간점을 통과하는 것으로 정의한다. X를 벡터공간 내 벡터라 할 때, 분리 경계면은 hyperplane 으로 표현된다 [4].

$$w^T x + b = 0 \quad (5)$$

여기서 w는 weight coefficient vector이고, b는 bias항이다. 학습벡터 x_i 와 분리 경계면과의 거리를

margin이라 하고, 다음과 같이 표현한다.

$$\frac{w^T x_i + b}{w} \tag{6}$$

hyperplane 식(5)의 제약 조건을 다음과 같이 한다.

$$\min |w^T x_i + b| = 1 \tag{7}$$

support vector와 최적의 선형 분리 경계면의 거리를 $\frac{1}{w}$ 로 나타내면, SVM은 $w^T w$ 을 최소화 하여 분리간격을 최대화하는 최적의 분리 경계면을 찾아낸다. 식(8)에서 x_i 는 두 클래스 중에 하나에 속하며 $y_i \in \{-1, 1\}$ 는 해당 class를 표시하는 라벨의 역할을 한다.

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 \tag{8}$$

하지만 (7)식으로는 support vector의 최대 margin을 구하기 어려워 블록 최적화 (convex optimization) 문제가 생기게 된다. 최적화 문제는 (9)식과 같은 lagrange multiplier로 구할 수 있다.

$$L(w, b, \alpha_i) = \frac{1}{2}(w^T w) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(w^T x_i + b) - 1] \tag{9}$$

여기서 w 와 b 를 편미분 하여 결과를 0으로 놓으면 $w = \sum_i \alpha_i y_i x_i$, $\sum_i \alpha_i y_i = 0$ 를 얻을 수 있다. 편미분

결과를 식(9)식에 대입하여 정리하면 최적화 문제를 해결해주는 SVM의 최종식(10)이 나오게 된다.

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j X_i^T X_j \tag{10}$$

앞에서 언급한 내용은 선형분리 가능한 집합에 대해서만 적용이 가능하다. 따라서 비선형 패턴을 분리하기 위해 Kernel method를 사용하였다. Kernel method는 dimension을 높여주어 진정한 비선형 경계면을 찾는 방법이다. 입력벡터 x 를 고차 공간으로 변환한 것을 Φ 라 하면,

$$K(x, x') = \Phi(x)^T \Phi(x') \tag{11}$$

식 (11)은 Φ 에 의해서 변환된 고차 공간 내에서 측정된 x 와 x' 의 거리와 Kernel 함수가 등가라는 것을 나타낸다. Kernel 함수에 의해서 margin이 측정되고, 최적화가 실행된다면, 비선형 경계면을 구할 수 있다. 고차 공간에서의 분리 경계면은 다음과 같다 [5].

$$w^T \Phi(x) + b = 0 \tag{12-1}$$

고차 공간에서의 최적화 문제는 다음과 같다.

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(X_i)^T \Phi(X_j) \tag{12-2}$$

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(X_i, X_j) \tag{13}$$

SVM알고리즘을 OES 데이터에 적용시켜 식각 종료점을 검출하기 위해서는 PLS와 마찬가지로 실시간 데이터에 적용하기 전에 학습 파라미터를 구해야한다. 학습 파라미터를 구하는 과정은 다음과 같다. SVM 알고리즘의 input값으로 하기 위해서는 input 값을 Hessian행렬로 구축한 다음에 학습 파라미터인 weight, bias, lagrange 승수(α)를 구한다.

$$L(w, b, \alpha_i) = \frac{1}{2}(w^T w) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(w^T \Phi_i + b) - 1] \tag{14}$$

아래 식과 같이 lagrange multiplier식의 편미분 결과를 0으로 하면 weight, bias, lagrange승수 (α)를 구할 수 있다.

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \Phi_i \tag{15}$$

$$\frac{\partial L(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \tag{16}$$

학습 파라미터 weight, bias, lagrange승수 (α)를 구한 후 PLS에서 실시간으로 나오는 데이터와 SVM 학습 파라미터들을 아래 식에 적용하여 식각 종료점을 검출한다.

$$Output = Real_X \times w + bias \tag{17}$$

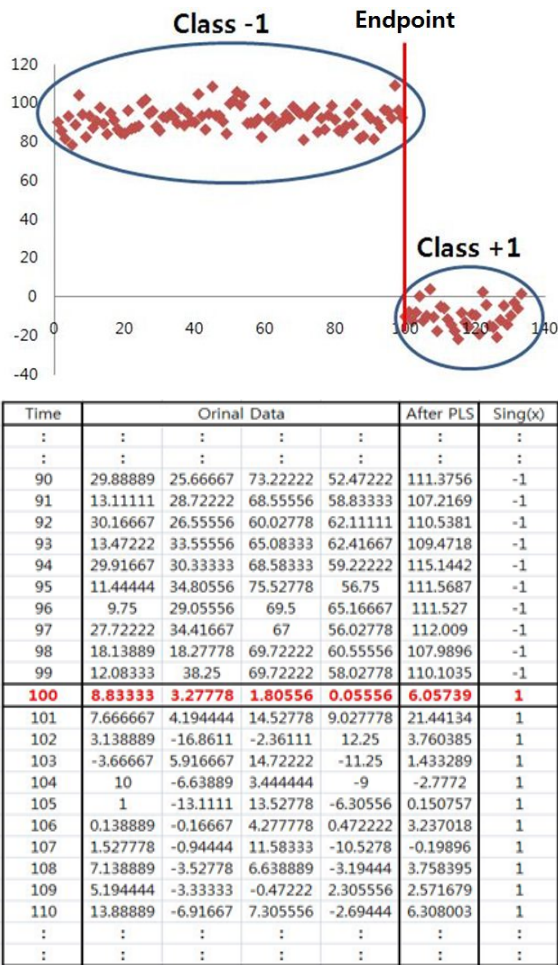


Fig. 6. Example of detected endpoint.

식각 종료점을 구분하는 기준은 그림 6과 같이 sign(x) 함수를 이용하여 식각이 종료되기 전과 식각이 종료된 후의 클래스로 나눈다. 클래스가 변하는 값을 식각 종료점으로 결정한다.

PLS를 거쳐 실시간으로 나오는 대표 파장 출력값들이 SVM 알고리즘의 입력 값으로 들어가면 SVM 알고리즘의 학습 파라미터와 PLS에서 나온 실시간 output 데이터를 SVM 알고리즘에 적용하여 실시간으로 식각 종료점을 검출하도록 하였다.

3. 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 PLS와 SVM 복합알고리즘으로 실리콘 산화막 (SiO₂) 식각 공정 시 OES에서 추출된

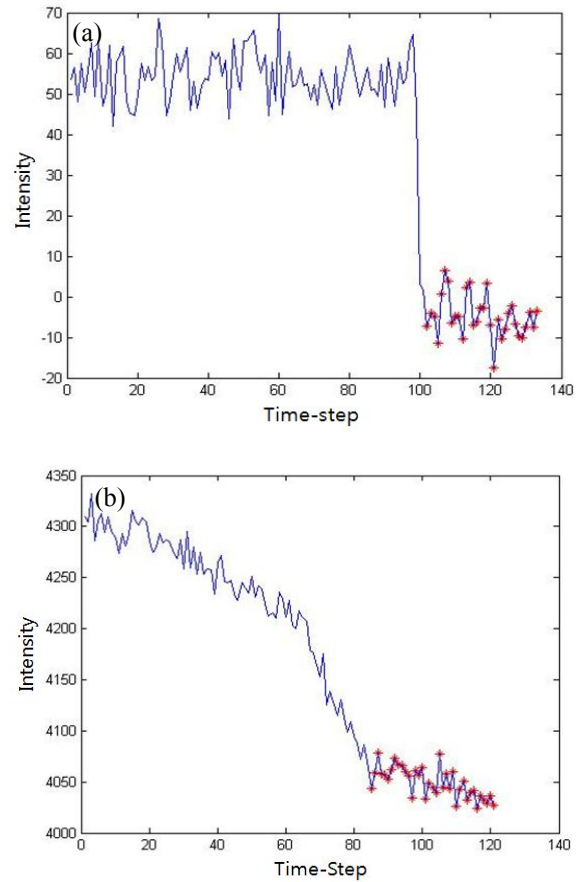


Fig. 7. Examples of real time endpoint detection. (a) open area ratio larger than 1%, (b) open area ratio smaller than 1%.

파장 데이터들에 대한 식각 종료점 검출을 증명하기 위해 먼저 식각될 영역 (open area)의 비율이 1% 이상일 때의 OES 데이터로 검증을 하였다. 실험 계획은 각기 다른 intensity의 파장 5개를 한 개의 세트 두었고 동일한 실험을 4회 반복하여 얻은 총 20개의 파장을 4개 세트 데이터로 분리하여 실험을 계획하였다. 4세트 중 2세트는 학습 파라미터를 구하기 위해 트레이닝 세트 두었고 나머지 2세트는 알고리즘 검증을 하기 위한 테스트 세트 두었다. 검증 시 신뢰성을 위해 트레이닝 데이터와 테스트 데이터 세트를 서로 바꿔가면서 검증하였다.

그림 7은 학습된 모델을 이용하여 실시간으로 들어오는 데이터를 이용해서 식각 종료점을 검출하는 MATLAB 프로그램의 수행 모습을 보여주고 있다.

본 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 동일한 조건

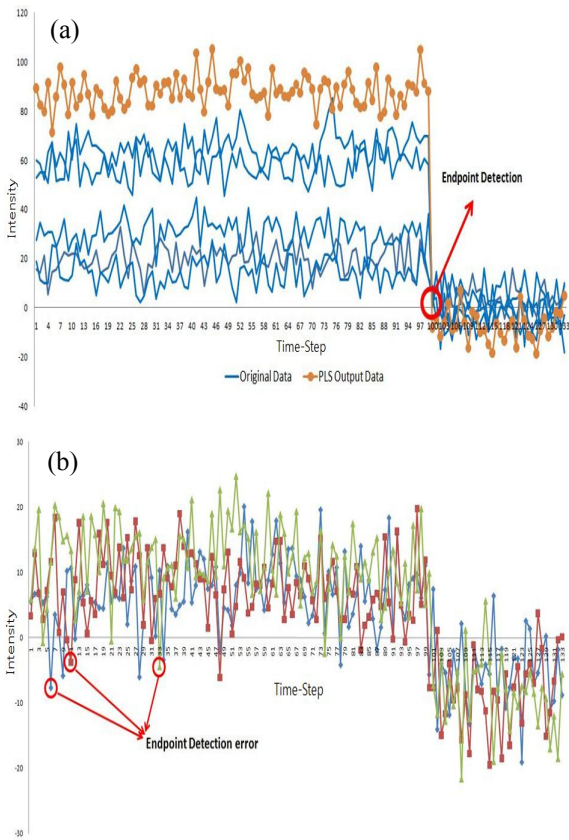


Fig. 8. Comparison between hybrid algorithm and SVM algorithm in open area ratio larger than 1%. (a) endpoint detection using hybrid algorithm of PLS and SVM, (b) endpoint detection error using SVM algorithm.

으로 SVM 알고리즘만으로 식각 종료점을 검출해 보았다. 기존의 군집 분류 시 많이 사용되는 K-means clustering 등의 기법은 사용자가 지정한 K값에 따라 데이터를 K개의 군집으로 정하고 모든 데이터를 가장 가까운 군집 중심에 배속시켜 분류하는 기법이다. 그러나 데이터의 범위가 다양할 경우 거리 측정 기준을 설정하는데 어려움이 따를 뿐만 아니라, 실제 데이터의 구조가 이 값 보다 작거나 큰 군집 특성을 갖고 있다면 좋은 결과를 기대하기 어렵다. 즉, 안정된 클러스터는 보장하지만, 최적이라는 것은 보장하지 못하는 단점들 때문에 PLS에서 나온 데이터라도 노이즈가 많이 있고 식각 종료점 전·후 차이가 거의 없는 식각 영역의 비율이 1% 미만인 OES 데이터에는 신뢰성이 떨어진다. 하지만 SVM 알고리즘은 데이터들을 주어진 차원 보다 높은 차원으로 변환하고 나서,

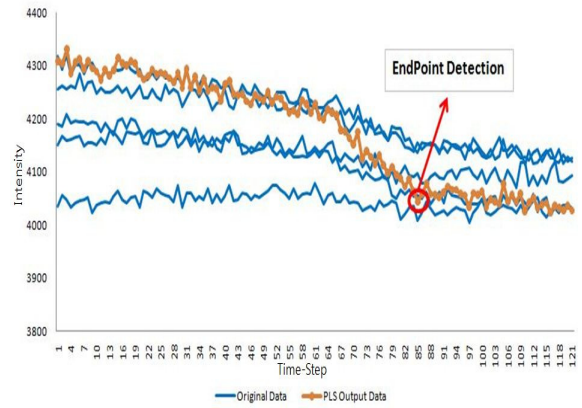


Fig. 9. Open area ratio smaller than 1%.

각 클래스들을 구분하는 최적의 분리경계면을 구함으로써, 학습 벡터뿐만 아니라 각 집합 내 잘 알려지지 않은 벡터들도 분류가 가능하기 때문에 노이즈에 강하고 클래스 분류가 정확하고 overfitting 현상도 잘 일어나지 않는 장점들 때문에 식각 종료점 검출 시 정확도와 신뢰성이 높은 알고리즘이다. 이러한 이유로 SVM 알고리즘을 적용하였다.

PLS와 SVM 복합알고리즘과 SVM 알고리즘을 성능을 비교한 결과 식각될 영역의 비율이 1% 이상일 경우에는 PLS와 SVM 복합알고리즘은 그림 8(a)와 같이 20개 파장 모두 식각 종료점을 검출하는 결과를 보였지만 SVM 알고리즘만을 적용하였을 경우에는 그림 8(b)와 같이 노이즈가 많이 있는 경우나 대표파장이 없어서 식각 종료점 전·후의 차이가 명확하지 않은 경우에는 식각 종료점이 검출되지 않거나 종료점이 지연되어서 검출되는 결과가 나와 식각 종료점을 정확하게 검출하지 못했다.

식각될 영역의 비율이 1% 이하일 때의 파장들의 패턴은 식각 종료점의 전·후가 거의 차이가 없고 매끄럽게 떨어지는 형태의 패턴을 가지고 있으므로 식각 종료점을 검출하는데 많은 어려움이 있다. 대표파장이 선별없이 SVM 알고리즘만으로 시뮬레이션한 결과 단 한 개의 파장도 식각 종료점을 검출할 수 없었다. 반면에, PLS 알고리즘으로 대표 파장을 선별한 뒤 식각 종료점을 검출하는 PLS와 SVM 복합알고리즘으로 시뮬레이션 한 결과 그림 9와 같이 식각 종료점을 정확히 검출하는 결과를 얻었다. 실험은 식각될 영역의 비율이 1% 이상일 때와 동일하게 진행하여 총 20개의 파장 데이터를 얻었다.

Table 2. Endpoint detection rate.

Algorithm	SVM	PLS+SVM Hybrid
Open ratio 1% over	60%	100%
Open ratio 1% under	0%	100%

식각될 영역의 비율이 1% 이상일 때 파장 20개와 식각될 영역의 비율이 1% 이하일 때 파장 20개를 시뮬레이션 한 결과 식각 종료점을 검출하는 SVM 알고리즘만으로는 노이즈가 많이 있거나 식각될 영역의 비율이 1% 이하일 경우 파장의 식각 종료점을 검출하지 못하므로 PLS 알고리즘으로 노이즈를 줄여주고 식각 종료점 전·후 차이가 많이 벌어져 있는 대표파장을 선별하여 SVM 알고리즘에 적용하여 식각 종료점 검출을 검출하는 결과를 얻었다.

표 2는 SVM만을 사용했을 때와 SVM과 PLS를 복합해서 사용했을 때의 성능을 요약한 것이다.

4. 결론

본 논문에서는 절연막 (oxide) 식각 공정 시 OES에서 나온 데이터로부터 식각 종료점을 검출하는 PLS와 SVM을 합성한 복합 알고리즘을 적용하였으며 그 결과를 SVM 알고리즘과 비교하였다. 종래에 식각 공정 시 종료점을 검출하는 방법에 OES를 사용하였지만 반도체 공정 기술이 발전함에 따라 식각될 영역 (open area)의 비율이 점점 줄어들어 OES에서 나온 단파장으로는 식각 종료점을 검출하는데 어려움이 많았다. 이러한 단점을 보완하기 위해 전체 파장으로 식각 종료점을 검출하는 방법이 많이 연구되고 있다. OES에서 나오는 파장은 양이 매우 방대하기 때문에 정확한 분석 방법을 사용하지 않으면 식각 종료점을 검출하기가 힘들다. 따라서 신뢰할 수 있는 식각 종료점 검출을 위해 OES에서 얻은 식각될 영역의 비율이 1% 이상인 데이터 20개와 식각될 영역의 비율이 1% 이하인 데이터 20개를 이용하였고 성능비교를 위해 SVM 알고리즘과 PLS와 SVM 복합 알고리즘을 비교하였다. 클래스를 구별하여 식각 종료점을 찾는 SVM 알고리즘만으로는 노이즈가 많거나 식각 종료점이 전·후가 거의 차이가 나지 않는 파장들

은 식각될 영역의 비율이 1% 이상인 파장에서는 60%, 식각될 영역의 비율이 1% 이하인 파장에서는 0%의 낮은 식각 종료점 검출률을 보였다. 반면에 PLS 알고리즘으로 OES 나온 많은 양의 파장을 가능한 정보 손실없이 소수 개의 대표 파장으로 나타낸 이후에 SVM 알고리즘으로 식각 종료점을 검출하도록 한 PLS와 SVM 복합 알고리즘은 식각될 영역의 비율이 1% 이상인 파장과 식각될 영역의 비율이 1% 이하인 파장 모두 식각 종료점을 100% 검출하는 우수한 식각 종료점 검출 능력을 보여 주었다. 본 연구의 결과는 향후 Bosch 공정 등과 같은 TSV (through silicon via)공정 등에 적용하여 생산성을 향상시키는 데 실제적인 적용을 할 예정이다.

감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업 임. (No. 2010-0024021)

REFERENCES

- [1] C. J. Kil and S. C. Lee, *Korea Intellectual Property Rights Information Service*, 1 (2009).
- [2] M. Quirk and J. Serda, *Semiconductor Manufacturing Technology* (Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2001) p. 435.
- [3] H. S. Lee, *KSS*, **23**, 2 (2010).
- [4] H. Drucker, C. J. C. Burges, L. K. Alex Smola, and V. Vapnik, *Support Vector Regression Machines*, **9**, 155 (1997).
- [5] J. S. Park, *End Point Detection Method of Plasma Etching Process Using Optical* (Myongji Univ., MS Thesis, 2008)
- [6] S. Mukherjee, E. Osuna, and F. Girosi, *Nonlinear prediction of chaotic time series using a support vector machine*, In the Proceedings of the IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing (Amelia Island, FL, 1997) p. 511.
- [7] G. S. May, J. Huang, and C. J. Spanos, *IEEE Trans. Semicond. Manuf.*, **4**, 83 (1991).
- [8] R. L. Allen, R. Moore, and M. Whelan, *Proc. Sparse Partial Inductance Extraction*, **2637**, 19 (1995).

- [9] V. Vapnik, S. E. Golowich, and A. Smola, *Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing Advances in Neural Information Processing Systems* (Cambridge, MIT Press, 1996) p. 281.
- [10] K. Han, *Modified PCA algorithm for the end point monitoring of the small open area plasma etching process using the whole optical emission spectra* (Control, Automation and Systems, ICCAS, International Conference on., 2007) p. 1.
- [11] V. Kecman, *Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models* (Cambridge, Massachusetts, 2001) p. 121.