

다단계 반도체 제조공정에서 함수적 입력 데이터를 위한 모니터링 시스템

장동윤 · 배석주[†]

한양대학교 산업공학과

A Monitoring System for Functional Input Data in Multi-phase Semiconductor Manufacturing Process

Dong Yoon Jang · Suk Joo Bae

Department of Industrial Engineering, Hanyang University, Seoul, Korea

Process monitoring of output variables affecting final performance have been mainly executed in semiconductor manufacturing process. However, even earlier detection of causes of output variation cannot completely prevent yield loss because a number of wafers after detecting them must be re-processed or cast away. Semiconductor manufacturers have put more attention toward monitoring process inputs to prevent yield loss by early detecting change-point of the process. In the paper, we propose the method to efficiently monitor functional input variables in multi-phase semiconductor manufacturing process. Measured input variables in the multi-phase process tend to be of functional structured form. After data pre-processing for these functional input data, change-point analysis is practiced to the pre-processed data set. If process variation occurs, key variables affecting process variation are selected using contribution plot for monitoring efficiency. To evaluate the propriety of proposed monitoring method, we used real data set in semiconductor manufacturing process. The experiment shows that the proposed method has better performance than previous output monitoring method in terms of fault detection and process monitoring.

Keywords: Change-point, Contribution Plot, Functional Input Variable, Multi-phase Semiconductor Process

1. 서론

직접회로(ICs : Integrated Circuits) 제조는 <Figure 1>과 같이 수 많은 모니터링 및 제조 공정으로 구성된 매우 복잡한 프로세스로서, 각 제조공정의 상태를 평가하기 위해 엔지니어는 관심 있는 품질 변수들의 모니터링을 다양한 계측기를 활용하여 수행하게 된다. 최종 수율은 이러한 연속적인 계측에 의해 누적된 수율 결과를 통해 결정된다. 반도체 제조공정의 수율은 자재, 설비 변동, 작업자 오류, 프로세싱 방법 그리고 환경오염 등 다양한 요인에 의해 영향을 받는다. 일반적으로 공정의 중

요 출력변수가 관리한계를 벗어나면 최종 웨이퍼 수율은 낮아지게 되며, 따라서 반도체 산업에서는 예기치 못한 공정의 변화를 적시에 검출하는 방법개발에 많은 노력을 기울여 왔다. 그러나 공정변동을 유발하는 출력변수의 조기 검출만으로는 수율손실을 완벽하게 예방할 수 없다. 왜냐하면 출력변수의 공정관리를 통해 이상변동이 검출된다 하더라도 반도체 제조공정의 특성상 그 동안 가공되고 있던 웨이퍼는 다시 재가공되거나 혹은 폐기되어야 하기 때문이다. 최근에, 반도체 제조업체들은 이러한 출력변수보다는 공정의 입력변수를 모니터링 하는 방법에 많은 관심을 기울이고 있다. 중요 장비에 다양

이 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업 연구임(NRF-2009-0069349).

[†] 연락저자 : 배석주 교수, 133-791 서울 성동구 행당동 17번지 한양대학교 산업공학과, Tel : 02-2220-0473,

Fax : 02-2296-0471, E-mail : sjbae@hanyang.ac.kr

2010년 4월 1일 접수; 2010년 6월 1일 수정본 접수; 2010년 8월 12일 게재 확정.

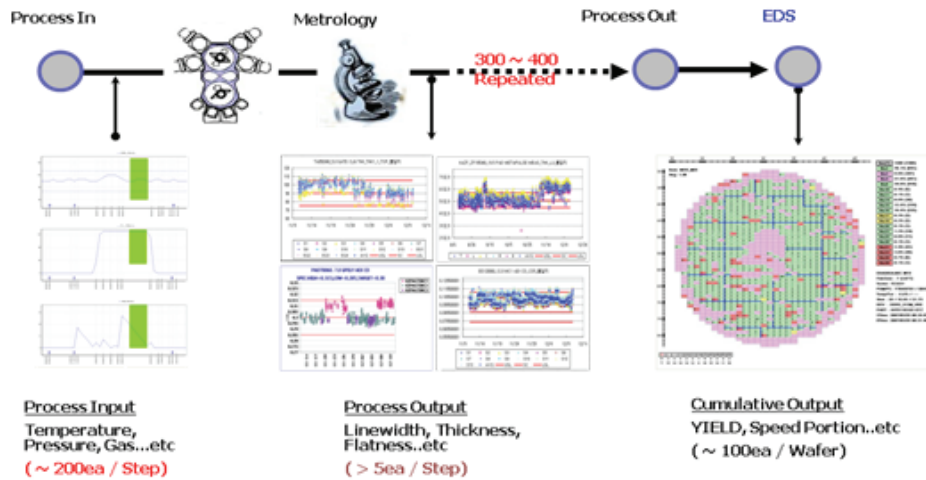


Figure 1. Semiconductor manufacturing process

한 센서들을 부착하여 온도, 압력, 연료공급을 등 수많은 품질 변수들을 측정, 최종 제품의 상태를 예측할 수 있도록 시도하였지만 많은 수의 입력변수의 고려는 오히려 공정변동의 원인을 조기에 탐지하는 것을 어렵게 할 수 있다. 더구나 공정변동과 관련이 있는 중요 입력변수가 신호나 패턴이 존재하여 함수적(functional) 구조를 띠는 경우 현존하는 변동 검출 방법만으로는 함수적 구조를 분석하기에는 많은 제한요소들이 존재한다.

현재 입력변수를 사용하여 공정을 관리하고 결과를 예측하는 문제는 다양한 분야에서 연구되고 있다. Lee와 Spanos(1995)은 반도체 공정상의 플라즈마 프로세스 챔버에서 입력되는 입력변수들을 통해 공정이 완료되는 순간 웨이퍼의 상태를 파악함으로써 조기에 공정의 변동을 파악하고자 시도하였다. Grimshaw *et al.*(1998)은 실시간으로 들어오는 입력데이터의 선형 조합으로 계산된 요약점수(summary score)를 관리하여 입력변수뿐만 아니라 최종 웨이퍼의 수율을 동시에 관리하는 방법을 제안하였다. Card(1998)은 반도체 에칭공정의 챔버내 입력변수의 변동에 의해 공정이 변화되는 것을 감지하기 위한 방법과 예칭율을 예측하기 위한 방법을 제안하였다. 그 밖의 분야로 West *et al.*(2002)은 오페수 처리 공정상에서 들어오는 오페수 내에 포함된 생화학적 산소요구량(BOD : Biochemical Oxygen Demand)을 사용하여 후에 들어올 BOD를 예측하는 모델을 제안하였다. 국내에서는 Han and Park(2006)은 입력변수를 사용하여 다중 공조시스템을 관리하고자 압축기 제어 알고리즘과 전자팽창밸브 제어 알고리즘을 제안하였다. 각 연구는 입력변수를 사용하여 공정을 관리하거나 결과를 예측하는 방법으로 그 동기가 매우 유사하다고 볼 수 있을 것이다.

이와 같은 맥락에서 본 논문에서는 다단계(multi-phase) 반도체 제조 공정 안에서 입력변수를 효율적으로 관리할 수 있는

방법을 제안하고자 한다. 본 연구는 공정 작업 환경에서 예기치 못한 공정사고 발생으로 인한 수율 손실로부터 동기를 얻어 시작되었다. 반도체 제조 공정에서는 공정 작업 환경의 변화가 의도와는 무관하게 빈번하게 발생할 수 있다. 따라서 그러한 예기치 못한 사고로부터 반도체 수율손실을 미연에 방지하기 위해 적시에 공정의 변화를 감지하고 그 변화에 영향을 끼치는 중요 입력변수를 찾는 것이 중요하다. 본 연구가 기존의 입력변수 관리방법과 차별화될 수 있는 부분은 기존의 연구들은 입력변수들을 하나의 이산형 데이터로 보고 분석하였다면 본 논문에서는 함수적 입력변수를 고려하고 있다는 점이다. 반도체 제조의 여러단계 공정을 거치면서 입력변수들은 연속적인 함수적 값을 가지기 때문에 함수적 입력변수의 분석을 통해 공정변화를 감지하고 이에 영향을 미치는 주요 변수들을 추출하는 방법을 제시하고자 한다.

본 연구의 기본절차는 다단계 함수적 데이터를 전처리하고 이를 활용하여 공정의 변화점을 검출하지만 모든 입력변수를 관리하기 보다는 공정변화에 영향을 끼치는 중요변수를 추출하여 관리하는 것을 포함하고 있다. 본 논문에서는 먼저 측정된 입력변수 데이터를 3차 스플라인(spline) 방법을 사용하여 전처리(pre-processing)한다. 이렇게 전처리된 데이터 내에서 변화점 모델(change-point model)을 사용하여 공정의 변화점을 찾고 기여도 그림(contribution plot)을 사용하여 공정 변동에 영향을 끼치는 중요변수를 추출하여 이를 관리한다. 이러한 단계를 하나로 통합하여 다단계 반도체 제조공정을 관리할 수 있는 모니터링 방법을 제안하고자 한다. 또한 제안된 방법의 성능을 검증하기 위해 최근 널리 사용되는 서포트 벡터 머신(SVM : Support Vector Machine)을 사용하여 제품의 분류 정확도를 계산하였으며 기존의 방법과 비교하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 본 논문에서 제

안하는 모니터링 방법, 즉 전처리 방법, 변화점 탐지 방법 및 기여도 그림을 사용하여 공정변동에 영향을 끼치는 중요변수를 찾는 방법 등을 설명한다. 제 3장에서는 실제 반도체 데이터를 사용한 실험을 수행하고 마지막 장에서는 결론 및 추후 연구 과제를 제시하고자 한다.

2. 제안 모니터링 방법

본 장에서는 다단계 공정을 거치면서 함수적 구조를 띠는 반도체 입력변수를 사용하여 공정을 관리할 수 있는 모니터링 방법을 설명하고자 한다. 제안하는 방법은 <Figure 2>에 요약되어 있는데, 공정의 개시와 함께 각 주요장비에 부착된 센서들로부터 입력변수를 계속하게 된다. 이렇게 계속된 데이터는 공정이 진행됨에 따라 함수적 형태를 띠기 때문에 입력변수 값의 상태 및 제품의 상태 예측력을 높이기 위한 전처리 과정이 요구된다. 3차 스플라인 방법을 사용하여 계속된 데이터를 전처리하며, 전처리된 데이터를 사용하여 공정을 모니터링 하면서 변화점 모델을 통해 공정의 변화점을 찾는 작업을 수행한다. 만약 공정상에 변화점이 검출되지 않는다면 지속적인 공정 모니터링이 진행되며 변화점이 검출된다면 기여도 그림을 사용하여 공정변화에 영향을 끼치는 주요 입력 변수를 추

출하고 이렇게 추출된 변수들을 관리함으로써 각 공정의 입력 변수 값을 조율한다.

본 논문에서 제안하는 방법은 이상공정이 발생하기 이전에 공정변화에 영향을 끼치는 변동을 찾아 관리함으로써 최종 반도체 수율의 향상 및 추가적으로 발생하는 제조비용 및 제조 시간을 미연에 방지하고자 한다.

2.1 입력변수 관리

모든 입력변수는 반도체 제조공정중 센서를 통해 실시간으로 입력되거나 계측기를 통해 측정되며 측정된 데이터는 최종 반도체 수율 예측 및 각 공정의 상태를 확인하기 위한 자료로서 활용되고 있다. 본 논문에서 측정된 입력변수들의 중요한 특성 중 하나는 입력변수들이 공정의 여러 단계를 거치면서 함수적 구조를 띤다는 점이다. 함수적 구조를 가지는 데이터의 경우, 신호뿐 아니라 잡음을 포함하여 정상조건과 이상조건에서의 신호의 비교가 힘들기 때문에 데이터의 특성 및 결과 예측력을 높이기 위한 전처리 작업을 필요로 한다. 실제 반도체 공정에서 측정된 입력변수들 중 하나인 챔버 압력량을 시간의 함수로서 도시한 결과 <Figure 3>과 같이 특정 패턴을 나타내는 것을 확인할 수 있었다. 따라서, 이러한 함수적 구조를 띠는 반도체 입력변수를 토대로 공정을 관리하기 위하여

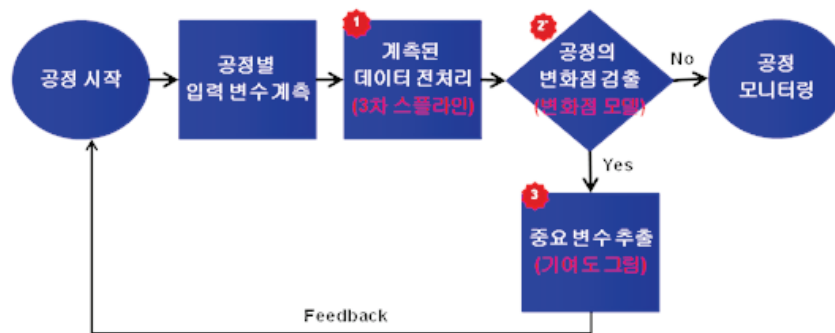


Figure 2. Proposed monitoring method for semiconductor manufacturing process

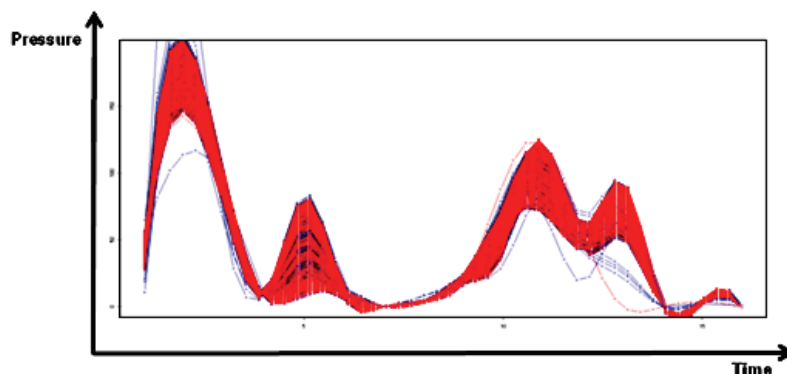


Figure 3. Variation of the value of a chamber pressure by time

본 연구에서는 전처리 작업을 통해 주요 신호만을 추출하여 공정을 관리할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

함수적 구조를 띠는 입력변수를 분석하기 위하여 개별값을 그대로 분석하는 이산형 분석법이 있으나, 보다 효과적으로 관리하기 위해서는 함수적 형태를 다루는 분석법이 요구된다. 함수적 구조를 띠는 데이터를 분석하기 위한 하나의 방법으로는 최근 다양한 분야에 사용되는 웨이블릿(wavelet) 방법이 있다. 웨이블릿은 복잡한 디지털 신호 처리 및 이미지 압축분야에 많이 사용된다. 신호처리의 경우 잡음 속에 섞인 약한 신호를 복원하여 필요한 정보를 얻기 쉬울 뿐만 아니라 웨이블릿 변환을 끝낸 데이터의 경우 값이 0이거나 크기가 매우 작은 값을 가지게 될 확률이 높기 때문에 압축 기법에도 널리 사용되고 있다.

본 논문에서 관리하고자 하는 공정은 다단계 공정이지만 비교적 공정의 수가 적고 간단하기 때문에 함수적 구조를 띠는 입력변수를 전처리하기 위한 방법으로 smoothing 스플라인(spline) 방법을 사용하였다(Hastie et al., 2001). 기존에 곡선을 적합하기 위해서는 모든 n 개의 관측치로부터 하나의 공식을 구하였지만 스플라인 방법은 n 개의 관측치를 n 개의 구간으로 나누어 각 구간의 유일한 공식을 얻어 전처리하는 방법이다. 이 방법은 데이터를 하나의 함수식으로 표현하는 방법보다 더욱 정교한 방법으로 데이터로부터 많은 정보를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 점과 점 사이를 연결할 때 낮은 차원의 다항식 값을 사용하면 보간오차(interpolation error)를 줄일 수 있기 때문에 일반적으로 스플라인 보간법은 낮은 차원의 다항식 값을 사용한다. 낮은 차원의 스플라인 보간법을 사용함으로써 높은 차원의 다항식 값을 사용할 때 발생하는 Runge 현상을 피할 수 있다. 여기서 Runge 현상은 정확한 함수를 추정하기 위해 높은 차원의 다항식 보간법을 사용할 때 발생하는 문제로 보간법과 실제 함수 사이에서 발생하는 오차가 커지는 현상을 말한다.

본 논문에서는 3차식을 사용한 스플라인 보간법을 사용하기 위해 piece-wise 스플라인 방법을 적용하였다. 제 3차 스플라인 방법은 제 1차 도함수, 제 2차 도함수의 함수 값이 각 구간이 연결되는 지점에서 같다는 가정을 함으로써 연결된 하나의 함수를 만족시킨다. 논문에서는 두 개의 도함수 값 중 제 1차 도함수 값을 사용하여 데이터를 전처리하였으며, 제 3차 다항식 함수를 도출하기 위해 각 구간을 다음과 같은 식으로 정의하였다.

$$S_j(x) = a_j + b_j(x - x_j) + c_j(x - x_j)^2 + d_j(x - x_j)^3 \quad (1)$$

여기서 j 번째 점과 $(j+1)$ 번째 점 사이의 거리는 다음과 같다.

$$h_j = x_{j+1} - x_j \quad (2)$$

$S_n(x) \in S(x)$ 를 만족하는 $S(x)$ 함수가 있다고 가정할 때 $S(x)$ 은 다음과 같이 가정한다.

- $S_{j,j=0,1,\dots,n}$ 는 구간 $[x_j, x_{j+1}]$ 에서 3차 다항식 값을 가진다.
- $S(x_j) = f(x_j) = f_j \quad j=0, 1, \dots, n$
- $S_{j+1}(x_{j+1}) = S_j(x_{j+1}) \quad j=0, 1, \dots, n-2$
- $\partial_x S_{j+1}(x_{j+1}) = \partial_x S_j(x_{j+1}) \quad j=0, 1, \dots, n-2$

따라서, 전체 구간을 고려한 $S(x)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$S(x) = \begin{cases} S_0(x) & x \in [x_0, x_1] \\ S_1(x) & x \in [x_1, x_2] \\ \vdots & \vdots \\ S_n(x) & x \in [x_{n-1}, x_n] \end{cases} \quad (3)$$

위 4가지 기본 가정 하에 데이터를 전처리하기 위해 우선 각 구간의 계수 (a_j, b_j, c_j, d_j)를 계산하고 이를 통해 얻어진 $S_j(x_j)$ 과 다음의 공식 10을 사용하여 1차 도함수 값을 계산한다.

$$Ax = b \quad (4)$$

$$A = \begin{bmatrix} 2h_0 & h_0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ h_0 & 2(h_0 + h_1) & h_1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & h_1 & 2(h_1 + h_2) & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & h_{n-2} & 2(h_{n-2} + h_{n-1}) & h_{n-1} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & h_{n-1} & 2h_{n-1} \end{bmatrix}$$

$$x = \begin{bmatrix} S_0 \\ S_0' \\ S_1 \\ \vdots \\ S_{n-1} \\ S_n \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} \frac{3}{h_0}(a_1 - a_0) - 3f'(a) \\ \frac{3}{h_0}(a_2 - a_1) - \frac{3}{h_0}(a_1 - a_0) \\ \frac{3}{h_0}(a_3 - a_2) - \frac{3}{h_0}(a_2 - a_1) \\ \vdots \\ \frac{3}{h_0}(a_n - a_{n-1}) - \frac{3}{h_0}(a_{n-1} - a_{n-2}) \\ 3f'(b) - \frac{3}{h_0}(a_n - a_{n-1}) \end{bmatrix}$$

3차 스플라인 방법을 사용하여 전처리된 데이터는 공정을 모니터링하기 위해 사용된다. 제 2.2절에서는 전처리된 데이터 상에서 공정의 변화점을 검출하기 위한 방법으로 변화점 모델을 설명하고자 한다.

2.2 다변량 변화점 모델(Multivariate Change-point model)

반도체 제조공정 중에는 각 공정의 입력 변수의 변동이나 장비의 오작동, 설비 변수의 변동 및 예상하지 못한 결함이나 사고 등에 의해 품질문제가 발생할 수 있다. 이 때, 출력변수에 대한 공정관리 방식으로는 변동이 발생한 시점을 파악하기 힘들며, 또한 파악한다 하더라도 사후대응인 관계로 기존의 공

정을 따라 생산된 수많은 웨이퍼는 재가공되거나 폐기되어야 하므로 추가적인 제조시간 및 제조비용이 발생하여 기업에 막대한 손해가 발생한다. 그러므로 공정이 변화하면 조기에 변화점을 찾아 이를 관리하는 것이 매우 중요하다. 이를 위해 결과변수를 통한 사후관리가 아닌 입력변수를 통한 공정관리의 필요성을 앞서 전술하였다. 하지만 스플라인 기법으로 전처리된 데이터를 출력변수 관리 방법인 T^2 차트와 다변량 지수가중 이동평균 차트(MEWMA chart : Multivariate Exponentially Weighted Moving Average chart)에 적용하여 공정의 변화점을 찾아 본 결과 Figure 4에서 보는 바와 같이 T^2 차트와 다변량 지수가중 이동평균 차트는 공정변동의 정확한 시점을 파악하는데 한계가 있음을 발견하였다. <Figure 4>의 예와 같이 관리한계선 밖으로 많은 데이터들이 벗어나기 때문에 입력변수의 관리를 위하여 기존의 다변량 관리도를 활용하는 것이 비효율적일 수 있다. 이는 원본 입력 데이터 뿐만 아니라 스플라인으로 전처리된 데이터 내에서도 기존의 출력변수 관리 방법으로는 공정의 변화점을 파악하기 쉽지 않다는 것을 의미한다. 관리도를 사용하여 공정을 관리하기 위해서는 일반적으로 공정에 대한 변수 즉, 공정의 분산이나 평균이 알려져 있다고 가정한다. 하지만 공정변수를 모르는 경우가 대부분이며 실제 입력변수를 관리하는데 있어 각 입력변수에 대한 정확한 기준이 정해져 있지 않기 때문에 관리도를 통해 공정 입력변수의 변화점을 찾는 것은 더욱 쉽지 않다. 그러므로 이러한 제한조건하에서 공정상의 변화점을 정확히 찾을 수 있는 방법이 필요로 하며, 본 논문에서는 공정의 변화점을 찾기 위한 방법으로 변화점 모델을 적용하고자 한다.

본 논문에 적용된 변화점 모델은 공정의 국면(regime)이 변화하는 시점을 검출함으로써 작은 변동뿐만 아니라 공정의 상태에 크게 영향을 끼치는 변동을 찾는 데 매우 유용하게 사용될 수 있다. T^2 관리도나 다변량 지수가중 이동평균 관리도와 같이 흔히 사용되는 관리도에서는 공정변수(공정의 분산과 평균)를 안다는 가정 하에 관리한계선을 계산하여 공정을 관리하지만 변화점 모형은 공정변수를 알지 못하는 경우에도 적용할 수 있다는 장점이 있다. 변화점 모델을 사용하여 공정의 변화점을 찾는 연구는 오래전부터 진행되어 왔다. Hawkins(1977)는 연속적인 단일 데이터가 존재하는 경우 우도비(likelihood ratio)를 사용하여 공정의 변화점을 찾는 방법을 제안하였다. 이 방법은 공정의 모든 변수(분산, 변동 전후의 평균)가 알려져 있다는 가정 하에 데이터를 양분하여 두 데이터 간 차이를 최대로 하는 지점을 변화점으로 정의하였다. 이후 Combay(2000)는 Hawkins가 제안한 방법을 확장시켜 공정 변수들 중 분산 σ^2 와 변동 전 평균 μ_1 는 알지만 변동 후 평균 μ_2 를 모르는 경우에 공정의 변화점을 찾는 방법을 제안하였으며 Hawkins *et al.*(2003) 및 Hawkins and Zamba(2005)은 Combay보다 보다 폭넓은 상황 하에 공정의 변화점을 찾는 방법을 제안하였다. 또한 Hawkins and Zamba(2006)는 기존의 단일 변수 상황이 아닌 다변량 상황 하에서 공정의 변화점을 찾을 수 있는 다변량 변화점 모델(multivariate change-point model)을 제안하였다.

본 논문에서는, 공정상의 변화점을 찾기 위한 방법으로 Hawkins and Zamba(2006)가 제안한 다변량 변화점 모델을 도입하였다. 본 연구에서는 특정 변화점(τ)을 중심으로 평균이 이동하였다는 가정하에 공정의 분산은 변동은 없지만 평균이

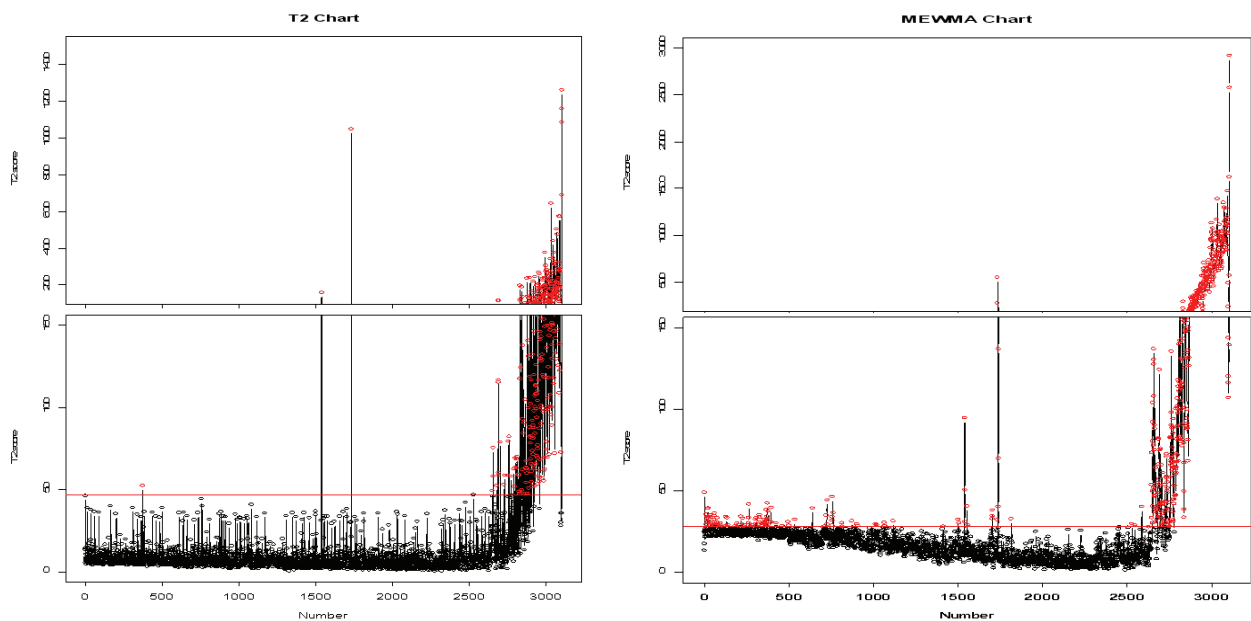


Figure 4. A example of T^2 chart and MEWMA chart for pre-processed chamber pressure data

μ 에서 μ_1 으로 바뀌었다고 가정하였다.

$$\mathbf{X}_i = \begin{cases} N_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) & \text{if } i \leq \tau \\ N_p(\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\Sigma}) & \text{if } i > \tau \end{cases} \quad (5)$$

이러한 가정 하에 다음과 같은 식을 통해 변화점이 계산된다.

$$\bar{\mathbf{X}}_{j,m} = \frac{1}{m-j} \sum_{i=j+1}^m \mathbf{X}_i, \quad (6)$$

$$\mathbf{W}_k = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^k (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}_{0,k})(\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}_{0,k})' + \sum_{i=1}^k (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}_{k,n})(\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}}_{k,n})' \right\}}{n-2} \quad (7)$$

여기서 데이터의 개수(n)은 입력변수의 개수(p)보다 크다는, 즉 $n > p+1$ 을 가정한다. \mathbf{W}_k 는 k 지점에서의 통합 공분산 행렬이다. k 지점 이후에 발생한 변동을 찾기 위해 \mathbf{Y}_k 를 계산한다. 여기서 \mathbf{Y}_k 는 k 를 기준으로 양분된 데이터간 표준 차이를 의미한다.

$$\mathbf{Y}_k = \left[\frac{k(n-k)}{n} \right]^{1/2} (\bar{\mathbf{X}}_{0,k} - \bar{\mathbf{X}}_{k,n}), k=1, \dots, n-1 \quad (8)$$

그리고 k 지점이 변화점이라는 가정하에 이전 이후 데이터 사이의 차이를 검증하기 위해 Hotelling T^2 통계량을 계산한다.

$$T_k^2 = \mathbf{Y}_k' \mathbf{W}_k^{-1} \mathbf{Y}_k, k=1, \dots, n-1 \quad (9)$$

만약, 사전에 공정의 변화점이 $\tau = k$ 로 알려진 경우 T_k^2 는 이전 이후 데이터 사이의 차이를 검증하기 위한 통계량 값으로 사용된다. 반면, 변화점이 사전에 알려지지 않은 경우, 모든 지점들 중 가장 큰 T^2 값을 갖는 지점 k 가 변화점이 된다. 즉

$$T_\tau^2 = \max T_k^2, k=1, \dots, n-1 \quad (10)$$

이렇게 변화점 모델을 사용하여 찾은 공정의 변화점에 소수의 변수들이 영향을 미치는 경우가 대부분이기 때문에 이러한 공정변동에 영향을 주는 인자를 찾아내기 위하여 기여도 그림을 적용하고자 한다.

2.3 기여도 그림(Contribution Plot)

프로세스 관리의 목적은 공정상의 이상변동을 찾고 이를 관리하는데 있다. 하지만 공정의 변화를 검출하고 관리하기 위

해 모든 변수를 고려하는 것은 많은 시간과 노력을 필요로 하기 때문에 변동에 영향을 끼치는 중요변수를 찾아 관리하는 방법이 보다 효율적이다. 이에 본 논문에서는 공정변화에 영향을 끼치는 중요 변수를 찾기 위한 방법으로 기여도 그림(contribution plot)을 사용하였다. 기여도 그림은 각 변수의 기여도를 통해 변수가 결과에 끼치는 영향도를 그래프로 나타낸 차트이다. 이 차트에서 큰 T^2 값을 가지는 변수는 공정이 관리 상태에서 가지는 공정변수와 큰 차이를 나타내는 변수를 의미하며 실질적으로 결과에 영향을 끼치는 중요변수가 된다.

기여도 그림을 사용하여 중요 변수를 찾고자하는 연구를 살펴보면 다음과 같다. Nomikos(1996)는 주성분 분석(PCA : Principal Component Analysis)에 기반한 T^2 통계량 기여도 그림을 제안하였다. 하지만 이 방법은 출력변수와 상관성을 고려하지 못한다는 단점을 가지고 있다. 이에 Westerhuis *et al.*(2000)은 결과를 고려한 부분최소제곱법(PLS : Partial Least Square)에 기반한 T^2 통계량 기여도 그림을 제안하였다. 이러한 방법들은 단일 공정만을 관리하는 방법으로 복잡한 다단계 공정상에 적용하기 어렵다는 문제점을 가지고 있다. 이에 Undey *et al.*(2003)은 다단계 공정을 거치며 많은 변수들을 가지는 공정을 관리하기 위한 다방향(multiway) PLS 기반의 T^2 통계량 기여도 그림을 제안하였다. 국내에서는 최상욱과 이인범(2005)은 공정변화에 영향을 끼치는 중요 변수를 찾기 위해 공정 변수들을 그룹화 하는 multiblock PLS 모델에 기반한 기여도 그림을 제안하였다.

본 논문에서는 다단계 반도체 공정이지만 그 수가 적고 동일한 시점에서 공정의 변화가 발생했다는 가정을 두기 때문에 Westerhuis(2000)가 제안한 PLS 기반의 기여도 그림을 적용하였다. PLS 방법은 종속변수와 독립변수 사이의 관계를 모델링하고 이를 예측하는데 그 목적이 있으며, 공정 상태를 모니터링하고 제조공정의 품질변동에 영향을 끼치는 중요변수를 찾는 데 흔히 사용되는 방법이다. PLS 모델은 다음과 같이 정의된다.

$$C(T^2, x(t)) = \sum_{k=1}^K \mathbf{t}_k \wedge_{kk}^{-1} \mathbf{P}_{ik} x(i) \quad (11)$$

여기서 \mathbf{t}_k 는 k 번째 데이터까지 계산된 스코어 값이며 \wedge 은 공분산 행렬의 역행렬, \mathbf{P} 는 k 지점까지 들어온 데이터를 통해 만들어진 모델을 의미한다. 각 변수의 기여도는 다음과 같은 절차에 의해 계산된다. 새로운 데이터셋 \mathbf{x} 가 주어졌을 때 i 번째 스코어 값은

$$t_i^{new} = \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}_i \quad (12)$$

이다. 여기서 식 (11)번을 사용하여 각 스코어 값과 벡터 \mathbf{x} 사이의 관계식을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 t_1^{new} &= \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 \\
 t_2^{new} &= \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}_2 = \mathbf{w}_2^T (\mathbf{x}_1 - \mathbf{p}_1 t_1^{new}) = \mathbf{w}_2^T (\mathbf{x}_1 - \mathbf{p}_1 \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1) \\
 &= \mathbf{w}_2^T (\mathbf{I} - \mathbf{p}_1 \mathbf{w}_1^T) \mathbf{x} \\
 t_n^{new} &= \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}_n = \mathbf{w}_n^T (\mathbf{x}_{n-1} - \mathbf{p}_{n-1} t_{n-1}^{new}) \\
 &= \mathbf{w}_n^T (\mathbf{I} - \mathbf{p}_{n-1} \mathbf{w}_{n-1}^T) \mathbf{x}_{n-1} \\
 &= \mathbf{w}_n^T (\mathbf{I} - \mathbf{p}_{n-1} \mathbf{w}_{n-1}^T) (\mathbf{I} - \mathbf{p}_{n-2} \mathbf{w}_{n-2}^T) \mathbf{x}_{n-2} \\
 &= \mathbf{w}_n^T (\mathbf{I} - \mathbf{p}_{n-1} \mathbf{w}_{n-1}^T) \cdots (\mathbf{I} - \mathbf{p}_1 \mathbf{w}_1^T) \mathbf{x} \\
 &= \mathbf{w}_n^T \left(\prod_{j=1}^{n-1} (\mathbf{I} - \mathbf{p}_{k-j} \mathbf{w}_{k-j}^T) \right) \mathbf{x}
 \end{aligned} \tag{13}$$

이때 \mathbf{w} 는 고유벡터(eigenvector) 값을 의미한다. 이렇게 얻어진 스코어 벡터 값을 통해 T^2 값은 다음 식에 의해 계산된다.

$$\begin{aligned}
 T^2 &= (\mathbf{t}^{new})^T \Lambda^{-1} (\mathbf{t}^{new}) = \|\Lambda^{-0.5} \mathbf{t}^{new}\|^2 \\
 &= \|\Lambda^{-0.5} \Xi \mathbf{x}\|^2 = \|\Gamma \mathbf{x}\|^2
 \end{aligned} \tag{14}$$

$$\Xi = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \mathbf{w}_2^T (\mathbf{I} - \mathbf{p}_1 \mathbf{w}_1^T) \\ \vdots \\ \mathbf{w}_n^T \prod_{j=1}^{n-1} (\mathbf{I} - \mathbf{p}_{n-j} \mathbf{w}_{n-j}^T) \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \Lambda^{-0.5} \Xi \tag{15}$$

위 식을 정리하면 다음과 같다.

$$T^2 = \|\Gamma \mathbf{x}\|^2 = \left\| \sum_{i=1}^m \Gamma(:, i) x(i) \right\|^2 \tag{16}$$

이때 $\Gamma(:, i)$ 는 Γ 의 i 번째 열이며 $x(i)$ 는 i 번째 변수를 의미한다. 즉, i 번째 변수의 기여도는 $\|\Gamma(:, i) x(i)\|^2$ 가 된다.

3. 실험 및 결과

이번 장에서는 실제 반도체 공정상에서 측정된 데이터를 사용하여 제안한 모니터링 방법의 성능을 검토하고자 한다. 실험을 수행하기에 앞서 다음과 같은 3가지 기본가정을 전제로 한다.

- (1) 공정의 변화는 동인한 시점에 발생한다.
- (2) 공정의 분산은 σ^2 로 변하지 않았지만 공정의 평균이 μ 에서 μ_1 으로 이동한다.
- (3) 제품의 상태는 변화점을 기준으로 이전은 양품, 이후는 불량으로 판정한다.

실험에 사용된 데이터는 실제 반도체 공정 데이터로 공정이 진행되는 동안 한번의 정전이 발생하였다. 하지만 정전 시점에 모든 공정이 종료되지 못하고 정전 후 추후 공정을 진행시켜 모든 가공을 마무리하였으며, 각 웨이퍼에 대한 양불판정은 수행되지 않은 데이터이다. 데이터의 구성은 <Figure 5>에서 보는 바와 같이 총 13개 단계로 구성되어 있으며 각 단계는 150개의 변수와 3104개의 관측치로 구성되어 있다.

실험절차는 다음과 같다. 전체 데이터를 각 단계별로 구분한 뒤 각 단계 간 스플라인 곡선의 1차 도함수를 계산한다. 공정을 관리하는데 있어 데이터를 전처리하는 방식이 얼마나 효과적인지 검증하기 위해 분류 정확도를 계산하여 원래의 데이터를

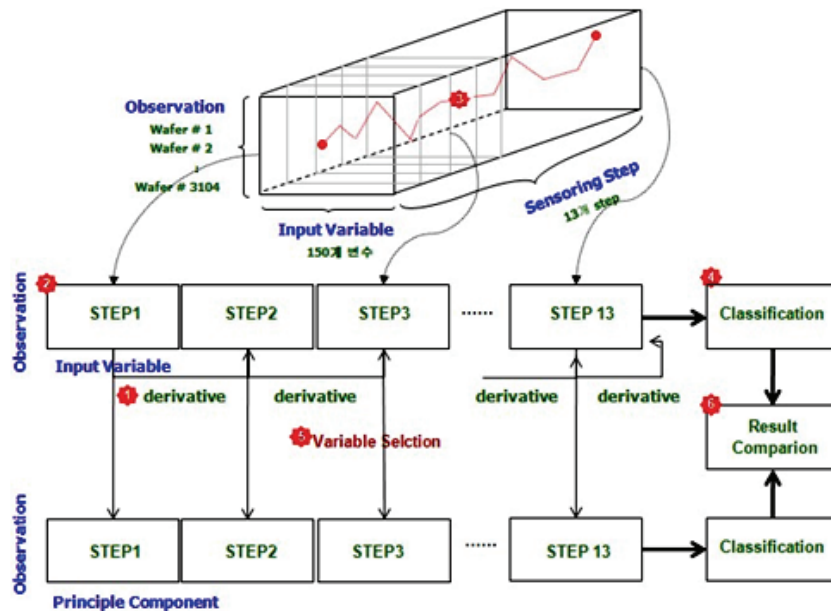


Figure 5. Data structure and experiment procedure

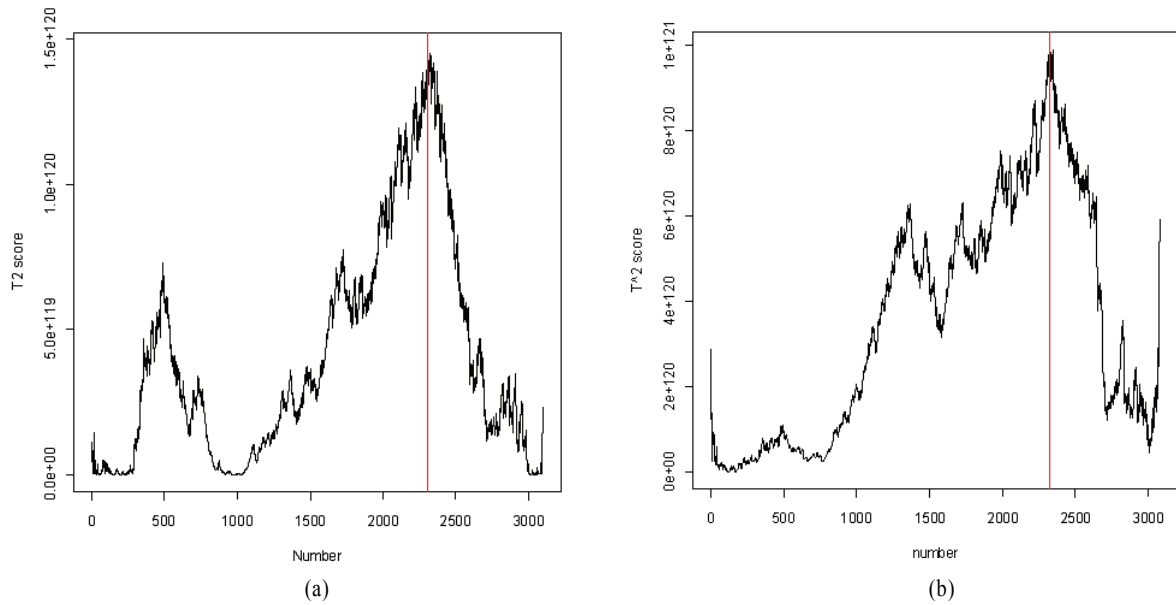


Figure 6. Change-point detection : (a) raw input data (b) pre-processed input data

토대로 분류한 정확도와 비교해 보았다. 검출된 변화점을 보다 효과적으로 관리하기 위해 기여도 그림으로 주요 입력변수를 추출하였으며 공정을 관리하는데 있어 주요 변수만을 추출하여 관리하는 방식이 얼마나 효율적인지를 확인하기 위해 모든 변수를 토대로 도출된 결과와의 효율성을 비교하였다.

실제로 정전이 발생한 시점은 1550지점이지만, 변화점 모형의 경우 <Figure 6>과 같이 원본 데이터 뿐만 아니라 전처리된 데이터에서 모두 동일하게 2325지점을 공정의 변화점으로 추정하였다. 이는 정전발생 후에 공정을 재개하였을 때 일정한 시간지체(time lag)가 발생하여 입력변수에 영향을 준 것으로 예상할 수 있다. 위의 변화점 추정방법을 통해 얻어진 변화점을 기준으로 제품의 상태를 양분 판정하여 support vector machine(SVM)을 통해 분류정확도를 계산하였는데, 그 결과는 <Figure 7>에서 보는 바와 같다.

<Figure 7>에서 보는 바와 같이 제품의 상태를 분류하는데 있어 데이터를 전처리하는 경우 원 데이터를 사용하는 경우보다 더 좋은 분류 정확도를 가지는 것으로 나타났으며 전처리된 데이터 내에서 변화점 모델을 사용하여 공정의 변화점을 찾는 방법이 실제 정전 발생시점을 기준으로 양분판정을 하였을 때보다 더 높은 분류 정확도를 나타냈다. 즉, 데이터를 전처리하고 변화점 모델을 사용하여 공정의 변화점을 찾는 방법이 제품의 상태를 분류하는데 있어 다른 세 가지 방법보다 적게는 4%, 많게는 40% 이상 더 좋은 결과를 나타내는 것을 확인하였다. 전술한 바와 같이 실제 정전발생 후 일정한 시간지체(time lag)가 발생하여 입력변수에 영향을 줄 수 있을 가능성이 존재하며, 만약 시간지체가 발생한다면 어느 정도 시간지체가 발생할 수 있는지 추정할 수 있는 좋은 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

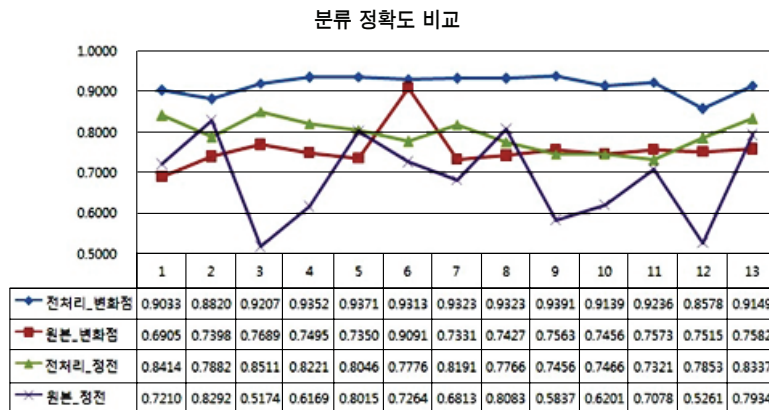


Figure 7. Classification accuracy comparison for raw data and pre-processed data

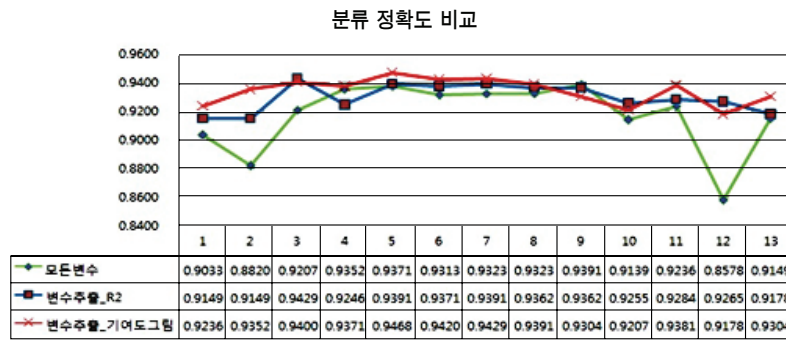


Figure 8. Classification accuracy comparison for key variable selection

다음으로 공정변화에 영향을 끼치는 주요 입력변수만을 관리하는 방법이 공정을 관리하는데 얼마나 효율적인지 알아보기 위해 모든 입력변수를 사용하여 계산된 분류 정확도와 기여도 그림을 통해 추출한 주요 입력변수만을 활용하여 계산된 분류 정확도를 비교하였다. 변수를 선택하는 방법에 있어서 기여도 그림이 얼마나 효과적인지 확인하고자 R^2 방법을 통해 추출한 주요 입력변수를 통한 분류 결과와 비교하였다.

<Figure 8>에서 보는 바와 같이 기여도 그림을 사용하여 주요변수만을 추출한 결과 13개 공정 평균 94%의 분류 정확도를 가지는 것으로 나타났으며 이는 모든 변수를 사용하여 계산된 분류정확도보다 3% 이상 더 좋은 결과이다. R^2 방법을 사용하여 주요변수를 추출한 결과 약 93%의 분류 정확도를 나타냈다. 기여도 그림과 R^2 방법 비교시 유사한 분류정확도를 보이지만 13개 공정 중 9개 공정에서 기여도 그림이 높은 분류 정확도를 보임으로써 주요변수 추출에 R^2 방법보다 일관된 좋은 결과를 나타내는 것을 확인하였다.

4. 결론 및 추후 연구과제

반도체 공정에서 결과변수를 토대로 공정을 관리하는 방법은 공정의 변화시점 파악 및 이에 대한 즉각적인 조치가 어렵다는 문제점을 가지고 있으며 이로 인해 추가적인 제조 시간 및 제조비용의 증가로 막대한 손해가 발생할 수 있다. 이에 본 논문에서는 여러 단계를 거치면서 함수적 형태를 띠는 반도체 입력 변수를 사용하여 공정을 모니터링 하는 방법을 제안하였다. 제안한 모니터링 방법은 3차 스플라인 방법을 적용하여 데이터를 전처리하고 변화점 모델을 사용하여 전처리된 데이터로부터 공정의 변화점을 감지하며, 검출된 변화점을 관리하기 위해 기여도 그림을 사용하여 공정변화에 영향을 끼치는 주요 변수를 찾아 이를 관리하는 3단계로 구성되어 있다. 제안한 방법의 성능을 검토하기 위해 실제 반도체 공정 데이터를 사용하여 기존의 공정관리 방법과 비교하였다. 함수적 구조를 띠

는 반도체 입력변수를 사용하는데 있어 데이터를 전처리하는 방법이 원본 데이터를 사용하는 경우보다 높은 분류 정확도를 가지며, 공정의 변화점을 찾는 데 있어 변화점 모델을 사용하는 것이 작업자에 의한 정성적 변화점 검출법이나 기존에 적용되는 공정관리 방법보다 높은 분류 정확도를 보임을 실제 사례 데이터를 중심으로 확인할 수 있었다. 또한 공정의 변화점을 관리하는데 있어 모든 변수를 사용하는 경우보다 주요변수만을 찾아 관리하는 방법이 더 효율적임을 확인하였다. 이러한 결과는 후에 반도체 공정을 비롯한 함수적 구조를 띠는 입력변수를 가지는 모든 공정에 적용하여 사용될 수 있을 것으로 기대한다. 추후 과제로는 공정의 평균 뿐만 아니라 공정의 분산 또한 변동이 존재할 경우 실시간으로 들어오는 입력변수로부터 공정의 변동을 실시간으로 찾아 관리할 수 있는 보다 효율적인 온라인 모니터링 기법에 대한 연구를 수행하고자 한다.

참고문헌

- Card, J. P., Naimo M, and Ziminsky, W. (1998), Run-to-tun process control of a plasma etch process with neural network modeling, *Quality and Reliability Engineering International*, **14**, 247-260.
- Choi, Sang Wook and Lee, In-Beum (2005), Multiblock PLS-based localized process diagnosis, *Journal of Process Control*, **15**, 295-306.
- Combay, E. (2000), Sequential change-point detection with likelihood ratios, *Statistics and Probability Letters*, **49**, 195-204.
- Dorizzi, B., Pellieux, F., Jacquet, F., Czernichow, T., and Munoz, A. (1996), Variable selection using generalized RBF networks : Application to the forecast of the french T-bonds, In *Proceeding of IEEE-IMACS*, Lille, France, 122-127.
- Gunn, S. R. (1998), *Support vector machines for classification and regression*, ISIS Technical Report.
- Han, D. Y. and Park, K. J. (2006), Fuzzy Control Algorithm for the Compressor and the Electronic Expansion Valve of a Multi-type Air-conditioning System using Multiple Input Variable, *SAREK Journal of Air-Conditioning and Refrigeration*, **18**, 163-171.
- Hawkins, D. M. (1977), Testing a sequence of observation for a shift in location, *Journal of American Statistical Association*, **72**, 180-186.
- Hawkins, D. M., Qiu P., and Kang, C. W. (2003), The changepoint model for statistical process control, *Journal of Quality Technology*,

- 35, 355-366.
- Hawkins, D. M. and Zamba, K. D. (2005), A change-point model for a shift in variance, *Journal of Quality Technology*, **37**, 21-31.
- Hastie, T., Tibshirani, T., and Friedman, J. (2001), *The Element of Statistical Learning*, Springer, New York.
- Nomikos, P. (1996), Detection and diagnosis of abnormal batch operations based on multi-way principal component analysis, *ISA Transactions*, **35**, 259-266.
- Ramsay, J. O. and Silverman, B. W. (2005), *Functional data analysis*, Springer.
- Ruck, D. W., Rogers, S. K., and Kabrisky, M. (1990), Feature selection using a multilayer perceptron, *Journal of Neural Network Computing*, **2**, 40-48.
- Scott, D. Grimshaw and Scott, D. Shellman (1998), Real-time process monitoring for changing inputs, *Technometrics*, **40**, 283-296.
- Sherry, F. Lee and Costas, J. Spanos (1995), Prediction of wafer state after plasma processing using real-time tool data, *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, **8**, 252-261.
- Szetsen, Lee and Yu-Chung, Tien (2006), In situ real-time monitoring of plasma process chamber component qualities and predictive controlling of wafer yields, *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, **19**, 432-436.
- Undey, C., Ertunc, S., and Cinar, A. (2003), Online batch/fed-batch process performance monitoring quality prediction, and variable-contribution analysis for diagnosis, *Industrial and Engineering Chemistry Research*, **42**, 4645-4658.
- West, D., Dellana, S., and Jarrett, J. (2002), Transfer Function modeling of processes with dynamic inputs, *Journal of Quality Technology*, **34**, 315-326.
- Westerhuis, J. A., Gurden, S. P., and Smilde, A. K. (2000), Generalized contribution plots in multivariate statistical process monitoring, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, **51**, 95-114.
- Zamba, K. D. and Hawkins, D. M. (2006), A multivariate change-point model for statistical process control, *Technometrics*, **48**, 539-549.