

---

저자 (Authors)	박시저, 박정술, 백준걸
출처 (Source)	<a href="#">대한산업공학회 춘계공동학술대회 논문집</a> , 2010.06, 819-825(7 pages)
발행처 (Publisher)	<a href="#">대한산업공학회</a> Korean Institute Of Industrial Engineers
URL	<a href="http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE01954889">http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE01954889</a>
APA Style	박시저, 박정술, 백준걸 (2010). 정규분포를 따르지 않는 비선형 데이터를 위한 모델기반 이상탐지. 대한산업공학회 춘계공동학술대회 논문집, 819-825
이용정보 (Accessed)	한신대학교 211.187.***.147 2020/01/29 18:23 (KST)

---

### 저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

### Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

# 정규분포를 따르지 않는 비선형 데이터를 위한 모델기반 이상탐지

박시저 (parkcaesar@korea.ac.kr), 박정술 (dumm97@korea.ac.kr),  
백준걸 (jungeol@korea.ac.kr)  
고려대학교 산업경영공학과

## Abstract

반도체 생산공정은 제품의 원하는 품질수준을 위해서 안정적이어야 한다. 반도체 생산공정이 미세화, 고집적화 되어감에 따라 공정의 안정을 위한 노력이 커지고 있다. 공정이 안정화되기 위해서는 생산공정의 변동을 줄이는데 지속적인 주의가 필요하다. 최근의 반도체 생산공정은 측정 장비의 발달로 인해 실시간으로 많은 양의 데이터를 관측할 수 있게 되었으며, 이로 인하여 보다 정교한 관리, 제어가 이루어 질 수 있게 되었다.

대부분의 미세 공정에서 사용되는 공정제어 기술은 FDC(Fault Detection Classification), R2R(Run to Run) 크게 두 가지로 요약된다. FDC기법은 공정의 이상상황을 탐지하여 통계적으로 공정이 기존의 상태와 같지 않다고 판단되면 이를 공정제어에 반영하는 기법이다. R2R 기법은 공정이 매번 진행될 때마다 공정의 결과를 Feedback하여 다음 공정에 반영하는 기법으로 정밀한 제어가 필요한 공정에 대부분 사용되고 있다.

FDC는 SPC(Statistical Process Control)를 기반으로 한다. 하지만 SPC는 복잡한 공정의 제어가 불가능하며  $T^2$ 차트는 다변량을 고려하였음에도 불구하고 효과적으로 공정을 제어하지 못하는 문제점이 있다. 따라서 본 연구에서는 새로운 이상탐지 기법을 제안한다.

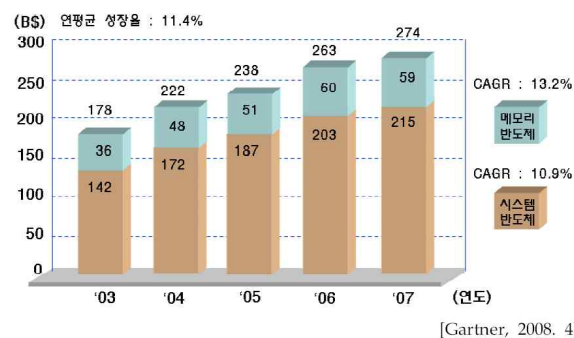
본 연구에서 제안하는 방법은 비정규분포 데이터의 이상탐지를 위한 Model Based

Fault Detection 이다. R2R에서 사용되는 MPC기법을 이용하여 이상을 탐지한다.

## 1. 서론

최신 IT기기의 등장과 수요확대로 인하여 반도체 시장이 매년 증가하고 있다. 반도체 산업은 21세기 정보화 사회를 선도하는 첨단 핵심부품 산업으로 높은 부가가치를 지니고 있어 경쟁이 가장 치열한 산업중의 하나이며, 지속적으로 성장할 것으로 전망되고 있다. 세계반도체 시장의 규모는 2007년도 기준으로 2,740억불, 2012년에는 3,479억불로 약 5% 이상의 성장세가 예상되고 있다[1].

지난 50년간 축적된 다양한 반도체 기술들은 그린에너지 공급, 에너지 절감 등을 실현할 수 있는 그린산업의 핵심으로 부상하고 있



[그림 1] 반도체 산업 현황

으며 이에, 세계 각국은 그린사회 환경조성, 기후 변화 및 환경규제의 대응을 위한 핵심 정책으로 반도체 산업에 집중투자 중이다[10].

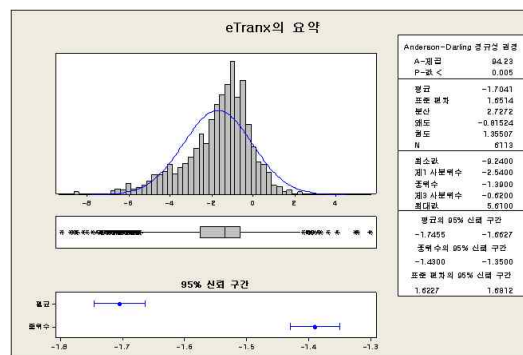
반도체 산업의 경쟁력 확보를 위해 가장 중요한 요소는 품질이다. 기술수준이 같을 경우 생산과정에서 불량률을 줄여야 기업의 이윤은 증가할 수 있다. 또한 높은 품질의 제품은 이윤증가와 함께 고객의 만족도를 높임으로써 기업의 경쟁력 강화에 크게 기여 한다. 따라서 반도체 제조 기업들은 정밀한 설비투자와 좋은 원자재의 선택 및 고집적 설계 등을 통해 품질 향상을 꾀하고 있다[3].

기술의 발전으로 인해 반도체 공정은 점점 미세화, 고집적화 되어가고 있다. 반도체 공정의 효율을 위해서 미세한 공정의 제어와 관리가 필요하게 되었으며, 측정 장비가 발전함에 따라 미세한 공정의 변화를 실시간으로 모니터링 할 수 있게 되었다. 이를 바탕으로 공정의 제어와 이상탐지에 활용할 수 있게 되었으며, 이는 반도체 제조 수율의 향상과 제조원가의 감소로 이어 질 수 있다[1].

## 1.1. 기존 연구

### – FDC

FDC(Fault Detection Classification)는 통계적 관리 기법인 SPC(Statistical Process Control)에 바탕을 두고 있다. SPC는 관측 데이터를 이용해 평균과 분산을 추정한 후, 관리 한계를 설정하여 관리하는 방법이다. SPC를 이용하여 공정을 제어할 경우 공정의 이상상태를 빠르게 탐지할 수 있기 때문에 SPC 공정제어는 주로 단위공정의 이상상태 감지에 많이 쓰인다. 특히 안정정인 공정에 사용될 경우 효과가 크다. SPC에는 사용이 쉬우면서 계산이 간단한 MA(Moving Average) 관리도를 이용한 제어방법이 있다[11]. MA 제어방법은 과거  $n$ 개의 런(Run) 동안에 측정한 오차들의 평균을 계산하여 제어를 실시하는 방법으로  $n$ 이 작을 경우 일반적으로 최근 경향을 잘 반영하여 변화정도를 민감하게 보정한다. 그러나 White noise로 발생한 오차도 민감하게 보정하기 때문에 오차가 커지는 문제가 발생한다[4]. EWMA(Exponential Weighted Moving Average) 제어방법은 각 런마다 목표치와 측정치의 차이를 이동 평균으로 구할 때 지수적



[그림 2] 반도체 공정에서의 제어값인 eTranx의 기초통계량과 Histogram

으로 가중치를 적용하는 방법이다. EWMA 계산은 현시점에서 가까운 값에 큰 가중치를 적용하며, 멀어질수록 지수적으로 감소된 가중치를 적용한다. 이 방법은 반도체 제조공정에서 가장 널리 사용되는 제어방법이다[12]. 하지만 이러한 SPC 기법은 모델 자체의 영향도를 고려하지 않는다. Drift와 Shift를 Intercept항으로 보고 제어를 하는 방식으로 초미세 공정에서의 정밀한 제어를 위한 모델 업데이트 방식으로써 부적합하다.

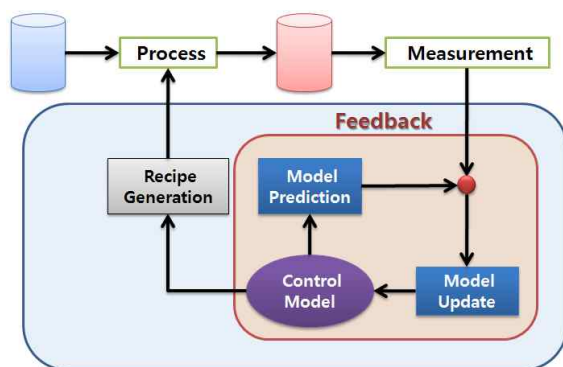
공정에 지속적인 변화가 발생하는 상황에서 SPC는 실시간으로 공정을 제어하지 못한다. 따라서 이를 반영하지 못한 만큼의 오차가 발생하게 된다. 대부분의 반도체 공정과 같이 지속적으로 공정에 변화가 발생하며, 나노공정과 같이 매우 미세한 공정에서는 매우 작은 오차에도 불량품이 발생하게 된다. 따라서 초미세 공정제어에 SPC는 적합하지 못하다[6].

SPC차트는 데이터의 평균과 분산을 추정하기 위하여, 고정된 평균과 분산을 가지는 정규분포를 따른다는 가정으로부터 유도되었다. SPC차트를 공정에 적용할 경우에 관측되는 데이터의 정규분포 가정이 필요하다. 하지만 [그림 2]와 같이 실제 공정에서의 데이터는 정규분포를 따르지 않을 수 있다.

### – R2R

R2R 기법은 지속적으로 변화가 일어나는 공정을 제어하기 위한 목적으로 사용된다. R2R 기법은 공정의 변동사항을 실시간으로 공

정 제어에 반영할 수 있도록 [그림 3]과 같이 공정이 종료될 때마다 공정의 결과를 Feedback하여 다음 공정진행에 반영하는 형태로 제어가 이루어진다. R2R의 MPC(Model Predictive Control) 알고리즘은 공정의 예측모델을 만들어 매 Run별로 공정의 예측 값을 기준하여 최적의 Recipe를 산출하는 방식이다.



[그림 3] Run to Run

반도체 제조공정에서는 사용이 쉬우면서 계산이 간단한 MA(Moving Average) 관리도를 이용한 제어방법이 있다[11]. MA 제어방법은 과거  $n$ 개의 런(Run) 동안에 측정된 오차들의 평균을 계산하여 제어를 실시하는 방법이다. MA제어 방법은  $n$ 이 작을 경우 일반적으로 최근 경향을 잘 반영하여 변화정도를 민감하게 보정한다. 그러나 White noise로 발생한 오차도 민감하게 보정하기 때문에 오차가 커지는 문제가 발생한다[4]. EWMA(Exponential Weighted Moving Average) 제어방법은 각 런마다 목표치와 측정치의 차이를 이동 평균으로 구할 때 지수적으로 가중치를 적용하는 방법이다. EWMA 계산은 현시점에서 가까운 값에 큰 가중치를 적용하며, 멀어질수록 지수적으로 감소된 가중치를 적용한다. 이 방법은 반도체 제조공정에서 가장 널리 사용되는 제어방법이다[12]. 하지만 이 방법은 모델 자체의 영향도를 고려하지 않고 Drift와 Shift를 Intercept항으로 보고 제어를 하는 방식으로 초미세 공정에서의 정밀한 제어를 위한 모델 업데이트 방식으로써 부적합하다.

## 1.2 목표 및 해결방안

MA, EWMA 그리고 SPC차트를 이용한 공정관리에서는 모델 모수의 가중치 가정, 정규분포를 가정한다. 가정을 가지고 있는 데이터는 기존의 관리도를 활용하여 해결이 가능하다. 그러나 현재의 공정에서는 가정을 만족하지 못하는 경우가 발생한다. 따라서 가중치 가정이나 정규분포 가정을 따르지 않는 공정데이터의 경우에는 기존의 관리도를 이용하여 공정을 관리할 수 없다.

따라서 본 연구에서는 R2R기법의 MPC 알고리즘을 이용한 모델기반 이상 탐지 기법을 제안한다. Feedback Control의 Model을 Update하고 예측하는 알고리즘을 기반으로 Model로부터 예측된 결과와 관측값을 비교하여 이상을 탐지할 수 있다. 모델의 Update방법으로는 MEKF(Modified Extended Kalman Filter) 알고리즘을 이용한다. 모델기반 이상탐지는 공정데이터의 분포에 상관없이 모델모수의 변화를 관측하여 이상을 탐지해낼 수 있을 뿐만 아니라, 다변량 비선형 공정데이터의 경우에도 이상을 탐지할 수 있다.

## 2. 본 론

### 2.1 문제개요

확률변수인 시계열 데이터  $\{y_t\}$ 를 모델링하는 기본적인 방법으로 식(1)과 같은 자기회기 모형(Autoregressive Model  $AR(p)$ )이 있다.

$$\begin{aligned} \vec{y}_{t+1|t} &= A\vec{x} + c + \epsilon_t \\ \epsilon_t &\sim N(0, \sigma^2) \end{aligned} \quad (1)$$

시간의 영향으로 과거의 데이터가 현재의 값에 얼마나 영향을 미치는지를 표현하는 모델이다. 현재시점 이전의 몇 번째 시점( $p$ )까지의 영향을 받는지에 따라 그 모델의 형태가 변한다.

공정데이터가 시차( $p$ )에서부터 영향을 받는 경우  $AR(p)$ 모델을 적용할 수 있다. 여기서  $\epsilon_t$ 는 반드시 존재한다. 관리가 되고 있는 공정 상태라면 각 시점의 White Noise는 시차에 관계없이 평균과 분산이 0과  $\sigma^2$ 으로 일정해야

하며 공분산이 0로 White Noise간의 자기 상관은 없어야한다.

$$\epsilon_t = \sum_{i=0}^q \beta_i \epsilon_{t-i} \quad (2)$$

에러항이 식(2)와 같이 표현이 되면 MA(q) 과정을 따른다고 말한다. 따라서 일정한 시계열  $\{y_t\}$ 가 식(1)과 같은 AR(p)과정을 따르면서 그에 따른 에러가 식(2)와 같은 MA(q)과정을 따를 때 시계열 자료  $\{y_t\}$ 는 ARMA(p,q) 모형으로 표현되고 식으로 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$y_{t+1|t} = A\vec{x} + B\vec{\epsilon}_t + c \quad (3)$$

공정에서의 시계열 Model은 Linear 형태와 Linear-Quadratic(Nonlinear) 모델이다.

따라서 Linear의 경우  $\vec{x}$ 가 실제의 제어 인자와 시간 $t$ 로 이루어진 모델이며 Linear -Quadratic 모델은  $\vec{x}$ 가 실제 제어 인자의 제곱 항, 상호 관계 항, 시간 등으로 이루어진 모델이다.

## 2.2 Model Building

ARMA(p,q)와 같이 실시간으로 들어오는 공정 데이터의 이상 유무를 판단하기 위해서는 연속적인 프로세스 데이터를 처리해야 한다. 이렇게 관측되는 데이터를 이용해 모델을 구축하고, 구축된 모델을 실시간으로 Update하며 데이터의 이상을 탐지한다. [그림 3]의 R2R 프로세스 내의 Feedback Control을 적용하여 모델을 Update하며 예측하는 기법으로 문제를 해결 할 수 있다.

시간의 흐름에 따라 관측되는 공정 데이터에서 실제 관측되는 값을  $z_t$ 라고 하면,  $z_t$ 는 식(4)와 같이 표현할 수 있다.

$$z_t^T = (u_t, u_t^2, u_t^{(i)}, u_t^{(j)} (i < j)) \quad (4)$$

$u$ 는 관측값에 영향을 미치는 입력벡터이다. 따라서 정의된 식을 사용하여 식(3)을 다시 표현할 수 있으며,

$$\hat{y}_{t+1|t} = f(\hat{\theta}; v_{t+1}, z_t) \quad (5)$$

$$\hat{y}_{t+1|t} = Mv_{t+1} + Nz_t \quad (6)$$

식(6)은 식(5)의 Matrix형태이다.  $v_t$ 는 제어할 수 없는 시간에 관한 모수이다. 식(6)에서  $M$ 과  $N$ 의 추정을 통하여 모델을 표현할 수 있다.

## 2.3 Model Update

식(5) (6)에서 정의된 모델은 Non-linear 형태 이므로 Nonlinear Updating 알고리즘이 필요하다. Linear형태의 모델 모수를 추정하기 위하여 Linear Recursive Least Square 알고리즘과 Non-linear 형태의 모델을 추정하기 위해 Recursive Least Square(RLS) 알고리즘 사용한다.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}) \quad (7)$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (8)$$

식(7) (8)의  $x$ 는 추정하고자 하는 상태벡터이고  $z$ 는 관측벡터이다. MEKF는 식(7) (8)을 식(9) (10)과 같이 선형화한다.

$$x_k \approx \tilde{x}_k + A(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1}) + Ww_{k-1} \quad (9)$$

$$z_k \approx \tilde{z}_k + H(x_k - \tilde{x}_k) + Vv_k \quad (10)$$

$A, W, H, V$  행렬은 Jacobian 행렬이며 다음 식(11)–(14)의 형태이며 Numerical 방법으로 구할 수 있다. RLS는 Kalman Filter(KF)를 기초로 한다. EKF는 1960년에 R. E. Kalman에 의해 개발된 Linear Optimal Filter인 Kalman Filter(KF)를 non-linear 형태의 모델에 적용할 수 있도록 하는 알고리즘이다[13].

$$\hat{\theta}_{t+1} = \hat{\theta}_t + K_t(y_t - f(\hat{\theta}_t, x_t)) \quad (11)$$

$$H_t = \frac{\partial f(\theta; x)}{\partial \theta}, \theta = \hat{\theta}_t, x = x_t \quad (12)$$

$$K_t = P_t H_t^T (H_t P_t H_t^T + R_t)^{-1} \quad (13)$$

$$P_{t+1} = (\alpha + 1)(P_t - K_t H_t P_t + \rho I) \quad (14)$$

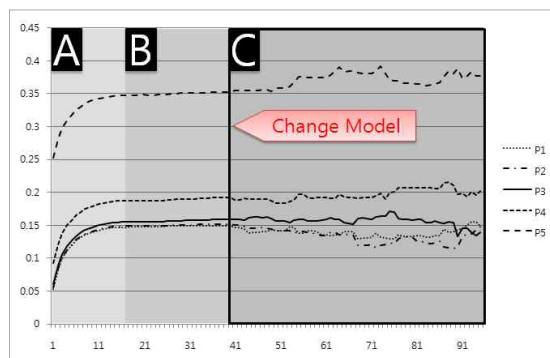
$\alpha > 0, \rho > 0$ 이며  $R_0, R_t$ 는 Symmetric

Positive Definite matrices이다.

식(11)은 시간  $t$ 까지의 프로세스 0상태만을 고려하여  $t+1$ 의 상태를 예측하는 과정이다.  $\hat{\theta}_{t+1}$ 은  $t$ 시점의 측정값을 토대로 한  $t+1$ 의 모델모수의 추정값이다. 식(12)–(14)에서 식(11)의 추정값과 실제 측정된 값과의 오차를 이용하여 추정된 값들을 보정하는 과정이다.  $K_t$ 는 Kalman Gain 또는 Blending Factor라 불리며 앞 단계에서 추정된 값과 공분산행렬  $P_t$ 를 보정하는 역할을 한다.

## 2.4 이상 탐지

제안한 알고리즘을 이용하여 실시간으로 모델을 Update하면서 이상을 탐지할 수 있다. 초기상태의 모델이 시간이 지날수록 모수가 안정화되면서  $\hat{\theta}_{t+1}$ 과  $\theta_{t+1}$ 의 오차가 줄어들게 된다. 모델에 의한 추정값은 모델이 변하지 않을 때 까지 허용범위내의 오차를 갖게 된다.

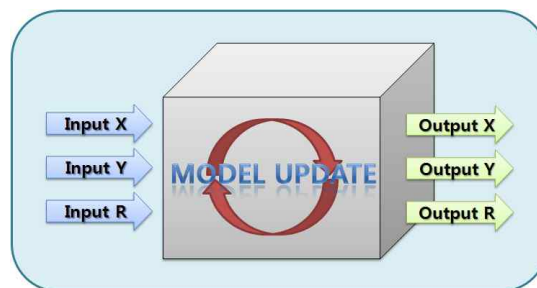


[그림 4] Model Parameter

[그림 4]에서 A는 모델이 데이터에 의해서 구축되는 과정이다. 이때 모델모수는 불안정한 상태를 보이며 일정한 값으로 향하는 것을 볼 수 있다. 시간이 흐름에 따라 모델이 안정화되고, 이때 모델모수는 특정 값에 수렴된다. B는 수렴되어 안정화된 모델모수를 보여준다. 모델을 구축하는 실시간 데이터의 이상이 생기면 구축된 모델이 변하게 된다. C에서 보듯이 모델 형태의 변화는 모델모수의 변화로 알 수 있다. 모델이 변하여 모수는 불안정한 상태를 보이며 특정 값에 수렴하지 못하는 것을 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서 제안하는

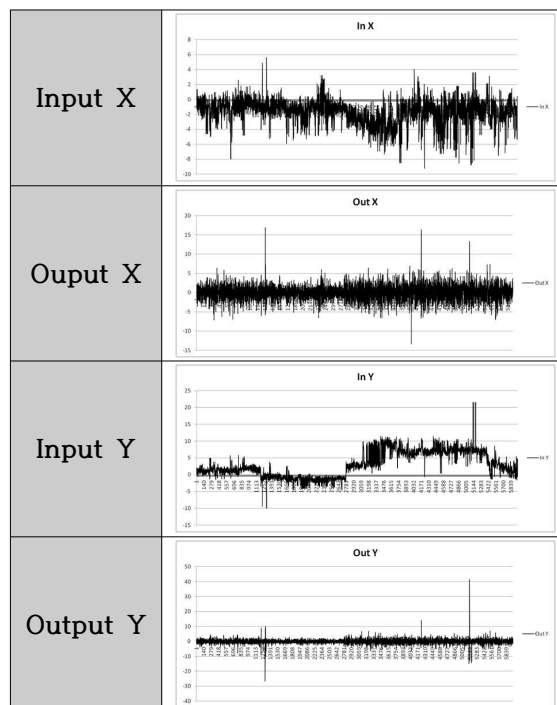
알고리즘을 통해 모델모수를 모니터링 한다면 데이터의 이상을 탐지할 수 있다.

## 3. 실험



[그림 5] MIMO의 Model Update

본 연구에서 제안하는 알고리즘의 검증을 위해서 실제 공정에서 쓰이는 데이터를 이용하여 알고리즘을 적용하였다. A업체의 광 노광 (Photolithography) 공정에서 관측되는 데이터를 가지고 실험을 하였다. 광 노광 공정이란 반도체 웨이퍼 표면을 덮고 있는 얇은 감광성 물질에 마스크 상의 기하학적인 형태의 패턴을 전사하는 공정이다[14].



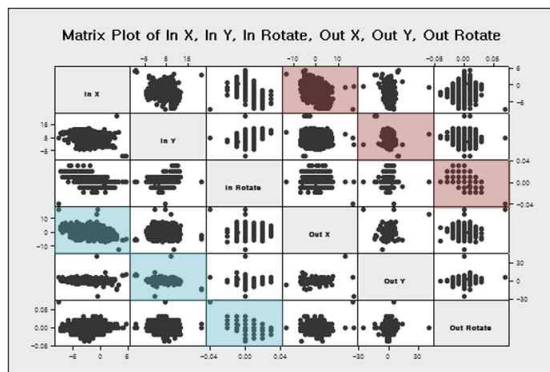
[표 1] Data

실험에 사용된 데이터는 [그림 5]와 같이 MIMO (Multiple Input Multiple Output)의 형



태를 하고 있다. 광 노광 공정에서의 웨이퍼 위치에 관한 입력 값이 정의되어있다.

실험에 쓰인 데이터는 [표 1]과 같다. 입력 벡터는 정규분포를 따르지 않음을 알 수 있다. 하지만 Model을 거쳐서 나온 출력벡터는 정규분포의 형태임을 볼 수 있다.



[그림 6] Data간의 상관관계

또한, 입력벡터와 출력벡터 간의 관계는 Data간의 상관관계[그림 6] 그래프에서 볼 수 있다. 각각의 벡터는 서로 어떤 상관관계도 보이지 않는다.

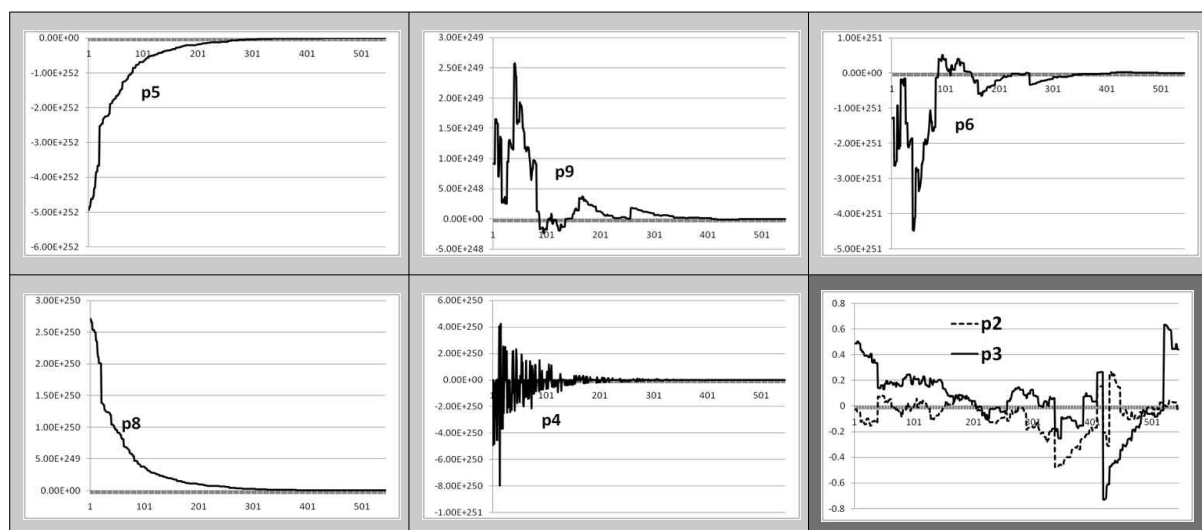
본 연구에서 제안하는 알고리즘을 사용하여 [그림 5]의 Model을 Update할 수 있다. [표 2]는 실제 데이터를 이용하여 구축된 모델 모수의 변화를 보여준다. 모델 모수가 안정 상태가 되어 가는 것을 볼 수 있다.

#### 4. 결론 및 추후연구

본 연구에서 제안하는 Model Based Fault Detection은 기존의 통계적 기법에서 관리 할 수 없는 공정을 효과적으로 관리 할 수 있음을 보여준다. 모델의 모수가 시간이 흐름에 따라 특정 값에 수렴하고, 모델이 안정됨을 보이며, 이상 탐지를 위한 모델이 명확해진다. 또한, 다변량 입력변수와 출력변수에서도 잘 맞는 것을 볼 수 있다. 제안한 방법으로 R2R Control과 FDC에서 보다 향상된 결과를 얻을 수 있을 것으로 예상된다.

추후 연구로는  $\theta$ 의 변수선택의 문제로 발전시킬 수 있다. [표 2]결과에서 볼 수 있듯이 각각의 모수는 스케일의 차이가 있음을 볼 수 있다. p2 와 p3는 다른 모수들에 비하여 매우 미세하여 무시할 정도의 흔들림을 보이고 있다. 하지만 다른 모수들이 특정 값에 수렴하는 것과는 달리 이 두 모수는 모델의 안정화와는 상관없이 불안정한 상태를 유지하고 있다. 이 원인을 분석하여 보다 나은 이상탐지 알고리즘을 개선 시켜 나아갈 수 있으리라 본다.

또한, 관리되는 모수  $\theta$ 는  $\vec{\theta} = (\theta_1 \theta_2 \theta_3 \dots \theta_n)^T$  이므로 각각의 서로 다른  $\theta_i$ 가 존재한다.  $\theta_i$ 가 모델 형태에 미치는 영향은 스케일의 차이와 마찬가지로 각기 다르다. 따라서 이 모수가 영향을 미치는 정도에 따라 구분 지을 수 있다. 변수선택 기법을 이용하여 모델에 크게 영향을



[표 2] 모델 모수의 변화

미치는 변수들만 좀 더 집중적으로 관리 한다면 발전된 보다 나은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

### Acknowledgement

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2010-0016510).

### Reference

- [1] Pieter “Pete” B., “2000 begins with a revised industry roadmab”, Solid State Technology, Jan. 2000, pp. 31~44
- [2] Alessandri M., Cuneo S., Pagnan M., Sanguineti, “A recursive algorithm for nonlinear least-squares problems”, Comput Optim Appl 2007 vol. 38 pp.195~216
- [3] Kymal, C. and Patiyasevi, P. (2006), Semiconductor Quality Initiatives : How to Maintain Quality in This Fast-Changing Industry, Quality Digest, 26(4), 43-48.
- [4] Moyne J., Del Castillo E. and Hurwitz, A. M. (2001), Run-to-Run Control in Semiconductor Manufacturing, CRC Press LLC, New York.
- [5] Moyne J., Del Castillo E. and Hurwitz, A. M. (2001), Run-to-Run Control in Semiconductor Manufacturing, CRC Press LLC, New York.
- [6] Montgomery, D. C., Introduction to Statistical Quality Control, 5th Edition, John Wiley & Sons, New York, NY, 2001.
- [7] Bates, D.M., Watts, D.G.: Nonlinear Regression and Its Applications. Wiley, New York (1988).
- [8] Reif, K., Gnter, S., Yaz, E., Unbehauen, R.: Stochastic stability of the discrete-time extended Kalman filter. IEEE Trans. Autom.
- [9] Shuhe, H.: Consistency for the least squares estimator in nonlinear regression model. Stat. Probab Lett. 67(2), 183-192 (2004).
- [10] 한국반도체연구조합. 반도체 산업 동향 (2009)
- [11] Sachs, E., Guo, R., Ha, S. and Hu, A., (1991), Process Control System for VLSI Fabrication, *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, 4(2), 133-144.
- [12] Del Castillo, E and Hurwitz, A. (1997), Run-to-Run Process Control : Literature Review and Extensions, *Journal of Quality Technology*, 29(2), 184-185.
- [13] Greg, Welch and Gray, Bishop. (2006), An Introduction to the Kalman Filter, UNC-Chapel Hill, TR 95-041.
- [14] K. Nakamura, "Lithography," C.Y. Chang and S. M. Sze, Eds., *ULSI Technology*, McGraw-Hill, New York, 1996.