

다축-다변량회귀분석 기법을 이용한 회분식 공정의 이상감지 및 통계적 제어 방법

우경섭 · 이창준 · 한경훈 · 고재욱* · 윤인섭†

서울대학교 화학생물공학부
151-742 서울시 관악구 신림동 산 56-1
*광운대학교 화학공학과
139-701 서울시 노원구 월계동 447-1
(2006년 11월 17일 접수, 2006년 12월 13일 채택)

Fault Detection & SPC of Batch Process using Multi-way Regression Method

Kyoung Sup Woo, Chang Jun Lee, Kyoung Hoon Han, Jae Wook Ko* and En Sup Yoon†

School of Chemical & Biological Engineering Seoul National University, San 56-1, Sillim-dong, Gwanak-gu, Seoul 151-742, Korea

*Department of Chemical Engineering Kwangwoon University, 447-1, Wolgye-dong, Nowon-gu, Seoul 139-701, Korea

(Received 17 November 2006; accepted 13 December 2006)

요 약

통계적인 공정 제어 기법을 회분식 공정에 적용하여, 일반적인 회분식 공정의 데이터를 통해 보다 빠르고, 손쉽게 공정의 상태를 진단할 수 있는 시스템을 구현해 보았다. 대표적인 회분식 공정의 하나인 반도체 식각공정과 반회분식 스타이렌-부타디엔 고무 생산 공정의 데이터를 이용하여 공정 변수와 공정의 상태간의 연관 관계를 규명할 수 있는 모델을 수립하였으며, 이 모델의 출력(output) 결과를 이용해 통계적 공정 제어 차트를 구성하고, 시간에 따른 공정의 추이를 분석해 이상을 판별해 보았다. 회분식 공정의 다축(multi-way) 데이터를 두개의 축으로 만드는 펼치기(unfolding) 과정을 거쳤으며, 모델링 방법으로는 Support Vector Regression 및 Partial Least Square 등의 다변량 회귀분석 방법을 이용하였다. 또한 에러차트 및 변수 기여도 차트(variable contribution chart)를 이용해 이상의 세기, 형태 및 이상 데이터에 대한 각 변수들의 기여도를 계산해 보았으며, 그 결과 이상의 발생 유무 및 발생시점 뿐만 아니라 이상의 세기 및 원인 까지 진단해 볼 수 있는 우수한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

Abstract – A batch Process has a multi-way data structure that consists of batch-time-variable axis, so the statistical modeling of a batch process is a difficult and challenging issue to the process engineers. In this study, We applied a statistical process control technique to the general batch process data. and implemented a fault-detection and Statistical process control system that was able to detect, identify and diagnose the fault. Semiconductor etch process and semi-batch styrene-butadiene rubber process data are used to case study. Before the modeling, we pre-processed the data using the multi-way unfolding technique to decompose the data structure. Multivariate regression techniques like support vector regression and partial least squares were used to identify the relation between the process variables and process condition. Finally, we constructed the root mean squared error chart and variable contribution chart to diagnose the faults.

Key words: Batch Process, Fault Detection, Statistical Process Control, Multi-way Unfolding, Support Vector Regression, Partial Least Squares

1. 서 론

최근 센서 및 컴퓨터의 발달로 공정에서 실시간으로 수많은 데이터를 얻고 관리할 수 있게 됨에 따라 이러한 데이터를 이용한 다변량 통계적인 공정관리 기법(multivariate statistical process control)이 각광을 받고 있다. 통계적인 공정관리 기법은 기존의 제어모델에

비해 공정의 복잡한 modeling 과정을 거치지 않고도 공정의 데이터만으로 손쉽게 공정의 상태를 알아낼 수 있다는 점에서 이점을 가지고 있다. 또한 직접 제품의 품질을 검사하거나, 제품의 품질과 직결되는 변수가 있지 않더라도, 여러 변수들의 상태를 총체적으로 파악해 빠르게 공정의 이상 유무를 알아낼 수 있다. 이러한 통계적 공정 제어 방법에서는 공정의 수많은 데이터 중에서 유용한 정보를 찾아내 강건성(robustness)과 민감성(sensitivity)을 모두 갖춘 시스템을 구현하는 것이 중요하기 때문에, 최근 이에 대한 많은 연구

† To whom correspondence should be addressed.
E-mail: esyoon@pslab.snu.ac.kr

가 이루어지고 있다.

회분식 공정은 화학 산업을 비롯해 제약, 생명과학, 반도체 산업 등 많은 산업 분야에서 두루 사용되는 공정중의 하나이다. 회분식 공정은 주로 고부가 가치의 제품을 소량으로 생산하는 공정으로 이용되기 때문에 공정의 이상을 조기에 발견해서 제품의 품질을 균일하게 제어하는 것은 공정의 생산 비용 감소 및 이익 증대에 결정적인 영향을 미친다. 회분식 공정의 데이터는 일반적인 화학 공정 데이터 처럼 고도의 비선형성(nonlinearity)을 가지고 있고, 시간 \times 변수(two-way) 축으로 이루어지는 연속 반응 공정(continuous process)과는 달리 Batch \times 시간 \times 변수(tree-way) 축으로 이루어지는 데이터 상의 특성과, batch 마다 조업 시간 및 조업 환경이 변하는 Process drift 나 batch-to-batch variation과 같은 난점들이 존재한다[1].

본 연구에서는 통계적인 공정관리 기법을 Batch 공정에 적용하여, 일반적인 회분식 공정의 데이터를 통해 보다 빠르고, 손쉽게 공정의 상태를 모니터링할 수 있는 시스템을 구현해 보았다. 축 펼치기(multi-way unfolding) 방법을 이용해 데이터를 전처리(pre-processing)한 후 M-PLS(multiway-partial least square) 및 M-SVR(multiway-support vector regression) 기법을 이용하여 공정의 데이터와 공정의 상태간의 연관 관계를 알아낼 수 있는 모델을 구현하였으며, 이를 이용한 제어 차트(control chart)를 구성하여 시간에 따라 회분식 공정의 상태를 감지하고, 이상의 발생 유무를 판단할 수 있는 시스템을 구현하였다.

이와 같은 방법을 반도체 식각 공정(semiconductor etch process) 및 스타이렌-부타디엔고무(styrene-butadiene rubber) 생산 공정 데이터에 적용하여 보았으며, 그 결과 효과적으로 공정의 이상을 감지하고, 우수한 모니터링 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

2. 본 론

2-1. 데이터 전처리(preprocessing)

회분식 공정의 데이터 축은 연속 공정 데이터와는 다르게 3개의 축으로 구성된다. 이는 연속 공정의 '변수 \times 시간' 데이터 구조가 각 batch별로 존재하기 때문이다. 따라서 일반적인 회분식 공정의 데이터는 'batch(I) \times 변수(J) \times 시간(K)'의 3축 구조(3-way structure)를 가지게 된다. 그뿐만 아니라 각 batch의 시간 길이가 일정하지 않고, batch에 따라 조금씩 sensor shift나 process drift가 일어나기 때문에 통계적인 모델을 수립하는데 어려운 점이 많다. 이와 같은 이유 때문에 데이터의 전처리 과정은 통계적인 모델 수립에 필수적인 과정이라고 할 수 있다. 크게 세 가지의 데이터 전처리 과정을 들 수 있는데, 한 가지는 서로 다른 batch 길이를 해결하기 위한 방법이고, 두 번째는 3축 데이터를 2개의 축으로 사영시키는 방법이다. 그리고 마지막은 회귀분석 모델을 수립할 때 각 변수들의 변화량이 주는 영향을 동일하게 하기 위한 스케일링 과정을 거쳤다. sensor shift나 process drift 문제에는 현재에 가까운 데이터일수록 가중치를 주는 방법(EWMA)[4] 등이 이용되고 있으나 본 연구에서는 시간 간격이 그리 크지 않은 batch 데이터를 이용하였으므로 적용하지 않았다.

첫 번째로 각 batch들의 길이가 다를 경우 Fig. 1과 같이 길이가 최소인 batch를 기준으로 데이터의 앞부분이나 뒷부분을 쳐내는 방법을 사용하였는데, 대개의 경우 batch 시간의 차이는 전체 batch 길이에 비해 무시할 수 있을 정도로 작기 때문에 쉽게 이용되는 방

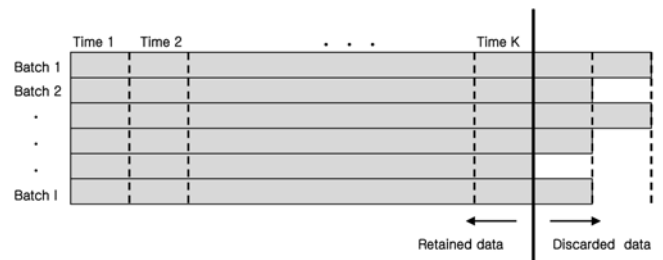


Fig. 1. Preprocessing for the proposed modeling when batch lengths are different.

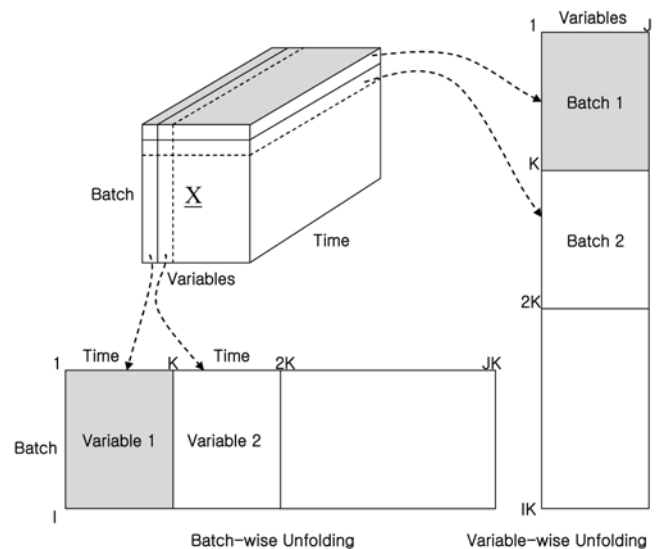


Fig. 2. Two unfolding methods.

법이다. 이 밖에도 Dynamic time wrapping[3]이나 Pseudo batch를 만드는 방법[8] 등 다양한 방법들을 사용할 수 있다.

두 번째로는 3축의 데이터를 2개의 축으로 사영시키기 위해 Multiway-unfolding 방법을 사용하였다. Multiway-unfolding 방법이란 회분식 공정의 3축 데이터($I \times J \times K$) 중에 두개의 축을 묶어서 총 2개의 축으로 사영시키는 방법을 일컫는데, 어느 축을 통합하느냐에 따라서 Batch-wise unfolding($I \times JK$) 또는 Variable-wise unfolding($IK \times J$)으로 분류할 수 있다(Fig. 2).

Batch-wise unfolding 방법이 각각의 Batch 상태를 총체적으로 파악하는 데에는 유리한 반면에, 시간에 따른 변수 및 각 batch들의 상태 변화를 예측하는 모델을 만드는 데에는 부적합하기 때문에 Variable-wise unfolding 방법을 사용하였다.

마지막으로 회귀분석 모델을 만드는데 있어서 각 변수들이 가지는 영향력을 모두 같게 하기 위해 Column auto-scaling 방법을 사용하여, 각 변수들이 모두 표준정규분포(standard normal distribution)를 따르도록 데이터를 구성하였다.

2-2. 다변량 회귀분석

전처리된 데이터를 이용한 모델링 방법으로는 Partial Least Square(PLS)와 Support Vector Regression(SVR) 기법을 사용하였다. 회귀분석 방법을 이용한 이유는 공정의 데이터(원인)와 공정의 상태(결과) 간의 인과 관계를 파악해, 공정의 데이터만으로 공정의

이상을 진단해 낼 수 있는 모델을 만들기 위해서이다.

PLS 기법은 공정의 원인 변수들과 결과 변수들 사이의 공분산을 최대화 할 수 있는 원인 변수들의 요소를 순서대로 파악하여, 결과 변수에 가장 큰 영향을 미치는 변수들 만으로 회귀분석을 수행하는 방법으로 요약할 수 있다. 예를 들어 원인 변수 $X(m \times n_x : m = \text{관찰 횟수}, n_x = \text{원인 변수의 개수})$ 와 결과 변수 $Y(m \times n_y : n_y = \text{결과 변수의 개수})$ 가 있을 때 원인 변수의 요소는 t_k , 결과 변수의 요소는 u_k 가 된다. t_k 와 u_k vector는 두 vector들 간의 공분산을 최대화 할 수 있도록 선택된다.

$$X = \sum_{k=1}^{np < nx} t_k p_k^T + E \quad \text{and} \quad Y = \sum_{k=1}^{np < nx} u_k q_k^T + F \quad (1)$$

E와 F는 error이고 p_k 와 q_k 는 loading vector이다.

이후 t_k 와 u_k vector 간에 회귀분석이 수행되는데, 선형 회귀분석을 사용하면 선형 PLS, 비선형 방법을 사용하면 비선형 PLS로 분류된다.

본 연구에서는 2차식 모델을 이용한 회귀분석(quadratic PLS)을 수행하였다.

SVR 기법은 AT&T Bell 연구소의 Vapnik(1992)에 의해 개발된 Support Vector Machine 알고리즘에 기반한 회귀분석 방법으로, 후속 연구들을 통해 우수한 성능을 보이는 것이 입증되었다[6].

기본적인 아이디어는 데이터 X를 고차원 공간으로 사상시키는 nonlinear mapping Φ 를 거친 후에 그 공간에서 회귀분석을 수행하는 것인데, 식 (2)와 같이 고차원 평면에서 margin이 최대가 되는 초평면(hyperplane)을 찾는 방법이다.

$$y = \sum_{i=1}^I w_i \Phi_i + b \quad (2)$$

margin을 최대화 하는 문제는 곧, Risk를 최소화 하는 문제로 귀결될 수 있는데, 이에 따른 Risk 함수를 구성하고 (3)

$$\min R(C) = C \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_\epsilon(d_i, y_i) + \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3)$$

제약 조건에 따라 최적화를 수행해 Karush-Kuhn-Tucker(KKT) 조건에 맞는 최적 분류초 평면(optimal separating hyperplane)을 찾는다.

사상 함수 $\Phi_i(x)$ 는 실제로 구체적인 형태를 알 필요없이 다음과 같이 정의되는 커널 함수(kernel function)를 사용한다.

$$K(x_j, x_i) = \Phi_i(x_j)^T \Phi_i(x_i) \quad (4)$$

본 연구에서는 2nd-order polynomial kernel 및 ϵ -insensitive loss function을 사용해 SV-Regression을 수행하였다.

2-3. 모니터링

회귀분석의 경우 결과 변수 y는 공정의 상태나 제품의 품질을 나타내는 변수로 구성하게 된다. 따라서 결과 변수를 품질 변수(quality variable)라 하기도 한다. 하지만 이러한 결과 변수는 공정이 끝난 이후 품질 검사를 통해 얻어지거나, 실시간으로 얻어지기 어려운 경우가 대부분이기 때문에, 실시간 모니터링에는 이용할 수 없는 경우가 많다. 따라서 관찰 변수로 시간에 따른 더미 y 변수

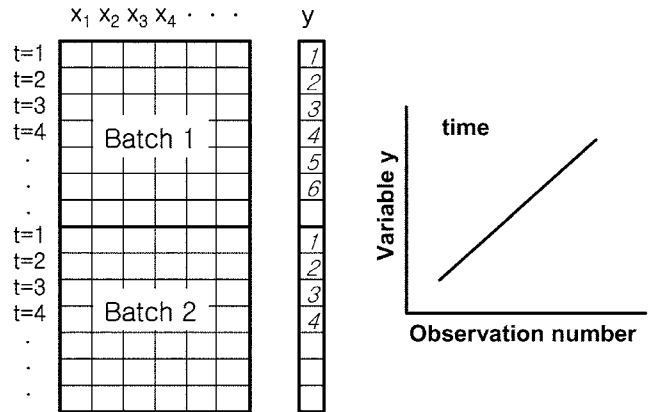


Fig. 3. Creating dummy y variable.

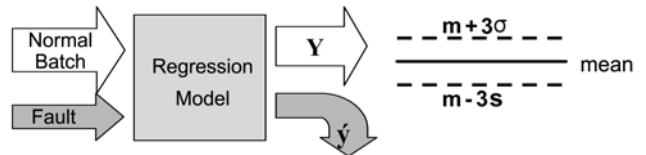


Fig. 4. Creating output control chart.

(dummy y variable)를 만들어 회귀분석을 수행하기도 한다. [2, 5, 8] 본 연구에서도 Fig. 3과 같이 공정의 시간(local batch time)으로 더미 y 변수를 생성하여 이용하였다.

먼저 정상적인 Batch들 중 일부를 가지고 회귀분석 방법을 이용해 Batch data와 더미 y 변수 간의 인과 관계 모델을 만든 뒤, Fig. 4 처럼 학습에 이용된 정상적인 batch 데이터 출력값(output)들의 평균과 편차를 통해 제어 차트를 구성하였고, 학습에 사용되지 않은 정상적인 batch 데이터들을 이용해 모델의 정확성을 검증한 후 (cross-validation) 이상 데이터들을 판별해 보았다. 이때 제어 한계(control limit)가 너무 작으면 이상 뿐만 아니라 정상 데이터까지 이상으로 판별할 수 있고, 너무 넓으면 이상 데이터까지 정상으로 판별할 수 있기 때문에 일반적으로 통계 제어 방법에 이용되는 3σ 를 제어 한계로 설정한 후 수행하였다.

이후 이상 데이터들이 제어 한계에서 얼마나 벗어나는지를 계산해 Root mean square error(RMSE) chart를 만들어 각 이상의 추이를 살펴보았다. Error는 식 (5)와 같이 이상 데이터들의 출력값과 정상 데이터의 평균 출력값의 차이를 제어 구간의 크기로 나누어 계산 하였다.

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^k (\hat{y}_i - \mu_i)^2}}{3\sigma_i} \quad (5)$$

또, 각 변수별로 정상 데이터와의 차이를 식 (6)과 같이 계산하여 기여도(contribution) 차트를 만들어 어떤 변수로 인해 이상이 발생하였는지 분석해 보았다.

$$Contrib. = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_i)}{n} \quad (6)$$

3. 사례 연구

3-1. 반도체 식각공정(semiconductor etch process)

반도체를 생산하는 공정은 식각공정(etch)을 비롯한 수많은 단계들로 이루어지는데, 식각공정은 각각의 wafer별로 반응이 따로 진행되기 때문에 회분식 공정이라고 볼 수 있다. 본 연구에서는 상업적으로 이용 가능한 Lam 9600 plasma etch tool을 통해 얻은 Al-stack etch 공정의 machine 데이터를 사용하였다. 이 공정은 BCl_3/Cl_2 plasma를 사용하여 $\text{TiN}/\text{Al} \sim 0.5\%$ $\text{Cu}/\text{TiN}/\text{oxide}$ stack을 식각하는 공정으로, Al layer를 균일한 깊이와 폭으로 깎는 것이 중요하다.

공정은 6단계로 진행되는데, 첫 단계와 두 번째 단계는 반응기(chamber) 내에 가스를 흘려주고, 압력을 안정화시키는 과정이고, 세 번째 단계는 플라즈마(plasma) 점화 단계, 네 번째는 Al층의 main etch 단계, 다섯 번째는 아대층의 TiN, oxide layer의 overetch 단계, 여섯 번째는 반응기를 비우는(vent) 단계로 진행된다.

데이터는 한달 이상의 긴 시간 간격을 두고 진행된 3번의 실험으로 얻어진 총 127개 batch로 구성되어 있으며, 20개의 유도된 이상 batch(induced-faults)를 포함하고 있다(Table 1). batch 시간은 1 초간격으로 측정된 80개의 time step으로 구성되며, 측정 변수는 12개로 이루어져 있다($127 \times 12 \times 80$)(Table 2).

3-2. 스타이렌-부타디엔 고무 공정(SBR)

에멀전 중합(emulsion polymerization)에 의해 스타이렌 부타디엔 고무(styrene-butadiene rubber)를 생산하는 공정은 1930년대 독일에서 Buna-S라는 이름으로 알려진 이래 현재까지 세계적으로 가장 많이 이용되는 고무자 공정의 하나이다. 에멀전 중합 반응은 보통 유순한(mild) 공정 조건과 에멀전의 물성 덕분에 공정 제어에도 유리하고, 벌크 중합(bulk polymerization)에 비해 점도(viscosity)로 인한 문제도 덜한 편이다.

Table 1. 3-experiment batch data set

	Normal	Fault	Total
Exp29	34	9	43
Exp31	36	5	41
Exp33	37	6	43
Total	107	20	107

Table 2. 12-measured variables

1	Endpoint A Detector	7	RF Impedance
2	Chamber Pressure	8	TCP Tuner
3	RF Tuner	9	TCP Phase Error
4	RF Load	10	TCP Reflected Power
5	RF Phase Error	11	TCP Load
6	RF Power	12	Vat Valve

Table 3. 9-measured variables

1	Feed Styrene	6	T R. Jackt .
2	Feed Butadiene	7	Latex Density
3	Temp. Feed	8	Conversion
4	Temp. Reactor	9	Energy Rel
5	Temp. Cooling		

Table 4. 5-quality variables

1	Composition	4	Cross Link
2	Particle Size	5	Polydispersion
3	Branching		

본 연구에 적용한 데이터는 semi-batch 에멀전 중합 공정으로, 총 53개의 batch로 구성되어 있으며, Table 3과 같이 한 batch 당 측정 변수 9개를 200 time point 동안 관찰한 데이터로 구성되어 있다($53 \times 9 \times 200$). 또한, Table 4와 같이 53개 batch의 생산 제품 당 측정된 5개의 품질 변수(quality variables, 53×5)를 통해 제품의 품질을 예측할 수 있다.

4. 결과 분석

4-1. 반도체 식각공정 결과

정상 34개, 이상 9개씩 총 43개의 batch로 구성된 Exp 29 데이터를 이용한 결과는 다음과 같다. 우선 정상 batch 중 17개의 batch를 가지고 SVR을 이용해 회귀분석 모델 학습을 진행하였고, 학습 데이터의 평균과 편차로 만든 통계 제어 차트(statistical control chart)에 나머지 17개의 정상 batch 데이터와 9개의 이상 데이터를 도시에 보았다. 그 결과 Fig. 5와 같이 정상적인 batch의 모델 출력값들은 대부분 제어 한계(control limit)를 벗어나지 않는 반면에, 이상이 있는 batch들은 제어 한계에서 많이 벗어나는 것을 확인할 수 있었고, 이를 통해 볼때 구현된 모델의 신뢰성을 확인할 수 있었다.

다음으로 9개의 이상에 대해서 각각 제어 한계에서 벗어난 정도(RMSE)를 계산한 결과는 Fig. 6과 같다.

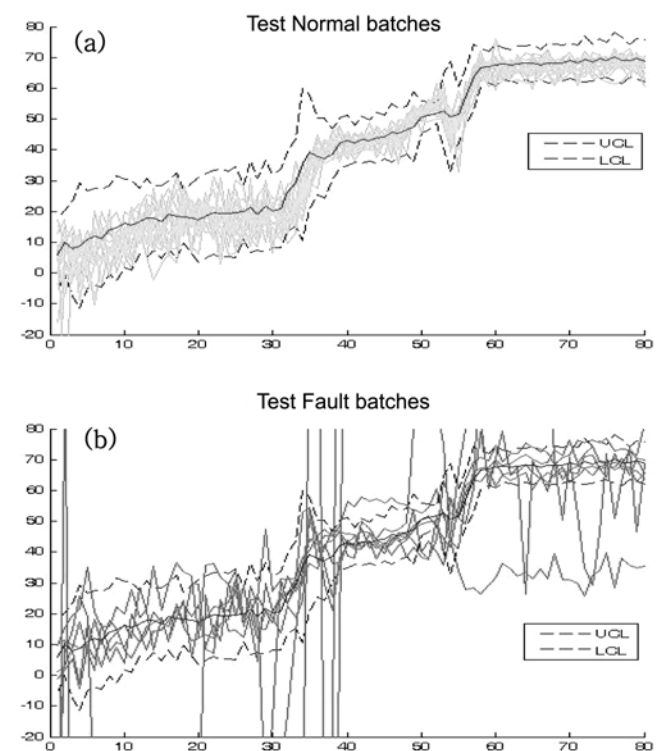


Fig. 5. Regression model output of Normal data (a), Fault data (b).

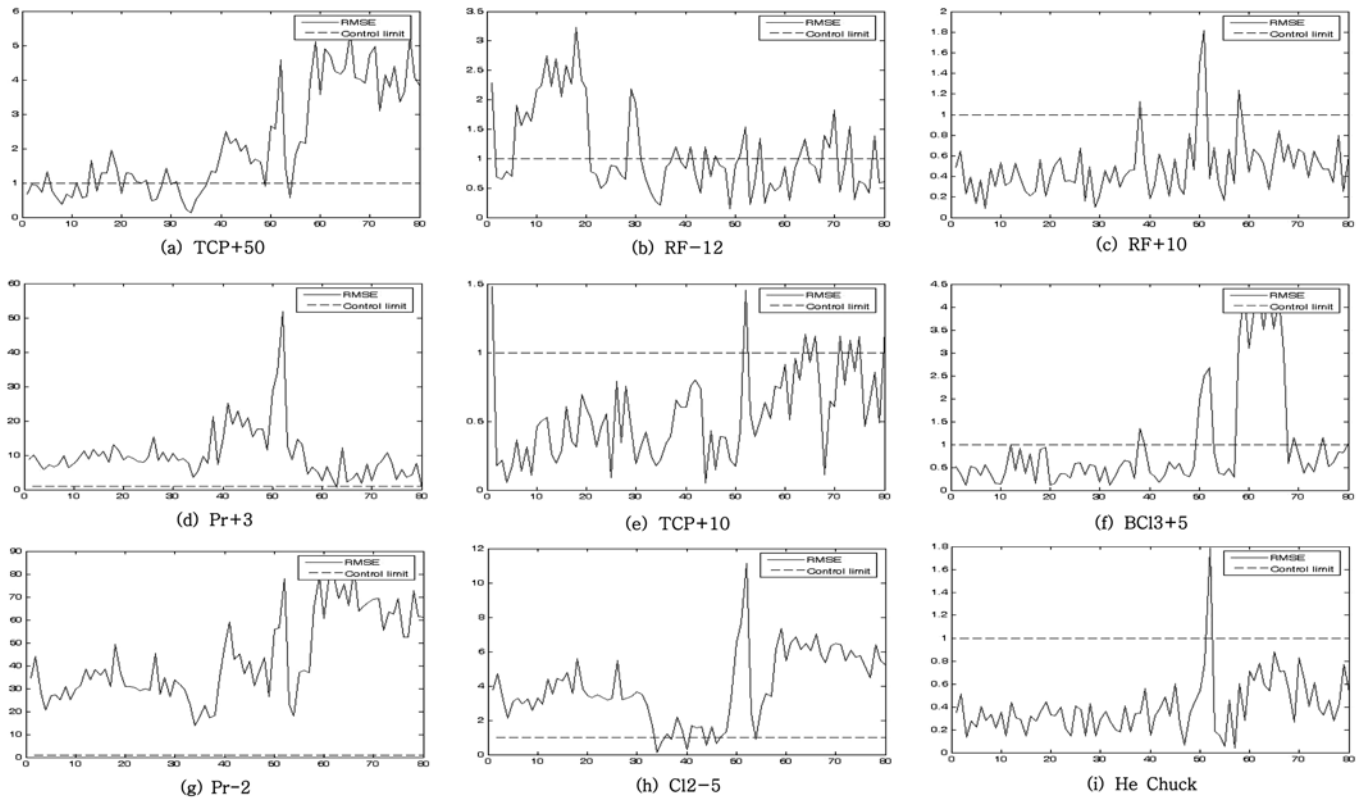


Fig. 6. Root mean square error chart for all fault batches.

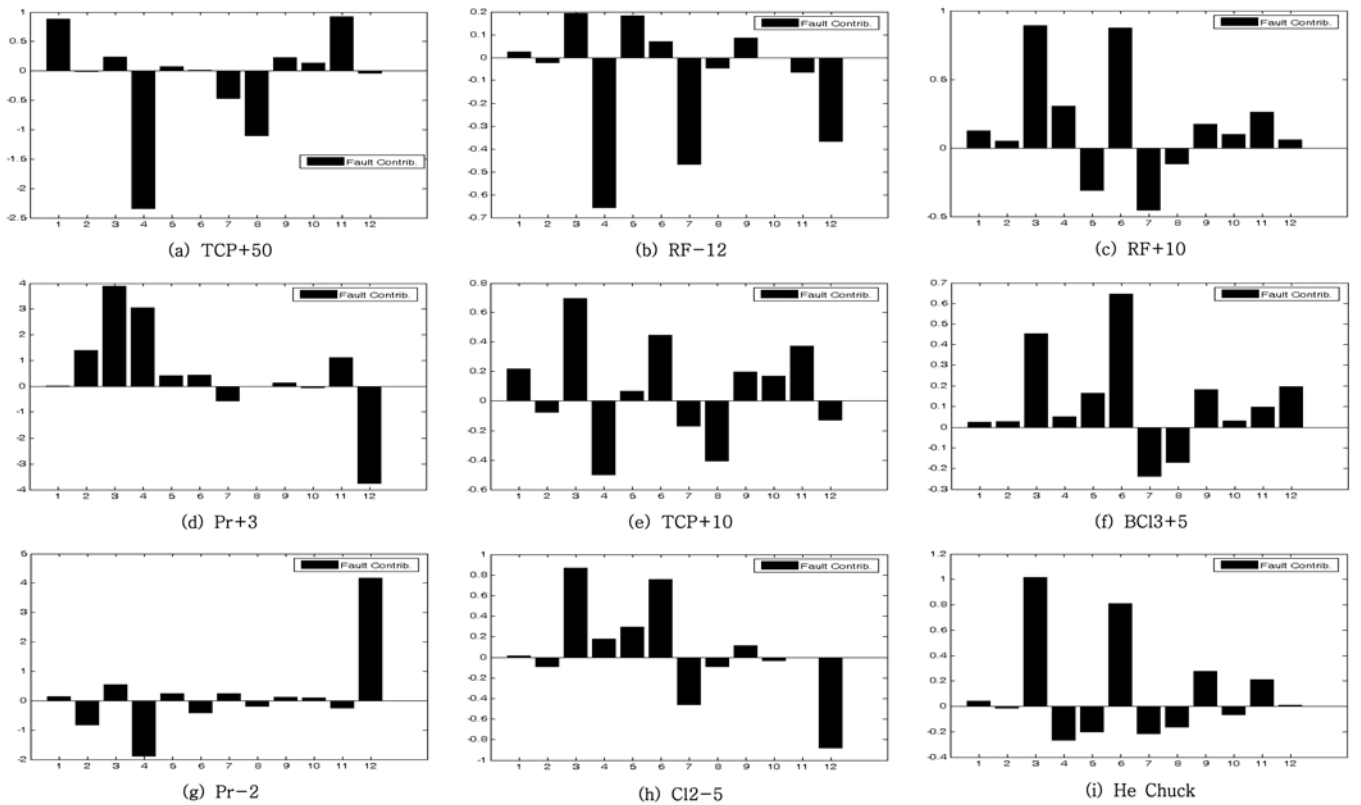


Fig. 7. Variable contribution chart for all batches.

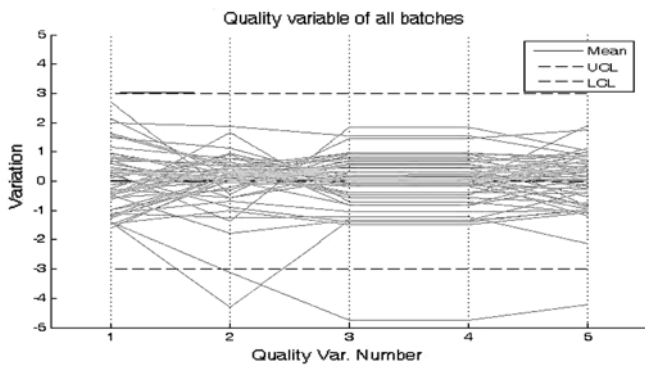


Fig. 8. Quality variable chart for all batches.

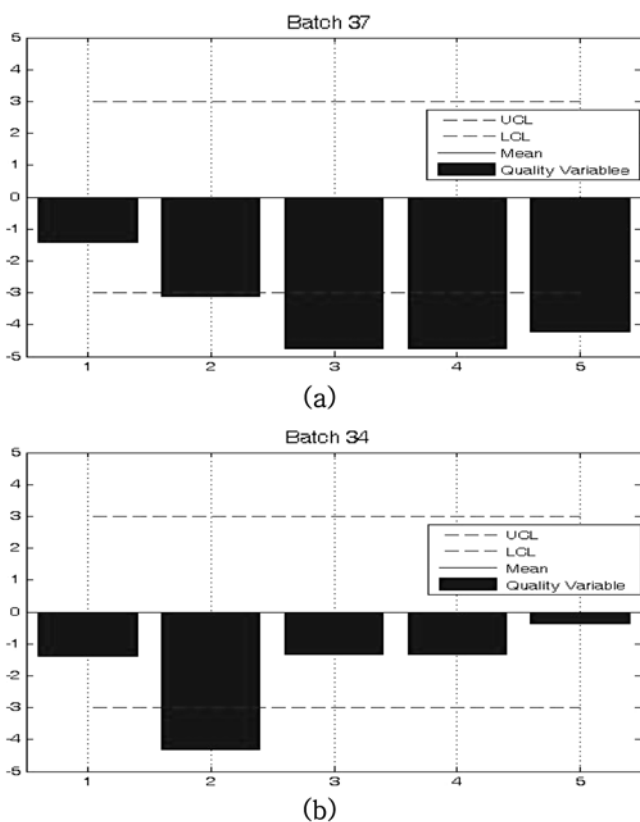


Fig. 9. Quality variable for batch 34(a), batch 37(b).

그 결과 Fig. 6과 같이 각각의 이상의 종류에 따라 고유한 발생 시기 및 세기(intensity)를 가지는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 이상의 추이에 따라 새로운 batch 데이터들의 이상 유무 및 종류를 판별할 수 있다. 다음으로 각각의 이상에 대한 변수 기여도 차트를 그려본 결과는 Fig. 7과 같다.

가령 어떤 batch에서 TCP + 50으로 인한 이상이 발생할 경우, 모델의 출력값이 Fig. 6(a) 처럼 초반에 약간씩 제어 한계를 넘다가 40초 이후로는 제어 한계를 크게 벗어나는 형태를 보이고, 그러한 결과가 발생하는 원인은 Fig. 7(a)에서 처럼 1번, 4번, 8번, 11번 변수값들이 정상과 크게 다르기 때문이라는 해석을 내릴 수 있다.

Exp31(41batches, 5faults)와, Exp33(43batches, 6faults) 실험 셋에 본 방법을 적용한 결과에도 나머지 11가지 종류의 이상을 정확

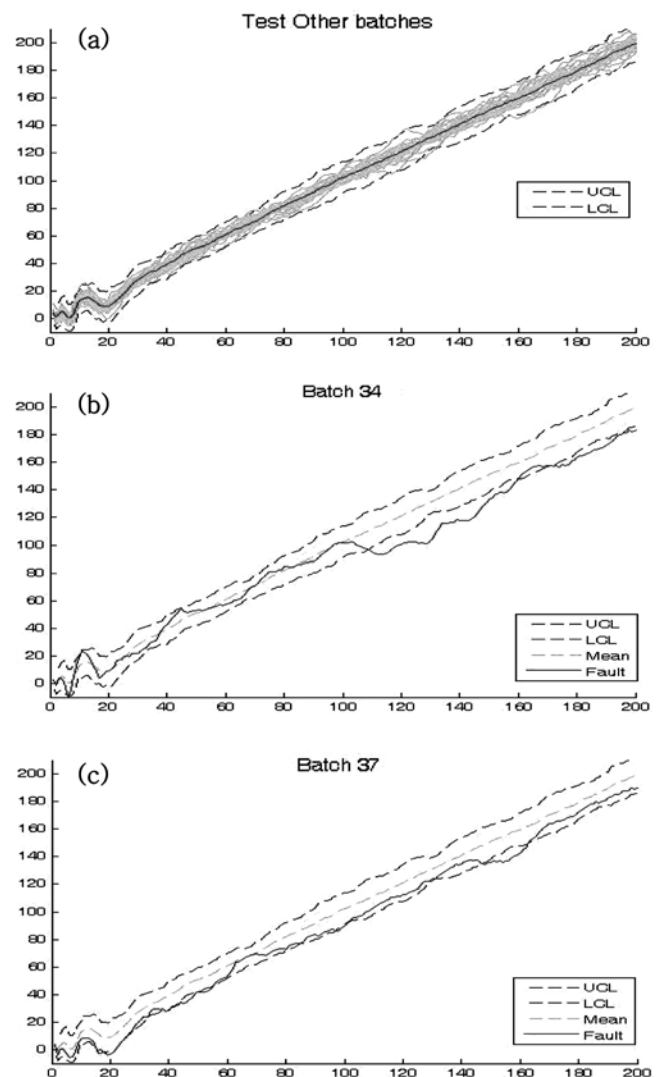


Fig. 10. Regression model output for Normal batches(a), Fault 1(b), Fault 2(c).

히 식별해 내었으며, 각각의 이상에 대한 원인을 분석해 볼 수 있었다.

4-2. SBR 공정 결과

SBR 공정의 데이터는 5개의 품질 변수(quality variable)를 가지고 있다는 점에서 반도체 식각공정 데이터와는 다르다고 할 수 있다. 이 품질 변수는 각각의 batch별로 공정이 끝난 후 제품의 품질을 분석한 1 time의 측정값만을 가지기 때문에, 우선 Fig. 8과 같이 53개 batch의 품질 변수값을 auto-scaling한 후 control chart를 만들어 제어 한계(LCL)를 벗어나는 2개의 batch를 찾아 임의의 이상 batch로 설정하였다.

임의의 이상 batch 34와 37의 scaling된 품질 변수 값은 Fig. 9와 같다.

정상 데이터 51개중 27개로 PLS 방법을 이용하여 회귀분석 모델을 만든 후 나머지 24개 정상 batch와 2개의 이상 batch에 적용해 보았다. 그 결과 Fig. 10에서 볼 수 있는 바와 같이 정상적인 batch 데이터들의 출력값들은 제어 영역을 벗어나지 않는 반면에,

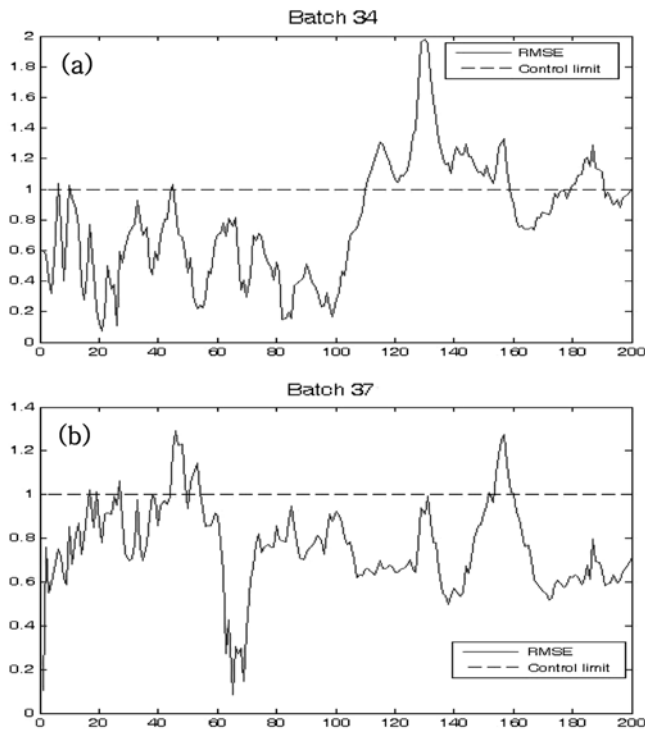


Fig. 11. RMSE Chart for Batch 34(a), Batch 37(b).

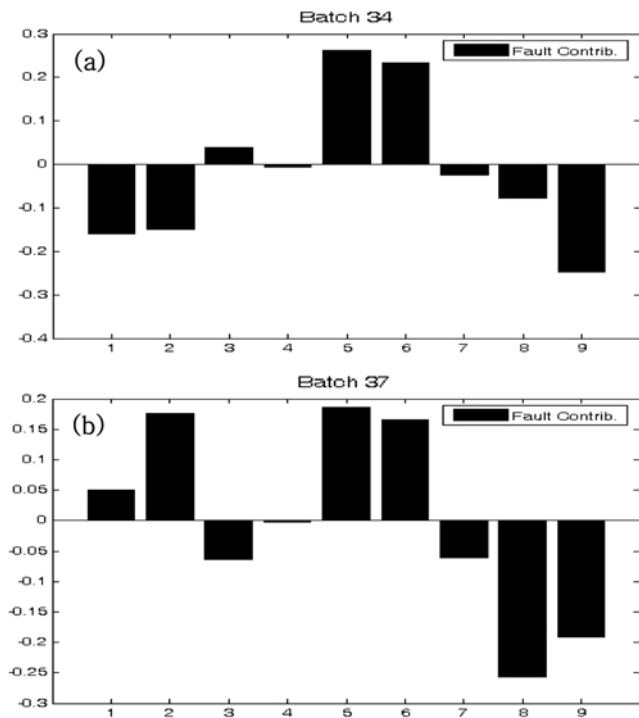


Fig. 12. Contribution Chart for Batch34(a), Batch37(b).

제품의 품질에 이상이 있는 batch 34와 batch 37의 출력값들은 제어한계를 벗어나는 것을 확인할 수 있다.

이들 이상에 대한 Error chart와 contribution chart를 그려본 결과 각각 이상의 추이는 Fig. 11과 같았으며, 각 이상의 원인 변수들은 Fig. 12와 같았다.

SBR 공정에 대한 사례 연구 결과 공정이 끝난 이후에 알 수 있는 품질의 이상(품질 변수 측정 결과)을 제안된 모델로도 충분히 감지할 수 있음을 증명하였으며, 이는 품질 변수가 없거나, 실시간으로 측정할 수 없는 경우에도 공정의 원인 변수(cause variable)만으로 제품의 이상을 미리 발견해 낼 수 있다는 것을 보였다는 점에서 의미가 있다고 할 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 새로운 다측-다변량 회귀분석 방법론을 반도체 식각공정 및 Semi-batch SBR 공정 모니터링에 적용해 보았다. 뿐만 아니라 회귀분석 모델의 출력값을 통해 제어차트를 구성하고, 이러한 결과들을 통해 PC 기반 방법에서 사용하는 T^2 나 SPE(squared prediction error) 차트 처럼, RMSE 차트, 기여도 차트를 이용해서 각각의 이상을 식별하고, 원인을 분석할 수 있도록 하였다. 사례 연구 결과 제안된 다측-다변량 회귀분석 방법론이 batch 공정의 이상 감지 및 모니터링에 우수한 성능을 보이는 것을 알 수 있었다. 또한 제안된 모델은 시간에 따른 공정의 상태 및 추이를 지켜볼 수 있기 때문에, 실시간 모니터링에도 이용될 수 있다는 점에서 의미가 크다고 할 수 있다.

참고문헌

1. Nomikos, P. and MacGregor, J. F., "Monitoring Batch Processes Using Multiway Principal Component Analysis," *AIChE J.*, **40**(8), 1361-1375(1994).
2. Wold, S., Kettaneh, N., Friden, H. and Holmberg, A., "Modeling and Diagnostics of Batch Processes and Analogous Kinetic Experiments," *Chemometrics Intell. Lab. Syst.*, **44**(1), 331-340(1998).
3. Kassidas, A., Macgregor, J. F. and Taylor, P. A., "Synchronization of Batch Trajectories Using Dynamic time Warping" *AIChE J.*, **44**(4), 864-875(1998).
4. Wise, B. M., Gallagher, N. B., Butler, S. W., White, Jr. D. D. and Barna, G. G., "A Comparison of Principal Components Analysis, Multi-way Principal Components Analysis, Tri-linear Decomposition and Parallel Factor Analysis for Fault Detection in a Semiconductor Etch Process," *J. Chemometrics.*, **13**(3-4), 379-396(1999).
5. Theodora Kourti, "Abnormal Situation Detection, Three-way Data and Projection Method; Robust Data Archiving and Modeling for Industrial Applications," *Annual Review in Control.*, **27**(2), 131-139(2003).
6. Smola, A. J., Schölkopf, B., "A Tutorial on Support Vector Regression," *Statistics and Computing.*, **14**(3), 199-222(2004).
7. Lee, J. M., Yoo, C. K. and Lee, I. B., "Enhanced Process Monitoring of Fed Batch Penicillin Cultivation Using Time-varying and Multivariate Statistical Analysis," *J. Biotechnology.*, **110**(2), 119-136(2004).
8. Simoglou, A., Georgieva, P., Martin, E. B., Morris, A. J. and Feyo de Azevedo, S., "On-line Monitoring of a Sugar Crystallization Process," *Comp. Chem. Eng.*, **29**(6), 1411-1422(2005).
9. Marjanovic, O., Lennox, B., Sandoz, D., Smith, K. and Crofts, M., "Real-time Monitoring of an Industrial Batch Process," *Comp. Chem. Eng.*, **30**(10-12), 1476-1481(2006).