



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공 학 석 사 학 위 논 문

통계적기법을 이용한 폴리스티렌
반응기 모니터링 시스템 개발



2022년 2월

부 경 대 학 교 산 업 대 학 원

안전공학과

정 연 수

공 학 석 사 학 위 논 문

통계적기법을 이용한 폴리스티렌
반응기 모니터링 시스템 개발

지도교수 이 창 준

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함.

2022년 02월

부 경 대 학 교 산 업 대 학 원

안전공학과

정 연 수

정연수의 공학석사
학위논문을 인준함.

2022년 02월 25일

주 심 공학박사 오 창 보 (인)

위 원 공학박사 이 창 준 (인)

위 원 공학박사 박 현 곤 (인)

The development of a monitoring systems based on statistical approaches for a polystyrene reactor

Yeon Su Jeong

Department of Safety Engineering, Graduate School
of Industry, Pukyong National University

Abstract

In chemical processes, faults can trigger serious problems and deviations which occur accidents. Fault diagnosis models should quickly identify the root cause of faults to mitigate the loss. Most previous researches in the field of fault diagnosis model just handle the data set of benchmark process simulated on MATLAB. To design a fault diagnosis model, the analysis of a process and its data should be performed. In this study, a polystyrene process is tested. In this process, a runaway reaction occurred and this caused a large loss since operators were late aware of the occurrence of this accident. To design a proper fault diagnosis model, we analyzed the process and tested a real accident data set. At first, a mode classification model based on support vector machine (SVM) was trained and principal component analysis

(PCA) model for each mode was constructed under normal operation conditions. The results show that a proposed model can quickly diagnose the occurrence of a fault and they indicate that this model is able to reduce the potential loss.

Keywords: Fault diagnosis, Principal component analysis,
Support vector machine



목차

요약	i
목차	iii
List of Tables	iv
List of Figures	vi
제 1 장 서론	1
1.1 연구 동기	1
1.2 연구 목적 및 범주	4
제 2 장 배경 이론	7
제 3 장 연구 방법	15
제 4 장 대상 공정	17
제 5 장 모델 결과	22
제 6 장 결론	33
참고 문헌	35

List of Tables

Table 1. Kernel Functions	--- 11
Table 2. Three operational modes on polystyrene reactors	--- 20



List of Figures

Figure 1. Support Vector Regression Diagram	--- 9
Figure 2. Study Diagram	--- 16
Figure 3. Bulk polymerization reactors for producing polystyrene	--- 18
Figure 4. The results of PCA based on 7000 data sets.	--- 24
Figure 5. The results of a mode classification model	--- 25
Figure 6. The results on a real data set monitored	--- 27
Figure 7. The principal components based on a real normal data set.	--- 29
Figure 8. The principal components based on a real fault data set.	--- 30
Figure 9. The monitoring results based on SPE.	--- 31
Figure 10. The monitoring results based on T^2	--- 32

제 1 장 서 론

1.1 연구 동기

1960년대 중반부터 시작된 우리나라의 석유화학산업의 발전은 우리나라가 빠른 속도로 신흥공업국으로 성장하는 기반이 되어왔다.

우리나라의 대표석유화학단지인 울산, 여수의 화학단지는 60년대 말 70년 초에 조성됐고 다른 중소규모의 석유화학단지도 이 시기에 생겨났다. 즉 대부분 완공 후 30~40년이 지나 시설 노후화가 심각한 상황이며 그에 따른 사고 위험성이 증가하고 있는 상황이다.

석유화학단지의 사고는 취급하는 물질의 종류와 규모, 설비에 따라 대규모 화재, 폭발을 일으킬 수 있으며 그에 따라 인명이 살상되고 주변 시설물이 파괴되는 등 사고의 위험성이 화산에 비유될 만큼 엄청나다. 화학물질이 급격한 반응을 일으켜 발생시킨 에너지는 폭발과 화재를 일으켜 주변을 한순간에 잿더미로 만들고, 공단 특성상 긴밀하게 연결된 파이프라인과 기반시설을 통해 급속도로 사고여파가 확산되어 중대산업사고의 원인이 될 수 있다.

이러한 석유화학공단의 사고의 예방을 막기 위해 정부기관, 연구기관, 기업체 모두 다양한 방면으로 연구를 진행하고 있다. 수많은 연구를 통해 다양한 화학사고를 예방할 수 있도록 이상감지시스템, 사고예측 프로그램이 개발되어 산업현장에 적용되고 있는 중이다.

사고가 발생하지 않으려면 어떻게 해야 할까? 바로 이상 발생시 빠르게 그 사실을 인지하고 해당 이상을 일으킨 원인을 즉시 제거하는 것이다. 이러한 이상의 파악이 늦을 경우 적절한 조치를 하기 위한 골든타임을 놓치게 되고 제어권을 잃은 화학공정은 한순간에 모든 것을 파괴하는 중대대형사고를 일으킬 수 있다.

본 연구에서 다루고자 하는 A사 2011년 8월 혼합 저장탱크가 폭발하는 사고가 발생하였다. 공정에서 새어 나온 유증기가 탱크로리의 점화원과 접촉하면서 일어난 사고로 응축기의 배관을 통해 새어나온 유증기가 공기보다 무거워 지표면에 머물러 있었고, 가까이 시동을 켜채 대기하고 있던 탱크로리에 의해 점화되며 폭발을 일으킨 것이다.

이 사고가 수습되고 7년 후 2018년에 유사한 사고가 발생하였다.

반응기 내부에서 오랜 시간 동안 반응을 한 폴리머 덩어리가 배관과 연결된 펌프를 막아 반응기 내 액위가 계속 상승하면서 폭주반응을 일으킨 것이다. 다행히 긴급 대응에 성공하여 Shut-down 조치로 폭발은 막았으나 2011년과 같은 중대재해가 발생할 수 있는 위험천만한 상황이었다. 이 두 사고의 원인은 현장에 이상을 감지할 적절한 모니터링 장비가 없어 사고의 인지가 늦어지고 그에 따른 적절한 비상대응을 하지 못한 것이다.

사고가 발생할 수 있는 설비의 하자를 방치하는 것도 문제지만 보다 근본적인 것은 언제 화약고로 돌변할지 모르는 액체위험물을 취급하면서도 유증기 유출과 같은 비상상황을 탐지할 장비나 경보를 갖추지 않고 있었다는 것이다. 적절한 모니터링 시스템의 부재는 유사한 사고가 다시 발생하는 경우 큰 폭발 사고와 함께 막대한 인명 및 재산

손실을 불러올 수 있다.

이런 문제점을 해결하고 근본적으로 사고를 예방하기 위해서는 이상에 대한 선제적인 예측과 예지의 진단을 통해 공정의 이상 발생시 이를 감지, 인식하고 경보를 줄 수 있는 시스템 개발의 필요성이 요구된다.



1.2 연구목적

화학공정은 다양하고 각기 다른 특성을 가지고 한 반응기에서 다양한 모드로 운전되기 때문에 어떤 보편적인 모델을 만들어내기란 쉽지 않다. 이를 위해 두가지 기법을 사용하여 이상진단 시스템을 구축하는 것이 공정에 설치한 다양한 계기들로 공정운전 중의 Real Data를 축적하고 해당 공정이 모드 인지를 판별하는 것이 선제적으로 이루어져야 한다. 모드 판별이 끝나면 현 운전상태가 정상인지 판별할 수 있는 이상 진단 모델을 만들어내는 것이 매우 필요하다.

가연성, 폭발성, 유해성 화학물질 등을 대량으로 취급하는 화학공정에서의 공정 상태 확인은 크고 작은 재해를 막을 수 있는 필수요소이다. 공정에서 발생하는 물리적 고장, 교란, 작업자의 오류 등의 원인으로 공정의 운전 조건을 정상상태에서 벗어나는 경우를 이상이라고 하며, 다양한 공정 지식을 이용하여 이상을 감지하는 것을 이상 감지라 하며, 이상의 원인을 파악하는 것을 이상 진단이라 한다²⁾. 공정 내에 다양한 순환 사이클과 제어 루프로 인해 이상을 감지하기는 매우 어렵다²⁾. 기본적인 이상을 감지하거나 진단하는 방법은 공정상의 특정 변수를 예측하는 모델을 만들고 실제 센서로부터 얻는 데이터와의 잔차를 비교하여 이상을 감지한다.

기존 이상 진단 방법론은 공정 내에 존재하는 다양한 에너지 수지, 물질 수지, 반응식 등을 이용하여 특정 변수를 예측하는 모델을 만드는 방법과 센서로부터 얻어지는 데이터를 이용하여 통계기법을 적용하여 공정의 상태를 판별하는 모델을 만드는 방법이 있다⁵⁾. 이 중에서

통계기법을 이용한 방법론은 모델을 개발하는데 많은 시간과 노력을 절감할 수 있고, 공정 지식이 없고 쉽게 공정 데이터들의 특징을 추출하여 만들 수 있다는 장점이 있으며, 대표적으로 주성분분석 (PCA(Principal Component Analysis)), 부분 최소제곱법 (Partial Least Square), 인공신경망 (Artificial Neural Network) 등의 기법이 이용되고 있다⁵⁾. J. Y. Park 와 C. J. Lee²⁾는 주성분 분석을 이용하여 공정의 이상을 진단하는 모델을 개발하였으며, K. O. Lee 와 C. J. Lee¹⁾는 부분 최소제곱법으로 공정 내의 주요 변수를 예측하는 모델을 센서로부터 들어오는 데이터를 이용하여 계속 업데이트 하여 모델 내에 존재하는 파라미터의 변화를 이용한 이상 진단 모델을 개발하였다. 또한, C. J. Lee 등⁶⁾은 SVM (Support Vector Machine)을 이용하여 이상 진단 모델을 연구하였다. 이러한 선행연구를 살펴보면, 실제 공정 내에서 발생하는 이상 데이터를 얻기 어려운 문제점으로 인하여 Tennessee Eastman 공정과 같은 컴퓨터에 시뮬레이션이 가능한 공정을 이용하여 고의로 이상 데이터를 생성하여 연구를 진행하고 있다.

또한, 시장 상황이나 공정조건 등의 변화로 인하여 대상 공정의 조업 모드를 변경하는 경우 이상 진단 모델은 해당 모드에 특화된 통계적 모델을 이용해야 한다. 만약, 특정 조업 모드에 대해 학습된 통계적 모델을 다른 모드에 적용한다면, 계속해서 잘못된 진단을 수행하게 되고 그에 따라 오분석이 많아지는 등 진단성능이 매우 나빠지게 된다. 따라서, 조업 모드를 판별하는 모델 구축도 매우 중요하다. Lee 등⁷⁾은 Euclidean distance, Fisher's discriminant analysis, 주성분 분석을 이용하여 조업 모드 판별법을 연구한 바가 있다.

본 연구에서는 실제 공정에서 발생한 이상을 이용하여 실제 공정 데이터를 활용하여 이상 진단 모델을 만들고자 한다. 먼저 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 조업 모드를 판별하는 모델을 제안하고 각 모드에 맞는 이상 진단 모델을 주성분 분석을 이용하여 학습하고자 한다. 실제 사고가 발생했을 때 저장된 사고데이터를 통해 본 연구에서 제안한 모델이 얼마나 신속하게 이상의 유무를 판별하는지 보이고자 한다.

2장과 3장에서는 본 연구에서 이용할 SVM과 PCA를 소개하고, 4장에서는 대상 공정에 대해 설명하고자 한다. 5장에서 대상 공정의 실제데이터를 이용하여 SVM을 이용한 조업 기능을 판별하는 모델과 PCA를 이용한 이상 진단 모델에 대해 설명하고자 한다.

제 2 장 배경 이론

2.1 SVM(Support Vector Machine)

SVM(Support Vector Machine)은 Vapnik에 의해 고안된 기계학습 이론으로, 분류 문제에 관한 다양한 분야에서 널리 사용되는 기법이다. SVM은 데이터가 비선형이며, 고차원일 경우에도 적용 가능하고 타 기법에 비해 분류의 정확성 측면이 뛰어나다⁸⁾. 또한, 특성이 적을 때나 많을 때 모두 잘 작동한다는 장점이 있으며 데이터의 특성이 많지 않은 경우에도 복잡한 결정 경계(Decision Boundary)를 만들 수 있다. 이러한 장점으로 K-겹 교차검증과 서포트 벡터 머신을 이용한 고무 오링 결함 검출시스템¹¹⁾, 단일 시행의 뇌파와 서포트 벡터 머신(support vector machine)을 이용한 목격자 기억 분류¹²⁾, 서포트 벡터머신을 이용한 건설업 안전보건관리비 예측모델¹³⁾ 등과 같이 기계의 고장 진단뿐만 아니라 심리학, 안전분야의 비용 예측모델에 이르기까지 산업 전 분야에서 활용되고 있다.

본 연구에서도 이러한 장점과 SVM의 효과를 설명한 논문을 참고하여 SVM을 채택하였다.

분류 문제 (Classification Problem) 해결을 위해 개발된 방법론인 SVM은 커널함수를 이용하여 기존 데이터를 특징 공간 (Feature

Space)로 변환하며, 이러한 공간상에서 하나의 집단과 다른 집단을 분류하는 최적의 결정 경계면인 초평면(Hyper-plane)을 구하게 된다. 이것을 도식화 한 것이 Fig. 1.이며 이때 초평면과 가장 가까운 데이터를 SV (Support Vector)라고 하며⁸⁾, 초평면과 SV와의 거리를 마진이라고 한다. 이 마진이 최대가 되는 최적의 초평면을 구했을 때, 데이터들 간의 분류 성능이 최대상태에 있다고 볼 수 있다.



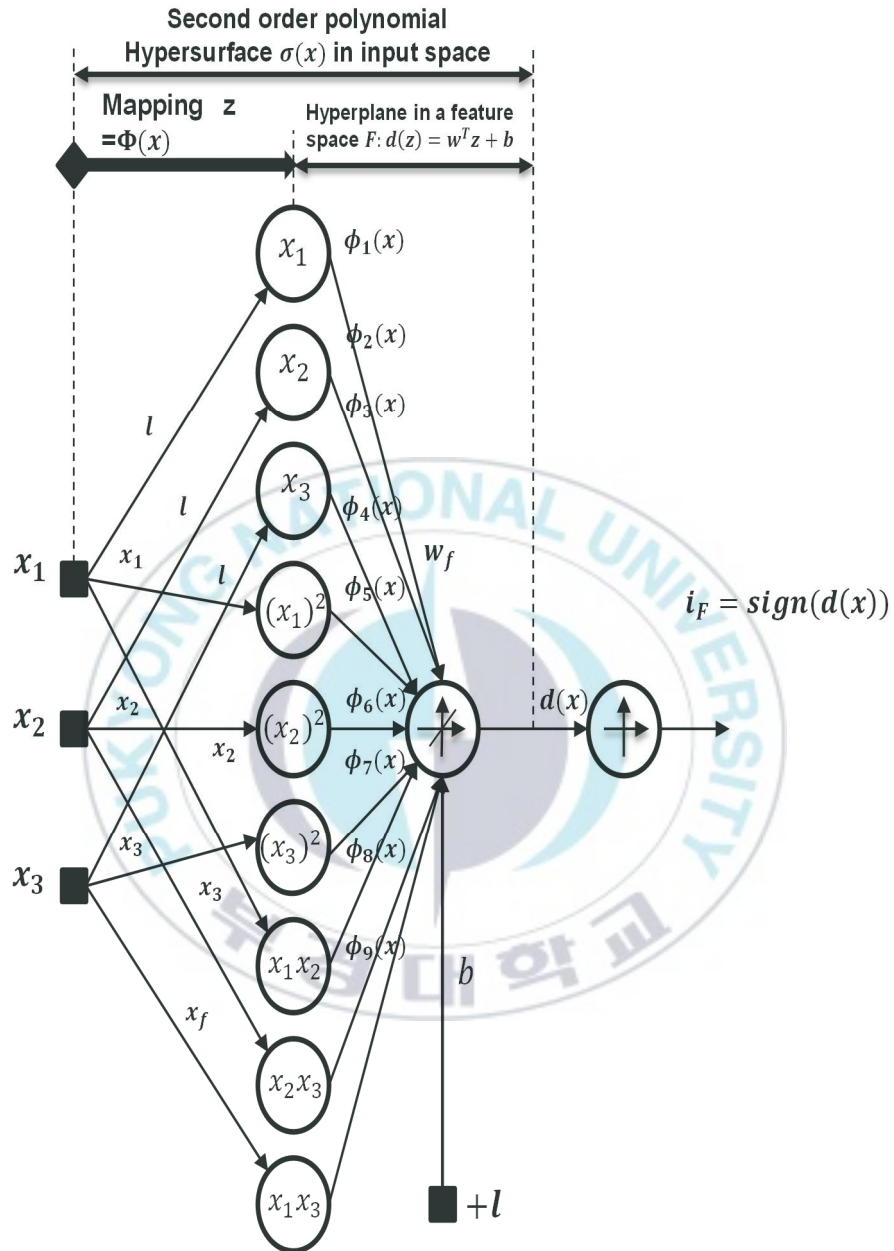


Figure 1. Support Vector Regression Diagram

n개의 데이터 (x_1, y_1) 로 주어진 SVM 문제는 모든 데이터를 다음의 제약조건 ($\omega^T x_1 + b \geq 1$, for $y_1 = 1$ 와 $\omega^T x_i + b \geq 1$, for $y_i = 1$ 을 갖도록 설계한다⁸⁾. 여기서 ω 와 b 는 분류방정식을 나타내는 매개 변수이다. 이는 데이터를 $\omega^T x_1 + b$ 으로 계산하면 두 개의 그룹 ($y_1 = 1, y_i = 1$)에 대하여 1 이상 혹은 -1 이하의 값을 갖게 되므로 데이터를 두 개의 클래스로 분류할 수 있다. 이를 하나의 조건식으로 나누면 다음과 같다⁸⁾.

$$y_1(\omega^T x_1 + b) - 1 \geq 0, \text{for } i = 1, \dots, N \quad (1)$$

SVM에서는 모델의 구조를 나타내는 $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ 를 최소화하면서 데이터의 분류를 최대로 하는 모델을 탐색한다. 이러한 문제를 종합적으로 기술하면 다음과 같다.

$$\min J(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (1)$$

$$\text{subject to } y_1(\omega^T x_1 + b) - 1 \geq 0, \text{for } i = 1, \dots, N \quad (2)$$

이 최적화 문제를 풀기 위해서는 라그랑지안(Lagrangian) 최적화기법을 이용하며, 아래의 식과 같다⁸⁾.

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i(\omega^T x_1 + b) - 1) \quad (3)$$

여기서 α 는 라그랑지안 multiplier이다. 이를 식(4), (5)를 만족하는 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 이용하면 가장 높은 성능을 갖는 분류 모델을 얻을 수 있다.

$$\min \bar{L}(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \cdot \alpha_j \cdot y_i \cdot y_j \cdot K(x_i, x_j) \quad (4)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (5)$$

여기서, C 는 성능과 오분류 간의 균형(trade-off)을 조절해주는 비용변수이며, $K(x_i, x_j)$ 는 Kernel Function이다⁸⁾. Kernel Function은 Linear Function, Polynomial Function, RBF (Radial Basis Function) 등 다양한 함수가 존재하며, 본 연구에서는 Polynomial Function을 이용하여 데이터를 초평면상의 데이터로 변환하였다. 위에서 설명한 SVM을 이용하여 조업 모드를 판별하는 모델을 생성하였으며, 각 조업 모드에 따라 다음 장에서 설명할 PCA 모델을 구축하였다.

Table 1. Kernel Functions

Kernel Function	Formula
Linear	$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
Polynomial	$K(x_i, x_j) = (1 + x_i \cdot x_j)^d$
RBF	$K(x_i, x_j) = \exp(-\alpha \ x_i - x_j\ ^2)$

2.2 PCA (Principal Component Analysis)

PCA는 다양한 공정 변수를 몇 개의 주성분(Principal Component (PC))으로 나타내는 데이터 축약 기법이다²⁾. PCA는 직접적으로 많은 DATA 간의 상관관계에 대한 해석이 어려울 때 서로 상관되어 있는 변수들을 적절히 선형 변환시켜 소수의 서로 독립적인 주성분을 추출 해석이 가능하기 때문에 고차원의 복잡한 데이터를 저차원의 데이터로 축약함과 동시에 변수 간 상관관계에 대한 정보를 최대한 많이 포함되도록 유도할 수 있다.

국내에서는 이와 같은 PCA를 이용하여 박재연 외 3명이 화학공정에서의 DATA를 분석하여 사고를 예방할 수 있는 이상진단 모델²⁾을 제안한바 있고, 주성분 분석과 대응일치분석을 통한 4년제 대학졸업예정자들의 대학생 학습 경험 탐색 연구¹⁴⁾ 등 안전 외에도 의료, 교육 등 다양한 분야에서 주성분기법이 활용되고 있다.

여러가지 변수가 있는 공정에서 PCA를 구축할 때 공정 변수의 분포 중 가장 큰 분산을 갖는 방향에 대해 첫 번째 주성분(PC1)을 정의한다²⁾. 그리고, PC1과 직교하는 방향 중에서 가장 큰 분산을 갖는 두 번째 주성분(PC2)를 정의한다²⁾. 이를 반복하면, 기존 공정 변수의 차수보다 적은 차수의 PC만으로 변수 간 상관관계를 대부분 포함하는 새로운 주성분을 생성할 수 있으며, 기존 데이터는 이러한 PC에 직교하여 새로운 데이터가 생성된다²⁾. PCA의 기본 원리 및 모델은 J. Y. Park 와 C. J. Lee²⁾의 연구에 자세히 설명되어 있다.

n 개의 데이터((x_1, y_1))의 행렬인 데이터 X 와 Y 는 다음의 관계를 갖는다.

$$X = TP^T + E \quad (6)$$

식(6)에서 T 는 스코어 벡터, P 는 가중치>Loading) 벡터이며 E 는 오차 벡터이다. PCA를 이용해 구한 가중치 벡터를 이용해 새로운 스코어 벡터로 투영하여 저차원의 데이터를 생성하게 된다.

PCA의 결과를 이용해 데이터를 모니터링하는 방법은 스코어 벡터를 이용하는 T^2 (Hotelling's T^2 statistic)과 잔차 벡터를 이용한 SPE(Squared Prediction Error)가 있다¹⁰⁾.

$$S = (n - 1)^{-1} \sum_{i=1}^n (x_i - m)(x_i - m)^T \quad (7)$$

$$T^2 = (x_i - m)^T S^{-1} (x_i - m) \quad (8)$$

$$SPE = x_i^T (1 - PP^T) x_i \quad (9)$$

여기서 m 은 정상상태 데이터들의 평균값이며, S 는 공분산이다. T^2 를 모니터링하기 위해서는 상위제어선 (UCL, Upper Control Limit)을 설정해야 한다¹⁰⁾. 이 상위제어선을 벗어나는 데이터는 비정상 상태임을 의미한다.

$$T_{UCL}^2 = \frac{(n-1)(n+1)a}{n(n-a)} F_a(a, n-a) \quad (10)$$

n 은 데이터 개수, a 는 PC의 수, α 는 신뢰도이며, $F_a(a, n-a)$ 는

α 와 $n - a$ 의 자유도를 갖는 F 분포이다. 본 연구에서는 99% 신뢰도 $1 - \alpha = 0.99$ 를 갖도록 T^2 의 UCL을 설정하였다. SPE의 UCL은 아래와 같다.

$$SPE \leq \theta_1 \left\{ \frac{h_0 c_\alpha \sqrt{2\theta_2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right\}^{1/h_0} \quad (11)$$

$$\theta_i = \sum_{j=\alpha+1}^m \lambda_j^i \quad (12)$$

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1\theta_3}{3\theta_2^2} \quad (13)$$

여기서 m 은 원래 데이터의 차수이며, c_α 는 신뢰도가 $1 - \alpha$ 인 경우 정규분포 값, λ_j 는 j 번째 PC의 고유값(eigen value), θ_i 는 고유값의 합을 의미한다¹⁰⁾.

본 연구에서는 T^2 와 SPE를 이용해서 실제 공정의 데이터를 모니터링하고 각각 값의 상위 제어선을 벗어나는 지점은 이상이 발생한 것으로 간주할 수 있다.

제 3 장 연구 방법

본 연구의 연구 방법은 아래와 같이 정리할 수 있다. (Fig 2.)

- ① SVM을 이용하여 모드를 판별하는 모델을 구축한다.

반응기 데이터가 들어오면 이를 바로 분석하여 해당 공정에서 어떤 모드로 운전되고 있는지 판별하게 된다.

- ② PCA를 이용하여 해당 모드와의 T^2 , Q 를 이용해서 상위제어선(UCL)을 만든다. 실제 data가 들어오면 실시간으로 T^2 , Q value를 계산해서 UCL을 넘는지 여부를 모니터링 하게 된다. 만약 넘어가게 된다면 반응기 내부에 이상이 발생한 것으로 판단한다.

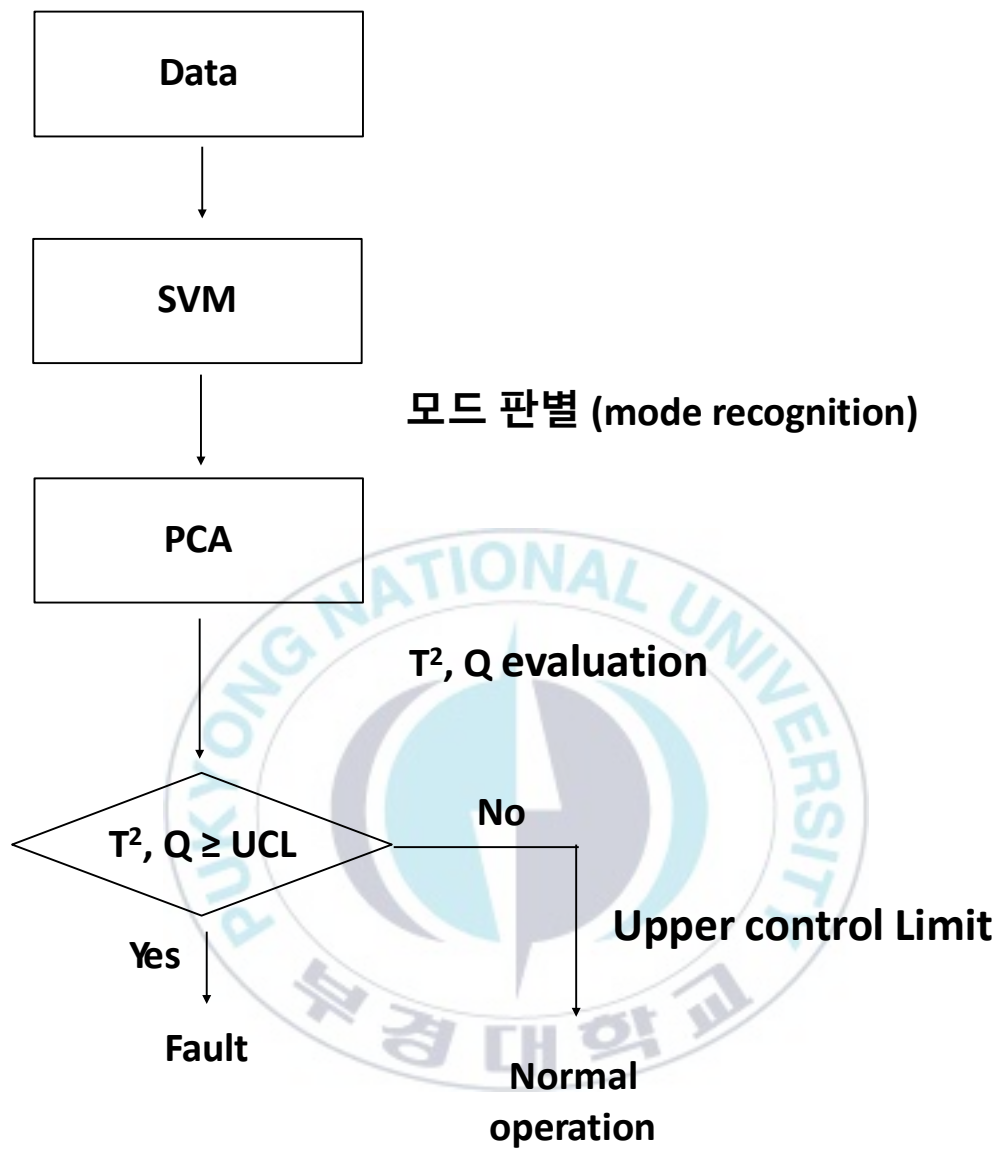


Figure 2. Study Diagram

제 4 장 대상공정 연구

4.1 폴리스티렌 중합 공정

폴리스티렌은 괴상 중합 공정(Bulk Polymerization)을 통해 제조되며, 중합 공정, 탈 휘발 공정, 압출 공정, 저장 및 제품 포장공정으로 구성되어 있다. 그리고, 중합 공정과 탈 휘발 공정에서 필요한 진공상태를 유지하기 위한 진공 시스템과 스타트 업과 비상 운전정지 시 필요한 승온 및 공정온도 조절에 필요한 보일러 시스템도 존재한다. 원재료인 스티렌이 위치한 반응기에 따라 순차적으로 개시반응, 성장반응, 종결반응이 일어나게 된다.

Fig. 3에서 보는 바와 같이, 첫 단계의 중합은 수직형의 예비 중합 반응기 (R-0)에서 수행되며 다음 과정의 성장반응은 2개의 연속 반응기 (R-1, R-2)에서 일어난다. 마지막 단계에 들어가기 전에 반응하지 않고 존재하는 모노머는 두 개의 탈 휘발기에서 제거되며, 마지막 단계에서는 종결반응이 일어나게 된다.

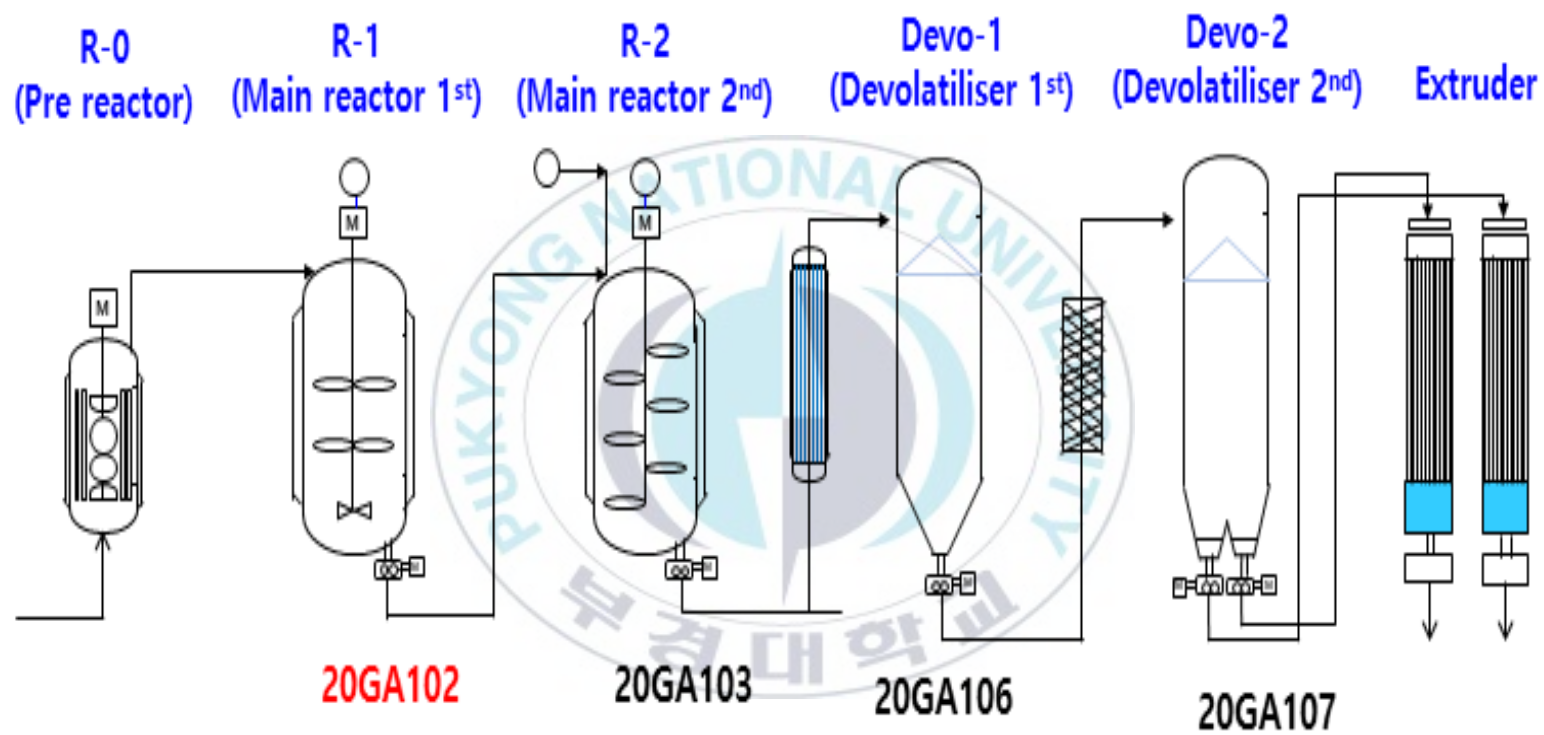


Fig. 3 Bulk polymerization reactors for producing polystyrene

본 중합 반응기 (R-1)는 보온재로 둘러싸인 수직형의 반응기로서 교반기가 설치되어 있다. 반응온도는 원하는 분자량에 따라 결정되며 원하는 수준의 반응물을 얻기 위해서 체류시간을 일정하게 유지해 주어야 한다. 중합 반응기의 수위는 원료 공급과 재순환 사이클에 존재하는 조절밸브에 의하여 제어된다. 교반기는 축 방향 흐름 형태로 고점도 하에서도 반응 혼합물의 온도를 균일하게 하는 목적으로 사용되며 아주 높은 고점도에서는 교반 속도를 줄일 수 있는 가변속 장치가 붙어있다. 중합 반응기의 보온재는 공장의 스타트 업에 반응물을 가열하는 데 사용된다. 정상 운전 시에는 중합 반응기에서 발생하는 반응은 발열 반응이며, 온도 조절은 진공 시스템으로 들어가는 증기 라인 상에 있는 압력조절밸브에 의해 이루어진다. 중합 반응기 내의 반응물을 가 변속 폴리머 펌프에 의해 다음 공정으로 이송되며 이 펌프는 생산량을 조절하는 데 사용된다.

시장 상황에 따라 다양한 제품을 생산하기 위해 3개의 조업 모드가 존재하며, 반응기가 진공으로 운전됨에 따라 온도가 가장 중요한 요소로 관리되고 있다.

4.2 대상 반응기 및 실제 사고 상황

본 연구에서 적용한 대상 반응기는 R-1 반응기 (Fig. 3)이며, 아래와 같이 온도, 압력, 액위, 펌프의 입력과 출력 유량, 총 5개의 변수가 존재한다.

- 1) R-1 액위
- 2) R-1 압력
- 3) R-1 온도
- 4) R-1 PUMP 유량
- 5) R-2 PUMP 유량

연구를 위해 폴리스티렌 제조공정의 운전에서 얻은 5가지 변수에 따른 조업모드는 3가지이며 각 조업모드 별 운전조건 및 특성은 아래와 같다.

Table 2. Three operational modes on polystyrene reactors

Operational mode	R-0 (°C)	R-1 (°C)	R-2 (°C)	Melt Flow Index Target	Purpose
1st	132.0	133.0	134.0	1.4~2.0	Heat resistant polystyrene
2nd	132.0	142.5	143.0	2.5~2.9	Double flow polystyrene
3rd	110.0	148.0	152.0	7.0~8.0	High transparency polystyrene

2018년에 R-1 반응기에서 폭주반응이 발생하였다. 오후 12시 59분쯤 반응기 내부에서 오랜 시간 동안 반응을 한 폴리머 덩어리가 R-1 반응기에서 R-2 반응기를 연결하는 배관에 연결된 펌프를 막아 R-

2 반응기로의 물질 이송 불량이 발생하였고, R-1 반응기 내 액위가 계속 상승하면서 R-1 반응기의 중합물의 온도와 압력이 증가하였다. 제어실에서는 액위 데이터가 급격하게 상승하는 것을 토대로 1시 15분경에 사고가 발생하였음을 인지하였다. 이 사고를 대응하기 위해 매뉴얼에 따른 조치(반응억제제 투입)를 시행하였음에도 불구하고, 폭주반응이 발생하여 사고가 발생하였다. 다행히 공정 비상 정지를 통해 폭발 사고 없이 상황은 마무리되었다. 하지만, 반응기 및 열교환기는 재가동 불능상태가 되어서 모두 교체가 불가피하였으며 그로 인한 생산 손실 및 반응기 및 부대설비의 전면 교체로 추가적인 비용이 발생하였다. 이 반응기와 관련하여 제대로 된 모니터링 시스템이 존재하지 않았기 때문에 사고가 발생한 후 15분이 지나서 반응기 액위가 정상상태의 30%를 초과하고 나서야 제어실에서 인지하였으며, 적절한 모니터링 시스템의 부재는 유사한 사고가 다시 발생하는 경우 큰 폭발 사고와 함께 막대한 인명 및 재산 손실을 불러올 수 있다. 본 연구에서는 실시간으로 얻을 수 있는 공정 데이터를 활용하여 2장 및 3장에서 설명한 이론을 바탕으로 사고 발생 후 신속하게 사고를 감지하고 이를 작업자들에게 알려줄 수 있는 모니터링 시스템을 구축하고자 한다.

제 5 장 모델 결과

5.1 모드 판별

본 연구를 위해 3가지 조업 모드의 데이터를 확보하여 모델을 검증하였다. 1번, 2번, 3번 모드 데이터를 각각 2000개, 4000개, 1000개씩 확보하였으며, 데이터는 매 1분마다 센서를 통해 획득한 데이터를 이용하였다. 이를 가지고 SVM을 이용하여 모드를 판별하는 모델을 만들었다. 각각 모드의 데이터의 10%인 총 700개의 데이터를 이용하여 판별 모델을 훈련하였으며, 나머지 90%의 데이터로 테스트를 하였다. 테스트 결과, SVM을 이용하여 조업 모드를 판별하는 것은 완벽하게 가능함을 확인하였다.

Fig. 4는 위에서 언급한 총 7000개의 데이터를 이용하여 PCA를 통해 5개의 변수를 2개의 변수로 축약하였을 때 패턴을 보여주고 있다. 여기서 확인하는 바와 같이 선형적인 방법을 이용하면 2번, 3번 모드의 주성분(PC)들이 서로 겹치는 것을 볼 수 있으며, 이는 단순한 선형적인 방법을 이용하여 조업 모드를 판별하는 모델을 만드는 경우 2번과 3번 모드가 명확하게 구분이 안됨을 의미한다. 이러한 이유로 본 연구에서는 비선형 데이터를 판별하는데 효과적인 SVM을 이용하였다.

Fig. 5은 총 7000개의 데이터를 이용하여 SVM을 통해 조업 모드를 예측한 결과이다. 여기서 X축은 데이터의 개수이며, Y축은 SVM을 이용하여 만든 판별모델이 제시한 공정의 조업 모드이다. 이를 통해,

SVM을 이용하여 1번, 2번, 3번 조업 모드 모두 서로 겹치는 부분 없이
완벽하게 판별할 수 있음을 확인하였다.



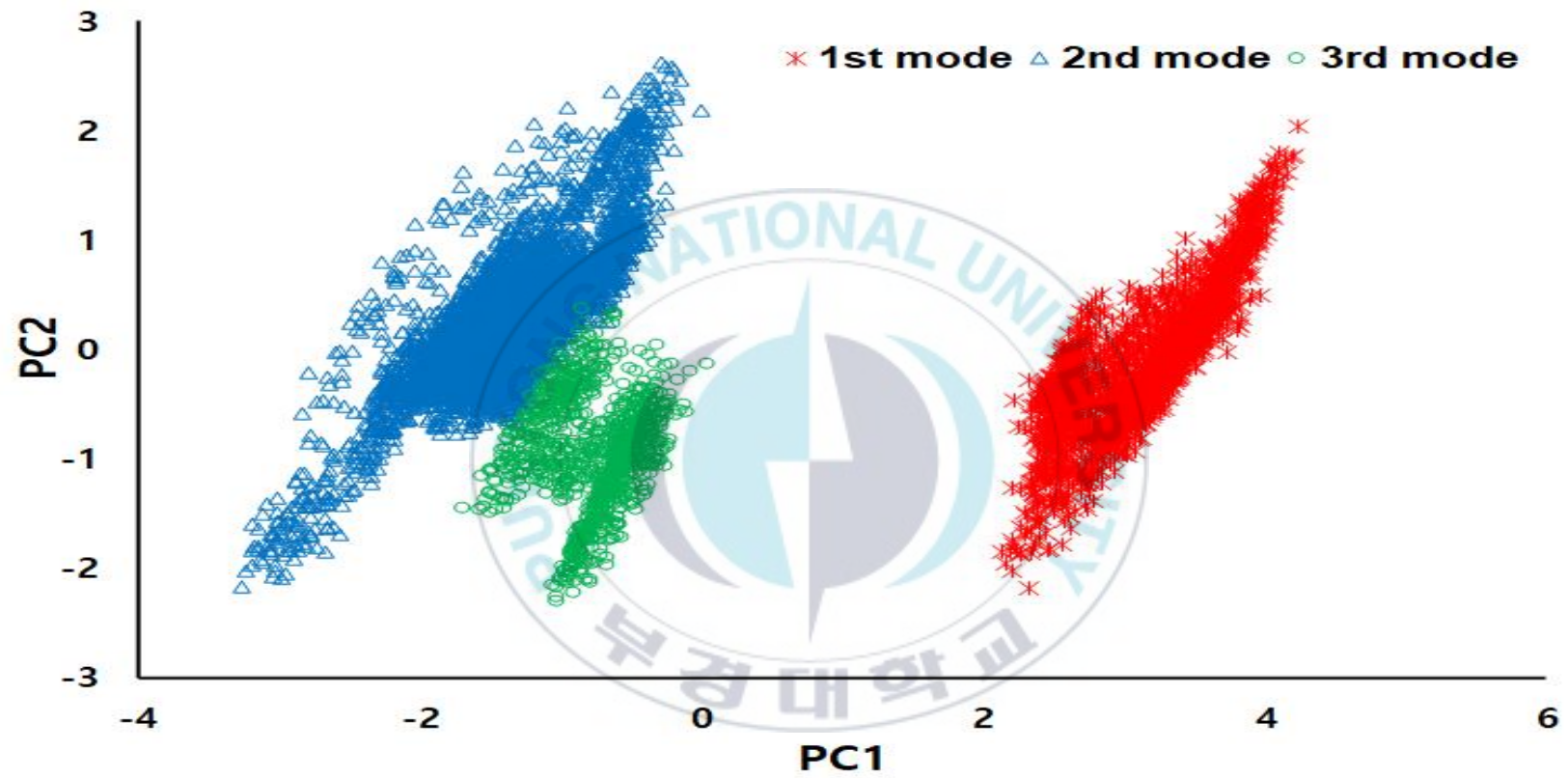


Fig 4. The results of PCA based on 7000 data sets.

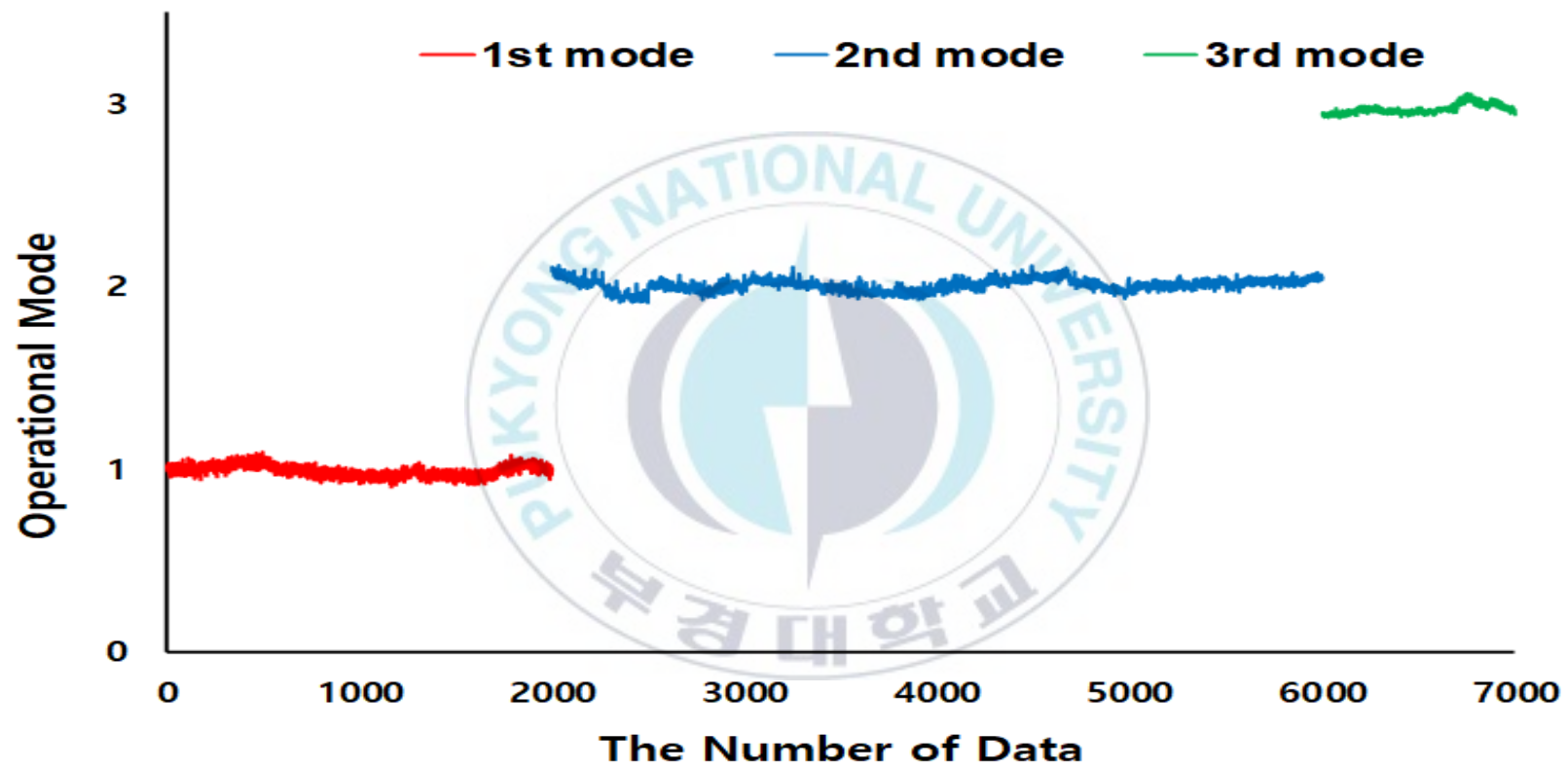


Fig 5. The results of a mode classification model based on SVM.

실제 사고 데이터를 이용하여 모드 판별 모델의 성능을 검증하였다. 여기서 사용한 데이터는 1번 조업 모드에서 공정이 운전되는 중 사고가 발생하기 약 1시간 전 (오후 12시) 부터 확보한 실제 데이터이며, 실제 사고는 오후 12시 59분에 발생하였다. Fig. 6는 실제 사고가 발생한 이후 조업 모드 판별 모델을 통해 예측한 결과를 보여주고 있으며 그래프에서 원점은 오후 12시를 의미한다. 1번 모드에서 61분 후 (오후 1시 1분)에 다른 모드로 벗어남을 알 수 있으며, 이후에는 2번이나 3번 모드가 아닌 다른 모드로 불안정하게 변하는 것을 확인할 수 있다. 이 모델을 이용하더라도 사고 발생 후 약 2분 후 부터는 반응기에서 이상이 발생함을 확인 할 수 있다.

조업 모드를 판별하기 위해 수집한 총 7000개의 데이터를 이용하여 PCA 모델을 만들었다. 각 조업 모드에 맞는 모델을 구축하였으며, 각각의 조업 모드의 T^2 와 SPE의 UCL을 계산하였다. 실제 사고가 발생한 시점에서는, 1번 모드로 운전되다가 사고가 발생하였기 때문에 1번 모드에 맞는 PCA 모델을 이용하여 T^2 와 SPE를 계산하였다. 이 때, T^2 와 SPE의 UCL은 각각 9.37, 6.84이다.

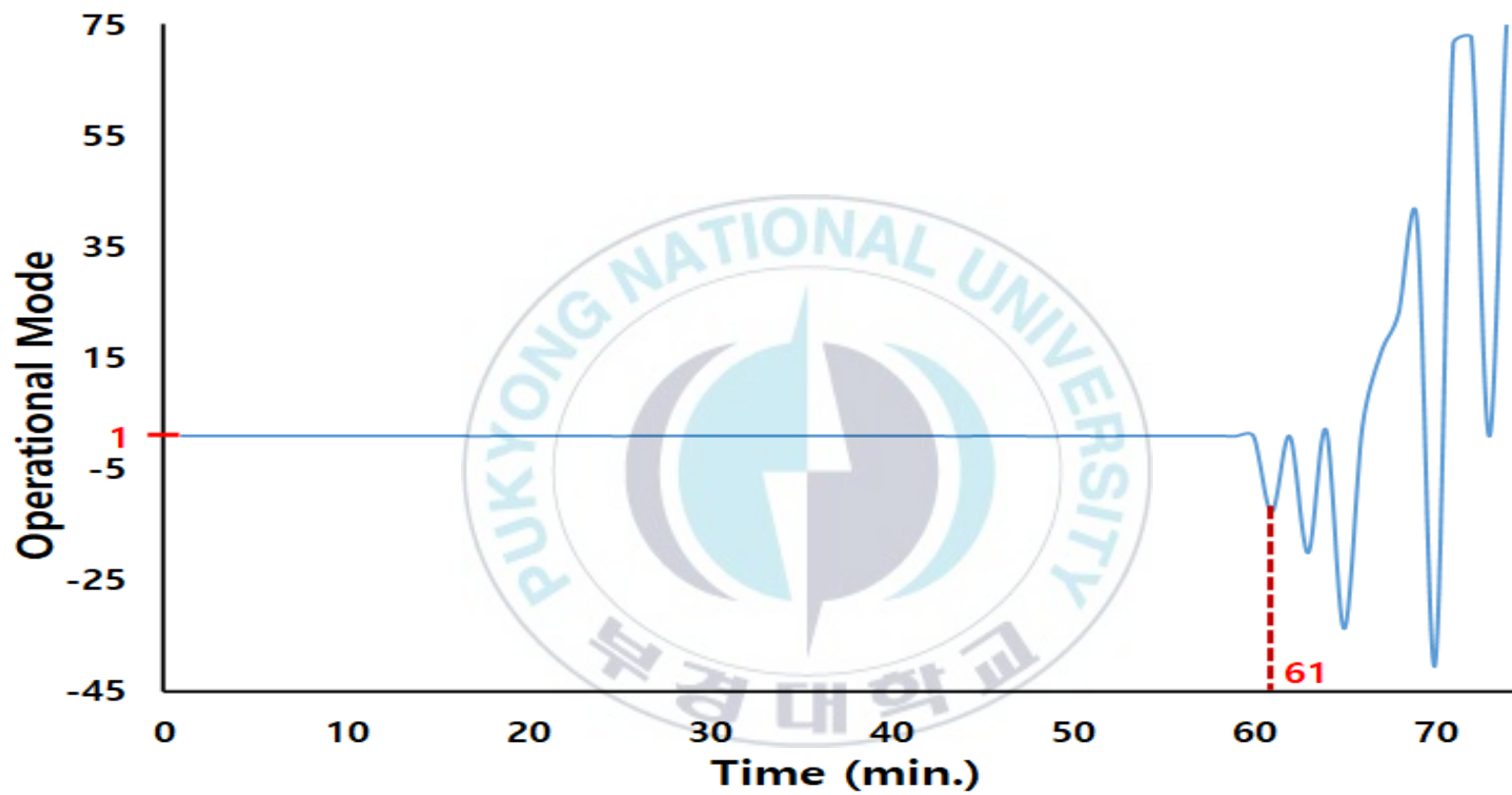


Fig. 6 The results on a real data set monitored by a SVM model classification model.

Fig. 7는 1번 모드로 운전되는 데이터를 이용하여 PCA 모델을 구축하고 정상운전 데이터를 이용하여 계산한 결과이며, Fig 8은 실제 사고데이터를 이용하여 계산한 결과를 보여주고 있다. 정상 상태의 경우 Fig. 8 가운데 점선으로 표시된 영역에서 PC가 존재하다가 사고가 발생하면 이 영역을 급격하게 벗어나는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 9의 경우 SPE로 모니터링을 하면 정확하게 데이터를 수집한 지 61분부터 (사고가 발생한 지 1분 후) 정상상태를 벗어남을 확인할 수 있었다.

T^2 의 경우도 61분부터 정상상태를 벗어남을 확인할 수 있다. 실제 사고의 경우 사고가 발생한 후 15분이 지나서 제어실에서 인지하였으나, 본 연구에서 제안한 모델의 경우를 이용해서 모니터링 했다면 14분 먼저 인지가 가능했으며, 중대 사고의 발생 가능성을 크게 낮출 수 있음을 확인하였다. (Fig. 10)

이를 통해, 본 연구에서 제안한 SVM과 PCA를 이용하여 공정의 이상을 진단하는 모델이 단순히 제어실에서 모니터링 하는 것보다 신속하고 정확하게 이상의 발생 여부를 확인할 수 있다고 결론낼 수 있다.

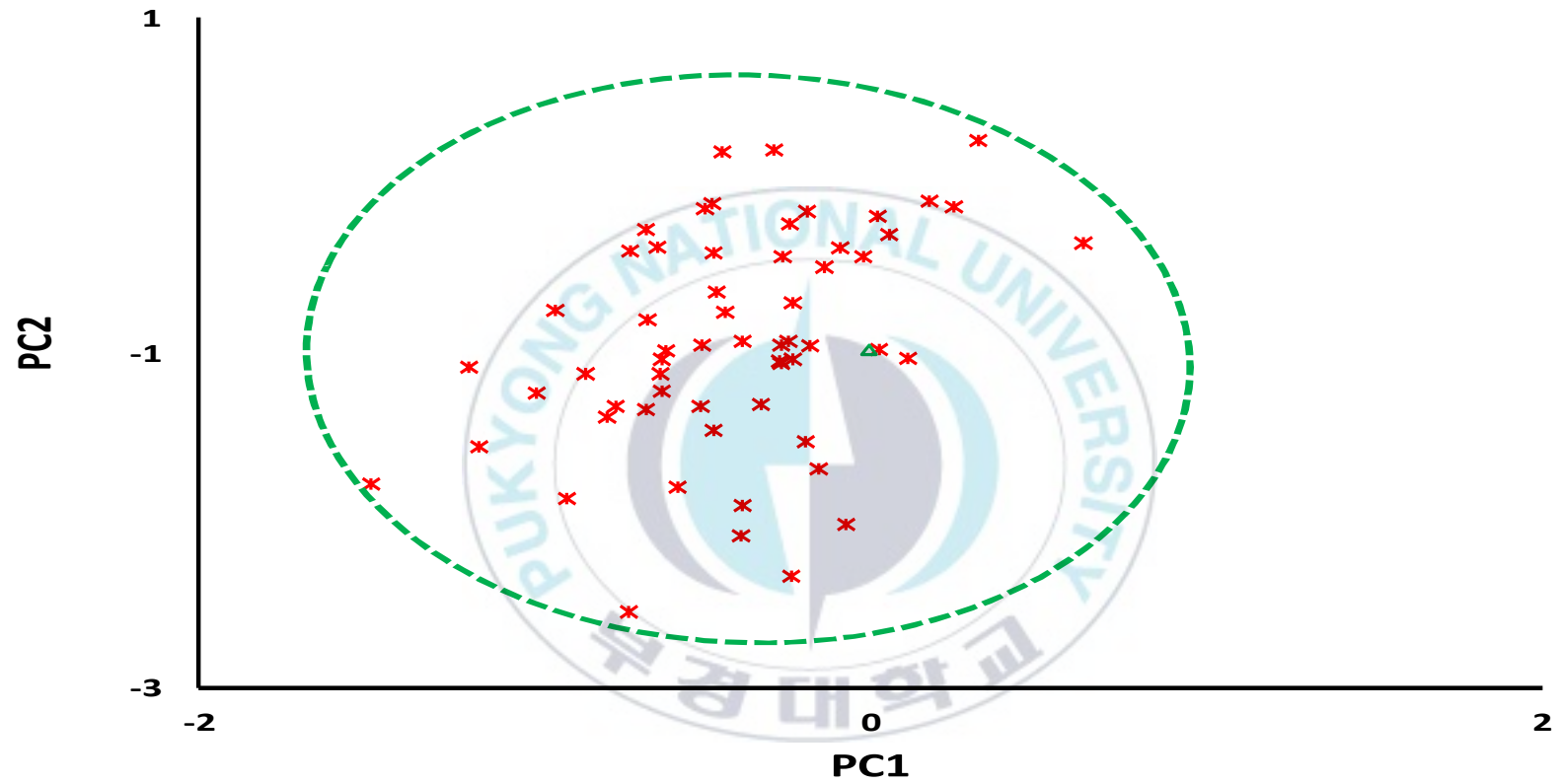


Fig. 7 The principal components based on a real normal data set. The green dash line indicates the area of a normal operation mode 1.

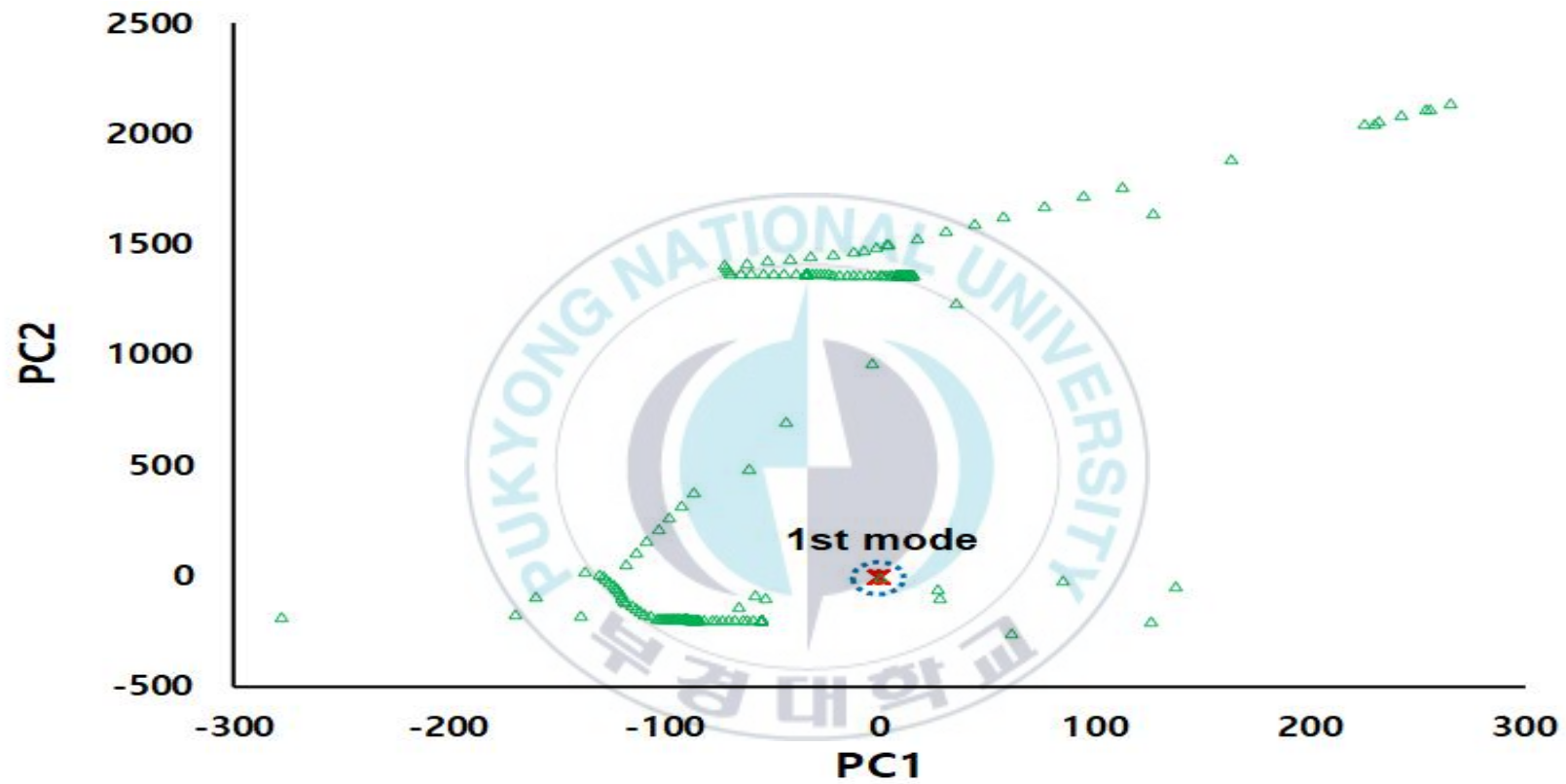


Fig. 8 The principal components based on a real fault data set. The blue dash line indicates the area of a normal operation mode 1.

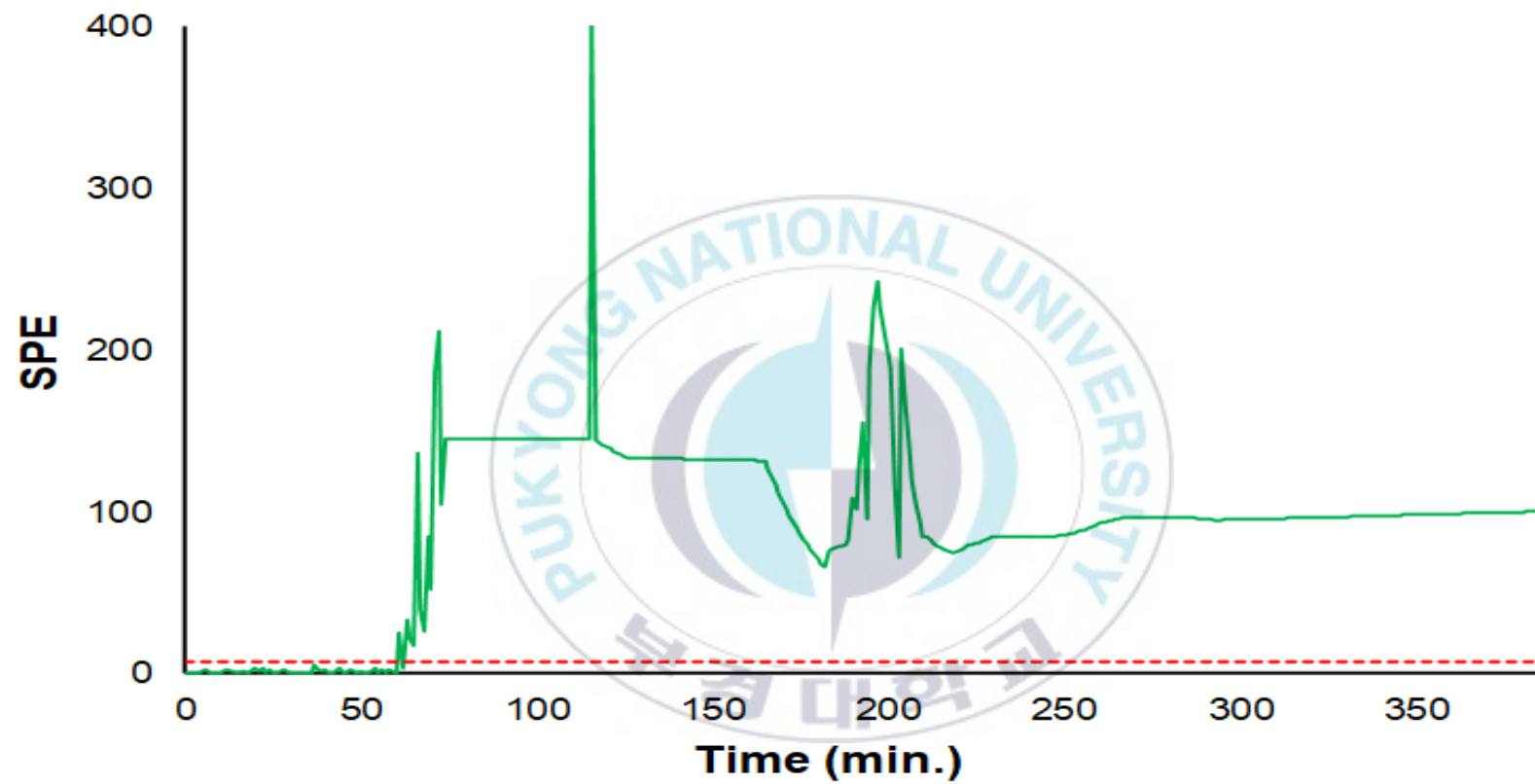


Fig. 9 The monitoring results based on SPE. The red dash line is the UCL of SPE.

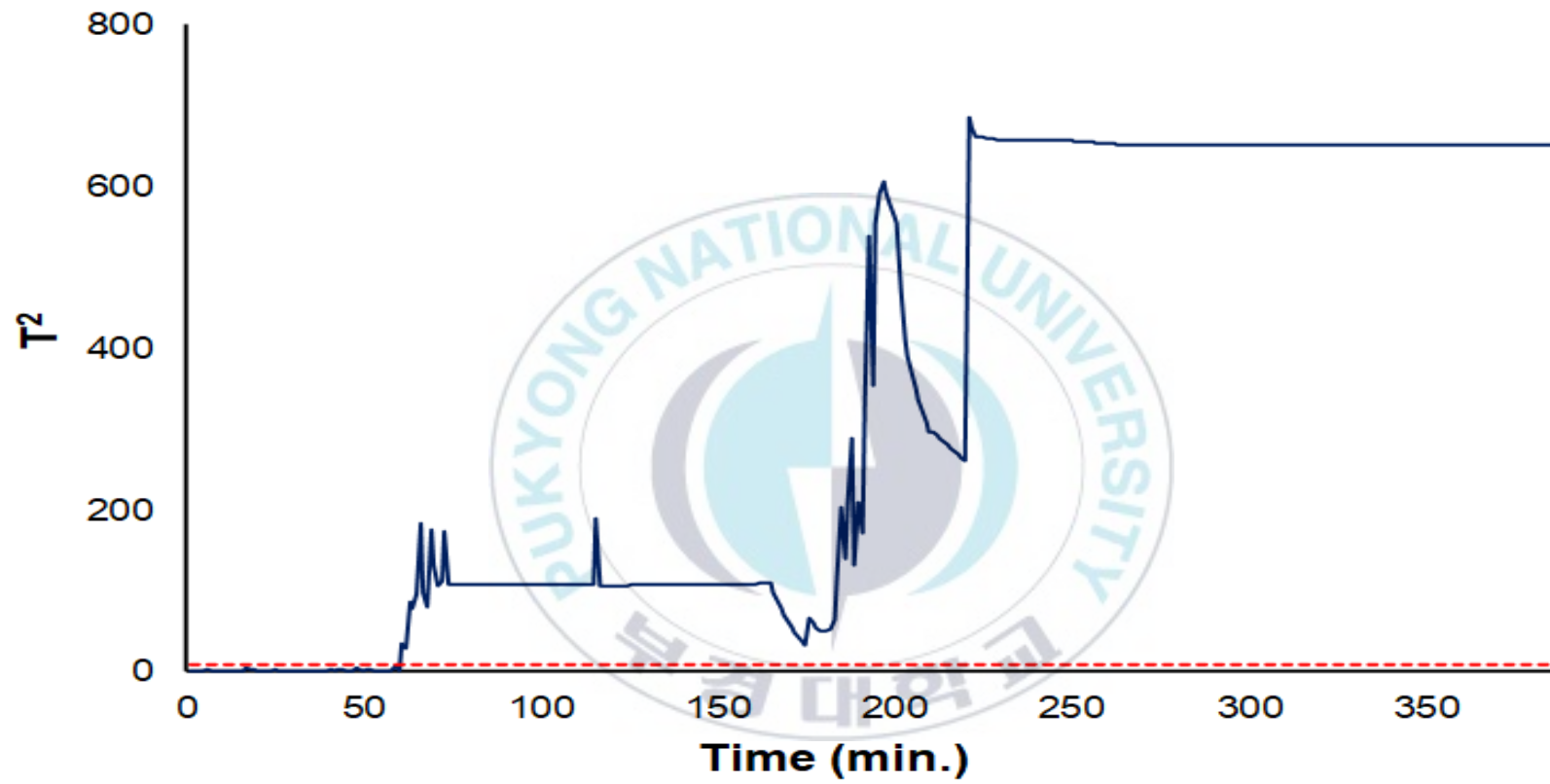


Fig. 10 The monitoring results based on T^2 . The red dash line is the UCL of T^2 .

6 장 결론

본 연구에서는 실제 폴리스티렌 중합 공정에서 발생한 사고 데이터를 이용하여 SVM과 PCA에 기반한 이상 진단 모델을 제안하였다. 실제로 발생한 사고를 늦게 인지하여 대처가 늦었으며, 이로 인해 설비의 막대한 손실이 발생하였다. 본 연구에서 제안한 모델을 적용한 결과 신속하고 정확하게 이상의 발생 여부를 확인할 수 있었다. 많은 변수가 존재하는 화학 공정의 복잡성으로 인해, 단순히 몇 개의 변수만을 모니터링해서 효과적으로 이상의 발생에 대응하는 것은 많은 어려움이 있다.

또한, 다양한 운전 모드가 존재하는 공정인 경우는 각 모드에 적합한 모델을 이용해야 한다. 본 연구에서는 먼저 공정이 어떤 운전 모드에서 운영되는지 판별하는 모델을 SVM에 기반하여 구축하였다. 그리고, 각 운전 모드에 적용할 PCA 모델을 만들었으며, T^2 와 SPE의 UCL을 이용하여 이상의 발생 여부를 진단하였다. 결과를 통해 공정 상에 문제가 발생하자마자 바로 이상의 발생 여부를 확인할 수 있었으며, 이는 본 연구에서 제안한 모델을 이용하면 작업자가 신속하게 이상에 대응하여 공정 상의 큰 손실을 방지하는 데 큰 도움을 줄 수 있음을 의미한다.

기존 대부분 이상 진단 관련 연구에서는 벤치마킹 공정을 이용하여 시뮬레이션을 통해 데이터를 얻어서 이를 이상진단에 활용하였다. 본 연구에서는 실제 사고가 발생한 공정의 데이터를 이용하여 이상

진단을 수행하였으며, 공정의 특성을 분석하여 그에 적합한 통계 기법을 선정하고 이를 적용하였다. 데이터를 분석한 결과 총 3개의 조업 모드가 있음을 확인하였고, 이는 공정 운영 매뉴얼과 일치함을 확인하였다. 각 조업 모드의 정상 상태 데이터를 이용하여 PCA 모델을 수립하였으며, 각 조업모드의 T^2 와 SPE의 UCL을 계산하였다. 실제 사고가 발생한 데이터로 모델을 구현해본 결과 첫 번째 조업 모드에서 운영되는 도중에 사고가 발생함을 확인하였으며, 작업자가 사고를 인지한 시점보다 14분 먼저 이상을 감지했음을 확인할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 모델을 통해 이상이 발생하면 신속하게 이상의 발생을 확인함으로써 이를 대응하는데 충분한 시간 확보가 가능하다. 즉 사고로 인해 발생 가능한 막대한 사고 비용을 줄일 수 있음을 의미하며, 이를 통해 공정의 안전성을 확보하고 사고 처리 비용 절감을 통해 동일 제품간의 경쟁력 향상에 큰 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다.

References

- 1) K. O. Lee and C. J. Lee, "The Development of a Fault Diagnosis Model based on the Parameter Estimations of Partial Least Square Models", Journal of the Korean Society of Safety, Vol. 34, No. 4, pp. 59-67, 2019.
- 2) J. Y. Park and C. J. Lee, "Principal Component Analysis Based Method for Effective Fault Diagnosis", Journal of the Korean Society of Safety, Vol. 29, No. 4, pp. 73-77, 2014.
- 3) Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K and Kavuri SN, "A review of process fault detection and diagnosis: Part I: Quantitative model-based methods", Computers and Chemical Engineering", Vol. 27, No. 3, pp. 293-311, 2003.
- 4) Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K and Kavuri SN, "A review of process fault detection and diagnosis: Part II: Qualitative models and search strategies, Computers and Chemical Engineering", Vol. 27, No. 3, pp. 311-326, 2003.
- 5) Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K and Kavuri SN, "A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history based methods", Computers and Chemical Engineering, Vol. 27, No. 3, pp. 327-346, 2003.
- 6) C. J. Lee, G. Lee and J. M. Lee, "A fault magnitude based strategy for effective fault classification", Chemical Engineering Research and Design, Vol. 91, No. 3, pp. 530-541, 2013.
- 7) C. J. Lee, J. W. Ko and G. Lee, "Operation Modes Classification of

Chemical Processes for History Data-Based Fault Diagnosis Methods", Korean Chemical Engineering Research, Vol. 46, No. 2, pp. 383-388, 2008.

8) V. N. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory", Springer-Verlag, New York, 1995.

9) Y. J. Woo and C. J. Lee, "A Study of Emergency Response for the Leakage Accident of Hazardous and Noxious Substances in a Port", Journal of the Korean Society of Safety, Vol. 31, No. 6, pp. 32-38, 2016.

10) P. Nomikos and J. F. MacGregor, "Multi-way partial least squares in monitoring batch processes", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 30, No. 1, pp.97-108, 1995.

11) Y. E. Lee and N. J. Choi, "Rubber O-ring defect detection system using K-fold cross validation and support vector machine", Journal of the Korean Society of Visualization, Vol. 19, No. 1, pp 6-73, 2021

12) K. S. Ham and K. P. Kim, "Support Vector Machine(SVM)-based classification of eyewitness memory using single-trial EEG", The Korean journal of Cognitive and Biological Psychology, Vol 30, No 4, pp.413-419, 2018

13) S. W. Shin, "Construction Safety and Health Management Cost Prediction Model using Support Vector Machine", Journal of the Korean Society, Vol 32, No 1, pp.115-120, 2017

14) S.Y. Byoun, "An Exploratory Study on College Experience of the Korean Graduates through Principal Component Analysis and Correspondence Analysis", The Korean Journal of Educational Methodology Studies,25(1), pp.1-27. 2013