

주성분 분석을 이용한 DAMADICS 공정의 이상진단 모델 개발

박재연 · 이창준[†]

부경대학교 안전공학과

(2016. 2. 22. 접수 / 2016. 6. 28. 수정 / 2016. 7. 5. 채택)

Principal Component Analysis Based Method for a Fault Diagnosis Model DAMADICS Process

Jae Yeon Park · Chang Jun Lee[†]

Department of Safety Engineering, Pukyong National University

(Received February 22, 2016 / Revised June 28, 2016 / Accepted July 5, 2016)

Abstract : In order to guarantee the process safety and prevent accidents, the deviations from normal operating conditions should be monitored and their root causes have to be identified as soon as possible. The statistical theories-based method among various fault diagnosis methods has been gaining popularity, due to simplicity and quickness. However, according to fault magnitudes, the scalar value generated by statistical methods can be changed and this point can lead to produce wrong information. To solve this difficulty, this work employs PCA (Principal Component Analysis) based method with qualitative information. In the case study of our previous study, the number of assumed faults is much smaller than that of process variables. In the case study of this study, the number of predefined faults is 19, while that of process variables is 6. It means that a fault diagnosis becomes more difficult and it is really hard to isolate a single fault with a small number of variables. The PCA model is constructed under normal operation data in order to get a loading vector and the data set of assumed faulty conditions is applied with PCA model. The significant changes on PC (Principal Components) axes are monitored with CUSUM (Cumulative Sum Control Chart) and recorded to make the information, which can be used to identify the types of fault.

Key Words : fault diagnosis, principal component analysis, cumulative sum control chart

1. 서론

현재 화학공정은 한층 더 규모가 커지고 있으며, 비용의 감소와 생산량의 증대를 위해 예전 공정에 비해 보다 더 복잡하고 조밀하게 건설되고 있다. 이에 따라 공정에서 사소한 사고가 발생하는 경우 막대한 손실로 이어질 수 있으며, 장치상의 복구비용뿐만 아니라 생산 일정의 차질, 제품 질의 저하, 시장 점유율의 하락 등 일련의 연쇄효과로 이어져, 막대한 피해를 입을 수도 있다. 이러한 이유로 지금의 화학공정에서 안전성은 가장 중요한 문제이며 이에 따라 공정에서 발생하는 이상의 원인을 조기에 발견하고 진단하는 다양한 시스템과 관련된 연구가 다양하게 이뤄지고 있다. 여기서 말하는 공정 이상은 설계, 부품, 재료의 변화와 막힘(clogging), 누출(leaking), 센서오류 등 이상 원인으로 해당 공정의 정상상태 조건에서 벗어나는 경우를

말한다¹⁾.

복잡한 공정의 이상을 감지함에 있어서 복잡하게 얽혀져 있는 공정흐름과 제어루프로 인해 많은 어려움이 존재한다. 화학공정의 이상진단 방법론은 이상진단 모델을 얻는 방법에 따라 기본적인 이론을 기반으로 하는 방법과 데이터의 분석을 기반으로 하는 방법론으로 크게 나눌 수 있다²⁾. 또한, 얻어지는 결과의 형태에 따라 정량적, 정성적 방법으로 나눌 수 있다.

모델 기반 방법은 실제로 일어나는 공정을 질량수지, 에너지수지, 상태방정식 등 다양한 이론적 모델을 기반으로 공정의 실제 상태를 모델링하고 수집된 실제 데이터와 예측 결과 값을 서로 비교하여 차이가 나는 부분을 공정 내에 이상이 발생하는 것으로 간주하여 공정의 이상을 진단하는 방법이다. 하지만 실제 공정을 모델링하는데 있어서 복잡한 공정의 경우 고려해야 할 식들이 너무 많고, 또한 많은 부분에 있어서 제대로

[†] Corresponding Author : Chang Jun Lee, Tel : +82-51-629-6465, E-mail : changjunlee@pknu.ac.kr
Department of Safety Engineering, Pukyong National University, 365, Sinseon-ro, Nam-gu, Busan 48513, Korea

규명되지 않은 현상의 경우 모델링을 하는데 많은 제약 조건이 있기 때문에 많은 어려움과 노력, 그리고 시간적 제약이 따르게 된다.

최근에는 데이터를 기반으로 하는 많은 연구가 이뤄지고 있다. 공정이 정상적으로 운영될 때와 이상이 발생한 경우의 데이터를 활용하여 각각의 패턴을 통계적인 방법 (PCA(principal component analysis, 주성분분석), PLS(partial least squares), HMM(hidden Markov model) 등으로 계산하고 실제 공정 데이터를 실시간으로 분석하여 얻어진 패턴에 따라 이상 발생의 여부와 그 종류를 진단하게 된다.

그 중 대표적인 것이 PCA인데 이는 변수간의 상관성이 큰 다차원 데이터로부터 데이터 간의 연관성이 큰 2차원이나 3차원의 저차원 데이터로 정보손실을 최소화하면서 데이터를 투영시키는 방법이다³⁻⁵⁾. 주성분분석을 이용한 모니터링 방법은 다양한 분야에 적용되어왔으며, 국내의 경우에도 많은 예가 보고되고 있다^{2,6-16)}.

또한, 최근에는 모델 기반과 데이터 기반의 방법을 혼합하여 각각의 장점을 이용한 연구도 활발히 이뤄지고 있다²⁾.

하지만, 통계적인 기법을 활용하여 이상을 판별하는 경우, 같은 종류의 이상이 발생하더라도 이상 발생의 크기에 따라 패턴이 달라지기 때문에 오 진단을 하는 경우가 발생한다는 단점이 존재한다.

본 논문에서는 위에서 언급한 문제점들을 해결하기 위해 정상상태 데이터와 이상이 발생한 경우의 데이터를 활용하여 PCA로 분석하여 이상 종류에 따른 경향을 정성적으로 분석하고 이를 바탕으로 CUSUM(Cumulative Sum Control Chart)을 활용하여 이상진단 모델을 제안하고 이를 DAMADICS 공정에 적용함으로써 제안된 방법의 이상 진단 판별 성능을 검증하고자 한다.

2. 배경이론

2.1 PCA (principal component analysis)

PCA는 변수 간의 상관성이 큰 다차원 데이터로부터 상관성이 없는 소수의 축 PC(principal component)를 추출하고 다시 이 축에 데이터를 투영시킴으로써 다차원의 데이터를 2차원이나 3차원 같은 저차원 데이터로 해석할 수 있는 방법이다.

PCA과정은 주어진 데이터를 가장 잘 표현하는 새로운 원소의 모임을 찾는 것이다. 데이터 처리과정에서 얻은 무작위 벡터가 특정벡터인데 특정벡터의 분산(variable)을 최대로 하고 작은 분산을 갖는 주성분들을

제외하여 기존의 변수보다 작은 변수를 가지는 특정 벡터를 만들 수 있게 된다. 여기서 고차원 데이터를 저차원 데이터로 줄임으로서 데이터의 상관관계는 잃지 않고 복잡한 문제를 해결해 나갈 수 있게 된다¹⁷⁾.

공정에서 노이즈 발생 시에 이를 제거하기 위해서는 분산 값이 작은 특정변수를 제거하여야 한다. 확률벡터 $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ 와 주성분데이터 $T = t_1, t_2, \dots, t_a$ 는 다음의 관계를 가진다.

$$T_i = l' \times X = l_{1i}X_1 + l_{2i}X_2 + \dots + l_{ni}X_n \quad (1)$$

여기서 데이터 $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ 의 공분산 행렬 합에 대한 고유값은 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_n \geq 0$ 을 가지고 각각의 고유값에 해당하는 고유벡터(l')는 l_1, l_2, \dots, l_n 을 가진다.

$T = t_1, t_2, \dots, t_a$ 를 score 벡터라 하면 이는 데이터 X 와 Loading 벡터 L 의 곱으로 나타낼 수 있다. X 는 n 의 차수를 가지고 데이터수가 m 개인 측정값을 가진다고 가정할 때 $n \times m$ 인 데이터이다. 그리고 L 의 경우에는 $n \times a$ 인 데이터를 가지게 된다. 마지막으로 식 (2)을 이용하여 T 는 $a \times m$ 인 데이터를 가지게 된다.

$$T_{(a \times m)} = L_{(n \times a)} * X_{(n \times m)} \quad (2)$$

데이터의 차원은 $a < n$ 으로 score 벡터 T 로 얻어지는 정보의 신뢰성이 높다면 기존의 데이터 보다 작은 차원인 a 개의 변수를 주성분으로 나타낼 수 있다.

본 연구에서는 시뮬레이션 된 정상 데이터를 PCA를 통해 계산하여 Loading 벡터 L 을 구하고 이를 이용하여 공정에서 발생하는 여러 가지 이상을 빠르고 정확하게 진단하는 모델을 구현하고자 한다.

2.2 CUSUM(Cumulative Sum Control Chart)

CUSUM은 공정의 변화를 판단하는 데에 있어서 현재의 검사 결과와 앞에서 검사한 결과들을 누적하여 산출하는 방법이다. 누적합으로 분석하기 때문에 해당 공정 내에서 구해지는 데이터의 평균 변화가 조금만 발생하더라도 편차의 값은 매우 커지게 된다. 기존에 이용되던 Shewhart 관리도 보다 공정의 작은 변화에도 민감성이 높게 이상을 감지해 낼 수 있는 장점이 있다. CUSUM을 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$C_i = \sum_{j=1}^i (\bar{x}_j - \mu_0) \quad (2)$$

j 번째부터 시작하여 i 번째까지의 CUSUM값을 나타

내는 C_i 의 누적합은 공정에서 얻어지는 데이터의 j 번째 평균값 x_j 와 공정 목표치 μ_0 의 차를 누적하여 값을 계산하게 된다. 누적되어진 CUSUM값으로 이상을 판별하기 위해 CUSUM값이 일정한 값 이상이 되면 공정에서 이상이 발생하는 것으로 진단되도록 노이즈 한계선(H)을 설정한다. 노이즈 한계선과 공정의 특성에 맞게 기준값(K)를 정하여 가장 빠르고 정확한 이상 진단이 이루어 질 수 있도록 하여야한다¹⁸⁾.

CUSUM 값은 상향성(One side Upper cusum)과 하향성(One side Lower cusum)을 두 가지 방향성을 가지게 되는데 상향성을 C_i^+ , 하향성을 C_i^- 이라할 때 식(3), (4)으로 계산되어지며 C_i^+, C_i^- 에 계산에 이용되는 기준값(k)와 σ, δ 의 관계는 식(5)과 같은 관계를 가진다. 여기서 해당 공정의 데이터 x_i 가 C_i^+ 에서는 $(\mu_0 + k)$ 보다 크고 C_i^- 에서는 $(\mu_0 - k)$ 보다 작아야 누적합으로 인정된다는 것을 나타낸다³⁾.

$$C_i^+ = \max[0, x_i - (\mu_0 + k) + C_{i-1}^+] \quad (3)$$

$$C_i^- = \max[0, (\mu_0 - k) - x_i + C_{i-1}^-] \quad (4)$$

$$\delta = \frac{|\mu_1 - \mu_0|}{\delta}, k = \frac{\delta}{2}\sigma \quad (5)$$

본 연구에서는 가장 빠르고 정확한 노이즈 구별을 위해 임의의 H 값과 K 값을 지정하고 상향성, 하향성 두방향으로 나누어 누적값을 계산한 후 각각의 방향성에서 노이즈 한계선을 초과할 때 이상이 발생하였다고 진단하였다. 이 것을 기준으로 정량적인 방법과 정성적인 방법을 혼용하여 데이터의 이상 진단을 구별하는데 이용하였다.

3. 사례연구

3.1 DAMADICS (Development and Application of Methods for Actuator Diagnosis in Industrial Control Systems)

DAMADICS actuator 공정은 산업제어 시스템 중 하나인 actuator에 대하여 복잡한 시스템을 모델링하고 이상 진단을 하는 프로세스이며 실제 폴란드의 Lublin 설탕 공장에 설치된 Actuator를 기반으로 이상진단 모델 연구를 위하여 만들어졌다. Actuator에 들어가는 변수의 구성은 Table 1에서와 같이 크게 공기가 가득한 서보모터 S , 제어밸브 V , positioner P 로 이루어져 있으며 이 세 부분은 외부의 controller 출력 CV 와 Flow

Table 1. Process variables of the actuator process

Process variables
External controller output (CV)
Flow sensor measurement (F)
Valve input pressure (P1)
Valve output pressure (P2)
Liquid temperature (T1)
Rod displacement (X)

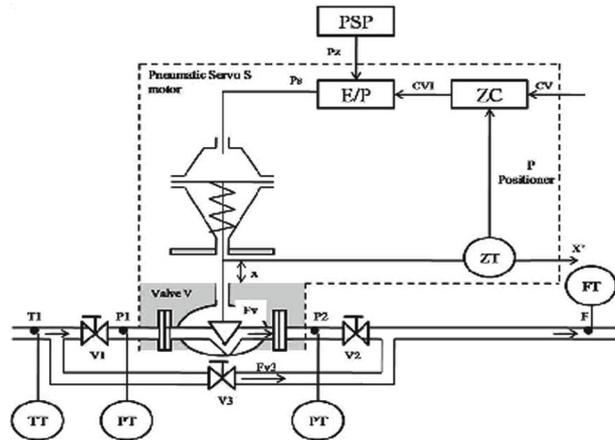


Fig. 1. The scheme of DAMADICS.

Table 2. The descriptions of fault types

Fault	Description
F1	Valve clogging
F2	Valve plug or valve seat sedimentation
F3	Valve plug or valve seat erosion
F4	Increased of valve or bushing friction
F5	External leakage
F6	Internal leakage (valve tightness)
F7	Medium evaporation or critical flow
F8	Twisted servo-motor's piston rod
F9	Servo-motor's housing or terminals tightness
F10	Servo-motor's diaphragm perforation
F11	Servo-motor's spring Fault
F12	Electro-pneumatic transducer Fault
F13	Rod displacement sensor Fault
F14	Pressure sensor Fault
F15	Positioner feedback Fault
F16	Positioner supply pressure drop
F17	Unexpected pressure change across the valve
F18	Fully or partly opened bypass valves
F19	Flow rate sensor Fault

를 측정하는 센서 F , 압력 밸브의 입,출력 $P1, P2$, 온도 T , rod 변위 X 로 구성 되어져있다³⁾.

더 자세한 공정의 장치와 Fault의 정도는 Sa da Costa and Louro⁴⁾ 그리고 Barty's et al.,⁵⁾의 연구에서 찾아볼 수 있다. DAMADICS Actuator system을 도식화 하면 아래의 Fig. 1과 같으며 모델링 가능한 이상의 종류는 총 19개로 나누어지고 그 종류는 Table 2에서 볼 수 있다.

4. 진단 결과

4.1 PCA 적용

먼저 정상 상태의 데이터를 이용하여 PCA 모델을 계산하였다. 데이터 생성 시간을 총 시간을 1000초로 두고 200초부터 해당 이상이 발생하는 것으로 가정하여 시뮬레이션을 진행하였다. 정상상태의 데이터를 PCA 모델로 계산하고 이를 이용해 CUSUM을 이용하여 이상 상태의 데이터를 모니터링 하였다. CUSUM에 쓰이는 통계값을 이용하기 위해 설정해야 할 파라미터는 정상상태 데이터를 분석하여 결정하였다. 계산되어진 CUSUM 값을 상향성과 하향성 두 개의 방향성으로 나누고 9개의 PC 값에 대한 한계선을 정하여 각각의 값이 이 한계선을 넘는 경우 이상이 발생한 것으로 간주하였다. Fig. 2와 3은 각각의 PC의 상한 한계선과 하한 한계

선을 이용하여 이상별로 모니터링 한 결과를 보여주고 있다. Table 4는 모든 이상에 대해 각각의 PC 축마다 어떠한 식으로 모니터링이 되었는지를 보여주고 있다. 이를 이용하여 이상의 발생 유무와 그에 따른 이상의 원인을 빠르고 효과적으로 판별할 수 있다.

또한 추가적으로 각 PC마다 상한선을 넘는 시간을 분석하여 이상이 발생하고 나서 최초로 이상을 감지하는 데까지 걸리는 시간을 계산하였다. 아래의 Table 5은 각 PC 축 상에서 이상이 최초로 감지되는 시간을 보여주고 있다.

각 PC별로 이상 발생 시 데이터가 한계선을 넘는 유형을 분석하여 빠르게 판별이 가능한 알고리즘을 Fig 4 과 같이 도출하였다. 9개의 PC로 이상진단이 이루어지며 각각의 이상은 PC1~PC9까지 순으로 이상진단이 진행된다. Fig. 4에서 PC9가 생략된 이유는 앞선 8개의 PC에서 이미 이상진단이 이루어졌으며 PC9 더 이상 구별하는데 의미가 없어졌기 때문이다. 이상진단을 실시한 결과 F5, F8, F9와 F1, F10 그룹은 위의 데이터 분석 알고리즘으로 정확하게 나뉘지지 않았다. 정확하게 이상진단이 되어지지 않은 첫 번째 그룹인 F5, F8, F9 경우 발생하는 이상의 크기가 너무 작아서 실제 데이

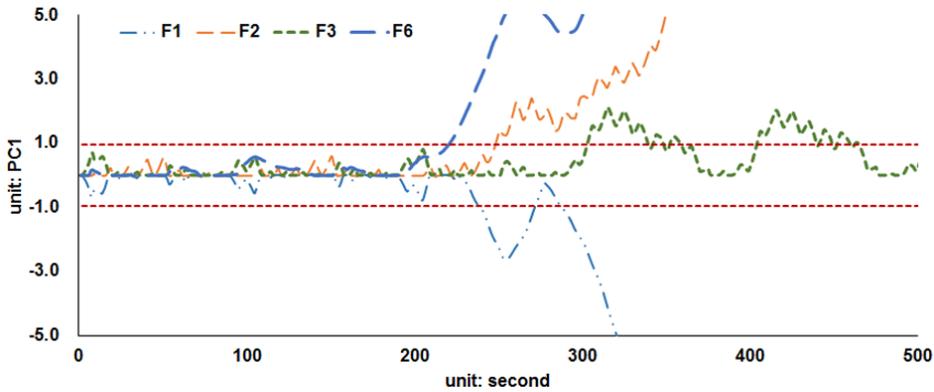


Fig. 2. The changes of fault for PC1.

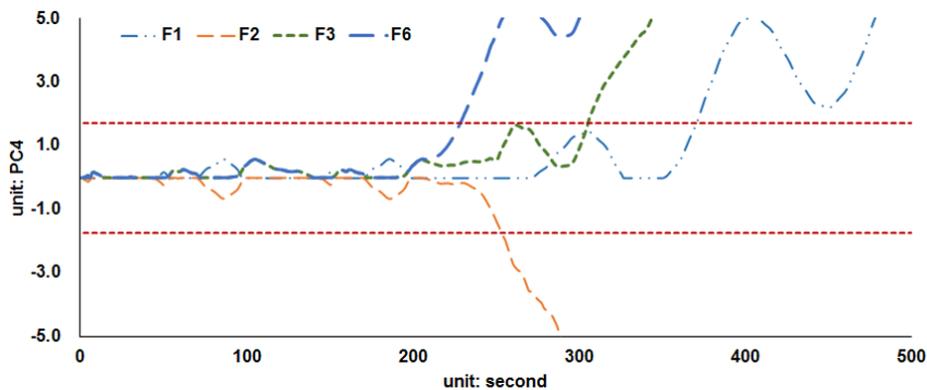


Fig. 3. The changes of fault for PC4.

Table 4. The changes of PCs for assumed faults

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18	F19
PC1	-	+		-		-	-			-			-		+	+	+	-	-
PC2	-	-								-					+	-			
PC3	+			-			+			+					+	-	+		
PC4	-	-	+	+		+	-			-			-		+	+	+	+	+
PC5	+			-		-	+			+	-		-		-	-	+	-	
PC6	+			+		+	+			+	-		-	+	+	+	+	+	+
PC7	-	-	+	-		+	-			-	+		+	-	-	-	+		
PC8	-	-	+	+			-			-	+	-	+	-	-	-	-		
PC9							-												

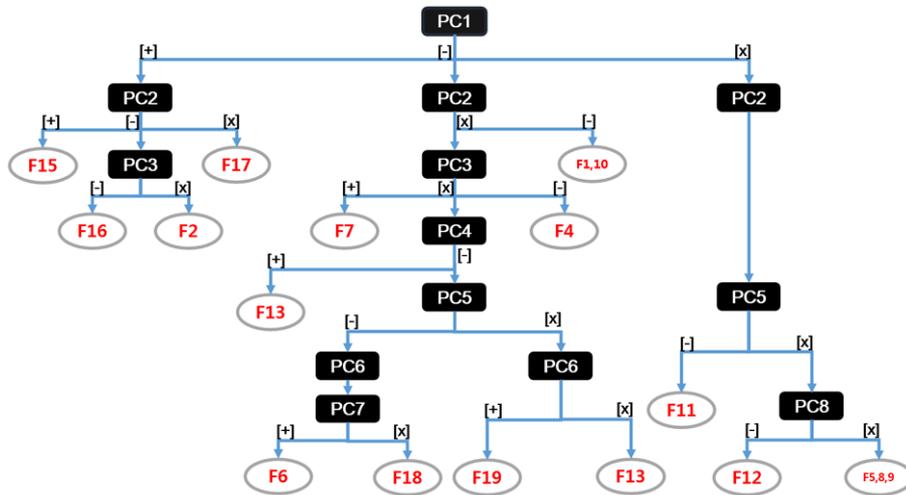


Fig. 4. The algorithm of fault diagnosis based on PCA.

Table 5. Time comparison of the faults (unit : second)

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13	F14	F15	F16	F17	F18	F19
PC1	239	247	314	629		204	203			204			204		271	238	268	204	204
PC2	295	295								288					229	288			
PC3	230			276			212			289					298	288	298		
PC4	370	254	260	606		227	215			287			222		274	253	229	221	254
PC5	292			368		346	308			285	358		269		299	284	297	338	
PC6	234			283		244	237			225	289		390	226	303	215	213	235	255
PC7	226	222	246	236		254	204			228	215		239	231	312	216	204		
PC8	226	222	248	293			223			208	249	285	242	208	237	207	232		
PC9							202												

터 상에서도 변동의 크기가 매우 작다. 두 번째 그룹인 F1, F10 경우는 각 PC별로 상한선을 벗어나는 방향성이 모두 동일하다. 하지만, Table 5에서 각각의 이상을 감지하는 시간으로 분석해 보면 F10 경우 PC1, PC8에서 F1 보다 매우 빠르게 감지가 되기 때문에 이를 이용하여 구분이 가능하다. 이를 제외한 모든 이상은 구별이 가능하다. CUSUM을 이용하여 이상이 감지되는

시간을 비교해보았을 때 PC1, PC3, PC4, PC7, PC9에서는 F7이 가장 먼저 감지되었고 PC2에서는 F15, PC5에서는 F13, PC6에서는 F17, PC8에서는 F16이 가장 먼저 감지되었다. Fig. 4에서 볼 수 있듯이 CUSUM을 이용하여 이상이 감지되는 패턴을 서로 비교함으로써, 아주 적은 공정변수를 가지며, 많은 이상을 진단해야 하는 매우 어려운 문제에서도 본 연구의 방법을 통해 효

과적으로 이상진단이 가능함을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 통계 기법인 PCA를 이용하여 데이터를 분석하여 정성적인 정보를 각 이상별로 산출하고 이를 이용하여 DAMADICS에서 발생하는 이상을 진단하였다. 다양한 변수가 존재하는 화학공정에서 수많은 변수들을 모두 진단하는 것은 많은 어려움이 있다. 또한, 센서로 측정 가능한 변수의 개수가 매우 제약적이기 때문에, 측정 가능한 변수의 개수보다 이상의 종류가 매우 많은 경우에 본 연구에서 제안한 방법이 효과적으로 이상의 종류를 정확하게 진단할 수 있음을 증명하였다. PCA를 통해 계산된 모델에서 정상데이터를 이용하여 데이터 분석에 필요한 Loading Vector를 산출하고 이를 이용하여 이상 발생 시 각 PC별로 계산된 값을 CUSUM으로 모니터링 하여 각 PC마다 다양한 이상이 한계선을 벗어나는지 분석하였다. 그리고 모든 PC와 이상의 관계를 분석하여 효과적으로 이상진단을 가능하게 하는 판별 그래프를 산출하였다.

기존의 공정을 진단하는 통계 기법들은 수치적으로 분석하기 때문에 같은 종류의 이상이 발생하더라도 해당 이상의 세기가 틀러지면 그 값이 틀러지고, 이러한 점 때문에 오진단이 이루어질 문제점을 가지고 있다.

본 연구에서는 정량적인 기법과 정량적인 방법을 혼용함으로써 이상 발생 세기에 관계없이 효과적으로 진단이 가능하고, 변수의 개수가 이상의 종류에 비해 매우 적을 때에도 적용이 가능한 매우 간단하면서도 그 활용도가 높은 이상진단 모델을 개발하였다. DAMADICS에서 발생할 수 있는 총 19개의 이상을 PCA를 이용하여 진단한 결과 대부분의 이상이 진단 가능하다는 것을 확인하였다.

본 연구는 발생이 가능한 이상을 미리 가정하고 시뮬레이션을 통해 데이터를 획득하여 이상진단을 수행하였기 때문에 미리 생각하지 못한 이상이 발생하는 경우에는 이상의 감지는 가능하나, 그 원인은 밝힐 수가 없다. 따라서 더욱 더 다양한 기법들을 혼용하여 이에 대비한 연구를 좀 더 수행할 필요가 있다.

감사의 글: 이 논문은 2015학년도 부경대학교의 지원을 받아 수행된 연구임 (PK-2015-C-D-2015-0752).

References

1) C. J. Lee, "Optimal Multi-floor Plant Layout Based on the Mathematical Programming and Particle Swarm

Optimization", *Industrial Health*, Vol. 53, No. 6, pp. 491-497, 2015.

2) 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, 2012.

3) Tarun Chopra, Jayashri Vajpai, "Classification of Faults in DAMADICS Benchmark Process Control System using Self Organizing Maps" *International Journal of Soft Computing and Engineering*, Vol. 1, Issue. 3, 2011.

4) Sa da Costa, J. and R. Louro, "Modelling and Simulation of an Industrial Actuator Valve for Fault Diagnosis Benchmark," *Proceedings of the Fourth International Symposium on Mathematical Modelling*, pp. 1212-1221, 2003.

5) M Bartys, R Patton, M Syfert, S de las Heras, J Quevedo, "Introduction to the DAMADICS Actuator FDI Benchmark Study," *Control Engineering Practice*, Vol. 14, No. 6, pp. 577-596. 2006.

6) D. H. Hwang, H. W. Cho, C. H. Han and J. H. Kim, "On-Line Monitoring Methods using Multivariate Statistical Method," *Chemical Industry and Technology*, Vol. 15, No. 3, pp. 247-255, 1997.

7) H. D. Lee, M. H. Lee, H. W. Cho, C. H. Han and K. S. Chang, "Online Quality Monitoring using Multivariate Statistical Methods in Continuous-Stirred MMA-VA Copolymerization Process", *Korean Chemical Engineering Research*, Vol. 35, No. 5, pp. 605-612, 1997.

8) S. J. Hong and C. H. Han, "Data-Driven Software Sensor Design for Monitoring, Diagnosis and Control," *Chemical Industry and Technology*, Vol. 17, No. 2, pp. 172-181, 1999.

9) S. J. Hong, C. K. Heo and C. H. Han, "Local Composition Soft Sensor in a Distillation Column using PLS," *Korean Chemical Engineering Research*, Vol. 37, No. 3, pp. 445-452, 1999.

10) Y. H. Lee, C. H. Han and J. K. Lee, "Real-time Monitoring for a Batch PVC Polymerization Process Based on Multivariate Data Compression Methods," *Korean Chemical Engineering Research*, Vol. 37, No. 2, pp. 319-329, 1999.

11) K. H. Yoon, Y. H. Lee, and C. H. Han, "Adaptive Block-Wise RPLS Considering Similarity of Blocks," *Korean Chemical Engineering Research*, Vol. 41, No. 5, pp. 592-597, 2003.

12) D. M. Yoon, Y. H. Lee, C. H. Han, H. S. Ah and S. H. Chang, "Fault Detection and Diagnosis in Film Processing Plants," *Korean Chemical Engineering Research*, Vol. 41,

- No. 5, pp. 585-591, 2003.
- 13) S. Lee, S. Yeom and K. S. Lee, "Methods for Performance Monitoring and Diagnosis of Multivariable Model-Based Control Systems," Korean Chemical Engineering Research, Vol. 21 No. 3, pp. 575-581, 2004.
 - 14) C. J. Lee, S. O. Song and I. S. Yoon, "The Monitoring of Chemical Process using the Support Vector Machine," Korean Chemical Engineering Research, Vol. 42, No. 5, pp. 538-544, 2004.
 - 15) 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.
 - 16) C. J. Lee, G. B. Lee and J. M. Lee, "A Fault Magnitude-based Strategy for Effective Fault Diagnosis and Isolation," Journal of Chemical Engineering of Japan, Vol. 48, No. 1, pp. 44-51, 2015.
 - 17) K. J. Lee, B. W. Lee, D. H. Choi and T. O. Kim "A Study on Fault Detection Monitoring and Diagnosis System of CNG Stations Based on Principal Component Analysis(PCA)," Journal of the Korean Institute of Gas, Vol. 18, No. 3, pp. 53-59, 2014.
 - 18) E. S. page, "Cumulative Sum Charts", Technometrics, Vol.3 No.1, pp.562-593, 1961.