

다중모드 주성분분석에 기반한 천연가스 액화플랜트의 성분 분리공정 감시 시스템 개발

편하형 · 이철진* · †이원보

서울대학교 화학생명공학부, *중앙대학교 화학신소재공학부
(2019년 6월 11일 접수, 2019년 8월 13일, 2019년 8월 14일 채택)

Development of Monitoring System for the LNG plant fractionation process based on Multi-mode Principal Component Analysis

Hahyung Pyun · Chul-Jin Lee* · †Won Bo Lee

School of chemical and Biological Engineering, Seoul National University, Seoul 08826, Korea

*School of Chemical Engineering and Materials Science, Chung-Ang University, Seoul 06974, Korea

(Received June 11, 2019; Revised August 13, 2019; Accepted August 14, 2019)

요 약

세계 환경규제가 강화되면서 액화천연가스의 사용량이 지속해서 증가하고 있다. 안정적이고 효율적인 액화천연가스 생산을 위해서는 운전 조건을 세분화하여 감시하는 시스템 구축이 필수적이다. 본 연구에서는 천연가스 액화플랜트 성분 분리공정을 해석하여 구축한 동적 모델 데이터를 대상으로 다중 모드 감시시스템 개발 방법을 제안하였다. 먼저 전체 정상 데이터를 주성분분석과 k-평균 군집화 방법론을 사용하여 다중 정상 운전 모델로 구분하였다. 그 다음, 새로운 데이터 값을 k-최근접 알고리즘으로 구축된 다중 정상 모드와 매칭하였다. 마지막으로, 다중 모드 주성분분석 감시 기법을 통해 공정 데이터의 이상 여부를 판별하였다. 제시된 방법론은 45가지 이상경우에 적용하였고, 기본 주성분분석 방법론과 단변수 감시 방법론과의 비교를 통해 속도와 정확도 지표에서 평균 약 5~10% 이상 우수함을 입증하였다.

Abstract - The consumption of liquefied natural gas (LNG) has increased annually due to the strengthening of international environmental regulations. In order to produce stable and efficient LNG, it is essential to divide the global (overall) operating condition and construct a quick and accurate monitoring system for each operation condition. In this study, multi-mode monitoring system is proposed to the LNG plant fractionation process. First, global normal operation data is divided to local (subdivide) normal operation data using global principal component analysis (PCA) and k-means clustering method. And then, the data to be analyzed were matched with the local normal mode. Finally, it is determined the state of process abnormality through the local PCA. The proposed method is applied to 45 fault case and it proved to be more than 5~10% efficient compared to the global PCA and univariate monitoring.

Key words : fault detection, multi mode monitoring, liquefied natural gas (LNG), principal component analysis (PCA), k-means clustering, k-nearest neighbors

I. 서 론

국제적으로 환경규제가 강화되고, 국내에서

도 친환경 에너지원에 대한 관심과 투자가 활발해지고 있다. 탈원전, 석탄화력발전의 축소 등을 목표로 하는 최근 에너지 정책에 따라 신재생에너지의 수요는 자연스럽게 높아지고 있는 추세이다. 이러한 에너지 시스템의 전환 속에서 액화

†Corresponding author:wblee@snu.ac.kr
Copyright © 2019 by The Korean Institute of Gas

천연가스 (LNG)는 가장 대표적인 청정 연료로서 국내외적으로 지속적인 수요 증가가 예측되고 있다. [1,2] 지속적인 수요에 맞는 안정적인 LNG 생산을 위해서는 LNG 플랜트 운전 특성에 맞는 감시 기술 개발은 필수적이다.

LNG 플랜트는 많은 변수를 갖고 있으며, 변수들 사이에서 복잡한 상관관계를 이루고 있다. 그렇기 때문에, LNG 플랜트를 단변수 방법론만으로 관리하기에는 한계가 있으며, 이를 위해 다변량 통계기법이 도입이 필요하다. 대표적인 방법으로 차원 축소 방법을 기본으로 하는 주성분분석 (PCA, principal component analysis), PLS 회귀 분석 방법(partial least squares regression), 피셔 판별 분석 방법 (FDA, fischer discriminant analysis 등과 지식 및 확률 방법을 기반으로 하는 인공 신경망 방법론 (artificial neural network analysis), 베이즈 네트워크 분석 (Bayesian network analysis) 등이 있다. 또한, 이러한 방법론을 결합하여 분석하는 연구도 활발하게 진행 되고 있다. [3,4] 이 중에서, 간편하면서도 공정해석이 용이한 대표적인 방법은 주성분분석 방법론이다. [5,6] 주성분 분석은 다차원의 변수들을 저차원의 변수로 차원 축소하여 관리 하는 방법으로, 배치공정, 철강 공정, 연료 전지 공정 등에 적용되어 널리 사용되고 있다. [7,8,9,10,11]

하지만, 변수의 수가 너무 많아지거나, 정상 모델 구축을 위한 데이터의 신뢰도나 그 범위가 넓어지면 주성분 분석 방법론의 성능이 저하될 수 있으며, 심지어 잘못된 알람을 제공할 수 있는 문제가 발생한다. LNG 플랜트는 크게 5개의 공정 단위에서 수천 개의 변수를 관리하기 때문에, 주성분 분석을 바로 적용하기에는 이러한 문제가 발생할 가능성이 매우 크다. 그렇기 때문에 단위 공정별 분석, 주요 변수 관리 방법, 운전 모드별 분석 방법 등 다른 방법론들과 통합·발전된 주성분분석 방법론의 적용이 필수적이다. [12,13] 이를 위해, 본 논문에서는 LNG 플랜트의 주요 단위 공정인 분리 공정에 클러스터링 기법과 주성분분석을 결합하여, 다중 모드 주성분분석 감시 시스템을 구축하는 연구를 수행하였다.

본 논문은 총 6가지로 구성되어 있다. 1장은

연구 배경에 대한 서론을 설명되어 있고, 2장에서 감시시스템을 구축을 위한 방법론들을 나타내었다. 3장에서는 방법론들을 통합하여 다중 모드 감시방법론 알고리즘에 대해 설명하고, 4장에서는 대상공정인 LNG 플랜트 분리 공정의 정상 운전과 이상 시나리오에 대한 동적 모사를 기술하였다. 5장에서 다중 모드 감시시스템 적용 결과에 대해 설명하고, 마지막 6장에서 결론 및 고찰에 대해 기술하였다.

II. 방법론

2.1. k-평균 군집법

군집화 방법론 중에서 가장 기본적이고 널리 쓰이는 방법 중 하나는 k-평균 군집법이다. k-평균 군집법은 유클리드 거리(Euclidean distance)에 기반을 둔 방법론으로 1~3차원 공간 데이터를 다룰 때 수학적 및 시각적인 해석이 용이하고 탁월하다. 본 방법론은 n개의 d-차원 데이터가 주어졌을 때, k개의 중심점을 두고 데이터와의 거리 제곱 합을 최소화 하는 중심점 집합을 찾는 것을 목표로 한다,

2.2. k-최근접 알고리즘

k-최근접 알고리즘은 군집화된 데이터를 분류하는 방법 중 가장 기본적이고 널리 쓰이는 방법이다. k-평균 군집화 방법론과 유사하게 유클리디안 거리를 기반으로 하기 때문에 역시 수학적 및 시각적인 해석에 큰 장점이 있다. 본 방법론은 새로운 데이터와 거리가 인접한 k개의 훈련된 표본 데이터의 군집 명을 읽어 가장 빈번한 군집과 매칭하여 분류해준다.

2.3. 주성분 분석 감시 방법

주성분 분석은 고차원의 변수를 저차원으로 차원 축소하는 가장 대표적인 방법론이다. LNG 플랜트처럼 변수의 개수가 많고, 그 사이의 상관관계가 높을 때 매우 효과적인 방법론이다. 정상 운전 데이터 X가 주성분 분석에 의해 차원 축소 되면 수식 1과 같이 표현된다.

$$X = TP^T + E \quad (1)$$

여기서 T 는 스코어 벡터이고, P^T 는 로딩 벡터, E 는 잔차 벡터를 의미한다. 주성분 분석은 스코어 벡터에서 계산되는 Hotelling's T^2 값과 잔차 값에서 계산되는 Q-statistics (SPE, squared prediction error) 값으로 상호 보완적으로 감시되며 수식 2와 3으로 표현된다. 감시 한계선은 수식 4 ~ 7로 표현된다.

$$T^2 = x^T P(\Sigma_a)^{-2} P^T x \quad (2)$$

$$SPE = x^T (I - PP^T)x \quad (3)$$

$$T^2 \leq \frac{(n^2 - 1)}{n(n-a)} F_\alpha(a, n-a) \quad (4)$$

$$SPE \leq \theta_1 \left\{ \frac{h_0 c_\alpha \sqrt{2\theta_2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right\}^{1/h_0} \quad (5)$$

$$\theta_i = \sum_{j=a+1}^m \lambda_j^i \quad (6)$$

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2} \quad (7)$$

여기서 Σ_a 는 주성분에 상응하는 비음 실수 고유값, a 는 설정한 주성분 수, $F_\alpha(a, n-a)$ 는 a 와 $(n-a)$ 자유도에서의 F -분포 값, c_α 는 정상 분포 값, α 는 유의수준, λ_j 는 고유벡터의 고유값, θ_i 는 그 고유값의 합을 의미한다.

III. 다중 모드 감시방법론

운전 변수들과 제품 변수들에서 이상 또는 비정상인 경우가 없을 때의 데이터들을 정상상태 운전 데이터라 정의한다. 이러한 정상상태 운전 데이터들은 생산계획, 환경, 목적 등에 따라 운전모드가 나뉘게 된다. 다중운전모드 감시 방법론은 크게 다중 정상 모델 구축과 실시간 이상 감시의 2가지 과정으로 나뉜다.

3.1. 다중 정상 모델 구축 방법론

여러 운전 모드를 자동으로 나누는 방법은 주성분 분석의 T^2 값과 k-평균 클러스터링 방법을

통합하여 사용한다. 가장 먼저 모든 정상데이터를 평균과 3 시그마 한계선을 사용하여 통계적으로 99.7%를 벗어나는 이상점들을 제거한다. 다음으로 데이터를 스케일링한 후 주성분 분석으로 모델을 구축한다. 이렇게 구축된 모델을 글로벌 주성분 분석 (Global PCA)이라고 정의한다. 글로벌 주성분 분석 결과 중 Hotelling's T^2 값을 k-평균 클러스터링을 사용하여 분류한다. 이렇게 나누어진 데이터들 각각을 로컬 운전데이터라고 정의한다. 각 로컬 운전데이터에서 99.7% 이상점들을 제거한 후 스케일링하여 주성분 분석으로 모델 구축한 것은 로컬 주성분 분석 (Local PCA)이라고 정의한다. 정상 데이터들로 감시 모델을 구축하는 과정을 Fig. 1에 순서도로 나타내었다.

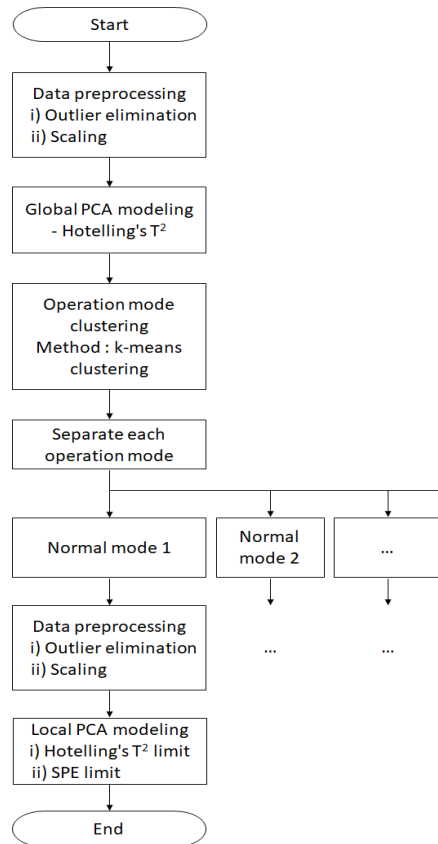


Fig. 1. Multi-mode PCA modeling algorithm

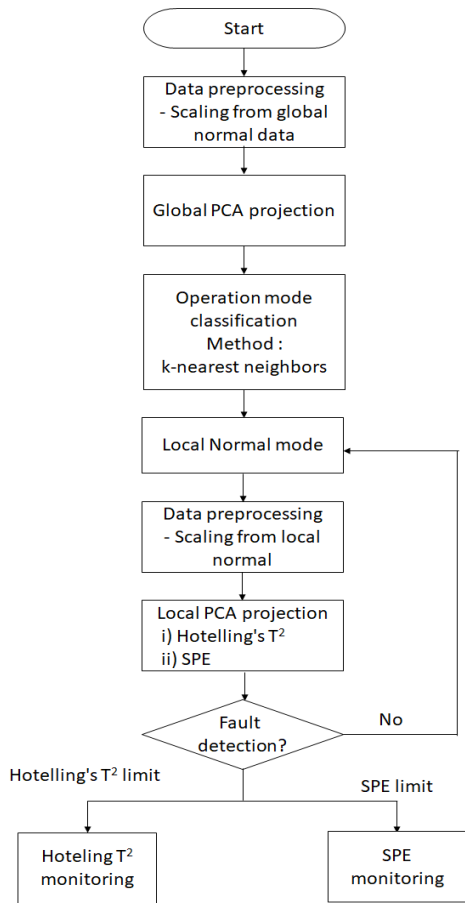


Fig. 2. Real time monitoring algorithm.

3.2. 실시간 이상 감시방법론

구축된 다중 정상 모델을 기반으로 실시간 이상 감시를 수행하기 위해서는 실시간 데이터와 구축된 정상 모델과의 매칭이 선행되어야 한다. 운전 모드 선택을 위해 실시간 데이터는 글로벌 정상데이터의 통계값을 기반으로 스케일링을 한 후, 구축된 글로벌 주성분 분석 모델에 투영하여 Hotelling's T^2 을 계산한다. 계산된 T^2 을 k-최근접 알고리즘을 통하여 가장 유사한 로칼 모드를 찾아준다. 매칭이 완료되면 본래의 실시간 데이터는 매칭된 로칼 정상 데이터의 통계값을 기반으로 새롭게 스케일링 된다. 스케일링 된 값은 로칼 주성분 분석 모델에 투영되어 Hotelling's T^2 와 SPE 값으로 감시되어 이상을 판별한다. 실시간 데이터 매칭과 감시 방법을 Fig. 2에 나타내었다.

IV. 액화플랜트 분리공정 동적 모델

LNG 플랜트는 액화 천연 가스 분리 공정, 산성 가스 제거 공정, 액화 공정, 냉매 공정, 저장 및 이송의 총 5단계로 나눈다. 본 논문에서는 전처리 공정 중 고순도의 메탄, 에탄, 프로판, 부탄을 생성하는 분리공정에 대해서 동적 시뮬레이터 프로그램 아스펜 하이시스로 모델을 구축하고, 데이터를 생성하여 연구를 진행하였다. Fig. 3에 LNG 액화 분리공정에 대한 간략한 도면을 도시하였다.

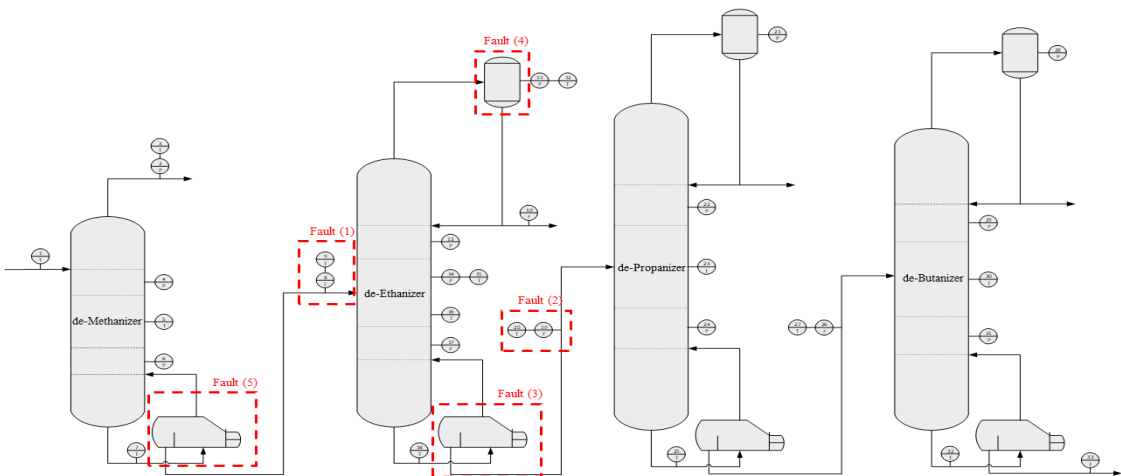


Fig. 3. Schematic process diagram and fault location of LNG plant fractionation process.

4.1. 정상상태 모델링

LNG 분리공정은 순수한 메탄, 에탄, 프로판, 부탄을 생산해서 혼합 냉매 공정 및 액화 공정에 제공해야 하기 때문에 운전 조건이 좁은 범위에서 변화하게 된다. 본 논문에서는 Table 1과 같이 메탈 분리기 입구 유량의 조건 중 온도와 압력을 변화시켜 3종류의 정상 운전 상태를 가정하였다. 본 조건은 Table 2에 제시된 생산 품질을 만족하고, 모델이 수렴하는 범위를 만족한다. [14] 각각의 정상 운전 데이터는 40,000초씩 운전되어, 총 120,000초의 정상 데이터를 수집하였다.

4.2. 이상 시나리오 모델링

분리공정의 주요 기기인 컬럼은 기체와 액체 상태가 공존하기 때문에 온도와 압력에 특히 민감하며, 이에 따른 이상 상황이 자주 발생한다. [15] 본 연구에서는 온도와 관련된 리보일러, 컨덴서에서 발생할 수 있는 이상 3가지와 파이프 누출 2가지 시나리오를 모델링 하였다.

Table 1. Three normal operation condition of de-methanizer input stream

Normal case	Initial stream Temperature [°C]	Initial stream Pressure [bar]
A	-16.3 ~ -15.3	61.0 ~ 62.0
B	-16.8 ~ -15.8	61.5 ~ 62.5
C	-17.8 ~ -16.8	62.5 ~ 63.5

Table 2. Process product specification

	C1[%]	C2[%]	C3[%]	C4[%]	others
deMethanizer top stream	91.60	5.31	2.06	0.80	0.23
deEthanizer top stream	0.00	99.55	0.45		
dePropanizer top stream	0.00	0.00	99.61	0.39	
deButhanizer top stream	0.00	0.00	1.23	98.00	0.77

(1) 에탄 분리 컬럼 주입 파이프 리킹, (2) 에탄 분리 컬럼 하부 파이프 리킹, (3) 에탄 분리 컬럼의 리보일러 오버히팅, (4) 에탄 분리 컬럼 컨덴서의 오버쿨링, (5) 메탄 분리 컬럼 리보일러 오버히팅

이상 강도에 따른 감시 능력을 분석하기 위해 이상 규모를 정상 운전 대비 3%, 5%, 10% 3단계로 모사하여 적용하였으며, 3가지 정상상태에 각각 적용하여 최종적으로 총 45가지 이상 시나리오를 모사하였다. Table 3은 시나리오를 정리한 것이고, 그 위치 정보는 Fig. 3에 도시하였다. 각 시나리오는 500초의 정상과 2000초의 이상 데이터로 운전되었다.

Table 3. Fault scenarios

Fault type	Fault intensity	Fault description
1	3%	deEthanizer inlet(deMethanizer bottom) flow 3% leaking
	5%	deEthanizer inlet(deMethanizer bottom) flow 5% leaking
	10%	deEthanizer inlet(deMethanizer bottom) flow 10% leaking
2	3%	dePropanizer inlet(deEthanizer bottom) flow 3% leaking
	5%	dePropanizer inlet(deEthanizer bottom) flow 5% leaking
	10%	dePropanizer inlet(deEthanizer bottom) flow 10% leaking
3	3%	deEthanizer reboiler temperature 3% overheating
	5%	deEthanizer reboiler temperature 5% overheating
	10%	deEthanizer reboiler temperature 10% overheating
4	3%	deEthanizer condenser temperature 3% overcooling
	5%	deEthanizer condenser temperature 5% overcooling
	10%	deEthanizer condenser temperature 10% overcooling
5	3%	deMethanizer reboiler temperature 3% overheating
	5%	deMethanizer reboiler temperature 5% overheating
	10%	deMethanizer reboiler temperature 10% overheating

V. 이상 시나리오 분석 및 결과

5.1. 다중 모드 주성분 분석 모델링

LNG 플랜트 분리공정 동적 모델에서 생성한 전체 정상 데이터 120,000초를 앞서 3.1장에서 언급한 다중 정상 모델 방법론 과정으로 분류하면 40,000초의 3가지 로칼 주성분 분석 모델로 나누어지게 된다. 이는 운전 모드 체인지가 없다고 가정하였기에 Fig. 4에서 나타나는 결과와 같이 정확하게 모드를 나누는 것을 확인할 수 있다.

5.2. 이상 시나리오 모니터링

다중 모드 감시 기법의 성능 평가를 위한 비교 방법론으로 3-시그마 단변수 기법과 전체 정상 데이터를 모델로 만든 기본적인 주성분 분석을 사용하였다. 감시 성능 지표로는 이상 감시 분야에서 가장 널리 사용되는 이상 감시 정확도 (FDA, fault detection accuracy)와 이상 감시 속도 (FDR, fault detection rate)를 사용하였다. 본 지표들은 Type I & II error에 기반을 둔 것으로, Fig. 5와 수식 8,9로 표현된다.

$$FDA = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (8)$$

$$FDR = \frac{TP}{FP + TN} \quad (9)$$

총 45가지 시나리오에 대한 결과는 Table 4 - 6에 나타내었다. 먼저, 전체 정상데이터를 사용한 일반적인 주성분 분석과의 비교에서는 모든 케이스에 대해 다중 모드 감시방법론이 우수한 결과를 내었다. FDA와 FDR 지표를 확인하면 평균 약 30% 향상된 성능을 보였으며, 특히, 에탄 분리 컬럼의 컨테이너 이상에 대해서는 일반 주성분 분석은 2000초 이내에서 감시를 못하였지만 (Table 상의 ‘-’ 값), 개발 방법론은 FDR, FDA 모두 빠르고 정확하게 감시하는 것을 확인할 수 있다.

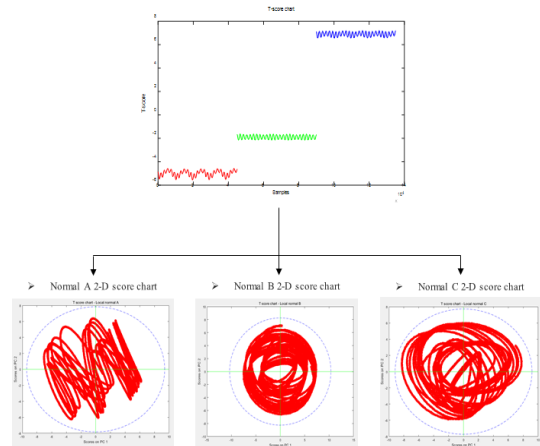


Fig. 4. k-means clustering and local PCA result

Table 4. FDA and FDR result of fault scenarios from Normal A

Fault Type	Intensity	Univariate 3-sigma		PCA		Multi-mode PCA	
		FDA [%]	FDR [%]	FDA [%]	FDR [%]	FDA [%]	FDR [%]
1	3%	65.1	56.4	64.5	55.6	87.4	84.3
	5%	87.4	84.3	74.4	68.0	94.6	93.3
	10%	99.9	99.9	99.8	99.8	99.8	99.9
2	3%	94.6	93.3	91.8	89.8	95.0	93.8
	5%	98.0	97.5	96.4	95.5	97.8	97.3
	10%	99.7	99.6	99.4	99.2	99.6	99.6
3	3%	88.6	85.8	80.3	75.4	90.4	88.1
	5%	95.8	94.8	88.2	85.3	96.1	95.1
	10%	98.0	97.5	93.0	91.3	98.0	97.5
4	3%	74.3	67.9	-	-	93.4	91.8
	5%	89.6	87.0	-	-	96.2	95.3
	10%	96.8	96.0	-	-	98.3	97.9
5	3%	87.3	84.1	92.1	90.1	93.6	92.0
	5%	93.6	92.0	95.8	94.7	96.8	96.0
	10%	97.8	97.3	98.1	97.6	98.6	98.3

		Real class	
		Normal	Fault
Predicted class	Normal	True Positive(TP)	False Positive(FP)
	Fault	False Negative(FN)	True Negative(TN)

Fig. 5. Type I & II errors

Table 5. FDA and FDR result of fault scenarios from Normal B

Fault Type	Intensity	Univariate 3-sigma		PCA		Multi-mode PCA	
		FDA [%]	FDR [%]	FDA [%]	FDR [%]	FDA [%]	FDR [%]
1	3%	86.2	82.8	58.4	48.0	90.9	88.6
	5%	89.8	87.2	69.5	61.9	99.8	99.8
	10%	99.9	99.9	99.9	99.9	99.9	99.9
2	3%	99.6	99.6	87.6	84.6	99.6	99.6
	5%	99.7	99.7	94.6	93.3	99.7	99.7
	10%	99.8	99.8	98.6	98.3	99.8	99.8
3	3%	96.5	95.6	77.5	71.9	99.2	99.0
	5%	98.4	98.0	86.8	83.6	99.6	99.5
	10%	99.2	99.0	91.0	88.8	99.6	99.6
4	3%	96.3	95.4	-	-	98.4	98.1
	5%	97.8	97.2	-	-	99.0	98.7
	10%	99.1	98.9	-	-	99.6	99.5
5	3%	86.4	83.0	92.9	91.1	95.2	94.1
	5%	92.6	90.8	96.2	95.3	97.4	96.8
	10%	97.8	97.3	98.3	97.9	98.8	98.5

다음으로, 단변수 3-시그마 방법론과의 비교할 경우, 이상 강도가 10%로 높은 2가지 케이스를 제외한 모든 케이스에 대해 다중 감시방법론이 우수함을 확인할 수 있다. FDA와 FDR 지표에서 평균적으로 약 5% 이상의 향상된 성능을 보였으며, 특히, 이상의 강도가 약했던 3%의 케이스에서는 평균 약 10% 이상 빠르고 정확한 성능을 보임을 확인할 수 있다.

45가지 LNG 분리공정의 시나리오 분석을 통해 결과를 해석한 결과 강도가 높은 이상에 대해서는 3가지 방법론 모두 유사한 성능을 발휘하였다. 하지만 이상 강도가 작은 경우는 개발 방법론이 월등하게 좋은 성능을 발휘함을 확인할

Table 6. FDA and FDR result of fault scenarios from Normal C

Fault Type	Intensity	Univariate 3-sigma		PCA		Multi-mode PCA	
		FDA [%]	FDR [%]	FDA [%]	FDR [%]	FDA [%]	FDR [%]
1	3%	37.0	21.3	-	-	82.6	78.3
	5%	99.9	99.9	79.9	74.9	99.9	99.9
	10%	99.9	99.9	99.9	99.9	99.9	99.9
2	3%	90.9	88.6	80.8	76.1	93.1	91.4
	5%	95.2	94.1	85.7	82.1	96.2	95.3
	10%	96.4	95.6	88.3	85.4	97.5	96.9
3	3%	96.3	95.4	75.0	68.8	98.9	98.7
	5%	98.6	98.2	86.0	82.6	99.5	99.4
	10%	99.2	99.1	90.6	88.3	99.6	99.6
4	3%	95.8	94.8	-	-	97.5	96.9
	5%	97.4	96.8	-	-	98.4	98.1
	10%	98.8	98.6	88.7	85.9	99.2	99.1
5	3%	87.6	84.5	89.8	87.2	94.1	92.6
	5%	93.8	92.3	94.5	93.1	96.8	96.0
	10%	98.0	97.5	97.6	97.0	98.6	98.3

수 있다. 이는, 강도가 높을 경우 3가지 방법론 모두 단시간 내에 감시 한계선을 넘기 때문에 거의 동시에 알람이 감지 된다. 이상의 강도가 작은 경우에는 단변수 3-시그마 방법론처럼 변수 개별 변화량만 보거나, 일반적인 주성분 분석처럼 넓은 감시 한계선을 사용할 경우 이상 발견 시점이 지연되거나 못하는 경우가 생길 수 있다. 본 개발 방법론은 Hotelling's T²와 k-평균 군집화, k-최근접 알고리즘으로 운전 모드를 효과적으로 나누었고, 나누어진 다중 운전 모드를 주성분 분석으로 명확하고 구체적인 감시기준을 구축하였기에 빠르고 정확한 감시가 가능함을 확인할 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 LNG 플랜트를 위한 다중 모드 주성분 분석을 개발, 적용하는 연구를 수행하였다. 다중 모드 주성분 분석 방법론은 k-평균 군집화 방법론과 주성분 분석, k-최근접 알고리즘을 결합하여 개발하였다. 개발 시스템은 LNG 플랜트 분리공정의 동적 모델을 대상으로 운전될 수 있는 3가지 정상상태와 발생할 수 있는 45가지 이상 상태 모델에 대하여 검증을 수행하였다. 그 결과, 단변수 감시방법론과 기본적인 주성분 분석과 비교해서 이상 감시 정확도 (FDA)와 이상 감시 속도 (FDR) 두 가지 지표 모두 평균 5% 이상 좋은 성능을 발휘하였다. 특히, 이상의 강도가 3%로 작은 경우에는 두 지표 모두 평균 10% 좋은 성능을 발휘하였다. 따라서, LNG 플랜트 전체 공정에 대한 발전된 감시시스템 구축에 본 연구결과가 유용하게 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

REFERENCES

- [1] Cheong, H.Y. and Park, H.J., "Forecasting the Daily Demand of Natural Gas for Power Generation". *Bulletin Korea Photovoltaic Soc*, 4(2), 45-53, (2018)
- [2] Lee, S.L., Lee, J.W. and Kim, G.W., "Forecasting the Medium Term Demand of LNG for Power Generation under the Energy Transition Policy in South Korea", *Journal of Climate Chang Research*, 10(1), 47-54, (2019)
- [3] Xu, R. and WunschII, D., "Survey of Clustering Algorithms", *IEEE Transactions on Neural Networks*, 16(3), 645-678, (2005)
- [4] Geng, Z. and Zhu, Q., "Multiscale Nonlinear Principal Component Analysis(NLPCA) and Its Application for Chemical Process Monitoring", *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 44(10), 3585-3593, (2005)
- [5] MacGregor, J. F. and Kourti, T., "Statistical Process Control of Multivariate Processes". *Control Engineering Practice*, 3(3), 403-414, (1995)
- [6] Qin, S., "Statistical Process Monitoring: Basics and Beyond", *Journal of Chemometrics*, 17(8-9), 480-502, (2003)
- [6] Dudzic, M., Vaculik, V. and Miletic, I., "Applications of Multivariate Statistics at Dofasco", In *IEEE Industry Applications Society Advanced Process Control Applications for Industry Workshop*, IEEE, 27-29. (1999)
- [8] Dudzic, M., Vaculik, V. and Miletic, I., "On-Line Applications of Multivariate Statistics at Dofasco" *IFAC Proceedings Volumes*, 33(22), 425-430, (2000)
- [9] Jeong, H., Cho, S., Kim, D., Pyun, H., Ha, D., Han, C., Kang, M., Jeong, M. and Lee, S., "A Heuristic Method of Variable Selection Based on Principal Component Analysis and Factor Analysis for Monitoring in a 300 KW MCFC Power Plant", *International Journal of Hydrogen Energy*, 37(15), 11394-11400, (2012)
- [10] Lane, S., Martin, E. B., Morris, A. J. and Gower, P., "Application of Exponentially Weighted Principal Component Analysis for the Monitoring of a Polymer Film Manufacturing Process", *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 25(1), 17-35, (2003)
- [11] Garcia, M., Ruiz, M.; Colomer, J. and Melendez, J., "Multiway Principal Component Analysis and Case Base Reasoning Methodology for Abnormal Situation Detection in a Nutrient Removing SBR", In *2007 European Control Conference (ECC)*, IEEE, 5354-5360, (2007)
- [12] Jang, Q. and Yan, X., "Monitoring Multi-Mode Plant-Wide Processes by Using Mutual Information-Based Multi-Block PCA, Joint Probability, and Bayesian Inference", *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 136, 121-137, (2014)
- [13] Westerhuis, J. A., Kourti, T. and Mac-

- Gregor, J. F., "Analysis of Multiblock and Hierarchical PCA and PLS Models", *Journal of Chemometrics*, 12(5), 301-321, (1998)
- [14] Kim K.J., "Modeling and Simulation of a Fractionation Process in LNG Plant", Master thesis, Seoul National University, Seoul, Korea, (2011)
- [15] Bahadori, A., *Natural Gas Processing: Technology and Engineering Design*, Elsevier, 2014