

가중증상모델과 패턴매칭을 이용한 화학공정의 이상진단

Fault Diagnosis for Chemical Processes Using Weighted Symptom Model and Pattern Matching

오영석, 모경주, 윤종한, 윤인섭
(Youngseok Oh, Kyung Joo Mo, Jong Han Yoon, En Sup Yoon)

Abstract : This paper presents a fault detection and diagnosis methodology based on weighted symptom model and pattern matching between the coming fault propagation trend and the simulated one. In the first step, backward chaining is used to find the possible cause candidates for the faults. The weighted symptom model is used to generate those candidates. The weight is determined from dynamic simulation. Using WSM, the methodology can generate the cause candidates and rank them according to the probability. Second, the fault propagation trends identified from the partial or complete sequence of measurements are compared with the standard fault propagation trends stored a priori. A pattern matching algorithm based on a number of triangular episodes is used to effectively match those trends. The standard trends have been generated using dynamic simulation and stored a priori. The proposed methodology has been illustrated using two case studies, and the results showed satisfactory diagnostic resolution.

Keywords : fault diagnosis, pattern matching, weighted symptom model, Tennessee Eastman process, dynamic simulation

I. 서론

화학공장은 수많은 기계장치, 압력 또는 비압력 용기, 배관, 측정감지기, 작동기, 제어기, 전기장치, 감시 및 제어 시스템 등으로 구성되어 있으며 이들이 모두 정상적으로 기능 또는 작동하리라는 기대치가 상당히 낮은 편이다. 그러므로, 원하는 조업조건을 벗어나 비정상적인 조건에서 공정이 운전됨으로 인한 경제적 손실과 안전사고 및 환경오염 등을 조기에 방지하기 위한 이상감지 및 이상진단 시스템에 대한 관심이 증가되고 있다[1]. 즉, 지속적으로 공정의 상태를 감시하고 정보를 체계적으로 정리하여 정확한 공정정보를 제공하며, 원하는 운전조건에서 조업이 가능하도록 공정을 유지하고, 이상의 발생시 이상의 심각성에 따라 운전의 계속 여부와 운전조건의 변화를 지시하며 적절한 대응조치를 조업자에게 제공하는 시스템에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다.

지금까지 이상진단을 위한 여러 가지 방법론이 제시되었으며[2], 여러 가지 기준에 의하여 몇 가지로 구분할 수 있다. 즉, 정량적 방법과 정성적 방법[3], 경험적 방법과 논리적 방법[4] 그리고 모델중심법과 지식기반법[5] 등으로 구분할 수 있다. 특히 추론 방법을 중심으로 이들을 분류할 경우, 전향추론법과 후향추론법으로 구분할 수 있다. 전향추론은 이상원인으로부터 증상들의 변화를 추론해 가는 방법이다. 이상원인에 대한 충분한 정보만 주어진다면 적절한 시스템의 동적모델을 이용하여 전향추론으로 명확한 출력 상태를 유추해 낼 수 있다. 시스템의 동적 거동이 복잡한 경우에도 이 방법이 비교적 간편하다. 그러나 이상원인에 대한 필요한 정보가 부족한 경우가 대부분이므로 다른 추론 방법이 필요하다. 추론방법의 다른 하나는 후향추론으로 증상으로부터 이상의 원인을 유추해 가는 방법이다.

본 논문에서는 비선형도가 심하고 동적인 특성을 가지는

화학공정에 적합한 이상진단을 위하여 전향추론과 후향추론을 혼합한 이단계 진단전략을 제시하였다. 즉, 후향추론에 의해 가설들 즉 이상원인 후보들을 순위와 함께 선정한 후 전향추론에 의해 각 가설들을 차례로 검증한다. 후향추론의 기법으로는 가중증상모델을 제안하여 사용하였으며, 전향추론의 기법으로는 동적모사와 패턴매칭 기법을 병행하였다. 제안된 방법을 연속교반조반응기계와 Tennessee Eastman 공정을 대상으로 적용하여 진단성능 및 응용성을 확인하였다.

II. 가중증상모델

1. 증상트리모델(symptom tree model, STM)

증상트리모델은 인과관계 모델 중 하나로 윤과 한[6]에 의해 제시되었으며 공정에 위험한 사건을 일으키는 측정 가능한 공정 변수의 증상을 정상 사건으로 하여 이것을 일으키는 모든 이상원인을 한 트리 상에 연결한 모델로서, 발생한 증상에 관계되는 이상원인들의 교집합으로부터 이상원인을 찾아낸다. 즉 그림 1을 예로 하여 설명하면, 나타난 증상이 S1, S2, S4일 때 원인후보는 세개의 증상에 관계되는 이상원인들의 교집합인 $\{F1, F2, F3, F4\} \cap \{F2, F3, F4\} \cap \{F1, F2, F4, F7, F8\}$ 로부터 $\{F2, F4\}$ 가 된다.

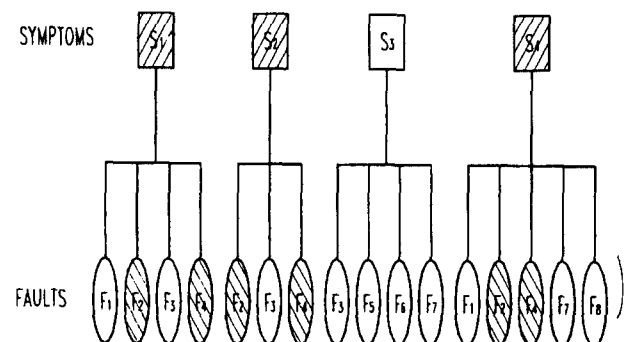


그림 1. 증상트리모델.

Fig. 1. Symptom tree model.

2. 가중증상모델(weighted symptom model, WSM)

증상트리모델의 단점으로는 원인후보들 사이의 순위를 정하지 못한다는 점이다. 즉 어떤 원인후보는 어떠한 증상이 일어났을 경우 다른 후보들 보다 이상의 원인이 될 가능성이 많을 수 있으며, 이를 고려하기 위하여 그림 2와 같이 증상과 원인후보간의 가치에 가중치를 주어 증상트리모델을 보완한 모델이 가중증상모델이다.

가중증상모델은 증상과 이상원인 후보 사이에 다음과 같은 3가지 정보를 포함한다.

1) m_i : 각 변수를 퍼지집합의 사다리꼴 형태의 함수로 나타낸 자격값으로 그 변수가 정상상태값으로부터 벗어난 정도를 표시한다. -1부터 1사이의 값을 가지며, -1일때는 변수가 하한을 침범한 경우이며, 1일때는 상한을 침범한 경우를 나타낸다.

2) w_{ij} : S_i 증상이 F_j 원인후보의 선정에 기여하는 기여도로서 가중치라고 정의한다. 즉 하나의 특정한 이상이 발생하면 여러 가지 증상이 나타나게 되며 운전조건에 따라 어떤 증상은 항상 나타나는 반면 어떤 증상은 가끔씩 나타나지 않을 수도 있다. 이런 경우를 고려하여 항상 나타나는 증상에는 일어난 특정한 이상에 대한 기여도를 더 많이 줌으로써 진단의 선명도를 높일 수 있다. F_j 에 관계되는 모든 증상의 기여도의 합은 1이며, 조업정보나 이상모사를 통하여 구할 수 있다. 이상모사를 통해서 계산할 경우, F_j 에 대해 서로 다른 이상의 크기를 지니는 l_0 번의 모사를 총시간 t_0 동안 시행하여, 각 측정시간에서 변수의 자격값을 표시한 후, 가중치 w_{ij} 를 다음식으로 구한다.

$$w_{ij} = \frac{1}{t_0} \sum_{t=1}^{l_0} \frac{1}{t_0} \sum_{t=1}^{l_0} m_{ij}^t(t) \quad (1)$$

대상공정이 여러 조업모드를 가질 경우, 각 모드에서 계산한 가중치에 d_k (공정의 총 운전시간 중에 k 모드 운전조건으로 운전되는 시간분율)와 f_k (k 모드로 운전시 F_j 이상이 일어날 상대적 확률)을 곱하여 사용한다.

3) t_{ij} : 이상발생 보상 시각으로써, 어떤 증상의 자격값(m_i)이 1이 되었을 때 이상진단을 시작하며 기존의 진단 시스템은 이 시점을 이상발생 시각으로 판단한다.

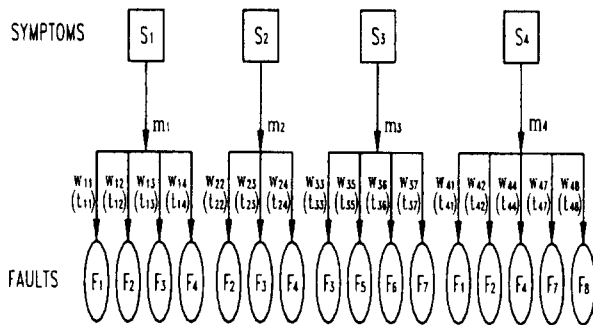


그림 2. 가중증상모델.
Fig. 2. Weighted symptom model.

가중증상모델을 사용하여 원인후보의 순위 결정 및 선정을 다음과 같이 한다.

- 1) 모든 증상에 대하여 m_i 를 계산한다.
- 2) m_i 가 0이 아닌 증상을 찾아낸다.
- 3) m_i 가 0이 아닌 증상에 포함된 모든 이상원인 후보에 대하여 (2)와 같이 원인후보 가능성 P_j 를 계산한다.

$$p_j = \sum_i m_i \times w_{ij} \quad (2)$$

4) P_j 가 큰 순으로 2~4 가지 원인후보를 선정하고 순위

를 정한다.

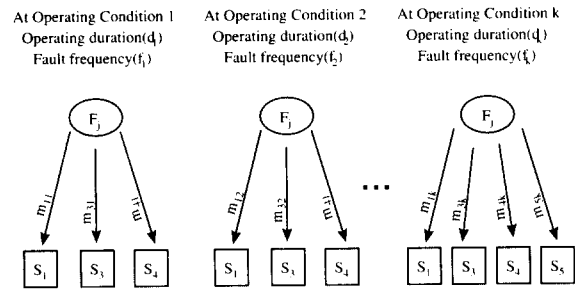


그림 3. 조업조건이 변화하는 경우의 가중증상모델.
Fig. 3. WSM for a process with changing operation mode.

III. 패턴매칭에 의한 이상진단

시간에 따라 공정 데이터가 만드는 경향은 조업자에게 과거와 현재 공정의 동적 거동을 포함한 조업 상황을 제공하며, 조업을 최적 상태로 유지하기 위한 기초 자료로 이용된다. 이 경향이 어떤 패턴으로 나타내질 수 있다면 조업자들은 훨씬 쉽게 공정의 조업 상태를 파악할 수 있을 뿐 아니라 진단과 제어에도 이용될 수 있으므로 이에 대한 연구가 진행되어 왔다.

1. 삼각형 에피소드를 이용한 패턴인식

Cheung 등[7]은 공정 변수의 경향을 7개의 삼각형 에피소드들의 패턴을 이용하여 함축적으로 표현하였으며, 유연한 시간 스케일 등을 사용하여 공정 변수의 경향을 잘 구분하였고 강건한 패턴 표현방법임을 보였다. 그의 방법을 요약하면 다음과 같다.

1) 에피소드 및 시간구간을 정하기 위해 3가지의 정성적인 값을 정의하여 변수 x와 시간 t의 함수인 정성적 상태인 QS(x,t)를 나타내었다.

$$QS(x,t) = \langle [x(t)], [\partial x(t)], [\partial \partial x(t)] \rangle$$

2) 어떤 시간구간 (t_i, t_j) \subset $[a,b]$ 에서 QS(x,t)가 일정하면 즉 $[x(t)], [\partial x(t)], [\partial \partial x(t)]$ 가 변하지 않으면, 이 시간구간 (t_i, t_j)를 시간적 범위라고 하며 에피소드는 시간적 범위와 정성적 상태 즉 $\langle (t_i, t_j), QS(x,t) \rangle$ 로 표현된다.

3) 삼각형 에피소드는 다음과 같이 4가지 성분에 의해 표현된다.

$$\langle [\partial \partial x(t)], (t_i, t_j), \langle x(t_i), x'(t_i) \rangle, \langle x(t_j), x'(t_j) \rangle \rangle$$

삼각형 에피소드는 그림 4처럼 일곱개의 기본 패턴으로 구분될 수 있으며 공정 변수의 경향을 이들 패턴을 연속적으로 사용하여 표현할 수 있다.

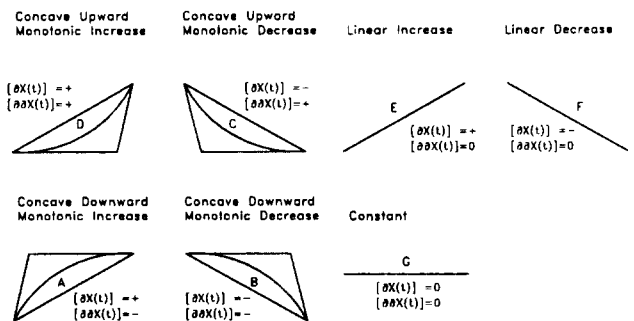


그림 4. 삼각형 에피소드의 형태.
Fig. 4. Triangular components-geometrical basis of episodes.

2. 패턴매칭 방법

가중증상모델에 의해 일차적으로 선정된 원인후보에 대하여 순위에 따라 각 후보의 이상이 일어났다고 가정하여 동적모사를 실시하며 모사된 변수 경향들의 패턴, 즉 에피소드들을 구하여 조정된 실측 공정 데이터의 패턴과 비교를 한다. 이때 조정된 실측 데이터의 패턴과 가장 잘 일치하는 패턴을 가진 이상원인 후보를 실제 발생한 이상원인으로 최종 진단한다. 즉, 일차 진단 결과 이상원인 후보의 순위가 결정되면 이들 각 이상후보에 대해 가정된 이상원인의 크기로 동적모사를 하여 조정된 실측치와의 패턴이 가장 잘 일치하는 것을 최종 이상원인으로 결정하게 된다. 패턴매칭 방법으로는 일치하는 삼각형 에피소드 개수를 사용한다.

IV. 연속교반조반응기의 이상진단

1. 연속교반조반응기

이상 모사를 위해 사용된 공정은 Kramer등[3]이 사용한 것으로 반응기와 열교환기, 펌프, 제어기, 밸브, 파이프 등으로 구성되어 있다. 반응기는 연속 교반조 반응기로서 1차 비가역 반응 $A \rightarrow B$ 가 일어난다. 반응기의 온도는 생성물의 일부를 순환시켜 조절하는데, 순환되는 생성물은 열교환기를 통해 냉각된다. 이 공정은 3개의 되먹임 제어 루프가 있는데 모사에 사용된 제어기는 PI 제어기이다. 각 제어기는 반응기의 액위, 생성물의 순환 유량, 반응기의 온도를 각각 제어한다. 이 공정은 실공정에서 나타날 수 있는 여러 장치와 특징을 포함하고 있으며, 이 공정의 부호유향그래프는 그래프 모델이 가질 수 있는 대부분의 특징적인 형태를 포함하고 있다.

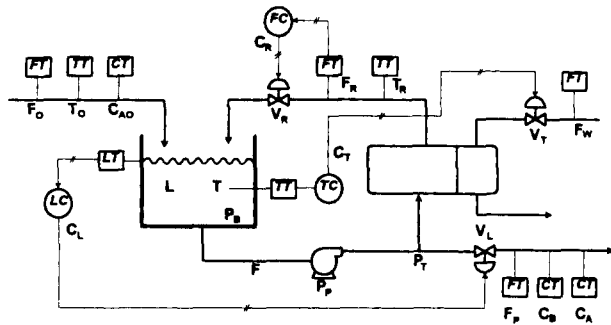


그림 5. 연속교반조반응기 공정도.

Fig. 5. Flowsheet of the continuous stirred tank reactor system.

이 사례연구를 통하여 본 연구에서 일차 이상진단 방법으로 제시된 가중증상모델과 기존의 정성적 이상진단 방법론 중 증상 트리 모델 및 확장된 증상과 이상 관계(extended symptom-fault association, ESFA) [1]모델에 의한 진단결과를 비교함으로써 제안된 가중 증상 모델의 효용성에 대하여 검토하였다.

2. 가중증상모델의 작성

연속 교반조 반응기계에서 고려될 수 있는 10개의 이상 상황을 표 1에 나타내었으며 이에 대해 이상 모사를 행하고 진단을 수행하였다.

우선, 부호 유향 그래프로부터 증상 트리를 구성한 후, 이에 대하여 앞장에서 제시된 방법에 따라 가중증상모델을 작성하였다. 연속교반조반응기계에 대하여 작성된 가중증상 모델을 표형태로 나타내면 표 2와 같다. 표 2에서 증상(symptom)은 그림 5의 공정도에 표시된 각 측정변수의 상한 또는 하한의 침범을 나타낸다. 예로써, CL+는 액위제어

기의 출력값이 주어진 상한을 넘어섰음을 의미한다. 이 가중증상모델을 이용하여 각 이상에 대하여 이상진단을 수행하였으며, 그 중 액위제어기 고장의 경우에 대한 진단순서 및 결과를 다음 절에서 자세히 살펴본다.

표 1. 연속교반조반응기계의 이상종류.

Table 1. Selected faults for the continuous stirred tank reactor system.

No.	Fault	Fault Designation
1	Input pipe partially blocked	IP BLK
2	Level controller output failed high	LC FAIL
3	Recycle pipe partially blocked	RP BLK
4	Input concentration of A high	CA0 HIGH
5	Recycle flow set point high	FCSP HIGH
6	Fouled heat exchanger	FOULING
7	Deactivated catalyst	CAT DEAC
8	Temperature control valve stuck high	CV STUCK
9	Leak flow in reactor	TK LEAK
10	Malfunction in pump	PUMP FAIL

표 2. 연속교반조반응기계의 가중증상모델.

Table 2. Weighted symptom model of CSTR system.

Fault Symptom	IP_B LK	LC_FAIL	RP_BLK	CA0_HIGH	FCSP_HIGH	FOU_LING	CAT_DEACT	CV_STUCK	TK_LEAK	PUMP_FAIL
CL+		.203								
CL-									.292	
FPS+		.199	.004							
FPS-									.379	.243
FRS+					.329					
FRS-		.192	.190							.253
CR+		.197	.560		.358					.253
CR-										.329
LS+										
LS-		.017								
CBS+	.200									
CBS-							.430			
CAS+				.239			.430			
CAS-	.160									
TS+										
TS-										
CT+							.007			
CT-										
FWS+									.500	
FWS-							.008			
TRS+					.313	1.00	.124			
TRS-		.191	.245						.500	.251
FOS+										
FOS-	.630									
CAOS+				.761						
CAOS-										
TOS+										
TOS-										

3. 액위제어기 고장에 대한 진단사례

이 경우는 액위 제어기의 출력에 이상이 발생함으로 인하여 액위 제어 밸브가 완전히 열려 외부로 나가는 생성물의 유량이 2.5 kg/sec에서 3.2배 정도 증가한 경우이다. 반응기 액위 L이 점차적으로 감소되며, 시간이 지남에 따라 반응물의 농도 CA는 증가 현상을 보이고 생성물의 농도 CB는 감소 현상을 보인다. 순환 생성물의 유량 FR은 초기에 감소 경향을 보이다가 유량 제어기에 의해 정상 유량으로 유지되며, 순환 생성물의 온도 TR은 감소하였다가 정상 조업 영역 안으로 들어온다. 이상발생 후 2초 뒤에 CL+, FPS+에 대한 증상이 동시에 나타났으며 그 후 여러 증상들에 대해 m_0 가 0이 아닌 수치를 보인다.

가중 증상 모델의 경우는 각 이상에 대하여 P_j 를 구하며, P_j 가 큰 순으로 이상원인 후보의 순서를 정한다. 표3에서 보는 바와 같이 가중증상모델에 의한 진단의 경우 실제 이상원인인 LC_FAIL(액위 제어기 고장)은 4~6개의 이상원인 후보 중 항상 2순위 원인후보내에 포함되어 있다. 즉, 시간 202초와 341초에서 가중증상모델방법은 실제 이상을 1순위 이상원인 후보로 진단하였으며 204초, 244초, 354초에서는 2순위 이상원인 후보로 진단하였다. 또한 이상원인 후보 개수로는 202초에서 4개, 204초와 244초에서 5개, 341초와 354초에서 6개를 선정하였다.

정확성(accuracy), 정밀성(precision) 및 진단지수(performance index) [1]를 이용하여, STM, ESFA 및 WSM 등의 3가지 진단방법에 의한 진단결과를 평가하여 표4에 나타내었다.

ESFA와 WSM 모두 정확성이 1.0으로 진단이 실패한 경우는 없으나 STM의 경우는 평균 진단지수도 상당히 낮을 뿐 아니라 204초 시간대에서는 정확도가 0으로 진단에 실패하였다. 선정된 원인후보의 순위를 기준으로 산정한 평균진단지수를 비교할 경우, 가중증상모델이 다른 두 방법보다 높은 결과를 줄을 확인하였다.

표 3. 제어기출력고장에 대한 각 이상원인후보의 순위.
Table 3. Ranking of fault candidates for level controller output failed high.

	202 sec.		204 sec.		244 sec.		341 sec.		354 sec.	
	P_j	Rank	P_j	Rank	P_j	Rank	P_j	Rank	P_j	Rank
IP BLK										
LC FAIL	.515	1	.949	2	.985	2	.616	1	.616	2
RP BLK	.245	2	.957	1	.996	1	.564	3	.564	3
CA0 HIGH							.239	6	.230	6
FCSP HIGH	.126	4	.358	5	.358	5	.358	4	.358	4
FOULING										
CAT DEAC							.614	2	.844	1
CV STUCK			.413	4	.500	4				
TK LEAK										
PUMP FAIL	.147	3	.713	3	.753	3	.253	5	.253	5

표 4. 제어기출력고장에 대한 이상진단 결과.
Table 4. Diagnosis results for level controller output failed high.

time (sec.)	STM			ESFA			WSM		
	accuracy	precision	perform index	accuracy	precision	perform index	accuracy	precision	perform index
202	1	.444	.444	1	.83	.83	1	1.0/.67	1.0/.67
204	0	.444	0	1	.87	.87	1	.88/.56	.88/.56
244	1	.444	.444	1	.78	.78	1	.88/.56	.88/.56
341	1	.444	.444	1	.84	.84	1	1.0/.44	1.0/.44
358	1	.444	.444	1	.84	.84	1	.88/.44	.88/.44
avg.		.356			.83			*.93/.53	

V. Tennessee Eastman공정의 이상진단

1. Tennessee Eastman공정의 개요

최근에 공정의 제어 기술을 시험하기 위해 실제 공정에 적용해 보는 연구에 대한 관심이 증대되었으며, Eastman Chemical Company의 공정 제어 연구 팀이 실제 공정을 대상으로 하여 제어 기술의 개발, 연구 및 평가를 하였으며, 이를 Tennessee Eastman Challenge공정 (TE공정)이라고 한다. Downs와 Vogel[8]에 의해 공정도, 물질 및 에너지 수지식, 일부 물성치 데이터, 반응 속도에 대한 정성적인 정보 등이 제시되었으며, 여러 논문에 발표된 자료들은 실제 TE공정을 기준으로 실험한 것들이다. TE 공정은 그림 6에

서 보는 바와 같이 반응기, 스트리퍼, 기액 분리기, 압축기 및 환류가 있는 공정이다.

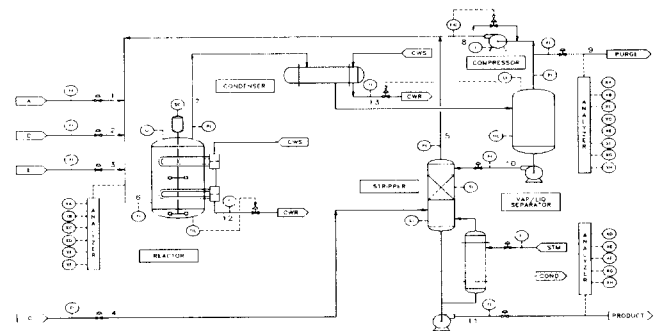


그림 6. TE공정도.
Fig. 6. Flowsheet of Tennessee Eastman Challenge process.

2. TE공정의 이상진단

이상진단을 위해 사용된 공정의 측정변수는 총 23개이며, 측정된 실제 공정 데이터는 확장된 칼만 필터에 의해 조정되어지며 이 조정된 데이터가 모사된 데이터와 비교되며, 이상진단에 사용된다. 이상원인 후보로는 TE공정의 각 스트림별 성분 및 공정에 비슷한 영향을 주는 13개 경우를 선정하였으며, 이 원인후보들은 TE공정의 실제 운전시에 공정 교란을 일으키는 주 원인으로 제시된 바 있다[8]. 이상상태에 대한 표준이상진과경향은 Ricker와 Leef[9]가 제시한 동적모델을 사용하였으며, 가정한 이상상태에 대한 여러번의 동적모사를 수행하여 공정변수의 변화경향을 표시하였다.

3. 이상진단의 결과

공정의 운전조건들이 정상상태로 유지되고 있는 상황에서 표 5에 보인 13가지 종류의 단일 이상이 발생하였을 경우, 4개의 시간대에 대하여 이상진단을 하였으며 사례연구에 대한 결과를 다음과 같이 요약하였다.

표 5. TE공정의 이상종류.
Table 5. Selected faults for TE process.

No.	Fault	Designation
1	A feed loss (stream 1)	IDV1-
2	A feed (stream 1), control valve stuck high	IDV1+
3	D feed (stream 2), control valve stuck low	IDV2-
4	D feed (stream 2), control valve stuck high	IDV2+
5	E feed (stream 3), control valve stuck low	IDV3-
6	E feed (stream 3), control valve stuck high	IDV3+
7	C header pressure loss-reduced availability (stream 4)	IDV4-
8	C header (stream 4), control valve stuck high	IDV4+
9	Reaction kinetics. No.1 reaction rate slow drift	IDV5
10	A/C feed ratio low(stream 4), B composition constant	IDV6
11	B composition high(stream 4), A/C feed ratio constant	IDV7
12	Purge gas (stream 9), control valve stuck low	IDV8-
13	Purge gas (stream 9), control valve stuck high	IDV9+

1) 정상상태에서 발생한 13가지 종류의 단일 이상발생에 대하여 가중증상모델에 의한 일차진단을 실시한 결과, 52회의 진단 회수 중에 92.3%인 48회의 경우 실제 이상원인을 1순위 원인후보로 진단하였다. 또한 실제 이상원인이 2순위, 3순위, 4순위, 5순위 이상원인 후보로 선정된 경우가 각 1번씩 있었으며, 이상원인 후보 순위 기준의 평균 진단지수는 98.7%로 높은 진단 선명도를 보였다.

2) 앞의 정상상태에서 발생한 13가지 종류의 단일 이상

에 대한 사례연구에서는 일차진단의 각 시간대별 1, 2순위 원인후보에 대하여 동적모사와 패턴매칭에 의한 이차진단을 실시하여 최종적으로 이상원인을 진단하였다. 그러므로 IDV2+, IDV4-, IDV8+ 등의 이상이 발생하였을 경우 0 - 0.5hr 시간대에서는 일차진단에 의한 실제 이상의 순위가 5, 4, 3순위로 나타남으로 인하여 이차진단의 이상진단 대상에 실제 원인이 포함되지 않아 동적모사 및 패턴매칭에 의한 이차진단의 높은 선명도에도 불구하고 진단에 실패하는 경우가 생겼다. 일차진단의 선명도를 높이거나 이차진단의 대상 원인후보의 수를 증가시켜 실제 원인이 이차진단의 진단 대상 후보에 포함되도록 한다면 동적모사 및 패턴매칭에 의한 이차진단의 결과는 IDV5 이상이 일어났을 경우 0 - 0.5 시간대에서만 실제 이상이 2순위 원인후보로 선정되며 52회의 진단횟수의 98%인 나머지 51회는 모두 실제 원인이 이상원인으로 진단되었다. 이때의 평균 진단지수는 99.8%로 일차진단에 비해 진단의 선명도가 향상되었다. 이를 통하여 동적모사 및 패턴매칭에 의한 이차진단은 가중증상모델의 진단결과를 보완해 줄음 확인하였다.

VI. 결론

화학공정에 적합하며 기존 이상진단 시스템이 가지는 공통적인 단점을 보완할 수 있는 이상진단 시스템을 개발하기 위하여 본 연구에서는 일차적으로 후향추론에 의해 이상원인 후보의 선정 및 필요한 정보를 추출한 후, 전향추론에 의해 이상원인 후보를 순위대로 검증하는 이단계의 진단전략을 제시하였다. 연속교반조반응기계와 Tennessee Eastman공정을 대상으로 하여 사례연구를 하였으며 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

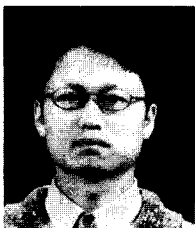
일차 이상진단을 위하여 정성적 접근법인 증상트리모델을 수정한 가중증상모델을 제안하였다. 이 모델은 증상트리모델의 증상과 이상사이에 가중치를 부여하며, 가중치는 공정 운전의 경험치 또는 공정모델을 이용한 동적모사에 의하여 구함으로써 증상트리모델이 가지는 많은 이상원인 후보의 수를 줄일 수 있었으며 진단의 선명도를 높였다. 가중증상모델에 의한 일차진단을 수행하여 이상원인 후보의 순위를 결정할 수 있으며 연속 교반조 반응기계에 대한 사례연구 결과, 다른 정성적 모델이 진단에 실패하는 경우에 대해서도 가중증상모델에 의한 진단은 3순위 내의 이상원인 후보들 중에 실제 이상이 모두 포함되어 있었다. 또한 한 증상이 초기에 나타났다가 사라지고 또 다른 증상이 서서히 점차적으로 나타나는 경우와 같이 각 증상의 발생되는 시점이 틀리는 경우라도 지속적인 진단을 할 수 있음을 확인하였다.

실공정의 데이터를 이용하여 응용성을 검토하기 위하여 TE공정을 사례연구 대상으로 선정하였다. 이 공정에 대한 가정과 모델식을 이용하여 작성한 프로그램은 정상상태에

대한 공정의 모사를 정확하게 수행하였으나 동적인 상태에서는 측정변수의 실측치와 조정된 값 및 모사된 값이 서로 편차를 보였다. 동적모사 및 패턴매칭을 이용한 진단방법은 이러한 모델식의 부정확성에도 불구하고 가중증상모델의 진단결과를 보완해주며 높은 진단의 선명도를 보였다.

참고문헌

- [1] D. S. Nam, C. H. Han, C. H. Jeong and E. S. Yoon, "Automatic construction of extended symptom-fault association from the signed digraph," *Computers Chem. Engng.*, vol. 20, pp. 605-610, 1996.
- [2] W. R. Becraft, P. L. Guo, P. L. Lee and R. B. Newell, "Fault diagnosis strategies for chemical plants: A review of competing technologies," *Proc. of 4th Int. Symp. Process Systems Engineering (PSE91)*, vol. II, pp. 12.1, 1991.
- [3] M. A. Kramer and B. L. Palowitch, "A rule-based approach to fault diagnosis using the signed directed graph," *AIChE Journal*, vol. 33, no. 7, pp. 1067-1078, 1987.
- [4] E. O'Shima and H. Matsuyama, "Practical problems in application of failure diagnostic systems," *Proc. Of 5th Int. Symp. Process Systems Engineering (PSE94)*, vol. II, pp. 925-930, 1994.
- [5] J. Zhang, E. B. Martin and A. H. J. Morris, "Fault detection and diagnosis using multivariate statistical techniques," *Trans IChemE*, vol. 74, pp. 89-96, 1996.
- [6] E. S. Yoon and J. H. Han, "Process failure detection and diagnosis using the tree model," *IFAC Workshop on Fault Detection and Safety on Chemical Plants*, pp. 126-129, 1987.
- [7] J. T. Y. Cheung and G. Stephanopoulos, "Representation of process trends-Part I. A formal representation framework," *Computers Chem. Engng.*, vol. 14, pp. 495-510, 1990.
- [8] J. J. Downs and E. F. Vogel, "A plant-wide industrial process control," *Computers Chem. Engng.*, vol. 17, pp. 245-355, 1993.
- [9] N. L. Ricker and J. H. Lee, "Nonlinear modeling and state estimation for the Tennessee Eastman challenge process," *Computers Chem. Engng.*, vol. 19, pp. 983-1005, 1995.



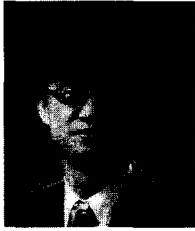
오 명 석

1992년 서울대학교 화학공학과 졸업, 동대학원 석사(1994년). 1994년 ~ 현재 동대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 이상의 감지 및 진단, 공정 안전성 평가 및 안전관리시스템 등임.



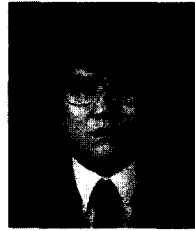
모 경 주

1992년 서울대학교 화학공학과 졸업, 동대학원 석사(1994년). 1994년 ~ 현재 동대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 공정 자동화, 이상의 감지 및 진단, 정성적인 데이터 해석 등임.



윤 종 한

1983년 경북대학교 화학공학과 졸업, KAIST 석사(1985년). 서울대학교 대학원 박사(1996년), 1985년 ~ 현재 LG엔지니어링 공정부 근무 중. 관심분야는 공정설계, 공정제어, 이상진단 등임.



윤 인 섭

1971년 서울대학교 화학공학과 졸업, MIT 화학공학 박사(1982년). 1983년 ~ 현재 서울대학교 화학공학과 교수. 관심분야는 공장자동화, 이상진단, 안전성 평가 및 안전관리체계 등임.