

Fault-Consequence Digraph를 이용한 이상진단 전문가시스템의 지식 기반 구현

윤병석 · 오전근 · 윤인섭

서울대학교 공과대학 화학공학과
(1990년 2월 2일 접수, 1990년 11월 28일 채택)

Knowledge Base Representation for the Fault Diagnostic Expert System Using the Fault-Consequence Digraph

Byung Suk Yoon, Jeon Kun Oh and En Sup Yoon

Dept. of Chemical Engineering, College of Engineering, Seoul National University
(Received 2 February 1990; accepted 28 November 1990)

요약

본 연구의 목적은 나프타 분해로의 실시간 이상진단 전문가시스템(Operation Aiding expert SYStem : OASYS)의 지식모델로서 이상전파 유향그래프(Fault-Consequence Digraph : FCD)를 사용하여 시스템을 구현하고, 이를 통하여 이 모델의 지식모델로서의 적합성을 살펴보는데 있다. FCD 모델은 공정에서 이상이 발생했을 때, 그 원인으로부터 전체 공정으로 중상이 과급되어가는 증상형태(symptom pattern)를 나타내므로써 이상진단에 효과적으로 이용될 수 있다. 시스템의 구현시 하드웨어로는 SUN3/260, 소프트웨어로는 IntelliCorp사의 KEE를 사용하였다. OASYS시스템에서는 226개의 증상과 314개의 이상원인 후보가 이용되었다. 구현된 시스템을 실제 사고사례와 가상사례의 데이터를 이용하여 약 20개의 사례연구를 한 결과, 이상발생 초기에 정확한 이상원인후보를 찾아내는데 성공하였고, 이로써 FCD 모델이 이상진단 전문가시스템의 지식모델로서 작성이 편리하고 진단효율이 높은 모델이라는 것이 검토되었다.

Abstract—The objective of this study is to implement the real time fault diagnostic expert system for the naphtha furnace process and to prove the effectiveness of Fault-Consequence Digraph(FCD) as a knowledge model. The FCD represents a quite simple graphical knowledge model of a hypothetical fault candidate. Since each fault occurring in the chemical process plant possesses the distinctive symptom pattern, the generated symptom pattern of a fault from a FCD can be checked whether it really occurs or not. The SUN3/260 workstation and the AI tool, KEE of IntelliCorp have been used in this study, which implements the FCD model. From qualitative reasoning in a naphtha furnace, 226 symptoms were generated and 314 fault-candidates were prepared. To implement this suggested FCD model, each FCD model has been tested by logical fault simulation. As a result of more than 20 case studies, the FCD model has been proven to be an appropriate and quite effective tool for the fault diagnostic expert system.

1. 서 론

지금까지는 화학공정에서 경보(alarm)가 발생했을 때 조업자가 그 상황을 결정하고 적절한 조치를 취해왔다. 이상(fault)진단 결정은 경보의 형태와 관련된 공정변수의 값, 조업자의 경험법칙, 그리고 비정상적인 공정변수들 상호간의 물리적인 인과관계 등을 기반으로 내려진다[8]. 그러나 최근에 들어서 화학공정의 복잡성이 증가하고 조업자들이 경험했던 일에 대해서는 적절하게 대응하는데 능숙해 있지만, 예기하지 못했던 갑작스런 사고에 대해서는 신속하고 정확하게 대처할 수 없으며, 그들이 가지고 있는 지식이 비체계적이고 정확하지 못한 경우도 있다. 또한 작업조의 변경, 휴가, 신규사업의 전개에 따른 경험 많은 조업자의 이동, 조업자의 실수 등에 따른 오류의 발생 가능성도 있다. 또한 점차로 안전과 품질 관리에 대한 관심이 고조되어 감에 따라 이상진단 전문가시스템(fault diagnostic expert system)의 필요성이 대두되어가고 있다[8].

이상진단 전문가시스템을 구현하기 위해서는 대상공정의 모델을 표현할 수 있는 적절한 방법론이 필요하다. 지금까지 많은 지식모델에 대한 연구가 진행되어 왔다. Iri 등[4]은 Signed Directed Graph(SDG) 모델을 제시하였다. SDG 방법은 그래프를 작성하고 진단을 내리는데 적은 양의 정보를 필요로 하므로 유리한 점이 있다[11]. 또한 공정변수의 변화와 원인간의 local 인과관계를 이용한 증상트리 모델(symptom sub-tree model)이 제시되었고[2], Venkatasubramanian[9]은 MOD-DEX라는 prototype 전문가시스템을 개발하였는데 그 시스템은 공정에 대한 일반성을 가질 수 있는 지식기반을 사용하므로써 대상공정이 바뀔 때마다 새로운 지식기반을 구성하는데 드는 많은 시간을 줄일 수 있었다. Davis 등[11]은 경험법칙을 사용하여 공정구조를 계층구조(hierarchical structure)로 나누어서 진단의 효과를 높일 수 있는 모델을 제시하였는데, 이와 같이 계층적인 진단구조를 사용하면 많은 증상(symptom)과 이상이 발생했을 때 매우 효과적으로 진단을 내릴 수 있다. Kramer 등[8]은 Iri 등이 제시했던 SDG 모델을 이용하여 얻은 지식을 rule 형태로 나타내는 방법을 제시하여 진단시간을 줄이는데 성공하였다. 또한 최근에 들어 인공 신경 회로망(artificial neural network)을 이용한 지식모델에 대한 연구도 진행되고 있다[3].

본 연구의 목적은 이상진단 전문가시스템의 구현에 있어 이에 필요한 지식베이스를 구성하기 위한 지식모델로 Fault-Consequence Digraph(FCD) 모델을 사용

하여 이를 실제의 나프타 분해로 공정에 적용시켜서 그 효율성을 검토해 보는 것으로서 FCD 모델은 증상트리 모델 분석(symptom tree analysis)으로부터 제시받은 이상원인후보들 중에서 가장 실제원인과 증상패턴이 일치하는 후보를 찾아내는데 이용하였다.

2. FCD 모델

2-1. Signed Directed Graph(SDG)

SDG는 Iri 등[4]에 의해서 제안되었으며, Kramer 등[8]은 이 SDG 모델을 이용하여 이상진단에 필요한 rule을 작성하였다. SDG는 node와 방향성이 있는 branch로 이루어져 있다. Node는 상태변수, 경보(alarm)의 조건, 이상원인을 나타내고 branch는 node간의 원인결과 관계를 나타내며 이 때 (+), (-)는 node 간의 관계의 방향을 나타낸다. 이 SDG는 공정변수 상호간의 관계를 표현하기에 알맞으며 새로운 공정에 대하여 작성하기 용이하다. Fig. 1은 본 연구에서 대상공정으로 사용한 나프타 열분해로 공정에서 cracking된 나프타를 식혀주고 이 때 얻은 열을 이용하여 일정한 압력의 스팀을 생산하는 스텁드럼 공정을 보여주고 있다.

Fig. 1의 스텁드럼 공정은 Boiler Feed Water(BFW) 가 펌프에 의해서 stream 1을 통해서 HX1에서 예열된 후 스텁드럼 안으로 들어오며, 스텁드럼 내의 물은 stream 2를 통해서 열교환기 HX3으로 들어가서 냉매 역할을 하며, 이 때 발생된 스팀은 stream 3을 통해서 다시 스텁드럼 안으로 들어오게 된다. 스텁드럼 내의 스팀은 stream 4를 통해서 HX2에서 superheated된 후, valve 2에 의해서 일정한 압력으로 다음 공정으로 넘어가게 된다. HX3는 cracking된 나프타가 부반응을 일으키지 않도록 냉각시켜주는 역할을 하는 열교환기 (Transfer Line heat eXchanger : TLX)이다. 나프타는 stream 5를 통해서 HX3에서 냉각된 후 다음 공정으로 넘어가게 된다. 이 공정에는 스텁드럼 내의 액위와 스텁드럼에서 나가는 스팀의 양을 측정, 비교하여 물의 유입유량의 설정치(set point)를 내려주는 cascade 제어루프가 있어서 스텁드럼의 액위를 일정하게 유지해 주고 있다. 또한 나가는 스팀의 압력을 일정하게 유지시켜주는 압력 제어기의 역할로 스텁드럼 내의 압력을 일정하게 유지되고 있다. 이 공정에서 이상진단시 사용할 수 있는 공정변수로는 F_B , F_S , L_{SD} , O_B , O_{LSD} , P_{SD} , S_B , T_B , T_S , T_{SD} , T_X , V_B 등이다. 이 공정의 SDG를 작성하면 Fig. 2와 같다.

SDG는 공정변수 상호간의 관계를 나타낸 것인데,

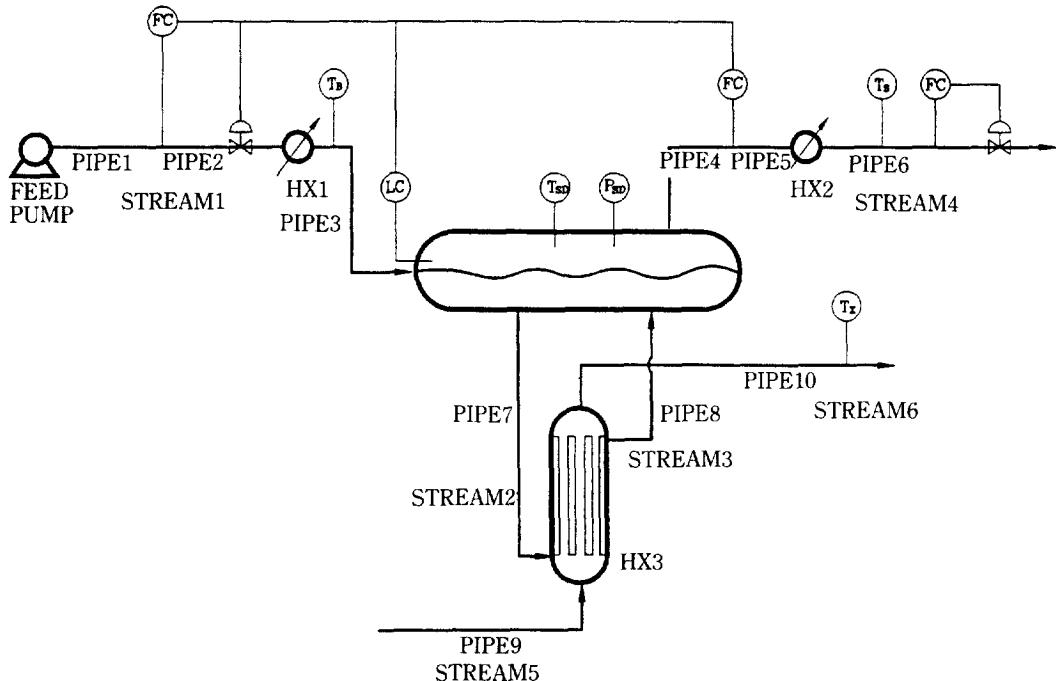


Fig. 1. Steam drum process with cascade control loop.

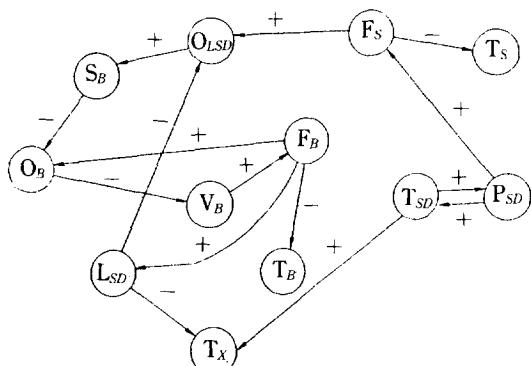
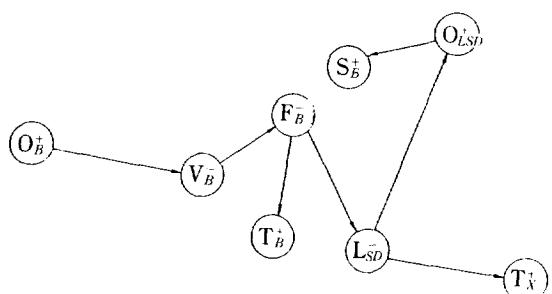


Fig. 2. SDG of steam drum system.

예를 들면 Fig. 2에서 물의 유입유량 설정치(set point) 가 감소하게 되면 세어기의 output이 증가하게 되고, 이에 따라 세어기의 밸브가 닫히고 유량은 감소하는 과정을 볼 수 있다. 이 그림에서 T_B 의 증가에 따라 T_{SD} 의 증가가 예상될 수 있으나 스팀드럼 내에서는 열역학적 평형상태가 유지되고 있으므로 큰 이상이 발생하지 않는 경우에 있어서는 온도와 압력이 대체로 일정하다고 생각할 수 있다.

Fig. 3은 BFW 유량 제어기의 output이 갑자기 높게 내려지는 이상에 대한 모사트리(simulation tree)이다.

Fig. 3. Simulation tree, $O_B = +1$ as a root node.

$O_B = +1$ 에서 도달할 수 없는 node는 F_S , T_S , T_{SD} , P_{SD} , T_X 등이며, 이 모사트리를 이용하여 작성된 진단 rule은 다음과 같다.

```

IF| ( $F_S = 0$ ) and ( $T_S = 0$ ) and ( $T_{SD} = 0$ ) and ( $P_{SD} = 0$ ) and ( $T_X = 0$ )
    and ( $mO_BV_B$ ) and ( $pV_BF_B$ )
    and ( $mF_BT_B$ ) and ( $pF_BL_{SD}$ )
    and ( $mL_{SD}O_{LSD}$ ) and ( $pO_{LSD}S_B$ )}
THEN possible-BFW-controller-fails-high

```

여기서 p, m, z의 진리표는 다음과 같다.

Table 1. Truth tables

$A \xrightarrow{z} B$			$A \xrightarrow{p} B$			$A \xrightarrow{m} B$					
A	B		A	B		A	B				
1	1	0	-1	1	T	T	F	1	F	T	T
0	F	T	F	0	F	T	F	0	F	T	F
-1	F	T	F	-1	F	T	T	-1	T	T	F

2-2. Fault-Consequence Digraph(FCD)

어떤 공정의 이상원인을 진단하기 위해서는 그 공정에서 얻을 수 있는 모든 정보를 이용하여 이상이 발생했을 때 공정변수들의 값이 어떤 형태로 변화될 것인가를 경험법칙과 각 변수들 간의 물리적인 인과관계를 이용하여 표현할 수 있는 지식모델이 필요하다. 지금 까지 알려져온 많은 지식모델들은 각각 장단점을 가지고 있다. 그 중 SDG를 이용한 방법은 앞에서 언급한 바와 같이 공정변수 상호간의 인과관계를 표현하기에 알맞고 많은 양의 정보를 필요로 하지 않는 장점이 있다. 그러나 이 모델은 공정변수 상호간의 관계를 미시적 관점(microscopic)에서 보게 되는 단점이 있다. 즉, 어떤 이상이 발생했을 때 그 결과로 인해서 전체 공정에 어떤 형태로 영향을 미치는가에 대한 해석이 부족하다. SDG를 이용한 방법에서는 2개의 공정변수 A와 B사이의 관계에서 A의 증가에 따라 B가 증가한다고 생각되며 rule 작성시 pAB의 형태로 이루어 진다. 그러나 만약 A의 증가의 원인이 무엇인가에 따라서 A가 B에 미치는 영향이 없어질 수도 있고 반대 방향으로 전개되어가는 경우도 발생할 수 있다. 그러므로 공정 전체를 살펴볼 수 있는 거시적 관점(macrosopic)에서 증상 전개의 형태를 예측하는 방법이 필요하다. FCD는 처음의 이상원인이 무엇인가를 생각하면 증상형태를 전개해 나가므로 공정변수 상호간의 관계를 보다 폭넓은 관점으로 살펴볼 수 있는 장점이 있다. 이에 따라 이상원인에서 발생되는 증상형태를 정확히 예측할 수 있고 진단효율을 높일 수 있다. FCD는 공정변수 상호간의 원인결과 관계를 중심으로 표현한다. 그 작성 방법은 다음과 같다.

1. 공정에서 정보를 얻을 수 있는 변수들 사이의 인과관계를 나타내는 SDG를 작성한다.
2. 대상 공정에서 발생 가능한 이상을 정의한다. 이 때 이상은 공정변수에 직접적으로 영향을 주는 것으로 정의한다. 예를 들면 제어밸브의 이상은 그 밸브의 열린 상태만을 생각하고 그 이상의 기계적인 원인 등을 고려하지 않는다.

3. 작성된 SDG를 중심으로 각각의 이상에서 결과되는 증상을 나타내는 FCD를 작성한다. 이상이 발생하면 가장 먼저 나타날 것으로 생각되는 증상을 화살표로 연결하고, 그 결과 계속적으로 발생되는 증상을 화살표로 연결한다. 이 화살표는 원인결과 관계를 나타낸다. 증가하는 방향으로 변하는 변수는 (+), 감소하는 방향으로 변하는 변수는 (-)로 나타낸다. 어떤 특정한 조건이 만족되는 경우에 다음의 원인결과 관계가 성립되는 경우에는 조건부(conditional gate)를 사용하여 그 조건에 따라서 그 다음의 사실의 성립 여부를 결정하게 된다.

FCD의 작성시 사용되는 부호는 다음과 같다.

- : 공정변수가 정상값을 벗어나는 경우를 나타낸다. 진단을 내릴 때 사용되는 공정변수이다.
- ◎ : 임의의 조건이 만족되는 경우에만 그 다음의 상태로 전개되는 경우를 나타낸다.
- : 공정에서 예상되는 이상을 나타낸다.
- : 비전개(undeveloped)된 원인결과 관계를 포함하고 있다.
- : 원인결과 관계를 나타낸다.
- : 원인결과 관계를 나타낸다. 이 경우 결과 node는 FCD에 나타나 있는 부호와 반대 방향으로 변화한다. 공정상의 환류(recycle)가 있는 경우와 제어루프 등에서 나타난다.

FCD 모델을 이용한 이상진단을 하기 위해서는 몇 가지 가정이 필요하다. 첫째, 공정에서 동시에 여러 가지 이상이 함께 발생하지 않는다는 single fault assumption이다. 공정에서 여러 가지의 이상이 동시에 발생한다면 어떤 한 가지 이상에 대하여 예상하고 있었던 증상패턴이 다르게 나타날 수 있고 진단에 실패할 수 있다. 둘째, 진단시 공정변수의 수치값을 alarm 분석을 통하여 어떤 상태변수(정상, 비정상)로 바꾸어야 하므로 진단이 시작되기 전까지는 정상상태(normal state)에서 조업되고 있었다는 가정이 필요하다. 세번째로는 처음에 나타난 증상이 어떤 recycle 작용때문에 진단 도중에 반대로 영향을 받더라도 그 변수가 반대 방향으로 즉, 증가했다가 감소하지는 않는다는 가정이다. 넷째로는 순간적으로 변화가 생기는 변수는 그 변화가 감지되지 않는다는 가정이다. 예를 들면 제어기에서 밸브의 순간적인 유동(fluctuation)은 증상으로 생각하지 않는다.

Fig.4에서 8개지는 스텁드럼 공정에 대하여 작성된 FCD의 예들이다. 이 예들을 비교, 관찰해 보면 BFW 유량의 측정치는 모두 감소하는 형태로 나타나지만, 제어기의 output, 제어밸브의 위치, 스텁드럼의 액위의

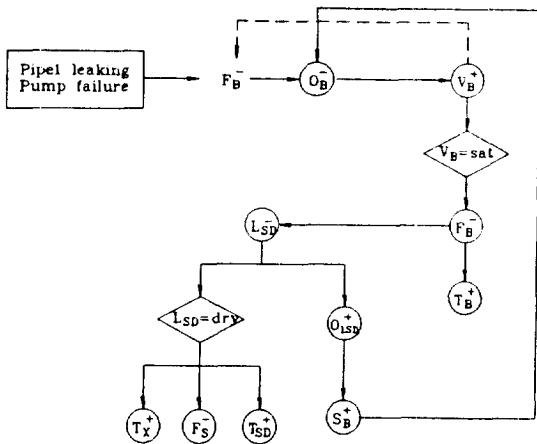


Fig. 4. FCD for pipeline leaking or pump failure.

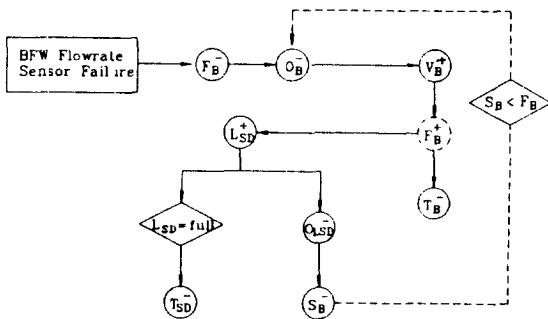


Fig. 5. FCD for BFW flowrate sensor failure.

변화 등을 살펴보면 각각의 이상들은 특징적인 증상형태를 가진다는 것을 알 수 있다. 이를 이용하여 이상이 발생했을 때, 실제 데이터와 가상 데이터를 비교하여 정확한 이상원인후보를 찾아낼 수 있다. 각각의 이상에 대한 증상형태를 Table 1에 나타내었다. F_{BS} 는 BFW 유량의 측정값이고 F_B 는 실제값인데 진단에 사용되는 것은 측정값이다.

FCD의 표현은 원인결과 관계식을 이용한다. 본 연구에서는 원인결과 관계를 전리유지 시스템(truth maintenance system : TMS)이라는 KEE에서 제공하는 기능을 이용하는데, 이는 사실(fact) 간의 관계를 나타내는 것이다. FCD에 나타나는 증상은 중요증상(primary symptom)과 부수적 증상(secondary symptom)으로 나뉘어 진다. 중요증상은 어떤 이상이 발생했을 때, 일어날 확률이 가장 높으며 먼저 일어날 것으로 예상되는 증상이다. 중요증상을 다른 부수적 증상들과 구별하여 표현하면 진단시 효율을 높이고 정확성을 향상시킬 수 있다. 또한 FCD의 작성시 조업자가 어떤 이상에 대해서

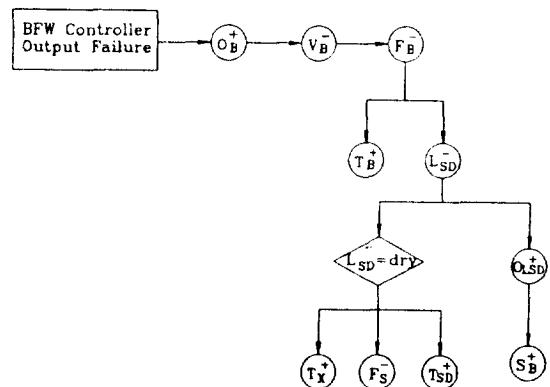


Fig. 6. FCD for BFW controller output failure.

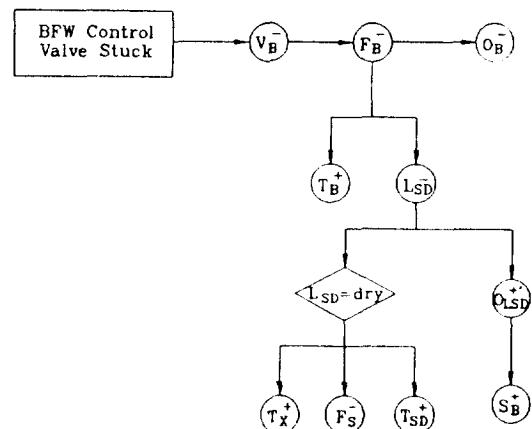


Fig. 7. FCD for BFW controller valve stuck.

가장 먼저 검토하는 공정변수를 중요시하므로써 조업자의 경험법칙을 이용할 수 있다.

Fig. 4의 FCD를 LISP 형태로 표현하면 다음과 같다.

```
((OB N)
  (OB-VB+
    (cond-gate VB p.sat VB + + FB-TB + FB-LSD-
      LSD-OLSD + OLSD + SB + (cond-gate LSD dry
      LSD-TX + LSD-FS- LSD-TSD + ))))
```

윗식에서 보면 벨브가 포화상태에 도달하지 않을 때까지는 F_B 의 감소를 증상으로 사용하지 않는다. 그러나 벨브가 포화상태에 도달하면 유량의 감소와 이에 따른 여러 가지의 증상이 예상되는 것을 볼 수 있다. 첫번째 팔호안의 (OB N)는 BFW 유량 제어기의 output이 감소한다는 것을 나타내고 있다. 이것이 중요증상으로서 이 이상이 발생했을 때 가장 먼저 확실히 일어날 것으로

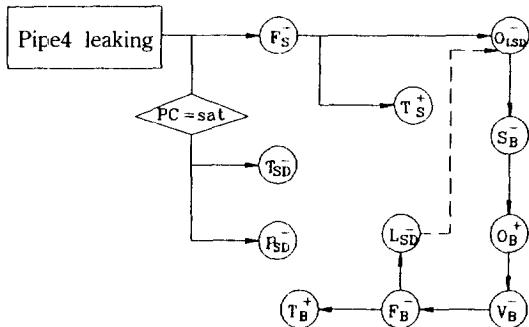


Fig. 8. FCD for pipe4 leaking.

예상되는 증상이다. OB-VB+는 원인결과식으로 O_B 의 값이 감소하므로써 V_B 의 값이 증가한다는 것을 나타내고 있다. 부수적 증상들은 지연시간이나 그 변수의 변동값이 크지 않아서 진단시 이용되는 비정상적 변수(abnormal variables)로 나타나지 않을 수 있다. 웃식에서 VB++FB-는 VB가 증가한 경우에는 일반적으로 FB는 증가하는, 즉 VB+FB+의 관계가 성립되어야 하는데 VB의 값이 포화상태에 이른 경우에는 VB는 증가한 상태라도 FB는 감소하게 되는 관계를 나타내는 것이다. 스텁드럼의 액위는 적은 양의 변화가 있을 때는 다른 공정변수에 변화를 주지 못하나 그 변화값이 클

Table 2. Comparison of symptom patterns

Fault \ Symptom	F_{BS}	F_B	O_B	V_B	L_{SD}
Pipe1 leaking	0,-	0,-	-	+	0,-
BFW sensor failure	-	+	-	+	+
BFW output failure	-	-	+	-	-
BFW valve stuck	-	-	-	-	-
Pipe 4 leaking	-	-	+	-	-

경우에는 T_x 의 증가, F_S 의 감소, T_{SD} 의 증가 등의 변화를 일으킨다. 다른 FCD들도 앞의 식과 같은 형태로 표현할 수 있다.

진리유지 시스템을 사용하여 FCD를 표현함에 따라 조업자의 편의를 도와줄 수 있는 설명기능(explain facility)을 제공할 수 있다. 설명기능이란 각각의 이상원인 후보들에 대해서 예상되는 증상들을 사용자가 원하는 경우 화면상에 나타내 주며, 어떤 증상이 예상될 때 그 증상이 어떤 원인결과 관계를 거쳐서 성립이 되었는가를

```

PRIMITIVE FACTS FOR FAULTS DUE TO NEE UN
Primitive Facts:
(A HIGH SP. FAULT OCCUR OF SN1-SETTER IS

Deduced Facts:
(A TENDENCY OF SN3 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF SN2 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF SN1 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF SB3 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF OB3 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF FB3 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF FB3 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF FN3 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF FB52 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF FB51 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TM3 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF DB3 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF FB1 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF TCV3 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC134 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC133 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC132 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC131 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF SB2 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF OB2 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF FB2 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF FB2 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF DB2 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TCV2 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC124 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC123 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC122 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TC121 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF SB1 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF OB1 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF FB1 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF TM1 IS INCREASED)
(A TENDENCY OF DB1 IS DECREASED)
(A TENDENCY OF TCV1 IS DECREASED)

```

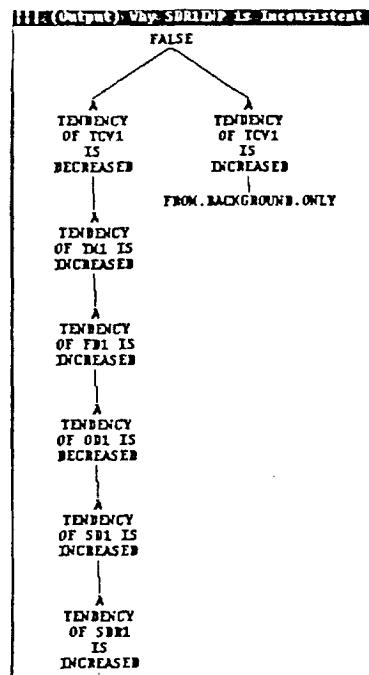


Fig. 9. Explain facilities of truth maintenance system.

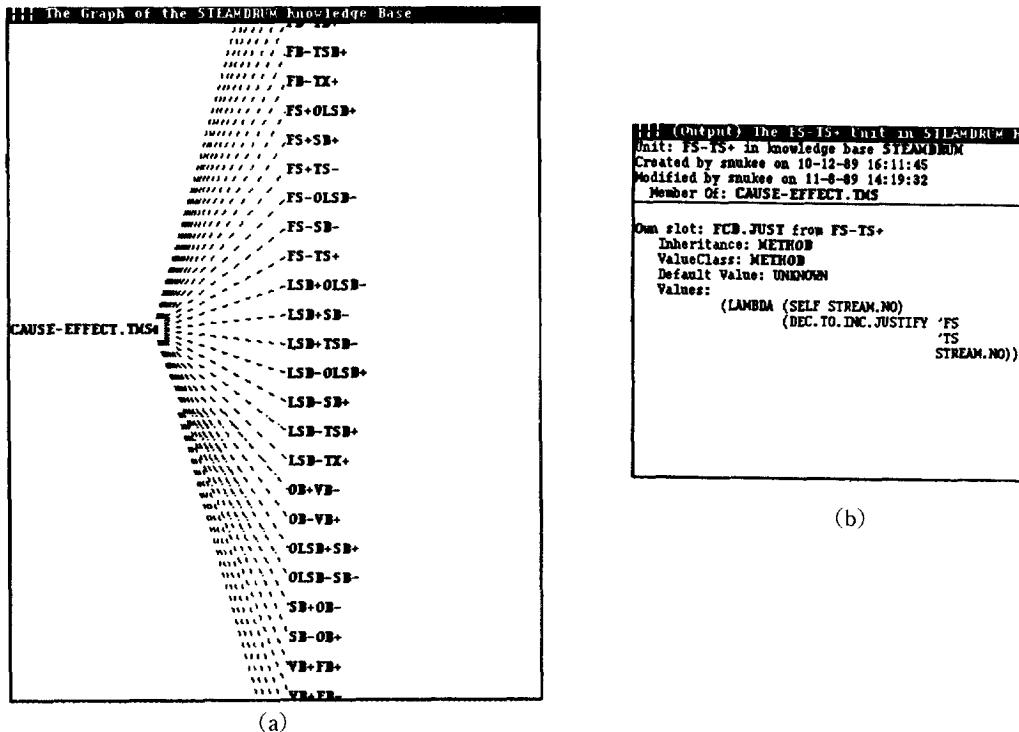


Fig. 10. Cause-effect frame of steam drum knowledge base.

보여주기도 한다. 또한 이상진단시 주어진 원인후보중에서 제외시킬 때 실제 데이터와 모순된 가상증상이 무엇인가를 보여준다. 이러한 설명기능은 조업자 교육에 이용하면 높은 효과를 얻을 수 있다. Fig. 9는 설명기능의 예를 보여주고 있다[7].

3. FCD를 이용한 이상진단 전문가시스템

3-1. 지식베이스의 구조

FCD를 이용한 이상진단 전문가시스템의 구성을 위한 지식베이스는 크게 3가지 부분으로 나눌 수 있다. 3가지 부분은 각각 원인결과 관계식을 나타내는 cause-effect frame, 이상원인후보들에 대한 증상패턴을 저장하고 있는 FCD frame, 공정변수들을 나타내고 있는 process frame으로 이루어져 있다.

Fig. 10은 원인결과 관계식을 나타내고 있는 지식베이스 부분이다. Fig. 10(a)는 FCD를 표현하는데 필요한 모든 원인결과 관계식을 나타내는 cause-effect frame이고 (b)는 그 unit안의 한 slot으로서 원인결과 관계식을 나타내는 fs-ts+ unit의 fcd.just slot을 보여주고 있다. Fig. 10(b)를 보면 F_s 의 값이 감소하면 T_s 의 값이

증가한다는 것을 나타내고 있다.

Fig. 11은 이상원인후보들을 나타내고 있는 fcd frame과 각각의 이상 unit에 해당하는 FCD를 저장하고 있는 fcd.slot slot을 보여주고 있다. Fig. 11(a)에서 보면 대상공정에서 예상되는 모든 이상들이 계층적 구조를 가진 frame 형태로 나타나 있다. Frame 형태를 가지고 있으면 어떤 계층 아래의 unit들에 모두 같은 정보를 줄 수 있으므로 지식베이스의 관리와 수정 등을 보다 쉽게 할 수 있다[1]. Fig. 11(b)는 이상원인후보에 대한 예상되는 증상패턴을 저장하고 있는 slot 내의 값을 보여주고 있는데, 앞 장에서 설명한 fcd.slot에 예상되는 증상패턴을 저장한다.

Fig. 12(a)는 대상공정의 변수와 제어기, pipe, TLX 등의 각 부분을 나타내고 있는 frame이다. Fig. 12(b), (c)는 공정변수의 정상상태에서 벗어난 상태를 나타내는 slot이며 Fig. 12(d)는 조건부에 사용되는 공정변수의 상태를 나타내고 있는 slot이다.

만약, 공정에서 스팀드럼 액위계기가 실제보다 높게 측정되는 이상이 원인후보로 제시되면 그 이상원인후보의 fcd.slot에 저장되어 있는 FCD와 관련된 cause-effect frame의 unit들을 이용하여 이상세계(fault world)

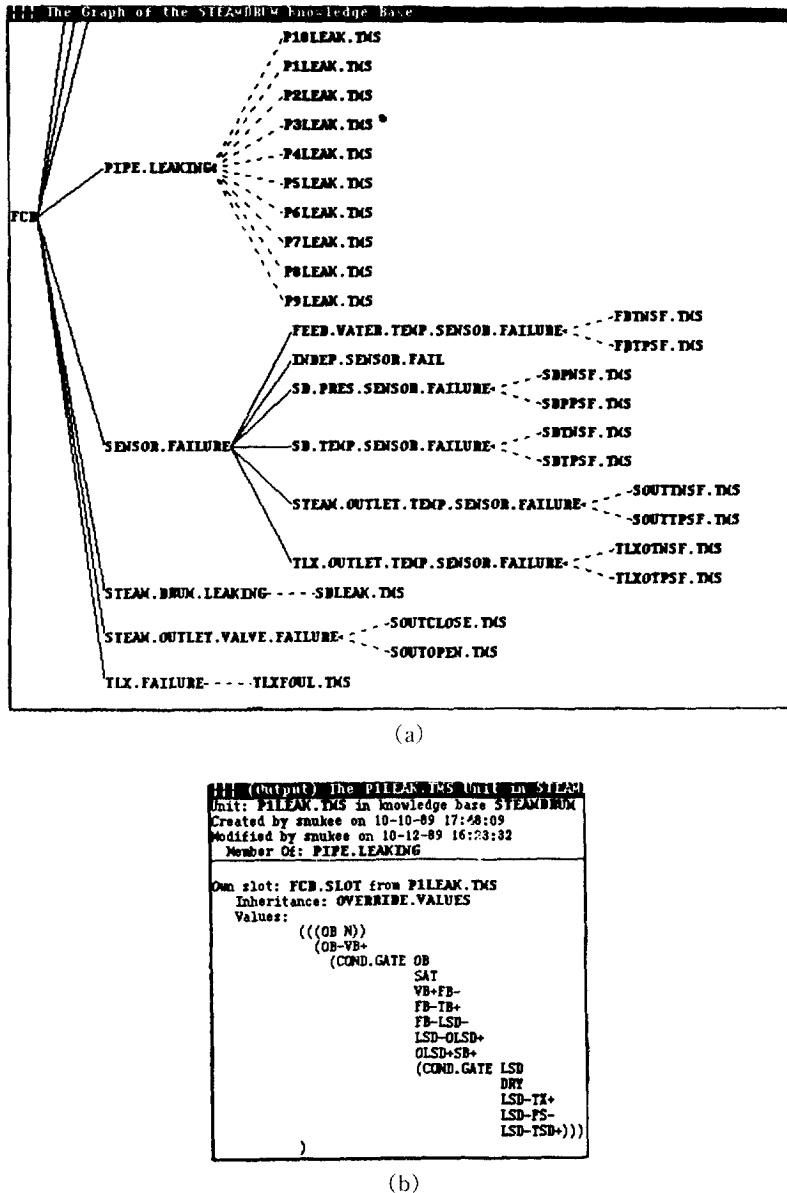


Fig. 11. FCD frame of steam drum knowledge base.

에 증상패턴을 사실로 선언한다. 사실로 선언된 증상패턴과 그 증상에 해당되는 공정변수 unit 내의 tendency slot 값을 비교하여 그 원인후보가 어떤 결과를 가질 것인가를 LSD unit의 high.fault.occur slot에 나타낸다.

3-2. 나프타 분해로 공정

나프타 분해로는 에틸렌 생산 공정에서 시작되는 부

분으로 매우 중요한 공정이다. 분해로는 대류부분(convective zone)과 복사부분(radiation zone)으로 이루어져 있다. 나프타와 희석스팀(dilution steam)은 각각 따로 예열된 후, 대류부분에서 합쳐져서 예열된 다음, 복사부분으로 가게 되고 여기에서 다시 가열된 후 반응이 일어난다. 대류부분에는 또한 Boiler Feed Water (BFW)를 예열하기 위한 코일과 스팀드럼에서 발생된 스팀을 superheated 시켜주는 코일이 있는데 이는 flue

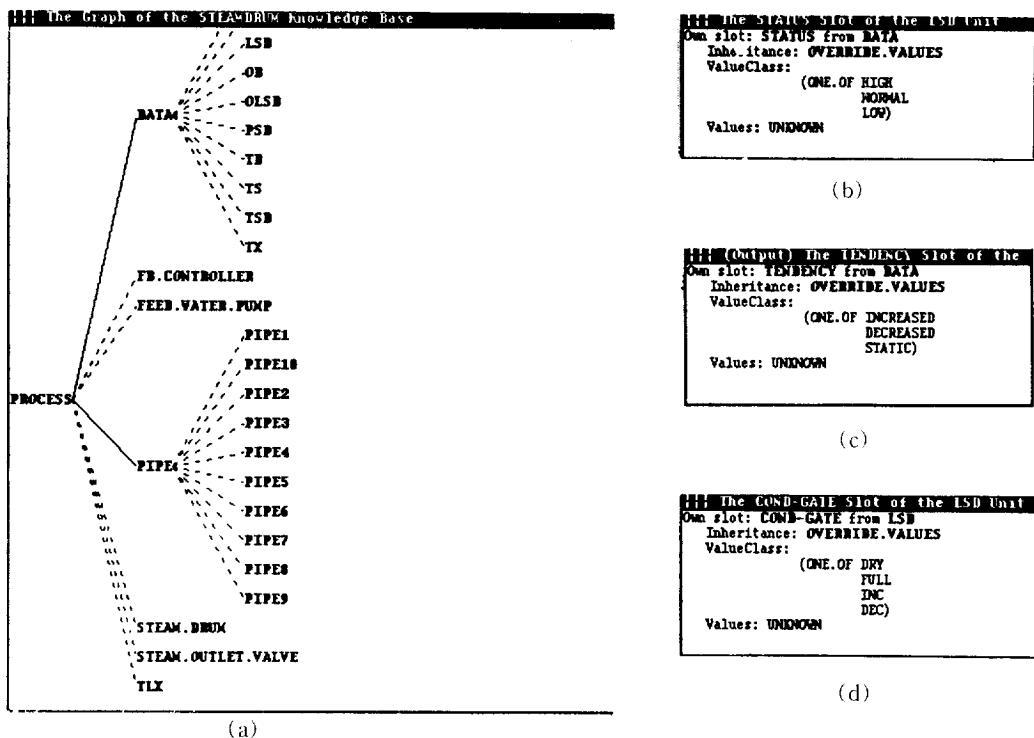


Fig. 12. Process data and unit frame of steam drum knowledge base.

gas로부터 배열을 가능한 한 많이 회수하기 위한 것이다.

복사부분에서 분해된 나프타는 빠른 시간안에 약 200°C까지 식혀져야 하는데 코일 출구 온도와 냉각기 사이의 체류시간(residence time)이 매우 짧으므로 급작스런 냉각이 필요한데 현재에는 Transfer Line heat exchanger(TLX)가 사용된다[5].

본 연구에서 대상공정으로 잡은 나프타 분해로는 Fig. 13에서 보는 바와 같이, 3개의 나프타와 화석스팀 원료 파이프가 있고 이것이 대류부분에서 합쳐져서 복사부분으로 12개의 코일로 나뉘어진 후, 복사부분 3rd zone에서 다시 6개의 코일로 합쳐지고 TLX를 거쳐서 다음 공정으로 나가게 된다. TLX에 쓰이는 냉각수는 스팀드럼에서 공급되므로 스팀드럼에 이상이 발생하면 분해된 나프타의 성질이 많이 변하게 된다. TLX에서 생성된 스팀은 다시 스팀드럼으로 들어간 후, 복사부분에서 superheated되고 다른 공정에서 이용된다. 굴뚝부분에는 분해로 내의 공기를 강제로 뿜아내는 유도통 풍식 fan(Induced Draft fan : ID fan)이 달려있다. 이 fan이 이상이 생기는 경우, 분해로 내의 온도가 급격히 떨어지고 연료가 불완전 연소된 상태로 분해로 안에

축적되어 매우 위험한 상태에 이르게 된다. 이 공정은 공정변수 상호간의 관계(interaction)가 매우 심하고 나프타는 대류부분에 들어가서 TLX를 빠져 나오는데 까지 10여초의 체류시간을 가지게 되므로 증상전파가 매우 빠르고, 이에 따라 이상진단시 어려움이 따르고 있다. 나프타 분해로에는 여러 가지의 제어기가 작동하고 있다. 3개의 흐름으로 나누어진 나프타의 유량을 제어하는 3개의 유량 제어기와 3개의 회석스팀 유량 제어기, 3개의 zone으로 들어가는 연료의 압력을 제어하는 압력 제어기가 있다. 스팀드럼의 액위와 스팀드럼에서 나가는 스팀의 양을 측정하여 스팀드럼으로 들어가는 BFW의 유량을 제어해 주는 cascade 제어루프가 달려있고, 분해로의 압력을 유도 통풍식 fan의 회전속도를 조절하여 제어하는 압력 제어기도 달려있다. 또한 스팀드럼에서 나가는 스팀의 압력을 일정하게 유지하므로써 스팀드럼 내의 평형상태를 유지시켜주는 제어기가 작동하고 있다. 분해로로 공급되는 나프타의 유량, 화석스팀의 유량, 연료가스의 압력 등의 설정치(set point)는 DMC logic을 이용하여 공정의 상태에 따라서 자동적으로 변경된다. 3개의 나프타 유량 제어기의 설정치는 전체의 나프타 유량설정치가 주어지면 3rd

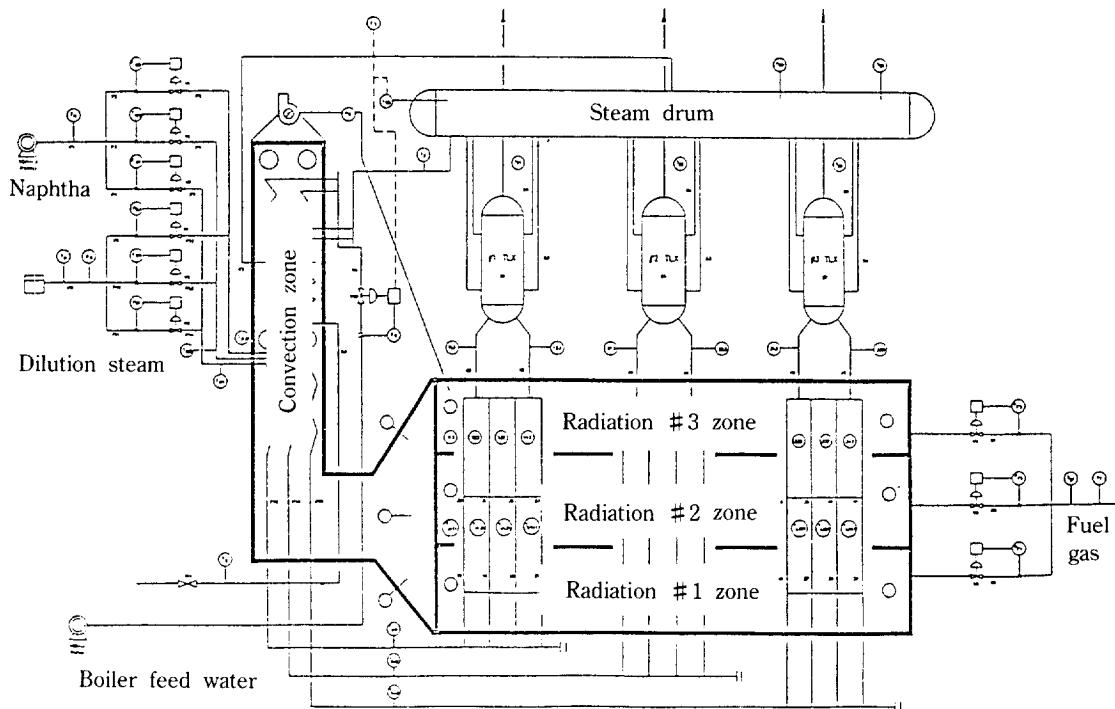


Fig. 13. Flowsheet of a furnace.

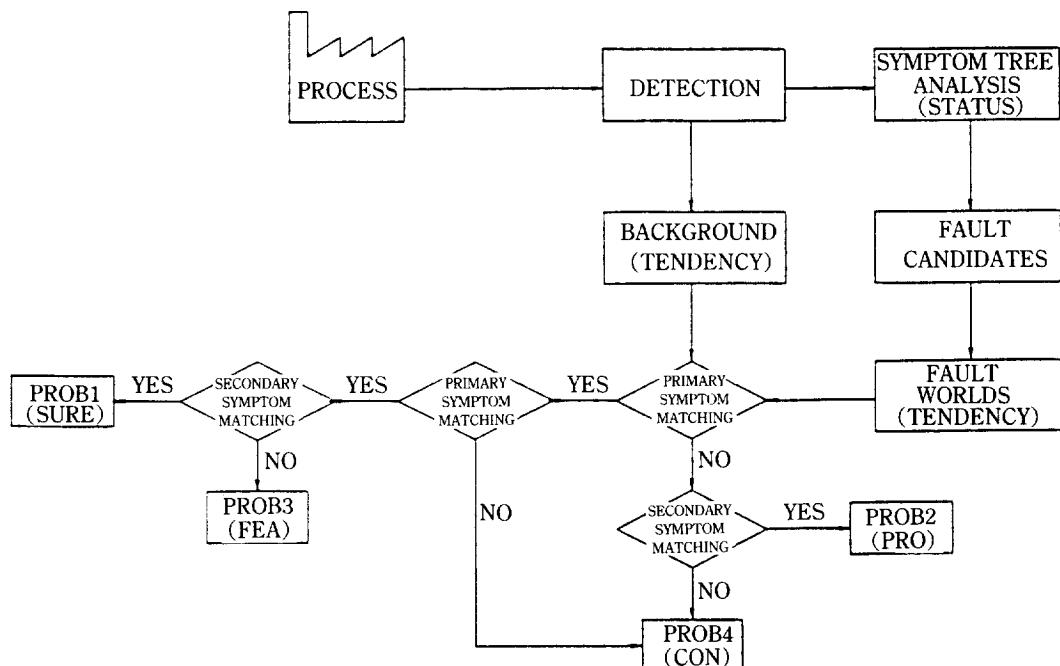


Fig. 14. Strategy of fault diagnosis using the FCD.

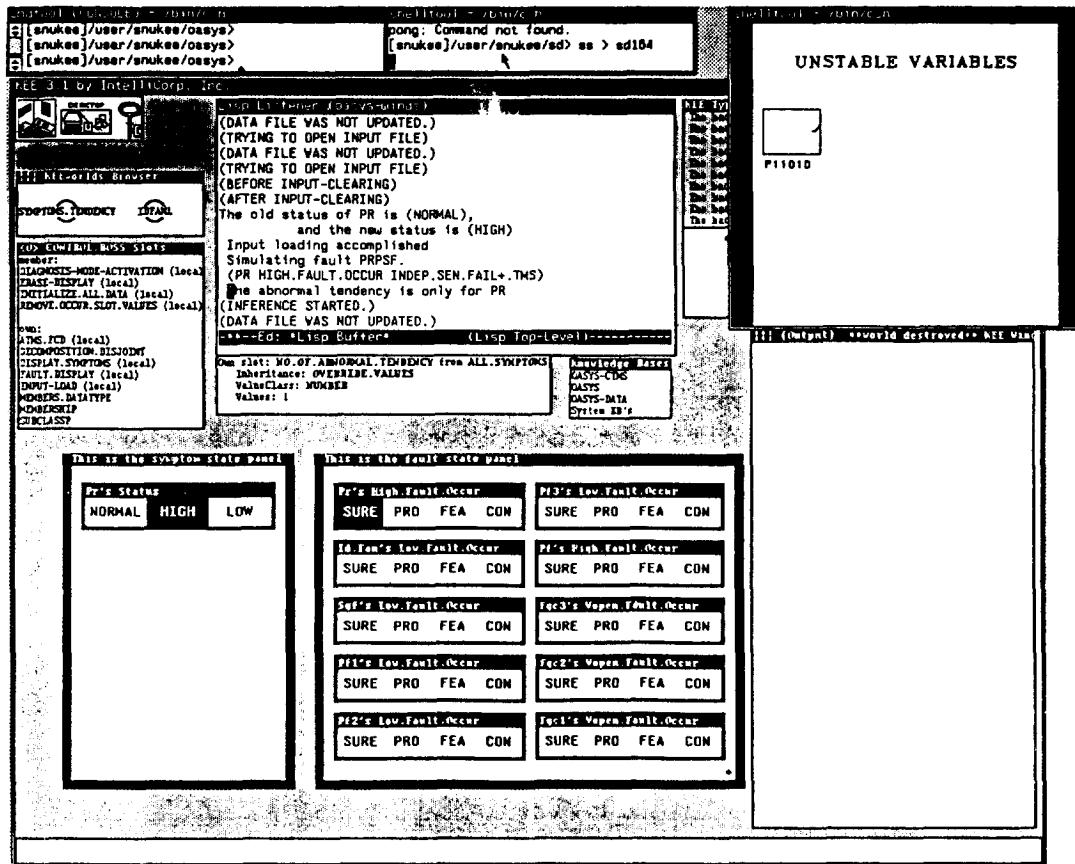


Fig. 15. Result of ID fan trip(step 1).

zone의 출구 온도가 정해진 온도로 유지되도록 하는 방향으로 각각의 흐름에 분배된다. 즉, 첫번째 흐름이 3rd zone 출구 온도가 너무 높아지면 그 흐름에 다른 두 흐름보다 많은 양의 나프타를 흘르게 하므로써 전체의 온도를 비슷하게 유지해 준다. 희석스팀 유량 제어기의 설정치는 각 흐름마다 정해진 나프타 유량의 설정치와 희석스팀 비(dilution steam ratio)에 따라 결정된다.

3-3. FCD를 이용한 이상진단 전략

Fig. 14는 FCD를 이용하여 공정에 이상이 발생했을 때 그 원인을 찾아내는 과정을 보여주고 있다. 공정에서 어떤 이상이 발생하게 되면, 그 이상에 관련된 공정변수의 값이 변화하게 되고 정상조건에서의 작업범위를 벗어나게 된다. 이상진단을 하기 위하여 먼저 변화가 생긴 공정변수를 찾아내는데, 이 때 진단 효율을 높이기 위해서 두 가지의 alarm band가 다른 변화를 고려한다.

먼저 상대적으로 alarm band가 큰 즉, 어떤 이상이 발생했을 때 많은 변화가 생기는 공정변수를 찾는다. 이 변수를 status가 변한 변수라고 한다. 상대적으로 alarm band가 작은 공정변수의 변수를 tendency의 변화로 생각한다. FCD를 이용한 이상모사(fault simulation)는 예상되는 증상들을 원인과 관계를 통하여 사실로 선언을 하고, 이를 실제 데이터와 비교해야 하므로 큰 공정 전체에 실시간(real time) 이용을 하기에는 어려움이 있다. 그러므로 먼저 status가 변한 공정변수들을 이용하여 증상트리 분석(symptom tree analysis)을 하고, 여기에서 가능한 이상원인후보의 범위를 좁힌다. 증상트리 분석으로부터 얻은 각각의 이상원인후보군들에 대해서 이상세계(fault world)를 만들고, FCD slot에 저장되어 있는 각각의 이상에 대한 증상형태를 모사하여, 실제 데이터에서 얻은 tendency의 변화와 비교한다. 이 때 먼저 중요증상이 일치하는지를 검토한다. 어떤 이상후보에 대한 중요증상이 실제의 데이터와 반대로

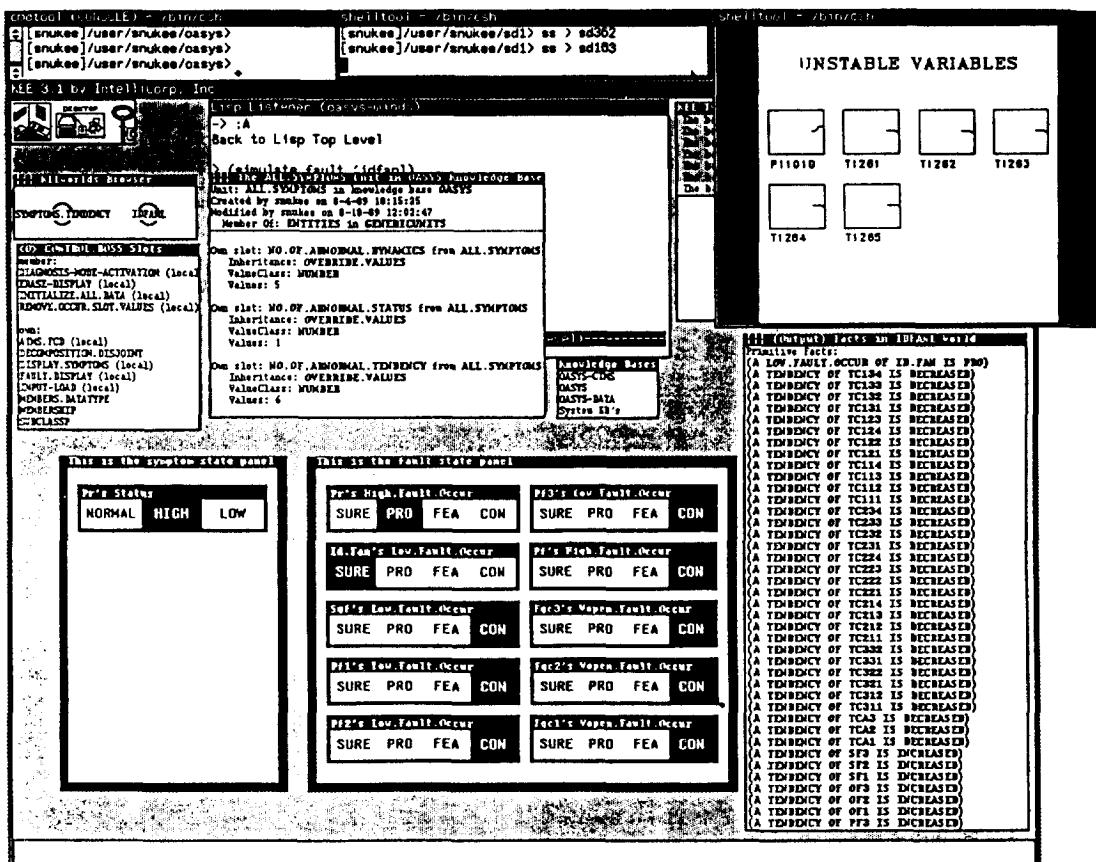


Fig. 16. Result of ID fan trip(step 2).

즉, A 변수가 증가하는 형태로 예상되는데 실제로는 감소하는 경우와 원인후보의 필요한 중요증상이 실제 데이터로 나타나지 않고 부수적 증상도 반대로 나타나는 경우는 제외시키게 된다(PROB4). 중요증상이 일치하면 부수적 증상을 검토한다. 중요증상도 일치하고 부수적 증상도 반대로 나타나지 않는 경우, 그 원인후보를 가장 가능성성이 높은 후보(PROB1)로 생각한다. 중요증상은 일치하는데 부수적 증상의 일부가 반대로 나타나는 경우 (PROB3)에는 그 원인후보를 제외시키지는 않고 계속적인 관찰을 필요로 하는 후보로 생각한다. 중요증상의 변수가 변화가 없고 부수적 증상은 일치하는 경우는 (PROB2)의 상태로 정의한다. 이와 같이 중요증상과 부수적 증상을 나누어서 pattern matching을 할 때 중요도를 다르게 주므로써 원인후보가 어느정도 신뢰성이 있는가를 여러 단계로 나눌 수 있다. 이 때 만약 독립계기 이상으로 구분되어 있는 계기의 측정값이 변화하고 다른 변수는 변화가 없을 경우에는 그 측정

계기가 이상이 발생한 것으로 간주하고 이상모사를 행하지 않는다. 이 상태에서 새로운 변수의 변화가 발생하면 이상모사를 통하여 다른 원인후보들을 검토하여 정확한 원인을 찾게 된다.

4. 사례연구

실제로 대상공장에서 발생했었던 사고 중의 하나인 ID fan trip에 대한 이상원인 후보의 탐색 과정을 살펴본다. 나프타 분해로의 굴뚝 부분에 있는 유도 통풍식 fan이 어떤 이유로 인해 trip lever가 내려짐으로써 갑자기 정지한 사고이다. ID fan이 정지하면 분해로 내의 압력은 증가하고 온도는 급격히 감소되고 코일의 온도도 떨어지게 된다. 이 사고 발생 시 일어난 현상은 다음과 같다.

1단계 : status of P_R high

2단계 : tendency of T_{ST1} decreased

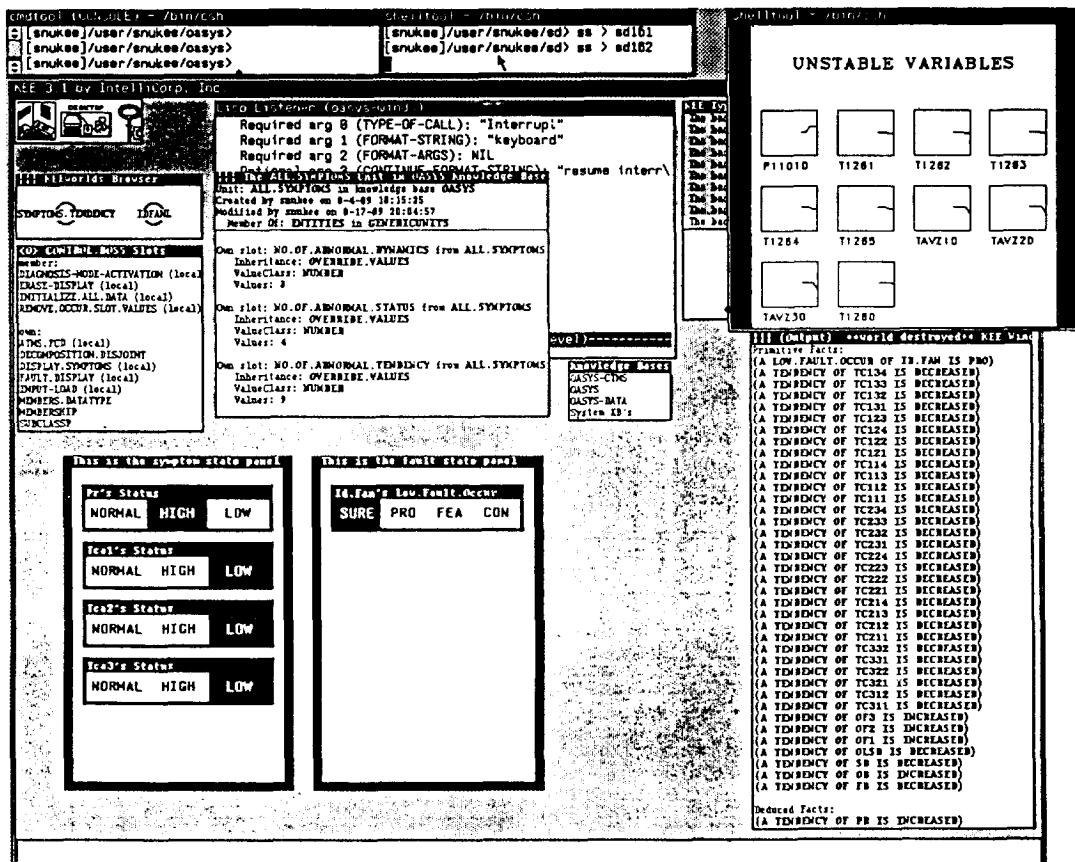


Fig. 17. Result of ID fan trip(step 3).

tendency of T_{ST2} decreased
 tendency of T_{FL1} decreased
 tendency of T_{FL2} decreased
 tendency of T_{FL3} decreased

3단계 : status of T_{CA1} low
 status of T_{CA2} low
 status of T_{CA3} low

Fig. 15를 보면 P1101D라는 하나의 변수의 status가 high 상태로 갑자기 변화가 발생했다. 이 변수는 분해로의 내부압력을 나타낸다. 이 변화를 이용하여 증상 트리 분석을 통하여 제시된 원인후보는 fault state panel에서 보여주고 있다. 이 때에는 하나의 공정변수만이 변화했기 때문에 이상모사를 하지 않고 그 변수의 측정계기의 이상으로 생각하게 된다. Fig. 16에서는 두번째 단계로서 30초의 시간이 경과한 후의 데이터와 진단결과를 보여주고 있다. 이 단계에서는 P1101D 이외의 다른 변수도 변화가 생겼으므로 압력 계기의 이상원인후보는

“sure” 상태에서 “pro” 상태로 바뀌게 되고 다른 변수의 status 변화는 없으나 적은 양의 변화를 나타내는 tendency 변화를 이용하여 진단한 결과 ID fan trip의 원인 후보가 가장 가능성이 높은 후보로 진단된다. 그 외의 이상원인후보들은 예상되는 중요증상이 나타나지 않고, 또한 분해로 굴뚝 부분의 flue gas의 온도가 올라가야 하는 부수적 증상도 실제 공정에서는 반대로 떨어지는 형태로 나타나기 때문에 “con” 값을 가지게 된다. 이 단계에서 각각의 원인후보들에 대하여 작성된 FCD를 이용하여 이상모사를 하고 각각의 이상세계를 만들어서 실제 데이터와 비교, 검토하므로써 10개의 원인후보 중에서 가능성이 가장 높은 1개의 원인후보와 가능성이 없는 8개의 원인후보, 1개의 중간적인 상태의 원인 후보로 구분할 수 있다. Fig. 17은 각 zone의 코일 출구 온도가 떨어지는 현상이 status의 변화로 나타나서 원인 후보는 ID fan trip 하나만이 주어지게 되고 이상모사 결과도 모순되는 현상이 나타나지 않으므로 이 원인

후보가 실제의 이상원인이라는 진단을 내린 것을 보여 주고 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 이상전파 유향그래프 FCD라는 지식 모델을 나프타 분해로의 실시간 이상진단 전문가시스템 (Operation Aiding expert SYStem : OASYS)의 지식 베이스의 구성에 필요한 지식모델로 사용하였다. FCD 모델의 작성시에는 수학적인 계산은 사용하지 않고 공정변수 상호간의 정성적인 물리적 인과관계만을 사용하였는데 이는 이 FCD 모델을 적용시킨 대상공정의 수학적인 해석이 매우 어렵기 때문이다. 또한 대상공정의 특징상 증상 발생의 순서를 이상진단시 많이 이용하지 못하였다. 이 시스템으로 조업상의 실제로 있었던 사고사례와 가상사례의 데이터를 이용하여 이상진단 모사를 하였다. 사례연구를 통하여 나타난 FCD 모델의 특징은 이상진단시 불필요한 증상형태에 대한 해석이 필요없으므로 진단효율을 높일 수 있고, 대상공정에 대한 특징적인(specific) 지식을 요구하지 않으므로 작성이 용이하고, 원인결과식을 통하여 증상들의 파급 경로를 쉽게 알 수 있고 조건부(conditional gate)를 사용하므로써 증상형태가 공정의 조건에 따라서 변하는 경우를 나타낼 수 있다는 것이다. OASYS 시스템에서는 226개의 증상이 사용되었고 314개의 이상원인 후보가 정의되었다. 이상진단 모사는 약 20개의 이상원인후보들을 설정하고 각각의 후보들에 대하여 이상발생으로부터 30초 간격으로 데이터를 받아서, 단계별로 증상트리 분석으로부터 받은 원인후보들의 가능성을 살펴보았다. 그 결과 이상 발생 초기에 실제의 이상원인 후보를 찾아내는데 성공하였고, 이를 통하여 FCD 모델이 이상진단 전문가시스템의 지식모델로서 실제의 시스템 구현시 이용될 수 있다는 것을 알아내었다.

NOMENCLATURE

F_B	: BFW flowrate
F_S	: steam outlet flowrate
L_{SD}	: steam drum level
O_B	: BFW flowrate controller output
O_{LSD}	: steam drum level controller output
P_R	: radiation zone pressure
P_{SD}	: steam drum pressure
S_B	: BFW flowrate set point
T_B	: BFW temperature
T_{CAj}	: coil average temperature, # j zone

T_{FL}	: convection zone flue gas temperature
T_S	: superheated steam temperature
T_{SD}	: steam drum temperature
T_{ST}	: stack flue gas temperature
T_{Xi}	: TLX outlet temperature # i stream
V_B	: BFW control valve position

REFERENCES

- Charniak, E. and McDermott, D.: "Introduction to Artificial Intelligence", Addison-Wesley, Inc. (1985).
- Han, J. H. and Yoon, E. S.: A Study on the Knowledge-Based Expert System for Cement Process Control and Diagnosis, M. S. Thesis, S. N. U. (1986).
- Hoskins, J. C. and Himmelbrau, D. M.: Artificial Neural Network Models of Knowledge Representation in Chemical Engineering, *Comput. Chem. Engng.*, **12**, 881(1988).
- Iri, M., Aoki, K., O'Shima, E. and Matsuyama, H.: An Algorithm for Diagnosis of System Failures in the Chemical Process, *Comput. Chem. Engng.*, **3**, 489(1979).
- James J. MA and Scheeline, Harold W.: "Ethylene", Stanford Research Institute(1978).
- Oh, J. K.: A Real-time Operation Aiding Expert System of Naphtha Furnace, AIChE Annual Meeting(1989).
- "KEE User's Guide Manual", Intellocorp, Inc. (1988).
- Kramer, M. A. and Palowitch, B. L.: A Rule-Based Approach to Fault Diagnosis Using the Signed Directed Graph, *AIChE J.*, **33**, 1067(1987).
- Rich, S. H. and Venkatasubramanian, V.: Model-Based Reasoning in Diagnostic Expert Systems for Chemical Process Plants, *Comput. Chem. Engng.*, **11**, 111(1987).
- Rich, S. H. and Venkatasubramanian, V.: Causality-Based Failure-Driven Learning in Diagnostic Expert Systems, *AIChE J.*, **35**, 943(1989).
- Shum, S. K., Davis, J. F., Punch W. F. and Chandrasekaran, B.: An Expert System Approach to Malfunction Diagnosis in Chemical Plants, *Comput. Chem. Engng.*, **12**, 27(1988).
- Venkatasubramanian, V. and Rich, S. H.: An Object-Oriented Two-Tier Architecture for Integrating Compiled and Deep-Level Knowledge for Process Diagnosis, *Comput. Chem. Engng.*, **12**, 903(1988).