

〈論 文〉

인플루언스 다이어그램을 기초로 한 이상진단 지식베이스의 개발

김영진*

(1993년 7월 30일 접수)

Development of Influence Diagram Based Knowledge Base in Probabilistic Reasoning

Young-Jin Kim

Key Words : Influence Diagram(인플루언스 다이어그램), Bayesian Reasoning(베이시안 추론),
Diagnosis(진단), Knowledge Base(지식베이스), Uncertainty Propagation(불확실
성치의 전파)

Abstract

Diagnosis is composed of two different but interrelated steps ; retrieving the sensory responses of the system and reasoning the state of the system through the given sensor data. This paper explains the probabilistic nature of reasoning involved in the diagnosis when the uncertainties are inevitably included in experts' diagnostic decision making. Uncertainties in decision making are experts' personal experiences, preferences, and system's coherent characteristics. In order to ensure a consistent decision based on the same responses from the system, expert system technology is adopted with the Bayesian reasoning scheme.

1. 서 론

진단시스템에 있어서 센서 검증의 가장 중요한 역할은 진단에 필요한 믿을 수 있는 정보를 제공하는데 있다. 이것은 센서 검증을 통하여 가능하면 보다 실제치에 가까운 값을 바탕으로 하여 시스템에 대한 추론을 하기 위해서이다. 그러나 이런 값은 대부분의 경우 불확실성치를 포함하게 되므로, 이에 상응하는 추론의 방법이 요구되어 진다. 이상진단은 시스템의 측정으로부터 그 상태를 추론하여 결론을 짓는 방법이다.⁽¹²⁾ 다시 말하면, 그 목적은 센서로부터 측정되는 이상의 증상을 바탕으로 이상

의 원인을 규명하고자 하는 데 있는 것이다. 진단의 과정은 센서값의 모순을 확인하면서 시작된다. 진단은 시스템의 인과관계의 역사상(inverse mapping)이므로 그 과정은 항상 일대일의 관계가 아닐 수도 있다. 더군다나, 여기에 센서로부터의 불확실성치가 포함되면 이상증상과 이상원인의 관계를 규명하는 것은 더욱더 어려워지게 된다.⁽⁹⁾ 이러한 작업을 더욱 어렵게 하는 것은 구체적인 이상증상에 대한 이상원인의 관계가 확률적인 수치로 규명되어야 한다는 점이다. 또한 시스템 운용자가 이러한 확률적 수치에 입각하여 필요한 결정을 내리기 때문에 정확한 확률값은 더욱 더 중요한 의미를 갖는다. 그러므로 불확실한 정보를 이용하여 확률분포를 형성할 수 있는 일종의 틀(framework)이 필요한 것이다.

*정회원, 서울대학교 정밀기계설계공동연구소

프로세스에 응용되는 대부분의 진단 전문가시스템은 이제까지는 단순한 시스템이었다.^(9,19) 범칙수(rule trees), 결함수(fault trees), 또는 이진법 결정수(boolean decision trees)가 간단한 이진법을 이용한 지식베이스의 대표적 예이다. 그러나 대부분의 공학영역에서는 시스템의 물리적인 법칙과 전문가의 경험적 지식을 통합하여 지식베이스를 만들고 거기에 확률적인 척도가 첨가되어야 한다. 특히 발전소의 프로세스는 복잡하고 불확실한 특성을 가지므로 이러한 불확실성을 보정할 수 있는 확률적인 지식베이스가 필요하게 된다. 더군다나 시스템 운용자는 경보나 비상사태가 발생했을 때 불확실한 센서값으로부터 프로세스를 분석하고 일단의 보정작용을 제시하는 빠른 방법이 필요하게 된다.⁽¹⁸⁾ 따라서 본 논문은 이러한 빠른 진단의 방법을 제공하는 새로운 틀을 제안하고자 한다.

인플루언스 다이어그램은 간단한 위상적 기호와 그 기호를 연결해 주는 관계선에 의하여 진단문제의 영역을 도식적으로 표현함으로써 불확실성을 내포한 복잡한 결정의 문제해결에 매우 성공적인 방법이었다.⁽⁶⁾ 베이즈법칙(Bayes' theorem)은 인플루언스 다이어그램의 해석 과정에 중추적인 역할을 하며 프로세스의 복잡한 특성을 추론하는데 이용된다. 진단 전문가시스템에 있어서 인플루언스 다이어그램의 역할은 문제영역에 있어서 변수간의 중요한 관계를 파악하고 인간이 하는 추론의 계층적 특성을 잘 표현하는데 있다. 그러므로 운용자의 전문적 지식, 물리적 법칙, 그리고 센서의 값은 인플루언스 다이어그램의 위상적단계, 수치적단계, 그리고 기능적단계의 해석과정에 의해 조합되어 진다.

인플루언스 다이어그램 전문가시스템(influence diagram based expert system, IDES)은 기계적 영역의 복잡한 인플루언스 다이어그램으로부터 수치적해를 구하는데 이용되어 왔다.^(10,13) 인플루언스 다이어그램은 이상원인을 파악하여 진단 전문가시스템으로 하여금 특정한 지식섬(knowledge island)을 치중하게 한다. 그 후에 세밀한 열효율 진단 지식베이스를 이용하여 특정한 이상(異常)의 보정작용을 최적화하여 보고하게 된다. 인플루언스 다이어그램 전문가시스템(IDES)은 특히 Joliet 화력발전소의 급수 가열기에 적용되어 실험이 이루어졌다.

2. 인플루언스 다이어그램

인플루언스 다이어그램은 SRI Intenational(stanford research institute intenational)의 Decision Analysis Group에 의해 불확실성치를 내포한 복잡한 결정영역에서 그 결정을 자동적으로 분석하는 도구로 개발된 것이다.⁽⁸⁾ 이 절에서는 연구의 배경을 설명하기 위하여 인플루언스 다이어그램의 이론적인 배경중 필요한 부분만을 발췌하여 게재한다. 다음 절에 나오는 인플루언스 다이어그램에 대한 설명은 Agogino의 논문에 의거한 것이다.^(1,2) 또한 보다 자세한 이론적인 설명은 다음의 논문들에서 찾을 수 있다.^(1,3,6,11,17)

2.1 인플루언스 다이어그램에서의 지식의 표현

인플루언스 다이어그램은 인간의 사고작용을 모방한 3가지 단계의 다른 지식 표현방법을 취한다. 이는 위상적단계(topological level), 수치적단계(numerical level), 그리고 기능적단계(functional level)이다. 위상적단계에서 인플루언스 다이어그램은 위상적 기호(nodes)와 그 기호를 연결해 주는 관계선(arcs)의 조합을 통하여 대상의 상태를 간단하게 묘사하게 되며 이러한 위상적 기호는 변수를 표시하고 또 관계선은 변수간의 기능적 관계를 나타내게 된다. 인플루언스 다이어그램에서 상호작용의 성격(nature of influence)은 기능적단계에서 결정되어지며 이후에 수치적단계에서 정량화된다.

인플루언스 다이어그램은 직향성 비순환(directed acyclic) 그래프이며 위상적 기호의 집합인 V 와 직향성 관계선의 집합 A 로 이루어진 $G=(V, A)$ 인 그래프 함수로 표시된다. 결정기호(정사각형 모양)는 제어를 하는데 쓰인다. 상태기호(원 모양)는 조종되지 않는 고려대상의 상태변수를 표시하는데 이용된다. 목적기호(다이아몬드 모양)는 인플루언스 다이어그램 내의 지식전달 결과를 나타낸다.

이러한 위상기호와 전달선의 예가 Fig. 1에 도시되었다. Fig. 1의 a, b, d 에 표시된 상태기호에 연결되는 전달선은 조건적인 관계로서, 베이즈법칙을 이용한 위상변환에 의해 역전(逆轉)될 수 있다. 특히 Fig. 1의 d 에 표시된 전달선은 퍼지(fuzzy) 관계를 나타낸다. 결정기호로 들어가는 전달선은 Fig. 1의 c 와 같이 정보의 입력을 하는 것이다. 결정기호와 결정기호 사이의 전달선은 Fig. 1의 e 와

같이 잊지않게 해 주는(no-forgetting)관계이다. Fig. 1의 f 는 목적기호에 직접적으로 영향을 주는 전달선을 나타낸다. 상태기호에 영향을 주는 전달선으로 표시된 조건적인 단계는 기능적단계에서 변수간의 수학적 관계로 표현된다. 대표적인 예는 Fig. 2의 a 와 같은 상태변수 x 와 y 의 연계확률(joint probability)을 전개하는 것이다. 즉, $Pr(x, y|H) = Pr(y|x, H) Pr(x|H)$ 이며 여기서 $Pr(y|x, H)$ 는 변수 x 와 상태 H 가 존재할 때의 변수 y 의 조건 확률(conditional probability)이다. 위상적단계에 있어서 전달선의 부재는 보다 강한 정보인데, 이것은 Fig. 2의 b 와 같이 상태변수간의 독립적 관계를 나타내기 때문이다. Fig. 2의 b 의 연계확률은 다음의 전개로 표현된다. 즉, $Pr(x, y|H) = Pr(y|H) Pr(x|H)$ 이다.

기능적단계에서 변수간의 관계는 단순관계 혹은 확률적 관계로 표현될 수 있다. 확률적 관계는 한 변수로부터 다른 변수로의 전달선 기능이 연계확률로 나타내어 진다. 인플루언스 다이어그램을 이용하기 위해서는 각각의 변수에 대한 다른 확률적 분포를 구해야 한다. 이러한 확률분포는 모든 변수나 조건적 영향에 대한 선형적 확률이나 조건확률을 포함하며, Fig. 2에서와 같이 $Pr(x)$ 나 $Pr(y|x)$ 로 나타내 진다.

2.2 인플루언스 다이어그램의 형성

인플루언스 다이어그램 모델을 고안하는데는 문제의 영역에 대해 상호배타적이며 집합적으로 남김 없는(mutually exclusive and collectively exhaus-

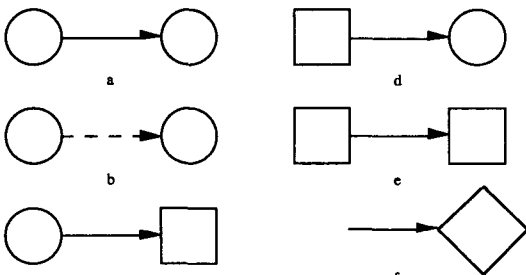


Fig. 1 Interpretation of arcs⁽¹⁾

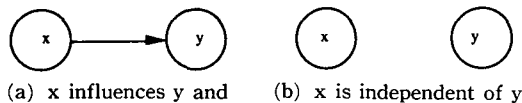


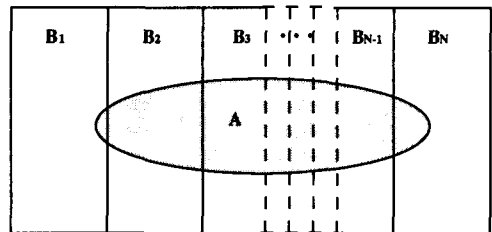
Fig. 2 Two state node influence diagram

tive) 경우를 파악하는 것이 중요하다. 다시 말하면, 어떤 특정한 이상에 관련지어진 가능한 모든 이상원인을 발견하는 것인데 이것은 인과관계의 사상(寫像)이 된다. 또한 각각의 이상원인은 서로간에 독립적인 집합이어야 한다. Fig. 3과 같이 문제의 영역에서 분리된 모든 이상원인이 파악되었다고 가정하면, 베이즈법칙을 이용하여 다음과 같은 확률식을 구성하게 된다.

$$Pr(B_r|A) = \frac{Pr(B_r)Pr(A|B_r)}{\sum_{i=1}^N Pr(B_i)Pr(A|B_i)} \quad (1)$$

B_1, B_2, \dots, B_N : 상호배타적이며 집합적으로 남김없는 이상원인
 A : 문제영역에서의 임의의 이상증상

식(1)은 A 이라는 이상증상이 B_r 이라는 이상원인에 의해 발생할 확률을 구하는 공식을 나타낸다. 중요한 점은 식(1)을 이용하기 위하여 B_r 의 선형적 확률이 필요하다는 것이다. 물론 분석적인 방법에 의하여 선형적 확률을 구하는 것은 어려운 일이지만 과거로부터의 경험적 지식이나 실험 데이터를 이용하여 구할 수 있을 것이다. 이러한 식(1)을 의학적 진단에 적용하며 다음의 예와 같다. 서로 겹쳐지지 않는 B_i 라는 질병이 있을때 어떤 증상 A 는 모든 질병의 집합 B_i 에 모두 다 발생할 수 있다. 이때에 확률 $Pr(A|B_i)$ 는 질병 B_i 가 발생할 때 생기는 A 라는 증상의 확률값을 나타낸다. 그러나 우리가 의학적 요구하는 확률적 값은 A 라는 증상을 보았을 때 B_i 라는 질병이 존재할 확률 즉, $Pr(B_i|A)$ 일 것이다. 또한 공학적인 진단은 B_i 를 기계나 시스템이 가질수 있는 고장이나 이상의 집합이며 A 는 특정한 증상 즉, 센서의 값 또는 인간의 관찰이 될 것이다. 따라서 이상진단의 목적인 주어진 증상에 대한 이상의 확률은 $Pr(B_i|A)$ 이다.



Universal sample space

Fig. 3 Mutually exclusive and collectively exhaustive events space in a universal sample space

Fig. 3에 도시된 공간으로부터 Fig. 4에 도시된 상응한 인플루언스 다이어그램을 추론할 수 있다. 여기에서 보듯이 이상증상의 기호와 이상원인의 기호 사이에는 전달선이 그려져 있다. 이러한 전달선은 이상증상과 이상원인 사이에 존재하는 상관관계를 표시한다. 이상원인의 기호사이에는 전달선이 존재하지 않는데 그것은 이들 기호사이에 조건적 독립이 존재함을 의미한다. 또한 이상원인과 이상증상 사이의 상관관계를 표시하기 위하여 N 개의 조건확률의 집합이 $Pr(A|B_1), Pr(A/B_2), \dots, Pr(A|B_N)$ 과 같이 필요하게 된다.

Fig. 5와 같이 다수의 전달선이 특정한 상태기호에 연결될 때는 그에 상응한 조건 확률이 수치적 계산을 위하여 필요하다. Fig. 5의 예에서는 C_1 의 선행적 확률, C_1 에 의한 B_1 의 조건 확률과 C_1 과 B_1 에 의한 A 의 조건 확률, 즉, $Pr(C_1), Pr(B_1|C_1), Pr(A|B_1, C_1)$ 등이 필요하다. 복잡한 조건 확률을 계산하는 것 보다는 하나의 기호가 그것에 향하는 다른 기호를 흡수하는 것과 같은 보다 간단한 방법이 대안으로 제시되며 이것은 실제의 인플루언스 다이어그램을 변환하는 방법이다. 이러한 기법은 다음의 절에서 자세히 설명되고 있다.

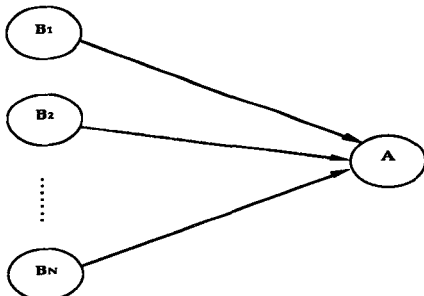


Fig. 4 Influence diagram for Fig. 3

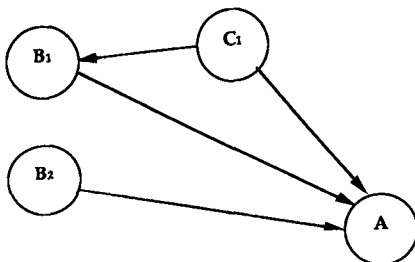


Fig. 5 Complex influence diagram

2.3 위상변환

인플루언스 다이어그램의 결과를 구하는 방법에는 여러가지가 있다.^(1,3) 여기에서는 IDES에 의해 채택된 위상변환의 방법을 이용한 해법을 소개하고자 한다. 이 방법에는 3가지 중요한 단계가 있는데 그것은 전달선의 첨가, 전달선의 역전, 그리고 기호의 제거이다.

(1) 전달선의 첨가 : 인플루언스 다이어그램에는 인플루언스 다이어그램이 순환적이지 않는다는 조건하에서 무제한적으로 전달선이 첨가될 수 있다.

(2) 전달선의 역전 : 두 개의 상태기호 사이의 전달선은 방향이 같은 전달선이 이 두 기호사이에 생기지 않는 경우 역전될 수 있다.

(3) 기호의 제거 : 어떠한 상태기호도 선행하는 상태기호가 단지 하나의 기호만을 선행할 경우에만 앞의 기호에 흡수되어 제거될 수 있다. 앞의 기호는 모든 직접적인 선행기호의 성질을 상속하게 된다. 이것의 증명은 다음의 논문에 실려 있다.^(11,17)

기호제거의 예로서 Fig. 5와 같이 A, B_1 그리고 C_1 의 3개의 상태기호를 보도록 하자. C_1 이 비록 A 와 B_1 의 공통적인 선행자이지만 Fig. 6과 같이 B_1 을 제거하여 통합된 선행기호 C 에 흡수하는 데는 아무 문제가 없다. 이 합성된 선행기호는 조건을 표시하는 기호 Ω_{B_1} 의 모든 상태에 대한 연계확률이 된다. 확률적인 표시로서 기호의 흡수는 다음과 같이 나타낸다.

$$Pr(A|C) = \sum_{\Omega_{B_1}} Pr(A|B_1, C_1) Pr(B_1|C_1) \quad (2)$$

C : B_1 과 A 의 각각의 선행기호의 합집합

Ω_{B_1} : 조건의 모든 가능한 상태

기호의 역전은 위의 예에서 상태기호 B_1 과 A 사이에 B_1 으로부터 A 로의 또 다른 연결이 없다는 가정하에 동일한 방법으로 수행될 수 있다. 그때의 조건확률을 구하기 위하여 베이즈법칙이 적용되어야 한다. 기호역전의 한 예가 Fig. 7에 나와 있

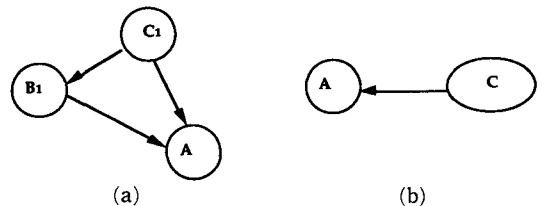


Fig. 6 (a) Before and (b) After removal of state node B_1

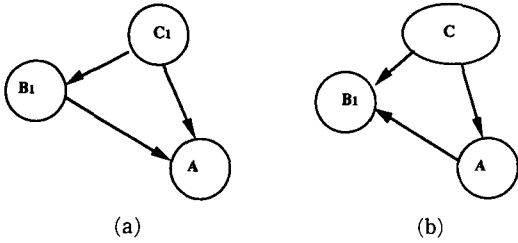


Fig. 7 (a) Before and (b) After arc reversal between state nodes B₁ and A

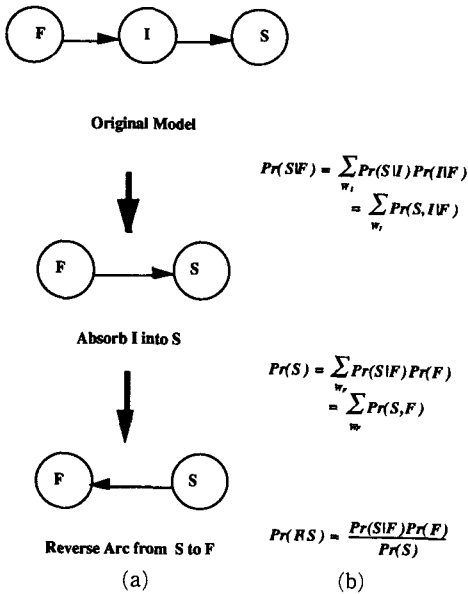


Fig. 8 (a) Topological transformation and (b) Functional evaluation of sensor-based inference with goal : Pr(F|S)⁽³⁾

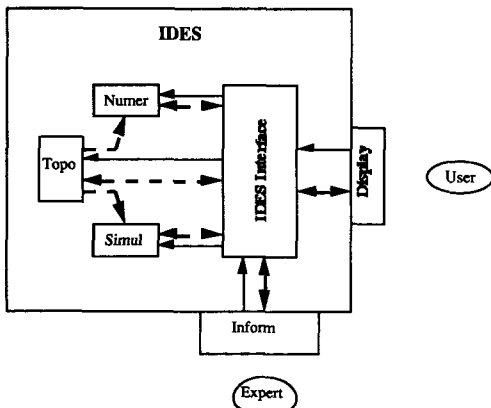


Fig. 9 IDES architecture⁽¹⁾

다. 앞의 연구에서 설명되었듯이, Agogino는 베이즈법칙의 기능적인 평가와 인플루언스 다이어그램의 위상변환을 비교하였다. Fig. 8과 같이 3개의 상태기호, 즉 이상원인(F), 중간과정(I), 그리고 센서(S)로 이루어진, 센서를 기초로한 추론의 과정을 고려해 보자.⁽³⁾ 센서를 기초로 한 추론은 센서의 값을 측정한 후 이상원인의 가능성을 추측하는 것이며 $Pr(F|S)$ 로 표현된다. 이러한 결론은 알려진 변수의 값, 즉 $Pr(F)$, $Pr(I|F)$, $Pr(S|I)$ 를 이용하여 기능적 평가를 함으로써 얻어지게 된다. 그 과정의 중요한 단계가 Fig. 8에 잘 나타나 있다.

2.4 인플루언스 다이어그램 전문가시스템

IDES는 University of California at Berkeley에서 개발되었다.⁽¹⁾ 이것은 C언어로 만들어진 까닭에 데이터를 처리할 수 있는 어떤 기종의 컴퓨터에 대해서도 호환성을 가진다. 또한 고도의 단위 구조로 이루어졌으므로 전문가시스템 안에서 별개로 독립되어 조정되는 지식베이스로 존재할 수 있다. IDES는 사용자의 물음(입력)에 대하여 연속적인 위상변환과 수치적 계산을 수행하게 된다.

IDES의 구조는 Fig. 9와 같이 독립된 지식베이스와 사용자와의 인터페이스 그리고 질문(입력)으로 구성된다.⁽⁴⁾ Topo와 Numer 단위는 위상변환과 확률적 추론을 위한 수치적 계산을 각각 담당한다.^(1,13) Simul은 제안된 인플루언스 다이어그램의 효율성을 결정하는 모의실험 모델이다. HEATXPRT에 내장된 IDES는 프로세스의 이상(즉, 열효율의 감소)이 파악되어야 할 때 마다 이용된다. 추론에 필요한 질문(입력)은 주로 각각의 센서로부터 채집된 확률값이 된다. 이러한 입력으로부터 IDES는 선정된 이상원인의 '참' 혹은 '거짓'의 확률을 계산한다.

3. 발전소 프로세스에의 응용

University of California at Berkeley, Sargent & Lundy Engineers, 그리고 발전소 분야의 전문가들이 일반적인 급수 가열기에 대한 인플루언스 다이어그램의 공동개발에 참여하였다. 인플루언스 다이어그램을 이용하는 가장 주된 목적은 측정된 센서의 값의 함수를 통해 시스템내에 열효율의 감소가 존재하는지에 대한 결정을 내리기 위한 것이다. 그

결과 측정변수(센서값)와 물리법칙에 의한 계산변수 사이의 관계가 성립되었다. 그에 덧붙여, 발전소내의 전문가의 경험적 지식을 바탕으로 측정변수와 이상원인과의 관계가 규명되어 졌다.

정확한 인플루언스 다이어그램을 만드는데 가장 중요한 것은 이상원인의 선형적 확률과 변수간의 조건적 확률을 전문가의 경험적 지식을 바탕으로 구하는 것이다. 비록 확률값에 대한 베이지안(Bayesian) 접근이 직관적이지 않지만 변수간의 가장 적은 영향력을 고립시킴으로써 보다 정확한 정보를 구하려고 노력했다. 이것으로부터 변수간의 불필요한 관계를 제거함으로써 가능한 혼란을 피하였다. 주된 요점은 변수간의 조건적 독립을 확인하는 것인데 이렇게 함으로써 예견된 복잡성이 대부분 성공적으로 줄어 들 수 있었다. 더군다나 전문가가 시스템이 설치 가동되는 기간동안에 가능한 변화에 맞추어서 인플루언스 다이어그램의 조건확률이나 선형적 확률도 개선되어 질 수 있을 것이다.

3.1 일반적인 급수 가열기에 대한 인플루언스 다이어그램의 개발

2.2절에서 밝힌 바와 같이 시스템의 영역 내에서 상호배타적이며 집합적으로 남김없는 경우의 변수를 파악하는 것이 중요하다. 그러므로 물리적인 법칙에 대한 정보와 일반적인 급수 가열기에 관한 전문가의 경험적 지식을 종합함으로써 필수적인 측정변수와 계산변수 그리고 이상원인의 종류가 발견될 수 있다. 이러한 것들을 성능변수라 부른다.

인플루언스 다이어그램을 개발하는데 있어서 다

양한 계층의 지식이 습득되고 종합되어 진다. 인플루언스 다이어그램 모델의 구조적 형태는 발전소에서 진단의 도구로 오랫동안 이용되어진 열효율 논리수(熱效率 論理樹, heat rate logic trees)이다.⁽⁵⁾ 그 논리수의 일부분이 Fig. 10에 도시되었다. 거기에는 터빈 사이클에서 발견되는 여러가지 열효율 감소의 원인이 설명되어 있다. 각각의 네모는 자세한 진단이 수행되어질 특정한 지식섬을 나타낸다. 이로부터 구해진 인플루언스 다이어그램내에서의 관계를 정량화하기 위하여 조건 확률과 선형적 확률이 전문가에 의하여 구해졌다. 구해진 경험적 지식으로부터 산출된 확률의 값은 실제 발전소에 근무하는 전문가에 의하여 추인되었다.

측정변수나 계산변수 사이의 인플루언스 다이어그램은 그 사이의 상관관계에 의하여 연결되어 진다. 이러한 작업을 위상적단계에서의 시스템 표현이라 한다. 이러한 관계는 또한 물리적 법칙에 의하여 판별되어 진다. 계산변수는 인플루언스 다이어그램 내에서는 중간변수가 되므로 그에 상응하는 확률변수를 지정하지는 않는다. 그것은 이러한 정보가 열효율의 진단에서는 특별히 이용되지만, 센서의 이상을 진단하는 데는 직접적인 용도가 없기 때문이다. 그러므로 개발된 인플루언스 다이어그램에서는 계산변수에 대하여 상태기호를 지정하지 않는다.

인플루언스 다이어그램을 개발하는 데는 다음의 몇가지 중요한 점이 확인되어야 한다.⁽⁷⁾

1. 각기 주어진 상태기호에 대한 개별적 사건들
2. 전달선의 방향

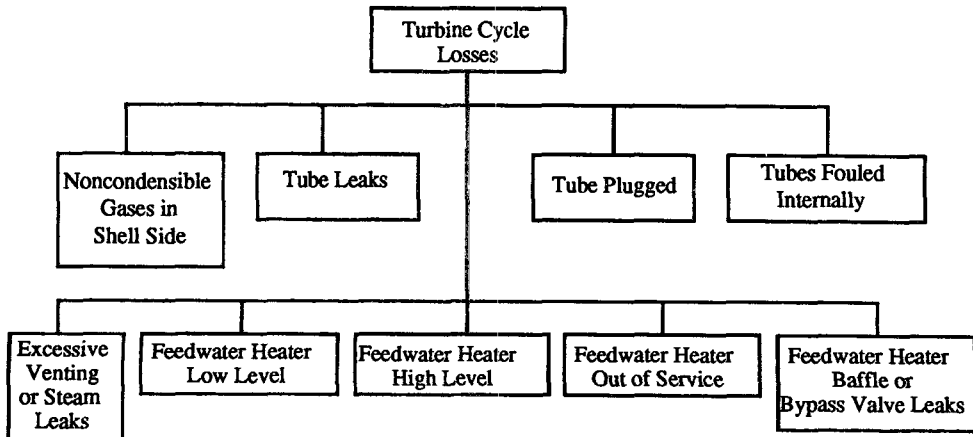


Fig. 10 Heat rate logic tree-turbine cycle losses⁽⁵⁾

3. 동일한 차원에서서의 기호 간의 종속성

4. 전체적으로 보았을 때 인플루언스 다이어그램의 의미

기호의 이름은 기호에 의하여 나타내지는 변수의 '경고' 상태와 관련지어서 정해진다. 대부분의 경우에 센서검증으로부터 구해지는 '높음,' '정상,' '낮음'의 확률이 각각의 상태변수를 나타내게 된다. 또한 이상원인은 '참' 또는 '거짓' 중의 하나로 나타내게 된다.

Fig. 11에 확인된 프로세스의 이상원인에 대해 구성된 인플루언스 다이어그램중 하나가 설명되어 있다. (15,16) 여기서 측정변수와 이상원인 사이의 조건적 독립성이 보여진다. 현장의 전문가에 의해 구해진 경험적 지식을 바탕으로 조건확률의 집합과 이상원인의 선택적 확률이 구해진다.

3.2 제안된 인플루언스 다이어그램의 위상적 변환

이미 지적된 대로 IDES는 인플루언스 다이어그램에 두가지 작업을 함으로써 추론과정을 수행한다. 그것은 상태기호의 제거와 전달선 역전을 위한 변환이며 이러한 작업은 '튜브안의 침전'이라는 이상원인에 Fig. 11과 같이 적용되었다. 이러한 추론 작업은 인플루언스 다이어그램에 대한 특정한 입력을 바탕으로 수행되므로 '급수 가열기 본체압력,' '급수 가열기 드레인온도,' '급수 가열기 출구온도' 등과 같은 측정변수에 의거한 이상원인의 확률을 계산하게 되며 수식으로는 $Pr(17, 12, 5, 7)$ 로 표시된다. 나머지 변수들은 선택적 확률로서 간주된다.

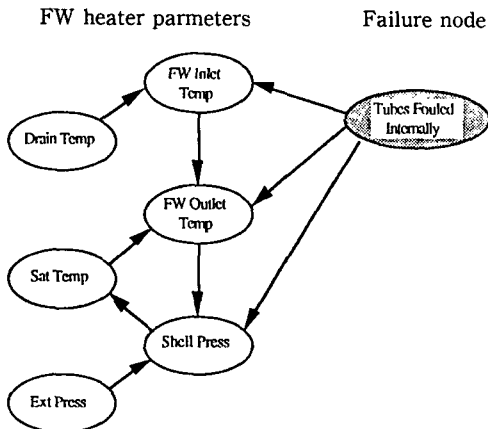


Fig. 11 Influence diagram for tubes fouled internally failure

위상적 변환의 과정이 Fig. 12(a) 설명되어 있다. 상태기호의 제거나 전달선의 역전은 인플루언스 다이어그램에의 입력에 대한 결과를 이용하는 것이

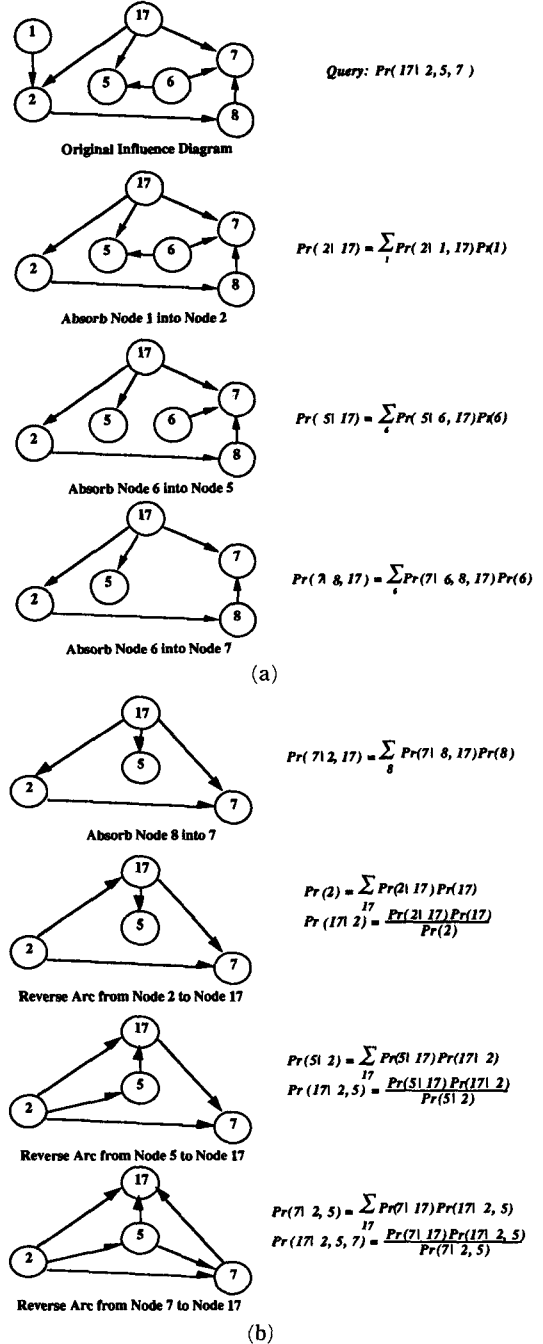


Fig. 12 (a) Topological transformation and (b) Functional evaluation of tubes fouled internally failure : $Pr(17|2, 5, 7)$

다. 모든 변환은 그에 상응하는 기능적 평가와 같이 표현되어지며, 이것은 다음 절에 설명되어 있다.

3.3 제안된 인플루언스 다이어그램의 수치적 계산

‘튜브내의 침전’이라는 이상원인의 확률을 결정하는 Fig. 11의 인플루언스 다이어그램에 대한 수치적 계산은 Fig. 12(b)에 보이는 기능적 분석에 기초하고 있다. Fig. 12(b)에 잘 나타나는 바와 같이 베이스의 법칙이 적용되어 졌다. 필요한 조건확률, 선행적 확률, 측정변수의 확률은 다음과 같다. 그것은 Pr(17), Pr(1), Pr(6), Pr(2|17), Pr(5|17), Pr(5|6, 17), Pr(7|17), Pr(7|8, 17), Pr(7|6, 8, 17), 그리고 Pr(8|2)이다. 측정된 상태기호의 확률값은 센서 검증을 통해 구해지며, 조건 확률은 현장의 전문가로부터 구해진다. 위의 제안된 인플루언스 다이어그램에 6개의 상태변수가 있으므로 각 변수당 3개의 상태를 상정하면 729가지의 다른 경우에 대한 확률을 구하게 된다.

4. 인플루언스 다이어그램을 통한 불확실 성치의 전파와 그 신뢰도의 검증

인플루언스 다이어그램은 가능한 이상원인을 찾아내는 일차적인 진단 지식베이스의 역할과, 차후의 추론을 위하여 그 이상원인을 확정하는 일을 한다. 열효율 논리수에 기초한 각각의 이상원인에 대한 인플루언스 다이어그램의 구성은 현장의 전문가에 의해 이루어졌다. 그러므로 인플루언스 다이어그램의 위상적 표시는 매우 신뢰도가 높다 할 것이다. 그러나 조건 확률과 선행적 확률을 통하여 성능변수간의 관계를 수치적으로 나타내는 데는 그 값에 대한 검증이 필요하다. 이 절에서는 일반적인 급수 가열기에 있어서의 이상원인에 대한 인플루언스 다이어그램을 시험한다. 그 이상원인은 ‘튜브내의 침전,’ ‘튜브 누수이상,’ ‘비응축 기체,’ ‘튜브봉쇄,’ ‘과도한 증기누출,’ ‘차폐장치 밸브 누수,’ ‘급수 가열기 정비,’ ‘차폐장치 고장’ 등이다. 이들을 통하여 변수가 갖는 상태의 변화가 이상원인의 확률값에 어떻게 영향을 미치는지 알아볼 것이다. 또한 일련의 비슷한 증상을 보이는 2가지 다른 이상원인에 대한 감도해석이 수행되어 졌다. 발전소 내에 연결된 급수 가열기중 고온 급수 가열기로부터 취득한 현장 데이터에 의해 이 시험을 행하였다.

4.1 인플루언스 다이어그램에서의 불확실성치의 전파에 관한 시험

인플루언스 다이어그램에 대한 검증은 현장조건 의 다양한 경우에 대한 실제의 진단과 인플루언스 다이어그램에 의한 진단을 비교하는 것이 포함되어야 한다. 이제까지 수행된 인플루언스 다이어그램에 대한 검증은 인플루언스 다이어그램이 갖는 두 가지 성질에 관한 실험인데, 이 성질은 중요 변수와 그에 연결된 부수적 변수간의 감도를 말하는 것이다. 특히 유사한 증상을 갖는 하나 이상의 이상원인이 있을때에, 실제의 진단에 어떤 변수가 더 중요한 변수인가를 구별하는 능력은 인플루언스 다이어그램이 갖고 있는 성질 중 가장 유용한 것이다. 더군다나 인플루언스 다이어그램은 부수적 변수의 다양한 상태에 대하여 그 결과값이 일정하여야 한다. 이러한 두 성질을 각각 인플루언스 다이어그램의 중요한 변수에 대한 감도와 부수적 변수에 대한 균일성이라 한다. 이러한 성질에 대한 검증기준을 이용하여 제안된 인플루언스 다이어그램이 두가지 이상 증상 즉, Fig. 11의 ‘튜브내의 침전’과 Fig. 13의 ‘튜브봉쇄’에 대해서 검토되었다. 그 후에 급수 가열기의 각각의 이상원인에 대한 확률의 결과값이 각각 다른 변수의 상태에 대해 계산되었다.

두개의 이상원인 ‘튜브내의 침전’과 ‘튜브봉쇄’는 현장 전문가에 의해 사용되는 열효율 논리수에 의하면 다음의 유사한 증상을 보인다.

1. 튜브다발에서의 압력저하의 증가
2. 급수 흐름의 감소

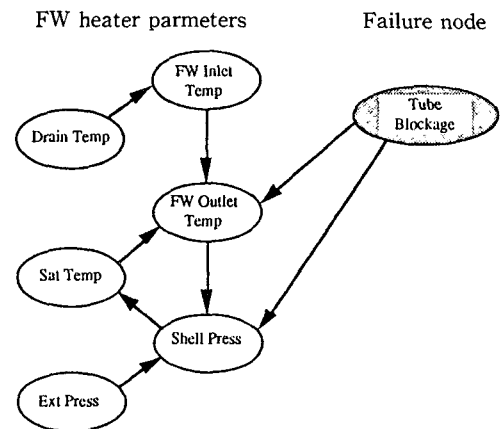


Fig. 13 Influence diagram for tube blockage failure

3. 추출압력 감소의 저하

4. 급수 가열기 출구온도의 저하

Table 1에서 보는 바와 같이 '튜브내의 침전' 이상원인에 있는 중요한 변수의 상태가 변화함으로써 그에 상응한 인플루언스 다이어그램의 감도의 경향을 볼 수 있다. 이 경우에 있어서 '급수 가열기 본체압력'과 '급수 가열기 드레인온도'의 상태가 각각 다르게 정해졌다. 두개의 이상원인 중 공통적인 중요한 증상 중 하나인 '급수 가열기 출구온도'가 '낮음'으로 정해졌다. Table 1에 나온 바와 같이 각각 이상원인에 대한 확률이 4가지 다른 경우에 대하여 계산되어 졌다.

경우 1, 2와 같이 '급수 가열기 본체압력'과 '급수 가열기 드레인온도'가 '높음'으로 정해지면, 그것은 '튜브내의 침전' 이상원인을 진단하는데 매우 중요한 역할을 한다. 이것은 경우 3에 비교될 수 있는데 여기에서는 두개의 변수가 '정상'으로 정해져 있다. 예상된 바와 같이, '침'에 대한 확률은 경우 3보다 경우 1, 2가 더 높게 계산되어 진다. 경우 4에서와 같이 각각의 변수의 상태를 '높음'으로 하면 이상원인이 '침'일 확률은 더욱 더 높아진다. 이것은 인플루언스 다이어그램이 이러한 중요한 변수상태의 변화에 높은 감도를 가지고 있음을 나타내는 것이다.

'급수 가열기 드레인온도'의 변화는 부수적 변수의 변화에 대한 인플루언스 다이어그램으로부터 얻어지는 결과가 영향을 덜 받음을 보여준다. 이것은 Table 1에서, 경우 1, 2를 비교한 것 같이 '튜브봉

쇄'의 확률에 별다른 영향이 없음을 보여 주는 것이다. 이러한 결론은 현장의 전문가로부터도 확인되었는데 그는 급수 가열기 드레인온도가 '튜브봉쇄' 이상원인과 크게 관계가 없음을 말하였다. 더군다나 Table 1과 같이 경우 2, 3을 비교해 봤을 때 급수 가열기 본체압력이 오히려 이 이상원인을 진단하는 결정적인 변수임을 알 수 있다.

Table 2는 Table 1과 같은 변수의 상태를 바탕으로 한 급수 가열기의 모든 이상원인에 대한 확률을 나타낸다. 경우 1은 '차폐장치 고장'이 가장 대표적인 이상원인이 되는데, 그것은 이 이상원인이 '급수 가열기 출구온도 저하'라는 증상을 나타내기 때문이다. 경우 2는 '비용축 기체'가 가장 대표적인 이상원인이 되었다. 이것은 이 이상원인이 '급수 가열기 출구온도의 저하'와 '추출압력 감소의 저하'라는 증상을 갖기 때문이다. 여기에서 주시할 점은 두 경우에 있어서의 차이는 '급수 가열기 본체압력' 변수인데, 이는 '급수 가열기 드레인온도'가 이 두가지 이상원인의 영향을 받지 않기 때문이다. 경우 3에서 확률의 값을 살펴보면, 모든 변수의 상태가 '정상'이고 '급수 가열기 출구온도'만이 '낮음' 일때는 '급수 가열기 정비'라는 이상원인만이 가능성이 있음을 알게 된다. 경우 4에서는 예견된 바와 같이 '튜브내의 침전'과 '비용축 기체'라는 이상원인이 대표적인 원인이 된다. '급수 가열기 드레인온도' 변수가 '높음' 상태이므로 궁극적으로는 '튜브내의 침전' 이상원인이 높은 확률값을 갖게 된다.

Table 1 Calculation of resulting probabilities for two failures with similar symptoms and with variations in critical and non-critical parameters

Parameters	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
Turbine extraction pres	Normal	Normal	Normal	Normal
FW heater shell pres	Normal	High	Normal	High
FW heater drain temp	High	Normal	Normal	High
FW inlet temp	Normal	Normal	Normal	Normal
FW outlet temp	Low	Low	Low	Low
Sat stm temp	Normal	Normal	Normal	Normal
Failures(TRUE, FALSE)				
Tubes fouled internally	(0.35, 0.65)	(0.35, 0.65)	(0.01, 0.99)	(0.97, 0.03)
Tube blockage	(0.01, 0.99)	(0.24, 0.76)	(0.01, 0.99)	(0.24, 0.76)

Table 2 Calculation of resulting probabilities of each failure in feedwater heater

Parameters	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
Turbine extraction pres	Normal	Normal	Normal	Normal
FW heater shell pres	Normal	High	Normal	High
FW heater inlet pres	Normal	Normal	Normal	Normal
FW heater outlet pres	Normal	Normal	Normal	Normal
FW heater drain temp	High	Normal	Normal	High
FW inlet temp	Normal	Normal	Normal	Normal
FW outlet temp	Low	Low	Low	Low
Sat stm temp	Normal	Normal	Normal	Normal
FW heater level	Normal	Normal	Normal	Normal
Failures(TRUE, FALSE)				
Non-condensable gases	(0.06,0.94)	(0.81,0.19)	(0.06,0.94)	(0.81,0.19)
Tube leaks	(0.02,0.98)	(0.02,0.98)	(0.02,0.98)	(0.02,0.98)
Tube blockage	(0.01,0.99)	(0.24,0.76)	(0.01,0.99)	(0.24,0.76)
Tubes fouled internally	(0.35,0.65)	(0.35,0.65)	(0.01,0.99)	(0.97,0.03)
Excessive venting/steam leak	(0.02,0.98)	(0.02,0.98)	(0.02,0.98)	(0.02,0.98)
Baffle or bypass leak	(0.08,0.92)	(0.08,0.92)	(0.08,0.92)	(0.08,0.92)
FW heater out of service	(0.38,0.62)	(0.38,0.62)	(0.38,0.62)	(0.38,0.62)
Broken baffle	(0.58,0.42)	(0.04,0.96)	(0.04,0.96)	(0.58,0.42)

5. 결 론

우리가 대하는 시스템이 보다 복잡해지고 그 안에 많은 불확실성치가 존재할수록 우리는 인간의 추론에 가까운 기능을 갖는 보다 발전된 일종의 틀을 포스트프로세서로서 필요하게 된다. 베이즈법칙은 인간 추론의 방법을 따르는 확률적 추론의 핵심이 되어왔다. 본 논문에서는 베이즈법칙에 의거한 인플루언스 다이어그램을 바탕으로 그러한 틀을 개발한 후에, 이를 기초로 발전소의 프로세스에 적용하여 보았다. 또한 인플루언스 다이어그램의 검증과 인플루언스 다이어그램을 통한 불확실성치의 전파가 현장 데이터를 이용하여 시험되어졌다. 마치 인간이 그를 둘러싼 세상에 대한 이해나 경험적 지식을 끊임없이 조정하듯이 인플루언스 다이어그램에 쓰이는 선형적 확률과 조건 확률을 계속 다듬음

으로써 추론의 도구인 인플루언스 다이어그램의 성공을 보장할 것이다. 이러한 과정은 항상 유동적인 시스템의 상태에 대응하는 동적인 추론의 방법을 모색해 온 이제까지의 전문가 시스템의 지식베이스의 개발에 또다른 대안이 될 수 있다.

참고문헌

- (1) Agogino, A. M. and Rege, A., 1987, "IDES : Influence Diagram based Expert System," *Mathematical Modeling*, Vol. 8, pp. 227~233.
- (2) Agogino, A. M., Guha, R. and Russell, S., 1988, "Sensor Fusion Using Influence Diagrams and Reasoning by Analogy : Application to Milling Machine Monitoring and Control," *Artificial Intelligence in Engineering : Diagnosis and Learning*, Computational Mechanics Publica-

- tions, Southampton, England, pp. 333~357.
- (3) Agogino, A. M., Srinivas, S. and Schneider, K. M., 1988, "Multiple Sensor Expert System for Diagnostic Reasoning, Monitoring and Control of Mechanical Systems," *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 2, No. 1.
 - (4) Agogino, A. M. and Ramamurthi, K., 1990, "Real Time Influence Diagrams for Monitoring and Controlling Mechanical Systems," *Influence Diagrams, Belief Nets and Decision Analysis*, R. M. Oliver and J. Q. Smith(Eds.), John Wiley and Sons Ltd., pp. 199~228.
 - (5) EPRI CS-4554, Project 1403-3, 1986, "Final Report, Heat Rate Improvement Guidelines for Existing Fossil Plants," Delian Corporation, May.
 - (6) Howard, R. A. and Matheson, J. E., 1984, "Influence Diagrams," *Readings on the Principles and Applications of Decision Analysis*, Howard, R. A. and Matheson, J. E.(eds.) Strategic Decisions Group.
 - (7) Kim, Y. and A. Agogino, M., 1991, "Signal Validation for Expert System Development," in *Proc. EPRI Conference in Expert System Applications for the Electric Power Industry*, Boston, Sep. 9~11.
 - (8) Miller, A. C. and Merkhofer, M. M., Howard, R. A., 1976, "Development of Automated Aids for Decision Analysis," SRI International Technical Report 3309, SRI International Menlo Park, California.
 - (9) Milne, R., 1987, "Strategies for Diagnosis," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-17, No. 3, May/June.
 - (10) Moore, E. A., 1985, "INFORM : A Knowledge Acquisition and Modeling Interface for IDES, the Influence Diagram based Expert System," Master's Project Report, Nov. 25, Expert Systems Laboratory, 5129A Etcheverry Hall, University of California, Berkeley, CA 94720.
 - (11) Olmsted, S.M., 1984, "On Representing and Solving Decision Problems," Ph. D. dissertation, Engineering Economic Systems Department, Stanford University, Stanford, California, June.
 - (12) Paasch, R. K. and Agogino, A. M., 1991, "Management of Uncertainty in the Multi-Level Monitoring of the Time of Flight Scintillation Array," *Uncertainty in Artificial Intelligence ; Proceedings of the Seventh Conference*. Morgan Kaufman Publishers, pp. 257~263.
 - (13) Ramamurthi, K., 1988, "Users' Manual for GraphIDES : Graphical Influence Diagram Based Expert System," Berkeley Expert System Laboratory, Dept. of Mechanical Engineering, University of California, Berkeley.
 - (14) Rege, A. and Agogino, A. M., 1988, "Topological Framework for Representing and Solving Probabilistic Inference Problems in Expert Systems," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 18, No. 3, pp. 402~414.
 - (15) Sargent & Lundy Engineers, 1990, "HEATX-PRT Knowledge Base Development, Feedwater Heater Influence Diagrams Attachment B," Research Project 2923-5, Revision 1, Nov. 12.
 - (16) Sargent & Lundy Engineers, 1990, "HEATX-PRT Knowledge Base Development, Feedwater Heater Probability Tables Attachment D," Research Project 2923-5, Revision 1, Nov. 12.
 - (17) Shachter, R. D., 1985, "Intelligent Probabilistic Inference," *Proceedings of the AAAI Workshop on Uncertainty and Probability in Artificial Intelligence*, UCLA, CA, August, pp. 237~244.
 - (18) Sopocy, D. M., Henry, R. E., Agogino, A. M., Kim, Y. and Frogner, B., Blanco, M. A., Divakaruni, S. M., 1990, "Development of an On-Line Expert System : HEATXPRT," *ISA 90 International Conference and Exhibition*.
 - (19) Sriram, D. and Leff, L., 1989, "Knowledge-Based Expert Systems in Engineering : An Annotated Bibliography," *SIGART Newsletter*, July, No. 109.