



정성적 모델에 기반한 고장진단

(*군산대 전기전자제어공학부 부교수, **군산대 전자공학과 제어계측전공)

1. 서론

최근 산업용 프로세스의 자동화, 대형화 추세는 대량생산과 생산경비의 절감을 가능케 하였다. 그러나 이러한 경향은 프로세스의 복잡성을 크게 증가시킴으로써 전체 계통의 신뢰도를 감소시킬 뿐 아니라 요구되는 신뢰도의 달성을 어렵게 하는 요인이 되고 있다. 일례로 원자력 발전소 및 대형 제강 프로세스 등의 대규모 계통에서 고장 또는 사고로 인한 일회의 긴급 운전정지로 인한 경제적 손실은 대단히 큰 것으로 알려져 있다. 특히, 1986년 구소련의 체르노빌 원전 사고 및 운전원의 판단착오로 발생한 1979년 미국의 트리마 일섬(Three Mile Island) 핵발전소의 사고는 계통의 안전성과 신뢰성 확보의 중요한 관건인 고장검출·진단 분야의 연구개발 속도를 배가시켰다.

최근 들어 고장검출 및 식별이 실제 계통에 응용되면서 시스템의 수학적 모델에 존재하는 모델링 오차, 모델 불확실성 및 잡음 등에 대한 강인성 확보가 선결조건으로 인식되어 현재 이 분야의 중요 연구과제로 되고 있다. 현재의 기술 집약형 대형시스템의 개발은 안전성과 신뢰도의 확보기술이 전제되는 경우에만 경쟁력을 갖질 수 있음을 고려할 때 이 분야의 기술 개발은 소프트웨어에 의한 고부가가치 창출이라는 점에서 매우 중요한 의미를 갖는다 하겠다.

현재까지 개발된 고장검출 및 식별기법은 사용된 프로세스 모델의 형태, 잔차발생 방법 및 고장검출 식별알고리즘에 따라 다양하게 분류될 수 있으며 그중 가장 일반적인 분류 방법은 사용된 모델에 따라 1) 정량적 모델에 근거한 해석적 기법, 2) 정성적 모델에 근거한 기법 및 3) 지식기반 진단 기법 등으로 분류된다. 이 중 정량적 모델에 근거한 기법은 진단 대상계통의 수학적(정량적) 모델에 근거하여 고장검출 및 식별을 수행하는 기법으로 동적 시스템의 초기 고장의 검출에 유용하며 저차 계통의 고장 검출에 효과적으로 사용되고 있다[1]. 그러나 정량적 모델에 근거한 해석적 기법은 근본적으로 계통의 정확한 수학적 모델을 요구하므로 불확실성을 포함한 계통, 대규모 계통 및 비선형성이 강한 계

통 등에의 적용이 곤란하다는 문제점을 갖는다. 한편 해석적 모델을 얻을 수 없는 경우에는 정성적 모델에 근거한 기법 및 지식기반 진단기법 등이 사용될 수 있다. 이들 기법은 고도로 발달된 컴퓨터 기술과 인공지능 기법을 배경으로 80년대 중반 이후 활발히 연구되기 시작하였으며, 그 대표적인 예로 고장트리(Fault Tree) 기법, 유향부호 그래프(Signed Directed Graph: SDG) 기법 등을 들 수 있다[2,3]. 본 기고에서는 정확한 수학적 모델을 얻기 힘든 시스템의 고장 검출 및 진단에 효과적으로 도입될 수 있는 정성적 모델에 기반한 기법과 지식기반 고장진단 시스템의 기본 구조 및 특성에 대해 논하고자 한다.

2. 지식기반 진단기법 및 정성적 모델에 근거한 진단 기법

지식기반 및 정성적 모델에 근거한 진단 기법은 정량적 진단기법과는 달리 진단 대상 프로세스에 대한 정확한 수학적 모델 대신에 프로세스 운전자의 경험규칙 또는 추상화된 프로세스의 정성적 동작을 기반으로 하여 고장진단을 수행한다. 이들 기법 모두는 인공지능에 기반한 것으로 간주할 수 있다. 즉, 지식기반 진단기법은 지식베이스 및 추론시스템을 포함하는 엑스퍼트 시스템이며 정성적 모델에 근거한 진단기법은 정성적 모델링(Qualitative Modelling) 및 정성적 추론(Qualitative Reasoning)을 이용하는 인공지능의 한 분야이다.

2.1 지식기반 진단기법

지식기반 진단기법은 사용된 지식에 따라 크게 SKM(Shallow Knowledge Model)에 근거한 방법과 DKM(Deep Knowledge Model)에 근거한 방법으로 나눌 수 있다.

2.1.1 SKM에 근거한 진단 기법

고장원인과 증상간의 직접적인 관계에 근거한 것으로 IF-THEN 구조의 프러덕션 룰(Production rule)을 갖으며

MYCIN과 같은 의용 진단시스템에 적용되고 있다[4]. 이는 혈액 감염증과 수막염의 치료에 한정된 시스템이나, 인공지능이 병의 진단에 이용된 최초의 시스템이다. MYCIN은 의사가 환자를 진찰하여 그 결과와 검사 결과의 세균명 등을 입력시키면 진단결과, 즉 병명을 결정하여 어떤 항생물질을 얼마 정도로 복용하면 좋을지 등과 같은 치료법을 나타내어 준다. 그러나 이 방법은 단순히 숙련된 의사의 진단 메커니즘을 모방한 것이기 때문에 원인과 결과 사이의 중간 과정이 포함되지 않으며 지식의 습득이 곤란하고, 규칙수가 많은 것에 비해 진단 능력이 떨어진다는 점과 지식기반의 완전성을 보장하지 못한다는 문제점을 갖는다. SKM의 이러한 단점은 큰 문제를 보다 작은 문제들로 분할함으로써 부분적으로 해결될 수 있다. 이와 관련된 연구로 fault dictionary 방법 및 diagnostic tree기법 등이 있다[5].

㉔ Fault dictionary method

: 고장의 원인과 결과에 대한 리스트 표현으로 고장 원인의 판별을 위해 Cause-effect look-up table의 결론부를 조사한다.

㉕ Diagnostic tree method

: 고장원인의 규명을 위해 다른 진단 경로를 탐색하도록 제한하는 기법.

상기의 기법은 LUT(Look-Up Table)을 사용하며 또한 모든 발생 가능한 고장이 미리 계산되어야 한다. 그러나 실제 적용의 경우 대규모 시스템에 대한 LUT의 사이즈는 상당히 커지며 이로 인해 고장 원인의 탐색에 많은 시간이 요구된다. 또한 LUT에 들어 있는 고장관련 정보가 불완전하거나 정확하지 않다면 올바른 진단 결과를 기대할 수 없다는 적용상의 어려움을 갖는다.

2.1.2 DKM에 근거한 진단 기법

많은 분야에서 사용되고 있는 전문가 시스템은 주어진 상황에서 측정된 특징량(사실)으로부터 직접 결론을 이끌어 내는 단순 모형이라는 결점이 있다. 진정한 의미의 전문가 시스템이란 분석 대상 시스템의 내부구조를 이루고 있는 여러 변수들에 대한 지식 체계로부터 결론을 이끌어 낼 수 있어야 한다. DKM에 근거한 방법은 정상상태 및 고장발생시 변수간의 상호 작용과 고장의 전파과정에 대한 구조적 지식에 근거한 것으로 주어진 고장원인에 대한 계통의 동작을 추론할 수 있으며, 상황 변화에 대한 영향을 예측할 수 있다. 대표적인 예로 고장트리, SDG-기반 진단기법 등을 들 수 있다. DKM에 근거한 진단 기법 중 현재 비행시스템 및 원자력 발전소 등에 사용되고 있는 고장트리 진단기법은 시스템의 원래 트리구조를 가지고 있거나 계통의 인과관계로부터 트리구조를 쉽게 유도해 낼 수 있을 경우에만 유용하다. 만약 그렇지 않을 경우 발생 가능한 모든 고장에 대한 트리구조의 고장모형을 유도하는 데에는 많은 노력이 요구된다. 또 다른 문제점은 고장원인의 식별을 위한 탐색트리 알고리즘의 수행에 많은 계산시간이 요구되어 실시간 적용이 곤란하다는 문제점을 갖는다. DKM에 근거한 진단기법 중 고장트

리와 SDG-기반 진단기법은 정성적 모델에 근거한 기법으로도 설명이 가능하기 때문에 이에 대한 설명은 뒤로 미루기로 한다.

2.2 정성적 모델에 기반한 진단기법

이 기법에서는 정성적 모델에 기반한 정성적 추론(Qualitative Reasoning)을 통하여 고장의 원인을 찾는다. 정성적 모델이란 증가(+), 감소(-), 정상(0) 등의 세 개의 값을 갖는 변수들간의 정성적 관계를 나타내며 경향(increase, decrease 등), 순서(a>b) 및 영향(a then b) 등을 표현할 수 있다. 이러한 정성적 모델은 주어진 시스템의 구조적 관계를 묘사한 정성적 제약 방정식(Qualitative Constraint Equation)의 형태로 표현된다. 정성적 추론이란 현재 상황을 나타내는 정성적 데이터와 제약 방정식을 이용하여 계통의 미래 동작을 예측하는 것으로 정량적 추론과의 관계를 나타내면 그림 1과 같다.

실제 시스템의 시간응답은 미분 방정식을 풀므로써 명확히 구할 수 있다. 이에 반해 제약 방정식은 미분방정식을 한 단계 더 추상화한 것으로 정성적 추론은 시스템의 초기상태와 제약 방정식으로부터 시스템의 미래 동작을 예측하는 것으로 생각할 수 있다.

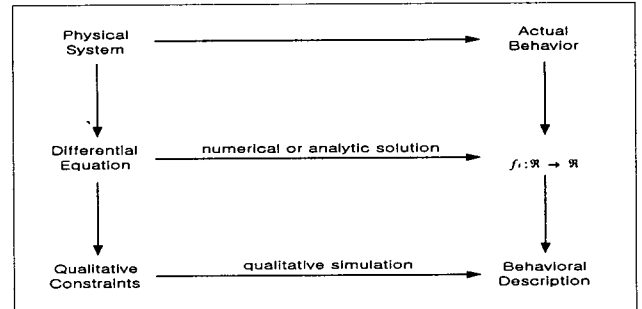


그림 1. 정성적 시뮬레이션과 정량적 시뮬레이션과의 관계

2.2.1 수량공간 및 정성적 추론

모든 정성적 추론에서는 정량적 값을 표현하기 위해 한정된 개수의 경계값(Landmark value)으로 구성된 수량공간(Quantity space)을 정의한다. 가장 간단한 예로 "0"인 경계값과 부호만을 고려한 것 {"+", "0", "-"}을 들 수 있다. 이 경우 수량공간에서 정의되는 두 변수 x, y의 연산은 그림 2와 같이 간단히 수행될 수 있으나 이들의 연산결과로부터 얻을 수 있는 정보는 매우 제약적이다.

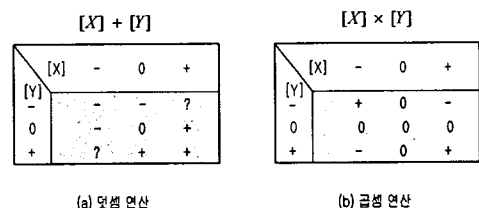


그림 2. 정성적 연산

【 정성적 모델에 기반한 고장진단 기법 】

이러한 제약을 극복하기 위해 정성적 추론 도중 발생하는 새로운 상황들을 규정하기 위하여 새로운 경계값을 수량공간에 추가함으로써 시스템의 중요한 동작들을 빠짐없이 표현하고자 한 연구도 있다.

정성적 추론을 위해서는 수량공간 외에도 다양한 형태의 정성적 모델을 필요로 한다. 시스템의 물리적 구조로부터 제약방정식을 이끌어 내기 위한 연구들은 다음과 같다.

㉔ Constraint-based method(6)

: 정량적인 비례성(M^+ , M^-) 및 추상화된 미분 연산자를 도입하여 수학적 미분 방정식을 한 단계 더 추상화한 정성적 미분 방정식(Qualitative Differential Equation: QDE)을 제안하였고 정성적 시뮬레이션(Qualitative SIMulation: QSIM)이라는 기법을 통해 시스템의 정성적 동작을 추론하고자 함.

㉕ component-based method(7)

: 부호대수(sign algebra)를 기본으로 하며 시스템을 구성요소와 그들 상호간의 관계(component and connection)로 묘사하고 이들로부터 제약 방정식을 얻음.

㉖ Process method(8)

: 모든 일상적인 사회현상과 자연현상을 일련의 과정들의 집합이라고 정의함.

상기의 기법 중 Kuiper가 제안한 constraint-based method 및 QSIM 알고리즘이 가장 널리 사용되며 이의 구체적 설명을 위해 다음과 같은 U자형 물탱크 시스템에 대해 살펴보자 한다.

U-관은 그림 3처럼 두 개의 탱크가 아래의 관을 통해 연결되어 있다. 만약 하나의 탱크에 물이 증가한다면, U-관은 아래의 관을 통해 새로운 평형점에 도달할 것이다. 이러한 과정을 정성적 시뮬레이션에 의해 추론하면 다음과 같다.

1)구속

- ① 각 탱크의 압력은 그 안에 있는 물의 깊이에 비례한다.
- ② 관을 통하여 물이 흐르는 비율은 압력들 차에 따른다.
- ③ 관을 통하여 물이 흐르면 흘러내리는 쪽의 물의 높이는 감소하고 흘러 들어간 쪽의 물의 높이는 증가한다.

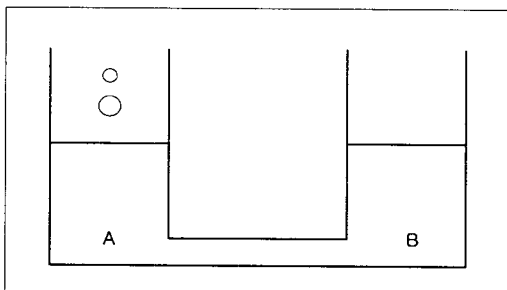


그림 3. U-Tube 시스템의 구조

2) 행동

- ① 물이 증가한 후 A-탱크의 물의 깊이와 압력이 증가한다.
- ② 물은 A에서 B로 흐른다. A-탱크에서의 수위는 떨어지고, B-탱크에서의 수위는 높아진다. 압력 차이와 물의 흐름은 0이 된다
- ③ 물의 흐름과 압력차가 없으므로 새로운 균형에 도달한다. 양쪽 탱크의 물의 깊이가 물을 더하기 전 보다 많아 졌다.

정성적인 시뮬레이션은 본질적으로 시스템 행동의 여러 가지 영역들을 정의한다. 이것은 초기 수위를 주는 것도, 유입 양을 주는 것도 필요로 하지 않는다. 얼마나 A-탱크의 수위가 높아지는지, A-탱크의 최후의 수위는 얼마인지, 평형점에 도달하는 시간은 얼마나 걸리는가와 같은 것은 정의되지 않는다. 그러나, A-탱크 수위는 떨어지고, B-탱크의 수위는 높아지고, 초기의 평형점으로 되돌아오지 않고, 새로운 평형점에 도달한다는 것은 보장될 수 있다. U-관의 구조를 표현하는 파라미터들과 시스템의 제약방정식을 나타내면 그림 4과 같다. 또한 물의 유입 및 정성적 시뮬레이션을 통해 얻어진 여섯 개 파라미터들의 정성적 동작을 나타내면 그림 5와 같다.

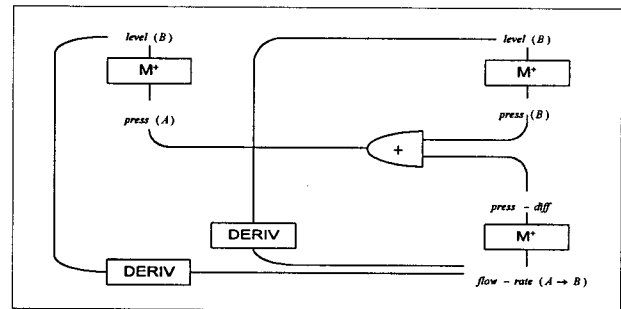


그림 4. U-튜브 시스템의 제약 방정식

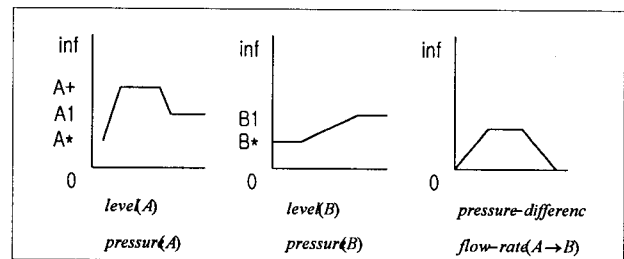


그림 5. 정성적 시뮬레이션을 통해 얻어진 시스템 변수들의 정성적 행동

2.2.2 정성적 모델의 고장진단에의 응용

정성적 모델에 근거한 고장진단 시스템은 사용된 모델에 따라 다음과 같이 분류된다.

㉔ Consistency-based model에 근거한 진단기법

: deKleer와 Brown 등이 제안한 정성적 모델링 기법과 Kuiper 등이 제안한 QSIM 알고리즘을 기본으로 하여 고장진단을 수행한다. 또한 정성적 모델에서 정량적 데이터를 처리할 수 있게 한 semi-quantitative model[9]

과 QSIM에 퍼지이론을 도입한 Fusim 및 event model[10] 등과 같은 많은 연구가 이에 포함된다.

⑥ **Causal model에 근거한 진단기법**

: 고장과 프로세스 변수간의 인과관계에 근거한 것으로 대표적인 것으로 SDG-기반 진단기법 및 고장트리 기법 등을 들 수 있다. 특히 SDG에 기반한 진단기법은 이로부터 직접 고장진단 관련 지식(DKM)기반을 얻을 수 있다는 점에서 전문가 시스템으로 간주되기도 한다.

본 기고에서는 consistency-based model에 근거한 기법 중 하나인 MIMIC 과 causal model에 기반한 기법 중 SDG-기반 진단기법 및 고장트리기법에 대해 간략히 살펴보고자 한다.

< CASE 1 : MIMIC >

MIMIC은 semi-quantitative simulation, measurement interpretation(tracking) 등과 같은 기능을 포함한 통합 진단 시스템으로 각각의 기능은 다음과 같다.

- Semi-Quantitative Simulation

MIMIC에서는 준-정성적 시뮬레이션을 사용하며 이는 프로세스 운전 중 부수적으로 얻어지는 정량적 데이터를 사용케 함으로써 정성적 시뮬레이션이 갖는 장점 외에도 다음과 같은 사항을 기대할 수 있다.

- 정성적으로는 가능하나 정량적으로 무효한 시스템의 동작을 제거할 수 있다.
- 각 시스템 변수에 대한 수치적 범위의 예측이 가능하며 이는 센서로부터의 측정치와 직접적인 비교가 가능하다.

- Measurement Tracking

MIMIC은 가장 최근에 관측된 값(정상 또는 고장이 발생한 경우)을 정확히 반영할 수 있는 모델들의 집합을 갖으며 이를 tracking set 이라 한다. 이 집합에 속하는 모델들은 여러 다른 고장 가설(fault hypothesis)들을 나타낸다. 즉, 진단 과정 중 새로운 고장가설이 생성되면 tracking set에 고장 모델이 더해지기도 하며 모델로부터 예측된 값이 관측값을 설명할 수 없으면 tracking set에서 제거되기도 한다.

정성적 시뮬레이션은 시스템의 가능한 정성적 상태들과 이들 간의 이동을 나타낸 동작 그래프(behaviour graph)를 생성한다. 여기서 행동이란 시간-점과 시간 간격을 교대로 반복함으로써 생성되는 일련의 상태 경로이다. 그림 6은 동작 그래프를 통한 MIMIC의 트래킹 기법을 보여준다.

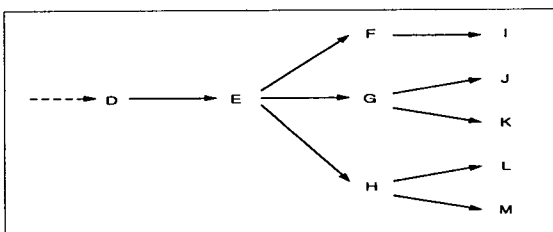


그림 6. 동작 그래프를 통한 트래킹 기법

현재 상태 E에 있다고 하자. 먼저 새롭게 관측된 값들과 상태 E의 값들과 비교를 한다. 만약 관측된 값들이 예측 값들과 일치하면(즉, 각각의 관측된 값들이 예측된 범위 내에 있다면), 모델의 상태는 상태 E에 남아 있다. 만약 관측된 값들과 상태 E의 각 변수들의 값이 일치하지 않는다면, 점진적 모사(incremental simulation)에 의해 다음 상태 F, G, H가 생성된다. 이 때, 만약 관측된 값들이 상태 G와 일치한다면, 모델의 상태는 상태 G에 남아 있다.

MIMIC에서는 이와 같은 일련의 과정을 반복 수행함으로써 시스템을 모니터링 할뿐만 아니라 고장진단을 수행한다. 그림 7은 MIMIC의 전체 동작 메커니즘을 보여준다. 구속방정식을 통해 얻어지는 시스템의 구조적 모델로부터 고장가설을 생성한다. 그리고 시스템의 동작적 모델의 상태와 실제 관측된 양들을 비교한다. 이 때 편차가 발생하였다면, 먼저, 정성적 구속방정식을 통해 얻어지는 시스템의 구조적 모델로부터 고장가설을 생성한다.

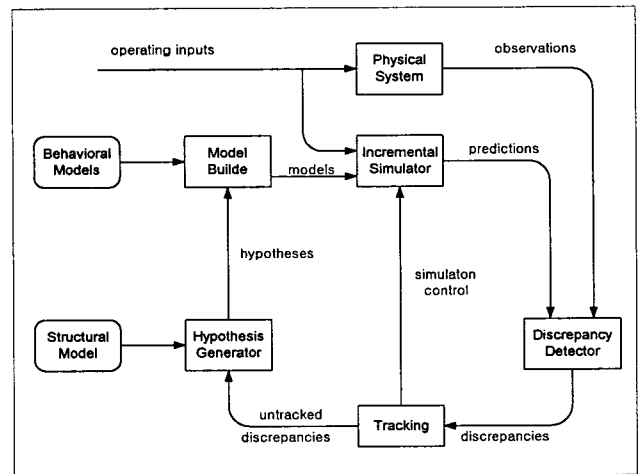


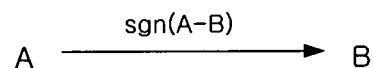
그림 7. MIMIC의 구조

그리고 시스템의 동작적 모델의 상태와 실제 관측된 양들을 비교한다. 이 때 편차가 발생하였다면, 트래킹 기법을 통해 미리 생성된 고장가설의 동작 그래프상의 상태천이가 이루어진다. 이러한 일련의 hypothesize-build-simulate-match의 반복 과정을 통해 시스템의 이상을 검출하고 고장을 진단한다.

< CASE 2: SDG에 기반한 진단 기법 >

- Qualitative Model

Iri 등에 의해 제안된 SDG는 프로세스 변수들간의 인과관계(Cause and effect relationship)를 절점(node)과 가지(branch) 및 방향을 포함하는 유향 그래프로 표현한 것으로 정확한 수학적 모델의 습득이 힘든 대규모 화공프로세스의 고장진단에 광범위하게 사용되고 있다. SDG 역시 정성적 모델로 분류되며 프로세스 변수 A, B 간의 정성적 관계는 다음과 같이 표현될 수 있다.



【 정성적 모델에 기반한 고장진단 기법 】

정성적 의미에서 변수 A, B는 {+,0,-}의 세 종류의 값을 갖는다. SDG에서 각 절점은 프로세스의 상태변수에 해당하며 각 가지는 두 변수간의 직접적인 영향을 나타낸다. 또한 가지의 방향은 두 변수간의 인과관계를 나타내며 가지의 부호는 원인 변수의 변화가 결과 변수에 어떻게 영향을 주는가에 따라 {+,0,-} 중 하나로 결정된다. 실제 프로세스에 대한 SDG는 1) 프로세스 운전데이터 또는 숙련된 운전자 2) 수학적 모델 등으로부터 구할 수 있다. 만일 다음과 같이 프로세스에 대한 미분방정식이 주어진다면,

$$\frac{dx_i}{dt} = f_i(x_i, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

프로세스 변수 x_i 로부터 x_j 로의 가지의 부호($\text{sgn}(x_i, x_j)$)는 $\partial f_j / \partial x_i$ 의 부호가 된다. two-tank 시스템에 대한 SDG를 나타내면 그림 8과 같다.

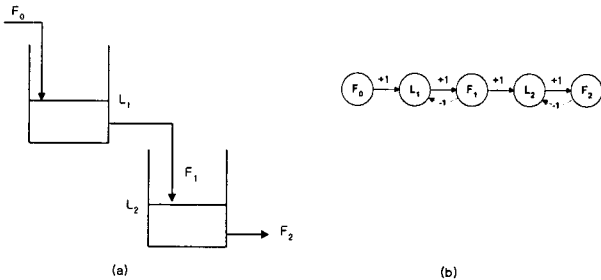


그림 8. (a) 탱크 시스템의 블록도
(b) 탱크 시스템에 대한 SDG

- Qualitative Simulation

일단 계통에 대한 SDG가 구해지면 발생한 고장 또는 외란에 대한 시스템의 동작을 얻는 것이 가능하다. 식(1)과 같은 경우 B의 정성적 상태는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\text{sgn}(B) = \text{sgn}(A) \cdot \text{sgn}(A - B) \quad (2)$$

식(2)의 전향(forward) 시뮬레이션에 의해 시스템의 동작을 쉽게 얻을 수 있다.

- Fault Diagnosis

SDG에 기반한 고장진단 알고리즘은 여러 연구자들에 의해 제안되었다.

ⓐ 가설/검증(Hypothesis/test) 알고리즘

: 현재 관측된 상태가 어떤 변수의 고장에 기인한다는 가정하에 SDG와 정성적 시뮬레이션에 의해 예측된 프로세스의 동작과 실제 관측된 동작을 비교하여 가정된 고장을 확인하는 기법으로 전체 동작을 나타내면 그림 9와 같다.

ⓑ Consistent rooted tree method

: SDG와 각 절점에 대한 패턴(절점에 대응하는 변수의

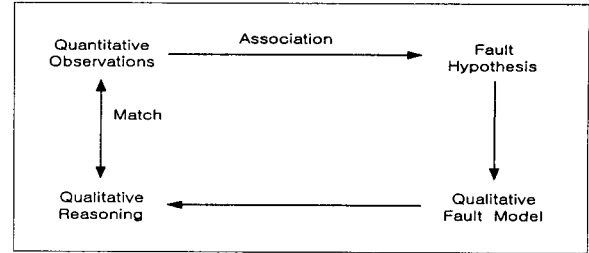


그림 9. 정성적 고장 진단시스템의 개요

값)이 주어졌을 때 부호가 "0"이 아닌 절점을 유효 절점(valid node)라고하며 가지의 입력 절점(initial node)과 출력 절점(terminal node)이 갖는 부호의 곱이 그 가지의 부호와 일치하면 그 가지를 consistent branch라고 정의한다. 그리고 이런 유효 절점과 consistent branch만으로 구성된 그래프를 CE(cause-effect)그래프라고 하며 이는 계통에 발생한 고장의 전과 경로를 나타낸다. Shiozaki 등은 CE 그래프의 maximal strongly connected 절점을 고장 원인의 후보(candidate)로 가정하였다.

기본적인 SDG-기반 진단 알고리즘은 1) 한순간에 단지 하나의 고장만이 발생해야 하며 2) 발생한 고장은 단지 하나의 변수에만 초기편기(primary deviation)를 발생시켜야 하며 3) 고장 전과과정 중 변수가 한번이상의 상태변화(케환경로에 의한)를 갖지 않아야 한다는 실제 적용상의 많은 한계를 갖고 있다. 또한 진단 성능이 편기 지표의 선정에 의해 크게 영향을 받는다는 점과 기본적으로 계통의 모든 변수들이 관측 가능해야 한다는 문제점을 갖는다. 이외에도 정성적 데이터(증가, 감소)만을 사용하기 때문에 다른 정성적 기법이 갖는 spurious 및 erroneous interpretation 등의 문제점을 갖는다. 이를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되어 왔으며 이를 정리하면 다음과 같다.

Shiozaki 등은 정성적 기법이 갖는 spurious interpretation을 줄이기 위해 {"+", "0", "-"}으로 표현되던 기존의 정성적 표현을 {"+", "+?", "0", "-?", "-"}으로 확장한 진단 알고리즘을 제안하였으며[11], 또한 Lee 등은 계통 운전중 부수적으로 얻어지는 정상상태 전달이득(정량적 데이터)을 진단에 사용한 정성적/정량적 진단 알고리즘을 제안한 바 있다[12].

그러나, 이러한 연구들도 기존의 정성적 진단기법들이 가지고 있는 spurious 및 erroneous interpretation을 줄일 수는 있으나 완전히 제거하지는 못한다는 한계를 갖는다.

〈 CASE 3: 고장트리에 기반한 진단기법 〉

고장트리는 고장으로 인한 프로세스 변수의 편기가 시스템의 다른 변수에 어떻게 전파되는가를 논리적 관계를 사용하여 표현한 것으로 정성적 인과관계 모델로 간주된다. 이는 software safety 분야, 비행 시스템 및 원자력 발전소와 같은 복잡한 시스템의 고장 진단에 효과적으로 도입되고 있다. 고장트리기법은 SDG에 비해 표현면에서는 약간 복잡하지만 프로세스 고장에 대해 보다 명확한 원인을 제공한다는 장점을 갖는다.

고장트리의 모델링 방식은 다음과 같다.

- 1) 시스템의 각 부분들간에 상대적으로 원인이 되는 것들과, 결과가 되는 것들간의 인과관계를 조사하여 이를 언어적 표현으로 기술한다.
- 2) 앞서 규정한 원인과 결과들을 부울대수의 형태로 나타낼 수 있도록 변형한다. 이 과정에서 기본고장, 유도고장 및 전체고장의 단계를 구분한다.
- 3) 각 고장은 부울함수의 형태로 표현한다. 각각의 유도된 고장들은 서로 원인이 될 수 있으므로 기본고장, 유도고장, 전체고장들간의 모든 부울함수들은 시스템의 고장 모델을 이루기 위한 트리를 형성하게 된다.

고장트리의 구성은 부울대수의 표현을 빌어쓰게 되므로, 완성된 고장트리는 각종 논리 기호를 사용하여 나타낼 수 있다. 주로 사용되는 논리소자로는 논리곱, 논리합 그리고 부정 등이 있다. 또한 고장트리 모델링은 증상과 고장과의 관계를 표현하는 전문가 시스템용 진단규칙의 합성시에도 효과적으로 사용된다.

현재 고장트리분석(Fault Tree Analysis:FTA)을 위한 다양한 프로그램이 개발, 운용되고 있으며 이의 대표적인 예로 개인용 PC상에서 구동되는 SAPHIRE 및 GALILEO 등을 들 수 있다. SAPHIRE는 사용자가 사건트리(event tree) 및 고장트리를 에디터를 사용하여 직접 작성할 수 있도록 한다. 또한 사건트리 및 cut-set에 의해 규정되는 고장트리의 다양한 확률적 해석도 가능케 한다. SAPHIRE에서의 사건트리 및 고장트리의 구성과정에 대해 살펴보면 다음과 같다.

- 사건트리(event-tree)

사건트리는 초기사건(initiating event)에 대한 프로세스의 중요 동작 즉, 프로세스를 안전하게 운전하기 위해 필요한 동작 또는 치명적 사고로 이끄는 일련의 동작 시퀀스를 논리적으로 표현한 것으로 이의 구성은 다음의 과정을 통해 얻어진다.

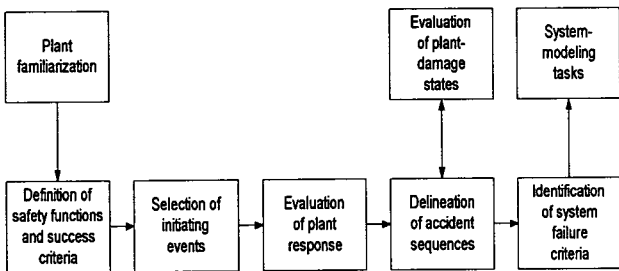


그림 10. 사건트리 작성도

일반적으로 사건트리에서는 사고 시퀀스의 규명 및 사고에 대한 안전 대책 등을 추적하는 것이 가능하다.

- 고장트리

고장트리에서는 프로세스 운전중 발생하기 원치 않는 사건이 고장트리의 맨 위에 위치한다. 고장트리의 게이트는 원치 않는 사건으로 이끄는 모든 기본 사건들의 논리적 결합

을 의미한다. 고장트리의 작성 과정 및 고장트리의 일례는 각각 다음과 같다.

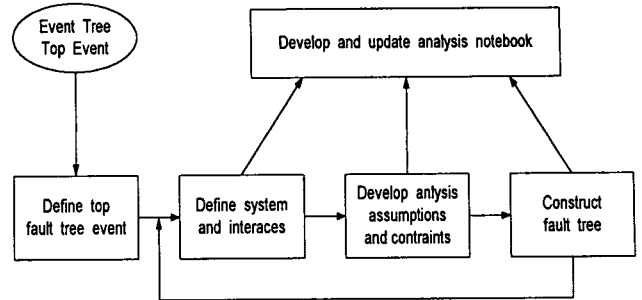


그림 11. 고장트리 작성도

그림 12는 SAPHIRE로 컨테이너 냉각 시스템의 고장트리를 구성한 예를 보여준다. 이 예제에서는 컨테이너를 냉각시키기 위한 냉각수를 공급할 수 없는 고장이 발생했을 때, 모든 기본 사건들의 논리적 결합으로써 이 고장을 표현한 고장트리를 보여주고 있다.

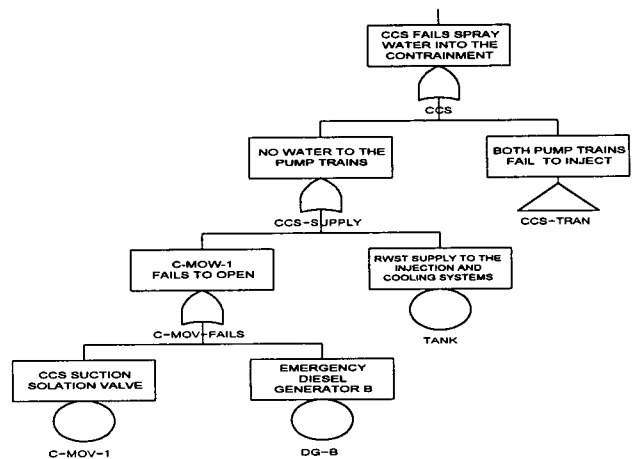


그림 12. 고장트리 예(confinement cooling fault tree)

일반적으로 FTA에서는 고장원인이 될 수 있는 모든 요소를 찾기 위해 확률이론 및 퍼지추론에 의한 연역적 해석기법을 도입한다. 각 사건에 대한 확률적 정보가 주어지면 다양한 고장트리 분석기법에 의해 고장을 방지할 수 있는 적절한 대책 등을 구하는 것이 가능하다.

그러나 일반적으로 FTA에서는 시스템이 본래 트리구조를 갖고 있거나 계통의 인과관계로부터 트리구조를 쉽게 유도해낼 수 있을 경우에 적용이 가능하다. 만약 그렇지 않을 경우에는 발생 가능한 모든 고장에 대한 트리구조의 고장모델의 도출하는 데에는 많은 시간과 노력이 요구된다. 또한 시스템이 제어 루프를 포함하고 있을 때 또 다른 조건을 명시해야 한다. 뿐만 아니라 고장트리 방법은 고장전파가 끝난 후에(off-line) 진단이 가능하기 때문에 실-시간 진단이 어렵다는 단점을 갖는다.

【 정성적 모델에 기반한 고장진단 기법 】

3. 결 언

본 고에서는 정확한 수학적 모델을 얻기 힘든 계통의 고장 진단에 효과적으로 도입될 수 있는 정성적 모델에 근거한 기법 및 지식기반 진단시스템에 대해 고찰하였다. 이들 기법은 정확한 수치 모델과 데이터 대신에 정성적으로 표현되는 모델 및 데이터를 사용하기 때문에 공통적으로 정량적 모델에 기반한 진단 기법에 비해 낮은 진단성능(spurious and erroneous interpretation)을 갖는다. 따라서 이 분야의 최대 관심사는 진단 성능의 향상에 있으며 이를 위해 근사 추론 기능을 갖는 퍼지이론 및 학습 능력을 갖는 인공 신경망 기법을 적극 도입하고 있는 실정이다.

지식기반 진단 기법 및 정량적 모델에 근거한 진단기법에 관한 국내 연구는 비교적 활발히 진행되고 있으나 정성적 모델에 근거한 진단 시스템에 관한 연구는 아직도 초보 단계에 머무르고 있는 실정이며 이에 대한 보다 활발한 연구가 요망된다고 하겠다.

참고문헌

[1] Isermann. R. (1984), Process fault detection based on modelling and estimation methods: A survey, Autom., 20, 387-404.
 [2] Kramer. M.A. and Palowitch. B.L. (1987), A rule-based approach to fault diagnosis using the signed directed graph, AIChE Journal, Vol.33, No.2, pp.1067-1078.

[3] Chang. C. and Hwang. H. (1992), New developments of the digraph-based techniques for Fault-Tree synthesis, Ind. Chem Eng. Res., Vol.31, pp.1490-1502.
 [4] Shortliffe. E.H. (1976), Computer-Based Medical Consultations: MYCIN, American Elsevier/North Holland.
 [5] Lees. F.P. (1984), Process computer alarm and disturbance analysis: outline of methods for systematic synthesis of the fault propagation structure, Computers and Chemical Engineering. Vol. 8, No. 2, pp.1067-1078.
 [6] Kuipers. B. (1986), Qualitative Simulation, Artificial Intelligence, 29:289-338.
 [7] De Kleer. J, Bobrow. D.G. (1984), Qualitative Reasoning with Higher-order Derivatives, Proc. of National Conference on Artificial Intelligence, Austin, TX, August.
 [8] Forbus. K.D. (1984), Qualitative Process Theory, Artificial Intelligence, Vol.24, pp.85-168.
 [9] Dvorak. D.L.(1992), Monitoring and diagnosis of continuous dynamic systems using semiquantitative simulation, Dissertation, The University of Texas at Ausin.
 [10] Szucs. A, Gerzson. M, Hango. K.M. (1996), An intelligent diagnostic system based on Petri nets. Computers Chem. Engng., Vol.20(suppl), pp.191-234.
 [11] Shiozaki. J. and Matsuyama. H. (1985), Fault diagnosis of chemical processes by the use of signed directed graph. Extension to the five range patterns of abnormality, Ind. Chem Eng., Vol.25, No.4, pp651.
 [12] Lee. C. (1990), Fault Diagnosis Based on Qualitative/Quantitative Process Knowledge, MS Thesis, National Taiwan Institute of Technology Taipei.

저 자 소 개



김성호 (金星鎭)

1984년 고려대 전기공학과 졸업. 1986년 동 대학원 졸업(석사). 1991년 동 대학원 졸업(공학박). 1995-1996년 일본 히로시마대학 계수관리공학과 Post-Doc. 1991-현재 군산대학교 제어계측공학과 부교수. 관심분야 : 프로세스 고장진단, 마이크로프로세서 응용, 뉴럴-퍼지 응용



이쌍윤 (李雙潤)

1997년 군산대 제어계측공학과 졸업, 현재 군산대 전자공학과 제어계측전공 석사과정. 관심분야 : 프로세스 고장진단, 마이크로프로세서 응용, 뉴럴-퍼지 응용, 인공지능