

# 퍼지추론 지식베이스를 활용한 고장진단 전문가시스템 모델 연구

-Development Failure Diagnosis Expert System Model using the Fuzzy Inference Knowledge-based-

박주식

Joo-sic Park

강경식

Gyung-sic Kang

## ABSTRACT

오늘날의 산업용 로봇, CNC 공작기계 및 여러 산업설비들은 시스템간에 관계가 복잡하게 연결되어 높은 신뢰성(reliability)을 달성하여 왔다. 그러나 가동시 발생하는 결과의 고장 가능성은 적은 반면에, 고장 발생의 파급 효과는 매우 높은 것으로 나타났다. 따라서 복잡한 구조의 산업설비들에 대한 안전진단 결과들을 적절하게 분석하고 관리할 필요성이 크게 대두되고 있다. 이러한 안전진단 작업은 여러 가지 정량적·정성적인 방법들을 포함하는 전형적인 분석방법이 필요하다.

최근에는 고장탐색, 진단처리 작업 및 신뢰성 분석 작업에 지식-기반(knowledge-based)을 기초로한 퍼지 전문가 시스템을 적용하고자 하는 시도가 많이 이루어지고 있다. 안전진단 분석에 관한 일반화된 지식은 이들 후속 단계들에서 상당히 효율적일 수 있다. 그러나 이러한 연구를 수행하기에는 지금까지 상대적으로 열악한 계산 도구들을 이용하였기 때문에 안전진단 분석을 행하기에는 한계가 있었다. 그러나 오늘날 컴퓨터를 이용하여 위의 여러 단계들의 수행과정에 안전진단 분석을 행할 수 있는 적절한 방법으로써, 지식-기반(knowledge-base) 전문가 시스템들을 이용하는 방법을 연구하고 있다.

이에 본 연구는 시스템의 설계단계 뿐만 아니라, 시스템의 가동·유지·보수·수리시에도 비전문가가 고장안전진단을 수행할 수 있도록 하는데 목표를 두었다.

## I. 서론

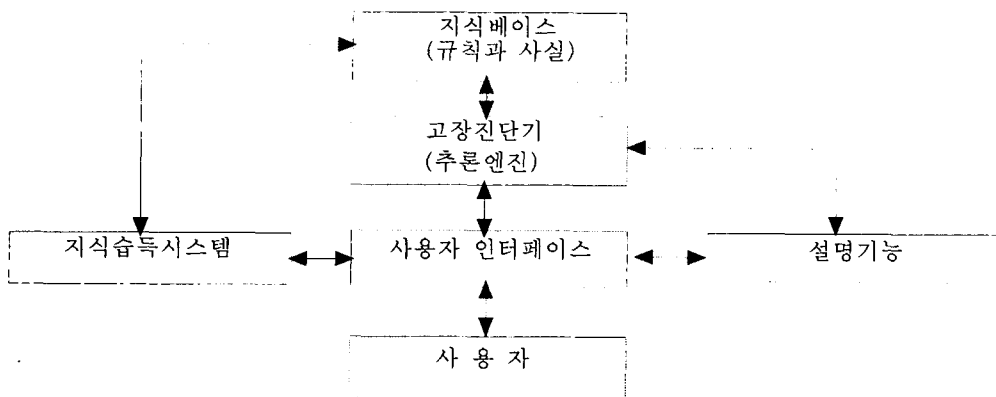
최근의 산업설비들은 구성 시스템이 복잡하게 연결되어 있으며, 수많은 부품으로

이루어져 있는 반면에, 고도의 안전성 및 신뢰성이 필요하다. 이러한 시스템의 가동시 발생하는 고장가능성은 적은 반면에, 고장 발생의 파급 영향은 매우 높은 것으로 나타났다. 따라서 복잡한 구조의 장치 및 설비들에 대한 안전진단 결과를 적절하게 분석하고 관리할 필요성이 크게 대두되고 있다.

정비, 점검에는 전문가의 지식이나 경험 등이 중요한 역할을 담당하고 있다. 또한 고장진단 분야에 컴퓨터를

도입하여 이상의 조기발견에 의한 돌발고장의 억제와 상태기준 정비에 의한 과잉보수의 배제 등으로 진단절차의 효율성을 높여가고 있다. 특히, 숙련된 전문가들은 경험에서 얻은 지식을 이용하여 효율적이며 적절한 진단을 할 수가 있지만 이와 같은 전문가의 기능을 집약하여 표준화 하는 것은 매우 중요한 문제이다. 이러한 안전진단 작업은 여러 가지 정량적, 정성적인 방법을 포함하는 전형적인 분석방법이 필요하다.

일반적으로 기존의 진단시스템과는 달리 <그림1-1>과 다음 같은 기능을 가진 지식공학의 기초를 둔 유연성 있는 진단시스템이 요구된다.



<그림 1-1> 고장 진단 전문가 시스템의 구성도

- 1) 진단이 실패했을 때 전문가의 판단을 대체하는 기능
- 2) True, False와 같은 판단 대신 확률값으로 표현하는 기능
- 3) DB나 소프트웨어만의 수정으로 새로운 모델과 특성을 응용할 수 있는 기능
- 4) 사용자와 정보를 주고받으며 진단 속도와 정확성을 개선 할 수 있는 기능(학습 기능)

본 연구에서는 전문가의 경험이나 지식을 규칙기반형 전문가시스템에 의해 퍼지추론 판단법을 검토하여 전문가시스템과의 연계성을 연구하였다. 이러한 요구들을 충족시키기 위해 고장진단에 전문가시스템(expert system)을 응용하는 것이 적합하다고 본다.

## II. 고장진단 전문가 시스템

### 2.1 규칙-기반 진단시스템(Rule-based diagnostic system)

현재까지 연구·개발된 진단 전문가 시스템에서 가장 많이 사용되어졌던 규칙기반 추론을 이용한 시스템이다. 이는 이상현상과 원인간의 직접적 유추 정보를 『IF(조건) THEN(행동)』 형식의 생성 규칙으로 표현하고자 하는 접근법이다. 즉, 규칙의 (조건) 부분이 관찰된 이상현상과 일치하게 되면 규칙의 (행동) 부분이 다음 테스트 대상으로나 가능한 원인으로 제시되고 이러한 규칙들이 반복적으로 적용함으로써 추론을 하게 된다. 이는 문제영역 전문가로부터 구할 수 있는 지식이 잘 구조화되어 있거나 발생하는 문제의 사례들이 휴리스틱 지식의 범위 내에 존재할 때 매우 유용한 것으로 알려져 있다.

그러나 그 유용성에도 불구하고 개발과 응용에 있어서 여러 가지 한계점들이 지적되고 있는데 그 중 가장 중요한 것이 문제영역 전문가를 통한 지식획득(Knowledge Acquisition)의 문제이다[1]. 전문가시스템 개발 단계에서 시스템을 개발하는 지식 공학자(Knowledge Engineer)가 문제영역 전문가로부터 해당분야의 지식을 파악하고 이를 시스템에 적합한 형태로 표현하는 모델구축 과정이라 할 수 있다. 일반적으로 지식획득을 위해 지식 공학자는 문제영역 전문가와의 대화를 시도한다. 그러나 이 과정에서 얻은 모든 지식을 규칙 형태로 표현해야 하므로 자연스러운 지식의 표현이 어렵고, 이로 인해 표현적 불일치 문제 등 실제 전문가가 사용하고 있는 진단 과정이 시스템에 반영되지 못하는 어려움이 존재한다. 또한, 실제 지식을 제공하는 전문가 자신도 그들의 전문지식(Expertise)이나 의사결정 방법을 쉽고 명확하게 설명하지 못하며 이러한 전문가들로부터 지식을 얻기 위해 많은 시간과 비용 등 노력을 투자하지만 지식표현의 일관성과 완벽성의 결여 등 여전히 만족할 만한 결과를 얻지 못하고 있다[12].

물론, 이러한 ‘지식획득의 병목(Knowledge Acquisition Bottleneck)’ 외에도 시스템 개발 후 문제영역 전문가가 진단에 관한 규칙을 수정하거나 추가, 삭제하고자 할 때 규칙 내부의 탐색 절차(Search Procedure)와 시스템 내부 구조 등을 완전히 파악해야 하는 유지·보수의 어려움이 있다. 또한 규칙기반 진단시스템은 과거 문제 해결의 결과를 기억하지 못하므로 동일한 문제 해결에 있어서도 수백 개의 규칙이 새롭게 적용 반복하게 된다. 이 때문에 시스템의 정확성과 계산적 효율성 면에서도 그 유용성에 대한 문제를 제기 할 수 있다[6].

### 2.2 사례-기반진단시스템(Case-based diagnostic system)

규칙기반 접근법의 한계를 극복하면서 종합적 지식을 이용하기 위한 또 다른 접근법이 최근에 새로이 대두되고 있는 사례기반 추론(Case-based Reasoning)을 이용한

진단시스템이다. 이는 영역전문가에 대한 의존도를 낮추기 위해 이들로부터 직접 지식을 획득하는 것이 아니라 과거의 경험 사례로부터 지식을 획득하려는 접근법이다[8].

사례기반 추론은 규칙기반 추론과 마찬가지로 휴리스틱 지식을 이용하면서도 실제 인간의 추론과정에 보다 적합하다는 장점 때문에 경계가 명확하지 않고 개념이 잘 정의되지 않은 상황 그리고 완벽하게 이해되지 않았거나 규칙을 추출하기 어려운 분야에서의 문제 해결에 특히 유용할 수 있다. 이러한 사례기반 시스템을 개발하는 과정을 살펴보면 이 시스템의 특징을 보다 쉽게 이해할 수 있다.

Riesbeck과 Schank(1989)는 사례기반 추론의 상대적 장점으로 첫째, 전문 지식을 일련의 규칙으로 표현하는 것보다는 과거 사례들을 사용하여 지식을 전이(轉移)하고 설명하는 것이 더욱 쉽고 둘째, 실제 문제 영역의 지식들이 복잡하여 완전히 규칙으로 명시한다는 것이 비실체적이고 불가능한 반면 과거의 사례들은 이미 주어져 있어 문제 해결에 손쉽게 사용할 수 있다는 것을 지적하였다[11]. 그러나 문제영역의 사례를 보다 많이 저장하여야 시스템의 성능(Performance)을 향상시킬 수 있으므로 방대한 사례베이스(Case-Base)를 필요로 하고 이로 인해 유사한 사례를 탐색하여 적절한 해를 제시하는데 필요한 응답시간의 지연이 해결해야 할 문제다.

## 2.3 Fuzzy 추론

### 2.3.1 퍼지화(Fuzzification)

기상예보나 고장진단의 이용 가능한 지식은 대개 불완전하고 부정확하기 때문에 논리적 추론으로 지원하기에는 적당하지 못하다. 그러나 이러한 지식은 일반화와 근사화를 통해 알지 못하는 것에 대한 예측이나 경험을 요약할 수 있다. fuzzy집합은 불확실성을 고려하는 방식으로써 인간의 주관(에매함:fuzziness)을 0에서 1의 실수값(membership function)을 정량화 시킨 것이다. 특히 외부상황이 동적으로 변화하여 가중값에 변동이 생기는 경우나 정확한 조건부 확률분포 지식이 부족하여 Bayesian rule을 적용하기 곤란한 경우에 유용하게 사용될 수 있다[5].

다루는 대상물 전체를 지지집합(support set)이라고 하면 전체 공간 Y에 대한 fuzzy 집합(fuzzy set) A는 소속함수(membership function)라 부르고 식(2.1)과 같이 정의된다.

$$Y = \{ y \}$$

$$m_A; Y \rightarrow [0, 1]$$

$$\omega \quad \omega$$

$$y \rightarrow m_A(y)$$

여기서, Y : Support set,  $m_A$  : Fuzzy set(membership function)

그런데 fuzzy 집합은 통상의 집합 개념을 포함한 확장개념이므로 fuzzy 집합연산을 다음과 같이 정의할 수 있다.

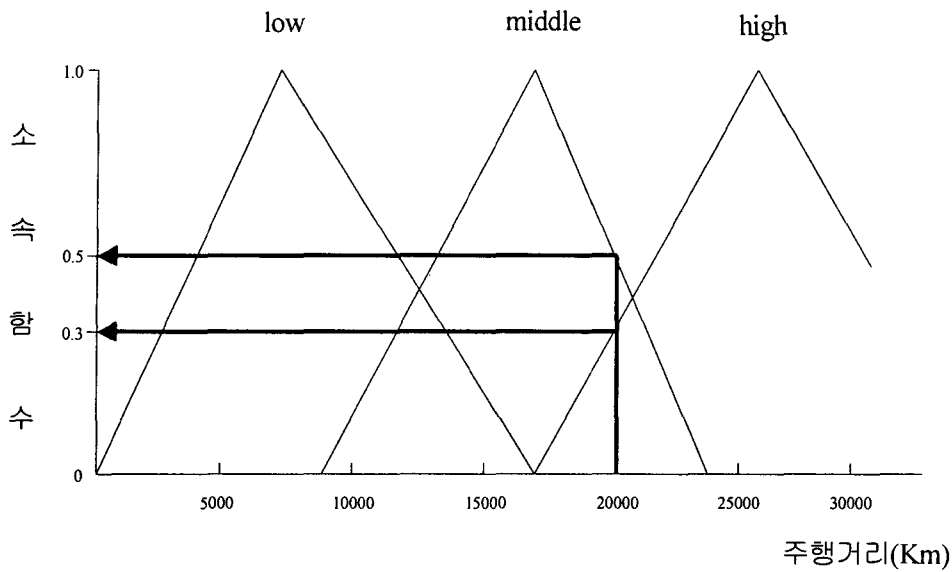
$$\begin{aligned}
 m_A^c(y) &= 1 - m_A(y) \\
 m_{A \cap B} &= m_A(y) \wedge m_B(y) \quad \text{for } \forall y \in Y \quad (2.1) \\
 m_{A \cup B} &= m_A(y) \vee m_B(y)
 \end{aligned}$$

본 연구에서 구성한 전문가 시스템은 많은 작용 변수와 사용자에게 의하여 입력되는 애매한 정보들로 구성되므로 이러한 지식들을 종합하여 효과적인 판단을 내리기 위해서는 확률적 추론방법이 필요하다. 따라서 본 시스템에서는 룰의 구성시 fuzzy 추론방식을 도입하여 각 구성요소들의 정보를 유연하게 변화시킴으로써 판단의 질을 높이고 있다. 사례연구에서 엘리베이터의 주행거리는 다음과 같은 IF-THEN rule로 구성될 수 있다. 위의 룰들을 정량화 하기 위해 소속함수를 이용하여 fuzzy화 한다. 이때의 소속함수는 <그림 2-1>과 같은 정규화된 확률밀도함수로 가정할 수 있다. 이 함수는 일반적으로 0에서 1사이의 값을 가지며 편차가 특정 룰에 부합되는 정도를 나타낸다. <표 2-1>은 엘리베이터의 주행거리에 따른 퍼지언어변수를 유추하는 생성규칙이다.

<그림 2-1>은 <표 2-1>의 규칙들을 소속함수별 distance-time-value를 퍼지화한 것이다. 가령 distance-time-value가 20,000이면 50% 정도 'MIDDLE' 이고 30% 정도 'HIGH' 라는 언어적 변수로 변환할 수 있다. 여기서, 생성규칙의 기준인 수치 값 및 대응하는 언어변수는 임의적으로 결정한 것이지만, 전문가의 판단을 기준으로 하면 보다 객관적인 결정을 내릴 수가 있다.

<표 2-1> 주행거리의 생성규칙

|        |   |
|--------|---|
| Rule 1 | If distance-time-value ≤ 5000<br>Then fuzzy linguistic variable is VERY LOW   |
| Rule 2 | If distance-time-value > 5000 & distance-time-value ≤ 10000<br>Then fuzzy linguistic variable is LOW                |
| Rule 3 | If distance-time-value > 10000 & distance-time-value ≤ 15000<br>Then fuzzy linguistic variable is MIDDLE            |
| Rule 4 | If distance-time-value > 15000 & distance-time-value ≤ 20000<br>Then fuzzy linguistic variable is MORE OR LESS HIGH |
| Rule 5 | If distance-time-value > 20000 & distance-time-value ≤ 25000<br>Then fuzzy linguistic variable is HIGH              |
| Rule 6 | If distance-time-value > 25000<br>Then fuzzy linguistic variable is VERY HIGH                                       |



<그림 2-1> distance-time-value의 소속함수

### 2.3.2 비퍼지화(Defuzzification)

입력되는 정보를 퍼지화 할 때와는 반대로 시스템으로의 입력은 보통의 수치값이어야 하므로 제어규칙을 통해서 나온 퍼지값을 보통의 수치값으로 변환할 필요가 있다. 이러한 과정을 비퍼지화라고 하며 비퍼지화는 전문가 시스템에서 운영자에게 ‘점검요함’이라는 언어값을 이해하여 그에 해당하는 수치의 사용횟수, 사용거리를 결정하는 것과 유사하다.

## Ⅲ. 고장진단 설계 및 고장 분석

### 3.1 Fuzzy 고장진단 전문가 시스템

기존의 전문가 시스템에서 이용되고 있는 대부분의 지식은 의미를 가지는 지식이 아니라, 단순한 문자적 상징(symbol)으로서의 지식이다. 그러므로 확실하고 단순한 의미뿐만 아니라 실생활에서 흔히 발생하는 모호하고 불확실한 개념까지 포함하는 지식을 표현하고 또 그러한 지식을 기반으로 새로운 사실을 추론하기 위해서, 1965년 Zadeh가 제안한 퍼지이론의 적용을 시도하고 있다.

퍼지이론을 도입한 퍼지 전문가 시스템은 지식 베이스에서 모호한 지식을 표현하고, 추론엔진에서는 이들 모호한 지식을 입력할 때 정확한 매칭(exact matching)이 이

루어지지 않더라도 원하는 조건을 어느 정도 만족한다면, 그 만족도를 감안하여 결론을 유도하도록 한다[2, 3, 4]. 그러나 이때의 지식표현은 가장 단순한 표현 방법인 규칙-기반형(rule-based) 전문가 시스템만을 지원하고 있다. 그러므로 지식들은 “규칙(rule)”과 “사실(fact)”로 표현되며, 이때의 규칙은 “if 증후(evidence) 명제 then 결론(hypothesis) 명제” 혹은 “if 조건(condition)”의 형태를 갖는다.

본 연구에서 제안한 FFTA(Fuzzy Fault Tree Analysis) 전문가 시스템은 고장 결함을 효율적으로 처리하는 규칙 기반 전문가 시스템과 FT 구축·분석·평가시 프로그램을 유지보수 할 수 있는 객체지향 프로그래밍을 조합하여 구축하였다. 하지만, 본 모델은 FTA 방법에 포함된 여러 가지 지식자료들을 객체 지향적으로 구현하기 위한 방향을 제시하는데 있으며, 모델의 원리, 설계원칙들에 주안점을 맞추었다.

FFTAES 지식 기반은 블랙보드 구조(blackboard architecture)상에 구성할 수 있으며, 지식베이스, 데이터베이스, 추론기관의 구조로 되어 있어, 규칙들(rules)은 특수한 영역의 문제들을 해결하기 위하여 사용하며, 다른 사상들과의 관련성, 경험적 기법, 순차적 지식, 지식의 현 구조를 구현할 수 있도록 필요한 지식을 찾아내는 역할을 한다. 그리고 지식 베이스들을 사용하여 정성적인 추론을 수행하고, 블랙보드에서 데이터 흐름을 통제하기 위해 사용한다[10].

## 3.2 Fuzzy 고장진단 전문가 시스템 절차

### 3.2.1 시스템의 구성과 기능 확인

시스템(장치)은 일반적으로 구성요소가 직렬, 병렬, 또는 직.병렬 혼합으로 연결된다. <그림 3-1>과 같이 시스템은 서브시스템(sub-system)으로 구성되고, 서브시스템은 컴포넌트(component), 컴포넌트는 부품(parts) 등으로 구성될 것이다. 따라서 이들 구성요소의 내용과 연결을 충분히 파악하여 시스템의 임무를 확인하고 시스템의 기능 및 성능 등의 요구사항(기술요구서 등)과 일치하는지를 확인한다.

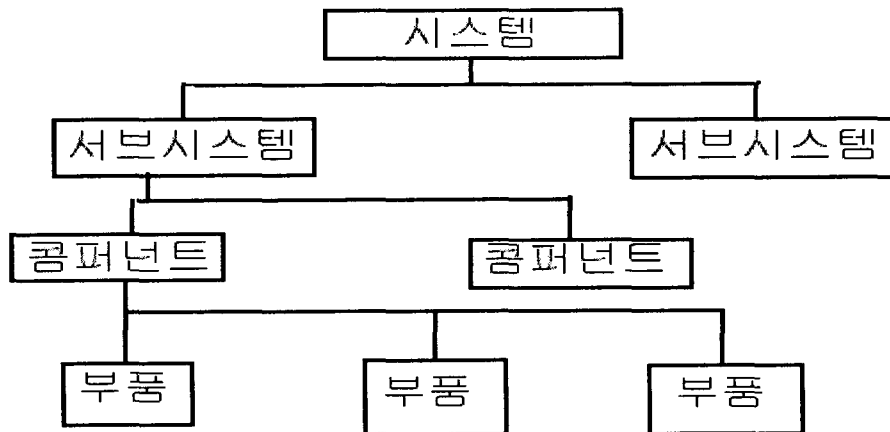
일반적으로 시스템은 서브시스템 레벨로 분해하여 실시하고, 서브시스템은 컴포넌트 레벨로 분해하여 실시한다. 보통은 부품이 최소의 단위이지만 부품을 다시 작은 요소로 분해하여 부품의 진단을 실시할 수도 있다.

시스템을 분해하는 경우 하드웨어를 기준으로 분해하는 것보다는 기능적으로 분해하는 것이 효과적이다.

<표 3-1>의 퍼지언어 변수인 “likely”, “unlikely” 등의 주술어의 의미는 객관적이므로 쉽게 구별할 수가 있으며, 이외의 다른 언어변수는 수식어 및 퍼지 확장자를 사용하여 유도할 수 있다. 소속함수의 가로축은 고장확률을 나타낸다. 그리고 <표 3-1>은 본 연구를 위한 기본적 언어와 그 소속함수를 제시하였으며, 여기서 제시된 언어변수

의 의미가 개인적 해석에 의한 것이지만, 고장진단 분야의 전문가의 토론을 통하여 관련된 언어정의의 정확성을 확장시키면 이러한 주관적 차이는 해소할 수 있다.

<표 3-2>는 언어변수 및 이들 언어변수의 소속정도를 나타내는 소속함수에 의해 근사추론 규칙으로 평가하는 방법과 G1 사상의 위험가능성을 결정하기 위한 퍼지연산을 실행하는 내용을 나타낸 것이다. 여기서, 함축요인(implication component)은 G1 사상의 고장을 전문가가 정의한 결과를 나타내며, 선결요인(premise component)은 사용자가 공급한다.



<그림 3-1> 일반적인 시스템 구성 요소

퍼지추론 기관은 3개의 구성요인 : implication(전문가가 제시한 자료), premise(사용자가 제시한 자료), result(전문가와 사용자가 제시한 자료를 비교한 퍼지추론 자료)로 구성하였으며, fuzzy\_inference 방법으로 표현한다. result" 변수는 분석된 사상(비퍼지화)의 고장위험에 관련한 근사적 언어변수를 저장한다.

<표 3-1> 고장요인에 대한 언어적 표현의 소속함수[7]

| 퍼지언어변수            | 소 속 함 수 |     |     |     |     |     |   |
|-------------------|---------|-----|-----|-----|-----|-----|---|
| high              | 0       | 0   | 0.1 | 0.3 | 0.7 | 0.9 | 1 |
| medium            | 0       | 0.2 | 0.7 | 1   | 0.7 | 0.2 | 0 |
| low               | 1       | 0.9 | 0.7 | 0.3 | 0.1 | 0   | 0 |
| unknown           | 1       | 1   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1 |
| undefined         | 0       | 0   | 0   | 0   | 0   | 0   | 0 |
| more or less high | 0       | 0   | 0.3 | 0.5 | 0.7 | 0.7 | 1 |
| very high         | 0       | 0   | 0   | 0.1 | 0.5 | 0.8 | 1 |
| very very high    | 0       | 0   | 0   | 0   | 0.6 | 0.9 | 1 |
| likely            | 0       | 0.1 | 0.5 | 0.7 | 0.9 | 1   | 1 |
| unlikely          | 1       | 1   | 0.9 | 0.8 | 0.5 | 0   | 0 |
| not likely        | 1       | 1   | 0.5 | 0.3 | 0.1 | 0.1 | 0 |



FTA의 구성요소에 대한 자료구조 형태를 다음과 같이 분류하여 퍼지 FTA 전문가 시스템을 실시한다.

- 1) 고장률이 데이터베이스가 되지 않거나, 고장률 자료가 시스템 상황을 정확하게 표현하지 못한다고 가정한다.
- 2) 구성요소의 고장이 사용기간 또는 내용년수의 기준으로 고장률이 나타날 경우는 지수분포를 따른다고 가정한다.
- 3) 시스템을 구성하고 있는 또 다른 부품의 고장은 사용횟수 또는 가동거리를 기준으로 고장률이 나타날 경우는 와이블 분포 혹은 기타 다른 분포함수를 따른다고 가정한다.
- 4) 시스템을 구성하는 부품들의 고장형태로 동시에 나타날 경우 다음의 진단절차에 따라 실시한다.
- 5) 본 진단 시스템은 실시간(real-time)에 의해서만 적용이 가능하다.

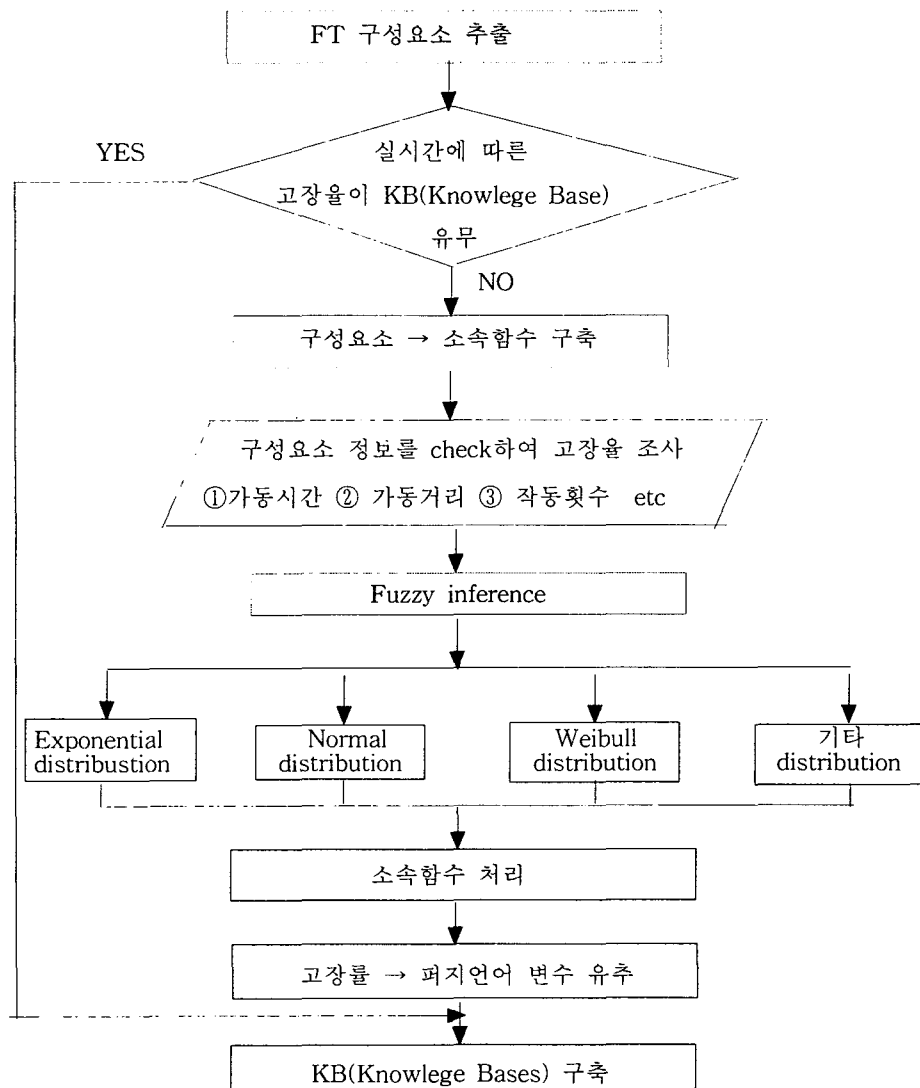
<표 3-2> 확률 대 퍼지근사추론

| Boolean mode<br>(Probability of event required for calculation)   | Fuzzy mode<br>(Probability not required instead, Use linguistic variables)  |
|---|---|
| 조건 $G1 = P1 \cup P2$<br>입력 $P(1) = 0.015$<br>$P(2) = 0.005$<br>Bool 연산<br>$P(G1) = P(1) + P(2)$<br>결과<br>$P(G1) = 0.02$ | 입력 $P1 = 'medium'$<br>$P2 = 'low'$<br>Implication fuzzy inference<br>If $P1='high'$ then $G1='high'$ $Rp1=P1 \circ G1$<br>If $P2='high'$ then $G1='high'$ $Rp2=P2 \circ G1$<br>Premise fuzzy inference<br>If $P1='medium' \& P2='low'$ Then $G1=?$<br>Fuzzy 연산<br>$G1 = (E1' \circ R_{E1}) \cup (E2' \circ R_{E2})$<br>Fuzzy 결과<br>$\mu_{G1} = \{0 \ 0 \ 0.1 \ 0.3 \ 0.7 \ 0.7 \ 0.7\}$<br>Defuzzification :<br>$P(G1) = "more \ or \ less \ high"$<br>Fuzzy evaluate<br>Action : $G1$ is 'defuzzification'<br>(Implication, Premise, result) |

### 3.3 FFTAES 고장진단절차

본 연구 모델의 과정을 정리하여 다음과 같이 고장진단절차로 요약하였다. <그림 3-2>는 본 연구에서 제안한 FFTAES 모델의 실시 절차를 나타낸 것이다.

- <단계 1> 시스템을 구성하고 있는 부품들의 특성을 조사하여, 부품들의 특성에 따라 고장률이 데이터베이스가 되어 있는 경우와 그렇지 않는 경우로 분류한다.
- <단계 2> 시스템을 구성하고 있는 부품의 고장 상황을 정확하게 표현하지 못하는 자료를 분류한다.
- <단계 3> 실시간에 따라 고장률이 데이터베이스가 되어있는 경우에는 KB에 저장한다.
- <단계 4> 부품의 고장률이 실시간에 따라 저장되지 않는 구성요소의 고장률값 및 부품의 고장상황을 정확하게 표현하지 못하는 고장률값을 고장이 발생할 수 있는 가능성 값인 소속함수로 구축한다.
- <단계 5> 구성요소의 정보를 고장이 발생하는 기준(예를들어 가동시간, 가동거리, 작동횟수 등)에 따라 고장률을 조사한다.
- <단계 6> <단계 3>에서 조사한 고장률을 기준에 맞는 각각의 분포함수로 퍼지추론을 실시한다.
- <단계 7> 분포함수에 따라 구한 고장률 값을 퍼지언어변수로 유추한다.
- <단계 8> <단계 5>에서 구한 고장률은 신뢰도가 떨어진 값이기 때문에 일반적 고장률과 구별하여 별도의 KB에 저장한다.



<그림 3-2> FFTAES 진단절차 흐름도

#### IV. 사례연구

1997년 말 현재 전국에 설치되어 운행중인 엘리베이터는 약 15만대에 이르고 있는 것으로 집계되어 있다. 안전이 중요시 되는 엘리베이터의 고장을 방지하고 운행을 유지할 수 있는 유지·보수 시스템이 요구된다. <표 4-2>는 엘리베이터의 진단항목별 상세 설명을 나타낸 것이다. 부품의 기능 저하와 노화에 대한 수명예측은 KB에 저장된 자료를 이용하여 결정한다. <표 4-1>은 가동시간, 작동횟수, 운행거리 등에 의해 수리 또는 교체하는 부품을 나타낸 것이다.

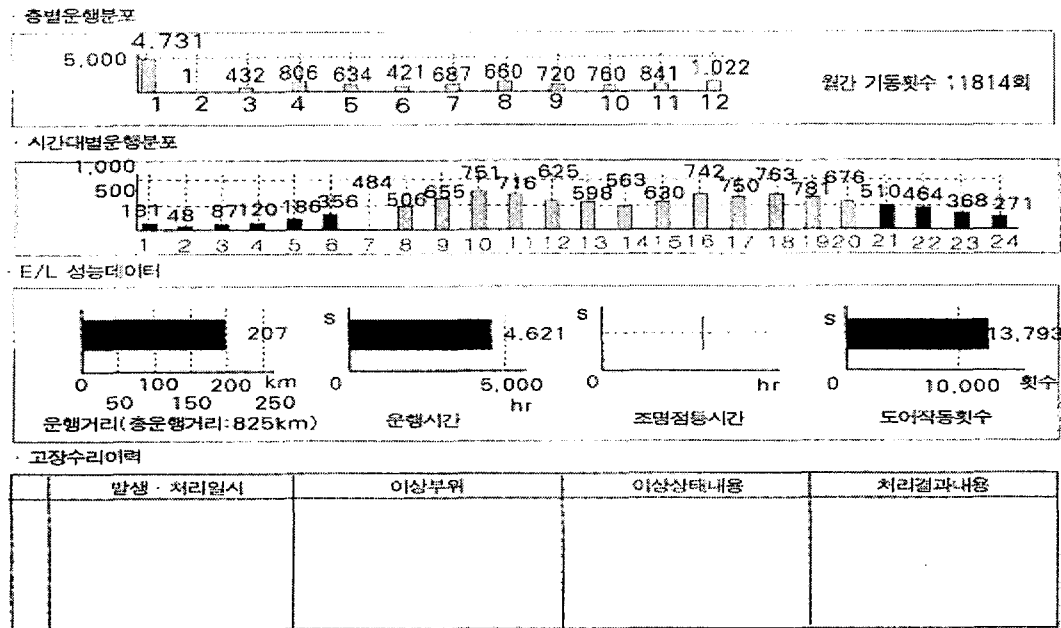
엘리베이터의 고장 부위 중 보수요청이 많은 도어구동부를 대상으로 Limit 감지부품을 대상으로 고장진단 실험 자료를 구하였다. limit 장치는 door 2조씩 설치되어 있고, 1회 개폐시 on, off 기능이 각각 2번씩 작동한다. <그림 4-1>은 엘리베이터 시스템의 특성을 분류하여 각 특성에 해당하는 기초자료를 나타낸 것이다.

<표 4-1> 측정항목별 교체부품

| 측정항목       | 교체 부품                        |
|------------|------------------------------|
| 주행거리, 주행시간 | 윤활유, 가이드류, SHEAVE, BEAMPULLY |
| 기동횟수       | 브레이크부속, Relay contactor      |
| 각 층 도어작동횟수 | 도어 기계관련 장치                   |

<표 4-2> 엘리베이터 주요진단항목

| 진단항목 | 상세설명                              |
|------|-----------------------------------|
| 운전성  | 출발시간, 가속시간, 감속시간                  |
| 기계실  | 제어반 Relay조작상태, Microcomputer      |
| 카 내부 | OPB상태, 조명점등상태                     |
| 홀    | 카 버튼, 각 층의 홀버튼                    |
| 도어   | Open/Close 버튼, Photo, Safety-Shoe |
| 승강로  | 각종Limit스위치(ULS, DLS, SDSUL..)     |
| 합 계  | 약 150 항목                          |



<그림 4-1> 월간 엘리베이터 운행상황

본 연구의 모델을 적용하기 위하여, 엘리베이터의 가동시간이 50,000시간 시점에서 도어구동부의 고장률 자료가 정확하게 설명되어 있지 않거나, 실시간에 따라 고장률 자료가 KB에 저장되어 있지 않다고 가정할 경우, 퍼지언어 변수로 유추하여 고장진단을 실시하고자 한다. <표 4-3>은 엘리베이터 도어구동부를 구성하고 있는 부품의 고장률 자료를 제시한 것이다. 현 가동시간에 대한 고장상황을 <그림 4-2>와 같은 계산도표(Nomograph)를 작성하여 <표 4-3>의 퍼지언어 변수로 유추하였다

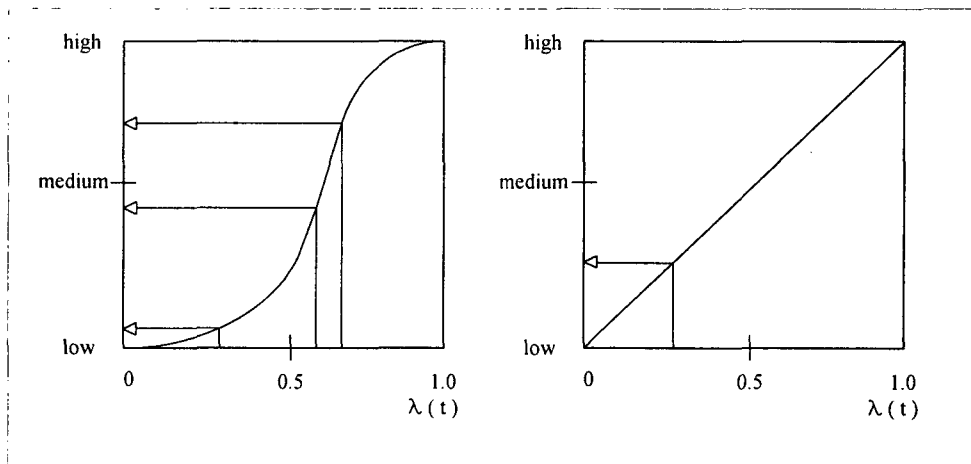
<표 4-3> 엘리베이터 도어구동부 고장률값의 퍼지언어변수

| 구성요소          | MIL-HDBK-217E Failure rate/ 10 <sup>6</sup> hr | 내구성 및 수명거리 | 50,000(hr)시점의 누적고장확률(F(t)) | 퍼지언어변수            |
|---------------|--|------------|----------------------------|-------------------|
| Limit sensor  | 0.02   | 300만회      | 0.59                       | medium            |
| Relay         | 0.15   | 500만회      | 0.78                       | very high         |
| Limit switch  | 0.001  | 500만회      | 0.28                       | low               |
| L / M bearing | 20.0   | 3200Km     | 0.27                       | more or less high |

엘리베이터 구성 부품 중 bearing과 relay, limit switch, sensor를 대상으로 이들 부품의 고장확률값을 0에서 1사이에 두고 퍼지언어변수로 추정하였다. 여기서, 엘리베

이터가 고장이 발생하는 시점( $\Delta t$ )를 50,000시간으로 하고 고장가능성을 1로 수렴시켜 퍼지언어변수를 추정하였다. 가동거리와 가동횟수를 비교하여 <그림 4-2>의 두가지 형태의 계산도표를 작성하여 각 구성부품의 특성에 따라 누적고장률값을 구한다.

그리고 limit sensor와 switch등의 각 구성부품의 고장률값과 시간을 각 고장확률밀도 함수에 따라 구한다. limit sensor는  $F(t)=1-e^{-H(t)}$ 에 의해 0.59값을 찾아 <그림 4-2>의 왼쪽 도표에 의해 퍼지언어변수를 추정하고, bearing은 오른쪽 도표에 의해 퍼지언어변수값을 추정하였다. 따라서, 고장가능성을 1로 수렴시켜 퍼지언어변수를 추정한 값이 좀더 정확한 퍼지언어변수 값을 추출할 수가 있다.



<그림 4-2> 계산도표(Nomograph)

### V. 결론

본 연구는 시스템을 구성하고 있는 부품들의 고장률이 실시간에 따라 저장되지 않거나, 자료가 시스템 상황을 정확히 표현하지 못하는 경우를 대상으로 한 것이다. 이러한 부족하거나 부정확한 자료를 이용하여 신뢰도 및 고장률을 구하기보다는 부품의 특성에 맞는 고장기준을 설정하여 고장분포함수를 유도함으로써 언어변수로 고장진단을 실시하였다.

이러한 불확실한 기본사상의 고장 가능성 및 중간사상의 고장 가능성 값은 확정적으로 주어진 사상의 고장률 값과 구별하기 위하여 별도의 KB를 구축하여 저장시켜 둔다. 따라서 객체지향 전문가 시스템으로 FTA를 구축한 경우 이러한 KB는 사용자에게 보다 정확한 고장안전 진단 자료를 제공할 수 있다.

앞으로의 연구방향은 시스템을 구성하고 있는 각 부품의 고장자료가 각 기준에 따라 여러 가지 분포함수로 동시에 나타날 경우 그 상위사상에서 통합된 분포함수로 유도하여 고장진단을 실시할 수 있는 방법을 모색할 것이다.

### 참고 문헌

- [1] 김길동, 조 암, "퍼지집합에 의한 FT분석 및 신뢰성 분석," 산업안전학회지, Vol.12, No.3, 1997, pp.155-160.
- [2] Binaghi,E., "A Fuzzy Logic Inference model for a rule-based system in medical diagnosis", Expert Systems, Vol.7, No.3, 1990, pp.134-141.
- [3] Buckley, J.J., "A Fuzzy Expert System", Fuzzy Sets and Systems, Vol.20, 1986, pp.1-16.
- [4] Buckley, J.J. and Tucker,D., "Extended Fuzzy Relations: Application to Fuzzy Expert System", Int.J. of Approximate Reasoning, Vol.1, 1987, pp.177-195.
- [5] Edward R. Dougherty, et al., "Mathematical Methods for Artificial Intelligence and Autonomous System", Prentice-Hall International Editions, 1988.
- [6] Gruber, T., "Learning Why by Being Told What : Interactive Acquisition of Justification", IEEE Expert, Aug. 1991, pp.65-75.
- [7] Karwoski, W., A.Mital, "Application of approximate reasoning in risk analysis," Applications of Fuzzy Set Theory in Human Factors, 1986, pp.227-243.
- [8] Lambert, H. E., "Fault Trees for Decision Making in Systems Analysis," Lawrence Livermore Laboratory, University of California, Livermore, UCRL-51829, LLNL, 1975.
- [9] McCormick, N. J., Reliability and Risk Analysis, Academic Press, New York, 1981.
- [10] Neuron Data, NEXPERT OBJECT V2.0 Programmers Reference Manual, 1991; Palo Alto, CA.
- [11] Riesbeck, C.K. and Schank R.C., op. cit., 1989.
- [12] Slade, S., "Case-Based Reasoning : A Research Paradigm", AI Magazin, Spring, 1991.