

신경논리망 기반의 퍼지추론 네트워크와 탐색 전략

이 현 주[†] · 김 재 호^{††}

요 약

퍼지 논리는 추론과정에서 일부의 정보가 무시되어 적절하지 못한 추론 결과를 초래할 수 있다. 한편, 신경망은 패턴 처리에는 적합하지만 인간의 지식을 모델링하기 위해서 필요한 논리적인 추론에는 부적합하다. 그러나 신경망의 변형인 신경논리망(neural logic network)을 이용하면 논리적인 추론이 가능하다. 따라서 본 논문에서는 기존의 신경논리망을 기반으로 하는 추론 네트워크를 확장하여 퍼지추론 네트워크(fuzzy inference network)를 구성한다. 그리고 기존의 추론 네트워크에서 사용되는 전파규칙(propagation rule)을 보완하여 적용한다.

퍼지추론 네트워크 상에서 퍼지 규칙의 실행부에 해당하는 명제의 믿음값을 결정하기 위해서는 추론하고자 하는 명제에 연결된 노드들을 탐색해야 한다. 이를 위해서 연결된 모든 노드들의 링크를 따라 순차적인 탐색을 하는 경우와 링크에 부여된 우선순위에 의해 탐색을 하는 경우의 탐색비용에 대하여 실험을 통해 비교·평가한다.

Neural Logic Network-based Fuzzy Inference Network and its Search Strategy

Heon-Joo Lee[†] · Jae-ho Kim^{††}

ABSTRACT

Fuzzy logic ignores some informations in the reasoning process. Neural networks are powerful tools for the pattern processing. However, to model human knowledges, besides pattern processing capability, the logical reasoning capability is equally important. Another new neural network called neural logic network is able to do the logical reasoning. Because the fuzzy inference is a fuzzy logical reasoning, we construct fuzzy inference network based on the neural logic network, extending the existing rule-inferencing network. And the traditional propagation rule is modified. For the search strategies to find out the belief value of a conclusion in the fuzzy inference network, we conduct a simulation to evaluate the search cost for searching sequentially and searching by means of priorities.

1. 서 론

인공지능의 분야에서 그 동안의 연구 결과를 기반으로 구축한 응용 시스템 가운데 가장 성공한 분야가 전문가 시스템이다. 이러한 전문가 시스템에서의 주

요 문제점은 지식 획득에 있다. 즉, 전문가의 지식을 획득하기 위해서는 매우 많은 시간이 소요되고, 획득된 모든 지식을 "IF..THEN.." 형태의 규칙으로 변환하기가 어렵다[1, 5, 7]. 이러한 문제들을 해결하기 위하여 스스로 학습이 가능한 시스템의 개발을 목적으로 하는 기계 학습이 널리 연구되어 왔다. 신경망이나 유전자 알고리즘 등은 이러한 기계 학습의 한 분야이다. 따라서 기존의 전문가 시스템과 유전자 알고리즘, 신경망 등을 결합한 혼합형 시스템이 차세대

† 준 회 원: 중앙대학교 컴퓨터공학과 박사과정

†† 정 회 원: 대한통운 물류연구소 선임연구원

논문접수: 1995년 9월 23일, 심사완료: 1996년 1월 12일

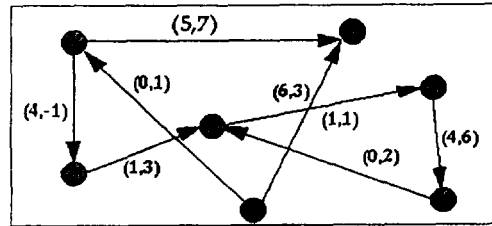
지능형 시스템을 위한 방법론으로 대두되고 있다 [1, 2, 4, 5]. 이와 관련하여 쾨란[14]은 결정 트리(decision tree)를 이용하여 규칙을 자동으로 생성하는 방법을 제안하였다. 한편, 겔런트[5, 13]는 신경망과 전문가 시스템 결합의 기틀을 마련하였다. [5, 13]에 의하면 지식베이스가 신경망을 이용하여 구축이 되며 포켓 알고리즘(pocket algorithm)[5]과 같은 효율적인 학습 알고리즘을 이용하여 지식베이스를 학습시킴으로써 지식 획득 문제를 해결할 수 있었다. 그러나 신경망은 패턴처리에는 적합하지만 인간의 지적 능력을 모델링하기 위해서는 패턴처리 뿐만 아니라 논리적인 추론능력을 갖추어야 한다. 이를 위하여 신경망의 변형인 신경논리망(neural logic network)[1]에 의한 추론 네트워크를 이용함으로써 논리적인 추론이 가능하도록 하는 연구도 있었다.

한편, 불확실성을 처리하기 위하여 퍼지 논리를 도입한 전문가 시스템을 퍼지 전문가 시스템이라 한다. 이러한 퍼지 전문가 시스템은 지식 획득의 문제점 이외에도 추론 과정에서 퍼지 논리를 적용함으로써 일부 정보의 무시되어 적절하지 못한 추론 결과를 초래할 수 있다는 문제점을 갖고 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고 학습 능력과 논리적 추론이 가능하도록 하기 위한 방안으로 기존의 신경논리망을 기반으로 한 추론 네트워크를 확장하여 퍼지 추론 네트워크를 구성한다. 퍼지추론 네트워크에서는 노드들을 이용해 퍼지 규칙을 구성하고 있는 명제들이 표현되며 이러한 노드들은 각각 명제들의 믿음값을 나타내는 진리값들을 갖게 된다. 또한 링크를 통해 규칙의 명제들 사이의 논리 연산자들을 표현하게 된다. 그리고 본 논문에서는 기존의 추론 네트워크에서 사용되는 전파규칙(propagation rule)[2]을 보완하여 적용한다.

퍼지추론 네트워크 상에서 퍼지 규칙의 실행부에 해당하는 명제의 진리값을 결정하기 위해서는 추론하고자 하는 명제에 연결된 노드들을 탐색해야 한다. 이를 위하여 연결된 모든 노드들의 링크를 따라서 순차적인 탐색을 하는 경우와 링크에 부여된 우선순위에 의해 탐색을 하는 경우의 탐색비용에 대하여 실험을 통해 비교·평가한다.

2. 신경논리망

신경논리망은 기존의 신경망을 이용하여 삼진 부울 논리(three-valued boolean logic)를 효과적으로 모델링할 수 있는 토대를 제공해주며 나아가서 확률 논리나 퍼지 논리를 수행하도록 확장할 수 있다. 기존의 부울 논리는 두가지 진리값 “TRUE”와 “FALSE”를 기반으로 개발되었지만 삼진 부울 논리에는 “UNKNOWN”이라는 진리값이 하나 더 포함된다[1][2][4]. 신경논리망은 노드와 링크를 이용한 유한 방향성 그래프로 나타낼 수 있으며 모든 링크에는 가중치에 해당하는 순서쌍(x, y)가 할당된다. 그림 1은 신경논리망의 한 예를 보여준다.



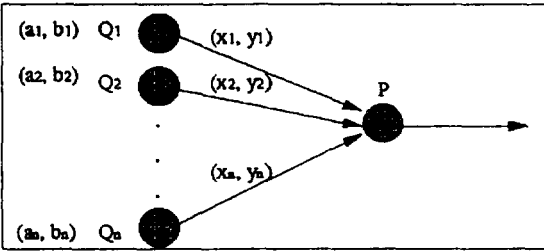
(그림 1) 신경논리망
(Fig. 1) neural logic network

위에서의 각 노드는 아래와 같이 순서쌍으로 구성되어 되는 세가지의 활성값(activation value) 중 하나를 가지게 된다.

- (1, 0) for “TRUE”
- (0, 1) for “FALSE”
- (0, 0) for “UNKNOWN”

이러한 신경논리망에서 그림 2와 같은 임의의 P 노드의 활성값을 결정하기 위해 사용되는 전파규칙은 다음과 같다[1]. 노드 P 와 연결된 모든 노드들의 집합을 $\{Q_1, Q_2, Q_3, \dots, Q_n\}$, Q_i 의 노드값을 (a_i, b_i) 라 하고, 노드 P와 노드 Q_i 를 연결하는 링크의 가중치를 (x_i, y_i) 라 하자.

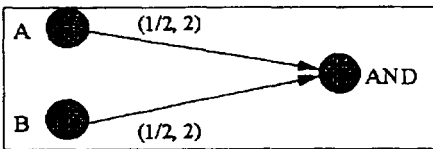
- 단계 1: $\alpha = \sum a_i x_i$ 와 $\beta = \sum b_i y_i$ 를 계산한다.
- 단계 2: 노드 P의 활성값을 아래와 같이 계산한다.
 - (1, 0), $\alpha - \beta \geq 1$ 인 경우
 - (0, 1), $\alpha - \beta \leq -1$ 인 경우



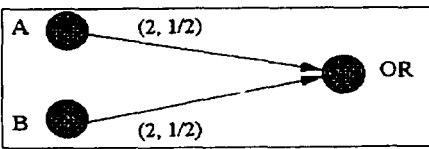
(그림 2) 신경논리망의 전파규칙
(Fig. 2) propagation rule in neural logic networks

(0, 0), 그 밖의 경우

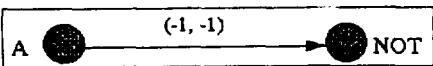
이러한 신경논리망을 이용하여 논리 연산을 표현할 수 있으며 다음은 두 개의 입력을 갖는 삼진 논리에 대한 "AND", "OR", "NOT", "IF..THEN.." 연산을 나타낸 것이다.



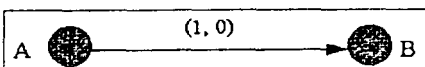
(그림 3) A AND B
(Fig. 3) A AND B



(그림 4) A OR B
(Fig. 4) A OR B



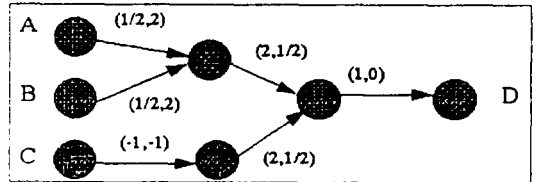
(그림 5) NOT A
(Fig. 5) NOT A



(그림 6) IF A THEN B
(Fig. 6) IF A THEN B

위의 논리 연산에 대한 정의를 이용하면 임의의 논리 연산자들을 포함하고 있는 규칙들을 신경논리망을 이용하여 쉽게 표현할 수 있다. 다음은 임의의 규칙을 신경논리망을 이용하여 표현한 예이다.

IF (A AND B) OR (NOT C) THEN D



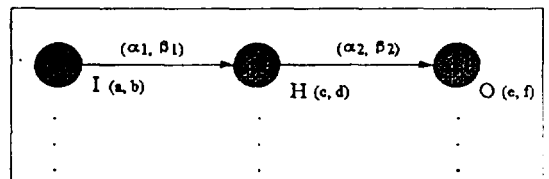
(그림 7) 신경논리망을 이용한 규칙의 표현
(Fig. 7) representation of a rule using neural logic network

네트워크 상에서의 각 노드는 규칙에서의 하나의 명제 또는 논리 연산자에 대응하며 이와같은 노드와 링크로 구성되는 신경논리망을 이용하여 추론이 이루어지는 과정을 표현할 수 있다.

3. 퍼지추론 네트워크의 구성

3.1 노드의 구성

퍼지추론 네트워크는 그림 8과 같이 기본적으로 입력 노드(I), 은닉 노드(H), 출력 노드(O)들로 구성된다[2].



(그림 8) 퍼지추론 네트워크의 구성
(Fig. 8) construction of fuzzy inference network

각 입력 노드는 퍼지 규칙에서의 조건부에 존재하는 명제에 각각 대응되며 입력 노드들에 대한 노드값은 순서쌍 (a, b)로서 음이 아닌 실수로 지식 공학자에 의해 할당된다. a는 그 노드에 해당하는 조건부 명

제가 "TRUE"라는 증후를 정량적으로 나타낸 것이고, b는 동일한 명제에 대하여 "FALSE"라는 증후를 정량적으로 나타낸 것이다. 예를 들면, 어떤 사실에 대하여 100명의 전문가에게 견해를 물었을 경우, 그들 중에 70명은 그 조건이 "TRUE"라고 생각하고 20명은 "FALSE"라고 생각하며 나머지 10명은 모른다고 했을 때에 (a, b)는 (0.7, 0.2)가 된다.

은닉 노드는 논리 연산을 나타내며 각 노드값으로 (c, d)를 갖는다. 이 값은 3.4절에서 기술할 노드값의 전파 규칙에 따라 생성되며 역시 음이 아닌 실수가 된다.

각 출력 노드는 퍼지 규칙에서의 실행부를 나타낸다. 이 노드들에 대한 노드값 (e, f)도 음이 아닌 실수를 가지며 출력 노드의 노드값은 입력 노드와 은닉 노드의 노드값과 각 노드 사이의 가중치들로부터 계산된다. 이러한 출력 노드값 e와 f는 해당 실행부를 취할 것인지 취하지 않을 것인지를 결정할 수 있게 해주며 "1-e-f"의 값이 크다면 결정을 내릴 수 없음의 의미한다.

한편, 위의 노드들은 링크로 연결이 되며 각 링크에는 가중치 (α, β) 가 할당된다. α 와 β 는 0을 포함한 음 또는 양의 실수를 가질 수 있으며 퍼지 규칙 내의 조건부에 존재하는 명제의 수와 논리 연산의 형태에 따라 다르다. 가중치를 결정하는 방법은 다음 절에서 기술한다.

3.2 링크와 가중치

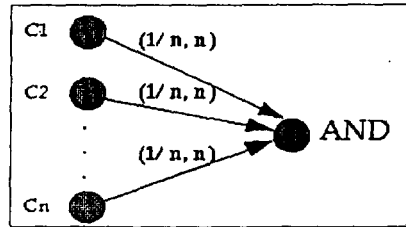
퍼지추론 네트워크에서 각 노드들은 링크에 의해서 연결이 되며 각 링크에 할당되는 가중치는 다음과 같이 입력노드들의 수와 논리 연산자의 종류에 따라 다르게 결정된다.

(1)'AND' 연산자

퍼지 규칙의 조건부가 "C₁ AND C₂ AND... AND C_n"인 경우에 각 명제들과 AND 연산자 노드를 연결하는 링크들의 가중치 (α, β) 는 (1/n, n)을 가지며, 퍼지추론 네트워크에서 다음과 같이 표현된다.

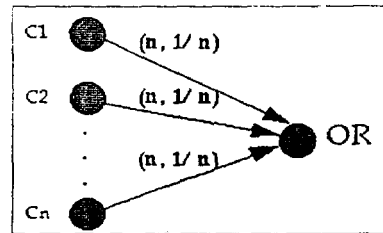
(2)'OR' 연산자

퍼지 규칙의 조건부가 "C₁ OR C₂ OR... OR C_n"인 경우에 각 명제들과 OR 연산자 노드들을 연결하는



(그림 9) "AND" 연산자와 가중치 (Fig. 9) "AND" operator and its weight

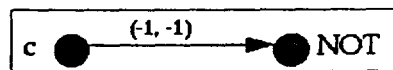
링크의 가중치 (α, β) 는 (n, 1/n)을 가지며 퍼지추론 네트워크에서 다음과 같이 표현된다.



(그림 10) "OR" 연산자와 가중치 (Fig. 10) "OR" operator and its weight

(3)'NOT' 연산자

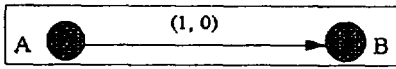
이 경우의 가중치 (α, β) 는 (-1, -1)을 가지며 퍼지추론 네트워크에서 다음과 같이 표현된다.



(그림 11) "NOT" 연산자와 가중치 (Fig. 11) "NOT" operator and its weight

(4)'IF..THEN..' 연산자

이 경우의 가중치 (α, β) 는 (1, 0)을 가지며 퍼지 규칙 추론망에서 다음과 같이 표현된다.

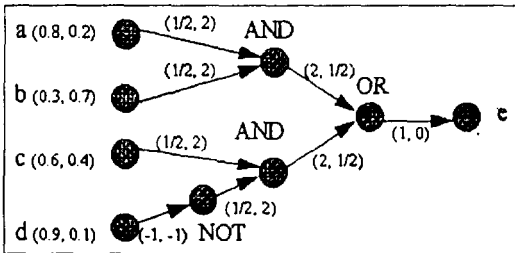


(그림 12) "IF..THEN.." 연산자와 가중치
(Fig. 12) "IF..THEN.." operator and its weight

3.3 퍼지추론 네트워크의 구성 예

"IF..THEN.." 형태의 모든 퍼지 규칙들이 3.1절과 3.2절에서 설명한 퍼지추론 네트워크의 구성방법에 따라 표현가능하다. 예를 들어 아래와 같은 퍼지 규칙들은 그림 13과 같은 추론 네트워크를 구성하게 된다.

IF a(0.8, 0.2) AND b(0.3, 0.7) THEN e
IF c(0.6, 0.4) AND NOT d(0.9, 0.1) THEN e



(그림 13) 퍼지추론 네트워크의 구성 예
(Fig. 13) construction example of fuzzy inference network

3.4 전파규칙

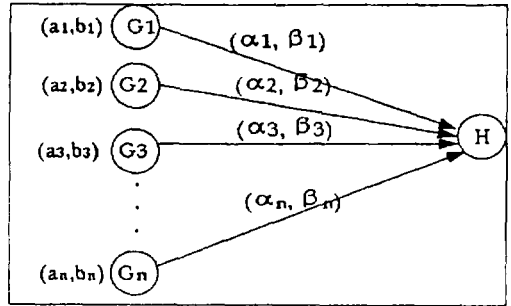
퍼지추론 네트워크에서는 임의의 노드에서 다음 노드로 전파될 노드값을 결정하기 위한 전파규칙이 필요하다. 본 논문에서는 기존의 추론 네트워크에서 사용되던 전파규칙을 수정·보완하여 퍼지추론 네트워크에 적용한다. 그림 14와 같은 임의의 노드 H의 노드값을 결정하기 위한 전파규칙은 아래와 같다.

(단계 1): 입력 노드들에 대하여 다음과 같이 unknown, true, false를 계산한다.

$$\text{unknown} = \sum_{1 \leq i \leq n} 1 - a_i - b_i$$

$$\text{true} = \sum_{1 \leq i \leq n} a_i \alpha_i$$

$$\text{false} = \sum_{1 \leq i \leq n} b_i \beta_i$$



(그림 14) 퍼지추론 네트워크에서의 노드값의 전파
(Fig. 14) propagation of node values in fuzzy inference networks

(단계 2): 노드 H의 노드값을 (c_h, d_h)라 할 때, c_h와 d_h를 다음과 같이 계산한다.

$$c_h = \text{true} / (\text{true} + \text{false} + \text{unknown})$$

$$d_h = \text{false} / (\text{true} + \text{false} + \text{unknown})$$

(단계 3): 임계치 θ_h 를 결정한다.

$$\theta_h = (I_{\max} + I_{\min}) / 2$$

단, $I_{\max} = (\bigvee_{1 \leq i \leq n} a_i) \vee (\bigvee_{1 \leq i \leq n} b_i)$

$$I_{\min} = (\bigwedge_{1 \leq i \leq n} a_i) \wedge (\bigwedge_{1 \leq i \leq n} b_i)$$

(단계 4): IF $c_h - d_h \geq \theta_h$ THEN $c_h = 1, d_h = 0$
ELSE (단계 2)에서의 c_h 와 d_h 를 유지

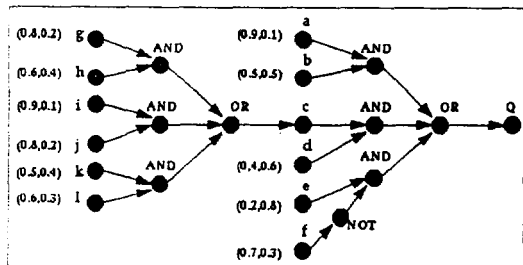
4. 퍼지추론 네트워크에서의 탐색 전략

4.1 순차적인 탐색

순차적인 탐색은 퍼지추론 네트워크에서 최종적인 명제에 대한 믿음값을 결정하기 위해서는 이 명제 노드에 연결된 모든 노드들을 차례대로 탐색을 하게 된다. 예를 들어, 아래와 같은 퍼지 규칙들이 주어졌을 때 명제 Q의 믿음값을 결정한다고 하자.

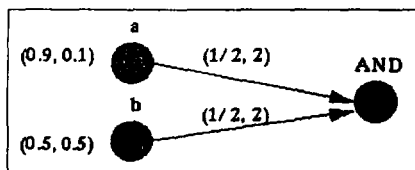
IF a (0.9, 0.1) AND b (0.5, 0.5) THEN Q
IF c (0.7, 0.2) AND d (0.4, 0.6) THEN Q
IF e (0.2, 0.8) AND NOT f (0.7, 0.3) THEN Q
IF g (0.8, 0.2) AND h (0.6, 0.4) THEN c
IF i (0.9, 0.1) AND j (0.8, 0.2) THEN c
IF k (0.5, 0.4) AND l (0.6, 0.3) THEN c

위의 퍼지 규칙들은 아래와 같은 퍼지추론 네트워크를 구성한다.



(그림 15) 퍼지추론 네트워크의 구성
(Fig. 15) construction of fuzzy inference networks

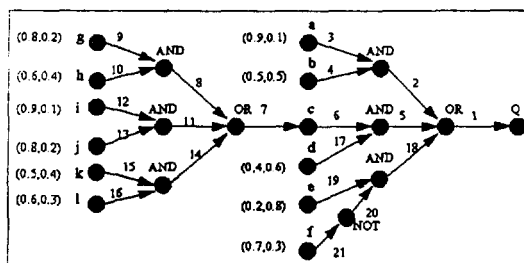
Q 노드의 믿음값을 결정하기 위해서는 우선 Q 노드에 연결된 입력노드의 믿음값을 알아야 한다. 이때, Q 노드의 입력노드는 "OR" 연산자 노드이며 OR 노드의 믿음값도 마찬가지로 이 OR 노드에 연결된 입력노드들에 의해 결정된다. OR 노드에는 세개의 AND 노드들이 연결되어 있는 데 순차적으로 탐색이 이루어진다. 이때 한 AND 노드의 믿음값이 참으로 결정된다면 더 이상의 추론이 이루어지지 않고 OR 노드는 참을 의미하는 (1, 0)을 믿음값으로 하며, Q 노드의 믿음값도 (1, 0)으로 결정하게 된다. 우선 첫번째 AND 노드를 탐색할 때, 이 노드는 2개의 명제 노드 a, b를 갖고 있으며 아래와 같은 추론 네트워크를 형성하므로 3.4절에서 설명한 전파규칙에 의해 첫번째 AND 노드의 믿음값을 결정할 수 있다.



(그림 16) 추론 네트워크에서의 AND 노드
(Fig. 16) "AND" node in inference networks

이와 같이 나머지 두개의 AND 노드들도 탐색이 이루어지며 세개의 AND 노드들의 믿음값이 결정되

면 Q 노드에 연결된 OR 노드의 믿음값과 Q 노드의 믿음값도 결정되고 추론 네트워크에 대한 탐색을 끝내게 된다. 그림 17은 이와 같은 순차적인 탐색을 표현하기 위해 각 연결 링크에 탐색 순서를 표시한 퍼지추론 네트워크이다.



(그림 17) 퍼지추론 네트워크의 순차적인 탐색
(Fig. 17) sequential search in fuzzy inference networks

4.2 우선순위에 의한 탐색

우선순위에 의한 탐색은 추론 네트워크의 각 링크에 탐색 우선순위가 부여되고 이에 따라 탐색이 이루어지게 된다. 우선순위를 결정하는 방법은 연결된 노드의 논리 연산자의 종류에 따라 다르며 다음과 같이 결정된다.

(1) OR 노드

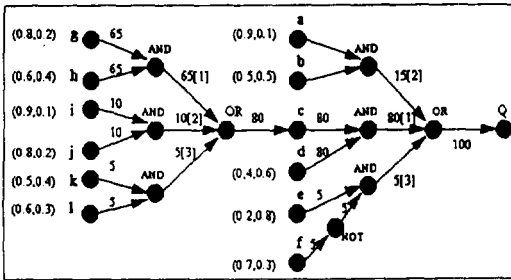
해당 노드의 믿음값을 참으로 하는데 기여도가 높은 입력 노드와의 연결 링크에 우선순위를 높게 준다.

(2) AND 노드

해당 노드의 믿음값을 거짓으로 하는데 기여도가 높은 입력 노드와의 연결 링크에 우선순위를 높게 준다.

이와 같이 우선순위를 주는 이유는 OR 노드의 경우에 입력 노드 중 어느 한 노드가 참일 경우, AND 노드의 경우에는 입력 노드 중 어느 한 노드가 거짓일 경우에 나머지 연결노드를 탐색할 필요가 없기 때문이다. 예를 들어, Q 노드의 믿음값을 결정하기 위한 추론 네트워크의 탐색이 100번 이루어졌다고 하자. 이때 Q 노드와 연결된 OR 노드의 입력 노드에는 3개의 AND 노드가 존재하는데, 100번의 추론 네트워크 탐색 중에서 15번은 첫번째 AND 노드의 믿음

값을 통해 Q 노드의 믿음값이 결정되었고, 두번째 AND 노드의 경우에는 80번, 세번째 AND 노드의 경우에는 5번이었다고 하자. 이러한 경우에 두번째 AND 노드가 다음 탐색에서 Q 노드의 믿음값을 결정할 가능성이 가장 높다고 인정되므로 세 AND 노드 중 가장 높은 우선순위를 주게 된다. 그리고 첫번째, 세번째 AND 노드 순서로 우선순위를 높게 준다. 그림 18은 Q 노드의 믿음값을 결정하기 위해 추론 네트워크(OR노드)에 우선순위가 주어진 예이다.



(그림 18) 퍼지추론 네트워크의 우선순위에 의한 탐색 (Fig. 18) search using priorities in fuzzy inference networks

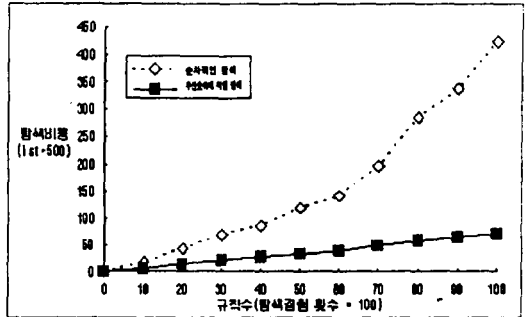
퍼지추론 네트워크에서 명제 노드에 주어지는 믿음값 (α, β)는 지식공학자에 의해 동적으로 변경될 수 있다. 그러나 추론 네트워크의 연결링크에 주어지는 우선순위는 입력노드의 믿음값에 따라 달라지는 탐색결과에 의해 결정되는 것이기 때문에 명제 노드의 믿음값이 변경됨에 따라 우선순위도 변경되어진다. 이와 같이 퍼지추론 네트워크에 대한 탐색이 동적으로 변경가능한 탐색 우선순위에 의해 이루어지기 때문에 항상 주어진 상황에서 가장 적절한 탐색전략을 취한다고 할 수 있다.

5. 실험

본 논문에서의 실험은 C 언어를 이용하여 PC 상에서 수행하였다. 임의의 "IF..THEN.." 형태의 규칙들로 지식베이스를 구축하고, 그에 따라 형성된 퍼지추론 네트워크 상에서 성능 평가를 실시하였다. 평가기준은 퍼지추론 네트워크에서의 임의의 명제 노드에 대한 믿음값을 결정하는 데 소요되는 추론 네트워크

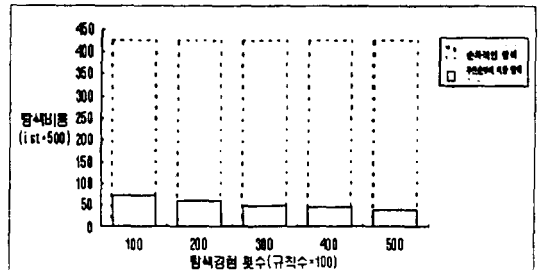
탐색시간(ist:inference network search time for a node, 단위:sec)으로 하였다.

추론 네트워크를 구성하는 규칙의 수가 증가함에 따라 순차적인 탐색과 우선순위에 의한 탐색비용(ist)을 그림 19에 나타내었다. 그림에서 나타나듯이 규칙의 수가 같은 경우에도 우선순위에 의한 탐색 방법이 훨씬 작은 탐색비용(ist)을 나타내지만 추론 네트워크를 구성하는 규칙의 수가 증가할수록 두 탐색 방법의 탐색비용(ist) 간의 차이는 점점 더 커지게 된다. 따라서 추론 네트워크의 크기가 방대해질수록 우선순위에 의한 탐색방법이 더욱 효율적임을 알 수 있다.



(그림 19) 규칙수의 증가에 따른 탐색비용 비교 (Fig. 19) search cost for the number of rules

그림 20은 퍼지추론 네트워크의 크기(규칙수 = 100)를 일정하게 하고 추론 네트워크 탐색횟수를 점차 증가시켜 갈 때 순차적인 탐색과 우선순위에 의한 탐색 방법의 탐색비용(ist)을 비교한 것이다. 순차적인 탐



(그림 20) 탐색경험 횟수에 따른 탐색비용 비교 (Fig. 20) search cost for search experience

색의 경우, 추론 네트워크의 탐색횟수에 관계없이 일정한 탐색비용(ist)을 나타내며 우선순위에 의한 탐색은 탐색횟수가 증가함에 따라 점차 탐색비용(ist)이 감소함을 나타낸다. 따라서 추론 네트워크의 탐색횟수가 증가할수록 우선순위에 의한 탐색의 효율성이 증가함을 알 수 있다.

퍼지추론 네트워크를 구성하는 지식의 양이 매우 방대할 경우, 또 지식획득이 이루어져 계속적으로 지식베이스의 확장이 이루어질 경우, 추론 네트워크의 탐색비용이 전제적인 시스템 성능에 중요한 요소가 될 수 있다. 이상의 실험 결과로, 퍼지추론 네트워크에서 순차적인 탐색에 비해 우선순위에 의한 탐색이 더욱 효율적임을 알 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 신경논리망을 기반으로 하는 기존의 추론 네트워크를 확장하여 퍼지추론 네트워크를 구성하였다. 퍼지추론 네트워크에서는 노드들을 이용해 퍼지 규칙을 구성하고 있는 명제들이 표현되며 이러한 노드들은 각각 명제들의 믿음값을 나타내는 진리값들을 갖게 된다. 또한 링크를 통해 규칙의 명제들 사이의 논리 연산자들을 표현하게 된다. 본 논문에서는 기존의 추론 네트워크에서 사용되던 전파 규칙을 보완하여 적용하였다. 퍼지추론 네트워크 상에서 퍼지 규칙의 실행부에 해당하는 명제의 진리값을 결정하기 위해서는 추론하고자 하는 명제에 연결된 노드들을 탐색해야 한다. 이를 위하여 연결된 모든 노드들의 링크를 따라 순차적인 탐색을 하는 경우와 링크에 부여된 우선순위에 의해 탐색을 하는 경우의 탐색비용에 대하여 실험을 통해 비교·평가하였다. 실험 결과로 퍼지추론 네트워크의 크기가 확장될수록, 그리고 탐색경험 횟수가 증가할수록 순차적인 탐색전략 보다는 우선순위에 의한 탐색전략이 탐색비용면에서 효율적임을 알 수 있었다. 본 논문에서 제안한 퍼지추론 네트워크는 의사 결정을 지원하기 위한 전문가 시스템의 개발에 적합한 방법으로 이용될 수가 있다.

퍼지추론 네트워크에서의 우선순위에 의한 탐색은 축적된 과거의 탐색 경험에 의존하므로 추론 네트워크가 변경되었을 때, 어느 정도의 탐색경험이 축적되

기 전까지는 가장 적절한 탐색경로를 취하지 않을 수도 있다. 따라서 앞으로 이러한 연구가 계속 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] B. T. Low, H. C. Lui, A. H. Tan, and H. H. Teh, "Connectionist Expert System with Adaptive Learning Capability," *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 3, No. 2, pp. 200-207, 1991.
- [2] L. S. Hsu, H. H. Teh, S. C. Chan and K. F. Loe, "Fuzzy Logic in Connectionist Expert Systems," *IJCNN*, Vol. 2, pp. 599-602, 1990.
- [3] Tatsuki Watanabe, Masayuki Matsumoto and Takahiro Hasegawa, "A Layered Neural Network Model using Logic Neurons," in *Proc. of the Internatnal Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, Japan)*, pp. 675-678, 1990.
- [4] Wang-Pei Zhuang, Wu Zhi Qiao and Teh Hoon Heng, "The Truth-Valued Flow Inference Network," in *Proc. of the International Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, Japan)*, pp. 267-281, 1990.
- [5] Stephen I. Gallant, "Connectionist Expert Systems," *Comm. of the ACM*, Vol. 31 Num. 2, pp. 152-169, 1988.
- [6] Hideyuki TAKAGI, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks-Survey and Future Directions," in *Proc. of the international Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, Japan)*, pp. 13-26, 1990.
- [7] Katsumi Yoshida, Yoichi Hayashi, Atsushi Imura and Naoki Shimada, "Fuzzy Neural Expert System for Diagnosing Hepato biliary Disorders," in *Proc. of the International Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks(Iizuka, Japan)*, pp. 539-543, 1990.
- [8] Ricardo Jos Machado and Armando Freitas da Rocha, "Fuzzy Connectionist Expert System," in *Proc. of IEEE International Conf. on Neural*

Networks, Vol. 3, pp. 1571-1576, 1994.

- [9] Elie Sanchez, "Fuzzy Connectionist Expert Systems," in *Proc. of the International Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks*(Iizuka, Japan), pp. 31-35, 1990.
- [10] Warren R. Becraft, "Neural Network/Expert System Integration For Diagnostic Systems," in *Proc. of the 2nd Pacific Rim International Conf. on AI*, pp. 831-837, Seoul, Korea, Sept. 15-18, 1992.
- [11] Hisao ISHIBUCHI, Hidehiko OKADA and Hideo TANAKA, "Interpolation of Fuzzy If-Then Rules by Neural Networks," in *Proc. of the second International Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks*(Iizuka, Japan), pp. 337-340, 1992.
- [12] K. Hirota and W. Pedrycz, "Fuzzy Logic Neural Networks: Design and Computations," *IJCNN*, pp. 152-157, 1991.
- [13] Stephen I. Gallant, "Automatic Generation of Expert Systems from Examples," in *Proc. of the second International Conf. on A. I applications*, Dec. 11-13, pp. 313-319, 1985.
- [14] J. R. Quilan, "Generating production rules from decision trees," in *Proc. IJCAI*, Milan, pp. 304-307, 1987.



이 헌 주

1991년 중앙대학교 전자계산학과(공학사)
 1993년 중앙대학교 전자계산학과(공학석사)
 1993년~현재 중앙대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 관심분야: 지식기반 시스템, 퍼지이론, 신경망



김 재 호

1988년 중앙대학교 전자계산학과(공학사)
 1990년 중앙대학교 전자계산학과(공학석사)
 1990년 2월~1995년 7월 국방정보체계연구소 연구원
 1995년 9월~현재 대한통운 물류연구소 선임연구원

관심분야: 전문가 시스템, 지능형 네트워크