

개념 검색의 신경회로망 모델에 관한 연구

• 고 용 훈 • 박 상 의
• 국제대학 전산통계학과 • 연세대학교 전기공학과

A Study on Neural Model of Concept Retrieval

Yong-hoon kauh · Sang-Hui Park

- ABSTRACT -

A Study on Neural Model of Concept Retrieval

Yong-hoon kauh · Sang-Hui Park

In this paper, production system is implemented with the inferential neural network model using semantic network and directed graph. Production system can be implemented with the transform of knowledge representation in production system into semantic network and of semantic network into directed graph, because directed graphs can be expressed by neural matrices. A concept node should be defined by the state vector to calculate the concepts expressed by matrices. The expressional ability of neural network depends on how the state vector is defined. In this study, state vector is overlapped and each overlapping part acts as a inheritant of concept.

1. 서론

전문가 시스템의 지식베이스에서 지식베이스는 방대해지면 지식베이스 속에 들어 있는 정보를 빨리 검색하는 것은 대단히 어려운 문제중에 하나다. 생성시스템에서도 기본적인 물이 생성규칙의 집합과 작업기여 공간과 인터프리터로 되어 있으며 인터프리터에서는 활성규칙과 생성규칙을 대조하고 적용 가능한 생성규칙 가운데 실제 적용해야 하는 규칙을 선택해야 하는 경합 해소의 과정이 들어간다 [1][2][3]. 즉 숨겨진 정보를 검색하는데 어떤 형태의 탐색과정이 들어간다. 이 인공지능 기법과 신경회로망 기법의 연관으로서 인공지능적인 문제를 어떻게 신경회로망으로 해결할 것인가? 하는 연구가 진행되어왔다. Fahlman[6]은 치관적 탐색은 추리를 빨리 할 수 있지만 인간과 같은 능력을 갖기에는 충분하지 않기 때문에 정보를 저장하고 꺼내는 멤버 하드웨어 연구를 주장했으며 연산구조에서 가지고 있는 개념의 직접 도출의 구조를 연구함으로서 심리적으로 통비

있는 지식베이스 시스템을 만들었다. 개념의 연산구조는 다른 개념과 치관적인 관계를 갖는다. 의미구조 회로망의 전자에서 개념의 연산구조는 링크의 침입과 노드의 침입의 회로망이다. 그러나 Fahlman의 회로는 Hinton[7]이 개념의 직접 내용이라고 부른것을 코드화 할수는 없다. Fahlman의 회로망은 개념을 분석할수 없는 노드로 표현되며 기호는 개념의 성질에 영향을 받지 않는다. Hinton에 의해서 개발된 의미구조 회로망의 형식은 개념의 침입의 연상내용을 개념수준에서 표현했다. 다른개념을 자극하는 개념이 규칙성을 갖고있다. Winston의 신경회로망에서는 top-down방식과 bottom-up방식을 들고 포함하고 개념의 유전이나 개념의 일반화는 이루어지거나 개념의 유전에 제약이 있다. 본 연구에서는 Winston의 신경회로망에서 개념의 유전과 일반화의 제약을 없애고 Hinton이 지적한 개념의 내용을 직접 코드화시키지는 않았지만 같은 기능을 하는 회로망을 제시하고 이 회로망으로 강점표현을 시도하고 생성시스템을 신경회로망으로 구현해 보고자 한다.

2. 개념 검색의 하드웨어 실현

개념을 하드웨어로 구성하려면 개념을 의미 구조 회로망 표현한다. 의미 방향성 그래프는 행렬식으로 표현되며 신경회로망이 행렬식으로 표현되므로 개념검색은 신경회로망으로 표현하고 의미 구조 회로망은 의미 방향성 그래프로서 하드웨어 구현을 할 수 있다.

2-1 의미구조회로망

의미구조 회로망에서는 성질 유전의 기능이 있다. 그림 2.1에서 동물표상은 모든 동물의 속성을 갖고 코끼리 표상에서는 모든 코끼리의 표상을 갖는다. 또 코끼리 표상은 동물 표상의 모든 속성을 이어 받는 것으로 성질 유전의 특성을 갖는다. 여기서 한 코끼리인 이쁜이는 모든 코끼리의 속성을 이어 받으며 이쁜이가 활성화 되면 코끼리 표상이 활성화되고 이어서 동물표상이 활성화 되므로 세으로 연결된 선이 활성화되고 색의 값이 회색이 되어 코끼리 이쁜이는 회색이다라는 개념을 표현하게 된다. 이때 표상을 표현

하는 노드를 *포상노드, 개체를 표현하는 노드를 *개별노드라 하며 계층구조링크를 #VC링크(Virtual copy link)라 한다.

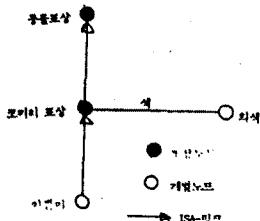


그림 2.1 의미구조 회로망에서의 성질유전
Fig. 2.1 Property inheritance

그림 2.2에서는 동물 포상의 모든 속성을 새 포상이 이어 받고 카나리아 포상은 모든 새 포상의 속성을 이어 받는다. 이때 포상노드들은 모든 속성을 나타내며 동물을 개개의 집합을 나타낼 때 집합노드와 집합 링크를 사용하여 특별한 성질을 나타낼 때 역할노드를 사용한다. 포상노드가 나타내는 개념의 범주안에 있을 때를 In-role이라고 하고 범주밖에 있을 때 Of-role이라 한다. In-role을 연결할 때를 #EXIST링크 또는 Of-role을 연결할 때를 #EXFOR링크라고 한다.

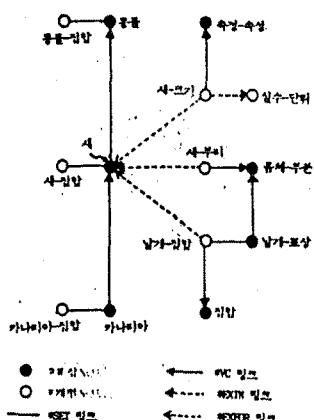


그림 2.2 In-role Of-role
Fig. 2.2 In-role Of-role

그림 2.3에서 처럼 마당쇠는 사람이고 아버지는 남자인데 모든 아버지가 다 조종사는 아니고 마당쇠의 아버지만 조종사 일때 즉 특별한 성질을 체가 할때를 #MAP노드로 표현하며 마당쇠의 아버지에서 마당쇠로 연결된 선을 #OWNER링크 아버지와 사람은 #EXFOR링크로 연결되고 아버지에서 마당쇠 아버지는 #MAP링크로 표현한다.

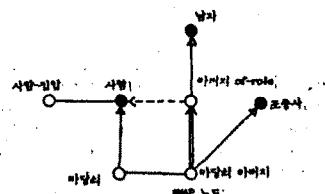


그림 2.3 마당쇠의 아버지는 조종사이다
Fig. 2.3 #MAP Node

2-2 의미 방향성 그래프

그림 2-4에서 코끼리는 동물의 속성을 이어받고 동물은 동물 집합에 속하며 코끼리는 코끼리 집합에 속할 때 이것을 서술계산식(Predicate calculus)로 쓰면 (#VC 코끼리 동물), (#SET 동물 동물집합), (#SET 코끼리 코끼리 집합)이 된다.

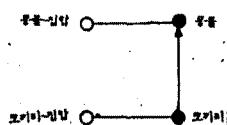


그림 2.4 코끼리는 동물이다
Fig. 2.4 An Elephant is animal

돌쇠는 남자이다를 서술 계산식으로 쓰면 (#VC 돌쇠 남자)이다. 이것을 의미 방향성 그래프로 표현하면 첫째 말 #VC는 무엇이 무엇에서 개념이 복사되어야 하므로 이진적(Binary predicate)이어야 한다. 두번째 말 돌쇠는 서술에 대한 첫번째 Argument이며 세번째 말 남자는 서술에 대한 두번째 Argument어야 한다. 이것을 의미 방향성 그래프로 표현하면 그림 2.5와 같다.

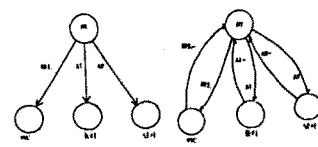


그림 2.5 돌쇠는 남자이다
Fig. 2.5 Semantic digraph

여기서 노드의 집합 N은 {(M1, #VC), (M1, 돌쇠), (M1, 남자)}이고 하강 아크의 집합 A는 {(M1, #VC), (M1, 돌쇠), (M1, 남자)}이며 상승 아크의 집합 A_는 {(#VC, M1), (돌쇠, M1), (남자, M1)}이다. 이것은 각각 rel, A1, A2, rel_A1_A2_로 명명 했다.

그림 2-6에서 노드에서 아크를 통해 이르는 점을 Find, findunion 함수로 정의 하려고 교집합을 Intersection으로 표현하면

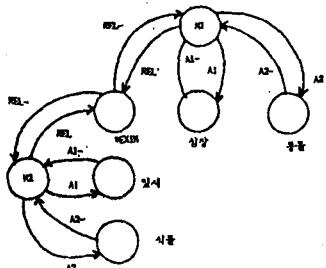


그림 2-6 심장은 동물에 있다

Fig 2-6 Heart is in animal

Find ((rel *EXIN)(A1, 심장)(A2, 동물))

$$\begin{aligned}
 &= \text{Intersection}(\text{FindUnion}(\text{rel_*EXIN}), \\
 &\text{FindUnion}(A1_{\text{심장}}), \text{FindUnion}(A2_{\text{동물}})) \\
 &= \text{Intersection}(\{M1, M2\}, \{M1\}, \{M2\}) \\
 &= \{M1\}
 \end{aligned}$$

그림 2.6에 새로운 회로망 구조를 추가하기 위해 Build((rel *VC)(A1 심장)(A2 기관))을 부르면 그림 2.7과 같다.

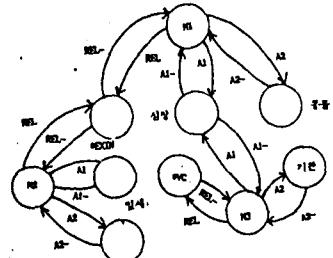


그림 2.7 새로운 종류의 회로망 구조의 추가

Fig 2.7 Build Function

2.3 연상 기억 시스템 (associative memory system)

연상 기억 시스템(이하 A M으로 약칭)의 기본 차트구조는 벡터와 행렬이며 개념노드들이 상태벡터로 표현되며 노드들 간의 연결 관계는 노드를 나타내는 두 상태벡터의 외적(outer product)으로 나타내어진다. $X = X(i)$, $Y = Y(j)$ 를 두개의 상태 벡터라 하면 X 와 Y 의 외적은 $A(i,j) = X(i)Y(j)$ 인 행렬 A로 정의하며 X 와 Y 의 외적의 (i,j) 번째 성분은 X 의 i번째 성분과 Y 의 j번째 성분의 곱이며 X 가 N차면 Y 가 M차면 벡터라면 $X(i)Y(j)$ 는 NM행렬이다. 예를들면 $X = (1, -1)$, $Y = (3, 2)$ 이면

$$A(i,j) = X(i)Y(j) = \begin{bmatrix} X(1)Y(1) & X(1)Y(2) \\ X(2)Y(1) & X(2)Y(2) \end{bmatrix}$$

이므로

$$A(i,j) = \begin{bmatrix} 1*3 & 1*2 \\ -1*3 & -1*2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ -3 & -2 \end{bmatrix}$$

된다.

A 가 상태 벡터들간의 연관관계를 저장하는 결합행렬이고 초기에 비어 있다고 하자. 만약 벡터 f 로 부터 벡터 g 까지의 연관 관계를 A 안에 저장하고 싶으면 그때 g 와 f 의 외적으로서 A 를 증가 시킨다.

즉 $A(i,j) \leftarrow A(i,j) + g(i)f(j)$ FindUnion함수를 AM으로 구현한 노드A와 노드B가 상태벡터 $a(i)$, $b(i)$ 로 각각 표현되고, 노드C가 A와 B의 합집합이면 $C(i) = \max(a(i), b(i))$ 로 표현된다.

$$\text{예로 } (a) \longleftrightarrow a = \{1, 0, 0\}$$

$$(b) \longleftrightarrow b = \{0, 1, 0\}$$

$$(c) \longleftrightarrow c = \{0, 0, 1\}$$

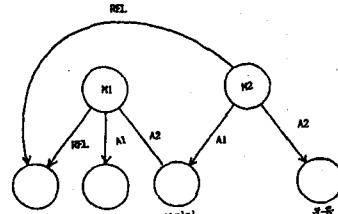


그림 2.8 FindUnion의 일례

Fig 2.8 An example of FindUnion

일경우, 집합 D를 (a)나 (b)의 합집합으로 표현해보면

$$D = \{a, b\}$$

$$= \text{union}(\{a\}, \{b\})$$

$$d(1) = \max(a(1), b(1))$$

$$d(1) = \max(a(1), b(1)) = \max(1, 0) = 1$$

$$d(2) = \max(a(2), b(2)) = \max(0, 1) = 1$$

$$d(3) = \max(a(3), b(3)) = \max(0, 0) = 0$$

$$D = \{d(1), d(2), d(3)\} = \{1, 1, 0\}$$

으로 되어 노드A와 노드B가 상태벡터 $a(i)$ 와 $b(i)$ 에 의해 미방향성 그래프 노드들의 집합이라 하고 A와 B의 교집합을 C라하면 $C(i) = \min(a(i), b(i))$ 와 같이 표현된다.

그림 2.8에서 A1의 미방향성 그래프의 아크를 저장하는 결합행렬은 $a_1(i,j) = \text{이쁜이}(i)m_1(j) + \text{코끼리}(i)m_2(j)$ 로 되며 또한 $\{M1, M2\} = \text{Union}(\{M1\}, \{M2\})$ 이기 때문에 상태벡터로 표현하면 $\max(m_1(i), m_2(i))$ 이다. $m_1(i)$ 와 $m_2(i)$ 를 기본단위 벡터로 선택하면 $\max(m_1(i), m_2(i)) = m_1(i) + m_2(i)$ 와 동일하다. 따라서, $\text{FindUnion}(A1(M1, M2)) = a_1(i,j)[m_1(j) + m_2(j)]$ 이며 이것을 계산해 보면 다음과 같아진다.

$$\begin{aligned}
 a_1(i,j) [m_1(j) + m_2(j)] &= [\text{이쁜이}(i)m_1(j) + \text{코끼리}(i)m_2(j)][m_1(j) + m_2(j)] \\
 &= \text{이쁜이}(i)m_1(j)[m_1(j) + m_2(j)] + \text{코끼리}(i)m_2(j)[m_1(j) + m_2(j)] \\
 &= \text{이쁜이}(i)[m_1(j)m_1(j)] + \text{이쁜이}(i)[m_1(j)m_2(j)] + \text{코끼리}(i)[m_2(j)m_1(j)] \\
 &\quad + \text{코끼리}(i)[m_2(j)m_2(j)]
 \end{aligned}$$

기본 단위 벡터가 직교성이기 때문에 $m_1(j)m_2(j) = 0$, $m_2(j)m_1(j) = 0$ 또한 기본 단위 벡터가 단위 벡터이기 때문에 $m_1(j)m_1(j) = 1$, $m_2(j)m_2(j) = 1$. 이므로 결국 $\text{FindUnion}(A1(M1, M2)) = a_1(i,j)[m_1(j) + m_2(j)] = \text{이쁜이}(i) + \text{코끼리}(i)$ 이며 이는 $\{\text{이쁜이}, \text{코끼리}\}$ 를 나타내는 상태 벡터이다. A, B, C가 임의의 미방향성 그래프 하강 아크 행

데이고 A-,B-,C-가 그의 대응 상승 arc 형태라 하고 X,Y,Z 가 임의의 의미방향성 그래프 노드라 하면

$\text{Find}((A X)(B Y)(C Z))$

=Intersection(FindUnion(A-X), FindUnion(B-Y),

FindUnion(C-Z)) 이며

X, Y, Z 노드의 상태벡터 표현을 $X(i), Y(i), Z(i)$ 라 하고 A, B, C에 대응하는 AM행렬을 $a(i,j), b(i,j), c(i,j)$, A-, B-, C-에 대응하는 AM행렬을 $a-(i,j), b-(i,j), c-(i,j)$ 라 하면 다음과 같이 된다.

$\text{Find}((A X)) \longleftrightarrow a-(i,j) x(j)$

$\text{Find}((A X)(B Y)) \longleftrightarrow \min[a-(i,j) x(j), b-(i,j) y(j)]$

$\text{Find}((A X)(B Y)(C Z)) \longleftrightarrow \min[a-(i,j) x(j), b-(i,j) y(j), c-(i,j) z(j)]$

Find 연산이 이루어지는 동안 실행된 각각의 행렬곱은 별개의 결합행렬을 포함하기 때문에 모든 행렬곱이 동시에 실행될 수 있다.

2.4 신경회로망

그림 2.9는 뉴론 F1,F2, 그리고 F3로부터 세 개의 입력을 취하는 뉴론 모델 G를 나타낸다.

이 뉴론에서 g 로 뉴론의 활동상태를 표시하며 $g=0$ 이면 이 뉴론은 활동하지 않고

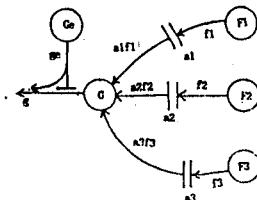


그림 2.9 뉴론 모델

Fig. 2.9 Neuron model

$g > 0$ 이면 이 뉴론은 활동하며 활동상태는 g 이다.

F1,F2,F3로부터 G에 이르는 신호는 f_1, f_2, f_3 의 값을 갖는다. 외부에서 G에 들어오는 입력은 g 의 값을 갖는다. 시간 t동안에 G의 출력은 다음과 같다.

$$g(t) = (1-k(t))(a_1(t)f_1(t) + a_2(t)f_2(t) + a_3(t)f_3(t)) + k(t)g_e(t)$$

$k(t)=1$; 기억하고 있는 동안

$k(t)=0$; 회상하고 있는 동안

즉, 시간 t에 G의 출력은 기억하고 있는 동안에 $g_e(t)$ 이고 회상하고 있는 안에는 $g(t) = a_1(t)f_1(t) + a_2(t)f_2(t) + a_3(t)f_3(t)$ 이다.

또 연결 부분에 대한 수정 규칙은 다음과 같이 주어진다.

$$a_i(t+1) = a_i(t) + k(t)g(t)f_i(t)$$

즉 기억시 $k(t) = 1$ 이면 $g(t)f_i(t)$ 에 의해 $a_i(t+1)$ 이 증가 한다. 앞 뉴론과 뒷 뉴론 사이의 관계가 있으면 연결성이 강화된다. 이를 Hebb의 학습법칙이라 한다.

$k=1$ 이면 $a_i(t+1) = a_i(t) + g_e(t)f_i(t)$ 이며 $g(t) = g_e(t)$ 가된다. 따라서 $a_i(t+1) = a_i(t) + g_e(t)f_i(t)$ 그러므로 학습 동

안에는 뉴론 G의 상태가 고정된다. 정보 조회 동안은 $k(t)=0$ 이며 $a_i(t+1) = a_i(t) + a_3(t)f_3(t)$ 가 된다.

상태 벡터의 뉴론 회로 구현

이 방법은 Anderson(1983)에 의해 고안되었다. 결합 행렬은 두 개의 뉴론 저장 이의 신경집합 가중치의 집합으로 해석될 수 있다. 두 개의 A,B를 고려하자. 그림 2.10에서 $A=\{F_1, F_2\}$, $B=\{G_1, G_2\}$ B에 있는 각각의 뉴론은 F_1, F_2 로부터 입력을 받는다. G_1 은 추가적 입력 G_{e1} 에서 정보를 얻고 G_2 는 추가적 입력 G_{e2} 에서 정보를 얻는다.

이때 $a_{ij} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}$ 로 연결되어 있다.

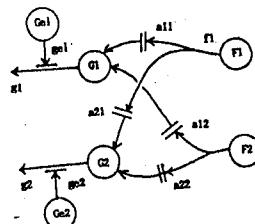


그림 2.10 두 개의 상호 연관된 뉴론 저장소

Fig. 2.10 Two Banks of neuron

이때 B집단의 뉴론 방정식은

$$g_1(t) = (1-k(t))(a_{11}(t)f_1(t) + a_{12}(t)f_2(t)) + k(t)g_{e1}(t)$$

$$g_2(t) = (1-k(t))(a_{21}(t)f_1(t) + a_{22}(t)f_2(t)) + k(t)g_{e2}(t)$$

$$a_{11}(t+1) = a_{11}(t) + k(t)g_1(t)f_1(t)$$

$$a_{12}(t+1) = a_{12}(t) + k(t)g_1(t)f_2(t)$$

$$a_{21}(t+1) = a_{21}(t) + k(t)g_2(t)f_1(t)$$

$$a_{22}(t+1) = a_{22}(t) + k(t)g_2(t)f_2(t)$$

이 식을 행렬 형태로 다시 쓰면

$$g(i;t) = (1-k(t))a(i,j)f(j;t) + k(t)g_e(i;t)$$

$$a(i,j;t+1) = a(i,j;t) + k(t)g(i;t)f(i;j)$$

여기서 t 는 색인이나 아니고 시간 인자이다.

AM 레벨에서 최대 최소 상태 벡터 함수는 각각 합집합과 교집합을 구현하는데 사용된다. 즉 $a(i), b(i)$ 가 노드 집합 A,B를 나타내면 $\max(a(i), b(i))$ 와 $\min(a(i), b(i))$ 는 A와 B의 합집합과 교집합을 나타낸다.

신경회로망에서 $f(i)$ 와 $g(i)$ 가 뉴론 집합 F와 G에서 발생하는 활동성을 표시하면 $h(i)$ 가 $\min(f(i), g(i))$, $\max(f(i), g(i))$ 에 의해서 표시되는 세번째 뉴론 집합 H가 계산될 수 있다. 그림 2.11에서 집합 H에 속하는 1번째 뉴론 $h(i)$ 가 $f(i)$ 와 $g(i)$ 의 최대값을 계산한다면 이 회로는 AM max 연산을 구현할 수 있다. 또한 뉴론 $h(i)$ 와 $g(i)$ 의 최소값을 계산한다면 이 회로는 AM min 연산을 계산할 수 있다. 집합 H의 각각의 뉴론은 H에 있는 다른 뉴론들과 무관하게 그것을 계산 수행한다.

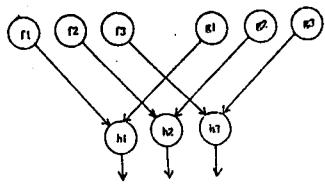


그림 2.11 max 와 min 함수의 신경회로망 구현

Fig. 2.11 Max. and Min. in neural network

3. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결론과 고찰

시뮬레이션에서는 생성시스템의 한 예를 신경회로망으로 해결하는 보기를 보이고 의미구조회로망의 의미 집합간의 관계를 보였다. 첫째로 간단한 생성시스템의 예를 보이고 그 생성 시스템의 지식베이스에 의미집합의 관계를 표현하기 위한 지식을 첨가하였다.

생성규칙	
P1 :	만일 헐을 갖고 있으면 동물이다.
P2 :	만일 동물이 젖을 먹으면 포유동물이다
P3 :	만일 동물이 날개를 갖고 있으면 새이다.
P4 :	만일 동물이 날 수 있고 암을 낳으면 새이다.
P5 :	만일 동물이 포유동물이고 금을 갖고 있으면 유제(발굽) 동물이다.
P6 :	만일 동물이 포유동물이고 주로 육식을 하면 육식동물이다
P7 :	만일 동물이 유제동물이고 목이 길면 기린이다
P8 :	만일 동물이 둘무늬가 있으면 얼룩말이다.

현재 식별할 동물의 데이터

작업 기억 공간	
1.	털이 있다.
2.	젖을 먹는다.
3.	금을 갖고 있다.
4.	목이 길다.
5.	동물이다.
6.	포유동물이다.
7.	유제동물이다.
8.	기린이다.

데이터 1을 P1에 적용시키면

결론은 동물이다.

P1
1 —————> 5로 나타낸다.

작업기억 공간에 5를 쓰고 동물이다라고 하는 새로운 데이터를 넣는다.

그러면 P2는 적용 가능하다.

동물이고 젖을 먹으면 포유동물이다.

P2
2, 5 —————> 6

포유동물이고 젖을 먹으면 유제동물이다.

P5
6, 3 —————> 7

유제동물이고 목이 길면 기린이다.

P7
7, 4 —————> 8

그러므로 최종 결론은 기린이다.

의미구조회로망은 그림 3.1과 같고, 지식베이스는 표 3.1과 같다.

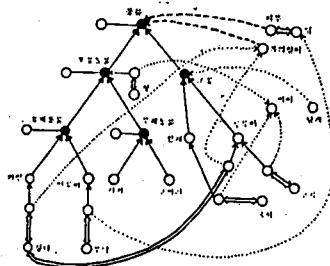


그림 3.1 시뮬레이션의 의미구조 회로망

Fig. 3.1 Semantic network using in simulation

표 3.1 시뮬레이션의 지식베이스

Table 3.1 Knowledge base using in simulation

노드	성질	성질값
동물	목	- - -
	피부	털
	썩이	- - -
	날개	- - -
조류	목	- - -
	털	- - -
	썩이	- - -
	날개	있다
포유동물	목	- - -
	털	- - -
	썩이	- - -
	날개	- - -
유제동물	피부	- - -
	목	- - -
	금	있다
얼룩말	피부	무늬
	목	- - -
	금	있다
사자	피부	- - -
	목	고기
	금	없다
참새	피부	- - -
	썩이	곡식
두루미	피부	- - -
	목	길다
	썩이	고기
	금	없다

이 시스템에 중복을 한번 사용했을 때의 응답은 표 3.2와 같고 중복을 두번 했을 때의 응답은 표 3.3과 같다.

표 3.2 시뮬레이션의 중복 한번 허용시 응답결과

Table 3.2 Result in permission of one overlapping

노드	성질	응답값
동물조류	목	0.01 * 같다
포유동물		0.01 * 같다
유제동물		0.01 * 같다
얼룩말		1 * 같다
기린		0.01 * 같다
작새		1 * 같다
두루미		0.01 * 같다
동물조류	먹이	0.01*젖 0.01*젖, 0.01*고기, 0.01*곡식 1*젖 0.01*젖
포유동물		-----
유제동물		-----
얼룩말		-----
기린		0.01*고기, 1*곡식
작새		1*고기, 0.01*곡식
두루미		-----
동물조류	피부(털)	1*털 0.01*털 0.01*털
포유동물		-----
유제동물		-----
얼룩말		-----
기린		-----
작새		-----
두루미		-----
동물조류	날개	0.01*날개 1*날개 0.01*날개
포유동물		-----
유제동물		-----
얼룩말		-----
기린		-----
작새		-----
두루미		-----

표 3.3 시뮬레이션3의 중복을 두번 허용했을 때의 결과표

Table 3.3 Result in permission of two overlappings

노드	성질	응답값
동물조류	목	0.01* 같다 0.01* 같다 0.01* 같다 0.01 * 같다 0.01 * 같다 1 * 같다 0.01 * 같다 1 * 같다
포유동물		-----
유제동물		-----
얼룩말		-----
기린		-----
작새		-----
두루미		-----
동물조류	먹이	0.01*젖 0.01*곡식 0.01*고기 0.01*젖, 0.01*고기, 0.01*곡식 1*젖 0.01*젖 0.01*젖 0.01*젖 0.01*젖 1*곡식 0.01*고기 0.01*젖 1*고기, 0.01*곡식
포유동물		-----
유제동물		-----
얼룩말		-----
기린		-----
작새		-----
두루미		-----

동물조류	피부(털)	1*털 0.01*털 0.01*털 0.01*털 ----- ----- 0.01*털 0.01*털
동물조류	날개	0.01*날개 1*날개 0.01*날개 ----- ----- 0.01*날개 0.01*날개

4. 결론

본 논문에서는 생성 시스템을 의미 구조 회로망과 의미방향성 그래프를 이용하여 추론하는 신경회로망으로 구현하였다. 생성 시스템을 신경회로망으로 구현하려면 생성 시스템에서 표현된 지식 표현을 의미 구조 회로망으로 바꾸고, 의미 구조 회로망을 방향성 그래프로 바꿔주면 방향성 그래프는 행렬연산이 가능하므로 신경회로망으로 구현할 수 있다. 본 논문에서 연구실행한 시뮬레이션에서 다음과 같은 결과를 얻었다.

- 1) 상태 백터를 중복 시킴으로 추론 활동이 이루어졌다.
- 2) 중복 가중인자를 0.1로 하였을 때 중복에 의한 개념의 간섭이 이루어져 간섭 되는 정도는 0.01 이 되었다.
- 3) 지식베이스내에 있는 어느 한 집단의 구성원은 그 집단의 다른 구성원의 영향을 받았다.
- 4) 자기 자신 뿐만 아니라 부모 노드나 형제 노드의 범주까지 추론 활동을 하였다.
- 5) 역활노드 값의 반도수가 범주의 표현에 반영됨을 보였다.
- 6) 한번이라도 정보가 있으면 추론을 하고 정보가 전혀 없으면 추론하지 못함을 보였다.
- 7) 중복부분을 한번 사용하면 부모나 형제 노드간에는 추론을 하나 할아버지 노드나 삼촌노드는 추론을 하지 못함을 보였고 중복부분을 두번 쓰면 할아버지 노드, 삼촌 노드까지 추론할 수 있음을 보임으로서 중복 부분이 개념 유전자의 역할을 함을 보였다.

참고문헌

1. K.T.Kim, S.Y.Lee, Artificial intelligence, Daedong, 1989.
2. T.Y.YookRoo, K.Y.Lee, Introduction to Artificial intelligence, ChypMoonDang, 1986.

3. K.J.Lee, Artificial intelligence, ChungMoonLack, 1988.
4. McClelland, Rumelhart and the PDP Research Group, parallel distributed Processing, the MIT Press, 1981.
5. Fahlman, s, s, NETL.A system for representing and using real-world knowledge, MIT Press, 1981.
6. Fahlman, s, e, Representing implicit knowledge. In J.A.anderson & G.E. Hinton(Eds), Parallel models of associative memory(pp.145-159). Hillsdale,New Jersey Lawrence Erlbaum Associates.
7. Hinton, G.E. Implementing semantic networks in parallel hardware. In J.A.Anderson & G.E. Hinton(Eds), Parallel models of associative memory(pp.161-187). Hillsdale, New Jersey : Lawrence Erlbaum Association.
8. Winston, H.A., A Neural Model of a semantic Network, Brown University, 1984.
9. IGOR A., Neural computing Architectures, The MIT Press, 1989.
10. LYNN N., Lynn A.C., Peter C., R.M. Harnish, Neural Connections, Mental computation