

# 신경계 행위 표현 및 검증을 위한 FPN 설계

正會員 金 成 烈\* 正會員 金 龍 昇\*\* 正會員 李 相 鎬\*\*\* 正會員 李 哲 熙\*\*\*\*

## Design on a Fuzzy Petri Net for Representation and Verification of Nervous System Behaviors

Seong Ryeol Kim,\* Young Seung Kim,\*\* Sang Ho Lee,\*\*\* Chul Hee Lee\*\*\*\* *Regular Members*

### 要 約

본 논문은 신경계 행위 표현의 효율성과 동작의 정당성을 검증할 수 있는 모형화 도구로 FPN을 제안하였다. 설계를 위해 기존의 통신망과 신경망 행위의 표현과 검증의 유사성 및 차이점을 분석하고, 신경계의 애매 모호성의 효율적인 표현을 위하여, PN에 Fuzzy 집합 이론을 적용하여 FPN 모형을 설계하였다. 설계된 FPN을 다층 퍼셉트론 구조로 표현하여 그 효율성이 우수함을 보였다.

### ABSTRACT

This paper presents a Fuzzy Petri Net(FPN) model, which can be used to verify the validity and effectiveness of nervous system behaviors.

The similarities and differences between communication network and neural network are analyzed with respect to the representation and verification of the system behaviors. For the effective representation for the ambiguities of nervous system we combine fuzzy set theory to the Petri Net, and then design a new model, FPN. Also we show that FPN is superior to the multilayer perceptron model using computer simulation.

### I. 서 론

인간의 뇌는 생리학적으로 작은 신경세포(neuron)들이 그물 같이 연결되어 망을 이루고 있다. 각 신경세포는 다른 많은 세포들로부터 신호를 받아 들이고

그것을 종합해서 흥분(정보소자) 여부를 결정한다. 이때 신경세포는 전기적인 펄스를 내보내고 그것을 다른 신경세포에 전달한다. 이러한 방식으로 외부에서 정보를 전달받고, 때로는 자발적으로 생성하여 많은 흥분이 뇌의 신경망을 흘러 다닌다. 이러한 신경세포의 흥분 전이 상태를 뇌의 활동 상태라고 한다. [1][6][11][14][21][22] 신경 세포간의 상호 작용에 의한 흥분 상태가 변해가는 과정(행위: behavior)이 인간의 사고 과정이며 뇌의 정보처리 과정이다. [4][5] 인간의 뇌는 정보를 표현하여 처리하는 복잡한 정보기계라 볼 수 있다. 정보기계의 본질은 그 하드웨어의 소자로부터 직접 알 수 있는 것이 아니라 뇌가 외부의 정보

\* 清州大學校 電子計算學科  
Dept. of Computer Science Cheongju Univ.  
\*\* 清州專門大學 電算情報科  
Dept. of Computer Science Cheongju Junior Collège.  
\*\*\* 忠北大學校 電子計算學科  
Dept. of Computer Science Chungbuk Nat'l Univ.  
\*\*\*\* 崇實大學校 電子計算學科  
Dept. of Computer Science Soongsil Univ.  
論文番號: 92-68(接受1991. 9. 17)

를 내부의 흥분 상태로의 표현하거나, 기억 형태로 표현한다. 이러한 표현을 이용하여 계산, 인지, 사고, 운동제어 등의 정보 처리 과정의 실행 상태로 알 수 있다. 그러나 문제는 뇌의 하드웨어인 생물학적인 실체와는 달리, 상대적으로 독립적인 정보의 표현과 계산 방식등의 소프트웨어적인 문제점을 갖고 있다. [13][16][11][14]의 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하고, 뇌의 정보 처리 과정을 효율적으로 표현하고, 각각의 신경망으로 구성된 신경계(Nervous system)의 애매모호한 행위 표현을 효율적으로 표현하기 위하여, 기존의 Petri Net(PN)에 Fuzzy 집합이론을 적용하여 Fuzzy Petri Net(FPN) 모형을 설계 제안하였다. 그리고 설계된 FPN을 간단한 다중 퍼셉트론 구조로 표현하여 그 효율성이 우수함을 보였다. 본 논문의 구성은 II장에서 신경계를 표현하기 위해 기본적으로 구성되는 신경망의 구조, 특성 및 학습과 일반 통신망의 행위 표현과 검증에 관하여 알아 보고 기존의 신경망으로는 행위 표현을 할 수 없어, 새로운 도구를 III장에서 설계 제안하고, IV장에서 간단한 퍼셉트론 구조를 모형화하여 구현하고 평가하여 V장에서 결론을 맺었다.

## II. 신경계 행위 표현 및 검증

신경계는 각기 기능이 다른 여러개의 신경망으로 구성되어 있으며, 이러한 기능을 묶고, 연결하고, 각각의 서브 시스템에서 처리된 정보를 종합하는 기능은 뇌에서 주관을 한다. 이렇게 각기 다른 기능을 갖는 신경망들의 집합을 신경계라고 한다. 이 신경계의 각종의 정보를 행위라고 정의하며, 이들의 행위를 표현하고 검증하기 위해 기존의 일반망과 신경망의 특성과 문제점을 분석하고 해결 방안을 제시한다.

### 1. 신경망의 일반적인 특징

신경망의 일반적인 특징으로 첫번째는 신경망은 인간의 뇌를 모형으로 인간의 정보처리 시스템의 중추인 뇌를 모형화하는 것이다. 인간 두뇌의 메카니즘 해명을 위한 연구로 인간 두뇌학(cybernetics)등에서 근본적인 이론을 제시하고 있다. 모형화하는 시도로는 1943년 McCulloch와 Pitts에 의해 제안된 McCulloch-Pitts 모형이 있다. 이는 1953년에 Rosenblatt이 제안한 퍼셉트론(Perceptron)에 이용되었다. 이후 홉필드 네트워크(Hopfield network), 볼츠만 기계

(Boltzmann machine)등으로 발전되어, 1980년대 Winner가 주장한 Connectionism으로 발전되어 왔다. 신경망은 두번째 특징으로는 신경망의 신경 조직은 수많은 처리 요소(Processing Element: PE)가 동시 동작하는 병렬 처리 기계 일종인 병렬 분산처리 시스템이다. 인간의 뇌는 100억에서 200억개의 신경 세포로 구성되어 있으며, 각각의 신경세포가 하나의 처리 요소의 특징을 갖고 있어, 인간의 뇌는 계층 구조의 병렬 분산 처리 시스템과 같다. 세번째의 특징으로는 인간의 뇌는 외부 환경에 맞도록 자기 자신을 변화시키는 자기 조직화(self organization)의 능력을 갖고 있어, 신경망도 스스로 학습할 수 있는 능력을 갖어야 한다. [11], [20][21]

### 2. 신경망 모형

#### (1) 신경세포 조직

인간 두뇌의 신경세포 구성 요소는 <그림 2-1>과 같다. 구성 요소는 처리 요소의 성격을 갖는 신경세포 몸체(nerve cell body)와 자극 정보를 입력받는 시냅스(synapse), 세포와 세포를 연결하고 정보를 전달하는 축삭(axon)이라는 신경 섬유(nerve fiber)가 있으며, 세포와 축삭과 연결하는 축삭 연결부분(axon hillock)이 있어 다른 세포로 정보를 출력하는 역할을 수행한다. [15], [11], [20]

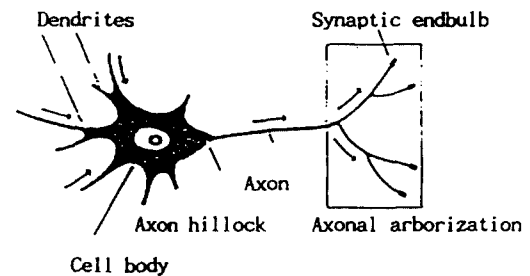


그림 2-1. 신경 세포 구성요소  
Fig. 2-1. Components of a neuron

#### (2) 기본 신경망 모형

기본적인 신경망을 표현하는 데는 가장 기본적인 신경 세포를 수리 모형으로 표현하며 <그림 2-2>와 같다. 여기서 입력  $x_i$ 에 가중치  $w_i$ 를 주어 특성 함수에 의해 출력  $y$ 를 산출한다. [5], [21]

이밖에 수리 모형을 이용한 1943년 McCulloch와

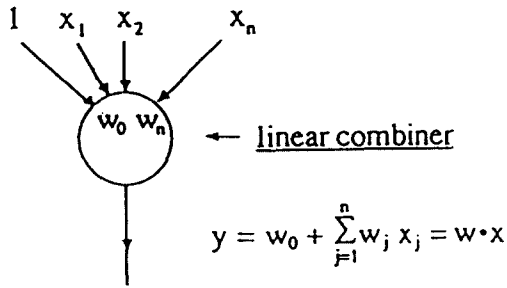


그림 2-2. 수리 모형  
Fig. 2-2. Mathematical model

Pitts에 의해 제안된 McCulloch-Pitts 모형이 있고, 출력은 역치 함수를 이용하였다. 이는 1953년에 Rosenblatt이 제안한 퍼셉트론에 이용되었다. 간단한 퍼셉트론 모형은 <그림 2-3>과 같다.<sup>[21]</sup>

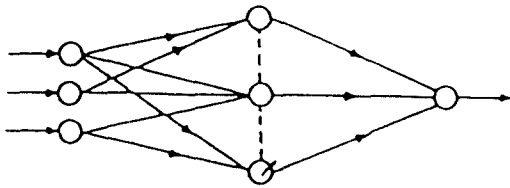


그림 2-3. 간단한 퍼셉트론 모형  
Fig. 2-3. Simple perceptron model

1981년에 J. J. Hopfield가 제안한 홉필드 네트워크 모형이 있으며, 특징은 대칭적인 상호 결합형 모형으로 비동기적인 동작 규칙을 갖고 동작한다. 그리고 홉필드 네트워크 모형을 확장하여 동작 규칙을 효율적으로 확장시킨 볼츠만 기계로 1984년에 G. E. Hinton이 제안하였다.<sup>[5],[21]</sup>

(3)신경망의 모형 구조

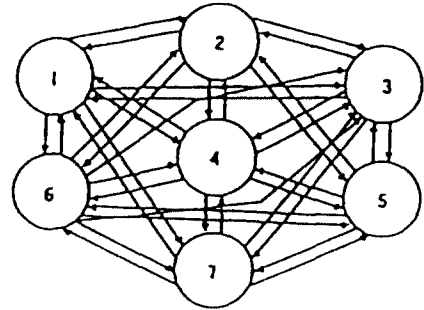
1)계층형 구조

신경망의 신경 조직을 계층으로 구분하여 계층별로 정보가 특정 방향 조직으로만 전달되는 특징을 갖고 있으며, 각각의 뉴런의 처리 주기는 100ms 정도로 한다.

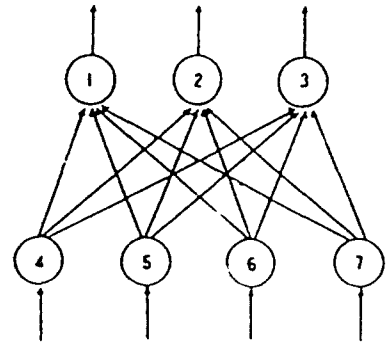
2)상호 결합형 구조

신경망은 서로 상호 결합되어 있으며, 모든 신경은 일정 클럭에 의해 동기적으로 동작한다. 각각의 신경 조직의 특성은 균일하다는 가정을 하고 있으며, 대표

적인 모형으로는 홉필드 모형 등이 있다.



(a)상호 결합형 네트워크



(b)계층형 네트워크(2층의 경우)

그림 2-4. 상호 결합형과 계층형 신경망 모형  
Fig. 2-4. Combinational and hierarchical neural network

이밖에 서로 독립된 기능을 갖는 몇개의 모듈이 상호 결합되어 있는 모듈 구조는 뇌속에 특정한 장소로 국부적으로 존재한다. 고양이의 시신경 조직과 유사하며, Winner에 의해 제안된 Feedback구조로 발진 작용은 동기 클럭을 이용한다. 그리고 주변 억제(lateral inhibition) 구조는 시각계에서 화상 에지(edge)에 이용하며, 주변 신경들의 상호 작용에 의해 정보 처리가 실현된다.<sup>[21]</sup>

3. 신경계의 행위 표현 및 검증

신경계 또는 신경망에서의 행위 표현은 각각의 신경 세포의 흥분 상태 진이 과정(행위)으로 표현한다. 이러한 신경망의 표현은 수리모형을 이용하거나, 퍼셉트론의 계층형 모형 또는 홉필드 네트워크와 볼츠만 기계와 같은 상호 결합형 모형 등으로 표현할 수

있다.<sup>116), 117)</sup> 이러한 방법이나 도구들은 신경망 각각의 행위를 표현하기에는 많은 제약감과 문제점들을 내포하고 있어 완전한 행위 표현 또는 뇌의 정보처리 과정을 표현하고 검증하기에는 용이하지가 않고 대부분의 특정의 목적을 위한 학습과 인식에 응용하기 위한 모형들이라 볼 수 있어 행위 표현과 검증에는 부적합하다. 그리고 기존 일반망의 모형화 도구인 Finite State Machine(FSM), PN, UCLA Net 등의 그래프 도구를 이용하거나 LOTOS, ESTELLE 등과 같은 형식 언어를 이용할 수도 있으나, 이러한 도구들은 순차 처리와 단순 행위 표현에 적합<sup>118)</sup> 하도록 설계되어 있으므로, 신경계의 복잡하고 유사성이 많은 행위들을 표현하고 검증하기는 부적합하다. 본 논문은 이러한 결과, 기존의 모형화 도구중에서 PN을 확장하여 신경계 또는 신경망의 행위를 표현하고 검증할수 있는 도구를 설계하고자 한다. 새로운 신경계의 모형화 도구 설계시 기존의 PN을 선택한 이유<sup>113)</sup>는 다음과 같다.

- 1) 정점과 선분으로 구성된 그래픽 도구로 쉽게 이해할 수 있다.
- 2) 표현 구조가 자연스럽고 섬세하며 정확하게 표현할 수 있다.
- 3) 시스템의 정보와 제어 흐름의 표현이 형식적이고 추상적인 표현이 가능하다.
- 4) 비동기적이고 병렬적이며 비결정적인 시스템을 강력하게 모형화할 수 있다.
- 5) 행위를 모형화할 수 있는 상점과 확장의 용이성을 갖고 있다.

이러한 특징을 갖고 있는 PN을 이용하여 Fuzzy 이론을 접목시키고 확장하여 Fuzzy Petri Net (FPN)를 설계 제안한다. 적용한 Fuzzy 이론은 Zadeh에 의해 Fuzzy 집합론이 제창되었으며, 기존의 true, false 값인 [0,1]의 진성적인 값을 [0,1] 사이의 값으로 표현되며, 이러한 Fuzzy값은 진리치, 확신도, 애매도 등으로 나타낼 수 있다.<sup>119), 120)</sup> 이러한 Fuzzy 이론은 애매 모호한 대상을 명확하게 취급하는 이론으로 신경망의 수많은 세포 조직의 행위의 변화에서 명확한 결론을 유도하는 방법으로 Fuzzy 집합을 이용하여 FPN을 설계하였다.

### III. FPN 정의 및 설계

#### 1. FPN 정의

<정의 1> FPN 정의

FPN은 7개의 튜플로 구성되며 다음과 같다.

FPN = (P, T, A, S, R, F, M)

P: a finite set of places,  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$   $n \geq 0$

T: a finite set of transitions,  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$

$m \geq 0, P \cap T = \emptyset$

A: a finite set of arcs(input and output arcs)

$A: T \times P \cup P \times T \neq \emptyset$

S: a finite set of start places,  $S \subseteq P$

R: final place(reachable place),  $R \subseteq P$

F: firing function ( Fuzziness function)

M: a finite marking set  $M = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ ,

$\mu_j = \langle d_j, g_j \rangle, j \leq n$

$\mu_j$ : marking of jth

$d_j$ : excitatory input ( $d_j \geq 0.5$ ) or inhibitory input ( $d_j < 0.5$ )

$g_j$ : token generation time ■

#### (1)플레이스: P

플레이스(place)는 원(○)으로 표현하며, 원 속에는 토큰을 갖을 수 있다.

#### (2)트랜지션: T

트랜지션(transition)은 bar(|)로 표현하고, 점화 규칙에 의해 점화된다.

#### (3)입출력 선분: A

선분은 플레이스를 기점으로, 입력 선분은 트랜지션에서 플레이스로 향한 선분이며, 출력 선분은 플레이스에서 트랜지션으로 향한 방향성 선분으로 표현한다.

#### (4)시작 및 도달 플레이스: S, R

시작 플레이스는 임의의 자극이 입력이 시작되는 플레이스를 의미하며, 도달 플레이스는 행위가 도달한 마지막 플레이스를 의미한다.

#### (5)마킹의 집합(Marking set): $M = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$ ,

$\mu_j = \langle d_j, g_j \rangle, j \leq n$

M은 마킹의 순서 집합이며, 각 마킹( $\mu_j$ )은 토큰값으로 전달 자극도와 토큰 생성 시간으로 구성된다.

#### 1) 전달 자극도: $d_j$

전달 자극도는 양의 실수값을 갖으며,  $d_j \geq 0.5$ 이면 흥분성 자극,  $d_j < 0.5$ 이면 억제성 자극이다. 따라서 흥분성 자극도는  $e_j = d_j$ 이고, 반대인 억제 자극도는  $i_j = 1 - d_j$ 가 된다.

#### 2)토큰 생성 시간: $g_j$

토큰 생성 시간은 트랜지션이 점화하여 출력을 생

성할 때 출력 토큰이 다른 플레이스로 전이되는 시간으로 양의 정수 값을 갖는다.

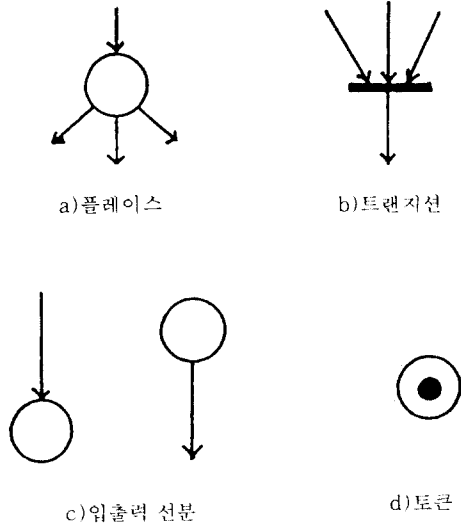
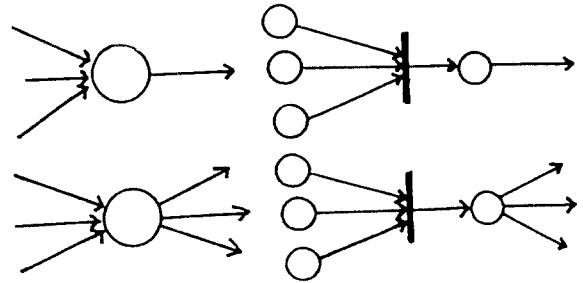


그림 3-1. FPN의 구성 요소  
Fig. 3-1. Components of a FPN

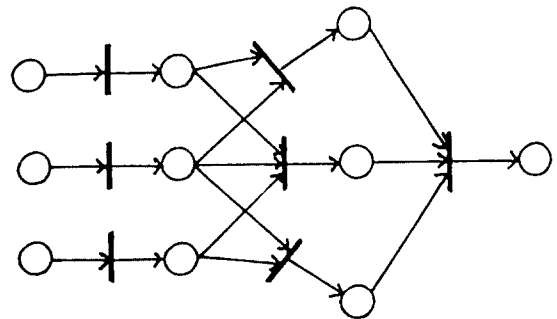
### 2. FPN의 표현 규칙

- (1) 각 플레이스는 한개만의 입력과 한개이상의 출력을 갖는다.
- (2) 각 트랜지션은 한개이상의 입력과 한개만의 출력을 갖는다.
- (3) 플레이스의 출력 선분은 반드시 트랜지션과 연결되며, 트랜지션의 출력 선분은 반드시 플레이스와 연결된다.
- (4) 각각의 플레이스는 한개만의 토큰을 가지며 토큰의 값은 전달 자극도와 토큰 생성 시간을 갖는다.
- (5) 각각의 플레이스에서 출력되는 자극의 값은 입력되는 자극의 값이거나 변화된 자극값으로 출력된다.
- (6) 각각의 트랜지션에서 점화후 출력되는 출력값은 입력되는 자극의 값중에 하나이다.
- (7) 트랜지션의 점화후 트랜지션이 점화될 때 각 플레이스로부터 입력되었던 토큰들 중에서 출력값을 선택하여 출력한다.

설계한 FPN으로 표현 규칙에 따라 <그림 2-2>의 수리 모형과 <그림 2-3>의 퍼셉트론 모형) 표현하면 <그림 3-2>와 같이 표현할 수 있다.



a) 수리 모형의 FPN 표현



b) 퍼셉트론 모형의 FPN 표현

그림 3-2. FPN으로 표현한 신경 모형 예

Fig. 3-2. Representation of a FPN model

<그림 3-2>는 각각의 신경세포 몸체(nerve cell body)를 하나의 상태(state)로 나타내는 플레이스(place)와 행위 전이를 나타내는 트랜지션(transition)으로 표현한다. 축삭(axon)은 행위를 전달하는 전달 섬유(nerve fibers)로 선분(arcs)으로 표현한다. 수상돌기(dendrites)의 연결부분인 시냅스(synapse)를 입력 선분으로 표현하고, 수상돌기에 연결된 축삭 연결부분(axon hillock)은 출력 선분으로 표현하였다. 이러한 FPN을 이용하여 신경계를 플레이스와 트랜지션과 선분들의 집합체인 다중계층 변환 신경망으로 구성할 수 있다. 이때 각 신경망의 흥분 상태 전이는 각 플레이스내의 토큰의 이동으로 나타낸다. 각각의 토큰은 흥분과 억제 상태의 자극은 실수의 전달 자극도와 정수의 토큰 생성 시간의 토큰 값을 갖도록 설계하였다.

### 3. FPN의 특성

FPN은 다음과 같은 Fuzzy Neuron의 성격과 조건을 만족해야 하며, PN의 일반적 속성도 만족해야 한

다. 1-1

(1) Fuzzy Neuron의 성격

- 1) 세포의 활동은 "Fuzziness 프로세스"이다.
- 2) 임의의 고정된 갯수의 신경자극 전달부(synapses)가 있어 어느때에 세포를 자극 시키기 위해 집복기 내에 자극되어야 한다. 단 갯수는 알 세포의 활동과 위치와는 무관하다.
- 3) 세포내의 동작의 지인은 synaptic 지인이 있으며, 세포와 세포 사이의 거리에 따른 전달 지인이 있다.
- 4) 어떤 억제 시냅스(synapse)의 활동은 항상 세포의 자극을 방해한다.
- 5) 각각의 신경망의 구조는 시간 변화에 따라 변하지 않으나 자극은 끊임없이 변한다.

(2) Fuzzy Neuron의 조건

- 1) 신경세포의 출발점(초기 자극도)은 양의 실수이다.
- 2) 신경 세포의 전달되는 모든 자극도  $d_i$ 은  $0 \leq d_i \leq 1$  이어야 한다.
- 3) 흥분 자극은 j번째의 자극 입력으로  $0 \leq e_i$  이어야 한다. ( $e_i = d_i$ )
- 4) 억제 자극은 j번째의 자극 입력으로  $i \leq 1$  이어야 한다. ( $i_j = 1 - d_i$ )
- 5) 신경세포의 점화는 FPN의 점화 규칙에 의해 점화한다.
- 6) 신경세포의 출력 Z는 신경세포가 점화되지 않으면 0.5이고, 점화되면 양의 실수로  $0 \leq Z < 0.5$  또는  $0.5 < Z \leq 1$  이 된다.

4. 점화 규칙

(1) 점화가능

점화가능(enable)이라 함은 점화할 수 있도록 제반 조건이 만족되는 상태를 의미하며, 다음의 FPN 점화가능 조건을 만족해야 한다.

1) 각각의 플레이스에 토큰이 존재할 때 트랜지션이 점화할 수 있는데, 각각의 플레이스에 도달되는 토큰수와 도달된 자극에 의해 점화의 가능성을 결정할 수 있다. 만약 전달되는 토큰값중 전달 자극이 0이거나 1인 토큰이 존재한다면 토큰수에 상관없이 무조건 점화가능하며, 토큰값중 전달 자극도가  $0 < d_i < 1$  이면 트랜지션의 점화가능 토큰수 k는, 입력되는 총 입력 자

극수가 n이라면  $n/2$  이상이어야 점화가능하다.

<정의 2> 점화가능 토큰수: k

입력되는 자극들이 d 이라면 점화가능 토큰 수 k는 다음과 같다.

$$n = \left| \sum_{i=1}^m d_i \right| \text{ 이라면}$$

$$k \geq n/2 + 1 \tag{1}$$

k: 점화시 필요한 최소 토큰수

n: 입력되는 총 입력수 ■

2) 점화가능 상태 도달시 까지 토큰이 입력되기를 기다리는 동안, 플레이스에 입력된 각각의 토큰은 계속적으로 변화하는데, 이때 변화되는 변화율은 <정의 3>의  $\delta$  만큼씩 <정의 4>와 같이 변화되어 점화에 영향을 주게 된다.

<정의 3> 토큰 변화율  $\delta$

토큰의 시간 경과에 따른 변화율  $\delta$ 는 Fuzzy 집합의 소속 함수(membership function)을 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$\delta = \mu_A(x)$$

$$= 1 / (1 + (x - \alpha)^2)$$

$$(1) x = d_i \tag{2}$$

(2) 가장 평온한 상태를  $d_i$  즉  $e_i$ 와  $i_j$ 를 0.5라고 볼때  $\alpha = 0.5$  ■

<정의 4> 토큰의 변화

$$d_i = \begin{cases} d_i > 0.5 \text{ 일때 } d_i - \delta \\ d_i = 0.5 \text{ 일때 } d_i \\ d_i < 0.5 \text{ 일때 } d_i + \delta \end{cases} \tag{3}$$

$d_i$ : j번째의 전달 자극도

$\delta$ : 해당 토큰 변화율 ■

3) 각각의 토큰의 변화는 식(2)의 변화율에 따라 흥분 자극은 식(3)에 의해 0.5보다 작아질 때까지, 억제 자극은 식(3)에 의해 0.5보다 커질 때까지 반복 변화하여, 이 기준까지 변화되면 멈추고 각각 0.5를 유지하게 된다. 해당 토큰은 <정의 5>에 의해 갖고 있던 토큰은 의미를 상실하게 된다.

<정의 5> 토큰의 의미 상실

점화 대기중인 각 토큰은 시간의 변화에 따라 <정의 4>에 의해 토큰이 변화되어 토큰의 의미를 상실하게 된다. 의미 상실된 토큰 값은 0.5로 한다. ■

(2)점화 규칙

1)초기의 입력 플레이스의 토큰 값을 입력으로 하고 마지막 도달 플레이스의 제일 먼저 도달한 토큰 값을 출력 결과로 선택된다.

2)임의의 트랜지션 t가 점화하려면 점화가능 상태가 되어야 한다.

3)각각의 트랜지션은 점화 가능 상태일 때 점화할 수 있다.

4)임의의 트랜지션 t가 점화하면 t의 입력 플레이스에서 토큰을 <정의 6>과 <정의 7>을 적용하여 선택하며 선택된 토큰을 t의 출력 플레이스로 이동시킨다.

<정의 6> 점화후 출력 선택 규칙

점화후 출력 선택 규칙은 fuzzy 이론을 적용하여 다음식에 의해 출력 자극을 선택한다.

①홍분성 자극 선택 :  $Z_e$

$$Z_e = \text{Max} \left\{ \sum_{j=1}^n d_j \right\} \quad (4)$$

②억제성 자극 선택 :  $Z_i$

$$Z_i = \text{Min} \left[ \sum_{j=1}^n d_j \right] \quad (5)$$

③출력 자극 선택 :  $Z_o$

$$Z_o = \begin{cases} Z_e > 1 - Z_i \text{ 이면 } Z_e \text{ 선택} \\ Z_e = 1 - Z_i \text{ 이면 } Z_e \text{ 선택} \\ Z_e < 1 - Z_i \text{ 이면 } Z_i \text{ 선택} \end{cases} \quad (6)$$

여기서  $d_j$  : j번째의 전달 자극(토큰값)

$Z_j$  :  $d_j$ 중에 선택된 출력 자극

$Z_e$  :  $d_j$ 중에 선택된 흥분 자극

$Z_i$  :  $d_j$ 중에 선택된 억제 자극

$n$  : 총 입력되는 자극수 ■

<정의 7> 동일 자극도의 출력 경쟁

임의의 트랜지션이 점화되면 출력 성격이 같은 동일 자극도를 갖은 토큰들의 출력 경쟁이 발생할 수 있는데, 이러한 출력 경쟁은 토큰의 생성 시간에 의해 Round-Robin 방식으로 결정한다. ■

5)임의의 트랜지션 t가 점화하면 t의 입력 플레이스에서 3)에 의해 선택된 토큰 만이 다음 플레이스로 복사 출력하고, 다른 모든 토큰들은 계속 토큰값을 변화 유지 시킨다.

6)임의의 플레이스의 토큰값이 0.5이면 토큰의 변

화 및 토큰 이동은 이루어지지 않으며, 점화에 영향을 주지않는 의미없는 토큰이 된다.

7)임의의 플레이스에 새로운 토큰이 전달되어 오면 전에 있던 토큰은 새로운 토큰으로 치환되며 새롭게 변화하기 시작한다.

8)FPN의 concurrency 문제는 PN과는 달리 토큰값의 복사 출력으로 유지된다.

9)각각의 트랜지션은 점화규칙에 의해 점화되어 이러한 과정이 반복되어 신경망의 행위를 표현하고 모형화 과정이 수행된다.

5. 일반적 검증 속성

신경계를 FPN으로 표현한 후 이를 논리적인 정당성을 보장받기 위해 검증해야 하는데 다음과 같은 검증 속성을 만족해야 한다.<sup>[13], 79, 251</sup>

(1)무교착성(deadlock free) : 한 상태에서 다른상태로 전이할 수 있어야 한다.

(2)완전성(completeness) : 발생 가능한 모든 조건을 처리할 수 있어야 한다.

(3)생동성(liveness) : 설계상 불필요한 상태나 실행 불가능한 상호 작용을 제기할 수 있어야 한다.

(4)종료성(termination) : 초기 상태에서 적법한 최종 상태에 도달 가능해야 한다.

(5)유계성(boundedness) : 정해진 용량의 크기를 벗어날 수는 없다.

IV. FPN에 의한 다층 퍼셉트론 변환 및 동작 과정

신경망중에 계층 구조인 다층 퍼셉트론을 FPN으로 변환하여 FPN으로 표현하고 각각의 행위 전달 과정을 계층별로 모형화 한다. 계층형 구조의 특징은 수행도중 중간의 수행 결과가 점화될 트랜지션의 앞 계층의 플레이스에 영향을 미치지 않고, 수행 결과에 따라 반복적으로 전체를 수행함으로써 요구하는 출력을 얻는다.

1. 다층 퍼셉트론의 모형

다층 퍼셉트론의 모형은 <그림 4-1>과 같이 3층 구조로 신경 세포는 계층1에는 4개, 계층2에는 3개, 계층3에는 2개로 되어 있는 다층 구조를 예로 하였다.

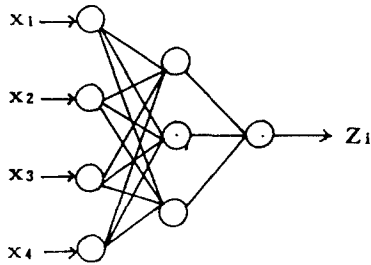


그림 4-1. 다층 퍼셉트론 구조  
Fig. 4-1. Multi-layer perceptron scheme

2. 퍼셉트론의 FPN으로 변환

〈그림 4-1〉의 다층 퍼셉트론 구조를 FPN으로 변환하면 〈그림 4-2〉와 같다. 변환 방법은 신경세포 몸체인 원을 플레이스와 트랜지션으로 분리하고 다른 표현은 FPN 형식으로 표현한다.

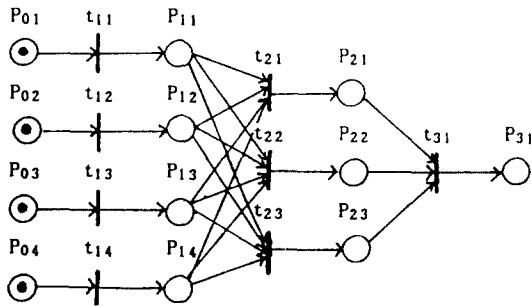


그림 4-2. 다층 퍼셉트론의 FPN 신경망 모형  
Fig. 4-2. FPN model of multi-layer perceptron

〈그림 4-2〉를 FPN=(P,T,A,S,R,F,M)으로 정의된 각각의 요소는 다음과 같다.

$$P = \{P_{01}, P_{02}, P_{03}, P_{04}, P_{11}, P_{12}, P_{13}, P_{14}, P_{21}, P_{22}, P_{23}, P_{31}\}$$

$$T = \{t_{11}, t_{12}, t_{13}, t_{14}, t_{21}, t_{22}, t_{23}, t_{31}\}$$

$$A = \{(P_{01}, t_{11}), (P_{02}, t_{12}), (P_{03}, t_{13}), (P_{04}, t_{14}), (t_{11}, P_{11}), (t_{12}, P_{12}), (t_{13}, P_{13}), (t_{14}, P_{14}), (P_{11}, t_{21}), (P_{11}, t_{22}), (P_{11}, t_{23}), (P_{12}, t_{21}), (P_{12}, t_{22}), (P_{12}, t_{23}), (P_{13}, t_{21}), (P_{13}, t_{22}), (P_{13}, t_{23}), (P_{14}, t_{21}), (P_{14}, t_{22}), (P_{14}, t_{23}), (t_{21}, P_{21}), (t_{22}, P_{22}), (t_{23}, P_{23}), (P_{21}, t_{31}), (P_{22}, t_{31}), (P_{23}, t_{31}), (t_{31}, P_{31})\}$$

$$S = \{P_{01}, P_{02}, P_{03}, P_{04}\}$$

$$R = \{P_{31}\}$$

F<sub>i</sub>(P<sub>j</sub>)는 식 1)에서 6) 까지 이용한다.

M은 마킹의 집합으로 초기 마킹은 다음과 같다.

$$M_0 = \langle \langle 0.7, 0 \rangle, \langle 0.4, 0 \rangle, \langle 0.5, 0 \rangle, \langle 0.9, 0 \rangle, 0, 0, 0, 0, 0, 0 \rangle$$

3. FPN 신경망의 동작 과정

간단한 다층 퍼셉트론의 FPN 변환 신경망 모형인 〈그림 4-2〉의 동작 과정을 다음과 같은 과정을 반복하여 수행된다.

(1)제 1 단계 : 계층 1의 수행 과정

1) 초기에 입력을 t<sub>11</sub>에 0.7, t<sub>12</sub>에 0.4, t<sub>13</sub>에 0.5, t<sub>14</sub>에 0.9을 입력하여, 초기 마킹 M<sub>0</sub>는 〈〈0.7,0〉,〈0.4,0〉,〈0.5,0〉,〈0.9,0〉,0,0,0,0,0,0〉으로 표현한다.

2) 각각의 트랜지션은 입력이 한개뿐이므로 즉시 집화하여 입력과 같은 출력값을 플레이스 P<sub>11</sub>에서 P<sub>14</sub>까지 복사 출력한다. 마킹 M<sub>1</sub>은 〈〈0.7,0〉,〈0.4,0〉,〈0.5,0〉,〈0.9,0〉,〈0.7,1〉,〈0.4,1〉,〈0.5,1〉,〈0.9,1〉,0,0,0〉으로 결과는 〈그림 4-3〉과 같다. 이때 P<sub>11</sub>, P<sub>14</sub>에는 흥분성 토큰, P<sub>12</sub>에는 억제성 토큰이 생성되며 P<sub>13</sub>는 의미없는 토큰이다.

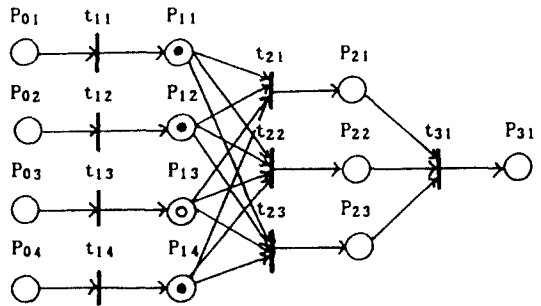


그림 4-3. 제 1 단계 수행과정  
Fig. 4-3. Execution of step 1.

(2)제 2 단계 : 계층 2의 수행과정

1)t<sub>21</sub>에는 P<sub>11</sub>에서 P<sub>21</sub>으로 부터 순서적으로 입력을 받게되나, 집화 규칙에 의해 P<sub>11</sub>, P<sub>12</sub>까지 입력이 완료되는 순간 t<sub>21</sub>가 집화되어 0.7의 흥분성 자극값을 P<sub>21</sub>으로 복사 출력하게 된다.

2)t<sub>22</sub>에는 P<sub>11</sub>에서 P<sub>21</sub>으로 부터 순서적으로 입력을 받게되나, 집화 규칙에 의해 P<sub>12</sub>, P<sub>13</sub>까지 입력이 완료되는 순간 t<sub>22</sub>가 집화되어 0.4의 억제성 자극값을 P<sub>22</sub>으로 복사 출력하게 된다.

3)t<sub>23</sub>에는 P<sub>11</sub>에서 P<sub>21</sub>으로 부터 순서적으로 입력을 받게되나, 집화 규칙에 의해 P<sub>13</sub>, P<sub>14</sub>까지 입력이 완료



되는 순간  $t_{23}$ 가 점화되어 0.9의 흥분성 자극값을  $P_{21}$ 으로 복사 출력하게 된다.

1)에서 3)의 과정은 동시에 <그림 4-4>와 같이 수행되며, 마킹  $M_2$ 는  $\langle(0.7,0),\langle 0.4,0\rangle,\langle 0.5,0\rangle,\langle 0.9,0\rangle,\langle 0.7,1\rangle,\langle 0.4,1\rangle,\langle 0.5,1\rangle,\langle 0.9,1\rangle,\langle 0.7,2\rangle,\langle 0.4,2\rangle,\langle 0.9,2\rangle,0\rangle$ 으로 출력되는 자극은  $P_{21}$ 이 0.7,  $P_{22}$ 이 0.4,  $P_{23}$ 가 0.9가 출력된다.

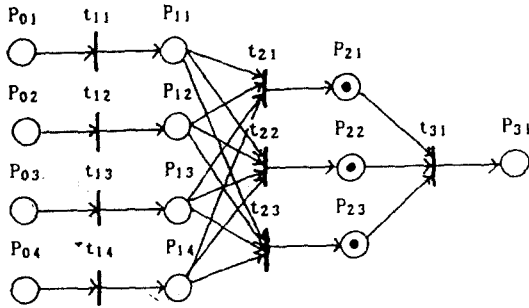


그림 4-4. 제 2 단계 수행과정  
Fig. 4-4. Execution of step 2

(3)제 3 단계 : 계층 3의 수행과정

$t_{31}$ 에는  $P_{21}$ 에서  $P_{23}$ 으로 부터 순서적으로 입력을 받게되나, 입력이 완료되는 순간 점화 규칙에 의해  $t_{31}$ 이 점화되어 <그림 4-5>와 같이 된다.

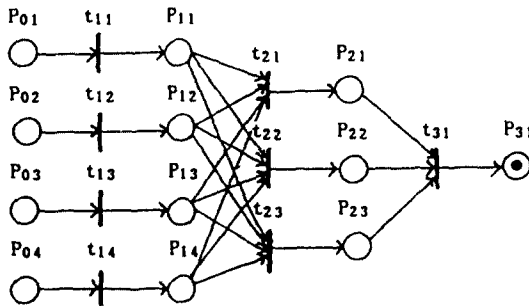


그림 4-5. 제 3 단계 수행과정  
Fig. 4-5. Execution of step 3

따라서 마킹  $M_3$ 는  $\langle(0.7,0),\langle 0.4,0\rangle,\langle 0.5,0\rangle,\langle 0.9,0\rangle,\langle 0.7,0\rangle,\langle 0.4,1\rangle,\langle 0.5,1\rangle,\langle 0.9,1\rangle,\langle 0.7,2\rangle,\langle 0.4,2\rangle,\langle 0.9,2\rangle,\langle 0.9,3\rangle\rangle$ 으로 출력되는 자극은 0.9의 흥분성 자극값을  $P_{31}$ 으로 출력하게 된다. 이때  $P_{31}$ 은 마지막 플레이스로 모든 동작을 종료하여 수행을 끝낸다.

4. 평가

(1) FPN 수행 과정

계층구조 신경망의 점화 과정은 각각의 신경에 대한 토큰의 변화를 인정하지 않고 순차적으로 수행한다. 계층 구조가 아니라면 수행하는 동안, 임의의 플레이스로 부터 입력되는 시간이 점화가능한 토큰의 도달 시간보다 길다면, 가령 예를들면  $t_{21}$ 이 점화되면  $P_{11}$ 과  $P_{12}$ 는 토큰이 계속 변화된다.  $t_{23}$ 가 점화될 때는  $P_{11}$ 과  $P_{12}$ 의 토큰은 변화된 토큰이 전달되어 반드시 결과가 0.9라는 값이 아닐수 있으며, 토큰 변화율에 따라 중간 결과가 달라질 수도 있다. 그러나 신경망이 고정된 크기의 세포로 구성되어 있고, 고정된 지연 시간(synaptic 지연과 전달 지연)만이 존재하여 동일한 입력에 결과는 반드시 동일한 결과를 얻게 되어 정당성을 보장받게 된다.

(2) 비교 평가

다층 퍼셉트론 구조로 설계된 FPN 모형을 IBM PC / AT에서 Turbo C 언어로 구현하여 컴퓨터 시뮬레이션 하였다. 간단한 XOR 문제를 구현한 결과의 비교는 <그림 4-6>과 같다.

회전	초기 입력		구현 결과		비교 (XOR)
	X	Y	퍼셉트론	FPN	
1	0.50	0.05	0.99	0.95	1
2	0.05	0.50	0.99	0.95	1
3	0.95	0.50	0.01	0.05	0
4	0.50	0.95	0.01	0.05	0

그림 4-6. XOR 구현 결과 비교  
Fig. 4-6. Comparison of XOR results

기존의 퍼셉트론 모형과 비교하여 동일한 입력으로 결과를 얻는데 퍼셉트론의 경우<sup>[2]</sup> 반복적으로 파라메타를 조정하여 최적치의 조정 파라메타값을 산출한 후 이를 이용하여 결과를 얻을 수 있다. 그러나 설계된 FPN은 파라메타 조정의 필요없이 단순하게 점화 규칙에 의해 결과를 얻을수 있다. 또한 수행시간 측면에서의 연산시간도 퍼셉트론의 모형은 1회전 수행 시간을  $O(n)$ 이라면, 임의의 결과를 얻기위해  $m$ 회 반복 수행할 때, 전체 소요시간은 최악의 경우  $O(n^m)$ 이 될 수 있는 반면, FPN 모형의 수행 시간은 반복되는 파라메타의 조정이 필요 없으므로 연산 시간 또한  $O(n)$ 로 현저히 적게 걸린다. 따라서 기존 모형의 단

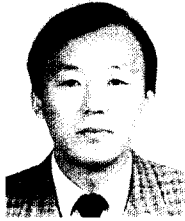
점인 행위 표현 및 연산 과정, 처리 과정 등의 복잡성을 설계된 FPN으로 해결할 수 있다.

### V. 결 론

본 논문에서 신경계의 행위 표현과 검증을 위한 새로운 모형의 설계를 위해 기존의 통신망과 신경망의 행위 표현 및 검증을 위해 유사성과 차이점을 분석하여, 신경계의 애매 모호한 행위의 효율적인 표현과 검증을 위하여, PN에 Fuzzy 집합 이론을 적용하여 FPN 모형을 설계하였다. 설계된 FPN을 이용하여 본 논문에서는 IBM PC/AT에서 다중 퍼셉트론을 FPN으로 표현하고, 설계된 FPN을 기존의 프로그래밍언어로 구현된 다중 퍼셉트론과 비교하여 표현된 FPN이 정확하고 신뢰성있는 모형으로 그 효율성이 우수함을 보였다. 설계된 FPN을 이용하여 신경망의 흥분 척도에 따른 정보 전달을 표현하면, 신경계의 행위를 정확하게 표현 할 수 있으며, 행위 표현에 따른 검증도 용이하게 할 수 있으며, 신경망의 동작 과정을 이해하기 쉽고 연산 과정이 복잡하지 않아 처리 속도를 향상 시킬 수 있다. 향후 연구 과제는 FPN을 이용한 효율적인 신경계 행위 표현 및 검증 알고리즘의 구현에 있다.

### 참 고 문 헌

1. M. R. Zargham, M. Tyman, "Neural Petri Nets," Int'l workshop on Timed Petri Nets, pp. 72-79, July 1985.
2. J. L. Peterson, "Petri Net Theory and the Modeling of System," Prentice-Hall, 1981.
3. Tadao Murata, "Petri Nets : Properties, Analysis and Application," Proc. IEEE, Vol.77, No4, April 1989.
4. A. Kandel, S. C. Lee, "Fuzzy switching and Automata: Theory and Applications," C.R.C., 1980.
5. M. A. Arbib, "Neurobiological Review: Home video tutorial: Technical tutorial seminar," IEEE, 1988.
6. 甘利俊一, "ニコラーラルネットワーク 研究の 過去, 現在, 將來," 人工知能學會誌, Vol.4, pp.120-127, 1989.
7. A. Kandel, "Fuzzy Mathematicial Techniques with Application," Addison-wesley, July 1986.
8. 寺野壽郎 外2, "Applied Fuzzy Systems," Ohm, 1980.
9. W. Pedrycz, "Fuzzy control and Fuzzy systems," John-Weley, 1989.
10. G. W. Evans, "Application of fuzzy set methodologies in industrial Engineering," Elsevier, 1989.
11. R. J. McGregor, "Neural and Brain Modeling," Academic Press, 1987.
12. S. Grossberg, "Studies of Mind Brain," D. Reidel P.C., 1982.
13. S. J. Hanson, C.R. Olson "Connectionist Modeling and Brain Function: The Developing Interface," MIT, 1990.
14. J. R. Brink, C.R. Handen, "The Computer and Brain: Prespectives on Human and Artificial Intelligence," North-Holland, 1989.
15. P. K. Simpson, "Artificial Neural Systems," Pergamon press, 1990.
16. D. Touretzky etc, "Proc. Connectionist Models," Morgan Kaufmann, 1990.
17. IEE, "The 1'st conf. Artificial Neural networks," IEE, Oct. 1980.
18. 寺野壽郎, "Journal of Neural Networks Computing," Auerbach Pub., 1990.
19. Gy. Szekely etc, "Neural Communication and Control," Pergamon press, 1981.
20. I. C. Withfield, "Neurocommunications: An Introduction," John-Weley, 1984.
21. 飯沼一元, "ニューロ コンピュータ," 技術評論社, 1989.
22. 甘利俊一, "神經 回路網の 數理: 腦の 情報處理 樣式," 産業圖書, 1978.



金成烈(Seong Ryeol Kim)正會員

1982年 2月:崇實大學校 電子計算學科 卒業(工學士)

1987年 2月:崇實大學校 大學院 電子計算學科(工學碩士)

1992年 2月:崇實大學校 大學院 電子計算學科(工學博士)

1982年 1月~1984年 2月:韓國電力公社 電子計算所 勤務

1984年 3月~1990年 8月:烏山工業專門大學 電子計算科 助教授

1990年 9월 以後 現在:清州大學校 電子計算學科 專任講師

※關心分野:神經網 및 Fuzzy 시스템, 컴퓨터 通信 및 프로토콜 工學 等



金龍昇(Young Seung Kim)正會員

1980年 2月:崇實大學校 電子計算學科 卒業(工學士)

1983年 2月:崇實大學校 大學院 電子計算學科(工學碩士)

1991年 8月:崇實大學校 大學院 電子計算學科 博士過程 修了

1983年 3月~1991年 8月:忠州工業專門大學 電子計算科 副教授

1991年 9月 以後 現在:清州專門大學 電算情報處理科 副教授

※關心分野:컴퓨터 네트워크, 프로토콜 工學 및 暗號學 等



李相鎬(Sang Ho Lee) 正會員

1976年 2月:崇實大學校 電子計算學科 卒業(工學士)

1981年 2月:崇實大學校 大學院 電子計算學科(工學碩士)

1989年 2月:崇實大學校 大學院 電子計算學科(工學博士)

1976年~1979年 4月:韓國電力公社 電子計算所 勤務

1981年 3月 以後 現在:忠北大學校 電子計算學科 副教授

※關心分野:프로토콜 工學, 暗號學 및 시뮬레이션 等



李哲熙(Chul Hee Lee) 正會員

1958年 6月:陸軍士官學校(理學士)

1962年 8月:美 Purdue 大學校 大學院 電氣工學科(工學碩士)

1988年 2月:中央大學校 大學院 電子計算學科(理學博士)

1962年 9月~1973年 2月:陸軍士官學校 電子工學科 教授

1973年 3月 以後 現在:崇實大學校 電子計算學科 教授

1988年 11月~1990年 12月:韓國情報科學會 會長

1988年 3月 以後 現在:崇實大學校 情報科學大學院 院長

※關心分野:데이터 通信, 分散 시스템, 프로토콜 工學 等