

다치오토마타 모델을 이용한 신경망 시스템 구현

Neural Network System Implementation Based on MVL-Automata Model

손창식 · 정환묵

Chang-Sik Son and Hwan-Mook Chung

대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

요약

최근 컴퓨터의 지능에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 불확실하고 복잡한 동적 환경에서도 적용할 수 있도록 그 영역을 확장해 가고 있다.

본 논문에서는 다치논리를 기반으로 한 다치오토마타 모델을 신경망으로 구현한 다치-신경망 시스템을 제안한다. 또한, 다치오토마타는 신경망으로 구현될 수 있고, 다치-신경망 모델은 다치오토마타로 시뮬레이션될 수 있음을 입증하였다. 그 결과, 다치-신경망 모델은 지능시스템, 뇌의 모델링과 같은 여러 응용 분야에 널리 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

Recently, the research on intelligence of computer has actively been under way in various areas and gradually extended to adapt to uncertain and complex environments.

In this paper, we propose the MVL-Neural Network System, which is implemented to the Neural Network for MVL-Automata Model based on Multiple Valued Logic. Also, we verify that the MVL-Automata can be implemented to Neural Network and the MVL-Neural Network Model can be a simulator by MVL-Automata. Therefore, we propose that the MVL-Neural Network Model can be widely used in such area, as intelligent system or modeling of brain. In particular, the MVL-Neural Network is expected to be used as core technology of next generation computer.

Key Words : MVL, Automata, MVL-Automata, MVL-Neural Network System

1. 서론

컴퓨터 기술의 발전을 통해 빠르고 정확한 정보처리에 의해 인간의 생활은 날로 편리해 지고 있다. 최근 들어 멀티미디어 관련 기술이 발달함에 따라 영상, 사운드, 동영상 등의 여러 가지 미디어를 통해 인간과 보다 친숙한 방향으로 컴퓨터 기술이 발전되고 있다. 이러한 발전의 근본적인 바탕에 있어서는 오토마타 이론을 비롯한 컴퓨터관련 기초 이론들의 역할을 결코 간과할 수 없다.

지능 시스템의 여러 분야에서는 모델링의 필요성에 따라 오토마타에 확률, 퍼지 그리고 신경망 등의 개념을 도입한 다양한 형태의 지능 오토마타 모델들이 사용되고 있다[1,2,3]. 확률 오토마타 이론은 입력 문자열과 확률값에 의해 다음 상태가 결정되는 오토마타로서 지능제어 시스템이나 학습 오토마타에 주로 사용되었다[4,5]. 한편, 확률 오토마타 이론 이외에도 확률값을 적용한 마르코프 모델은 연속하는 데이터를 모델링할 수 있고 태스크들에 정보를 추출하고 분할하는데 사용되었다[6].

확률 오토마타 이론과 유사한 퍼지 오토마타는 Zadeh의 퍼지 집합 이론을 근거로 하여 Wee에 의하여 처음

소개되었다[7]. 이외에도 크리스프한 입력과 상태를 가지는 기존 오토마타 모델을 신경망을 통해서 퍼지 오토마타로 나타낼 수 있는 방법과 불필요한 상태를 제거하기 위한 연구에도 이용되었다[8,9,10].

신경망은 인간 두뇌의 구조와 기능을 모방하여 이와 유사한 작용을 할 수 있도록 고안된 인지적인 정보처리 장치이다. 이러한 신경망의 기능은 화상처리, 음성인식, 문자인식, 최적화, 예측 및 분류, 그리고 로봇 제어 등과 같은 여러 응용분야에 이용되어왔다[11,12,13]. 이상에서 기술한 바와 같이 지능 시스템의 모델링 필요성에 따라 오토마타에 필요한 지능 분야를 도입하여 새로운 오토마타 모델을 제안하고 신경망을 오토마타의 학습에도 사용하였다.

본 논문에서는 퍼지 오토마타, 확률 오토마타, 뉴로 오토마타 이외, 지능 시스템 분야에 사용될 수 있는 새로운 다치오토마타 모델을 제안하고, 유한 오토마타의 상태 전이를 다치오토마타 모델을 이용하여 무한개의 상태로 확장할 수 있는 가능성을 제시하고 이를 신경망으로 구현한 다치-신경망 시스템 (MVL-Automata)을 제안한다.

접수일자 : 2001년 11월 1일
완료일자 : 2001년 12월 1일

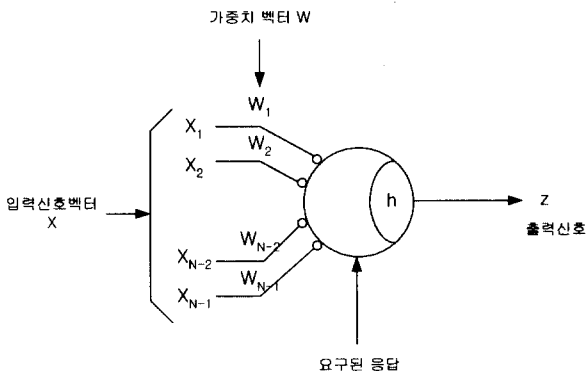


그림 26 일반 적응형 선형 뉴런 모델

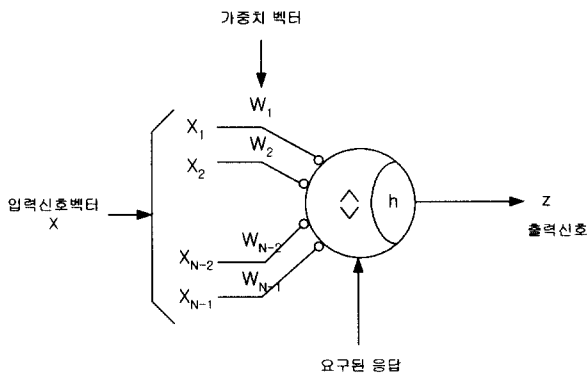


그림 27 다치논리 뉴런 모델

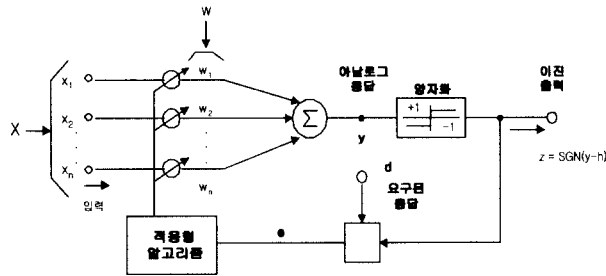


그림 28 적응형 선형 뉴런 모델 회로구성

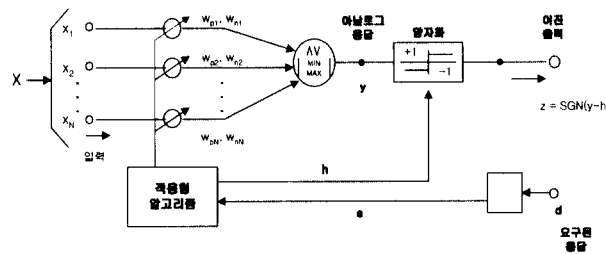


그림 29 다치논리 뉴런 모델의 회로 구성

3. 다치오토마타 모델을 이용한 신경망 시스템

3.1 다치오토마타 모델

다치오토마타 (MVL-Automata)는 다음과 같이 정의

한다. 오토마타는 입력 (외부환경)스트링의 값, 상황 (상태) 및 출력 (행동)으로 나타낸다[1,15].

$$f = a_i \sum^{k_i k_j} X_i X_j \quad (3.1)$$

(단, $i, j \in 1, 2, \dots, n$)

여기서, a_i 는 출력, X_i 는 입력 스트링의 값, X_j 는 상태에 대한 값이다.

다치오토마타 모델은 유한 상태 기계 정의에 따라 5가지 구성요소로 구성된다. 예를 들어, 다음과 같은 상태표를 가정한다.

(Input) X(t)		a	b	c
(PresentState) S(t)	a	α_2	α_2	α_1
	b	α_0	α_2	α_0
	c	α_0	α_2	α_2

그림 3.1 다치오토마타 상태표

$$MVLA = (I, O, S, f, g) \quad (3.2)$$

여기서, I, O 및 S는 다치 입력, 출력, 그리고 상태들의 공집합이 아닌 유한 집합이다. 그리고 $f : I \times S \rightarrow S$ 는 상태 전이 함수이고, g 는 출력 함수이다. 즉 $g : I \times S \rightarrow O$ 이다. 카티시언 곱 (cartesian product) $I \times S$ 는 요소 $(X(t), S(t))$ 의 모든 쌍들을 포함한다. 상태 전이 함수 f 는 S내에 다음 상태 $S(t+1)$ 상에 각각의 쌍 $(X(t), S(t))$ 을 사상한다.

$$S(t+1) = f(X(t), S(t)) \quad (3.3)$$

그리고

$$y(t) = g(X(t), S(t)) \quad (3.4)$$

여기서, $X(t)$ 는 입력, $S(t)$ 는 현재 상태 그리고 $S(t+1)$ 는 다음상태이다.

제안된 다치-신경망 시스템의 상태는 식 (3.3)에서 보여주는 것처럼 입력과 상태에 의존한다. 그리고 현재 상태 출력 함수는 식 (3.5)과 같다.

$$y(t) = g(S(t)) \quad (3.5)$$

일반적으로, 상태 전이 함수 f , 그리고 출력함수 g 는 각각의 식 (3.3)과 (3.4)에 의해서 다음과 같은 다치오토마타 규칙들로 나타낼 수 있다.

$$\text{If Input} = X(t) \text{ and PresentState} = S(t) \\ \text{then NextState} = S(t+1) \quad (3.6)$$

$$\text{If Input} = X(t) \text{ and PresentState} = S(t) \\ \text{then Output} = y(t) \quad (3.7)$$

3.2 다치-신경망 시스템

제안된 다치-신경망 시스템의 전체 구조는 훈련모드

에서 다치-신경망 구조와 재현모드에서 다치-신경망 시스템 구조로 나눈다.

각각의 훈련모드와 재현모드에서 다치-신경망 구조는 [그림 3.2]와 [그림 3.3]과 같이 구성된다.

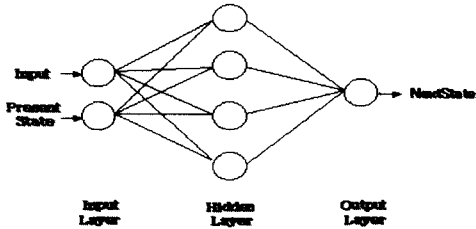


그림 3.2 훈련모드에서 다치-신경망 시스템

훈련모드 동안에, 신경망의 한 개의 입력은 외부 입력 $X(t)$ 에 사용되고, 그리고 또 다른 하나의 입력은 현재 상태 $S(t)$ 에 사용된다. 신경망의 출력은 [그림 3.2]에서처럼 입력과 현재상태에 의해서 다음 상태 $S(t+1)$ 로 결정된다.

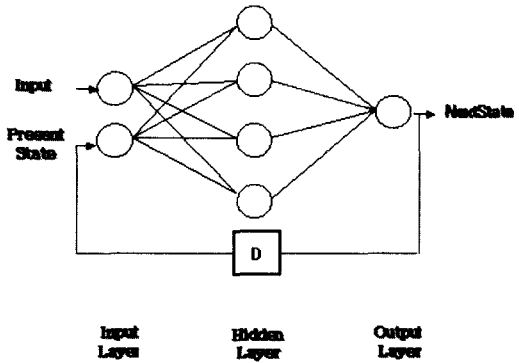


그림 3.3 재현모드에서 다치-신경망 시스템

재현모드 동안에, 출력 $X(t+1)$ 는 D (unit delay)를 통해서 현재 상태 입력 $S(t)$ 로 되돌아오고, 다치-신경망 시스템은 [그림 3.3]에 묘사된 것처럼, 전방향 구조에서 순환 구조로 변화된다.

여기서, $X(t)$, $S(t)$, $S(t+1)$ 는 [그림 3.2]에서와 같이, 입력, 상태, 다음상태를 나타내는, D는 시스템에 최종상태인지 아닌지를 결정하는 비교기 역할을 한다.

4. 적용 예

제안된 기법의 타당성을 보이기 위해 다치오토마타 모델은 아래와 같은 상태 전이 다이어그램과 이들에 대응하는 상태 전이 테이블을 신경망에 적용하였다. 그리고 어떤 상태에서 또 다른 상태로 변하는 다치오토마타 모델은 불연속인 경우에 도달하는 패턴 샘플 값들에 의존한다.

[표 4.1] 훈련 데이터를 생성하기 위한 절차

1. 상태 다이어그램을 고안한다.
2. 상태 다이어그램으로부터 상태 전이 테이블을 생성한다.
3. 상태들에 수치적인 값을 할당한다.
4. 대응하는 상태와 함께 입력 범위내에 "Else" 입력을 생성한다.

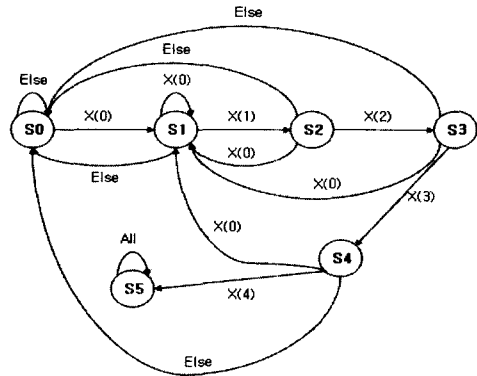


그림 4.1 모든 패턴을 인식하기 위한 상태 전이 다이어그램

[표 4.2] 상태 전이 테이블

Input	Present State	Next State
$X(0)$	$S(0)$	$S(1)$
Else	$S(0)$	$S(0)$
$X(0)$	$S(1)$	$S(1)$
$X(1)$	$S(1)$	$S(2)$
Else	$S(1)$	$S(0)$
$X(0)$	$S(2)$	$S(3)$
$X(2)$	$S(2)$	$S(3)$
Else	$S(2)$	$S(0)$
$X(0)$	$S(3)$	$S(1)$
$X(3)$	$S(3)$	$S(4)$
Else	$S(3)$	$S(0)$
$X(0)$	$S(4)$	$S(1)$
$X(4)$	$S(4)$	$S(5)$
Else	$S(4)$	$S(0)$
All	$S(5)$	$S(5)$

위 [표 4.2]는 [그림 4.1]에 상태 전이 다이어그램의 결과로 생성된 것을 나타낸다. 여기서, $S(0)$ 는 초기상태(=시작상태)이고 $S(5)$ 는 최종상태(=종결상태)를 의미한다.

상태 다이어그램을 고안하고, 상태 다이어그램으로부터 상태 전이 테이블을 생성한 다음, 아래와 같이 각 상태들에 수치적인 값을 할당한다.

다음 [표 4.3]에 각 상태에 수치적인 값을 할당하는 이유는 신경망의 수렴성을 용이하게 하기 위한 것이다.

[표 4.3] 수치적인 상태 할당

State	Numeric value
$S(0)$	4
$S(1)$	6
$S(2)$	2
$S(3)$	3
$S(4)$	5
$S(5)$	1

[표 4.4] 훈련 데이터

X(t)	S(t)	S(t+1)	0	3	4
0	4	4	1	3	5
1	4	4	2	3	6
2	4	6	3	3	4
3	4	4	4	3	4
4	4	4	5	3	4
5	4	4	0	5	4
0	6	4	1	5	4
1	6	2	2	5	1
2	6	6	3	5	6
3	6	4	4	5	4
4	6	4	5	5	4
5	6	4	0	1	1
0	2	4	1	1	1
1	2	4	2	1	1
2	2	3	3	1	1
3	2	6	4	1	1
4	2	4	5	1	1
5	2	4			

[표 4.4]는 본 논문에서 제안하는 방법을 실험하기 위해서 [그림 4.1]의 상태 전이 다이어그램으로 생성한 데이터 값이다. 다음 [그림 4.2]는 적용 예에 사용된 신경망의 구성을 나타낸 것이다.

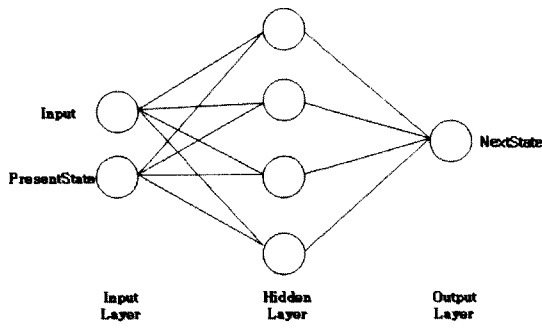


그림 4.2 적용 예에 사용된 신경망 구성도

[그림 4.2]에 신경망의 구조는 입력층 1개 (2개 노드), 은닉층 1개 (4개 노드), 출력층 1개 (1개 노드)로 구성되어 있다.

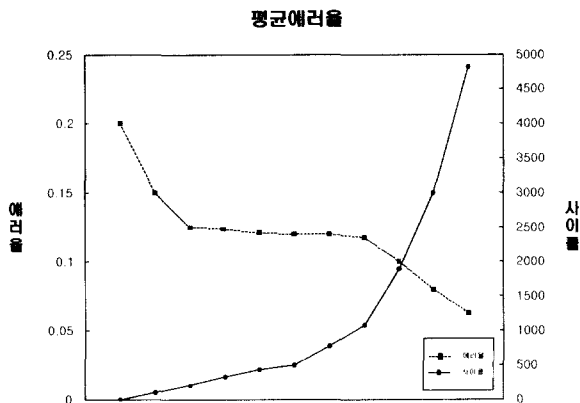


그림 4.3 사이클 회수에 따른 평균 에러율

[그림 4.3]은 사이클 회수에 따른 평균 에러율에 관한 것이고, [그림 4.4]는 입력층, 은닉층, 출력층에 대한 입력, 바이어스, 가중치 등에 관한 것이다. (평균 에러율을 0.049993으로 설정하였다.)

[표 4.5] 입력층, 은닉층, 출력층에 대한 입력, 바이어스, 가중치

Node	입력층 : 입력			
Node 0	입력 : 1.0000	활성화 : 1.0000	바이어스 : 0.0000	에러 : 0.0000
Node	은닉층 : 현재상태			
Node 1	입력 : 0.0000	활성화 : 0.0000	바이어스 : 0.0000	에러 : 0.0000
Node	은닉층			
Node 2	입력 : -9.6223	활성화 : 0.0001	바이어스 : 8.2157	에러 : -0.0000
	노드 0으로부터 1가중치 : -17.8578	노드 1로부터 1가중치 : 0.654404		
Node	은닉층			
Node 3	입력 : -12.2246	활성화 : 0.0000	바이어스 : 31.4192	에러 : -0.0000
	노드 0으로부터 2가중치 : -49.6440	노드 1로부터 3가중치 : -21.060290		
Node	은닉층			
Node 4	입력 : -9.8975	활성화 : 0.0001	바이어스 : 14.6359	에러 : 0.0000
	노드 0으로부터 4가중치 : -24.5288	노드 1로부터 5가중치 : -6.494989		
Node	은닉층			
Node 5	입력 : 0.7525	활성화 : 0.6797	바이어스 : 0.8813	에러 : 0.0000
	노드 0으로부터 6가중치 : -0.1268	노드 1로부터 7가중치 : -25.11912		
Node	출력층 : 다음상태			
Node 6	입력 : -10.1282	활성화 : 0.0000	바이어스 : 0.4452	에러 : -0.0000
	노드 2으로부터 8가중치 : 6.227047	노드 3로부터 9가중치 : 18.2548		
	노드 4으로부터 10가중치 : -24.3801	노드 5로부터 11가중치 : -15.5520		

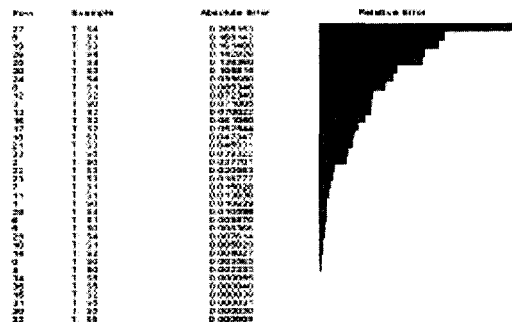


그림 4.4 내림차순으로 정렬한 학습 상세도

위 실험은 [표 4.6]과 같은 조건으로 수행되었다.

[표 4.6] 훈련 매개변수

Target Error	0.05
Learning Rate	0.7
Momentum	0.6
Learning Cycle	4719
Input Number	6
State Number	6
Rule Number	36

[표 4.7]은 실험 결과로 생성된 다치오토마타의 규칙이다.

[표 4.7] 실험 결과로 생성된 규칙

X(t)	S(t)	S(t+1)	X	S	S
0	4	4.1663	0	3	4.1638
1	4	4.1992	1	3	5.1342
2	4	5.9012	2	3	6.0928
3	4	4.1120	3	3	3.9060
4	4	4.0689	4	3	4.0532
5	4	4.0481	5	3	4.0462
0	6	4.1731	0	5	4.1680
1	6	1.8029	1	5	4.0464
2	6	5.8742	2	5	1.1257
3	6	4.1020	3	5	5.8742
4	6	4.0803	4	5	4.0755
5	6	4.0484	5	5	4.0483
0	2	3.8746	0	1	1.0001
1	2	3.8266	1	1	1.0001
2	2	2.9761	2	1	1.0000
3	2	5.9999	3	1	1.1677
4	2	3.7538	4	1	1.0003
5	2	3.7868	5	1	1.0002

위 [표4.6]에서 X(t)는 입력, S(t)는 현재 상태, S(t+1)는 다음 상태를 나타낸다. 예를 들어, 훈련 데이터를 학습시키고 난 뒤에 IF X(t) is 5 and S(t) is 6 then S(t+1) is 4.0484이다. 실험 결과로 생성된 다음 상태 값은 소수점 4째 자리까지 나타낸 것이다.

5. 결론

본 논문에서는 다치논리를 이용한 다치오토마타 모델을 신경망으로 구현한 다치-신경망 시스템을 제안하였다. 또한 다치오토마타는 신경망으로 구현할 수 있고 다치-신경망은 다치오토마타에 의해 시뮬레이션될 수 있음을 입증하였다.

제안된 방법의 타당성을 증명하기 위하여 기존 오토마타의 입력값에 따른 상태변화를 다치오토마타 모델로 변환하여 입력과 상태 변화를 기존의 신경망 모델에 적용하여 구현하였다. 구현결과 초기에 훈련 데이터와 유사한 데이터가 생성됨을 볼 수 있었다.

따라서 다치-신경망 시스템은 기존 오토마타 모델을 확장한 것이라 볼 수 있으며, 다치오토마타 모델로 기존 오토마타의 입력값에 따른 유한상태가 아닌 무한상태까지도 적용 가능함을 제시하였다.

또한 다치-신경망은 인공지능이나 뇌의 모델 등에 광범위하게 이용될 수 있는 가능성을 제시하였으며 특히 차세대 컴퓨터의 중요한 기술로서도 이용될 것으로 기대되고 있다. 향후 연구과제로는 다치오토마타 모델이 무한 상태 전이로 되었을 때 불필요한 상태 제거에 관한 것과 다치오토마타 모델과 유사한 퍼지 오토마타 모델과의 비교 연구가 필요하다고 사료된다.

참고 문헌

- [1] Doo-Ywan Kim, Chang-Sik Son, and Hwan-Mook Chung, "MVL-Automata for General Purpose Intelligent Model", The Second Korea-Japan Joint Symposium on Multiple-Valued Logic, August 27-29, 2001.
- [2] 김두완, 이경숙, 최경옥, 정환목, "범용 지능 모델을 위한 다치오토마타", 한국 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제11권, 제4호, pp. 311-314, 2001.
- [3] 김선희, 강전근, 정환목, "기호다치논리함수의 미분 및 전개를 이용한 자동퍼지추론", 인공지능, 신경망 및 퍼지시스템 춘계종합학술대회 논문집, pp. 87-95, 1996.
- [4] IsaBelle Guyon, Fernando Pereira, "Design of a Linguistic Postprocessor Using Variable Memory Length Markov Models", In International Conference on Document Analysis and Recognition, pp. 454-457, 1995.
- [5] G. D. Bruce and K. S. Fu, "A model for finite-state probabilistic system", Proc. 1st Ann. Allerton Conf. Circuit and System Theory, 1963.
- [6] Andrew McCallum, Dayne Freitag, Fernando Pereira, "Maximum Entropy Markov Models for Information Extraction and Segmentation", In Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning Stanford, CA, pp. 591-598, Morgan Kaufmann, 2000.
- [7] W. G. Wee, "On Generalization of Adaptive Algorithm and Application of the Fuzzy Sets Concept of Pattern Classification", Ph. D. Dissertation, Purdue University, June 1967.
- [8] Faith A. Unal, Emdad Khan, "A Fuzzy Finite State Machine Implementation Based on a Neural Fuzzy System", in Proc. 3rd Int. Conf. IEEE Fuzzy Systems, Orlando, FL, vol. 3, pp. 1749-1754, June 1994.
- [9] Christian W. Omlin, Karvel K. Thornber, and C. Lee Giles, "Fuzzy Finite-State Automata Can Be Deterministically Encoded into Recurrent Neural Networks", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 6(1), pp. 76-89, 1998.
- [10] A. Kandel and S. C. Lee, Fuzzy Switching and Automata : Theory and Applications, Crane, Russak, 1980.
- [11] Hamid Beigy, M. R. Meybodi, "Adaptation of Parameters of BP Algorithm Using Learning Automata", VI Brazilian Symposium on Neural Networks IEEE, pp. 24-31, 2000.
- [12] Takeo IKAI, Shuji YANO, Hideo KOSAKO, "Autonomous and Adaptive Neuro-Automata", The institute of Electronics, Information and Communication", The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers Technical Report of IEICE NC 93-68, pp. 1-8, 1994.

- [13] 박미경, 정환목, “다치-신경망을 이용한 화상처리”, 한국 퍼지 및 지능시스템학회 98 춘계학술대회, 제8권, 제2호, pp. 577-580, 1998.
- [14] 田中晃, 藤森玄, 榎本政之, 上迫宏計, 渡邊龍起, “MVL 뉴런모델의 학습收束の研究”, 多値論理研究ノート, 制16卷, pp. 12-1~12-10, Sept. 1993.
- [15] 정환목, “다치논리함수의 구조 해석과 전개”, 한국정보과학회지, 제3권, 제3호, pp. 153-166, 1986.

관심분야: 퍼지이론, 신경망, 다치이론, 감성 에이전트

Phone : +82-53-850-2741

Fax : +82-53-850-2741

E-mail : scs5152@hanmail.net



정환목(Hwan-Mook Chung)

10권 4호 2000년 8월 참조

저 자 소개



손창식(Chang-Sik Son)

2000년 : 대구가톨릭대학교 전자정보공학부
(공학사)

2000년 3월 ~ 현재 : 대구가톨릭대학교
컴퓨터정보통신공학부 석사과정