Cellular Neural Network을 이용한 숫자인식에 관한 연구

전홍우* · 김명관** · 정금섭***

A Study on the Number Recognition using Cellular Neural Network

Heung Woo Jeon* · Myoung Gwan Kim** · Kum Sub Jung***

본 연구는 금오공과대학교 학술연구비 지원과 IDEC의 CAD TOOL지원에 의하여 연구된 논문임.

요 약

셀룰러 뉴럴 네트워크는 국부적 연결특성을 가지고 있어 실시간 이미지처리에 적합한 뉴럴 네크워크이다. 또한 국부적 연결특징은 VLSI구현에 적합하다. 그의 응용분야는 패턴인식과 숫자인식 및 영상처리에 응용되고 있다.

본 논문에서, CNN은 전처리 단계로서 숫자의 특징점추출에 이용된다. CNN을 이용한 그림자검출은 4내지 6방향으로 검출하여 숫자의 특징점을 방향별로 추출한다. 분류단계에서 이러한 형상자료는 다층BP뉴럴 네트워크의 입력벡터에 적합하도록 압축되어 입력된다. 실험결과 CNN을 통한 숫자인식은 굴림체의 경우 96%이상의 인식율을 보여 만족할 만한 결과를 얻었다.

ABSTRACT

Cellular neural networks(CNN) are neural networks that have locally connected characteristics and real-time image processing. Locally connected characteristics are suitable for VLSI implementation. It also has applications in such areas as image processing and pattern recognition.

In this thesis, cellular neural networks are used for feature detection in number recognition at the stage of pre-processing. The four or six directional shadow detectors are used in numbers recognition. At the stage of classification, this result of feature detection was simulated by using a multi-layer back propagation neural network. The experiments indicate that the CNN feature detectors capture good features for number recognition tasks.

Ⅰ. 서 론

숫자 인식은 그 응용 분야가 다양하여 우편봉투 자동 분류나 은행 전표 자동화 등 여러 분야의 실생활에 적용 가능하지만 실용화 단계까지는 해결해야 할 많은 문제를 안고 있다. 그 중에 한가지로 인식 성능을 들 수 있는데, 이러한 숫자 인식에 있어서 인식 성능을 향상시킬 수 있는 요인으로는 크게 두 가지를 들 수 있다. 한가지는 강력한 일반화 능력을 가지며 오인식률을 최소로 하는 분류기를 설계하는 것이고. 또 하나는 특징 추출시 인식에 필요한 중요한 정보의 손실을 최소화하는 특징 추출기를 설계하는 것이다. 물론 실용화를 고려한다면, 특징을 추출하는 과정과 분류 과정이 빠른 시간 내에 처리되어야 한다[1, 2].

본 논문에서는 이러한 요구 조건을 만족하기 위하

*금오공과대학 전자공학과 교수

**구미전자공고 전자기계과

***구미기능대학 생산자동화과 부교수

접수일자 : 2002. 10. 17

여, 전처리 단계에서는 셀룰러 신경회로망(Cellular Neural Network: CNN)[5, 6, 7, 8, 9]을 이용하여 정규화된 숫자 영상의 방향별 그림자 검출로 숫자의 국부적인 특징을 추출하고 정규화된 원 영상의 압축에 의하여 전역적인 특징을 추출하였고, 분류 단계에서는 적응 학습 능력과 필체의 변화에 대해서도 비교적 강한 특성을 나타내고 일반화 능력을 갖는 오류 역전파(Error Back Propagation: BP)학습 알고리즘 다층 신경망을 이용하여 셀룰러 신경회로망을 이용한 숫자의 특징점 추출 결과를 확인한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전처리 단계에 필요한 셀룰러 신경회로망에 대하여 기술하고, 3장에서는 셀룰러 신경회로망에 의한 숫자의 특징점 추출과 인식에 대하여 기술한다. 4장에서는 숫자 영상으로부터 국부적인 특징과 전역적인 특징을 추출하고, 이를 압축한 결과와 각 숫자의 특징점을 추출한 결과를 오류 역전파 학습 알고리즘 다층 신경망으로 숫자의 분류, 인식을 확인한 실험 및 결과에 대해 기술했고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺었다.

II. 셀룰러 신경회로망

1. 셀룰러 신경회로망의 특성

셀룰러신경회로망(Cellular Neural Network: CNN)은 간단한 처리요소인 셀들이 국부적으로 연결되어 M×N 어레이를 구성하는 대규모 병렬처리 시스템이다. 셀룰러 신경회로망이 가지고 있는 동일한 셀들의 국부적인 연결특성으로 인하여 가장 가까이 이웃하는 셀들 사이에서만 배선이 이루어지므로 배선이 용이하며, 칩의 집적도를 높일 수 있다는 장점을 가지고 있다. 그리고 셀룰러 신경회로망은 아날로그 특징과 실시간 정보처리의 능력을 가지고 있다.

2. 셀룰러 신경회로망의 구조

셀룰러 신경회로망의 셀 $C(i,j)$에 대한 상태방정식은 <그림 1>의 등가회로에 KVL과 KCL을 적용하여 상미분 방정식으로 유도되며 식(1)로 정의된다.

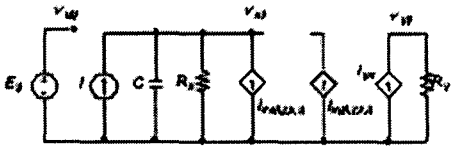


그림 1. CNN의 등가회로

$$C\frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x}v_{xij}(t) + \sum_{C(k,l)\in N_r(i,j)} A(i,j;k,l)v_{ykl}(t) + \sum_{C(k,l)\in N_r(i,j)} B(i,j;k,l)v_{ukl} + I \quad (1)$$

v_{xij}는 셀의 상태전압으로 셀 $C(i,j)$와 거리 r 이내에 이웃한 셀들 $N_r(i,j)$의 입력전압 및 출력전압들과 바이어스전류 I 에 의해 결정되며, 셀의 초기 상태전압 값은 -1에서 1사이의 값을 가진다. $I_{xy}(i,j;k,l)$는 이웃셀의 출력전압 v_{ykl}과 귀환 연산자 $A(i,j;k,l)$에 의해 제어되는 선형 전류이며, $I_{xu}(i,j;k,l)$은 이웃셀의 입력전압 v_{ukl}과 입력제어 연산자 $B(i,j;k,l)$에 의해 제어되는 선형전류이다. 바이어스전류 I는 시불변 독립 전류원으로 바이어스점을 조절한다. E_{ij}는 셀의 입력전압으로 시불변 독립 전압원이며, -1에서 1사이의 값을 가진다. C는 선형 커패시터이며, R_x는 선형 저항으로서 CR_x는 셀의 수렴시간을 결정하는 시상수이다.

$I_{yx}(i,j;k,l)$은 상태전압 v_{xij}에 의해 제어되는 구간 선형 전류원 이며, 셀 $C(i,j)$의 출력전압 $v_{yij}(t)$는 식(2)으로 정의된다.

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2}(|v_{xij}(t)+1| - |v_{xij}(t)-1|) \quad (2)$$

출력전압 $v_{yij}(t)$는 구간 선형함수로 귀환 연산자로 제어되어 귀환하며, 자신과 이웃한 다른 셀들의 상태값에 영향을 미친다. 식(1)의 양변에 적분을 취하면 시간에 대한 상태값을 구할 수 있으며, 식(3)과

같다.

$$v_{xij}(t) = v_{xij}(0) + \frac{1}{C_x}\int_0^t \Big[-\frac{1}{R_x} v_{xij}(\tau) + \sum_{C(k,l)\in N_r(i,j)} A(i,j;k,l) v_{ykl}(\tau) + \sum_{C(k,l)\in N_r(i,j)} B(i,j;k,l) v_{ukl} + I \Big] d\tau$$

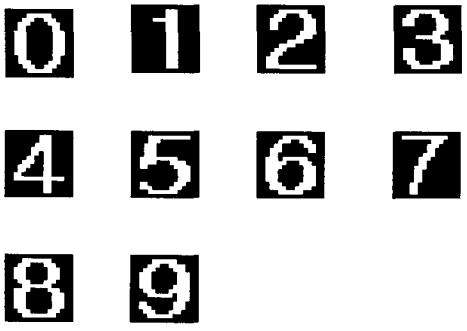
$$1 \le i \le M,\ 1 \le j \le N \qquad (3)$$

식 (3)은 시간 t에서의 상태전압 값을 나타내며, t → ∞ 에서 상태전압 값은 안정화된다.

III. 숫자의 특징점 추출과 인식

1. 셀룰러 신경회로망을 이용한 특징점 추출

<그림 2>는 16×16픽셀의 그레이 레벨로서 0~9까지 모두 10개의 영상이다. 이 표준 영상은 인위적으로 각 픽셀마다 픽셀의 값을 부여하여 만든 숫자 영상이며 한 픽셀의 밝기 값은 0~255까지 가질 수 있으며 표준 영상의 배경(background) 영역은 픽셀 값 "0"으로 주어지고 숫자를 나타내는 부분은 픽셀 값 "255"로 주어진다.



<그림 2> 표준 숫자 영상(16포인터 굴림체)

이 절에서는 각 숫자마다의 특징을 잘 나타낼 수 있는 방향 정보를 추출하기 위하여 CNN을 이용한 방향별 그림자(shadow)검출[10]을 하였다. 그림자의 의미는 빛을 물체의 특정 방향에서 비추었을 때 그 반대방향에 그림자가 나타나는 현상을 의미한다.

숫자의 오른쪽, 왼쪽, 위, 아래에서의 4방향의 그림자를 추출하기 위한 귀환 파라미터에 대한 템플릿과 제어 파라미터는 각 방향별로 차이가 있으나, 임계전류 I에 대한 템플릿은 2.0으로 주어졌고, 그 외의 다른 파라미터인 선형 캐패시턴스 C는 10-9F, 선형저항 Rx는 103Ω으로 주어졌다.

예로서 방향별 템플릿을 숫자 영상 "3"과 "5'에 적용하여 특징점을 추출한 영상을 <그림 3>에 나타내었다.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad I = 2.0$$

숫자 3 숫자 5

<a> 오른쪽 방향에서 본 특징 영상

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad I = 2.0$$

숫자 3 숫자 5

<b> 왼쪽 방향에서 본 특징 영상

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad I = 2.0$$

숫자 3 숫자 5

<c> 위쪽 방향에서 본 특징 영상

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad I = 2.0$$

숫자 3 숫자 5

<d> 아래쪽 방향에서 본 특징 영상

<그림 3> 각 방향별 템플릿과 숫자"3"과 "5"의 방향별 특징점 추출 영상

2. 특징점 추출 데이터의 압축

3.1절에서 각 방향별 숫자 특징점 추출에 의하여 정규화 된 입력 영상으로부터 추출된 방향 정보는 다시 4×4×4의 국부적인 특징 벡터로 압축한다.

여기서 데이터 압축은 16×16픽셀의 특징 영상에서 샘플링을 적용하여 4×4픽셀의 데이터로 만들었다. 숫자 인식에 있어서 이러한 국부적인 특징만을 이용할 경우 입력된 문자의 전역적인 특성을 고려할 수 없으므로 정규화 된 16×16픽셀의 원 영상을 4×4픽셀 영상으로 압축하여 이를 전역적인 특징으로 사용하였다. 따라서 4×4×4개의 국부적인 특징 벡터와 1×4×4개의 전역적인 특징 벡터를 다층 신경망의 입력으로 사용한다.

<그림 4>는 숫자 영상 "3"과 "5"에 대한 데이터 압축의 예로서 숫자 오른쪽 방향에서 본 16×16픽셀의 특징 영상을 4×4픽셀로 압축한 국부적인 특징 벡터를 보여주고 있다.

(a) 숫자 3 (b) 숫자 5

<그림 4> "3"과 "5"의 4×4픽셀로 압축한 국부적인 특징 벡터

그리고 <그림 5>는 16×16픽셀의 표준 원 영상을 4×4픽셀로 압축한 전역적인 특징 벡터의 예를 보여주고 있다.

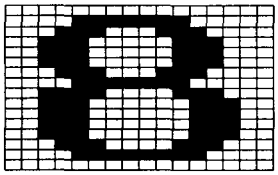
(a) 숫자 3 (b) 숫자 5

<그림 5> "3"과 "5"의 4×4픽셀로 압축한 전역적인 특징 벡터

<그림 6>은 표준 숫자 영상을 정규화하고 방향별 특징점을 추출하여 이 특징점 데이터를 압축하는 전 과정의 흐름을 보여주고 있다.

(입력영상)

16×16 정규화



(정규화된 영상)

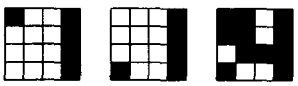
방향별 특징 추출

(숫자 오른쪽) (숫자 왼쪽) (숫자 위)

(숫자 아래) (원 영상)

4×4로 압축

(4×4×4 국부적 특징 벡터)



(1×4×4 전역적 특징벡터)

<그림 6> 숫자의 특징점 추출 과정

IV. 실험 및 결과

실험은 3장에서 기술한 CNN을 이용한 0~9까지의 각 숫자별 특징 데이터를 BP학습 알고리즘 다층 신경망에 입력하여 학습을 시킨 후 정해진 연결강도(weight value)에 학습시킨 영상을 다시 다층 신경망의 입력으로 주어 숫자의 분류, 인식을 확인하는 방법을 사용하였다.

1. 각 숫자의 방향별 특징점을 추출한 결과 영상

<그림 2>와 같이 만든 표준 숫자 영상(굴림체, 16-포인터)의 각 숫자마다의 특징을 잘 나타낼 수 있는 방향 정보를 추출하기 위하여 방향별 그림자(shadow)를 검출한 결과를 <그림 7>에 나타내었고, 숫자의 오른쪽, 위, 왼쪽, 아래쪽 방향의 압축 데이터 순서로 각 16개의 데이터이다.

숫자	표준 영상	오른쪽 방향	왼쪽 방향	위에서	아래에서
0					
1					
2					
3					
4					
5					
6					
7					
8					

(a) 숫자 "0"~"8"

9					

(b) 숫자 "9"

<그림 7> 숫자의 4 방향에서 특징점을 추출한 결과 영상

2. 다른 글씨체 분류 인식 확인

다른 글씨체의 분류 인식 시뮬레이션을 하기 위해서 궁서체의 방향별 특징점을 추출하여 압축한 결과 궁서체의 경우 각 방향 특징점 데이터(16×16 픽셀)를 압축(4×4 픽셀)한 결과 숫자 "0"과 "8"의 데이터가 같게되어 분류가 불가능하였다. 이를 구분하기 위해서 숫자의 6방향에서 추출한 특징점의 데이터를 입력하여 학습시킨 후 굴림체 숫자를 궁서체와 같은 방법으로 만든 데이터를 입력하여 글씨체가 다른 경우의 분류, 인식 가능성을 확인해 보았다. <그림 8>은 궁서체 "3"과 굴림체 "3"의 6방향에서 추출한 그림자 영상으로 3장에서 추출한 4방향에 왼쪽 위, 오른쪽 아래의 방향에서 추출한 그림자 영상이 추가된 것이다.

숫자	표준 영상	오른쪽	왼쪽	위	아래	왼쪽 위	오른쪽 아래
궁서 3							
굴림 3							

<그림 8> 숫자의 6 방향에서 특징점을 추출한 결과 영상

<표 1> 굴림체의 6방향에서 추출한 특징점으로 만든 데이터를 입력한 학습 결과(양극성 데이터 입력, 6000회 학습, α= 0.03, 굴림체, 12포인터)

숫자 \ 출력		Output_3 (MSB)	Output_2	Output_1	Output_0 (LSB)
0	목표치	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000
	출력치	-0.978	-0.988	-0.989	-0.994
1	목표치	-1.000	-1.000	-1.000	1.000
	출력치	-0.990	-0.986	-0.997	0.965
2	목표치	-1.000	-1.000	1.000	-1.000
	출력치	-0.981	-0.990	0.957	-0.977
3	목표치	-1.000	-1.000	1.000	1.000
	출력치	0.981	-0.983	0.984	0.988
4	목표치	-1.000	1.000	-1.000	-1.000
	출력치	-0.963	0.960	-0.973	-0.983
5	목표치	-1.000	1.000	-1.000	1.000
	출력치	-0.976	0.972	-0.983	0.975
6	목표치	-1.000	1.000	1.000	-1.000
	출력치	-0.994	0.971	0.987	-0.971
7	목표치	-1.000	1.000	1.000	1.000
	출력치	-0.999	0.983	0.999	0.992
8	목표치	1.000	-1.000	-1.000	-1.000
	출력치	0.995	-0.982	-0.989	-0.985
9	목표치	1.000	-1.000	-1.000	1.000
	출력치	0.977	-0.978	-0.985	0.967

<표 2> 숫자 궁서체의 6방향에서 추출한 특징점으로 만든 데이터를 입력한 학습 결과(양극성 데이터 입력, 6000회 학습, α= 0.03, 궁서체, 12포인터)

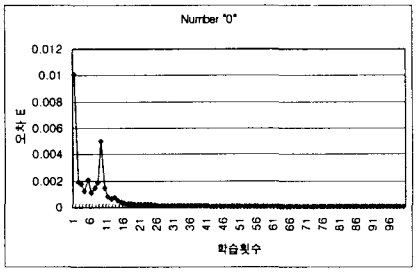
숫자 \ 출력		Output_3 (MSB)	Output_2	Output_1	Output_0 (LSB)
0	목표치	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000
	출력치	-0.945	-0.985	-0.963	-0.999
1	목표치	-1.000	-1.000	-1.000	1.000
	출력치	-0.943	-0.997	-0.965	0.999
2	목표치	-1.000	-1.000	1.000	-1.000
	출력치	-0.971	-0.995	0.952	-0.939
3	목표치	-1.000	-1.000	1.000	1.000
	출력치	0.957	-0.979	0.956	0.937
4	목표치	-1.000	1.000	-1.000	-1.000
	출력치	-0.957	0.988	-0.950	-1.000
5	목표치	-1.000	1.000	-1.000	1.000
	출력치	-0.940	0.976	-0.961	0.980
6	목표치	-1.000	1.000	1.000	-1.000
	출력치	-1.000	0.927	0.944	-0.987
7	목표치	-1.000	1.000	1.000	1.000
	출력치	-0.982	0.961	0.974	0.994
8	목표치	1.000	-1.000	-1.000	-1.000
	출력치	0.950	-0.957	-1.000	-0.989
9	목표치	1.000	-1.000	-1.000	1.000
	출력치	0.927	-0.981	-1.000	0.945

<표 1> 및 <표 2>는 궁서체와 굴림체의 분류, 인식 시뮬레이션 결과를 보인 것으로 숫자별로 압축한 데이터의 차이가 있다면 가능하다는 것이 확인되었다. 이 결과는 글씨체가 달라도 방향별 특징점으로 숫자별 분류, 인식이 가능하다는 것을 보여주고 있다.

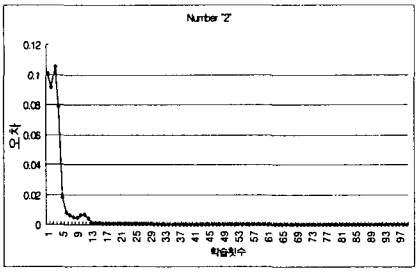
3. 숫자별 학습 횟수에 따른 오차

BP알고리즘[11, 12, 13]은 목표치와 출력치의 차를 비교하여 오차를 산출하고 출력층의 오차신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결강도를 변경하고, 또한 출력층 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층간의 연결강도를 변경하는 학습 방법이다.

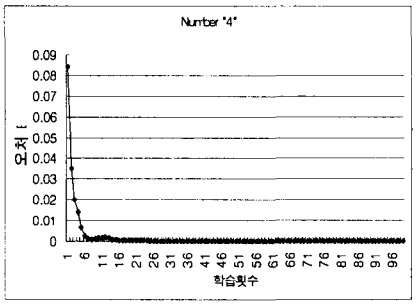
따라서 학습 횟수에 따른 오차의 변화 추이를 살펴봄으로써 숫자별로 분류가 학습 회수 몇 회에 이루어지는가를 알 수 있다. <그림 9>는 각 숫자별로 학습 횟수의 10회 증가 시마다 하나의 오차 값을 추출하여 그래프로 나타낸 것이다.



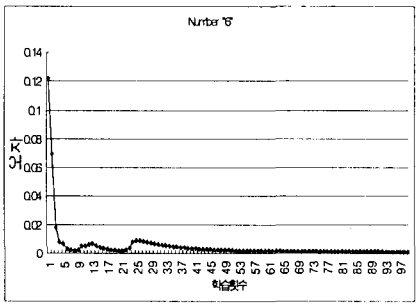
<a> 숫자 "0"에 대한 학습 오차



<b> 숫자 "2"에 대한 오차



<c> 숫자 "4"에 대한 오차



<d> 숫자 "6"에 대한 오차

<그림 9> 숫자별 학습횟수에 따른 자승근 오차

V. 결 론

본 논문에서는 셀룰러 신경회로망에 의한 숫자의 특징점을 추출하여 BP알고리즘을 적용하여 숫자를 분류하는 방법을 다루었다. 셀룰러 신경회로망을 이용한 각 숫자의 그림자 추출에 의하여 국부적인 특징을 추출하고 정규화된 영상의 압축에 의하여 전역적인 특징을 추출하여 다층 신경망의 입력으로 하여 패턴 분류한 결과 숫자 인식에 만족할 만한 결과를 얻었다.

각 숫자의 그림자 검출 과정에서 셀룰러 신경회로망의 템플릿의 값은 회로망의 동특성에 중요한 영향을 미치며 이들에 대한 적절한 값의 설정이 상당히 중요함을 알 수 있다. 따라서 셀룰러 신경회로망을 하드웨어로 구현하기 전에 가장 적절한 귀환 파라미터인 전류이득, 제어 파라미터인 전달 콘덕턴스, 임계전류 및 선형 소자인 캐패시턴스와 저항값을 결정하는 데에 이용될 수 있다.

전처리 과정에서 각 특징 정보들을 보다 분리 가능하게 한다면 인식 성능을 향상시킬 수 있을 것으로 예상되며, 셀룰러 신경회로망을 한글 인식 등에 응용하는 연구와 회로 설계에 필요한 파라미터 분야를 더욱 보강하면 복잡한 한글 인식에도 효과적으로 사용할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] 이성환, "문자인식의 원리 I 권, II권", 2nd edition, 홍릉과학출판사, 1997.

[2] 이성환, "패턴인식의 원리 I 권, II권", 2nd edition, 홍릉과학출판사, 1997.

[3] 오창석, "뉴로컴퓨터", 3rd edition, 내하출판사, 2000.

[4] H. Suzuki and T. Matsumoto, "A CNN handwritten character ecognizer", Proc. International Workshop on cellular Neural Networks and Their Application, Budapest, 1990.

[5] C. Mead, Analog VlSI and Neural Systems, Reading, MA ; Addision Wesley, 1989.

[6] Leon O. Chua and Lin Yang, "Cellular Neural Networks : Theory", IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 35, No. 10. pp. 1257-1272, Oct. 1993.

[7] Leon O. Chua and Lin Yang, "Cellular Neural Networks : Applications", IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 35, No. 10, pp.1273-1290, Oct. 1993.

[8] Leon O. Chua and Lin Yang, "Cellular Neural Networks : The CNN Paradigm", IEEE Transactions on Circuits and Systems-I, Vol. 40, No.3. pp. 147-155, Mar. 1993.

[9] Josep E. Varrientos and Edgar Sanchez-Sinencio, "A current-mode cellular neural network implementaton", IEEE Transaction on Circuits and Systems, Vol. 40, No. 3, Mar. 1993.

[10] T. Matsumoto. L. O. Chua and H. Suzuki, "CNN cloning template : shadow detector", IEEE Trans. Circuits and Systems, 37, pp. 1070-1073, 1990.

[11] Jacek M. Zurada, "Artificial Neural Systems", 2nd edition, PWS Publishing Company, Boston, pp.185-250, 1995.
[12] D. Nguyen, B. Widrow, "Improving the Learning Speed of Two-Layer Neural Networks by Choosing Initial Values of the Adaptive Weights," IEEE Int. Joint Conf. on Neural Networks, Vol. Ⅲ, pp.21-26, 1990.
[13] Y. J. Kim and S. W. Lee, "Off-line recognition of unconstrained handwritten digits using multi-layer back propagation neural network combined with genetic algorithm", (in Korean), in Proc. 6th Wkshp. Image Processing Understanding, pp.186-193, 1994.

저자소개

정금섭(Gum-Sub Jung)
1990년 2월 금오공과대학교졸업
1992년 2월 금오공과대학 대학원 전자공학과졸업(공학석사)
1999년 8월 금오공과대학 대학원 박사과정 수료
1996년 2월~현재 구미기능대학 자동화시스템과 부교수
구미기능대학(Kumi Polytechnic College) 자동화시스템과 부교수(연락책임자)
※관심분야: 신경망, ASIC, 영상처리, 자동화

전홍우(Hung-Woo Jeon):
1980년 2월 한국항공대학 전자공학과 졸업(공학사)
1982년 2월 고려대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1988년 8월 고려대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
1989년 3월-현재 금오공과대학교 전자공학부 교수
금오공과대학교 전자공학부(School of Electronics Engineering, Kumoh National University of Technology) 교수
※관심분야: 신경망 ASIC 설계

김명관(Myung-Gwan Kim)
1984년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
2001년 8월 금오공과대학교 산업대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1986년 1997.2년 대우전자 생산기술연구소 선임연구원
1997년 3월-현재 구미전자공업고등학교 메카트로닉스학과
※관심분야: 전자응용 및 집적회로 설계,