

論文93-30B-10-11

형태인식과 연상기억을 위한 광학적 시스템 구현

(Optical System Implementation for Pattern Recognition and Associative Memory)

金成龍**, 李承熙*, 金喆洙*, 金正雨*, 裴長根*, 金秀重*

(Sung Young Kim, Seung Hee Lee, Cheol Su Kim, Jeong Woo Kim,
Jang Keun Bae and Soo Joong Kim)

要約

패턴 상호연상모델은 특징 추출방법으로 신경망을 구성한다. 기준패턴들간에 서로 유사한 경우에도 이 모델은 효과적으로 기준패턴을 복구해낼 수 있다. 그러나 특징점이 손실된 입력이 입력될 때 이 모델은 기준패턴을 복구해낼 수 없다. 신경망을 이용하여 특징 추출을 위한 개선된 패턴상호 연상모델을 제안하였다. 패턴상호 연상모델의 제 1 가중치 행렬과 제 2 가중치 행렬을 결합한 개선된 패턴 상호 연상모델은 기존 패턴 상호 연상모델의 복원 문제를 해결하였다. 컴퓨터 시뮬레이션과 광학적 실험으로 확인하였다.

Abstract

IPA(interpattern association) model is a method of feature extraction using a neural network. Even in the case that the reference patterns are similar to one another, this model can recover the reference patterns effectively. However, when the pattern whose feature pixels are lost is used as input, this model can not guarantee perfect recovery of the reference pattern. It is proposed a improved interpattern association(IPA) model for the feature extraction using neural network. The improved IPA model that combines the first interconnection weight matrix of the IPA model with the second additional weight matrix is proposed here to overcome the recovery problem of the original IPA model. The results of computer simulation and optical experiment are advanced.

1. 서론

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyung pook Nat'l Univ.)

**正會員, 大慶專門大學 電子計算科

(Dept. of computer science, Dae kyung college)

* 본 논문은 1991년도 교육부 지원 한국학술진흥재단의 자유공모과제 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

接受日字 : 1992年 9月 25日

신경망은 일반적으로 고등동물의 두뇌의 구조와 기능을 모방하여 그것과 비슷한 작용을 할 수 있도록 고안한 회로망으로서 학습, 오차보정 및 적응능력의 장점을 가지고 있어 패턴인식, 음성인식 및 최적화등에 응용되고 있다. 이러한 광과 신경망의 장점을 접목한 광-신경망은 최근 광연상기억과 광컴퓨팅등을 연구하는 학자들에게 큰 주목을 받고있다.¹⁾ 1982년

Hopfield가 상관행렬을 기초로 하여 벡터-행렬곱에 의해서 시스템을 구성하는 간단한 이진 모델을 제시한 후 이를 바탕으로 연상기억에 관한 연구가 크게 발전되었다. Hopfield 모델을 광학적으로 구현하기 위한 시도로써, 1985년 Psaltis등^[2]은 발광다이오우드 배열과 광검출기등을 이용하여 임계분기 기능을 갖는 케환형의 광시스템을 최초로 구성하였다. 그러나 이러한 구현은 2차원 입력 영상처리를 위한 시스템으로는 적합하지 않았다. 80년대 말 부터 Yu등은 여러가지 광학소자를 이용하여 2차원 영상처리가 가능한 시스템을 광학적으로 구현하였다.^[9,13,14] 이러한 연상기억을 구성하는 방법에는 크게 두가지의 형태로 구분할 수 있다. 첫째는 각 기준패턴들만의 연상에 의한 패턴내 연상(intrapattern association)모델이다. 연결가중치 행렬(inter connection weight matrix; IWM)이 기준패턴들 각각의 외적의 합인 형태로 구성되는 Hopfield 모델이 이 모델의 대표적인 예이다.^[5,6,7] 둘째는 기준패턴들 사이의 상호관계를 논리적으로 표현하여 연결가중치 행렬을 구성하는 패턴상호 연상모델(interpattern association; IPA)이다. 이 방법은 기준패턴들이 서로 유사한 경우에도 각 입력의 특징점으로서 손실된 패턴을 복원할 수 있는 장점이 있고 저장능력이 패턴내 연상모델보다 우수하다.^[3,4,8] 그러나 이 모델은 특징점이 손실된 패턴이나 특징점과 다른 비트가 함께 손실된 패턴이 입력으로 사용되면 특징점만 손실된 패턴이 출력되어 저장된 기준패턴을 복원하지 못한다.

본 논문에서는 이러한 IPA모델의 문제점인 특징점과 다른 비트들이 함께 손실된 패턴에 대해서도 기준패턴을 복원할 수 있도록 새로운 연결가중치 행렬을 구성하여 패턴상호 연상모델로 만들어진 연결가중치 행렬을 보완하였다. 이렇게 구한 두개의 연결가중치 행렬을 하나의 시스템으로 하여 저장된 기준패턴을 복원하도록 하였다. 그리고 전체적인 시스템 크기를 간소화하고 선내적(비트 대 비트의 곱)을 위하여 LCTV를 직렬접속 하였다. 또한 입력과 연결가중치 행렬과의 곱의 결과를 zone plate를 이용한 소 렌즈(lenslet) 배열을 이용하여 각 부행렬들을 합하고 이를 CCD(charge coupled device)카메라와 이미지 보드를 이용하여 임계값을 주는 케환루프를 형성하는 광학적 시스템을 구현하였다.

II. 신경망 모델

1. Hopfield 모델

1982년 Hopfield는 에너지 함수와 문턱값을 도입

하여 신경망의 에너지가 감소하는 안정상태로 작동함을 증명하였으며, 오차를 가진 입력은 에너지가 높은 상태에 있기 때문에 입력패턴은 가장 근접한 안정상태(유사한 기억패턴)로 수렴하는 성질로 연상기억을 모델링하였다. 이 모델은 주로 자기 연상기억에 사용되며, 신경세포 자신과의 연결강도가 없는 것으로 가정하여 N개의 서로 연결된 신경세포들이 (0, 1)상태인 입력(V_i^s)을 M개 가지면 연결강도 W_{ij} 는 다음과 같다.

$$W_{ij} = \begin{cases} \sum_{s=1}^M (2V_i^s - 1)(2V_j^s - 1) & i \neq j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (1)$$

신경세포의 다음 상태 V_i 는 나머지 신경세포의 현재 상태(\hat{V}_i)에 의해 다음과 같이 결정되어 진다.

$$V_i = \begin{cases} 1 & \hat{V}_i \geq 0 \\ 0 & \hat{V}_i < 0 \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $\hat{V}_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} V_j$ 이다.

만약 W_{ij} 가 저장된 패턴들 중 하나와 곱해진다면 출력은 식(3)과 같다.

$$\hat{V}_i^{m_0} = \sum_{j=1}^N \sum_{s=1}^M (2V_i^s - 1)(2V_j^s - 1)V_j^{m_0} \quad (3)$$

$$= (2V_i^{m_0} - 1) \sum_{j=1}^N (2V_j^{m_0} - 1)V_j^{m_0} + \sum_{s \neq m_0}^M (2V_i^s - 1) \sum_{j=1}^N (2V_j^s - 1)V_j^{m_0}$$

여기서 첫번째 항은 가중치가 곱해진 원하는 출력패턴을 둘째항은 저장된 패턴간의 원하지 않는 항을 각각 나타낸다.

둘째항은 상관관계가 아주 작다면 무시될 수 있으므로 출력 $\hat{V}_i^{m_0}$ 는 $V_i^{m_0}$ 와 같은 값으로 문턱화되며, $V_j^{m_0}$ 가 오류보정되어 $V_j^{m_0}$ 로 인식될 수 있다. 또한 이 모델은 N개의 신경세포를 가질때 NxN대칭 연결가중치 행렬을 필요로 하며 저장할 수 있는 벡터의 수는 약 0.15N 정도로 한정된다. 그러나 Hopfield모델은 기억된 패턴간의 각 요소가 0또는 1이 될 확률이 같아야 하고, 직교해야한다는 제약조건이 있음에도 불구하고 모델의 간단함등의 이유로 여러가지 구현이 연구 발표되고 있다.

2. 패턴상호 연상모델

Hopfield 모델은 패턴내 연상모델의 대표적인 예로 기준패턴의 저장능력과 유사패턴의 복원에는 많은 어려움이 있다. 즉 저장된 기준패턴의 공통부분에 대

한 중첩을 고려하지 않고 오차보정(error correction)기능이 약한 Hebb의 학습규칙이 사용되므로 저장정보의 안정성을 파괴하는 잡음정보가 포함된다. 그러나 패턴상호 연상모델은 기준패턴들 사이의 관계에 의해서 연결가중치 행렬을 구성하기 때문에 이미 중첩된 부분에는 더 이상의 가중치를 주지않아 Hopfield 모델의 단점을 보완할 수 있다. 이와 같이 하면 어느정도 특징부분의 정보가 연상기억에 분산되어 저장된다. 그림 1은 기준패턴들 사이의 관계를 이용하여 연상기억을 구성하는 패턴상호 연상모델의 간단한 논리모델로서 기준패턴이 3개 있는 경우이다.

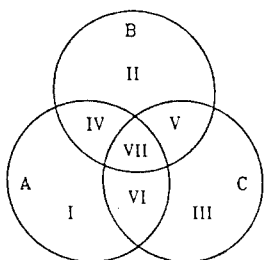


그림 1. 기준패턴의 공통부분과 특징부분
Fig. 1. Common and special areas of reference patterns.

$$I = A \cap (B \cup C) \quad II = B \cap (A \cup C) \quad III = C \cap (A \cup B) \quad (4)$$

$$IV = (A \cap B) \cap \bar{C} \quad V = (B \cap C) \cap \bar{A} \quad VI = (C \cap A) \cap \bar{B}$$

$$VII = (A \cap B \cap C) \cap \Phi$$

\cap : 논리 AND, \cup : 논리 OR, Φ : 공집합, $\bar{}$: 논리 NOT.

식(4)는 그림 1의 논리함수를 나타낸다. I, II, III 부분은 각각 패턴 A, B, C의 특징부분이고 IV, V, VI는 A와B, B와C, C와A의 공통부분이며, VII은 A와B 그리고 C의 공통부분을 나타낸다. 그림 1에서 입력신경세포가 VII영역에서 여기되면 그 영역은 모든 기준패턴의 공통부분으로서 그 부분만 여기하고, V 영역에서 여기되면 V와 VII영역이 여기되며 I영역은 금지된다. IV와 VI의 영역도 V의 경우와 동일하다. 마찬가지로 II영역이 여기되면 A부분의 모든 영역(I, IV, VI, VII)이 여기되며 나머지(II, III, V)영역은 금지된다. 그리고 II, III영역도 I와 같은 결과를 나타낸다. 그림 2에서는 3개의 기준패턴들에 대해서 구성된 패턴상호 연상 신경망과 이에 따른 연결가중치 행렬을 보여준다. 그림 2의 (a), (b), (c)는 각각 저장될 기준패턴을 나타낸다. 2x2로 구성된 기준패턴

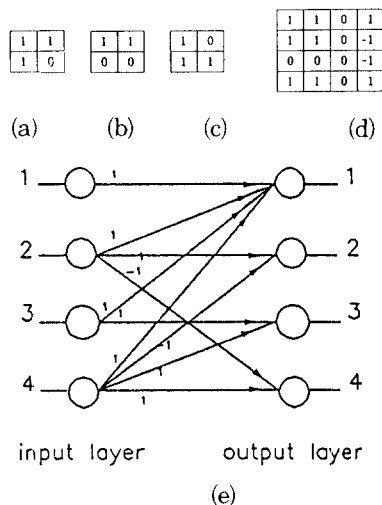


그림 2. 패턴상호 연상 신경망을 구성하는 예
(a) 2x2의 기준패턴 A (b) B (c) C
(d) 연결가중치 행렬 (e) 삼치 신경망
Fig. 2. Example of constructing an IPA neural network.
(a) 2x2 reference pattern A, (b) B, (c) C, (d) IWM, (e) tristate neural network.

의 비트 1(왼쪽 상단)은 A, B, C의 공통부분, 비트 2(오른쪽 상단)는 A, B의 공통부분, 비트 3(왼쪽 하단)은 A, C의 공통부분, 비트 4(오른쪽 하단)는 C의 특징부분을 나타낸다. 그림 2(e)는 표 1의 가중치 상태에 의해 구해진 삼치회로망의 구성도이다. 이 모델은 3개의 명암도 (1은 여기, -1은 금지, 0은 무연결)를 가지므로 Hopfield 모델의 명암도 보다 적어 광학적으로 구성하기 용이하다. 또한 가중치 0은 입력 신경세포와 출력 신경세포의 연결값을 주지않아 상호세기가 필요한 부분에만 연결되는 부분연결로 구성되므로 Hopfield 모델보다 연결구조가 간단한 장점이 있다.

그림 2(e)에서 구성한 신경망의 출력 신경세포는 연결가중치 행렬의 부분행렬(sub matrix)에 대응되고, 출력 신경세포에 연결되는 입력 신경세포의 가중치는 연결가중치 행렬의 비트값을 나타낸다. 그림 2(d)는 기준패턴 A, B, C의 연결가중치 행렬이다. 즉 NxN 입력패턴에 대해서 연결가중치 행렬은 N²xN²의 크기를 가져야만 한다. 그러나 그림 2(c)의

특징적인 4번비트(오른쪽 아래비트)가 손실되어 입력으로 사용 될 경우에는 기준패턴(2(c))을 복원할 수 없다. 즉 Hopfield 모델보다 상대적인 장점을 가지고 있는 패턴상호 연상모델도 입력이 기준패턴의 특징점이나 특징점을 포함한 다른 비트가 함께 손실된 패턴이 사용되면, 저장된 기준패턴을 찾지 못하는 단점을 가지고있다.

Ⅲ. 개선된 패턴상호 연상(improved IPA : IIPA) 모델

패턴상호 연상모델을 이용하여 만든 앞에서의 제 1 연결가중치 행렬은 기준패턴의 특징점이 손실되지 않은 경우에는 기준패턴을 쉽게 찾을 수 있다. 그러나 특징점이 손실되거나 특징점과 다른 비트들이 함께 손실된 입력패턴에 대해서는 기준패턴이 아닌 특징점이 손실된 입력패턴만을 출력하여 국부 최소점(local minima)에 빠지는 결과를 얻게 된다.

그러므로 본 논문에서는 패턴상호 연상모델을 이용하여 만든 제 1 연결가중치 행렬과 특징점이 손실된 패턴을 기준패턴으로 복원시켜주는 제 2 연결가중치 행렬을 구하고, 문턱값과 제한시스템을 이용하는 개선된 패턴상호연상모델을 제안하였다. 개선된 모델은 패턴상호 연상모델에서 연결가중치 행렬을 구할때와 거의 유사하나 첨가되는 부분이다. 즉, 기존의 패턴상호 연상모델은 연결가중치 행렬을 만들때 자신의 비트를 입력과 출력 신경세포로 사용하지만, 개선된 패턴상호 연상모델은 제 1 연결가중치 행렬의 출력 패턴들의 비트와 기준패턴의 비트를 각각 입력 신경세포와 출력 신경세포로 사용하여 신경망을 구성하는 차이점이 있다.

개선된 패턴상호 연상모델은 특징점이 손실된 패턴을 입력으로 하고, 그 정보의 기준패턴을 출력으로 사용하는 부분을 첨가하여 입력 신경세포와 출력 신경세포의 사상관계를 이용하여 연결가중치 행렬을 구성한다. 그림 3은 제 2 연결가중치 행렬을 구성하는 방법의 논리모델을 보여준다. 그림 3(a)는 제 2 연결가중치 행렬을 구성하기 위한 입력 논리모델로서 기준패턴의 특징점이 손실된 패턴들의 논리관계를 나타내고, 3(b)는 복원 하려는 기준패턴들의 논리관계를 나타낸다. 그림 3(a)에서 입력 신경세포가 VII영역에서 여기되면 그림 3(b)의 vii부분을 여기하고, V영역에서 여기되면 v와 vii영역이 여기되며 i영역은 무연결상태가 된다. IV와 VI의 영역도 V의 경우와 동일하다. 마찬가지로 I영역이 여기되면 a부분의 모든 영역(i, iv, vi, vii)이

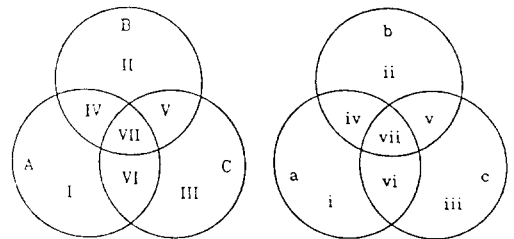


그림 3. 제2연결가중치 행렬을 구성하는 논리모델
(a) 특징점이 손실된 패턴의 논리모델
(b) 기준패턴의 논리모델
(각 문자는 그림 1의 관계와 동일)

Fig. 3. Logical model constructing IWM 2.
(a) logical model of feature-lost pattern,
(b) logical model of reference pattern.

표 1. 개선된 모델의 입력부분에 대한 출력부분의 가중치상태

Table 1. Weighted state output part for input part by improved model.

입력 부분 출력 부분	I	II	III	IV	V	VI	VII
i (I)	1	-1	-1	0	-1	0	0
ii (II)	-1	1	-1	0	0	-1	0
iii (III)	-1	-1	1	-1	0	0	0
iv (IV)	1	1	-1	1	0	0	0
v (V)	-1	1	1	0	1	0	0
vi (VI)	1	-1	1	0	0	1	0
vii (VII)	1	1	1	1	1	1	1

여기되며 나머지(ii, iii, v)영역은 무연결상태가 된다. 그리고 II와 III영역도 I과 같은 결과를 나타낸다. 표 1은 개선된 패턴상호 연상모델의 입력부분에 대한 출력부분의 가중치상태를 나타낸다.

표 1에서 출력부분이 소문자인 경우는 제 2 연결가중치 행렬을 구할때의 가중치를 나타내고, 괄호안인 대문자인 경우에는 제 1 연결가중치 행렬을 구할때의 가중치를 나타낸다. 제 1 연결가중치를 구할때와 제

2 연결가중치를 구할때의 입력, 출력패턴들의 비트값이 각각 다르다. 그러므로 연결가중치의 값도 서로 차이가 있다. 개선된 모델의 연결가중치 행렬을 구하는 방법은 다음과 같다.

1. 가로는 기준패턴을 나타내고 세로는 기준패턴과 특징점이 손실된 기준패턴의 화소값을 나타내는 2차원 행렬인 화소-패턴표를 작성한다.
2. 화소-패턴표에서 일정화소에 대한 고유치를 나타내는 d_i 를 식 (5)와 같이 정의한다.

$$d_i = \sum_{l=1}^M D_{l,i} \tag{5}$$

$$d_j = \sum_{l=1}^M D_{l,j}$$

여기에서 D : 패턴-화소표의 2차원행렬
 1, i(j) : 행렬의 행 과 열
 M : 저장될 기준패턴의 개수

3. 2개의 화소들의 상관관계를 나타내는 k_{ij} 를 아래와 같이 정의한다.

$$k_{ij} = \sum_{l=1}^M D_{l,i} D_{l,j} \tag{6}$$

4. d_i 와 k_{ij} 를 비교하여 연결가중치 행렬을 구한다.
 - (1) 만일 $0 < k_{ij} < d_i$ and d_j 이고 $k_{ij} = 0$ 이면 i 와 j 화소 사이는 무연결상태이다. (화소값 0)
 - (2) 만일 $k_{ij} = 0$ 이고 $d_i \neq 0$ 그리고 $d_j \neq 0$ 이면 i 화소와 j 화소는 서로 금지(화소값 -1) 시킨다.
 - (3) 만일 $k_{ij} = d_i$ and d_j 이고,
 - i) $d_i < d_j$ 이고 $d_i = d_j$ 이면 i 화소는 j 화소를 여기 (화소 값 1)시킨다.
 - ii) $d_i > d_j$ 이면 j 화소는 i 화소를 여기(화소값 1)시킨다.
- 이상 4단계로 연결가중치 행렬을 구할 수 있다.

IV. 광학적 구현

신경망을 이용하여 연상기억을 광학적으로 구현하기 위해서는 연결가중치 행렬을 어떤 알고리즘을 이용하여 만들 것 인지도 중요하지만 입력과 연결가중치 행렬을 어떻게 연결할 것 인가도 상당히 중요하다. 1985년 Psaltis등은 Hopfield 모델을 원통형 렌즈(cylindrical lens)를 이용하여 벡터-행렬(vector-matrix)을 이용하여 광학적으로 구현하였다. 본 논문에서는 $N \times N$ 의 2차원 입력에 대하여 $N^2 \times N^2$ 의 4차

원 연결가중치 행렬과의 비트대 비트의 곱을 zone plate로 만든 lenslet 배열을 이용하여 $N \times N$ 의 출력을 얻는다. 식 (7)은 입력 (V_{ki})과 연결가중치행렬 (W_{ijk})에서 연상출력 (V_{ij})을 얻는 방법을 수식으로 나타낸 것이다.

$$V_{ij} = \sum W_{yki} V_{ki} \tag{7}$$

그림 4는 본 논문에서 사용한 입력과 연결가중치 행렬과의 광학적 연결방법을 나타낸 것이다. 그 수행 과정을 살펴보면

1. $N \times N$ 의 입력을 렌즈를 이용하여 N배 확대한다.
2. $N^2 \times N^2$ 의 형태로 구성된 연결가중치 행렬과 N배 확대한 입력패턴을 공간상에서 선내적을 한다.
3. 선내적 결과는 $N^2 \times N^2$ 의 크기이며, zone plate lenslet배열을 이용하여 각 부 행렬을 각각 합한다.
4. 합하여진 부행렬에 적당한 임계값을 주어 $N \times N$ 의 출력을 얻는다.

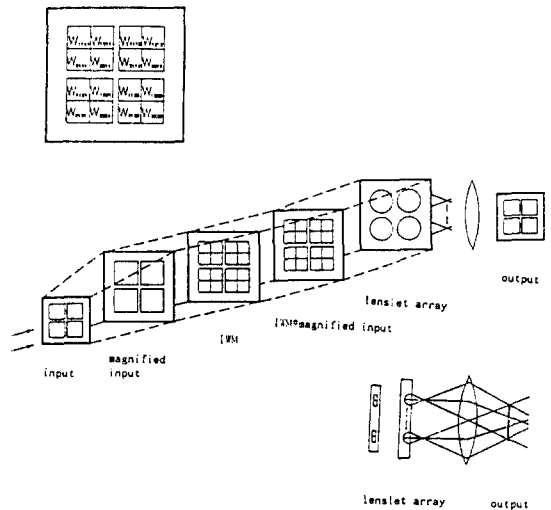


그림 4. 본 논문에서 사용한 광학적 연결법 (a) IWM 배열 (b) 광학적 연결방법

Fig. 4. Optical connection method used this paper.

- (a) IWM array,
- (b) optical connection method.

본 논문에서 사용한 광학적 시스템 구성도는 그림 5와 같다.

입력패턴과 연결가중치 행렬은 그림 5처럼 2개의

LCTV에 각각 인가된다. 즉 LCTV 2에는 $N^2 \times N^2$ 의 크기로 연결가중치 행렬을 입력시키고, LCTV 2의 연결가중치 행렬과 선내적을 위해 N 배 확대한 입력 패턴을 LCTV 1에 나타낸다. 이렇게 N 배 확대된 입력과 연결가중치 행렬은 직렬접속된 LCTV로 선내적이 수행되며 zone plate lenslet배열은 각 부행렬들을 각각 합하여 $N \times N$ 인 출력패턴을 얻을 수 있다. 그리고 CCD 카메라와 이미지 보드는 합하여진 부행렬에 적당한 임계값을 주어 1차 출력패턴을 얻는다. 이렇게 얻은 출력패턴이 특징점이 손실된 패턴이라면, 그 출력패턴을 LCTV 1에 인가하고 LCTV 2에는 개선된 패턴상호 연상모델로 구성된 제 2 연결가중치 행렬을 입력하여 기준패턴을 복원하였다.

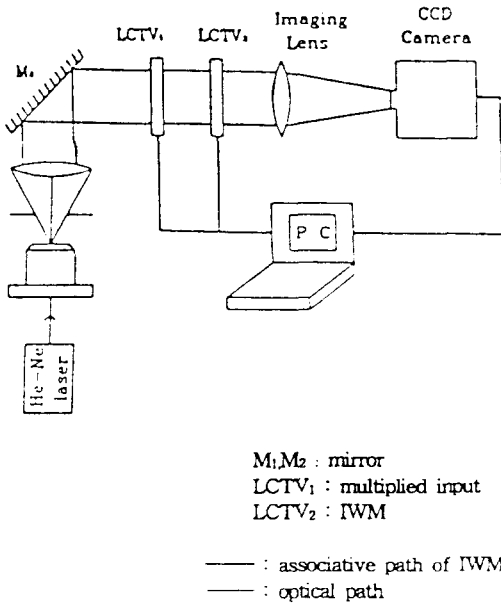


그림 5. 복합 광-신경망 구성도

Fig. 5. Schematic diagram of a hybrid optical neural network.

IV. 시뮬레이션 및 고찰

8x8 한글문자 'B', 'L', 'R', 'H'를 기준패턴으로 하여 Hopfield 모델, 패턴상호 연상모델 그리고 개선된 패턴상호 연상모델의 연결가중치 행렬을 구성하여 컴퓨터 시뮬레이션 하였다. 그림 6에서는 Hopfield 모델과 패턴상호 연상모델을 저장되는 기준패턴의 수에 대한 오차비트의 갯수를 비교하여 나타내었다. 여기에서 사용된 입력패턴의 SNR은 7dB이며 전체 비트수는 64개 이고 기준패턴은 유사한 패턴부터 저

장하여 오차갯수를 비교하였다. 이렇게 유사한 패턴들이 기준패턴으로 저장되면 Hopfield 모델은 기준패턴이 적어도 3개이상 저장되어도 패턴상호 연상모델보다 많은 오차 비트수가 발생하였다.

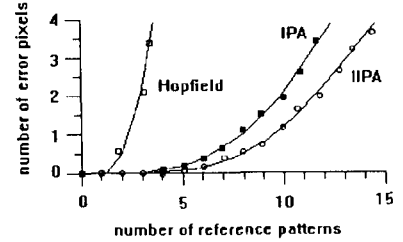


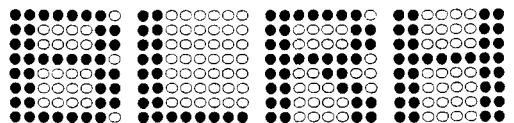
그림 6. Hopfield 모델, 패턴상호 연상모델과 개선된 패턴상호 연상모델의 비교

Fig. 6. Comparison of the Hopfield model, IPA model and IIPA model.

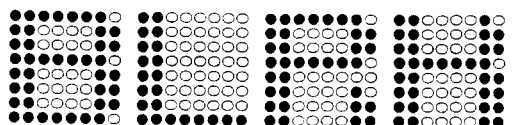
기준패턴들은 비트 맵방법으로 2차원적으로 만들었고, 연상기억의 입력은 정보가 손실된 경우만을 고려하였다. 식 (8)은 본 논문에서 사용된 (%) 오차로서 기준패턴의 비트에 대한 입력패턴의 오차비를 나타낸다.

$$\text{오 차}(\%) = \frac{\text{손실된 비트}}{\text{정보가 있는 모든 비트}} \times 100 \quad (8)$$

그림 7은 본 논문의 시뮬레이션에서 사용한 기준패턴과 그 패턴의 특징점이 손실된 패턴을 보여준다.



(a)



(b)

그림 7. 기준패턴들과 특징점이 손실된 기준패턴들 (a) 기준패턴들 (b) 특징점이 손실된 기준패턴들

Fig. 7. Reference patterns and feature-lost reference patterns.

(a) reference patterns,

(b) feature-lost reference patterns.

그림 8과 9는 각 모델에서 구성한 양의 연결가중치

행렬들과 음의 연결가중치 행렬들을 나타낸다.

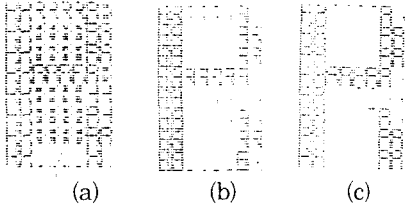


그림 8. 각 모델의 양의 연결가중치 행렬들(64x64)
 (a) Hopfield 모델 (b) 패턴상호 연상모델
 (c) 개선된 패턴상호 연상모델

Fig. 8. Positive IWMs of each model. (64x64)
 (a) Hopfield model, (b) IPA model,
 (c) IIPA model.

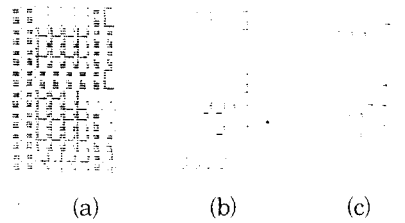


그림 9. 각 모델의 음의 연결가중치 행렬들(64x64)
 (a) Hopfield 모델 (b) 패턴상호 연상모델
 (c) 개선된 패턴상호 연상모델

Fig. 9. Negative IWMs of each model. (64x64)
 (a) Hopfield model, (b) IPA model,
 (c) IIPA model.

그림 10은 Hopfield 모델과 패턴상호 연상모델을 연결가중치 행렬로 사용하였을 경우의 각각의 부분 입력패턴에 대한 연상결과를 나타내고 있다.

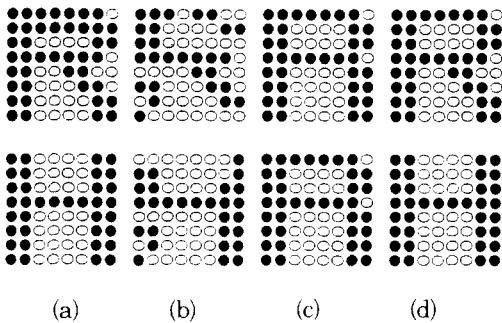


그림 10. 부분 입력패턴과 연상결과들
 (a) 기준패턴 (b) 부분 입력패턴들
 (c) Hopfield 모델 (d) 패턴상호 연상모델

Fig. 10. Partial input pattern and results of association.

- (a) reference pattern,
- (b) partial input patterns,
- (c) Hopfield model, (d) IPA model.

그림 11은 패턴상호 연상모델로서는 연상할 수 없는 두 가지 경우의 패턴을 개선된 패턴상호 연상모델을 이용하여 연상된 결과를 패턴상호 연상모델을 이용한 경우와 같이 나타내었다.

본 시뮬레이션의 결과에서 Hopfield 모델은 저장된 기준패턴들이 서로 유사하므로 오차가 없는 기준 패턴도 제대로 연상할 수 없음을 알 수 있었다. 특히 그림 11에서는 특징점이 손실된 패턴에 대해서는 기준패턴을 복원하지 못하고 특징점이 손실된 패턴을 출력패턴으로 복원하여

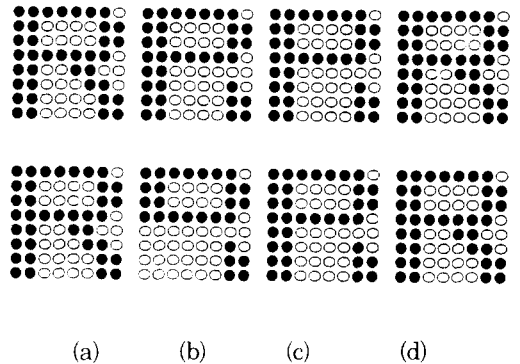


그림 11. 특징점이 손실된 입력패턴과 연상결과들

- (a) 기준입력 패턴
- (b) 입력패턴
- (c) 패턴상호 연상모델
- (d) 개선된 패턴상호 연상모델

Fig. 11. Feature-lost input pattern and results of association.

- (a)reference pattern,
- (b)input pattern,
- (c) IPA model,
- (d) IIPA model.

기준패턴을 얻지 못 하였다. 이러한 경우, 11(d)처럼 개선된 패턴상호 연상모델을 이용하여 반복 연상과정을 수행하면 특징점이 손실되거나 특징점과 다른 비트가 함께 손실된 패턴이 입력 되어도 기준패턴을 복원함을 확인할 수 있었다.

Ⅶ. 실험 및 고찰

본 실험에서는 입력과 연결가중치 행렬을 공간상에서 연결시키는 광연결 장치의 한계성 때문에 컴퓨터 시뮬레이션에서 사용한 8x8의 패턴을 사용하지 않고 4x4의 한글자음 'ㄴ', '스', '츠'와 'ㅋ'을 기준패턴으로 저장하여 실험하였다. 그림 12는 실험에 사용된 기준패턴과 기준패턴의 특징점이 손실된 패턴을 나타낸다.

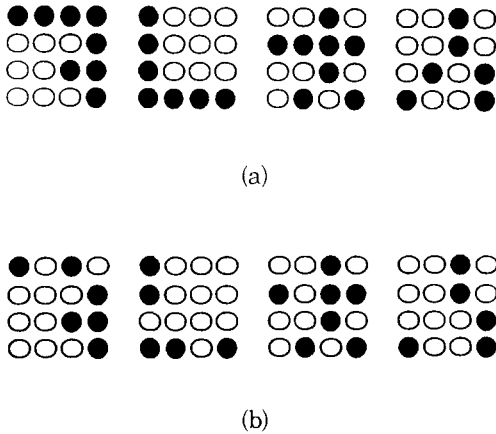


그림 12. 기준패턴들과 특징점이 손실된 기준패턴들
 (a) 기준패턴들 (4x4)
 (b) 특징점이 손실된 기준패턴들
 Fig. 12. Reference patterns and feature-lost reference patterns.
 (a) reference patterns, (4x4)
 (b) feature-lost reference patterns.

광원으로는 파장이 0.6328 μ m이며 20mW의 최대출력을 가지는 헬륨-네온 레이저를 사용하였고 DT-2853 이미지 보드, IBM-PC, PULNIX TM-545i CCD 카메라, 초점거리 60cm의 볼록렌즈, zone plate lenslet 배열등을 사용하여 실험하였다. 그림 13은 패턴상호 연상모델과 개선된 패턴상호 연상모델의 연결가중치 행렬을 나타낸다.

본 실험에서는 확대된 입력과 연결가중치 행렬의 선내적 결과인 $N^2 \times N^2$ 의 패턴을 zone plate lenslet 배열을 사용하여 $N \times N$ 의 크기가 되는 지점에서 CCD 카메라로 $N \times N$ 의 패턴을 얻었다. 그리고 이미 지보드를 이용하여 문턱값을 주어 입력으로 제한하였다. 그림 14는 부분 입력패턴에 대해 패턴상호연상 모델을 이용하여 구성된 연결가중치행렬과 연상결과

를 나타낸다. 여기서 각 결과들의 밝은 비트는 여러 개의 비트들이 합해진 빛의 세기이며 아주 어둡게 나타난 부분은 한 비트가 출력측에서 검출한 결과들이다. 두 비트 이상의 빛이 합해지지 않으면 출력측에서 결과를 검출하는데 어려움이 따른다.

그러나 2차원 패턴의 비트수가 4x4이므로 한번의 반복 수행으로 기준패턴이 복원됨을 볼 수 있다. 그림 15는 특징점이 손실된 입력패턴에 대해서 패턴상호 연상모델과 개선된 패턴상호 연상모델의 연상결과를 나타낸다. 패턴상호 연상모델과의 연상결과는 입력패턴과 동일한 연상

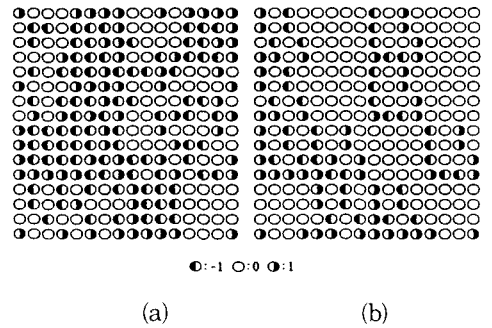


그림 13. 연결가중치행렬
 (a) 제 1 연결가중치 행렬
 (b) 제 2 연결가중치 행렬
 Fig. 13. Interconnection weighting matrix, (IWM)
 (a) the first IWM,
 (b) the second IWM.

결과를 출력하므로 제 1 연결가중치 행렬만으로 기준패턴을 복원 할 수 없었다. 특징점이 손실된 입력패턴은 제 1 연결가중치 행렬만으로 기준패턴을 복원하지 못하며 이들패턴들에 대해서는 제 2 연결가중치행렬을 이용하여 기준패턴을 복원할 수 있었다. 그림 15(c)의 결과를 얻기위한 반복 수행과정에서 제 1 IWM의 결과 패턴을 직접 제 2 IWM의 입력으로 사용하지않고 제 1 IWM의 결과패턴을 다시 제작하여 입력으로 사용하였다. 이의 연상결과는 그림14의 결과와 같이 여러 비트가 합해지지않은 비트는 검출하는데 어려움이 있었다.

그러나 실험에 LCTV를 사용하는 대신에 입력에는 마스크를 이용하였으며, 입력패턴과 연결가중치 행렬의 곱인 $N^2 \times N^2$ 의 부형렬인 $N \times N$ 의 비트들을 각각 합할 수 있는 zone plate lenslet배열을 제작하여 imaging 렌즈를 통과시킨 후 스크린에 맺힌 상을 CCD 카메라로 검출한 후 이미지보드에 저장하였다.

Ⅶ. 결론

본 논문에서는 패턴상호 연상모델의 단점인 특징점이 손실되거나 특징점이 다른비트와 함께 손실된 경우에도 기준패턴을 복원할 수 있는 개선된 패턴상호 연상모델을 제안하였다. 이 제안된 모델은 특징점이 손실된 기준패턴과 저장되어 있는 기준패턴의 사상관계를 이용하여, 패턴상호 연상모델을 이용한 연결가중치 행렬과 그 모델의 단점을 보완하는 연결가중치 행렬을 동시에 구성한 후 이들을 하나의 시스템으로 구현하여, 패턴상호 연상모델의 장점을 유지하면서 그 모델의 단점을 보완하는 신경망 모델이다. 제안된 모델의 성능은 컴퓨터시뮬레이션과 광학적 실험을 통하여 타당성을 확인하였으며, 편광부호화에 의한 3치 (-1, 0, 1)의 광학적 구현에 관하여 실험 중에 있다.

앞으로 좀더 발달된 광변조기, 광연결장치가 개발되면 연상기억을 광학적으로 구현하는 것이 훨씬 용이하게 될 것이며, 그 밖의 컴퓨터 비전, 광컴퓨팅 등을 구현하는데 상당한 발전이 있을 것이라고 기대된다.

參考文獻

[1] H. J. Caulfield, "Optical neural network," *Proceeding of the IEEE*, vol. 77, no. 10, pp. 1573-1583, 1989.
 [2] N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata and E. Pek, "Optical implementation of the Hopfield model," *Appl. Opt.*, vol. 24, no. 10, pp. 1469-1475, 1985.
 [3] T. Lu, S. Wu, X. Xu and Francis T. S. Yu, "Two-dimensional programmable optical neural network," *Appl. Opt.*, vol. 28, no. 22, pp. 4908-4913, 1989.
 [4] T. Lu, S. Wu, X. Xu and Francis T. S. Yu, "Neural network model using interpattern association," *Appl. Opt.*, vol. 29, no. 2, pp. 284-288, 1990.
 [5] P.D. Wasserman, *Neural computing theory and practice*, New York : ANZA Research, Inc., 1989.
 [6] Y. S. Abu-monatafa and J. Jacques, "Information capacity of Hopfield model," *IEEE Trans.*, vol. IT-31, no. 4, pp. 461-464, 1985.
 [7] S. Lin, L. Liu and Z. Wang, "Optical

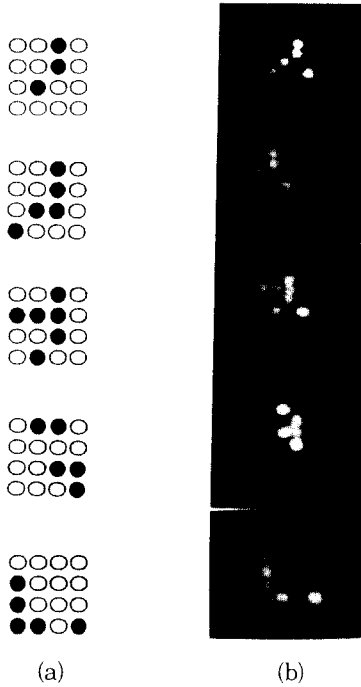


그림 14. 부분 입력패턴들과 연상결과들
 (a) 부분입력패턴 (b) 패턴상호연상모델
 Fig 14. Partial input patterns and results of association.
 (a)partial input patterns, (b)IPA model.

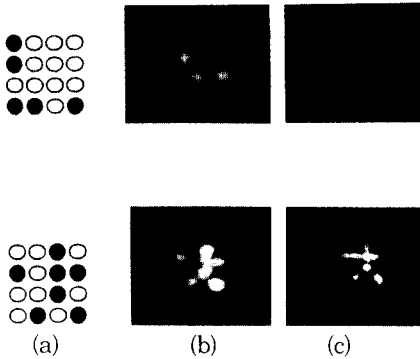


그림 15. 특징점이 손실된 입력패턴과 연상결과들
 (a) 입력패턴 (b) 패턴상호 연상모델
 (c)개선된 패턴상호 연상모델
 Fig. 15. Feature-lost input pattern and results of association.
 (a) input pattern, (b) IPA model, (c) IIPA model.

implementation of the 2-D Hopfield model for a 2-D associative memory," *Opt. Commu.*, vol. 70, no. 2, pp. 87-91, 1989.

- [8] X. Yang, T. Lu and Francis T. S. Yu, "Compact optical neural network using liquid crystal television," *Appl. Opt.*, vol. 29, no. 35, pp. 5223-5225, 1990.
- [9] M. Ishikawa, N. Mukohazaka, H. Toyoda and Y. Suzuki, "Optical association : a simple model for optical associative memory," *Appl. Opt.*, vol.

28, no. 2, pp. 291-301, 1989.

- [11] R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural- nets," *IEEE ASSP Magazine*, vol. 3, no. 4, pp. 4-22, 1987
- [12] D. O. Hebb, *The organization of behavior*, Wiley, 1949.
- [13] Sang-Yung Shin, "Programmable optical interconnections using holographic lenslet arrays," *Korea - USA joint workshop on optical neural networks*, 1990.

著 者 紹 介

金 成 龍(正會員) 第 30券 B編 第 4號 參照
현재 대경전문대학 전자계산과 전임
강사

李 承 熙(正會員) 第 30券 B編 第 4號 參照
현재 경북대학교 대학원 전자공학과
박사과정

金 喆 洙(正會員) 第 30券 B編 第 4號 參照
현재 경북대학교 대학원 전자공학과
박사과정

金 正 雨(正會員) 第 30券 B編 第 4號 參照
현재 경북대학교 대학원 전자공학과
박사과정

裴 長 根(正會員) 第 29券 B編 第 12號 參照
현재 경북대학교 대학원 전자공학과
박사과정

金 秀 重(正會員) 第 29券 B編 第 12號 參照
현재 경북대학교 전자공학과 교수