

論文94-31A-7-6

계층적 인식 알고리즘을 이용한 개선된 패턴상호연상모델의 광학적 구현

(Optical Implementation of Improved IPA Model Using Hierarchical Recognition Algorithm)

河在泓*, 金成龍**, 金秀重***

(Jae Hong Ha, Sung Young Kim, and Soo Joong Kim)

要約

연결가중치 행렬이 패턴들 상호연관관계에 의해 구성되는 IPA모델은 유사한 패턴들을 인식하는데 효과적이다. 그러나 기준패턴의 수가 많아지면 인식능력이 감소된다. 나무검색 방법을 적용한 계층적 인식 알고리즘을 사용하여 패턴의 유사도에 따라 부군으로 분류된다. IPA모델에서 입력에 무작위 잡음이 포함될 경우에는 IWM에 금지상태의 화소를 증가시켜 기준패턴에 수렴하도록 하였다. 금지상태의 화소는 기준패턴간의 연관관계에서 각 기준패턴들이 공통과 특이영역에도 포함되지 않는 영역을 이용하여 부분적으로 무연결상태를 금지상태로 만들었다.

Abstract

Interpattern association(IPA) model which the interconnection weight matrix(IWM) is constructed by the association between patterns is effective in similar pattern recognitions. But, if the number of reference patterns is increased, the ability of recognition is decreased. Using a hierarchical recognition algorithm which adopts the tree search strategy, we classified reference patterns into sub-groups by similarity. In IPA model, if input includes random noise we make it converge to reference pattern by means of increasing the number of pixels of prohibited state in IWM. In relation to reference patterns, the pixel of prohibited state made partially prohibited state of no connected state using which is not included common and feature regions by each reference patterns.

I. 서론

*正會員, 韓國 原子力研究所

(Korea Atomic Energy Research Institute)

**正會員, 大慶專門大學 電子計算科

(Dept. of Com. Sci. Eng., Taekyung coll.)

***正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'1 Univ.)

接受日字 : 1993年 7月 28日

광학적인 정보처리시스템은 빛의 상호 비간섭성과 대규모의 병렬성으로 고속의 정보처리능력을 가지며, 고등동물의 두뇌를 모방하여 구성된 신경회로망은 병렬 분산처리, 오차보정과 학습능력의 특징들로 인해 많은 주목을 받아왔다.^[1,2] 광 연상기억에서 패턴상호연상(interpattern association : IPA)모델^[3]은 기

준패턴들의 상호 연관관계를 강조하는 모델이다. 이 모델은 패턴들 사이의 상호관계로부터 연결가중치 행렬(interconnection weight matrix : IWM)을 구성하여 유사한 기준패턴의 경우에 각 입력의 특징점으로부터 손실된 패턴을 복원할 수 있으며, 저장능력도 패턴내 연상모델^[4]에 비해 우수하다. 그러나 IWM에 저장된 기준패턴수가 증가하면, 기준패턴들이 공통되는 부분은 늘어나지만 특징점들은 줄어들게 되어 상대적으로 오차 보정능력은 떨어지게 된다. 또한 기존의 패턴상호 연상모델에서 입력에 무작위 잡음이 포함되면 특징점의 분포가 불분명해져 IWM의 저장패턴이 적은 경우라도 국부최소점에 빠지는 문제점이 발생한다.

본 논문에서는 IWM을 구성하는 기준패턴수가 많은 경우 유사도에 따라 부 IWM들을 만들어 나무구조로 구성하여 각 IWM에 저장되는 기준패턴수를 줄였다. 또한 패턴상호 연상모델에서 입력에 무작위 잡음이 포함될 경우에는 IWM에 금지상태의 화소를 증가시킴으로써 이를 해당 기준패턴으로 수렴하도록 하였다. 금지상태의 화소는 패턴상호간의 연관관계에서 각 기준패턴들이 공통과 특이영역에도 포함되지 않는 영역을 이용하여 부분적으로 무연결상태를 금지상태로 만들었다.

광학적인 실험에서는 양과 음의 IWM을 구성하여 여기상태와 금지상태는 광학적으로 동시에 처리하였다. 출력된 결과로부터 기존의 패턴상호 연상모델보다 인식능력이 더욱 우수함을 확인하였다.

II. 계층적 인식 알고리즘 및 변형된 연결가중치 행렬

1. 계층적 인식 알고리즘

계층적 인식 알고리즘은 각 기억행렬에 저장된 기준패턴수를 줄임으로써 오차보정능력을 증가시키는 나무검색방법을 적용한 알고리즘이다. IWM에 저장될 기준패턴의 수가 많을 경우 기준패턴을 복원하기 어렵기 때문에 저장패턴들을 부 군으로 분류하여 나무구조로 구성하면 저장능력에 많은제약을 받지않고 IWM을 구할 수 있다. 먼저 IWM을 구성할 때 금지상태는 기준패턴이 유사하지 않거나 기준패턴 수가 많아지는 경우에는 금지상태를 적절히 발생시킬 수가 없으므로 효과적이지 못하고 기준패턴 수가 3-5개 정도의 유사패턴으로 구성됐을 때는 계층적 인식 알고리즘이 효과적이다. 이러한 변형된 IWM을 적용하면 부분 입력패턴이 들어온 경우나 기준패턴에서 부분소실된 입력패턴에 대해서는 패턴상호 연상모델과 동일

하게 연상작용을 할 뿐만 아니라 무작위 잡음이 첨가된 경우에도 기존 패턴상호 연상모델의 오차 보정능력보다 더욱 뛰어난 결과를 얻을 수 있다. 또한 계층적 인식 알고리즘을 적용시켜 각 IWM에 저장된 기준패턴 수를 줄여 오차보정능력을 증가시킨다. 그래서 저장할 기준패턴 수가 많아 정확한 패턴을 복원하기 어려운 경우 저장패턴들을 부 군들로 분류하여 기준패턴들의 유사도에 따라 몇개의 군으로 분류한다. 각 군을 나무구조로 구성하여 계층적 인식 알고리즘을 적용할 경우 저장능력에 무관한 IWM을 구성할 수 있다.

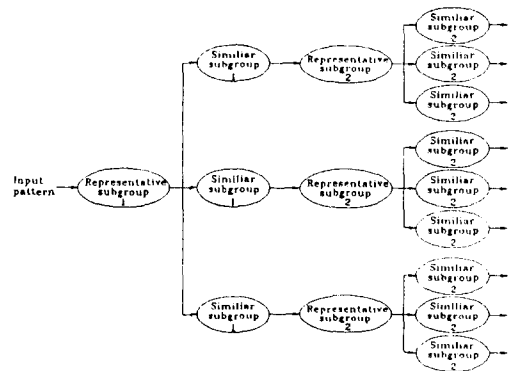


그림 1. 계층적 인식 알고리즘의 구성도

Fig. 1. Flow chart diagram of the hierarchical recognition algorithm.

그림 1은 저장패턴을 두 번 분류한 계층적 인식 알고리즘의 구성도이며 단계수는 2단으로 나타내었다. 계층적 인식 알고리즘은 분류한 군의 저장패턴수가 적으면 적을수록 인식능력은 향상되나 이에따른 IWM 수가 늘어나게 되므로 단계를 몇 단으로 하는가는 저장패턴수와 IWM 수의 적절한 조절에 따라 구성할 수 있다. 패턴상호 연상모델에서는 IWM에 저장된 정보가 많아지면 각 패턴의 공통부분이 늘어나는 반면 패턴의 특징점은 줄어들어서 입력과 연상할 때 특징점으로써 원하는 패턴을 복원할 수 없다. 이것은 IWM에 저장할 수 있는 패턴수에 제한을 주게 된다. 그러므로 기준패턴수가 많은 경우 계층적 인식 알고리즘을 사용하여 IWM을 여러 개의 부 IWM으로 만들어 저장되는 패턴수를 줄여 처리하면 저장능력의 제한을 극복할 수 있다.

2. 변형된 연결가중치 행렬

패턴상호 연상모델은 무작위 잡음이 포함된 입력패

턴을 연상시킬 때 단 하나의 잡음성분이 다른 패턴의 특징점에 있을 때에도 그 특징점을 여기시켜 다른 패턴으로 연상된다. 이는 단지 한 두개의 특징점으로 인해 잘못된 결과로 수렴하는 것이며, 패턴상호 연상 모델의 IWM에 금지상태를 증가시켜 IWM을 변형함으로써 개선할 수 있다. 금지상태의 발생은 패턴상호 연상모델의 IWM을 구성할 때 기준패턴들의 패턴공간에서 공집합(\emptyset) 즉, 기준패턴에서 화소가 공통영역에도 특징영역에도 포함되지 않는 부분들을 사용하여 무연결상태를 부분적인 금지상태로 변화시켜 구할 수 있다. 그러나 이러한 방법으로 금지상태를 발생시킬 때 기준패턴이 유사하지 않거나 기준패턴수가 많아지는 경우에는 금지상태를 적절히 발생시킬 수가 없으므로 효과적이지 못하고, 기준패턴수가 3-5개 정도의 유사패턴으로 구성됐을 때 이 방법의 적용이 효과적이다. 그러므로 패턴상호 모델의 IWM에서 금지상태를 발생시킨 변형된 IWM은 분류된 군의 기준패턴수가 3-5개 정도인 계층적 인식 알고리즘에 적절하다. 이러한 변형된 IWM을 적용하면 부분입력 패턴이 들어온 경우나 기준패턴에서 부분소실된 입력패턴에 대해서는 패턴상호 연상모델과 동일하게 연상작용을 할 뿐만아니라 무작위 잡음에 대해서도 기존 패턴상호 연상모델의 오차 보정능력보다 더욱 뛰어난 결과를 얻을 수 있다.

변형된 IWM을 구하는 방법은 다음과 같다. 먼저, 화소와 패턴과의 관계에서 각 패턴의 화소의 값을 다음과 같이 정의한다.

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

여기서, D : 패턴과 화소와의 2차원행렬

l, i : 패턴과 화소의 수

M : 저장될 기준패턴수

를 나타내며 화소의 입력과 출력과의 관계는 다음과 같이 정의한다.

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

위의 d_i 와 k_{ij} 의 관계에 의해 IWM을 구한다.

- (1) $k_{ij} = \min(d_i, d_j)$ 일때
 $d_i < d_j$ 이면 i화소는 j화소를 여기시킨다.
 $d_i = d_j$ 이면 i화소와 j화소는 서로 여기시킨다.
 $d_i > d_j$ 이면 j화소는 i화소를 여기시킨다
- (2) $0 < k_{ij} < \min(d_i, d_j)$ 이면
 i화소와 j화소는 무연결상태이다.
- (3) $k_{ij} = 0$ 일때

$d_i = 0$ 그리고 $d_j = 0$ 이면 서로 무연결상태이다.
 $0 < d_i, d_j < M-1$ 이면 i화소와 j화소는 서로 금지시킨다.

IWM에서 여기상태 1, 무연결상태는 0 그리고 금지상태면 -1의 값을 갖는다.

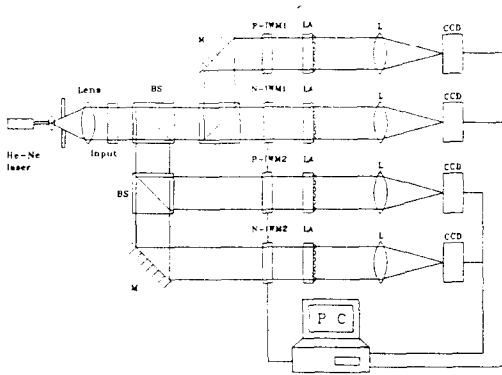
III. 실험 및 결과

1. 광학적 구현

패턴상호 연상모델의 IWM은 1, 0 그리고 -1의 삼치로 이루어져 있기 때문에 -1을 광학적으로 구현하는데 많은 어려움이 따른다. -1을 광학적으로 구현하기 위한 방법으로는 전기적인 회로를 이용하여 1과 -1의 값을 전류흐름의 방향으로 구분하여 처리하거나^[4] 변형된 IWM을 양의 값과 음의 값으로 분리하여 입력에 대한 각각의 출력을 구한 다음 컴퓨터로 처리하는 방법^[5,7] 등이 있다. 본 논문에서 사용한 광학적 시스템의 구성도는 그림 2에 나타내었다. 광학적 구현의 순서는 아래와 같다.

- a. 기준패턴들을 유사도에 따른 패턴군으로 분리
- b. 각 군에서 대표패턴을 구한 후 패턴군을 구성
- c. 각 군의 변형된 IWM을 양과 음의 IWM으로 분리 저장
- d. 입력패턴을 IWM과 같은 크기로 확대($N \times N \rightarrow N^2 \times N^2$)
- e. 입력패턴과 각 군의 대표패턴으로 구성된 양과 음의 IWM을 연상
- f. 양과 음에 대한 연상결과를 CCD로 검출 후 이미지 보드에 저장
- g. 양의 출력에서 음의 출력의 차를 구함
- h. 수렴할 때까지 반복
- i. 수렴 결과와 대표패턴과 유사성을 비교
- j. 수렴 결과를 유사한 대표패턴을 가진 IWM군과 d-h과정으로 연상
- k. 최종적인 출력을 얻음

입력과 출력을 공간상에서 곱하기 위해서는 먼저, $N \times N$ 입력을 $N^2 \times N^2$ 으로 확대^[8] 시킨 후 변형된 IWM을 양(1.0)과 음(-1.0)의 IWM으로 분리시키고 확대된 입력과 각각의 IWM을 광학적으로 선내적한다. 이때 음의 IWM은 -1을 1로, 0은 0으로 변환하여 저장한다. 연상결과를 소렌즈 배열에 통과시켜 $N^2 \times N^2$ 의 출력을 $N \times N$ 의 결과로 변환하여 CCD 카메라를 통해 이미지보드에 저장한 다음, 양의 IWM과 선내적한 결과에서 음의 IWM과 선내적한 결과와의 차를 구하여 최종적으로 원하는 출력패턴을 얻게 된다.



BS : beam splitter L : imaging lens
 M : mirror LA : lenslet array
 CCD : CCD camera
 P-IWM1, N-IWM1 : 양의 대표값 IWM과 음의 대표값 IWM
 P-IWM2, N-IWM2 : 양의 부 IWM(sub-IWM) 과 음의 부 IWM(sub-IWM)

그림 2. 광학적 시스템의 구성도
 Fig. 2. Schematic diagram of a optical system.

2. 시물레이션 및 고찰

시물레이션을 위해 8x8 영문자 'B', 'C', 'F', 'G', 'K', 'M', 'O', 'P', 'Q', 'R', 'X', 'Y' 를 기준패턴으로 정하였다. 유사도에 따라 'BFPR' 군, 'CGOQ' 군 그리고 'KMX Y' 군으로 분류하고 각 군의 대표패턴을 'P', 'O' 와 'X' 로 선택하여 대표군을 구성한 다음 각 군에 대응하는 양과 음의 IWM을 구성하였다. 시물레이션에 사용된 입력패턴은 기준패턴에서 패턴의 일부분, 무작위로 소실된 패턴 그리고 무작위 잡음이 포함된 패턴이 사용되었다.

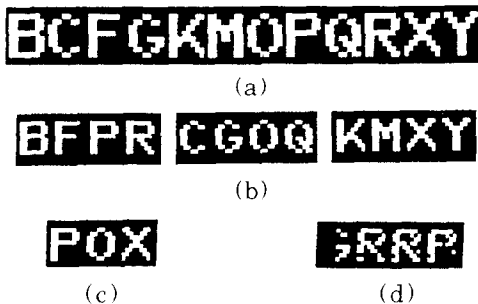


그림 3. 기준패턴과 분류에 따른 패턴군
 (a) 기준패턴 (b) 분류된 각 군

(c) 대표패턴군 (d) 입력패턴

Fig. 3. Reference patterns and classified pattern groups. (a)reference patterns (b) subgroups (c) representative subgroups (d) input patterns .

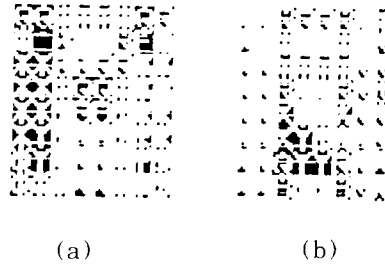


그림 4. 12개의 기준패턴으로 구성한
 (a) 양의 IWM과 (b)음의 IWM

Fig. 4. (a) positive and (b) negative IWM constructed by all reference patterns.

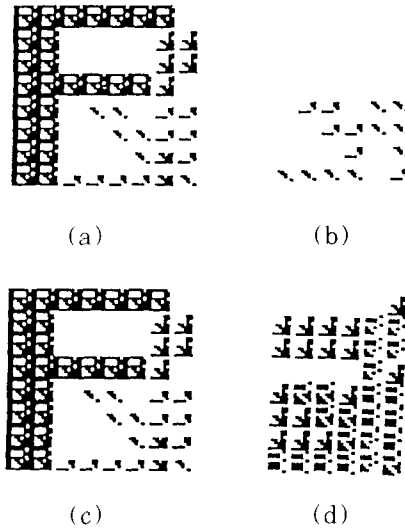


그림 5. 패턴상호 연상모델과 변형된 모델의 양과 음의 IWM IWM_{BFPR} 에 대한 (a) 양의 IWM (b) 음의 IWM IWM'_{BFPR} 에 대한 (c) 양의 IWM (d) 음의 IWM

Fig. 5. Interconnection weight matrix of IPA model and modified IWM. (a) positive IWM of IWM_{BFPR} (b) negative IWM of IWM_{BFPR} (c) positive IWM of IWM'_{BFPR} (d) negative IWM of IWM'_{BFPR}

그림 3(a)는 기준패턴들이며, (b)는 각 군의 대표 패턴이며 (c)는 기준패턴들을 그 유사도에 따라 분류된 패턴군들이다. 그림 3(d)는 각각 'G'의 부분패턴, 'R'의 부분이 30%소실된 패턴과 무작위 잡음이 20% 포함된 입력패턴 그리고 'P'에 무작위 잡음이 20%가 포함된 경우가 입력패턴으로 사용되었다. 대표패턴의 IWM은 IWM_{POX} , 각 군의 IWM은 각각 IWM_{BFPR} , IWM_{CGOQ} 와 IWM_{KMXY} 로 나타내었으며, 변형된 IWM은 각각 IWM'_{POX} , IWM'_{BFPR} , IWM'_{CGOQ} 와 IWM'_{KMXY} 그리고 전체 IWM은 IWM_{TOTAL} 로 나타내었다. 12개의 기준패턴으로 구성된 IWM_{TOTAL} 에서 양의 IWM과 음의 IWM을 그림 4에 나타내었다. IWM_{BFPR} 에 대한 패턴상호 연상모델의 양의 IWM과 음의 IWM을 그림 5(a), (b)에 나타내었고, 변형된 모델의 양의 IWM과 음의 IWM을 그림 5의 (c), (d)에 나타내었다.

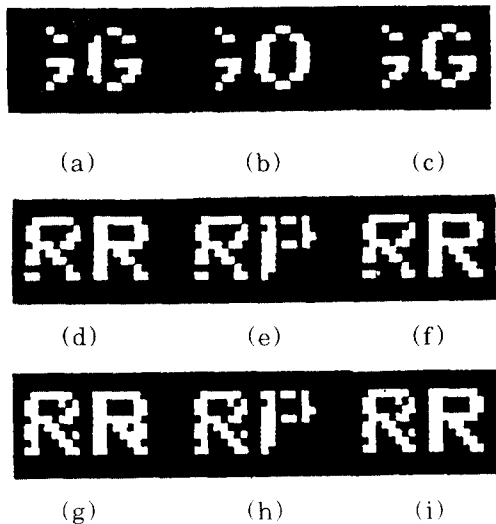


그림 6. 'G'의 부분입력과 각 IWM과의 연상결과 (a) IWM_{TOTAL} (b) IWM_{pox} (c) IWM_{CGOQ} 'R'의 20% 무작위 소실입력의 경우 (d) IWM_{TOTAL} (e) IWM_{pox} (f) IWM_{BFPR} 'R'의 20% 무작위 잡음이 포함된 입력의 경우 (g) IWM_{TOTAL} (h) IWM_{pox} (i) IWM_{BFPR}

Fig 6. Partial input of 'G' and the associated results with (a) IWM_{TOTAL} (b) IWM_{pox} (c) IWM_{CGOQ} input 'R' lost in 20% and its associated results with (d) IWM_{TOTAL} (e) IWM_{pox} (f) IWM_{BFPR} input 'R' embedded in 20

% random noise and its associated results with (g) IWM_{TOTAL} (h) IWM_{pox} (i) IWM_{BFPR} .

그림 6(a)는 'G'의 부분입력에 대한 IWM_{TOTAL} 의 연상한 결과이며, (b)는 입력패턴을 IWM_{POX} 으로 연상시켰을 때 연상결과가 'O'임을 나타내며, 이는 'CGOQ' 군에 속하므로 IWM_{CGOQ} 를 적용해야 한다. 그림 6(c)는 최초입력을 IWM_{CGOQ} 로 연상시킨 최종적인 결과이다. 그림 6(d)는 'R'의 20% 소실된 입력패턴을 사용하여 IWM_{TOTAL} 으로 연상한 결과이며, (e)는 입력을 IWM_{POX} 로 연상시킨 결과이고 이 결과가 'P'와 유사하므로 IWM_{BFPR} 를 적용해야 한다. 그림 6(f)는 최초입력에 IWM_{BFPR} 로 연상시킨 최종적인 결과이다. 그림 6의 (g), (h), (i)는 'R'의 20% 무작위 잡음이 포함된 입력패턴에 대해 동일한 방법을 적용하였을 때의 결과를 나타낸다. 그림 7(a)는 'P'에 20% 무작위 잡음이 포함된 입력패턴을 IWM_{TOTAL} 로 연상시킨 결과이며, (b)는 입력을 IWM_{POX} 로 연상시킨 결과이고 이 결과가 'P'와 유사하므로 IWM_{BFPR} 를 적용해야 한다. 그림 7(c)는 최초 입력을 IWM_{BFPR} 로 연상시킨 결과이다. 그러나 출력패턴은 'P'가 아니라 'B'로 연상되었다. 그림 7(d)는 최초의 입력에 변형된 IWM으로 연상한 최종적인 결과이다.

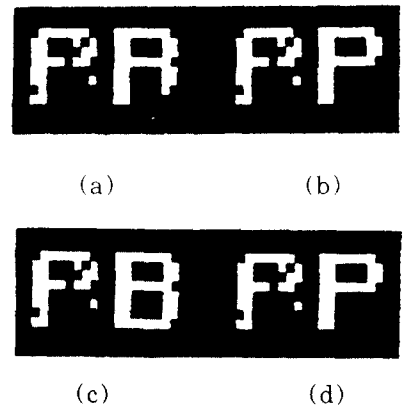


그림 7. 'P'에 20% 무작위 잡음이 포함된 입력과 각 IWM과의 연상 결과

(a) IWM_{TOTAL} (b) IWM_{pox} (c) IWM_{BFPR} (d) IWM'_{BFPR}

Fig. 7. Input 'P' embedded in 20% random noise and its associated results with (a) IWM_{TOTAL} (b) IWM_{pox} (c) IWM_{BFPR} (d) IWM'_{BFPR}

시물레이션에서는 기준패턴에서 부분입력과 문자에 대해 무작위로 20%, 50%로 소실된 경우와 무작위 잡음이 각각 10%, 20%, 30% 포함된 경우에 대해 수행해 보았다. 부분입력일 경우 제안된 모델은 기존의 패턴상호 연상모델과 동일한 인식능력을 가졌다. 부분소실입력일 경우 각각 20%, 50%가 소실되면 기존모델은 50%, 20%의 인식율을 보인 반면 제안된 모델은 각각 70%, 60% 정도의 인식율을 보였다. 기준패턴에 무작위 잡음이 포함된 입력을 사용한 경우 기존의 패턴상호 연상모델에서는 저장패턴이 너무 많아 특징점이 모호해져 무작위 잡음이 10%를 넘어서면 오인식율은 급격히 떨어졌다. 패턴상호 연상모델에 계층적 인식 알고리즘을 적용했을 때는 'BFPR'군에 대해 각각 10%, 20%, 30%의 무작위 잡음에 대해 67.5%, 55%, 55%의 인식율을, 'CGOQ'군에서는 각각 67.5%, 55%, 47.5%의 인식율을, 'KMX Y'군에서는 각각 72.5%, 60%, 57.5%의 인식율을 나타내었다. 계층적 인식 알고리즘을 적용할 때

변형된 IWM을 사용한 경우는 'BFPR'군에서는 각각 85%, 82.5%, 72.5%의 인식율을, 'CGOQ'군에서는 각각 75%, 75%, 65%의 인식율을, 'KMX Y'군에서는 각각 77.5%, 70%, 55%의 인식율을 나타내었다. 전체적인 인식율을 살펴보면 무작위 잡음이 10%, 20%, 30%일 경우에 대해 패턴상호 연상모델에 계층적 인식 알고리즘을 적용한 결과 각각 59%, 56%, 63%의 인식율을 가졌다. 여기서 무작위 잡음이 30%일 때 높은 인식율을 나타내는 것은 무작위 잡음이 특정한 화소에 발생할 경우에 일어날 수 있는 경우이다. 변형된 IWM을 적용시킨 결과 각각 80%, 72.5%, 67.5%의 인식율을 가짐을 알 수 있었다.

위의 결과로 보아 12개의 영문자를 기준패턴을 사용한 경우 기존의 패턴상호 연상모델과 계층적 인식 알고리즘을 적용한 결과와 비교해 볼 때 기준패턴의 부분입력에서는 동일한 연상결과를 나타냈으나, 부분소실입력에 대해서는 약 30%의 인식율의 증가를 가져왔다. 또한 무작위 잡음이 포함된 경우에는 기존의

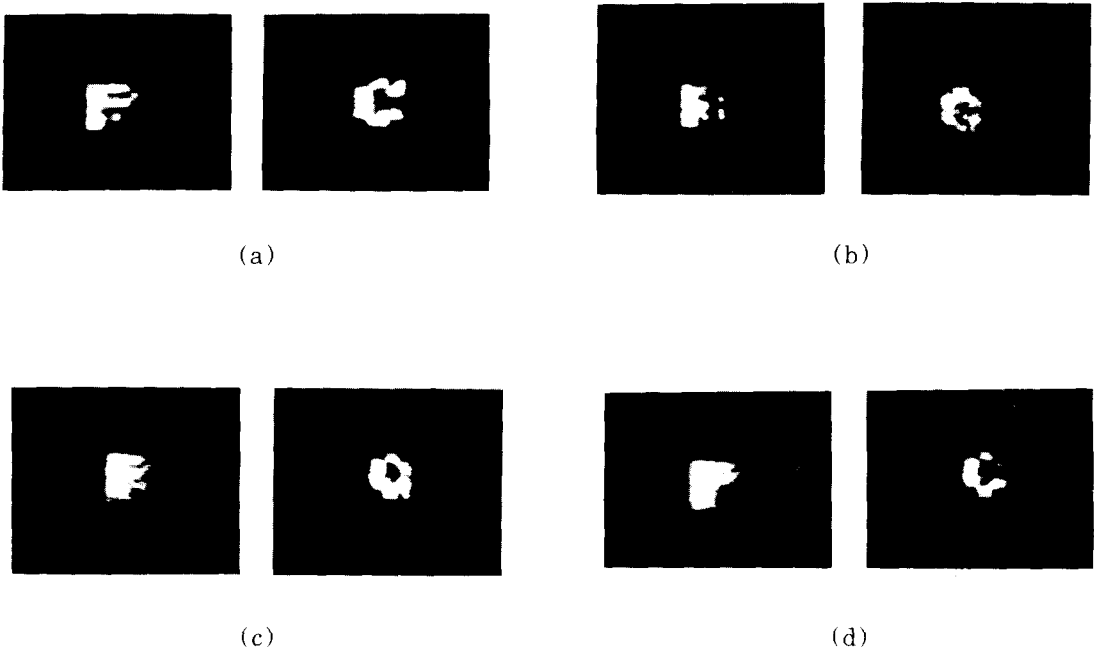


그림 8. 20% 무작위 잡음이 포함된 'P'와 15%의 'C'에 대한 실험결과 (a) 입력패턴 (b) 패턴상호 연상모델 (c) 계층적 인식 알고리즘과 패턴상호 연상모델 (d) 계층적 인식 알고리즘과 변형된 IWM

Fig. 8. Experiment result of 'P' embedded in 20% random noise and 'C' in 15%. (a) input pattern, (b) IPA model, (c) hierarchical recognition algorithm and IPA model and (d) hierarchical recognition algorithm and modified IWM

패턴상호 모델을 적용한 결과보다 계층적 인식 알고리즘을 적용하면 훨씬 뛰어난 결과를 얻을 수 있었으며, 변형된 IWM을 적용시키면 인식율이 단순히 패턴상호 연상모델에 계층적 인식 알고리즘을 적용시킨 결과보다 약 14%정도가 더 증가함을 알 수 있었다.

3. 광 실험 및 고찰

광학적 실험에서는 소렌즈 배열 구성상의 어려움 때문에 컴퓨터 시뮬레이션과는 달리 6x6의 화소로 이루어진 영문자를 입력으로 하여 그림 2의 광학적 시스템의 구성에서 실험을 하였다. 그림 2에서 He-Ne 레이저, 6 zone plate 소렌즈 배열, 10cm 볼록렌즈를 이용하였다. 영문자의 형태는 시뮬레이션에서와 같은 'B', 'C', 'F', 'G', 'K', 'M', 'O', 'P', 'Q', 'R', 'X', 'Y'를 기준패턴으로 사용하였다.

그림 8(a)는 기준패턴으로 사용된 'P'와 'C'에 각각 20%, 15%의 무작위 잡음이 포함된 패턴이며, (b)는 입력을 IWM_{TOTAL} 으로 연상시킨 결과이다. 그림 8(c)는 입력에 패턴상호 연상모델을 이용한 결과이며, (d)는 패턴상호 연상모델의 변형된 IWM을 이용한 최종적인 결과이다. 그림 8(a)에서 12개의 전체 기준패턴으로 구성된 IWM과 입력과의 연상결과 IWM에 저장된 기준패턴수가 너무 많아 특징점만으로는 패턴을 복원하기가 어렵다. 그래서 그림 8(b)에서와 같이 패턴 자체를 인식하기 힘든 모호한 형태로 수렴하게 된다. 그림 8(c)는 저장된 패턴수를 줄이기 위해 패턴상호 연상모델에 계층적 인식 알고리즘을 적용한 결과이다. 이 결과는 입력 'P'에 무작위 잡음이 포함될 때 'R'의 특징점이 하나 포함된 경우에는 그 특징점으로 인해 'P'가 아닌 'R'로 수렴되며, 'C'에 'Q'의 특징점이 잡음으로 포함될 때 'Q'로 수렴됨을 알 수 있다. 그림 8(d)는 이러한 오인식을 개선하기 위해 패턴상호 연상모델의 IWM에서 금지상태가 증가된 변형된 IWM을 적용한 결과이다. IWM에 금지상태를 증가시킴으로써 입력에서 원하지 않는 특징점이 변형된 IWM과 연상될 때 금지상태와 상쇄되어 원하는 패턴을 복원할 수 있었다. 위의 실험에서 살펴본 것과 같이 입력이 기준 패턴의 일부분일 때와 무작위로 소실된 패턴일 때는 계층적 인식 알고리즘만을 이용하여 쉽게 복원할 수 있었다. 그러나 입력이 무작위 잡음이 포함된 패턴일 때는 계층적 인식 알고리즘만으로 복원이 어려우므로 변형된 IWM을 사용하여 원하는 패턴을 복원하였다.

IV. 결론

본 논문에서는 패턴상호 연상모델이 Hopfield 모

델에 비해 저장능력이 뛰어나지만 IWM에 저장된 기준패턴수에 한계를 가지기 때문에 이를 개선하기 위해 계층적 인식 알고리즘을 적용하였다. 그래서 기준패턴들을 유사도에 따라 분류하여 IWM의 정보량을 줄여 기준패턴수에 무관하게 IWM을 적용할 수 있도록 하였다. 또한 입력패턴에 무작위 잡음이 포함된 경우 오인식이 발생하는데, 이는 패턴상호 연상모델의 음의 IWM을 구성할 때 패턴공간상의 기준패턴들의 연관관계를 이용해 금지상태의 화소수를 증가시켜 무작위 잡음에 민감한 패턴상호 연상모델의 단점을 보완하였다.

계층적 인식 알고리즘을 기준패턴들의 유사도에 따라 다단계로 구성하면 오차확소 발생율을 더욱 줄일 수 있을 것이다.

參考文獻

- [1] H. J. Caufield, J. Kinser, and S. K. Roger, "Optical neural networks." *IEEE Proc.*, vol.77, no.10, pp.1573-1583, 1989.
- [2] D. Psaltis and N. H. Farhat, "Optical information processing based on an associative memory model of neural nets with thresholding and feedback." *Opt. Lett.*, vol.10, no.2, pp.98-100, 1985.
- [3] T. Lu, S. Wu, X. Xu, and F. T. S. Yu, "Neural network model using interpattern association." *Appl. Opt.*, vol.28, no.2, pp.284-288, 1990.
- [4] N. H. Farhat, D. Psaltis, A. Prata, and E. Peak, "Optical implementation of Hopfield model." *Appl. Opt.*, vol.24, no.10, pp.1469-1475, 1985.
- [5] B. Macukow and H. H. Arsenault, "Modification of threshold condition for a content-addressable memory based on the Hopfield model." *Appl. Opt.*, vol.26, no.1, pp.34-36, 1987.
- [6] F. T. S. Yu, T. Lu, and X. Yang, "Optical neural network with pocket-sized liquid-crystal television." *I.*, vol.15, no.15, pp.863-865, 1990.
- [7] T. Lu, S. Wu, X. Xu, and F. T. S. Yu, "Two-dimensional programmable

optical neural network," *Appl. Opt.*,
vol.28, no 22, pp.4908-4913, 1989.

[8] J. S. Jang, S. Y. Shin, and S. T. Lee,

"Parallel N^4 weighted optical inter-
connections: comments," *Appl. Opt.*,
vol.27, no 21, pp.4364-4365, 1988.

著 者 紹 介

河 在 泓(正會員)

1962年生. 1989年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업
(공학사). 1990年 3月 경북 대학교 전자공학과 석사
과정졸업(공학석사). 1992年 2月 ~ 현재 원자력연구
소 연구원. 주관심 분야는 광 신경망, 광 신호처리
등임.

金 成 龍(正會員)

1963年 2月 17日生. 1988年 2月 경북대학교 전자공
학과 졸업(공학사). 1990年 2月 경북대학교 전자공학
과 석사과정 졸업(공학석사). 1994年 2月 경북대학교
전자공학과 박사과정 졸업(공학박사). 1993年 2月 ~
현재 대경전문대학 전자계산과 전임강사. 주관심 분
야는 광 신경망 광 형태인식, 디지털 홀로그램 등임.

金 秀 重(正會員) 第 25卷 第 7號 參照

현재 경북대학교 전자공학과 교수