

論文94-31A-6-8

# 광 연상 기억 장치를 이용한 한글 문자 인식

## (Korean Character Recognition Using Optical Associative Memory)

金正雨\*, 裴長根\*\*, 都良會\*\*\*

(Jeong Woo Kim, Jang Keun Bae and Yang Hoi Doh)

### 要 約

왜곡에 무관한 한글 문자 인식을 위하여 홀로그램을 이용한 광 연상 기억 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템의 구조는 상호연결 행렬, 페터화 기능 및 케환으로 구성된 단층 신경회로망이다. 상호연결 행렬을 구성하기 위하여, 광 기억 루프를 구성하는 종속 접속된 Vander Lugt 상관기의 필터평면에 놓여진 두개의 컴퓨터 형성 홀로그램을 사용하였다. 홀로그램을 이용한 상관기는 기준영상을 홀로그램에 저장하고, 코우하이린드 광이 비즈는 케환루프를 통해 저장된 기준영상을 복원한다. 잡음이 있거나 손실된 입력영상이 시스템에 인기되면 입력영상은 홀로그램에 저장된 모든 영상과 광학적으로 동시에 상관된다. 이들 상관결과는 페터화 기능을 거쳐 입력으로 선명하게 재현되는데, 가장 강한 상관치가 입력영상을 보강한다. 선명하게된 영상은 광 루프를 반복하여 지나는 동안 저장된 영상에 점점 접근하게 되며 원하는 영상을 얻을 때 까지 계속된다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안된 한글문자 인식 알고리듬이 변별력이 뛰어나고 잡음에 강한 특성을 가짐을 확인하였다.

### Abstract

For distortion-invariant recognition of Korean characters, a holographic implementation of an optical associative memory system is proposed. The structure of the proposed system is a single-layer neural network employing interconnection matrix, thresholding and feedback. To provide the interconnection matrix, we use two CGII's which are placed on intermediate plane of cascaded Vander Lugt correlators to form an optical memory loop. The holographic correlator stores reference images in a hologram and retrieves them in a coherently illuminated feedback loop. An input image which maybe noisy or incomplete, is applied to the system and simultaneously correlated optically with all of the stored images. These correlations are thresholded and fed back to the input, where the strongest correlation reinforces the input image. The enhanced image passes around the loop repeatedly, approaching the stored image more closely on each pass until the system stabilizes on the desired image. The computer simulation results show that the proposed Korean character recognition algorithm has high discrimination capability and noise immunity.

\* 正會員, 慶北大學校 電子工學科  
 (Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)  
 \*\* 正會員, 구미專門大學 電子科  
 (Dept. of Elec. Eng., Kumi Technical College)

\*\*\* 正會員, 濟州大學校 電子工學科  
 (Dept. of Elec. Eng., Cheju Nat'l Univ.)  
 接受日字 : 1993年 8月 19日

## I. 서 론

한글은 영문자, 숫자, 일본의 가나문자와 달리 문자의 수가 방대하며, 자모가 극히 단조롭고, 한 문자가 단순한 자모의 2차원상의 조합으로 구성되기 때문에 대부분의 문자가 유사성을 가지고 있어 인식이 훨씬 복잡하다. 이러한 특성을 갖는 한글문자를 인식하기 위해 서는 기존의 컴퓨터보다는 인간의 인지기능을 더 효율적이고 빠르게 수행할 수 있는 신경회로망을 이용하는 것이 보다 효과적이다.

신경회로망은 패턴인식에 필요한 많은 양의 데이터를 병렬처리할 수 있으며, 이러한 병렬처리 능력을 이용하면 인식대상의 문자 수에 관계없이 인식에 걸리는 시간을 일정하게 할 수 있다. 또한 신경회로망은 패턴인식에서 가장 큰 문제로 대두되는 잡음이 있거나 정보가 손실된 데이터를 효과적으로 처리할 수 있어 문자간의 유사성이 크고 서체의 무한한 변형이 존재하는 한글문자에 효과적으로 적용할 수 있다. 이러한 신경회로망은 구현하는 방법 중 광학기술을 이용한 광 신경회로망은 광학시스템의 3차원적 구성 가능성과 레이저빔의 병렬성을 이용하여 신경회로망에서 요구하는 초고밀도의 상호연결망을 실현 가능케 한다. 또한 광 신경회로망의 정보처리 속도는 구성시스템에 따라 다소 차이는 있으나, 일반적으로 다른 하드웨어 구현방법과 비교했을 때 월등히 빠르다.

한글 문자인식의 접근 방법은 문자단위로 인식하는 방법과, 자모를 분리하여 인식한 후 이 자모의 조합에 의해 문자를 인식하는 방법<sup>[1]</sup>으로 나눌 수 있다. 문자단위의 인식은 일상생활에서 사용되고 있는 1,500자 정도의 문자만 인식대상으로 하더라도 인식에 어려움이 많다. 반면 자모를 분리하여 인식하는 방법은 한글의 조합적 성격을 잘 반영하여, 이를 분리된 자모로부터 최종적으로 한글 문자를 인식할 수 있게 된다.

본 연구에서는 광 신경회로망의 특성을 이용하여 단순한 자모의 조합으로 이루어져 있는 한글의 특성에 알맞는 시스템을 제안하였다. 제안된 한글 문자인식 시스템은 Psaltis 등<sup>[2]</sup>이 제안한 광 기억 루프를 형성하는 종속 접근된 두개의 Vander Lugt<sup>[3]</sup> 광 상관기와 문턱화 기능을 갖도록 구성하였다. 이 시스템은 Vander Lugt 광 상관기에서 정합필터(홀로그램)의 연상 기억 능력을 이용한 것이다. 이는 케환 루프(feedback loop)를 사용하여 잡음이 존재하거나 불완전한 영상이 입력되더라도 저장된 기준영상에 접근하도록 하였다. 종속 접근된 광 상관기의 첫번째 홀로그램은 인식능력을 향상시킬 수 있도록 기준 자모의 위상 정보만을 포함하며<sup>[4]</sup>, 변형된 자모가 입력되더라도 기준자모의 최대

상관치와 거의 같은 크기를 갖도록 하기 위하여 fSDF(filter synthetic discriminant function)<sup>[5]</sup> 개념을 도입한 PO-fSDF(phase only fSDF) 필터를 사용하였다. 두번째 홀로그램은 연상기억장치로 사용되며, 기준자모를 충실히 복원하도록 진폭 및 위상정보를 포함하는 전통적인 정합필터(classical matched filter: CMF)를 사용하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 제안된 방법의 타당성을 확인하였다.

## II. 홀로그래픽 필터의 구현

광 상관기의 홀로그램 필터는 입력평면에 기준영상이 존재하는지를 판별하고, 판별된 결과를 이용하여 기준영상은 복원하는 광연상 기억기능을 가진다. 이때 인식대상으로 하는 한글 문자는 잡음이나 불완전한 문자가 존재하는 경우를 대상으로 하며, 초성, 중성, 종성의 위치정보가 보존되도록 한다.

입력평면에 기준영상이 존재하는지를 판별하는 것을 목적으로 하는 첫번째 홀로그램은 분리(discrimination)정도가 뛰어난 위상필터를 사용한다. 그러나 위상필터는 변형된 영상이 입력되면 자기상관치가 아주 떨어지므로 단순한 위상필터로는 변형된 영상에 대한 재생이 어렵게 된다. 따라서 변형된 영상이 입력되더라도 변형되지 않은 영상이 입력 되었을 때의 상관치와 거의 같은 값을 갖도록 하기 위해 fSDF 개념을 이용한 PO-fSDF 필터를 이용하였다. fSDF 필터는 전통적인 SDF<sup>[6]</sup>에 비해, 기준영상에 포함된 모든 영상과의 상관치가 거의 같은 크기를 가지므로 변형된 입력영상에 대해서도 적용할 수 있다.

그리고 기준영상의 복원을 목적으로 하는 두번째 홀로그램은 연상기억 능력을 가지도록, 필터에 영상의 모든 정보를 기록하여야 한다. 따라서 기준영상의 크기정보와 위상정보를 모두 포함하고 있는 CMF를 사용하였다. 아래에서 CMF, SDF 필터, fSDF 필터 및 PO-fSDF 필터의 합성방법을 간략히 설명한다.

### 1. CMF

전통적인 정합필터는 인식대상이 되는 기준함수  $f(x,y)$ 의 푸리에 영역에서 진폭성분과 위상성분을 분리한 후 위상성분의 복소공액을 취하여

$$H_{CMF}(\xi, \eta) = |F(\xi, \eta)| \exp[-j\phi(\xi, \eta)] \quad (1)$$

와 같이 쓸 수 있다. 이는 입력의 위치정보를 보존하여 입력의 변위에 비례하는 상관영역의 변위를 나타내며, 한글과 같이 입력영상내의 각 집단의 위치가

중요한 역할을 하는 대상의 인식에서 유용하다.

## 2. SDF 필터

SDF 필터는 인식하고자 하는 영상과 분리하고자 하는 영상을 학습영상으로 하여 이들의 선형조합으로 구한다. 이때 학습영상에 곱해지는 필터계수(filter coefficient)는 전통적인 SDF(conventional SDF: cSDF)인 경우 각 학습영상간의 자기상관도와 상호상관도로 이루어지는 상관행렬 즉 VIP(vector inner product) 행렬과 분리와 인식을 제한해주는 제한벡터(constraint vector)의 곱으로써 얻을 수 있다.

입력영상을  $f_n(x,y)$ 로 SDF 필터함수를  $h_{\text{SDF}}(x,y)$ 로 나타낼 때, 이들 함수의 상관식은

$$\iint_R f_n(x,y) h_{\text{SDF}}^*(x,y) dx dy = \langle f_n(x,y) | h_{\text{SDF}}(x,y) \rangle = u_n \quad (2)$$

와 같다. 여기서  $R$ 은 영상영역이다.  $N$ 개의 입력영상에 대한 필터함수  $h_{\text{SDF}}(x,y)$ 는

$$h_{\text{SDF}}(x,y) = \sum_{n=1}^N a_n f_n(x,y) \quad (3)$$

와 같다. 이때 필터계수 벡터  $a$ 는 상관행렬  $R$ 과 제한벡터  $u$ 의 곱이다. 이는

$$a = R^{-1}u \quad (4)$$

와 같이 구할 수 있다. 여기서  $a = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 이며,  $c = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$ 이다. 따라서 SDF 필터  $H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)$ 는

$$H_{\text{SDF}}(\xi, \eta) = \Im[h_{\text{SDF}}(x,y)]^* \quad (5)$$

으로 구해진다. 여기서  $F$ 는 푸리에변환 연산자이고,  $*$ 는 복소공액을 의미한다.

## 3. fSDF 필터

fSDF 필터는 필터합성시 필터계수를 구할 때 필터변조 과정을 포함한 반복과정을 통해 최적의 필터계수를 구한다. SDF 필터  $H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)$ 는 연속적인 크기와 위상을 가지는 복소성분이며, 이를 필터변조를 포함한 fSDF 필터함수  $H'_{\text{SDF}}(\xi, \eta)$ 는

$$H'_{\text{SDF}}(\xi, \eta) = M[H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)] \quad (6)$$

와 같다. 여기서  $M$ 은 필터변조 연산자이다. 이러한 필터변조 과정은  $H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)$ 의 비선형과정의 수행

으로 cSDF로 필터합성시 출력상관평면에서 원하는 상관값을 얻기가 어렵게 된다. 비선형 과정을 보상하고 최적의 필터계수를 구하기 위해서는 SDF 필터 합성시 필터변조 과정을 포함시켜 상관첨두치의 분포가 적절한 오차범위에 들어오도록 하여야 한다. 이에 대한 해는 다음과 같은 반복 알고리듬에 의해 구할 수 있다.

$$a_n^{i+1} = a_n^i + \beta \left[ u_n - u_i \left( \frac{m_n^i}{m_i^i} \right) \right] \quad (7)$$

여기서  $i$ 는 반복회수,  $\beta$ 는 감쇄상수(damping constant)이며,  $m_n^i$ 는  $f_n(x,y)$ 와  $i$  번째 필터계수 벡터  $a^i$ 로 구성된 필터와의 상관첨두치이다.

$$m_n^i = \langle f_n(x,y) | h'_{\text{SDF}}(x,y, a^i) \rangle \quad (8)$$

여기서  $h'_{\text{SDF}}(x,y, a^i)$ 는 필터계수 벡터  $a^i$ 로 구성된 필터함수  $H'_{\text{SDF}}(\xi, \eta)$ 의 역 푸리에 변환이다. 반복 과정에 대한 초기값은 각 학습영상에 대한 원하는 상관값으로 한다. 즉 필터계수 벡터  $a^0$ 는 제한벡터  $u$ 이다. 반복과정 동안 계수  $a^i$ 는 입력영상과 반복과정시 만들어지는 필터와의 상관값이 원하는 상관값  $u$ 에 접근하도록 변하며, 이러한 반복과정을 통해 적절한 오차범위를 가지는 fSDF 필터를 구한다.

## 4. PO-fSDF 필터

전통적인 정합필터의 합성법에 필터변조 과정을 포함시킨 fSDF 필터는 학습영상이 많아지면 부엽의 효과가 커지게 되어 출력상관영역에서 인식하고자 하는 영상만에 대한 상관첨두치를 얻기가 힘들다. 이런 부엽의 크기를 줄이기 위해 위상정보만을 가지는 POF 합성법으로 필터를 만들었다. 따라서 본 논문에서는 첫번째 홀로그램 필터를 POF의 특성을 가지면서 fSDF 필터 개념을 도입한 PO-fSDF 필터를 사용했다. PO-fSDF 필터함수는

$$H'_{\text{PO-fSDF}}(\xi, \eta) = M[H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)] = \frac{H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)}{|H_{\text{SDF}}(\xi, \eta)|} \quad (9)$$

와 같이 구해지며, 이때 비선형 과정에 의한 오차는식 (7)과 같은 반복 알고리듬에 의해 필터계수를 구하여 필터를 합성하면 된다.

## III. 광학적 구현을 위한 인식과정 및 시스템 구성도

### 1. 한글 문자 인식 알고리듬

다음 그림은 연상 기억 휠로그램을 이용한 광병렬 한글문자인식 알고리듬의 순서도이다.

그림 1의 순서도는 한글문자와 하나의 자음이나 모음필터에 대한 수행이므로 완전한 한글문자를 인식하기 위해서는 이와 같은 알고리듬이 여러번 수행되어야 한다. 이는 광학적으로 구현시, 광의 특성에 의해서 한번의 병렬 수행에 의해서 이루어 진다.

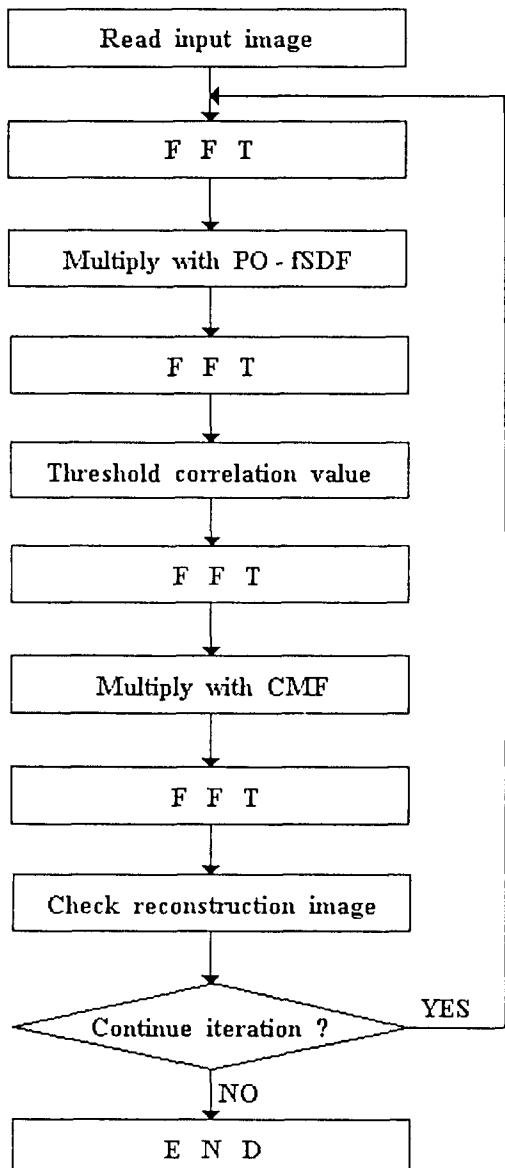


그림 1. 연상 기억 휠로그램을 이용한 한글문자인식 순서도

Fig. 1. Flowchart of Korean character recognition using holographic associative memory.

위 그림은 자모가 손상된 한글패턴이 입력되면 이를 푸리에 변환시켜서 기준자모의 위상정보만 기록된 PO-fSDF 필터와 상관(correlation)을 취한다. 이상관결과의 세기(intensity)를 구해 최적의 문턱치(threshold value)로써 문턱화한다. 문턱화는 컴퓨터를 이용한 디지털 처리로써 수행하며, 이는 일정한 크기 이하의 빛의 세기를 없앤다. 입력되는 한글패턴에 필터의 기준자모가 존재하면 그 존재하는 위치에 문턱치보다 높은 상관값을 가질것이고 기준자모가 존재하지 않으면 문턱치보다 낮은 상관값을 가진다. 문턱치에 의해 절단된 후의 상관값은 거의 필터에 존재하는 기준자모에 대한 상관값만을 가지게 되며, 입력 문자의 위치정보를 보존하여 초성, 중성, 종성을 구별할 수 있게 한다. 위치정보를 보존하고 있는 상관결과는 거의 점광원에 가까운 형태가 되며 이를 푸리에 변환하면 거의 전 영역에 걸쳐 동일한 크기를 갖는 형태가 되므로 두번째 휠로그램인 CMF와 다시 상관을 취하게 되면 휠로그램에 저장된 영상중 가장 강한 점광원에 해당되는 영상이 재생된 것을 최종적인 단계에서 확인할 수 있다. 만약 입력이 손상된 것이라면 최종적으로 복원되는 영상이 한번의 반복으로는 완전한 영상을 얻을 수 없으므로 복원된 영상을 다시 입력영상으로 하여 위 과정을 반복하면 수회내에 완전한 영상을 복원시킬 수 있다. 이때 입력이  $64 \times 64$  화소를 갖는 영상이라면 재생영역은 입력영상의 상관결과 평면이므로  $128 \times 128$  화소를 갖는 영상이 된다. 이 재생영상을 새로운 입력영상으로 사용하기 위해서는  $64 \times 64$  화소만 취하여 사용한다.

## 2. 광학적 실험 구성도

그림 2는 그림 1의 인식과정을 광학적으로 수행하기 위한 실험 구성도이다. 이는 LCTV(liquid crystal television), 렌즈 1(L1), 휠로그램 필터 1(H1), 렌즈 2(L2) 그리고 상관출력평면 P1의 한 부분과 렌즈 3(L3), 휠로그램 필터 2(H2), 렌즈 4(L4), 재생출력평면(P2), CCD 카메라와 컴퓨터의 다른 한 부분으로 구성된다. 컴퓨터로 부터 영상을 LCTV에 입력시키면 He-Ne 레이저와 L1에 의해 입력이 푸리에 변환되고 휠로그램 1과 겹해져서 P1 평면에 그 상관결과를 얻는다. 이 상관결과를 CCD 카메라로 받아 컴퓨터상에서 문턱화를 거친 후 다시 P1 평면에 보내고, 이는 L3에 의해 푸리에 변환되어 휠로그램 필터 2와 겹친다. P2 평면에는 문턱화를 거친 상관결과와 휠로그램 필터 2의 상관결과가 나타나고 이는 입력되는 영상의 재생된 결과이다. 이 재생영상을 다시 CCD 카메라와 frame grabber로 검

출하여 문턱화를 취한다. 최종 출력영상, 즉 복원된 영상이 완전하지 못한 경우 다시 LCTV에 입력시켜 위의 과정을 되풀이 한다. 완전한 광학적 실현을 위해서는 P1 및 P2평면에서의 문턱화과정을 LCLV(liquid crystal light valve)등의 광학소자를 이용해서 실현하여야 한다.

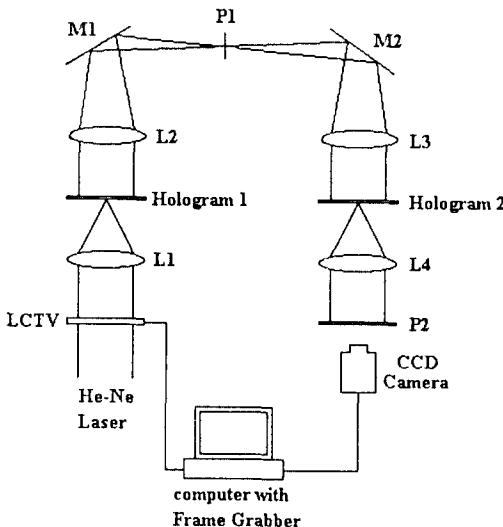


그림 2. 광학적 실험을 위한 구성도

Fig. 2. Schematic diagram of optical experiment.

#### IV. 컴퓨터 시뮬레이션

제안된 시스템의 성능을 평가하기 위하여 시험 입력영상을 '강'과 '망'으로 선택하였다. '강'을 입력영상으로 택한 이유는 자음 'ㄱ'이 글자의 조합형태에 따라 다양한 모양을 가지는 경우에 속하므로 제안된 시스템이 서체의 무한한 변형에 대해서도 효과적으로 적용될 수 있음을 보이기 위한 것이다. 한편 '망'을 입력영상으로 택한 이유는 자음 'ㅁ'과 'ㅇ'이 유사성이 크므로 제안된 시스템이 자모의 유사성이 큰 경우에도 역시 효과적으로 적용될 수 있음을 보이기 위한 것이다.

그림 3은 시뮬레이션에 사용된  $64 \times 64$  화소의 입력영상 '강'이다. 그림 3(a)는 완전한 입력영상, 그림 3(b)는 부분 입력영상이며, 그림 3(c)와 그림 3(d)는 각각 20%와 25%의 무작위 잡음(random noise)이 첨가된 입력영상이다. 그림 4는 자음의 필터영상이며 각각의 필터평면에 4개 또는 3개의 자음을 사용하여 합성하였다.

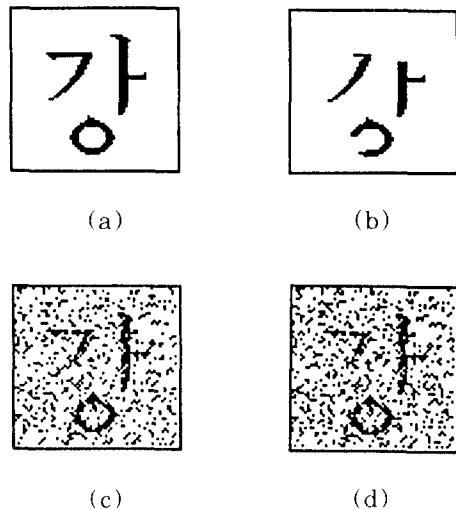


그림 3. 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 입력영상 '강'  
 (a) 완전한 입력영상  
 (b) 부분 입력영상  
 (c) 20% 무작위 가우시안 잡음이 첨가된  
 입력영상  
 (d) 25% 무작위 가우시안 잡음이 첨가된  
 입력영상

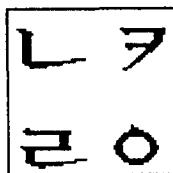
Fig. 3. Input images '강' for computer simulation.  
 (a) perfect input image.  
 (b) partial input image.

- (c) input images deteriorated by a Gaussian random noise with 20%, and
- (d) input images deteriorated by a Gaussian random noise with 25%.

그림 5는 그림 3(a)의 완전한 입력영상 '강'과 그림 4(a)와 그림 4(b)의 필터영상을 사용하여 각각 시뮬레이션 한 결과이다. 그림 5(a)와 그림 5(b)는 각각 첫번째 홀로그램 PO-fSDF 필터와 입력영상간의 상관분포를 구한 후, 전체 입력영상의 최소자기상 관치의 10%에서 문턱화한 분포이다. 이 분포에 존재하는 상관첨두치는 필터영상에 있는 자음과 비슷한 자음이 입력영상에 존재한다는 것을 의미한다. 그림 5(c)와 그림 5(d)는 각각 그림 5(a)와 그림 5(b)의 분포와 두번째 홀로그램 CMF와의 상관에 의해 복원된  $128 \times 128$  화소영상을 나타낸다. 이를 입력평면으로 채환시켜 새로운 입력영상으로 사용하기 위해서는 중앙의  $64 \times 64$  화소만을 취하여 적절한 값으로 문턱



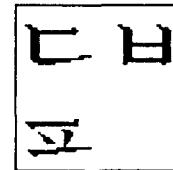
(a)



(b)



(c)



(d)

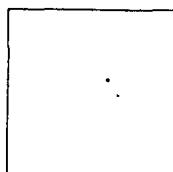
그림 4. 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 자음의 필터영상

- (a) 'ㄱ, ㅅ, ㅈ, ㅎ'의 필터영상
- (b) 'ㄴ, ㅋ, ㄹ, ㅇ'의 필터영상
- (c) 'ㅁ, ㅊ, ㅌ'의 필터영상
- (d) 'ㄷ, ㅂ, ㅍ'의 필터영상

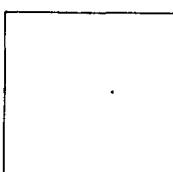
Fig. 4. Filter images of consonants for computer simulation.

- (a) filter image of 'ㄱ, ㅅ, ㅈ, ㅎ'.
- (b) filter image of 'ㄴ, ㅋ, ㄹ, ㅇ'.
- (c) filter image of 'ㅁ, ㅊ, ㅌ', and
- (d) filter image of 'ㄷ, ㅂ, ㅍ'.

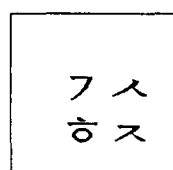
화 과정을 거쳐야 하며, 그 결과는 그림 5(e)와 그림 5(f)와 같다. 이는 초성의 자음 'ㄱ'과 종성의 자음 'ㅇ'을 나타내며, 한번의 반복수행만으로 완전한 한글자모를 복원하여 인식할 수 있다.



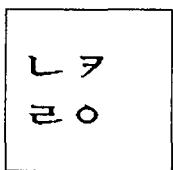
(a)



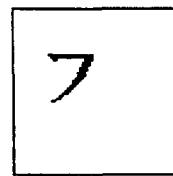
(b)



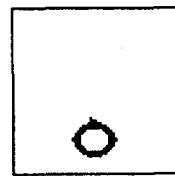
(c)



(d)



(e)



(f)

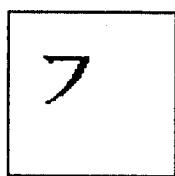
그림 5. 그림 3(a)의 입력영상 '강'과 그림 4(a), 4(b)의 필터영상과의 시뮬레이션 결과

- (a) 그림 4(a)의 필터영상에 대한 평면 P1에서의 문턱화한 상관 출력
- (b) 그림 4(b)의 필터영상에 대한 평면 P1에서의 문턱화한 상관 출력
- (c) 그림 4(a)의 필터영상에 대한 평면 P2에서의 문턱화하지 않은 재생영상
- (d) 그림 4(b)의 필터영상에 대한 평면 P2에서의 문턱화하지 않은 재생영상
- (e) 그림 4(a)의 필터영상에 대한 문턱화와 표본화된 결과
- (f) 그림 4(b)의 필터영상에 대한 문턱화와 표본화된 결과

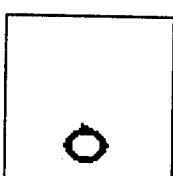
Fig. 5. Simulation results of input image of fig. 3.(a) and filter images of fig. 4(a) and 4(b).

- (a) thresholded correlation output at P1 for filter image of fig. 4(a).
- (b) thresholded correlation output at P1 for filter image of fig. 4(b).
- (c) unthresholded reconstructed image at P2 for filter image of fig. 4(a).
- (d) unthresholded reconstructed image at P2 for filter image of fig. 4(b).
- (e) sampled and thresholded result for filter image of fig. 4(a), and
- (f) sampled and thresholded result for filter image of fig. 4(b).

그림 6은 그림 3(b)의 부분 입력영상 '강'과 그림 4(a)와 그림 4(b)의 필터영상을 사용하여 각각 시뮬레이션 한 최종 결과이다. 이 결과 역시 한번의 반복수행만으로 얻은 결과이며, 초성 자음 'ㄱ'과 'ㅇ'을 복원하여 인식할 수 있다.



(a)

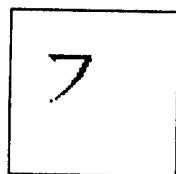


(b)

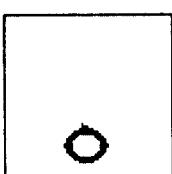
그림 6. 그림 3(b)의 입력영상과 그림 4(a)와 4(b)의 필터영상에 대한 문턱화와 표본화된 결과

Fig. 6. Sampled and thresholded results of input image of fig. 3(b) and filter images of fig. 4(a) and 4(b).

그림 7(a)와 그림 7(b)는 각각 그림 3(c)와 그림 3(d)의 무작위 잡음이 첨가된 입력영상 '강'과 그림 4(a)와 그림 4(b)의 필터영상을 사용하여 시뮬레이션 한 최종 결과이다. 이 결과 역시 한번의 반복수행



(a)



(b)

그림 7. 그림 3(c)와 3(d)의 입력영상과 그림 4(a)와 4(b)의 필터영상에 대한 문턱화와 표본화된 결과

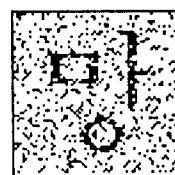
(a) 그림 3(c)의 입력영상에 대한 결과

(b) 그림 3(d)의 입력영상에 대한 결과

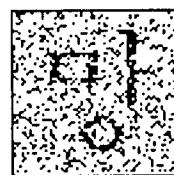
Fig. 7. Sampled and thresholded results of input image of fig. 3(c), 3(d) and filter images of fig. 4(a) and 4(b).

(a) results for input image of fig. 3(c), and (b) results for input image of fig. 3(d).

만으로 얻은 결과이며, 초성 자음 'ㄱ'과 'ㅇ'을 복원하여 인식할 수 있다.



(a)



(b)

그림 8. 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 입력영상 '망'

(a) 20% 무작위 가우시안 잡음이 첨가된 입력영상

(b) 25% 무작위 가우시안 잡음이 첨가된 입력영상

Fig. 8. Input images '망' for computer simulation.

(a) input images deteriorated by a Gaussian random noise with 20%, and

(b) input images deteriorated by a Gaussian random noise with 25%.

그림 8(a)와 그림 8(b)는 각각 20%와 25% 무작위 잡음(random noise)이 첨가된 입력영상 '망'이며. 그림 4(c)와 그림 4(b)의 필터영상을 사용하여 시뮬레이션한 최종 결과를 그림 9에 보였다. 여기서 20% 무작위 잡음이 첨가된 입력영상 '망'의 경우는 그림 9(a)의 결과에서 보는 바와 같이 초성의 자음 'ㅁ'과 종성의 자음 'ㅇ'을 잘 복원하여 인식할 수 있었으나, 25%의 잡음이 첨가된 경우인 그림 9(b)의 결과에서는 종성의 자음 'ㅇ'은 인식을 할 수 있었지만 초성의 자음 'ㅁ'을 'ㅊ'으로 오인식하였다.

그림 7과 그림 9의 무작위 잡음이 첨가된 입력영상의 경우를 검토해 보면, 일반적으로 20% 정도의 잡음이 첨가된 경우에는 자모를 잘 복원하여 인식할 수 있었지만, 그 이상의 잡음이 첨가된 경우에는 그림 9(b)의 결과와 같이 오인식하거나 첫번째 문턱화 과정에서 모두 문턱치 이하의 값을 가져 자모를 복원하여 인식할 수 없는 경우도 있었다.

한편, 모든 한글문자를 인식대상으로 할 경우, 필터를 합성할 때 사용된 기준영상과 비슷한 자모들로 조합된 문자가 입력되면 몇번의 반복과정이 더 필요하게 된다. 실제 광학적 시스템으로 구현할 때, 복원

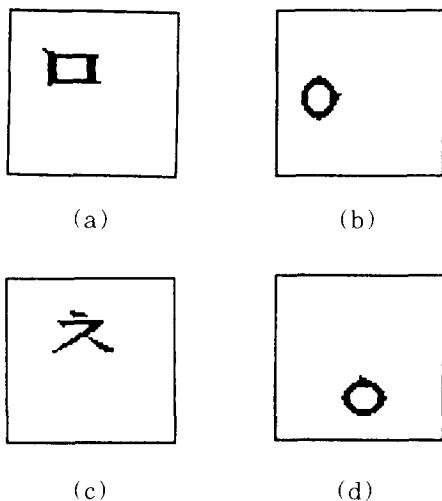


그림 9. 그림 8(a)와 8(b)의 입력영상과 그림 4(c)와 4(b)의 필터영상에 대한 문턱화와 표본화된 결과

- (a) 그림 8(a)의 입력영상에 대한 결과
- (b) 그림 8(b)의 입력영상에 대한 결과

Fig. 9. Sampled and thresholded results of input image of fig. 8(a), 8(b) and filter images of fig. 4(c) and 4(b).  
 (a) results for input image of fig. 8(a), and (b) results for input image of fig. 8(b).

영상이 재생되는 평면에서 이 자모를 조합하면 완전한 한글문자를 인식할 수 있으며, 이 모든 과정은 병렬로 수행된다.

## V. 결 론

본 논문에서는 단순한 자모의 조합에 의해 글자를 형성하는 한글 문자인식에 적합한 광연상 기억 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 광기억 루프를 형성하는 두개의 종속접촉된 Vander Lugt 광 상관기 및 문턱화 기능을 이용한 것으로 입력영상에 잡음이 존재하거나 불완전한 문자가 존재하는 경우에도 기준 영상을 복원하여 인식할 수 있도록 하였다. 입력영상

에 기준영상이 존재하는지를 판별하는 것을 목적으로 하는 첫번째 홀로그램은 변형된 영상도 효과적으로 분리 인식할 수 있도록 fSDF개념을 이용한 위상필터를 사용하였으며, 기준영상의 복원을 목적으로 하는 두번째 홀로그램은 기준영상의 크기정보와 위상정보를 모두 포함하는 전통적인 정합필터를 사용하였다. 제안된 한글 문자인식 방식을 컴퓨터 시뮬레이션 한 결과 무작위 잡음이 존재하거나 부분입력의 경우에도 몇번의 반복과정으로 완전한 글자를 인식함을 확인하였다.

## 参考文献

- [1] 백 응기, 이 상우, “최적 공간 필터법에 의한 한글의 패턴인식,” 한국물리학회지 ‘새 물리’, vol. 17, no. 4, p. 189, 1977.
- [2] Ken-Yuh Hsu, Hsin-Yu Li, and Demetri Psaltis, “Holographic implementation of a fully connected neural network,” *Proc. of the IEEE*, vol. 78, no. 10, p. 1637, 1990.
- [3] A. Vander Lugt, “Signal detection by complex signal filtering,” *IEEE Trans. Infor. Theory*, vol. IT-10, p. 139, 1964.
- [4] J. L. Horner and P. D. Gianino, “Phase-only matched filtering,” *Appl. Opt.*, vol. 24, no. 6, p. 812, 1984.
- [5] David A. Jared and David J. Ennis, “Inclusion of filter modulation in synthetic discriminant function construction,” *Appl. Opt.*, vol. 28, no. 2, p. 232, 1989.
- [6] D. Casasent, W. Rozzi, and D. Fetterly, “Projection synthetic discriminant function performance,” *Opt. Eng.*, vol. 23, no. 6, p. 716, 1984.

“이 논문은 1992년도 교육부 지원 한국 학술 진흥재단의 자유공모(지방대학교 육성)과제 학술 연구조성비에 의하여 연구 되었음”

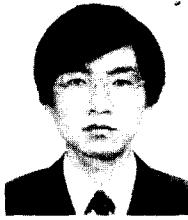
著者紹介

金 正 雨(正會員) 第 31 刊 B編 第 4 號 參照

현재 경북대학교 전자공학과 박사  
과정 재학중

裴 長 根(正會員) 第 30 刊 B編 第 10 號 參照

현재 구미전문대학 전자과 전임강사



都 良 會(正會員)

1959年 12月 10日生. 1982年 2月  
경북대학교 공과대학 전자공학과  
졸업(공학사). 1984年 2月 경북대  
학교 대학원 전자공학과 졸업(공  
학석사). 1988年 8月 경북대학교  
대학원 전자공학과 박사과정 졸업  
(공학박사). 1989年 4月 ~ 현재 제주대학교 전자공  
학과 조교수. 주관심 분야는 광 형태인식, 광 신경회  
로망 등임.