

# 대표영상을 이용한 나무구조의 한글문자 인식

## (Korean Character Recognition with Tree Structure Using Representative Images)

金正雨\*, 鄭秀吉\*, 曹雄鎬\*\*, 金成龍\*\*\*, 金秀重\*

(Jeong Woo Kim, Soo Kil Jeong, Woong Ho Cho,  
Sung Yong Kim and Soo Joong Kim)

### 要約

효율적인 한글문자 인식을 위하여 학습영상으로 대표영상을 사용한 K-tuple NRF-SDF 나무구조 알고리즘을 제안하였다. 대표영상은 여러개의 자음이나 모음들의 ECP-SDF 영상으로 구성된다. 출력상관 평면상에서의 부엽의 효과를 줄이기 위해 대표영상을 학습 영상으로 사용하였고, 벡터 내적 행렬의 요소는 이들 학습영상의 AMPOF 상관침두치를 이용하여 구하였다. 제안된 알고리즘은 여러개의 부 단계를 포함하는 세개의 주 단계로 구성된다. 각 단계의 필터합성시 첫번째와 두번째 주 단계는 대표영상을 학습 영상으로 사용하였고, 세번째 주 단계는 기본자모를 학습영상으로 사용하였다. 제안된 방법을 컴퓨터 시뮬레이션과 광학적인 실험을 통하여 확인하였다.

### Abstract

For the efficient recognition of Korean Alphabets, we proposed the tree structure algorithm which was based on K-tuple NRF-SDF using representative images as training images. Representative images consisted of ECP-SDF images of several consonants or vowels. To reduce the effect of sidelobe in the output correlation plane, we used the representative images as training images and obtained the elements of a vector inner product matrix using the peak value of AMPOF correlation of training images with one another. The proposed algorithm consisted of three main-steps containing several sub-steps. In filter synthesis of each step, representative images were used as training images in the first and the second main-step and each consonant or vowel was used as training images in the third main-step. The performance of this algorithm is demonstrated by computer simulation and optical experiment.

\* 正會員, 慶北大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

\*\* 正會員, 大邱工業專門大學 電子計算科  
(Dept. of Computer Science, Taegu Tech. Coll.)

\*\*\* 正會員, 大京專門大學 電子計算科  
(Dept. of Computer Science, Daekyung  
Tech. Coll.)

接受日字: 1993年 5月 7日

## I. 서론

2차원 영상의 광학적 인식방법은 크게 특징 추출법(feature extraction)과 광상관기(optical correlator)에 의한 방법으로 나눌 수 있다. 특징 추출법은 입력함수와 필터의 좌표변환을 이용하는 방법이다. 이는 인식대상의 크기, 회전 및 위치등의 변화에 관계없이 영상인식이 가능하지만 한글문자와 같이 자모가 근접하여 존재하고 이들 각 집단의 상대적인 위치정보의 조합으로부터 입력대상을 인식하는 경우에는 적합하지 못하다. 광상관기에 의한 인식방법은 Vander Lugt<sup>[1]</sup>의 광의 간섭성을 이용한 복소 공간 정합필터(matched spatial filter: MSF)가 실현된 이후 본격적으로 진행되었다. 이 공간정합필터<sup>[2]</sup>는 공간위상을 이용하므로 상관영역에서 입력문자의 상대적인 위치정보를 잘 보존하여 한글과 같은 자모가 서로 조합된 문자인식에 적합하다.

한글은 24개의 자모가 서로 조합되어 14,000자 이상의 수많은 서로 다른 문자를 구성한다. 이러한 문자들을 구별 인식하기 위하여 기존의 광상관기로 각각의 문자에 해당하는 필터를 만들 경우 그 수가 너무 방대하다. 그러므로 한글 문자인식에 대한 연구는 각 자모를 분리 인식한 후 이들을 조합하여 문자를 인식하는 공통점을 가지고 있다. 그러나 이렇게 분리 인식하기 위해서도 기본 자모에 해당되는 24개의 필터가 필요하며 이를 광학적 시스템으로 구현시 그 시스템이 방대해진다. 이 문제점을 해결하기 위해 기존의 논문<sup>[9,10]</sup>에서는 기본 자모를 합성한 나무구조를 이용하였다. 그러나 입력문자와 필터와의 상관시 입력영상은 필터합성시 사용한 모든 학습영상(training image)과 자기상관 또는 상호상관을 하게된다. 기존의 논문에서 이용한 SDF 필터는 학습영상의 선형조합으로 이루어지므로 일반적으로 학습영상의 수가 많아질수록 출력상관평면에는 입력영상과의 상호상관이 모두 더해져서 나타나므로 부엽의 크기가 커진다. 그리고 학습영상의 수가 많아질수록 상관치 제어가 원하는 크기로 하기가 어렵다. 따라서 기본자음과 모음으로 구성된 한글문자를 인식한다고 할 때 필터합성에 필요한 학습영상의 수는 24개로 꽤 많은 편이어서 위에서 지적한 단점이 발생하게 된다.

본 논문에서는 대표영상을 합성한 나무구조를 사용하여 기존의 논문에서의 단점인 부엽의 크기를 줄이고 상관평면에서의 상관치 제어를 용이하게 하였다. 첫단계에서는 NRF-SDF(nonredundant function synthetic discriminant function)<sup>[7]</sup> 개념을 두번째와 세번째 단계에서는 K-tuple NRF-SDF<sup>[7]</sup>개

념을 이용하여 필터를 합성한다. 제안된 방법은 필터 합성시 학습영상으로 모든 기본자모들을 다 이용하면 출력상관평면(output correlation plane)상에서의 부엽의 효과가 너무 크므로 이를 감소시키기 위해, 자음은 4개의 군으로, 모음은 2개의 군으로 분류하여 각 군에 포함되는 영상을 동일영상으로 인식하도록 ECP-SDF(equal correlation peak SDF)<sup>[7]</sup>를 사용하여 대표영상(representative image)을 만들었다. 첫단계에서는 학습영상으로 대표자음 4개와 대표모음 2개를 사용한 NRF-SDF를 이용하여 입력문자를 자음과 모음으로 구별하였고, 둘째단계에서는 자모의 대표영상을 학습영상으로 하여 K-tuple NRF-SDF 필터를 만들어 자모를 4개와 2개의 군으로 분류하였다. 그리고 마지막 단계에서는 각 군에 포함된 기본자모를 학습영상으로 한 K-tuple NRF-SDF 필터를 만들어 자음 4개군과 모음 2개군으로 분류된 자모를 구별 인식하도록 하였다. 이때 각 단계에서의 필터합성에 사용된 학습영상의 수가 최대 6개이므로 출력상관평면 상에서의 부엽의 효과가 감소되어 자모의 분리인식에 유리하다. 광은 자유공간에서 빔이 서로 방해할 일으키지 않는 특성을 갖기 때문에 병렬로 시스템을 구현할 수 있어서 각 단계에 포함된 모든 처리는 병렬로 수행할 수 있고 제안된 방법을 컴퓨터 시뮬레이션과 광 실험을 통하여 그 타당성을 확인하였다.

## II. 공간 정합 필터

### 1. 크기변조 위상필터(amplitude modulated phase-only filter: AMPOF)

Horner<sup>[3]</sup>가 제안한 위상필터(phase-only filter: POF)는 높은 광효율과 큰 SNR(signal-to-noise ratio)을 나타내지만 입력영상의 모든 정보를 포함하지 못한다는 단점이 있다. 따라서 위상정보만 사용한 POF에 크기정보를 잘 이용하면 POF보다 인식율을 더 높일 수 있다. 푸리에 평면에서의 빛의 분포변화가 균일 할 수록 보다 첨예한 상관점두치를 얻을 수 있는데, 입력영상의 푸리에 변환함수를  $F(\xi, \eta)$ 라 할 때 전통적인 정합필터(conventional matched filter: CMF)의 경우 푸리에 평면에서의 빛의 분포는  $|F(\xi, \eta)|^2$ 의 값에 비례하고, POF의 경우  $|F(\xi, \eta)|$ 의 값에 비례한다. 일반적으로  $|F(\xi, \eta)| < 1$ 이므로 POF가 푸리에 평면에서 보다 균일한 빛의 분포를 가지므로 CMF보다 첨예한 상관점두치를 가짐을 알 수 있다. 푸리에 평면에서의 크기 스펙트럼을 보다 균일하게 하기 위해 POF에 크기정

모를 포함시킬 수 있다. 따라서 AMPOF<sup>11</sup>의 필터 함수를

$$H(\zeta, \eta) = \frac{D \exp[-j\phi(\zeta, \eta)]}{[F(\zeta, \eta) + s]} \quad \text{단} \quad 0 < D \leq 1, s \leq D \quad (1)$$

와 같이 둔다. 여기서  $\psi(\zeta, \eta) := F(\zeta, \eta)$ 의 위상 성분이다. 변수  $s$ 는  $F(\zeta, \eta) < 1$  일 경우 광 신호의 증폭이 필요하므로 이를 해결하기 위해 도입되는 변수이며,  $D$ 는 상관치 제어요소이다. 본 논문에서는  $D=1, s=1$ 로 두어 시뮬레이션 하였다.

### 2. SDF 필터

SDF 필터는 인식하고자 하는 입력영상과 분리하고자 하는 입력영상을 학습영상으로 하여 이들의 선형조합으로 구한다. 이때 학습영상에 곱해지는 필터계수는 학습영상간의 자기상관도와 상호상관도로 이루어지는 상관행렬, 즉 VIP(vector inner product)행렬의 역과, 분리와 인식을 제한해 주는 제한벡터(constraint vector)와의 곱으로써 얻는다. 이와 같은 SDF 필터는 p-SDF(projection SDF)<sup>12</sup>와 c-SDF(correlation SDF)<sup>13</sup> 필터로 나눌 수 있다. MSF 합성법을 이용한 p-SDF는 한글문자와 같이 자모음이 근접한 경우에는 큰 부엽의 효과때문에 자음과 모음을 분리 인식하는데 부적합하며, c-SDF는 MSF 합성법을 이용한 p-SDF에 비해 부엽의 효과를 줄여줄 수 있지만 하나의 학습영상에 대하여 몇개의 변형된 학습영상이 필요하므로 역시 한글문자인식에는 무시 못할 부엽의 크기 때문에 부적합하다. 따라서 본 논문에서는 POF 합성법을 이용한 p-SDF 필터를 사용하였다. p-SDF 필터는 아래와 같이 4가지로 나눌 수 있다.

#### 1) ECP-SDF

하나의 부류에 포함되는 모든 영상들을 동일영상으로 인식하고자 할 경우, 임펄스 응답은 각 입력영상에 VIP행렬의 역과 크기가 '1'인 제한벡터와의 곱으로부터 구해지는 필터계수를 곱하여 구한다. 따라서 학습영상을  $f(x, y)$ 라 할 때 필터함수  $H(\zeta, \eta)$ 의 임펄스 응답  $h(x, y)$ 는

$$h(x, y) = \sum_n a_n f_n(x, y) \quad (2)$$

로 나타낼 수 있으며, 이때 필터계수  $a_n$ 는

$$a = R^{-1} u^t \quad (3)$$

로 표현된다. 여기서, VIP 행렬  $R$ 은

$$\begin{aligned} R_{ii} &= \langle f_i, f_i \rangle \\ R_{ij} &= \langle f_i, f_j \rangle \end{aligned} \quad (4)$$

로 표현되며,  $R_{ii}$ 는 학습영상  $f(x, y)$ 의 자기상관도를 나타내며  $R_{ij}$ 는 상호상관도를 나타낸다. 그리고 제한벡터  $u$ 는 모든 요소가 '1'인 단위벡터이다. 제한벡터가 '1'이라는 것은 필터합성시 사용된 모든 학습영상을 동일영상으로 인식한다는 것을 의미한다. 식(3)에서 구한 필터계수를 식(2)에 대입해 임펄스 응답을 구한다. 본 논문에서는 이 영상합성법을 이용하여 첫 단계와 두번째 단계에서의 학습영상인 대표영상을 만들었다.

#### 2) MOF(mutual orthogonal function) SDF

두개 또는 하나의 부류에 포함되는 영상을 분류 인식할 경우 사용된다. 학습영상을  $f(x, y)$ 로 할 경우 임펄스 응답  $h(x, y)$ 는 식(2)와 같으며 필터계수는 식(3)과 같이 표현된다. 여기서 제한벡터  $u$ 는 각 요소의 값이 인식하고자 하는 영상인 경우 '1', 분리하고자 하는 영상인 경우는 '0'이다.

#### 3) NRF-SDF

여러개의 부류에 포함되는 영상을 분류 인식할 경우 사용된다. 학습영상을  $f(x, y)$ 로 할 경우 임펄스 응답  $h(x, y)$ 는 식(2)와 같으며 필터계수는 식(3)과 같이 표현된다. 여기서, 제한벡터  $u$ 는 입력에 분류 인식하고자 하는 영상이 세가지가 있을 경우에 각 요소의 값을 첫번째 인식대상 영상에는 '1'을 두번째 인식대상에는 '2' 나머지 인식대상에는 '3'으로 한다. 본 논문에서는 입력된 영상을 자음부분과 모음부분으로 분류하는 첫 단계에서 이 방법을 이용하였다.

#### 4) K-tuple NRF-SDF

NRF-SDF와 같이 여러개의 부류에 포함되는 영상을 분류 인식할 경우 사용된다. NRF-SDF의 경우 하나의 필터를 사용해서 출력상관평면상에서의 상관치를 제어하므로 분류 인식할 영상의 수가 많아지면 입력영상을 정확하게 구분하기가 어렵다. 이와 같이 분류 인식할 영상의 수가 많을 경우 K-tuple NRF-SDF를 사용하면 각 입력영상을 정확하게 분류 인식할 수 있게 된다. 예를 들어 분류 인식할 입력영상이  $f_1(x, y), f_2(x, y), f_3(x, y)$ 와  $f_i(x, y)$ 일 경우 임펄스 응답  $h_1(x, y)$ 과  $h_2(x, y)$ 는

$$h_1(x, y) = \sum_{n=1}^4 a_n f_n(x, y) \quad (5)$$

$$h_2(x, y) = \sum_{n=1}^4 b_n f_n(x, y)$$

로 나타낼 수 있으며, 필터계수  $a_n$ 과  $b_n$ 을 벡터형으

로 표시한  $a$  및  $b$ 는

$$a = R^{-1}u_1^f, \quad u_1 = [0 \ 0 \ 1 \ 1]$$

$$b = R^{-1}u_2^f, \quad u_2 = [0 \ 1 \ 0 \ 1] \quad (6)$$

로 표현된다. 이때  $u_1$ 은 입력영상이  $f_1, f_2$ 인 경우만 '1'이고 나머지 경우는 '0'이 되며,  $u_2$ 는 입력영상이  $f_2, f_1$ 인 경우 '1'이고 나머지 경우에는 '0'이 된다. 이렇게 구한 필터계수  $a, b$ 를 식 (5)에 대입해 임펄스 응답을 구한다. 본 논문에서는 두번째 단계와 세번째 단계에서 자음과 모음을 구별 인식하기 위해 이 필터합성법을 사용하였다.

### III. 필터 합성

한글문자를 자모단위로 분리 인식하기 위하여 그림 1과 같이 세가지 단계의 나무구조로 구성하였으며, 이때 각 단계에 사용된 학습영상과 제한벡터를 표 1에 나타내었다. 그림 1의 분류는 각 자모음들의 자기상관도와 상호상관도를 구하여 이를 바탕으로 자기상관도의 크기가 비슷하고 유사한 모양의 자모끼리 자음은 4개의 부분으로 모음을 두개의 부분으로 나누었다.

첫 단계에서는 먼저 입력된 한글문자를 자음과 모음을 분류하고, 두번째 단계에서는 분리된 자모를 형태가 비슷한 부류로 다시 세분하여 인식하는 과정이다. 마지막 세번째 단계에서 최종적인 자음과 모음을 인식하도록 하였다. 이때 입력된 한글문자는 필터합성시 사용된 모든 학습영상과 자기상관 또는 상호상관을 하게 된다. SDF 필터는 학습영상의 선형조합으로 이루어지므로 일반적으로 학습영상의 수가 많아질수록 출력상관평면에는 입력영상과의 상호상관이 모두 더해지므로 부엽의 크기가 커진다. 그리고 학습영상의 수가 많아질수록 상관치 제어가 원하는 크기로 하기가 어렵다. 따라서 학습영상으로 기본 자모음만을 고려한다고 하더라도 모두 24개가 필요하게 된다. 이들 24개의 학습영상으로 필터를 합성하여 입력문자와 상관을 취하게 되면 MSF 합성법을 이용한 p-SDF 필터인 경우는 아주 큰 부엽의 효과때문에 사용이 어렵다. 그리고 POE 합성법을 이용한 p-SDF라도 부엽의 크기가 낮게 나타나지만 상관치 제어가 어렵다. 따라서 본 논문에서는 첫번째와 두번째 단계에서의 필터합성시 자음4개군과 모음2개군의 대표영상을 학습영상으로 하여 AMPOF 합성법으로 K-tuple NRF-SDF 필터를 만들어 부엽의 크기 뿐만 아니라 상관치 제어도 원하는 크기로 할 수 있었다.

이때 사용된 학습영상을 그림 2에 나타내었다. 그림에 나타난 모든 자모는 컴퓨터에서 만든 디지털 영상이며, 회색 표시된 부분은 '0'의 값을 나타낸다. 여기서, 점의 분포가 다르게 나타난 것은 여러개의 자모가 합성된것을 의미한다. 이때 여러개의 자음이나 모음을 합성하여 만든 대표영상은 ECP-SDF한 임펄스 응답을 취한 것이다. 그리고 세번째 단계에서는 두번째 단계에서 몇가지 소부류로 분류되고 나면 인식대상이 대는 자모음이 최대 5개 되므로 기본 자모음을 학습영상으로 하여 K-tuple NRF-SDF 필터를 합성하였다.

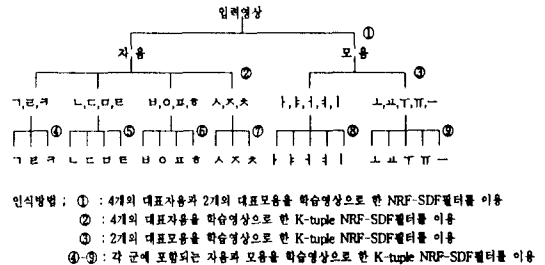


그림 1. 한글문자로 부터 자모를 분리 인식하기 위한 나무구조와 인식 방법

Fig. 1. Tree structure and recognition method to discriminate the consonants and the vowels from Korean Alphabet.

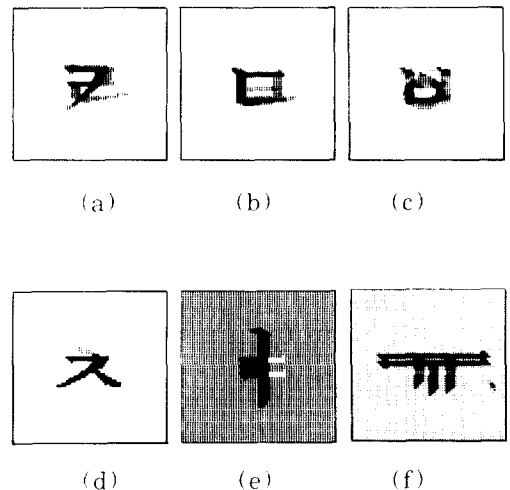


그림 2. 단계 I 과 II의 필터합성에 사용된 대표영상

Fig. 2. Representative images used in filter synthesis of step I and II.

표 1. 각 단계에 포함되는 학습영상들과 제한벡터  
Table 1. Training images and constraint vector in each step.

단계	학 습 영 상	제한벡터	필터합수
I	'ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅇ, ㅈ, ㅊ, ㅋ' 'ㅌ, ㅍ, ㅑ'군의 대표영상 4개	1	$h_1$
	'ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅇ, ㅈ, ㅊ, ㅋ' 'ㅌ, ㅍ, ㅑ'군의 대표영상 2개	2	
II	'ㄱ, ㄴ, ㄷ'군의 대표영상 1개	(0,0)	$h_{2,1}$ $h_{2,2}$
	'ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ'군의 대표영상 1개	(0,1)	
	'ㅈ, ㅊ, ㅋ'군의 대표영상 1개	(1,0)	
	'ㅌ, ㅍ, ㅑ'군의 대표영상 1개	(1,1)	
2	'ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅇ, ㅈ, ㅊ, ㅋ' 'ㅌ, ㅍ, ㅑ, ㅕ'군의 대표영상 1개	0	$h_3$
	'ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅇ, ㅈ, ㅊ, ㅋ' 'ㅌ, ㅍ, ㅑ, ㅕ'군의 대표영상 1개	1	
1	ㄱ	(0,0)	$h_{4,1}$ $h_{4,2}$
	ㄴ	(0,1)	
	ㄷ	(1,1)	
2	ㄹ	(0,0)	$h_{5,1}$ $h_{5,2}$
	ㅁ	(0,1)	
	ㅂ	(1,0)	
	ㅅ	(1,1)	
3	ㅈ	(0,0)	$h_{6,1}$ $h_{6,2}$
	ㅊ	(0,1)	
	ㅋ	(1,0)	
	ㅌ	(1,1)	
4	ㅍ	(0,0)	$h_{7,1}$ $h_{7,2}$
	ㅑ	(0,1)	
	ㅕ	(1,1)	
5	ㅣ	(0,0,0)	$h_{8,1}$ $h_{8,2}$ $h_{8,3}$
	ㅊ	(0,0,1)	
	ㅊ	(1,1,0)	
	ㅊ	(0,1,1)	
	ㅊ	(1,1,1)	
6	ㅡ	(0,0,0)	$h_{9,1}$ $h_{9,2}$ $h_{9,3}$
	ㅊ	(0,0,1)	
	ㅊ	(1,1,0)	
	ㅊ	(0,1,1)	
	ㅊ	(1,1,1)	

단계 I에서는 NRF-SDF의 개념을 이용하여 자음군과 모음군으로 분리하였다. 이때 학습영상으로 자음군에서는 14개의 자음에 대한 4개의 대표영상을, 모음군에서는 10개의 모음에 대한 2개의 대표영상을 사용하였다. 이 학습영상을 그림2(a)부터 2(f)까지에 나타내었다. 그리고 상관평면에서의 자모구분을 위해 자음군에는 제한벡터를 '1'로 두었고 모음군에는 '2'로 두었다. 이때 사용된 임펄스응답  $h_1(x,y)$ 는

$$h_1(x,y) = \sum_{m=1}^6 a_m f_m(x,y) \tag{7}$$

로 표시되며,  $f_1(x,y)$ 에서  $f_6(x,y)$ 는 대표자음을  $f_7(x,y)$ ,  $f_8(x,y)$ 은 대표모음을 나타낸다. 그리고 필터계수  $a_n$ 는

$$a = R_1^{-1} u_1^T, u_1 = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 2 \ 2] \tag{8}$$

로 구해진다. 여기서  $R_1$ 은 학습영상의 자기상관도를

대각행렬에, 상호상관도를 비대각행렬에 위치시킨 것이다.

단계 II에서는 자음은 4개의 군으로 모음은 2개의 군으로 나누어서 단계 I에서 분리된 자모를 K-tuple NRF-SDF개념을 이용한 3개의 필터를 사용하여 입력영상에 포함된 각 자모가 어떤 군에 포함되는지를 찾았다. 필터합성시 사용된 학습영상은 그림 2(a)부터 그림 2(f)까지의 대표영상을 사용하였다. 임펄스 응답  $h_{2,1}(x,y)$ ,  $h_{2,2}(x,y)$  그리고  $h_3(x,y)$ 는

$$h_{2,1}(x,y) = \sum_{n=1}^4 b_{1,n} f_n(x,y) \quad h_{2,2}(x,y) = \sum_{n=1}^4 b_{2,n} f_n(x,y) \tag{9}$$

$$h_3(x,y) = \sum_{n=1}^4 c_n f_n(x,y)$$

로 표시되며 이때  $f_n$ 은 대표자음,  $f_o$ 는 대표모음을 나타낸다. 그리고 필터계수  $b_1$ ,  $b_2$ ,  $c$ 는

$$\begin{aligned} b_1 &= R_2^{-1} u_{2,1}^T, \quad u_{2,1} = [0 \ 0 \ 1 \ 1] \\ b_2 &= R_2^{-1} u_{2,2}^T, \quad u_{2,2} = [0 \ 1 \ 0 \ 1] \\ c &= R_3^{-1} u_3^T, \quad u_3 = [0 \ 1] \end{aligned} \tag{10}$$

이다. 여기서  $h_{2,1}$ ,  $h_{2,2}$ 는 자음군을 구별하기 위한 필터이며  $h_3$ 는 모음군을 구별하기 위한 필터이다. VIP행렬  $R$ 는 자음의 대표영상에 대한 상관행렬이며,  $R_o$ 는 모음의 대표영상에 대한 상관행렬이다.

단계 III에서는 단계 II에서 분리된 자음군과 모음군으로부터 해당 자모군에서 단계 II와 같이 K-tuple NRF-SDF를 이용한 필터와 입력영상간의 상관값으로 부터 최종적인 자음과 모음을 인식하도록 하였다. 필터합성시 사용된 학습영상은 인쇄체 기본자모를 이용하였다. 합성된 임펄스응답  $h_{i,j}(x,y)$ 는

$$\begin{aligned} h_{4,1}(x,y) &= \sum_{p=1}^4 d_{1,p} f_p(x,y) & h_{4,2}(x,y) &= \sum_{p=1}^4 d_{2,p} f_p(x,y) \\ h_{5,1}(x,y) &= \sum_{q=1}^4 e_{1,q} f_q(x,y) & h_{5,2}(x,y) &= \sum_{q=1}^4 e_{2,q} f_q(x,y) \\ h_{6,1}(x,y) &= \sum_{i=1}^4 f_{1,i} f_i(x,y) & h_{6,2}(x,y) &= \sum_{i=1}^4 f_{2,i} f_i(x,y) \\ h_{7,1}(x,y) &= \sum_{s=1}^4 g_{1,s} f_s(x,y) & h_{7,2}(x,y) &= \sum_{s=1}^4 g_{2,s} f_s(x,y) \\ h_{8,1}(x,y) &= \sum_{t=1}^5 h_{1,t} f_t(x,y) & h_{8,2}(x,y) &= \sum_{t=1}^5 h_{2,t} f_t(x,y) \\ h_{9,1}(x,y) &= \sum_{t=1}^5 h_{3,t} f_t(x,y) & & \\ h_{9,1}(x,y) &= \sum_{u=1}^5 k_{1,u} f_u(x,y) & h_{9,2}(x,y) &= \sum_{u=1}^5 k_{2,u} f_u(x,y) \\ h_{9,1}(x,y) &= \sum_{u=1}^5 k_{3,u} f_u(x,y) & & \end{aligned} \tag{11}$$

이며, 필터계수  $d, e, f, g, h, k$ 는

$$\begin{aligned}
 d_1 &= R_4^{-1}u_{4,1}^T, & u_{4,1} &= [0 \ 0 \ 1] \\
 d_2 &= R_4^{-1}u_{4,2}^T, & u_{4,2} &= [0 \ 1 \ 1] \\
 e_1 &= R_5^{-1}u_{5,1}^T, & u_{5,1} &= [0 \ 0 \ 1 \ 1] \\
 e_2 &= R_5^{-1}u_{5,2}^T, & u_{5,2} &= [0 \ 1 \ 0 \ 1] \\
 f_1 &= R_6^{-1}u_{6,1}^T, & u_{6,1} &= [0 \ 0 \ 1 \ 1] \\
 f_2 &= R_6^{-1}u_{6,2}^T, & u_{6,2} &= [0 \ 1 \ 0 \ 1] \\
 g_1 &= R_7^{-1}u_{7,1}^T, & u_{7,1} &= [0 \ 0 \ 1] \\
 g_2 &= R_7^{-1}u_{7,2}^T, & u_{7,2} &= [0 \ 1 \ 1] \\
 h_1 &= R_8^{-1}u_{8,1}^T, & u_{8,1} &= [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1] \\
 h_2 &= R_8^{-1}u_{8,2}^T, & u_{8,2} &= [0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1] \\
 h_3 &= R_8^{-1}u_{8,3}^T, & u_{8,3} &= [0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1] \\
 k_1 &= R_9^{-1}u_{9,1}^T, & u_{9,1} &= [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1] \\
 k_2 &= R_9^{-1}u_{9,2}^T, & u_{9,2} &= [0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1] \\
 k_3 &= R_9^{-1}u_{9,3}^T, & u_{9,3} &= [0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1]
 \end{aligned} \tag{12}$$

이다. 여기서  $R_4, R_5, R_6$  과  $R_7$ 은 자음군내에 포함된 자음들의 상관행렬이며  $R_8$ 과  $R_9$ 는 모음군내에 포함된 모음들의 상관행렬이다.

#### IV. 시뮬레이션 결과 및 고찰

단계 I에서는 입력 문자와 필터와의 상관치로부터 자음과 모음을 분리하고, 단계 II에서는 각 자음군과 모음군 단위로 해당 자음군과 모음군을 인식하며, 단계 III에서는 해당 자모군으로부터 각 자모를 완전히 분리인식하는 단계적 인식방법으로 하였다. 그림 3은 시뮬레이션에 사용된 입력문자를 나타낸다

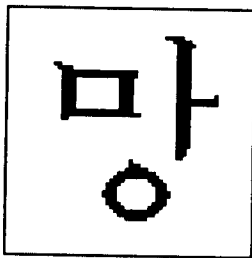


그림 3. 시뮬레이션에 사용된 입력영상  
Fig. 3. Input image for computer simulation.

그림 4는 단계 I에서 합성한 필터와 그림 3의 입력영상과의 상관분포를 나타낸다. 학습영상으로 각 자모군을 대표하는 6개의 대표영상을 사용하였는데 입력영상의 모음위치에서의 상관출력이 자음보다 2배

정도 크게 나타났다. 이는 필터합성시 상관출력 평면상에서의 침투치를 제한한 제한벡터의 크기와 일치함을 알 수 있다. 그리고 출력상관영역의 결과는 입력의 위치정보를 그대로 갖고 있으므로, 이 결과로부터 입력영상의 좌상과 중하영역에는 자음이, 우상영역에는 모음이 있다는 것을 알 수 있다.

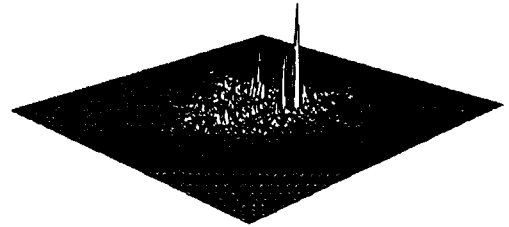
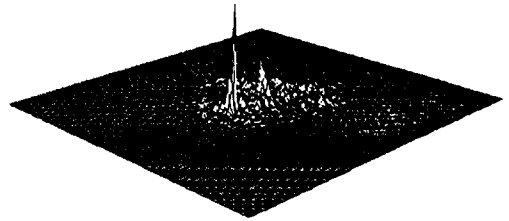
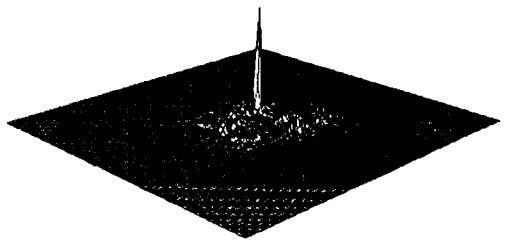


그림 4. 입력영상과 단계 I의  $h_1$  필터와의 상관분포  
Fig. 4. Correlation distribution between input image and  $h_1$  filter of step I.



(a)



(b)

그림 5. 입력영상과 단계 II-1의  $h_2$  필터와의 상관분포 (a)  $h_{21}$  필터의 상관분포 (b)  $h_{22}$  필터의 상관분포

Fig. 5. Correlation distribution between input image and  $h_2$  filter of step II-1. (a) Correlation distribution of  $h_{21}$  filter, and (b) Correlation distribution of  $h_{22}$  filter.

그림 5는 자음을 ‘ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ’, ‘ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅌ’, ‘ㅂ, ㅍ, ㅍ, ㅎ’ 및 ‘ㅅ, ㅆ, ㅈ’의 4개군으로 나누어 각 군을 대표하는 영상을 ECP-SDF를 사용해서 만들어, 이를 학습영상으로 하여 만든 필터와 입력영상과의 상관분포를 나타낸다. 그림 5(a)는 필터의 제한벡터로 ‘ㄱ’군과 ‘ㄴ’군에는 ‘0’을 ‘ㅂ’군과 ‘ㅅ’군에는 ‘1’을 했을 때의 결과이며, 출력상관평면의 좌상영역에 ‘0’에 가까운 상관치를 중하영역에서는 ‘1’에 가까운 상관치를 나타내었다. 이때 모음의 위치에서 자음의 위치에서 보다 더 큰 상관침두치가 나타나더라도 단계 1에서 자모를 구별했기 때문에 오인식이 되지 않는다. 그림 5(b)는 필터의 제한벡터로 ‘ㄱ’군과 ‘ㅂ’군에는 ‘0’을 ‘ㄴ’군과 ‘ㅅ’군에는 ‘1’을 했을 때의 결과이며, 출력상관 평면의 좌상영역에서 ‘1’에 가까운 상관침두치를 나타내었다. 이 결과로부터 입력평면의 좌상영역에는 ‘ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅌ’ 중의 한 자음이 중하영역에는 ‘ㅂ, ㅍ, ㅍ, ㅎ’ 중의 한 자음이 있다는 것을 알았다.

그림 6은 모음을 ‘ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅜ, ㅠ, ㅡ, ㅣ’의 2개군으로 나누어 각 군을 대표하는 영상을 ECP-SDF를 사용해서 만들어, 이를 학습영상으로 하여 만든 필터와 입력영상과의 상관분포를 나타낸다. 이때 필터의 제한벡터로 ‘ㅏ’군에는 ‘0’을, ‘ㅓ’군에는 ‘1’을 했을 때의 결과이며, 출력상관 평면의 우상영역에서 ‘0’에 가까운 상관침두치를 나타내므로 입력평면의 우상영역에는 ‘ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅜ, ㅠ, ㅡ, ㅣ’ 중의 한 모음이 있다는 것을 알았다.

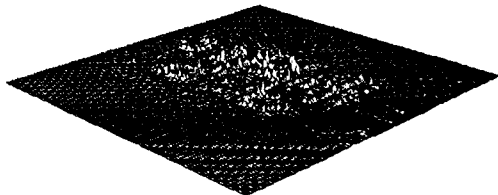
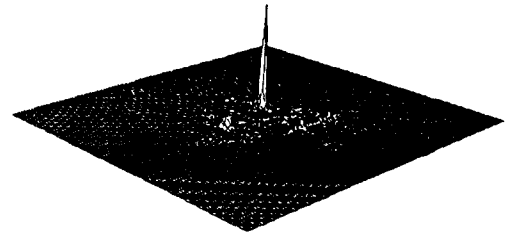


그림 6. 입력영상과 단계 Ⅱ-2의  $h_5$  필터와의 상관 분포

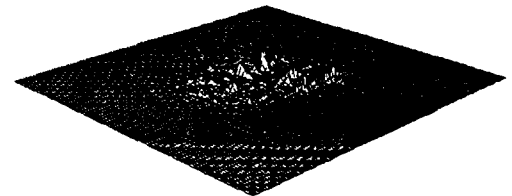
Fig. 6. Correlation distribution between input image and  $h_5$  filter of step Ⅱ-2.

그림 7은 Ⅱ 단계에서 구별한 ‘ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅌ’ 중 어느 자음이 좌상영역에 위치 했는지를 인식하기 위해 ‘ㄴ’, ‘ㄷ’, ‘ㄹ’, ‘ㅌ’을 학습영상으로 한 필터와 입력영상과의 상관분포를 나타낸다. 그림 7(a)는 ‘ㄴ’과 ‘ㄷ’에는 ‘0’을 ‘ㄹ’과 ‘ㅌ’에는 ‘1’의 상관치를 갖도록 제한했을 때의 출력 결과이고, 그림 7(b)는 ‘ㄴ’과 ‘ㄹ’에는 ‘0’을 ‘ㄷ’과 ‘ㅌ’에는 ‘1’의 상관치

를 갖도록 제한했을 때의 출력 결과이다. 이 결과로부터 입력평면의 좌상영역에는 ‘ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅌ’의 자음 중 ‘ㄹ’이 있다는 것을 인식하였다.



(a)

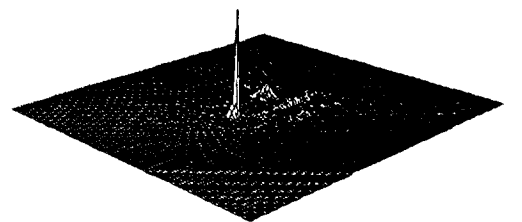


(b)

그림 7. 입력영상과 단계 Ⅲ-2의  $h_5$  필터와의 상관 분포 (a)  $h_{5.1}$  필터의 상관분포 (b)  $h_{5.2}$  필터의 상관분포

Fig. 7. Correlation distribution between input image and  $h_5$  filter of step Ⅲ-2. (a) Correlation distribution of  $h_{5.1}$  filter, and (b) Correlation distribution of  $h_{5.2}$  filter.

그림 8은 Ⅱ 단계에서 구별한 ‘ㅂ, ㅍ, ㅍ, ㅎ’ 중 어느 자음이 위치 했는지를 인식하기 위해 ‘ㅂ’, ‘ㅍ’, ‘ㅍ’, ‘ㅎ’을 학습영상으로 한 필터와 입력영상과의 상관분포를 나타낸다. 그림 8(a)는 ‘ㅂ’과 ‘ㅌ’에는 ‘0’을 ‘ㅇ’과 ‘ㅎ’에는 ‘1’의 상관치를 갖도록 제한



(a)

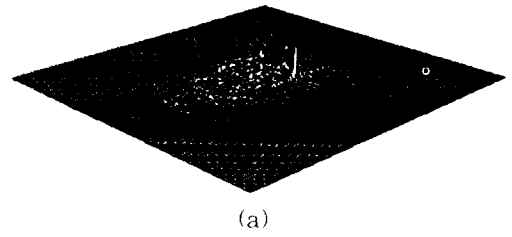
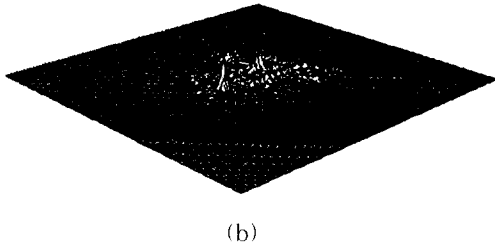


그림 8. 입력영상과 단계 III-3의  $h_6$  필터와의 상관 분포 (a)  $h_{6.1}$  필터의 상관분포 (b)  $h_{6.2}$  필터의 상관분포

Fig. 8. Correlation distribution between of input image and  $h_6$  filter of step III-3. (a) Correlation distribution of  $h_{6.1}$  filter, and (b) Correlation distribution of  $h_{6.2}$  filter.

했을 때의 출력 결과이고, 그림 8(b)는 'ㅁ'과 'ㅇ'에는 'ㅇ'을 'ㅁ'과 'ㅎ'에는 'ㅣ'의 상관치를 갖도록 제한했을 때의 출력 결과이다. 이 결과로부터 입력평면의 중하영역에는 'ㅁ, ㅇ, ㅁ, ㅎ'의 자음중 'ㅇ'이 있다는것을 인식하였다.

그림 9는 단계 II에서 구별한 'ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅣ'중 어느 모음이 위치 했는지를 인식하기 위해 'ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅣ'를 학습영상으로한 3개의 필터와 입력영상과의 상관분포를 나타낸다. 그림 9(a)는 'ㅏ', 'ㅑ', 'ㅓ'는 'ㅇ'을 'ㅓ', 'ㅕ'는 'ㅣ'의 상관치를 갖도록 제한했을 때의 상관분포를 나타내며 모음의 위치에서 'ㅇ'에 가까운 값을 나타내었다. 그림 9(b)는 'ㅏ', 'ㅓ'는 'ㅇ'을 'ㅑ', 'ㅕ'는 'ㅣ'의 상관치를 갖도록 제한했을 때의 상관분포를 나타내며 역시 모음의 위치에서 'ㅇ'에 가까운 값을 나타냄을 볼 수 있다. 그림 9(c)는 'ㅓ', 'ㅣ'는 'ㅇ'을 'ㅏ', 'ㅑ', 'ㅕ'는 'ㅣ'의 상관치를 갖도록 제한했을 때의 상관분포이며 모음의 위치에서 'ㅣ'에 가까운 값을 나타내므로 그림 9의 (a)에서 (c)까지의 상관결과로부터 입력평면의 우상영역에는 'ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅣ'의 모음중 'ㅏ'가 있다는것을 인식하였다.

이상의 결과로부터 좌상영역에는 자음 'ㄹ'이 우상영역에는 모음 'ㅏ'가 그리고 중하영역에는 자음 'ㅇ'이 있다는것을 인식하였고, 이들의 위치정보를 조합해서 입력문자가 '망'이라는 것을 최종적으로 인식한다. 이때 본 논문에서는 '망'의 입력문자를 사용하였으므로 인식을 위한 상관회수가 10번이었지만, 입력문자가 '가'이면 상관회수가 9번이 되고 '삶'이면 상관회수가 14번이 된다. 이와 같이 인식하고자

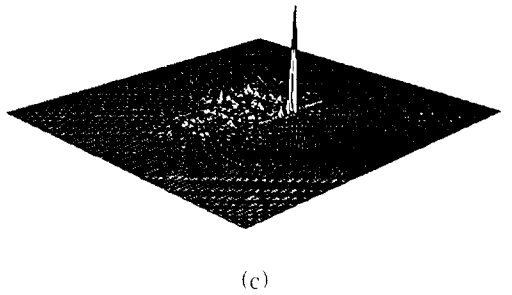
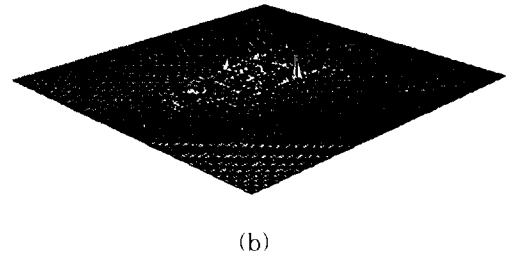


그림 9. 입력영상과 단계 III-5의  $h_8$  필터와의 상관 분포 (a)  $h_{8.1}$  필터의 상관분포 (b)  $h_{8.2}$  필터의 상관분포 (c)  $h_{8.3}$  필터의 상관분포

Fig. 9. Correlation distribution between input image and  $h_8$  filter of step III-5. (a) Correlation distribution of  $h_{8.1}$  filter, (b) Correlation distribution of  $h_{8.2}$  filter, and (c) Correlation distribution of  $h_{8.3}$  filter.

하는 입력문자에 따라 필터와의 정합회수가 달라지게 된다. 따라서 입력문자와 필터와의 상관회수가 입력되는 문자마다 수행회수가 다르게 되는것보다 같은 회수에서 문자를 인식하는 것이 더 효율적이다. 이에 대한 연구를 지금 수행중이다.

본 논문에서 제안된 알고리즘의 자모음에 대한 인식을 확인하기 위하여 몇가지 한글문자에 대한 인식정도를 컴퓨터 시뮬레이션으로 확인하였고 이를 표 2에 나타내었다.



표 2. 각 단계의 필터들과 한글문자와의 상관 출력치

Table 2. Output correlation values between filters in each step and Korean characters.

		I						II						III						
		$h_1$	$h_2$	$h_3$	$h_4$	$h_5$	$h_6$	$h_1$	$h_2$	$h_3$	$h_4$	$h_5$	$h_6$	$h_1$	$h_2$	$h_3$	$h_4$	$h_5$	$h_6$	
ㄱ	ㄱ	192	78	47	316	42	56	38	28											
	나	500	53	146	63	28	27	68	72											
	ㄴ	220	133	500	23	31	34	500	84											
강	ㄱ	180	83	57	26	43	64													
	나	500	172	163	40	27	24													
	ㄴ	160	500	134	43	23	83													
방	ㄱ	208	156	500	29															
	나	500	242	121	41															
	ㄴ	164	391	85	21															
영	ㄱ	96	413	61	31															
	나	500	307	172	38															
	ㄴ	113	500	154	25															
실	ㄱ	175	318	432	47	13	21													
	나	500	214	168	49	15	32													
	ㄴ	151	333	500	29	333	500													
전	ㄱ	168	384	382	28															
	나	500	124	172	63															
	ㄴ	145	182	500	18															
연	ㄱ	182	439	59	30															
	나	500	113	158	39															
	ㄴ	171	83	500	14															
림	ㄱ	155	67	48	15	37	60	35	29											
	나	500	227	383	39	26	24	44	73											
	ㄴ	191	143	500	25	32	46	500	90											
산	ㄱ	171	420	484	29															
	나	500	124	186	50															
	ㄴ	246	215	500	23															
리	ㄱ	267	100	152	81	500	319													
	나	500	282	707	71	23	24													
	ㄴ	125	70	213	216	114	141													
구	ㄱ	500	27	87	500	72	72													
	나	169	500	99	101															
	ㄴ	500	20	85	394															
살	ㄱ	156	185	203	13	16	13	18	28											
	나	500	41	43	13	23	41	82	82											
	ㄴ	148	137	230	28	500	323	33	183											

- 상관을 취하지 않음
- 상관결과를 무시
- 제한벡터 '2'로 인식
- 제한벡터 '1'로 인식
- 제한벡터 '0'으로 인식
- 오인식

위 표에서 '·'은 입력문자와 필터와의 상관치 상관없다는 것을 의미하고, '·'은 상관결과를 무시한다는 것을 의미한다. 상관결과를 무시한다는 것은 I 단계에서 자음과 모음을 미리 분리하게 되므로 II 단계에서는 자음필터와 입력문자와의 상관치 미리 분리된 모음부분에서 생기는 상관결과는 어떤값이 나타나더라도 고려하지 않겠다는 것을 의미한다.

각 단계에서 필터와의 상관결과를 최대상관값 '500'의 60%인 '300'을 문턱값으로 하여 문턱화를 취하였다. I 단계에서는 출력결과에서 문턱값이상인 상관값은 제한벡터 '2'의 값으로, 이하의 상관값은 '1'의 값으로 고려하여 자모음을 분리한다. II 단계와 III 단계에서는 문턱값이상의 상관값에 대해서는 제한벡터가 '1'인 경우로 이하인 경우는 '0'의 경우로 하여 각 자모음을 인식한다. 이와 같이 인식 할 경우, 입력으로 사용된 14자의 한글문자에서 인식하여야 할 자모음의 수는 총 187개 이다. 이중 오인식

이 된 경우는 '실'의 '리'부분이 II 단계에서 '0, 0'의 제한값이 나타나야 하는데 '1, 1'의 값이 나타나 '스, 스, 스'중의 한 자음으로 인식하였고 III 단계의 4번째 필터와의 상관결과로써 '스'으로 오인식하였다. 그리고 '살'의 '스'부분이 II 단계에서 '1, 1'의 제한값이 나타나야 되는데 '0, 0'의 값이 나타나 '기, 리, 카'중의 한 자음으로 인식하였고 III 단계의 1번째 필터와의 상관결과로써 '기'으로 오인식하여 총 4개의 오인식이 발생하였다. 따라서 실험에 사용된 입력 문자에 대한 자모음에 대한 인식율은 약 98% 정도를 나타내었다.

V. 광실험 결과 및 고찰

1. CGH 필터의 제작

투과함수를 매질에 기록하여 실험에 필요한 실제 상관필터를 만드는 방법에는 물체파와 기준파의 간섭 무늬를 연속적으로 기록하는 광학적 홀로그램 방법과 기준파를 이용하지 않고 물체파의 위상과 진폭으로부터 다음 식

$$\frac{2\pi x}{\Delta x} - \Phi(x,y) = 2\pi n, \text{ 단 } n \text{ 은 정수} \quad (13)$$

을 만족하는 간섭무늬의 위치를 수학적으로 계산하여 부호화하는 컴퓨터 형성 홀로그램(computer generated hologram: CGH)방법<sup>12,13</sup>이 있다. 본 논문에서는 물체파의 위상과 크기정보를 함께 기록하면서 위상만이 기록된 홀로그램과 같은 광효율을 얻을 수 있는 2위상 홀로그램(double-phase hologram: DPH)방법<sup>14</sup>을 이용하여 필터를 제작하였다. 이 방법에 의해 구현된 필터함수의 각 단위화소들은 300 DPI (dots per inch)의 레이저빔 프린터를 사용해 나타냈으며, 하나의 단위화소에는 10×10 크기의 레이저

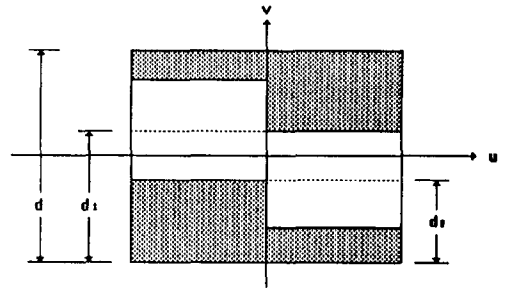


그림 10. DPH에서 단위화소의 구현  
Fig. 10. Implementation of unit cell in DPH.

빔 도트(dot)를 할당하여 64×64개의 단위화소를 하나의 필터로 하였다. DPH에 의해 구현된 필터모양은 그림 11과 같다.

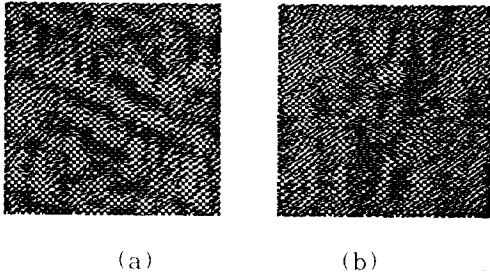


그림 11. 제안된 필터의 DPH 구현

(a) 기준영상 {ㅁ, ㅅ, ㅈ, ㅊ}

(b) 기준영상 {ㅁ, ㅅ, ㅈ, ㅊ}

Fig. 11. DPH implementation of proposed filter.

(a) Reference image {ㅁ, ㅅ, ㅈ, ㅊ}, and

(b) Reference image {ㅁ, ㅅ, ㅈ, ㅊ}.

2. 광실험 결과

실험에 사용한 입력영상은 그림 3의 64×64 크기의 이진영상인 '망'으로 하였으며, 광실험 구성도는 그림 12와 같은 전통적인 4f 시스템을 사용하였다.

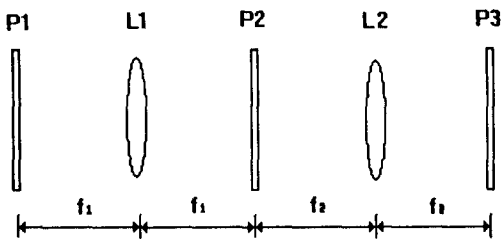


그림 12. 4f 시스템의 구성도

Fig. 12. Schematic configuration of 4f system.

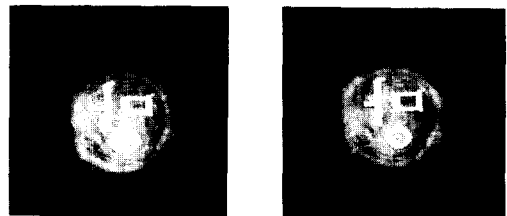
평면 P1은 입력평면, P2는 필터평면, P3는 상관평면으로서 볼록렌즈 L1 및 L2의 전후 초점면이다. 입력평면에 평면파가 입사되면, 광의 회절성과 렌즈의 위상변환 특성에 의해 입력영상함수  $f(x,y)$ 의 푸리에 변환된 형태인  $F(\xi, \eta)$ 가 P2평면에 나타난다. P2 평면에는 인식하고자 하는 기준 입력영상의 복소 공액 푸리에함수인  $H^*(\xi, \eta)$ 가 놓이므로 P2평면 바로 뒷면에서의 투과함수는  $F(\xi, \eta)H^*(\xi, \eta)$ 에 비례한다. 이 투과함수는 렌즈 L2를 거쳐 역 푸리에

변환되어 P3 평면에는 두 함수의 상관분포  $c(x,y)$ 가 나타난다.

이때 사용된 광원의 파장  $\lambda$ , 렌즈의 초점거리  $f$ 와 입력영상의 공간적인 크기에 따라 P2 평면에 나타나는 입력영상의 푸리에 변환된 형태가 다르므로 입력영상과 상관필터와의 정확한 상관결과를 얻기 위해서는, P2 평면에 놓이는 필터함수의 공간적인 크기가 입력영상의 푸리에 변환시의 공간적인 크기와 기하학적으로 정확하게 정합이 되어야 한다. 필터함수가  $N \times N$  화소를 가지고 기하학적인 크기가  $l \times l$ , 입력영상의 기하학적인 크기가  $l \times l$ , 렌즈의 초점거리  $f$  그리고 광원의 파장  $\lambda$  사이의 관계는

$$l_i = \frac{f\lambda N}{l_j} \tag{14}$$

와 같다. 실험에 사용된 광원은 파장이  $0.6328 \mu m$ 인 He-Ne 레이저이며 렌즈의 초점거리는 1,000 mm이다. 따라서,  $N=64$ 인 경우 입력영상과 필터함수의 크기는 각각 6.364 mm가 된다. 이렇게 구현된 광상관계에 대해 입력영상과 필터함수의 상관관계를 조사하였다. 그림 13은 두번째 단계의 자음을 분류 인식하는 필터와의 상관결과이다. 그림 13(a)는 제한 벡터를 'ㅁ'군에는 'ㅁ'로 'ㅅ'군에는 'ㅅ'로 했을 때의 결과이며 'ㅁ'의 위치에서의 상관세기가 다른 부분의 상관세기보다 훨씬 밝게 나타났다. 그림 13(b)는 제한벡터를 'ㅁ'군에는 'ㅅ'로 'ㅅ'군에는



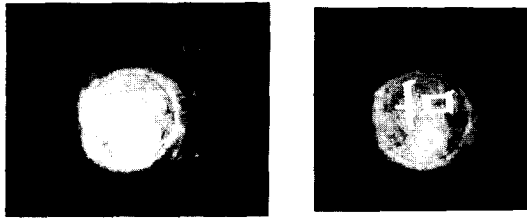
(a)

(b)

그림 13. 입력영상 '망'과 단계 II의 자음필터와의 실험결과 (a) 입력영상과 'ㅁ'인식 필터와의 상관 (b) 입력영상과 'ㅅ'인식 필터와의 상관

Fig. 13. Experimental results of input image '망' with consonant filter in step II. (a) Correlation between input image and recognition filter for 'ㅁ', and (b) Correlation between input image and recognition filter for 'ㅅ'.

'l'로 했을 때의 결과이며 실험에서는 'o'의 위치에서 밝은 상관세기가 나타났다. 그림 14는 세번째 단계의 'ㅁ'과 'o'를 구별 인식하는 필터와의 상관 결과이다. 그림 14(a)는 제한벡터를 'ㅁ'인 경우 'l'의 크기가 되도록 한 필터와의 상관 결과이며 역시 'ㅁ'의 위치에서 밝은 상관세기가 나타났다. 그림 14(b)는 'o'인 경우 'l'의 크기가 되도록 한 필터와의 상관 결과이며 'o'의 부분에서 밝은 상관세기가 나타나 정확한 인식이 됨을 확인하였다.



(a)

(b)

그림 14. 입력영상 '망'과 단계 III의 'ㅁ'과 'o'를 인식하는 필터와의 실험결과 (a) 입력영상과 'ㅁ'인식 필터와의 상관 (b) 입력영상과 'o'인식 필터와의 상관

Fig. 14. Experimental results of input image '망' with recognition filter for 'ㅁ' and 'o' in step III. (a) Correlation between input image and recognition filter for 'ㅁ', and (b) Correlation between input image and recognition filter for 'o'.

그리고 컴퓨터 시뮬레이션으로 한글문자를 인식하기 위해서는 최대 14번의 상관이 필요하였지만, 광학적 실험에서는 각 단계에서의 상관을 병렬로 처리할 수 있으므로 3단계의 시스템 구성으로 인식과정을 실현할 수 있다.

## VI. 결 론

종래의 공간정합필터로 한글의 기본 자모 24자를 인식하는 경우 필터의 수가 많아서 인식시스템의 구현이 어렵다. 이 문제를 해결하기 위해 기존의 논문에서는 기본 자모를 합성한 나무구조를 이용하여 이를 보완하였다. 그러나 이 방법 역시 합성되는 학습영상의 수가 많아져 상관영역에서의 부엽의 크기가 크게 나타났고, 또한 상관치 제어가 어려웠다. 그리

고 입력평면에 필터를 만들때 사용한 학습영상이 2개이상 있지 않을경우 오인식 될 경우가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 대표영상을 이용한 K-tuple NRF-SDF필터의 개념을 도입한 나무구조를 사용해 위의 단점을 보완하였다. 이 방법은 컴퓨터 시뮬레이션으로는 입력영상의 자모를 완전히 인식하는데 인식회수가 최소 9번, 최대 14번으로 다소 많은 듯 하나 오인식없이 자모를 구별할 수 있다는 장점을 갖고 있다. 그리고 첫번째와 두번째 단계에서 필터합성시 필요한 학습영상을 기본 자모의 ECP-SDF한 대표영상으로 하여 필터합성시 사용되는 학습영상의 수를 줄여 출력상관평면상에서의 부엽의 크기를 감소시킬수 있어 분리인식을 좋게 하였다. 제안된 방법으로 설계된 필터를 사용해 한글과 같이 인식 하고자 하는 영상이 근접해있는 경우에도 자모를 오인식없이 분리인식함을 시뮬레이션과 광실험 결과로써 확인하였다.

## 參 考 文 獻

- [1] A. Vander Lugt, "Signal detection by complex signal filtering," *IEEE Trans. Infor. Theory*, vol. IT-10, pp. 139-145, 1964.
- [2] J. W. Goodman, *Introduction to Fourier Optics*, McGraw-Hill, p. 178, 1968.
- [3] J. L. Horner and P. D. Gianino, "Phase only matched filtering," *Appl. Opt.*, vol. 24, no. 6, pp. 812-816, 1984.
- [4] 도양희, "한글문자 인식을 위한 양자화 위상 SDF필터", 경북대학교 박사학위 논문, 1988.
- [5] J. Rosen and J. Shamir, "Distortion invariant pattern recognition with phase-only filters," *Appl. Opt.*, vol. 26, no. 12, pp. 2315-2319, 1987.
- [6] Y. N. Hsu and H. H. Arsenault, "Optical pattern recognition using circular harmonic expansion," *Appl. Opt.*, vol. 21, no. 22, pp. 4016-4019, 1982.
- [7] D. Casasent, W. Rozzi and D. Fetterly, "Projection synthetic distortion function performance," *Opt. Eng.*, vol. 23, no. 6, pp. 716-720, 1984.
- [8] D. Casasent and Wen-Thong Chang, "Correlation synthetic discriminant functions," *Appl. Opt.*, vol. 25, no. 14,

pp. 2343-2350, 1986.

[9] 김정우, "NRF-SDF를 이용한 나무로부터의 한글문자 인식", 경북대학교 석사학위 논문, 1988.

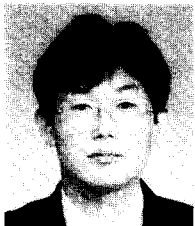
[10] 유위경, 김정우, 도양희, 김수중, "MACE개념을 이용한 병렬나무 구조로부터의 왜곡에 무관한 한글 문자 인식", 한글날 기념 학술대회 논문집, pp. 148-153, 1989.

[11] A. S. Awwal, M. A. Karim and S. R. Jahan, "Improved correlation discrimination using an amplitude modulated phase-only filtering." *Appl. Opt.*, vol. 29, no. 2, pp. 233-236, 1990.

[12] F. Wyrowsky, R. Hauck and O. Bryngdahl, "Computer-Generated Holography : Hologram Repetition and phase Manipulation." *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 4, no. 4, pp. 694-698, 1987.

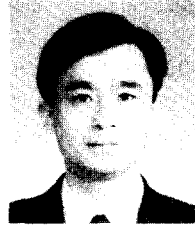
[13] C. K. Hsueh and A. A. Sawchuk, "Computer-Generated Double-Phase Hologram." *Appl. Opt.*, vol. 17, no. 24, pp. 3874-3883, 1978.

著者紹介



金正雨(正會員)

1964年 5月 10日生. 1987年 2月 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1989年 2月 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1989年 3月 ~ 1993年 8月 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 주관심 분야는 광 형태인식, 광 신경회로망 등임.



鄭秀吉(正會員)

1965年 2月 4日生. 1988年 2月 경북대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1993年 8月 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1993年 11月 ~ 현재 한국통신 통신망연구소 전임연구원. 주관심 분야는 광 형태인식 등임.

曹 雄 鎬(正會員) 第 29卷 B編 第 12號 參照

현재 대구공업전문대학 전자계산과 조교수

金 成 龍(正會員) 第 30卷 B編 第 10號 參照

현재 대경전문대학 전자계산과 전임강사

金 秀 重(正會員) 第 30卷 B編 第 10號 參照

현재 경북대학교 공과대학 전자공학과 교수. 경북대학교 공과대학 전자기술 연구소 소장