

변조된 CGH 다중 정합 필터를 사용한 한글 자모 인식

(Korean Alphabets Recognition Using the Modified CGH Multiplexed Matched Filter)

鄭宰宇*, 金弘晚*, 李用卓*, 姜玟鎬*

(Jae Woo Jeong, Hong Man Kim, Yong Tag Lee and Min Ho Kang)

要 約

광학적 한글 자모 인식 과정에서 유사한 모양을 갖는 서로 다른 자모 사이의 상호 상관도(cross-correlation)는 잘못된 인식을 하게 되는 원인 중 하나이다. 본 논문에서는 상호 상관도에 의한 잘못된 인식을 줄이기 위하여 위상 변조된 다중 정합 필터를 CGH(computer generated hologram) 방식으로 제작하여 여러 개의 한글 자모가 동시에 입력되는 경우의 광학적 자모 인식 실험에 적용하였다. 위상 변조된 정합 필터를 사용하는 경우 종래의 일반 정합 필터를 사용하는 경우에 비하여 상호 상관도가 감소하게 되어, 이로 인해 유형의 식별 특성이 향상되는 것을 컴퓨터 simulation과 실험으로써 확인하였다. 또 상관 분포도를 도식하여 신호대 잡음 특성을 해석하였다.

Abstract

In optical pattern recognition, incorrect discrimination may result from a relatively high cross correlation peak between similiary shaped objects. In this paper, a new modified matched CGH (computer generated hologram) filter is proposed for reducing the cross-correlation without reducing the autocorrelation. Computer simulation and experimental results show that this new method can be used efficiently for optical Korean alphabets recognition. The signal to noise characteristics are analyzed on the correlation distribution diagram.

I. 序 論

일반 사진 필름에는 물체의 강도(intensity) 분포만을 기록하는데 비해 홀로그램(hologram)에는 물체의 진폭 및 위상 정보를 동시에 기록할 수 있다. 1966년 A. W. Lohmann은 컴퓨터를 사용하여 홀로그램의 진폭 및 위상 정보를 계산해내는 CGH (computer generated hologram) 방식을 제안하였다.^[1] 종래의 광학적 홀로

그램 제작 방식에선 유형 정보를 사진 필름과 같은 감광판에 직접 기록하는데 비해 CGH방식에선 컴퓨터를 사용하여 유형 정보를 표본화(sampling), 부호화(coding) 한 다음 이를 통해 얻어진 새로운 형태의 유형을 감광판에 축소 기록한다. 이 방법에서는 유형의 진폭 및 위상 정보를 이전 상태로^[1] 부호화하여 감광판에 기록할 수 있으므로 필름의 비선형 감광 특성에 영향을 받지 않는다. 특히 빛의 강도 분포를 기록하는 종래의 방법과는 달리 빛의 진폭(amplitude) 분포를 기록하므로 다중 홀로그램을 제작할 때 홀로그램의 회절 효율이 향상되어 보다 많은 정보를 기록할 수 있게 된다.^[2]

*正會員, 韓國電子通信研究所 光通信시스템研究室
(Dept. of Photonics System Section ETRI)
接受日字: 1985年 10月 21日

공간 정합 필터(spatial matched filter)를 사용한 광학적 유형 인식 방식에서는 입력 유형과 필터 내의 유형과의 상관도의 값을 읽어서 두 유형의 유사 정도를 판정한다. 그러므로 임의의 유형을 인식하기 위해서는 같은 유형에 의해 생긴 자체 상관도(auto-correlation)를 서로 다른 유형에 의해 생긴 상호 상관도(cross-correlation)와 구분하여 감지할 수 있도록 임의의 분기치(threshold value)를 설정해야 한다. 그런데 이때 서로 다른 유형일지라도 두 유형의 상호 상관도가 커지면 자체 상관도와 구분하는 것이 어렵게 된다. 이 현상은 일찌기 광학적 유형 인식 방식을 한글에 적용한 실험에서 설명되었다.¹³⁾

따라서 광학적 유형 인식 방식에서 발생하는 잘못된 인식을 방지하기 위해 상호 상관도를 감소시키는 방안이 요구된다. 이를 위해서 고주파 대역 공간 필터를 써서 물체의 윤곽만을 비교하는 방법,¹⁴⁾ 가능한 모든 입력 패턴들의 변위에 대하여 최적화(optimization)된 신형 조합으로 최적 필터를 제작하는 방법,¹⁵⁾ 유사 유형(pseudo pattern) 함수를 도입한 변조된 정합 필터 사용에 의한 방법^{16,17)} 등이 이미 제안되었다. 첫번째 방법에서는 필터를 통과하는 전체 빛의 양이 작아 자체 상관도(auto-correlation)의 크기도 함께 감소하는 결점이 있다. 또 두번째와 세번째 방법은 이론적으로 상호 상관도를 0으로 감소시킬 수는 있으나 정합 필터를 제작할 때 가능한 모든 입력 정보를 미리 알고 있어야 하는 제약이 따르게 된다. 특히 세번째 방법에서는 위상 변조시 그 위상에 해당하는 광로차를 가진 유형을 제작하여야 하므로 정합 필터 제작이 어려워지며, 정합 필터를 다중화하면 제작 과정이 더욱 어려워진다.

본 논문에서는 입력되는 임의의 모든 유형에 대해서 자체 상관도의 변화없이 상호 상관도를 감소시킬 수 있는 새로운 방식의 변조된 정합 필터를 소개하고 C. B. Burckhardt의 위상 부호화 CGH 제작 방식^{18,19)}을 사용하여 128×128개의 기본 셀(cell)로 구성된 CGH 정합 필터를 제작하였다. 그리고 이 변조된 정합 필터를 광학적 한글 자동 인식 실험에 적용하여 상호 상관도의 크기가 감소하는 것을 확인하였다. 마지막으로, 다중 홀로그래를 사용하여 유형 인식을 할 때 최종 공간 평면에 나타나는 상관 분포를 도식화하여 신호대 잡음 특성을 설명하였다.

II. 변조된 정합 필터 제작

1. 위상 부호화 CGH설계

CGH 부호화 방식에는 여러가지가 있는데²⁰⁾ 본 논문에서는 위상 부호화를 통해 복소 함수를 3개의 양의

실수로 분해한 우회 홀로그래프 방식을 사용하였다. 이 위상 부호화 CGH의 원리는 다음과 같다. 우선 임의의 이차원 복소 함수를 그림 1 (a)처럼 3개의 위상축에 성분 분해하여 나타낼 수 있다.

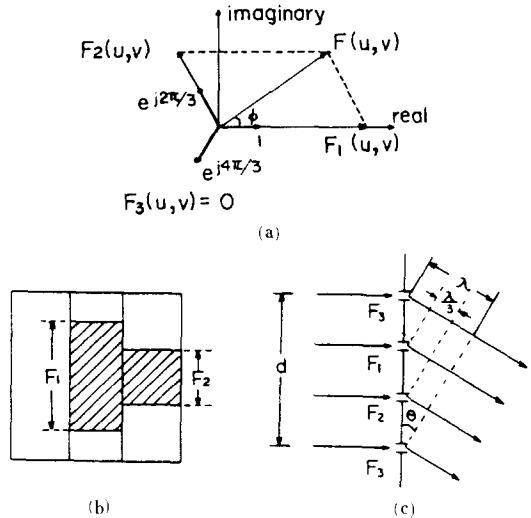


그림 1. 위상 부호화 CGH 설계
 (a) 복소 평면 상에서 복소 함수의 성분 분해
 (b) 기본 셀 내의 세 성분의 위상 및 진폭 표시
 (c) 기본 셀의 우회 위상 효과

Fig. 1. Design of phase coded CGH.
 (a) Decomposition of complex-valued function on the complex plane.
 (b) Phase and amplitude coding in basis cell.
 (c) Detour phase effect of the basis cell.

이 복소 함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
 F(u, v) &= |F(u, v)| \exp[j\phi(u, v)] \\
 &= |F_1(u, v)| + |F_2(u, v)| \exp(j\frac{2\pi}{3}) \\
 &\quad + |F_3(u, v)| \exp(j\frac{4\pi}{3}) \tag{1}
 \end{aligned}$$

식 (1)에서 |F₁|, |F₂|, |F₃|는 각 성분의 크기를 나타낸다. 어떠한 복소 함수라도 복소 평면 상에서 식(1)로 나타낼 수 있고, 그림 1 (b)처럼 기본 셀을 세 부분으로 나누어 위상 및 진폭을 공간적으로 기록할 수 있다. 빛이 통과하는 작은 개구(operture)의 크기는 각각 |F₁|, |F₂|, |F₃|를 나타내며, 개구의 위치는 위상을 나타낸다. 3개의 개구를 통과한 각 빛이 λ/3의 위상차가 생기는 곳, 즉 광축에서 각도 θ=sin(λ/d) 만큼 편향된 곳에 위상과 진폭 정보를 포함하고 있는 제 1차 회절 성분이 형성된다.

공간 함수를 fourier 변환한 스펙트럼 분포를 보면

일반적으로 강도 분포가 공간 저주파수대의 특정점에 몰려있다. 따라서 강도 분포의 동작 범위(dynamic range)가 매우 크게 요구되므로 일반적으로 동작 범위가 제한되어 있는 필름에 모든 스펙트럼 분포 값을 기록하는 것이 불가능하게 된다. 본 논문에서는 입력 함수에 무작위(random) 위상 함수를 곱하는 방법으로 스펙트럼 분포의 동작 범위를 줄일 수 있었다. 이는 스펙트럼 분포를 보다 높은 공간 주파수대까지 확장시켜서 다른 함수와의 내적을 구할 때 정합(matching)이 보다 더 용이하게 이루어지게 하고, 또 강도 분포를 균일하게 하여 스펙트럼 분포의 동작 범위를 줄일 수 있게 되는 것이다.¹¹⁾

2. 다중 위상 부호화 필터

인식하고자 하는 유형을 기록한 필터 함수를 $f(x, y)$ 라 하고 입력 함수를 $g(x, y)$ 라 할 때 서로의 유사 정도를 나타내는 값은 두 함수 사이의 좌표 변위가 없는 경우의 상관도와 같으며 다음의 내적으로 쓸 수 있다.

$$P = \iint g(x, y) f^*(x, y) dx dy \quad (2)$$

일반적으로 광학적 유형 인식에서는 식(3)과 같이 좌표 변위(ξ, η)에 대한 상관 분포가 최종의 출력 공간 평면에 나타나므로 원점에서의 상관도를 읽어 유형을 인식한다.

$$C(\xi, \eta) = \iint g(x, y) f^*(x - \xi, y - \eta) dx dy \quad (3)$$

그런데 다중 필터를 사용할 때는 필터 내의 각각의 기본 유형에 의한 상관 분포들이 서로 중첩되는 것을 방지하기 위해 이들 상관 분포의 대역폭을 줄이는 방안이 요구된다. 이를 위해 입력 유형에 임의의 무작위 위상 함수를 곱하고 필터 제작을 위한 유형에는 그것의 위상 공액 함수를 곱해 준다. 이 무작위 위상 함수는 상관도를 델타(delta) 함수 형태로 나타내기 위한 것이다.

$$C(\xi, \eta) = \iint g(x, y) \exp[j\phi_r(x, y)] f^*(x - \xi, y - \eta) \cdot \exp[-j\phi_r(x - \xi, y - \eta)] dx dy \quad (4.a)$$

윗식을 보면 서로 공액관계인 두 무작위 위상 함수가 곱해지고 있다. 이제 무작위 위상 함수를 한 주기가 A인 이산(dissrete) 주기 함수라고 가정한다면 두 위상 함수의 상관도는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$C(s) = \sum_k \exp[j\phi_r(n)] \exp[j\phi_r(n - s)]$$

$$= \begin{cases} \sqrt{A}, & s=0 \\ A, & s=0 \end{cases} \quad (5)$$

이때 구간 내의 표본화 개수가 늘어난다면 M은 근사적으로 $\delta(s)$ 으로 나타낼 수 있으므로 식(4, a)는 다음과 같이 다시 쓸 수 있게 된다.

$$C(\xi, \eta) = \iint g(x, y) f^*(x - \xi, y - \eta) dx dy \cdot \delta(\xi, \eta) = \iint g(x, y) f^*(x, y) dx dy \cdot \delta(\xi, \eta) \quad (4, b)$$

즉 (ξ, η) 평면에서 원점에 국한되어 상관도가 나타나는 것이다.

이제 여러 기본 유형들을 동시에 포함하고 있는 다중 입력과 다중 필터의 경우로 일반화하여 생각한다. 이 경우 입력 유형 함수와 필터 제작을 위한 전체 유형 함수는 각각 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$g(x, y) = \sum_k \sum_l g_{k,l}(x - k\Delta, y - l\Delta) \\ f(x, y) = \sum_p \sum_q f_{p,q}(x - p\Delta', y - q\Delta') \quad (6)$$

식(6)에서 $g_{k,l}(x, y)$, $f_{p,q}(x, y)$ 는 각각 입력 마스크, 필터 마스크에 기록되어 있는 기본 유형 함수들이고 Δ, Δ' 는 각 유형 함수의 변위 상수이다. 앞에서 설명한 바와 같이 입력 기본 유형 함수와 필터 제작을 위한 기본 유형 함수에 각각 무작위 위상 함수와 그것의 위상 공액 함수를 곱하여 상관도를 구해보면 다음과 같다.

$$C(\xi, \eta) = \iint \sum_{k,l} g_{k,l}(x - k\Delta, y - l\Delta) \exp[j\phi_r(x - k\Delta, y - l\Delta)] \times \sum_{p,q} f_{p,q}^*(x - \xi - p\Delta', y - \eta - q\Delta') \exp[-j\phi_r(x - \xi - p\Delta', y - \eta - q\Delta')] dx dy \\ \approx \sum_{k,l,p,q} \iint g_{k,l}(x, y) f_{p,q}^*(x, y) dx dy \cdot \delta(\xi - k\Delta + p\Delta', \eta - l\Delta + q\Delta') \quad (7)$$

즉, 각 기본 유형 함수거리의 내적의 값이 상관 분포 평면에서 점($k\Delta - p\Delta', l\Delta - q\Delta'$) (단, $k, l, p, q = 1, 2, \dots$)에 국한되어 델타 함수 형태로 나타나므로 각각의 유사정도를 서로 구분하여 알 수 있게 된다.

그림 2는 식(7)을 광학적으로 수행하기 위한 실험 구성도이다.

그림 2에서 P_0 는 무작위 위상이 기록되어 있는 위상 마스크를 나타내며 P_1 과 P_2 는 각각 입력 마스크 정합 필터 마스크를 나타낸다. 최종 출력 신호는 P_3 에 나타나며 TV카메라를 사용하여 이 광 상관도 신호를

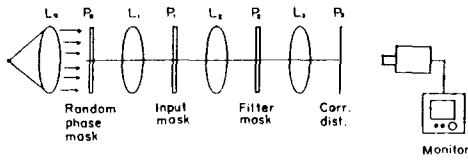


그림 2. 다중 위상 부호화 필터를 사용한 유형인식 실험 구성도

Fig. 2. Experimental set-up for pattern recognition using multiple phase coded filter.

감지하도록 구성하였다. 실험에 관한 자세한 내용은 다음 장에 기술한다.

3. 위상 변조된 정합 필터

본 논문에서는 광학적 유형 인식 과정에서 상호 상관에 의한 잘못된 인식을 줄이기 위하여 정합 필터 제작을 위한 기본 유형을 다음과 같이 변형하였다.

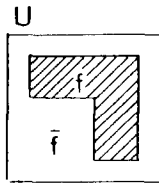


그림 3. 정합 필터 제작을 위한 기본 유형의 예
Fig. 3. Basis pattern for the fabrication of matched filter.

그림 3 예시와 같이 전체 평면 U에서 자모에 해당하는 부분은 f, 그 외에 \bar{f} 로 나타낸다. 그리고 두 부분의 진폭은 모두 1의 값을 주고, 각 부분은 0, π 의 위상 값을 실어 주어 다음과 같은 위상 변조된 필터 기본 유형 f' 를 산출한다.

$$f' = f \cdot \exp(j\theta) + \bar{f} \cdot \exp(j\pi) = f - \bar{f} \quad (8)$$

위와 같이 변조된 필터 기본 유형과 입력 기본 유형의 상호 상관도는 다음과 같다.

$$g \star f' = g \star f - g \star \bar{f} \quad (9)$$

식(9)를 보면 둘째항으로 인해 상호 상관도가 감소하는 것을 알 수 있다.

그런데 이 변조된 정합 필터를 사용하여 상호 상관도가 감소하는 경우는 다음 조건이 만족하는 경우이다.

$$|g \star f'| < |g \star f| \quad (10)$$

식(9), (10)으로부터

$$|g \star f'| = |g \star f - g \star \bar{f}| < |g \star f| \quad (11)$$

$$0 < |g \star \bar{f}| < 2|g \star f|$$

즉, 입력 기본 유형과 필터 기본 유형에서 \bar{f} 부분과의 공통부분, $g \star \bar{f}$ 가 일정 한도내에서 임의의 값을 가져야 한다. 그런데 일반적인 광학적 유형 인식에 있어서 대부분의 입력 및 필터 유형이 위의 관계를 만족하므로 이 변조된 정합 필터를 사용하여 상호 상관도의 감소 효과를 얻을 수 있게 되는 것이다.

III. 실험 및 결과 고찰

1. 컴퓨터 simulation에 의한 다중 유형 인식

광학적 인식 실험을 하기 전에 본 논문에서 사용한 입력 자모 유형(그림4. (a))과 필터제작을 위한 자모 유형(그림4. (b))을 식 (7)에 대입하여 컴퓨터 simulation을 통해 상관도를 계산하고, 전체 상관 분포를 삼차원으로 나타내었다(그림5). 필터에 포함되어 있는 4개의 기본 유형에 의해 상관 분포 평면이 4영역으로 나뉘고 각각의 영역에 입력 유형과 필터 내의 각 기본 유형들과의 상관 분포가 나타나고 있다. 우선 그림5 (a)에 종래의 다중 정합 필터를 사용했을 때의 상관 분포를 나타내었다. 입력 유형과 필터의 기본 유형들의 위치 관계를 살펴볼 때 상관 분포 상에서 큰 첨두치는 자체 상관도를, 작은 첨두치는 상호 상관도를 각각 나타내고 있음을 알 수 있다. 그림5 (b)는 변조된 다중 정합 필터를 사용한 경우로 상호 상관도가 거의 나타나지 않는 것을 볼 수 있다. 또 변조되지 않는 종래의 다중 정합 필터를 사용한 경우에 비해 신호 주변의 잡음 성분이 커지는 현상을 볼 수 있는데 이는 본 장의 마지막 절에서 설명한다.

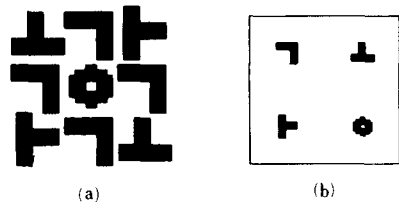


그림 4. 실험에 사용된 유형들

- (a) 입력 유형
- (b) 필터 내의 유형

Fig. 4. patterns used for the experiment.

- (a) Input patterns.
- (b) Patterns in the filter.

2. 변조된 다중 정합 필터 제작

우선 정합 필터에 기록하고자 하는 임의의 자모 ('ㄱ', '나', 'ㄴ', 'ㅇ')를 각각 20×20 크기의 배열 분포로 나타낸 다음, 이들 각각의 기본 유형에 20×20 크기의 무작위 위상 배열 분포를 곱해 준다. 그리고 입력 유

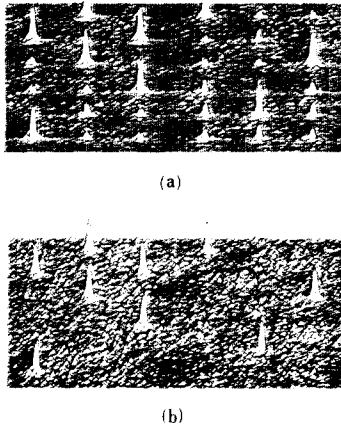


그림 5. 컴퓨터 simulation에 의한 상관분포
(a) 종래의 다중 정합 필터 사용
(b) 변조된 다중 정합 필터 사용

Fig. 5. Correlation distribution from computer simulation.
(a) Conventional multiple matched filter.
(b) Modified multiple matched filter.

형과 이들 필터 내의 기본 유형들에 의해 최종 출력 평면에 나타나는 각각의 상관 분포들이 서로 중첩되지 않도록 4개의 기본 유형을 128×128 크기의 배열 평면에 적절히 변위시킨다. (그림4. (a))

이제 이들 4개의 기본 유형들을 컴퓨터(HP-9836)에 입력시키고, FFT계산을 하여 다중 정합 필터의 스펙트럼 분포를 얻는다. 다음에 앞 장에서 설명한 위상 부호화 방식에 의해 각 기본 셀의 진폭을 3개의 성분으로 분해하고 이를 X-Y plotter를 사용하여 도형화한다. 이 결과를 그림 6에 나타내었다.

일본 Watanabe사의 MILOT을 사용하여 128×128개의 셀로 구성된 필터 유형을 241.5×241.5mm의 크기로 그리기 위해 약 6시간이 소요되었다. 이때 전체 필터 유형의 크기는 셀의 갯수와 축소율 등을 고려하여 결

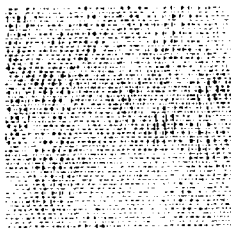


그림 6. 확대된 정합 필터 마스크(일부분)
Fig. 6. A part of the magnified matched filter mask.

정한다. 이 유형을 1/30의 비율로 마이크로 필름에 축소, 기록하여 이를 정합 필터 마스크로 사용하였다. 이때 필터 마스크의 크기는 다음 관계식에 의해 결정된다.

$$T = U \lambda f = (N/D) \lambda f \tag{12}$$

- T : 필터 마스크의 한 변의 길이
- D : 입력 마스크의 한 변의 길이
- U : 공간 주파수
- λ : 빛의 파장(He-Ne, 0.633 μ m)
- N : 한 변의 표본화 갯수(128)
- f : 렌즈의 초점거리(800mm)

입력 마스크와 필터 마스크의 크기를 같게 하고자 할 때 그 크기는 다음과 같다.

$$T = \sqrt{N \lambda f} = \sqrt{128 \times 0.633 \times 10^{-3} \times 800} = 8.1 \text{mm}$$

그림 7. (a)는 위의 방법으로 제작된 필터 마스크를 역 fourier 변환한 강도 분포를 나타낸다. 원점을 중심으로 양 옆으로 $\pm n$ 차($n=1, 2, \dots$) 회절된 기본 유형들이 재생되는 것을 볼 수 있다.

이제 상호 상관도를 감소시키기 위해 앞장에서 설명한 위상 변조된 정합 필터를 제작한다. 우선 그림4. (a)의 기본 유형들을 산출하는 컴퓨터 프로그램을 변경하여 앞 장에서 설명한 변조된 기본 유형을 얻는다. 이 변조된 기본 유형을 사용하여 변조된 정합 필터를 제작하는 과정은 바로 앞의 경우와 같다. 그림7. (b)는 변조된 정합 필터를 역 fourier 변환한 결과이다. 그림7. (a)와는 달리 20×20 크기의 기본 유형에서 자모 유형을 볼 수 없다. 이는 변조된 기본 유형 함수에서는 진폭의 절대치가 모두 일정하고 다만 위상만 ϕ , π 의 두 가지 값을 갖게 되므로, 빛의 강도 분포가 나타나는 그림7. (b)에서는 자모 유형을 볼 수 없는 것이다.

3. 변조된 다중 정합 필터를 이용한 자모 인식 실험
본 논문에서는 그림2에서 마스크 P_0 와 렌즈 L_1 이 생략된 장치를 구성하여 자모 인식 실험을 하였다. 즉, 입력 평면 P_1 에 직접 평면파를 입사한다. 이 경우 입력 유형으로는 앞에서 정합 필터를 제작할 때 곱해준 무작위 위상 함수를 임의의 9개의 기본 유형에 각각 곱하고, 이들을 적절하게 변화시킨 유형 함수 집합을 사용한다. 이 유형 함수 집합을 위상 부호화하여 얻은 유형을 그림8. (a)에 나타내었다. 이 유형을 광학 축소하여 입력 마스크로 사용한다.

그림2에서 평면 P_1 에 입력 마스크를 위치시키고 여기에 평면파를 입사하면 렌즈 L_2 에 의해 fourier 변환된 스펙트럼 분포가 평면 P_2 에 나타난다(그림8. (b)). 우

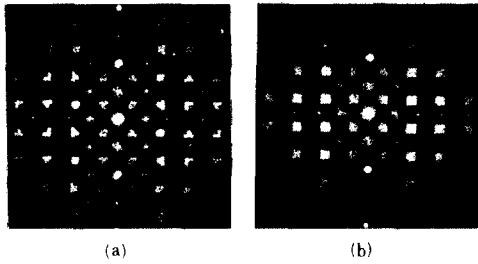


그림 7. 정합 필터를 역 Fourier 변환한 강도 분포

- (a) 종래의 다중 정합 필터
- (b) 변조된 다중 정합 필터

Fig. 7. Intensity distributions by inverse fourier transform of matched filter.

- (a) Conventional multiple matched filter.
- (b) Modified multiple matched filter.

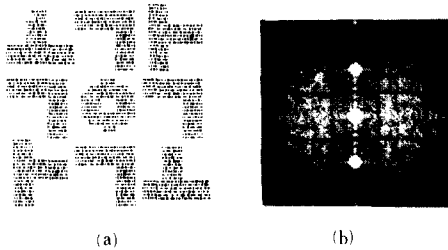


그림 8. 입력 유형과 스펙트럼 분포

- (a) 무작위 위상 함수를 곱한 입력유형
- (b) (a)를 fourier 변환한 스펙트럼 분포

Fig. 8. Input patterns and its spectral distribution.

- (a) Input patterns produced with random phase function.
- (b) Spectral distribution of (a).

회 CGH의 성질로 인해 광축을 벗어난 곳에서 $\pm n$ 차 회절된 스펙트럼 분포를 얻을 수 있다. 이때 입력 유형에 곱해 준 무작위 위상 함수의 영향으로 각 회절영역 내에서 강도 분포가 균일하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 각 순서의 분포를 서로 구분하기 위하여 각 분포의 경계 지점에서 회절 성분이 나타나지 않도록 하았는데 이는 입력 유형에 곱해주는 무작위 위상 함수를 이차원 디지털 필터링하므로써 가능하였다. 컴퓨터 simulation을 통해서 상관도 계산을 해 본 결과 이 필터링이 상관도에 별로 영향을 미치지 않음을 알 수 있었다.

이제 평면 P_2 에 나타난 스펙트럼 분포의 +1차 회절 영역에 앞 절에서 제작한 정합 필터를 정치시키면 이들 두 공간 함수가 곱해진 뒤 렌즈 L_2 에 의해 역 fourier 변환되어 평면 P_3 에 두 함수의 상관 분포가 나

타난다. 평면 P_3 뒤에 TV카메라를 설치하여 화면에 나타나는 상관도의 크기를 보면서 P_2 에서의 정합 필터의 위치를 micro-positioner로 조정하였다. 그림9의 사진은 화면에 나타난 상관 분포를 찍은 것이다. (a)는 종래의 다중 정합 필터를 사용한 경우이고, (b)는 변조된 다중 정합 필터를 사용한 경우이다. 컴퓨터 simulation 결과에서 보았듯이 변조된 정합 필터를 사용할 때 상호 상관도가 거의 없어지는 것을 볼 수 있다. 따라서 자체 상관도와 상호 상관도를 구분하는 것이 매우 용이해진다.

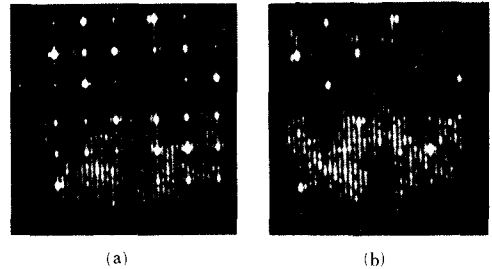


그림 9. 두 가지 필터에 의한 상관분포 비교

- (a) 종래의 다중 정합 필터 사용
- (b) 변조된 다중 정합 필터 사용

Fig. 9. Comparison between the two correlation distribution.

- (a) Conventional multiple matched filter.
- (b) Modified multiple matched filter.

4. 신호 대 잡음 특성 해석

필터 마스크에 여러 기본 유형을 중첩시킨 다중 필터의 경우 신호대 잡음비는 유형의 표본화 갯수에 비례하고 중첩시킨 유형의 갯수에 반비례한다.¹¹⁾ 그런데 이 관계는 각각의 유형들이 서로 중첩되는 것을 전제로 한 경우이다. 본 논문에서는 상관 분포 평면에서 입력 유형과 필터 내의 기본 유형들에 의한 각각의 상관 분포들이 서로 중첩되는 것을 방지하기 위해 각각의 기본 유형들이 그림 4에서와 같이 고유의 영역을 취하고 있다. 따라서 각 유형끼리의 상관 분포도 고유의 영역을 취하게 되므로(그림10) 입력 유형 및 필터 내의 유형의 갯수가 신호 및 잡음 특성에는 영향을 미치지 않는다.

이제 무작위 위상이 각각 곱해진 입력 유형 함수와 필터 내의 유형 함수의 상관도를 계산하여 무작위 위상과 유형의 표본화 갯수가 신호 및 잡음 성분에 미치는 영향을 다음과 같이 해석할 수 있다.

우선 각 기본 유형에 무작위 위상 함수를 곱하여 표본화한 다중 입력 함수와 다중 필터 내의 함수를 각각 다음과 같이 쓸 수 있다. 이때 해석을 용이하게 하기

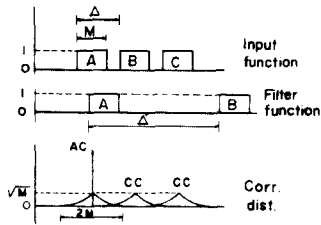


그림 10. 다중 입력 함수와 다중 필터에 의한 상관분포
 Fig. 10. Correlation distribution between multiple input function and multiple filter.

위해서 각 유형들은 모든 구간에서 단위 크기의 값을 갖는 일차원 함수로 가정한다.

$$g(n) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{M-1} g_k(n-k\Delta) \exp[j\phi_r(n-k\Delta)] \quad (13)$$

$$f(n) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{p=0}^{M-1} f_p(n-p\Delta') \exp[-j\phi_r(n-p\Delta')]$$

$$\left(g_k(n), f_p(n) = \begin{cases} 1 : 0 \leq n < M \\ 0 : M \leq n < N-1 \end{cases} \right) \quad (14)$$

여기서 $g(n)$, $f(n)$ 은 표본화 갯수 N 인 주기함수로 전체 입력 및 필터 내의 함수를 나타내고 $g_k(n)$, $f_p(n)$ 은 기본 유형 함수들을 나타낸다.

k, p 는 기본 유형 함수들의 갯수를 각각 나타내고 Δ, Δ' 는 기본 유형의 변위 상수를 나타낸다($\Delta, \Delta' \geq M$). 이때 이들 두 함수의 상관도는 다음과 같다.

$$C(s) = \sum_{n=0}^{N-1} g(n) \cdot f^*(s+n) \\ = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{p=0}^{M-1} g_k(n-k\Delta) f_p^*(s+n-p\Delta') \\ \exp[j\phi_r(n-k\Delta)] \exp[-j\phi_r(s+n-p\Delta')] \quad (15)$$

우선 같은 두 함수끼리의 상관도, 즉 자체 상관도를 생각한다.

$$C(s) = \sum_{n=0}^{N-1} g(n) f^*(s+n) \exp[j\phi_r(n)] \\ \exp[-j\phi_r(s+n)] \quad (16)$$

식 (16)에서 $s=0$ 일 때 두 함수의 내적, 즉 두 함수의 유사 정도를 알 수 있게 된다. $s=0$ 일 때 두 위상 함수는 모든 점에서 서로 같은 위상이(in-phase)되어 신호의 값은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$C(\gamma) = \sum_{n=0}^{N-1} g(n) \cdot f^*(n) = M \quad (17)$$

앞에서 모든 기본 유형 함수는 모든 구간에서 단위 크기의 값을 갖는다고 가정하였으므로 식 (17)이 성립한다. 즉 유사 정도를 나타내는 신호의 크기는 기본 유형 함수의 표본화 갯수에 비례한다.

$s \neq 0$ 일 때는 두 위상 함수가 서로 out-phase 되어

잡음 성분이 통계적인 값인 기대치로 나타난다.

$$C(s) = \sum_{n=0}^{N-1} g(n) f^*(s+n) \exp[j\phi_r(n)] \\ \exp[-j\phi_r(s+n)] \\ = \begin{cases} \sqrt{M-|s|}, & |s| \leq M, s \neq 0 \\ 0, & |s| > M \end{cases} \quad (18)$$

다른 두 함수끼리의 상관도, 즉 상호 상관도의 경우에는 식 (15)에서 볼 때 모든 s 에 대해 두 위상 함수는 서로 다른 위상이다(out-phase). 따라서 이 경우는 상관도의 중심점 값도 기대치로 계산된다는 점만 제외하고는 식 (18)의 경우와 같다.

이들 관계를 그림 10에 나타내었다. 유사 정도를 나타내는 자체 상관도의 중심점 값을 제외하고 다른 모든 영역에서 잡음 성분은 기대치로 계산된 값이다. 또 각 상관도의 중심점 값들은 서로 독립이지만 잡음 성분은 바로 옆의 잡음 성분과 중첩되고 있다. 이는 상관도의 대역폭이 각 마스크 내에 있는 기본 유형 함수의 대역폭의 합으로 되어 바로 옆의 상관도 분포에까지 확장되기 때문이다. 본 논문에서는 입력 마스크에 기록되는 기본 유형의 수를 가능한 크게 하기 위해 그림 10의 상관도 분포에서와 같이 상관도의 중심점 값이 영향을 받지 않는 범위 내에서 잡음 성분의 중첩을 허용하였다. 잡음 성분이 중첩되더라도 그림 5에서 볼 수 있듯이 그 값은 자체 상관도의 중심점 값에 비해 아주 작다.

그림 5의 두 가지 상관도 분포를 서로 비교해보면 (b)의 변조된 정합 필터를 사용한 경우에 잡음 성분이 더 크게 나타나는 현상을 볼 수 있다. 이는 변조된 정합 필터를 사용한 경우 입력 유형의 T 부분이 상관도 계산에 가해져서 잡음 성분으로 더해지기 때문이다. 그림 11에 이 현상을 도식화하였다. 제일 아래에 나타난 상관도 분포를 보면 (b)의 변조된 정합 필터를 사용한 경우 잡음 성분의 대역폭이 늘어나면서 바로 옆의 잡음 성분과 중첩되는 부분도 늘어나게 되므로 (a)의 경우에 비해 전체 잡음 성분이 크게 나타나는 것이다.

IV. 結 論

CGH 방식으로 제작된 위상 변조된 다중 정합 필터를 사용하여 한글 자모 인식 실험을 하였다. 이 변조된 정합 필터를 사용할 때 모든 가능한 입력 유형에 대해서도 상호 상관도가 감소되는 것을 관찰할 수 있었다. 따라서 자체 상관도를 상호 상관도와 구분하는 것이 보다 더 용이해져서 유형 인식에서의 오인식을 줄일 수 있었다. 따라서 비슷한 문자 유형('ㄴ', 'ㄷ')이 많은 한글 자모 인식에 유용하게 적용될 수 있다.

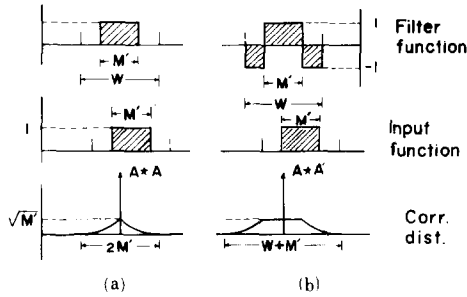


그림 11. 상관 분포 상에서의 신호 대 잡음 특성

(a) 종래의 정합 필터

(b) 변조된 정합 필터

Fig. 11. Signal to noise characteristics on the correlation distribution.

(a) Conventional matched filter.

(b) Modified matched filter.

위상 변조된 다중 정합 필터를 사용하는 경우, 두 유형의 유사 정도를 나타내는 자체 상관도의 크기는 기본 유형의 표본화 개수에 비례한다. 따라서 정합 필터의 효율을 높이기 위해서는 CGH의 제작 시간을 단축하면서 CGH를 고밀도화할 수 있는 제작 기술이 요구된다.

그리고 위상 부호화 방법을 개선하여 CGH 제작을 보다 간소화하는 방안, 또한 한글의 고유 특성인 초, 중, 종성 모아 쓰기 형태에 잘 적용될 수 있는 CGH 제작 알고리즘에 관한 연구 등이 계속 뒤따라야 할 것이다.

參 考 文 獻

[1] B.R. Brown and A.W. Lohmann, "Complex Spatial Filtering with Binary Masks", *Applied Optics*, vol. 5, no. 12, pp. 967, June 1966.
 [2] J.R. Leger and S.H. Lee, "Hybrid Optical Processor for Pattern Recognition and Classification Using a Generalized Set of

Pattern Functions", *AO*, vol. 21, no. 2, pp. 274, Jan. 1982.

[3] 백응기, 이상수, "최적 공간 필터법에 의한 한글의 유형 인식", 한국물리학회지 "새물리", vol. 17, no. 4, pp. 189, Dec. 1977.
 [4] R.A. Binns, A. Dickinson and B.M. Watrasiewicz, "Methods of Increasing Discrimination in Optical Filtering", *AO*, vol. 7, no. 6, pp. 1047, June 1968.
 [5] H.J. Caulfield and W.T. Malony, "Improved Discrimination in Optical Character Recognition", *AO*, vol. 8, no. 11, pp. 2354, Nov. 1969.
 [6] 백응기, "변조된 홀로그래피 필터에 의한 한글 자모의 광학적 유형 인식", 박사학위논문, 한국과학기술원, 1979.
 [7] E.G. Pack, S.S. Lee, "Discrimination Enhancement in Optical Pattern Recognition by Using a Phase Modified Filter." *Can. J. of Phys.*, 57, pp. 1335, 1979.
 [8] W.H. Lee "Sampled Fourier Transform Hologram Generated by Computer", *AO*, vol. 9, no. 3, pp. 639, Mar. 1970.
 [9] C.B. Burckhardt, "A Simplification of Lee's Method of Generating holograms by Computer", *AO*, vol. 9, no. 8, pp. 1949, Aug. 1970.
 [10] B.R. Frieden, *The Computer in Optical Research*, Springer-Verlag, Ch. 6, 1980.
 [11] C.B. Burckhardt, "Use of a Random Phase Mask for the Recording of Fourier Transform Holograms of Data Mask", *AO*, vol. 9, no. 3, pp. 695, Mar. 1970.
 [12] J.R. Leger and S.H. Lee, "Coherent Optical Implementation of Generalized 2-Dimensional Transforms", *Optical Engineering*, vol. 18, no. 5, pp. 518, Sep./Oct. 1979.