

Simulated Annealing 알고리즘을 적용한 이진공간부호필터 특성 (Characteristics of Spatial Coded Binary Phase Only Filter Applied by Simulated Annealing Algorithm)

朴成鈞*, 鄭倉圭**, 全石熙***, 朴漢奎**

(Seong Gyoon Park, Chang Kyoo Jung, Seok Hee Jeon and Han Kyu Park)

要約

본 연구에서는 최적화 과정에서 종종 발생하는 국부 최적치(local optimization) 문제를 극복하고 전체 최적치(global optimization)로 수렴하는 장점을 지닌 Simulated Annealing 기법을 사용하여 광상관계 구조에서 다양한 입력 패턴의 상관성이 상관면에 공간적으로 분리되어 나타나도록 하는 이진위상필터(BPOF)를 설계하였다. 설계된 BPOF는 각 입력 숫자를 4 비트의 이진코드로 나타내었을 때 1에 해당하는 위치에서 상관점두치가 나타나는 형태로써 0에서 9까지 10개의 숫자를 판별할 수 있으며, 4개의 intraclass는 동일 입력으로 인식할 수 있음을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인하였다. 또한 설계한 BPOF를 Lee형 CGH로 제작하여 실험한 결과 기존의 SDF 방식과는 달리 하나의 BPOF로써 intraclass 인식과 interclass 판별 능력이 뛰어난 것을 확인할 수 있었다.

Abstract

In this study, optimizing BPOFs are encoded by Simulated Annealing algorithm that is widely used among the optimization algorithms. Two BPOFs are trained by digit patterns, 0~9, and the digits each having 4 intraclass patterns are multiplexed. When each digit is encoded by four bit binary code, from the results of computer simulation, the correlation peak is shown at binary value 1 position among the spatially separated four positions at the correlation plane. And then, the designed BPOFs are implemented by CGH technique. Through the optical correlation experiment, satisfactory results are achieved, in spite of some experimental errors and information loss owing to the amplitude type CGH filter.

1. 서론

*正會員, 電子通信研究所

(ETRI)

**正會員, 延世大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Yonsei Univ.)

***正會員, 市立仁川大學校電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Univ. of Incheon)

接受日字 : 1993年 9月 18日

광 패턴인식에 대한 연구는 1964년 Vander Lugt⁽¹⁾가 광의 간섭성을 이용한 공간 정합 필터(MSF: Matched Spatial Filter)를 실현함으로써 본격화되었으며 실시간 및 고속 병렬처리의 장점을 갖고 있다. 그러나, 동일 패턴의 변형된 입력에 대해서는 상관면에서의 SNR이 현저하게 떨어지는 단점을 갖고

있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 여러 방법들이 제안되었으며, 그 중에서 가장 폭넓게 응용되는 것이 SDF(Synthetic Discriminant Function)를 이용한 정합 필터이다.

Intraclass 인식 및 interclass 판별을 위하여 사용되는 일반적인 SDF로는 각 클래스에 해당하는 필터함수를 각기 정해주는 MOF-SDF(Mutual Orthogonal Function SDF), 클래스마다 각기 다른 상관출력값을 정해주는 MNRF-SDF(Multilevel Nonredundant Filter SDF), 몇개의 SDF의 출력을 코딩하여 클래스를 분류하는 K-tuple NRF-SDF 등이 있다.²⁾ 그러나 MOF-SDF의 경우 클래스가 두개일 때에는 하나의 필터를 사용하여 true 클래스, false 클래스등으로 클래스 판별이 가능하지만 세개 이상의 클래스를 판별하는 경우에는 여러개의 필터를 필요로 한다. MNRF-SDF의 경우는 세개 이상의 클래스를 분별하는 경우 좀더 정교하고 개선된 전 처리 과정 및 이미지 선택 기술을 요한다.³⁾ K-tuple NRF-SDF는 클래스 판별을 위해 $2^K \geq N+1$ (N은 클래스 수)을 만족하는 K개의 필터를 필요로 하고 있다. 따라서 SDF는 하나의 필터로서 10개 정도의 클래스로 분류하며 이것을 BPOF(Binary Phase Only Filter)에 적용시키기란 매우 어렵다.

본 연구에서는 1983년 Kirkpatric⁴⁾ 등이 제안한 S.A. (Simulated Annealing)기법을 이용하여 하나의 필터로써 기존의 필터보다 많은 클래스를 판별하며 동시에 동일 클래스를 인식할 수 있는 BPOF를 설계하였다. 또한, 비록 회절효율(diffraction efficiency)의 감소나 정보 손실은 있어도 제작이 쉽고 사용이 간편한 Lee형 CGH(Computer Generated Hologram)로 제작하여 광 상관실험을 하였다.

II. S. A. 기법과 CGH 이론

1. S.A. 기법

S.A. 기법은 국부 최적치(local optimum) 문제를 극복하기 위하여 통계적 메카니즘을 이용한 것으로 아래와 같은 알고리즘으로 표현될 수 있다.

- 1) 초기 해를 S라 한다.
- 2) 초기온도 T를 정한다.
- 3) 원하는 온도까지 다음 과정을 반복한다.

3.1) 다음 루프를 L번 반복한다.

3.1.1) S의 랜덤한 이웃치 S'를 정한다.

3.1.2) $\Delta E = E(S') - E(S)$

3.1.3) 만일 $\Delta E < 0$ 이면, $S = S'$
그렇지 않고 $\Delta E > 0$ 이면,

$\exp(-\Delta E/T)$ 의 확률로써 $S = S'$

3.2) $T = r \times T$ (단, $0 < r < 1$)

4) Return S

여기에서, E(S)는 S에 대한 비용함수(cost function) 또는 에너지 함수를 말한다.

$E(S') < E(S)$ 일 경우에는 S'를 무조건 받아들이고 $E(S') > E(S)$ 일 경우에는 볼츠만 확률분포 $\exp(-\Delta E/T)$ 등과 같은 어떤 확률을 갖고 받아들임으로써 국부 최소치를 빠져나올 수 있게 된다. 이러한 과정을 온도 T (일종의 파라미터)를 변화시켜 가면서 각 온도 때마다 통계적 메카니즘과 결부된 최적화를 반복한다. 처음에는 충분히 큰 온도 T에서 시작하여 매우 작은 값까지 온도를 내려가며 최적치를 찾아간다. 온도를 너무 빠르게 감소 시키면 국부 최소치에 빠질 우려가 있고 반대로 너무 느리게 감소 시키면 계산 시간이 너무 많이 걸린다. S. Geman과 D. Geman은⁵⁾ 온도가 $1/\log(T+1)$ 보다 빠르지 않게 감소하면 전체 최적치(global minimum)로 수렴함을 증명하였다.

본 연구에서는 계산시간을 줄이기 위해 높은 온도에서는 비교적 빠른 감소 폭을 갖고 낮은 온도에서는 적은 온도 감소 폭을 갖는 다음과 같은 cooling schedule을 사용하였다.

$$T = (D_T)^n \times T_{initial} \quad (1)$$

$$D_T = (T_{final} / T_{initial})$$

여기에서 n은 반복지수, L은 전체 반복 횟수를 말한다.

에너지 함수로는 상관평면에서 공간적으로 분리된 4 곳의 출력위치에 대한 상관값을 사용하였다. 첫번째 상관 위치를 $P(p_1, p_2)$, 두번째 상관 위치를 $Q(q_1, q_2)$, 세번째 상관 위치를 $R(r_1, r_2)$, 네번째 상관 위치를 $S(s_1, s_2)$ 라 할 때 입력 i에 대한 에너지 함수 E_i 와 전체 에너지 E_{total} 은 다음과 같다.

$$E_i = [T_{A1}(\text{또는 } T_{C1}) - \text{COR}_i(\text{at } P)]^2 + [T_{A2}(\text{또는 } T_{C2}) - \text{COR}_i(\text{at } Q)]^2 \quad (2)$$

$$E_i = [T_{A1}(\text{또는 } T_{C1}) - \text{COR}_i(\text{at } P)]^2 + [T_{A2}(\text{또는 } T_{C2}) - \text{COR}_i(\text{at } Q)]^2$$

여기서,

N : 전체 입력패턴 수

$T_{A1}, T_{A2}, T_{A3}, T_{A4}$: 이진신호 1에 대한 목표치

$T_{C1}, T_{C2}, T_{C3}, T_{C4}$: 이진신호 0에 대한 목표치

(단, $T_{A1}, T_{A2}, T_{A3}, T_{A4} \gg T_{C1}, T_{C2}, T_{C3}, T_{C4}$)

$\text{COR}_i(\text{at } P)$: P위치에서의 입력 i에 대한 상관값

$\text{COR}_i(\text{at } Q)$: Q위치에서의 입력 i에 대한 상관값

$COR_i(at R)$: R위치에서의 입력 i에 대한 상관값
 $COR_i(at S)$: S위치에서의 입력 i에 대한 상관값이다.

2. S.A.를 이용한 BPOF의 설계

BPOF의 위상을 0과 두개의 위상으로 코딩하는 경우, BPOF의 전달함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$H(u, v) = 2B(u, v) - 1 \tag{4}$$

즉, $H(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{for } B(u, v) = 1 \\ -1 & \text{for } B(u, v) = 0 \end{cases}$

입력을 $d(x, y)$, 입력에 대한 푸리에 변환값을 $D(u, v)$ 라 할 때 필터평면에서의 빛의 분포 $G(u, v)$ 는 다음과 같다.

$$G(u, v) = 2B(u, v)D(u, v) - D(u, v) \tag{5}$$

$B(u, v)$, $D(u, v)$ 가 $K \times L$ 화소로 이루어진 이산적인 값으로 생각하여 $G(u, v)$ 를 이산 역푸리에 변환하면 아래와 같다.

$$g_{mn} = g(m\Delta x, n\Delta y) = 2\hat{g}_{mn} - \hat{d}_{mn} \tag{6}$$

단, $\hat{g}_{mn} = \sum_k \sum_l B_{kl} D_{kl} \exp[-2\pi j(km/K + ln/L)]$ (7)

$$\hat{d}_{mn} = \sum_k \sum_l D_{kl} \exp[-2\pi j(km/K + ln/L)] \tag{8}$$

이다. 이 때 $|gmn|^2$ 이 BPOF와 입력간의 이산 상관값으로 상관 평면상에 나타나며 S.A. 알고리즘을 이용해서 BPOF를 설계할 때 식 2의 에너지 함수 계산에 사용된다. 그림 1은 S.A.를 이용해 BPOF를 설계하는 순서도이다.

BPOF의 각 화소들과 초기 온도 $T_{initial}$ 을 임의로 정해준 다음 초기 에너지를 계산한 후, 한 화소를 바꾼 다음 새로운 에너지를 계산한다.

$\Delta E = E_{new} - E_{old}$ 라고 할 때, $\Delta E < 0$ 이면 바뀐 화소값을 새롭게 갖는 B_{kl} 이 되며, $\Delta E > 0$ 이면 $P(\Delta E)$ 의 확률을 가지고 새로운 화소를 선택한다. 여기서,

$$P(\Delta E) = \frac{1}{1 + \exp(\Delta E / T)} \tag{9}$$

로 하였다. 이는 볼츠만 분포의 약간 수정된 형태이다. 즉, $P(E)$ 의 최대값이 0.5이므로 안정상태로 가는 시간을 볼츠만 분포 $\exp(-\Delta E/T)$ 보다 많이 줄일 수 있다.

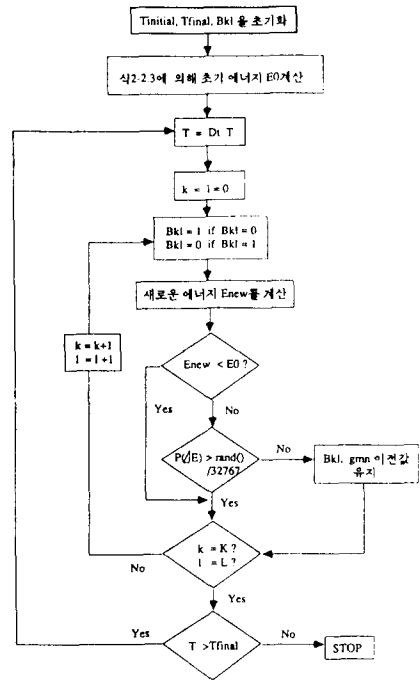


그림 1. S.A.를 이용하여 BPOF를 설계하는 순서도
 Fig. 1. A flow chart designing the BPOF by S.A. algorithm.

또한 식 4에서 BPOF의 전달함수 $H(u, v)$ 를 직접 설계한 것이 아니라, 1과 0의 값을 갖는 $B(u, v)$ 를 먼저 설계하였다. 그 결과 한 화소의 값이 바뀐 경우 식 7은 다음과 같이 간단히 대체할 수 있다.

i) B_{kl} 이 1에서 0으로 바뀌는 경우

$$\hat{g}_{mn}^{new} = \hat{g}_{mn}^{old} - A_{kl} \exp[-2\pi j(km/K + ln/L)] \tag{10}$$

ii) B_{kl} 이 0에서 1로 바뀌는 경우

$$\hat{g}_{mn}^{new} = \hat{g}_{mn}^{old} + A_{kl} \exp[-2\pi j(km/K + ln/L)] \tag{11}$$

이때 새로운 상관값은

$$|g_{mn}|^2 = |\hat{g}_{mn}^{new} - \hat{d}_{mn}|^2 \tag{12}$$

이 된다. 식 10과 11은 한번의 덧셈 혹은 뺄셈으로 푸리에 변환을 대신하였음을 의미한다. 이렇게 설계된 B_{kl} 은 식 4를 이용해 $H(u, v)$ 의 전달 함수를 갖는 BPOF가 된다.

이러한 방식으로 먼저 0에서 9까지 10개의 숫자(그

림 2의 첫번째 행)를 학습시킨 필터 BPOF1을 설계 하였으며, 다음으로 각 숫자가 4개씩의 intraclass를 갖는, 즉 그림 2의 40개의 숫자를 학습시킨 필터 BPOF2를 설계하였다.

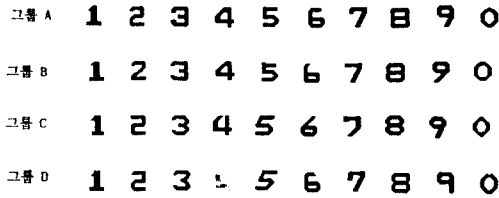


그림 2. 입자 패턴들
Fig. 2. Input patterns.

이 때 각 필터의 에너지 수렴과정이 그림 3에 있으며 반복횟수가 증가할수록 온도 T가 작아져 점차 안정상태로 수렴해감을 볼 수 있다. 안정상태로 가는데 까지 BPOF1은 80분, BPOF2는 230분 정도가 소요되었다.

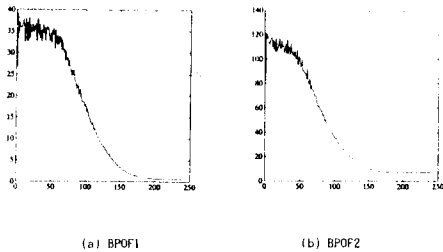


그림 3. 에너지 함수 수렴 과정
Fig. 3. Converging process of energy function.

3. CGH를 이용한 광 정합필터 이론

홀로그래름은 물체파 $A(x,y)\exp[j\phi(x,y)]$ 와 각도를 갖고 경사진 평면파 $R\exp(-j2\pi x/T)$ 와의 간섭 패턴을 기록한 것이다. 이 때 기록된 결과는 다음과 같으며 필요한 정보는 마지막 항에 나타난다.

$$t(x,y) = |R\exp(-j2\pi x/T) + A(x,y)\exp[j\phi(x,y)]|^2$$

$$= R^2 + A^2(x,y) + 2RA\cos[2\pi x/T + \phi(x,y)] \quad (13)$$

이것은 연속적인 양으로 나타나지만, 프린터로 그릴 때에는 흑, 백 두가지 상태만 표현할 수 있으므로 위에서 구한 연속적인 양을 비선형 리미터를 이용하여 threshold를 행하여야 한다. 비선형 리미터 $c = \cos \pi q(x,y)$ 를 통과한 $f(x,y)$ 가 1의 값을 갖기 위해서는

$$\cos[2\pi x/T + \phi(x,y)] \geq \cos \pi q \quad (14)$$

$$\text{즉, } -q/2 \leq x/T + [\phi(x,y)/2\pi] + n \leq q/2, \quad n \text{은 정수} \quad (15)$$

를 만족해야 한다. 여기서 $T = \lambda / \sin \theta$ 로써 상관값의 분리를 결정하며, 격자의 주기를 결정하는 상수가 된다. 이 때 상관 중심치의 위치는 $x = \lambda f/T$ 가 된다. (f는 렌즈의 초점거리) 그림 4는 CGH의 한 격자 내에서의 원리를 보여준다.

최적격자의 위치를 정확히 하기 위하여 격자를 M개의 부분으로 나눈다. 따라서 x 대신 Tk_x/M 을, y 대신 Tk_y 를 대입하면 다음과 같다.

$$-Mq/2 \leq k_x + M\phi(Tk_x/M, Tk_y)/2\pi + Mn \leq Mq/2 \quad (16)$$

여기서 Modulo M을 취하여 residue 연산을 적용한다.

$$\text{Mod}[k_x + M\phi(Tk_x/M, Tk_y)/2\pi] \leq \text{Mod}[Mq/2] \quad (17)$$

$$\text{and } \text{Mod}[k_x + M\phi(Tk_x/M, Tk_y)/2\pi] \geq \text{Mod}[M - Mq/2] \quad (18)$$

위 조건을 만족하는 점을 구하여 그 점에서 y축에 평행한 선분을 진폭 $A(x,y)$ 에 비례하게 그린다. 위상필터는 $A(x,y)$ 를 정규화함으로써 일정한 길이를 가지며, 하나의 격자를 M개의 위상으로 표현하므로, BPOF인 경우는 $M = 2$ 가 되어 하나의 격자를 반으로 나누어 위상 매핑에 따라 그리게 된다.

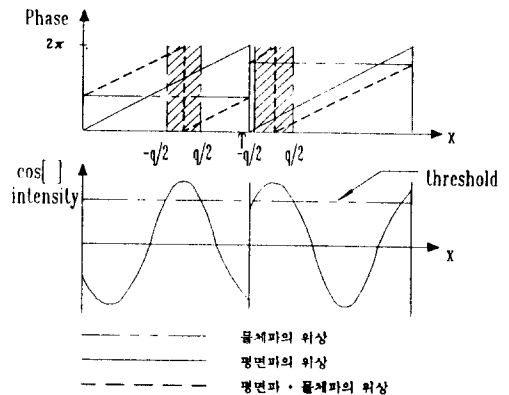


그림 4. CGH의 격자내에서의 원리
Fig. 4. Principle in the grid of CGH.

이렇게 그린 CGH 패턴이 광 상관기의 필터 평면

에서 입력이 푸리에 변환된 형태와 정합되기 위해서는 입력의 크기와 필터의 크기, 초점거리가 식 19와 같은 조건을 만족해야 한다. 일반적으로는 필름과 프린터의 분해능을 고려하여 배율을 정하고 초점거리 f 를 계산한다.

$$m = \frac{NTT'}{m'\lambda f} \tag{19}$$

여기서,

T' : 입력의 격자 크기 T : 필터의 격자 크기

m' : 입력 축소 배율 m : 필터 축소 배율

N : 입력, 필터의 격자수($N \times N$)

f : 렌즈의 초점거리 λ : 레이저의 파장

Ⅲ. 컴퓨터 시뮬레이션

필터, 입력, 상관 평면은 모두 128×128 이며 입력패턴의 화소수는 15×16 으로 하였다. 학습시킨 상관위치 P, Q, R, S는 각각 (16, 32), (48, 32), (80, 32), (112, 32)이었다. 각 학습위치 P, Q, R, S를 중심으로 32×64 화소를 각각 P지역, Q지역, R지역, S지역이라 할 때 상관첨두치 판별계수 K를 다음과 같이 정의한다.

$$K = \frac{1\text{에 대한 상관첨두치 평균} - 0\text{에 대한 각지역들의 최대값의 평균}}{1\text{에 대한 상관첨두치 평균}}$$

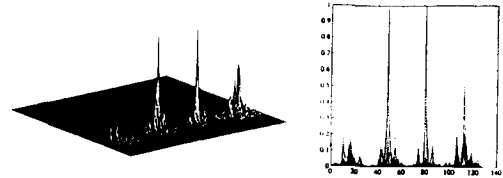
K값이 1에 가까울수록 좋은 인식 능력을 나타낸다. 10개의 입력을 학습시켜 설계한 BPOF1과 각 입력패턴들에 대한 상관값의 최대치와 K값을 표 1에 나타내었다.

표 1. P, Q, R, S 지역의 최대 상관값 및 상관판별계수

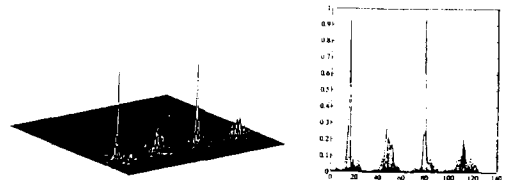
Table 1. Maximum correlation value and discriminant coefficient in P, Q, R, S region.

지역 입력	P	Q	R	S	K
1	0.1642	0.1943	0.1994	1.0000	0.83
2	0.1318	0.2899	1.0000	0.5002	0.69
3	0.1792	0.4099	1.0000	0.9912	0.70
4	0.2075	1.0000	0.3653	0.2456	0.73
5	0.1519	1.0000	0.3329	0.9878	0.75
6	0.1874	0.9814	1.0000	0.5145	0.65
7	1.2000	0.1795	0.1874	0.2747	0.79
8	0.1415	0.9872	0.9962	1.0000	0.86
9	1.0000	0.3518	0.3241	0.9815	0.66
0	0.2652	0.2992	1.0000	0.2092	0.74

설계한 BPOF1과 각 입력들과의 상관결과를 그림 5에 나타내었다. 상관평면의 각 화소에서의 상관값을 반시계 방향으로 90° 회전해서 본 3차원 그림이 왼쪽에, 그리고 이를 아래에서 올려다 본 그림이 오른쪽에 있다.



(a)



(b)

그림 5. BPOF1과 입력과의 상관결과

(a) 입력 6 (b) 입력 0

Fig. 5. Correlation between BPOF1 and input. (a) Input 6 (b) Input 0

표 2. BPOF2에 대한 상관판별계수

Table 2. Correlation discriminant coefficient of BPOF2.

그룹 입력	A	B	C	D
1	0.75	0.67	0.72	0.76
2	0.72	0.70	0.65	0.56
3	0.67	0.76	0.68	0.70
4	0.66	0.64	0.70	0.69
5	0.58	0.51	0.61	0.65
6	0.78	0.66	0.73	0.78
7	0.73	0.70	0.70	0.75
8	0.67	0.72	0.69	0.74
9	0.64	0.68	0.61	0.60
0	0.73	0.74	0.70	0.76

같은 방법으로 10개의 입력에 대해 각각 4개씩의 intraclass를 갖는 40개의 입력패턴을 학습시킨 BPOF2와 각 그룹의 입력과의 상관 결과를 그림 6에 나타내었다.

BPOF2를 이용한 클래스간의 판별과 동일 클래스 내의 패턴인식은 상관첨두치의 위치에 따라 이루어진다. 즉, 4개의 intraclass는 동일한 위치에서 상관첨두치가 나타남으로써 인식되며, 10개의 클래스는 각각 10개의 위치조합으로 판별되어 진다.

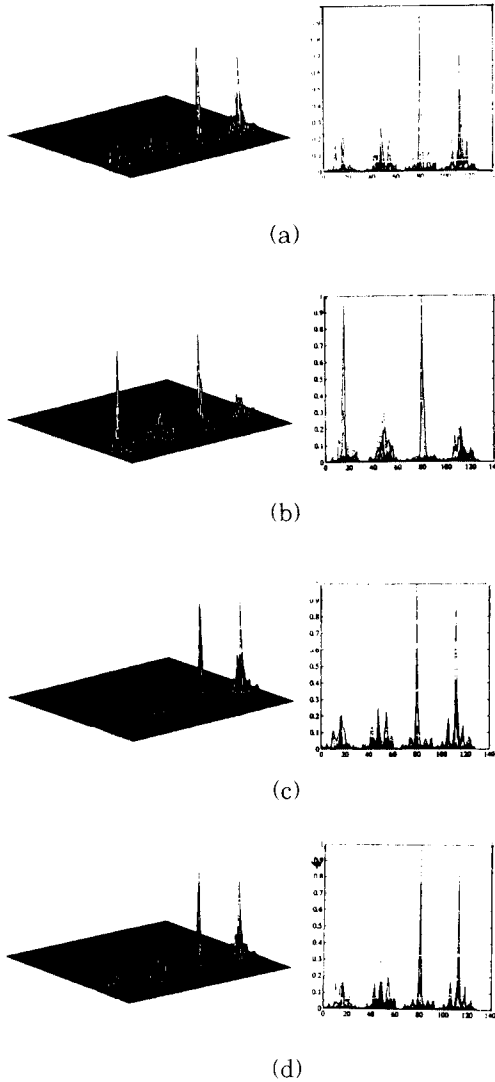


그림 6. BPOF2와 입력과의 상관결과

- (a) 그룹 A의 3 (b) 그룹 A의 0
- (c) 그룹 B의 3 (d) 그룹 C의 3

Fig. 6. Correlation between BPOF2 and input.

- (a) 3 in group A (b) 0 in group A
- (c) 3 in group B (d) 3 in group C

상관첨두치의 명확한 구분에 대한 척도를 나타내는

상관첨두치 판별계수 K를 각 입력 그룹에 대해 표 2에 정리하였다. 거의 모든 입력에 대해 K가 0.6이상으로서 이는 이진신호 0에 해당하는 지역의 부로브 최대값이 평균적으로, 1을 의미하는 상관 첨두치 세기의 40% 이하라는 것을 의미한다. 따라서 각 상관첨두치 값들은 위치로서 동일 클래스 인식 및 클래스간의 판별을 하기에 충분하다.

IV. 실험 및 결과고찰

주파수 평면에 놓여질 CGH와 입력의 푸리에 변환 값이 정확히 정합되기 위해서는 식 19를 만족해야 한다. 이 때 필름과 프린터의 분해능을 고려하여 배율 m을 정하고 초점길이 f를 정하기 때문에 f가 큰 값이 되거나 정확한 길이의 초점을 갖는 렌즈를 구하기 어려워진다. 따라서 일반적인 4-f 광 상관기 구조를 대신해서 그림 7과 같이 볼록렌즈와 오목렌즈를 조합하여 시스템의 길이를 줄이면서 원하는 초점거리를 얻는 방법을 사용하였다.

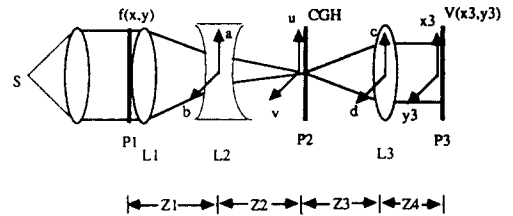


그림 7. 렌즈 조합을 이용한 광 상관기

Fig. 7. Optical correlator using the lens combination.

볼록렌즈 L₁의 초점거리를 f₁, 오목렌즈의 초점거리를 f₂라 할 때

$$Z_1 = (f_1 + f_2) - (f_1 f_2 / f) \tag{20}$$

$$Z_2 = f_2 (f_1 - f) / f \tag{21}$$

$$Z_4 = \frac{\Delta_3 Z_4 f_3 + f_3 - Z_4}{\Delta_3 (Z_4 - f_3)} \tag{22}$$

가 된다. CGH 패턴과 입력패턴들의 한 화소크기 T와 T'는 0.677 × 0.677 mm² 이며, CGH는 10배, 입력력은 6배의 광축소를 하였다. 따라서 필요한 초점거리 f는 154.6cm가 된다. 볼록렌즈 L₁의 초점거리를 f₁은 60.0cm, 오목렌즈 L₂의 초점거리를 f₂는 -10.0cm를 사용하였으며 이 때 Z₁은 53.9cm, Z₂는 15.8cm가 된

다. 역푸리에 변환렌즈 L_3 의 초점거리 Z_3 는 50.0cm이며, 식 22로부터 Z_4 는 153.2cm가 된다.

사진 1과 2에 입력패턴 6과 0에 대한 상관실험 결과를 나타내었다.

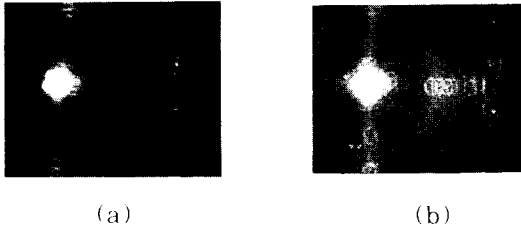
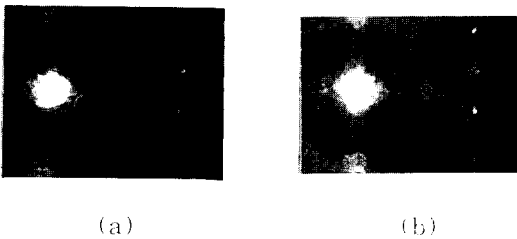
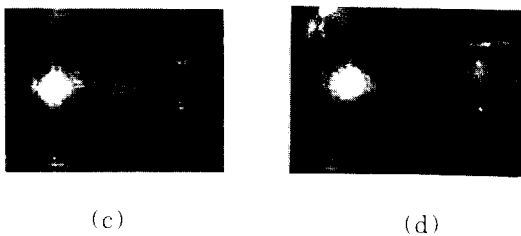


사진 1. BPOF1과 입력패턴과의 상관 실험결과
(a) 입력 6 (b) 입력 0
Photo 1. Correlation results of BPOF1 and input. (a) input 6 (b) input 0



(a) (b)



(c) (d)

사진 2. BPOF2와 입력패턴과의 상관 실험결과
a) 그룹 A의 6 b) 그룹 A의 0
c) 그룹 B의 6 d) 그룹 C의 6
Photo 2. Correlation results of BPOF2 and input.
a) 6 in group A b) 0 in group A
c) 6 in group B d) 6 in group C

왼쪽의 밝은 부분은 D.C.항이며 사진상에서 2cm 정도 떨어진 지점에서 수직방향으로 네 무리의 밝은 점들

이 나타난다. 이 때 빔 감쇄기(beam attenuator)를 사용하여 적당한 광량으로 threshold를 가한 결과이다. 위쪽이 고차 bit이며 아래쪽이 저차 bit이다. 사진상에 비교적 침예한 점으로 나타난 것이 상관 침두치이며 상관 침두치가 나타나는 위치로서 입력들을 판별할 수 있다. 즉, 위의 사진 2는 입력 0에 대해서 이진 신호 1010을 입력 6에 대해서는 0110을 보여주고 있다.

V. 결론

위상형태(phase type)의 필터인 BPOF를 진폭형태(amplitude type)의 CGH로 제작할 때 발생하는 정보의 손실, 광학 축소시 발생하는 가장자리 부근의 정보 손실등으로 인한 오차에도 불구하고 S.A. 기법으로 설계한 필터는 하나의 필터로써 많은양의 입력패턴을 인식할 수 있는 학습능력을 갖고 있으며 아울러 판별 능력도 뛰어난을 알 수 있다. 이론적으로는 2^N-1 (N은 학습위치의 수) 개의 입력을 학습시킬 수 있으나 실제로는 정보 손실로 인해 실제 필터용량은 이보다 적은 것이며, 이에 대한 정확한 분석이 요구되고 있다.

본 연구에서 제시한 방식은 다른 형태의 패턴과 변형된 입력에 대한 인식에도 적용할 수 있으며, 실제 시스템에 응용하기 위해서는 광·전자 복합 시스템의 구성에 대한 연구가 계속 되어야 한다고 본다.

參考文獻

[1] A.Vander Lugt, "Signal Detection by Complex Spatial Filtering", IEEE Tr. Inf. Theory, Vol. IT-10, pp.139-145, 1964.
 [2] W.Rozzi, D.Fetterly and D.Casasent, "Projection Synthetic Discriminant Function Performance", Opt. Eng., Vol. 23, No. 6, pp.716, 1984.
 [3] D.Casasent, "Unified Synthetic Discriminant Function Computational Formulation", Appl. Opt., Vol. 23, No. 10, pp.1620, 1984.
 [4] S.Kirpatric, C.D.Gelatt, Jr., and M.V. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing", Science, No. 220, pp.671, 1983.
 [5] S.Geman and D.Geman, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and

the Bayesian Restoration of Images". IEE Tr. Pattern Anal. Mach. Intel., Vol. PAMI-6, pp.712-741, 1984.

[6] D.E.Rumelhart, J.L.McClelland, and the PDP Research Group, "Parallel Distributed Processing", Cambridge, MIT Press, Vol. I, II, 1985.

[7] M.S.Kim and C.C.Guest, "Experiments on Annealed Binary Phase Only Filters Fabricated with Electron Beam Lithography". Appl. Opt., Vol. 29, pp. 3380, 1990.

[8] W.H.Lee, "Binary Synthetic Holograms", Appl. Opt., Vol. 13, No. 7, pp.1677-1682, 1974.

[9] M.W.Farn and J.W.Goodman, "Optimal Binary Phase-Only Matched Filters". Appl. Opt., Vol. 27, No. 21, pp.4431-4437, 1988.

[10] B.V.K.Vijaya Kumar and Z.Bahri, "Efficient Algorithm for Designing a Ternary Valued Filter Yielding Maximum Signal to Noise Ratio". Appl. Opt., Vol. 28, No. 10, pp.1919-1925.

[11] 전석희, 김창기, 정창규, 박한규, "Simulated Annealing 알고리즘을 이용한 공간 코딩 BPOF 특성에 관한 연구", 한국통신학회 신경회로망연구회 학술발표 논문집, pp. 66-70, 1992

著 者 紹 介



朴 成 鈞(正會員)

1962年 1月 4日生. 1985年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1987年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1994年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1994年 2月 ~ 현재 전자통신연구소 박사후 과정 연구중. 주 관심 분야는 광통신 및 무선통신 디바이스, 광패턴인식 등임.



鄭 倉 奎(正會員)

1965年 6月 22日生. 1988年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1990年 8月 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1991年 3月 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정 재학중. 주 관심 분야는 RF 변복조, 광통신 및 무선통신 디바이스, 광패턴인식 등임.



全 石 熙(正會員)

1959年 8月 16日生. 1981年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1983年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1990年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1991年 8月 ~ 현재 인천대학교 전자공학과 조교수. 주 관심 분야는 광패턴인식, 광통신시스템, 광전자공학 등임.

朴 漢 奎(正會員) 第 30 卷 A編 第 2號 參照

현재 연세대학교 전과공학과 교수