

# SA-MPOF의 유사 및 회전불변 광패턴인식 특성

正會員 尹 鎮 善\*, 李 演 璇\*, 金 男\*, 嚴 柱 旭\*\*, 朴 漢 奎\*\*\*

## Similar and Rotation Invariant Optical Pattern Recognition Characteristics of SA-MPOF

Jin Seon Yeun\*, Yeon Seon Lee\*, Nam Kim\*, Joo Uk Um\*\*,  
Han Kyu Park\*\*\* *Regular Members*

※본 연구는 충북대학교 국책 자유공모과제(과제번호: 95F-16)의 지원으로 수행된 것임

### 요 약

본 논문에서는 SA(simulated annealing) 알고리즘을 사용하여 유사한 입력이나 임의의 각도로 회전변화된 입력에 대해 뛰어난 인식 능력을 가지며, 역상의 상관출력을 제거하여 광효율 및 공간대역폭의 문제를 개선할 수 있는 다위상 필터(multiphase only filter: MPOF)를 설계하였다. SA에 의해 학습되어진 MPOF(SA-MPOF)의 유사 패턴인식 특성을 알아보기 위한 컴퓨터 모의실험 결과, 코사인 이진위상 필터(cosine BPOF: CBPOF)와 SA-BPOF에 비해 높은 상관 침투치와 우수한 판별력을 가짐을 확인하였다. 또한, 임의의 여러 각도로 회전변화된 패턴에 대해 학습과정을 거친 필터는 POF나 CBPOF가 갖는 회전변화에 따른 인식불능 특성을 극복할 수 있었다.

### ABSTRACT

In this paper, multiphase only filters(MPOFs) are designed using simulated annealing algorithm. These filters have excellent recognition characteristics for similar patterns or rotated patterns and enhance optical efficiency as well as spatial-bandwidth product by deleting mirror image. As the result of computer simulation to certify recog-

\* 충북대학교 정보통신공학과  
Dept. of Computer & Comm. Eng., Chungbuk Nat'l Univ.

\*\* 한국통신 초고속통신추진본부  
Infor. Super Highway Group, B-ISDN R&D Management  
Dept., Korea Telecom

\*\*\* 연세대학교 전자공학과  
Dept. of Electronic Eng., Yonsei Univ.

論文番號: 96013-0111

接受日字: 1996年 1月 11日

dition characteristics of similar patterns, simulated annealing-MPOF(SA-MPOF) has superior discrimination and higher correlation peak values than cosine binary phase only filters(CBPOF) and simulated annealing-BPOF(SA-BPOF). The filters having training process for rotated patterns of arbitrary possible angle can overcome that phase only filters(POF) and CBPOF can't recognize rotated input patterns.

## I. 서 론

1960년대 초 A. Vander Lugt<sup>[1]</sup>에 의해 코히어런트(coherent) 광원을 이용하여 광진폭과 위상정보를 동시에 기록할 수 있는 공간 정합필터(matched spatial filter:MSF)가 제안된 이래 광 패턴인식 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 특히, 실시간처리가 가능한 여러 유형의 공간 광변조기(spatial light modulator:SLM)의 개발로 인하여 그 효율성이 점차로 증대되고 있고<sup>[2]</sup>, 1984년 J. L. Horner에 의해 위상 필터(POF)의 개념<sup>[3,4]</sup>이 제안된 이후로는 이를 기초로 하는 많은 필터 알고리즘이 판별의 기준, 상관 점두치, 효율성의 극대화 등의 문제를 해결하기 위해 제안되고 있다<sup>[5]</sup>.

위상 필터들 중 연속위상을 이진단계로만 한정시킨 이진위상 필터(binary phase only filter:BPOF)는 높은 광효율과 우수한 상관 능력 때문에 지금까지 상당한 관심을 끌어들였다. 이진화 과정으로 인하여 기존의 디지털 신호처리 기술에 그대로 적용이 가능하기 때문에 실시간 광 패턴인식 시스템에 널리 사용되는 공간 광변조기에 매우 효율적으로 사용될 수 있다<sup>[6]</sup>. 그러나 이진화 과정에서 역상의 상관출력 값을 발생 시킴으로 신호 대 잡음비(signal to noise ratio)를 저하시킬 뿐만 아니라 필터평면의 공간대역폭곱(space-bandwidth product:SBWP)을 반으로 제한한다. 반면, 다위상 필터(multiphase only filter:MPOF)는 여러 단계의 위상을 사용함으로써 이진 위상 필터에서 나타나는 역상의 문제점을 제거할 수 있기 때문에 보다 높은 광효율과 상관 능력을 가지며 공간 활용도를 높일 수 있는 광 상관기의 구현이 가능하다<sup>[6,9]</sup>.

기존의 광 패턴인식 시스템에서 제안되어 온 필터 알고리즘들은 유사한 입력패턴들을 효율적으로 판별하지 못할 뿐만 아니라 입력의 이동, 회전 그리고 크기 변화 등 변형된 입력에 대해서는 상관면에서 신호 대 잡음비가 현저하게 떨어지는 단점을 지니고 있다.

이러한 문제점 때문에 실시간 광 패턴인식 시스템의 응용에 많은 제약을 받아 왔고, 개선된 광 상관기의 구현을 위해 공간 좌표변환 기법을 이용한 Fourier-Mellin 변환<sup>[10]</sup>, SDF(synthetic discriminant function)<sup>[11]</sup>, Radon 변환<sup>[12]</sup>, 순환 고조파 필터(circular harmonic filter:CHF)<sup>[13]</sup>, 웨이브릿 정합필터<sup>[14]</sup> 등을 이용한 광 상관기의 구현에 많은 연구가 진행되고 있지만 주어진 상황과 조건하에서만 향상된 상관 특성을 갖는 문제점을 지니고 있다<sup>[15]</sup>.

1983년 S. Kirkpatrick 등은 통계적 메커니즘에 근거하여 조합 최적화 문제들(combinational optimization problems)의 본래 해에 보다 근사한 값을 찾아내는 알고리즘인 simulated annealing(SA) 알고리즘을 제안하였고, 이 알고리즘을 세일즈맨이 도시들을 최단 거리로 여행하는 문제(traveling salesman problem)와 전자회로 설계 등의 최적화에 응용하였다<sup>[16]</sup>. 그 후 SA 알고리즘은 영상처리 분야의 영상복원<sup>[17]</sup>, phase retrieval<sup>[18]</sup>, network tearing<sup>[19]</sup>, 그래프 분할(graph partitioning)<sup>[20]</sup> 등에 응용되었으며 광 정보처리 분야에서도 응용되기 시작하였다. SA 알고리즘의 장점은 지역 최소치를 벗어나 전역최소치로 수렴이 가능하다는 것이다. 또한 변수가 많은 문제, 즉 지역최소치를 많이 갖는 문제의 최적화에 유용하다. 따라서 원하는 상관 결과를 갖는 BPOF나 MPOF의 각 화소 조합을 최적화 하는 문제의 경우, 많은 지역최소치를 가지므로 SA 알고리즘은 응용하기에 적합하다.

본 논문에서는 SA 알고리즘을 사용하여 유사 패턴 및 회전 불변 패턴인식에 우수한 기능을 수행하며, 기존의 BPOF에서 나타나는 역상을 제거함으로써 광 효율 및 공간 대역폭 곱의 문제를 해결할 수 있는 SA-MPOF를 설계하고 기존 필터들과의 비교를 통해 광 상관 특성을 분석하였다.

## II. 최적화 기법

주어진 시스템에서 에너지함수의 최소 또는 최대 값을 찾기 위한 여러가지 방법들이 지금까지 많이 연구되어 왔다. 그 중 많이 사용되어온 경사 감소법이나 직접탐색법 등은 독립 변수가 많아지게 되면 지역 최소치(local minimum) 문제를 야기시킨다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 신경망(neural network) 알고리즘들 중 하나인 SA 알고리즘을 사용한다.

SA는 조합 최적화문제에 급속의 담금질(annealing) 개념을 적용한 반복 알고리즘으로써 1980년대 초 S. Kirkpatrick 등에 의해 제안되었다. 담금질이란 고체를 가열하여 녹인후 그것이 완전한 격자상태의 결정체가 될 때까지 식히는 과정을 말하며 이러한 과정을 거치게 되면 그 고체의 자유에너지가 최소화된다. 이와 유사한 과정을 조합 최적화 문제에도 적용할 수 있으며, 이 과정은 최소 에너지를 구하는 문제로 공식화되어질 수 있다. 여기서 에너지함수와 자유에너지 사이의 관계 그리고 최적해와 격자 상태의 상호 유사성을 고려하여 최소 에너지를 구할 수 있게 된다.

대부분의 최적화 알고리즘들은 지역 최소치에 빠지게 되면 전역 최소치(global minimum)로의 수렴이 불가능한 데 비하여 SA 알고리즘은 에너지가 증가하는 방향으로의 상태천이를 허용하므로 전역 최소치의 수렴이 가능하다. SA 알고리즘은 새로운 에너지값을 선택할 때 계단함수(step function) 대신 확률값을 적용하며 이때의 확률  $P$ 는 각 상태의 에너지값으로부터 볼츠만(Boltzmann) 분포에 의해 주어진다.

$$P(\Delta E) = \frac{1}{\exp(\Delta E/T)} \quad (1)$$

여기서,  $T$ 는 온도를 나타내는 변수,  $\Delta E$ 는 에너지 변화량이며,  $T$ 의 값에 따라 확률  $P(\Delta E)$ 가 바뀌게 된다. 만약,  $\Delta E$ 가 음의 값을 가지면 무조건 그 상태를 허용하고,  $\Delta E$ 가 양의 값을 가지면 온도에 따른 Boltzmann 분포에 의해 상태의 허용 여부가 결정된다. 온도  $T$ 가 크면  $P(\Delta E)$ 는  $\Delta E$ 의 값에 둔감해 지므로 에너지가 증가하는 방향으로의 상태천이를 허용할 확률이 높아지고,  $T$ 가 작으면  $P(\Delta E)$ 는  $\Delta E$ 의 값이 음수인지 양수인지에 따라 민감해지므로 에너지가 증가하는 방향으로의 상태천이를 허용할 확률이 낮아지게 된다.

일반적으로 온도  $T$ 는 높은 온도에서 출발하여 낮추어 가다가 평형상태에 도달하면 그 상태가 깨지지 않도록 서서히 온도를 낮추어 최종적으로 0의 극한에 도달한다. 여기서 중요한 것이 온도  $T$ 를 낮추는 방법이다. 온도를 너무 급속히 낮추면 평형상태를 이루어도 최소 에너지 상태에 도달할 확률이 적고, 너무 천천히 낮추면 최소 에너지에 도달할 확률은 커지지만 많은 반복이 필요하기 때문에 시간이 오래 걸린다. 1984년 S. Geman과 D. Geman은 온도가  $1/\log(T+1)$  보다 빠르지 않게 감소하면 에너지가 전역 최소치로 수렴함을 증명하였다<sup>[2]</sup>.

본 논문에서는 반복 계산량을 줄이기 위해 높은 온도에서는 비교적 큰 감소폭을 갖고, 낮은 온도에서는 적은 감소폭을 갖는 다음과 같은 cooling schedule을 사용하였다.

$$T = (D_T)^n T_{initial}, \quad n: \text{반복지수}$$

$$D_T = (T_{final}/T_{initial})^{1/q}, \quad q: \text{전체 반복횟수} \quad (2)$$

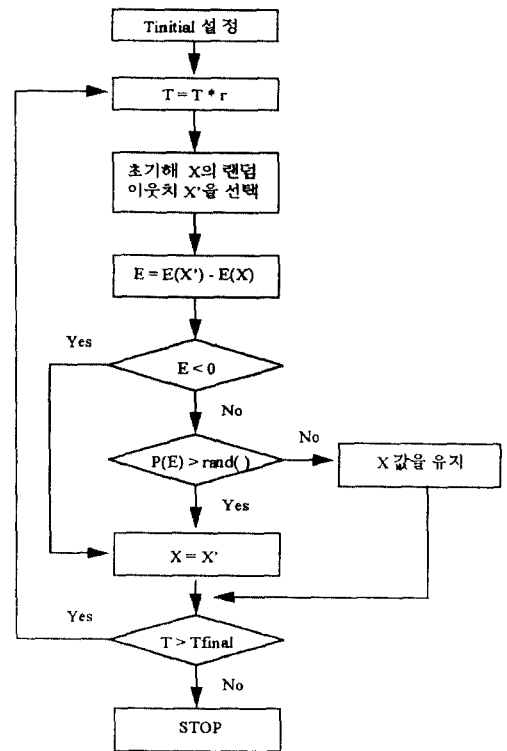


그림 1. 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘  
Fig. 1 Simulated Annealing algorithm

SA 알고리즘은 최적화 문제 뿐만 아니라 패턴인식에서 패턴을 분류할 경우에 매우 유용하며 순회 판매원 문제(traveling salesman problem), VLSI의 배치문제(placement problem)의 근사해를 구하는 경우 등에 응용되고 있다. SA 알고리즘의 순서도는 그림 1과 같다.

### III. 패턴인식을 위한 다위상 필터의 설계

MPOF에서 각 화소의 위상은  $0 \sim 2\pi$  사이의 연속적인 위상을 세 단계 이상의 단계적 위상성분으로 제한함으로써 구성된다. MPOF의 필터함수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$H(u, v) = \exp[j\phi(u, v)] \quad (3)$$

여기서,  $\phi(u, v)$ 는  $i$ 의 위상단계를 갖는 필터  $H(u, v)$ 의 위상성분이며,  $u, v$ 는 공간 주파수 평면상의 좌표를 나타낸다. 본 논문에서는 필터의 위상으로 8 단계의 위상( $0, \pi/4, 2\pi/4, 3\pi/4, \pi, 5\pi/4, 6\pi/4, 7\pi/4$ )이 사용되었으며, 위상  $\phi$ 가 시스템 변수로써 정의된다.

공간 평면(space domain)에서의 입력패턴을  $s(x, y)$ 라 할때, 필터 평면(spatial frequency domain)에서의 빛의 분포  $G(u, v)$ 는 입력패턴의 푸리에 변환값인  $S(u, v)$ 와 MPOF  $H(u, v)$ 의 곱으로 나타낼 수 있다.

$$G(u, v) = S(u, v) \cdot H(u, v) \quad (4)$$

입력패턴과 MPOF가  $M \times N$  화소로 구성된 이산적인 값이라 생각하고 식 (4)를 역 푸리에 변환하면 다음과 같다.

$$g(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} S(u, v) \cdot H(u, v) \cdot \exp[-2\pi j(xu/M + yv/N)] \quad (5)$$

상관 출력평면에서 입력패턴과 MPOF의 이산 상관값으로  $|g(x, y)|^2$ 이 나타나며 최적필터 설계시 에너지 함수에 사용된다.

입력패턴  $i$ 에 대한 에너지 함수는 다음과 같다.

$$E_i = [TAR - COR_i]^2 \quad (6)$$

여기서,  $COR_i$ 는 입력패턴과 필터와의 상관값을 나타내며,  $TAR$ 는 목표값을 나타낸다. 전체 에너지는 각각의 입력패턴에 대한 에너지 함수의 합으로써 표현될 수 있다.

$$E_{total} = \sum_{i=1}^N E_i, \quad N: \text{입력패턴의 수} \quad (7)$$

또한, 입력패턴과 필터의 상관값  $COR$ 은 목표값  $TAR$ 에 따라 '1' 또는 '0'으로 수렴하게 설계되어질 수 있다. 이러한 학습과정을 통하여 하나의 필터로써 구별하기 힘든 유사 패턴이나 회전된 패턴의 인식이 가능하다.

SA 알고리즘을 이용한 최적필터의 설계를 위하여 먼저, 필터 각 화소들을 8 단계의 위상값으로 랜덤하게 구성하고 초기온도  $T_{initial}$ 을 임의로 정한 후 초기 에너지를 계산한다. 그리고 한 화소의 위상값을 새로운 위상값으로 바꾼다음 에너지를 계산한다. 이전의 위상값  $\phi_{old}$ 에 대한 에너지 함수를  $E(\phi_{old})$ 라 하고 새로운 위상값  $\phi_{new}$ 에 대한 에너지함수를  $E(\phi_{new})$ 라 할 때 에너지 차  $\Delta E$ 는 다음과 같이 계산되어진다.

$$\Delta E = E(\phi_{new}) - E(\phi_{old}) \quad (8)$$

만약,  $\Delta E < 0$ 이면 무조건  $\phi_{new}$ 를 받아들이고, 그렇지 않은 경우에도 확률적으로  $\phi_{new}$ 를 받아들이게 된다. 그러나 이 확률이 적용되지 않는 경우는  $\phi_{old}$ 를 유지하게 된다.

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

식 (9)는 식 (1)의 불쯔만 확률분포의 수정된 형태로써,  $P(\Delta E)$ 의 최대값이 0.5 이므로 안정상태로 가는 시간을 식 (1) 보다 많이 줄일 수 있다. 실제 설계시  $P(\Delta E) > rand()/32767$ 인 경우는 받아들이고 아닌 경우는 버린다. 이때  $rand()$ 는 1~32767까지의 정수를 균일한 분포로 만드는 랜덤함수이다. 위와 같은 과정을 식 (2)와 같이 온도  $T$ 를 감소시켜 가며 계속적으로 반복하게 되면 에너지 함수를 최소로 만드는 최적화된 MPOF를 얻을 수 있게 된다.

입력패턴 및 필터의 화소수  $M \times N$ 은  $128 \times 128$  화소이며, 초기온도  $T_{initial}$ 은  $10^{-2}$ 으로 정하고  $10^{-7}$ 까지 낮추어 가며 200회 반복실행하였다. 입력을 푸리에 변환하여 필터에 곱하고 다시 푸리에 변환을 하므로 매우 많은 계산시간을 요구한다. 입력패턴이 많아지면 시간은 급수적으로 증가하며, 따라서 본 논문에서는 두가지 방법을 이용해 계산시간을 줄였다. 먼저, 입력패턴을 받아 푸리에 변환을 하는 대신 빠른 연산을 장점으로 하는 MATLAB 소프트웨어를 이용해 푸리에 변환을 한 후 이를 ASCII 코드로 변환하여 프로그램의 입력 데이터로 사용하였다.

그림 2는 회전된 패턴 'A'를 동일 패턴으로 인식하도록 설계된 SA-BPOF의 에너지 수렴 과정이다. 그림에서 보는 바와 같이 반복횟수(iteration number)가 증가함에 따라 에너지 함수가 점차 '0'으로 수렴해 감을 볼 수 있다.

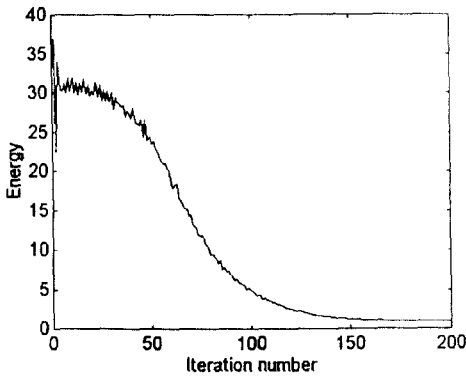


그림 2. 에너지 수렴  
Fig. 2 Energy convergence

#### IV. 컴퓨터 모의실험 및 고찰

##### 1. 다위상 필터의 유사 패턴인식 특성

유사 패턴인식 특성을 살펴보기 위하여 POF, cosine BPOF(CBPOF), SA 알고리즘이 적용된 BPOF(SA-BPOF), MPOF(SA-MPOF)를 이용하여 각 입력 패턴에 대한 상관 특성을 알아보았다. 필터는  $128 \times 128$  화소의 (32, 32) 위치에  $16 \times 16$  화소로 구성된 기준

패턴 '이'의 중심을, (32, 96) 위치에 기준 패턴 '어'의 중심을 위치시킨 후 해당 필터의 알고리즘을 사용하여 설계하였다. 그림 3은 사용된 입력 패턴으로  $128 \times 128$  화소의 중앙에 위치하도록 하여 상관 출력을 조사하였다.

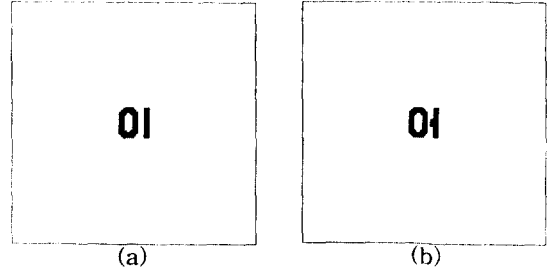


그림 3. 입력패턴  
Fig. 3 Input patterns

그림 4는 각 입력에 대하여 SA 알고리즘이 적용되지 않은 기존의 CBPOF의 상관 출력 결과이고, 그림 5과 그림 6은 SA 알고리즘이 적용된 BPOF와 MPOF의 상관 출력 결과로써, 기준 패턴의 필터 정보가 존재하는 위치에 입력된 패턴이 분류되어 나타나게 된다. 상관 출력 결과는 MATLAB 소프트웨어를 이용하여 2차원과 3차원적으로 표현하였다. 또한 본 논문에서는 유사 패턴간의 인식 능력을 나타내기 위해 상관 판별계수  $R$ 을 사용하였다.

$$R = \frac{\text{자기 상관 첨두치} - \text{상호 상관 첨두치}}{\text{자기 상관 첨두치}} \quad (10)$$

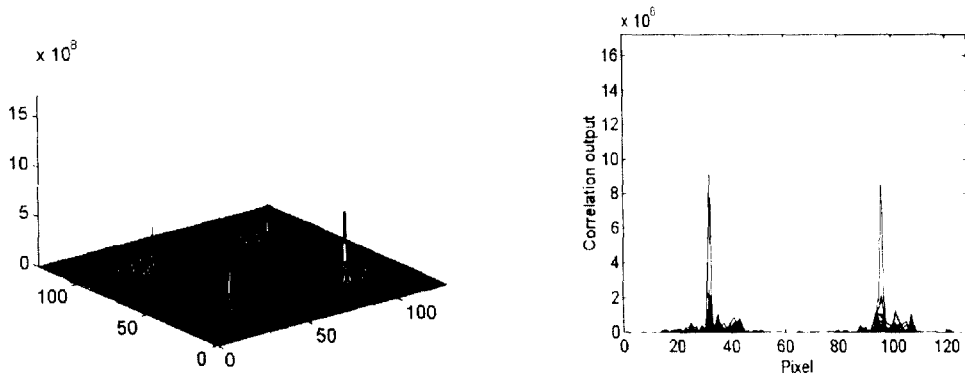
그러나 이것은 잡음에 대한 효과를 고려하지 않은 것이며, 여기서  $R$ 값이 '1'에 가까울수록 필터는 우수한 인식 능력을 나타낸다. 표 1과 표 2에는 각 필터에 대한 상관 첨두치와 상관 판별계수를 나타내었다.

컴퓨터 모의실험 결과, 기존의 CBPOF는 입력 패턴 '어'에 대해서는 양호한 인식 능력을 보였으나 입력 패턴 '이'에 대해서는 자기 상관 첨두치의 90%가 넘는 상호 상관 첨두치를 나타냄으로 전혀 인식 기능을 수행할 수 없었다. 그러나 SA 알고리즘에 의해 학습과정을 거친 BPOF와 MPOF는 입력 패턴 '이'와

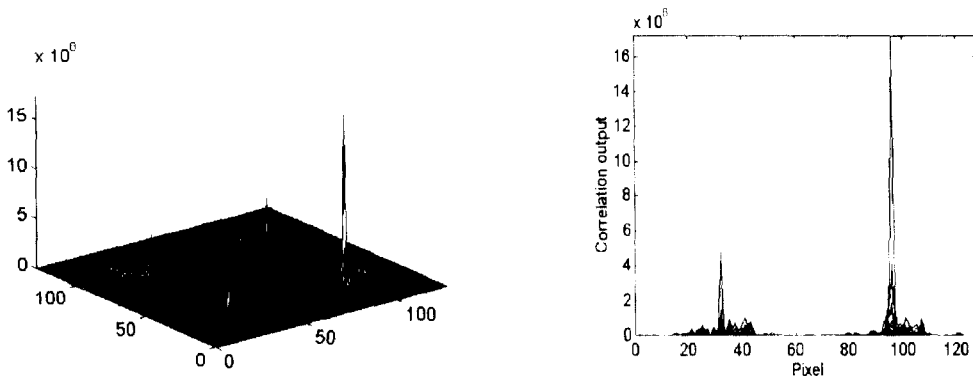
'어'에 대하여 상관 판별계수  $R$ 이 약 0.7의 값을 가지며, 편차가 적은 균일한 상관 침두치를 가짐으로 SA 알고리즘이 적용되지 않은 CBPOF에 비하여 유사 패턴인식에 대해 개선된 패턴인식 능력을 나타냄을 알 수 있다.

또한, BPOF를 이용한 패턴인식의 경우는 BPOF의 특성상 원점에서 대칭인 형태로 역상에 대한 상관값이 존재한다. 그림 4와 그림 5의 CBPOF와 SA-BPOF에 의한 상관 출력 결과에서도 알 수 있듯이 역상에 대한 상관 출력으로 인하여 상관 위치외에 (96, 96),

(96, 32)의 위치에서도 상관 출력이 나타났다. 이러한 역상에 대한 상관값의 존재는 상관 평면에서 학습 위치를 반쪽 평면만으로 제한시키며, 따라서 필터의 최대 학습용량을 반감시키게 된다. 그러나 그림 6의 SA-MPOF의 경우는 원하는 상관 위치인 (32, 32), (32, 96)의 위치에서만 상관 출력이 나타나고 BPOF에서 나타나는 역상이 제거됨으로써 필터의 최대 학습 용량을 증가시킬 수 있게 된다. 또한, 표 1의 상관 침두치를 비교해 보면 역상이 제거된 SA-MPOF가 SA-BPOF에 비해 2배에 달하는 자기 상관 침두치를 가지며, 향

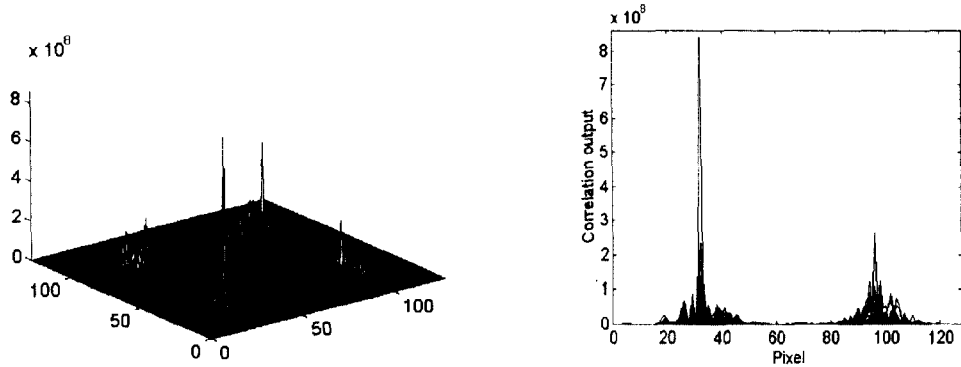


(a) 입력패턴 '어'에 대한 상관 출력  
(a) Correlation output for input pattern '어'

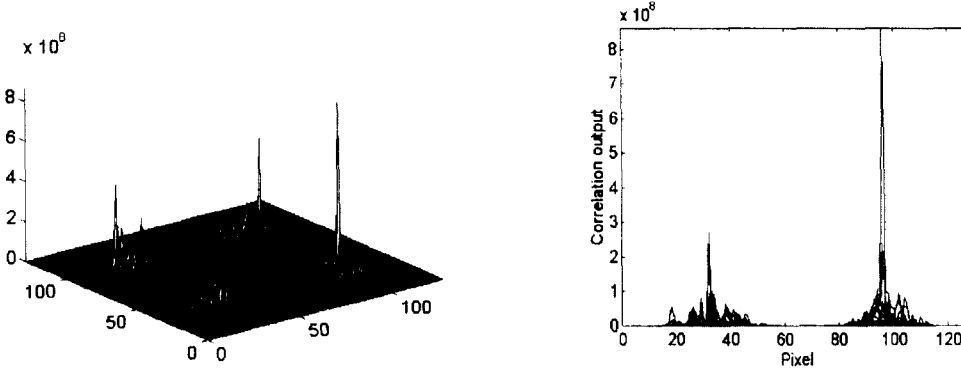


(b) 입력패턴 '어'에 대한 상관 출력  
(b) Correlation output for input pattern '어'

그림 4. CBPOF의 상관 결과  
Fig. 4 Correlation results of CBPOF



(a) 입력패턴 '이'에 대한 상관 출력  
(a) Correlation output for input pattern '이'



(b) 입력패턴 '어'에 대한 상관 출력  
(b) Correlation output for input pattern '어'

그림 5. SA-BPOF의 상관 결과  
Fig. 5 Correlation results of SA-BPOF

상된  $R$ 값을 나타냄으로써 유사 패턴인식에 대해 우수한 인식 능력을 나타내었다. 그러므로 SA 알고리즘이 동일하게 적용된 필터의 경우, 두 단계의 위상을 사용한 BPOF 보다 MPOF의 패턴인식 능력이 뛰어난 것을 확인하였다.

2. 다위상 필터의 회전 불변 특성

필터의 회전 불변 특성을 살펴보기 위해 SA 알고리즘에 의해 학습되어진 세종류의 필터 MPOF1, MPOF2 그리고 MPOF3를 설계하였다. SA-MPOF1은  $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$  회전되어진 문자 'A'와 유사패턴인 '△' 모양이 학습되어졌고, SA-MPOF2는  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ,$

표 1. 각 필터에 대한 상관 첨두치

Table 1. Correlation peak values for each filter

(단위 :  $\times 10^8$ )

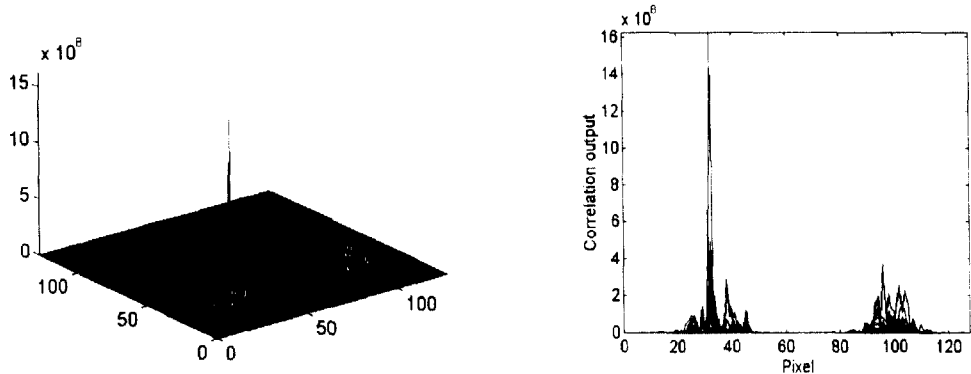
입력	CBPOF		SA-BPOF		SA-MPOF	
	AC	CC	AC	CC	AC	CC
이	9.14	8.50	8.44	2.63	16.24	3.72
어	17.23	4.84	8.60	2.73	16.02	4.18

AC : Autocorrelation    CC : Crosscorrelation

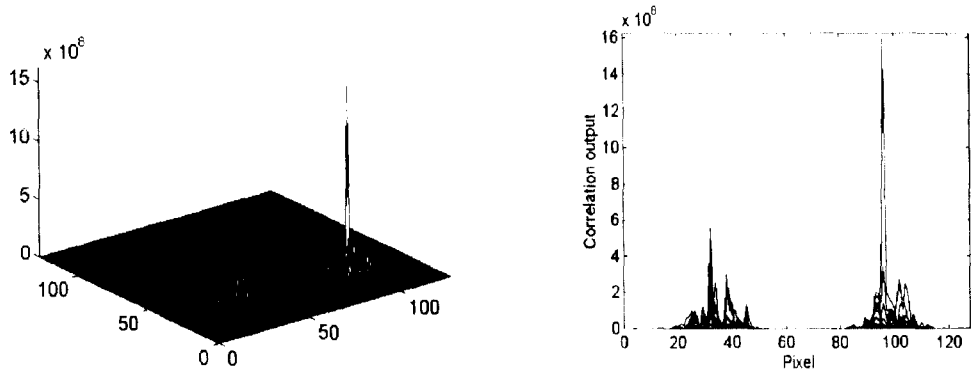
표 2. 각 필터에 대한 상관 판별계수  $R$

Table 2. Correlation discrimination parameter  $R$  for each filter

입력	CBPOF	SA-BPOF	SA-MPOF
이	0.070	0.688	0.771
어	0.719	0.683	0.740



(a) 입력패턴 '이'에 대한 상관 출력  
(a) Correlation output for input pattern '이'



(b) 입력패턴 '어'에 대한 상관 출력  
(b) Correlation output for input pattern '어'

그림 6. SA-MPOF의 상관 결과  
Fig. 6 Correlation results of SA-MPOF

180°, 225°, 270°, 315° 회전되어진 8개의 'A' 문자와 '△' 모양이 학습되어졌으며, SA-MPOF3는 SA-MPOF2에서 학습된 패턴에 65°, 155°, 245°, 335° 회전된 문자가 추가로 학습되어졌다. 이러한 학습 과정을 통해 회전된 학습 패턴 'A'를 최적으로 중첩시켜 동일 패턴으로 인식하게 함으로써 원하는 위치에 상관 출력이 나타나도록 하였다. 기준 패턴 'A'는 128×128 화소의 (32, 32)를 기준으로 위치하게 되며, 입력 패턴은 회전 불변 특성을 측정하기 위하여 0°, 25°, 45°, 65°, 90°, 115°, 135°, 155°, 180°, 225°, 245°, 270°, 315°, 335° 회전되어진 14개의 'A' 문자와 유사패턴인 '△' 모양

으로 구성하였다. 입력 패턴들 가운데 0°, 25°, 90°, 225°, 335° 회전되어진 패턴들과 '△' 모양을 그림 8에 나타내었다.

(32, 32) 위치에서 각 입력 패턴에 대한 POF, cosine BPOF(CBPOF), SA 알고리즘이 적용된 BPOF(SA-BPOF)와 SA-MPOF1, SA-MPOF2 그리고 SA-MPOF3의 상관 척도치를 표 3에 나타내었다. SA 알고리즘이 적용되지 않은 POF와 CBPOF는 회전된 입력에 대해서 상관 척도치간의 편차가 크고 양호하지 못한 인식능력을 나타내었고, 유사패턴에 대해서도 판별이 전혀 안되었지만, SA 알고리즘이 적용된 SA-BPOF,



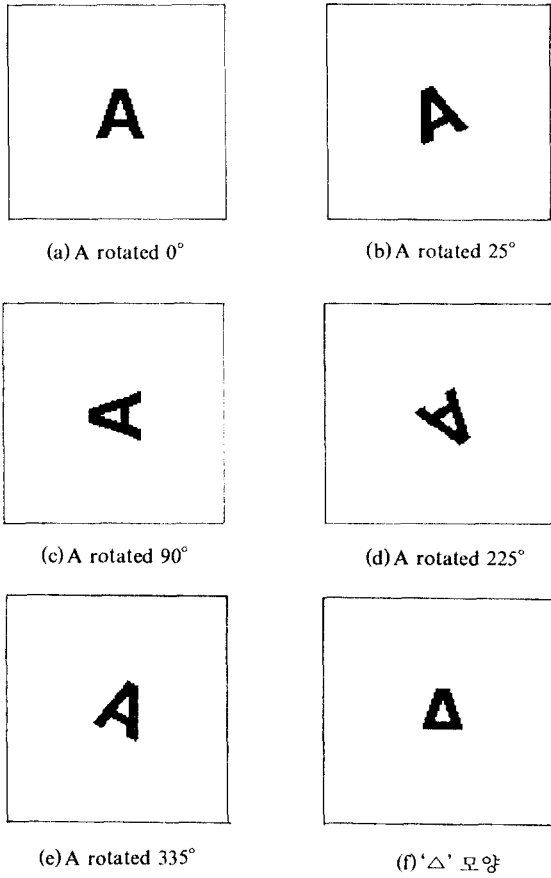


그림 8. 입력패턴  
Fig. 8 Input patterns

SA-MPOF1, SA-MPOF2, SA-MPOF3는 회전된 입력에 대해서 학습된 패턴일 경우 상관 첨두치간의 편차가 적고 양호한 인식능력을 나타내었으며, 유사패턴에 대해서 판별이 우수함을 확인할 수 있다.

MPOF1의 설계시 학습 패턴으로 사용된 0°, 90°, 180°, 270° 회전된 문자 'A'와 '△' 모양이 입력으로 들어왔을 경우에 대한 상관 출력 결과, 학습과정을 거친 회전된 문자 'A'에 대해서는 상관 첨두치들이 SA-BPOF의 상관 첨두치들에 비해 약 2배 이상에 달하는 첨예한 값들을 보였고 상관 첨두치들간의 편차도 아주 작았으며, 유사패턴인 '△' 모양에 대해서는 상관이 거의 일어나지 않았음을 확인할 수 있다. 그러나 학습되지 않은 25°, 45°, 65°, 115°, 135°, 155°, 225°, 245°, 315°, 335° 회전된 문자 'A'에 대해서는 입력 패턴에 대한 인식 능력이 떨어지는 것을 알 수 있다. 그림 9에 '△' 모양과 0°, 90°, 225° 회전된 입력에 대한 SA-MPOF1의 상관 출력을 나타내었다.

그림 10은 5개의 패턴이 학습된 MPOF1에 45°, 135°, 225°, 315° 회전된 'A'를 추가로 학습시켜 구성한 MPOF2에 의한 상관 출력 결과이고, 그림 11은 13개의 패턴이 학습된 MPOF3에 의한 상관 출력 결과이다. 컴퓨터 모의실험 결과, 학습의 수를 증가시켜 구성한 MPOF2와 MPOF3의 경우 학습되어진 패턴이 입력으로 들어왔을 경우에 대해서는 상관 첨두치들이 SA-BPOF의 상관첨두치들보다 2배 이상으로 출

표 4. 회전변화된 입력패턴들에 대한 상관 첨두치  
Table 4. Correlation peak values for rotated input patterns

Input pattern	POF	CBPOF	SA-BPOF	SA-MPOF1	SA-MPOF2	SA-MPOF3
A rotated 0°	152.6	60.02	10.56	23.32	22.73	18.41
A rotated 25°	10.43	3.886	4.275	5.103	6.826	8.279
A rotated 45°	9.528	5.499	9.568	4.263	25.64	21.25
A rotated 65°	4.784	4.693	9.590	4.916	6.394	21.07
A rotated 90°	8.565	3.576	10.32	24.98	25.35	21.75
A rotated 115°	10.79	4.641	4.307	6.506	7.957	8.644
A rotated 135°	14.66	5.664	9.397	4.878	23.93	21.07
A rotated 155°	5.895	3.992	9.341	4.515	6.189	19.89
A rotated 180°	10.03	60.02	10.56	24.53	24.32	21.74
A rotated 225°	16.36	5.499	9.568	4.519	24.43	21.03
A rotated 245°	10.79	4.693	9.590	6.224	8.275	21.15
A rotated 270°	8.565	3.576	10.32	2.539	25.26	21.93
A rotated 315°	4.959	5.664	9.397	4.952	24.74	21.51
A rotated 335°	10.44	3.992	9.341	5.371	5.809	20.51
'△' 모양	71.89	27.66	5.741	4.087	5.879	7.895

(단위: ×10<sup>6</sup>)

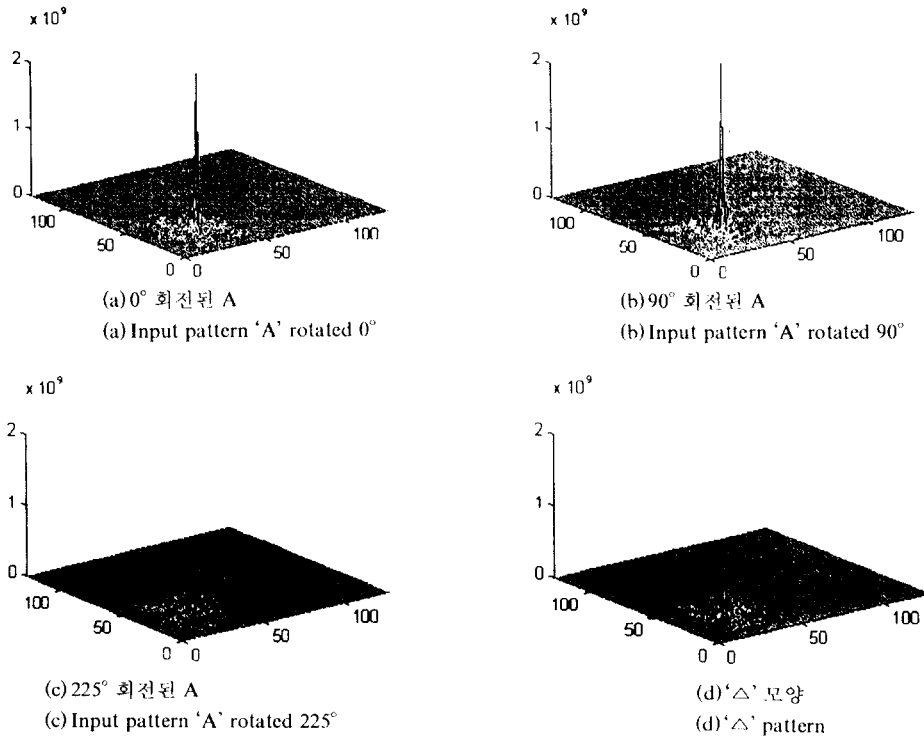


그림 9. SA-MPOF1의 상관 출력

Fig. 9 Correlation output of SA-MPOF1

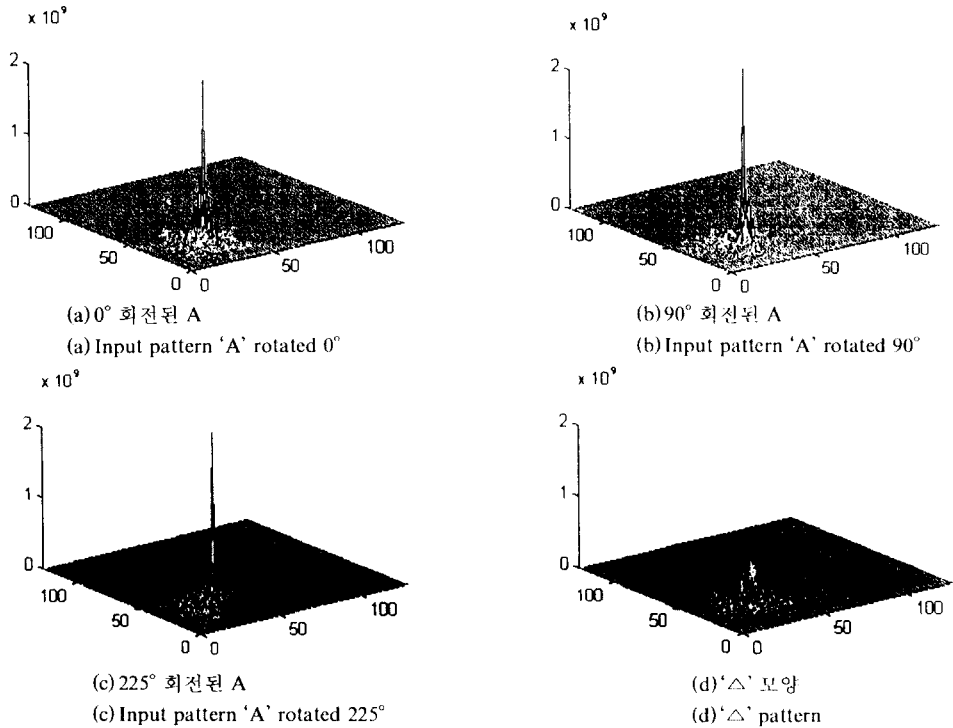


그림 10. SA-MPOF2의 상관 출력

Fig. 10 Correlation output of SA-MPOF2

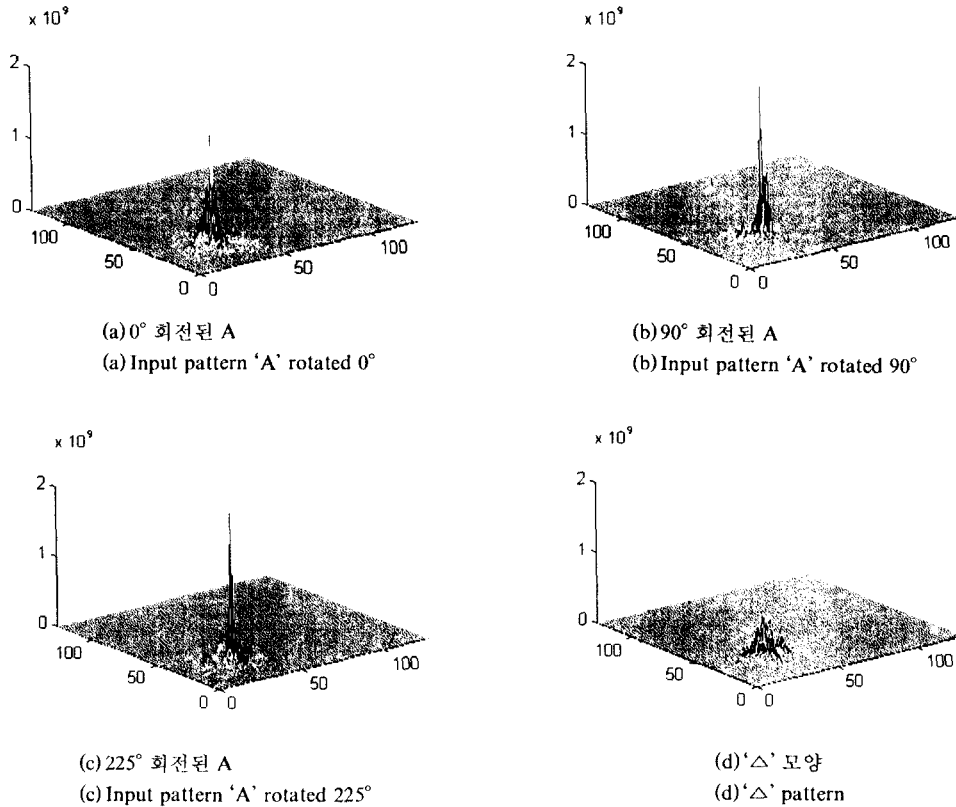


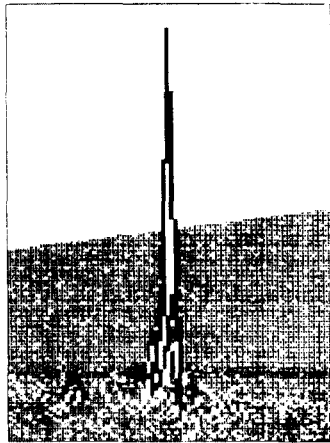
그림 11. SA-MPOF3의 상관 출력  
Fig. 11 Correlation output of SA-MPOF3

력되었고 편차가 아주 적게 나타났으며, 유사패턴에 대해서도 우수한 판별능력을 보였다. 또한, 학습이 안된 패턴이지만 25°, 115° 회전된 패턴에 대해서는 SA-MPOF3는 SA-MPOF1의 상관 첨두치들보다  $2 \times 10^8 \sim 3 \times 10^8$ 이 더 높게 나타남으로써, 학습의 수를 증가시킬수록 인식 능력이 높아짐을 알 수 있다. 그러나, 학습의 수를 증가시킨 필터의 경우는 학습패턴의 수가 늘어남에 따라 부엽이 늘어남을 그림 12에서 확인할 수 있다. 그림 12는 0°, 90° 회전된 A가 입력으로 들어왔을 경우 (32, 32) 위치에서 SA-MPOF1과 SA-MPOF3를 비교한 것으로, SA-MPOF1에 비해 SA-MPOF3는 상관첨두치가 낮아졌으며 부엽이 많이 발생됨을 알 수 있다. 따라서, 많은 수의 패턴을 학습시킨 필터는 우수한 인식 능력을 나타내긴 하지만 부엽이 늘어나고 필터를 구성하는 시간이 오래 걸리게 되므로 학습

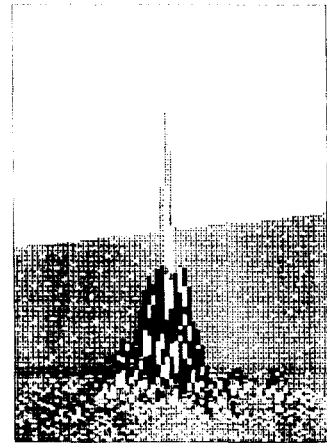
패턴의 수와 계산시간 사이에 적절한 절충(trade-off)이 있어야 한다.

## V. 결 론

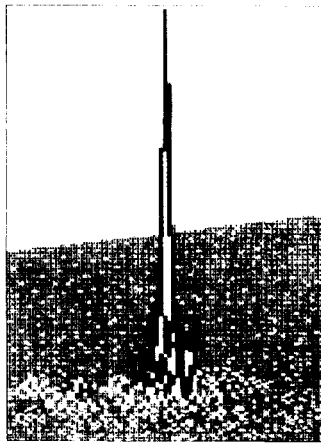
본 논문에서는 SA 알고리즘을 적용한 다위상 필터(SA-MPOF)를 설계하여 유사 및 회전변화된 패턴에 대한 광상관 특성을 기존의 POF, CBPOF, SA-BPOF 등과 비교 분석하였다. 그 결과 유사 패턴인식을 위한 SA-MPOF의 경우 BPOF의 상관 출력에서 나타나는 역상이 제거됨으로 BPOF에 비해 높은 자기 상관 첨두치의 세기를 가지며, 상관 판별계수  $R$ 이 '1'에 가까운 값을 나타냄으로써 구별하기 힘든 유사 패턴을 우수하게 인식함을 확인하였다. 또한, 회전변화된 입력에 대한 상관 출력 결과 SA-MPOF의 경우 학습과



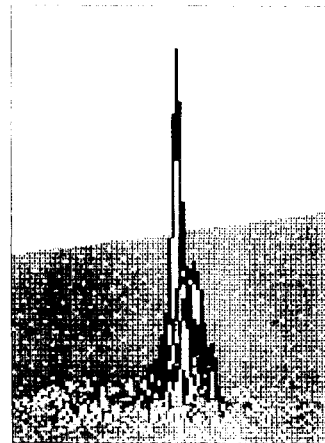
(a) SA-MPOF1에서 0° 회전된 A에 대한 상관출력  
(a) Correlation output of 'A' rotated 0° in SA-MPOF1



(b) SA-MPOF3에서 0° 회전된 A에 대한 상관출력  
(b) Correlation output of 'A' rotated 0° in SA-MPOF3



(c) SA-MPOF1에서 90° 회전된 A에 대한 상관출력  
(c) Correlation output of 'A' rotated 90° in SA-MPOF1



(d) SA-MPOF3에서 90° 회전된 A에 대한 상관출력  
(d) Correlation output of 'A' rotated 90° in SA-MPOF3

그림 12. 학습패턴수 증가에 따른 (32, 32) 위치에서의 부엽 특성

Fig. 12 Sidelobe profiles at (32, 32) pixel by increasing the training pattern numbers

정을 거친 패턴에 대해서 자기상관 첨두치가 첨예하게 나타났고 상관 첨두치들간의 편차가 적게 출력되었으며, 학습 패턴의 수가 늘어날수록 회전된 패턴이나 유사패턴에 대해 우수한 인식 능력을 나타냄을 알

수 있었다. 설계된 SA-MPOF를 여러 단계의 위상을 고속으로 제어할 수 있으며, 실시간 처리가 가능한 SLM을 사용하여 구현한다면 실시간으로 패턴을 인식할 수 있는 상관기의 광학적 구현도 가능하다.

참 고 문 헌

1. A. Vander Lugt, "Signal detection by complex spatial filtering," *IEEE Transaction on Information Theory*, vol. 10, pp. 139-145, 1964.
2. J. A. Davis, G. M. Heissenberger, R. A. Lilly, D. M. Cottrell and M. F. Brrownell, "High efficiency optical reconstruction of binary phase-only filters using the Hughes liquid crystal light valve," *Appl. Opt.*, vol. 26, pp. 929-933, 1987.
3. D. L. Flannery and J. L. Horner, "Fourier optical signal processors," *IEEE Proc.*, vol. 77, no. 10, pp. 1511-1527, 1989.
4. J. L. Horner and P. D. Gianino, "Phase-only matched filtering," *Appl. Opt.*, vol. 23, pp. 812-816, 1984.
5. D. Casasent, "Coherent optical pattern recognition : A review," *Opt. Eng.*, vol. 24, no. 1, pp. 26-32, 1985.
6. D. Psaltis, E. G. Paek and S. S. Venkatesh, "Optical image correlation with a binary spatial light modulator," *Opt. Eng.*, vol. 23, no. 6, pp. 698-704, 1984.
7. D. L. Flannery, A. M. Biernacki, J. S. Loomis and S. L. Cartwright, "Real-time coherent correlator using binary magneto-optic spatial light modulators at input and Fourier planes," *Appl. Opt.*, vol. 25, no. 4, pp. 466, 1986.
8. 이연선, 김남, 이권연, "광 패턴인식을 위한 다위상 필터의 설계와 광상관특성," 한국광학회·대한전자공학회·한국통신학회·한국전기학회합동발표대회 Photonics Conference '95, pp. 53-54, 1995.
9. 이연선, 김남, 박성균, 임종태, "LCTV를 이용한 광 연결용 다위상 격자의 구현," 대한전자공학회 논문지, 제 33권, A편, 제3호, 1996.
10. D. Casasent and D. Psaltis, "Position, rotation, scale invariant optical correlator," *Appl. Opt.*, vol. 15, no. 7, pp. 1795-1799, 1976.
11. D. Casasent, "Unified synthetic discriminant function computational formulation," *Appl. Opt.*, vol. 23, no. 10, pp. 1620-1627, 1984.
12. 반재경, 라돈 변환을 이용한 복합 패턴인식 시스템에 관한 연구, 박사학위논문, 연세대학교, 1987.
13. H. H. Arsenault and Y. Sheng, "Properties of the circular harmonic expansion for rotation-invariant pattern recognition," *Appl. Opt.*, vol. 25, no. 18, pp. 3225-3229, 1986.
14. 김주영, 광패턴인식을 위한 웨이브릿 정합필터의 설계와 광상관 특성에 관한 연구, 석사학위논문, 인천대학교, 1994.
15. 백남식, FLE 기법과 이진위상 필터를 이용한 회전불변 광 상관계에 관한 연구, 박사학위논문, 연세대학교, 1993.
16. S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr. and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, 220, pp. 671, 1983.
17. W. E. Smith, R. G. Paxman and H. H. Barrett, "Image reconstruction from coded data : I. reconstruction algorithm and experimental results," *J. Opt. Soc. Am.* A2, pp. 491-500, 1985.
18. M. N. Vesperinas, R. Navarro and F. J. Fuentes, "Performance of a simulated annealing algorithm for phase retrieval," *J. Opt. Soc. Am.* A5, vol. 30, no. 1, pp. 30-38, 1988.
19. M. R. Irving and M. J. H. Sterling, "Optimal network tearing using simulated annealing," *IEEE Proc.*, vol. 137, no. 1, pp. 69-72, 1990.
20. D. S. Johnson, C. R. Aragon, L. A. McGeoch and C. Schevon, "Optimization by simulated annealing: An experimental evaluation; part 1, Graph partitioning," *Operations Research*, vol. 37, no. 6, pp. 865-892, 1989.
21. S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of image," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 6, pp. 712-741, 1984.



윤진선(Jin-Seon Yeun) 학생회원  
 1969년 2월 4일생  
 1992년 2월:충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)  
 1994년 2월:충북대학교 대학원 정보통신공학과 석사과정 수료  
 1993년 9월~1995년 9월:옥천직업훈련원 정보통신공과 교사

※주관심분야:Optical Pattern Recognition, Optical Information Processing, 3D Image Display



이연선(Yeon-Seon Lee) 학생회원  
 1970년 12월 24일생  
 1993년 2월:충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)  
 1996년 2월:충북대학교 대학원 정보통신공학과 졸업(공학석사)  
 1996년 1월~현재:현대전자통신 연구실 재직중

※주관심분야:Diffraction Optics, Optical Pattern Recognition, Optical Computing

김남(Nam Kim) 정회원  
 현재:충북대학교 정보통신공학과 교수  
 한국통신학회 논문지 제20권 제6호 참조

엄주욱(Joo-Uk Um) 정회원  
 1960년 3월 17일생  
 1982년 2월:연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1984년 2월:연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1985년 5월~현재:한국전기통신공사  
 초고속통신추진본부 교환개발부장  
 ※주관심분야:Optical Interconnection, ATM Switching Architecture, Optical Pattern Recognition

박한규(Han-Kyu Park) 정회원  
 현재:연세대학교 전파공학과 교수  
 한국통신학회 논문지 제21권 제1호 참조