

패턴분류를 위한 Off-axis pSDF 공간정합필터

임종태 · 박한규 · 김명수 · 김성일

연세대학교 공과대학 전자공학과, 군산대학 전자공학과, 경원대학교 이공대학 전자공학과

(1991년 4월 10일 접수)

공간불변(space-invariant) 패턴인식에 대한 연구는 여러 접근방식에서 많은 시도가 이루어지고 있다.

학습 이미지의 가중치 선형조합(weighted linear summation)에 의한 SDF(synthetic discriminant function) 필터를 이용한 패턴인식은 그 중의 한 방식으로서 꾸준히 많은 관심을 받고 있다.

본 논문에서는 off-axis 평면기준과의 각분할(angular multiplexing) 방식과 pseudo-inverse 알고리즘에 의한 pSDF 필터를 결합하여 상관기를 구성하고 상관면에서의 상관반응을 관측하여, off-axis pSDF 공간정합필터가 유형분류에 유용함을 입증하고, 광상관기로서의 적용가능성을 보여주고자 한다.

I. 서 론

지금까지 크기(scale), 천이(translation), in-plane 회전, out-of-plane 회전 등의 변형된 입력에 대한 상관면에서의 SNR의 급격한 저하문제를 해결하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다^[1], 즉, 공간 좌표기법을 이용한 Fourier-Mellin 변환^[2], CHF(circular harmonic filter)^[3], 모멘트를 이용한 특징 벡터추출방법^[4], SDF(synthetic discriminant function)^[5] 등의 알고리즘을 이용한 상관기를 대표적인 예로 들 수 있다. 이들 중에서 SDF 정합필터는 표본학습(training) 입력패턴으로부터 그들의 선형조합의 합으로 구할 수 있으며 서로 다른 클래스에 속해 있는 이미지간의 판별이나 동일 클래스 내의 변형된 입력 패턴을 인식할 수 있다.

그러나 기존의 SDF 필터는 상관값의 상대적인 크기나 이들의 조합으로 유형분류를 행하므로 인식하고자 하는 클래스의 수나 동일 클래스내에서 인식해야할 이미지의 갯수가 많아지면 필터의 실제 크기(dimension)가 커져야 하는 단점이 있다.

따라서, 본 논문에서는 SDF의 여러 형태 중에서 pSDF(projection SDF)를 pseudo-inverse 알고리즘을 이용하여 구하고 여기에 기존 평면파를 캐리어로 사용하여 각분할(angular multiplexing) 방식에 의한 다중노출기법에 의해 상관값을 공간적으로 분리하는 off-axis pSDF 공간정합필터를 위상필터(phase only filter) 형태로 구성하여 필터의 상관특성을 분석한다.

II. Off-axis pSDF 공간정합필터

1. pSDF 필터

SDF 필터는 서로 다른 클래스에 속해있는 물체간의 판별이나 한 클래스 내의 변형된 입력패턴을 인식하기 위해 사용되고 있으며, 필터합성에 대한 기본 개념은 각 이미지 클래스의 표본학습 이미지 집합을 이용하는 것이다. 이들 이미지의 선형조합의 SDF 함수는 표본학습 집합의 상관행렬(correlation matrix)로부터 합성할 수 있다.

표본학습 이미지의 집합을 $\{t_n(x, y)\}$, $(n=1, 2, \dots, l)$ 이라고 하면 SDF 함수 $S(x, y)$ 에 의한 상관반응은 각 $t_n(x, y)$ 에 대해서 상수 Cn 이 되도록 한다.

$$\iint_R t_n(x, y) S^*(x, y) dx dy = \langle t_n(x, y) / S(x, y) \rangle = Cn \quad (1)$$

여기서 R 은 이미지의 영역을 의미하며 *는 공액복소수이다. 일반적으로 식(1)을 만족하는 SDF 함수 $S(x, y)$ 는 표본학습 이미지들의 선형조합으로 다음과 같이 구할 수 있다^[6].

$$S(x, y) = \sum_{n=1}^l a_n t_n(x, y) \quad (2)$$

식 (2)를 식 (1)에 대입함으로써 계수 a_n 은 다음과 같이 정의된다.

$$A = R^{-1} \cdot C \quad (3)$$

여기서 $A=[a_1, a_2, \dots, a_n]^T$, $C=[c_1, c_2, \dots, c_n]^T$ 이고 R 은 $\langle tm(x,y)/tn(x,y) \rangle$ 를 원소 R_{mn} 으로 갖는 상관행렬이다. 즉 pSDF 함수 $S(x,y)$ 는 식 (3)을 식 (2)에 대입함으로써 결정된다.

따라서 공간정합필터 $S(u,v)$ 는 $S(x,y)$ 의 푸리에 변환에 대한 공액복소수를 취함으로써 식 (4)처럼 얻을 수 있다.

$$S(u,v) = F^*[S(x,y)]^* \tag{4}$$

Pseudo-inverse 방식에 의한 pSDF 필터 합성

식 (2)에서 알 수 있듯이 pSDF 필터의 합성과정에는 역행렬이 포함되는데 일반적으로 정방행렬이 아닌 경우가 많으므로 pseudo-inverse 방식에 의한 역행렬 계산이 필요하게 된다.

표본학습 이미지(training image)를 길이 N 의 열벡터(column vector)인 $X_j^{(i)}$ 로 나타내기로 하자.

여기서, $i=1, 2, \dots, K$ 는 이미지 클래스를, K 는 전체 클래스의 갯수를 나타낸다. 또한 $j=1, 2, \dots, M$,는 표본이미지를 M ,은 i 번째 클래스내의 표본이미지 갯수를 의미한다.

이 때 모든 표본학습 이미지들은

$(N \times (\sum_{i=1}^k M_i))$ 의 행렬 W 로 나타낼 수 있다. 즉

$$W = \{X_1^{(1)} \dots X_{M_1}^{(1)}, X_1^{(2)} \dots X_{M_2}^{(2)}, \dots, X_1^{(k)} \dots X_{M_k}^{(k)}\} \tag{5}$$

이다.

표본학습 이미지 간의 상관행렬 R_{MM} 은

$$R_{MM} = W^T \cdot W \tag{6}$$

으로 표시되며, 각 클래스가 M 개의 표본학습 이미지를 가진 K -클래스 분류인 경우에 표본학습 이미지의 데이터 베이스 W 는 $(N \times KM)$ 의 행렬로 나타나고 $(K \times KM)$ 의 직교행렬 U 를

$$U = \begin{bmatrix} [1]_M & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & [1]_M & 0 & \dots & 0 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & [1]_M \end{bmatrix} \tag{7}$$

(여기서 $[1]_M$ 은 M 개의 요소로 구성된 단위 행벡터(unity row vector)를 의미함)로 정의할 때, 다음의 식

$$S \cdot W = U \tag{8}$$

를 만족하는 $(K \times N)$ 의 선형변환(linear transforma-

tion) 행렬 S 는 구하고자 하는 각 클래스에 대한 필터의 집합이 된다.

따라서, $KM < N$ 인 underdetermined^[7]인 경우에 pseudo-inverse 알고리즘에 의해 구하고자 하는 선형변환 행렬 S 는^[8]

$$S = U \cdot R_{MM}^{-1} \cdot W^T \tag{9}$$

로 주어진다. 즉 길이 N 의 행벡터 $S_i, i=1, 2, \dots, K$ 를 이용하여

$$S = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_K \end{bmatrix} \tag{10}$$

로 나타낸다면, K 개의 클래스에 대해서 K 개의 선형 변환 벡터를 얻을 수 있다.

Off-axis 공간정합필터

전형적인 홀로그래픽 방식에 의한 Vander Lugt 형태의 정합필터는 식 (11)의 전달함수

$$H(u,v) = A^2 + B(u,v)^2 + AB(u,v) \exp[j2\pi(au + bv)] + AB^*(u,v) \exp[-j2\pi(au + bv)] \tag{11}$$

를 만족하며(이 때 $B(u,v) = F\{B(x,y)\}$ 이며 $A \exp[-j2\pi(au + bv)]$ 는 off-axis 기준파이다.) 전달함수의 수가 지나치게 크지 않는 한 다중노출 방식과 기준파의 각 분할(angular multiplexing) 방식에 의하여 다수의 전달함수를 결합할 수 있다. 즉 식 (11)에서 정합필터의 상관항에 관계하는 네번째의 항의 $B(u,v)$ 대신에 식(9)에서 구한 $S(x,y)$ 의 푸리에 변환항을 대입함으로써

$$S(u,v) = \sum_{i=1}^k S_i(u,v) \cdot \exp[j2\pi(a_i u + b_i v)] \tag{12}$$

를 구하고 식 (12)의 $S(u,v)$ 를 공액복소수 취함으로써 원하는 off-axis pSDF 공간정합필터를 얻을 수 있다.

이 때 식(12)에서 a_i 와 b_i 는 i 번째 평면기준파의 방향 코사인(directional cosine)을 의미한다.

따라서, a_i 와 b_i 의 적절한 선택에 의하여 상관면(correlation plane)에서 원하는 클래스의 상관 침투치를 분리해낼 수 있다.

III. 컴퓨터 시뮬레이션

본 논문에서 시뮬레이션을 사용한 상관기의 구성도는 그림(1)과 같다.

시뮬레이션에 사용된 표본학습 이미지는 (16×16)의 이진데이터 형태를 가지며 각 클래스는 3개의 이미지로 구성되어 있다. 그림(2)는 4종류의 학습이미지 클래스를 나타낸다.

식 (9)와 식 (12)에 의하여 구해진 off-axis pSDF 공간정합필터는 (64×64)의 pixel로 구성된 위상필터로 변환되며, 클래스 1은 상관면의 (16,16), 클래스 2는 (48, 16), 클래스 3은 (48,16), 클래스 4는 (48,48)에서 상관 침두치를 나타내도록 설계되었다.

그림(3)은 표본학습 이미지에 대한 상관면에서의 상관 침두치를 나타내며 표(1)은 PSR(peak to sidelobe ratio) 을 보여준다.

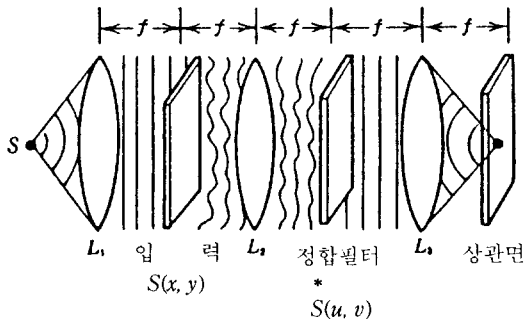
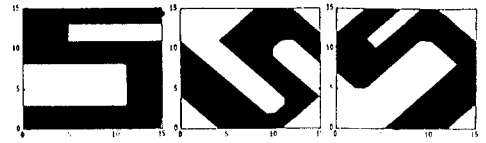
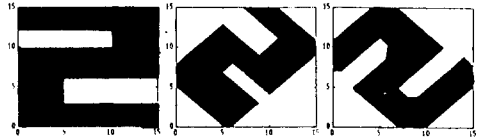


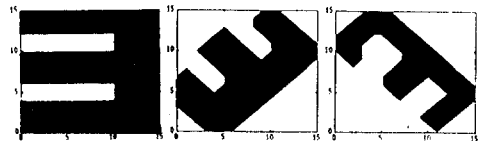
그림 1. 상관기의 구성도



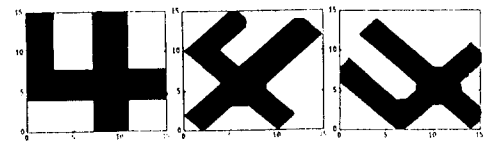
(a) 클래스 1 t1 t2 t3



(b) 클래스 2 t4 t5 t6



(c) 클래스 3 t7 t8 t9



(d) 클래스 4 t10 t11 t12

그림 2. 표본학습 이미지

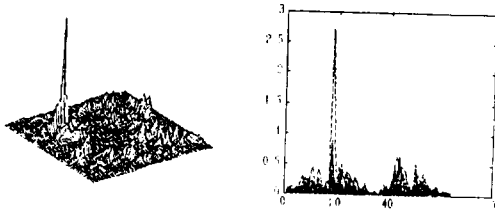
표 1. Off-axis pSDF 공간정합필터의 PSR 특성

		PSR
class 1	t ₁	4
	t ₂	2.9
	t ₃	3.7
class 2	t ₄	3.3
	t ₅	2.8
	t ₆	3.7
class 3	t ₇	1.9
	t ₈	3
	t ₉	3.8
class 4	t ₁₀	4
	t ₁₁	3.1
	t ₁₂	3.8

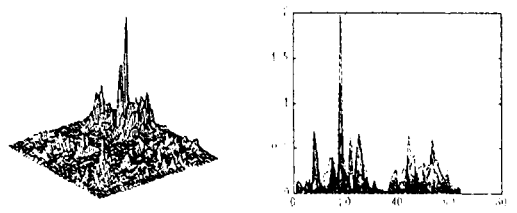
IV. 결 론

본 논문에서는 off-axis 평면기준과의 각 분할(angular multiflexing) 방식과 pseudo-inverse 알고리즘에 의한 pSDF 공간정합필터를 구성하고 상관면에서의 상관반응을 관찰하였다.

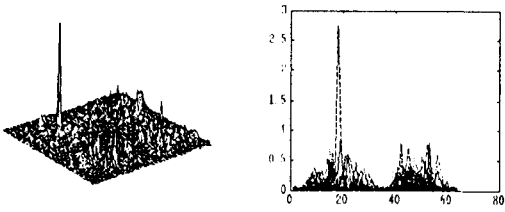
컴퓨터 시뮬레이션 결과 각 클래스의 학습 이미지에 대해 상관면의 원하는 지점에서 상관침두치가 분리되어 나타나며 높은 PSR을 보임을 알 수 있었다. 따라서 본 논문에서 구성된 off-axis pSDF 공간정합필터는 유형분류에 유용하며, BPOF(binary phase only filter)나 QPOP(quad POP) 등의 필터 변조에 의해 광 상관기로의 적용이 가능함을 알 수 있다.



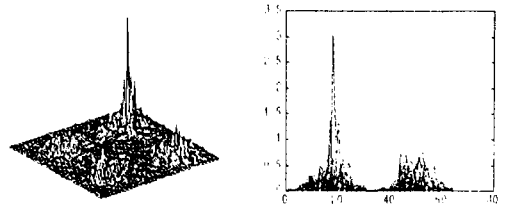
(a) 이미지 t1에 대한 필터의 상관반응



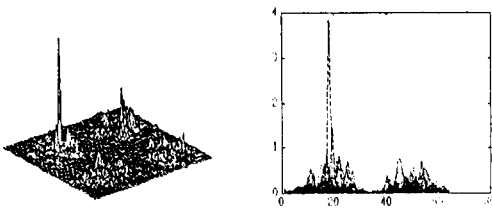
(d) 이미지 t4에 대한 필터의 상관반응



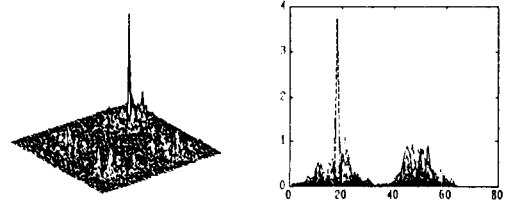
(b) 이미지 t2에 대한 필터의 상관반응



(e) 이미지 t5에 대한 필터의 상관반응



(c) 이미지 t3에 대한 필터의 상관반응



(f) 이미지 t6에 대한 필터의 상관반응

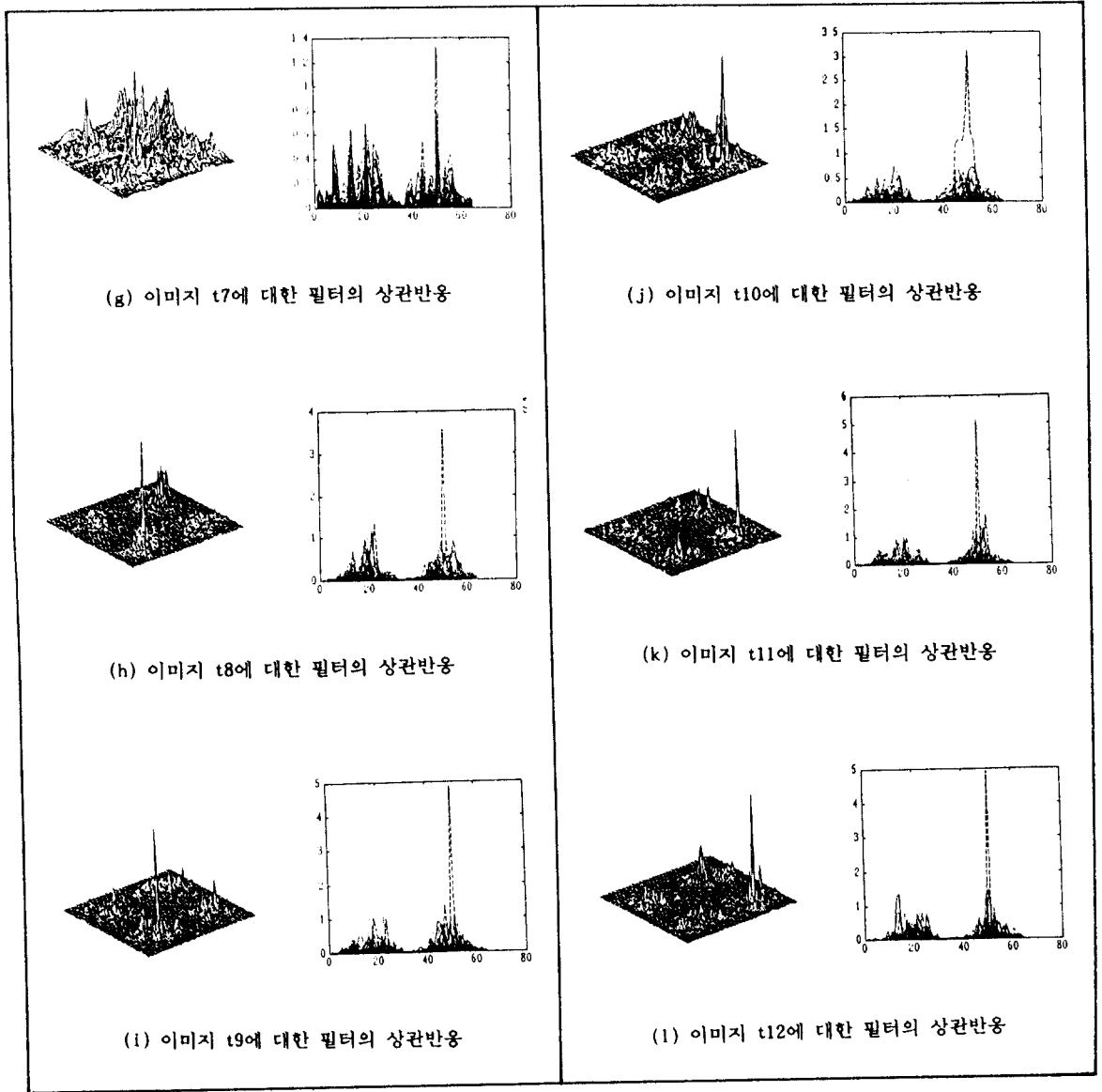


그림 3. 학습 이미지에 대한 Off-Axis pSDF 공간정합필터의 상관반응

참고문헌

- [1] D. Casasent and D. Psaltis, IEEE Proc. **65**, 77 (1977).
- [2] D. Casasent and D. Psaltis, Appl. Opt. **15**, 1795 (1976).
- [3] H. M. Arsenault and Y. Sheng, Appl. Opt. **25**, 3225 (1986).
- [4] M. R. Teague, Appl. Opt. **19**, 1353 (1980).
- [5] 정창규, 임종태, 김경태, 박한규, 한국광학회지, **1**, 130 (1990).
- [6] D. Casasent, Appl. Opt. **23**, 1620 (1984).
- [7] W. K. Pratt, Digital Image Processing (Wiley, New York, 1978).
- [8] Q. Tian, Y. Fainmann, Z. H. Gu and S. H. Lee, J. of Opt. Soc. Am. A. **5**, 1655 (1988).

Off-axis pSDF Spatial Matched Filter for Pattern Classification

J.T. Ihm, H.K. Park, M.S. Kim and S.I. Kim

Dept. of Electronic Eng. Yonsei Univ. Dept. of Electronic Eng. Kunsan Univ.

Dept. of Electronic Eng. Kyungwon Univ.

(Received: April 10, 1991)

Studies on space-invariant pattern recognition have been carried out from various approaches.

Pattern recognition system using SDF filter, from weighted linear summation of training images, has been the focus of research since its first appearance.

In this thesis, off-axis pSDF spatial matched filter has been constructed by combining angular multiplexing of off-axis reference plane wave with pSDF filter made from pseudo-inverse algorithm, and transformed to phase only filter.

From observation of the correlation responses in the correlation plane, it is shown that proposed off-axis pSDF spatial matched filter is available to pattern classification and can be used for optical correlator.