

SDF 필터 합성시간의 단축 알고리즘

正會員 金正雨*, 金喆洙**, 裴長根***, 都良會****, 曹雄鎬*****, 金秀重*

Reduction Algorithm of the SDF filter Synthesis Time

Jeong Woo Kim*, Cheol Soo Kim**, Jang Keun Bae***, Yang Hoi Doh*****,
Woong Ho Cho*****, Soo Joong Kim* Regular Members본 연구는 1993년도 한국학술진흥재단의 자유공모과제 연구비에 의하여 연구되었음

要 約

SDF 필터는 변형이 많은 물체인식에 우수한 성능을 나타낸다. 기존의 필터 합성법에서는 사용되는 학습영상의 수가 많으면 학습영상의 자기상관 침투치와 상호상관 침투치로 이루어지는 상관행렬을 구하는데 많은 시간이 필요하다. 이 시간을 단축시키기 위해 학습영상의 수를 감소시킬수도 있다. 그러나 인식하고자 하는 기준영상에 대한 자기상관침투치의 최대값과 최소값의 편차가 크게 나타나 유사물체의 구별 인식시 어려움이 있다.

본 논문에서는 모든 학습영상을 사용하면서 필터합성의 전처리 시간을 줄일 수 있는 새로운 필터합성 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 전체 학습영상을 몇개의 군으로 나눈 후 각 군을 동일영상으로 인식할 수 있는 SDF 필터를 합성한다. 이렇게 합성된 각 SDF 필터의 임펄스 함수를 새로운 학습영상으로 하여 이들을 동일영상으로 인식할 수 있는 SDF 필터를 만든다. 만약 필터합성에 사용되는 학습영상을 M 개의 군으로 나누면 제안된 알고리즘의 필터합성 시간이 기존의 알고리즘에 비해 약 $(1-1/M) \times 100\%$ 단축된다.

* 경북대학교 전자공학과

Dept. of Electronic Engineering, Kyungpook National University

** 김천전문대학 전파통신과

Dept. of Wave Communication, Kimchun College

*** 구미전문대학 전자과

Dept. of Electronics, Kumi College

**** 제주대학교 전자공학과

Dept. of Electronic Engineering, Cheju National University

***** 대구공업전문대학 전자계산과

Dept. of Computer Science, Daegu Technical College

論文番號 : 94237-0902

接受日字 : 1994年 9月 2日

ABSTRACT

Synthetic discriminant function(SDF) filter is well known to be superior performance that can recognize an object in the presence of various distortions. In a conventional SDF filter synthesis, if there are many training images to be used, it needs much time to achieve the correlation matrix which is composed of auto-correlation and cross-correlation values of the training images. Though the preprocessing time can reduce by decreasing the number of training images, the difference of the maximum and minimum values among the auto-correlation values for reference image to be recognized is so large that it is difficult to recognize the similar object. In this paper, a new filter synthesis algorithm that the preprocessing time of filter synthesis be reduced while using all training images is proposed.

In this method, we synthesize the SDF filter to recognize the each group as the same object after dividing all training images into several groups. We synthesize a SDF filter which recognize these impulse functions as the same object again using impulse functions of the each synthesized SDF filter as a new training images. If we divide the training images for filter synthesis into M groups, filter synthesis time of the proposed algorithm is reduced about $(1-1/M) \times 100$ percentage compared with conventional algorithm.

[. 서 론

광 상관기를 이용한 패턴인식은 Vander Lugt 의 광의 간섭성을 이용한 복소 공간정합필터(complex matched spatial filter)[1]가 실현된 후 활발히 진행되어 왔다. 이 공간정합필터들은 공간위상을 이용하므로 상관영역에서 입력영상의 상대적인 위치정보를 잘 보존하여 위치변화에 무관한 영상인식이 가능하다. 이들 공간정합필터를 이용한 패턴인식은 초기에는 군사목적으로 많이 이용되었지만, 지금은 문자인식 및 다양한 패턴에 적용되고 있다. 특히 3차원 왜곡이 존재하는 영상인식에는 뛰어난 효능을 나타낸다. 이때 기준패턴의 왜곡된 영상이 입력된다면 단순한 필터합성법으로는 오인식 없이 인식하기가 어렵다. 기존의 공간정합 필터들중 여러 변위를 인식할 수 있는 필터 합성법이 SDF(synthetic discriminant function) 필터[2,3]이다. 이것은 인식하고자 하는 기준영상의 변형된 형태를 필터정합시 학습영상으로 하여 이들 학습영상에 적절한 가중치를 곱한 후 공간영역에서 선형조합하여 얻을 수 있다. 정합필터(matched filter: MF) 합성법을 이용한 SDF 필터는 일반적으로 학습영상의 수가 많아질수록 출력상관평면에는 아주 큰 부엽이 존재하게 된다. 이것은 입력영상이 필터합성시 사용한 모든 학습영상과 자기상관과 상호상관을 하게되므로 발생한다. 그리고 학습영

상의 수가 많아지면 많아질수록 상관치 제어가 어렵게 되고 필터합성에 필요한 전처리 시간이 길어지게 된다. 그러나 SDF 필터의 장점은 왜곡의 종류에 상관없이 학습영상으로 사용한 모든 왜곡에 무관하게 인식이 가능하다는 장점이 있기때문에 3차원 물체인식에 뛰어난 성능을 나타낸다.

본 논문에서는 MF 합성법을 이용한 방법으로 발생하는 부엽의 크기를 줄이고, 필터합성에 필요한 전처리 시간을 줄이는 새로운 필터합성 알고리즘을 제안하였다. 부엽의 크기를 줄이는 것은 학습영상들을 선형조합할 때 MF 합성법을 이용하지 않고 위상필터(phase-only filter: POF)[4] 합성법을 이용하면 가능하다. SDF 필터합성시 시간이 가장 많이 소요되는 부분이 학습영상간의 자기상관과 상호상관으로 이루어지는 상관행렬, 즉 VIP(vector inner product) 행렬을 구하는 부분이다. 따라서 필터합성에 필요한 전처리 시간을 줄이는 것은 VIP 행렬의 차수를 줄여주면 된다. 이 차수를 줄이기 위해 학습영상의 수를 줄여주게 되면 인식하고자 하는 기준영상들에 대한 자기상관침투치의 최대값과 최소값의 차가 크게 나타나 오인식이 발생할 수 있다. 따라서 인식하고자 하는 모든 학습영상들을 필터합성에 포함시켜 주어야 오인식을 없앨 수 있다. 이를 위해 본 논문에서는 SDF 필터를 합성할 때 모든 학습영상을 한꺼번에 고려하여 합성하는 것이 아니라 몇개의 군으로 나

누어 각 군의 학습영상을 ECP-SDF(equal correlation peak SDF) 합성법을 이용하여 합성한 후, 각 군의 합성합수를 새로운 학습영상으로 하여 최종 SDF 필터를 합성하면 가능하다. 제안된 방법은 학습영상의 수를 줄여서 합성시간을 단축시킨것이 아니라 모든 학습영상을 사용하고 합성시간을 단축시킨 것이다. 예를들어, 100 개의 학습영상이 있고 4 개의 군으로 학습영상을 나누고, 한번의 푸리에 변환에 10 초의 시간이 걸린다고 가정하자. 기존의 방법에서는 100×100×10 초의 시간이 소요되지만 제안된 알고리즘을 이용하면 (25×25×4+4×4)×10 초의 시간이 소요되어 약 75 %의 시간이 절약된다. 제안된 방법은 비행기와 같이 고려하여야 할 변형된 영상이 아주 많을 경우 SDF 필터합성에 필요한 시간을 크게 단축시킬 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션에서 제안된 알고리즘으로 합성된 SDF 필터와 기존의 방법으로 합성한 SDF 필터의 성능을 비교한 결과 그 타당성을 확인하였다.

II. PO-SDF 필터 합성

1. 전통적인 PO-SDF 필터 합성법

SDF 필터는 인식하고자 하는 입력영상과 분리하고자 하는 입력영상을 학습영상으로 하여 이들의 선형조합으로 구한다. 이때 학습영상에 곱해지는 필터계수는 학습영상간의 자기상관도와 상호상관도로 이루어지는 상관행렬, 즉 VIP 행렬의 역과 분리와 인식을 제한해주는 제한벡터(constraint vector)와의 곱으로써 얻는다. 이렇게 얻어진 VIP 행렬의 차수는 학습영상의 수로 나타난다. 따라서 합성하는 학습영상의 수가 많아질수록 VIP 행렬의 차수는 높아지고 행렬을 구하는데 걸리는 시간도 길어지게 된다.

PO-SDF(phase-only synthetic discriminant function) 필터^(5,6)중 ECP-PO-SDF(equal correlation peak PO-SDF) 필터는 하나의 군에 포함되는 모든 영상들을 동일 영상으로 인식하고자 할 경우 사용된다. 필터의 임펄스 응답은 각 학습영상에 VIP 행렬의 역과 크기가 '1' 인 제한벡터와의 곱으로부터 구해지는 필터계수를 곱하여 얻는다. 따라서 i 번째 학습영상을 $f_i(x, y)$ 라 할 때 필터함수의 임펄스 응답 $h(x, y)$ 는

$$h(x, y) = \sum_{i=1}^{N_T} a_i f_i(x, y) \tag{1}$$

로 주어지며, N_T 는 학습영상의 수이며 필터계수 a_i 는

$$a = R^{-1}u \tag{2}$$

로 표현된다. 여기서 VIP 행렬 R 은

$$\begin{aligned} R_{ii} &= \max \langle f_i f_i \rangle \\ R_{ij} &= \max \langle f_i f_j \rangle \end{aligned} \tag{3}$$

로 표현되며, R_{ii} 는 학습영상 $f_i(x, y)$ 의 자기 상관첨두치를 나타내며 R_{ij} 는 $f_i(x, y)$ 와 $f_j(x, y)$ 의 상호 상관첨두치를 나타낸다. 그리고 제한벡터 u 는

$$u = [1 \dots 1]^T \tag{4}$$

로 표현되는 단위벡터이며, 모든 요소값이 '1' 이라는 것은 필터합성에 사용된 모든 학습영상을 동일영상으로 인식한다는것을 의미^(6,7,8)한다. 따라서 ECP-PO-SDF 필터함수의 임펄스 응답은 식 (2)에서 구한 필터계수를 식 (1)에 대입해 구한다.

2. 제안된 PO-SDF 필터 합성법

전통적인 ECP-PO-SDF 필터 합성에서는 합성하는 학습영상의 수가 많아지면 VIP 행렬의 차수가 크게 나타나 행렬을 구하는데 너무 많은 시간이 소요된다. 이 문제를 해결하기 위해서는 VIP 행렬의 차수를 줄이는 것이 중요하며 이 차수를 줄이기 위해서는 학습영상의 수를 줄여야 한다. 그러나 학습영상의 수를 줄이게 되면 필터의 성능이 떨어지게 된다. 즉 인식하고자 하는 모든 변형된 영상을 학습영상으로 고려하지 않게 되므로 학습영상 이외의 영상이 입력되면 학습영상이 입력된 경우보다 상관첨두치의 값이 떨어지게 되어 오인식이 될 수도 있다. 본 논문에서는 학습영상의 수를 줄이지 않고 VIP 행렬의 차수를 모든 학습영상을 사용한 경우보다 줄일 수 있는 방법을 제안하였다.

제안된 방법은 모든 학습영상을 한꺼번에 고려하여 필터를 만드는 것이 아니라 몇개의 군으로 나누어 각 군에 포함된 학습영상을 동일영상으로 인식할 수 있게 ECP-

PO-SDF 필터를 만든다. 이렇게 만들어진 각 ECP-PO-SDF 필터의 임펄스 응답을 새로운 학습영상으로 하여 같은 방법으로 필터를 합성하게 된다. 필터합성에 사용되는 학습영상의 수를 N_T 라 하고 M 개의 군으로 나눈다고 가정하자. 제안된 알고리즘은 각 군에 포함된 학습영상을 인식할 수 있는 ECP-PO-SDF 필터를 먼저 만들게 된다. 각 군의 필터합수의 임펄스 응답은

$$\begin{aligned} h_1(x, y) &= \sum_{i=1}^{N_T} a_i f_i(x, y) \\ h_2(x, y) &= \sum_{i=\frac{N_T}{M}+1}^{2 \times \frac{N_T}{M}} a_i f_i(x, y) \\ &\vdots \\ h_M(x, y) &= \sum_{i=\frac{(M-1) \times N_T}{M}+1}^{N_T} a_i f_i(x, y) \end{aligned} \quad (5)$$

로 표현된다. 여기서 필터계수 a_i 는 식 (2)와 같이 구할 수 있으며 VIP 행렬 R 은 각 군에 포함되는 학습영상의 자기 상관첨두치와 상호 상관첨두치로 이루어지는 행렬이다. 그리고 제한벡터 u 는 각 군에 포함된 모든 학습영상을 동일 영상으로 인식해야 하므로 '1' 로 하여야 한다. 이렇게 합성된 임펄스 응답 $h_1(x, y)$, $h_2(x, y)$, ..., $h_M(x, y)$ 를 새로운 학습영상으로 하여

$$g(x, y) = \sum_{i=1}^M b_i h_i(x, y) \quad (6)$$

와 같이 ECP-PO-SDF 필터의 임펄스 응답을 구하면 된다. 여기서 필터계수 b_i 는

$$b = R^{-1}u \quad (7)$$

로 표현되며, VIP 행렬 R 은

$$\begin{aligned} R_{ij} &= \max \langle h_j, h_i \rangle \\ R_{ij} &= \max \langle h_i, h_j \rangle \end{aligned} \quad (8)$$

와 같이 각 군에서 구한 임펄스 응답의 자기 상관첨두치와 상호 상관첨두치로 구성되며 제한벡터 u 는 모두

'1' 로 된 단위벡터이다. 제안된 알고리즘으로 구해진 ECP-PO-SDF 필터와 전통적인 ECP-PO-SDF 필터의 VIP 행렬을 구하는데 필요한 시간을 비교해 보면, 전통적인 ECP-PO-SDF 필터합성시 VIP 행렬을 구하는데 걸리는 시간은 N_T^2 이 걸리게 되지만 제안된 ECP-PO-SDF 필터합성은 VIP 행렬을 구하는데 $M \times (N_T/M)^2 + M^2$ 의 시간이 걸리게 되어, 인식하고자 하는 영상의 변형된 영상이 많이 존재한다면 약 $(1-1/M) \times 100\%$ 의 시간이 절약된다. 이때 VIP 행렬을 최소한의 시간으로 구할 수 있는 군의 수는

$$T_{syn} = M \times \left(\frac{N_T}{M} \right)^2 + M^2 \quad (9)$$

의 정합시간이 최소가 되는 M 을 구하면 된다. 이때 합성필터의 성능이 최적이 될 수 있는 전체 학습영상에 대한 군의 수는 시행착오를 거쳐 경험적으로 찾게 된다. 그리고 제안된 필터와 기존의 필터의 성능을 비교하기 위하여 아래 수식과 같은 변형감도(distortion sensitivity; DS)와 변별력(discrimination capability; DC)을 이용하였다.

$$\begin{aligned} DS &= \frac{c(0, 0)_{\text{auto-max}} - c(0, 0)_{\text{auto-min}}}{c(0, 0)_{\text{auto-max}} + c(0, 0)_{\text{auto-min}}} \\ DC &= \frac{c(0, 0)_{\text{auto-min}} - c(0, 0)_{\text{cross-max}}}{c(0, 0)_{\text{auto-min}}} \end{aligned} \quad (10)$$

이때 $c(0, 0)_{\text{auto-max}}$ 과 $c(0, 0)_{\text{auto-min}}$ 은 인식하고자 하는 참 시험영상들에 대한 최대 자기상관첨두치와 최소 자기상관첨두치를 나타내고, $c(0, 0)_{\text{cross-max}}$ 은 거짓 시험영상들에 대한 최대 자기상관첨두치를 나타낸다. 만약 기준영상의 변형된 영상들에 대한 자기상관첨두치를 구하였을때 DS 가 0 이 된다면 이들 변형된 영상을 정확하게 인식한다는 것을 의미하고, DC 가 1 에 가까운 값을 가지면 유사물체를 오인식없이 정확하게 분리 인식한다는 것을 의미한다.

III. 컴퓨터 시뮬레이션

시뮬레이션에 사용된 항공기 영상과 지문영상을 그림 1에 나타내었다. 그림 1(a)는 필터합성에 사용된 36 개

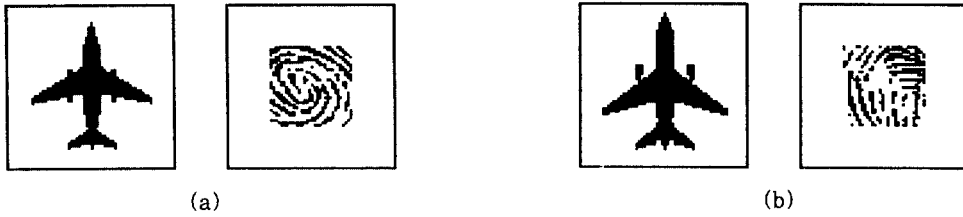


그림 1. (a) 참 군 영상(DC10, 지문 1) 과 (b) 거짓 군 영상(B737, 지문 2)들의 표본
 Fig. 1. Sample of (a) true (DC10, fingerprint 1) and (b) false-class (B737, fingerprint 2) images

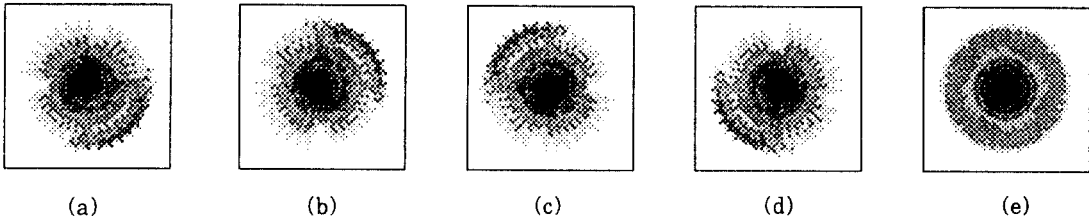


그림 2. 참 군(DC10) 영상들을 인식하기 위한 학습영상들과 필터영상
 (a) 0° - 80°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (b) 90° - 170°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (c) 180° - 260°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (d) 270° - 350°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (e) (a) - (d)의 학습영상을 합성한 필터영상
 Fig. 2. Training images and filter image for recognition of the true-class(DC10) images.
 (a) A training image which is synthesized using true reference images of 0° - 80°.
 (b) a training image which is synthesized using true reference images of 90° - 170°.
 (c) a training image which is synthesized using true reference images of 180° - 260°.
 (d) a training image which is synthesized using true reference images of 270° - 350° and
 (e) filter image which is synthesized using the training images of (a) - (d).

의 학습영상중 회전되지 않은 기준영상을 나타내고, 그림 1(b)는 거짓 기준영상을 나타낸다. 36 개의 학습영상은 그림 1(a)의 참 기준영상을 동일 평면에서 10°씩 회전시켜 얻었다. 그리고 시험영상은 그림 1(a) 및 1(b)의 참 기준영상과 거짓 기준영상을 동일평면에서 10°씩 회전시켜 얻었다.

본 논문에서는 전체 학습영상을 4 개의 군으로 나누어 ECP-PO-SDF 필터를 합성한 후, 이 4 개의 필터함수를 새로운 학습영상으로 하여 36 개의 회전된 영상을 인식할 수 있는 하나의 ECP-PO-SDF 필터함수를 만들었다. 그림 2(a) 및 그림 3(a)는 그림 1(a)의 참 기준영상을 9°에서 8°까지 10°씩 회전시킨 9 개의 영상을 동일 영상으로 인식할 수 있는 ECP-PO-SDF

의 임펄스 응답을 나타낸다. 같은 방법으로 그림 2(b), 2(c), 2(d) 및 그림 3(b), 3(c), 3(d)는 각각 90° - 170°, 180° - 260° 그리고 270° - 350° 사이의 9개의 영상을 동일영상으로 인식할 수 있는 ECP-PO-SDF 필터의 임펄스 응답이다. 이렇게 얻어진 4 개의 필터함수를 학습영상으로 하여 구한 필터의 공간영역에서의 모양을 그림 2(e) 및 그림 3(e)에 나타내었다.

그림 4 및 그림 5는 기준영상 36 개를 모두 다 학습영상으로 하여 만든 필터와 제안된 방법으로 만든 필터의 참 시험영상들에 대한 자기상관첨두치 분포를 나타낸다. 그림에서 $r(x, y)$ 는 입력영상 $F(u, v)$ 와 필터영상 $H(u, v)$ 의 상관세기를 나타내고, (□) 그래프는 제안된 필터의 상관첨두치 분포이고 (△) 그래프는 전체 기

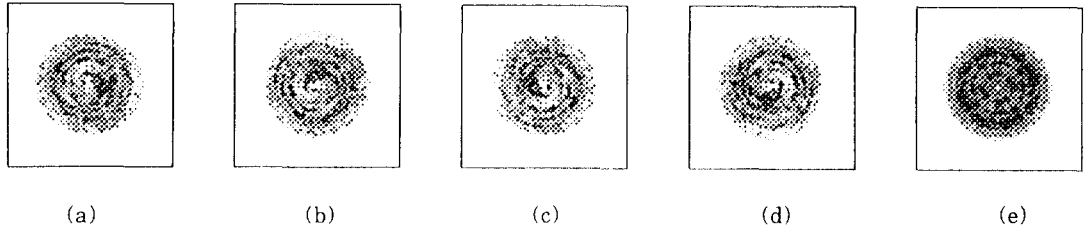


그림 3. 참 군(지문 1) 영상들을 인식하기 위한 학습영상들과 필터영상
 (a) 0° - 80°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (b) 90° - 170°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (c) 180° - 260°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (d) 270° - 350°의 참 기준영상이 합성된 학습영상
 (e) (a) - (d)의 학습영상을 합성한 필터영상

Fig. 3. Training images and filter image for recognition of the true-class(fingerprint 1) images.
 (a) A training image which is synthesized using true reference images of 0° - 80°.
 (b) a training image which is synthesized using true reference images of 90° - 170°.
 (c) a training image which is synthesized using true reference images of 180° - 260°.
 (d) a training image which is synthesized using true reference images of 270° - 350°, and
 (e) filter image which is synthesized using the training images of (a) - (d).

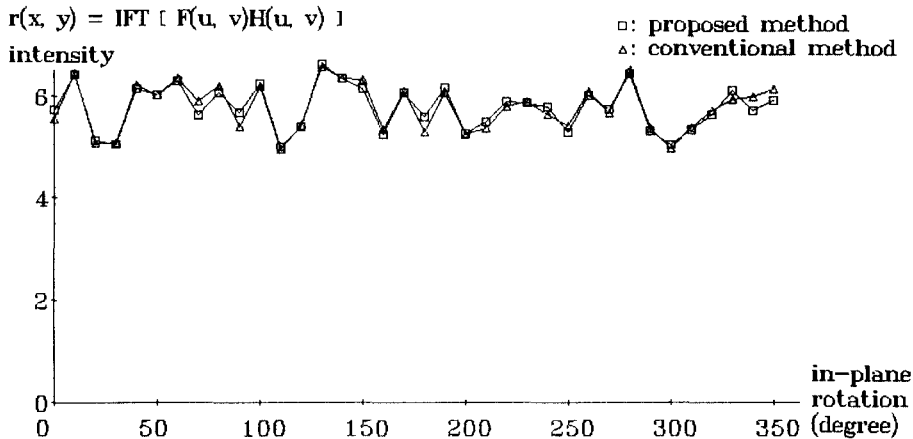


그림 4. 제안된 알고리즘과 전통적인 알고리즘의 참 군(DC10)에 대한 세기 대동일평면 회전변위의 그래프
 Fig. 4. Graph of intensity versus in-plane rotation range of the true class(DC10) for the proposed and conventional algorithm.

준영상을 학습영상으로 한 필터의 상관첨두치 분포이다. 그림에서 보듯이 거의 비슷한 필터 성능을 가짐을 알 수 있다. 이때 참 기준영상들과 필터의 상관첨두치 값은, 항공기 영상의 경우 전통적인 방법은 최대값과 최소값이 각각 6.56 과 4.93 이었고 제안된 방법으로 합성된 필터는 각각 6.6 과 5.0 이었다. 그리고 지문영상을 입력영상으로 한 경우에는 전통적인 방법은 최대값과 최소

값이 각각 13.28 과 5.37 이었고, 제안된 방법으로 합성된 필터는 각각 13.23 과 7.07 으로 나타났다. 따라서 변형된 영상들에 대한 인식 감도를 나타내는 DS 는 전통적인 방법으로 합성한 필터는 항공기영상은 0.142, 지문영상은 0.424 로 나타났고 제안된 방법으로 합성된 필터는 항공기영상은 0.138, 지문영상은 0.303 의 값으로 나타나 참 기준영상의 변형된 영상을 인식하는 것

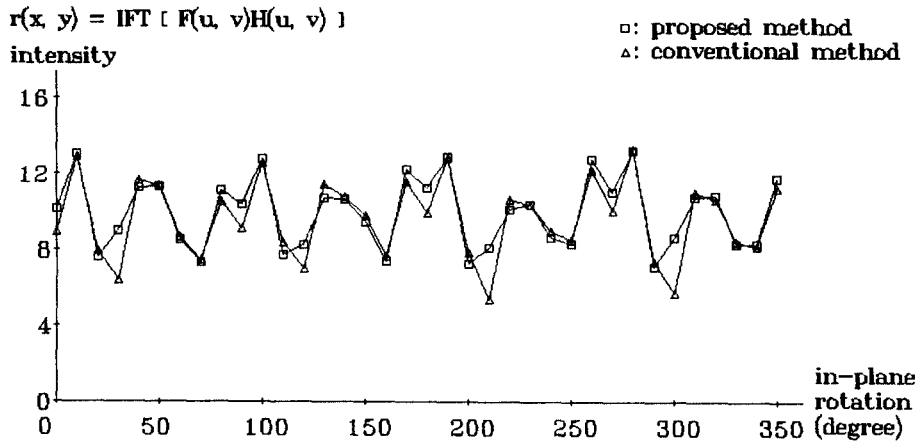


그림 5. 제안된 알고리즘과 전통적인 알고리즘의 참 군(지문 1)에 대한 세기 대동일평면 회전변위의 그래프
Fig. 5. Graph of intensity versus in-plane rotation range of the true class(fingerprint 1) for the proposed and conventional algorithm.

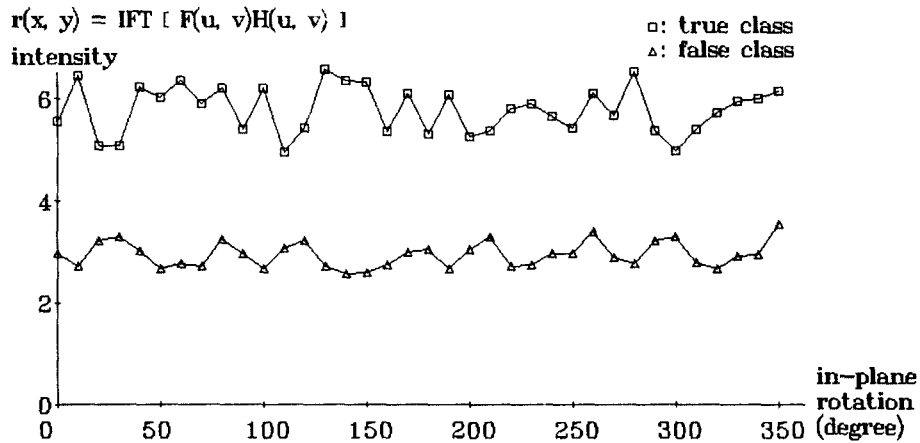


그림 6. 전통적인 알고리즘의 참 군(DC10)과 거짓 군(B737)에 대한 세기 대 동일평면 회전변위의 그래프
Fig. 6. Graph of intensity versus in-plane rotation range of the true(DC10) and false class (B737) for the conventional algorithm.

이 제안된 방법으로 합성된 필터의 성능이 더 우수함을 알 수 있다.

그림 6 과 그림 7 은 기존의 방법으로 만든 필터가 유사한 영상을 구별인식 할 수 있는지를 검토한 것이다. (□) 그래프는 참 시험영상에 대한 상관첨두치 분포이고, (△) 그래프는 거짓 시험영상에 대한 상관첨두치 분포를 나타낸다. 항공기 영상의 경우 거짓 시험영상에 대

한 상관첨두치의 최대값은 3.52 이었고 참 시험영상에 대한 상관첨두치의 최소값은 4.93 으로 나타나 DC 는 0.29 의 값을 가진다. 지문영상의 경우 거짓 시험영상에 대한 상관첨두치의 최대값은 4.61 이고 참 시험영상에 대한 상관첨두치의 최소값은 5.37 로 나타나 DC 는 0.142 의 값을 가진다.

그림 8 과 그림 9는 제안된 방법으로 만든 필터가 유

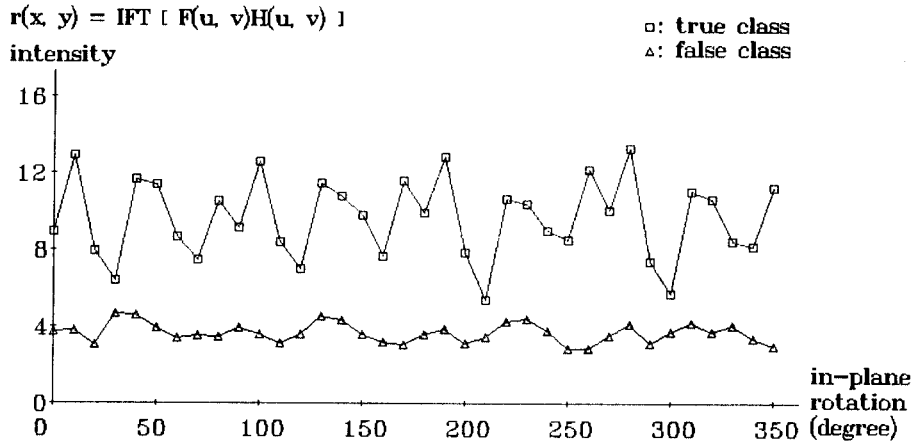


그림 7. 전통적인 알고리즘의 참 군(지문 1)과 거짓 군(지문 2)에 대한 세기 대 동일평면 회전변위의 그래프
 Fig. 7. Graph of intensity versus in-plane rotation range of the true(fingerprint 1) and false class (fingerprint 2) for the conventional algorithm.

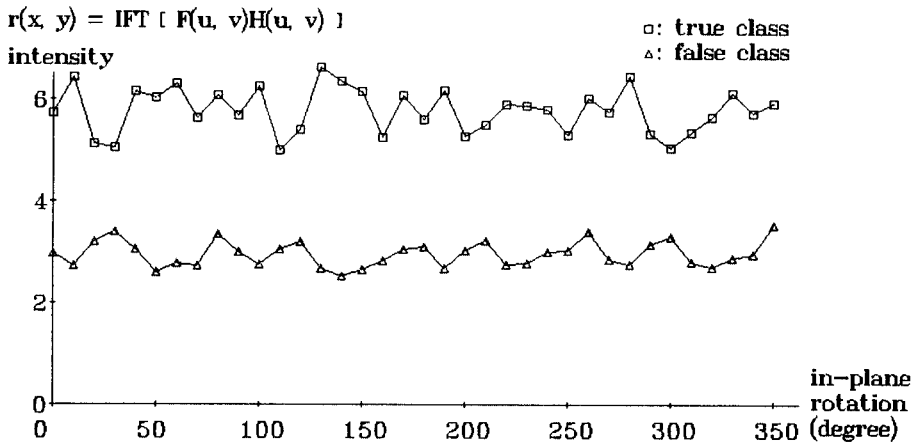


그림 8. 제안된 알고리즘의 참 군(DC10)과 거짓 군(B737)에 대한 세기 대 동일평면 회전변위의 그래프
 Fig. 8. Graph of intensity versus in-plane rotation range of the true(DC10) and false class(B737) for the proposed algorithm.

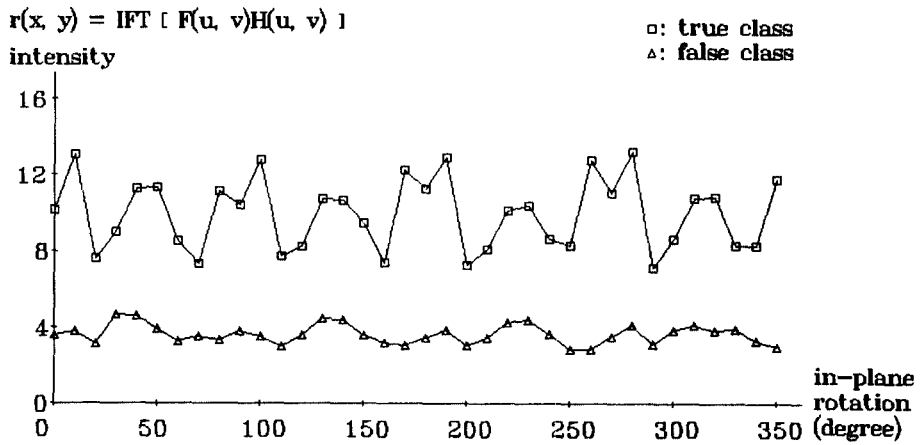


그림 9. 제안된 알고리즘의 참 군(지문 1)과 거짓 군(지문 2)에 대한 세기 대 동일평면 회전변위의 그래프
Fig. 9. Graph of intensity versus in-plane rotation range of the true(fingerprint 1) and false class(finger-print 2) for the proposed algorithm.

표 1. 전통적인 방법과 제안된 방법에 대한 (a) DS 와 (b) DC 의 비교
Table 1. Comparison of (a) DS and (b) DC for conventional with proposed method.

method image	conventional algorithm	proposed algorithm
airplane	$\frac{6.56-4.93}{6.56+4.93} = 0.142$	$\frac{6.6-5.0}{6.6+5.0} = 0.138$
fingerprint	$\frac{13.28-5.37}{13.28+5.37} = 0.424$	$\frac{13.23-7.07}{13.23+7.07} = 0.303$

(a)

method image	conventional algorithm	proposed algorithm
airplane	$\frac{4.93-3.52}{4.93} = 0.29$	$\frac{5.0-3.38}{5.0} = 0.33$
fingerprint	$\frac{5.37-4.61}{5.37} = 0.142$	$\frac{7.07-4.67}{7.07} = 0.34$

(b)

사한 영상을 구별인식 할 수 있는지를 검토한 것이다. (□) 그래프는 참 시험영상에 대한 상관첨두치 분포이고, (△) 그래프는 거짓 시험영상에 대한 상관첨두치 분포를 나타낸다. 항공기 영상의 경우 거짓 시험영상에 대한 상관첨두치의 최대값은 3.38 이었고 참 시험영상에

대한 상관첨두치의 최소값은 5.00 으로 나타나 DC 는 0.33 의 값을 가진다. 지문영상의 경우 거짓 시험영상에 대한 상관첨두치의 최대값은 4.67 이고 참 시험영상에 대한 상관첨두치의 최소값은 7.07 로 나타나 DC 는 0.34 의 값을 가진다. 따라서 두 방법에 의한 DC 값을

비교해 보면 제안된 방법으로 얻은 DC 값이 기존의 방법으로 얻은 값보다 더 크게 나타나 유사물체의 구별 인식이 더 용이함을 알 수 있다. 표 1에 각 시험영상에 대한 DS 및 DC 의 값을 나타내었다.

위의 시뮬레이션 결과로 부터 제안된 알고리즘으로 제작된 필터의 성능이 참 기준영상의 변형된 영상을 인식할 때 기존의 방법보다 인식능력이 더 우수하고, 유사물체 인식시 문턱치값 선정이 조금 더 쉽다는 것을 알 수 있었다.

IV. 결 론

MF 합성법을 이용한 전통적인 SDF 필터는 학습영상의 수가 많아지게 되면 출력상관평면에서 부엽의 크기가 커지게 되고 유사물체의 구별 인식이 어렵다. 이 문제는 POF 합성법으로 SDF 필터를 구하면 해결이 가능하다. 인식하고자 하는 기준영상의 변형이 아주 많아지면 필터를 구성하는데 걸리는 합성시간이 길어지게 된다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위해 전체 학습영상을 몇개의 군으로 나누어 각 군을 동일영상으로 인식할 수 있는 ECP-PO-SDF 필터를 합성한 후 합성된 필터함수를 새로운 학습영상으로 하여 다시 한번 더 ECP-PO-SDF 필터를 합성하였다. 제안된 알고리즘은 학습영상을 M개의 군으로 나눈다면 기존의 알고리즘에 비해 약 $(1-1/M) \times 100\%$ 의 합성시간이 단축된다. 이때 최소한의 시간으로 합성할 수 있는 군의 수는 $\sqrt[3]{(N_T^2/2)}$ 이 되고, 합성필터의 성능이 최적일 수 있는 군의 수는 경험적으로 찾게 된다. 제안된 알고리즘을 DC10 항공기 영상과 지문 1 영상의 36 개 학습영상에 대해 4개의 군으로 나누어 컴퓨터 시뮬레이션을 해 본 결과 기존의 합성 알고리즘보다 합성시간이 12960 초에서 3400 초로 74% 가 단축되었다. 또한 필터의 성능은 참

기준영상의 변형된 영상 인식시 기존의 알고리즘보다 더 우수한 성능을 나타내었고, 유사물체의 구별 인식시 인식을 결정하는 문턱치값 선정이 조금 더 쉽다는 것을 확인하였다.

참고문헌

1. A. Vander Lugt, "Signal detection by complex signal filtering," IEEE Trans. Infor. Theory, vol. IT-10, pp.139-145, 1964.
2. David Casasent, "Unified synthetic discriminant function computational formulation," Appl. Opt., vol. 23, no. 10, pp.1620-1627, 1984.
3. D. Casasent and Wen-Thong Chang, "Correlation synthetic discriminant functions," Appl. Opt., vol. 25, no. 14, pp.2343-2350, 1986.
4. J. L. Horner and P. D. Gianino, "Phase only matched filtering," Appl. Opt., vol. 24, no. 6, pp.812-816, 1984.
5. J. L. Horner and P. D. Gianino, "Applying the phase-only filter concept to the synthetic discriminant function correlation filters," Appl. Opt., vol. 24, pp.851-855, 1985.
6. 도 양희, "한글문자 인식을 위한 양자화 위상 SDF 필터," 경북대학교 박사학위 논문, 1988.
7. 김 정우, 도 양희, 하 영호, 김 수중, "NRF-SDF를 이용한 나무로부터의 한글문자 인식," 대한전자공학회 논문지, 제26권 9호, pp.42-49, 1989.
8. 김 정우, 정 수길, 조 옹호, 김 성룡, 김 수중, "대표영상을 이용한 나무구조의 한글문자 인식," 대한전자공학회 논문지, 제31권 4호, pp.18-29, 1994.

金正兩(Jeong Woo Kim)

정희원

金 喆 洙(Cheol Soo Kim)

정희원

1989년 ~1993년 8월 : 경북대학교 대학원 박사과정 수료
제20권 2호 참조

1995년 3월~현재 : 김천전문대학 전파통신과 전임강사
제20권 2호 참조

<p>裒 長 根(Jang Keun Bae)</p> <p>정회원</p> <p>1994년 3월~현재 : 구민전문대학 전자과 전임강사 제20권 2호 참조</p>		<p>都 良 會(Yang Hoi Doh)</p> <p>정회원</p> <p>1989년 3월~현재 : 제주대학교 전자공학과 조교수 제20권 2호 참조</p>	
<p>曹 雄 鎭(Woong Ho Cho)</p> <p>정회원</p> <p>현재 : 대구공업전문대학 전자계산과 조교수 제19권 12호 참조</p>		<p>金 秀 重(Soo Joong Kim)</p> <p>정회원</p> <p>현재 : 경북대학교 전자공학과 교수 제20권 2호 참조</p>	