

광웨이브렛 fSDF필터를 이용한 회전불변 지문인식

正會員 李 河 運*, 金 正 雨**, 金 秀 重**

Rotation Invariant Fingerprints Recognition Using Optical Wavelet fSDF Filter

Ha Woon Lee*, Chae Min Park**, Jeong Woo Kim**, Soo Joong Kim** Regular Members

要 約

본 논문에서는 회전불변 지문인식을 위해서 웨이브렛 변환 위상 합성필터(WCPOF)와 전폭변조 위상합성 필터(WCAMPOF)를 제안하였다. 합성필터를 위해 사용한 학습영상은 $\pm 3^\circ$ 및 $\pm 7^\circ$ 로 회전 변위된 영상을 사용하였다. WCPOF는 기존의 합성 웨이브렛 필터(CWMF)에 비해 SNR은 물론 가장 좋은 변별력을 가짐을 확인 하였으며 WCAMPOF는 가장 우수한 자기 상관 특성을 가짐을 확인 하였다. 그리고 WCPOF를 만들때 반복 횟수도 기존의 CWMF에 비해 약 30% 정도 감소되어 필터합성을 위한 전처리 시간을 단축 할 수 있다.

ABSTRACT

In this paper, wavelet transformed phase only composite filter(WCPOF) and wavelet transformed amplitude modulation phase only composite filter (WCAMPOF) to recognize rotation invariant fingerprints are proposed. We use the $\pm 3^\circ$ and $\pm 7^\circ$ rotated fingerprint images as the training image set. The proposed WCPOF shows that the best SNR and discrimination ratio compared with the conventional composite wavelet matched filter(CWMF). And WCAMPOF shows the best autocorrelation characteristics. And the iteration numbers of WCPOF are reduced about 30% compared with the CWMF, so that the time to synthesize filter is reduced.

*동양공과대학교 통신공학과

Dept. of Comm. Eng., Dongyang University of Technology

**경북대학교 전자공학과

Dept. of Elec. Eng., Kyungpook National University

論文番號 : 94345-1201

接受日字 : 1994年 12月 1日

I. 서 론

광상관기를 이용한 지문인식장치는 많이 연구되어 왔으며 최근에는 Shimizu, Gehart, Gamble등에 의해 프리즘을 입력소자로 한 실시간 지문 인식장치가 연구되었다.[1] 또한 Farrant등은 공간필터로 MOSLM을 이용한 하이브리드 타입의 지문인식장치를 연구했으며 Meiyuan Wen등은 광 굴절 결정체(Photo Refractive Crystal)를 사용하여 웨이브렛 정합필터(wavelet matched filter : WMF)를 이용한 지문인식 장치를 제안하였다.[2]

시간 영역에서의 웨이브렛 함수는 0을 중심으로 진동하며 시간이 무한대로 접근할 경우 0으로 감쇄해야 하며 (허용조건 : admissible condition) 진동 주파수에 따라 주파수 영역에서의 대역폭이 결정된다.(규칙성 : regularity)[3] 따라서 웨이브렛 변환은 대역통과 특성을 가지며 이 특성을 웨이브렛 함수의 종류 및 팽창모수(dilation parameter)의 크기에 따라 대역의 중심 주파수 및 대역폭이 달라져 다해상도의 영상분해가 가능하다.[4] 웨이브렛 변환에 의해 구현되는 필터는 웨이브렛 함수에 따라 특성이 다르므로 인식하고자 하는 영상에 따라 적절한 웨이브렛 함수 및 팽창모수의 설정이 영상신호 처리에 중요한 요소가 된다.

광웨이브렛 변환은 웨이브렛 변환상판에 근거를 두고 있으며 천이 불변의 성질을 갖고 있어 패턴인식에 직접 적용할 수 있다.[5, 6, 7] 광웨이브렛 정합필터(optical wavelet matched filter : OWMF)[8]은 웨이브렛 변환된 두 영상간의 상관이므로 전통적인 정합필터에 비해 좋은 변별력을 갖고 있다. Danny Roberge 가 제안한 CWMF(composite wavelet matched filter, 본 논문에서는 CWPOF로 표현함)는 인식하고자 하는 기준영상을 위상필터링 하고 fSDF 합성법으로 함수를 만든 후 웨이브렛 변환을 하였다.[9] 그러나 기준영상의 회전변위된 영상과 유사영상에 대한 변별력은 연구되지 않았다.

본 논문에서는 회전된 영상의 인식과 유사영상의 구별 인식을 위해 인식하고자 하는 기준영상을 웨이브렛 변환 후 PO-fSDF(phase-only filter synthetic discriminant function), AMPO-fSDF (amplitude modulation phase-only filter synthetic discriminant function) 합성법으로 필터를 만들어 각각

을 웨이브렛 변환 합성위상필터(wavelet composite phase only filter : WCPOF) 및 웨이브렛 변환 합성 진폭변조필터(wavelet composite amplitude modulation phase only filter : WCAMPOF) 라칭하고 회전 변위된 지문영상에 적용하였다. 이때 회전 변위는 하나의 기준영상의 $\pm 10^\circ$ 이내로 하였으며 기존의 웨이브렛 합성 정합필터 (CWMF, CWPOF), 및 위상필터(POF)와 제안한 방법과 Haar 및 Mexican-hat 웨이브렛 함수를 사용하여 성능을 비교하였다.

II. 광웨이브렛 정합필터

웨이브렛 변환은 신호 $s(x, y)$ 와 딸웨이브렛(daughter wavelet) 함수 $h_{ab}(x, y)$ 와의 원점에서의 상관 즉 내적이며, 아래 수식과 같이 표현할 수 있다.

$$wt[s(x, y)] = \langle s(x, y) | h_{ab}(x, y) \rangle \quad (1)$$

단 wt 는 웨이브렛 변환을 나타냄

딸웨이브렛 함수 $h_{ab}(x, y)$ 는 모웨이브렛(mother wavelet) 함수 $h(x, y)$ 로 부터 식 (2)와 같이 팽창(dilation) 및 병진(translation)으로 얻는다.

$$h_{ab}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} h\left(\frac{x - b_x}{a_x}, \frac{y - b_y}{a_y}\right) \quad (2)$$

단 a_x, a_y : 팽창모수

b_x, b_y : 병진모수

식 (1)과 (2)를 종합하여 병진모수를 신호에 적용하여 표현하면 웨이브렛 변환을

$$\begin{aligned} wt[s(x, y)] &= \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \int \int s(x + b_x, y + b_y) h^* \\ &\quad \left(\frac{x}{a_x}, \frac{y}{a_y} \right) dx dy \\ &= \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} s(x, y) \otimes h\left(\frac{x}{a_x}, \frac{y}{a_y}\right) \quad (3) \end{aligned}$$

단 \otimes 는 상관자를 나타냄

와 같이 표현할 수 있다. 웨이브렛 함수 $h(x, y)$ 는 DC 성분이 0이며 웨이브렛 변환은 공간 및 주파수 영역에서 신호를 국한한다.[10] 식 (3)에서 알 수 있듯이 웨이브렛 변환은 신호와 딸웨이브렛 함수 $h(x/a_x, y/a_y)$ 와의 상호상관이며 $h(x/a_x, y/a_y)$ 는 팽

창모수에 의해 중심주파수 및 대역폭이 결정됨을 알 수 있다. 따라서 웨이브렛변환은 신호의 특징을 추출한 후 처리하기 때문에 일반적으로 웨이브렛 정합필터(WMF)는 전통적인 정합필터보다 변별력이 우수하다.

인식하고자 하는 신호를 $s_t(x, y)$ 라 하고 기준신호를 $s_r(x, y)$ 라 할 때 주파수 영역에서의 웨이브렛 변환은

$$W_t(u, v) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} S_t(u, v) H_a^*(u, v) \quad (4)$$

$$W_r(u, v) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} S_r(u, v) H_a^*(u, v) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} S_t(u, v) &= F[s_t(x, y)] \\ \text{단 } S_r(u, v) &= F[s_r(x, y)] \\ H_a(u, v) &= F[h\left(\frac{x}{a_x}, \frac{y}{a_y}\right)] \end{aligned}$$

와 같이 주어 진다. 이때 기준영상과 인식하고자 하는 영상의 상관은 주파수영역에서는

$$\begin{aligned} O_w(u, v) &= W_t(u, v) W_r(u, v) \\ &= \frac{1}{a_x a_y} S_t(u, v) S_r^*(u, v) |H_a(u, v)|^2 \\ &= S_t(u, v) G(u, v) \end{aligned} \quad (6)$$

$$G(u, v) = \frac{1}{a_x a_y} S_r^*(u, v) |H_a(u, v)|^2$$

로 표현되고 상관평면에서는

$$\begin{aligned} o_w(x, y) &= F^{-1}[O_w(u, v)] \\ &= F^{-1}[W_t(u, v)] \otimes F^{-1}[W_r(u, v)] \end{aligned} \quad (7)$$

로 나타낼 수 있다. 식 (6)에서 $G(u, v)$ 를 웨이브렛 정합필터라 한다. 웨이브렛 정합필터 $G(u, v)$ 는 전통적인 공간 정합필터 $S'_a(u, v)$ 와 웨이브렛 변환 필터 $|H_a(u, v)|^2$ 와의 곱이다. 이필터를 광학적으로 구현시 $|H(u, v)|^2$ 은 빛의 효율을 감소시킨다.

Haar 웨이브렛 함수는 분리 가능한 함수이므로

$$h_a(x, y) = \begin{cases} \text{rect}\left(\frac{x + \frac{a_x}{2}}{a_x}\right) - \text{rect}\left(\frac{x - \frac{a_x}{2}}{a_x}\right) \\ \times \text{rect}\left(\frac{y + \frac{a_y}{2}}{a_y}\right) - \text{rect}\left(\frac{y - \frac{a_y}{2}}{a_y}\right) \end{cases} \quad (8)$$

로 나타낼 수 있으며 주파수 영역에서는

$$H_a(u, v) = \left(\mathcal{J} \frac{\sin^2 \pi a_x u}{\pi u} \right) \left(\mathcal{J} \frac{\sin^2 \pi a_y v}{\pi v} \right) \quad (9)$$

$$\text{단 } H_a(u, v) = F[h_a(x, y)]$$

로 표현된다.

$a=a_x=a_y=4$ 일 때 주파수 영역에서의 Haar 웨이브렛 함수는 그림 1에서 보듯이 DC 성분이 0이고 대역통과 필터의 특성을 가짐을 알 수 있다. Mexican-hat 웨이브렛 함수는 $a=a_x=a_y$ 인 등방성 2-D 함수 $g_a(x, y)=\exp[-(x^2+y^2)/2a^2]$ 에 Laplacian을 취하여 얻을 수 있으며, 이는

HAAR FUNCTION IN THE FREQUENCY DOMAIN($a=4$)

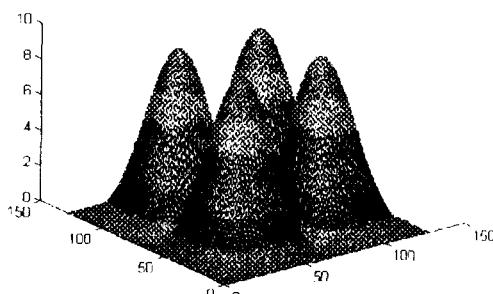


그림 1. 주파수영역에서의 Haar 함수
Fig. 1. Haar function in the frequency domain.

MEXICAN-HAT WAVELET IN THE FREQUENCY DOMAIN($a=4$)

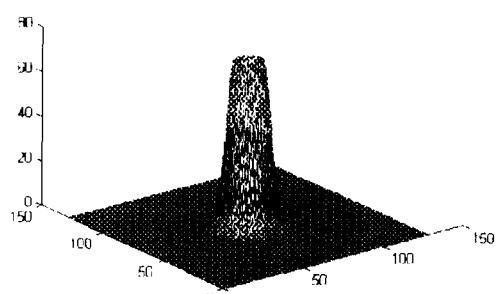


그림 2. 주파수영역에서의 Mexican-hat함수
Fig. 2. Mexican-hat function in the frequency domain.

$$h_a(x, y) = \frac{1}{a^2} \left(\frac{x^2 + y^2}{a^2} - 2 \right) \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2a^2} \right) \quad (10)$$

와 같이 표현되고, 주파수 영역에서는

$$H_a(u, v) = 4\pi^2 a^2 (u^2 + v^2) \exp(-2\pi^2 a^2 (u^2 + v^2)) \quad (11)$$

으로 나타난다. 이때 $a=4$ 일 때의 필터모양을 그림 2에서 나타내었다. 그림 1에서와 마찬가지로 DC 성분이 0이고 임의의 대역을 갖는 대역통과 필터 특성을 가짐을 알 수 있다. 따라서 웨이브렛 함수의 조건인 허용조건과 규칙성을 만족함을 볼 수 있다.

III. 합성 웨이브렛 정합필터

3-1. 기준의 합성 필터

인식해야 할 영상을 알고 있을 때 합성필터는 이러한 영상을 학습영상으로 하여 원하는 출력을 상관평면에서 구할 수 있다. 합성필터의 임펄스 응답은 학습영상의 선형조합으로 구성되며 [4] 학습영상 $t(x, y)$ 의 갯수가 N 개로 주어지면 CWMF의 필터 함수 $G(u, v)$ 는

$$G(u, v) = \sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) |H_a(u, v)|^2 \quad (12)$$

$$\text{단 } T_n(u, v) = F\{t_n(x, y)\}$$

로 주어진다. CWMF는 학습영상 $t_k(x, y)$ 에 대해 상관평면에서의 원하는 상관분포 c_k 를 발생시킬 수 있으며 이는 학습영상 $t_k(x, y)$ 와 $g(x, y)$ 의 내적이다.

$$c_k = \langle t_k(x, y) | g(x, y) \rangle$$

$$\text{단 } g(x, y) = F^{-1}[G(u, v)] \quad (13)$$

또한 Danny Roberge 가 제안한 필터인 CWPOF는 학습영상 집합 $\{t_n(x, y)\}$, ($n=1, 2, \dots, N$) 을 각각 위상필터링 후 fSDF로 합성하여 함수를 만들고 이 함수에 웨이브렛 필터의 절대값 제곱을 곱하여 만든다. [9] 즉

$$G(u, v) = \varphi(u, v) |H_a(u, v)|^2 \quad (14)$$

$$\text{단 } \varphi(u, v) = \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n \varphi_n(u, v)}{\left| \sum_{n=1}^N \alpha_n \varphi_n(u, v) \right|}$$

로 주어지고 이 필터에 의한 상관평면에서의 값은

$$c_k = \left\langle t_k(x, y) | F^{-1} \left[\frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n \varphi_n(u, v)}{\left| \sum_{n=1}^N \alpha_n \varphi_n(u, v) \right|} |H_a(u, v)|^2 \right] \right\rangle \quad (15)$$

로 주어진다. 필터 계수 α_n 의 초기값 α_n^0 를 정한 후 반복적으로 수행하여 c_k 값들의 상대적인 값을 제어하여 구할 수 있다. i 번째 반복후의 필터계수는

$$\alpha_n^{i+1} = \alpha_n^i + \beta \left[c_n - c_1 \frac{m_n^i}{m_1^i} \right] \quad (16)$$

로 구해진다. 식 (16)에서 β 는 감쇄상수로 보통 0.2에서 0.8 사이의 값으로 하며 값의 크기에 따라 수렴속도가 달라지며 본 논문에서는 β 를 0.5로 하였다. m_n^i 는 n 번째 학습 영상 $t_n(x, y)$ 와 i번째 반복으로 구해지는 필터계수 α_n^i 로 구성되는 합성필터와의 원점에서 상관침두치이다.

3-2. 제안한 합성필터

본 논문에서는 학습영상을 먼저 웨이브렛 변환 한 후 위상필터로 합성하는 웨이브렛 변환 위상 합성필터와 진폭변조 위상 필터로 합성하는 웨이브렛 변환 진폭변조 합성 필터를 만들었다. WCPOF의 필터 함수 WCPOF는 학습영상을 웨이브렛 변환후 PO-fSDF로 합성을 하였으며 필터함수는

$$G(u, v) = \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) |H_a(u, v)|^2}{\left| \sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v) \right|} \quad (17)$$

로 주어지며, 원하는 출력 상관평면에서의 상관 분포는 식 (18)과 같이 얻을 수 있다.

$$c_k = \left\langle w_f[t_k(x, y)] | F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)}{\left| \sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v) \right|} \right\} \right\rangle$$

$$= F^{-1} [T_k(u, v) H_a^*(u, v)] \otimes F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)}{\left| \sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v) \right|} \right\}$$

$$\begin{aligned}
 &= F^{-1}[T_k(u, v)] \otimes F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) |H_a(u, v)|^2}{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)|} \right\} \\
 &= t_k(x, y) \otimes g(x, y) \quad (18)
 \end{aligned}$$

단 $g(x, y) = F^1[G(u, v)]$
 $t_k(x, y) = F^1[T_k(u, v)]$

그리고 WCAPOF 는 학습영상을 웨이브렛 변환후 AMPO-fSDF로 합성 하였으며 필터 함수는

$$G(u, v) = \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) |H_a(u, v)|^2}{\frac{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)|}{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)| + 1}} \quad (19)$$

로 표현 되며, 원하는 출력 상관평면에서의 상관분포는

$$c_k = \left\{ w \otimes [t_k(x, y)] |F^{-1} \left(\frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)}{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)|} \right) \right\} \Big|_{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)| + 1}$$

$$\begin{aligned}
 &= F^{-1}[T_k(u, v) H_a^*(u, v)] \otimes F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)}{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)|} \right\} \\
 &= F^{-1}[T_k(u, v)] \otimes F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) |H_a(u, v)|^2}{\frac{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)|}{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)| + 1}} \right\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= F^{-1}[T_k(u, v)] \otimes F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) |H_a(u, v)|^2}{\frac{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)|}{|\sum_{n=1}^N \alpha_n T_n(u, v) H_a^*(u, v)| + 1}} \right\} \\
 &= t_k(x, y) \otimes g(x, y) \quad (20)
 \end{aligned}$$

단 $g(x, y) = F^1[G(u, v)]$
 $t_k(x, y) = F^1[T_k(u, v)]$

로 구해진다. 식 (17)과 (19)로 부터 웨이브렛 변환된 영상으로 합성필터를 만들어 컴퓨터형성 홀로그램으로 제작하여 전통적인 4f 상관 시스템에 적용할 수 있으며 이때 인식하고자 하는 입력영상은 웨이브렛 변환 되지 않은 영상을 그대로 사용할 수 있는 웨이브렛 정합 필터 형태가 됨을 식(18)과 (20) 으로 부터 증명하였다. 제안한 필터로 광학적 실험시 그림 3과 같이 4-f 상관시스템을 구현하여 실험할 수 있다.

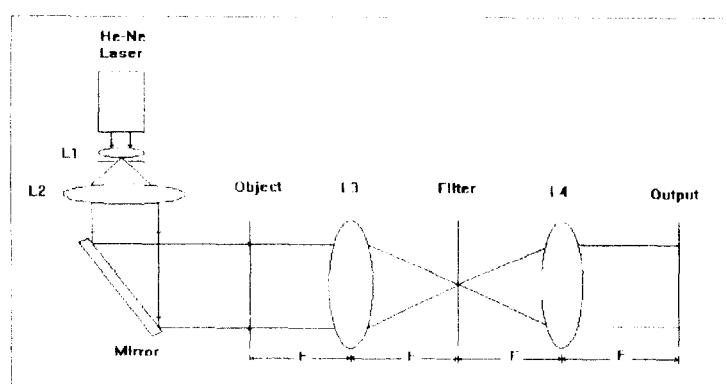


그림 3 광실험을 위한 구성도
Fig. 3 Blockdiagram for optical correlation.

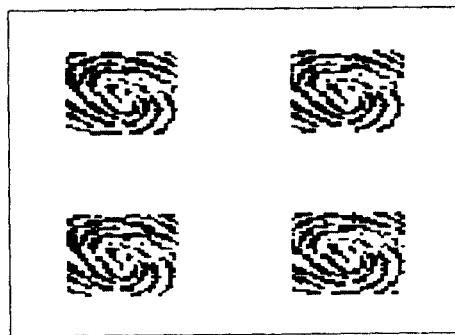


그림 4. 필터합성에 사용된 지문
Fig. 4. Fingerprint image used in the filter synthesis.

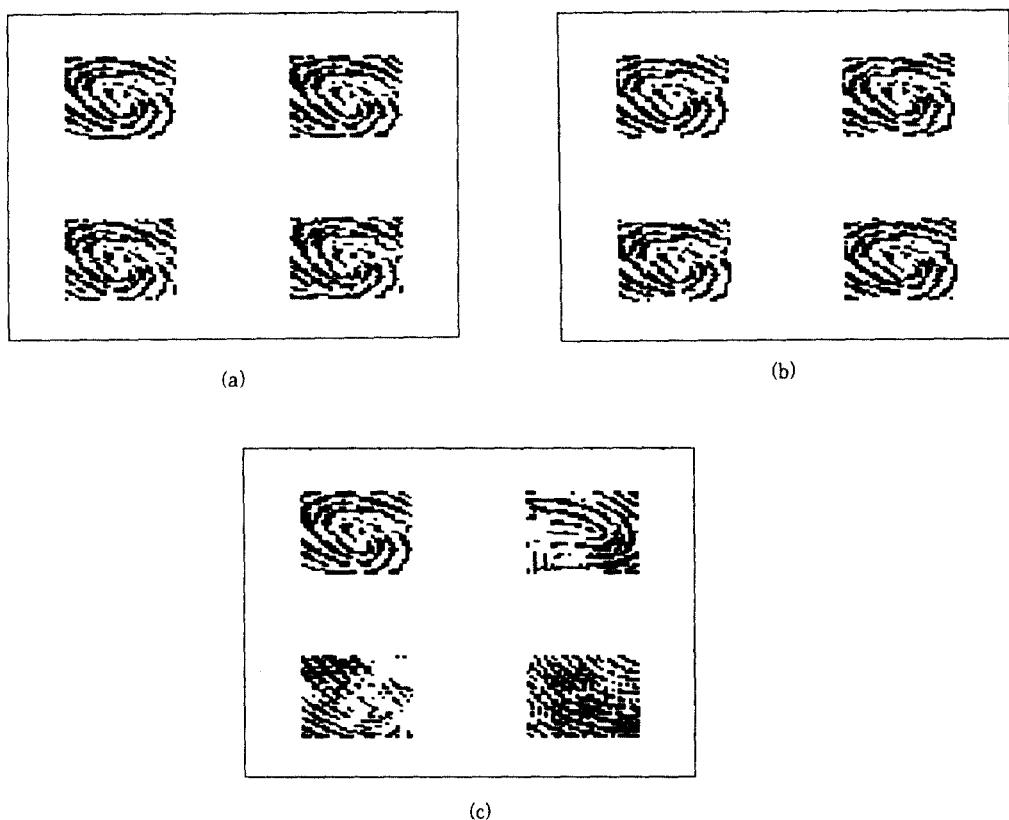


그림 5. 입력으로 사용된 지문영상
(a) $0^\circ, 5^\circ, 8^\circ, 10^\circ$ 회전된 지문 (b) $0^\circ, -5^\circ, -8^\circ, -10^\circ$, 회전된 지문
(c) 3° 회전된 지문 및 다른 지문

Fig. 5. Fingerprint image used for input.
(a) Rotated fingerprint with $0^\circ, 5^\circ, 8^\circ, 10^\circ$. (b) Rotated fingerprint with $0^\circ, -5^\circ, -8^\circ, -10^\circ$.
(c) 3° rotated and different fingerprints.

IV. 컴퓨터 모의실험 및 결과 고찰

필터합성을 위한 학습영상은 그림 4에 보는 바와 같이 인식하고자 하는 지문영상을 $\pm 3^\circ$ 및 $\pm 7^\circ$ 로 회전하여 사용하였으며 인식하고자 하는 지문영상은 그림 5와 같이 $\pm 10^\circ$ 내에서 회전변위된 것으로 하였다. 유사 지문영상 3 개와 함께 기준의 방법과 제안한 방법과의 Haar 웨이브렛 함수 및 Mexican-hat 웨이브렛 함수와 변별력 및 신호대 잡음비(signal to noise ratio : SNR)를 비교하고 상관평면에서 그 결과를 보였다. 신호대 잡음비는 최대상관치(r_{max})를 최대상관치의 50% 이하 값들의 실효치 합(N_{rms})으로 나눈것으로 식(21)과 같이 나타내었다.

$$\frac{r_{max}}{N_{rms}} \quad (21)$$

본 논문에서는 적절한 팽창모수를 사용하기 위해 Haar 웨이브렛 함수의 경우엔 팽창모수 a를 2, 4, 6, 8 에 대해, Mexican-hat 웨이브렛 함수의 경우엔 1, 2, 3, 4, 5에 대해 실험하여 팽창모수 변화에 대한 변별력 DR을 조사하여 그림 6(a) 및 (b)에 각각 나타냈다. 이때 DR은 인식하고자 하는 영상(기준영상의 $\pm 10^\circ$ 내에서 회전된 영상)의 정규화 된 최소 자기상관치

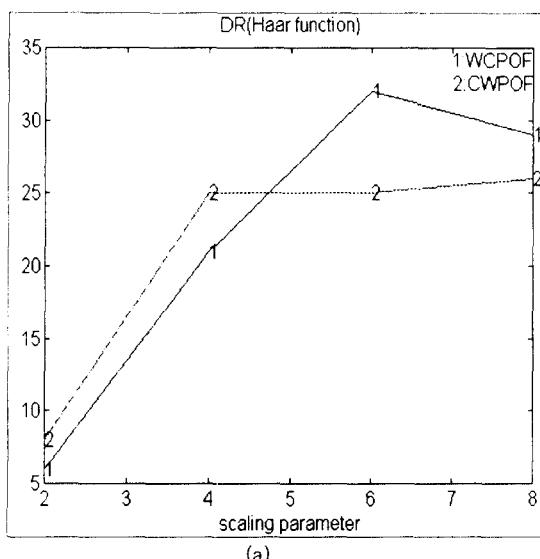


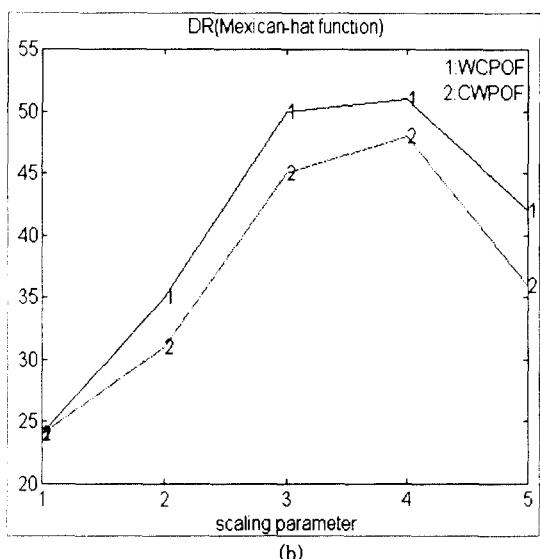
그림 6. 팽창모수에 대한 DR 비교

(a) Haar 웨이브렛 함수 일때 (b) Mexican-hat 웨이브렛 함수 일때

Fig. 6. Comparison of DR according to the scaling parameters.

(a) in the case of Haar wavelet function, (b) in the case of Mexican-hat wavelet function.

와 인식 하지 않고자 하는 유사 지문영상(D_2 , D_3 , D_4) 중 정규화 된 최대 상관치와의 차이를 나타낸다. 그결과 Haar 함수의 경우엔 $a=4$ 일때 기준의 CWPOF가 제안한 WCPOF보다 약간 우수하였으나, Mexican-hat의 경우는 모든 팽창모수에 대해 제안한 WCPOF필터가 우수함은 물론 두 함수 모두에서도 가장 우수함을 볼수있다. 따라서 $a=4$ 일때 0° , 5° , 8° , 10° , D_2 , D_3 , D_4 에 대한 상관 평면에서의 결과를 Haar 및 Mexican-hat 함수에 대해 그림 9, 10, 11, 12에 나타냈다. 그림 7(a)는 Haar 함수일때 제안한 WCPOF 및 WCAMPOF와 기준의 필터들과 변별력을 비교를 나타냈으며, 그림 7(b)는 Mexican-hat 함수일때의 결과이다. 이로부터 제안한 WCPOF 필터가 가장 우수한 변별력을 가짐을 알수있다. 그리고 WCAMPOF의 경우 POF 보다도 우수한 자기상관 특성을 얻은 반면 CWAMPOF의 경우엔 변별력이 매우 나빠 유사지문의 구분 조차 하지 못하였다. 그림 8은 SNR 을 나타내는 것으로 제안한 WCPOF 필터가 가장 좋은 SNR 을 가짐을 알수있다. 그림 9는 Haar 웨이브렛 함수일때 제안된 WCPOF 에 의한 0° , 3° , 5° , 8° , 10° 회전된 영상 및 유사 지문 3 개(그림 7 및 9, 10, 11에서 D_2 , D_3 , D_4 는 유사지문을 나타냄)와의 상관을 나타내고 그림 10은 기준의 CWPOF 에 의한 것이다. 그림 11은 Mexican-hat



(b)

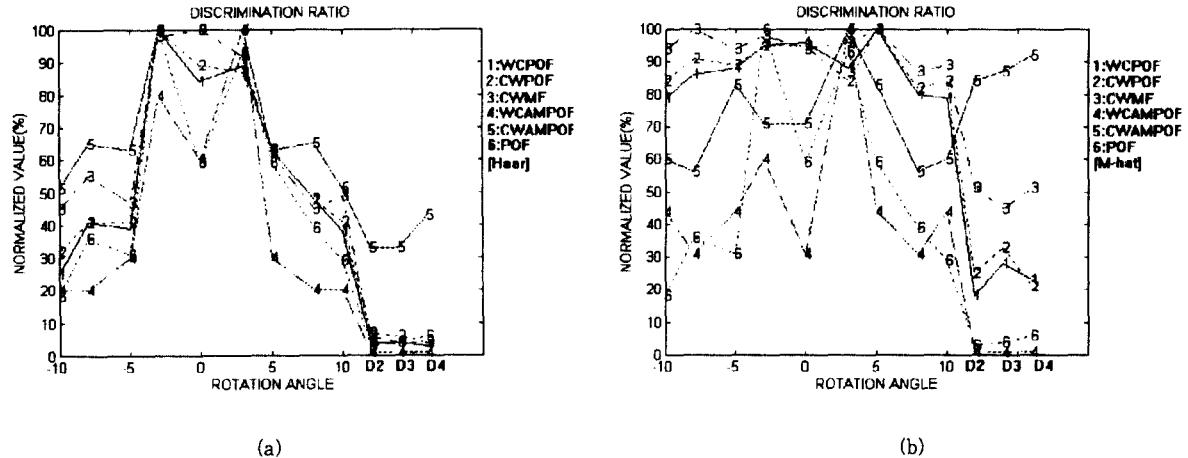


그림 7. 변별력 비교
(a) Haar 웨이브렛 함수 일때 (b) Mexican-hat 웨이브렛 함수 일때

Fig. 7. Comparison of discrimination.
(a) in the case of Haar wavelet function, (b) in the case of Mexican-hat wavelet function.

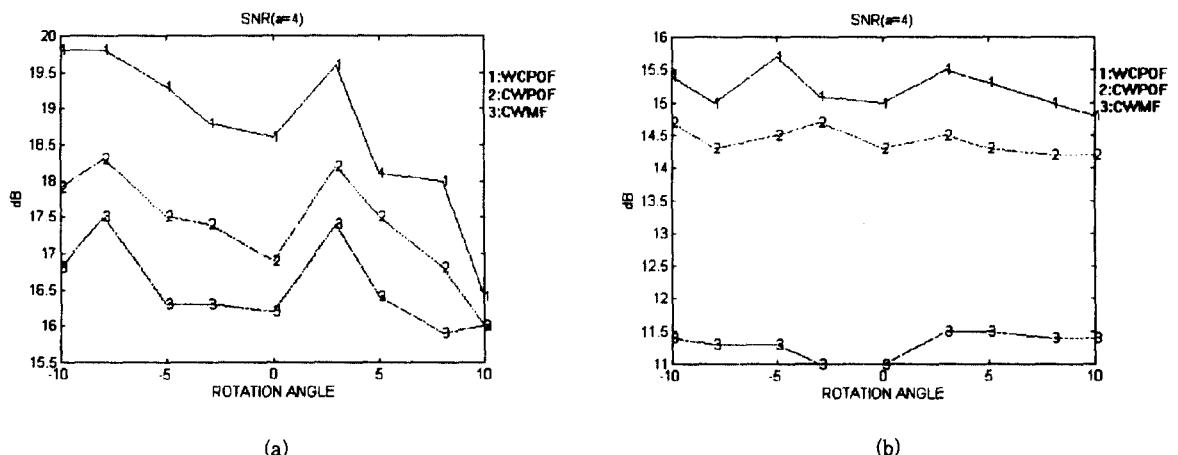


그림 8. SNR 비교
(a) Haar 웨이브렛 함수 일때 (b) Mexican-hat 웨이브렛 함수 일때

Fig. 8. Comparison of SNR.
(a) in the case of Haar function, (b) in the case of Mexican-hat function.

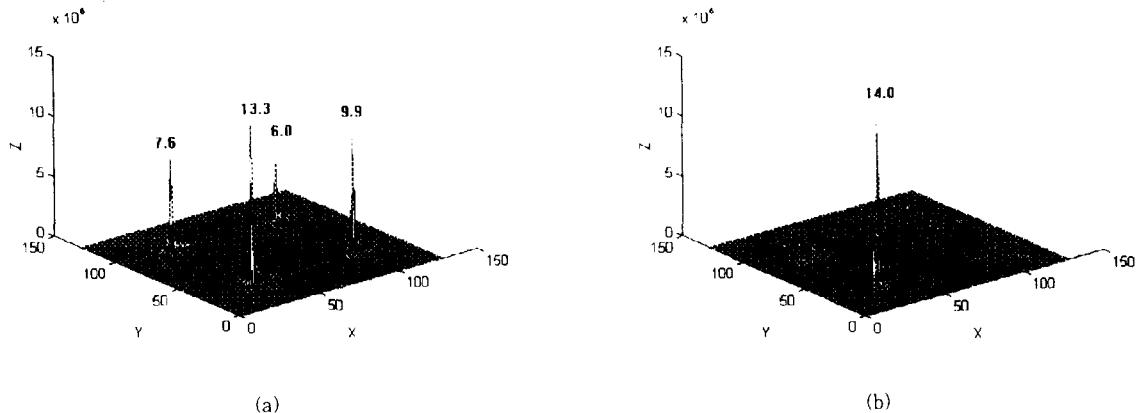


그림 9. Haar 함수 일때 WCPOF에 의한 상관결과
(a) 0° , 5° , 8° 및 10° 회전된 지문의 상관치 (b) 3° , D_2 , D_3 및 D_4 의 상관치

Fig. 9. Correlation results of the WCPOF with Haar function.
(a) Correlation value of the 0° , 5° , 8° and 10° rotated fingerprint, (b) Correlation value of the 3° , D_2 , D_3 and D_4 .

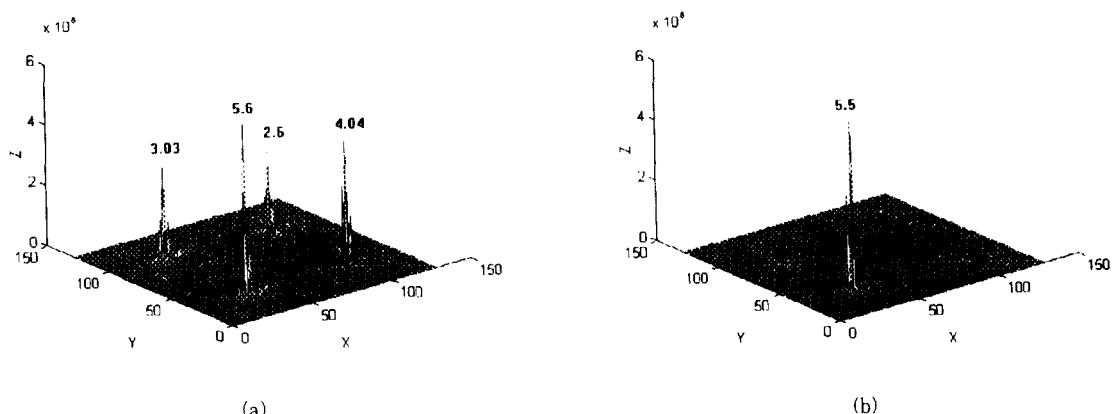


그림 10. Haar 함수일때 기존의 방법에 의한 상관결과
(a) 0° , 5° , 8° 및 10° 회전된 지문의 상관치 (b) 3° , D_2 , D_3 및 D_4 의 상관치

Fig. 10. Correlation results of the conventional method with Haar function.
(a) Correlation value of the 0° , 5° , 8° and 10° rotated fingerprint,
(b) Correlation value of the 3° , D_2 , D_3 and D_4 .

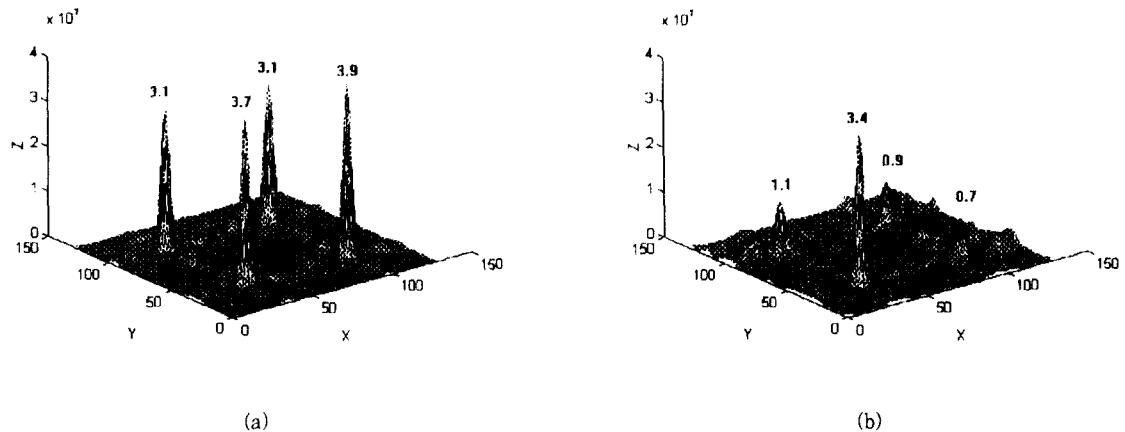


그림 11. Mexican-hat 함수일때 WCPOF에 의한 상관결과
 (a) 0° , 5° , 8° 및 10° 회전된 지문의 상관치 (b) 3° , D_2 , D_3 및 D_4 의 상관치
 Fig. 11. Correlation results of the WCPOF with Mexican-hat function.,
 (a) Correlation value of the 0° , 5° , 8° and 10° rotated fingerprint,
 (b) Correlation value of the 3° , D_2 , D_3 and D_4 .

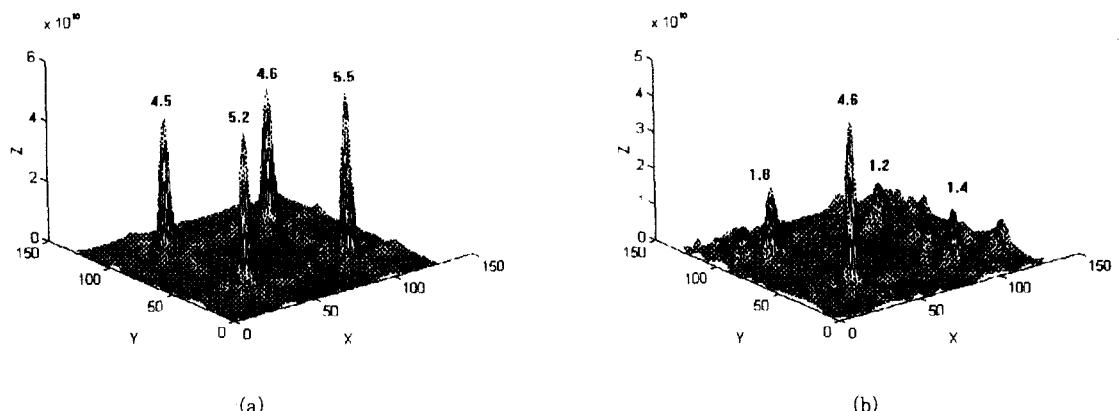


그림 12. Mexican-hat 함수일때 기존의 방법에 의한 상관결과
 (a) 0° , 5° , 8° 및 10° 회전된 지문의 상관치 (b) 3° , D_2 , D_3 및 D_4 의 상관치
 Fig. 12. Correlation results of the conventional method with Mexican-hat function.
 (a) Correlation value of the 0° , 5° , 8° , and 10° rotated fingerprint,
 (b) correlation value of the 3° , D_2 , D_3 and D_4 .

웨이브렛 함수일때 제안된 방법에 의한 것이고 그림 12는 기존의 방법에 의한 것이다. 실험 결과 Mexican-hat 웨이브렛이 Haar 웨이브렛 보다 더 많이 회전변위된 영상에 대해 인식 함을 확인 하였으며 Haar 웨이브렛에 의한 WCAMPOF 필터는 POF보다도 더 우수한 자가 상관 특성이 있음을 확인하였다. 합성과정에서도 반복알고리듬에 의한 반복횟수도 약 1/3정도 감소되어 필터함수 $G(u, v)$ 를 만들때의 전처리 시간이 단축됨을 보였다.

V. 결 론

본 연구에서는 기존의 정합필터, POF 및 fSDF 를 이용한 새로운 개념의 웨이브렛 변환 위상 합성필터(WCPOF) 및 진폭변조 위상 합성필터(WCAMPOF)를 제안하였고, Haar 및 Mexican-hat 웨이브렛 함수를 이용하여 최적의 팽창모수를 찾기위해 팽창모수를 변화 시키면서 회전변위된 지문영상에 대해 회전불변 특성 및 상관평면에서의 SNR 을 기존의 필터들과 비교하였다. 그 결과 Haar 웨이브렛의 경우 제안된 WCAMPOF 는 POF 특성에 가까워 $\pm 10^\circ$ 회전변위된 영상에 대해 최대 상관치의 20~30% 정도밖에 되지않아 인식률이 떨어지나 $a=4$ 인 Mexican-hat 웨이브렛 함수를 사용한 경우 제안된 WCPOF는 $\pm 10^\circ$ 까지 회전변위된 지문의 상관치가 최대상관침두치의 약 80% 정도로 나타나 충분히 인식할 수 있으며 유사 지문에 대해서는 상관치들이 최대상관치의 30% 이하의 값을 나타내어 구별 인식이 가능함을 확인 하였다. 특히 Mexican-hat 의 경우 기존의 필터에 비해 제안된 방법이 변별력은 물론 SNR 도 우수함을 보여주고 있다. 제안한 필터를 컴퓨터 형성 홀로그램으로 필터를 제작하면 4f 상관시스템에 의한 광학적 구현도 가능하다.

참고문헌

1. F. T. Gamble, L. M. Frye and D. R. Grieser,

- "Real time fingerprints verification system", Appl. Optics, 31, pp. 652-655, 1992.
2. M. Wen, S. Yin, P. Purwardi and Francis T. S. Yu, "Wavelet matched filtering using a photorefractive crystal", Optics Comm., pp. 325-330, 1993.
 3. Yunlong Sheng, Danny Roberge and Harold H. Szu, "Optical wavelet transform", Opt. Eng., Vol. 31, No. 9, pp. 1840-1845, 1992.
 4. S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Vol. 11, 7, pp. 674-693, 1989.
 5. E. Freysz, B. Pouliquen, F. Argoul and A. Arneodo, "Optical wavelet transform of fractal aggregates", Physical Review Letters, 64, pp. 745-748, 1990.
 6. Y. Zhang, Y. Li, E. Kanterakis, A. Katg, X. J. Lu, R. Tolimieri, and N. P. Caviris, "Optical realization of wavelet transform for a one-dimensional signal", Opt. Lett., 17, 3, pp. 210-212, 1992.
 7. H. Szu, Y. Sheng and J. Chen, "The wavelet transform as a bank of the matched filters", Appl. Opt., 31, pp. 3267-3277, 1992.
 8. Y. Sheng, D. Roberge, H. Szu and T. Lu, "Optical wavelet matched filters for shift-invariant pattern recognition", Opt. Letters, 18, pp. 299-301, 1993.
 9. D. Roberge and Y. Sheng, "Optical composite wavelet matched filters", SPIE Vol. 2242 Wavelet Applications, pp. 584-591, 1994.
 10. I. Daubechies, "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis", IEEE Trans. Information Theory, Vol. 36, No. 5, pp. 961-1005, 1990.



李 河 運(Ha Woon Lee) 정회원

1959年 11月 25日生.
 1982年 2月 : 경북대학교 전자공학
 과(공학사)
 1984年 2月 : 경북대학교 대학원 전
 자공학과(공학석사)



金 正 祿(Jeong Woo Kim) 정회원

1989년 3월~현재 : 경북대학교 대
 학원 전자공학
 과 박사과정

한국통신학회 논문지 제20권 5호 참조

1983年 12月~1992年 2月 : 삼성전자 정보통신부문 무선기획
 팀장(과장)

1992년 3月~1994年 2月 : 상지전문대학 전자통신과 학과장
 (전임강사)

1990年 3月~현재 : 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정

1994年 3月~현재 : 동양공과대학교 통신공학과 전임강사

* 주관심 분야 : 광신호처리, 웨이브렛 변환, 패턴인식



金 秀 重(Soo Joong Kim) 정회원

현재 : 경북대학교 공과대학 전자공
 학과 교수

한국통신학회 논문지 제20권 5호 참조