

## 의료자산보호에서 얼굴인식을 위한 가보 웨이블릿 분석

### Gabor Wavelet Analysis for Face Recognition in Medical Asset Protection

전인자\*, 정경용\*\*, 이영호\*\*\*

와이즈오토모티브 연구개발팀\*, 상지대학교 컴퓨터정보공학부\*\*, 가천의과학대학교 의료공학부\*\*\*

In-Ja Jun(injajeon@gmail.com)\*, Kyung-Yong Chung(dragonhci@hanmail.net)\*\*,  
Young-Ho Lee(leeyh@gachon.ac.kr)\*\*\*

#### 요약

개인정보보호법의 시행은 의료기관에서 의료자산에 대한 보안이 중요시 되고 있으며 이를 위한 얼굴인식은 가장 흥미롭지만 다양한 문제점을 가지고 있는 요소 중의 하나이다. 얼굴인식은 얼굴 영상의 변화하는 요인인 포즈, 조명, 표정과 크기의 변화요소를 포함하고 있다. 이와 같은 변화 요인 중에서 빛의 위치와 방향의 변화요인이 가장 큰 어려움중의 하나이다. 이와 같은 단점을 극복하기 위하여 본 논문에서는 의료 자산 보호를 위한 CCTV 관제에서 얼굴인식을 위하여 가보웨이블릿의 계수의 분석, 커널 선정, 특징점, 커널크기와 같은 요소를 분석하였다. 제안된 방법은 분석으로 구성되어있다. 첫 번째 분석은 이미지로부터 커널을 선정하기 위한 것이며, 두 번째 분석은 커널 크기에 대한 계수 분석이다. 마지막으로 입력 영상의 크기에 따른 가보커널 크기의 변화에 대한 측정이다. 실험을 통하여 도출된 계수를 이용하여 얼굴인식을 수행하였으며, 평균 97.3%라는 인식 결과를 도출하였다. 제안하는 방법을 개발하여 논리적 타당성과 유효성을 검증하기 위해 실험적인 적용을 시도하고자 한다. 따라서 얼굴인식에서 서비스의 만족도와 질을 향상 시켰다.

■ 중심어 : | 가보웨이블릿 | 계수분석 | 얼굴인식 | CCTV 관제 | 의료자산보호 |

#### Abstract

Medical asset protection is important in each medical institution especially because of the law on private medical record protection and face recognition for this protection is one of the most interesting and challenging problems. In recognizing human faces, the distortion of face images can be caused by the change of pose, illumination, expressions and scale. It is difficult to recognize faces due to the locations of lights and the directions of lights. In order to overcome those problems, this paper presents an analysis of coefficients of Gabor wavelets, kernel decision, feature point, size of kernel, for face recognition in CCTV surveillance. The proposed method consists of analyses. The first analysis is to select of the kernel from images, the second is an coefficient analysis for kernel sizes and the last is the measure of changes in garbo kernel sizes according to the change of image sizes. Face recognitions are processed using the coefficients of experiment results and success rate is 97.3%. Ultimately, this paper suggests empirical application to verify the adequacy and the validity with the proposed method. Accordingly, the satisfaction and the quality of services will be improved in the face recognition area.

■ keyword : | Gabor Wavelets | Coefficient analysis | Face Recognition | CCTV Surveillance | Medical Asset Protection |

"본 논문은 지식경제부 산업원천기술개발사업의 지원을 받아 수행되었습니다."

접수번호 : #110509-004

접수일자 : 2011년 05월 09일

심사완료일 : 2011년 09월 30일

교신저자 : 이영호, e-mail : leeyh@gachon.ac.kr

## I. 서론

오늘날 사용되는 의료자산 관리를 위한 얼굴인식은 단독으로 또는 지문이나 홍채와 연결되어 멀티모달 형태의 인식요소로 사용되어지고 있으며 이외에 모바일 기기, 은행인출기, 접근 제어장치 등의 다양한 분야에서 활용되고 있다[8][9]. 의료자산 보호용 CCTV 관제 시스템은 누구나 가지고 있는 특성, 동일한 특성을 가진 다른 사람이 없는 특성, 시간에 따른 변화가 없는 특성, 정량적으로 측정이 가능한 특성, 환경변화와 무관하게 높은 정확성을 얻을 수 있는 특성, 사용자의 사용상의 거부감이 없는 특성, 인위적인 부정사용으로부터 안전한 특성 등의 요구사항을 모두 만족하여야 한다. 바이오 데이터 획득 시 위치한 배경, 조명, 크기 등에 대한 외적인 변화와 입력영상을 처리하는 소프트웨어에서의 내적인 변화에 따라 다양한 인식결과를 생성한다[13]. 얼굴인식에서는 외적인 변화 요소 중 조명의 영향을 최소화하기 위하여 가보 웨이블릿을 이용한 인식방법을 활용하고 있다[5][7]. 가보 웨이블릿 함수는 공간 영역 및 주파수 영역에서 지역적으로 분포되어 있고, 평면과 가우시안 함수에 의해서 제한된 모형을 하고 있다. 가보 웨이블릿 함수는 이미지의 다양한 조명에 대해서 안정성을 제공할 뿐만 아니라 이미지의 왜곡, 회전, 크기, 그리고 변형에 대해서도 안정적이다.

논문의 구성은 2장에서는 가보 웨이블릿에 대해서 기술하고 3장에서는 제안하는 얼굴인식을 위한 가보 웨이블릿 분석에 대해서 기술한다. 4장에서는 실험결과를 5장에서 결론에 대해서 기술한다.

## II. 가보 웨이블릿

가보 웨이블릿을 구성하는 가보 커널의 형태는 가우시안 윈도우에 의하여 지역화된 공간적인 사인함수이다. 이는 공간적 영역에서 디지털 영상처리에 바로 적용이 되는 부분이다. 지역적인 특성을 찾아주는 필터는 가보 웨이블릿의 변형에 기반하고 있다. 가보 웨이블릿은 가우시안 엔벨롭 함수(Gaussian envelope function)에

의하여 제안된 평면과의 모양에서 생물학적으로 동기화된 컨볼루션 커널이다[1]. 가보 함수는 가우시안 함수가 가지고 있는 특성을 보유하고 있다. 가보 함수는 2차원 가우시안 함수를 모함수로 사용하므로 가우시안 함수가 가지고 있는 특성을 가지고 있다는 것이며 이를 이용하여 수학적인 처리에 있어서 편리함을 제공한다. 얼굴 인식을 위하여 지역과 구별할 수 있는 특성을 유도할 때, 커널이 공간적인 지역성과 방향성을 선택적으로 원하는 특성을 나타낼 때 영상의 특징을 추출하기 위하여 적당한 선택적으로 만들 수 있다[12].

영상에서 가보 웨이블릿 변환은 정의된 가보 커널의 유사한 점을 사용하여 이미지의 부영역의 컨볼루션에 의하여 정의된다. 여기서  $f(x)$ 는 부-이미지 주위 픽셀인  $x=(x, y)$ 의 그레이 값이라고 하면, 부-이미지의 가보 웨이블릿 변환은 식(1)과 같이 나타낸다.

$$G_{\mu,\nu}(x) = f(\underline{\alpha}) * \psi_{\mu,\nu}(\underline{\alpha}) \quad (1)$$

$$= \int \int f(\alpha, \beta) \psi_{\mu,\nu}(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta$$

$\underline{x}=(x, y)$ 와  $*$ 는 컨볼루션 연산자로 나타낸다. 각  $G_{u,v}(x)$ 는 특징점  $x$ 에 대한 다른 위치 주파수 방향 특성을 구성한다. 여기서 특성은 특징점  $x$ 에 대하여 특징 벡터  $F$ 를 생성하기 위하여 연결하고 있다.  $F$ 는 부-이미지 주변의  $x$ 의 특징 벡터는 40개로 연결하는 것으로 식(2)와 같이 나타낸다[2].

$$F(\underline{x}) = (G_{0,0}(\underline{x})^t G_{0,1}(\underline{x})^t \cdots G_{4,7}(\underline{x})^t)^t \quad (2)$$

특징 벡터는 영평균과 단위 분산에 의하여 정규화되어지고, 정규화 요소  $e$ 에 의하여 재구성된다.  $G_{u,v}(e)(x)$ 은 영평균과 단위 분산에 의해 정규화된 요소  $e$ 에 의하여 적용된  $G_{u,v}(x)$ 로부터의 정규화 벡터 개념으로 설명할 수 있다. 특징점  $x$ 에서의 모든 가보 변환을 포함한 특징 벡터는  $G_{u,v}(x)$ ,  $u=0, \dots, 7$ ,  $v=0, \dots, 4$ 로 구성되며, 이는 진화하는 과정을 통하여 외부 환경에 대하여 최적의 정보를 구별한다.

본 논문에서는 영상에서 얼굴의 구성 요소 중에서 얼굴의 특징을 대표하는 특징요소를 특징점으로 구성한다. 특징점의 위치를 기준하여, 얼굴 영상정보를 정확히 표현하기 위하여 가보 웨이블릿의 LW, TSL, XW 커널로 구성한다. 커널에서 사용하는 방향과 주파수 및 계수의 적용을 영상에 선택적으로 활용한다[2-4][10]. 여기서 영상에 적합하도록 인식을 위하여 커널을 다양하게 구성함으로써, 고정 커널을 사용할 때 보다 높은 인식률을 얻을 수 있다.

### III. 가보 웨이블릿 계수 분석

최적의 가보 벡터의 디자인은 가보 커널 파라미터를 최적으로 구성하고, 인식하기에 적합한 특징점을 선택하여야 한다. 2D 가보 웨이블릿은 일반적인 가보 함수 내에서 8개의 파라미터의 자유도를 가진다. 공간 도메인 내에서 필터의 중심을 포함하고 있다. 간단한 기초셀은 강력하게 짝수 또는 홀수로 대칭되지는 않지만, 간단한 기초 셀 사이에서 사각형적인 관점에서의 관계가 일반적으로 보호된다. 0에 대한 필터의 절대 상(Absolute phase)와 필터의 중심인 (0, 0)의 공간적 위치를 설정하는 것에 의하여 가보 웨이블릿 파라미터를 간단하게 할 수 있다. 주파수에서 평면파는 타원 가우시안의 짧은 축을 따라서 방향을 증가하기 위한 경향을 가지고 있다. 평면파가 회전되어질 때, 타원 가우시안은 이에 상당하도록 회전한다. 이는 Radio 주파수인 새로운 파라미터를 소개하기 위하여 가우시안을 변조시키는 것에 의하여 회전각과 관련되어지는 필터의 주파수 중심을 내포하고 있다. 만약, (x, y)에 따라 타원 가우시안의 표준편차는 가정한 것과 같아지므로, 이에 대한 파라미터를 이용하여 실험에서 사용한다. 결론적으로 2D 가보 웨이블릿에 대한 파라미터는 주파수, 방향, 표준편차에서 감소되어 질 수 있다.

가보 웨이블릿은 주파수( $\omega$ ), 방향( $\theta$ )과 파형길이( $\sigma$ )의 가우시안 윈도우 폭의 비율인 세 개의 파라미터를 가진다. x축과 y축은 가정한 부분과 같이 구성되며 타원 가우시안의 표준 편차를 나타내게 된다. 가보 웨이블

릿에서 일반적으로 사용하는 매개변수는 5 주파수와 8 방향이다. 가보 웨이블릿은 주파수, 방향, 주파수에 대한 타원 가우시안의 표준 편차 비율등과 같은 세 개의 파라미터를 갖는다. 이때 사용하는 주파수와 방향은 0 - 20까지의 값으로부터 계수는 각 상황별 인식을 위한 값으로 구성하게 된다. 가보 웨이블릿은 frequency( $\omega$ ), orientation( $\theta$ ), size of filter( $\sigma$ ), aspect ratio( $\alpha$ ), scaling factor( $\rho$ ), bandwidth-frequency( $\lambda$ ) 등의 6개의 파라미터를 이용하여 계산되어질 수 있다. [11] 등에 의하여 구성된 가보 웨이블릿 계수는 5개의 주파수( $\omega$ )와 8개의 방향( $\theta$ )을 사용한다. 이때 사용하는 필터에서 다른 파라미터는  $\alpha=1$ ,  $\rho=1.4142$ ,  $\lambda=\pi/4$ 와 같이 가정한다. 가보 웨이블릿은 파라미터에서 각기 다른 값을 가진다. 이는 얼굴인식에 대하여 최적의 파라미터를 유도해내는 것을 목적으로 하기 때문이다.

#### 1. 영상에 적합한 가보 커널 선정

커널을 선정하기 위하여 본 논문에서는 LW, TSL, XW 커널 등 세 가지의 방법에서 테스트하였다. [표 1]은 커널 선정을 위한 실험 데이터의 세부 사항을 나타낸다.

표 1. 커널 선정을 위한 데이터의 세부 사항

이미지 크기	128×128, 64×64, 32×32
실험 데이터 종류와 개수	386개
가보 커널과 고유 파라미터	LW kernel: $\sigma$ (sigma) TSL kernel: $\sigma$ (sigma), $\kappa$ (kapa) XW kernel: $\sigma$ (sigma), $\Omega$ (omega), $\alpha$ (alpha), $\rho$ (rho), $\theta$ (theta)
커널 크기	33×33, 17×17, 9×9
주파수	5
방향	8
시그마 값	1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0 (단위: $\pi$ )
특징점 개수	25개

공통적으로 3단계 크기의 얼굴 이미지, 시그마 값( $\pi$ ,  $1.5\pi$ ,  $2.0\pi$ ,  $2.5\pi$ ,  $3.0\pi$ )과 커널 크기인 회전 크기( $9\times 9$ ,  $17\times 17$ ,  $33\times 33$ )를 적용하였다. 각각의 커널의 특성상 추가되는 변수 값을 여러 상황에 적합하도록 변화시켜 가면서 실험하였다. LW 커널은 조절이 가능한 파라미터로써 시그마( $\sigma$ )만을 사용하고 있다. 여기서 시그마 값은

가보 함수의  $x, y$ 축에 따른 크기이다.

따라서 시그마를 일정 범위 안에서 변경시켜 인식률을 검사함으로써 영향을 측정한다. [그림 1][그림 2][그림 3]은 LW, TSL, XW 커널을 이용한 크기별 오류율 측정의 결과이다. 각각 LW 커널, TSL 커널, XW 커널에서  $\sigma$ 값의 변화를 [표 1]의 시그마의 단위로 변경하면서 분석한 실험 결과이다.

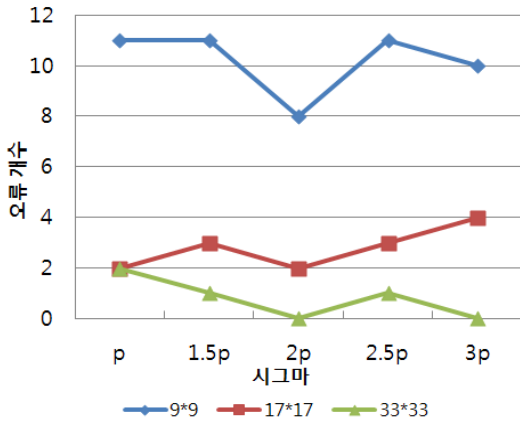


그림 1. LW 커널을 이용한 크기별 오류율 측정

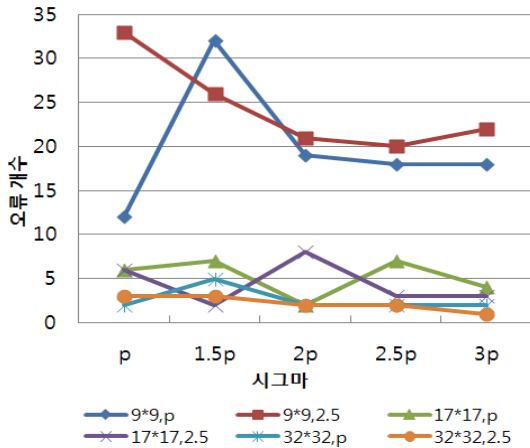


그림 2. TSL 커널을 이용한 크기별 오류율 측정

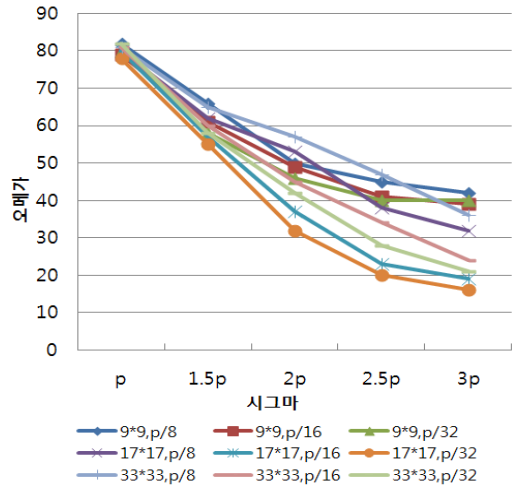


그림 3. XW 커널을 이용한 크기별 오류율 측정

[그림 1][그림 2][그림 3]의 세 종류의 커널을 실험한 결과에서 보여주는 것과 같이 LW 커널을 이용하였을 때 33x33의 커널 크기와 2.0 $\pi$ , 3.0 $\pi$ 의 시그마 값에서 가장 오류율이 작게 도출되었다. 128x128 영상 크기를 이용할 경우 컨볼루션 크기는 33x33, 시그마는 2.0 $\pi$ 일 때 우수한 결과를 보이는 것으로서 매개변수의 선정에 대한 대략적인 방향을 도출할 수 있었다.

## 2. 커널 크기에 대한 계수 분석

카메라의 기계적인 오차, 입력환경에서의 조명 시설 등 영상이 입력되는 환경에서의 미세한 변화는 인식하고자 영상의 명암도를 계산하는 과정에서 큰 오차를 나타내게 된다. 이를 위하여 영상 전처리 과정을 통하여 명암도의 큰 차이를 정규화 시키는 과정을 통하여 인식하기에 적당한 명암도 값을 획득할 수 있도록 구성한다. 또한 가보 웨이블릿은 커널별로 사용하는 매개변수를 구성하여 인식률에서 미세한 차이를 분석할 수 있다.

가보 웨이블릿을 이용하여 인식을 수행하고자 할 때 사용하는 영상과 동일하게 획득되어진 영상을 이용하여 실험을 수행한다. 많은 연구자들이 국외에서 제공하는 공인된 데이터베이스를 사용하여 실험을 수행하고 있으며, 본 논문에서도 이러한 실험 데이터와 함께 동양인 얼굴영상은 공인된 데이터가 없으므로, 연구실에서 획득한 IT Lab 데이터베이스를 이용하여 동양인 얼굴

영상으로 성능 측정을 수행하며, 얼굴인식에서도 동류의 데이터베이스를 사용하였다. 얼굴 영상의 크기는 128×128 픽셀의 영상이며, 영상은 정면 얼굴영상에서 수행한다. 또한 본 연구는 특징기반의 얼굴인식을 수행하므로, 얼굴을 표현하는 특징점을 이용하여 인식에 사용하며, 이때 사용하는 개수는 25개, 32개, 40개이다. 인식을 위하여 사용하는 모든 특징점은 수작업으로 각 얼굴의 위치를 나타내도록 구성하였으며, 인식률을 향상시키는 특징점의 개수를 유도한다.

각 가보 웨이블릿은 독립적으로 파라미터를 사용하기 때문에 성능에 대한 비교는 인정하는 범위 내에서 이들 파라미터의 변화되는 값에 의하여 수행하게 된다. Leave-one-out 방법을 이용하는 가보 웨이블릿 분류기는 N-1개의 샘플이 남아있는 상태에서 테스트하고, 실험에 사용한 샘플은 분류기에 의하여 테스트 된다. 해당 연산은 N개의 샘플에 대하여 모두 테스트를 하기 때문에 N번 반복되어진다. 인식되지 않은 샘플의 수는 에러로 추정되어져서 획득되어지고 에러가 일어날 확률로 표시한다. 각 테스트 샘플은 디자인 사이에서 독립적으로 샘플의 집합을 디자인한 것으로부터 실행되어지고, 실험 데이터는 남아있게 된다. 모든 N개의 샘플은 N-1개의 샘플에 의하여 테스트되어진다. 여기서 활용 가능한 샘플은 효과적으로 사용할 수 있게 된다.

### 3. 특징점의 개수 설정을 위한 분석

얼굴영상인식에서 사용하는 FERET 데이터베이스의 경우 “Ground Truth” 라는 명칭으로 얼굴내의 각 구성요소인 양쪽 눈썹, 양눈, 코, 입, 턱선을 포함한 얼굴영역의 전체크기 등을 영상 내에 포함된 위치를 영상의 크기에 기준하여 (x, y)의 형태로 제공하고 있다<sup>1)</sup>. 또한 Mpeg4에서 사용하는 얼굴을 표현하는 요소 또한 얼굴의 구성요소의 위치를 선정하고 있다<sup>2)</sup>.

얼굴 영상을 구성하는 각 구성요소의 위치정보는 [그림 4]와 같이 특징점으로 표현되어지며, 이들은 좌표값 형태로 표현되어진다. 본 논문에서도 얼굴인식을 위한 얼굴영상 정보 표현은 25, 32, 40개의 특징점을 선택적

으로 사용한다. 구성된 특징점의 위치는 가보 웨이블릿 변환을 수행할 때의 위치이다. 구성되어지는 특징값의 대부분은 잘 정의된 형태의 영상으로부터 구성되어지지만, 조명의 영향이 있는 영상을 사용하기 때문에 얼굴내의 특징점의 위치를 수작업으로 구성하였다. 얼굴 영상의 크기는 128×128 픽셀의 영상이며, 영상은 정면 얼굴영상에서 수행한다. 또한 특징기반의 얼굴인식을 수행하므로, 얼굴을 표현하는 특징점을 이용하여 인식에 사용하며, 이때 사용하는 개수는 25개, 32개, 40개이다. 인식을 위하여 사용하는 모든 특징점은 수작업으로 각 얼굴의 위치를 나타내도록 구성하였으며, 인식률을 향상시키는 특징점의 개수를 유도한다.

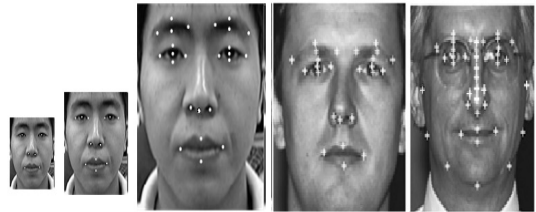


그림 4. 다양한 영상의 크기와 특징점

인식을 수행할 때는 얼굴을 표현하는 특징점의 개수에 따라서 인식률에 영향이 미칠 수 있다. 본 논문에서는 25개, 32개, 40개의 특징점을 사용하여 특징점의 수와 영상의 크기를 변경하여 실험을 수행해보았다. 슈퍼 샘플링 방법을 이용하는 해상도 이미지(128×128 → 64×64 → 32×32)에 대한 인식률 측정 결과, 이미지 크기에 따라 특징점의 수 역시 감소하는 것을 실험 결과로 알 수 있다. 영상 크기가 128×128 인 경우에는 커널 크기가 33×33, 특징점 수가 32개 인 경우 가장 좋은 인식률을 보였다. 영상 크기가 64×64 인 경우는 커널 크기 17×17, 특징점 수 32개 일 때 가장 좋은 인식률을 보였으며, 32×32 크기의 영상인 경우 64×64 크기의 영상에서와 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

[표 2]는 특징점의 수와 이미지 크기에 따른 인식률 실험이다. [표 3]은 특징점의 수와 이로부터 도출된 오류 개수를 나타낸다.

1) [http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret\\_master.html](http://www.itl.nist.gov/iad/humanid/feret/feret_master.html)

2) <http://www.mpegif.org/>

표 2. 특징점의 수와 이미지 크기에 따른 인식률

이미지 크기	128×128, 64×64, 32×32
실험 데이터 종류와 개수	386개
가보 커널과 파라미터	LW kernel : $\sigma$ (sigma)
커널 크기	33×33, 17×17, 9×9
보간법	Super-Sampling
주파수	5
방향	8
시그마 값	2.0 (단위 : $\pi$ )
특징점 개수	25개, 32개, 40개

표 4. 영상 크기에 따른 커널 크기의 선정

얼굴 이미지 크기	128×128, 64×64, 32×32
데이터 종류와 개수	386개
가보 커널과 파라미터	LW kernel : $\sigma$ (sigma)
커널 크기	33×33, 17×17, 9×9
보간법	Nearest Neighbor, Linear, Cubic, Super-Sampling
주파수	5
방향	8
시그마 값	1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0 (단위 : $\pi$ )
특징점 개수	25개

표 3. 특징점의 수와 이로부터 도출된 오류개수

영상 크기	커널 크기	특징점 수	오류 개수
128×128	17×17	40개	2
		32개	9
		25개	1
	33×33	40개	0
		32개	9
		25개	1
64×64	17×17	40개	0
		32개	9
		25개	1
	33×33	40개	1
		32개	9
		25개	1
32×32	17×17	40개	0
		32개	9
		25개	1
	33×33	40개	1
		32개	9
		25개	1

4. 영상의 크기에 따른 LW 가보 커널 크기 변화

가보 웨이블릿을 이용하는 실험중에서 커널의 크기에 따라서 계산 값의 변화가 발생하게 되는데, 입력 영상의 크기에 따라 커널의 크기도 변화를 주어야 한다. [표 4]는 영상 크기에 따른 커널 크기의 선정을 나타낸다. [표 4]에서 입력 영상의 크기에 따른 커널의 크기를 선정하기 위하여 LW 커널을 이용하여 이미지 크기를 128×128 → 64×64 → 32×32로 축소하여 실험하였다.

영상의 축소되어질 때 어떠한 보간법으로 영상을 축소하느냐에 따라 인식률에 영향을 줄 수 있다고 판단하여 보간법을 이용하여 축소된 이미지를 이용하여 실험하였다. 영상 크기는 항상 128×128 크기의 영상이 획득되는 것은 아니므로, 다양한 크기의 64×64, 32×32인 경우에서 테스트가 진행되었다.

이미지 크기를 축소하는데 보간법을 이용하여 인식률을 측정한 결과, 슈퍼 샘플링이 우수한 결과를 보였다. 특히, 이미지 크기 64×64에서 컨볼루션 크기 17×17인 경우에 우수한 결과를 보였으며, 32×32인 경우에도 17×17의 결과가 좋았지만 앞서 실험한 128×128의 경우 커널 크기 32×32인 경우 우수하였다. 이미지 크기가 줄어든 64×64인 경우에는 17×17의 결과가 좋았기 때문에 이미지 크기가 줄어들수록 커널 크기가 줄어드는 결과를 관측할 수 있었다. 또한 32×32의 경우 커널 크기가 9×9가 아닌 17×17인 경우에 좋은 결과를 보였다.

5. 매개변수와 인식률의 변화 측정

[표 5]는 자료의 증가에 따른 사용매개변수 및 인식률을 나타낸다. 인식률 변화를 측정하기 위하여 실험용 데이터의 개수를 386개로부터 2,536개로 증가하여 LW 커널의 인식률에 대한 실험이다. 이로부터 영상의 크기에 따라 커널의 크기와 계산에서 사용되어지는  $\pi$ 값의 변화에 따라 다르게 측정되어지는 인식률의 변화가 나타난다는 것을 확인할 수 있었다. 영상의 크기, 커널의 크기, 사용하는 매개변수의 변화에 따른 LW 커널을 이용한 인식률 실험에 대하여 확인하였다. 영상크기와 특징점수의 관계를 관찰하기 위하여 사용하는 특징점의 수를 영상의 크기에 따라서 변화를 주면서 실험을 수행하였다. 사용하는 특징점의 개수와 위치, 선정기준에 따라 이미지 크기가 128×128일 때는 40개의 특징점을, 64×64일 때는 32개, 32×32일 때는 25개를 적용하여 실험해 보았다. 영상을 축소하기 위하여 슈퍼 샘플링 방법을 사용하였다.

표 5. 자료의 증가에 따른 사용매개변수 및 인식률

영상크기	커널크기	$\pi$	$1.5\pi$	$2\pi$	$2.5\pi$	$3\pi$
128×128	9×9	179	152	153	152	152
	17×17	41	28	28	32	41
	33×33	27	16	13	14	22
64×64	9×9	46	49	48	49	54
	17×17	7	11	16	19	19
	33×33	8	10	14	27	33
32×32	9×9	22	31	32	36	36
	17×17	9	17	22	27	34
	33×33	6	17	19	27	36

영상 크기가 128×128인 경우 특징점 수를 40개 까지 증가시켰을 때가 25개 때보다 더 인식률이 좋았으나, 특징점 수가 증가할수록, 벡터 파일의 용량 증가와 연산시간 역시 무시할 수는 없지만 현저하게 인식률 차이를 보이는 것은 아니기 때문에 25개로 사용한다. 영상 크기가 64×64인 경우 커널 크기 17×17, 시그마 1.0일 때 좋은 결과를 보며, 32개의 특징점을 사용할 때 이미지 크기보다 커널 크기가 더 큰 경우인데도 인식률의 결과가 더 높은 것으로 실험결과 알 수 있었다.

#### IV. 실험결과

얼굴 인식 실험을 위하여 사용되는 데이터베이스는 훈련 영상과 테스트 영상으로 구분되어 사용되어진다. 등록영상은 좌·우측에서 유입되는 조명의 영향이 비교적 없는(Yale 데이터베이스와 비교하였을 때 0°의 영상을 갖는) 영상을 사용하여 개인별로 5-10장 내외의 영상을 사용한다. 실험은 조명상황구분을 수행한 후 얼굴인식을 수행하며, 조명 구분 실험에 사용되는 영상은 각 개인별로 정면 얼굴 상태에서 9가지의 조명 상태를 갖는다. 실험 데이터 중에서 FERET fafb, IT Lab. 데이터베이스는 조명이 전체적으로 어둡거나 밝은 상태의 조명을 포함한 영상으로 구성이 되어 있으므로, 명암도 값을 추가하여 조명이 포함된 영상을 구성하며 실험영상으로 사용한다. Yale 데이터베이스로부터 제공되는 영상인 0°를 기준으로 좌·우측에 각각 25°, 50°, 90°, 120°로 조명의 방향 및 강도를 가진 실험데이터를 사용

하여 9단계의 조명상황을 구성하였다. 이 중에서 조명의 영향이 0°인 것은 얼굴인식을 위하여 등록영상으로 사용하며, 좌우측의 각 4단계로 구성된 9종류의 조명이 포함된 영상을 실험 영상으로 사용하여 조명상황에 대한 9단계로의 구분과 얼굴인식단계를 거치게 된다.



그림 5. 조명구분을 갖는 실험 영상

[그림 5]는 구분하고자 하는 조명상태를 갖는 실험영상이다. 조명의 구분을 총 9단계로 하고 있으며, 중앙에 위치한 그림이 조명의 영향이 0°인 영상이며, 이후 좌측/우측으로 각 조명의 강도에 따라서 4단계로 구성되어 있다. 영상처리를 이용하는 일반적인 수행에서와 마찬가지로 실험을 수행할 때 영상의 크기가 64×64, 커널 크기가 33×33일 때에는 영상의 크기보다 특징점의 위치에서 벡터를 계산하고자 할 때 컨볼루션을 취하기 위하여 씌워지는 커널의 크기가 더 커지는 경우가 발생한다. 이때 영상외부에 존재하는 부분에는 0의 값을 적용하는 0-padding 방법을 사용하였다.

얼굴영상에서 특징점을 기준으로 각 커널의 크기로 주파수와 방향을 이용하여 컨볼루션을 취하여 벡터가 계산되어진다. 사용하는 영상의 크기에서 사용하는 커널의 크기가 어떠한 크기를 사용할 것 인가를 선택하기 위하여 상기한 실험이 이루어지게 되는데, 이는 아래 그림에서 도시하는 각 영상크기별 커널의 크기를 기준으로 가장 좋은 커널 크기를 선택하게 된다.

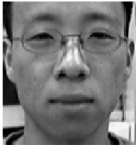




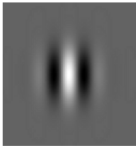




크기	128 x 128	64 x 64	33 x 33	17 x 17	9 x 9
영상 크기					
커널 크기					

그림 6. 영상의 크기에 따른 커널 크기 비교

[그림 6]은 영상의 크기에 따른 커널 크기 비교를 나타낸다. 영상의 크기에 비례하여 작은 커널은 이미지의 지역적 특성을 잘 반영하지 못하므로 구별 특성이 좋지 않으며, 커널 크기가 17×17과 33×33에서 이미지의 크기와 상관없이 특성을 구별하는데 적은 오류율을 나타내었다. 영상의 크기가 128×128일 때는 충분히 큰 커널을 사용하면 구별하고자 하는 지역적 특성을 잘 표현할 수 있으므로, 오류율이 낮아진다는 것을 알 수 있다.

## V. 결론

의료자산 관리용 CCTV 관제에서 얼굴인식은 사용자가 요구하는 정확성, 속도, 자원 요구사항, 부정직한 접근근로부터의 방어 등을 모두 만족하도록 구성해야 한다. 그러나 바이오 데이터를 획득할 때 발생하는 다양한 요인으로 인하여 정확하고 신뢰성 있는 결과를 제공하는 것이 어려운 실정이다. 이는 사용자의 의도적인 방해나 자연환경과 같이 의도적이지는 않지만, 인식에 크게 영향을 미치는 것으로 구분하여 볼 수 있을 것이다. 본 논문에서는 의료자산 보호를 위한 CCTV 관제에서 얼굴인식을 위하여 사용되고 있는 가보웨이블릿의 다양한 커널과 계수에 대하여 보다 신뢰성있는 계수 선정을 목표로 하였다. 사용하는 가보 웨이블릿 커널에서 계수에 대한 분석을 통하여 확일화된 계수사용으로 인한 오인식률을 크게 줄일 수 있었다. 따라서 실험을 통한 분석 결과로부터 상황에 적합한 처리를 위하여 사용된 커

널크기, 벡터계산을 위한 계수 선택, 특징점 선택 등의 변환이 인식률의 향상을 가져온다는 것을 알 수 있다.

## 참고 문헌

- [1] G. Donato, M. Bartlett, J. Hager, P. Ekman, and T. Sejnowski, "Classifying Facial Actions," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.21, No.10, pp.974-989, 1999.
- [2] J. Jones and L. Palmer, "An Evaluation of the Two Dimensional Gabor Filter Model of Simple Receptive Fields in Cat Striate Cortex," *Neurophysiology*, pp.1233-1258, 1987.
- [3] T. S. Lee, "Image Representation using 2D Gabor Wavelets," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.18, No.10, pp.959-971, 1996.
- [4] Laurenz Wiskott, Christoph von der Malsburg, "Face Recognition by Dynamic Link Matching," Ruhr-Universitat Bochum, Internal Report 96-05, IR-INI 96-05, ISSN 0943-2752, 1996.
- [5] Guoqiang Wang and Zongying Ou, "Face Recognition Based on Image Enhancement and Gabor Features," *Intelligent Control and Automation*, pp.9761-9764, 2006.
- [6] Chengjun Liu and H. Wechsler, "A Gabor feature classifier for face recognition," *Computer Vision, ICCV 2001*. pp.270-275, 2002.
- [7] K. B. Vinay and B. S. Shreyas, "Face Recognition Using Gabor Wavelets," *Signals, Systems and Computers*, pp.593-597, 2007.
- [8] P. S. P. Wang, "Biometrics Intelligence Information Systems and Applications," *Bioinformatics and Bioengineering, BIBI 2007*, p.1454, 2007.
- [9] M. H. Laili, M. Z. Jamaludin, Norashidah Md Din, and N. H. M. Said, "Secured Network Authentication using Biometrics Application,"



Research and Development, SCORED 2002, pp.368-370, 2002.

- [10] J. Cook, V. Chandran, and S Sridharan, "Multiscale Representation for 3-D Face Recognition," Information Forensics and Security, IEEE Transactions on Vol.2, Issue.3, pp.529-535, 2007.
- [11] Laurenz Wiskott and Christoph von der Malsburg, "Face Recognition by Dynamic Link Matching," Ruhr-Universität Bochum, Internal Report 96-05, IR-INI 96-05, ISSN 0943-2752, 1996.
- [12] Y. C. Huang, M. C. Li, C. Lin, and L. L. Tian, "Gabor-Based Kernel Independent Component Analysis for Face Recognition," Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, pp.376-379, 2010.
- [13] X. Y. Tan and B. Triggs, "Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition Under Difficult Lighting Conditions," J. of Image Processing, IEEE Transactions, Vol.19, Issue.6, pp.1635-1650, 2010.

<관심분야> : 지능정보처리, 생체인식, 영상처리

**정 경 용(Kyung-Yong Chung)**

정회원



- 2000년 2월 : 인하대학교 전자계산공학과(공학사)
  - 2002년 2월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과(공학석사)
  - 2005년 8월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과(공학박사)
  - 2005년 9월 ~ 2006년 2월 : 한세대학교 IT학부 교수
  - 2006년 3월 ~ 현재 : 상지대학교 컴퓨터정보공학부 교수
- <관심분야> : IT융합기술, HCI, 상황인식, USN

**이 영 호(Young-Ho Lee)**

정회원



- 1996년 2월 : 한국외국어대학교 응용전산학과(이학석사)
  - 2005년 8월 : 아주대학교 의과대학 의료정보학과(이학박사)
  - 1999년 ~ 2002년 : IBM Korea BI & CRM EM
  - 2002년 ~ 현재 : 가천의과학대학교 의료공학부 교수
  - 2007년 ~ 현재 : ISO/TC215 전문위원
  - 2005년 ~ 현재 : 가천의과학대학교 u-헬스케어연구소 책임연구원
  - 2008년 ~ 현재 : 수송물류분야 단체표준 전문위원
  - 2011년 ~ 현재 : 스마트의료정보표준포럼사무총장
- <관심분야> : 메디컬인포메틱스, 유헬스케어

**저 자 소 개**

**전 인 자(In-Ja Jun)**

정회원



- 1999년 2월 : 동양대학교 전자계산공학과(공학사)
- 2001년 2월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과(공학석사)
- 2005년 8월 : 인하대학교 컴퓨터정보공학과(공학박사)
- 2006년 3월 ~ 2008년 2월 : 인하대학교 강의전임강사
- 2008년 10월 ~ 2009년 8월 : Purdue Univ. 방문연구원
- 2009년 10월 ~ 2010년 4월 : 한국전자통신연구원 휴먼인식기술연구팀 초빙연구원
- 2010년 12월 ~ 현재 : 와이즈오토모티브 연구개발팀