

부분 얼굴 특징 추출에 기반한 신원 확인 시스템

Identification System Based on Partial Face Feature Extraction

최선형*·조성원*·정선태**†

SunHyung Choi, Seongwon Cho and Sun-Tae Chung†

*홍익대학교 전자전기공학부

**승실대학교 정보통신전자공학부

요 약

본 논문은 얼굴인식 시스템 상에서 마스크를 착용한 변장이미지가 입력 감지될 경우 나머지 노출된 부분의 특징만을 가지고 가려진 사람의 신원을 추정하는 방법을 기술한다. 얼굴영역 검출 후에 마스크상단의 눈 주변 이미지만을 가지고 특징점 추출을 실시하여 등록된 얼굴 인증 데이터 베이스와의 특징점 비교를 통해 사람의 신원을 추정한다. 매칭에 쓰일 특징점 추출에는 조명에 강인하고 영상의 크기와 회전에도 변하지 않는 특성을 가진 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘을 이용한다. 특징점 매칭을 통해 정확한 매칭률은 전체 실험결과를 통해 평가한다.

키워드 : 얼굴검출, 크기불변특징변환, 얼굴인식, 부분특징, 신원확인

Abstract

This paper presents a new human identification algorithm using partial features of the uncovered portion of face when a person wears a mask. After the face area is detected, the feature is extracted from the eye area above the mask. The identification process is performed by comparing the acquired one with the registered features. For extracting features SIFT(scale invariant feature transform) algorithm is used. The extracted features are independent of brightness and size- and rotation-invariant for the image. The experiment results show the effectiveness of the suggested algorithm.

Key Words : Face Detection, SIFT, Face Recognition

1. 서 론

얼굴 인식 기술이 접목될 수 있는 응용분야는 신원 확인, 무인 감시 시스템, 출입 통제 등 기본적인 보안시스템에서부터 전자상거래 등에서 사용되는 유·무선 보안 산업까지 그 영역이 확대되고 있다[1, 2, 3]. 얼굴 인식 기술은 뛰어난 장점과 광범위한 응용범위를 지닌 반면 몇 가지 문제점을 지니고 있다. 그 중 대표적인 것은 사람의 얼굴은 환경에 의해 얼굴 자체의 가변성이 크다는 것이다. 사용자의 상황에 따라 표정이 변하게 되고, 주위 조명에 의해 많은 영향을 받게 된다. 또한 얼굴 인식을 위해 사용되는 초기 원본 데이터에 원활한 인식을 방해하는 변장이미지가 입력되는 경우에는 인식

률이 떨어지는 문제점이 발생한다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 실제 구현할 때에는 조명의 밝기를 일정하게 고정시키고, 사용자로 하여금 가능한 중립적인 표정을 짓고 변장해제를 요구한 후에 얼굴 정보를 취득함으로써 얼굴 모양의 변화를 통제하고 있다. 그러나 안정적인 얼굴 인식 성능을 갖기 위해서는 이와 같은 문제점들을 자체적으로 해결할 수 있어야 하며, 그와 동시에 인식률과 속도측면에서도 응용분야의 적합한 수준을 보장해야 한다.

본 논문에서는 얼굴의 시점변화, 회전과 조명 변화를 다룰 수 있는 특징점을 추출하고자 특징추출 기법 중 하나인 SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 방법을 적용하여 일부 특징점 만으로도 얼굴인식을 수행할 수 있는 방법을 제안한다.

접수일자: 2011년 12월 8일

심사(수정)일자: 2012년 3월 21일

게재확정일자 : 2012년 3월 24일

†교신저자

이 논문은 정부재원(한국연구재단 기초연구사업[2011-0003140], 중소기업청, 지식경제부) 및 2010학년도 홍익대학교 학술연구진흥비와 승실대학교 교내연구비의 지원을 받아 수행 되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

2. 얼굴 검출

본 논문에서는 복잡한 배경에서 다양한 크기와 자세를 가지고 있는 얼굴 영역을 실시간으로 정확하게 추출하기 위하여 Adaboost 방법을 이용하였다[1]. 단계적 검출의 각 단계에서 사용하는 얼굴 패턴은 $M \times M$ (예, 21×21) 저해상도에서 표현되는 얼굴 패턴을 이용하였

다. 이 방법은 “사람의 인지시스템은 저해상도의 영상에서도 얼굴을 찾는다”는 사실에 그 바탕을 두고 있다. 저해상도의 영상에서도 나타날 수 있는 얼굴 패턴의 수는 여전히 많아(21x21 이진 영상에서 표현 가능한 패턴 수는 $2^{441} = 5.0 \times 10^{132}$) 기존의 방법으로는 학습이 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 얼굴의 패턴을 단순한 기저패턴(Basis Pattern)조합으로 단순화시키고(21x21 이진 영상에서 Haar 기저 패턴의 조합의 경우 수는 약 10만개), 이 중에서 표현되는 모든 얼굴 패턴을 부스팅 알고리즘(Boosting Algorithm)으로 오프라인에서 학습하고, 학습된 패턴을 이용하여 온라인상에서 실시간으로 얼굴 검출하는 방법이 성공적으로 적용되고 있다. 구체적인 검출 방법은 그림 1과 같이 여러 개의 트리구조의 분별기(Tree-classifier)를 직렬로 연결하여 배경에서 얼굴을 검출한다. 직렬로 연결된 트리구조의 분별기에서 첫 단의 분별기는 단순화된 얼굴 패턴을 이용하여 얼굴 부위를 검출하며, 다음 단으로 갈수록 좀 더 복잡한 얼굴 패턴을 이용하여 얼굴 부위를 검출한다. Haar 기반 기저패턴들은 주어진 얼굴 영역을 2-4개의 직사각형 블록으로 구성되며, 각 직사각형 블록의 값은 직사각형 안의 모든 화소 값의 합을 구한 후 가중치를 적용한 값이다. 직사각형 안의 모든 화소의 덧셈 연산으로 계산이 가능하다.

입력 영상에 얼굴 검출을 수행한 후 원하는 영역인 얼굴의 절반 영역만을 추출한다. 그 이유는 마스크를 쓴 입력 영상은 코, 입이 가려진 영역을 가지고 있어 노출된 눈 영역의 영상만으로 신원 추정이 가능하기 때문이다. 이 방법은 연산량을 감소시킬 수 있는 장점을 가지고 있다. 본 논문에서 쓰이는 전체적인 얼굴 검출 방법을 그림 2에서 설명하고 있다.

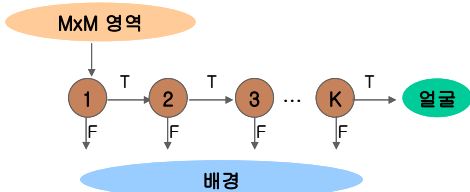


그림 1. 단계별 얼굴 검출기의 구조
Fig. 1. Structure of Cascade Face Detector

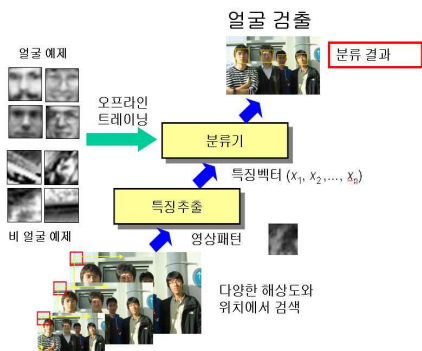


그림 2. 얼굴 검출 알고리즘 구조
Fig. 2. Structure of Face Detection Algorithm

3. SIFT(Scale Invariant Feature Transform)

SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘은 영상의 변환, 크기, 회전, 노이즈 등의 영향에도 일정한 특징점 정합성을 유지한다[4]. 또한 SIFT의 특징점기술자는 스케일 공간상에서 극점을 찾는 알고리즘이다. 스케일 공간상에서의 극점은 이미지의 스케일 변화나 이미지 변환에 대하여도 다시 탐색될 가능성이 높은 지점으로 알려져 있다. 이러한 특성은 이미지 정합에 아주 유용하게 사용될 수 있다. 그림 3은 SIFT 알고리즘의 단계를 나타낸다.

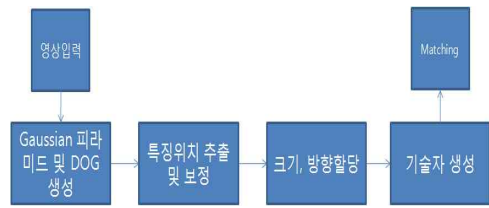


그림 3. SIFT 알고리즘 블록도
Fig. 3. Block Diagram of SIFT Algorithm

3.1 스케일 공간 구축

먼저 크기변화에 불변한 특징점을 추출하기 위해 $\sigma^2 \nabla^2 G$ (Scale Normalized Laplacian of Gaussian)를 이용한다. 그러나 계산과정이 복잡하고 속도가 느린 단점이 있다. 따라서 $\sigma^2 \nabla^2 G$ 를 근사화한 Difference of Gaussian(DoG)을 사용한다. 스케일 공간 식은 식 (1)로 정의한다.

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

L 은 원본이미지 $I(x, y)$ 에 대한 가우시안 블러링 영상이며, ‘*’연산은 컨볼루션 연산을 의미한다. 함수 G 는 가우시안 필터로 식 (2)로 정의한다. 여기서 σ 는 scale factor가 된다.

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

스케일 공간상에서 안정된 특징점을 찾기 위한 DoG 함수는 다음과 같이 일정한 배수의 가우시안 필터가 적용된 이미지 간의 차로 정의한다.

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

스케일 공간 이론과 관련하여 크기와 변화에 불변한 특징점을 추출하기 위해서는 $\sigma^2 \nabla^2 G$ (Scale Normalized Laplacian of Gaussian)을 이용한다. 스케일 공간이론과 관련한 Lindeberg의 연구에서 Lindeberg는 σ^2 를 factor로 가지는 라플라시안의 일반화는 스케일 불변 속성을 위해 필요한 요소임을 밝혔

다. 보다 상세한 실험적인 비교에 따르면, $\sigma \nabla^2 G$ 의 극대점과 극소점은 그래디언트나 헤시안, 헤리스 코너함수와 같은 다른 이미지 함수와 비교하여 가장 안정한 이미지 특징을 만들어냄을 밝혔다. 그리고 이는 곧 다음과 같이 가우시안 이미지의 차 연산 이미지로 근사할 수 있음을 밝혔다. 즉,

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \sigma \nabla^2 G \quad (4)$$

라 할 때,

$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)}{k\sigma - \sigma} \quad (5)$$

로 근사되며, 이를 다시 정리하면,

$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \quad (6)$$

이 된다. 따라서 SIFT에서는 $\sigma^2 \nabla^2 G$ 를 근사화한 Difference of Gaussian(DoG)을 사용하였다.

이 함수들을 기반으로 스케일 공간을 구축하는 방법은 그림 4와 같다. 그림의 왼편의 이미지들은 가우시안 영상이며, 오른편은 인접한 두 가우시안 영상간의 차를 통해 얻어진 DoG 영상이다. 초기 영상에 대하여 2배로 업 샘플링한 후, 가우시안 함수의 표준편차를 상수 k 단위로 컨볼루션하고, 이를 그림과 같이 왼쪽 열에 쌓는다. 그림과 같이 블러링 영상들의 이웃한 영상간의 차 연산을 통하여 DoG 영상들을 오른쪽과 같이 생성한다. 첫 옥타브에 대한 처리가 완료되면, 초기 값이 2배가 되는 지점의 가우시안 이미지에 대하여 2배 다운 샘플링한 후, 위의 과정을 반복한다. 이러한 방법으로 가우시안 스케일 공간을 구축하게 된다.

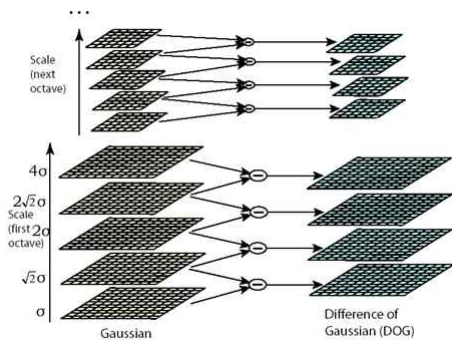


그림 4. 가우시안 스케일 공간
Fig. 4. Gaussian Scale Space

3.2 특징점 추출 및 세부위치 보정(Extrema Detection & Keypoint Localization)

스케일 공간에서의 후보 특징점을 찾는 과정은 DoG 영상을 이용하여, 그림 5와 같이 현재 이미지 내에서의 주변 8개의 픽셀과 인접한 이미지에서의 9개의 픽셀을 비교한다. ‘x’점을 현재 기준픽셀이라고 한다면, ‘x’점을

중심으로 이웃한 픽셀과 인접한 DoG 영상에서의 같은 위치 3×3 영역에 포함되는 총 26개 픽셀 값을 비교하여 기준점이 최대 혹은 최소의 값이면 후보 특징점으로 등록한다. 이 후 스케일 공간상의 옥타브 별로 DoG 영상을 이용하여 위 과정을 반복하여 후보 특징점을 찾아낸다. 위에서 찾은 위치, ‘x’는 식 (7)과 같이 정의한다.

$$X = (x, y, \sigma)^T \quad (7)$$

X 위치에서의 값은 식 (8)과 같이 테일러급수로 나타낸다.

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (8)$$

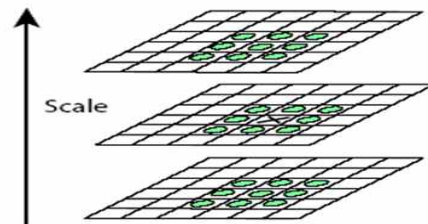


그림 5. DoG 영상 공간에서의 후보 특징점 추출
Fig. 5. Extrema Detection of the DoG Images

보다 정확한 위치, \hat{X} 를 얻기 위해 식 (8)을 미분하여 식 (9)와 같이 0이 되는 곳을 찾는다.

$$0 = \frac{\partial D}{\partial X} + \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} \hat{X} \quad (9)$$

식 (9)를 \hat{X} 에 관해서 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\hat{X} = - \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} \frac{\partial D}{\partial X^2} \hat{X} \quad (10)$$

여기서

$$\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x \partial x} & \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x \partial \sigma} \\ \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial y \partial y} & \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial y \partial \sigma} \\ \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \sigma \partial x} & \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \sigma \partial y} & \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial \sigma \partial \sigma} \end{bmatrix} \quad (11)$$

위의 방법으로 \hat{X} 를 구하면 sub-pixel 단위로 구하여진다. $D(\hat{X})$ 은 다음과 같이 구해진다.

$$D(\hat{X}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \quad (12)$$

$D(\hat{X})$ 의 절대값을 사용하여 대조경계값보다 작은 값을 갖는 특징점을 제거한다. 따라서 대조경계값을 작게 할 수록 많은 특징점들이 추출된다.

$$|D(\hat{X})| < Contrast\ Threshold \quad (13)$$

SIFT에서는 대조계값으로 0.03을 권장하고 있다. 다음으로는 대조계값을 만족하는 특징점에서 굴곡계값을 계산하기 위해 다음과 같이 Hessian Matrix를 계산한다. SIFT에서는 γ 값을 10으로 권장하고 있다.

$$H = \begin{vmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{vmatrix} \quad (14)$$

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (15)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (16)$$

$$\alpha = \gamma\beta \quad (17)$$

$Tr(H)^2 / Det(H)$ 의 값과 굴곡계값을 비교한다.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta^2)}{\gamma\beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (18)$$

식 (19)의 조건을 만족하는 특징점을 추출한다.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (19)$$

3.3 특징점에 크기와 방향벡터 할당

최종적으로 특징점에 대해 회전 변환에도 강한 성질을 갖기 위한 방향과 크기가 결정된다. 특징점 위치의 주변 상하좌우 화소를 이용하여 결정하게 된다. 각 특징점 $L(x,y)$ 에 대하여 그래디언트값에 대한 함수 $m(x,y)$ 와 방향 값에 대한 함수 $\theta(x,y)$ 식은 다음과 같다.

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (20)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}((L(x,y+1) - L(x,y-1)) / (L(x+1,y) - L(x-1,y))) \quad (21)$$

이렇게 만들어진 특징점 벡터는 영상의 회전이 있더라도 특징점 주변 화소값은 변하지 않기 때문에 영상회전에 대해서 일정한 방향성질을 유지할 수 있다. 영상이 회전한 만큼 특징점의 방향도 같이 회전하게 되는 특징점의 기준방향 성질은 영상이 회전에 변하지 않는 특징점 기술자를 만들기 위한 중요한 기준이 된다.

3.4 특징점 기술자 생성

특징점 기준방향을 기준으로 특징점 기술자를 만든다. 특징점 기술자는 입력영상과 물체와의 특징점 정합에 기준이 되는 성분이다. 영상의 크기, 회전, 노이즈와 같은 외부환경에도 변하지 않는 성분을 가진 특징점 기술자일수록 외부 환경에 의한 영상 변화에도 강한 특징점 정합성능을 유지한다. 우선 특징점 주변영역에서 특징점의 방향을 할당하는 방법과 같이 특징점 주변의 국부 영역의 그래디언트의 방향과 크기를 구한다. 영상 회전에 불변하는 기술자를 얻기 위해 그래디언트의 방

향과 기술자의 좌표는 특징점 방향을 기준으로 회전이동이 이루어진다. 이렇게 회전된 그래디언트 영상에 특징점을 중심으로 한 가우시안 가중치를 부여한다. 가우시안 가중치의 목적은 특징점 주변 영역의 작은 변화에도 그래디언트의 방향과 크기가 민감하게 변하는 것을 피하기 위함이다. 특징점을 중심으로 가우시안 가중치를 부여함으로써 특징점 주변 영역의 그래디언트를 강조하여 에러를 최소화한다.

그림 6에서 볼 수 있듯이 가우시안 가중치가 부여된 이미지 그래디언트는 각각의 배열이 8방향을 가지고 있는 4x4배열로 재구성된다. 이러한 방향성 히스토그램은 128(8x4x4)차원의 벡터로 구성되며 조명에 강한 기술자를 만들기 위해 정규화 과정을 거치며 이렇게 만들어진 128차원 벡터는 특징점을 대표하는 기술자가 된다. SIFT 알고리즘은 보통 영상크기 500x500에서 약 2000개 정도의 특징점 기술자가 생성된다.

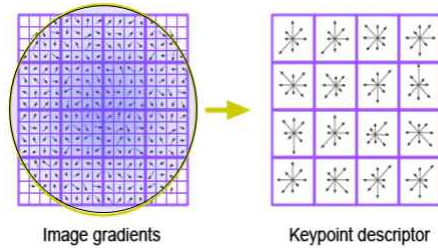


그림 6. 특징점 기술자
Fig. 6. Keypoint Descriptor

4. 실험결과

본 연구의 실험에서 사용된 PC 사양은 Intel(R) Core(TM)2 Duo E6750 2.66GHz, 2GB RAM이며, 실험에는 듀얼 코어중 하나의 CPU만을 이용하였다.

실험은 마스크로 가려진 부분을 제외한 눈 주변 이미지의 특징점만을 이용하기 위해 얼굴 검출 후 상단 이미지의 SIFT 특징점을 추출하였다. 그 후 인증 데이터 베이스의 얼굴 이미지와 특징점 매칭을 실시하여 매칭률을 계산하였다.

사용한 얼굴 데이터 베이스는 IMM Face DataBase와 FEI Face Database를 이용 하였다[5, 6]. 두 얼굴 데이터 그룹은 정면이미지만을 사용하였다.



그림 7. FEI 얼굴 데이터 베이스
Fig 7. FEI Face Database



그림 8. IMM 얼굴 데이터 베이스
Fig. 8. IMM Face Database

그림 9는 전체 알고리즘의 수행과정이다. 우선 얼굴 검출을 실시한 후 마스크를 쓴 얼굴 부분을 제외한 얼굴 상단의 특징점 추출을 위해 얼굴 검출 영역의 상당한 주위 영역만을 특징 추출에 사용한다. 그 후 SIFT를 적용하여 특징점을 추출한 후 데이터 베이스의 특징점과 매칭시켜 일치하는 특징점 갯수를 비교하여 마스크를 쓴 이미지와 데이터 베이스의 가장 일치하는 갯수가 큰 등록자로 신원 매칭을 수행한다.

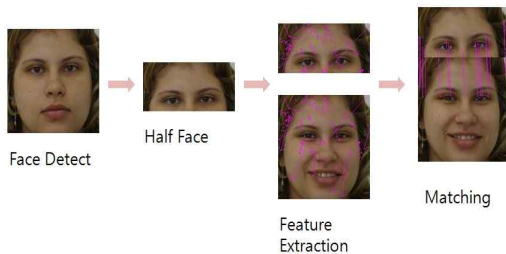


그림 9. 신원 추정 과정
Fig. 9. Identification Process

표 1은 FEI 얼굴 데이터 베이스와 IMM 얼굴 데이터 베이스 450명을 데이터 베이스에 등록 저장시키고 임의의 50명의 얼굴 인증을 수행한 평균시간이다. SIFT의 연산량이 스케일 공간상에서 많은 연산을 하므로 인증 시간이 매우 긴 것을 알 수 있다. 표 2와 표 3은 정확하게 등록데이터와 맞는지 실험한 매칭률이다.

표 2는 FEI Face Database, 표 3은 IMM Face Database를 이용하여 SIFT의 신원 추정률을 정리한 것이다. 실험은 데이터베이스 정면의 얼굴 검출의 절반 이미지를 사용하였으며 FEI Face Database는 측광, 역광, 표정에 대한 FAR, FRR, 인식률을 실험하였다. IMM Face Database는 측광, 표정에 대한 FAR, FRR, 인식률을 실험 하였다.

FEI Face Database에서 역광의 경우 신원 추정률이 현저히 낮다. 그중에서 FAR의 비율이 상당히 높은 것을 알 수 있다. SIFT 알고리즘은 크기와 조명의 영향에 강인하지만 극심한 역광의 경우는 매칭률이 현저히 낮음을 확인할 수 있었다.

표 1. 가려진 얼굴에 대한 인증시간

Table 1. Authentication Time for a Covered Face

	인증시간(sec)
SIFT 이용방법	35.33

표 2. IMM Face Database 신원 추정률

Table 2. Identification Accuracy (IMM Face Database)

	측광	표정
FRR	5%(2/40)	4%(2/40)
FAR	20%(8/40)	22.5%(9/40)
인식률	75%(30/40)	72.5%(29/40)

표 3. FEI Face Database 신원 추정률

Table 3. Identification Accuracy (FEI Face Database)

	측광	역광	표정
FRR	5.3%(8/150)	5.3%(8/150)	4%(6/150)
FAR	8.6%(13/150)	36%(54/150)	14.6%(22/150)
인식률	86%(129/150)	58.6%(88/150)	81.3%(122/150)

그림 10은 얼굴상단 이미지와 등록이미지간의 특징추출과 그에 따른 특징점의 매칭 결과를 보인 것이다. 그림 11과 12는 SIFT를 이용한 특징점 매칭 결과를 보여 준다.



그림 10. 특징점 추출과 매칭 결과

Fig. 10. Feature Extraction and Matching Results

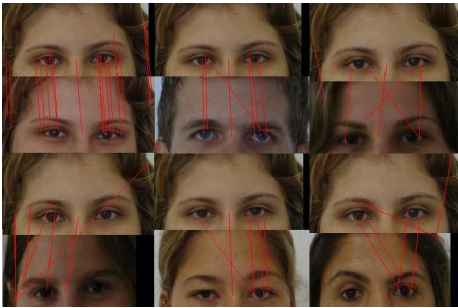


그림 11. SIFT를 이용한 특징점 매칭(FEI DB)

Fig. 11. Feature Point Matching using SIFT(FEI DB)

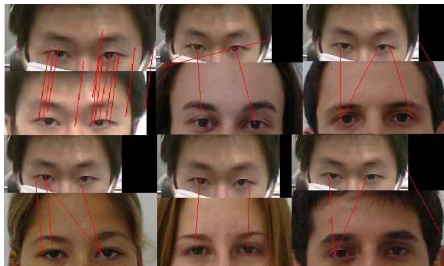


그림 12. SIFT를 이용한 특징점 매칭(A.I. DB)

Fig. 12. Feature Point Matching using SIFT(A.I. DB)

5. 결론

본 논문에서는 마스크를 착용한 변장 이미지에 대하여 얼굴 검출 후 관심영역의 특징점 추출과 데이터 베이스의 매칭을 통해 변장이미지의 신원을 추정하는 방법에 대해 설명하였다. 먼저 아다부스트를 이용한 얼굴 검출을 시행한 후 마스크영역을 제외한 얼굴 상단 영역만을 추출한다. 그 후 SIFT를 이용하여 특징점 추출을 실시하고 추출한 특징점과 데이터 베이스의 특징과 유사도를 판별하여 매칭 시킴으로써 얼굴의 일부 영역만으로도 얼굴 인식 기능이 가능함을 보였다. SIFT 알고리즘의 특성상 DoG계산을 위해 Scale Space에서 많은 양의 이미지 차영상을 구해야 하기에 연산량(약 35초)이 소요된다. 또한, 적당한 조명의 영향에는 강인하지만 극심한 조명의 영향에는 취약한 결과(역광의 경우 FRR 5.3%, FAR 36%)를 실험을 통해 알 수 있었다.

그러나, SIFT알고리즘의 특징으로 크기와 회전에 강인하기에 별다른 이미지의 전처리 없이 인식기능을 수행했기에 조명, 크기, 자세에 의한 이미지 전처리를 시행한 후 SIFT를 적용한다면 좀 더 개선된 실험결과가 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] R. Chellappa, Charles L. Wilson and S. Sirohey, Human and Machine Recognition of Faces : A Survey, Proceedings of the IEEE, vol. 83, no. 5, pp. 704-740, May, 1995.
- [2] 양재준, 조성원, 정선태, “동공의 반사특징을 이용한 얼굴위조판별 시스템,” *한국지능시스템학회논문지*, pp. 645-651, vol. 20, no. 5, 2010.

- [3] 김영길, 송영준, 김동우, 안재형, “얼굴 인식을 위한 쌍대각 2DLDA 방법,” *한국지능시스템학회논문지*, pp. 648-654, vol. 19, no. 5, 2009.
- [4] David G. Lowe, “Distinctive Image Features From Scale-Invariant Keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60 Issue 2, November 2004.
- [5] FEI Face database
<http://www.fei.edu.br/~cet/faced...ase.html>
- [6] CMU PIE Face database
http://www.ri.cmu.edu/research_project_detail.html?project_id=418&menu_id=261

저 자 소 개



최선형(Choi Sun Hyung)

2008년 : 홍익대학교 전자전기공학부 졸업
2010년 : 홍익대학교 대학원 석사

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 객체추적, 지능제어
Phone : 02-577-6586
Fax : 02-577-6586
E-mail : nscircle@gmail.com



조성원(Seongwon Cho)

중신회원
1982년 2월 : 서울대 학사
1987년 12월 : 미국 Purdue Univ. 석사
1992년 7월 : 미국 Purdue Univ. 박사
현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수

관심분야 : 영상처리 및 인식, 지능시스템
Phone : 02-3141-9540
E-mail : swcho@hongik.ac.kr



정선태(Sun-Tae Chung)

정회원
1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
1986년 12월 : 미국 미시간대학교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 석사
1990년 12월 : 미국 미시간대학교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 박사

현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수
관심분야 : 얼굴 인식, 임베디드 컴퓨팅
Phone : 02-820-0638
E-mail : cst@ssu.ac.kr