

생체 인식에서 치아 영상의 이용에 관한 연구

김태우^{1*}, 조태경², 이민수³

Study on Using Teeth Images in Biometrics

Tae-Woo Kim^{1*}, Tae-Kyung Cho² and Min-Soo Lee³

요약 본 논문은 치아의 전치교합(anterior occlusion)과 후치교합(posterior occlusion) 상태에서 획득된 치아 영상에 대하여 BMME와 LDA에 기반한 개인 인식 방법을 제안한다. 이 방법은 전치교합과 후치교합 상태의 치아 영상에서 치아 영역 추출, BMME, 패턴 인식 과정으로 구성된다. 이들 두 치아교합은 영상에서 일관된 자세의 치아 영상을 얻을 수 있도록 하며, BMME는 패턴 인식 과정에서 정합 오차를 줄이도록 해 준다. 치아는 딱딱하므로 치아영상을 사용하면 영상 획득 시 변형되지 않기 때문에 유용하다. 제안한 방법은 20명을 대상으로 개인 인증을 위한 치아인식 실험에서 성공적이었으며, 멀티 모달(multi-modal) 인증 시스템에 기여할 수 있음을 보였다.

Abstract Abstract This paper presents a personal identification method based on BMME and LDA for images acquired at anterior and posterior occlusion expression of teeth. The method consists of teeth region extraction, BMME, and pattern recognition for the images acquired at the anterior and posterior occlusion state of teeth. Two occlusions can provide consistent teeth appearance in images and BMME can reduce matching error in pattern recognition. Using teeth images can be beneficial in recognition because teeth, rigid objects, cannot be deformed at the moment of image acquisition. In the experiments, the algorithm was successful in teeth recognition for personal identification for 20 people, which encouraged our method to be able to contribute to multi-modal authentication systems.

Key Words : BMME(Block Matching Motion Estimation), LDA(Linear discriminant analysis), NN(Nearest neighbor), 개인 인식, 생체 인식, 알고리즘, 패턴인식, 치아인식

1. 서론

생체인식(biometrics)[1]은 출입, 은행 현금 자동 입출금기(ATM), 휴대용 장치, 컴퓨터 등과 같은 응용에서 보안을 위한 개인 인식(personal identification)에 사용될 수 있다. 생체인식은 크게 두 가지 방법으로 분류될 수 있는데, 하나는 손 지문, 손 정맥, 홍채, 얼굴 등과 같은 물리적 특징을 이용하는 것이고, 다른 하나는 서명, 목소리, 발걸음 등과 같은 행동적 특징을 이용하는 방법이다. 생체인식 시스템은 인증(verification)과 인식(identification) 두 응용으로 사용될 수 있다. 인식은 미리 구축된 데이터베이스에서 객체를 찾는 것이고, 인증은 사용자가 본인인

맞는지를 결정하는 것이다.

현재, 개인 인식에 사용되는 생체 측정 대상은 얼굴, 지문, 홍채, 손 정맥 등[1]이다. 홍채 인식은 고해상도의 영상 획득 장치가 필요하며, 지문은 땀이나 먼지 등과 같은 물질에 쉽게 오염될 수 있고, 얼굴과 손 정맥은 사용자의 다른 자세에 의해 왜곡이 생길 수 있다.

본 논문은 치아 영상을 이용한 개인 인식 방법을 제안한다. 이 방법은 치아의 전치교합(anterior occlusion)과 후치교합 (posterior occlusion) 상태에서 얻어진 치아 영상에 BMME와 LDA 기법에 기반한다. 치아는 형태학적 특징과 재질 구성과 같은 각 개인의 고유 특징을 갖고 있기 때문에 사고와 같은 특정한 상황에서 개인을 식별하는데 중요한 역할을 해 왔다. 디지털 카메라로 치아 영상을 획득한 후, 치아 영상을 인식하기 위해서 치아 영역 추출, BMME(Block Matching Motion Estimation), 패턴인식 과정을 수행한다. 입력 패턴은 각 클래스(class)마다 각 개

¹한양사이버대학교 정보통신공학과

²상명대학교 정보통신공학과

³대진대학교 통신공학과

*교신저자: 김태우(twkim2@hycu.ac.kr)

인의 치아에 대한 특징 벡터들로 구성된 치아 영상 데이터베이스의 각 패턴과 비교한다. 본 논문의 방법은 상부 치아와 하부 치아의 조합으로 다양한 치아 자세(teeth expression)를 만들 수 있기 때문에 치아의 전치교합과 후치교합 상태에서 획득된 영상을 사용한다. 패턴 인식 과정에서, 본 논문은 패턴인식 오차를 줄이기 위해서 PMVFAST(Predictive Motion Vector Field Adaptive Search Technique)[2] BMME를 도입하고, 외형 기반 얼굴 인식에서 많이 사용하는 LDA(linear discriminant analysis) 기반 방법[3-5]과 분류기로서 NN(nearest neighbor) 알고리즘[6]을 사용한다.

일반적으로 치아는 강제이므로 치아 영상 획득시 왜곡되지 않고 영상 처리에 용이하다. 게다가 치아는 개인의 나이와 같은 다른 개인 정보를 가지고 있다. 치아 인식 알고리즘은 고해상도 영상이 필요하지 않고 작은 카메라 모듈을 사용할 수 있으므로 작은 비용으로 구현될 수 있다. 개인 인식을 위해서 치아 인식에 대한 문헌은 발표되지 않았으며, 본 논문의 치아 영상을 이용하는 방법이 다중 생체 인식 시스템에 기여할 수 있을 것이다.

2. 치아 영상 획득

일반적으로, 성인은 상하부 잇몸에 나 있는 32개의 영구 치아를 가지고 있다. 전형적으로 상부 전치는 하부 전치 보다 더 크고, 송곳니는 앞니보다 더 길며, 상부 치아의 중앙 앞니는 측면 앞니보다 더 크다. 각 개인의 치아의 형태는 개인 고유의 특징을 가지고 있는 것으로 알려져 있다.

치아 영상은 전용 개인 인식 시스템, 개인용 컴퓨터, 또는 다른 장치들과 같은 해상도가 낮은 디지털 카메라로도 획득할 수 있다. 개인 인식이 필요한 상황에서 영상은 조명과 치아 자세와 같은 조건이 일관된 상태에서 획득된다. 치아 영상은 그림 1과 같이 전치교합과 후치교합 상태에서 전치의 앞 장면을 획득한다. 전치 부근의 앞 잇몸이 각 치아 자세에서 영상 획득시 노출되도록 한다.

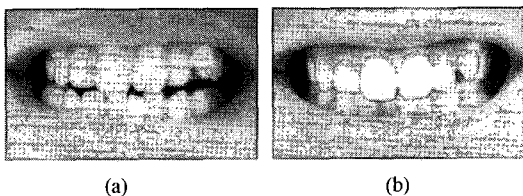


그림 1. 치아 영상 획득시 두 가지 치아 자세 : (a) 전치교합, (b) 후치교합.

3. 치아 인식

본 논문의 치아 인식은 외형 기반 방법(appearance-based method)[3-5]에 기반한다. 본 논문에서의 인식 과정은 치아 영역 추출, BMME, 패턴 인식 과정으로 구성된다. 입력 치아 패턴은 LDA로 투영한 후, 각 개인의 치아 특징 벡터들을 저장하고 있는 데이터베이스의 각 패턴과 정합한다.

3.1 치아 영역 추출

영상에서 치아 영역은 그림 2와 같이 전치의 정면 치아들을 포함하는 최소 사각형이다. 그 사각형은 영상에서 치아 부분과 그 측면이 각각 밝고 어둡게 나타나기 때문에 문턱치화(thresholding)[7]에 의해 추출 가능하다. 문턱치화는 식 (1)과 같이 수행된다.

$$g(x) = \begin{cases} 1, & f(x) \leq T \\ 0, & f(x) > T \end{cases} \quad (1)$$

여기서, $f(x)$ 는 영상에서 픽셀 위치 x 에서 밝기값 또는 HSI (Hue Saturation Intensity) 칼라 공간[7]에서 H 성분이다. 문턱치화는 그림 3(b)와 같이 치아 양측 부위를 찾을 수 있도록 해 준다. 치아의 양측 영역의 무게중심[8] C_L 와 C_R 는 그림 3(c)와 같이 얻어진다. 그 다음 영상은 그림 3(d)와 같이 두 무게중심을 연결하는 직선이 수평이 되도록 회전시킨다.

치아 영역을 정의하는 사각형은 그림 3(e)와 같이 회전된 영상에서 치아의 양측 사이의 사각형을 그림으로써 추출된다. 그 사각형은 두 무게중심을 연결하는 직선과 평행한 직선과 $L_H = RL_V$ 을 만족하는 수직선으로 구성된다. 여기서 R 은 수평선과 수직선 길이의 비이다. 치아 영역은 그림 3(f)와 그림 4와 같이 추출된 후 정해진 크기로 정규화되어 데이터베이스에 저장된다.

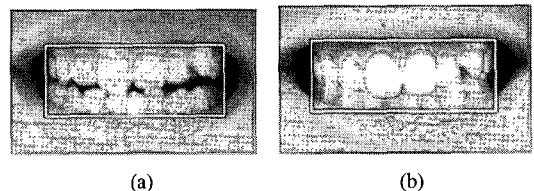


그림 2. 영상에서 전치의 정면에서 흰색사각형으로 표시된 치아 영역: (a) 전치교합, (b) 후치교합.

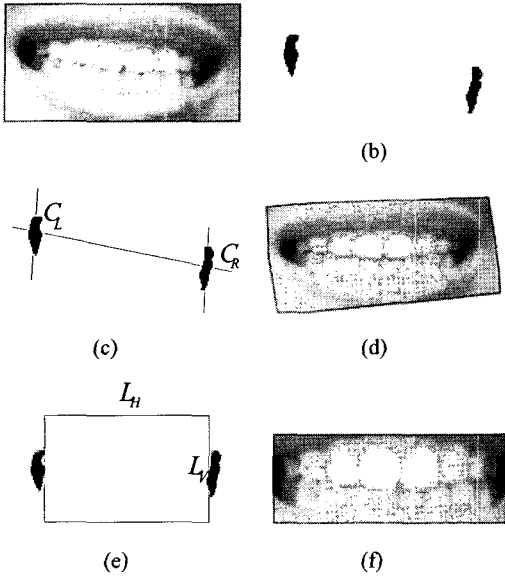


그림 3. 치아영역 추출 과정: (a) 획득된 치아 영상, (b) 문턱치화된 영상, (c) 무게중심, (d) 무게중심을 연결하는 직선이 수평이 되도록 회전된 영상, (e) 치아 영역을 포함하는 최소 사각형, (f) 추출된 치아 영역.

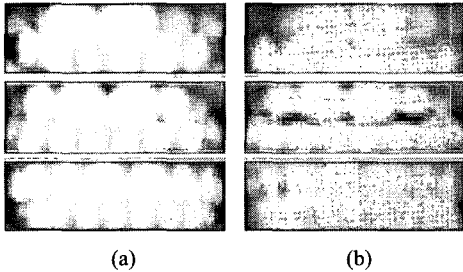


그림 4. 데이터베이스에 저장된 치아 영상: (a) 후치교합, (b) 전치교합.

3.2 BMME

BMME와 그 보상기법은 시간적 연관성을 찾아내고 비디오 시퀀스의 프레임 간의 용장(redundancy)을 줄이는데 효과적이기 때문에 MPEG과 같은 비디오 코딩 표준에서 필수적인 기법이다. Predictive Vector Field Adaptive Search Technique (PMVFAST)[2]가 전역 탐색 알고리즘의 품질과 유사하면서도 속도면에서 다른 방법에 비해 뛰어난 것으로 알려져 있다

본 논문에서는 패턴 인식 과정에서 정합 오차를 줄이기 위해 PMVFAST를 사용한다. 본 논문의 경우 BMME는 그림 5와 같이 데이터베이스의 각 치아 영상과 입력 치아 영상 간의 정합에 이용된다. 그림 5에서 데이터베이스의 흰색 사각형은 데이터베이스의 각 영상과 입력 영

상의 블록 간의 최적 정합 상태를 나타낸다. 정합 오차 SAD(sum of absolute difference)는 입력 영상 내의 (x, y) 에 위치하는 $M \times N$ 크기의 블록 A와 데이터베이스의 각 영상에서 A와 관련된 움직임 벡터 (v_x, v_y) 에 위치하는 블록 B 간의 차이값이다.

$$SAD(v_x, v_y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |I_i(x+m, y+n) - I_{i-i}(x+v_x+m, y+v_y+n)| \quad (2)$$

여기서, I_i 는 입력 치아 영상의 블록 영역이며, I_{i-i} 는 데이터베이스에서 선택된 각 치아 영상이며, 블록 $M \times N$ 은 일반적으로 정규화된 치아 영역 $L_H \times L_V$ 보다 더 작다. 블록 크기는 $M = ROUND(L_H \cdot R_H)$ 와 $N = ROUND(L_V \cdot R_V)$ 로 표현된다. 여기서, $0 < R_H, R_V \leq 1$ 이고 적용될 응용 마다 실험적으로 결정된다. 블록 위치는 $x = ROUND(L_H(1 - R_H)/2)$ 와 $y = ROUND(L_V(1 - R_V)/2)$ 로 표현되며, $ROUND(\cdot)$ 는 부동소수점 수치를 해당 정수값으로 변환하는 함수이다. BMME의 적용은 추출된 치아 영역의 중앙에 좀 더 중요한 정보가 있다는 가정하에서 이루어진다.

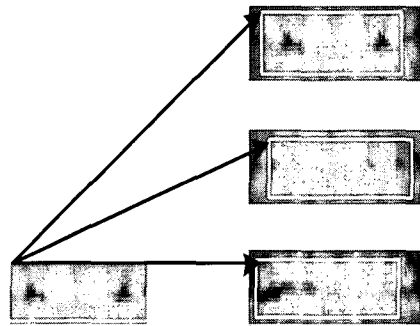


그림 5. BMME에 의한 입력 영상(좌)과 데이터베이스의 각 영상(우)에 대한 블록 영역 간의 최적 정합 탐색.

3.3 패턴 인식

앞 단계에서 정규화하고 움직임 추정된 치아 영역은 LDA 공간[3-5]으로 투영시킨다. 그리고 투영된 영상은 데이터베이스의 각 패턴과 정합시킨다. 각 개인은 치아 자체의 외형 뿐만 아니라 전치교합과 후치교합 상태의 외형도 서로 다른 특징을 가진다.

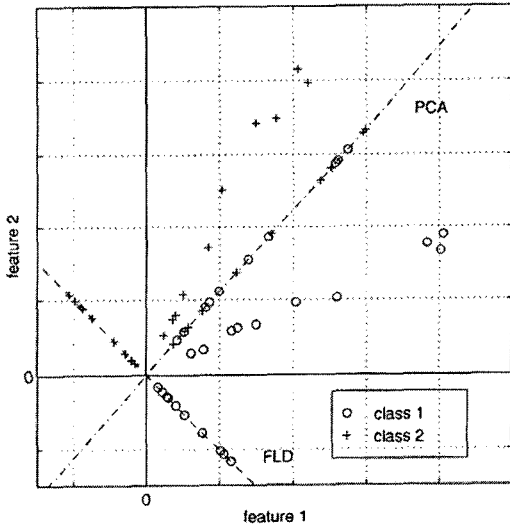


그림 6. LDA의 클래스 간의 최대 평균 차이값을 갖도록 선형 조합을 만드는 특성.

LDA는 데이터를 가장 잘 묘사하는 공간 보다는 클래스 간에 최적으로 구별 가능한 공간으로 맵핑하여 특징 벡터를 찾을 수 있도록 해 준다. 좀 더 정형적으로 말하면, 데이터가 표현되는 수많은 독립적인 특징들이 주어지면, LDA는 그림 6과 같이 원하는 클래스 간의 최대의 평균 차이값을 갖도록 선형 조합을 만들어 낸다. 모든 클래스를 갖는 샘플 데이터에 대해서, 두 개의 측정 기준을 정의한다. 클래스간 스캐터 행렬(between-class scatter matrix)는 식 (3)으로 정의되고,

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (3)$$

클래스내 스캐터 행렬(within-class scatter matrix)는 식 (4)로 정의된다.

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad (4)$$

여기서, μ_i 는 클래스 X_i 의 평균 영상이고, N_i 는 각 클래스 X_i 에서 샘플 데이터의 수이며, x_k 는 MN 개의 요소를 갖는 특징 벡터이다. S_W 가 비특이적(nonsingular)이라면, 최적 투영 W_{opt} 는 식 (5)와 같이 투영된 샘플들의 클래스간 스캐터 행렬의 행렬식과 투영 샘플들의 클

래스내 스캐터 행렬의 행렬식의 비가 최대화시키는 정규 직교 열을 갖는 행렬로 결정된다.

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W^T|}{|W^T S_W W^T|} \\ = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (5)$$

여기서, $\{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 는 m 개의 최대의 일반화된 고유값(eigenvalue) $\{\lambda_i | i=1, 2, \dots, m\}$ 에 해당하는 S_B 와 S_W 의 일반화된 고유값들의 집합이다.

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (6)$$

여기서, 적어도 $c-1$ 개의 0이 아닌 일반화된 고유값이 존재하며, m 의 최대값은 $c-1$ 이고, C 는 클래스의 수이다. 투영된 특징 벡터들을 분류하기 위해서, 본 논문은 패턴 인식에서 많이 사용하는 최소 거리 분류기 중의 하나인 NN(nearest neighbor) 알고리즘[6]을 사용한다. 이 알고리즘은 전치교합과 후치교합 상태에서 얻어진 한 쌍의 입력 영상에 적용된다. 각 결과로부터 총 두 개의 클래스가 선택되고, 각 클래스에 대한 정합 점수를 평균하여 높은 점수를 갖는 클래스가 최종 인식 결과로 결정된다.

4. 실험 결과 및 토의

실험을 진행하기 위해서 20명에 대해 개인별 10개의 치아 영상을 획득하였다. 영상 획득 시 조명과 치아 자세를 일정하게 하는 조건하에서 휴대폰에 내장된 디지털 카메라를 이용하여 치아 영상을 얻었다. 치아 영상을 획득하는 동안, 치아에 비추지는 조명은 실내에서 200 lux로 유지되도록 하였다. 두 가지 서로 다른 치아 자세인 전치교합과 후치교합 상태에서 치아 전면에 대해 치아 영상을 얻었다. 카메라는 352×288 픽셀의 해상도를 갖는 휴대폰에 장착된 카메라를 사용하였다.

치아 영역은 앞에서 제한한 방법으로 영상에서 추출하고, 20×60 픽셀수의 영상으로 정규화하였다. 여기서 문턱치는 HSI 칼라 공간의 밝기값으로 $T=32$ 로 했으며, $L_H/L_V=3$ 로 설정하였다. 그 결과는 그림 7에 보여주고 있다. 패턴 인식 과정에서 정합 오차를 줄이기 위하여 PMVFAST 알고리즘을 치아 영역에 적용하였다. 이때,

$R_H = R_V = 0.8$, $M = 48$, $N = 16$, $x = 6$, $y = 2$ 로 설정하였다. 정규화되고 움직임 추정된 영상에 LDA 알고리즘을 적용함으로써, 투영된 특징 벡터가 얻어지고 데이터베이스에 저장되었다. 패턴 인식을 위해서 그림 8과 같이 각 개인의 치아 교합마다 10개의 영상을 획득하여 치아 영상 데이터베이스에 저장하였다. 최종 단계로서 입력 영상과 치아 영상 데이터베이스 간의 치아 영역의 특징 벡터들에 대해 NN 알고리즘을 적용하였다.

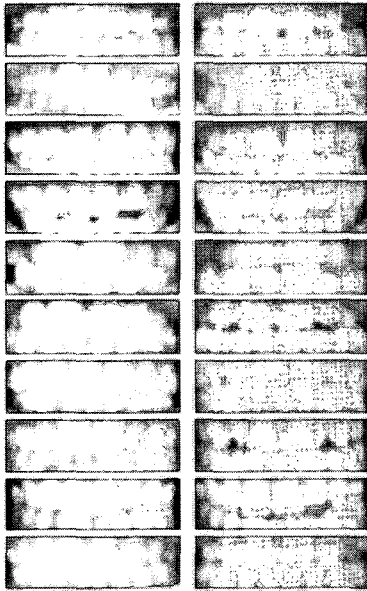


그림 7. 전치교합(우)과 후치교합(좌) 상태에서 10명의 치아에 대해 크기 정규화된 치아 영역의 예.

그림 8과 9는 치아 영상 인식에 BMME의 적용했을 때의 장점을 보여준다. 그림에서 동일한 사람에 대해 얻어진 두 개의 영상은 하부 치아 영역이 서로 약간씩 다르다. 오른쪽 영상이 하부 입술 때문에 왼쪽 영상보다 더 좁은 영역을 가진다. 또한 영상 간의 치아 특징들의 대응 위치도 약간 다르다는 것을 볼 수 있다. BMME를 영상에 적용함으로써 영상 간의 차이에 의한 정합 오차를 줄일 수 있다.

모든 샘플에 대해서, 데이터베이스의 특징 벡터와 정합 과정을 수행하였다. 20명에 대해서 개인 인식을 위한 치아 인식은 100% 성공적이었다. 이 결과로부터 제안한 방법이 생체 인식의 하나의 방법이 될 수 있음을 보여 주었다.

일반적으로 외형 기반 기법이 그렇듯이 조명과 치아 자세의 제약 조건 없으면 영상 획득시 치아 패턴이 왜곡될 수 있다. 본 논문의 경우, 조명은 치아 영상 획득시 일정하게 유지되도록 하였다. 그림 10과 같이 입술에 의해서 데이터베이스의 영상과 크게 차이가 나는 치아 자세는 데이터베이스의 대응 패턴을 정확히 찾기는 어렵게 만드는 것을 보여준다. 각 개인별로 치아 자세를 일관되도록 유지하면 치아 인식의 오차를 줄일 수 있다.

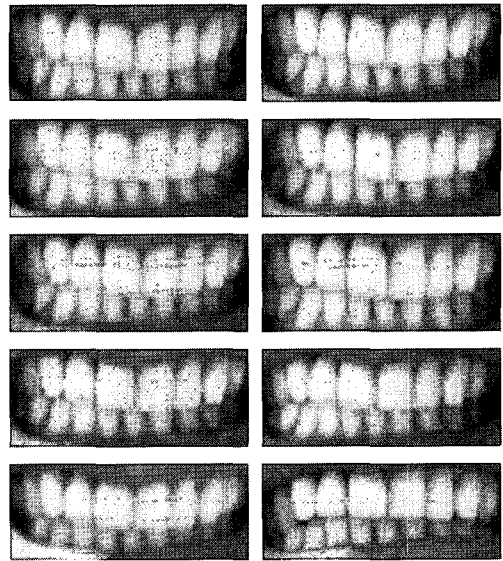


그림 8. 후치교합 상태에서 조금씩 다른 상황에서 얻어진 치아 영상의 예.

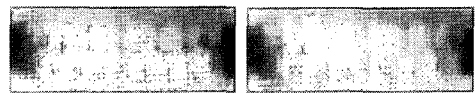


그림 9. 동일인에 대해 아래 입술에 의한 치아 영상이 왜곡된 경우의 BMME 방법의 성공적 인식 예.

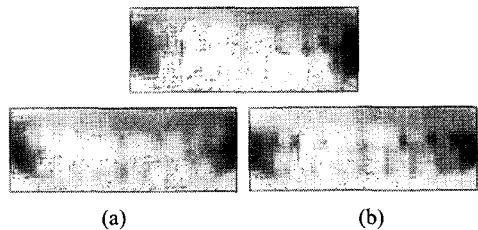


그림 10. 같은 치아에 대해 얻어진 치아 영상들의 오인식 예: (a) 데이터베이스의 치아 영상, (b) 아래 입술(좌)과 위 입술(우) 때문에 상당한 차이를 가진 치아 영상.

5. 결론

본 논문은 치아의 전치교합과 후치교합 상태에서 얻어진 영상에 대해서 BMME와 LDA에 기반한 개인 인식 방법을 제안하였다. 실험에서 20명에 대한 치아 인식은 성공적이었고, 치아 영상을 이용하는 방법이 다중 생체 인식 시스템에 기여할 수 있음을 보여 주었다.

치아 영상은 치아가 강체이어서 영상 획득시 왜곡되지 않기 때문에 인식에서 장점을 가진다. 그러나 치아 자세는 입술의 모양, 상하 치아의 교합, 조명에 의해 영향을 받을 수 있다. 앞으로 다양한 치아 자세에 대해 적용할 수 있는 방법을 연구해야 할 것이다.

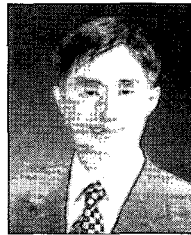
참고문헌

- [1] Anil K. Jain, Arun Ross, and Salil Prabhakar, "An introduction to biometric recognition", *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 1, pp. 4-20, January 2004.
- [2] Alexis M. Tourapis, Oscar C. Au, and Ming L. Liou, "Predictive motion vector field adaptive search technique (PMVFAST) - enhancing block based motion estimation", *Proc. SPIE Visual Commun. Image Process.*, San Jose, CA, Jan. 2001.
- [3] Alex M. Martinez and Avinash C. Kak, "PCA versus LDA", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 2, pp. 1-10, Feb. 2001.
- [4] Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, David J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, Jul. 1997.
- [5] Juwei Lu, Kostantinos N. Plataniotis, and Anastasios N. Venetsanopoulos, "Face recognition using LDA-based algorithms", *IEEE Trans. On Neural Networks*, vol. 14, no. 1, pp. 195-200, Jan. 2003.
- [6] Robert Schalkoff, *Pattern Recognition*, John Wiley & Sons, Inc., 1992.
- [7] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1992.
- [8] William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T.

Vetterling, and Brian P. Flannery, *Numerical Recipes in C-2nd Edition*, Cambridge University Press, 1992.

김 태 우(Tae-Woo Kim)

[종신회원]



- 1990년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학석사)
- 1995년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과(공학박사)
- 2003년 3월 ~ 현재 : 한양사이버대학교 전자통신공학과 부교수

<관심분야>

영상처리, 생체인식, 생체신호처리.

조 태 경(Tae-Kyung Cho)

[종신회원]



- 1984년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
- 1986년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학석사)
- 2001년 8월 : 한양대학교 전자통신공학과(공학박사)
- 2003년 9월 ~ 현재 : 상명대학교 정보통신공학과 조교수

<관심분야>

유무선 네트워크, 인터넷워킹 장치, 유비쿼터스 네트워크, 생체인식

이 민 수(Min-Soo Lee)

[정회원]



- 1984년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학사)
- 1987년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학석사)
- 1994년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과(공학박사)
- 1995년 3월 ~ 현재 : 대전대학교 통신공학과 부교수

<관심분야>

초고주파 회로 설계, 생체인식