

치아 윤곽선 정보를 이용한 신경회로망 기반 신원 확인 방안

박상진 · 박형준[†]
조선대학교 산업공학과

Neural Network-Based Human Identification Using Teeth Contours

Sang-Jin Park and Hyungjun Park[†]

Department of Industrial Engineering, Chosun University

Received 24 March, 2013; received in revised form 6 May, 2013; accepted 8 May, 2013

ABSTRACT

This paper proposes a method for human identification using teeth contours extracted from dental images that are captured from the frontal views of subjects each of who opens his or her mouth slightly. Each dental image has a black-colored region containing the subject's teeth contours which are usually different from subject to subject. This means that this black-colored region has bio-mimetic information useful for human identification. The basic idea of the method is to extract the upper and lower teeth contours from the dental image of each subject and to encode their geometric patterns using a back-propagation neural network model. After acquiring 400 teeth images from 10 university students, we used 300 images for the training data of the neural network model and 100 images for its verification. Experimental results have shown that the proposed neural network-based method can be used as an alternative solution for identification among a small group of humans with a low cost and simple setup.

Key Words: Artificial neural networks, Back propagation, Dental images, Human identification, Teeth contour extraction

1. 서 론

현재 주로 사용되고 있는 아이디/패스워드방식의 보안 시스템은 개인 신상 정보 유출 및 해킹 등과 같은 취약한 면을 지니고 있으며, 실제로 잘못된 활용으로 인해 많은 피해사례가 나타나고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 해법으로 생체인식이 꾸준한 관심을 모으고 있으며, 이에 대한 지속적인 연구가 수행되고 있다. 생체인식은 각 개

인만이 가진 고유한 특징을 이용하여 신원을 인식하는 것으로 물리적/생리적 생체인식과 행동적 생체인식으로 구분될 수 있다. 물리적/생리적 생체인식의 항목으로는 얼굴, 지문, 홍채, 체취, 귀형상, 손가락 모양, 손모양, 손바닥, 망막, 정맥분기 모양 등이 있다. 그리고, 행동적 생체인식 항목으로는 키 두드림(keystroke), 서명, 음성 등이 있다.

최근 치아정보를 이용한 생체인식 연구도 진행되고 있다. 치아의 경우는 홍채와 같이 각 개인마다 형태가 다르며 그 특징의 변화가 적어 생체인식분야에 적용되어 사용될 경우 우수한 보안성과 구축 시 경제적 부담을 해결해 줄 수 있다. 그러나

[†]Corresponding Author, hzpark@chosun.ac.kr
©2013 Society of CAD/CAM Engineers

치아의 고유한 특징 검출이 어려워 지속적인 연구가 요구되고 있다^[1].

본 논문에서는 PC 카메라를 통해 확보된 전면 개구부 영상을 이용하여 신원을 확인하는 방안을 제안한다. 입력영상으로는 상악과 하악을 약간 벌리고 치아를 드러낸 상태에서 입술 영역을 포함한 개구부 전면 부위를 촬영한 영상을 이용한다. 입력 영상에는 상악 및 하악 치아 끝단 윤곽선(contours)이 있는데, 이러한 치아 윤곽선들은 사람마다 각기 다른 생체 특징정보를 가지고 있다. 따라서, 본 논문에서 제안하는 방안의 기본적인 아이디어는 입력영상을 분석하여 얻어낸 상악 및 하악 치아 끝단 윤곽선을 다각형으로 근사한 후, 이들의 기하학적 패턴에 신경회로망을 이용하여 인식하는 것이다.

각 입력영상으로부터 검출된 ROI(region of interest)영역에 대한 치아 윤곽선 차이벡터(difference vector)는 신경회로망의 입력데이터로 이용된다. 치아에 대한 특징 정보 생성은 상악과 하악 치아 사이의 검정색 구강영역의 색상정보를 이용하여 치아에 해당하는 영역을 찾아낸 다음, 최소포함사각형(minimum enclosing rectangle, MER) 계산 및 구강영역의 틀어짐 보정을 수행한다. 그런 다음, 보정된 최소포함사각형으로부터 ROI 영역을 찾고, 이 영역 내에서 끝단 다각형을 얻은 후, 치아 윤곽선 차이벡터를 생성한다. 본 연구에서는 실험 데이터 10명으로부터 얻어진 입력영상 400개(학습용 300개, 검증용 100개)를 신경회로망에 적용함으로써 제안된 치아윤곽선 정보를 이용한 신경회로망 기반 신원확인방안의 유용성과 품질을 보인다.

2. 기존 연구

치아 인식을 위한 대부분의 기존 연구들에서는 치아 영상 획득 또는 샘플링, 치아 영상 분석 및 처리를 통한 특징 추출, 그리고 학습 모델 적용을 통한 인식 등으로 세분화 하여 치아 인식을 해결하는 방안들을 제시하고 있다.

모바일 장치에서의 병렬기반 치아 인식^[2]에서는 치아 이미지 취득과 치아 비교의 두 부분으로 구성된 방안을 제안하고 있다. 취득에서는 치아의 영역을 찾는데 Harr-like 특징기반의 Ada-Boost^[3] 알고리즘을 이용하였고, 인식과정에서는 각 개인의 신원확인에 Difference Image Entropy(DIE)^[4]를 이

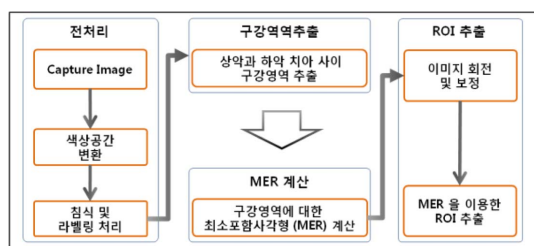
용하였다. 이미지 취득 과정에서는 연속적인 프레임 이미지 n 개를 차례대로 입력하여 샘플링 과정을 통해 최적의 이미지를 데이터화 한다. 샘플링 과정에서는 특정 프레임이 입력되면 Ada-Boost 알고리즘을 이용하여 치아 영역을 찾고 회전을 통해 영상의 틀어짐을 보정한다. 이후, 치아 이미지의 평균을 이용하여 DIE 값을 계산하고 이 값이 미리 정해놓은 기준 값보다 작으면 해당 프레임을 선택하고, 기준값 보다 크면 처음으로 돌아가 다음 프레임 입력하여 샘플링을 반복한다. 신원확인에서는 샘플링을 통해 얻은 이미지들을 이용하여 PCA(principal component analysis) 및 EHMM와 같은 전통적인 인식과정을 통해 식별하였다.

단일 값 분해(Singular Value Decomposition, SVD)^[5]와 컬러 히스토그램을 이용한 신경회로망 기반 치아인식^[6]에서는 특징 추출과 학습모델로 시스템을 분할한 방법을 제안하고 있다. 특징 추출은 Cosine Transform(2D-DCT)와 SVD 및 히스토그램을 사용하였고, 학습모델로 신경회로망을 사용하였다. 특징 추출 과정에서는 입력영상을 아무런 변환 없이 히스토그램화 하는 것이고, 다른 하나는 입력영상을 회색차원으로 변환하여 2D-DCT를 적용하여 선형 변환된 이미지를 얻은 후, 이를 SVD에 적용하는 것이다. 그런 다음 두 정보를 결합시켜 학습데이터를 생성하였다. 학습모델로 신경회로망을 적용하여 생성된 학습데이터를 분류하고, 치아를 인식하였다.

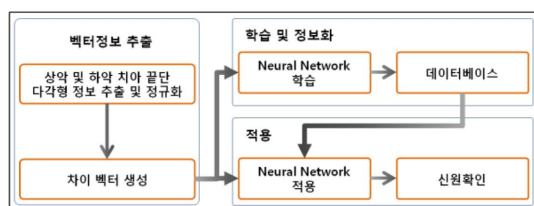
3. 제안된 신원 확인 방안

제안된 방안은 전처리 및 구강영역추출, 최소포함사각형 계산, 치아영역 탐색, 치아 끝단 윤곽선 차이벡터 정보 추출, 신경회로망을 이용한 신원확인 과정으로 이루어진다. 영상처리 및 특징정보 생성을 위해 OpenCV^[7]와 CGAL^[8] 라이브러리를 사용하였으며, Fig. 1은 제안된 신원확인 방안의 개략적 과정을 나타낸다.

입력영상으로는 Fig. 2에서와 같이 각 개인의 입술을 포함한 개구부 영역의 영상을 획득하여 색상 공간 변환 및 라벨링을 통해 치아영역을 제외한 잡음(noises)을 제거하고, 상악과 하악 치아 사이의 검정색 구강 영역을 추출한다. 다음으로, 추출된 구강영역에 대하여 최소포함사각형(MER)을 계산한 뒤 회전 및 이동 변환을 하여 최소포함사각



(a) Extraction of teeth contours



(b) Human identification using neural networks

Fig. 1 Proposed method for human identification

형 영역의 장축이 X축과 일치하도록 하고, 이를 통해 관심영역(ROI)을 추출한다. 그런 다음, 관심영역 내에서 치아 끝단 윤곽선 차이벡터 정보를 얻은 후, 신경회로망을 통해 정보화 한다. 이후, 이를 신원확인에 이용한다.

신원확인을 위한 판별방법은 0과 1사이의 유사도로 표현하여 1에 가까울수록 유사도가 높은 것으로 판단토록 하였다. 이는 유사도가 0.5 이상일 경우에만 해당되며, 0.5 이하일 경우, 등록이 안된 사람으로 판단하여 새로운 학습정보로 이용한다.

4. 치아 정보 획득

4.1 치아 영역 탐색

신원 확인 대상자의 정확한 치아 정보를 얻기 위해서는 입력 영상으로부터 치아에 해당하는 영역을 탐색해야 한다. 그러나 입력 영상은 주변 환경의 조명 변화에 영향을 받으므로 입력 영상에서 치아를 포함하는 관심영역을 파악하기가 어려우며, 치아의 색상정보 또한 빛의 반사가 심하여 치아 영상에 대한 색상정보를 정의하기 어렵다. 이에 대한 대안으로 치아를 포함하는 특징영역(예: 입술영역)의 검출 후, 치아영역을 추출하는 것을 고려할 수 있으나, 이는 다양한 색상정보를 포함하고 있어 조명 변화에 취약점을 보이며, 구축환경에 따라 정확한 관심영역의 검출이 어렵다는 문제점을 가지고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해



Fig. 2 Dental image captured from a subject's frontal view

상악과 하악 치아 사이에 존재하는 검정색의 구강영역을 사용하였다. 이 영역은 검정색에 가깝기 때문에 색상정보가 다양하지 않으며 조명변화에 영향이 거의 없는 치아 끝단 윤곽선 정보를 포함하고 있다. 따라서, 치아 정보를 획득하기 위한 특징들 중에서 쉽고 정확하게 치아 영역을 추출할 수 있는 영역이라 할 수 있다. 이를 토대로 입술을 포함한 전면 개구부 영상을 입력영상으로 정의하였으며, Fig. 2와 같이 측정 대상자는 상악과 하악을 약간 벌린 상태를 유지하며 입술영역을 포함한 개구부 전면 부위를 측정할 수 있도록 하였다. 효율적인 데이터 수집을 위해 측정 대상자가 ‘으’에 해당하는 소리를 낸 상태에서 각 개인의 개구부 전면 부위를 동영상으로 촬영하여 샘플링 하였다.

4.2 색상공간변환 및 잡음제거

영상의 색상공간은 컴퓨터나 디스플레이장치에서 가장 널리 사용되는 RGB, HSV, YCbCr 표현공간 등이 있다. 본 연구에서는 조명에 대한 영향을 최소화 하고, 정확한 상악과 하악 사이의 검정색 구강영역을 추출하기 위해 명도 값을 포함하고 있는 색상정보를 이용하고자 RGB 표현 공간을 HSV 표현 공간으로 변환하여 이용하였다. HSV표현 공간은 색상(H), 채도(S), 명도(V)를 기준으로 구성되어 있으며, 식 (1)에 의해 RGB 표현 공간으로부터 변환이 가능하다^{9,10}.

$$\begin{aligned}
 H &= \cos^{-1} \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2+(R-B)^2]}} \\
 S &= 1 - \frac{3}{(R+G+B)}[\min(R, G, B)] \\
 V &= \frac{1}{3}(R+G+B)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

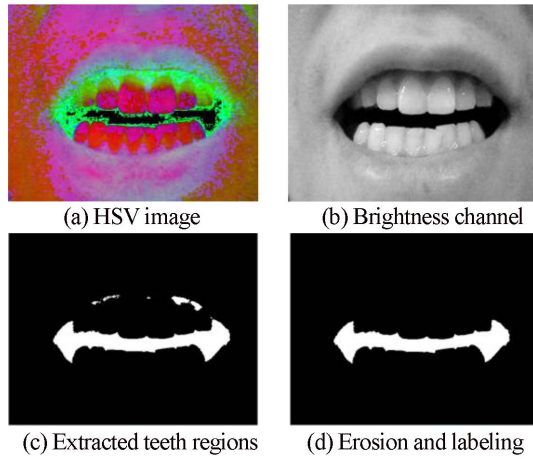


Fig. 3 Steps for determining teeth regions

식 (1)을 이용해 HSV 표현 공간에서의 명도 값을 이용하여 상악과 하악 치아 사이의 검정색 영역을 찾아 내고, 이를 통해 치아 영역을 검출하였다. 그러나 추출한 치아영역에는 치아 영역뿐만 아니라 잡음이 추출될 가능성이 존재하므로 이러한 잡음을 제거하기 위해 침식처리 후 라벨링을 적용하였다. Fig. 3(a)는 입력영상으로부터 변환된 HSV 영상을, (b)는 HSV에서 분리한 명도채널 영상을 나타내며, (c)는 분리된 명도채널 영상을 이진화하여 추출된 구강영역을 나타내고, (d)는 침식 및 라벨링을 통해 잡음이 제거된 상악과 하악 사이 영역을 나타낸다.

4.3 관심영역 생성 및 보정

개구부 영상 획득 시 각 개인마다 자세의 차이가 있어 치열이 X축에 나란한 영상을 얻기가 어려우며, 이를 보정하는데 많은 시간이 요구된다. 또한, 신경회로망 적용에 이용될 정보는 정규화 과정을 필요로 한다. 이를 위해 구강영역에 대한 최소포함사각형(MER)을 구하여 틀어짐 정도 및 위치를 측정한다^[11]. 최소포함사각형이란 관심영역에 존재하는 모든 점들을 포함하고 있는 최소한의 사각형 영역의 의미한다.

치아영역에 대한 최소포함사각형 계산을 위해 앞서 얻어진 이진화된 구강영역 영상의 각 화소를 2차원으로 좌표화하고, 좌표화된 관심점들을 잇는 선분으로 구성된 다각형(convex hull)을 구한 후, 구강영역에 대한 최소포함사각형을 계산한다. 다음으로, 계산된 최소포함사각형에 대하여 틀어짐

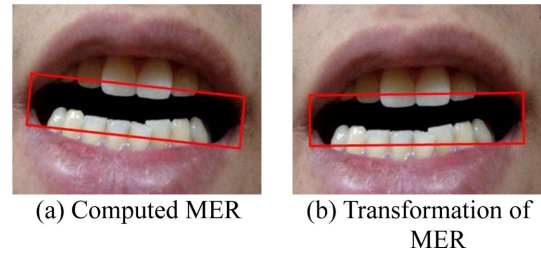


Fig. 4 Image transformation using MER

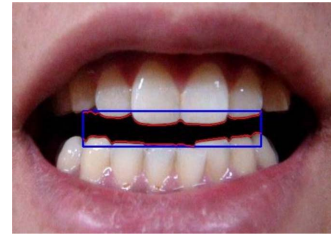


Fig. 5 ROI and teeth contours

및 위치를 측정하고, 이를 통해 중심점을 지나는 장축이 X축과 일치하도록 최소포함사각형을 회전 및 이동 변환하여 틀어진 영상으로부터 정렬된 영상을 획득한다. Fig. 4(a)는 입력영상으로부터 계산된 최소포함사각형을 나타내며, (b)는 회전 및 이동 변환된 결과를 나타낸다.

본 연구에서는 상악과 하악 치아 끝단 윤곽선으로부터 얻어진 차이벡터 정보를 이용하므로 정확한 정보를 얻기 위해서는 잡음이 없는 치아영역이 필요하다. 따라서, 계산된 최소포함사각형에서 관심영역을 찾고 이를 통해 상악과 하악 치아 끝단 윤곽선을 얻는다.

보정된 최소포함사각형 내의 구강영역 중 구강영역 양끝 주변에 잡음이 포함되어 있으므로 이러한 잡음을 제거하여 치아와 관련이 있는 영역만을 관심영역(ROI)로 지정하는 일이 요구된다. 본 연구에서는 최소포함 장축의 양끝을 길이에 비례하여 일정한 크기(장축 길이의 10%)만큼 제거하여 축소시킴으로써 해당 관심영역을 얻는다. Fig. 5의 사각형은 최소포함사각형으로부터 얻어진 관심영역을 나타낸다.

4.4 학습데이터 생성

얻어진 관심영역으로부터 상악과 하악 치아 끝단 윤곽선을 추출한다. 이를 위해 이진화된 화소들로 정의된 관심영역에 대해 Fig. 6에서와 같이 관심영역의 장축 중심선을 기준으로 일정한 간격

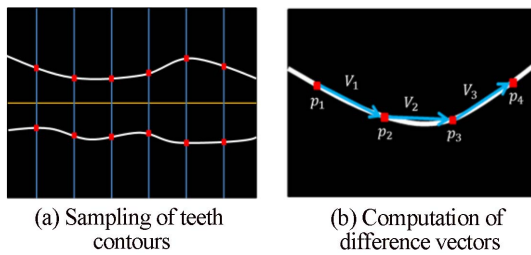


Fig. 6 Difference vectors from teeth contours

의 수직선을 고려하여 상악과 하악 끝단 윤곽선을 구성하는 한 쌍의 점들을 차례로 생성함으로써 치아 끝단 윤곽선을 추출한다.

그러나, 전면 구강영역 획득 시 측정 대상자의 자세 차이 및 구강 영역의 크기 차이로 인해 얻어진 상악과 하악 치아 끝단 윤곽선의 크기와 위치는 바뀌게 된다. 따라서, 크기 및 위치 변화에 불변하는 일관된 특징 정보로 변환시키는 정규화 과정이 요구된다.

본 연구에서는 이를 위해 관심영역의 장축 크기를 100이 되도록 조절한 다음, 장축을 지나는 수직선을 101등분하고, 치아 끝단 윤곽선의 구성 점들을 샘플링 한다. 그리고, 인접한 샘플링 점들 P_i 간의 차이 벡터($V_i = P_{i-1} - P_i$)를 생성하여 정규화 정보로 이용한다. Fig. 6(a)는 치아 끝단 윤곽선으로부터 샘플링된 특징점들을, (b)는 차이벡터 생성 과정을 나타내고 있다. 이렇게 구해진 정규화된 차이벡터 정보는 신경회로망의 입력정보로 이용된다.

5. 신경회로망 학습

차이벡터 정보에 대한 학습은 퍼셉트론(perceptron) 모델의 역전파(backpropagation)알고리즘을 적용하였다. 퍼셉트론 모델에서 입력층(input layer)의 각 뉴런에 연결된 입력정보는 은닉층(hidden layer)에 전달되고 마지막 출력층(output layer)에서 신호를 출력하게 된다. 역전파 알고리즘은 지도학습(supervised learning)에 해당하므로 출력된 값과 이미 주어진 목표 값을 비교하여 일치하는 경우 학습이 일어나지 않으며, 일치하지 않는 경우는 얻어진 출력패턴과 목표패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 신경망의 연결강도(가중치)를 조절해 간다. 이 과정은 입력층을 뺀 출력층과 은닉층에 적용된다^[12]. 제안된 방안에서 설계한 학습과정은 Fig. 7과 같다.

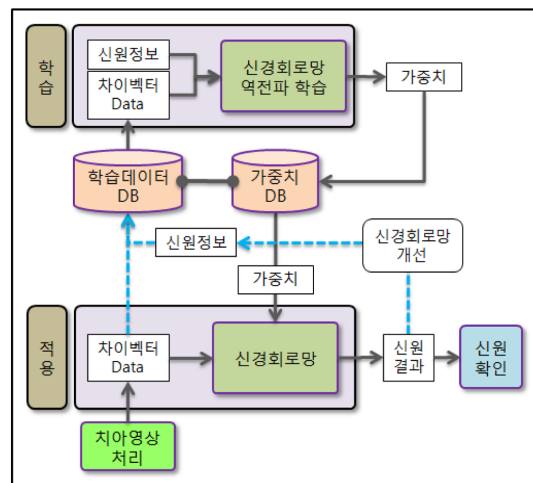


Fig. 7 Neural network-based human identification using dental images

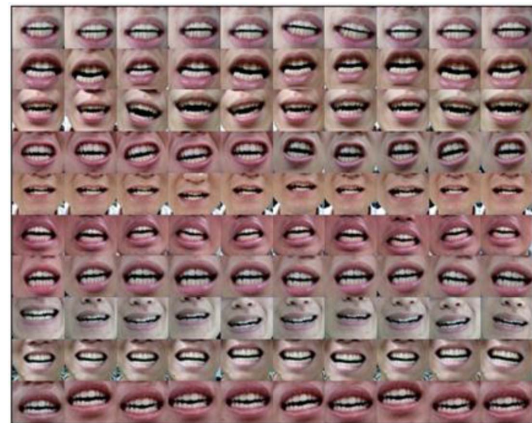


Fig. 8 Dental images captured from 10 subjects

본 연구에서는 확인 대상 인원 수를 10명으로 하였다. 이를 토대로 입력층은 각 치아 끝단 차이벡터정보에 해당하는 200개의 뉴런들로 구성하였고, 출력층은 확인 대상 인원 수에 해당 뉴런들로 구성하였으며, 은닉층은 실험적으로 출력층 노드 개수의 20배의 뉴런들로 구성하였다. 그런 다음, 신경회로망의 학습을 위해 Fig. 8과 같이 10명의 대상자들에 대해 각각 30개(총 300개)의 개구부 영상을 획득한 후, 학습데이터를 구축하여 학습에 적용하였으며, 제안된 신원확인 방안의 검증에 위해 동일한 10명의 대상자들에 대해 각각 10개(총 100개)의 치아영상을 획득하여 검증용 데이터로 이용하였다.

6. 실험 및 적용

본 연구에서는 학습용 입력영상과 검증용 영상을 데이터화 하고, 신원을 확인하는 접근 방법으로 신경회로망을 적용하였다. 또한, 제안하는 방안의 성능을 확인하기 위해 PCA를 적용하여 각각의 결과를 비교하였다.

6.1 PCA 적용

PCA란 데이터 집합을 분석하는 기법의 하나로 다차원의 변수를 정보의 손실을 최소화하면서 낮은 차원의 변수로 선형 매핑하여 다차원의 변수를 낮은 차원으로 표현하는 방법이다. 영상 인식 분야에 적용될 경우, 동일 부류에 속하는 이미지들을 고유공간으로 변환시켜 표현한 다음, 인식할 새로운 이미지에 대해 각 고유공간 정보를 이용하여 복원/표현하여 서로 간의 떨어진 거리를 측정함으로써 일치 여부를 결정하게 된다^[13].

Fig. 9는 PCA를 적용한 신원 확인 과정을 나타내고 있다. 신경회로망의 학습 및 검증에서 사용된 300개의 학습용 입력영상 데이터와 100개의 검증용 입력영상 데이터를 동일하게 PCA를 이용한 신원확인에 이용하였다.

PCA를 적용한 신원 확인에서는 각 개인별 30개에 해당하는 차이 벡터 데이터들을 대상으로 PCA 분석을 수행하여 차이벡터 데이터들을 표현하는 고유공간 정보(고유치, 고유벡터, 평균벡터)를 생성하여 저장해 둔다. 그런 다음, 치아 영상이 주어졌을 때 해당 치아 영상으로부터 얻어진 차이벡터를 개인별 고유공간 정보를 이용하여 복원/표현했을 때, 가장 작은 오차를 갖는 고유공간에 해당하는 개인을 식별하게 된다. 본 연구에서는 각 개인별 30개 차이벡터 데이터들에 대한 20 차원의 고유공간에서의 오차가 0에 가까움을 확인함에 따라 20차원의 고유공간을 이용하여 신원확인을 수행하였다.

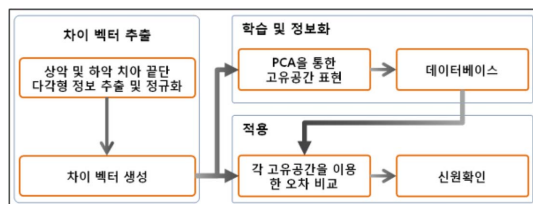


Fig. 9 Human identification using PCA

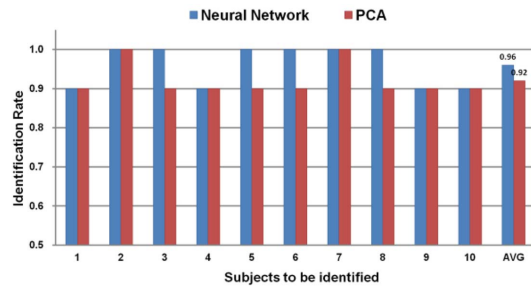


Fig. 10 Results of human identification using neural networks and PCA

6.2 신경회로망 및 PCA 결과 비교

대상자 10명에 대해 각 10개씩 획득한 검증용 치아영상 데이터에 대해 신경회로망과 PCA를 적용한 신원확인 적용 결과는 Fig. 10과 같다. 신경회로망의 경우, 대상자 2,3,5,6,7,8에 대해 100%의 인식률을 보였으며, 나머지 대상자에 대해서는 1회씩 오인식을 보임으로써 전체적으로 96%의 인식률을 보였다. 반면, PCA의 경우, 대상자 2,7에 대해 100%의 인식률을 보였으며, 나머지 대상자에 대해서는 1회씩 오인식을 보임으로써 전체적으로 92%의 인식률을 보였다.

실험 결과, 10명 대상자에 대한 치아영상 데이터(학습용 300개, 검증용 100개)에 대한 신경회로망 기반 신원 확인 방안이 PCA 기반 신원 확인 방안보다 다소 인식률이 높음을 알 수 있었다. 이러한 결과는 PCA가 선형 매핑에 기반하므로 비선형 매핑 모델인 신경회로망에 비해 표현력 또는 학습 능력이 부족한 경향을 보인다는 점에 기인된다고 사료된다.

통상적으로 축적된 학습데이터에 대해서 처음으로 신경회로망 학습을 하는 경우, 상당한 학습 시간이 소요된다. 그러나, 학습데이터 양이 증가함에 따라 간헐적으로 신경회로망 학습을 하는 경우에는 기존 학습데이터를 토대로 학습을 수행하므로 상대적으로 적은 학습 시간이 소요된다. 반면, PCA의 경우, 간헐적 학습을 위한 시점마다 새롭게 PCA 적용과 함께 고유공간 정보를 구축해야 하는 부담이 있다.

실험 결과를 통해 치아 윤곽선을 이용한 신경회로망 기반 신원확인에 대한 가능성을 확인하였다. 그러나, 일부 대상자에 대한 치아 영상에 대해 오인식이 발생하였는데, 이는 3차원공간 상에서 대상자의 측정 자세에 따른 왜곡된 치아영상과 급

격히 변하는 조명변화에 의한 부정확한 치아 끝단 다각형 검출이 인식률에 좋지 않은 영향을 미치는 것으로 판단된다.

7. 결 론

본 연구에서는 PC카메라를 통해 확보된 전면 개구부 영상으로부터 검출된 상악과 하악 치아 사이의 검정색 구강영역을 이용하는 신원확인 방안을 제안하고, 신경회로망을 적용하여 성능을 확인하였으며, PCA 적용 결과와 비교해 봄으로써 유용성을 확인하였다.

치아영상정보를 이용한 신경회로망 기반 신원확인방법은 저비용의 간단한 Setup만으로 구축이 가능하며, 소규모 인원(10명 이하)에 대한 신원확인 응용에 적합한 것으로 사료된다. 더불어, 인식률 향상을 위해 치아 영상획득 시 대상자의 측정 자세 변화를 최소화할 수 있는 고정장치의 사용과 미리 정해진 임계값을 적용함으로써 인식률을 보다 향상시킬 수 있으리라 판단된다. 따라서, 추후 연구로는 언급한 고정장치와 유연한 임계값에 대한 연구 및 적용을 해봄으로써 제안된 신원확인 방안의 한계를 극복해 보고자 한다.

감사의 글

이 논문은 2011년 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음.

References

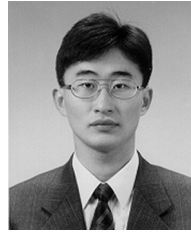
1. Jain, A.K., Ross, A., and Prabhakar, S., 2004, An Introduction to Biometric Recognition. Appeared in *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image and Video-Based Biometrics*, 14(1), pp.4-20.
2. Dong, J.K., Jeong, H.S. and Kwang, S.H., 2010, Teeth Recognition Based on Multiple Attempts Mobile Device. *J. Network and Computer Application*, 33(3), pp.283-292.
3. Viola, P. and Jones, M.J., 2001, Robust Real-time Object Detection. *Technical Report Series, Compaq Cambridge Research Laboratory*.
4. Shannon, C.E., 1948, A Mathematical Theory of Communication. *The Bell Systems Technical Journal*, 27, pp.379-423.
5. Wall, M.E., Rechtsteiner, A., and Rocha, L.M., Singular Value Decomposition and Principal Component Analysis. *A Practical Approach to Microarray Data Analysis*, 2003, pp.91-109.
6. Veeraprasit, S. and Phimoltares, S., 2010, Neural Network-Based Teeth Recognition Using Singular Value Decomposition and Color Histogram. *Information Engineering and Computer Science (ICECS)*, 2(25-26), pp.1-4.
7. "OpenCV", <http://tech.groups.yahoo.com/group/OpenCV/>
8. "CGAL", <http://www.cgal.org>
9. Dadgostar, F. and Sarrafzadeh, A., 2006, An Adaptive Real-time Skin Detector Based on Hue Thresholding : A Comparison on Two Motion Tracking Methods. *Rattern Recognition Letters*, 27, pp.1342-1352.
10. Chai, D. and Ngan, K.N., 1999, Face Segmentation Using Skin-Color Map in Videophone Applications. *IEEE TRANSACTIONS on Circuits and Systems for Video Technology*, 9, pp.551-564.
11. DePano, N.A.A. and Pham, T., 1991, Minimum Enclosing Rectangles : A Comparative Investigation of Two Optimizing Criteria", *Southeastcon '91, IEEE Proceedings of*, 1, pp.60-64.
12. Demuth, H., Beale, M. and Hagan, M., 2010, Neural Network toolbox™ 6 User's Guide. *the Mathworks, Inc.*, March.
13. Shlens, J., 2005, A Tutorial on Principal Component Analysis. *Computer and Information Science*, 51, p.52.



박 상 진

2010년 조선대학교 산업공학과 학사
 2012년 조선대학교 산업공학과 석사
 2012년~현재 조선대학교 산업공학과 대학원 박사과정

관심분야: Tangible Augmented Reality, Dental Biometrics, 3D Model Construction Using Medical Images, CAD/CAM Applications



박 형 준

1991년 포항공대 산업공학과 학사
 1993년 포항공대 산업공학과 석사
 1996년 포항공대 산업공학과 박사
 1996년~2001년 삼성전자 중앙연구소 책임연구원

2008년~2010년 UCLA 전산학과 방문교수

2001년~현재 조선대학교 산업공학과 교수

관심분야: Geometric Modeling and Processing, Virtual Prototyping of Engineered Products, 3D Shape Reconstruction and Understanding, Dental Engineering Applications, CAD/CAM/CG Applications