creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:

저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.

비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 이용허락규약(Legal Code)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

Disclaimer

dCollection

[UCI]I804:24011-200000242080

2011년 8월
석사학위논문

치아 영상 처리와 신경망을 이용한 신원확인

조 선 대 학 교 대 학 원
산 업 공 학 과
박 상 진

2011년 8월 석사학위논문 치아영상처리와 신경망을 이용한 신원확인 박 상 진

2011월 8월
석사하위 논문

치아 영상 처리와 신경망을 이용한 신원 확인

조선대학교 대학원

산업공학과

박 상 진

치아 영상 처리와 신경망을 이용한 신원 확인

Human Identification Using Dental Image Processing With Neural Networks

2011년 8월 25일

조선대학교 대학원

산업공학과

박 상 진

치아 영상 처리와 신경망을 이용한 신원 확인

지 도 교 수 박 형 준

이 논문을 공학 석사학위 신청논문으로 제출함

2011 년 4 월

조선대학교 대학원

산업공학과

박 상 진

박상진의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 김 규 태 (인)

위 원 조선대학교 교수 박 형 준 (인)

위 원 조선대학교 교수 강 장 하 (인)

2011년 5월

조선대학교 대학원

목 차

목차 ---------- I

그림 목차 ---------- III

표 목차 ---------- V

ABSTRACT ---------- VI

제 1 장. 서 론 ---------- 1

1.1 연구 배경 ---------- 1

1.2 연구 목적 ---------- 4

1.3 논문 구성 ---------- 6

제 2 장. 치아인식과 관련된 기존 연구현황 ---- 7

2.1 신원확인용 패턴인식을 위한 주요 접근방법 -- 7

2.1.1 주성분 분석법(PCA) ---------- 7

2.1.2 선형판별분석법(LDA) ---------- 8

2.1.3 역전파 신경회로망(BPN) ---------- 10

2.2 신원확인을 위한 치아인식과 관련된 기존 연구 -- 12

제 3 장. 제안된 치아인식기반 신원확인 방안 -- 15

3.1 제안된 신원 확인 방안 개요 ---------- 15

3.2 개구부 영상 전처리 ---------- 16

3.2.1 개구부 이미지 획득 ---------- 17

3.2.2 색상 공간 변환 ---------- 17

3.3 구강 영역 추출 ---------- 19

3.3.1 치아영역 분할 ---------- 19
3.3.2 잡음 제거 ---------- 21
3.4 MER(minimun enclosing rectangle) ---------- 22
3.4.1 MER 계산 ---------- 22
3.4.2 이미지 보정 ---------- 23
3.5 ROI 추출 ---------- 24
3.6 치아 끝단 다각형 추출 ---------- 26
3.7 치아 특징점 추출 ---------- 27
3.8 신경회로망을 이용한 학습 및 적용 ---------- 28
제 4 장. 시스템 구현 및 적용 ---------- 31
4.1 시스템 구현 및 실험 ---------- 31
4.2 실험 결과 및 분석 ---------- 33
4.3 문제점 및 개선사항 ---------- 37
제 5 장. 결 론 ---------- 40
참고 문헌 ---------- 41
감사의 글 ---------- 44

그 림 목 차

그림 1. 생체정보를 이용한 보안 시스템 ---------- 2

그림 2. 상악과 하악 사이 영역 ---------- 4

그림 3. 치아영역에 대한 MER ---------- 6

그림 4. 틀어진 치아영역의 보정 ---------- 5

그림 5. 치아 끝단 다각형과 특징점 ---------- 6

그림 6. 역전파 신경회로망 구조 ---------- 10

그림 7. 모바일 장치에서의 병렬기반 치아인식 시스템 ----- 13

그림 8. SVD와 히스토그램을 이용한 신경회로망기반 치아인식 ----- 14

그림 9. 치아영상과 신경회로망을 이용한 신원확인 프로세스 ------ 16

그림 10. PC 카메라를 통해 획득한 개구부 영상 ---------- 17

그림 11. 입력 영상의 RGB를 HSV로 변환 ---------- 18

그림 12. HSV영상으로부터 분할한 H,S,V 채널 ---------- 20

그림 13. 명도채널 이진화를 통한 영역 추출 ---------- 20

그림 14. 레이블링 원리 ---------- 21

그림 15. 레이블링을 이용한 잡음제거 ---------- 22

그림 16. 좌표화된 구강영역 과 계산된 MER ---------- 23

그림 17. 틀어진 치아영역의 회전 및 이동 ---------- 24

그림 18. 추출된 ROI 영역 ---------- 25

그림 19. 상악과 하악 치아의 끝단 다각형 ---------- 26

그림 20. 끝단 다각형 샘플링 ---------- 27-28
그림 21. 샘플링 정보에 대한 차이벡터 ---------- 28
그림 22. 설계된 신경회로망 구조에 따른 학습 및 적용 ---------- 29-30
그림 23. 구현 결과 ---------- 31-32
그림 24. 실험 환경 ---------- 32
그림 25. 개인별 데이터량에 따른 인식률 (평균) ---------- 34
그림 26. 피실험자 수의 변화에 따른 인식률 ---------- 36
그림 27. 밝기에 따른 인식률 ---------- 37
그림 28. 촬영횟수별 측정시간 (평균) ---------- 38

표 목 차

표 1. 생체 인식 범주 ---------- 1
표 2. 실험 계획 ---------- 32
표 3. 피실험자의 촬영횟수별 측정시간 ---------- 33

ABSTRACT

Human Identification Using Dental Image Processing With Neural Networks.

SangJin Park

Advisor : Prof. Hyungjun Park, Ph.D.

Department of Industrial Engineering

Graduate School of Chosun University

The past two decades have seen numerous methods for human identification based on the recognition of bio-mimetic patterns such as iris, gait, face, and finger print. However, all these methods have some trade-offs in terms of cost of equipment, ease of use, recognition rate, and difficulty of falsification. Proposed in this study is a method for human identification using teeth images captured by a PC camera. In the proposed method, the edge profiles of the upper and the lower teeth of each subject are extracted by proper image processing techniques. Then, their geometric patterns are efficiently encoded by neural networks. The teeth images considered in this study are obtained from the frontal face of each subject who opens his or her mouth slightly, maintaining a space between the upper and the lower teeth. As each teeth image contains the subject's mouth and lips, it has always a black-colored region between the upper and the lower teeth, which is not much affected by light conditions. This black-colored region has bio-mimetic information useful for human identification since it contains the edge profiles of the subject’s teeth, which are different from subject to subject. In each teeth image, the back-colored region and its boundary are obtained by

boundary extraction techniques using color information. With the minimum enclosing rectangle (MER) of the region boundary, we transform the boundary to make it invariant under rotation. After extracting two edge profiles from the transformed boundary, we approximate them by a pair of polygons from which we compute two difference vectors containing the geometric features of the edge profiles. At last such difference vectors are used as training data of a back-propagation neural network model. In this study, 200 teeth images acquired from 10 university students were processed to obtain the training data of the neural network model. Experimental results have shown that the proposed method has a possible potential that it can be used as an alternative solution for human identification.

제 1 장 서 론

1.1 연구배경

오늘날 정보기술 전달수단으로써 컴퓨터의 사용이 증가하고 있으며 전 세계적으로 통용되는 인터넷의 활용이 범용화 됨에 따라 다양한 일들이 가능하며, 특히 인터넷상에서의 금융거래 및 각종 상거래행위, 인터넷 교육, 인터넷상에서의 각종 정보검색, 기업체 및 각종 단체 내에서 행해지는 전자결제시스템 활용, 무인 출입관리시스템의 활용 등과 같은 분야에서는 이용자의 정확한 신원확인이 매우 중요한 과제로 인식되어지고 있다. 현재까지는 주로 ID와 비밀번호의 동시사용, 카드사용, 공인인증서 사용방법 등이 신원확인을 위해 사용되어져 왔지만 도난 또는 분실, 망각 등의 위험 때문에 제한적인 면을 늘 지니고 있으며, 실제로 잘못된 활용으로 인해 많은 피해사례들이 속속 나타나고 있는 실정이다. 이러한 부정적 상황에 대한 대응방안으로 꾸준히 연구되어지고 활용단계에 접어든 것이 바로 생체 인식이다. 생체 인식은 각 개인만이 가진 고유한 특징을 이용하는 것으로 두 가지 범주로 구별할 수 있다.[1](표 1 참조)

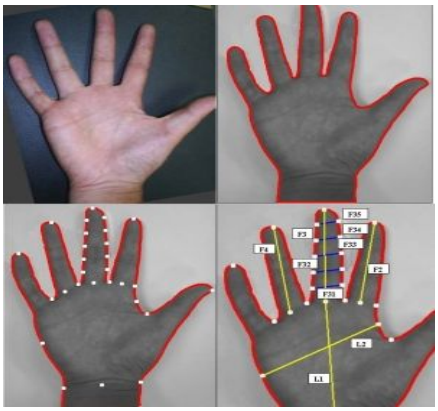
잘 알려진 생체인식 기술로는 지문, 얼굴, 손 모양, 홍채 등을 이용하여 신원을 확인하는 것으로 현재까지 사용해 왔던 어떠한 방법들에 비해 높은 신뢰성 및 보안성 제공과 함께 가장 편리하고 확실한 방법으로 차세대 보안 기술로써 큰 주목을 받고 있다. (그림 1 참조)

표 1. 생체 인식 범주

범 주	항 목
물리적/생리적 생체인식	얼굴, 지문, 홍채, 체취, 귀형상, 손가락 모양, 손모양, 손바닥, 망막, 정맥분기 모양
행동적 생체인식	키 두드리기 행동, 서명인증, 발화자 인증

(a) 지문 인식

(b) 동공 인식



(c) 손 모양 인식

(d) 얼굴 인식

그림 1. 생체정보를 이용한 보안 시스템

지문인식은 원본 데이터로 원래의 지문영상을 그대로 저장하지 않고 이로부터 추출된 특징 정보만을 저장하여 사용한다. 이 방법은 범죄수사와 같은 실제업무에서도 20여년 전부터 활용되어 왔으며, 생체인식 분야 중 가장 오래되고 일반화된 기술이다. 그러나 지문 형태의 특징점 위치 및 속성을 추출하고 저장, 비교하는 알고리즘을 채용하고 있어 땀이나 물기가 스캐너에 배어있는 경우 오차율이 크게 높아진다는 점과 여러 사람이 연속적으로 접촉한 곳에 자신의 손가락을 댄다는 불쾌감, 지문이 닳아 없어진 사람도 간혹 있다는 점 등이 지문 인식 시스템의 한계로 인식되고 있다.[2][3]

홍채인식은 사람의 눈을 이용한 생체 인식으로 홍채의 혈관이 인증을 목적으로 사용되고 있으며, 자연스런 상태에서 획득된 영상을 이용하므로 많은 분야로의 적용이

기대되는 방법이다. 특히 사람의 홍채는 신체적으로 상당한 특징이 있는 유기체 조직으로, 쌍둥이들도 다른 홍채 패턴을 가지고 있고 통계학적으로도 DNA 분석보다 정확하다고 알려져 있다. 또한 외상 또는 아주 드문 병을 제외하고는 홍채는 사람의 일생 동안 변화되지 않으며, 콘택트렌즈나 안경을 착용해도 인식이 가능하고 복제가 거의 불가능한 것으로 알려져 높은 보안성을 요구하는 곳에 이용되고 있다. 그러나 높은 가격과 사용자 거부감 및 이용의 불편함 등은 해결해야할 과제로 남아있다.[4]

손 모양인식은 생체인식 분야에서 가장 먼저 자동화된 방법으로, 스탠포드 대학의 한 연구팀이 개인마다 손가락의 길이가 다르다는 점에 착안, 약 4,000명의 손가락 형태를 분석하여 이를 데이터화하여 만든 시스템이다. 이처럼 손 및 손가락의 모양도 사람마다 고유한 특징을 가지므로, 손가락의 길이와 형태를 3차원으로 측정한 기하학적 정보는 수집 및 처리가 비교적 쉬운편이다. 그러나 상대적으로 정확도가 떨어져 보안의 중요성이 그다지 높지 않은 곳에 주로 쓰이는데, 지문이나 눈을 이용하는 시스템에 비해서는 열악한 환경에서도 안정적으로 동작하고 정보 저장량이 적기 때문에 건설 현장이나 야외에서 주로 사용되어지고 있는 실정이다.[5]

얼굴을 이용한 인식 방법은 생체인식 방법 중 가장 자연스러운 방법으로, 지문과 같이 지문 입력 장치에 손가락을 접촉하지 않고 비접촉으로 자연스럽게 인식할 수 있는 장점이 있다. 그러나 조명의 변화에 민감하고, 변장 및 세월이 흐르면서 생기는 얼굴의 변화 등의 약점을 가지고 있어, 아직까지는 지문이나 홍채와 같은 높은 인식률을 나타내지는 못하고 있다.[6][7]

본 연구에서는 이러한 여러 생체인식 기술의 문제점들에 대한 방안으로 생체의 치아를 적용함으로써 PC 카메라를 통해 확보된 전면 개구부 영상을 이용하여 신원을 확인하는 방안을 제안한다. 기본적인 아이디어로는 입술 영역을 포함한 개구부 전면 부위를 측정한 영상으로부터 치아의 영역을 찾아내고, 치아 끝단(edge profiles)을 추출하여 다각형으로 각각 근사한 후, 이들의 기하학적 패턴을 신경회로망을 적용하여 신원을 확인하는 것이다.

1.2. 연구 목적

본 논문에서 치아에 대한 전반적인 정보는 PC카메라를 통해 얻은 개구부 영상으로부터 획득하였으며, 보다 정확한 치아 특징점 추출을 위한 이미지 보정과 치아의 특징 추출, 그리고 신경회로망을 통한 학습 및 신원확인 방안을 제안한다.

(1) 개구부 영상으로부터 치아영역 획득방안 제시

제안된 방안에서는 개구부 영상으로부터 치아에 해당하는 영역을 획득하는 방법으로 치아의 색상정보나 입술의 색상정보를 이용하는 방법을 대신하여 그림 2 와 같이 상악과 하악 사이의 색상정보를 이용, 치아 영역 추출에 있어 조명 및 환경변화에 보다 강인한 영역 추출 방안을 제시한다. 또한 획득한 틀어진 개구부 영상에 대해 최소포함사각형(MER)[8]을 이용하여 보정하는 방안을 제시한다.(그림 3,4 참조)

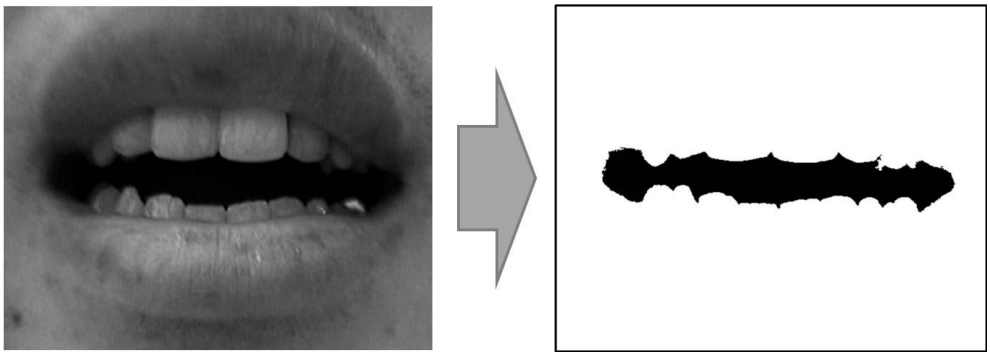


그림 2. 상악과 하악 사이 영역

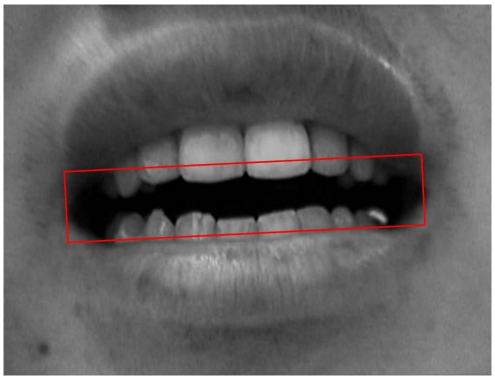


그림 3. 치아영역에 대한 MER

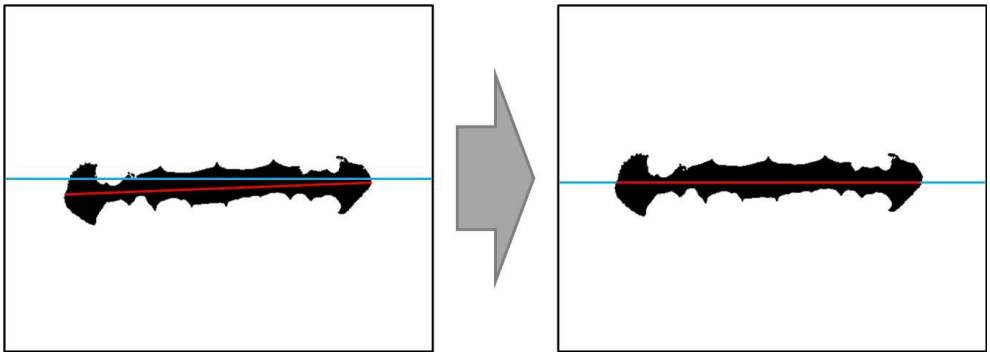
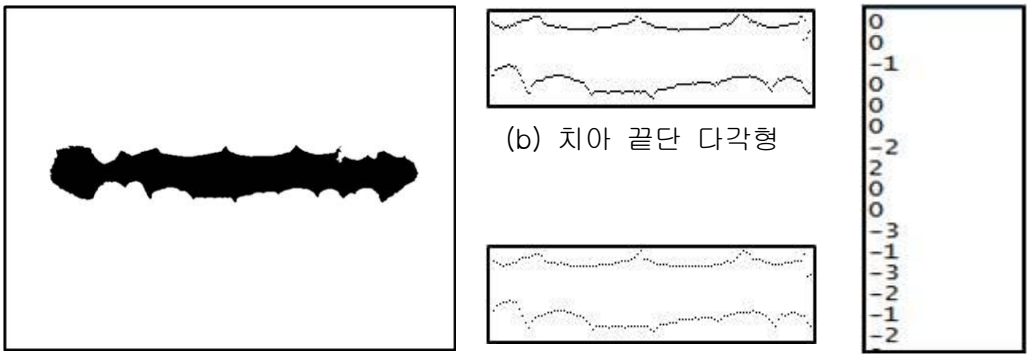


그림 4. 틀어진 치아영역의 보정

(2) 획득한 치아영역으로부터 특징(차이벡터) 추출

같은 사람의 개구부 영상이라도 매번 획득 시 마다 상악과 하악의 치아 사이 영역의 크기가 다르며, 보정 없이 그대로 특징을 추출하여 사용하게 되면 적지않은 오차를 발생하게 된다. 따라서 이러한 문제점의 방안으로 상악과 하악 치아 끝단 다각형에서 위치에 영향을 받지 않는 특징 추출 방안을 제시한다.(그림 5 참조)



(a) 추출된 상악과 하악 사이 영역 (b) 치아 끝단 다각형 (c) 다각형 샘플링 (d) 특징점

그림 5. 치아 끝단 다각형과 특징점

(3) 정확한 비교를 위한 신경회로망

영상에 대하여 비교하는 영상처리 알고리즘은 다양하며, 다양한 만큼 방법도 여러 가지가 존재한다. 때문에 이러한 방법들에 대한 입력데이터의 형태 역시 다양하다. 본 논문에서는 치아에 대한 특징점을 추출하고 이를 신경회로망에 적용함으로써 보다 정확한 인식 방안을 제시한다.

1.3 논문 구성

본 논문에서는 특징점 추출이 어려워 연구가 미비한 생체의 치아 부분을 이용하여 신원을 확인하는 방안을 제시함으로써, 생체 정보를 이용한 보안시스템에서의 지문, 홍채와 더불어 치아에 대한 가능성을 보이고, 구축에 있어 경제적인 부담을 해결하여 폭넓은 사용가능성을 보인다.

1장 이후의 논문 구성은 다음과 같다. 2장에서는 패턴인식에 쓰이는 관련 알고리즘과 최근 연구되어지고 있는 치아인식에 대하여 언급하고, 3장에서는 PC카메라로부터 획득한 개구부 영상으로부터 치아영역을 획득하는 방안을 설명하며 얻어진 치아영역으로부터 치아끝단 정보의 특징점을 추출하는 방안에 대하여 설명한다. 또한, 틀어진 개구부 영상의 보정에 대하여 설명하며, 신경회로망를 적용한 신원확인 방안을 제안한다. 4장에서는 학생들을 대상으로 본 연구에 대한 인식률을 검증하며, 5장에서는 추후연구 방향을 언급하고 결론을 맺는다.

제 2 장 치아인식과 관련된 기존 연구현황

2.1 신원확인용 패턴인식을 위한 주요 접근방법

2.1.1 주성분 분석법(PCA)

Principal component analysis(PCA)는 벡터표현의 통계적 특성을 기반으로 한 방법으로 Karhunen-Loeve 근사법으로 부르기도 하며, 통계적으로 변화가 있는 N차원의 M개의 벡터를 공분산(Convariance) 행렬에 의해 고유 벡터(Eigen Vector)로 표현하는 분석방식이다. 이는 서로 다른 공간의 차원을 줄여서 간단히 표현하는 실용적인 방법으로 널리 알려져 있다.

PCA의 기본적인 아이디어는 전체 영상공간에서 얼굴 등을 가장 잘 표현할 수 있는 벡터를 찾는데 있다. 다시 말해서 원래의 얼굴 영상에서 일치하는 공분산 행렬의 고유벡터를 찾는 것이다. 여기서 고유벡터는 얼굴처럼 표현되기 때문에 고유 얼굴(Eigen Face)이라는 용어를 사용하며, 주성분은 얼굴의 눈, 코, 입과 같은 세부적인 표현이 아닌 얼굴 전체에 대한 표현이므로 국부적 특징 추출에 있어서는 응용하기 어려운 단점을 가지고 있다.[9]

PCA 과정으로는 첫째, $N \times N$크기의 입력정보를 $N^2 \times 1$ 열벡터(x_i)로 변환하고, 이들을 조합하여 M개로 구성된 인식후보 벡터집합(X)를 구성한다.

$$X = [x_{1,}\ x_{2,}\ x_{3,}\ x_{4,}\ \ldots\ldots\ x_n] \tag{2.1}$$

둘째, 벡터집합으로부터 평균(E)을 구하고 벡터집합 요소와 평균의 차(Φ_n)를 계산한다.

$$E = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} x_i \tag{2.2}$$

$$\Phi_i = x_i - E \tag{2.3}$$

셋째, 식4를 통해 공분산 행렬(C: $N^2 \times N^2$)을 계산한다.

$$C = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\Phi_i\Phi_i^T \tag{2.4}$$

넷째, 공분산 행렬의 고유값 계산을 통해 M개의 고유벡터를 생성한다. 고유값은 평균 입력 정보에 대한 분산의 정보를 나타내며, 크기 순서에 따른 M개의 고유값 λ_i에 해당하는 고유벡터 u_i를 취해서, 이를 $N \times N$으로 재배열한다.

다섯째, 인식 단계로써 새로운 정보가 입력되면 고유벡터 u_i에 대한 사영을 취하여 그 성분값 w_i를 계산하고, 이를 이용하여 입력정보를 표현하는 고유성분 벡터(Ω^T)를 계산한다.

$$w_i = u_i^T(X - E), \qquad i = 1,2,....,M \tag{2.5}$$

$$\Omega^T = [w_1, w_2, ,....., w_M] \tag{2.6}$$

계산된 가중치(Ω)는 후보 데이터들의 고유벡터와 유클리디안 거리를 비교하여 그 거리가 최소가 되는 후보 데이터를 인식 결과로 결정한다.

$$\epsilon = \|\Omega - \Omega_i\|^2 \tag{2.7}$$

2.1.2 선형판별분석법(LDA)

Linear discriminant analysis (LDA)란 클래스간 분산(between-class scatter)과 클래스내 분산(within-class scatter)의 비율을 최대화하는 방식으로 데이터에 대한 특징 벡터의 차원을 축소하는 방법이다. 이방식은 데이터의 최적 표현의 관점에서 데이터를 축소하는 PCA와는 달리 특징 공간상에서 클래스 분리를 최대로 하는 추축을 기준으로 사상시켜 데이터의 최적 분류의 관점에서 차원을 축소한다. 이는 각 클래스의 구별이 용이하여

클래스의 판별이라는 관점에서 보면, PCA보다 판별력이 우수하다고 할 수 있다.[10]

LDA를 C개의 클래스에 적용하는 경우, 하나의 사영 표본y를 구하는 대신에 (C-1)개의 사영 벡터 w_i에 의하여 (C-1)개의 사영 표본[$y_1, y_2, \cdots\cdots, y_{C-1}$]을 찾는다. 즉, 사영 표본 y_i는 $W=[w_1|w_2|...|w_{C-1}]$를 통해 아래와 같이 계산 된다.

$$y_i = w_i^T x \quad \Rightarrow \quad y = W^T x \tag{2.8}$$

다음으로 사영된 표본으로부터 표본에 대한 클래스내 분산 행렬(S_W)와 클래스간 분산 행렬(S_B)를 계산한다.

$$S_W = \sum_{i=1}^{C} \sum_{y_k \in w_i} (y_k - \overline{\mu_i})(y_k - \overline{\mu_i})^T \tag{2.9}$$

$$S_B = \sum_{i=1}^{C} N_i (\overline{\mu_i} - \overline{\mu})(\overline{\mu_i} - \overline{\mu})^T \tag{2.10}$$

여기에서, N_i 는 i번째 C클래스의 벡터의 수이고, $\overline{\mu}$ 는 모든 벡터에 대한 평균을, $\overline{\mu_i}$ 는 식(2.2)에 의해 변환된 i번째 C클래스의 평균을 나타낸다. 최적 사영 행렬 W^*는 클래스내 분산에 대한 클래스간 분산 비의 최대 값을 나타내며 다음과 같다.

$$W^* = [w_1^*, w_2^*, ..., w_m^*] = \arg max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \tag{2.11}$$

특징 벡터 Z 는 W^* 와 y_i를 이용하여 계산 되고, 이후 비교는 PCA의 과정을 따른다.

$$z_i = W^{*T} y_i \tag{2.12}$$

2.1.3 역전파 신경회로망(BPN)

현재 가장 각광을 받고 있는 Back-Propagation neural network(BPN)은 입력층과 출력층만을 가지는 단층 구조의 퍼셉트론과는 달리 입력과 출력뉴런들 사이에 은닉층이라고 불리는 계층구조을 가지고 있다. 이는 여러 뉴런을 통해 입력과 출력을 연결하여 재부호화(re-coding)하고, 입력정보를 변형하여 출력과정을 거쳐 재분류하게 된다. 이는 최소자승(least mean square) 알고리즘의 비선형적인 확장으로 지도학습법을 따르며, 기본 원리는 다음과 같다. 입력 및 원하는 출력패턴이 네트워크에 제시되고, 네트워크는 입력층에 주어진 입력패턴이 출력층에 전파되면서 변한 출력패턴을 목표패턴과 비교한다. 네트워크에서 출력된 패턴이 목표패턴과 일치하는 경우에는 학습이 일어나지 않고, 그렇지 않은 경우는 얻어진 출력패턴과 목표패턴의 차이를 감소시키는 방향으로 네트워크의 연결강도를 조절하여 학습한다. 그림 6은 역전파 신경회로망의 구조를 나타낸다.

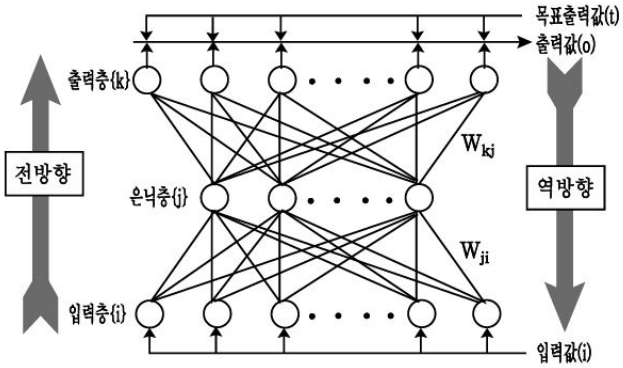


그림 6. 역전파 신경회로망 구조

역전파 학습 과정은 첫째, 네트워크상의 상태를 결정하는 연결강도 w_{ji}, w_{kj}와 오프셋 θ_j, θ_k를 각각 아주 작은 값의 임의수로 초기화한다. 일반적으로 -0.5~0.5 사이의 값을 사용한다.

둘째, 학습 패턴을 설정하고, 패턴의 값을 입력층 뉴런에 제시하여 출력되는 값 o_{pi}, 입력층과 은닉층사이의 연결강도 w_{ji}와 오프셋 θ_j이용하여 net_{pj} 구한다. 다음으로 시그모이드 함수 f에 net_{pj}를 대입하여 은닉층의 출력값 o_{pj}를 구한다. 같은 방법으로

은닉층과 출력층 사이의 출력값 net_{pk}, o_{pk}를 구한다.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} + \theta_j \tag{2.13}$$

$$o_{pj} = f_j(net_{pj}) \tag{2.14}$$

$$net_{pk} = \sum_i w_{kj} o_{pj} + \theta_k \tag{2.15}$$

$$o_{pk} = f_k(net_{pk}) \tag{2.16}$$

셋째, 최대 학습패턴의 원하는 목표출력 t_{pk}와 실제 출력 o_{pk}와의 차로부터 출력층 뉴런 k에 연결강도와 출력층 뉴런 k의 오프셋에 대한 오차 δ_{pk}를 구한다.

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - o_{pk}) f_k'(net_{pk}) = (t_{pk} - o_{pk}) o_{pk}(1 - o_{pk}) \tag{2.17}$$

넷째, 오차 δ_{pk}와 w_{kj}, 그리고 은닉층 출력값인 net_{pj}로부터 중간층 뉴런 j에 연결된 연결강도와 은닉층 뉴런의 오프셋에 대한 오차 δ_{pj}를 구한다.

$$\delta_{pj} = f_k'(net_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} = \sum_k \delta_{pk} w_{kj} o_{pj}(1 - o_{pj}) \tag{2.18}$$

다섯째, 앞서 계산하여 얻은 오차 δ_{pk}와 δ_{pj}, 그리고 모멘텀 상수 α와의 곱을 연결강도 w_{kj}에 더하여 연결강도를 수정한다. 또한, 오차 δ_{pk}와 오프셋 자체의 임계치(bias)인 β와의 곱을 오프셋 θ_k더해 이를 수정한다. 같은 방법으로 w_{ji}와 θ_j를 수정한다.

$$w_{kj} = w_{kj} + a\delta_{pk} o_{pj} \tag{2.19}$$

$$\theta_k = \theta_k + \beta\delta_{pk} \tag{2.20}$$

$$w_{ji} = w_{ji} + a\delta_{pj} o_{pi} \tag{2.21}$$

$$\theta_j = \theta_j + \beta\delta_{pj} \tag{2.22}$$

이 과정은 모든 학습패턴에 대하여 반복이 되며, 제한된 반복횟수를 넘어서거나 실제 출력값이 목표 출력값과 일치하면 학습이 완료된다.

2.2 신원확인을 위한 치아인식과 관련된 기존 연구

모바일 장치에서의 병렬기반 치아 인식[11]에서는 치아 이미지 취득과 치아 비교의 두 부분으로 구성된 방법을 제안하고 있다.

취득에서는 치아의 영역을 찾는데 Harr-like 특징 기반의 Ada-Boost[12] 알고리즘을 이용 하였고, 인식과정에서는 각 개인의 신원확인에 Difference Image Entropy(DIE)[13]를 이용하였다. 그림 7은 제안하고 있는 시스템의 구조를 나타내고 있다. 이미지취득과정에서는 연속적인 프레임 이미지 n개를 차례대로 입력하여 샘플링과정을 통해 최적의 이미지를 데이터화한다. 샘플링 과정에서 특정 프레임이 입력되면 Ada-Boost 알고리즘을 이용하여 치아 영역을 찾고 회전을 통해 영상의 틀어짐을 보정한다. 이후, 치아 이미지의 평균을 이용하여 DIE값을 계산하고 이 값이 미리 정해놓은 기준값 보다 작으면 선택을, 기준값 보다 크면 처음으로 돌아가 다음 프레임을 입력하여 샘플링을 반복한다. 신원확인 에서는 앞서 샘플링 통해 얻은 이미지들을 이용하여 전통적인 인식과정을 통해 식별한다.

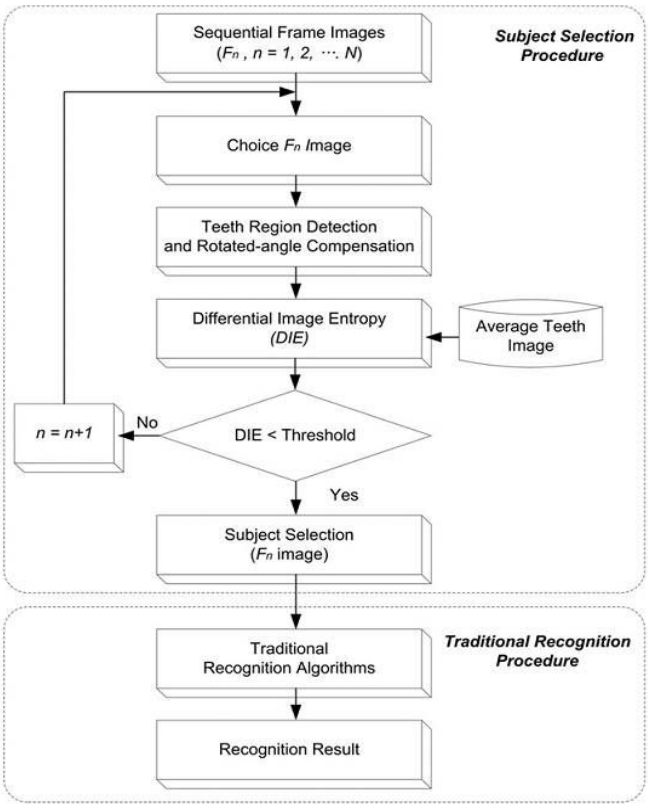


그림 7. 모바일 장치에서의 병렬기반 치아인식 시스템 [11]

또한, 단일 값 분해와 컬러 히스토그램을 이용한 신경회로망기반 치아인식[14]에서는 특징 추출과 학습모델로 시스템을 분할하여 설명하였다. 특징추출에서는 Discrete Cosine Transform(DCT)[15]를 응용한 Two Dimensional Discrete Cosine Transform(2D-DCT)와 Singular Value Decomposition(SVD) [16] 및 히스토그램을 사용하였고, 학습모델은 신경회로망을 사용하였다. 그림 8 은 제안하고 있는 시스템의 흐름을 나타내고 있다.

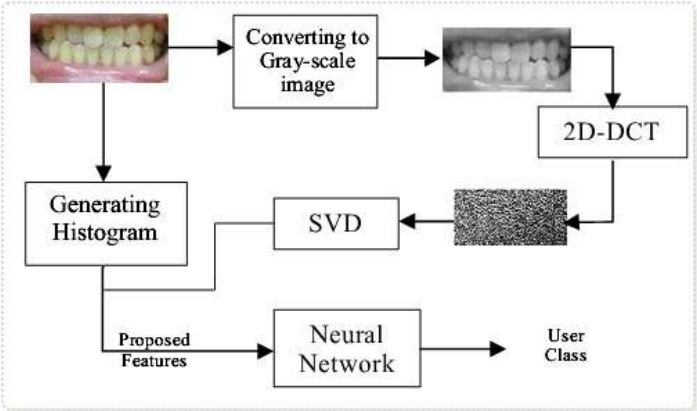


그림 8. SVD와 히스토그램을 이용한 신경회로망기반 치아인식 [14]

특징 추출과정에서는 입력영상을 대상으로 두가지의 작업이 진행된다. 하나는 입력영상을 아무런 변환 없이 히스토그램화 하는 것이고, 다른 하나는 입력영상을 회색차원으로 변환하고 여기서 제안하고 있는 2D-DCT를 적용하여 선형변환된 이미지를 얻은 후, SVD를 통해 메트릭스화 한다. 다음으로 앞서 언급한 히스토그램정보과 변환된 메트릭스 정보를 결합시켜 학습데이터를 생성한다. 학습모델에서는 신경망회로를 적용하여 생성된 학습데이터를 분류하여 치아를 인식하게 된다.

치아영상을 Ada-boost와 DIE에 적용한 전자의 연구는 기존 일반적인 접근방법에 비해 인식률을 3.6%~4.8%향상 시켰으며, 모바일장치와 같은 저사양 하드웨어도 적용이 가능하다는 장점은 있으나 치아영상의 각기 다른 scale factors에 약하다는 단점이 있다. 또한, 후자의 연구는 SVD와 Color histogram, 그리고 신경회로망를 적용함으로써 96%의 정확도를 보이나 데이터량이 많아지면 비슷한 히스토그램을 가지는 데이터들이 늘어나 정확도에 영향을 미칠 가능성을 가지고 있다. 이에 반해, 본 논문에서는 영상처리를 통해 얻은 정규화된 영상과 치아끝단형태에 대한 벡터정보, 그리고 신경회로망의 학습에 사용될 최적의 개인별 학습데이터량을 이용하여 치아 영상의 scale 및 증가하는 신원정보로 인한 문제를 해결하였다.

제 3 장 제안된 치아인식 기반 신원 확인 방안

본 장에서는 치아를 이용한 신원 확인을 위해 PC카메라로부터 획득한 개구부 영상에서 치아영역의 추출 방안에 대한 내용 및 틀어진 치아영상의 보정, 그리고 치아 끝단 다각형 추출 방안에 대하여 논한다. 그리고 추출된 치아 끝단 다각형으로부터 특징점(차이벡터)을 얻고 이를 신경회로망에 학습시킴으로써 신원을 확인하도록 하였다.

3.1 제안된 신원 확인 방안 개요

제안된 신원확인 방안은 전처리, 구강영역 추출 및 최소포함사각형(minimum enclosing rectangle, MER)계산, 관심영역(region of interest, ROI)추출, 벡터정보 추출, 신경회로망 학습 및 확인 과정으로 이루어진다. 그림 9 는 제안된 신원확인 방안의 개략적 과정을 나타낸다.

각 개인의 입술을 포함한 개구부 영역을 획득하여 색상공간 변환 및 노이즈를 제거하고, 변환된 색상정보를 이용해 상악과 하악 치아 사이의 검은색 구강영역을 추출한다. 추출된 구강영역에 대하여 최소포함사각형을 계산한 뒤 회전 및 이동을 통해 최소포함사각형 영역이 X축과 일치하도록 한다. 수정된 최소포함사각형 내에서 관심영역을 추출하고 이 영역에 포함되어 있는 상악 및 하악 치아의 끝단 다각형 정보를 얻어 정규화하여 다각형의 벡터정보를 추출한다. 벡터 정보는 신경회로망 학습을 통해 데이터베이스화 된다. 이후 데이터베이스화된 신원정보와 신경회로망을 적용하여 신원확인이 이루어진다.

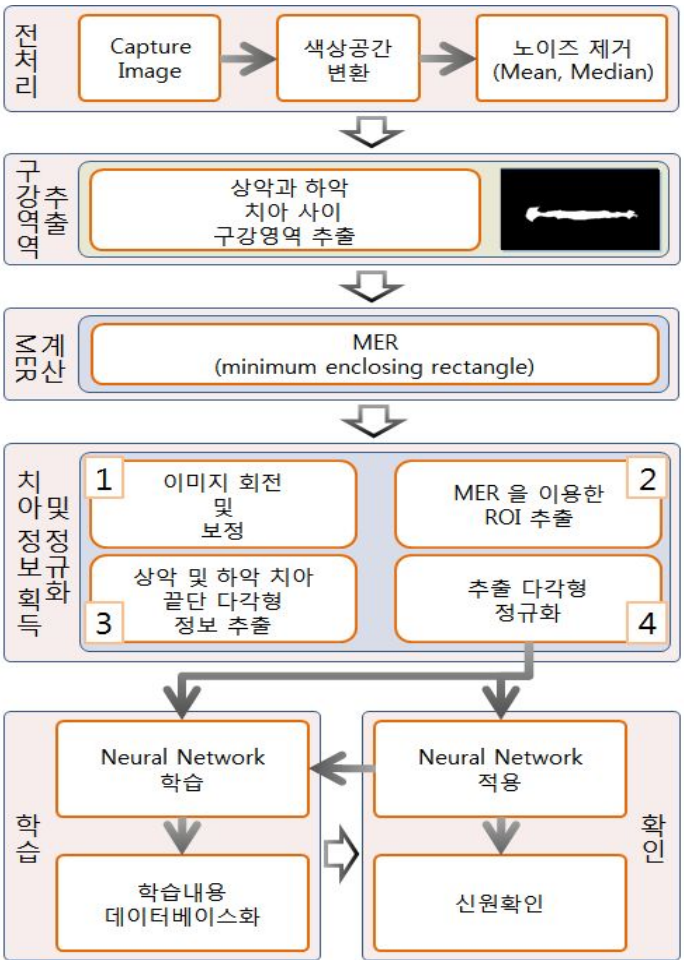


그림 9. 치아영상과 신경회로망을 이용한 신원확인 프로세스

3.2 개구부 영상 전처리

신원 확인 대상자의 정확한 치아정보를 얻어내기 위해서는 치아에 해당하는 영역만 존재하는 영상이 필요하다. 하지만 조명 및 환경의 변화에 취약한 영상처리의 단점으로 인해 얼굴영상에서 치아의 색상정보만으로 관심영역을 파악하기에는 어려움이 있다. 이를 보완하는 방안으로 얼굴 영상에서 입술영역 등을 검색 후 영역안에 포함되어 있는 치아를 찾아내는 방법이 지속적으로 연구되어지고 있으며, 또한 개구부 영상만을 획득하여 치아를 찾아내는 방법이 연구되고 있다.

3.2.1 개구부 이미지 획득

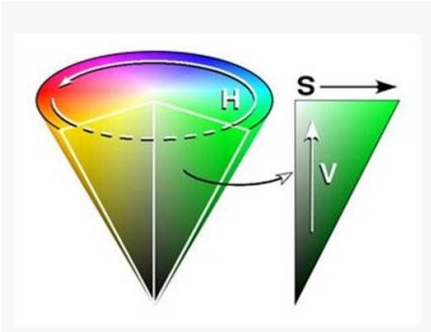
본 연구에서는 전면 개구부 영상을 입력영상으로 이용하며, 측정 대상은 그림 10과같이 PC카메라 10cm전면에서 상악과 하악을 약간 벌리고 치아를 드러낸 상태를 유지하도록 하고 영상에 십자모양의 기준선을 제공해 줌으로써 입술 영역을 포함한 개구부 전면 부위를 보다 쉽게 측정할 수 있도록 한다.

그림 10. PC 카메라를 통해 획득한 개구부 영상

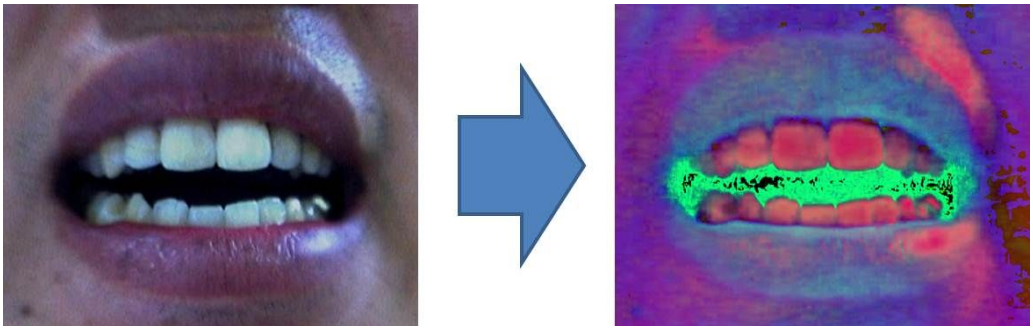
3.2.2 색상 공간 변환

영상의 색상공간은 컴퓨터나 디스플레이장치에서 가장 널리 사용되는 RGB, HSV, YCbCr, HMMD 표현공간 등이 있다. 본 논문에서는 조명에 대한 영향을 최소화 하기 위해 명도값을 포함한 색상정보를 이용하고자 입력영상의 색상공간을 RGB에서 HSV으로 변환하였다. HSV 색상 공간은 RGB의 R(빨강색), G(녹색), B(파란색)의 공간을 H(색상), S(채도), V(명도)기준으로 구성하는 방식으로 색상값 H는 가시광선 스펙트럼을 고리모양으로 배치한 색상환에서 가장 파장이 긴 빨강을 0도로 하였을 때 상대적인 배치 각도를 의미하며 채도값 S는 특정한 색상의 가장 진한 상태를 100%로 하였을때 진하기의 정도를, 명도값 V는 흰색을 100%, 검정색을 0%로 하는 밝기의 정도를 나타낸다. 이는 감산 혼합이나 가산 혼합보다 색상의 지정이 직관적이기 때문에 시각 예술에 자주 쓰인다.[17][18](그림 11 참조)

$$
\begin{aligned}
H &= \cos^{-1}\frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)^2}} \\
S &= 1-\frac{3}{(R+G+B)}[\min(R,G,B)] \\
V &= \frac{1}{3}(R+G+B)
\end{aligned}
\tag{3.1}
$$



(a) RGB에서 HSV로의 변환식



(b) 변환식을 적용한 영상

그림 11. 입력 영상의 RGB를 HSV로 변환

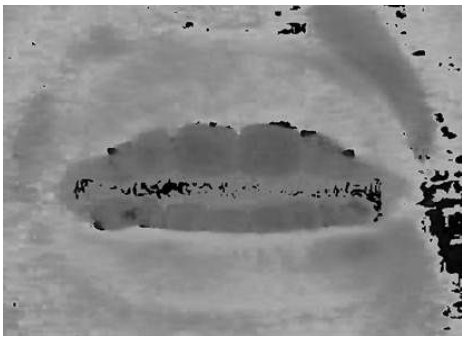
3.3 구강 영역 추출

3.3.1 치아 영역 분할

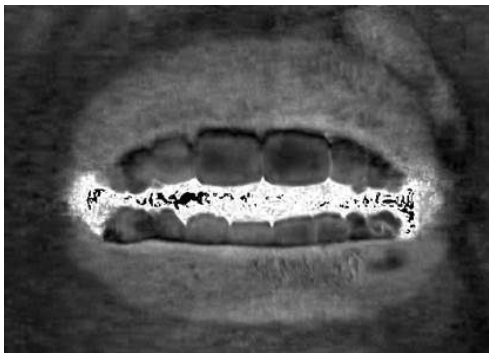
치아는 전반적으로 흰색이지만, 빛의 반사가 심하여 조명에 민감하므로 치아 영상에 대한 색상정보를 정의하기 어렵다. 이에 대한 대안으로 치아를 포함하는 특징영역(예: 입술영역)의 검출한 후, 치아영역을 추출하는 것을 고려할 수 있다. 그러나 입술은 색상정보가 다양하여 환경변화(조명) 변화에 취약점을 보이며, 구축 환경에 따라 정확한 관심영역 검출이 어렵다는 문제점을 가지고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 상악과 하악 치아 사이에 존재하는 검정색의 구강영역을 사용하였다. 상악과 하악 치아 사이의 구강영역은 검정색에 가깝기 때문에 색상정보가 다양하지 않으며 조명변화에 영향이 거의 없는 치아 끝단 정보를 포함하고 있다. 따라서 치아영역을 포함하는 특징들 중에서 가장 정확한 치아 영역을 추출할 수 있는 영역이라 할 수 있다.

개부구에 해당하는 영상이 입력되면, 이에 대한 색상정보를 색상(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)로 분할 후, 명도를 이용 하여 가장 어두운 상악과 하악 치아 사이의 검은색 영역을 추출한다. 이 영역은 명도 채널의 영상에서 임계치를 적용한 이진화를 통해 얻을 수 있다. 그림 12의 (a)는 변환된 HSV영상으로부터 분할하여 얻은 색상(H)를, (b)는 채도(S)를, (c)는 명도(V) 채널을 나타내고 있으며, 그림 13은 명도(V) 채널의 이진화를 통해 얻어진 결과를 나타내고 있다.



(a) 색상(Hue) 채널



(b) 채도(Saturation) 채널

(c) 명도(Value) 채널

그림 12. HSV영상으로부터 분할한 H,S,V 채널

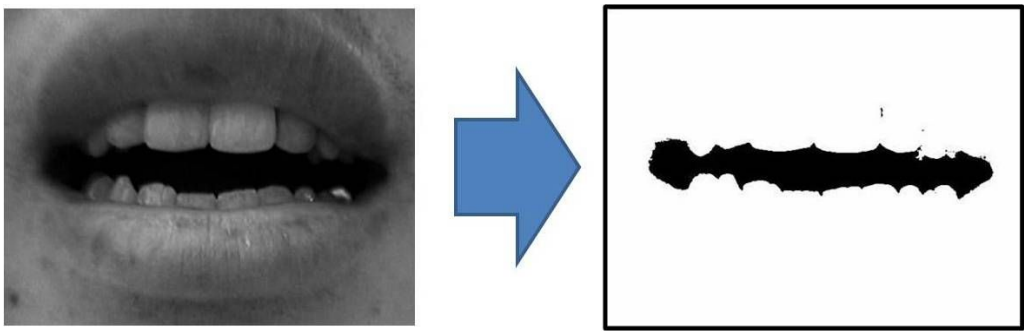


그림 13. 명도 채널의 이진화를 통한 영역 추출

3.3.2 잡음제거

영상의 명도값을 이용해 얻어진 정보는 상악과 하악 치아 사이의 검은색 영역뿐 아니라 환경변화(조명)로 인해 잡음이 추출될 가능성이 존재하게 된다. 그러나 이러한 잡음에 해당하는 영역은 상악과 하악 치아 사이의 검은색 영역과 분리가 되어 있고 이는 차지하는 공간이 적으므로 레이블링을 통해 각 영역에 고유 번호(index)를 매겨 가장 작은 공간을 차지하는 영역부터 제거해 감으로써 최종적으로 상악과 하악 치아 사이의 영역만을 남긴다. 레이블링이란 영상 내에서 서로 떨어져 있는 물체 영역들을 구별하고자 할때 사용되는 영상처리 알고리즘으로 영상 내에서 여러 종류의 물체가 있는 경우 물체마다 고유 번호를 붙여 관심 물체만을 출력하고자 할 때 유용하다.[19][20] 그림 14는 레이블링의 원리를, 그림 15는 잡음이 포함된 관심영역 영상과 레이블링을 통해 잡음을 제거한 영상을 나타낸다.

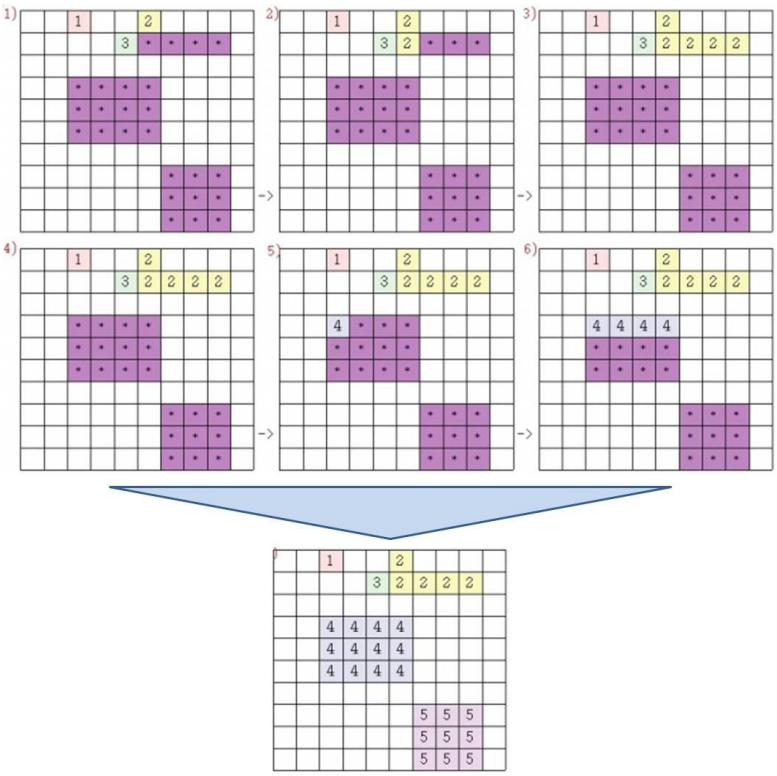


그림 14. 레이블링 원리

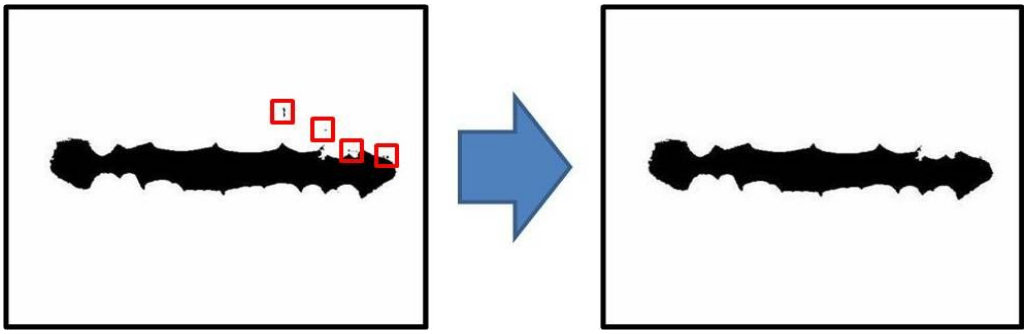


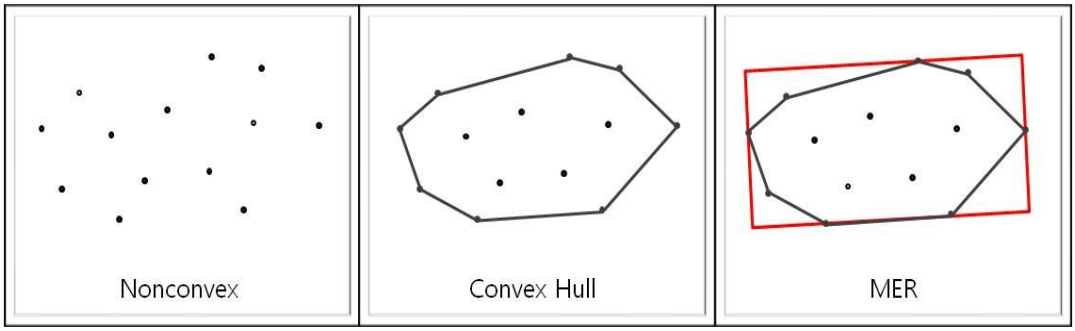
그림 15. 레이블링을 이용한 잡음제거

3.4 MER(Minimum Enclosing Rectangle)

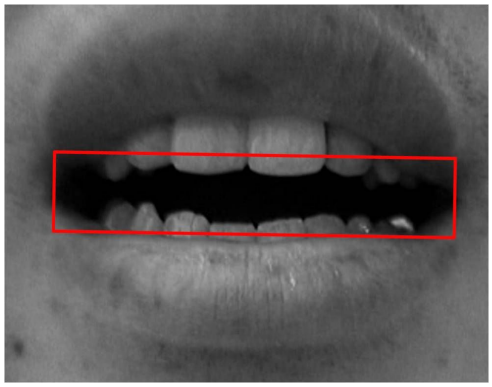
매번 측정되는 개구부 영상은 측정 대상자의 턱이 고정되어 있더라도 항상 바른 자세를 유지하기 어려우며 거의 불가능하기 때문에 영상처리를 통해 얻어진 상악과 하악 치아 사이의 영역 역시 틀어져 있을 가능성이 매우 크다. 따라서 추출된 영역을 2차원 평면에 좌표화 함으로써 이를 최소포함사각형(MER)을 통해 바르게 보정해주고 정확한 치아 정보를 얻는다.

3.4.1 MER 계산

개구부 영상 획득 시 각 개인마다 자세의 차이가 있어 치열이 X축에 나란한 영상을 얻기가 어려우며, 이를 보정하는데 많은 시간과 노력이 요구된다. 또한, 신경회로망을 통한 학습과 신원확인에 이용될 치아의 특징 정보는 보정 및 정규화 과정을 필요로 한다. 이를 위해 구강영역에 대한 최소포함사각형을 계산하여 틀어짐 정도 및 위치를 측정한다. 최소포함사각형이란, 관심영역에 존재하는 모든 점들을 포함하고 있는 최소한의 사각형 영역을 의미하며, 이는 모든 점을 포함하는 꺾은선으로 표현된 Convex Hull을 필요로 한다. 즉, Nonconvex 점들에 대하여 Convex Hull을 계산한 후, 점들을 포함하는 최소포함사각형을 계산하는 것이다. 본 연구의 최소포함사각형 계산은 CGAL에서 제공하는 라이브러리를 응용하였다[21]. 그림 16의 (a)는 최소포함사각형의 계산 과정을, (b)는 이진화된 영상에서 추출된 구강영역의 각 화소를 2차원 평면에 좌표화하고 이를 통해 계산한 최소포함사각형을 나타낸다.



(a) 최소포함사각형 계산 과정



(b) 구강영역 영상에 적용한 최소포함사각형

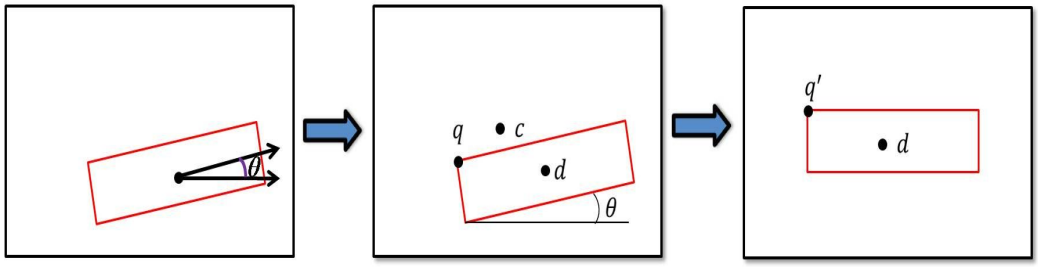
그림 16. 좌표환된 구강영역과 계산된 MER

3.4.2 이미지 보정

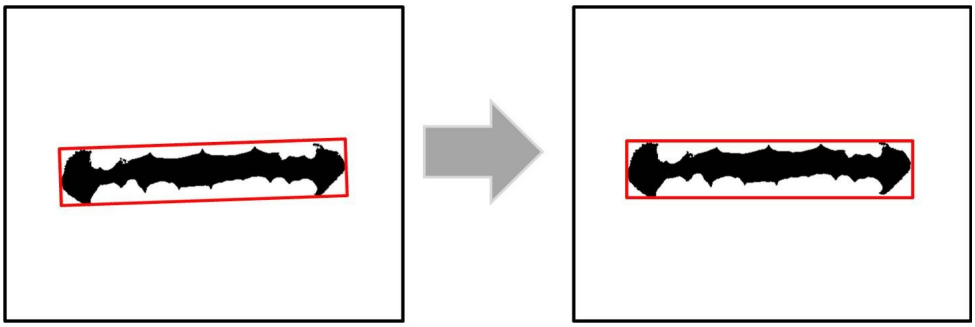
앞서 계산한 최소포함사각형의 목적은 측정한 개구부 영상의 치열이 X축과 나란하지 않고 틀어져 있거나 영상의 중심을 벗어났을 경우, 이를 보정하기 위함 이다. 따라서, 이러한 영상의 보정을 위해 상악과 하악 치아 사이 영역에 대한 최소포함사각형에서 중심점을 찾고, 영상의 중심으로 이동시킨후, 이를 지나는 장축을 정의 한다. X축과 정의된 장축을 일치화 시키는 방안은 먼저 정의된 장축의 벡터와 X축의 벡터를 구하고 이 두 벡터사이의 차이각을 계산하여 정의된 장축에 적용 함으로써 가능하다. 그림 17 은 식(3.2)(3.3)을 이용해 틀어진 영상정보를 수정하는 과정을 나타낸다.

$$\theta = \cos^{-1}(\vec{u} \times \vec{v}) \,/\, |\vec{u}||\vec{v}| \tag{3.2}$$

$$q' = R_\theta(q-d)+d+(c-d) \tag{3.3}$$



(a) 이미지 보정을 위한 계산 과정



(b) 계산 과정을 적용한 틀어진 입력영상 보정

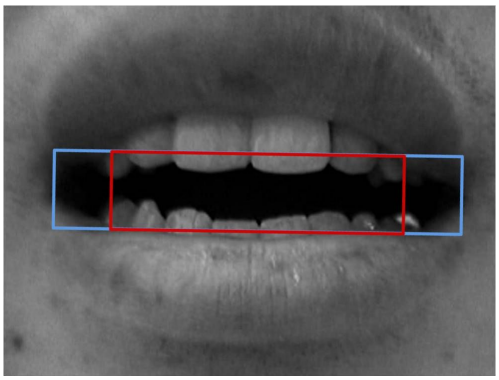
그림 17. 틀어진 치아영역의 회전 및 이동

3.5 ROI 추출

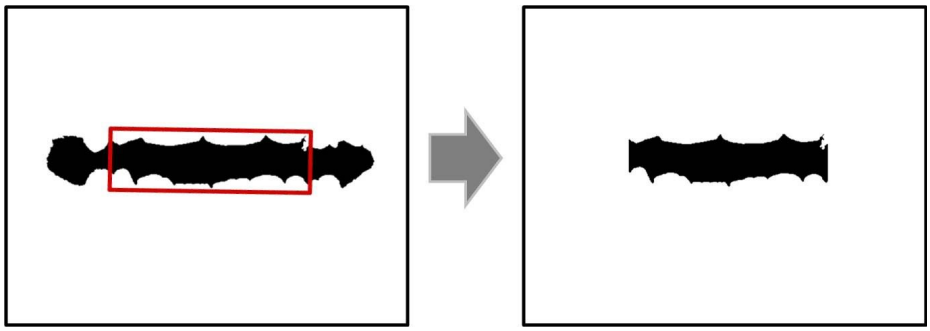
본 논문에서는 상악과 하악 치아 끝단 다각형을 통해 얻은 벡터 정보를 이용하므로 정확한 벡터정보를 얻기 위해서는 잡음이 없는 순수한 끝단 다각형을 필요로 한다. 따라서, 3,4절에서 계산된 최소포함사각형에서 관심영역(ROI)를 찾고 이를 통해 상악과 하악 치아 끝단 다각형을 추출 하였다.

검출된 최소포함사각형내의 구강영역은 상악과 하악 치아 사이의 구강영역 뿐만 아니라 치아 양끝의 구강영역을 포함하고 있다. 따라서 관심영역 추출과정을 거치지 않고 치아 끝단 다각형을 찾게 되면 잡음에 해당하는 양끝영역까지 치아 끝단 다각형 정보에 포함되어 검출된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 제안된 방식에서는 관심영역

을 찾고 관심영역 내에서 치아 끝단 다각형을 검출한다. 앞서 언급된 관심영역은 최소포함사각형 장축의 양끝을 장축 길이에 비례하여 일정한 크기만큼 제거함으로써 얻어지는 치아정보가 포함된 구강 영역이다. 그림 18의 파란색 사각형(큰 사각형)은 앞서 얻은 최소포함사각형(MER)을 나타내며, 빨간색 사각형(작은 사각형)은 이로부터 얻은 관심영역(ROI)을 나타낸다.



(a) 최소포함사각형(MER)과 관심영역(ROI)



(b) 최소포함사각형의 장축을 축소하여 얻은 관심영역

그림 18. 추출된 ROI 영역

3.6 치아 끝단 다각형 추출

학습데이터로 사용될 특징점(치아 끝단 벡터 정보)은 치아 끝단 다각형 정보로부터 얻을 수 있으므로 치아 끝단 다각형 추출 과정은 매우 중요하다.

치아의 끝단 다각형 정보는 앞서 검출한 관심영역 영상으로부터 추출하게 된다. 그러나 다각형 추출에 사용될 관심영역 영상에는 치아 끝단 정보와 함께 상악과 하악 사이의 구강영역까지 포함하고 있으므로 치아 끝단 영역을 제외한 구강영역을 제거할 필요가 있다. 이를 위해 검출한 관심영역의 중심점을 지나는 장축을 찾고, 이를 기준으로 상악과 하악을 치아 영역을 분리한다. 이 후 각 분리된 영역에서 이진화된 영상정보를 이용하여 치아의 끝단 다각형을 추출하게 된다. 그림 19는 분리된 상악과 하악 영상에서 추출된 치아 끝단 다각형을 나타내고 있다.

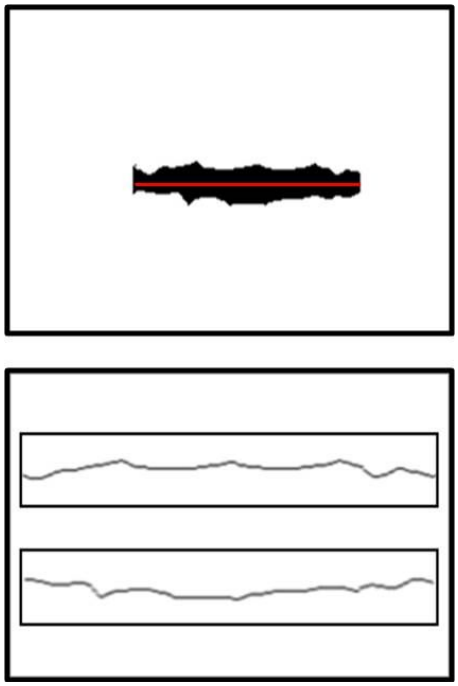


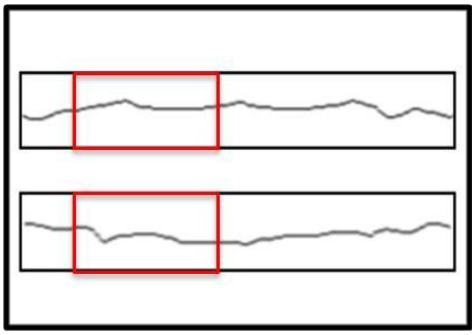
그림 19. 상악과 하악치아의 끝단 다각형

3.7 치아 특징점 추출

본 논문에서 신경회로망에 쓰일 최종 데이터는 치아의 특징점(치아 끝단 차이벡터 정보)이다. 따라서, 치아 특징점 추출을 마지막으로 학습을 위한 data-set 준비가 끝난다.

추출된 상악과 하악 치아 끝단 다각형 정보는 같은 사람의 치아 정보일지라도 최초 전면 구강영역 획득 시 측정 대상자의 구강영역과 PC 카메라와의 거리에 따른 치아 끝단 다각형의 크기(scale) 차이와 매번 달라지는 상악과 하악 치아 사이 구강 영역의 차이로 인해 측정 대상자가 아닌 다른 대상자의 정보를 제공할 우려가 있다. 즉, 측정 영상으로부터 추출될 치아 끝단 다각형의 크기에 대한 것과 상악과 하악 치아 사이 구강 영역의 크기로 인해 학습데이터로 사용될 치아 특정점의 위치에 대한 문제가 존재하게 된다. 이러한 문제를 해결하기위한 방안으로 치아 끝단 다각형의 크기에 대한 문제점은 분리한 상악과 하악 치아 영상의 size를 202 x h로 scaling하여 해결 하였으며, resizing된 치아 영상의 장축을 101 등분한 후 등분한 만큼의 치아 끝단 정보를 샘플링 하고 식(3.4)을 통해 샘플링한 점들간의 차이벡터정보를 추출하여 최종 데이터로 사용함으로써 상악과 하악 사이의 구강영역 크기로 인한 문제를 해결 하였다.(그림 20, 21 참조)

$$V_i = P_{i+1} - P_i \tag{3.4}$$



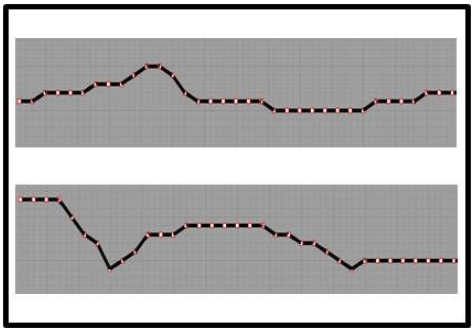
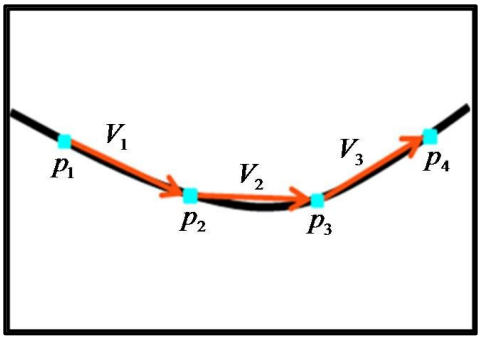


그림 20. 치아 끝단 다각형 샘플링



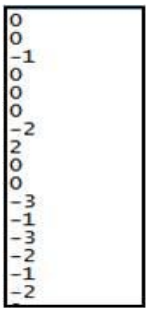
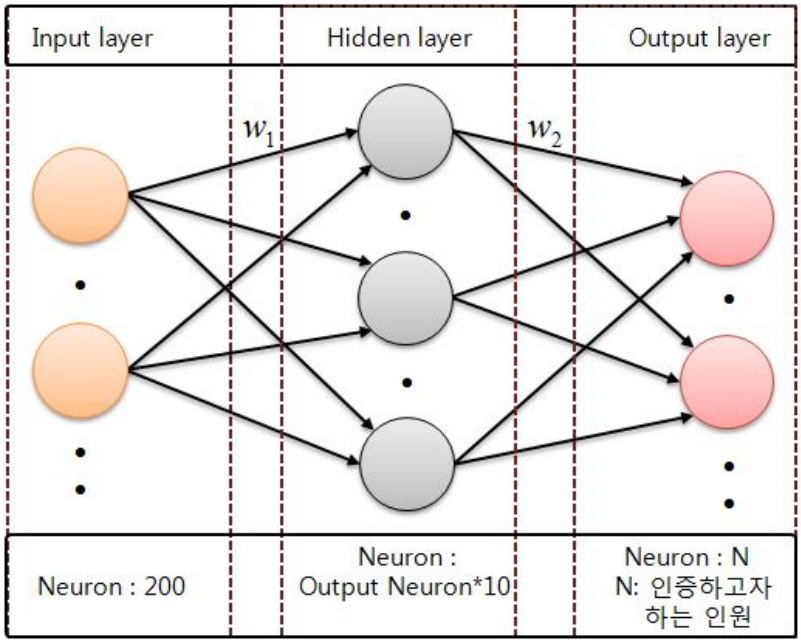


그림 21. 샘플링 정보에 대한 차이벡터

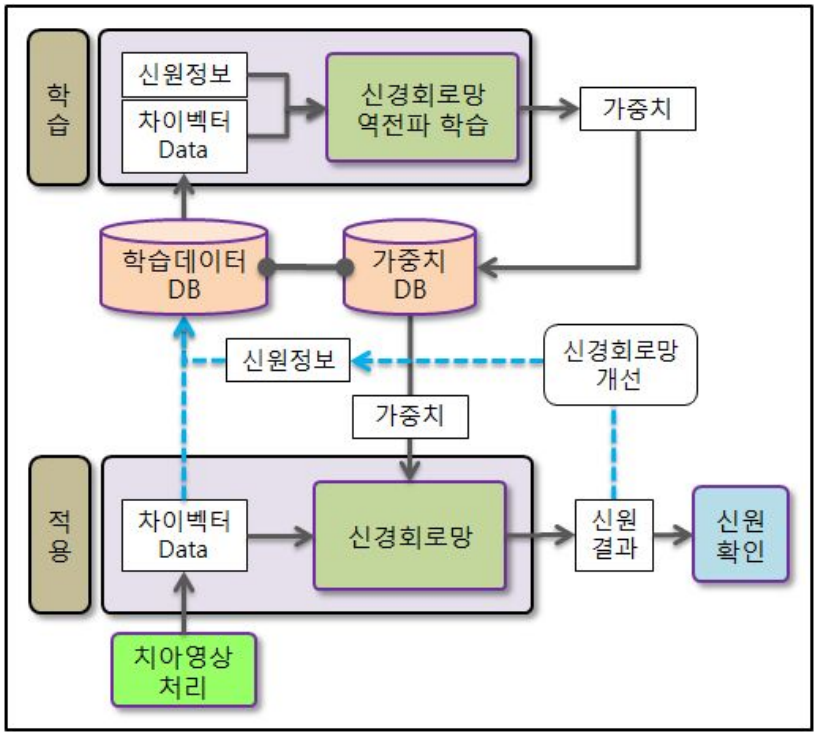
3.8 신경회로망을 이용한 학습 및 적용

본 논문에서 치아 정보에 대한 학습은 앞서 언급한 역전파(backpropagation) 알고리즘을 적용하였다.[22] 입력층의 뉴런에 입력될 데이터로는 치아 끝점 다각형으로부터 샘플링하여 정규화 과정을 거친 벡터 정보로써 상악과 하악 치아 각각 100개 씩 200개의 벡터 정보를, 출력층은 확인하고자 하는 인원의 수로써 임의로 10개의 뉴런으로 구

성하였다. 또한, 은닉층은 정확하게 정하여진 개수가 없어 임의로 출력층 x 10개 뉴런으로 구성하였다. 설계된 신경회로망을 통해 학습되어 얻어진 가중치와 목표값은 데이터베이스화되어 이 후 신원 확인에서 신경회로망 적용에 사용된다. 적용 시 얻어진 벡터 정보는 데이터베이스화된 가중치와 계산된 후 목표값과 비교되어 어느 대상에 해당되는지 결정하게 되고 데이터화된 목표값과 일치하는 벡터 정보가 없을 시 신경회로망 학습을 통해 데이터베이스를 업데이트 하게 된다. 그림 22의 (a)는 본 연구에서 설계한 신경회로망구조를, (b)는 설계한 신경회로망의 학습 및 적용 과정을 나타내고 있다.



(a) 설계된 신경회로망 구조



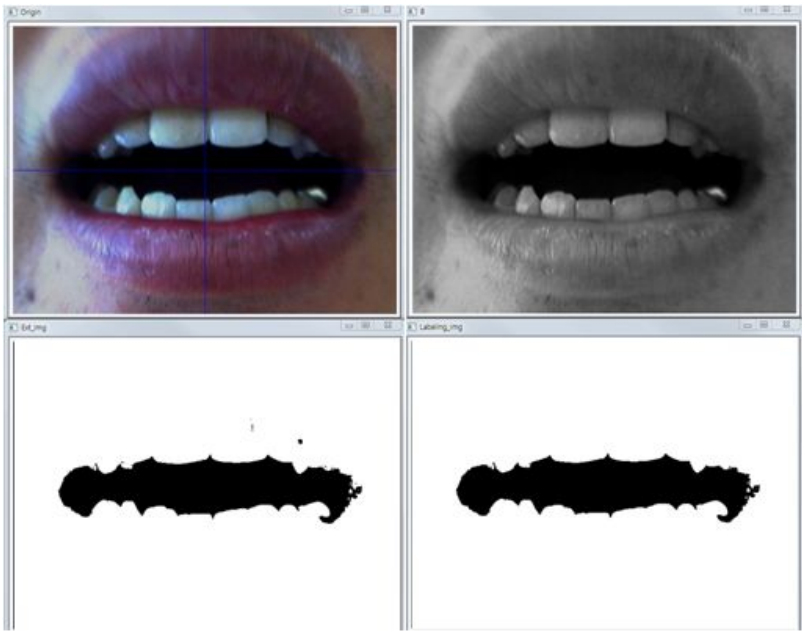
(b) 신원확인을 위한 신경회로망의 학습 및 적용 과정

그림 22. 설계된 신경회로망 구조에 따른 학습 및 적용

제 4 장 시스템 구현 및 적용

4.1 시스템 구현 및 실험

본 논문에서 제시한 신원확인 방안이 신체인식 시스템으로써 가능성이 있는지 검증하기 위하여 학생들을 대상으로 한 실험을 통하여 이를 입증하고자 하였다. 제안된 시스템은 C 와 C++ 언어를 병행하여 Windows 기반 PC상에서 구현하였다. 치아를 포함하는 개구부 영상 획득을 위해 640x480 해상도를 갖는 PC 카메라 Logitech QuickCam Pro 4000을 이용하였고, 출력장치로는 LCD 모니터를 이용하였다. PC 카메라는 선명한 영상을 얻기 위해 포커스를 수동으로 고정하였고, 입력영상의 영상처리를 위해 OpenCV[23]를, 영상의 틀어짐 보정을 위해 CGAL의 Minimum Enclosing Rectangle(MER)을 이용하였다. 그림 23는 본 논문에서 제시한 치아영상과 신경망회로를 이용한 신원인식 방안의 구현 결과를 나타내며, 그림 24는 실험 환경을 나타낸다.



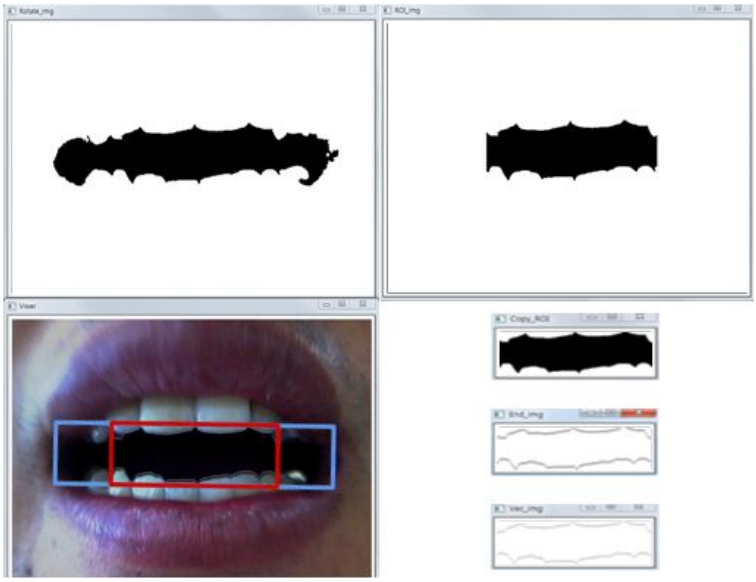


그림 23. 구현 결과

그림 24. 실험 환경

본 실험에서는 대학생 10명을 대상으로 실시하였으며, 신경회로망의 학습에 사용될 개구부영상은 각 개인별로 자세를 달리하여 촬영한 영상 20개로써 총 200개를 사용하였다. 또한, 정확한 개구부영상 획득을 위하여 동일한 환경(밝기)에서 LCD모니터 화면에 촬영영상을 보여줌과 동시에 십자형태의 기준선을 제공하여 실험자로 하여금 쉽게 PC카메라 정면 적당한 위치에서 자세를 취할 수 있도록 하였다. 실험 실시에 있어 먼저, 피실험자에게 3분가량 샘플과 데모를 통해 영상촬영에 익숙해지도록 설명한 후, 학습 최적의 데이터량 측정을 위해 개인별 학습에 이용되는 영상갯수에 따른 학습시간과 인식률에 대하여 분석하였고, 다음으로, 피실험자가 5명일 때와 10명일 때의 데이터에 대한 인식률의 변화를 측정하여 확장 가능성을 검증해 보았다. 실험 계획은 표 2와 같다.

표 2. 실험 계획

실험 1. 개인별 데이터량에 따른 학습시간 및 인식률 ◆ 목표 : 높은 인식률을 위한 최적의 개인별 데이터량 분석 ◆ 실험조건 1. 10명의 개인별 데이터량을 1개부터 25개까지 5단위씩 증가시켜 학습 후 인식 2. 참여 피실험자 임의의 3명 3. 측정횟수 20회 ◆ 분석내용 1. 학습소요시간 비교 2. 인식률 비교 실험 2. 피실험자 수의 변화에 따른 인식 ◆ 목표 : 향후 확장 가능성에 대한 분석 ◆ 실험조건 1. 5명과 10명일때 데이터에 대하여 각각 학습 후 인식 2. 참여 피실험자 각각 5명과 10명 3. 측정횟수 각각 20회 ◆ 분석내용 1. 인식률 비교 2. 확신률 비교

4.2 실험 결과 및 분석

표 3은 개인별 데이터량에 따른 신경망회로의 학습시간과 학습 후 인식률을 나타낸다. 그림 25는 이에 대한 그래프이다.

표 3. 개인별 데이터량에 따른 학습시간 및 인식률

개인별 데이터량	학습시간	인식률(%)
1	< 1m	46.67
5	5m 68s	68.33
10	24m 16s	81.67
15	41m 29s	86.67
20	1h 32m 13s	93.33
25	> 2h	93.33

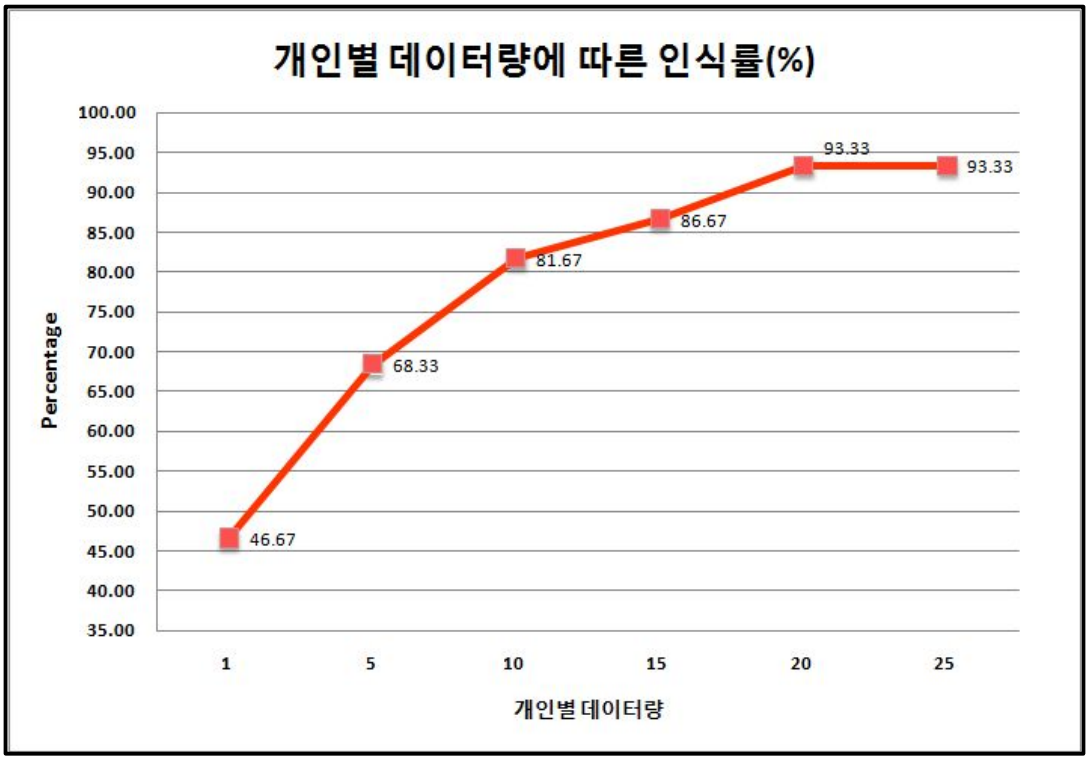
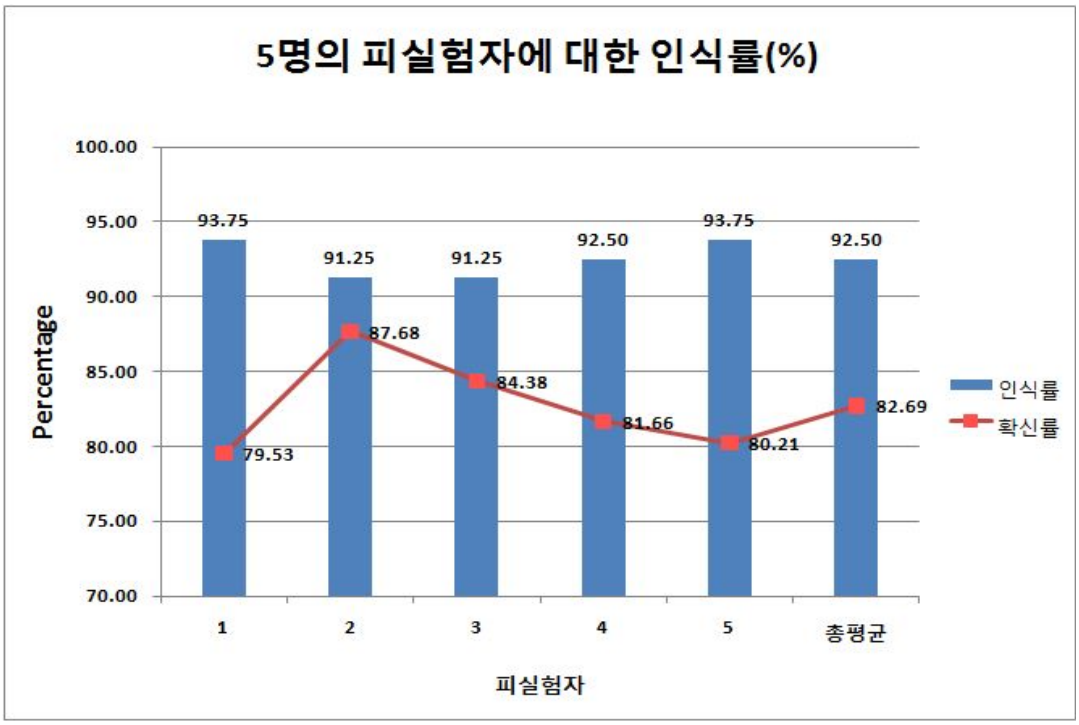


그림 25. 개인별 데이터량에 따른 인식률 (평균)

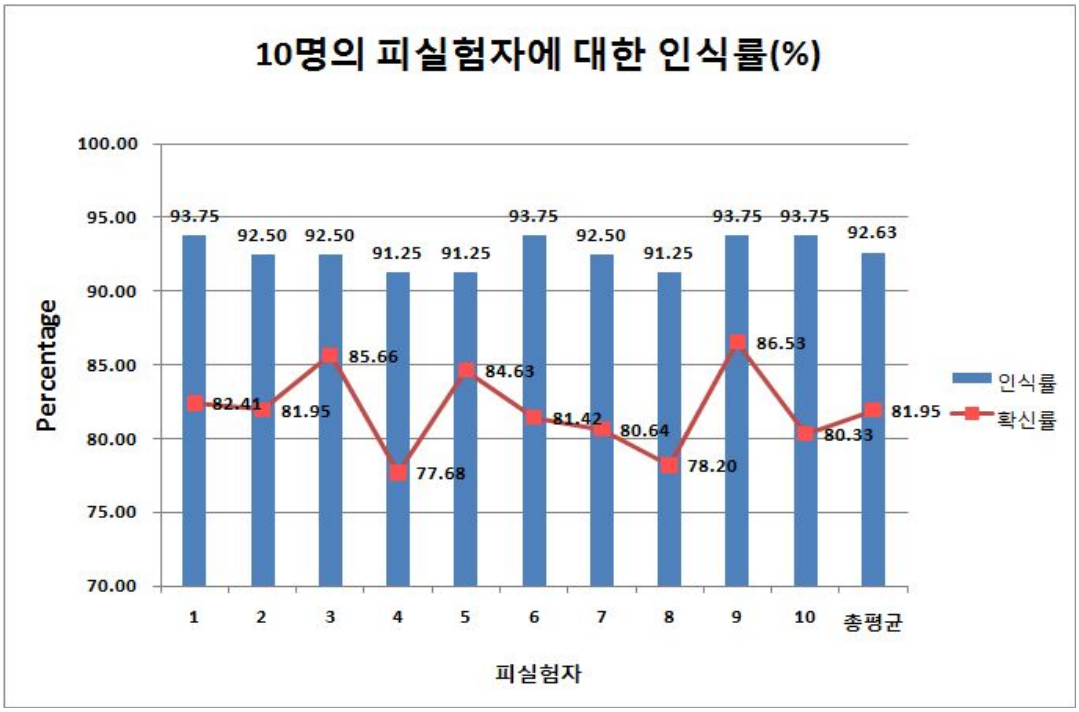
신경망회로는 학습의 특성상 데이터를 추가할 때 마다 재학습이 필요하며, 학습시간이 짧지 않기 때문에 이를 적용함에 있어 학습과정이 중요하다고 할 수 있다. 학습에 쓰이는 데이터량이 적을 경우 학습 소요시간이 짧지만 인식률이 저조할 가능성이 크며, 데이터량이 많으면 인식률이 높아지긴 하지만 그 양이 적정선을 넘어서게 되면 인식률의 변화는 적고, 학습 소요시간은 길어진다. 따라서, 개인별 데이터량에 따른 학

습소요시간과 인식률을 측정해 봄으로써 최적의 데이터량을 찾고자 하였다. 데이터량이 1개일 경우의 학습소요시간은 1분 미만이며, 46.67%라는 저조한 인식률을 보였고, 5개에서는 학습소요시간 5분 47초와 인식률 68.33%을 보였다. 이는 학습에 사용될 개인별 데이터량의 수가 5개로는 턱없이 부족함을 의미한다. 10개와 15개에서의 학습소요시간은 각각 24분 16초와 41분 29초로 5개 미만에 비해 길지만, 인식률은 81,67%와 86.67%로 데이터량이 늘어감에 따라 인식률이 높아짐을 확인할 수가 있었다. 20개와 25개의 개인별 데이터량을 사용할 때 역시 10개 이상 15개 미만에서와 같이 학습소요시간은 크게 길어졌지만, 인식률은 93.33%로 본 연구에서 제안한 신원확인 방안의 가능성을 어느 정도 입증하였다.

그림 26은 피실험자가 5명과 10명일 때의 데이터를 학습하고 이에 대하여 인식한 결과를 나타내는 그래프이다.



(a) 피실험자 5명에 대한 인식결과 및 확신률



(b) 피실험자 10명에 대한 인식결과 및 확신률

그림 26. 피실험자 수의 변화에 따른 인식률

피실험자 수의 변화에 따른 인식률은 본 연구를 보안시스템에 적용함을 가정 하였을 때 인식 대상자의 수가 늘어 데이터량이 증가 하였을 경우, 높은 인식률을 보장하는지에 대한 검증을 하고자 하였다. 막대 그래프는 실험 대상자별 인식률을 나타내며, 꺽은선 그래프는 각 인식 결과에 대한 확신률을 나타낸다. 피실험자 5명에 대한 실험결과 임의의 피실험자 1의 인식률은 93.75%로 확신률 79.53%를 보였으며, 2의 경우 91.25%의 인식률과 87.68%의 확신률을 보였다. 또한, 피실험자 3, 4, 5 역시 1, 2 와 비슷한 수준의 인식률과 신뢰할 수 있을만한 확신률을 보였으며, 이에 대한 평균 인식률과 확신률은 92.50%와 82.69%로 나타냈다. 피실험자 10명에 대한 실험결과에서는 임의의 피실험자 1, 2의 인식률은 각각 93.75%와 92.50%, 확신률은 82.41%, 81.95%로 비슷한 수준을 보였고, 나머지 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10의 경우 모두 90%이상의 인식률과 확신률의 편차는 조금 있었지만 신뢰할 수 있을만한 수치를 보였다. 이에 대한 평균 인식률과 확신률은 92.63%와 81.95%로 앞서 실험한 5명의 피실험자에 대한 평균 인식률

과 확신률과의 차이가 거의 없음을 확인 할 수 있었다. 이는 본 연구가 인식 대상자 증가로 인한 확장 가능성에 대하여 어느 정도 강인함을 가지고 있음을 확인해 주고 있다.

4.3 문제점 및 개선사항

본 연구에 대한 실험을 하는 동안 두 가지 문제점을 확인 할 수 있었는데, 첫째, 급격히 변한 환경(밝기)에서의 인식률에 대한 것과 둘째, 개구부 영상 획득에 있어 예상외의 긴 소요시간에 대한 것이다.

그림 27은 밝기 변화에 따른 인식률에 대한 것으로 촬영 영상의 밝기에 변화를 주어 실험한 결과를 나타내고 있다.

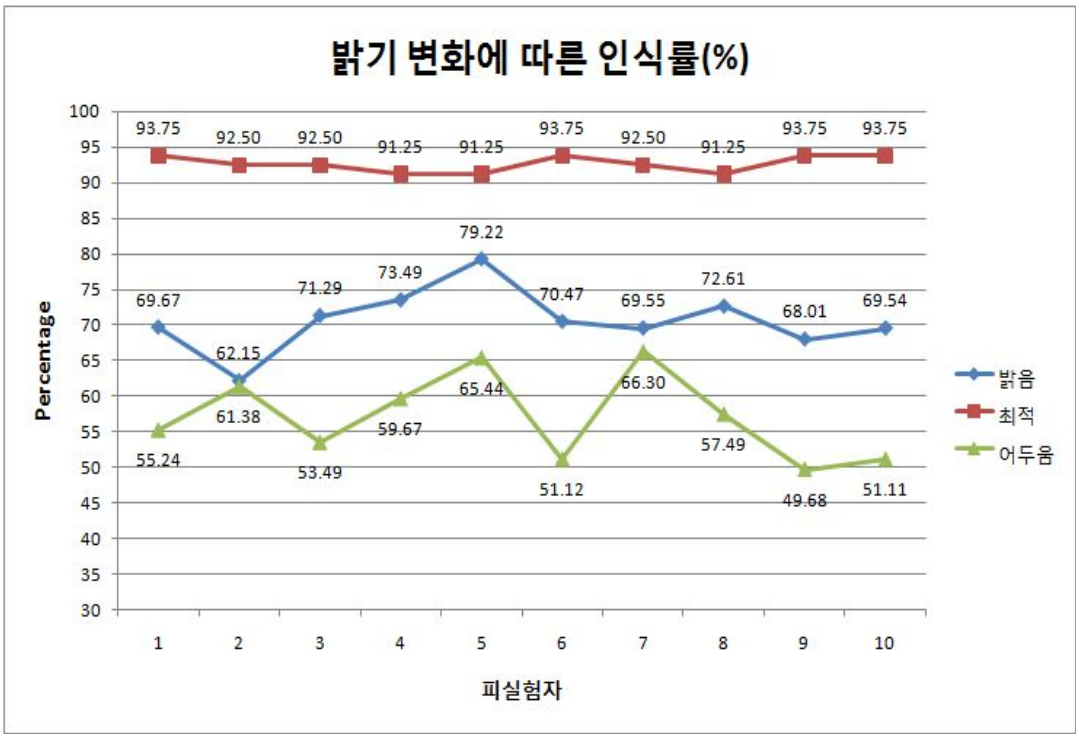


그림 27. 밝기에 따른 인식률

(밝음 : 최적밝기 + 50, 어두움 : 최적밝기 - 50)

영상의 밝기에 따른 인식률 확인을 위해 인식률이 90%이상을 유지하는 최적의 밝기를 기준으로 최적밝기에서 각각 +50, -50을 하여 보다 밝은 영상과 어두운영상을 획득한 후, 이에 대한 인식결과를 측정하였다. 피실험자 1의 인식률은 최적의 밝기에서는 93.75%를, 밝음과 어두움에서는 각각 69.67%와 55.25%로 최적에 비해 매우 낮은 인식률을 보였으며, 피실험자 2역시 최적의 92.50%에 반해 밝음과 어두움은 62.15%, 61.38%로 낮은 인식률 수치를 보였다. 또한, 나머지 3부터 10까지의 피실험자에 대한 밝음과 어두움 두 조건의 인식률도 1, 2와 같이 최적에 비해 매우 낮은 인식률 수치를 나타내었다. 이는 상악과 하악 치아 사이의 구강영역 추출 시 사용자가 미리 정해놓은 임계치를 고정적으로 사용함으로써 밝기를 조절한 영상에서 구강영역 이외의 영역까지 데이터에 포함되어 인식률에 영향을 준 것으로 예상되며, 이 문제를 해결하기 위해서는 영상의 밝기에 따라 변하는 변동 임계치에 대한 방안이 필요할 것으로 보인다.

그림 28은 긴 시간이 소요되는 개구부영상 획득에 대한 것으로 피실험자의 촬영횟수별 측정시간을 나타내고 있다.

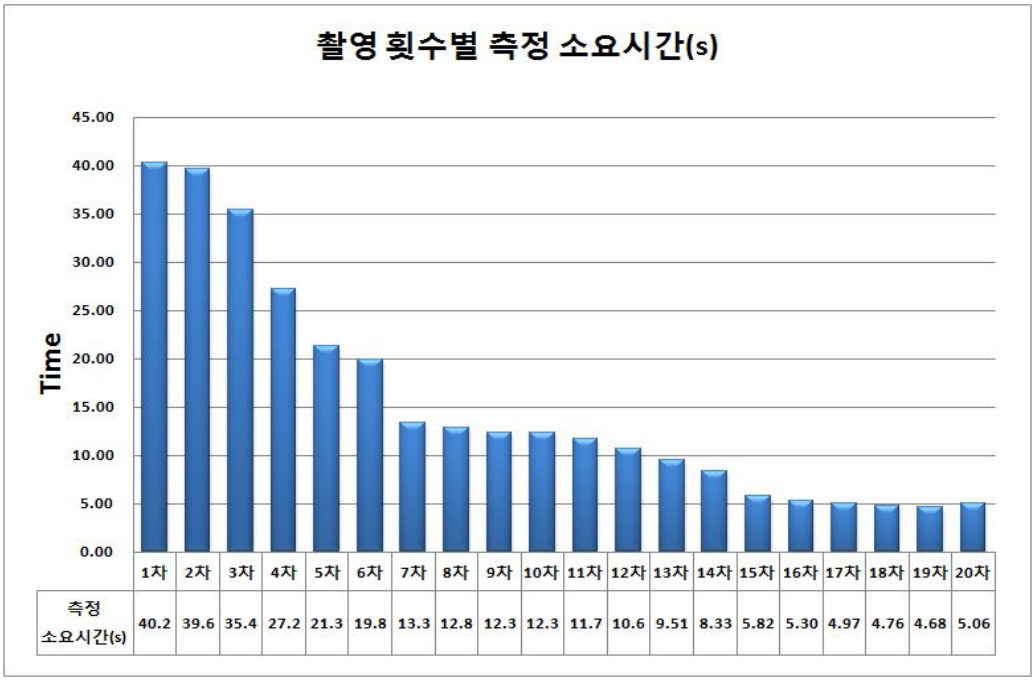


그림 28. 촬영횟수별 측정시간 (평균)

촬영횟수별 측정소요시간을 확인하기 위해 PC카메라 정면에서 바른 자세를 취하고 각 회차별 원하는 영상을 획득하기 까지 측정하는 동안 대상자의 반응을 확인하고 소요시간을 측정하였다. 측정시간의 1차시기 평균 소요시간은 40.2초로 실세계의 환경이 LCD화면에 뿌려지는 과정에서 좌, 우 방향의 뒤바뀜으로 인해 정확한 위치를 파악하지 못하는 경우가 많아 예상보다 오랜 시간이 소요되었으며, 7차시기 평균 소요시간은 13.3초로 촬영에 적응해 감에 따라 소요시간이 크게 감소하는 것을 알 수 있다. 그러나 이러한 소요시간도 대상자는 많은 불편을 느꼈으며, 측정시간동안 자세 유지에도 매우 어려움을 표했다. 15차시기부터는 실험 전 예상했던 적정 소요시간에 근접하였고, 측정 소요시간도 1차시기에 비해 크게 단축되었으나, 이 역시 대상자에게 적당한 자세를 취하고 유지하는데 불편과 어려움을 주는듯하였다. 이는 개구부 영상 획득의 소요시간이 최소 평균 측정 소요시간인 4.68보다 작아야 된다는 것을 의미하며, 이 문제를 해결하기 위해서는 PC카메라 정면에서 바른 자세를 취할 수 있도록 턱을 고정해주는 물리적인 보조장치에 대한 방안이 필요할 것으로 보이며, 한 대상자에 대한 데이터획득 총 소요시간의 단축을 위해 한 개 이상의 PC카메라를 이용하는 방안 역시 고려해야할 사항으로 보인다.

제 5 장 결 론

본 연구에서는 치아인식에 대한 방안으로써 환경변수에 따른 제약이 거의 없는 구강내 상악과 하악치아 사이의 검정색 구강영역을 이용하는 신원확인 방안을 제안하였다.

먼저, PC카메라를 통해 획득한 구강이미지로부터 상악과 하악 치아사이 검정색 구강영역을 사용하여 치아를 포함한 영역을 검출한 후, 라벨링을 적용함으로써 치아 외 영역이 검출되는 빈도를 최소화 하였다. 그 다음, MER 과정을 통해 관심 구강영역을 포함하는 사각형을 계산하고 사각형의 중심을 지나는 장축을 이용해 틀어짐을 보정하여 틀어진 영상에서도 정확한 특징을 추출할 수 있도록 하였다. 또한, 보정된 이미지로부터 치아 끝단형태를 다각형으로 근사한 후, 끝단 정보를 샘플링하고 이를 이용해 차이벡터 정보를 추출함으로써 치아끝단 다각형의 위치에 대한 문제를 해결하였다. 마지막으로 추출한 차이벡터 정보를 신경회로망에 적용하였다. 따라서, 치아전체 형태 정보가 아닌 치아끝단 형태 정보를 데이터와 환경변화에 민감하지 않은 상악과 하악 치아사이영역의 사용하여 사용자가 편안한 자세에서도 손쉽고 효율적으로 신원확인을 할 수 있는 방법임을 보여 주었다.

본 연구의 결과로 향후 이를 통해 신원인식시스템의 구축에 있어 비용적 측면과 안정성 측면에 대해 경쟁력을 갖출 수 있을 것이라 판단되며, 또한 다른 보안시스템과 함께 사용함으로써 보다 안정성 있는 보안체계를 구축할 수 있을 것이라 기대된다.

추후연구로는 치아교정 및 틀니등의 변수등에 대한 문제점을 해결하기 위하여 보다 유연한 보안시스템에 대한 연구와 측정대상의 턱을 고정할 수 있는 보조장치에 대한 연구를 해보고자 한다. 또한, 사용자에 의하여 미리 정해진 임계값을 고정적으로 사용하지 않고, 임계치가 입력영상에 따라서 변동되는 변동 임계치 설정 방법을 고려해 보고자 한다. 그리고 궁극적으로 개발된 시스템을 실제 보안시스템에 적용시켜 봄으로써 시스템의 유용성을 입증하고자 한다.

참 고 문 헌

1. Jain A K, Ross A, Prabhakar S, “An Introduction to Biometric Recognition.” Appeared in IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image and Video-Based Biometrics, Vol. 14, Issue. 1, January. 2004.

2. Pankanti S, Prabhakar S, Jain A K, “On the individuality of fingerprints.” pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Transactions on, Vol. 24 Issue. 8, Aug. 2002.

3. Kroeker K L, “Graphics and security : exploring visual biometrics.” Computer Graphics and Applications, IEEE, Vol. 22, Issue. 4, July-Aug. 2002.

4. Abdel Alim O, Sharkas M, “Texture Classification of the Human Iris using Artificial Neural Networks.” Electrotechnical Conference, 2002.

5. Sun Bea J, Young Do L, “Personal Verification using Feature Patterns of Palmprint.” KICS, Vol. 17, NO. 12, pp. 1437~1450, 1992.

6. Fasel I R, Bartlett M S, Movellan. J.R, “Automatic Face and Gesture Recognition.” Proceedings, Fifth IEEE International Conference on, 2002.

7. Tianxiang Y, Hongdong L, Guangyao L, Xiuquing Y, Weikang G, Yiqing J, “A fast and robust face location and feature extraction system.” Image Processing, 2002.

8. DePano N A A, Pham T, “Minimum Enclosing Rectangles : A Comparative Inverstigation Of Two Optimizing Criteria”, IEEE pp. 60, 1991

9. Truk M A, Pentland A P,“Face Recognition Using Eigenfaces.”Cognitive Neuro-Science, Vol. 3, Issue. 1, pp. 71-86, 1991

10. Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J, “Eigenfaces vs. fisherfaces recognition using class specific linear projection.” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligent Vol. 19, Issue. 7, 1997.

11. Dong Ju K, Jeong Hoon S, Kwang Seok H, “Teeth recognition based on multiple attempts in mobile device.” J. Network and Computer Applications, Vol. 33, Issue. 3, pp. 283-292, 2010.

12. Viola P, Jones M, “Robust real-time object detection.” Technical Report Series, Compaq Cambridge research Laboratory, 2001.

13. Shannon C E, “A mathematical theory of communication.” The Bell Systems Technical Journal Vol. 27, pp. 379-423, 1948.

14. Veeraprasit S, Phimoltares S, “Neural Network-Based Teeth Recognition Using Singular Value Decomposition and Color Histogram” Information Engineering and Computer Science(ICECS), Vol. 2, Issue. 25-26, 2010

15. Jain A K, “Fundamentals of Digital Image Processing.” Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, pp. 150-153, 1989.

16. Wall M E, Rechtsteiner A, Rocha L M, “Singular Value Decomposition and Principal Component Analysis.” A Practical Approach to Microarray Data Analysis, pp. 91-109, 2003.

17. Chai D, Ngan K N “Face Segmentation Using Skin-Color Map in Videophone Applications”, IEEE TRANSACTIONS on Circuits and Systems for Video Technology, 1999

18. Dadgostar F, Sarrafzadeh A, “An adaptive real-time skin detector based on Hue

thresholding : A comparison on two motion tracking methods", Rattern Recognition Letters, 2006

19. 김희승, "영상인식" 생능출판사 1997.

20. 재성관, 박재현, 차의영, "레이블링기법을 이용한 차량 일련번호 추출", 한국정보과학회, 추계 학술 발표 논문집, 2000. 10.

21. "CGAL", http://www.cgal.org

22. Demuth H, Deale M, Hagan M, "Neural Network toolbox^{TM} 6 User's guide." the Mathworks, Inc., March 2010.

23. "OpenCV", http://tech.groups.yahoo.com/group/OpenCV/

감사의 글

학부를 마치고 대학원 석사과정을 시작한지가 엊그제 같은데 어느덧 마무리할 시기가 왔습니다. 열심히 최선을 다하자는 각오로 시작했지만 돌이켜 보면 아직 많이 부족하다는 생각과 함께 후회가 남습니다.

학부생활을 하며 관심을 가지고 공부했던 분야를 더 깊이 있게 가르쳐 주시고, 저의 부족한 면을 채울 수 있도록 이끌어 주신 박형준 교수님께 우선 깊은 감사드립니다. 그리고 논문심사를 맡아 완성되기까지 부족한 점을 지적해 주시고 많은 가르침을 주신 김규태 교수님과 깊은 관심으로 언제나 저에게 힘이 되어주신 강장하 교수님께도 감사를 드리며, 애정과 격려로 항상 조언을 아끼지 않으셨던 황학진 교수님, 항상 뒤에서 지켜봐주시며 도움을 주신 박해천 교수님, 김종래 교수님께도 진심으로 감사드립니다.

대학원 생활동안 실험실에서 동거동락하며 같은 분야를 고민하고 연구하는 선배로써 논문을 쓰는 동안 많은 도움과 조언을 아끼지 않았던 문희철 박사님, 치의공학과의 박형욱 박사님께도 정말 고맙다는 말을 전하고 싶습니다. 또한, 같은 대학원 생활을 하며 항상 챙겨주었던 정수희 선배, 언제나 저에게 있어 의지가되고, 힘이되었던 산업안전공학과의 이안섭 선배님, 조상훈 선배, 이경훈 선배, 심민영 선배, 이제 막 대학원 과정을 시작해 바쁜와중에도 항상 웃으며 도움을 준 정호균 , 원활한 연구 실험진행에 도움이 되었던 최지웅, 이호정, 김만재, 이재설, 이들이 있어 대학원 생활이 즐거웠고 또 무사히 마무리 할 수 있었다는 말과 함께 고마운 마음은 전합니다.

이 외 대학원 생활동안 도움을 주신 모든 분들께 감사드리며, 마지막으로 언제나 저를 믿어주시고 지켜봐주시며 조언해주신 부모님, 항상 동생을 걱정해주고 챙겨준 누나들에게 깊은 애정과 고마움을 전합니다.