

논문 2007-44SP-2-10

# 방사 기저 함수 신경망을 이용한 3차원 얼굴인식

## (3D face recognition based on radial basis function network)

양욱일\*, 손광훈\*\*

(Ukil Yang and Kwanghoon Sohn)

## 요약

본 논문에서는 3차원 얼굴인식을 위한 방사 기저 함수 신경망 기반의 새로운 전역적 형태 특징과 그 특징을 추출하는 방법을 제안한다. 방사 기저 함수 신경망은 방사 기저 함수들의 가중합으로써, 얼굴 형태 정보의 비선형성을 방사 기저 함수의 선형합으로 잘 표현한다. 이 논문에서는 얼굴의 가로 방향 프로파일을 학습된 방사 기저 함수 신경망에 적용시켰을 때 생성되는 가중치를 새로운 전역적 형태 특징으로 제안한다. 제안하는 전역적 형태 특징의 경우 국소적 특징의 특성을 가지며, 일반적인 전역적 특징의 특성인 특징의 복잡도도 감소시킨다. 100명의 데이터베이스 영상과 100명에 대한 서로 다른 3개의 포즈를 포함하는 300개의 테스트 영상을 이용한 실험에서 제안하는 전역적 형태 특징과 은닉 마르코프 모델을 이용한 특징 비교를 통해서 94.7%의 인식률을 얻었다.

## Abstract

This paper describes a novel global shape (GS) feature based on radial basis function network (RBFN) and the extraction method of the proposed feature for 3D face recognition. RBFN is the weighted sum of RBFs, it well present the non-linearity of a facial shape using the linear combination of RBFs. It is the proposed facial feature that the weights of RBFN learned by the horizontal profiles of a face. RBFN based feature expresses the locality of the facial shape even if it is GS feature, and it reduces the feature complexity like existing global methods. And it also get the smoothing effect of the facial shape. Through the experiments, we get 94.7% using the proposed feature and hidden markov model (HMM) to match the features for 100 gallery set with those for 300 test set.

**Keywords:** 3차원 얼굴인식, 전역적 형상 특징 추출, 방사 기저 함수 신경망

## I. 서론

얼굴 인식 기술은 2차원 영상을 기반으로 연구되어 왔으며, 신원 확인, 출입 통제, 감독, 데이터베이스 검색 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 그러나 포즈, 조명, 표정 변화 같은 다양한 내·외적 환경 변화에서의 2차원 얼굴 인식 기술은 아직 만족스러운 상태가 아니며, 이를 극복하기 위해 많은 연구가 진행되고 있다<sup>[1-2]</sup>. 특히 지금까지는 2차원 얼굴 영상을 기반으로 연구가 이루어졌으나, 최근에는 3차원 영상 획득 장치가 발달하면서

3차원 얼굴 데이터를 기반으로 하는 연구도 활발히 진행되고 있다.

일반적으로 얼굴 인식 기술은 그림 1에서 보는바와 같이 얼굴 영역 검출 기술, 얼굴 영역의 정규화 기술, 얼굴 영역으로부터의 특징 추출 기술, 특징 비교 기술로 이루어진다<sup>[3]</sup>. 얼굴 영역 검출 기술은 영상에서 인식 대상인 얼굴과 인식 대상이 아닌 배경을 구분하여 얼굴 인식에 사용될 의미 있는 정보를 가진 영역을 선택하는 기술이다. 얼굴 영역의 정규화 기술은 얼굴 영역 검출 단계를 통해 검출된 얼굴 영역 영상의 포즈, 조명, 표정 변화 등을 감지하여 이를 보정함으로써 정확한 특징 추출을 용이하게 해주며, 각 개인의 특징이 환경 변화에 의해 변화지 않도록 하는 기술이다. 특징 추출 기술은 정규화된 얼굴 영역 영상으로부터 얼굴 인식에 적합한 특징을 추출하는 기술이며, 마지막으로 특징 비교 기술

\* 학생회원, \*\* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과, 생체인식연구센터

(Yonsei University, Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Biometric Engineering Research Center)

접수일자: 2006년8월3일, 수정완료일: 2007년2월27일

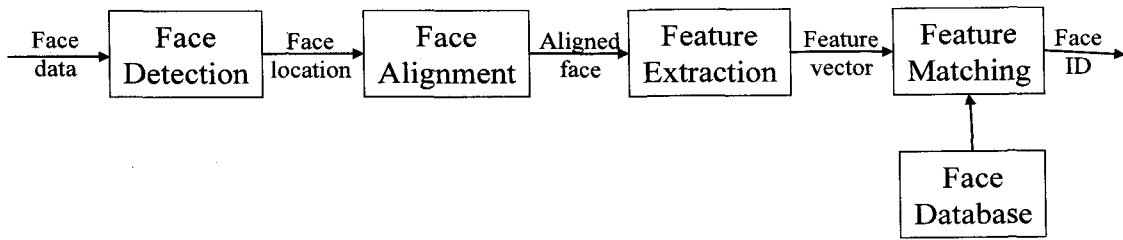


그림 1. 얼굴 인식 기술 구성도  
 Fig. 1. Face recognition block diagram.

을 통해서 테스트 영상으로부터 추출된 특징과 데이터베이스에서의 특징을 비교하여 테스트 영상이 데이터베이스에서 누구인지를 판별 또는 인증한다.

위의 4가지 기술은 각각 고유한 기능을 담당하면서도 서로 연관되어 있는 기술이다. 다시 말해서 각 기술은 각 기술에서 고유한 목표를 가지고 영상을 처리함과 동시에 각 기술의 영상 처리 결과는 다음 단계 기술의 복잡성을 결정한다. 얼굴 영역 검출이 정확할수록 얼굴 영역의 정규화가 쉽고 정확하게 이루어진다. 또 정규화가 잘된 얼굴 영상에서의 특징 추출이 쉬우며, 정확한 특징 추출이 가능하다. 특히 특징 추출 기술의 경우 특징 비교 단계와 면밀한 관계를 맺고 있다.

정확한 특징 추출은 정확한 얼굴 인식 결과로 이어진다. 그리고 추출된 특징이 각 개인별로 고유하며 다른 사람과 확실하게 구별되면 될수록 특징 비교는 간단해지며, 더 정확한 인식 결과를 얻을 수 있다. 쉽게 말해서 얼굴 인식 기술에 사용될 특징의 특성에 따라서 특징 비교 기술의 복잡성이 결정되며, 인식 결과에도 많은 영향을 주게 된다.

본 논문에서는 3차원 얼굴 인식 시스템에 적합한 새로운 특징으로써 얼굴 영역을 가로 방향 프로파일로 분리하고, 이를 학습된 방사 기저 함수에 적용시켰을 때 생성되는 가중치를 사용한다. 제안된 특징은 얼굴의 전역적 형태 정보를 국소적 영역으로 분할하여 특징을 추출함으로써 전역적 특징임에도 불구하고 국소적 특징의 특성을 가진다. 그리고 각 가로 방향 프로파일을 방사 기저 함수의 가중치로 나타냄으로써 특징의 복잡도를 줄인다.

II장에서는 기존의 제안된 3차원 얼굴 특징 추출 기법에 대해서 서술하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 3차원 얼굴 특징 추출 기법에 대해서 서술한다. IV장에서는 실험 결과를 보여 줄 것이며, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 기존의 3차원 얼굴 특징 추출 기법

### 1. 곡률 기반 특징 추출 기법

#### 가. 곡률

곡률이란 곡선 또는 곡면의 휨 정도를 나타내는 변화율을 말한다.  $R^3$  공간에 곡선  $C(x, y, z) = 0$ 이 존재할 경우 곡선  $C$ 의 곡률  $k$ 는 식 (1)에 의해 정의 된다.

$$k = \left| \nabla \cdot \left( \frac{\nabla C}{\|\nabla C\|} \right) \right| \quad (1)$$

$R^3$  공간에서 2차원 곡면을 생각할 경우, 곡률에는 가우스 곡률과 평균 곡률이 있다. 그림 2와 같이 2차원 곡면  $S$  위의 한 점  $P$ 에서 곡면  $S$ 로의 법선 벡터  $\bar{p}_n$ 을 포함하는 평면을  $S_{\perp}$ 라 하면, 곡면  $S$ 와 평면  $S_{\perp}$ 이 만나는 곡선  $C_A$ 가 생성되며, 곡선  $C_A$ 는 점  $P$ 를 항상 지난다. 점  $P$ 에서  $C_A$ 의 곡률을  $k$ 라 할 때,  $\bar{p}_n$ 을 중심으로 평면  $S_{\perp}$ 를 회전시키면  $k$ 는 여러 가지 값을 가지게 된다. 그 값들 가운데 최대값을  $k_1$ , 최소값을  $k_2$ 라고 하고, 이 두 값들을 곡면  $S$  위의 점  $P$ 에서의 주요 곡률이라 한다. 가우스 곡률은 주요 곡률  $k_1, k_2$ 의 곱과 같고, 평균 곡률은 주요 곡률  $k_1, k_2$ 의 평균과 같다. 평균 곡률은 평면일 경우 0의 값을, 평면이 아닐 경우 0이 아닌 값을 가진다. 가우스 곡률은 볼록 또는 오목한 지점에서 양의 값을 가지고, 말안장 형태의 지점에서 음의 값을 가지며, 평면일 경우 0의 값을 가지게 된다<sup>[4]</sup>.

#### 나. 곡률 지수

곡면  $S$  위의 한 점  $P$ 에서의 곡률 지수는 아래의 식 (2)과 같이 정의 된다.

$$S(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} t^{-1} \frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)} \quad (2)$$

$k_1(p)$ ,  $k_2(p)$ 는 각각 곡면  $S$  위의 한 점  $P$ 에서의 최대 곡률과 최소 곡률이다. 곡률 지수는  $[0, 1]$  범위의 값을 가지게 되며, 평면일 때 0.5의 값을 가지게 된다. 그림 3은 곡률 지수 값의 변화에 따른 곡면의 모형을 그림으로 나타낸 것이다<sup>[4]</sup>.

다. 곡률 기반 특징 추출 기법

곡률을 기반으로 3차원 얼굴 데이터의 특징을 추출하는 방법은 많은 연구가 진행되었고, 많은 결과들이 제시되었다. 깊이 영상으로부터 주요 곡률을 계산하여 특징으로 사용한 방법<sup>[5]</sup>, 깊이 영상으로부터 곡률을 계산한 다음 Extended Gaussian Image(EGI)를 생성하여 그 영상을 특징으로 사용한 방법<sup>[6]</sup>, 눈, 코, 입 등과 같은 특이점에서의 곡률과 특이점 간의 거리를 특징으로 사용한 방법<sup>[7]</sup>, 얼굴의 profile을 추출하고 추출된 profile의 곡률을 계산하여 특징으로 사용하는 방법<sup>[8]</sup> 등 여러 가지 방법들이 제안되어 있다.

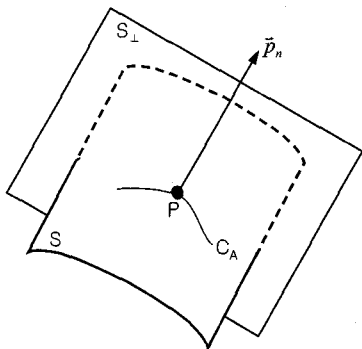


그림 2. 곡률  
Fig. 2. Surface curvature.

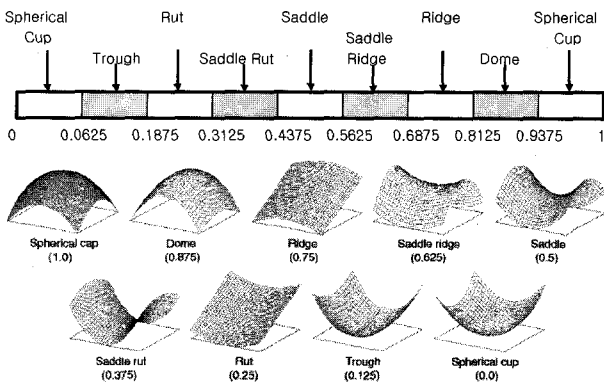


그림 3. 곡률 지수 변화에 따른 곡면의 모형  
Fig. 3. Curved surface according to shape index.

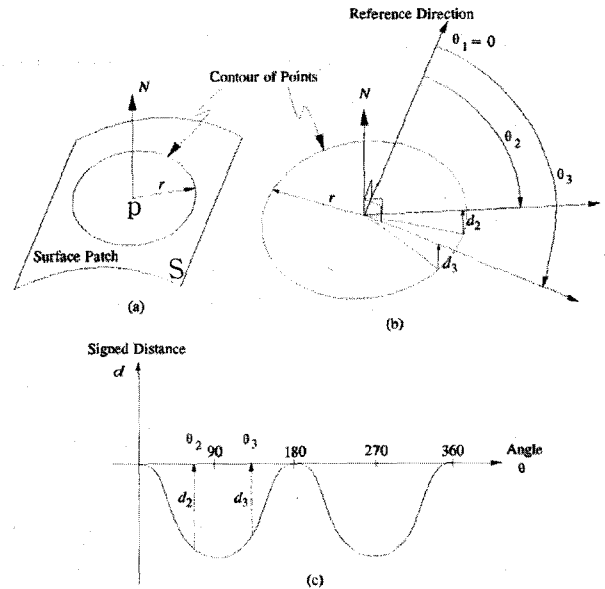


그림 4. Point signature  
(a) 임의의 곡면  $S$ 와 법선벡터  $\vec{N}$ , (b) 접면  $S_{\perp}$ 와 곡면  $S$ 와의 거리  $d_m$ , (c) Point signature 특징

Fig. 4. Point signature.  
(a) Arbitrary surface  $S$  and normal vector  $\vec{N}$ , (b) Distance  $d_m$  from tangent surface  $S_{\perp}$  to surface  $S$ , (c) Point signature

2. Point signature 기반 방법

그림 4의 (a)의 2차원 곡면  $S$  위의 한 점  $P$ 에서 곡면  $S$ 로의 법선 벡터  $\vec{N}$  을 포함하는 평면을  $S_p$ 라고 하고, 평면  $S_p$ 에 수직이고 점  $P$ 를 포함하는 평면을  $S_{\perp}$ 라 할 때, 점  $P$ 를 중심으로 반지름  $r$ 인 원을 평면  $S_{\perp}$  위에 그렸을 때, 그림 3의 (b)처럼 원 위의 각 지점으로부터 곡면  $S$ 까지의 수직 거리  $d_m$ 을 point signature라 한다<sup>[9]</sup>. 그림 4는 point signature의 정의를 그림으로 나타낸 것이다. 그림 3의 (c)가 최종적인 얼굴의 특징이 되며, (c)를 서로 비교하여 인식을 수행한다.

3. 고유 얼굴 방법

고유 얼굴을 이용한 방법은 2차원 얼굴 인식 기술 초기에 제안된 방법이다. 이 방법은 데이터가 가지고 있는 원래의 특징을 잃어버리지 않으면서 효율적으로 데이터의 차원을 줄일 수 있는 선형 변환 방법을 이용하여 얼굴의 특징을 추출하는 방법이다. 2차원 얼굴 인식에서는 얼굴 영상을 이용하여 고유 얼굴을 생성한다. 반면에 3차원 얼굴 인식의 경우 얼굴 영상이 아닌 얼굴

의 구조적 정보를 가지고 있는 깊이 영상 또는 거리 영상을 이용하여 고유 얼굴을 생성하고, 이것을 특징으로 하여 얼굴 인식을 수행하는 방법들이 제안되었다. 거리 영상을 이용하여 고유 얼굴을 특징으로 추출하고 마르코프 필드를 이용하여 인식하는 방법<sup>[10]</sup>, 여러 가지 사이즈의 깊이 영상을 이용하여 고유 얼굴을 계산하여 인식에 사용하는 방법<sup>[11]</sup> 등이 있다.

#### 4. Iterative closest point(ICP) 방법

ICP 방법은 다음의 3단계를 거치면서 수행된다<sup>[12]</sup>.

- 1) 입력 영상과 DB 데이터를 비교하기 위한 대응점을 추출한다.
- 2) 주어진 대응점을 기준으로 두 데이터를 가장 비슷하게 만들어주는 선형 변환을 계산한다. 일반적으로 평균자승오차를 측면에서 최적이 되도록 하는 방법을 사용한다.
- 3) 계산된 선형 변환을 적용한다.
- 4) 계산된 선형 변환이 주어진 임계치보다 작아질 때까지 위의 3단계를 반복한다.

ICP에 의해 선형 변환된 테스트 데이터 자체가 특징이 되며, 테스트 데이터와 DB 데이터 사이의 상관도를 측정하여 3차원 얼굴 인식을 수행 하는 방법이 제안되어 있다<sup>[13]</sup>.

#### 5. 기존의 제안된 방법 분석

곡률 기반 방법과 Point signature 방법이 대표적인 국소적 형태 정보를 이용한 특징 추출 방법이고, 고유 얼굴 방법과 Iterative closest point 방법이 대표적인 전역적 형태 정보를 이용한 특징 추출 방법이다. 현재까지 제안된 방법들을 보면 대부분 국소적 형태 정보를 이용한 특징 추출 방법을 사용하고 있다. 특히 얼굴의 곡률을 이용하여 인식하는 방법이 대세를 이루고 있다. Point signature 기반 방법의 경우 곡률을 계산하는 방법이 틀리기는 하지만 한 점을 기준으로 얼굴의 굴곡 정도를 특징으로 하는 면에서는 곡률을 이용한 방법과 동일하다.

얼굴의 생김새와 굴곡은 사람마다 다르므로, 그 굴곡 정도를 수치적으로 계산한 곡률을 계산하여 비교하면 얼굴 인식이 가능하다. 하지만 곡률은 이차 미분을 통해 계산되기 때문에 입력 데이터의 잡음에 의한 결과 변화가 심하며, 주변 데이터와의 결과 값 차이도 크다. 다시 말해 정확한 비교를 위해서는 테스트 영상과 데이터베이스 영상의 대응점을 정확하게 찾아야 한다는 가

정이 전제된다. 두 영상간의 대응점을 찾는 문제는 매우 어려운 문제로써 많은 방법들이 제안되었지만 만족스러운 결과는 보여주지 못하고 있다.<sup>[3]</sup>

고유 얼굴 방법의 경우 특징 추출 과정에서 선형 변환만을 사용하기 때문에 입력 영상의 잡음에 의한 급격한 결과 변화가 발생하지 않는다. 2차원 얼굴 인식 기술에서 고유 얼굴 방법은 입력 영상의 화소값을 기반으로 고유 얼굴을 계산하기 때문에 조명 변화에 민감한 결과를 보여주었다. 따라서 얼굴 인식 기술 연구 초기에 하나의 알고리즘으로 제안되었을 뿐 실제 사용환경에 적용되지는 못하였다. 그러나 3차원 얼굴인식에서는 화소값 대신 얼굴의 구조적 정보를 가지고 있는 깊이 영상 혹은 거리 영상을 사용하기 때문에 조명에 의한 문제가 발생하지 않는다. 얼굴의 구조적 특징을 이용하여 포즈 보정이 가능하기 때문에 포즈 변화 문제도 해결 가능하다. 하지만 얼굴 전 영역으로부터 전역적 형태 특징을 뽑을 경우 표정 변화에 의한 문제와 안경 같은 장신구에 의한 문제가 발생한다.

기존에 제안되었던 특징 추출 방법에 의해 추출된 국소적 형태 특징과 전역적 형태 특징은 상호 보완적인 특징들이다. 다시 말해 국소적 형태 특징의 단점을 전역적 형태 특징이 보완해줄 수 있고, 전역적 형태 특징의 단점을 국소적 형태 특징이 보완해줄 수 있다. 이와 같은 상호 보완적인 특성을 이용하기 위해 본 논문에서는 얼굴 영역을 가로 방향 프로파일로 나누고, 각 프로파일을 학습된 방사 기저 함수 신경망에 적용하여 특징을 추출하였다. 이렇게 얼굴의 형태 특징을 추출할 경우 국소적 성격을 가지는 전역적 형태 특징 생성이 가능하다. 그리고 이렇게 추출된 특징을 은닉 마르코프 모델을 기반으로 비교하여 얼굴 영역의 각 프로파일의 내외적 환경 변화에 의해 부분적으로 변화더라도 그 변화를 고려하여 특징을 비교하게 하였다.

### III. 제안된 특징에 의한 3차원 얼굴 인식

#### 1. 깊이 영상과 거리 영상

많은 논문에서 깊이 영상과 거리 영상을 동일한 개념으로 사용하고 있다. 본 논문의 경우 기존 논문에서 사용된 깊이 영상과는 다른 개념으로 거리 영상을 정의하고 사용한다.

깊이 영상이란 직교 좌표계에서 3차원 물체의  $z$ 축 좌표값을 영상으로 나타낸 것이다. 반면에 거리 영상은 직교좌표계가 아니라 원통좌표계에서의  $r$  좌표값을  $\theta$

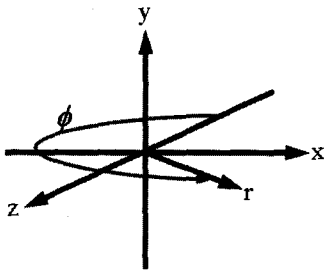


그림 5. 직교좌표계  $(x, y, z)$ 와 원통좌표계  $(r, y, \theta)$   
 Fig. 5. Cartesian coordinator  $(x, y, z)$  and cylindrical coordinator  $(r, y, \theta)$ .

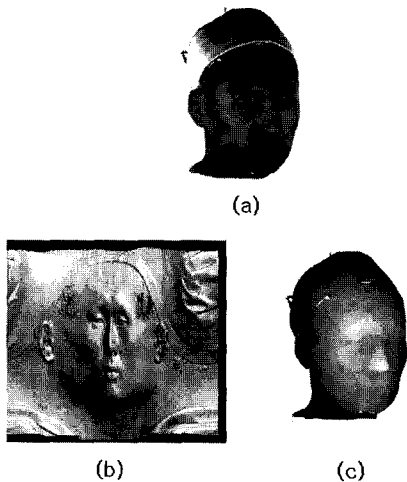


그림 6. 거리 영상과 깊이 영상  
 (a) 3차원 모델, (b) 거리 영상, (c) 깊이 영상  
 Fig. 6. Range image and depth image.  
 (a) 3D face model, (b) range image, (c) depth image

값에 따라서 영상으로 나타낸 것이다. 그림 5는 본 논문에서 사용하는 직교좌표계와 원통좌표계의 정의를 나타내고, 그림 6은 깊이 영상과 거리 영상을 나타낸다. 직교좌표계와 원통좌표계 변환은 식 (3)을 의해 이루어진다.

$$r = \sqrt{x^2 + z^2}$$

$$\theta = \begin{cases} c^{-1} \frac{-z}{\sqrt{x^2 + z^2}} & (x \leq 0) \\ 2\pi - c^{-1} \frac{-z}{\sqrt{x^2 + z^2}} & (x > 0) \end{cases} \quad (3)$$

2. 방사 함수

중심점으로부터 단조 감소 또는 단조 증가하는 특성을 가진 함수를 방사 함수라 한다. 이와 같은 특성으로 인해 방사 함수는 함수의 중심과 단조 증가 또는 단조

감소하는 패턴, 증가 또는 감소하는 속도로 정의된다. 일반적인 방사 함수는 식 (4)와 같다.

$$h(x) = \Phi((x - c)^T R^{-1}(x - c)) \quad (4)$$

여기서  $\Phi$ 는 단조 증가 또는 단조 감소하는 패턴을 의미하고,  $c$ 는 중심을,  $R$ 은 단조 증가 또는 감소하는 정도를 나타낸다.  $\Phi$ 의 경우 여러 가지 많은 형태의 함수가 존재하지만 일반적으로 아래의 식 (5)~(8) 가운데 한가지로 정의된다.

Gaussian,  $\phi(z) = e^{-z}$  (5)

Multi-quadric,  $\phi(z) = (1 + z)^{1/2}$  (6)

Inverse multi-quadric,  $\phi(z) = (1 + z)^{-1/2}$  (7)

Cauchy  $\phi(z) = (1 + z)^{-1}$  (8)

$R$ 은 많은 경우  $R = r^2 I$ 로 정의되어 사용된다. 그림 7은  $c = 0, R = I$ 인 경우의 예를 나타낸 것이다.

3. 방사 기저 함수 신경망

본 논문에서는 회귀법의 형태로 방사 기저 함수 신경망을 사용한다. 일반적으로 회귀법은 회귀하고자하는 데이터의 사전 정보 유무에 따라 파라메트릭 방법과 비 파라메트릭 방법으로 구분된다. 파라메트릭 방법은 회귀하고자하는 데이터의 기본 형태를 알고 있는 경우에 해당하며 선형 회귀법이 대표적인 방법이다. 주어진 데이터가 회귀되어야하는 목표를 알고 있기 때문에 예측된 결과로부터 크게 벗어나지 않으며, 계산도 빠르다.

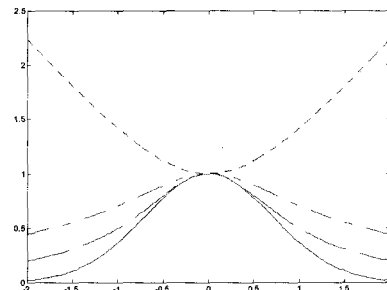


그림 7. 방사 함수  
 Gaussian (solid), multi-quadric (dotted), inverse multi-quadric (dash-dot), Cauchy (dashed)  
 Fig. 7. Radial functions.  
 Gaussian (solid), multi-quadric (dotted), inverse multi-quadric (dash-dot), Cauchy (dashed)

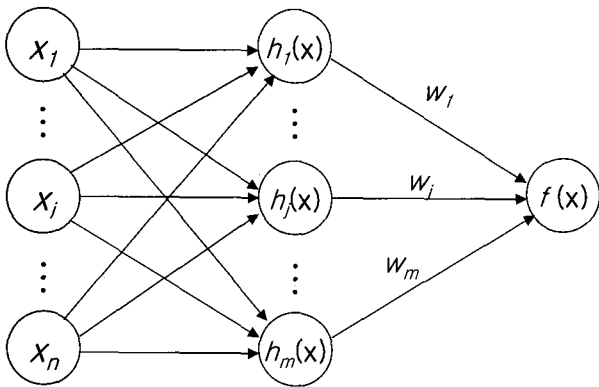


그림 8. 일반적인 방사 기저 함수 신경망 구조  
Fig. 8. General structure of RBFN.

또한 잘못된 데이터가 주어지더라도 오차가 크게 발생하지 않는다. 그러나 최종 결과에 대한 사전 정보를 알고 있어야 하며, 만약 최종 결과에 대한 사전 정보가 잘못되었을 경우 완전히 잘못된 방향으로 회귀되는 단점이 있다.

비파라메트릭 방법의 경우 결과에 대한 사전 정보 없이 주어진 데이터를 가장 잘 나타내는 회귀 곡선을 찾는 방법으로 방사 기저 함수 신경망이 이 방법에 속한다. 주어진 데이터만을 이용하여 회귀하기 때문에 결과를 구하기 위해서 많은 연산이 필요하며, 잘못된 데이터로 인해 큰 오차가 발생할 수도 있다. 그러나 최종 결과에 대한 정보가 필요하지 않으며, 주어진 데이터에 가장 적합한 회귀 곡선을 찾아준다.

방사 기저 함수 신경망의 경우 모든 종류의 신경망 구조에 사용될 수 있으나 일반적으로 그림 8과 같이 단층 신경망 구조에 자주 적용된다.  $n$ 개의 입력 데이터가  $m$ 개의 방사 함수  $h_i(x_j)$ 에 적용되며,  $m$ 개의  $h_i(x_j)$ 와  $m$ 개의 가중치  $w_i$ 의 선형 결합에 의해 식 (9)와 같이 최종 결과  $f(x)$ 가 계산된다.

$$f(x_j) = \sum_{i=0}^{m-1} w_i h_i(x_j) \tag{9}$$

#### 4. 방사 기저 함수 신경망을 이용한 전역적 특징 추출 기법

3차원 얼굴 데이터로부터 제안하는 전역적 특징을 추출하기 위해서 3차원 얼굴 데이터의 포즈 및 크기 보정 과정을 수행하고, 3장 1절에서 설명한 거리 영상으로 3차원 얼굴 데이터를 나타낸다. 얼굴의 형태학적 정보를 나타내는 거리 영상으로부터 얼굴 영역을 추출하

표 1. 3차원 영상 획득기기 사양표

Table 1. Spec. of 3D face data acquisition equipment.

Specs	Input	3D database
		3D Face-Cam (Genex)
Resolution	640 by 480	512 by 512
Field of View	510mmX356 mmX356mm	Theta 360, Max 340mm(Y)X300mm
3D formats	GTI, STL, PNT	OBJ, PLY, STL
Data	Structured light	Laser scan
Acquisition time	400msec (3D modeling : 15 secs)	90 secs
Vertex points	Max 300,000	Max 100,000

고, 추출된 얼굴 영역을 수평 방향 프로파일로 구분 한다. 이렇게 구분된 각 프로파일을 학습된 방사 기저 함수 신경망에 적용시켜 본 논문에서 제안하는 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징을 추출하게 된다. 방사 기저 함수 신경망의 학습은 데이터베이스 영상에서 추출한 수평 방향 프로파일을 이용한다.

### IV. 실험 결과 및 분석

#### 1. 테스트 영상과 데이터베이스 영상

본 논문에서는 2004년 연세대학교 생체인식 연구센터에서 생성한 BERC 3차원 얼굴 데이터베이스를 이용하여 실험을 수행 하였다. BERC 3차원 얼굴 데이터베이스는 서로 다른 두 가지 방식의 3차원 영상 획득 방법에 의해 3차원 얼굴 영상을 취득하였다. 표-1은 BERC 3차원 얼굴 데이터베이스 획득에 사용한 두 가지 기기의 상세한 사양이다. 구조적 조명 방식에 의해 획득된 3차원 얼굴 영상의 경우 고정된 하나의 시점만을 가진다. 즉, 고정된 시점에서 3차원 물체를 볼 때 가려진 영역에 대한 데이터는 존재하지 않는다. 반면에 3차원 레이저 스캐너로 획득된 3차원 얼굴 영상의 경우 특정한 시점을 가지지 않는다. 3차원 레이저 스캐너가 3차원 물체의 주위를 회전하면서 모든 방향에서 물체의 구조적 정보를 취득하기 때문이다. 3차원 레이저 스캐너를 통해서 획득한 3차원 얼굴 영상이 보다 정확하지만 스캐너가 회전할 수 있는 공간이 요구되고, 사용자에게 특징 위치에 위치할 것을 강요하게 된다. 이런 영상 획득 장치의 특성을 고려하여 구조적 조명 방식에 의해 획득된 3차원 얼굴 영상을 테스트 영상으로, 3차원 레이저 스캐너에 의해 획득된 3차원 얼굴 영상을 데이터베이스 영상으로 설정하였다.

2. 데이터 정규화

3차원 얼굴 데이터의 경우 얼굴에 대한 색상 정보와 구조적 정보를 모두 포함하고 있다. 이 두 가지 정보를 모두 이용하여 데이터를 정규화 하였다. 먼저 주어진 3차원 얼굴 데이터의 색상 정보에 Haar-like 특징을 이용한 Adaboost 알고리즘<sup>[15]</sup>을 적용하여 눈의 위치 정보를 추출하고, 추출된 눈의 위치를 나타내는 벡터를 각각  $\vec{e}_l, \vec{e}_r$ 라 정의한다. 시선의 방향을 나타내는 벡터  $\vec{e}_s = \vec{e}_l + \vec{e}_r$ 로 정의하고, z축 기울임 벡터  $\vec{r}_z = \vec{e}_l - \vec{e}_r$ 라 정의한다.  $\vec{e}_s$ 과 z축이 평행하고,  $\vec{r}_z$ 와 y축이 평행하도록 하도록 회전 변환을 수행한다. 이와 같은 방법에 의해 대략적인 포즈 추정을 수행할 수 있다. 일반적인 얼굴 구조로 인해 정면의 얼굴의 경우 코는 두 눈 사이에 존재하며, 눈보다 높은 z 좌표값을 가지게 된다. 이런 조건을 만족하는 영역에서 y축으로부터 거리가 가장 큰 곳을 코끝점 후보  $N_c$ 라 정의한다.  $N_c$ 와  $\vec{e}_s$  사이를 y 축 방향으로 검색하여 주변보다 높은 z 좌표값을 가지는 코날점들을 추출한다. 추출된 코날점들을 지나는 평면을 선형 회귀법에 의해 구하고, 그 평면을 얼굴중심 평면  $F_c$ 라 정의한다. 평면  $F_c$ 와 얼굴 데이터가 만나서 생성되는 곡선상의 점들 가운데 y축으로부터 가장 멀리 떨어진 점을 코끝점으로 정한다. 이와 같이 선택된 코끝점과 얼굴중심 평면  $F_c$ 의 법선 벡터를 이용하여 코끝점이 (0, 0, 100)의 좌표값을 갖도

록 회전이동, 평행이동 하여 데이터 정규화 과정을 수행한다.(그림 9)

이런 과정을 통해서 정규화된 3차원 얼굴 영상을 좌표계 변환을 통해서 거리 영상으로 바꾼다. 그리고 거리 영상에서 눈에서부터 입까지, 왼쪽 눈 끝으로부터 오른쪽 눈 끝까지의 영역에 해당되는 얼굴 영역을 선택하고, 선택된 영역을 일정한 크기로 크기 조절을 한 다음 수평방향 프로파일로 분리한다.(그림 10)

3. 방사 기저 함수 신경망 학습

방사 기저 함수 신경망의 학습을 위해 위에서 언급한 과정으로 데이터베이스 영상으로부터 수평방향 프로파일들을 추출한다. 이렇게 추출된 프로파일들에 최소자승법에 의한 오차 최소화 기법과 Forward selection 기법<sup>[15]</sup>을 적용하여 방사 기저 함수 신경망을 학습시켰다.

3차원 얼굴 영상으로부터 추출된 한개의 수평방향 프로파일  $\{(\theta_0, r_0), (\theta_1, r_1), \dots, (\theta_{n-1}, r_{n-1})\}$ 을 회귀하는 곡선  $f(\theta)$ 를 m개의 기저 함수를 사용한 방사 기저 함수 신경망을 이용하여 구할 경우 식 (10)의 형태로 나타난다.

$$f(\theta) = \sum_{i=0}^{m-1} w_i h_i(\theta) \tag{10}$$

식 (10)에 최소자승법  $\sum_{j=0}^{n-1} \{r_j - f(\theta_j)\}$ 을 적용하

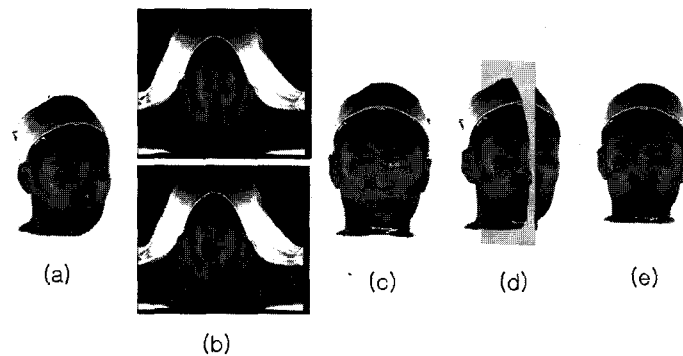


그림 9. 데이터 정규화 과정

(a) 비정규화 3차원 얼굴 영상, (b) 색상 정보에서의 눈 위치 추출, (c) 얼굴의 일반적인 구조정보를 이용한 코끝점 후보 추출, (d) 선형 회귀법에 의한 얼굴 중심 평면  $F_c$ 와 코끝점 추출, (e) 정규화된 3차원 얼굴 영상

Fig. 9. Data normalization process.

(a) Abnormal 3D face data, (b) Eye detection in the texture map of 3D face data, (c) NPP candidate extraction based on general face structure, (d) Calculate  $F_c$  and NPP extraction (e) normal 3D face data

면 가중치  $\vec{w} = \{w_0, w_1, \dots, w_m\}^T$  는 식 (11)에 의해 계산된다.

방사 기저 함수 신경망의 기저 함수로 구성되는  $H$  가 정해지면 최소자승법에 의해 방사 기저 함수 신경망의 가중치  $\vec{w}$ 가 결정된다.  $H$ 를 정하기 위해서 사용되는 기저 함수  $h(\theta)$ 와 기저 함수의 개수  $m$ 을 정해주어야 한다. 이 과정은 Forward selection 기법을 적용하여 수행한다.<sup>[16]</sup>

$$\vec{w} = (H^T H)^{-1} H^T \vec{r}$$

$$H = \begin{bmatrix} h_0(\theta_0) & h_1(\theta_0) & \dots & h_{m-1}(\theta_0) \\ h_0(\theta_1) & h_1(\theta_1) & \dots & h_{m-1}(\theta_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_0(\theta_{n-1}) & h_1(\theta_{n-1}) & \dots & h_{m-1}(\theta_{n-1}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\vec{r} = \{r_0, r_1, \dots, r_{n-1}\}^T$$

Forward selection 방식은 전체 집합에서 어떤 조건에 적합한 부분집합을 선택하는 알고리즘이다. 즉 수평 방향 프로파일  $\{(\theta_0, r_0), (\theta_1, r_1), \dots, (\theta_{n-1}, r_{n-1})\}$ 을 이루는 모든 점으로부터 적절한 부분 집합을 선택하여 그 부분 집합으로 전체 집합을 대신하는 알고리즘이다. 적절한 부분 집합을 선택하는 기준으로 일반적으로 오차제곱합을 사용한다. 일반적인 Forward selection 알고리즘은 다음과 같이 3단계로 이루어진다.

- 1) 초기치로 공집합  $B$ 를 설정한다.
- 2) 전체집합  $A$ 의 원소 가운데 오차제곱합을 최소로 하는 원소 한 개를 선택하여 집합  $B$ 로 이동한다.
- 3) 오차제곱합이 임계값보다 작거나 또는  $A$  집합의 모든 원소가  $B$  집합으로 이동할 때까지 2)를 반복한다.

2)의 과정에서 이때  $h(\theta)$ 의 종류를 식 (5)~(8)을 모두 적용 시켜 적절한  $h(\theta)$ 를 선택하여야 하며, 동시에 식 (4)의  $R$ 도 선택하여야 한다. 그러나 본 논문에서는 학습 시간을 줄이고 학습의 효율성을 높이기 위해  $h(\theta)$ 를 식 (5)의 형태로 고정시켰으며,  $R = I$ 를 사용하였다. 9개의 방사 기저 함수를 사용하여 식 (11)의  $H$ 를 생성하였으며, 식 (11)에 의해 가중치  $\vec{w}$ 를 구하여 각 얼굴 영상의 특징으로 사용하였다.

#### 4. 은닉 마르코프 모델

그림 10에서 볼 수 있듯이 3차원 얼굴 영상으로부터 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징을 추출할 경우, 하나의 얼굴 영상이 총 180개의 수평 방향

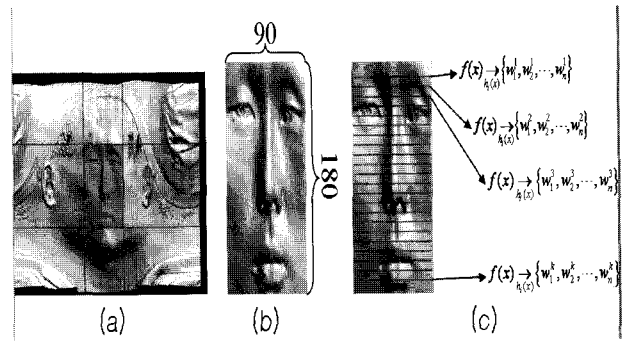


그림 10. 수평 방향 프로파일 추출

- (a) 거리영상에서의 얼굴 영역 추출,
- (b) 얼굴 영역 크기 조정,
- (c) 얼굴 영역을 수평 방향 프로파일로 구분

Fig. 10. Horizontal profile extraction.

- (a) Facial region extraction in the range map,
- (b) Scaling the facial region,
- (c) Separate the facial region to horizontal profiles

프로파일로 나뉘고, 각각의 수평 방향 프로파일은 방사 기저 함수 신경망의 입력으로 사용되어 각 프로파일마다 9개의 가중치를 생성한다. 즉 하나의 얼굴에 대해서 하나의 특징이 추출되는 것이 아니고, 크기 '9'의 특징이 180개 추출되어진다. 이런 형태의 특징일 경우 특징간의 거리 측정에 의한 특징 비교 방법보다 은닉 마르코프 모델 같은 확률적 방법에 의한 특징 비교 방법이 보다 효율적이다. 하지만 기존의 곡률 기반 특징 혹은 고유 얼굴 특징의 경우 은닉 마르코프 모델을 적용할 수 없다. 그래서 비교 실험을 위해서는 식 (12)의 유사도 측정 방법을 사용하였으며, 제안하는 방사 기저 함수 기반 특징에 한해서 은닉 마르코프 모델을 적용하여 실험하였다.

$$S_{i,j} = \frac{f_i \cdot f_j}{|f_i|^2} \quad (12)$$

$f_i, f_j$ 는 각각  $i$  번째,  $j$  번째 특징을 의미하고,  $S_{i,j}$ 는  $f_i$ 를 기준으로  $f_j$ 의 유사도를 측정하는 것이다. 즉,  $f_j$ 가  $f_i$ 와 얼마나 비슷한지를 측정하는 것이다. 만약  $s_{i,j} = 1$ 일 경우  $f_i$ 와  $f_j$ 는 완벽하게 일치하는 것이다.

은닉 마르코프 모델은 통계적 결과를 기반으로 특정 사건의 발생 확률을 계산하고, 이를 이용하여 임의의 사건이 발생했을 때, 그 사건이 통계적으로 어떤 특정 사건일 확률을 계산하는 방법이다. 일반적으로 은닉 마르코프 모델은 평균-최대화 알고리즘에 의해 학습되고, 학습된 결과로써 상태 전이 행렬, 사건 발생 확률 행렬



이 만들어진다.

각 개인에 대한 은닉 마르코프 모델을 생성하기 위해서는 각 개인의 통계 자료가 필요하다. 즉, 각 개인의 얼굴 영상을 시간 간격을 가지고, 다양한 환경에서 여러번 획득하여야 한다. 하지만 실질적으로 그렇게 하는 것은 많은 어려움이 따른다. 그래서 본 논문에서는 3차원 레이저 스캐너로 획득한 데이터베이스 영상과 3차원 회전 행렬을 이용하여 소프트웨어적으로 포즈 변화 환경을 생성하고, 이를 이용하여  $x, y, z$  각 축으로  $-5^\circ$ 에서  $5^\circ$ 까지의 포즈 변화된 영상, 개인당 총 1331장의 3차원 얼굴 영상을 생성하였다. 그리고 각 영상으로부터 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징을 추출하고, 이렇게 생성되고, 추출된 각 개인의 통계 자료를 이용하여 각 개인에 대한 은닉 마르코프 모델을 생성하였다.

5. 인식을 측정

인식을 비교 실험을 위해 총 100명의 BERC 3차원 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. 데이터베이스 영상으로는 3차원 레이저 스캐너로 획득된 3차원 얼굴 영상을 사용하였고, 테스트 영상으로는 구조적 조명 방식에 의해 획득된 3차원 얼굴 영상을 사용하였다. 테스트 영상은  $y$  축에 대해  $-15^\circ, 0^\circ, +15^\circ$ 로 포즈 변화된 영상을 사용하였다. 즉, 총 100명에 대해서 각 개인당 1장씩의 데이터베이스 영상 100장과 각 개인당 3개의 포즈를 가지는 테스트 영상 300장을 이용하여 제안하는 알고리즘의 인식을 측정하였다.

데이터베이스 영상과 테스트 영상 모두 IV장 2절에서 설명한 방법으로 정규화 과정을 거쳤으며, 정규화된 3차원 얼굴 영상으로부터 수평 방향 프로파일을 추출하였다. 데이터베이스 영상으로부터 추출된 수평 방향 프로파일을 이용하여 IV장 3절에서 설명한 방법으로 방사 기저 함수 신경망을 학습시켰다. 이렇게 학습된 방사 기저 함수 신경망에 데이터베이스 영상과 테스트 영상으로부터 추출된 수평 방향 프로파일을 적용하여 각 영상별로 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징을 추출한다. 그리고 은닉 마르코프 모델을 학습시키기 위한 각 개인별 통계 자료를 생성하기 위해 소프트웨어적으로 생성된 확장된 데이터베이스 영상을 이용하여 동일한 과정으로 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징을 추출하고, 이를 각 개인별 통계 자료로 활용한다.

각 개인별 통계 자료를 기반으로 평균-최대화 알고리즘을 적용하여 각 개인별 은닉 마르코프 모델을 생성

표 2. 인식을 실험 결과

Table 2. Recognition rate.

특징 형태		3차원 고유얼굴 기반	곡률 지수 기반	방사 기저 함수 신경망 기반
특징 크기		26 × 1	90 × 180	9 × 180
인식률	유사도 측정	88.3 % (265/300)	94.3 % (283/300)	92.7 % (278/300)
	은닉 마르코프 모델			94.7 % (284/300)

하였다. 그리고 테스트 영상으로부터 추출된 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징을 각 개인별 은닉 마르코프 모델에 적용하여 인식을 실험을 실행하였다. 기존의 특징들과의 비교 실험을 위해서 식 (12)에 데이터베이스 영상과 테스트 영상으로부터 추출된 방사 기저 함수 신경망 기반의 전역적 형태 특징과 거리 영상 기반의 고유 얼굴 특징, 곡률 지수 기반 특징을 각각 적용하여 인식을 비교하였다. 표 2는 인식을 실험 결과를 나타낸 것이다. 3차원 고유 얼굴 특징과 곡률 지수 기반 특징은 그림 10의 얼굴 영역 영상을 이용하여 추출하였다.

표 2의 실험 결과를 보면 본 논문에서 제안하는 방사 기저 함수 기반 특징을 이용한 경우 보다 곡률 지수 기반 특징을 이용하는 경우 더 좋은 인식을 얻을 수 있었다. 하지만 특징 크기를 비교해 보면 곡률 지수 기반 특징의 경우 제안하는 특징보다는 10배 크며, 3차원 고유 얼굴 기반 특징 보다는 600배 정도 크다. 이번 실험에서는 단순히 특징간 유사도 측정을 통해서 인식했기 때문에 특징의 크기가 중요하지 않지만, 더욱 복잡한 알고리즘을 가지는 인식을 사용할 경우 특징의 크기는 매우 중요해진다. 특징의 크기로 인해서 특징 비교에 소요되는 계산 비용이 결정되며, 때로는 특징의 크기가 클 경우 복잡한 특징 비교 알고리즘을 적용하지 못하는 경우도 발생하기 때문이다. 비록 곡률 지수 기반 특징을 사용할 경우 인식률은 가장 높았지만, 그 특징의 크기로 인해서 많은 문제점이 발생할 수 있다. 그에 비해 제안한 특징의 경우 그 크기는 곡률 지수 기반 특징보다  $\frac{1}{10}$  정도지만, 인식률은 약 2% 정도 떨어진

다. 또한 제안하는 특징 비교에 적합한 은닉 마르코프 모델을 적용할 경우 인식률은 곡률 지수 기반 특징과 비슷해진다. 다시 말해,  $\frac{1}{10}$ 의 특징 크기로 동일한 인식률을 얻을 수 있는 것이다. 그리고 향후 보다 효율적인 특징 비교 알고리즘을 적용할 경우 제안하는 특징의 성능은 더욱 개선 될 것이다.

## V. 결 론

본 논문에서는 3차원 얼굴 인식에 적합한 새로운 전역적 특징 추출 기법을 제안하였다. 3차원 데이터 획득 장치에 의해 획득된 3차원 얼굴 데이터의 색상 정보와 구조적 정보를 모두 이용하여 데이터 정규화 과정을 수행하였으며, 정규화된 데이터로부터 거리 영상을 생성하였다. 생성된 거리 영상으로부터 얼굴 영역을 추출하고, 추출된 얼굴 영역을 수평 방향 프로파일로 분리하였다. 그리고 이를 학습된 방사 기저 함수 신경망에 적용하여 최종적인 특징을 추출하였으며, 그 특징들을 비교함으로써 얼굴 인식을 수행하였다. 연세대학교 생체 인식 연구 센터의 3차원 얼굴 DB 100명에 대해서 제안하는 알고리즘을 적용해본 결과 94.7%의 인식률을 얻을 수 있었다.

제안한 새로운 3차원 얼굴 특징의 가장 큰 장점은 내·외적 환경 변화에 의한 영향을 가장 적게 받는 국소적 영역에서 방사 기저 함수 신경망을 이용한 전역적 방법을 사용하여 특징을 추출하였기 때문에 국소적 특징의 장점과 전역적 특징의 장점을 모두 가지고 있다는 것이다. 다시 말해 국소적 특징의 단점과 전역적 특징의 단점을 상호 보완시켜주는 방법이다.

그러나 최종 인식률의 경우 국소적 특징을 이용했을 경우보다 제안한 특징을 이용했을 경우 낮은 인식률을 보였다. 국소적 특징과 전역적 특징의 장단점을 상호 보완하는 새로운 특징으로써 제안된 특징이 좋은 장점을 가지고는 있지만 최종 인식률적인 면에서는 아직 보완의 여지가 남아 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] R. Chellappa, C. L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: A survey," *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, no. 5, pp. 705-740, May 1995.
- [2] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P.J. Phillips, "Face recognition: A survey," CVL Technical Report, Center for Automation Research, University of Maryland at College Park, Oct. 2000.
- [3] Stan Z. Li, Anil K. Jain, "Handbook of face recognition", Springer Science+Bussience Media, Inc. 2004.
- [4] H. Song, S. Lee, J. Kim and K.Sohn, "3D sensor based face recognition," *Applied Optics*, Vol. 44, No. 5, pp. 677-687, Feb. 2005.
- [5] J. Y. Cartoux, J. T. LaPreste, and M. Richetin, "Face authentication or recognition by profile extraction from range images," in *Proc. of the Workshop on Interpretation of 3D Scenes*, pp. 194-199, 1989.
- [6] J. C. Lee and E. Milios. "Matching range images of human faces," in *International Conference on Computer Vision*, pp. 722-726, 1990.
- [7] G. Gordon, "Face recognition based on depth and curvature features," in *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 108-110, 1992.
- [8] T. Nagamine, T. Uemura, and I. Masuda, "3D facial image analysis for human identification," in *International Conference on Pattern Recognition*, pp.324-327, 1992.
- [9] C. Chua, R. Jarvis, "Point Signatures: A New Representation for 3D Object Recognition," *International Journal of Computer Vision* vol. 25, No. 1, pp. 63-85, 1997.
- [10] B. Achermann, X. Jiang, and H. Bunke, "Face recognition using range images," in *International Conference on Virtual Systems and MultiMedia*, pp. 129-136, 1997.
- [11] C. Heshner, A. Srivastava, and G. Erlebacher, "A novel technique for face recognition using range images," in *Seventh Int'l Symposium on Signal Processing and Its Applications*, 2003.
- [12] P. J. Besl and N. D. McKay. "A method for registration of 3-d shapes," *IEEE Trans. Pat. Anal. and Mach. Intel.* vol. 14, No. 2, pp 239-256, Feb 1992.
- [13] G. Medioni and R. Waupotitsch, "Face recognition and modeling in 3D," in *IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*, pp. 232-233, 2003.
- [14] Intel® Open Source Computer Vision Library, <http://www.intel.com/software/products/ipp/index.htm>
- [15] J.O. Rawlings, "Applied Regression Analysis," Wadsworth & Brooks/Cole, Pacific Grove, CA, 1988.

## 저 자 소 개



양욱일(학생회원)  
 2002년 연세대학교 기계전자  
 공학부 학사 졸업(공학사)  
 2005년 연세대학교 전기전자  
 공학과 석사 졸업  
 (공학석사)  
 2007년 현재 연세대학교 전기전자  
 공학과 박사 과정

<주관심분야 : 얼굴인식, 컴퓨터 비전, 3차원 영  
 상 신호처리>



손광훈(정회원)  
 1983년 연세대학교 전자공학과  
 학사 졸업(공학사).  
 1985년 Univ. of Minnesota 졸업  
 (공학석사).  
 1991년 North Carolina State  
 Univ. 졸업(공학박사)

2007년 현재 연세대학교 전기전자공학과 교수  
 1988년 9월~1992년 2월 North Carolina A&T  
 State Univ. Research Associate.  
 1992년 4월~1993년 10월 한국전자통신연구소  
 선임연구원.  
 1994년 1월~1994년 12월 Georgetown Univ.  
 Post-Doc. Fellow

<주관심분야 : 얼굴인식, 컴퓨터 비전, 3차원 영  
 상 신호처리>