

PCA를 이용한 3차원 얼굴인식 모델에 관한 연구 : 모델 구조 비교연구 및 해석

박찬준*, 오성권*
수원대학교 전기공학과

A Study On Three-dimensional Face Recognition Model Using PCA : Comparative Studies and Analysis of Model Architectures

Chan-Jun Park*, Sung-Kwun Oh*
Department of Electrical Engineering, The University of Suwon*

Abstract - 본 논문은 복잡한 비선형 모델링 방법인 다항식 기반 RBF 뉴럴 네트워크(Radial Basis Function Neural Network)와 벡터공간에서 임의의 비선형 경계를 찾아 두 개의 집합을 분류하는 방법으로 주어진 조건하에서 수학적으로 최적의 해를 찾는 SVM(Support Vector Machine)를 사용하여 3차원 얼굴인식 모델을 설계하고 두 모델의 3차원 얼굴 인식률을 비교한다. 3D스캐너를 통해 3차원 얼굴형상을 획득하고 획득한 영상을 전처리 과정에서 포인트 클라우드 정합과 포즈보상을 수행한다. 포즈보상 통해 정면으로 재배치한 영상을 Multiple Point Signature기법을 이용하여 얼굴의 깊이 데이터를 추출한다. 추출된 깊이 데이터를 RBFNN과 SVM의 입력패턴과 출력으로 선정하여 모델을 설계한다. 각 모델의 효율적인 학습을 위해 PCA 알고리즘을 이용하여 고차원의 패턴을 축소하여 모델을 설계하고 인식 성능을 비교 및 확인한다.

1. 서 론

인체 인식은 지문, 홍채, 열적외선, 목소리, 얼굴인식 등 사람의 인체 정보를 통해서 인지하는 기술을 말한다. 그 중 얼굴인식은 비접촉식으로 인식대상자의 불쾌감과 불편함이 적고 값비싼 입력 장치가 필요치 않은 장점으로 현재 인식 모델 중에 많이 사용되고 있다. 하지만 2차원 얼굴 인식은 인식 대상자의 명암도를 통해 특징을 취득하는데 이는 포즈 및 조명의 변화에 오차가 민감하게 발생해 오인식되는 사례가 빈번히 발생되고 있다. 이와 같은 단점을 보완하기 위해 본 논문에서 3차원 스캐너를 통한 3차원 얼굴인식 모델을 설계한다. 설계 모델은 다항식 방식 기저 함수 신경망(RBFNN)과 SVM을 사용한다. 본 논문에서 사용하는 모델인 RBFNN는 빠른 학습시간, 일반화 그리고 단순화의 특징을 가지며, SVM은 구조적 위험 최소화의 개념에 기반한 최적의 선형 결정 평면을 찾는 이진분류기이다. 또한 고차원의 3차원의 깊이 값을 효율적으로 모델 학습하기 위해 PCA를 통해 저차원으로 축소하여 모델을 설계 후 인식률을 비교한다.

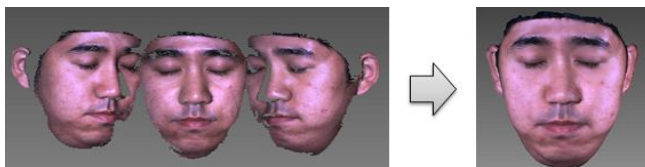
2. 본 론

2.1 3차원 얼굴영상 취득 및 전처리

본 논문에서는 3차원 얼굴 형상을 획득하기 위해 국내 4D Gate사의 HDI Scanner RX를 통해 대상의 정면, 좌 우측 22° 각도로 총 3장의 얼굴정보의 점 구름의 형태를 획득한다. 3차원 스캐너로 영상은 구조화 된 광선을 얼굴에 투과하여 점 구름 형태로 나타내어, 얼굴의 깊이 데이터를 특징 값으로 취득하여 사용하기 때문에 기존 2차원 영상의 단점인 조명 변화에 강하다. 또한 전처리 과정에서는 하나의 얼굴로 정합하는 포인트 클라우드 정합과 특징을 추출하기위해 포즈보상을 수행한다.

2.2 포인트 클라우드 정합

3차원 스캐너에서 획득한 정면, 22° 좌측, 우측을 하나의 얼굴 형태로 만들기 위해 포인트 클라우드 정합을 수행하였다. 정합된 형상은 그림 1과 같다.

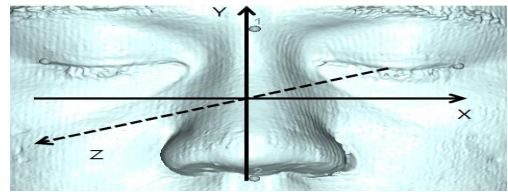


<그림 1> 3차원 얼굴 포인트 클라우드 정합.

2.3 3차원 얼굴 영상 포즈보상

3차원 스캐너를 통해 입력된 얼굴 영상은 약간의 회전된 영상으로 입력되기 때문에 정확한 특징 데이터를 취득하기 위해 정면으로 포즈 보상으로 수행한다. 본 논문의 포즈 보상은 다음과 같은 단계를 가진다.

- [단계 1] 3D 스캐너를 통해 얼굴 형상을 입력.
- [단계 2] 미간점과 코 밑점을 기준으로 새로운 X'축 설정.
- [단계 3] 양 눈 끝점을 기준으로 새로운 Y'축 설정.
- [단계 4] 새로운 X',Y'축을 기준 좌표계의 투영.
- [단계 5] 기준좌표계의 오차를 최소화 하는 방법으로 포즈보상수행.



<그림 2> 얼굴 포즈보상을 위한 Point 설정

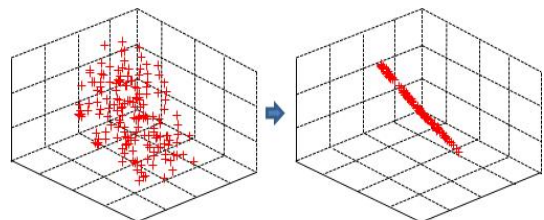
2.4 Point Signature 기법 : 깊이 데이터 추출

본 논문은 Point Signature기법을 사용하여 얼굴 영상의 깊이 데이터를 추출한다. Point Signature기법은 거리정보를 1차원 공간신호로 표현하는 방법으로 기준점을 설정하면 기준점을 중심으로 하여 반지름과 각도에 해당하는 깊이 값을 얻어 얼굴구조의 곡률정보를 추출할 수 있다. 포즈 보상을 수행한 얼굴 형상의 코 끝을 기준으로 얼굴 현상의 반지름 10mm, 20mm의 2개의 원을 이용하여 각도 10°로 1개의 영상에서 총 72개의 깊이 데이터를 추출하였다. 본 논문에서 사용된 Point Signature 기법의 과정은 다음과 같다.

- [단계 1] 추출하고자 하는 각도 θ 와 반지름 R 설정.
- [단계 2] 한 점을 기준으로 법선 벡터 생성.
- [단계 3] 법선벡터를 중심으로 하는 반지름 R 의 원을 얼굴에 투영.
- [단계 4] 각도 θ 에 해당하는 부분의 깊이 정보 추출.

2.5 PCA를 이용한 데이터 차원 축소

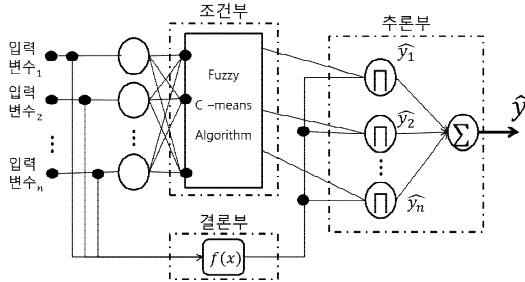
패턴 분류기를 이용하여 학습과 인식을 수행하는 경우 고차원 데이터는 성능 및 속도의 저하가 발생될 수 있다. 따라서 차원 축소 기법인 주성분 분석법(PCA : Principal Components Analysis)을 사용한다. 주성분 분석법은 고차원 특징 벡터로 이루어진 데이터에 대하여 고차원의 정보를 유지하면서 저차원으로 차원을 축소하는 데이터 처리방법 중의 하나이다. 특징 데이터는 특정 벡터 차원의 수만큼 존재하는 기준 축을 기준으로 표현되며, 이렇게 해서 얻은 특정 벡터 x 를 주축 방향으로 사영(Projection)시킴으로써 차원을 축소할 수 있다.



<그림 3> PCA를 통한 차원 축소

2.6 다항식 방사형 기저 함수 신경회로망(RBFNN)

본 논문의 다항식 기반 RBFNN은 기본 구조에서 그림 3과 같은 퍼지 규칙 기반한 네트워크로 개선된 구조를 가진다. 기본적인 신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며 조건부, 결론부, 추론부의 세가지 기능적 모듈로 분해 되어 동작한다. 조건부의 활성화함수는 기존 가우시안 함수 대신 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘을 사용한다. FCM 알고리즘은 각 클러스터에 포함되는 데이터의 소속정도가 퍼지 집합으로 출력되어 그 멤버십 값이 방사형의 형태로 나타내어 가우시안 함수의 역할을 대신할 수 있다. 결론부의 연결가중치는 기존 상수항 대신 표1의 다항식 형태를 사용한다. 모델의 최종 출력은 조건부와 결론부의 다항식으로 표현되며 이와 같은 개선된 RBFNN은 강인한 네트워크 및 예측 능력이 우수한 특징을 갖는다.



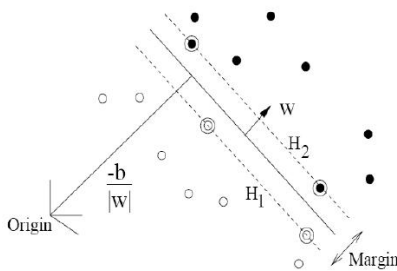
〈그림 4〉 개선된 방사형 기저 함수 신경회로망

2.7 SVM

SVM은 구조적 위험 최소화하의 개념에 기반한 최적의 선형 결정 평면을 찾는 이진 분류 방법이다. 결정 평면은 학습 집합의 원소들의 가중화된 조합이고, 학습 집합의 원소들을 서포트 벡터(Support vectors)라 부르고 두 클래스간의 경계면을 나타낸다. 또한 경계면은 선형 경계와 비선형 경계로 나누어진다.

2.7.1 선형 경계

SVM은 주어진 학습데이터에서 두 개의 분류를 구분하는 함수를 추정하는 것이다. 이 함수는 n차원의 벡터 공간의 경우 (n-1)차원의 초평면(hyperplane)의 형태로 나타낸다. 평면은 무수히 많이 존재 할 수 있지만 그림 5와 같이 두 분류간의 모든 점들의 사이의 거리를 최대화하도록 제약을 두면 유일한 평면만이 해로 나타난다.



〈그림 5〉 선형 분리 가능한 최적의 초평면

이 선형 평면 분류 경계를 OSH(Optima Separating Hyperplane)이라고 불리며 SVM 학습은 OSH를 찾는 과정이다. OSH는 식 (1)으로 나타낸다.

$$f(x) = w^T x - b = \sum_{i=1}^n a_i y_i x_i^T x - b \quad (1)$$

여기서 계수는 a_i 와 b 는 2차 프로그래밍 문제의 해이며, support vectors에 대한 a_i 는 0이 아닌 값을 가진다.

2.7.2 비선형 경계

선형 분리가 불가능한 데이터는 SVM 입력벡터를 선형 초평면에 발견되는 고차원의 특징 공간으로 비선형 매핑을 할 수 있다. 비선형 매핑은 식 (2)와 같다.

$$x_i^T x_j \rightarrow \Phi(x_i)^T \Phi(x_j) \quad (2)$$

목표 함수(objective function)와 결정 함수(decision function) 두 가지 모두 데이터 벡터 x 의 내적에 의해 표현됨에 따라, 계산적으로 복잡한 매핑 Φ 는 명시적으로 계산할 필요가 없다.

3. 실험 및 결과 고찰

본 연구에서는 3차원 스캐너로 입력받은 얼굴 형상은 포인트 클라우드 정합을 통해 하나의 얼굴형상을 생성하고 정확한 특징 점을 추출하기 위해 포즈보상 단계를 거친 후 Point Signature를 통해 얼굴의 깊이 데이터를 추출하여 표1과 같은 학습과 테스트 데이터의 데이터베이스를 구성한다. 추출된 깊이데이터의 패턴을 입력으로 사용하여 다항식 기반 RBFNN 패턴분류기와 SVM 분류기 모델을 설계하여 얼굴인식 수행 및 인식률을 비교한다.

〈표 1〉 얼굴 데이터베이스 및 추출데이터

정면	학습		테스트	
	L22°	R22°	L15°	R15°

본 실험에서 얼굴인식을 수행하기 위한 인식 후보 인원은 수원대학교 IC&CL 연구원과 학부 학생으로 구성된 전체 18명으로 한 사람당 총 5가지 포즈(정면 좌측 우측 15°, 22°), 총 90개의 형상으로 구성되며, 학습 데이터인 정면, 좌측 22° 우측 22°는 포인트 클라우드를 수행하여 하나의 얼굴을 생성한다. 또한 Point Signature를 이용하여 반지름 10mm, 20mm 각도 10°으로 72개의 특징의 깊이데이터를 추출하여 제안하는 RBFNN, SVM 분류기를 설계하여 임의 좌측 15°, 임의 우측 15°의 2가지 방향을 테스트 데이터로 입력하여 인식률을 산출하고 비교하였으며 실험 결과로 평균 인식률을 표 2로 나타내었다.

〈표 2〉 3차원 얼굴인식 모델 평균인식률 비교

Point Signature	RBFNN	SVM
Single	92.42%	92.63%
Multiple	96.45%	95.98%

4. 결 론

본 실험에서는 2차원 얼굴인식에서 조명 및 포즈변화에 대한 인식률 저하를 개선하고자 3차원 스캐너를 통해 인식 대상자의 3차원 얼굴 형상을 획득하고 전처리 과정을 거친 깊이데이터를 제안하는 RBFNNs 패턴분류기와 SVM 분류기를 설계하고 인식률을 비교하였다. 실험 결과 표2와 같으며, 특징 데이터의 수에 따라 연산 속도는 차이가 있으나 두 모델 모두 인식 대상자의 추출데이터가 Single보다 Multiple이 인식성능이 우수하다는 것을 볼 수 있었다.

감사의 글

경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음
[GRRC 수원2015-B2, U-city 보안감시 기술협력센터]

[참 고 문 헌]

- [1] Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection" IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 886-893, 2005
- [2] S-K. Oh, W-D. Kim, and W. Pedrycz, "Polynomial based radial basis function neural networks (P-RBFNNs) realized with the aid of particle swarm optimization," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 163, No. 1, pp. 54-77, 2011
- [3] Guo, Huimin, Ping Guo, and Qingshan Liu. "Mean shift-based edge detection for color image." Neural Networks and Brain, 2005. ICNN&B'05. International Conference on. Vol. 2. IEEE, 2005.