creative commons

COMMONS DEED

저작자표시-비영리-동일조건변경허락 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.

동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 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]I804:24011-200000256696

2012年 2月

碩士學位論文

동영상으로부터 텐서표현을 통한 얼굴 표정 인식

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

制 御 計 測 工 學 科

李 明 源

동영상으로부터 텐서표현을 통한 얼굴 표정 인식

Facial Expression Recognition by Tensor Representation from Video

2012년 2月 24日

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

制 御 計 測 工 學 科

李 明 源

동영상으로부터 텐서표현을 통한 얼굴 표정 인식

指導敎授 郭 根 昌

이 論文을 碩士學位申請 論文으로 提出함.

2011年 10月

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

制御計測工學科

李 明 源

李明源의 工學碩士學位論文을 認准함

委員長　朝 鮮 大 學 校　敎授　　高 樂 溶　印

委　員　朝 鮮 大 學 校　敎授　　潘 聲 範　印

委　員　朝 鮮 大 學 校　敎授　　郭 根 昌　印

2011年 11月

朝鮮大學校 大學院

목 차

제1장 서론 ····· 1
제1절 연구 배경 및 목적 ····· 1
제2절 연구 방향 ····· 2
제3절 논문의 구성 ····· 2
제2장 정지영상에 의한 감정인식 방법 ····· 3
제1절 주성분 분석 방법 ····· 3
제2절 선형 판별 분석 방법 ····· 5
제3장 동영상에 의한 얼굴 표정 인식 방법 ····· 9
제1절 기존 연구 방법 ····· 9
제2절 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법 ····· 10
제3절 제안된 얼굴 표정 인식 방법 ····· 15
제4장 실험 및 결과분석 ····· 18
제1절 얼굴 표정 데이터베이스 구성 ····· 18
1. CNU 얼굴 표정 데이터베이스 ····· 18
제2절 실험 및 결과 분석 ····· 25
1. 인식률 측정 방법 ····· 25
2. 얼굴 표정 인식 실험 방법 및 결과 ····· 26
제5장 결론 및 향후 계획 ····· 32

참고문헌 ····· 33

표 목차

표 2-1. 주성분 분석 방법 학습 ····· 4
표 2-2. 주성분 분석 방법의 검증 ····· 5
표 2-3. 선형 판별 분석 방법의 학습 과정 ····· 6
표 2-4. 선형 판별 분석 방법의 특징 추출 ····· 7
표 3-1. 다선형 주성분 분석 방법 ····· 13
표 4-1. CNU 얼굴 감정 데이터베이스 ····· 18
표 4-2. PCA와 TMPCA의 처리속도 비교 ····· 26

그림 목차

그림 2.1 주성분 분석 방법에 의한 투영 ····· 3
그림 2.2 고유 얼굴과 특징벡터의 선형결합에 의한 얼굴 영상 표현 ····· 5
그림 2.3 주성분 분석 방법과 선형 판별분석 방법의 비교 ····· 6
그림 2.4 Fisherfaces와 특징벡터의 선형결합에 의한 얼굴 영상 ····· 7
그림 3.1 다수결 방법 ····· 9
그림 3.1 텐서의 구성 ····· 10
그림 3.2 각 모드별 고유 값 계산 ····· 12
그림 3.3 다선형 투영 ····· 13
그림 3.4 제안된 얼굴 표정 인식 방법 ····· 15
그림 4.1 CNU 얼굴 감정 DB ····· 19
그림 4.2 특징점 개수에 따른 인식률 ····· 26
그림 4.3 Projection matrices obtained by TMPCA ····· 27
그림 4.4 특징점 개수에 따른 PCA와 TMPCA 성능 비교 ····· 29

ABSTRACT

Facial Expression Recognition by Tensor Representation from Video

Lee, Myung Won
Advisor : Prof. Kwak, Keun Chang, Ph. D.
Dept. of Control and Instrumentation Eng.,
Graduate School of Chosun University

This paper suggested the face expression recognition using the tensor-based principal component analysis. We present a new face verification method based on tensor presentation from video. For this purpose, we use Tensor-based Multilinear Principal Component Analysis (TMPCA) to verify simultaneously the successive frames with face images. For a perfoormance evaluating, serial facial images created by the database was carried out.

The experimental results on facial expression database reveal that the presented method shows a better performance in comparison with the well-known methods.

제1장 서론

제1절 연구 배경

19세기 중반 근대적 의미의 로봇에 대한 개념이 도입된 이래, 초기에는 인간의 모습과 흡사한 휴머노이드의 로봇을 꿈꾸어 왔다. 그러나 1970년대부터 로봇이 산업용 로봇이라는 이름으로 대량생산을 위한 도구로 사용되면서 로봇은 단순히 매니플레이터로서 개념이 국한되었다. 지난 30여 년간 전자부품의 발달로 인하여 여러 연구자들에 의해 매니플레이터로서의 개념을 넘어선 로봇들에 대한 연구가 끊이지 않았다. 이러한 연구는 인간을 도울 수 있는 로봇의 구현을 목표로 하고 있다. 이러한 모든 응용에 선행되는 연구가 로봇과 인간간의 직면한 의사소통(face to face communication)이다. 인간과 로봇과의 직면한 의사소통에는 여러 채널이 존재한다. 주변을 인지하는 감각으로 나누어 볼 때 크게 시각 채널, 청각 채널, 촉각 채널 등을 들 수 있다. 인간과 로봇의 의사소통은 한 가지 채널로만 이루어질 수 없으며 한 가지 방법이 실패하면 다른 방법으로 보안해야 한다. 얼굴 표정 인식(facial expression recognition)은 그 채널중의 하나로써 많은 연구가 되어오고 있다. 얼굴 표정 인식 시스템은 잠재적으로 많은 응용 분야를 가지고 있다. 인간로봇상호작용(HRI: Human Robot Interaction), 감성컴퓨팅(emotion computing)등 실제 생활에 있어서 여러 가지로 이용될 수 있는 분야이다[1-9]. 이에 대한 연구는 지금까지 계속되고 있다. 실제로 얼굴 표정 인식 시스템을 구현하기 위해서는 강인한 얼굴 검출과 추적 시스템이 선행되어야 하며 사람의 감정에 대한 얼굴 표정 연구도 선행되어야 한다. 또한 얼굴 검출과는 달리 사람의 심리적 요인에 의해서 표정이 결정되기 때문에 심리학적인 연구도 필요하다. 얼굴 표정 연구의 대표적인 심리학자인 Ekman[10]의 연구에 따르면 사람의 얼굴 표정은 수초 이내에 사라진다고 한다. 놀람과 같은 표정은 수 ms 이내로 잠깐 나타났다가 사라지고 슬픔과 같은 표정은 몇 초 이내로 사라진다. 따라서 얼굴 표정인식에 있어서 실시간이란 개념은 오래 지속되는 얼굴 표정만이 아니라 빠르게 나타났다가 사라지는 얼굴 표정까지 모두를 인식할 수 있는 것이 얼굴 표정 인식에 있어서 실시간이라고 할 수 있다. 이렇게 짧은 시간 내에 나타내는 표정을 인식하기 위해서는 강인하면서 짧은 시간 내에 실행되는 알고리즘을 구축해야할 필요성이 있다.

제 2절 연구 내용 및 목표

본 논문의 목적은 얼굴 감정을 분류하는 것이다. 제 1절에서 언급했듯이 로봇과 의사소통을 하기 위해서는 실시간으로 처리해야 한다. 그렇기 때문에 동영상 기반으로 된 DB를 이용하여 학습을 시키고 검증을 한다.

일반적으로 컬러 이미지는 행과 열 그리고 컬러정보를 가지는 3차원 텐서이고, 대부분 얼굴 감정 인식에 사용되고 있는 입력 데이터는 그레이스케일 이미지, 즉 행과 열을 가지는 2차 텐서이다. 3차원 얼굴 감정 인식과 같은 경우 사용되는 입력 데이터는 행과 열 그리고 각도를 가진 3차 텐서를 활용한다[11-13]. 그러나 본 논문에서는 얼굴 감정 인식 수행시간을 단축시키기 위하여 연속적인 그레이스케일 이미지를 제안한다. 즉, 행과 열 그리고 시간 축(프레임)을 가진 3차 텐서이다. 또한 제안한 3차 텐서를 이용하여 특징을 추출하기 위하여 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법(T-MPCA: Tensor-based Multilinear Principle Component Analysis)을 이용한다[14-15]. 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법은 2차원 얼굴 영상을 고차원 벡터로 표현하여 통계적 영상분석을 수행하는 기존 방법들과는 달리 직접적인 텐서 표현으로 특징들을 추출한다. 이로써 실시간 처리가 중요한 로봇환경에서 처리 속도를 개선시킬 뿐만 아니라 연속적인 얼굴 영상에 대하여 얼굴 감정 인식을 수행하여 우수한 인식 성능을 나타낼 것으로 기대된다.

마지막으로 제시된 방법의 성능평가를 위해 얼굴 감정 인식데이터 베이스를 구축하였고, 기존의 방법과 비교하여 우수성과 효율성을 증명한다.

제 3절 논문의 구성

2장에서는 기존의 얼굴 표정 인식 방법을 살펴본다. 3장에서는 텐서 기반 다선형 주성분 분석방법에 의한 얼굴 표정 인식 방법을 제시 하였다. 4장에서는 본 논문에서 제안한 방법을 평가하기 위한 데이터베이스 구성과 주성분 분석 방법과 비교하여 우수성과 효율성을 설명한다. 마지막으로 5장에서는 향후 연구 방향과 본 논문의 결론을 맺는다.

제2장 정지영상에 의한 표정인식 방법

얼굴 표정 인식 방법은 컴퓨터 비전을 이용하여 다양한 연구들이 진행되고 있다. 이 연구들을 큰 맥락에서 보면 얼굴 검출, 특징 추출, 표정 분류의 세 단계를 거쳐서 이루어진다[16].

기존의 얼굴 표정 인식 방법에서 다루는 영상은 정지영상과 동영상으로 나뉘고 방법은 크게 세 가지로 나눌 수 있다. 입력된 영상으로부터 벡터를 기반으로 얼굴 전체를 검출하여 사람을 식별하거나[17-22], 얼굴의 특징추출에 따른 방법[23], 얼굴의 특정 부분을 분석하는 방법[24-25]으로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 벡터를 기반으로 얼굴 전체를 검출하여 사람을 식별하는 방법을 사용하였다.

제1절 주성분 분석 방법

주성분 분석 방법(PCA: Principal Component Analysis)은 분산까지의 통계적 성질을 이용한 2차 통계적 방법으로, 고차원의 입력 데이터의 차원을 효율적으로 축소하는 데에 주로 사용된다. 주성분 분석 방법을 요약 하자면, 전체 영상의 데이터를 가지고 그것들의 분산이 큰 몇 개의 고유 방향에 대한 축으로 선형 투영시켜 차원을 줄이는 방법을 말한다[21-22].

그림 2.1은 두 클래스로 이루어진 2차원 벡터들을 주성분 분석 방법에 의해 생성된 벡터 축으로 투영된 것을 나타내고 있다.

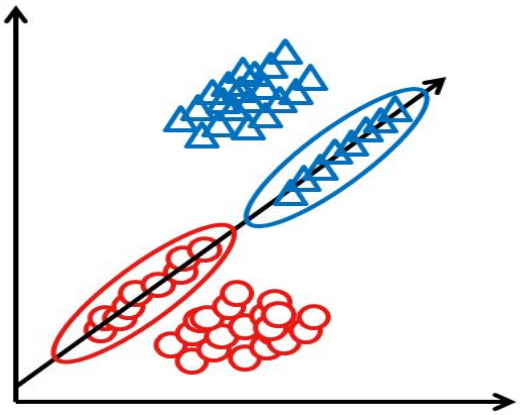


그림 2.1 주성분 분석 방법에 의한 투영

주성분 분석 방법으로 1차원으로 축소되었지만 클래스간의 분리가 가능하다는 것을 나타내고 있다. 즉, 입력 벡터의 차원이 감소하더라도 입력 데이터의 분포에 대한 정보 유지, 계산상의 부하 감소, 노이즈 제거, 데이터 압축과 같은 효과를 나타내는 장점을 갖는다. 주성분 분석 방법의 학습 과정을 간단히 살펴보면, 아래 표 2-1과 같다.

표 2-1. 주성분 분석 방법 학습

1. P개의 학습 영상 벡터 정의

$$X = [x^1 | x^2 | \ldots x^P] \tag{2-1}$$

2. 각 영상 벡터와 평균 영상 벡터의 차

$$\overline{x^i} = x^i - mean \quad , mean = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{p} x^i \tag{2-2}$$

3. P개의 $\overline{x^i}$ 벡터를 이용한 $N \times N$ 공분산 행렬

$$\Omega = \overline{X}\,\overline{X}^T \ , \overline{X} = [\overline{x^1} | \overline{x^2} | \ldots \overline{x^i}] \tag{2-3}$$

4. 공분산 행렬에 대해서 고유치와 고유벡터 정의

$$\Omega v_i = \lambda v_i \tag{2-4}$$

5. 학습 영상에 대한 특징 벡터 정의

$$\tilde{x}^i = V^T \overline{X^i} \ , \ \overline{V} = [\overline{v^1} | \overline{v^2} | \ldots \overline{v^P}] \tag{2-5}$$

여기서 공분산 행렬에 의해 얻어지는 고유치는 분산을 최대로 하는 방향을 나타내고 이 고유치에 대응하는 고유 벡터는 특정 방향의 변동성을 나타낸다. 이 고유벡터가 고유 얼굴(Eigenfaces)이다. 그림 2.2는 고유 얼굴과 특징벡터의 선형결

합에 의한 얼굴 영상 표현을 나타낸다. 주성분 분석 방법의 검증 과정은 다음 표 2-2와 같다.

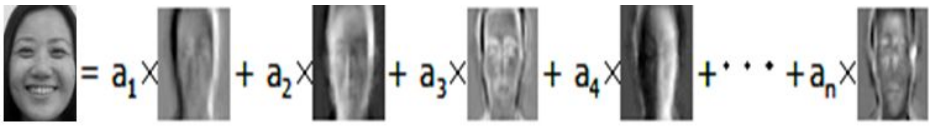


그림 2.2 고유 얼굴과 특징벡터의 선형결합에 의한 얼굴 영상 표현

1. P개의 검증 영상 벡터 정의

$$Y = [y^1 | y^2 | \ldots y^P] \tag{2-6}$$

2. 각 영상 벡터와 평균 영상 벡터의 차

$$\overline{y^i} = y^i - mean \quad , mean = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{p} y^i \tag{2-7}$$

3. 고유벡터 V를 이용한 검증 영상에 대한 특징 벡터 정의

$$\widetilde{y^i} = V^T \overline{y^i} \tag{2-8}$$

위에서 구해진 검증 영상의 특징 벡터와 학습 영상의 특징 벡터들 간의 유사도를 측정하여 가장 유사한 특징 벡터 영상은 인식 결과 영상으로 사용된다. 유사도 측정 방법은 4장 실험 부분에서 자세히 설명한다.

제 2절 선형 판별 분석 방법

선형 판별 분석 방법(LDA: Linear Discriminant Analysis) 은 클래스내의 분산을 나타내는 행렬(within-class scatter matrix: S_W)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(between-class scatter matrix: S_B)의 비율이 최대가 되는 선형 변환법으로 데이터에 대한 특징벡터의 차원을 축소하는 방법이다[26-28]. 그림 2.3은 주성분 분석 방법과 선형 판별분석 방법의 비교를 나타낸 것이다.

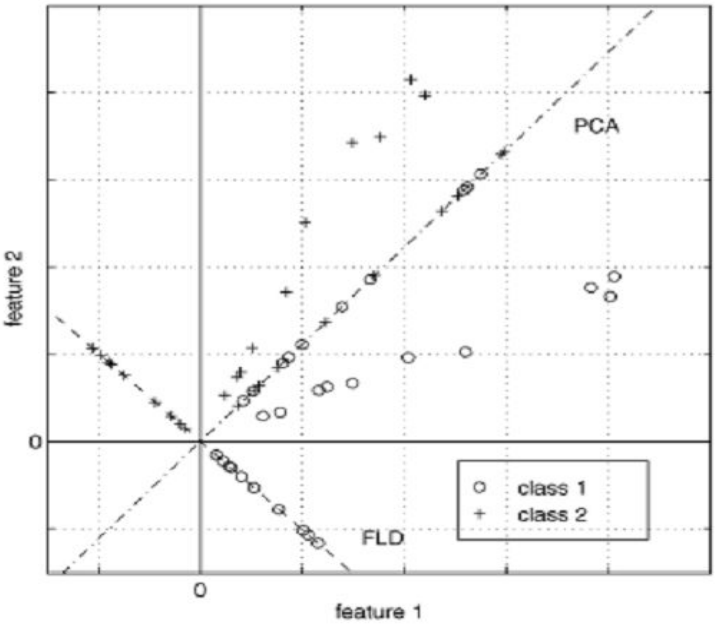


그림 2.3 주성분 분석 방법과 선형 판별분석 방법의 비교

이 변환 방법은 클래스간의 편차는 최대로 해주면서, 집단 내 편차를 최소로 하여, 데이터를 쉽게 나눌 수 있고, 집단 또한 쉽게 분리 할 수 있다. 학습과정을 간단히 살펴보면 아래와 같다.

표 2-3. 선형 판별 분석 방법의 학습 과정

1. P개의 학습 영상 벡터 정의

$$X = [x^1|x^2|x^3|...x^P] \tag{2-9}$$

2. i번째 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬 정의

$$S_i = \sum_{x \in X_i} (x - mean_i)(x - mean_i)^T \quad ,mean = \frac{1}{P_i} \sum_{x \in X_i} x \tag{2-10}$$

3. 전체 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬 S_W정의

$$S_W = \sum_{i=1}^{C} S_i \tag{2-11}$$

4. 클래스 간 분산을 나타내는 행렬 S_b정의

$$S_B = \sum_{i=1}^{C} n_i (Mean_i - Mean)(Mean_i - Mean)^T \ , Mean = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{P} x^i \qquad (2\text{-}12)$$

5. S_W와S_b의 비율이 최대가 되는 행렬 정의

$$W_{opt} = \arg max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}$$

$$= [w_1, w_2 ... w_m] \qquad (2\text{-}13)$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_{i,\ i=1,2,...m} \qquad (2\text{-}14)$$

- 여기에서, X_i는 클래스, C는 클래스의 수, n_i는 각 클래스에 속하는 샘플의 수, P는 모든 표본 집합의 개수, m은 얻고자 하는 고유 벡터의 수를 나타낸다.

위의 과정을 거치면 C-1개의 영이 아닌 고유치가 존재하며 따라서, m의 상한 값은 C-1개가 존재한다. 이 고유벡터가 Fisherfaces이다. 그림 2.4는 Fisherfaces와 특징벡터의 선형결합에 의한 얼굴영상 표현 나타낸다.

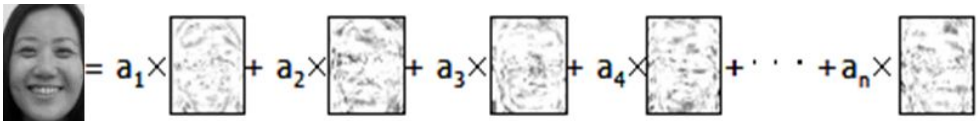


그림 2.4 Fisherfaces와 특징벡터의 선형결합에 의한 얼굴 영상 표현

선형 판별 분석방법의 특징 추출 과정은 다음 표 2-4와 같다.

표 2-4. 선형 판별 분석 방법의 특징 추출

1. P개의 검증 영상 벡터 정의

$$Y = [y^1 | y^2 | ... y^P] \qquad (2-15)$$

2. 각 영상 벡터와 평균 영상 벡터의 차

$$\overline{y^i} = y^i - mean \quad , mean = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{p} y^i \qquad (2-16)$$

3. W_{opt}를 이용한 검증영상에 대한 특징 벡터 정의

$$\widetilde{y^i} = W_{opt}\overline{y^i} \qquad (2-17)$$

위에서 구해진 검증 영상의 특징 벡터와 학습 영상의 특징 벡터들 간의 유사도를 측정하여 가장 유사한 특징 벡터 영상을 인식 결과 영상으로 사용된다. 선형 판별 분석방법은 Eigenfaces방법보다 조명이나 표정변화가 있는 얼굴영상에 대해 우수한 인식 성능을 나타낸다. 그러나 선형 판별 분석방법은 클래스내의 분산이 비정칙(Singular)이 되는 문제가 있다. 클래스내의 분산이 정칙이 되도록 하기 위해서는 주성분 분석 방법을 이용하여 영상집합을 저차원 공간으로 투영함으로써 해결할 수 있다.

제3장 동영상에 의한 얼굴 표정 인식 방법

제 1절 기존 연구 방법

주성분 분석 방법의 경우 정지영상을 기반으로 하는 공간적 접근법에 해당한다. 하지만 본 논문에서 제안하고자 하는 방법은 동영상을 기반으로 하기 때문에 그에 합당한 비교를 하기 위하여 주성분 분석 방법에 다수결 방법(majority voting)을 추가한다. 예를 들어 1초에 5프레임이라는 이미지를 얻었을 경우 행복한 표정이 계속 나오진 않는다. 무표정에서 행복한 표정으로 가고 다시 무표정으로 가는 과정으로 변화된다. 그렇기 때문에 한 장씩 특징벡터를 갖는 주성분 분석 방법으로는 성능 비교를 이룰 수 없다. 그래서 주성분 분석 방법에 다수결 방법을 사용하게 되면 5프레임일 경우 각 프레임마다 특징 벡터를 찾고 분류하여 가장 많이 나온 표정을 인식하게 된다.

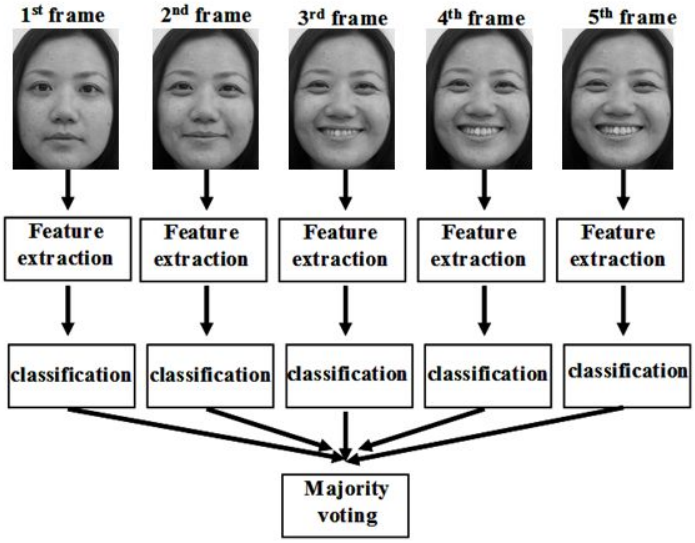


그림 3.1 다수결 방법

제 2절 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법

다선형 주성분 분석(MPCA: Multilinear Principal Component Analysis) 방법은 주성분 분석 방법의 다선형 확장이며, Lu[14]에 의해 걸음새 인식에 성공적으로 적용되어졌다. 다선형 주성분 분석 방법은 2차원 주성분 분석법과 같이 얼굴 이미지를 1차 벡터로 변환하지 않고 직접 공분산을 구하는 방식을 취하는 방법이다. 다선형 주성분 분석 방법과 2차원 주성분 분석법과 차이가 있다면, 2차원 주성분 분석법의 경우 입력데이터의 크기가 w×h인 경우 w×w 또는 h×h의 크기를 가지는 고유벡터 중 하나만을 구하여 사용하는데 다중선형 주성분 분석법의 경우는 두 가지 형태의 고유벡터를 모두 구하여 이용한다.

다선형 주성분 분석 방법을 간단히 설명하면 다음과 같다. 텐서들은 전형적으로 A로 표시하고, 텐서의 요소는 N에 의해 표시된다. N은 텐서 대상의 차수를 나타내며 각 지수는 하나의 모드를 정의한다. 즉, 벡터들은 1차 텐서이고 행렬들은 2차 텐서이다. $N>2$를 가진 텐서들은 고차의 벡터와 행렬의 일반화된 형태로써 보일 수 있다.

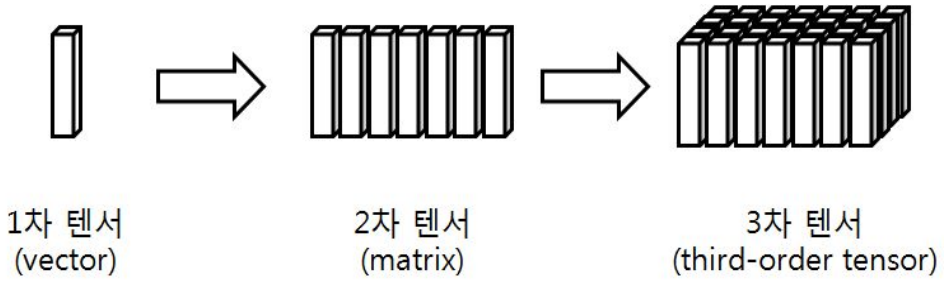


그림 3.2 텐서의 구성

텐서의 요소는 괄호에서 지수를 가지고 표시되며, N차 텐서는 $A \in R^{I_1 \times I_2 \times \ldots \times I_N}$이다. 그것은 N개의 지수들 i_n, $n=1,2,\ldots,N$에 의해 표시되고, 각 i_n은 A의 n-모드를 할당한다. $A \times_n U$에서 행렬 $U \in R^{J_n \times I_n}$ 에 의한 텐서 A의 n-모드 곱은 다음과 같은 텐서로 표현되어진다.

$$(A \times_n U)(i_1,\ldots,i_{n-1},j_n,j_{n+1},i_{n+1},\ldots,i_N) = \sum_{i_n} A(i_1,\ldots,i_N) \cdot U(j_n,i_n) \quad (3\text{-}1)$$

두 텐서의 $A,B \in R^{I_1 \times I_2 \times \ldots \times I_N}$의 스칼라 곱은 다음과 같이 정의된다.

$$< A,B \geqq \sum_{i_1}\sum_{i_2}\ldots\sum_{i_n} A(i_1,i_2,\ldots,i_n) \bullet B(i_1,i_2,\ldots,i_n) \tag{3-2}$$

텐서 A의 프로베니우스 놈 (Frobenius norm)은 $\| A \|_F = \sqrt{< A,A >}$과 같이 정의 된다. 표준 다선형 대수식에 따라 텐서 A는 다음의 곱 형태로 나타난다.

$$A = S \times_1 U^{(1)} \times_2 U^{(2)} \times \ldots \times_N U^{(N)} \tag{3-3}$$

여기서, S는 다음 식과 같다.

$$S = A \times_1 U^{(1)^T} \times_2 U^{(2)^T} \times \ldots \times_N U^{(N)^T} \tag{3-4}$$

$U^{(N)} = (u_1^n u_2^n \ldots u_{I_n}^n)$로 $I_n \times I_n$의 직교(Orthonormal) 행렬이다. $R^{I_1} \otimes R^{I_2} \ldots \otimes R^{I_N}$ 공간에서 M텐서의 집합이 $\{ Y_m, m = 1,\ldots,M \}$ 일 때 총 분산은 식(3-5)와 같다.

$$\Psi_Y = \sum_{m=1}^{M} \| Y_m - \overline{Y} \|_F^2 \tag{3-5}$$

$$\overline{Y} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} Y_m \tag{3-6}$$

여기서, $\overline{Y}$는 평균 텐서, Ψ_Y는 텐서 총 분산을 나타낸다. 여기서 n-모드 총 분산 행렬은 다음 식과 같다.

$$C_{T_Y} = \sum_{m=1}^{M} (A_m^{(n)} - \overline{A}^{(n)})(A_m^{(n)} - \overline{A}^{(n)})^T \tag{3-6}$$

여기서 $A_m^{(n)}$은 A_m의 n-모드 전개 행렬(unfolded matrix)이다. 다선형 주성분 분석 방법은 다음 식과 같이 텐서기반 스캐터 척도를 최대화하도록 한다. 이 문제

는 N개의 선형 최적화 문제로 분해되어져서 해결되어질 수 있다. 모든 다른 투영 행렬 $\widetilde{U}^{(1)},...,\widetilde{U}^{(n-1)},\widetilde{U}^{(n+1)},...,\widetilde{U}^{(N)}$이 주어졌을 때, 행렬 $\{\widetilde{U}^{(n)} \in R^{I_n \times P_n},\ n=1,...,N\}$의 가장 큰 P_n개의 고유치에 대응하는 고유벡터들로 구성하는 Ψ_Y를 식 (3-6)과 같이 최대화 한다. 고유 벡터는 식(3-7)과 같이 구해 질 수 있다.

$$\{\widetilde{U}^{(n)}, n=1,2,...,N\} = \arg \max_{\widetilde{U}^{(1)},\widetilde{U}^{(2)},...,\widetilde{U}^{(N)}} \Psi_y \tag{3-6}$$

$$\Phi^{(n)} = \sum_{m=1}^{M} (X_{m(n)} - \overline{X}_{(n)}) \bullet \widetilde{U}_{\Phi(n)} \bullet \widetilde{U}^{T}_{\Phi(n)} \bullet (X_{m(n)} - \overline{X}_{(n)})^T \tag{3-7}$$

여기서, $\widetilde{U}_{\Phi(n)} = (\widetilde{U}^{(n+1)} \otimes \widetilde{U}^{(n+1)} \otimes ... \widetilde{U}^{(N)} \otimes \widetilde{U}^{(1)} \otimes \widetilde{U}^{(2)} \otimes ... \widetilde{U}^{(n-1)})$ 이다. 각 모드별 고유 값 표현은 그림 3.3에 나타내었다.

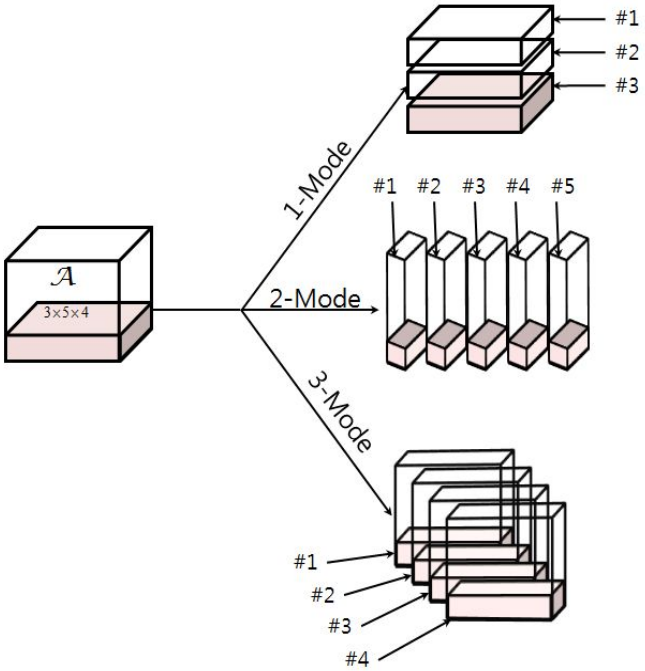


그림 3.3 각 모드별 고유 값 계산

얻어진 투영행렬 $\widetilde{U}^{(n)}$은 $\prod_{n=1}^{N} P_n$로서 보일 수 있다. 그러나 그것들의 모두가 인

식을 위해 유용하지는 않기 때문에 클래스 분별력을 통해 선택되어질 수 있다. 클래스 분별력에 의해 순서화된 특징벡터는 다음과 같이 계산되어진다.

$$Y_m = X_m \times_1 \widetilde{U}^{(1)^T} \times_2 \widetilde{U}^{(2)^T} \ldots \times_N \widetilde{U}^{(N)^T} \tag{3-8}$$

그림 3.4는 다선형 투영을 시각적으로 표현하였다.

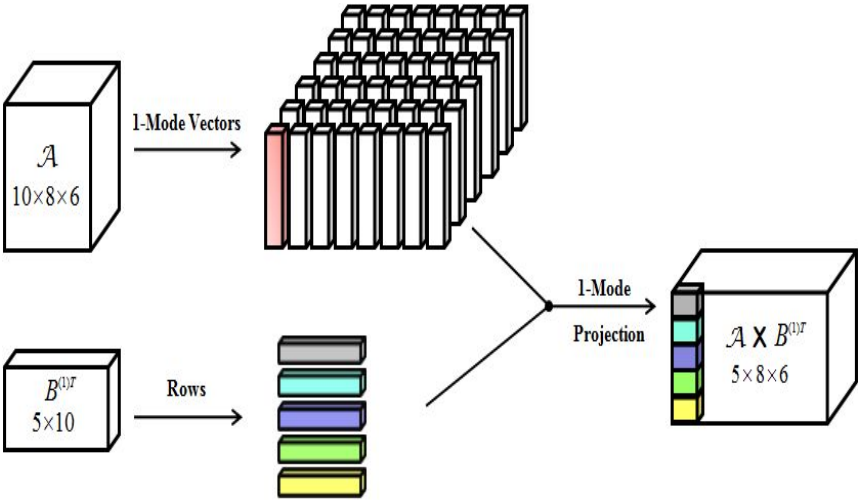


그림 3.4 다선형 투영

그림 3.3을 간단히 설명 하면 3차원 텐서 $A \in R^{10\times8\times6}$를 투영행렬 $B^{(1)^T} \in R^{5\times10}$ 의 1-모드(1-mode) 벡터 공간에 투영한 것으로, 투영된 텐서는 $A \times_1 B^{(1)^T} \in R^{5\times8\times6}$크기를 가진다. 다선형 주성분 분석 방법에 대한 내용은 표 3-1에서 간략히 나타내었다.

표 3-1. 다선형 주성분 분석 방법

1. (전처리) 입력 샘플 $\{X_m \in R^{I_1\times I_2\times\ldots\times I_N}, m=1,2,\ldots,M\}$의 편차 $\widetilde{X}_m$정의 $\{\widetilde{X}_m = X_m - \overline{X}, m=1,\ldots,M\}$

$$\overline{X} = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M} X_m$$

2. (초기화) $\Phi^{(n)*} = \sum_{m=1}^{M} \widetilde{X}_{m(n)} \cdot \widetilde{X}_{m(n)}^{T}$의 고유-분해(eigen-decomposition)를 계산 하고 고유값 $P_n (n=1,\ldots,N)$에 상응하는 고유 벡터로 구성된 $\widetilde{U}^{(n)}$을 구성

3. (최적화)

Calculate

$$\{\widetilde{Y}_m = \widetilde{X}_m \times_1 \widetilde{U}^{(1)^T} \times_2 \widetilde{U}^{(2)^T} \ldots \times_N \widetilde{U}^{(N)^T}, m = 1,2,\ldots,M\}$$

Calculate

$$\Psi_{y_0} = \sum_{m=1}^{M} \| \widetilde{Y}_m \|_F^2$$

여기서, $\widetilde{X}_m$이 중심이 되므로 평균 $\overline{\widetilde{Y}}$는 모두 0이다.

for $k = 1:K$

for $n = 1:N$

- 가장 큰 고유값 P_n에 상응하는 $\Phi^{(n)}$행렬의 고유벡터 P_n으로 구성된 $\widetilde{U}^{(n)}$을 구성
- Calculate $\{\widetilde{Y}_m, m = 1,2,\ldots,M\}$ 과 Ψ_{Y_k}.
- if $\Psi_{Y_k} - \Psi_{Y_{k-1}} < \eta$ 이면 단계 4로 이동.

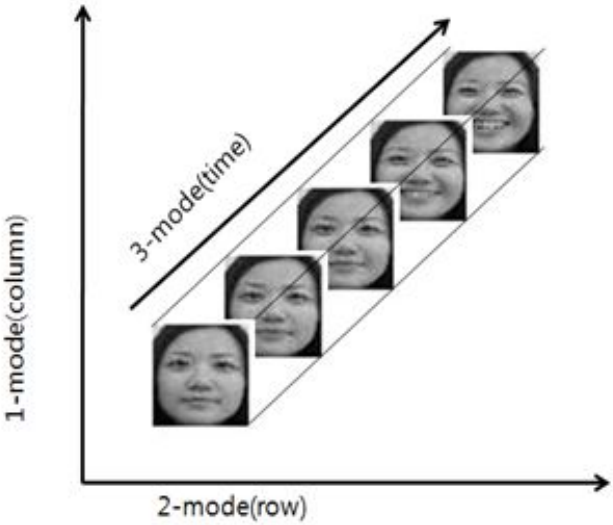
4. (투영) 특징 텐서 정의

$$\{\widetilde{Y}_m = \widetilde{X}_m \times_1 \widetilde{U}^{(1)^T} \times_2 \widetilde{U}^{(2)^T} \times \ldots \times_N \widetilde{U}^{(N)^T}, m = 1,2,\ldots,M\}$$

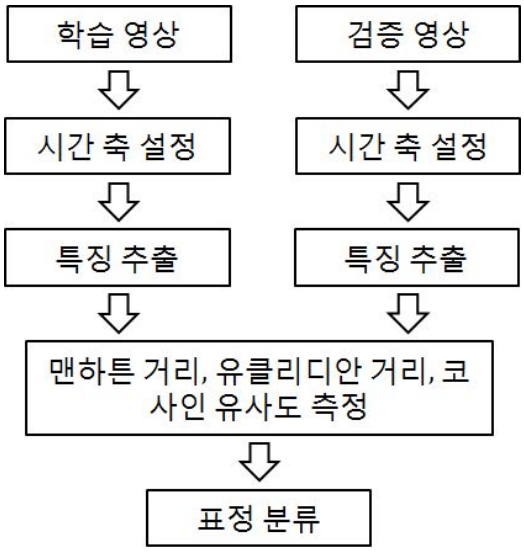
제 3절 제안된 얼굴 표정 인식 방법

본 논문에서는 텐서기반 다선형 주성분 분석방법을 이용하여 동영상 기반의 얼굴 표정 인식에 대해 다룬다. 다선형 주성분 분석 방법은 직접적으로 텐서 표현으로 이미지의 본래의 특징들을 추출한다. 예를 들어 일반적으로 얼굴 표정 인식의 입력으로 사용되는 그레이 스케일 이미지의 경우 행과 열을 가지는 2차원 텐서이고, 컬러 이미지 경우 행, 열, 컬러 정보를 가지는 3차원 텐서로 볼 수 있다. 또한 3차원 얼굴 표정 인식에 사용되는 얼굴 데이터베이스는 행, 열, 각도를 가진 3차원 텐서로 볼 수 있다. 본 논문에서의 제안된 얼굴 감정 인식 시스템에 대하여 그림 3.5에 나타내었다. 제안된 3차원 텐서는 그림 3.5(a)와 같이 행, 열, 시간을 가지는 연속적인 얼굴 영상을 사용하였다.

즉, 연속적인 그레이 스케일 이미지의 행과 열에 시간 축을 추가하여 3차원 텐서를 입력으로 사용하고 특징추출은 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법 수행에 의해 얻어진다.



(a) 제안된 3차 텐서



(b) 제안된 방법의 블록 다이어그램

그림 3.5 제안된 얼굴 표정 인식 방법

차원 축소 관점에서 보면 보다 더 쉽게 이해 할 수 있다. 차원 축소는 고차원의 다변량 데이터에서 변수의 수를 줄이는 방법으로서 패턴 인식, 데이터 압축, 다변량 분석, 데이터 시각화, 데이터 마이닝 등의 광범위한 분야에서 고려되어지는 문제이다[30-44]. 즉, 간단히 설명하자면 차원이 축소됨에 따라 유사도 비교할 때 처리 속도가 빨라지기 때문에 얼굴 감정 인식 시스템 수행 속도도 당연히 빨라진다. 따라서 제안된 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법과 주성분 분석방법의 차원 문제에 대해 비교한다. 이를 위하여, 카메라로부터 45×40크기의 얼굴 이미지가 초당 10프레임으로 얻어진다고 가정하자. 주성분 분석 방법의 경우 공분산 행렬은 1×1800차원의 투영 벡터가 생성되며, 10프레임을 얻는다고 가정했기 때문에 총 투영 벡터는 차원은 10×1800이 된다. 그러나 제안된 텐서기반 다선형 주성분 분석 방법은 시간 축(프레임 차원)을 고려하기 때문에 최종적으로 얻는 공분산 행렬은 1×1800차원의 투영벡터가 생성된다. 이들 투영 벡터들 중 몇 개를 선택 투영하여 얼굴 감정 인식을 수행하느냐가 차원 축소의 문제이다.

즉, 인식률을 안정적으로 유지하면서 차원을 효과적으로 줄이는 문제가 바로 투영벡터의 차원 선택 문제이다. 일반적으로 투영 벡터 선택은 차원을 높이면 인식률이 높아지는 것으로 알려져 있으나 일정 차원 이상으로 차원이 증가하면 오히

려 인식률이 감소하게 되는 것을 알 수 있다. 주성분 분석 방법에서는 큰 고유치의 순으로 투영 벡터를 선택하게 되는데 그 이유는 차원이 증가 할수록 낮은 고유치의 값이 0이 되기 때문에 인식에 불필요한 부분을 제거하는 것이다. 따라서 제안된 텐서 기반 주성분 분석 방법 또한 큰 고유치 순으로 투영한다.

제안된 방법은 기존 방법보다 차원을 효과적으로 줄일 것으로 기대된다. 이는 실시간 처리가 중요한 로봇환경에서 처리 속도를 개선시킬 뿐만 아니라 우수한 인식 성능을 나타낼 것으로 기대되며, 실험을 통하여 이를 증명한다.

제4장 실험 및 결과 분석

본 장에서는 제안된 방법의 성능 평가를 위해 기존 주성분 분석 방법과 비교하여 우수성과 효율성을 설명한다. 1절에서는 실험에 사용할 얼굴 데이터베이스와 얼굴 검출 방법에 대하여 설명하고, 2절에서는 유사도 측정방법, 실험 방법 및 실험 결과에 대해 설명한다.

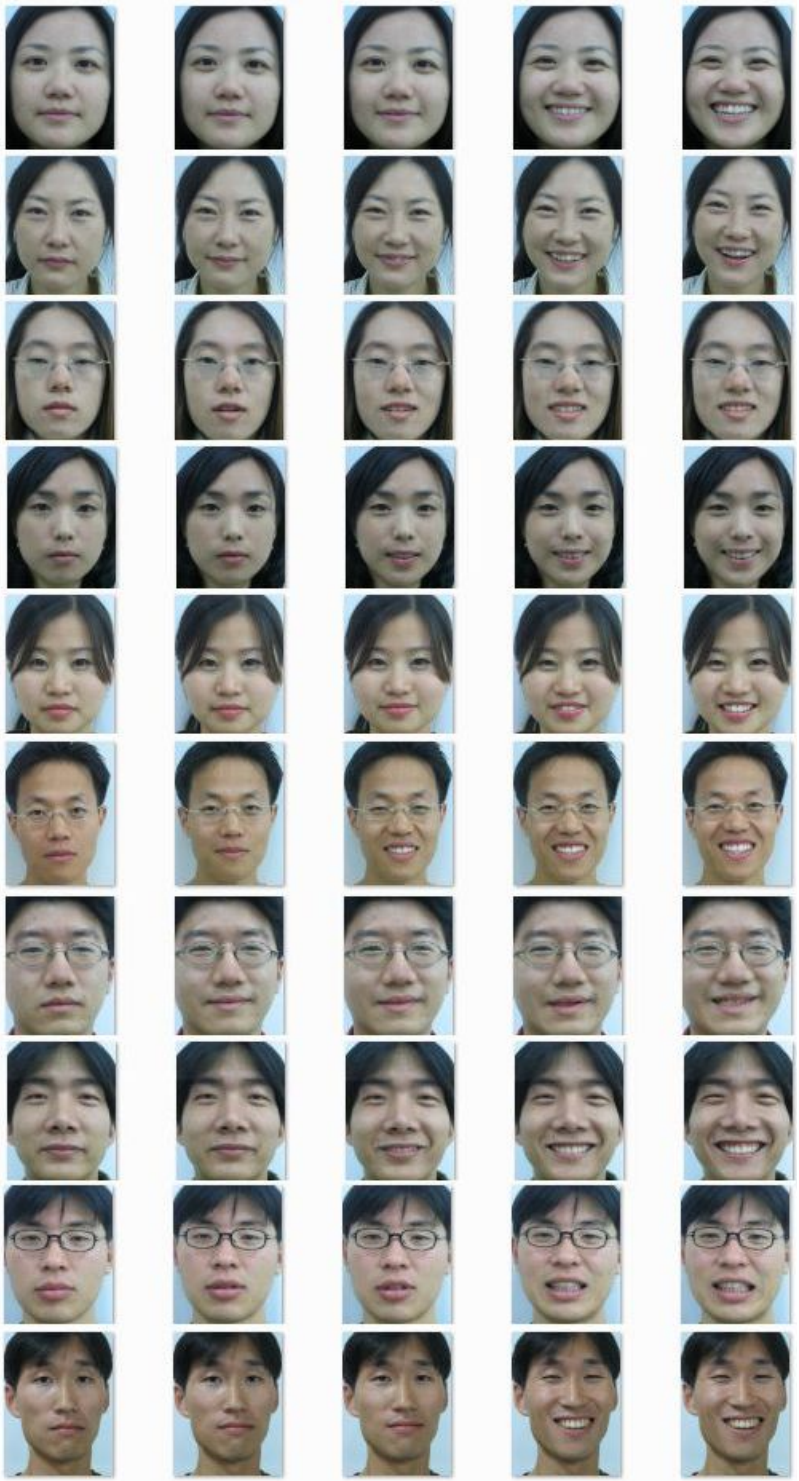
제 1절 얼굴 데이터베이스 구성

1. CNU 얼굴 감정 데이터베이스

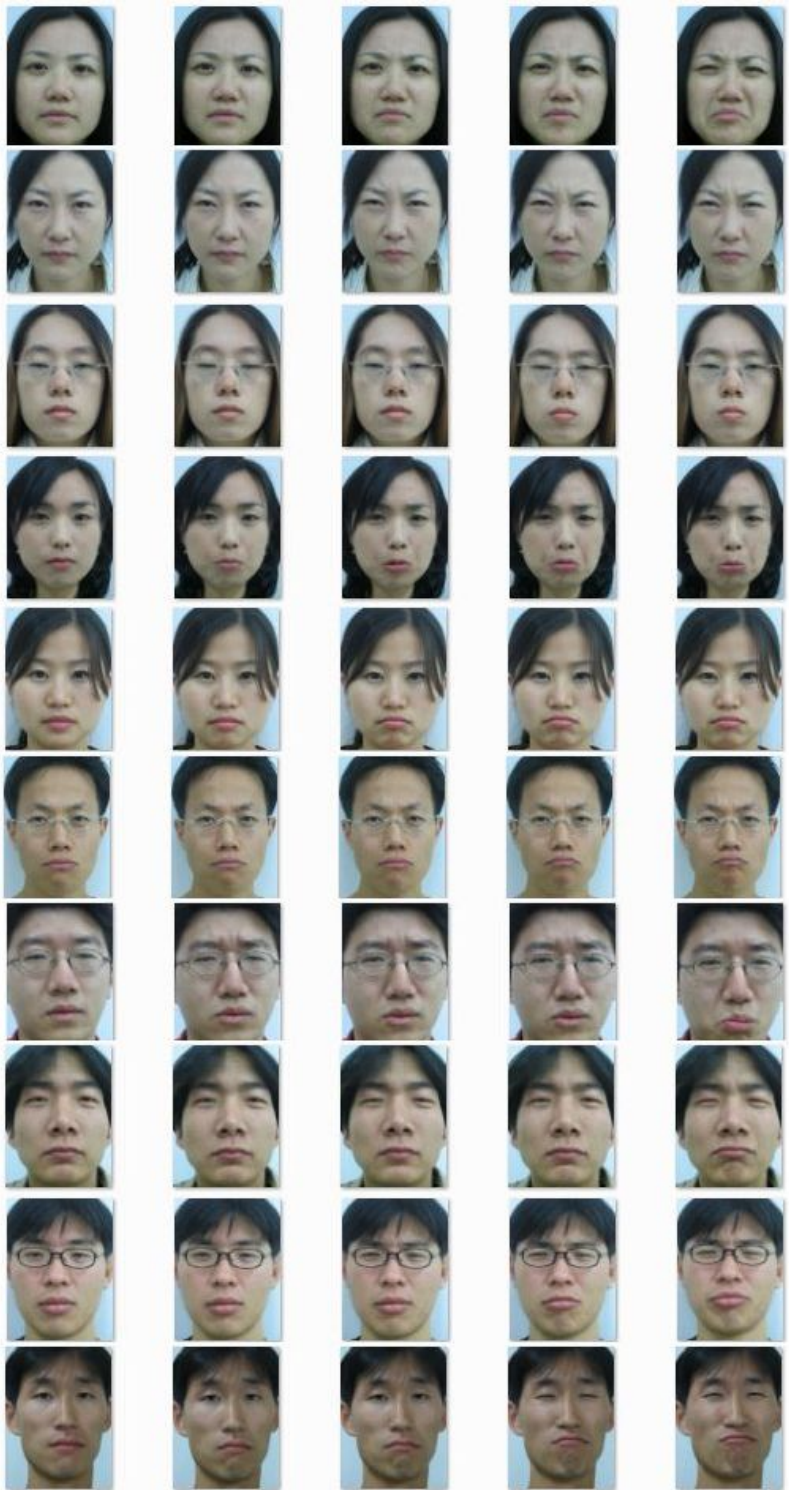
본 논문에서 제시한 텐서기반 주성분 분석 방법의 성능을 평가하기 위해, 충북대에서 만든 CNU 얼굴감정인식 데이터베이스를 사용하였다. 이 데이터베이스는 카메라로부터 얼굴 동영상을 촬영하고 하나의 표정에 대해 15프레임씩 구성되어 있고 기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 혐오, 공포와 같은 6가지 감정 표현을 10명씩 구축하였다.

표 4-1. CNU 얼굴 감정 데이터베이스

• 총 참여 인원 : 10명 • 얼굴 데이터베이스 구성 환경 - 6가지의 표정(기쁨, 슬픔, 화남, 놀람, 혐오, 공포) - 동영상으로 촬영하여 한 명이 갖는 하나의 표정은 15프레임을 갖는다. • 얼굴 영상 사이즈 : 45×40

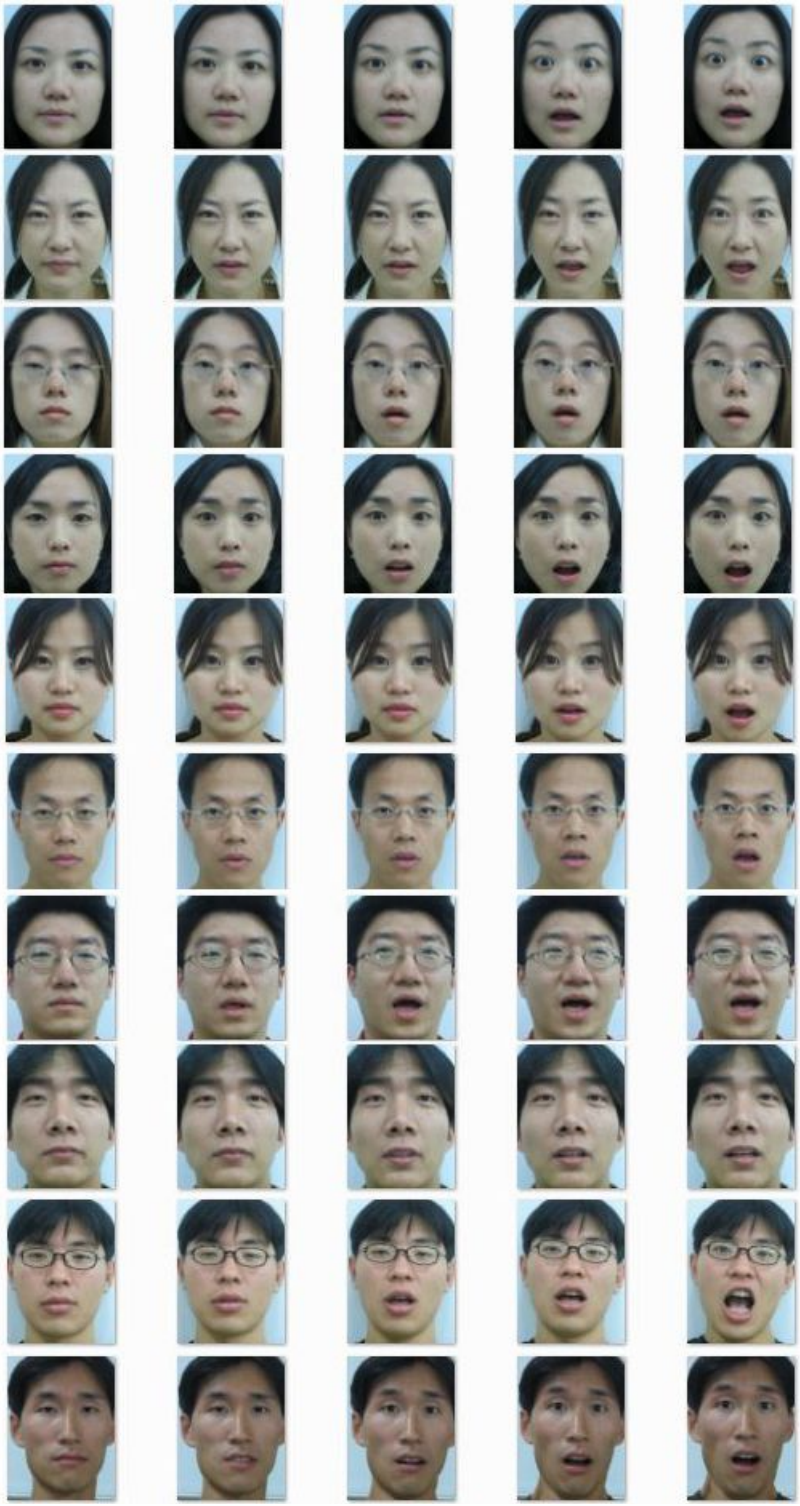


(a) happines

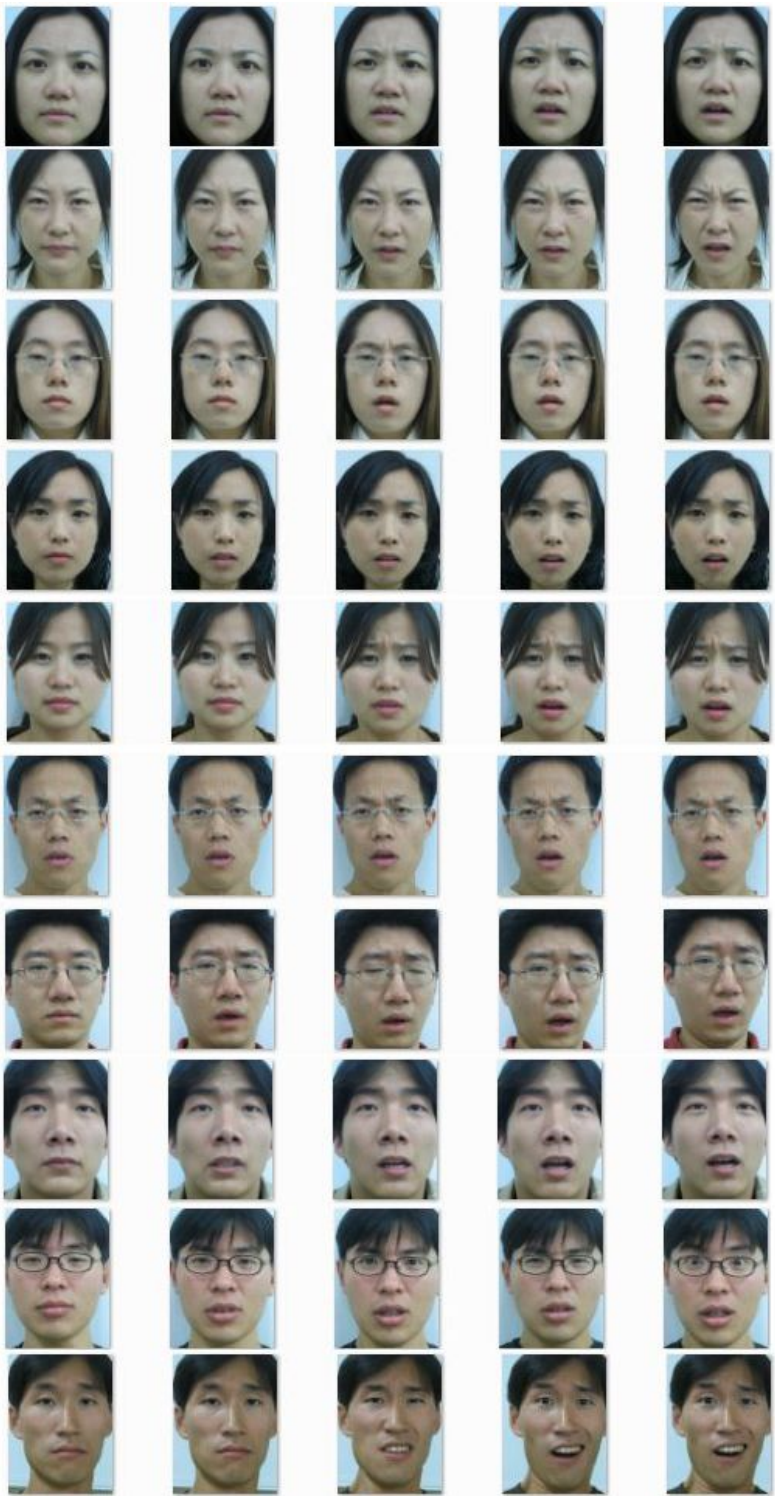


(b) sadness

(c) anger



(d) surprise



(e) disgust

(f) fear

그림 4.1 CNU 얼굴 감정 DB

제 2절 실험 및 결과 분석

본 절에서는 인식률 측정방법에 대해 설명하고 앞서 취득한 얼굴 데이터베이스를 이용하여 제안된 다선형 주성분 분석 방법의 실험 방법과 비교 대상인 주성분 분석 방법의 실험 방법에 대하여 설명하고, 실험 방법에 따른 결과에 대하여 설명한다. 마지막으로 기존 방법과 비교하여 제안된 방법의 우수성과 효율성을 증명한다.

1. 인식률 측정 방법

제안한 얼굴 감정 인식 시스템의 인식률을 확인하기 위해서는 특징 행렬 사이의 유사도를 비교하여 인식률을 계산하는 방법이 필요하다. 얼굴 감정 인식에서 주로 사용되는 측정 방식으로 잘 알려진 방법으로는 유클리디안 거리(Euclidean distance), 맨하튼 거리(L1-norm distance), 마할노비스 거리(Mahalanobis distance), 상관관계(Correlation), 공분산(Covariance), 코사인 유사도(Cosine similarity)등 많은 유사도 측정방법이 있다.

본 논문에서는 유클리디안 거리, 맨하튼 거리, 코사인유사도를 이용하여 유사도를 측정한다. 아래의 식으로부터 유사도를 측정하여 인식률을 비교한다.

$$d(X,Y)=\sum_{i=1}^{n}|x_i-y_i| \tag{4-1}$$

$$d(X,Y)=\|x-y\|^2=\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2 \tag{4-2}$$

$$d(X,Y)=\cos\theta=\frac{\sum_{i=1}^{n}x_iy_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}x_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}y_i^2}} \tag{4-3}$$

2. 얼굴 표정 인식 실험 방법 및 결과

위에서 설명한 CNU 얼굴 감정 데이터베이스를 활용하여 제안된 텐서 기반 주성분 분석 방법의 우수성과 효율성을 증명한다. 실험 방법은 크게 세 가지로 나누어 기존 방법인 주성분 분석 방법과 비교하여 실험하였다.

성능 분석을 위해 사용된 컴퓨터의 하드웨어 사양은 CPU 2.80GHz, Intel(R) Core(TM) i7, 메모리 4GB이며, 소프트웨어는 MATLAB R2009A버전을 사용하였다.

그림 4.2는 TMPCA에서 특징점 개수에 따른 인식률을 세 가지 성능척도로 나타내고 있다. 그림 4.2에서 보는 바와 같이 특징점의 개수가 증가할수록 인식률이 증가하다가 400일 때 최고가 되며 그 이후에는 인식률이 감소하는 것을 볼 수 있다.

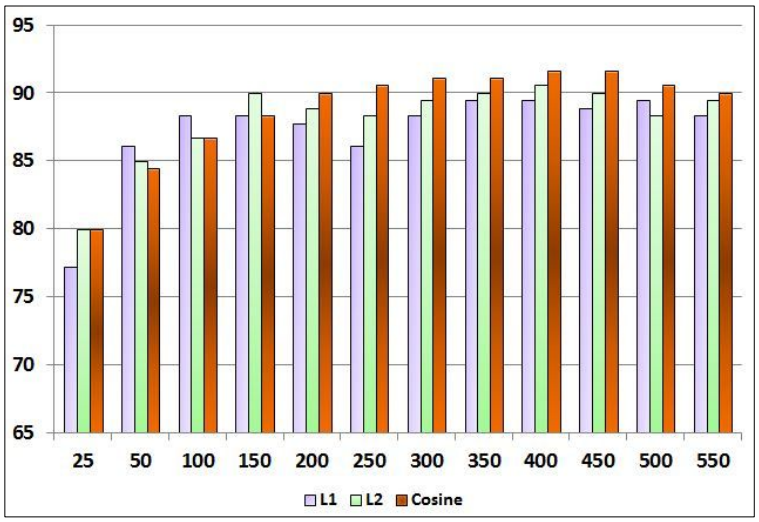


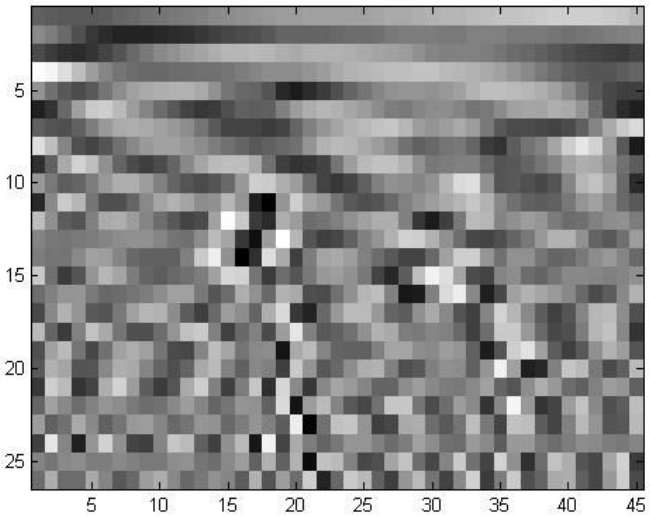
그림 4.2 특징점 개수에 따른 인식률

다음 표 4.2는 PCA와 TMPCA의 학습과 검증의 처리속도를 나타낸다. 표에서 나타나듯이 주성분 분석 방법보다 제안된 다선형 분석 방법이 학습에서는 2배, 검증에서는 10배가량 시간을 단축하는 것을 알 수 있다.

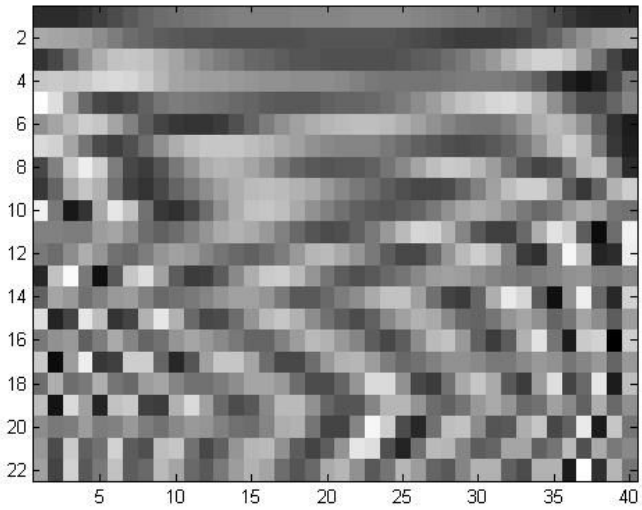
표 4-2. PCA와 TMPCA의 처리속도 비교 (단위 : sec)

	PCA	TMPCA
학 습	0.347	0.151
검 증	1.376	0.149

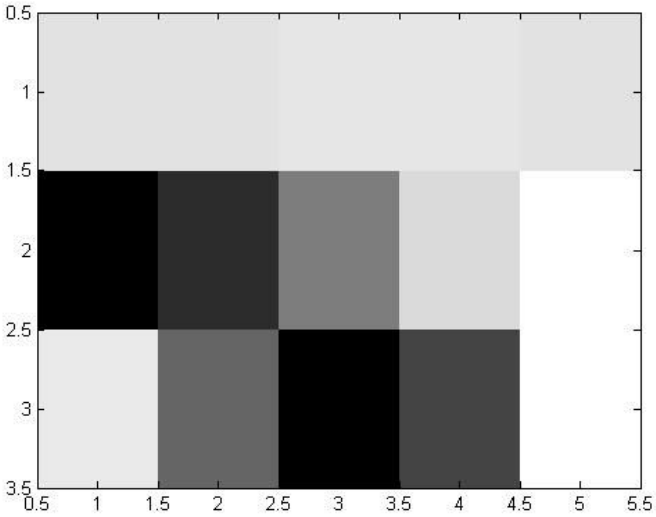
그림 4.3은 세 가지의 투영 벡터에 대한 그림이고 그에 대한 사이즈를 나타내고 있다.



(a) $\widetilde{U}^{(1)^T}(26\times 45)$



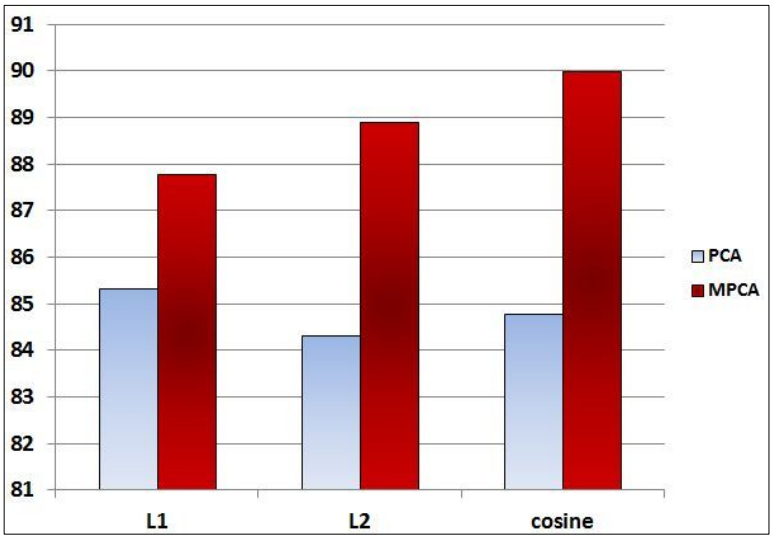
(b) $\widetilde{U}^{(2)^T}(22 \times 40)$



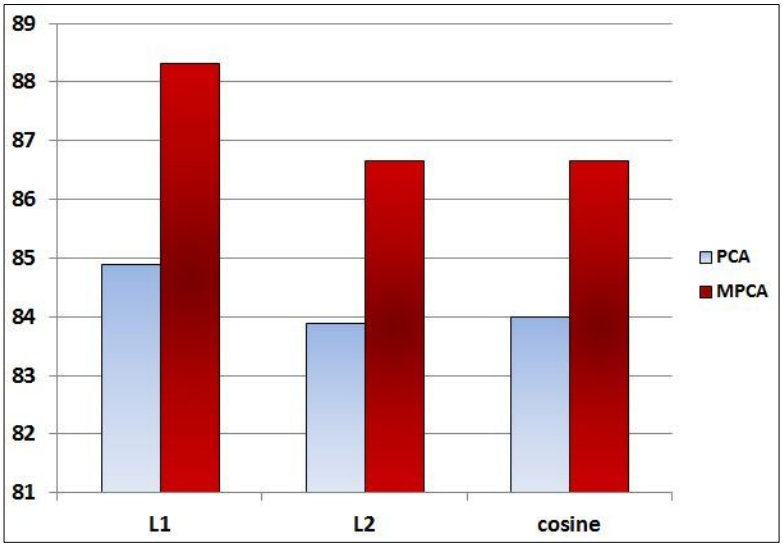
(c) $\widetilde{U}^{(3)^T}(3 \times 5)$

그림 4.3 Projection matrices obtained by TMPCA

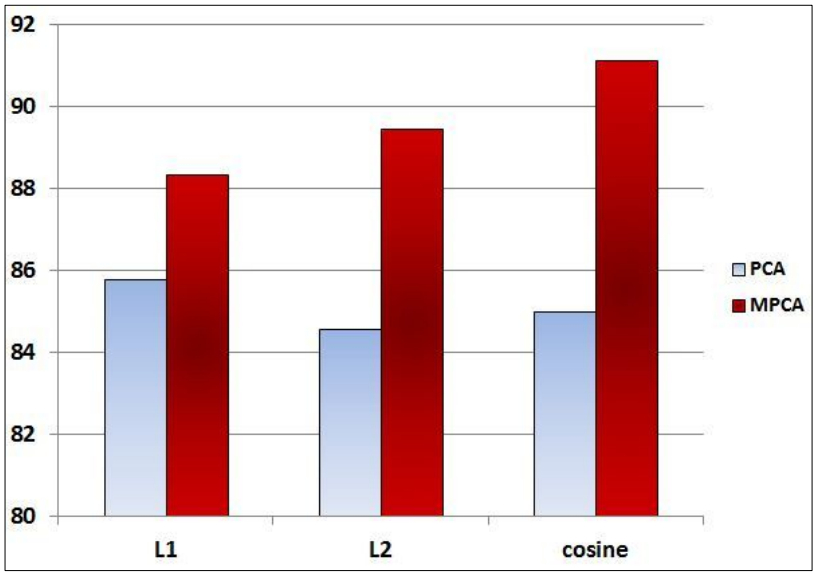
그림 4.4은 PCA와 TMPCA를 특징점 개수 100, 200, 300, 400에 따른 성능 비교를 나타낸다. 그림 4.4에서 보는바와 같이 특징점의 개수에 따라 인식률이 달라지는 것을 확인 할 수 있고 모두 PCA 보다 TMPCA의 경우가 인식률이 좋다는 것을 확인 할 수 있다.



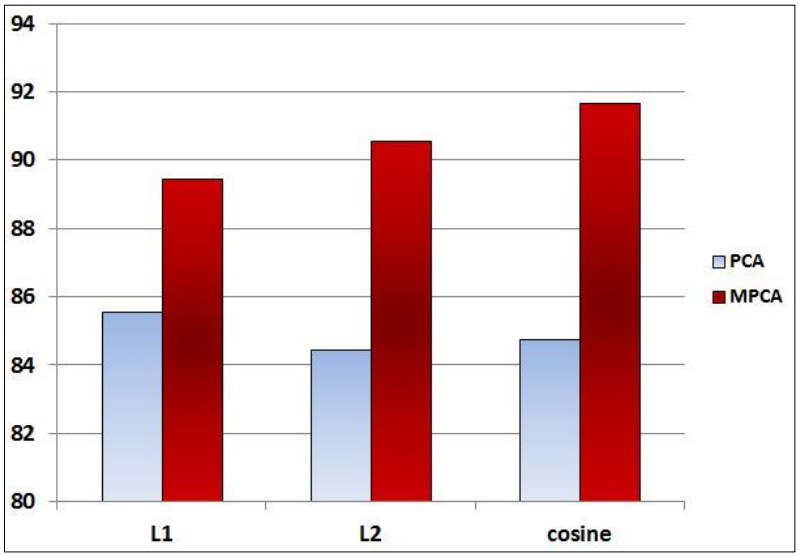
(a) P = 100 일 때



(b) P = 200 일 때



(c) P = 300 일 때



(d) P = 400 일 때

그림 4.4 특징점 개수에 따른 PCA와 TMPCA 성능 비교

실험 결과를 정리해 보자면 특징점의 개수가 400개일 때 인식률의 성능이 제일 좋다는 것을 그림 4.1을 통하여 알 수 있다. 그리고 처리속도를 비교함으로써 주성분 분석 방법보다 다선형 주성분 분석방법의 실시간 처리 능력이 좋다는 것을 알 수 있다. 마지막으로 특징점의 개수에 따른 PCA와 TMPCA의 인식률 성능을 비교함으로써 TMPCA의 성능이 PCA보다 좋다는 것을 확인 할 수 있다.

제5장 결론 및 향후 계획

본 논문에서는 로봇 환경에서 쓰일 수 있는 텐서 기반 다선형 주성분 분석방법에 의한 얼굴 표정인식 방법을 제안하였다. 이 연구를 위하여 동영상 기반으로 제작된 CNU 얼굴 표정 데이터베이스를 사용하였다. 실험 성능은 맨하튼 거리, 유클리디안 거리, 코사인 유사도를 이용하여 인식률을 판단하였고 시간을 측정하여 다수결 분석을 이용한 PCA와 제안한 TMPCA방법을 서로 비교 하였다. 그로인하여 제안된 방법이 기존의 방법과 비교하여 시간과 인식률이 향상되었음을 실험 결과로 증명하였다.

제안한 방법은 Ekman의 언급했던 사람의 표정은 수 초 이내에 바뀐다는 이론에 부합하여 로봇상황에서도 사람의 표정을 잘 이해할 수 있으리라 보고 로봇상황에서도 이를 적용하면 로봇과 인간간의 직면한 의사소통에 잘 접근할 수 있을 것이다. 그래서 향후 연구 방안으로는 다른 시공간 기반 접근 방법들인 신경망, Optical flow, HMM(Hidden Markov Models)등을 연구하여 어떠한 방법이 더 우수한지를 보이고 로봇에 적용하여 사람과 로봇간의 직면한 의사소통을 할 수 있는 계획을 가지고 있다.

참고문헌

[1] 곽근창, 지수영, 조영조, “소프트웨어 로봇을 위한 인간-로봇 상호작용,” 대한전자공학지, 제33권, 제3호, pp. 309-315, 2006.

[2] 곽근창, 지수영, “인간과 로봇이 자연스럽게 교감하는 상호작용 기술,” *ETRI CEO Information*, 제37호, 2006.

[3] 한국발명진흥회, 특허청, “인간로봇 상호작용(HRI)기술,” *IT Standard Weekly*, 2006.

[4] K. C. Kwak, K. D. Ban, K. S. Bae, H. J. Kim, S. Y. Chi, and Y. J. Cho, “Speech-based human-robot interaction components for URC intelligent service robots,” *IROS'06, video session, Beijing*, 2006.

[5] K. C. Kwak, D. H. Kim, B. Y. Song, D. H. Lee, S. Y. Chi, and Y. J. Cho, “Vision-based human-robot interaction components for URC intelligent service robots,” *IROS*'06, *video session, Beijing*, 2006.

[6] K. C. Kwak, D. H. Kim, H. S. Yoon, H. J. Kim, K. S. Bae, J. Lee, S. Y. Chi, and Y. J. Cho, “A development of human-robot interaction components for URC intelligent service robots,” *ICRA*'06, *Orland,* 2006.

[7] 신동일, “감정인식 기술 동향,” 정보통신산업진흥원, [IITA] 정보통신연구진흥원 학술정보 주간기술동향, 1283호.

[8] 박상성, 김정년, 안동규, 김재연, 장동식, “비전 기반의 감정인식 로봇 개발,” 한국정보과학회, 한국정보과학회 2005 한국컴퓨터종합학술대회 논문집, pp. 670-672, 2005.

[9] 이상윤, 오재흥, 장근호, 주영훈, “Eigenface를 이용한 인간의 얼굴인식과 감정인식,” 한국지능시스템학회, 한국퍼지 및 지능시스템학회 2002년도 추계학술대회, 제12권, 제2호, pp. 321-324, 2002.

[10] P. Ekman and W.V.Friesen “Unmasking the face,” Malor Books press, 2003.

[11] K. W. Bowyer, K. Chang, and P. Flynn, “Face recognition: features

versus templates," *Comput. Vis. Image Understand.*, vol. 101, no. 1, pp. 1-15, 2006.

[12] S. Z. Li, C. Zhao, M. Ao, and Z. Lei, "Learning to fuse 3D+2D based face recognition at both feature and decision levels," *in Proc. IEEE Int. Workshop Anal. Model. Faces Gestures*, pp. 43-53, 2005.

[13] A. Colombo, C. Cusano, and R. Schettini, "3D face detection using curvature analysis," *Pattern Recognit.*, vol. 39, no. 3, pp. 444-455, 2006.

[14] H. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "MPCA: Multilinear principal component analysis of tensor objects," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol.19, no. 1, pp. 18-39, 2008.

[15] Y. H. Han and K. C. Kwak, "Face recognition and representation by tensor-based MPCA approach," *ICMV2010*, HongKong, pp.242-245, 2010.

[16] M. Pantie and L. J. M Rothkrantz, "Automatic Analysis of Facial Expressions: the State of the Art," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 12, pp 1424-1445, 2000.

[17] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. 15, pp. 1042-1052, 1993.

[18] 노종혼, 백영현, 문성룡, "효과적인 얼굴 표정 인식을 위한 퍼지 웨이브렛 LDA 융합 모델 연구," 퍼지및지능시스템학회 논문지, 제16권, 제6호, 2006.

[19] R. Brunelli, T. Poggio, "Face recognition: features versus templates," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 10, pp. 1042-1052, 2001.

[20] M. Turk and A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," *in Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 586-591, 1991.

[21] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs fisherface: Recognition using class specific linear projection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no.

7, pp. 711-720, 1997.

[22] 신윤희, 주진선, 김은이, T. Kurata, A. K. Jain, S. Park, K. Jung, “HCI를 위한 트리 구조 기반의 자동 얼굴 표정 인식,“ 한국산업정보학회논문지, vol. 12, no. 3, pp. 60-68, 2007.

[23] 이옥경, 박연출, 오해석, “얼굴 특징 정보를 이용한 캐리커처 생성 시스템,” 정보과학회 추계학술대회, vol. 27, no. 2, pp. 403-406, 2000.

[24] Yongsheng Gao and Leung, M.K.H, “Face recognition using line dege map,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 6, pp. 763-779, 2002.

[25] T. K. Kim, J. Kittler, and R. Cipolla,B, “Discriminative learning and recognition of image set classes using canonical correlations,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 6, pp. 1005-1018, 2007.

[26] K. Etemad and R.Chellappa, “Discriminant analysis for recognition of human face images,” *J. Optical Society of America*, vol. 14, pp. 1724-1733, 1997.

[27] J. Yang, D. Zhang, A.F. Frangi, and J.Yang, “Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 1, pp. 131-137, 2004.

[28] 최종무, “얼굴 인식을 위한 저차원 영상표현,” 성균관대학교 박사 학위 논문, 2003.

[29] L. Wang, X. Wang, X. Zhang and J. Feng “The equivalence of two-dimensional PCA to line-based PCA,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 26, no. 1, pp. 57-60, 2005.

[30] S. Noushath, G. H. Kumar and P. Shivakumara, “Diagonal Fisher linear discriminant analysis for efficient face recognition,” *Neurocomputing*, vol. 69, no. 13-15, pp. 1711-1716, 2006.

[31] J. Yang, D. Zhang, X. Yong and J. Y. Yang, “Two-dimensional discriminant transform for face recognition,” *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 7, pp. 1125-1129, 2005.

[32] L. Wang, X. Wang and J.Feng, "On image matrix based feature extraction algorithms," *IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics*, vol. 36, no. 1, pp. 194-197, 2006.

[33] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *IEEE, Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 511-518, 2001.

[34] C. Liu, "Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 5, pp. 572-581, 2004.

[35] X. Tang and Z. Li, "Video based face recognition using multiple classifiers," *Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 345-349, 2004.

[36] W. H. Yun, D. H. Kim, and H. S. Yoon, "Fast Group verification system for intelligent robot service," *IEEETrans, Consumer Electronics*, vol. 53, no. 4, pp. 1731-1735, 2007.

[37] S. Zafeiriou, A. Tefas, and I. Pitas, "The discriminant elastic graph matching algorithm applied to frontal face verification," *PatternRecognition*, vol. 40, no. 10, pp. 2798-2810, 2007

[38] B. Mandal, X. Jiang, H. L. Eng, and A. Kot, "Prediction of eigenvalues and regularization of eigenfeatures for human face verification," *PatternrecognitionLetters*, vol. 31, no. 8, pp. 717-724, 2010.

[39] I. Diego, A. Serrano, C. Conde, and E. Cabello, "Face verification with a kernel fusion method," Pattern Recognition Letters, vol. 31, no. 9, pp. 837-844, 2010.

[40] L. Shen, L. Bai, and M, Fairhurst, "Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification," *ImageandVisionComputing*, vol. 25, no. 5, pp. 553-563, 2007.

[41] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, *Pattern Classification Second Edition*, Wiley-interscience, 2001.

[42] D. Zhang, Z. H. Zhou and S. Chen, “Diagonal principal component analysis for face recognition,” *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 1, pp. 140-142, 2006.

[43] 김도형, “로봇환경에서의 준생체인식을 이용한 시각기반 사용자 인식,” 부산대학교 박사 학위 논문, 2009.

[44] X. Y. Jing, H. S. Wong and D. Zhang, “Face recognition based on 2D Fisherface approach,” *Pattern Recognition*, vol. 39, no. 4, pp. 707-710, 2006.

감사의 글

실험실에 들어 온지 벌써 4년이라는 시간이 흘렀습니다. 그 결과 학사 졸업을 마치고 대학원에 들어와서 석사과정까지 마치게 되었습니다. 2년의 대학원 생활은 저에게 학부 때는 알지 못했던 다른 공부의 시간 이였습니다. 그래서인지 지치기도 많이 지치고 스트레스도 많이 받았습니다. 그렇지만 막상 졸업이 코앞으로 다가오니 2년이라는 시간이 되게 짧은 것 같습니다. 이제 그 아쉬운 시간들을 뒤로 하고 간직해야할 것 같습니다.

부족한 제자에게 많은 배움을 알려주시려고 하신 곽근창 지도 교수님께 깊은 감사의 말씀을 올립니다. 그리고 대학교와 대학원 생활동안 많은 가르침을 주신 최한수 교수님, 고낙용 교수님, 장순석 교수님, 이진이 교수님, 반성범 교수님, 조창현 교수님께 감사드립니다.

또한 대학교와 대학원 생활동안 함께 해온 '파피루스21'의 선·후배, 동기들과 대학원 생활에 부족한 점들을 위하여 조언해주신 전종우 선배님, 서동진 선배님, 김광진 선배님, 김정민 선배님, 김태균 선배님, 노성우 선배님, 채승훈 선배님, 한유희 선배님, 문해민 선배님, 최호윤 선배님, 박영민 선배님 감사드립니다. 그리고 실험실에서 같이 생활한 보라, 윤희, 현주, 은주, 신요, 정도, 영현, 진웅, 성록, 경리, 민구, 정현 등 후배 분들에게도 감사의 말을 전합니다. 너무 많은 사람들에게 감사하지만 모든 이들의 이름을 적지 못한 점 죄송합니다.

마지막으로 대학생활을 시작과 끝을 같이 했다고 할 수 있는 박영준, 반정석, 민승훈과 저를 항상 뒤에서 돌봐주시며 사랑해 주신 부모님과 사랑하는 형 그리고 옆에서 응원해주는 사랑하는 선아, 모두에게 깊은 감사드립니다.

2011.12

이 명 원