

LDP 기반의 얼굴 표정 인식 평가 시스템의 설계 및 구현

이태환* · 조영탁* · 안용학** · 채옥삼***

요 약

본 논문에서는 기존에 제안된 LDP(Local Directional Pattern)를 기반으로 얼굴 표정 인식 시스템에 대한 설계 및 구현 방법을 제안한다. LDP는 얼굴 영상을 구성하고 있는 각 화소를 주변 화소들과의 관계를 고려하여 지역적인 미세 패턴(Local Micro Pattern)으로 표현해준다. 새롭게 제시된 LDP에서 생성되는 코드들이 다양한 조건하에서 정확한 정보를 포함할 수 있는지의 여부를 검증할 필요가 있다. 따라서, 새롭게 제안된 지역 미세 패턴인 LDP를 다양한 환경에서 신속하게 검증하기 위한 평가 시스템을 구축한다. 제안된 얼굴 표정인식 평가 시스템에서는 6개의 컴포넌트를 거쳐 얼굴 표정인식률을 계산할 수 있도록 구성하였으며, Gabor, LBP와 비교하여 LDP의 인식률을 검증한다.

A Study of Evaluation System for Facial Expression Recognition based on LDP

Tae Hwan Lee* · Cho Young Tak* · Ahn Yong Hak** · Chae Ok Sam***

ABSTRACT

This study proposes the design and implementation of the system for a facial expression recognition system. LDP(Local Directional Pattern) feature computes the edge response in a different direction from a pixel with the relationship of neighbor pixels. It is necessary to be estimated that LDP code can represent facial features correctly under various conditions. In this respect, we build the system of facial expression recognition to test LDP performance quickly and the proposed evaluation system consists of six components. we experiment the recognition rate with local micro patterns (LDP, Gabor, LBP) in the proposed evaluation system.

Key words : Facial expression recognition, Face recognition, Facial feature, Local directional pattern

접수일(2014년 11월 26일), 게재확정일(2014년 12월 16일)

* 경희대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과

** 세종대학교 전자정보공학대학 컴퓨터공학과 (교신저자)

*** 경희대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과 (책임저자)

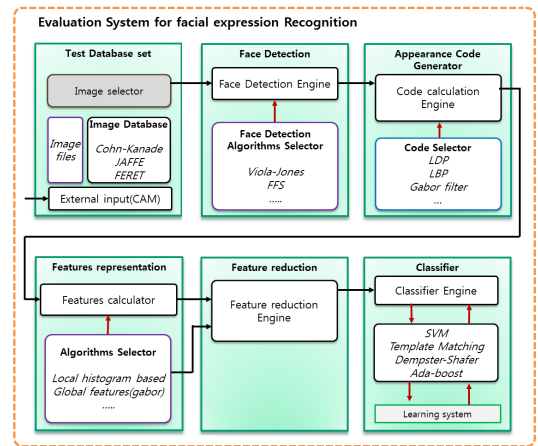
1. 서 론

최근 들어, 컴퓨터와 모바일 환경에서 보안 및 광고 효과를 평가하기 위해 고객의 얼굴을 인식하고, 얼굴의 표정으로부터 감정 상태를 파악하는 많은 연구들이 이루어지고 있다[1][2]. 이러한 감정 인식 기술은 고객센터, 자동차, 엔터테인먼트, 가전 분야 등에 많이 응용되고 있다. 예를 들어, 운전자의 졸음 상황을 파악하여 경고를 주거나, 환자의 감정 상태를 파악하여 적절한 처방을 하거나, 학생의 심리 상태를 파악하여 적응적인 학습 지도 전략을 수립할 수 있다[3]. 이에 따라, 사용자의 감정 상태에 반응하는 지능적인 가전제품이나 표정을 인식하여 자동으로 사진을 찍는 모바일 앱, 그리고 얼굴 표정에 따라 여러 동작들을 수행할 수 있는 소프트웨어 개발에 대한 관심과 연구가 집중되고 있다[3][4]. 이러한 표정 인식과 관련하여 얼굴 표정의 기본적인 6가지 패턴(즐거움, 슬픔, 공포, 화남, 역겨움, 놀람) 및 낙담, 고통, 졸림, 동의, 집중, 흥미, 사고, 혼돈 등 정신 상태를 나타내는 표정까지 연구 대상이 되고 있다[5][6][7]. 영상에서 얼굴의 표정 특징을 표현하는 대표적인 방법에는 기하학적 특징(GF: Geometric Feature) 기반 방법과 외형 특징(AF: Appearance Feature) 기반 방법이 있다. 외형 특징 기반 방법들 중 지역 특징을 기반으로 하는 대표적인 방법에는 가버 필터(Gabor filter)[8], Harr-like feature, LBP(Local Binary Pattern)[9], Spatial High Gradient를 이용하는 방법 등이 있다. 이러한 기존의 지역 특징 기반 연구들은 계산과 메모리 부담이 커서 실시간 구현이 어렵고, 랜덤 잡음과 불균일한 조명변화에 취약한 단점을 가지고 있다. 이런 단점을 극복하고 표정 인식을 향상을 위해 새로운 방법인 LDP[10]가 제안되었다.

본 논문에서는 제안된 지역 미세 패턴인 LDP를 다양한 환경에서 신속하게 검증하기 위한 평가시스템을 구축하고, Gabor, LBP, LDP의 얼굴 표정 인식률을 비교 검증하였다.

2. 표정인식 평가 시스템 구축

표정인식의 효율성을 검증하기 위한 평가시스템은 다음과 같은 특성을 가져야 한다. 첫째, 얼굴 인식 알고리즘을 여러 얼굴영상에 적용해 볼 수 있도록 다양한 얼굴 DB를 수용할 수 있어야 하고, 둘째, 서로 다른 환경의 영상에서 표정인식이 가능하도록 주어진 영상으로부터 얼굴 영역을 검출, 분리, 정규화하는 일련의 기능을 지원해야 한다. 셋째, 분리되고 정규화된 얼굴 영역에 얼굴인식을 위해 제안된 다양한 코드들을 선택적으로 적용할 수 있어야 하고, 넷째, 효율적인 표정인식을 위한 특징벡터의 차수를 축소하여 정보량을 줄이고, 신속한 인식을 위해 여러 분류방법들을 지원해야 한다. 얼굴 표정인식을 위해 제안된 LDP 코드의 평가를 위해서 본 논문에서 제안된 평가 시스템은 (그림 1)과 같다.



(그림 1) 제안된 평가 시스템 구조도

제안된 얼굴 표정인식 평가 시스템에서는 6개의 컴포넌트를 거쳐 얼굴 표정인식률을 계산할 수 있도록 구성하였다.

- **Test database set** : 테스트에 사용될 이미지를 구성하는 컴포넌트이다. 여기에서는 잘 알려진 얼굴 데이터베이스와 컴퓨터에 저장된 이미지, 외부의 영상을 실시간으로 받아서 테스트에 사용될 이미지를 구성한다.
- **Face detection** : 입력 받은 이미지에서 얼굴 영

역을 찾는 역할을 하는 컴포넌트이다. 얼굴 영역을 검출하는 알고리즘은 여러 가지가 존재하기 때문에 원하는 알고리즘을 선택 할 수 있도록 설계하였다. 입력된 이미지에서 얼굴 영역을 검출, 검출된 얼굴 영역을 분리(얼굴 영역만 잘라냄), 분리된 이미지를 얼굴 표정인식 시스템에 적합한 해상도로 바꿔주는 기능도 수행한다.

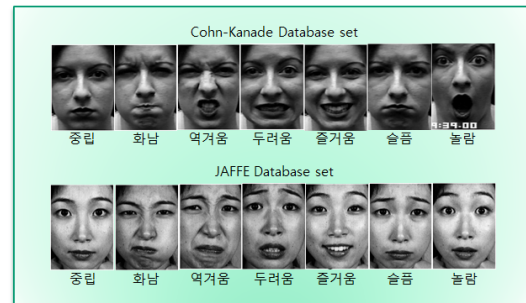
- **Appearance code generator** : Face detection 컴포넌트에서 전달된 이미지로부터 얼굴 특징 벡터를 구성할 코드를 만들어내는 컴포넌트이다. 이 컴포넌트에서 기존 얼굴 표정인식 알고리즘들을 선택적으로 등록하고, 선택된 알고리즘의 코드가 생성될 수 있도록 설계하였다.
- **Features representation** : 생성된 코드를 기반으로 얼굴 특징 벡터를 표현하는 컴포넌트이다. 블록 분할 및 지역 히스토그램 계산을 이용하는 방법, 이미지 전체의 전역적인 정보를 이용하는 방법 등 여러 가지 알고리즘을 선택 가능하도록 설계하였다.
- **Feature reduction** : 얼굴 표정인식 알고리즘별 얼굴 특징 벡터의 차수를 줄여 정보 양을 줄이고, 코드의 길이를 줄이는 컴포넌트이다. 얼굴 특징 벡터 길이가 길어지면 분류를 위한 연산량이 급격하게 증가하게 되므로 얼굴 특징 벡터의 길이를 줄여주는 방법이 있어야 한다.
- **Classifier** : 생성된 얼굴 표정 벡터를 기반으로 학습과 분류를 수행하는 컴포넌트이다. 학습과 분류를 위한 여러 알고리즘을 다양하게 선택해서 사용가능하도록 설계하였다.

3. 결과 및 분석

대부분의 얼굴 표정 인식 평가 시스템은 화남, 역겨움, 두려움, 즐거움, 슬픔, 놀람 같은 일반적인 6가지 감정 표현을 인식하는 시스템이다[6][7]. 이 6가지 표정은 중립을 포함해서 7가지 표정으로 확장 될 수 있다.

3.1 평가에 사용된 데이터 셋

본 논문에서는 널리 알려진 두 가지 데이터 베이스인 Cohn-Kanade 얼굴 표정 데이터 셋[11]과 Japanese Female Facial Expression(JAFFE) 데이터 셋[12]을 이용해서 성능을 평가한다. Cohn-Kanade 데이터 베이스는 18세에서 30세까지의 100명의 대학생으로 구성되어 있다. 학생들에게 중립적인 표정부터 화남, 역겨움, 두려움, 즐거움, 슬픔, 놀람 같은 표정을 하도록 시키고 데이터베이스를 구축하였다. 중립적인 표정을 시작으로 6가지 표정으로 변하는 이미지들은 640x480 또는 640x690 해상도와 그레이 스케일 컬러를 가진 연속된 디지털 이미지로 구성되어 있다. JAFFE 데이터 베이스는 10명의 여성을 대상으로 213장의 이미지로 구성되어 있다. 각각의 이미지는 256x256 해상도를 가지고 있고, 각각의 표정을 나타내는 이미지들은 서로 비슷한 숫자로 구성되어 있다. 얼굴은 정면을 바라보고 있고, 여성들의 머리는 얼굴 표정이 드러나도록 얼굴 바깥으로 단정하게 넘겼다. (그림 2)는 Cohn-Kanade와 JAFFE 데이터 셋의 7가지 얼굴 표정에 대한 예를 보여준다.



(그림 2) Cohn-kanade DB와 JAFFE DB 예

3.2 표정인식을 평가 방법

실험에는 3.1에서 제시된 Cohn-Kanade DB와 JAFFE DB로 부터 6가지 표정과 7가지 표정을 대상으로 사용하였고, 각 데이터 셋을 임의로 나뉜 7가지 그룹으로 나누고, 7개의 그룹을 서로 검증하는 방법을 사용했다. 7개의 그룹 중 표정인식을 위해서 6개의 그룹 데이터를 학습시키고 나머지 한 개의 그룹으로 표정인식 테스트를 진행했다. 이 같은 과정을 7개의 그

롭 모두 돌면서 7번을 수행 한 후, 평균 인식률을 계산했다. LDP 방법의 얼굴 표정인식률을 비교평가 하기 위해 기존의 방법 중에서 성능이 입증된 Gabor 필터[8]와 LBP[9]를 함께 평가하였다. LDP 방법의 매개 변수는 다음과 같이 설정되었다. 지역패턴 크기(m)는 3×3 사이즈, 8비트 LDP 코드 길이, 코드에서 1로 세팅되는 비트 수(k)는 3, 블록사이즈 및 겹침 정도는 7×6 블록 사이즈를 사용하였다. 분류 방법으로는 템플릿 매칭과 SVM 방법[13]을 사용하였다. SVM의 경우는 Kernel의 종류에 따라서 결과가 달라지기 때문에 대표적인 세 가지 Kernel(Linear, Polynomial, RBF)을 사용하였다.

3.3 표정인식률 비교 평가 결과

<표 1>과 <표 2>는 템플릿 매칭을 사용한 결과이고, <표 3>과 <표 4>는 SVM을 사용한 결과이다.

<표 1> Cohn-Kanade DB, 템플릿 매칭을 사용

Feature Descriptor	6가지 표정 인식률 (%)	7가지 표정 인식률 (%)
Gabor	83.7 ± 4.5	78.9 ± 4.8
LBP	84.5 ± 5.2	79.1 ± 4.6
LDP	89.2 ± 2.5	86.9 ± 2.8

<표 2> JAFFE DB, 템플릿 매칭을 사용

Feature Descriptor	6가지 표정 인식률 (%)	7가지 표정 인식률 (%)
Gabor	81.9 ± 6.4	75.5 ± 5.8
LBP	83.7 ± 6.7	77.2 ± 7.6
LDP	87.4 ± 5.6	82.6 ± 4.1

<표 3> Cohn-Kanade DB, SVM을 사용

6가지 표정 인식률 (%)			
Feature Descriptor	Linear Kernels	Polynomial Kernels	RBF Kernels
Gabor	89.4±3.0	89.4±3.0	89.8±3.1
LBP	91.5±3.1	91.5±3.1	92.6±2.9
LDP	94.9±1.2	94.9±1.2	96.4±0.9
7가지 표정 인식률 (%)			
Feature Descriptor	Linear Kernels	Polynomial Kernels	RBF Kernels
Gabor	86.6±4.1	86.6±4.1	86.8±3.6
LBP	88.1±3.8	88.1±3.8	88.9±3.5
LDP	92.8±1.7	92.8±1.7	93.4±1.5

<표 4> JAFFE DB, SVM을 사용

6가지 표정 인식률 (%)			
Feature Descriptor	Linear Kernels	Polynomial Kernels	RBF Kernels
Gabor	85.1±5.0	85.1±5.0	85.8±4.1
LBP	86.7±4.1	86.7±4.1	87.5±5.1
LDP	89.9±5.2	89.9±5.2	90.1±4.9
7가지 표정 인식률 (%)			
Feature Descriptor	Linear Kernels	Polynomial Kernels	RBF Kernels
Gabor	79.7±4.2	79.7±4.2	80.8±3.7
LBP	80.7±5.5	80.7±5.5	81.9±5.2
LDP	84.9±4.7	84.9±4.7	85.4±4.0

템플릿 매칭을 사용한 경우, Garbor, LBP에 비해 LDP의 인식률이 향상되는 것을 확인 할 수 있었다. SVM을 사용하는 경우에도 Garbor, LBP에 비해 LDP의 인식률이 향상되는 것을 확인 할 수 있었다. SVM을 사용한 경우, Linear와 Polynomial kernel은 동일한 인식률을 보였고, RBF kernel을 사용하는 경우에 가장 좋은 결과를 얻었다.

3.4 얼굴 표정별 인식률 평가 결과

얼굴 표정인식률의 비교 결과 LDP 방법[10]이 가장 좋은 것을 확인하였다. 이후, Confusion Matrix(CM)를 사용하여 얼굴 표정별 LDP 방법의 상세한 인식률을 평가하였다. 분류기는 SVM[13]을 사용하였고, 6가지 표정과 7가지 표정에 대해 실험하였다. <표 5>와 <표 6>은 Cohn-Kanade DB[11]를 사용한 결과이고, <표 7>과 <표 8>은 JAFFE DB[12]를 사용한 결과를 보여준다.

<표 5> Cohn-Kanade DB, SVM을 이용한 6가지 표정 인식률의 CM

	화남	역겨움	두려움	즐거움	슬픔	놀람
화남	95.6	2.5	0.0	0.0	1.5	1.5
역겨움	0.0	96.5	3.5	0.0	0.0	0.0
두려움	1.5	0.0	96.0	2.5	0.0	0.0
즐거움	0.0	0.0	0.0	98.0	0.0	2.0
슬픔	0.5	1.5	0.0	0.0	98.0	0.0
놀람	0.0	0.0	0.0	3.0	0.0	97.0

<표 6> Cohn-Kanade DB, SVM을 이용한
7가지 표정 인식률의 CM

	화남	역겨움	두려움	즐거움	슬픔	놀람	중립
화남	86.9	0.9	0.9	0.0	0.0	0.9	10.4
역겨움	2.0	94.2	0.0	0.0	0.0	0.0	3.8
두려움	1.5	0.0	94.4	0.0	0.0	0.0	4.1
즐거움	0.0	0.0	0.7	98.9	0.0	0.0	0.4
슬픔	1.1	0.5	0.0	0.0	92.6	0.0	5.8
놀람	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	99.0	1.0
중립	5.9	1.2	0.7	0.0	2.7	0.2	89.3

<표 7> JAFFE DB, SVM을 이용한 6가지 표정
인식률의 CM

	화남	역겨움	두려움	즐거움	슬픔	놀람
화남	92.6	7.4	0.0	0.0	0.0	0.0
역겨움	4.9	85.3	0.0	0.0	9.8	0.0
두려움	0.0	0.0	90.4	0.0	4.8	4.8
즐거움	0.0	0.0	0.0	95.8	2.1	2.1
슬픔	4.5	1.0	0.0	0.0	83.2	0.0
놀람	0.0	0.0	2.4	2.4	0.0	95.2

<표 8> JAFFE DB, SVM을 이용한
7가지 표정 인식률의 CM

	화남	역겨움	두려움	즐거움	슬픔	놀람	중립
화남	94.3	5.7	0.9	0.0	0.0	0.0	0.0
역겨움	5.9	80.1	4.0	0.0	10.0	0.0	0.0
두려움	0.0	2.7	85.3	0.0	4.3	0.0	6.8
즐거움	0.0	0.0	0.0	95.2	2.4	2.4	0.0
슬픔	6.1	10.8	0.0	2.8	77.5	0.0	2.8
놀람	0.0	0.0	3.5	3.5	0.0	89.6	3.4
중립	2.8	0.0	0.0	0.0	5.1	7.6	84.5

<표 5>에서 <표 8>의 각 행과 열은 표정의 분류(6가지, 7가지 표정)를 나타낸다. 각 행에 표시된 수치는 LDP 방법을 통해 해당하는 표정이 분류기에서 어떤 표정으로 인식되었는지를 나타낸다. <표 5>와 <표 6>의 결과를 보면, 6가지 표정 실험에서는 모든 표정이 95%가 넘는 좋은 결과를 보여 주었다. 7가지 표정 실험에서도 거의 90%에 가까운 결과를 모든 표정에서 보여 주었다. 7가지 표정 실험에서 가장 확실하게 알 수 있었던 것은 모든 표정이 중립 표정과의 구분에서 가장 어려운 모습을 보여 주었다. 중립 표정은 6가지 표정변화의 중간에 위치하기 때문에 중간에 6가지 표정 구별에는 확연하게 구별되던 결과들이 중립 표정과의 구별에는 구별능력이 좀 떨어지는 것으로 보인다. <표 7>와 <표 8>의 결과를 보면, JAFFE DB를 사용한 경우가 Cohn-Kanade DB를 사용한 경

우보다 인식률이 상대적으로 낮은 것을 보여준다. 이러한 주요 원인은 JAFFE DB에 있는 일부 표정들이 다른 표정과 잘 구분이 되지 않아, 학습과 검사에 영향을 주었기 때문으로 판단된다.

4. 결론

본 논문에서는 제안된 LDP를 통해 얼굴 표정 인식률을 평가하기 위한 시스템을 구축하고 실험하였다. Cohn-Kanade DB와 JAFFE DB를 통해 테스트 셋을 설정하였고, 임의로 7개 그룹을 나눠 6개 그룹은 학습을 시키고, 나머지 1개의 그룹으로 표정 인식을 테스트하였다. 6개 표정과 중립을 포함하는 7개의 표정에 대해 표정 인식률을 측정하였다. 본 논문에서 설계한 평가 시스템으로 평가를 실시한 결과, LDP 방식은 얼굴 특징들에 대한 지역 정보를 잘 반영하고, 얼굴 표정 인식에 있어 Gabor, LBP 방법보다 더 좋은 인식률을 보였다.

참고문헌

- [1] 강민식, "고객만족도 피드백을 위한 효율적인 얼굴감정 인식시스템에 대한 연구", 융합보안논문지 제12권 제4호, 한국융합보안학회, 2012.09.
- [2] 허승표, 이대성, 김귀남, "모바일 환경에서 OTP 기술과 얼굴인식 기술을 사용한 사용자 인증 개선에 관한 연구", 융합보안논문지 제11권 제3호, 한국융합보안학회, 2011.06.
- [3] M. F. Valstar and M. Pantic, "Biologically vs. logic inspired encoding of facial actions and emotions in video", in Proc. IEEE Int'l Conf. Multimedia and Expo, pp.325-328, 2006.
- [4] P. Sungsoo, S. Jongju, and K. Daijin, "Facial expression analysis with facial expression deformation", in Proc. IAPR Int'l Conf. Pattern Recog., p.1-4, 2008.
- [5] A. Kapoor, W. Burleson, and R.W. Picard, "Automatic Prediction of Frustration", Int'l J. Human-

- Computer Studies, vol.65, no.8, pp.724-736, 2007.
- [6] A. B. Ashraf, S. Lucey, J. F. Cohn, T. Chen, Z. Ambadar, K. Prkachin, P. Solomon, and B. J. T. Heobald, "The Painful Face: Pain Expression Recognition Using Active Appearance Models", Proc. Ninth ACM Int'l Conf. Multimodal Interfaces (ICMI '07), pp.9-14, 2007.
- [7] M. Yeasin, B. Bulot, and R. Sharma, "Recognition of Facial Expressions and Measurement of Levels of Interest from Video", IEEE Trans. Multimedia, vol.8, no.3, pp.500-507, June 2006.
- [8] J. Jones, L. Palmer, "An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex", Journal of Neurophysiology, 58 (6), pp.1233-1258, 1987.
- [9] X. Feng, M. Pietikainen, and A. Hadid, "Facial Expression Recognition with Local Binary Patterns and Linear Programming", Pattern Recognition and Image Analysis, vol.15, no.2, pp.546-548, 2005.
- [10] 정웅경, 조영탁, 안용학, 채옥삼, "얼굴 표정 인식을 위한 지역 미세 패턴 기술에 관한 연구", 융합보안논문지, 제14권, 제5호, 한국융합보안학회, pp. 17-24, 2014.09.
- [11] J. Zou, Q. Ji, and G. Nagy, "A comparative study of local matching approach for face recognition", IEEE Trans. Image Processing, vol.16, no.10, pp.2617-2628, Oct. 2007.
- [12] M. J. Lyons, J. Budynek, S. Akamatsu, "Automatic classification of single facial images", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21 (12), pp.1357-1362, 1999.
- [13] Kotsia, I., Pitas, I., "Facial expression recognition in image sequences using geometric deformation features and support vector machines", IEEE Trans. Image Processing, 16 (1), pp.172-187, 2007.

[저자소개]



이 태 환 (Tae-hwan Lee)

1997년 2월 경희대학교
전자계산공학과 학사
1999년 2월 경희대학교
컴퓨터공학과 석사

email : loveme97@hanmail.net



조 영 탁 (Young-tak Cho)

2003년 2월 경희대학교
전자계산공학 학사
2005년 2월 경희대학교
컴퓨터공학과 석사
2014년 현재 Pantech 선임연구원

email: youngtak.cho@gmail.com



안 용 학 (Yong-hak Ahn)

1997년 8월 경희대학교 컴퓨터공학과
공학석사
2005년 2월 경희대학교 컴퓨터공학과
공학박사
1999년12월 한국통신정보기술
GIS 공학연구소 연구원
2006년 3월 가톨릭대학교
컴퓨터정보공학부 교수
2010년 3월 현재 세종대학교
컴퓨터공학과 교수

email : yohans@sejong.ac.kr



채 옥 삼 (Ok-sam Chae)

1982년 오클라호마 주립대학
전기 및 컴퓨터공학 석사
1986년 오클라호마 주립대학
전기 및 컴퓨터공학 박사
1986년 ~ 1988년 Texas Instrument
Image Processing Lab.
선임연구원
1988년 ~ 현재 경희대학교
컴퓨터공학과 교수

email: oschae@khu.ac.kr