

# LDP를 이용한 지역적 얼굴 특징 표현 방법에 관한 연구

조영탁\* · 정웅경\* · 안용학\*\* · 채옥삼\*\*\*

## 요 약

본 논문에서는 기존의 제안된 LDP(Local Directional Pattern)에 기반하여 지역적인 얼굴특징을 표현하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 눈과 입과 같은 얼굴의 영구적인 특징과 표정이 변하면서 발생하는 일시적인 특징을 효과적으로 표현할 수 있도록 얼굴특징별로 크기와 형태를 달리하는 중첩 가능한 블록을 설정하고 이를 바탕으로 얼굴 특징벡터를 구성한다. 제안된 중첩 블록설정 및 특징 표현 방법은 기하학적 특징을 기반으로 하는 접근 방법의 장점을 수용할 뿐만 아니라 각 얼굴특징의 움직임 특성을 이용하여 얼굴검출에 대한 오류를 수용할 수 있고, 블록사이의 가변성으로 인한 공간정보를 유지할 수 있어 표본오차를 줄일 수 있는 장점이 있다. 실험결과, 제안된 방법은 기존 방법에 비해 인식률이 향상됨을 확인하였고, 기존 얼굴 특징 벡터보다 길이가 짧기 때문에 연산량 또한 감소하는 것을 확인하였다.

## A study on local facial features using LDP

Cho Young Tak\* · Jung Woong Kyung\* · Ahn Yong Hak\*\* · Chae Ok Sam\*\*\*

## ABSTRACT

In this paper, we proposed a method for representing local facial features based on LDP (Local Directional Pattern). To represent both PFF (Permanent Facial Features) and TFF (Transient Facial Features) effectively, the proposed method configure local facial feature vectors based on overlapped blocks for each facial feature in the forms of various size and shape. There are three advantages - it take advantages of geometric feature based method; it shows robustness about detection error using movement characteristics of each facial feature; and it shows reduced sampling error because maintain spatial information caused by block size variability. Proposed method shows better classification accuracy and reduced amount of calculation than existing methods.

**Key words** : Facial expression recognition, Facial feature, Local Micro Pattern, Local Binary Pattern, Local Directional Pattern

접수일(2014년 8월 31일), 수정일(1차: 2014년 9월 18일),  
게재확정일(2014년 9월 25일)

\* 경희대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과

\*\* 세종대학교 전자정보공학대학 컴퓨터공학과 (교신저자)

\*\*\* 경희대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과 (책임저자)

## 1. 서 론

최근 들어 얼굴 인식을 이용한 보안 패턴에 관한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 이에 따라 얼굴의 표정인식과 관련된 많은 연구가 이루어지고 있다[1][2]. 하지만 많은 연구에도 불구하고 제한된 상황에서만 응용이 가능한 수준에 머물고 있다. 기존의 연구들은 대부분 6가지 기본 패턴(슬픔, 공포, 화남, 역겨움, 놀람)이 과장되게 연출된 자료를 바탕으로 이루어졌다. 하지만 최근 들어 낙담(depress), 고통(pain), 졸림(fatigue) 뿐만 아니라 동의(agree), 집중(concentration), 흥미(interest), 사고(thinking), 혼돈(confusion) 등 정신 상태를 나타내는 표정까지 연구대상이 확대되고 있다[3][4][5].

얼굴의 표정을 나타내는 특징에는 눈과 코와 같은 영구적 얼굴특징(PFF: Permanent Facial Feature)과 얼굴의 근육이 움직이면서 발생하는 주름이나 돌출부를 표현하는 일시적 얼굴특징(TFF: Transient Facial Feature)으로 구분된다[6][7]. 얼굴 인식에 있어서는 PFF의 비중이 크지만 얼굴표정인식분야에서는 TFF도 PFF에 못지않게 중요한 역할을 한다. 영상에서 이러한 표정특징을 표현하는 대표적인 방법에는 기하학적 특징(GF: Geometric Feature) 기반의 방법과 외형 특징(AF: Appearance Feature) 기반 방법이 있다. 이중 외형 특징을 기반으로 하는 얼굴 표정 인식 방법은 전체 영상이나 지역적인 영상을 대상으로 PFF와 TFF를 함께 수용할 수 있다. 이러한 전역 특징 기반 방법은 별도의 특징 추출과정을 거치지 않고 영상전체를 대상으로 하기 때문에 처리방법은 간단하지만 얼굴의 포즈와 조명, 그리고 얼굴의 표정이 움직이는 동적인 환경에서는 성능이 떨어지는 단점이 있다[8].

일반적으로 영상의 조명이나 얼굴의 표정 변화는 얼굴 영상의 일부분에서 나타나기 때문에 지역 특징 기반 방법은 얼굴에 변화가 일어날 수 있는 영역에만 국부적인 윈도우를 설정한다. 따라서 전역 특징 기반 방법에 비해서 이러한 변화에 덜 민감한 장점을 가지고 있다.

지역 특징을 기반으로 하는 대표적인 방법에는 가버 필터(Gabor filter)[9], Harr-like feature, LBP(Local Binary Pattern)[10], Spatial High Gradient를 이용

하는 방법 등이 있다. 그러나 기존의 연구들은 계산량과 메모리 부담이 커서 실시간 구현이 어렵고, 랜덤 잡음과 불규칙한 조명변화에 취약한 단점을 가지고 있다.

따라서 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 지역 미세 패턴인 LDP[11]를 이용하여 기존 히스토그램 기반 특징벡터 표현방법을 분석하고 표정 인식에 적합하도록 개선하여 PFF와 TFF를 효과적으로 표현할 수 있는 특징벡터 표현방법을 제안한다.

## 2. 관련 연구

본 논문의 대상이 되는 지역 특징 기반 방법은 얼굴 영상에서 표정에 의해 변화가 일어날 수 있는 영역에 지역적인 윈도우를 설정하고 윈도우 내의 밝기 분포를 바탕으로 특징을 추출하여 전체적인 얼굴의 형태를 나타내는 특징 벡터를 구성한다. 대표적인 방법으로는 가버 필터(Gabor filter)[9], LBP(Local Binary Pattern)[10] 등이 있다.

### 2.1 가버 필터

가버 필터(Gabor filter)를 이용하는 방법은 가버 웨이블릿(Gabor wavelet) 필터를 이용하여 얼굴에 있는 선의 끝이나 경계 정보를 다양한 크기와 여러 방위에서 검출함으로써 얼굴형태의 변화에 따른 PFF와 TFF를 추출한다. 이 방법은 얼굴의 포즈변화와 잡음에 대한 적응력이 높기 때문에 PCA나 LDA를 이용한 얼굴인식에서도 좋은 결과를 나타낸다.

일반적으로 가버 웨이블릿 표현방법은 얼굴인식과 표정인식 모두에서 탁월한 성능을 보여주기 때문에 널리 상용되고 있다. 하지만 계산에 많은 시간과 메모리가 소요되고 피부의 알베도에 민감한 단점이 있다[12].

### 2.2 LBP(Local Binary Pattern)

LBP 코드는 이웃 화소들을 중앙화소를 임계값으로 이진화하여 얻어지는 비트 패턴을 순서대로 나열함으로써 얻어진다. LBP는 화소가 속해있는 지역 텍스처

(local texture)의 바이너리 패턴(binary pattern)을 하나의 코드로 표현한다고 볼 수 있다. LBP는 이웃을 정의하는 윈도우의 크기, 형태, 그리고 선택되는 이웃 화소의 위치와 수에 따라서 다른 특성의 코드를 생성할 수 있다.

LBP를 기반으로 하는 다수의 얼굴인식 방법과 표정인식 연구에서는 LBP 방법이 기존의 다른 어떤 방법보다 우수함을 보여주고 있다[10]. 하지만 LBP는 영상에 잡음이 포함되어거나 조명변화가 급격하면 코드가 변하는 취약점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위한 방안들이 제안되고 있으나 근본적인 해결책은 제시되지 않고 있다.

### 3. 지역적인 얼굴특징 개발

외형특징기반방법의 하나인 LDP[11]는 얼굴영상을 구성하고 있는 각 화소를 주변화소들과의 관계를 고려하여 지역적인 미세패턴으로 표현한다. 즉 LDP 코드 영상에서 각 화소는 밝기가 아닌 해당화소가 속해있는 지역의 텍스처 패턴정보를 나타낸다. 따라서 LDP 영상에서 두 화소간의 차이는 두 화소가 속해있는 텍스처의 차이와 비례하지 않는다.

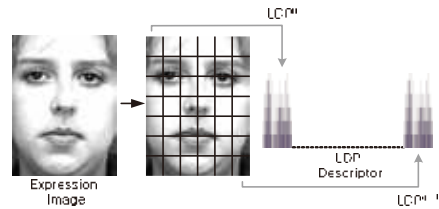
본 연구에서는 이러한 LDP 영상의 특성을 고려하여 얼굴표정인식에 효율적인 특징벡터를 결정하기 위해 기존 히스토그램 기반 특징벡터 표현방법을 분석하여 표정인식에 적합하도록 개선하고, PFF와 TFF를 효과적으로 표현할 수 있는 특징벡터 표현방법을 연구한다.

#### 3.1 기존 특징벡터 표현 방법의 특징

먼저, 인식하고자 하는 입력영상을 중첩되지 않는 그리드  $g$ 의 균일한 영상블록으로 분할하고, 각 영상블록의 히스토그램을 구한다. 이는 각 블록 사이즈가  $M \times N$ 을 갖는 이미지  $I$ 를 표현하는 LDP 히스토그램을 표현할 수 있다.

$$H(i) = \sum_{r=1}^M \sum_{c=1}^N f(LDP_k(r, c), i); f(1) \quad (1)$$

식 (1)에서  $i$ 는 LDP코드의 값을 나타낸다.  $k$  값에 따라서 히스토그램 크기가 결정된다. 히스토그램은  $C_k^8$ 의 히스토그램의 크기를 갖는다. 마지막으로 각 블록의 히스토그램을 (그림 1)과 같이 순차적으로 결합하여 특징벡터를 생성한다.



(그림 1) LDP히스토그램 계산을 위한 블록 분할 및 얼굴표정 특징벡터 표현

이와 같이 히스토그램을 기반으로 하는 특징벡터 표현방법은 다음과 같은 특성을 갖는다. 첫째, 히스토그램은 전역정보를 표현하며 각 화소의 공간정보를 포함하지 않는다. 둘째, 얼굴의 공간정보는 각 블록들의 상대적인 위치에 의해서 표현된다. 따라서 블록수가 늘어나면 보다 많은 공간정보를 표현할 수 있다. 셋째, 블록수가 늘어나면 특징벡터의 길이가 커지고 블록크기가 감소하면서 히스토그램에 누적되는 화소가 적어져 표본오차가 커진다. 또한 얼굴검출 알고리즘의 오류에 보다 민감하게 반응하는 특성을 가지고 있다.

#### 3.2 얼굴특징의 효율적인 표현방법 개발

한편, 중첩되지 않는 균일한 영상 블록에 기반한 특징추출방법은 얼굴의 모양이나 얼굴 표정의 변화로 인해서 (그림 2)와 같이 동일 블록안의 얼굴특징의 종류가 변하는 경우가 생긴다.

이러한 변화의 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 기존의 외형 특징 기반 방법에 기하학적 특징 기반 방법의 일부 장점을 수용할 수 있는 중첩(overlapped) 가능한 가변블록생성 및 표정특징벡터 생성 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 다음과 같은 특징을 갖는다.

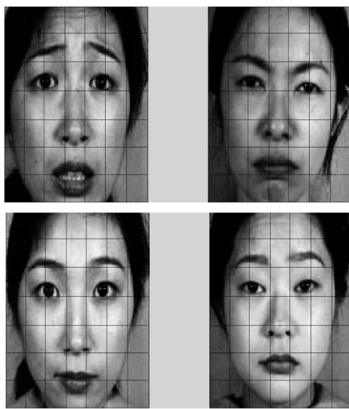
첫째, 얼굴에 나타나는 PFF와 TFF를 포함하는 얼굴부위(또는 특징)를 선별하고 부위별로 크기와 형태

가 다른 블록을 설정한다.

둘째, 각 블록은 특정 얼굴특징을 나타내며 각 블록의 크기와 형태는 얼굴특징의 형태, 크기, 표정에 따른 변화를 수용할 수 있도록 결정한다.

셋째, 얼굴검출 오류와 얼굴의 회전변화에 따른 각 얼굴특징의 위치 변화를 극복할 수 있도록 블록간 중첩되는 범위를 결정한다.

넷째, 블록간의 공간적인 상관관계를 유지하도록 각 블록의 기준점을 결정한다.



(그림 2) 중첩되지 않는 균일 분할의 문제점

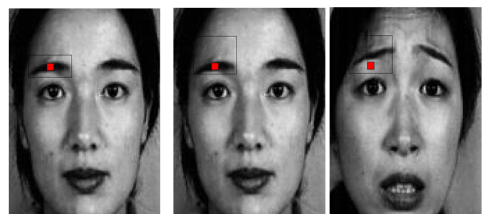
제안된 방법은 다음과 같은 장점을 기대할 수 있다. 첫째, 지정된 위치에 해당 블록이 존재하는지를 확인하는 과정을 통해서 기하학적 특징을 기반으로 하는 접근방법의 일부 장점을 수용할 수 있다. 둘째, 각 얼굴특징의 움직임 특성에 따라서 해당 블록의 기준점과 변화범위를 결정함으로써 얼굴검출 오류와 회전 및 크기 변화로 인한 오류를 어느 정도 수용할 수 있다. 셋째, 블록사이를 크게 하면서도 공간적인 정보를 유지할 수 있어서 히스토그램 특징벡터 표현방법의 취약점인 표본오차를 줄일 수 있다.

제안된 방법에서 얼굴표정을 효과적으로 구분하기 위해 핵심적인 정보를 포함하는 PFF와 TFF를 선정해야 한다. 심리학자들과 신경외과의사들은 표정인식에 기여하는 얼굴특징으로 눈썹, 눈, 입, 코 순으로 제시하고 있다[13]. 본 연구에서는 기존 관련 연구를 바탕으로 <표 1>에 제시된 20가지 특징을 선정하였다.

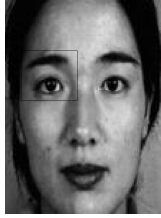
<표 1> 표정특징에 따른 20가지 블록의 위치 선정 및 이유

왼쪽 이마		오른쪽 이마		
이마는 표정변화에 따른 변화가 강한 곳 중 하나이므로 얼굴의 오른쪽 부분과 왼쪽 부분의 변화를 각각 고려하기 위해서 왼쪽과 오른쪽 부분으로 나누었다.				
왼쪽 눈썹	눈썹 사이	오른쪽 눈썹		
눈썹과 미간 또한 표정에 따라서 급격하게 변하는 표정특징으로 양쪽 눈썹의 변화를 각각 고려하기 위해서 왼쪽과 오른쪽으로 나누었다.				
두 눈의 중간 부분				
표정변화에 따른 눈동자의 변화는 표정인식을 위한 결정적인 단서가 된다.				
왼쪽 눈썹과 이마를 포함		오른쪽 눈썹과 이마를 포함		
눈썹과 이마의 상호 변화는 전역적인 정보를 포함하기 위해서 선정하였다.				
왼쪽 눈		오른쪽 눈		
눈의 변화는 표정 인식에 결정적인 역할을 한다.				
왼쪽 눈과 눈썹을 포함		오른쪽 눈과 눈썹을 포함		
눈과 눈썹의 상호 변화는 전역적인 정보를 포함하기 위해서 선정하였다.				
왼쪽 코	오른쪽 코	코		
코구멍 변화와 코의 좌우 경계면은 표정변화에 따른 변화가 크기 때문에 코와 왼쪽 오른쪽 경계부분을 블록으로 나누었다.				
입	입 윗부분	입 왼쪽	입 오른쪽	입 아랫부분
입 꼬리, 윗입술, 아래 입술의 지역적인 변화를 수용하기 위해서 위, 아래, 왼쪽, 오른쪽 부분으로 블록을 나누었고 입 자체의 전역적인 변화를 수용하기 위해 입 자체를 하나의 블록으로 나타냈다.				

표에 제시된 블록 중에서 이마, 눈썹 사이, 입 아래 부분, 두 눈의 중간부분 등은 TFF를 표현하기 위한 것이고 그 밖의 블록들은 PFF를 나타내는 블록들이다.



(그림 3) 눈썹 블록의 정의



(그림 4) 눈과 눈썹을 포함하는 블록 정의

각 블록의 크기와 기준점은 다음과 같이 정해진다. 먼저, 기준 자료를 가지고 있는 표정영상 DB에서 다양한 인종 및 얼굴 형태를 포함하는 많은 수의 중립 표정 영상을 선별한다. 다음으로 선별된 영상의 기준 자료를 이용하여 각 얼굴특징부위의 평균위치를 구하여 기준점으로 삼는다. (그림 3)의 첫 번째 영상은 이렇게 결정된 눈썹의 기준점을 보여주고 있다. 마지막으로 표정에 따라서 각 얼굴특징의 위치가 변화하는 다양한 표정영상의 기준 자료를 이용하여 각 얼굴특징의 위치 분포도를 계산한 다음에 이를 바탕으로 블록의 크기를 결정한다. (그림 3)의 두 번째와 세 번째 영상은 이렇게 결정된 블록의 범위와 기준점을 보여주고 있다. (그림 3)에 제시된 것처럼 각 블록의 기준점은 블록의 중앙에 위치하지 않고 중립표정의 평균 위치에 존재한다. 이는 표정변화에 따라서 눈썹의 위치가 기준점을 중심으로 위쪽으로 변화하며 모든 표정에서 눈썹이 기준점 근처에 존재할 확률이 높다는 것에 근거하고 있다. 그 결과 공간상에서 기준점들 간의 상대적인 위치가 얼굴특성 간의 상대적인 위치를 나타낼 확률이 높아져서 특징벡터에 포함되는 공간정보의 신뢰성을 높이는 효과를 거두게 된다.

본 연구에서는 눈썹과 눈을 나타내는 블록 외에 눈썹과 눈을 함께 나타내는 (그림 4)와 같은 블록을 정의하여 눈과 눈썹이 표정에 따라서 변화하는 전역적인 정보를 표현하도록 하였다.

또한 얼굴검출 오류에 따른 각 얼굴특징의 위치변화를 수용할 수 있도록 블록의 크기를 결정하였다. 그 결과 블록간의 중첩이 발생하고 중첩되는 정도가 얼굴특징의 특성에 따라 다르게 나타났다.

이렇게 생성된 20개의 블록에서 히스토그램을 구하고 이들 히스토그램을 순서대로 연결하여 특징벡터를 구성하였다. 인식을 위해서는 이들 특징벡터 사이의

유사도를 계산하게 되는데 본 연구에서는 유사도 계산과정에서 블록별 가중치를 적용하였다. <표 2>는 결정된 가중치이며 제안된 방법의 평가결과를 생성하는 데 사용되었다.

<표 2> 20가지 블록의 가중치 값

블록위치	가중치	블록위치	가중치
왼쪽 이마	3	왼쪽 눈과 눈썹을 포함	6
오른쪽 이마	3	오른쪽 눈과 눈썹을 포함	6
왼쪽 눈썹	10	왼쪽 코	4
눈썹 사이	8	오른쪽 코	4
오른쪽 눈썹	10	코	5
두 눈의 중간부분	9	입	6
왼쪽 눈썹	8	입 윗부분	4
오른쪽 눈썹	8	입 왼쪽	8
왼쪽 눈	5	입 오른쪽	8
오른쪽 눈	5	입 아래 부분	8

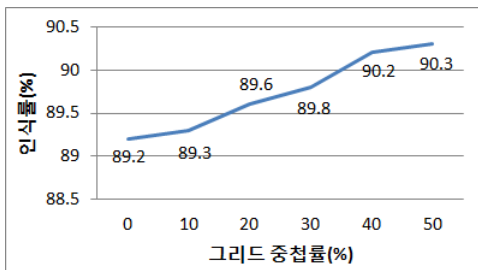
## 4. 실험 및 분석

균일한 그리드를 적용하는 경우 <표 3>과 같이 그리드 사이즈가 증가할수록 상대적인 위치정보 상실이 적어지므로 인식률이 증가함을 확인하였다. 하지만 특정 크기를 넘어서면 상대적인 위치정보가 불필요한 지역 정보와 결합해서 인식률이 떨어지는 결과를 보였다. 결과적으로, 균일한 그리드를 이용하는 경우 7×6의 그리드 사이즈에서 최적의 인식 성능을 보여주었다. 그 이상 증가시킬 경우, 히스토그램에 누적되는 화소수가 적어져 얼굴의 통계적인 특징을 추출하기 위한 표본수가 줄어 오히려 인식률이 떨어지는 것으로 판단된다.

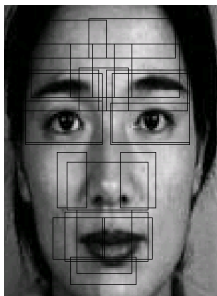
<표 3> 그리드 사이즈에 따른 인식 성능

	6-class Expression (%)	7-class Expression (%)	Vector length of LDP Feature
g=3×3	85.1	82.5	504
g=5×5	87.4	86.0	1400
g=7×6	89.2	86.9	2352
g=9×8	89.1	85.4	4032

균일한 블록으로 분할하더라도 블록간 중첩을 허용한 결과, 이러한 현상이 개선됨을 확인하였다. (그림 5)와 같이 중첩비율이 클수록 위치정보는 유지하고 얼굴의 공간정보도 증가하기 때문에 인식이 증가함을 보였다.



(그림 5) 중첩정도에 따른 인식을 변화



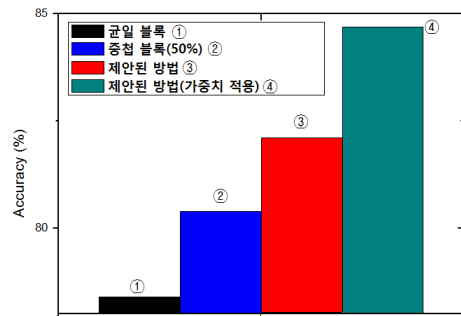
(그림 6) 20개의 블록 정의 결과

(그림 6)은 앞서 기술한 방법으로 정의된 20개의 특징블록이다. 제안된 블록설정 방법과 블록별 가중치 부여 방법의 효용성 검증은 JAFFE[14] DB와 Cohn-kanade[8] DB를 기반으로 이루어졌다. 얼굴영상은 110×150 크기로 정규화 한 후 사용하였다. 표정인식을

위해서 SVM(Multi-class Support Vector Machine)[15]을 이용하였다.

평가는 데이터를 10개 집단으로 나누고 나뉜 데이터 집단을 상호 검증 하는 방식으로 진행하였다. 특징벡터는 기존의 방법과 마찬가지로 영상을 LDP코드로 변환하고 각 블록별 히스토그램을 결합하여 생성하였다. 평가는 다음의 네 가지 경우에 대해서 진행하였다.

- 균일 블록: 중첩되지 않는 동일 크기의 블록을 이용하는 경우
- 중첩 블록(50%): 균일 블록에 대하여 블록간 50% 중첩한 경우
- 제안된 방법: 본 연구에 제안하는 특징별로 설정된 가변적인 블록을 이용하는 경우
- 제안된 방법(가중치 적용): 제안된 블록설정 방법과 블록별 가중치를 이용한 경우

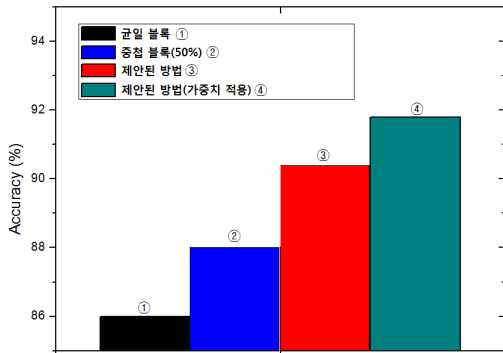


(그림 7) JAFFE데이터베이스에서 7가지 표정 인식 비교 결과

(그림 7)은 JAFFE DB에서 7가지 표정인식 결과를 비교한 결과이고 (그림 8)은 Cohn-Kanade DB에서 7가지 표정을 인식한 결과이다.

그림에서 볼 수 있는 것처럼 균일한 크기의 블록을 사용하더라도 블록간 중첩을 허용하는 경우가 더 좋은 결과를 보여준다. 이는 얼굴검출 오류나 크기 및 회전 변화에 따라서 블록이 포함하는 얼굴특징의 위치변화를 블록간 중첩으로 어느 정도 수용하기 때문인 것으로 판단된다. 또한 본 연구에서 제안한 방법이 균일한 블록 분할 방법에 비해서 우수한 성능을 보임을 확인하였다. 특히 가중치를 적용한 경우가 그렇지

않은 경우에 비해서 더욱 우수한 인식률을 보였다. 이러한 평가결과는 제안된 방법이 얼굴표정의 변화, 얼굴검출 오류, 그리고 얼굴의 회전 및 크기 변화로 인한 각 얼굴특징의 위치 및 형태 변화를 보다 효과적으로 수용할 수 있음을 입증하고 있다. 또한 기존 방법[11]을 적용하여 균일 블록을 이용하는 경우 최적의 분할을 고려하더라도 영상을 6x7 그리드로 나누기 때문에 42개의 블록이 필요한 반면에 제안된 방법은 20개의 블록만을 사용하므로 얼굴특징벡터의 사이즈가 현저히 줄어드는 효과가 있다. 이는 분류기(classifier)에서 분류를 수행할 때 별도의 벡터 차원 축소 과정 없이도 빠른 분류가 가능한 장점을 갖는다.



(그림 8) Cohn-Kanade 데이터베이스에서 7가지 표정 인식 비교 결과

## 5. 결론

본 논문에서는 LDP에 가장 적합한 특징 벡터 표현 방법을 제안하였다. 이를 위해 기존의 균일한 영상블록을 이용한 특징벡터 표현의 근본적인 단점을 극복하기 위해 블록의 사이즈와 크기를 표정특징의 통계적 방법에 따라서 20개의 특징점을 포함하는 가변블록으로 설정하고 각 블록별로 중요도에 따른 가중치를 적용하여 특징 벡터를 추출 하였으며, 이를 바탕으로 기존 알고리즘과의 비교 평가를 수행하였다. 실험 결과 제안된 방법이 평균 5~7% 이상의 인식률 향상이 이루어짐을 확인할 수 있었다. 또한 기존 얼굴특징 벡터보다 길이가 짧기 때문에 분류를 위한 연산량 또한 감소하는 결과를 보여주었다.

## 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] A. Kapoor, W. Bursleson, and R.W. Picard, “Automatic Prediction of Frustration”, Int'l J. Human-Computer Studies, vol.65, no.8, pp.724-736, 2007.
- [4] A. B. Ashraf, S. Lucey, J. F. Cohn, T. Chen, Z. Ambadar, K. Prkachin, P. Solomon, and B. J. Theobald, “The Painful Face: Pain Expression Recognition Using Active Appearance Models”, Proc. Ninth ACM Int'l Conf. Multimodal Interfaces (ICMI '07), pp.9-14, 2007.
- [5] M. Yeasin, B. Bullot, 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.
- [6] 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.
- [7] P. Sungsoo, S. Jongju, and K. Daijin, “Facial expression analysis with facial expression deformation”, in Proc. IAPR Int'l Conf. Pattern Recog., pp.1-4, 2008.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] X. Feng, M. Pietikainen, and A. Hadid, “Facial Expression Recognition with Local Binary Pattern



rms and Linear Programming”, Pattern Recognition and Image Analysis, vol.15, no.2, pp.546-548, 2005.

- [11] 정웅경, 조영탁, 안용학, 채옥삼, “보안 패턴 생성을 위한 지역 미세 패턴 기술에 관한 연구”, 융합보안논문지, 제14권, 제4호, 한국융합보안학회, 2014.09.
- [12] H. Zhou, R. Wang, and C. Wang, “A Novel Extended Local Binary Pattern Operator for Texture Analysis”, Inf. Science, Vol.178, No.22, pp.4314-4325, 2008.
- [13] Pawan Sinha, Benjamin Balas, Yuri Ostrovsky, and Richard Russell, “Face Recognition by Humans: Nineteen Results All Computer Vision Researchers Should Know About”, Proceedings of the IEEE, Vol.94, No.11, pp.1948-1962, November 2006.
- [14] 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.
- [15] 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.

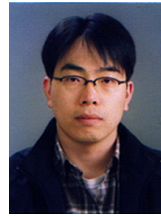
————— [ 저 자 소 개 ] —————



**조영탁 (Young-tak Cho)**

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

email: youngtak.cho@gmail.com



**정웅경 (Woong-kyung Jung)**

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

email : pegasus93@gmail.com



**안용학 (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



**채옥삼 (Ok-sam Chae)**

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

email: oschae@khu.ac.kr