

논문 2015-52-7-10

## 에지 방향 정보를 이용한 LDP 코드 개선에 관한 연구

( A Study of Improving LDP Code Using Edge Directional Information )

이 태 환\*, 조 영 탁\*, 안 용 학\*\*, 채 옥 삼\*\*\*

( Tae Hwan Lee, Young Tak Cho, Yong Hak Ahn<sup>©</sup>, and Ok Sam Chae )

## 요 약

본 논문에서는 지역적인 에지의 방향 정보와 반응 크기, 주변 화소와의 밝기값 차이를 LDP 코드에 포함함으로써 얼굴 표정 인식률을 향상시킨다. 기존 LDP 코드를 사용하면 LBP에 비해서 영상의 밝기 변화에 덜 민감하고 잡음에 강한 장점을 가진다. 하지만, 밝기 변화가 없는 매끄러운 영역의 정보를 표현하기 어렵고, 배경에 얼굴과 유사한 에지 패턴이 존재하는 경우에는 인식률이 저하되는 문제점이 있다. 따라서 에지 방향 정보를 기반으로 에지 강도 및 밝기값을 추가할 수 있도록 LDP 코드를 개선하고, 인식률을 측정한다.

## Abstract

This study proposes new LDP code to improve facial expression recognition rate by including local directional number(LDN), edge magnitudes and differences of neighborhood edge intensity. LDP is less sensitive on the change of intensity and stronger about noise than LBP. But LDP is difficult to express the smooth area without changing of intensity and if background image has the similar pattern with a face, the facial expression recognition rate of LDP is low. Therefore, we make the LDP code has the local directional number and the edge strength and experiment the facial expression recognition rate of changed LDP code.

**Keywords** : Face recognition, Expression recognition, Facial feature, Local Directional Number, Local Directional Pattern

## I. 서 론

지금까지 얼굴 표정 인식에 대해 많은 연구가 진행되고 있지만, 얼굴 표정의 복잡성과 다양성으로 인해 높은 정확성을 가진 인식은 매우 어렵고, 얼굴 표정 인식을 위해 영상으로부터 효과적인 얼굴 표현에 대한 특징

을 얻어 내는 것은 매우 복잡하다<sup>[1]</sup>. 최근에는 구체적인 얼굴 컴포넌트의 인식 없이 지역 특징과 얼굴 변화를 검출하는 방법으로 외형 기반의 LBP(Local Binary Pattern)<sup>[2-4]</sup> 얼굴 특징 검출 방식과 LBP의 단점을 보완할 수 있는 방식으로 새로운 지역미세패턴인 LDP(Local Directional Pattern)<sup>[5]</sup>가 제안되었다. LDP는 각 화소 위치에서 나타는 지역적인 에지 패턴을 8비트 코드로 표현하기 때문에 LBP에 비해서 영상의 밝기 변화에 덜 민감하고 잡음에 강한 장점을 가지고, 에지의 변화가 뚜렷이 나타나는 얼굴 표정 인식에서는 보다 높은 인식률을 보여준다. 하지만 밝기 변화가 없는 매끄러운 영역(smooth)의 정보를 표현하기 어렵고 배경에 얼굴과 유사한 에지 패턴이 존재하는 경우에는 인식률이 저하되는 문제점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 이

\* 정회원, \*\*\* 정회원, 경희대학교 전자정보대학 컴퓨터공학과

(Department of Computer Engineering, Kyunghee University)

\*\* 정회원, 세종대학교 전자정보공학대학 컴퓨터공학과  
(Department of Computer Engineering, Sejong University)

© Corresponding Author(E-mail: yohans@sejong.ac.kr)

Received ; March 26, 2015 Revised ; June 2, 2015

Accepted ; July 3, 2015

와 같은 문제점을 해결하기 위해, 기존 LDP코드를 에지 방향 정보, 에지 반응 크기, 이웃 화소의 밝기 차이 등을 포함하도록 수정하여 얼굴 표정 인식률을 향상시킬 수 있는 개선된 LDP 방식을 제안한다.

## II. 본 론

### 1. 관련 연구

#### 가. LBP(Local Binary Pattern)

기본적인 LBP는 3×3 크기 윈도우의 8개의 이웃 화소들을 중앙 화소를 임계값으로 이진화하여 얻어지는 비트 패턴을 순차적으로 나열함으로써 얻어진다.

$$LBP(P, R) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

여기서  $R$ 은 이웃화소를 형성하는 원의 반지름을 나타내고  $P$ 는 사용할 이웃 화소의 숫자를 나타낸다.  $g_c$ 는 임계치로 사용될 중심 화소의 화소값이고  $g_p$ 는 이웃 화소의 화소값을 나타낸다. 이와 같이 생성된 LBP코드는 단조로운 밝기 변화에 강력한 특징을 가진다. 하지만 LBP는 코드 생성시 1 비트 값 생성에 오직 이웃 화소 하나와 중심 화소만 사용하기 때문에 잡음에 매우 취약하고 단조롭지 않은 밝기 변화에 코드가 많이 변하게 된다<sup>[6-7]</sup>.

#### 나. LDP(Local Directional Pattern)

LDP에서는 주변 이웃 화소들을 모두 사용하여 에지 반응 값을 계산하기 때문에 화소의 밝기 값 보다 밝기 변화와 잡음에 덜 민감하다는 이점이 있다. 각 화소에 대해서  $m \times m$  지역 패턴 윈도우를 설정하고 여기에 8 방향  $m \times m$  Kirsch 에지 반응 마스크<sup>[8]</sup>를 이용하여 8 방향 에지 반응 값을 구한다. 그림 1.은 Kirsch 에지 반응 마스크를 보여준다.

각 8 방향 에지 반응 중 동쪽부터 반 시계 방향으로 각 방향을 나타내는 비트를 설정한다. 이때 동쪽 방향(M0)이 LSB(Least Significant Bit)가 되고 남서 방향(M7)이 MSB(Most Significant Bit)가 되도록 설정한다. 8 방향의 모든 에지 반응 값이 유의미한 값을 가지는 것은 아니다. 따라서 계산된 8 방향 에지 반응 값을 절댓값 크기에 따라 정렬하고 상위  $k$ 개를 선정하여 해당

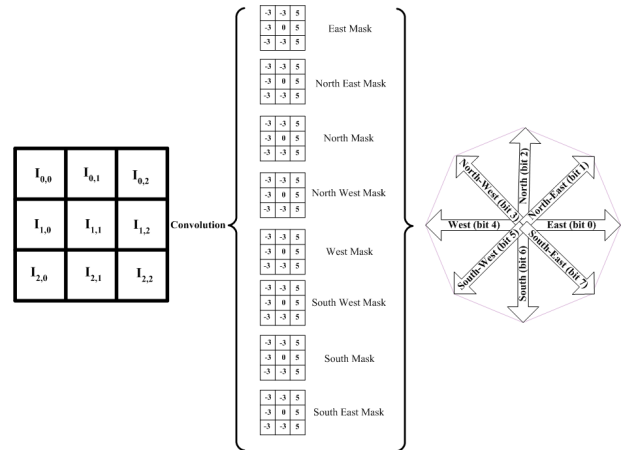


그림 1.  $m=3$ 인 Kirsch 에지 반응 마스크를 이용한 8비트 LDP코드 방향

Fig. 1. 8 directions of LDP code using the kirsch mask when  $m=3$ .

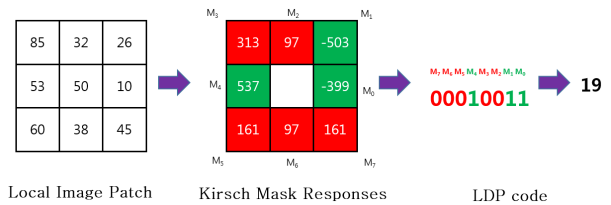


그림 2. LDP 코드 생성과정 ( $k=3, m=3$ )

Fig. 2. LDP code (when  $k=3, m=3$ ).

방향을 나타내는 비트를 1로 설정하고 나머지 방향을 나타내는 비트를 0으로 설정한다. 그림 2.는  $m$ 과  $k$ 가 각각 3일 경우, 주어진 3×3 지역 패턴에 대한 LDP 생성 과정을 보여준다.

$M_4, M_1, M_0$ 의 방향의 에지 반응 크기가 1, 2, 3위로 상위 3개의 반응 크기를 나타내고 이 방향을 나타내는 비트 4, 1, 0이 1로 설정되어 LDP 코드 0010011(19)가 생성된다.

### 2. 개선된 LDP 코드 설계

기존 LDP는 얼굴에 나타나는 유사패턴을 구별하지 못하고, 밝기 변화가 적은 매끄러운 영역에 대해서는 임의의 의미 없는 패턴을 생성하는 문제점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 지역적인 에지 패턴을 표현하는데, 에지의 방향, 반응 강도, 이웃 화소와의 밝기차 등을 이용하는 개선된 방법을 제안한다.

#### 가. 에지 방향 넘버를 이용한 방법 (EDN, Edge Directional Number)

기존 LDP는 Kirsch마스크 에지반응의 절대값을 취하여 크기순으로 정렬한 다음 값이 큰 방향들을 선택하여 사용하였다. 절대값을 사용했기 때문에 밝고 어두운 부분이 반대인 에지를 구별하지 못하는 문제점이 있다. 이런 단점을 극복하기 위해 Kirsch 마스크 에지반응 결과를 이에 대응하도록 8방향에 대한 3비트 코드로 표현한다. 그림 3.은 8방향에 대해 3비트로 표현한 에지 방향 코드(EDN 코드)값을 보여준다. 동쪽 방향(M0)이 000이 되고, 남서 방향(M7)이 111이 된다. 에지 방향 넘버를 이용한 방법에서는 Kirsch마스크 에지반응 값들 중 가장 큰 값과 두 번째로 큰 값에 대한 방향을 코드 값으로 표현한다.

그림 4.는 EDN 코드와 LDP코드의 생성 방법을 보여 준다. 기존 LDP에서는 Kirsch마스크의 에지 반응값에

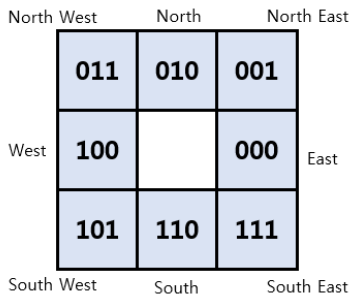


그림 3. 에지 방향 넘버(EDN)  
Fig. 3. Edge Directional Number.

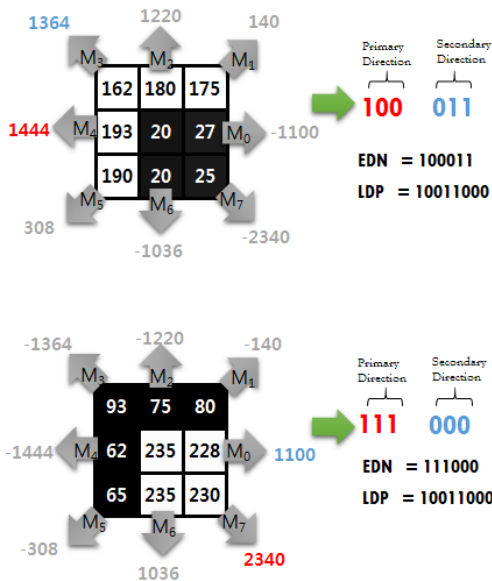


그림 4 EDN 코드와 LDP 코드 생성 방법  
Fig. 4. Compare EDN code and LDP code.

대해 8비트 코드로 표현하지만, EDN에서는 에지 방향을 계산할 때 절대값을 사용하지 않고 가장 큰 에지 방향 2개를 선정해서 6비트로 부호화한다.

나. 에지 반응 값이 가장 큰 방향 정보와 이웃 화소의 밝기 차이를 결합한 방법  
(EDNI, Edge Directional Number and Difference of Intensity)

에지 방향 정보를 사용하는 EDN은 뚜렷한 에지 영역에서는 강력한 외형 정보를 제공하지만, 밝기 크기 변화가 적은 영역(Smooth)에서는 잡음에 취약하고 외형정보가 없음에도 불구하고 임의의 패턴이 생성되는 문제점이 있다. 이런 단점을 극복하기 위해서 EDN의 방향 정보와 밝기 정보를 결합한 방법(EDNI)을 개발한다. 먼저, Kirsch 마스크를 이용해서 8방향의 에지 반응 크기를 계산하고 기존 LDP와 같이 부호를 고려하지 않고 가장 큰 에지 반응 크기를 보이는 2 방향을 선정한다. 그리고 선정된 2방향의 각각의 반대방향 화소의 밝기 차이를 식 (2)와 같은 방법을 이용해서 계산한다. 이는 변화가 적은 영역에서 불규칙한 코드가 생성되는 것을 막기 위해서다.

$$D = \begin{cases} 0, & \text{if } -\epsilon \leq d \leq \epsilon \\ 1, & \text{if } d < -\epsilon \\ 2, & \text{if } d > \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

가장 크게 반응하는 두 개의 에지 방향정보와 각 에지의 양쪽 밝기차를 식 (2)와 같이 표현한 D값을 이용하여 구한 후, 그림 5.와 같이 가장 큰 에지방향 하나와 밝기 값 차 2개를 통해 7비트 코드를 생성한다. 에지반응이 가장 큰 에지방향 하나만을 사용한 이유는 D2가 두 번째 방향의 에지 강도를 포함 수 있기 때문이다. 또한 밝기 크기 변화가 적은 영역에서 에지 반응이 약할

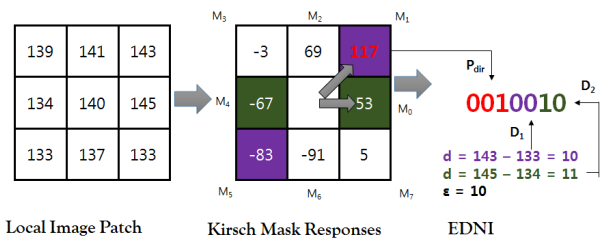


그림 5. 가장 큰 에지방향과 밝기값의 차이를 이용한 코드 생성 방법  
Fig. 5. EDNI code using the biggest edge direction and difference of intensity.

때는 첫 번째 또는 두 번째 방향이 임의로 결정될 수가 있는데 이때는 D1 또는 D2가 0으로 설정되어 이 오류를 보완할 수 있다.

EDNI 방식은 에지 방향 정보와 밝기값을 동시에 사용하기 때문에, 에지 방향만 사용할 때(EDN 방식) 보다 밝기값 변화가 적은 영역(Smooth)과 밝기값 변화가 많은 영역(Edge)을 구분할 수 있어 패턴의 오류 확률을 줄여준다.

### III. 실험

#### 1. 성능 평가 방법

##### 가. 성능 평가 환경

성능 평가를 위해 Cohn-Kanade Facial Expression (CK) DB<sup>[9]</sup>와 Japanese Female Facial Expression (JAFPE) DB<sup>[10]</sup>를 이용했다. 상호검증을 위하여 평가에 사용된 영상들을 임의로 10개의 그룹으로 분할하여 실험하였다. 이때 사용된 분류기(classifier)는 SVM<sup>[11]</sup> (Support Vector Machine)을 사용하였으며, SVM에 적용된 커널 함수는 RBF이다. 인식은 6가지(화남, 혐오, 두려움, 행복, 슬픔, 놀람) 표정과 7가지 표정(6가지에 무표정 포함)<sup>[12-13]</sup>에 대해서 이루어졌다.

##### 나. 개선된 LDP의 성능 평가 방법

제안된 방법이 다른 방법들에 비해서 얼마나 성능향상을 보이는지 검증하기 위해서 LBP<sup>[1]</sup>, 기존 LDP<sup>[2]</sup>, 가버 필터<sup>[14-15]</sup>를 이용한 표정인식 방법과 비교하여 평가하였다. 평가를 위해서 모든 이미지에서 검출된 눈과 입의 위치를 이용해서 얼굴 부분만 잘라낸 후 110 x

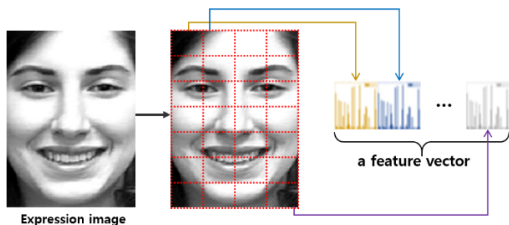


그림 6. 지역 히스토그램 계산을 위한 4 x 7블록 분할 및 히스토그램 연결을 통한 얼굴특징 벡터 표현

Fig. 6. A feature vector is a histogram concatenated by all local histograms from divided blocks.

150 해상도로 사이즈를 정규화 했다. 표정인식을 위한 특징벡터는 그림 6.과 같이 정규화된 영상을 4x7의 균일한 영상블록으로 나누고 각 블록의 히스토그램을 연결하여 구성하였다.

#### 2. 실험 및 분석

표 1.은 에지 방향 넘버를 이용한 방식(EDN)과 에지 반응 값이 가장 큰 방향 정보와 이웃 화소의 밝기 차이를 결합한 방식(EDNI)의 결과를 보여준다.

표 1.의 결과는 제안된 2가지의 방법이 기존 방법들 보다 우수함을 보여준다. 새롭게 제안된 EDN과 EDNI 중 EDNI의 결과가 더 좋은 것을 알 수 있다. EDNI 방법은 가장 뚜렷한 에지 방향을 먼저 찾고 이것을 기준으로 텍스처 정보를 표현하는 코드를 생성한다. 가장 뚜렷한 경계 양쪽의 밝기 차이 정보를 포함하기 때문에 잡음에 강하면서 에지패턴을 보다 정확하게 표현하는 것으로 여겨진다.

표 1. Cohn-Kanade와 JAFFE DB에서의 비교 결과  
Table 1. Comparison of the proposed methods with Cohn-Kanade and JAFFE DB.

| Method | CK              |                 | JAFFE           |                 |
|--------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
|        | 6 class (%)     | 7 class (%)     | 6 class (%)     | 7 class (%)     |
| LBP    | 92.6±2.9        | 88.9±3.5        | 86.7±4.1        | 80.7±5.5        |
| LDP    | 98.5±1.4        | 94.3±3.9        | 85.8±1.1        | 85.9±1.8        |
| Gabor  | 89.8±3.1        | 86.8±3.1        | 85.1±5.0        | 79.7±4.2        |
| EDN    | <b>98.9±0.2</b> | <b>93.8±0.7</b> | <b>86.9±1.7</b> | <b>86.0±3.4</b> |
| EDNI   | <b>99.5±0.5</b> | <b>95.4±0.3</b> | <b>91.0±2.0</b> | <b>91.0±2.4</b> |

표 2. EDN C-K DB, SVM(RBF)을 이용한 6가지 표정 인식률의 CM(Confusion matrices)

Table 2. Confusion matrices for face recognition rate of 6 face expressions using EDN code with C-K DB, SVM(RBF).

|     | 화남   | 역겨움  | 두려움  | 즐거움  | 슬픔   | 놀람   |
|-----|------|------|------|------|------|------|
| 화남  | 99.1 | 0.1  | 0.1  | 0.0  | 0.8  | 0.0  |
| 역겨움 | 1.6  | 97.0 | 0.2  | 0.0  | 1.2  | 0.0  |
| 두려움 | 0.4  | 0.0  | 98.9 | 0.4  | 0.2  | 0.1  |
| 즐거움 | 0.1  | 0.0  | 0.1  | 99.8 | 0.0  | 0.0  |
| 슬픔  | 1.6  | 0.0  | 0.1  | 0.0  | 98.3 | 0.0  |
| 놀람  | 0.6  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 99.4 |

표 3. EDNI C-K DB, SVM(RBF)을 이용한 6가지 표정 인식률의 CM(Confusion matrices)

Table 3. Confusion matrices for face recognition rate of 6 face expressions using EDNI code with C-K DB, SVM(RBF).

|     | 화남   | 역겨움  | 두려움  | 즐거움  | 슬픔   | 놀람   |
|-----|------|------|------|------|------|------|
| 화남  | 99.2 | 0.2  | 0.2  | 0.0  | 0.3  | 0.0  |
| 역겨움 | 0.4  | 99.2 | 0.0  | 0.0  | 0.4  | 0.0  |
| 두려움 | 0.1  | 0.0  | 99.5 | 0.4  | 0.0  | 0.0  |
| 즐거움 | 0.1  | 0.0  | 0.1  | 99.8 | 0.0  | 0.0  |
| 슬픔  | 0.4  | 0.1  | 0.0  | 0.0  | 99.5 | 0.0  |
| 놀람  | 0.6  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 99.4 |

표 4. EDN C-K DB, SVM(RBF)을 이용한 7가지 표정 인식률의 CM(Confusion matrices)

Table 4. Confusion matrices for face recognition rate of 7 face expressions using EDN code with C-K DB, SVM(RBF).

|     | 화남   | 역겨움  | 두려움  | 즐거움  | 슬픔   | 놀람   | 무표정  |
|-----|------|------|------|------|------|------|------|
| 화남  | 84.1 | 0.4  | 0.1  | 0.0  | 0.4  | 0.0  | 15.0 |
| 역겨움 | 0.8  | 95.3 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 3.9  |
| 두려움 | 0.3  | 0.0  | 95.4 | 0.6  | 0.2  | 0.1  | 3.4  |
| 즐거움 | 0.0  | 0.0  | 0.2  | 99.6 | 0.0  | 0.0  | 0.2  |
| 슬픔  | 0.1  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 96.0 | 0.0  | 3.9  |
| 놀람  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 98.9 | 1.1  |
| 무표정 | 7.4  | 0.7  | 0.8  | 0.1  | 1.0  | 0.2  | 89.8 |

표 2.는 EDN 방법을 통해 Cohn-kanade DB에서 테스트된 6가지 표정 인식률에 대한 CM(Confusion matrix)이다. 결과에서 보듯이 각 표정 별로 정확도가 모두 97%이상으로, 제안된 방법의 인식률이 높은 것을 보여준다.

표 3.은 EDNI 방법을 통해 Cohn-kanade DB에서 테스트된 6가지 표정 인식률에 대한 CM(Confusion matrix)이다. 결과에서 보듯이 각 표정 별로 정확도가 모두 99%이상으로, 제안된 방법의 인식률이 높은 것을 보여준다.

표 4.는 EDN 방법을 통해 Cohn-kanade DB에서 테스트된 7가지 표정 인식률에 대한 CM(Confusion

표 5. EDNI C-K DB, SVM(RBF)을 이용한 7가지 표정 인식률의 CM(Confusion matrices)

Table 5. Confusion matrices for face recognition rate of 7 face expressions using EDNI code with C-K DB, SVM(RBF).

|     | 화남   | 역겨움  | 두려움  | 즐거움  | 슬픔   | 놀람   | 무표정  |
|-----|------|------|------|------|------|------|------|
| 화남  | 89.4 | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.9  | 0.0  | 9.7  |
| 역겨움 | 1.4  | 94.8 | 0.0  | 0.0  | 0.2  | 0.0  | 3.7  |
| 두려움 | 0.2  | 0.0  | 98.0 | 0.1  | 0.1  | 0.0  | 1.6  |
| 즐거움 | 0.0  | 0.0  | 0.2  | 98.8 | 0.0  | 0.0  | 0.0  |
| 슬픔  | 0.2  | 0.0  | 0.1  | 0.0  | 96.5 | 0.0  | 3.3  |
| 놀람  | 0.5  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 0.0  | 99.3 | 0.2  |
| 무표정 | 5.5  | 0.5  | 1.2  | 0.1  | 1.0  | 0.0  | 91.8 |

matrix)이다. EDN 방법은 7가지 표정에 대해서 화남 표정과 무표정의 구분이 다른 표정들에 비해 떨어지는 것을 보여준다.

표 5.는 EDNI 방법을 통해 Cohn-kanade DB에서 테스트된 7가지 표정 인식률에 대한 CM(Confusion matrix)이다. EDNI 방법도 7가지 표정에 대해 화남 표정과 무표정에 대한 인식률이 떨어지지만, EDN보다는 인식률이 좋은 것을 보여준다.

#### IV. 결 론

본 논문에서 제안한 에지 방향을 사용하는 방식과 에지반응 값이 가장 큰 방향 정보와 이웃화소 밝기 값을 결합한 주변화소의 밝기차이를 이용하는 방식의 인식률이 기존 LDP 코드 방식보다 더 높은 것을 확인할 수 있었다. 에지 방향만 사용하는 방식보다는 방향 정보와 이웃 주변의 화소 값을 사용하는 방식이 보다 높은 인식률을 보여주었다. 이 방식은 LBP와 유사 하지만 LBP와는 다르게 2 비트를 이용해서 주변화소 밝기차를 표현하고, 에지에서 밝기가 어두움에서 밝음으로 변하는지 밝음에서 어두움으로 변하는 지를 구분할 수 있으며, 에지 반응 크기가 작은 영역에서 잡음에 매우 취약했던 문제점을 보완할 수 있음을 확인하였다. 제안된 2 가지 방식 모두 기존 LDP에 비해 1~5% 이상의 인식률 향상을 보여주었다.

## REFERENCES

- [1] M. S. Kang, "A Study on Efficient Facial Expression Recognition System for Customer Satisfaction", *Journal of Information and Security*, Vol. 12, no. 4, pp. 41-47, 2012.
- [2] T. Ahonen, A Hadid, and M. Pietikainen, "Face recognition with Local Binary Patterns," In *Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision*, pp. 469-481, 2004.
- [3] A Fernandez, O Ghita, E Gonzalez, F Bianconi, PF Whelan, "Evaluation of robustness against rotation of LBP", CCR and ILBP features in granite texture classification. *Mach. Vis. Appl.* Vol. 22, no. 6, pp. 913 - 926, 2010.
- [4] Ojala, T., and Pietikainen, M., "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, pp. 971 - 987, 2002.
- [5] W. K. Jung, Y. T. Cho, Y. H. Ahn, O. S. Chae, "A Study on Local Micro Pattern for Facial Expression Recognition", *Journal of Information and Security*, Vol. 14, no 5, pp. 17-24, Sep, 2014.
- [6] S. Lucey, A.B. Ashraf, and J.F. Cohn, "Investigating Spontaneous Facial Action Recognition through AAM Representations of the Face," *Face Recognition*, K. Delac, and M. Grgic, eds., I-Tech Education and Publishing, pp. 275-286, 2007.
- [7] L Nanni, A Lumini, S Brahnam, "Survey on LBP based texture descriptors for image classification". *Expert Syst. Appl.* Vol. 39, no. 3, pp. 3634 - 3641, 2012.
- [8] Shan, C., Gong, S., and McOwan, P. W., "Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study", *Image and Vision Computing*, Vol. 27, pp. 803-816, 2009.
- [9] 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.
- [10] M. J. Lyons, J. Budynek, S. Akamatsu, "Automatic classification of single facial images", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, no. 12, pp. 1357-1362, 1999.
- [11] Kotsia, I., Pitas, I., "Facial expression recognition in image sequences using geometric de-formation features and support vector machines", *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 16, no. 1, pp. 172-187, 2007.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] J. Jones, L. Palmer, "An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex", *Journal of Neurophysiology*, Vol. 58, no. 6, pp. 1233-1258, 1987.
- [15] Zhang, Z., Lyons, M. J., Schuster, M., and Akamatsu, S., "Comparison between geometry-based and Gabor-wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perceptron", *Proc. IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition(FG)*, pp. 454-459, 1998.

저 자 소 개



**이 태 환**(정회원)  
 1997년 경희대학교 전자계산  
 공학과 학사 졸업  
 1999년 경희대학교 전자계산  
 공학과 석사 졸업  
 <주관심분야 : 영상처리, 로봇비  
 전, 컴퓨터 비전, 멀티미디어>



**조 영 탁**(정회원)  
 2003년 경희대학교 전자계산  
 공학과 학사 졸업  
 2005년 경희대학교 전자계산  
 공학과 석사 졸업  
 <주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터  
 비전, 멀티미디어>



**안 용 학**(정회원)  
 1997년 경희대학교 전자계산  
 공학과 석사 졸업  
 2005년 경희대학교 전자계산  
 공학과 박사 졸업  
 2006년 가톨릭대학교 컴퓨터정보  
 공학부 교수

2010년~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 교수  
 <주관심분야 : 영상처리, 신호처리, 컴퓨터, 통  
 신>



**채 옥 삼**(정회원)  
 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  
 <주관심분야 : 멀티미디어 데이터 처리 및 통신,  
 로봇비전, 영상처리, 컴퓨터 비전, 신호처리>