

Hausdorff와 LBP 거리의 융합을 이용한 개선된 얼굴검출

박성천*, 구자영*

An Improved Face Detection Method Using a Hybrid of Hausdorff and LBP Distance

Seong Chun Park*, Ja Young Koo*

요약

본 논문에서는 두 점의 집합들 사이의 기하학적 유사도에 근거한 Hausdorff 거리와 국지적 미세 텍스처의 분포에 근거한 Local Binary Pattern 거리가 융합된 새로운 측도를 도입함으로써 얼굴검출의 정확도를 높이는 방법을 제안하고 있다. 트레이닝 데이터를 이용해서 두 가지의 상이한 측도들을 정규화할 수 있는 매개변수와 최적화된 융합 비율을 찾는 방법을 보였다. 흔히 사용되는 얼굴 데이터베이스에 적용함으로써 제시된 방법이 두 가지 방법 각각을 이용한 방법보다 효과적이고 얼굴의 자세, 조명, 배경의 변화에 강인함을 보였다. 실험에서 사용된 데이터베이스의 경우 실제 얼굴의 위치와 검출된 얼굴의 위치 간의 평균거리오차가 LBP 방식의 47.9%, Hausdorff 방식의 22.8%로 감소됨을 보였다.

Abstract

In this paper, a new face detection method that is more accurate than the conventional methods is proposed. This method utilizes a hybrid of Hausdorff distance based on the geometric similarity between the two sets of points and the LBP distance based on the distribution of local micro texture of an image. The parameters for normalization and the optimal blending factor of the two different metrics were calculated from training sample images. Popularly used face database was used to show that the proposed method is more effective and robust to the variation of the pose, illumination, and back ground than the methods based on the Hausdorff distance or LBP distance. In the particular case, the average error distance between the detected and the true face location was reduced to 47.9% of the result of LBP method, and 22.8% of the result of Hausdorff method.

▶ Keyword : 얼굴검출(Face detection), 로컬 바이너리 패턴(Local Binary Pattern, LBP), 하우스도르프 거리(Hausdorff Distance)

• 제1저자 : 박성천 교신저자 : 구자영
• 투고일 : 2010. 08. 06, 심사일 : 2010. 09. 07, 게재확정일 : 2010. 09. 09.
* 단국대학교 컴퓨터 학부
※ 본 연구는 2009년 단국대학교 교내연구비에 의해 연구되었음.

I. 서론

정보기술의 발전에 따라 인간의 고유 기능에 속하던 영역에서 컴퓨터에 의한 기계화가 진행되고 있다. 그중에서도 컴퓨터 비전 분야는 인간의 시각정보처리 능력을 컴퓨터가 대신하도록 하는 많은 응용들을 중심으로 발전되고 있다. 눈을 통해 들어오는 시각정보를 이용해서 인간이 사물을 인지하고 판단하는 것처럼 컴퓨터 비전 시스템에서는 카메라를 통해서 얻어진 영상으로부터 내재된 정보를 추출하여 목적에 맞는 판단을 내린다.

이러한 시스템의 핵심 요소는 얻어진 영상 안에서 의미 있는 대상을 자동으로 인식하는 것이다. 그런데 주어진 영상 내의 객체를 인식하기 위해서는 인식하고자 하는 대상이 무엇이든 간에 그 객체의 존재여부에 대한 판단이 선행되어야 한다. 이러한 객체 검출 과정이 부정확하면 이후의 인식과정의 성능에 치명적 영향을 주게 된다[1].

객체의 검출을 위해 템플릿 정합 방법이 일반적으로 사용되는데 실제적으로 영상이 얻어지는 환경에서는 조명의 변화가 많을 수 있고 자세도 변할 수 있으며 얼굴 검출의 경우 표정도 변하기 때문에 이러한 변화에 안정적으로 동작하는 검출 과정이 요구된다.

Hausdorff 거리는 영상을 비교하는 측도로서 객체의 검출과 인식에서 사용되어 왔다[2,3,4,5,6]. 근래에는 얼굴 검출과 인식을 위한 측도로서 사용되어 좋은 성능을 보이고 있다 [7,8,9,10]. Hausdorff 거리는 두 점집합들 사이의 유사도를 측정하기 위해서 정의된 것이다. 이것은 스칼라 량 H 로 나타내며, 한 집합 내의 임의의 한 점에서 거리 H 이내에 다른 집합 내의 적어도 한 점이 존재한다는 것을 의미한다. Hausdorff 거리는 얼굴 라이브러리 내에서의 빠른 검색[11], 비디오에서의 객체추적[12] 등의 분야에 응용되고 있다.

Hausdorff 거리는 점의 집합들 사이에서 정의되는데, 주어진 영상을 점의 집합으로 표현하는 과정에서 영상이 가지고 있는 계조 정보가 손실되어 버리는 단점이 있다. 본 논문에서는 원래의 영상이 가지고 있는 텍스처 정보를 Hausdorff 거리에 추가적으로 활용함으로써 객체 검출의 정확도를 높일 수 있는 방법을 제안하고 있다.

LBP(Local Binary Pattern) 거리는 텍스처 분석 분야에서 사용되던 방법으로서 조명의 변화에 안정적이고 계산이 빠른 장점을 보임에 따라 최근에 얼굴의 검출과 인식에 활용되었으며[13,14,15] 얼굴표정의 인식에도 사용되었다[16,17].

이 때 얼굴 영상은 작은 블록으로 분할되며 각 블록에서 LBP 히스토그램이 추출된다. LBP 거리는 이러한 LBP 히스토그램의 유사도를 이용해서 정의되는 측도이다.

본 논문에서는 주어진 영상과 표준 얼굴영상으로부터 Hausdorff 거리와 LBP 거리가 융합된 새로운 거리를 제안함으로써 주어진 영상 내에서 얼굴의 위치를 보다 정확하게 검출할 수 있는 방법을 제시하고 있다.

2장에서는 Hausdorff 거리와 LBP 거리를 소개하고, 3장에서는 두 가지 거리가 융합된 새로운 측도를 제안한다. 4장에서는 실험결과를 보이고 5장에서는 결론을 맺는다.

II. Hausdorff 거리와 LBP 거리

2.1 Hausdorff 거리

Hausdorff 거리는 두 개의 점들의 집합 사이에서 정의되며, 두 점집합 사이의 기하학적 유사성을 나타내는 측도이다. $A = \{a_1, \dots, a_m\}$ 와 $B = \{b_1, \dots, b_n\}$ 를 두 개의 점의 집합이라고 할 때 A 와 B 사이의 Hausdorff 거리는 다음과 같이 정의된다.

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \dots\dots\dots (1)$$

식 (1)에서 $h(A, B)$ 와 $h(B, A)$ 는 각기 A 와 B 사이의 순방향과 역방향의 Hausdorff 거리이며 다음과 같이 정의된다.

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \dots\dots\dots (2)$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \dots\dots\dots (3)$$

식 (2)와 (3)에서 $\|\cdot\|$ 는 두 점 사이의 유클리드 거리를 나타낸다. $h(A, B)$ 는 A 에 속하는 점에서 B 에 속하는 점까지의 최단 거리가 가장 긴 경우의 거리이고, $h(B, A)$ 는 B 에 속하는 점에서 A 에 속하는 점까지의 최단 거리가 가장 긴 경우의 거리이다(그림 1). 이것이 함축하는 사실은 A 와 B 는 서로 $H(A, B)$ 이내에 상대 집합에 속한 점이 적어도 하나 이상 존재할 정도의 유사성을 갖는다는 것이다.

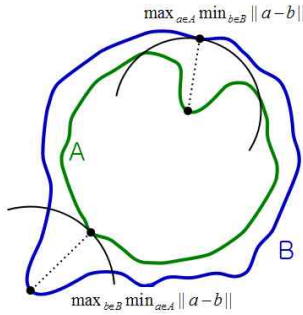


그림 1. Hausdorff 거리
Fig. 1. Hausdorff distance

그러나 이러한 정의는 대부분이 잘 일치되더라도 객체의 일부가 가려 있거나 소수의 outlier가 존재할 때 그것에 의해 Hausdorff 거리가 영향을 받는 단점이 있다. 이러한 점을 개선하기 위해서 다음과 같이 최대값 대신에 K 번째로 큰 값이 사용되기도 한다[18].

$$H_p(A, B) = \max(h_p(A, B), h_p(B, A)) \quad (4)$$

$$h_p(A, B) = K_a^{th} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (5)$$

$$h_p(B, A) = K_b^{th} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (6)$$

최대값 대신에 평균값을 사용하는 경우도 있다[2].

$$H_{avg}(A, B) = \max(h_{avg}(A, B), h_{avg}(B, A)) \quad (7)$$

$$h_{avg}(A, B) = \frac{1}{|A|} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (8)$$

$$h_{avg}(B, A) = \frac{1}{|B|} \sum_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (9)$$

2.2 LBP 거리

Hausdorff 거리의 문제점은 영상을 점의 집합으로 변환하는 과정에서 영상에 포함된 풍부한 계조정보를 잃어버리는 것

이다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해서 원래 영상에 포함된 텍스처 정보를 Hausdorff 거리와 융합하여 새로운 측도를 제안한다. 텍스처 정보를 표현하는 방법으로 Ojala 등에 의해서 도입된 LBP(Local Binary Pattern)가 있다[19].

화소 주변의 3×3 이웃 화소들의 값과 중앙의 화소 값을 비교해서 크면 1, 작으면 0을 할당함으로써 구성되는 8 비트의 수가 중앙 화소에 대한 LBP 값이 된다(그림 2). 국지적 영역 내에서의 LBP 값들의 히스토그램이 그 영역에 대한 특징 기술자가 된다.

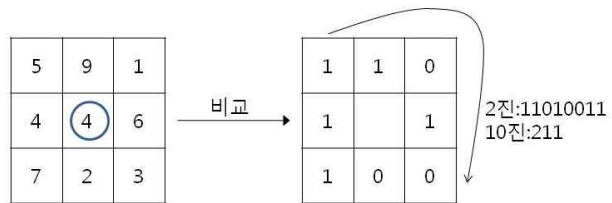


그림 2 LBP 연산자
Fig. 2 LBP Operator

기본적인 LBP 연산자는 3×3 마스크를 사용하기 때문에 보다 큰 스케일에서의 구조적 특징을 나타내지 못하므로 이러한 점을 보완하기 위해서 하나의 화소를 중심으로 임의의 반경 R 을 갖는 원주 상에서 보간에 의해서 P 개의 점을 등 간격으로 샘플링 하도록 확장되었으며 (P, R) 로 표기한다(그림 3).

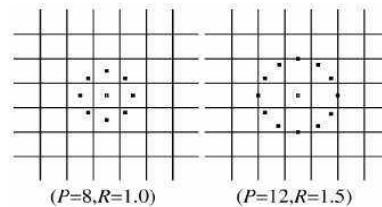


그림 3. 확장된 LBP 의 예들
Fig. 3. Examples of extended LBP.

LBP 연산자는 유니폼 패턴만을 사용하도록 다시 확장될 수 있다[19]. $LBP_{P,R}$ 에 의해 가능한 2^P 개의 패턴들 중 원형으로 고려될 때 0과 1사이의 전환이 2회 이내인 것을 유니폼 패턴이라고 한다[19]. 예를 들어 00000000, 11100011과 00011111은 유니폼 패턴 이다. 유니폼 패턴만을 고려하는 LBP 연산자를 $LBP_{P,R}^{u2}$ 로 표기한다.

이러한 연산에 의해서 산출되는 값들은 국지적인 미세 텍스처를 나타낸다(그림 4).

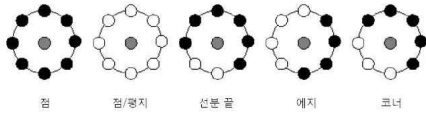


그림 4. LBP에 의해서 표현되는 미세 텍스처
Fig. 4. Texture primitives represented by LBP

LBP 연산자에 의해 레이블된 영상 $f_l(x, y)$ 의 히스토그램 H_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$H_i = \sum_{x, y} I(f_l(x, y) = i), \quad i = 0, \dots, L-1$$

..... (10)

여기서 L 은 LBP에 의해서 산출되는 가능한 레이블의 수이고 $I(A)$ 는 다음과 같은 함수이다.

$$I(A) = \begin{cases} 1 & A \text{ is true} \\ 0 & A \text{ is false} \end{cases} \quad \text{..... (11)}$$

히스토그램은 LBP로 표현되는 미세 텍스처의 분포를 나타낸다. 효과적인 얼굴 표현을 위해서 얼굴 영상은 $m \times n$ 개의 작은 영역, 즉 블록 $R_0, R_1, \dots, R_{m \times n - 1}$ 으로 분할되고 블록 R_j 에서의 히스토그램은 다음과 같다.

$$H_{i,j} = \sum_{x, y} I(f_l(x, y) = i) I((x, y) \in R_j) \quad \text{..... (12)}$$

$i = 0, \dots, L-1, j = 0, \dots, m \times n - 1$

각 화소에 레이블된 LBP는 화소 수준에서의 미세 텍스처를 나타내고, 블록에서의 LBP 히스토그램은 블록 수준에서의 특징 기술자가 되며 모든 블록에서의 히스토그램을 연결시킨 히스토그램은 영상 전체에 대한 특징 기술자로 사용된다(그림 5).

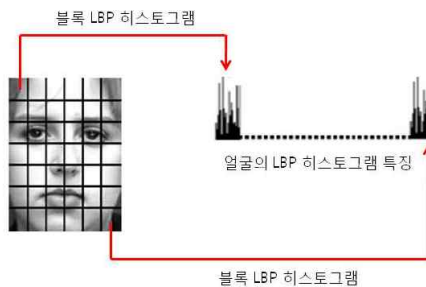


그림 5. 블록 LBP 히스토그램과 그것들이 연결되어 구성된 얼굴 LBP 히스토그램 특징

Fig. 5. The block histograms concatenated to form the face LBP histogram feature.

주어진 영상과 모델 영상 사이의 LBP 특징이 다른 정도를 계산하기 위하여 두 영상의 LBP 히스토그램의 상이도를 나타내는 통계량 Chi square(χ^2)를 사용한다.

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i} \quad \text{..... (13)}$$

위의 식에서 S 는 얼굴 여부의 판단대상인 부분영상의 LBP 히스토그램이고, M 은 모델 얼굴영상의 LBP 히스토그램이며 i 는 블록 인덱스이다.

III. Hausdorff 거리와 LBP 거리의 융합

본 절에서는 기하학적 위치정보를 이용한 Hausdorff 거리와 텍스처 정보를 이용한 LBP 거리의 융합을 기술한다. 이 두 가지 측도는 평균과 분산이 상이한 량이기 때문에 먼저 두 측도의 분포를 정규화 할 필요가 있다. 이를 위해서 트레이닝 영상들을 사용한다. 트레이닝 영상들로부터 Hausdorff 거리와 LBP 거리의 평균, 표준편차를 구하여 이 값들을 각각 $\mu_H, \sigma_H, \mu_L, \sigma_L$ 라고 하자. Hausdorff 거리와 LBP 거리를 각각 HD, LD 라 하고 융합된 새로운 거리를 ND 라고 할 때 ND 는 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$ND = \frac{\alpha}{\sigma_H} (HD - \mu_H) + \frac{(1 - \alpha)}{\sigma_L} (LD - \mu_L)$$

..... (14)

식 (14)에서 $\alpha = 0$ 인 경우는 ND 는 LBP 거리가 되고 $\alpha = 1$ 인 경우는 Hausdorff 거리가 된다. 임의의 α 값에서 ND 값을 최소화하는 위치와 실제 얼굴의 위치 사이의 거리를 E 라고 할 때 E 의 평균값을 최소화하는 α 값을 α_{opt} 라 부르고 실제 얼굴 검출과정에서 최적화 α 값으로 사용된다.

융합된 거리를 이용한 얼굴검출의 논의를 원활히 하기 위해서 다음과 같은 용어를 정의한다.

- I : 얼굴 검출이 이루어질 영상
- F : 모델 얼굴영상
- I^E : I 의 에지 검출 영상
- F^E : F 의 에지 검출 영상
- $I_{(i,j)}$: 중심이 (i, j) 이고 크기가 F 와 같은 I 의 부분영상

$I_{(i,j)}^E$: 중심이 (i,j) 이고 크기가 F 와 같은 I^E 의 부분영상
 $S_{(i,j)}$: $I_{(i,j)}$ 의 LBP 히스토그램
 M : F 의 LBP 히스토그램
 μ_H, σ_H : 트레이닝 과정 에서 얻어진 Hausdorff 거리의 평균과 표준편차
 μ_L, σ_L : 트레이닝 과정 에서 얻어진 LBP 거리의 평균과 표준편차
 α_{opt} : 트레이닝 과정에서 얻어진 검출오차를 최소화하는 α 값

Hausdorff 거리와 LBP 거리가 융합된 새롭게 제안된 거리 ND 에 의해 검출된 최적의 얼굴 위치는 다음과 같다.

$$(i,j)_{opt} = \underset{(i,j)}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{\alpha_{opt}}{\sigma_H} \left(H(I_{(i,j)}^E, F^E) - \mu_H \right) + \frac{(1 - \alpha_{opt})}{\sigma_L} \left(\chi^2(S_{(i,j)}, M) - \mu_L \right) \right) \quad (15)$$

IV. 실험결과

제안된 방법의 성능 평가를 위해 Yale-B 얼굴 데이터베이스 [20]에 대한 얼굴 검출이 실험되었다. Yale-B 데이터베이스는 10 명에 대하여 각각 9개의 자세와 64개의 조명변화를 포함하는 5760개의 영상으로 구성된다. 이들 중 azimuth 가 40 보다 작고 elevation 이 50 보다 작은 2610개의 영상이 실험에 사용되었다. 실험에 사용된 영상들은 160×120 크기로 축소되어 사용되었다. 모델 얼굴 영상은 FEI 데이터베이스[21]에서 제공된 평균얼굴영상이 사용되었다. 영상의 에지를 검출하기 위해서 Canny 연산자를 사용하였다(그림 6).

2610개의 영상 중 랜덤하게 선택된 100개의 영상이 트레이닝 데이터셋으로 사용되고 나머지 2510개의 영상이 테스트 데이터셋으로 사용되었다.



그림 6. (a)평균 얼굴영상 (b)Canny Edge 결과
 Fig. 6. (a)Average face image (b)Canny Edge of (a)

트레이닝 샘플들로부터 식 (15)에서 사용되는 $\mu_H, \sigma_H, \mu_L, \sigma_L$ 과 α_{opt} 이 계산되었다. 정해진 α 값으로 찾아진 얼굴의 위치를 실제 얼굴의 위치와 비교하여 그 거리의 평균을 E 라고 할 때 α 값에 따른 E 의 크기는 그림 7 처럼 변한다. E 를 최소화하는 α_{opt} 값은 0.58이다. $\alpha = 0$ 인 경우 즉, LBP 거리를 사용한 경우 평균 거리오차는 9.4 픽셀이고 $\alpha = 1$ 인 경우 즉 Hausdorff 거리를 사용한 경우의 평균 거리오차는 19.7 픽셀이다. 제안된 ND 를 사용할 때 평균 거리오차는 4.5 픽셀로서, LBP 방식의 47.9%, Hausdorff 방식의 22.8% 로 감소됨을 보인다.

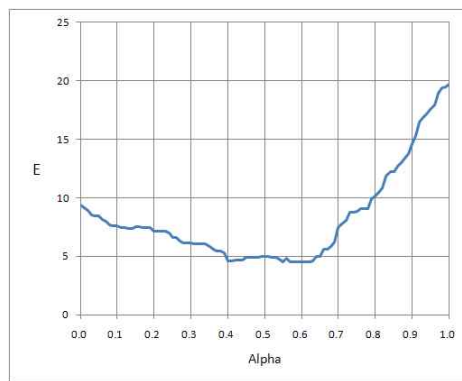


그림 7. α 값에 따른 평균거리오차(E)의 변화
 Fig. 7. Average error distance with varying α

얼굴의 특징들(눈, 코, 입)이 모두 검출 사각형 영역에 포함되는 경우 True라고 하고, 그 외의 경우를 False라고 할 때 2510개의 영상에 대한 테스트 결과 True인 경우가 2434 개 False인 경우가 76개로 97%의 얼굴 검출율을 보였다.

조명과 자세가 변하는 경우 Hausdorff 방식과 제안된 방식의 검출결과 예가 그림 8에 보이며, 몇 가지 Yale-B 데이터베이스의 얼굴검출 결과가 그림 9에 보인다.

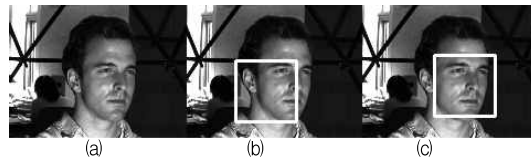


그림 8. 조명과 자세가 바뀐 경우 : (a) 입력영상 (b) Hausdorff 방법의 결과 (c) 제안된 방법의 결과
 Fig.8. Different pose and illumination : (a) Input image (b) Result of Hausdorff method (c) Result of the proposed method



그림 9. Yale-B 데이터베이스의 몇 가지 사례
Fig.9. Some examples of Yale-B database

V. 결론

본 논문에서 Hausdorff 거리와 LBP 거리를 융합한 새로운 거리를 사용하여 얼굴검출의 정확도를 높이는 방법이 제안되었다. 점의 집합들 사이에서 적용되는 거리개념인 Hausdorff 거리를 이용해서 객체를 검출하기 위해서는 에지 검출 등의 방법을 통해서 영상이 점들의 집합으로 변환되어야 한다. 이러한 과정에서 유실되는 영상의 계조 정보를 보완하기 위해서 텍스처 측도의 하나인 LBP 거리를 Hausdorff 거리에 융합함으로써 얼굴검출의 정확도가 개선됨을 보였다.

성능평가를 위해서 Yale-B 얼굴 데이터베이스에 적용한 결과 97%의 얼굴 검출율을 보였으며, 실제 얼굴의 위치와 검출된 얼굴의 위치 간의 평균거리오차가 LBP 방식의 47.9%, Hausdorff 방식의 22.8%로 감소됨을 보였다.

참고문헌

- [1] P. Viola and M. J. Jones, "Robust real-time face detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, pp. 137-154, 2004.
- [2] M. P. Dubuisson and A. K. Jain, "A Modified Hausdorff Distance for Object Matching," *Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition*, pp. 566-568, 1994.
- [3] D.-G. Sim, O.-K. Kwon, R.-H. Park, "Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 8, pp. 425-429, Mar. 1999.
- [4] H. Yuankui, Y. Yiming, "Automatic target recognition of ISAR images based on Hausdorff distance," *1st Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar*, pp.477-479, Nov. 2007.
- [5] Z. Zhou, B. Wang, "A modified Hausdorff distance using edge gradient for robust object matching," *Int'l Conf. on Image Analysis and Signal Processing*, pp. 250-254, 2009.
- [6] 원보환, 구자영, "탄성변형 에너지 기반 Hausdorff 거리를 이용한 개선된 객체검출," *한국컴퓨터정보학회논문지*, 제 12권, 제 2호, 71-76쪽, 2007년 5월.
- [7] 조정식, 구자영, "국지적 패턴 유사도에 의해 수정된 Hausdorff 거리를 이용한 개선된 객체검출," *한국컴퓨터정보학회논문지*, 제 12권, 제 6호, 147-152쪽, 2007년 12월.
- [8] Y. Gao, "Efficiently comparing face images using a modified Hausdorff distance," *Vision, Image and Signal Processing, IEEE Proceedings*, vol. 150, pp. 346-350, Dec. 2003.
- [9] C. Guang, W. Wang, and Q. Zhu "A face detector based on hausdorff distance," *Int'l Conf. on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, IEEE Press*, pp. 5259-5262, 2009.
- [10] E. P. Vivek and N. Sudha, "Gray Hausdorff distance measure for comparing face images," *IEEE Trans. Inf. Forensics and Security*, vol. 1, no. 3, Sep. 2006.
- [11] B. Takacs and H. Wechsler, "Fast searching of digital face libraries using binary image metrics." in *Proc. ICPR*, pp. 1235-1237, 1998.
- [12] E. Sánchez-Nielsen, J. Lorenzo-Navarro, and M. Hernández-Tejera, "Increasing efficiency of Hausdorff approach for tracking real scenes with complex environments." in *Proc. ICIAP*, pp. 131-136, 2001.
- [13] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikinen, "Face recognition with local binary patterns," *ECCV*, pp. 469 - 481, 2004.
- [14] A. Hadid, M. Pietikinen, and T. Ahonen, "A discriminative feature space for detecting and recognizing faces," *IEEE CVPR*, pp. 797 - 804, June 2004.
- [15] H. Jin et al. "Face Detection Using Improved LBP Under Bayesian Framework," *Int'l Conf. on Image and Graphics (ICIG)*, 2004.

- [16] C. Shan, S. Gong, and P. W. McOwan. "Robust facial expression recognition using local binary patterns," IEEE ICIP, 2005.
- [17] 박성천, 구자영, "블록가중치의 최적화를 통해 개선된 LBP 기반의 표정인식," 한국컴퓨터정보학회논문지, 제 14권, 제 11호, 73-79쪽, 2009년, 11월.
- [18] B. Takács, "Comparing face Images using the modified Hausdorff distance," Pattern Recognition, 31(12): 1873-1881, 1998.
- [19] T. Ojala, M. Pietikinen, and D. Harwood "A comparative study of texture measures with classification based on featured distribution," Pattern Recognition, Vol. 29, No. 1, 1996.
- [20] A. S. Georghiadis, P. N. Belhumeur and D. J. Kriegman, : 'From few to many: illumination cone models for face recognition under differing pose and lighting' IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 23, (6), pp. 643 -60. 2001.
- [21] <http://www.fei.edu.br/~cet/facedatabase.html>

저 자 소 개



박 성 천

단국대학교 전산통계학과 학사
 단국대학교 컴퓨터과학전공 석사
 현재 : 단국대학교 컴퓨터과학전공
 박사과정
 관심분야 : 컴퓨터 비전



구 자 영

서울대학교 전자공학과 학사
 한국과학기술원 전기 및 전자공학과
 석사
 한국과학기술원 전기 및 전자공학과
 박사
 현재 : 단국대학교 컴퓨터학부 교수
 관심분야 : 컴퓨터 비전