Journal of Korean Institute of Intelligent Systems
Vol. 26, No. 4, August 2016, pp. 316-320
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2016.26.4.316

ISSN(Print) 1976-9172
ISSN(Online) 2288-2324

JKIIS

중간값 국소이진패턴 사이의 동시발생 빈도 기반 패턴인식

A Pattern Recognition Based on Co-occurrence among Median Local Binary Patterns

조용현
Yong-Hyun Cho

대구가톨릭대학교 IT공학부
† School of Information Technology, Catholic University of Daegu

요 약

본 논문에서는 질감영상의 마이크로패턴 간 공간적인 동시발생 빈도를 고려한 패턴인식을 제안한다. 여기서 마이크로패턴은 블록영상의 중간값에 기반한 국소이진패턴(local binary pattern : LBP)으로 추출되고, 추출된 국소이진패턴들 사이의 동시발생빈도를 고려하여 패턴인식을 수행한다. 중간값 이진패턴은 영상의 국소속성을 고려할 뿐만 아니라 잡음에 강건한 패턴분석을 위함이고, 동시발생빈도는 영상의 전역속성을 고려하여 인식성능을 좀 더 향상시키기 위함이다. 제안된 기법을 120*120 픽셀의 17개 RGB 질감 패턴영상을 대상으로 유클리디언(Euclidean) 거리에 기반한 실험결과, 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

키워드 : Local Binary Pattern(LBP), Median LBP(MLBP), 동시발생빈도, 패턴인식, 마이크로패턴

Abstract

In this paper, we presents a pattern recognition by considering the spatial co-occurrence among micro-patterns of texture images. The micro-patterns of texture image have been extracted by local binary pattern based on median(MLBP) of block image, and the recognition process is based on co-occurrence among MLBPs. The MLBP is applied not only to consider the local character but also analyze the pattern in order to be robust noise, and spatial co-occurrence is also applied to improve the recognition performance by considering the global space of image. The proposed method has been applied to recognized 17 RGB images of 120*120 pixels from Mayang texture image based on Euclidean distance. The experimental results show that the proposed method has a texture recognition performance.

Key Words : Local Binary Pattern(LBP), Median LBP(MLBP), Co-occurrence, Pattern Recognition, Micro-pattern

Received: Jun. 17, 2016
Revised : Aug. 11, 2016
Accepted: Aug. 11, 2016
†Corresponding authors
yhcho@cu.ac.kr

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

의료영상분석, 원격감식, 객체인식 및 검출, 영상재생, 환경모델링 등 다양한 분야에 널리 이용되는 질감은 객체의 자연스러운 표면속성과 주변상황과의 관계를 나타내는 주된 시각적 특징이다[1]. 이러한 질감의 인식을 위한 특징추출 기법들에는 구조적(structural) 접근법, 신호처리(signal processing) 접근법, 그리고 통계적(statistical) 접근법이 있다[1-3]. 그 중에서도 질감은 랜덤하나 어떤 일관된 속성을 가지므로 통계적 접근법이 널리 이용되고 있다.

통계적 분석법에서 2개 화소사이의 통계적 속성을 이용하는 gray level co-occurrence matrix(GLCM)이 널리 이용되고 있다[2]. 하지만 GLCM에서는 영상의 명암레벨에 따라 행렬의 크기가 정해지고 그에 따른 계산부하도 달라지는 제약이 있다. 이러한 GLCM의 제약을 해결하기 위한 대안으로 국소이진패턴(local binary pattern : LBP)법이 제안되었다[3-9].

LBP는 영상의 질감분류를 위해 제안된 패턴기법으로 질감의 분석뿐만 아니라 얼굴인식, 패턴인식, 영상검색 등에 널리 이용되고 있다[3-8]. LBP는 문턱화(thresholding)와 부호화(encoding) 과정으로 구성되며, 계산이 간단하고 상대적으로 우수한 성능을 가져 질감특성을 나타내는데 가장 널리 이용되고 있다[3]. 하지만 이웃화소수가 증가함에 따라 히스토그램(histogram) 레벨수가

기하급수적으로 증가하여 계산부하가 함께 증가하는 제약이 있다. 한편 기준이 되는 영상블록의 차원은 반드시 홀수*홀수 픽셀로 구성되어야 하며, 영상의 잡음에 민감하고, 영상의 전역속성을 고려하지 못하는 제약을 가진다.

본 논문에서는 영상의 패턴인식을 위해 블록영상 내에서 중앙화소를 기반으로 하는 기존 LBP 대신 중간값을 기반으로 하는 Median LBP(MLBP)를 이용하며, 추출된 국소이진패턴 사이의 동시발생빈도[7]을 고려한 패턴분석법을 제안한다. 여기서 MLBP는 블록영상의 중간값에 기반한 LBP로 국소속성의 고려뿐만 아니라 잡음에 강건하게 함이고, 동시발생빈도의 고려는 MLBP로 표현되는 질감의 마이크로패턴 간 공간적 동시발생에 의한 전역속성을 고려함으로써 질감특성을 좀 더 정확하게 분석하기 위함이다. 제안된 기법을 128*128 화소의 Mayang Texture Image 17개[10]를 대상으로 유클리디언(Euclidean) 거리 기반의 실험을 수행한 결과의 성능을 검토한다.

2. 제안된 Median Local Binary Pattern 기법

영상의 LBP 특징은 영상 내 화소모두의 부호에 기반을 둔 히스토그램을 구성함으로써 얻어진다. 이는 중심화소와 이웃화소간의 1차 기울기 정보를 이용하는 것으로 그레이 레벨의 단조변화에 대해서는 불변인 속성을 가지고 있다.[3-8]. LBP는 영상이 마이크로패턴으로 구성되며, 마이크로패턴의 히스토그램이 영상 내에 에지(edge)들의 분포와 또 다른 국부적 특징들에 관한 정보를 가지고 있다는 것이다[3]. 즉, LBP는 곡선이나 평면 등과 같은 국부적인 속성을 특징 히스토그램으로 부호화하는 질감 표현자이다.

LBP는 3*3 블록영상에서의 중심화소와 블록 내 이웃화소 간의 문턱화하여 8비트 이진값을 결합한 후, 2의 멱수를 가중치로 곱하고, 곱해진 결과들을 합산하여 해당 중심화소에 대한 레벨을 계산한다. 즉, 영상의 블록인 국부영역의 특징을 서술하기 위해 중심화소와 이웃화사이의 밝기차이를 계산하여 10진값의 데이터로 나타낸 것이다.

명암값 I_c을 가지는 중심화소에서 P개의 이웃화소를 가지는 블록영상의 국부패턴 T는 다음 식 (1)과 같다. 즉,

$$T = t(I_c, I_0, \cdots, I_{P-1}) \tag{1}$$

이다. 식 (1)에서 동일한 위치에 있는 i번째 이웃화소의 명암값 $I_i (i = 0, 1, \cdots, P-1)$ 각각과 중심화소 명암값 I_c사이의 명암차를 계산하고, 부호화된 명암차를 고려한 벡터 양자화를 고려하면 다음의 식 (2)와 같이 표현될 수 있다. 즉,

$$T = t(s(I_0 - I_c), s(I_1 - I_c), \cdots, s(I_{P-1} - I_c)) \tag{2}$$

이며, 여기서 $s(\cdot)$는 문턱함수로 다음 식 (3)과 같다. 즉,

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & otherwise \end{cases} \tag{3}$$

이다. 따라서 LBP는 2의 멱수로 가중된 문턱값의 합으로 얻어진다. 다음 식 (4)는 중심화소로부터 반지름 R에 위치한 P개의 이웃화소들로부터 계산되는 LBP이다. 즉,

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(I_i - I_c) * 2^i \tag{4}$$

이다.

한편 LBP는 작은 영역의 블록단위를 고려함으로써 계산의 간단함과 조명변화에의 강건함은 가지지만, 영상의 큰 영역에서는 LBP의 통계적 공간적 정보부족이나 잡음에 강건하지 못하여 분석이나 분류에서 제약이 있다. 이러한 제약들을 해결하기 위한 다양한 연구들이 이루어지고 있다[4-6]. 여기에서는 LBP에서의 제약인 잡음과 gray scale shift에 불변인 새로운 방법으로 MLBP를 제안한다. 이는 국부질감의 세세한 구조를 설명하기 위해 블록영상내의 중간값 기반 명암차 부호를 이용하는 방법이다.

블록영상에서 중간 화소값 기준의 MLBP를 구하는 과정을 살펴보자. 중간 명암값 I_m인 P개 이웃화소를 가지는 블록영상의 국부패턴 T는 다음 식 (1) 대신 식 (5)와 같다. 즉,

$$T = t(I_m, I_0, \cdots, I_{P-1}) \tag{5}$$

이다. 식 (5)을 바탕으로 동일한 위치에 있는 i번째 이웃화소의 명암값 각각과 블록의 중간 명암값 g_m사이의 명암차를 계산하고, 부호화된 명암차를 고려한 벡터 양자화를 고려하면 다음의 식 (6)과 같이 표현될 수 있다. 즉,

$$T = t(s(I_0 - I_m), s(I_1 - I_m), \cdots, s(I_{P-1} - I_m)) \tag{6}$$

이며, 여기서도 $s(\cdot)$는 문턱함수로 식 (3)과 같다. 따라서 MLBP는 2의 멱수로 가중된 문턱값의 합으로 얻어진다. 다음 식 (7)은 중심화소로부터 반지름 R에 위치한 P개의 이웃화소들로부터 계산되는 MLBP이다. 즉,

$$MLBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} s(I_i - I_m) * 2^i \tag{7}$$

이다. 다음 그림 1은 $P=8$, $R=1$인 3*3의 영상블록에서 구해진 LBP와 MLBP을 예로 보여준 것이다.

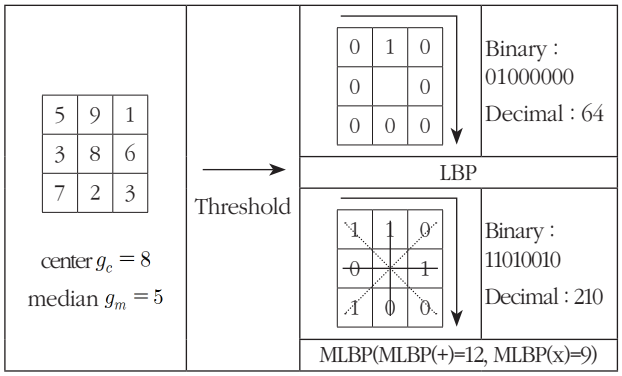


그림 1. 3*3 블록영상의 LBP와 MLBP 예
Fig. 1. LBP and MLBP examples on 3*3 block image

한편 각 화소에 대해 중심화소와 중간화소를 각각 기반으로 하는 LBP나 MLBP의 히스토그램은 모든 마이크로패턴의 10진값으로 생성된다. 이를 위해 먼저 I는 영상의 화소값이고, $r=(x,y)^T(\in(R)^{N_n})$가 I내 위치벡터일 때, 이진수로 표현되는 LBP $b_i(r)$은 다음 식 (8)과 같다. 즉,

$$b_i(r)=\begin{cases}1, I(r)\le I(r+\triangle s_i)\\ 0, otherwise),\end{cases} \quad i=0,1,\cdots,N_n-1 \tag{8}$$

이다. 여기서 N_n은 이웃하는 화소수이고, $\triangle s_i$는 중앙화소 r의 위치로부터 이웃화소까지의 변위벡터이다. 다음으로 라벨을 10진수로 변환하고, 마지막으로 라벨로 10진수를 고려한 히스토그램을 생성한다. 히스토그램은 전체 영상에 대한 에지, 반점, 평면과 같은 국부적인 마이크로 패턴들의 분포에 관한 정보를 가지고 있다.

하지만 하나의 히스토그램으로 국부적인 속성은 반영되나 패턴상호간의 공간적 속성은 반영되지 못하여 전역의 속성을 잃어버리게 된다. 일반적으로 효율적인 영상표현을 위해 공간적인 정보도 함께 이용된다. 이러한 영상의 국부특성뿐만 아니라 전역특성을 동시에 반영한 질감분석이 요구된다.

본 연구에서는 영상의 잡음에 강건한 국부특성을 반영한 MLBP와 각 MLBP 사이의 공간적 동시발생을 고려하여 전역특성도 함께 반영한 조합형 질감분석법을 제안한다.

3. MLBP 사이의 동시발생빈도 패턴인식

LBP에 기초한 제안된 MLBP는 하나의 히스토그램으로 나타내기 때문에 일반적으로 히스토그램 생성과정에서 상호간의 공간적 관계가 사라져 영상의 전역속성을 잃어버리게 된다. 이런 점을 해결하기 위해서 동시발생빈도로 MLBP 사이의 공간적 속성을 고려한다. MLBP의 동시발생 빈도는 전체 영상 내에서 MLBP의 결합이 얼마나 자주 발생되는지에 대한 지표로 정의된다. 결국 동시발생빈도는 여러 가지 국부적인 마이크로 패턴들에서 전역속성과 관련된 정보를 추출하기 위함이다. 이렇게 하면 다중 MLBP의 결합으로 좀 더 다양한 마이크로 패턴을 고려할 수 있다.

일반적으로 MLBP의 가능 조합 수는 원 MLBP의 수보다 훨씬 많아 동시발생빈도를 고려하는 것은 매우 어렵다. 따라서 MLBP의 동시발생빈도를 계산하기 위한 방법으로 자기상관(auto-correlation)법을 이용한다[7]. 3*3의 MLBP에서 각각 2개의 수평과 수직의 값만을 고려하는 MLBP(+)와 대각 값만을 고려하는 MLBP(X)로 나눔으로써 계산량을 줄인다[3]. 본 논문에서는 그림 1에서 MLBP(+)만을 고려한 동시발생빈도를 계산하는 과정으로 다음과 같이 계산된다.

먼저, N_n에서의 MLBP(+)의 변위벡터 $\triangle s_i$를 계산한다. 예시로 $N_n=4$이고, $\triangle s=1$일 때, $\triangle s_i\in(\pm\triangle s, o)^T, (0, \pm\triangle s)^T$이다. 다음으로 MLBP의 동시발생빈도를 계산하기 위해 MLBP 각각의 구해진 라벨값을 다음 식 (9)와 같은 벡터 $f(\in R^{N_p})$로 변환한다.

$$f_i(r)=\delta_{i,l(b(r))} \tag{9}$$

여기서 $N_p=2^{N_n}$으로 모든 가능한 MLBP의 갯수이고, $\delta_{i,j}$는 Kronecher delta함수이며, $l(b(r))$은 $b(r)$의 라벨이다. 변환된 벡터를 기반으로 MLBP의 동시발생빈도를 효과적으로 계산하기 위해서 다음 식 (10)의 $N_p\times N_p$ 자기상관행렬 $H(a)$를 계산하면

$$H(a)=\sum_{r\in I} f(r)f(r+a)^T \tag{10}$$

이다. 여기서 a는 참조 MLBP와 이웃 MLBP사이의 변위벡터이다. 식 (10)의 인자 $H_{i,j}(a)$는 인접 MLBP$_i$와 MLBP$_j$ 쌍의 수를 나타낸다. 이렇게 구해진 행렬은 벡터화된 후, $4N^2{}_p$차원 특징벡터 z로 결합된다.

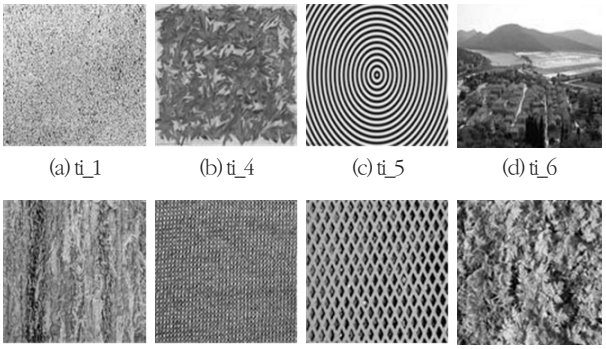
따라서 참조질감과 시험질감 각각의 인식성능을 시험하기 위한 과정을 요약하면 먼저, 영상의 MLBP를 추출하고, 다음으로 인접하는 MLBP사이의 동시발생빈도를 계산하기 위해 자기상관행렬을 구한 후 벡터화하여 특징벡터를 얻는다. 이렇게 얻어진 특징벡터를 바탕으로 거리를 계산하여 인식을 수행한다. 참조패턴과 시험패턴의 특징벡터 Z_r과 Z_t가 각각 $Z_r=(z_{r1}, z_{r2}, \cdots, z_{rn})$와 $Z_t=(z_{t1}, z_{t2}, \cdots, z_{tn})$일 때, 유클리디언 거리는 다음 식 (11)과 같다. 즉,

$$D_z = \sqrt{(z_{r1}-z_{t1})^2+(z_{r2}-z_{t2})^2+\cdots\ (z_{rn}-z_{tn})^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(z_{ri}-z_{ti})^2} \quad (11)$$

이다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

블록영상의 중간값을 기반으로 하는 MLBP에서 이들 사이의 동시발생빈도를 고려한 제안된 기법의 타당성과 성능을 평가하기 위하여 Mayang Texture Image 17개[10]을 대상으로 실험하였다.



(a) ti_1 (b) ti_4 (c) ti_5 (d) ti_6

(e) ti_10 (f) ti_11 (g) ti_15 (h) ti_16

그림 2. 질감영상의 예
Fig. 2. Example of texture images.

실험은 8비트 RGB의 다양한 크기의 원 영상을 120*120 픽셀 크기로 축소하여 수행하였다. 유사성 척도로 유클리디언 거리를 이용하였다. 인식의 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다.

그림 2는 실험에 이용된 영상 중에서 8개의 질감이 다른 영상을 나타낸 것이다.

표 1은 17개 질감영상을 대상으로 제안된 기법에 의해 실험한 상호간의 유클리디언 거리를 나타낸 결과이다. 여기서 보면, ti_5의 질감이 평균적으로 가장 높은 거리값 3838을 가짐을 알 수 있다. 이는 그림 2에서 볼 수 있듯이 상대적으로 ti_5 영상이 다른 나머지 16개의 질감영상들과 가장 큰 차이가 있음을 보여 준 것이다. 또한 ti_16의 질감영상이 가장 작은 거리값인 1293으로 나머지 영상들과 가장 유사한 질감임을 알 수 있다. 이로부터 질감영상 ti_16이 다른 질감들과의 공통인 질감특징을 가장 많이 포함하고 있음을 추측할 수 있다. 한편 ti_5와 ti_6 질감 영상사이의 거리값이 4687로 가장 뚜렷한 차이를 보이며, ti_4와 ti_16 질감 영상사이의 거리값이 514로 가장 유사한 속성이 있음을 확인할 수 있다. 특히 17개 전체 질감영상 상호간은 약 1813 정도의 평균 유클리디언 거리값을 가지며, 평균 이상은 5개이고 이하는 12개이나 전체적으로 매우 높은 질감의 인식성능이 있음을 알 수 있다.

따라서 국소 마이크로패턴을 고려하는 MLBP와 전역속성을 고려하는 동시발생빈도를 조합한 제안된 기법은 높은 인식성능이 있음을 알 수 있었다.

표 1. 17개의 질감영상 상호간의 유클리디언 거리
Table 1. Euclidean distances among 17 texture images

질감영상	ti_1	ti_2	ti_3	ti_4	ti_5	ti_6	ti_7	ti_8	ti_9	ti_10	ti_11	ti_12	ti_13	ti_14	ti_15	ti_16	ti_17
ti_1	0	1143	600	1877	4620	2418	2026	2182	1877	1400	2122	2147	1642	2039	2672	1633	1950
ti_2	1143	0	812	1229	4203	2404	1242	1728	1323	625	2356	1380	901	1335	2127	960	1459
ti_3	ti_3	812	0	1494	4362	2359	1673	1936	1565	1036	2079	1801	1272	1697	2345	1244	1624
ti_4	1877	1229	1494	0	3712	2507	927	1301	671	901	2637	1256	771	720	1617	514	773
ti_5	4620	4203	4362	3712	0	4687	3860	4098	3864	4073	4997	3914	4037	3699	3355	3843	3928
ti_6	2418	2404	2359	2507	4687	0	2547	2774	2421	2393	3391	2639	2424	2566	2925	2431	2448
ti_7	2026	1242	1673	927	3860	2547	0	1535	1164	834	2805	1317	914	738	1614	910	1313
ti_8	2182	1728	1936	1301	4098	2774	1535	0	1159	1448	3003	1807	1332	1315	2155	1376	1256
ti_9	1877	1323	1565	671	3864	2421	1164	1159	0	1043	2721	1414	952	875	1833	774	746
ti_10	1400	625	1036	901	4073	2393	834	1448	1043	0	2425	1263	634	908	1872	671	1182
ti_11	2122	2356	2079	2637	4997	3391	2805	3003	2721	2425	0	2988	2587	2814	3362	2491	2818
ti_12	2147	1380	1801	1256	3914	2639	1317	1807	1414	1263	2988	0	1172	1295	1858	1156	1404
ti_13	1642	901	1272	771	4037	2424	914	1332	952	634	2587	1172	0	953	1905	724	919
ti_14	2039	1335	1697	720	3699	2566	738	1315	875	908	2814	1295	953	0	1433	734	1098
ti_15	2672	2127	2345	1617	3355	2925	1614	2155	1833	1872	3362	1858	1905	1433	0	1638	1933
ti_16	1633	960	1244	514	3843	2431	910	1376	774	671	2491	1156	724	734	1638	0	881
ti_17	1950	1459	1624	773	3928	2448	1313	1265	746	1182	2818	1404	919	1098	1933	881	0
평균	1903	1494	1641	1347	3838	2549	1495	1789	1435	1336	2682	1695	1361	1425	2038	1293	1514

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 질감영상의 마이크로패턴 사이의 공간적 동시발생 빈도를 고려한 패턴인식을 제안하였다. 여기서 질감의 마이크로패턴은 영상블록의 중간값에 의한 국소이진패턴으로 추출하고, 추출된 국소이진패턴들 사이의 동시발생빈도를 고려하여 인식한다. 제안된 기법을 바탕으로 영상의 질감을 분석하면, 중간값 이진패턴에 의해 잡음에 강인하면서도 동시발생빈도에 의한 영상의 전역공간을 함께 고려한 속성을 얻었을 수 있어 인식성능을 좀 더 향상시킬 수 있다.

제안된 기법을 120*120 픽셀의 17개 Mayang texture image 패턴영상을 대상으로 유클리디언 거리를 기반으로 실험한 결과, 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

향후 제안된 기법을 좀 더 규모가 크고 다양한 질감을 가지는 영상을 대상으로 한 적용연구가 이루어져야 할 것이다.

References

[1] T. Tuceryan and A. K. Jain, 'Texture Analysis,' The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (2nd Edition), *World Scientific Pub.* Co., pp. 207-248, 1998

[2] P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana, and L. GuruKumar, "Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach," *International Journal of Scientific and Research Pub.*, Vol 3, Issue 5, pp. 1-5, May 2013

[3] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face Recognition with Local Binary Patterns," *ECCV 2004, LNCS 3021*, pp. 469-181, 2004

[4] G. Zhao and M. Pietikäinen, "Dynamic Texture Recognition Using Local Binary Patterns with an Application to Facial Expression," *IEEE. Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 29, pp. 915-928, June 2007

[5] T. Ojala, M. Pietikäinen and T. Mäenpää, "Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns," *Computer Vision-ECCV 2000*, pp. 404-420, 2000

[6] L. Sumalatha and B. Sujatha, "A New Approach for Recognition of Mosaic Textures by LBP Based on RGB Method," *Signal & Image Processing : An International Journal(SIPIJ)*, Vol. 4, No. 1, pp. 65-73, Feb. 2013

[7] R. Nosaka, Y. Ohkawa, and K. Fukui, "Feature Extraction Based on Co-occurrence of Adjacent Local Binary Patterns," PSIVT 2011, Part 2, LNCS 7088, pp. 82-91, Nov. 2011

[8] S. Hegenbart and A. Uhl, "A Scale- and Orientation-Adaptive Extension of Local Binary Patterns for Texture Classification," *Pattern Recognition 48(2015)*, pp. 2633-2644, Mar. 2015

[9] Y. H. Cho, "A Texture Classification Based on LBP by Using Intensity Differences between Pixels," *Journal of Korea Institute of Intelligent Systems*, Vol. 25, No. 5, pp. 483-488, Oct. 2015

[10] http://http://www.mayang.com/textures/

저 자 소 개

조용현(Yong-Hyun Cho)

1979년 : 경북대학교 전자공학과(공학사)
1981년 : 경북대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
1993년 : 경북대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
1983년~1984년 : 삼성전자(주)
1984년~1987년 : 한국전자통신연구원
1987년~1997년 : 영남이공대학 전자과 교수
1997년~현재 : 대구가톨릭대학교 IT공학부 교수

관심분야 : 신경회로망, 영상신호처리 및 인식, 상황인식, 전전자교환기 등
Phone : +82-53-850-2747
E-mail : yhcho@cu.ac.kr