

A Texture Classification Based on LBP by Using Intensity Differences between Pixels

조용현
Yong-Hyun Cho

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

요약

본 논문에서는 질감분류를 위해 블록영상 내에서 인접 화소사이의 다차원 명암차이를 이용한 local binary pattern(LBP) 기법을 제안한다. 여기서 블록영상 내 화소 간 명암차는 4방향(세로, 가로, 대각, 역대각) 각각의 인접 화소 간 밝기변화를 고려한 것으로 영상의 질감분류에 이용되는 히스토그램의 레벨수를 감소시켜 계산 부하를 줄이기 위함이다. 또한 블록 내 명암관계를 이진패턴으로 나타낸 것으로 영상의 국부적 속성을 더욱 더 정확하게 반영하여 효과적인 질감분류를 가능하게 한다. 제안된 기법을 128*128 픽셀의 그레이 영상 USC Texture Mosaic #2을 대상으로 크기와 질감이 다른 24개의 블록영상 각각을 분류하는 실험결과, 기존의 LBP에 비해 빠른 분류속도를 가지며, 임의 크기 블록영상의 분류도 가능함을 확인하였다. 특히 블록영상의 크기가 증가할수록 히스토그램의 레벨 감소폭이 더욱 더 크게 되어 분류속도의 개선정도도 증가함을 알 수 있다.

키워드 : 명암차, 질감분류, Local Binary Pattern(LBP), 국부특징, 영상 히스토그램

Abstract

This paper presents a local binary pattern(LBP) for effectively classifying textures, which is based on the multidimensional intensity difference between the adjacent pixels in the block image. The intensity difference by considering the a extent of 4 directional changes(vertically, horizontality, diagonality, inverse diagonality) in brightness between the adjacent pixels is applied to reduce the computation load as a results of decreasing the levels of histogram for classifying textures of image. And the binary patterns that is represented by the relevant intensities within a block image, is also used to effectively classify the textures by accurately reflecting the local attributes. The proposed method has been applied to classify 24 block images from USC Texture Mosaic #2 of 128*128 pixels gray image. The block images are different in size and texture. The experimental results show that the proposed method has a speedy classification and makes a free size block images classify possible. In particular, the proposed method gives better results than the conventional LBP by increasing the range of histogram level reduction as the block size becomes larger.

Key Words : Intensity Difference, Texture Classification, Local Binary Pattern(LBP), Local Attribute, Image Histogram.

Received: Mar. 22, 2015
Revised : Apr. 5, 2015
Accepted: Sep. 22, 2015
† Corresponding author
yhcho@cu.ac.kr

1. 서론

영상에서 질감분류는 컴퓨터 비전이나 패턴인식에서 중요한 연구 분야이다. 특히 질감을 기반으로 한 서술자는 객체, 장면, 그리고 얼굴분류 등을 위해 널리 이용되고 있다[1-7]. 질감분석 기법에는 구조적(structural) 접근법, 스펙트럼(spectral) 접근법, 그리고 통계적(statistical) 접근법이 있다[1-3]. 그 중에서도 질감은 랜덤하나 어떤 일관된 속성을 가지므로 통계적 접근법이 널리 이용되고 있다.

통계적 방법에서는 하나의 화소(pixel)만을 고려하는 1차, 2개의 화소를 고려하는 고차의 방법으로 나눌 수 있다. 특히 2차의 통계적 속성을 이용하는 gray level co-occurrence matrix(GLCM)이 질감분석에 많이 이용되고 있다[3]. 하지만 GLCM에서는 입력영상의 명암레벨에 따라 행렬의 크기가 정해지고 그 계산부하도 달라지는 제약이 있다. 이러한 GLCM의 제약을 해결할 수 있는 대안으로 local binary pattern(LBP)가 제안되었다[1,2,4-7].

본 논문은 2014년도 대구가톨릭대학교 교내연구비 지원에 의한 것임.
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.

LBP는 계산이 간단하고 상대적으로 우수한 성능을 가지므로 질감특성을 나타내는데 가장 널리 이용되고 있다. LBP에 의한 질감서술은 화소들의 명암차를 기반으로 계산되므로 그레이 레벨의 단조변화에 대해서는 불변인 속성을 가지고 있다. 하지만 영상의 회전에 대해서는 불변하지 않아 그에 대한 많은 연구들이 이루어지고 있다[1,2]. 또한 중심화소를 기반으로 이웃화소간의 명암차를 고려한 것으로 히스토그램의 레벨수를 고려한 질감분석을 수행하고 있어 이웃화소수가 증가함에 따라 히스토그램 레벨수가 기하급수적으로 증가하여 계산부하가 함께 증가하는 제약이 있다. 한편 기준이 되는 영상블록의 차원은 반드시 홀수*홀수 픽셀로 구성되어야 하는 제약이 있다.

본 논문에서는 영상의 질감분류를 위해 화소블록 내에서 인접화소 간의 다차원 명암차이를 이용한 LBP 기법을 제안하였다. 여기서 블록 내 화소 간 명암차는 세로방향, 가로방향, 대각방향, 역대각 방향 각각의 인접 화소 간 밝기변화를 고려한 것으로, 영상의 질감분류에 이용되는 히스토그램의 레벨수를 감소시켜 계산부하를 줄이기 위함이다. 또한 블록 내 명암관계를 이진패턴으로 나타낸 것으로 영상의 국부적 속성을 더욱 더 정확하게 반영하여 효과적인 질감분류가 가능하다. 제안된 LBP 기법을 128*128 화소의 그레이 영상 USC Texture Mosaic #2에서 크기와 질감이 다른 24개의 블록영상 각각을 분류하는 실험을 수행하여 홀수*홀수 크기에만 국한된 기존 LBP 방법과의 분류성능을 비교·검토한다.

2. 제안된 Local Binary Pattern 기법

LBP는 영상의 질감분류를 위해 제안된 패턴기법으로 질감의 분석뿐만 아니라 얼굴인식, 영상인식, 영상검색 등에 널리 이용되고 있다[1,2,4-7]. 특히 LBP는 국부영역인 블록단위의 특징을 표현함으로써 더욱 더 정확한 속성의 반영이 가능하며 조명의 변화에도 강건한 특성을 가진다. LBP는 영상의 소규모 현상을 서술하는 정수레벨의 어레이나 영상으로 변환시킨 연산자이다. 여기서 레벨 즉 히스토그램은 영상의 분석에 이용된다. 이는 질감에서 국부적으로 2개의 상호보완 속성 즉, 패턴과 패턴강도를 가진다는 가정에서 시작된다[4].

기존 LBP는 그림 1에서처럼 3*3 블록영상에서의 중심화소와 블록 내 이웃화소 간의 문턱화(thresholding) 후, 2의 멱수를 가중치로 곱해지고, 해당 중심화소에 대한 레벨을 얻기 위해서 곱해진 결과들을 합산한다. 즉, 영상의 블록인 국부영역의 특징을 서술하기 위해 중심화소와 이웃화소사이의 밝기차이를 계산하여 8 bit의 데이터로 나타낸 것이다.

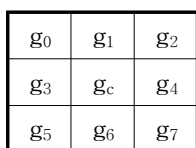


그림 1. 3*3의 블록영상
Fig. 1. 3*3 block image

그림 1에서 명암값 g_c 을 가지는 중심화소에서 P 개의 이웃화소를 가지는 블록영상의 국부패턴 T 는 다음 식 (1)과 같다. 즉,

$$T = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1}) \tag{1}$$

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

$$T = t(s(g_0 - g_c), s(g_1 - g_c), \dots, s(g_{P-1} - g_c)) \tag{2}$$

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 R 에 위치한 P 개의 이웃화소들로부터 계산되는 LBP이다. 즉,

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

이다. 그림 2는 $P=8, R=1$ 인 3*3의 블록영상에서 구해진 LBP를 예로 보여준 것이다.

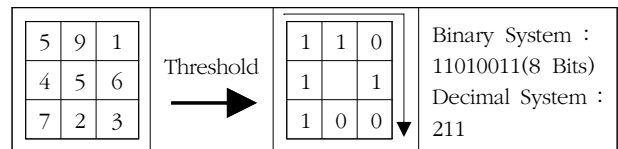


그림 2. 3*3 블록영상에서의 LBP 예
Fig. 2. LBP example on 3*3 block image

한편 영상을 구성하는 각 화소를 중심화소로 하는 LBP의 라벨화된 영상 $f_i(x,y)$ 에 대한 히스토그램 H_i 를 구하면 다음 식 (5)와 같이 정의할 수 있다. 즉,

$$H_i = \sum_{x,y} I(f_i(x,y) = i), \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \tag{5}$$

이다. 여기서 n 은 LBP에 의 생성되는 라벨의 수이며, $I(u)$ 는

$$I(u) = \begin{cases} 1, & u \text{ is true} \\ 0, & u \text{ is false} \end{cases} \tag{6}$$

이다. 식 (5)의 히스토그램은 전체 영상에 대한 에지, 반점, 평면과 같은 국부적인 마이크로 패턴들의 분포에 관한 정보를 가지고 있다. 일반적으로 효율적인 영상표현을 위해 공간적인 정보를 이용한다.

따라서 식 (5)에 기반을 둔 전체영상에 대한 히스토그램을 m 개의 영역 L_1, L_2, \dots, L_{m-1} 로 나누어진 히스토그램 $H_{i,j}$ 로 나타내면 다음 식 (7)과 같다. 즉,

$$H_{i,j} = \sum_{x,y} I(f_1(x,y)=i)I(f_1(x,y) \in L_j), \quad i=0,1, \dots, n-1, j=0,1, \dots, m-1 \quad (7)$$

이다. 식 (7)의 히스토그램은 3가지 다른 국부적 속성에 대한 영상의 설명을 가진다. 먼저, 히스토그램을 위한 라벨은 화소 레벨에서의 패턴에 대한 정보를 포함하며, 다음으로 라벨은 영역레벨에 대한 정보를 생성하기 위해 국소영역에 대하여 합해지며, 영역히스토그램은 영상의 전역 설명을 위해 연결된다.

하지만 기존 LBP에서는 영상의 영역인 블록을 $3*3, 5*5, 7*7$ 등으로 점차 증가함에 따라 레벨의 수가 기하급수적으로 증가하게 된다. 즉, $3*3$ 에서는 전술한 것처럼 8 bit 데이터의 256개 레벨을 가진다. 이는 중심화소를 기준으로 8개의 화소 사이의 관계를 고려하기 때문이다. 또한 $5*5$ 이면 16 bit 데이터로 $2^{16} = 65536$ 개의 레벨을 가진다. 이는 히스토그램을 이용한 소영역의 레벨수를 기하급수적으로 증가시키며, 나아가 영상의 전역설명에 많은 계산적 부담이 초래된다. 따라서 이를 개선하기 위하여 레벨수를 줄이기 위한 방법이 요구된다.

여기에서는 히스토그램의 레벨수를 줄이기 위해 기존 LBP에서처럼 이웃화소간의 관계는 고려하지만 블록영상의 차원을 줄이는 새로운 방법을 제안하였다. 즉, 블록영상에서 세로 방향(x-축), 가로방향(y-축), 대각방향(d-축), 그리고 역대각방향(id-축)의 4개 방향 각각의 이웃화소 간 문턱화 후, 2의 멱수를 가중치로 곱하고, 해당 영역의 레벨을 얻기 위해서 곱해진 결과들을 합산한다. 특히 영상에 따라서는 2개 이상의 다방향을 조합한 히스토그램을 이용한다.

따라서 그림 1의 $3*3$ 의 영상블록을 대상으로 제안된 방법의 LBP계산과정을 살펴본다. 먼저 세로방향을 고려한 LBP를 계산하면 식 (2)는 다음과 식 (8)과 같다. 즉,

$$T = t(s(g_1 - g_0), s(g_2 - g_1), s(g_c - g_3), \dots, s(g_{p-1} - g_{p-2})) \quad (8)$$

이다. 다음은 식 (8)을 기준으로 기존의 LBP에서처럼 식 (3)의 문턱함수와 식 (4)의 LBP를 동일하게 계산한다.

그림 3은 그림 2의 블록영상을 대상으로 세로방향만을 고려한 제안된 LBP를 예로 보여준 것이다. 여기서 보면, 동일한 크기의 블록영상에서 LBP의 차원은 $3*2$ 로 감소되어 생성되고, 이에 따른 데이터도 6 bit로 감소되며, 히스토그램의 레벨수 또한 2^6 이 되어 64개로 줄어든다.

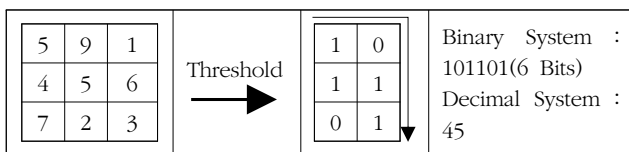


그림 3. 제안된 방법(세로방향)에 의한 $3*3$ 블록영상에서의 LBP 예
Fig. 3. LBP example on $3*3$ block image using proposed method(vertical direction)

동일한 방법으로 가로방향의 LBP를 계산하면, $2*3$ 로 차원이 감소되고, 히스토그램의 레벨 수 역시 세로방향과 동일한 64개가 된다. 이렇게 하면 기존의 LBP에 비해 블록영상당 4배의 레벨수를 감소시킬 수 있으며, 히스토그램에 따른 계산시간도 줄일 수 있다. 대각방향과 역대각 방향의 LBP에서는 차원이 각각 $2*2$ 로 줄어들고, 그에 따른 히스토그램 레벨수도 $2^2 = 16$ 개로 매우 감소한다. 여기에서는 두 방향 공히 16배의 레벨수 감소를 가져와 계산부하는 더욱 더 줄일 수 있다.

한편 2개 방향을 동시에 고려할 경우, 세로와 가로방향을 조합하면 $3*3$ (세로방향 : $3*2$, 가로방향 : $2*3$)으로 기존의 LBP와 동일하고, 세로방향과 대각방향($2*2$) 또는 세로방향과 역대각 방향($2*2$), 가로방향과 대각방향 또는 가로방향과 역대각 방향의 각 조합에서는 $3*2$ 의 블록이 생성되어 레벨의 수는 감소되고 이에 따른 히스토그램의 계산부하도 동일하게 줄일 수 있다. 또한 4방향 모두를 고려할 경우, 세로방향, 대각방향, 역대각 방향, 가로방향 순서로 조합($(3*2)*(2*2)*(2*2)*(2*3)$)하면, $3*3$ 의 동일한 차원을 가진다. 특히 $3*3$ 이 아닌 $5*5$ 나 $7*7$ 등 영상블록의 차원이 증가하면 기하급수적으로 증가하는 레벨수를 좀 더 크게 감소시킬 수 있다. $5*5$ 의 경우는 세로방향과 가로방향 각각이 $5*4$ 와 $4*5$ 로, 기존 LBP의 레벨 수 $2^{16} = 65,536$ 에 비해 $2^{14} = 16,384$ 로 감소폭이 256배 정도로 계산부하는 더욱 더 줄일 수 있다. 따라서 설정하는 블록영상의 차원에 따라 히스토그램의 레벨 수 감소폭은 더욱 더 증가하며, 그에 따른 질감분류 성능도 크게 개선될 수 있을 것이다.

이상에서 제안된 LBP에 의해 구해진 영상블록에서의 2진 값에 따른 10진 값을 계산하고, 식 (5)에서 식 (7)까지의 동일한 과정을 거쳐 영상의 질감을 분류하면 빠른 시간 내 LBP가 가지는 특성들을 잘 살릴 수 있다. 여기서 분류의 정확도는 블록영상 단위로 4 방향 각각에 대한 절대오차를 구하고, 그 중에서 가장 작은 절대오차를 가진 방향에서 구해진 값에 따라 질감은 분류된다. 이때 블록영상은 분류를 위한 질감영상과 동일한 픽셀크기를 가지는 영상이다. 다음 식 (9)는 세로방향에서 영상블록 단위로 원영상과 블록영상 간의 최소절대오차 $Xaxis_{err}$ 이다. 즉,

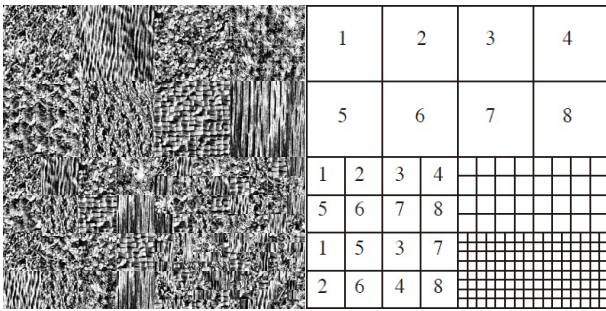
$$Xaxis_{err} = \min_{x \in dir} |Org_image LBP_x - Bk_img LBP_x| \quad (9)$$

이다. 여기서 $Org_image LBP_x$ 와 $Bk_img LBP_x$ 는 각각 원영상과 분류를 위한 질감 블록영상의 세로방향(x-축) LBP 값이다. 다음으로는 동일한 방법으로 각 방향 가로, 대각, 역대각 방향의 절대최소오차 $Yaxis_{err}, Davis_{err}, IDavis_{err}$ 를 각각 구하고, 이들 중 가장 작은 값을 가지는 방향에서의 질감이 원영상으로부터 분류된다.

3. 시뮬레이션 및 결과 고찰

블록영상의 차원을 줄여 히스토그램의 레벨수를 감소시키는 제안된 LBP기법의 타당성과 성능을 평가하기 위하여 USC Texture Mosaic #2 영상[8]을 대상으로 실험하였다. 실험은 8비트의 256레벨 그레이 영상으로 512*512 화소 크기의 원 영상을 128*128 화소 크기로 16배 축소하여 수행하였다. 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다.

그림 4는 실험에 이용된 128*128 화소의 그레이 영상으로 질감과 크기가 다른 모자이크 영상이며, 8개의 질감영상들과 각 영상에 대한 4개의 크기가 각각 다르게 구성된 영상의 맵을 참조로 나타낸 것이다. 그림 4(a)는 1부터 8까지의 질감이 다른 8개 영상(1 : 풀, 2 : 물, 3 : 모래, 4 : 양털, 5 : 돼지 피부, 6 : 가죽, 7 : 라피아, 8 : 나무)을 나타낸 것이며, 그림 4(b)는 각 해당 영상의 질감을 수치로 나타낸 것으로 다양한 크기(32*32, 16*16, 8*8, 4*4 픽셀)의 영상을 함께 보여준 것이다.



(a) 영상 #2 (b) 수치적 질감도
 (a) Image #2 (b) Numerical texture map
 그림 4. Texture mosaic 영상과 참조 맵

Fig. 4. Texture mosaic image and reference map.

한편 표 1은 원 모자이크 영상의 질감을 분류하기 위하여 이용된 크기와 위치가 다른 19개의 질감 블록영상을 나타낸 것이다. 실험은 제안된 LBP기법에 의해 원영상인 모자이크 영상으로부터 주어진 질감 블록영상을 분리하는 것으로 수행하였다. 표 1에서 보면, 먼저 블록영상의 크기가 다르며, 16*16 화소의 돼지피부 영상 5_16에서는 동일한 크기일지라도 위치가 다른 5_16_m과 5_16_l의 영상이고, 27*32 화소의 영상 9_27_32는 4가지 질감이 조합된 영상이다. 또한 블록영상의 크기로 세로와 가로가 동일한 화소인 짝수*짝수와 홀수*홀수 및 서로 다른 화소인 짝수*홀수와 홀수*짝수로 구성된 영상들을 볼 수 있다.

그림 5는 128*128 화소의 그레이 영상 USC Texture Mosaic #2에서 블록영상의 크기를 다르게 하여 소요되는 LBP 계산을 위한 CPU시간을 나타낸 것이다. 이는 원 그레이 영상을 읽어, 블록영상의 크기에 따라 이웃픽셀간의 문턱화 후, 2의 멱수를 가중치로 곱하고, 해당 영역의 레벨을 얻기

표 1. 19개의 질감 블록영상
 Table 1. 19 texture block images.

image size (pixel)	texture image	No.	image size (pixel)	texture image	No.
4*4	grass	1_4	7*7	wood	8_7
	wood	8_4	13*13	pigskin	5_13
8*8	grass	1_8	17*17	leather	6_17
	leather	6_8	25*25	grass	1_25
16*16	grass	1_16	9*8	raffia	7_9_8
	wool	4_16	12*15	water	2_12_15
	pigskin_m	5_16_m	19*25	wool	4_19_25
	pigskin_l	5_16_l	30*20	sand	3_30_20
32*32	water	2_32	27*32	sand+wool+raffia+wood	9_27_32
	raffia	7_32			

위해서 곱해진 결과들을 합산하는데 소요되는 시간이다. 그림 5에서 블록영상 홀수*홀수 화소의 크기를 가지는 영상만을 나타낸 것은 기존 LBP에서는 중심화소를 기준으로 문턱화를 수행하기 때문이다. 또한 LBP 계산에 앞서 먼저 128*128 화소의 그레이 영상을 읽는데 소요된 CPU시간은 약 0.5460 초 정도 소요되었다. 그림 5에서 보면, 블록영상의 크기에 따라 LBP 계산시간은 두 방법 모두 증가되며, 더욱 더 비선형적으로 급격하게 증가됨을 알 수 있다. 이는 영상의 화소수에 비례하여 계산을 위한 대상화소의 수도 비례하고, 히스토그램의 레벨수도 비례하여 급격하게 증가하기 때문이다. 특히 제안된 LBP는 기존 LBP에 비해 최대 1.18배 정도 빠른 계산속도를 가지며, 블록영상의 크기가 증가할수록 그 차이는 증가함을 알 수 있다. 한편 블록영상의 세로와 가로의 크기가 동일한 짝수*짝수와 서로 다른 짝수*홀수와 홀수*짝수 픽셀로 구성된 영상들에서도 블록의 크기가 증가할수록 그 차이는 더욱 크게 됨을 확인하였다.

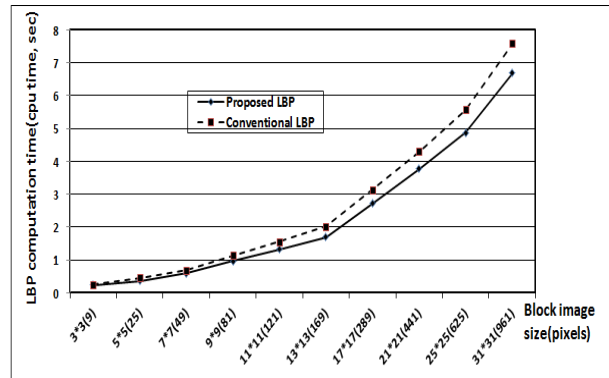


그림 5. 블록영상의 크기변화에 따른 LBP 계산시간
 Fig. 5. LBP computation time according to block image size.

한편 표 2는 그림 5는 128*128 화소의 그레이 영상 USC Texture Mosaic #2에서 표 1의 9개 크기가 다른 블록영상들

을 분류하는데 소요된 전체 CPU시간을 나타낸 것이다. 전체 CPU시간 t_c 는 각 질감 블록영상을 대상으로 블록영상의 LBP를 계산하는 시간 t_l 과 USC Texture Mosaic #2 그레이 영상으로부터 블록영상을 분류하는 데 소요되는 시간 t_c 로 구성된다. 표 2에서 보면, 제안된 LBP에 의해 분류에 소요된 전체 시간의 평균은 약 0.4227초로 LBP 계산시간에 약 0.3493초와 분류시간에 약 0.0734초 정도 소요됨을 알 수 있다. 또한 기존 LBP에서 전체시간의 평균은 약 0.4318초이고, LBP 계산시간과 분류시간은 각각 약 0.3619초와 약 0.0699초 정도 소요되었다. 따라서 제안된 기법은 기존의 기법에 비해 약 1.02배 정도 더 빠른 성능이 있음을 확인할 수 있다. 특히 제안된 기법에서는 기존 기법에 비해 상대적으로 LBP 계산속도는 빠르고, 분류속도는 느림을 알 수 있다. 이는 제안된 LBP에서는 레벨수를 감소시키는 속성이 있기 때문이고, 분류에서는 기존 기법이 하나의 레벨에 따른 히스토그램만을 고려하는데 비해 제안된 기법에서는 4방향 모두를 고려하기 때문이다. 결과적으로 그림 5에서 보인 128*128 픽셀 원영상에서 블록영상의 크기에 해당하는 LBP 계산시간과 표 2에서 보인 원영상으로부터 블록영상을 분류하기 위해 소요되는 전체시간을 고려하면 제안된 기법은 기존의 기법에 비해 분류속도에서 더욱 더 빠른 성능이 있음을 알 수 있다. 또한 블록영상의 크기가 증가할수록 그 개선의 정도도 더욱 더 큰 폭으로 증가함을 알 수 있다.

표 2. 9개의 질감 블록영상 분류시간

Table 2. Classification time of 9 texture block images.

Texture block image No. (texture_pixel)	Proposed LBP			Conventional LBP		
	LBP comp. time, t_l	classif. time, t_c	total time, t_t	LBP comp. time, t_l	classif. time, t_c	total time, t_t
2_5	0.2776	0.0468	0.3244	0.2806	0.0452	0.3258
8_7	0.2808	0.0773	0.3581	0.2950	0.0757	0.3707
7_9	0.2922	0.0774	0.3696	0.3131	0.0762	0.3893
3_11	0.3602	0.0752	0.4354	0.3667	0.0739	0.4406
5_13	0.3744	0.0760	0.4504	0.3889	0.0743	0.4632
6_17	0.3864	0.0742	0.4606	0.3945	0.0691	0.4636
4_19	0.3887	0.0761	0.4648	0.3924	0.0743	0.4667
1_25	0.3900	0.0785	0.4685	0.4103	0.0637	0.474
9_27	0.3934	0.0791	0.4725	0.4156	0.0770	0.4926

한편 그림 1의 128*128 픽셀 그레이 원영상을 대상으로 제안된 LBP를 이용하여 표 1과 표 2의 크기와 질감이 다른 24개 블록영상 각각을 추가적으로 실험하였다. 실험의 결과, 24개 블록영상을 분류하는데 소요된 전체 CPU시간은 평균적으로 0.4084초이었다. 여기에서도 LBP 계산시간과 분류시간에 각각 약 0.3392초와 약 0.0692초가 소요되었다. 표 2의 실험 결과에서처럼 추가실험 결과에서도 블록의 크기가 증가할수록 LBP 계산시간과 분류시간은 더욱 더 증가함을 확인하였다. 따라서 제안된 LBP로 질감을 분류하면, 기존 LBP와는 달

리 임의 크기의 블록영상의 분류가 가능하며, 더욱더 빠르게 분류가 가능함을 알 수 있었다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 영상질감 분류를 위해 화소블록 내에서 화소사이의 다차원 명암차이를 이용한 LBP를 제안하였다. 여기서 블록 내 화소 간 명암차는 세로방향, 가로방향, 대각방향, 역대각 방향 각각의 인접 화소 간 밝기변화를 고려한 것으로 영상의 질감분류에 이용되는 히스토그램의 레벨수를 감소시켜 계산부하를 감소시키기 위함이다. 또한 블록 내 명암관계를 이진패턴으로 나타내어 영상의 국부적 속성을 더욱 더 정확하게 반영하여 효과적인 질감분류를 가능하게 함이다.

제안된 기법을 128*128 화소의 그레이 영상 USC Texture Mosaic #2를 대상으로 크기와 질감이 다른 24개의 블록영상 각각을 분류하는 실험결과, 기존 LBP에 비해 빠른 분류속도를 가지며, 임의 크기 블록영상의 분류도 가능함을 확인하였다. 특히 블록의 크기가 증가할수록 레벨수의 감소폭이 더욱 더 크게 되어 분류속도의 개선정도도 증가함을 알 수 있다.

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] T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikainen, "Face Recognition with Local Binary Patterns," *ECCV 2004, LNCS 3021*, pp. 469-181, 2004
- [3] 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
- [4] 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
- [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] 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
- [8] <http://sipi.usc.edu/database/>, The USC Texture Mosaic Images
-

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