



비균일 양자화 기법에 기반을 둔 GLCM의 성능개선

A Performance Improvement of GLCM Based on Nonuniform Quantization Method

조용현[†]
Yong-Hyun Cho[†]

대구가톨릭대학교 IT공학부[†]
[†]School of Information Technology Eng., Catholic Univ. of Daegu

요 약

본 논문에서는 비균일 양자화에 기반을 둔 영상의 질감분석에 널리 이용되고 있는 gray level co-occurrence matrix(GLCM)의 성능개선을 제안하였다. 여기서 비균일 양자화는 평균자승오차의 최소화를 위한 반복계산 기법인 Lloyd 알고리즘을 이용하였다. 이는 영상에서의 비균일 양자화 과정으로 얻어지는 비선형의 명암레벨을 GLCM의 생성에 이용함으로써 행렬의 차원을 감소시켜, GLCM의 생성과 질감특성 파라미터들의 계산에 따른 부하를 줄이기 위함이다. 제안된 기법을 30개의 120*120 픽셀의 256 그레이 레벨을 가진 영상들을 대상으로 적용하여 angular second moment, contrast, variance, entropy, correlation, inverse difference moment 6개의 질감특성 파라미터들을 각각 계산한 실험결과, 양자화를 수행하지 않은 256 레벨 GLCM에 비해 계산시간과 저장 공간에서 개선된 성능이 있음을 확인하였다. 특히 48, 32, 16, 12, 8의 비균일 양자화 레벨 중에서 16일 때 가장 우수한 질감특성분석 성능이 있음을 알 수 있었다.

키워드 : 비균일 양자화, Lloyd 알고리즘, GLCM, 질감분석, 영상분석

Abstract

This paper presents a performance improvement of gray level co-occurrence matrix(GLCM) based on the nonuniform quantization, which is generally used to analyze the texture of images. The nonuniform quantization is given by Lloyd algorithm of recursive technique by minimizing the mean square error. The nonlinear intensity levels by performing nonuniformly the quantization of image have been used to decrease the dimension of GLCM, that is applied to reduce the computation loads as a results of generating the GLCM and calculating the texture parameters by using GLCM. The proposed method has been applied to 30 images of 120*120 pixels with 256-gray level for analyzing the texture by calculating the 6 parameters, such as angular second moment, contrast, variance, entropy, correlation, inverse difference moment. The experimental results show that the proposed method has a superior computation time and memory to the conventional 256-level GLCM method without performing the quantization. Especially, 16-gray level by using the nonuniform quantization has the superior performance for analyzing textures to another levels of 48, 32, 12, and 8 levels.

Key Words : Nonuniform Quantization, Lloyd Algorithm, Gray Level Co-occurrence Matrix(GLCM), Texture Analysis, Image Analysis

Received: Sep. 14, 2014
Revised : Sep. 28, 2014
Accepted: Feb. 9, 2015
[†]Corresponding author(yhcho@cu.ac.kr)

1. 서 론

최근 모양, 색상, 크기, 질감 등을 기초로 한 영상의 분석이나 검색에 대한 관심이 높아지고 있다. 특히 위성영상을 이용한 다양한 정보의 분석과 시험적용 등에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다[1-6]. 그 중에서도 질감을 이용한 영상분석이 가장 활발하게 이용되고 있다[1,2].

질감은 영상에서 명암변화의 공간적인 분포형태를 나타내는 것으로 토양이나 시설물 등을 탐지하거나 토지의 전용이나 수종의 분포 및 변화 등을 모니터링 하는데 주로 이용되고 있다[6]. 질감분석은 영상의 분할이나 분류, 의학영상의 분석, 그리고 표면결합의 자동검출 등에도 많이 응용되고 있다[1-4]. 특히 영상에서 영역의 내용을 설명할 때, 질감정보는 평균, 최소, 또는 최대 그레이 레벨(gray level)과 같은 명암설명자를 이용할 때보다 더욱 더 높은 이해력을 제공한다.

일반적으로 질감을 분석하는 기법에는 구조적(structural) 접근법, 스펙트럼(spectral) 접근법, 그리고 통계적(statistical) 접근법이 있다[1-5]. 먼저, 구조적 접근법은 질감의 패턴이 구조를 생성하는 방식에 대한 규칙을 서술자로 이용하는 기법으로, 규칙과의 일치여부로 질감을 분석하는 방법이다. 스펙트럼 접근법은 영상의 주기성에 바탕을 둔 주파수 영역에서의 분석법으로 Fourier 변환, wavelet 변환, Gabor filter 등을 이용한다. 통계적 접근법은 질감은 랜덤하나 어

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.

면 일관된 속성을 가지므로 영상이 가지는 통계적 특성을 이용하는 방법이다. 질감분석법으로 통계적 접근법이 덜 직관적이나 계산적으로 효과적이고 잘 동작함으로써 널리 이용되고 있다.

통계적 분석법에서는 질감의 계층적인 구조를 명백하게 이해하려는 것은 아니지만 영상의 명암레벨 사이의 분포와 관계를 조절하는 비결정적인 속성들에 의해 간접적으로 질감을 표현한다. 즉, 영상 내 각 화소에서 국소특징들을 계산하고, 그 국소특징의 분포로부터 통계적 성질을 유도함으로써 명암의 공간적 분포를 분석한다. 여기서 국소특징을 정의하는데 이용되는 화소의 수에 따라 통계적 분석법은 하나의 화소만을 고려하는 1차, 2개의 화소를 고려하는 2차, 3개 이상의 화소를 고려하는 고차의 통계적 분석법으로 나누어진다. 1차 통계적 분석법은 영상에서 화소사이의 공간적인 상호관계는 무시하고 각 화소의 속성만을 이용하는 방법이다. 여기에서는 통계적 모멘트를 이용하는 것으로 1차의 평균, 2차의 분산, 3차의 skew, 4차의 kurtosis가 이용된다. 2차 및 그 이상의 고차 통계적 분석법은 2개 이상의 이웃화소 사이의 통계적 속성을 이용하는 방법이다. 이 방법에는 기준화소와 이웃화소의 명암 사이의 관계를 평균, 대비, 상관도 등의 통계량으로 나타내어 질감의 특징을 분석하는 gray level co-occurrence matrix(GLCM), 이웃하는 화소의 명암을 비교한 히스토그램으로 질감을 분석하는 local binary pattern(LBP), 질감요소의 반복패턴을 검출하고 질감의 거침과 세침을 표현하는 autocorrelation 등의 방법이 있다[4-6]. 그 중에서도 영상의 공간적인 질감특성을 분석하는데 2차 통계에 바탕을 두고 얻어지는 GLCM이 가장 널리 이용되고 있다.

GLCM은 그레이 영상을 대상으로 영역을 구성하는 각 화소의 명암을 이용하여 이웃한 화소가 가진 명암과의 관계에 대한 발생 빈도수를 나타낸 행렬이다[5,6]. 질감의 분석은 생성된 GLCM의 평균, 대비, 상관도 등을 계산함으로써 이루어진다. 하지만 GLCM에서는 입력영상의 명암레벨에 따라 행렬의 크기가 정해지고 그 계산부하도 달라지는 제약이 있으며, 이를 해결할 수 있는 대안의 연구가 절실히 요구된다.

한편 주변 환경에서 얻어지는 데이터를 디지털 매체로 저장하고 처리하기 위해서는 양자화(quantization)가 필연적으로 요구된다[7,8]. 즉, 양자화는 무한레벨을 가진 환경이 유한수의 레벨로 사상되는 것으로, 디지털 변환기에 의해 수행되며, 0과 1의 형태로 저장된다. 정보기술과 디지털 통신 등에서는 입력데이터에 의존해 최적의 결과를 얻을 수 있는 최적의 양자화 기법이 요구된다. 따라서 양자화 알고리즘은 입력데이터의 중요한 특징을 인식하고 유지해야 하며 중요하지 않은 것은 버려야 한다. 양자화 방법에는 균일(uniform) 양자화와 비균일(nonuniform) 양자화가 있으며, 양자화 오차를 줄이기 위해 비균일 양자화가 널리 이용된다. 따라서 비균일 양자화를 입력영상의 명암레벨을 사상한 GLCM의 계산 시에 이용되는 커널로 활용함으로써 행렬의 계산에 따른 계산부하를 줄일 수 있을 것이다.

본 논문에서는 Lloyd 알고리즘의 비균일 양자화 과정으로 얻어지는 명암레벨에 기반을 둔 GLCM을 생성하는 기법을 제안하여 행렬의 생성과 질감특성의 계산에 따른 부하를 줄인다. 제안된 기법을 30개의 120*120 픽셀의 256 그레이 레벨 영상들[9]을 대상으로 angular second moment(ASM), contrast, variance, entropy, correlation, inverse difference moment (IDM)의 6개 질감특성 파라미터들을 각각 계산하여 기존 256 레벨의 GLCM에 비해 계산시간과 저장 공간에서의 개선정도에 대해서 비교·검토한다.

2. 비균일 양자화에 의한 GLCM 생성

2.1 비균일 양자화

양자화란 표본화된 연속 크기 값의 신호를 이산 크기 값을 갖는 신호로 변환하는 것으로, 신호의 크기를 미리 정해진 유한한 값 중의 한 값으로 대체시키는 과정이다[7]. 여기에는 양자화 구간을 선형적으로 나누어 양자화를 수행하는 균일과 비선형적으로 나누어 수행하는 비균일 기법이 있다. 비균일 기법으로 구현이 용이하고 계산이 빠른 Lloyd 알고리즘의 양자화가 널리 이용되고 있다[7,8]. 따라서 양자화를 2차원 영상신호의 압축에 이용하면 정보의 저장과 계산에 따른 부하를 동시에 줄일 수 있을 것이다.

컴퓨터 과학이나 전자공학 등의 분야에서 Voronoi 반복법 또는 이완(relaxation)법으로 알려진 Lloyd 알고리즘은 지정된 정확도에 이를 때까지 입력데이터에 대해 양자화 레벨과 간격을 변화시키는 반복기법이다[7,8]. Lloyd 알고리즘은 랜덤 또는 경험적으로 나눈 k개의 집합으로 입력데이터를 나누어 시작한 후, 양자화와 중앙값 계산의 두 과정을 주어진 종료조건이 만족될 때까지 반복한다. 여기서 양자화 과정은 거리함수를 이용하여 가장 가까운 중앙값을 중심으로 각 데이터 값을 모음으로써 새로운 분할을 구성하는 단계이다. 또한 중앙값 계산 과정은 각 분할 내 데이터 값을 평균하여 각 집합의 평균값이나 중앙값을 계산하는 과정이다. 이때 종료 조건은 주로 유클리드 거리를 이용한다. 결국 Lloyd 알고리즘은 종료조건이 만족될 때까지 분할을 반복하고, 거리척도를 이용하며, 필요한 조건을 이용하지만 명확한 조건의 제시는 없고, 결과는 초기집합과 사용된 조건에 따라 변하는 특징을 가진다.

2차원 영상에 Lloyd 알고리즘에 의한 M개의 명암레벨을 가지는 양자화를 수행하는 과정을 정리하면 다음과 같다. 즉,

단계 1 : 영상의 확률밀도함수(probability density function : pdf)를 계산한다.

단계 2 : pdf를 M개의 구간으로 나눈다.

단계 3 : 각 구간의 중앙값 $t_m = (x_{m+1} - x_m)/2$, $m = 1, 2, \dots, M$ 을 계산한다.

단계 4 : 각 구간에서의 평균자승오차(mean squared error) MSE_m 을 계산한다. 이때 x_m 은 MSE_m 을 최소화하도록 계산한다.

단계 5 : 전체 평균자승오차 $MSE = \sum_m MSE_m$ 을 계산하여 더 이상 감소하지 않을 때까지 단계 3과 단계 4를 반복한다.

여기서 pdf는 영상의 히스토그램이며, x 와 x_m 는 각각 명암값과 구간 m에서의 대표 명암값이고, MSE_m 는 구간 m에서의 평균자승오차로 $MSE_m = \sum (x - x_m)^2 p$ 이며, p는 x의 발생확률이다. 이렇게 얻어지는 구간의 대표 명암값을 영상의 양자화 레벨로 이용한다.

영상의 차원을 감소시키는 압축에서 양자화는 손실압축 기법으로 가시적 차이나 엔트로피의 감소 없이 정보의 일부분을 제거할 수 있다. Lloyd 알고리즘의 양자화는 정보의 중요한 영역에 적응적으로 대응하는 우수한 양자화 기법이다. 따라서 그레이 영상의 GLCM 계산에 Lloyd 알고리즘의 양자화를 적용하면 행렬의 생성 및 질감특성계산의 부하를 동시에 줄일 수 있을 것이다.

2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix

질감은 영상 내의 관심영역이나 객체들을 식별하기 위해 이용

되는 중요한 특성 중에 하나로 표면의 구조적 배열에 관한 정보를 가지고 있다. 이러한 질감을 분석하기 위한 많은 연구가 진행되고 있으며, 그 중에서도 영상의 통계성을 고려한 연구들이 활발하게 이루어지고 있다[3-5]. 특히 통계적 기법인 GLCM을 이용한 동시발생 확률로 여러 가지 질감특성을 계산하는 방법이 가장 널리 이용되고 있다[4-6].

GLCM은 고정된 공간적 관계로 분리된 한 쌍의 화소들을 위한 2차원 그레이 레벨 히스토그램으로, 2차적 통계량에 기초하여 질감을 분석하는 기법이다. GLCM은 그레이 영상을 대상으로 거리 δ 와 방향 θ 에 의해 정의되는 변위벡터 d 에 의해 생성된다. 다음 그림 1은 0에서 3까지의 그레이 레벨의 명암을 가지는 4×4 크기의 시험영상을 대상으로 GLCM의 생성과정을 예시로 나타낸 것이다.

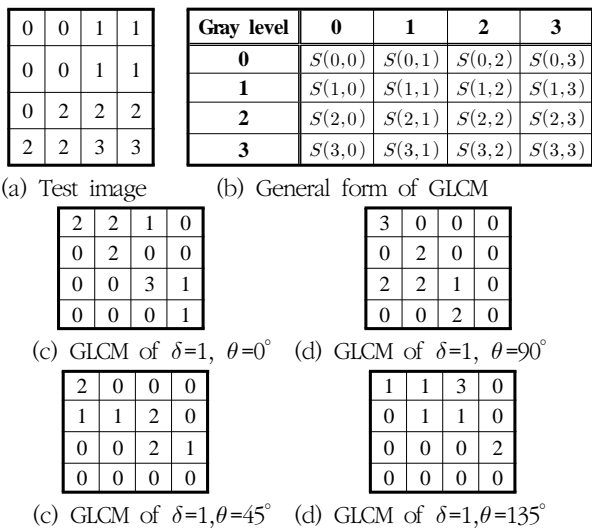


그림 1. 4×4 시험영상의 GLCM
Fig. 1. GLCMs of test image

여기서 $S(i,j)$ 는 행렬의 성분으로 그레이 레벨 i 와 j 가 변위 벡터 d 에 의해 정의된 조건을 만족하는 이웃이 되는 동시발생 빈도수이다. 또한 GLCM의 정규화는 각 방향에서 가능한 전체 화소 쌍의 수로 행렬의 요소값을 나눈 것으로, 전체 화소 쌍의 수 N 은 방향 $\theta = 0^\circ$ 인 경우 $N = (M_x - 1) \times M_y$, $\theta = 90^\circ$ 는 $N = M_x \times (M_y - 1)$ 이고, $\theta = 45^\circ$ 와 $\theta = 135^\circ$ 에서는 $N = (M_x - 1) \times (M_y - 1)$ 이 된다. 여기서 M_x 와 M_y 는 각각 영상의 폭과 높이의 화소수이다. 그림 1에서 보면 거리 δ 와 방향 θ 에 따라 GLCM은 다르게 생성되며, 또한 영상의 그레이 레벨에 따라 행렬의 커널 크기가 결정되어, 레벨은 질감특성 분석에 많은 영향을 미치게 된다.

GLCM의 생성에서 설정되는 거리와 방향에 대한 많은 연구들이 이루어지고 있다[5]. 먼저, 한 쌍의 화소사이에서 떨어진 정도를 나타내는 거리 δ 로 1에서 10까지의 다양한 값을 적용한 연구들이 있다[5]. 일반적으로 세세한 질감을 가지는 영상에 큰 거리 값을 적용하면 상세한 질감정보를 캡처하지 못하는 GLCM이 생성된다. 따라서 지금까지의 연구들에서 $\delta = 1$ 과 2일 때 가장 우수한 결과를 얻을 수 있다고 알려져 있다[1]. 다음은 고려된 한 쌍의 화소사이의 방향으로, 하나의 화소를 중심으로 고려되는 이웃화소는 모두 8개의 방향을 가진다. 즉, $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 의 값을 가

질 수 있다. 하지만 GLCM의 정의에 따르면 $\theta = 0^\circ$ 일 때 얻어지는 동시발생 화소쌍은 $\theta = 180^\circ$ 일 때와 동일하다. 이렇게 $\theta = 45^\circ$ 와 225° , $\theta = 90^\circ$ 와 270° , $\theta = 135^\circ$ 와 315° 가 각각 일치하는 것으로 방향 $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 의 4개 방향만이 고려된다.

한편 GLCM의 차원은 화소의 최대 그레이 레벨에 의해 결정되며, 그레이 레벨의 수는 GLCM 계산에 중요한 요소이다. 그레이 레벨의 수가 많을수록 GLCM의 커널은 증가하며, 그에 따른 계산 부하도 증가하나 좀 더 정확하게 질감특성을 분석할 수 있다. 일반적으로 GLCM의 계산 복잡도는 그레이 레벨의 수 M 에 매우 민감하며, 복잡도는 $O(M^2)$ 에 비례하고, 아울러 생성된 GLCM을 이용한 질감분석을 위한 특성파라미터들의 계산도 복잡하게 된다.

본 논문에서는 비균일 양자화 기법인 Lloyd 알고리즘의 양자화에 기반을 둔 GLCM의 생성을 제안한다. 이렇게 하면 영상의 그레이 레벨을 줄여 GLCM의 커널인 차원을 감소시킬 수 있어 행렬의 생성과 특성분석에 따른 계산부하 및 저장 공간을 줄이는 효과를 얻을 수 있다. 그림 2는 제안된 기법의 흐름을 나타낸 것이다.

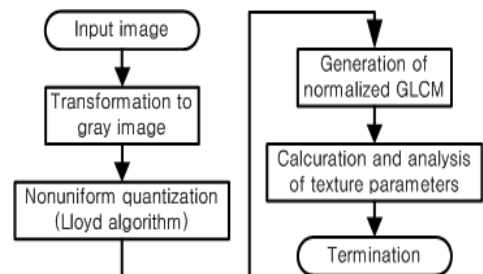


그림 2. 제안된 GLCM에 의한 질감분석
Fig. 2. Texture analysis of the proposed GLCM.

그림 2에서 질감분석을 위한 통계적 특성 파라미터로 가장 널리 이용되는 ASM , $contrast$, $variance$, $entropy$, $correlation$, IDM 의 6개를 계산하였다. 다음 식 (1)은 정규화된 GLCM을 이용한 각 특성 파라미터들의 계산식이다.

$$\begin{aligned}
 ASM &= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} S^2(i,j), & contrast &= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} (i-j)^2 S(i,j) \\
 variance &= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} (i-\mu)^2 S(i,j), & entropy &= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} S(i,j) [-\ln S(i,j)] \\
 correlation &= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} S(i,j) \frac{(i-\mu_x)(j-\mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \\
 IDM &= \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{M-1} \frac{S(i,j)}{1+(i-j)^2}
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 M 은 영상의 그레이 레벨 수이고, μ 는 GLCM의 평균이며, $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ 는 GLCM의 행 요소 합 $S_x = \sum_{j=0}^{M-1} S(i,j)$ 과 열 요소 합 $S_y = \sum_{i=0}^{M-1} S(i,j)$ 각각의 평균과 분산이다.

식 (1)에서 질감특성 ASM 과 $entropy$ 는 영상 내 화소의 명암도가 얼마나 질서정연하게 변하는가를 측정하는 척도이다. ASM 은 명암도의 균일정도를 측정하는 계산으로 GLCM 각 요소값 $S(i,j)$ 스스로를 경중율로 이용한다. 만약 영상 내 각 화소사이의 밝기변화가 없다면 각 화소의 명암도가 비슷하여 더 큰 ASM

값을 가진다. 즉, 영상의 모든 화소가 동일한 명암도일 때 최대값을 가진다. 또한 *entropy* 는 명암도 분포의 랜덤 정도를 측정하는 척도로 밝기의 변화가 심하여 각 화소의 명암도가 여러 곳에 분포할 때 큰 값을 가진다. *variance* 는 이질성의 척도이며, 화소의 명암도가 평균값 주변으로부터 얼마나 분산되어 있는가에 대한 1차적 통계변수이다. 한편 *contrast* 와 *IDM* 은 명암도의 대비와 관련된 특징으로, 행렬의 대각선 요소로부터의 거리와 관련된 경중율을 이용한다. 특히 *contrast* 는 화소간의 명암도 차이를 구분하여 표현하는 것으로 GLCM의 대각선상에서 상대적으로 멀리 떨어져 있는 화소의 경우 큰 값을 가지며, 명암도 차이가 크게 나는 화소의 수가 많을수록 더 큰 값을 가진다. 또한 *IDM*은 균질성(*homogeneity*)을 나타내는 것으로 대각선에서 멀어질수록 그 값은 기하급수적으로 증가한다. 또한 *correlation* 은 화소사이의 명암도의 선형적인 의존성에 대한 척도로 영상의 *sharpness*의 정도를 알 수 있다.

3. 시뮬레이션 및 결과 고찰

비균일 양자화의 Lloyd 알고리즘과 GLCM을 조합한 제안된 질감분석법의 계산 성능을 평가하기 위하여 Mayang사에서 제공되는 컬러 질감영상의 중에서 30개의 영상을 이용하였다. 실험은 컬러 영상을 8비트의 256레벨 그레이 영상으로 변환하고 크기를 120*120 픽셀로 축소하여 수행하였다. 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다.

그림 3은 실험에 이용된 120*120 픽셀의 그레이 영상들 중에서 8개 영상만을 예시로 나타낸 것이다. 그림 3에서는 석재마루, 인위적으로 그린 유화 및 별모양 퍼짐, 크로아티아 풍경, 비단 및 수건, 카펫 가장자리, 통나무더미를 보여주는 영상이다. 여기서 보면 대상 물체에 따라 표면이 보여주는 시각과 촉감이 다르며, 색의 농담 또한 서로 차이가 있음을 알 수 있다. 특히 그림 3(e), (f), (g)의 비단, 수건, 카펫 가장자리 영상들에서 보면 동일한 천이지만 짜임새, 지질, 조직 등의 결에서 차이가 있음을 알 수 있다.

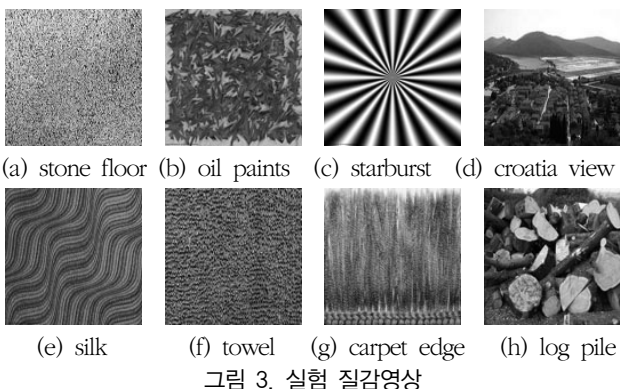
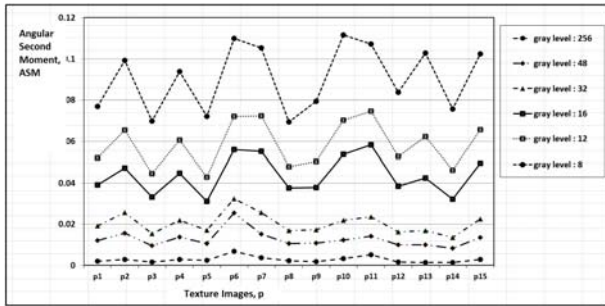


그림 3. 실험 질감영상

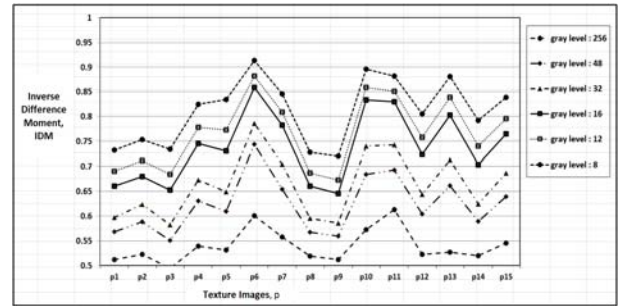
Fig. 3. Experimental texture images.

그림 4는 30개의 영상 중에서 15개의 대표 시험영상으로부터 계산된 GLCM을 기반으로 6개의 질감특성 *ASM*, *contrast*, *entropy*, *correlation*, *variance*, 그리고 *IDM*에 대한 실험 결과를 각각 도시한 것이다. 특히 그림 4에서는 그레이 레벨이 256인 원 영상을 기준으로 생성된 GLCM으로부터의 특성과 제안

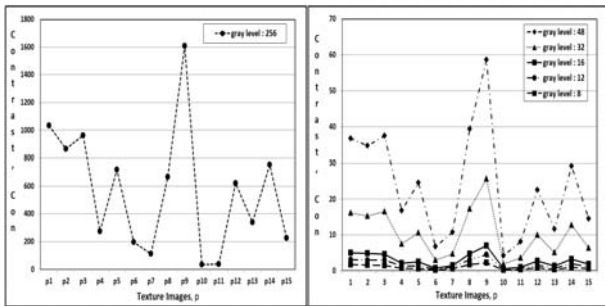
된 비균일 양자화의 전처리를 거쳐 생성된 GLCM으로부터의 특성들을 비교한 것이다. 여기서 양자화에 의한 그레이 레벨로 48, 32, 16, 12, 8의 경우를 기준으로 나타낸 것이다. 양자화 레벨이 작을수록 모든 특성 값들은 감소함을 알 수 있으며, 이는 GLCM의 커널값이 감소하여 계산 값이 줄어들기 때문이다. 먼저 그림 4(a)에서 보면, 시험영상 p1, p3, p5, p8, p9, p14의 경우는 0.8을 기준으로 낮은 *ASM*값을 가지며, p2, p4, p6, p7, p10, p11, p12, p13, p15의 경우는 높은 값을 가진다. 전자는 질감영상들 내 각 화소사이의 밝기변화가 상대적으로 크고 또한 각 화소의 명암도가 서로 다른 분포를 가지며, 후자의 경우는 밝기변화가 작아 각 화소의 명암도가 서로 비슷한 균일한 분포를 가짐을 알 수 있다. 특히 양자화를 통해 그레이 레벨이 16인 영상까지는 그레이 레벨이 256인 원 영상에 의한 *ASM* 특성이 잘 유지됨을 알 수 있다. 한편 그림 4(b)의 *contrast* 경우, 양자화 전후 값의 차이가 많아 2개의 그림으로 나타내었다. 영상 p1, p2, p3, p5, p8, p9, p12, p14는 상대적으로 큰 값을, p4, p6, p7, p10, p11, p13, p15는 작은 값을 가진다. 여기에서도 전자의 그룹은 화소간의 명암도 차이가 크게 나는 화소의 수가 많으며, 후자는 화소사이의 명암도 차이가 많지 않음을 알 수 있다. 또한 여기에서도 양자화를 통한 그레이 레벨이 16일 때까지는 원 영상의 속성이 역시 잘 반영됨을 알 수 있다. 그림 4(c)의 *entropy* 에서는 영상 p1, p3, p5, p8, p9, p12, p13, p14는 상대적으로 큰 값을, p2, p4, p6, p7, p10, p11, p15는 작은 값을 가진다. 여기에서도 전자는 밝기의 변화가 심하여 각 화소의 명암도가 여러 곳에 랜덤하게 분포하며, 후자는 밝기의 변화가 적음을 알 수 있다. 여기에서는 양자화를 통한 그레이 레벨이 12일 때 할 때까지 원 영상의 속성을 잘 반영함을 알 수 있다. 그림 4(d)의 *correlation* 은 화소사이의 명암도의 선형적인 의존성을 나타내는 척도로 영상 p1, p2, p3, p8, p9는 상대적으로 작은 값을 가지며, p4, p5, p6, p7, p10, p11, p12, p13, p14, p15 큰 값을 가진다. 여기에서는 그레이 레벨에 거의 무관하게 질감영상의 *correlation* 을 반영함을 알 수 있다. 한편 그림 4(e)의 *variance* 경우도 그림 4(b)에서처럼 양자화 전후의 차이가 많아 2개의 그림으로 나타내었다. 여기에서도 영상 p5, p6, p12, p13, p14는 큰 값을, p1, p2, p3, p4, p7, p8, p9, p10, p11, p15는 상대적으로 작은 값을 가진다. 전자는 화소사이의 이질성이 크며, 화소의 명암도가 평균명암도로부터 크게 분산되어 분포하고 있으며, 후자는 이질성이 적은 평균명암도에 가까이 분포함을 알 수 있다. 그림 4(f)의 *IDM* 경우도 0.8을 기준으로 영상 p4, p5, p6, p7, p10, p11, p12, p13, p15는 큰 값을, p1, p2, p3, p8, p9, p14는 작은 값을 가진다. 전자에서 각 화소의 명암도는 서로 유사한 값을 가지며, 후자는 대비가 큰 서로 다른 명암을 가짐을 알 수 있다. 여기서도 *variance* 는 그레이 레벨이 16일 때, *IDM*은 12일 때까지 원 영상의 속성이 잘 반영됨을 알 수 있다. 이상의 특징들을 살펴보면, 제안된 양자화 알고리즘을 통해 그레이 레벨 16까지에 의해 생성된 GLCM의 경우도 양자화를 하지 않은 레벨 256의 원 영상의 GLCM과 유사한 속성의 반영이 가능함을 확인 할 수 있다.



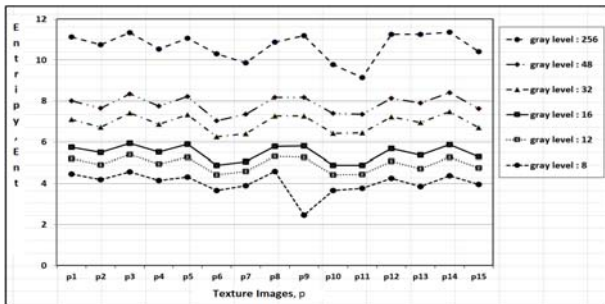
(a) angular second moment (ASM)



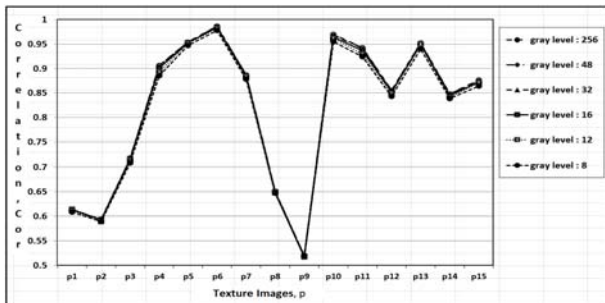
(f) inverse difference moment (IDM)



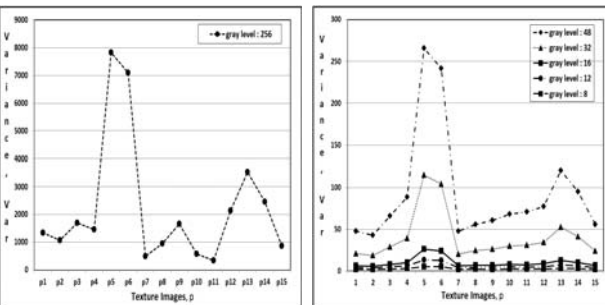
(b) contrast



(c) entropy



(d) correlation



(e) variance

그림 4. 그레이 레벨의 변화에 따른 질감특성
Fig. 4. Texture parameters according to gray level.

한편 그림 5는 15개의 시험영상을 대상으로 5개의 그레이 레벨 각각에 따른 질감특징 6개를 계산하는데 소요되는 CPU시간을 나타낸 것이다. 여기에서 보면, 양자화를 통한 그레이 레벨이 감소할수록 GLCM의 차원이 감소하여 계산시간은 감소하며, 각 영상에 따라 명암값과 그 분포들이 달라 계산시간도 상이함을 알 수 있다. 한편 각 그레이 레벨에서의 평균소요시간을 살펴보면, 256레벨에서는 약 0.4805초 정도, 48레벨은 약 0.4139초 정도, 32레벨은 약 0.3748초 정도, 16레벨은 약 0.3305초 정도, 그리고 8레벨에서는 약 0.3141초 정도이다. 그레이레벨 256을 기준으로 16의 경우는 1.45배 정도 계산속도가 빠름을 알 수 있다. 또한 비균일 양자화에 소요되는 평균시간을 살펴보면, 48레벨은 약 0.1248초 정도, 32레벨은 약 0.1092초 정도, 16레벨은 약 0.0863초 정도, 그리고 8레벨은 약 0.0790초 정도가 소요된다. 전처리로 비선형의 양자화를 수행하지만 전체적인 특성분석 시간에서는 차원의 감소로 줄어듦을 알 수 있다. 더구나 저장 공간측면에서 보면, 256레벨의 원 영상인 경우 GLCM의 차원이 최대 256*256으로 양자화를 통한 16레벨의 16*16에서는 256배 정도 감소된 효과도 얻을 수 있다.

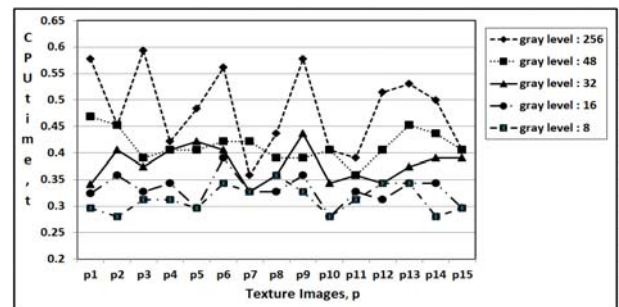


그림 5. 6가지 특성분석 소요 CPU 시간
Fig. 5. CPU time for analyzing 6 features.

이상의 결과에서 질감분석을 위해 GLCM을 이용할 경우, 기존 영상의 그레이 레벨을 단순 적용하는 것보다는 전처리로 비선형의 양자화 알고리즘에 의한 레벨의 차원감소 후 적용이 특징계산 시간뿐만 아니라 행렬 데이터의 저장 공간을 동시에 감소시킬 수 있다. 특히 실험을 통하여 256 그레이 레벨의 영상에서 질감특성을 그대로 유지하면서도 분석시간과 저장 공간측면에서 가장 효과적인 레벨은 16레벨의 비균일 양자화임을 확인할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 비균일 양자화 기법에 기반을 둔 영상의 질감분석에 널리 이용되고 있는 GLCM의 성능개선을 제안하였다. 여기서 비균일 양자화 기법으로는 평균자승오차의 최소화를 위한 반복 계산 기법인 Lloyd 알고리즘을 이용하였다. 이는 영상에서 비균일 양자화 과정으로 얻어지는 비선형의 명암레벨을 GLCM의 계산 시에 이용하는 커널로 활용함으로써 행렬의 생성과 질감분석을 위한 파라미터의 계산에 따른 부하를 줄이기 위함이다.

제안된 기법을 30개의 120*120 픽셀의 영상들을 대상으로 적용하여 ASM, contrast, variance, entropy, correlation, IDM 6개의 질감특성들을 각각 계산한 결과, 기존 256 그레이 레벨 GLCM에 비해 계산시간과 저장 공간에서의 개선된 성능이 있음을 확인하였다. 특히 48, 32, 16, 12, 그리고 8이 비균일 양자화된 그레이 레벨 중에서 16 레벨이 가장 우수한 질감특성분석 성능이 있음을 확인하였다.

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

References

[1] M. Tuceryan and A. K. Jain, "Texture Analysis," *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision* (2nd Edition), World Scientific Publishing Co., pp. 207-248, 1998

[2] <https://courses.cs.washington.edu/courses/cse576/book/ch7.pdf>

[3] A. Materka, M. Strzelecki, "Texture Analysis Methods - A Review," Technical University of Lodz, Institute of Electronics, *COST B11 Report*, Brussels 1998

[4] R. M. Haralick, "Statistical and Structural Approaches to Texture," *Proc. of the IEEE*, Vol. 67, No. 5, pp. 786-804, May 1979

[5] 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

[6] G. H. Kim, S. P. Choi, W. S. Yook, and H. G. Sohn, "Extraction of Urban Boundary Using Grey Level Co-Occurrence Matrix Method in Pancromatic Satellite Imagery," *Journal of Korean Society Civil Engineers*, Vol. 26, No. 1D, pp. 211-217, Jan. 2006.

[7] S. Lloyd, "Least Squares Quantization in PCM," *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 28, No. 2, pp. 129-137, Mar. 1982

[8] M. Mayer, 'Quantization of Images and Lloyd' Algorithm,' *Bachelor Thesis*, Vienna Univ. of Tech., Sept. 2010

[9] <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
 Fax : +82-53-359-6440
 E-mail : yhcho@cu.ac.kr