

論文94-31B-12-7

# 모폴로지컬 부대역 분할에 기초한 질감영상 분류 (Texture Classification Based on Morphological Subband Decomposition)

金紀錫\*, 都敬勳\*, 權甲鉉\*\*, 河永浩\*

(Gi Seok Kim, Kyeong Hoon Do, Kap Hyun Kwon and Yeong Ho Ha)

## 要約

집합이론에 기초한 수학적 모폴로지는 영상복원, 잡음제거, 세션화 등 영상처리의 다양한 분야에 적용될 수 있으며 병렬처리에 용이하다. 특히 모폴로지컬 패턴 스펙트럼은 물체의 절대적 크기, 그리고 형태와 크기변화의 다양한 특징을 추출할 수 있다. 본 논문에서는 수학적 모폴로지에 의한 부대역 분할과 모폴로지컬 패턴 스펙트럼을 이용한 새로운 질감영상 분류 방법을 제안한다. 저주파-저주파 대역에서의 각 구조 요소에 의해 구해진 패턴 스펙트럼 모멘트값과, 나머지 세 부대역에서 구조적 정보를 가진 영점교차점들의 수를 고려하여 특징을 추출한다. 질감 영상 분류에 있어서 이러한 접근법은 부대역 분할에 의해 효율적인 정보추출을 할 수 있고, 단순한 모폴로지컬 연산에 의해 계산시간이 감소된다. 제안한 분류방법은 실험에서 좋은 분류결과를 보여주고 있으며, 수학적 모폴로지를 이용함으로써 병렬처리가 가능하다.

## Abstract

Mathematical morphology based on set theory is easy to be implemented in parallel and can be applied to various fields in image analysis. Particularly morphological pattern spectrum can detect critical scales in an image object and quantify various aspects of the shape-size content. In this paper, texture classification using pattern spectrum based on morphological subband decomposition is proposed. The low-low band extracts pattern spectrum features, and the high-low, low-high, and high-high bands extract the structural information. This approach has the advantages of efficient information extraction, less time-consuming, high accuracy, less computation, and parallel implementation.

## 1. 서론

\*正會員, 慶北大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)  
\*\*正會員, 東洋工科大學 電子計算學科  
(Dept. of Comp. Science, Dongyoung Univ. of Tech.)  
接受日字: 1993年 10月 13日

질감영상 해석(texture analysis)은 인간 시각(human vision), 컴퓨터 시각(computer vision), 형태 인식(pattern recognition) 등에 효과적이므로 공장 자동화, 의료영상처리(biomedical image

processing). 원거리 감지(remote sensing), 반도체 및 금속의 표면검사, 항공사진으로부터의 지형의 추출, 산림분포의 구분, 기계부품의 분류 등의 여러 분야에 광범위하게 적용된다.

질감영상 분류(texture classification)를 위해서 명암도 상호발생 행렬(gray-level co-occurrence matrix), 자기 상관 함수(auto-correlation function), 질감 에너지(textural energy), 질감 스펙트럼(texture spectrum), 명암도 차이(gray level difference), 선길이 통계법(run length statistics) 등을 이용한 다양한 특징 추출방법이 연구되어져 왔다.<sup>11, 25)</sup> 그 중에서 명암도 상호발생 행렬 접근법이 가장 많이 사용되고 있는데 이 방법은 영상의 2차적 통계 특성을 포함한 상호발생 행렬을 구하고 이 행렬로부터 특징을 추출하는 방법으로 복잡하고 수행시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 질감에너지법은 질감영상의 다양한 구조적 상태의 에너지 분포를 측정할 수 있는 5×5창을 영상과 상승적분(convolution)하여 구한다. 기본적인 4개의 창 가운데 3개를 회전시켜 총 11개의 창을 이용하여 에너지를 추정하며 단점으로는 수행시간이 오래 걸린다. 질감 스펙트럼법은 중심화소 값과 주변의 8화소 밝기값을 비교한 6561개의 질감단위(texture unit)를 정의하고 각 질감단위가 영상 전체에서 발생하는 횟수를 누적한 스펙트럼으로부터 질감인식에 필요한 특징을 추출하는 방법이다. 이 방법은 화소를 기반으로 특징을 추출하지 않고 국부영역의 특징인 질감단위를 이용하는 새로운 접근법이나 인식율이 높지 않는 단점을 가진다. 이러한 문제점을 해결하고자 집합이론과 Boolean 해석에 기초한 모폴로지컬 접근법과, 직각 대칭 필터(quadrature mirror filter)를 제안된 기법에 이용하였다.<sup>16, 10)</sup>

본 논문에서는, 수학적 모폴로지(mathematical morphology)를 이용한 부대역 분할(subband decomposition)과 모폴로지컬 패턴 스펙트럼(pattern spectrum)을 이용한 질감영상 분류 기법을 제안한다. 모폴로지컬 패턴 스펙트럼은 영상물체(image object)의 절대적 크기를 추출하고 모양과 크기에 대한 다양한 정보를 장량화한다.<sup>111)</sup> 그리고 모폴로지컬 부대역 분할은 원영상을 저역-저역(LL: low-low band), 고역-저역(HL: high-low band), 저역-고역(LH: low-high band)과 고역-고역(HH: high-high band) 등으로 분할한다. 분할된 저역-저역으로부터 패턴 스펙트럼을 추출하고, 이들 스펙트럼에서 평균(mean)과 분산(variance)같은 패턴 스펙트럼 모멘트(moment)를 구할 수 있다. 또 HL,

LH, HH 등의 고주파 대역으로부터 국부창(local window) 내의 영점 교차점(ZC: zero-crossing point)들의 수를 계산함으로써 구조적인 특징(feature)을 쉽게 얻을 수 있다. 기존의 선형 직각 대칭 필터 접근법에 비해 모폴로지컬 직각 대칭 필터는 직접적인 기하학적 해석이 가능하며 단순하고 하드웨어 구현시 효율적이다.

제안된 방법은 이진(binary) 영상과 명암도(gray-level) 영상에 모두 사용될 수 있다. 하지만, 질감영상은 영상 구성요소의 형태와 크기가 중요한 특징이 되므로 이진영상 접근법(binary approach)을 사용하며 계산시간을 더욱 줄일 수 있다. 제안된 연구에서 사용한 이진 패턴 스펙트럼 모멘트와 영점 교차점은 정확한 질감영상 분류에 매우 효과적인 특징임을 알 수 있다.

## II. 수학적 모폴로지의 적용

### 1. 수학적 모폴로지

수학적 모폴로지는 디지털 영상 해석에 효과적인 방법을 제공한다.<sup>112)</sup> 수학적 모폴로지의 두가지 기본연산은 dilation과 erosion이다.  $E^N$ 은 모든 점,  $p = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 의 집합이며, A와 B는  $E^N$ 의 부분집합일때, 구성요소(structuring element) B에 의한 A의 이진 dilation은

$$\begin{aligned} A \oplus B &= \{c \in E^N | c = a + b \text{ for some } a \in A \text{ and } b \in B\} \quad (1) \\ &= \bigcup_{b \in B} (A)_b = \bigcup_{a \in A} (B)_a \\ &= B \oplus A \end{aligned}$$

이다. 여기서  $(A)_b$ 는 b에 의한 A의 변위(translation)이다. 그리고 B에 의한 A의 이진 erosion은

$$\begin{aligned} A \ominus B &= \{x \in E^N | x + b \in A \text{ for every } b \in B\} \quad (2) \\ &= \bigcap_{b \in B} (A)_b \\ &= \{x \in E^N | (B)_x \subseteq A\} \end{aligned}$$

이다.

Dilation과 erosion에 의해 closing과 opening이 정의된다.

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (3)$$

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (4)$$

그리고 n차 다중척도(multiscale) closing과

opening은

$$A \cdot nB = (A \oplus nB) \ominus nB \quad (5)$$

$$A \circ nB = (A \ominus nB) \oplus nB \quad (6)$$

$$nB = B \oplus B \oplus \dots \oplus B, (n-1 \text{ times dilations}) \quad (7)$$

이다. 이진 모폴로지컬 연산은 최소(minimum) 또는 최대(maximum) 연산을 사용함으로써 명암도 영상으로 자연스럽게 확장된다.  $f: F \rightarrow E$  이고  $k: K \rightarrow E$  이면 명암도 dilation과 erosion은

$$f \oplus k(x) = \max_{z \in F, z \in K} \{f(x-z) + k(z)\} \quad (8)$$

$$f \ominus k(x) = \min_{z \in F, z \in K} \{f(x+z) - k(z)\} \quad (9)$$

이다. 유사하게

$$f \cdot k = (f \oplus k) \ominus k \quad (10)$$

$$f \circ k = (f \ominus k) \oplus k \quad (11)$$

$$f \cdot nk = (f \oplus k) \ominus k \quad (12)$$

$$f \circ nk = (f \ominus k) \oplus k \quad (13)$$

$$nk = k \oplus k \oplus \dots \oplus k, (n-1 \text{ times dilations}) \quad (14)$$

이다.

## 2. 이산 공간 영상의 패턴 스펙트럼

식(7)은 모든  $n \geq 1$ 에 대해서

$$\dots \subseteq X \circ (n+1)B \subseteq X \circ nB \dots \subseteq X \subseteq \dots \subseteq X \cdot nB \dots \quad (15)$$

를 만족한다. 따라서,  $A(\cdot)$ 가 유한 화소 면적(finite set cardinality)을 나타낼때,  $n$ 이 증가함에 따라 면적  $A(X \circ nB)$ 는 유지되거나 감소한다. 다중척도 closing과 opening의 이러한 성질을 이용하여  $X$ 의 패턴 스펙트럼은 다음과 같이 정의되며,

$$PS_X(+n, B) = A[X \circ nB \setminus X \circ (n+1)B], n \geq 0 \quad (16)$$

$$PS_X(-n, B) = A[X \cdot nB \setminus X \cdot (n-1)B], n \geq 1$$

여기서  $\setminus$ 는,  $S \setminus Q = \{x \in S : x \notin Q\}$ , 즉 차집합을

나타내며 패턴 스펙트럼은 항상 음이 아닌 값이다. 그러므로 패턴 스펙트럼은 최소한 하나의 충격파(impulse)를 포함하게 된다.

유사하게, 명암도 구성요소  $g$ 에 의한 명암도 영상  $f$ 의 패턴 스펙트럼은

$$PS_f(+n, g) = A[f \circ ng - f \circ (n+1)g], 0 \leq n \leq N \quad (17)$$

$$PS_f(-n, g) = A[f \cdot ng - f \cdot (n-1)g], 0 < n \leq K$$

이며,  $N$ 과  $K$ 는 수렴치(convergence value)이다. 패턴 스펙트럼은 모양-크기 복잡도(shape-size complexity)와 다중 척도 형태 표현(multiscale shape representation), 영상 모델링 등을 위해 Maragos<sup>[11]</sup>에 의해 체계화되었으며, Dougherty 등<sup>[12]</sup>에 의해 질감영상 특징 추출에 사용되었다.

## 3. 모폴로지컬 부대역 분할

네 부대역 분할은 각 대역의 특색을 이용함으로써 영상압축에 광범위하게 사용되어 왔으며, 또한 영상 분류를 위한 특징추출에 유용하다.<sup>[9]</sup> 하지만, 영상 특징 추출을 위해 선형 직각 대칭 필터를 사용시 곱셈 연산으로 인해 구현 효율(implementation efficiency)이 떨어지므로, 선형 직각 대칭 필터 대신에 수학적 모폴로지컬 필터를 사용하면 이러한 단점을 해소할 수 있다. 수학적 모폴로지컬 필터 기법에서는 필터 설계와 구현시 곱셈연산이 없고 병렬처리가 가능한 등 복잡성(complexity)이 크게 감소된다.<sup>[8]</sup> Opening과 closing의 연속적 적용으로 구성요소보다 작은 세부(detail)가 몽롱화된다. 고역 필터는 원 영상  $X$ 와 저역 통과된 영상  $H_0(X)$ 와의 차로 구현된다.

$$H_0(X) = \text{closing}[\text{opening}(X)] \quad (18)$$

$$H_1(X) = X - H_0(X) \quad (19)$$

$H_0(\cdot)$ 와  $H_1(\cdot)$ 는 각각 저역 필터와 고역 필터를 나타낸다. 이러한 1차원 필터의 독립적 조합에 의해 2차원 모폴로지컬 직각 대칭 필터가 구현된다. 즉,

$$H_{00}(X) = H_0^0[H_0^0(X)] \quad (20)$$

$$H_{00}(X) = H_0^0[H_0^0(X)] \quad (21)$$

$$H_{00}(X) = H_0^0[H_0^0(X)] \quad (22)$$

$$H_{11}(X) = H_1^T[H_1^h(X)] \quad (23)$$

여기서  $H_{00}(\cdot)$ ,  $H_{01}(\cdot)$ ,  $H_{10}(\cdot)$ ,  $H_{11}(\cdot)$ 는 각각 저역-저역, 저역-고역, 고역-저역, 그리고 고역-고역 필터를 나타낸다.

### III. 특징 계산과 시스템 묘사

부대역 분할된 질감영상 분류에 사용한 특징은 저역-저역으로부터의 패턴 스펙트럼 모멘트와 나머지 세 고주파 대역으로부터의 영점 교차점이다.

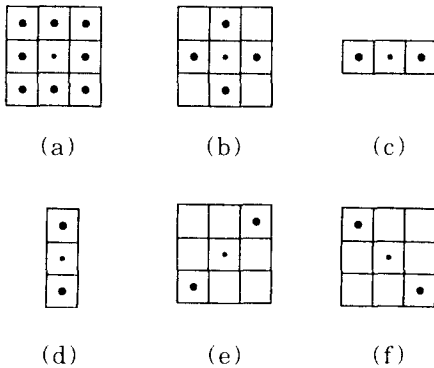


그림 1. 패턴 스펙트럼 추출에 사용된 구성요소  
 (a) 네모(SQU) (b) 마름모(RHO)  
 (c) 수평선(H\_L) (d) 수직선(V\_L)  
 (e) 양 대각선(R\_D) (f) 음 대각선(L\_D)

Fig. 1. Structuring elements used for pattern spectrum.

- (a) Square (SQU). (b) Rhombus (RHO)
- (c) Horizontal line (H\_L). (d) Vertical line(V\_L)
- (e) Right diagonal (R\_D). (f) Left diagonal (L\_D).

그림 1은 저역-저역에서 패턴 스펙트럼을 추출하고 자 사용된 구성요소들이며, 중앙값(center point)이 원점(origin)이다. 서로 다른 질감영상은 서로 다른 패턴 스펙트럼 분포를 갖는다. 각각의 구성요소에 따른 패턴 스펙트럼 평균과 패턴 스펙트럼 분산이 분류 특징(classification feature)으로 사용된다. 구성요소와 모양이 같은 동일한 질감단위(texel)로 구성된 단순한 영상은 패턴 스펙트럼상에 하나의 충격파(impulse)를 가지며, 패턴 스펙트럼으로부터 모양과 크기를 알 수 있다. 질감영상이 단순한 질감단위를

갖지 않더라도, 다른 질감영상끼리 패턴 스펙트럼 분포가 상이하므로 패턴 스펙트럼 평균과 패턴 스펙트럼 분산은 효과적인 분류 특징으로 사용될 수 있다. 패턴 스펙트럼 평균은 질감단위의 상대적 크기를 나타내며 패턴 스펙트럼 분산은 질감단위와 구성요소의 모양 차이에 비례한다.

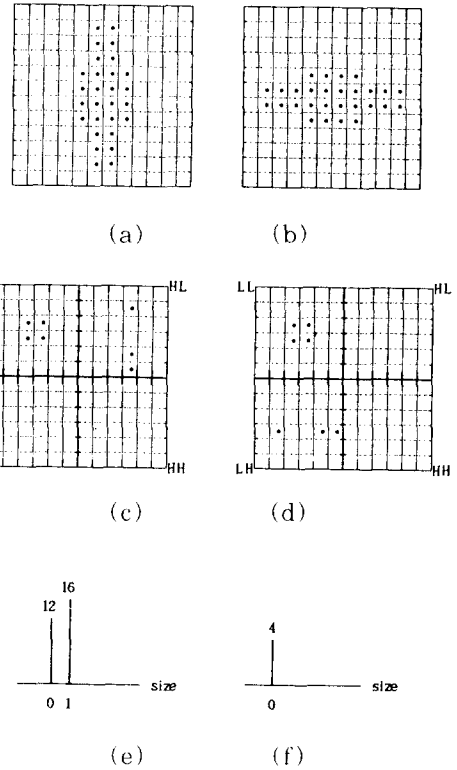


그림 2. 패턴 스펙트럼의 예  
 (a) 견본 1 (b) 견본 2 (c) 견본 1의 네 부대역 분할 (d) 견본 2의 네 부대역 분할 (e) 견본 1과 2의 동일 패턴 스펙트럼 (f) 견본 1과 2의 LL에서의 동일 패턴 스펙트럼

Fig. 2. Example of feature extraction.  
 (a) Sample 1. (b) Sample 2. (c) Decomposed four-band of sample 1. (d) Decomposed four-band of sample 2. (e) The same pattern spectrum of sample 1 and 2. (f) The same pattern spectrum of LL of sample 1 and 2.

저역-고역, 고역-저역, 고역-고역 질감영상은 각각 x-방향, y-방향, x와 y 양방향으로 고역 통과된 질

감영상이다. 이들 부대역으로부터 영점 교차점의 수를 얻을 수 있다. 명암도 영상에 있어서는 이들 세 대역은 0와 255로 양자화된다.

질감영상 분류 특징 벡터(feature vector)는 저역-저역의 패턴 스펙트럼 모멘트들과 나머지 세 대역의 영점 교차점들의 조합으로 구성된다.

단순한 예로서, 그림 2는 그림 1(a)의 네모(square) 구성요소에 의한 서로 다른 두가지 질감요소의 패턴 스펙트럼을 보여준다. 견본(sample) 1과 견본 2의 패턴 스펙트럼은 그림 2(e)이며, 견본 1과 견본 2의 저역-저역에서 추출한 패턴 스펙트럼은 그림 2(f)이다. 이러한 두영상에 대한 패턴 스펙트럼 모멘트는 분류 특징으로 무의미하지만, 이 경우에 부대역 분할 후의 영점 교차점이 분류 특징으로 아주 유용하다. 고역-저역, 저역고역, 고역-고역 질감영상의 영점 교차점 벡터는  $[hl \ lh \ hh]^T$ 로 표현되며, 두 견본의 영점 교차점 벡터는 각각  $[3 \ 0 \ 0]^T$ 과  $[0 \ 3 \ 0]^T$ 이다. 그러므로 제안된 특징 벡터가 질감영상을 더욱 정밀하게 분류할 수 있다.

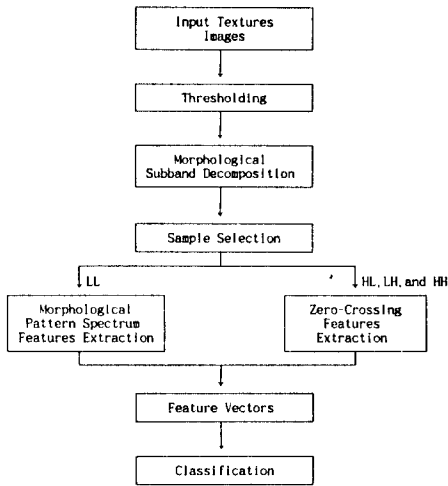


그림 3. 제안된 질감영상 분류 알고리즘  
Fig. 3. The proposed algorithm of texture classification.

그림 3은 제안된 알고리즘의 전체 과정을 보여준다. 첫번째 단계는 명암도 영상을 이진 영상으로 변환하는 단계이다. 문턱치(thresholding level)는 명암도 영상의 평균의 90%로 했으며, 분류 절차 중에는 사용되지 않는다.

마지막 단계에서 사용된 분류기(classifier)는 Fisher linear discriminant classifier이다.<sup>114)</sup> 이

분류기는 특징 벡터의 d차원을 직선으로 투사(projecting)함으로써 1차원 값으로 바꾼다. 두 부류(class),  $C_i$ 와  $C_j$ ,를 가정하면 두 부류의 특징 벡터 집합,  $Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{ik1}$ 와  $Z_{j1}, Z_{j2}, \dots, Z_{jk2}$ , 이 각각 얻어진다. 각 부류의 특징 벡터들의 평균벡터와 상호분산(covariance)행렬은 각각  $m_i, m_j$  and  $\sum_i, \sum_j$ 이다. 그러면 최적의 선형 구별 방향(optimal linear discriminant direction)  $\alpha$ 는

$$\alpha = \left( \sum_i + \sum_j \right)^{-1} (m_i - m_j) \quad (24)$$

이다.<sup>115)</sup> 결정 법칙(decision rule)은

$$\text{choose } C_i \text{ if } \alpha^T Z > \frac{(\mu_i \sigma_i + \mu_j \sigma_j)}{\sigma_i + \sigma_j}; \quad (25)$$

choose  $C_j$ , otherwise

이며,  $\mu_i$ 와  $\mu_j$ 는 방향으로 투사된 평균치이며  $\sigma_i$ 와  $\sigma_j$ 는 그들의 분산이다. 두개 이상의 부류를 분류시에는 voting scheme<sup>115)</sup>이 사용된다.

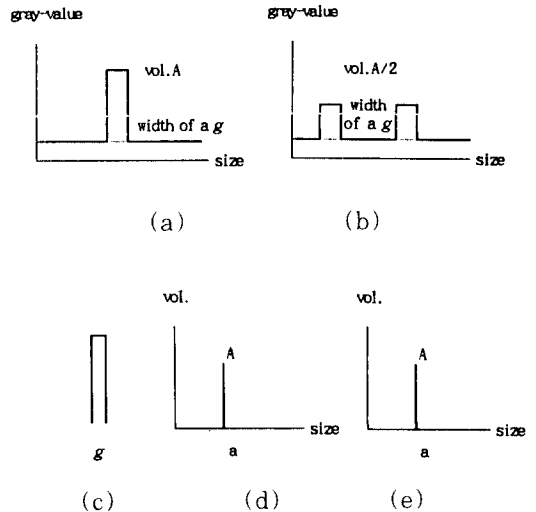


그림 4. 명암도 패턴 스펙트럼 단점의 예  
(a) 신호 1 (b) 신호 2 (c) 사용된 구성요소 g (d) 신호 1의 명암도 패턴 스펙트럼 (e) 신호 2의 명암도 패턴 스펙트럼

Fig. 4. Illustration of gray-level pattern spectrum's short-coming.  
(a) Signal 1. (b) Signal 2. (c) Used structuring element g. (d) Gray-level pattern spectrum of signal 1. (e) Gray-level pattern spectrum of signal 2.

각 부류의 모든 훈련 견본(training sample)의 특징 벡터들이 계산되고, 이들 특징 벡터들로부터 평균 벡터(mean vector)과 상호분산 행렬(covariance matrix)이 계산된다. 그리하여, 각 부류의 훈련절차는 서로 독립적이다.

식(17)의 명암도 패턴 스펙트럼 적용은 이진 패턴 스펙트럼 적용과 유사하다.<sup>10)</sup> 명암도 패턴 스펙트럼에서는  $A(f) = \sum_{(x,y) \in f} f(x,y)$  이므로 이진 패턴 스펙트럼 시의 잔여 면적(residual area) 대신에 잔여 체적(residual volume)을 계산한다. 그림 4에 보여주듯이 이것 또한 단점을 가지고 있다. 명암도 패턴 스펙트럼은 명암도 값의 함수(function)가 아니며 신호 폭(signal width)의 함수이다. 특징 추출(feature extraction)시에 이러한 단점은 앞의 이진 접근(binary approach) 경우와 마찬가지로 부대역 분할로써 보완된다. 하지만, 더 단순한 이진 접근법이 충분하고도 쉽게 분류하므로 본 실험에서는 명암도 접근법을 배제하였다.

IV. 실험

본 실험에서는 Brodatz's texture album<sup>11)</sup>으로부터 선택된 10개의 자연 질감영상(natural texture image)을 사용하였다. 선택된 Brodatz의 질감영상들은 그림 5의 French canvas (D20), oriental straw cloth (D52), handwoven oriental rattan (D64), handwoven oriental rattan (D65), plastic pellets (D67), wood grain (D68), coffee beans (D75), raffia looped to a high pile (D84), shadow graph (D102), loose burlap (D103) 등이다. 모든 질감영상의 크기는 256×256이며, 모폴로지컬 부대역 분할에 사용된 벡터 구성요소(vector structuring element)의 길이(length)는 3이다.

모든 훈련 견본과 시험 견본(test sample)은 각 질감영상으로부터 64×64 크기의 49개의 부영상(sub-image)으로 추출되었다. 49개의 부영상 중 24개가 훈련 견본으로 사용되고 나머지 25개가 시험 견본으로 사용된다. 즉, 각 부류당 24개의 훈련 견본과 25개의 시험 견본이 만들어진다.

표 1은 분류에 사용된 다양한 특징 집합(feature set)들이며, 각각의 특징 집합에 따른 분류결과는 표 2에 나타내었다. 전반적으로는 질감영상 특징(texture feature)의 수가 많을수록 분류의 정확도가 증가되었다. 하지만, 쉽게 추출된 영점 교차점이 아주 중요한 특징이 된다는 점을 주목할 만하다. 즉,

영점 교차점은 질감영상 분류시 좋은 특징 측정치이다. 또한, 최적의 특징 집합은 Case 5, 6, 7임을 알

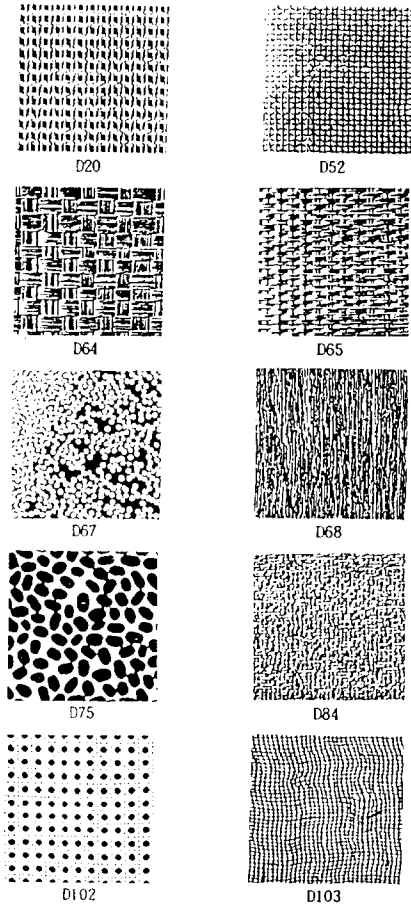


그림 5. 실험에 사용된 Brodatz의 질감영상  
Fig. 5. Brodatz's textures used in the experiment.

표 1. 특징 집합  
Table 1. Feature sets.

feature sets case#	structuring elements at LL			ZC
	SQU & RHD	R_D & L_D	H_L & V_L	HL, LH, & HH
Case 1				○
Case 2		○	○	
Case 3	○		○	
Case 4	○	○	○	
Case 5	○			○
Case 6		○		○
Case 7			○	○
Case 8	○		○	
Case 9		○	○	
Case 10	○	○		○

수 있고, 영점 교차점의 중요함 역할을 Case 2, 3, 4에서 볼 수 있다.

표 2. Brodatz의 질감영상에 대한 분류결과 [%]

Table 2. Classification accuracy [%] for Brodatz's textures.

	D 20	D 52	D 64	D 65	D 67	D 68	D 75	D 84	D102	D103	Average
Case 1	100	100	100	100	96	100	100	100	100	100	99.6
Case 2	100	96	100	96	100	100	96	100	100	100	96.8
Case 3	100	100	100	100	96	96	100	100	100	100	99.2
Case 4	100	96	100	100	100	100	96	100	100	100	99.2
Case 5	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Case 6	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Case 7	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Case 8	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Case 9	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Case 10	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

계산량을 고려해 보면, 원 영상에 패턴 스펙트럼 기법을 적용할 때 보다 부대역 분할 후 사용하면 계산량이 훨씬 줄어든다. 즉, 패턴 스펙트럼을  $N \times N$  원 영상으로부터 바로 추출 할 때보다  $(N/2) \times (N/2)$  지역-지역으로부터 추출 시 계산량이 훨씬 적다. 특히, 부대역 분할시 저울 표본화(down-sampling)로 인해 구성요소 B에서 nB까지의 연속적 모폴로지컬 opening연산이 대략적으로 B에서  $(n/2)B$ 까지로 줄어든다. 모폴로지컬 부대역 분할시의 연산량은 곱셈 연산이 불필요하고 반복연산(sequential operation)이 아니므로 아주 적다. 더우기, 영점 교차점 특징 추출시간은 무시할 정도이다.

제안된 기법의 또다른 장점은 모폴로지컬 직각 대칭 필터와 특징 추출 연산 들은 병렬 처리가 가능하다는 것이다.

### V. 결론

수학적 모폴로지는 영상 해석의 다양한 분야에 적용될 수 있으며 병렬 구현(parallel implementation)이 용이하다. 본 논문에서는, 모폴로지컬 부대역 분할과 모폴로지컬 패턴 스펙트럼을 이용한 질감영상 분류기법이 연구되었다. 부대역 분할 후, 패턴 스펙트럼 모멘트 특징은 잡음에 강하게 몽롱화된 지역-지역으로부터 추출되며, 구조정보를 나타내는 영점 교차점 특징은 나머지 세 고주파 대역으로부터 추출된다.

Brodatz의 10개의 자연 질감영상에 대한 실험을 통해, 분류결과가 아주 정밀하며 부대역 분할과 모폴로지컬 접근법의 도입으로 계산량이 줄어들음을 알 수 있다. 또, 부대역 분할로 인해 질감 정보가 효율적으로 추출된다. 그러므로, 제안된 방법은 질감영상 분류에 효과적으로 사용될 수 있다.

### 參考文獻

- [1] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley, Massachusetts, 1992.
- [2] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and Its' hak Dinstein, "Texture Features for Image Classification," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3, no. 6, pp. 610-621, 1978.
- [3] M. Pietikainen, A. Rosenfeld, and L. S. Davis, "Experiments with Texture Classification Using Averages of Local Pattern Matches," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 13, no. 3, pp. 421-426, 1983.
- [4] L. V. Gool, P. Dewaele, and A. Oosterlinck, "Survey - Texture Analysis anno 1983," *Comput. Vision Graphics and Image Processing*, vol. 29, pp. 336-357, 1985.
- [5] L. Wang and D. He, "Texture Classification Using Texture Spectrum," *Pattern Recogn.*, vol. 23, no. 8, pp. 905-910, 1991.
- [6] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, London, 1982.
- [7] J. Serra, ed., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, vol. 2, Academic Press, London, 1988.
- [8] S. C. Pei and F. C. Chen, "Subband decomposition of monochrome and color images by mathematical morphology," *Optical Eng.*, vol. 30, pp. 921-933, July 1991.
- [9] A. Kundu and J. L. Chen, "Texture classification using QMF bank-based subband decomposition," *Comput.*

- Vision Graphics Image Processing : Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, pp. 369-384, Sep. 1992.
- [10] G. S. Kim, K. H. Do, K. H. Kwon, J. C. Shim, and Y. H. Ha, "Texture Classification Using Morphological Pattern Spectrum Based on Morphological Subband Decomposition," *JTC-CSCC '93*, vol. 1, pp. 212-216, Jul. 1993.
- [11] P. Maragos, "Pattern spectrum and multiscale shape representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-11, pp. 701-716, July 1989.
- [12] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang, "Image Analysis Using Mathematical Morphology," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-9, pp. 532-550, July 1987.
- [13] E. R. Dougherty, J. T. Newell, and J. B. Pelz, "Morphological texture-based maximum-likelihood pixel classification based on local granulometric moments," *Pattern Recogn.*, vol. 25, pp. 1181-1198, 1992.
- [14] R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*. Wiley, New York, 1973.
- [15] J. S. Weszka, C. R. Dyer, and A. Rosenfeld, "A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification," *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet.*, vol. SMC-6, pp. 269-285, Apr. 1976.
- [16] P. Brodatz, *Textures : A Photographic Album for Artists and Designers*. Dover, New York, 1966.

---

 著 者 紹 介
 

---

金 紀 錫(正會員) 第 30卷 B編 第 4號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 박사  
 과정 재학중

都 敬 勳(正會員) 第 29卷 B編 第 6號 參照  
 현재 박사과정 수료

權 甲 絃(正會員) 第 29卷 B編 第 5號 參照  
 현재 동양공과대학 조교수

河 永 浩(正會員) 第 30卷 B編 第 8號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 부교  
 수