

# 비교사 블록-기반 군집에 의한 다중 텍스처 영상 인식

이 우 범<sup>†</sup> · 김 옥 현<sup>††</sup>

## 요 약

텍스처 분석은 표면, 물체, 모양, 깊이 인식 등의 많은 영상 이해 분야에서 활용되는 가장 중요한 인식 기술 중의 하나이다. 그러나 기존의 방법들은 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처 성분의 인식 정보를 활용할 수 없는 분할만을 목적으로 하고 있으며, 내재된 텍스처 인식을 기반으로 하는 비교사적인 방법에 관한 연구는 거의 이루어지고 있지 않은 실정이다. 따라서 본 논문에서는 텍스처 성분을 방향장(orientation-field) 특징 정보인 방향각과 방향강도로 정의하고 블록-기반 자기조직화 신경회로망에 의해서 비교사적으로 영상 내에 존재하는 텍스처 영역을 군화(clustering) 및 통합(merging) 처리에 의해서 식별한다. 또한 제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해서는 다양한 형태의 다중 텍스처 영상을 생성하여 블록 기반의 불림(dilation) 및 윤곽 검출 과정을 통해서 영상에 내재하는 텍스처 영역을 분할함으로써 그 유효성을 보인다.

## Multiple Texture Image Recognition with Unsupervised Block-based Clustering

Woobeom Lee<sup>†</sup> · Wookhyun Kim<sup>††</sup>

### ABSTRACT

Texture analysis is an important technique in many image understanding areas, such as perception of surface, object, shape and depth. But the previous works are intend to the issue of only texture segment, that is not capable of acquiring recognition information. No unsupervised method is based on the recognition of texture in image. we propose a novel approach for efficient texture image analysis that uses unsupervised learning schemes for the texture recognition. The self-organization neural network for multiple texture image identification is based on block-based clustering and merging. The texture features used are the angle and magnitude in orientation-field that might be different from the sample textures. In order to show the performance of the proposed system, After we have attempted to build a various texture images. The final segmentation is achieved by using efficient edge detection algorithm applying to block-based dilation. The experimental results show that the performance of the system is very successful.

**키워드:** 텍스처 분석(Texture analysis), 방향장 특징(Orientation-field Feature), 자기조직화 신경회로망(Self-organization neural network), 비교사 군집(Unsupervised clustering), 텍스처 분할(Texture image segmentation)

### 1. 서 론

인간에게 자연스러운 정보 전달이 가능하며 함축적 정보량이 매우 큰 영상정보를 컴퓨터를 이용하여 자동으로 이해 및 인식하기 위해서 영상분할은 가장 필수적인 처리과정이다. 그러나 기존의 윤곽(contour), 색(color), 밝기(brightness), 동작(motion) 등의 정보를 이용한 영상분할은 영상이해를 위한 특징 정보의 추출이 미흡한 교사적인 방법이 대부분이다[26]. 따라서 물체가 지닌 질감 특성인 미세함(fineness), 거침(coarse), 낱알성(grained), 부드러움(smooth) 등의 텍스처 분석에 기반 한 영상분할은 표면, 물체, 모양, 방향, 깊이 인식 등의 많은 영상 이해 분야에서 활용되는 가장

중요한 인식 기술 중의 하나이다.

텍스처 분석에 의한 다중 텍스처 영상 식별 및 분할에 관한 연구는 지난 수 년 동안 상당한 관심을 불러 일으키며 많은 수의 연구가 진행되어 왔다. 가장 잘 알려진 통계적 방법으로 Haralick[1]는 텍스처 영상의 2차 그레이 레벨의 통계량에 의한 공분산 행렬을 이용하여 에너지, 엔트로피, 상관, 동질성 등의 텍스처 특징을 제안했으며, Tomita[3]는 텍스처 특징을 영상 내에서 반복되는 패턴으로 간주하여, 자기상관 함수(autocorrelation function)를 이용하여 텍스처의 주기성을 검출하였다. Tuceryan[4]은 텍스처를 묘사하는 텍스처 요소들의 기하학적인 배치규칙(placement rule)을 텍스처의 특징으로 정의했다. 그리고 Chellappa[5]와 Cross[6] 등은 각 화소의 강도는 그 화소의 이웃하는 화소에 의존적이라는 가정 하에 국소적인 영역에서의 내용 정보를 마코프 랜덤 필드로 표현하여 비구조적 또는 통계

<sup>†</sup> 정 회 원 : 대구과학대학 컴퓨터공학과 교수

<sup>††</sup> 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수  
논문접수 : 2001년 9월 21일, 심사완료 : 2002년 5월 20일

적 텍스처에 적용하였다.

그 이후로 Laws 필터[7], Ring&wedge 필터[2], 동적 가버필터 뱅크[8], 정방 대칭 필터[9], 웨이블릿 변환[10], 이산 코사인 변환[11], 고유필터[12], 최적 가버필터[13], 최적 FIR 필터[14] 등의 주파수 또는 방향 선택성 필터의 성질을 이용한 연구가 진행되고 있다. 이러한 필터 기반 방법들의 핵심적인 사항은 입력된 텍스처 영상을 충분히 표현하기 위해서 요구되는 필터의 개수, 즉 적절한 수준의 주파수와 방향의 결정이다. 최근에는 텍스처 인식을 위한 충분한 수의 다중 채널 필터를 가지는 필터 뱅크의 설계나 생성된 필터 뱅크로부터 최적의 필터를 선택하는 방법에 관한 연구[23, 24], 또는 고유의 텍스처 성분에만 반응하는 고유의 최적 필터를 자동으로 설계하는 방법[25]이 주된 연구 과제이다.

그러나 기존의 대부분의 텍스처 분할 방법들은 영상에 내재한 텍스처 성분의 인식에 기반 한 특정 텍스처 성분의 추출이 아닌 이중 텍스처 경계 사이에서의 수리·통계적인 분포차나 각종 필터에 의한 반응차에 의한 경계 검출만이 주된 목적이었다. 따라서 이러한 방법들은 분할에는 큰 효과가 있으나, 사용자 질의 영상이 주어지는 영상 인식, 이해 및 검색 등의 객체(object) 인식 정보가 필요한 분야에서는 활용 가능한 인식 정보는 얻을 수가 없다. 특히, 최근의 고유 텍스처 성분에만 반응하는 최적 필터의 방법들은 영상에 내재된 텍스처 정보를 이용하여 해당 텍스처 성분만을 검출하고 있으나, 사전에 내재된 텍스처 성분이 교차적으로 주어지는 것으로서 입력된 영상만을 가지고 비교사적으로 텍스처를 인식하여 분할하는 연구는 거의 이루어지지 않고 있는 실정이다.

따라서 본 논문에서는 다중 텍스처 영상에 내재한 텍스처 인식을 목적으로 텍스처 식별과 분할에 있어서 자기조직형 신경회로망의 비교사 학습에 기반 한 효율적인 새로운 접근 방식을 제안한다. 제안한 방식은 고유의 텍스처가 지닌 방향장에서의 특징정보로서 평균강도를 고려한 방향각과 방향강도를 텍스처의 공간특징으로 추출하고 자기조직형 신경회로망을 이용하여 사전의 선행적 지식이 없이 다중 텍스처 영상을  $n \times n$  크기의 정사각형 영역으로 분할한 블록을 기반으로 군화 및 통합 처리하여 영상에 내재된 각 텍스처 성분을 식별한다.

또한 기존에 대부분의 연구가 텍스처가 내재된 실험 영상에 대한 선행적 지식을 요구하는 많은 제약성을 지닌 반면에 제안하는 시스템은 비교사적, 비제약적인 특성을 가진다. 특히 최근 가장 주목받고 있는 최적 필터의 자동 설계를 위한 전처리 과정으로서 기존의 방법에서 교차적으로 제시되었던 다중 텍스처 영상 내에 존재하는 다중 텍스처의 각 표본을 완전한 비교사적 알고리즘에 의해서 추출할 수 있으며, 자기조직화 신경망에 의해서 인식된 식별 정보

는 객체 검출의 분야에서 그 활용가치가 크다.

## 2. 관련 연구

텍스처 방향(textural orientation)은 다중 텍스처 영상으로부터 내재된 텍스처 성분의 파악을 위한 중요한 텍스처 공간 특징으로서 방향각과 방향강도의 특징 요소들에 의해서 텍스처 식별을 위한 특징 영상을 생성한다. 또한 Kohonen에 의해서 제안된 자기조직화 신경회로망 모델은 비교사 학습 방식에 기반 한 2층의 순방향 네트워크 구조로서 입력패턴들의 유사성에 의한 군화 구조 발견에 효율적인 알고리즘이다.

### 2.1 텍스처 방향장 특징

대부분의 텍스처는 각기 다른 텍스처 방향을 가지고 있으며 동일한 평균 밝기, 밝기 분포, 국소적인 변화 규모를 지닌 텍스처의 경우에 텍스처의 공간적인 특징 요소를 파악한다는 것은 매우 어려운 일이다. 특히 상당히 미묘한 텍스처의 경우에 텍스처의 방향은 좋은 특징정보 가운데 하나가 될 수 있다[15].

#### 2.1.1 격자 샘플링

다중 텍스처 영상에서 국소적인 텍스처 방향특징을 추출하기 위해서 격자 샘플링은 계산적 측면에서 볼 때 효율적인 방법이다. 샘플링 화소로 확정된 화소로부터 텍스처 방향특징의 응답을 구하여 그 격자점이 중심이 되는 국소 영역의 대표값으로 할당한다. 이때 샘플링의 간격은 추출되는 공간정보의 양과 질에 밀접한 관련이 있다. 샘플링 간격이 좁을수록 추출되는 정보의 양은 많아진다. 그러나 정보의 양과 텍스처의 식별정도는 비례하는 것은 아니다. 아주 조밀하고 불규칙적인 텍스처 성분의 경우에는 바로 인접한 화소의 특징값은 무의미할 수 있다. 또한 많은 특징 정보는 하나의 텍스처 성분을 다시 세부 텍스처 조각으로 식별하는 단편화의 문제를 유발한다.

즉, 저해상도의 영상이 훨씬 인식정도가 높을 수도 있으며 이것은 인간의 시각인지 이론에서도 유사한 경우를 찾아볼 수 있다[26]. 반면에 넓은 샘플링 간격은 빠른 방향 특징 추출 시간은 보장하지만 적은 정보량으로 인해서 각 텍스처의 식별정도가 매우 낮아질 수 있다. 따라서 격자 샘플링에서는 적절한 수준의 격자점 간격이 중요한 요인이 되며 이것은 주어지는 다중 텍스처 영상과 그 안에 내재된 텍스처 영역의 특성, 크기, 분할 수준 등에 의해서 결정된다.

#### 2.1.2 방향각과 방향강도

텍스처의 중요한 방향특성인 방향각과 방향강도 성분을 계산하기 위해서는 영상 내의 어느 한 샘플링 격자점 화소  $G(x, y)$ 에 대해서 각각 식 (1)과 식 (2)와 같이 정의된다[27].

$$OA(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{dy}{dx}\right) \quad (1)$$

$$OM(x, y) = \sqrt{dx^2 + dy^2} \quad (2)$$

$$\text{where } \begin{cases} dx = I(x+1, y) - I(x-1, y) \\ dy = I(x, y+1) - I(x, y-1) \\ I(x, y) : \text{gray level intensity} \end{cases}$$

여기서 식 (1)의  $OA(x, y)$ 는 방향각을 식 (2)의  $OM(x, y)$ 는 방향강도를 나타낸다. 그리고  $dx$ 와  $dy$ 는 각각 어느 샘플링 화소의 수평, 수직 방향으로의 경사값(gradient value)을 의미하며  $I(x, y)$ 는 샘플링 화소  $G(x, y)$ 에서의 그레이 레벨의 강도(intensity)를 나타낸다.

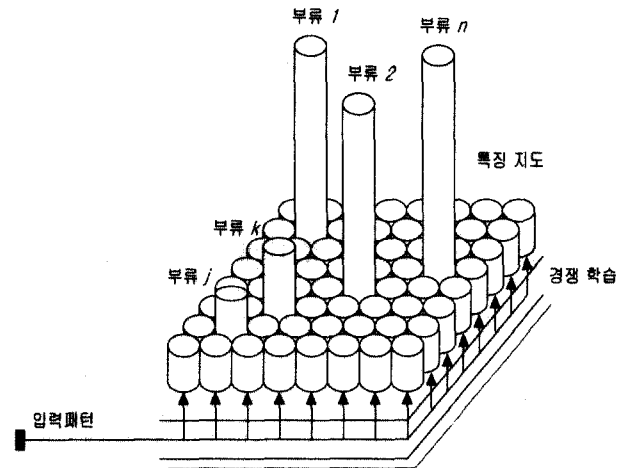
각 화소에 대한 방향은 소벨 연산자나 선택형 방향필터를 이용해서 추출하는 것이 일반적이거나 본 논문에서는 계산 속도의 효율을 높이기 위해 각 샘플링 화소의 4-이웃 화소(4-neighborhood pixel)를 고려하여 수직과 수평 방향의 경사를 구하여 방향각과 방향강도의 텍스처 방향특징을 얻어낸다. 이때 격자 샘플링에 의해서 생성되는 특징 영상은 계산된 텍스처 방향특징의 비선형 변환에 의해서 생성된다. 텍스처 방향특징의 비선형 변환은 동일한 밝기나 동일한 2차 통계량을 가진 텍스처 쌍의 구분을 위한 중요한 방법이다. 비선형 연산은 추출된 텍스처 특징에 대해서 저급 수준의 전체적인 비선형 변환에서 최대의 분별력 있는 특징 영상의 생성을 위한 국소적이고 상대적인 고수준의 비선형 연산이 수행된다.

### 2.2 자기조직화 신경회로망

자기조직화 신경회로망은 선험적 지식이 필요 없는 비교사 학습 방식에 기반 한 2층의 순방향 네트워크로서 군화 구조 발견에 효율적인 알고리즘이다. Kohonen에 의해서 제안된 자기조직화 모델은 주어진 입력패턴을 그들의 유사성에 의해서 분류 가능하게 하는 특징지도를 생성한다. 특징 지도는 다차원의 입력공간을 저차원의 식별 공간으로 변환하는 기능을 수행하며 이것은 다중 텍스처 영상에서 내재된 텍스처 성분의 식별에 활용될 수 있다[17, 18].

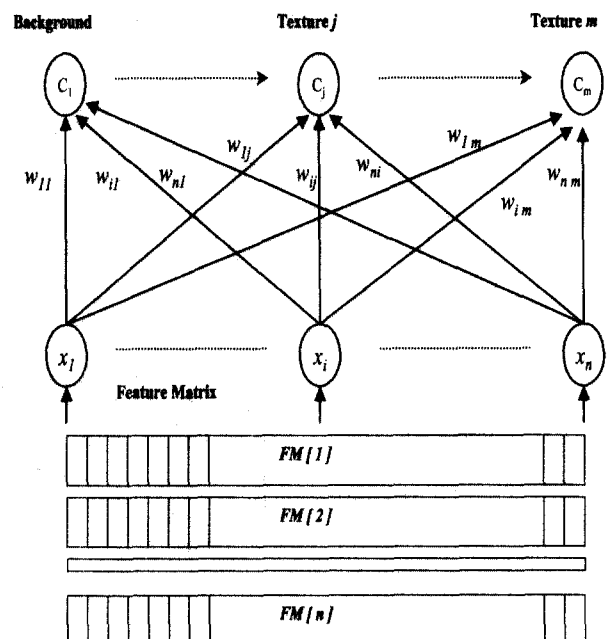
자기 조직화 특징 지도는 대부분 1차원, 2차원 또는  $n$ -차원의 패턴 분류를 위한 인식 공간을 의미하는 출력 격자 노드를 갖는다. 여기서,  $n$ -차원의 인식 공간은 입력 패턴들 간의 유사성 측정을 위한 기준이  $n$ 개 존재한다는 것으로 해석할 수 있다. 각 노드는 다양한 입력 패턴이나 입력 부류에 의해서 경쟁학습을 하는 동안 입력 패턴이 지닌 고유 특징에 의해서 선택적으로 동조한다. 경쟁에서 살아남은 승자 노드의 위치는 격자 배열에서 다른 입력 특징에 대해서 의미 있는 좌표 시스템을 가지게 되며 최종적으로는 입력 패턴들 서로 간에 순서화(ordering)가 이루어진다. 그래서 자기조직화 특징 지도는 입력 패턴의 위상지도(topographic

map)로서의 특징을 가지며 격자 상에서의 노드의 공간적 위치는 입력패턴 고유의 특징에 해당된다. (그림 1)은 입력 패턴 공간에서의 패턴 부류가 자기조직화 특징지도에서 각각의 부류에 해당하는 위치로 정렬되는 것을 나타낸다[17].



(그림 1) Kohonen의 자기조직화 특징 지도

(그림 2)는 본 논문에서 사용하는 고정된 입력 층과 식별된 텍스처 수에 따라서 가변적인 출력 층을 가지는 순방향 2층 구조의 자기조직화 신경회로망을 나타낸다. 하나의 특징행렬 ( $FM(\cdot)$ )이 자기조직화 신경회로망의 입력으로 주어지면 출력 층의 각 출력 노드에 대한 거리 계산을 한다. 이때 각 출력 노드는 하나의 패턴 부류를 의미하며 입력 특징행렬과의 거리가 가장 가까운 노드가 가장 유사한 패턴 부류가 된다.



(그림 2) 텍스처 식별을 위한 자기조직화 신경회로망

그러나 이것은 이전에 생성된 패턴 성분과 비교한 결과로서 가장 유사한 패턴을 의미할 뿐이다. 그래서 가장 가까운 노드와 입력 패턴과의 거리가 어느 임계 수준 이상이 된다면 이것은 기존의 파악된 패턴과 상이한 패턴을 의미하고 출력 층에 새로운 패턴 부류에 해당하는 새 노드(new node)를 생성한다. 이렇게 해서 입력된 패턴이 하나의 부류로 할당되면 적용 과정을 통해서 승자 부류 노드와 연결된 가중치를 갱신한다. 이상의 과정을 종결조건이 만족할 때까지 반복하고 학습이 종결되면 입력된 각 패턴이 고유의 패턴부류로 분류된 군화지도(clustering map)를 생성한다.

### 3. 다중 텍스처 영상 분할 시스템

본 논문에서 제안하는 다중 텍스처 분할 시스템은 (그림 3)와 같이 특징 추출, 자기 조직화 네트워크, 분할의 3 단계로 구성되어 있다. 특징 추출 단계에서는 처리 속도의 향상을 위해서 적절한 수준의 격자 샘플링 화소에 대해서 공간 특징 추출을 행한다. 각 샘플링 화소에서는 해당 화소에 대한 이웃 화소의 그레이 레벨 차와 평균값에 의해서 방향각(orientation angle)과 방향강도(orientation magnitude)의 방향장 특징 성분을 추출한다. 각 격자 화소에서 추출된 특징 값들은 영상의 공간특성에 따른 특징영상(feature image)을 생성하기 위해서 적당한 비선형 변환을 거친 후에 방향강도 특징영상과 방향각 특징영상으로 완성된다.

이 때, 생성된 두 개의 특징영상은 하나의 특징행렬로 변환되어서 자기 조직화 네트워크의 입력값으로 사용되며, 입력 텍스처 영상은 국소적인 영역인 블록(block) 단위로 군화된다. 그러나 군화 처리 과정에서 동일한 텍스처 영역이 여러 개의 텍스처 성분으로 인식되는 단편화(fragmentation) 문제가 발생하게 된다. 이 문제를 해결하기 위해서 군화된 각 블록에 대한 통합처리 과정을 통해서 고립 영역(isolated region)이나 오 인식 영역을 제거 또는 복원한다. 마지막의 분할 단계는 수리형태론의 불림(dilation)과 윤곽 검출(edge detection)의 두 단계로 구성된다. 통합 처리 후에 추출된 텍스처 영역은 분할을 위한 충분한 블록영역을 가지고 있지 못한 것이 대부분이다. 따라서 윤곽 검출을 위

한 충분한 영역 확보를 위해서 불림 연산을 수행한 다음에 윤곽 검출 알고리즘을 적용한다.

#### 3.1 평균강도를 고려한 공간 특징 추출

본 논문에서 제시하는 텍스처 방향장 특징 성분의 추출은 전형적인 방법론에 비교하면 격자 샘플링에 의한 불필요한 연산의 제거와 단순한 텍스처 방향계산에 의해서 빠른 처리 속도를 보장한다. 또한 텍스처 방향특징을 규정짓는 요소를 텍스처 영상의 각 화소에 대해서 이웃하는 화소에 의한 방향각과 방향강도를 사용하며 식별 정도를 높이기 위해 이웃 화소의 평균 그레이 레벨을 인수로서 활용한다.

텍스처의 방향특징을 식 (1), 식 (2)와 같이 4-이웃 화소에 의한 그레이 레벨 강도의 경사값을 기반으로 계산하면 대부분의 다중 텍스처 영상에서는 분별력 있는 특징영상의 추출이 가능하다. 그러나 조명에 의한 텍스처 휘도(luminance)의 변형과 같은 경우에는 방향특징 보다는 텍스처 영상의 각 텍스처 밝기가 더 큰 식별성을 가질 수 있다. 또한 4-이웃 화소에 의한 경사값은 단지 이웃 화소의 그레이 레벨의 차에 의존하기 때문에 밝은 텍스처 영역에서의 방향특성과 어두운 텍스처 영역에서의 방향특성은 동일한 값을 가진다. 그래서 샘플 화소의 평균강도를 식 (3)과 같이 텍스처 방향특성인 방향각과 방향강도의 경사값 계산에 있어서의 가중치 요소로 고려한다.

$$dx(x, y) = \alpha \times dx(x, y), \quad dy(x, y) = \beta \times dy(x, y) \quad (3)$$

$$\text{where } \begin{cases} \alpha = \frac{I(x+1, y) + I(x-1, y)}{2} \\ \beta = \frac{I(x, y+1) + I(x, y-1)}{2} \end{cases}$$

여기서  $\alpha, \beta$ 는 각각 샘플 화소  $(x, y)$ 의 수직 이웃 화소와 수평 이웃 화소의 그레이 레벨 강도 평균을 나타낸다. 이렇게 가중치를 곱하면 영역의 밝기가 다른 텍스처 영역의 동일한 경사값에 대해서도 평균강도를 고려하지 않았을 경우보다 더욱 더 분별력 있는 텍스처 방향특성을 얻을 수 있다. 그러나 이 방법은 거의 발생 가능성은 희박하지만 어두운 영역에서의 큰 경사값과 밝은 영역에서의 작은 경사값

(그림 3) 제안하는 다중 텍스처 영상 분할 시스템

의 경우에 유사한 특징값을 나타내는 오류가 있다. 이러한 경우에는 '평균강도를 고려하지 않는 것이 보다 효율적이다. 따라서 매우 높은 수준의 식별을 요구하는 경우에는 이웃 화소의 평균강도를 독립적인 특징으로 구분하여 다차원의 부분 공간에서의 인식을 행해야 한다[16]. 또한 칼라 색상 정보를 지닌 텍스처의 경우에는 RGB 또는 HSI 요소로 구분된 다차원 부분 공간에서의 처리가 요구된다.

본 논문에서는 기존의 중요한 텍스처의 방향특성인 방향 각뿐만 아니라 그 방향각에서의 방향강도 성분도 텍스처 방향의 중요한 특징으로 고려한다. 따라서 식 (3)에 의해서 계산된 방향각과 방향강도 값은 비선형 변환된 후에 입력 영상과 동일한 그레이 레벨의 특징 영상으로 0에서 255까지의 영상의 밝기에 적합된다. 방향각은 180 degree의 다른 수준을 가지며 각 텍스처 영역에 있어서의 최대 경사방향은 양방향의 끝에 위치하게 된다. 그리고 방향강도는 계산된 텍스처 방향특성의 최대와 최소값이 그레이 레벨의 양단에 위치하게 되며 경우에 따라서는 특성값의 분산을 고려하여 임계처리에 의한 변환을 하기도 한다. 이와 같이 생성된 두 개의 텍스처 공간 특징 영상은 비교사 텍스처 식별을 위한 자기조직화 네트워크의 입력으로 사용된다.

3.2 비교사 블록-기반 군화

자기조직화 네트워크의 입력 패턴은 특징지도의 모델을 결정하는 중요한 요인이 된다. 자기조직화가 잘 동작하기 위해서는 학습 패턴에 가변성이 있어야만 한다. 가변성이 없다는 것은 정보량이 최대인 것을 의미하고 패턴의 발생 확률이 균일한 것을 의미한다. 입력패턴이 균일하면 군화의 개념을 도입하는 것은 불가능하다. 입력패턴을 그 특징에 따라서 분류 가능하다는 것은 입력패턴의 발생확률에 편차가 있다는 것을 의미하고, 이 편차를 검출해서 입력패턴을 유사한 패턴끼리 군화하는 것이 자기조직화 신경회로망의 목적이다[19]. 따라서 본 논문에서는 패턴분류 성능의 향상을 목적으로 입력패턴의 가변성을 극대화할 수 있는 텍스처 방향장 특징을 자기 군화 능력을 지닌 자기조직화 신경회로망의 입력으로 사용하여 비교사적으로 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처 성분을 분류한다.

3.2.1 블록기반 특징 행렬

자기조직화 네트워크의 입력으로는 텍스처 방향 특징을 기반으로 한 방향각 특징영상과 방향강도 특징영상으로부터 특징행렬(feature matrix)을 생성한다. 하나의 특징행렬은 (그림 4)과 같이 주어진 특징영상을  $n \times n$  크기의 격자 모양으로 등분한 각 블록을 단위로 처리한다. 두 특징영상의 동일한  $k, l$ 번째 블록  $B(k, l)$ 에서 추출한 텍스처 방향특징은 각각 특징행렬의 행과 열의 요소로 계산된다.

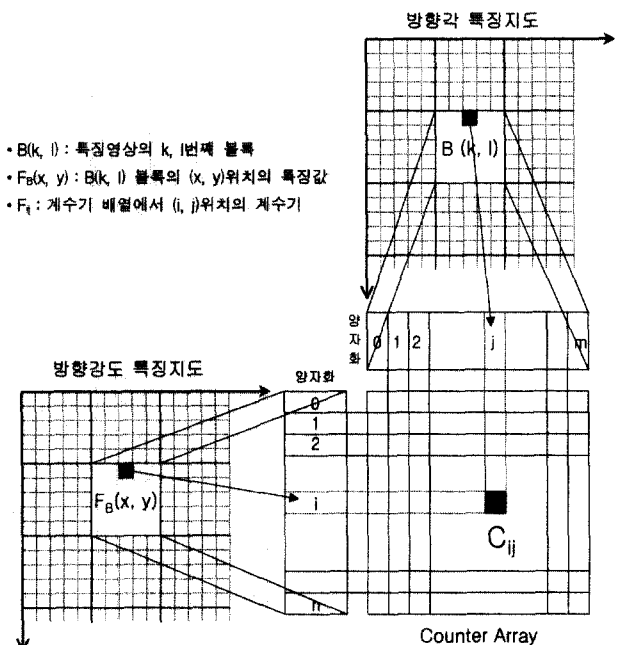
$B(k, l)$  블록의 한 화소  $F_B(x, y)$ 가 각각  $i, j$  수준의 양자화된 값을 가진다면 이 값은 각 특징 성분의 양자화 수

준과 동일한 크기의  $n \times m$  구조의 계수기 배열로 보내지고 이 중에서  $i, j$ 의 특징성분을 담당하는  $C_{ij}$  계수기의 값을 증가시킨다. 이때 생성되는 특징행렬의 크기는 각 블록의 입력패턴을 효율적으로 식별할 수 있는 적절한 수준의 양자화를 거친다. 양자화 수준의 낮으면 입력패턴은 편차를 가질 수 없게 되어서 식별률이 떨어지게 되며 반대로 높으면 너무 많은 텍스처 성분으로 식별된다. 결국 2차원 계수기 배열에서 전체적인 각 계수기 값의 분포는 입력영상의 해당 블록 영역의 텍스처 특징을 의미한다.

즉 계수기 배열에서 아래쪽에 큰 값이 분포하는 것은 강한 방향성을 의미하며 오른쪽에 큰 값이 분포한다면 큰 방향각을 지닌 텍스처 성분을 나타낸다. 따라서 이 계수기 배열은 그대로 아래의 식 (4)와 같이 자기조직화 네트워크를 위한 블록  $B(k, l)$ 의 입력 특징행렬  $FM(k, l)$ 로 변환하여 사용할 수 있다.

$$FM(k, l) = \begin{bmatrix} fm_{11}(k, l) & fm_{12}(k, l) & \dots & fm_{1n}(k, l) \\ fm_{21}(k, l) & fm_{22}(k, l) & \dots & fm_{2n}(k, l) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ fm_{m1}(k, l) & fm_{m2}(k, l) & \dots & fm_{mn}(k, l) \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 행은 입력영상의  $k, l$ 번째 블록  $B(k, l)$ 에서의 방향각 특징정도를 의미하고, 열은 방향강도 특징정도를 나타낸다. 그리고 이 행렬의 한 요소  $fm_{i,j}(k, l)$ 의 값은 블록  $B(k, l)$ 에서  $i$  수준의 방향각과  $j$  수준의 방향강도 수준의 누적값을 나타낸다.



(그림 4) 블록기반 특징 행렬의 생성 과정

3.2.2 텍스처 군화구조 발견 알고리즘

다중 텍스처 영상에서 비교사적으로 텍스처 군화 구조를

발견하기 위해서 식 (4)에서 계산한 특징 행렬 ( $FM(\cdot)$ )을 (그림 2)의 자기조직화 신경회로망의 입력으로 사용한다[20].  $FM(\cdot)$ 는 방향각과 방향강도의 텍스처 방향 특징에 의한 다중 텍스처 영상 내의 한 블록에서의 특징행렬을 나타낸다. 이 특징행렬은 순차적으로 한번에 한 개씩 자기조직화 신경회로망의 입력 노드에 주어지고, 학습이 종결되면 입력된 다중 텍스처 영상의 각 블록에는 고유의 텍스처 라벨이 할당된 군화지도(clustering map)를 생성한다.

본 논문에서 구현하는 자기조직화 신경회로망이 잘 동작하기 위해서는 <표 1>과 같이 몇 가지 초기화 인수를 설정해야 한다. 먼저 출력 층의 첫 번째 노드  $C_1$ 의 가중치 행렬을 일반적으로 첫 번째 특징행렬인 배경 텍스처의 특징행렬 값으로 초기화한다. 또한 다중 텍스처 영역의 부류 영역인 블록의 크기(k)를 설정한다. 그리고 격자 샘플링의 격자 간격과 생성되는 특징영상의 양자화 수준에 의한 특징행렬의 크기(n)를 결정해야 한다. 그리고 군화 가능한 최대 군화 개수(m)와 새로운 텍스처 부류를 생성하기 위한 거리 임계값( $D_T$ ), 학습률( $\alpha$ ) 등을 요구한다.

<표 1> 자기조직화 신경회로망의 인수 초기화

초기 변수	설 명	비 고
$W$	초기 가중치 벡터	$C_1$ = 배경 텍스처 특징 행렬
$k$	블록 크기	입력 영상의 상태
$n$	특징 행렬 크기	특징 영상의 양자화 수준
$m$	최대 군화 개수	내재된 텍스처 개수
$D_T$	부류 임계값	Heuristic
$\alpha$	학습률	0.5

3.2.3 블록기반 통합 처리

다중 텍스처 입력영상은 자율학습 기능에 의해서 주어진 입력패턴 집합으로부터 블록기반의 군화 구조를 발견한다. 블록기반 군화 처리 후에 입력 영상의 각 블록 영역은 고유의 텍스처 라벨이 할당된다. 그러나 동질의 텍스처 영역임에도 불구하고 텍스처 내의 오류나 잡음 등에 의해서 하나의 텍스처 영역이 여러 개로 쪼개지는 단편화 문제가 발생한다. 이 단편화 문제를 해결하기 위해서는 자기조직화 신경회로망의 식별 결과인 군화지도의 고립 블록이나 오인 식 블록에 대한 통합 처리가 요구된다.

블록기반 통합(block-based merge) 처리에서는 군화지도 내의 모든 블록에 대해서 각 블록의 4-이웃 블록을 비교한다. 본 논문에서 제안하는 방법은 수평과 수직방향으로의 고립 블록영역을 파악하는 통합 형태소를 이용한다. 수평고립은  $n \times n$  블록 크기의 군집지도 내의 어느 한 블록  $CM(i, j) : \{(0 \leq i, j \leq n-1) \mid n = \text{block size}\}$ 의 라벨이 그 좌우 블록의 라벨과 같이 않은 경우이고 수직 고립이란 그 블록의 라벨이 위아래 블록의 라벨과 같지 않은 경우이다.

수행하는 블록기반 통합처리는 군화지도의 모든 블록에

대해서 먼저 수평 또는 수직의 한 방향의 고립영역을 파악한다. 어느 한 방향이 고립영역이라면 그 좌우 블록의 오브젝트 텍스처 라벨을 통합 라벨에 할당한다. 그 다음 이전과 다른 방향으로 고립영역이 파악되면 할당된 통합 라벨을 통합지도(merge map)에 할당한다. 그러나 다른 방향으로 고립영역이 아니라면 군화지도와 동일한 라벨이 통합지도에 할당된다. 그리고 어느 방향으로도 고립되어 있지 않다면 물론 군화지도의 라벨이 그대로 할당된다. 이때 오브젝트 텍스처는 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처를 의미하며 군화지도의 어느 블록에서 4-이웃 블록이 오브젝트 블록 라벨을 가지고 있지 않다면 통합 라벨은 배경 텍스처 라벨을 할당한다.

4. 텍스처 분할

통합지도를 입력영상과 비교하면 식별된 텍스처 영역은 분할을 위한 충분한 경계영역을 포함하지 못한다. 따라서 분할을 위한 경계영역의 확보를 위해서는 식별된 텍스처 영역의 확장이 필요하다. 텍스처 영역의 확장은 식 (5)와 같이 일반적으로 이진 영상의 확장 알고리즘으로 알려져 있는 수리형태론의 불림(dilation) 연산을 통합지도에 대해서 수행한다. 여기서,  $A$ 는 통합지도를 의미하고  $B$ 는 4 방향 형태소,  $E^N$ 은 집합공간을 나타낸다.

$$A \oplus B = \{c \in E^N \mid c = a + b \text{ for some } a \in A \text{ and } b \in B\} \quad (5)$$

불림 연산이 완료되면 텍스처 분할을 위한 경계영역을 포함하는 새로운 확장지도(expanded map)가 생성되고 여기에 윤곽 검출 알고리즘을 적용하여 분할된 텍스처 영역을 추출한다. 이 때 적용하는 윤곽 검출 알고리즘은 D. Marr [21]가 제안한 라플라시안-가우시안(Laplacian-Gaussian :  $\nabla^2 G$ ) 연산자를 근사시킨 도그(Difference Of two Gaussian : DOG) 필터를 사용한다.

5. 실험

제안하는 다중 텍스처 영상 인식을 위한 알고리즘의 성능평가를 위해서 다양한 성질을 지닌 텍스처 영상을 이용하여 실험을 위한 다중 텍스처 영상을 생성한다. 실험에서 사용된 대부분의 텍스처 영상은 "Brodaz texture book"[22]에서 발췌한 것이다. 다중 텍스처 영상 분할은 SUN SPARC ULTRA 10 [333MHz, 128Mbyte] 워크스테이션 시스템을 사용하였다. 각 단계 처리과정은 X-Window 환경 하에서 C-언어로 구현하여 다양한 다중 텍스처를 내재한 실험 영상에 적용한다.

실험 영상은  $200 \times 200$  화소의 256 그레이 레벨의 영상을 사용한다. 입력된 실험 영상으로부터 공간적인 텍스처 방향

특징 추출을 위한 격자 샘플링의 격자 간격은 2 화소로서 입력된 공간 정보의 해상도가 반으로 축소된 100×100 화소 크기의 특징영상을 생성한다. 생성된 특징영상은 블록-기반의 처리를 위해서 하나의 블록 크기를 10×10 화소로 하는 10×10 개의 블록으로 등분한다. 이것은 200×200 화소의 원영상으로는 20×20 화소에 해당하는 크기의 블록이 된다. 텍스처 식별을 위한 자기조직화 네트워크의 입력값은 두 개의 특징영상의 동일한 위치에 있는 블록의 256 그레이 레벨의 값(10×10 = 100화소)을 각각 4 레벨로 양자화하여 4×4 크기의 특징 행렬, 즉 16개 요소를 지닌 특징벡터(10×10 = 100개)를 생성한다. 결국 블록의 개수에 해당하는 100개의 학습용 데이터가 생성된다. (그림 5)~(그림 8)은 표본 텍스처 획득 시스템의 각 단계별 처리 결과 영상을 나타낸 것으로 제안하는 알고리즘의 유효성을 보인다.

특히 실험용 입력 영상인 (그림 5) (a)와 (b)는 동일한 배경 D9(Grass) 위에서 두 개의 내재된 텍스처 성분 가운데에서 하나는 동일한 D92(Pigskin)로 설정하고, 나머지 하나는 인간의 시각으로도 서로 구별이 가능한 텍스처 성분 D15(Herringbone weave)과 애매한 성분 D29(Beach sand)으로 구성했다. 이것은 자기조직화 네트워크의 식별 결과가 인간이 인식하기 애매한 두 텍스처 성분에 대해서는 동일한 부류로 인식됨을 보이기 위해서 제작되었다.

사선 방향으로 약간의 방향성을 보일 뿐 배경과 D92 텍스처는 방향성을 갖고 있지 않으며 다만 텍스처의 조밀성에 있어서의 차이를 보이고 있다. 따라서 이와 같은 특징의 텍스처는 기존의 방향성에 의한 텍스처 식별 방법으로는 식별에 어려움이 있다. 텍스처 방향특징의 추출을 위한 격자 샘플링이 완료되면 (그림 5) (i)과 (ii)의 방향각과 방향강도의 특징 영상을 생성한다. 생성된 특징 영상은 텍스처에 내재된 텍스처 특징을 반영하고 있다.

(그림 5) 실험 결과-방향장 특징영상 : (a) 다중 텍스처 실험 영상 I : D9(Grass : 배경), D92(Pigskin), D15(Herringbone weave), 그림 (a)의 (i) 방향각과 (ii) 방향강도 특징 영상, (b) 다중 텍스처 실험 영상 II : D9(Grass : 배경), D92(Pigskin), D29(Beach sand), 그림 (b)의 (iii) 방향각과 (iv) 방향강도 특징 영상

(그림 5) (a)는 D9(Grass)를 배경으로 D92(Pigskin : 左上)와 D15(Herringbone weave : 右下)의 텍스처 성분이 내재된 실험 영상이다. 이 실험 영상의 특징은 D15 텍스처가

(그림 6) 실험 결과-군화 및 통합 지도 : (그림 6) (a)의 (a) 군화 및 (b) 통합 지도, (그림 5) (b)의 (c) 군화 및 (d) 통합 지도

즉 방향각 특징영상에서는 방향성분이 있는 D15 텍스처 영역에서 약간의 차이를 나타내며 방향강도 특징영상에서는 전반적으로 밝고 조밀성이 없는 D92 텍스처 영역에서 큰 반응차이를 보인다. 두 개의 특징영상의 조합에 의해서 특징행렬이 자기조직화 네트워크에 입력되면 비교사 자율 학습에 의해서 (그림 6) (a)와 같은 블록-기반의 군화지도 를 생성한다. 생성된 군화지도는 동일한 텍스처 성분임에도 불구하고 다른 텍스처로 인식하는 오인식이나 고립영역을 내포하고 있다. 따라서 각 블록의 4-이웃 블록을 비교하는 통합처리를 적용하면 (그림 6) (b)와 같은 통합지도를 얻을 수 있다. 그러나 통합지도를 보면 알 수 있듯이 내재된 텍스처 영역을 분할하기 위해서는 충분한 영역을 확보하지 못하고 있다. 이때 텍스처 영역 분할을 위해서 수리형태론의 불림 연산을 적용하면 4-이웃 방향으로 한 방향씩 확장된 확장 지도를 생성한다((그림 7) (a)). 확장 지도에서 텍스처 성분으로 분류된 영역에 대해서만 윤곽 검출 알고리즘을 적용한 결과 영상을 (그림 7) (b)에 보인다.

은 수준의 분별성을 요구하지 않는다. 그 결과 <표 2>와 같이 제안된 시스템이 인간의 인지 결과와 유사함을 보이고 있다. (그림 8)은 또 다른 다중 텍스처 영상의 분할 예로서 (a)와 (b)는 이질 텍스처 영상이고 (c)와 (d)는 동질 텍스처로 인식되는 실험 영상이다.

(그림 7) 실험 결과-확장 지도와 텍스처 분할 영상 : (그림 5) (a)의 (a) 확장 지도 및 (b) 텍스처 분할 영상, (그림 5) (b)의 (c) 확장 지도 및 (d) 텍스처 분할 영상

(그림 5) (b)는 (그림 5) (a)와 동일하게 D9(Grass)를 배경으로 D92(Pigskin : 左上)의 텍스처 성분이 내재된 실험 영상이다. 그러나 이 실험영상에는 D29(Beach sand : 右下)의 텍스처 성분이 있다. D29 텍스처 성분은 D15 텍스처 성분과는 다르게 방향성을 갖고 있지 않기 때문에 인간의 육안으로도 D92 텍스처 성분과 구별되지 않는다. 따라서 (그림 5) (iii)의 방향각 특징영상에서는 반응의 차이를 확인할 수 없으며 단지 전체적으로 밝은 텍스처 특성에 의해서 (그림 5) (iv)의 방향강도 특징영상에서의 반응 차이를 확인할 수 있다.

자기조직화 네트워크에 의한 텍스처 식별에 있어서도 (그림 6) (c)와 같이 D92와 D29의 텍스처 영역이 동일한 영역으로 분류되며 이것은 인간의 시각인지에 의한 결과와 유사함을 나타낸 것이다. 또한 (그림 7) (d)에 나타난 것처럼 확장 처리 후의 분할 결과 영상에 있어서도 윤곽인지를 위한 임계값에 의해서 (그림 7) (b)의 분할 결과에 비교하면 내부적인 조밀한 윤곽을 포함한다.

또한, 본 논문에서 구현한 알고리즘이 인간의 시각인지 과정과 유사한 인간형 시스템을 검증하기 위해서 50개의 다중 텍스처 영상에 대해서 실험을 실시한 후에 제안한 시스템이 동질 텍스처로 분류된 실험 영상(18개)과 이질 텍스처로 분류된 실험 영상(32개)을 대상으로 50명의 피실험자를 대상으로 검증 실험을 실시하였다. 검증 실험은 각각의 실험 영상을 피실험자에게 제시하여 동일한 텍스처로 인식되는지를 기록하여 그 평균값을 제안 시스템과 비교한다. 이때 동질 텍스처 인식 판단에 대해서는 피실험자에게 높

(그림 8) 다른 실험 결과 예 - (a)와 (b)는 이질형 텍스처 실험 영상, (c)와 (d)는 동질형 실험 영상, (i)~(iv)는 각 실험영상의 분할 영상

<표 2> 인간 인식결과와의 유사성 비교

분류 구분	이질(Heterogeneous) 텍스처	동질(Homogeneous) 텍스처
제안 시스템	32 개	18 개
실험자(50명)	(평균) 30 개	(평균) 15 개
유사성	93.7%	83.3%



## 6. 결론

본 논문에서는 다중 텍스처 영상 분할을 위해서 텍스처 식별 및 분할에 있어서 새로운 접근 방식을 제안하였다. 제안된 방식은 기존의 텍스처 인식과 분할에 있어서의 입력 영상의 제약성, 많은 복잡한 계산량, 알고리즘의 자율성, 알고리즘 적용의 범용성 등의 기존에 제안된 방법들의 문제점을 해결할 수 있다. 특히, 제안한 다중 텍스처 영상 분할 시스템은 텍스처의 방향장에서의 텍스처 방향성분을 공간 특징으로 사용해서 사전에 주어지는 선형적 지식이 없이 완전한 비교사 방식에 의해서 다중 텍스처 내에 포함되어 있는 각각의 텍스처 성분을 인간의 인식 결과와 유사하게 식별할 수 있다.

그러나 제안한 시스템은 몇 가지 문제점과 그에 관한 해결 방안을 향후 연구로서 남겨두고 있다. 텍스처의 공간 특징으로 사용한 텍스처의 방향장 특징성분, 특징영상으로부터 특징행렬 생성을 위한 양자화 문제, 텍스처 식별을 위한 자기조직형 신경회로망의 구조 설정, 블록기반 처리를 위한 블록크기의 설정 문제 등이 있다. 텍스처 영상의 공간특징 추출의 문제는 본 논문에서 텍스처가 지닌 방향성분만을 이용하였으나 경우에 따라서 방향성분이 없는 텍스처에 대해서는 공간특징을 방향장 특징에만 한정할 수 없으며 기존의 통계, 확률, 또는 모델 기반에서 사용된 텍스처 특징을 이용할 수 있다. 이 문제는 만약 다중 텍스처 영상이 칼라영상일 경우에는 더욱 더 다양한 공간특징을 정의해야 한다.

비교사적 텍스처 식별을 위한 자기조직화 신경회로망에서 특징벡터의 정의에 관한 문제는 먼저 추출된 공간특징을 신경회로망의 입력으로 변환해야 한다. 이때 특징영상의 양자화 수준은 텍스처 식별의 중요한 요인으로 작용한다. 양자화 수준이 높으면 입력되는 텍스처 패턴의 변량이 증가하며 그 반대의 경우에는 식별성이 거의 없는 텍스처 패턴을 사용하게 된다. 또한 텍스처의 비교사적 식별을 위해서 사용하는 자기조직화 신경회로망의 구조와 학습 방법의 개선도 고려할 만한 사항 중의 하나이다. 그리고 블록기반의 처리를 위한 입력영상의 분할 수준은 입력영상의 크기와 해상도에 의존성이 크다. 이 문제의 해결을 위해서는 블록기반의 처리를 계층적으로 적용하거나 적정 수준의 해상도 변환을 수행후 처리가 가능하다. 이상의 문제점에도 불구하고 본 논문에서 제안한 다중 텍스처 영상 분할 시스템은 다양한 실험 영상에 대해서 성공적인 결과를 보이며 이상의 향상 방안에 의해서 그 성능의 개선은 무난할 것으로 예상된다.

본 논문에서 제안하는 다중 텍스처 영상 분할 시스템은 영상분할을 기반으로 하는 모든 영상처리에서 응용 가능성이 크다. 특히 텍스처 분석을 위한 최적 필터의 설계에 있어서 다중 텍스처 영상에 내재하는 텍스처 성분을 비교사적으로 획득 가능하다. 또한 위성사진 분석, 고수준 전자

현미경 영상분석의 영상분석 분야, 얼굴 인식, 의료진단 시스템, 자동 목표 인식의 영상인식 분야, 동영상에서의 움직임 검출과 압축, 인터넷에서 활용 가능한 쇼핑몰, 영상 서비스 등의 영상 검색 분야에서 텍스처를 기반으로 하는 영상 분석 엔진으로 활용 가능하다.

## 참고 문헌

- [1] R. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture features for image classification," *IEEE Trans. Syst. Man. Cyb.*, 3, pp.610-621, 1973.
- [2] J. M. Coggin and A. K. Jain, "A spatial filtering approach to texture analysis," *Pattern Recognition, Letters*, 3(3), pp. 195-203, 1985.
- [3] F. Tomita and S. Tsuji, *Computer Analysis of Visual Textures*, Kluwer Academic Pub., 1990.
- [4] M. Tuceryan and A. K. Jain, "Texture segmentation using Voronoi polygons," *IEEE Trans. PAMI*, 12, pp.211-216, 1990.
- [5] R. Chellappa and S. Chatterjee, "Classification of Textures using Gaussian Markov random field," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Processing*, 33, pp.953-963, 1985.
- [6] G. C. Cross and A. K. Jain, "Markov random field texture modes," *IEEE Trans. PAMI*, 5, pp.25-39, 1983.
- [7] K. I. Laws, "Rapid texture identification," In *Proc. of the SPIE Conf. on Image Processing for Missile Guidance*, pp. 376-380, 1980.
- [8] A. K. Jain and F. Forrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, 24(12), pp.1167-1186, 1991.
- [9] H. E. Knutsson and G. H. Granlund, "Texture analysis using two-dimensional quadrature filter," In *Proc. IEEE Workshop on Computer Arch. for Pattern Analysis and Image Database Management*, pp.206-213, 1983.
- [10] M. Unser, "Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames," *IEEE Trans. Image Processing*, 4(11), pp.1549-1560, 1995.
- [11] I. Ng, T. Tan and J. Kitter, "On local linear transform and Gabor filter representation for texture," In *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp.627-631, 1992.
- [12] F. Ade, "Characterization of texture by 'eigenfilter'," *Signal Processing*, 5(5), pp.451-457, 1983.
- [13] A. C. Bovik, M. Clark, and W. S. Geisler, "Multichannel texture analysis using localized spatial filter," *IEEE Trans. PAMI*, 12(1), pp.55-73, 1990.
- [14] H. A. Cohen and J. You, "Texture statistic selective masks," In *Proc. 9th Scandinavian Conf. on Image Processing*, pp. 930-935, 1989.
- [15] M. S. Landy and J. R. Bergen, "Texture Segregation and

Orientation Gradient," *Vision Res.*, 31(4), pp.679-691, 1991.

[16] Erkki Oja, *패턴 인식과 부분공간법*, Hidemitsu Ogawa, 1986.

[17] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Proc. IEEE*, 78(9), pp.1464-1480, 1990.

[18] Y. V. Venkatesh and S. Sujeet, "Some Experiments on Feature-based Texture Recognition using Self-Organizing Map," *The 5th Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision*, pp.396-400, 1998.

[19] Yoh-Han Pao, *Adaptive Pattern recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley Publishing Company Inc., 1989.

[20] Woobeom Lee and Wookhyun Kim, "Self-Organization Neural Network for Multiple Texture Image Segmentation," *TENCON'99 of IEEE region 10 Conference*, pp.730-733, 1999.

[21] D. Marr and E. Hildreth, "A theory of edge detection," *Proc. R. Soc. Lond. B207*, pp.187-217, 1980.

[22] P. Brodaz, *Texture : A Photographic Album for Artists and Designer*, Dover Publication, 1966.

[23] T. Randen and J. H. Husoy, "Filtering for Texture Classification : A Comparative Study," *IEEE Trans. PAMI*, 21(4), pp.291-310, 1999.

[24] T. Randen, *Filter and Filter Bank Design for Image Texture Recognition*, Ph.D. thesis, Norwegian Univ. of Science and Technology Stavanger College, Norway, 1997.

[25] T. Randen and J. H. Husoy, "Filtering for Texture Classification : A Comparative Study," *IEEE Trans. PAMI*, 21(4), pp.291-310, 1999.

[26] D. Marr, *Vision : A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*, W. H. Freeman & Company, 1982.

[27] John C. Russ, *The Image Processing Handbook 3th*, IEEE PRESS, 1999.

### 이 우 범

e-mail : beomlee@mail.taegu-c.ac.kr  
 1995년 영남대학교 컴퓨터공학과(공학사)  
 1997년 영남대학교 컴퓨터공학과(공학석사)  
 2000년 영남대학교 컴퓨터공학과(공학박사)  
 2000년~현재 대구과학대학 컴퓨터공학과 전임강사  
 관심분야 : 영상처리(원격/의료), 패턴인식, 신경망

### 김 옥 현

e-mail : whkim@yumail.ac.kr  
 1981년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
 1983년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1993년 일본 쓰구바대학 공학연구과 졸업(공학박사)  
 1983년~1993년 한국전자통신연구소 선임연구원  
 1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 부교수  
 관심분야 : 시각정보처리, 패턴인식, 화상처리