

# 자기조직형 최적 가버필터에 의한 다중 텍스처 오브젝트 추출

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

## 요 약

고유의 텍스처 성분에만 최적 반응을 하는 최적 필터(optimal filter)는 다중 텍스처 영상으로부터 원하는 텍스처 성분을 추출하기 위한 가장 뛰어난 기술이다. 그러나 기존의 최적필터 설계 방법들은 영상에 내재된 텍스처 정보가 사전에 주어지는 교사적 방법이 대부분이며, 내재된 텍스처 인식을 기반으로 하는 완전 비교사적인 방법에 관한 연구는 거의 이루어지고 있지 않은 실정이다. 따라서 본 논문에서는 효율적인 텍스처 분석을 위한 비교사 학습 방법과 가버필터의 주파수 대역 통과형 특징을 이용한 새로운 최적 필터 설계 방법을 제안한다. 제안한 방법은 자기조직형 신경회로망에 의해서 영상에 내재된 텍스처 영역을 블록 단위로 군화(clustering)하며, 가버필터의 최적 주파수는 인식된 텍스처 오브젝트(texture objects)의 공간 주파수를 분석한 최적 주파수에 동조(turning)한다. 그리고 설계된 최적 가버필터의 성능 평가를 위해서는 다양한 형태의 다중 텍스처 영상을 생성하여 내재된 텍스처 오브젝트를 추출함으로써 성공적인 결과를 보인다.

## Multiple Texture Objects Extraction with Self-organizing Optimal Gabor-filter

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

## ABSTRACT

The Optimal filter yielding optimal texture feature separation is a most effective technique for extracting the texture objects from multiple textures images. But, most optimal filter design approaches are restricted to the issue of supervised problems. No full-unsupervised method is based on the recognition of texture objects in image. We propose a novel approach that uses unsupervised learning schemes for efficient texture image analysis, and the band-pass feature of Gabor-filter is used for the optimal filter design. In our approach, the self-organizing neural network for multiple texture image identification is based on block-based clustering. The optimal frequency of Gabor-filter is turned to the optimal frequency of the distinct texture in frequency domain by analyzing the spatial frequency. In order to show the performance of the designed filters, after we have attempted to build a various texture images. The texture objects extraction is achieved by using the designed Gabor-filter. Our experimental results show that the performance of the system is very successful.

**키워드** : 비교사 군집(Unsupervised clustering), 자기조직화 신경회로망(Self-organizing neural network), 최적 주파수 분석(Optimal Frequency Analysis), 최적 가버필터(Optimal Gabor-filter), 텍스처 오브젝트 추출(Texture objects Extraction)

### 1. 서 론

물체가 지닌 질감 특성인 미세함(fineness), 거침(coarse), 날알성(grained), 부드러움(smooth) 등의 텍스처 분석은 깊이 지각, 표면 방향, 장면 분할, 물체 인식 등의 영상 이해의 분야에서 활용되는 가장 중요한 인식 기술 중의 하나이다.

최근의 텍스처 분석 방법은 과거의 확률, 통계, 모델 기반과는 다른 신호처리적 접근으로 Laws 필터[1], Ring&wedge 필터[2], 동적 가버필터 뱅크[3], 정방 대칭 필터[4], 웨이브렛 변환[5], 이산 코사인 변환[6], 고유필터[7], 최적 가버필터[8], 최적 FIR 필터[9] 등의 영상 필터에 의한 방법이

대부분이다. 그러나 이 방법들은 공간 또는 주파수 영역에서 주파수(frequency), 위상(phase), 방향(orientation), 강도(magnitude) 등의 성분으로 필터링된 결과 반응을 텍스처 영상의 특징으로 사용한다. 그래서 분석될 텍스처 영상을 충분히 표현하기 위해서는 다양한 수준의 주파수, 방향 등의 인수와 크기를 가진 많은 필터를 요구하기 때문에 텍스처 분석을 위해서 특정 텍스처에 해당하는 최적의 필터만을 적용하는 최적 필터 방법은 텍스처 분석에 있어서 핵심적인 연구분야가 되고 있다.

이 방법으로는 한정된 수의 텍스처가 내재된 텍스처 영상에 대해서 충분한 수의 다중 채널 필터를 필터 뱅크에 저장한 후 필터 뱅크를 참조하여 최적 필터를 찾아내는 교사적인(supervised) 방법[3, 8, 10]이나, 고유의 텍스처 성분에만 반응하는 최적 필터를 자동으로 설계하는 비교사적인

※ 이 논문은 2002학년도 영남대학교 학술연구조성비 지원에 의한 것이다.

† 정 회 원 : 대구과학대학 컴퓨터공학과 교수

†† 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수

논문접수 : 2002년 8월 3일, 심사완료 : 2003년 5월 15일

(unsupervised) 방법[9, 11]이 주된 연구 과제이다.

그러나 기존 대부분의 텍스처 분석 방법들은 단독 텍스처나 이질 텍스처가 집합된 정규화된 형태의 실험 영상만을 사용할 뿐만 아니라, 영상에 내재한 텍스처 성분의 인식에 기반 한 특정 텍스처 성분의 추출이 아닌 이중 텍스처 경계 사이에서의 수리·통계적인 분포차나 각종 필터에 의한 반응차를 이용한 경계 검출만이 주된 목적이었다. 따라서 이러한 방법들은 분할에는 큰 효과가 있으나, 사용자 질의(query) 영상이 주어지는 영상 인식, 이해 및 검색 등의 실 영상을 이용하는 오브젝트 인식 정보가 필요한 분야에서는 활용 가능한 인식 정보는 얻을 수가 없다. 또한 최근의 고유 텍스처 성분에만 반응하는 최적 필터의 방법들은 영상에 내재된 텍스처 정보를 이용하여 해당 텍스처 성분만을 검출하고 있으나, 텍스처 인식과 분할 문제를 서로 무관한 개별적 작업(task)으로 고려하여 사전에 내재된 텍스처 성분이 교사적으로 주어지는 것으로서 입력된 영상만을 가지고 비교사적으로 텍스처를 인식하여 최적 필터를 설계하는 연구는 거의 이루어지지 않고 있는 실정이다.

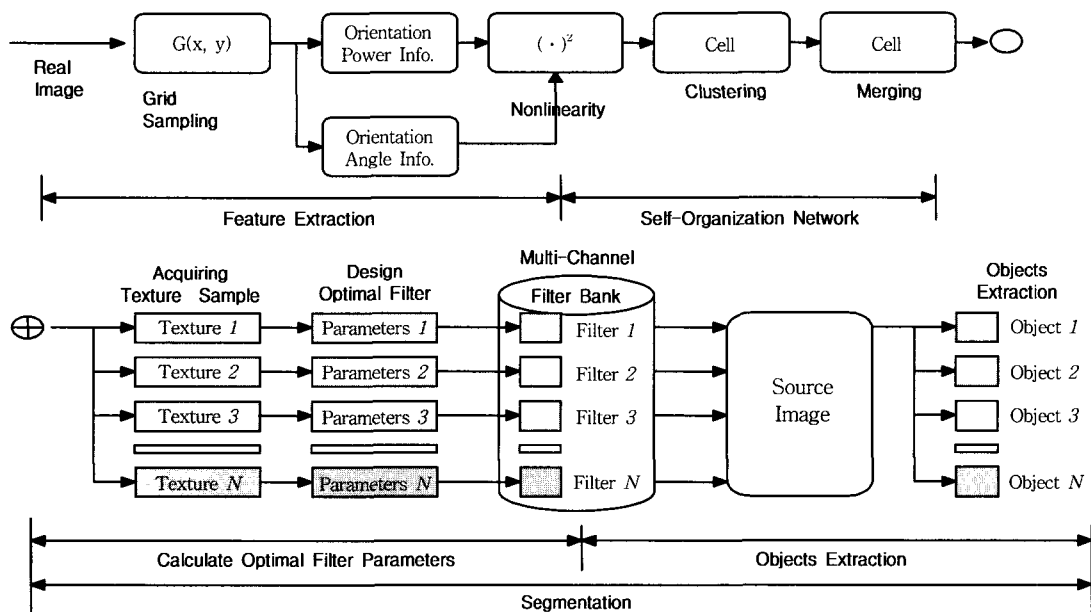
따라서 본 논문에서는 텍스처 인식과 분할을 개별적 작업이 아닌 하나의 작업(task)으로 고려하여, 주어진 영상의 텍스처 정보만을 가지고 영상 내에 존재하는 텍스처 오브젝트를 비교사 학습에 의해서 이해하고, 학습된 지식을 이용하여 사용자의 요구에 상응하는 텍스처 오브젝트의 추출을 위한 새로운 최적 가버필터의 설계 방법을 제안한다. 제안한 방법에서 비교사 텍스처 인식은 고유의 텍스처가 지닌 방향장에서의 특징정보로서 평균강도를 고려한 방향각과 방향강도를 텍스처의 공간특징으로 추출하고 자기조직형 신경회로망을 이용하여 사전의 선험적 지식이 없이 다

중 텍스처 영상을  $n \times n$  크기의 정사각형 영역으로 분할한 블록을 기반으로 군화 및 통합 처리하여 영상에 내재된 각 텍스처 성분을 식별한다. 그리고 신경회로망에 의해서 식별된 각 텍스처 성분의 공간 주파수 특징을 분석하여 가버필터의 공간 중심, 횡폭비, 방위 등의 인수의 설정함으로써 원하는 텍스처가 지닌 고유 주파수 특징에만 응답하는 최적 가버필터를 설계한다.

기존에 대부분의 연구가 실험 영상에 대한 정규화와 선험적 지식을 요구하는 많은 제약성을 지닌 반면에 제안하는 시스템은 실 영상과 유사한 다중 텍스처 영상에 대한 선험적 지식을 요구하지 않기 때문에 보다 비제한적인, 비교사적 특성을 가진다. 특히 최적 필터의 자동 설계에 있어서 핵심적인 문제점인 교사적 방식으로 제시되었던 다중 텍스처 영상 내에 존재하는 다중 텍스처의 각 표본을 완전한 비교사적 알고리즘에 의해서 추출할 수 있으며, 그 식별 정보 또한 활용가치가 클 것으로 기대된다.

## 2. 자기조직형 텍스처 인식

다중 텍스처 영상으로부터 비교사적인 텍스처 표본의 추출을 위한 자기조직형 텍스처 인식은 (그림 1)(上段)과 같이 특징 추출과 자기 조직화 네트워크의 과정을 거친다. 특징 추출 단계에서는 각 격자 샘플링 화소에 대한 이웃 화소의 그레이 레벨 차와 평균값에 의해서 저해상도의 방향각(orientation angle)과 방향강도(orientation magnitude)의 방향장 특징 성분을 추출한다. 각 격자 화소에서 추출된 특징값들은 적당한 비선형 변환을 거친 후에 자기 조직화 네트워크의 입력 행렬로 변환되고, 입력 텍스처 영상은 국소



(그림 1) 제안하는 다중 텍스처 오브젝트 추출 시스템

적인 영역인 블록(block) 단위로 군화된다. 그러나 군화 처리 과정에서 동일한 텍스처 영역이 여러 개의 텍스처 성분으로 인식되는 단편화(fragmentation) 문제가 발생하게 되며, 이를 해결하기 위하여 블록-기반의 통합처리 과정을 통해서 고립 영역(isolated region)이나 오 인식 영역을 제거 또는 복원한다.

2.1 평균강도를 고려한 공간 특징 추출

다중 텍스처 영상에서 국소적인 텍스처 방향특징을 추출하기 위해서 격자 샘플링, 즉 저해상도의 영상이 훨씬 인식정도가 높을 수도 있으며 계산적 측면에서 볼 때 효율적인 방법이다[12]. 샘플링 화소로 확정된 화소로부터 텍스처 방향특징의 응답을 구하여 그 격자점이 중심이 되는 국소 영역의 대표값으로 할당한다. 이때 텍스처의 방향특성인 방향각과 방향강도 성분은 영상 내의 어느 한 샘플링 격자 화소  $G(x, y)$ 에 대해서 각각 식 (1)과 식 (2)와 같이 정의된다[13].

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

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

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

여기서 식 (1)의  $F_{OA}(x, y)$ 는 방향각을 식 (2)의  $F_{OM}(x, y)$ 는 방향강도의 공간 특성값을 나타낸다. 그리고  $dx$ 와  $dy$ 는 각각 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.

이와 같이 4-이웃 화소에 의한 그레이 레벨 강도의 경사값을 기반으로 계산하면 대부분의 다중 텍스처 영상에서는 분별력 있는 특징값의 추출이 가능하다. 그러나 조명에 의한 텍스처 밝기 변형과 같은 경우와 내재된 텍스처 명암이 중요한 정보가 되는 경우에는 방향특징 보다는 텍스처 오브젝트의 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 본 논문에서는 샘플 화소의 평균강도를 식 (3)과 같이 텍스처 방향특성인 방향각과 방향강도의 경사값 계산에 있어서의 가중치 요소로 고려한다.

$$dx'(x, y) = \alpha \times dx(x, y), \quad dy'(x, y) = \beta \times dy(x, y) \tag{3}$$

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

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.

2.2 비교사 블록-기반 텍스처 군화

본 논문에서 사용하는 자기조직화 신경회로망은 Kohonen [14]에 의해서 제안된 고정된 입력 층과 식별된 텍스처 수에 따라서 가변적인 출력 층을 가지는 순방향 2층 구조로서 다중 텍스처 영상을 내재된 텍스처 성분에 의해서 블록 단위로 분류한다.

자기조직화 네트워크의 입력으로는 텍스처 방향특징을 기반으로 한 방향각 특징행렬과 방향강도 특징행렬로부터 각 특징행렬을  $n \times n$  크기의 격자모양으로 등분한 각 블록을 단위로 하나의 특징행렬(feature matrix)을 생성한다[15]. 두 특징행렬의 동일한  $k, l$  번째 블록  $B_{k,l}$  내의  $(x, y)$ 에서 계산된 텍스처 방향특징 값은 식 (4)와 같이 양자화 함수  $Q(\cdot)$ 에 의해서 각 블록의 입력패턴을 효율적으로 식별할 수 있는 적절한 수준의 양자화를 거친다.

$$B_{k,l}(x, y) = \begin{cases} i : (\text{방향각 양자화 수준}) \\ j : (\text{방향강도 양자화 수준}) \end{cases} \tag{4}$$

$$\text{여기서 } \{i = Q(F_{OA}(x, y)) \text{ and } j = Q(F_{OM}(x, y))\}$$

여기서,  $F_{OA}(\cdot)$ 와  $F_{OM}(\cdot)$ 는 각각  $B_{k,l}$  블록의  $(x, y)$ 에서 식 (3)에 의해서 계산된 방향각과 방향강도의 공간 특징값을 의미한다. 그리고  $B_{k,l}$  블록 내의 모든  $(x, y)$  요소가 식 (4)에 의해서  $i, j$  수준이 결정되면, 자기조직화 네트워크를 위한  $B_{k,l}$  블록의 입력행렬은 식 (5)와 같이 정의된다.

$$FM(k, l) = \begin{bmatrix} fm_{11}(k, l) & fm_{12}(k, l) & \dots & fm_{1n}(k, l) \\ fm_{21}(k, l) & fm_{22}(k, l) & \dots & fm_{2n}(k, l) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ fm_{m1}(k, l) & fm_{m2}(k, l) & \dots & fm_{mn}(k, l) \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$\text{여기서 } fm_{i,j}(k, l) = CNT(i, j)$$

여기서,  $CNT(\cdot)$ 는 블록  $B_{k,l}$  블록 내에서의  $i$  수준의 방향각과  $j$  수준의 방향강도 수준의 누적값을 의미하는 함수이다. 따라서 특징 행렬의 행은 입력영상의 블록  $B_{k,l}$ 에서의 방향각 특징정도를 의미하고, 열은 방향강도 특징정도를 나타낸다. 즉 특징 행렬의 분포가 아래쪽에 큰 값이 분포하는 것은 강한 방향성을 의미하며 오른쪽에 큰 값이 분포한다면 큰 방향각을 지닌 텍스처 성분을 나타낸다.

이상의 과정에 의해서 다중 텍스처 영상내의 모든 블록에 대한 특징행렬이 구해지면 자기조직화 신경회로망의 각 출력 노드에 대한 거리 계산을 한다. 이때 각 출력 노드는 하나의 텍스처 부류를 의미하며 입력 특징행렬과의 거리가

가장 가까운 노드가 가장 유사한 텍스처 부류가 된다. 그러나 이것은 이전에 생성된 텍스처 성분과 비교한 결과로서 가장 유사한 텍스처를 의미하기 때문에 가장 가까운 노드와 입력 특징 행렬과의 거리가 어느 임계 수준 이상이 된다면 이것은 기존의 파악된 텍스처와 상이한 텍스처를 의미하고 출력 층에 새로운 텍스처 부류에 해당하는 새 노드(new node)를 생성한다.

이렇게 해서 입력된 특징 행렬이 하나의 부류로 할당되면 적응 과정을 통해서 승자 부류 노드와 연결된 가중치를 갱신한다. 이상의 과정을 종결조건이 만족할 때까지 반복하고 학습이 종결되면 다중 텍스처 영상은 블록-기반으로 군화된다. 그러나 군화 과정에서 동질의 텍스처 영역임에도 불구하고 텍스처 내의 오피나 잡음 등에 의해서 하나의 텍스처 영역이 여러 개로 쪼개지는 단편화 문제가 발생한다. 이 단편화 문제를 해결하기 위해서 군화지도(clustered map)의 고립 블록이나 오인식 블록에 대한 통합 처리가 요구된다.

본 논문에서 제안하는 블록-기반 통합(block-based merge) 처리는 군화지도 내의 모든 블록에 대해서 각 블록의 4-이웃 블록을 비교하여 수평과 수직방향으로의 고립 블록영역을 파악한다. 수평고립은  $n \times n$  블록 크기의 군집지도 내의 어느 한 블록의 라벨이 그 좌우 블록의 라벨과 같지 않은 경우이고, 수직 고립이란 그 블록의 라벨이 위아래 블록의 라벨과 같지 않은 경우이다.

만약 어느 한 방향으로 고립영역이 존재한다면 그 좌우 블록의 오브젝트 텍스처 라벨을 통합 라벨에 할당하고, 다른 방향으로 고립영역이 파악되면 할당된 통합 라벨을 통합지도(merged 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.

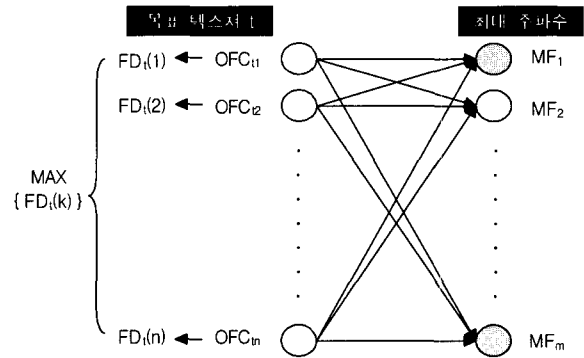
### 3. 최적 가버필터 설계

텍스처 오브젝트 추출을 위한 최적 가버필터 설계는 자기 조직형 신경회로망의 블록-기반 군집에 의해서 비교사적으로 획득된 표본 텍스처를 이용한다. 다중 텍스처 영상에 내재한 표본 텍스처들은 주파수 변환을 통하여 각각 최적 주파수가 될 수 있는 후보 주파수를 생성한다. 그 다음으로 추출 대상이 되는 오브젝트 텍스처의 후보 주파수 중에서 다른 텍스처 성분의 최대(最大) 주파수와와의 상대거리(relative distance)를 계산하여 가장 큰 차이를 보이는 것을 최적 주파수로 설정한다.

최적 주파수가 설정되면 그 주파수에 해당하는 공간 중심, 횡폭비, 방위 인수를 계산해서 최적 가버필터를 설계하고 다중 필터뱅크에 등록한다. 이상의 과정을 다중 텍스처 영상에서 추출된 모든 표본 텍스처에 대해서 반복 적용하면 주어진 다중 텍스처 영상에 내재된 모든 텍스처 영역의 분할을 위한 최적 가버필터 뱅크가 생성된다. 따라서 원하는 텍스처 오브젝트의 추출을 위해서는 최적 가버필터 뱅크로부터 원하는 텍스처 성분에 해당하는 최적 가버필터를 적용하면 된다. (그림 1)(下段)은 이상의 과정을 도식화한 것이다.

#### 3.1 표본 텍스처 최적 주파수 설정

$N \times N$  크기의 표본 텍스처의 공간 주파수 분석을 위한 이산 푸리에 변환은 원래  $[0, N-1]$  주기 간격 내에서 back-to-back 반주기를 나타낸다. 따라서 DC성분을 영상 중앙의 원점으로 수직, 수평 방향의 주파수 좌표계를 갖는 전주기 영상으로 나타내기 위해서 주파수 좌표  $(u, v)$ 의 원점을  $(u + N/2, v + N/2)$  만큼 이동한다.



(그림 2) 최적 주파수 설정 과정

먼저 각 텍스처의 주파수 변환에서 그 텍스처의 특징이 될 수 있는 최대(最大) 주파수를 정렬-검색(sorting-search)한다. 이때 최적 주파수 후보는 주파수 영역에서 정렬된 변환 값의 크기 순서에 의해서 여러 개의 최적 주파수 후보점을 설정한다. (그림 2)는 최적 주파수 설정 과정을 도식화 한 것으로  $OFC_m$ 은 표본 텍스처  $t$ 에서  $n$  번째로 큰 강도를 가진 최적 주파수 후보를 의미한다. 각 텍스처에 대해서  $OFC_m$ 이 설정되면 최적필터 설계를 위한 최적 주파수를 설정한다.

이 때, 최적 주파수는 각 표본 텍스처에서 가장 큰 강도를 가지는 절대 최적 주파수(absolutely optimal frequency)가 아니라 다중 텍스처 영상에 내재된 다른 표본 텍스처의 공간 주파수와 비교하여 분별력 있는 공간 주파수, 즉 상대 최적 주파수(relatively optimal frequency)를 의미한다.

상대 최적 주파수를 획득하기 위해서는 먼저 다중 텍스처 영상 내에서 추출하고자 하는 오브젝트 텍스처를 선택하여야 한다. (그림 2)에서 오브젝트 텍스처를  $t$ 라고 한다

면, 텍스처  $t$ 의 각 최적 주파수 후보  $OFC_k$ 와 다중 텍스처 영상 내에 존재하는 다른 표본 텍스처  $i$ 의 최대 주파수 ( $MF_i$ )와의 거리  $FD_i(k)$ 를 식 (6)과 같이 계산한다.

$$FD_i(k) = \sum_{i=1}^m \|OFC_k - MF_i\| \quad (i \neq t) \quad (6)$$

$t$ : 목표 오브젝트 텍스처

$k$ : 목표 오브젝트 텍스처의  $k$  번째 최적 주파수 후보  
( $1 \leq k \leq n$ )

$i$ : 다중 텍스처 영상에 내재한 텍스처  $i$  ( $1 \leq i \leq m$ )

$$OFreq_t = \text{MAX}_{(1 \leq k \leq n)} \{FD_i(k)\} \quad (7)$$

추출하고자 하는 목표 텍스처의 모든 최적 주파수 후보에 대한  $FD_i(k)$ 가 구해지면 식 (7)과 같이 이들 중에서 최대값, 즉 내재된 다른 텍스처와 가장 분별력 있는 공간 주파수가 목표 텍스처  $t$ 를 분할하기 위한 최적 주파수 ( $OFreq_t$ )로 설정된다.

### 3.2 최적 가버필터 인수 설정

공간 및 주파수 영역에서 동조 가능한 방향과 중심 주파수(tunable orientation and center frequency), 반경 주파수 대역폭(radial frequency bandwidth)을 갖는 가버필터는 적절한 인수의 설정에 의해서 다양한 모양, 방향, 중심 주파수, 대역 폭 등이 변화할 수 있기 때문에 특정 공간 주파수를 통과시킬 수 있는 대역 통과형 필터로서 사용 가능하다.

영상처리에서 공간 필터를 위한 복소수형의 2차원 가버 함수는 식 (8)로, 그 푸리에 변환은 식 (9)로 정의된다[8, 16, 17].

$$h(x, y) = \exp(-\pi[(x-x_0)^2 a^2 + (y-y_0)^2 b^2]) \cdot \exp(-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]) \quad (8)$$

$$H(u, v) = \exp\left(-\pi\left[\frac{(u-u_0)^2}{a^2} + \frac{(v-v_0)^2}{b^2}\right]\right) \cdot \exp(-2\pi i[x_0(u-u_0) + y_0(v-v_0)]) \quad (9)$$

$$F = \sqrt{u_0^2 + v_0^2} \quad (10)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{v_0}{u_0}\right) \quad (11)$$

위 가버함수  $h(x, y)$ 는 중심이  $(x_0, y_0)$ 이고 횡/폭비 ( $\lambda$ )가  $b/a$ 의 타원형 분포의 함수( $\lambda=1$ 일 때, 원형)로서 공간 주파수가  $F$ 이고, 방위가  $\theta$ 인 복소 함수이다. 여기서, 이상의 수식에 근거하여 최적 가버필터 설계를 위한 가버필터 인수의 설정은 다중 텍스처 영상에 내재한 표본 텍스처의 주파수를 분석하여 얻은 최적 주파수  $u_0, v_0$ 를 근거로 설정한다. 본 논문에서 사용하는 가버필터는 식 (8)의 2차원 가버함수로서  $u_0, v_0$ 는 이미 최적 주파수 분석 단계에서 설정되었으며,

$x_0, y_0$ 는 공간필터의 중심을 나타내는 것으로 본 논문에서의 경우는 사용되는 공간필터의 1/2 크기로 설정한다.  $a, b$ 는 횡/폭 비를 의미하는 것으로  $\lambda$ 로 표시될 수 있다.  $\lambda=1$ 일 때, 가버필터는 원형 대칭의 모양을 갖게 됨으로  $(x, y)$ 의 회전 좌표계에 대해서는 고려하지 않는다. 그리고 사용하는 공간필터의 크기는 대략 표본 텍스처의 1/2의 크기로 설정한다.

### 3.3 최적 가버 필터 응답과 추출 임계치 설정

원래 가버함수는 복소지수함수 형이지만 텍스처 분할을 위한 가버필터의 응답은 실수부만 고려하는 것이 일반적이다. 그러나 본 논문에서는 동일한 텍스처 영역에 대해서 가버필터가 균일한 반응을 나타내도록 실수부와 허수부 두 반응을 모두 고려한다. 식 (8)의 가버함수는 아래의 식 (12)와 같이 허수부와 실수부 요소로 나누어진다[8, 17]. 여기서  $(x', y')$ 는  $x$ 축으로부터  $\phi$ 만큼 회전된 좌표계를 의미한다.

$$h_r(x, y) = g(x', y') \cos(2\pi Fx') \quad (12)$$

$$h_i(x, y) = g(x', y') \sin(2\pi Fx')$$

여기서  $(x', y') = (x \cos \phi + y \sin \phi, -x \sin \phi + y \cos \phi)$

$$g(x, y) = \exp(-\pi[(x-x_0)^2 a^2 + (y-y_0)^2 b^2]) \quad (13)$$

함수  $h_r(x, y)$ 와  $h_i(x, y)$ 는 각각 우(even)대칭과 기(odd)대칭 함수이기 때문에 그 반응에 있어서  $\pi/2$ 의 위상차를 가지며 동일한 반응을 보인다. 이것은 가버함수의 실수부와 허수부를 동시에 고려하면  $\pi/2$  위상차를 갖는 동일한 패턴에 대해서도 동일한 반응을 얻을 수 있다는 것을 의미한다. 또한  $\pi$  위상차에 대해서는 각 함수의 반응에 제곱을 취함으로써 어느 정도의 반응 보정이 가능하다[18]. 따라서 최적 가버필터에 의한 공간 필터링 반응은 식 (14)와 같이 정의한다.

$$m_t(x, y) = \sqrt{of_r^2(x, y) + of_i^2(x, y)} \quad (14)$$

여기서  $of_r(x, y) = h_r(x, y) * t(x, y)$

$of_i(x, y) = h_i(x, y) * t(x, y)$

식 (14)에서  $m_t(x, y)$ 는 최적 가버필터와 다중 텍스처에 내재된 텍스처 성분  $t(x, y)$ 의 공간 주파수 필터링 응답을 의미한다. 또한, "\*"는 영상처리에서 공간필터링을 의미하는 연산자이며,  $of_r(\cdot)$ 과  $of_i(\cdot)$ 는 각각 최적 가버필터의 실수부( $h_r(\cdot)$ ), 허수부( $h_i(\cdot)$ )와의 필터링값을 나타낸다. 식 (14)의  $m_t(x, y)$ 에 의해서 생성된 최적 가버필터의 반응 영상은 다중 텍스처 영상 내의 동일한 텍스처 영역에서는 균일한 반응을 나타낸다. 이것은 텍스처 영상의 응답 반응을 분석함으로써 적절한 임계치를 설정할 수 있으며 내재한 각 텍스처 오브젝트 영역의 추출이 가능하다는 것을

의미한다.

본 논문에서는 원하는 텍스처 오브젝트의 추출을 위한 임계치를 자동으로 설정하기 위해서 비교사적으로 획득한 표본 텍스처에 설계된 최적 가버필터를 적용한 후에 그 반응치를 이용한다. 표본 텍스처는 다중 텍스처 영상에 내재한 텍스처를 추출한 것으로서 그 반응은 다중 텍스처 영상에 적용해도 동일한 반응치를 보인다. 임계값은 최적 가버필터의 각 반응치의 최대·최소값을 순서 정렬한 후에 식 (15)와 같이 새로이 정의된  $\psi(\cdot)$  구간 함수에 의해서 설정된다.

$$C_i = \psi(x, y) = \begin{cases} \psi_U(x, y) = \frac{\text{INT}(\alpha \times x + 1)}{\alpha} & : \text{상한} \\ \psi_L(x, y) = \frac{\text{INT}(\alpha \times y)}{\alpha} & : \text{하한} \end{cases} \quad (15)$$

여기서  $\begin{cases} x = m_i(\cdot) \text{의 최대값} \\ y = m_i(\cdot) \text{의 최소값} \\ \alpha = \text{유효숫자 설정인수} \end{cases}$

식 (15)에서  $\text{INT}(\cdot)$ 는 실수 인수에 대한 정수 내림 함수이며,  $\alpha$ 는 유효숫자를 결정하는 인수이다. 따라서 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처 성분  $i$ 의 분할을 위한 임계값  $C_i$ 는  $\alpha$  값에 의해서 유효숫자 변환 후에 상한값  $\psi_U(\cdot)$ 은 그 값을 초과하는 최대 정수로, 하한값  $\psi_L(\cdot)$ 은 그 값을 넘지 않는 최대 정수로 설정된다. 그러나 이 방법은 임계값의 자동 설정의 관점에서는 좋은 방법이지만, 실제 다중 텍스처 영상의 텍스처 경계 부분의 반응은 고려되지 않기 때문에 양질의 추출이 어려울 수도 있다.

#### 4. 텍스처 분할

다중 텍스처 영상의 최적 가버필터의 반응으로부터 내재한 텍스처 오브젝트를 추출하기 위해서 D. Marr에 의해서 제안된 제로교차 윤곽 검출 알고리즘을 적용한다[19]. 이때 사용하는 공간필터가 아래의 식 (16)에 정의된 대역통과형 필터의 기능을 갖는 DOG(Difference Of two Gaussians) 필터이다. 여기서,  $\sigma_e, \sigma_i$ 는 가우스 함수의 표준편차로서 각각 흥분영역과 억제영역을 나타내는 공간상수이며, 그 비가  $\sigma_i / \sigma_e = 1.6$ 일때  $\nabla^2 g(\cdot)$  함수에 가장 근사하게 된다.

$$\nabla^2 g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_e^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_e^2}\right) - A \frac{1}{2\pi\sigma_i^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (16)$$

본 논문에서 텍스처 오브젝트의 추출은 해당하는 최적 가버필터의 응답영상을 추출 임계값에 의해서 이진 임계처리한 후에 식 (16)의 DOG 필터를 적용하여 원하는 텍스처

오브젝트의 윤곽을 추출한다.

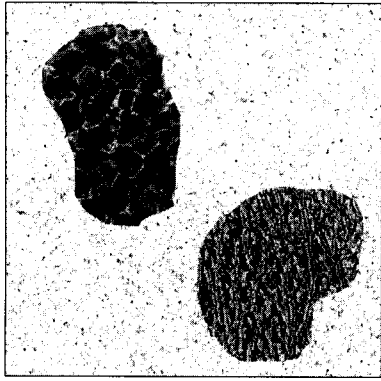
#### 5. 실험

제안하는 다중 텍스처 영상으로부터 텍스처 오브젝트 추출을 위한 알고리즘의 성능평가를 위해서 Brodatz texture book[20]에서 발췌한 다양한 성질을 지닌 텍스처 영상을 이용하여 실험을 위한 다중 텍스처 영상을 생성한다. 다중 텍스처 오브젝트 추출의 각 단계 처리과정은 SUN SPARC 워크스테이션의 X-Window 환경하에서 C-언어로 구현하여 다양한 다중 텍스처를 내재한 실험 영상에 적용한다.

실험 영상은 512×512 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 256×256 화소 크기의 방향각과 방향강도의 두 특징행렬을 생성한다. 생성된 특징행렬은 블록-기반의 처리를 위해서 하나의 군화 단위인 블록 크기를 16×16 화소(원영상에서 32×32 화소)로 설정하여 모두 16×16개의 블록으로 등분한다. 어느 한 블록에서의 텍스처 식별을 위한 자기조직화 네트워킹의 입력 특징행렬은 두 개의 특징행렬의 동일한 위치에 있는 특징값을 각각 행과 열의 요소로 4레벨씩 양자화하여 4×4 크기의 특징행렬, 즉 16개 요소를 지닌 특징 입력벡터 256개를 생성하고 학습한다.

비교사 학습 수행을 위한 초기화 인수 설정에 대해서는 먼저 출력 층의 첫 번째 노드와 연결된 가중치 행렬의 값은 일반적으로 첫 번째 특징행렬인 배경 텍스처의 특징행렬 값으로 초기화한다. 또한 군화 가능한 최대 군화 개수(출력 노드의 최대 개수)는 10개로 하고, 새로운 텍스처 부류를 생성하기 위한 거리 임계값은 경험치(heuristic)에 의존한다. 그리고 학습률( $\alpha = 0.5$ )과 학습의 종결 조건은 100회 반복에 각 10회 마다의 군화 과정을 모니터 한다. 그러나 이상의 실험 조건은 입력 영상의 상태에 따라서 상당히 의존적일 수 있다.

자기조직화 블록-기반 식별 후에는 최적 가버필터 설계를 위해서 군화 결과인 통합지도로부터 서로 동일한 라벨로 연결된 2×2 영역을 검출하고, 원영상과의 영상 연산으로 공간 주파수 분석에 사용될 64×64 화소 크기의 표본 텍스처를 추출한다. 그리고 표본 텍스처 영상의 주파수 변환은 이산 푸리에 변환을 이용하여 DC 성분을 영상 중앙의 원점으로 하고, 최적 주파수가 될 수 있는 최적 주파수 후보점을 변환값인 주파수 강도에 따라 개수를 상위 10개로 설정한다. 따라서 텍스처 오브젝트 추출을 위한 최적 주파수는 이 10개 후보점 중에서 식 (6)과 식 (7)에 의해서 결정되며, 설계된 최적 가버필터 영상의 임계값 설정은 식 (15)에 의한 구간 함수를 이용하여 자동으로 설정한다.



(a) 다중 텍스처 실험 영상 I : 배경(Sand), D112(Plastic bubbles), D24(Pressed calf leather)

```

000000000000001000 000000000000000000
00032000000010000 000120000000000000
00212220000000000 002222200000000000
0022330100000100 002233300000000000
0023303000020000 002333300000000000
1003233030300030 000333300000000000
0003333000000000 000333300000000000
0003323000000000 000333300000000000
0103332000454440 0503333000454440
05000000005454660 01000000006454660
0000000046555550 0000000066555550
00000000665554564 0000000066555550
0000000064555500 0000000066555500
0000000046555400 0000000065555500
0010000005555000 0000000005555000
0000000000000000 0000000000000000
    
```

(b) 균화 지도 (c) 통합 지도

(그림 3) 실험 결과 - I : 블록-기반 자기조직형 균화

실험 영상 I(그림 3)(a)은 배경을 Sand로 D112(Plastic bubbles : 左上)와 D24(Pressed calf leather : 右下)의 텍스처 성분이 내재된 실험 영상이다. 이 실험 영상의 특징은 배경

(Sand) 텍스처와 비교하여 볼 때, D112는 배경과 같이 방향성은 없으나 주기에서 약간의 차이를 보이고 있으며, D24는 약간의 방향성을 가지고 있다. 블록-기반 자기조직화 균화 결과 (그림 3)(b)는 전체적으로 라벨 “3”과 “5”의 인식 결과를 보이며, 경계부분에서는 다른 라벨로 할당되는 오인식이나 고립 영역의 식별 결과를 나타낸다. 따라서 각 블록의 4-이웃 블록을 비교하는 통합처리를 적용하면 (그림 3)(c)와 같은 통합지도도를 얻을 수 있다. 통합지도에서 각각 라벨 “3”과 라벨 “5”가 연결되어 있는 2×2 영역으로부터 <표 1>과 같이 64×64 화소 크기의 오브젝트 텍스처의 표본을 추출하고 라벨 “0”을 이용하여 배경 텍스처의 표본을 추출한다. <표 1>은 각 오브젝트 텍스처 표본에 대한 그 텍스처의 이산 푸리에 변환 영상(첫 번째 행)과 주파수 변환 과정에서 분석한 최적 주파수 후보점(두 번째 행)을 나타낸다. 이때 최대 주파수가 원점의 DC 성분일 경우에는 후보에서 제외하며 후보 주파수의 원점에 대한 대칭성도 고려하지 않는다. 따라서 최적 가버필터 설계를 위한 최적 주파수는 D112의 경우에는 ( $u_0 = 4.0, v_0 = -2.0$ )으로 D24의 경우에는 ( $u_0 = -6.0, v_0 = -1.0$ )으로 설정된다.

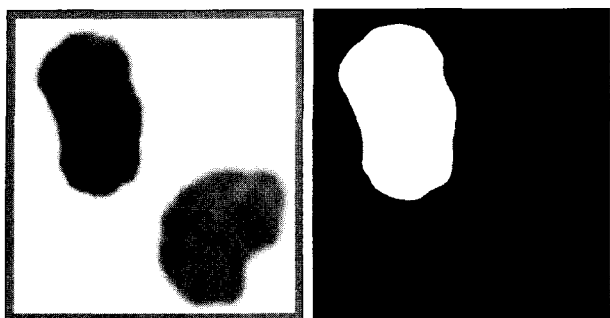
이상에서 설정된 최적 주파수에 의해서 설계된 최적 가버필터를 적용한 결과가 (그림 4)이다. (그림 4)(a)는 다중 텍스처 영상으로부터 D112 텍스처 오브젝트를 추출하기 위해서 설계된 가버필터를 적용한 결과 영상이며 <표 1>의 반응 임계값으로 임계처리한 결과 이진 영상이 (그림 4)(b)이다. 그리고 (그림 4)(c)는 D24 텍스처 오브젝트 추출을 위한 가버필터의 응답을 이진 임계 처리한 결과이며 (그림 4)(d)는 임계처리된 두 결과 영상을 각각 제로교차 알고리즘에 의해서 윤곽검출을 한 후에 영상 합(OR)한 결과이다.

<표 1> 실험 I : 표본 텍스처와 최적 주파수

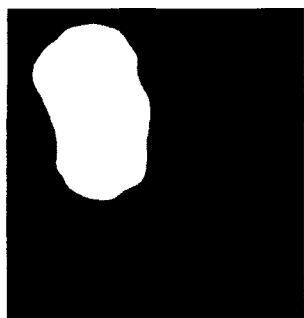
(← : 최적 주파수)

최적필터 반응치  $R = [m_r(\cdot)$ 의 최대값,  $m_r(\cdot)$ 의 최소값]

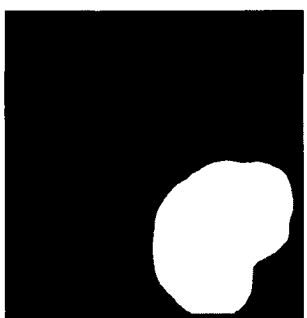
내 용	표본 텍스처	Sand	D112	D24
표본 텍스처와 주파수 분석 영상				
최적 주파수 후보점		(0) F( 0, 0) × (1) F(-1, -3) (2) F( 1, 3) (3) F(-1, -4) (4) F( 1, 4) (5) F( 0, -3) (6) F( 0, 3) (7) F( 1, -3) (8) F(-1, 3) (9) F(-1, 6)	(0) F( 0, 0) × (1) F( 3, -2) (2) F(-3, 2) (3) F( 2, -2) (4) F(-2, 2) (5) F( 4, -2) ← (6) F(-4, 2) (7) F( 1, 0) (8) F(-1, 0) (9) F( 0, -2)	(0) F(-3, -1) (1) F( 3, 1) (2) F( 4, -1) (3) F(-4, 1) (4) F(-6, -1) ← (5) F( 6, 1) (6) F(-3, -2) (7) F( 3, 2) (8) F(-5, -1) (9) F( 5, 1)
반응 임계영역(R)		None	$R = [4.815010, 4.703412]$	$R = [4.894201, 4.845849]$



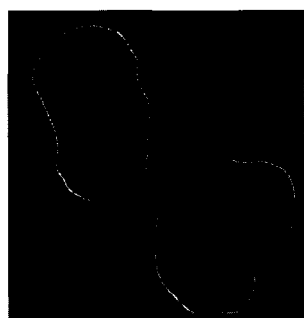
(a) 최적 가버필터(D112)에 의한 반응 영상



(b) D112 임계처리 된 이진 영상



(c) D24 임계처리 된 이진 영상

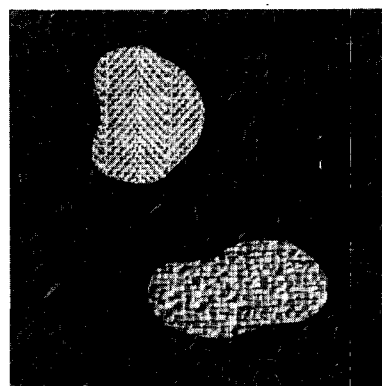


(d) 분할 영상

(그림 4) 실험 결과 - I : 최적 가버필터

실험 영상 II(그림 5(a))는 배경을 Grass로 D15(Herringbone weave : 左上)와 D84(Raffia : 右下)의 텍스처 성분이 내재된 실험 영상이다. 이 실험 영상에서 배경(Grass)은 상당히 무질서한 방향성과 주기를 가지고 있으며, D15는 대각선 방향성을, D84는 수직 및 수평 방향성과 주기를 가지고 있다. 이것은 실험 I 과 같이 주기와 방향성에 있어서 분별력이 크지 않으며, D84의 경우에는 D15와 같이 대각선

방향으로의 주기성을 지니고 있다. 또한 배경의 경우에도 D15와 D84 오브젝트 텍스처가 지닌 특성을 모두 가지고 있기 때문에 (그림 5(b))의 군화 결과도 배경 부분에 새로운 라벨이 할당되고 있다.



(a) 다중 텍스처 실험 영상 II : 배경(Grass), D15(Herringbone weave), D84(Raffia)

```

000000000000000000 000000000000000000
000003000000000000 000001000000000000
000311330040000000 000311330000000000
2003113100004204 0003113100002200
2000113130200200 0000113110000200
0003113100000004 0003113100000000
2223111002002200 0223111000002200
0220032200000200 0220022200000200
2202220200200000 0222220200000000
00220000000000400 0022000000000400
0002020003133404 00020000003333400
0022003333333000 0022003333333000
0000003333333022 0000003333333020
0000220333000000 0000220333000000
0000000002000000 0000000020000000
0000000002000000 0000000000000000
    
```

(b) 군화 지도 (c) 통합 지도

(그림 5) 실험 결과 - II : 블록-기반 자기조직형 군화

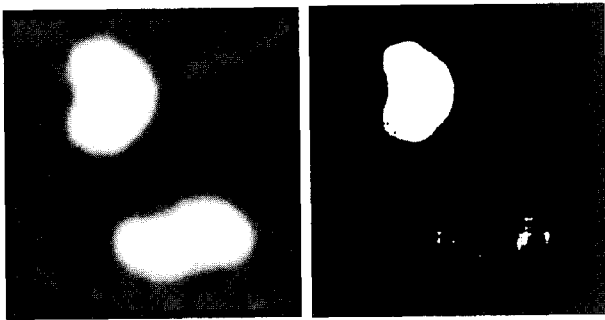
〈표 2〉 실험 II : 표본 텍스처와 최적 주파수

(←: 최적 주파수)  
최적필터 반응치  $R = [m_r(\cdot)$ 의 최대값,  $m_r(\cdot)$ 의 최소값]

내용	표본 텍스처		D15		D84	
	Grass	D15	D15	D84	D84	D84
표본 텍스처와 주파수 분석 영상						
최적 주파수 후보점	(0) F( 0, 0) (1) F( 9, -2) (2) F(-9, 2) (3) F( 1, -3) (4) F(-1, 3) (5) F( 5, -7) (6) F(-5, 7) (7) F( 4, -1) (8) F(-4, 1) (9) F( 0, -5)	(0) F( 0, 0) (1) F( 6, -5) (2) F(-6, 5) (3) F(-5, -5) (4) F( 5, 5) (5) F(-1, -10) (6) F( 1, 10) ← (7) F( 5, -5) (8) F(-5, 5) (9) F( 0, -5)	(0) F( 0, 0) (1) F( 0, -8) (2) F( 0, 8) (3) F( 0, -7) (4) F( 0, 7) (5) F( 1, -8) (6) F(-1, 8) (7) F( 0, -1) (8) F( 0, 1) (9) F( 5, 15) ←			
반응 임계영역(R)	None	$R = [5.006518, 4.982721]$	$R = [4.971381, 4.909583]$			



실험 II의 최적 주파수 설정은 <표 2>에 나타난 바와 같이 D15 텍스처 오브젝트는 ( $u_0 = 1.0, v_0 = 10.0$ ), D84는 ( $u_0 = 5.0, v_0 = 15.0$ )으로 설정하여 최적 가버필터를 설계한다. (그림 6)은 적용한 최적 가버필터에 의한 텍스처 오브젝트 추출 결과를 나타내고 있다. 결과에서 (그림 6)(b)와 같이 임계 처리에 의해서 다른 오브젝트의 일부분이 추출될 수도 있지만, 군집 정보를 이용하면 이 영역의 제거도 가능하기 때문에 큰 문제는 되지 않는다.



(a) 최적 가버필터(D15)에 의한 반응 영상 (b) D15 임계처리 된 이진 영상



(b) D84 임계처리 된 이진 영상 (d) 분할 영상  
(그림 6) 실험 결과 - II : 최적 가버필터

### 6. 결론

본 논문에서는 다중 텍스처 영상으로부터 특정 텍스처 오브젝트 추출을 목적으로 자기조직형 신경회로망의 비교사 인식 능력과 최적 가버필터의 주파수 대역 통과형 특징을 이용하여 텍스처 식별 및 분할에 있어서 새로운 접근 방식을 제안하였다. 제안된 방식은 기존의 텍스처 분석 방법에서 사용한 정규화 형태의 실험영상에 비해서 보다 자연스러운 다중 텍스처 영상을 생성하여 사용하였으며, 이질 텍스처간의 경계 영역 추출만을 목적으로 텍스처 인식 정보의 활용을 고려하지 않거나, 텍스처 인식과 분할을 서로 무관한 개별적으로 작업으로 처리하여 사전에 텍스처 정보가 주어지는 교차적 알고리즘의 비효율성 문제를 해결할 수 있다.

특히, 텍스처가 지닌 방향장에서의 공간특징을 사용해서 사전에 주어지는 선험적 지식이 없이 완전한 비교사 방식

에 의해서 다중 텍스처 내에 포함되어 있는 각 텍스처 성분의 인식이 가능하며, 또한 인식된 정보를 이용하여 해당 텍스처가 지닌 공간 주파수를 분석하고 추출하고자 하는 텍스처 성분만 가장 최적으로 반응하는 최적필터를 자동적으로 설계할 수 있다. 그러나 제안한 방법은 몇 가지 문제점과 그에 관한 해결 및 성능 향상 방안을 향후 연구로서 남겨두고 있다. 문제점으로는 공간특징 추출, 자기조직형 신경회로망의 유사성 측정 문제, 최적 가버필터 설계를 위한 인수 설정, 텍스처 오브젝트 분할을 위한 반응 영상의 생성 등이다.

텍스처의 공간특징 정의는 본 논문의 방향장 특징뿐만 아니라 기존의 통계, 확률, 또는 모델 기반에서 연구된 텍스처 특징을 사용할 수 있으며, 이것은 자기조직화 신경회로망에 의한 비교사 군집의 학습 능력에도 영향을 준다. 또한 추출된 공간특징의 양자화 수준과 신경회로망에서 사용하는 유사성 측정 함수의 선택은 텍스처 식별 성능의 향상을 위해서 고려할 만한 중요한 사항 중의 하나이다. 그리고 본 논문에서 제안하는 블록-기반의 처리의 성능은 입력영상의 크기와 해상도에 크게 의존하고 있으며, 이 문제의 해결을 위해서는 블록-기반의 처리를 계층적으로 적용하거나 적정 수준의 해상도 변환을 수행한 후에 처리하는 방법들이 고려될 수 있다.

또한 설계된 최적필터 성능은 비교사적 표본 텍스처의 획득에 의존적이며 오인식된 표본의 사용은 최적 가버필터의 설계에 있어서 오류를 발생한다. 따라서 최적 필터 설계에서 어느 정도의 사용자 간섭과 공간 중심 주파수 성분뿐만 아니라 주파수 방향과 위상 정보도 고려한다면 보다 정교한 분할이 가능하다. 이상의 문제점에도 불구하고 본 논문에서 제안한 방법은 다양한 다중 텍스처 실험 영상에 대해서 성공적인 결과를 보이며 이상의 향상 방안에 의해서 그 성능의 개선은 무난할 것으로 예상된다. 그리고 영상 이해 및 인식을 기반으로 하는 사용자 질의 기반의 영상 검색 및 인식의 분야에서 활용 가능성이 크다.

### 참 고 문 헌

- [1] K. I. Laws, "Rapid texture identification," *In Proc. of the SPIE Conf. on Image Processing for Missile Guidance*, pp. 376-380, 1980.
- [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] A. K. Jain and F. Forrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, 24(12), pp.1167-1186, 1991.
- [4] 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.

- [5] M. Unser, "Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames," *IEEE Trans. Image Processing*, 4(11), pp.1549-1560, 1995.
- [6] I. Ng, T. Tan and J. Kitter, "On local linear transform and Gabor filter representation fo texture," *In Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp.627-631, 1992.
- [7] F. Ade, "Characterization of texture by 'eigenfilter'," *Signal Processing*, 5(5), pp.451-457, 1983.
- [8] 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.
- [9] H. A. Cohen and J. You, "Texture statistic selective masks," *In Proc. 9th Scandinavian Conf. on Image Processing*, pp.930-935, 1989.
- [10] F. Farrokhnia, *Multi-channel filtering techniques for texture segmentation and surface quality inspection*, Ph.D. thesis, Michigan Sate Univ., 1990.
- [11] T. Randen, V. Alvestad and J. H. Husoy, "Optimal filtering for unsupervised texture feature extraction," *In Proc. Visual Communication and Image Processing*, 1996.
- [12] D. Marr, *Vision : A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Infor-mation*, W. H. Freeman & Company, 1982.
- [13] John C. Russ, *The Image Processing Handbook 3th*, IEEE PRESS, 1999.
- [14] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Proc. IEEE*, 78(9), pp.1464-1480, 1990.
- [15] 이우범, 김옥현, "비교사 블록-기반 군집에 의한 다중 텍스처 영상 인식", 정보처리학회논문지B, 제9-B권 제3호, pp.327-336. 2002.
- [16] M. Parat and Y. Y. Zeevi, "The Generalized Gabor Scheme of Image Representation in Biological and Machine Vision," *IEEE Trans. On PAMI*, 10(4), pp.452-468, 1998.
- [17] 平井有三, *視覚と記憶の情報処理*, 培風館, 1995.
- [18] 이우범, 김옥현, "다중 텍스처 영상 분할을 위한 최적 가버필터의 설계", 전자공학회논문지, 제39권 제SP편 제3호, pp. 273-284, 2002.
- [19] D. Marr and E. Hildreth, "A theory of edge detection," *Proc. R. Soc. Lond.* B207, pp.187-217, 1980.
- [20] P. Brodatz, *Texture : A Photographic Album for Artists and Designer*, Dover Publication, 1966.

### 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 및 인식(원격/의료), 패턴인식, 신경망

### 김 옥 현



e-mail : whkim@yumail.ac.kr

1981년 경북대학교 전자공학과(공학사)  
1983년 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
1993년 일본 쓰쿠바대학 공학연구과(공학박사)

1983년~1993년 한국전자통신연구소 선임  
연구원

1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 교수

관심분야 : 시각정보처리, 패턴인식, 화상처리