

論文2002-39SP-3-2

다중 텍스처 영상 분할을 위한 최적 가버필터의 설계

(Optimal Gabor-filter Design for Multiple Texture Image Segmentation)

李 雨 範 * , 金 旭 炫 **

(Woobeom Lee and Wookhyun Kim)

요 약

다중 텍스처 영상으로부터 최적의 텍스처 특징을 생성하는 최적 필터 설계는 표면, 물체, 모양, 깊이 인식 등을 위한 텍스처 분석에 있어서 가장 성능이 뛰어난 기술 중의 하나이다. 그러나 대부분의 최적 필터 설계는 많은 복잡한 계산량과 교차적 특성에 의해서 효율적인 텍스처 영역의 분할을 수행하지 못하는 실정이다. 따라서 본 논문에서는 다중 텍스처 영상에 내재하는 각 텍스처들의 공간 주파수 분석에 의한 효율적인 최적 가버필터 설계 방법을 제시한다. 설계된 최적 필터는 "Brodaz texture book"서 발췌한 다양한 형태의 다중 텍스처 영상을 생성하여 실험한 후 성공적인 결과를 보인다.

Abstract

The design of optimal filter yielding optimal texture feature separation is a most effective technique in many texture analyzing areas, such as perception of surface, object, shape and depth. But, most optimal filter design approaches are restricted to the issue of computational complexity and supervised problems. In this paper, Our proposed method yields new insight into the design of optimal Gabor filters for segmenting multiple texture images. The optimal frequency of Gabor filter is turned to the optimal frequency of the distinct texture in frequency domain. In order to show the performance of the designed filters, we have attempted to build a various texture images. Our experimental results show that the performance of the system is very successful.

Keyword : Texture analysis, optimal filter, Gabor function, spatial frequency, optimal frequency

I. 서 론

텍스처 분석은 깊이 지각, 표면 방향, 장면 분할, 물체 인식 등의 영상 이해의 분야에서 매우 중요한 요소로서 실영상에서 직관적으로는 명확하게 인지되는 물

체의 미세함(fineness), 거침(coarse), 낱알성(grained), 부드러움(smooth) 등의 다양한 변형을 표현할 수 있는 적절한 텍스처의 정의와 인식은 아주 어려운 문제이다.

과거에는 텍스처 분석을 위하여 텍스처 내의 그레이 레벨의 공간 분포를 측정하는 그레이 레벨 공기(共起) 행렬(Gray Level Co-occurrence Matrix : GLCM)이나 자기상관 함수(autocorrelation function)를 이용하여 텍스처의 주기성을 검출하는 통계적 방법^[1,2], 텍스처 요소들의 기하학적인 구성 형태를 텍스처의 특징으로 정의하는 기하학적 방법^[3], 마코프 랜덤 필드(Markov Random Fields : MRFs)로 대표되는 모델 기반의 방법^[4] 등의 많은 연구들이 수행되었으나 텍스처 분석(analysis),

* 正會員, 大邱師範大學 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Engineering, Taegu Science College)

** 正會員, 嶺南大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Engineering, Yeungnam University)

接受日字:2001年9月21日, 수정완료일:2002年3月28日

분류(classification), 분할(segmentation), 합성(synthesis)에 관해서 일반성을 갖는 명확한 해법은 없다.

최근의 텍스처 분석 방법으로는 Laws 필터^[5], Ring&wedge 필터^[6], 동적 가버필터뱅크^[7], 정방 대칭 필터^[8], 웨이브렛 변환^[9], 이산 코사인 변환^[10], 고유필터^[11], 최적 가버필터^[12], 최적 FIR 필터^[13] 등의 신호처리적 접근 방법이 대부분이다. 이 방법은 공간 영역 또는 주파수 영역에서 주파수(frequency), 위상(phase), 방향(orientation), 강도(magnitude) 등의 성분으로 필터링된 결과 영상을 텍스처 영상의 특징으로 사용한다.

먼저 공간 영역에서의 가장 직접적인 텍스처 특징추출 방법으로서 초기에는 로버트(Robert) 연산자나 라플라시안(Laplacian) 연산자 등의 에지 필터의 응답을 이용하여 단위 영역에 존재하는 에지 성분의 밀도 계산으로 미세한 텍스처와 거친 텍스처를 식별했다^[14]. Malik와 Perona는 DOOG 함수(Difference of Offset Gaussian function)의 우-대칭 필터뱅크에 의한 반파정류와 지역적인 영역에서의 억제 반응과 비선형 연산을 이용하여 텍스처의 경계 부분을 검출했다^[15]. 또 Laws는 영상을 동일 크기의 영역으로 분할하고 필터링된 영상의 응답으로 각 영역의 n 차 모멘트를 계산하여 텍스처의 특징으로 이용했다^[5].

주파수 영역에서의 신호 처리 방법은 인간의 시각 인지 시스템과 유사하게 입력된 영상을 주파수와 방향 요소로 분해하는 것을 의미한다. 이 방법의 핵심적인 사항은 입력된 텍스처 영상을 충분히 표현하기 위해서 요구되는 필터의 개수, 즉 적절한 수준의 주파수와 방향의 결정이다. 이것은 입력된 텍스처 영상에 내재된 텍스처 성분이 많을수록 더 복잡하게 된다. 과거에는 한정된 수의 텍스처가 내재된 텍스처 영상에 대해서 충분한 수의 다중 채널 필터를 필터뱅크에 저장한 후 필터뱅크를 참조하여 적당한 필터를 찾아내는 교사적인(supervised) 방법^[7, 12, 16]이 사용되었으나, 근래에는 고유의 텍스처 성분에만 반응하는 최적 필터를 자동으로 설계하는 비교사적인(unsupervised) 방법^[13, 17]이 주된 연구 과제이다.

그러나 텍스처 영상 인식에 관해서 이제까지 많은 연구가 수행되었음에도 불구하고 여전히 다양한 텍스처 영상의 변형까지도 포함할 수 있는 양질의 인식에 관한 연구는 미흡한 실정이다. 따라서 본 논문에서는 기존의 여러 방법들의 분석을 통해서 다중 텍스처 영상 분할을 위한 새로운 접근 방법을 제안한다.

먼저 텍스처 영상은 반복되는 텍스처 요소에 의해서 생성되는 것으로 대부분의 경우에 주파수 영역에서 그 특징이 현저하며 연산이 복잡한 통계적인 방법이나 적용이 한정적인 기하학적인 방법에 비해서 영상처리 자체의 병렬성을 지닌 필터링 방법이 훨씬 효율적이다. 그러나 필터링 방법의 경우에는 효율적인 텍스처 인식을 위해서는 많은 수의 필터가 필요하기 때문에 필터의 수를 줄일 수 있는 최적 필터의 설계가 그 핵심이 된다. 또한 대부분의 실험이 상당한 제한적인 것으로 인정하고 있는 텍스처 영역의 경계나 내재된 텍스처의 경우에는 사전에 내재된 텍스처의 정보가 주어지는 것이 대부분이다. 그리고 입력 영상에 내재된 텍스처의 분할을 위해서는 입력 영상을 동일 크기의 영역으로 분할한 지역적인 처리에 의해서 각 영역의 유사성을 측정하는 것이 일반적이다.

본 논문에서는 아직까지 도전적 과제로 남아있는 텍스처 영상 인식을 위해서 다중 텍스처 영상에 내재하는 각 텍스처들의 공간 주파수 분석에 의한 효율적인 최적 가버필터 설계 방법을 제시한다. 제안하는 방법은 기존 우리의 연구에 의해서 다중 텍스처 영상으로부터 사전의 제약이나 선형적 지식을 사용하지 않고 자기조직형 신경회로망 알고리즘에 의해서 비교사적으로 영상에 내재된 텍스처 성분의 표본 획득이 가능하다^[18]. 이때 자기조직화 신경회로망의 입력은 다중 텍스처 영상을 $n \times n$ 크기의 정사각형 영역으로 분할한 블록을 기반으로 하는 텍스처 방향(방향각과 방향강도)을 공간 특징으로 한다. 따라서 자기조직화 네트워크는 블록간의 유사성을 유클리드 놈(Euclidean norm)에 의해서 측정하고 비교사적으로 유사한 블록에는 동일한 라벨을 할당함으로써 할당된 라벨만큼의 표본 텍스처를 얻을 수 있다.

또한 신경회로망에 의해서 획득된 각 텍스처 표본에 대해서 주파수 영역의 특징을 분석하여 텍스처가 지닌 고유 주파수 특징에만 응답하는 최적 가버필터를 설계하여 다중 텍스처 영상에 존재하는 텍스처 영역을 분할한다.

II. 최적 가버필터 설계 시스템

그림 1의 제안하는 최적 가버필터 설계 시스템은 크게 표본 텍스처 영상의 주파수 분석 단계, 최적 시각필터 설계 단계의 두 단계로 구성된다. 자기조직형 신경

회로망에 의해서 비교사적으로 획득된 표본 텍스처는 주파수 변환에 의해서 각각의 주파수 변환영상을 생성한다. 표본 텍스처의 주파수 변환영상은 그 영상의 각 화소의 반응치에 의해서 해당 표본 텍스처의 최적 주파수가 될 수 있는 후보 주파수를 생성한다. 각 표본 텍스처의 후보 주파수는 분할하고자 하는 텍스처 성분의 후보 주파수를 기준으로 다중 텍스처 영상에 내재된 다른 텍스처 성분의 최대 후보 주파수와의 상대 거리 (relative distance)를 계산한다. 이때 표본 텍스처의 후보 주파수 중에서 다른 텍스처 성분의 최대 주파수와 가장 큰 차이를 보이는 것을 최적 주파수로 설정한다.

III. 표본 텍스처 주파수 영상 분석

텍스처가 지닌 공간 주파수 성분은 텍스처 식별에 중요한 요소 중의 하나이다. 주파수 영상 분석 단계에서는 다중 텍스처 영상에 내재하는 표본 텍스처의 주파수 변환영상을 분석하여 표본 텍스처의 최적 주파수 후보를 얻어내고 이들과 내재된 텍스처 성분들의 최대 주파수와의 거리를 계산하여 최적 가버필터 설계를 위한 최적 주파수를 획득한다.

1. 주파수 변환

주파수 변환이란 밝기의 의미를 지닌 공간 영역의 영상을 주파수 성분으로 구성된 주파수 영역의 영상으로 변환하는 것을 말한다. 각 주파수 요소는 강도와 위상을 가지며 주파수 변환된 영상은 다양한 주파수 성분의 강도를 밝기로 나타내는 영상으로 표시될 수 있다. 또한 비교적 많은 주기적 특징을 지닌 텍스처 패턴의 공간주파수 특징으로 정의되어서 다중 텍스처 분할을 위한 계산 모델로서 활용 가능하다^[19].

텍스처는 각 화소들의 강도나 색상만으로는 그 특징을 나타내기 어렵지만 그 화소들의 결합에 의해서 서로 관련 있는 요소들의 공간적인 배열로 표현된다. 텍스처의 이러한 구성요소는 상호 통계적 또는 구조적인 연관성을 지닌다. 이러한 텍스처의 연관성을 주파수 영역에서 해석할 때, 반복 또는 주기 성분으로 이해할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 텍스처를 공간 주파수를 지닌 패턴으로 정의한다. 각각의 텍스처 성분은 다른 텍스처와 분별 가능한 공간 주파수 특징을 지니며 이것은 각 텍스처의 주파수 변환은 고유의 특징을 지닌 주파수영상을 생성한다는 것을 의미한다. 그래서 본 논문에서는 표본 텍스처를 주파수 변환한 주파수 영상을 분석하여 다중 텍스처 영상에 내재된 다른 텍스처 성분과 구별될 수 있는 공간 주파수 특징을 정의한다.

2. 최적 주파수 설정

이산 푸리에 변환에 의한 $N \times N$ 크기의 각 표본 텍스처들의 주파수 변환영상은 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.

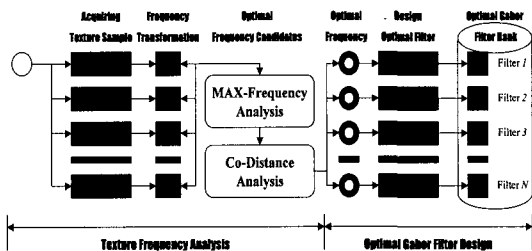


그림 1. 제안하는 최적 가버필터 설계 시스템
Fig. 1. The proposed optimal Gabor-filter design system.

최적 주파수가 설정되면 그 주파수에 해당하는 가버필터를 위한 공간 중심, 횡폭비, 방위 인수를 계산해서 최적 가버필터를 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 뱅크의 생성이 가능하다. 따라서 원하는 텍스처 영역의 분할을 위해서는 최적 가버필터 뱅크로부터 원하는 텍스처 성분에 해당하는 최적 가버필터를 적용한다. 최적 가버필터를 다중 텍스처 영상에 적용하면 해당 텍스처 영역은 다른 영역과 반응에 있어서 차이를 보인다. 이때 적절한 임계값을 적용한 후에 윤곽 검출 알고리즘을 수행하면 원하는 텍스처 영역의 분할이 가능하다. 여기서 적절한 임계값은 최적 가버필터 뱅크에 적재되어 있는 최적 가버필터의 설계 후에 획득된 각 표본 텍스처에 적용하여 얻은 반응치를 이용하거나 입력된 다중 텍스처 영상 시스템의 최적 가버필터를 적용한 반응영상의 히스토그램을 분석하여 얻어낸 값을 이용한다.

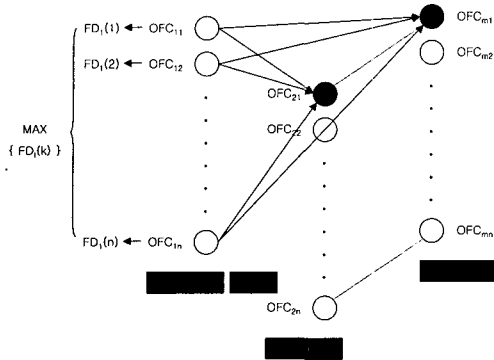


그림 2. 최적 주파수 설정 과정

Fig. 2. The process of setting the optimal frequency.

먼저 각 텍스처의 주파수 변환영상에서 그 텍스처의 특징이 될 수 있는 최대(最大) 주파수를 정렬-검색(sorting-search)한다. 이때 최적 주파수 후보는 주파수 변환영상의 주파수 영역에서 정렬된 변환 값의 크기 순서에 의해서 여러 개의 최적 주파수 후보점을 설정한다.

그림 2는 최적 주파수 설정 과정을 도식화 한 것으로 각 표본 텍스처는 n 개의 최적 주파수 후보를 갖는다. 그림에서 OFC_{m1} 는 표본 텍스처 m 의 n 번째로 큰 강도를 가진 최적 주파수 후보를 의미한다. 각 텍스처에 대해서 OFC_{m1} 가 설정되면 최적필터 설계를 위한 최적 주파수를 설정한다. 최적 주파수는 두 가지 의미에서 해석될 수 있다. 첫째는 각 표본 텍스처에서 가장 큰 강도 값을 가지는 절대 최적 주파수(absolutely optimal frequency)의 의미이고 다른 하나는 다중 텍스처 영상에 내재된 다른 표본 텍스처와 구별될 수 있는 상대 최적 주파수(relatively optimal frequency)의 의미이다. 물론 텍스처의 지배적인 공간 주파수를 나타내는 절대 최적 주파수는 텍스처 식별을 위한 특징이 될 수 있지만 본 논문에서의 목적은 다중 텍스처 영상의 분할에 있다. 따라서 다른 텍스처의 공간 주파수와 비교하여 분별력 있는 공간 주파수, 즉 상대 최적 주파수를 최적 주파수로 설정한다.

상대 최적 주파수를 획득하기 위해서는 먼저 다중 텍스처 영상 내에서 분할하고자 하는 목표 텍스처를 선택하여야 한다. 그림에서는 “텍스처 1($t=1$)”이 다중 텍스처 영상 내에서 분할될 목표 텍스처를 나타낸다. 그 다음 목표 텍스처 t 의 각 최적 주파수 후보 k , $OFC_{t,k}$ 과 다중 텍스처 영상 내에 존재하는 다른 표본 텍스처의 최대 주파수(OFC_{i1})와의 거리 $FD_t(k)$ 을 식

(1)과 같이 계산한다.

$$FD_t(k) = \sum_{i=1}^m \|OFC_{t,k} - OFC_{i1}\| \quad (i \neq t) \quad (1)$$

t : 목표 텍스처

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

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

$$OFreq_t = MAX_{(1 \leq k \leq n)} \{FD_t(k)\} \quad (2)$$

분할하고자 목표 텍스처의 모든 최적 주파수 후보에 대한 $FD_t(k)$ 가 구해지면 식 (2)와 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.

IV. 최적 가버필터 설계

주파수 분석을 수행하는 다양한 시각필터 중에서 가버필터는 텍스처의 공간 주파수 분석에 뛰어난 성능을 보인다. 획득된 최적 주파수는 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처 영역의 분할을 위한 최적 가버필터 설계의 단서로 제공된다. 공간 영역과 주파수 영역에서의 상관관계에 의해서 설계된 최적 가버필터는 각 텍스처 영역에서 독특한 반응을 보이며 이것은 반응 영상의 히스토그램 분석을 통해서 적절한 임계값을 구할 수 있다.

1. 가버필터

다양한 시각필터 중에서 공간 영역과 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 있다. 이러한 인수의 변화에 의해서 그림 3과 같이 타원형 모양의 특정 공간 주파수를 통과시킬 수 있는 대역 통과형 필터로서의 기능을 수행하기 때문에 텍스처 영상 분할에 적합하다^[20].

과거의 다중 텍스처 영상 분할을 위한 가버필터는 다양한 주파수와 방위, 대역폭 등을 갖는 필터로 구성된 다중 채널 필터 뱅크를 이용하여 모든 필터를 입력 영상에 적용한 후에 이 중에서 최적의 반응을 보이는 공간필터를 사용하기 때문에 많은 양의 복잡한 계산량

을 요구한다. 따라서 본 논문에서는 각 텍스처에 상응하는 최적 필터만을 사용하기 위해서 표본 텍스처의 최적 주파수를 이용하여 최적의 반응을 유도하는 최적 가버필터의 설계를 목적으로 한다.

한편 영상처리에서 공간 필터를 위한 복소수형의 2차원 가버 함수는 식 (3)으로, 그 푸리에 변환은 식 (4)로 정의된다^[20-22]. 그리고 그림 3의 (a), (b)는 공간 영역과 주파수 영역에서의 가버 함수의 공간 분포를 나타낸다.

$$h(x, y) = \exp(-\pi[(x-x_0)^2 a^2 + (y-y_0)^2 b^2]) \cdot \exp(-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]) \quad (3)$$

$$H(u, v) = \exp\left(-\pi\left[\frac{(u-u_0)^2}{a^2} + \frac{(v-v_0)^2}{b^2}\right]\right) \cdot \exp(-2\pi i[x_0(u-u_0) + y_0(v-v_0)]) \quad (4)$$

$$F = \sqrt{u_0^2 + v_0^2} \quad (5)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{v_0}{u_0}\right) \quad (6)$$

위 가버함수 $h(x, y)$ 는 중심이 (x_0, y_0) 이고 횡/폭비 (λ)가 b/a 의 타원형 분포의 함수($\lambda=1$ 일 때, 원형)로서 공간 주파수가 F 이고, 방위가 θ 인 복소 함수이다. 이때 실 공간과 주파수 공간에 대한 실효폭과 횡/폭비는 식 (7)이 된다.

$$(\Delta x) = \frac{1}{2a\sqrt{\pi}}, \quad (\Delta y) = \frac{1}{2b\sqrt{\pi}}, \quad \lambda = \frac{\Delta x}{\Delta y}, \quad (7)$$

$$(\Delta u) = \frac{a}{2\sqrt{\pi}}, \quad (\Delta v) = \frac{b}{2\sqrt{\pi}}, \quad \lambda = \frac{\Delta v}{\Delta u}$$

이것은 가버 함수가 공간 주파수 좌표 상의 (u_0, v_0) 를 중심으로 u 방향으로 Δu , v 방향으로 Δv 만큼의 주파

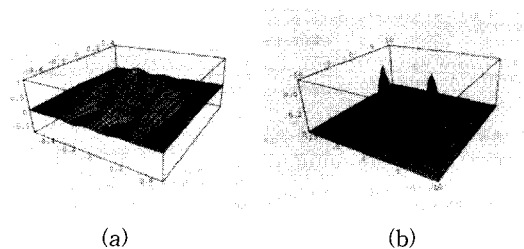


그림 3. 가버 필터의 공간분포 (a) 가버 필터 (b) 가버 필터의 푸리에 변환

Fig. 3. Perspective view of Gabor filter (a) Gabor filter (b) Gabor filter's Fourier transform.

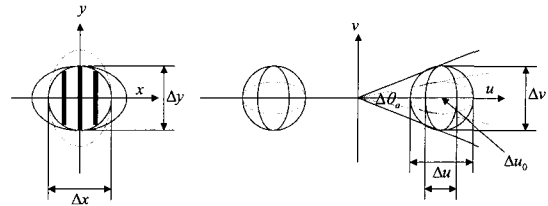


그림 4. 가버필터의 주파수 방위 특성
Fig. 4. The frequency and orientation characteristic of Gabor filter.

수 분해능을 갖는다는 것을 의미한다.

그림 4는 가버필터의 주파수 분해능과 방위 분해능을 나타낸 것으로 방위 분해능은 주파수 공간의 영역을 향하여 그은 두 접선이 이루는 각을 의미하며 이 각이 작을수록 방위분해능이 높은 것이다. 또한 주파수 분해능은 방위분해능과 반비례 관계에 있다^[22].

2. 최적 가버필터 인수 설정

최적 가버필터 설계를 위한 가버필터 인수의 설정은 다중 텍스처 영상에 내재한 표본 텍스처의 주파수 변환 영상을 분석하여 얻은 최적 주파수 u_0, v_0 를 근거로 설정한다. 본 논문에서 사용하는 가버필터는 식 (3)의 2차원 가버함수를 이용한다. 식 (3)에서 u_0, v_0 는 이미 최적 주파수 분석 단계에서 설정되었으며 x_0, y_0 는 공간필터의 중심을 나타내는 것으로 본 논문에서의 경우는 공간필터 크기의 1/2로 설정한다. a, b 는 횡/폭 비를 의미하는 것으로 λ 로 표시될 수 있다. $\lambda=1$ 일 때, 가버필터는 원형 대칭의 모양을 갖게 됨으로 (x, y) 의 회전 좌표계에 대해서는 고려하지 않는다. 또한 사용하는 공간필터의 크기는 표본 텍스처 획득 시스템에서 획득된 표본 텍스처의 대략 1/2의 크기로 설정한다.

3. 최적 분할 임계치 설정

설계된 최적 가버필터는 각 표본 텍스처, 즉 다중 텍스처 영상에 내재한 각 텍스처 영역에 대해서 동일한 텍스처 영역에서는 균일한 반응을 보이고 다른 텍스처 영역에서는 분별력 있는 반응을 나타내야 한다.

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 (3)의 가버함수는 아래의 식 (8)과 같이 허수부와 실수부 요소로 나누어진다.^[12, 22] 여기서 (x', y') 는 x 축으로부터 ϕ 만큼

회전된 좌표계를 의미한다.

$$\begin{aligned} h_r(x, y) &= g(x', y') \cos(2\pi Fx') \\ h_i(x, y) &= g(x', y') \sin(2\pi Fx') \end{aligned} \quad (8)$$

여기서,

$$\begin{aligned} (x', y') &= (x \cos \phi + y \sin \phi, -x \sin \phi + y \cos \phi) \\ g(x, y) &= \exp(-\pi[(x-x_0)^2/a^2 + (y-y_0)^2/b^2]) \end{aligned} \quad (9)$$

함수 $h_r(x, y)$ 와 $h_i(x, y)$ 는 각각 우(even)대칭과 기(odd)대칭 함수이며 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 π 위상차에 대해서는 각 함수의 반응에 제곱을 취함으로써 어느 정도의 반응 보정이 가능하다. 결국 최적 가버필터에 의한 공간 필터링 반응은 식 (10)과 같이 정의할 수 있으며 그림 5는 이상의 과정을 도식화한 것이다.

$$\begin{aligned} m_t(x, y) &= \sqrt{of_r^2(x, y) + of_i^2(x, y)} \quad (10) \\ \text{여기서 } of_r(x, y) &= h_r(x, y) * t(x, y) \\ of_i(x, y) &= h_i(x, y) * t(x, y) \end{aligned}$$

식 (10)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 공간 필터링을 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 (10)의 $m_t(x, y)$ 에 의해서 생성된 최적 가버필터의 반응영상은 다중 텍스처 영상

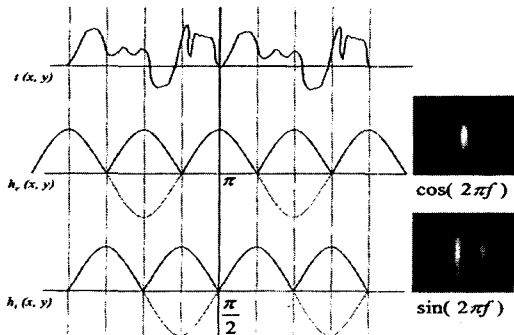


그림 5. 텍스처 위상차를 고려한 가버필터 응답
Fig. 5. The Gabor filter response for texture phase-difference.

내의 동일한 텍스처 영역에서는 균일한 반응을 나타낸다. 이것은 텍스처 영상의 응답 반응치를 분석함으로써 적절한 임계치를 설정할 수 있으며 내재한 각 텍스처 영역의 분할이 가능하다는 것을 의미한다.

본 논문에서는 텍스처 영역 분할을 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 (11)과 같이 새로이 정의된 $\psi(\cdot)$ 구간 함수에 의해서 설정된다.

$$C_t = \psi(x, y) = \begin{cases} \psi_U(x, y) = \frac{INT(\alpha \times x + 1)}{\alpha} & : \text{상한} \\ \psi_L(x, y) = \frac{INT(\alpha \times y)}{\alpha} & : \text{하한} \end{cases} \quad (11)$$

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

식 (11)에서 $INT(\cdot)$ 는 실수 인수에 대한 정수 내림 함수이며, α 는 유효숫자를 결정하는 인수이다. 따라서 다중 텍스처 영상에 내재된 텍스처 성분 t 의 분할을 위한 임계값 C_t 는 α 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 분할이 어려울 수도 있다.

예를 들면 그림 6은 본 논문의 실험 영상에 대한 최적 가버필터 반응영상의 히스토그램 분포를 나타낸다. 그림에서 x축은 반응 영상의 256 그레이 레벨 수준을 의미하고, y축은 반응 영상의 전체 화소에 대한 각 그레이 레벨 수준의 출현 빈도를 누적한 값을 나타낸다. 반응 영상의 히스토그램 분포가 (b)와 같이 계곡(valley)에 의해서 확실히 균집화되는 대부분의 경우에는 본 논문에서 제안하는 식 (11)에 의한 임계값 설정 방법이 효율적이지만, (a)와 같이 한 부분으로 밀집되거나, (c)와 같이 전체적으로 균일한 분포를 나타내는 경우에는 최적의 임계값을 구하는 것이 어렵게 된다.

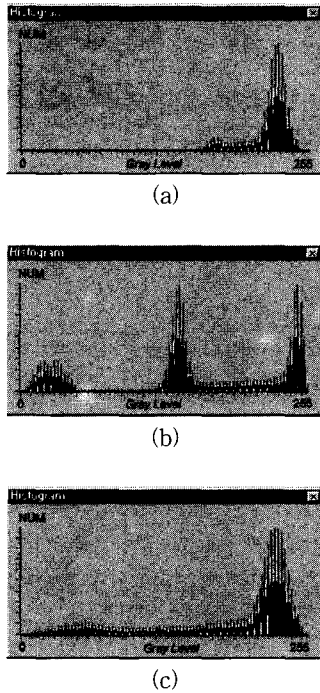


그림 6. 실험에서 사용된 가버필터 응답영상의 히스토그램 (a)그림7(b), (b)그림9(b), (c)그림11(b)
 Fig. 6. The Gabor filtered image histogram used in experiment (a) Fig.7(b), (b) Fig.9(b), (c) Fig.11(b).

따라서 보다 정확한 분할을 목적으로 한다면, 사용자 간섭에 의해서 최적 가버필터링된 반응 영상의 히스토그램을 분석하여 적절한 임계치를 구하는 것이 효율적인 방법이 될 수 있다.

V. 텍스처 분할

다중 텍스처 영상의 최적 가버필터의 반응으로부터 내재한 텍스처 영역을 분할하기 위해서 D. Marr에 의해서 제안된 제로교차 윤곽 검출 알고리즘을 적용한다^[23,24]. 이때 사용하는 공간필터가 아래의 식 (12)에 정의된 대역통과형 필터의 기능을 갖는 DOG(Difference Of two Gaussians) 필터이다. 여기서, σ_o , σ_e 는 가우스 함수의 표준편차로서 각각 흥분영역과 억제영역을 나타내는 공간상수이며, 그 비가 $\sigma_o/\sigma_e=1.6$ 일때 $\nabla^2 g(\cdot)$ 함수에 가장 근사하게 된다.

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

(279)

$$-A \frac{1}{2\pi\sigma_i^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_i^2}\right) \tag{12}$$

이 DOG 필터는 동심원형의 수용영역에 의해서 영상에서 강도변화의 경계 부분, 즉 윤곽을 강조하는 기능이 있다. 영상에서의 강도변화는 1차 미분에 의해서 피크치를 생성하며 2차 미분에 의해서 제로교차(zero-crossing)를 보인다. 그리고 강도변화가 없는 가운데 부분에서는 흥분성 반응영역(+)과 억제성 반응영역(-)의 합이 0이 되며, DOG 필터가 영상에서 경계부분을 통과할 때, 즉 어두운 부분과 밝은 부분이 DOG 필터의 수용영역에 정확히 반분되어 들어올 때, 그 반응치는 0을 나타낸다. 이 지점이 바로 제로교차 지점이다. 따라서 DOG 필터 응답으로부터 영상에서 윤곽에 해당하는 제로교차를 검출하면 내재된 물체의 윤곽을 추출할 수 있다.

본 논문에서는 최적 가버필터의 응답영상에 DOG 필터를 적용한 결과영상을 이진 임계처리하여 다중 텍스처 영상에 내재한 각각의 텍스처 영역을 분할한다.

VI. 실험

제안하는 다중 텍스처 영상 분할을 위한 알고리즘의 성능평가를 위해서 “Brodatz texture book(P. Brodatz, “Texture: A Photographic Album for Artists and Designers”, Dover Publications, New York, 1966)”에서 발췌한 다양한 성질을 지닌 텍스처 영상을 이용하여 실험을 위한 다중 텍스처 영상을 생성한다^[25]. 다중 텍스처 영상 분할 시스템의 각 단계 처리과정은 SUN SPARC 워크스테이션의 X-Window 환경 하에서 C-언어로 구현하여 다양한 다중 텍스처를 내재한 실험 영상에 적용한다.

실험 영상은 256x256 화소의 256 그레이 레벨의 다중 텍스처 영상을 사용하며 최적 가버필터 설계를 위해서 주파수 분석에 사용될 표본 텍스처는 64x64의 크기로 가정한다. 그리고 표본 텍스처 영상의 주파수 변환은 이산 푸리에 변환을 이용하여 DC 성분을 영상 중앙의 원점으로 하는 주파수 변환영상을 생성한다. 실험 결과에서 각 표본 텍스처의 최적 주파수 후보점 영상(그림(i), (ii))은 주파수 변환에서 최적 주파수가 될 수 있는 최적 주파수 후보점을 변환값인 주파수 강도에 따라 개수를 상위 10개로 한정하고, 주파수 좌표계에 최대 주파수를 검은색으로, 후보점 가운데 최소 주파수

를 흰색으로 표시한다. 결국, 그림 2와 같이 해당 텍스처 분할을 위한 최적 주파수는 이 10개 최적 주파수 후보점 중에서 식 (1), (2)에 의해서 결정된다.

그리고 최적 필터링된 결과 영상은 필터 반응의 최대·최소값을 256 그레이 영상의 최대·최소값에 적합시켜 선형 변환한 것이며, 모든 실험에서 최적필터 영상의 임계값 설정은 식 (11)에 의한 구간 함수를 이용하여 자동으로 설정한다.

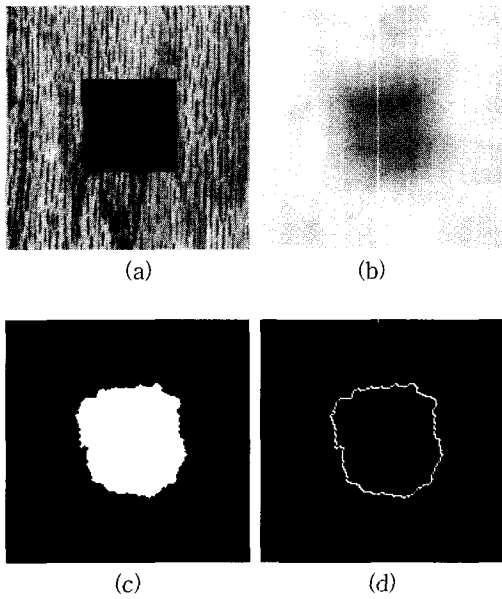


그림 7. 실험 결과 - I (a) 다중 텍스처 실험 영상 I, T01(Wood grain : 배경), T02(slat) (b) 최적필터 영상 (c) 임계처리 된 최적필터 이진영상 (d) 분할 영상

Fig. 7. Experimental Result - I (a) Collage of the textures T01(Wood grain : background), T02 (slat) (b) optimal filter image (c) optimal filter binary image by thresholding (d) segmentation image.

그림 7 (a)는 T01(Wood grain)를 배경 텍스처로 하고 중앙에 사각형의 T02(slat) 텍스처 성분이 내재된 실험 영상이다. 이 실험 영상은 비교적 단순한 것으로 중앙의 T02 텍스처가 방향성을 갖고 있으며 배경의 T01 텍스처도 미세하지만 약간의 방향성을 가지고 있다. 각 텍스처의 표본 텍스처(그림 8 (a), (c))의 주파수 변환 영상을 보면 T01 텍스처의 경우 수평방향의 공간 주파수 성분이 있으며 T02 텍스처의 경우에는 45°방향의 대각방향의 공간 주파수 성분이 지배적이다. 두 개

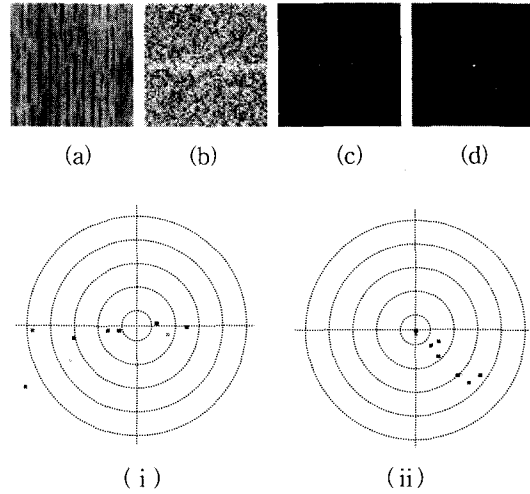


그림 8. 실험 결과 - I : 주파수 분석영상 (a) T01 (wood grain) 표본 텍스처 영상 (b) T01 DFT 영상 (c) T02(slat) 표본 텍스처 영상 (d) T02 DFT 영상 (i) T01 최적 주파수 후보점 (ii) T02 최적 주파수 후보점

Fig. 8. Experimental results - I : Frequency analysis image (a) T01(Wood grain) sample texture image (b) T01 DFT image (c) T02(Slat) sample texture image (d) T02 DFT image (i) T01 optimal frequency candidate points (ii) T02 optimal frequency candidate points.

의 주파수 후보영상의 각 최적 주파수 후보들의 상관 거리를 계산해서 설정된 최적 주파수 ($u_0=9.0, v_0=-12.0$)에 의해서 설계된 최적 가버필터를 각각의 표본 텍스처 영상에 적용한다.

이것은 그림 6 (a)의 히스토그램에서 알 수 있듯이 반응에 있어서 그다지 큰 차이를 보이지는 않으며, 반응 경계가 애매하기 때문에 본 논문에서 사용하는 임계치 추출 방법으로는 텍스처 경계부분의 정확한 분할은 어렵다. 따라서 그림 7 (c)의 분할 결과영상을 보면 실제의 텍스처 영역보다 확장된 것을 알 수 있다.

그림 9 (a)는 T02(slat), T03(wheat), T04(wire)의 세 가지 텍스처가 내재되어 있는 다중 텍스처 영상으로 본 논문의 실험에서 가장 최적의 결과를 보인다. 그림 10 (a)와 (c)는 표본 텍스처를 나타내며, (b), (d)는 주파수 변환 영상이고 (i)와 (ii)는 해당 표본 텍스처의 최적 주파수 후보점을 나타낸다. 각 표본 텍스처를 기준으로 설정된 최적 가버필터의 반응치는 그림 6(b)와 표 1과 같이 각 표본 텍스처에 대해서 균일한 반응을 보인다.

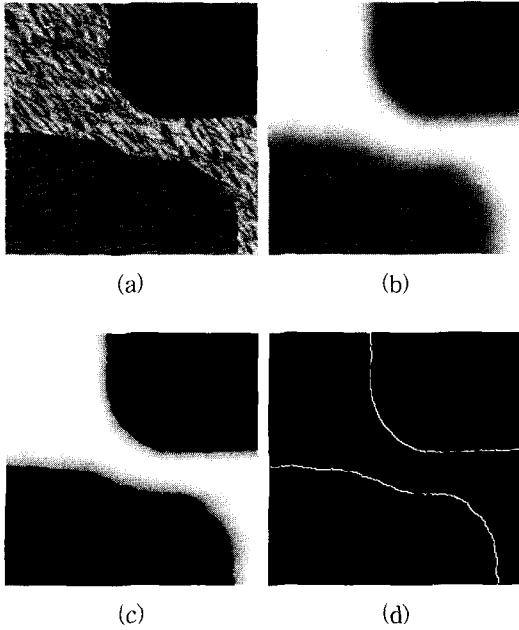


그림 9. 실험 결과 - II (a) 다중 텍스처 실험 영상 II, T02(slat) T03(wheat) T04(wire) (b) 최적 필터 영상, (c) T02와 T04 임계처리 된 최적 필터 영상 (d) 분할 영상

Fig. 9. Experimental results - II (a) Collage of the textures T02(slat), T03(wheat), T04(wire) (b) optimal filter image (c) optimal filter image by T02 and T04 thresholding (d) segmentation image.

표 1. 표본 텍스처의 최적 가버필터 반응 : 실험 II

Table 1. The optimal Gabor filter response of sample textures.

최적필터 반응치 : $[m_i(\cdot)]$ 의 최대값, $m_i(\cdot)$ 의 최소값

최적필터 표본텍스처	$m_{03}(\cdot)$	$m_{02}(\cdot)$	$m_{04}(\cdot)$
T03(wheat)	None	[5.129187, 5.098017]	[5.129203, 5.098237]
T02(slat)	(배경 텍스처)	[4.703210, 4.613042]	[4.703337, 4.613631]
T04(wire)		[4.924787, 4.881189]	[4.925264, 4.881043]

표 1의 각 칸은 $m_i(\cdot)$ 는 텍스처 i 의 추출을 위한 최적 가버필터의 응답값으로 각 표본 텍스처 영상 T03,

T02, T04에 대한 필터의 반응 구간을 나타낸다. 이때 임계값을 구하기 위해서 식 (11)에서 $\alpha=10$ 으로 설정하며, 이것은 임계값이 유효 숫자 변환후 소수 첫째 자리 실수임을 의미한다. 따라서 T02 텍스처를 분할하기 위한 임계값은 상한값인 $\psi_{02}(\cdot)=4.8$ 로, T04 텍스처를 분할하기 위한 임계값은 $\psi_{04}(\cdot)=5.8$ 으로 설정된다. 이와 같은 경우에 하한 임계값은 반응값의 크기 순서에 의해서 무의미하다.

그림 9 (b)는 내재된 텍스처 중에서 T02 텍스처를 기준으로 설정된 최적 주파수 ($u_0=11.0, v_0=-12.0$)를 이용하여 설계된 최적 가버필터의 반응을 나타낸다. 최적 가버필터 반응 영상에 먼저 T02에 의한 임계처리를 행한 후에 T04에 의한 임계처리(그림 9 (c))를 한다. 그 다음 분할 알고리즘을 적용한 것을 그림 9 (d)에 나타낸다.

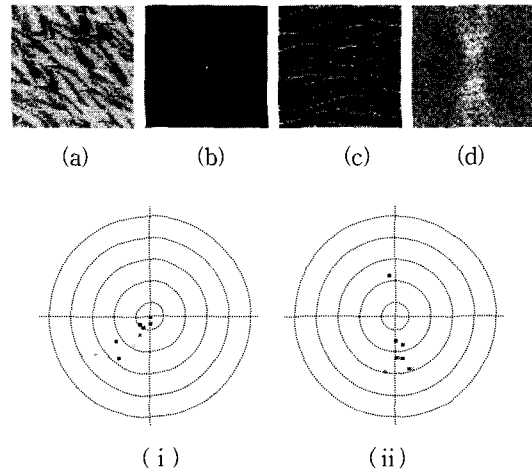


그림 10. 실험 결과 - II : 주파수 분석영상 (a) T03 (wheat) 표본 텍스처 영상 (b) T03 DFT 영상 (c) T04(wire) 표본 텍스처 영상 (d) T04 DFT 영상 (i) T03 최적 주파수 후보점 (ii) T04 최적 주파수 후보점

Fig. 10. Experimental Result - II : Frequency analysis image (a) T03(wheat) sample texture image (b) T03 DFT image (c) T04(wire) sample texture image (d) T04 DFT image (i) T03 optimal frequency candidate points (ii) T04 optimal frequency candidate points.

그림 11 (a)는 T05(Hexagonal hole array)를 배경 텍스처로 하고 중앙에 자유로운 모양의 T06(Brick wall)

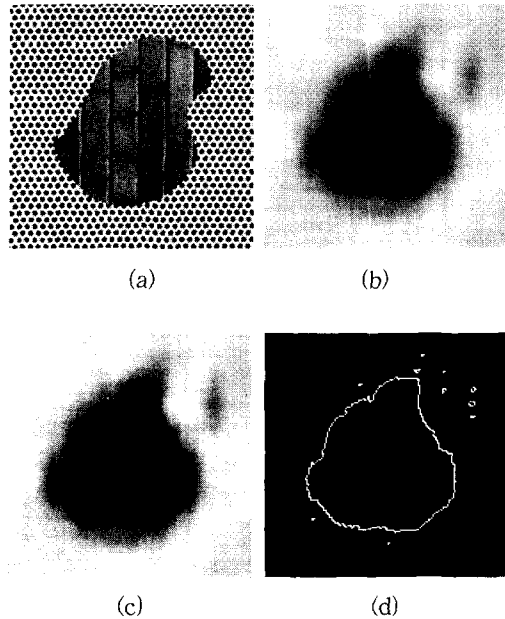


그림 11. 실험 결과 - III (a) 다중 텍스처 실험 영상 III, T05(Hexagonal hole array : 배경), T06 (Brick wall) (b) 최적필터 영상 (c) 임계처리된 최적필터 이진영상 (d) 분할 영상

Fig. 11. Experimental results - III (a) Collage of the textures T05(Hexagonal hole array : background), T06(Brick wall) (b) optimal filter image (c) optimal filter image by thresholding (d) segmentation image.

텍스처 성분이 내재된 실험 영상이다. 이 실험 영상의 특징은 배경의 T05 텍스처 성분이 반복성분이 강한 텍스처 구성요소로 되어 있다는 것이다. 이것은 주기 성분이 강해서 공간주파수 성분이 매우 강할 것으로 예상할 수 있으나 공간 필터링에 있어서는 그다지 좋은 텍스처라고는 할 수 없다. T05과 T06의 표본 텍스처의 주파수 변환영상을 분석해서 얻은 최적 주파수 ($u_0 = 0.0$, $v_0 = -12.0$)를 이용하여 최적 가버필터를 생성한다. 최적 가버필터를 적용한 반응영상(그림 11 (b))은 각 텍스처 영역에서 다른 반응을 보인다. 그러나 T05 배경 텍스처가 거의 모든 방향의 주기 성분을 가지고 있기 때문에 임계치를 적용(그림 11 (c))하고 제로교차에 의한 윤곽 알고리즘을 적용한 그림 11 (d)는 분할에 있어서 상당한 오류를 발생한다. 그림 12는 실험 III에서 표본 텍스처의 주파수 분석 과정의 각 단계별 결과영상을 나타낸다.

본 논문에서 제안한 다중 텍스처 영상 분할 시스템

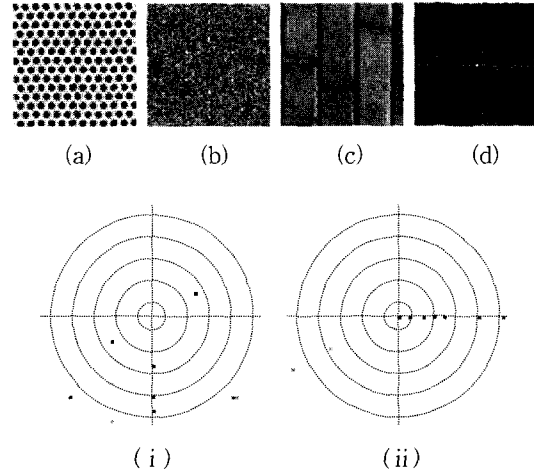


그림 12. 실험 결과 - III : 주파수 분석영상 (a) T05 (Hexagonal hole array) 표본 텍스처 영상 (b) T05 DFT 영상 (c) T06(Brick wall) 표본 텍스처 영상 (d) T06 DFT 영상 (i) T05 최적 주파수 후보점 (ii) T06 최적 주파수 후보점

Fig. 12. Experimental results - III : Frequency analysis image (a) T05(Hexagonal hole array) sample texture image (b) T05 DFT image (c) T06(Slat) sample texture image (d) T06 DFT image (i) T05 optimal frequency candidate points (ii) T06 optimal frequency candidate points.

은 이상에서 설명한 다양한 실험영상에서 알 수 있듯이 상당히 만족할 만한 결과를 보인다.

VII. 결 론

본 논문에서는 다중 텍스처 영상의 텍스처 식별 및 분할을 목적으로 최적필터를 이용하여 복잡한 계산량과 교차적 제약성의 문제를 해결할 수 있는 새로운 접근 방식을 제안한다. 제한된 방법은 우리의 이전에 연구[18]에 의해서 사전에 주어지는 선행적 지식이 없이 완전한 비교사 방식에 의해서 다중 텍스처 내에 포함되어 있는 각각의 표본 텍스처 성분을 식별할 수 있다. 또한 식별된 텍스처 정보를 이용하여 그 텍스처가 지닌 공간 주파수를 분석하고 분할하고자 하는 텍스처 성분에 대해서 가장 최적으로 반응하는 최적필터를 자동적으로 설계한다.

특히 최적필터 설계를 위해서 사용하는 가버필터는 시각정보처리의 과정 중에서 공간 주파수 분석을 위해

서 작용하는 대뇌 시각영역에 존재하는 신경세포의 수용영역을 대역통과형 공간필터로서 적용한 것이며 다중 텍스처 영상에 내재한 각 텍스처 영역의 분할된 윤곽 검출을 위해서 사용한 도그필터는 망막에 존재하는 신경절 세포의 강도변화 검출의 원리를 적용한 것이다. 따라서 본 논문에서 제안한 알고리즘에 의한 다중 텍스처 영상의 분할 결과는 일종의 인간형 기계로서 인간의 인지결과와 매우 유사한 자연스러운 성질을 가진다.

그러나 제안한 최적필터 성능은 비교사적 표본 텍스처의 획득에 의존적이며 오인식된 표본의 사용은 최적 가버필터의 설계에 있어서 오류를 발생한다. 따라서 어느 정도의 사용자 간섭은 성능의 향상을 위해서 필요하다. 또한 중심 주파수 성분뿐만 아니라 주파수 방향도 최적 필터 설계에 고려할 수 있으며, 다중 텍스처 영상 내에 존재하는 다양한 텍스처 성분을 분할하기 위해서는 다중 채널 최적필터를 이용할 수 있다. 그리고 주파수 분석 단계에서 다수의 최적 필터를 설정하고 이들의 반응을 조합, 해석하여 보다 정교하게 분할할 수 있다.

이상의 문제점에도 불구하고 본 논문에서 설계된 최적 가버필터는 다양한 다중 텍스처 영상에 대해서 성공적인 결과를 보이며 이상의 향상 방안에 의해서 그 성능의 개선은 무난할 것으로 예상된다. 특히 본 논문에서 제안하는 최적 필터에 의한 다중 텍스처 영상 분할은 인간형 영상분석을 그 기반으로 하고 있기 때문에 원격사진 분석, 의료진단 등의 분야에서 인간과 같은 영상 해석이 가능하다. 또한 실영상을 입력으로 사용하여 사용자 시각질의에 응답하는 내용 기반 영상 검색과 같이 그다지 정확한 영역 분할이 아닌 영상 분석을 통한 영상 인식의 분야에서 위해서 핵심 인식엔진용으로 활용 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", *Proceeding IEEE*, 67(5), pp. 786-804, 1990.
- [2] F. Tomita and S. Tsuji, *Computer Analysis of Visual Textures*, Kluwer Academic Pub., 1990.
- [3] M. Tuceryan and A. K. Jain, "Texture segmentation using Voronoi polygons", *IEEE Trans. PAMI*, 12, pp. 211-216, 1990.
- [4] G. C. Cross and A. K. Jain, "Markov random field texture modles", *IEEE Trans. PAMI*, 5, pp. 25-39, 1983.
- [5] K. I. Laws, "Rapid texture identification", In *Proc. of the SPIE Conf. on Image Processing for Missile Guidance*, pp. 376-380, 1980.
- [6] J. M. Coggin and A. K. Jain, "A spatial filtering approach to texture analysis", *Pattern Recognition, Letters*, 3(3), pp. 195-203, 1985.
- [7] A. K. Jain and F. Forrokhnia, "Unsupervised texture segmentation using Gabor filters", *Pattern Recognition*, 24(12), pp. 1167-1186, 1991.
- [8] 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.
- [9] M. Unser, "Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames", *IEEE Trans. Image Processing*, 4(11), pp. 1549-1560, 1995.
- [10] 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.
- [11] F. Ade, "Characterization of texture by 'eigen-filter'", *Signal Processing*, 5(5), pp. 451-457, 1983.
- [12] 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.
- [13] H. A. Cohen and J. You, "Texture statistic selective masks", In *Proc. 9th Scandinavian Conf. on Image Processing*, pp. 930-935, 1989.
- [14] K. I. Laws, *Textured Image Segmentation*, Ph.D. thesis, Univ. of Southern California, 1980.
- [15] J. Malik and P. Perona, "A computational model of texture perception", *Tech. Rep. UCB/CSD 89/491*(Computer Science Division, Univ. of California, Berkeley), 1989.
- [16] F. Farrokhnia, *Multi-channel filtering techniques for texture segmentation and surface*

- quality inspection, Ph.D. thesis, Michigan State Univ., 1990.
- [17] T. Randen, V. Alvestad and J. H. Husoy, "Optimal filtering for unsupervised texture feature extraction", In Proc. Visual Communication and Image Processing, 1996.
- [18] 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.
- [19] R. Azencott, J. Wang, and L. Younes, "Texture Classification Using Windowed Fourier Filters", IEEE Trans. PAMI, 19(2), pp. 148-153, 1997.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 平井有三, 視覚と記憶の情報処理, 培風館, 1995.
- [23] D. Marr and E. Hildreth, "A theory of edge detection", Proc. R. Soc. Lond. B207, pp. 187-217, 1980.
- [24] D. J. Field, A. Hayes, and R. F. Hess, "Contour Integration by the Human Visual System: Evidence for a Local Association Field", Vision Res., 33(2), pp. 173-193, 1993.
- [25] P. Brodaz, Texture : A Photographic Album for Artists and Designer, Dover Publication, 1966.

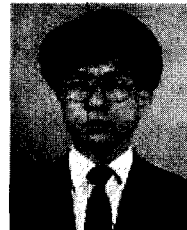
 저 자 소 개



李 雨 範(正會員)

1995년 : 영남대학교 컴퓨터공학과 (공학사). 1997년 : 영남대학교 컴퓨터공학과(공학석사). 2000년 : 영남대학교 컴퓨터공학과(공학박사). 2000년~현재 : 대구과학대학 컴퓨터공학과 전임강사. <관심분야 :

영상처리(원격, 의료), 패턴인식, 신경망>



金 旭 炫(正會員)

1981년 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1983년 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1993년 : 일본 쓰구바대학 공학연구과 졸업(공학박사). 1983년~1993년 : 한국 전자통신연구소 선임연구원. 1994

년~현재 : 영남대학교 전자정보공학부 부교수. <관심분야 : 시각정보처리, 패턴인식, 화상처리>