

# 텍스처 특징 표현 좌표체계에서의 효율적인 패턴 분류 방법에 대한 연구

우경덕<sup>†</sup>, 김성국<sup>\*\*</sup>, 백성욱<sup>\*\*\*</sup>

## 요 약

컴퓨터/로봇 비전 분야에서 실세계 장면들을 촬영할 때, 상당 부분의 텍스처 기반 패턴들이 발견되는데, 본 논문에서는 그런 다양한 패턴들을 적절하게 표현할 수 있는 수학적 모델(Gabor 함수)을 기반으로 한 특징 측정 좌표 체계를 소개한다. 그 체계를 통한 텍스처 패턴의 여러 특징들에 대한 측정값의 표현은 텍스처 패턴분류 작업을 수행하는데 보다 효율적인 성능을 가능케 한다. 또한 실험에 사용된 텍스처 이미지 데이터의 좌표 체계에서의 표현 정보가 추후 유사 연구들에 의해 활용될 수 있으며, 제안된 좌표 체계에서 표현된 패턴 데이터를 분류하는데 가장 적합한 의사결정나무 알고리즘을 사용한다. 최종적으로, 다양한 텍스처 패턴분류 실험을 통해 기존 연구 방법들에 비해 연구 결과의 개선이 있음을 보여준다.

## A Study of Efficient Pattern Classification on Texture Feature Representation Coordinate System

Kyeong-Deok Woo<sup>†</sup>, Sung-Gook Kim<sup>\*\*</sup>, Sung Wook Baik<sup>\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

When scenes in the real world are perceived for the purpose of computer/robot vision fields, there are great deals of texture based patterns in them. This paper introduces a texture feature representation on a coordinate system in which many different patterns can be represented with a mathematical model (Gabor function). The representation of texture features of each pattern on the coordinate system results in the high performance/competence of texture pattern classification. A decision tree algorithm is used to classify pattern data represented on the proposed coordinate system. The experimental results for the texture pattern classification show that the proposed method is better than previous researches.

**Key words:** Texture Pattern(텍스처 패턴), Gabor Filter(가버 필터), Texture Classification(텍스처 분류), Texture Representation(텍스처 표현)

## 1. 서 론

실세계에서 쉽게 발견되는 텍스처 특징들은 영상 정보로서 매우 중요한 데이터로 취급되고 있으며, 텍스처 기반 이미지 분석 기술들은 여러 분야에서 다양

하게 적용되고 있다. 그림 1의 광범위한 지형지물에 대한 항공사진 이미지[1,2], SAR(Synthetic Aperture Radar) 이미지[3,4], 섬유질 이미지[5,6], 육류 단면의 마블링 이미지[7], 금속 표면 및 단면 이미지[8], 어류의 비늘 이미지[9,10], 물표면 이미지[11], 뇌 단층 촬

※ 교신저자(Corresponding Author) : 백성욱, 주소 : 서울특별시 광진구 군자동(143-747), 전화 : 02)3408-3797, FAX : 02)3408-4339, E-mail : sbaik@sejong.ac.kr

접수일 : 2009년 9월 14일, 수정일 : 2009년 12월 29일

완료일 : 2010년 2월 1일

<sup>†</sup> 세종대학교 대학원 디지털콘텐츠학과 석사과정

(E-mail : kdwoo@sju.ac.kr)

<sup>\*\*</sup> 세종대학교 대학원 디지털콘텐츠학과 석사과정

(E-mail : sgkim@sju.ac.kr)

<sup>\*\*\*</sup> 종신회원, 세종대학교 컴퓨터 공학부 디지털콘텐츠학과 교수

※ 이 논문은 2007년도 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문임

영 이미지[12,13]들은 여러 분야에서 주로 사용하는 데이터들이다. 본 논문에서는 텍스처 이미지 분류 기술의 대표적인 실험용 데이터인 Brodatz Album [14,15]의 다양한 텍스처 이미지들을 사용한다.

텍스처 이미지의 분석은 텍스처들을 체계적으로 분류하여, 각 분야의 특성에 적합하게 활용하는데 목적이 있다. 그러기 위해서는 다양한 패턴을 포함한 텍스처들의 특징을 발견하는 특징 추출 기술들이 [16] 매우 중요하다. 특징 추출 기술들은 텍스처 특성상 이미지 내부에서 규칙적인 주기 구조(periodic structure)를 가진 패턴 규칙성(pattern regularity)을 발견하는 것에 초점을 맞춘다. 대표적인 기술이 Gabor 함수를 통한 텍스처 특징 추출 기술[17-19]이다. Gabor 함수는 함수 내부의 주요 매개변수들의 값들을 조절함으로써 텍스처 패턴들의 특징들과 가장 유사한 패턴 모델을 생성할 수 있다. 그러므로 특정 텍스처 패턴과 가장 유사한 형태를 생성하는 주요 계수들의 특정 값들이 그 패턴을 나타내는 대표 정보가 될 수 있다.

본 논문에서는 한 텍스처 패턴에 해당하는 Gabor 함수의 주요 매개변수들의 값들과 그 값들을 기반으로 한 필터링 흡수도를 표현하는 “텍스처 특징 표현 좌표계”를 소개하며, 그 좌표계에 나타난 절대적인 텍스처 정보들을 이용한 텍스처 특징 분류기술을 소개한다.

## 2. 텍스처 분석 기술

텍스처 분석이란 영상 이미지 상에서 추출된 특정 영역의 텍스처에 대해 그 패턴 특징을 발견하여, 텍스처 이미지 분류나 검색 등이 가능토록 하는 선행 작업 중 하나이다. 무엇보다도 텍스처 분석에서는 대

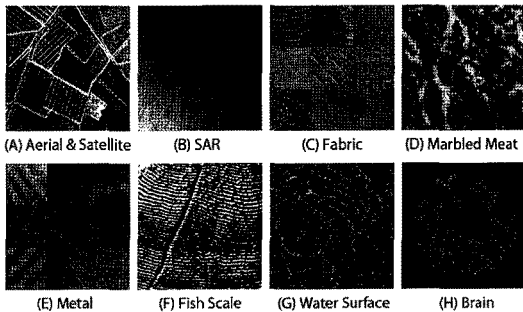


그림 1. 텍스처의 특징이 나타나는 이미지

상 텍스처의 패턴 특징과 유사한 수학적 모델을 구축하는 것이 중요하다. 텍스처의 영역을 간단한 수학적 모델로 표현함으로써, 추후의 분류 및 검색 작업을 매우 효율적으로 가능케 할 수 있다. 이런 수학적 모델의 구축은 Gabor 함수의 매개변수 조절에 의해 가능하다.

Gabor 함수의 매개변수의 조절을 통해 다양한 Gabor 필터의 형태들을 생성할 수 있는데, 텍스처 패턴의 주기성을 발견하기 위한 공간 영역 파장의 변화는 필터 마스크의 크기에 영향을 준다. 필터 마스크의 크기가 커지는 경우, Gabor 필터를 적용하였을 때의 반응 값이 자연히 커지게 됨으로, 주어진 텍스처 패턴에 가장 적합한 필터를 찾아내는데, 문제가 발생한다. 그러므로 공간 영역 파장의 값의 커짐에 따른 필터 마스크 크기의 변화의 영향을 없애기 위해, 패턴 특징 영역 값 표준화 과정이 필요하다.

텍스처 이미지 내부의 각 픽셀을 중심으로 한 주어진 크기의 영역은 패턴 모델과의 유사성에 비교되는데, 패턴 모델의 주기적인 패턴과 일치하는 영역들은 유사성이 높고, 그 이외 영역들의 경우는 자연스럽게 유사성이 떨어지는 현상이 발생한다. 그러므로 유사성이 높은 영역과 낮은 영역들을 평활화하여 동일한 텍스처 패턴 영역 내부의 대표적인 일치성을 구할 필요가 있다. 이러한 평활화 작업은 가우시안 저역통과 필터에 의해 이루어진다.

### 2.1 Gabor 함수를 이용한 필터링 기법

Gabor 함수는 텍스처의 주기성과 방향성의 특징을 나타내는데 적합하며, 함수의 매개변수들의 조절을 통해 특정 텍스처 패턴을 모델링하는데 매우 유용하다. 2차원 Gabor 함수는 식 (1)과 같고, 함수의 매개변수 5개에 대한 각각의 설명은 다음과 같다.

1. 파장 ( $\lambda$ ): Gabor 필터의 코사인 함수의 파장을 나타내며 이 값은 사이클 당 픽셀 수로 정해진다. 이 값은 주파수의 역수와 같다.
2. 방향성 ( $\theta$ ): Gabor 필터의 회전 방향을 정해주며  $0^\circ$ 부터  $360^\circ$  사이의 각도로 나타나진다.
3. 위상 ( $\psi$ ): Gabor 필터의 코사인 함수의 위상을 나타내며,  $-180^\circ$ 부터  $180^\circ$  사이의 각도로 나타나진다.
4. 중첩비 ( $\gamma$ ): Gabor 필터의 타원율을 정해준다.
5. 표준 편차 ( $\sigma$ ): 필터링이 되어지는 이미지상의

픽셀들의 크기를 결정해 준다.

위의 매개변수 중 위상  $\psi$ 의 변화는 텍스처의 표현 정보를 나타내는데 고려되지 않으며 중첩비  $\gamma$ 은 고정 값을 사용하므로 매개변수로 사용되지 않는다. 또한 표준 편차  $\sigma$ 는 본 논문의 실험에서 파장  $\lambda$ 의 값의 변화에 의해 값이 결정되기 때문에 특징적인 매개변수의 역할을 하지 않는다. 따라서 파장  $\lambda$ 와 방향  $\theta$ 이 텍스처의 표현정보를 나타내기 위한 매개변수로 사용되어진다[20,21].

$$G(x,y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(\frac{2\pi x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (1)$$

$$x' = x \cos\theta + y \sin\theta$$

$$y' = -x \sin\theta + y \cos\theta$$

Gabor 함수는 2차원 가우시안 포락선에 의해 변형된 특정 파장과 방향의 사인 곡선의 면으로 구성되며 그림 2는 가우시안 포락선과 Gabor 필터의 평면 그래프와 회색 음영화 된 3차원상의 그래프를 보여준다[18,22].

Gabor 함수의 매개변수 값들의 변화에 따라, 다양한 크기의 여러 종류의 Gabor 필터 마스크들 생성할 수 있다. 그림 3은 방향  $\theta$ 의 변화로 인해 발생한 사인 곡선의 회전과 파장  $\lambda$ 의 변화에 따른 16 종류의 Gabor 필터 마스크들을 보여준다. 방향  $\theta$ 의 변화에 따라 마스크가 회전을 하며 파장  $\lambda$ 의 변화에 따라 마스크의 크기가 변화함을 알 수 있다. 이러한 Gabor 필터들을 통한 특정 텍스처 패턴 영역들의 필터링 작업을 통해 그 영역들이 어떠한 필터와 가장 가까운 지를 파악할 수 있게 된다.

Gabor 필터를 이미지에 적용한 결과 값은 Gabor 필터의 파장과 방향성과의 일치정도에 따라 달라지며 그 값은 텍스처에 나타나는 패턴의 파장  $\lambda$ 와 방향

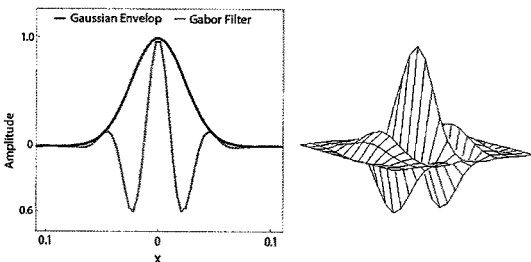


그림 2. Gabor 필터의 2차원 그래프와 3차원 그래프

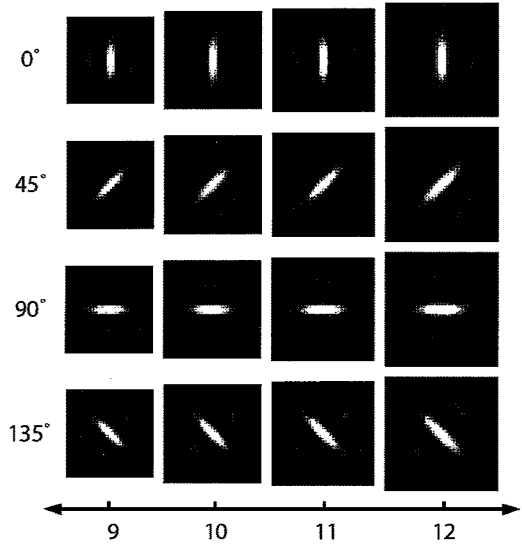


그림 3. Gabor 필터의 모양

$\theta$ 과의 곱으로 나타난다. 일치정도가 정합하는 경우 양의 영역으로 값이 커지게 되며, 일치정도가 부합하는 경우에는 음의 영역으로 값이 커지게 된다. 그리고 서로 일치성이 낮은 경우에는 0에 가까운 값으로 나타나게 된다. 본 논문의 실험 과정에서 Gabor 필터와 텍스처 이미지의 패턴의 일치정도가 정합하거나 부합하는 경우 모두 상관관계가 나타나는데, 실험 과정상 작은 값일수록 상관관계가 낮은 것으로 나타나기 때문에 상관관계가 없는 0의 값처럼 간주되어진다. 이러한 점을 해결하기 위해 음의 영역에서 나타나는 값들을 절대 값 처리(Non-linear Transform)를 하여 양의 영역으로 바꿔준다.

### 2.2 패턴 특징 값 영역 표준화(Normalization) 과정

이미지 처리 과정에서 표준화는 필터가 적용된 텍스처 이미지의 결과 값의 영역을 조절함으로써 텍스처 간 상대적인 특징 비교가 가능하게 하는 처리 과정이다. Gabor 필터의 특성상 두 개의 주요 매개변수인 파장  $\lambda$ 과 방향  $\theta$  의해 Gabor 필터 마스크가 형성되며, 이에 의해 생성되어진 Gabor 필터 마스크 내부 패턴과 텍스처 패턴과의 비교를 통해 유사성을 나타낼 수 있다. 두 매개변수 중 방향  $\theta$ 은 마스크 내부 패턴의 방향을 결정하지만, 파장  $\lambda$ 은 Gabor 필터의 주기성에 영향을 주기 때문에 마스크의 크기를 결정하는데 사용이 된다.

Gabor 필터 마스크와 텍스처 패턴과의 비교 시, 마스크를 텍스처에 적용하기 위해 컨볼루션 연산을 하게 된다. 하지만 마스크의 크기가 커지게 되면 적용 영역이 확장되고, 위에서 언급한 절대 값 처리를 해 줌으로 인해 연산 결과 값이 자연스럽게 커지게 된다. Gabor 필터의 특성상 텍스처 패턴과 Gabor 필터 마스크의 일치성이 높을수록 결과 값이 높아지게 되는데, 마스크의 크기 변화에 따른 결과 값이 영향을 주게 되면, Gabor 필터와 텍스처 이미지의 패턴 사이의 일치 정도에 따라 변화하는 결과 값들의 상대적 비교가 불가능해진다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 표준화 과정이 필요하다[23].

$$I'(x,y) = \frac{I_{x,y}}{M * M} \tag{2}$$

본 논문에서 사용한 표준화 과정에 관한 함수는 식 (2)과 같다.  $I$ 는 Gabor 필터가 적용된 이미지,  $M$ 은 Gabor 필터의 마스크이며,  $I'$ 는 표준화 과정을 거친 결과 이미지이다. 그리고 식에서 사용된 연산 중  $*$ 는 컨볼루션 연산을 의미한다. 만약 텍스처 이미지에 Gabor 필터 마스크와 똑같은 패턴이 존재하는 경우 그 연산 결과는 가장 큰 값(최대 특징 결과 값)을 가지게 된다. 따라서 마스크와 똑같은 패턴이 존재한다는 가정 하에 그 패턴과의 연산 결과 모수로 하여 이를  $I$ 에 나누어 줌으로서 마스크 크기가 변화하여도 결과 값이 일정한 범위 내에 분포하도록 해준다. 이와 같이 표준화된 이미지의 결과 값들은 다른 텍스처들과의 비교가 가능해진다.

그림 4는 Gabor 필터링을 통해 얻어진 결과 이미지로부터 900개 크기의 표본 데이터를 추출하여 얻어진 데이터 분포이다. 가로축은 각 결과 이미지에서 추출된 표본 데이터의 결과 값을 나타내며, Gabor 필터와의 유사성을 나타내는 값이다. 그리고 세로축은 추출된 표본 데이터의 동일 결과 값들의 빈도수를 나타낸다.

그림 4의 (a)는 표준화 과정이 적용되기 전 Gabor 필터 마스크의 크기 변화에 따른 텍스처 이미지의 결과 값을 나타낸 것이며, 그래프 ①~④에서 Gabor 필터의 파장이 커짐에 따라 패턴의 유사성과 관계없이 결과 값도 커지는 것을 알 수 있다. 그림 4의 (b)는 표준화 과정이 적용된 후의 결과 값을 나타낸 것이며 일정한 영역 내로 결과 값이 조절되었다. 그래프 ①~③의 경우는 값이 커진 반면, 그래프 ④는 값이

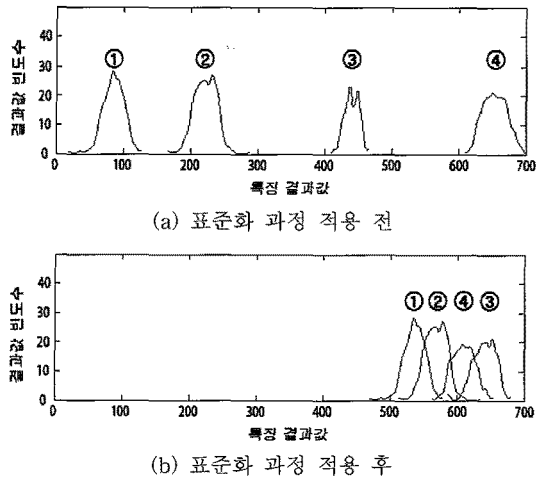


그림 4. 표준화 과정에 의한 결과 비교 그래프

작아졌는데, 이는 표준화 과정 전 패턴과 Gabor 필터와의 일치성에 의한 값의 증가보다 Gabor 필터의 마스크 크기에 따른 증가가 더 컸음을 알 수 있다. 이를 통해 가장 좋은 값을 가지는 Gabor 필터의 파장이 적용된 텍스처 이미지는 그래프 ③임을 알 수 있다.

### 2.3 가우시안 저역통과 필터(Gaussian Low-Pass Filter)

가우시안 저역통과 필터는 텍스처 이미지에 나타나는 패턴 영역의 대표적인 일치성을 구하기 위하여 가우시안 함수를 사용한 이미지 평활화에 사용되어진다.

본 논문에서는 이미지의 각 픽셀 값들을 평균화하여 추출하기 위해 가우시안 저역통과 필터를 사용하였다. 실험을 위한 임의로 추출되는 픽셀 영역이 패턴 모델의 주기적인 패턴과 비교되는데, 패턴이 일치하는 영역은 유사성이 높고, 그 이외의 영역들은 유사성이 떨어진다. 따라서 낮은 영역의 값들만 추출되어지는 경우 유사성이 높음에도 불구하고 픽셀의 평균 값이 낮게 나타나기 때문에 텍스처 분석의 정확성이 떨어질 수 있다. 그러므로 식 (3)와 같은 가우시안 저역통과 필터 함수를 사용하여 결과 값의 분포를 평균화하여 동일한 텍스처 패턴 영역 내부의 대표적인 일치성을 구한다.

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{3}$$

2차원 이미지 상에서 가우시안 저역통과 필터가

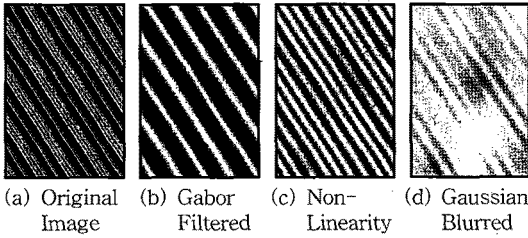


그림 5. 가우시안 저역통과 필터를 이용한 이미지 평활화

적용되어질 때, 이 필터는 가우시안 분포의 윤곽선이 중심점으로부터 단일 돌출 부분을 가지는 동심원의 형태로 나타난다[24]. 이 분포의 값들은 원본 이미지에 적용될 행렬을 만드는데 사용되어지며, 중앙에 위치한 픽셀과 먼 거리에 있는 이웃 픽셀들을 가중치로 감소시켜, 가중한 이웃의 평균값으로 대체하는 특징을 가진다. 즉, 각 픽셀의 새로운 값은 그 픽셀 주변 값들의 가중 평균값으로 설정되어진다.

2차원 가우시안 분포 함수는 순환대칭의 특징을 가지는데 마스크로 회전한 평활화 결과는 방향이 같으며, 평활화 정도인 가우시안 분포 마스크의 폭은 표준편차  $\sigma$ 가 매개변수로 작용한다[25,26]. 표준편차  $\sigma$ 는 Gabor 필터 마스크 생성 시 유효한 파장  $\lambda$ 의 범위 내에서 생성되는 마스크 크기 영역 안에 가우시안 분포 마스크 포함될 수 있도록 정해진다. 이는 표준편차가 커지게 되면 가우시안 분포 필터의 마스크가 커지게 되어 평활화 효과가 크게 나타나 추출되어지는 평균값을 일정하게 만들게 된다. 이로 인해 패턴의 형태가 사라지게 되어 추출되어지는 픽셀 값의 분산이 0에 가까워지기 때문에, 분산 값이 텍스처 특징으로 사용되어지기 힘들다. 따라서 실험에서 사용되어지는 텍스처들의 파장 범위에 포함되는 표준 편차 값을 사용하기 위해 1.2로 설정하였다.

### 3. 텍스처 패턴특징 표현 좌표체계

#### 3.1 Gabor 필터 बैं크를 통한 패턴특징 표현 방법

Gabor 필터 기반 텍스처 분석은 일반적으로 Gabor 필터를 형성하는데 중요한 역할을 하는 특정 매개변수들의 여러 값들로 구성된 집합체인 Gabor 필터 बैं크를 [17,27] 통해 이루어진다. 위의 절에서 언급한대로 텍스처 패턴의 주기성을 발견하는 파장과 패턴의 방향성에 대응하는 방향각도 변수가 텍스처

패턴들을 분석하는데 중요한 역할을 하기 때문에 이는 Gabor बैं크의 구성에 사용되어진다.<sup>1)</sup> 또한 과거 연구에 사용되었던 여러 일반적인 텍스처 패턴들에 적합한 변수들의 특정 값들의 역할을 고려할 수도 있다.

Gabor 필터 बैं크를 사용한 텍스처 패턴 분류 방법에서는 Gabor 필터 बैं크에 설정되어진 매개변수들을 각 텍스처의 패턴에 적용하게 됨으로서 각 필터와의 일치성을 발견한다. 따라서 매개변수들의 여러 다양한 값들을 사용하면, 보다 정확한 분석결과를 도출할 수 있다. 그러나 지나치게 많은 매개변수들의 값들의 종류는 오히려 텍스처 패턴 분석의 성능에 저해를 줄 수 있다. 그러므로 가장 적절한 매개변수 값들의 종류의 수를 정하는 것과 그런 제한된 종류를 구성하기 위해 어떠한 대표적인 값들을 사용할 지에 대한 연구 [1]도 매우 중요하다고 볼 수 있다.

그림 6은 Gabor 필터 बैं크의 한 예를 보여준다.  $0^\circ \sim 180^\circ$  사이의 방향각 영역을 각  $30^\circ$ 씩 6방향으로 나누었으며 각 방향에 대해 4영역의 주파수 대역으로 나누어 총 24개의 영역으로 구분되었다. 위의 예와 같이 Gabor 필터 बैं크는 주파수와 방향에 의해 정의된다. Gabor 필터 बैं크는 텍스처 클래스의 주파수 대역을 거의 균일하게 포함할 수 있도록 설계된다.  $U_l$ 과  $U_h$ 를 각각 Gabor 필터 बैं크의 최하위 및 최상위 중심 주파수라고 하고 K와 S를 각각 방향과 주파수의 단계수라고 하면 스펙트럼이 그림 6과 같이 경계에서 상호 접하는 형태로 Gabor 필터 बैं크가 설계된다 [17,28].

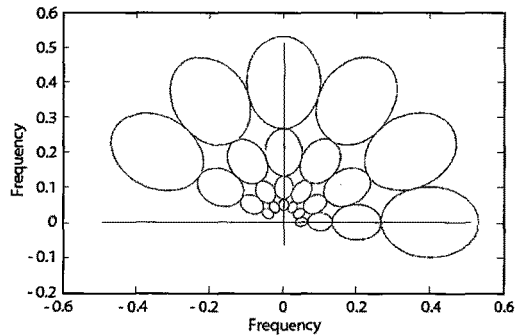


그림 6. Gabor 필터 बैं크 ( $U_l=0.05, U_h=0.4, K=6, S=4$ )

1) 본 논문에서 주파수 변수의 값과 방향각도 변수 값의 의해 형성된 필터를 Gabor 필터 बैं크의 특징 원소라고 정의한다.

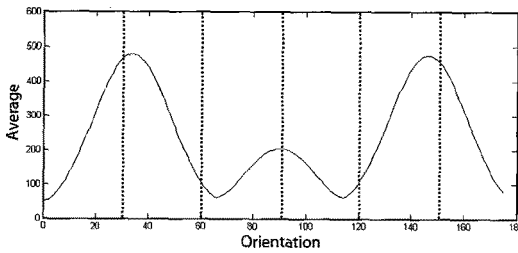


그림 7. Gabor 필터 बैं크 매개변수에 따른 결과 그래프에서의 대표값 설정

Gabor 필터 बैं크의 표준화된 형태는 없으나, 여러 연구[1]에서 많은 다양한 텍스처 패턴들에 적합한 주파수와 방향각도의 값들의 집합의 종류를 제시하였으므로, 추후의 텍스처 분류 및 검색에 관련된 연구들은 그 전의 연구 결과들을 토대로 Gabor 필터 बैं크를 쉽게 구축할 수 있는 장점이 있다. 그러나 Gabor 필터 बैं크를 구성하는 고정된 특정 매개 변수 값들은 각 특유의 텍스처 패턴을 차별되게 구별할 수는 있으나, 보다 정확하게 그 패턴의 특징을 대표하는 정보일 수는 없다.

예를 들면, 35° 방향으로 기울어진 무늬의 텍스처 패턴은 Gabor 필터 बैं크의 방향각도 매개변수 값이 30°, 60°, 90° 등으로 구성되어 있다면, 35°에 가장 가까운 30°에 해당되는 필터로 그 텍스처 패턴의 일치 여부를 판단하게 된다. 또한 35°에서 멀어지는 각도의 필터를 사용하는 경우 그 텍스처 패턴과의 일치도는 새로운 특성이 나타날 때까지 점점 낮아질 것이며, 그 일치도는 의미가 없다고 할 수 있다. 다시 말해 대략 1-3개 정도의 값들만 그 패턴의 차별에 도움을 줄 뿐, 나머지 값들은 특징을 대표하는 값들과 차이가 있는 값들을 취하므로, 다른 패턴들을 구별하는데 중요한 역할을 할 수 없다. 그림 7에서는 30°씩 6단계의 방향 영역을 설정한 Gabor 필터 बैं크를 점선으로 나타내었다. 텍스처를 대표하는 값은 35°와 145°에서 나타나고 있으나 Gabor 필터 बैं크의 가장 가까운 매개변수인 30°와 150°로 결정되어진다. 그러므로 각 텍스처 패턴 입장에서 볼 때, बैं크 내부의 불필요한 매개변수들의 값들은 효율성을 떨어뜨리며, 각 패턴에 적절하게 대응되는 값들이 아니기 때문에 분석 결과가 최선이 아닐 확률이 매우 높다.

3.2 제안된 텍스처 패턴 특징 표현 좌표 체계 시스템 위의 절에서 언급한 텍스처 패턴분류를 위한

Gabor 필터 बैं크 사용법에서는 बैं크를 구성하기 위해 디자인된 필터들을 각 텍스처 패턴에 적용하여, बैं크의 모든 필터들과의 종합적인 일치성을 발견한다. 이에 반해 본 논문에서 제안된 방법은 이미 구성된 बैं크의 일반적인 필터들을 사용하는 대신에, 각 텍스처 패턴에 가장 적합하게 일치하는 필터들을 선택하는 것이 기본적인 개념이다. 이전에 설명한 대로 각 필터는 Gabor 함수의 대표적인 두 개의 매개변수의 특정 값들에 의해 결정되므로, 그 해당 필터와 특정 텍스처 패턴과의 일치성을 그 두 개의 매개변수들로 구성된 좌표계 위에 표현한다. 그림 9는 본 논문의 실험에서 사용한 좌표계로서, 본 논문의 실험에 사용된 텍스처들의 특징을 나타내는 매개변수들의 값을 좌표계에 표시하였다.

본 논문에서는 단순히 필터링 된 텍스처의 특징을 사용하여 분류나 분할을 하기 위한 목적이 아니라 각 텍스처들의 차별화된 표현정보를 나타내기 위해 좌표 체계 시스템이 적용 된다. 이런 좌표 체계는 각 패턴을 나타내는 특정 정보들을 정확하게 표현할 수 있어, 텍스처 패턴 표현 방법으로 사용될 수 있다. 또한 텍스처 패턴 분류 방법에 적용될 때, 보다 효율적인 분류 결과를 얻을 수 있는 장점이 있다. 텍스처 검색 및 분류 작업 시 정확도 면에서 기존 연구들과의 차이점을 보인다. 기존의 Gabor 필터 बैं크를 사용하여 텍스처 검색 및 분류를 하는 경우 미리 설정된 매개변수들에 의해 작업이 이루어지는데, 이는 텍스처에 나타나는 패턴과의 일치성이 낮아지기 때문에 결과의 정확도에 영향을 미치게 된다. 본 논문에서 제안된 좌표 체계 시스템을 사용하면 모든 종류의 텍스처들이 좌표계 위에 표현될 수 있으며, 비슷한 형태의 패턴들은 유사한 매개 변수를 가지고 좌표계 위의 동일한 영역에 분포하기 때문에 군집된 매개 변수들 간의 비슷한 패턴들을 직관적으로 찾을 수 있다. 또한 이를 통한 텍스처 분류 시 최상의 값을 가지는 고유한 영역이 존재하므로 다른 텍스처 클래스와의 차별성이 높아지며 분류, 검색의 정확도 및 데이터 마이닝 시 연관 규칙의 복잡도도 낮아지게 된다.

### 3.3 텍스처 특징 발견 기술

각 텍스처에 나타나는 패턴의 방향성과 파장에 따라 단일 패턴이 아닌 복수의 패턴이 나타나는 경우가

있다. 대표적인 한 개의 패턴 특징 이외에 중요한 의미를 지닌 특징들이 발견되지 않는 경우, 그 특징에 해당하는 하나의 매개변수 값을 좌표계에 표시한다. 그리고 여러 개의 패턴 특징들이 동시에 발견되는 경우, 좌표계의 여러 지점에 우선순위를 고려한 그 패턴 분류정보를 기재한다. 이런 경우 텍스처의 표현 정보로 나타나는 매개변수가 단일 매개변수가 아닌 다중 매개변수를 가지게 된다.

그림 8의 (a)는 단일 패턴이 나타나는 텍스처의 평균값 그래프이다. 이 그래프에서는 파장과 방향의 변화에 따른 상위 값이 하나만 나타나는 단일 매개변수를 보여준다. 그림 8의 (b)는 복수의 패턴이 나타나는 텍스처의 평균값 그래프이다. 이 그래프에서는 파장과 방향의 변화에 따라 상위 값이 여러 개 나타나는 다중 매개변수를 보여준다. 이처럼 텍스처에서 다중 매개변수가 나타나게 되면 이를 텍스처의 표현 정보로 사용할 시 단일 매개변수를 가진 텍스처보다

정확한 분류 및 검색 작업이 가능해진다.

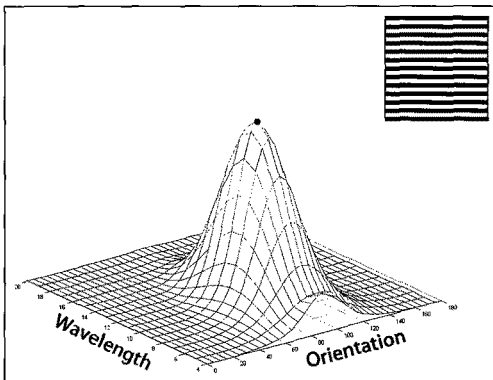
#### 4. 텍스처 패턴 분류 기술

데이터 마이닝의 일부인 패턴 분류작업의 필수 조건은 신뢰도가 높은 충분한 데이터 확보이다. 충분한 분량의 데이터가 정확한 분류를 가능하게 하는데, 오히려 방대한 분량 중 불필요한 데이터들의 존재는 분류의 정확도를 낮아지게 할 수 있으므로 최적의 결과를 산출할 수 있는 의미 있는 데이터의 확보가 중요하다[29].

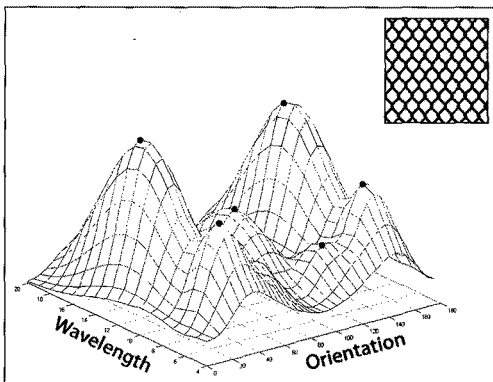
Gabor 필터 뱅크를 사용하여 텍스처 패턴을 분류할 때 사용되는 패턴 분류 알고리즘의 선택은 자유롭다. 여러 연구들[1,28,30]의 결과에 따라 알고리즘의 적합성을 판단 할 수 있지만, 대부분의 경우 유사한 분류 결과를 보여준다. 그러나 Gabor 필터 뱅크가 아닌 본 논문에서 제안된 패턴 표현 좌표 체계 시스템에 의해 텍스처 패턴들의 특징 정보들을 정리한 경우는 여러 분류 기술들 가운데, 의사결정 나무 알고리즘(Decision Tree Algorithm)이 가장 적합하다.

그 이유는 신경망회로 기반의 Support Vector Machine 이나 Radial Basis Function Networks 들은 Gabor 필터 뱅크를 통해 얻어진 정형화된 특징 데이터를 사용하여, 모든 특징 애트리뷰트들의 비중을 동등하게 부여하여 분류한다. 반면에 의사결정 나무 알고리즘에서는 먼저 가장 영향력 있는 특징 애트리뷰트를 선택하여, 그 애트리뷰트를 기준으로 분류를 시작하게 된다. 우선순위가 높은 영향력 있는 애트리뷰트에 의해 분류가 완성된다면, 차선의 애트리뷰트는 사용할 필요가 없게 되므로 분류에 직접적으로 역할을 못하는 애트리뷰트에 해당되는 데이터들은 분류 작업에 사용할 필요가 없다. 그런 데이터들은 분류 작업 성능 향상에 방해가 될 수 있는 요소라고 할 수 있다.

본 논문에서는 텍스처 이미지의 분류 시 영향력 있는 애트리뷰트들만을 사용하여 성능 향상에 목표를 두고 있다. 따라서 텍스처 분류 작업에 영향을 끼치지 못하는 애트리뷰트들은 좌표 체계 시스템 상에서 일차적으로 분류 작업을 거친다. 좌표 체계 시스템 상에 표현된 텍스처를 구별하기 위한 애트리뷰트 영역이 다른 텍스처들이 속한 애트리뷰트들과 서로 다른 영역에 위치해 있는 경우, 이러한 애트리뷰트는



(a) 단일 패턴 텍스처 이미지



(b) 다중 패턴 텍스처 이미지

그림 8. 텍스처 패턴에 따른 매개변수 수

분류 작업에 직접적으로 영향을 끼치지 못하기 때문에 배제가 된다. 즉, 좌표 체계 시스템 상에 표현된 텍스처들이 서로 각기 다른 영역에 분포되어 있을 경우, 서로 영향을 끼치지 않기 때문에 이들을 분류하기 위한 특정한 텍스처 분류 작업을 실행하지 않아도 좌표 체계 시스템 상에서 일차적으로 분류가 가능하다. 이러한 일차적 분류 작업은 의사결정 나무 알고리즘 적용 시 분류 작업에 해당하는 텍스처 이미지의 수를 줄여줌으로서 속도와 정확도 면에서 좋은 성능을 나타낼 수 있다.

### 5. 실험 및 실험 결과

#### 5.1 좌표 체계 시스템에서의 텍스처 표현 정보

본 논문의 실험에 사용된 이미지는 텍스처 이미지 분류 기술의 대표적인 실험용 데이터인 Brodatz Album의 다양한 텍스처 이미지를 사용하였다. D1부터 D112의 Brodatz 텍스처 이미지 중 텍스처 특성을 나타낼 수 있는 조밀성, 대조성, 방향성들에 기반한 76개의 텍스처 이미지를 선택하였다.

Gabor 필터의 두 매개변수인 파장과 방향을 변화시키며 위 76개의 텍스처 이미지에 필터를 적용시킨 뒤, 각 텍스처에 나타나는 패턴의 규칙성에 의해 나타나는 특징을 표현할 수 있는 매개변수를 찾아 좌표 체계 시스템에 표시하였다.

그림 9는 필터가 적용된 텍스처로부터 추출되어 좌표 체계 시스템에 적용될 매개변수의 영역을 그래프 상에 위치시켜 나타낸 것이다. 파장은 4pixels/cycle에서 20 pixels/cycle까지의 영역을 1 pixel/cycle씩 총 17 단계로 나누었으며 방향각은 0°에서

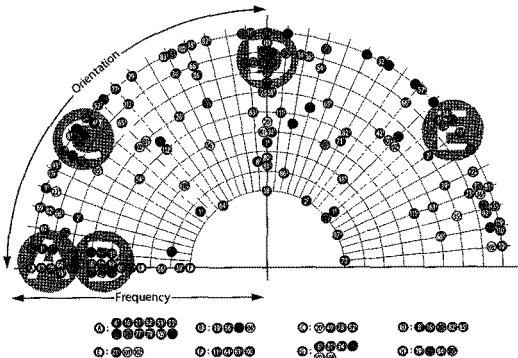


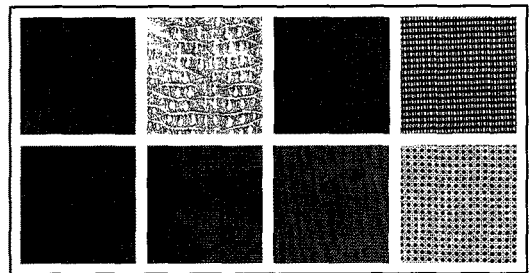
그림 9. 텍스처의 표현정보가 표시된 좌표 체계 시스템

180°까지의 영역을 5°씩 총 36단계로 나누어 표시하였다. 사용된 Brodatz 텍스처 이미지의 표현정보를 나타내는 매개변수가 좌표계에 설정되었으며 각 번호는 Brodatz Album의 각 고유번호를 나타낸다. 각 매개변수들은 데이터 마이닝에서 규칙 설정을 위한 애트리뷰트로 설정되어지며, 다른 텍스처와 중복되는 매개변수를 가진 텍스처의 매개변수들은 그룹화를 하여 표현하였다. 각 매개변수들이 적용된 텍스처의 평균값을 표현하기 위해 각 텍스처 번호마다 1~255단계의 명도 값으로 표현하였으며 값이 높을수록 밝은색, 낮을수록 어두운색으로 나타내었다.

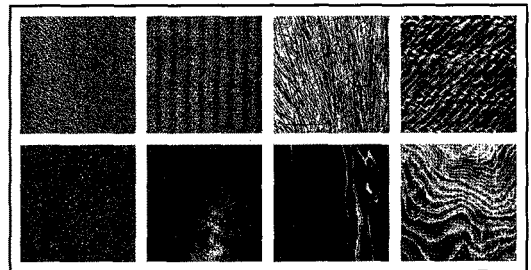
또한 텍스처에 나타나는 패턴이 복수의 방향성과 파장을 가지면서 나타나게 되는 다중 매개변수의 경우, 각 패턴의 매개변수들의 조합이 텍스처를 나타내는 표현정보로 사용되기 때문에 좌표계에 모두 표현되었다.

#### 5.2 의사결정 나무 알고리즘을 통한 텍스처 분류

일반적으로 여러 논문에서는 텍스처 분류를 위해 Gabor 필터 뱅크를 사용한다. 본 논문에서 제안한 좌표 체계 시스템과의 비교를 위해 그림 10과 같이 2개의 그룹으로 나누어 실험을 하였다. 그룹 1은 텍스처의 매개변수들이 그림 9의 좌표계 상에서 같은



(a) Group 1 (D6, D10, D16, D20, D21, D52, D53, D101)



(b) Group 2 (D4, D11, D15, D18, D29, D69, D70, D71)

그림 10. 실험에 사용된 Brodatz 텍스처 이미지



표 1. 같은 영역 상에 위치하는 애트리뷰트를 사용하는 텍스처

텍스처 번호	텍스처 특징 영역				
	A	B	C	D	E
D6	⑥ <sup>1</sup>		⑥ <sup>2</sup>	⑥ <sup>3</sup>	⑥ <sup>4</sup>
D10	⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>1</sup>		⑩ <sup>2</sup>	
D16	⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>2</sup>		⑩ <sup>3</sup>	
D20	⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>2</sup>		⑩ <sup>3</sup>	⑩ <sup>4</sup>
D21	⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>2</sup>		⑩ <sup>3</sup>	
D52	⑤ <sup>2</sup>		⑤ <sup>2</sup>	⑤ <sup>2</sup>	⑤ <sup>2</sup>
D53	⑤ <sup>3</sup>		⑤ <sup>3</sup>	⑤ <sup>3</sup>	⑤ <sup>3</sup>
D101		⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>1</sup>	⑩ <sup>1</sup>

영역 상에 위치하는 텍스처들이며, 본 논문의 실험에서 사용한 특정 필터와의 유사성이 높은 텍스처들로 선택되었다. 표 1에서는 그룹 1의 텍스처들에게 영향을 끼치는 특징 영역을 보여주고 있으며, 그림 9의 A부터 E까지 5개의 영역에만 모든 텍스처의 매개변수들이 나타나고 있다. 이 영역의 크기는 분류 목적에 따른 임계치의 변경에 의해 동적으로 변화되어질 수 있으며, 본 논문에서는 텍스처 분류 정확도를 측정하는 실험 목적으로 파장 6 pixels/cycle, 방향 20°의 영역으로 설정되었다. 그룹 2는 텍스처의 매개변수들이 서로 다른 영역 상에 위치하는 텍스처이며, 특정 필터와의 유사성을 고려하지 않고 임의로 선택되었다.

본 논문의 실험에서는 데이터 마이닝을 위해 필터링 된 텍스처 이미지로부터 총 16개의 클래스마다 900개의 값을 추출하여 데이터화 하였다. 이 중 600개의 값을 기반으로 연관 규칙을 설정하였으며, 이 규칙을 통해 300개의 값을 사용하여 의사결정나무 알고리즘을 통해 각 텍스처를 분류하였다. 연관 규칙 생성 시 분류 기준의 근거가 되는 애트리뷰트는 각 실험 군에서 사용되는 텍스처의 매개변수로 이루어진다. Gabor 필터 뱅크를 사용하는 경우 정해진 영역의 매개변수로 애트리뷰트가 설정되어지며, 좌표 체계 시스템에서는 각 텍스처의 표현정보로 나타낼 수 있는 매개변수들의 조합으로 애트리뷰트가 설정되어진다.

Gabor 필터 뱅크를 사용한 텍스처 분류 시 좌표 체계 시스템과 동일한 파장 영역을 5단계로 나누었

으며 방향각은 6단계로 나누어 총 30개의 영역을 가지도록 설정되었다. 데이터 마이닝 시 위 30개 영역의 매개변수로 이루어진 애트리뷰트가 설정되어지며 그림 10의 모든 텍스처에 적용되어진다. 하지만 좌표 체계 시스템을 사용한 텍스처 분류 시 아래와 같이 2 단계에 걸쳐서 실험이 이루어진다.

1) Gabor 필터 뱅크와 같이 16개의 텍스처가 모두 적용이 되는 것이 아니라 일차적으로 좌표계 상에서 구분되어지는 텍스처를 분류한다. 그룹 2의 텍스처는 좌표계 상에서 서로 다른 영역에 위치하기 때문에 각 텍스처의 매개변수로 설정되어지는 애트리뷰트를 사용한 데이터 마이닝 과정을 거치지 않아도 분류가 되어진다.

2) 그룹 1의 텍스처들은 동일한 매개변수로 설정된 애트리뷰트를 사용하기 때문에 일차적으로 분류된 그룹 2의 텍스처를 제외한 그룹 1의 8개 텍스처만을 사용하여 분류 작업이 실행된다. 데이터 마이닝을 위한 애트리뷰트는 8개 텍스처의 다중 매개변수를 포함한 21개의 매개변수로 설정되어진다.

### 5.3 Gabor 필터 뱅크와 좌표 체계 시스템의 성능 비교

데이터 마이닝 과정에서 생성된 연관규칙에 의한 분류 정확도는 규칙의 복잡성과 오류 검출 횟수에 의해 결정된다. 텍스처 클래스를 분류하는 기준이 되는 규칙의 복잡성이 단순할수록 그 기준이 명확하다는 의미이며 이러한 단순한 규칙을 갖는 실험 데이터 군은 복잡한 규칙을 갖는 데이터 군에 비해 상대적으로 오류검출횟수가 적다.

표 2는 Gabor 필터 뱅크와 좌표 체계 시스템의 분류 실행 시 발생하는 오류 검출 횟수를 기반으로 한 정확도, 각 클래스 별 룰의 개수, 룰이 생성되는 깊이를 비교한 것이다. 정해진 영역의 매개변수가 설정되어진 Gabor 필터 뱅크는 각 텍스처의 매개변수들로 인해 설정되어지는 좌표 체계 시스템보다 규칙의 수가 많고 분류 정확도 역시 좌표 체계 시스템보다 떨어진다. 일반적으로 규칙 생성 시 분류 기준의 근거가 되는 애트리뷰트의 수가 많을수록 더욱 명확한 규칙이 될 수 있음을 감안할 때, 좌표 체계 시스템의 애트리뷰트 수가 Gabor 필터 뱅크보다 더 적음에도 불구하고 높은 정확도 결과를 나타내고 있다. 이는 좌표 체계 시스템이 Gabor 필터 뱅크보다 상대적으로 높은 성능을 나타냄을 알 수 있다.

표 2. Gabor 필터 बैं크와 좌표 체계 시스템의 실험 결과 비교

	클래스	Gabor 필터 बैं크			좌표 체계 시스템		
		정확도(%)	규칙수	깊이	정확도(%)	규칙수	깊이
그룹 1	D6	99.00	6	12	99.33	4	8
	D10	57.33	136	15	90.67	29	9
	D16	80.33	64	15	90.00	37	10
	D20	100.00	5	11	100.00	2	4
	D21	92.00	21	15	96.67	18	10
	D52	92.00	27	15	95.00	11	9
	D53	98.67	14	12	99.00	6	8
	D101	100.00	4	8	99.67	2	4
그룹 1 평균		89.92	34.63	12.88	96.29	13.63	7.75
그룹 2	D4	70.67	78	8	78.00	98	11
	D11	82.00	59	16	90.33	32	10
	D15	72.67	91	16	77.33	84	10
	D18	86.33	47	14	91.00	29	9
	D29	63.67	112	13	65.33	121	11
	D69	67.33	121	15	69.33	142	11
	D70	74.33	104	15	84.33	77	11
	D71	76.33	88	14	76.67	90	11
그룹 2 평균		74.17	87.50	13.88	79.04	84.13	10.50
전체 평균		82.04	61.06	13.38	87.67	48.88	9.13

따라서 Gabor 필터 बैं크를 사용하는 경우보다 좌표 체계 시스템을 사용하여 텍스처 분류를 하는 경우 사용되어지는 애트리뷰트의 수가 적음으로서 알고리즘의 복잡도가 낮아지며 이로 인해 시간 대비 성능이 향상됨을 알 수 있다. 또한 각 텍스처의 표현정보로 나타나는 매개변수들을 직접 애트리뷰트로 설정함으로써 정확도 또한 높게 나오는 것을 알 수 있다.

### 6. 결론 및 향후계획

본 논문에서는 Gabor 필터의 두 매개변수인 과정과 방향각의 레벨이 미리 설정되어지는 기존의 Gabor 필터 बैं크와 달리 각 텍스처 클래스에 가장 적합한 매개변수가 설정되어지는 좌표 체계 시스템을 제안하고 실험하였다. Gabor 필터 बैं크 파라미터가 미리 설정된 기존 연구의 장점은 불특정 다수의 텍스처 클래스를 처리함에 적합하지만 분류의 정확도에 있어 매개변수의 정밀도에 영향을 받는 단점이 있다. 본 논문에서 제시한 좌표 체계 시스템은 각

텍스처 클래스의 가장 적합한 매개변수를 사용함으로써 적합하지 않는 매개변수로 이루어진 애트리뷰트를 사용한 텍스처들이 좌표 체계 시스템 내에서 일차적으로 구분이 가능하며, 이는 기존 시스템보다 작업 속도 및 분류 정확도 면에서 더 좋은 결과를 보여준다. 또한 같은 영역에 위치한 애트리뷰트를 사용하는 텍스처 사이의 유사성을 발견하여, 동일한 특징을 가지는 텍스처들의 특징 분석 및 검색에도 효율적으로 사용되어질 수 있다.

향후 연구에서는 각 텍스처들의 변화에 따른 매개변수들의 과정 및 방향각의 변화를 비교하고, 변화된 표현정보들 간의 결과를 좌표 체계 시스템을 기반으로 하여 분석하는 연구를 진행할 계획이다. 또한 좌표 체계 시스템을 기반으로 한 데이터 마이닝을 사용하여 기존 연구에서 사용된 미리 정해진 애트리뷰트와는 달리 각 텍스처의 표현정보로 나타나는 매개변수들의 조합을 그룹화 하여 텍스처의 분류 및 검색에 좀 더 효율적인 방법을 모색하도록 할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] B.S. Manjunath and W.Y. Ma, "Browsing large satellite and aerial photographs," International Conference on Image Processing, Vol.2, pp. 765-768, 1996.
- [2] G. Rabatel, C. Delenne and M. Deshayes, "A non-supervised approach using Gabor filters," *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.62, No.2, pp. 159-168, 2008.
- [3] J.V. Soares, C.D. Renno, and A.R. Formaggio, "An Investigation of the Selection of Texture Features for Crop Discrimination Using SAR Imagey," *Remote sensing of environment*, Vol.59, No.2 pp. 234-247, 1997.
- [4] O.C.R. Filho, P.M. Treitz, E.D. Soulis, P.J. Howarth, and N. Kouwne, "Texture Processing of Synthetic Aperture Radar Data Using Second-Order Spatial Statics," *Computer & Geosciences*, Vol.22, No.1, pp. 27-34, 1996.
- [5] F.S. Cohen, Z. Fan and S. Attali, "Automated Inspection of Textile Fabrics Using Textural Models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.8, pp. 803-808, 1991.
- [6] Z. He, X. You, and Y. Yuan, "Texture image retrieval based on non-tensor product wavelet filter banks," *Signal Processing*, Vol.89, No.8, pp. 1501-1510, 2009.
- [7] K. Shiranita, T. Miyajima and R. Takiyama, "Determination of meat quality by texture analysis," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 19, No.4, pp. 1319-1324, 1998.
- [8] O. Makeyev, E. Sazonov, T. Baidyk, and A. Martin, "Limited receptive area neural classifier for texture recognition of mechanically treated metal surfaces," *Neurocomputing*, Vol.71, pp. 1413-1421, 2008.
- [9] S.J. Hickinbotham, E.R. Hancock and J. Austin, "Segmenting modulated line textures with S-Gabor filters," International Conference on Image Processing, Vol.3, pp. 149-152, 1996.
- [10] S.J. Hickinbotham, E.R. Hancock, and J. Austin, "S-Gabor channel design for segmentation of modulated textures," Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications, Vol.2, pp. 591-595, 1997.
- [11] C.M. Senet, J. Seemann, and F. Ziemer, "Dispersive surface classification: local analysis of optical image sequences of the water surface to determine hydrographic parameter maps," OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition, Vol.3, pp. 1769-1774, 2000.
- [12] G. Palubinskas, "Adaptive filtering in magnetic resonance images," Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, Vol.3, pp. 523-257, 1996.
- [13] M. Macenko, M. Celenk and M. Limin, "Lesion Detection Using Morphological Watershed Segmentation and Modelbased Inverse Filtering," International Conference on Pattern Recognition, Vol.4, pp. 679-682, 2006.
- [14] F. Bianconi and A. Fernández, "Evaluation of the effects of Gabor filter parameters on texture classification," *Pattern Recognition*, Vol.40 No.12, pp. 3325-3335, 2007.
- [15] S.C. Kim and T.J. Kang, "Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model," *Pattern Recognition*, Vol.40, No.4, pp. 1207-1221, 2007.
- [16] D. Puig and M.A. Garcia, "Automatic texture feature selection for image pixel classification," *Pattern Recognition*, Vol.39, No.11, pp. 1996-2009, 2006
- [17] B.S. Manjunatha and W.Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No.8, pp. 837-841, 1996.
- [18] S.E. Grigorescu, N. Petkov and P. Kruizinga, "Comparison of texture features based on Gabor filters," *IEEE Transaction on Image*

*Processing*, Vol.11, No.10, pp. 1160-1167, 2002.

[19] D.A. Clausi and H. Deng, "Design-based texture feature fusion using Gabor filters and co-occurrence probabilities," *IEEE transactions on image processing*, Vol.14, No.7, pp. 925-936, 2005.

[20] T. Andrysiak and M. Choraś, "Image retrieval based on hierarchical Gabor filters," *International Journal Applied Computer Science*, Vol.15, No.4, pp. 471-480, 2005.

[21] M.R. Turner, "Texture discrimination by Gabor functions," *Biological Cybernetics archive*. Vol.55, pp. 71-82, 1986.

[22] J. Cook, V. Chandran, S. Sridharan and C. Fookes, "Gabor Filter Bank Representation for 3D Face Recognition," *Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. 4, 2005.

[23] M. Foracchia, E. Grisan and A. Ruggeri, "Luminosity and contrast normalization in retinal images," *Medical Image Analysis*, Vol.9, No.3, pp. 179-190, 2005.

[24] S. Tan, J.L. Dale and A. Johnston, "Performance of three recursive algorithms for fast space-variant Gaussian filtering," *Real-Time Imaging*, Vol.9, No.3, pp. 215-228, 2003.

[25] C.Y. Wee, R. Paramesran and R. Mukundan, "Quality Assessment of Gaussian Blurred Images Using Symmetric Geometric Moments," *International Conference on Image Analysis and Processing*, pp. 807-812, 2007.

[26] K. Deguchi, T. Izumitani, and H. Hontani, "Detection and enhancement of line structures in an image by anisotropic diffusion," *Pattern Recognition Letters*, Vol.23, No.12, pp. 1399-1405, 2002.

[27] A.K. Jain, N.R. Ratha, and S. Lakhshmanan, "Object detection using Gabor filters," *Pattern Recognition*, Vol.30, No.2, pp. 295-309, 1997.

[28] A.K. Jain and F. Farrokhnia, "Unsupervised

texture segmentation using Gabor filters," *Pattern Recognition*, Vol.24, No.12, pp. 1167-1186, 1991.

[29] M.S. Lewis-Beck, *Data Analysis: an Introduction*, Sage Publications Inc, 1995.

[30] P. Hajek, T. Feglar, J. Rauch and D. Coufal. "The GUHA method, data preprocessing and mining," *Database Support for Data Mining Applications*, Vol.2682, pp. 135-153, 2004.



우 경 덕

2009년 2월 세종대학교 인터넷  
학과 학사 졸업  
2009년~현재 세종대학교 대학원  
디지털콘텐츠학과 석사  
과정  
관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식



김 성 국

2008년 2월 세종대학교 디지털  
콘텐츠학과 학사 졸업  
2008년~2009년 World Together  
(NGO) 케냐 자원봉사  
2009년~현재 세종대학교 대학원  
디지털콘텐츠학과 석사  
과정

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식



백 성 욱

1987년 서울대 계산통계학과 학  
사 졸업  
1992년 미국 Northern Illinois  
University 석사 졸업  
1999년 미국 George Mason  
University 박사 졸업  
1997년~2002년 Datamat

Systems Research Inc.(McLean,VA,USA),  
Senior Scientist

2002년~현재 세종대학교 컴퓨터 공학부 디지털콘텐츠  
학과 교수

관심분야 : 컴퓨터비전, 패턴인식, 컴퓨터게임, 인공지능