

Gabor 웨이블릿을 이용한 회전 변화에 무관한 질감 분류 기법

김원희[†], 尹清波^{**}, 문광석^{***}, 김종남^{****}

요 약

본 논문에서는 가보 웨이블릿(Gabor Wavelet)을 이용한 회전 변화에 무관한 질감 분류 기법을 제안한다. 기존의 방법들은 대용량 질감 데이터베이스에서 낮은 정정분류비(Correct Classification Rate)를 나타내었다. 제안한 방법은 가보 웨이블릿 필터링된 영상에서 전역 특징 벡터(Global Feature Vector)와 지역 특징 행렬(Local Feature Matrix)을 정의하였다. 회전 변화에 무관한 두 가지 특징 그룹을 이용하여 개선된 유사도 측정 판별식(Discriminant)을 정의하였으며, 실험을 통하여 대용량 질감 데이터베이스에 적용한 결과 향상된 정정분류비를 얻을 수 있었다. 또한 질감 영상 스펙트럼의 대칭성을 이용하여 기존의 방법보다 실험회수를 50% 가까이 감소시켰다. 결론적으로 112개의 브로다츠(Brodatz) 질감 클래스에서 비교 방법에 따라 차이는 있으나 2.3%~15.6%의 향상된 정정분류비를 얻었다.

Rotation-Invariant Texture Classification Using Gabor Wavelet

Won-Hee Kim[†], Qingbo Yin^{**}, Kwang-Seok Moon^{***}, Jong-Nam Kim^{****}

ABSTRACT

In this paper, we propose a new approach for rotation invariant texture classification based on Gabor wavelet. Conventional methods have the low correct classification rate in large texture database. In our proposed method, we define two feature groups which are the global feature vector and the local feature matrix. The feature groups are output of Gabor wavelet filtering. By using the feature groups, we defined an improved discriminant and obtained high classification rates of large texture database in the experiments. From spectrum symmetry of texture images, the number of test times were reduced nearly 50%. Consequently, the correct classification rate is improved with 2.3%~15.6% values in 112 Brodatz texture class, which may vary according to comparison methods.

Key words: Gabor Wavelet(가보 웨이블릿), Texture Classification(질감 분류), Rotation Invariant(회전 변화에 무관)

1. 서 론

인간 시각이 물체를 인식하는 대표적인 특성들은 질감(Texture), 명암도, 색상, 윤곽선 등이 있으며, 최

근에는 컴퓨터에 의한 질감 인식에 대한 연구가 활발하다. 영상에서 질감이란 성질 혹은 형태가 비슷한 기본요소(Primitive)들로 구성된 부분을 의미한다 [1]. 질감 분석은 객체 인식(Object Recognition), 형

※ 교신저자(Corresponding Author) : 김종남, 주소 : 산시 남구 대연3동 599-1번지(608-743), 전화 : 051)620-6494, FAX : 051)620-6494, E-mail : jongnam@pknu.ac.kr
접수일 : 2007년 3월 12일, 완료일 : 2007년 8월 6일

[†] 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

(E-mail : whkim@pknu.ac.kr)

^{**} 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

(E-mail : ying2005@hotmail.com)

^{***} 종신회원, 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

(E-mail : moonks@pknu.ac.kr)

^{****} 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

※ 이 논문은 중소기업청 산학협력실시지원사업의 지원에 의하여 연구되었음.

태 인식(Pattern Recognition), 반도체 및 금속의 표면 검사(Surface Inspection), 원거리 감지(Remote Sensing), 의료 영상 분석과 영상 복구, 항공사진으로 부터의 지형 추출 등의 넓은 응용 분야에서 기반 기술로 사용된다. 질감 분석은 영상에 대한 분석과 해석을 위한 중요한 기술이며, 최근까지 효과적인 질감 분석을 위한 많은 연구가 있어왔지만, 성공적인 연구 결과는 제한적이다.

전통적인 통계적 접근으로 명암도 상호발생 행렬(Gray Level Co-occurrence Matrix), 2차 통계분석(Second Order Statistics), GMRF(Gauss Markov Random Fields), 지역적 선형 변환(Local Linear Transforms) 방법 등이 제안되었다. 명암도 상호발생 행렬 방법이 많이 사용되는데 영상의 2차적 통계 특성을 포함한 상호발생 행렬을 구하고 이 행렬로부터 특징을 추출하는 방법으로 구현이 복잡하고 수행 시간이 오래 걸리는 단점이 있다[2]. GMRF 방법은 질감 영상을 모델화하여 크기 성분과 회전 성분을 추정하는 방법으로 크기와 회전의 변화에 무관하지만, 각 성분들의 추정시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 이런 단일 해상도 방법들은 초미세 질감의 분석에서 좋은 성능을 나타낸다.

다른 접근으로 질감 에너지(Textural Energy), 질감 스펙트럼(Texture Spectrum), 명암도 차이(Gray Level Difference), 선길이(Run Length) 통계법, 자기 상관 함수(Auto-correlation Function) 등을 이용한 특징 추출 연구가 있다. 질감 에너지법은 질감 영상의 다양한 구조적 상태의 에너지 분포를 측정할 수 있는 5×5 크기의 윈도우를 영상과 상승적분(Convolution)하여 구하는데, 기본적인 4개의 윈도우 가운데 3개를 회전시켜 총 11개의 윈도우를 이용하여 에너지를 추정하기 때문에 수행시간이 오래 걸린다[3]. 질감 스펙트럼 방법은 중심화소 값과 주변 8화소의 명암도를 비교한 6561개의 질감 단위를 정의하고 각 질감 단위가 영상 전체에서 발생하는 횟수를 누적한 스펙트럼으로부터 특징을 추출하는 방법으로 기존과 다른 접근법이지만 인식률은 높지 않다.

이 외에 제안된 방법들로 Tamura 방법, 푸리에 변환법(Fourier Transform), 블롭 이용법(Blob Technique) 등이 있다. Tamura 방법은 인간 시각이 질감을 구분할 때 기준으로 사용하는 질감의 굵은 정도, 밝기, 방향성, 선 유사성, 규칙성 및 거친 정도

등을 영상 처리 기법을 이용해 구한 특징을 사용하는 방법이지만, 구현이 어렵고 인식률이 낮다[4].

이 밖에 수리 형태학(Mathematical Morphology)적 접근 방법이나 패턴 스펙트럼(Pattern Spectrum)에 의한 질감 분류 방법이 있다. 패턴 스펙트럼은 영상 물체의 형태와 크기에 대한 다양한 양상을 감지할 수 있으므로 이를 이용한 질감영상 분류 방법들이 제안되었다[5].

보다 효율적인 접근 방법으로 최근에는 다해상도와 다채널 분석 기술이 사용된다. 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)과 가보 필터(Gabor Filters)는 질감 분류와 영상 분할에서 많이 이용된다. Mallat에 의해서 피라미드 구조의 웨이블릿 변환의 사용이 처음 제안되었다[6]. 웨이블릿 변환은 영상을 수평, 수직, 대각선의 세 방향으로 분석하는데, 이런 제한적인 분해 방향은 회전 변화에 무관한 질감 분석을 위한 웨이블릿 변환 사용의 약점으로 작용한다. 따라서 회전 변화에 무관한 질감 분석을 위해서는 방향과 스케일의 변화에 자유로운 질감 검출기를 사용해야 한다. 이런 웨이블릿 변환을 이용한 회전 변화에 무관한 질감 분류를 하기 위하여 다양한 연구가 수행되었다[7].

가보 함수는 방향과 스케일의 변화에 자유로운 질감 검출기를 만들기 위해 제안되었다. 기본적으로 가보 필터는 웨이블릿의 그룹이고, 각 웨이블릿은 특정 주파수와 특정 방위에서 에너지를 가지고 있다. 각각 다른 스케일과 방위에서의 가보 필터 뱅크를 이용한 질감 분류와 영상 분할을 위한 다양한 연구가 있었으며, 이 중 회전 변화에 무관한 질감 분류를 위한 연구도 다각도에서 진행되었다[8].

본 논문의 목적은 가보 웨이블릿을 이용한 특징 추출을 기반으로 하여 대량의 데이터베이스에서 회전 변화에 무관한 질감 분류를 위한 것이다. 대량의 데이터베이스로 브로드츠 앨범의 112개 질감으로부터 회전된 2016개의 영상을 사용하였다. 가보 웨이블릿의 응답으로 나온 평균과 분산을 이용하여 유일 특징 벡터를 결정하고, 이 유일 특징 벡터로부터 전역 특징 벡터와 지역 특징 행렬을 유도한다. 전역 특징 벡터는 회전에 무관한 특징을 가지고, 지역적 특징 행렬은 열방향 환경 이동 연산을 통하여 회전에 무관한 성질을 가진다. 두 가지 특징 그룹을 이용하여 3가지 차이 요소로 이루어진 개선된 유사도 측정

판별식을 이용하여 유사도를 측정한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 제안한 기법과 관련된 주요 개념들을 살펴보고, 3장에서는 가보 웨이블릿의 결과에 기반을 둔 질감의 표현과 분류에 관하여 기술한다. 4장은 제안한 방법의 성능 향상을 실험을 통하여 나타내고, 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1 가보 필터

1946년 Gabor에 의해 제안된 가보 필터는 고조파 진동과 같은 가우시안 포락선 내의 몇 개의 주파수와 방위각의 복소 정현 평면 파형으로 정의한다. 즉, 가보 필터는 가우시안 함수와 복소 정현파로 생성되며, 일반적인 1차원 가보 필터는 다음의 식 (1)과 같다.

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right) \exp(j\pi Wx) \quad (1)$$

가보 필터는 대역통과 필터이고, 복원 가능하지만 직교하지 않는(non-orthogonal) 기저 집합(basis set)을 형성한다. 영상의 질감 정보 추출에서는 일반적으로 Daugman이 2차원으로 확장한 가보 필터가 사용된다. 변조 주파수 'W'의 2차원 가우시안 함수에 의해 제안되는 2차원 가보 필터는 다음의 식 (2)와 같다.

$$g(x,y) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp(j2\pi Wx)}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \quad (2)$$

여기서 σ_x 와 σ_y 는 각각 x 방향과 y 방향의 가우시안 함수의 범위를 결정한다. $g(x,y)$ 의 2차원 푸리에 변환은 식 (3)과 같다.

$$G(u,v) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right\} \quad (3)$$

여기서 $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$, $\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$ 이다. W는 평면파의 주파수 성분으로, 주파수 영역에서의 필터 중심 주파수이다.

가보 필터는 기본적인 시각 피질 내에 있는 방향과 주파수에 선택적인 수용계와 비슷한 모양을 하고

있어 생물학적인 근거에 잘 부합한다. 이런 특성은 지역적 질감 분석에서 유용하지만, 대역폭이 큰 자연 영상의 질감 분석에는 적절하지 않다. 공간 영역에서 고정된 윈도우 크기를 필요로 하고, 이는 주파수 대역에서 동일한 스케일의 대역폭을 요구한다. 평면파가 가우시안 함수에 의해 제안된 모형을 하고 있기 때문에 대역폭이 제한적이다. 따라서 자연 영상의 질감을 추출하기 위해서, 다양한 스케일을 지원 하는 여러 개의 가보 필터를 사용하여야 한다. 즉, 다양한 대역의 필터 뱅크가 필요하며, 이렇게 여러 개의 대역별 필터를 사용하는 방식을 다해상도 방식이라 한다.

2.2 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 웨이블릿이라고 불리는 기저 함수의 확장(scaling)과 이동(translation)을 통하여 주파수 영역에 따른 다 해상도를 갖게 된다. 웨이블릿 기저 함수는 식 (4)와 같다.

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \neq 0; a, b \in R \quad (4)$$

이때, a 는 스케일 변수로 양수이면 확장, 음수이면 수축한다. b 는 이동을 나타낸다.

웨이블릿 변환에서 영상의 질감은 평균 웨이블릿 계수 크기를 포함하는 특징 벡터를 이용해서 표현할 수 있는데, 평균 웨이블릿 계수 크기는 평균 l_1 -norm 에너지 함수를 참조한다. 이런 특징들은 영상 질감 분할에 유용하게 사용되며, n 번째 채널에서의 평균 l_1 -norm은 다음 식에 의해 얻어진다.

$$e_{C_n} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i,j)| \quad (5)$$

여기서 채널은 $M \times N$ 크기(일반적으로 $M=N$)이다. i 와 j 는 채널의 행과 열의 수이고, x 는 각 채널에서의 웨이블릿 계수이다.

이런 웨이블릿 기반의 특징 추출은 회전 변화 강인하지 않다. 이것은 각각의 주파수 대역에서 수평과 수직 구성 요소들이 표현되는데 다른 특징들이 사용되기 때문이다[9]. 하지만 단일 특징으로부터 대각선 방향으로 마주보고 있는 웨이블릿 채널 쌍의 결합에 의해서 회전에 무관한 특징 추출이 가능해진다. 따라

서 분해의 각 레벨에서 LH와 HL채널은 회전에 무관하기 위한 목적으로 네 개의 주파수 또는 스케일 대역을 생성하는데 모든 채널이 동시에 그룹화 된다. 여기서 HH채널은 사용되지 않는데, 이것은 HH채널의 잡음이 분류 성능을 저하시키기 때문이다. 4개의 선택된 대역들 각각의 평균 l_1 -norm은 식 (5)에 의해 얻을 수 있고, 이것은 4차원의 특징 벡터를 생성한다. 질감 내에 공간 주파수의 구성 요소들에 기반을 둔 특징 추출 방법은 질감의 방향성에 크게 의존하지 않는데, 이것은 질감 분류를 위한 특징들의 집합이 회전 변화에 무관하다는 것을 의미한다. 또 회전 변화가 없는 질감 영상의 분류에서도 쉽게 적용할 수 있다는 것을 의미한다.

2.3 가보 웨이블릿 변환

가보 함수는 복원 가능 형태이지만, 직교하지 않은 기저 함수를 가지며, 이 기저 함수를 확장한 신호들은 지역화 된 주파수를 기술하거나 영상 압축과 질감 분석에 사용된다. 하지만 공간 영역에서 고정된 윈도우 크기를 필요로 하고, 선형적 스케일의 주파수 대역폭을 요구하기 때문에, 지역화 된 주파수 분석은 질감 표현에는 부적합하다. 즉, 최적화된 질감 검출을 위해서는 다양한 스케일을 가진 필터가 필요하다. 이것이 기저 웨이블릿이 가보 함수인 웨이블릿 분해를 의미한다[10].

가보 웨이블릿은 2차원 가우시안 함수에 의해 제안된 복소평면 과형으로 자기 유사 함수로 구성되어 있다. $g(x,y)$ 를 가보 웨이블릿 모함수로 정의하면, 자기 유사 필터 집합은 모함수의 적절한 팽창과 회전에 의해 구해진다. 크기 $m \times n$ 영상 $I(x,y)$ 에 대한 이산 가보 웨이블릿 변환은 식 (6)과 같다.

$$G_{pq}(x,y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t) \psi_{pq}^*(s,t) \quad (6)$$

여기서 s 와 t 는 필터 마스크 크기 변수이고, p 와 q 는 각각 스케일과 방위, ψ_{pq}^* 는 ψ_{pq} 의 복소 공액이다. 자기 유사 함수는 웨이블릿 모함수 ψ 의 팽창과 회전에 의해 식 (7)과 같이 생성된다.

$$\psi(x,y) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \exp(2\pi j Wx)}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \quad (7)$$

가보 웨이블릿은 식 (8)에 정의된 생성 함수를 통해서 얻어진다.

$$\psi_{pq}(x,y) = a^{-p}\psi(\bar{x},\bar{y}) \quad (8)$$

여기서 $p = \{0, 1, \dots, P-1\}$, $q = \{0, 1, \dots, Q-1\}$, a 는 스케일 요소이고, P 는 스케일의 총 개수, Q 는 방위의 총 개수이다. \bar{x} , \bar{y} , a 는 다음과 같이 정의된다.

$$\bar{x} = a^{-p}(x \cos \theta + y \sin \theta), \quad \bar{y} = a^{-p}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (9)$$

$$a = \left(\frac{U_h}{U_l}\right)^{\frac{-1}{P-1}} \quad (10)$$

여기서 U_h 와 U_l 는 필터뱅크에 포함되는 주파수대역의 최대, 최소 중심주파수를 나타낸다. 예를 들어 4개의 스케일($P=4$)과 6개의 방위($Q=6$)를 가지고 있고, $U_l=0.05$ 의 값을 가지는 가보 필터 뱅크를 가정해 보면, 0.05, 0.1, 0.2, 0.4의 중심주파수와 $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ$ 의 방위를 가지는 총 24개의 가보 필터 집합으로 나타낼 수 있다. 이런 가보 필터 집합을 그림 1에서 나타내었다[11].

3. 특징 벡터 추출 및 유사도 측정

3.1 기존의 특징 벡터 추출과 유사도 측정 방법

다른 스케일과 방위의 가보 웨이블릿 집합들은 특정한 스케일과 방위의 지역적 주파수의 크기를 추정하는 영상을 포함한다. 영상에 대해 다른 스케일과 다

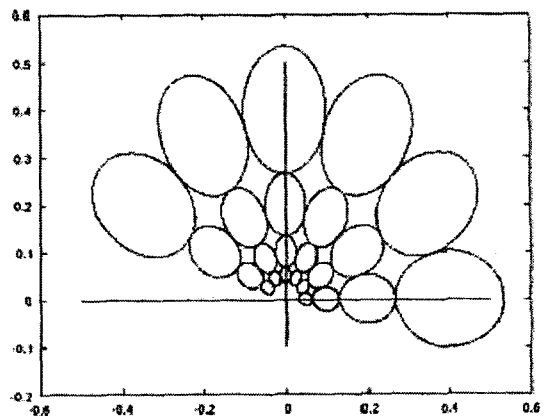


그림 1. $P=4, Q=6, U_l=0.05$ 일 때의 가보 필터 집합

른 방위에서 가보필터를 적용시키고 식 (11)과 같이 에너지를 구할 수 있다.

$$E(p, q) = \sum_x \sum_y |G_{pq}(x, y)| \quad (11)$$

모든 변환 계수 평균 μ_{pq} 과 표준 편차 σ_{pq} 는 각각 식 (12)와 식 (13)에 의해 얻어진다. 이 값들은 동종 질감 영상의 특징을 표현한다.

$$\mu_{pq} = \frac{E(p, q)}{m \times n} \quad (12)$$

$$\sigma_{pq} = \sqrt{\frac{\sum_x \sum_y (|G_{pq}(x, y)| - \mu_{pq})^2}{m \times n}} \quad (13)$$

여기서 m, n 은 $m \times n$ 영상의 크기

질감 표현을 위한 특징 벡터 F 는 특징 구성요소, 즉 평균과 표준 편차를 이용하여 식 (14)와 같이 생성한다.

$$F = (\mu_{00}, \sigma_{00}, \dots, \mu_{p-1, q-1}, \sigma_{p-1, q-1}) \quad (14)$$

데이터베이스 내에서 질의 영상 U 와 타겟 영상 T 사이의 질감 유사도 측정은 다음의 식 (15)에 의한 거리 측정으로 이루어진다.

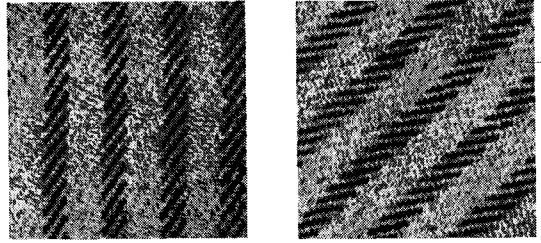
$$d_{pq}(U, T) = \sqrt{(\mu_{pq}^U - \mu_{pq}^T)^2 + (\sigma_{pq}^U - \sigma_{pq}^T)^2} \quad (15)$$

데이터베이스 내의 K 개의 영상에 대하여 질의 영상 U 는 다음의 식 (16)에 따라서 타겟 영상 T 로 분류된다.

$$D(U, T) = \min_p \left(\sum_q d_{pq}(U, T) \right) \quad (16)$$

for $T = 1, 2, \dots, K$

유사도 측정은 회전 변화에 무관하지 않기 때문에, 다른 여러 방향에서의 유사 질감 영상들은 잘못된 분류가 발생한다. 그림 2는 동일한 영상에 대한 다른 방향에서의 질감을 표현한 것인데, 위에서 제안한 방법을 적용시키면 그림 2의 두 영상은 아주 큰 거리를 나타낸다. 즉, 낮은 유사도를 보인다. 질의 영상과 타겟 영상 사이의 최고의 유사도를 찾기 위해서 모든 방위에서의 특징 벡터가 이동된다면 보다 확장된 유사도 측정이 가능해진다. 따라서 특징 지도에서의 간단한 환형 이동 연산은 회전 변화에 따라 변하는 문제점을 해결하기 위해 사용된다[12].



(a) 원본 영상 (b) 45°회전된 영상

그림 2. 동일 질감 회전에 따른 다른 방향에서의 표현

이 방법에서 각 방향에서의 전체 에너지는 식 (10)을 사용해서 계산되고, 가장 높은 전체 에너지를 가지는 방향을 우세 방향이라 한다. 우세 방향에서 특징 요소는 특징 벡터에서 첫 번째 요소로 이동되고, 이 때 다른 요소들은 환형 이동된다.

예를 들어, 원본 영상의 특징벡터를 “abcdefghijkl”, 우세 방향을 “e”로 가정하면, 정규화된 특징 벡터는 “efghijklabcd”가 된다. 이런 정규화 방법은 원본 영상의 특징벡터와 회전된 영상의 특징벡터의 우세 방향은 같다는 가정에 기반을 둔다. 공간 영역에서 영상의 회전은 특징 벡터 요소들의 환형 이동으로 동등해진다[10].

3.2 제안하는 특징 그룹 추출 방법

기존의 방법과 영상에 대해서 가보필터를 적용시키고 에너지를 구한 다음, 영상 특징 표현을 위해서 평균과 표준편차를 구한다. 여기서 μ_{pq} 와 σ_{pq} 의 조합을 통하여 다음과 같이 새로운 벡터를 생성한다.

$$r(W_p, \theta_q) = (\mu_{pq}, \sigma_{pq}) \quad (17)$$

벡터 r 은 특정한 스케일과 방위에서의 유일 특징 벡터(Unique Feature Vector)를 의미하고, 식 (18)과 같이 지역 특징을 정의할 수 있다.

$$LFM = \begin{pmatrix} r(W_0, \theta_0) & r(W_0, \theta_1) & \dots & r(W_0, \theta_{q-1}) \\ r(W_1, \theta_0) & r(W_1, \theta_1) & \dots & r(W_1, \theta_{q-1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(W_{p-1}, \theta_0) & r(W_{p-1}, \theta_1) & \dots & r(W_{p-1}, \theta_{q-1}) \end{pmatrix} \quad (18)$$

여기서 LFM 은 지역적 특징 행렬로서, 각 스케일과 방위에서의 특징 벡터들의 그룹이다. 예를 들어, $LFM(1, 1) = r(W_0, \theta_0)$, $LFM(P, Q) = r(W_{p-1}, \theta_{q-1})$ 을 각

각 나타낸다.

유일한 특징 벡터 r 을 이용하여 식 (19)와 같이 다른 형태의 특징을 정의할 수 있다.

$$E_p = \sum_q r(W_p, \theta_q) \quad (19)$$

E_p 는 모든 방위에서의 중심 주파수 W_p 의 합으로 정의된다. 가보 필터는 모든 공간 주파수 평면상에서 거의 균일하게 분포하므로, 회전 변화에 무관한 전역 특징 벡터는 식 (20)과 같이 정의된다.

$$GFV = [E_1, E_2, \dots, E_P] \quad (20)$$

3.3 회전 변화에 무관한 질감 측정

식 (6)로부터, 영상 $I(x, y)$ 를 좌표 (x_0, y_0) 를 중심으로 반시계 방향으로 ϕ 만큼 회전이동 되었다면, 영상 $I(x, y)$ 의 푸리에 변환 스펙트럼 $F(u, v)$ 는 $-\phi$ 만큼 회전함을 알 수 있다. 이런 회전 변화에 관한 특성은 회전된 영상으로의 가보 필터 응답과 회전되지 않은 영상으로의 대응되는 회전된 필터의 응답이 같음을 증명한다.

예를 들어, 공간 좌표 (x_0, y_0) 에서의 유일한 특징 벡터를 $r_0(W_p, \theta_i)$ 로, 공간 좌표 (x_0, y_0) 에서 $\Delta\theta$ 만큼 회전된 위치의 유일한 특징 벡터를 $r_r(W_p, \theta_j)$ 로 가정하자. 여기서 $\theta_j - \theta_i = \Delta\theta$ 일 때, $r_0(W_p, \theta_i) = r_r(W_p, \theta_j)$ 임을 알 수 있다.

본 논문에서는 주로 이방성 질감 영상의 사용을 목적으로 한다. 동질적이고 등방적인 질감 영상은 어떤 질감 서술자도 회전 변화에 무관하게 질감을 분류할 수 있다. 이방성 질감이기 때문에 질감의 푸리에 스펙트럼 내에서 주파수와 방위의 우세 쌍이 존재하고, 이것은 최대 에너지를 가진 $r(W_p, \theta_q)$ 이 존재한다는 의미이다.

지역 특징 행렬 LFM 의 열방향 환형 이동은 다음과 같이 정의된다.

$$LMF^c = (LMF(1:P, c:Q) \ LMF(1:P, 1:c-1)) \quad (21)$$

열방향 환형 이동연산은 지역 특징 행렬 LFM 의 재정리를 위해 사용된다. 우세 방위는 $LFM = LMF^c$ 의 첫 번째 열에 위치하게 된다.

두 가지 특징 그룹, 즉 열방향 환형 이동 연산된 LFM 과 GFV 로부터 질감 유사도를 측정하기 위한 판

별식을 유도한다. 이 판별식은 세 가지의 차이 요소로 구성된다.

$$df_{GFV} = \frac{\sum_{p=1}^P (E_p^U - E_p^T)^2}{\sum_{p=1}^P (E_p^T)^2} \quad (22)$$

$$df_{LMF} = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q (d_{pq})^2}{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q |r^T(W_p, \theta_q)|^2} \quad (23)$$

$$df_D = \sum_{p=1}^P (E_p^U - E_p^T)^2 + \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q (d_{pq})^2 \quad (24)$$

여기서 $|r(W_p, \theta_q)|$ 은 다음과 같이 정의 한다.

$$|r(W_p, \theta_q)| = \sqrt{\mu_{pq}^2 + \sigma_{pq}^2}, r(W_p, \theta_q) \in LFM \quad (25)$$

제안한 방법은 세 가지 차이 요소를 통하여 식 (26)과 같은 방법으로 질감 유사도를 측정한다.

$$df = Min(df_{GFV} \times df_{LMF} \times df_D) \quad (26)$$

기존의 방법에서는 df_D 만을 이용하여 유사도를 측정하는 반면, 본 연구에서는 df_D 에 두가지 특징 그룹의 거리를 곱하여, 기존의 유사도 측정의 정확성을 높였다. 예를 들어, 4번 클래스의 샘플 영상을 방위각 3에서 질감 분류를 한다고 가정하자. 4번 클래스와의 비교에서 $df_{GFV} = 0.0004$, $df_{LMF} = 0.0654$, $df_D = 600.6586$ 이면, $df = 0.015713$ 이 된다. 또 57번 클래스와의 비교에서 $df_{GFV} = 0.0045$, $df_{LMF} = 0.0146$, $df_D = 288.9670$ 이면, $df = 0.018985$ 가 된다. 즉, 기존의 유사도 측정 방법을 사용하게 되면 df_D 만을 사용하기 때문에 분류 결과가 57번 클래스가 되는데, 이것은 잘못된 분류된 결과이다. 제안한 방법은 4번과의 비교에서 유사도가 더 작은 값을 나타내므로 4번 클래스로 분류되며, 이것은 정확하게 분류된 결과이다.

유사도 판별식의 3가지 요소 중에 df_{GFV} 와 df_{LMF} 은 정규화 된 값으로 일반적으로 아주 작은 값이 된다. 그리고 df_D 는 정규화 되지 않은 값으로 일반적으로 아주 큰 값이 나온다. 유사도 측정시에 각각의 값을 사용하는 것이 아니라 3가지 요소의 곱을 사용하게 되므로 일반적으로 아주 작은 값이 나온다. 즉, df_D 가 큰 값이라 하더라도 결과값에 영향을 미치지

않는다. 이 유사도 측정 방법은 회전 변화에 무관하며 질의 영상 U 와 타겟 영상 T 가 거의 같거나 유사한 영상일 경우, U 와 T 사이의 전역과 지역의 에너지의 변화 비율은 아주 낮은 값이 된다.

그림 3에는 제안한 방법에 대한 전체 흐름도를 나타내었다. 질의 영상으로부터 가보 웨이블릿의 응답으로 얻은 평균과 분산을 이용하여 유일 특징 벡터를 정의한다. 유일 특징 벡터로부터 전역 특징 벡터와 지역 특징 행렬을 유도한다. 두 가지 특징 그룹은 회전 변화에 무관한 특성을 가진다. 특징 그룹들로부터 3가지 차이요소로 구성된 판별식을 유도하고 이 판별식을 이용하여 유사도를 측정하고 질감 분류를 수행한다.

4. 실험 및 결과

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 다음 조건에서 실험을 하였다. 512×512 크기의 112개 질감 영상들을 포함한 브로다츠 질감 앨범에서 진행되었고, 이 영상들의 256×256 크기의 가운데 부분이 실험에 사용되었다. 그림 4에는 실험에 사용된 브로다츠 112개 질감 영상 가운데 16개를 나타내었다. 각 영상에 대하여 180° 까지 10° 씩 회전된 샘플들을 얻었고, 가보 분해의 스케일과 방위각의 다양한 조합으로 총 2016개의 회전된 영상을 질감 분류하였다. 실험에서는 스케일 3에서 5까지, 방위각 4에서 12까지, 가보 필터의 중심 주파수로 U_h 는 0.4, U_l 은 0.05를 사용하였다.

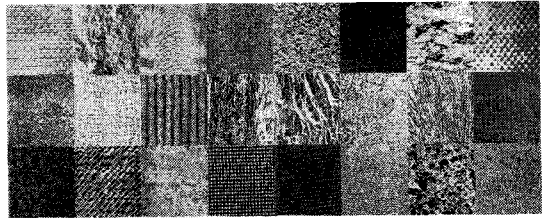


그림 4. 실험에 사용된 브로다츠 질감앨범(1~24번)

표 1은 가보 분해의 스케일과 방위각의 다양한 조합과 정정분류비를 나타낸 것이다. 표 1에서, 스케일 3과 방위각 4에서 정정분류비는 최소값인 85.0%가 되고, 이때 27개의 특징 그룹(전역 특징 벡터 3개, 지역 특징 행렬 24개)을 가진다. 그리고 스케일 4와 방위각 12에서 정정분류비의 최대값인 96.0%가 되는데, 이때 100개의 특징 그룹(전역 특징 벡터 4개, 지역 특징 행렬 96개)을 가진다. 두 번째 최대값인 95.3%는 125개의 특징 그룹(전역 특징 벡터 5개, 지역 특징 행렬 120개)을 가지는 스케일 5와 방위각 12, 68개의 특징 그룹(전역 특징 벡터 4개, 지역 특징 행렬 64개)을 가지는 스케일 4와 방위각 8에서 각각 얻어진다. 이런 실험 결과는 스케일과 방위각의 증가에 따른 정정분류비의 대략적인 증가를 입증하지만, 4보다 큰 스케일에서 실제 평균 정정분류비의 큰 차이는 없다. 따라서 스케일과 방위각의 이상적인 조합은 정정분류비의 값과 특징 그룹의 개수의 균형을 고려하려 결정한다.

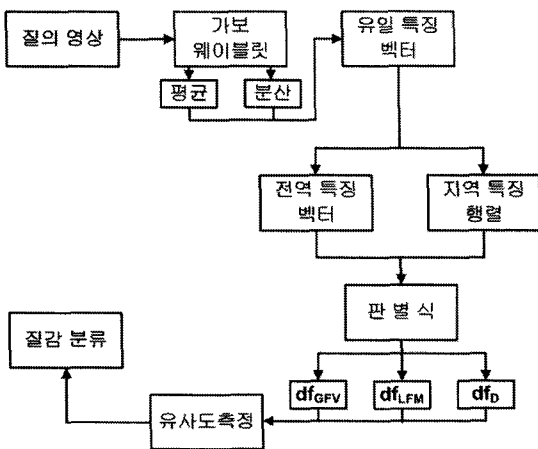


그림 3. 제안한 방법의 전체 흐름도

표 1. 다양한 스케일과 방위각에서 제안된 방법을 사용한 회전된 질감의 분류 결과 S : 스케일, θ : 방위각, CCR (Correct Classification Rate) : 정정분류비

S	θ	CCR	S	θ	CCR	S	θ	CCR
3	4	85.0%	4	4	91.3%	5	4	93.6%
3	5	87.7%	4	5	92.7%	5	5	92.9%
3	6	88.3%	4	6	94.8%	5	6	95.1%
3	7	88.6%	4	7	92.8%	5	7	92.3%
3	8	90.2%	4	8	95.3%	5	8	95.2%
3	9	89.5%	4	9	92.9%	5	9	91.7%
3	10	91.3%	4	10	95.1%	5	10	95.1%
3	11	92.0%	4	11	92.8%	5	11	92.7%
3	12	90.1%	4	12	96.0%	5	12	95.3%
평균		89.2%	평균		93.7%	평균		93.8%

표 2는 Arivazhangan's 방법, Space-frequency 방법, Tan's 방법과 MAAD 방법 등 4가지 기존 연구 방법과 제안한 방법의 성능비교를 나타낸다 [12-15]. 기존의 방법들은 훈련(training)과 실험(testing)에서 많은 클래스를 필요로 한다. 제안한 방법은 0° 일 때 훈련을 위한 각 클래스별로 하나의 샘플만 필요로 하면서도 기존에 방법과 비교하여 높은 정정분류비를 나타낸다. 비교적 좋은 결과를 보이는 Arivazhagan의 연구에서, 360°까지 10°씩 회전된 질감 영상을 이용하여 93.7%를 정정분류비를 얻었다[12]. 하지만 본 실험에서는 180°까지 10°씩 회전된 질감 영상을 이용해서 동일한 결과를 얻었는데, 이것은 질감 영상의 푸리에 스펙트럼이 대칭적(symmetric) 결합이기 때문에 가능하다. 따라서 제안한 방법은 112개의 브로다츠 질감에서 95% 이상의 정정분류비를 나타내며, 이것은 제안한 방법이 기존에 방법과 비교하여 대용량 데이터베이스의 질감 분류에 보다 더 적합하다는 것을 증명한다.

표 3에서는 전통적인 질감 분류 방법(웨이블릿, 가보, GMRFs)과의 성능비교를 나타내었다. 제안한 방법이 정정분류비에서 0.2% ~ 61%의 향상된 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있다. 전통적인 방법에서도 Rotation invariant wavelet-based features, Circularly symmetric Gabor filters, Third order circular GMRFs의 3가지 방법은 제안한 방법과 비슷한 수준의 정정분류비를 보인다. 하지만 제안한 방법은 3가지 방법보다 훨씬 더 많은 질감 클래스를

표 2. 기존 연구와의 성능비교

COT(class of test) : 훈련용 클래스 개수
COE(class of experiment) : 실험용 클래스 개수

방 법	클래스 개수/ (전체영상개수)	COT	COE	CCR
Arivazhagan's [12]	112/ (112×36=4032)	1	36	93.7%
Space-frequency [13]	109/ (109×8×2=1744)	8	8	80.4%
Tan's [14]	15/ (15×20×2=600)	20	20	89.3%
MAAD [15]	60/ (60×96×2=11520)	96	96	81.0%
Proposed method	112/ (112×18=2016)	1	18	96.0%

대상으로 하였다. 즉, 유사한 수준의 정정분류비라도 제안한 방법은 대용량의 질감 데이터베이스에서도 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

표 4에서는 유사도 측정 방법에 따른 결과 비교를 나타내었다. 즉, 유사도 측정에서 기존의 방법인 df_D 만을 이용하는 것과 제안한 방법인 세 가지 요소의 곱인 df 를 이용하는 것의 결과를 비교하였다. 아래의 표에서는 기존의 방법으로 분류할 경우 잘못 분류되는 경우의 각 요소의 값과 그 때의 제안한 방법의 우수성을 보였다. 즉, df_D 만 이용했을 경우 잘못 분류된 결과들에 대하여, df 를 이용하게 되면 정확하게 분류가 되는 것을 확인할 수 있었다. 실험 결과에 따르면 df_D 에서 더 작은 값이 나오더라도, 그것은 잘못된 분류가 될 수도 있으며 df 의 유사도 값을 따르는 것이 정확한 질감 분류가 되는 것을 알 수 있다.

표 3. 전통적인 질감 분류 방법과의 성능비교(11)
FC(Feature Class) : 특징 집합 개수

방 법	FC	CCR
Wavelet-based features	7	86.5%
Rotation invariant wavelet-based features	4	95.8%
Traditional Gabor filters	8	87.5%
Circularly symmetric Gabor filters	4	95.4%
First order GMRFs	3	58.8%
Second order GMRFs	5	35.0%
First order circular GMRFs	2	86.2%
Second order circular GMRFs	3	87.8%
Third order circular GMRFs	4	95.1%
Proposed method	112	96.0%

표 4. 유사도 측정 방법에 따른 결과 비교

C : 소속클래스, θ : 회전방위, R : 분류결과

방법	C	θ	R	df_{GFV}	df_{LMF}	df_D	df
제안	4	3	4	0.0004	0.0654	600.6586	0.015713
기존	4	3	57	0.0045	0.0146	288.9670	0.018985
제안	10	11	10	0.0015	0.0454	495.6036	0.033751
기존	10	11	41	0.0059	0.0328	451.5933	0.087392
제안	13	3	13	0.0004	0.0615	944.4235	0.023233
기존	13	3	66	0.0007	0.0467	720.1919	0.023543
제안	18	16	18	0.0004	0.0827	1081.0640	0.035762
기존	18	16	28	0.0022	0.0783	975.2283	0.167993

5. 결 론

본 연구에서는 가보 웨이블릿을 이용한 회전 변화에 무관한 질감 분류 기법을 제안한다. 기존의 질감 분류 방법은 대용량 질감 데이터베이스에서는 낮은 정정분류비를 나타내었다. 제안한 방법은 가보 웨이블릿 필터링의 결과로 평균과 분산을 구하고, 평균과 분산을 이용한 유일 특징 벡터를 구성한다. 이 특징 벡터로부터 다시 전역 특징 벡터와 지역 특징 행렬을 정의한다. 전역 특징 벡터는 회전 변화에 무관하며, 지역 특징 행렬 또한 열방향 회전 이동 연산을 통하여 회전 변화에 무관한 특징을 가진다. 이 특징 그룹을 이용하여 세 가지 차이 요소를 이용한 개선된 유사도 측정 판별식을 정의, 대용량 질감 데이터베이스에 적용하여 향상된 정정분류비를 얻을 수 있었다. 실험을 통하여 제안한 방법이 대용량 질감 데이터베이스에서 회전 변화에 무관한 질감 분류에 보다 효과적임을 증명하였고, 또한 질감 영상의 스펙트럼의 대칭성을 이용하여 기존의 방법보다 실험 회수를 50% 가까이 감소시킬 수 있었다.

결론적으로 112개의 브로다츠 질감 클래스에서 비교 방법에 따라 다소 차이는 있으나 2.3% ~ 15.6%의 향상된 정정분류비를 얻을 수 있었다. 제안한 기법은 자동화 검사, 대형 영상 데이터베이스 관리, 원격 제어와 의료 영상 처리 등 많은 응용분야에 사용될 수 있다.

참 고 문 헌

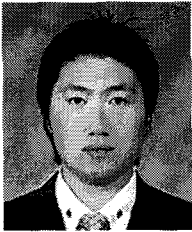
- [1] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [2] R. Manthalkar, P. K. Biswas and B. N. Chatterji, "Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters," *Pattern Recognition Letter*, Vol.24, No.12, pp. 2061-2068, 2003.
- [3] M. Pietikaniemi, A. Rosenfeld and L. S. Davis, "Experiments with texture classification using averages of local pattern matches," *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, Vol.13, No.3, pp. 421-426, 1983.
- [4] H. Tamura, S. Mori and T. Yamawaki, "Textural features corresponding to visual perception," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.3, No.6, pp. 610-21, 1978.
- [5] P. Maragos, "Pattern spectrum and multiscale shape representation," *IEEE Trans. Pattern Analyses Machine Intelligence*, Vol.11, pp. 701-716, 1989.
- [6] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Recognition Machine Intell*, Vol.11, No.7, pp. 674-693, 1989.
- [7] R. Manthalkar, P. K. Biswas and B. N. Chatterji, "Rotation and scale invariant texture features using discrete wavelet packet transform," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, No.14, pp. 2455-2462, 2003.
- [8] G. M. Haley and B. S. Manjunath, "Rotation invariant texture classification using modified Gabor filters," *IEEE Int. Conf. Image Processing*, Vol.1, pp. 262-265, 1995.
- [9] R. Porter and N. Canagarajah, "Robust rotation-invariant texture classification: Wavelet, Gabor filter and GMRF based schemes," *IEEE Proceedings of Image Signal Processing*, Vol.144, No.3, pp. 180-188, 1997.
- [10] D. S. Zhang, A. Wong, M. Indrawan and G. Lu, "Content based image retrieval using Gabor texture features," *IEEE Pacific Rim Conference on Multimedia (PCM'00)*, pp. 392-395, 2000.
- [11] A. Ahmadian and A. Mostafa, "An Efficient Texture Classification Algorithm using Gabor Wavelet," *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE*, Vol.1, pp. 930-933, 2003.
- [12] S. Arivazhagan, L. Ganesan and S. Padam Priyal, "Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features," *Pattern Recognition Letters*, Vol.27, No.16, pp. 1976-1982, 2006.

- [13] G. M. Haley and B. S. Manjunath, "Rotation-invariant texture classification using a complete space-frequency model," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.8, No.2, pp. 169-255, 1999.
- [14] T. N. Tan, "Rotation invariant texture features and their use in automatic script identification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.20, No.7, pp. 751-756, 1998.
- [15] R. Manthalkar, P. K. Biswas and B. N. Chatterji, "Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters," *Pattern Recognition Letter*, Vol.24, No.12, pp. 2061-2068, 2003.



문 광 석

1979년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1981년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1989년 2월 경북대학교 대학원 공학과 졸업(공학박사)
 1988년 1월~12월 일본 동경대학교 학부 연구원
 1997년 8월~1998년 7월 미국 Jackson State University 객원교수
 1990년 3월~현재 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 교수
 관심분야 : 영상신호처리, 적응신호처리 등



김 원 희

2007년 2월 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 졸업(공학사)
 2007년 3월~현재 부경대학교 대학원 컴퓨터공학과 재학
 관심분야 : 워터마킹, 질감분류, 영상처리 등



김 중 남

1995년 2월 금오공과대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1997년 2월 광주과학기술원 정보통신공학과 석사(공학석사)
 2001년 8월 광주과학기술원 기전공학과 박사(공학박사)
 2001년 8월~2004년 2월 KBS 기술연구소 선임연구원
 2004년 4월~현재 부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부 교수
 2003년 3월~현재 (주)홈캐스트 사외이사
 관심분야 : 영상신호처리, 멀티미디어 보안 등



尹 清 波

2005년 9월~현재 부경대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 재학
 관심분야 : 질감분류, 영상처리 등