
주파수 영역에서 각도 투영법을 이용한 회전 및 천이 불변 특징 추출

Rotation and Translation Invariant Feature Extraction Using Angular Projection in Frequency Domain

이법식, Bumshik Lee*, 김문철, Munchurl Kim**

요약 본 논문은 회전 및 천이 불변 이미지 텍스처 검색의 새로운 방식을 소개한다. 주파수 영역의 극 좌표계에서 동일한 공간주파수에서 각도방향으로 투영을 함으로써 각도 투영법을 만들어 냈으며, 제안된 각도 투영법을 이용하여 주파수 영역에서 푸리에 계수의 합과 표준 편차를 특징벡터로 이용하였다. 각도 투영법을 쉽게 구현하기 위하여 극 좌표계에서 라돈변환이 수행된다. 실험 시 MPEG-7 데이터를 이용하였으며 그 결과는 여러 텍스처 이미지를 검색하는데 있어서 특징을 잘 구별해 내는 결과를 보여준다. 또한 제안된 회전 및 천이불변 특징 추출 알고리즘은 등방성 텍스처나 국부적인 방향성을 보이는 텍스처 영상 검색에서 효율적인 검색물을 보인다.

Abstract This paper presents a new approach to translation and rotation invariant feature extraction for image texture retrieval. For the rotation invariant feature extraction, we invent angular projection along angular frequency in Polar coordinate system. The translation and rotation invariant feature vector for representing texture images is constructed by the averaged magnitude and the standard deviations of the magnitude of the Fourier transform spectrum obtained by the proposed angular projection. In order to easily implement the angular projection, the Radon transform is employed to obtain the Fourier transform spectrum of images in the Polar coordinate system. Then, angular projection is applied to extract the feature vector. We present our experimental results to show the robustness against the image rotation and the discriminatory capability for different texture images using MPEG-7 data set. Our Experiment result shows that the proposed rotation and translation invariant feature vector is effective in retrieval performance for the texture images with homogeneity, isotropy and local directionality.

핵심어: *Angular projection, Radon transform, feature extraction, image retrieval, rotation-invariant, translation-invariant*

*주저자 : 한국정보통신대학교 박사과정

**교신저자 : 한국정보통신대학교 교수 : e-mail : mkim@icu.ac.kr

1. 서론

오늘날 컴퓨터와 통신의 발달과 더불어 멀티미디어 데이터의 양은 기하급수적으로 증가하고 있다. 방대한 양의 멀티미디어 데이터를 효율적으로 검색하고 관리하기 위한 영상 데이터의 분석에 관한 연구는 수십 년간 진행되어 왔고 영상 처리, 멀티미디어 정보 검색, 의료 영상 및 탐사 등의 영역의 발전에 많은 공헌을 해 왔다. 텍스처는 영상의 내용 특징을 나타내는 중요한 지표인데 텍스처의 내용에 기반하여 특징을 추출해 내는 것이 중요하다. 그 과정에서 회전, 크기 및 천이에 강한 알고리즘에 관한 많은 연구가 진행되어 왔다. 기존의 텍스처 분석 알고리즘은 통계적 방법, 모델 기반 방법 그리고 구조적 방법 등 세 가지 형태로 분류된다[1]. 그 중에서 최근에는 가보 필터 [2]나 웨이블릿 변환 [4], 피라미드 방법(steerable pyramid) [3]에 기반한 방법들이 폭넓게 연구 되고 있다.

본 논문에서는 각도 투영법을 통한 간단하지만 효율적인 회전 및 천이 불변 특징 추출 기법을 소개한다. 제안된 각도 투영은 각도 주파수를 따라 영상의 푸리에 스펙트럼을 선적분함으로써 구할 수 있다. 픽셀영역과 주파수 영역에서 영상 변화에 대한 이중 성질을 이용하면, 각도 투영법은 회전한 영상에 대한 회전 불변성을 유지하게 된다. 그 과정에서 푸리에 스펙트럼에 대한 절대값을 취함으로써 천이 불변의 성질도 함께 얻을 수 있다. 이 각도 투영법은 라돈 변환과 일차원 푸리에 변환을 이용하면 쉽게 구현이 가능하다.

제안 알고리즘을 설명하기에 앞서, 2장에서는 알고리즘에 사용된 기본적인 이론에 대하여 알아보며 다음으로 각도 투영의 성질에 대해 살펴본다. 제안된 각도 투영법에 기반하여 회전 및 천이 불변 특징 추출 방법이 3장에서 소개된다. 4장에서, MPEG-7 데이터로부터 얻은 여러 가지 텍스처 영상으로 실험한 결과를 보여준다.

2. 특징 추출

본 알고리즘을 이용하여 영상의 특징을 추출할 때 가장 기본이 되는 것은 라돈 변환과 각도 투영법이다. 첫 번째로 라돈 변환에 대하여 알아보고 다음 장에서 제안된 각도 투영법에 대하여 알아본다.

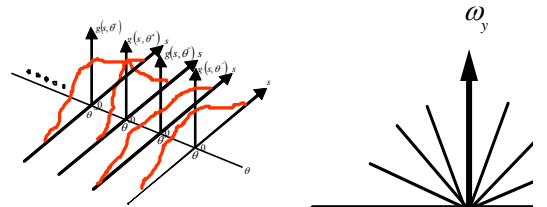
2.1 라돈변환

라돈변환은 공간영역의 좌표 (x, y) 를 (s, θ) 영역으로 변환시켜 준다. 이차원 영상이 어떤 각도로부터 일차원 투영을 통하여 변환된다. 이차원 영상 $f(x, y)$ 의 라돈 변환 즉, $g(s, \theta)$ 는 원점으로부터 거리 s 만큼 떨어진 곳에서 y 축으로부터 θ 만큼 기울어진 각도에서 선 적분한 값으로 정의된다. 라돈 변환은 다음 식(1)과 같이 계산된다. $g(s, \theta)$ 는

투영신호(projection)로 불리며 물리적인 의미로 $f(x, y)$ 의 물체를 θ 의 각도에서 빛을 투사했을 때 통과된 빛의 양으로, 빛이 물체를 지나는 동안의 선 적분을 의미한다. 영상은 filter back-projection 알고리즘으로 재구성된다 [7].

$$g(s, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta) dx dy$$

for $-\infty < s < \infty, 0 \leq \theta < \pi$ (1)



(a) 각 각도에서의 투영 (b) 각 시노그램의 푸리에 변환

그림 1. 시노그램과 이차원 푸리에 스펙트럼의 관계

그림 1에 시노그램을 나타냈었으며, 시노그램이란 2차원 영상을 선 적분에 의하여 1차원 신호로 변환한 것으로 projection이라고도 한다. 그림 1에서 보는 것처럼 시노그램을 1차원 푸리에 변환하면 원 영상의 2차원 푸리에 변환과 동일한 효과를 얻을 수 있다(Central Slice Theorem). 그것은 다음과 같이 표현된다.

$$G(\omega, \theta) = F_p(\omega, \theta) = F(\omega \cos \theta, \omega \sin \theta) \quad (2)$$

여기서 $G(\omega, \theta)$ 는 변수 s 에 관하여 $g(s, \theta)$ 를 1차원 푸리에 변환한 값이고, $\omega = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2}$,

$\theta = \tan^{-1}(\frac{\omega_x}{\omega_y})$ 의 관계를 가진다. 라돈 변환은 직교좌표를 극좌표로 쉽게 변환할 수 있는 이점이 있다.

2.2 각도 투영

이차원 푸리에 영역에서의 각도 투영을 통하여 텍스처 영상의 특징을 기술할 수가 있다. 제안된 각도 투영법이 그림 2에 보여진다. 그림 2에서, ω_{r_i} 는 각주파수 $\omega_{r_i} = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2}$ 를 나타내며 $H(\omega_{r_i})$ 는 각도 주파수 ω_{r_i} 에서 각도 방향으로서의 이차원 푸리에 스펙트럼의 투영을 의미한다. 즉, 이차원 푸리에 영역에서의 각도 투영은 각각의 각주파수 ω_{r_i} 에서 이차원 푸리에 스펙트럼의 선 적분에 의해 구할 수 있음을 알 수 있다. 각도 투영에 대한 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
H(\omega_{r_i}) & \quad (3) \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega_x, \omega_y) \delta(\sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2} - \omega_{r_i}) d\omega_x d\omega_y \\
&= \int_0^{2\pi} F_P(\omega_{r_i}, \phi) d\phi
\end{aligned}$$

$H(\omega_{r_i})$ 의 역 푸리에 변환을 $h(r_i)$ 이라고 하면 다음과 같은 관계식을 얻을 수 있다.

$$h(r_i) = \int_{-\infty}^{\infty} H(\omega_{r_i}) e^{j2\pi\omega_{r_i} r_i} d\omega_{r_i} \quad (4)$$

(3)을 (4)에 대입하면

$$\begin{aligned}
h(r_i) & \quad (5) \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{2\pi} F_P(\omega_{r_i}, \theta) d\psi e^{j2\pi\omega_{r_i} r_i} d\omega_{r_i} \\
&= \int_0^{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F_P(\omega_{r_i}, \theta) e^{j2\pi\omega_{r_i} r_i} d\omega_{r_i} d\psi \\
&= \int_0^{2\pi} f_P(r_i, \phi) d\phi \\
&= \int_0^{2\pi} f(r_i \cos\phi, r_i \cos\phi) d\phi
\end{aligned}$$

여기서 $F_P(\omega_{r_i}, \phi)$ 는 각 주파수 ω_{r_i} 과 ϕ 에서 $f(x, y)$ 의 푸리에 변환이다. 식(5)는 주파수 영역에서 각도 방향으로의 투영은 공간 영역에서의 각도 투영과 상응됨을 의미한다. 그것은 각도 투영이 회전 불변의 성질을 만족함을 의미한다.

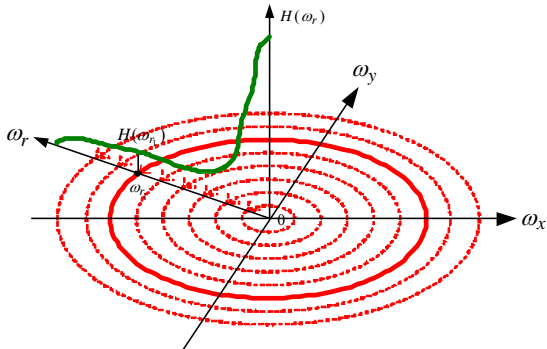


그림 2. 제한된 각도 투영의 개념도

2.3 회전 및 천이 불변 특징 추출

본 장에서는 라돈 변환과 제안된 각도 투영법을 이용한 회전 및 천이 불변 특징 추출 알고리즘에 대하여 설명하고 패턴 분류를 위한 유사도 측정 방법에 대하여 알아본다. 특징 추출을 위한 과정은 다음과 같다. 먼저 전처리 과정을 통해 영상의 모서리 부분을 잘라낸다. 이는 라돈 변환 시 직사각형 모양을 가지는 영상의 모서리 효과를 사전에 제거하기 위함이다. 라돈 변환을 통하여 일차원 시노그램을 생성한 후 일차원 푸리에 변환을 한다. 여기서 Central Slice Theorem

을 이용하면 이차원 주파수 영역 내에서 직교 좌표계의 계수를 극 좌표계의 푸리에 계수로 변환할 수가 있다. 이것은 다음 과정인 각도 투영법을 보다 쉽게 수행한다. 다음 단계로 본 회전 불변 텍스처 특징 추출을 위한 각도투영이 수행되며 텍스처 영상별로 특징 벡터가 추출되면 유클리드 거리를 이용하여 가장 거리가 가까운 순으로 정렬하여 검색한다. 다음 장에서 전처리 과정, 라돈 변환 그리고 제안된 각도 투영법에 대하여 자세하게 설명한다.

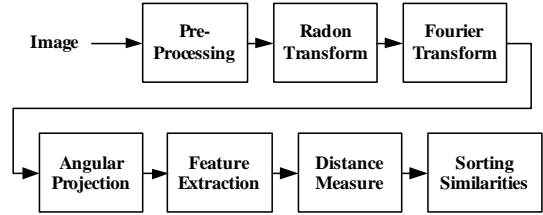


그림 3. 특징 추출을 위한 블록 다이어그램

2.3.1 전처리 과정

특징 추출은 하기 이전에 전처리 과정을 통하여 영상이 회전되었을 때 영상의 모서리 부분을 같은 반지름의 크기로 잘라 주어 푸리에 영역으로 변환했을 때에도 모서리의 효과를 무시할 수 있도록 한다. 영상의 공간 해상도가 $N \times N$ 이라면 잘라지는 반지름의 크기는 다음과 같다.

$$r = \sqrt{(x_r - c_r)^2 + (y_c - c_c)^2}, r \leq N/2 \quad (6)$$

여기서 c_r 와 c_c 은 영상의 중심점을 나타낸다. 그리고 x_r 과 y_c 는 잘려지는 원 위의 픽셀의 위치 (x_r, y_c) 를 나타낸다. 그림 4는 전처리 과정을 통하여 직사각형의 영상이 원형의 영상으로 변경된 것을 나타내었다. 그림 4에서처럼 영상이 회전하여도 전처리 과정을 거쳤다면 모서리 부분이 회전되었다고 할지라도 원형 내부는 회전된 부분만 남아있게 된다. 따라서 모서리 효과를 무시할 수 있다. 이는 어떠한 각도에서 라돈 변환을 위해 투영할 때 어떤 각도에서든 동일한 조건으로 투영하기 위함이다.

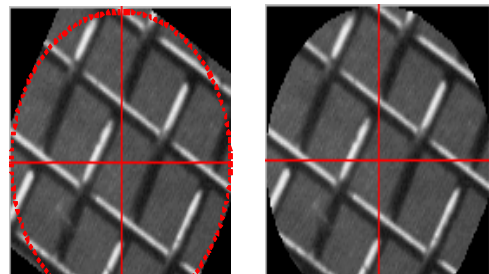


그림 4. 전처리 과정 : (a) 회전된 직사각형의 영상 (b) 전처리 과정을 통하여 모서리가 잘려진 영상

2.3.2 라돈 변환과 각도 투영법

전처리 과정을 거친 영상에 라돈 변환이 적용된다. 라돈 변

환을 구할 때 각 각도에서 투영되는 픽셀값이 정수 값에 위치하지 않을 수도 있기 때문에 선형 보간법(bi-linear interpolation)을 사용하여 극좌표에서 가장 가까운 픽셀값에 대한 가중치 합으로 구할 수 있다 [8]. 공간영역에서 영상의 회전은 주파수 영역에서 이차원 푸리에 스펙트럼의 회전을 수반하므로 주파수 영역에서의 각도방향 투영으로 회전 영상에 대한 회전 불변 특성을 얻을 수 있다. 또한 각도 투영은 이차원 푸리에 계수의 크기 즉, 절대값으로 만들어지기 때문에 천이 불변 특성도 함께 얻을 수 있다.

극 좌표계에서 주파수 영역에서의 각도 투영을 보다 용이하게 하기 위해 Central Slice Theorem을 이용한다. s_j 를 각도 θ_j 에서의 라돈변환이라고 하면, s_j 의 1차원 푸리에 변환은 다음과 같다.

$$F[s_j(n)] = F_P(\omega, \theta) = [c_{j,0} \ c_{j,0} \dots \ c_{j,N-1}], j = 0, \dots, N_s - 1 \quad (7)$$

여기서 $c_{j,0}$ 은 $F[s_j(n)]$ 의 DC 계수이고 $c_{j, \frac{N}{2}-1}$ 은

$F[s_j(n)]$ 의 가장 큰 주파수 성분이다. N_s 는 총 시노그램의 개수를 의미하며, 모든 시노그램은 0부터 π 까지 π/N_s 씩 증가하면서 얻을 수 있다[7]. 푸리에 변환의 대칭성을 이용하면 각도 투영은 $[0 \ \pi]$ 에서 각도 방향으로 푸리에 계수 크기를 더함으로써 수행된다. $[0 \ \pi]$ 상에서 정의되어 고정된 각 주파수 ω_{r_i} 에서 더한 푸리에 변환 계수의 평균을 C_i 라고 하고 다음과 같이 정의한다.

$$C_i = \frac{1}{N_s} \sum_{j=0}^{N_s-1} c_{ji}, \quad i = 0, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad (8)$$

텍스처 영상의 푸리에 변환 계수는 더 낮은 주파수 성분의 크기가 높은 주파수 성분의 크기보다 훨씬 크기 때문에 DC 계수를 포함하여 작은 주파수 계수가 전체 영상의 에너지 대부분 차지한다. 그 것은 작은 주파수 영역의 값이 이 질의 영상과 검색 영상 사이에서 유사도 측정에 많은 영향을 줄 수 있다. 이러한 효과를 줄이기 위하여 푸리에 계수의 값에 로그를 취함으로써 작은 주파수 영역의 값을 줄여주는 효과를 얻을 수 있고 그 식은 다음과 같다.

$$\tilde{v}_i = \log[1 + C_i] \quad (9)$$

여기서 \tilde{v}_i 는 각 주파수 ω_{r_i} 에서 각도 투영된 C_i 에 로그를 취한 값이다. 특징 벡터의 분별력을 높이기 위하여, 푸리에 계수에 대한 표준 편차가 벡터에 추가될 수 있다. 표준 편차에도 로그를 취하여 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\tilde{\sigma}_{\psi_i} = \log \left[1 + \sqrt{\frac{1}{N_s} \sum_{j=0}^{N_s} (c_{ji} - C_i)^2} \right] \quad (10)$$

여기서 $\tilde{\sigma}_{\psi_i}$ 는 로그 값이 취해진 표준 편차이다. 따라서 제안된 각도 투영을 이용한 특징 벡터는 로그 값이 취해진 푸리에 계수와 표준편차로 구성되며 다음과 같다.

$$\overline{FV}_{img} = [\tilde{v}_0 \ \tilde{v}_1 \ \dots \ \tilde{v}_{N_{\omega}-1} \ \tilde{\sigma}_0 \ \tilde{\sigma}_1 \ \dots \ \tilde{\sigma}_{N_{\omega}-1}] \quad (11)$$

인간의 시각 시스템(HVS, Human Visual System) [10]에 의하면 주파수 영역에서 저주파수 영역에 인간의 시각에 더 민감하기 때문에, 이 특성을 이용하면 위 벡터의 모든 요소를 다 쓸 필요가 없어 벡터의 차원을 줄일 수 있다. 따라서 이차원 푸리에 영역에서 각도 방향 투영이 이루어지는 각 주파수 ω_r 이 그림 5에서 보는 것처럼 선택될 수 있고 그 주파수에서만 각도 투영이 이루어진다. 인간의 시각 시스템의 특성에 따라 투영되는 각 주파수를 저주파에 보다 많이 할당하고 고주파 부분에는 그 보다 적게 할당함으로써 인간의 시각 시스템을 이용하면서 과도한 벡터의 차원을 줄이는 효과를 가진다.

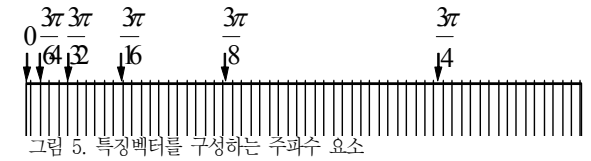


그림 5. 특징벡터를 구성하는 주파수 요소

즉 영상의 특징 벡터는 옥타브 크기로 분할된 각 주파수에서 각도 투영이 이루어진 \tilde{v}_i 와 $\tilde{\sigma}_{\psi_i}$ 두 개의 요소로 이루어진다. 그림 5에서 보는 바와 같이 각도 투영이 이루어지는 각 주파수의 위치는 방상방향으로 반씩 줄어들며 선택된다. 제안된 알고리즘에서는 12개의 \tilde{v}_i 와 12개의 $\tilde{\sigma}_{\psi_i}$ 가 사용되며 총 24차원의 특징 벡터가 추출된다.

2.3 회전 및 천이 불변

제안된 알고리즘이 어떻게 회전 및 천이 불변의 특성을 보이는지 알아본다. 공간영역에서 픽셀의 천이는 주파수 영역에서 위상의 천이를 야기하므로 이산 푸리에 변환(DFT)의 결과에 절대값을 취함으로써 천이 불변 특성을 쉽게 달성할 수 있다. 라돈 변환의 특성으로부터 다음과 같은 식이 도출된다 [6].

$$R[f(x - x_o, y - y_o)] = g(s - x_o \cos \theta - y_o - \sin \theta, \theta) \quad (12)$$

여기서 $R[\cdot]$ 은 라돈 변환을 의미하고, $f(x - x_o, y - y_o)$ 는 공간영역에서 영상이 x 축과 y 축으로 (x_o, y_o) 만큼 천이된 영상이다. 그리고 $g(s - x_o \cos \theta - y_o - \sin \theta, \theta)$ 에 푸리에 변환을 취하면 다음과 같은 식

을 얻는다.

$$F[g(s - x_0 \cos \theta - y_0 \sin \theta, \theta)] = G(s, \theta) e^{-j2\omega s} e^{-(x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta)} \quad (13)$$

여기서 $F[\cdot]$ 는 푸리에 변환을 의미한다. 식 (13)에 절대값을 취하면 다음과 같다.

$$abs\{F[g(s - x_0 \cos \theta - y_0 \sin \theta, \theta)]\} = |G(\omega, \theta)| \quad (14)$$

x_0, y_0 만큼 천이된 영상에 절대값을 취함으로써 지수 부분이 제거되며 식 (7)에서 $c_{j,0} c_{j,1} \dots c_{j,N-1}$ 은 일차원 투영 영상에 대한 이산 푸리에 변환의 크기 이므로, 천이 불변 특성을 달성할 수가 있다. 그 다음으로, 제안된 알고리즘은 회전 불변 특성에 더 큰 의미가 있다. 공간영역에서 각도 θ 만큼의 회전은 그림 6에서 보는 것처럼 똑 같은 각도만큼의 회전이 주파수 영역에서 발생한다. 직교 좌표계에서 원영상이 $f(x, y)$ 라고 하면, 극 좌표계에서는 $f(r, \theta)$ 로 표현할 수 있다. 각도 θ_0 회전한 영상에 대한 푸리에 변환식은 $F(\omega, \phi + \phi_0)$ 가 된다. 여기서 $x = r \cos \theta$, $y = r \sin \theta$, $u = \omega \cos \theta$ 그리고 $v = \omega \sin \theta$ 의 관계를 가지며 이러한 성질을 이용하면 주파수영역에서 각도 방향을 따라 일차원 투영을 하면 영상이 회전 되었다고 해도 회전 불변 특성을 얻을 수가 있다. 제안된 알고리즘은 등방성과 규칙성을 가지는 영상이 더 효율적이다. 그림 6에서 보는 바와 같이 규칙적인 방향성을 가지는 영상에 대해서도 또한 효율적이다. 예를 들면 수평적인 방향성을 가지는 영상은 수직적인 스펙트럼 특성을 가진다. 방향성을 가지는 영상이 회전하여도 원영상의 스펙트럼이 그 만큼 회전하기 때문에 그 영상에 대한 각도 투영을 통하여 회전 불변 특성을 달성할 수가 있다. 이것은 회전된 스펙트럼을 특정한 각주파수에서 선 적분함으로써 회전된 만큼의 주파수 이동을 제거하기 때문이다. 또한 각도 θ 에서 스펙트럼의 표준 편차는 회전 이후에 그 값이 변하지 않는다.

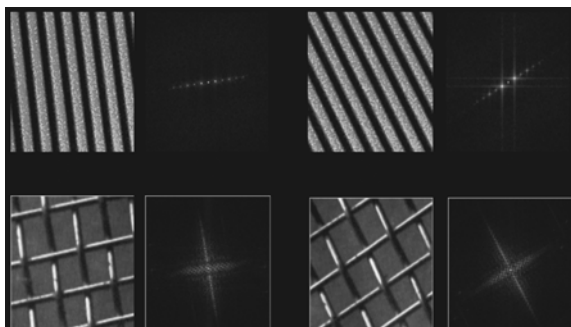


그림 6. 텍스처의 특징과 그 스펙트럼

3. 실험 결과

실험을 위해 MPEG-7 데이터베이스로부터 얻은 텍스처 영

상을 사용하였다. 라돈 변환이 0° 와 180° 사이에서 1° 씩 증가하며 수행되었고 그림 4에서 보는 바와 같이 회전된 영상의 가장자리 부분을 잘라내 주는 전처리 과정을 거친다. MPEG-7 데이터베이스의 T3로부터 얻은 영상은 동종(homogeneous)의 회전된 영상으로 구성된다. T3 영상은 T1, T2 데이터베이스로부터 얻은 영상을 10, 15, 20, 30, 40, 50, 75, 80, 100, 110, 130, 135, 140, 160도 만큼 회전한 것이며 공간해상도는 512×512 크기를 가지는 영상을 가로와 세로축으로 4등분하여 하나의 영상 당 128×128 의 크기를 가지도록 만들었다. 여기서 T1 데이터베이스는 Brodatz 앨범의 영상들을 스캔한 것으로 스캔된 116개의 512×512 크기의 영상을 중복되지 않게 128×128 크기의 영상으로 나누어 구성되며, T2 데이터베이스는 한국정보통신대학교(ICU)에서 자체 제작한 데이터베이스로 자연 영상 및 인공물에서 질감 부분을 디지털 카메라를 이용하여 획득한 52개의 512×512 크기의 영상들로 구성되어 있다 [5]. T3로부터 얻은 텍스처 영상은 20개의 서로 다른 패턴을 가진다. 본 실험에서는 30도 회전한 영상을 질의 영상으로 주었을 때 얼마나 많은 관련 영상이 검색되는가를 카운트함으로써 검색률을 측정한다. 질의 영상은 그림 7에서 보는 바와 같다. 관련 영상이 16개씩 총 20개의 패턴이 존재하므로 질의 영상과 비교되는 영상은 데이터베이스 내의 총 320개 (16×20)가 된다. 따라서 질의 영상이 입력되면 총 이미 추출된 320개의 영상과 유클리드 거리를 측정한다.

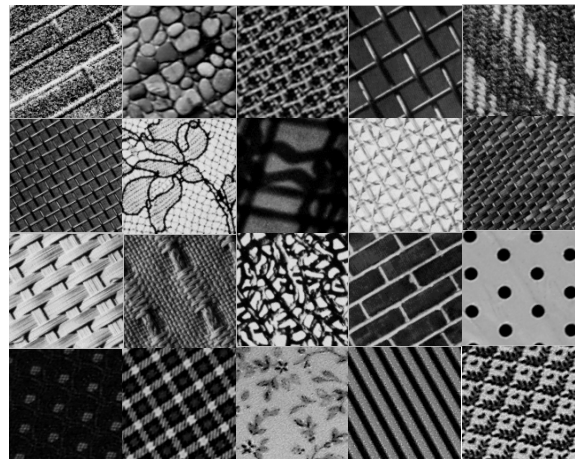


그림 7. 질의 텍스처 영상

질의 영상은 다양한 텍스처 정보를 가진 영상으로 구성되며 그림 7에서보는 것처럼 다양한 질감 특성을 가지는 영상을 표본 영상으로 사용하였다. 다시 말해 표본 영상에는 미세한 영상, 등방성 영상, 국부적 방향성 영상, 어두운 영상 과 밝은 영상을 포함하도록 선택하였다.

표 1(a)는 인간의 시각 시스템의 기반하여 24차원의 특징 벡터를 가지는 20개의 텍스처 영상에 대한 92.5% 평균 검색률(AVRR)을 보여준다. 표 1(b)는 인간의 시각시스템(HVS)를

고려하지 않고 모든 벡터차원(128)을 모두 사용하였을 때 98.50%의 검색률로 조금 개선된 검색률을 보여준다. 그러나 표 1(b)의 결과는 총 128 벡터 차원을 이용하여 검색한 결과 이므로 표 1(a)에 대하여 검색률은 개선되었지만 벡터의 차원이 증가하므로 연산량 및 복잡도는 증가한다. 총 평균 검색률과 검색률은 16개의 관련 영상 중에서 얼마나 많은 영상이 검색되는 가를 측정한다. 방향성과 규칙성을 가지는 회전되고 천이된 텍스처 영상에 대해서 제안된 알고리즘은 좋은 성능을 보여주는 것을 알 수 있다. 검색률(RR)과 평균 검색률(AVRR)은 다음과 같은 식으로 구할 수 있다 [5].

$$RR = \frac{\text{The number of retrieved images}}{\text{The number of ground truth}} \quad (15)$$

$$AVRR = \frac{\sum_{i=1}^{\text{number of query}} RR_i}{\text{The number of query}} \quad (16)$$

표 1. 검색률 및 평균 검색률

(a) HVS based feature vector with the dimension of 24

Sample Texture	Retrieval Rate(%)	Sample Texture	Retrieval Rate(%)
1.5.06	100.00	d5	81.25
br07	93.75	d3	82.15
ch01	93.75	d7	100.00
d1	93.75	d5	100.00
d11	87.50	ti01	81.25
d14	100.00	ti02	100.00
d41	81.25	ti03	100.00
d46	100.00	ti06	68.75
d52	100.00	ti20	100.00
d55	93.75	ti22	93.75
AVRR		92.50%	

(b) Feature vector with the dimension of 128

Sample Texture	Retrieval Rate(%)	Sample Texture	Retrieval Rate(%)
1.5.06	100.00	d65	100.00
br07	100.00	d83	100.00
ch01	100.00	d87	100.00
d1	100.00	d95	100.00
d11	100.00	ti01	100.00
d14	100.00	ti02	100.00
d41	100.00	ti03	100.00
d46	81.25	ti06	93.75
d52	100.00	ti20	100.00
d55	100.00	ti22	100.00
AVRR		98.75%	

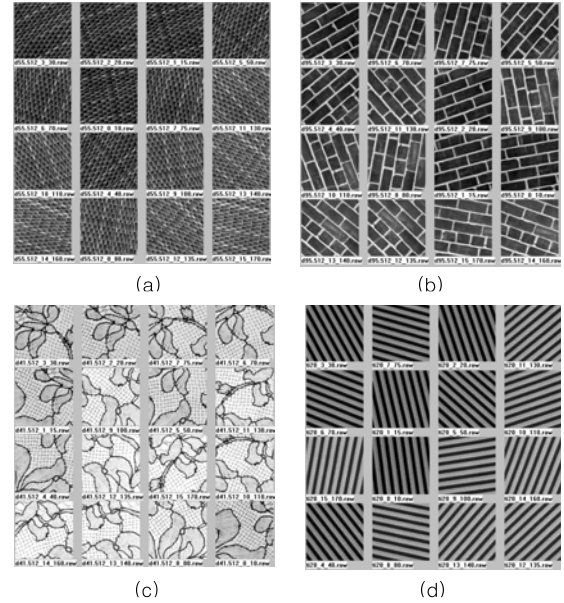


그림 8. (a): 미세 영상, (b)/(d): 방향성을 가지는 영상, (c): coarse 영상

그림 8의 (a), (b), (c), (d)에서 왼쪽 맨 위가 질의 영상이고 나머지 영상이 유사도 순서로 검색된 영상이다. 맨 위의 왼쪽에서 두 번째 영상이 질의 영상과 가장 유사도가 높은 영상이고 오른쪽 맨 아래 그림이 유사도가 가장 작은 영상이다. 그림 8 (a)에서 보는 것처럼 제안된 알고리즘은 미세하고 불규칙한 특성을 가지는 텍스처 영상의 검색에 효율적인 것을 알 수 있다. 그림 8 (c)는 한 방향으로 큰 방향성을 가지는 영상에 대한 검색 결과이다. 그림 6에서 그림 8(c)에 대한 스펙트럼을 보여준다. 이렇게 방향성을 가지는 영상은 해당 스펙트럼도 방향성을 가지므로 제안된 각도 투영을 이용하면 영상의 회전 특성이 제거 되므로 좋은 검색률을 보인다. 영상간의 유사도는 주어진 질의 영상과 MPEG-7 데이터베이스에 있는 영상 사이의 유클리드 거리에 반비례하기 때문에 거리가 작을수록 유사도는 커지고 클수록 유사도는 작아지게 된다. 본 실험에서는 유사도 측정을 위해 다음과 같은 식을 사용하였다.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=0}^{N/2-1} (\tilde{v}_k^i - \tilde{v}_k^j)^2} + \sqrt{\sum_{k=0}^{N/2-1} (\tilde{\sigma}_k^i - \tilde{\sigma}_k^j)^2} \quad (17)$$

여기서 i 와 j 는 질의 영상과 데이터베이스에 있는 영상에 대한 인덱스이다. d_{ij} 는 두 영상간의 유클리드 거리이다. k 는 벡터의 차원을 나타내는 인덱스이다. N 은 총 벡터의 차원을 의미하므로 HVS 기반의 벡터 추출일 경우는 24, 주파수를 모두 사용할 경우는 128이 된다.

3.1 다른 알고리즘과의 비교

가보 필터기반의 회전 불변 영상 검색이 가장 우수한 검색 방법으로 알려져 왔다 [9]. 그러나 다른 검색 알고리즘과 제안된 알고리즘을 직접적으로 비교하는 것은 불가능하다. 왜

나하면 실험에 사용된 영상이 서로 다를 뿐만 아니라 사용된 영상의 개수도 틀리기 때문이다. 하지만 가보 기반의 특징 추출 및 검색 방법은 복잡도가 큰 단점이 있고 채널의 수를 어떻게 결정할 것인가를 결정하기 쉽지 않다. 제안된 방법은 가보 기반의 알고리즘에서 사용한 필터링 방법을 사용하지 않기 때문에 상대적으로 계산의 복잡도가 작은 것을 알 수가 있다.

4. 결론

본 논문은 회전 및 천이 불변 특징 추출에 관한 새로운 방법을 제시한다. 각도 투영법은 극 좌표계에서 각도 방향을 따라 푸리에 주파수 계수의 선 적분으로 정의된다. 픽셀영역과 주파수영역간의 관계에서 제안된 각도 투영법은 회전 불변 특성을 유지한다. 또한 검색률을 높이기 위하여 각 주파수에 대한 표준편차를 추가한다. 제안된 각도 투영을 위한 회전 및 천이 불변 특징 벡터 추출은 인간의 시각 시스템을 이용하면 적은 차원의 벡터로 효과적으로 구성될 수 있다. 또한 제안 방법은 등방성 및 방향성을 가지는 영상에 대해서도 좋은 검색률을 보임을 알 수 있다.

참고문헌

[1] Jianguo Zhang and Tieniu Tan, "Brief review of invariant texture analysis methods" Pattern Recognition, Vol. 35, pp.735-747, 2002.

[2] B.S. Manjunath and W. Y. Ma, "Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data" IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligent, Vol. 18, No. 8, August 1996.

[3] H. Greeenspan, S. Belongic and R. Goodman, "Rotation invariant texture recognition using a steerable pyramid," Proceeding of ICPR94, pp. 162-167, 1994.

[4] Y. Chitre and A. P. Dhawan, "M-band wavelet discrimination of natural texture classification" Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 773-789, 1999.

[5] Yong Man Ro, Munchurl Kim, Ho Kyung Kang, B. S. Manjunath and Jinwoong Kim, "MPEG-7 Homogeneous Texture Descriptor" ETRI Journal, Vol. 23, No. 2, June 2001.

[6] Ching-Yung, Jeffrey A.Bloom, Ingermar J. Cox, Matt L. Miller and Yui Man Lui, "Rotation, Scale, and Translation Resilient Watermarking for Images" IEEE Transaction on Image Processing, Vol. 10, No. 5, May 2001.

[7] Anil K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice Hall, 1989.

[8] Peter Toft, "The Radon Transform Theory and Implementation" Ph.D. Thesis - Department of Mathematical Modeling Section for Digital Signal Processing, Technical University of Denmark.

[9] Trygve Raden and John Hakon Husoy, "Filtering for Texture Classification: A Comparative Study" Vol. 21, No. 4, April 1999

[10] Daugman.J.G, "Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles", Vision Research, 1980,Vol. 20, Issue. 10, pp.847~856



이 범 식

2000년 8월 고려대학교 전기전자전파공학부 졸업(공학사). 2006년 8월 한국정보통신대학교 대학원 졸업(공학석사). 2000년 9월 ~2003년 9월 (주)기산텔레콤 재직. 2006년 9월 ~현재 한국정보통신대학교 공학부 박사과정. 관심분야는 내용기반 영상검색, 스케일러블 영상 및 비디오 압축, 비디오 프로세싱, 패턴인식, 멀티미디어 통신



김 문 철

1989년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1992년 2월 University of Florida, Electrical & Computer Engineering (공학석사), 1996년 8월 University of Florida, Electrical & Computer Engineering (공학박사), 1997년 1월 ~ 2001년 3월 한국전자통신연구원 선임연구원 (방송미디어연구팀장). 2001년 3월 ~현재 한국정보통신대학교 부교수. 관심분야 - 스케일러블 영상 및 비디오 압축, 비주얼 정보처리, 패턴인식, 멀티미디어 IPMP/DRM. MPEG-4/7/21/A/E, 대화형 멀티미디어 방송 및 통신