

## 회전불변 Gabor 필터를 이용한 영상검색

김동훈, 신대규, 김현술, 박상희  
연세대학교 전기전자공학과

### Image Retrieval using Rotation Invariant Gabor Filter

Dong-Hoon Kim, Dae-Kyu Shin, Hyun-Sool Kim, Sang-Hui Park  
Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

**Abstract** - 디지털 기술의 발전과 더불어 방대한 양의 영상데이터가 발생되어 데이터베이스화되고 있으며, 이러한 데이터베이스 상에서의 효율적인 데이터 검색은 중요한 문제가 되었다. 현재 영상의 색상, 형태 및 질감 특성 등을 사용하는 다양한 영상 검색 기법들이 제안되고 있으며 본 연구에서는 영상의 특징 정보로서 질감 특성인 Gabor 웨이블릿 특징을 이용한 검색 기술을 제안하고자 한다. 기존의 Gabor 웨이블릿 특징을 이용한 방법은 영상의 회전에 대해 동작하지 못하는 단점을 가지고 있으며 본 연구에서는 웨이블릿 필터를 수정함으로써 이러한 문제를 해결하고자 한다. 트레이드마크 영상 데이터베이스 상에서 회전 문제 등을 포함한 다양한 검색 실험을 수행함으로써 기존의 검색 방법들과 제안한 방법을 비교 평가하고자 한다.

### 1. 서 론

제 2의 산업혁명이라고 불리는 정보화 기술의 발전은 신호처리기술의 발전과 더불어 정보의 디지털화를 뒷받침해 줄 수 있는 기반시설을 즉, 인터넷 및 네트워크 환경의 개선 및 발전에 힘입었다. 그리고 기존의 아날로그 형태의 데이터들을 디지털 형태로 입력할 수 있는 입력장치들의 발전 등으로 많은 영상 데이터베이스가 구축되었고 이 많은 데이터 베이스 중에서 원하는 정보를 효율적으로 검색해야되는 문제에 봉착하게 되었다. 특히 지적재산권이 걸린 상표권이나 범죄자의 얼굴, 지문 등을 찾을 때, 또는 의학분야 등에서 효율적이고 정확한 검색을 요구하게 되었다.

효율적인 검색을 위한 방법으로 영상의 여러 가지 특성, 즉, 색상, 형태 및 질감 등을 이용하는 다양한 검색 기법들이 제안되었다.

그 중에서 영상의 색상 히스토그램을 이용하여 정보를 표현하는 방법이 가장 널리 쓰이고 있으며[1], 형태의 특징을 이용한 방법으로는 저나이크 모멘트 등의 방법이 있다[2]. 또한 질감 특징에 의한 해석은 웨이블릿과 같은 다해상도 필터링 기술과 함께 발전해 왔으며, 웨이블릿 변환 등을 이용하여 질감정보를 주파수 대역별로 분석하는 방법을 많이 사용하고 있다.

일반적으로 영상의 질감 정보를 추출하기 위해서 사용될 Gabor 웨이블릿은 인간의 기본적인 시각 피질 내에 있는 일반적인 세포의 수용계와 비슷한 모형을 하고 있기 때문에 처리된 영상을 특징파라미터로 사용한다.[3]

1996년 Manjunath가 제안한 방법[4]를 이용하여 Gabor 필터를 설계하고, 각 필터에 의해 필터링 된 대역의 평균과 표준편차를 영상의 Gabor 텍스처 특징 벡터로 추출하여 영상들 간의 유사성을 계산하는데 사용하였다. 그러나 이 방법은 잡음 등에 강한 검색효율을 보이나 회전에서는 효율적이지 못하다. 본 논문에서 제안된 방법에서는 Gabor 필터의 강한 검색 능력을 살리면서 회전된 질의 영상을 효율적으로 검색하는 방법을 제안하고자 한다.

본문에서는 영상에서 텍스처 정보를 추출하기 위하여

사용될 Gabor 필터의 이론적 배경, 그리고 질의 영상과 데이터베이스 사이의 유사도 측정을 위해 사용되는 방법 그리고 Porter와 Canagarajah가 제안한 필터[5]를 일반 영상에 적용하여 특징벡터를 추출하여 실험한 방법과 실험 결과에 대해 설명한다.

### 2. 회전불변 Gabor 필터

#### 2.1 Gabor 필터

일반적으로 Gabor 웨이블릿 변환으로 처리된 영상을 검색의 특징 파라미터로 사용하는 이유는 그의 생물학적인 연관성과 물리적인 특성 때문이다. Gabor 웨이블릿은 인간의 기본적인 시각 피질 내에 있는 일반적인 세포의 수용계와 비슷한 모형을 하고 있다[3]. 이런 특성 때문에 질감 정보에 관한 특징을 구하는데 종종 사용된다. 2차원 공간 영역에서 Gabor 필터는 복소된 가우시안 복소 사인파 격자의 형태를 가진다.[6]

$$h(x, y) = g(x', y') e^{-2\pi i(Ux + Vy)} \quad (1)$$

단,  $(U, V)$ 는  $F = \sqrt{U^2 + V^2}$  중심주파수와  $\theta = \arctan(\frac{V}{U})$ 의 방향을 가지는 주파수 영역의 필터 위치로 정의한다.

자신과 유사한 함수들로 이루어진 이러한 집합을 Gabor 웨이블릿이라 하며  $g(x, y)$ 는 이러한 집합의 모함수가 된다. Gabor 웨이블릿은 이러한 모함수  $g(x, y)$ 의 회전과 팽창에 의해서 만들어질 수 있다. 여기서  $g(x', y')$ 은 각  $\phi$ 로 향하는 가우시안 함수를 표현하고  $(x', y')$ 은  $x = x \cos \phi + y \sin \phi$ ,  $y = -x \sin \phi + y \cos \phi$ 로 주어진 회전된 좌표이다.

가우시안 함수의 일반적인 형태는

$$g(x, y) = \left( \frac{1}{2\pi\lambda\sigma^2} \right) e^{-\left[ \frac{(x/\lambda)^2 + y^2}{2\sigma^2} \right]} \quad (2)$$

단,  $\lambda$ 는 중첩 비이고,  $\sigma$ 는 크기인자이다.

크기인자는 일반적으로 고주파필터가 공간상에서 국지화 되는 필터의 중심주파수에 의해서 결정된다.

$$\sigma = \mu/F \quad (3)$$

단,  $\mu$ 는 상수로 푸리에 영역에서 균일하게 겹칠 수 있는 값이다.

고정된 필터는 일반적으로 질감 정보의 분류를 위한 특징과 연관자하는 주파수와 주파수 영역의 최적의 수렴을 얻기 위한 방향의 가운데 위치하는 특징을 얻기 위해서 선택되어진다.

## 2.2 회전불변 Gabor 필터

Gabor 필터의 사인과 격자는 단지 한 방향에서만 변하므로 자세한 정보를 알 수가 있기 때문에 방향에 의존하는 질감 정보의 분석에는 매우 효율적이다. 그러나 이러한 특성에 의해서 회전에 대해서는 적합하지 않다. 회전에 강한 필터를 만들기 위해서 사인과 격자는 단정한 방향만 아니라 모든 방향에 대해서 변하는 것이 필요하다. 그래서 필터를 원형 대칭으로 설계하였다. 또한 가우시안 함수와 복소 사인파 격자와의 복조로 생성되었다.

가우시안 함수나 격자 모두 원의 중심에서 방사형으로 변화하므로 필터는 완벽한 원형대칭이다.

원형대칭필터는 다음과 같다.

$$h(x, y) = g(x, y) e^{-2\pi i F \sqrt{x^2 + y^2}} \quad (4)$$

F는 원하는 중심 주파수이다.



그림 1. 주파수별 원형대칭필터  
(F = 2.0, 3.17, 5.04, 8.0 cycles/image)

가우시안 필터는 다음과 같다.

$$g(x, y) = \left( \frac{1}{2\pi \sigma^2} \right) e^{-\left[ \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right]} \quad (5)$$

원형대칭 필터를 사용하여 영상으로부터 질감 특징을 얻기 위해서 4가지 주파수대의 필터가 사용되었다. 그림 1.에서처럼 최적수렴을 위해서 저주파수로부터 고주파수 기하급수적으로 변하는 중심 주파수 4개를 계산하여 사용하였다. 푸리에 영역에서 균일하게 겹칠수 있는  $\mu$ 가 잘 선택되어졌다고 하더라도 매우 낮은 주파수 영역에서는 잘 적용되지 않는다. 왜냐하면, 이 영역에서는 약간의 이미지의 질감 정보만을 얻을 수 있기 때문이다.

## 2.3 특징 표현 및 유사도 측정

영상의 질감 특징을 추출하기 위해서 입력 영상을 4개의 주파수 대역에 대하여 필터링한 후 각 필터링된 영상의 화소 값의 평균( $\mu_m$ )과 표준편차( $\sigma_m$ )를 Gabor 질감 특징으로 추출해낸다.

$$\mu_m = \frac{1}{N_x N_y} \sum_x \sum_y |h_m(x, y)| \quad (6)$$

$$\sigma_m = \left[ \frac{1}{N_x N_y} \sum_x \sum_y (|h_m(x, y)| - \mu_m)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

여기서  $h_m(x, y)$ 는 입력영상과 Gabor필터를 사용하여 필터링 된 영상이고, m은 필터 중심주파수의 크기를 나타낸다. 그리고  $N_x$ 와  $N_y$ 는 입력 영상의 공간 영역에서의 너비와 높이이다.

4개의 수정된 Gabor 필터에서 평균과 표준편차가 특징으로 추출되어, 총 8개의 값을 가지는 특징벡터를 형성하게 된다.

이렇게 추출된 특징 벡터들을 이용하여 질의 영상과 데이터베이스내의 영상들과의 유사성을 다음 식을 통하여

계산한다.

$$d(i, j) = \sum_m d_m(i, j) \quad (8)$$

$$d_m(i, j) = \left| \frac{\mu_m^{(i)} - \mu_m^{(j)}}{\alpha(\mu_m)} \right| + \left| \frac{\sigma_m^{(i)} - \sigma_m^{(j)}}{\alpha(\sigma_m)} \right| \quad (9)$$

여기서,  $\alpha(\mu_m)$ 과  $\alpha(\sigma_m)$ 는 특징 벡터의 성분 각각에 대하여 구한 영상 데이터베이스 전체의 표준편차이고 이들은 각각의 특징 벡터의 성분을 표준화하기 위함이다.

## 3. 실험 및 결과

제안된 방법을 실험하기 위해서 데이터베이스로 1100개의  $128 \times 128$  크기의 흑백 상표 영상을 사용하였고 질의 영상으로는 20개의 각각  $30^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 로 회전된 영상, 원래 크기의 90% 110%로 변화된 영상, -10%, +10%의 잡음을 함유한 영상, 그리고 +10%의 잡음을 함유하고 회전된 영상을 사용하였다.

위의 식(9)을 사용하여 영상들 간의 차이를 의미하는 거리를 구한 후 그 값들의 역수로 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상들간의 유사성을 측정하였다.

또한 결과에 대한 분석으로 검색에 대한 평균 등수와 순위에 대한 백분율을 사용하였다.

$$\text{평균 등수} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (i\text{번째 영상의 등수})$$

$$\text{순위 백분율} = \frac{\text{평균 등수}}{N} \times 100 \quad (8)$$

여기서, M과 N은 질의 영상의 총 갯수와 데이터베이스 영상의 총 갯수이다.

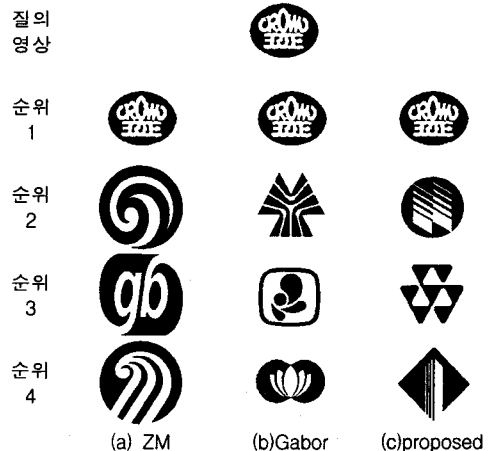


그림 2. 영상검색의 결과

그림 2.는 임의 영상을 질의 영상으로 선정 후 질의 영상 자체를 찾는 실험을 지나이크 모멘트방식과 기존의 Gabor 필터방식 그리고 제안된 방식을 사용했을 때 나타나는 결과의 예이다. 이러한 결과를 바탕으로 위에서 예시한 잡음을 함유한 질의 영상, 회전된 질의 영상 그리고 잡음을 함유하고 회전된 질의 영상에 대해 실험을 하였다.

각각의 질의 영상에 대한 결과는 위의 표 1.에 나타나 있다.

표 1. 실험 결과

		ZM	Gabor	제안된 방법
회전	30°	13.63(1.22%)	70.25(6.33%)	1.00(0.09%)
	45°	13.30(1.20%)	71.55(6.45%)	1.00(0.09%)
	90°	1.00(0.09%)	83.50(7.53%)	1.00(0.09%)
잡음	5%	1.30(0.12%)	1.00(0.09%)	1.15(0.10%)
	10%	10.60(0.95%)	1.00(0.09%)	1.15(0.10%)
	15%	41.40(3.73%)	1.00(0.09%)	1.35(0.12%)
잡음 (10%) + 회전	45°	56.72(5.11%)	23.05(2.08%)	1.11(0.10%)
	90°	11.20(1.01%)	84.55(7.62%)	1.11(0.10%)

질의  
영상



순위  
1



순위  
2



순위  
3



순위  
4



(a) 기존의 Gabor (b) 제안된 방법

그림3. 30° 회전된 영상에 대한 실험결과 비교 예

표 1.에서 평균, 표준편차의 8개의 특징 벡터를 가진 제안된 방법과 기존의 Gabor 필터를 사용하여 평균과 표준편차, 총 48개의 특징벡터를 추출한 방법 그리고 저나이크 모멘트에 대한 실험 결과를 보여준다. 잡음에 대해서 표 1.을 통해 알 수 있듯이 제안된 방식이 기존의 방식과 거의 동일한 검색 성능을 가지거나 더 우수함을 보여준다. 또한 회전된 질의 영상에 대해서는 제안된 방법은 0.1%안에서 원하는 영상을 찾아내는 우수한 성능을 보여주었다. 잡음을 함유한 기존의 영상이 회전되었을 경우에도 기존의 방식과 달리 0.1%안에서 잡음을 함유하지 않았을 때와 거의 동일한 검색 성능을 보여준다. 반면에 잡음을 함유하지 않았을 때 비교적 우수한 검색 성능을 보여주던 저나이크 모멘트 방식은 잡음의 영향을 많이 받음을 알 수 있다. 그림3은 기존의 Gabor 필터와 제안된 방법을 사용하여 회전된 질의 영상에 대한 결과의 비교이다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 Gabor 필터의 개선을 통하여 기존의 강력한 검색 능력과 단점인 회전 문제를 해결할 수 있는 방법을 제시하였다.

기존의 Gabor 필터는 한 방향에 의존한 질감 정보 분석에는 매우 효율적이거나 회전된 데이터에 대한 문제에 대해서는 적합치 않았다. 그러나 필터에서 모든 방향으로 변하는 원형대칭 필터를 설계하고 주파수 변화에 따라 필터를 통과한 영상 각각의 평균과 표준편차를 특징 벡터로 추출하여 영상들간의 유사성을 계산하는데 사용

함으로써, 기존의 Gabor 필터가 가지고 있는 크기의 변화, 잡음 등에서의 효율적인 검색 기능과 동시에 단점이었던 회전 문제를 해결하게 되었으며, 또한 동일 크기의 영상데이터에 대한 필터링 과정으로부터 추출하는 특징 벡터의 수가 기존의 48개에서 8개로 줄어들어 검색 속도 면에서도 효과적임을 알 수 있다.

#### (참 고 문 헌)

- [1] M.J. Swain and D.H Ballard, "Color indexing" international Journal of Computer Vision, Vol. 7, No.1, pp11-32, 1991.
- [2] A. Khotanzad and Y.H Hong, "Invariants Image Recognition by Zernike Moments", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 5, pp. 489-497, May, 1990.
- [3] Van Essen D., "Hierachial organization and functional streams in the visual cortex", Annual Review of Neuroscience, 2, 227-263, 1979.
- [4] B.S Manjunath and W.Y. Ma, "Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data." IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 8, pp. 837-842, Aug, 1996
- [5] Robert Porter and Nishan Canagarajah., "Gabor Filter for Rotation Invariant Texture Classification", IEEE International Symposium on Circuits and Systems, June 9-12, 1997
- [6] A.C. Bovik, M. Clark and W.S Geisler, "Multichannel Texture Analysis Using Localised Spatial Filters." IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12 no.1, pp.55-73, Jan. 1990