

# 감시 카메라 영상의 객체 인식을 위한 회전 변화에 강인한 질감 분류

김원희\*, 박성모\*, 김종남\*

\*부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

e-mail:whkim07@pknu.ac.kr

## Rotation Transformation Invariant Texture Classification for Object Recognition of Surveillance Camera Image

Won-Hee Kim\*, Seong-Mo Park\*, and Jong-Nam Kim\*

\*Dept. of Computer Multimedia Engineering, PuKyong Nat'l Univ.

### 요 약

질감 분류 기술은 패턴인식과 컴퓨터 비전 분야에서 널리 사용되는 기술로서, 최근 들어서는 감시 카메라 시스템에서의 정확한 객체 인식을 위한 회전 변화에 강인한 질감 분류 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 순환 가보 웨이블릿 필터를 이용한 회전 변화에 강인한 질감 분류 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 순환 가보 웨이블릿 필터링된 영상에서 전역 및 지역 특징 벡터를 계산하고 특징 벡터의 차이를 이용한 유사도 측정 판별식으로 질감 분류를 수행한다. Brodatz 질감 앨범을 이용한 실험에서 기존의 방법들보다 2~6% 향상된 질감 분류 비율을 확인할 수 있었다. 제안하는 방법은 질감 기반 객체 인식에 관련된 응용 분야에서 유용하게 사용될 수 있다.

### 1. 서론

인간 시각이 물체를 인식하는 대표적인 특성들로 질감, 명암, 색상 윤곽선 등이 있다. 최근에는 이런 특성들을 컴퓨터 인식 분야에 적용한 질감 인식에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 영상에서 정의하는 질감은 성질 혹은 형태가 유사한 기본요소들로 구성된 부분 또는 영역을 의미한다. 질감 분석은 객체 인식과 형태 인식, 반도체 표면 검사, 원거리 감지, 의료 영상 분석, 영상 복구, 위성사진 및 감시카메라 시스템 등 폭넓은 응용 분야에서 기반 기술로 사용된다. 질감 분석은 영상에 대한 분석과 해석을 위한 중요한 기술로 다양한 연구가 있어왔지만 정확한 질감 분석에 대한 연구는 계속 요구되고 있다[1].

전통적인 질감 분석 방법으로는 통계적 접근법에 기반한 상호발생행렬, 2차통계분석, GMRF방법, 지역적 선형 변환방법 등이 있다. 다른 접근 방법으로는 질감 에너지, 질감 스펙트럼, 명암도 차이, 선길이 통계법, 자기 상관함수 등을 이용한 특징 추출 연구가 있어왔다. 이외에도 Tamura 방법, 푸리에 변환법, 블롭 이용법, 수리 형태학적 접근 방법, 패턴 스펙트럼에 의한 질감 분류 방법이 있다. 최근에는 보다 효율적인 접근을 위해서 다해상도와 다채널 분석 기술이 사용된다. 대표적인 방법으로 웨이블릿 변환과 가보 필터를 이용한 방법이 있다[2].

본 논문에서는 회전 변화에 강인한 질감 분류 기법을 제안한다. 순환 가보 웨이블릿 필터를 이용해서 질감 특징들을 추출하고 전역 특징과 지역 특징을 이용하여 회전 변화에 강인하도록 질감을 분류한다. 실험을 통해서 기존의 방법들보다 정확함을 확인하였다.

### 2. 제안하는 질감 분류 방법

영상 특징 표현을 위해서 평균과 표준편차를 계산하는 과정은 기존의 가보 필터를 이용한 방법과 동일하게 진행된다[3]. 여기서  $\mu_{pq}$ 와  $\sigma_{pq}$ 의 조합을 통하여 아래의 식 (1)과 같이 새로운 벡터를 생성한다.

$$r(W_p, \theta_q) = (\mu_{pq}, \sigma_{pq}) \quad (1)$$

벡터  $r$ 은 특정한 스케일과 방위에서의 유일 특징 벡터 (Unique Feature Vector)를 의미하고, 식 (2)과 같이 지역 특징을 정의할 수 있다.

$$LFM = \begin{pmatrix} r(W_0, \theta_0) & r(W_0, \theta_1) & \dots & r(W_0, \theta_{q-1}) \\ r(W_1, \theta_0) & r(W_1, \theta_1) & \dots & r(W_1, \theta_{q-1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(W_{p-1}, \theta_0) & r(W_{p-1}, \theta_1) & \dots & r(W_{p-1}, \theta_{q-1}) \end{pmatrix} \quad (2)$$

여기서  $LFM$ 은 지역적 특징 행렬로서, 각 스케일과 방위에서의 특징 벡터들의 그룹이다. 유일한 특징 벡터  $r$ 을 이용하여 식 (3)과 같이 다른 특징을 정의할 수 있다.

$$E_p = \sum_q r(W_p, \theta_q) \quad (3)$$

$E_p$ 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 (4)과 같이 정의된다.

$$GFV = [E_1, E_2, \dots, E_p] \quad (4)$$

영상  $I(x, y)$ 를 좌표  $(x_0, y_0)$ 를 중심으로 반시계 방향으로  $\phi$ 만큼 회전 이동 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 순환 이동은 다음과 같이 정의된다.

$$LMF^c = (LMF(1:P, c:Q) \ LMF(1:P, 1:c-1)) \quad (5)$$

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

두 가지 특징 그룹, 즉 열방향 순환 이동 연산된  $LMF$ 과  $GFV$ 로부터 질감 유사도를 측정하기 위한 판별식을 유도한다. 이 판별식은 세 가지의 차이 요소로 구성된다.

$$df_{GFV} = \frac{\sum_{p=1}^P (E_p^U - E_p^T)^2}{\sum_{p=1}^P (E_p^T)^2} \quad (6)$$

$$df_{LMF} = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q (d_{pq})^2}{\sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q |r^T(W_p, \theta_q)|^2} \quad (7)$$

$$df_D = \sum_{p=1}^P (E_p^U - E_p^T)^2 + \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q (d_{pq})^2 \quad (8)$$

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

$$|r(W_p, \theta_q)| = \sqrt{\mu_{pq}^2 + \sigma_{pq}^2}, r(W_p, \theta_q) \in LFM \quad (9)$$

제안한 방법은 세 가지 차이 요소를 통하여 식 (10)과 같은 방법으로 질감 유사도를 측정한다.

$$df = Mn(df_{GFV} \times df_{LMF} \times df_D) \quad (10)$$

### 3. 실험 결과 및 분석

제안한 방법의 성능평가를 위해서 brodatz 질감 영상을 이용하였다. brodatz 질감 앨범 중에서 무작위로 선택한 25개 영상을 이용해서 회전 변화에 대한 질감 분류 성능을 평가하였다. 표 1에서는 14개의 특징값을 사용하고 스케일 값이 7인 경우에 대한 비교실험 결과를 나타내었다. 제안한 방법의 경우 100%의 질감 분류를 수행하는 것을 알 수 있다. 스케일 값에 변화에 따른 질감 분류 비율 실험 결과의 경우 스케일이 5~10의 사이 구간에 99.8% 이상의 질감 분류 비율이 나타나는 것을 확인하였다.

<표 1> 객관적 화질비교 결과(단위 : dB)

방법	샘플개수(개)	특징개수(개)	CCR(%)
Log-polar wavelet[1]	7300	64	93.8
Radon and wavelet[2]	2000	26	97.9
Proposed approach	3700	14	100

### 4. 결론

본 논문에서는 회전 변화에 강인하게 질감 분류를 할 수 있는 기술을 제안하였다. 제안한 방법은 순환 가보 웨이블릿 필터를 이용해서 전역 및 지역 특징 벡터를 정의하고 두 특징 벡터를 이용한 판별식으로 질감 분류를 수행한다. 제안한 방법을 brodatz 질감 앨범에 적용하여 실험한 결과 기존의 방법들보다 정확하게 질감을 분류하는 것을 확인할 수 있었다. 제안한 방법은 감시 카메라 시스템과 같이 객체 인식을 이용하는 응용 환경에서 유용하게 사용될 수 있다.

### 감사의 글

본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지역 혁신인력양성사업, 중소기업청의 산학연공동기술개발지원사업(선도형)으로 수행된 연구결과임.

### 참고문헌

- [1] J. K. Kouros and S. Z. Hamid, "Rotation-Invariant Multiresolution Texture Analysis Using Radon and Wavelet Transforms", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 14, No. 6, pp. 783-795, Jun. 2005.
- [2] R. Porter and N. Canagarajah, "Robust Rotation-Invariant Texture Classification: Wavelet, Gabor Filter and GMRF Based Schemes", IEE Proceedings of Image Signal Processing, Vol. 144, No. 3, pp. 180-188, Jun. 1997.
- [3] 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, Dec. 2006.