

# 형태 Correlogram을 이용한 내용기반 영상검색

남 기 현<sup>†</sup> · 문 영 식<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문에서는 새로운 형태 특징값으로서 형태 correlogram을 제안하고 이를 기반으로 한 효과적인 내용기반 영상검색(content-based image retrieval) 방법을 제시한다. 기존의 색상 correlogram은 색상 정보에 공간적인 정보를 부여함으로써 영상검색 성능을 향상시켰다. 그러나 이 특징값은 형태 정보를 포함하고 있지 않아서 색상이 다르면서 비슷한 윤곽선 형태를 갖는 물체의 검색에는 좋은 효과를 보이지 못한다. 이 문제를 해결하기 위해 에지(edge)들의 correlogram인 형태(shape) correlogram을 제안한다. 색상 correlogram이 색상들의 거리에 따른 상관관계를 나타내는데 반해 형태 correlogram은 에지 각도들의 상관관계를 나타낸다. 형태 correlogram은 gradient 축과 각도 축을 가지는 2차원 특징 벡터(feature vector)로 표현된다. 각 축은 24개 bin(bin)으로 나뉘어져서 총 576개의 원소를 가지게 된다. 또한 본 논문에서는 형태 correlogram의 데이터 크기를 줄이고, 회전에 대해 불변인 특성을 가지게 하기 위해 투영(projected) 형태 correlogram을 제안한다. 실험결과를 통하여 본 논문에서 제안한 형태 correlogram과 투영 형태 correlogram을 사용한 영상검색 방법이 기존의 방법보다 성능면에서 우수함을 입증한다.

## Content-Based Image Retrieval Using Shape Correlogram

Ki-Hyun Nam<sup>†</sup> · Young Shik Moon<sup>\*\*</sup>

### ABSTRACT

In this paper a new shape feature, referred to as the shape correlogram, is proposed and an efficient method of content-based image retrieval using the shape correlogram is presented. The existing color correlogram improves the efficiency of content based image search by combining the spatial correlation and the color information, but it does not produce a good performance for the images having the similar object shapes with different colors. To resolve this problem the correlogram of edges, referred to as the shape correlogram, is proposed. The shape correlogram represents the correlation of edge angles, while the color correlogram expresses only the correlation in respect to the distance of colors. The shape correlogram is a two-dimensional feature vector with gradient axis and angle axis. Each axis is divided into 24 bins of angles, resulting in 576 elements in total. To reduce the data size of shape correlogram and to maintain the rotation invariance, the projected shape correlogram is also proposed. Experimental results have shown that the proposed retrieval methods based on the shape correlogram and the projected shape correlogram achieve good performance, compared with the existing methods.

**키워드:** 내용기반 영상검색(content-based image retrieval), 특징값(features), 형태 correlogram(shape correlogram)

### 1. 서 론

내용기반 영상검색은 영상의 특징값(features)을 사용하여 영상 데이터베이스를 색인하고 검색하기 위한 효과적인 방법이다. 자주 사용되는 특징값에는 색상(color), 형태(shape), 무늬(texture) 정보 등이 있다. 최근에는 디지털 도서관, 상표 검색, 박물관, 병원, VOD(Video On Demand), 내용기반 웹 브라우저, 지리 정보 시스템 등에 내용기반 영상검색이 사용되고 있다.

이러한 목적으로 가장 많이 사용되고 있는 특징값은 색상 정보이다. Swain과 Ballard에 의해 제안된 색상 히스토

그램은 계산하기가 쉽고 영상의 회전과 스케일 변화에 불변인 특성을 가지기 때문에 많은 영상검색 시스템에 사용되었다[3]. 그러나 색상 히스토그램은 공간적 정보를 포함하고 있지 않다. 최근에는 색상 정보에 공간적 정보를 포함시키기 위한 많은 시도가 있었다[1-5].

그밖에 형태, 질감 정보 등이 특징값으로 사용되는데, 몇몇 형태 특징값은 영상의 회전과 스케일 변화에 민감하다. 이를 해결하기 위해 Jain과 Vailaya는 평활화(smoothing)를 적용시킨 정규화 에지 히스토그램(normalized edge histogram)을 제안하였다[6]. 이 방법은 영상의 스케일 변화에 강인하지만 필요 이상의 정규화나 평활화에 의해 서로 다른 영상을 같은 영상으로 인식하는 문제점이 있다.

본 논문의 제2장에서는 correlogram에 대해 설명하고 correlogram을 이용한 영상 검색 방법들을 소개한다. 제3장

\* 이 논문은 1999년 한양대학교 교내연구비 지원으로 연구되었음.

† 정 회 원 : LG-OTIS SI팀 연구원

\*\* 정 회 원 : 한양대학교 전자계산학과 교수

논문접수 : 2000년 3월 10일, 심사완료 : 2001년 3월 14일

과 제4장에서는 형태 correlogram과 투영 형태 correlogram을 정의하고, 제5장에서는 이를 이용한 영상검색 방법을 제시한다. 제6장에서는 실험결과에 대해서 논하고, 제7장에서 결론을 맺는다.

## 2. correlogram

J. Huang 등에 의해 제안된 correlogram이란 개념은 특징값들의 상관관계를 미리 정해둔 어떠한 기준에 따라 표현하는 것으로 영상의 특징을 표현하기에 효과적인 개념이다. J. Huang 등은 correlogram의 개념을 영상의 색상 특징값을 표현하기 위한 수단으로 사용하였고 그 기준은 영상 내 화소간의 거리로 하였다.

### 2.1 색상(color) correlogram

J. Huang 등은 영상의 색인 및 비교, 검색에 색상 correlogram을 사용할 것을 제안하였다. 색상 correlogram은 색상의 공간적 상관관계를 나타내고, 내용기반 영상검색에 매우 효과적인 특성을 보인다[1, 2].

$I$ 를  $n \times n$  크기의 영상이라 하고, 영상  $I$ 의 색상( $c$ )이  $c_1, \dots, c_m$ 과 같이  $m$ 개의 bin으로 양자화되었다고 보자. 이 때, 화소  $p=(x,y) \in I$ 에 대하여  $I(p)$ 가 위치  $(x, y)$ 에서의 색상값을 나타낸다고 하고,  $I_c$ 를 색상  $c$ 를 가지는 화소들의 집합이라 하면,  $p \in I_c$ 는 색상  $c$ 를 가지는 영상  $I$ 내의 화소를 나타내게 되고, 수식  $|p_1 - p_2|$ 가 화소  $p_1$ 과  $p_2$ 사이의 거리를 나타낸다고 하면, 영상  $I$ 의 색상 correlogram  $\gamma_{c_1, c_2}^{(k)}(I)$ 는 다음 식 (1)과 같이 정의된다.

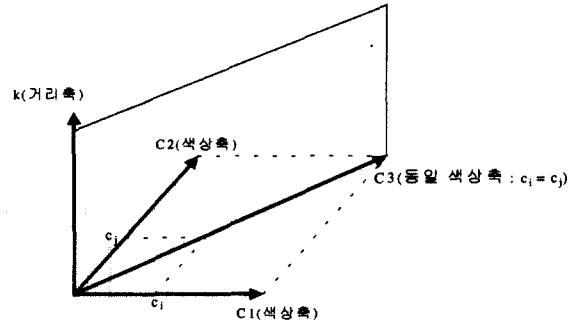
$$\gamma_{c_1, c_2}^{(k)}(I) \cong \Pr_{p_1 \in I_{c_1}, p_2 \in I_{c_2}} [p_2 \in I_{c_2} | |p_1 - p_2| = k] \quad (1)$$

$\Pr$ 이 확률을 나타낸다고 하면, 위의 식 (1)은 색상  $c_1$ 를 가지는 화소들의 집합( $p_1 \in I_{c_1}$ )으로부터 거리  $k$ 인 위치에 있는 화소( $|p_1 - p_2| = k$ )들 중에 색상이  $c_2$ 인 화소( $p_2 \in I_{c_2}$ )가 나타날 확률이다. 즉, 색상 correlogram은 영상 내의 색상  $c_1$ 를 가지는 화소로부터 거리가  $k$ 인 곳에서 색상  $c_2$ 를 가지는 화소가 나타날 확률을 나타낸다. J. Huang 등은 색상 correlogram의 특징값 수를 줄이고, 검색 속도 향상을 위해 autocorrelogram을 제안하였다. Autocorrelogram  $\alpha_{c_1}^{(k)}(I)$ 는 동일 색상간의 공간적 상관관계를 나타내고 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\alpha_{c_1}^{(k)}(I) = \gamma_{c_1, c_1}^{(k)}(I) \quad (2)$$

(그림 1)은 correlogram과 autocorrelogram의 관계를 보여주고 있다. (그림 1)에서 축 C1, C2 그리고 k가 이루는 육면체가 색상 correlogram이 되고, 동일 색상축 C3와 k가

이루는 평면이 autocorrelogram이 된다.



(그림 1) Correlogram과 autocorrelogram의 관계

### 2.2 에지(edge) correlogram

에지 correlogram은 기존의 색상 correlogram의 정확성을 높이기 위해 제안된 방법으로서 기존의 (auto)correlogram에 에지인지 아닌지를 나타내는 정보를 추가하여 양자화 수를 두 배로 늘인 것이다[2].

에지 correlogram  $a_{e, c_1}^{(k)}(I)$ 는  $m \times 2(c_+, c_-)$ 개의 색상 bin에 대해 다음과 같이 정의하여 (auto)correlogram을 계산한다.

$$\begin{aligned} a_{e, c_1}^{(k)}(I) &= a_{c_1}^{(k)}(I'(p)) \\ I'(p) &= \begin{cases} c_+ & \epsilon(p) = 1 \\ c_- & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3) \\ c_+ &= \{c_{1+}, c_{2+}, c_{3+}, \dots, c_{m+}\} \\ c_- &= \{c_{1-}, c_{2-}, c_{3-}, \dots, c_{m-}\} \end{aligned}$$

여기서,  $\epsilon(p)$ 는 화소  $p$ 가 에지이면 1을 반환하는 함수이고, 색상  $c$ 에 대해 “+”가 붙으면 에지인 화소의 색상임을 나타내고 “-”가 붙으면 에지가 아닌 화소의 색상을 뜻하게 된다. 즉 같은 색상  $c$ 를  $c_+$ 와  $c_-$  두 가지의 색상으로 나누었음을 의미한다.

### 2.3 각도(angular) correlogram

각도 correlogram은 영상의 형태정보를 correlogram으로 표현하기 위해 제안된 방법으로 영상내에 존재하는 특정 길이 이상의 직선을 추출하여 직선들간의 거리에 따른 공간적 상관관계를 correlogram으로 표현하였으나 직선 선분이 적은 영상에 대해서는 특징값을 추출하기가 어렵고 두 직선간의 상관 관계를 거리로 나타내었기 때문에 스케일 변화에 민감하다[7].

$I$ 를 입력 영상이라고 하고,  $l_i, l_j$ 는 영상에서 추출된 직선을,  $a$ 는 전체 각도 bin에 속하는 직선들의 집합을,  $a_i$ 는 각도  $i$ 를 가지는 직선들의 집합을,  $d_M(l_i, l_j)$ 는 두 직선  $l_i, l_j$  간의 가장 짧은 거리를 나타낸다면 각도 correlogram은 다음 식 (4)와 같이 정의된다.

$$\gamma_{a_i}^{(k)}(I) = \Pr_{l_i \in a_i, l_j \in a} [l_j \in a_i | d_M(l_i, l_j) = k] \quad (4)$$

이는 영상에서 각도  $i$ 를 가지는 직선  $l_i$ 가 주어졌을 때, 그 직선으로부터 거리  $k$ 만큼 떨어진 위치에서 같은 각도  $i$ 를 가지는 직선  $l_i(i=j)$ 가 나타날 확률을 나타낸다.

2.4 Bi-correlogram

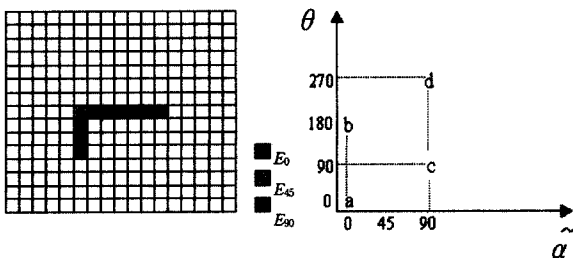
색상 correlogram은 상당히 많은 특징값의 수를 가지기 때문에 영상 검색 시 특징값을 비교하는데 시간이 많이 걸린다. 그래서 J. Huang 등은 같은 색상간의 관계만을 특징값으로 사용하는 autocorrelogram을 사용할 것을 권장하였다. 그러나 autocorrelogram은 서로 다른 색상간의 관계를 특징값으로 사용하지 않기 때문에 영상 검색에서 정확도가 약간 떨어진다. 이러한 점을 보완하기 위해 황병진 등은 Bi-correlogram을 제안하였다[8]. Bi-correlogram은 색상 correlogram에서 같은 색상간의 관계  $D$ (diagonal term)와 다른 색상간의 관계  $SND$ (sum of non-diagonal term)를 함께 사용하여 검색의 정확도를 높였다. Bi-correlogram에 대한 보다 자세한 설명은 참고 문헌[8]을 참조한다.

3. 형태 correlogram

본 논문에서는 새로운 형태 특징값인 형태 correlogram을 정의한다. 색상 correlogram이 색상간의 거리에 따른 상관관계를 나타내는 반면, 형태 correlogram은 gradient 각도들의 공간적 각도에 따른 상관관계를 나타낸다.  $\alpha$ 는 에지의 gradient 각도를,  $E_\alpha$ 는 같은 gradient 각도  $\alpha$ 를 가지는 에지들의 집합을, 그리고  $A(\alpha, b)$ 는 에지  $a$ 와  $b$ 사이의 에지 사이 각도(공간적 각도)를 나타낸다고 할 때, 형태 correlogram  $SC_{\alpha_i}^{(\theta)}(I)$ 는 다음 식 (5)와 같이 정의된다.

$$SC_{\alpha_i}^{(\theta)}(I) \cong \Pr_{a \in E_{\alpha_i}, b \in E} [b \in E_{\alpha_i} | A(\alpha, b) = \theta] \quad (5)$$

$SC_{\alpha_i}^{(\theta)}(I)$ 는 영상  $I$ 에서 gradient 각도  $\alpha_i$ 를 가지는 에지 ( $a \in E_{\alpha_i}$ )로부터 에지 사이 각도  $\theta$ 의 위치( $A(\alpha, b) = \theta$ )에 같은 gradient 각도  $\alpha_i$ 를 가지는 에지( $b \in E_{\alpha_i}$ )가 나타날 확률이다. 즉, 형태 correlogram은 영상 내에서 주어진 gradient 각도  $\alpha_i$ 를 가지는 화소에 대해 같은 gradient 각도  $\alpha_i$ 를 가지는 화소가 에지 사이 각도  $\theta$ 에 나타날 확률을 의미한다.



(그림 2) 형태 correlogram의 계산 예

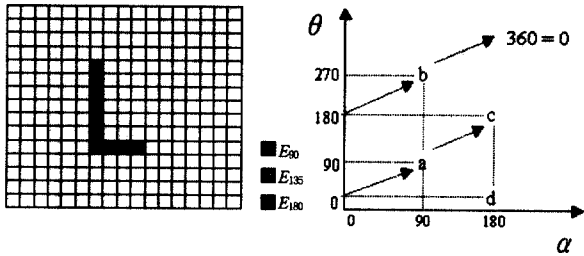
형태 correlogram은 gradient 각도 축과 공간적인 에지 사이 각도 축으로 이루어진 2차원 특징 벡터이다. 각 축은 15°씩 총 24개의 bin으로 나뉘어져 총 576(24×24)개의 특징값 수를 가진다. (그림 2)는 형태 correlogram을 계산하는 예를 보여주고 있다.

(그림 2)의 왼쪽은 에지를 추출한 영상을 나타내고 오른쪽은 계산된 형태 correlogram을 나타낸다. 영상에서 추출된 에지는 모두 10개이고, 그 중에서 6개는 gradient 각도가 0°, 1개는 45°, 나머지 3개는 90°의 값을 가진다. 그러므로 24개의 gradient 각도 축에서 0°, 45°, 90°의 값에 대해서만 형태 correlogram값을 구하면 된다. 즉,  $SC_{45}^{(0)}(I)$ ,  $SC_{90}^{(0)}(I)$ 의 값을 제외하고는 모두 0인 값을 가지게 된다. 먼저 gradient 각도가 0°인 경우만 고려해보자. 모두 6개의 에지가 일직선으로 있기 때문에 에지 사이 각도 ( $\theta$ )는 0°와 180°만이 존재한다. 그러므로 gradient 각도가 0°인 에지에 대하여  $SC_0^{(0)}(I)$ ,  $SC_0^{(180)}(I)$ 의 값만이 0이 아니고 나머지 값은 0이 된다.  $SC_0^{(0)}(I)$ 의 값을 계산해 보자. 왼쪽부터 6개의 gradient 각도가 0°인 에지에 대해 에지 사이 각도 0°인 위치에서 gradient 각도가 0°인 다른 에지가 나타날 확률은 각각 1(5/5), 1(4/4), 1(3/3), 1(2/2), 1(1/1), 0(오른쪽에 에지가 하나도 없으므로 확률은 0)이 된다. 그러므로  $a = SC_0^{(0)}(I) = (1+1+1+1+0)/6 \approx 0.83$  이 된다. 같은 방법으로  $b = SC_0^{(180)}(I) = (0+1/2+2/3+3/4+4/5+5/6)/6 \approx 0.59$ ,  $c = SC_{90}^{(90)}(I) = (0+1/2+2/3)/3 \approx 0.38$ ,  $d = SC_{90}^{(270)}(I) = (0+1+1)/3 \approx 0.67$ 이 된다. gradient 각도가 45°인 경우는 같은 gradient 각도 45°를 가지는 에지가 더 이상 없으므로 당연히 확률은 0이 되어 위에서 고려하지 않았다.

형태 correlogram은 각도에 기반한 확률을 나타내기 때문에 영상의 이동과 스케일 변화에 대해 강건한 특성을 가지고, 만약 영상이 각도  $\beta$ 만큼 회전된다면 gradient 각도값과 에지 사이 각도값도  $\beta$ 만큼 변하기 때문에 회전된 영상의 형태 correlogram은 원 영상의 형태 correlogram을 대각선 방향으로  $\beta$ 만큼 이동시킨 것과 같게 된다. 이를 식으로 표현하면 식 (6)과 같다.

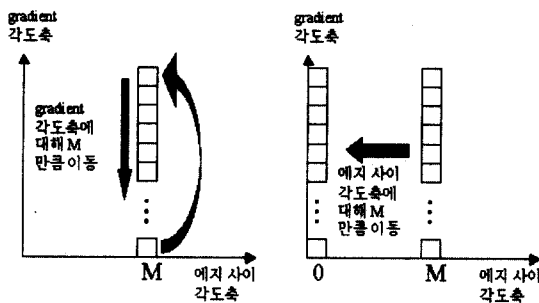
$$SC_{\alpha}^{(\theta)}(R_{\beta}(I)) = SC_{(\alpha+\beta)\%q}^{((\theta+\beta)\%q)}(I) \quad (6)$$

여기서,  $R_{\beta}(I)$ 는 영상  $I$ 를  $\beta$ 만큼 회전시킨 영상을 나타내고, %는 나머지 연산자를 의미하며,  $\alpha$ 는 양자화 된 gradient 각도의 bin을,  $\theta$ 는 양자화 된 에지 사이 각도의 bin을,  $q$ 는 양자화 된 각도 bin의 수를 나타낸다.  $(\alpha+\beta)\%q$ 와  $(\theta+\beta)\%q$ 는 각각 gradient 각도 값과 공간적 각도값이  $\beta$ 만큼 변한 것을 의미한다. 그림 3은 그림 2에서와 같은 영상이 90°회전되었을 경우의 correlogram을 보여주고 있다.



(그림 3) 회전된 영상의 형태 correlogram

(그림 2)에서와 대칭되는 에지들의 gradient 값들이 90° 만큼 변화였고, 각각의 에지들 간의 에지 사이 각도 또한 90° 만큼 변한 것을 볼 수 있다. 즉, 회전된 영상의 형태 correlogram은 gradient 각도축(α)으로 90° 만큼, 그리고 에지 사이 각도축(θ)으로 90° 만큼 이동하는 것을 볼 수 있다. 그러므로 (그림 3)과 같이 형태 correlogram 값을 gradient 각도축과 에지 사이 각도축에 대해 M(1,2,3,...,23)만큼씩 이동시키면서 두 형태 correlogram을 비교하여 최소가 되는 L1(또는 dl) 거리값을 구하면 영상의 회전에 관계없이 영상을 검색할 수 있다. 형태 correlogram을 영상 검색에 적용하는 방법에 대해서는 5절에서 다루도록 하겠다.



(그림 4) 영상 회전에 따른 형태 correlogram의 변화

#### 4. 투영 형태 correlogram

본 논문에서는 형태 correlogram의 특징값의 수를 줄이고, 회전에 대해 불변인 특성을 갖게 하기 위하여 투영 형태 correlogram을 정의한다. 투영 형태 correlogram은 형태 correlogram이 회전에 대해 대각선 방향으로만 이동된다는 점을 이용하여 대각선 방향으로 형태 correlogram의 값을 투영함으로써 구해지게 된다. 투영 형태 correlogram  $PSC_x(I)$ 는 식 (7)과 같이 정의된다.

$$PSC_x(I) = \sum_{i=0}^{q-1} SC_{(x+i) \% q}(I) \quad (7)$$

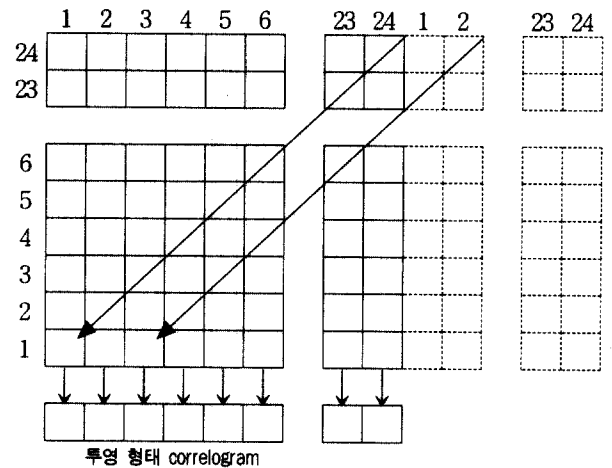
x는 양자화 된 각도 bin을 의미하고, q는 양자화 된 각도 bin의 수를 그리고 SC는 형태 correlogram을 나타낸다. x가 0일 때의 투영 형태 correlogram의 값과 x가 1일 때의 투

영 형태 correlogram의 값은 다음 식 (8)과 같다.

$$PSC_0(I) = SC_0^{(0)} + SC_1^{(1)} + \dots + SC_{q-2}^{(q-2)} + SC_{q-1}^{(q-1)} \quad (8)$$

$$PSC_1(I) = SC_1^{(0)} + SC_2^{(1)} + \dots + SC_{q-1}^{(q-2)} + SC_0^{(q-1)}$$

즉,  $PSC_0(I)$ 은 같은 gradient 각도를 가지는 에지들이 gradient 방향과 같은 방향으로 직선을 이룰 확률이라고 볼 수 있고,  $PSC_1(I)$ 은 같은 gradient 각도를 가지는 에지들이 gradient 방향보다 1(각도 bin의 값, 즉 15°)만큼 회전된 방향으로 직선을 이룰 확률이라고 볼 수 있다. 그러므로  $PSC_x(I)$ 는 같은 gradient 각도를 가지는 에지들이 gradient 방향보다 x만큼 회전된 방향으로 직선을 이룰 확률이 된다. 이는 특정 gradient 값을 가지는 에지가 아닌 모든 에지들에 대하여 gradient 각도에 상대적인 각도의 직선을 이룰 확률이므로 영상의 회전에 무관하게 된다. 즉, 투영 형태 correlogram은 영상의 회전에 대해 불변인 특성을 가지게 된다. (그림 5)는 형태 correlogram과 투영 형태 correlogram 간의 관계를 보여준다.



(그림 5) 형태 correlogram과 투영 형태 correlogram

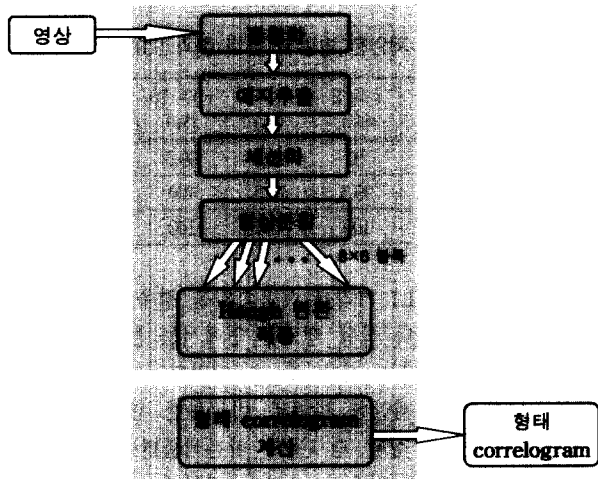
투영 형태 correlogram의 값은 회전에 대해서도 변화되지 않고 특징값의 수 또한 각도 bin을 q개로 양자화 하였을 경우, 형태 correlogram이  $q \times q$ 개의 특징값을 가지는데 비해 투영 형태 correlogram은 q개의 특징값만을 가지게 된다. 즉, 형태 correlogram 대신 투영 형태 correlogram을 사용함으로써 특징값의 수를 1/2승 만큼 줄일 수 있다.

#### 5. 영상 검색

본 논문에서는 제안된 형태 correlogram을 이용한 두 가지 영상검색 방법을 제시한다. 첫 번째 방법은 영상검색 시 형태 correlogram만을 사용하는 방법이고, 두 번째 방법은 형태 correlogram과 투영 형태 correlogram 모두를 사용하는 방법이다.

5.1 전처리과정

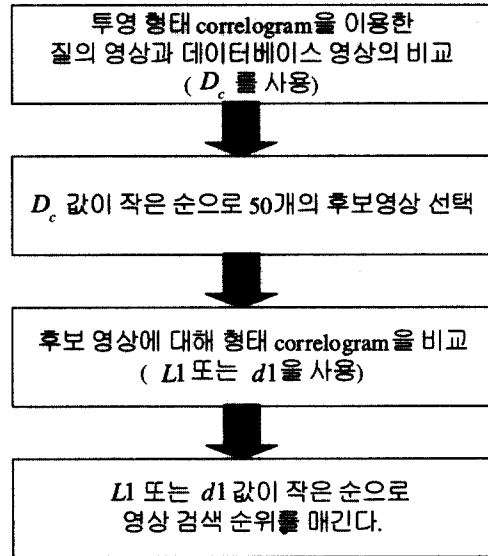
잡음에 대한 성능 향상을 위해 먼저 평활화(smoothing)를 한 후, Sobel 연산자를 사용하여 에지를 추출한다. 추출된 에지들의 gradient 각도를 15° 간격으로 24개 bin으로 양자화한다. 형태 correlogram의 계산 시간은 에지의 수에 의존하므로, 에지의 수를 줄이기 위해, 영상을 8×8 크기의 블록으로 나눈 후, Hough 변환을 적용하여, 특정 길이 이상의 직선을 이루는 에지들만을 추출하여 다음 과정에 사용하게 된다. (그림 6)은 형태 correlogram을 계산하는 전체적인 절차를 보여주고 있다.



(그림 6) 형태 correlogram을 계산하는 절차

$$D_c = \sum_{\alpha=0}^{q-1} PSC_{\alpha}(I) - PSC_{\alpha}(Q) \quad (11)$$

이때, q는 gradient 각도와 에지 사이 각도의 양자화 수를 나타내고, I는 데이터베이스 영상을 Q는 질의 영상을 의미한다.  $D_c$ (비유사도) 값이 작을수록 비슷한 영상이 되고 이는 후보 영상으로 선택이 된다. (그림 7)은 검색 방법 2에 의한 영상 검색 단계를 보여주고 있다.



(그림 7) 영상 검색 단계

5.2 검색 방법 1

영상 검색 시 순위를 정하기 위해 형태 correlogram만을 사용하는 방법으로, 두 벡터간의 비교식 (9)과 (10)에 정의된  $L1$  거리와  $d1$  거리를 사용하게 된다.

$$L1 = \sum_{\alpha=0}^{q-1} \sum_{\beta=0}^{q-1} |\gamma_{\alpha}^{\beta}(I) - \gamma_{\alpha}^{\beta}(Q)| \quad (9)$$

$$d1 = \sum_{\alpha=0}^{q-1} \sum_{\beta=0}^{q-1} \frac{|\gamma_{\alpha}^{\beta}(I) - \gamma_{\alpha}^{\beta}(Q)|}{|\gamma_{\alpha}^{\beta}(I) + \gamma_{\alpha}^{\beta}(Q)|} \quad (10)$$

여기에서, q는 gradient 각도와 에지 사이 각도의 양자화 수를 나타내고, I는 데이터베이스 영상을 Q는 질의 영상을 의미한다.  $L1$  또는  $d1$  거리의 값이 작을수록 비슷한 영상이 된다.

5.3 검색 방법 2

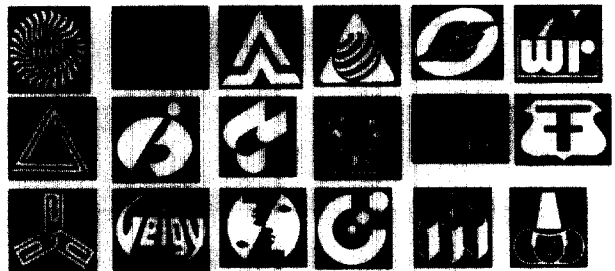
이 방법은 영상의 순위를 정하기 위해 2단계의 계층적 방법을 사용한다. 첫 번째 단계에서는 투영 형태 correlogram을 사용하여 식 (11)에 의해 영상 검색을 위한 후보 영상들을 선택하게 되고, 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 선택된 후보 영상에 대해 검색 방법 1에서와 같이 형태 correlogram을 비교하여 순위를 정하게 된다. 이러한 계층적 검색 방법은 영상의 검색 속도를 향상시킨다.

6. 실험 결과

본 논문에서 제안한 방법과 기존의 방법의 성능을 분석하고, 제안한 방법은 회전, 스케일 변형에 강건함을 입증한다.

6.1 실험 환경

Pentium II 266 MHz IBM PC에서 실험을 하였고, 데이터베이스 영상은 총 1,100개이며 모두 그레이 스케일의 상표 영상으로 구성되어있다. (그림 8)은 데이터베이스 영상의 일부를 보여주고 있다. 실험을 위해 총 200개의 영상을 선택하였고, 각각의 영상에 회전, 스케일, 잡음 변형을 가해 총 600개의 질의 영상을 만들었다.



(그림 8) 데이터베이스의 영상들

6.2 검색 결과

에지 방향 히스토그램을 사용한 방법, 불변 모멘트를 사용한 방법, 그리고 Jain과 Vailaya가 제안한 에지 방향 히스토그램과 불변 모멘트를 통합하여 사용한 방법을 본 논문에서 제안한 방법과 비교하여 검색의 정확성을 평가한다. Jain과 Vailaya는 에지 방향 히스토그램과 불변 모멘트를 통합하여 식 (12)와 같은 영상간의 차이( $D_t$ )를 정의하고 이를 비유사도 측정에 사용하였다.

$$D_t = \frac{w_e \times D_e + w_m \times D_m}{w_e + w_m} \quad (12)$$

여기서,  $w_e$ 와  $w_m$ 은 각각 에지 방향 히스토그램의 비유사도( $D_e$ )와 불변 모멘트의 비유사도( $D_m$ )에 할당된 가중치이다[9].

<표 1>과 <표 2>는 각각 에지 방향 히스토그램과 불변 모멘트를 사용한 방법들의 검색 결과를 보여주고 있다. 이때, r은 순위를 나타낸다.

<표 1> 에지 방향 히스토그램

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	73	79	86	94	6
스케일	100	100	100	100	0
잡음	92	95	96	100	0

<표 2> 불변 모멘트

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	44	55	67	88	12
스케일	100	100	100	100	0
잡음	88	95	97	100	0

두 방법 모두 스케일 변화에는 강건한 특성을 가짐을 알 수 있다. 그러나 회전과 잡음 변화에 대해서는 검색 성능이 떨어졌고, 특히 불변 모멘트를 사용한 방법이 회전과 잡음 변화에 대해 더욱 나쁜 검색 결과를 보였다. 이에 Jain과 Vailaya는 두 방법을 통합하여 사용할 것을 제안하였고, 통합된 방법의 검색 결과는 <표 3>과 같다.

<표 3> Jain과 Vailaya의 방법

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	85	91	95	98.5	1.5
스케일	100	100	100	100	0
잡음	96	99	100	100	0

통합된 방법의 검색 결과는 에지 방향 히스토그램과 불변 모멘트를 각각 사용한 방법에 비해 회전과 노이즈에 대

해 좋은 검색 결과를 보여주고 있다.

다음 <표 4, 5>는 (그림 6)에 나와있는 절차에 의해 구해진 형태 correlogram을 사용하여 L1거리와 d1거리를 사용하였을 경우의 검색 결과를 보여주고 있다.

<표 4> 제안한 방법의 검색 결과 (L1)

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	89	93	95	99	1
스케일	99	99.5	100	100	0
잡음	100	100	100	100	0

<표 5> 제안한 방법의 검색 결과 (d1)

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	88.5	92	96.5	99.5	0.5
스케일	99	99.5	99.5	100	0
잡음	100	100	100	100	0

유사도 측정 시 L1 거리를 사용하였을 경우가 d1 거리를 사용하였을 경우보다 상위 랭크를 면에서는 높았지만 비검색률이 약간 떨어지는 것을 볼 수 있었다. 그리고 기존의 Jain과 Vailaya가 제안한 방법과 비교하면 잡음과 회전에 대한 검색 결과는 상위 랭크율과 비검색률면에서 보다 좋은 결과를 보여주고 있으나, 스케일 변형에 대해서는 약간 상위 랭크율이 떨어지는 것을 볼 수 있었다.

본 논문에서는 형태 correlogram 계산 시간이 영상 내의 에지 수에 의존하므로 불필요한 잡음으로 보이는 에지를 제거하여 계산 시간을 줄이기 위해 영상을 블록으로 나누어 Hough 변환을 적용하였다. 그러나, 다음 <표 6>과 <표 7>에 나타난 바와 같이 보면 Hough 변환을 적용함으로써 검색 성능면에서는 최고 8.5%까지 감소됨을 알 수 있다.

<표 6> Hough 변환을 적용하지 않은 경우 (L1)

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	97.5	99	100	100	0
스케일	100	100	100	100	0
잡음	100	100	100	100	0

<표 7> Hough 변환을 적용하지 않은 경우 (d1)

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	94	94	98	100	0
스케일	100	100	100	100	0
잡음	100	100	100	100	0

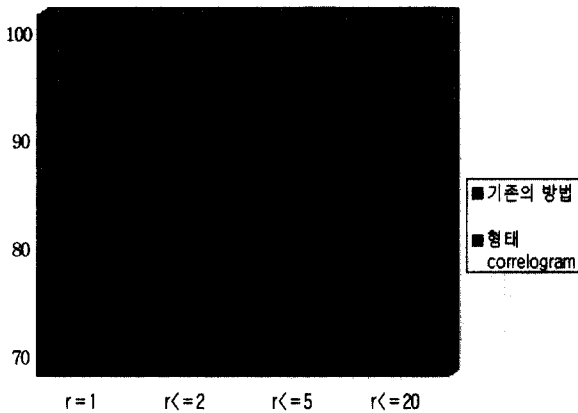
<표 8>은 투영 형태 correlogram만을 사용하였을 경우의 검색 결과이다. 스케일 변화에 대해서는 검색률이 많이

떨어지지만 회전과 잡음 변화에 대해서는 예지 방향 히스토그램과 불변 모멘트를 통합한 방법과 거의 비슷한 검색 결과를 나타내고 있다. 이는 투영 형태 correlogram이 후보 영상을 선택하기 위한 방법으로 적절함을 보여준다.

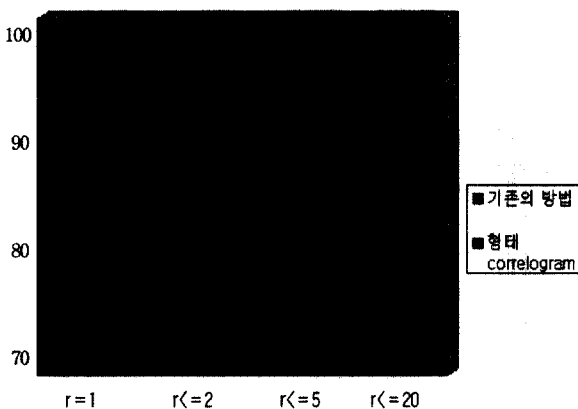
〈표 8〉 투영 형태 correlogram의 검색 결과

변형	r=1 (%)	r<=2 (%)	r<=5 (%)	r<=20 (%)	비검색률 (%)
회전	87.5	91	93	98	2
스케일	85.5	91	96	98.5	1.5
잡음	100	100	100	100	0

(그림 9)와 (그림 10)은 각각 회전과 잡음 변형에 대해 Jain과 Vailaya가 제안한 방법과 본 논문에서 제안한 방법을 비교하여 보여주고 있다. 제안한 방법은 Hough 변환을 적용하지 않은 경우의 검색 결과이다.



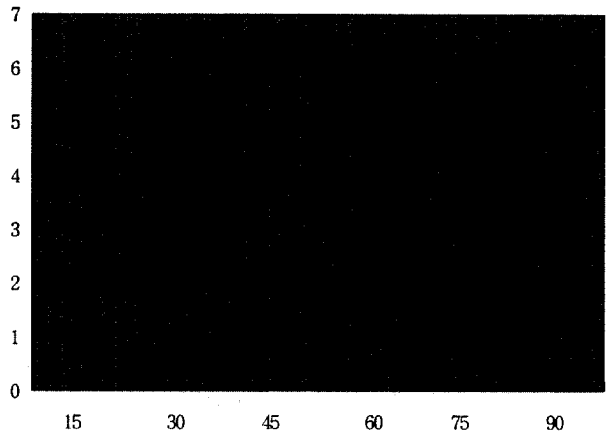
(그림 9) 회전 변화에 대한 검색률 비교



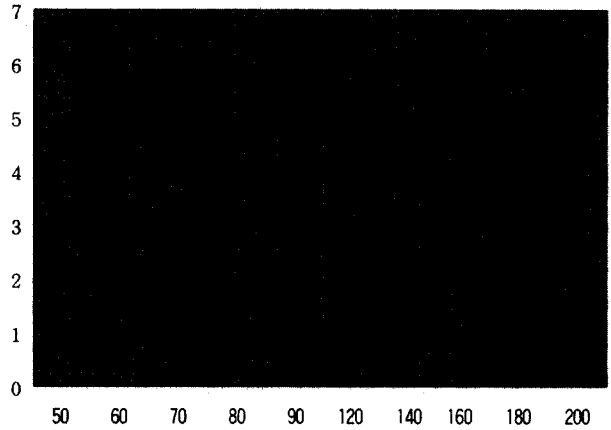
(그림 10) 노이즈 변화에 대한 검색률 비교

형태 correlogram의 비유사도는 영상이 회전 되었을 경우에는 크게 변하지 않았지만 영상의 스케일 변화에 대해서는 원영상보다 스케일이 커지거나 작아짐에 따라 비유사도는 커지는 것을 볼 수 있었다. (그림 11)과 (그림 12)는

이를 보여주고 있으며 비유사도는 L1 또는 d1 거리이므로 그 값이 클수록 다른 영상임을 의미한다.



(그림 11) 회전에 따른 비유사도의 변화



(그림 12) 스케일에 따른 비유사도의 변화

6.3 수행 시간

〈표 9〉는 데이터베이스 영상의 평균 에지 수와 형태 correlogram을 계산하는데 소요되는 시간을 보여준다. Hough 변환을 적용하여 에지의 수를 34% 가량 줄일 수 있었고, 형태 correlogram 계산 시간도 60% 정도 줄일 수 있었다.

〈표 9〉 형태 correlogram 수행 시간

	에지 수	계산시간(sec)
Hough 변환 비적용	2134	11.35
Hough 변환 적용	1412	4.60

〈표 10〉은 5장에서 제안한 검색 방법 1과 검색 방법 2의 평균 비교 시간을 보여주고 있다. 검색 방법 2를 위한 후보영상의 수는 투영 형태 correlogram만을 사용하였을 경우의 검색 결과 가장 낮은 순위를 가졌을 경우가 40위였기 때문에 50개로 정했다. 검색 시간은 1,100개 영상에 대해 투영 형태 correlogram을 함께 사용하는 방법이 형태

correlogram만을 사용하는 방법에 비해 20배 정도 빨랐고, 10,000개 영상에 대해 140배 가량의 수행 시간이 향상되는 것을 볼 수 있다.

<표 10> 평균 수행 시간

영상의 수	제안한 방법 1(sec)	제안한 방법 2 (sec)		
		1단계	2단계	전체
1,100	6.7	0.01	0.32	0.33
10,000	61.2	0.12	0.32	0.44

7. 결 론

본 논문에서는 내용기반 영상 검색을 위한 형태 정보 추출 방법으로 형태 correlogram을 제안하였다. 형태 correlogram은 영상 내에 존재하는 에지들의 공간적인 상관관계를 각도로 표현한 특징값으로서 이를 이용하여 영상의 이동, 회전, 스케일 변화에 강건한 영상 검색기법을 제시하였다. 제안한 방법은 기존의 에지 방향 히스토그램이나 모멘트 또는 들을 통합한 방법에 비해 좋은 검색 결과를 보여주고 있다.

Hough 변환을 적용하여 특정 길이 이하의 직선을 이루는 에지들을 제거하여 형태 correlogram을 계산하는 속도를 60%정도 향상시켰다. 영상 검색 시 소모되는 시간을 줄이기 위해 형태 correlogram에 비해 특징값의 수도 적고 이동시켜가며 비교할 필요도 없는 투영 형태 correlogram을 정의하고, 투영 형태 correlogram을 사용하여 후보 영상들을 선택한 후, 후보 영상들에 대해서만 형태 correlogram 전체를 비교함으로써 영상 검색 속도를 향상시켰다. 실험결과 10,000개의 영상에 대해 유사도를 측정하는 시간을 100배 이상 향상시킬 수 있었다.

기존의 방법과의 비교를 통하여 형태 correlogram을 이용한 영상 검색의 우수성을 입증하였다. 비검색을 면에서는 크게 차이가 없었지만 회전과 잡음 변형된 영상에 대한 검색에서 상위 랭크를 면에서는 약 4~12.5% 정도 우수한 성능을 보였다.

전처리 과정에서 좀 더 정확한 윤곽을 이루는 에지들을 찾을 수 있다면 형태 correlogram의 성능은 더욱 향상 될 것이다. 향후 연구 과제로는 보다 정교한 전처리 과정 개발, 형태 correlogram 계산을 좀 더 빨리 할 수 있는 알고리즘의 개발, 다양한 영상 검색에 적용할 방법의 연구 등이 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W. J. Zhu, and R. Zhibi, "Image indexing using color correlograms," Proc. CVPR, pp.

762-768, 1997.  
 [2] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W. J. Zhu, "Spatial color indexing and applications," Proc. ICCV, 1998.  
 [3] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color indexing," International Journal of Computer Vision, Vol.7, No.1, pp.11-32, 1991.  
 [4] G. Pass and R. Zabih and J. Miller, "Histogram refinement for content-based image retrieval," Proc. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp.96-102, 1996.  
 [5] M. Stricker and A. Dimai, "Color indexing with weak spatial constrains," SPIE Proceedings, Vol.2670, pp.29-40, 1996.  
 [6] A. K. Jain, A. Vailaya, "Image retrieval using color and shape," Pattern Recognition, Vol.29, No.8, pp.1233-1244, 1996.  
 [7]곽성희, 김호성, "내용기반 영상검색을 위한 형태정보추출", 한국 정보과학회 가을 학술발표논문집, Vol.25, No.2, pp. 503-505, 1998.  
 [8]황병진, 유광석, 김희율, "A new feature for content-based image retrieval : Bi- Correlogram," 신호처리학회 합동학술대회 논문집, Vol.12, No.1, pp.699-702, 1999.  
 [9] A. K. Jain, A. Vailaya, "Shape-based retrieval : A case study with trademark image databases," Pattern Recognition, Vol. 31, No.9, pp.1369-1390, 1998.



남 기 현

e-mail : khnam@otis.co.kr  
 1998년 한양대학교 전자계산학과 졸업 (공학사)  
 2000년 한양대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)  
 2000년~현재 LG-OTIS SI팀 연구원  
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 영상검색 등



문 영 식

e-mail : ysmoon@cse.hanyang.ac.kr  
 1980년 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사)  
 1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사)  
 1990년 University of California at Irvine Dept. of Electrical and Computer Engr. (박사)  
 1982년~1985년 한국전자통신연구소 연구원  
 1989년~1990년 Inno Vision Medical 선임연구원  
 1990년~1992년 생산기술연구원 선임연구원  
 1992년~현재 한양대학교 전자계산학과 부교수  
 관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식, 병렬처리 등