

# 칼라 특징 및 공간분포좌표에 기반한 영상 검색

장희원, 강응관, 최중수

중앙대학교 첨단영상전문대학원 영상공학과  
서울특별시 동작구 흑석동 221

## Image Retrieval based on Color and Spatial Distribution Coordinates

H.W. Chang, E. K. Kang, J.S. Choi

Department of Image Engineering, Graduate School of Advanced Imaging Science, Multimedia and Film, Chung-Ang Univ., 221 Huksuk-Dong, Dongjak-Ku, Seoul 156-756, Korea  
E-mail: howdy@ms.cau.ac.kr

### 요약

본 논문에서는 영상에서의 칼라 정보를 위한 히스토그램과 단순 히스토그램만을 이용하는 데서 오는 공간정보 부족을 각 칼라 빈(bin)의 분포특성을 대표할 수 있는 공간분포좌표를 이용하여 표현하고 또한 이러한 빈들의 상대적인 위치 정보를 색인 함으로써 영상의 회전이나 이동에 대해서도 강건한 영상색인 및 검색 알고리즘에 대해 기술한다.

### I. 서론

최근 멀티미디어 데이터의 기하급수적인 증가에 따라서 영상이 멀티미디어의 중요부분을 차지함은 의심의 여지가 없다. 한편, 영상을 다루는데 있어 기존 문자(text)와는 달리 비정형적인 영상 자체의 특성으로 인해 효과적인 영상 처리 및 관리하는 방법이 필요하게 되고, 이러한 요구로 인해 영상 색인 및 검색 방면에서 활발한 연구가 이루어지고 있다.

칼라 영상 색인에 있어서 가장 널리 사용되고 있는 방법은 히스토그램을 이용한 방법으로 영상의 전체적인 정보를 나타내주는 특징정보로 사용된다[1]. 그러나 히스토그램을 이용한 색인을 할 경우, 전역적인 정보로 인하여 유사한 분포를 갖는 다른 영상을 구별하기 힘들다는 단점을 가진다. 이러한 단점을 해결하기 위한 방법으로 질감, 모양, 위치관계 등을 이용한 영상 색인 방식들이 제안되어 왔다[2-4]. 대표적인 방법으로 영상을 영역 분할 함으로써 공간 정보를 얻을 수 있는데, 단순 영역 분할의 경우 영상의 회전이나 영상 내의 물체의 이동에 민감하게 작용하므로, 이를 보완하기 위해 [5,6]에서는 일반적으로 영상의 중요 정보는 중심에 위치하고 있다는 가정으로부터 회전이나 이

동에도 덜 민감하게 작용하는 퍼지(fuzzy) 영역 분할을 적용시키고, 각 영역에 대해서는 모멘트를 색인 정보로 이용하였다.

또한, 히스토그램의 단점인 공간정보를 추가하기 위해 [7]에서는 영상의 칼라 응집성(color coherence)에 기반하여 한 색상이 얼마나 모여있는지를 색인 정보로 이용하였으나, 단순히 응집성의 정도만을 나타내주는데 그 한계가 있고, 그보다는 좀 더 구체적인 공간정보를 필요로 한다.

본 논문에서는 영상의 칼라 정보로 히스토그램을 이용하고, 아울러 칼라의 공간 분포특성을 이용하여 그 칼라를 대표할 수 있는 좌표를 사용하여 영상검색을 수행하였다.

### II. 칼라 영상에서의 공간정보 추출

기존의 칼라를 이용한 영상 색인 방법 중에는 영상 색인 정보로 모멘트를 이용한 방법이 있는데, 모멘트와 같은 전역적인 정보는 영상의 국부적인 공간 정보를 포함하고 있지 않기 때문에 이러한 단점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 칼라의 히스토그램 분포와 더불어 영역내에서 칼라의 공간 정보로 분포특성을 이용한 공간분포좌표를 추출하고 영상 색인 정보로 사용하였다.

공간분포좌표를 이용할 경우 칼라의 국부적인 정보를 얻을 수 있는 장점을 가진다.

이러한 공간분포좌표를 구하기 위해 먼저 칼라 양자화를 수행한 후, 각 픽셀에서의 이웃하는 픽셀의 칼라 분포특성을 바탕으로 각 픽셀에서의 가중치를 구한다. 이러한 가중치는 공간분포좌표를 계산할 때 사용되게 된다.

그림 1은 전체 시스템의 구성을 나타낸 것으로 크게

두 부분, 즉 기본적인 칼라의 정보를 획득하는 부분과 그 칼라가 가지는 공간 정보를 획득하는 부분으로 이루어져있다. 따라서 각 부분에서 추출된 정보를 영상의 색인정보로 이용하고 색인된 정보를 이용하여 질의에 대한 검색 결과를 얻게 된다.

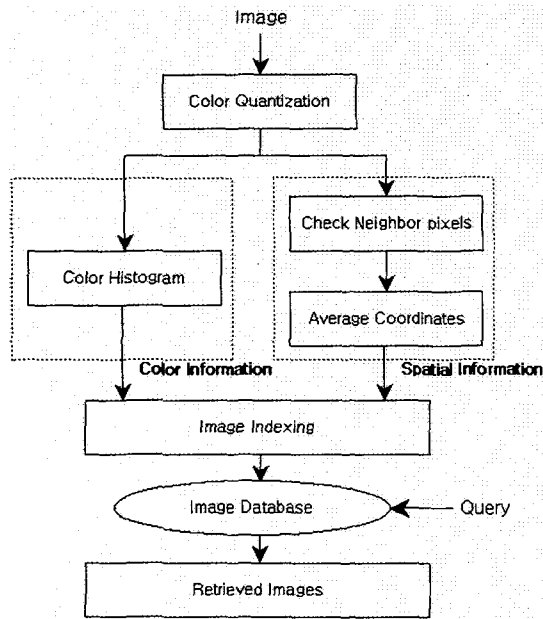


그림 1. 전체 시스템의 구성도

### 1. 공간분포좌표

색인에 사용될 공간분포좌표를 계산하기 위해서, 각 픽셀에서 이웃 픽셀의 분포를 가중치로 택하는 칼라의 밀집도 (color density)에 기반한 칼라의 분포 특성을 이용하여 좌표를 계산한다. 공간분포좌표를 추출하기 위해 실제 영상을 대상으로 할 때, 우선 칼라 양자화를 이용하여 bin의 수를 줄인 후에 각 bin에 해당하는 픽셀에 대해 8근방에 위치한 픽셀들의 분포에 따라 가중치를 두며 이 값을 이용하여 공간분포좌표를 계산하게 된다.

얻어진 좌표를 이용하여 공간 정보를 표현할 경우, 분포에 따른 특징을 갖게 된다. 예를 들어, 이웃 픽셀에 같은 칼라성분이 많이 존재하고 있는 경우, 밀집도가 높은 경우로 가중치가 증가하여 좌표를 계산하는데 큰 영향을 주는 값이 된다. 이와 반대의 경우는 밀집도가 낮은 경우이므로 가중치가 감소하여 좌표 계산하는데 거의 영향을 미치지 못한다.

이러한 특징을 이용하면 선이나 점 형태로 존재하는 칼라 분포보다는 영역의 형태로 존재하는 칼라분포가 있는 쪽으로 공간분포좌표가 이동하게 된다. 또한 임계치를 두어서 점이나 선의 형태로 존재하는 부분의 영향을 좀 더 줄일 수도 있다.

그러나 공간분포좌표는 절대적 좌표로서 영상에서의

이동이나 회전에 대해서는 민감하게 반응하게 된다. 이러한 점을 극복하기 위해 좌표들간의 관계를 규정할 필요가 있는 것이다. 이를 위해서 좌표의 상대적인 표현으로써 각 bin 간의 거리를 계산한 결과를 색인 정보로 사용함으로써 회전이나 이동에 대해서도 좌표들간의 상대적인 거리는 변하지 않기 때문에 좀 더 강건한 검색을 수행할 수 있다. 이러한 공간분포좌표의 개념을 그림 2~4에 나타내었다.

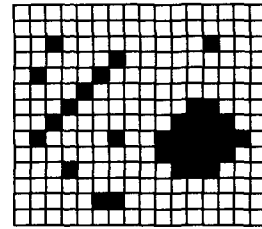


그림 2. k 번째 칼라 bin에 대한 영상

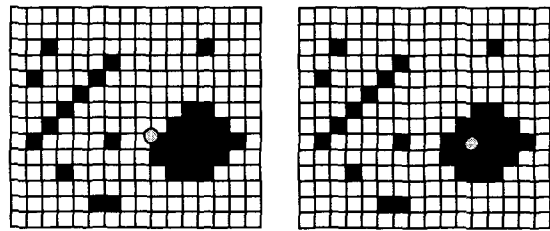


그림 3. 평균좌표(왼쪽)와 공간분포좌표

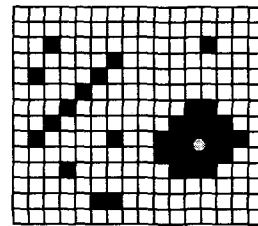


그림 4. 임계치를 적용한 공간분포좌표

그림 2는 영상에서 k 번째 칼라만을 나타낸 그림이다. 이것으로부터 일반적인 좌표들의 평균을 구하여 표시하게 되면 그림 3의 왼쪽과 같은 지점을 가리키게 된다. 그러나 칼라의 공간 분포특성을 이용한 공간분포좌표를 이용할 경우, 그림 3의 오른쪽과 같이 k 번째 칼라를 대표할 수 있는 좌표가 왼쪽의 그림보다 조금 더 영역이 큰 쪽으로 이동한 것을 볼 수 있다.

그림 4의 경우, 이러한 공간분포좌표에 가중치에 대한 임계치를 부여할 경우 점이나 선의 영향을 대폭 줄일 수 있기 때문에 좀더 대표할 수 있는 좌표가 영역이 가장 큰 쪽의 중심으로 이동하는 것이다. 그리고 이 좌표를 그 칼라의 공간 정보를 대표하는 정보로 이용하게 된다.

### 2. 영상에서 공간분포좌표 추출

공간분포좌표를 얻기 위해 먼저 칼라 양자화를 통해 칼라 bin을 줄인 후, 각 픽셀에 대해서 이웃 픽셀의 칼라분포를 비교하여 이 값을 가중치로 이용한다. 이때 임계치를 두어서 공간분포좌표가 좀 더 큰 영역쪽으로 향하도록 한다. 좌표는 다음과 같은 단계를 수행함으로써 얻어진다.

STEP 1: 칼라 양자화를 수행하고 그 히스토그램을 구한다. 영상을  $f(x, y)$  라 하고 양자화된 영상을  $\tilde{f}(x, y)$  라고 하면, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$f(x, y) \Rightarrow \tilde{f}(x, y)$ : 칼라 양자화

$$H = \sum_{k=1}^n h_k \quad : \text{히스토그램}$$

여기서  $h_k$ 는 k 번째 bin의 히스토그램

STEP 2: 각 픽셀에 대해 8 근방을 비교하여 동일 bin을 갖는 픽셀의 개수를 계산한다. 이 값을 그 픽셀에 대한 가중치로 사용한다. 또한 임계치를 두어서 점이나 선 등의 영향을 줄인다. 픽셀에 대한 가중치는 다음과 같다.

$$\alpha(x, y) = \begin{cases} \text{Number of Neighborhoods with same value,} \\ \text{if number} \geq \text{Threshold} \\ 0, \\ \text{if number} < \text{Threshold} \end{cases}$$

STEP 3: 주어진 가중치를 이용하여 공간분포 좌표를 구한다. 여기서  $X_k(x, y)$ 와  $Y_k(x, y)$ 는 k 번째 bin 값을 갖는 x, y 좌표를 나타낸다.

$$X_k(x, y) = \begin{cases} x & \text{if } \tilde{f}(x, y) = k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$Y_k(x, y) = \begin{cases} y & \text{if } \tilde{f}(x, y) = k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

k 번째 bin을 대표하는 좌표  $x_{k\_rep}$ ,  $y_{k\_rep}$ 는

$$x_{k\_rep} = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \alpha(x, y) X_k(x, y)}{\beta h_k}$$

$$y_{k\_rep} = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} \alpha(x, y) Y_k(x, y)}{\beta h_k}$$

와 같이 나타낼 수 있고, 여기서  $\beta$ 는 크기인자 (scale)를 나타낸다.

그러므로 k 번째 bin의 공간분포좌표  $P_k$ 는

$$P_k = (x_{k\_rep}, y_{k\_rep})$$

와 같이 정의된다.

### 3. bin (bin) 간의 거리

단순한 히스토그램 비교와 좌표의 비교만을 사용하게 되면 영상에서 나타날 수 있는 회전이 발생할 경우 문제가 될 수 있으므로 이에 대한 고려가 필요하다. 이를 위해 bin 간의 상관관계를 나타내 줄 수 있는 요소를 포함시킴으로써 좀더 강력한 검색이 될 수 있다.

이러한 bin 간의 공간적인 상관관계를 표현하기 위해서 각 bin 과 그 다음 bin 과의 거리를 색인정보로 이용한다.

bin 간의 거리는 유클리드 거리를 이용한다.

$$N_k = D_{Euclidean}(P_k, P_{k+1})$$

즉,  $N_k$ 는 k 번째와 k+1 번째 공간분포좌표 사이의 거리를 나타내는 것이다.

### 4. 유사도 함수

각각의 색인 정보를 이용하면 전역적인 칼라 분포 특성이 같은 영상에서 국부적인 공간분포가 다른 영상을 구분 할 수 있게 된다.

그러기 위해선 색인 정보를 이용한 유사도함수를 유클리드 거리에 기반해서 정의하였다.

$$d(Q, I) = \sum_{i=0}^{n-1} \left\{ w_1 |h_{Q(i)} - h_{I(i)}| + w_2 D(P_{Q(i)}, P_{I(i)}) \right\} + \sum_{k=1}^{n-1} w_3 |N_{Q(k)} - N_{I(k)}|$$

Q는 질의 영상, I는 데이터 베이스에 존재하는 영상,  $w_1, w_2, w_3$ 는 각각 히스토그램, 공간분포좌표, bin 간의 거리에 대한 가중치를 나타낸다. D와 N은 질의 영상과 데이터 베이스에 존재하는 영상간의 거리와 bin 간의 거리를 각각 나타낸다.

### III. 모의실험

제안하는 방법의 성능을 평가하기 위하여 352 x 240 크기를 갖는 3개의 뮤직비디오를 이용하였다. 각각은 11697, 15086, 6350 프레임으로 구성되어 있으며, 영상 검색을 위해서, 각 뮤직비디오를 장면전환검출을 통하여 대표프레임으로 얻은 657장의 영상을 이용하였다[9].

칼라 양자화는 64개의 bin으로 양자화하였고, 공간분포좌표를 위해 사용되는 가중치에 대한 임계치는 3으로 설정하였다.

그림 5는 기존의 방법으로 영상을 퍼지영역분할 후, 모멘트를 이용하여 검색을 수행한 경우를 나타내고 그림 6의 경우는 공간분포좌표를 이용한 제안하는 방법을 통해 검색한 결과이다.

실험의 수행결과를 평가하기 위하여 다음의 정확도를 이용하였다[8].

$$P\% = \frac{P_r}{W_r} \times 100 (\%)$$

여기서  $P_r$  과  $W_r$  은 각각 정확히 찾아낸 영상의 개수와 질의 영상과 유사하다고 판단되는 데이터 베이스에 존재하는 영상 전체 개수를 나타낸다. 기존방법이 78.4%의 검색결과를 갖는데 반해, 제안하는 방법의 경우 89.2%의 검색 결과를 얻을 수 있었다.

### IV. 결론

제안하는 방법은 영상의 단순한 칼라 정보가 아니라 그 칼라의 분포특성을 이용하여 그 분포를 대표할 수 있는 공간분포좌표를 구함으로써 공간 정보를 추가할 수 있었다. 또한 제안하는 방법은 임계치를 두어 공간 정보의 표현에 있어서 인간의 인지에 가깝도록 하였다. 그리고 실험에서도 알 수 있듯이 기존의 방법에 비해서 좀더 나은 결과를 얻을 수 있어서 향후 다른 특징 정보를 추가 시킬 경우, 좀 더 효율성 있는 색인 및 검색 방법이 될 것이다.

### V. 감사의 글

본 연구는 교육부 BK21사업의 일부 지원 및 정보통신부 정보통신 우수시범학교 지원사업의 일환으로 수행된 결과입니다.

### 참고문헌

[1] M.J. Swain and D.H. Ballard, "Color indexing," *Int. J. Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.  
 [2] F. Idris and S. Panchanathan, "Review of image and video indexing techniques," *Journal of Visual Comm. and Image Representation*, vol 8, pp. 146-166, 1997.

[3] J.R. Smith and S.F. Chang, "Integrated spatial and feature image query," *Multimedia System 7*, pp. 129-140, 1999.  
 [4] W. Hsu, T.S. Chua and H.K. Pung, "An integrated color-spatial approach to content-based image retrieval," *ACM Multimedia Conference*, pp. 305-313, 1995.  
 [5] M. Stricker and A. Dimai, "Color indexing with weak spatial constraints," *Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV*, vol. 2670, 1996.  
 [6] M. Stricker and A. Dimai, "Spectral covariance and fuzzy regions for image indexing," *Machine Vision and Applications*, vol. 10, pp. 66-73, 1997.  
 [7] G. Pass and R. Zabih, "Histogram Refinement for content-based image retrieval", *3rd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, December 2-4, pp. 96-102, 1996.  
 [8] B. Furht, S.W. Smoliar and H.J. Zhang, *Video and image processing in multimedia systems*, kluwer Academic Publishers, 1995.  
 [9] E.K. Kang, S.J. Kim and J.S. Choi, "Video retrieval based on scene change detection in compressed streams," *IEEE Tr. Consumer Electronics*, vol. 45, no. 3, 1999.

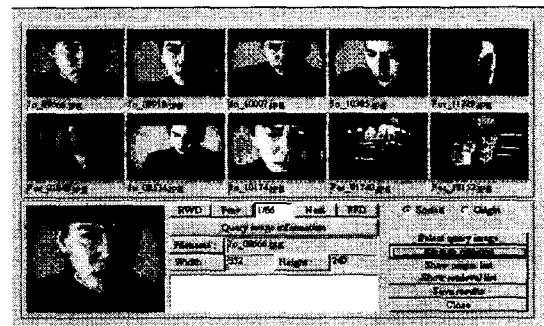


그림 5. 기존의 방법을 이용한 검색 결과



그림 6. 제안하는 방법을 이용한 검색 결과