

엔트로피에 기반한 영상분할을 이용한 영상검색

Image Retrieval Using Entropy-Based Image Segmentation

장 동 식, 유 현 우, 강 호 증

(Dong-Sik Jang, Hun-Woo Yoo, and Ho-Jueng Kang)

Abstract : A content-based image retrieval method using color, texture, and shape features is proposed in this paper. A region segmentation technique using PIM(Picture Information Measure) entropy is used for similarity indexing. For segmentation, a color image is first transformed to a gray image and it is divided into $n \times n$ non-overlapping blocks. Entropy using PIM is obtained from each block. Adequate variance to perform good segmentation of images in the database is obtained heuristically. As variance increases up to some bound, objects within the image can be easily segmented from the background. Therefore, variance is a good indication for adequate image segmentation. For high variance image, the image is segmented into two regions-high and low entropy regions. In high entropy region, hue-saturation-intensity and canny edge histograms are used for image similarity calculation. For image having lower variance is well represented by global texture information. Experiments show that the proposed method displayed similar images at the average of 4th rank for top-10 retrieval case.

Keywords : image segmentation, PIM, entropy, content-based image retrieval

I. 서론

최근 컴퓨터와 통신기술의 발달로 인하여 비디오, 오디오 및 영상 등을 중심으로 한 멀티미디어 정보 서비스에 대한 요구가 증가하고 있으며, 이를 제공하기 위한 멀티미디어 검색기술에 대한 연구의 필요성이 증가되고 있다. 본 연구에서는 이러한 멀티미디어 데이터 중 영상에 초점을 맞추어 영상의 내용을 대표할 수 있는 특징을 추출하여 이를 기반으로 색인과 검출을 수행하는 내용기반검색 방법을 제안한다.

기존 연구로서 Huang과 Jean[1]은 영상의 형태(shape)를 문자열로 표현하여 검색시 하우스도프프 거리(hausdorff distance)를 이용하여 영상의 유사도를 비교하였다. 이것은 공간적인 정보를 최대한 응용한 방법이나 영상의 크기, 위치, 방향에 변하는 단점이 있고, Swain과 Ballard[2]는 히스토그램 인터섹션(histogram intersection)을 통해 색상특징을 색인(indexing)하고 거리함수를 사용하여 색상 히스토그램을 비교하는 방법을 제시했으나 이것은 영상의 공간적인 정보를 보존하지 않는 단점이 있다. Jain과 Vailaya[3]는 색상정보와 에지정보를 히스토그램화하여 이용하는 영상검색기법을 제안하였다. 즉 R, G, B 색상공간에서 주어진 영상을 히스토그램당 16개의 bin(bin)을 갖는 세 개의 일차원 히스토그램을 만들고, 또한 캐니에지(canny edge)[4]검출방법을 통하여 에지의 방향을 계산한 후 36개의 bin(bin)으로 된 에지 히스토그램을 만들어 이 값들을 인터섹션을 통하여 유사도를 검색하였으며, 검색속도를 향상시키기 위하여 데이터 저장시 branch and bound 알고리즘을 사용하였다.

Vellaikal과 Kuo[5]는 히스토그램의 해상도를 달리 하여 다단계 검색을 하는 계층적 검색방법과 웨이블릿을 분해하

여 윤곽선 추출 후 형태비교를 통한 영상검색 방법을 제시하였다. 그 외에 Huang[6] 등은 색상의 코릴로그렘(Correlogram)에 기반한 색상위치정보를 표현하는 방법을 제안하였고, Chahir[7] 등은 영역성장방법을 통해 색상이 유사한 객체들을 분할하고 확장된 2-D 스트링을 통해 객체간의 공간적 정보를 시그니처(Signature)의 형태로 데이터베이스에 색인하는 방법을 제안하였다.

본 연구에서는 영상의 크기, 방향, 회전에 불변한 검색시스템 구축을 위한 알고리즘을 제안한다. 영상의 특징으로서 가장 많이 사용되는 색상 특징과 또 다른 특징인 엔트로피(entropy)를 이용하여 영상의 분리여부를 결정하고 분리가 되는 영상은 엔트로피의 평균값을 기준으로 2개의 영역으로 분리하여 객체정보가 많이 포함된 엔트로피가 큰 영역에서는 형태특징치를 추출하고, 그렇지 않은 영상은 전체를 단순 영상으로 처리하여 질감(texture)특징치를 추출하여 검색에 사용한다. 이 방법은 Jain과 Vailaya가 전체 영상에 대해 색상특징과 에지정보를 이용한 것에 비해 본 연구에서는 PIM(Picture Information Measure)이라는 엔트로피를 사용하여 분리가 가능한 영상은 분리한 상태에서 색상특징과 에지정보를 이용해 검색에 활용한다는 차이점이 있다.

II. 특징 추출

1. 색상(Color)

색상은 영상 검색에 있어 중요한 특성이다. 본 연구에서는 RGB색상을 인간의 인지도와 유사한 HSI 모델로 변환하여 사용하였다. 변환시 검색의 속도향상을 위하여 Hue의 범위인 0-360도를 각각 20도씩 18개의 bin(bin)으로, Saturation의 범위인 0-1을 각각 0.33씩 3개의 bin(bin)으로, Intensity의 범위인 0-1을 각각 0.33씩 3개의 bin(bin)으로 양자화 하였다.

색상을 이용한 유사도 비교시에는 Saturation과 Intensity는 일반적인 유클리디안 거리를 이용했지만, 방향성이 있는

hue값은 인접도가 작은 값으로 계산하기 위하여 (1)을 사용하였다.

$$Min(|Q-D|, |18-Q-D|) \quad (1)$$

여기서, D : DB에 저장된 이미지, Q :질의 이미지

전체 색상의 유사도는 Hue, Saturation, Intensity에 대해서 각각 유사도를 계산하고 합산하여 식 (2)과 같이 계산되는데 $[0, 1]$ 의 값을 가지도록 이미 정규화 과정을 거친 데이터를 사용한다. (2)에서는 동일한 영상간에 비교시는 0 값을 갖게 된다.

$$S_{color} = \sum_{h=0}^{17} \sum_{s=0}^2 \sum_{i=0}^2 \sqrt{(D_{hsi} - Q_{hsi})^2} \quad (2)$$

2. 형태(Shape)

형태는 캐니에지 검출자[4]를 통하여 검출된 에지의 방향성을 고려한다. 각 방향당 에지의 개수를 구한 후 (3)을 사용하여 형태의 유사도를 구한다. 방향은 10도씩 양자화를 해서 총 36개의 방향만을 구한다.

$$S_{shape} = \sum_{i=0}^{35} \sqrt{(D_i - Q_i)^2} \quad (3)$$

여기서, D_i : 데이터베이스영상에서 에지히스토그램의 i 번째 빈, Q_i : 질의 영상에서 에지히스토그램의 i 번째 빈

3. 질감(Texture)

Gray-level co-occurrence matrix[8]를 사용하여 4방향에 대한 엔트로피를 계산하여 4방향에 대한 평균과 4방향 중에서 대표방향과 크기를 데이터베이스에 특징치로 저장하였다. 두 영상사이의 유사도는 방향이 같을 경우는 4방향평균의 차이로 계산하고, 다를 경우는 30이라는 큰 수를 할당함으로써 유사도를 떨어뜨린다(30은 경험치임).

$$S_{texture} = |D_{4방향평균} - Q_{4방향평균}|, \text{ if } D_{대표방향} = Q_{대표방향} \\ = 30, \text{ if } D_{대표방향} \neq Q_{대표방향} \quad (4)$$

III. 엔트로피와 검색방법

1. 엔트로피

본 연구에서는 영상 데이터의 특징을 얻기 위해서 화소간의 엔트로피를 이용하고, 영상에서의 엔트로피를 정량화하기 위해 Chang[9]이 제안한 PIM(Picture Information Measure)을 도입한다. 사용한 PIM을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$PIM = ((\sum_{i=0}^{255} h(i) - Max;h(i)) / \sum_{i=0}^{255} h(i)) \times 100 \quad (5)$$

여기서, i : 그레이값, $h(i)$: i 그레이값의 히스토그램 빈도

즉, PIM 값은 히스토그램 중 가장 큰 도수의 히스토그램 값과 해당 블록의 전체 화소 수와의 차이로 계산된다. 그림 1은 엔트로피가 작은 블록들과 큰 블록들을 보여 주고 있다.

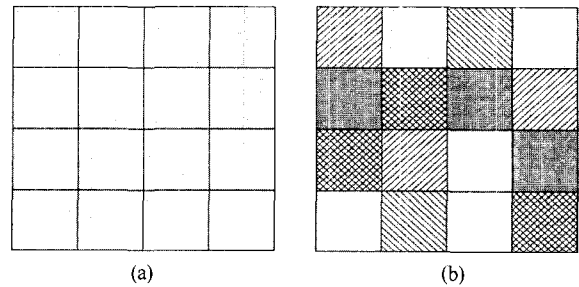


그림 1. PIM 블록 (a) PIM이 작은 블록들 (b) PIM이 큰 블록들. Fig. 1. PIM blocks (a) small PIM blocks (b) large PIM blocks.

(a)의 경우는 블록 내의 화소 값들이 모두 같은 경우, 즉 블록의 엔트로피가 'PIM=0'인 경우로서 이 경우 엔트로피는 최소값을 갖는다. 또한 (b)의 영상에서와 같이 블록 내에서 화소의 각 레벨 값들이 균일한 히스토그램의 분포를 갖는 경우는 $Max;h(i)$ 가 작은 값을 갖기 때문에 큰 PIM 값을 갖게 된다. 다시 말해, PIM은 해당 블록이 많은 정보를 갖는 경우에는 큰 값을 갖게 되고, 적은 정보량을 갖는 경우에는 작은 값을 갖게 된다.

본 연구에서는 영상에서 고정된 크기의 하위 블록들로부터 PIM을 구하여 그 값들의 평균과 분산을 취하여 엔트로피 특징으로 한다. 그림 2는 서로 다른 두 영상에서 PIM 값의 평균과 분산을 보여주는데, (a)영상은 평균(M)은 크고, 분산(V)은 작은 것을 볼 수가 있다. PIM의 평균이 크다는 것은 영상에 엔트로피가 큰 영역이 많다는 것을 의미하고, PIM의 분산이 작다는 것은 영상에 전체적으로 균일한 크기의 엔트로피 성분이 분포하고 있음을 말해준다. 이와는 대조적으로 (b)영상을 보면 (a)영상에 비해 PIM 값의 분산이 상대적으로 크고 평균은 작은 것을 볼 수 있다. 분산이 큰 이유는 영상 내에 엔트로피가 높은 성분과 낮은 성분이 적당량 이상 상존하고 있기 때문이다. 다시 말하면, 분포가 불균일하기 때문에 큰 값을 가지며, 비교적 단순한 영상이므로 평균은 작은 값을 갖는다. 이처럼 엔트로피를 이용하면 영상을 효과적으로 분류(classification)할 수 있다

영상의 특징을 추출하여 데이터베이스에 색인할 경우, 첫 번째 과정은 영상을 일정한 크기의 (본 연구에서는 8 x 8 pixel 크기) 블록들로 나눈 뒤 각 영역으로부터 PIM값을 구한다. 그런 다음 구한 값들을 평균과 분산을 취하여 해당 영상의 엔트로피 특징으로 정한다. 두 번째 과정에서는 위에서 구한 분산 값이 임계 분산값보다 크면, 영역을 엔트로피가

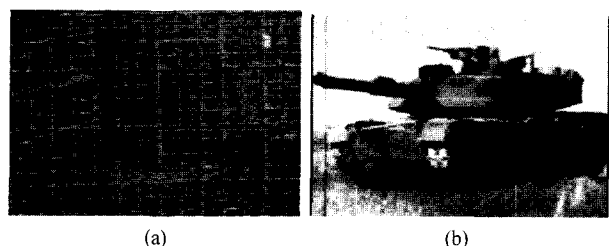


그림 2. PIM의 평균과 분산 (a) M=92, V=3, (b) M=82, V=215. Fig. 2. Mean and deviation of PIM (a) M=92, V=3, (b) M=82, V=215.

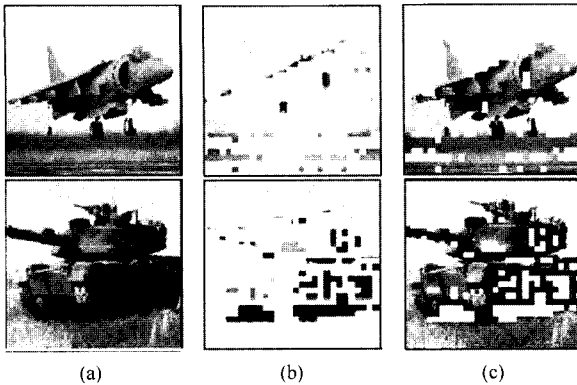


그림 3. 엔트로피에 근거한 영역분리 (a) 원 영상 (b) 작은 엔트로피 영역 (c) 큰 엔트로피 영역.

Fig. 3. Region segmentation based on entropy (a) original image (b) low entropy region (c) high entropy region.

영상내의 PIM 값들의 평균보다 큰 영역과 작은 영역으로 분리하여 각 영역들로부터 색상 특징을 추출한다. 만약 첫 번째 과정에서 구한 분산값이 임계 분산값보다 작으면 영역 분리과정을 생략한다.

2. 검색방법

영상을 8×8 크기의 블록으로 나누어 각각의 블록에 대한 PIM을 계산한 후 영상 전체에 대한 PIM의 평균과 분산을 구한다. 엔트로피가 크면 객체와 배경이 쉽게 분리가 되며 작은 경우는 분리가 어렵다. 따라서, 실험을 통하여 영상이 잘 분리되는 임계 분산값을 결정하였으며 이 임계 분산값과의 비교에 따라 영역 분할을 결정하였다. 즉, 영상의 분산값이 임계 분산값보다 커서 2개의 영역으로 분리가 되면 정보를 많이 포함하고 있는 영역에 대해 케니지를 이용해 형태 특징치를 추출해 데이터베이스에 특징치로 입력한다. 또한, 영상의 분산값이 임계 분산값보다 작아서 분리가 되지않는 영상은 단순 영상으로 처리하여 그레이레벨 코오커런스(gray-level co-occurrence)를 통해 영상전체의 질감 특징치를 추출하여 데이터베이스에 특징치로 입력한다. 색인화 과정이 끝나면 결국 색인 파일에는 파일의 이름과 엔트로피 특징, 색상 특징이 저장되며, 분리가 된 영상은 형태 특징이 1개 영역에, 분리가 되지않은 영상은 질감 특징이 또 다른 영역에 벡터 특징치로 저장된다. 검색시에는 영역분리가 결정되는 임계 분산값을 기준한 영역에서 검색을 실행하여 일차적으로 후보 영상을 걸러내고, 엔트로피에 기반하여 형태 및 질감 특징들을 이용하여 영상에 최종적인 유사 순위를 부여하여 유사한 영상을 검색할 수 있다. 이렇게 함으로써 색상만을 이용할 때 보다 질의 영상과 무관한 영상의 상위 순위에서의 발생 빈도가 줄어들고 수학적으로 복잡한 변환 없이 쉽게 양질의 검색 결과를 얻을 수 있다. 색인과 검색방법의 개괄도 그림 4에 나타나 있다.

IV. 실험

1. 실험조건

검색에 사용된 실험 데이터는 25개 범주의 455개가 사용되었으며 영상의 크기는 모두 192×128로 셋팅하였다. 또한 크기변화, 회전, 노이즈에 대한 실험을 위해 수십개의 영상

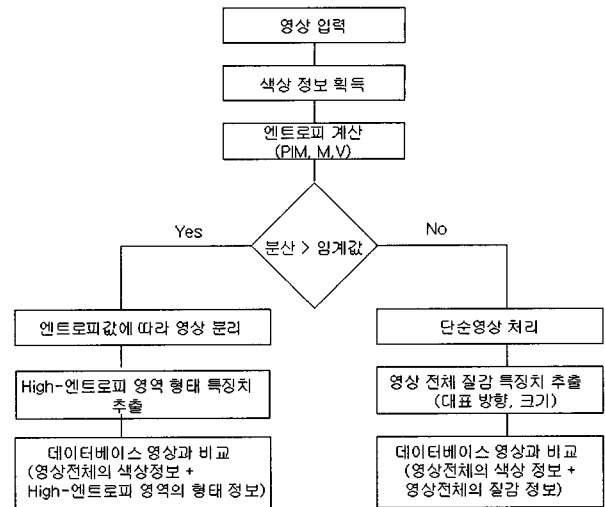


그림 4. 색인과 검색방법 플로우.

Fig. 4. Procedure of Indexing and retrieval method.

을 크기는 1.2배로 확대하였고, 회전은 좌우측 방향으로 5-10도씩 변화를 주었으며, 잡음은 5%씩 균일하게 첨가하였다.

실험조건은 데이터베이스에 있는 영상 중에서 임의의 범주 10개 내에서 각각 질의영상 1개를 무작위로 추출해서 검색 테스트하였으며, 디스플레이는 유사도 비교 후 유사도가 높은 순으로 최대 10개까지 화면에 출력되도록 했다. 데이터 색인은 임계 분산값 10을 기준으로 하여 영상의 분산값이 임계 분산값보다 크면 색상 특징과 높은 엔트로피 영역의 형태 특징치를 추출하여 데이터베이스의 A영역에 저장하였고, 영상의 분산값이 임계 분산값보다 작으면 색상 특징과 영상 전체의 질감 정보를 데이터베이스의 B영역에 저장했다.

유사도 비교는 질의 영상의 분산값에 따라 A, B 영역 중 한 곳에서만 비교된다. 반복실험을 통하여 색상 특징에 가중치 0.8 형태 특징(또는, 질감 특징)에 0.2의 가중치를 두었다.

$$S_A = S_{color} \times 0.8 + S_{shape} \times 0.2, \text{ if 질의영상 분산값} > \text{임계분산값} \quad (6)$$

$$S_B = S_{color} \times 0.8 + S_{texture} \times 0.2, \text{ if 질의영상 분산값} < \text{임계분산값} \quad (7)$$

검색에서의 유사도는 식 (8)의 정규화된 정확도(precision)와 회수율(recall)로 평가했고, 검색된 10개 영상 중 질의 영상과 유사한 영상의 수를 rank된 순위의 합으로 나타낸 평균 순위도 구해 보았다. 검색한 결과에 대해 질의영상과 유사한 영상인지의 판단은 인간의 인지(Perception)에 의해 수행하였다.

$$\begin{aligned} \text{정확도} &= R_r / T_r \\ \text{회수율} &= R_r / T \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, T : 주어진 질의와 관련된 총 항목 수, T_r : T 로부터 검색된 항목의 총 수, R_r : 검색된 항목중 질의와 유사한

항목의 수
2. 실험결과

2.1 특징치에 의한 비교

실험은 주어진 범주의 영상 중 임의로 10개를 선택하여 각각의 범주내에서의 유사 매칭으로 비교하였다. 또한, 추출한 특징치를 개별적으로 사용한 것과 조합하여 사용한 것을 구분하여 각각의 알고리즘과 비교하였다.

제안된 알고리즘의 검색방법이 평균 순위 3.2, 평균 검색

표 1. Jain/Vailaya 알고리즘에 의한 결과.
Table 1. Results using Jain/Vailaya algorithm.

구분	color	shape	color+shape
DB Size	455	243	455
질의영상 수	10	10	10
평균 순위	4.7	5.8	4.2
평균 검색수	4.5	3.1	5.4

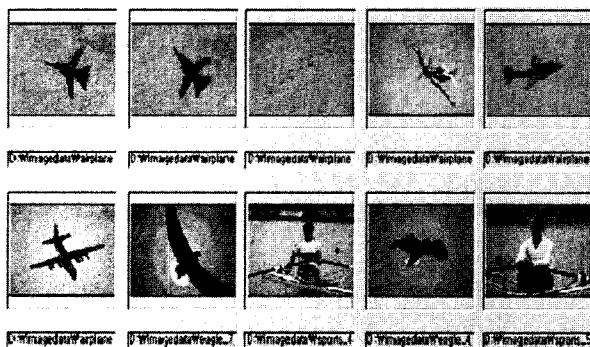


그림 5. Jain/Vailaya 알고리즘의 검색결과.
Fig. 5. Retrieved results using Jain/Vailaya algorithm.

표 2. 제안된 알고리즘에 의한 결과.
Table 2. Results using Proposed algorithm.

구분	color	shape	color+shape
db size	455	243	455
질의영상 수	10	10	10
평균 순위	4.3	5.5	3.2
평균 검색수	4.8	3.5	6.3

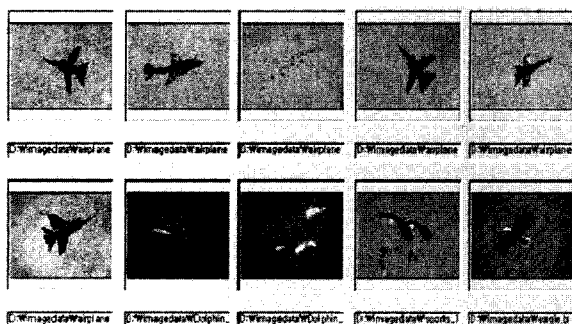


그림 6. 제안된 알고리즘의 검색결과.
Fig. 6. Retrieved results using proposed algorithm.

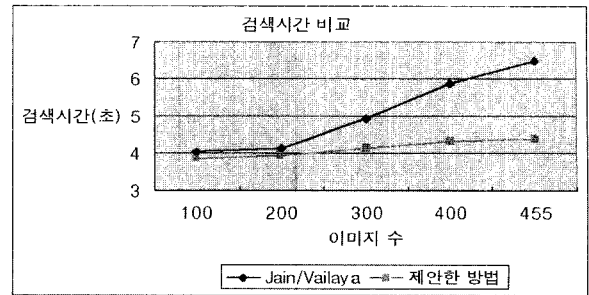


그림 7. 검색시간 비교.
Fig. 7. Comparison of retrieving times.

수 6.5로 영상 전체에 대해 에지 히스토그램을 생성한 Jain/Vailaya 방법보다 우수한 결과를 보였다

2.2 영상의 특성변화에 따른 비교

검색결과 일반 영상이나 회전 및 크기가 변화한 영상에 대해서는 100% 검색되었으나, 노이즈가 포함된 영상에 대해서는 10%의 검색 실패가 발생하였다. 즉, 노이즈가 된 영상에 첨가되면서 영상의 블록내 그레이 레벨값의 분포 차이에 따라 엔트로피값 및 이에 따른 평균, 분산값이 달라졌으며 색인 과정에서 다른 카테고리의 데이터베이스에 저장되어 정확한 검색을 하는데 어려움이 있었다. 이와 같은 단점은 가우시안(Gaussian) 필터링같은 노이즈제거를 통해 극복될 수 있을 것이다.

2.3 검색시간 비교

그림 7은 제안된 알고리즘과 Jain/Vailaya 방법의 검색시간을 보여준다. 검색시간은 영상 로딩 후 질의 영상과 데이터베이스에 저장된 특징치간의 비교시간을 검색했다. 데이터베이스에 저장된 영상의 숫자에 따라 비교시간이 선형적으로 증가했으며 실험시 최종 데이터베이스에 저장된 영상은 455개였다. 검색에 따른 시간은 제안한 알고리즘에 의한 방법이 Jain/Vailaya가 제안한 방법보다 다소 빨랐다.

V. 결론

본 연구에서는 영상의 색상 정보와 엔트로피를 이용한 새로운 검색기법을 제시했다. 즉, 영상의 색상 정보를 인간의 인식시스템과 가장 근접한 방식으로 변환하여 양자화 후 정보를 획득했으며, 영상을 고정된 크기의 블록으로 분할 후 블록의 색상 엔트로피(PIM)를 이용한 영상의 영역분리 여부를 결정하고, 분리가 가능한 영역에서는 Jain/Vailaya가 제안한 색상 및 형태정보를 이용하되, 정보가 많이 포함된 높은 엔트로피 영역에서의 형태(shape)의 크기 및 방향을 추출하였고, 분리가 되지 않는 영상은 색상 특징과 영상전체 질감 정보를 추출하여 검색에 이용했다. 실험결과 질의된 영상이 항상 화면 첫 번째에 출력됐으며 평균적으로 질의한 영상과 유사한 영상이 4 번째 내에 디스플레이 되었다. PIM의 분산값에 따라 데이터베이스에 영상의 특징치가 분리되어 저장되어, 검색시간은 Jain/Vailaya방법보다 빨랐으며, 정확성면에서는 임계분산값에 근접하여 분산값이 형성될 시 오히려 검색율이 떨어지나 전체적으로 Jain/Vailaya 방법보다 평균 순위 및 평균검색수에서 향상되었다. 그리고 검색시 정상적인 영상이 크기나 회전변화가 있는 영상에서는 양호했으나,

노이즈 영상에서는 민감하여 다소 검색이 되지 않는 경우도 있었다.

차후 연구방향으로서, 영역을 분리하는 기준인 PIM의 임계분산값을 정확히 찾는 기법이 필요하며, 배경과 객체를 2분법적으로 분리하기 보다 객체의 특성을 세밀하게 파악하여 공간적인 정보를 획득하는 군집화(Clustering) 기법과 연계된 알고리즘 개발이 필요하며, 검색률과 검색시간을 단축하여 실시간 검색이 가능토록 하는 영상 검색 특징치를 개발하는 것이다.

참고문헌

- [1] P. W. Huang and Y. R. Jean, "Using 2D C-strings as spatial knowledge representation for image database systems," *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 9, pp. 1249-1257, 1994.
- [2] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.
- [3] A. K. Jain and A. Vailaya, "Image retrieval using color and shape," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 8, pp. 1233-1244, 1995.
- [4] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no.1 pp. 679-698, 1996.
- [5] A. Vellaikal and C. C. Jay Kuo, "Content-based image retrieval using multi-resolution histogram representation," *SPIE*, 1995.
- [6] J. Huang, S. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu, and R. Zabih, "Image indexing using color correlogram," in *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 762-768, 1997.
- [7] Y. Chahir and L. Chen, "Searching images on the basis of color homogeneous objects and their spatial relationship," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 11, no. 3, pp. 302-326, 2000.
- [8] R. M. Harlick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3, no. 6, pp. 610-621, 1973.
- [9] J. R. Smith and S.-F. Chang, "Tools and technique for Image Retrieval," *SPIE*, vol. 2670: Storage and Retrieval and Video Databases IV, pp. 426-437, 1996.

장 동 식

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제7권, 제4호, 참조.

유 현 우

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제7권, 제4호, 참조.



강 호 증

1966년 5월 25일생. 1988년 육군사관학교 산업공학과 졸업. 현재 고려대학교 석사과정, 관심분야는 컴퓨터 비전, 멀티미디어 시스템, 영상검색.