

# 색상분할영역에서 거리히스토그램을 이용한 영상검색

정회원 장정동\*, 이태홍\*\*

## Image Retrieval Using Distance Histogram of Clustered Color Region

Jungdong Jang\*, Taihong Yi\*\* **Regular Members**

### 요약

최근 정보통신기술의 발전과 함께 영상매체의 급속한 증가로 영상의 효율적인 관리와 검색의 필요성이 요구되면서 내용기반 영상검색이 핵심기술로 대두되고 있다. 내용기반 영상검색에서 영상의 특징을 표현하기 위해 색상 히스토그램을 많이 사용하고 있으나, 색상만을 고려하는 것은 많은 단점을 지니고 있으므로 본 논문에서는 먼저 순차영역분할(sequential clustering)기법을 도입하여 영역을 분할하며, 분할된 영역의 색상평균값과 영역의 중심점으로부터의 거리 히스토그램을 영상의 특징으로 구하여 이를 비교함으로써 색상과 공간정보를 함께 고려하는 방법을 제안한다. 제안된 방법의 특성의 수가 18개로 타 방법보다 매우 작은 저장공간을 가지면서도 동시에 검색효율이 8.5% 이상 개선되었다. Precision 대 Recall에서도 각 질의영상에서 대부분의 Recall값에서 제안한 방법의 우수함이 확인되었으며, 시각적으로도 양호한 검색결과를 얻을 수 있었다.

### ABSTRACT

Recent advances in information technology have made an explosive increase in the number of images. In order to manage and retrieve these images efficiently, content-based image retrieval of color image is appeared to be the core technology. Color histograms are widely used for content-based retrieval, but considering only color has many disadvantages. In this paper, homogeneous property regions in the image are clustered using Sequential Clustering method. Color mean of each regions and distance histogram computed from the center of each clustered color regions are used as feature vectors. But it has only 18 features and its storage space is smaller than conventional methods. However, our experimental results showed that retrieval efficiency not only improved 8.5 percents better than conventional methods but also saved much computation and data storage. In addition, this method showed excellent Precision vs. Recall evaluation and subjective fine judgment of human perception.

### I. 서론

최근 정보통신기술의 발전과 더불어 인터넷의 대중화에 따라 문자 이외에도 음성, 영상 등 의 양적인 수요가 빠르게 증가하고 있다. 그러나 영상은 기존의 문자 자료에 비하여 용량이

클 뿐 아니라 포함하고 있는 내용이 복잡하여 기존의 문자기반 검색기법으로는 신속하고 효율적인 검색과 효과적인 관리에 커다란 어려움이 있다. 최근 이러한 문제점을 해결하고자 다양한 연구가 진행되고 있으며, 이들의 방법을 대별하면, 문자기반 접근방법, 의미론적 접근방

\* 한국전력공사 전자통신처(jangjd@kepco.co.kr)

\*\* 영남대학교대학원 전자공학과 영상통신연구실(taehong@yu.ac.kr)

논문번호 : 010050-0402, 접수일자 : 2001년 4월 2일

법과 내용기반 접근방법으로 분류할 수 있다<sup>[1]</sup>. 문자기반 접근방법은 영상의 내용에 따라 주제어 또는 주석을 사용자가 부여해야 하므로 사용자에 따라 한 영상에 대한 주제어 또는 주석이 다를 수 있으며, 주제어를 설정할 때 개인의 주관이 개입될 수 있다는 단점이 있다. 의미론적 접근방법은 영상을 추상화된 특징들로 표현하는 방법으로, 데이터의 특징을 추출하기 위한 방법이 적용 분야에 따라 달라질 수 있어 제한된 환경 내에서만 사용된다. 이들과는 달리 내용기반 접근방법은 영상의 내용 즉, 색상, 질감, 물체의 모양, 공간적인 관계 등과 같은 영상의 특징과 속성을 자동으로 추출할 수 있다는 장점이 있다.

본 논문에서 다루고 있는 내용기반 영상검색에서는 영상의 특징을 표현하기 위해 색상 히스토그램을 많이 사용하고 있으나, 영상내의 특징을 색상만으로 나타내는 것은 히스토그램에 기반한 방법이 가지는 많은 장점에도 불구하고 공간정보를 고려하지 못한다는 단점을 가지게 된다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 먼저 영상을 동일한 성질을 갖는 영역으로 분할하고, 분할된 영역에서 포함하고 있는 평균색상과 해당 영역의 화소들이 중심점으로부터 떨어진 거리를 3부분으로 나눈 거리 히스토그램을 작성하여 이를 비교함으로써 색상과 공간을 함께 고려할 수 있는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 II장에서 공간정보를 고려한 영상검색에 대한 기존 연구에 관하여 살펴보고 이들에 대한 문제점을 파악해 본다. III장에서는 영상을 분할하기 위한 순차영역분할과 거리 히스토그램에 대하여 서술하였고, IV장에서는 유사도 측정방법과 성능평가에 대해 기술하였다. 그리고 V장에서는 실험결과를 기준의 방법과 비교하여 분석하였으며, VI장에서 결론을 기술하였다.

## II. 색상-공간정보를 이용한 영상검색

내용기반 영상검색의 대표적인 방법은 Swain에 의한 히스토그램 인터섹션이다<sup>[2]</sup>. 이 방법은 같은 색상을 가진 화소들의 개수를 색상 빈(bin)의 빈도수에 따라 계수(count)하여 색상 히스토그램으로 표현한다. 이러한 방법은 영상내의 색상 히스토그램 만을 이용하므로 계산이

단순하다는 장점은 있으나, 개체의 위치나 공간적인 관계를 고려하지 못하므로 유사한 히스토그램을 가진 서로 다른 영상을 구별하지 못하는 단점이 있다.

영상내의 공간적인 정보를 고려하기 위한 다양한 연구가 진행되어 왔다. Hsu등은 영상의 엔트로피를 계산하고 추출된 영역을 사각형 꼴로 표현한 후, 영역의 대표칼라와 공간정보를 분석하여, 통합된 색상-공간정보에 기반한 검색 방법을 제안하였다<sup>[3]</sup>. 영상의 영역이나 객체들을 기반으로 하는 색상정보가 공간적인 분포를 고려하기 위한 방법으로 매우 유용하지만, 영역을 분할하는데 어려움이 있으므로 간단한 고정 크기의 분할 방법이 다양하게 이용되고 있다. Stricker등은 영상을 중앙의 타원형과 겹치는 영역(fuzzy regions)을 포함하여 5영역으로 구분하고, 각 영역에서 히스토그램 및 1, 2, 3차 모멘트를 비교하여<sup>[4]</sup> 계산량을 줄이는 효과적인 연구를 하였으나, 이는 영상에 나타나는 색상정보를 상세하게 반영하지 못하는 단점을 가지고 있다.

영상을 고정 또는 가변 블록으로 분할하지 않고 공간적인 관계를 표현하기 위한 다른 접근 방법이 있다. Pass등은 영상내에 포함하고 있는 같은 색상의 응집(coherence)여부를 이용한 CCV(color coherence vectors)<sup>[1]</sup>를 제안하여 기존의 히스토그램 방법을 개선하고 있다. Huang등도 주어진 칼라의 화소가 임의의 거리에 존재할 확률을 계산한 테이블을 작성하여 색인하는 color correlogram이라는 방법을 제안하였다<sup>[5]</sup>.

영상이 지니고 있는 다양한 특징 중에서 영상의 전체적인 색상 히스토그램과 모멘트들을 이용하면 다른 정보와 비교하여 상대적으로 쉽게 추출할 수 있다. 그러나 이러한 방법은 영상의 크기나 방향의 변화에 강한 성질을 지니고 있어 영상검색에 매우 유용한 정보를 제공하지만, 영상내의 공간 정보를 충분하게 고려하지 못하고 있다. 본 논문에서는 색상-공간정보를 고려하기 위한 방법으로 영상을 분할하는데 있어 고정분할 방법을 사용하지 않고 영상의 색상이 동일한 영역을 적응적으로 처리하여 분할하는 기법을 사용하며, 분할된 영역에서 포함하고 있는 평균색상과 해당 영역의 화소들이 중심점으로부터 떨어진 거리를 3가지로 구분하

여 계수한 거리 히스토그램으로 표현하여 색상과 공간을 함께 고려할 수 있는 알고리즘을 그림 1과 같이 제안한다.

그림 1에서 보는 바와 같이 본 논문에서 제안하고 있는 영상검색은 RGB 공간에서 영상을 처리한다. RGB공간에서 영상을 처리하기 위해 먼저 TIFF형식의 칼라 영상을 RGB 요소로 나누게 되며, Mean Filter의 역할은 원 영상에 포함된 잡음의 영향을 억제할 뿐 아니라 다음 처리과정의 Sequential Clustering 단계에서 분할된 영상이 군집되는 효과가 커지도록 하여 작은 영역으로 분할되는 것을 최소화하기 위해 Mean Filter를 사용한다.

이러한 과정을 거쳐 처리된 영상을 기초로 하여 본 논문에서 채택하고 있는 Sequential Clustering 방법에 의해 영상을 3영역으로 분할하게 되며 앞서 언급한 바와 같이 분할된 영역에서 거리 히스토그램 및 유사도를 계산하고 계산된 유사도에 의해 순위별로 영상을 출력하는 시스템을 제안한다.

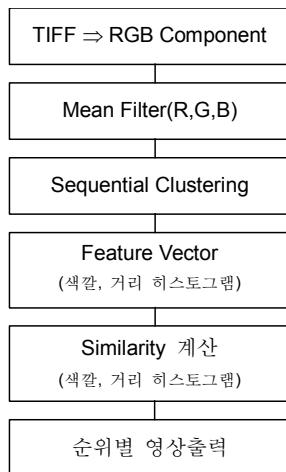


그림 1. 제안한 영상검색방법

### III. 영역분할과 거리 히스토그램

#### 1. 영역분할 (Region Clustering)

영상을 성질이 같은 영역으로 분할하기 위해 패턴인식 분야에서 사용되고 있는 순차영역분할 기법<sup>[6]</sup>을 영상검색에 맞도록 변형하여 도입한다. 이 방법은 연속되는 자료를 군집화하는 기법으

로 최초의 자료를 첫 번째 군집영역의 대표값으로하고, 이 대표값과 뒤이은 자료와의 거리를 계산하여 임의의 설정치와 비교하는 방법으로 영상을 분할한다.

입력되는 영상의 화소 값인  $f$ 와 군집영역  $C$  간의 거리를  $d(f, C)$ 로 나타내고, 분할영역의 개수를  $q$ , 같은 영역으로 구분하기 위한 설정치를  $TH$ , 그리고  $m$ 을 생성된 군집영역의 수라고 하면 본 논문에서 사용한 순차영역분할 알고리즘은 다음과 같다.

#### Cluster Determination

- $m = 1$
- $C_m = \{f\}$
- For  $i = 2$  to  $N$ 
  - Find  $C_k: d(f_i, C_k) = \min_{1 \leq j \leq m} d(f_i, C_j)$
  - If  $(d(f_i, C_k) > TH) \text{ AND } (m < q)$  then
    - $m = m + 1$
    - $C_m = \{f\}$
  - End {If}
- End {For}

#### Pattern Classification

- For  $i = 1$  to  $N$ 
  - If  $f_i$  has not been assigned to a cluster, then
    - Find  $C_k: d(f_i, C_k) = \min_{1 \leq j \leq m} d(f_i, C_j)$
    - $C_k = C_k \cup \{f_i\}$
    - where necessary, update representatives.
  - End {If}
- End {For}

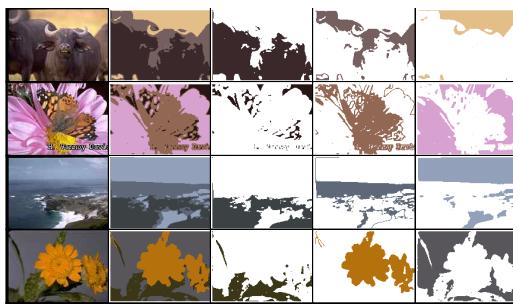
군집영역  $C$ 를 벡터에 의해 표현되어 질 때  $d(f, C)$ 를 대표값으로 표현하면

$$d(f, C) = d(f, \bar{C}) \quad (1)$$

가 된다. 이때  $\bar{C}$ 는 군집영역  $C$ 의 대표값(평균값)을 나타내며, 생성된 군집영역에 입력영상의 화소의 값  $f$ 가 할당될 때마다 해당 군집영역의 대표값을 식(2)와 같이 적응적으로 변화시킨다.

$$\bar{C}_k^{new} = \frac{(n\bar{C}_k^{old} - 1)\bar{C}_k^{old} + f}{n\bar{C}_k^{old}} \quad (2)$$

여기서  $n\bar{C}_k^{new}$ 는 입력화소  $f$ 가  $k$ 번째 군집영역에 할당된 상태에서 계산된 화소의 수를 나타내며,  $\bar{C}_k^{new}$  및  $\bar{C}_k^{old}$ 는 각각 입력화소  $f$ 가 군집영역  $C_k$ 에 할당되기 전과 후의 대표값을 나타낸다. 본 논문에서 구현한 순차영역분할 알고리즘으로 분할한 영상은 그림 2와 같다.



(a) 원 영상 (b) 합성영상 (c) 영역1 (d) 영역2 (e) 영역3

그림 2. 순차영역분할 알고리즘에 의해 분할된 영상

## 2. 거리 히스토그램

공간정보를 고려하기 위해 분할된 영역에서 영상검색에 필요한 특성을 추출하기 위해서는 해당영역의 분산값과 영역의 크기, 각 영역의 중심점과의 각도 등으로 비교할 수 있으나, 본 논문에서는 영상의 공간정보를 충분히 고려할 수 있을 뿐 아니라 계산도 매우 간단한 거리히스토그램을 사용한다. 해당 영역의 각 화소의 위치를 영역의 중심점으로부터 계산하여 이로부터 떨어진 정도를 3부분으로 구분하여 각 부분에 속하는 화소의 개수를 계수하여 히스토그램으로 표현한다. 즉 거리 히스토그램의 빈(bin)을 각 영역의 중심좌표로부터 가까운 위치(near), 중간위치(middle) 및 먼 위치(far)로 구분하여 그림으로 나타내면 그림 3과 같다.

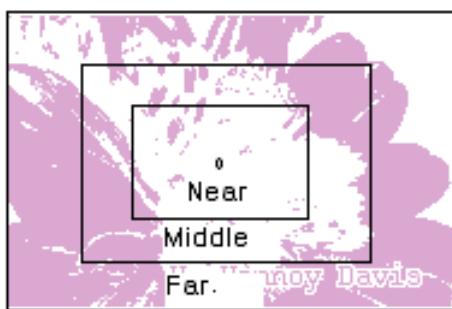


그림 3. 분할된 영역의 거리 히스토그램 영역

이와 같이 본 논문에서 제안하는 거리 히스토그램은 하나의 분할된 영역에서 3개의 정보를 가지게 되어 위치정보를 매우 간단히 고려할 수 있으므로 색상 히스토그램의 단점인 공

간정보 부족 문제를 해결할 수 있다. 그럼 3에서 표현한 거리 히스토그램은 다음의 알고리즘에 의해 계산된다.

- Compute the center coordinate of clustered region,  $C_x$ ,  $C_y$ .
- For distance histogram, compute *Near*, *Middle*, *Far* according to the following rules:  
 If  $Cx+spx1 > fx > Cx-spx1$  and  $Cy+spy1 > fy > Cy-spy1$ ,  
 $Near^{++}$   
 else If  $(Cx+spx2 > fx > Cx+spx1)$  or  
 $(Cx-spx1 > fx > Cx-spx2)$  and  
 $(Cy+spy2 > fy > Cy+spy1)$  or  
 $(Cy-spy1 > fy > Cy-spy2)$ ,  
 $Middle^{++}$   
 else  
 $Far^{++}$   
 End {If}  
 •  $spx,y^j$ : Distance interval of the coordinate  $x$ ,  $y$ , respectively.  
 •  $fx,y$ : Input data of the coordinate  $x$ ,  $y$ .

본 논문에서 색상-공간정보를 고려하기 위해 구성한 특성벡터는 분할된 영역의 색상평균값 9개와 거리 히스토그램의 빈의 수 9개 즉, 총 18개의 특성 값을 특성벡터로 하여 색인정보로 저장한다.

## IV. 유사도 및 성능평가

질의 영상  $Q$ 와 검색대상 영상  $T$ 와의 유사도는 일반적으로  $L_1$ 과  $L_2$  함수를 사용한다. 본 논문에서 구성하고 있는 색인정보는 색상 평균값과 거리 히스토그램이므로 각각의 유사도를 계산한 후 두 특성간의 가중치를 주어 전체 유사도를 측정한다. 즉, 색상 평균값은 식(3)과 같이 나타내며

$$dC(Q, T) = \sqrt{\sum_{k=1}^3 R_{C_k}^2 + G_{C_k}^2 + B_{C_k}^2} \quad (3)$$

거리 히스토그램과 전체 유사도는 각각 식(4) 및 식(5)로 나타낸다.

$$dH(Q, T) = \sum_{n=1}^9 \left| \frac{H_{Q,n} - H_{T,n}}{H_{Q,n} + H_{T,n}} \right| \quad (4)$$

$$S_D = \frac{w_1 \cdot dC + w_2 \cdot dH}{w_1 + w_2} \quad (5)$$

여기서  $w_1, w_2$ 는 특성벡터간의 가중치를 나타내며,  $R_{C_k}, G_{C_k}, B_{C_k}$ 는 RGB 3채널에서 색상 평

균값의 거리를,  $H_n$ 는 거리 히스토그램을 표시한다. 그리고  $dC$  및  $dH$ 는 각각 색상 및 거리 히스토그램에 대한 유사도이며,  $S_D$ 는 전체적인 유사도를 나타낸다.

내용기반 영상검색은 정보검색에서와 같이 정확한 검색을 요구하는 것이 아니라 유사한 영상을 검색하게 되므로 영상검색의 성능평가를 하기 위한 표준척도로 사용되는 recall 및 precision을 사용한다. 이때 모든 recall 값에 대하여 precision의 값이 높으면 더 나은 시스템이라 평가할 수 있다<sup>[7]</sup>. precision과 recall에 의해서 영상검색시스템을 평가할 때 고려해야 할 가장 중요한 문제는 주관적으로 유사한 영상을 판단해야한다는 점이다. 영상의 개수가 많아지면 실험을 하기 위해 유사한 영상을 일일이 구분한다는 것은 매우 어렵기 때문에 다음과 같은 식을 사용하여 성능을 평가하면 precision vs. recall과 동일한 신뢰성을 가지면서 성능평가에 소요되는 시간을 줄일 수 있다.

$$Eff = \begin{cases} \frac{n}{N}, & \text{if } N \leq T \\ \frac{n}{T}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기에서  $n$ 은 검색된 유사한 영상의 개수,  $N$ 은 전체 유사한 영상의 개수이며,  $T$ 는 검색결과로 고려할 순위(rank)를 나타낸다. 식에서 보는 바와 같이  $N \leq T$ 일 때 recall값과 같으며,  $N > T$ 일 때 앞서 언급한 precision과 같은 값을 가지게 된다.

## V. 실험결과 및 분석

본 논문의 실험에 사용된 영상은 Berkeley 대학의 『BlobWorld』 시스템<sup>[8]</sup>에서 사용한 총 418개의 192×128크기의 TIFF영상이다. 그리고 질의 방법은 예제영상에 의한 질의 방법(query by example image)으로 53개의 질의 영상을 선택하여 실험하였다. 순차 영역분할을 하기 위한 설정치는 실험에 의한 값인 55로 하였으며, 영역의 개수는 3개로 고정하였다. 거리 히스토그램을 작성하기 위해 Near구간을 해당영역의 중심점으로부터 0.3, Middle구간은 0.6, 그 외를 Far구간으로 간주하였다. 그리고 색상평균값과 위치 히스토그램 사이의 유사도의 가중치인

$W_1, W_2$ 는 각각 4, 2.5를 주어 실험하였다. 여기에서 거리 히스토그램을 계산하기 위한 구간과 가중치는 실험에 의해 설정한 값이다. 이러한 실험영상과 질의영상을 분류하면 표 1과 같다.

표 1. 실험영상과 질의영상의 분류

종류	수량	관련	종류	수량	관련
새	34	2	꽃	56	6
나비	50	9	동물	83	5
풍경	68	17	바다	16	4
원주민	38	4	고기	12	2
나무	48	3	기타	13	1

본 논문에서는 제안한 시스템을 평가하기 위해 주관적인 평가와 객관적인 평가를 병행하였다. 주관적인 평가는 검색된 영상을 직접 시각적으로 확인하는 방법을 사용하였으며, 객관적인 평가도구는 Precision vs. Recall과 식(6)을 사용하였다. 또한 평가의 객관성을 유지하기 위해 동일한 영상자료로서 제안한 방법과 Swain에 의한 방법, CCV 및 Correlogram에 의한 방법들과 비교하였다.

표 2. 평가에 사용된 방법들의 비교

방법	색상 공간	특성수	거리함수	영역 분할	용량 (byte)
제안방법	RGB	18	L2	3	62,704
CCV	RGB	128	L1	없음	226,560
Correlo	RGB	256	L1	없음	547,584
Swain	opp RGB	2048	HI	없음	3,456,800

주) 색인용량은 총 418개의 영상을 인덱스하는데 소요되는 용량이며, 파일명은 10byte×418=4,180byte가 각각 소요되고 있음

시스템의 성능평가 방법으로는 식(6)에서 계산한  $Eff$ 를 사용하였으며, 평가의 객관성을 확보하기 위해 임의로 선택한 53개의 질의영상에 대한 검색결과에서 5위, 10위, 15위, 20위 이내에 순위된 경우의  $Eff$ 에 대한 평균을 표 3에 나타내었다.

표 3. *Eff*에 의한 성능 비교

방법	5th	10th	15th	20th
제안방법	82.6	78.2	85.8	91.2
Swain'	63.6	58.4	62.0	70.0
CCV	70.9	65.6	68.8	77.6
Correlo	74.6	68.7	73.1	82.7

표 3에서 보는 바와 같이 본 논문에서 제안한 방법이 타 방법보다 전체적으로 검색된 순위에 관계없이 우수한 성능을 보이고 있다. 특히 20위까지 고려한 실험에서는 제안한 방법에서 유사한 영상을 91.2%까지 검색하는 반면, Correlogram은 82.7%, CCV는 77.6%, Swain에 의한 방법은 70.0%를 보이고 있어 제안한 방법의 성능이 매우 우수함을 보이고 있다.

또한 질의영상 중 “나비”(y0177), “펭귄”(y0185)에 대한 Precision vs. Recall의 그래프를 그림 4에 표시하였다.

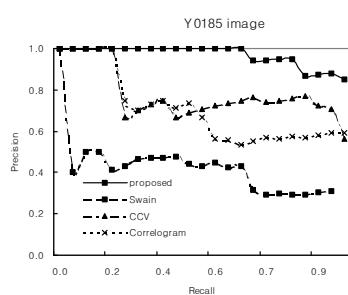
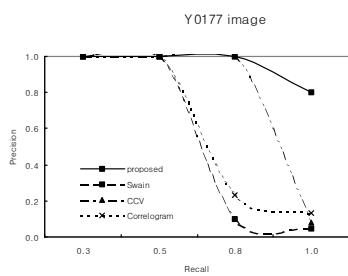


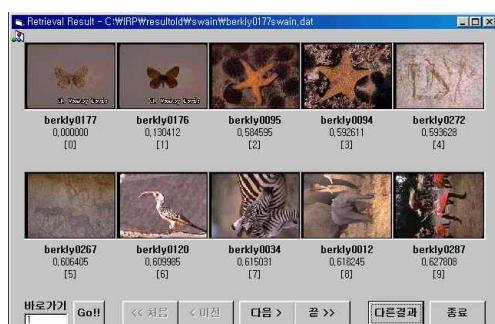
그림 4. Precision vs. Recall

그림 4에서 보는 바와 같이 전반적으로 Precision 대 Recall의 실험에서도 제안한 방법이 우수함을 알 수 있다.

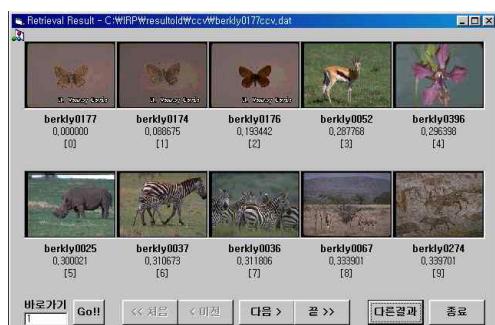
주관적인 평가를 하기 위한 검색성능을 시작적으로 확인하고자 검색 순위별 영상별 표시창을 출력하였다. 그 한 예로 그림 5와 같이 “나비”영상에 대해 검색된 결과를 표시하였다. 이 그림에서 좌측 첫 번째 영상은 질의영상이며, 우측으로 나열된 순서에 따라 검색된 순위는 높아지게 된다.



(a) 제안한방법



(b) Correlogram



(c) CCV



(d) Swain

그림 5. “나비”영상에 대한 검색결과

그림 5에서 보는 바와 같이 제안한 방법은 유사한 영상 4개 모두가 5위권 내에서 검색되었지만, Correlogram에서는 y0174영상은 2위, y0176은 13위, y0175는 30위에 검색되었으며, CCV에서는 2위, 3위, 147위, 그리고 Swain의 방법은 2위, 59위, 91위로 각각 검색되었다. 따라서 제안한 방법은 “나비”영상을 상위순위에서 모두 검색하였지만, 다른 방법에서는 상위순위의 범위를 벗어나는 영상이 많았다. 이와 같은 경향은 질의영상 53개에 대해서 유사한 패턴을 보이며, 그 평균적인 결과가 표2와 같음을 알 수 있다. 그러므로 시각적인 면에서도 제안한 방법이 우수함을 확인할 수 있었다.

## VI. 결 론

내용기반 영상검색을 하기 위해서 색상과 공간정보를 고려하는 것은 매우 중요한 일로서, 본 논문에서는 영상을 동일한 성질을 가진 영역으로 먼저 분할한 후, 분할된 영역의 색상과 거리 히스토그램을 이용하는 방법을 제안하였다. 영상의 특징으로 색인되는 특성벡터로는 분할된 영역의 색상평균값과 해당 영역의 각 화소의 위치를 중심점으로부터 떨어진 정도를 히스토그램화 하였다. 색인되는 특성벡터의 수가 영상 당 18개로 타 방법보다 작은 저장공간을 가지면서도 검색성능에는 매우 우수한 효과를 보였다.

제안한 방법의 유효성을 증명하기 위하여 주관적인 방법과 객관적인 방법을 사용하였으며, 두 가지 평가방법에서 모두 제안한 방법이 우

수함을 증명하였다. 객관적인 방법으로는 기존의 방법 중에서 색상정보만 고려한 Swain의 방법과 색상과 공간정보를 함께 고려한 두 가지 방법들에 대한 비교실험을 통해 제안한 방법의 유효성을 증명하였다. 여기에서 제안한 방법은 추출된 특성들의 수가 타 방법들 보다 매우 적음에도 불구하고 검색성능 비교에서 Swain은 70.0%, CCV는 77.6%, Correlogram은 82.7%인 반면, 제안한 방법은 91.2%를 나타내어 매우 우수함을 알 수 있었다. 그리고 Precision 대 Recall 평가에서도 각 질의영상에서 대부분의 Recall값에 대하여 제안한 방법이 모두 우수함을 알 수 있었으며, 주관적인 평가에서도 그 우수성을 검색영상을 통해 시각적으로 확인할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] Greg Pass, Ramin Zabih, and Justin Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," *ACM Conference on Multimedia*. Boston, Massachusetts, November 1996.
- [2] M. J. Swain and D. H. Ballard, "Color Indexing," *International Journal of Computer Vision*, 7(1). pp. 11-31, 1991.
- [3] W. Hsu, T. S. Chua, and H. K. Pung, "An Integrated Color-Spatial Approach to Content-based Image Retrieval," *Proceedings of ACM Multimedia*, pp. 305-313, Sanfrancisco, November, 1995.
- [4] M. A. Stricker and A. Dimai, "Color Indexing with Weak Spatial Constraints," In *Storage and Retrieval for Still Image and Video Databases*, volume 2670, pages 29-40, 1996.
- [5] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu, and R. Zabih, "Image Indexing Using Color Correlograms," In: *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, San Juan, Puerto Rico, June 1997.
- [6] Sergios Theodoridis and Kostantinos Koutroumbas, *Pattern Recognition*, Athens: Academic Press, 1999.
- [7] J. R. Smith, "Image Retrieval Evaluation," *Proceedings of IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries*, pp.

112-113, Santa Barbara, California, 21 June 1998.  
[8] Chad Carson, Megan Thomas, Serge Belongie,  
Joseph M. Hellerstein, and Jitendra Malik,  
"Blobworld: A System for Region-Based Image  
Indexing and Retrieval(long version),"University of  
California, Berkeley, 1999. <http://elib.cs.berkeley.edu/photos/blobworld>

장 정 동(Jungdong Jang)



정회원

1990년 2월 : 방송통신대 전자  
계산공학과 졸업  
1996년 2월 : 영남대학교 산업  
대학원 전자공학과 석사  
1999년 8월 : 영남대학교  
전자공학과 박사과정  
수료

1970년 3월~현재 : 한국전력 공사 전자통신처 근무

<주관심 분야> 영상통신, 영상검색, 영상복원 등

이 태 흥(Taihong Yi)

vol.25, no.1B 참조

정회원