

히스토그램 영역계산을 이용한 내용기반 영상검색

장세영*, 박정만*, 한득수**, 유기형*, 유강수**, 곽훈성*

*전북대학교 컴퓨터공학과

**전북대학교 영상공학과

e-mail:sewise@chonbuk.ac.kr

Content-Based Image Retrieval using Histogram Area Calculation

Se-Young Jang*, Jung-Man Park*, Deuk-Su Han**,
Gi-Hyoung Yoo*, Kang-Soo Yoo**, Hoon-Sung Kwak*

*Dept of Computer Engineering, Chon-Buk University

**Dept of Image Engineering, Chon-Buk University

요 약

히스토그램은 컬러 공간의 특징 때문에 조명에 매우 민감하며, 이동된 빛의 강도를 가지고 있을 때, 유사성을 떨어뜨릴 가능성이 커지기 때문에, 본 논문에서는 히스토그램의 영역을 몇 개의 영역으로, 나눠, 그 영역들을 계산하는 HAC(Histogram Area Calculation)라 불리는 새로운 검색 방법을 소개한다. 제안한 방식은 현재 히스토그램이 가지고 있는 특성에 기반 하여, 히스토그램의 영역을 계산하고, 유사사성을 matching 시킴으로써, 명암도 변화에 대해서 기존의 다른 전통적인 히스토그램 방법이나, 병합된 히스토그램 방법보다 제안한 방식의 성능이 훨씬 뛰어나다는 것을 보여준다.

1. 서론

최근 정보통신망 및 멀티미디어 기술의 발전으로 인해 정지영상, 동영상 등과 같은 대용량의 멀티미디어 데이터의 양이 방대해지고, 계속적으로 증가하고 있다. 대규모 데이터베이스 안에는, 수십 개에서 수백만 개에 이르는 수많은 영상들이 있다. 이 영상들은 사람이 손수 처리하기에는 매우 어려운 일이다. 이러한 방대한 데이터를 매체에 저장하고, 사용자로 하여금 원하는 정보를 쉽고, 정확하게 얻을 수 있는 방법이 연구되어지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 멀티미디어 데이터에 대해, 내용(Content)으로 정의되는 특징을 자동으로 추출하여, 이를 기반으로 멀티미디어 정보를 검색하는 내용기반 검색 방법(Content-Based Image Retrieval)에 대한 연구가 활발히 진행 중에 있다.

일반적으로 내용기반 영상검색은 영상의 ‘컬러’, ‘질감’, ‘형태’의 세 가지 특징을 주로 사용한다. 이 중에서도 특히 컬러는 영상을 구성하는 가장 지배적인 요소로 복잡한 배경에서 다른 특징들보다 상대적

으로 강건하고, 영상의 크기와 이동 및 회전에 민감하지 않다. 또한 특징의 추출과 활용이 쉽기 때문에 질감 특성이나, 형태 특성보다 훨씬 많이 사용되고 있다. 컬러를 영상의 특징으로 사용한 방법 중 히스토그램이 가장 많이 사용되는데, 히스토그램은 영상의 회전이나, 이동에 대해 매우 강건한 특징을 가지고 있지만, 공간정보를 가지고 있지 않아서 전혀 다른 모양의 영상일지라도 칼라 분포가 같은 경우에는 같은 영상으로 볼 수 있다는 것과 빛에 변화에 따라 히스토그램이 변형되는 단점이 있다. 그리고 간단한 도구이며, 빠른 속도를 가지는 장점 또한 히스토그램의 특징이다.[1]

본 논문에서는, 히스토그램 영역계산을 이용한 새로운 방법을 제안했다. 우리는 이 방법을 HAC(Histogram Area Calculation)이라고 부른다. HAC 방법을 사용하여, 영상의 히스토그램은 몇 개의 영역들로 나뉘게 되고, 각 영역별로 비교될 것이다. 조명조건은 히스토그램을 안에서 이동시키며, 이동된 영상은 검색되어 질 수 있다. 2장에서는 히스

토그램에 대해 소개한다. 3장에서는 히스토그램 영역 계산 방법 HAC을 이용해 제안한 새로운 방법을 기술한다. 실험 및 결과들은 4장에서 보고 될 것이다. 마지막으로, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 히스토그램

히스토그램을 영상의 명암 값을 보여주기 위해 사용되는 매우 귀중한 도구이다. 따라서 영상의 구성 즉, 명암 대비 및 명암 값 분포에 대한 정보를 제공한다. 히스토그램은 단지 화소가 가진 명암 값에 대한 막대그래프이다. 화소가 가질 수 있는 명암 값은 x축 상에 그려지며, 각 명암 값이 가진 빈도수는 y축에 그려진다. 어두운 영상은 화소 값 분포가 왼쪽으로 편중된 히스토그램을 가지며, 밝은 영상은 화소 값 분포가 오른쪽으로 편중된 히스토그램을 갖는다.[2] 한편, 히스토그램은 컬러 공간의 특징 때문에 조명에 매우 민감하고, 유사한 컬러들은 완전히 다른 영상으로 보여주게 된다. 따라서 원하지 않는 결과들을 초래하게 된다. Fig 1과 Fig 2에서, 영상 (a)와 (b)의 두 영상은 다른 명암도를 갖으면서 유사한 히스토그램을 보여주고 있다. 비록 두 영상이 시각적으로 유사하지 않더라도, 두 개의 히스토그램 교차점은 유사한 값을 가진다.

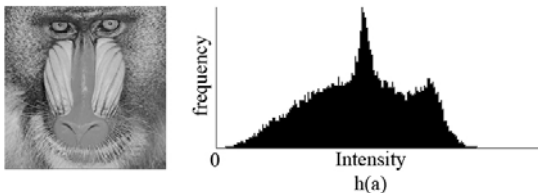


Fig 1. The original image(a) and its histogram h(a)

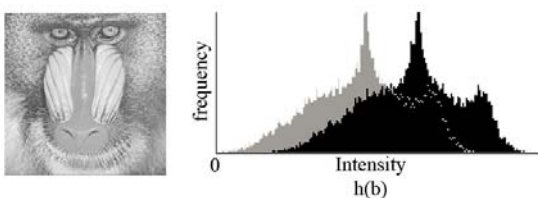


Fig 2. The image(b) which is different on the lighting condition with original image and its histogram h(b)

Fig 2에 영상의 밝기 강도가 Fig 1에의 영상보다 약간 높다. 위의 Fig 1과 2에서 보듯이 시각적으로 히스토그램의 모양은 유사해 보일지라도, 실제적으

로 두 영상은 서로 다른 영상으로 매칭 되어진다는 것이다.

3. 히스토그램 영역 계산(HAC)

본 논문에서는 두 단계로 나누어 제안을 하였다. 첫 번째는 히스토그램의 영역을 계산하는 것이고, 두 번째는 유사성 매칭이다.

3.1 히스토그램 영역

새로운 방법으로, 우리는 영상을 비교하는데 있어, 히스토그램 영역을 생각해 본다. 정확하게 히스토그램을 나누기 위해, 맨 처음 히스토그램의 출발점을 찾아야 한다. Fig 3에서처럼, h(a)의 출발점은 Sa이다. 그리고 Fig 4에서 h(b)의 출발점은 Sb이다. Fig 1과 Fig 2에서 보는 바와 같이, 우리는 h(a)에서 h(b)로 이동된 것을 볼 수 있고, 히스토그램의 전역은 그렇게 많이 변하지 않는다는 것을 볼 수 있다. 또한 전체 히스토그램이 아닌, 히스토그램의 영역만을 생각해 볼 수 있고, 쉽게 히스토그램을 나눌 수가 있다. 유사성 매칭의 정확도를 증명하기 위하여, 히스토그램에서의 각 영역들의 너비는 모두 동일해야만 한다. 여기서, 우리는 상수 1을 설정하였고, 1의 값을 1Pixel, 2Pixel, 3Pixel....., nPixel로 설정을 할 수가 있다. Fig 3에서 h(a)는 출발점 Sa로부터 한 개의 영역에 대해 20Pixel로 각각 나누어질 것이다. 이처럼, 8개의 영역을 얻게 된다. 그래서 히스토그램들은 Fig 3과 Fig 4에서 보이는 바와 마찬가지로 나누어진다. 또한, H(Ma)는 식(1)에 의해 정의 될 수 있다.

$$H(M_a) = h(n_{a1}) + h(n_{a2}) + h(n_{a3}) + \dots + h(n_{a8}) \quad (1)$$

그리고 H(Mb)는 식(2)에 의해서 정의 되어진다.

$$H(M_b) = h(n_{b1}) + h(n_{b2}) + h(n_{b3}) + \dots + h(n_{b8}) \quad (2)$$

만약, 분할을 한 후라면, 두 그림의 히스토그램은 다른 영역의 수를 가진다. 우리는 단지 최소의 것을 생각한다. 예를 들면, Fig 5에서처럼 히스토그램의 영역은 오직 각각의 20Pixel의 너비를 가진다. 6개의 영역으로 나누어진다. 그래서 만약 우리가 원영상 (a)와 Fig 5를 비교한다면, 단지 6개의 영역만을 계산할 것이다. h(a)의 나머지 영역과는 비교하지 않는다.

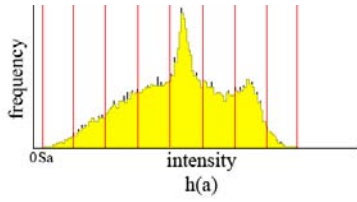


Fig 3. The histogram of original image after dividing into bins

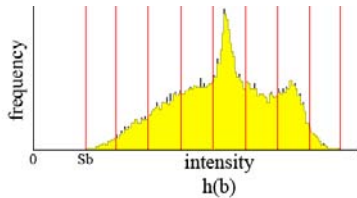


Fig 4. The histogram of different image after dividing into bins

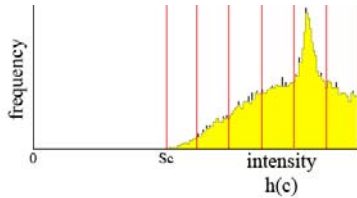


Fig 5. The histogram of different image after dividing into bins

3.2 매칭 방법

우리는 지금 히스토그램 교점에 의한 질의 영상과 데이터베이스 영상들을 비교한다. 히스토그램 교점은 컬러 영상 검색을 위해 제안되어졌다. 히스토그램 $h=H(M)$ 과 $g=H(I)$ 의 교점은 식(3)에 의해 구할 수 있다.

$$d(h, g) = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \min(h[m], g[m])}{\min(\sum_{m_0=0}^{M-1} h[m_0], \sum_{m_1=0}^{M-1} g[m_1])} \quad (3)$$

사용자의 질의 영상에 표현되어지지 않는 컬러들은 교점에 영향을 미치지 않는다. 이 식은 정확한 거리 간격을 만들기 위해 Swain과 Ballard가 제안한 방법과는 다르다. 교점 식은 h 와 g 에서 대칭이 아니므로 거리 간격이 아니다.[3]

몇몇 경우에서도 마찬가지로, h 와 g 의 영역의 수 M 은 동일 할 수가 없다. 예를 들면, Fig 3에 영역의 수는 8개이고, Fig 5의 영역의 수는 6개라 하자. 이

경우에, 우리는 2개의 영역 중 최소 영역을 선택하게 된다. 그리고 Fig 3과 Fig 5의 교점을 계산하면, M 의 값은 6이 될 것이다.

4. 실험 및 결과

실험에 사용된 영상은 $384 * 256$ 또는 $256 * 384$ 크기의 24Bit JPEG 컬러 영상들을 사용했다.[4] 영상들은 다른 10개의 클래스들로 나누어진다. 영상 데이터베이스에는 자연 풍경, 동물, 자동차등이 포함된 영상들로 이루어져 있다. 각각의 클래스들 안에는 100개의 영상들이 있고, HAC 방법을 사용해, 우리는 Fig 6, 7, 8에 보여진 결과들을 얻어냈다. 첫 번째 열의 왼쪽 블록이 샘플 영상이다. 다른 블록들은 검색된 결과 영상들이다.



Fig 6. Sample image and retrieval images list I



Fig 7. Sample image and retrieval images list ii



Fig 8. Sample image and retrieval images list iii

실험된 검색 결과 들은 Precision, Recall 그리고 AVRR(Average Rank of Relevant Image)에 의해서 측정되어졌다.[5]

$$Precision = \frac{R_r}{T_r} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{R_r}{T} \quad (5)$$

Rr : 검색된 항목 중에서 질의와 관련된 항목의 수
 T : 검색 대상 중에서 질의와 관련된 항목의 총 수
 Tr : 검색된 항목의 총 수

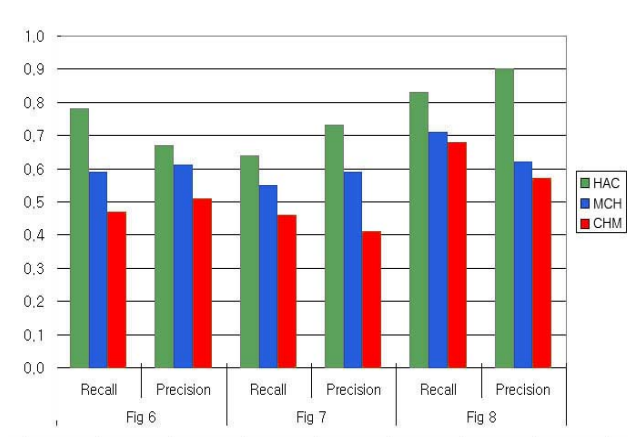
$$AVRR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{\infty} Ri \quad (6)$$

Table 1. The result of three method using Figure 6, 7, 8

	Method	Recall	Precision	AVRR
Figure 6	HAC	0.78	0.67	4.2
	MCH	0.59	0.61	4.0
	CHM	0.47	0.51	3.5
Figure 7	HAC	0.64	0.73	3.4
	MCH	0.55	0.59	3.0
	CHM	0.46	0.41	2.4
Figure 8	HAC	0.83	0.90	4.9
	MCH	0.71	0.62	4.1
	CHM	0.68	0.57	3.5

식(4)은 검색된 영상 중에서 질의와 관련된 영상의 비율을 나타낸다. 식(5)은 영상 데이터베이스 내에서 질의와 관련된 영상 중, 검색된 영상의 비율을 나타낸다. 그리고 AVRR은 검색된 영상의 평균 검색 순서로써 식(6)에 제안하였다. Ri는 검색된 영상들의 순위를 의미하고, n에 의해 질의 영상에 따른 검색된 영상의 수가 결정된다.

Table 1에서 HAC, MCH 그리고 CHM의 성능 평가 측정은 Precision과 Recall 그리고 AVRR에 의해서 비교 되어진다.



< Table 1. 에 대한 Recall과 Precision 측정값 도표화 >

이 결과로, 우리의 방법이 효과적이며, 제안한 히스토그램 영역계산(HAC) 방법을 사용했을 때, 영상 검색에 있어 좋은 성능을 얻을 수 있다는 것을 알 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 히스토그램 영역계산(HAC) 방법을 이용하여, 영상 검색을 위한 새로운 방법을 제안했다. 전통적인 히스토그램은 히스토그램이 명암도 변화에 의해 이동되어지면 손실을 갖게 된다. 작은 이동은 일제히 할당 받은 공간에 많은 양의 변화를 가져 올 수도 있다. 따라서 더욱더 어려운 비교를 만든다. 개선할 방법은 있으나, 실제로 제거 하지는 못하고, 게다가 더욱더 복잡하게만 되어진다.

다른 방법과 비교하자면, 우리의 방법은 매우 간단하다. 우리의 방법은 특별한 영상을 특별히 요구하거나 추가 제한하지 않는다. 실험결과, 높은 효율과 검색 정밀도를 입증하였다. 이처럼 명암도 변화에 좋은 결과를 얻을 수 있다. 더욱더 나아가 앞으로 대규모 영상 데이터베이스로 실험을 하고, 더욱더 능률적인 검색을 만들어 히스토그램의 분배 계획을 향상 시킬 것이며, 이에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] Y.Rui, T. S. Hang and S. Fu Chang, "Image retrieval: Current technique, promising directions, and open issues," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol.10, No.4, pp.39-62, Apr. 1999.
- [2] Seong-O Shim, Tae-Sun Choi, "Edge Color Histogram for Image Retrieval", Korea, IEEE ICIP 0-7803-7622-6/02/ 2000
- [3] "v-B Color Retrieval Techniques" presented in <http://www.ctr.columbia.edu/~jrsmith/html/pubs/tatrcir/node22.html> March 6, 1996
- [4] J.Wang, G. Wiederhold, "SIMPLicity: semantics sensitive integrated matching for picture libraries", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.23, no. 8, pp. 1-17, September 2001
- [5] H.Muller, W. Muller, D. Squire, S. Marchand Maillet and T.pun, "Performance Evaluation in Content-Based Image Retrieval: Overview and Proposals", *Pattern Recognition Letters*, vol.22, no.5, pp. 593-601, 2001