

색상 및 형태 정보를 이용한 클러스터링 기반의 효과적인 이미지 검색 기법

†이근섭*, 조정원*, 최병욱*
*한양대학교 전자통신전파공학과

An Efficient Clustering Based Image Retrieval using Color and Shape features

†Geun-Seop Lee*, Jung-Won Cho*, Byung-Uk Choi*
*Dept. of Electrical and Computer Engineering, Hanyang Univ.
E-mail : legend96@hymail.hyu.ac.kr

요 약

이미지의 한가지 특징(feature)만을 고려한 내용 기반 이미지 검색(content-based image retrieval)은 두가지 이상의 특징 정보를 사용했을 경우와 비교하여 정확도(precision)가 떨어져 성능을 저하시킬 수 있다. 따라서 대부분의 검색 시스템에서는 색상(color)이나 형태(shape), 질감(texture) 등과 같은 이미지의 다양한 특징들을 결합하여 검색에 이용하고 있다. 본 논문에서는 이미지의 색상 및 형태 정보를 이용하여 사용자의 질의와 유사한 이미지를 제공하고, 고 차원화된 이미지의 특징들을 클러스터링(clustering) 방법을 이용하여 빠르게 검색할 수 있도록 하였으며, 또한 검색시 그룹 경계 보정 방법을 이용하여 전체 검색을 하지 않고도 전체 검색 결과와 동일한 결과를 얻을 수 있는 시스템을 설계 및 구현하였다. 실험에 사용된 데이터는 2022개의 자연 영상이었으며, HSI 색상 정보와 이미지의 에지(edge) 정보를 특징 벡터로 삼았다. 실험 결과, 색상 정보 하나만을 사용한 경우보다 정확도와 재현율면에서 사용자가 원하는 이미지와 보다 유사한 결과를 검출할 수 있었을 뿐만 아니라 클러스터링을 사용함으로써 보다 빠르고, 전체검색 결과와 동일한 검색이 가능하다는 것을 입증하였다.

I. 서 론

최근 멀티미디어 데이터의 양이 폭발적으로 증가함에 따라 데이터의 효과적인 분류 및 검색 작업의 필요성이 요구되고 있다. 특히 영상에 대해서 사용자가 원하는 정보를 객관적인 기준을 통해 자동으로 제공할 수 있는 내용 기반 이미지 검색 방법에 관한 연구가 활발히 진행 중이다. 내용기반 이미지 검색 방법은 질의 이미지(query image)에 대해서 시각적으로 유사한 영상들을 검색 및 제시하는 방법이다. 유사도의 기준은 이미지에서 얻은 특징 정보를 비교하여 사용하게 되는데, 이러한 특징들은 주로 색상이나 형태, 질감 등이 이용되고 있다. 특히, 자연 영상의 경우 색상이나 형태 정보 등의 여러 특징 벡터를 결합하여 검색하는 것이, 보다 정확한 검색 성능을 기대할 수 있다. 그러나 여러 특징 벡터를 결합함에 따라서 특징 벡터가 고차원화 되어 검색 속도를 떨어뜨리는 원인이 되고 있다. 이에 본 논문에서는 클러스터링과 그룹 경계 보정 알고리즘을 이용하여 전체 검색시와 비교할 때, 빠르면서도 동일한 성능을 보장할 수 있는 효과적인 이미지 검색 방법을 제시하고, 이를 색상 및 형태 정보를 특징 정보로 이용하는 검색 시스템에 적용하여, 사용자가 제시하는 질의 이미지와 유사한 이미지를 정확하고 빠르게 나타낼 수 있는

시스템을 설계 및 구현한다.

II. 색상과 형태 정보 추출

이미지의 특징 벡터는 양자화된 HSI 색상의 히스토그램과 이미지의 에지 픽셀의 개수를 이용한다. 두 특징 벡터들을 조합하여 사용자가 원하는 이미지와의 유사도를 계산할 수 있다.

1. 색상 정보를 이용한 이미지 특징 추출

HSI모델은 인지적으로 파악할 수 있도록 시각적인 면에서 고안된 모델이며, 색상이 연속적으로 분포하고 근접한 색에 대한 처리가 용이하도록 고안된 모델이다. 이러한 특성은 인간 시각 시스템의 색채 감지 특성에 기초하기 때문에 이미지의 유사도를 판별하는데 있어 적절한 기준이 된다. 본 논문에서는 HSI 히스토그램을 사용하는데, H는 20도 단위로 양자화하여 총 18개의 hue를 사용하고 Saturation과 Intensity는 각 4개로 나누었으며, R=G=B 일 때는 Intensity만 정의되므로 이 값을 4개로 나누었다. RGB와 HSI의 관계는 식 (1)과 같다.

$$H = \cos^{-1} \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]}}$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)]$$

$$I = \frac{1}{3}(R+G+B) \quad (1)$$

H는 $[0, 2\pi]$ 범위의 값을 가지며 $B > G$ 이면 $H = 2\pi - H$ 가 된다. S와 I는 $[0, 1]$ 범위의 값을 가진다[1].

2. 형태정보를 이용한 이미지 특징 추출

이미지의 에지는 물체의 위치, 모양, 크기, 표면의 무늬 등과 같이 입력 영상에 대한 많은 정보를 가지고 있다.

형태정보는 그림 1과 같이 이미지에 소벨 마스크(sobel mask)를 적용하여 에지를 추출한 다음, 이진 영상으로 변환한다. 적용한 소벨 마스크는 식 (2)와 같다.

$$S_y = \begin{matrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix}, S_x = \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix} \quad (2)$$

식 (2)에서 S_x 는 소벨 오퍼레이터(sobel operator)의 x축 성분이고 S_y 는 y축 성분이다. 이진 영상으로 변환할 때의 기준값은 반복적 선택 방법(Iterative Selection)을 통해 자동으로 검출하였다[2]. 변환된 이미지를 4등분이나 16등분으로 나누어 각 영역에서의 에지 픽셀의 개수를 세었다. 이는 이미지 검색에 있어서 4등분한 결과와 16등분한 결과와의 성능을 비교하기 위함이다. 따라서 위의 HSI 칼라 히스토그램에서 사용된 총 색상인 $18 \times 4 \times 4 = 292$ 개와 에지 이미지의 개수를 4등분으로 분할한 경우 총 296차원이 되며 16등분으로 분할한 경우 308차원의 특징 벡터를 추출할 수 있다. 이때 색상 정보와 형태 정보와의 균형을 맞추기 위해 형태 정보에 가중치를 두었다.

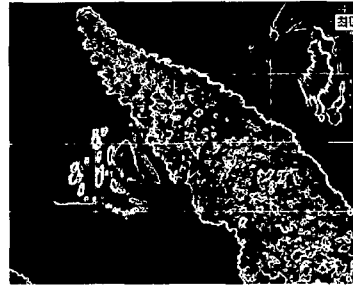


그림 1. 16등분된 에지 이미지

III. 클러스터링을 이용한 이미지 검색

이미지를 검색하기 위해 위에서 구한 296차원, 또는 308차원의 특징 벡터를 데이터베이스에 저장한다. 또한 각각의 특징 벡터들에 대해서 그림 2와 같은 비감독 학습 방법의 일종인 winner-take-all learning rule을 사용하여 유사한 이미지끼리 분류하고 그룹화한다.

winner-take-all learning rule은 각각의 입력벡터에 대해서 가중치 벡터 중 가장 가까운 것을 승자뉴런으로 삼아 그 뉴런의 가중치 벡터만이 갱신되어지는 규칙이다. 승자 뉴런을 결정하고 난 후에는 식 (3)과 같이 뉴런의 가중치를 조정해야 한다.

$$W_{new} = W_{old} + \alpha (X - W_{old}) \quad (3)$$

식 (3)에서 X는 입력 벡터, α 는 증가율을 나타내며 W_{old} 와 W_{new} 는 각각 승자 뉴런의 가중치와 갱신된 가중치를 나타낸다[3].

클러스터링된 각각의 그룹들에는 그 그룹들을 대표하는 대표 벡터가 존재하며 실제로 질의 이미지가 들어왔

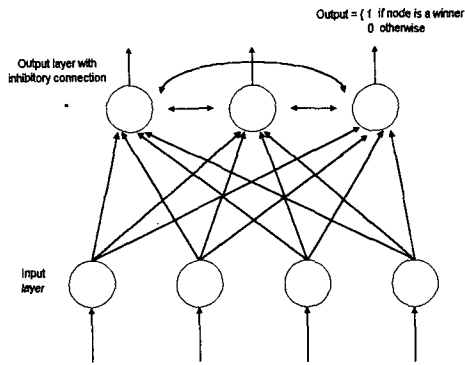


그림 2. Winner-Take-All learning rule

을 때에는 먼저 질의 이미지와 대표 벡터와의 유사도를 조사한다. 사용자가 지정한 수치만큼의 유사도를 만족하는 그룹의 대표 벡터가 검색되면 다시 그 그룹에 포함된 데이터들과 질의 이미지와의 비교 과정을 거쳐 결과를 도출하게 된다.

그러나, 실제 데이터들은 적절한 수의 그룹으로 클러스터링 되어야 하는데 winner-take-all learning rule은 초기 입력 벡터의 개수에 따라 출력의 개수도 결정되는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 이진 트리 클러스터링 알고리즘을 사용하였다. 이 알고리즘은 일정한 조건을 기준으로 하여 그 조건을 만족하도록 그룹의 수를 증가시켜 클러스터링을 수행하는 것으로, 먼저 winner-take-all learning rule에서의 가중치 벡터를 1개로 초기화하여 클러스터링을 하고 그 후에 사용자가 지정한 클러스터링 경계값을 만족하지 않으면 가중치 벡터를 2개로 늘려 클러스터링 한다. 클러스터링 된 그룹들 간의 대표 벡터와 클러스터링 경계값이 가장 큰 데이터와의 거리가 사용자가 지정해준 경계값보다 크게 되면 그룹들의 데이터를 대상으로 위의 과정을 다시 반복하게 되어 조건을 만족할 때까지 수행한다. 조건을 만족하는 그룹은 클러스터링 대상에서 제외되며 모든 그룹들이 조건을 만족할 때까지 반복된다. 이를 그림으로 도시하면 그림 3과 같다.

그러나 클러스터링 검색과정에서 사용자가 지정한 유사도를 만족하는 이미지가면서도 그 이미지가 속한 그룹의 대표벡터가 유사도를 만족하지 못하여 검색 영역에서 제외되는 경우가 발생할 수 있다. 이렇게 검색 영역의 선정 단계에서 발생할 수 있는 오류를 보정하기 위해 경계값 보정이 필요하다. 식 (4)는 사용자가 지정한 경계값을 적절한 값으로 보정하는 공식이다.

$$UB_c = UB \times CB - \sqrt{1 - UB^2} \sqrt{1 - CB^2} \quad (4)$$

여기서 UB는 사용자가 입력한 경계값이며 CB는 데이터 이미지들의 클러스터링시 필요한 이진 트리 클러스터링의 경계값이다[4].

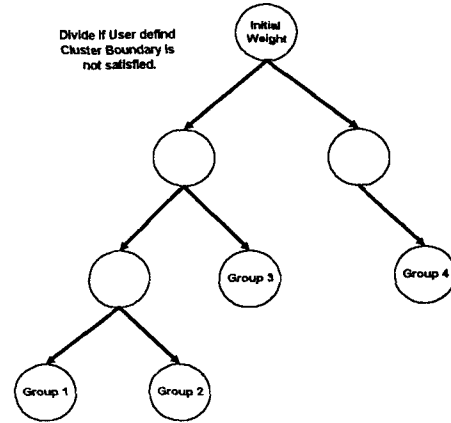


그림 3. 이진 트리 클러스터링

IV. 실험 결과

본 논문에서 제시한 방법의 성능을 평가하기 위해, 먼저 칼라 특징 벡터만을 사용하여 검색한 결과와 이미지의 에지 성분을 4등분한 결과가 추가되어 검색한 결과, 그리고 에지 성분을 16등분하여 검색한 결과의 정확도와 재현율을 비교하였다. 또한 전체 검색과 클러스터링 검색의 속도를 검색에 사용된 이미지의 개수를 변화시켜가며 각각 비교하였다. 실험에 사용된 이미지는 총 2022장으로 MPEG-7에서 내용기반 이미지 검색의 성능을 평가하기 위해 사용된 이미지들이며 모두 자연 영상들이다[5].

그림 4는 이미지 데이터의 개수에 따라 검색에 이용되는 실제 이미지의 개수를 그림으로 나타낸 것이다. 이 그림을 통해서 알 수 있듯이 데이터의 개수가 많을수록 클러스터링을 이용한 것이 보다 빠른 검색이 가능하다는 것을 알 수 있다. 여기서 검색 결과는 클러스터링시 경계값 보정을 통해 전체 검색과 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

표 1은 클러스터링을 이용하여 데이터베이스를 구축할 때 이미지의 개수에 따라 생성된 클러스터의 개수를 나타낸 것이다.

표 1. 이미지의 개수에 따른 클러스터 수

이미지개수	2022	1500	1000	500	100	50
클러스터	624	402	350	203	45	15

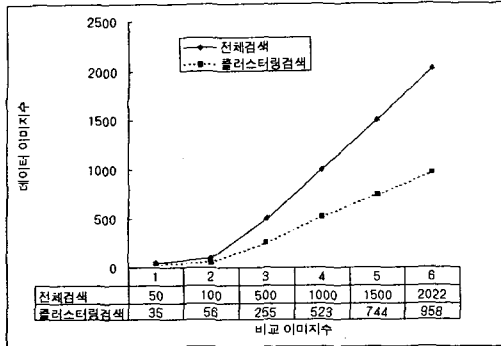


그림 4. 데이터 개수에 따른 비교 데이터의 수

표 2는 308차원과 296차원 특징벡터, 색상정보만을 이용한 특징벡터들을 통해 실험한 재현율과 정확도를 나타낸다. 실험은 총 30개의 이미지를 질의 이미지로 검색하였을 때 나온 결과를 통계로 나타낸 것이다.

표 2. 특징벡터들의 정확도와 재현율 비교(%)

	색상정보	296차원	308차원
정확도	25.5	76.63	77.2
재현율	55.1	69.56	70.1

여기서 정확도와 재현율은 식 (4)에 근거하여 도출하였다[6].

$$\text{재현율} = \frac{\text{검색된 유사 이미지의 개수}}{\text{데이터베이스 내의 유사 이미지의 개수}}$$

$$\text{정확도} = \frac{\text{검색된 유사 이미지의 개수}}{\text{검색된 이미지의 총 개수}} \quad (4)$$

유사 이미지의 판단은 사람에 의해 유사하다고 판단되는 이미지들을 선정한 것이다. 결과에서 오검출된 이

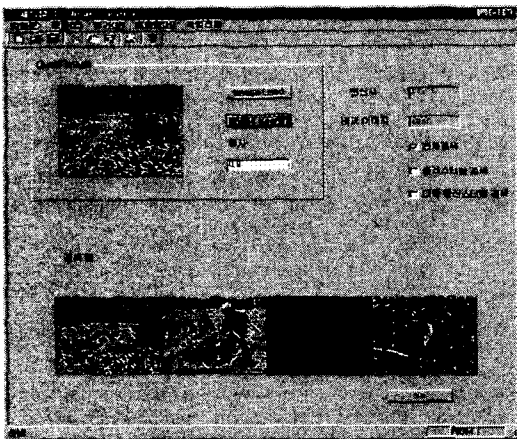


그림 5. 검색 시스템의 GUI

미지들을 분석한 결과, 이미지의 내용이 사용자가 원하는 내용과 다를 뿐 이미지의 색상과 형태정보는 유사한 것들이 검출되었다. 위의 결과를 통해 색상정보만을 이용한 검색은 정확도 면에서나 재현율 면에서 형태 정보를 포함한 검색에 보다 성능이 떨어지는 것을 알 수 있다. 그림 5는 검색 시스템의 GUI로서, 이미지를 한번에 4개씩 보여줄 수 있으며, 버튼을 누르면 다음 이미지를 출력하도록 설계되어있다.

V. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 이미지의 색상정보와 형태정보를 통해 사용자가 원하는 이미지와 유사한 이미지를 검색하는 방법을 제시하였다. 또한 이로인해 고차원화되어 검색 속도가 떨어지는 단점을 클러스터링 방법을 통해 보완하였다. 실험결과, 이미지의 색상만을 사용한 결과보다 색상과 형태정보를 함께 사용하는 것이 검색의 정확도와 재현율면에서 효과적이라는 사실을 입증하였다. 또한 클러스터링 방법을 이용하여 전체 검색과 동일한 성능을 보이면서도 이미지를 빠르게 검색할 수 있다는 것을 입증하였다. 특히 이미지가 많으면 많을수록 속도 향상의 측면에서 더욱 효과적이다.

향후 연구는 이미지의 형태 정보 추출에 관한 연구를 계속하여, 검색의 정확도를 높여야 할 것이다. 또한 다수의 이미지 검색에 다중 클러스터링을 적용하면 좀 더 효과적으로 검색할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1993.
- [2] J.R.Parker, *Algorithm for Image Processing and Computer Vision*, Wiley Computer Publishing, 1997.
- [3] Kishan Mehrotra, Chilukuri K. Mohan, Sanjay Ranka, *Elements of Artificial Neural Networks*, The MIT press, 1997.
- [4] Wu-Chul Jeong, Jung-Won Cho, Byung-Uk Choi, "A Content-based Image Retrieval using Histogram Clustering", The Joint Conference on Multimedia 2000, June 2000.
- [5] ftp://ftp-bs.hhi.de/pub/ColorDataSet/
- [6] Jung-Won Cho, *An Automatic Indexing System for Intelligent Information Retrieval*, a Maeter's thesis, Hanyang University.