

평균값 Color N×M-grams와 GLCM을

이용한 영상 검색

안세정^o 정성환
창원대학교 전자계산학과

e-mail : phillip@cosmos.changwon.ac.kr

Image Retrieval Using Meanvalue Color N×M-grams and GLCM

Se-Jung An^o Sung-Hwan Jung
Dept. of Computer Science, Changwon National University

요 약

오늘날 영상정보의 보편화로 효율적인 영상 검색 기술이 요구되고 있다. 최근 발표된 Color N×M-grams 기반의 영상 검색 방법은 그 중의 하나이다. 그러나 이 방법은 영상의 특징을 추출한 벡터 Bin의 수가 많아서 검색을 위한 공간과 시간을 많이 필요로 하는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제를 보완하기 위해 본 연구에서는 영상의 국부성을 이용하여 Color N×M-grams의 단점인 공간과 시간의 비효율성을 개선하고, GLCM의 결합으로 검색 효율을 향상시키는 연구를 수행하였다. WWW의 Corel Draw Photo Album에 분류되어 있는 영상들과 미국의 코넬대학의 연구에 사용된 330개의 Benchmark 영상을 가지고 실험한 결과, 기존의 Color N×M-grams에 비해 약 10배의 공간효율개선과 약 2배의 시간효율개선을 얻을 수 있었고, 검색율과 정확성공률에 있어서 각각 25%, 63% 향상되었다.

1. 서 론

최근 웹(World Wide Web)의 발전으로 지리학, 의학, 산업 응용, 홈쇼핑, VOD(Video On Demand) 같은 많은 응용 분야에서 영상 검색 서비스가 필수적으로 요구되고 있다. 그러나 영상정보는 수치형, 문자형 자료에 비하여 자료의 양이 방대하고 질의 형태도 시각적인 인터페이스를 필요로 하기 때문에 대용량의 데이터베이스 생성과 이에 적합한 검색 기법에 대한 연구가 필요하다[1].

영상 검색 기법 중 초기에는 영상 내용에 대한 주석을 수동으로 저장한 후, 그 주석으로 영상 정보를 검색하는 문자 기반 영상 검색(Text-based Image Retrieval)이 사용되었으나, 영상 정보의 복잡한 속성을 정확하게 표현할 수 없었다. 이러한 단점을 해결하기 위해 현재 많이 연구되어지고 있는 내용기반 영상 검색(Content-based Image Retrieval)은 영상의 칼라(Color), 질감(Texture), 모양(Shape), 공간관계(Location) 등의 내용 정보를 이용할 수 있어서 보다 효율적인 검색이 가능하다.

내용기반 영상 검색에는 다양한 방법들이 있는데 그 중 칼라 특징을 이용한 방법들이 보편적으로 널리 사용된다[2]. 이들 중 칼라 히스토그램 방법[3,4]은 가장 널리 사용되면서 회전과 변형에 무관한 장점을 가지는 반면, 공간적 칼라 분포가 다른 영상도 같은 히스토그램을 가지는 단점이 있다. 이 단점을 보완하기 위해서 칼라 속성의 연속성을 측정하여 특징 벡터로 사용하는 CCV(Color Coherence Vectors) 방법[5]이 있고, 영상의 칼라 분포 이외에 영상 고유의 구조 정보까지 특징 벡터로 얻을 수 있는 Color N×M-grams 등이 있다[2].

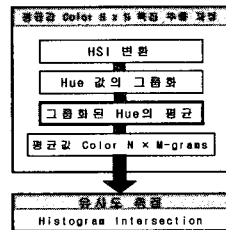
Color N×M-grams는 Soffer 등의 N×M-grams에 칼라를 고려하도록 확장하여 영상 고유의 구조 정보를 추출할 수 있다[2]. 그러나 Color N×M-grams는 영상의 특징 벡터의 Bin 수가 많아서 검색을 위한 비교에 많은 시간과 공간을 필요로 하는 단점이 있다. 본 논문에서는 이 Color N×M-grams의 시간과 공간 효율성을 높이기 위하여 영상의 국부성을 이용하는 평균값 Color N×M-grams를 제안하고 이의 성능을 개선하기 위해 질감 특징을 얻을 수 있는 GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix)을 추가하였다.

본 논문의 구성은 서론에 이어 2장에서는 Color N×M-grams를 개선한 평균값 Color N×M-grams를 설명하

고, 3장에서는 질감특징으로 평균값 Color N×M-grams의 부분적인 성능을 향상시키기 위해 도입한 GLCM (Gray-Level Co-occurrence Matrix)에 대해 기술한다. 4장에서는 검색을 위한 유사도 측정에 대해서 언급하고, 5장에서 실험 결과에 대해 살펴본다. 그리고 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

2. 평균값 Color N×M-grams

(그림 1)은 제한한 평균값 Color N×M-grams를 이용해 영상의 특징을 추출하는 과정이다. 먼저 RGB값인 영상의 각 화소를 HSI 칼라 모델의 Hue 값으로 변환한 후, 그 값의 크기에 따라 0, 1, 2로 그룹화 한다. 그룹화 한 결과에 대하여 $m \times m$ 으로 평균한 값을 이용하여 평균값 Color N×M-grams를 생성한다. 생성된 평균값 Color N×M-grams의 Bin의 빈도 수를 계산하고 이것을 영상의 특징 벡터로 하여 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상들 간의 유사도 측정에 이용한다.



(그림 1) 평균값 Color N×M-grams를 이용한 영상 특징 추출 과정

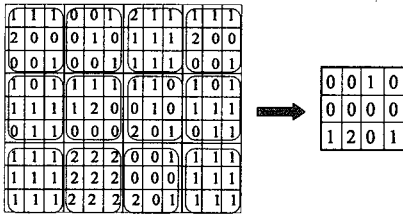
2.1 HSI 계산과 Hue 값의 그룹화

본 연구에서는 먼저 전처리단계로 영상 검색에 있어서 우수한 성능을 보이는 HSI 칼라 모델의 Hue를 얻기 위해 식(1)을 이용한다[2].

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

다음으로 영상의 각 화소에 해당하는 Hue값을 그룹화하기 위해서 0도에서 360도까지의 각도로 표현되는 Hue를 0도는 빨간색, 120도는 녹색, 240도는 파란색을 기준으로 세 개의 그룹 0, 1, 2로 나눈다[2].

2.2 그룹화 된 Hue값의 평균



(그림 2) 그룹화 된 Hue의 평균값 계산의 예

본 논문에서는, 특징 벡터의 Bin 수를 줄이기 위해 식(2)를 이용하여 (그림 2)에서와 같이 0, 1, 2로 그룹화 된 Hue값의 평균을 얻었다.

$$V_{mean} = \frac{1}{m \times m} \sum_{j=0}^{q-1} \sum_{i=0}^{p-1} h \quad (2)$$

위 식에서 $m \times m$ 은 평균값을 구하기 위한 윈도우의 크기이고, p 와 q 는 전체 영상 크기의 $1/m$ 이며, h 는 그룹화 된 hue의 값이다.

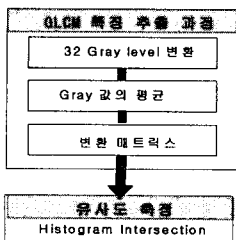
2.3 평균값 Color N×M-grams 생성

최종적으로 평균값이 구해진 결과영상에 N×M 크기의 윈도우를 적용하여 해당하는 화소의 값을 나열하면 N×M개의 열을 가지는 벡터가 생성된다. 이렇게 생성된 벡터를 "평균값 Color N×M-grams"라 한다.

3. GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)

3.1 Gray Level 변환

다음의 (그림 3)은 GLCM을 이용해 영상의 특징을 추출하는 과정이다. 입력 영상의 RGB 칼라를 32-level Gray값으로 변환한 후, $m \times m$ 으로 평균하여 사용하였다. 그리고 GLCM으로 변환하기 위해 정의된 변위벡터로 변환메트릭스를 만든 후, 32×32 level의 매트릭스 값을 영상의 특징 벡터로 한다. 이를 질의 영상과 데이터베이스 내의 영상들 간의 유사도 측정에 이용한다.

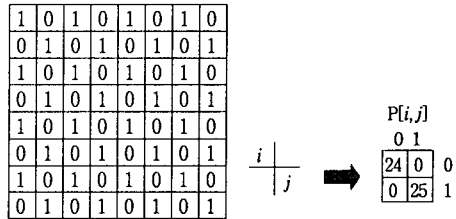


(그림 3) 변위벡터를 이용한 영상 특징 추출 과정

3.2 변위벡터 정의와 변환메트릭스

통계적 질감 분석방법의 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)은 Gray Level 영상에서 정의한 변위벡터의 거리와 방향이 일치하는 화소쌍의 빈도 수를 표시하는 빈도 수 매트릭스 $P[i, j]$ 이다[6]. 본 연구에서는 실험 결과, 4가지 방향의 변위 벡터 중에서 성능이 우수한 315° 방향을 사용하였다[7].

(그림 4)는 8×8 원 영상으로부터 315° 방향의 변위벡터를 이용하여 GLCM을 구하는 간단한 예이다. $P[i, j]$ 는 원 영상에서 변위벡터 방향으로 이웃 화소들간에 관련 화소쌍들을 구하여 i, j 값에 따라 그 위치에 누적하고 정규화 한 것이다[6].



(그림 4) 원 영상과 GLCM 계산의 예

4. 유사도 측정

본 논문에서는 영상 데이터베이스의 영상 특징과 질의 영상의 특징을 비교, 검색하는데 식(3)과 같은 Histogram Intersection을 유사도 척도로 사용하였다.

$$S_{int}(Q, I) = \frac{2 \sum_{j=1}^T \min(t(j, Q), t(j, I))}{\sum_{j=1}^T t(j, Q) + \sum_{j=1}^T t(j, I)} \quad (3)$$

여기서 $t(j, I)$ 는 I 영상에서 평균값 Color N×M-grams의 벡터 j 의 빈도 수를 나타내고, $\min(t(j, Q), t(j, I))$ 는 영상 Q 와 영상 I 중에서 평균값 Color N×M-grams의 벡터 j 발생 빈도가 적은 영상의 빈도 수를 나타낸다. 그리고 T 는 평균값 Color N×M-grams의 Bin의 전체 수를 나타낸다. 계산된 평균값 Color N×M-grams의 유사도인 $S_{int}(Q, I)$ 의 범위는 0에서 1 사이의 값이 된다[2].

5. 실험 결과 및 성능 비교

5.1 성능 평가 척도

본 연구에 사용된 실험 데이터는 WWW의 Corel Draw Photo Album에 분류되어 있는 영상들과 미국의 코넬대학의 Greg Pass와 Ramin Zabih의 연구에 사용된 Benchmark 영상들[8]로 구성되어 있다. 실험에 사용된 영상은 총 330개의 Benchmark 영상이며 각 영상은 자연 영상들로 이루어져 있다[8].

실험의 성능 평가를 위하여 식(4)의 정확성공률(Exact Matching Rate)과 식(5)의 검색율(Retrieval Rate) 및 식(6)의 오류율(Error Rate)을 사용하였다[2].

$$\text{정확성공률} = \frac{1\text{순위 검색 영상 수}}{\text{질의 영상 총 수}} \quad (4)$$

$$\text{검색율} = \frac{\text{검색 순위 16위 이내의 영상 수}}{\text{질의 영상 총 수}} \quad (5)$$

$$\text{오류율} = \frac{\text{검색 순위 17위 이하인 영상 수}}{\text{질의 영상 수}} \quad (6)$$

5.2 성능 비교 분석

5.2.1 Color N×M-grams와 평균값 Color N×M-grams의 비교

본 연구에서는 전체 330개의 Benchmark 영상 중 질의 영상으로 100개를 무작위로 선택하여 실험에 사용하였다. <표 1>은 Color N×M-grams와 평균값 Color N×M-grams의 성능을 비교한 것이다.

<표 1> Color N×M-grams와 평균값 Color N×M-grams의 성능 비교

| 방 법 | Color N×M-grams | 평균값 Color N×M-grams |
|-------|-----------------|---------------------|
| 공간비율 | 1.00(2,120개) | 0.10(194개) |
| 시간비율 | 1.00(0.11sec) | 0.46(0.06sec) |
| 검색율 | 0.60 | 0.39 |
| 오류율 | 0.40 | 0.61 |
| 정확성공률 | 0.22 | 0.07 |

위 <표 1>에서 보는 바와 같이 기존 Color N×M-grams의 특징 벡터의 Bin의 수는 약 2,100개인데 비해 평균값 Color N×M-grams는 약 190개로 공간효율이 약 10배 개선되었다. 또한 비교할 벡터의 수가 줄어든 만큼 시간효율에서도 약 2배의 개선효과가 있었다. 그러나 시간과 공간의 효율개선이 많은 반면, 검색율과 정확성공률이 떨어졌다. 이를 보완하기 위해 본 연구에서는 GLCM을 도입하여 공간과 시간의 높은 효율성을 유지하면서 검색율과 정확성공률 개선을 시도하였다.

5.2.2 Color N×M-grams와 평균값 Color N×M-grams & GLCM 의 비교

다음의 <표 2>는 기존의 Color N×M-grams와 본 논문에서 제안한 방법에 의한 성능 비교를 보인 것이다.

<표 2> Color N×M-grams와 제안한 방법의 성능 비교

| 방 법 | Color N×M-grams | 제안한 방법 |
|-------|-----------------|---------------|
| 공간비율 | 1.00(2,120개) | 0.12(244개) |
| 시간비율 | 1.00(0.11sec) | 0.46(0.06sec) |
| 검색율 | 0.60 | 0.75 |
| 오류율 | 0.40 | 0.25 |
| 정확성공률 | 0.22 | 0.36 |

제안한 방법은 <표 1>과 거의 같은 공간과 시간비율을 유지하면서, 기존의 Color N×M-grams에 비해 검색율과 정확성공률에 있어 각각 25%, 63% 향상되었다. 평균값 Color N×M-grams의 저하된 검색 효율을 높이기 위해 GLCM을 결합한 후 검색하여 시간과 공간의 높은 효율을 유지하면서 검색 효율을 향상시킬 수 있었다.

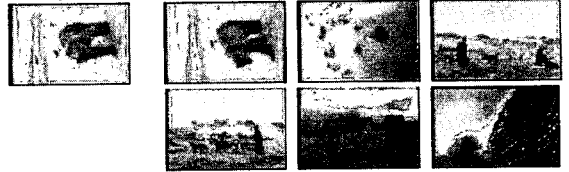
(그림 5)와 (그림 6)은 동일한 영상을 질의 영상으로 주었을 때의 검색결과의 한 예를 보인 것이다. 제안한 방법에 의한 영상 검색결과가 Color N×M-grams만을 단독으로 이용하였을 때보다 더 나은 검색 결과를 보였다.

Query Image Retrieved Image



(그림 5) Color N×M-grams를 이용한 검색 결과의 예

Query Image Retrieved Image



(그림 6) 제안한 방법을 이용한 검색 결과의 예

6. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 최근에 발표된 Color N×M-grams의 단점인 공간과 시간의 비효율적인 문제를 해결하기 위해 평균값 Color N×M-grams를 제안하였다. 이 방법은 영상의 한 화소 주변의 값들은 서로 비슷하다는 원리를 이용하여 특징 벡터의 Bin 수와 계산시간을 감소시킬 수 있었다.

총 330개의 Benchmark 영상 중 무작위로 100개를 선택하여 질의한 결과, 평균값 Color N×M-grams는 기존의 Color N×M-grams에 비해 약 10배의 공간효율개선과 약 2배의 시간효율개선을 얻을 수 있었고, 부가적으로 GLCM을 결합하여 시간과 공간효율을 유지하면서 검색율은 63%, 정확성공률은 25% 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

향후 연구과제로는 사용자 질의에 관련성 귀환(Relevance Feedback)을 추가하여 영상 검색의 효율을 증가시키고, 현재 BMP로 제한된 사용자 질의를 확장하여 다양한 형태의 영상 포맷에 대해서도 검색이 가능하도록 하는 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Yossi Rubner, Carlo Tomasi and Leonidas J. Guibas, "Adaptive Color-Image Embeddings for Database Navigation," ACCV'98 Computer Vision-Volume I, pp. 104-119, Jan. 1998.
- [2] Eun-joo Lee, Sung-Hwan Jung, - Changwon Nat'l Univ., Korea, ITC-CSCC'99 Volume II, pp.959-962, Jul. 1999.
- [3] John R.Smith and Shih-Fu Chang. "Single color extraction and image query," In Proc. IEEE Int. Conf. on Image Proc., 1995.
- [4] John R.Smith and Shih-Fu Chang. "Tools and techniques for color image retrieval,"- In IS & T/SPIE Proc. Vol.2670, Storage & Retrieval for Image and Video Databases IV, 1995.
- [5] Greg Pass, Ramin Zabih and Justin Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," In ACM Multimedia 96, pp.65-73, Nov. 1996.
- [6] 최현섭, 김철원, 김성동, 최기호, "텍스처 패턴과 윤곽점 기울기 성분 이용한 내용기반 화상검색시스템의 설계 및 구현," 한국정보처리학회 논문지, 제4권, 제1호, 1997. 1.
- [7] Ramesh Jain. Rangachar Kasturi. Brian G, Shcunck, 'Machine Vision,' ISBN 0-07-032018-7, pp. 234-248, 1995
- [8] Greg Pass, Ramin Zabih and Justin Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," In ACM Multimedia 96, pp.65-73, Nov. 1996.