

분할된 영상에서의 칼라 코렐로그램을 이용한 내용기반 영상검색

(Content-based Image Retrieval using Color Correlogram
from a Segmented Image)

안 명 석[†] 조 석 제^{**}
(Myung-Seok An) (Seok-Je Cho)

요약 최근 효과적인 내용기반 영상검색을 위한 특징 추출 방법이 많이 연구되고 있다. 특히 칼라정보를 이용하여 특징을 얻는 방법은 여러 가지 장점 때문에 연구가 활발히 진행되고 있다.

본 논문에서는 칼라정보를 이용해 얻을 수 있는 칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색 성능을 향상시키기 위해, 칼라 코렐로그램 기반의 새로운 특징 추출 방법을 제안한다. 제안한 방법은 영상을 복잡한 부분과 그렇지 않은 부분으로 분할하고, 각각에서 칼라 코렐로그램을 얻는 방법이다. 제안한 방법은 기존의 칼라 코렐로그램을 이용한 영상검색보다 우수한 성능은 나타냄을 실험을 통하여 확인하였다.

Abstract Recently, there has been studied on feature extraction method for efficient content-based image retrieval. Especially, many researchers have been studying on extracting feature from color information, because of its advantages.

This paper proposes a feature and its extraction method based on color correlogram that is extracted from color information in an image. The proposed method is computed from the image segmented into two parts; the complex part and the plain part. Our experiments show that the performance of the proposed method is better as compared with that of the original color correlogram method.

1. 서 론

최근 인터넷과 멀티미디어 기술이 발전함에 따라 영상 데이터의 양이 급속히 증가하고 있다. 증가하는 데이터를 효과적으로 관리하기 위해 내용기반 영상검색에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1-5]. 특히 영상검색을 위한 효과적인 특징(feature) 추출에 대한 관심이 높아지고 있다[6-14].

영상검색에 일반적으로 사용하는 특징으로는 칼라 히스토그램(color histogram)[6]이 있다. 칼라 히스토그램은 영상의 칼라 분포를 특징으로 얻어내는 것으로, 영상

에서 얻기 쉽고 변화에 둔감하다는 장점이 있다. 그러나 이 특징은 영상의 공간 정보를 완전히 배제한 특징이기 때문에, 영상의 내용과 상관없이 칼라 분포가 비슷한 모든 영상을 결과로 검색한다. 그래서 칼라 히스토그램에 영상의 화소간 연관성을 특징으로 추가하는 CCV(Color Coherent Vector)[7]와 칼라 코렐로그램(color correlogram)[8,9] 등이 제안되었다. 이 방법들은 화소간의 연관성을 칼라 히스토그램에 추가함으로써 히스토그램 정보만으로 검색 성능을 향상시킬 수 있었다.

CCV는 영상을 행렬 레이블링하고, 레이블링된 각 영역의 화소 수를 계산하여, 화소 수를 임계치에 따라 의미 있는 영역과 그렇지 않은 영역으로 분할한다. 그리고 분할된 영역 각각으로부터 칼라 히스토그램을 특징으로 얻어낸다. 얻어진 특징으로 영상을 검색하면, 칼라 히스토그램을 이용할 때보다 결과는 좋지만, 영상의 변화가 많으면 칼라 히스토그램과 마찬가지로 정답 영상을 잘 찾지 못한다.

· 이 논문은 2001년도 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.

† 학생회원 : 한국해양대학교 컴퓨터공학과
gkfqo@kmco.kmantime.ac.kr

** 비회원 : 한국해양대학교 기계·정보공학부 제어계측공학과 교수
sjcho@kmaritime.ac.kr

논문접수 : 2000년 8월 10일

심사완료 : 2001년 8월 2일

칼라 코렐로그램은 영상 전체에서 일정거리에 있는 화소들의 칼라 상관관계를 2차원 확률로 나타낸 것이다 [8]. 이것은 영상의 칼라정보와 화소간의 공간정보를 모두 포함하기 때문에, 영상검색 시 좋은 성능을 나타낸다.

본 논문에서는 칼라 코렐로그램에 공간정보를 더 추가하여 영상검색 성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 이 방법은 영상을 복잡성에 의해 분할하고 각각의 영역에서 칼라 코렐로그램을 얻어 영상검색에 사용하는 방법이다. 복잡성에 의해 영상을 분할하여 칼라 코렐로그램을 얻음으로써 기존의 칼라 코렐로그램에 영상의 복잡함에 대한 정보를 추가할 수 있다. 그래서 영상검색 성능과 계산량을 개선할 수 있다. 제안한 방법으로 영상 검색을 하면 기존의 칼라 코렐로그램을 구하는 방법에 비해 적은 양의 칼라 코렐로그램으로 더 좋은 검색 결과를 얻어 낼 수 있다는 것을 실험을 통해 확인할 수 있었다.

2. 칼라 코렐로그램

Huang[8,9]에 의해 제안된 칼라 코렐로그램은 영상 전체에서 일정한 거리를 가지는 화소간에 나타나는 칼라의 분포를 확률로 나타낸다.

m 개의 칼라로 양자화된 영상 I 에서 화소 간 거리가 k 인, 칼라 C_i 에서 C_j 에 대한 칼라 코렐로그램 $\gamma_{C_i, C_j}^k(I)$ 를 구하면 식 (1)과 같다.

$$\gamma_{C_i, C_j}^k(I) = \Pr_{p_a \in I_{C_i}} [p_b \in I_{C_j} | p_a - p_b = k] \quad (1)$$

여기서, $\Pr[]$ 은 내부조건을 만족하는 확률, $i, j = 0, 1, \dots, m$ 그리고 I_{C_i} 와 I_{C_j} 는 영상에서 i 와 j 번째 칼라를 가지는 모든 화소를 나타낸다. 화소간 거리 $|p_a - p_b|$ 는 식 (2)의 장기판 거리(chess-board distance)에 의해 구한다.

$$|p_a - p_b| = \max(|x_a - x_b|, |y_a - y_b|) \quad (2)$$

여기서, $p_a = (x_a, y_a) \in I$, $p_b = (x_b, y_b) \in I$ 이다. 칼라 코렐로그램은 일정거리에 있는 화소의 칼라 변화 정보를 포함하기 때문에 칼라와 에지정보를 포함 할 수 있다. 그래서 칼라 코렐로그램을 영상검색에 사용하면 칼라 히스토그램과 CCV보다 검색 성능이 뛰어나다.

우수한 영상검색 결과를 얻기 위해서는 다양한 거리 k 에 대해 칼라 코렐로그램을 얻어야한다. 이때 칼라 코렐로그램의 양이 증가하므로 많은 계산 시간이 요한다. 따라서 거리 종류를 줄여 적은 코렐로그램으로 영상검색 결과를 향상시킬 수 있는 방법이 필요하다.

3. 영상 검색을 위한 영역 분할과 칼라 코렐로그램

본 논문에서는 칼라 코렐로그램에서 사용하는 거리 수를 줄이면서 검색성능을 향상시키는 방법을 제안한다. 이 방법은 영상을 복잡성에 의해 분할하고, 각 영역에서 칼라 코렐로그램을 얻는다.

제안한 방법은 영상을 동질 영역으로 분할하여 칼라 코렐로그램을 얻음으로써 얻어지는 칼라 코렐로그램에 동질 영역이라는 공간 정보를 포함한다. 즉 영상을 보다 세분화하여 검색을 위한 특징을 얻는 것이다. 이는 기존의 칼라 코렐로그램을 이용하여 영상검색을 하는 방법보다 적은 칼라 코렐로그램의 양으로 보다 좋은 검색 결과를 나타낼 수 있다.

영상을 복잡성에 의해 분할하기 위해, 영상의 에지 성분을 추출하고, 일정 크기의 마스크(mask)를 이용하여 마스크 내의 에지를 이루는 화소의 개수를 확인한다. 에지를 이루는 화소의 수에 따라 복잡한 영역과 복잡하지 않은 영역으로 영상을 분할한다. 그리고 원 영상을 칼라 양자화하여 칼라 인덱스(index)를 할당한다. 칼라 인덱스와 분할된 영상을 기초로 하여 분할된 영상의 영역 각각의 칼라 코렐로그램을 얻는다. 그리고 얻어진 칼라 코렐로그램을 유사도 측정함수로 비교하여 영상을 검색한다.

3.1 복잡성에 의한 영역 분할

에지 성분을 추출하기 위해 식 (3)으로 영역의 칼라 성분을 흑백성분으로 변환한다.

$$C(x, y) = \frac{R(x, y) + G(x, y) + B(x, y)}{3} \quad (3)$$

여기서, $C(x, y)$ 는 영상의 x, y 위치에 있는 화소의 명도 값을 나타내며, $R(x, y)$, $G(x, y)$ 그리고 $B(x, y)$ 는 red, green 그리고 blue 칼라 값을 나타낸다. 얻어진 흑백영상에서 미분 연산자를 이용하여 에지 영상을 얻는다.

얻어진 에지 영상에서 일정 크기의 마스크를 영상의 좌우상하로 이동하면서 마스크 안의 복잡성을 확인한다. 마스크 안의 에지를 이루는 화소의 수가 임계값 이상이면 복잡한 영역으로, 그렇지 않으면 복잡하지 않은 영역으로 표시한다.

그리고, 마스크의 이동시 이전 마스크된 영역과 현재 마스크된 영역이 겹치는 경우가 발생한다. 겹쳐지는 부분은 항상 현재 마스크된 영역의 복잡성을 따르게 된다. 그림 1에서 $A \cdot B$, $B \cdot C$, $C \cdot D$ 영역을 각각 마스크 영역이라고 정하고, $A \cdot B$ 영역은 복잡하지 않은 영역, $B \cdot C$ 는 복잡한 영역, $C \cdot D$ 는 복잡하지 않은 영역이라고 가정하자. 마스크가 움직이면서 복잡성을 확인하면 B영역

역만이 복잡한 영역으로 나타난다. 복잡한 영역이 복잡하지 않은 영역에 의해 가려지는 것을 막기 위해 본 논문에서는 기준을 복잡한 영역에 두고 겹치는 마스크 영역 중 한 곳 이상에서 복잡한 영역이 있다면 마스크 영역을 복잡한 영역으로 정한다.

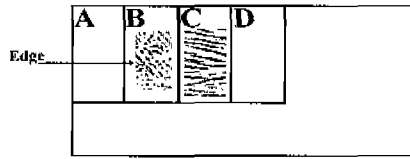
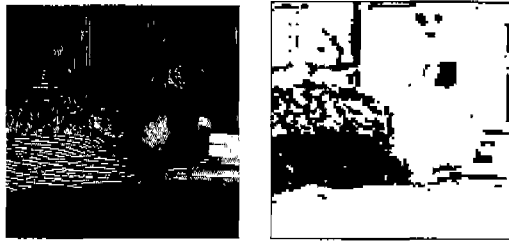


그림 1 마스크 영역이 겹치는 예

그림 2(b)는 2(a)를 복잡성에 의해 분할한 결과를 나타내고 있다. 그림 2(b)의 검은 부분은 복잡한 부분으로, 흰 부분은 복잡하지 않은 부분으로 판단된 부분이다.



(a) 영상 A (b) 영상 A의 분할 결과

그림 2 영상을 복잡한 부분과 복잡하지 않은 부분으로 나눈 결과

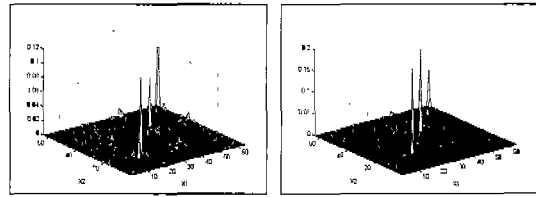
3.2 복잡성에 의해 분할된 영역에서의 칼라 코렐로그래픽 획득

영상에서 칼라 코렐로그래를 획득하기 위해서 칼라 양자화가 필요하다. 만약 24 bpp(bits per pixel)인 트루 칼라(true color)로 이루어져 있는 영상에서의 칼라 코렐로그래는 1670만 × 1670만 크기로 나타난다. 즉 양자화 되지 않은 상태에서 칼라 코렐로그래를 얻을 경우 행렬의 크기가 커지고, 계산 시간이 늘어난다. 그리고 영상의 색의 변화에 따라 민감하게 칼라 코렐로그래가 변화되는 문제가 있다.

RGB 화소값이 Red, Green 그리고 Blue 라는 변수에 저장되어 있다면, 식 (4)에 의해 트루 칼라를 64 칼라로 양자화할 수 있다[15].

$$PI = \left(\frac{Red}{64}\right) \times 16 + \left(\frac{Green}{64}\right) \times 4 + \frac{Blue}{64} \quad (4)$$

여기서, PI는 양자화된 칼라의 인덱스를 나타낸다. 양자화된 칼라로 이루어진 영상을 이용하여, 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역에서 각각 칼라 코렐로그래를 얻는다. 이 때 나타나는 칼라 코렐로그래의 형태는 그림 3과 같다. 그림 3은 그림 2의 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역의 칼라 코렐로그래를 얻은 것을 그래프로 나타낸 것이다.



(a) (b)

그림 3 분할영역의 칼라 코렐로그래 : (a) 그림 2의 복잡한 영역의 칼라 코렐로그래 (b) 그림 2의 복잡하지 않은 영역의 칼라 코렐로그래

4. 유사도 측정에 의한 영상검색

여러 장의 영상에서 얻어진 분할된 영역별 코렐로그래로 유사한 영상을 찾기 위해서는 특징의 유사도를 측정해야 한다. 유사도 측정 방법으로는 L_1 -distance, L_2 -distance 그리고 히스토그램 인터섹션(histogram intersection) 등을 들 수 있다[6-9][14]. 본 논문에서는 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역의 칼라 히스토그램을 비교하기 위해 식 (5)와 같이 두 영역을 비교하는 히스토그램 인터섹션을 사용하여 유사도를 측정한다.

$$HI(I, I') = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \{ \alpha \min(I_{i(j)}, I'_{i(j)}) + \beta \min(I_{n(i)(j)}, I'_{n(i)(j)}) \} \quad (5)$$

여기서, I 와 I' 는 비교할 두 영상을, n 은 칼라 양자화 수준을 그리고 α, β 는 상수를 나타낸다. 그리고 영상 I 의 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역의 칼라 코렐로그래를 $I_{i(j)}$ 와 $I_{n(i)(j)}$ 로, 영상 I' 의 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역의 칼라 코렐로그래를 $I'_{i(j)}$ 와 $I'_{n(i)(j)}$ 으로 나타낸다. 영상검색에서 식(5)에 의해 유사도 $HI(I, I')$ 가 큰 영상을 결과 영상으로 검색한다.

제안한 방법은 복잡성에 의해 영상을 분할하여 칼라 코렐로그래를 얻음으로써, 칼라 코렐로그래에 영상의 공간정보를 더 추가할 수 있다. 그래서 기존의 칼라 코렐로그래 방법이 검색 성능향상을 위해 다양한 거리에서 칼라 코렐로그래를 얻어야하는 문제를 해결할 수 있다.

5. 실험 및 고찰

제안한 방법의 효용성을 검증하기 위해 스케너, 인터넷과 비디오 장치 화상 등에서 얻은 638장의 서로 크기가 다른 영상을 실험에 사용하였다. 칼라 좌표계는 RGB 좌표계를 사용하였으며 칼라 양자화는 64 단계로 하였다. 그리고 미분 연산자는 소벨(sobel) 연산자를 사용하였다.

복잡도를 확인하기 위한 마스크의 크기를 10×10으로 하고, 화소 간 거리는 장기관 거리 1로 하여 복잡성에 의해 나뉘어진 영역의 칼라 코렐로그램을 구하였다. 제안한 방법을 비교하기 위해 기존의 칼라 코렐로그램의 거리를 $k=(1,3,5)$ 로 정하였고, 질의는 표 1과 같이 17장의 영상을 사용하였다. 정답 영상은 여러 명이 직접 확인하여 정하였다. 그리고 제안한 방법에서 복잡한 영역과 복잡하지 않은 영역으로 나누는데 있어 마스크의 이동거리를 5 화소로 하였다. 영역의 복잡성을 나누는 임계값은 마스크 영역의 30%로 하고, 에지의 수가 임계값 이상이면 복잡한 부분으로 정하여 실험하였다. 그리고 상수 α, β 는 각각 1로 하였고 실험은 Ultra-Sparc II에서 이루어졌다.

제안한 방법의 성능을 비교하기 위해 질의에 대한 정답의 개수를 나타내는 재현율(recall)과 정답으로 나온 영상의 등수 합을 나타내는 스코프(scope)를 사용하였다[7-9].

$$Recall = \frac{SC}{SCD} \quad (6)$$

$$Scope : \{ \{Q_i' \mid 0 < rank(Q_i') \leq Scope\} \} \quad (7)$$

여기서, SC는 결과로 나온 정답 영상의 수이고, SCD는 데이터베이스에 존재하는 정답 영상의 수이다. Scope는 검색 결과로 나오는 영상의 개수를 정하는 것이다. 여기서 Q_i' 는 질의 영상 Q_i 에 대한 검색된 정답 영상이다. 사용 특징의 성능은 스코프에 의해 얻어진 정

표 1 질의 영상

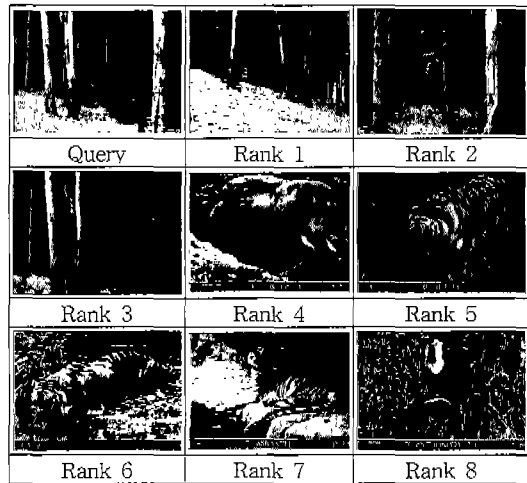
	질의 영상 개수	정답 영상 개수
집합 1	4	1
집합 2	4	2
집합 3	4	3
집합 4	2	4
집합 5	1	5
집합 6	1	12
집합 7	1	18
총합	17	45

답 영상에 대한 재현율을 구함으로써 평가된다.

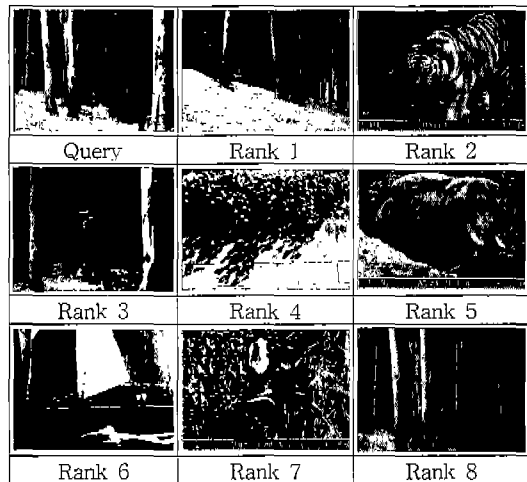
그림 4는 질의영상에 대해 기존 칼라 코렐로그램 방법과 제안 방법으로 얻어지는 결과 영상을 1위부터 8위까지를 나타낸 것이다. 제안한 방법에 의해 얻어진 결과의 정답 영상이 기존 칼라 코렐로그램으로 얻은 영상보다 순위가 높음을 확인 할 수 있다.

표 2는 일정 크기 이상이 되는 영상에 대한 질의에 대한 스코프에 대한 재현율을 비교한 것으로 제안한 방법이 주어진 스코프에 대해 기존 코렐로그램 방법보다 결과가 우수하게 나타남을 알 수 있다.

실험에서 영상의 크기가 일정 수준 이하일 때 기존



(a) 제안 방법의 질의와 결과 영상



(b) 칼라 코렐로그램 방법의 질의와 결과 영상

그림 4 질의에 대한 검색 결과

칼라 코렐로그래를 이용한 방법보다 결과가 좋지 않음을 알 수 있었다. 이유는 크기가 작은 영상은 영상의 각 영역의 복잡도가 거의 비슷하다고 볼 수 있는데, 그런 영상을 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역으로 분할하는 것은 오히려 특징의 정확도를 떨어뜨리는 것으로 판단할 수 있다.

표 3은 $d=\{1,3,5\}$ 일 경우의 기존 칼라 코렐로그래의 계산 속도와 $d=1$ 일 경우의 제안한 방법의 계산 속도를 나타낸 것이다. 한가지 거리에 대해 제안한 방법으로 코렐로그래를 추출하는 속도는 세 가지의 거리에 대해 기존의 코렐로그래를 추출하는 방법보다 빠름을 알 수 있다. 그리고 실험 조건에서 제안한 방법의 특징 양은 기존의 코렐로그래의 2/3배이다. 즉, 제안한 방법은 기존 방법보다 빠르고 정확히 원하는 영상을 찾을 수 있다.

표 2 스코프와 재현율을 고려한 비교

스코프	재현율			
	제안 방법		기존 방법	
	총합	평균	총합	평균
5	14.053	0.878	13.267	0.829
10	14.664	0.917	14.160	0.885
20	14.830	0.927	14.270	0.890
30	15.500	0.969	14.666	0.917

표 3 특징 추출 시간 비교

	제안 방법	기존 방법
전체 시간	15분 44초	36분 30초
평균 시간	1.47초/장	3.43초/장

6. 결론

본 논문에서는 영상의 복잡성을 이용하여 영상을 분할하고, 분할된 영역에서의 칼라 코렐로그래를 이용하여 검색하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 영상에서 에지를 구한 후, 일정 크기의 마스크를 이동시키면서 마스크 영역의 에지 개수를 얻는다. 얻어진 에지 개수를 임계치에 따라 복잡한 영역과 그렇지 않은 영역으로 분할한다. 그리고 원 영상을 칼라 양자화하고 분할된 영상을 기준으로, 복잡한 영역과 복잡하지 않은 영역의 칼라 코렐로그래를 얻어 영상검색에 사용한다.

이 방법은 영상을 복잡성에 의해 분할하여 칼라 코렐로그래를 얻음으로써 기존의 칼라 코렐로그래를 이용한 검색 성능과 계산량을 개선할 수 있다. 실험을 통해서

제안한 방법이 기존의 칼라 코렐로그래보다 적은 특징 크기로서 보다 우수한 검색 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] A. Pentland, R. W. Picard, and S. Sclaroff et al., "Photobook: Tools for Content-Based Manipulation of Image Databases," *SPIE, Proc. in Storage and Retrieval for Image and Video Databases II*, Vol. 2185, Feb. 1994.
- [2] W. Y. Ma, "Nctra: A Toolbox for Navigating Large Image Databases," *Thesis of Ph. of Doc. in Electrical & Comput. Engineering, California Univ.*, 1997.
- [3] W. Niblack, R. Barber, W. Equitz, M. Flickner, E. Glasman, D. Petkovic and P. Yanker, "The QBIC Project: Querying Images by Content Using Color, Texture, and Shape," *SPIE*, Vol. 1908, pp. 173-187, 1993.
- [4] J. R. Smith and S. F. Chang, "Visual-SEEK: A Fully Automated Content-Based Image Query System," *ACM, Multimedia*, Nov. 1996.
- [5] 노형기, 황분우, 문종섭, 이성환, "내용기반 영상 정보 검색 기술의 현황", *전자공학회지*, Vol.25, No. 8, pp. 798-806, 1998.
- [6] M. Swain and D. Ballard, "Color Indexing," *Int. J. of Comput. Vision*, Vol. 7, No. 1, pp. 11-32, 1991.
- [7] G. Pass and R. Zabih, "Histogram Refinement for Content-Based Image retrieval," *ACM, J. of Multimedia Syst.*, Vol. 7, No. 3 pp. 234-240, 1999.
- [8] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W. J. Zhu, and R. Zabih, "Spatial Color Indexing and Applications," *Int. J. of Comput. Vision*, Vol. 35, No. 3, pp. 245-268, 1999.
- [9] J. Huang, "Color-Spatial Image Indexing and Applications" *Thesis of Ph. of Doc. in the Faculty of the Graduate School of Cornell Univ.*, 1998.
- [10] N. Dimitrova, J. Martino, L. Agnihotri, and H. Elenbaas, "Color SuperHistograms for Video Representation," *IEEE, Int. Conf. of Image Processing*, Vol. 4, No. 3, pp. 314-318, Oct. 1999.
- [11] M. Kurokawa, T. Echigo, A. Tomita, and J. Maeda, "Representation and Retrieval of Video Scene by Using Object Actions and Their Spatio-Temporal Relationships," *IEEE, Int. Conf. of Image Processing*, Vol. 4, No. 2, pp. 86-90, Oct. 1999.
- [12] J. Z. Wang, G. Wiederhold, O. Firschein, and S. X. Wei, "Wavelet-Based Image Indexing Techniques with Partial Sketch Retrieval Capability," *IEEE*,

Proc. of Advances in Digital Libraries, pp. 13-24, May 1997.

- [13] M. Christel and D. Martin, "Information Visualization within a Digital Video Library," *J. of Intell. Informat. Syst.* Vol. 11, No. 3, pp. 235-257, 1998.
- [14] Yossi Rubner "Perceptual Metrics for Image Database Navigation," *Thesis of Ph. of Doc. in the Dept. of Comput. Science of Stanford Univ.*, 1999.
- [15] 김철원, 최기호, "칼라 지정을 이용한 내용기반화상검색 시스템의 구현", 한국정보처리학회 논문지, Vol. 4, No. 4, pp. 933-943, 1997



안 명 석

1998년 한국해양대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2000년 한국해양대학교 제어계측공학과 졸업(공학석사). 2000년 3월 ~ 현재 한국해양대학교 컴퓨터공학과 박사과정. 관심분야는 영상신호처리, 내용기반 영상검색, Object Extraction



조 석 제

1982년 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1982년 ~ 1984년 금선전선(주) 광통신연구소(연구원). 1988년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1991년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학박사). 1991년 ~ 현재 한국해양대학교 기계·정보공학부 제어계측공학과 부교수. 관심분야는 영상신호처리, 칼라 영상처리, 컴퓨터비전