

모양 변화 측정도를 이용한 움직이는 객체의 표현 및 검색 방법

최민석[†]·김희율^{††}

요약

동영상에서 움직임 정보는 동영상의 내용을 표현하는데 중요한 역할을 한다. 따라서 움직임 정보를 이용하여 동영상의 내용을 분석하고 검색하는 방법들이 다양하게 제안되고 있다. 지금까지의 움직임 정보에 관한 연구는 움직이는 동작의 분석보다는 단순한 움직임의 방향이나 궤적의 분석에 치중되고 있다. 본 논문에서는 객체의 동작을 분석하기 위한 방법으로 움직임에 의한 모양 변화를 표현하는 모양 변화 기술자(descriptor)를 소개하고, 모양 변화 측정도(shape variation map)를 이용한 모양 변화 표현방법을 제안한다. 실험을 통하여 제안된 방법이 기존의 방법에 비하여 검색 효율측면에서 11%의 성능향상을 보였으며, 제안된 방법이 객체의 움직임에 의한 모양 변화를 효과적으로 표현하며, 인지적 관점의 움직임 검색에 이용 가능함을 보였다.

A method of describing and retrieving a sequence of moving object using Shape Variation Map

Min-seok Choi[†] · Whoi-yul Kim^{††}

ABSTRACT

Motion information in a video clip often plays an important role in characterizing the content of the clip. A number of methods have been developed to analyze and retrieve video contents using motion information. However, most of these methods focused more on the analysis of direction or trajectory of motion but less on the analysis of the movement of an object. In this paper, we introduce the shape variation descriptor for describing shape variation caused by object movement along time, and propose a method to describe and retrieve the shape variation of the object using shape variation map. The experimental results shows that the proposed method performed much better than the previous method by 11% and is very effective for describing the shape variation which is applicable to semantic retrieval applications.

키워드 : 모양 변화 기술자(Shape Variation Descriptor), 모양 변화 측정도(Shape Variation Map), MPEG-7, 동작 인식(Movement Recognition)

1. 서론

동영상 분석 및 검색에 있어 움직임 정보의 중요성이 점점 더 부각되고 있다[1-3]. 이러한 이유로 움직임 정보를 이용한 다양한 동영상 검색 방법들이 연구되고 있으며, 내용기반 미디어 검색을 위한 국제 표준인 MPEG-7에도 움직임 정보 표현을 위한 여러 방법들이 제안되었다. 현재의 MPEG-7 표준에는 다양한 움직임 정보를 표현하기 위하여 다음의 4가지 움직임 기술자가 포함되었다[4, 5].

- ① Camera motion : 카메라의 3차원적 움직임을 표현
- ② Motion trajectory : 시간에 따른 객체의 움직임 궤적

을 표현

- ③ Parametric motion : 시간에 따른 영역의 2차원 기하학적 변화를 표현
- ④ Motion activity : 동영상 내의 움직임의 정도를 표현

이들 중에서 motion trajectory와 parametric motion 기술자를 이용하여 객체의 광역적 움직임 정보를 표현할 수 있지만, 세부적 움직임의 내용적 분석 및 표현은 불가능하다. 예를 들면, 사람이 걸어가는 것과 동물이 걸어가는 것은 내용적으로 다른 것이지만 현재의 움직임 기술자만을 이용할 경우 구분이 불가능하게 된다. Motion trajectory의 경우 움직이는 객체의 궤적만을 표현하기 때문에 객체의 종류와 움직이는 동작을 구분할 수 없으며, parametric motion의 경우 사람의 움직임 같은 비정형 모양 변화(non-rigid deformation)는 표현할 수 없다. (그림 1)은 사람과 호랑이

[†] 준 회원 : 한양대학교 대학원 전자공학과

^{††} 종신회원 : 한양대학교 전자공학과 교수

논문접수 : 2003년 10월 16일, 심사완료 : 2003년 12월 26일

가 걸어가면서 모양이 어떻게 변화하는지 보여주고 있다.



(a) 걸어가는 사람의 모양 변화



(b) 걸어가는 호랑이의 모양 변화

(그림 1) 걸어가는 객체의 모양 변화

동영상에서 이러한 객체의 모양 변화는 그 동영상의 내용을 결정하는 중요한 요소로 작용한다. 예를 들어, 수영 종목의 다이빙 장면, 피겨 스케이팅에서 선수가 회전하는 장면, 체조 경기에서 텀블링을 하는 장면 등의 내용을 결정하는 가장 중요한 요소는 선수의 움직임에 의한 모양 변화 정보일 것이다. 이러한 연속된 프레임에서 객체의 움직임에 의한 모양 변화 정보를 기술하고 검색에 이용하기 위한 것이 모양 변화 기술자이다.

Bobick과 Davis는 사람의 움직임을 인식하기 위하여 2차원 Temporal Template을 이용하였다[6]. Temporal Template은 움직임의 위치를 표현하기 위한 이진화된 motion-energy image(MEI)와 움직임의 순서를 표현하기 위한 motion-history image(MHI)의 두 가지 영상으로 구성된다. 이러한 접근 방법은 motion-history 영상이 움직임의 시간적 순서 정보를 담고 있기 때문에 정확한 움직임 인식에는 적합하지만, 움직임의 대략적 분류나 유사한 움직임의 검색에는 너무 세세하여 부적합하다.

객체의 모양 변화를 표현하기 위하여 동영상에서 각 프레임의 객체로부터 추출된 모양 기술자들의 평균과 표준편차를 특징 값으로 이용하는 방법과[7] 각 프레임에서 추출된 객체 영역의 경계선(edge)을 중첩시켜 만든 shape-sequence image와 이를 형태적 확장(morphological dilation) 시킨 enhanced shape-sequence image로부터 모양 기술자를 추출하여 특징 값으로 이용하는 방법이 제안되었다[8].

본 논문에서는 시간적 순서에 무관하게 객체의 모양 변화를 표현하고 검색하기 위하여 모양 변화 축적도(shape variation map : SVM)와 이를 이용한 모양 변화 기술자를 제안하고, 실험을 통하여 제안된 모양 변화 기술자의 성능을 검증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 모양 변화 축적도를 이용한 모양 변화 기술자를 설명하고, 그 추출 방법을 설명한다. 3장에서는 실험 방법과 그 결과를 보이고 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 모양 변화 기술자

모양 변화 기술자는 객체의 움직임에 의한 모양 변화를 표현하고 검색하기 위하여 MPEG-7 버전 2에 제안되었다[9]. 본 장에서는 객체의 모양 변화를 시각적으로 표현하기 위하여 모양 변화 축적도를 제안하고 이를 이용한 모양 변화 기술자의 추출 방법을 설명한다. 다만, 모양 변화 기술자 추출을 위해 필요한 다음의 몇 가지 동영상 전처리 과정은 수행된 것으로 가정한다.

- ① 동영상을 객체의 움직임 동작 단위로 구분하여 분할
- ② 분할된 동영상 클립의 각 프레임에서 객체 영역과 배경 분할

2.1 모양 변화 축적도(Shape Variation Map)

모양 변화 축적도는 각 좌표의 값이 움직임 정도의 함수로 표현되는 2차원 벡터 영상이며, low variation map(LVM)과 high variation map(HVM)의 두 가지 형태로 구성된다. Low variation map은 움직임이 적은 영역의 모양을 표현하는 반면, high variation map은 움직임이 많은 영역의 모양을 표현한다.

$$LVM(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N V_k(x, y), \quad (1)$$

$$\text{where} \begin{cases} V_k(x, y) = 1, & \text{if } (x, y) \in \text{object region} \\ V_k(x, y) = 0, & \text{others} \end{cases}$$

식 (1)로 정의되는 low variation map은 동영상의 연속된 N개의 프레임에서 추출된 객체 영역들의 2차원 누적 영상의 일종이다. 누적 영상에서 밝기 값은 발생 빈도의 함수로 표현되며, 높은 값일수록 더 자주 객체 영역에 포함되었음을 의미한다.

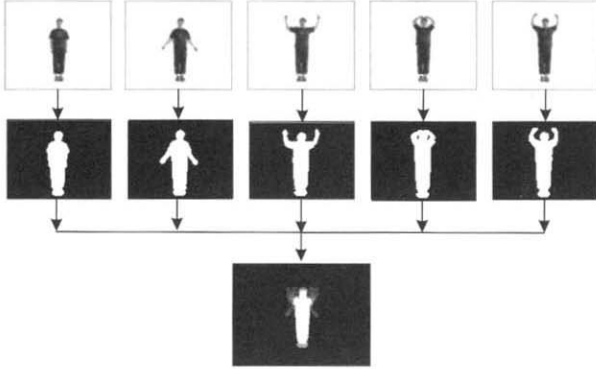
여기서 V_k 는 k번째 프레임에서 추출된 객체 영역을 무게 중심이 영상의 중심에 오도록 정렬한 것이다.

Low variation map을 생성하는 과정을 요약하면 다음과 같다.

- ① 각 프레임에서 객체 영역 추출 및 이진화
- ② 각 프레임에서 객체 영역의 무게 중심을 구한 후, 무게 중심이 영상의 중심에 오도록 정렬
- ③ 정렬된 객체 영역의 픽셀 값을 누적시킨 2차원 누적 영상 생성
- ④ 누적시킨 프레임 수로 누적 영상을 정규화 하여 low variation map 생성

(그림 2)는 위의 low variation map 생성 과정을 도식적으로 보여 준다. 제일 윗줄은 동영상에서 객체의 움직임이 있는 프레임이 추출된 영상이다. 그 아래 줄은 각 프레임에서 객체 영역을 추출한 후 배경은 0, 객체 영역은 1로 이진

화 한 영상이다. 마지막 줄은 이진화된 각 프레임을 무게 중심을 정렬하여 누적시킨 후 정규화한 영상이다. 각각의 영상들은 화면 표시를 위하여 gray scale로 정규화하여 표현하였다.



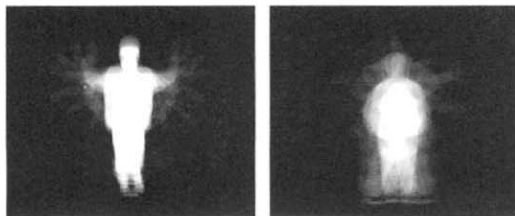
(그림 2) low variation map 생성 과정

식 (2)로 정의되는 high variation map은 low variation map을 배경을 제외하고 반전시켜 얻게 된다.

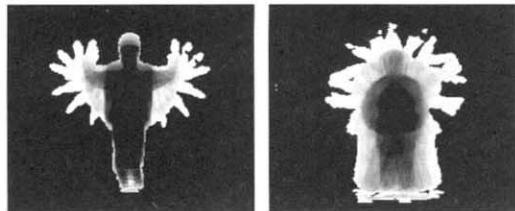
$$HVM(x, y) = \begin{cases} 1 - LVM(x, y), & \text{if } LVM(x, y) \neq 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

Low variation map은 객체의 움직임 중 정적이거나 겹쳐지는 영역의 모양을 표현하는 반면, high variation map은 동적인 영역의 모양을 강조하고 있다.

(그림 3)은 사람의 두 가지 형태의 손을 흔드는 동작에 대한 모양 변화 축적도의 예를 보여 준다. (그림 3)(a)의 두 영상은 몸의 움직임이 없거나 적은 부분의 모양을 강조하고 있는 반면, (그림 3)(b)의 영상은 움직임이 큰 부분의 모양을 보여주고 있다.



(a) low variation map



(b) high variation map

(그림 3) 사람의 손을 움직이는 동작에 대한 모양 변화 축적도의 예

2.2 특징값 추출

MPEG-7 모양 변화 기술자는 기술시방서에 의해 카메라의 줌이나 회전 등에 의해 발생하는 크기 변화나 회전에 무관하게 객체의 모양 변화를 기술하도록 되어있다[12]. 앞 장에서 생성된 모양 변화 축적도 자체는 회전 및 크기 변화에 영향을 받으며, 데이터의 크기 또한 너무 크기 때문에 검색을 위한 특징 값으로 직접 사용하기 어렵다. 본 논문에서는 모양 변화 축적도로부터 검색을 위한 특징 값을 추출하기 위하여 MPEG-7 영역 기반 모양 기술자인 ART(angular radial transform) 기술자[4, 10, 11]를 이용하여 모양 변화 축적도의 모양적 특징을 추출하였다. MPEG-7의 ART 기술자는 이진 영상을 대상으로 하고 있지만, 약간의 수정을 거치면 모양 변화 축적도에서 모양 특징을 추출할 수 있다.

2.3 ART(angular radial transform) 모양 기술자

ART는 극좌표상에서 직교하는 sinusoidal 함수로 구성된 기저함수를 이용하여 단위 원안에서 정의되는 직교 변환이다.

$$F_{nm} = \langle V_{nm}(\rho, \theta), f(\rho, \theta) \rangle \quad (3)$$

$$= \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(\rho, \theta) f(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta$$

여기서, F_{nm} 은 차수가 n과 m인 ART 계수를 나타내며, $f(\rho, \theta)$ 은 극좌표상의 영상 함수, $V_{nm}(\rho, \theta)$ 은 ART 기저함수를 나타낸다. $V_{nm}(\rho, \theta)$ 은 아래와 같이 두 축을 따라 분리되어 정의된다.

$$V_{nm}(\rho, \theta) = A_n(\theta)R_m(\rho) \quad (4)$$

회전 불변성을 얻기 위하여 원주 방향의 기저함수로 complex exponential 함수가 이용된다.

$$A_n(\theta) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp(jm\theta) \quad (5)$$

방사 방향 기저함수로는 cosine 함수가 이용된다.

$$R_n(\rho) = \begin{cases} 1, & n=0 \\ \sqrt{2} \cos(\pi n\rho), & n \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

비록 ART 기저함수가 단위원 안에서 정의되어 있지만, 이미지 크기를 정규화 함으로서 크기 변화에 무관한 특성을 얻을 수 있다.

ART를 이용한 모양 기술자는 ART 계수의 정규화된 절대값을 이용하며, 객체의 회전 및 크기 변화에 무관한 특징을 갖는다[10, 11]. 차수 $n=0, m=0$ 인 계수는 정규화를 위해 사용되며 기술자 요소로는 사용되지 않는다. 차수 $n=N, m=M$ 까지의 계수를 이용한 ART 모양기술자 ARTD는 아

래와 같이 정의된다.

$$ARTD = \left\{ \frac{\|F_{01}\|}{\|F_{00}\|}, \dots, \frac{\|F_{0M}\|}{\|F_{00}\|}, \dots, \frac{\|F_{N0}\|}{\|F_{00}\|}, \dots, \frac{\|F_{NM}\|}{\|F_{00}\|} \right\} \quad (7)$$

2.4 유사도 계산

두 객체 모양 변화 사이의 유사도 계산은 식 (8)과 같이 low variation map에서 추출된 ART 기술자의 유사도와 high variation map에서 추출된 ART 기술자의 유사도를 합한 것으로 정의된다. ART 기술자의 유사도 계산은 식 (9)와 같이 ART 기술자 각 요소의 차이를 절대값을 취하여 더한 것으로 정의 된다[10, 11].

$$Distance(Q, S) = D_{LVM}(Q, S) + D_{HVM}(Q, S) \quad (8)$$

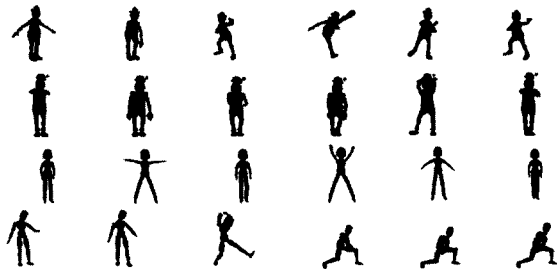
$$D(Q, S) = \sum_i \|ARTD_Q(i) - ARTD_S(i)\| \quad (9)$$

여기서 S와 Q는 각각 데이터베이스와 질의를 의미하며, $ARTD(i)$ 는 i번째 ART 기술자 요소를 의미한다. 본 논문에서는 차수 $n=3$, $m=8$ 까지 총 35개의 기술자 요소를 이용하였다.

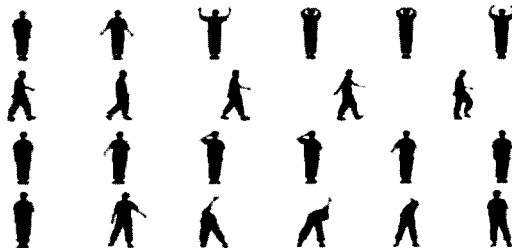
3. 실험 결과

3.1 Dataset

실험에 사용된 데이터 셋은 MPEG-7 core experiment를 위하여 준비된 데이터 셋을 이용하였다[12]. 실험 데이터



(a) 애니메이션 그룹



(b) 비디오 그룹

(그림 4) 실험 데이터 예제

셋은 동영상에서 직접 객체의 움직임을 추출한 비디오 그룹과, 인위적으로 생성된 애니메이션 그룹으로 이루어져 있다.

비디오 그룹은 10명의 사람을 대상으로 20가지 동작을 취하여 만들어진 20개의 그룹으로 구성되어 있으며, 애니메이션 그룹은 애니메이션 툴로 만들어진 캐릭터의 60가지 동작으로 구성된 60개 그룹으로 이루어져 있다. 각각의 동작은 동작의 대상과 형태에 따라 약 20프레임에서 80프레임 사이로 다양하게 구성되어 있다. (그림 4)는 실험에 사용된 데이터의 예를 보여준다.

3.2 실험 과정

제한된 모양 변화 기술자의 효율성을 검증하기 위하여 MPEG-7 core experiment[12]에 정의된 실험 방법을 따라 실험하였다. 검색 효율의 정량적 측정을 위하여 검색 척도로 NMRR(Normalized Modified Retrieval Rank)[13]을 사용하였다. NMRR은 MPEG-7 표준화 회의 visual group에서 사용된 평가 척도로 0과 1사이의 값을 가지며, 0에 가까울수록 좋은 검색결과를 보인 것이다[14].

$$NMRR = \frac{MRR}{K+0.5-0.5R} \quad (10)$$

$$MRR = AVR - 0.5 - 0.5R \quad (11)$$

$$AVR = \sum_{i=1}^R Rank(i)/R \quad (12)$$

Rank(i) : i번째 관련 영상의 순위 (i번째 관련 영상이 검색되지 않았을 경우: K+1)

R : 전체 관련 영상의 개수

K : 측정범위 = $\min(4R, 2 \times \max\{R_j\})$

R_j : j번째 data set의 R

비디오 그룹과 애니메이션 그룹에 대하여 각각 포함된 모든 셋을 질의하여 평균 NMRR을 계산 하였으며, 최종적으로 비디오 그룹과 애니메이션 그룹의 평균을 구하여 검색 효율을 계산하였다.

3.3 검색 성능 평가 결과

기술자의 검색 효율의 비교를 위하여 low variation map만을 이용한 경우, high variation map만을 이용한 경우, 그리고 두 가지 모두를 이용한 경우를 각각 비교하였다. <표 1>에서 각각의 경우에 대하여 NMRR을 이용한 검색 효율 비교 결과를 요약하여 보여주고 있다.

또한, 실험 결과의 객관적 비교를 위하여 서론에서 언급한 통계적 특징을 이용한 방법[7]과 shape-sequence image와 enhanced shape-sequence image를 이용한 방법[8]의 검색 효율과도 비교하였다. 통계적 방법은 각 프레임에서 추출된 객체에서 ART 모양 기술자를 추출한 후, 추출된 모양 기술자 요소들의 평균을 구한 평균 기술자와 표준

편차를 구한 표준편차 기술자를 특징 값으로 이용하였다. 두 모양 변화 사이의 거리 비교는 평균 기술자 사이의 거리와 표준편차 기술자 사이의 거리를 합한 것으로 정의하였다. shape-sequence image를 이용하는 방법은 각 프레임에서 추출된 객체의 경계선(edge)을 모두 누적시켜 하나의 이진 이미지를 만든 후, 생성된 이미지에서 ART 모양 기술자를 추출하여 특징 값으로 사용하였으며, enhance shape-sequence image를 이용하는 방법은 앞에서 생성된 shape-sequence image를 형태적 확장(morphological dilation)시킨 후 ART 모양 기술자를 추출하여 특징 값으로 사용하였다. 검색 효율 비교 결과는 <표 2>에 요약되어 있다.

<표 1> 제안된 방법의 검색 효율(NMRR) 비교

	low variation map <i>DLVM(Q,S)</i>	high variation map <i>DHVM(Q,S)</i>	combined <i>DLVM(Q,S)+DHVM(Q,S)</i>
Animation	0.3869	0.3506	0.3017
Video	0.3448	0.2290	0.1739
Average	0.3659	0.2898	0.2378

<표 2> 기존 방법들과의 검색 효율(NMRR) 비교

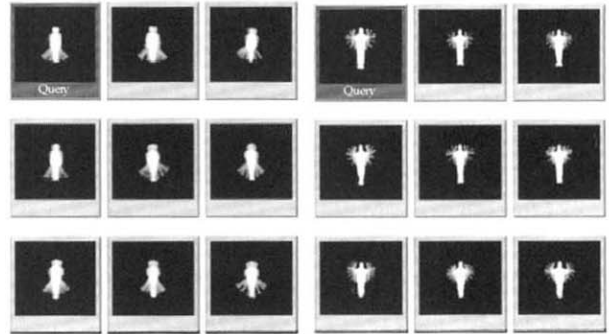
	제안된 방법	통계적 방법[7]	shape-sequence image[8]	enhanced shape-sequence image[8]
Animation	0.3017	0.3031	0.3564	0.3650
Video	0.1739	0.2256	0.2703	0.2633
Average	0.2378*	0.2643	0.3134	0.3142

실험 결과 흥미로운 점은 모양 변화를 표현하는데 있어 high variation map이 low variation map보다 좀더 유용하다는 것이다. Low variation map과 high variation map은 수학적으로 간단한 보완 관계에 있으며 중복된 정보를 서로 다른 방법으로 표현하고 있다. 이러한 정보는 ART 모양 기술자에 의해 축약된 적은 수의 특징 값으로 표현되면서 서로 상반된 정보를 강조하게 된다. Low variation map에서 추출된 정보는 객체의 움직임 중 정적인 영역의 모양을 주로 표현하며, high variation map에서 추출된 정보는 동적인 영역의 모양을 묘사하게 된다. 실험에 사용된 데이터의 경우 사람이나 또는 비슷한 형태의 캐릭터 움직임에 의해 모양 변화가 발생한 경우로 객체의 움직임이 적은 경우 정적인 영역의 모양이 매우 흡사하게 되어 low variation map에서 추출된 특징 값의 변별력이 떨어지고 있다. 그러나 다양한 모양을 가진 객체들의 모양 변화가 존재하는 데이터에서 검색할 경우 low variation map에서 추출된 특징 값의 기여도가 많이 떨어지는 않을 것이다. 따라서 서로 보완이 가능한 두 가지 특징 값을 모두 사용함으로써 개별적으로 사용한 것보다

더 우수한 결과를 얻을 수 있다. 추가적으로 식 (8)에서 low variation map과 high variation map에 서로 다른 가중치를 주어 거리를 계산할 수 있으나, 실험을 통하여 동일한 가중치를 주었을 때 가장 좋은 성능을 보였기에 동일한 가중치로 유사도를 정의하였다.

기존의 방법들과의 비교에서는 제안된 방법의 검색 효율이 가장 우수하였으며, 특히 기존의 방법 중 가장 좋은 성능을 보인 통계적 접근 방법보다 전체적으로 11%의 성능 향상을 보였다.

(그림 5)는 실험 데이터 셋을 이용하여 제안된 방법으로 움직임 검색을 수행한 결과의 예를 보여 주고 있다. 동영상 검색 결과는 그림으로 보여주기 어려운 관계로 해당 동영상 클립에서 생성된 low variation map을 로그 값을 취하여 gray scale로 정규화한 그림을 결과로 표시하였다. 왼쪽 위의 영상이 질의 영상이고 나머지 영상들은 데이터베이스에서 검색된 영상들을 유사도가 높은 순서로 정렬하여 표시한 결과 영상들이다.



(그림 5) 모양 변화 기술자를 이용한 움직임 검색 결과 예제

5. 결 론

본 논문에서는 객체의 움직임에 의한 모양 변화를 표현하기 위한 모양 변화 기술자 추출 방법을 제안하였다. 제안된 모양 변화 기술자는 객체의 움직임뿐 아니라 객체 자체도 구분하는 것을 목적으로 하고 있다. 이를 위하여 모양 변화 축적도를 이용하여 객체의 모양 변화를 시각적으로 표현하고, ART 모양 기술자를 이용하여 모양 변화 축적도에 표현된 모양 변화정보를 추출하였다. 모양 변화 축적도는 low variation map과 high variation map으로 나뉘어 각각 정적인 영역과 동적인 영역의 특징을 표현한다. 실험을 통하여 두 가지 특징을 모두 이용하였을 경우 각각을 따로 이용한 것보다 더 좋은 검색 성능을 보여 주었다. 제안된 모양 변화 기술자는 인간의 움직임 검색과 같은 인지적 검색 응용을 포함하여 컴퓨터로 생성된 애니메이션이나 그래픽 클립의 검색 및 재활용 등의 다양한 내용기반 검색에 응용이 가능하다.

참 고 문 헌

[1] S. F. Chang et al., "A Fully Automated Content-Based Video Search Engine Supporting Multi-Objects Spatio-Temporal Queries," IEEE Transactions on Circuit and Systems for Video Technology, 8(5), pp.602-615, 1998.

[2] N. Dimitrova and F. Golshani, "Motion recovery for video contents analysis," ACM Transaction on Information Systems, 13(4), pp.408-439, 1995.

[3] Y. P. Tan, S. R. Kulkarni and P. J. Ramadge, "Rapid estimation of camera motion from compressed video with application to video annotation," IEEE Transactions on Circuit and Systems for Video Technology, 10(1), pp. 133-146, 2000.

[4] MPEG-7 Visual Group, "Textof ISO/IEC 15938-3/FDIS Information technology Multimedia content description interface Part 3 Visual," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N4358, Sydney, July, 2001.

[5] B.S. Manjunath, Philippe Salembier and Thomas Sikora, Introduction to MPEG-7 : multimedia content description interface, West Sussex, England : John Wiley & Sons, pp.261-281, 2002.

[6] Aron F. Bobick and James W. Davis, "The Recognition of Human Movement Using Temporal Templates," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No.3, pp.257-267, March, 2001.

[7] Sang-Youn Lee, Jong-An Kim, Woo-Young Lim, Young-Sik Choi and Hae-Kwang Kim, "CE-1 Core Experiment Results for shape-sequence descriptor," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 M7299, Sydney, July, 2001.

[8] S. Lee, Y.-S. Choi, W. Lim, T.-K. Kwon and H.-K. Kim, "Shape-sequence-based key image generation algorithm for browsing and retrieval of video clips," IEE Electronics Letters, Vol.38 No.12, pp.549-550, June, 2002.

[9] Chang-Hoon Hyun, Min-Seok Choi, Seok-Hwan Jang and Whoi-Yul Kim, "Proposal for shape sequence descriptor for motion-description," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11M6904, Pisa, Jan., 2001.

[10] Young-Sung Kim, Min-Seok Choi and Whoi-Yul Kim, "An Efficient Shape Descriptor for Contents-Based Image Retrieval Angular Radial Transform (ART)," 13th Work-

shop of Image Processing and Understanding, pp. 271-278, Jan., 2001.

[11] B. S. Manjunath, Philippe Salembier and Thomas Sikora, Introduction to MPEG-7 : multimedia content description interface, West Sussex, England : John Wiley & Sons, pp.238-240, 2002.

[12] MPEG-7 Visual Group, "Description of MPEG-7 Visual Core Experiments," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11N4361, Sydney, July, 2001.

[13] MPEG-7 Visual Group, "Descriptor of Core Experiments for MPEG-7 Color/Texture Descriptors," ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 N2929, Melbourne, Oct., 1999.

[14] B.S. Manjunath, Philippe Salembier and Thomas Sikora, Introduction to MPEG-7 : multimedia content description interface, West Sussex, England : John Wiley & Sons, pp. 183-184, 2002.



최민석

e-mail : bluet@vision.hanyang.ac.kr
 1996년 한양대학교 전자공학과(공학사)
 1998년 한양대학교 전자공학과(공학석사)
 1998년~현재 한양대학교 전자공학과
 박사과정
 관심분야 : Contents-base Image/Video
 Retrieval, Shape Analysis,
 Computer Vision



김희울

e-mail : wykim@hanyang.ac.kr
 1980년 한양대학교 전자공학과(공학사)
 1983년 미국 펜실베니아 주립대(공학석사)
 1989년 미국 퍼듀 대학(공학박사)
 1985년~1985년 휴렛팩커드 연구원
 1989년~1989년 텍사스 인스트루먼트
 연구원
 1989년~1994년 텍사스 대학교 조교수
 1994년~현재 한양대학교 전자공학과 교수
 관심분야 : Contents-base Image/Video Retrieval, MPEG-7 표
 준화, Computer/Machine Vision, Watermark, Bio-
 metrics