

커쉬함수를 이용한 효율적인 비디오 클립 정합 알고리즘

An Efficient Video Clip Matching Algorithm Using the Cauchy Function

김 상 현*

Sang-Hyun Kim*

요 약

디지털 미디어의 증가로 비디오 클립을 효율적으로 정합하기 위한 다양한 알고리즘이 제안되었다. 기존의 비디오 검색 알고리즘에서는 주로 프레임 단위의 질의에 관한 검색 알고리즘이 연구되었으나 비디오 클립 단위의 질의에 관한 정합 알고리즘 연구는 미진하였다. 본 논문에서는 비디오 클립 질의에 관한 효율적인 비디오 색인과 검색 알고리즘을 제안한다. 시퀀스 정합의 정확도와 성능 향상을 위하여 연속되는 프레임의 히스토그램간의 유사도 함수로 커쉬함수를 사용하였으며 기존의 방법에 비해 높은 성능을 나타내었다. 비디오 샷들로부터 추출된 키프레임들은 샷뷰음 뿐만 아니라 비디오 시퀀스 정합이나 브라우징에도 사용되며 여기서 키프레임은 이전 프레임들과 중요한 차이를 보이는 프레임을 나타낸다. 실험 영상을 이용한 실험결과 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 적은 계산량으로 높은 정합 성능을 보였다.

ABSTRACT

According to the development of digital media technologies various algorithms for video clip matching have been proposed to match the video sequences efficiently. A large number of video search methods have focused on frame-wise query, whereas a relatively few algorithms have been presented for video clip matching or video shot matching. In this paper, we propose an efficient algorithm to index the video sequences and to retrieve the sequences for video clip query. To improve the accuracy and performance of video sequence matching, we employ the Cauchy function as a similarity measure between histograms of consecutive frames, which yields a high performance compared with conventional measures. The key frames extracted from segmented video shots can be used not only for video shot clustering but also for video sequence matching or browsing, where the key frame is defined by the frame that is significantly different from the previous frames. Experimental results with color video sequences show that the proposed method yields the high matching performance and accuracy with a low computational load compared with conventional algorithms.

Key words : video sequence matching, key frame extraction, modified Hausdorff distance, Cauchy function, cumulative measure

I. 서 론

디지털 미디어 기술의 발전은 정지영상, 동영상, 음향, 음성, 문자와 같은 멀티미디어 데이터의 색인과 검색에 관한 다양한 기술 발전을 가져왔다. 특히 디지털 비디오의 표준화가 가속화됨에 따라 디지털 비디오 데이터베이스

스가 급속히 증가하고 이를 효과적으로 관리하는 문제가 중요한 이슈중 하나이다. 이를 위해서 다양한 비디오 색인 및 검색 알고리즘이 제안되었는데 대부분의 알고리즘들은 프레임 단위의 질의나 색인에 연구가 집중된 반면 비디오 시퀀스나 샷단위의 정합은 상대적으로 연구가 미진했다. 본 논문에서는 비디오 클립 질의에 관해 효율적으로 색인하고 검색할 수 있는 알고리즘을 제안한다.

비디오 색인에 사용되는 알고리즘들은 압축 영역에서는 정확도가 떨어지므로 시퀀스 분할(segmentation)에 오류가 발생할 수 있다 [1-2]. 본 논문에서는 비디오 색인

*삼성 종합 기술원 디지털 연구소

접수 일자 : 2004. 9. 05 수정 완료 : 2004. 10. 11

논문 번호 : 2004-2-13

의 정확도와 성능 향상을 위해 유사도 측정을 연속되는 프레임의 히스토그램간의 커쉬 함수 (Cauchy function) 를 사용하였다. 실험결과 유사도 측정을 위해 사용한 커쉬 함수는 기존의 방법에 비해 높은 성능을 나타내었다.

분할된 비디오 샷들로부터 추출된 키프레임들은 비디오 샷들을 묶는 데 뿐만 아니라 비디오 스킨스 정합이나 웹상에서의 디스플레이등에 사용될 수 있다. 키프레임은 이전 프레임과 비교하여 영상의 특성이 현격히 달라진 경우의 프레임을 말한다 [3-4]. 몇가지 키프레임 추출 알고리즘이 제안되었고 대부분 샷경계 추출 알고리즘과 마찬가지로 특정 유사도 측정치를 이용하여 키프레임을 추출한다. 그밖에도 하우스도르프 (Hausdorff) 거리를 적용한 집합 이론 (set theory)을 사용하여 키프레임을 추출하는 방법 [5]과 피부색과 얼굴영역을 검출하여 키프레임을 선택하는 방법 등이 제안되었다 [6]. 본 논문에서는 누적된 커쉬함수 (cumulative Cauchy function)를 사용하여 키프레임을 효율적으로 추출할 수 있는 알고리즘을 제안하고 기존의 알고리즘과 성능을 비교한다.

비디오 검색에 관한 비디오 클립 정합은 키프레임들의 데이터 집합간의 유사도를 계산하고 이를 기반으로 정합을 수행하게 된다. 본 논문에서는 추출된 키프레임 집합에 대해 정합효율을 향상시키기 위해 커쉬함수와 변형된 하우스도르프 거리를 사용하였다. 칼라 비디오 시퀀스에 대한 실험결과 제안한 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해 적은 계산량으로 높은 정합 성능을 나타내었다.

II. 비디오 클립 정합을 위한 유사도

1. 기존의 알고리즘

효율적인 비디오 클립 정합을 위하여 시퀀스간의 정확한 유사도 측정이 매우 중요하다. 시퀀스간 유사도 측정에 공통적으로 사용되는 방법에는 히스토그램을 비교하는 방법이 대표적이다. 히스토그램은 동일한 샷내의 프레임 변화에 덜 민감할 뿐만 아니라 움직임 기반의 방법등 다른 방법과 비교하여 적은 계산량으로 히스토그램 추출이 가능하므로 매우 효율적이다 [7]. 히스토그램외에 luminance projection의 방법 등으로 특징을 추출하고 이로부터 시퀀스 정합을 수행하는 알고리즘도 제안되었다 [8]. 히스토그램 비교 방법을 사용하는 대표적인 알고리즘에는 히스토그램 차, 히스토그램 인터섹션, 차이-스퀘어 테스트와 유클리디안 유사도 (euclidean metric), Battachaya Distance, Directed Divergence 방법 등이 있다 [9-10].

1) 유클리디안 유사도: 히스토그램에 대한 유클리디안 유사도는

$$\sqrt{\sum_j (H_{t+1}(j) - H_t(j))^2} \quad (1)$$

와 같이 정의할 수 있다. YUV 칼라성분에 대해 확장된 유클리디안 유사도는

$$\sqrt{\sum_j H_{t+1}^R(j) - H_t^R(j)^2} + \sqrt{\sum_j H_{t+1}^G(j) - H_t^G(j)^2} + \sqrt{\sum_j H_{t+1}^B(j) - H_t^B(j)^2} \quad (2)$$

와 같이 정의할 수 있다. 여기서

$H_t^R(j), H_t^G(j), H_t^B(j)$ 는 YUV 칼라성분에 각각 대응되는 히스토그램을 나타낸다.

2) Battachaya Distance: 히스토그램에 대한 Battachaya distance는

$$- \ln \left(\sum_j \sqrt{H_{t+1}(j) H_t(j)} \right) \quad (3)$$

와 같이 유사도를 계산할 수 있다.

3) Directed Divergence: Divergence measure는 directed divergence 의 합으로 표현된다. 히스토그램에 대한 directed divergence는

$$\sum_j H_{t+1}(j) \log \frac{H_{t+1}(j)}{H_t(j)} + \sum_j H_t(j) \log \frac{H_t(j)}{H_{t+1}(j)} \quad (4)$$

와 같이 정의된다.

2. 제안한 알고리즘에서의 유사도 측정

제안한 비디오 인덱싱 알고리즘은 커쉬함수를 사용하게 된다. 커쉬함수는 히스토그램 차나 히스토그램 인터섹션 방법에 비해 효과적인 유사도 측정이 가능하다 [11-12].

주어진 히스토그램에 대해서 유사도는

$$F(p_i, q_i) = \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad (5)$$

와 같이 표현될 수 있다. 여기서 p_i 와 q_i 는 각각 이전 프레임과 현재 프레임의 히스토그램을 나타내고 x_i 는 히스토그램차의 i 번째 빈 (bin)을 나타낸다. 또한 $x_i = p_i - q_i$ 이고 f 는

$$f(x_i) = \log \left(1 + \left(\frac{x_i}{a} \right)^2 \right) \quad (6)$$

와 같이 정의된 커쉬함수를 카리킨다 [12]. 여기서 a 는 함수의 형태를 결정짓는 파라미터를 나타낸다.

III. 키프레임을 이용한 시퀀스 정합 알고리즘

비디오 클립을 효율적으로 정합하기 위해서 프레임간

의 유사도를 정확히 계산하는 것이 중요하며 이에 대한 몇가지 알고리즘이 제안되었다 [13-14]. 제안한 알고리즘에서는 먼저 누적 커쉬 함수를 사용하여 키프레임을 추출하고 키프레임 집합간의 변형된 하우스도르프 거리를 사용하여 비디오 시퀀스간의 유사도를 계산하고 이로부터 정합된 시퀀스를 추출할 수 있다.

1. 누적 커쉬 함수를 사용한 키프레임 추출

키프레임은 추출은 비디오 시퀀스내의 의미있는 프레임의 추출로 프레임간의 변화정도를 잘 나타낼 수 있어야 한다.

제안한 알고리즘에서 효과적인 키프레임 추출을 위하여

$$C(p, q) = \sum_t^{t+k} \left\{ \sum_i \log \left(1 + \left(\frac{p_i - q_i}{a} \right)^2 \right) \right\} \quad (7)$$

와 같은 누적 커쉬 함수를 사용하였다. 여기서 k 는 누적된 프레임의 수를 의미한다. (7)식에서 a 는 실험적으로 35로 놓았으며 k 는 키프레임 추출을 위한 판별기준에 따라 변화된다. 키프레임은 현재 프레임과 이전 키프레임간의 누적 커쉬함수 $C(p_i, q_i)$ 의 값이 일정한 기준치보다 클 때 추출된다.

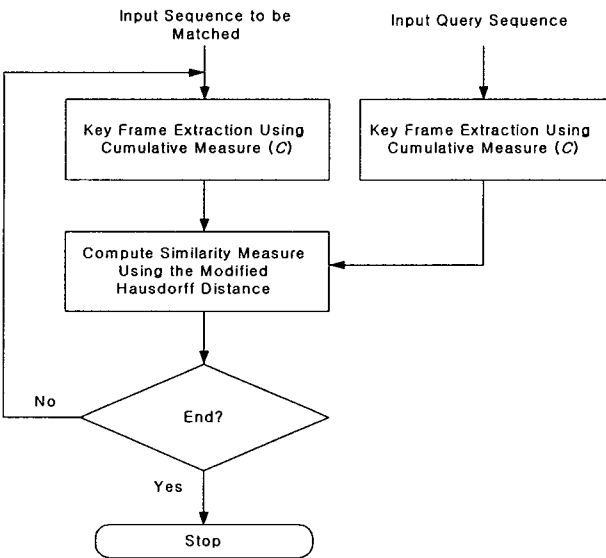


그림 1. 제안한 알고리즘의 흐름도.
Fig. 1. Flowchart of the proposed algorithm.

이전 키프레임과의 커쉬함수 값도 키프레임 추출의 판별기준으로 하여 키프레임간 큰 변화없이 단순히 누적 커쉬함수 값이 큰 경우에 키프레임이 추출되는 것을 방지하였다.

2. Modified Hausdorff Distance를 사용한 비디오 시퀀스 정합

본 논문에서는 비디오 시퀀스간의 정합을 위하여 변형된 하우스도르프 거리 (modified Hausdorff distance)를 사용하였다. 두 개의 집합을 $A = \{a_1, \dots, a_i\}$ 와 $B = \{b_1, \dots, b_j\}$ 로 놓으면 (i 와 j 는 집합 A 와 B 각각에 대한 원소의 개수) Hausdorff distance는

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (8)$$

와 같이 정의된다. 여기서 $h(A, B)$ 는 $\max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$ 와 같이 정의되고 $\|\cdot\|$ 는 Norm을 나타낸다 [15]. 함수 $h(A, B)$ 는 A 에서 B 로의 directed Hausdorff distance라 한다. Hausdorff distance, $H(A, B)$ 는 $h(A, B)$ 와 $h(B, A)$ 의 최대값이다.

본 논문에서는 키프레임들간의 유사도를 효율적으로 계산하기 위하여

$$D_{SR}(k) = \max_{r \in R} \{ \min_{s \in S} \{ d(s_1, r_k), d(s_1, r_{k+1}) \}, \dots, \min_{s \in S} \{ d(s_n, r_k), d(s_n, r_{k+1}) \} \} \quad (9)$$

와 같은 modified Hausdorff distance $D_{SR}(k)$ 를 사용하였다. 여기서 $S = \{s_1, \dots, s_n\}$ 는 질의 시퀀스에 대한 키프레임의 집합을 나타내고 $R = \{r_1, \dots, r_m\}$ 는 정합되는 시퀀스에 대한 키프레임 집합을 나타내며 n 과 m 은 집합 S 와 R 에 대한 원소의 수를 가리킨다 [8-9]. 정합의 정확도 향상을 위해 본 논문에서는 커쉬함수를 거리함수 $d(s, r)$ 로 사용하였다.

그림 1은 제안한 알고리즘의 흐름도를 나타내고 있다. 그림에서도 보여주듯이 효율적인 시퀀스 정합을 위하여 질의 시퀀스와 정합되는 시퀀스에 대해 먼저 키프레임을 추출한다. 각 시퀀스에서 추출된 키프레임간의 유사도를 계산하여 이로부터 시퀀스 정합을 수행한다. 정합된 시퀀스에서의 정규화된 값은 작게 나타나고 정합된 시퀀스가 아닌 경우는 큰 값을 가진다. 그러므로 시퀀스 정합의 정확도를 향상시키기 위하여 제안한 알고리즘에서는 정합된 시퀀스와 정합되지 않은 시퀀스간의 차이를 크게 하여 정합 효율을 높였다.

3. 칼라 비디오 시퀀스 정합

칼라 비디오 시퀀스 정합을 위하여 칼라에 대해 확장한 커쉬 함수를 사용하였다. 칼라 히스토그램간의 커쉬함수는

$$F_c(p_i, q_i) = \alpha \sum f_Y(x_i) + \beta \sum f_U(x_i) + \gamma \sum f_V(x_i) \quad (10)$$

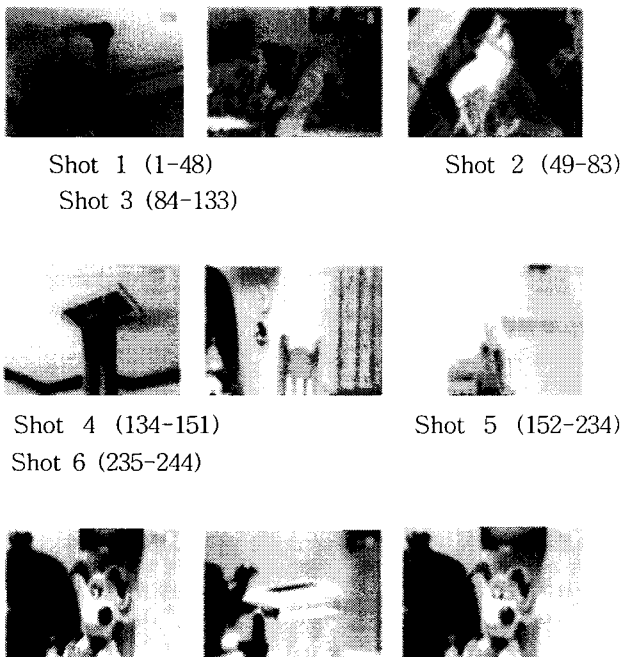
와 같이 정의된다. 여기서 p_i 와 q_i 는 각각 이전과 현재 프레임을 나타내고 x_i 는 p_i 와 q_i 간의 차이를 가리킨다. Y, U, V 는 YUV 칼라포맷의 각 요소를 나타낸다. (10)식에서 weighting factor α, β, γ 는 1로 두었으며 $f(x_i)$ 는 (6)식에 주어져 있다. 칼라에 대해 확장된 커쉬함수를 적용하므로써 정합 가능한 비디오 시퀀스의 범위를 넓히고 정합 효율을 향상시킬 수 있다.

IV. 실험 결과 및 토의

1. 키프레임추출

제한한 알고리즘의 효율성을 보이기 위해 세가지 테스트 시퀀스를 사용하여 실험하였다. 그림 2에서는 실험에 사용한 330 프레임 9개 샷의 'Animation' 시퀀스에 대한 키프레임을 보여주고 있으며 그림 3에서는 6,170 프레임의 230개 샷으로 구성된 다이내믹한 장면의 'Music Video' 시퀀스에 대한 키프레임중 일부를 보여주고 있다.

키프레임을 추출하기 위해서는 두가지 판별기준을 사용하였다. 이전의 키프레임과 현재 프레임간의 커쉬함수 값과 누적된 커쉬함수 값이 문턱치 (threshold)보다 큰 경우 후보 프레임은 키프레임으로 추출된다. 그림 4는 누적 커쉬함수 값에 대한 문턱치 값이 1과 2인 경우 키프레임이 추출되는 과정을 나타내고 있다. 누적 커쉬함수 값이 문턱치보다 크더라도 이전의 키 프레임과 현재 프레임간의 커쉬함수 값이 문턱치보다 작으면 키프레임이 추출되지 않고 그 값이 계속 증가할 수 있다. 즉 키프레임은 두가지 조건이 동시에 만족한 경우에만 추출된다.



Shot 7 (245-254) Shot 8 (255-266)
Shot 9 (267-330)

그림2. 'Animation' 시퀀스에 대한 키프레임 (304×224, 330 프레임).

Fig. 2. Key frames for 'Animation' sequence (304×224, 330 Frames).

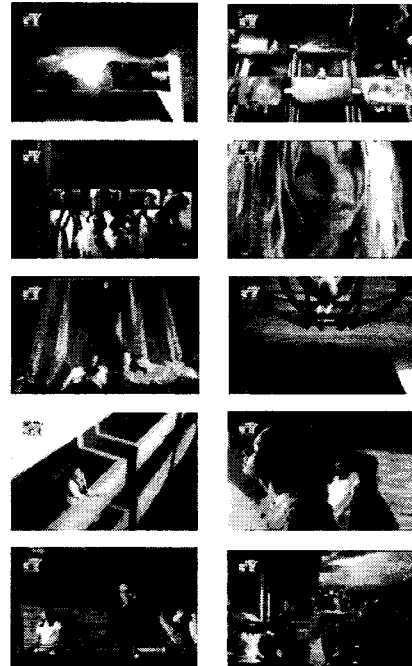


그림 3. 'Music Video' 시퀀스에 대한 키프레임 (352×240, 6,170 프레임).

Fig. 3. Key frames for 'Music Video' sequence (352×240, 6,170 Frames).

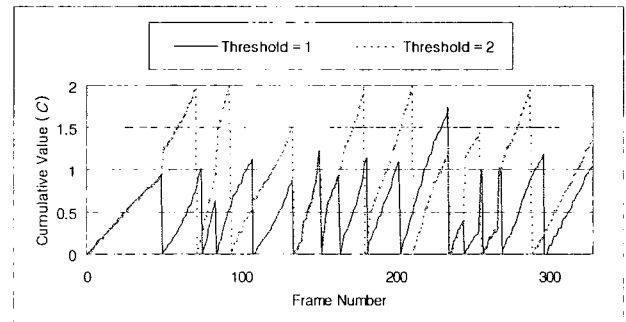


그림4. 키프레임 추출을 위한 누적값 ('Animation' 시퀀스).

Fig. 4. Cumulative value for key frame extraction ('Animation' sequence)

추출된 키프레임은 시퀀스내의 콘텐츠를 효과적으로 표현할 수 있을 뿐만 아니라 시퀀스간의 정합에 있어 매우 효율적이다. 키프레임 추출 없이 직접 시퀀스간 정합을

수행할 경우 시간적인 중복성이 크게 나타나는 동영상에 대해서 불필요한 계산이 증가하게 된다.

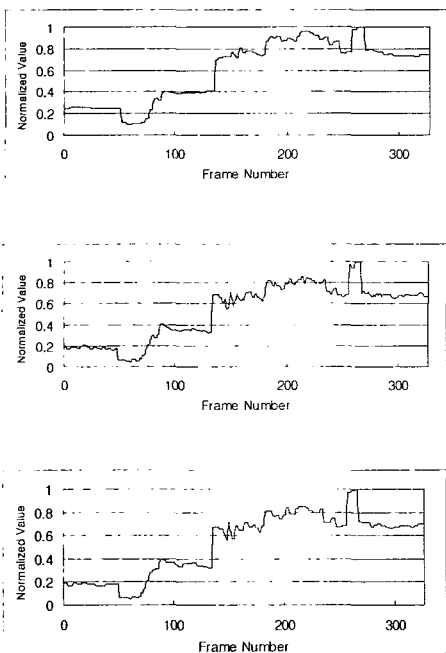
제안한 알고리즘에서는 키프레임 추출의 판별기준으로 누적값과 키프레임간의 거리값을 모두 고려하므로써 효율적인 키프레임 검출이 가능하게 하였다.

2. 비디오 클립 정합

비디오 클립 정합 방법의 성능을 알아보기 위해 칼라 테스트 비디오에 관하여 여러 알고리즘들을 적용하였다. 실험에 사용한 방법은 'histogram difference', 'Euclidean metric', 'Battachaya distance', 'directed divergence', 그리고 제안한 알고리즘이다.

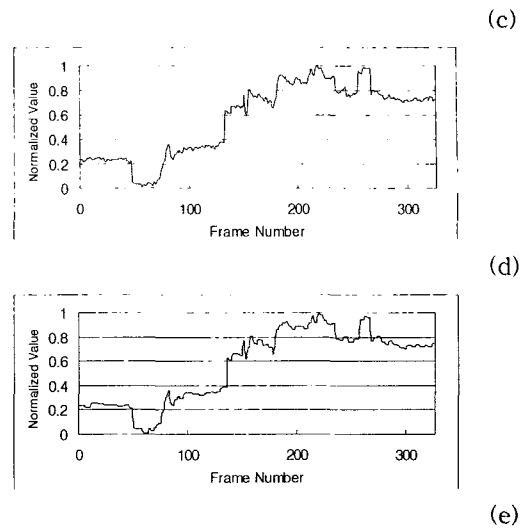
그림 5는 'Animation' 시퀀스에 대한 정합 성능을 나타내고 있다. 그림 5(a)는 'histogram difference' 방법, 5(b)는 'Euclidean metric' 방법, 5(c)는 'Battachaya distance' 방법, 5(d)는 'directed divergence' 방법 그리고 5(e)는 제안한 방법에 관한 시퀀스 정합 그래프이다. 그림에서 나타나는 바와 같이 시퀀스 정합에 의한 정규화된 값이 정합 샷에서는 작게 나타나고 비정합 샷에서는 크게 나타난다.

표 1은 비디오 클립 정합의 성능 비교를 나타내고 있는데 표 1(a)는 'Animation' 시퀀스에 대한 정합 결과이다. 표 1(a)와 그림 5에서 질의 시퀀스는 49에서 83까지의 프레임으로 구성되고 'MHD (modified histogram difference)', 'EM (Euclidean metric)', 'BD (Battachaya distance)', 'DD (directed divergence)'는 각각 modified Hausdorff distance 방법을 적용한 'histogram difference', 'Euclidean metric', 'Battachaya distance', 'directed divergence'를 나타낸다.



(a)

(b)



(c)

(d)

(e)

그림 5. 'Animation' 시퀀스에 대한 비디오 클립 정합 결과 (330 프레임). (a) Histogram difference 방법. (b) Euclidean metric 방법. (c) Battachaya distance 방법. (d) Directed divergence 방법. (e) 제안한 방법.

Fig. 5. Video clip matching for 'Animation' sequence (330 frames). (a) Histogram difference method. (b) Euclidean metric method. (c) Battachaya distance method. (d) Directed divergence method. (e) Proposed method.

표 1. 비디오 클립 정합의 성능비교. (a) 'Animation' 시퀀스 (330 프레임). (b) 'Music Video' 시퀀스 (6,170 프레임).

Table 1. Performance comparison of video clip matching. (a) 'Animation' sequence (330 frames). (b) 'Music Video' sequence (6,170 frames)

(a)

방법	Matching shots (A)	Non-matching shots (B)	Ratio (B/A)
MHD	0.123	0.634	5.154
EM	0.077	0.561	7.286
BD	0.076	0.562	7.395
DD	0.072	0.606	8.417
Proposed Method	0.044	0.610	13.864

(b)

방법	Matching shots (A)	Non-matching shots (B)	Ratio (B/A)
MHD	0.045	0.243	5.400
EM	0.027	0.187	6.926
BD	0.050	0.188	3.760
DD	0.014	0.125	8.929
Proposed Method	0.027	0.369	13.667

표 1(a)에서 나타나는 바와 같이 정합샷과 비정합 샷간의 비(ratio)는 기존의 방법에서 'MDH' 방법이 가장 낮

고 'DD' 방법이 가장 높은 값을 가진다. 제안한 알고리즘을 적용한 결과는 기존의 알고리즘에서 가장 높은 수치를 나타낸 'DD' 방법보다도 높은 성능을 나타내었다.

그림 6은 'Music Video' 시퀀스에 대한 정합 성능을 나타내고 있다. 그림 6에서도 마찬가지로 기존의 방법과 제안한 알고리즘을 적용한 결과를 보여주고 있으며 제안한 알고리즘에서 정합샷과 비정합 샷간의 차이가 뚜렷이 나타나고 있다. 표 1(b)와 그림 6에서 질의 시퀀스는 206에서 227까지의 프레임이 사용되었다. 표 1(b)에서는 정합샷과 비정합 샷간의 비가 기존의 방법에서는 'BD' 방법이 가장 낮고 'DD' 방법이 가장 높은 값을 나타내고 있다. 제안한 알고리즘은 세가지 실험 시퀀스 모두에서 기존의 방법에 비해 높은 정합 성능을 나타내고 있다.

그림 5와 6은 서로 다른 시퀀스에 대해 질의 키프레임과 정합되는 시퀀스 간의 정규화된 modified Hausdorff distance를 나타내었다. 각 방법에서 정규화된 값은 최대값에 대해 정규화 해주므로서 0에서 1사이의 값을 가지게 된다. 표 1에서는 정합샷 (matching shots)은 질의 키프레임들이 칼라 비디오 시퀀스의 키프레임들과 정합이 된 경우의 modified Hausdorff distance를 나타낸다. 제안한 방법에서 나타나는 정합 샷과 비정합 샷간의 비는 기존의 방법들에 비해 더욱 큰 값을 가지며 이는 효과적으로 시퀀스 정합을 수행하고 정확도를 높일 수 있다.

MPEG-7 표준안에서 비디오 색인이나 시퀀스 정합에 관한 특정 표준안이 기술되어있지는 않으나 제안한 방법은 MPEG-7

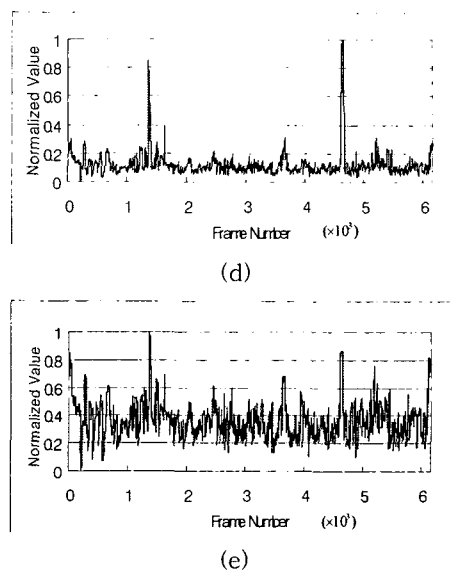
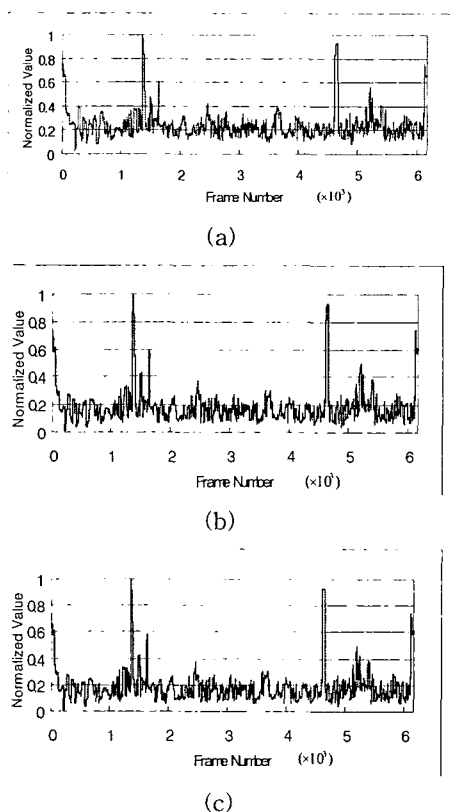


그림 6. 'Music Video' 시퀀스에 대한 비디오 클립 정합 결과 (6,170 프레임). (a) Histogram Difference방법. (b) Euclidean Metric 방법. (c) Battachaya Distance 방법. (d) Directed Divergence 방법. (e) 제안한 방법.

Fig. 6. Video clip matching for 'Music Video' sequence (6,170 frames). (a) Histogram difference method. (b) Euclidean metric method. (c) Battachaya distance method. (d) Directed divergence method. (e) Proposed method.

표준으로 이미 채택된 MPEG-7 칼라 디스크립터 (color descriptors)를 사용하여 적용 가능하다[16].

V. 결론

제안한 비디오 클립 정합은 키프레임들의 데이터 집합 간의 유사도를 계산하고 이를 기반으로 정합을 수행하게 된다. 본 논문에서는 추출된 키프레임 집합에 대해 정합 효율을 향상시키기 위해 커쉬함수와 변형된 하우스도르프 거리를 사용하였다. 제안한 방법은 기존의 histogram difference, euclidean metric, Battachaya distance, directed divergence 방법에 비해 높은 정확도를 나타내었다. 본 논문에서는 누적된 커쉬함수를 사용하여 키프레임을 효율적으로 추출할 수 있는 알고리즘을 제안하고 기존의 알고리즘과 성능을 비교하였다. 제안한 알고리즘은 칼라 비디오 시퀀스 정합에 적용되었으며 실험결과 기존의 방법에 비해 키프레임 추출에 의한 정합 성능이 향상된 결과를 보였다. 칼라 비디오 시퀀스에 대한 실험 결과에서도 제안한 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해 높은 정합 성능을 나타내었다. 향후 복잡한 장면을 가지는 다양한 시퀀스에 대한 알고리즘 확장에 연구의 초점이 맞춰질 것이다.

참고문헌

- [1] V. Kobla, D. Doermann, and K. I. Lin, "Archiving, indexing, and retrieval of video in compressed domain," in *Proc. SPIE Conf. Multimedia Storage and Archiving Systems*, vol. 2916, pp. 78-89, Boston, MA, USA, Nov. 1996.
- [2] B.-L. Yeo and B. Liu, "Rapid scene analysis on compressed video," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. CSVT-5, no. 6, pp. 533-544, Dec. 1995.
- [3] M. M. Yeung and B. Liu, "Efficient matching and clustering of video shots," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, Washington, D.C., USA, Oct. 1995, vol. 1, pp. 338-341.
- [4] Y. S. Avrithis, A. D. Doulamis, N. D. Doulamis, and S. D. Kollias, "A stochastic framework for optimal key frame extraction from MPEG video databases," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 75, no. 1, pp. 3-24, July 1999.
- [5] H. S. Chang, S. Sull, and S. U. Lee, "Efficient video indexing scheme for content-based retrieval," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. CSVT-9, no. 8, pp. 1269-1279, Dec. 1999.
- [6] F. Dufaux, "Key frame selection to represent a video," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, Vancouver, Canada, Sep. 2000, vol. 2, pp. 275-278.
- [7] A. Akutsu, Y. Tonomura, H. Hashimoto, and Y. Ohba, "Video indexing using motion vectors," in *Proc. SPIE Conf. Visual Communications and Image Processing*, Boston, MA, USA, Nov. 1992, vol. 1818, pp. 1522-1530.
- [8] S. H. Kim and R.-H. Park, "A novel approach to video indexing using luminance projection," in *Proc. IASTED Int. Conf. Signal and Image Processing*, pp. 359-362, Kauai, HI, USA, Aug. 2002.
- [9] S. H. Kim and R.-H. Park, "An efficient algorithm for video sequence matching using the modified Hausdorff distance and the directed divergence," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. CSVT-12, no. 7, pp. 592-596, July 2002.
- [10] S. H. Kim and R.-H. Park, "An efficient algorithm for video sequence matching using the Hausdorff distance and the directed divergence," in *Proc. SPIE Conf. Visual Communications and Image Processing 2001*, San Jose, CA, Jan. 2001, vol. 4310, pp. 754-761.
- [11] N. Sebe, M. S. Lew, and D. P. Huijsmans, "Toward improved ranking metrics," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-22, no. 10, pp. 1132-1143, Oct. 2000.
- [12] S. H. Kim and R.-H. Park, "An efficient video sequence matching using the Cauchy function and the modified Hausdorff distance," in *Proc. SPIE Storage and Retrieval for Media Databases 2002*, 4676, pp. 232-239, San Jose, CA, USA, Jan. 2002.
- [13] D. A. Adjeroh, M. C. Lee, and I. King, "A distance measure for video sequences," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 75, no. 1, pp. 25-45, July 1999.
- [14] S. Santini and R. Jain, "Similarity measures," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-21, no. 9, pp. 871-883, Sep. 1999.
- [15] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman, and W. J. Rucklidge, "Comparing images using the Hausdorff distance," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-15, no. 9, pp. 850-863, Sep. 1993.
- [16] B. S. Manjunath, J.-R. Ohm, V. V. Vasudevan, and A. Yamada, "Color and texture descriptors," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. CSVT-11, no. 6, pp. 703-715, June 2001.



김 상 현(Sang-Hyun Kim)

1997년 한국외국어대학교 전자공학과
학사 졸업1999년 한국외국어대학교 전자공학과
석사 졸업2003년 서강대학교 전자공학과 박사 졸
업2003년 1월 ~ 2004년 5월 LG전자 DM연구소 선임연구
원2004년 6월 ~ 현재 삼성종합기술원 Digital연구소 전문
연구원주관심분야 : 비디오 색인 및 검색, 비디오 코딩, 영상
처리, 컴퓨터 비전