
개선된 비디오 장면 유사도 검출 알고리즘

Improved Similarity Detection Algorithm of the Video Scene

유주원*, 김종원*, 최종욱**, 배경율**
상명대학교 디지털저작권보호연구센터*, 상명대학교 컴퓨터과학부**

Ju-Won Yu(yujuwon81@smu.ac.kr)*, Jong-Weon Kim(jwkim@smu.ac.kr)*,
Jong-Uk Choi(juchoi@smu.ac.kr)**, Kyoung-Yul Bae(jbae@smu.ac.kr)**

요약

본 연구에서는 고유의 비디오 프레임의 특징 데이터를 추출하고 추출된 특징 데이터를 1차 신호로 생성하여 유사한 비디오 프레임 데이터를 검출하는 방법에 관하여 연구하였다. 비디오 간의 유사도 검출을 위하여 유사한 프레임간의 경계를 얻어낸 후 경계 범위 내에서 대표 프레임을 얻어낸다. 생성된 대표 프레임으로부터 blurring 된 프레임을 생성하고, DOG 값을 이용하여 특징 데이터를 추출한다. 이렇게 생성된 특징 데이터를 1차원 신호로 나열하고 콘텐츠 간 유사도를 비교한다. 실험 결과 잡음 첨가, 회전 변환, 크기 변환, 프레임 절삭, 프레임 제거 공격에 대해서도 유사도 수치 0.9 이상의 매우 강한 특성을 나타냈다.

■ 중심어 : | SIFT | 비디오 유사도 검출 | 1차 신호 |

Abstract

We proposed similarity detection method of the video frame data that extracts the feature data of own video frame and creates the 1-D signal in this paper. We get the similar frame boundary and make the representative frames within the frame boundary to extract the similarity extraction between video. Representative frames make blurring frames and extract the feature data using DOG values. Finally, we convert the feature data into the 1-D signal and compare the contents similarity. The experimental results show that the proposed algorithm get over 0.9 similarity value against noise addition, rotation change, size change, frame delete, frame cutting.

■ keyword : | SIFT | Video Similarity Detection | 1D Signal |

1. 서론

최근 웹 2.0 등의 사용자 중심 개방형 환경이 발달되면서 많은 양의 비디오 데이터가 다양한 채널들을 통해 분배되고 있다. 또한 DVD, 디지털 방송 그리고 광범위한 인터넷의 연결 등은 디지털 멀티미디어 저작물의 접근을 급속도로 용이하게 만들었다. 그러나 디지털 저작

물은 빠르게 복사가 가능하고, 복사된 저작물일지라도 원본 저작물과는 차이가 나지 않는다는 특징을 가지고 있다. 이러한 환경에서 저작권자는 자신의 저작물이 불법적으로 사용되고 있는지에 대한 확인유무를 자동적으로 검출하기를 원하고 있고, 그에 따라 멀티미디어 콘텐츠의 저작권을 보호하기 위한 많은 방법들이 연구되고 있다. 그 중 하나의 방법이 DRM(Digital Rights

Management) 기술인데, DRM 기술은 사용자가 콘텐츠를 사용하기 전에 콘텐츠를 사전에 암호화함으로써 적합한 라이선스를 소유하지 못한 사용자는 콘텐츠를 이용하지 못하도록 제한하는 기술이다. 그러나 콘텐츠가 복호화 된 후 무방비 상태에서 콘텐츠를 녹화하게 되면 원본과 큰 차이가 없는 콘텐츠를 획득할 수 있으며, 또한 오프라인 상에서 콘텐츠를 녹음 및 녹화하는 데도 취약한 문제점을 드러내고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 특징 데이터 추출을 통한 필터링 기술이 대표적인 해결 방안으로 널리 연구되고 있다.

특징 데이터는 독립성을 가지고 있고, 압축 등의 공격에도 원 특징 데이터를 그대로 유지시킴으로써 콘텐츠를 식별할 수 있는 필터링 기술의 일종을 말하며 사용자들이 콘텐츠를 불법적으로 이용하더라도, 콘텐츠의 특징 데이터를 추출하여 불법적으로 복제된 콘텐츠를 식별할 수 있다. 그러나 특징 데이터 추출 기법은 원본 데이터를 이용하여 특징 정보를 추출하는 것이므로, 경우에 따라 원본 데이터에 민감하게 작용할 수 있다. 그러므로 원본 데이터의 변환 등에도 쉽게 변하지 않는 특징 데이터를 추출해야 한다.

II. 연구 방법

비디오 유사도를 측정하는 가장 단순한 방법으로 비디오의 타이틀, 제작일 등의 비디오 메타 데이터를 비교하는 방법이 있는데[1], 메타 데이터가 고유성을 가지고 있기에는 부적합하며, 사용자의 주관이 적용될 수가 있기 때문에 현재 많이 사용되고 있지는 않다. 그 외의 방법으로 프레임과 프레임 간의 특징 데이터를 비교하는 방법[2]과 데이터를 세그먼트로 나눈 후 비교하는 세그먼트 기반의 비교 방법[3]으로 구분할 수 있다. 프레임과 프레임간의 비교 방법은 정확성은 높지만 연산 시간이 오래 걸리고, 데이터 처리량이 크기 때문에 효율성 면에서 떨어진다. 이러한 비교 방법의 효율성을 높이기 위해 등장한 방법이 바로 세그먼트 기반의 비교 방법이며, 현재는 많은 시스템에서 이 방법을 적용하고 있다. 그 밖의 방법으로 비디오 데이터의 특징 데이터를 찾는 방법이 있다.

Lienhart[4]는 참조 세그먼트에 키 프레임들을 특징 짓기 위해 픽셀의 컬러 벡터를 사용하는 방법을 제시하였고, Sanchez[5]는 키 프레임들의 컬러 히스토그램을 사용하는 방법을 제안하였다. 그러나 이들의 기술은 픽셀 혹은 픽셀의 분산에 의존하는 방법이기 때문에 픽셀 값이 바뀔 경우 문제가 발생할 수 있다. Harris corner detector[6]는 이미지 매칭에 가장 넓게 사용되고 있는 기술이지만, 크기 변화에 매우 민감하기 때문에 서로 다른 크기의 이미지 매칭에는 적합하지가 않다. Lowe[7]가 제안한 방법은 크기 변화에 영향을 받지 않는 불변하는 Key point를 찾는 방법으로 원본 영상에 대해 크기 별로 나눈 후, 이미지 크기에 관한 Key point descriptor를 따로 두어 크기 변환, 이미지 회전, 잡음 삽입 등에 강인하도록 만들었다. 그러나 이 기법은 하나의 이미지에 대해 너무 많은 계산 량을 요구하기 때문에 웹상에서 불법 추적을 위한 유사도 검출 시스템 등에 적용할 시에는 그 효율성이 떨어진다고 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 특징 데이터를 1차 신호로 나타냄으로써 보다 빠르고 정확하게 유사도를 찾는 기법을 제안한다.

III. 연구 내용

본 연구에서는 비디오 내의 인접하고 있는 프레임 간에는 변화의 차이가 거의 없다는 특징을 이용하여, 세그먼트를 분류하고, 세그먼트의 평균을 이용하여 대표 프레임을 구성한다. 구성된 대표 프레임은 가우시안 필터를 통해 DOG 값을 얻고, 3 x 3 마스크를 씌워 극점을 찾은 후, 추출된 극점을 바탕으로 1차 신호를 생성한다. [그림 1]은 전체 시스템 흐름도를 나타낸다.

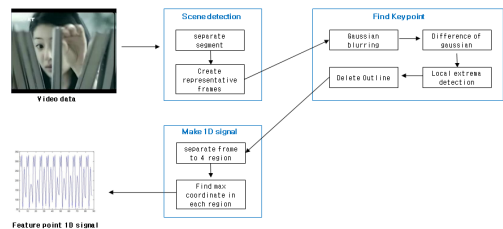


그림 1. 특징 데이터 추출 흐름도

1. 유사 프레임 검출

비디오 데이터는 많은 양의 프레임을 가지고 있기 때문에, 각 프레임을 일일이 처리하기에는 상당한 시간과 계산량을 요구한다. 그러나 비디오 데이터의 경우 유사한 프레임들이 연속적으로 배열되어 있다는 특성을 고려하여, 유사한 프레임들을 세그먼트로 합치고, 각 세그먼트에서 대표 프레임을 추출하여 특징 데이터 추출을 위한 계산량을 줄인다.

$$D_{id} = \frac{\sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{c=0}^2 |I_1(x,y,c) - I_2(x,y,c)|}{3 \times W \times H} \quad (1)$$

(1)식을 이용하여 하나의 프레임과 인접하고 있는 이웃 프레임 간의 거리 차이를 구한다. 거리 차이 값 D는 프레임의 높이와 너비 그리고 컬러 채널로 나눔으로써 정규화를 시킨다. 본 논문에서는 R, G, B 3 개의 컬러 채널을 사용하였기 때문에 3을 곱하였다.

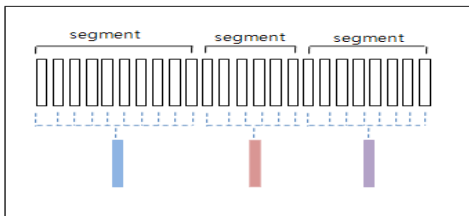


그림 2. 세그먼트 분류 및 대표 프레임 추출

[그림 2]는 (1)식을 통해 비디오를 구성하고 있는 프레임 간에 거리 차이를 계산하여 비슷한 거리 값이 나오는 프레임의 경우 하나의 세그먼트로 합치고, 차이가 많이 생기는 거리 값이 나오는 프레임의 경우 다른 세그먼트로 분류한 후, 각 세그먼트에 구성되어 있는 각각의 프레임들의 합의 평균을 이용하여 대표 프레임을 구성하는 과정을 나타내고 있다.

2. 특징 키 좌표 식별

2.1 가우시안 함수

세그먼트로부터 생성된 대표 프레임으로부터 특징 데이터 키를 찾기 위해서는 동일한 객체에 대한 각각

다른 관점의 이미지에서도 특징 데이터 키를 식별할 수 있어야 한다. 또한 이미지의 크기 변화에 대해서도 특징 데이터 키 위치를 식별할 수 있어야 한다. 이렇게 시점의 변화와 변화된 크기 공간에서도 안전한 특징 데이터 키를 찾기 위해 하나의 프레임 객체에 각기 다른 4 가지 세기의 gaussian 함수를 마스킹 해준다[7].

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \quad (2)$$

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (3)$$

(2)식에서는 이미지 I가 가우시안 함수와의 컨볼루션을 통해 blurring된 이미지 L을 생성하고 있으며 (3)식은 가우시안 함수를 나타내고 있다.

2.2 가우시안 함수의 차이 값

크기 공간에서 보다 안전하게 특징 데이터 키를 찾기 위해 가우시안 함수와 컨볼루션된 이미지 간의 차이 값을 구한다. 이 차이 값은 일정한 크기로 증가하는 k 값에 의해 계층적으로 blurring된 이미지 중 서로 인접하는 이미지들 간의 차이를 통해 D를 구함으로써 보다 계산의 효율을 높일 수 있다.

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \quad (4) \\ = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma)$$

2.3 극 값 검출

4개의 blurring 이미지로부터 DOG를 구하면 3 개의 DOG 이미지가 생성된다. 3 개의 DOG 이미지 중 이웃하는 이미지를 가지고 있는 DOG 이미지를 선택하여 3 x 3 마스크를 씌운다. 3 x 3 마스크는 자신이 속한 이미지의 픽셀 값뿐만 아니라 이웃되는 이미지에 대해서도 마스크를 매칭시켜 마스크 내의 각각의 픽셀 값들을 비교한다. 마스크 영역 내에 있는 주변 좌표 값이 중심 좌표의 값보다 큰 경우에는 중심 좌표는 후보 좌표에서 제외되며 3 x 3 마스크는 이동하여 다시 그 영역에서의 중심 좌표 점과 주변 좌표 점의 픽셀 값을 비교하여 다시 특징 데이터 후보 키를 찾게 된다. 이렇게 생성된 특징 데이터의 후보 키들 중 임계치보다 낮거나 혹은 임계치보다 높은 값의 키 값들은 제거한다.

2.4 Outline의 제거

DOG 함수의 경우 경계에 강하게 반응하기 때문에 특징 데이터의 후보 키 중에 이미지의 경계로 추정되는 값은 극값이 아니기 때문에 제거할 필요가 있다. 에지 제거는 Hessian 매트릭스를 이용하여 극값인지 아닌지에 대한 확인을 한다[6].

Hessian 매트릭스의 고유치는 도함수의 주곡률 비율에 비례하기 때문에 가장 큰 고유치와 가장 작은 고유치를 각각 α, β 라 하였을 때 Hessian 매트릭스의 합과 행렬 값은 각각 $\alpha + \beta, \alpha\beta$ 로 나타낼 수 있으며, r을 α 와 β 의 비율이라고 했을 때, $\alpha = r\beta$ 가 되고, α 를 $r\beta$ 로 치환하면 $Tr(H)^2$ 에 대한 $Det(H)$ 의 비율은 (5)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta^2 + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r} \quad (5)$$

두 개의 고유치가 동일하고, 두 개의 고유치가 r과 함께 증가할 경우 $(r+1)^2/r$ 값은 최소가 되기 때문에 (6)식의 임계치 r값을 정함으로써 주곡률의 비율을 체크한다.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (6)$$

(7)식을 이용하여 $Det(H)$ 가 0보다 크고 $Tr(H)^2$ 에 대한 $Det(H)$ 의 비율이 $(r+1)^2$ 에 대한 r의 비율보다 작은 (x,y) 좌표가 최종 특징 데이터의 키 좌표가 된다.

2.5 1차원 신호 생성

생성된 최종 특징 데이터의 키 좌표 집합에 대해 중심 좌표를 기준으로 4부분으로 세그멘테이션을 한다. 세그멘테이션을 한 후 각각의 나누어진 영역에 있는 특징 데이터의 키 좌표 집합 중 최대 값이 가장 큰 좌표만을 추출하여 최종 키 데이터로 선정한다.

$$Max_{(x,y \in R)} = \{(x_1, y_1), \dots, (x_{n-1}, y_{n-2}), (x_n, y_n)\} \quad (7)$$

각각의 대표 프레임으로부터 생성된 키 데이터를 가

지고 1차 신호를 구성하고, 이렇게 생성된 키 데이터 신호와의 상관도를 통해 비디오 유사성을 측정한다. [그림 3]은 각 비디오 데이터로부터 생성된 1차 신호를 나타내고 있다.

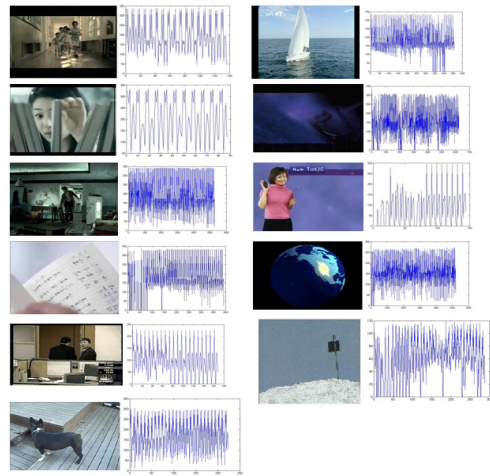


그림 3. 각 비디오로부터 생성된 1차 신호

IV. 실험 및 결과 고찰

1. 실험 환경

본 논문에서는 제한한 비디오 유사성 검출 알고리즘의 성능평가를 위해 352x288 크기의 영상 5개, 320x240 크기의 영상 4개, 240x160 영상 1개, 128x128 영상 1개를 사용하였으며, 각각의 영상으로부터 80 ~ 150 프레임만을 샘플로 추출하여 알고리즘을 실험하였다. 알고리즘의 성능 테스트를 위한 실험 환경은 [표 1]과 같다.

표 1. 실험 환경

| | | |
|-------|----------|----------------|
| 하드웨어 | 프로세서 | 펜티엄 IV 2.93GHz |
| | 메모리 | 1G 램 |
| 소프트웨어 | 운영체제 | 윈도우즈 XP |
| | 시뮬레이션 도구 | MATLAB 7.0 |

1. 실험 결과 및 분석

본 실험에서 하나의 영상과 비교할 영상과의 유사도

를 구하기 위해 correlation을 사용하였다.

$$corr = \frac{r(x,y)}{r(x,x)} \quad (8)$$

$$r_{xy} = \frac{\sum x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{(n-1) s_x s_y} = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}}$$

[표 2]와 3, 4는 [그림 3]에서 본 총 11가지 영상의 신호 중 9 영상만 추출하여 유사도의 임계치를 각각 다르게 준 후 실험한 결과이다. [표 2]의 경우 유사도 임계치를 아주 낮게 주어 보다 많은 특징 데이터 신호를 추출하였고, [표 4]는 유사도 임계치를 아주 높게 주어 적은 양의 특징 데이터를 추출한 후 각각의 비디오 데이터와 실험하였다. 0.5 이상의 유사도 결과는 각각 8개쌍, 9개쌍, 13개쌍이 나타났으며, 0.7 이상의 유사도 결과는 각각 0쌍, 1쌍, 3쌍이 나타났다. 유사도를 높게 주어 특징 데이터를 적게 추출한 실험의 결과 비교 데이터의 수가 적기 때문에 약간만 비슷한 경우라도 아주 높은 수치의 유사도 결과가 나온 것으로 판단된다. 그러나 비교할 프레임 수를 늘려 특징 데이터를 많이 추출할수록 비슷한 수의 유사도 데이터가 감소하고 보다 정확한 구분이 가능해 지는 것을 볼 수 있다. 세 가지 결과 모두 방과 폭풍 영상, 책과 바다 영상, 책과 지구 영상에서 높은 유사도 수치를 나타냈는데, 책과 바다 영상의 경우 하얀 배경 위에 있는 객체의 움직임이 거의 없기 때문에 높은 유사도가 나온 것으로 판단되며, 방과 폭풍 영상의 경우 프레임을 깜박깜박 효과를 주며 변화시키는 모습이 비슷하기 때문에 0.5 이상의 높은 유사도 수치가 나온 것으로 판단된다.

표 2. 0.2 임계치에서의 유사도 비교 결과

| Correlation | | | | | | | | | |
|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 영상 | 아이 | 여인 | 방 | 책 | 바다 | 폭풍 | 강의 | 지구 | 뉴스 |
| 아이 | 1 | 0.66 | 0.25 | 0.27 | 0.30 | 0.23 | 0.35 | 0.30 | 0.50 |
| 여인 | 0.66 | 1 | 0.17 | 0.15 | 0.20 | 0.14 | 0.27 | 0.19 | 0.51 |
| 방 | 0.25 | 0.17 | 1 | 0.44 | 0.41 | 0.65 | 0.09 | 0.55 | 0.15 |
| 책 | 0.27 | 0.15 | 0.44 | 1 | 0.65 | 0.43 | 0.10 | 0.51 | 0.17 |
| 바다 | 0.30 | 0.20 | 0.41 | 0.65 | 1 | 0.14 | 0.11 | 0.43 | 0.19 |
| 폭풍 | 0.23 | 0.14 | 0.65 | 0.43 | 0.14 | 1 | 0.09 | 0.35 | 0.14 |
| 강의 | 0.35 | 0.27 | 0.09 | 0.10 | 0.11 | 0.09 | 1 | 0.12 | 0.36 |
| 지구 | 0.30 | 0.19 | 0.55 | 0.51 | 0.43 | 0.35 | 0.12 | 1 | 0.18 |
| 뉴스 | 0.50 | 0.51 | 0.15 | 0.17 | 0.19 | 0.14 | 0.36 | 0.18 | 1 |

표 3. 5의 임계치에서의 유사도 비교 결과

| Correlation | | | | | | | | | |
|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 영상 | 아이 | 여인 | 방 | 책 | 바다 | 폭풍 | 강의 | 지구 | 뉴스 |
| 아이 | 1 | 0.34 | 0.05 | 0.51 | 0.50 | 0.06 | 0.27 | 0.69 | 0.17 |
| 여인 | 0.34 | 1 | 0.01 | 0.15 | 0.17 | 0.03 | 0.29 | 0.25 | 0.49 |
| 방 | 0.05 | 0.01 | 1 | 0.07 | 0.10 | 0.61 | 0.01 | 0.07 | 0.00 |
| 책 | 0.51 | 0.15 | 0.07 | 1 | 0.67 | 0.10 | 0.05 | 0.72 | 0.09 |
| 바다 | 0.50 | 0.17 | 0.10 | 0.67 | 1 | 0.11 | 0.11 | 0.64 | 0.08 |
| 폭풍 | 0.06 | 0.03 | 0.61 | 0.10 | 0.11 | 1 | 0.01 | 0.10 | 0.01 |
| 강의 | 0.27 | 0.29 | 0.01 | 0.05 | 0.11 | 0.01 | 1 | 0.19 | 0.24 |
| 지구 | 0.69 | 0.25 | 0.07 | 0.72 | 0.64 | 0.10 | 0.19 | 1 | 0.12 |
| 뉴스 | 0.17 | 0.49 | 0.00 | 0.09 | 0.08 | 0.01 | 0.24 | 0.12 | 1 |

표 4. 10의 임계치에서의 유사도 비교 결과

| Correlation | | | | | | | | | |
|-------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 영상 | 아이 | 여인 | 방 | 책 | 바다 | 폭풍 | 강의 | 지구 | 뉴스 |
| 아이 | 1 | 0.52 | 0.09 | 0.44 | 0.70 | 0.07 | 0.24 | 0.82 | 0.26 |
| 여인 | 0.52 | 1 | 0.05 | 0.21 | 0.35 | 0.04 | 0.42 | 0.62 | 0.49 |
| 방 | 0.09 | 0.05 | 1 | 0.18 | 0.13 | 0.60 | 0.02 | 0.08 | 0.02 |
| 책 | 0.44 | 0.21 | 0.18 | 1 | 0.62 | 0.14 | 0.09 | 0.36 | 0.11 |
| 바다 | 0.70 | 0.35 | 0.13 | 0.62 | 1 | 0.09 | 0.14 | 0.58 | 0.18 |
| 폭풍 | 0.07 | 0.04 | 0.60 | 0.14 | 0.09 | 1 | 0.02 | 0.06 | 0.02 |
| 강의 | 0.24 | 0.42 | 0.02 | 0.09 | 0.14 | 0.02 | 1 | 0.30 | 0.55 |
| 지구 | 0.82 | 0.62 | 0.08 | 0.36 | 0.58 | 0.06 | 0.30 | 1 | 0.31 |
| 뉴스 | 0.26 | 0.49 | 0.02 | 0.11 | 0.18 | 0.02 | 0.55 | 0.31 | 1 |

[표 5]는 각 영상에서의 특징데이터 추출 속도와 추출된 특징 데이터의 크기를 나타내고 있다. 2006년 ETRI에서 개발한 비디오 특징 데이터 추출 기술이 10분 영상을 기준으로 10분 이내에 처리되었으며, 본 논문에서는 10의 유사도 임계치 결과에서 평균 4분의 속도를 나타냈다. 또한 러시아 YUV SOFT에서 현재 상용화 하고 있는 비디오 매칭 기술의 경우, 1시간 영상을 기준으로 50kbyte의 특징 데이터를 추출하는데 반해 본 논문에서는 평균 35kbyte의 특징 데이터를 추출하였다.

표 5. 추출된 특징 데이터 크기와 속도

| | 크기 | 전체 프레임 | 재생 시간 | 대표 프레임 | 특징 데이터 | 1시간 영상 속도(E) |
|----|-----------|--------|-------|--------|----------|--------------|
| 아이 | 352 x 288 | 104 | 3.4초 | 2 | 16kbyte | 12분 54초 |
| 여인 | 352 x 288 | 96 | 3.2초 | 1 | 9kbyte | 6분 |
| 방 | 352 x 288 | 106 | 3.5초 | 19 | 156kbyte | 2시간 42분 |
| 책 | 352 x 288 | 100 | 3.3초 | 4 | 34kbyte | 36분 |
| 바다 | 352 x 288 | 75 | 2.5초 | 3 | 34kbyte | 36분 |
| 폭풍 | 320 x 240 | 149 | 9.9초 | 31 | 90kbyte | 54분 18초 |
| 강의 | 320 x 240 | 96 | 6.4초 | 1 | 4kbyte | 2분 24초 |
| 지구 | 320 x 240 | 100 | 6.6초 | 2 | 8kbyte | 2분 42초 |
| 뉴스 | 240 x 160 | 99 | 6.6초 | 1 | 4kbyte | 1분 48초 |

[표 6]은 백색 가우시안 잡음을 첨가한 실험 결과를 나타내고 있다. 백색 가우시안 잡음을 50dB부터 10dB 까지 다른 강도로 각각 실험 영상에 변화를 주어 잡음에 대한 특징 데이터 강인성 실험을 하였다. 백색 가우시안 잡음 공격을 한 결과 평균 0.9 이상의 높은 유사도 수치를 나타내고 있다.

표 6. 백색 가우시안 잡음 첨가에 대한 실험 결과

| Correlation | | | | | |
|-------------|------|------|------|-------|------|
| | 50dB | 40dB | 30dB | 20dB | 10dB |
| 아이 | 1 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.92 |
| 여인 | 1 | 0.99 | 0.97 | 0.95 | 0.92 |
| 방 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.93 |
| 책 | 1 | 0.99 | 0.98 | 0.94 | 0.93 |
| 바다 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.97 | 0.98 |
| 폭풍 | 1 | 0.99 | 0.99 | 0.98 | 0.85 |
| 강의 | 1 | 0.99 | 0.96 | m0.90 | 0.93 |
| 지구 | 1 | 0.99 | 0.99 | 0.98 | 0.99 |
| 뉴스 | 1 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 0.86 |

[표 7]과 [표 8]은 크기와 회전 변화에 대하여 실험한 결과를 나타낸다. 크기는 원래의 영상을 넓이에 대한 비율로 각각 1/16로 축소, 1/4로 축소, 4배로 확대, 16배로 확대하여 실험하였다. 1/4로 축소한 경우 영상의 유사도에 그렇게 큰 영향을 미치지 않지만 1/16로 축소한 결과 영상의 유사도는 현저히 떨어진다. 이는 원래의 영상에 대해 상당 부분의 정보가 손실되었기 때문에 그만큼 유사도가 떨어졌다고 추측된다. 영상의 크기를 확대한 공격은 특징 데이터 유사도에 그렇게 큰 영향을 받지 않는 것에 비해 영상의 크기를 축소한 공격은 유사도가 현저히 떨어지는 것으로도 추측해 볼 수 있다.

회전은 원래의 영상에 대해 각각 11.2도, 5.6도, 2.8도, 1.4도, 0.7도로 회전을 준 후 원래의 영상과 유사도를 비교해 보았다. 회전의 경우 10도 이상의 회전을 준 영상의 경우는 콘텐츠로써의 가치를 상실했다고 판단하였기 때문에 이렇게 작은 회전에 대해서만 실험을 하였으며, 실험 결과 10도 이상의 회전에서도 높은 유사도를 나타내는 것을 알 수 있다.

표 7. 크기 변환에 대한 실험 결과

| Correlation | | | | |
|-------------|--------|--------|--------|--------|
| | 1/16 배 | 1/4 배 | 4 배 | 16 배 |
| 아이 | 0.7611 | 0.9610 | 0.9887 | 0.9667 |
| 여인 | 0.7910 | 0.9721 | 0.9923 | 0.9732 |
| 방 | 0.7266 | 0.9609 | 0.9971 | 0.9942 |
| 책 | 0.6341 | 0.7914 | 0.9313 | 0.9010 |
| 바다 | 0.8662 | 0.8821 | 0.9679 | 0.9540 |
| 폭풍 | 0.6440 | 0.8084 | 0.9480 | 0.9371 |
| 강의 | 0.6818 | 0.9538 | 0.9934 | 0.9815 |
| 지구 | 0.5622 | 0.9317 | 0.9888 | 0.9739 |
| 뉴스 | 0.5952 | 0.9282 | 0.9395 | 0.9417 |

표 8. 회전 변환에 대한 실험 결과

| Correlation | | | | | |
|-------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 11.2도 | 5.6도 | 2.8도 | 1.4도 | 0.7도 |
| 아이 | 0.9197 | 0.9617 | 0.9789 | 1 | 0.9986 |
| 여인 | 0.9588 | 0.9655 | 0.9852 | 0.9959 | 0.9891 |
| 방 | 0.9191 | 0.9616 | 0.9771 | 0.9912 | 0.9924 |
| 책 | 0.9801 | 0.9805 | 0.9552 | 0.9811 | 0.9995 |
| 바다 | 0.9626 | 0.9520 | 0.9662 | 0.9595 | 0.9839 |
| 폭풍 | 0.9234 | 0.9962 | 0.9771 | 0.9786 | 0.9961 |
| 강의 | 0.8144 | 0.8092 | 0.8272 | 0.9875 | 0.8675 |
| 지구 | 0.9559 | 0.9824 | 0.9924 | 0.9955 | 0.9993 |
| 뉴스 | 0.9433 | 0.9580 | 0.9795 | 0.9856 | 0.9951 |

[표 9]는 프레임 절삭에 대한 실험 결과를 나타낸다. 프레임 절삭은 원래의 영상에 대해 가로 세로로 각각 10 픽셀, 20 픽셀, 30 픽셀, 40 픽셀, 50 픽셀씩 시프트한 후 원래의 영상과 유사도를 비교해 보았다. 실험 결과 강의 영상을 제외한 모든 영상에서 높은 유사도 수치를 나타내고 있다. 강의 영상의 경우 영상의 크기 자체가 작아 특이 데이터가 윗부분에 많이 몰려 있어서 프레임 절삭 공격에 큰 영향을 받은 것으로 추정된다.

표 9. 프레임 절삭에 대한 실험 결과

| Correlation | | | | | |
|-------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | (10,10) | (20,20) | (30,30) | (40,40) | (50,50) |
| 아이 | 0.9754 | 0.9409 | 0.9135 | 0.8853 | 0.8585 |
| 여인 | 0.9726 | 0.9344 | 0.9018 | 0.8613 | 0.8361 |
| 방 | 0.9819 | 0.9514 | 0.9189 | 0.8971 | 0.8725 |
| 책 | 0.9733 | 0.8875 | 0.8377 | 0.7979 | 0.7555 |
| 바다 | 0.9687 | 0.9328 | 0.9184 | 0.9122 | 0.8973 |
| 폭풍 | 0.9703 | 0.9248 | 0.8885 | 0.8443 | 0.7551 |
| 강의 | 0.9414 | 0.8496 | 0.6366 | 0.5591 | 0.5288 |
| 지구 | 0.9624 | 0.9373 | 0.8889 | 0.8443 | 0.7551 |
| 뉴스 | 0.9406 | 0.9204 | 0.9217 | 0.8836 | 0.7876 |

[표 10]은 연속적으로 구성된 프레임들을 일정 부분 제거한 후의 유사도를 실험한 결과이며, 1초당 3프레임에서 21프레임까지 제거한 후 실험 결과를 확인하였다. 실험 결과 프레임 변화가 많이 일어나는 영상보다는 프레임 변화가 별로 없는 영상이 프레임 제거에 더 높은 효율을 나타냈으며, 유사도 임계치를 높게 줄수록 크기나 잡음 공격에는 심하게 반응할 수 있지만 프레임 제거에 관한 공격에는 효율적인 것으로 나타났다.

표 10. 프레임 제거에 대한 실험 결과

| Correlation | | | | | | | |
|-------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 3 | 6 | 9 | 12 | 15 | 18 | 21 |
| 아이 | 1 | 1 | 1 | 0.5071 | 0.5059 | 0.5311 | 0.5311 |
| 여인 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0.9902 | 0.9902 |
| 방 | 0.9903 | 0.9992 | 0.9983 | 0.8975 | 0.6910 | 0.5239 | 0.4693 |
| 책 | 1 | 0.8888 | 0.8922 | 0.6285 | 0.6285 | 0.4680 | 0.4337 |
| 바다 | 0.9673 | 0.9673 | 0.9749 | 0.9749 | 0.3275 | 0.3189 | 0.6099 |
| 폭풍 | 0.8243 | 0.7397 | 0.6674 | 0.5719 | 0.4341 | 0.3369 | 0.1641 |
| 강의 | 0.9779 | 0.9779 | 0.9779 | 0.9779 | 0.9779 | 0.9779 | 0.9779 |
| 지구 | 0.9970 | 0.9854 | 0.9970 | 0.9722 | 0.9994 | 0.9983 | 0.9757 |
| 뉴스 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |

V. 결론

본 논문에서는 비디오 유사도 추출을 위해 대표 프레임의 DOG의 극값을 이용함으로써, 회전이나 크기 변화, 잡음 첨가 등에서도 높은 유사도 프레임 추출 성능을 유지할 수 있었다. 실험 결과 백색 가우시안 잡음의 경우 10dB는 영상에 대해 확연히 잡음을 느끼는 정도인데 그림에도 불구하고 높은 유사도 수치가 나왔으며, 1/16 영상 축소, 1/4 영상 축소, 4배 영상 확대, 16배 영상 확대 등의 크기 변화에 대해서도 높은 유사도 수치를 나타냈다. 영상의 회전 같은 경우엔 45도 등의 큰 회전을 한 영상은 콘텐츠로서의 의미가 없다고 판단하고, 11.2도, 5.6도, 2.8도, 1.4도, 0.7도 등의 작은 회전에 대한 실험을 하였으며, 그 결과 각각의 다른 강도로 회전을 한 영상에 대해서도 높은 유사도를 나타냈다. 게다가 캡코더 등과 같은 디바이스를 이용하여 불법적으로 오프라인 레코딩을 하는 경우에도 위의 작은 회전 공격과 같은

결과가 발생할 수 있기 때문에 이러한 공격 등에 대한 방지도 큰 효과를 나타낸다고 볼 수 있다.

실험을 통해, 본 논문에서 제안한 비디오 유사도 검출 알고리즘은 회전, 잡음 첨가, 크기 변화 등에 대해 충분히 강인성을 나타내고 있어, 불법 콘텐츠 유통 차단을 위한 여러 분야에 응용이 가능할 것으로 보인다.

향후 연구 과제로 크기 변화에 대해서 고정 크기 변수를 주고 아무리 크기 변화를 가하였다더라도 다시 주어진 고정 크기로 복원한 후에도 특징 데이터를 찾아낼 수 있는 알고리즘을 연구함으로써 크기 변화에 대한 보다 확실한 보완이 되는 알고리즘을 개발할 필요가 있다.

참고 문헌

- [1] N. Day and J. M. Martinez, *Introduction to MPEG-7*, 2001.
- [2] Y. P. Tan, S. R. Kulkarni, and P. J. Ramadge, "A framework for measuring video similarity and its application to video query by example," in Proc. Of ICIP, 1999.
- [3] Y. Wu, Y. Zhuang, and Y. Pan, "Content-based video similarity model," in ACM multimedia, 2000.
- [4] R. Lienhart, G. Kuhmunch, and W. Effelsberg, "On the detection and recognition of television commercials," in Proc. Of the IEEE Conf. on Multimedia Computing and Systems, 1997.
- [5] J. M. Sanchez, X. Binefa, J. Vitria, and P. Radeva, "Local color analysis for scene break detection applied to TV commercials recognition," in Proceedings of Visual 99, 1999.
- [6] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in Fourth Alvey Vision Conference, 1988.
- [7] G. David and Lowe, "Distinctive Image Features from Scale Invariant Keypoints," in International Journal of Computer Vision, 2004.

저 자 소 개

유 주 원(Ju-Won Yu)

준회원



- 2007년 : 상명대학교 소프트웨어학과(이학사)
 - 2007년 ~ 현재 : 상명대학교 컴퓨터과학과(석사과정)
- <관심분야> : 컴퓨터보안, 저작권 관리기술, 디지털 영상처리

배 경 율(Kyoung-Yul Bae)

정회원



- 1980년: Old Dominion University (학사)
- 1990년 : Univ. of Alabama(박사)
- 1988년 ~ 1990년 : Sillman College 전산과 교수
- 1993년 ~ 현재 : 상명대학교 소프트웨어대학 교수

소프트웨어대학 교수

<관심분야> : 통신 최적화, 자동화, CALS/EC

김 중 원(Jong-Weon Kim)

정회원



- 1989년 : 서울시립대학교 전자공학학과(공학사)
- 1991년 : 서울시립대학교 전자공학학과(공학석사)
- 1995년 : 서울시립대학교 전자공학학과(공학박사)

▪ 2006년 ~ 현재 : 상명대학교 디지털저작권보호연구센터 전임연구 교수

<관심분야> : 컴퓨터보안, 저작권관리기술, 디지털 신호처리, 디지털 워터마킹

최 중 욱(Jong-Uk Choi)

정회원



- 1982년 : 아주대학교 산업공학과(공학사)
- 1982년 : 서울대학교 경영학과(석사)
- 1988년 : University of South Carolina (MIS. Ph.D)

▪ 1991년 ~ 현재 : 상명대학교 소프트웨어대학 교수

<관심분야> : 컴퓨터보안, 저작권관리기술, 인공지능, 정보보호 응용기술