

에지 영상의 분산을 이용한 비디오의 점진적 장면전환 검출

Gradual Scene Change Detection Using Variance of Edge Image

류한진, 유현우, 장동식, 김문화
(Han-Jin Ryoo, Hun-Woo Yoo, Dong-Sik Jang, and Mun-Hwa Kim)

Abstract : A new algorithm for gradual scene change detection in MPEG based frame sequences is proposed in this paper. The proposed algorithm is based on the fact that most of gradual curves can be characterized by variance distributions of edge information in the frame sequences. Average edge frame sequences are obtained by performing "sobel" edge detection. Features are extracted by comparing variances with those of local blocks in the average edge frames. Those features are further processed by the opening operation to obtain smoothing variance curves. The lowest variance in the local frame sequences is chosen as a gradual detection point. Experimental results show that the proposed method provides 85% precision and 86% recall rate for gradual scene changes.

Keywords : gradual scene change detection, variance, edge, sobel, opening operation, histogram

I. 서론

컴퓨터와 정보, 통신기술의 발달과 인터넷을 통한 영상, 비디오 등의 멀티미디어 정보의 확산으로 디지털 영상데이터가 멀티미디어 시스템의 핵심요소로 부각되고 있다. 비디오 정보를 효율적으로 활용하기 위해서는 자료의 검색, 색인, 편집기술등이 필요하고 디지털화 된 비디오 정보를 데이터베이스로 구축하기 위해서는 비디오를 각 장면별로 색인과 특징을 부여하는 것이다. 본 논문에서는 이와 같이 동영상 정보를 효과적으로 관리하고 검색하는데 필요한 비디오 검색 시스템의 필수단계인 장면전환 알고리즘을 제안하고자 한다.

장면전환 검출 알고리즘은 크게 비압축상태의 비디오 데이터를 이용하는 방법[1][2]과 압축된 상태의 MPEG 스트림을 이용하는 방법이 있다[3][4]. 압축상태에서의 장면전환 검출 방법은 비디오 데이터를 완전히 복호화하지 않고 압축상태에서의 특징치만을 이용하므로 처리속도가 빠른 장점을 가지고 있다. 비압축상태의 데이터를 이용한 방법은 데이터 압축방식에 독립적으로 수행될 수 있을 뿐만 아니라 프레임의 구성하는 데이터가 실제 휘도와 색상 성분으로 구성되어 있으므로 다양한 영상 처리 기법을 통하여 비교적 정확하게 장면전환 프레임을 검출할 수 있다. 일반적으로 장면전환 검출은 프레임사이의 밝기나 색상정보를 이용하여 일정 크기 이상의 차이가 존재하면 장면전환으로 검출하는 히스토그램기법[5][6]이 있으나, 이러한 방법들은 움직임이 많이 존재하는 영상과 조명의 변화가 다양하거나 비슷한 색상으로의 장면전환이 일어나는 영상에서는 비효율적이다. 따라서 이러한 문제점들을 개선하기 위하여 영상의 형태를 잘 나타내는 에지 영상을 각 프레임으로부터 추출하여 장면전환 검출에 적용하는 방법들이 연구되고 있다[7].

본 논문에서는 점진적 장면전환 검출에 초점을 맞추어 비압축상태의 비디오 프레임내에서 평균 에지 영상을 추출하고, 전체 에지 영상을 9개의 서브블럭으로 나누어 서브블럭의 평균 에지 영상 중에서 점진적 장면전환 특성이 강한 분산분포를 특징치로 새로운 시퀀스로 만들어, 이 시퀀스의 변화정도를 계산하여 점진적 장면전환 프레임을 검출하는 방법을 제안하였다.

II. 장면 전환 검출

일반적으로 장면전환에는 장면과 장면사이에서 급격한 변화가 있는 급진적 장면전환(그림 1)과 점진적으로 변하는 점진적 장면전환(그림 2)이 있다. 급격한 장면전환은 장면간의 경계가 뚜렷한 경우로 보통 컷으로 표현된다. 반면에



그림 1. 급진적 장면전환.
Fig. 1. Abrupt scene change.



(a) 페이드 인 (Fade in)



(b) 페이드 아웃 (Fade out)



(c) 디졸브(Dissolve)

그림 2. 점진적 장면전환.
Fig. 2. Gradual scene change.

화면이 점차 뚜렷하게 변하거나 반대로 점차 사라지는 페이드(fade in/out), 여러 프레임에 걸쳐 두 장면이 겹치는 디졸브(dissolve) 등을 대표적인 점진적 장면전환이라 한다.

1. 급진적 장면전환 검출

본 논문에서는 보다 정확한 장면전환 검출을 위하여 완전히 복호화된 MPEG 동영상에서 급진적 장면전환 프레임을 검출한 후, 검출된 컷과 컷 사이의 점진적 장면전환 프레임들을 검출하였다. 급진적 장면전환은 영상내 잡음과 카메라, 물체의 움직임 등에 강한 특성을 갖는 프레임간 히스토그램의 차이와 프레임간의 유사도인 상관계수를 이용한 기존의 알고리즘을 적용하여 검출하였다[8].

2. 점진적 장면전환 검출

점진적 장면전환은 전후 프레임간의 유사성으로 인하여 접 프레임간의 비교방법으로는 검출하기 어렵다. 점진적인 장면전환의 경우 약 30~60프레임(1~2초)에 걸쳐 장면전환 이전 프레임들의 명암이 감소하면서 장면전환이후 프레임들의 명암은 증가하는 이론적 특성을 갖는다. 즉, 이상적인 경우에 영상이 전환되는 부분에서 화소 밝기값의 분산 분포는 그림 3(a)와 같은 포물선의 형태를 나타내며 포물선의 최소값을 갖는 프레임에서 장면전환이 일어난다. 그림 3(b)는 프레임들의 명암이 점점 밝아지면서 새로운 영상이 나타나는 페이드인, 그림 3(c)는 프레임들의 명암이 감소하면서 영상이 점차 사라지는 페이드아웃의 경우 분산분포를 보여주고 있다. 그러나, 실제로 어떠한 영상 데이터도 이상적인 형태의 분포 곡선을 나타내기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 평균 에지 영상을 이용하여 이상적인 분포형태를 보이는 특징치를 계산하여 새로운 시퀀스를 만들어 페이드인, 페이드아웃, 디졸브 프레임을 검출하였다.

2.1 평균 에지 영상 추출

평균 에지 영상이란 소벨에지 영상에서 에지의 평균 밝기값 이상인 화소만으로 재구성된 영상으로 그림 4에서 보는 바와 같이 전체 시퀀스의 분산 분포가 그레이 영상보다 뚜렷하고 단순하다는 장점을 갖고 있으며 평균 에지 영상

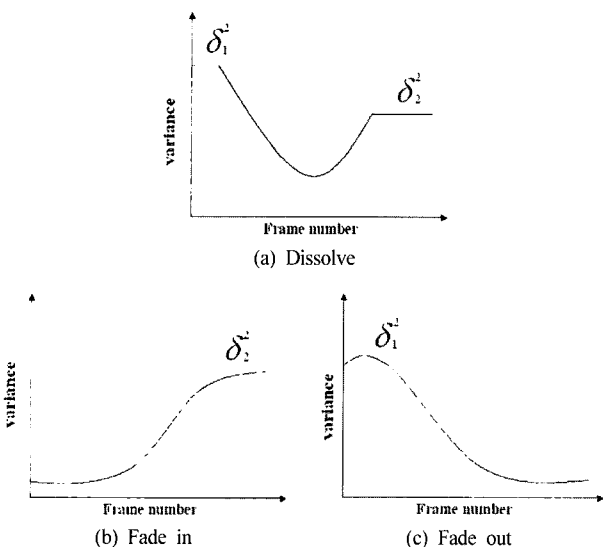
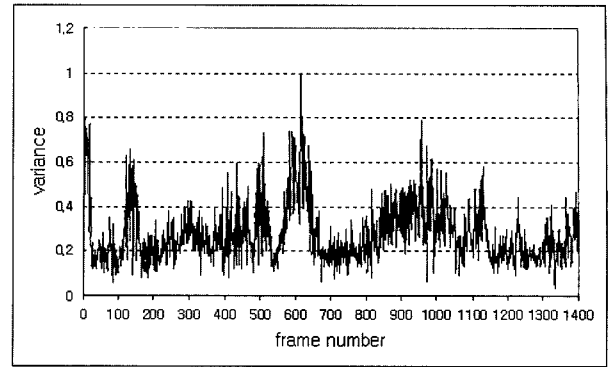
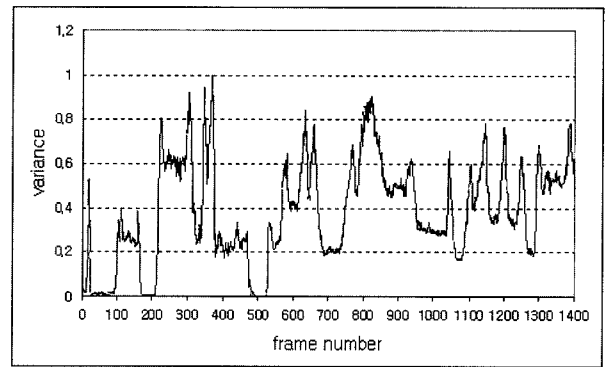


그림 3. 점진적 장면전환 영역의 분산분포.
Fig. 3. Variance distributions of gradual frame sequence.



(a)



(b)

그림 4. (a) 그레이 영상의 분산분포, (b) 평균 에지 영상의 분산분포.

Fig. 4. (a) Variance distributions of gray image, (b) Variance distributions of average edge image.

추출방법은 다음과 같다.

STEP 1: 칼라 영상을 그레이 영상으로 변환한다.

$$Y(\text{Luminance}) = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (1)$$

여기서, Y는 그레이 영상의 밝기 성분, R,G,B는 각각 RGB 칼라 영상의 Red, Green, Blue 성분이다

STEP 2: 임계값 100인 소벨마스크(그림 5)로 에지 영상을 추출한다.

$$f_{\text{Gradient}}(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & \text{if } f(x, y) > 100 \\ 0, & \text{if } f(x, y) \leq 100 \end{cases} \quad (2)$$

여기서, $f(x,y)$ 는 그레이 영상에서 소벨에지 마스크를 적용한 후 (x, y) 좌표화소의 그레이 값, $f_{\text{Gradient}}(x, y)$ 는 소벨에지 검출 후 임계값을 적용한 후 (x, y) 좌표화소의 그레이 값이다.

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

X축

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

Y축

그림 5. 소벨 에지 마스크.
Fig. 5. Sobel edge mask.

STEP 3: 에지로 선정된 화소의 평균 그레이값인 AG(Average Gradient)를 계산한다.

$$AG = \sum_{x,y} f_{Gradient}(x,y) / \sum_{x,y} p(x,y) \quad (3)$$

여기서, $p(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } f_{Gradient}(x,y) > 0 \\ 0, & \text{if } f_{Gradient}(x,y) = 0 \end{cases}$

STEP 4: 평균 그레이 값(AG)을 임계값으로 하여 평균 에지 영상 $f_{AG}(x,y)$ 를 추출한다.

$$f_{AG}(x,y) = \begin{cases} f_{Gradient}(x,y), & \text{if } f_{Gradient}(x,y) > AG \\ 0, & \text{if } f_{Gradient}(x,y) \leq AG \end{cases} \quad (4)$$

2.2 특징치 추출

매 프레임마다 평균 에지 영상을 9개의 서브블럭(그림 6)으로 분할하여 각 블럭 에지의 분산값을 계산한다. 블럭별로 분산값을 계산하는 이유는 각 블럭별로 영상의 복잡도에 따라 분산값이 다르기 때문에, 전체영상의 분산값 시퀀스가 갖는 장면전환 특성보다 장면전환 특성을 극대화시킬 수 있는 새로운 시퀀스를 만들기 위함이다. 여기서 장면전환 특성을 극대화시킨다는 것은 포물선의 폭과 깊이를 충분히 크게 한다는 의미이다. 따라서, 매 프레임마다 전체 영상의 시퀀스와 비교하여 장면전환 특성을 뚜렷하게 극대화시킬 수 있는 서브블럭을 찾는다.

전체영상의 분산값 시퀀스를 기준으로 점진적 장면전환 영역의 형태를 극대화시키는 서브블럭 분산값의 공통부분(Intersection)을 새로운 시퀀스로 하여 장면전환 프레임을 검출하기 위한 특징치로 사용한다. 그림 7은 한 예로써 프레임 전체 영상과 서브블럭 3개의 분산분포 형태를 나타낸다. 장면전환 영역의 특성을 극대화시키는 서브블럭은 (5)와 같이 구한다.

$$S_{max} = \max(|T_k - S_{kl}|), S_{min} = \min(|T_k - S_{kl}|) \quad (5)$$

여기서, S_{max} 와 S_{min} 은 프레임내에서 전체영상의 분산값과의 차이가 가장 큰 서브블럭과 가장 작은 서브블럭이며, T_k 는 전체영상의 분산값, S_{kl} 는 k 프레임의 l 번째 블럭영상의 분산값이다.

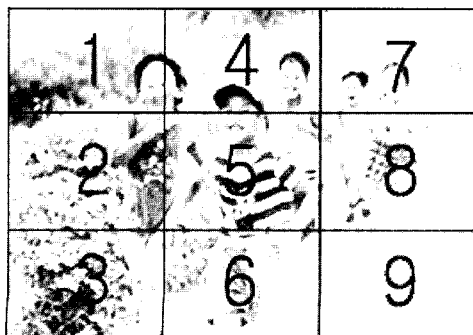


그림 6. 서브블럭 영상.
Fig. 6. Sub-block image.

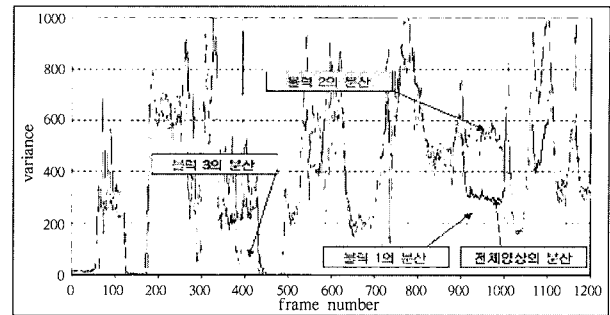


그림 7. 평균 에지 영상 / 서브 블럭의 분산 분포.
Fig. 7. Variance distributions of average edge image and sub-block sequences.

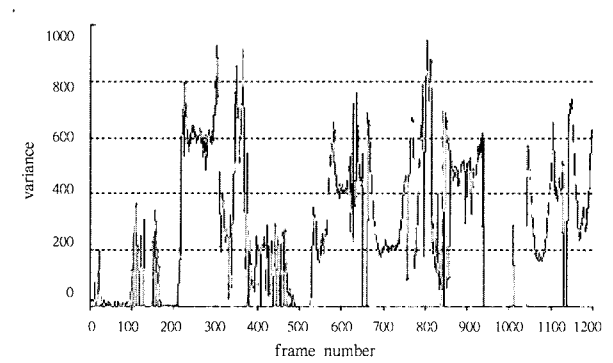


그림 8. 특징치의 시퀀스.
Fig. 8. Sequence of AGI.

전체 영상의 시퀀스와 서브 블럭 시퀀스를 고려하여 얻은 새로운 특징치의 시퀀스(그림 8)인 AGI(Average Gradient Image)는 (6)으로부터 구한다.

$$AGI(T, S) = \min(S_{max}, S_{min}) \quad (6)$$

2.3 국부적 분산값 계산

연속적인 프레임간의 변화정도를 고려하기 위해 AGI를 특징치로 30프레임 단위로 표본화하여 분산값을 계산한다 (7). 이 값은 동일한 장면이 진행되는 동안은 일정한 값을 갖으며, 점진적인 장면전환이 시작되는 프레임에서 점차 감소하고, 새로운 영상이 시작되는 프레임부터 일정한 비율로 증가하는 전형적인 디졸브 구간의 특성을 갖게 된다.

$$var(i) = \frac{1}{L-1} \sum_{k=i}^{i+L-1} (AGI(k) - mean(k))^2 \quad (7)$$

$$mean(i) = \frac{1}{L} \sum_{k=i}^{i+L-1} AGI(k)$$

여기서, $i = 1, 2, \dots, n-L$ (프레임 번호), L 은 프레임 갯수(30프레임), $AGI(k)$ 는 k 번째 프레임 AGI의 분산값이다.

2.4 필터링(Filtering)

특징치의 분산 분포는 이상적인 전환특성이 갖는 형태보다 많이 왜곡되어 있기 때문에 부가적인 필터링(filtering)이 필요하다. 본 논문에서는 시퀀스의 일관성을 유지하고 부드럽

러운 형태의 분포를 얻기 위해 opening 연산을 수행한다. 오픈링 연산을 거친 새로운 시퀀스는 점진적 장면전환 영역에서 보다 뚜렷한 분포형태를 보이게 된다. 오픈링 연산은 (8)과 같으며, 연산결과 얻어진 시퀀스는 그림 9와 같다.

$$Opening(n) = [(f \ominus B) \odot B](n) \quad (8)$$

여기서, $f \ominus B(n) = \max[f(n), f(n \pm 1), f(n \pm 2)]$, $f \odot B(n) = \min[f(n), f(n \pm 1), f(n \pm 2)]$, $n=1, 2, \dots, m$ (프레임 번호), $f(n)$ 은 n 프레임의 분산값, B 는 Structure Element로 1차원 배열형태로 된 크기 5의 윈도우 사이즈이다.

2.5 점진적 장면전환 프레임 검출

점진적 장면전환 프레임 검출은 국부적으로 포물선의 최소값을 찾는다. 이때 최소값을 중심으로 포물선의 폭과 깊이, 즉 프레임 간격과 분산값의 차이를 임계값과 비교하여 검출한다. 선정된 임계값은 (9)와 같이 프레임 비율 30프레임 이하, 분산값의 차이는 경험적 실험값인 0.03(정규화된 값) 이상으로 하였다.

$$D_{variance} = (\sigma_{local_{max}}[i \pm 1] - \sigma_{local_{min}}[i]) \geq 0.03 \quad (9)$$

$$D_{frame} = (Frm_{local_{max}}[i + 1] - Frm_{local_{min}}[i]) \leq 30$$

여기서, $i=1, 2, \dots, n$ (국부적 최소값을 갖는 프레임번호), $\sigma_{local_{min}}[i]$ 는 국부적 최소값을 갖는 i 프레임의 분산값, $\sigma_{local_{max}}[i \pm 1]$ 과 $Frm_{local_{max}}[i]$ 은 $\sigma_{local_{min}}[i]$ 의 좌우 인접한 국부적 최대값을 갖는 프레임의 분산값과 프레임 번호이다.

III. 실험 결과

1. 실험환경

본 연구에서 제안한 장면전환 검출방법의 성능을 평가하기 위해 Windows 98 환경에서 Pentium-III 550MHz PC를 사용하여 실험하였다. VC++을 이용하여 프로그램 하였고 사용자 인터페이스 환경(GUI)은 그림 10과 같다.

2. 실험결과 및 성능분석

실험에 사용된 데이터는 MPEG 뮤직비디오와 광고, 영화, 드라마를 사용하였으며, 알고리즘의 성능을 측정하기 위하여 정확도(Precision)와 회수율(Recall)을 (10), (11)과 같이 계산하였다.

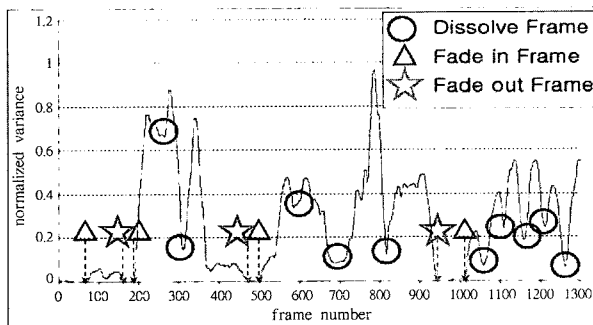


그림 9. 국부적 분산값의 분포.
Fig. 9. Distributions of temporal localized variation sequence.

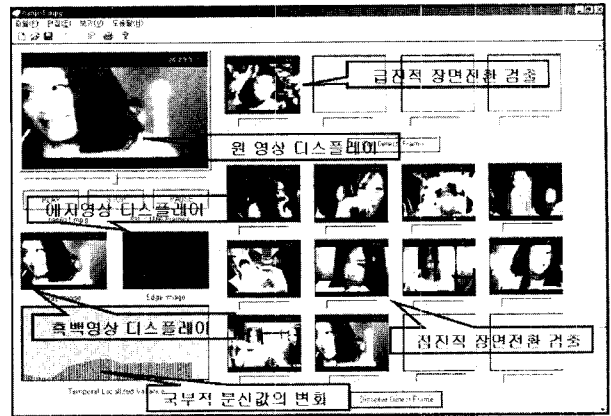


그림 10. 사용자 인터페이스.
Fig. 10. GUI(Graphic User Interface).

$$정확도(Precision) = \frac{N_{CORRECT}}{N_{CORRECT} + N_{FALSE}} \quad (10)$$

$$회수율(Recall) = \frac{N_{CORRECT}}{N_{SCD} = (N_{CORRECT} + N_{MISSED})} \quad (11)$$

여기서, N_{TOTAL} 는 동영상 전체 프레임수, N_{SCD} 는 점진적 장면변화가 있는 프레임수, $N_{CORRECT}$ 는 정확히 장면전환을 검출한 프레임 수, N_{MISSED} 는 장면전환을 찾지 못하고 놓친 프레임 수, N_{FALSE} 는 잘못 검출한 프레임 수이다. 실험결과는 표 1과 같으며 정확도와 회수율이 평균 85.6%, 86.3%를

표 1. 실험데이터와 실험결과: (P:R)은 정확도(Precision)와 회수율(Recall)을 나타낸다.

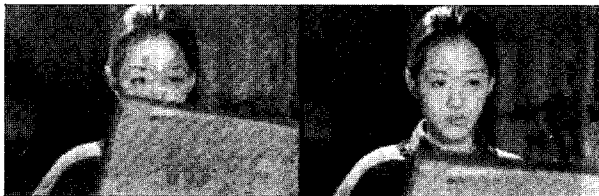
Table 1. Experimental results with video sources : (P:R) are precision and recall.

구 분	점진적 장면전환 검출					
	뮤직비디오 (missing you)		광 고 (신라면)		영 화 (화이트발렌타인)	
	페이드	디졸브	페이드	디졸브	페이드	디졸브
N_{TOTAL}	1686 frames		477 frames		1200 frames	
N_{SCD}	1	19	3	5	0	5
$N_{CORRECT}$	0	16	3	3	0	4
N_{MISSED}	1	3	0	2	0	1
N_{FALSE}	0	0	0	0	0	1
(P : R)	(100 : 80)		(100 : 75)		(80 : 80)	

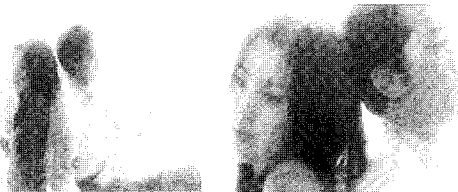
구 분	점진적 장면전환 검출					
	영 화 (일월지애)		광 고 (포스코)		드라마 (가을 동화)	
	페이드	디졸브	페이드	디졸브	페이드	디졸브
N_{TOTAL}	1035 frames		441 frames		765 frames	
N_{SCD}	5	5	0	4	0	6
$N_{CORRECT}$	5	5	0	4	0	5
N_{MISSED}	0	0	0	0	0	1
N_{FALSE}	0	2	0	1	0	2
(P : R)	(83 : 100)		(80 : 100)		(71 : 83)	

를 나타내었다.

실험결과 장면전환을 검출하지 못한 프레임(N_{MISSED}) 들은 실제 장면전환이 일어났지만 장면과 장면사이의 에지 데이터의 분포가 유사하여 점진적 장면전환의 분포형태가 뚜렷하지 못하고 임계값을 만족하지 못하여 검출이 누락되었으며, 잘못 검출된 프레임(N_{FALSE})들은 “화이트 발렌타인”과 “가을동화”의 경우, 장면전환 프레임과 인접프레임의 국부적 최소값이 연속적으로 분포되어 임계값을 만족하지 못하고 실제로 장면전환이 일어난 프레임보다 25~40프레임 이전의 장면을 검출하였다. 그림 11의 왼쪽 영상은 실험결과 검출된 프레임이고 오른쪽 영상은 실제로 검출되어야 할 프레임이다. “일월지애”의 경우는 동일한 장면내에서 물체의 움직임으로 인한 데이터가 특징치에 영향을 미쳐 그림 12(a)의 오른쪽 영상을 잘못 검출하였고, “포스코”의 경우 그림 12(b)와 같이 왼쪽 영상을 검출한 후 카메라의 움직임



(a) 화이트 발렌타인



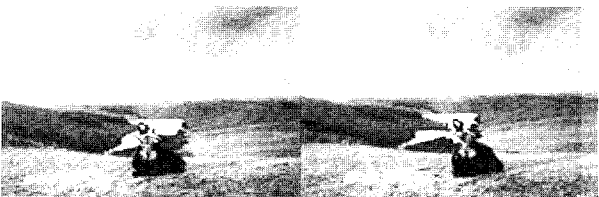
(b) 가을동화

그림 11. 장면전환을 잘못 검출한 경우(프레임간의 유사성으로 인한 국부적 최소값의 연속적인 분포).

Fig. 11. Falsed change detection(continuous distribution of temporal localized variation sequence).



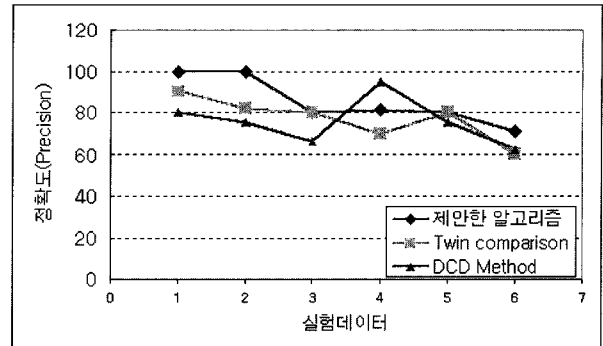
(a) 일월지애



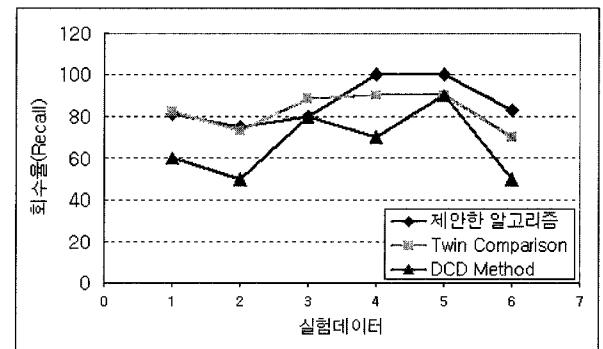
(b) 포스코

그림 12. 장면전환을 잘못 검출한 경우(프레임내에서 물체나 카메라의 움직임에 의한 경우).

Fig. 12. Falsed change detection(due to object and camera movement).



(a) 정확도



(b) 회수율

그림 13. 기존 알고리즘과의 성능 비교.

Fig. 13. Comparison with other algorithms(Twin &DCD).

임으로 인한 장면변화가 여러 프레임동안 지속되어 오른쪽 영상도 함께 검출하였다.

인접 프레임간의 히스토그램 차이를 이용한 검출 방법 중 1,2차 임계값으로 장면전환을 검출한 방법인 Twin Comparison 방법[9]과 영상내 존재하는 물체나 카메라의 움직임으로 인한 오검출 방지 기법인 DCD(Double Chromatic Difference)방법[10]과의 성능을 비교하였다. 실험 결과는 그림 13과 같으며 임계값에 영향을 많이 받는 Twin Comparison 방법과 그레이 값의 분산값을 이용하여 검출한 DCD 방법에 비해 실험 데이터에 따라 다소 차이는 있으나 정확도는 평균 5~10%, 회수율에서는 평균 10~15% 이상 향상된 성능을 보였다.

V. 결론 및 향후 연구방향

본 논문에서는 비디오 검색 시스템의 필수단계인 장면전환 검출 알고리즘, 그 중에서도 페이드, 디졸브를 포함한 점진적 장면전환 검출 알고리즘을 제안하였다. 점진적 장면전환 영역에서의 분산 분포의 특성을 기반으로 하여 비압축상태의 비디오 프레임내에서 평균 에지 영상을 추출하고, 원영상과 프레임내 9개 서브 블럭을 비교하여 특징치를 추출, 일정 프레임 단위 특징치의 변화정도를 계산하여 점진적 장면전환 영역이 갖는 이상적인 분산의 분포형태에 접근하여 장면전환 프레임을 검출하였다. 데이터 종류에 따른 서브 블럭의 신뢰성 및 국부적 최소값을 갖는 알고리즘의 정확성 향상, 영상내 특정영역(관심 물체/영역)이 추적을 통해 보다 빠르고, 정확한 장면전환 프레임을 검출할 수 있는 알고리

즘 개발이 연구 과제로 남아있다.

참고문헌

[1] A. Nagasaka and Y. Tanaka, "Automatic video indexing and full-motion search for object appearances," in *Proc. IFIP TC2 / WG2.6 Second Working Conf. on Visual Database System*, pp. 113-127, September, 1991.

[2] K. Otsuji, Y. Tonomura and Y. Ohba, "Video browsing using brightness data," *Visual Communication and Image Processing*, vol. SPIE-1606, pp. 980-989, 1991.

[3] J. Meng, Y. Juan and S. F. Chang, "Scene change detection in a mpeg compressed video sequence," *Digital Video Compression: Algorithms and Technologies*, vol. SPIE-2419, pp. 14-25, February, 1995.

[4] S. W. Lee, Y. M. Kim, and S. W. Choi, "Fast scene change detection using direct feature extraction from MPEG compressed videos," *IEEE Trans. on Multimedia*, vol. 2, no. 4, pp. 240-254, 2000.

[5] H. J. Zhang, J. Wu, D. Zhang, and S. W. Smoliar, "An integrated system for content-based video retrieval and browsing," *Pattern Recognition* 30, pp. 643-658, 1997.

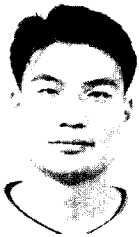
[6] W. Xing and J. C. Lee, "Efficient scene change detection and camera motion annotation for video classification," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 71, no. 2, pp. 166-181, 1998.

[7] A. K. Jain, A. Vailaya, and W. Xiong, "Query by video clip," *Multimedia Systems : Special Issue on Video Libraries*, vol. 7, no. 5, pp. 369-384, 1999.

[8] 유현우, 장동식, 나윤균, "명도와 에지정보의 상관계수를 이용한 비디오샷 경계검출," 제어 · 자동화 · 시스템 공학회 논문지, 제7권, 제4호, pp. 304-308, 2001.

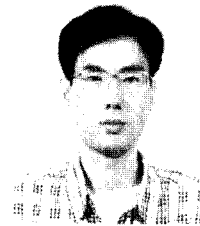
[9] H. J. Zhang, A. Kankanhalli and S. W. Smoliar, "Automatic partitioning of full motion video," *ACM/Springer Multimedia System*, vol. 1, pp. 10-28, 1997.

[10] H. B. Lu, Y. J. Zhang, and Y. R. Yao, "Robust gradual scene change detection," *ICIP*, vol. 3, pp. 304-308, 1999.



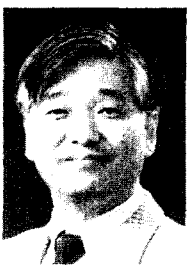
류 한 진

1970년 10월 13일생. 1993년 육군사관학교 기계공학과 졸업. 고려대학교 산업시스템 정보공학석사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 멀티미디어 시스템.



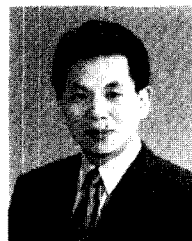
유 현 우

1966년 12월 24일생. 1992년 인하대학교 전기공학과 졸업. 동대학 전기공학 석사(1994). 고려대학교 산업시스템정보공학박사(2001). LG전자 생산기술센터기술개발 연구소(1994~1997). 관심분야는 컴퓨터비전, 멀티미디어시스템, 제어이론.



장 동 식

1956년 12월 16일생. 1979년 고려대학교 산업공학과 졸업. 텍사스 주립대 산업공학석사(1985). 텍사스 A&M 산업공학 박사(1988). 현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 멀티미디어 시스템, 로봇비전.



김 문 화

1959년 8월 15일생. 1982년 고려대학교 산업공학과 졸업. 동대학 산업공학석사(1982). 동대학 산업공학박사(2000). 현재 동대학 정보통신기술 연구소 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 멀티미디어 시스템.