

시공간 엔트로피 임계법과 카메라 패닝 보상을 이용한 객체 기반 동영상 분할

백경환* · 곽노윤*

Object-Based Video Segmentation Using Spatio-temporal Entropic Thresholding and Camera Panning Compensation

Kyoung-Hwan Baek* and No-Yoon Kwak*

요 약 본 논문은 비디오 시퀀스에 카메라 패닝 보상과 2차원 시공간 엔트로피 임계법을 적용하여 추출한 객체포함영역을 대상으로 영상 분할을 수행하는 이동객체 분할 기법에 관한 것이다. 우선, 웨이블렛 변환에 의해 구성한 피라미드 계층 구조상에서 카메라 패닝 벡터를 추정하여 전역 움직임을 보상한다. 이후, 전역 움직임이 보상된 기준영상을 대상으로 각 프레임 간에서 2차원 시공간 엔트로피 임계법을 적용하여 이동 객체가 포함될 가능성이 있는 영역을 블록 단위로 추출한다. 다음으로, 2차원 시공간 엔트로피 임계법에 의해 분류된 영역을 토대로 각 블록을 움직임 블록, 준 움직임 블록, 비 움직임 블록 중 어느 하나로 분류한 검색 테이블을 작성한다. 이어서, 검색 테이블을 참조하여 초기 탐색 계층 및 탐색 영역을 적응적으로 선정함으로써 피라미드 계층 구조상에서 효율적인 고속 움직임 추정을 수행하여 이동 객체에 해당하는 객체포함영역만을 추출한다. 최종적으로, 이렇게 추출된 객체포함영역에서 임계 기울기 영상을 정의한 후, 이를 기준 삼아 객체포함영역에 화소 단위의 형태학 기반 영상 분할 알고리즘을 적용함으로써 비디오 시퀀스에 포함된 이동 객체를 분할한다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 통해 고찰할 때, 제안된 방법은 이동 객체에 대한 상대적으로 우수한 분할 특성을 제공할 수 있고, 특히 저대조 경계면의 분할 특성을 제고시키고 있음을 확인할 수 있다.

Abstract This paper is related to a morphological segmentation method for extracting the moving object in video sequence using global motion compensation and two-dimensional spatio-temporal entropic thresholding. First, global motion compensation is performed with camera panning vector estimated in the hierarchical pyramid structure constructed by wavelet transform. Secondly, the regions with high possibility to include the moving object between two consecutive frames are extracted block by block from the global motion compensated image using two-dimensional spatio-temporal entropic thresholding. Afterwards, the LUT classifying each block into one among changed block, uncertain block, stationary block according to the results classified by two-dimensional spatio-temporal entropic thresholding is made out. Next, by adaptively selecting the initial search layer and the search range referring to the LUT, the proposed HBMA can effectively carry out fast motion estimation and extract object-included region in the hierarchical pyramid structure. Finally, after we define the thresholded gradient image in the object-included region, and apply the morphological segmentation method to the object-included region pixel by pixel and extract the moving object included in video sequence. As shown in the results of computer simulation, the proposed method provides relatively good segmentation results for moving object and specially comes up with reasonable segmentation results in the edge areas with lower contrast.

Key Words : image segmentation, spatio-temporal entropic thresholding, camera panning compensation

1. 서 론

영상 분할(image segmentation)은 주어진 영상에서 의미있는 영역을 분리해 내는 과정을 말하며, 이 과정

*천안대학교 정보통신학부

“이 논문은 2001년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구 되었음”(KRF-2001-003-E00167)

을 통해 얻어진 정보는 물체 인식 시스템이나 내용 기반 영상 코덱 등의 상위 단계에서 중요한 정보로 이용된다. 영상 분할이 물체 인식 시스템에서 중요하게 취급되는 이유는, 첫째, 영상 분할된 영역들의 경계선은 물체의 형태에 관한 정보를 유지하면서 영상 인식의 상위 단계에서 처리해야 할 자료의 양을 크게 줄일 수 있고, 많은 물체 인식 알고리즘과 쉽게 결합 가능하며, 둘

째, 인간이 물체를 인식하는 데 대강의 유팽선만으로도 인식이 가능한 것처럼 영상에서 대부분의 유용한 정보는 영역간의 경계선에 위치하기 때문이다[1].

최근 들어 MPEG-4로 대표되는 내용 기반 영상 코덱의 적용 범위가 날로 확장되고 있고 이와 연계된 국제 표준들이 점차적으로 완성·실용 단계에 접어들면서 영상 분할 기술은 이 분야의 실용화를 위한 핵심 요소 기술로 크게 부각되고 있다. 특히, 내용 기반의 기능성을 제공하는 다양한 응용 분야의 출현이 강하게 요청되면서 이를 제공할 시에 가장 중요한 기초가 되는 비디오 객체(video object)를 추출하는 알고리즘이 다각도로 연구되고 있다.

기존의 컬러나 밝기값과 같은 영상 신호가 가지는 공간 정보(spatial information)의 통계적 또는 형태학적인 특성만을 이용하는 방법[2-5]의 경우, 분할 영역을 의미론적으로 해석하고자 할 시에 많은 제한과 한계를 드러내고 있는 것이 사실이다. 이에 따라 객체는 배경 영역과 다른 움직임을 갖는다는 가정 하에 움직임을 이용한 영상 분할 기법이 제안되어 있다. 하지만 움직임 정보는 잡음에 민감하여 불확실한 결과를 제공할 수 있고 움직임 객체의 경계선에서 배경이 가려지거나 또는 새롭게 드러나기 때문에 비디오 객체 추출을 위한 정확한 유팽선 검출이 어려운 난제가 있다. 이러한 문제를 극복하기 위해 컬러나 밝기값과 같은 정보와 함께 움직임 정보를 같이 사용하여 비디오 객체를 추출하는 시공간 영상 분할 기법이 다수 제안되고 있다[6-9]. 이러한 시공간 영상 분할 기법은 밝기값과 움직임 정보를 함께 이용한다는 관점에서 움직임이나 밝기값 하나만을 이용하는 영상 분할 기법보다 우수한 결과를 제공하지만, 밝기값 또는 움직임을 이용하여 각각 독립적으로 영상을 분할한 후, 이 결과를 조합하는 방식으로 영상 분할이 이루어지기 때문에 밝기값이 비슷한 물체가 하나의 물체로 병합되는 경우 이를 수정하기가 어려운 단점이 있다.

제안된 방법은 이러한 단점을 보완하기 위해 초기에 전역 움직임 추정을 통해 카메라의 움직임에 의한 영향을 제거한 상태에서 시공간 엔트로피 임계법(spatiotemporal entropic thresholding)[10-12]을 적용하여 이동 객체가 포함될 가능성이 있는 후보 영역을 블록 단위로 추출한다. 이후, 이렇게 추출된 후보 영역을 대상으로 HBMA(Hierarchical Block Matching Algorithm) [13]를 적용하여 이동 객체를 포함하는 영역만을 추출한 다음에 임계 기울기 영상을 기준 삼아 형태학 기반 영상 분할 기법을 적용함으로써 이동 객체에 대한 상대적으로 우수한 분할 특성을 제공하고자 한다.

2. 2차원 엔트로피 임계법

T. Pun에 의해 처음 소개된 1차원 엔트로피 임계법(1D entropic thresholding)은 배경과 객체 영역의 정보량을 최대화함으로써 영상의 모든 화소들을 객체 클래스와 배경 클래스로 분할하는 최적의 임계치를 결정한다[10]. 이에 기초하여 Fan *et al.*은 영상 프레임의 시간적 공간적 상관 관계를 동시에 고려할 수 있는 2차원 임계값 벡터로서, 그림 1과 같이 프레임차대비(FCON; Frame Difference Contrast)와 국부분산대비(LCON; Local Variance Contrast)로 구성된 분할 평면에서 최적의 임계 벡터를 구하고, 이를 이용하여 영상 시퀀스에서 이동 객체를 시공간적으로 분할하는 방법을 제안하고 있다[11, 12]. 이는 프레임간 움직임 보상성(compensability)을 향상시킴은 물론 영상 내에 포함되어 있는 더 많은 정보를 이용하기 때문에 결국에는 좋은 분할 결과를 제공한다.

그림 2는 기존의 2차원 엔트로피 임계법을 적용한 분류 영상을 예시한 것으로, FCON과 LCON을 사용해 구한 최적의 임계 벡터 (\bar{F}, \bar{L}) 를 기준 삼아 변화 영역, 변화가 없는 배경과 객체 및 불확실 영역으로 분류한

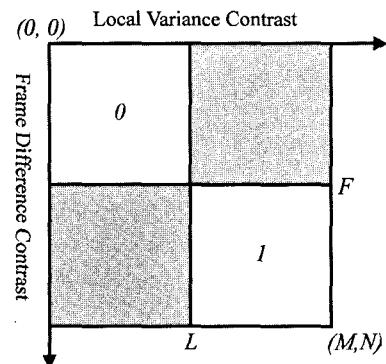


그림 1. 기존의 2차원 엔트로피 임계법의 분할 평면



그림 2. Bike#40에 기존의 2차원 엔트로피 임계법을 적용한 분류 영상

중간 결과 영상이다. 이 알고리즘에서는 영상의 시간적인 정보를 이용할 시에 프레임 차만을 사용하였기 때문에 배경이 복잡한 영상에서 전역 움직임이 존재하는 경우에 변화가 없는 영역이 움직임이 있는 객체나 배경으로 분할되는 경우가 발생하게 된다. 초기에 잘못 분할되는 이러한 블록들은 다시 복원되기가 어렵게 되어 결국 영상 내의 객체를 원형 그대로 분할하는데 실패할 확률이 높다는 단점이 있다.

3. 제안된 객체 기반 동영상 분할

제안된 방법은 크게 네 부분으로 구성되어 있다. 첫 번째는 전역 움직임 추정을 통해 카메라의 움직임에 의한 영향을 제거하는 과정이고, 두 번째는 전역 움직임이 제거된 상태에서 2차원 시공간 엔트로피 임계법을 적용하여 이동 객체가 포함될 가능성 있는 후보 영역을 추출하는 과정이고, 세 번째는 이렇게 추출된 영역을 대상으로 HBMA를 적용하여 이동 객체에 포함하는 영역만을 추출하는 과정이며, 네 번째는 임계 기울기 영상을 기준 삼아 객체 포함영역에 형태학 기반 영상 분할 기법을 적용하여 이동 객체의 형상 정보를 추출하는 영상 분할 과정이다.

3.1 계층적 전역 움직임 보상

제안된 전역 움직임 보상은 웨이블렛 변환을 수행함에 따라 발생되는 각 계층의 저주파 부영상을 이용하여 3 단계의 계층으로 구성한 피라미드 계층 공간상에서 이루어진다. 피라미드 계층 공간의 최상위 계층에서 최하위 계층 방향으로 진행하면서 점진적으로 카메라 패닝 벡터의 추정 정밀도를 재조정하여 최종적으로 카메라 패닝 벡터를 추정한 후, 이를 이용해 전역 움직임을 보상함으로써 카메라의 움직임에 의한 영향을 제거하는 과정으로 이루어진다.

연속된 실제 영상에서 카메라 패닝은 시험 영상에 따라 다르겠지만, 확률적으로 그 발생 빈도수가 낮기 때문에 카메라 패닝을 항상 고려하여 보상하는 것은 과도한 연산량을 수반하게 됨에 따라 전체적으로 움직임 추정 시간을 지연시키는 비효율적 요인이 된다. 따라서 적은 연산량을 필요로 하면서도 카메라 패닝의 발생 여부를 효과적으로 감지할 수 있는 판정 기준이 필요하다. 이를 위해, 제안된 전역 움직임 보상 방식에서는 최하위 계층 영상에서 차영상 윤곽정보를 이용하여 정의한 평균 블록 활동도가 실험적으로 정한 임계값 보다 클 경우에 한해서 카메라 패닝이 발생한 것으로 판단하고 전역 움직임 보상을 위한 연산을 수행한다.

그림 3은 제안된 카메라 패닝 보상의 탐색 영역을 나

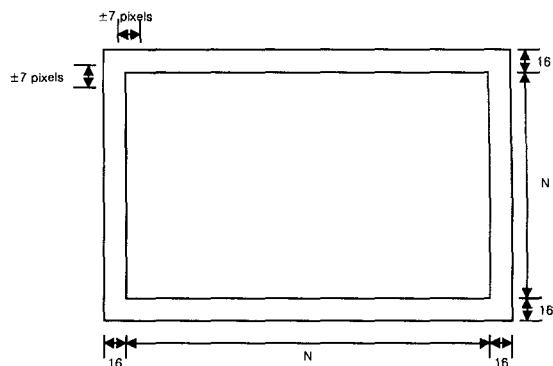


그림 3. 카메라 패닝 보상의 탐색 영역

타낸 것이다. 카메라 패닝이 발생한 것으로 판단될 경우, 우선, 탐색 공간에 대한 여유를 확보하기 위해 카메라 패닝 추정 블록을 최하위 계층 영상을 기준으로 할 때, 좌우 상하 ±16pixels를 들여서 정한다. 이후, 각 계층의 해상도에 맞게 조정된 이 블록을 가지고 피라미드 계층 공간의 최상위 계층 영상에서 ±1pixel, 중간 계층 영상에서도 ±1pixel, 그리고 마지막으로, 최하위 계층 영상에서도 ±1pixel의 탐색 영역을 고려하여 카메라 패닝 벡터를 계층적으로 추정한다. 이에 따르면, 원영상은 기본 탐색 공간으로 가정할 때, 카메라 패닝 벡터의 탐색 영역을 ±7pixels로 설정한 것과 동일한 탐색 범위를 갖는데, 계층적인 추정 방식임에 따라 추정 속도를 고속화할 수 있다. 여기서, 탐색 영역을 ±7pixels로 고려한 것은 통상의 카메라 패닝은 한 프레임 사이에서 7개 화소 이상 이동하는 경우의 발생 빈도수가 매우 낮음을 실험적으로 확인한 바에 따른 것이며, 설사, ±7pixels 이상의 카메라 패닝이 발생한다고 하더라도 이 경우에는 화면에 극도의 몽롱화(blurring) 현상이 발생됨에 따라 카메라 패닝을 보상하는 행위 자체가 무의미하기 때문이다.

3.2 2차원 시공간 엔트로피 임계법

제안된 엔트로피 임계법은 전역 움직임이 보상된 비디오 시퀀스에서 전역 움직임 보상 프레임 차대비(GCON; Globally Motion-Compensated Frame Difference Contrast)와 국부분산대비(LCON; Local Variance Contrast)로 구성된 2차원 분할 평면에서 최적의 임계 벡터를 구하고, 이를 이용하여 영상 시퀀스에서 이동 객체가 포함된 후보 영역을 추출한다.

2차원 엔트로피 평면을 구성하는 GCON과 LCON은 각각 식 (2)와 식(3)과 같이 계산된다.

$$GCON(m) = \sum_{x=0}^{15} \sum_{y=0}^{15} |I(x, y, t_n) - I(x - d_x, y - d_y, t_p)|^2 \quad (2)$$

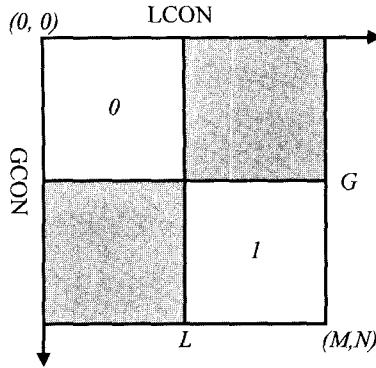


그림 4. 제안된 2차원 엔트로피 임계법의 분할평면

여기서, $I(x, y, t_n)$ 은 현 프레임의 m 번째 블록 내의 (x, y) 위치의 화소값이고, $I(x - d_x, y - d_y, t_p)$ 는 전역 움직임이 보상된 참조 영상 내의 화소값이며, d_x 와 d_y 은 카메라 패닝 벡터이다.

$$LCON(m) = \sum_{x=0}^{15} \sum_{y=0}^{15} |I(x, y, t_n) - \bar{I}(m)|^2 \quad (3)$$

여기서, $\bar{I} = (1/255) \sum_{x=0}^{15} \sum_{y=0}^{15} I(x, y, t_n)$ 은 현 블록의 평균 화소값이다.

한편, 배경 및 객체 가능 영역에 해당하는 두 클래스의 엔트로피는 각각 $H_B(G, L)$ 과 $H_O(G, L)$ 로 나타내며 다음과 같이 구할 수 있다.

$$H_B(G, L) = -\sum_{i=0}^G \sum_{j=0}^L P_{B_{ij}}(G, L) \log P_{B_{ij}}(G, L)$$

$$\text{where } P_{B_{ij}}(G, L) = \frac{f_{ij}}{\sum_{h=0}^G \sum_{k=0}^L f_{h,k}} \quad (4)$$

for $0 \leq i \leq G$, $0 \leq j \leq L$

$$H_O(G, L) = -\sum_{i=G+1}^{M-1} \sum_{j=L+1}^{N-1} P_{O_{ij}}(G, L) \log P_{O_{ij}}(G, L)$$

$$\text{where } P_{O_{ij}}(G, L) = \frac{f_{ij}}{\sum_{h=G+1}^{M-1} \sum_{k=L+1}^{N-1} f_{h,k}}$$

for $G + 1 \leq i \leq M - 1$, $L + 1 \leq j \leq N - 1$ (5)

영상 분할 수행을 위한 최적의 전역 임계치 벡터는 다음과 같은 기준 함수를 만족해야 한다.

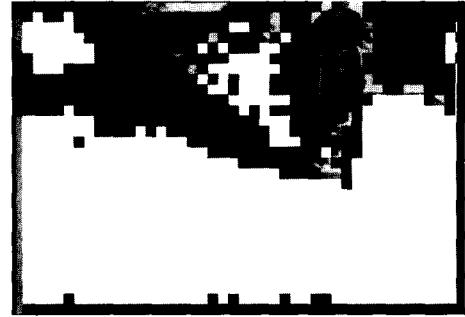


그림 5. Bike#40에 대해 제안된 2차원 시공간 엔트로피 임계법을 적용한 블록 분류 영상

$$H(\bar{G}, \bar{L}) = \max \left(\begin{array}{l} \min \\ \begin{array}{l} G=0..M-1 \{ H_B(G, L), H_O(G, L) \} \\ L=0..N-1 \end{array} \end{array} \right) \quad (6)$$

이와 같이 구해진 전역 임계치 벡터 (\bar{G}, \bar{L}) 를 기준으로 조건식 (7)을 통해 움직이는 객체, 배경 및 불확실 영역으로 분류한다.

$$\begin{aligned} GCON(m) &> \bar{F}, LCON(m) < \bar{L} && \text{changed region} \\ GCON(m) &< \bar{F}, LCON(m) < \bar{L} && \text{stationary background} \\ GCON(m) &< \bar{F}, LCON(m) > \bar{L} && \text{stationary object} \quad (7) \\ GCON(m) &> \bar{F}, LCON(m) > \bar{L} && \text{uncertain region} \end{aligned}$$

식 (7)에 의해 객체, 배경, 불확실 블록으로 분류된 결과를 토대로 객체에 해당하는 블록을 움직임 블록, 불확실 영역에 해당하는 블록을 준 움직임 블록, 배경 영역에 해당하는 블록을 비 움직임 블록으로 분류한 검색 테이블(LUT; Look Up Table)을 작성한다.

3.3 HBMA를 이용한 블록 분류

제안된 HBMA는 전역 움직임 보상 과정에서 사용한 바 있는 3 단계의 피라미드 계층 공간을 이용한다. 움직임 추정을 위한 기본단위는 최하위 계층 영상에서의 추정 블록의 크기는 16pixels×16pixels 매크로 블록으로 정하였으며, 이에 따라 중간 계층 영상에서의 추정 블록의 크기는 8pixels×8pixels, 최상위 계층 영상에서는 4pixels×4pixels로, 계층이 증가함에 따라 추정 블록의 크기는 옥타브(octave)적으로 감소한다.

우선, 2차원 엔트로피 임계법에 의해 분류된 블록들을 토대로 작성된 LUT를 이용하여 움직임 추정을 수행한다. LUT상에서 비 움직임 블록으로 분류된 블록은 움직임 벡터가 0일 것으로 가정하고, 움직임 탐색을 수행하지 않는 상태에서 영벡터를 할당함에 따라 불필요

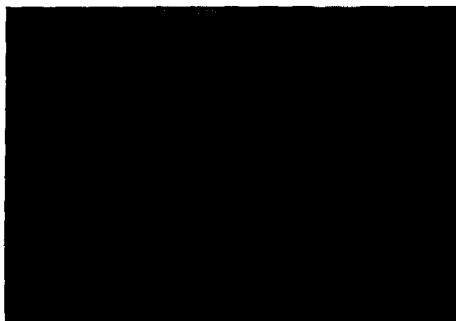


그림 6. Bike#40에 대해 움직임 벡터를 이용한 블록 분류 기법을 적용한 영상

한 움직임 추정 과정을 생략함으로써 움직임 추정 속도의 고속화를 도모한다. 한편, 준 움직임 블록으로 분류된 블록은 초기 탐색 계층을 최상위 계층으로 선택하고, 초기 탐색 계층으로 선택한 최상위 계층에서 ±3pixels, 중간 계층에서 ±2pixels, 최하위 계층에서 ±1pixel의 순으로 탐색 영역을 설정하여 움직임 벡터를 검출한다. 마지막으로, LUT상에서 움직임 블록으로 분류된 블록은 국부 최소에 빠질 확률을 줄이기 위해 초기 탐색 계층을 중간 계층 영상으로 선택하고, 이 계층에서 ±7pixels, 다음으로 최하위 계층에서 ±4pixels의 탐색 영역을 설정하여 움직임 벡터를 검출한다. 이렇게 추정된 움직임 벡터의 동질성을 이용하여 그림 6과 같은 이동 객체 블록들을 추출한다. 움직임 벡터의 동질성에 기반하여 블록 분류를 수행하면 객체 이외의 배경 부분이 대부분 제거되지만, 그림 6에서 볼 수 있듯이, 배경과 객체 영역에 고립된 작은 블록들이 잔존하게 된다.

이러한 고립 블록들을 제거하고 객체가 포함되어 있는 영역을 선택하기 위해 연결 성분 분석(connected component analysis) 기법을 적용하여 가장 큰 성분 요소를 객체로 간주하고 나머지 성분들은 모두 제거함으로써 그림 7과 같은 객체포함영역만을 추출한다.

3.4 형태학 기반 영상 분할

이상과 같이 블록 단위로 추출된 객체포함영역에 대



그림 7. 제안된 방법에 의해 추출된 Bike#40의 객체포함영역

해 형태학적 영상 분할 기법을 적용하여 동질성과 연속성을 만족하는 화소 단위의 영역들로 분할한다. 본고에서는 저대조 평탄 영역에서도 객체의 윤곽선을 보존하기 위해 임계 기울기 영상(thresholded gradient image)을 이용하여 평탄 영역과 비평탄 영역으로 분할 후 각 영역별로 마커 추출 영역을 제한하여 영상을 분할한다. 임계 기울기 영상을 기준 삼아 객체포함영역을 평탄 영역과 비평탄 영역으로 분리함으로써 저대조 경계면의 분할특성을 제고시킬 수 있다. 그럼 8은 제안된 형태학 기반 영상 분할 과정을 나타낸 것이다.

3.4.1 임계 기울기 영상 추출

임계 기울기(thresholded gradient)는 영상을 평탄 영

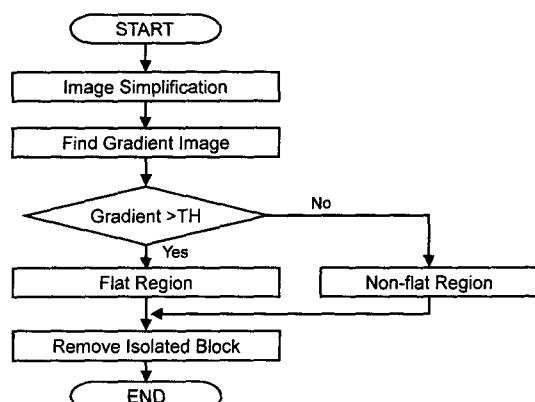


그림 8. 임계 기울기 영상의 추출 과정

역과 비평탄 영역으로 분리하며, 저대조 영상에서 기울기(gradient)를 통해 객체를 효율적으로 분리할 수 있다. 임계 기울기 영상의 추출을 위해 다음과 같은 과정을 수행한다.

○단계 1: 영상의 단순화(simplification)를 위해서 크기 1의 형태소(structuring element)를 갖는 형태학적 열림닫힘(opening-closing)에 기반한 복원적 필터(reconstruction filter)를 이용한다. 복원을 통한 형태학적 열림은 형태소보다 작은 밝은 영역을 없애주고, 복원을 통한 형태학적 닫힘이 형태소보다 작은 어두운 영역을 없애준다. 단순한 열림이나 닫힘이 경계 정보의 손실을 초래하는 것과는 달리 복원을 통한 형태학적 열림과 닫힘이 경계 정보를 보존시켜 준다.

○단계 2: 단순화된 영상에서 기울기를 구하기 위해식 (8)과 같은 단일 척도 형태학적 기울기 연산자를 이용한다.

$$G(f) = (f \oplus B) - (f \ominus B) \quad (8)$$

이와 같은 단일 척도 기울기 연산자를 사용하면 형태

소가 클 경우에는 램프 에지(ramp edge) 같은 크지만 에지의 폭이 넓어져서 에지의 위치에 왜곡이 생길 수 있으며, 반면에 B 가 작을 경우에는 램프 에지를 잘 찾지 못한다. 이와 같은 단점을 보완하기 위해서 식 (9)와 같이 정의되는 다중척도 형태학적 기울기 연산자(multiscale gradient operator)[7]가 기 제안되어 있다.

$$MG(f_s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [((f_s \oplus B_i) - (f_s \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}],$$

for ($1 \leq i \leq n$) (9)

여기서, B_i 는 $(2i+1) \times (2i+1)$ 척도의 정사각형 형태소를, f_s 와 \oplus 및 \ominus 는 각각 단순화된 영상과 불립(dilation) 및 침식(erotion)을 나타낸 것이다. 제안한 영역 분할 방법에서는 기울기 영상을 얻기 위해 다중척도 형태학적 기울기 연산자를 사용한다.

○단계 3: 임계치 이하의 모든 기울기를 0, 즉 평탄 영역으로 간주하고, 나머지를 비평탄 영역으로 간주하게 된다. 임계치는 기울기 영상의 평균 기울기(average gradient)의 1.5배로 정하였다.

○단계 4: 단계 3에서는 단계 3에서 추출된 영상의 불필요한 고립 영역들을 제거하여 임계 기울기 영상을 단순화시킨다.

3.4.2 임계 기울기 영상에 기반한 마커 추출
화소의 밝기 값이 같은 균질 영역은 단순화된 영상에서 영역을 결정할 때 분할될 영역의 초기 출발점이 되며 균질한 영역의 갯수, 즉 마커수가 분할될 영상의 영역의 갯수가 된다. 이 분할 방법에서는 기울기 영상을 평탄 영역과 비평탄 영역으로 나누어 각 영역별로 마커를 추출한다. 마커 추출 단계는 다음과 같이 구성된다.

우선, 임계 기울기 영상에 의해 제한된 영역 내에서 상호 인접하는 동일 화소값들을 갖는 그룹들에 같은 레이블을 붙이고 서로 인접하지 않은 다른 값으로 레이블링한다. 각각의 레이블링된 이웃하는 화소 그룹들의 크기가 임계치보다 크면 마커로서 지정이 되고 그렇지 않은 경우 불확실한 미결정 화소로서 남게 된다.

3.4.3 변형된 워터쉐드 알고리즘에 의한 영역 결정
균질한 화소들의 그룹을 추출하는 마커 추출 단계를 수행한 후에는 아직 어느 영역에도 지정되지 않은 미결정 화소들이 남아 있다. 이 화소들을 어느 한 영역에 지정하기 위해 그림 9에 나타낸 변형된 워터쉐드 알고리즘(modified watershed algorithm)을 이용한다. 워터쉐드 알고리즘은 다음 두 단계로 구성된다. 이때 각 화소가 어느 영역에 속하는지를 결정하기 위하여 우선 순위 큐(priority queue)를 이용하여 분할 속도를 증가시킨다.

○초기 레이블링 단계 : 마커 추출 단계에서 균질한

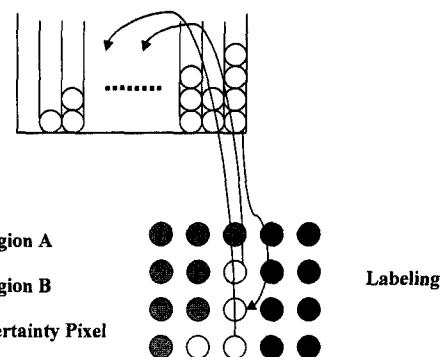


그림 9. 변형된 워터쉐드 알고리즘

영역으로 어떤 영역에 속할지 확실한 모든 화소의 좌표값을 가장 높은 우선 순위의 큐에 삽입한다. 이때 우선 순위는 큐에 삽입되는 화소의 밝기 값과 인접영역의 평균 밝기 값의 차의 절대값에 반비례한다.

○영역 성장 단계 : 가장 높은 우선 순위의 큐에서 한 화소를 추출한다. 이 화소가 아직 레이블링되지 않은 경우, 밝기값의 차가 가장 작은 인접영역의 레이블을 추출한 화소에 지정하고, 인접한 화소에서 레이블링되지 않은 화소를 우선순위를 계산하여 큐에 삽입한다. 이 같은 과정을 큐가 빌 때까지 되풀이하게 되면 모든 화소가 어떤 영역에 속하게 되는지가 결정되며 분할을 마치게 된다.

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 검증하기 위해 352×288 크기의 Bike 시퀀스와 360×288 크기의 Miss America 시퀀스를 대상으로 Microsoft visual C++ 6.0을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 영상 분할은 성능 평가에 있어서, 공인된 정량적 평가 방법이 부재한 바, 객관성을 완벽하게 보장하기 어렵지만, 불가피하게 분할 결과에 대한 주관적 평가에 의존하는 것이 일반적이다.

그림 5는 전역적 움직임을 보상한 영상을 참조영상으로 삼아 2차원 엔트로피 임계기법을 적용한 Bike#40의 블록 분류 영상이다. Bike 영상에서 이동 객체인 오토바이 탑승자를 제외한 나머지 배경 부분이 대부분 제거되고 질감성분이 많은 배경 영역만이 객체 가능 영역으로 간주되어 남게 된다. 그림 5에서 원영상의 화소값으로 표시된 블록은 움직임 블록으로, 검은색으로 표시된 블록은 불확실한 영역으로 간주된다. 다음으로 2차원 시공간 엔트로피 임계법에 의해 분류된 영역을 토대로 각 블록을 움직임 블록, 준 움직임 블록, 비 움직임

블록 중 어느 하나로 분류한 검색 테이블을 작성한다. 이후 HBMA는 검색 테이블을 참조하여 초기 탐색 계층 및 탐색 영역을 적응적으로 선정함으로써 피라미드 계층 구조상에서 효율적인 고속 움직임 추정을 수행하여 이동 객체가 포함된 부분만을 추출한다. HBMA를 이용한 블록 분류 과정을 통해 그림 6에 나타낸 것처럼 객체 이외의 배경 부분이 대부분 제거된다. 하지만, 그림 6에는 여전히 배경과 객체 영역에 고립된 작은 블록들이 존재하게 된다. 이러한 고립 블록들을 제거하고 연결 성분 분석(*connected component analysis*) 기법을 사용하여 여러 성분(component) 가운데 가장 큰 성분을 객체로 간주하고 나머지 성분들은 모두 제거한다. 그림 7은 최종적으로 얻은 객체포함영역을 나타낸 것이다. 마지막으로, 그림 7과 같이 추출된 객체포함영역에서 임계 기울기 영상을 정의한 후, 이를 기준 삼아 객체포함영역에 화소 단위의 형태학 기반 영상 분할 알고리즘을 적용함으로써 비디오 시퀀스에 포함된 이동 객체를 분할한다.

그림 10과 그림 11은 각각 Bike 영상과 Miss America 영상에 제안된 방법을 적용한 최종 영역 분할 결과를 휴도 영상에 중첩되게 도시한 것이다.

그림 10과 그림 11에 나타낸 바와 같이, 제안된 방법은 이동 객체에 대한 비교적 양호한 분할 특성을 제공하고 있음을 알 수 있으며, 특히 Miss America 영상과



(a) Miss America#1



(b) Miss America#22

그림 11. 제안된 방법을 적용한 Miss America 영상의 분할 결과

같이 배경과 이동 객체의 경계면이 저대조인 상황에서도 이동 객체의 형상 정보를 효과적으로 추출함을 알 수 있다.

그림 12는 Miss America#29 영상에 기존의 방법[7]과 제안된 방법을 적용한 적용한 최종 영역 분할 결과를 윤곽선으로 나타낸 것이다. 기존의 방법[7]의 경우, 분할된 객체에 팔 부분이 누락되고 있으나, 제안된 방법은 팔 부분이 포함된 하나의 객체로 분할하고 있음을 볼 수 있다.

컴퓨터 시뮬레이션 결과를 통해 고찰할 때, 제안한 방법은 카메라 패닝 보상을 통해 전역 움직임을 보상함



(a) Bike#40



(b) Bike#42

그림 10. 제안된 방법을 적용한 Bike 영상의 분할 결과

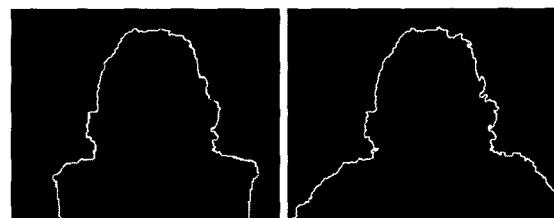


그림 12. 각 방법을 적용한 Miss America#29의 분할 결과비교

으로써 전역 움직임에 의해 배경 영역이 객체포함영역으로 오인될 가능성을 효과적으로 경감시키고 있음을 알 수 있다. 다시 말해서, 제안된 방법이 채택한 GCON은 FCON의 경우와 비교해 볼 때 배경 영역에 해당하는 부분을 더욱 효과적으로 제거한 것을 알 수 있다. FCON을 사용할 경우, 전역 움직임을 가진 배경 블록들이 움직임이 있는 것으로 나타나 객체 블록이나 불확정 블록의 수가 많았으나, GCON을 사용하여 전역 움직임을 보상한 경우에는 이러한 블록들이 모두 배경 블록으로 분류되어 결과적으로 객체 블록과 불확정 블록의 수가 경감되고 배경 블록의 수가 늘어난 것을 알 수 있다.

5. 결 론

제안된 방법은 비디오 시퀀스에 카메라 패닝 보상과 2차원 시공간 엔트로피 임계법을 적용하여 추출한 객체포함영역을 대상으로 임계 기울기 영상을 이용한 형태학 기반 영상 분할을 수행함으로써 이동 객체에 대한 분할 특성을 향상을 기할 수 있었다.

2차원 시공간 엔트로피 임계법에 의해 배경 영역과 객체포함영역이 적절하게 분리되고 있으며, 형태학 기반 영상 분할 알고리즘을 적용할 시에 임계 기울기 영상을 참조함으로써 저대조 경계면에서 분할 특성을 제고시킬 수 있음을 확인할 수 있다.

하지만, 제안된 방법은 영상 내에 존재하는 객체나 객체의 일부가 매우 작은 움직임만을 가지는 경우나 두 개 이상의 움직이는 객체가 떨어져서 존재하는 경우에 대해서는 적절히 고려되지 않았으므로 이 부분에 대한 추가적인 연구가 진행되어야 할 것으로 판단된다. 또한, 다양한 분포 특성을 갖는 영상에 대해 전역적인 파라미터를 적용할 수 있도록 그 성능을 개선함으로써 제안된 방법의 타당성과 보편성을 좀 더 폭넓게 확보할 필요가 있다.

참고문헌

- [1] D. H. Vallard and C. M. Brown, *Computer Vision*, Prentice Hall, 1982.
- [2] P. Salembier and M. pardas, "Hierarchical morphological segmentation for image sequence coding," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sep. 1994.
- [3] P. Salembier and M. pardas, "Hierarchical morphological segmentation for image sequence coding," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 639-651, Sep. 1994.
- [4] D. M. Wang, "A Multiscale Gradient Algorithm for Image Segmentation Using Watersheds", *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 12, pp. 2043-2052, 1997.
- [5] 박현상, 나종범, "영상 분할을 위한 마커 배양기를 이용한 마커의 추출", 전자공학회논문지, 제37권, S편, 제11호, pp. 1568-1577, 1998. 11.
- [6] M. T. Watsugi, H. Katata and T. Aono, "Morphological segmentation with motion based feature extraction," *International workshop on coding techniques for very low bit-rate video*, Tokyo, pp. 8-10, Nov. 1995.
- [7] J. G. Choi, S. W. Lee and S. D. Kim, "Spatio-Temporal Video Segmentation Using a Joint Similarity Measure", *IEEE Transactions on Circuits and Systems Video Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 279 - 286, Apr. 1997.
- [8] 최재각, 이시웅, 조순제, 김성대, "결합 유사성 척도를 이용한 시공간 영상 분할", 한국통신학회논문지, 제22권, 제6호, 1997. 6.
- [9] 이재도, 박준호, 김상곤, 전대성, 윤영우, "동영상의 시 간적 블록기반 영상분할 알고리즘", 정보처리학회논문지, 제7권 제5호, 2000. 5.
- [10] T. Pun, "Entropy thresholding : a new method," *Comput. Vis. Graph. Image Process.* 47, pp. 22-32, 1981.
- [11] J. Fan, L. Zhang, F. Gan, "Spatiotemporal segmentation based on two-dimensional spatiotemporal entropic thresholding," *SPIE Optical Engineering*, pp. 2845-2851, Oct. 1997.
- [12] J. Fan, G. Fujita, M. Furue, T. Onoye, I. Shirakawa and L. Wu, "Automatic moving object extraction toward compact video representation", *SPIE Optical Engineering*, vol. 39, no.2, pp. 438-452, Feb. 2000.
- [13] 곽노윤, 황병원, "카메라 패닝 보상 기반 계층적 블록 정합 알고리즘", 정보처리학회논문지, 제6권, 제8호, pp. 2271- 2280, 1999. 8.