

# 블록 기반 움직임 추정과 윤곽선 추출을 통한

## 움직임 분할

장정진, 김태용, 최종수

중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과

# Motion Segmentation based on Modified Hierarchical Block-based Motion Estimation and Contour Extraction

J.J. Chang, T.Y. Kim, J.S. Choi

Dept. of Image Eng., GSIAIM, Chung-Ang Univ.

E-mail : [ciel@imagelab.cau.ac.kr](mailto:ciel@imagelab.cau.ac.kr)

### 요 약

본 논문에서는 영상 시퀀스 상에서 물체의 가려짐을 고려하여 상대적인 깊이 순서에 의해 정렬되는 계층을 분리하기 위한 새로운 움직임 분할 방법을 제안한다. 블록을 기반으로 한 움직임 추정 및 클러스터링 과정을 통하여 각 계층에 대한 블록영역을 구하고, 이 블록영역에 대하여 윤곽선 추출을 이용하여 각 계층에 대한 정확한 객체를 분리할 수 있다. 이러한 움직임 분할방법을 통한 동영상의 계층적인 표현은 영상에서 원하지 않는 물체, 전경, 배경의 제거나 기존의 영상을 이용한 새로운 영상의 합성에 이용될 수 있으며, 분할을 통해 얻어진 객체는 영상 압축, 영상 합성 등을 위한 데이터베이스에 저장되어 응용될 수 있다.

### 1. 서론

계층분리는 영상내의 객체들을 상대적인 깊이에 따라 분리하는 것으로서 분리된 객체에 따라 배경과 새로운 객체와의 합성이나 객체의 추출 및

이를 통한 영상 압축등에 폭넓게 응용될 수 있다. 기존의 계층분리에 관한 연구는 움직이는 물체를 이용하여 정지되어 있는 객체들을 깊이에 따라 분리하는 방법과 각 객체의 움직임정보를 추정하여 동일한 움직임을 가지는 객체를 분리하는 움직임 분할 알고리즘을 사용하는 방법이 있다[3][4]. 전자의 방법은 분리하려는 객체가 에지와 칼라정보 등에 의해 분할되어 있어야 하며, 움직이는 물체역시 경계부의 영역과 그 깊이와 같은 정보를 가지고 있어야 한다. 이 방법은 정지되어 있는 객체에 대한 계층분리만을 목적으로 하고 있으므로 응용범위가 제한적이며, 사전정보를 얻는 과정에서 사용자의 개입이 필요하다는 단점을 가지고 있다. 후자의 방법은 각 객체의 움직임을 수치화하여 움직임 모델로 정의하고 추출된 움직임 정보를 이용하여 각각의 움직임 모델을 계산함으로써 객체의 서로 다른 움직임을 구별해 내는 방법으로, 이렇게 나뉘어 진 각각의 움직임 모델에 대하여 각 화소나 영역들을 대응시킴으로써 움직임 분할을 수행한다

[2]. 이 방법은 각 화소에 대한 움직임 정보의 추출과 다양한 움직임을 가려내기 위한 움직임 모델의 계산이 이루어지며, 이 때 각 화소에 대한 반복적인 처리가 계산량을 늘리는 원인이 되고 있다[3].

본 논문에서는 계산 속도와 정확성을 높이기 위하여 다 해상도에 근거한 개선된 움직임 추정 방법과 클러스터링을 통하여 화소 단위가 아닌 블록 단위의 움직임 영역을 분리하고 이 영역에 대하여 스네이크 알고리즘을 적용하여 객체를 추출하는 움직임 분할 방법을 제안한다.

## 2. 벡터 평활화를 사용한 개선된 움직임 추정 방법

블록 기반 움직임 추정 방법은 일정한 크기의 검색 영역안에서 미리 정의된 블록의 에러수치가 최소가 되는 변위를 검색함으로써 움직임 벡터를 구하는 방법이다. 이 때 검색 영역안의 모든 위치를 대상으로 변위를 검색하는 방법을 full-search BBME라고 하고, 이 경우 계산량이 많기 때문에 검색 영역을 줄이거나 특정 위치에 대한 검색을 위주로 하는 등의 정확성을 유지하면서 계산량을 줄이기 위한 방법들이 연구되어 왔다. 이 중에서 hierarchical BBME는 낮은 해상도에서 단계적으로 해상도를 높여가면서 구해진 움직임 벡터를 보정하는 방법으로서, 4단계의 해상도 변화와 1픽셀의 보정 범위를 가질 경우 full-search BBME에 비하여 최고 92배의 속도 향상이 있다[9]. 그러나 이 방법은 질감에 따른 벡터의 보정이 이루어지지 않으며, 균일 영역에 대하여 동일한 벡터를 가지지 않을 수도 있으므로 움직임 분할에 적합하지가 않다.

본 논문에서는 기존의 hierarchical BBME에서 해상도의 변화에 따른 벡터의 보정 단계 없이 2 단계의 해상도 단계를 사용하여 움직임 벡터를 구한다. 이 때 블록의 크기가 클 경우 세밀한 윤

곽선 추출이 어렵기 때문에 블록의 크기는  $8 \times 8$  로 정의하며, 에러 평가는 MAD(mean absolute difference)를 사용한다. 벡터 평활화 과정을 위하여 각 벡터의 정확도와 에러 평가치의 표준 편차를 이용하여 벡터의 신뢰도를 정의한다. 벡터의 정확도는 표준화된 에러 평가치로서 블록  $(i, j)$  의 정확도를  $M_\epsilon(i, j)$ 로 정의하며, 표준화된 표준 편차를  $M_\sigma(i, j)$ 라고 할 때 신뢰도를 식(1)과 같이 정의한다.

$$C(i, j) = (1 + M_\sigma(i, j))M_\epsilon(i, j) + (1 + w)M_\sigma(i, j) \quad (1)$$

이 때  $w$ 는 주위의 표준화된 표준 편차의 평균으로서 만약 객체의 영역 내부에 속한 블록일 경우 주위 블록의 표준 편차가 크기 때문에 신뢰도 값은 증가하게 되며 객체의 경계에 속한 블록의 경우 주위의 블록에 비해 상대적으로 낮은 표준 편차를 가지게 되므로 낮은 신뢰도 값을 가지게 된다. 또한 질감에 따라 벡터의 정확도를 신뢰할 수 있는 경우 높은 신뢰도 값을 가지게 된다. 신뢰도 값에 따른 벡터의 보정은 블록  $(i, j)$ 의 벡터가  $\mathbf{f}(i, j)$ 일 때, 식(2)와 같다.

$$\text{if } \begin{cases} C(i, j) > C_h \rightarrow \mathbf{f}(i, j) = \mathbf{f}(i, j) \\ C_l < C(i, j) < C_h \rightarrow \mathbf{f}(i, j) = \mathbf{f}(i+k, j+l) \\ , (k, l) = \arg \max_{k, l \in \{-1, 0, 1\}} C(i+k, j+l) \\ C(i, j) < C_l \rightarrow \text{medianfiltering} \end{cases} \quad (2)$$

## 3. 블록기반 영역 추출 및 윤곽선 추출

### 3.1. 개선된 K-means 클러스터링

클러스터링에서 많이 쓰이는 방법에는 K-means, C-means 클러스터링, isodata 알고리즘이 있다. 이 중에서 K-means 클러스터링 방법은 기존의 움직임 분할에서 많이 사용되는 방법으로 구현이 쉽고 빠른 장점이 있지만, 초기에 결정하는 클러스터의 개수인 K를 객체의 수에 따라 설정하여야 하며, 한번 정해진 클러스터의 개수는 다시 변하지 않는 단점이 있다. 따라서 영상내에 존재하는 객체의 수보다 K가 많거나 적을 경우

정확히 클러스터링을 할 수 없게 된다. 이 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서 사용한 방법은 미리 정해진 클러스터의 개수를 과정을 거치면서 객체의 수만큼 줄여나가는 방법으로서 그 전 과정이 다음과 같다.

- (1) 미리 정의된 개수  $K$ 만큼 클러스터의 센터  $Z_1(1), Z_2(1), \dots, Z_k(1)$ 을 임의로 선택한다. 이 때  $K$ 는 충분히 큰 수로 한다.
- (2)  $\|\mathbf{x} - \mathbf{z}_j(k)\| < \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i(k)\|$  의 관계가 성립하면 샘플  $x$ 를 센터의 집합  $S$ 에 포함시킨다.
- (3)  $S_j(k) = \phi$  이면 클러스터의 개수를 하나 줄인다( $K=K-1$ ).
- (4) 클러스터의 새로운 센터를 다음 식에 의해 계산한다.

$$\mathbf{z}_j(k+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in S_j(k)} \mathbf{x}, \quad j = 1, 2, \dots, K$$

- (5) 센터에 변화가 없으면 과정 (6)로 아니면, 과정 (2)부터 반복한다.
- (6) 클러스터에 속한 블록의 개수가 적은 경우 인접 클러스터로 병합한다.

첫 단계에서 클러스터의 개수는 영상에서 예상되는 객체의 수보다 많게 정의된다. 단계(2)는 K-means 클러스터링의 과정과 동일하며, 단계(3)에서 필요없는 클러스터를 제거함으로써 클러스터의 수를 감소시키게 된다. 단계(4)는 센터의 생성 과정으로 K-means 클러스터링과 동일하며, 각 클러스터의 센터가 일정 값으로 수렴하게 되면 단계(6)에서 인접 센터에 대한 병합과정을 통해 동일한 객체로 판단되는 영역을 하나로 묶게 된다. 이렇게 구해진 영역에 대하여 공간적인 연속성을 부여하고, 군소 영역들을 합치기 위하여 8연결성을 고려한 레이블링과 병합을 수행한다.

이 과정은 각 레이블에 속해있는 벡터들의 평균 값을 센터로 하며, 이 센터의 값들을 비교함으로써 이루어진다. 이 때 군소 영역의 경우는 센터를 구하기 위한 표본의 개수가 적으므로 정확한 센터를 구하기 힘들다. 따라서 표본의 개수가 많은 레이블들을 우선적으로 병합하는 과정을 거친 후, 이미 병합된 레이블을 대상으로 주위의

일정 영역에 대해 가장 넓은 레이블에 군소 영역을 병합시키는 방법을 사용한다[2][5].

### 3.2 Active Contour Model

스네이크, 또는 active contour는 물체의 경계를 추출하기 위한 방법으로서 많이 사용된다. 스네이크의 커브를  $\mathbf{x}(s) = [x(s), y(s)], s \in [0, 1]$ 로 정의 했을 때, 이 커브는 커브 자체가 가지는 내적인 힘과 영상에서 얻어진 내적인 힘에 의해 영향을 받는다. 이 커브는 식(3)의 에너지를 최소화하는 것으로 움직인다[7].

$$E = \int \frac{1}{2} (\alpha |\mathbf{x}'(s)|^2 + \beta |\mathbf{x}''(s)|^2) + E_{ext}(\mathbf{x}(s)) ds \quad (3)$$

이 때  $E_{ext}$ 는 외부 에너지로서 대표적인 외부 에너지인 에지는 기본적으로 다음과 같은 세 가지의 성질을 가진다. 이 성질은 첫째, 에지 맵의 기울기는 에지를 향하는 벡터를 가지며 둘째, 에지의 급격한 변화가 있는 부분에서 큰 벡터를 가지게 된다. 셋째로는 균일한 영역에서는 벡터가 존재하지 않는다. 따라서 두 번째와 세 번째의 성질에 의해 초기 커브는 윤곽선에 근접해야만 한다. [8]에서는 이러한 초기 커브의 문제를 해결하고 보다 정확한 윤곽선을 얻기 위해 GVF (Gradient vector flow)에 따른 스네이크를 제안했다.

본 논문에서는 앞의 과정에서 분류된 블록 영역의 외곽을 초기 커브로 정의하여 GVF를 적용하였으며 이에 따라 윤곽선 및 객체 영역을 추출했다.

### 4. 구현

움직임 추정의 성능 평가를 위하여 그림 1과 같이  $352 \times 240$ , 20프레임의 mobile & calendar 동영상을 사용하여 기본 연산수 및 PSNR에 대하여 기존의 움직임 추정 방법과 비교해 보았다.

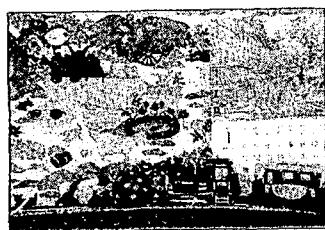


그림 1. mobile & calendar

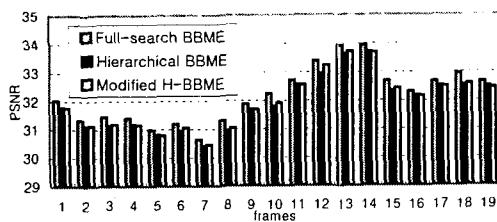


그림 2. PSNR (mobile & calendar)

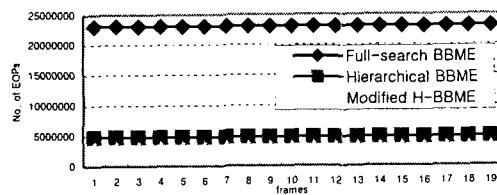


그림 3. No. of elementary operations

그림2에서 제안된 움직임 추정방법이 정확성을 유지하면서 기존의 hierarchical BBME에 비해 평균 0.2dB의 성능 향상이 있는 것을 확인했다. 그림 .3에서는 기본 연산수에서 약 50%정도의 감소가 있음을 확인했다. 움직임 추정을 통하여 구한 벡터를 이용하여 블록 영역을 얻고 스네이크를 이용하여 블록 영역에 대하여 윤곽선을 추출한 움직임 분할 결과가 그림 4와 같다.

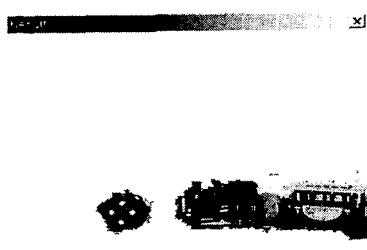


그림 4. 움직임 분할 결과

## 5. 결론

계층분리 및 움직임에 따른 정확한 객체의 추출을 위하여 제안한 움직임 추정 및 움직임 분할 방법으로 영상내 움직이는 물체의 분할이 이루어짐을 확인했다. 또한, 기존의 방법의 문제점이었던 많은 계산량에 의한 처리 속도의 저하는 프레임당 분단위의 시간이 걸리는 반면, 제안된 방법은 초당 프레임을 처리할 수 있음을 확인했다.

## 참고문헌

- [1] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artif. Intell.*, vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [2] A. M. Tekalp, *Digital Video Processing*, Prentice-Hall PTR Upper Saddle River, NJ 07458, 1995.
- [3] J. Y. A. Wang and E. H. Adelson, "Representing moving images with layers," *IEEE trans. Image Proc.*, vol. 3, pp. 625-638, Sep. 1994.
- [4] G.J. Brostow and I.A. Essa, "Motion based decompositing of video," *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision*, vol. 1, pp. 8-13, 1999.
- [5] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley Longman 1992.
- [6] Marco Accame, Francesco G.B. De Natale and Daniele D. Giusto, "High performance hierarchical block-based motion estimation for real-time video coding," *Real-Time Imaging*, vol. 4, pp.67-79, 1998.
- [7] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes:Active contour models," *Int. J. Computer Vision*, vol. 1, pp.321-331, 1987.
- [8] Chenyang Xu and J.L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE trans. Image Proc.*, vol. 7, No. 3, pp.359-369, 1998.