

SSM 클러스터링을 이용한 동작벡터의 분할

이동하^o 장석우 최형일

송실대학교 컴퓨터학과

{winrive, swjang}@vision.soongsil.ac.kr hic@computing.soongsil.ac.kr

Segmentation of Motion Vector Using Seeded Split-Merge Clustering

Dong-Ha Lee^o Seok-Woo Jang Hyung-Il Choi
Department of Computing, Soongsil University

요 약

동영상에서 동작물체 영역과 배경 영역을 추출하는 방법에는 크게 원본 영상들의 특징값을 이용하는 방법, 동작벡터 혹은 광유를 이용하는 방법, 그리고 동작벡터와 원본 영상을 모두 이용하는 방법의 세가지가 있다. 이중 많이 사용되고 있는 동작벡터와 원본 영상을 히스토그램을 이용하는 방법과 동작벡터의 특징값에 대한 클러스터링을 이용해 분할하는 방법이 있는데, 이들 기존 방법은 몇가지 문제점을 가지고 있다. 전자는 구현이 간단하나 세부적인 영역분할이 어렵다는 문제점이 있고, 후자는 일반적으로 높은 계산 복잡도를 가지며 초기 클러스터 개수 선정에 문제를 지니고 있다. 본 논문에서는 낮은 계산 복잡도를 가지며 클러스터 개수 할당과 병합된 클러스터 중심 계산에 있어 보다 적응적인 Seeded Split-Merge 클러스터링 방법을 제안한다.

1. 서론

대부분의 동영상들은 하나 이상의 동작물체 정보를 포함하고 있다. 동영상들로부터 동작물체 영역을 추출하는 방법에는 광유(Optical flow)를 이용하는 방법과 동작벡터(Motion vector)를 사용하는 방법이 많이 사용되고 있다. 동작벡터의 분할은 개별적인 동작물체를 배경영역으로부터 분리하는 효과가 있으며 카메라 동작을 추출하는 용도로도 사용된다. 동작벡터의 분할에 있어 많이 사용되고 있는 방법으로는 히스토그램을 이용한 방법과 클러스터링을 이용한 방법이 있다. 전자는 동작벡터의 크기와 방향에 관한 히스토그램을 작성한 후 히스토그램 상에서 마루(peak)로 나타나는 부분을 각각 선택하여 동작벡터를 분할하는 방법인데, 적은 계산 복잡도로 인하여 많이 사용되고 있다. 그러나 세부적인 영역 분할이 어렵다는 문제점이 있으며 영상 내에 여러 동작물체가 있을 경우 동작 물체들의 개별적인 추출이 어렵다. 후자는 동작벡터를 어파인 동작 파라미터(affine motion parameter) 공간상에서 클러스터링하는 방법이다. 클러스터링 방법은 히스토그램을 사용한 방법보다 우수한 분할 결과를 나타내지만 높은 계산 복잡도를 가지고 있고, 클러스터링 알고리즘의 일반적인 문제점인 적절한 초기 클러스터 개수 선정이 어렵다는 단점이 있다. 또한 히스토그램 방법과 클러스터링 방법은 모두 잡음에 크게 영향을 받는 결점을 가지고 있다. 본 논문에서는 동작벡터의 분할을 위해 SSM(Seeded Split-Merge) 클러스터링을 제안한다. SSM 클러스터링 방법은 초기 클러스터 개수 지정을 위해 동작벡터 프레임 정보를 활용하여 적응적

으로 초기 클러스터 개수를 결정하며, 기존의 Split-Merge 클러스터링의 병합 알고리즘과 비교해서 상황에 알맞은 클러스터 중심 계산 방법을 사용한다. 그리고 본 논문에서는 계산 복잡도를 줄이기 위해서 대부분의 클러스터링 방법에서 특징값으로 사용하는 어파인 동작 파라미터를 대신하여 동작벡터의 x 축과 y축의 범위 값을 사용하였다.

2. SSM 클러스터링

SSM 클러스터링 방법은 Split-Merge 클러스터링 방법에서 Seeded Region Growing 클러스터링 방법을 결합한 것으로 Borshkov가 광유 프레임의 어파인 동작 파라미터에 대해서 적용한 Merge and Classify 방법과 유사하다 [1]. 본 논문에서 제안하는 방법은 Seed 블록을 제외한 나머지 블록들에 대한 분할과 Seed 블록을 할당하는 과정을 단계별로 반복 수행함으로써 보다 작은 크기의 동작벡터들의 특징을 클러스터로 할당할 수 있다는 면에서 [1]보다 우수하다. 또한 클러스터의 병합시에 병합된 클러스터의 중심 계산 방법을 각 클러스터의 특징에 따라 적응적으로 변화시키는 방법을 사용한다.

2.1 SSM 클러스터링의 구성

SSM 클러스터링 방법은 슈퍼블록을 사용하여 클러스터링 과정을 수행하는데, 슈퍼블록이란 동작벡터 프레임에 일정크기의 사각형의 영역으로 분할한 것이다. 분할된 각각의 슈퍼블록들은 블록 내의 동작벡터들의 분산에 따라 Seed 블록이 되어 하나의 클러스터로 할당되거나 분할과정으로 넘겨진다.

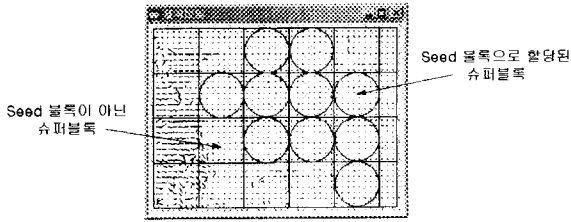


그림 1. 슈퍼블록과 Seed 블록

그림 1은 초기 분할된 슈퍼블럭과 Seed 블록으로 결정된 슈퍼블럭의 모습을 보여주고 있다. 그림 1에서 사각형으로 분할된 영역이 슈퍼블럭이며, 원으로 표시된 부분은 Seed 블록으로 할당된 슈퍼블럭을 나타낸다. Seed 블록의 할당과 NonSeed 블록의 분할은 슈퍼블럭의 크기가 더 이상 나누어 지지 않는 하나의 동작벡터 블록의 크기와 같아 질 때까지 단계별로 진행된다. 각 단계에서 추출된 Seed 블록들은 개별적인 클러스터로 할당되고 병합과정을 통해 최종적인 클러스터들로 분류된다.

그림 2는 SSM 클러스터링 알고리즘의 개략적인 모습을 보여주고 있다.

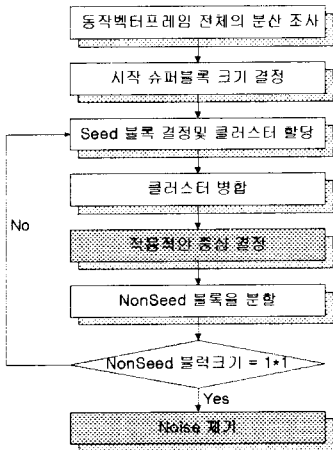


그림 2. SSM Clustering

2.2 K-Means와 SSM의 비교

클러스터링 과정에서 많이 사용되고 있는 K-means 알고리즘은 일반적으로 우수한 클러스터링 결과를 나타낸다. 하지만 K-means 알고리즘은 분할되어야 할 클러스터 개수를 지정해 주어야 하는 단점이 있기 때문에 클러스터 개수를 미리 알 수 없는 상황에서는 사용하기 어려운 문제점이 있다. SSM 클러스터링 알고리즘은 초기에 지정된 클러스터 개수에 국한되지 않고 상황에 알맞게 클러스터 개수를 늘려가거나 줄여갈 수 있는 장점이 있다. 또한 K-means 알고리즘은 클러스터의 중심 계산시 잡음으로 인해 크게 영향을 받는 반면 SSM 클러스터링 알고리즘에서는 잡음으로 인한 영향을 최소화하는 클러스터 중심계산 방법을 사용한다.

2.3 SSM 클러스터링 알고리즘

클러스터로 할당되는 Seed 블록의 초기 개수는 초기 슈퍼블럭의 크기에 좌우된다. 적절한 초기 클러스터 개수 산정은 계산상의 이점이 있으므로 본 논문에서는 슈퍼블럭의 크기 결정에 해당 동작벡터 프레임의 분산을 이용해서 적절한 초

기 클러스터 개수를 결정하는 방법을 사용한다. 동작벡터 프레임 내의 동작 벡터 크기에 대한 분산은 해당 프레임이 얼마만큼의 동작물체 정보를 포함하고 있는지를 나타내는 좋은 기준이 된다. 동작벡터 프레임에 대한 분산은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\sigma^2_{\|MV\|} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\|MV_i\| - \mu_{\|MV\|})^2 \quad (1)$$

$$MV = (\Delta x, \Delta y)$$

$$\|MV\| = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$$

where MV_i : i 번째 블록의 MV

N : 전체 블록의 개수

식 (1)에서 $\sigma^2_{\|MV\|}$ 는 동작물체가 있을 가능성을 나타내므로 $\sigma^2_{\|MV\|}$ 가 작을수록 시작 슈퍼블럭의 크기를 크게해서 시작 클러스터의 개수를 줄인다. 슈퍼블럭의 크기가 결정되면 각 슈퍼블럭이 Seed 블록이 될 수 있는지를 판단한다. 동일한 성분의 동작벡터들로 구성되어 있을 경우 Seed 블록으로 할당되는데 슈퍼블럭내의 동작벡터들의 $\Delta x, \Delta y$ 값들의 분산의 합이 그 기준으로 사용된다.

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^n \{(\Delta x_{ij} - \mu_{\Delta x})^2 + (\Delta y_{ij} - \mu_{\Delta y})^2\} \quad (2)$$

식 (2)에서 $\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij}$ 는 i번째 슈퍼블럭의 j번째 동작벡터 성분 $\Delta x, \Delta y$ 를 나타내고, n은 슈퍼블럭내의 동작벡터의 개수를 의미한다. 슈퍼블럭들 중에서 $\sigma_i^2 < TH_{var}$ 만족하는 블록들은 Seed 블록이 되고 하나의 클러스터로 할당된다. 클러스터들이 할당되고 나면 유사한 클러스터들을 병합하는 과정을 수행하는데 식 (3)에서 나타난 것과 같이 임의의 두 클러스터 C_i, C_j 의 중심 사이의 거리, $D(C_i, C_j)$ 를 이용한다.

$$D(C_i, C_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

where (x_i, y_i) : 클러스터 C_i 의 중심

(x_j, y_j) : 클러스터 C_j 의 중심

병합된 클러스터의 중심은 병합되는 클러스터의 분산과 크기를 고려하여 적용적으로 결정된다.

$$L_i = \left(\sum_{i=1}^m p_i x_i, \sum_{i=1}^m p_i y_i \right) \quad (4)$$

$$p_i = w_1 \cdot \left(1 - \left(\frac{\sigma_i^2}{\sum_{i=1}^m \sigma_i^2} \right)^2 \right) + w_2 \cdot \frac{S_i}{\sum_{i=1}^m S_i}$$

where L_i : 병합된 후의 클러스터 중심

p_i : i 번째 클러스터의 기여확률

m : 병합되는 클러스터의 개수

S_i : 병합되는 i 번째 클러스터의 크기

w_1, w_2 : ($0 \leq w_1 < w_2 \leq 1, w_1 + w_2 = 1$)

식 (4)에서 기여확률 p_i 는 병합에 참여하는 클러스터가 병합 후 생겨나는 클러스터의 중심 결정에 얼마나 기여하는지를 나타내는데 클러스터내의 분산이 작을수록, 그리고 클러스터에 속한 동작벡터의 수가 많을수록 큰 확률을 갖는다. 본 논문에서 제안하는 중심계산 방법은 기존의 중심계산 방법이 병합되는 클러스터들의 평균값을 취하거나 분산이 작은 클러스터 값 하나만을 취하는데 비하여 클러스터 변화에 보다 적응적이다.

클러스터들간의 병합과정을 마치면 Seed 블록으로 할당되지 않은 슈퍼블록들을 분할한다. 분할된 블록들은 새로운 슈퍼블록으로 할당되며 더 이상 분할되지 않을 때까지 병합 및 분할 과정을 반복한다. 단계별로 슈퍼블록의 크기를 줄여가면서 분할 및 새로운 Seed 블록을 할당하는 방법을 통해 좀더 작은 크기의 동작벡터 정보를 독립된 클러스터로 추출해 낼 수 있다.

3. 동작벡터의 시공간적 오류 수정

SSM 클러스터링 과정을 통해 단계별로 Seed 블록이 결정되고 클러스터의 할당과 병합과정을 마치면 어떠한 클러스터에도 할당되지 않는 동작벡터들이 남게 된다. 남아있는 동작벡터들은 영역의 경계 부분이거나 잡음일 가능성이 높다. 본 논문에서는 시공간적 일관성(Spatio-Temporal Consistency)을 이용하여 잡음을 영역의 경계 부분으로부터 구별해 내고, 잡음과 영역의 경계부분에 대해 서로 다른 방법으로 기존 클러스터에 할당시킨다. 잡음을 판단하기 위해서는 시간적으로 연속하는 동작벡터 프레임 정보를 사용하는데, 동작 벡터의 방향을 이용하여 연속하는 동작벡터 프레임 내에서의 탐색 영역을 지정한 후 해당 프레임의 탐색 영역이 특정 클러스터에 속해 있다면 현재 프레임의 동작벡터를 잡음으로 판단하고 해당 클러스터로 할당시킨다. 영역의 경계 부분에 대해서는 대상 동작벡터와 지역적으로 인접한 클러스터들 중에서 동작벡터의 성분 $\Delta x, \Delta y$ 와 가장 유사한 중심값을 가지고 있는 클러스터에 병합시키는 방법을 사용한다.

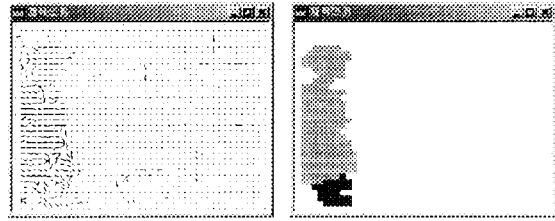
4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 SSM 클러스터링을 실험실 영상에 대해서 적용한 결과는 그림 3과 같다. 실험에서 사용된 동작벡터 프레임은 전역탐색 블록정합 알고리즘(Full search BMA)을 이용하여 구했다. 그림 3에서 (a)는 t 시점의 원본영상이고, (b)는 t 시점으로부터 Δt 의 시간이 흐른 후의 영상을 나타



(a) t 시점 원본영상

(b) $t + \Delta t$ 시점 원본영상



(c) 동작벡터

(d) 분할된 동작벡터

그림 3. 실험결과

낸다. (c)는 (a)와 (b)영상 사이에서 구해진 동작벡터이고, (d)는 클러스터링의 결과로 구해진 분할된 동작벡터 영역을 표시하고 있다. (c)에서 오른쪽 상단과 중앙 하단부에 나타난 잡음들이 (d)에서는 제거되었음을 알 수 있다.

실험결과와 SSM 클러스터링 방법은 잡음들을 포함하고 있는 동작벡터 프레임에 대해서도 우수한 분할 결과를 나타내었다.

5. 결론

본 논문은 적절한 클러스터 개수 산정과 중심 계산을 개선한 SSM 클러스터링 방법을 제안한다. 제안된 방법은 Seed 블록을 대상으로 클러스터링 과정을 수행하며 단계별로 새로운 클러스터의 생성이나 병합을 통해 적응적인 클러스터 개수를 산정하며, 신뢰도가 높은 중심을 가지고 있는 클러스터가 병합된 후 클러스터 중심에 높게 기여할 수 있는 방법을 사용한다. 또한 본 논문에서는 시공간적 오류 수정의 대상이 되는 동작벡터들을 분류함으로써 공간적인 잡음 문제를 시공간적인 일관성을 이용해 해결할 수 있는 방법을 제안하고 있다.

향후 연구 과제는 실험적인 값을 사용하고 있는 임계값들을 적응적으로 변화시킬 수 있는 방법을 모색하는 것과 시공간적 연관성의 측정에 대한 보다 구체적인 알고리즘을 제시하는 것이다.

Acknowledgement

본 논문은 두뇌한국 21사업 중 핵심분야 사업(E-0075)과 첨단 정보기술연구센터를 통하여 과학재단의 일부 지원을 받았다.

6. 참고 문헌

[1] Georgi D. Borshukov, Gozde Bozdagi, Yucel Altunbasak and A. Murat Tekalp, "Multi-stage Affine Parameter Clustering for Improved Motion Segmentation", Image and Video Processing IV, 1996, pp146-153

[2] Touradj Ebrahimi, "A New Technique for Motion Field Segmentation and Coding For Very Low Bitrate Video Coding Applications", International Conference on Image Processing 1994 VII, pp433-437

[3] Ulrich Neumann and Suya You, "Integration of Region Tracking and Optical Flow for Image Motion Estimation", International Conference on Image Processing 1998 VIII, pp658-662

[4] A. Murat Tekalp, "Digital Video Processing", Prentice-Hall, 1995