

# 3-D MRF 를 이용한 동영상 내의 이동 물체의 형상과 움직임 추출

송효섭\*, 양윤모  
고려대학교 전자정보공학과  
{hssong, ymyang}@hard.korea.ac.kr

## The Shape and Movement Extraction of the Moving Object in Image Sequences Using 3-D Markov Random Fields

Hyo-Seob Song\*, Yun-Mo Yang  
Dept. of Electronics & Information Eng., Korea University

### 요 약

Markov Random Field(MRF) 모델은 영상 분할 및 복원 등에 주로 사용되는 확률적 영상 모델이다. 본 논문에서는 MRF 모델을 3 차원으로 확장하여 분할을 위한 선 필드 모델(Line Field Model)과 움직임 검출을 위한 움직임 필드 모델(Motion Field Model)을 도입하여 동영상 내에서 움직이는 물체의 형상과 움직임을 추정한다. 제안된 방법을 이용하여 한국어 수화 동작에서 손의 형상과 이동방향을 검출하였다. 그 결과 optical flow 를 사용하는 방법에 비해서 이동 방향이 왜곡되는 것을 방지하여 보다 정확한 이동 방향을 검출할 수 있었다. 또한 형상 추출의 경우에 있어서도 형상의 윤곽면과 내부가 하나의 라벨(label)로 묶이기 때문에 보다 깨끗한 형상을 추출할 수 있었다.

### 1. 서론

움직임을 추정하는 문제는 컴퓨터 비전 분야에서 기본이 되며, 또한 어려운 문제이기도 하다. 특히 동영상 처리에 있어 움직임 추정의 중요성은 동영상 압축, 물체 분할, 물체 인식 등에서 잘 나타나고 있다. 또한 움직임 추정이 ill-posed 문제이므로 이를 확률적으로 해결하기 위한 방법으로 Markov Random Field(MRF) 모델을 이용한 연구<sup>[1,2,6]</sup>도 진행되었다.

확률적 영상 모델 가운데 Markov Random Field (MRF) 모델들은 영상 분할, 영상 복원, 영상 분류, 영상 합성, 영상 압축, 경계선 검출과 같은 다양한 영상신호처리 문제에 성공적으로 사용되어져 왔는데, 특히 MRF 와 Gibbs Random Field (GRF)의 동등함을 Gibbs 분포를 이용하여 정리한 Hammersley-Clifford 정리를 통해 영상 신호 처리 문제들을 통계적 추정 방법으로 해결한 연구<sup>[1-8]</sup>들이 많이 발표되었다.

본 논문에서는 동영상 처리에 있어 이동하는 물체 또는 영역의 형상과 움직임을 동시에 추정하기 위한 방법으로 MRF 를 3 차원으로 확장한 3-D MRF 에 선 필드 모델 (Line Field Model)과 움직임 필드 모델(Motion Field Model)을 적용하여 동영상 내에서 물체의 형상과 움직임을 효율적으로 추출하기 위한 방법을 제안한다.

우선 합성된 영상에 제안된 방법을 적용하여 보고, 한국어 수화 동영상에 대한 실제 영상에서 손의 형상과 움직임을 추출하였다.

MRF 모델은 모든 엔트리들이 주변에 직접 연결된 이웃에 영향을 미치는 요소들이 되는데, 이는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P_{\text{entry } Q | \text{all other entries}} = P_{\text{entry } Q | \text{neighbors of } Q} \quad (1)$$

식(1)을 모든 엔트리에 적용하려면 전체 영역에서 joint probability 를 정의해야 하지만, 실제적으로 어렵기 때문에 이를 GRF 를 이용하여 해결한다. GRF 에서 energy 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P_{\text{MRF joint}} = \frac{1}{Z} e^{-U_{\text{GRF joint}}} \quad (2)$$

GRF 에서 joint energy 는 clique energy 들의 합으로 정의할 수 있다.

$$U_{\text{GRF joint}} = \sum_{\text{all cliques}} U_{\text{clique}} \quad (3)$$

또한 normalization 상수 Z 는 partition 함수라고도 하며, 다음과 같이 정의된다.

$$Z = \sum_{\text{all difference fields } f} e^{-U_{\text{GRF joint}}(f)} \quad (4)$$

다음 [그림 1]은 MRF 와 GRF 의 상관 관계를 나타낸다.

### 2. Gibbs and Markov Random Field (GMRF)

### 3. 선 필드 모델(Line Field Model)

선 필드 모델은 영상 내의 불연속성과 영상 간의 불연속성을 표현하는데 유용하게 사용되며, joint probability 분포로 모델화할 수 있다.

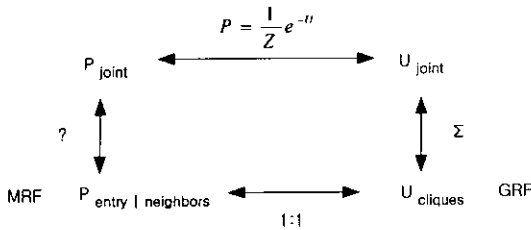


그림 1. MRF 와 GRF 의 joint probability

$$p(l | g_{k-1}) = \frac{1}{Q_l} \exp\{-U_l(l | g_{k-1}) / \beta\} \quad (5)$$

여기서  $l$  은 선 필드 모델,  $g_{k-1}$  는 입력 영상,  $\beta$  는 threshold,  $Q_l$  은 partition 함수이다.

또한 입력 영상에 대한 선 필드 모델의 Gibbs potential  $U_l(l | g_{k-1})$  은 식 (6)과 같다.

$$U_l(l | g_{k-1}) = \sum_{c \in C_l} V_l^c(l | g_{k-1}) \quad (6)$$

여기서  $C_l$  은 선 필드를 위한 Clique 의 모든 집합이며,  $V_l^c(\cdot)$  는  $c \in C_l$  인 Clique 함수를 나타내고 있다.

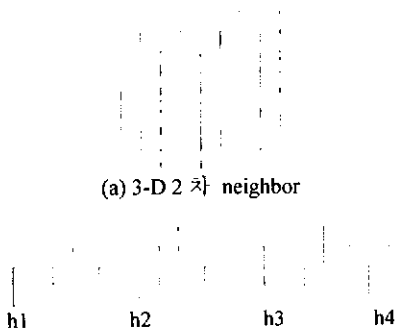
Clique 함수  $V_l^c(\cdot)$  를 이용하여 움직임의 불연속성을 ON 과 OFF 두 가지 상태로 분류하여 불연속이 되는 지점을 구분할 수 있다.

기존에 사용되었던 neighbor 시스템은 다음 [그림 2]와 같으며, 셀 내의 숫자는 neighbor 의 차수를 나타낸다.

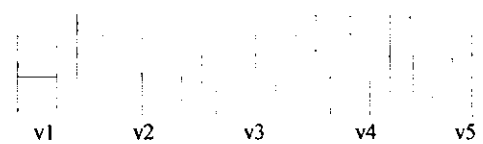
5	4	3	4	5
4	2	1	2	4
3	1	(i,j)	1	3
4	2	1	2	4
5	4	3	4	5

그림 2. 개층적인 neighbor 시스템

본 논문에서는 [그림 2]에서 보인 2 차 neighbor 를 3 차원으로 확장하여 [그림 3]과 같은 형태를 사용한다.



(a) 3-D 2 차 neighbor



(b) 2 픽셀 Clique set(h:가로성분, v:세로성분)

그림 3. 3-D neighbor 와 Clique set

#### 4. 움직임 필드 모델(Motion Field Model)

움직임 필드는 continuous GRF 의 실제 값(realization)으로 가정할 수 있으며, clique potential 함수는 움직임 벡터에 대한 픽셀간의 차에 제약을 두는 smoothness 조건을 결정하기 위해 사용된다. 움직임 벡터 필드의 joint a priori pdf 는  $d_1, d_2$  를 두 프레임간의 차이 벡터라고 할 때 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$p(d_1, d_2 | g_{k-1}) = \frac{1}{Q_d} \exp\{-U_d(d_1, d_2 | g_{k-1})\} \quad (7)$$

여기서  $Q_d$  는 partition 함수이며,

$$U_d(d_1, d_2 | g_{k-1}) = \lambda_d \sum_{c \in C_d} V_d^c(d_1, d_2 | g_{k-1}) \quad (8)$$

식 (8)에서  $C_d$  는 차이 필드를 위한 Clique 의 모든 집합이며,  $V_d^c(\cdot)$  는  $c \in C_d$  인 Clique 함수를 나타내며,  $\lambda_d$  는 양의 상수이다.

이제 optical flow 경계에 제약을 주기 위해 움직임 벡터 필드에 선 필드 모델을 적용하여 a priori 움직임 필드 모델을 다음과 같이 확장한다.

$$p(d_1, d_2 | o, l, g_{k-1}) = \frac{1}{Q_d} \exp\{-U_d(d_1, d_2 | o, l, g_{k-1}) / \beta_d\} \quad (9)$$

$Q_d$  는 partition 함수이며,

$$U_d(d_1, d_2 | o, l, g_{k-1}) = \sum_{c \in C_d} V_d^c(d_1, d_2 | o, l, g_{k-1}) \quad (10)$$

일반적으로 occlusion 필드  $o$  와  $g_{k-1}$  는 clique potential 을 계산할 때 제외하며, 2 픽셀 clique 의 경우 potential 함수는 다음과 같이 정의하였다.

$$V_d^c(d(x), d(x)) | l = \|d(x) - d(x')\|^2 (1 - l(x, x')) \quad (11)$$

식 (11)을 통해서 알 수 있듯이, 움직임 벡터 필드 간에 존재하는 선 필드가 ON 인 상태라면, 움직임 벡터 필드에서의 불연속에는 페널티를 적용하지 않게 된다.

#### 5. 실험결과

기본 실험으로 합성된 영상에 MRF 를 적용하여 영상 내의 이동 물체의 형상과 움직임을 검출하였다. [그림 4] 는 실험에 사용한 합성 영상(300x300)으로, [그림 4-(b)]는 [그림 4-(a)]에 있는 사각형 중 시간의 흐름에 따라 가장 위쪽에 위치한 사각형이 왼쪽 아래 방향으로 10 픽셀씩, 가운데 위치한 사각형이 오른쪽 아래 방향으로 10 픽셀

씩 이동하였으며, 아래에 위치한 사각형은 고정되어 있는 그림이다.

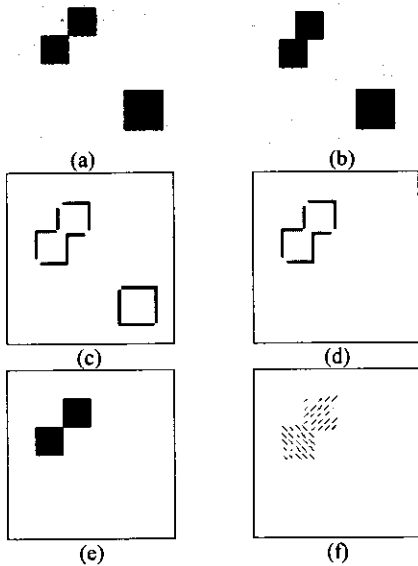


그림 4. 합성영상에서 형상 및 움직임 추출

[그림 4-(c),(d)]는 각각 [그림 4-(a)]에 선 필드 모델을 적용한 결과와 움직임 필드 모델에 대한 3-D Clique set 을 적용한 결과이다. 또한 [그림 4-(e),(f)]는 각각 움직임 필드 모델로부터 얻어진 이동 물체의 형상과 생성된 움직임 필드(optical flow)이다. 움직임 필드 모델을 통해 물체의 형상이나 이동 방향을 추출하는 것은 직접 optical flow 를 계산하여 추출하는 것에 비해 움직임 경계에서의 벡터의 불규칙적인 추정을 막을 수 있어 보다 정확한 이동 방향과 보다 깨끗한 형상을 추출할 수 있다는 장점이 있다.

실제 영상으로는 한국어 수화 동작 중 한 손으로 동작하는 지문자 중 'ㄷ'에 대해서 실험하였다.

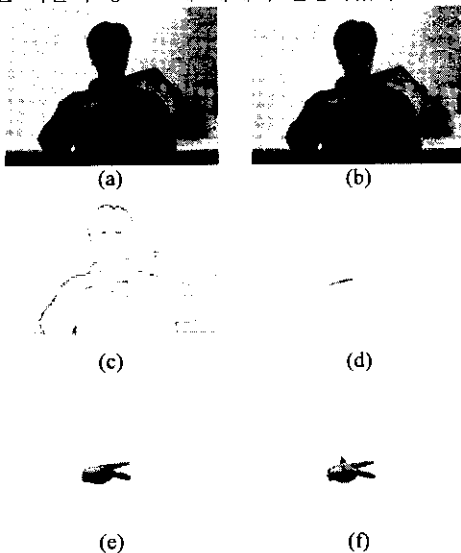


그림 5. 수화 'ㄷ'에 대한 형상 및 움직임 추출

[그림 5-(a), (b)]는 Matrox Meteor-II Image Grabber 와 Pulnix CCD TMC-7 을 이용하여 30fps 로 샘플링된 흑백 이미지 중 5 프레임 차가 나는 영상으로 손의 방향은 위로 움직이는 영상이다. [그림 5-(c), (d)]는 각각 선 필드 모델과 움직임 필드 모델을 적용한 결과로서, [그림 5-(d)]에서는 팔꿈치 부분에 윤곽이 같이 추출되었지만 실제 형상을 추출하는 데에는 불필요한 부분이 되므로 삭제된다. [그림 5-(e)]는 생성된 움직임 벡터 필드를 통해 추출된 손의 형상을 나타내고 있다. 마지막으로 추출된 손이 이동되는 방향을 영역 내의 움직임 벡터 필드를 평균하여 [그림 5-(f)]에 나타내었다.

## 6. 결론

본 논문에서는 동영상 내의 움직이는 물체(영역)의 움직임 검출과 같은 ill-posed 문제에 대해 확률론적인 해결 방법으로서 MRF 를 사용하여 optical flow 를 계산할 때 발생하는 경계면에서의 불연속 등을 해결할 수 있었다. 또한 MRF 를 3 차원으로 확장하여 두 장의 연속된 영상 필드에서 Clique set 을 만들어 효율적으로 움직임이 발생하는 영역에 대한 형상과 움직임을 추출할 수 있었다. MRF 모델을 사용하여 형상과 움직임을 추출하는 방법은 optical flow 를 사용하여 추출하는 방법에 비해 보다 정확한 이동방향과 깨끗한 형상을 추출할 수 있었다.

또한 수화를 인식하는데 있어 손의 형상, 위치, 이동 방향의 세가지 정보는 매우 중요한데 MRF 움직임 벡터 필드를 통해 세가지 정보를 모두 추출할 수 있으므로 컬러 영상이 아니더라도 이동되는 손의 영역을 추출할 수 있었다.

향후 과제로는 수화 동작으로부터 추출된 세가지 정보를 사용하여 수화를 인식하기 위한 방법이 연구되어야 할 것이며, neighbor 시스템의 차수를 확장하지 않고 작은 차수의 neighbor 를 사용하여 형상을 추출하는 방법, 마지막으로 MRF 의 계산 비용을 줄이기 위한 즉 계산 비용이 적게 드는 energy 최소화 함수에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

## 7. 참고문헌

- [1] Janusz Konrad and Eric Dubois, "Bayesian Estimation of Motion Vector Fields", *IEEE trans. PAMI*, vol. 14, no. 9, pp. 910-927, Sep. 1992
- [2] 김창익, 우운택, 정홍, "확률 모형을 이용한 옵티컬 플로우의 계산", *한국정보과학회논문지*, vol. 19, no. 6, pp. 581-594, Nov. 1992
- [3] Rama Chellappa and Anil K. Jain, *Markov Random Fields: Theory and Application*, Academic Press, 1993
- [4] A. Murat Tekalp, *Digital Video Processing*, Prentice Hall, 1995
- [5] S. Z. Li, *Markov Random Field Modeling in Computer Vision*, Springer, 1995
- [6] Jie Wei and Ze-Nian Li, "An Efficient Two-Pass MAP-MRF Algorithm for Motion Estimation Based on Mean Field Theory", *IEEE trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 9, no. 6, pp. 960-972, Sep. 1999
- [7] Andre Redert, Emile Hendriks, and Jan Biemond, "Correspondence Estimation in Image Pairs", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 29-46, May. 1999
- [8] 송효섭, 양윤모, "MRF 를 이용한 수화 동영상에서의 효율적인 손 형상 추출", *한국정보과학회추계학술대회 논문집*, pp. 395-397, 2000