마코프 랜덤 필드를 이용한 움직이는 객체의 분할에 관한 연구

정회원 정 철 곤*, 김 중 규*

Moving object segmentation using Markov Random Field

Cheolkon Jung, Joongkyu Kim Regular Members

요약

본 논문에서는 마코프 랜덤 필드를 이용해 움직이는 객체를 분할하는 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 신호 탐지 이론에 기반을 두고 있다. 즉, 영상에서의 모션의 존재 유무는 binary decision rule에 의해 결정되고, 잘못된 결정은 마코프 랜덤 필드 모델에 의해 수정된다. 전체적인 분할 과정은 2단계로 나뉘어진다. 첫 단계는 '모션탐지' 단계이며, 두번째 단계는 '객체분할' 단계이다. '모션탐지' 단계에서는 optical flow에 의해 발생하는 속도 벡터들에 대하여 binary decision rule을 적용하여 모션의 존재 유무를 결정하는 과정이다. '객체분할' 단계에서는 첫 단계에서 원치 않게 발생하는 잡음을 제거한다. 이때 마코프 랜덤 필드로 가정하고, 베이스 규칙에 의해 잡음을 제거한다. 실험결과, 연속영상에서 움직이는 객체의 영역을 효율적으로 분할함을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper presents a new moving object segmentation algorithm using markov random field. The algorithm is based on signal detection theory. That is to say, motion of moving object is decided by binary decision rule, and false decision is corrected by markov random field model. The procedure toward complete segmentation consists of two steps: motion detection and object segmentation. First, motion detection decides the presence of motion on velocity vector by binary decision rule. And velocity vector is generated by optical flow. Second, object segmentation cancels noise by Bayes rule. Experimental results demonstrate the efficiency of the presented method.

1. 서 론

최근의 멀티미디어와 고속 계산능력, 대용량 저장매체 등의 발전으로 말미암아 비디오 데이터의 압축과 사용자 상호간의 액세스에 대한 관심이 크게 증가되었다. 방대한 비디오 데이터량으로 인해 모든 전송매체들은 비디오 데이터를 자동으로 추출하기 위한 효율적인 비디오 분할 알고리즘을 요구하게 되었다. 그러므로 뛰어난 움직이는 객체의 분할 알고리즘의 개발은 객체기반 비디오 부호화를 수행하는데 중요한 역할을 한다[1][2].

움직이는 객체의 자동 추출은 컴퓨터 비젼이나, 패턴인식, 객체기반 비디오 부호화 등에서 중요한 역할을 한다. 이로 인해 현재까지 움직이는 객체를 자동으로 추출하기 위한 연구가 많이 진행되어 왔다. 베이시안 클러스터링 방법은 영상을 마코프 랜덤 필드로 모델링하여 영상을 분할하는 방법이다. 이 방법은 텍스쳐 영상이나 잡음이 많은 영상에서 분할 성능이 뛰어나지만, 계산이 복잡하며, 분할하고자 하는 숫자를 초기값으로 입력해야 하는 단점이 있다. 워터쉐드 변환과 같은 모팔로지를 이용한

* 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 (jkkim@yurim.skku.ac.kr)
논문번호 : 010220-0821, 접수일자 : 2001년 8월 21일

방법은 최근에 많이 연구되어지고 있는데, 이 방법은 그래디언트 영상의 질에 따라 많은 제약을 받는다. 에지에 기반한 방법은 인간이 주로 움직이는 객체의 에지의 변화에 민감하기 때문에 의미있는 객체를 분할하는데 적합하다. 하지만 이 방법은 텍스쳐로부터 객체의 에지를 분리해내지 못한다는 단점을 가지고 있다[1]. 이러한 방법들은 intensity나 칼라와 같은 공간적인 유사성을 이용해 영상을 분할한다.

본 논문에서는 신호 탐지 이론을 이용해 움직이는 객체의 모션을 모델링하여 움직이는 객체를 분할하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 객체의 모션에 기반하고 있으며, 움직이는 객체의 시간적, 공간적 일관성을 이용하여 비디오 객체를 분할하였다. 신호 탐지 이론에 그 기초를 두고 있으며, 속도벡터의 크기를 불규칙 변수로 보고 마코프 랜덤 필드를 이용해 모델링함으로서 영상에서의 모션을 탐지하고자 하였다. 본 논문은 신호탐지이론을 이용해 초기 픽셀의 레이블을 설정한 것과 오류를 수정하기 위해 마코프 랜덤 필드 모델을 사용한 점에서 [3]에서 제안한 방법과 다르다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안된 알고리즘의 전체 흐름을 설명하였다. 3장에서는 속도 벡터에 의한 모션탐지에 대하여, 4장에서는 마코프 랜덤 필드에 의한 객체의 분할에 대하여 설명하였다. 그리고 실험결과는 5장에, 결론은 6장에서 기술하였다.

2. 제안된 알고리즘

제안된 알고리즘의 전체 흐름은 그림 1과 같이 모션탐지 단계와 객체분할 단계로 구성되어 있다. 먼저 모션탐지 단계에서는 이전 프레임과 현재 프레임간의 속도벡터를 구하고 각 픽셀의 속도벡터의 크기를 스케일링 한 후, binary decision rule에 의해 첫번째 이진 영상을 만들어낸다. 이때 모션이 존재하는 픽셀에는 레이블 값이 '1'이 부여되고, 존재하지 않는 픽셀에는 '0'이 부여된다. 또한 현재 프레임과 다음 프레임간에도 동일한 과정을 수행하여 두 번째 이진영상을 만들어 낸다. 객체분할 단계에서는 모션탐지 단계에서 생성된 두 개의 이진 영상을 3차원 마코프 랜덤 필드로 모델링하여 에너지 최적화 방법에 의해 움직이는 객체를 분할하는 단계이다. 이때 공간적, 시간적, 시공간적인 클릭을 이용해 에너지를 구하고, 에너지 최적화를 위해 ICM 방법을 사용한다. 3차원 마코프 랜덤 필드 모델을 사용할 경우, 공간적, 시간적으로 생겨난 불필요한 잡음들을 제거할 수 있고, 움직이는 객체의 영역을 더욱 효율적으로 분할할 수 있다.

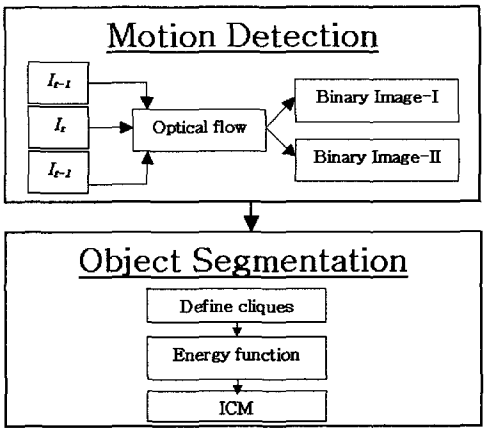


그림 1. 제안된 알고리즘의 흐름도

3. 속도벡터에 의한 모션탐지

3장에서는 연속 영상의 각 프레임 사이에서 발생하는 속도벡터에 의해 모션이 있는 영역을 결정하는 방법을 기술하였다.

만약 시간에 따라 조명의 변화가 거의 없고, 카메라가 정지되어 있다면, 비디오 객체의 모션은 intensity의 변화와 밀접한 관련이 있다.[3] 따라서 모션이 있는 영역에서는 intensity의 변화에 의한 속도벡터가 발생하게 된다. 이러한 속도벡터를 이용하면 영상에서 모션의 존재 유무를 결정할 수 있게 된다. 제안된 알고리즘에서는 속도벡터를 얻기 위해 optical flow를 계산하였다. 또한 속도벡터의 크기를 binary decision rule에 따라 모션이 있는 영역과 없는 영역으로 분할하였다.

3.1 Optical flow에 의한 속도벡터

Optical flow란 비디오 객체의 이동으로 인해 발생하는 2차원 영상에서의 속도계를 의미한다. 시간 t에서, 영상에서의 한 점 (x,y)의 intensity를 $I(x,y,t)$라고 한다. 영상간의 모션이 적다고 가정하면, 연속영상에 대하여 intensity의 변화율은 0가 되어 (1)식과 같이 나타낼 수 있다[4].

$$\frac{d}{dt}I(x,y,t)=0 \tag{1}$$

(1)식에서 $I=I(x,y,t)$라 하고, 체인 룰을 적용하면 (2)식과 같이 된다.

$$\frac{\partial I}{\partial x}\frac{dx}{dt}+\frac{\partial I}{\partial y}\frac{dy}{dt}+\frac{\partial I}{\partial t}=0 \tag{2}$$

$u=\frac{dx}{dt}, v=\frac{dy}{dt}$ 라고 하면, (3)식과 같이 된다.

$$I_x u+I_y v+I_t=0 \tag{3}$$

여기서 $I_x=\frac{\partial I}{\partial x}, I_y=\frac{\partial I}{\partial y}, I_t=\frac{\partial I}{\partial t}$ 이고, u와 v는 속도벡터를 이루는 구성 성분들이다.

(3)식의 속도벡터를 계산하기 위해 많은 방법들이 제안되었는데 본 논문에서는 Lucas와 Kanade가 제안한 방법을 사용하였다. Lucas와 Kanade는 작은 영역 B에 소속된 픽셀에 대한 모션 벡터는 동일하다는 가정하에 속도벡터를 계산하였다[5].

영역 B에 대한 optical flow 방정식의 오차 E는 (4)식과 같이 정의한다.

$$E=\sum_{(x,y)\in B}(I_x u+I_y v+I_t)^2 \tag{4}$$

x와 y에 대하여 각각 편미분하면 (5), (6) 식과 같이 된다.

$$\sum_{(x,y)\in B}(I_x u+I_y v+I_t)I_x=0 \tag{5}$$

$$\sum_{(x,y)\in B}(I_x u+I_y v+I_t)I_y=0 \tag{6}$$

(5), (6)식을 계산하여 해를 구하면 (7)식과 같이 된다.

$$\begin{bmatrix}u\\v\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\sum_{(x,y)\in B}I_x^2 & \sum_{(x,y)\in B}I_xI_y\\ \sum_{(x,y)\in B}I_xI_y & \sum_{(x,y)\in B}I_y^2\end{bmatrix}^{-1}\begin{bmatrix}-\sum_{(x,y)\in B}I_xI_t\\ -\sum_{(x,y)\in B}I_yI_t\end{bmatrix} \tag{7}$$

본 논문에서는 각각의 픽셀을 중심 픽셀로 하여 영역 B를 형성한 다음, (7)식을 이용해 각 픽셀에 대한 속도벡터를 구하였다. (7)식에서와 같이 모션이 존재하는 픽셀에서는 속도벡터가 존재하게 된다.

3.2 Binary decision rule에 의한 모션탐지

(7)식에 의해 얻어진 속도벡터를 이용해 영상에서 모션의 존재 유무를 결정하게 되는데, 그 과정은 아래와 같다. 신호 탐지 이론에 따라 모션의 존재 유무를 신호의 존재 유무로 가정한다. 그림 2.와 같이 영상의 각 픽셀은 두 가지 경우로 나뉘어 지는데, s_0는 모션이 존재하지 않는다는 것을 나타내고, s_1은 모션이 존재함을 나타낸다[6].

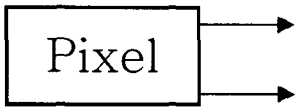


그림 2. 두 가지 경우

그리고, 어떤 픽셀 (x,y)에 대한 속도벡터의 크기를 불규칙변수 $z(x,y)$라고 하면, 불규칙변수 $z(x,y)$는 아래 (8)식과 같이 나타내어진다.

$$z(x,y)=\sqrt{u(x,y)^2+v(x,y)^2} \tag{8}$$

불규칙변수 $z(x,y)=z$라고 하면, z는 그림 3.과 같이 s_0와 s_1에 대한 평균이 m_0, m_1인 두 개의 조건부 확률밀도함수 $p(z|s_0)$, $p(z|s_1)$을 가지며, 이를 s_0와 s_1의 *likelihood*라고 부른다[7].

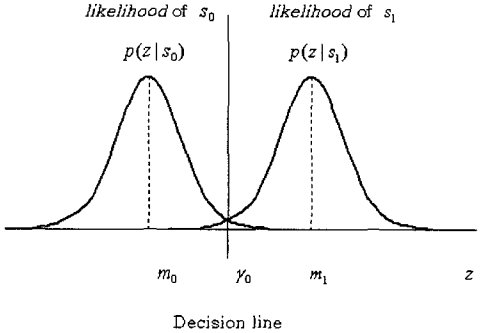


그림 3. 조건부 확률밀도함수 : $p(z|s_0), p(z|s_1)$

각각의 *likelihood*는 (9),(10)식과 같이 나타내어진다.

$$p(z \mid s_0) = \frac{1}{\sigma_0\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{z-m_0}{\sigma_0}\right)^2\right] \quad (9)$$

$$p(z \mid s_1) = \frac{1}{\sigma_0\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{z-m_1}{\sigma_0}\right)^2\right] \quad (10)$$

여기서 σ_0^2은 잡음의 분산이다. 또한 $p(z \mid s_0)$은 s_0인 경우 z의 확률밀도를 나타내고, $p(z \mid s_1)$는 s_1인 경우 z의 확률밀도를 나타낸다.

각 픽셀에서 모션의 존재 유무를 결정하기 위해 그림 2와 같이 문턱값 γ_0를 사용한다. 문턱값 γ_0는 두 개의 *likelihood* 가 서로 대칭이기 때문에 $(m_0+m_1)/2$이다. 또한 γ_0을 이용해 각 픽셀에 대하여 레이블링을 할 수 있다. 모션이 존재하는 픽셀에 대한 레이블 값을 1이라 하고, 모션이 존재하지 않는 픽셀에 대한 레이블 값을 0이라고 하면, 각 픽셀의 레이블 l을 (11)식에 의해 결정할 수 있다.

$$l = \begin{cases} 1, & z \geq \gamma_0 \\ 0, & z < \gamma_0 \end{cases} \quad (11)$$

여기서 평균값 m_0, m_1은 평균값의 개수를 2로 두고 *K*-means 알고리즘을 수행하여 얻었다[8].

3.3 스케일링

실제로 각 픽셀의 속도벡터의 크기 z는 범위가 0~1사이의 매우 작은 값이다. 이를 보상하기 위해 본 논문에서는 z에 대하여 스케일링을 수행하였다. 스케일링된 새로운 z'을 구하는 식은 아래와 같다.

$$z' = \frac{C \cdot (z - \min)}{\max - \min} \quad (12)$$

여기서 max는 z의 최대값이고, min은 최소값이며, 또한 C는 상수로서 z'의 최대값이다. 3.2절에서 사용된 평균값과 문턱값들은 스케일링된 값들이며, 앞으로 사용될 모든 z도 스케일링된 z'을 사용한다.

4. MRF 모델링에 의한 객체분할

그림 3.에서 문턱값 γ_0로 thresholding을 하게 되면, 두 가지 문제가 발생하게 된다. 하나는 모션이 없는 경우에 모션이 있다고 결정하는 'false alarm' 과, 또 하나는 모션이 있는 경우에 모션이 없다고 결정하는 'miss'이다[6]. 이러한 두 가지 경우를 보상하기 위해 베이스 규칙에 근거한 마코프 랜덤 필드를 이용한다. 마코프 랜덤 필드 모델은 이웃간의 동질성을 이용하는 모델로서 영상분할이나, 영상복원, 모션해석 등에 널리 이용되어져 왔다[9][10]. 본 논문에서는 마코프 랜덤 필드를 이용해 잡음에 의해 발생하는 불필요한 영역을 제거하고, 객체에 대해서는 더 좋은 분할 결과를 얻고자 하였다.

4.1 2차원 MRF를 이용한 모션 모델링

연속영상에서 움직이는 객체에 의해 발생하는 모션 필드를 마코프 랜덤 필드로 가정하면 모션이 존재하는 영역의 분할은 곧 영상의 각 픽셀에 최적의 레이블을 부여하는 과정과 같다. 영상의 각 픽셀 (x, y)에 대한 neighborhood system N과 이진 클릭은 그림 4.와 같이 표현되어진다고 하면, 불규칙 변수 z가 가지는 확률 $P(z)$는 Hammersley-Clifford 등가성에 의해 (13)식과 같이 표현되어진다[11].

$$P(z) = Q^{-1} \times e^{-U(z)} \quad (13)$$

여기서 Q는 분할 함수이고, $U(z)$는 에너지 함수이다.

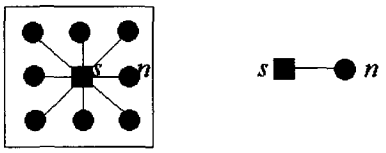


그림 4. Neighborhood system 과 이진 클릭
(s: 중심 픽셀 n: 이웃 픽셀)

각 픽셀의 z에 대한 최종 레이블 l^*은 (14)식과 같이 MAP(maximum a posteriori criterion) 이론에 의해 결정한다. ($l = 0,1$)

$$l^* = \arg\max_l P(l \mid z) \tag{14}$$

각 픽셀의 z와 l사이의 관계를 베이스 이론에 의해 나타내면 (15)식과 같다.

$$P(l \mid z) = \frac{P(z \mid l)P(l)}{P(z)} \tag{15}$$

여기서 $P(l \mid z)$는 z가 고정된 경우 레이블 l이 일어날 사후조건부확률을 의미하고, $P(z \mid l)$는 레이블 l에 대하여 z가 일어날 조건부확률을 의미한다. 또한 $P(l)$는 레이블 l이 일어날 확률, 즉 사전 확률을 의미하고, $P(z)$는 사후확률로서 상수이다. $P(z)$가 상수이므로 (16)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$l^* = \arg\max_l P(l \mid z) = \arg\max_l (P(z \mid l) \cdot P(l)) \tag{16}$$

(13)식에 의해 (16)식은 (17)식이 된다.

$$\max_l (P(l \mid z)) = \min_l (U(l \mid z)) \tag{17}$$

따라서 최종 레이블 l^*은 에너지의 최소값을 갖는 레이블과 같다.

4.2 에너지 함수

(17)식의 에너지 함수는 (18)식과 같이 된다[3].

$$U(l \mid z) = U_a(z \mid l) + U_m(l) \tag{18}$$

$U_a(z \mid l)$은 레이블과 데이터를 연결하는 연결 에너지로서 (19)식과 같이 표현되어진다.

$$U_a(z \mid l) = \frac{1}{2\sigma_0^{\,2}} \sum_l (z - m_l)^2 \tag{19}$$

또한 $U_m(l)$은 모델 에너지로서 잡음에 의해 생긴 불필요한 영역을 제거하고, 움직이는 객체에 의한 영역에 공간적인 유사성을 부여한다. $U_m(l)$은 (20)식처럼 그림 3.의 이진 클릭들의 포텐셜 함수 $V_c(l_s, l_n)$의 합이다. ($l_s : s$의 레이블, $l_n : n$의 레이블)

$$U_m(l) = \sum_c V_c(l_s, l_n) \tag{20}$$

여기서 β를 양의 상수라고 하면, 포텐셜 함수 $V_c(l_s, l_n)$는 (21)식과 같다.

$$V_c(l_s, l_n) = \begin{cases} -\beta, & \text{if } l_s = l_n \\ +\beta, & \text{if } l_s \neq l_n \end{cases} \tag{21}$$

본 논문에서는 에너지 함수 $U(l \mid z)$의 최소화를 위해 수행속도가 빠른 ICM(iterated conditional mode)을 사용하였다[9]. ICM 은 영상의 각 픽셀에 대한 두 개의 레이블 값의 에너지를 비교하여 최소의 에너지를 갖는 레이블을 각 픽셀에 부여한다. 이 과정을 수렴할 때까지 반복하여 최종적인 레이블 값을 영상에 부여한다. 본 논문에서 수렴조건으로 다음 식을 사용하였다[10].

$$\sum_{(x,y)} | l^k - l^{k-1} | < \varepsilon \tag{22}$$

여기서 k는 반복횟수를 의미하고, ε은 임의로 지정한 작은 수이다.

4.3 3차원 MRF에 의한 객체분할

3차원 MRF 모델은 2차원 공간에 시간 축 t를 더한 모션 모델이다. 즉 (x, y)의 2차원 공간에 시간축을 덧붙여서 (x, y, t)의 3차원 공간에서 객체의 모션을 해석하는 방법이다. 3차원 MRF 모델을 사용할 경우 모션의 해석에서 더 좋은 결과를 얻게 된다. 이러한 3차원 MRF 모델을 수행하기 위해서는 t축에 관한 이진영상이 하나 더 필요한데 3장에서 기술한 모션 탐지 방법을 t프레임과 $t+1$프레임 간에 사용하여 얻게 된다. 또한 3차원 MRF 모델링을 하기 위해서는 2차원 공간에서 사용되었던 클릭 외에 t축에 관한 클릭을 설정해야 한다. 그림 5.는 3차원 MRF 모델에서 사용되는 클릭의 형태이다[3].

그런데 (20)식의 모델 에너지에서 각각의 이진 클릭의 동질성에 차이가 있기 때문에 β값의 가중치를 다르게 두는 것이 필요하다. 본 논문에서는 공간적인 클릭에 대한 $\beta_s = 1.1$, 시간적인 클릭에 대한 $\beta_t = 1.0$, 시공간적인 클릭에 대한 $\beta_{st} = 0.9$로

두었다. 여기서 $\beta_s > \beta_t, \beta_{st}$으로 설정한 것은 공간적인 동질성이 시간적인 동질성보다 더 중요하기 때문이다[3].

이렇게 클릭이 설정되면 (18)식에 의해 에너지를 구하고, ICM 방법에 의해 모션의 존재 유무를 결정한다.

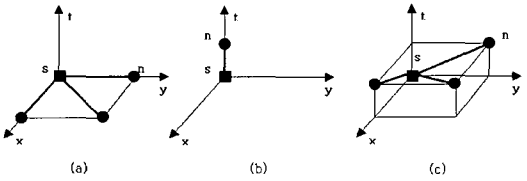


그림 5. 이진 클릭의 종류
(a) 공간적인 클릭 (b) 시간적인 클릭 (c) 시공간적인 클릭

5. 실험결과

5장에서는 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 모의실험을 수행한 결과를 기술하였다. 실험환경은 P-III 733MHz CPU, 256MB의 메모리를 가지는 IBM호환 PC상에서 수행하였으며, OS는 Windows 98, 개발툴은 Visual C++ 6.0을 사용하였다. 실험에 사용된 영상은 '*Table tennis*'와 '*Claire*'이다. 모두 176×144의 해상도를 갖는 QCIF format의 영상이다. 실험 결과는 첫번째 단계인 모션탐지와 두 번째 단계인 객체분할로 나누어 기술하였다.

5.1 모션탐지의 결과

그림 6.과 그림 7.은 실험에서 사용되는 원영상이다. '*Table tennis*'는 1프레임부터 6프레임까지이고, '*Claire*'는 13프레임부터 19프레임까지이다. 그림 그림 8.과 그림 9.는 두 프레임간의 optical flow를 나타낸 그림이다. 작은 영역 B의 크기는 3×3이고, Lucas와 Kanade가 제안한 알고리즘을 이용해 각 픽셀에 대하여 속도벡터를 구하였다. 그림 10.과 그림 11.은 속도벡터의 크기를 (12)식에 의해 스케일링한 후, binary decision rule에 의해 이진화한 영상이다. 실험에서 사용한 (12)식의 C 값은 255이다. 그림에서 보는 바와 같이 움직이는 객체와는 상관없는 잡음에 의한 효과들이 나타나는 것을 알 수 있다. '*Table tennis*'는 팔의 내부에 잡음들이 많이 생겨났으며, '*Claire*'는 사람의 외부에서 잡음에 의한 효과들이 많이 발생했다. 이러한 분할결과를 가지고서는 움직이는 객체를 분할하는 분할 마스크로 사용될 수 없다. 이는 5.2절에서 보상되어진다.

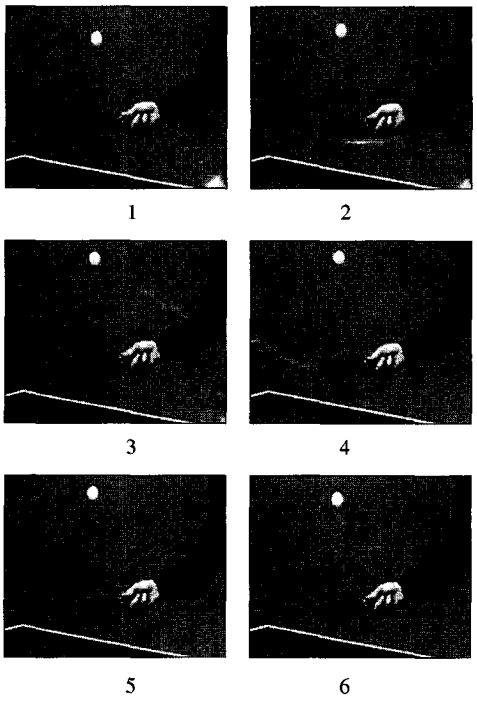


그림 6. 원영상: *Table tennis* with QCIF

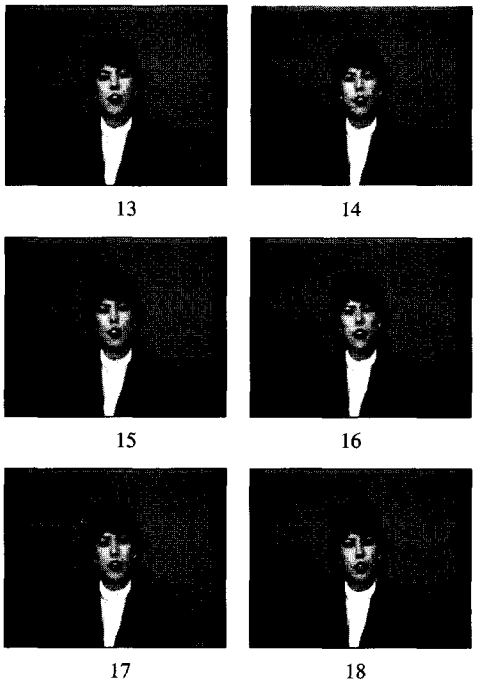


그림 7. 원영상: *Claire* with QCIF

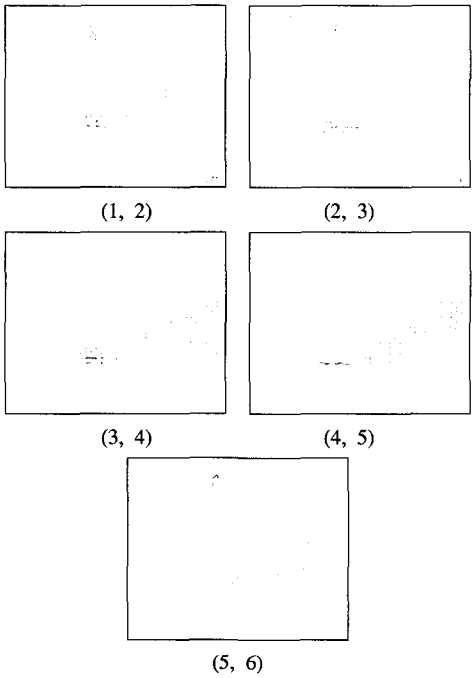


그림 8. Optical flow: *Table tennis* with QCIF

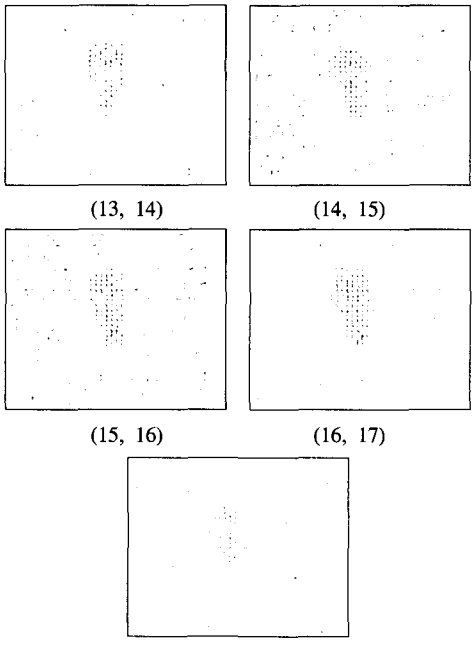


그림 9. Optical flow: *Claire* with QCIF

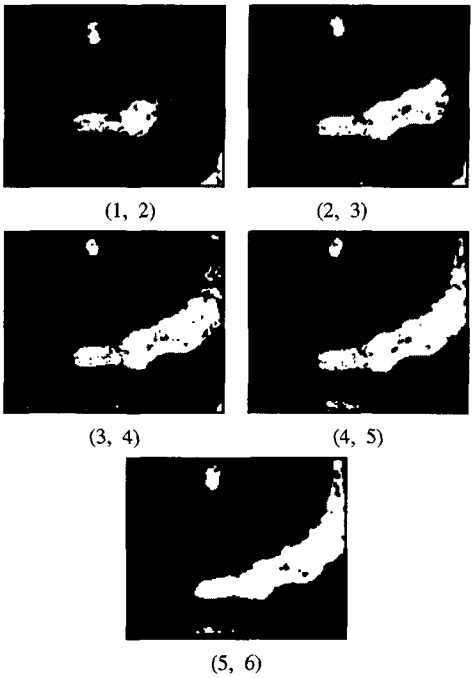


그림 10. Binary decision rule에 의한 이진화: *Table tennis* with QCIF

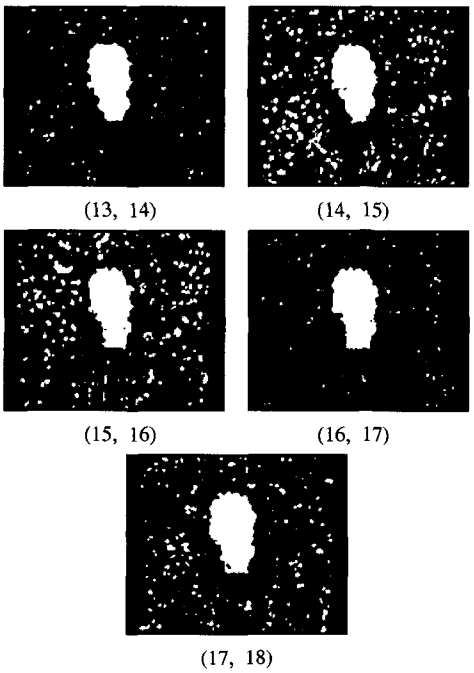


그림 11. Binary decision rule에 의한 이진화: *Claire* with QCIF

5.2 객체분할의 결과

그림 12.와 그림 13.은 2차원 마코프 랜덤 필드 모델을 이용해 잡음을 제거한 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 잡음은 제거되었고 실제의 객체에 대해서는 훨씬 더 좋은 분할 결과를 나타내었다. 본 실험에서 사용된 σ_0의 값은 100이고, 수렴까지 걸리는 반복횟수 k는 약 5~15이며, ε은 1이다. 그림 14.와 그림 15.는 그림 12.와 그림 13.에서 분할된 결과를 분할 마스크로 사용하여 분할된 결과를 나타낸 그림이다.

그림 16.과 그림 17.은 3차원 마코프 랜덤 필드 모델에 의해 잡음을 제거한 결과이다. 그림 5.의 세 가지 이진 클릭을 사용하여 에너지 함수를 구하고 ICM 방법에 의해 모션을 분할하였다. 그림에서 보는 바와 같이 2차원 마코프 랜덤 필드 모델에 의해 분할된 결과보다 잡음이 많이 제거 된 것을 알 수 있다. 그림 18.과 그림 19.는 그림 16.과 그림 17.에서 분할된 결과를 분할 마스크로 사용하여 분할된 결과를 나타내었다.

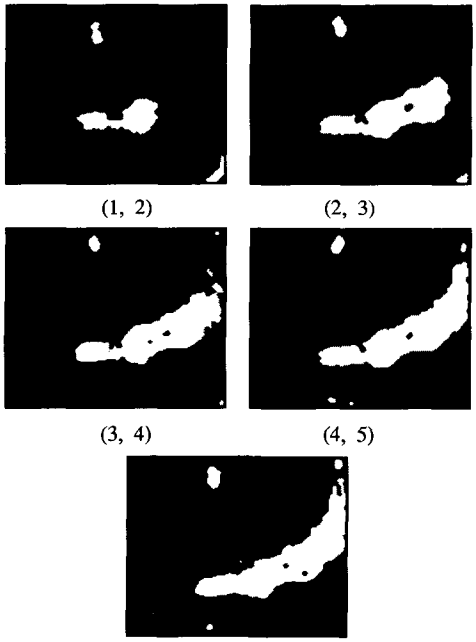


그림 12. 2차원 ICM에 의한 결과: *Table tennis* with QCIF

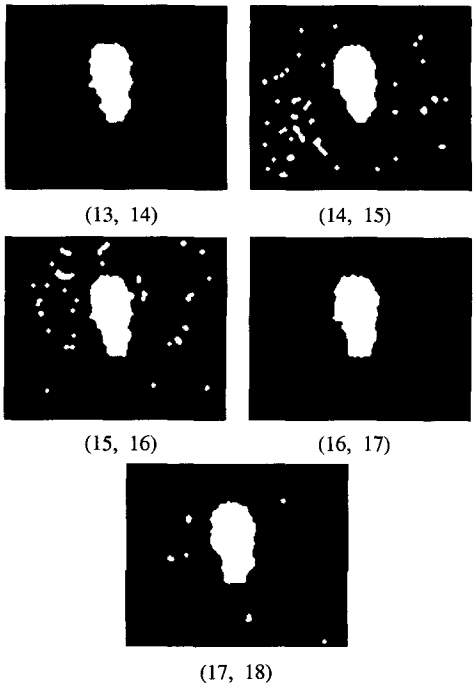


그림 13. 2차원 ICM에 의한 결과: *Claire* with QCIF

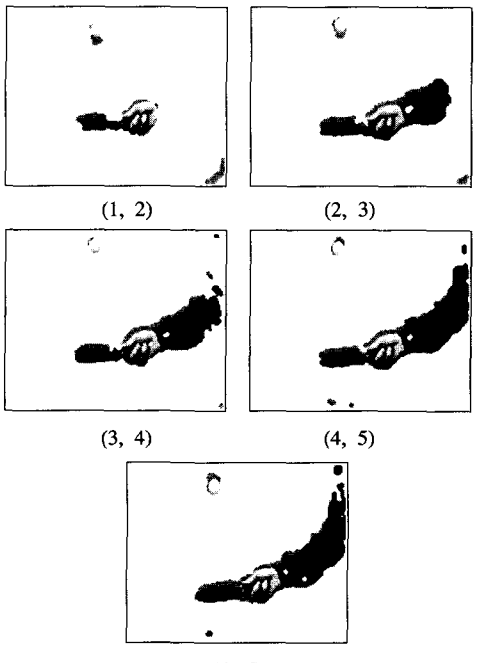
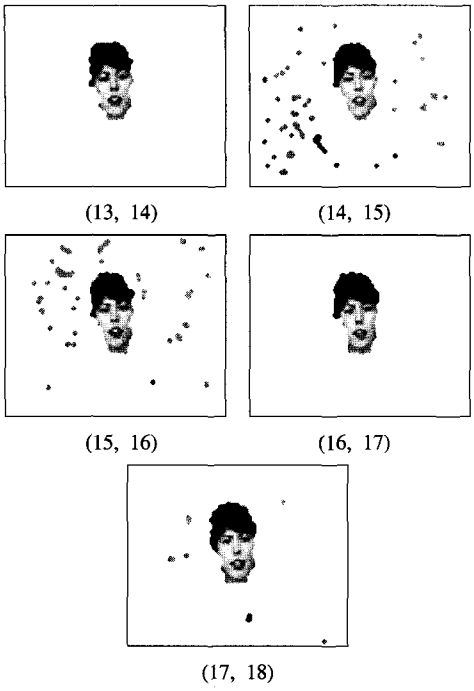


그림 14. 2차원 MRF에 의한 분할: *Table tennis* with QCIF

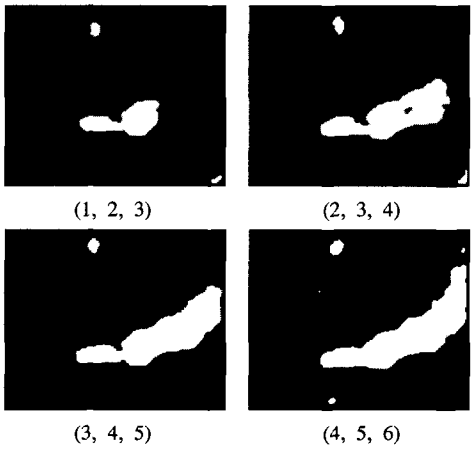


(13, 14) (14, 15)

(15, 16) (16, 17)

(17, 18)

그림 15. 2차원 MRF에 의한 분할: *Claire* with QCIF



(1, 2, 3) (2, 3, 4)

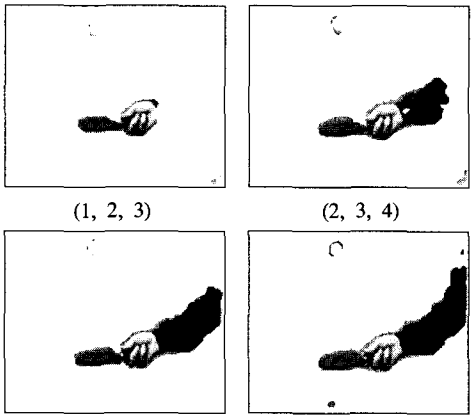
(3, 4, 5) (4, 5, 6)

그림 16. 3차원 ICM에 의한 결과: *Table tennis* with QCIF

(13, 14, 15) (14, 15, 16)

(15, 16, 17) (16, 17, 18)

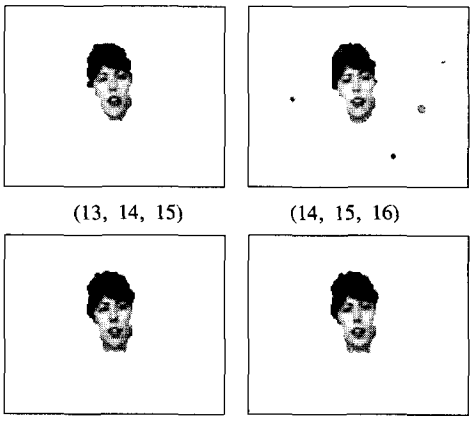
그림 17. 3차원 ICM에 의한 결과: *Claire* with QCIF



(1, 2, 3) (2, 3, 4)

(3, 4, 5) (4, 5, 6)

그림 18. 3차원 MRF에 의한 분할: *Table tennis* with QCIF



(13, 14, 15) (14, 15, 16)

(15, 16, 17) (16, 17, 18)

그림 19. 3차원 MRF에 의한 분할: *Claire* with QCIF

6. 결 론

본 논문에서는 연속 영상에서 발생하는 움직이는 객체의 모션을 신호 탐지 이론에 의해 분석하고 움직이는 객체를 분할하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 '모션탐지' 단계와 '객체분할' 단계로 구성되어진다. 먼저 '모션탐지' 단계에서는 연속되는 영상에서 속도 벡터를 구하고, 속도벡터의 크기를 스케

일한 다음 binary decision rule에 의해 이진화를 수행한다. 여기서 속도벡터는 연속영상에 대하여 optical flow를 통하여 얻어진다. 또한 '객체분할' 단계에서는 이진화된 영상에서 발생하는 잡음을 제거하기 위해 이진화된 영상을 베이스 규칙에 기반한 마코프 랜덤 필드로 모델화한다. 마코프 랜덤 필드 모델은 에너지 최소화 방법을 사용하는데, 에너지 최소화를 통해 최종 분할 영상을 얻게 된다. 여기서 에너지 최소화를 위해 ICM 방법이 사용되었다. 제안된 방법을 '*Table tennis*'와 '*Claire*'에 적용한 결과 움직이는 객체를 효율적으로 분할함을 확인하였다.

참고문헌

[1] J. Fan, J. Yu, G. Fujita, T. Onoye, L. Wu, and I. Shirakawa, "Spatiotemporal segmentation for compact video representation," *Signal Processing: Image Communication*, 16, pp. 553-566, 2001.

[2] M. Kim, J. G. Jeon, J. S. Kwak, M. H. Lee, and C. Ahn, "Moving object segmentation in video sequences by user interaction and automatic object tracking," *Image and Vision Computing*, 19, pp. 245-260, 2001.

[3] F. Luthon, A. Caplier, and M. Lievin, "Spatiotemporal MRF approach to video segmentation: Application to motion detection and lip segmentation," Signal Processing, 76, pp. 61-80, 1999.

[4] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artificial Intelligence*, 17, pp. 185-203, 1981.

[5] A. M. Tekalp, *Digital video processing*, Prentice Hall, 1995.

[6] M. Barkat, *Signal detection & estimation*, Artech House, 1991.

[7] B. Sklar, *Digital commnication*, Prentice Hall, 1988.

[8] C. Jung, K. S. Kim, and J. K. Kim, "Automatic segmentation of moving object using automatic region growing algorithm," *Korean Institute of Communication Sciences*, 26, pp. 187-193, 2001.

[9] R. C. Dubes, A. K. Jain, S. G. Nadabar, and C. C. Chen, "MRF model-based algorithms for image segmentation," *Pattern Recognition, Proceedings, 10 th International Conference*, 1, pp. 808-814, 1990.

[10] J. Wei and Z. Li, "An efficient two-pass MAP-MRF algorithm for motion estimation based on mean field theory," *IEEE trans. on circuits and systems for video technology*, 9, pp. 960-972, 1999.

[11] M. Zimanyi, "Reconstruction of tomographic data by markov random fields," *Central European Seminar on Computer Graphics*, 1998.

정 철 곤(Cheolkon Jung) 정회원

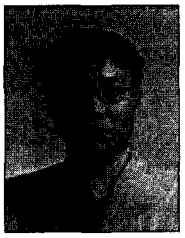
1995년 2월 : 성균관대학교 전자공학과 학사

1997년 2월 : 성균관대학교 전자공학과 석사

1997년~현재 : 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 박사과정

<주관심 분야> 레이더신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스, 디지털비디오처리

김 중 규(Joongkyu Kim) 정회원



1980년 : 서울대학교 전자공학과 학사

1982년 : 서울대학교 전자공학과 석사

1989년 : The University of Michigan, Ann Arbor, Department of Electrical and Computer Engineering Ph.D.

1980년~1981년 한국전자통신연구소 위촉연구원

1989년~1990년 University of Michigan, Post Doctoral

1990년~1991년 삼성전자 선임연구원

1992년~현재 성균관대학교 전기전자및컴퓨터공학부 교수

<주관심 분야> 적응신호처리, 레이더신호처리, 의학영상신호처리, 음향신호처리, 디지털비디오처리