

연속영상에서 motion 기반의 새로운 분할 알고리즘

정회원 정철곤*, 김중규*

A new motion-based segmentation algorithm in image sequences

Cheolkon Jung*, Joongkyu Kim* *Regular Members*

요약

본 논문에서는 연속영상에서 움직이는 객체의 motion에 기반하여 영상을 분할하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 전체적인 분할 과정은 2단계로 구성되어진다. 첫 단계는 '픽셀 레이블링' 단계이며, 두 번째 단계는 'motion 분할' 단계이다. '픽셀 레이블링' 단계에서는 optical flow에 의해 발생하는 속도 벡터들의 크기에 따라 영상의 각 픽셀에 레이블을 부여한다. 'Motion 분할' 단계에서는 첫 단계에서 생겨난 불필요한 잡음을 제거하기 위해 motion 필드를 마코프 랜덤 필드로 모델링하여 에너지 최소화를 통해 motion을 분할한다. 실험결과, 제안된 알고리즘이 연속영상에서 움직이는 객체의 motion을 효율적으로 분할함을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

This paper presents a new motion-based segmentation algorithm of moving objects in image sequences. The procedure toward complete segmentation consists of two steps: pixel labeling and motion segmentation. In the first step, we assign a label to each pixel according to magnitude of velocity vector. And velocity vector is generated by optical flow. And, in the second step, we have modeled motion field as a markov random field for noise canceling and make a segmentation of motion through energy minimization. We have demonstrated the efficiency of the presented method through experimental results.

I. Introduction

Motion 추정과 분할은 객체 추적, 객체 기반 비디오 압축, 기계시각화 등에서 중요한 역할을 해왔다. 특히, motion 분할은 영상에서 움직이는 객체를 분할하는 데에 사용되어지고 있다. 현재 멀티미디어 표준안으로 제정된 MPEG-4는 비디오 객체 평면(video object plane: VOP)의 개념을 도입하여 의미와 내용이 있는 객체만을 부호화하는 객체기반 부호화 방식을 채택하고 있다. 따라서 비디오 객체 평면을 생성하기 위한 움직이는 객체의 분할은 매우 중요한 역할을 하고 있다^{[1]-[3], [12]-[14]}.

[1]에서는 motion 필드가 parametric 필드와 residual 필드의 합으로 표현되어진다는 가정하에 motion 추정과 분할이 이루어진다. Affine 모델에

의해 속도벡터를 구한 후, 베이스 물을 이용해 최소의 에너지를 가지는 motion 필드와 분할 필드를 구한다. 이때 에너지 최소화를 위해 ICM 방법이 이용되어진다. 이 방법에서는 분할될 영역의 개수를 입력해 주어야 하는 단점을 가지고 있다.

[3]에서는 연속 프레임간의 intensity 차이를 구한 다음, 정해진 문턱값에 의해 thresholding을 수행하여 motion의 존재 유무를 결정한 후 마코프 랜덤 필드 모델을 이용하여 motion을 분할하였다. 이 방법에서는 사용자의 판단에 의해 문턱값을 설정해 주어야 하는 단점이 있으며, 불필요한 잡음이 많이 발생한다.

[15]에서는 통계적 접근법을 이용하여 비디오 객체의 motion을 분할하는 방법을 제안하였다. 연속 프레임간의 intensity 차이를 가우션분포로 모델화하고, 문턱값을 결정한다. 그리고 정해진 문턱값에 의

* 성균관대학교 전기전자 및 컴퓨터공학부 디지털신호처리연구실(jkkim@yurim.skku.ac.kr)
논문번호 : 010241-0908, 접수일자 : 2001년 9월 8일

해 CDM(change detection mask)을 생성하여 motion을 분할한다. 이 방법에서는 확률밀도함수가 두 개로 가정하였기 때문에 3개 이상의 확률밀도함수를 가지는 경우에는 좋은 성능을 나타내지 못한다.

[16]에서는 신호탐지이론을 이용하여 motion을 탐지하는 방법을 제안하였다. 전체적인 분할 과정은 2단계인데, 'motion decision' 단계와 'false correction' 단계로 구성되어 있다. 'Motion decision' 단계에서는 속도벡터들을 이용해 motion의 존재유무를 결정하고, 'false correction' 단계에서는 마코프 랜덤 필드 모델을 이용해 에러를 수정하여 motion을 분할한다. 이 방법도 [15]의 방법과 같이 3개 이상의 확률밀도함수를 가지는 경우에는 좋은 성능을 나타내기 어렵다.

본 논문에서는 이러한 단점을 개선하기 위해 픽셀 레이블링을 이용한 새로운 motion 분할 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 확률밀도함수의 개수를 구한 다음, 각 픽셀에 레이블을 부여한 후 motion의 존재유무를 결정한다. 전체적인 알고리즘의 구조는 속도벡터의 크기에 대한 픽셀 레이블링 과정과 motion 분할과정으로 구성되어진다. 먼저 픽셀 레이블링 과정에서는 optical flow를 이용해 motion을 추정하고, 속도벡터의 크기에 따라 레이블을 할당한다. 또한 motion 분할과정에서는 마코프 랜덤 필드를 이용해 불필요한 잡음을 제거하고, 영상에서 motion이 존재하는 영역을 분할하였다.

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

II. Overview of proposed algorithm

그림 1은 제안된 알고리즘의 전체 흐름도이다. 그림 1과 같이 제안된 알고리즘은 픽셀 레이블링 단계와 motion 분할 단계로 구성되어 있다. 먼저 픽셀 레이블링 단계에서는 속도벡터를 구하고, 속도벡터의 크기에 따라 픽셀 레이블링을 수행한다. 이때, 속도벡터는 optical flow analysis에 의해 획득된다. 또한 획득된 속도벡터의 크기를 스케일링 한 후, 크기에 따라 각 픽셀에 대한 레이블을 부여한다. 픽셀 레이블링을 수행하기 위해 속도벡터의 크기에 대한

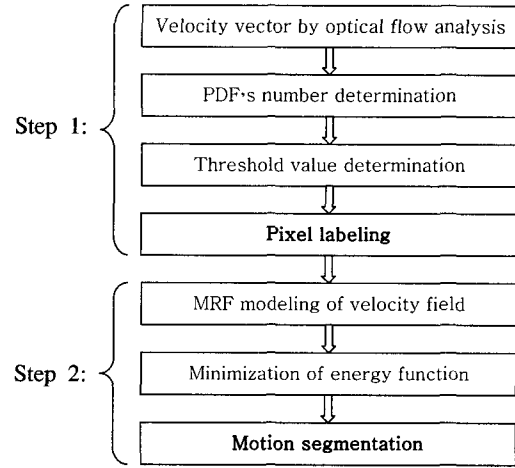


그림 1. Flow chart of proposed algorithm

확률밀도 함수의 개수를 구하고, 평균과 문턱값을 결정한다. 다음으로 motion 분할 단계에서는 속도 벡터의 크기를 마코프 랜덤 필드로 모델링하여 에너지 최소화 방법에 의해 움직이는 객체를 분할한다. 에너지 최소화를 위해 ICM 방법을 사용한다. 마코프 랜덤 필드 모델을 사용할 경우, 원치 않게 발생하는 불필요한 잡음을 제거하고, 움직이는 객체의 영역을 효율적으로 분할할 수 있다.

III. Pixel labeling by velocity vector

3장에서는 객체의 motion에 의해 발생하는 속도 벡터의 크기를 이용해 각 픽셀에 대한 레이블링을 수행하는 과정을 기술하였다. 만약 시간에 따라 조명의 변화가 거의 없고, 카메라가 정지되어 있다면, 비디오 객체의 motion에 의한 속도 벡터가 발생하게 된다. 따라서 속도벡터를 이용하여 영상에서 존재하는 motion의 존재 유무를 결정할 수 있다. 제안된 알고리즘에서는 속도벡터를 얻기 위해 optical flow를 계산하였다. 또한 속도벡터의 크기에 대하여 픽셀 레이블링을 수행하여 각 픽셀에 대한 motion의 크기를 표현하였다.

3.1 Velocity vector by optical flow analysis

Optical flow란 비디오 객체의 이동으로 인해 발생하는 2차원 영상에서의 속도계를 의미한다. 시간 t 에서, 영상에서의 한 점 (x, y) 의 intensity를 $I(x, y, t)$ 라고 한다. 연속 영상에서 객체의 motion

이 적다고 가정하면, optical flow constraint 방정식은 (1)식과 같이 된다^[4].

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (1)$$

여기서 $u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}, I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$

이고, u 와 v 는 속도벡터를 이루는 구성 성분들이다.

(1)식의 속도벡터를 계산하기 위해 Horn과 Schunck는 속도계가 평탄하다고 가정하고, variational method에 의해 해를 계산하였다. 가중상수 λ 에 대해 속도벡터 u 와 v 는 (2)(3)식과 같이 반복적인 방법에 의해 수렴치를 찾음으로 구할 수 있다^[6].

$$u^{k+1} = u^k - \frac{I_x(I_x u^k + I_y v^k + I_t)}{\lambda + I_x^2 + I_y^2} \quad (2)$$

$$v^{k+1} = v^k - \frac{I_y(I_x u^k + I_y v^k + I_t)}{\lambda + I_x^2 + I_y^2} \quad (3)$$

여기서 k 는 반복횟수를 의미하고, 수렴조건은 η 를 수렴한계치라고 할 때 (4)식과 같다.

$$\sum_{(x,y)} \sqrt{(u^{k+1} - u^k)^2 + (v^{k+1} - v^k)^2} < \eta \quad (4)$$

3.2 Pixel labeling of z

3.1에서 얻어진 속도벡터를 이용해 영상에서 각 픽셀에 대하여 레이블을 부여할 수 있다. 각 픽셀에 대한 레이블을 부여하는 과정은 아래와 같다. 영상에서의 한 픽셀 (x, y) 에 대한 속도벡터의 크기를 불규칙변수 $z(x, y)$ 라고 하면, 불규칙변수 $z(x, y)$ 는 아래 (5)식과 같이 나타내어진다.

$$z(x, y) = \sqrt{u(x, y)^2 + v(x, y)^2} \quad (5)$$

불규칙변수 $z(x, y) = z$ 라고 하면, z 는 그림 2.와 같은 분포를 나타낸다.

그림 2.와 같이 속도벡터의 크기 z 의 분포 $h(z)$ 는 mixed gamma distribution 모델로 모델링 할 수 있다. 이는 실제 실험영상을 통해 얻은 결과이다. 확률밀도함수가 gamma distribution을 나타낸다고 가정하면 $h(z)$ 는 (6)식과 같이 표현되어진다^[5].

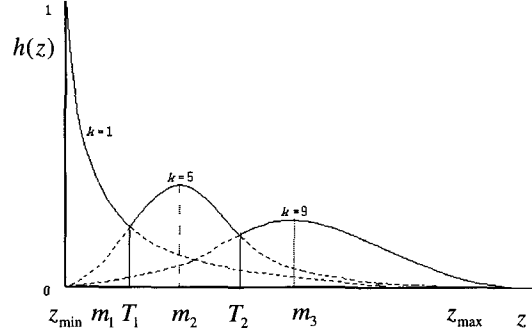


그림 2. z 의 분포

$$h(z) = \sum_{k=1}^M \delta_k \frac{\mu_k^k}{(k-1)!} z^{k-1} e^{-\mu_k z} \quad (6)$$

여기서 k 는 gamma distribution function order이고, M 은 확률분포의 최대 개수를 의미한다. δ_k 는 각 분포의 계수이고, μ_k 는 gamma function decaying parameter이다. 또한 δ_k 는 실험적으로 $k=1, 5, 9, \dots$ 인 경우 1이고, 나머지는 0이다.

최적의 K 결정 :

픽셀 레이블링을 수행하기 위해서는 확률밀도함수의 개수 K 를 결정해야 한다. 확률밀도함수의 개수 K 는 곧 z 값에 의한 cluster의 개수와 동일하므로, 본 논문에서는 Rose에 의해 제안된 cluster validity measure를 개선하여 사용하였다^[7].

이 방법은 최적의 K 값이 cluster의 평균값과 소속된 점들 사이의 거리의 합을 최소화시키고, 각 평균 사이의 거리를 최대화시킨다는 점을 이용하였다.

개선된 cluster validity measure *validity* 는 (7)식과 같다.

$$validity = w \cdot \frac{intra}{inter} \quad (7)$$

여기서 w 는 가중치 상수이다. 또한 N 을 전체 픽셀의 개수라 하고, 각각의 cluster를 C_i

$$(i=1, 2, \dots, K) \text{라고 하면, } intra = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^K \sum_{z \in C_l} |z - m_l|$$

고, $inter = \min(|m_l - m_m|)$ 이다. ($l=1, 2, \dots, K-1, m=l+1, \dots, K$)

이렇게 *validity* 를 정의하면, 최적의 K 는 *validity* 를 최소화시키는 값이다.

최적의 문턱값 결정 :

소속된 cluster의 레이블을 결정하기 위해 최적의 문턱값 $T_n (n=1,2,\dots,K-1)$ 을 결정해야 한다. 각 분포의 decaying parameter $\mu_1=\dots=\mu_k=\mu$ 라고 가정하면, 최적의 문턱값 T_n 은 다음 식에 의해 결정된다.

$$T_n = \frac{1}{\mu} \sqrt[4]{\frac{4n!}{(4n-4)!}} \quad (8)$$

(8)식은 (6)식에 의해 유도되었으며, $T_1 = \frac{1}{\mu} \sqrt[4]{24}$,

$$T_2 = \frac{1}{\mu} \sqrt[4]{1680} \text{ 이었다.}$$

픽셀 레이블링 :

(8)식에 의해 결정된 T_n 을 이용하여 픽셀의 레이블 l 을 결정할 수 있다. 영상에서 한 픽셀 (x,y) 의 레이블 필드 $L(x,y)$ 라고 하면 (9)식과 같이 각 픽셀의 레이블 l 은 소속된 cluster의 index와 같다.

$$L(x,y) = l, \quad z(x,y) \in C_l \quad (9)$$

3.3 Scaling of magnitude

3.2에서 사용된 속도벡터의 크기 z 는 범위가 0~1사이의 매우 작은 값이다. 이를 보상하기 위해 본 논문에서는 z 에 대하여 스케일링을 수행하였다. 스케일링된 새로운 z' 을 구하는 식은 아래와 같다^[8].

$$z' = \frac{C \cdot (z - z_{\min})}{z_{\max} - z_{\min}} \quad (10)$$

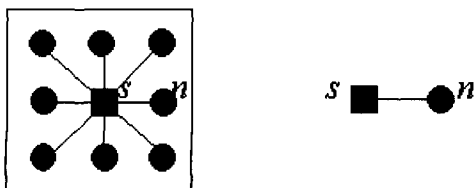


그림 3. Neighborhood system and binary clique (s : center pixel n : neighboring pixel)

여기서 z_{\max} 는 z 의 최대값이고, z_{\min} 은 최소값이며, 또한 C 는 상수로서 z' 의 최대값이다. 3.2절에서 사용된 평균값과 문턱값들은 스케일링된 값들이며, 앞으로 사용될 모든 z 도 스케일링된 z' 을 사용한다.

IV. Motion segmentation by MRF modeling

그림 2의 문턱값 T_n 을 이용해 thresholding을 하게 되면, 잡음에 의한 효과들이 발생하여 움직이는 객체와 상관없는 영역들을 분할하게 된다. 이렇게 발생한 잡음에 의해 발생하는 불필요한 영역을 제거하기 위해 본 논문에서는 마코프 랜덤 필드를 이용하였다. 마코프 랜덤 필드 모델은 공간적인 동질성을 이용하는 모델로서 잡음에 의한 효과를 제거할 수 있다. 마코프 랜덤 필드를 이용해 z 를 모델링 함으로서 잡음에 의해 발생하는 불필요한 영역을 제거할 수 있었고, 움직이는 객체의 영역에 대해서는 더 좋은 분할 결과를 얻을 수 있었다.

4.1 Markov random field

연속영상에서 움직이는 객체에 의해 발생하는 불규칙 변수 z 를 마코프 랜덤 필드라 가정하면 에너지 최소화를 이용해 영상의 각 픽셀에 대하여 최적의 레이블을 부여할 수 있다. 영상의 각 픽셀 (x,y) 에 대한 neighborhood system N 과 이진 클릭은 그림 3과 같이 표현되어진다고 하면, z 가 가지는 확률 $P(z)$ 는 Hammersley-Clifford 등가성에 의해 (11)식과 같이 표현되어진다^{[3][9]}.

$$P(z) = Q^{-1} \times e^{-U(z)} \quad (11)$$

여기서 Q 는 분할 함수이고, $U(z)$ 는 에너지 함수이다.

각 픽셀의 z 에 대한 최종 레이블 l^* 은 (12)식과 같이 MAP(maximum a posteriori criterion) 이론에 의해 결정한다.

$$l^* = \arg \max_l P(l|z) \quad (12)$$

각 픽셀의 z 와 l 사이의 관계를 베이스 이론에 의해 나타내면 (13)식과 같다.

$$P(l|z) = \frac{P(z|l)P(l)}{P(z)} \quad (13)$$

여기서 $P(l|z)$ 는 z 가 고정된 경우 레이블 l 이 일어날 사후조건부확률을 의미하고, $P(z|l)$ 는 레이블 l 에 대하여 z 가 일어날 조건부확률을 의미한다. 또한 $P(l)$ 는 레이블 l 이 일어날 확률, 즉 사전 확률을 의미하고, $P(z)$ 는 사후확률로서 상수이다. $P(z)$ 가 상수이므로 (14)식과 같이 나타낼 수 있다.

$$l^* = \arg \max_l P(l|z) = \arg \max_l (P(z|l) \cdot P(l)) \quad (14)$$

(11)식에 의해 (14)식은 (15)식이 된다.

$$\max_l (P(l|z)) = \min_l (U(l|z)) \quad (15)$$

따라서 최종 레이블 l^* 은 에너지의 최소값을 갖는 레이블과 같다.

4.2 Minimization of energy function
(15)식의 에너지 함수는 (16)식과 같이 된다^[3].

$$U(l|z) = U_a(z|l) + U_m(l) \quad (16)$$

$U_a(z|l)$ 은 레이블과 데이터를 연결하는 연결 에너지로서 (17)식과 같이 표현되어진다.

$$U_a(z|l) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_l (z - m_l)^2 \quad (17)$$

여기서 σ^2 은 잡음의 분산이고, m_l 은 각 확률밀도 함수의 평균이다.

또한 $U_m(l)$ 은 모델 에너지로서 잡음에 의해 생긴 불필요한 영역을 제거하고, 움직이는 객체에 의한 영역에 공간적인 유사성을 부여한다. $U_m(l)$ 은 (18)식처럼 그림 3.의 이진 클러스터들의 포텐셜 함수 $V_c(l_s, l_n)$ 의 합이다. (l_s : s 의 레이블, l_n : n 의 레이블)

$$U_m(l) = \sum_c V_c(l_s, l_n) \quad (18)$$

여기서 β 를 양의 상수라고 하면, 포텐셜 함수 $V_c(l_s, l_n)$ 는 (19)식과 같다.

$$V_c(l_s, l_n) = \begin{cases} -\beta, & \text{if } l_s = l_n \\ +\beta, & \text{if } l_s \neq l_n \end{cases} \quad (19)$$

본 논문에서는 에너지 함수 $U(l|z)$ 의 최소화를 위해 수행속도가 빠른 ICM(iterated conditional mode)을 사용하였다^[10]. ICM은 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^[11].

$$\sum_{(x,y)} |l^k - l^{k-1}| < \epsilon \quad (20)$$

여기서 k 는 반복횟수를 의미하고, ϵ 은 임의로 지정한 작은 수이다.

4.3 Motion segmentation of moving object

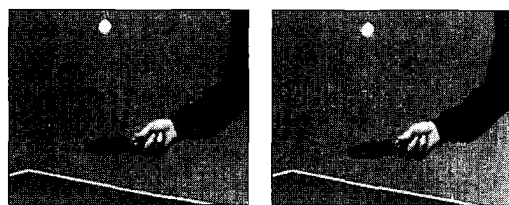
4.2절에서 각 픽셀에 대한 최종 레이블 값을 얻을 수 있었다. 여기서 레이블 l 은 $0, 1, \dots, K-1$ 의 값이며, 속도벡터의 크기의 순서에 의해 배열되어진다. 따라서 레이블 l 이 0보다 큰 픽셀은 motion이 존재하는 픽셀임을 의미한다. 이를 이용하여 움직이는 객체의 영역을 분할하는데 움직이는 객체의 영역을 분할하는 식은 (21)식과 같다.

$$\text{motion} = \begin{cases} \text{not exist}, & l = 0 \\ \text{exist}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

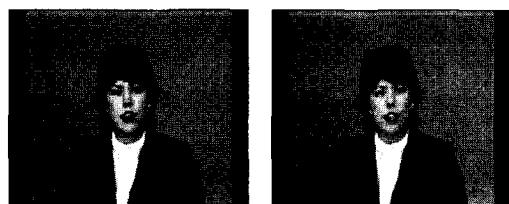
V. Experimental results

5장에서는 실제 연속영상에 대하여 제안된 알고리즘을 적용한 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', 'Claire', 'Street'와 'Smoke'이다. 모두 176×144 의 해상도를 갖는 QCIF format의 영상이다.

그림 4.는 실험에서 사용되는 원영상이다. 'Table tennis'는 4번 프레임과 5번 프레임을 사용하였고, 'Claire'는 17번 프레임과 18번 프레임이다. 또한 'Street'는 1번 프레임과 2번 프레임이며, 'Smoke'



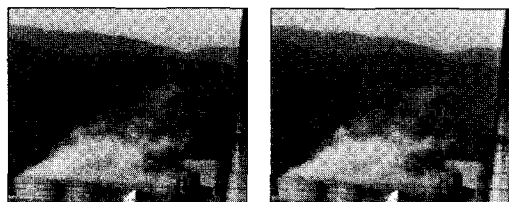
(a) 'Table tennis' with QCIF



(b) 'Claire' with QCIF

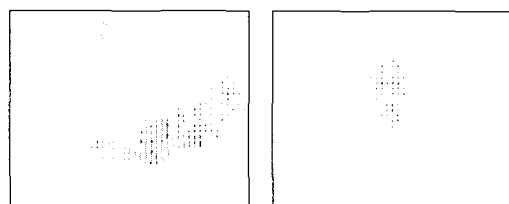


(c) 'Street' with QCIF



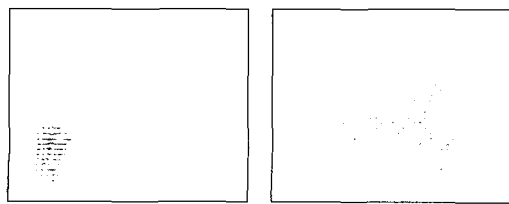
(d) 'Smoke' with QCIF

그림 4. Original images



(a)

(b)



(c)

(d)

그림 5. Optical flow

는 3번 프레임과 4번 프레임이다.

그림 5.는 두 프레임간의 optical flow를 나타낸 그림이다. 수렴 한계치 η 는 10이라 두고 속도벡터를 구하였다. 표 1. 은 validity를 K 에 따라 구한 값이다. 최적의 K 는 'Table tennis'의 경우 3이고, 그 외의 실험영상은 모두 2이다. 이렇게 얻어진 최적의 K 를 이용하여 (6)식의 m_i 과 T_n 을 구하고, 픽셀 레이블링을 수행하였다. 이때 z 는 (10)식에 의해 스케일링 된 값을 사용하였다. 실험에서 사용한 C 값은 255이다.

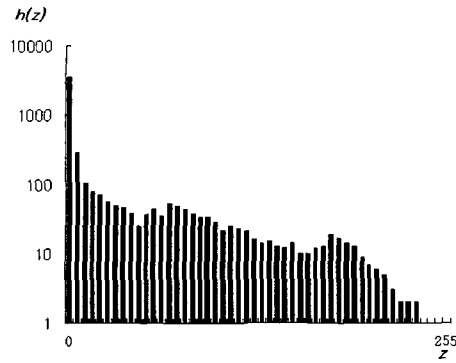
표 1. validity

K	Table tennis	Claire	Street	Smoke
2	0.02895	0.01135	0.00718	0.04137
3	0.02317	0.02003	0.01754	0.09762
4	0.03002	0.02037	0.13072	0.17936
5	0.05300	0.08798	0.16737	0.15152
6	0.04324	0.10868	0.27405	0.24072
7	0.06813	0.15721	0.38423	0.20171
8	0.07655	0.11400	0.28709	0.18637
9	0.06501	0.18998	0.51542	0.29961
10	0.07070	0.20081	0.77435	0.23735

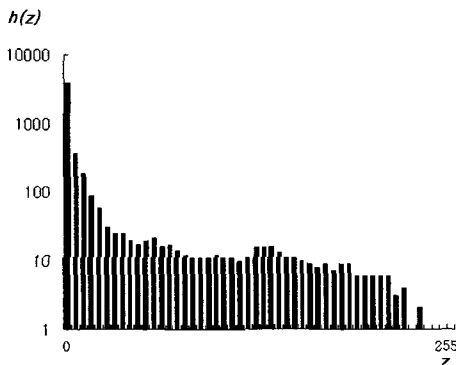
그림 6.에서는 각각의 영상에 대한 z 의 히스토그램 $h(z)$ 를 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 'Table tennis'에서는 대략적으로 3개의 확률밀도함수의 합으로 나타나며, 'Claire' 'Street'와 'Smoke'는 2개의 확률밀도함수의 합으로 나타남을 확인할 수 있다.

그림 7.은 z 에 대하여 픽셀 레이블링을 수행한 결과이다. 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. 'Smoke'에서도 움직이는 연기 영역 이외의 영역들이 잡음에 의해 생겨나는 것을 알 수 있다.

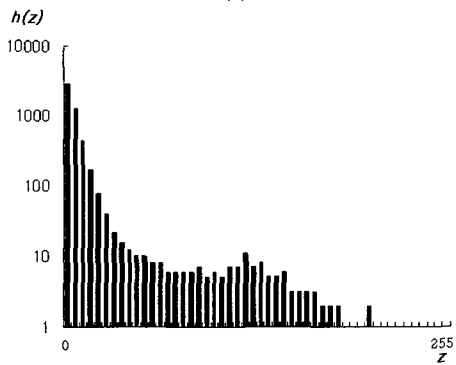
그림 8.은 마코프 랜덤 필드 모델을 이용해 잡음을 제거한 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 잡음은 제거되었고 움직이는 객체에 대해서는 훨씬 더 좋은 분할 결과를 나타내었다. 본 실험에서 사용된 σ 의 값은 100이고, β 는 1이다. 또한 수렴까지 걸리는 반복횟수 k 는 약 5~15이며, ϵ 은 1이다.



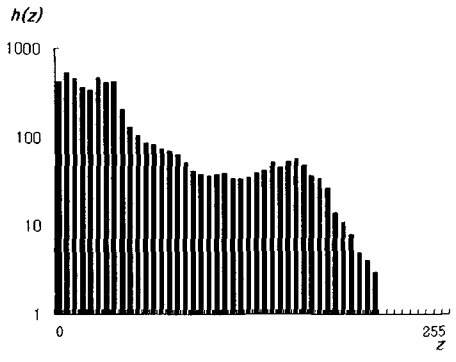
(a)



(b)

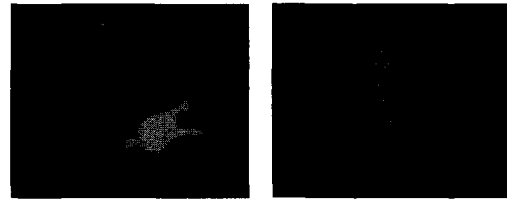


(c)



(d)

그림 6. Histogram



(a)

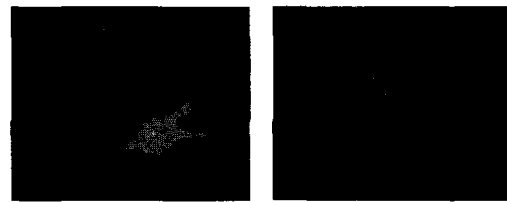
(b)



(c)

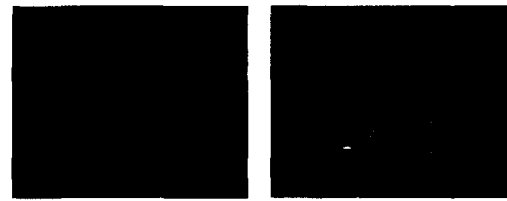
(d)

그림 7. Pixel labeling



(a)

(b)



(c)

(d)

그림 8. ICM

그림 9.는 (21)식에 의해 motion이 있는 영역을 분할한 결과이다. 그림 10.은 기존의 방법들과 제안된 방법을 'table tennis'에 적용하여 얻은 결과이다. 그림 10.의 (a)는 [3]에서 제안된 motion 분할 알고리즘을, (b)는 [15]에서 제안된 motion 분할 알고리즘을, (c)는 [16]에서 제안된 motion 분할 알고리즘을, 그리고 (d)는 본 논문에서 제안된 알고리즘을 적용하여 얻은 결과이다. 그림 10.의 (a)는 문턱값을 3으로 설정하여 실험을 수행한 결과이며, (b)-(d)는 각 확률밀도함수의 분산값이 같다고 가정하고 실험을 수행하였다. (d)의 분할성능이 (b), (c)보다 뛰어난 것을 확인할 수 있다. 이는 제안된 알고리즘이 확률밀도함수의 개수를 히스토그램의 분포에 따라 결정할 수 있기 때문이다. 결과들을 통해 제안된 알고리즘의 우수성을 확인할 수 있었다.

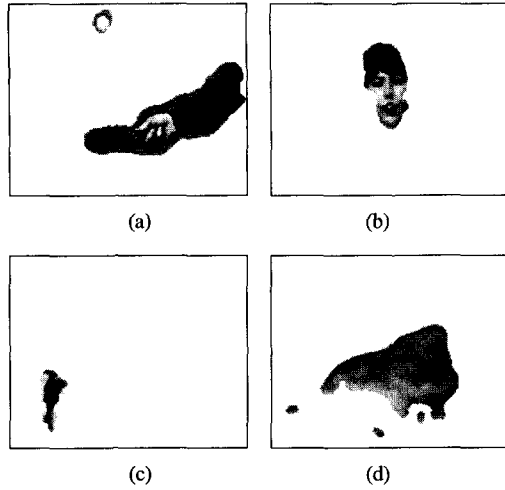


그림 9. Segmented image with proposed algorithm

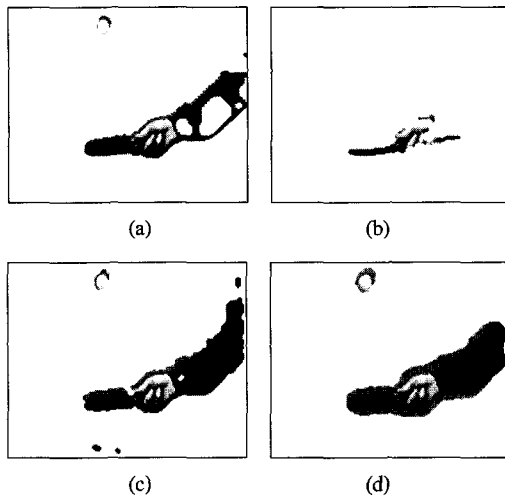


그림 10. Segmented image: (a) by [3], (b) by [15], (c) by [16], (d) by proposed algorithm

VI. Conclusion

본 논문에서는 연속 영상에서 발생하는 움직이는 객체의 motion을 속도벡터의 크기에 따라 레이블링한 후 분할하는 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 픽셀 레이블링과 motion 분할의 두 단계로 구성되어진다. 픽셀 레이블링 단계에서는 연속되는 영상에서 속도 벡터를 구하고, 속도벡터의 크기를 스케일한 후 크기에 따라 레이블링을 수행한다. 여기서 속도벡터는 연속영상에 대하여 optical flow를 통하여 얻어진다. 다음으로 motion 분할 단계에서는 불필요한 잡음을 제거하기 위해 레이블링된 영상을 마코프 랜덤 필드로 모델화하여 에너지 최소화를

통해 최종 분할 영상을 얻게 된다. 여기서 에너지 최소화를 위해 ICM 방법이 사용되었다. 기존의 알고리즘과 비교해본 결과 제안된 방법이 기존의 방법보다 객체의 motion을 효율적으로 분할함을 확인하였다.

참고 문헌

- [1] M. M. Chang, A. M. Tekalp, and M. I. Sezan, "Simultaneous motion estimation and segmentation", *IEEE trans. on image processing*, 6, pp. 1326-1333, 1997.
- [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] M. Barkat, *Signal detection & estimation*, Artech House, 1991.
- [6] H. Bassmann and P.W. Besslich, *Ad Oculos Digital image processing*, Thomson, 1995.
- [7] S. Ray and R. H. Turi, "Determination of number clusters in K-means clustering and application in colour image segmentation", *ICAPRDT'99*, pp. 137-143, (1999).
- [8] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, *Machine vision*, McGraw-Hill, 1995.
- [9] M. Zimanyi, "Reconstruction of tomographic data by markov random fields", *Central European Seminar on Computer Graphics*, 1998.
- [10] 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.
- [11] 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.

- [12] C. Jung, J. K. Kim, and C. Ahn, “Automatic segmentation of non-rigid object in image sequences”, *Korean Institute of Communication Sciences*, 26, pp. 1419-1427, 2001.
- [13] M. Kim, J. G. Choi, D. Kim, H. Lee, M. H. Lee, C. Ahn, and Y. S. Ho, “A VOP Generation Tool: Automatic Segmentation of Moving Objects in Image Sequences Based on Spatio-Temporal Information”, *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, 9, pp. 1216-1999, 1999.
- [14] 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.
- [15] T. Aach and A. Kaup, “Bayesian algorithms for adaptive change detection in image sequences using Markov random fields”, *Signal Processing: Image Communication*, 7, pp. 147-160, 1995.
- [16] 정철곤, 김중규, “마코프 랜덤 필드를 이용한 움직이는 객체의 자동분할”, *한국통신학회 추계종합학술발표회 논문집*, No. 12-12, 2001.

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, 의학 영상신호처리, 음향신호처리, 디지털비디오 처리

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