

특징 기반 움직임 플로우를 이용한 이동 물체의 검출 및 추적

정희원 이 규 원*, 김 학 수**, 전 준 근**, 박 규 태**

Moving Object Segmentation and Tracking using Feature based Motion Flow

Kyu Won Lee*, Hak Soo Kim**, Jun Geun Jeon**, Kyu Tae Park** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 배경의 움직임이 유발되는 능동 CCD 카메라를 통하여 실시간으로 포착되는 영상 데이터를 대상으로 카메라의 사진 설치 정보나 좌표 보정(calibration) 없이 강체(rigid body) 혹은 비 강체(non-rigid body)의 움직이는 물체를 추출하고 이의 이동 방향을 판단하여, 추적하는 효율적인 알고리즘을 제안한다. 이동 물체의 영역분할을 위하여 동체의 형태를 규정하는 특징 점을 추출하고, 시간에 따른 특징 점의 이동 벡터로 구성된 특징 플로우 필드(feature flow field)를 구한 후 이 들을 다차원 특징 공간상에서 군집화(clustering)함으로써 동체를 추출한다. 제안하는 IRMAS(Incremental Rotational Minimum Angle Search)에 의하여 군집화된 특징점들의 볼록 다각형(convex hull)을 구함으로써 이동 물체의 개괄적인 외곽 형태를 재 구성한다. 또한, 이동 궤적의 갑작스러운 변화를 가져올 수 있는 동작 특성을 가지는 이동 물체의 효과적인 추적을 목적으로 개선된 선형 예측기를 사용하였다. 이동 궤적 예측기는 기존의 선형 예측기의 차수를 이동의 변화도에 따라 적응적으로 조정함으로써 예측 오차를 감소시켜, 빠른 속도로 이동 궤적에 수렴한다.

ABSTRACT

An effective algorithm for tracking rigid or non-rigid moving object(s) which segments local moving parts from image sequence in the presence of background motion by camera movement, predicts the direction of it, and tracks the object is proposed. It requires no camera calibration and no knowledge of the installed position of camera. In order to segment the moving object, feature points configuring the shape of moving object are firstly selected, feature flow field composed of motion vectors of the feature points is computed, and moving object(s) is(are) segmented by clustering the feature flow field in the multi-dimensional feature space. Also, we propose IRMAS, an efficient algorithm that finds the convex hull in order to construct the shape of moving object(s) from clustered feature points. And, for the purpose of robust tracking the objects whose movement characteristics bring about the abrupt change of moving trajectory, an improved order adaptive lattice structured linear predictor is used.

* 한국전자통신연구원

** 연세대학교 전자공학과

論文番號 : 97366-1010

接受日字 : 1997年 10月 10日

I. 서 론

최근 무인 감시 장치나 영상 회의 시스템 등으로의 응용을 목적으로 한 카메라 자동 추적 시스템의 연구 개발이 널리 진행되고 있다. 전자의 경우, 제한 구역의 이동체 감시 및 추적, 도로 환경의 속도 위반, 차로 위반의 감시 및 자가 주행 등 인간의 역할을 대신할 수 있는 컴퓨터 비전 시스템으로서, 그리고 후자의 경우, 화자 또는 특정 인물의 움직임을 판단하고 이를 추적함으로써 처리 데이터의 압축을 행하여 영상 회의 시스템의 효율을 더욱 증가시킬 수 있는 응용으로서, 이른바 자동 카메라 맨의 기능을 수행할 수 있다는 점에서 높이 평가되고 있다[1][2][3][4].

영상 내 움직임을 해석하는 모델은 크게 매개변수 모델(parametric model)과 비매개변수 모델(nonparametric model)로 구분 할 수 있다. 매개변수 모델은 3차원 공간상의 좌표를 직교(orthographic) 혹은 원근 투영(perspective projection)에 의하여 2차원 영상 평면(image plane)상의 좌표로 표현 하는 데 사용된다. 이 모델은 3차원계의 분석적(analytic)인 정보를 제공하는 하지만, 3차원 강체 움직임(rigid motion)의 해석에만 적용할 수 있다는 단점이 있다[5][6]. 또한, 매개 변수 모델을 이용한 방법은 개별 영상 단위로는 비교적 정확한 움직임의 해석이 가능하지만 이를 영상 취득 환경이 시시각각 변하는 영상 시퀀스에 적용 했을 때, 영상 간의 관계를 규명하는 데 많은 계산을 필요로 하며, 또한 비 강체 움직임(Non-rigid motion)의 해석에도 한계가 있다. 한편, 비 매개변수 모델은 2차원 영상의 직관적인 분석을 가능하게 하며 이 모델을 사용하는 방법으로서 결정론적 움직임 기반(motion based) 방법으로 대표되는 광류 모델(optical flow model), 블럭 모델, 화소 회귀 모델(pel recursive model)등을 들 수 있다[1][2][3]. 이 모델들은 영상의 움직임을 직관적으로 해석하도록 해주기는 하지만 영상의 다양한 움직임 즉, 선형 이동(translation), 비 선형 이동(rotation, zooming)등의 종합적인 해석이 어렵다는 것이다. 그러나, 영상시퀀스의 포착 간격이 아주 짧고, 영상내의 움직임이 작다면 회전 혹은 원근운동과 같은 비 선형 움직임도 선형 운동으로 근사화시킬 수 있으므로 이러한 가정하에서, 비교적 덜 복잡하고 적은 연산으로 영상의 움직임을 해석할 수 있다. 인간의 시각 체계(Human Visual System ; HVS)에서 배경 속의 물체의

존재 여부는 먼저 물체의 외곽 경계(contour)에 의하여 배경과 물체를 구분함으로써 판단하며, 구분 된 물체의 형태는 외곽 경계 속에 존재하는 구석점(corner point)들의 연결 관계에 의하여 결정된다. 따라서, 물체의 이동 여부의 판단 및 추적은 이러한 특징점(feature point)들의 이동 관계를 규명함으로써 가능해진다. 본 논문에서는 이러한 HVS의 물체의 이동에 대한 인지 과정을 고려하여 특징 기반 움직임 플로우(motion flow)를 이용한 추적 알고리즘을 제안한다.

실시간으로 포착된 연속적인 영상 프레임들 대상으로 구석점을 추출하고 구석점 주변 일정 영역에 대하여 영역 속성을 고려한 블럭 매칭을 실시하여 특징 이동 벡터로 이루어진 움직임 플로우 필드(motion flow field)를 구한 다음, 특징점의 위치, 이동 방향 및 이동량을 매개 변수로 하는 다차원 특징 공간(feature space)상에서 군집화(clustering)를 실시하여 이동 물체 영역을 추출한다. 배경으로부터 이동 물체 영역을 분할하기 위하여 군집화된 특징점으로 이루어진 볼록 다각형(convex hull)을 구성하는 효율적인 기법을 제안한다. 또한, 가변 차수(variable order)를 가지는 적응적 선형 예측기를 이용하여 특징 벡터의 이동 방향을 예측하며, 이를 연속적인 추적 기준으로 사용한다.

본 논문의 II장에서는 관련된 기존 방법에 대하여 기술하고, III장에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 부분별로 상세히 기술하며, IV장에서는 실험 결과 및 제안한 알고리즘의 성능 평가를, 그리고 V장에서는 제안한 알고리즘의 결론과 미비점 및 향후의 보완 방안을 차례로 기술한다.

II. 움직임 분석에 관한 기존의 연구

일반적으로 카메라 구동에 의해 이동물체를 추적하기 위한 방법으로는 물체의 인식 기반 추적 방법과 움직임 기반 추적 방법으로 나눌 수 있다. O'Rourke는 인식 기반 접근 방법으로 인간의 운동 양태에 관한 상세한 모델을 설정하고, 인간의 움직임 특히, 보행 특성을 인식하였다[7]. Horn과 Schunck는 광류(optic flow)의 제한 선 군집화(constraint line clustering)에 의하여 다중 속성을 갖는 움직임의 구조를 분석 및 인식하였다[8]. 그러나, 사전 정의되지 않은 형태의 운동에 대하여는 인식할 수 없다는 한계가 있다. Murray

는 이동 카메라 환경에서 카메라의 움직임에 따라 영상에 영향을 미치는 매개변수를 이용하여 배경 보상(background compensation)을 실행한 후, 움직임 에너지에 근거하여 단일 이동 물체 추적을 행하였으나 다수의 이동 물체나 물체의 비 선형운동에 대처하지 못했다[2].

인식 기반 추적 방법은 3차원계의 물체를 인식함으로써 물체의 선형이동(translation), 회전(rotation), 확대/축소(zooming) 등을 해석하기는 용이하나 인식을 위한 정보 검색 공간이 커 계산량이 매우 많으며, 계산의 복잡도가 커서 실시간 시스템에 적용하기 어렵다[9]. 움직임 기반 추적 방법은 영상내의 움직임 에너지에 근거하여 추적을 행하므로 대상 물체의 형태나 크기의 변화에 관계없이 상대적으로 덜 복잡한 연산으로 추적 시스템을 구현 할 수 있으나 잡음에 민감하며, 영상에 초래되는 전반적인 환경 변화 즉, 조도의 변화, 배경의 미세한 움직임 등에 적용하기 어렵다[1][2][3]. 본 논문에서 제안하는 이동 물체 추적 알고리즘은 기본적으로 영상 내에서 발생하는 움직임 에너지에 근거하고 있으나, 물체의 외곽 형태를 대표하는 특징점을 이용함으로써 움직임 기반 추적 방법이 갖는 한계를 극복하고자 한다.

III. 특징기반 움직임 플로우를 이용한 이동물체의 추적

이동 물체의 추적은 동체의 존재 여부 판단, 동체의 추출, 동체 추적의 과정을 거쳐 수행된다. 인간의 시각 체계(Human Visual System; HVS)에서 배경과 물체를 구분하는 데 이용되는 가장 큰 정보는 물체의 외곽 경계이다. 또한, 물체의 이동 여부, 혹은 물체간의 구별 등의 판단은 물체 내부의 짜임(texture)이나 물체의 형태를 이루는 요소들의 움직임 정보에 근거한다. 앞에서 언급한 대로 장면(scene)내의 움직임을 표현하는 방법으로서 광류(optic flow)를 들었으나, 광류 자체만으로 영상내에 존재하는 조직화된 물체 정보를 얻기는 어렵다. HVS에서 배경과 물체를 구분하는 기준은 물체의 외곽 경계이고 외곽 경계의 형태는 미시적으로 관찰 해 볼 때, 다수 개의 구석점(corner point)의 배치 형태에 따라 결정된다. 따라서, 움직임 정보 추출의 기반 정보로서 구석점을 사용한다. 구석점의 시간에 따른 이동을 나타내는 움직임 플로우(motion

flow)를 구한 후, 특징점의 위치, 특징 기반 움직임 플로우를 이루는 특징 벡터의 각과 크기를 매개변수로 하는 특징 공간상에서 군집화(clustering)를 행함으로써 움직임 속성이 서로 다른 물체를 구분 한다. 구분된 군집의 볼록 다각형(convex hull)을 구함으로써 이동 물체를 세그멘테이션하고 이들의 이동 방향을 예측하여 다음 프레임의 특징 플로우 계산부에 제환(feedback) 함으로써 특징 벡터를 계산함에 있어서 효율을 기한다.

1. 특징점 추출

본 논문에서 특징 플로우 기반 정보로 사용되는 구석점의 검출은 S.M.Smith 등이 제안한 SUSAN(Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus) 알고리즘을 사용하였다[10]. SUSAN 구석점 검출기는 등방성 응답(isotropic response)특성을 보장하기 위해서 그림 1과 같은 원형의 등방성 마스크를 사용해서 구현된다. 마스크의 중심점(nucleus)과 같은 밝기를 가진 영역을 USAN(Univalve Segment Assimilating Nucleus)이라고 한다. 다음 그림에서 마스크를 *a, b, c, d, e* 각각의 지점에 위치시킬 경우 *e*의 경우처럼 마스크가 제조도의 변위가 심하지 않은 부분에 놓여졌을 때 USAN이 가장 크고, *b*의 경우처럼 영상의 에지(edge)에 놓여지면 최대값의 1/2로 정도의 값을 나타내며, *a*의 경우처럼 구석의 위치에서는 그 이하로 떨어진다. 이 성질을 이용하여 구석점을 찾는다. 일반적인 마스크의 반지름은 3.4픽셀로 이 때 전체 마스크는 37픽셀로 이루어진다. 마스크는 영상의 모든 픽셀에 대해 적용되어 각각 마스크 내부의 모든 점의 밝기와 마스크의 중심점의 밝기를 다음 식(1)에 따라 비교한다.

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| \leq t \\ 0, & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| > t \end{cases} \quad (1)$$

여기서 \vec{r}_0 는 마스크의 중심의 위치를 나타내고, \vec{r} 은 마스크 내부의 각 픽셀의 위치, $I(\vec{r})$ 은 픽셀의 밝기, t 는 밝기 차이의 임계값, c 는 비교 결과를 나타낸다.

모든 화소에 대해서 비교한 결과를 식(2)에 따라 종합하여 USAN영역을 구한다.

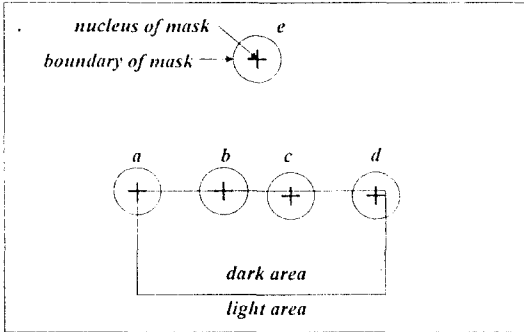


그림 1. SUSAN 구석점 검출기의 원형 마스크
Fig. 1 Circular masks of SUSAN Corner Detector

$$n(\vec{r}_0) = \sum_r c(\vec{r}, \vec{r}_0) \quad (2)$$

그 다음 n 을 정해진 임계값 g 와 비교하여 구석점의 강도를 구한다. g 는 n 의 최대값의 1/2로 정하는데 g 값을 작게 줄수록 더 날카로운 구석점만을 찾아내게 된다. 여기서 g 값은 물체의 개략적인 외곽을 대표할 수 있도록 실험적으로 선택한 값을 사용한다.

식(3)의 기준에 의하여 구한 R 값이 구석의 강도가 된다. 후처리 과정으로 오 추출점(false positive)를 제거하기 위해서 USAN의 무게중심과 마스크의 중심점과의 거리를 구해서 일정 거리 이상일 경우에만 구석점으로 인정한다.

$$R(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0), & \text{if } n(\vec{r}_0) < g \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

마지막으로 비 최대치 억제 기법(non-maximum suppression)을 사용해서 구석점을 결정한다. 지금까지의 과정을 요약하면 다음과 같다.

- 단계 1. 원형의 마스크를 픽셀 위에 위치시킨다.
- 단계 2. 식 2를 이용해서 원형의 마스크 내부의 픽셀 중 마스크의 중심점과 유사한 밝기의 픽셀의 수를 계산하여 USAN영역을 구한다.
- 단계 3. 식 3에 따라 USAN의 크기를 임계값에서 빼서 구석 강도 영상을 생성한다.
- 단계 4. USAN의 중심을 찾아 오 추출점(false po-

sitive)인지 시험한다.

- 단계 5. 비 최대치 억제 기법을 사용해서 구석점을 찾아낸다.

2. 특징 플로우(Feature Flow)

특징 추적(feature tracking)은 2차원 등속(constant velocity) 및 등가속(constant acceleration) 움직임 모델을 이용하여 수행한다. 특징 추적의 첫째 단계는 처음 2개의 프레임(frame)으로부터 특징을 매칭함으로써 각 특징점에 대한 국부적인 움직임의 흐름을 알아 내는 것이다. 만일 영상 평면 내에서 영상의 움직임이 아주 작다면 선형 움직임은 물론 비선형 움직임에 있어서도 특징점 주변의 국부적인 정합점을 찾는 데 있어서 예러의 가능성이 적으며 예러가 발생하더라도 무시할 만한 수준이다. 본 논문에서는 초당 30프레임의 속도로 취득된 영상 시퀀스를 대상으로 동체 추적을 행하므로 화면상의 동체는 대부분 위와 같은 가정에 부합된다. 물론, 카메라 구동체의 동작 속도나 영상 취득 속도에 비하여 동체의 이동 속도가 현저히 빠른 경우 위와 같은 가정에 위배되며 따라서, 추적에도 한계가 있다. 특징 플로우는 그림 2와 같이 일반적인 블럭 매칭과 유사한 방법으로 구해진다. 우선, 시간 t 의 영상 $I(t)$ 에서 구석점 주변의 일정 크기의 블럭을 취한다(본 논문에서는 ± 2 크기 즉, 5×5 로 하였다). 이 블럭과 가장 유사한 특성을 갖는 블럭을 시간 $t-1$ 의 영상 $I(t-1)$ 에서 찾기 위하여 블럭과

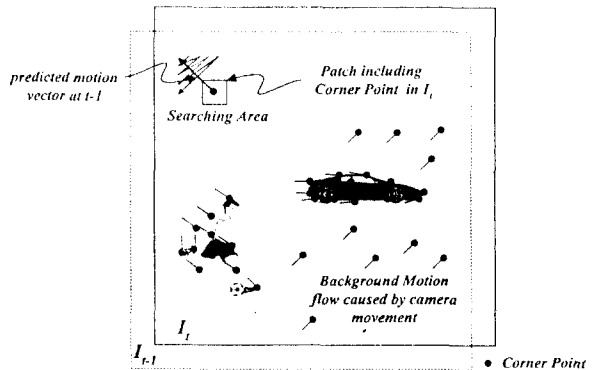


그림 2. 블럭 영역 특성을 이용한 특징 기반 움직임 플로우의 탐색

Fig. 2 Feature based Motion flow Search using Block region property

이웃한 일정 탐색 영역에 대하여 탐색을 행한다. 이 때, 신속하고 정확한 탐색을 위하여, (5)절에서 언급하는 이동 궤적의 예측값을 초기 탐색 위치로 하여 그림과 같이 Zig Zag 탐색을 행한다. 일반적인 블럭 매칭은 블럭내 각 화소의 밝기차의 자승평균오차가 최소가 되는 위치를 찾는 것이다. 그러나, 화소의 밝기만을 이용하는 경우 영상의 선형이동(translational motion)의 경우외에 전후운동, 즉, 물체의 크기가 변하는 운동인 경우에는 화소의 밝기에 의존하는 단순 매칭으로는 정확한 이동 벡터를 구하기 어렵다. 따라서, 블럭의 영역 특성(region property)으로서 블럭의 1차 모멘트와 블럭내 화소들의 밝기 편차를 매개변수로 사용하여 매칭을 행한다.

3. 특징 플로우로부터 세그멘테이션(Segmentation from Feature Flow Field)

영상의 국부적인 움직임 정보를 반영하는 특징 플로우로부터 이동체 영역을 세그멘테이션(segmentation) 하기 위하여 위에서 얻은 특징점의 위치, 이동각(moving angle), 이동량(moving magnitude)등의 매개 변수를 축으로 하는 3차원 특징 공간상에서 속성이 유사한 특징점을 각각 군집화 한다. 먼저, 각 매개 변수의 유효 신호 범위(dynamic range)가 동일하도록 특징점의 위치의 신호범위를 기준으로 하여 정규화 한 후 K-means 알고리즘을 3-매개 변수에 대하여 확장하여 군집화를 행한다[11]. 여기서, 이동량은 특징점의 군집 특성에 있어서 다른 매개변수에 비하여 상대적으로 덜 영향을 미치도록 매개변수에 1미만의 가중치(weight)를 곱하여 사용한다.

구석점 q 의 전체집합을 U 라하면,

$$U = \{q_0, q_1, q_2, \dots, q_n\} \quad (4)$$

이다. 먼저, 전체 집합 U 의 원소의 1차 모멘트를 초기 중심 벡터 \vec{m}_0 로 설정한다. 집합 U 의 모든 원소와 \vec{m}_0 와의 표준편차 σ_0 가 임계값보다 큰 경우 새로운 군집의 중심 벡터 \vec{m}_1 을 식(5)와 같이 설정한다.

$$\vec{m}_1 = \vec{m}_0 + K\sigma_0, \quad K: \text{constant} \quad (5)$$

집합 U 의 모든 원소와 \vec{m}_0, \vec{m}_1 과의 유클리디언

거리(Euclidean distance) $d(\vec{m}_0, q_k), d(\vec{m}_1, q_k)$ 를 기반으로 각 원소의 소속 군집 점들을 재 할당한다. 즉,

$$C_0 = \{q_k: d(\vec{m}_0, q_k) \geq d(\vec{m}_1, q_k)\} \\ C_1 = \{q_k: d(\vec{m}_0, q_k) < d(\vec{m}_1, q_k)\}, \quad k=1,2,3,\dots,n \quad (6)$$

새로이 구성된 군집의 집합은

$$C_0 = \{q_{01}, q_{02}, \dots, q_{0x_0}\}, \quad 1 \leq x_0 < n \\ C_1 = \{q_{11}, q_{12}, \dots, q_{1x_1}\}, \quad 1 \leq x_1 < n \text{ and } x_0 + x_1 = n \quad (7)$$

이다. 여기서, x_0, x_1 은 각각 군집의 집합 C_0, C_1 의 원소의 수이다. 다음은 집합 C_0, C_1 의 원소들로부터 새로이 1차 모멘트 \vec{m}_0, \vec{m}_1 을 구한 후 집합 U 의 모든 원소에 대하여 $d(\vec{m}_0, q_k), d(\vec{m}_1, q_k)$ 을 재 계산한 후 \vec{m}_0, \vec{m}_1 에 의하여 분류된 군집의 원소들을 재 할당하는 정제 과정을 거친다. 이 때, 각 군집의 표준편차 σ_k 가 정해진 임계값보다 작을 때 까지 위의 연산을 반복한다. 이렇게 하여 각 구석점들로 이루어진 군집의 집합 C_k 를

$$C_k = \{q_{k1}, q_{k2}, \dots, q_{kx_k}\}, \\ 1 \leq x_k \leq n \text{ and } x_0 + x_1 + \dots + x_k = n \quad (8)$$

와 같이 구할 수 있다. 여기서 x_k 는 k 번째 군집의 원소의 수이다. 이상과 같은 군집화 과정을 통하여 이동 속성이 같은 특징점들을 구분 하였다. 다음은 군집화된 특징점들로 이루어진 볼록 다각형(convex hull)을 구함으로써 물체 영역을 세그멘테이션 한다. 임의의 점들의 군집의 집합을 Q 라면 점들의 집합 Q 의 볼록 다각형은 집합 Q 의 외곽을 이루는 정점(vertex)들의 집합 V 로 구성된 다각형(polygon)이다. 즉,

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}, \quad k \geq 3 \\ V = \{\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_i\}, \quad Q \supset V, \quad 1 \leq i \leq k \quad (9)$$

이다. 여기서, k 는 군집 집합의 원소의 갯수이며 i 는 볼록 다각형을 이루는 정점(vertex)의 갯수이다.

볼록 다각형을 구현하는 방법으로는 Graham scan [12], Jarvis march[13] 등의 방법이 있다. 이중 Graham scan은 계산의 복잡도가 $O(k \log k)$ 이며, 이는 정점의 수와 관계없이 집합내 모든 점의 개수에만 영향을 받는다. Jarvis march의 경우 계산량 $O(k^2)$ 차수를 가지므로 총 점의 수가 많고 정점의 개수가 적은 경우는 Graham scan에 비하여 계산량이 적다. 앞에서 구한 특징점의 군집은 이러한 특성을 가지므로 Jarvis march 형태의 알고리즘이 유리하다. Jarvis march 알고리즘은 다음과 같이 구현된다.

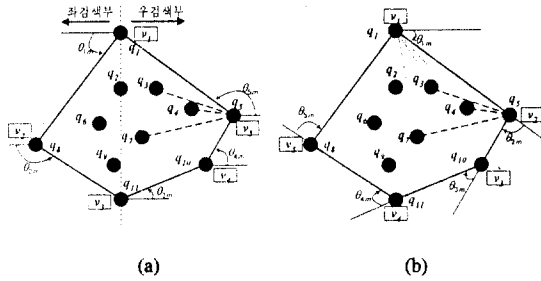


그림 3. 군집의 볼록 다각형 (a) Jarvis March (b) IRMAS
Fig. 3 Convex hull of cluster by IRMAS (a) Jarvis March (b) IRMAS

먼저, 그림 3-(a)와 같이 다각형 구현 대상의 모든 점 중에서 상, 하극점을 찾으며 이들을 각각 v_1, v_k 라 한다. v_1 을 기준점으로 하는 음의 x 축을 기준축으로 하여 반 시계 방향으로 v_1 과 이루는 각이 최소인 점을 찾는다. 이 점이 다음 정점 v_2 이다. 다음은 v_2 를 기준점으로 하는 음의 x 축을 기준축으로 하여 v_2 와 이루는 각이 최소인 점을 찾는다. 이와 같은 검색을 하극점 v_k 를 만날 때까지 반복하면 그림 3-(a)의 좌 검색부에 대한 검색은 완료된다. 한편, 이와 같은 규칙을 우검색부에 속한 점들에도 적용하면, 바로 이전의 정점이 다시 선택되어 계속 진동하게 된다. 따라서, 상, 하극점으로 이루어지는 축의 우측에서는 정점을 원점으로 하는 양의 기준축으로부터 시계 방향으로 기준축과 최소의 각인 점을 정점으로 선택한다. 이와 같은 검색을 초기의 원점인 상극점과 만날 때까지 반복한다. Jarvis March에서는 탐색에 있어서 상, 하

극점을 기준으로 좌, 우에 속해 있는 점들간 상대각을 측정하는 기준이 달라 알고리즘의 일관성이 떨어지며, 구현이 보다 복잡하다. 본 논문에서는 각 점 간 기준축 변환 후 최소각 탐색에 의하여 볼록 다각형을 구현함으로써 이와 같은 점을 개선한다. 이하 구현한 볼록 다각형 검색 알고리즘을 IRMAS(Incremental Rotational Minimum Angle Search)라고 한다. IRMAS는 회전형 탐색이라는 점에서 계산량 $O(k^2)$ 차수를 갖는 Jarvis March 알고리즘과 유사하나, 검색의 일관성을 유지하여 보다 효율적으로 볼록 다각형을 찾는다.

먼저, 그림 3-(b)와 같이 군집의 원소 중 상극 점(upper most)을 v_1 이라 한다. 점 v_1 을 기준점으로 하여 군집을 이루는 나머지 특징점과의 상대적인 각($0 \sim 2\pi$)을 구한 후 이들 각 중에서 최소인 관계에 있는 점을 정점으로 선택한다. 다음 찾아진 정점이 v_2 일 때 점 v_1 을 지나는 수평 기준선과 선분 $\overline{v_1 v_2}$ 가 이루는 각 θ_{1m} 은 v_2 이외의 군집 점과의 상대각을 비교해 볼 때, 최소값을 나타낸다. 다음은 직선 $\overline{v_1 v_2}$ 를 기준축으로 하여 점 v_2 와 최소의 상대 각을 이루는 점을 찾아 이를 또 다른 정점으로 선택한다. 이와 같은 방법으로 기준점 v_1 과 만날 때까지 반복한다. 이러한 과정을 거쳐 군집의 정점 집합 V 를 구할 수 있으며, 집합 V 의 원소로 이루어진 선분 $\overline{v_1 v_2}, \overline{v_2 v_3}, \dots, \overline{v_{i-1} v_i}, \overline{v_i v_1}$ 로써 볼록 다각형을 구성한다.

4. 이동물체 세그먼트의 정제(Refinement of moving object segment)

군집화 과정은 선택된 특징들 즉, 특징점의 위치, 이동각, 이동량을 기준으로 특징 공간상에서 군집화를 행하였으므로 특징 공간 상에서는 속성이 같은 군집으로 분류되었다 하더라도 이들을 다시 영상 평면 상에서 보면 오 분류된 특징점들이 있을 수 있다. 오 분류는 이를테면, 일정 거리 이상에 있는 서로 다른 군집 내의 임의의 점의 속성이 유사할 때 발생하게 된다. 이러한 결과를 기반으로 볼록 다각형을 구하게 되면 세그멘테이션 결과도 부정확하게 된다. 따라서, 각 군집 별로 군집화에 사용된 특징 플로우 벡터(feature flow vector)와 특징점의 밀집도에 대하여 정제(refinement) 과정을 거쳐 오 분류된 특징점을 제거한다. 군집화에 사용된 매개변수 중 이동량의 매개변수

는 상대적으로 다른 매개변수에 비하여 군집화에 미친 영향이 적으므로 세그먼트의 정제는 거리 및 이동각에 대하여 행한다.

군집 내의 점들의 집합을 C 라고 하면,

$$C = \{q_0, q_1, \dots, q_{i-1}\}, \quad 3 \leq i < n \quad (10)$$

이다. 여기서, i 는 군집 내의 구석점의 개수이며, n 은 영상내 전체 구석점의 개수이다.

A. 거리에 관한 정제

공간 영역에서 집합 C 의 1차 모멘트를 \vec{m}_c , 집합 C 의 각 점과 \vec{m}_c 간의 Euclidean 거리가 $d(q_i, \vec{m}_c)$, 거리 평균이 d_{avg} 라고 하면,

$$d_{avg} = \frac{1}{i} \sum_{k=0}^{i-1} d(q_k, \vec{m}_c) \quad (11)$$

이다. 이 때, 식(12)를 만족하는 점 q_k 는 군집 집합에서 제거한다.

$$|d_{avg} - d(q_k, \vec{m}_c)| > t \quad (12)$$

여기서 $t = d_{avg} \times 0.3$ 으로 한다.

B. 이동각에 관한 정제

집합 C 의 각 점들의 이동각의 집합을 r_c 라하면,

$$r_c = \{r_{q_0}, r_{q_1}, r_{q_2}, \dots, r_{q_{i-1}}\}, \quad 1 \leq i < n \quad (13)$$

와 같다. 여기서 r_c 의 각 원소는 $0 \leq r_c < 2\pi$ 의 값을 갖는다.

집합 r_c 의 모든 원소를 그림 4와 같이 극 좌표의 단위 원상에 표현한 후, 이를 Cartesian 좌표계로 변환한다. Cartesian 좌표계에서 집합 r_c 의 1차 모멘트를 m_r 이라고 할 때, 원점과 \vec{m}_r 을 잇는 직선 $\vec{0m}_r$ 을 연장하여 단위 원과 교차하는 지점에 위치시키고 이 점을 집합 r_c 의 모멘트 \vec{m}'_r 으로 한다. 다음은 거리에 관한 정제에서와 마찬가지로, 식(14), (15)를 만족

하는 점 q_k 는 군집 집합에서 제거한다.

$$d_{avg}^r = \frac{1}{i} \sum_{k=0}^{i-1} d(r_{q_k}, \vec{m}_r) \quad (14)$$

$$|d_{avg}^r - d(r_{q_k}, \vec{m}_r)| > t_r \quad (15)$$

여기서 $t_r = d_{avg}^r \times 0.3$ 으로 한다.

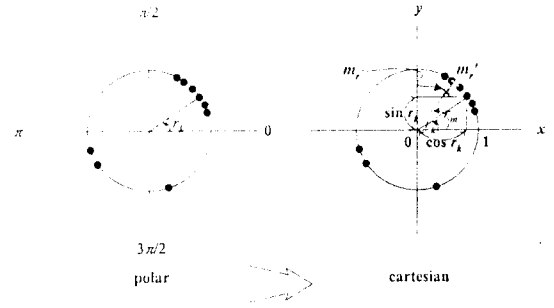


그림 4. 군집원소의 이동 각에 관한 정제
Fig. 4 Refinement of cluster elements related to moving angle

5. 이동체적의 예측

영상 시퀀스의 프레임간 처리 속도가 일정하다는 가정하에 동체의 추적을 위해서는 과거에 관측되었던 동체 영역의 중심 좌표들로부터 미래의 중심 좌표를 예측함으로써 효율적인 동체의 추적을 수행할 수 있다. 본 논문에서는 동체의 중심 좌표를 x 성분과 y 성분으로 각각 분리하여 독립적인 예측을 수행하였으며, 예측기로 입력되는 과거의 관측치와, 예측기의 출력인 예측치로는 각 프레임에서 얻어진 동체의 중심 좌표간의 차를 이용하였다. 즉, 이들은 식(16), (17)로 나타내며, 여기서 $(x_c(t), y_c(t))$ 은 시간 t 에서의 동체의 추적 중심 좌표를 의미한다.

$$x(t) = x_c(t) - x_c(t-1) \quad (16)$$

$$y(t) = y_c(t) - y_c(t-1) \quad (17)$$

일반적으로 비행물체의 감시나 레이더 시스템에서 동체의 추적을 위해 주로 이용하는 상태 예측 방법으로 칼만 필터(Kalman Filter)를 들 수 있다[14]. 본 논

문에서는 이동 물체에 대한 선형적 확률분포(a priori probability distribution)의 정확한 모델링이 어려울 뿐만 아니라 추적 대상으로서 진행 궤적의 갑작스러운 변화를 가져올 수 있는 보행 중인 사람도 포함되어 있으므로 칼만 필터에 의한 예측은 부적당하다. 따라서, 물체의 급격한 진행 방향의 변화에도 에러의 누적면에서 빠른 수렴 성능을 보이는 적응적 격자 구조 선형 예측기(adaptive lattice predictor)를 이용하여 과거의 관측 값들로부터 동체의 방향을 예측하였다. 격자 구조를 가지는 선형 예측기의 구조는 아래의 그림 5와 같이 현재 얻어진 데이터를 입력으로 하고 과거의 값들로부터 현재의 값을 전/후방으로 예측한 값들과 실제 현재의 데이터와의 차를 출력한다[15]. 예측기의 전체적인 동작은, 매 순간 실제의 관측치 $x(t), y(t)$ 가 입력되면 이로부터 격자 구조의 출력인 전/후방 오차가 계산되는 과정에서 얻어지는 각 단(stage)내의 계수들로부터 선형 조합 필터의 계수를 계산하고 이로부터 미래의 값 $x(t+1), y(t+1)$ 을 예측함으로써 한 주기의 실행이 종료되며, 이의 반복을 통해 전방 오차가 0에 수렴하는 과정에서 정확한 추적을 수행할 수 있다. 이때, $f_m(t), b_m(t)$ 를 각각 m 번째 단의 전방 예측 에러(forward prediction error), 후방 예측 에러(backward prediction error)라 하면, 각 단의 에러 출력들은 다음의 식과 같이 계산할 수 있다.

$$f_{m+1}(t) = f_m(t) - k_{bm}b_m(t-1) \tag{18}$$

$$b_{m+1}(t) = b_m(t-1) - k_{fm}f_m(t) \tag{19}$$

여기서, k_{bm}, k_{fm} 은 반사계수(reflection coefficient)이다.

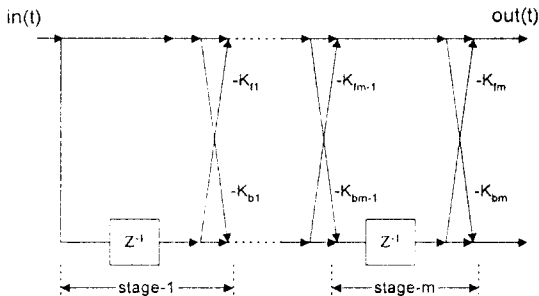


그림 5. 격자 구조 선형 예측기
Fig. 5 A Diagram of Lattice structured Linear Predictor

영상 시퀀스 내의 각 프레임에서 중심 좌표가 판단되고 이들이 입력될 때마다 격자 구조 예측기 내의 각 단을 진행하면서 최소 제곱 오차 기준에 의하여 모든 계수들이 계산되고 그 결과를 이용하여 FIR 필터의 형태로 변환하면, M 차 선형 예측기의 계수 벡터를 다음과 같이 구할 수 있다[15].

$$A_M = [a_{M1} \ a_{M2} \ \dots \ a_{MM}] \tag{20}$$

위의 계수 벡터를 이용하면 각 좌표의 변화량을 예측할 수 있으며, 따라서, 이전의 좌표와 예측된 변화량을 이용하여 추적 중심점의 좌표 $(x_c(t), y_c(t))$ 는 각각 식(21), (22)와 같이 계산할 수 있다.

$$x_c(t) = x_c(t-1) + \sum_{k=1}^M a_{Mk} x(t-k) \tag{21}$$

$$y_c(t) = y_c(t-1) + \sum_{k=1}^M a_{Mk} y(t-k) \tag{22}$$

위와 같은 격자구조 선형 예측기는 선형 조합 예측기와 비교할 때 다음과 같은 장점을 가진다. 먼저, 새로운 입력이 발생할 때마다 예측기 내부의 모든 계수들이 과거의 데이터들로부터 얻어지는 과정에 있어 계산량이 선형 예측기의 경우 차수의 제곱에 비례하는 반면, 격자 구조 예측기의 경우 차수에 비례한다는 것이다. 둘째는, 예측기의 계수를 계산하는 과정이 각 차수에 대해 순환적(order recursive)으로 수행되므로, 다른 단 내의 계수들에 영향을 주지 않고 차수의 조정이 가능하다는 점이다.

앞에서도 기술한 바와 같이 본 논문에서는 추적 대상으로서 갑작스러운 방향전환과 같은 예측기의 성능에 영향을 줄 수 있는 이동 물체 즉, 보행 중인 사람도 포함되므로, 이러한 경우 기존의 고정된 차수를 가지는 적응적 선형 예측기로는 빠른 속도의 수렴이 어렵게 된다. 따라서, 입력되는 데이터들의 자기상관 분산을 이용하여 예측기의 차수를 적응적으로 조정함으로써 빠른 속도로 이동 방향에 수렴할 수 있도록 하였다. 즉, $t = t_1$ 과 t_2 사이의 입력 $x(t)$ 의 자기 상관 분산은

$$\mu(t_1, t_2) = \mu(t_1 - t_2) = \mu(\tau) = [x(t_2) - E\{x(\tau)\}]^2 \tag{23}$$

로 표현된다[15]. 여기서 $E\{x(\tau)\}$ 는 시간 τ 동안의 좌표 x 의 평균을 의미하며, 이는 $t = t_2$ 에서 입력이 과거의 값들로부터 벗어나는 정도를 반영한다. 따라서 이는 입력되는 데이터의 안정성의 척도로 사용될 수 있다. 즉, 시간 t 에서 데이터의 안정도를 S_t 라 할 때 이는

$$S_t = S_{t-1} \left[\frac{\mu_{th}}{\mu(\tau)} - 1 \right] + 1, \quad S_0 = 0, \quad t \geq 1 \quad (24)$$

로 정의한다. 여기서 $u[\cdot]$ 는 단위 계단 함수(unit step function)이다. 데이터의 안정도 S_t 는 상호상관 계수에 피크치가 발생되지 않는 한 계속 증가되며, 갑작스러운 변화가 발생하는 경우 그 값이 1로 떨어지게 된다. 여기서 임계치 μ_{th} 는 자기상관 분산과의 비교 대상이 되며 자기상관 분산은 식(23)과 같이 과거 데이터들의 평균으로 표현될 수 있으므로 임계치는 이전 데이터의 평균 $E\{x(t-1)\}$ 에 비례하는 값으로 다음과 같이 결정한다.

$$\mu_{th} = kE\{x(t-1)\} \quad (25)$$

따라서, 자기상과 분산 값이 커지는 경우 데이터의 안정도가 감소되는 결과를 가져올 수 있다. 위에서 얻어진 데이터의 안정도를 기본으로 시간 t 에서 격자 구조 선형 예측기의 차수 m_t 를 식(26)과 같이 결정한다.

$$m_t = \begin{cases} S_t, & S_t < M_{max} \\ M_{max}, & S_t \geq M_{max} \end{cases} \quad (26)$$

여기서, M_{max} 는 정해진 최대의 차수를 의미한다. 이상에 기술된 바와 같이 입력의 갑작스러운 변화에 대해 격자 구조 선형 예측기의 차수 m 을 조정함으로써, 빠른 속도의 수렴을 나타낼 수 있다[11].

IV. 실험 및 결과고찰

이동물체가 존재하는 영상 시퀀스를 기본으로 본

본문에서 제안한 알고리즘을 다음과 같이 적용하였다. 실험에 사용된 영상은 1.92 rad/sec의 동작속도를 갖는 구동기에 장착된 CCD카메라를 통하여 취득하였다. 따라서, 구동기의 동작 각속도 이내의 동체에 대해서만 추적 가능하다. 그림 6에서 (a)는 1/30 초 간격으로 취득된 연속 영상의 일부이며, (b)는 취득된 영상에 대하여 구석점 및 예측된 이동 벡터를 참조하고, 구석점 주변의 일정 블럭을 취하여 영역 특성을 고려한 블럭 매칭으로써 특징 플로우를 계산한 결과이다.

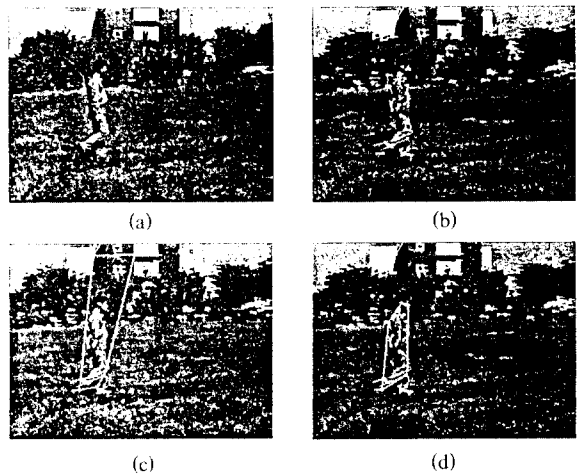


그림 6. 이동 물체의 추출 과정(옥외환경의 보행 영상) (a) 원 영상 (b) 구석점과 특징 플로우 영상 (c)초기 군집화 (d) 이동 거리 및 각에 대한 이동 물체 세그먼트의 정제

Fig. 6 The procedure of moving object segmentation(man's walking sequence) (a) original image (b) corner points and feature flow (c) initial clustering (d) refinement of object segment related to moving magnitude and angle

이 때, III-(1)절에서 언급한 대로 구석점 강도의 임계값 g 에 따라 검색되는 구석점의 수가 변동된다. 즉, g 를 작게 줄수록 더 날카로운 구석만을 찾아 내게 되는 데, 이 값을 너무 작게 설정한 경우 실제 물체의 형태를 규정하는 특징점을 잃기 쉽고, 너무 크게 설정한 경우 매우 많은 특징점이 나타나 특징 플로우 벡터의 계산 효율을 떨어뜨릴 뿐만 아니라 특징 플로우 벡터의 탐색 공간상에서 잘못된 벡터를 찾을 가능성이 높아진다. 본 논문에서는 실험적으로 선택된

1) 이동체적에 대한 수렴 성능에 대한 분석은 논문[11] 참조

값을 사용하였으나 향후, 영상의 복잡도나 이동체의 움직임 특성에 따라 적응적으로 선택될 필요가 있다. 그림 (c)는 구석점의 위치, 이동각(moving angle), 이동량(moving magnitude)등의 매개 변수를 축으로 하는 특징 공간상에서 속성이 유사한 특징점들을 군집화한 결과이다. 그림 (d)는 오 분류된 특징점들을 III-(4)절에서 언급한 대로 거리에 관한 정제, 이동 각에 관한 정제를 거친 결과이다. 군집화의 결과는 제안한 IRMAS(Incremental Rotational Minimum Angle Search)기법에 의하여 군집의 블록 다각형을 구성함으로써 이동 물체의 세그멘테이션을 행하였다. 그림 7과 8은 각각 옥외 환경에서 비 강체에 해당하는 보행중인 사람과 도로 환경에서 강체에 해당하는 주행중인 자동차의 추적 결과이다.

본 논문에서 제안한 능동 카메라 환경에서 이동 물체를 추적하는 알고리즘을 적용하여 영상 평면 내에서 추적 가능한 물체의 최대 이동 속도를 v_{max} 라 하면, $v_{max} = n/t_s$ 이다. 여기서, n 은 특징 벡터의 탐색 범위에 해당하는 화소수이며, t_s 는 프레임 포착 간격이다. 구석점의 개수를 k 라고 할 때, 특징 벡터를 찾는 데 필요한 탐색공간은 $n^2 \times k$ 의 관계에 있다. 본 논문에서는 특징벡터의 탐색 범위를 5로 설정하였으므로 영상 평면에서 물체의 이동 속도가 포착 간격 1/30초 동안 5개 화소 이내 일 때 안정된 추적 결과를 보인다. 한편, 다음과 같은 경우는 안정된 추적이 어렵다.

- 1) 이동 속도가 정해진 범위를 벗어 날 정도로 빠른 이동 물체의 경우
- 2) 이동 물체간 가림(occlusion)현상이 일어나는 경우
- 3) 정지 상태의 물체
- 4) 야간의 추적

1)항의 경우는 III-(2)절에서 언급한 최대 속도 제한의 가정에 위배되기 때문이다. 즉, 특징 벡터의 탐색 범위를 크게 할수록 고속의 물체를 추적할 수 있으나 탐색 공간은 탐색 범위의 제곱에 비례하여 증가하며, 연속 영상에 대한 Taylor 급수 전개에서 고차항의 에러가 증가하므로 움직임 플로우의 계산에 에러 요인으로 작용한다. 결과적으로 이러한 에러는 다음 단계인 군집화 과정에도 파급되어 잘못된 영역 분할이 이루어 진다.

2)항의 경우 그림 9와 같이 가림이 진행되는 시점부터 다수 개의 이동 물체라 하더라도 하나의 이동 물체로 인지하게 된다.

3)항의 경우는 본 논문의 추적 목표인 물체의 이동 상태가 아니므로 당연히 추적이 불가하지만, 이전 영상에서 이동 중이었던 물체라면 이미 추출한 사전 영역 분할 정보를 이용하여 차기의 이동 위치를 예측함으로써 추적상태를 유지할 수 있다. 이는 2)항의 경우에도 마찬가지이다.

4)항은, 추적 대상 환경의 조도가 낮아서 화소의 밝기차에 의존하는 특징점의 이동 벡터연산이 불가능한 경우이다. 조도의 한계는 영상 입력장치로 사용된 CCD 카메라의 성능에 따라 가변적이지만, 조도가 약 2룩스(lux) 이하에서 취득된 영상은 밝기의 유효신호 범위가 0에서 15사이에 국한되므로 이러한 환경에서는 특징점의 이동 관계를 규명할 수 없다. 이러한 한계는 장면의 밝기에 의존하지 않는 적외선 혹은 초음파 센서등을 병행 이용함으로써 보완될 수 있을 것이다.

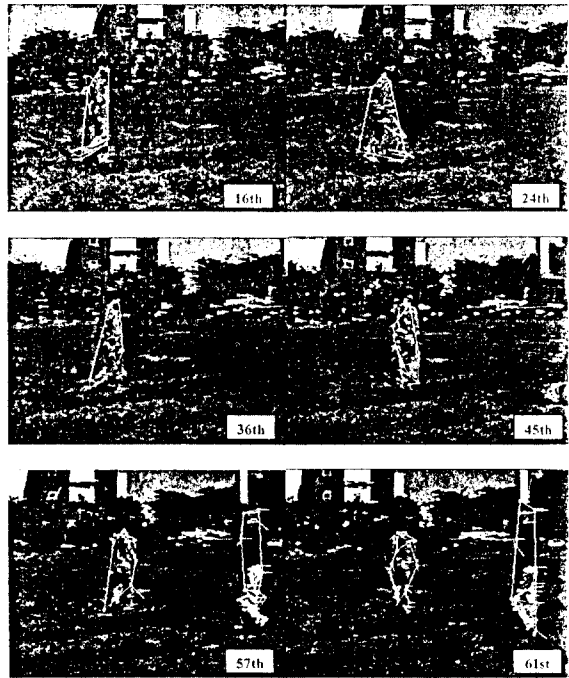


그림 7. 이동 물체의 추적(옥외환경의 보행 영상) 16, 24, 36, 45, 57, 61 제 영상

Fig. 7 tracking of moving objects(outdoor sequence of men's walking) 16th, 24th, 36th, 45th, 57th, 61st frame

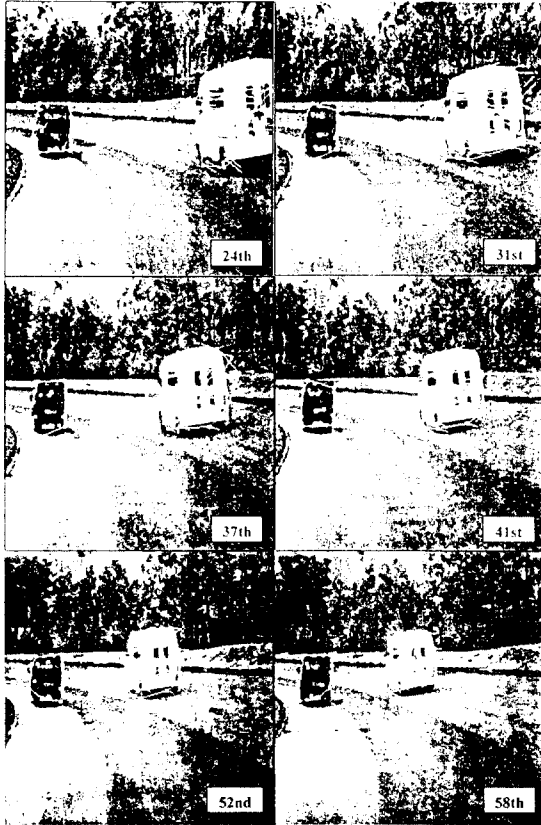


그림 8. 이동 물체의 추적(도로환경의 주행 영상)²⁾ 24, 31, 37, 41, 52, 58 제 영상

Fig. 8 tracking of moving objects(Smith sequence) 24th, 31st, 37th, 41st, 52nd, 58th frame



그림 9. 물체의 가림에 의한 오 추출

Fig. 9 Segmentation error caused by occlusion of objects

V. 결 론

본 논문에서는 비 매개 변수 모델(nonparametric model) 기반 특징 플로우(feature flow)를 이용하여 배경의 움직임이 유발되는 능동 CCD 카메라를 통하여 실시간으로 포착되는 영상 데이터를 대상으로 카메라의 사진 설치 정보나 좌표 보정이 필요 없이 강체(rigid body) 혹은 비 강체(non-rigid body)의 움직이는 물체를 추출하고 이의 이동 방향을 판단하여, 추적하는 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 동체를 인지하는 인간의 시각 체계에 근거하여 동체의 형태를 규정하는 특징 점을 추출하고, 특징점 주변의 영역 특성을 고려하여 시간에 따른 특징 점의 이동 벡터로 구성된 특징 플로우(feature flow field)를 구한 후 특징 점의 위치, 특징벡터의 이동각 및 이동량을 매개변수로 하여 이 들을 특징 공간상에서 군집화(clustering)함으로써 카메라의 움직임에 의하여 발생된 배경의 움직임 보상(background motion compensation)없이 동체를 세그멘테이션 하였다. 또한, 군집화된 특징점으로부터 개괄적인 물체 형태를 재 구성하기 위하여 점진적 회전형 최소각 탐색 기법을 이용하여 불록 다각형을 구하는 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 또한 개선된 적응적 선형 예측기를 이용하여 이동 궤적의 갑작스러운 변화를 가져올 수 있는 동작 특성을 가지는 동체의 이동 벡터를 예측 함으로써 특징 플로우 필드를 구하는 데 있어서 계산량의 감소와 정확성을 기하였다.

제한한 알고리즘은 동체의 이동 속도 즉, 인접 프레임간 동체의 일부인 특징점의 이동 속도에 영향을 받으므로 만일, 동체의 이동 속도가 현저히 빠른 경우 특징 플로우 탐색에 있어서 설정한 특징점 이웃영역을 벗어 나게 되면 프레임간 특징 영역의 정합점을 찾을 수가 없다. 따라서, 동체의 안정적인 추적 여부는 카메라 구동체의 동작 속도에 의존한다.

향후, 본 알고리즘을 고속으로 이동하는 물체를 효율적으로 추적하고, 이동 물체의 명확한 식별을 위하여 이동 물체를 확대하면서 추적할 수 있도록 보완할 예정이다. 본 알고리즘은 제한된 지역내의 무인 감시 시스템, 도로 환경에서 교통 흐름의 모니터링 시스템 및 나아가서 지능형 도로망을 위한 자가 주행 시스템에 적용이 기대된다.

참 고 문 헌

- 2) 도로 환경에서 취득된 $256 \times 256 \times 8$ bit, 1/30초 영상으로서 S. M.Smith, Oxford Univ., UK. 제공

1. 이규원, 김영호, 이재구, 박규태, "무인감시장치 구현을 위한 단일 이동물체 추적 알고리즘," 전자공학회 논문지, 제32권, B편, 제11호, pp. 1405-1416, 1995. 11.
2. Don Murray and Anup Basu, "Motion Tracking with an Active Camera," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 16, no. 5, pp. 449-459, May 1994.
3. S. M. Smith, "ASSET-2: Real-Time Motion Segmentation and Object Tracking," *Defense Research Agency TR95SMS2*, pp. 1-25, 1995.
4. R. C. Nelson and J. Aloimonos, "Using Flow Field Divergence for Obstacle Avoidance in Visual Navigation," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 11, pp. 1102-1106, 1989.
5. G. Adiv, "Inherent Ambiguities in Recovering 3-D Motion and structure from a Noisy Flow Field," *In Proc. IEEE Conf. on CVPR*, pp. 70-77, 1985.
6. M. Allmen and C. R. Dyer, "Cyclic Motion Detection using Spatiotemporal Surface and Curves," *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp. 365-370, 1990.
7. J. O'Rourke and N. I. Badler, "Model-based Image Analysis of Human Motion using Constraint Propagation," *IEEE Trans. PAMI*, vol. 3, no. 4, pp. 522-537, 1980.
8. B. K. Horn, B. G. Schunck, "Determining Optical Flow," *Artificial Intelligence*, vol.17, pp.185-203, Oct. 1981.
9. D.B.Gennery, "Tracking known 3-D objects," *Proc. AAAI 2nd. Nat. Conf. On AI*, pp.13-17, 1982.
10. S.M.Smith, J.M.Brady, "SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing," *DRA Technical Report TR-95-SMS-1b*, 1995
11. A. Gersho, R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, Kluger.A.Publishers, pp.361-368, 1992.
12. R. L. Graham, "An Efficient Algorithm for Determining the Convex Hull of a Finite Planar Set," *Information Processing Letters*, vol.1, pp.132-133, 1972.
13. R. A. Jarvis, "On the Identification of the Convex Hull of a Finite Set of Points in the Plane," *In-*

- formation Processing Letters*, vol.2, pp.18-21, 1973.
14. Jeff B. Burl, "A Reduced Order Extended Kalman Filter for Sequential Images Containing a Moving Object," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 2, no. 3, pp. 285-295, July 1993.
15. Alan V. Oppenheim and Ronald W. Schaffer, *Discrete - Time Signal Processing*, pp. 317-328, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey 07632, 1989.



이 규 원(Kyu Won Lee) 정회원
 1963년 9월 25일생
 1986년 2월:연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1988년 2월:연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1998년 2월:연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1988년 2월~1989년 8월:금성산전(주) 연구소 연구원
 1989년 9월~현재:한국전자통신연구원 무선·방송기술 연구소 선임연구원

※주관심분야:멀티미디어 인덱싱, Active Vision, Motion Analysis, 영상처리

e-mail : kwlee@video.etri.re.kr

김 학 수(Hak Soo Kim) 정회원
 한국통신학회 논문지 제22권 10호 참조



전 준 근(Jun Geun Jeon) 정회원
 1970년 8월 5일생
 1993년 2월:연세대학교 전자공학과(공학사)
 1995년 2월:연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1998년 8월:연세대학교 대학원 전자공학과(공학박사)

※주관심분야:영상 처리, 컴퓨터 시각, Motion Analysis

박 규 태(Kyu Tae Park) 정회원
 현재:연세대학교 전자공학과 교수
 한국통신학회 논문지 제22권 7호 참조