

---

# 고정카메라 및 능동카메라 환경에서 이동물체 추적 알고리즘에 관한 연구

남기환\* · 배철수\*

A Study on the Moving Object Tracking Algorithm of Static Camera and Active Camera in Environment

Kee-hwan Nam\* · Cheol-soo Bae\*

## 요 약

본 논문에서는 CCD 카메라를 통해 전송되는 영상 시퀀스를 대상으로 움직이는 물체의 형태가 보행중인 사람, 혹은 자동차인지를 식별하고 이의 이동 방향을 판단하여, 이를 추적하는 무인 감시 시스템을 위한 효율적인 알고리즘을 제안한다.

고정 카메라 환경에서 유동적인 배경으로부터 안정된 움직임 추출을 위하여 배경과 이동 물체를 통계적 매개 변수로 모델링하고 배경만이 존재하는 초기 연속 영상 중 일부에 대하여 통계적으로 학습한다. 또한, 능동카메라 환경에서는 카메라 움직임에 의하여 배경에서도 움직임 에너지가 발생하므로 예측된 이동 궤적 정보를 이용함으로써 연산량의 감소와 정확성을 기하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘을 고정카메라 및 능동카메라 환경에서 취득한 연속 영상에 적용한 결과 안정된 추적 결과를 얻었다. 제안한 알고리즘은 제한된 지역내의 무인 감시 시스템 도로 환경에서 교통흐름의 모니터링 시스템 및 나아가서 지능형 도로망을 위한 자가 주행 시스템에 적용이 기대된다.

## ABSTRACT

An effective algorithm for implementation of which detects moving object from image sequences, predicts the direction of it, and drives the camera in real time is proposed.

In static camera, for robust motion detection from a dynamic background scene, the proposed algorithm performs statistical modeling of moving objects and background, and trains the statistical modeling of moving objects and background, and trains the statistical feature of background with the initial parts of sequence which have no moving objects. Active camera moving objects are segmented by following procedure, an improved order adaptive lattice structured linear predictor is used.

The proposed algorithm shows robust object tracking results in the environment of static or active camera. It can be used for the unmanned surveillance system, traffic monitoring system, and autonomous vehicle.

## 키워드

이동물체 추적, 움직임 검출

## 1. 서 론

카메라를 이용한 무인 감시 시스템의 역할은 최근

사회 여러 방면에서 중요한 역할을 차지하여 그 쓰임이 날로 늘어가고 있다. 추적하고자 하는 이동 물체를 카메라의 구동부를 제어하여 이를 추적하고, 이 물체

의 연속 영상을 취득하는 장치는 사회 곳곳에서 그 응용의 가능성을 볼 수 있다<sup>[1][2][3][4][5]</sup>. 중요 시설이나 보안을 요하는 장소, 또 녹화를 필요로 하는 곳에서 사용되는 기존의 폐쇄 회로 시스템은 고정된 카메라 (static camera)를 사용하여 수동적이고, 비효율적이다. 이는 인간의 수동적 조작이나 기록매체를 통한 녹화에 의한 사후 검색으로 노동력의 손실과 불필요한 기록매체의 손실 등의 단점을 지니고 적극적인 감시의 역할을 기대하기 어렵다. 반면에 무인 이동 물체 추적 시스템을 응용하면 그 효과와 능률을 극대화할 수 있고, 감시와 검색 외에 카메라맨의 대리 역할이나 화상 회의에 응용하면 사용자의 활동 공간을 늘리는 효과를 볼 수 있다. 또한, 무인 이동 물체 추적 시스템을 구현함에 있어서 전처리 단계에 해당하는 무인 이동 물체의 감지 및 추출은 다음 단계의 인식이나 추적을 위해 그 중요성이 크다<sup>[6][7][8]</sup>. 이동 물체의 감지 및 식별을 위한 전처리 과정에서 고려해야 될 사항은 다음과 같다. 가장 중요시해야 될 점은 물체의 움직임의 변화에 따라 빠른 시간 내에 모든 처리를 완료해야한다는 점이다. 즉, 이 작업에서는 반드시 실시간 처리를 보장해야 한다. 또, 다음 과정에서 수반되는 목표물의 인식은 비교적 고급처리를 요하므로 이동 물체의 위치, 프로필 등의 정보치를 안정되고, 명확하게 구해야만 한다. 일반적으로 움직임 추적과 관련된 응용은 다음의 세 가지 군으로 구분된다.

첫째, 움직임 검출이다. 이는 주로 보안상의 목적으로 사용되며 단일 고정 카메라 환경에서 화면 내에 움직임의 여부만을 판단하는 것으로서 비교적 구현이 쉽다.

둘째, 이동 물체의 검출 및 추적이다. 카메라는 고정 위치에 있고 물체가 움직이거나 또는 카메라와 물체가 같이 움직이는 환경 하에서 목표물을 추적해야 하므로 첫째 응용에 비하여 비교적 구현이 어렵다. 즉, 움직임의 검출 이외에도 이동체의 영역 분할, 이동 궤적의 계산, 다음 이동 위치의 예측 등의 부가적인 연산이 필요하다. 이러한 응용의 실제적인 사용 예로는 연속적인 위성 기상 데이터로부터 구름 추적, 구름의 성질과 이동 방향 예상, 도시의 교통량 분석 및 감시, 제한된 지역 내의 이동 물체 감시 및 추적 시스템, 그리고 지능형 도로망 구축을 위한 자가 주행 자동차 등이다.

셋째, 움직임 정보를 이용하여 영상 평면상의 2차원 정보로부터 물체의 3차원 구조를 유도하는 것이다.

본 논문에서는 정지간에서 포착된 연속적인 영상 데이터를 대상으로 이동 물체의 존재 여부를 시간적 적용함으로써 판단하고, 시공간적으로 미분된 영상의 투영 프로필로부터 개략적인 물체의 형태를 판별함으로써 미리 정의된 물체만을 제한적으로 추적할 수 있도록 하며, 가변차수를 가지는 적응적 선형 예측기를 이용하여 동체의 불규칙적인 이동에도 안정적인 추적을 행할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서 사용한 이동 물체를 추적하는 알고리즘의 전체적인 구성도를 그림 1에 나타내었다.

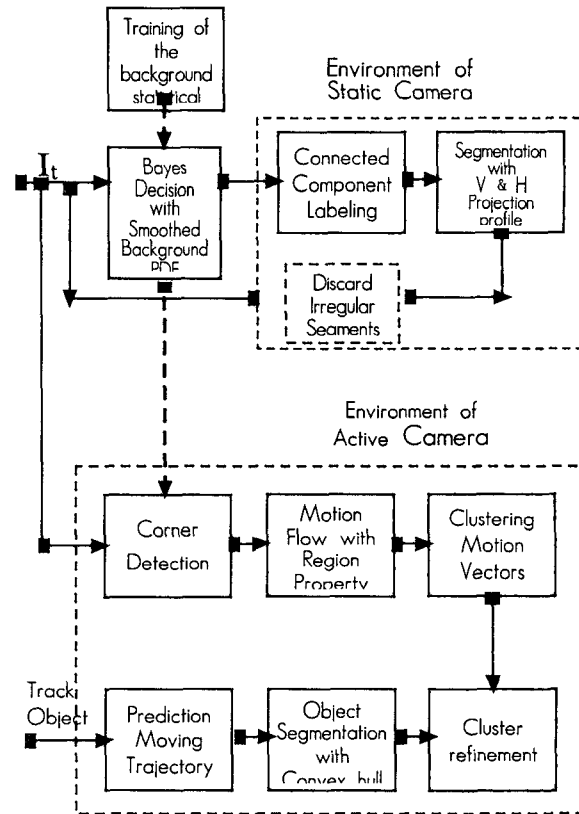


그림 1. 제안한 이동물체추적 알고리즘의 구성도  
Fig. 1 Block diagram of the proposed moving objects tracking algorithm

## II. 이론적 배경

1. 카메라 모델링

능동카메라 환경에서 준비된 영상의 정보를 이용한 추적의 경우, 카메라의 회전 이동에 대한 픽셀의 이동정보를 가지고 있어야 한다. 즉, 연속된 두 영상에서 카메라의 화면 이동에 의해 픽셀의 위치를 예측할 수 있어야 한다. 이 예측을 위해 카메라의 회전에 의해 화면의 모든 점은 다음 화면상의 점으로 이동한다고 가정하고, 영상의 경계에서 회전에 의해 없어진 점을 고려대상에서 제외한다. 또한 본 논문에서는 추적 환경의 복잡성을 줄일 수 있는 pan 카메라에 대해서만 살펴본다. 두 영상에서 각각의 픽셀의 관계는 Kanatani에 의해 제안된 수식을 이용한다. 초기 기울기  $\theta$ 에 대해 카메라의 pan-tilt 회전에 대한 관계식은 다음과 같다<sup>[9]</sup>.

$$x_{t-1} = f \frac{x_t + \alpha \sin \theta y_t + f \alpha \cos \theta}{- \alpha \cos \theta x_t + \gamma y_t + f} \quad (1)$$

$$x_{t-1} = f \frac{- \alpha \sin \theta x_t + y_t - f \gamma}{- \alpha \cos \theta x_t + \gamma y_t + f} \quad (2)$$

여기서  $f$ 는 카메라의 초점 거리이고,  $\theta$ 는 레벨위치(level position)에서의 tilt 각이고,  $\alpha$ 와  $\gamma$ 는 pan과 tilt 회전에 대한 각도이다. 위 식에 의해 현재의 임의의 점  $(x_t, y_t)$ 가 회전하기 전에 어떤 위치에 있는 점인지 알 수 있다.

III. 제안된 시스템

1. 카메라 회전 에러 보정

식(1), (2)에서 보인 관계식은 영상평면과 초점거리폭면 사이의 오차를 발생시킬 수 있다. 이 오차의 누적은 회전량이 적은 경우에는 물체를 일으키지 않지만, 회전량이 크면 누적된 오차에 의해 더 많은 문제를 일으킬 수 있다. 본 논문에서는 이 오차를 보정할 수 있는 새로운 매핑 수식을 제안한다. 카메라 회전에서 발생하는 오차는 다음의 식으로 표현될 수 있다.

$$x_e = x_{t-1} = (\alpha + \Delta \alpha, \gamma + \Delta \gamma) - x_{t-1}(\alpha, \gamma) \quad (3)$$

$x_e$ 는 x방향에 대한 부정확성 오류(pixel inaccuracy error)이고,  $\Delta \alpha$ 는  $\alpha$ 회전각의 오차이다. 픽셀을 사상(mapping)하는데 발생하는 오차는 일반적으로 영상의 중심에서 떨어질수록 오차가 커진다. 여기서는 일반적인 오차 특성을 결정하기 위해 각 픽셀이 영상의 중심에 위치한다고 가정하고, 오차함수의 전개에 있어서 카메라는 기준 위치에 있는 것으로 정한다. 즉  $\theta$ 는 0이다. 또한 본 논문에서 제안하고자 하는 시스템의 카메라는 팬 회전만을 고려하므로, 식(1)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_{t-1} = f \frac{x_t + f \alpha}{f - \alpha x_t} \quad (4)$$

식(3)의  $x_{t-1} = (\alpha + \Delta \alpha)$ 는 테일러 급수(Taylor series)에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$x_{t-1}(\alpha + \Delta \alpha) = x_{t-1}(\alpha) + \frac{\partial x_{t-1}}{\partial \alpha} \Delta \alpha + R_2 \approx x_{t-1}(\alpha) + \frac{\partial x_{t-1}}{\partial \alpha} \Delta \alpha \quad (5)$$

식(5)를 식(3)에 대입하면 식(6)을 얻을 수 있다.

$$x_e = \frac{\partial x_{t-1}}{\partial \alpha} \Delta \alpha = f \frac{x_t^2 + f^2}{(f - \alpha x_t)^2} \Delta \alpha \quad (6)$$

식(6)은 영상의 초점으로부터 평면까지의 거리, 즉 초점거리가 영상 평면에 대해 일정하다고 모델링한 것이므로 이 부분에 대한 보상이 필요하다. 그림 2는 카메라가  $\theta$ 만큼 회전했을 때 물체의 입사광선이 어느 위치로 이동하는지에 대한 그림이다. 여기서  $f \alpha$ 는 구면에 대한 선형 모델(linear model)의 경우 계산상의 이동량이고,  $f \tan \alpha$ 는 평면 모델의 이동량이다.

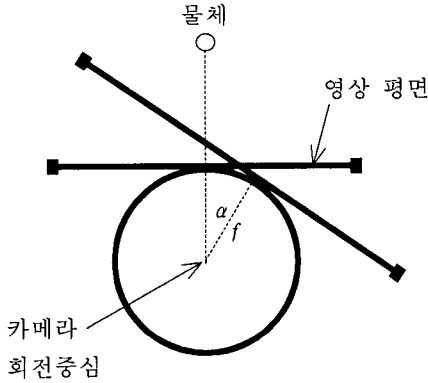


그림 2. 입사광선의 구면과 평면 오차분석  
Fig. 2 Error analysis between flat and round image plane

표 1. 팬 회전 오차 보정 각도  
Table. 1 Compensation degree of pan error

회전각도(degree)	$x_e$ (pixel)	$\Delta \alpha$ (degree)
1	0.0015	0.0001
5	0.1933	0.0123
10	1.5608	0.0974
15	5.3503	0.3271
16	6.5186	0.3969
17	7.8515	0.4761
18	9.3616	0.5653
19	11.0621	0.6653
20	12.9668	0.7765
25	26.0786	1.5293
30	46.7638	2.6847

두 이동량 사이의 오차는 식(7)과 같다.

$$x_e = f(\tan \alpha - \alpha) \quad (7)$$

식(7)을 식(6)에 대입하여 정리하면 식(8)과 같다.

$$\Delta \alpha = \frac{(f \tan \alpha - \alpha)(f - \alpha x_t)^2}{f(x^2 t + f^2)} \quad (8)$$

제한한 시스템에서는  $f = 870$ ,  $x_t = 100$ 으로 놓았다. 그 결과로 만들어진 에러 보정 각을 표 1에 나타내었다. 위 결과에 의해 평면 모델링의 오차를 보정하면, 카메라 회전에 의해 이동된 픽셀의 위치는 다

음 식과 같이 표현된다.

$$x_t = f \frac{x_{t-1} - (\alpha + \Delta \alpha)}{f + (\alpha + \Delta \alpha)x_{t-1}} = f \frac{(x_{t-1} - \alpha)(x_{t-1}^2 + f^2) - (\alpha - \tan \alpha)(f - \alpha x_{t-1})^2}{(f + \alpha x_{t-1})(x_{t-1}^2 + f^2) + (\alpha - \tan \alpha)(f - \alpha x_{t-1})^2 x_{t-1}} \quad (9)$$

위의 카메라 모델에 의해 이동물체를 검출할 경우, 회전량에 따라 pdf의 변수  $x, y$ 를 변화시켜 주어야 함은 물론,  $x-y$ 좌표축과 시간축의 통계적 특성이 고정되도록 적절한 처리가 필요하다.

#### IV. 이동물체의 추적

##### 1. 고정카메라 환경에서의 이동물체 추적

영상 취득의 실제 환경에서는 불규칙한 조도 변화를 야기시켜 결과적으로 추적 대상 존재 여부에 대한 판단이 정확성을 저하시키는 여러 가지 상황이 존재한다. 이를테면, 실외 환경에서 나뭇잎의 흔들림, 강우, 실내 환경에서 커튼의 흔들림, 조명의 떨림 등을 들 수 있다. 이러한 상황은 배경 영역에 움직임 에너지를 유발하므로 일반적인 움직임 검출 방법인 인접 영상의 시공간 미분으로는 이동 물체에서 발생하는 움직임 에너지와 구별하기 힘들다.

##### 이동화소의 검출

전체 영상을 독립적 상호 배타적으로 발생하는 두 가지 사건의 부류(class)  $\omega_0, \omega_1$ 으로 나눌 수 있다고 가정하여 다음과 같이 정의된다.

- 부류  $\omega_0$  : 화소가 배경 부류에 속한 화소이다.
- 부류  $\omega_1$  : 화소가 이동 물체 부류에 속한 화소이다.

화소의 위치가  $(x, y)$ 이고 그 화소의 밝기  $I$ 가 배경의 화소값을 갖는 부류  $\omega_0$ 일 확률을  $P(I/\omega_0)$ 라 하자. 만일, 일정 시간 동안 배경만이 존재하는 영상을 취득한다면, 이 기간 동안에 취득된 영상내의 모든 화소는 부류  $\omega_0$ 에 속할 것이다. 따라서, 취득된 영상의 누적으로부터  $P(I/\omega_0)$ 의 근사치를 구할 수 있다.  $H(I; x, y)$ 를  $(x, y)$  위치에 있는 화소의

[  $t-k, t$  ] 시간 동안의 히스토그램이라고 하고 화소값의 총 수가  $I_{max}$ 라면, 확률  $P(I/\omega_0)$ 는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$P(I|\omega_0) = \frac{H(I;x,y)}{\sum_{I=0}^{I_{max}-1} H(I;x,y)} \quad (10)$$

이를 그림으로 표현하면 그림 3과 같이 나타낼 수 있다.

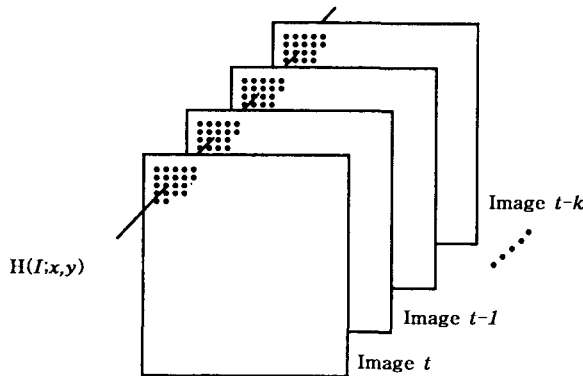


그림 3. 배경의 통계적 특성에 대한 학습  
Fig. 3 Training for the statistical feature of background

한편, 화소의 밝기  $I$ 가 물체의 화소값을 갖는 부류  $\omega_1$ 일 확률은  $P(I/\omega_1)$ 이다. 이때, 어떤 종류의 물체가 배경 영역에 들어 올 지 알 수 없으므로  $P(I/\omega_1)$ 는 모든  $I$ 에 대하여 일정하다고 가정하면,  $P(I/\omega_1) = 1/I_{max}$ 로 정의된다. 여기서, 최종적으로 구하고자 하는 확률은  $P(\omega_1/I)$ 이다. 즉, 확률  $P(\omega_1/I)$ 는 특정한 위치에 있는 화소의 밝기가  $I$ 일 때, 그 화소가 이동 물체에 속한 화소일 확률을 나타낸다. 이 확률이 0.5 이상이면 이 화소의 위치는 이동 물체에 속한 영역으로 판단한다. 확률  $P(\omega_1/I)$ 는 Bayes 규칙을 사용하여 다음과 같이 전개 할 수 있다<sup>[10]</sup>.

$$P(\omega_1 | I) = \frac{P(I | \omega_1)P(\omega_1)}{P(\omega_1)P(I | \omega_1) + P(\omega_0)P(I | \omega_0)} \quad (11)$$

식 (11)에서  $P(I/\omega_0)$ ,  $P(I/\omega_1)$ ,  $P(\omega_1)$ ,  $P(\omega_0)$ 를

알면  $P(\omega_1/I)$ 를 계산할 수 있다. 이러한 확률들을 현재 시간이  $t$ 이고  $k$ 를 양의 정수라고 할 때, 일정 시구간 [  $t-k, t$  ] 동안 포착 된 배경 시퀀스로부터 얻은 초기 확률 밀도 함수를 바탕으로 구할 수 있다. 여기서,  $P(I/\omega_0)$ 는 식 (1)로부터 구하며,  $P(I/\omega_1)$ 은  $1/I_{max}$ 로 가정하였다. 또한, 사건  $\omega_0$ 와  $\omega_1$ 은 상호 배타적인 사건이고 이 두 사건이 전체 집합을 이루므로 확률  $P(\omega_0)$ 와  $P(\omega_1)$ 의 합은 1이 된다. 확률  $P(\omega_0)$ 와  $P(\omega_1)$ 는 시간  $t$ 에서 0.5로 초기화된다. 시간  $t$ 에서 확률  $P(\omega_0)$ 는  $P(\omega_0;t)$ , 확률  $P(\omega_1)$ 는  $P(\omega_1;t)$ 로 표기하면, 시간  $t+1$ 에서의 확률  $P(\omega_1/I)$ 는 다음 식(12)과 같이 구한다.

$$P(\omega_1 | I; t+1) = \frac{P(I | \omega_1)P(\omega_1;t)}{P(\omega_1;t)P(I | \omega_1) + \{1 - P(\omega_1;t)\} P(I | \omega_0)} \quad (12)$$

시간  $t+1$ 에서 화소의 밝기가  $I$ 인 경우  $P(\omega_1;t) = P(\omega_1 | I; t+1)$ 이 되고, 식(12)은 재귀적인 식이 되므로 시간의 진행에 대해서 해당되는 확률 값을 구할 수 있게 되며, 이는 다음과 같이 간략화 할 수 있다.

$$P(\omega_1 | I; t+1) = \frac{1}{1 - I_{max}P(I | \omega_0)(1 - P(\omega_1;t))} \quad (13)$$

이때, 확률  $P(\omega_1 | I; t+1)$ 이 0.5 이상이면 해당 화소는 이동 화소로 검출되며 그 이하일 때 배경 화소로 결정한다.

## 2. 능동 카메라 환경에서 이동물체의 추적

배경의 움직임이 유발되는 능동 카메라 환경에서는 배경 영역에서도 현저한 움직임 에너지가 발생되므로, 이를 이동 물체에서 발생하는 움직임 에너지와 구별하기 위해서는 부가적인 접근 방법이 필요하다. 인간의 시각체계(Human Visual System ; HVS)에

서 배경과 물체를 구분하는 데 이용되는 가장 큰 정보는 물체의 외곽 경계이다. 또한 물체의 이동 여부, 혹은 물체간의 구별 등의 판단은 물체 내부의 짜임이나 물체의 형태를 이루는 요소들의 움직임 정보에 근거한다. 장면내의 움직임을 표현하는 방법으로서 광류를 들었으나, 영상 전반의 광 플로우를 얻으려면 매우 많은 계산량을 요하며, 광 플로우 자체만으로 영상 내에 존재하는 조직화된 물체 정보를 얻기는 어렵다. HVS에서 배경과 물체를 구분하는 기준은 물체의 외곽 경계이고 외곽 경계의 형태는 미시적으로 관찰 해 볼 때, 다수 개의 구석 점의 배치 형태에 따라 결정된다. 따라서, 움직임 정보 추출의 기반 정보로써 구석 점을 사용한다. 구석점 주변 영역 특성의 시간에 따른 이동을 나타내는 움직임 플로우를 구한 후, 특징점의 위치, 움직임 플로우 필드를 이루는 특징 벡터의 각과 크기를 매개변수로 하는 특징 공간상에서 군집화를 행함으로써 움직임 속성이 서로 다른 물체를 구분한다. 구분된 군집의 블록 다각형을 구함으로써 이동 물체를 영역 분할하고 이들의 이동 방향을 예측하여 다음 프레임의 움직임 플로우 계산부에 제환 함으로써 특징 벡터를 계산함에 있어서 효율을 기하였다.

특징점 검출

본 논문에서 이동 물체 영역 분할을 위한 움직임 플로우 연산의 기반 정보로 사용되는 특징의 검출은 Smith등이 제안한 SUSAN(Smallest Univaluse Segment Assimilating Nucleus) 알고리즘을 사용하였다<sup>[11]</sup>.

SUSAN 알고리즘은 단일의 정의된 커널을 이용하여 에지 검출, 특징점 검출, 잡음제거 등 다양한 저 수준 영상처리를 실현할 수 있으며, 특징점의 검출에 있어서도 매우 훌륭한 검출 성능을 보인다. 특히, 부동 소수점 연산 없이 마스크 연산만으로 특징점을 결정하므로 하드웨어로 구현하기에 적합하다. SUSAN 특징점 검출기는 등방성 응답특성을 보장하기 위해서 그림 3과 같은 원형의 등방성 마스크를 사용해서 구현된다. 마스크의 중심점과 같은 밝기를 가진 영역을 USAN(Univaluse Segment Assimilating Nucleus)이라고 한다.

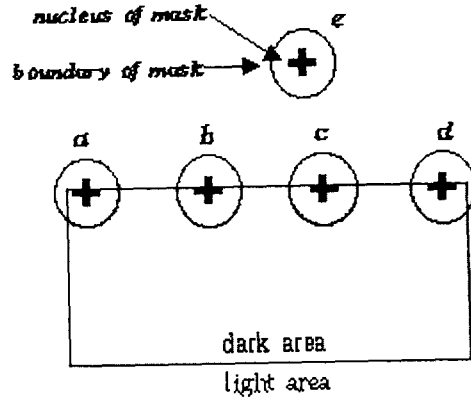


그림 4. SUSAN 특징점 검출기의 원형 마스크  
Fig. 4 Circular masks of SUSAN corner detector

그림 4에서 마스크를 a, b, c, d, e 각각의 지점에 위치시킬 경우 e의 경우처럼 마스크가 계조도의 변위가 심하지 않은 부분에 놓여졌을 때 USAN이 가장 크고, d의 경우처럼 구석의 위치에서는 그 이하로 떨어진다. 이 성질을 이용하여 특징점을 찾는다. 일반적인 마스크의 반지름은 약 3.4 화소로 설정되며 이 때 전체 마스크는 37 개의 화소로 이루어진다. 또한 마스크는 영상의 모든 화소에 대해 적용되며 각각 마스크 중심의 모든 점의 밝기와 마스크의 중심점의 밝기를 식 (14)에 따라 비교한다.

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| \leq t \\ 0, & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| > t \end{cases} \quad (14)$$

여기서  $\vec{r}_0$ 는 마스크의 중심의 위치를 나타내고,  $\vec{r}$ 은 마스크 내부의 각 화소의 위치,  $I(\vec{r})$ 은 화소의 밝기,  $t$ 는 밝기 차이의 임계값,  $c$ 는 비교 결과를 나타낸다. 모든 화소에 대해서 비교한 결과를 식(15)에 따라 종합하여 USAN영역을 구한다.

$$n(\vec{r}_0) = \sum_c c(\vec{r}, \vec{r}_0) \quad (15)$$

그 다음  $n$ 을 정해진 임계값  $g$ 와 비교하여 구석점의 강도를 구한다.  $g$ 는 가능한  $n$ 의 최대값의 1/2로 정하는데  $g$ 값을 작게 줄수록 더 날카로운 구석점만을 찾아내게 된다. 식(16)의 기준에 의하여 구한  $R$ 이 특징의 강도가 된다.

$$R(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0), & \text{if } n(\vec{r}_0) < g \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

후처리 과정으로 오 추출점을 제거하기 위해서 USAN의 무게중심과 마스크의 중심점과의 거리를 구해서 일정 거리 이상일 경우에만 특징점으로 인정한다. 마지막으로 비 최대치 억제 기법을 사용해서 특징점을 결정한다. 지금까지의 과정을 요약하면 다음과 같다.

- 단계 1. 원형의 마스크를 화소 위에 위치시킨다.
- 단계 2. 식(15)을 이용해서 원형의 마스크 내부의 화소 중 마스크의 중심점과 유사한 밝기의 화소의 수를 계산하여 USAN영역을 구한다.
- 단계 3. 식(16)에 따라 USAN의 크기를 임계값에서 빼서 특징 강도 영상을 생성한다.
- 단계 4. USAN의 중심의 찾아 오추출점인지 시험한다.
- 단계 5. 비 최대치 억제 기법을 사용해서 특징점을 찾아낸다.

### V. 이동물체의 궤적예측

영상 시퀀스의 프레임간 처리 속도가 일정하다는 가정 하에 과거에 관측되었던 동체 영역의 중심 좌표들로부터 미래의 중심 좌표를 예측함으로써 효율적인 동체의 추적을 수행 할 수 있다. 영상의 각 구석점에 대한 이동 벡터의 계산에서 예측된 차기 이동 위치로부터 탐색을 행하는 경우 계산량을 줄일

수 있을 뿐만 아니라 탐색 영역 내에서 유사한 정합도를 갖는 벡터가 다수개 발생하는 경우에 예측된 방향의 벡터에 우선권을 부여함으로써 오차를 줄일 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, 이것은 식(17), (18)로 나타낼 수 있으며, 여기서  $(x_c(t), y_c(t))$ 은 시간  $t$ 에서의 동체의 추적 중심 좌표를 의미한다.

$$x(t) = x_c(t) - x_c(t-1) \quad (17)$$

$$y(t) = y_c(t) - y_c(t-1) \quad (18)$$

본 논문에서는 이동물체의 궤적 예측방법으로 급격한 진행 방향의 변화에도 에러의 누적면에서 빠른 수렴 성능을 보이는 적응적 격자구조 선형예측기를 이용하여 과거의 관측 값들로부터 동체의 방향을 예측하였다. 격자 구조를 가지는 선형 예측기의 구조는 그림 5와 같이 현재 얻어진 데이터를 입력으로 하고 과거의 값들로부터 현재의 값을 전/후방으로 예측한 값들과 실제 현재의 데이터와 차를 출력한다. 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 종료된다.

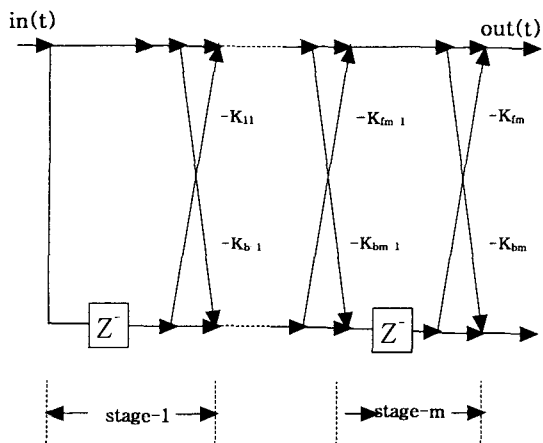


그림 5. 격자구조 선형예측기  
Fig. 5 Diagram of lattice structure linear predictor

이 같은 과정의 반복을 통해 정방 오차가 0에 수렴하는 과정에서 정확한 추적을 수행할 수 있다. 이때,  $f_m(t)$ ,  $b_m(t)$ 를 각각  $m$  번째 단의 전방 예측 에러, 후방 예측 에러라 하면, 각 단의 에러 출력들은 다음의 식과 같이 계산할 수 있다.

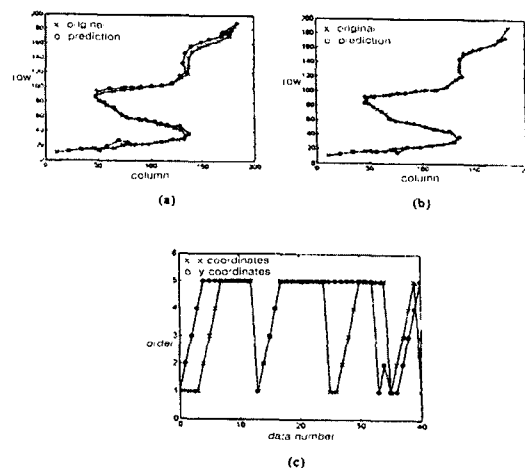
$$f_{m+1}(t) = f_m(t) - k_{bm}b_m(t-1) \quad (19)$$

$$b_{m+1}(t) = b_m(t-1) - k_{fm}f_m(t) \quad (20)$$

## VI. 실험결과

본 논문에서 제안하는 이동물체 추적 알고리즘은 추적 시스템이 설치되는 환경에 따라, 고정 혹은 능동 카메라 환경으로 나누어 강체나 비강체 구분 없이 효과적으로 이동물체를 추적 할 수 있도록 하였다. 고정 카메라 환경에서 배경과 이동 물체가 존재하는 연속 영상 내의 각 화소의 밝기 변화에 대한 통계적인 특성을 바탕으로 Bayes 결정 기법에 의하여 배경과 추적 대상의 움직임 정보를 효율적으로 구분한다. 한편, 배경의 움직임이 유발되는 능동 카메라 환경에서는 움직이는 영상에서 발생하는 움직임 플로우에 기초하여 이동물체를 추적하였다. 또한 본 논문에서 사용한 이동 물체는 보행중인 사람도 포함되므로 그 동작 특성이 매우 불규칙적일 가능성

이 많을 뿐 아니라, 동작이 단순한 경우 기존의 선형 예측기로도 좋은 결과를 얻을 수 있다. 따라서, 실험에서는 동체의 이동궤적으로서 비교적 복잡한 경로를 가지는 두 가지 궤적에 대하여 기존의 선형 예측기를 이용한 결과와 제안한 가변차수 예측기를 이용한 결과를 비교하였다. 결과는 그림 6과 그림 7에 나타내었다. 이동궤적 예측의 시물레이션에 사용한 궤적-1 열 축의 방향 변화가 심하며, 궤적-2는 행 축의 방향 변화가 심하다. 그림 6 (a), (b)는 이동궤적-1에 대하여 기존의 5단 선형 예측 필터를 이용한 결과와 제안한 예측기를 이용한 결과를 각각 이동물체의 궤적과 비교한 것이며, (c)는 가변차수 예측기에서 차수의 변화과정을 나타낸 것이다. 또한, 그림 7은 이동궤적-2에 대한 결과이다. 그림 6과 그림 7의 (c)에서 볼 수 있듯이 이동 방향이 급변하기 전의 정보를 무시함으로써 보다 빠른 방향 전환을 가져올 수 있었다. 특히, 그림 6의 (c)에서 y좌표가 x좌표보다 차수의 변화가 더 큰 이유는 각 좌표에 대해 독립적으로 예측을 시도했기 때문이다. 또한, 위의 두 가지 동작에 대하여 예측한 각 좌표의 변화량,  $x(t)$ ,  $y(t)$ 에 대한 자승평균 오차,  $\epsilon$ 를 표 2에 나타내었다.

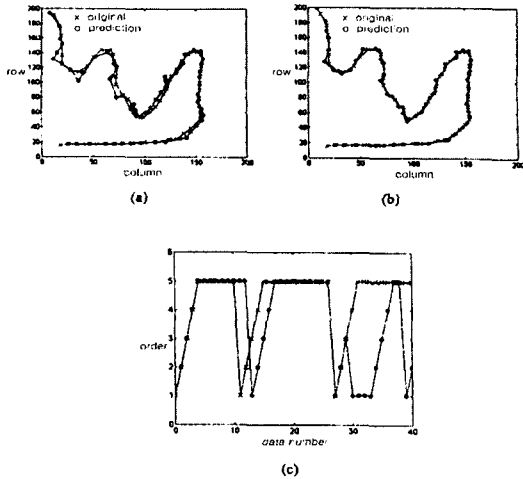


(a) fixed (b) variable order (c) order change

그림 6. 이동궤적-1 예측성능 비교

Fig. 6 Comparison of prediction performance of moving trajectory-1





(a) fixed (b) variable order (c) order change  
 그림 7. 이동궤적-2 예측성능 비교  
 Fig. 7 Comparison of prediction performance of moving trajectory-2

표 2. 이동궤적의 자승평균예측오차  
 Table. 2 MSE of prediction

	고정차수 예측기	가변차수 예측기
이동궤적-1	$\epsilon[x(t)] = 47.9$ $\epsilon[y(t)] = 12.4$	$\epsilon[x(t)] = 34.5$ $\epsilon[y(t)] = 12.4$
이동궤적-2	$\epsilon[x(t)] = 15.0$ $\epsilon[y(t)] = 44.9$	$\epsilon[x(t)] = 12.4$ $\epsilon[y(t)] = 24.2$

표 2에서 이동궤적-1은 x축 방향으로의 위치 변화가 불규칙한 반면 y축 방향으로는 단조증가의 형태를 보인다. 따라서 x축 방향으로의 변화량의 자승평균오차  $\epsilon[x(t)]$  가 비교적 크게 나타난 반면, 이동궤적-2의 경우 그와 반대의 동작 특성을 나타내므로 자승평균 오차도 그에 따라 반대의 크기로 나타남을 확인할 수 있다. 특히 이동궤적-1의 경우 y축 방향의 좌표증가가 극히 단순하므로 기존의 선형예측기와 제안한 방법의 차가 거의 나타나지 않음을 보이고 있다. 여기서 얻은 예측 결과는 영상내 각 구석점의 다음 이동 위치의 추정치로 사용하여 움직임 벡터의 계

산에 있어서 효율을 기하였다.

### VII. 결 론

고정 카메라 및 능동 카메라 환경에서 실시간으로 포착된 연속 영상에서 이동 물체를 추출하고, 카메라를 통해 포착되는 영상을 대상으로 움직이는 물체의 형태를 식별하고 이의 이동 방향을 판단하여 실시간으로 추적하기 위한 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 또한 본 논문에서 제안한 알고리즘으로 고정 카메라 환경에서 취득한 Hall Monitor와 옥외 보행영상에 적용하고, 능동 카메라 환경에서 취득한 옥외 보행영상 및 자동차의 주행 영상에 적용한 결과 안정된 추적 결과를 얻었다.

제안한 알고리즘은 동체의 이동 속도 즉, 인접 프레임간 동체의 일부인 특징점의 이동 속도에 영향을 받으므로 만일, 동체의 이동 속도가 포착된 인접 영상에서 특징 벡터의 탐색영역을 벗어날 정도로 빠른 경우 특징 플로우 탐색에 있어서 설정한 특징점 이웃 영역을 벗어나게 되면 프레임간 특징 영역의 정합점을 찾을 수가 없으므로 결과적으로 추적이 불가능하다. 또한, 이동체의 검출이나 추적에 사용하는 가장 기본적인 정보는 화소의 밝기이므로 일반적인 CCD 카메라 포착 가능한 조도 2 룩스 이하의 야간에는 적용하기 힘들다. 이러한 한계는 빛의 밝기에 의존하지 않는 적외선 또는 음향 센서 등을 병합 이 용함으로써 보완할 수 있다고 본다.

### 참고문헌

[1] H. Y. Song Y. S Kwak Y. H. Kim K. R. Ryu "Moving Object Tracking Using WT and F1" 한국해양정보통신학회 논문지 2002 Vol. 6, No.7 pp.1126-1130.  
 [2] S. Y. Chien, S. Y. Ma, L. G. Chen "Efficient Moving Object Segmentation Algorithm Using Background registration Technique", IEEE Trans. Circuits and System for Video Tech. Vil 12, No. 7, July 2002.

- [3] D. W. Kim "Moving Object Extraction Using Spatio-Temporal Difference" 한국해양정보통신학회논문지 2002 Vol. 6, No.8 pp.1319-1324
- [4] K. W. Lee Y. H. Kim J. G. Jeon, and K. T. Park. A Study on "An Algorithm of Moving Object Extraction under Visual Tracking without Camera Calibration" , ICEIC'95 Yanji Jilin, China
- [5] H. S. Park and J. B. Ra, "Efficient Image Segmentation Preserving Sementic Object Shape", IEIEC Tans. on Fundam, Vol E82-A, No. 6, June 1999.
- [6] Rohit Gupta, Mitchell D. Theys, Howard Jay Siegel, "Background Compensation and an Active-Camera Motion Tracking Algorithm", Proc. of 1997 Int. Conf. On parallel Processing, pp.431-440, 1997.
- [7] S. Gil, R. Milanese and T. pun, Proceeding Multiple Motion Estimates for Vehicle Tracking. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Cambridge, April 1996, Springer
- [8] Don Murray and Anup Basu, "Motion Tracking with an Active Camera," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 5, pp.449-459, May 1994.
- [9] K.Kanatani, "Camera station invariance of image characteristics," Comput, Vision, Graphics, Image Processing, Vol. 39, No. 3 pp. 328-354. Sep. 1997
- [10] R.C.Gonzalez and R.E.Woods, Digital Image Processing, Addison Wesley, pp.574-594, 1993
- [11] S. M. Smith, J.M.Brady, "SUSAN-A New Approach to Low Level Image Processing" , DRA Technical Report-95-SMS-1b, pp.1-57, 1995.

저자소개



남기환(Kee-Hwan Nam)

1995년 2월 관동대학교 전자통신공학과 졸업(공학사)

2000년 2월 관동대학교 대학원 전자통신공학과 졸업(공학석사)

2001년 3월~현재 관동대학교 대학원 전자통신공학과 박사과정 재학중

※관심분야 : 영상처리, 신호처리시스템, 영상압축



배철수(Cheol-Soo Bae)

1979년 2월 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1981년 2월 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1988년 8월 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1981년 3월~현재 관동대학교 전자정보통신공학부 정교수

1998년 8월~2001년 2월 관동대학교 창업보육센터 소장

1999년 3월~2001년 5월 관동대학교 공과대학 학장

2003년 3월~현재 (사)한국공학 교육인증원 평가위원

2001년 6월~현재 관동대학교 평생교육원장

※관심분야: 디지털신호처리, 영상처리, 신경회로망