

논문-99-4-1-03

Bayes 결정이론에 기반을 둔 능동카메라 환경에서의 이동 물체의 검출 및 추적

배수현*, 강문기*

Moving Object Tracking In Active Camera Environment Based on Bayes Decision Theory

Soo Hyun Bae* and Moon Gi Kang*

요 약

이동물체 추적 시스템은 감시, 방송, 영상 회의 등의 시스템에 관한 품질 및 처리 효율을 개선시킨다. 본 논문에서는 능동 카메라 환경에서 이동물체의 검출 및 추적을 위한 개선된 Bayes 결정이론을 제안한다. 제안한 시스템은 손실함수를 최소화하는 최적의 패턴 클래스를 선택할 수 있도록 결정함수를 제공하는 Bayes 결정이론에 기반을 둔다. Bayes 결정은 연속적인 영상을 통계적으로 분석하고, 능동카메라 환경에서 물체와 배경에 맞게 각 픽셀에 존재하는 pdf를 재구성 함으로써 이동 물체의 영역을 찾아낸다.

제안된 방법에 의해 만들어진 시스템은 능동카메라 환경에서 이동물체의 영역을 명확하게 찾아내고 그 영역을 표시함을 실험 결과를 통해 알 수 있다. 본 논문에서는 제안된 방법과 기존의 방법들을 성능면에서 비교함으로써, 제안된 시스템이 정확하고, 노이즈에 대한 대처능력이 우수함을 알 수 있다.

Abstract

Moving object tracking improves the efficiency and qualification for observation system, broadcasting system, video conference, etc. This paper proposes an improved Bayes decision method for detecting and tracking moving objects in active camera environment. The Bayes decision based tracking approach finds the region of moving objects by analyzing the image sequences statistically. The proposed algorithm regenerates the probability density function to accord with moving objects and background for active camera. Experimental results show that the algorithm is accurate, reliable and noise resistant. The result is compared with those of the conventional methods.

I. 서 론

추적하고자 하는 이동물체를 카메라 구동부를 제어해서 추적하고, 이 물체의 연속 영상을 취득하는 장치는 그 응용의 가능성을 사회 곳곳에서 볼 수 있다. 특히 가정용 PC의 보급과 인터넷환경을 통한 세계적 네트워크의 구축을 통해 화상회의, 화상 전화 시스템을 위한 기술적 요구가 크다. 영상 통신 환경에서의 추적 시스템의 구축은 화자로

하여금 고정된 자세에서 벗어날 수 있게 하고, 부가적으로 물체와 배경의 영역에 대한 분리를 통해 영상 전송에 있어서의 효율을 높일 수 있는 정보를 제공할 수 있다.

영상내의 움직임을 추적하는 모델은 크게 매개변수 모델(parameterized model)과 비매개변수 모델(non-parameterized model)이 있다. 매개변수 모델은 3차원 좌표를 2차원 좌표로 매핑(mapping)시키는 방법을 통해 3차원의 분석적인 정보를 제공한다. 이 방법은 3차원의 강체의 움직임에만 적용되는 단점을 가지고 있다. 이에 반해, 비매개변수 모델은 2차원 영상의 직관적인 분석을 하게 된다. 이러한 방법은 직관적인 해석이 쉬운 반면에 영상 움직임

* 연세대학교 공과대학 전자공학과
Dept. of Electronic Engineering, Yonsei University

에 대한 해석에 어려움이 있다.

비매개변수 모델링에 의한 영상 추적은 세부적으로 3가지 방식으로 구분할 수 있는데, 첫번째는 광류 추적(optical flow tracking)이다. 이 방법은 광류 속도의 미분값의 크기를 최소화하는 것으로 정리될 수 있다. Berthold, Barron 등은 광류를 찾아내는 알고리즘을 제안 비교하였고, Smith는 SUSAN(Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus)이라는 방법을 통해 외곽 경계에 존재하는 구석점(corner point)들의 연결 관계에 의한 추적 방법을 제시했다^{[1][2][3][4]}.

두번째, 움직임-에너지 조합 추적 방법(motion-energy tracking method)이다. 이 방법은 계산이 간단하고 하드웨어 구현이 용이하기 때문에 빠른 속도를 유지할 수 있다는 장점이 있지만, 픽셀(pixel) 자체의 미세한 변화에 민감하게 반응하고, 능동 카메라 시스템(active camera system)에서는 적당하지 않다는 단점이 있다^{[5][6][7]}.

Murray는 이동 카메라 환경에서 3차원 실 좌표계의 원근 투영 변환을 이용하여 배경의 움직임을 보정하는 배경 보상(background compensation)을 실시하며 여기서 얻은 움직임 에너지에 근거하여 단일 이동 물체의 추적을 행하였으나, 물체의 비 선형운동에 대해서는 대처하지 못했다^[8].

위에서 설명한 방법 이외에도 인식 기반 모델(recognition-based model)^[9], 블럭 모델(block model) 등이 있지만 특정 환경에서 특정한 형태의 물체만 인식 가능하기 때문에, 현실적인 적용에는 많은 어려움이 있다.

세번째, Bayes결정에 의한 확률적인 접근 방식으로^{[10][11][12]}, CCD소자에서 읽어들이는 데이터에 발생한 노이즈(noise) 뿐만 아니라 야외에서 발생할 수 있는 배경의 변화에 효과적으로 대처할 수 있다. 하지만, 가정된 영상으로부터 생성된 pdf(probability density function)를 이용하므로 능동 카메라 환경에는 이용될 수 없다.

본 논문에서는 능동 카메라 환경에서 이동물체를 추적하고, 물체와 배경의 영역을 분리시킬 수 있는 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 비매개변수 모델에 기반한 개선된 Bayes 결정방법을 이용한다. 이 방법은 각 픽셀에 존재하는 확률적인 프로세스를 변형시킴으로써 능동카메라 환경에서 안정적으로 동작할 수 있도록 한다. 제안된 알고리즘의 성능을 살펴보기 위해 과거에 제안되었던 Bayes 결정이론과 광류 추적 방법와 결과를 비교했다.

2장에서는 이동물체 추적을 위한 이론적인 접근을 보이고, 3장에서는 제안한 시스템의 각 부분의 원리와 목적을

설명하고, 4장에서는 제안한 시스템의 실험 결과를 확인하고, 기존의 이론과의 비교를 하였으며, 5장에서는 제안한 이론의 결론에 대해 논한다.

II. 이론적 배경

1. 카메라 모델링

능동 카메라 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 θ 에 대해 카메라의 pan-tilt 회전에 대한 관계식은 다음과 같다^[13].

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

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

여기서 f 는 카메라의 초점 거리이고, θ 는 레벨위치(level position)에서의 tilt각이고, a 와 γ 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 초점거리곡면 사이의 오차를 발생시킬 수 있다. 이 오차의 누적은 회전량이 적은 경우에는 문제를 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 x 방향에 대한 부정확성 오류(pixel inaccuracy error)이고, $\Delta\alpha$ 는 α 회전 각의 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, 또한, 오차함수의 전개에 있어서 카메라는 기준 위치에 있는 것으로 정한다. 즉, θ 는 0이다. 또한 본 논문에서 제안하고자 하는 시스템의 카메라는 팬 회전만을 고려하므로, 식 (1)는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

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

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

이 식 (5)을 식 (3)에 대입하면 식 (6)을 얻을 수 있다.

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

위 식은 영상의 초점으로부터 평면까지의 거리, 즉 초점거리가 영상 평면에 대해 일정하다고 모델링한 것이므로, 이 부분에 대한 보상이 필요하다. 그림 1은 카메라가 θ 만큼 회전했을 때 물체의 입사광선이 어느 위치로 이동하는지에 대한 그림이다. 여기서, fa 는 구면에 대한 선형 모델(linear model)의 경우 계산상의 이동량이고, $f \tan \alpha$ 는 평면 모델의 이동량이다.

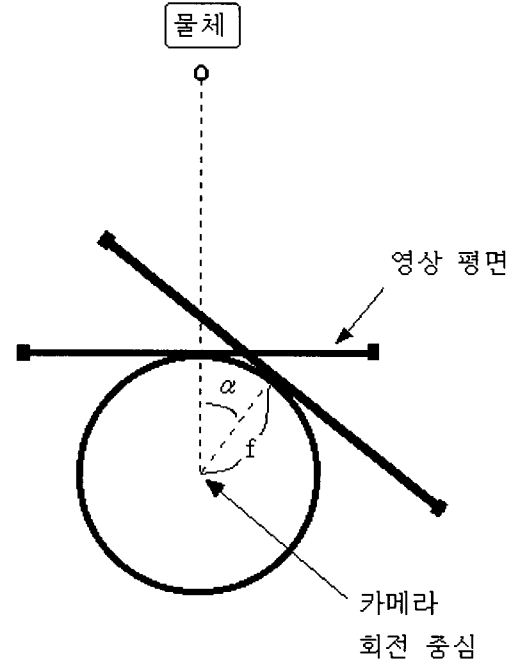


그림 1. 입사광선의 구면과 평면 오차분석
Fig. 1. Error analysis between flat and round image plane.

표 1. 팬 회전 오차 보정 각도
Table 1. Compansation 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.

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

(7)식을 (6)식에 대입해서 정리하면 식 (8)과 같다.

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

제안한 시스템에서는 $f=870$, $x_t=100$ 으로 놓았다. 그 결과로 만들어진 에러 보정 각(error compensation angle)은 표 1에 나와 있다.

위 결과에 의해 평면 모델링의 오차를 보정하면, 카메라 회전에 의해 이동된 픽셀의 위치는 다음 식과 같이 표현된다.

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

$$= f \frac{(x_{t-1} - a)(x_{t-1}^2 + f^2) - (a - \tan\alpha)(f - ax_{t-1})^2}{(f + ax_{t-1})(x_{t-1}^2 + f^2) + (a - \tan\alpha)(f - ax_{t-1})^2 x_{t-1}}$$

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

2. Bayes 결정에 의한 이동 화소의 검출

제안된 방법에서는 취득된 영상의 픽셀이 어떤 영역에 속하는지를 구별하게 된다. 확률적으로 각 pixel의 밝기를 취득하는 것은 하나의 시행이 되며, 그 결과로 두 가지 종류의 사건이 발생하게 된다. θ_0 은 픽셀이 배경에 속하는 사건이고, θ_1 은 픽셀이 물체에 속하는 사건이다. 기존의 확률적인 추적 방법에서는 화소값에 대한 물체의 조건부

확률은 일정하다고 가정하였다. 또한, 배경이 고정되어 있다는 가정 하에서의 유도되었던 결정함수는 본 알고리즘에 적용될 수 없다. 그러므로, 새로운 전제에 의해 결정함수를 새롭게 유도한다.

Bayes 규칙에 의해 화소값 I 에 대한 조건부 확률 $P(\theta_1 | I)$ 와 $P(\theta_0 | I)$ 는 다음과 같이 나타내어진다.

$$P(\theta_1 | I) = \frac{P(I | \theta_1)P(\theta_1)}{P(I)} = \frac{P(I | \theta_1)P(\theta_1)}{P(\theta_1)P(I | \theta_1) + P(\theta_0)P(I | \theta_0)} \quad (10)$$

$$P(\theta_0 | I) = \frac{P(I | \theta_0)P(\theta_0)}{P(I)} = \frac{P(I | \theta_0)P(\theta_0)}{P(\theta_1)P(I | \theta_1) + P(\theta_0)P(I | \theta_0)} \quad (11)$$

영상의 추적이 시작되기 전 일정 시간 동안 영상에 물체가 존재하지 않는다고 가정하면, 배경만이 존재하는 영상을 취득함으로써 배경에 대한 각 픽셀에 존재하는 확률 분포를 구할 수 있다. 이 기간 동안에 취득된 영상내의 모든 픽셀은 θ_0 에 속한다. $H(I, x, y)$ 를 (x, y) 위치에 있는 화소의 $[t-k, t]$ 시간 동안의 히스토그램이라고 하고, 화소값의 총 수가 I_{max} 라고 하면, 확률 $P(I | \theta_0)$ 는 다음의 근사화된 식에 의해 구할 수 있다. 여기서 $H(I, x, y)$ 는 그림 2와 같이 구성된다.

$$P(I | \theta_0) = \frac{H(I, x, y)}{\sum_{I=0}^{I_{max}-1} H(I, x, y)} \quad (12)$$

일정 시간동안 배경의 학습이 끝나면 실제적인 물체 추적을 시작할 수 있게 된다. 이때, $P(I | \theta_0) = \frac{1}{I_{max}}$ 의 초기값을 갖는다. 물체의 추적을 위한 $P(\theta_1 | I)$, $P(\theta_0 | I)$

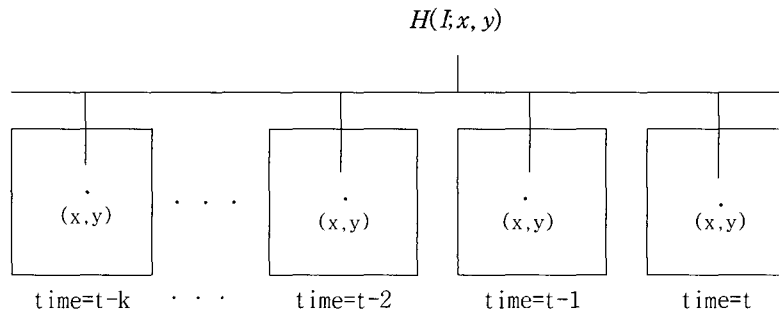


그림 2. 배경을 통한 통계적인 학습과정

Fig. 2. Statistical adoption from the image background.

는 다음과 같이 재정의 된다.

$$P(\theta_1 | I; t+1) = \frac{P(I | \theta_1)P(\theta_1; t)}{P(\theta_1; t)P(I | \theta_1) + P(\theta_0; t)P(I | \theta_0)} \quad (13)$$

$$P(\theta_0 | I; t+1) = \frac{P(I | \theta_0)P(\theta_0; t)}{P(\theta_1; t)P(I | \theta_1) + P(\theta_0; t)P(I | \theta_0)} \quad (14)$$

위 두 식에 의해 물체와 배경을 구분하는 방법은 Bayes 결정이론에 MAP기준을 적용시킨다.

$$d(I) = \underset{\theta_0}{\text{Decision}} \frac{P(\theta_1 | I; t+1)}{P(\theta_0 | I; t+1)} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} \theta_1 \\ \theta_0 \end{matrix} \quad (15)$$

$$= \frac{P(I | \theta_1)P(\theta_1; t)}{P(I | \theta_0)P(\theta_0; t)}$$

여기서 $P(\theta_1; t) = 1 - P(\theta_0; t)$ 이다. 또한, $P(\theta_0; t=0) = 0.5$ 이고, 과거에 물체와 배경의 사건 발생확률을 통해 임의의 시간에서의 $P(\theta_0)$ 를 만들어 낸다.

영상 내에서 물체에 대한 추적을 하면서, 이동물체의 영역에 대해 각 픽셀에 존재하는 물체와 배경에 대한 사건을 통해 두 확률 함수 $P(I | \theta_0)$, $P(I | \theta_1)$ 은 지속적으로 적응하는 pdf가 된다. 이 과정을 그림 3으로 나타내면 다음과 같다.

제안된 시스템이 능동 카메라 환경에서 물체에 적응하는 방법에 의한 추적을 행하기 때문에 이 두 pdf 역시 카메라의 회전에 의해 갱신되어야 한다. 카메라의 회전이 발생했을 때 배경에 대한 pdf는 픽셀의 이동 위치 계산 방법에 의해 이미 알고 있는 부분에 대한 정보를 유지하게 되고, 영상에서 새롭게 나타난 영역에 대해서는 각 사건에

대해 확률적으로 동일한 분포를 갖는다. 물체에 대한 pdf는 위와 같은 방법에 의해 위치의 이동을 하게 된다. 또한, 정확한 보정이 된다 해도 영상 내에 강한 에지(edge)가 있는 경우에는 이동 물체로 오인식 될 수 있으며, 오인식된 픽셀은 지속적으로 누적될 수 있으므로 각 pdf에 대한 보정이 필요하다.

3. 시공간 영역 결합 필터(Spatial and temporal filter)

취득된 영상으로부터 이동 물체를 검출하기 위해 각 픽셀에 대한 pdf를 생성하고, 지속적으로 그 pdf를 변화시킨다 하더라도, 카메라가 회전하게 되면 영상의 에지가 이동 물체로 오검출 될 수 있다. 이러한 현상을 막기 위해 임의의 픽셀 (x,y)에 대해 좌우 픽셀에 대한 정보를 포함하는 pdf를 구성하도록 한다. 임의의 픽셀 (x,y)에서 취득된 밝기는 평균이 0인 가우시안 노이즈가 섞여 있다고 설정했다. 이 경우 픽셀에서의 밝기의 pdf는 가우시안 분포를 갖는다. 이 pdf의 평균을 m_x , 분산을 σ_x^2 이라 하면, 변수 X는 (x,y)에서의 pdf를 갖고, 변수 Y는 (x-1,y)에서의 pdf를 갖는다고 하면, 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x}} e^{-\frac{(x-m_x)^2}{2\sigma_x^2}} \quad (16)$$

$$f_y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y}} e^{-\frac{(y-m_y)^2}{2\sigma_y^2}}$$

이 두 분포로부터 새로운 변수 Z를 정의하면 다음과 같다.

$$Z = pX + (1-p)Y \quad (17)$$

이 식에서 p는 두 변수 X, Y의 Z에 대한 비율 상수이

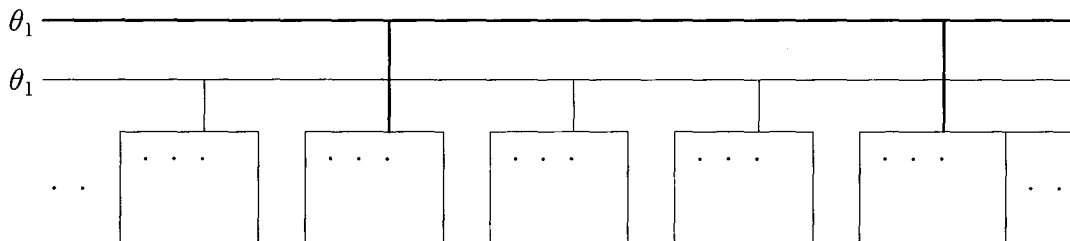


그림 3. 지속적인 영상 정보 취득에 의한 pdf 갱신과정
Fig. 3. pdf updating by obtaining the image information

다. 이 Z의 pdf $f_Z(z)$ 는 두 변수 X와 Y의 특성 함수(characteristic function)에 의해 구할 수 있다. $f_X(x)$ 의 특성 함수를 구하면 다음과 같다.

$$M_X(jv) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) e^{jvx} dx \quad (18)$$

$$= \exp \left\{ jm_X v - \frac{\sigma_X^2 v^2}{2} \right\}$$

$M_Y(jv)$ 역시 위와 같다. 구하고자 하는 함수 $M_Z(jv)$ 는 X와 Y의 특성 함수의 곱으로 나타내어진다.

$$M_Z(jv) = E[e^{jZv}] = E[e^{j(pX + (1-p)Y)v}] \quad (19)$$

$$= M_X(jpX) M_Y(j(1-p)Y)$$

$$= \exp \left\{ j(p m_X + (1-p) m_Y) - \frac{(p^2 \sigma_X^2 + (1-p)^2 \sigma_Y^2) v^2}{2} \right\}$$

식 (19)에서 알 수 있듯이, 카메라 회전에 의해 주변 픽셀의 점이 다른 배경의 pdf에 적용되었을 때, (x,y) 위치에서의 배경의 확률 분포의 평균이 이동함으로써 배경의 에지에서 발생하는 밝기의 변화에 적응함으로써 그 픽셀이 이동물체로 오검출 됨을 막을 수 있다.

4. 개선된 Bayes 결정과 카메라의 결합을 통한 시스템의 구성

제안된 시스템은 카메라로부터 영상을 취득하여 그 결과를 통해 물체의 중심을 구하게 되고, 물체에 대한 이동 여부를 결정하게 된다. 즉, 시스템이 전체적으로 두 부분으로 구성됨을 알 수 있다. 하나는 영상신호를 입력받아 처리하는 부분이고, 다른 하나는 처리된 결과에 의해 카메라를 회전시켜주는 부분이다. 전체 시스템을 다른 OS를 갖는 두 개의 부분 시스템으로 나누고, 이 시스템을 LAN을 이용해 연결시켰다. 이 시스템의 블록 다이어그램은 그림 4와 같다. 영상 입력 장치로는 캠코더를 이용했다. 다른 좋은 카메라보다 이 장치가 영상 품질이 좋지 않고, 영상의 미세한 변화가 지속적으로 발생하기 때문에, 노이즈에 얼마만큼 대처할 수 있는지에 대해 살펴볼 수 있었다. 그러므로, 취득된 영상은 CCD 카메라의 노이즈를 제거하기 위한 처리는 하지 않았다. 사용된 캠코더로부터 포착된

영상은 오버레이 보드(overlay board)를 이용해 표본화와 양자화된다. 만일 컴퓨터에서 처리된 결과, 카메라를 이동시킬 필요가 있을 경우에는 LAN을 통해 카메라 회전 제어용 컴퓨터로 회전 신호를 보내게 된다.

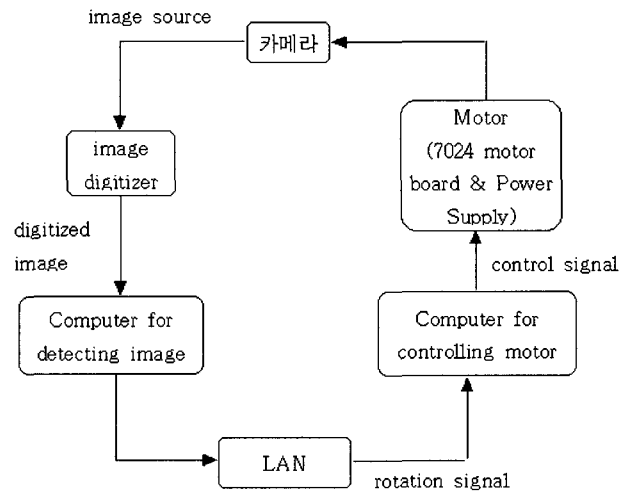


그림 4. 시스템의 블록 다이어그램
Fig. 4. System Block diagram

모터의 전원은 0~30V 가변 전원공급기이고, 이 전원에서부터 모터는 14.4V를 공급받고, 모터의 회전을 위해 컴퓨터와 외부 장치 사이에 8255 모터 인터페이스 카드와 7024 모터 보드를 제작해서 사용했다. 모터는 스텝모터로서 3 토크, 펄스당 1.8°의 회전량을 가진다. 이 시스템의 실물 사진은 그림 5와 같다.



그림 5. 제안한 시스템의 실물 사진
Fig. 5. Picture of the proposed system

위 두 시스템에 의해 영상의 이동물체를 추적하는 첫 번째 과정은 입력된 영상으로부터 일정 시간동안 배경 영상 데이터를 입력받아서 배경에 pdf를 구성하는 것이다. 그 후 입력된 영상으로부터 Bayes 결정을 통해 이동물체의 영역을 찾아내는 것이다. 이 결과 속에는 노이즈가 섞여 있으므로 각각의 이동물체에 대해 연결 성분 표식을 하고, 각 연결성분의 픽셀의 개수가 미리 설정된 임계치를 넘지 못하는 경우 그 성분을 제외해나가는 방식으로 노이즈를 제거한다. 위의 결과에 의해 불록다각형을 그리고, 이동물체의 중심을 찾아내게 된다. 이 결과로 카메라 회전 여부를 결정하게 되는데, 카메라가 회전한 경우에는 각 위치의 배경 pdf를 적절한 위치로 이동시켜 주어야 하며, 물체에 관한 변수 및 확률변수 등을 초기화 시켜준다. 이동물체의 중심을 찾았을 때 카메라 이동을 하지 않았다면, 현재의 영상 데이터에서 배경인 부분에 한해서 영상의 배경 데이터를 갱신시키고, 각 화소의 이웃한 9개의 점과 시간축상으로의 과거 20개의 영상에 대해 $3 \times 3 \times 20$ 시공간 영역 결합 필터링(spatial-temporal filtering)을 한다.

IV. 실험 및 결과 고찰

처음 배경에 관한 학습 과정에서는 카메라가 고정된 상

태이다. 이때, 영상은 200×150 흑백영상이다. 배경 학습을 위해서 초기 영상 40프레임을 이용한다. 그리고, 이동물체의 최대 갯수는 1500개이고, 다음 각각의 물체가 40개 이하의 픽셀로 이루어져 있다면 그 물체를 삭제했다. 시공간영역 필터링의 임의의 픽셀에서 주변 픽셀간의 결합 정도를 나타낸다. 그 결합정도가 너무 크면 원 픽셀의 확률 분포가 심하게 변형되고, 너무 작으면 영상내의 경계 부분을 물체로 오인식하는 결과를 얻게 된다. 실험적으로 시공간 영역 필터링에서의 계수는 $p=0.15$ 일 때가 최소의 오차를 보였다. 먼저 배경학습에 사용된 영상과 물체 추적을 시행한 영상은 그림 6에 나와 있다. 영상은 화면에 사람이 지나가면 화면의 사람을 따라 화면 왼쪽으로 카메라가 회전하는 것을 볼 수 있다.

적정 각도 이상으로 회전하면 더 이상 회전하지 않게 한다. 위 영상에 대해 이동영역 결정을 하고, 노이즈를 제거하면 그림 7과 같은 결과를 얻을 수 있다.

이 결과와 광류 추적 방법과의 비교를 하고자 한다. 광류 추적 방법에서 구석점은 SUSAN 구석점 검출기를 이용했고^[4], 각 흐름의 크기와 방향에 따라 군집을 만들어서 그 군집끼리 하나의 다각형을 이루도록 했다. 그 결과는 그림 8에 있다. 결과에서 알 수 있듯이, 각각의 구석점들이 배경의 점들과 유사한 경우 그 경계가 모호해지는 현상을 관찰할 수 있고, 구석점을 잘 구분해 낼 수 있는 열

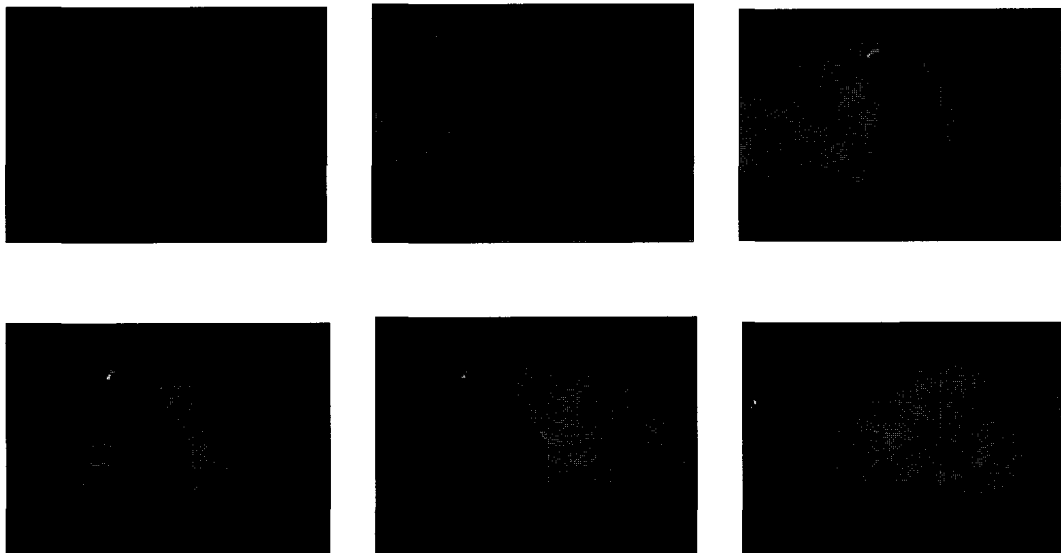


그림 6. 추적에 사용된 영상의 일부. (36, 72, 108, 148, 173, 209번째 영상)
Fig. 6. Sub image for moving object tracking (36, 72, 108, 148, 173, 209th)



그림 7. 노이즈가 제거된 이동물체 영역
 Fig. 7. Moving objects of noise removal images

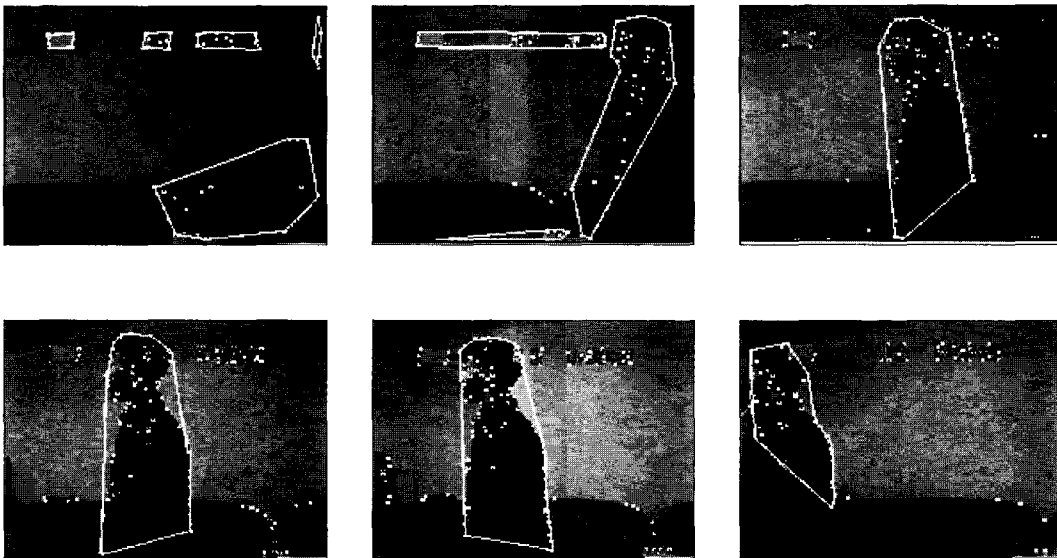


그림 8. 광류 추적에 의한 이동물체 검출 결과
 Fig. 8. Moving object tracking on optical flow method

굴과 머리 쪽에서는 잘 검출되었지만 보행자의 몸 아래쪽에서는 구석점을 잘 찾아낼 수 없는 이유로, 그 다각형이 사람 전체를 그려내지 못하고 있다. 특히 처음 두 결과에

서는 배경에 나타난 구석점을 통해 물체로 오인식하는 결과를 보여주고 있다.

제안한 방법과 기존의 Bayes 결정 방법과의 비교는 제안

한 방법과 동일한 조건에서 수행되었다. 이 실험은 개선된 방법과 동일한 설정을 갖는다.

그 결과는 그림 9와 같다.



그림 9. 기존의 Bayes 결정방법에 의한 결과 (148번째 영상)
Fig. 9. Result of Bayes decision method(148th frame)

위 세가지 결과를 통해 알 수 있듯이, 기존의 Bayes 결정 방법으로는 능동 카메라 환경에는 적합하지 않고, 광류 추적 방법은 카메라 모델링 없이 능동 카메라 환경에 쓰일 수 있는 장점이 있지만 영상의 조도가 낮아서 구석점을 찾기 힘들거나, 구석점이 사라지면 물체를 구분해 내기 힘들다는 것이다. 또한, 구석점의 군집을 통해 물체의 영역을 구분해 내기 때문에 정확한 영역 표시가 되지 않고 있음을 알 수 있다.

그림 9에서 나온 결과로부터 얻은 물체의 영역을 원 영상에 표시한 결과는 그림 10에 있다.

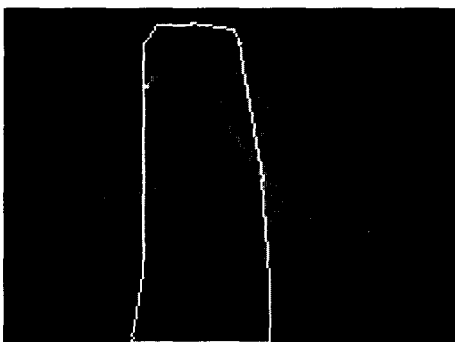


그림 10. 제안된 추적방법에 의한 결과(148번째 영상)
Fig. 10. Result of the proposed algorithm(148th frame)

위에서 보인 세가지 방법에 대해 이동 물체 추적 방법의 성능 비교를 위한 기준에 의해 평가를 하면 표 2와 같다.

표 2. 제안한 방법과 기존의 방법과의 성능 비교

Table 2. Performance comparison of the proposed algorithm to other approaches

	제안한 방법	기존의 Bayes 결정 방법	광류 추적 방법
카메라 모델링의 필요성	O	X	X
빠른 이동 물체 검출	O	O	X
어두운 환경에서의 적응	O	O	X
능동카메라 환경	O	X	O
정지한 이동물체 검출	O	O	X
이동물체의 영역 구분	O	O	△

V. 결론

본 논문에서는 카메라를 통해 포착된 영상 내에서 이동 물체를 찾아내고, 모터의 회전을 통해 그 이동물체를 화면 가운데에 오도록 이동시키는 알고리즘을 제안하였다. 먼저, 과거에 제안되었던 고정 카메라를 위한 Bayes 결정에 관해 살펴본 후, 이 방법을 능동 카메라에 적용시키기 위한 방법으로 카메라 모델링에 의한 데이터 이동, 지속적인 물체와 배경에 관한 영상 데이터 갱신, 시공간 영역 결합 필터링에 의해 오검출을 줄일 수 있는 방법을 제안했다.

결과에서 알 수 있듯이, Bayes 결정을 통한 이동물체 검출 알고리즘이 능동 카메라 시스템에 적용될 수 있음을 실험을 통해 확인했다. 결론적으로 이와같이 개선된 추적 방법을 통해서 카메라 모델링에 의한 회전 각도와 픽셀의 이동량을 구하는 과정에서 발생할 수 있는 오차를 보정하는 방법을 살펴보았으며, 실험 결과를 통해 이 모델링에 대한 보상이 매우 우수함을 알 수 있었다.

참고 문헌

[1] B. K. P. Harn and B. G. Schunk, "Determining optical flow," *MIT Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 185-203, 1981

[2] J. L. Barron, D. J. Fleet, S. S. Bestuchemen, "Performance of optical flow techniques,"

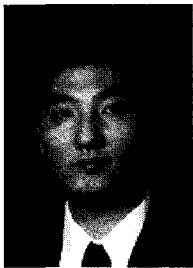
- International Journal of Computer Vision*, vol.12. no. 5, pp. 43-77, Dec. 1994.
- [3] S. M Smith, "ASSET-2 : Real-Time motion segmentation and object tracking," Defense Research Agency Technical Report-95sms2, pp. 1-25, 1995.
- [4] S. M Smith and J. M Brady, "SUSAN - A new approach to low level image processing," *Defense Research Agency Technical Report-95-sms-1b*, pp. 1-57, 1995.
- [5] 강원희, "실시간 이동 물체 추적을 위한 시공간 미분 하드웨어에 관한 연구", 박사논문, 연세대학교, 1995.
- [6] 여운관, "이동물체 검출을 위한 현저한 윤곽선 추출에 관한 연구", 석사논문, 연세대학교, 1995.
- [7] M. Irani, B. Ronsso, and S. Releg, "Computing occluding and transparent motions," *Herbrew Univ., IJCV*, vol.12. no.1, pp. 5-16, Jan. 1994.
- [8] D. Murrary and A. Basu, "Motion tracking with an active camera", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.16. no. 5, pp. 449-459, May. 1994.
- [9] 김상근, "BEP 신경 회로망을 이용한 얼굴영상 인식에 관한 연구", *KMT Central R&D Center, Telecomm. Review*, vol. 6. no. 1, pp. 78-85, Mar. 1996.
- [10] Hi. Nakai, "Non-Parameterized bayed decision method for moving object detection," *Proceedings of 2nd Asian Conference on Computer Vision*, pp. 5-8, Dec. 1995.
- [11] 정우성, "Bayes 결정과 군집 모델을 사용한 이동물체의 추적", 석사 논문, 연세대학교, 1998.
- [12] 이규원, "Bayes 결정과 특징 기반 움직임 플로우를 이용한 이동물체의 검출 및 추적", 박사 논문, 연세대학교, 1998.
- [13] K.Kanatani, "Camera station invariance of image characteristics," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 39. no. 3, pp. 328-354, sep. 1997.

저 자 소 개



배 수 현

1977년 1월 13일생
 1995년 3월 : 연세대학교 전자공학과 입학
 현재 : 연세대학교 전자공학과 4학년 재학중
 주관심 분야 : 영상신호처리, 패턴인식



강 문 기

1963년 9월 6일생
 1986년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1988년 2월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학 석사)
 1994년 2월 : Northwestern University 졸업(공학 박사)
 1994년 3월~1994년 10월: Northwestern University Research Fellow
 1994년 11월~1997년 2월: University of Minnesoata, Duluth 조교수
 1997년 3월~1999년 2월: 연세대학교 전자공학과 조교수
 1999년 3월~현재: 연세대학교 전자공학과 부교수
 주관심 분야: 영상복원, 초고해상도 영상복원, 디지털 비디오 처리