

논문 2009-46SP-6-9

환경변화에 강인한 다중 객체 탐지 및 추적 시스템

(Multiple Object Detection and Tracking System robust to various Environment)

이우주*, 이배호**

(Wu Ju Lee and Bae Ho Lee)

요약

본 논문에서는 보안 및 감시 시스템 분야에 적용할 수 있는 실시간 객체 탐지 및 추적 알고리즘을 제안한다. 구현된 시스템은 객체 탐지 단계, 객체 추적 단계로 구성되었다. 객체탐지에서는 정확한 객체의 움직임 검출을 위한 향상된 검출 방법인 적응배경 차분법과 적응적 블록 기반 모델을 제안한다. 객체추적에서는 칼만 필터에 기반한 다중 물체 추적 시스템을 설계하였다. 실험결과 이동객체의 움직임을 추정할 수 있었고, 추적 과정에서도 다수의 객체를 잃어버리지 않고 정상적으로 추적할 수 있었다. 또한 원거리 탐지 및 추적에서 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

Abstract

This paper proposes real time object detection and tracking algorithm that can be applied to security and supervisory system field. A proposed system is divide into object detection phase and object tracking phase. In object detection, we suggest Adaptive background subtraction method and Adaptive block based model which are advanced motion detecting methods to detect exact object motions. In object tracking, we design a multiple vehicle tracking system based on Kalman filtering. As a result of experiment, motion of moving object can be estimated. the result of tracking multipul object was not lost and object was tracked correctly. Also, we obtained improved result from long range detection and tracking.

Keywords : 객체탐지, 실시간 객체추적, 블록 이진화, 칼만필터

I. 서론

최근 비디오 영상시퀀스(video image sequence)에서의 자동 물체인식 및 추적 기술은 많은 감시 시스템 분야에서 응용되고 있으며 국내외에서 관련기술의 개발이 크게 증가하고 있다. 가장 많이 사용되는 응용분야는 비디오를 이용한 무인감시로 지하 주차장이나 은행의 자동화 창구, 넓은 공장 등에서는 보안이나 범죄예방의 필요성에 따라 감시 카메라의 영상을 입력받아 경비인력 없이 외부 침입자를 식별하고 이동 방향을 연속적으로 계산하여 무단 침입자를 지속적으로 추적하는 시스템이다.

영상 감시 시스템은 물체 분리(foreground segmentation), 물체 검출(object detection), 물체 추적(object Tracking), 객체 분석(human orobject analysis), 행동 분석(activity analysis)등 컴퓨터 비전의 여러 핵심적인 주제들과 연관돼 있다. 이러한 각각의 영역의 연구들이 밀집되어 지능적이고 효율적인 감시 시스템을 구성하게 된다.

영상 감시 시스템의 성능에 있어 핵심적인 것 중의 하나는 정확성이다. 실제 위험한 상황이 아닌 경우에 자주 경보를 발생시키거나, 실제 위험한 상황을 간과한다면 이러한 시스템은 신뢰할 수 없다. 하지만 시스템이 스스로 여러 복잡한 상황에서 물체를 정확히 구분하고, 구분한 물체를 여러 정보를 통해 분류하고 분석하고 상황을 판단하는 것은 쉬운 문제가 아니다. 시스템의 신뢰도를 높이기 위해서 비록 여러 단계 하나하나의

* 정회원, 전남대학교
(Chonnam National University)
접수일자: 2009년8월26일, 수정완료일: 2009년10월26일

정확도가 중요하지만, 여러 복잡한 환경에서 물체를 정확히 검출해내는 단계의 정확도가 매우 중요하며 이는 전체 시스템의 정확도에 대단히 큰 영향을 끼친다.

물체를 분리해내기 위해서는 먼저 배경을 정확하게 모델링하는 것이 필요하다. 먼저 영상의 각 화소에 대해 배경일 경우 어떠한 값을 갖게 되는지를 배경 영상으로 기억한다. 그 후에 새롭게 들어오는 입력영상의 각 화소의 색 정보를 이미 기억시켜둔 배경 영상에 대한 정보와 비교함으로써 입력 영상에 나타난 물체의 영역을 찾아내게 되는 것이다. 이러한 물체 검출 방법을 배경 차분(background subtraction)^[1]이라고 한다.

이 때 배경은 시간이 지남에 따라 변화하게 된다. 예를 들어 구름이 지나가면 햇빛의 밝기가 변하고 그에 따라 배경의 값들도 변한다. 또한 어떤 경우에는 배경에 주차된 차가 이동하기도 한다. 따라서 배경 모델을 실제배경을 정확히 나타내도록 시간에 따라 지속적으로 학습되어야 한다. 그렇지 않다면 나타난 물체를 정확히 검출해낼 수 없다. 이렇게 시간에 따라 변화하는 배경을 모델링하여 배경과 배경에 등장한 물체를 구분해 내는 방법을 적응적 배경 차분(adaptive background subtraction)^[2]이라 한다. 이 방법은 장면 차분(frame differencing)^[3]이나 물체가 없는 배경 상태를 설정하여 이미 학습된 배경과의 차를 구하는 배경 차분과 달리 물체의 움직임이 없거나 배경이 변화하는 경우에도 물체의 전체 영역을 찾아낼 수 있다.

이러한 적응적 배경 차분 중 적응적 블록기반 모델(adaptive block based model)은 배경이 조명이나 날씨에 따라 변하는 경우나, 배경에 새로운 물체가 첨가되거나 기존 물체가 사라지는 경우에도 이러한 배경의 변화를 효과적으로 학습한다는 것이다.

다중 객체 추적시에는 동일 객체에 대한 판단과 관리가 필요하다. 본 연구에서는 환경변화에 강인한 다중객체 탐지 및 추적 시스템을 제안한다.

II. 본 론

1. 객체 탐지

탐지 및 추적 시스템에서 탐지 알고리즘의 성능은 추적의 정확성을 높이는 핵심 알고리즘이다. 탐지가 제대로 되지 않을 때에는 추적이 불가능하며, 오정보가 다수 발생할 수 있다. 입력영상은 연속된 프레임의 작은 변화로 이루어지는데 객체 탐지는 프레임 사이의 이러

한 작은 변화를 예측하여 시간적인 중복성을 제거하기 위한 것이다. 객체 검출의 원리는 연속된 프레임의 각각의 화소가 값의 변화없이 위치만 움직인다는 전제하에 현재 프레임의 화소값을 추정하여, 추정된 화소값과 실제 화소값의 차이와 움직임 정보인 움직임 벡터를 추출하는 것이다.

가. 적응배경 차분법

적응배경 차분법은 현재 프레임에서 기준 배경영상의 차를 구하여 영상 자체내의 특징정보를 추출하는 것이다. 그러나 입력영상은 시간에 따라 미세한 잡음이나 조명의 변화에 배경자체가 변화하게 되어 정확한 객체의 유입을 검출 할 수 없으므로 기준 배경영상을 시간에 따라 갱신하는 방법을 사용한다.

적응배경 차분법은 밝기변화 등의 배경모델의 변화를 적응적으로 반영하여, 움직이는 객체 추출의 정확성을 높일 수 있는 방법이다.

아래의 그림 1은 적응배경 차분법의 흐름도이다. 적응배경 차분법은 배경영상에 대한 초기화 과정을 거친 뒤에 축소된 현재 영상과의 차영상에 의하여 움직이는 물체를 추출할 수 있으며 움직임이 있는 물체를 제외한 나머지 부분을 이전의 배경 영상에 반영함으로써 시간에 따른 배경의 변화를 극복할 있다.

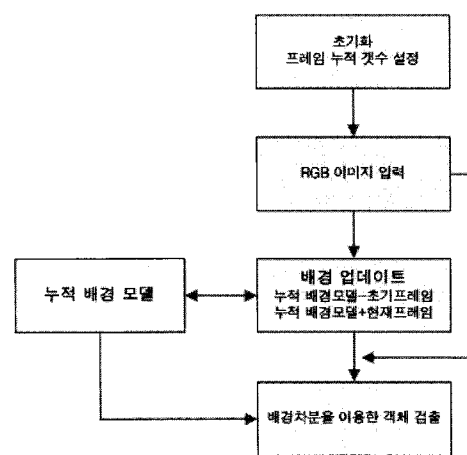


그림 1. 적응배경 차분법

Fig. 1. Adaptive background subtraction method.

나. 적응적 블록기반 모델을 이용한 객체 탐지

적응적 블록 기반 모델 기법은 적응배경 차분법을 통해 추출된 객체에 대한 이진화를 수행하는 알고리즘으로서, 검출된 객체에 대해 평균과 분산을 구하여 임계값과의 비교과정을 거치게 된다. 또한, 좀더 세밀한 객

체 검출을 위해 블록기반 이진화 기법을 적용한다. 적응적 이진화 이후에는 영역분할 알고리즘을 통해 객체를 분할한다.

다음 식(1)은 픽셀값을 이용하여 차영상(Difference Image)을 구하는 식을 보여주고 있다.

$$DI(x,y) = |F_t(x,y) - F_{t-1}(x,y)| \quad (1)$$

여기서 $F_t(x,y)$ 는 시간 t 일 때 입력된 영상의 프레임 을 나타내고, $F_{t-1}(x,y)$ 는 $t-1$ 일 때 입력된 영상 에서 추출된 프레임을 각각 나타내고 있다.

하지만 이러한 차영상 (Difference Image) 움직임 검출 기법은 침입자를 검출하는데 있어서는 빠른 처리 속도를 가지지만, 조명이나 빛에 의한 영상의 밝기 변화나 잡음이 입력된 영상, 혹은 물체의 반복적인 움직임이 발생한 입력 영상들에 대해서는 비교 대상이 되는 두 개의 프레임의 픽셀값들의 조그만 차이가 있더라도 침입자가 발생한 것으로 인식하는 잘못된 움직임 검출이 이루어진다. 따라서 차영상 움직임 검출 기법은, 실제 침입자를 감시하는데 있어 신뢰성 있는 움직임 검출이 어렵다.

본 연구에서는 이러한 움직임 검출의 신뢰성을 높이기 위해 적응적 블록 이진화 기법을 제안한다.

적응적 블록 이진화 기법은 좀더 세밀한 객체 검출을 위해 원영상을 블록단위로 나누고 각각의 블록에 대해 평균과 분산을 구하여 임계값과의 비교를 통해 이진화하는 기법이다.

아래의 식(2), (3)은 이진화 기법을 보여주고 있다.

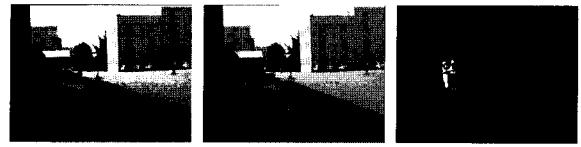
$$T_a = m + c \cdot \sigma \quad (2)$$

$$T_b = \begin{cases} Max T_a & (T_a > Max T_a) \\ Min T_a & (T_a < Min T_a) \\ T_a & (Otherwise) \end{cases} \quad (3)$$

여기서 m 은 블록의 평균을 나타내고, c 는 임계치 결정 시 표준편차의 영향을 결정하는 상수, σ 는 블록의 표준편차이다.

또한 $Max T_a$ 는 평균과 표준편차에 의해 정한 임시 임계치 T_a 의 안정성 확보 목적 Saturation을 위한 T_a 최대 허용치, $Min T_a$ 는 최소 허용치를 나타낸다.

이때 모든 블록에 속하는 (x,y) 에 대해서 아래의 식 (4)에 의해 이진화 된다.



(a) 배경영상 (b) 객체출현 (c) 이진화 영상

그림 2. 적응형 블록기반 모델을 이용한 이진화 영상
Fig. 2. Binary image using adaptive block based model.

$$F(x,y) = \begin{cases} 1 & (DI(x,y) > MaxABB) \\ 0 & (DI(x,y) < MinABB) \\ DI(x,y) & (Otherwise) \end{cases} \quad (4)$$

$MaxABB$ 는 해당 픽셀에 적응적 임계치(T_b)를 적용하기로 결정하는 최대 해당 픽셀 값의 차의 절대값이며, $MinABB$ 는 최소 해당 픽셀값의 차의 절대값이다. 적응적 블록 이진화 기법은 원하는 크기의 블록을 설정하고, 그 블록마다의 명암값을 고려하여 임계값을 설정하는 방법으로 각 블록마다 특정한 임계값을 가질 수 있게 된다.

그림 2는 입력영상에 대해 제안한 적응형 블록기반 모델을 적용한 것이다. 적응형 블록 이진화를 위해 블록 사이즈는 $50*50$ 으로 설정했으며, $c=4*4$, $Max T_a = 0.5*0.5$, $Min T_a = 0.06*0.06$, $MaxABB=65$, $MinABB =30$ 의 파라미터 값을 적용하였다.

다. 영역분할과 중심점 추정

이진화된 영상은 일부 잡음을 포함하고 있으며 미디언 필터를 사용하여 이를 제거하고, 주 객체부분과 일부 분할된 객체부분을 합치기 위한 과정으로 Opening-Closing 모폴로지 영상처리를 한다.

모폴로지 연산을 통해 노이즈 제거 과정을 거친후 윤곽을 얻기 위해서 Labeling (or Grouping) 과정을 통하여 물체들을 원하는 정보 단위로 묶고, 이렇게 레이블링 된 물체들의 윤곽(Contour, Shape, Edge)을 얻어내어 Object 들에 대한 정보를 얻어 낸다. 아래의 그림 3 과 4는 영역분할 알고리즘으로 적용한 Simple Labeling

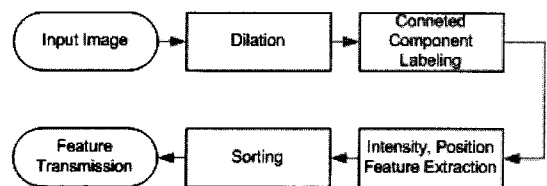


그림 3. 라벨링 및 중심점 추정 흐름도
Fig. 3. Simple Labeling & Centroid Find(SLCF) Flow Chart.

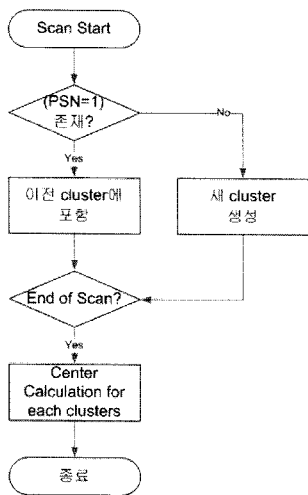


그림 4. SLCF 블록도
Fig. 4. SLCF block diagram.

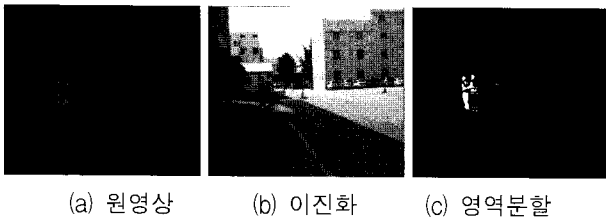


그림 5. 영역분할 영상
Fig. 5. Region segmentation image.

& Centroid Find(SLCF) 흐름도와 블록도이다.

물체의 위치나 방향 외에 각각의 물체를 구분하기 위하여, 화소들이 서로 연결되어 있는가 또는 떨어져 있는가를 알아야 한다. 한 화소가 다른 화소들에 연결되어 있는지의 여부를 알기 위하여, 본 연구에서는 연결 성분 라벨링을 사용하였다.

2. 객체 추적

가. 동일객체 판단

탐지객체 필터링을 통해 획득된 탐지객체에 대한 동일객체 판단은 초기에 사용자가 미리 설정해 놓은 판단 기준에 따라 결정된다. ID가 부여된 탐지객체에 대해 일정한 범위의 거리와 크기, 이동속도를 만족한다면 동일객체로 판단하여 각각의 ID에 대한 좌표정보를 업데이트하게 된다. 이때 거리를 n , 크기를 s , 이동속도를 r 로 한다면, 세가지 특징 값이 라벨 L 을 가지는 물체에 대한 특징벡터를 이루게 되는데, 식으로 표기하면 다음과 같다.

$$F_i = (n_i, s_i, r_i) \tag{5}$$

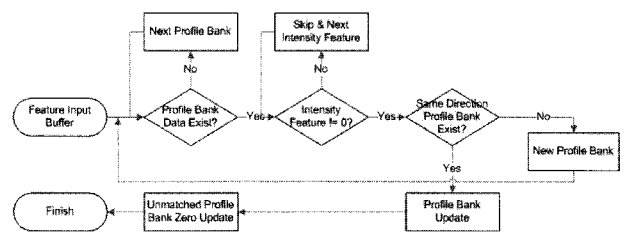


그림 6. 동일객체 ID 관리 흐름도
Fig. 6. Identical object ID management block diagram.

이전 프레임의 객체와 현재 프레임에서의 동일객체 판단은 특징벡터를 비교해서 가장 짧은 유클리디안 거리를 가지는 물체를 동일객체로 판단하게 된다.

이전 프레임에서 저장된 추적하고 있는 물체의 특징을 $F=(n,s,r)$ 라 하고, 현재 프레임에서 동일객체로 판단되어, 계속적으로 추적해야 할 가장 적합한 객체로 판단되는 객체의 라벨을 L_m 이라고 하면, 다음과 같이 구해진다.

$$L_m = \arg \min \sqrt{\alpha(n_i - n)^2 + \beta(s_i - s)^2 + \gamma(r_i - r)^2} \tag{6}$$

($\alpha, \beta, \gamma =$ 가중치)

나. 다중 객체 추적

다중 객체 추적을 위해 본 연구에서는 칼만필터(Kalman filter)^[4]를 이용하였다. 칼만필터란 잡음에 의해 간섭 받는 선형 동적 시스템에서 상태벡터 \hat{x}_k 를 구하기 위한 순환적인 알고리즘이다. 여기서는 k 는 시간을 나타낸다. 칼만 필터 추정은 예측단계, 측정단계, 수정단계로 나뉜다.

예측 단계에서는 다음 상태의 상태 벡터 $\hat{x}_{k+1(-)}$ 과 상태 추정 오차의 공분산 행렬 $P_{k+1(-)}$ 을 예측하는 단계이다. (-)는 아직 측정을 통한 수정 단계가 이루어지지 않았음을 나타낸다. 상태추정 오차의 공분산 행렬을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$P_{k+1(-)} = E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] \tag{7}$$

예측 단계에서 이루어지는 상태 벡터와 상태 추정 오차의 공분산 행렬의 예측을 나타내는 식은 각각 (8)식과 (9)식으로 주어진다.

$$\hat{x}_{k+1(-)} = f(\hat{x}_{k(+)} + w_k \tag{8}$$

$$P_{K+1(-)} = P_{K(+)} + Q_K \tag{9}$$

여기서 w_k 는 시스템의 모델 잡음(model noise)이고, Q_K 는 w_k 의 공분산 행렬이다.

측정 단계는 다음의 수식으로 표현된다.

$$z_K = H \cdot \hat{x}_k + v_K \quad (10)$$

z_K 는 측정 벡터, H 는 상태 벡터와 측정 벡터사이의 관계를 나타내는 관측 행렬(observation matrix), v_K 는 측정 오차를 나타내며, 모델 잡음 w_K 와 측정 오차 v_K 는 비상관(uncorrelated)되었다고 가정한다.

마지막으로 수정 단계에서는 측정 단계에서 구해진 측정값을 바탕으로 상태 벡터와 상태 추정 오차를 새로운 값으로 수정한다. 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$K_K = P_{K(-)} H_K^T [H_K P_{K(-)} H_K^T + R_K]^{-1} \quad (11)$$

$$P_{K(+)} = [I - K_K H_K] P_{K(-)} \quad (12)$$

$$\hat{x}_{k(+)} = \hat{x}_{k(-)} + K_K [z_k - (H_k \hat{x}_{k(-)})] \quad (13)$$

여기서 R_K 는 측정 오차 v_K 의 공분산 행렬을 나타내고, K_K 는 칼만 이득(Kalman gain)을 나타낸다. 칼만 이득의 역할은 상태 벡터 x_k 를 수정할 때, 측정값과 추정값 사이의 차이(innovation)에 적절한 가중치를 주는 역할을 한다.

(1) 위치 필터와 속도 필터

객체탐지 과정에서 얻어진 한 물체에 대한 특징 점의 위치와 속도를 나타내는 상태 벡터는 각각 (14)식, (15)식으로 표현된다.

$$x_k = (x_k^1, y_k^1, x_k^2, y_k^2, \dots, x_k^N, y_k^N)^T \quad (14)$$

$$m_K = (u_K, v_K, s_K)^T \quad (15)$$

N 은 특징 점의 수를 나타내고, u_K, v_K, s_K 는 각각 물체의 x 축 방향의 속도, y 축 방향의 속도, 카메라로부터 접근하는 지 혹은 멀어지는 지를 결정하는 크기 계수(scale factor)를 나타낸다.

실제 본 연구에서 사용되는 위치 벡터는 영상 조각에 외접하는 직사각형의 좌측 상단과 우측하단의 꼭지점의 위치이므로, (14)식은 다음의 (16)식으로 표현된다.

$$x_k = (x_k^l, y_k^l, x_k^r, y_k^r)^T \quad (16)$$

본 논문에서 측정 벡터 z_K 로 사용되는 값은 위치 좌표의 값이다. 그러므로 위치 필터에서 상태 벡터와 측정 벡터의 관계는 (17)식으로 주어진다.

$$z_K = \hat{x}_k + v_{1K} \quad (17)$$

v_{1K} 는 위치 필터에서의 측정 오차를 나타낸다.

속도 필터의 관측 행렬 H_{2K} 는 (18)식으로 주어지고,

$$H_{2K} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \hat{X}_{k(-)}^l - X_{ck} \\ 0 & 1 & \hat{Y}_{k(-)}^l - Y_{ck} \\ 1 & 0 & \hat{X}_{k(-)}^r - X_{ck} \\ 0 & 1 & \hat{Y}_{k(-)}^r - Y_{ck} \end{bmatrix} \quad (18)$$

속도 필터에서의 상태 벡터와 측정 벡터의 관계는 (19)식으로 주어진다. $x_{ck} = (x_{ck}, y_{ck})^T$ 는 물체 중심의 좌표를 나타낸다.

$$z_k = H_{2k} \cdot \hat{m}_{k(-)} + \hat{x}_{k(-)} + v_{2k} \quad (19)$$

위치 필터의 예측 단계를 수식으로 나타내면,

$$\hat{x}_{k+1(-)} = \hat{x}_{k(+)} + s_k (\hat{x}_{k(+)} - x_{ck}) + (u_k, v_k)^T + w_{1k} \quad (20)$$

(20)식과 같아지고, 위치 필터와 속도 필터가 서로 상호적인 관계를 가지고 있음을 알 수 있다. (20)식에 의해서 구해진 위치 벡터의 예측값으로 다음 프레임에서의 객체의 위치를 추정할 수 있게 된다.

속도 필터의 예측 단계는 다음과 같다.

$$\hat{m}_{k+1(-)} = \hat{m}_{k(+)} + w_{2k} \quad (21)$$

마지막으로 수정 단계는 위치 필터에 대해서는 (11), (12), (13) 식에 H 대신 단위 행렬을 대입하면 되고, 속도 필터에 대해서는 약간의 수정이 필요한데, 그 수식들은 다음과 같다.

$$K_k = P_{2k(-)} H_{2k}^T [H_{2k} P_{2k(-)} H_{2k}^T + R_k]^{-1} \quad (22)$$

$$P_{2k(+)} = [I - K_k H_{2k}] P_{2k(-)} \quad (23)$$

$$\hat{m}_{k(+)} = \hat{m}_{k(-)} + K_k [z_k - ((H_{2k} \hat{m}_{k(-)}) + \hat{x}_{k(-)})] \quad (24)$$

추적 시스템의 초기화(track formation)과정은 위치 필터와 속도 필터에 필요한 초기 파라미터 값들을 얻어서 두 칼만 필터를 초기화시키는 과정을 말한다. 칼만

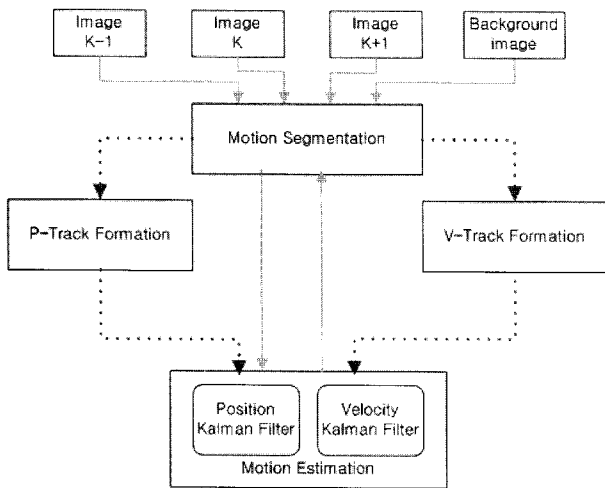


그림 7. 다중 객체 추적 알고리즘의 블록도.
Fig. 7. multiple object tracking algorithm block diagram.

필터의 안정성(stability)은 이 초기값에 따라 큰 영향을 받게 된다. 추적 시스템의 초기화 과정은 특정 물체가 처음으로 출현한 프레임과 그 다음 프레임에서 이루어진다. 위치 필터의 초기값은 이 때의 동작 분할 과정에서 바로 얻어지고, 속도 필터의 초기값은 물체가 처음으로 출현한 프레임이 $k-1$ 번째 프레임이라고 할 때, 다음의 (25), (26), (27)식으로 주어진다.

$$u_k = x_{ck} - x_{ck-1} \tag{25}$$

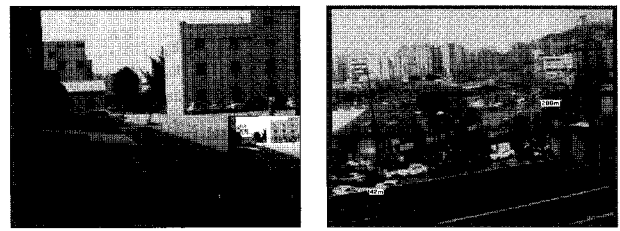
$$v_k = y_{ck} - y_{ck-1} \tag{26}$$

$$s_k = 0 \tag{27}$$

지금까지 기술된 다중 객체 추적 알고리즘의 블록도를 그림 7에 나타내었다.

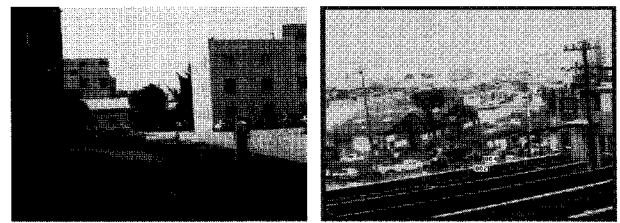
III. 실험

본 논문에서 사용한 실험장비는 한 대의 1/3인치 카메라와 비디오 서버를 이용하였고, 실험은 2.4GHz Pentium 4 PC, 운영체제 Window XP에서 수행되었다. 탐지 및 추적의 실시간성을 보장하기 위해 초당 4~8프레임을 일정한 간격으로 선별하여 적용하였다. 실험 결과 최대 초당 10프레임까지는 안정적으로 적용할 수 있음을 확인할 수 있었으며, 누락된 프레임은 일정간격의 프레임을 사용하기 때문에 크게 영향을 미치지 않음을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 그림 8, 9, 10은 객체 탐지 및 추적 결과를 보여준다. 적응형 블록 이진화를 위



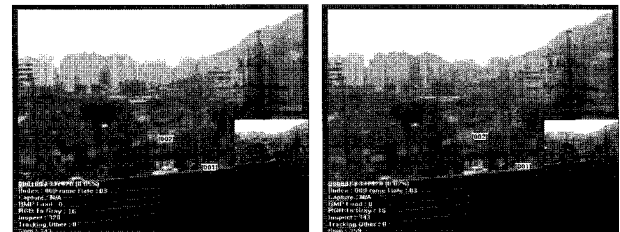
(a) 100m 객체 추적 (b) 200m 객체 추적(우천시)

그림 8. 객체 추적 결과 영상
Fig. 8. object tracking result image.



(a) 다중 객체 추적 (b) 겹침지역 추적

그림 9. 다중객체 및 겹침지역 추적 결과영상
Fig. 9. multiple object and overlapped region tracking result image.



(a) 185 frame (b) 320 frame

그림 10. 급격한 환경변화 추적 결과영상 (우천시)
Fig. 10. sudden background change tracking result image.

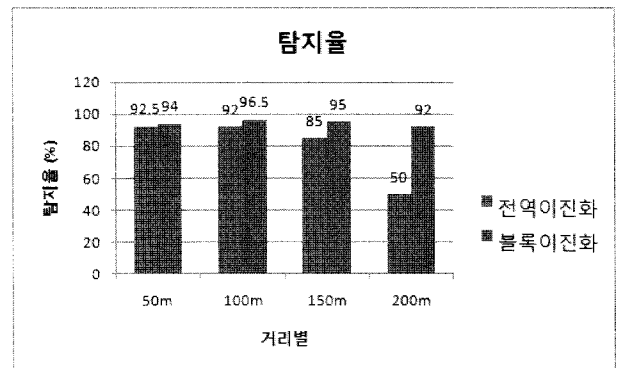


그림 11. 탐지율 비교
Fig. 11. Detection rate comparison.

해 블록사이즈는 50*50으로 설정했으며, $c=4*4$, $MaxT_a = 0.5*0.5$, $MinT_a = 0.06*0.06$, $MaxABB=65$, $MinABB=30$ 의 파라미터 값을 적용하였다.

실험결과 100m, 200m 원거리에서도 탐지 및 추적이

됨을 알 수 있었다. 또한 다중의 객체 추적시 겹침지역이 발생하더라도 각각의 객체 ID를 독립적으로 관리함으로써, 궤적이 다른 객체로 연결되는 문제를 해결하였다. 또한 우천시 바람이 많이 부는 날씨에서도 연속적으로 궤적이 끊기지 않고 추적함을 알 수 있었다.

그림 11은 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 성능비교를 나타내고 있다. 그림에서 보는바와 같이 제안한 알고리즘의 탐지율이 96.5%로 기존의 알고리즘보다 개선됐음을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 연구에서는 적응형 블록기반 모델을 이용한 다중 객체 탐지 및 추적 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 배경의 변화를 효과적으로 학습함을 알 수 있으며, 배경에 포함되어 있는 잡음에 대해 좀더 강인하게 적용됨을 알 수 있다. 이러한 방법의 장점은 급격한 조명의 변화나, 흔들리는 나뭇가지 등의 자연환경에서 나타날 수 있는 오경보를 현저히 줄여줄 수 있다. 실험결과에서 보여주듯이 바람이 많이 부는 우천시 등 급격한 환경변화가 많은 곳에서도 움직이는 객체의 탐지 및 추적이 우수하며, 200m 원거리에서 줌렌즈를 사용하지 않더라도 탐지 및 추적의 우수성을 보여주었다. 또한 다중의 객체추적에서 겹침지역도 객체가 결합하는 현상 없이 독립적으로 ID를 관리해 줌을 알 수 있었다. 마지막으로 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 탐지율이 개선되었음을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 이러한 시스템은 군대주둔지, 교도소, 전략적 산업구조물 등 중요지역 보안을 위한 감시 시스템으로서의 활용성이 증대될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] T. Horprasert, D. Harwood, L. S. Davis, "A robust background subtraction and shadow detection," *Proc. ACCV2000*, Taiwan, January 2000.
- [2] L. Li, R. Luo, W. Huang, K. Leman, W.Y. Yau, "Adaptive Background Subtraction with Multiple Feedbacks for Video Surveillance," *Int'l Symp. Visula Computing '2005*, pp. 380~387, 2005.
- [3] C.Anderson.PeterBurt.and G.van derWal."Change detection and tracking using pyramid transformation techniques". *In Proceedings of SPIE -Intelligent Robotsand Computer Vision*,

vol. DLXXIX. pp.72-78, 1985.

- [4] Erik Cuevas, Daniel Zaldivar, and Raul Rokas, "Kalman filter for vision tracking" *technical report B 05-12*, 2005.
- [5] Y, Bar-Shalom(ed.), *Multitarget-Multisensor Tracking*, Artech House, Inc, Norwood, MA, 1990.
- [6] 설성욱, "칼만 필터를 이용한 움직이는 물체의 윤곽선 추적에 관한 연구". 석사학위 논문, 부산대학교, 1998.

저 자 소 개



이 우 주(정회원)

2002년 전남대학교 컴퓨터정보통신공학과 학사 졸업

2004년 전남대학교 컴퓨터정보통신공학과 석사 졸업

2006년 전남대학교 컴퓨터정보통신공학과 박사 수료

<주관심분야 : 영상처리, 신경회로망, 패턴인식, 얼굴인식, 인공지능>



이 배 호(정회원)

1978년 한양대학교 전자공학과 학사 졸업

1980년 KAIST 전기 및 전자공학과 석사 졸업

1993년 University of Missouri-Columbia 전기 및 컴퓨터공학과 박사 졸업

1980년~1983년 국방과학연구소 연구원

1993년~현재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

<주관심분야 : 멀티미디어 통신, 컴퓨터비전, 영상처리, 인공지능, 정보검색>