

論文99-36S-11-12

특징 기반 다중 물체 추적 시스템에 관한 연구

(A Study on a Feature-based Multiple Objects Tracking System)

李尙昱*, 薛盛旭**, 南基坤**, 權泰夏***

(Sang-Wook Lee, Sung-Wook Seol, Ki-Gon Nam, and Tae-Ha Kwon)

요약

본 논문은 연속 영상에서 윤곽선과 특징을 이용하여 주위 환경 변화에 적응가능한 다중 물체 추적 방법을 제안한다. 적응 배경 모델을 사용하여 주위 환경 변화에 적응케 했으며, 물체 분할 모델은 배경 영상과 현재 영상의 차영상에서 국부 영상의 임계값 이상의 화소를 찾아 연결한 영역을 추출한다. 특징 추출과 물체인식 모델은 탐색 창 내에서 발견된 다중 물체의 데이터 연상 문제를 해결하기 위해 사용되며, 실시간 추적을 위해 칼만 필터를 사용하였다. 제안된 방법을 도로 영상에 적용한 결과 다중 차량 추적이 정확히 이루어짐을 실험을 통해 보였다.

Abstract

In this paper, we propose an adaptive method of tracking multiple moving objects using contour and features in surrounding conditions. We use an adaptive background model for robust processing in surrounding conditions. Object segmentation model detects pixels thresholded from local difference image between background and current image and extracts connected regions. Data association problem is solved by using feature extraction and object recognition model in searching window. We use Kalman filters for real-time tracking. The results of simulation show that the proposed method is good for tracking multiple moving objects in highway image sequences.

I. 서론

연속 영상에서 다중 물체 추적은 최근 몇 년간 컴퓨

터 비전 및 여러 실용적 응용 분야에서 관심을 가지는 주제중 하나이다. 특히, 다중 물체 추적 시스템은 주위 환경 변화가 존재하는 연속 영상으로부터 움직이는 물체를 추출할 수 있어야 한다. 움직이는 물체 추적을 위한 방법으로는 3-D 모델 기반의 방법^{[1][2]}, 영역 기반의 방법^[3], 능동 윤곽선 기반의 방법^[4], 특징 기반의 방법^{[5][6][7][8]}이 있다. 3-D 모델 기반의 방법은 소수의 차량에 대해 정확성이 높은 모델과 궤적을 복원하는 것으로, 상세한 기하학적 물체의 모델이 주어져야하는 단점이 있다. 모든 움직이는 물체에 대한 상세한 모델을 기대하는 것은 비현실적이기 때문이다. 영역 기반 방법은 연속 영상에서 연결된 영역을 구하고 상관관계(cross-correlation) 측정을 이용하여 움직이는 물체를 추적하는 방법으로, 현재의 배경을 측정하여 입력되는

* 正會員, 慶尙大學校 情報通信工學科

(Department of information and communication Engineering, Gyeongsang National University)

** 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Pusan National Univ.)

*** 正會員, 釜慶大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Pukyong National Univ.)

※ 이 연구는 1998년도 경상대학교연구년제연구교수 연구지원 과제임.

接受日字:1999年5月27日, 수정완료일:1999年10月20日

영상과의 차영상에서 물체를 검출한다. 이 방법은 차영상에 임계값 이상의 화소를 연결한 영역은 찾으나 혼잡한 물체의 상태에서 각각의 물체를 분할해야 하는 단점이 있다. 능동 윤곽선 기반의 방법은 물체의 경계진 윤곽선을 표현하고, 그것을 동적으로 갱신하면서 추적하는 방법으로, 이 방법의 이점은 영역 기반에 비해 복잡한 계산이 줄어든다는 것이나 부분적 가려짐^[5]이 발생할 경우 물체를 분할할 능력이 없다. 특징 기반의 방법은 물체 전체를 추적하지 않고, 그것의 국부특징(local-feature)을 추적하는 방법으로, 부분적인 가려짐이 있을 때 보이는 부분의 특징만으로 추적이 가능하다는 장점이 있다.

본 논문은 영역 기반에서 사용하는 배경을 측정하여 입력되는 영상과의 차영상을 구해 물체를 찾고, 물체의 경계를 윤곽선으로 표현하므로 복잡한 계산을 줄이고, 탐색 영역을 줄이기 위해 동작 추정에 칼만필터^[6]를 이용하고, 부분적인 가려짐이 발생할 경우 물체 추적이 가능토록 특징을 사용한 다중 추적 방법을 제안코자 한다.

제안된 전체 시스템 구성은 그림 1과 같다. 시스템은 크게 배경 모델, 물체 분할 모델, 특징 추출 모델, 물체 인식 모델 및 동작 추정 모델로 구성된다.

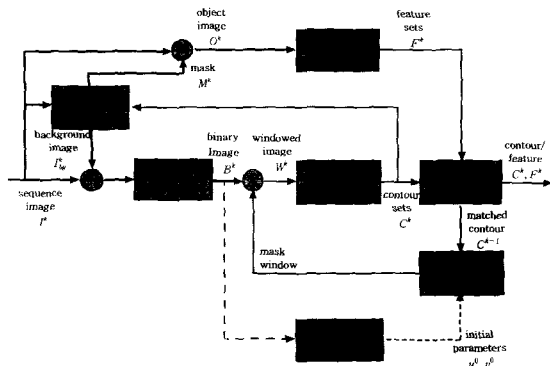


그림 1. 특징 기반 물체 추적 시스템
Fig. 1. A feature-based object tracking system.

II장에서는 주위 환경 변화가 반영된 배경 영상 모델에 대해 알아보고, III장에서는 배경 영상과 현재 영상을 이용하여 물체 분할하는 방법 및 특징 추출 과정에 대해 기술하고, IV장에서는 다중 물체 추적을 위한 동작 추정 모델과 물체 인식을 기술한다. V장에서는 제안된 다중 물체 추적 모델을 적용한 실험 결과를 보이고, VI장에서 결론을 맺는다.

II. 배경 모델

배경 모델은 시스템 초기화 단계에서 수행되는 배경 영상 획득 과정과 추적단계에서 수행되는 적응 배경 모델로 이루어진다. 배경 영상 획득 과정은 몇 개의 연속 영상으로부터 움직이는 물체를 분리한 배경 영상을 얻는 과정이다. 얻어진 연속 영상으로부터 움직이는 물체를 분리하는 가장 간단한 방법은 매번 얻어진 새로운 영상 프레임과 배경 영상과의 차이를 구하는 것이다. 움직이는 물체가 없는 배경 영상을 얻는 방법은 식 (1)과 같다.

$$I_{bg}^k(x, y) = I^i(x, y), \quad i = \arg \min \{ \sigma_{f(x, y)}^i \mid i = 1, 2, \dots, n \} \quad (1)$$

x, y 는 영상 좌표이고, $\sigma_{f(x, y)}^i$ 는 평균필터를 적용한 상위단계 i 번째 영상들의 화소별 분산값을, n 는 일정 시간 동안 획득된 영상의 수를, I^i 는 배경으로 선택된 영상, I_{bg}^k 는 초기 배경 영상을 나타낸다. 이것은 n 개의 프레임을 비교하여 화소별 분산값에 최소인 화소를 초기 배경 영상의 화소로 설정하는 것이다. 배경 영상 획득 과정은 시스템이 가동되는 초기에만 수행된다. 배경 영상은 날씨 등과 같은 주위 환경 변화에 따라 배경의 새로운 반영이 필요하다. 날씨, 밤낮 등의 주위 환경 변화가 존재하는 연속 영상으로부터 움직이는 물체만을 찾으려 하기 위해서는 주위 환경 변화에 따라 적응 가능한 배경 모델을 구현하여야 한다. 주위 환경 변화를 고려한 적응 배경 모델은 그림 2와 같다.

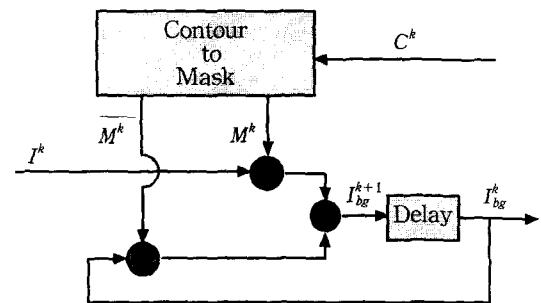


그림 2. 배경 모델
Fig. 2. Background model.

분리된 움직이는 물체의 외곽 경계선인 윤곽선 집합(contour sets)과 연속 영상 프레임을 이용하여 배경 영

상 I_{bg} 를 갱신하게 된다. 배경 영상은 식 (2)와 같이 갱신된다.

$$I_{bg}^{k+1} = M^k I_{bg}^k + (1 - M^k) I^k \quad (2)$$

여기서, I_{bg}^k 는 현재 배경 영상이고, I_{bg}^{k+1} 은 갱신된 배경 영상, I^k 는 현재 영상을 나타낸다. 또한 마스크 영상 M^k 는

$$M^k = \begin{cases} 1 & \text{if } (x, y) \in C^k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

와 같이 표현된다. 즉, 윤곽선 집합 C^k 의 내부를 1로, 외부를 0으로 하는 영상이다.

III. 물체 분할 모델 및 특징 추출 모델

1. 물체 분할 모델

물체 분할 모델은 입력 영상과 배경 영상과의 차영상을 이진화시키고 예측된 파라미터에 의해 추출된 탐색 창 내의 물체에 대한 윤곽선을 추출하게 된다. 차영상은 일정 블록(32×32)으로 등분되고, 등분된 각 국부 영역에 대해 국부 히스토그램(local histogram)분석을 하여 얻어진 임계값으로 이진화를 한다. 이것은 움직이는 물체가 배경의 밝기값 분포와 유사한 경우, 차영상 전 영역에 히스토그램 분석을 하여 임계값을 결정하게 되면, 배경 밝기와 유사한 부분은 이진화가 제대로 되지 않게 된다. 이에 원영상을 일정 블록 영상으로 나눈 뒤 히스토그램 분석에서 얻어진 각각의 임계값으로 이진화를 한다.

이진화 영상은 물체 이외의 잡음을 포함하고 있으며, 물체 내부에 빈 공간이 생길 수도 있다. 이를 해결하기 위해 형태학적 필터를 사용하여 침식과 팽창을 적절히 조합하면 원하는 물체를 분할할 수 있다. A 를 원영상이라 하고, B 를 structuring element라 정의하면 팽창은

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B}_x \cap A) \neq \emptyset\}$$

로 표현한다. \hat{B}_x 는 x 만큼 움직인 B 집합이다. 침식은

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\}$$

로 표현한다. 적용한 형태학적 필터는

$$(A \ominus B) \oplus B$$

과 같다.

잡음이 제거된 이진 영상과 예측된 동작 파라미터에 의해 탐색 창을 설정한다. 설정된 탐색 창 내의 물체 추출과정은 탐색 창 내부 영상에 대해 영역 확대법(region growing)을 사용하여 물체를 분리해 내고 분리된 물체로부터 볼록 다각형(convex hull)의 정점을 찾는다. 그림 3은 볼록 다각형 근사화 과정을 나타낸다. 첫번째 스캔라인(scanline)에서 시작하여 각 스캔라인의 맨 왼쪽 점과 맨 오른쪽 점을 찾게 된다. 볼록 다각형에 관련된 가장 최근의 두 점을 $p_{i-1} = (x_{i-1}, y_{i-1})$ 와 $p_i = (x_i, y_i)$ 라 두자. 그리고 현재 스캔라인에서 선택되는 맨 왼쪽 혹은 맨 오른쪽 점을 $p_{i+1} = (x_{i+1}, y_{i+1})$ 라고 하자. p_i 가 볼록한 위치의 정점인지는 H_i 로 판별되며, H_i 는

$$H_i = \begin{vmatrix} x_{i-1} & y_{i-1} & 1 \\ x_i & y_i & 1 \\ x_{i+1} & y_{i+1} & 1 \end{vmatrix}$$

과 같고, 판별 조건은

$$\begin{cases} H_i \leq 0 & \text{for } p_i \text{ on the left side} \\ H_i > 0 & \text{for } p_i \text{ on the right side} \end{cases}$$

로 나타내며, p_i 정점 위의 판별 조건을 만족하는 정점으로 존재하게 되면 볼록 다각형의 정점에서 p_i 를 제거하도록 한다. 이러한 과정을 전체 물체 영역에서 수행한 후, 설정된 정점을 연결한 것이 물체의 윤곽선을 나타내는 볼록 다각형 윤곽선으로 존재하게 된다.

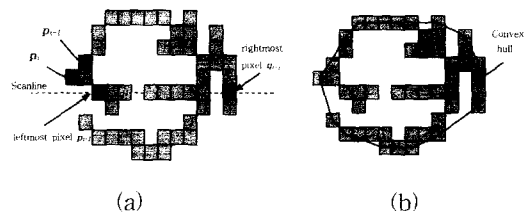


그림 3. 볼록 다각형 근사화 (a) 볼록 다각형의 왼쪽면에 관련된 가장 최근의 두 화소들에 대한 스캔라인의 맨 왼쪽 화소 p_{i+1} 와 맨 오른쪽 화소 q_{i+1} (b) 최종 볼록 다각형

Fig. 3. Convex hull approximation. (a) The leftmost pixel p_{i+1} and the rightmost pixel q_{i+1} of scanline with the last two pixels associated to the left side of the convex polygon: p_{i-1} , p_i (b) Final convex hull F^k .

물체 분할 모델은 그림 4와 같다.

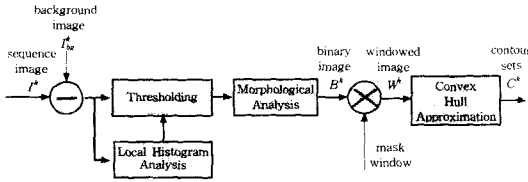


그림 4. 물체 분할 모델
Fig. 4. Object segmentation model.

2. 특징 추출 모델

물체 분할 모델에 의해 추출된 블록 다각형 윤곽선은 주위 환경 변화에 영향을 받게 되므로 움직이는 물체의 경계부분만을 분리하지 못한다. 따라서, 윤곽선 내부의 특징을 추출하여 추적하고자 하는 물체인지를 판별해 주어야 한다. 특징 추출 모델은 그림 5와 같다.

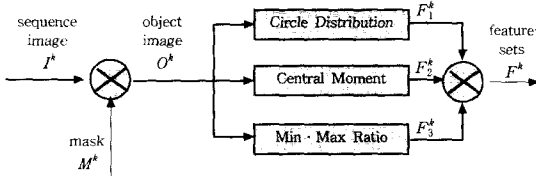


그림 5. 특징 추출 모델
Fig. 5. Feature extraction model.

특징 추출 모델은 입력 영상과 물체 분할 모델에서 분할된 블록 다각형 윤곽선 정보를 이용하여 입력 영상으로부터 물체 영상을 얻는다. 아울러 얻어진 물체 영상으로부터 물체의 특징을 추출하게 된다. 추출된 특징은 추적하려는 물체인지를 판단하기 위해 사용된다. 특징 추출 모델은 물체 화소의 원 분포, 중심 모멘트 제곱의 합, 중심에서의 물체 윤곽선까지 거리의 최대·최소비로 표현되는 3가지 특징을 사용한다.

물체 화소의 원 분포는 블록 다각형 윤곽선 중심과 최소거리에 있는 윤곽선 한 점의 거리를 반지름 r 로 하는 원 내부의 화소분포를 특징으로 택했기 때문에 물체의 회전, 크기 변화에 영향을 받지 않는다. 물체 화소의 원 분포는 식 (3)과 같다.

$$F_1^k = \frac{\sum_{x,y \in Area} I(x,y)}{Area} \quad (3)$$

과 같다. Area는 윤곽선 중심과 윤곽선 점들과의 최소 유클리디안 거리이다.

중심 모멘트 제곱의 합은 이동과 회전에 영향을 받지 않는 특징이다. 각 물체의 형태 정보를 지니고 있으므로 물체 인식의 특징으로 사용된다. 중심 모멘트 제곱의 합은 식 (4)와 같다.

$$F_2^k = \sum_{x,y \in C^k} [(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2] \quad (4)$$

과 같다. (\bar{x}, \bar{y}) 는 블록 다각형 윤곽선의 중심점이다. 또 다른 특징으로 사용된 중심점에서 물체 윤곽선까지 거리의 최대·최소비는 크기 변화에 영향을 받지 않는 특징이며, 식 (5)와 같다.

$$F_3^k = \frac{r_{max}}{r_{min}} \quad (5)$$

여기서, r_{max} 는 윤곽선 중심과 윤곽선 점들과의 최대 유클리디안 거리를, r_{min} 은 윤곽선 중심과 윤곽선 점들과의 최소 유클리디안 거리를 나타낸다.

IV. 물체 인식 모델 및 동작 추정 모델

1. 물체 인식 모델

물체 인식 모델은 특징 추출 모델에서 추출된 특징들과 물체 분할 모델에서 분리된 윤곽선을 이용하여 추적하고자 하는 물체인지를 판별하게 된다. 다중 물체

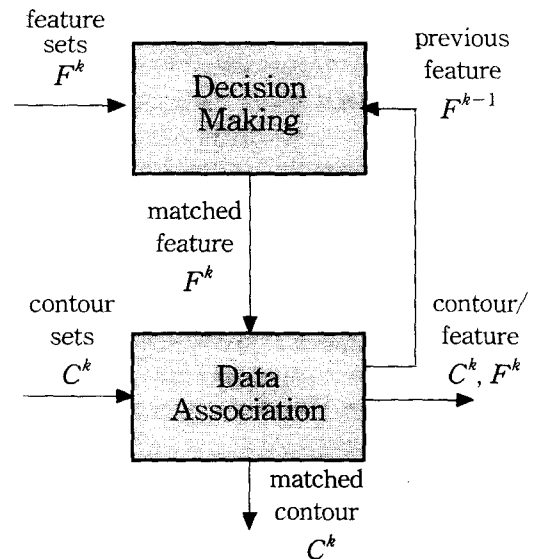


그림 6. 물체 인식 모델
Fig. 6. Object recognition model.

추적 시, 데이터 연상 문제를 해결하기 위해서 측정 과정을 탐색 창 안에서만 이루어지도록 하였으며, 탐색 창 안에서 물체의 특징을 이용하여 추적하고자 하는 대상 물체를 인식하는 방법을 사용한다. 물체 인식 모델은 그림 6과 같다.

인식 판별 부분은 이전 특징과 현재 특징들간의 유클리디안 거리를 구해 최소값으로 정합시키고, 데이터 연상 부분은 추적 대상 물체의 동작 추정을 하기 위해 정합된 특징에 해당하는 윤곽선 정보를 선택한다. 그림 7은 데이터 연상 문제를 해결하기 위한 물체 인식 결과를 보여준다. 그림 7의 (a)는 물체 추적 중인 영상에서 발견된 물체의 탐색 창을 보여주며, 그림 7의 (b)는 탐색 창 내에서 추출된 두 물체를 보여준다. 추출된 두 물체의 특징 중 최소 유클리디안 거리를 가지는 특징에 해당하는 물체를 추적하려고 하는 물체로 데이터 연상 처리를 한다. 데이터 연상 처리를 수행한 후 선택된 물체를 사각형 점선으로 표시하였다.

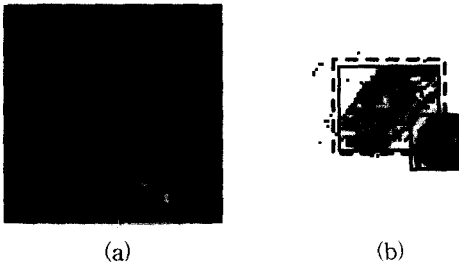


그림 7. 물체 인식 방법의 사용 결과 (추월하는 경우)
 (a) 추월 영상 (b) 데이터 연상 부분
 Fig. 7. Result of the object recognition method (in outrunning case). (a) outrunning image (b) data association part.

2. 동작 추정 모델

물체 인식 모델이 비교하는 영상의 범위를 줄이기 위해 칼만 필터를 사용한다. 상태 파라미터들이 다음 영상 프레임에서 추적 대상 물체가 예상되는 영역을 추정하도록 형태 칼만 필터와 동작 칼만 필터를 설계했다. 상태 파라미터는 물체의 형태를 나타내는 윤곽선과 동작 파라미터이다. 동작 추정 모델은 그림 8과 같다.

칼만 필터는 시스템 모델(system model), 측정 모델(measurement model)과 선행 모델(prior model)로 구성되며, 모델들의 수행 과정은 예측(prediction) 단계와 갱신(update) 단계로 이루어진다. 동작 추정 모델은 칼만 필터의 예측 단계를 이용하여 다음 영상 프레임에서 추적 대상 물체의 영역을 예측하게 되며, 이 예측된

정보를 사용하여 탐색 영역을 줄이게 된다. 줄어진 탐색 영역은 물체 분할 시간을 단축하여 빠른 수행을 가능케 한다. 예측된 정보와 실제 측정된 정보 사이의 오차를 보정하고 다음 프레임에서 추적 대상 물체를 올바르게 예측하기 위해 갱신 단계를 수행한다.

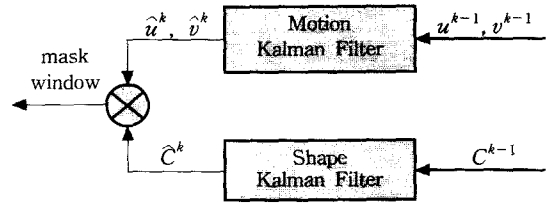
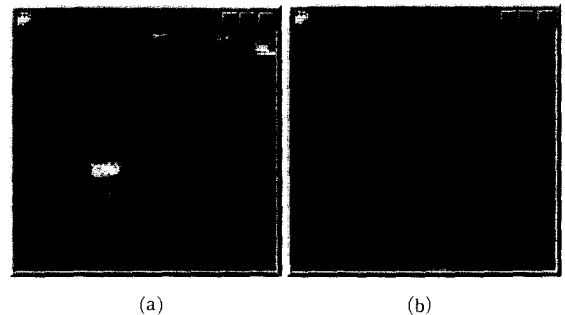


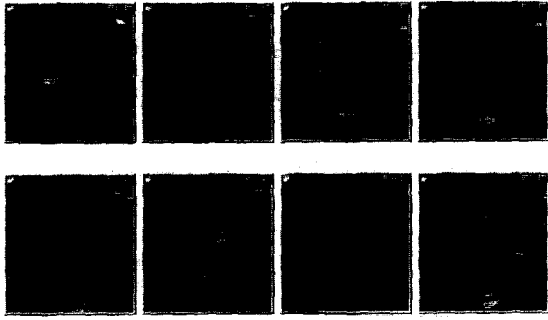
그림 8. 동작 추정 모델
 Fig. 8. Motion estimation model.

C^{k-1} 은 이전 물체의 형태인 불록 다각형 윤곽선을, u^{k-1}, v^{k-1} 은 이전 물체 동작을 나타낸다. 형태 칼만 필터와 동작 칼만 필터는 다음 프레임에서 예상되는 물체의 불록 다각형 윤곽선 C^k 와 물체의 동작 u^k, v^k 를 추정한다. 초기 파라미터 u^0, v^0 는 새로운 물체가 발견되는 경우에만 설정된다.

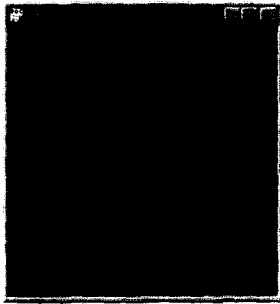
V. 실험 결과

시스템은 off-line 상태로 수행하였으며, 그림 9의 (a), (b)에 나타난 고속도로 진입로에서 촬영한 영상을 사용하여 평가하였다. 그림 9의 (c)는 영상의 왼쪽 윗부분에서 물체의 출현을 검출하고 칼만 필터를 초기화하여 움직이는 물체를 추적하는 일련의 과정을 나타낸 것이다. 제안된 방법은 주위 환경의 변화에 강인한 특징들을 이용하여 추적 물체가 대상 물체인지를 매번 인식하므로 움직이는 물체의 갯수와 물체의 흐름 변경이 잘 관측됨을 알수 있다. 그림 9의 (d)는 추적된 각 물체의 궤적을 나타낸 것이다.





(c)



(d)

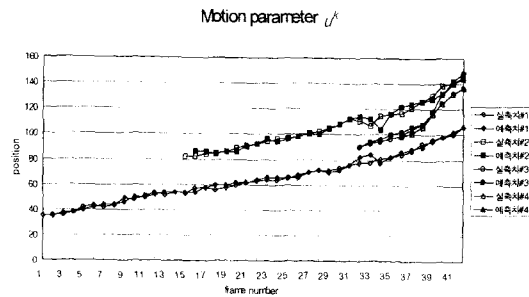
그림 9. 시험 영상

- (a) 시험 영상의 #7 프레임
- (b) 시험 영상의 #66 프레임
- (c) 추적 과정
- (d) 시험 영상에 대한 추적 궤적

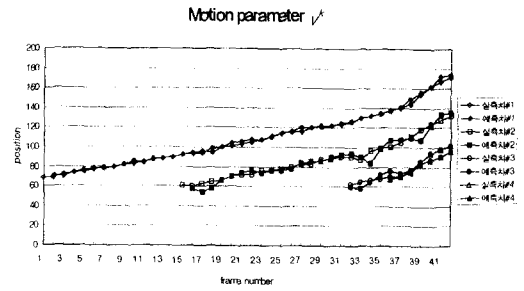
Fig. 9. Test image.

- (a) #7 frame of test image
- (b) #66 frame of test image
- (c) tracking process
- (d) tracking trajectory of test image

고속도로 진입로 영상에서 칼만 필터가 예측한 동작 파라미터와 측정된 동작 파라미터 값을 프레임 #7~#66 프레임을 선택하여 그림 10에 나타내었다.



(a)



(b)

그림 10. 추적 궤적

- (a) 동작 파라미터 u^k
- (b) 동작 파라미터 v^k

Fig. 10. Tracking trajectory.

- (a) motion parameter u^k
- (b) motion parameter v^k

칼만 필터에 의해 예측된 예측치와 예측치에서 관측된 실측치와의 관계를 동작 파라미터로 나타내었다. 새로운 물체가 출현할 때, 그 물체를 발견하고 동작 추정 모델을 초기화하고 성공적으로 추적하는 과정이 나타나 있다.

350 MHz의 클럭 주파수를 가지는 펜티엄 컴퓨터에서 수행시간을 고려해 보면 4대의 차량을 추적하는데, 프레임 당 0.8초~1.2초 정도의 시간이 걸렸다.

VI. 결 론

본 논문은 고정된 카메라에서 얻어진 연속 영상으로부터 주위 환경 변화가 반영되고 움직이는 물체의 특징을 기반으로 한 다중 물체 추적 방법을 제안하였다. 얻어진 영상 중 특정 영역에서 물체를 발견하였으며, 발견된 물체를 추적 대상으로 사용하였다. 물체 발견 과정은 물체가 없는 배경 영상과 움직이는 물체가 존재하는 현재 영상과의 차이에 의해 수행되었다.

물체의 형태 변화는 추적과정 동안에 일정한 것으로 가정하였으며, 발견된 물체는 칼만 필터에 의해 예측된 탐색 영역에서 계속적인 추적과정이 수행되었다. 다중 물체 추적을 위해 특징을 이용한 정합과정을 수행하여 지속적인 추적이 정확히 이루어졌다. 보다 나은 추적 시스템을 위해서는 물체의 부분적인 가려짐 현상에 대한 해결을 위해 인공 지능적인 방법의 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] D. Koller, J. Daniilidis and H. Nagel, "Model-based Object Tracking in Monocular Image Sequences of Road Traffic Scenes," *Int'l J. of Computer Vision*, Vol. 10, No. 3, pp. 257-281, Oct 1993.
- [2] K.D. Baker and G.D. Sullivan, "Performance Assessment of Model-based Tracking," In *Proc. of the IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp. 28-35, Palm Springs, CA, June 1992.
- [3] P. Salesmbier, L. Torres, F. Meyer and C. Gu, "Region-based Video Coding Using Mathematical Morphology," *Proc. of the IEEE*, Vol. 83, No. 6, pp. 843-857, Feb 1995.
- [4] M. Isard and A. Blake, "Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density," In *Proc. European Conf. Computer Vision*, pp. 343-356, May 1996.
- [5] B. Rao, "Data Association Methods for Tracking Systems," In A. Black and A. Yuille, editors, *Active Vision*, pp. 91-105, MIT, 1992.
- [6] L. Matthies, T. Kanade and R. Szeliski, "Kalman Filter-based Algorithms for Estimating Depth from Image Sequences," *Int'l J. of Computer Vision*, pp. 209-236, April 1989.
- [7] D.P. Kottke and Y. Sun, "Motion Estimation Via Cluster Matching," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 11, Nov 1994.
- [8] 이철현, 김형태, 설성욱, 남기곤, 이장명, "칼만필터를 이용한 다중 차량 추적 알고리즘," 대한전자공학회 논문지, 제36권, S편, 제3호, pp. 89-96, 1999년 3월

저 자 소 개

李 尙 昱(正會員) 第 36卷 S編 第 5號 參照
현재 경상대학교 정보통신공학과 교수, 해양산업연구소 연구원

薛 盛 旭(正會員) 第 36卷 S編 第 3號 參照
현재 부산대학교 대학원 전자공학과 박사과정

南 基 坤(正會員) 第 36卷 S編 第 5號 參照
현재 부산대학교 전자공학과 교수, 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 연구원

權 泰 夏(正會員) 第 34卷 D編 第 12號 參照
현재 부경대학교 전자공학과 교수