

다중차량 추적시스템의 예측 알고리즘 비교

Comparison of Prediction Algorithms in Tracking System of Multiple Vehicles

김인행*, 김희율*

In-Haeng Kim* and Whoi-Yul Kim*

요 약

다중차량 추적시스템에서 칼만 필터는 차량을 추적하기 위하여 일반적으로 사용되는 예측 알고리즘이다. 칼만 필터는 제한된 조건에서 최적의 결과를 나타내는 좋은 특성이 있으나 계산량이 많아 다수의 차량을 실시간으로 추적해야 하는 다중차량 추적시스템에서의 구현은 다소 어려운 단점이 있다.

본 논문에서는 실시간 다중차량 추적시스템의 구현을 위해 비교적 계산이 간단한 순환최소자승 알고리즘을 횡구조의 필터에 적용한 적응 예측기를 도입한다. 칼만 필터를 이용한 추적시스템과 성능을 비교 분석하기 위하여 컴퓨터 그래픽 도구로 제작된 가상 연속영상과 실제 교차로에서 촬영한 동영상을 이용하였다. 모의실험 결과는 본 논문에서 제안한 다중차량 추적시스템이 전용하드웨어 없이 일반 개인용 컴퓨터 환경 하에서 초당 30프레임의 속도로 촬영한 영상의 차량을 실시간으로 추적하는데 사용될 수 있음을 보여준다.

Abstract

In multi-vehicle tracking systems Kalman filter is generally used for tracking vehicles. Despite well known advantages of Kalman filter that presents optimality with constraints, it is difficult to track several vehicles in real time simultaneously due to a large number of computations.

In this paper, we propose a multi-vehicle tracking system with an adaptive predictor that employs recursive least square algorithm which can be easily implemented for real time application on a transversal filter. The performance of the proposed tracking system is compared to one with Kalman filter using a synthetic sequential image generated by computer graphics and real sequential image taken at intersections. Simulation results show that the proposed tracking system can be applied to track vehicles in real sequential image at the rate of 30 frame/sec on a PC environments without any special hardwares.

I. 서 론

최근에 카메라나 비디오 영상, 프레임 그래버등의 발달로 동영상 기술은 많은 진보를 이룩하였다. 컴

퓨터 기반 기술과 함께 이와 같은 기술의 진보는 시간에 따라 변하는 영상을 쉽게 처리할 수 있도록 하였으며, 동영상 안에서 이동 차량을 추적하는 일을 가능하게 하여 주었다. 이러한 이동 차량의 추적은 주로 적군의 차량 동태를 감시하기 위한 군사분야

* 한양대학교 전자공학과(Dept. of Electronic Eng., Hanyang Univ.)

· 논문번호 : 99-2-7

· 접수일자 : 1999년 10월 19일

[1]에서 많이 다루어 졌으며, 근래에 이르러서는 변잡한 도심에서 원활한 소통을 위한 교통 통제 시스템[2]이나, 복잡한 공항에서의 항공 관제[3]등 연속 영상으로부터 동작 정보를 가지는 차량을 추적하는데 적용하기 시작하였다. 차량을 추적하여 차량의 이동상황에 관한 정보를 구함으로써, 적의 군사력을 파악하거나 작전상황을 예측하는데 사용할 수 있으며, 도심의 교통상태를 예측하거나 계류장에서 항공기의 이동에 관한 최적배치를 유도하는 작업에 유용하게 사용할 수 있다.

다중차량 추적시스템에서는 실시간 처리가 가능해야하며, 동시에 여러 차량의 정확한 위치를 추적할 수 있어야 한다. 보통의 동영상에는 이동하는 차량뿐만 아니라, 배경에 존재하는 여러 가지 정보가 있다. 이러한 여러 정보 중에서 차량의 이동을 추적하기 위해서는 차량에 관한 정보를 추출(segmentation)하는 단계가 필수적이다. 동영상에서 배경에 관한 정보를 배제하고 차량에 관한 정보를 추출하면, 이 정보는 단지 차량의 위치에 관한 사항만을 나타낸다. 이 정보를 이용하여 추출된 차량의 궤적에 관한 정보를 얻어내어 차량을 추적한다. 그러나 다수의 차량이 존재하는 경우에는 추출된 차량에 관한 정보들이 추적중인 다른 차량들과 궤적이 바뀌거나 차량을 잃어버리는 경우도 있다. 이를 방지하기 위하여 전 단계까지 추적하고 있던 각각의 차량에 대한 정보들을 미리 예측하고, 차량의 현재 위치에 대한 관측된 정보들과 예측된 정보들을 비교하여 선택하는 과정을 거치게 된다[4].

일반적으로 추적 시스템에서 사용되는 예측기로는 칼만 필터가 있다[5]. 상태공간에서 시스템을 표현하게 되면, 시스템의 입력력뿐만 아니라 시스템 내부의 상태를 나타내는 상태 변수들로 시스템을 표현할 수 있다. 상태공간에서 구성되는 칼만 필터는 이러한 시스템의 모든 정보를 이용하여 모든 상태변수들에 관한 추정 값을 최적으로 산출한다[6],[7]. 그러나, 칼만 필터는 많은 작업시간이 요구되는 단점이 있으므로 다중차량의 추적시스템을 실시간 처리가 가능하도록 구현하기 위하여 비교적 구조가 간단하고 처리시간이 짧은 예측기를 사용할 필요가 있다. 최소자승 알고리즘을 이용한 적응 예측기는 칼

만 필터보다 추정능력이 다소 뒤떨어지고 초기진동이 크지만, 이를 위한 대안이 될 수 있다. 이는 단위 지연소자들로 구성된 횡 구조의 필터(transversal structure)를 사용하여 얻어낸 예측위치와 현재에 입력된 위치와의 차로 구성된 성능지표를 최소로 만드는 최소자승(least square)알고리즘을 반복적으로 처리하는 적응필터의 일종이다[8]. 본 논문에서는 이와 같이 다중차량 추적시스템에서 사용되는 칼만 필터와 적응 예측기를 가상 영상과 실제의 영상을 이용하여 비교 분석하며, 다중차량 추적시스템의 실시간 구현의 가능성에 관하여 고찰하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 다중차량 추적시스템에 대한 전체적인 구조를 설명하며, 본 논문에서 비교하고자 하는 예측기에 대한 설명을 3장에서 한다. 그리고, 4장에서는 여러 가지 모의실험 및 동영상에 대한 추적 결과를 비교 분석하고, 마지막으로 5장에서는 논문의 결론과 향후 보완점에 대한 내용을 언급하고자 한다.

II. 다중차량 추적시스템

본 논문에서 사용한 다중차량 추적시스템에서는 그림 1과 같이 영상 입력, 차량 추출, 차량 추적, 예측 지점 결정의 네 부분으로 구성되며 차량이 정지되어 추출이 안 되는 경우 보완 역할을 하는 차량 인식 단계로 구분할 수 있다.

먼저 영상입력 단계에서는 CCD 카메라 혹은 이미지 센서로부터 얻은 영상을 프레임 그래버를 사용

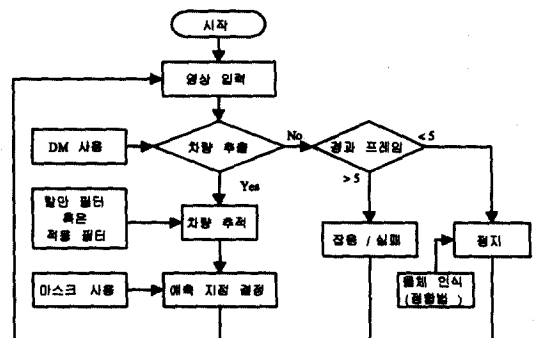


그림 1. 다중차량 추적시스템.

Fig. 1. Multiple vehicle tracking system.

하여 초당 10장면에서 30장면의 속도로 디지털 값으로 표현된 영상을 입력받는다. 입력된 영상에는 배경 및 주변의 모든 차량에 관한 정보가 존재하기 때문에 영상 내에서 이동하는 차량과 고정된 차량 및 배경을 구분하는 과정이 요구된다[9]. 연속으로 입력된 영상으로부터 고정된 물체 및 배경을 배제하고 이동하는 차량의 추출이 두 번째 단계에 속한다. 차량추출의 가장 간단한 방법으로 현재 장면과 이전 장면 사이 차를 구하여 일정 임계값 이상을 차량으로 인식하는 것이다. 이 방법은 잡음에 민감하고 현재 위치와 이전 위치간에 연결이 약하다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 배경을 생성하고 입력 이미지에서 배경과 차이를 구하는 방법을 사용하여 차량 위치를 추출한다. 이 배경을 생성하는 방법에는 여러 가지가 있는데 본 논문에서는 계산 과정이 복잡하지 않으며, 현재를 기준으로 한 장면 전까지의 동영상 정보의 시간 평균으로 구성된 배경과 현재 프레임간의 차로 차량의 위치 정보를 추출하는 DM (disturbance map)[10]을 사용하여 차량을 추출하였다. 또한, 이 방법의 단점인, 차량이 정지한 경우에는 DM에서는 정지 차량이 배경으로 처리되므로, 이때에는 정합법(template matching)을 이용하여 정지 차량을 구별하도록 하였다. 차량추출 단계에서 DM를 이용하여 각 프레임 사이에 이동하는 차량의 위치를 찾을 수 있게 되었지만, 얻어진 결과는 현재의 프레임과 이전까지 평균한 영상과의 차이이기 때문에 개별적인 화면상의 위치로 나타날 뿐이고, 실제로 동일한 차량이 이동되었다고 인식하지는 못한다. 이러한 위치의 관계를 파악하기 위해 현재까지의 차량의 동작을 파악하여 다음의 위치를 미리 예측하고, 이 예측된 값과 가장 유사한 위치의 관측 값을 그 차량의 위치로 분류하는 작업이 필요하게 된다. 이런 분류 작업으로 차량 추적 단계에서는 다음의 위치를 파악하기 위한 방법으로 예측기를 도입한다.

본 논문에서는 다음 위치를 예측하기 위한 수단으로 차량의 이동에 관한 동적 시스템을 선형으로 정형화(modeling)하고 관심의 대상이 되는 정보 즉, 위치, 속도, 가속도로 구성된 상태 변수를 반복적으로 갱신하는 칼만 필터와 횡 구조의 필터에 입력으

로 주어지는 관측 위치의 시간에 따른 상관성을 이용하여 잡음성분과 실제 위치정보를 분리해 내는 순환최소자승(RLS, recursive least square) 알고리즘을 적용한 적응 예측기를 구현한다. 차량 추적단계에서 얻어진 예측위치는 다른 이동차량과 뒤바뀌는 경우가 생길 수 있으므로 예측위치를 기준으로 사용자가 임의로 반경을 설정하여 예측된 위치가 추적한 차량의 궤적이거나 혹은 추적이 실패하였는가를 판단해 볼 필요가 있다. 본 논문에서는 예측위치에 가장 가까운 차량을 다음 프레임에서의 위치로 설정하거나 추적 반경을 20 픽셀 이내로 조정하여 그 마스크 내부에 있는 차량을 현재 프레임과 연결될 다음 프레임의 차량의 궤적으로 선정한다.

이상과 같은 단계를 끝마치면 다음 프레임으로 이동한다.

III. 추적 기법

앞의 2장에서 서술된 다중차량 추적 시스템에서 입력된 동영상에 차량 추출 단계를 거치고 나면, 영상에는 여러 개의 차량에 관한 위치정보를 지니게 된다. 이는 그 영상에서의 차량으로만 인식이 되며, 각 차량에 대한 영상간의 연계성이나 한 차량의 궤적에 관한 정보는 아니다. 이러한 부족한 정보에 대해서 차량의 이동 정보를 추가하기 위해서 각 차량의 다음의 위치를 추적할 수 있는 예측기를 사용하여 한다. 본 논문에서는 예측기로 일반적으로 사용하는 칼만 필터와 실시간 처리를 위하여 사용할 수 있는 순환최소자승 알고리즘에 관하여 살펴보고자 한다.

3-1 Kalman Filter

이동하는 차량을 추적하기 위하여 칼만 필터를 주로 사용한다[5]. 본 연구에서도 측정된 영상 정보로부터 차량을 추적하기 위하여 칼만 필터를 사용한다. 칼만 필터는 필터의 구조가 선형으로 구성되어 있으며, 선형시스템에서 주어진 조건들을 만족할 경우에 그 특성이 최적을 나타냄이 잘 알려져 있다 [11].

식 (1)과 같이 주어지는 이산선형시스템에서 x_k 는 시간 k 에서 임의의 요소(element)를 갖는 상태 벡터이며, A 는 시스템 특성을 나타내는 상태전이 행렬이다. 그리고, 센서의 특성이 되는 벡터 H 에 의해서 출력 y_k 를 얻는 측정방정식은 식 (2)와 같이 주어진다. 식 (1)과 식 (2)로 표현되는 동적(dynamic) 시스템의 상태벡터 x_k 를 예측하는 칼만 필터를 살펴 보도록 한다.

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (1)$$

$$y_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

여기에서 w_k 는 시스템에 추가되는 공정잡음(process noise)을 의미하며, 측정방정식에서의 v_k 는 신호를 측정할 때에 발생하는 센서잡음을 의미한다. 이들은 서로 상관관계가 없으며, 각각의 공분산이 Q_k, R_k 로 주어지고, 각각 평균이 영인 백색잡음의 특성을 지닌다고 가정한다. 시간 k 에서 상태변수의 측정값 y_k 가 입력되면, 칼만 필터는 식 (3)에서부터 식 (7)까지의 순환 식으로 구성된다.

$$K_k = \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R_k)^{-1} \quad (3)$$

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k (y_k - H \bar{x}_k) \quad (4)$$

$$P_k = (I - K_k H) \bar{P}_k \quad (5)$$

$$\bar{x}_{k+1} = A \hat{x}_k \quad (6)$$

$$\bar{P}_{k+1} = A P_k A^T + Q_k \quad (7)$$

식 (3)에서의 K_k 는 필터의 이득이며, 이는 측정값이 갱신되기 전까지의 추정값 \bar{x}_k 의 추정오차에 관한 공분산 행렬 \bar{P}_k 와 측정벡터 H 및 측정 잡음 R_k 을 이용하여 구할 수 있다. 필터이득 K_k 를 이용하여 식 (4)와 식 (5)에서 추정값 \hat{x}_k 및 공분산 행렬 \bar{P}_k 의 갱신 값을 구하며, 식 (6) 및 식 (7)에서는 다음 단계에 사용될 추정값 \bar{x}_{k+1} 및 공분산 행렬 \bar{P}_{k+1} 을 예측한다. 위에서 설명한 절차에 앞서 추정값 \bar{x}_k 및 공분산 행렬 \bar{P}_k 의 초기값 \bar{x}_0, \bar{P}_0 를 먼저 설정하고, 그림 2에서와 같이 매번 측정값이 입력될 때마다 순환적으로 상태벡터 x_k 를 예측한다.

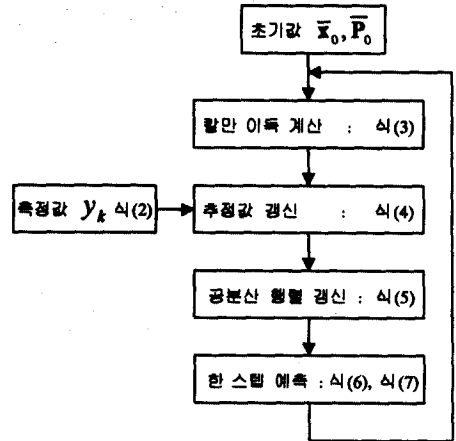


그림 2. 칼만 필터의 흐름도.

Fig. 2. Flow chart of Kalman filter.

본 논문에서 대상이 되고 있는 차량들은 지상에 서 운동하는 차량들로서 그 위치와 속도, 그리고 가속도 등을 상태변수로 설정할 수 있다. 차량에 관한 관측 값들은 이산 적으로 처리되므로 정해진 상태변수관계식을 정리하게 되면 식 (8)과 같이 표현할 수 있다. 여기에서 p_k 는 차량의 위치를, v_k 는 차량의 속도를, a_k 는 차량의 가속도를, 그리고 Δ_t 는 차량의 위치에 관한 측정이 진행되는 시간간격을 나타내고 있다[12]. 영상에서는 차량이 지나는 임의의 운동에 관한 가속도의 변화를 정확히 취득할 수 없으므로, 시스템에 추가되는 잡음으로 고려하여 w_k 로 표현하였다.

$$\begin{bmatrix} p_{k+1} \\ v_{k+1} \\ a_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta_t & \frac{\Delta_t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta_t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_k \\ v_k \\ a_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w_k \quad (8)$$

$$y_k = [1 \ 0 \ 0] \begin{bmatrix} p_k \\ v_k \\ a_k \end{bmatrix} + v_k \quad (9)$$

또한 시스템의 측정값은 영상에서 위치에 관한 정보로 정형화할 수 있으며, 이 측정값에는 측정잡음 v_k 가 추가되는 것으로 식 (9)와 같이 처리할 수 있다. 이와 같은 차량에 관한 모델을 앞에서 서술한 일반적인 이산 선형시스템의 형태로 정리하게 되면 식 (8)과 식 (9)와 같이 정리되며, 식 (3)부터 식

(7)로 서술되는 칼만 필터를 적용하여 차량을 추적할 수 있다.

3-2 적응 예측기

칼만 필터는 차량에 관한 모든 상태 정보를 최적으로 추정하지만 복잡한 계산으로 많은 실행 시간을 요구하게 된다. 따라서 다중 차량의 추적 시스템을 실시간으로 처리하기 위하여 처리 속도가 빠른 예측기가 필요하다. 본 논문에서는 이를 위하여 그림 3과 같은 구조를 지니는 적응 필터를 예측기로 사용하였고, 필터의 계수는 순환최소자승 알고리즘으로 갱신하도록 하였다.

예측기의 입력으로는 한 영상에서 추출된 관측위치 y_k 가 되며, 식 (10)과 같이 선형회귀(linear regression)모델로 표현된다. 여기서 사용된 u_k 는 관측위치 y_k 가 측정되어 질 때의 선형회귀 모델의 입력이 되며, v_k 는 분산이 R_k 이고 평균이 영인 백색 측정잡음이다. 그리고, 필터의 출력 \hat{y}_k 는 새로 관측된 입력 위치 성분 중에서 전 단계까지 입력으로 사용된 관측 정보들과 연관성이 있는 정보만을 추출하여 구해진다. 구하고자 하는 예측위치 \hat{y}_k 는 식 (11)과 같이 M 개의 지연소자에 존재하는 필터 각단의 입력 $\{y_{k-l} \ l=1, 2, \dots, M\}$ 들로 구성된 입력 벡터 \tilde{y}_k 와 예측된 필터계수 \hat{w}_k 의 곱으로 주어진다.

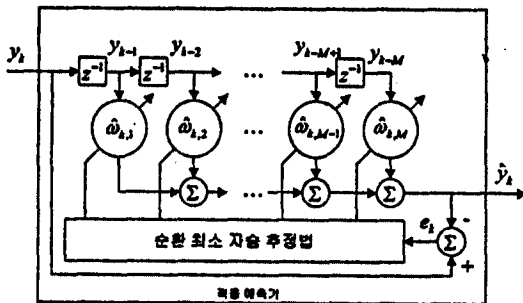


그림 3. 순환최소 자승법을 이용한 적응 예측기.
Fig. 3. Adaptive predictor using recursive least square estimation.

$$y_k = \sum_{l=0}^{M-1} w_l u_{k-l} + v_k = \mathbf{w}_k^T \mathbf{u}_k + v_k$$

$$k = 0, 1, 2, \dots$$

$$\mathbf{u}_k = [u_k \ u_{k-1} \ \dots \ u_{k-M+1}]^T$$

$$\mathbf{w}_k = [w_k \ w_{k-1} \ \dots \ w_{k-M+1}]^T \quad (10)$$

$$\hat{y}_k = \sum_{l=1}^M \hat{w}_{k,l} y_{k-l} = \hat{\mathbf{w}}_k^T \tilde{\mathbf{y}}_k$$

$$k = 1, 2, 3, \dots$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = [y_{k-1} \ y_{k-2} \ \dots \ y_{k-M}]^T$$

$$\hat{\mathbf{w}}_k = [w_{k,1} \ w_{k,2} \ \dots \ w_{k,M}]^T \quad (11)$$

여기서, $\hat{w}_{k,l}$ 은 시간 k 때 l 번째의 필터계수를 의미한다.

시간 k 일 때 식 (10)으로 표현되는 측정값 y_k 가 적응 예측기의 입력으로 주어지면 순환자승 알고리즘은 식 (12)으로부터 식 (15)까지의 순환 식을 얻을 수 있다.

$$k_n = \frac{P_{n-1} \tilde{y}_n}{1 + \tilde{y}_n^T P_{n-1} \tilde{y}_n} \quad (12)$$

$$\alpha_n = y_n - \hat{\mathbf{w}}_{n-1}^T \tilde{\mathbf{y}}_n \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{w}}_n = \hat{\mathbf{w}}_{n-1} + \alpha_n \mathbf{k}_n \quad (14)$$

$$P_n = \lambda^{-1} P_{n-1} - \lambda^{-1} \mathbf{k}_n \tilde{\mathbf{y}}_n^T P_{n-1} \quad (15)$$

식 (12)에서의 이득벡터 \mathbf{k}_n 은 필터의 입력으로 사용되는 $\tilde{\mathbf{y}}_n$ 와 그 벡터의 자기상관행렬의 역행렬 P_{n-1} 로 구할 수 있다. 식 (13)으로 주어지는 사전추정오차 α_n 은 현재입력 y_n 과 이전 상태까지의 입력 $\tilde{\mathbf{y}}_n$ 과의 필터계수의 예측값 $\hat{\mathbf{w}}_n$ 과의 곱으로 결정된 예측위치와의 차로 얻어지며, 식(12) 및 식 (13)에서 구한 이득벡터 \mathbf{k}_n 과 사전추정오차 α_n 으로 필터의 계수의 예측값 $\hat{\mathbf{w}}_n$ 의 갱신 식을 구할 수 있다.

다음 단계에서 사용할 자기상관행렬의 역행렬 P_n 의 갱신 식은 식 (14)로 주어지며, 필터계수의 초기값 $\hat{\mathbf{w}}_0$ 는 영으로, 자기상관행렬의 역행렬 P_0 는 큰 상수 값과 단위 행렬(identity matrix)과의 곱으로

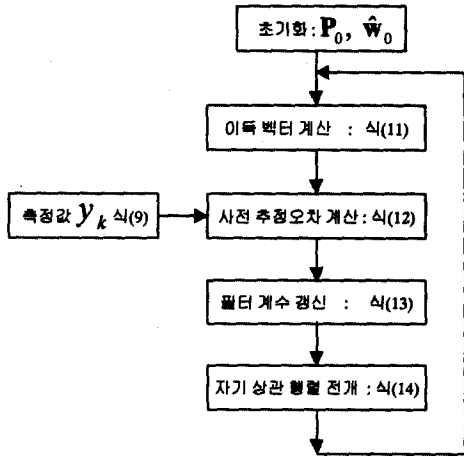


그림 4. 순환 최소자승 알고리즘.

Fig. 4. Flow chart of RLS.

선택하면 그림 4와 같이 순환적으로 필터 계수 w_n 을 예측하여 식 (11)로 예측위치를 구할 수 있다.

IV. 실험 및 결과

3장에서 서술된 예측기들의 일반적인 성능을 알아보기 위하여 일차원의 운동으로 가정하여 각 예측기의 출력을 비교하여 보았다. 그리고 칼만 필터는 식 (8)과 식 (9)에서 서술된 시스템 모델을 사용하였으며, 적응 예측기의 경우에는 필터 단의 개수를 칼만 필터의 상태변수의 개수와 동일하게 3차로 구성하였으며, 운동하는 차량의 관측 회수는 초당 30회로 실시하였다. 모의 실험을 하기 위하여 실제 차량의 궤적은 50 km/h의 초기 속도로 교차로에 속도를 줄이면서 진입하다가 대기시간 없이 180도 선회하여 빠져 나오는 12초 정도의 주행으로 가정하였으며, 측정된 차량의 궤적은 분산이 5인 백색 센서잡음 v_k 가 첨가되어 그림 5와 같다.

또한, 식 (8)에 사용된 공정 잡음 w_k 는 칼만 필터 측에서는 분산이 0.5인 백색잡음으로 처리하였으며, 이동하는 차량이 나타내는 가속도는 그림 6과 같다.

다중차량 추적시스템에 적용된 각 필터의 출력들을 그림 7에 도시하였다. 그림 7에서 적응 예측기의 경우는 초기에 필터 계수가 수렴하기 전까지의 오차

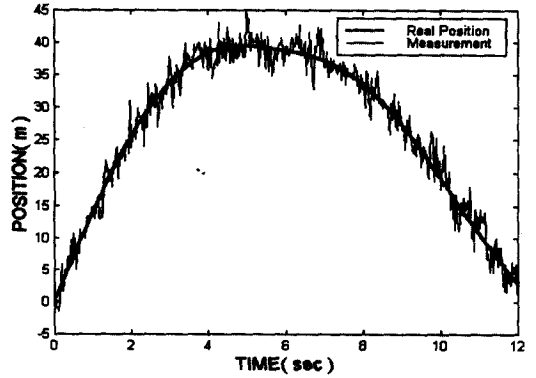


그림 5. 실제 위치와 측정된 위치.

Fig. 5. Real position and measured position.

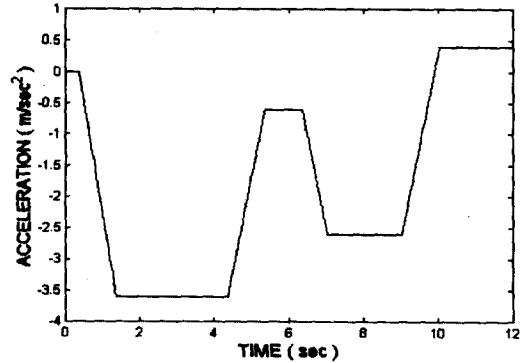


그림 6. 모의 실험에 적용된 가속도.

Fig. 6. Acceleration applied to simulation.

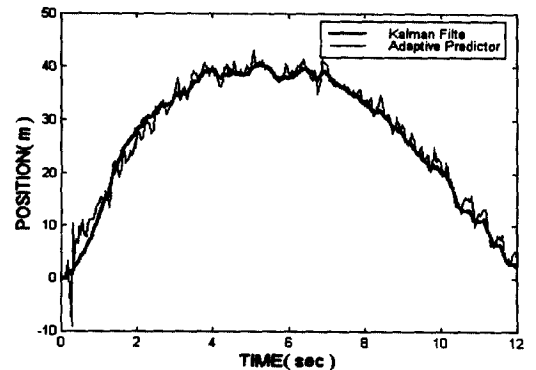


그림 7. 각 예측기의 추정 위치.

Fig. 7. Predicted positions.

를 보여주고 있으며, 또한 이동 차량에 가속도의 변

화가 발생하면 이에 따르는 오차가 증가하고 추정값의 진동을 보인다. 이에 비하여 칼만 필터의 경우에는 가속도의 변화에도 오차가 비교적 적은 변화를 보이고 있다. 그러나 전체적으로는 적응 예측기의 경우도 이동 차량의 위치를 추적하고 있다. 이를 자세히 확인하기 위하여 모의 실험을 100회 실시하여 각 필터들의 예측된 위치와 실제위치 간의 차를 제공한 값을 평균한 집합평균 자승오차(ensemble-averaged square error)를 그림 8과 같이 도시하였다.

그림 8에서는 앞에서의 분석을 잘 설명해 주고 있는데, 먼저 칼만 필터의 경우에 상태 변수의 초기값으로 인한 이동 차량의 궤적의 차가 초기에는 변화가 크나, 어느 정도 시간이 경과한 후에는 그 변화가 완만하며, 이동 차량에 기동 입력이 있을 경우에도 잘 추적하고 있다. 또한 적응 예측기의 경우에는 전체적으로 칼만 필터를 사용하는 경우와 같이 이동 차량을 잘 추적하고 있다. 다만 앞에서의 설명과 같이 큰 초기오차를 나타내고 있는 점과 오차의 변화가 칼만 필터가 나타내는 오차보다 크게 나타나고 있다. 두 예측기를 비교해 보면 차량이 큰 가속도를 가지고 운동하는 부분에서 두 필터들의 결과가 차이가 있음을 확인할 수 있다. 칼만 필터의 결과에서는 차량이 큰 가속도를 가진 경우에 이를 인식할 때까지의 편차를 나타나게 되지만, 곧 이를 복구하고 있다. 그 추정값은 측정오차에 의한 영향이 적은 것으로 보아, 측정오차의 대부분을 제거하고 있다. 적응 예측기는 필터 계수들이 다시 수렴할 때까지 예측위치의 진동을 볼 수 있다. 그러나 전체 적으로 적응

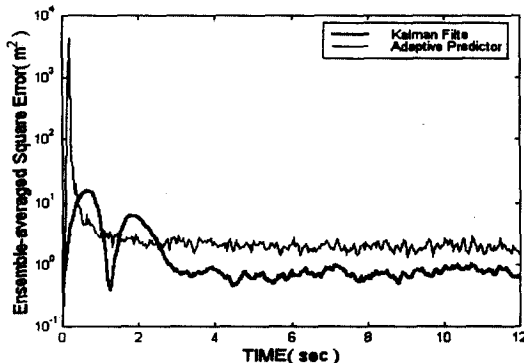


그림 8 각 예측기의 집합평균 자승오차.

Fig. 8. Ensemble-averaged square error of predictors.

예측기도 칼만 필터와 비슷한 추적능력을 보여주고 있다. 이와 같은 결과는 각각의 예측기의 특성에 의한 것으로 칼만 필터는 시스템의 운동방정식에 의존하여 측정값이 지닌 새로운 정보를 갱신하는 구조를 지니고 있어 측정값의 변화에 비교적 강인한 특성을 나타내므로 그 오차의 변화가 비교적 완만하게 나타나고 있다.

적응 예측기는 시스템의 운동방정식보다는 측정된 신호들의 특성에 의존하여 그 연관성을 이용하게 되므로, 측정값에 부가되는 잡음의 형태에 따라 그 오차의 변화가 크다. 이와 같이 두 가지의 예측기들은 그 추정능력에 차이점을 지니고 있지만, 기동 입력을 지니고 운동하는 차량을 추적하는 데에는 거의 비슷한 능력을 보여주고 있다. 이러한 결과는 차량의 추적에 적응예측기의 사용 가능성을 보여준다. 실제적으로 하나의 차량에 대한 두 예측기에서 처리되는 계산량은 표 1과 같이 적응 예측기의 계산량이 칼만 필터보다 1/3배 가량 작다. 또한 계산 시간은 실험에 적용한 컴퓨터를 기준으로 반복 횟수를 달리 하여 비교하면 표 2와 같이 적응 예측기의 계산시간이 1/6배 정도 작으므로 실시간으로 구현하기 쉽다는 장점이 있다. 따라서 다중 차량 추적시스템에서 실시간 구현의 장점을 고려하여 적절히 선택하여야 한다.

표 1. 연산량 비교.

Table 1. Comparison of computational complexity.

연산	예측기	적응예측기	칼만필터
곱셈		37회	120회
덧셈		24회	93회

표 2. 계산량 비교(1/1000 초).

Table 2. Comparison of computation time(1/1000 sec).

반복횟수	100	200	400	1000	2000	10000
예측기						
칼만필터	5.86	13.1	21.28	42.26	75.28	346.56
적응 예측기	0.42	1.78	3.92	8.08	15.06	59.34

일차원 운동의 결과들이 이차원 연속영상의 경우에 어느 정도의 영향을 끼치는지를 알아보기 위하여 그림 9와 같이 9개의 차량이 운동하고 있는 경우를 실제의 상황과 유사하게 구성하여 모의실험을 실행하였다. 설정된 가상교통파일은 320×240 크기를 지니며 256 색상에 일차원 운동의 실험과 같이 초당 30프레임의 가상 연속영상으로 구성하였다. 다중차량의 궤적이 서로 교차하는 차량과 다른 차량들과는 달리 매우 빠르게 이동하는 차량으로 구성하였다. 그림 9와 그림 10은 위에서 설명한 가상교통파일을 칼만 필터와 적응 예측기를 사용한 다중차량 추적시스템의 추적 결과이다. 각각의 그림에서는 예측위치에 따른 다음 프레임에서 차량의 위치 선정에 필요한 마스크의 반경을 10픽셀 이내로 처리한 결과로 등속운동을 하고 있는 8개의 차량에 대한 결과는 동일하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 등속도로 진행하는 여덟 개의 차량과는 달리 매우 급속하게 이동하고 있는 차량에 대한 궤적은 칼만 필터를 이용한 추적시스템에서는 중반부에서 급속한 차량에 대한 추적이 한번 실패하고, 다시 다른 차량으로 인식하고 추적하고 있다. 적응 예측기를 사용하여 구현된 시스템에 대해서는 궤적이 급격하게 변하고 있는 (A) 부근에서 칼만 필터와 달리 차량을 추적하는데 한 더 실패한 결과를 보여주고 있다. 이와 같은 결과는 앞에서 예측한 바와 같이, 단위시간에 대하여 매우 급격하게 움직이는 경우는 결국 평면상의 각 축에 대하여 큰 가속도를 가지며 운동하는 것이므로, 칼만 필터를 사용한 경우가 적응 예측기를 사용한 경우보다 좋은 특성을 보이게 되나, 그 차량의 궤적의 변화 때문에 중반 이후에 칼만 필터 역시 그 궤적이 끊어져 양쪽 다 한계를 보인다.

가상연속영상의 경우 그림 9, 그림 10에서 보듯이 나란히 진행하는 5개의 차량과 서로 교차하고 있는 두 개의 차량 모두를 동일하게 인식하였다. 급격하게 움직이고 있는 차량의 추적에 대하여 두 차례 실패하였고, 칼만 필터의 경우에는 한 번 실패하여 각각 등장하는 차량을 11개와 10개로 인식하여 칼만 필터의 추적능력이 다소 우위에 있음을 알 수 있다.

궤적이 급격히 변하는 차량을 제외하면 두 가지의 방법이 거의 유사하게 차량을 추적하고 있다. 따

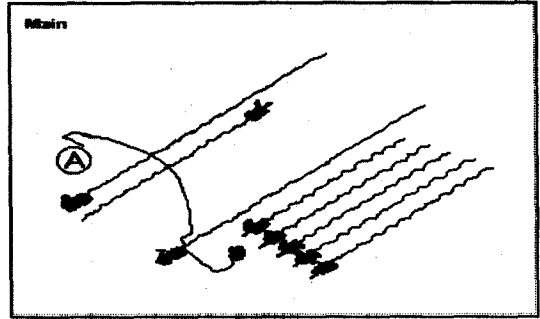


그림 9. 속도 다른 경우의 추적 결과(칼만필터)

Fig. 9. Result of tracking objects that have different velocity(Kalman filter).

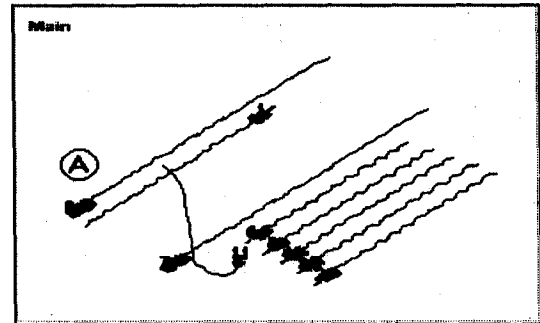


그림 10. 속도가 다른 경우의 추적 결과(적응예측기).

Fig. 10. Result of tracking objects that have different velocity(Adaptive predictor).

라서 다중차량 추적시스템의 사용대상에 따라, 차량들이 큰 가속도를 보이고 있는 경우가 아니면, 실시간 구현의 가능성을 고려하여 적응 예측기를 사용할 수 있다.

확인된 각 예측기에 대하여 실제의 연속영상에 적용하여 그 사용 가능성을 확인하여 보고자 한다. 본 실험에서는 주기억장치는 128M 바이트, 중앙처리장치는 200 MHz의 펜티엄프로를 탑재하고 Win98을 운영체제로 하고 있는 개인용 컴퓨터를 사용하였다. 실제영상은 교차로에서 쉽게 얻을 수 있는 연속영상으로 320×240 픽셀 크기의 초당 30프레임의 촬영 속도로 12초간 360프레임으로 구성하였으며 초기 화면은 그림 11과 같다. 이 실제 영상에는 직진하는 11대의 차량, 좌회전하는 6대의 차량, 우회전하는 1대의 차량 및 2대의 대기 차량으로 임의의 교차로

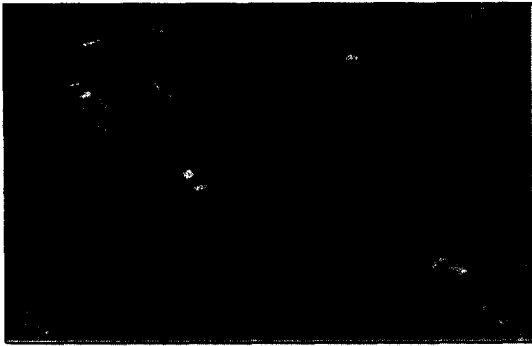


그림 11. 모의 실험에 사용된 실제 연속 영상.

Fig. 11. Real sequential image in simulation.

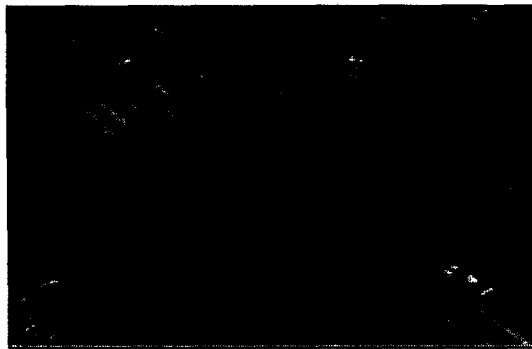


그림 12. 실제 영상의 결과(칼만필터).

Fig. 12. Tracking result of real image (Kalman filter).

에서 쉽게 발생할 수 있는 보통의 상황이다. 그림 12는 주어진 연속영상에 대하여 다중차량 추적시스템의 예측기로 칼만 필터를 사용했을 경우의 추적결과이며, 그림 13은 적응 예측기를 사용했을 경우의 추적결과를 보여주고 있다.

그림에 나타나 있는 차량들을 살펴보면, 직진하는 11개의 차량에 대해서는 가상영상의 결과처럼 초기 오차로 인하여 예측하는 시점이 다소 차이가 나지만 정상 상태로 돌입하면서 예측이 일어나 칼만 필터와 적응 예측기를 사용하였을 때와 거의 같은 결과를 얻었다. 또한, 좌회전 혹은 우회전 차량은 가상영상과는 달리 두 예측기 모두가 추적하고 있다. 이는 가상 영상에서 구성된 차량의 곡선 운동은 실제 도로에서는 거의 발생할 수 없는 가속도가 매우 큰 경우의 궤적으로 보통 차량으로는 생길 수 없는 궤적이 된다. 이러한 급속한 경우를 제외하고 실제차량을

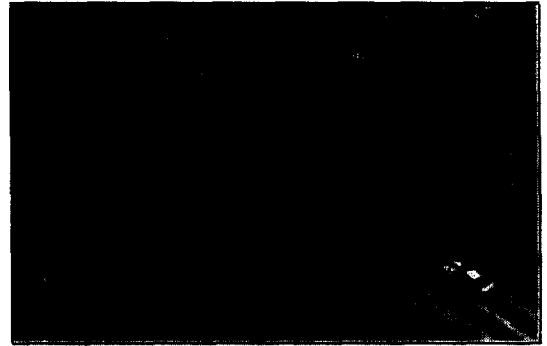


그림 13. 실제 영상의 결과(적응예측기).

Fig. 13. Tracking result of real image(Adaptive predictor).

추적하는 경우에 칼만 필터와 적응예측기의 추적은 거의 비슷한 결과를 보이고 있다.

그리고 두 예측기에서 나타난 차량의 궤적은 여기에 등장한 실제의 차량보다 많은 차량의 궤적으로 확인되고 있는데, 이는 주로 카메라의 움직임으로 인한 거리 부속물을 차량으로 인식하는 경우와 영상 분할 단계에서 차량의 색채와 같이 외형적인 특성으로 인하여 두 개 이상의 차량으로 잘못 인식한 결과이다. 이러한 요인으로 그림 12와 그림 13에서와 같이 각 차량의 궤적을 한 개 이상 보이고 있는데 이러한 현상을 배제하기 위하여 차량을 추적하기 이전 단계인 차량추출 단계에서 보다 강인한 추출 방법을 요구하고 있다.

이러한 결과로부터 급격하게 움직이는 차량이 배제된 일반적인 교차로 혹은 가변차선도로에서 교통 상황을 통제하는 추적시스템의 예측기를 구조가 복잡한 칼만 필터 대신에 계산량이 적어 실시간 처리가 가능한 적응 예측기를 사용할 수 있음을 보여준다.

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 다중 차량의 추적시스템에서 예측기로 사용되는 칼만 필터와 적응 예측기의 성능을 비교 분석하였다. 차량이 급격하게 움직일 경우에는 칼만 필터가 좋은 특성을 보이고 있지만, 일반적인 차량의 추적에는 적응 예측기의 사용 가능성을 보여

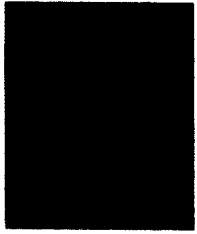
주었다. 또한 교차로에서 실제의 연속 영상을 이용한 모의실험에서는 적응 예측기가 칼만 필터에 비하여 측정 잡음에 의한 영향이 비교적 크게 나타나지만, 일반적인 차량에 대하여서는 그 추적 능력이 큰 차이가 없이 각각의 장단점을 지니고 있음을 확인하였다. 특히, 적응 필터의 경우에는 계산량이 칼만 필터에 비하여 1/3 이하로 줄일 수 있으므로 다중차량 추적 시스템의 실시간 구현이 용이하였다. 그리고, 보통 차량의 가속도는 응급 상황이 아니고서는 일반적으로 급격하게 변화하지 않으므로 교차로 혹은 가변차선 구간의 교통통제에 적응 예측기의 사용 가능성을 보여준다.

영상 분할 단계에서 차량의 추출이 정확하게 행해진다면 등장한 차량에 대한 추적이 실패하지 않는 강인한 추적시스템을 구성할 수 있다. 본 논문의 영상분할 단계에서 차량 추출에 사용한 DM은 차량의 모양, 색상에 따라 두 차량으로 인식하는 경우, 차량의 겹침으로 인한 추적 실패, 차량과 도로와의 유사성으로 인하여 도로의 한 부분을 차량으로 잘못 인식하여 등장하는 차량의 개수 보다 더 많은 차량의 궤적을 추적하고 있다. 이런 원인으로 다른 차량의 궤적과 뒤바뀌는 요인이 될 수 있고, 예측 위치를 계산하는데 불필요하게 시간을 소비하게 되므로, 이런 결함을 치유하는 강인한 영상 분할이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] C. H. Fosgate, H. Krim, W. W. Irving, W. C. Willsky, "Multiscale Segmentation and Anomaly Enhancement of SAR Imagery," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 1, pp. 7-20, Jan., 1997.
- [2] D. Beymer, P. McLauchlan, and B. Coifman, and J. Malik, "A Real-time Computer Vision System for Measuring Traffic Parameter," *Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition 97*, pp. 495-501, July, 1997.
- [3] M. Yeddanapudi, Y. Barshalom, and K. R. Pattipati, "IMM Estimation for Multi target Multi sensor Air Traffic Surveillance," *Proc. of the IEEE*, vol. 85, no. 1, pp. 80-94, Jan., 1997.
- [4] Donald B. Reid, "An Algorithm for Tracking Multiple Targets," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-24, no. 6, pp. 843-854, Dec., 1979.
- [5] Russel F. Berg, "Estimation and Prediction for Maneuvering Target Trajectories," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. Ac-28, no. 3, pp. 294-304, Mar., 1983.
- [6] Robert G. Brown and Patrick Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*, 2nd ed., John Wiley & Sons Inc., 1992.
- [7] Frank L. Lewis, *Optimal Estimation with an Introduction to Stochastic Control Theory*, John Wiley & Sons Inc., 1986.
- [8] Simon Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3rd ed., Prentice Hall, 1996.
- [9] V. Markandey, A. Reid, and S. Wang, "Motion Estimation for Moving Target Detection," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 866-874, July., 1996.
- [10] G. Halevi and D. Weinshall, "Motion of Disturbance: Detection and Tracking of Multi-Body non-Rigid Motion," *Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition 97*, pp. 897-902, July., 1997.
- [11] Arthur Gelb, *Applied Optimal Estimation*, M. I. T. Press, 1974.
- [12] K. V. Ramachandra, E. R. Mohan, B. R. Geeta, "A Three-State Kalman Tracker Using Position and Rate Measurement," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 1, pp. 215-221, Jan., 1993.

김 인 행(金仁行)



1987년 : 한양대학교 전자공학과
(공학사)

1987년~1990년 : 동양정밀(주)
근무

1989년~1992년 : 한양대학교 전
자공학과(공학석사)

1992년~1994년 : 한양대학교 전

자공학 박사과정 수료

관심분야 : 신호처리, 영상처리, 패턴인식

김 회 율(金會律)



1980년 : 한양대학교 전자공학과
(공학사)

1983년 : 펜실베이니아 주립대학교
전기공학(공학석사)

1989년 : 퍼듀대학교 전기공학과
(공학박사)

1989년~1994년 : 텍사스대학교

조교수

1994년~1998년 : 한양대학교 조교수

1998년~현재 : 한양대학교 부교수

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 패턴인식, 컴퓨터그래
픽스