

논문 2009-46SP-5-15

어파인-자기 회귀 모델과 강인 통계를 사용한 교통 표지판 추적

(Road Sign Tracking using Affine-AR Model and Robust Statistics)

윤창용*, 천민규*, 이희진**, 김은태***, 박민용***

(Changyong Yoon, Minkyu Cheon, Heejin Lee, Euntai Kim, and Mignon Park)

요약

본 논문은 움직이는 차 안에서 교통 표지판을 추적하는 영상 기반 시스템을 기술한다. 제안된 시스템은 복잡한 환경에서 강인한 추적의 성능을 위해 파티클 필터를 기반으로 하는 기본 구조를 가진다. 실제 환경에서 표지판을 실시간으로 추적하는 경우, 장애물에 의한 겹침 현상과 빠르게 변하는 도로 상황 때문에 시계열 데이터인 상태 정보를 예측하는 것은 많은 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 단점을 해결하기 위하여 어파인 변환의 파라미터를 상태 정보로 사용한 자기 회귀 모델을 파티클 필터의 상태 전이 모델로써 사용하고, 강인 통계를 사용하여 장애물에 의한 겹침 현상을 판단하여 추적 성능을 향상시키는 알고리즘을 제안한다. 본 논문의 실험 결과에서는 본 논문에서 제안된 방법이 주행 중 실시간 추적을 위하여 효과적이며, 장애물에 의해 표지판이 겹치는 경우에도 추적이 잘 수행됨을 보인다.

Abstract

This paper describes the vision-based system to track road signs from within a moving vehicle. The proposed system has the standard architecture with particle filter due to its robust tracking performance in complex environment. In the case of tracking road signs in real environment, it has a great difficulty in predicting time series data by reason of an occlusion due to an obstacle and the rapid change of objects on roads. To overcome this problem and improve the tracking performance, this paper proposes the algorithm using an autoregressive model as a state transition model which has affine parameters as states and using robust statistics for determining occlusion due to obstacles. The experiments of this paper show that the proposed method is efficient for real time tracking of road signs and performs well in road signs under occlusion due to obstacles.

Keywords: autoregressive model, road sign, particle filter, robust statistics, tracking

I. 서론

교통 표지판은 교통 법규 및 방향 등 운전자가 안전

하고 편리하게 운전을 하기 위한 유용한 정보를 포함하고 있다. 이러한 표지판의 유용한 정보를 효과적으로 사용하기 위하여, 표지판의 검출 및 추적에 대한 연구가 컴퓨터 비전을 연구하는 단체를 중심으로 많은 관심을 가지고 진행되고 있다. 특히 표지판의 추적에 대한 연구는 검출된 표지판의 내용의 인식 및 분석의 성능을 향상시키기 위하여 반드시 필요하며, 복잡한 환경에서 물체를 추적하는 방법을 제안함으로써 컴퓨터 비전 분야에 학문적인 기여를 할 수 있는 연구 분야이다^[1, 6, 12].

최근에 교통 표지판 검출 및 추적에 관한 연구가 많이 진행되고 있다. Lalonde와 Li는 교통 표지판을 식별

* 학생회원, *** 평생회원, 연세대학교 전기전자공학과
(Dept. of Electrical and Electronic Eng.,
Yonsei University)

** 평생회원, 한경대학교 정보제어공학과
(Dept. of Information and Control Eng.,
Hankyong National University)

※ 본 연구는 한국과학재단의 특정기초연구사업의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.

(R01-2006-000-11016-0)

접수일자: 2009년2월2일, 수정완료일: 2009년8월27일

하기 위해서 색 히스토그램을 사용하여 표지판 모델을 묘사하는 색-인덱싱 접근법을 사용하였다^[13]. 하지만 이 방법은 움직이는 차 안에서 카메라의 위치에 따라 히스토그램 분포가 다르게 나올 수 있고, 히스토그램 확률 밀도 함수가 매끄럽지 않다는 특징이 있어서 정확성에 한계를 가지고 있다. Escalera와 Moreno는 표지판의 색과 모양을 결합하여 표지판을 검출하는 방법을 제안하였다^[14]. 먼저 표지판의 색 영역을 추출한 후, 그 영역의 정형화된 코너의 각을 표지판 검출을 위해 사용하는 것이다. 하지만 빠르게 움직이는 복잡한 도로 환경에서 이 방법은 계산량이 많다는 단점이 있다. C. Y. Fang, S. W. Chen과 C. S. Fuh은 뉴럴 네트워크를 사용하여 표지판의 색 정보와 모양 추출한 후, 추출된 정보를 기반으로 표지판을 검출한다. 또한 검출된 표지판을 칼만 필터를 사용하여 추적하는 방법을 제안하였다^[15]. 이 방법은 뉴럴 네트워크의 뉴런의 수가 입력 영상의 픽셀의 수와 같으므로 처리해야 할 정보가 많고, 칼만 필터가 비선형적인 움직임에 대해서는 강인한 특징을 가지지 못한다는 단점이 있다.

따라서 본 논문에서 제안한 추적 알고리즘은 움직이는 차 안에서 도로 상황에 따라 비선형적으로 움직이는 표지판의 추적이 용이하도록 파티클 필터를 기반으로 한다^[2]. 순차적인 몬테카를로 방법으로 알려져 있는 파티클 필터는 다양한 모델을 적용할 수 있는 상태의 추정을 위한 알고리즘이다. 파티클 필터의 기본 개념은 현재 상태와 가중치를 구하기 위해 이전 상태를 이전 가중치의 비율만큼 샘플링하여 운동 모델에 의해 이동시키고, 랜덤 노이즈를 더한 뒤, 관측된 상태와 비교하여 차이가 작으면 가중치를 높이고, 차이가 크면 가중치를 낮추는 식으로 진행된다. 현실적으로 상태 추정의 많은 경우가 비가우시안 형태이기 때문에, 가우시안 상태 추정의 칼만 필터보다 더 효과적이다. 또한 샘플링을 통한 이산화 함으로써 처리해야 할 데이터의 양을 감소시킬 수 있다. 또한 카메라의 위치에 따른 표지판의 이동과 변형에 적합하도록 어파인 파라미터를 상태로 학습하여 자기 회귀 모델을 만들고, 상태 전이 모델을 적용한다. 또한 히스토그램 보다 더 매끄러운 분포를 표현하는 파젠 창을 확률 밀도 함수로 적용한 관측 모델을 사용하기 때문에 더욱 정확한 데이터의 관측이 가능하다. 그러므로 본 논문에서는 파티클 필터의 상태 전이 모델로 자기 회귀 모델을 사용하고, 관측 모델을 만들기 위하여 파젠 창을 사용한다^[3].

특정한 기간의 길이만큼 시간에 따라 관측되는 시계열 데이터를 확률 현상의 미래 혹은 관측되기 이전의 형태를 예측하는 통계 분석을 시계열 분석이라 한다^[10]. 시계열 분석은 시간적 관점에서 시계열 값들 사이에 존재하는 종속성이나 상관성을 현재의 값이 과거의 값들의 회귀하는 가정에 근거를 두고 시작한다. 시계열의 현재 값은 과거의 관측값들과 확률 성분인 잡음의 과거 값들의 일차 결합으로 표시된다. 시간적 측면에서 시계열을 모델화하기 위해서는 적절한 회귀 모델을 가정하고, 해당 모형의 차수와 회귀 형태를 나타내는 파라미터들의 결정에 초점을 맞추며 다양한 모델이 등장하였는데, 그 중 자기 회귀 모델은 현재 관측값과 과거의 관측값들 사이의 차등 방정식을 통해 상관도를 예측하는 모델이다^[4].

고전적 통계 방법은 데이터가 주로 정규 분포는 갖는다고 가정한다. 이러한 방법은 데이터 안에 이상값들이 존재하는 경우에는 성능이 떨어지는 단점이 있다. 따라서 강인 통계는 가정된 모델로부터 어느 정도 벗어난 값에 의하여 영향을 크게 받지 않는 추정기(estimator)를 만들기 위해 제안되었다^[5].

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장은 본 논문에서 제안한 파티클 필터에서 상태 전이 모델과 관측 모델로 사용된 자기 회귀 모델과 강인 통계가 적용된 파젠 창을 기술하고, III장에는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 설명한다. IV장에는 다양한 조건에서 실험한 결과들을 보여주고, V장에서 본 논문의 내용 및 결과에 대한 결론을 기술한다.

II. 상태 전이 모델과 관측 모델

1. 어파인-자기 회귀 모델(Affine-AR model)

본 장에서는 파티클 필터의 예측단계에서 사용되는 상태 전이 모델을 만드는 방법을 기술한다.

첫 번째 학습 영상 프레임 안에 있는 표지판 에지의 점들(XP_0, YP_0)과 그 이후의 프레임들 안에 있는 표지판 에지의 점들(XP'_t, YP'_t)으로부터 매 프레임의 어파인 파라미터 $\theta = (ap_{11}, ap_{12}, ap_{21}, ap_{22}, t_x, t_y)$ 값들을 구한다. 파라미터 θ 로부터 물체의 이동(translation), 크기변화(scaling), 회전(rotation), 전단(shearing) 정보를 구할 수 있다^[7].

어파인 변환 행렬은 식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} XP'_t \\ YP'_t \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ap_{11} & ap_{12} & t_x \\ ap_{21} & ap_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} XP_0 \\ YP_0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

본 논문에서는 XP_0, YP_0 는 시간 $t=0$ 에서의 초기 위치 정보, XP'_t, YP'_t 는 시간 t 에서의 위치 정보를 의미하며, 각각 $1 \times np$ 의 차원을 가지며, np 는 점들의 수를 의미한다.

매 프레임마다 구한 파라미터 θ 를 식(2)와 같은 방법을 사용하여 자기 회귀 모델의 입력 데이터로 사용한다.

$$X_t = \theta_t \quad (2)$$

자기 회귀 모델의 정의는 식(3)과 같이 표현된다.

$$X_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \epsilon_t \quad (3)$$

여기서 a_i 는 자기 회귀 계수, X_t 는 입력 데이터, p 는 모델의 차수이다. 그리고 ϵ_t 는 가우시안 백색 잡음을 의미한다.

데이터의 현재 항은 선형(linear)으로 가중치가 부여된 일련의 이전 항들의 합으로 추정될 수 있고, 이 가중치들은 자기 회귀 계수로 사용된다. 데이터 X_t 는 선형이고 정상(stationary)이라고 가정한다. 자기 회귀 계수는 공분산 함수와 직접적인 연관이 있다. 따라서, 식(3)에서 자기 회귀 계수는 상수항을 생략한 후, 자기 상관 함수로부터 구할 수 있으므로, Yule-Walker 방정식을 사용하여 식(4)와 같이 표현할 수 있다.

$$\gamma_m = \sum_{i=1}^p a_i \gamma_{m-i} + \sigma_\epsilon^2 \delta_m \quad (4)$$

여기서 $m=0, \dots, p$, p 는 차수, γ_m 은 X 의 자기 상관 함수, σ_ϵ 은 입력 잡음의 표준 편차, 그리고 δ_m 은 kronecker 델타 함수이다.

위의 식(4)를 $m > 0$ 인 경우에 행렬식으로 표현하면 식(5)과 같다. 이는 자기 회귀(p) 모델의 파라미터 $A=(a_1, a_2, \dots, a_p)$ 를 추정하는 식으로 사용될 수 있으며, 최소 제곱법(least squares method)을 사용하여 계산된다.

$$\begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \gamma_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \gamma_{-1} & \gamma_{-2} & \dots & \gamma_{p-1} \\ \gamma_1 & 1 & \gamma_{-1} & \dots & \gamma_{p-2} \\ \gamma_2 & \gamma_1 & 1 & \dots & \gamma_{p-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \gamma_{p-1} & \gamma_{p-2} & \gamma_{p-3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} \quad (5)$$

본 논문에서는 학습 영상으로부터 도로 위의 표지판이 도로의 왼쪽에 있는 경우와 오른쪽에 있는 경우를 고려하여 자기 회귀 모델을 제작한다. 상수항 a_0 를 추가한 파라미터 $A=(a_0, a_1, a_2, \dots, a_p)$ 를 계산하고 왼쪽 파라미터 ($A_{left}=A$), 오른쪽 파라미터 ($A_{right}=A$)로 구분한 후, 두 종류의 파라미터를 사용하여 두 개의 자기 회귀 모델을 만들어 실험에 사용한다.

2. 강인 통계(robust statistics)를 고려한 관측모델

가. 강인 통계(Robust Statistics)

겹침 현상은 이상값(outlier)이라고 판단되는, 연속된 두 프레임 간의 값의 차이가 큰 특징을 가지고 있다. 본 장에서는 강인 통계 방법을 사용하여 겹침 현상이 발생하였음을 판단한다^[8, 11]. 강인한 추정을 위해서는 여러 가지 추정기(estimator)가 있지만, 본 논문에서는 높은 견고성과 효율성을 가지는 M-추정기를 사용하도록 한다.

$$\rho(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}x^2, & \text{if } |x| \leq c \\ cx - \frac{1}{2}c^2, & \text{if } |x| > c \end{cases} \quad (6)$$

여기서 x 는 평균은 0, 분산은 1을 갖는 분포로 정규화된 값이고, 상수 c 는 이상값의 비율을 조정하는 값이다. 만약, $|x| > c$ 이면, 현재 픽셀값은 이상값이라고 판단한다.

나. 파젠(Parzen) 창

데이터 샘플 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 의 밀도를 Parzen 창 방법을 사용하여 추정할 수 있다^[3]. 추정된 전체 밀도의 모양이 연속적인 부드러운 모양을 나타내도록 하기 위해서 가우시안 밀도 함수를 부드러운 커널 함수로 많이 이용한다.

$$p(x) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (7)$$

with $K(Z) = \begin{cases} 1 & |z_j| \leq 1/2 \quad \forall_j = 1, \dots, d \\ 0 & otherwise \end{cases}$

여기서 h^d 는 단위 초입방체의 에지의 길이이며 대역폭이다. d 는 차원을 의미한다. K 는 식(8)과 같은 커널함수를 의미하며, 본 논문에서는 같은 평균은 0, 분산은 1인 가우시안 함수를 사용한다.

$$K(x) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{d}{2}} \exp\left(-\rho\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right) \quad (8)$$

식(6)과 (8)을 식(7)에 적용하여 관측 모델을 만든다.

III. 제안된 추적 알고리즘

본 장에서는 II장에서 제안한 상태 전이 모델과 관측 모델을 적용한 파티클 필터를 기반으로 하는 그림 1과 같은 알고리즘을 제안한다.

표지판의 검출은 첫 번째 프레임에서 잘 수행되었다고 가정한다. 검출된 표지판 영상을 HSI 좌표계로 변환한 후, 그 중 H, S 값 만을 사용한다.

초기 단계에서, 검출된 표지판 영상 안에 가중치를 갖는 파티클 $\{(XP_0^i, YP_0^i), w_0^i\}_{i=1}^N$ 을 랜덤하게 할당하고, 식 (3)으로부터 초기 파라미터 $X_0 = \theta_0 = a_0$ 와 사전 확률 $P(X_0)$ 를 구한다. 일반적인 경우 초기 화면상에서 표지판이 중심으로부터 왼쪽에 존재하는 경우 차량이 완전히 표지판을 지나갈 때 까지 왼쪽에 존재하고, 오른쪽에 존재하는 경우 차량이 완전히 표지판을 지나갈 때 까지 오른쪽에 존재한다. 이 점에 착안하여 초기 검출 표지판이 화면의 왼쪽에 있는 경우 ($A_left=A$)와 오른쪽에 있는 경우($A_right=A$)를 고려하여 파라미터를 선택하고 자기 회귀 모델을 적용한다.

파티클 필터의 예측 단계에서 $t \geq 1$ 인 프레임에서 사전 확률 분포는 식(9)으로부터 계산된다^[9].

$$P(X_t|Z_{1:t-1}) = \int P(X_t|X_{t-1})P(X_{t-1}|Z_{1:t-1})dX_{t-1} \quad (9)$$

여기서 $P(X_t|X_{t-1})$ 은 상태 전이 모델이고, $P(X_{t-1}|Z_{1:t-1})$ 은 이전 시간($t-1$)에서의 사후 확률을 의미한다.

본 논문에서는 상태 전이 모델로써 차수가 2인 자기

1. 초기화

(1) 초기 영상 검출과 위치 정보와 가중치를 갖는 파티클을 할당하고 식(1)를 사용하여 초기 파라미터 X_0 값을 구한다.

(2) 초기 사전 확률 $P(X_0)$ 를 구한다.

(3) 초기 검출 표지판이 화면의 왼쪽에 있는 경우($A_left=A$), 오른쪽에 있는 경우($A_right=A$)를 고려한 자기 회귀 모델을 선택한다.

2. 예측 단계

(1) 전체 파티클에 대하여 2차 자기 회귀 모델을 상태 전이 모델 $P(X_t|X_{t-1})$ 로 사용하여 파티클을 샘플링한다.

$$X_t = a_0 + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \epsilon_t$$

(2)사전 확률 분포 $P(X_t|Z_{1:t-1})$ 를 계산한다.

3. 측정 단계

(1) 파젠 창을 사용하여 밀도 함수값을 구한다.

(2) If 현재 화면에서 겹침 현상이 발생 ($d_{low} < d < d_{high}$) then 현재의 참조 밀도 함수(PW_0^{old})를 저장. 가려진 부분에 대한 밀도 함수($PW(X_t^{occ})$)와 표지판 밀도 함수($PW(X_t^R)$)를 고려하여 새로운 참조 밀도 함수를 만든다.

$$PW_0^{new} = PW(X_t^{occ}) + PW(X_t^R)$$

else if 겹침이 해제 ($d < d_{low}$)

$$PW(X_0^{old}) \text{를 참조 밀도 함수로 사용}$$

else if 겹침 현상 면적이 초과 ($d > d_{high}$)

추적 정지.

(3) 밀도 함수 값을 적용하여 우도 함수를 구하고, 파티클의 가중치 값으로 사용한다.

$$W_t = P(Z_t|X_t) \propto e^{-\lambda D^{\lambda} PW_0 PW(X_t)}$$

(4) 사후 확률 분포를 구한다.

$$P(X_t|Z_{1:t}) \propto P(Z_t|X_t)P(X_t|Z_{1:t-1})$$

(5) 식(1)을 사용하여 파티클의 상태 정보를 위치 좌표 정보로 변환한다. $d_{low} < d < d_{high}$ 인 경우 $PW(X_t^R)$ 에 속하는 파티클만 화면에 출력한다.

(6) 단계 2-(1)로 되돌아가 샘플링 과정을 반복한다.

(7) 더 이상 표지판이 화면에서 보이지 않을 때, 추적 정지.

그림 1. 자기 회귀 모델과 겹침 현상을 고려한 제안된 알고리즘

Fig. 1. The proposed algorithm with AR model and occlusion analysis.

회귀 모델($p = 2$) ($X_t = a_0 + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \epsilon_t$)을 적용하고, 이 모델을 사용하여 N개의 파티클을 샘플링 한다.

파티클 필터의 측정 단계에서는 II장에서 기술한 Parzen 창을 사용하여 식(10)과 같은 관측 모델을 만들고, 식(11)과 같은 방법으로 사후 확률 분포를 구한다.

$$P(Z_t|X_t) \propto e^{-\lambda D^2[PW_0, PW(X_t)]} \quad (10)$$

$$P(X_t|Z_{1:t}) \propto P(Z_t|X_t)P(X_t|Z_{1:t-1}) \quad (11)$$

여기서 $P(Z_t|X_t)$ 는 우도 함수, $P(X_t|Z_{1:t-1})$ 는 이전 시간에서의 사전 확률 함수, PW_0 은 첫 번째 프레임에서 검출된 표지판의 Parzen 창의 밀도값, $PW(X_t)$ 는 시간 t 에서 검출된 표지판의 Parzen 창의 밀도값 그리고 D 는 2개의 파라미터 사이의 Battacharyya 유사 계수를 기반으로 한 거리 제곱값을 의미한다.

식(10)의 우도 함수를 사용하여, 각 파티클의 새로운 가중치를 계산하고, 정규화 시킨 후, 가중치와 함께 식(11)의 사후 확률 분포를 사용하여 파티클의 상태 정보를 구하고, 식(1)을 사용하여 파티클의 위치를 계산하여 영상에 출력한다. 그리고 다시 파티클의 샘플링 과정으로 돌아가 위 과정을 반복한다. 일반적인 파티클 필터 알고리즘에서 그림 1과 같이 측정 단계 안에 겹침 현상을 처리하는 알고리즘을 추가하며, 그 내용은 다음과 같다.

이상값의 비율을 조정하는 상수 c 의 값은 1.43으로 설정한다. 만약 이상값이 발생한 파티클의 수(d)가 $d_{low} < d < d_{high}$ 인 경우 겹침 현상이 발생하였다고 판단하고, 현재의 참조 밀도 함수(PW_0^{old})를 저장한다. 본 논문에서는 $d_{high} = N/2$, $d_{low} = N/3$ 을 설정하였다.

그리고 가려진 부분에 대한 밀도 함수($PW(X_t^{occ})$)와 표지판 밀도 함수($PW(X_t^A)$)를 각각 고려하여 새로운 참조 밀도 함수($PW_0^{new} = PW(X_t^{occ}) + PW(X_t^A)$)를 만든 후, 우도 함수에 적용하여 사후 확률 분포를 만드는 측정 단계를 수행한다. 그러나 예측 단계의 과정은 그대로 진행하며, 실제로 추적 결과는 표지판 밀도 함수($PW(X_t^A)$)에 속하는 파티클들만 출력한다.

다시 $d < d_{low}$ 인 경우가 발생하면, PW_0^{old} 를 참조 밀도 함수에 적용하여 사후 확률 분포를 만들고, 겹침 현상이 발생하기 이전 단계로 되돌아간다.

겹침 현상이 발생한 파티클의 수가 $d > d_{high}$ 인 경우는 거의 추적이 불가능할 정도로 표지판이 가려진 상태를 의미하므로 더 이상 추적을 시도하지 않는다.

위의 과정을 차량이 추적 중인 표지판을 완전히 지나 치거나 장애물에 의해서 표지판이 식별이 불가능할 정도로 가려져서 더 이상 화면상에서 표지판이 보이지 않을 때까지 반복 수행한다.

IV. 실험

본 논문의 실험에서는 도로 영상이 저장된 AVI 파일로부터 320×240 크기와 30 frames/초의 속도를 갖는 프레임들을 받아 1.6GHz CPU와 1G RAM의 사양의 PC에서 처리한다. 실험에서 사용된 파티클의 수는 30개이다.

그림 2는 비자기 회귀 모델과 자기 회귀 모델을 상태 전이 모델로써 사용하여 표지판을 추적한 결과를 보여준다. 사각형은 어파인 파라미터로부터 구한 각각의 파티클들의 위치와 스케일 정보를 사용하여 만들어진 것이다. 그림 2-(a)는 수작업으로 검출하여 초기 상태 정보로 사용할 표지판 영상이다. 그림 2-(b)는 일반적으로 많이 사용되는 상속도 모델 $X_{t+1} = 2X_t - X_{t-1} + \epsilon_t$ 을 사용하여 실험한 결과이다. 그림 2-(c)는 본 논문에서 제안한 자기 회귀 모델을 사용하여 실험한 결과이다. 자기 회귀 모델을 사용한 실험이 상속도 모델을 사용한 실험보다 파티클의 분포가 표지판의 중심에 더 집중되어 있음을 볼 수 있다. 이는 자기 회귀 모델이 상속도 모델보다 파티클들을 더 효율적으로 생성하여 표지판의 추적을 더 용이하게 할 수 있다고 판단할 수 있다.

그림 3은 제안된 알고리즘에 상태 데이터로 위치 정보를 사용한 추적과 어파인 파라미터를 사용한 추적의 결과를 비교한 실험이다. 이동하는 차량이 표지판에 점점 접근할수록 프레임 간의 표지판 크기와 표지판 이동 거리가 커지고, 카메라 렌즈와 표지판과의 각도도 커지게 된다. 따라서 2차원 화면상에서 파라미터가 급격히 변화한다. 그림 3-(a)는 표지판의 위치 정보만을 사용한 추적 결과이고, 그림 3-(b)는 어파인 파라미터를 사용한 추적 결과이다. 어파인 파라미터는 상태의 위치 이동 정보 뿐만 아니라 크기 변화, 회전, 전단 정보를 가지고 있기 때문에 표지판이 화면의 경계선 부분으로 이동할수록 더 좋은 추적 성능을 나타낸다.

그림 4는 겹침 현상이 발생한 경우, 강인 통계를 사용하지 않은 실험(그림 4-(a), 그림 4-(b), 그림 4-(c))과 강인 통계를 사용한 실험(그림 4-(d), 그림 4-(e), 그림 4-(f)) 결과를 보여준다. 그림 4-(a)와 그림 4-(d)는 초기 검출 화면을 나타낸다. 그림 4-(b)와 그림 4-(e)는 장애물에 의해 일시적으로 겹침 현상이 발생한 화면이다. 강인 통계를 고려한 실험은 가려진 부분과 표지판 부분을 고려하여 밀도 함수를 만들어 예측 단계와 측정

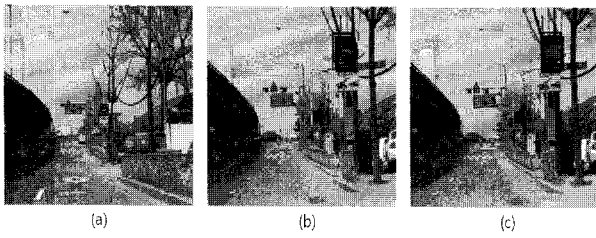


그림 2. 비자기 회귀 모델과 자기 회귀 모델의 실험 결과 비교 (a) 초기 검출 영상, (b) 비자기 회귀 모델 이용 (Average MSE=1.8), (c) 자기 회귀 모델 이용 (Average MSE=1.6)

Fig. 2. The comparison of experiment results by non-AR model and AR model (a) the initial detected image, (b) the use of non-AR model (Average MSE=2.4), (c) the use of AR model (Average MSE=2.1).

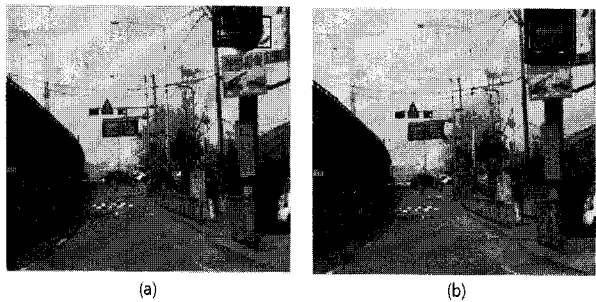


그림 3. 위치 정보와 어파인 파라미터를 적용한 경우의 실험 결과 비교 (a) 위치 정보를 상태로 사용한 경우 (Average MSE=2.6), (b) 어파인 파라미터를 상태로 사용한 경우 (Average MSE=1.95)

Fig. 3. The comparison of experiment results by position and affine parameters (a) the use of position information as states (Average MSE=2.6), (b) the use of affine parameters as states (Average MSE=1.95).

단계를 수행한 후 표지판 부분에 속하는 파티클만 출력한다. 따라서 파티클의 분포가 더욱 표지판을 중심으로 모여있음을 확인할 수 있다. 그림 4-(c)와 그림 4-(f)는 겹침 현상이 사라진 후의 화면을 나타낸다. 강인 통계를 고려한 실험은 실제로 화면상에 출력되지는 않지만 표지판을 가리는 부분의 파티클 까지 고려하여 예측 단계를 수행하기 때문에 겹침 현상 중에도 추적이 잘 수행되며, 겹침 현상이 사라진 이후에는 겹침 현상 전의 밀도 함수를 참조 밀도 함수로 사용하기 때문에 파티클의 분포를 이전의 장애물의 영향을 덜 받도록 출력할 수 있음을 확인할 수 있다.

그림 5는 파티클 필터 내부에 상태 전이 모델과 관측 모델에 단순 상속도 모델과 히스토그램, 자기 회귀 모

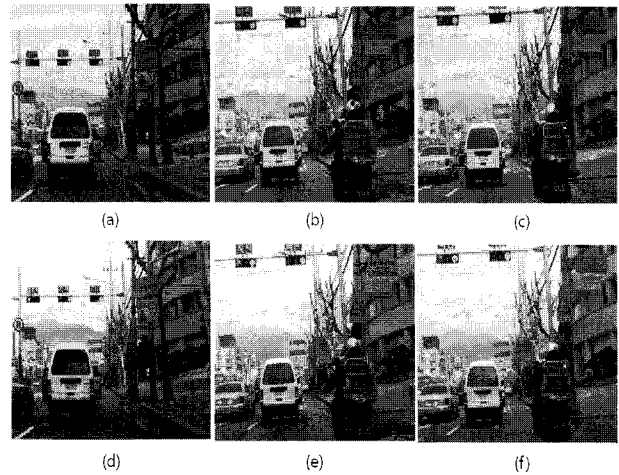


그림 4. 겹침 현상이 발생하였을 때 강인 통계를 고려한 경우와 고려하지 않은 경우 비교 (a)(d) 초기 검출 영상, (b) 강인 통계를 고려하지 않았을 때 겹침 현상 발생한 경우, (c) 강인 통계를 고려하지 않았을 때 겹침 현상이 종료한 경우 (Average MSE=3.8), (e) 강인 통계를 고려하였을 때 겹침 현상 발생한 경우, (f) 강인 통계를 고려하였을 때 겹침 현상이 종료한 경우 (Average MSE=3.0)

Fig. 4. In case of occlusion occurrence, the comparison of experiment results according to whether robust statistics is considered or not (a)(d) : the initial detected images, (b) the case of occlusion occurrence, not considering robust statistics (Average MSE=3.8), (c) the case of occlusion stop, not considering robust statistics (Average MSE=3.8), (d) the case of occlusion occurrence, considering robust statistics (Average MSE=3.0), (e) the case of occlusion stop, considering robust statistics (Average MSE=3.0).

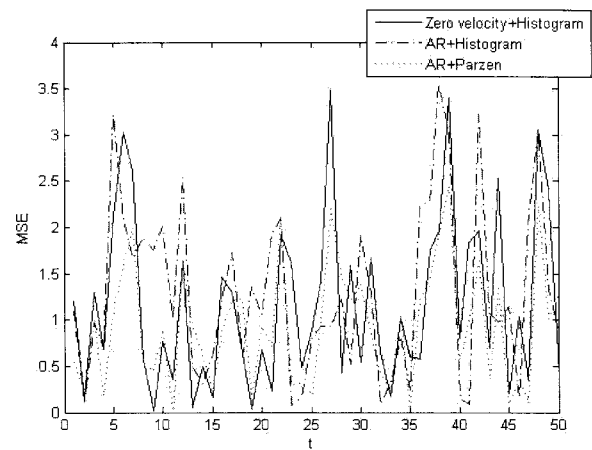


그림 5. 여러 가지 모델과 제안된 알고리즘의 추적 성능 비교

Fig. 5. The comparison of tracking performance between several models and the proposed algorithm.

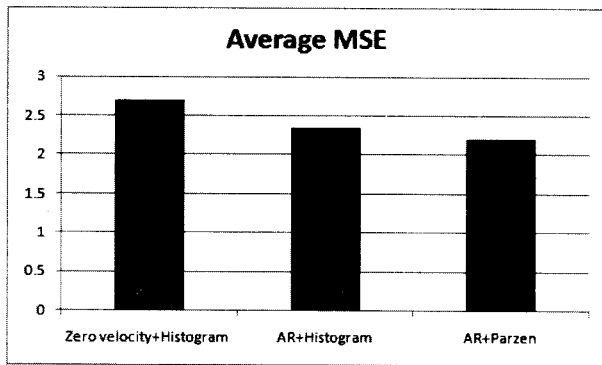


그림 6. 여러 가지 모델과 제안된 알고리즘의 평균 MSE 비교

Fig. 6. The comparison of average MSE between several models and the proposed algorithm.

델과 히스토그램 그리고 자기 회귀 모델과 파젠창을 각각 적용하여 실제 매 프레임마다 표지판의 중심값과 파티클들의 위치의 평균값의 평균 제곱 오차 (MSE)를 보여준다. 50개의 프레임을 갖는 동영상에 대하여 실험을 진행하여 평균 제곱 오차를 구하였다. 또한 그림 6은 그림 5의 결과에 대한 평균 제곱 오차의 평균 (average MSE)을 계산한 결과이다. 본 논문에서 제안한 자기 회귀 모델과 파젠창을 사용하여 상태 전이 모델과 관측 모델을 만든 경우가 가장 좋은 성능을 나타내고 있음을 알 수 있다. 실제 주행 중 어파인 파라미터를 사용하여 표지판의 위치, 크기, 변형 정보들을 학습하여 만든 자기 회귀 모델이 표지판의 상태 정보를 효과적으로 예측하는 상태 전이 역할을 하고, 파젠 창이 부드럽고 연속적인 밀도 함수 만들어 더욱 정확한 가중치 값들을 만들어 내는 관측 모델을 만드는 데 사용되고 있음을 알 수 있다.

V. 결 론

움직이는 차 안에서 빠르게 변하는 복잡한 환경과 장애물에 의한 겹침 현상이 발생하는 경우 교통 표지판을 추적하는 것은 많은 어려움을 가지고 있다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 어파인 파라미터를 상태 정보로 사용하는 자기 회귀 모델을 상태 전이 모델로 사용하고 파젠창을 관측 모델에 적용한 파티클 필터를 사용하는 영상 기반 교통 표지판 추적 알고리즘을 제안하였다. 실제 영상들을 학습시켜서 만든 자기 회귀 모델을 사용한 경우에 파티클의 분포가 표지판의 중심에 집중되어 있는 것으로 보아 추적을 위한

상태 전이 모델로 적합하다고 판단할 수 있다. 또한 상태 정보로써 어파인 파라미터를 사용하여 단순한 위치 정보 뿐만 아니라 크기 변화, 회전, 전단 정보를 얻음으로써 상태 정보의 급격한 변화에도 좋은 성능을 가짐을 알 수 있었다. 겹침 현상이 발생한 경우에 강인 통계 방법을 적용한 알고리즘을 사용하여 장애물의 겹침 현상의 영향을 줄이면서도 좋은 추적 성능을 나타내게 할 수 있었으며, 겹침 현상 이후에도 장애물의 영향을 적게 받으면서 추적이 진행됨을 알 수가 있었다. 본 논문에서 제안된 알고리즘과 다른 상태 전이 모델 혹은 다른 관측 모델을 적용한 알고리즘의 추적 성능을 비교하기 위하여 평균 제곱 오차를 계산해보면 제안된 알고리즘(자기 회귀 모델 + 파젠창)이 전반적으로 좋은 성능을 나타내고 있음을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] C. Yoon, M. Cheon, E. Kim and M. Park, "Road Sign Tracking using Particle Filter and Parzen Window," in Proc. of SCI&ISIS 2008 Conf., Nagoya, Japan, Sep. 2008
- [2] J. U. Cho, S. H. Jin, J. E. Byun and H. Kang, "A Real-Time Object Tracking System Using a Particle Filter," Intellig. Robot. and Syst., 2006 IEEE/RSJ International Conf., pp. 2822-2827, Beijing, China, Oct. 2006.
- [3] F. V. D. Heijden, R. Duin, D. d. Ridder, D. M. J. Tax, "Classification, Parameter Estimation and State Estimation," WIELLY, Nov. 2004.
- [4] V. Frost and B. Melamed, "Traffic modeling for telecommunications networks," IEEE Commun. Mag., pp. 70-81, Mar. 1994.
- [5] P. J. Huber, Robust Statistics. New York: Wiley, 1981
- [6] G. R. Bradski, "Real Time Face and Object Tracking as a Component of a Perceptual User Interface," IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Princeton, pp. 214-219, 1998.
- [7] F. H. Hill, "Computer Graphics," Macmillan Publishing Company, 1990.
- [8] G. D. Hager and P. N. Belhumeur, "Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 20, pp. 1025-1039, Oct. 1998.
- [9] K. Choo and D. J. Fleet, "People Tracking with Hybrid Monte Carlo," International Conference

- on Computer Vision, vol. 2, pp. 321-328, Vancouver, 2001.
- [10] George E.P. Box, Gwilym M. Jenkins, "Time Series Analysis : forecasting and control," Revised Ed., Prentice Hall, 1976.
- [11] S. K. Zhou, R. Chellappa and B. Moghaddam, "Visual Tracking and Recognition Using Appearance-Adaptive Models in Particle Filters," IEEE Trans. on Image Processing, vol. 13, no. 11, Nov. 2004.
- [12] 이원주, 윤창용, 이회진, 김은태, 박민용, "순차적인 사후 추정에 의한 다중 차량 추적," 대한전자공학회 논문지, 제44권 SC편, 제1호, 40-49쪽, 2007년 1월.
- [13] M. Lalonde and Y. Li, "Detection of road signs using color indexing," Centre de Recherche Informatique de Montreal, Montreal, QC, Canada, CRIM-IT-95/12-49, 1995.
- [14] A. de la Escalera and L. Moreno, "Road traffic sign detection and classification," IEEE Trans. Ind. Electrom., vol. 44, pp. 847-859, 1997.
- [15] C. Y. Fang, S. W. Chen, and C. S. Fuh, "Road-Sign Detection and Tracking," IEEE Trans. on Vehicular Technology, vol. 52, no. 5, Sept., 2003.

저 자 소 개



윤 창 용(학생회원)
 1997년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1999년 연세대학교 전기·컴퓨터공학과 석사 졸업.
 1999년~2005년 LG전자/정보통신 네트워크 연구소 선임연구원

2005년~2006년 LG-Nortel 연구소 선임연구원.
 2006년~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정

<주관심분야 : 지능제어, 퍼지이론, 컴퓨터비전, 로봇공학>



천 민 규(학생회원)
 2006년 연세대학교 전기전자공학과 학사 졸업.
 2006년~현재 연세대학교 전기전자공학과 석·박사통합과정.

<주관심분야 : 지능제어, 퍼지이론, 컴퓨터비전>



이 희 진(평생회원)
 1987년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1989년 연세대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1989년~1993년 (주)대우통신 종합연구소 연구원.

1993년~1995년 (주)에스원 종합연구소 연구원.
 1998년 연세대학교 전자공학과 박사 졸업.
 1998년~현재 국립한경대학교 정보제어공학과 교수

<주관심분야 : 로봇틱스, 강인제어, 지능제어>



김 은 태(평생회원)
 1992년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1994년 연세대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1999년 연세대학교 전자공학과 박사졸업

1999년~2002년 한경대학교 제어계측학과 전임강사

2002년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수
 <주관심분야 : 계산지능, 지능형 서비스 로봇, 지능형 홈네트워크의 적용>



박 민 용(평생회원)
 1973년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1977년 연세대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1977년~1982년 일본 동경대학교 의용전자 연구실.

1982년 일본 동경대학교 전자공학과 박사 졸업.
 1982년 미국 MIT&BERKELEY 연구소.
 1982년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수.

<주관심분야 : 퍼지제어, 로봇틱스, 의용전자>