

논문 2007-44SC-1-6

순차적인 사후 추정에 의한 다중 차량 추적

(Multiple Vehicles Tracking via sequential posterior estimation)

이원주*, 윤창용*, 이희진**, 김은태*, 박민용*

(Wonju Lee, Changyoung Yoon, Heejin Lee, Euntai Kim, and Mignon Park)

요약

운전자를 위한 영상처리 시스템에서 도로 위의 움직이는 물체와 고정된 물체의 구분은 매우 중요한 문제이다. 많은 연구자들이 색상과 경계 기반의 추적 시스템은 "distracted" 현상으로 인해 잘못된 결과를 야기 시키는 데 이것은 동시에 모든 점들이 예상을 벗어난 경우에 대한 문제를 다루지 않기 때문이다. 본 논문에서는 순차적인 몬테카를로 필터를 사용하여 다중 차량 추적에 대응하며 광학적 흐름 기법의 명암 흐름과 히스토그램 기법의 색상 정보의 분포를 결합하여 실시간 시스템의 강인성과 정확성을 향상시킨다. 또한 고정된 물체의 경우 적용하는 입자 수의 밀도를 줄여 시간이 지남에 따라 추적 대상에서 제외된다. 두 개의 큰 흐름으로 나뉘는데 전자는 움직이는 물체와 고정된 물체를 구분하기 위한 예측 단계에 대하여 설명하고 후자는 센서인 영상으로부터 얻어진 정보를 추정 단계로 사용하여 겹쳐진 영역에 대응하는 방법에 대하여 논한다.

Abstract

In a visual driver-assistance system, separating moving objects from fixed objects are an important problem to maintain multiple hypothesis for the state. Color and edge-based tracker can often be "distracted" causing them to track the wrong object. Many researchers have dealt with this problem by using multiple features, as it is unlikely that all will be distracted at the same time. In this paper, we improve the accuracy and robustness of real-time tracking by combining a color histogram feature with a brightness of Optical Flow-based feature under a Sequential Monte Carlo framework. And it is also excepted from Tracking as time goes on, reducing density by Adaptive Particles Number in case of the fixed object. This new framework makes two main contributions. The one is about the prediction framework which separating moving objects from fixed objects and the other is about measurement framework to get a information from the visual data under a partial occlusion.

Keywords: Color-based tracking, Monte Carlo Filter, Multiple hypothesis, Particle Filter, Optical Flow.

I. 서론

영상처리 분야에서 최근 연구자들은 자동차 사고를 줄이며 운전자의 심리적 안정을 높이기 위한 운전자 보

조 시스템의 개념을 발전시켜 왔다. 따라서 레이더와 영상 및 다른 종류의 센서들이 운전자 보조 시스템을 위해 고려되었다. 컴퓨터 시스템의 성능 향상과 값싸고 높은 성능의 비디오카메라는 지난 수년간의 산업의 발전으로 이루어진 결과이다. 영상 센서는 더 많은 정보를 제공할 수 있게 됐으며 다른 종류의 센서와 결합하여 보다 나은 성능을 향상시키게 되었다. 취득된 영상으로부터 한 픽셀에 담겨있는 부분적인 정보에서 범위적 분포에 관련된 정보까지 넓게 연구되고 있는데, 영상 정보란 색상이나 모양^[9], 흐름^[2] 유사성이 있다. 정보처리과정에서의 분류로는 정지된 영상에서 관심있는 물체를 찾아내는 검출과 연속된 영상에서 관심있는 물체

* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과
(The Department of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

** 정회원, 국립한경대학교 정보제어공학과
(The Department of Information Control Engineering, Hankyong National University)

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구
(R01-2006-000-11016-0)지원으로 수행되었음.

접수일자: 2006년9월22일, 수정완료일: 2006년12월28일

를 추적하는 기법으로 나뉜다^{[3][6]}. 정지된 영상은 노이즈에 영향을 많이 받으며, 영상이 손상될 경우 올바른 결과를 얻기 힘들고 검증의 정확성을 잃는다^[7]. 반면 연속된 영상은 다소 손상되더라도 이를 무시할 만한 강인한 성격에 장점이 있지만 실시간 처리를 위한 속도와 필터설계가 필요하다.^[5] 운전자의 주행 시 주변 환경에 대해 인식하려면 무엇보다도 도로 위의 자동차 움직임과 배경을 분리하여야 하며 주변 자동차들의 움직임을 지속적으로 추적해야 한다.

일반적으로 노이즈에 강인한 성격을 띠며 상태변수를 잘 추정하는 필터로 순차적인 몬테카를로 필터와 칼만 필터가 있다. 칼만 필터는 비선형일 경우 선형화 단계가 필요하며, 노이즈의 분산이 커질 경우 상태변수의 추정이 잘 되지 않는다^[7]. 그에 반해 몬테카를로 필터는 정확한 상태공간 모델식을 얻기 힘들 경우에도 추정이 원활히 이루어져 영상처리 분야에서 자주 사용된다. 몬테카를로 필터를 사용하기 위한 중요 단계는 영상에서 물체가 이동할 예상 위치를 계산하는 예측단계와 영상으로부터 실제 정보를 얻어 움직임 영역의 검출단계가 있다. 몬테카를로 필터 기법은 검출단계에서 영상으로부터 이전 프레임과 현재 프레임의 대응 위치를 찾아가중치를 구성하며, 예측단계에서 관심있는 후보를 반복적으로 물체를 추적한다.

몬테카를로 필터를 적용하기 위해 측정 단계인 $p(z_t|x_t)$ 는 시스템의 출력인 y_t 와 예측한 상태변수 x_t 의 조건부 확률을 의미한다^[13]. T. Xiong 과 C. Debrunner^[5]는 측정 단계를 히스토그램에 따른 상태공간 모델식으로 유도하며 B. Li와 R. Chellappa^[1]은 예측을 위한 상태공간 모델식과 측정 후 검증하는 방법을 제시한다. 측정 단계는 영상 장비로부터 측정된 결과를 얻는 과정이며 수많은 연구자들에 의해 제안되었다. 예를들면 모양의 유사성에 관련된 AdaBoost^[9]는 간단한 분류기의 조합으로 성능이 좋은 분류기를 만들어내며, 속도 개선을 위한 방법으로 지정된 영역의 색 분포를 한 픽셀에 계산해 놓아 실시간 처리를 가능하다. 그러나 학습단계에 많은 시간이 필요하며 학습 데이터의 종류에 따라 영향을 많이 받는 단점이 있다. 동적외형 모델^[11]을 제안한 Snakes 방법은 에너지 기반의 방정식을 최소화시켜 물체의 외형을 찾는다. 외형을 찾는 문제이므로 겹쳐진 물체에 약하며 초기 위치 선정에 영향을 많이 받는다. 또한 Horn과 Schunk^[2]가 제안한 광학적 흐름은 짧은 시간동안 명암이 바뀌지 않는 전제로 이전 프레임의 임의의 점으로 현재 프레임의 대응점을 찾는

다. 영상의 1계 미분과 2계 미분을 사용하는 방법이 있으며, 이전 프레임의 임의로 선택된 픽셀 위치를 바탕으로 현재 프레임의 대응 위치를 찾는다. 하지만 역시 겹쳐진 물체에 대응하지 못하는 단점이 있다. 반면에 첫 프레임에서 선택된 물체의 색상 분포를 통해 대응되는 좌표를 얻는 히스토그램 기법은 겹쳐진 영역에 대응할 수 있지만 후보 영역을 선택하는 데에 있어 성능이 크게 좌우되므로 단독으로 쓸 경우 외란 및 노이즈에 영향을 많이 받는 단점이 있다.

검출된 물체를 추적하기 위한 몬테카를로 필터의 예측단계인 $p(x_t|x_{t-1})$ 사후확률은 시스템의 상태변수인 x_{t-1} 와 x_t 로 표현할 수 있으며, 영상에서의 도로 혹은 표지판과 같이 지면에 고정된 물체인 배경 영상이 카메라가 부착된 자동차의 움직임에 따라 얻어지는 위치를 상태공간 모델식으로 얻는다. 일반적으로 도로에는 차, 사람, 배경 등이 있으며 움직이는 물체의 속도와 방향을 기준으로 각각을 구분할 수 있다. 하지만 운전자보조 시스템은 움직이는 자동차 내부에서 영상을 취득하므로 배경이 고정되어 있지 않아 기존의 순차적 프레임 차에 의한 방법이나 배경영역을 제거하는 방법이 필요하다.

본 논문에서는 검출구조로 앞에서 설명한 광학적 흐름과 히스토그램을 결합함으로써 겹쳐진 영상의 정확성을 향상시키며, 예측구조로 레이더와 영상 정보를 결합하여 움직이는 물체의 움직임을 예측한다. 선택된 자동차가 고정된 물체로 생각될 때의 예상 움직임으로 유사도 측도를 이용하여 선택된 후보가 고정된 물체인 지를 구분한다. 또한 레이더를 통해 관심있는 후보에 대한 거리를 얻어 관심있는 후보인 자동차의 크기를 추정할 수 있으며 예측 및 검출을 통해 물체 추적에 대한 정확성을 높인다. 자동차 추적을 위해 앞에서 제안된 검출 및 예측구조를 몬테카를로 필터의 각 단계에 적용함으로써 다양한 환경 변화 요인들에 유연하게 대응하는 추적 기법을 제안한다.

II. 재귀적 방법을 이용한 배경 영상 모델링

본 절에서는 움직이는 자동차에서의 도로 위 물체에 대한 상태 모델링을 제시한다. 선택된 물체를 고정된 배경이라 가정하 뒤의 예상 움직임과 실제 움직임의 유사도 측도를 통해 몬테카를로 필터의 입자 수를 조정하는 기법을 제안한다. 따라서 모든 관심있는 물체는 움직임 유사도 측도를 통해 추적 여부를 결정짓게 된다. 이를 위해 위성에서 현재 위치를 얻어와 도로의 방향을

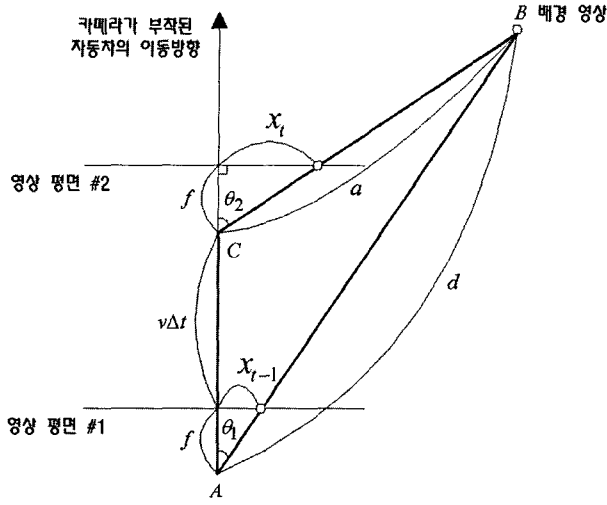


그림 1. 배경 영상의 기하학적 예상 움직임

Fig. 1. Geometrical prediction-movement of the background image.

알려주는 GPS나 내비게이션을 활용한다면 영상에서 얻기 힘든 정보를 손쉽게 얻을 수 있으므로 더 많은 정보를 수집하기 위해 영상뿐만 아니라 운전자에게 도움을 주는 보조 장치를 이용한다. 따라서 도로 위의 물체에 대한 상태 모델링을 위해 레이더를 통해 관심있는 물체와의 거리 d 를 안다고 가정한다.

일반적인 고정된 배경에서 움직이는 물체는 카메라를 통해서 입력되는 현재 영상과 기준이 되는 배경 영상과의 차이를 사용해 쉽게 검출할 수 있다. 하지만 움직이는 자동차 내부에 달린 카메라로부터 얻은 영상은 배경이 고정되어 있지 않으므로 본 절에서는 자동차의 움직임에 따라 배경 영상을 모델링하는 방법을 제시한다. 원하는 물체만을 추적하기 위해서 배경 영상을 모델링하는 기법은 필수적이며 중요한 요소이다. 그림 1은 배경 영상이 이전 프레임 #1에서 현재 프레임 #2까지 얼마큼 움직이는지를 얻는 방법을 나타내었다. 다시 말해 $v\Delta t$ 만큼 이동했을 때 배경 영상 B 가 현재 프레임 #2에서 움직일 예상 위치를 계산하는 방법을 설명한다. f 는 카메라의 초점 거리이고 v 는 자동차의 속도이며 Δt 는 움직인 시간이다. 영상에서 얻어지는 데이터를 영상 평면 #1, #2로 놓았다. 배경 영상 B 는 카메라가 부착된 자동차가 위치 A 에서 C 로 이동할 사이에 영상에서의 위치가 이동하였다. 이 때 배경 영상 B 는 이동한 것이 아니라 영상의 위치에서 카메라가 부착된 자동차의 움직임에 따라 변한 것이다. 따라서 배경 영상 B 의 상태 모델링은 아래와 같은 식으로 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 x_t &= f \tan \theta_2 \\
 &= f \tan[\pi - \angle ACB] \\
 &= f \tan[\pi - \arccos\{\frac{a^2 + (v\Delta t + f)^2 - d^2}{2a(v\Delta t + f)}\}] \\
 &= f \tan[\pi - \arccos\{\frac{(v\Delta t + f)^2 + d^2 - 2d(v\Delta t + f)\cos\theta_1 + (v\Delta t + f)^2 - d^2}{2\sqrt{(v\Delta t + f)^2 + d^2 - 2d(v\Delta t + f)\cos\theta_1} \cdot (v\Delta t + f)}\}] \\
 &= f \tan[\pi - \arccos\{\frac{v\Delta t + f - d\cos\theta_1}{\sqrt{(v\Delta t + f)^2 + d^2 - 2d(v\Delta t + f)\cos\theta_1}}\}] \\
 &= f \tan[\pi - \arccos\{\frac{v\Delta t + f - d\cos(\arctan(\frac{x_{t-1}}{f}))}{\sqrt{(v\Delta t + f)^2 + d^2 - 2d(v\Delta t + f)\cos(\arctan(\frac{x_{t-1}}{f}))}}\}]
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서

$$a^2 = (v\Delta t + f)^2 + d^2 - 2d(v\Delta t + f)\cos\theta_1$$

$$\theta_1 = \arctan(\frac{x_{t-1}}{f})$$

$$\theta_2 = \arctan(\frac{x_t}{f})$$

x_t 와 x_{t-1} 는 배경 영상 B 가 영상 평면 #1, #2에 위치하는 좌표이며, 이전프레임의 영상 평면 #1의 위치와 카메라가 부착된 자동차의 이동방향에 따라 현재 프레임 #2에서 배경 영상 B 가 위치할 예상 좌표를 얻는다. θ_1 은 이전 프레임 #1에서의 측정된 좌표며, θ_2 는 현재 프레임 #2에서 배경 영상 B 가 위치할 예상 위치이다.

식 (1)에서 얻은 x_t 와 x_{t-1} 는 광학적 흐름과 히스토그램 기법을 사용한 검출 좌표이며 배경 영상과 움직이는 자동차의 영역 분리를 위한 유사도 측도로 사용된다. 다시 말해 임의의 물체 F 가 배경 영상 B 와 유사한 방향으로 이동한다면 임의의 물체 F 는 고정된 배경 영상이므로 시간이 지남에 따라 추적의 대상에서 제외된다. 반면에 임의의 물체 F 가 배경 영상 B 와 전혀 상관없이 이동한다면 임의의 물체 F 는 도로 위의 움직이는 물체이므로 추적의 대상이 된다. 따라서 유사한 방향을 유사도도 측도를 위해 임계값을 정해야 한다.

III. 영상 처리를 이용한 자동차 검출

본 절에서는 운전자 보조 시스템 연구를 위하여 주변의 움직이는 자동차를 검출하는 기법인 광학적 흐름과 히스토그램 기법을 소개함으로써 영상 처리에서의 자동차 검출에 대한 이해를 제공한다. 특히 겹쳐진 영역의 경우 광학적 흐름 기법은 올바른 결과를 얻기 힘들다. 이를 해결하기 위해 히스토그램 기법이 필요하며 각 기법의 접근을 위해 간략한 광학적 흐름과 히스토그램 기법에 대해 서술한다.

1. 명암 특성을 이용한 광학적 흐름 기법

광학적 흐름 기법은 짧은 시간동안 명암이 변하지 않음을 전제로 하며, 그림자나 반사로 인해 영상이 변화가 생기거나 부분적인 훼손은 없다고 가정한다. 렌즈 구경 문제로 인해 바늘구멍으로 보이는 물체의 한 부분으로 전체의 움직임을 예상할 수 없다. 따라서 영상의 한 부분만으로 전체 흐름을 알 수 없다. 그러나 광학적 흐름은 실시간 영상 정보를 이용하므로 시간에 따라 변하는 빛의 강도에 강인한 결과를 얻을 수 있으며 영상 전체의 흐름으로 판단하므로 부분적인 노이즈에 강인한 성격을 갖고 있다^[2]. 따라서 몬테카를로 필터의 검출단계에 적용하면 확률밀도함수 $p(z_t|x_t)$ 는 다음의 같이 얻을 수 있다.

$$p(Z_{B,t}^i | X_t^i) \propto (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{(Z_{B,t}^i - X_t^i)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (2)$$

여기서

$$X_t^i = (x_t^{i,m}, y_t^{i,m})$$

$$Z_{B,t}^i = (x_t^i + \delta x_t^i, y_t^i + \delta y_t^i)$$

가우시안 분포로 광학적 흐름의 검출 결과를 표현하며 X_t^i 는 영상의 픽셀 좌표이며 노이즈를 포함한 특징점 추출로 뽑은 특징점이다. 또한 몬테카를로 필터의 입자가 되어 주변 자동차의 예상 좌표로 표현된다. 총 M 개의 입자 중 m 번째 입자를 뜻하며 i 는 t 시간에 측정된 총 n 개의 검출결과이다. 레이더와 영상 카메라의 검출 노이즈의 분산인 σ^2 와 광학적 흐름의 검출결과인 $Z_{B,t}^i$ 는 t 시간에 측정된 i 번째 후보의 위치를 뜻한다.

2. 색상 특성을 이용한 히스토그램 기법

본 절에서는 앞 절에서의 무채색 기반인 광학적 흐름 기법과 달리 색상분포를 이용한 히스토그램 기법을 설명한다. 히스토그램 기법은 첫 프레임의 선택된 자동차의 범위적인 색상분포를 통해 각 프레임에서의 대응되는 영역을 찾는다. 따라서 겹쳐진 영역에 대응할 수 있다. 이 때 첫 프레임의 영역을 정하는 방법에 따라 크게 성능이 좌우되므로 레이더를 통한 관심후보를 정하며 레이더를 통해 얻은 거리를 사용하여 자동차의 크기를 예상하여 영역의 크기를 정한다. 또한 광학적 흐름 기법과 달리 거리에 따라 영향을 많이 받는 단점이 있다. Pérez^[13] 의해 히스토그램 기법을 사용하면 다음과 같은

색상 정보의 분포로 나타내어질 수 있다.

$$p(Z_{C,t}^i | X_t^i) \propto \exp\left\{-\gamma_c D^2[q_t^{i*}, q_t^i(x_t^{i,m}, y_t^{i,m})]\right\} \quad (3)$$

실험적으로 얻은 상수인 γ_c 와 첫 프레임에서 레이더를 통해 얻은 관심후보 영역인 q_t^{i*} 로 표현된다. 몬테카를로 필터의 입자로 $X_t^i = q_t^i(x_t^{i,m}, y_t^{i,m})$ 는 관심있는 영역의 중심 픽셀이다. 히스토그램 기법의 결과인 $Z_{C,t}^i$ 는 현재 프레임에 대응되는 영역이고 Bhattachary -y similarity coefficient^[13]인 D 는 다음과 같이 표현된다.

$$D[q_t^{i*}, q_t^i(x_t^{i,m}, y_t^{i,m})] = \left[1 - \sum_{n=1}^N \sqrt{q_t^{i*}(n)q_t^i(n; x_t^{i,m}, y_t^{i,m})}\right]^{1/2}$$

여기서 D 는 히스토그램의 각 요소들의 1 ~ N 까지 총합의 정규화 값을 가진다.

IV. 순차적인 사후 추정을 이용한 자동차 추적

본 절에서는 앞의 절에서 제시한 자동차의 영상 검출 기법과 예측 기법을 결합하고 몬테카를로 필터의 각 단계에 적용하는 최종단계의 추적 기법을 제안한다. 다시 말해 특징점 추출과 관심있는 후보를 정하여 몬테카를로 필터의 예측단계의 자동차 상태 모델링과 검출 단계인 광학적 흐름과 히스토그램 기법을 결합하여 관심있는 후보를 검출하며, 배경 영상과 움직이는 물체를 분리하는 전체개요를 보인다.

1. 거리 정보에 의한 자동차의 크기 추정

본 절에서는 영상 처리와 레이더를 결합하여 움직이는 자동차의 크기를 추정하는 방법을 제안한다. 레이더를 이용한 도로 위의 자동차와의 거리 d 을 안다고 가정하여 영상에 비춰지는 자동차의 크기를 추정한다. 일반적인 히스토그램 기법에서의 관심있는 영역의 크기가 고정된 경우 추적 대상의 물체와의 거리가 멀어질수록 성능이 저하되므로 이에 대한 대응 방안으로 예측된 자동차의 크기를 바탕으로 첫 프레임에서 선택된 관심있는 영역의 크기를 변경한다. 실제 자동차의 크기인 H 와 자동차와의 거리 d 을 바탕으로 현재 프레임에서의 영상에서 얻어지는 자동차의 크기 k 을 얻으면 비례식 $f: b = k_x : H_x$ 으로 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

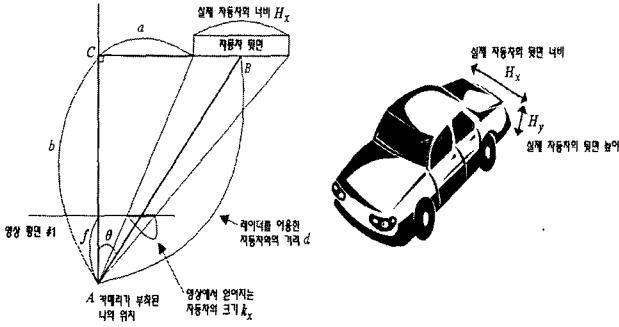


그림 2. 레이더를 이용한 자동차의 크기 예측
Fig. 2. Vehicle-size prediction using the radar.

$$\begin{aligned}
 k_x &= fH_x b^{-1} \\
 &= fH_x \{(a+H)^2 + d^2 - 2d(a+H)\cos(\frac{\pi}{2} - \theta)\}^{-\frac{1}{2}} \\
 &= fH_x \{(d \cdot \cos(\frac{\pi}{2} - \theta))^2 + d^2 - 2d^2 \cdot \cos^2(\frac{\pi}{2} - \theta)\}^{-\frac{1}{2}} \\
 &= fH_x d^{-1} \{1 - \cos^2(\frac{\pi}{2} - \theta)\}^{-\frac{1}{2}}
 \end{aligned} \tag{4}$$

여기서

$$\begin{aligned}
 a &= d \cdot \cos(\frac{\pi}{2} - \theta) - H \\
 b^2 &= (a+H)^2 + d^2 - 2d(a+H)\cos B
 \end{aligned}$$

여기서 f 는 초점 거리이고 d 는 레이더로부터 얻은 움직이는 자동차와 카메라가 부착된 자동차인 나의 위치이다. 현재 프레임인 #1에서의 자동차 뒷면의 크기 k 을 식 (4)을 통해 추측한다. H 는 일반적인 실제 자동차의 크기로 H_x 는 자동차 뒷면의 너비이며, H_y 는 자동차 뒷면의 높이를 알고 있다고 가정한다. 따라서 현재 프레임인 #1의 영상에 비춰지는 자동차의 너비인 k_x 을 얻어 색상분포의 관심 영역의 가로의 크기로 정하며, 같은 기법을 사용하여 현재 프레임인 #1의 영상에 비춰지는 자동차의 높이 k_y 을 얻을 수 있다.

2. 유사도 측도를 이용한 배경 영상 제거

본 절에서는 다중 추적에서 배경 영상과 움직이는 자동차 분리하기 위한 기법을 제안한다. 이전 프레임의 관심있는 후보 좌표 l_{t-1} 로 광학적 흐름과 히스토그램 기법을 결합한 결과 좌표인 $l_{2,t}$ 을 얻게 되며, 관심있는 후보가 배경 영상일 경우 예상되는 움직임 $l_{1,t}$ 을 식 (1)로 얻어 $l_{1,t}$ 와 $l_{2,t}$ 좌표를 비교함으로써 배경 영상과 움직이는 자동차 영역을 분리한다. 따라서 $l_{1,t}$ 과

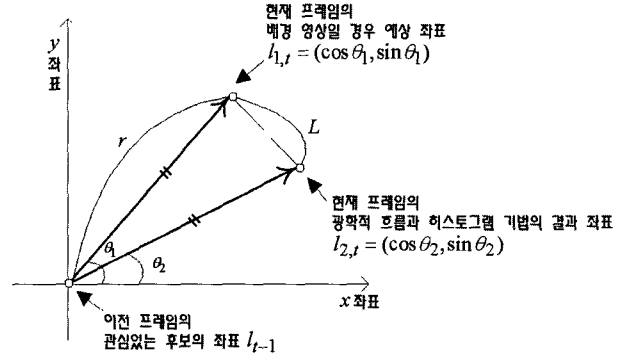


그림 3. 고정된 물체와 움직이는 물체의 방향 비교
Fig. 3. Direction comparison between the fixed objects and the moving objects.

$l_{2,t}$ 의 거리를 통해 배경 영상일 가능성을 나타내는 상수 L 을 얻을 수 있다. 배경 영상에 가까울수록 몬테카를로 필터의 해당 입자 수를 줄이며 반대로 선택된 영역이 움직이는 자동차에 가까울수록 해당 입자 수를 늘려 배경 영상을 추적하는 후보 영역에서 제외시키는 기법이다. 앞 절에서 살펴본 현재 프레임에서의 배경 영상의 예상 움직임을 $l_{1,t}$ 으로 놓고 자동차 검출 기법으로 제안된 광학적 흐름과 히스토그램 기법을 결합하여 얻은 결과 좌표를 $l_{2,t}$ 로 가정하면 다음과 같은 식으로 유도해낼 수 있다.

$$L = \sqrt{(\cos\theta_1 - \cos\theta_2)^2 + (\sin\theta_1 - \sin\theta_2)^2} \tag{5}$$

여기서 $l_{1,t}$ 은 이전 프레임의 관심있는 후보의 좌표가 배경 영상일 때의 움직임 좌표이다. 반면에 $l_{2,t}$ 는 실제 움직인 방향으로 광학적 흐름과 히스토그램 기법을 결합한 결과 좌표이다. 따라서 r 을 1로 가정하면 L 의 최대값 2를 가지며 L 은 0 ~ 2 사이의 값을 가진다. 실험적으로 $-15^\circ \sim +15^\circ$ 인 값을 배경 영상의 임계값으로 두어 L 이 0.26보다 작은 경우 몬테카를로 필터의 입자 수를 줄였으며, 1.74보다 클 경우 움직이는 자동차로 분류하여 입자 수를 늘려 배경 영상을 추적의 대상이 되는 관심있는 후보에서 제외시킨다. 반면에 움직이는 자동차는 지속적으로 추적의 대상이 되므로, 결국 배경 영상과 움직이는 자동차를 분리하게 된다.

3. 몬테카를로 필터를 이용한 자동차 추적

본 절에서는 앞 절에서 제안된 광학적 흐름 기법과 히스토그램 기법의 결합된 구조와 거리 정보에 의한 자동차의 크기 추정을 비롯해 실제 움직인 방향과 배경

영상이라 가정된 뒤의 움직임 방향으로 유사도 측도를 이용한 배경 영상 제거를 통해 관심있는 자동차 영역을 추적한다. 몬테카를로 필터를 적용하기 위해 광학적 흐름과 히스토그램 기법은 확률로 나타내었으며 겹쳐진 영역에 대응을 위해 실험적 상수로 다양한 환경 변화에 적용한다. 몬테카를로 필터는 관심있는 물체의 예측단계와 검출단계로 나뉜다. 실험에서 사용된 필터는 파티클 필터와 칼만 필터로 구분된다. 예측 단계를 위해 물체의 상태 모델링은 움직이는 물체의 이전 프레임과 현재 프레임 간의 차이를 계산하여 현재 프레임에서 다음 프레임의 움직임 위치를 추측한다. 따라서 일반적인 보외법과 유사한 형태인 다음과 같은 식으로 표현한다.

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= \Delta x + x_t \\ y_{t+1} &= \Delta y + y_t \end{aligned}$$

여기서

$$\begin{aligned} \Delta x &= x_{t-1} - x_t \\ \Delta y &= y_{t-1} - y_t \end{aligned} \quad (6)$$

관심있는 후보는 x 와 y 좌표를 가지며 시간에 따라 x_{t-1}, x_t, x_{t+1} 와 y_{t-1}, y_t, y_{t+1} 가 된다. 각각의 특징 점은 해당 시간마다 움직임 좌표를 갱신해 나가게 되는데, Δx 와 Δy 는 이전 프레임 동안 움직임을 나타낸 것이며, 앞으로 움직일 위치를 예상하는 값으로 쓰인다. 몬테카를로 필터의 예측 단계를 위해 사용되며 얻어진 움직임과 배경 영상으로 가정한 움직임인 식 (1)과의 유사도 측도를 이용하여 지속적으로 추적할 지를 결정한다. 또한 몬테카를로 필터의 측정단계를 위해 앞 절에서 제안된 광학적 흐름 기법과 히스토그램 기법을 결합한 구조를 사용하여 아래와 같은 식으로 나타낸다.

$$w_t = k_t p(Z_{B,t} | X_t) + (1 - k_t) p(Z_{C,t} | X_t)$$

여기서 w 는 실험적 상수인 k 에 따라 두 기법의 가중치를 적용하여 선택된 최종 위치이며 일반적으로 k 는 0.5로 정하며 겹쳐진 영역에서는 k 값을 줄여 히스토그램 기법인 $p(Z_{C,t} | X_t)$ 의 가중치를 높인다.

V. 실험 및 결과 고찰

입력 영상은 320×240 크기의 24비트 RGB 컬러 영상들이다. 입력 영상의 하나의 픽셀값은 R,G,B의 세 개의 값을 가지고 각각의 성분이 8비트씩 구성되어 있으므로 0~255 사이의 값을 가진다. 그림 4는 영상을 취득

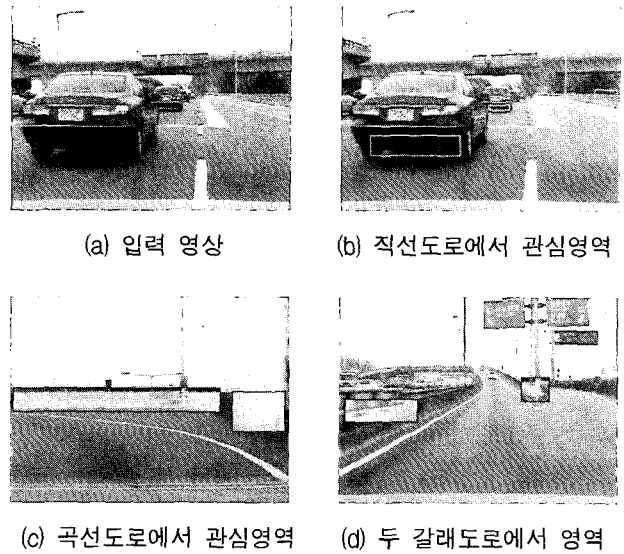


그림 4. 레이더를 이용해서 얻은 3개의 관심영역
Fig. 4. Three References of Interest by the radar.

하는 시스템인 카메라가 부착된 운전자 보조 시스템으로 획득된 영상 데이터의 예를 보여준다.

제한한 운전자 보조 시스템으로부터 배경 모델링 및 특징점 추출로 구성된 구조로 추출 결과를 분석하고 성능을 검증한다. 먼저 그림 4 (a) 영상인 입력 영상으로부터 레이더 정보를 포함한 관심있는 후보를 선택한다. 320×240 영상 데이터를 가지고 레이더를 통해 첫 프레임에서 그림 4 (b), (c), (d)와 같이 범위적인 데이터를 얻는다고 가정한다. 이 때 선택된 범위적인 데이터는 다양한 실험환경을 통해 얻어진다. 다시 말해 레이더를 통해 범위적인 데이터와 거리를 얻어 자동차의 크기를 추정하여 외곽 상자를 만든다.

그림 4 (b)는 직선도로에서 선택한 관심 영역이며 그림 4 (c)는 곡선도로에서 선택한 관심 영역이다. 마지막으로 그림 4 (d)는 두 갈래로 나뉜 도로에서의 선택한 관심영역이다. 따라서 선택한 관심 영역은 레이더로 물체를 인지하여 자동차로 예상한 외곽 상자를 보여주며 선택된 외곽 상자는 두 단계로 특징점 추출을 위해 사용된다. 첫 번째 단계에서는 선택된 외곽 상자를 경계 영역을 사용하는 OpenCV에서 제공하는 Good Feature To Track 기법을 사용하여 특징점을 추출하며 두 번째 단계는 선택된 외곽 상자를 히스토그램 기법의 관심있는 영역으로 자동차 추적을 위해 설정한다. 일반적으로 추적 대상은 3개로 가정하였으며 레이더 정보는 분류기(classifier)를 통해 나뉘어졌다고 가정한다. 그림 5는 특징점 추출을 위해 선택된 외곽 상자로 Good Feature

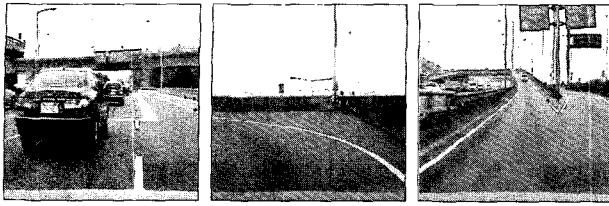


그림 5. GoodFeatureToTrack기법으로 특징점 추출
Fig. 5. Feature extraction using GoodFeatureToTrack Method.

To Track 기법을 사용하여 얻은 예를 보여준다. 이 때 각 외곽 상자의 픽셀 값을 이용한다.

추출한 특징점의 이동 위치를 광학적 흐름 기법과 히스토그램 기법으로 얻어 배경 영상인지를 확인한다. 먼저 히스토그램 기법을 사용하기 위해 레이더로 얻은 영역에서 자동차 크기를 예상하여 테두리를 만든다. 표 1은 물체의 x, y 좌표인 (180.85811, 106.4773)가 초점거리 f 는 5이고, 단위 시간 t 는 0.1초로 정했으며 물체와의 거리 d 와 카메라를 부착한 자동차의 v 를 변화시키며 얻은 배경 영상의 움직임 예상 좌표이다. 실제 픽셀의 위치는 양의 정수로만 표현되지만 정확성을 얻기 위해 소수점 4자리까지 계산한다. 이 때 전체 해상도의 단위를 cm 로 변환하는 상수를 정해야 한다.

실제 거리와 해상도 간의 변환을 위해 실험적으로 1 pixel을 1cm로 대응시켰다. 카메라와 물체 간의 거리 d 가 멀어질수록 예상위치가 작게 움직인다. 또한 속도 v 가 높아질수록 예상위치가 크게 움직임을 볼 수 있다.

물체의 예상 위치를 얻기 위해 식 (1)과 그림 1의 파라미터를 정한다. 각 파라미터는 거리 d 에 따라 변하며 최종 예상 위치를 결정한다. 표 2는 좌표 (180.8581, 106.4773)로 하며 초점거리 f 는 5이고, 단위시간 t 는 0.5초로 자동차의 속도는 $50km$ 으로 변하지 않을 때의 각 파라미터를 보여준다. 카메라가 부착된 자동차와 물체와의 거리에 따라 $\angle C$ 을 제외한 모든 파라미터가 줄어들음을 보여준다. $\angle C$ 는 예상 위치를 결정하는 θ_2 을 π 에서 뺀 값으로 클수록 물체와의 거리가 멀다. 영상처리 기법을 사용하여 자동차 검출을 확인한다. 먼저 각각의 기법인 광학적 흐름과 히스토그램 기법으로 검출한 예를 보인다. 자동차 검출은 3절에서 얻은 특징점을 기반으로 광학적 흐름 기법을 사용하며 처음 후보로 선택한 영역을 히스토그램 기법의 관심 영역으로 선택한다. 그림 6과 그림 7, 그림 8은 광학적 흐름 기법의 다양한 환경에서의 대응을 보여준다.

그림 6은 복잡한 도로에서 자동차 검출을 위해 광학

표 1. 물체와의 거리와 카메라가 부착된 자동차의 속도와의 관계

Table 1. Relation between the vehicle velocity with a camera and the object distance.

거리 속도 v	10m	20m	30m
20km/h	(209.0360,90.0939)	(204.8298,91.6611)	(203.6935,92.1189)
30km/h	(214.4424,88.3331)	(206.5919,90.9811)	(204.7317,91.7000)
40km/h	(222.4159,86.1484)	(208.6336,90.2357)	(205.8688,91.2559)
50km/h	(235.3542,83.3654)	(211.0272,89.4150)	(207.1195,90.7842)
60km/h	(259.9908,79.6997)	(213.8723,88.5069)	(208.5020,90.2825)
70km/h	(325.2822,74.6519)	(217.3098,87.4968)	(210.0381,89.7475)

표 2. 물체와 카메라가 부착된 자동차의 거리에 따른 파라미터 값

Table 2. experimental parameters according to the distance between the object and the vehicle.

(단위 °)	10m		20m		30m	
	x축	y축	x축	y축	x축	y축
θ_1	76.5197	69.7082	76.5197	69.7082	76.5197	69.7082
$\angle C$	95.2422	102.2072	99.4102	106.3329	100.7797	107.6725
$\angle B$	8.2381	8.0846	4.0701	3.9589	2.7006	2.6193
θ_2	84.7578	77.7928	80.5898	73.6671	79.2203	72.3275
예상 위치	235.3542	83.3654	211.0272	89.4150	207.1195	90.7842

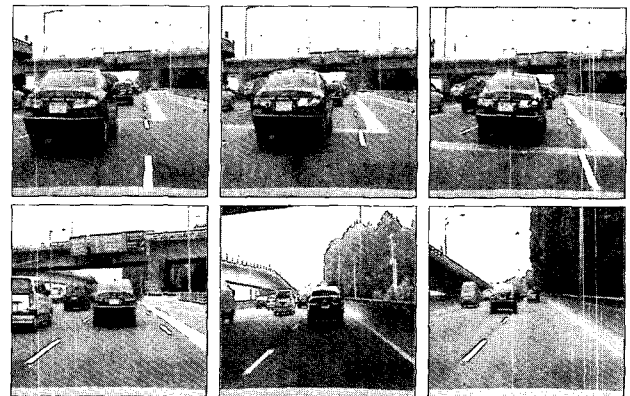


그림 6. 복잡한 도로에서 광학적 흐름 기법을 사용한 자동차 검출(녹색: x_{t-1} 좌표, 파랑: x_t 좌표)

Fig. 6. Vehicle Detection using the Optical Flow at the heavy traffic.(Green: x_{t-1} , Blue: x_t)

적 흐름 기법을 사용한 예이다. 그림 5에서 선택된 특징점을 기반으로 그림 6으로 시간이 지남에 따라 재귀적으로 검출된다. 하지만 그림 6 앞부분에서 보이는 가려진 차량이 그림 6 뒷부분에서 다시 나타났지만 올바르게 대응하지 못함을 보인다. 그림 7은 곡선도로에서 자동차 검출을 위해 광학적 흐름 기법의 결과이다. 도로 위에 물체가 고정된 배경 밖에 없으므로 배경 영상의 움직임을 확인하는 데 중요한 예이다. 고정된 배경

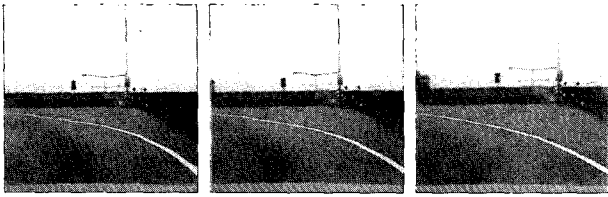


그림 7. 곡선도로에서 광학적 흐름 기법을 사용한 자동차 검출(녹색: x_{t-1} 좌표, 파랑: x_t 좌표)

Fig. 7. Vehicle Detection using the Optical Flow at the road curves.(Green: x_{t-1} , Blue: x_t)

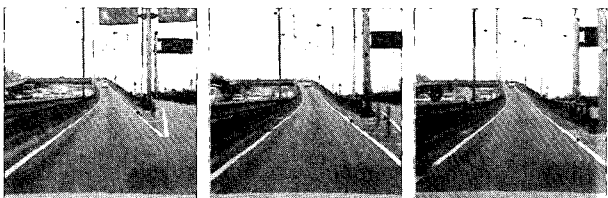


그림 8. 두 갈래로 나뉜 도로의 광학적 흐름을 사용한 자동차 검출(녹색: x_{t-1} 좌표, 파랑: x_t 좌표)

Fig. 8. Vehicle Detection using the Optical Flow at the three-forked road.(Green: x_{t-1} , Blue: x_t)

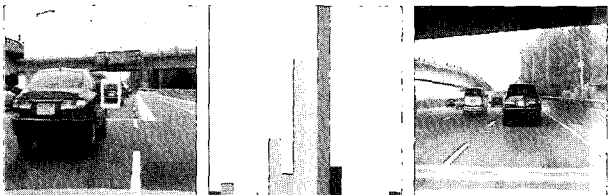


그림 9. 색상분포를 사용한 히스토그램 기법(노란 상자: 첫 프레임 관심영역, 빨간 상자: 검출 결과)

Fig. 9. Histogram using hue-distribution(yellow box: first-frame ROI, red box: Detection Result).

은 카메라가 부착된 자동차의 반대방향으로 움직이게 된다. 따라서 2절처럼 카메라가 부착된 자동차의 방향과 속도를 알고 있다는 가정 하에 고정된 배경 움직임을 예상한다. 실제로 움직이는 방향과 예상된 방향을 유사도 측도로 고정된 배경임을 확인한다. 또한 그림 8은 두 갈래로 나뉜 도로에서 광학적 흐름 기법의 결과이다. 두 갈래로 나뉜 도로에서는 광학적 흐름 기법에

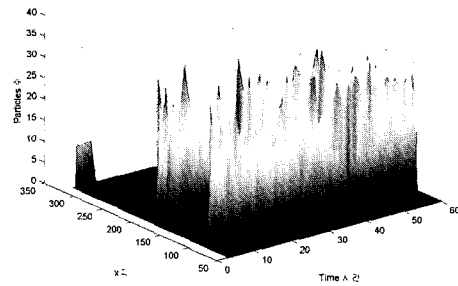


그림 10. 3개의 관심영역에 대한 몬테카를로 필터의 x축 입자 분포(왼쪽부터 고정된 물체 1개, 움직이는 물체 2개)

Fig. 10. x-axis particle distribution of Monte Carlo filter about the three References of Interest(left side: one stationary object, two moving objects).

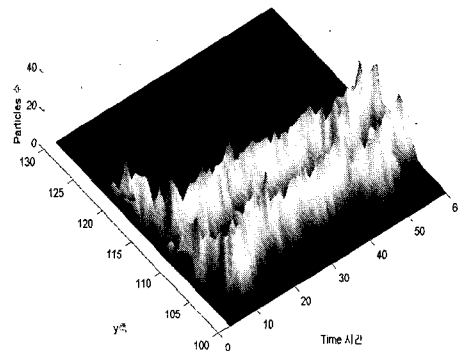


그림 11. 3개의 관심영역에 대한 몬테카를로 필터의 y축 입자 분포(왼쪽부터 고정된 배경 영상 1개, 움직이는 물체 2개)

Fig. 11. y-axis particle distribution of Monte Carlo filter about the three References of Interest(left side: one stationary object, two moving objects).

서는 문제가 없음을 보여준다. 그림 9는 히스토그램 기법을 사용하여 첫 프레임에서 선택한 관심영역으로 현재 프레임의 대응하는 위치를 검출한 결과이다. 겹쳐진 영역에도 첫 프레임에서 정한 물체를 검출함에 있어서는 성능이 좋지만 검출 좌표의 범위가 넓어 정확한 검출에는 문제가 있다. 관심있는 후보가 고정된 배경 영상일 때의 움직임과 실제 움직임의 유사도 측도를 사용하여 고정된 배경 영상일 경우 밀도를 낮춰 추적의 대상에서 제외한다. 따라서 움직이는 물체의 변화율이 정지하지 않는 한 고정된 물체로 인식되지 않을 것이다. 그림 10과 그림 11은 3개의 관심있는 후보를 몬테카를로 필터로 추정한 결과이다. 고정된 물체의 경우 예상된 움직임과의 비교를 통해 입자의 수를 줄여 상대적으

로 낮은 밀도를 보인다. 오른쪽 2개의 관심있는 후보는 노이즈가 포함되어 있어도 고정된 물체보다 상대적으로 높은 밀도를 띄어 구분할 수 있다. 실험에서는 고정된 물체의 임계값을 0.26으로 $+15$ 도로 정한 그래프이다. 특히 그림 11의 y 좌표는 고정된 물체의 낮은 밀도로 다른 후보의 추적 결과와 구분 짓기 어렵다.

영상에서의 실제 움직인 자동차의 위치를 직접 얻기 어려우므로 여기서 사용된 자동차 위치는 노이즈가 포함된 측정값이다. 하지만 몬테카를로 필터의 효과로 추정 결과는 측정 노이즈의 범위로 참값을 따라간다. 측정 노이즈는 레이더와 영상 노이즈가 있으며 실험에서 노이즈 분산을 1로 정한다.

VI. 결 론

움직이는 자동차를 검출과 추적을 위한 많은 배경 모델링 기법들이 제안되어 왔지만, 실시간 동적인 영상 프레임에서 움직이는 물체의 영역 검출은 배경의 구성 요소 중 사라지거나 새롭게 추가되는 물체에 따른 변화, 카메라의 흔들림, 광원의 변화 등 여러 가지 상황들을 복합적으로 고려하고 대응되어야 하기에 여전히 어려운 문제로 제시되고 있다. 가장 중요한 사항은 빠르고 정확한 기준 배경 영상의 모델링과 움직이는 물체의 추적이다.

본 논문에서는 몬테카를로 필터를 사용한 관심있는 후보의 추적에 대한 연구를 다루고 있다. 레이더를 이용한 관심있는 후보를 정하며, 거리를 통해 예상된 자동차의 크기를 추정하고 색상분포의 후보들로 선택하여 특성을 해석하였다. 그 해석을 기반으로 각 관심있는 후보들의 특징점 추출 단계를 통해 광학적 흐름 기법의 특징점으로 사용한다. 이전 프레임 정보로 현재의 위치를 예상할 수 있는 고정된 물체와 실제 움직임과의 유사성을 바탕으로 추적을 수행하였으며 움직이는 물체의 입자의 밀도를 높여 시간이 지남에 따라 고정된 물체는 제외되며 움직이는 물체만을 추적하여 배경의 변화에 적절히 대응하기 위해 픽셀 레벨의 해석으로부터 유사도 측도를 구성하여 급격하게 발생한 현재 배경 영역 큰 변화 요소에 빠르게 반영하도록 하였다.

제안한 구조의 성능을 확인하기 위하여 표준 PC를 사용하여 움직임 영역 검출 시스템을 구현하여 도로 위 영역에서 발생하는 환경 변화인 다양한 환경에서의 다른 기법과 함께 비교하였고, 제안한 방법에 의한 각 상황에 효과적으로 대응하여 검출 및 추적 가능성을 검증

하였다. 더불어 수행과정에 따르는 계산적 비용이 적어 초단 평균 15프레임 이상의 처리가 가능하여 실시간 동작을 필요로 하는 다양한 지능형 고차원적 환경 해석 시스템으로의 충분한 접목 가능성을 보였다.

하지만 본 연구에서는 겹쳐진 영역에 대한 별도의 고려를 하지 않았기 때문에 겹쳐진 영역의 검출에 대해 정밀한 분석에 취약점을 보인다. 또한 심하게 흔들리는 환경과 같은 지역적인 반복 움직임에 대한 원천적인 대처가 미흡하다. 따라서 색채 비율 정보나 무늬 정보 등을 이용한 겹쳐진 영역에 대한 대처 연구와 검출된 움직임의 주파수 성분이나 지역적으로 반복 검출되는 픽셀 값의 정보 등을 이용하여 반복 움직임에 대해 대응하기 위한 연구가 진행되어야 하겠다. 또한 움직임 추적 및 형상 인식 등과 같은 고차원적인 해석 영역과의 효과적인 접목을 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] B. Li and R. Chellappa, "Simultaneous Tracking and Verification via Sequential Posterior Estimation," *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 110-117, Hilton Head, SC, USA, June 2000.
- [2] B.K.P. Horn and B.G. Schunck, "Determining optical flow," *Artificial Intelligence*, Vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [3] S. Kevin Zhou, R. Chellappa and B. Moghaddam, "Visual Tracking and Recognition Using Appearance-Adaptive Models in Particle Filters," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 13, Issue 11, pp. 1491-1506, November 2004.
- [4] C.-Y. Fang, S.-W. Chen and C.-S. Fuh, "Road-Sign Detection and Tracking," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, Vol. 52, no. 5, pp. 1329-1341, 2003.
- [5] T. Xiong and C. Debrunner, "Stochastic car tracking with line- and color-based features," *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol. 5, no. 4, pp. 324-328, December 2004.
- [6] W. Wu, X. Chen and J. Yang, "Detection of Text on Road Signs from Video," *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol. 6, no. 4, pp. 378-390, December 2005.
- [7] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox, "Probabilistic Robotics," The MIT Press, pp. 90-109, 2005.
- [8] A. Mohan, C. Papageorgiou and T. Poggio, "Example-Based Object Detection in Images by Components," *IEEE Trans. Pattern Analysis and*

Machine Intelligence, Vol. 23, pp. 349-361, April 2001.

[9] R. E. Schapire, "A brief introduction to Boosting." *The Sixteenth International Joint Conf. Artificial Intelligence*, pp. 1401-1405, 1999.

[10] T. F. Cootes, G. J. Edwards and C. J. Taylor. "Active appearance models," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23 no. 6, pp. 681-685, June 2001.

[11] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *Int. J. Comp. Vision*, Vol. 1, pp. 321 - 331, 1988.

[12] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track", *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 593-600, Seattle, USA, June 1994.

[13] P. Pérez, C. Hue, J. Vermaak, M. Gangnet, "Color-based probabilistic tracking," *Eur. Conf. Computer Vision*, pp. 661-675, Copenhagen, Denmark, May 2002.

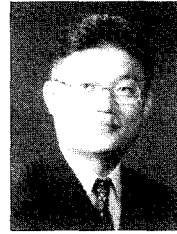
[14] T. Dean. J. Allen. J. Aloimonos, "Artificial Intelligence: Theory and Practice", Benjamin Cummings, pp. 425-490, 1995.

저 자 소 개



이 원 주(정회원)
 2005년 협성대학교 컴퓨터공학과 학사 졸업.
 2007년 연세대학교 전기전자공학과 석사 졸업 예정.
 2007년~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정.

<주관심분야 : 퍼지제어, 적응제어, 컴퓨터비전>



윤 창 용(정회원)
 1997년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1999년 연세대학교 전기·컴퓨터공학과 석사 졸업.
 1999년~2006년 LG전자/정보통신UMTS연구소 선임연구원

2006년~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정
 <주관심분야 : 지능제어, 퍼지이론, 컴퓨터비전>



이 희 진(정회원)
 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 박사과정 졸업.
 1998년~현재 국립한경대학교 정보제어공학과 교수.

<주관심분야 : 로봇틱스, 강인제어, 지능제어>



김 은 태(정회원)
 1992년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1994년 연세대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1999년 연세대학교 전자공학과 박사 졸업.

1999년~2002년 한경대학교 제어계측공학과 전임강사.

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



박 민 용(정회원)
 1973년 연세대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1977년 연세대학교 전자공학과 석사 졸업.
 1982년 일본 동경대학교 전자공학과 박사 졸업.

1977년~1982년 일본 동경대학교 의용전자 연구실

1982년 미국 MIT & BERKELY 연구소
 1982년~현재 연세대학교 전기전자공학과 정교수

<주관심분야 : 퍼지제어, 로봇틱스, 의용전자>