



MCMC 기반 파티클 필터를 이용한 지능형 자동차의 다수 전방 차량 추적 시스템

MCMC Particle Filter based Multiple Preceding Vehicle Tracking System for Intelligent Vehicle

최배훈* · 안종현* · 조민호* · 김은태*[†]

Baehoon Choi, Jhonghyun An, Minho Cho, and Euntai Kim[†]

*연세대학교 전기전자공학과

*School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

요약

지능형 자동차는 주변 환경에 대한 인식을 바탕으로 동작을 계획하고 움직인다. 따라서 정확한 환경 인식은 자율 주행 자동차의 필수 요소로 여겨진다. 차량의 주행 환경은 차량이나 보행자 같은 동적인 장애물이 다수 존재하여, 안전한 동작을 위해 이런 동적 장애물에 대한 인식이 정확하게 이루어져야 한다. 이를 위해 센서의 불확실성을 극복하는 일이 필수적이다. 본 논문에서는 레이더 센서를 이용하여 다수의 차량을 인식하고 추적하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 추적 시스템은 몇 가지 특징을 갖는다. 레이더 센서가 차량을 계측할 때, 그 데이터가 양 모서리에서 주로 나타나는 특징을 혼합 밀도 네트워크로 표현하고, 이렇게 표현된 레이더 데이터의 확률적인 분포를 파티클 필터의 가중치 계산에 적용하여 추적 알고리즘을 수행하였다. 또한, 파티클 필터가 갖는 차원의 저주를 극복하고 시간의 흐름에 따라 그 숫자가 변화하는 다수 대상체의 상태를 예측하기 위해 가역 점프 마르코프 체인 몬테 카를로 (RJMCMC)를 통한 샘플링을 적용하였다. 제안된 알고리즘은 시뮬레이션을 통해 검증되었다.

키워드 : 지능형 자동차, 다물체 추적, 마르코프 체인 몬테 카를로 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC), 파티클 필터, 혼합 밀도 네트워크 (Mixture Density Network, MDN).

Abstract

Intelligent vehicle plans motion and navigate itself based on the surrounding environment perception. Hence, the precise environment recognition is an essential part of self-driving vehicle. There exist many vulnerable road users (e.g. vehicle, pedestrians) on vehicular driving environment, the vehicle must percept all the dynamic obstacles accurately for safety. In this paper, we propose an multiple vehicle tracking algorithm using microwave radar. Our proposed system includes various special features. First, exceptional radar measurement model for vehicle, concentrated on the corner, is described by mixture density network (MDN), and applied to particle filter weighting. Also, to conquer the curse of dimensionality of particle filter and estimate the time-varying number of multi-target states, reversible jump markov chain monte carlo (RJMCMC) is used to sampling step of the proposed algorithm. The robustness of the proposed algorithm is demonstrated through several computer simulations.

Key Words : Intelligent Vehicle, Multiple Target Tracking (MTT), Markov Chain Monte Carlo (MCMC), Particle Filter, Mixture Density Network (MDN).

Received: Jan. 30, 2014

Revised : Apr. 14, 2015

Accepted: Apr. 14, 2015

[†]Corresponding author(etkim@yonsei.ac.kr)

이 논문은 2014년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2010-0012631)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

지능형 자동차 시스템은 크게 인지 (Perception), 판단 (Planning), 그리고 주행 (Navigation)의 세 요소로 구성된다[1]. 2004년 미 국방성의 방위고등연구계획국 (DARPA)이 개최한 첫 번째 그랜드 챌린지 이후 많은 기관에서 활발하게 자율 주행 자동차에 대한 연구를 진행하고 있다. 자율 주행의 상용화에 선행하여 차선 이탈 방지, 스마트 순항 제어 장치 등 첨단 운전자 보조 시스템 (Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)은 이미 상용화 수준에 도달하였다.

자동차는 특성상 주행 환경에 많은 동적인 물체가 존재한다. 특히 도로 상에는 다수의 차량이 빠른 속도로 이동한다. 따라서 주변 차량에 대한 추적 알고리즘은 인지 시스템의 주요 구성 요소이다. 노이즈가 섞인 센서 데이터를 이용하여 환경을 인식하기 위해서는 확률적인 접근이 필요하다[2]. 그 중에서도 정규 분포 따위가 아닌 특수한 노이즈 환경에서 차량과 같은 비선형 시스템에 적용 가능한 알고리즘으로 파티클 필터가 있다[3].

지능형 자동차에서 주로 사용되는 센서로는 레이더, 레이저 스캐너, 그리고 영상 센서가 있다. 이 센서들은 서로 상이한 계측 특성으로, 이들을 이용한 연구가 다양한 방향에서 진행되고 있다 [4-6].

본 논문에서는 레이더를 이용해서 차량을 계측할 때 나타나는 특징에 대해서 먼저 논하고, 이러한 환경에서 이용 가능한 다물체 추적 알고리즘을 제안한다. 레이더의 계측 모델을 근사하기 위해 혼합 밀도 네트워크 (Mixture Density Network, MDN)를 이용하고, 고차원 상에서 샘플링을 위해 마코프 체인 몬테 카를로 (MCMC) 기법을 이용한다. 특히, 시간에 따라 그 개수가 변하는 타겟의 상태를 예측하기 위해 가역 점프 MCMC (Reversible Jump MCMC)가 적용된다.

본 논문의 2장에서는 논문의 이해를 위해 필요한 혼합 밀도 네트워크와 마코프 체인 몬테 카를로 방법에 대해 간략히 설명하고, 3장에서는 혼합밀도 네트워크를 이용한 차량-레이더 계측 모델링을 설명한다. 그 다음 제안된 알고리즘에 대한 설명과 시뮬레이션을 통한 검증이 이어지고, 마지막으로 결론과 향후 연구 주제에 대해 논한다.

2. 배경 지식

2.1. 혼합 밀도 네트워크

불확실한 환경에 대해 고성능의 인식 및 예측 시스템을 구현하기 위해서는 확률 밀도 함수의 정확한 모델링이 요구된다. 이를 위한 다양한 기법이 존재하는데, 혼합 밀도 네트워크는 그 중 하나이다 [7]. 혼합 밀도 네트워크는 단일 밀도 함수로 표현되기 어려운 정보에 대해, 다수의 확률 밀도 함수를 결합하는 방식으로 조건에 따라 그 분포가 시시각각 변하는 환경에서도 확률 밀도 함수의 표현이 가능하다. 혼합 밀도 네트워크는 아래와 같은 수식 (1) 과 같이 표현이 가능하다.

$$p(x|e) = \sum_{i=1}^M \alpha_i(e) p_i(x|e) \quad (1)$$

이 때, M 은 혼합 요소의 개수, $\alpha_i(e)$ 는 조건 e 에서 i 번째 혼합 요소의 가중치, 그리고 $p_i(x|e)$ 는 i 번째 혼합 요소의 밀도 함수를 나타낸다.

2.2. 마코프 체인 몬테 카를로 (MCMC)

마코프 체인 몬테 카를로 방법은 일종의 샘플링 기법이다. 마코프 체인의 특성을 이용하여 연쇄적인 샘플링을 수행하게 되는데, 그 결과가 샘플링하고자 하는 어떤 분포로 점차 수렴하게 된다. 즉, 연쇄가 계속 될수록 샘플링이 정교하게 이루어진다. 대표적으로 깃스 샘플링 (Gibbs sampling), 메트로폴리스 헤이스팅스 (Metropolis-Hastings, MH) 알고리즘이 존재한다. Importance sampling이나 Rejection sampling 같은 단순 샘플링 기법에 비해 차원이 커지거나 분포 함수의 복잡도가 커지는 경우에도 효율적으로 샘플을 추출할 수 있다. 따라서 이를 다물체 추적을 위한 파티클 필터에 적용하는 연구가 많이 이루어지고 있다 [8].

3. 차량-레이더 계측 모델

흔히 센서 노이즈 따위의 불확실성을 갖는 현상은 확률로서 표현된다. 따라서 어떤 확률 분포를 갖는지 아는 것은 실제 상황에서 불확실성을 극복하는 데 있어 매우 중요하다. 레이더를 이용하여 차량을 계측했을 때, 차량의 후면 중심을 (0,0)으로 나타내었을 때,

계측 데이터의 분포는 그림 1과 같이 나타난다.

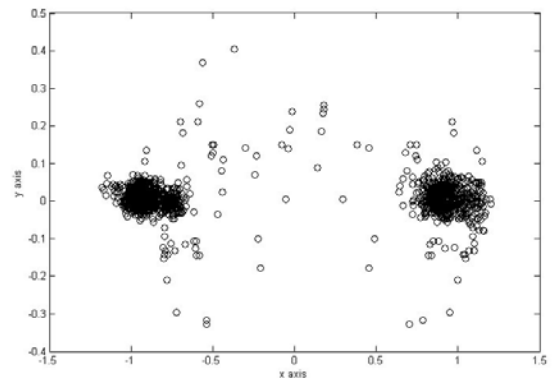


그림 1. 레이더를 이용한 차량 계측 데이터
Fig. 1. Radar measurement distribution for vehicle

차량의 양 모서리에서 주로 데이터가 발생하고 그 중심에서도 가끔 데이터가 나타난다. 확률적 추적 알고리즘의 적용을 위해서는 이와 같은 데이터의 우도 (likelihood) 를 알아야 하는데, 정규 분포처럼 흔히 알려진 단일 확률 밀도 함수로서는 표현되기 어렵다. 본 논문에서는 혼합 밀도 네트워크의 방식으로 우도를 표현하였다. 차량의 양 코너를 중심으로 하는 정규 분포로 구성된 혼합 밀도 네트워크의 혼합계수는 아래 그림 2와 같이 계산되었다.

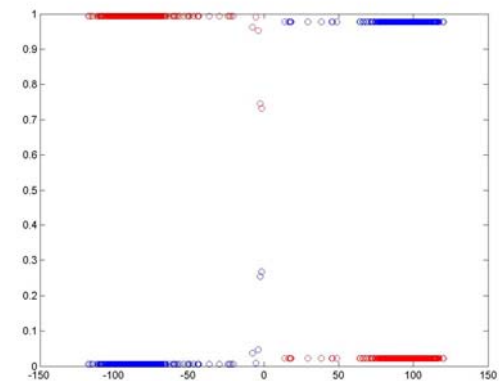


그림 2. 혼합 밀도 네트워크의 혼합 계수
Fig. 2. Mixing coefficient of Mixture Density Network

4. 제안된 알고리즘

비선형 시스템에서 임의의 확률 분포 환경에서 추적 알고리즘으로 파티클 필터가 이용될 수 있다. 파티클 필터는 샘플에 기반하기 때문에 확률 분포 예측에서 그 확장성이 매우 크다. 파티클 필터의 원리가 되는 Importance Sampling 방법은 차원이 커지면 커질수록 성능이 떨어지는 단점을 가지고 있어 기존의 파티클 필터는 높은 차원의 상태 공간으로 표현되는 다물체 추적 알고리즘에 적절하지 않다. 이 때, MCMC는 높은 차원에서도 효과적으로 이용 가능한 샘플링 기법으로 이를 파티클 필터의 샘플링 기법으로서 적용하면 다물체 추적에 효과적으로 이용될 수 있다.

추적 대상체의 숫자에 따라 그 차원의 크기가 변화하는 문제에 대응하기 위해 본 논문에서는 RJMCMC를 이용하여 수확확률을 계

산하였다. RJMCMC는 기존의 MH알고리즘에서 확장된 방법으로, 가변 차원의 상태공간에서 이용가능한 샘플링 기법이다. 제안된 알고리즘에서 이용한 수용 확률 a 는 아래 식 (2)과 같이 계산된다.

$$a = \min \left\{ 1, \frac{\pi(x')g(u')}{\pi(x)g(u)} \left| \frac{\partial(x', u')}{\partial(x, u)} \right| \right\} \quad (2)$$

이 때, $\pi(x)$ 는 상태 x 의 사후확률이고 $g(u)$ 는 transition의 확률을 나타낸다. MCMC에 비해 RJMCMC는 상태공간의 차원변환을 위해 자코비안 행렬이 포함되었다.

제안된 추적 알고리즘은 레이더 센서의 차량 계측 우도를 적용하여 RJMCMC의 수용 확률을 계산하는 방식으로 구현될 수 있다. 기존의 파티클 필터가 샘플링, 가중치 계산, 리샘플링으로 구성된 것과 다르게 제안된 방법은 그림 3과 같이 순서대로 기존의 샘플로부터 시간이 흐름에 따른 예측 샘플링 단계, 새로운 타겟의 생성과 소멸을 다루는 전이 단계, 그리고 레이더 센서의 계측 우도를 이용한 수용확률에 의해 전이 여부를 결정하는 단계의 3단계로 구성된다.

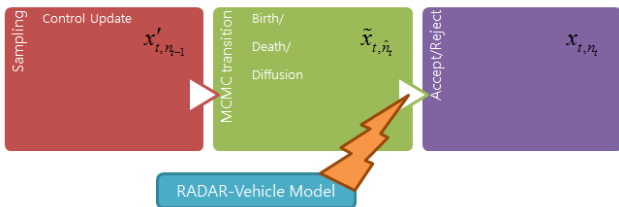


그림 3. 차량-레이더 계측 모델을 적용한 MCMC 파티클 필터
Fig. 3. MCMC Particle filter using vehicle-radar measurement model

제안된 알고리즘에 대한 유사코드는 아래 표 1과 같이 표현된다.

표 1. MCMC 파티클 필터 알고리즘
Table 1. MCMC Particle filter Algorithm

```

Algorithm. MCMC Particle Filter
Input :  $x_{t-1,n}$ ,  $n = 1, \dots, N$ 
Output :  $x_{t,n}$ ,  $n = 1, \dots, N$ 
1: // Sampling step
2: FOR each particle,
3:    $x'_{t,n} \sim p(x_{t-1,n})$ 
4: END FOR
5: // MCMC transition
6: FOR each particle,
7:    $p = u([0, 1])$ 
8:   IF  $p \in p_{birth}$ ,
9:      $\tilde{x}_{t,n} \sim birth(x'_{t,n})$ 
10:  ELSE IF  $p \in p_{death}$ 
11:     $\tilde{x}_{t,n} \sim death(x'_{t,n})$ 
12:  ELSE
13:     $\tilde{x}_{t,n} = x'_{t,n}$ 
14:  END IF
15: // Accept/Reject
16:  $a = \min \left\{ 1, \frac{\pi(x')g(u')}{\pi(x)g(u)} \left| \frac{\partial(x', u')}{\partial(x, u)} \right| \right\}$ 
17:  $u = unif - rand([0, 1])$ 
18: IF  $u < a$ 
    
```

```

19:    $x_{t,n} = \tilde{x}_{t,n}$ 
20: ELSE
21:    $x_{t,n} = x'_{t,n}$ 
22: END IF
23: END FOR
    
```

이 때, $x_{t,n}$ 는 시간 t 에서 n 번째 샘플을 나타내는 변수로 $D \times T$ 차원의 상태 공간상에서 표현된다. D 는 타겟 상태의 차원, T 는 타겟의 개수를 의미한다. 3줄의 확률 밀도 함수 $p(\cdot)$ 를 이용하여 시간의 변화에 따른 상태의 변화와 그 예측의 불확실성을 고려하게 된다. 표 3의 9줄과 11줄의 $birth(\cdot)$ 와 $death(\cdot)$ 는 각각 새로운 타겟의 생성과 기존 타겟의 소멸에 관한 전이 함수를 나타낸다. 16줄에서 수용확률 a 를 계산하고, 17줄-22줄에서 수용 여부를 판단하여 샘플링을 수행한다.

5. 시뮬레이션 및 결과

제안된 알고리즘을 검증하기 위해 몇 가지 상황에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 환경은 지능형 차량의 주행 상황에서 여러 방향에서 상대 차량이 등장하고 사라지도록 상황을 설정하고, 해당 환경에서의 추적 결과를 확인하는 방식으로 진행하였다. 타겟의 상태 x 는 종, 횡방향 위치, 이동방향, 속도, 가속도의 5차원으로 설정하였고, 상대 차량에 대한 계측 데이터는 레이더 센서와 같이 거리와 방향, 상대 속도의 정보가 계측된다고 가정하여, 3장에서 학습 데이터로 사용된 실제 레이더 센서의 계측 데이터 샘플에서 임의의 데이터를 선택하는 방식으로 구현하였다. 상대 차량으로 계측된 데이터 외에 오인식 데이터는 포아송 분포를 이용하여 모델링하였으며, 포아송 분포의 파라미터로는 단위 면적당 10^{-2} 개의 데이터가 발생하도록 설정하였다. 이렇게 하여 설정된 시뮬레이션 환경은 아래 그림 4와 같이 나타난다.

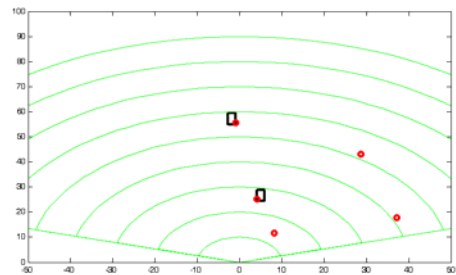


그림 4. 시뮬레이션 환경, 검은 사각형 : 상대 차량의 실제 위치, 붉은 점 : 레이더 계측 데이터
Fig. 4. Simulation Environment Setting, Black square : Ground truth of target vehicle, Red circle : Radar measure

그림 5 (a), (b)는 전방 동일 차선 및 우측 차선에서 나란하게 주행하는 상대 차량이 있는 시나리오에서의 인식 결과를, 그림 5 (c)-(d)는 교차로 환경에서 전방 차량을 따라 주행하고 있는 상황에 좌측에서 접근하는 차량이 있는 시나리오의 인식 결과를 나타낸다. 타겟 주변 샘플의 분포를 보기 위해 확대해보면 그림 6과 같다. 그림 6 (a)의 같은 차선에서 주행중인 차량에 대한 인식 결과는 좌우로 분산이 큰 모습을 보인다. 이는 전방 차량에서 계측된 데이터인

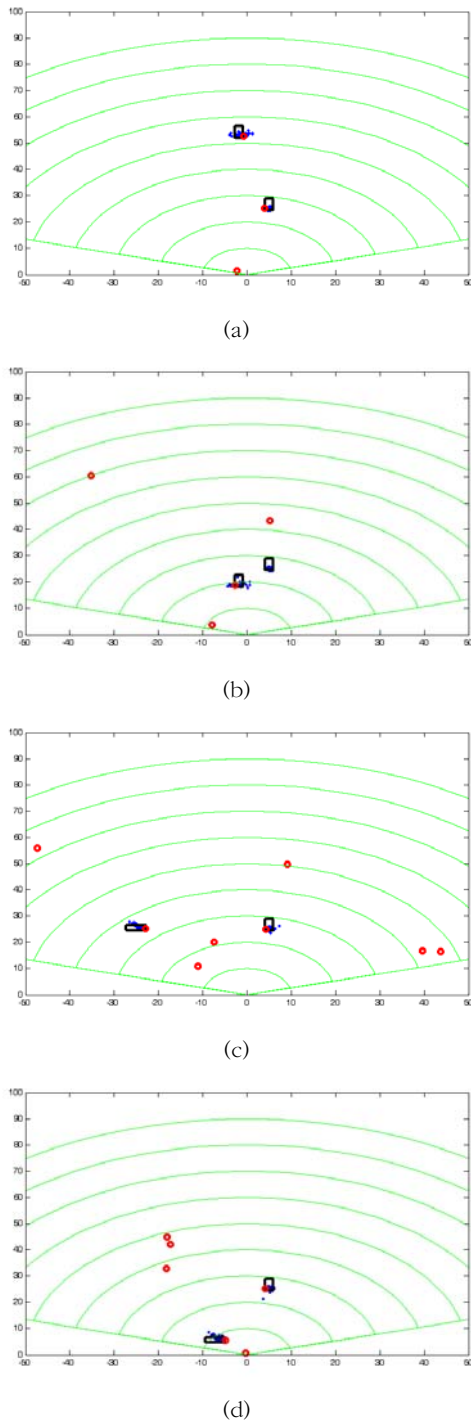


그림 5. 시뮬레이션 결과. 파란색 : 제안된 알고리즘의 샘플, 붉은색 : 계측 데이터 (a)-(b) 전방에 위치한 2대의 차량에 대한 추적 결과 (c)-(d) 전방 차량과 측면 접근 차량에 대한 추적 결과

Fig. 5. Simulation Result, Blue Dots: Samples of the proposed MCMC Particle Filter, Red Dots: Measurements (a)-(b) Tracking Result for two preceding vehicle. (c)-(d) Tracking Result for preceding and side-approaching vehicle.

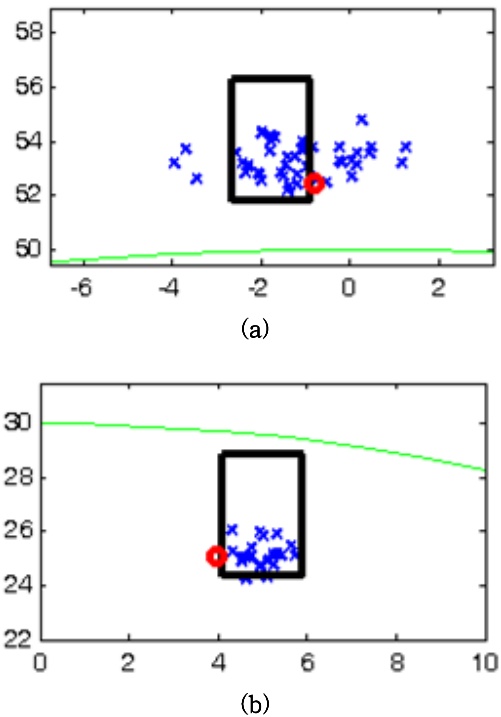


그림 6. 시뮬레이션 결과. (a) 동일 차선 차량에 대한 인식 결과, (b) 우측 차선 차량에 대한 인식 결과
Fig. 6. Simulation Result. (a) Estimation result of the vehicle in same lane (b) Estimation result of the vehicle in right lane

지 좌측 차선의 우측 모서리에서 계측된 데이터인지 우측 차선의 좌측 모서리에서 계측된 데이터인지에 대한 불확실성을 내포하고 있기 때문에 나타나는 현상이다. 그림 6 (b)는 우측 차선에서 주행 중인 차량에 대한 인식 결과를 나타낸다. 그림 6 (a)에 비해 작은 분산으로 추적을 수행하고 있는 것을 확인할 수 있다. 이는 우측 차선에서는 좌측 모서리에서 데이터가 계측될 확률이 매우 크기 때문에 같은 차선에서 주행하는 차량에 비해 계측의 불확실성이 작기 때문이다.

이와 같은 시뮬레이션을 통해 제안된 알고리즘의 인식 결과가 레이더의 계측 특성을 잘 반영하며 또한 오인식 데이터가 다수 발생하는 환경에서도 강인한 것을 확인할 수 있다.

6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 MCMC 샘플링을 이용한 파티클 필터를 통해 지능형 자동차의 전방 대상체에 대한 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 차량에 대한 레이더의 특수한 계측 모델을 반영한 다물체 추적 알고리즘으로 주행 중 시시각각 변하는 전방 대상체의 숫자에도 대응 가능하다. 이는 시뮬레이션을 통해 검증되었다.

향후 연구로는 레이더 뿐 아니라 여러 가지 센서의 계측 모델을 설계하여 센서 융합에 기반한 알고리즘으로 확장 가능하다. 또한 차량 뿐만 아니라 도시 환경에서 차량 주변에 등장할 수 있는 보행자 등에 대한 센서 계측 모델을 설계하여 스마트카를 위한 복합적인 환경 인식 시스템을 구성할 예정이다.

References

[1] M. Montemerlo, J. Becker, S. Bhat, H. Dahlkamp, D. Dolgov, S. Ettinger, D. Haehnel, T. Hilden, G. Hoffmann, B. Huhnke, D. Johnston, S. Klumpp, D. Langer, A. Levandowski, J. Levinson, J. Marcil, D. Orenstein, J. Paefgen, I. Penny, A. Petrovskaya, M. Pflueger, G. Stanek, D. Stavens, A. Vogt, and S. Thrun, "Junior : The Stanford Entry in the Urban Challenge," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, no. 9, pp. 569-597, Sep. 2008.

[2] Y. Bar-Shalom, F. Daum, and J. Huang, "The Probabilistic Data Association Filter," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 29, no. 6, pp. 82-100, Dec. 2009.

[3] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 174-188, 2002.

[4] M.-J. Lee, T.-S. Jin, G.-H. Hwang, "A Study on Image Segmentation and Tracking based on Fuzzy Method," *Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 17, no. 1, pp.368-373, Jun. 2007.

[5] M. Lee, J. Han, C. Jang, "Information Fusion of Cameras and Laser Radars for Perception Systems of Autonomous Vehicles," *Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 23, no. 1, pp. 35-45, Feb. 2013.

[6] B. Kim, B. Choi, J. An, H. Lee, and E. Kim, "Prediction of Centerlane Violation for vehicle in opposite direction using Fuzzy Logic and Interacting Multiple Model," *Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 23, no. 5, pp. 444-450, Oct. 2013.

[7] W.-H. Cho, J. Park, "Nonlinear Approximations Using Modified Mixture Density Networks," *Journal of The Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. no. 14, vol. 7, pp. 847-851, Dec. 2004.

[8] Y.-C. Lim, D. Kim, and C.-H. Lee, "MCMC Particle Filter-based Vehicle Tracking Method Using Multiple Hypotheses and Appearance Model," in *Proceedings of the 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013, no. Iv, pp. 1131-1136.

관심분야 : State Estimation, Intelligent vehicle system.
E-mail : choibae@yonsei.ac.kr



안종현(Jhonghyen An)

2013년: 연세대학교 전기전자공학부 졸업(공학사)
2013년~현재: 동 대학원 전기전자공학과 석박사 통합과정

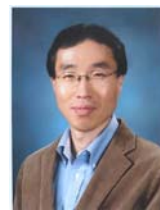
관심분야 : State Estimation, Intelligent vehicle system.
E-mail : jhonghyen@yonsei.ac.kr



조민호(Mincho Cho)

2014년: 연세대학교 전기전자공학부 졸업(공학사)
2014년~현재 :동 대학원 전기전자공학과 석박사 통합과정

관심분야 : Computational Intelligence, Intelligent vehicle system
E-mail : minho8849@yonsei.ac.kr



김은태(Euntai Kim)

1992년: 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
1994년: 연세대학교 전자공학과 석사과정 졸업 (공학석사)
1999년: 연세대학교 전자공학과 박사과정 졸업 (공학박사)

1999년 3월~2002년 2월: 국립한경대학교 제어계측공학과 조교수
2002년 3월~현재: 연세대학교 전기전자공학부 교수
2003년: Univrsity of Alberta, visiting researcher
1998년~현재: IEEE TFS, IEEE T SMC, IEEE T CAS, FSS 등에서 심의위원 활동 중
2003년: 대한 전자공학회 해동상 수상

관심분야 : Computational Intelligence, 지능형 로봇
Phone : +82-2-2123-7729
E-mail : etkim@yonsei.ac.kr

저 자 소 개



최배훈(Baehoon Choi)

2010년: 연세대학교 전기전자공학부 졸업(공학사)
2010년~현재: 동 대학원 전기전자공학과 석박사 통합과정