

복수카메라 및 Ray-based Importance Sampling을 이용한 실시간 비행체 추적

김룡해* · 정문호** · 이기서***

Real-Time Quad-Copter Tracking With Multi-Cameras and Ray-based Importance Sampling

Longhai Jin* · Mun-Ho Jeong** · Key-Seo Lee***

요약

본 논문은 복수카메라 기반 실시간 비행체 검출 및 추적하는 방법에 대해서 설명한다. 정밀하게 가공된 보정체를 필요로 하지 않는 복수카메라 자기보정 기법에 스케일을 추가하여, 간편하게 각 카메라 내부변수와 카메라 사이의 상대위치 관계를 구하는 복수카메라 보정기법을 제시한다. 비행체 검출 및 추적은 파티클 필터링 기법을 적용하여 수행하는데, 적은수의 샘플로도 비행체 검출을 빠르고 정확하게 할 수 있도록 하는 Ray-based Importance Sampling을 고안했다. 3차원 공간을 일정한 크기의 격자구조로 나누고, 영상 특징점과 사영기하학을 이용하여 이 격자구조 위에 비행체의 이산적인 분포를 구한다. 이 분포에 따라 격자를 샘플링하고, 또 다시, 격자의 중심을 평균으로 하는 가우시안 분포로부터 비행체의 위치를 샘플링 한다. 이 두 단계의 샘플링을 통해 비행체가 있을 가능성이 높은 영역에 샘플을 집중적으로 분포시킬 수가 있다. 그리고, 복수의 카메라 영상으로부터 실시간으로 동기화된 영상 특징점을 검출하기 위하여 GPGPU를 이용한 병렬 영상처리 시스템을 구현하였다. 실험을 통해 제안한 방법의 유효성을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, we focus on how to calibrate multi-cameras easily and how to efficiently detect quad-copters with small-numbered particles. Each particle is a six dimensional vector that is composed of 3D position and 3D orientation of a quad-copter in the space. Due to curse of dimensionality, that leads to explosive computational costs with a large amount of high-dimensioned particles. To detect efficiently, we need to put more particles in very promising spaces and few particles in other spaces. Though computational cost is lowered by minimizing particles, in order to track a quad-copter with multiple cameras in real-time, multiple images from the cameras should be synchronized and analyzed. Therefore, lots of the computations still need to be done. Because of this, GPGPU(General-Purpose computing on Graphics Processing Units) is implemented for parallel computing. This method has been successfully tested and gives accurate results in practical situations.

키워드

Real-Time, Quad-Copter, Tracking, Particle Filter, Multi-Camera
실시간, 비행체, 추적, 파티클 필터, 복수카메라

* 광운대학교 제어계측공학과(longhai1988@naver.com)

** 교신저자 교신저자(corresponding author) : 광운대학교 로봇학부(mhjeong@kw.ac.kr)

*** 광운대학교 로봇학부(kslee@kw.ac.kr)

접수일자 : 2013. 04. 22

심사(수정)일자 : 2013. 05. 20

게재 확정일자 : 2013. 06. 20

I. 서론

복수의 무인 비행체를 대형으로 특정한 위치로 가도록 제어하는 것은[1,2] 미래형 첨단전투의 한 형태로 군사적인 목적을 위해 많이 다루어져 왔다. 최근에는 광고, 가전[7] 및 오락[8] 분야로 확대되고 있는 실정이다. 이런 목적으로 행해지는 많은 연구들은 복수 카메라 시스템[3,4,9]을 활용하여 각 비행체의 위치와 방향 정보를 구하는 것을 필수적인 것으로 본다. 본 연구에서는 이러한 면에 중점을 두고 복수카메라 보정 기법과 병렬 영상처리를 활용한 비행체의 실시간 추적 시스템을 개발했다.

복수카메라 보정은 각 카메라의 내부변수와 카메라 사이의 상대적인 위치 관계인 외부변수를 구하는 것을 말한다[11,12]. 복수카메라의 자기보정 기법은 크기가 잘 측정된 보정체를 필요로 하지 않는다는 점에서 사용자 편의성이 높다. 특히, 넓은 공간에서 많은 수의 복수카메라 보정을 할 경우 더욱 유효성이 있다[3]. 이러한 연구의 대표적인 것으로 T. Svoboda의 복수카메라 자기보정 기법을 들 수 있는데, 그 정확성 뿐 만이 아니라 한 개의 적외선 LED 포인트만을 특징점으로 사용하기 때문에 비용 및 사용자 편의성 측면에서 우수하다. 그러나 카메라 사이의 이동변위를 스케일 단위로 밖에 구할 수 없다는 것은 그 연구가 목표로 한 가상공간 시스템에서는 문제가 없지만, 실제 환경에서는 직접적으로 활용되기에 제한적이다.

실시간으로 비행체를 추적하기 위해서 또 하나 고려되어야 할 사항은 노이즈가 있는 영상에서 비행체의 빠른 검출, 안정된 추적, 실패 시 빠른 복원 등이 이루어져야 한다는 것이다. 이러한 요구사항은 시각 기반 물체추적에서 공통적으로 요구되는 것이기도 하다. 일반적으로 파티클 필터(Particle Filter)는 이러한 문제에 좋은 해결책이 되어왔다[5,6]. 비행체가 일단 검출되고 나면 추적은 검출된 자세 혹은 이전 프레임의 자세 근방에 있게 되므로 대체로 적은 수의 샘플로도 추적이 가능하다. 그러나 비행체의 검출은 전체 탐색공간을 대상으로 하는, 3차원 위치와 방향의 6차원 상태변수의 추정문제이므로, Curse of Dimensionality에 의해 막대한 계산량을 발생시킨다[13].

본 논문에서는 복수카메라 자기보정기법에 스케일을 추가하고 적은 수의 샘플로 비행체의 정확한 검출

이 가능하도록 3차원 위치의 탐색영역을 효과적으로 줄이는 샘플링 방법에 초점을 두었다. 먼저, 3차원 공간을 일정한 크기의 격자구조로 나누고, 영상 특징점과 사영기하학을 이용하여 이 격자구조 위에 비행체의 이산적인 분포를 구한다. 이 분포에 따라 격자를 샘플링 하고, 또 다시, 격자의 중심을 평균으로 하는 가우시안 분포로부터 비행체의 위치를 샘플링 한다. 이 두 단계의 샘플링을 통해 비행체가 있을 가능성이 높은 영역에 샘플을 집중적으로 분포시킬 수가 있다. 이것을 통해 적은 수의 샘플로도 빠르고 정확한 비행체 검출이 가능하고 실험을 통해 그 유효성을 검증한다.

복수카메라 시스템에서 실시간으로 비행체를 추적하기 위해서는 동기화된 복수의 영상을 취득하고 특징점을 검출하는 고속영상처리가 수반되어야 한다. 본 연구에서는 GPGPU기반 병렬 영상처리 장치를 활용하여 동기화된 복수의 영상으로부터 실시간으로 특징점을 구한다.

2장에서는 복수카메라 자기보정기법을 소개하고, 3장에서는 효율적인 샘플링을 위한 Ray-based Importance Sampling 기법을 제안한다. 4장에서는 몇 가지 실험을 통해 제안한 방법의 우수성을 보여주고 5장에서 결론짓는다.

II. 복수카메라 자기보정

2.1 유클리디안 3차원 복원

M 개의 카메라의 각 사영행렬 P_m , $m = 1, \dots, M$, N 개의 3차원 점 X_n , $n = 1, \dots, N$, 에 대해

$$\lambda_{ij} \begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \\ 1 \end{bmatrix} = P_i X_j \quad (1)$$

이 성립하므로,

$$W_s = \begin{bmatrix} \lambda_{11} \begin{bmatrix} u_{11} \\ v_{11} \\ 1 \end{bmatrix} & \cdots & \lambda_{1N} \begin{bmatrix} u_{1N} \\ v_{1N} \\ 1 \end{bmatrix} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_{M1} \begin{bmatrix} u_{M1} \\ v_{M1} \\ 1 \end{bmatrix} & \cdots & \lambda_{MN} \begin{bmatrix} u_{MN} \\ v_{MN} \\ 1 \end{bmatrix} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1 \\ \vdots \\ P_M \end{bmatrix} [X_1 \cdots X_N] \quad (2)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 이때 W_s 행렬로부터 SVD 기법으로 임의의 사영행렬 P 와 3차원 점의 집합행렬 X 를 구할 수 있는데, 이것을 사영복원(Perspective Reconstruction) 이라한다. 유클리디안 복원은 식(3)에 서와 같이 임의의 보정행렬 H 를 도입하여 구할 수 있다. 이때, \hat{P}, \hat{X} 는 스케일로 정의된다[4].

$$W_s = PX = PHH^{-1}X = \hat{P}\hat{X} \quad (3)$$

2.2 스케일을 추가한 자기보정기법

\hat{P}_i 를 RQ Decomposition[10]하여 카메라 내부 파라미터 K_i 와 회전행렬 R_i 와 및 스케일로 정의된 이동벡터 \hat{t}_i 를 얻게 된다[3].

실제크기로 복원하기 위하여 거리를 알고 있는 임의의 두 점을 이용한다. 두 점사이의 실제거리와 스케일로 복원된 대응거리의 비를 계산하여 실제 이동벡터 t_i 를 식(4) 과 같이 구한다.

$$t_m = \frac{\|X_p - X_q\|}{\|\hat{X}_p - \hat{X}_q\|} \cdot \hat{t}_m, \quad p \neq q, p, q = 1, \dots, N \quad (4)$$

스케일을 추가한 복수카메라 자기보정으로 얻은 K_m 와 R_m 그리고 t_m 는 Bundle Adjustment를 통해 최적화 된다.

III. 비행체 검출 및 추적

비행체의 검출은 전체 탐색공간을 대상으로 하는 3차원 위치와 방향의 6차원 상태변수의 추정문제이므로, Curse of Dimensionality에 의해 막대한 계산량을 요구한다. 이에 대해 적은 수의 샘플로 비행체의 정확한 검출이 가능하도록 3차원 공간의 탐색영역을 줄이는 효과적인 샘플링 방법이 필요하다.

본 논문에서 제안하는 Ray-based Importance Sampling 기법은 비행체의 3차원 공간상의 분포를 구하는 방법에 기반을 두고 있다. 3차원 공간을 일정한 크기의 격자구조로 나누고, 영상 특징점과 사영기하학을 이용하여 이 격자구조 위에 비행체의 이산적인 분포를 구한다. 이 분포에 따라 격자를 샘플링 하고, 또 다시, 격자의 중심

을 평균으로 하는 가우시안 분포로부터 비행체의 위치를 샘플링 한다. 이 두 단계의 샘플링을 통해 비행체가 있을 가능성이 높은 영역에 샘플을 집중적으로 분포시킬 수가 있다. 이것을 통해 적은 수의 샘플로도 빠르고 정확한 비행체 검출이 가능하다.

3.1 Ray-based Importance Sampling

비행체에 4개의 LED를 부착하고 IR 필터를 장착한 카메라의 영상에 이 LED 광원이 특징점으로 투영된다.

각 카메라의 영상에 맺히는 특징점은 사영기하학(Projective Geometry)에서 카메라 광점과 특징점을 지나는 사영직선(Projective Line)으로 표현되는데, 그 특징점에 대응되는 3차원 공간상의 점이 이 직선상에 위치하게 된다. 이때, 사영직선을 ψ 라 하고, 제한된 3차원 공간에 의해 그 길이를 L 이라 하면, 영상 특징점에 대응되는 3차원 점은 이 직선 위에 균일하게 분포한다고 가정할 수 있다. 즉, 공간상의 점이 사영직선상의 한 점에 있을 확률을 $f(\psi)$ 라고 할 때,

$$\int_0^L f(\psi) d\psi = \int_0^L \frac{1}{L} d\psi = 1 \quad (5)$$

이 성립한다. 3차원 공간상의 한 점은 복수의 영상 특징점과 대응되고 그 사영직선들의 교점으로 정의된다고 할 수 있다. 측정오차 등으로 인한 불확실성을 고려하면, 3차원 점은 사영직선들이 지나는 영역에 대체로 균일한 확률 분포를 가지고, 그들이 교차하는 특정한 3차원 영역에서 높은 확률밀도 값을 가진다고 볼 수 있다.

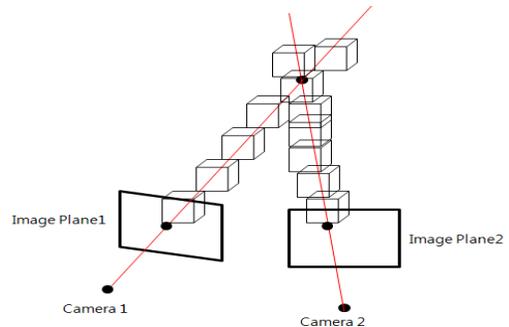


그림 1. 사영직선을 격자로 균일하게 나눈다
Fig. 1 Uniformly arranged cubes through the projective line

이러한 생각을 확장하여, 측정오차 및 비행체의 크기를 고려하여 3차원 공간을 일정한 격자로 나누고 3차원 공간상의 한 점은 각 격자에 사영직선들이 지나간 회수에 비례하여 분포한다고 가정한다. 즉, 영상 특징점에 대응하는 3차원 공간상의 한 점은 각 격자에 사영직선이 지나간 회수로 식(6)과 같은 확률분포를 이룬다고 볼 수 있다.

$$\sum_{k=1}^K V(k) = 1, \text{ 단, } K \text{는 격자의 총 개수} \quad (6)$$

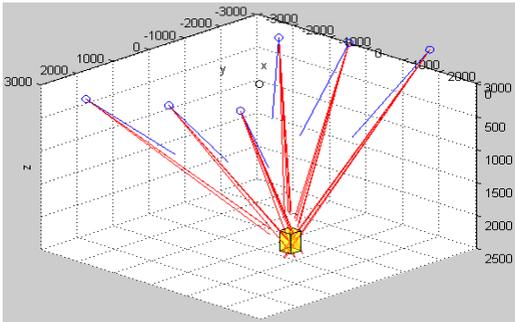


그림 2. 각 카메라에 대응되는 4개의 사영직선
Fig. 2 Projective lines from each camera

그림 2는 각 카메라의 4개의 영상 특징점과 광점을 연결할 때 사영직선들이 같은 영역을 가리키고 있다는 것을 알 수 있다. 여기서 파란 원과 선은 카메라 광점과 광축, 빨간 선은 사영직선을 나타낸다. 그리고 노란격자는 교점이 가장 많이 생긴 격자를 나타낸다.

3차원 공간상의 점, 즉, 비행체의 위치가 각 격자의 중심에서 격자크기에 상응하는 표준편차로 정의되는 가우시안 분포를 이룬다고 가정하면, 비행체 위치의 샘플링은 다음의 두 단계로 이루어진다.

- ① $V(k)$ 에 따라 격자 k 를 샘플링
- ② k 격자의 중심에서 가우시안 샘플링

3.2 파티클 필터링

비행체의 자세는 3차원 위치 및 3차원 방향각으로

$$x_t = (x, y, z, \alpha, \beta, \gamma)^T \quad (7)$$

와 같고, 관측벡터 z_t 는 비행체 LED 광원의 영상 투영점으로 정의되며,

$$z_t = (p_{ix}, p_{iy}, \dots, p_{Lx}, p_{Ly})^T, i = 1, \dots, I \quad (8)$$

와 같다. 파티클 필터링의 전체적인 내용에 대한 설명은 생략하고, 초기화 부분 즉, 비행체 검출에 대한 부분과 가중치를 구하는 부분에 대해서만 설명하겠다.

Proposal Distribution, π_t , 는 첫 프레임에서 영상 특징점을 이용해서 비행체의 분포를 구하기 때문에 다음과 같이 정의된다.

$$\pi_1 = p(x_0|z_1) \quad (9)$$

$p(x_0|z_1)$ 에서의 3차원 위치 샘플링은 앞 장에서 설명한 Ray-based Importance Sampling으로 결정하고, 방향각은 비행체의 특성을 고려하여 γ 는 $0 \sim 360$ 도, α, β 는 각각 $-15 \sim 15$ 도의 범위에서 uniform sampling으로 정한다.

각 샘플(x_t^s)의 비행체 자세 및 각 카메라 행렬(K_m)로부터 카메라 투사행렬(P_m)을 구하면, 비행체 LED 광원이 투영된 영상 특징점을 예측할 수 있다(식 10).

$$\lambda_i(\hat{p}_i) = P_m X_i, i = 1, \dots, I \quad (10)$$

이것과 실제 영상처리를 통해 얻은 특징점의 좌표로부터 아래와 같이 샘플의 가중치를 구한다.

$$\hat{w}_t^s = \prod_{m=1}^M \prod_{i=1}^I e^{-\frac{\|\hat{p}_i^m - p_i^m\|^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

단, S 는 샘플의 총 개수

$$w_t^s = \frac{\hat{w}_t^s}{\sum_{s=1}^S \hat{w}_t^s} \quad (12)$$

이것을 식(12)와 같이 정규화 하면, 첫 프레임에서의 비행체의 자세는,

$$(x_1^s, w_1^s), s = 1, \dots, S \quad (13)$$

와 같은 분포를 이룬다.

V. 실험결과

본 논문에서 제안된 방법을 적용한 시뮬레이션 결과는 그림 3과 같다. 빨간 색은 추정된 비행체의 위치와 두 개의 좌표축을 나타내고, 파란 색은 실제 위치와 방향을 나타낸다. 거리와 각도의 평균오차는 각각 1.3mm와 1.4였다.

동기화된 복수의 카메라 영상으로부터 실시간으로 영상 특징점을 검출하기위하여 GPGPU를 이용한 병렬 영상처리 시스템을 구현하였다(그림 4). 이를 활용한 실험에서 비행체의 4개 LED 광원이 영상에 투영된 것을 그림 5에서 확인할 수 있다. 이것의 추정된 영상 특징점이 오른쪽에 나타나 있다. 한 프레임을 처리하는데 걸린 시간은 사용하는 샘플의 수에 따라 다르는데, 350 ~ 500개의 샘플을 사용할 경우 30ms 이하였다.

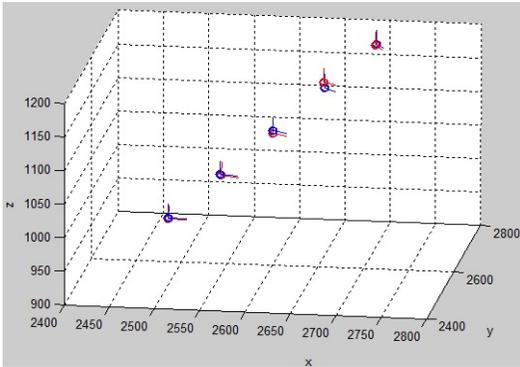


그림 3. 비행체의 검출 및 추적
Fig. 3 Quad-copter detection and tracking



그림 4. 병렬처리계산시스템
Fig. 4 Parallel computing system

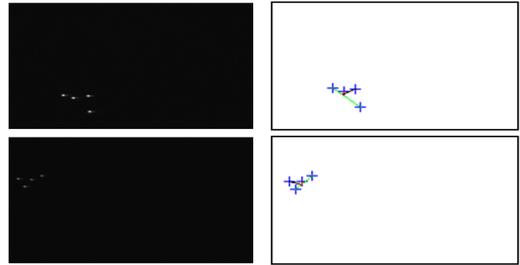


그림 5. 영상 특징점과 추정치로 재투영한 이미지
Fig. 5 Observation and corresponding estimates

파티클 필터링에서 유효성이 있는 샘플의 비율이 높은 것은 탐색영역 혹은 Proposal Distribution을 효과적으로 정의했다는 것을 나타내고, 이것은 안정된 파티클 필터링을 위해 요구되는 샘플 개수의 감소를 의미한다.

샘플의 유효성은 그 가중치가 식 (14)에서 정의된 η 값을 초과할 때 있다고 볼 수 있는데[5], Ray-based Importance Sampling방법을 적용한 경우는 그렇지 않은 경우에 비해 유효성이 있는 샘플의 비율이 확연히 높음을 표 1과 그림 6에서 확인할 수 있다.

$$\eta = \frac{1}{\sum_{s=1}^S (w_t^s)^2} \tag{14}$$

표 1. Ray-based importance sampling을 적용하지 않을 때와 적용했을 때 파티클의 유효개수
Table 1. Effective particles without and with Ray-based Importance sampling

| 파티클 | 유효개수 | 유효개수* |
|------|------|-------|
| 6000 | 24 | 4289 |
| 7000 | 120 | 5104 |
| 8000 | 252 | 5906 |
| 9000 | 511 | 6655 |

* 제안한 방법을 적용한 경우

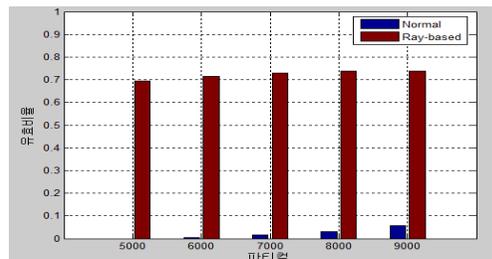


그림 9. 파티클 유효비율
Fig. 6 Effective density of particles

VI. 결 론

정밀하게 가공된 보정체를 필요로 하지 않는 복수 카메라 자기보정 기법에 기반하여, 스케일을 추가한 간편한 복수카메라 보정기법을 제시했다. 비행체 검출 및 추적은 파티클 필터링 기법을 적용하여 수행하는데, 본 논문에서는 적은수의 샘플로도 비행체 검출을 빠르고 정확하게 할 수 있도록 하는 Ray-based Importance Sampling을 고안했다. 그리고 병렬 영상 처리 시스템을 구현하여 비행체의 검출 및 추적 실험을 수행했다. 실험을 통해 제안한 방법의 유효성과 30 fpm/s 이상의 처리속도로 안정적인 비행체의 검출 및 추적을 확인할 수 있었다.

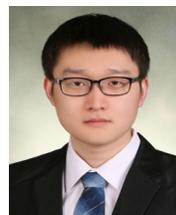
참고 문헌

- [1] Daniel Mellinger, "Trajectory generation and control for precise aggressive maneuvers with quadrotors", Robotics Research, Vol. 31, No. 5, pp. 664-674, 2012.
- [2] J. H. Gillula, H. Huang, M. P. Vitus, and C. J. Tomlin, "Design and analysis of hybrid systems, with applications to robotic aerial vehicles", Robotics Research, Vol. 70, pp. 139-149, 2011.
- [3] Tomas Svoboda, "A convenient multi-camera self-calibration for virtual environments", Vol. 14, No. 4, pp. 407-422, August 2005.
- [4] Mei Han, "Creating 3D models with uncalibrated cameras", Applications of Computer Vision, pp. 178-185, 2000.
- [5] Michael Isard and Andrew Blake, "Condensation-Conditional Density Propagation for Visual Tracking", International Journal of Computer Vision Vol. 29, No. 1, pp. 5-28, 1998.
- [6] M. Sanjeev Arulampalam, Simon Makell, Neil Gordon, and Tim Clapp, "A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking", IEEE Transactions on signal Processing, Vol. 50, No. 2, pp. 174-188, 2002.
- [7] Seung-Won Baek and Ho-Joon Kim, "Development of a Location Tracking System for Operation Management of Public Garbage

Trucks", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 6, pp. 909-914, 2011.

- [8] Ki-young Sung and Hwang-kyu Yang, "A study on the Contents for the Stable Motion Chasing according to the Change of Light using Retinex", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 2, pp. 225-230, 2011.
- [9] Ik-Soon Kim and Hyun-Shik Shin, "3D GIS system using the CCTV camera", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 4, pp. 559-565, 2011.
- [10] E. Anderson and Z. Bai and J. Dongarra, "Generalized QR Factorization and its Applications", Vol. 162, pp. 243-271, 1992.
- [11] D. Liebowitz and A. Zisserman. "Combining Scene and Auto-calibration Constraints". In Proc. 7th International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greece, pp. 293-300, September, 1999.
- [12] S.J. Maybank and O. Faugeras. "A Theory of Self-Calibration of a Moving Camera", International Journal of Computer Vision, Vol. 5, No. 2, pp. 123 - 151, August, 1992.
- [13] D. Crisan and A. Doucet, "A Survey of Convergence Results on Particle Filtering Methods for Practitioners", Signal Processing, Vol. 50, No. 3, pp. 736-746, 2002.

저자 소개

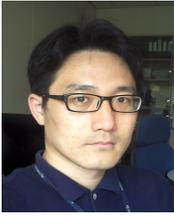


김룡해(Longhai Jin)

2010년 연변과학기술대학교 컴퓨터 공학과 졸업(공학사)

2011년~현재 광운대학교 제어계측 공학과 재학(공학석사)

※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 영상처리



정문호(Mun-Ho Jeong)

1988년 KAIST 정밀공학과 졸업(공학사)

1994년 KAIST 대학원 자동화 및 설계공학과 졸업(공학석사)

1998년 오사카대학교 전자제어기계공학(공학박사)

2010년~현재 광운대학교 로봇학부 교수

※ 관심분야 : 로봇비전, HRI, 지능로봇



이기서(Key-Seo Lee)

1977년 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1979년 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)

1986년 연세대학교 전기공학과 졸업(공학박사)

1981년~현재 광운대학교 로봇학부 교수

※ 관심분야 : RAMS, Digital Control System