

Active Min-Depth Filter를 이용한 비분할 장애물 최근접 점 검출

박경균* · 정문호**

Detection of Nearest Points without Obstacle Segmentation using
Active Min-Depth Filter

Kyung-Kyoon Park* · Mun-Ho Jeong**

요 약

자율 주행 로봇에서 장애물 회피 기능은 핵심적인 것이다. 포텐셜 필드는 이 분야에 가장 많이 사용되어온 방법이다. 이것은 장애물의 최근접 점을 실시간으로 계산해야 하는데 이를 위해 거리 센서 데이터 프로파일로부터 안정적으로 장애물 영역을 분할해야 하는 어려움이 있다. 본 논문에서는 분할 없이 각 장애물의 최근접 점을 실시간으로 구할 수 있는 Active Min-Depth Filter를 제안한다. 다양한 센서 노이즈 환경에 대한 시뮬레이션을 통해 Active Min-Depth Filter의 강인성을 확인할 수 있었고 실제 이동 로봇 적용하여 성공적인 결과를 얻었다.

ABSTRACT

In autonomous robots, obstacle avoidance is a key feature. Potential Field is the most widely used method in this field. Such method requires real-time calculation of the nearest point of the obstacle from the robot, which involves difficulty of reliably segmenting the obstacle region from the distance sensor data profile. In this paper, Active Min-Depth Filter is introduced to obtain the nearest point of each obstacle using real-time calculation but without segmentation. Through simulations on various sensor noise environments, the robustness of the Active Min-Depth Filter could be confirmed, and successful results were obtained by applying real-world moving robots.

키워드

Autonomous Driving, Obstacle Avoidance, Obstacle Segmentation, Potential Field, Active Min-Depth Filter
자율 주행, 장애물 회피, 장애물 분할, 포텐셜 필드, 최소 활성 거리 필터

1. 서 론

장애물 회피 기능은 자율 주행 이동 로봇에서

중요한 요소이다. 목적지까지 충돌 없이 안전하게 도착하기 위해 정적, 동적 장애물에 대한 회피는 필수적으로 필요하기 때문이다. 또한, Simultaneous

* 광운대학교 로봇학과 박사과정(yustpark@kw.ac.kr)

** 교신저자 : 광운대학교 로봇학과

• 접수 일 : 2022. 12. 09

• 수정완료일 : 2023. 01. 10

• 게재확정일 : 2023. 02. 17

• Received : Dec. 09, 2022, Revised : Jan. 10, 2023, Accepted : Feb. 17, 2023

• Corresponding Author : Mun-Ho Jeong

Dept. Robotics, KwangWoon University,

Email : mhjeong@kw.ac.kr

Localization and Mapping (SLAM)과 지형을 모르는 곳에서의 탐색을 위해서 핵심적인 기술이다. 포텐셜 필드(Potential Field)는 이러한 분야에서 가장 많이 사용되는 기법의 하나이다[1].

포텐셜 필드에서는 이동 로봇, 목적지, 장애물을 모두 점으로 표현한다. 이때, 장애물에 반발하는 척력과 목적지에 가까워지려는 인력의 합으로 이동 로봇의 방향과 속도를 결정한다. 이를 실제 환경에 적용하기 위해 선행되어야 하는 것은 장애물을 대표하는 한 점을 구하는 것이다. 즉, 센서 입력 데이터로부터 여러 장애물을 분할하고, 각 장애물의 경계점에서 로봇과 가장 가까운 한 점을 구하는 것이다[2, 3].

장애물 회피를 위한 최근의 포텐셜 필드 기반 연구들은 라이다(Lidar) 센서 데이터를 적극적으로 활용한다[4, 5]. 장애물 회피는 실시간으로 이루어져야 하므로 분할에 요구되는 계산량을 고려하는 것은 중요하며, 또 분할의 오류가 직접적으로 장애물 회피 실패에 이른다든 점에서 분할의 정확도는 더욱더 중요하다[6, 7].

본 논문에서는 라이다 센서 및 포텐셜 필드 기반 장애물 회피를 위한 새로운 방법을 제안한다. 실시간성을 위한 적은 계산량과 정확한 분할을 해야 한다는 어려움을 해결하기 위해, 장애물 분할을 수행하지 않고 장애물과의 최근접 점을 적은 계산량으로 구하는 Active Min-Depth Filter를 고안하였다. 센서 데이터로부터 유효거리를 고려하여 활성도(Activeness)를 평가하고 활성도에 따라 각 장애물과의 최소 거리를 갱신하며 계산한다. 제안된 방법을 통해 시뮬레이션 및 실제 로봇 테스트를 통해 성공적인 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

II. 선행 및 제안 기법

2.1 포텐셜 필드(Potential field)

포텐셜 필드에서는 로봇과 목적지 사이에 작용하는 인력과 장애물과의 사이에 작용하는 척력을 가정한다. 장애물 회피 과정은 이들의 합력으로 로봇의 속도를 정하는 과정으로 볼 수 있다.

로봇의 위치에 따른 가상의 인력과 척력은 식 (1),

(2)와 같이 표현된다.

Attractive Force:

$$F_{att}(q_r) = -k_{att} \cdot (q_r - q_g) \quad (1)$$

Repulsive Force:

$$F_{rep}(q_r, q_o) = k_{rep} \cdot \left(\frac{1}{\rho(q_r)} - \frac{1}{\rho_o} \right) \cdot \frac{1}{\rho^2(q_r)} \cdot \frac{q_r - q_o}{\rho(q_r)} \quad (2)$$

여기서, q_r , q_g , q_o 는 각각 로봇, 목표점, 장애물 위치를 나타낸다. k_{att} , k_{rep} 는 각 힘의 비례 상수이다. 로봇과 장애물 사이의 거리는 $\rho(q_r)$ 이고 임계거리 (ρ_o)이하에서 척력이 발생한다. 다수의 장애물이 있을 때 합력은 식(3)과 같다.

$$F = F_{att}(q_r) + \sum_n F_{rep}(q_r, q_o^{(n)}) \quad (3)$$

장애물은 위 식에서 한 점으로 표현되는데, 이것은 각 장애물을 한 점으로 나타내야 한다는 것을 의미한다. 이 점은 로봇과 충돌 위험이 가장 큰 지점 즉, 로봇과 가장 가까운 센서 데이터 점으로 볼 수 있다. 일반적으로 라이다 센서 데이터 프로파일로부터 장애물을 분할하고 각 장애물에 해당하는 센서 데이터 프로파일에서 최근접 점을 구해야 한다.

2.2 Active Min-Depth Filter

포텐셜 필드를 이용한 충돌 회피의 성공은 라이다 센서 프로파일 데이터로부터 장애물을 얼마나 잘 분할하는지에 달려있다. 노이즈가 있는 실제 환경에서 여러 장애물을 분할하는 것은 계산량과 정확도 모두를 만족시켜야 하는 어려운 문제이다. 분할 오류는 직접적으로 장애물과의 충돌을 일으키고, 실시간성을 위해 적은 계산량이 요구되는 규칙 기반의 단순 기법은 이 문제를 더욱 심각하게 한다.

Active Min-Depth Filter는 라이다 센서의 빔 프로파일로부터 분할 없이 적은 계산량으로 각 장애물과의 최근접 점을 구하는 방법이다. 그림 1은 이 과정을 요약한 것이다.

우선 각 센서 빔을 따라 측정된 거리(d_i)로부터 식(4)와 같이 임계거리(ρ_o)를 기준으로 유효성(b_i)을 평가한다.

$$b(i) = \begin{cases} 1 & \text{if } d_i < \rho_o \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, S \quad (4)$$

여기서 i 는 빔의 인덱스이고 S 는 빔 프로파일의

크기이다. 크기가 K 이고 값이 전부 $\frac{1}{K}$ 인 1차원 커널 $k(i)$ 와의 콘볼루션 값은 식(5)와 같다. 이 값은 구간 $[i, i + K - 1]$ 의 활성도를 결정하는데 사용된다. 활성도는 이전 상태가 활성일 때와 그렇지 않을 때에 따라 식(6)과 식(7)과 같이 정해진다. η 가 0과 1 사이에서 0에 상당히 가까운 값을 가지므로 구간 $(\eta, 1 - \eta)$ 의 존재는 활성도의 변화가 유지보다 일어나기 어렵게 한다. 이것은 빔 프로파일에서 활성도의 상태가 바뀌는 경우가 훨씬 적다는 측면에서 확률적으로 타당하다. 대체로 센서 데이터의 불확실성이 클수록 K 와 η 는 커지는 경향이 있다.

$$\begin{aligned} f(i) &= (b * k)(i) = \sum_{\tau=i}^{i+K-1} b(\tau)k(i-\tau) \\ &= \frac{1}{K} \sum_{\tau=i}^{i+K-1} b(\tau) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{active}(i-1) &\equiv 0 \quad \text{일 경우,} \\ \text{active}(i) &= \begin{cases} 1 & \text{if } f(i) \geq 1 - \eta \\ \text{active}(i-1) & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{active}(i-1) &\equiv 1 \quad \text{일 경우,} \\ \text{active}(i) &= \begin{cases} 0 & \text{if } f(i) \leq \eta \\ \text{active}(i-1) & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

필터값이 활성 즉, $\text{active}(i)$ 이 1일 때, 커널에 대응하는 센서 데이터 값, $[d_i, \dots, d_{i+K-1}]$ 중에서 최소 거리 값과 이에 대응하는 센서 데이터 인덱스를 구한다. 이것은 필터값이 비활성이 될 때까지 갱신된다. 다시 활성이 되면 같은 식으로 새로운 최소 거리와 센서 데이터 인덱스를 구하게 된다(그림 1 Step 2). 이 과정이 끝나면 일련의 최소 거리, 인덱스 조합을 얻게 되는데, 이것의 개수는 장애물의 수와 동일하다.

라이다 센서 데이터의 인덱스는 로봇 좌표계에서 특정한 방향을 나타낸다. 이것과 최소 거리로부터 각 장애물과의 최근접 점의 좌표를 계산할 수 있다(그림 1 Step 3). 이 점의 좌표는 식(3)에서 장애물로부터의 척력의 합을 계산하는데 사용된다.

Algorithm: Active Min-Depth Filter

Step 1. Initialize:

$$\begin{aligned} m &\leftarrow 0 \\ \text{depth}[] &\leftarrow [-\infty,] \end{aligned}$$

Step 2. Perform Active Min-Depth Filtering:

For $i = 0, \dots, S - K$

$f(i)$ from (5)

$\text{active}(i)$ from (6) and (7)

if $\text{active}(i) = 1$ and $\min(d_{i:i+K-1}) < \text{depth}[m]$

$$\text{depth}[m] \leftarrow \min(d_{i:i+K-1})$$

$$\text{idx}[m] \leftarrow \text{argmin}(d_{i:i+K-1})$$

if $\text{active}(i) = 0$ and $\text{depth}[m] \neq \infty$

$$m \leftarrow m + 1$$

Step 3. Compute the nearest point of each obstacle

For $n = 0, \dots, m - 1$

$$\begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_{\text{idx}[n]} \cos \theta_{\text{idx}[n]} \\ d_{\text{idx}[n]} \sin \theta_{\text{idx}[n]} \end{pmatrix}$$

$$q_o^{(n)} = R_r \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} + t_r \quad \text{where } R_r \text{ and } t_r$$

represent the rotation and translation of the robot with respect to the global coordinate system.

그림 1. 최소 활성 거리 알고리즘

Fig. 1 Algorithm of Active Min-Depth Filter

그림 2는 Active Min-Depth Filter가 적용된 한 예를 보여주고 있는데 센서로부터 측정된 데이터 열과 커널의 콘볼루션 과정을 도식화하고 있다. 맨 위 그림에서는 필터의 활성도가 1일 때 갱신되는 최소 거리와 센서 데이터 인덱스를 나타내고 있다. 활성도가 0이 되면 더 이상의 갱신은 이루어지지 않고(가운데 그림), 맨 아래 그림과 같이 다시 활성화되었을 때부터 새롭게 최소 거리와 인덱스가 추가되고 갱신된다.

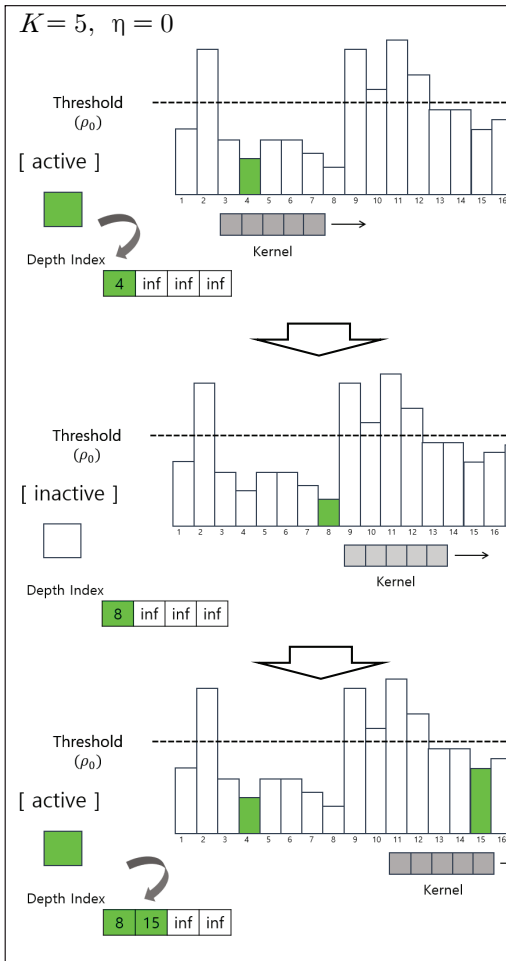


그림 2. 최소 활성 거리 필터 적용 예
Fig. 2 Example of Active Min-Depth Filtering

2.3. Experimental Results

Active Min-Depth Filter는 이동 로봇의 자율 주행에 가장 많이 사용되고 있는 라이다 센서를 위한 것이다. 센서 데이터 프로파일의 분할 없이 각 장애물의 최근접 점을 구함에 있어 핵심은 식(4), 식(5), 식(6), 식(7)에서 사용되는 파라미터 ρ_0 , K , η 를 구하는 것이다. 그러나 ρ_0 는 로봇 형상 등의 하드웨어 조건에 종속되므로 센서 데이터의 불확실성과 관계있는 K 와 η 를 구하는 것이 의미가 있다.

실제 실험에 사용하는 캐디 로봇(Caddy Robot)을 시뮬레이션 환경에서 구현하고[8], 그림 3과 같이

다수의 실험을 수행했다. 캐디 로봇은 차동형 이동 로봇(Differential Drive Mobile Robot)으로, 0.5미터에서 5미터까지의 측정할 수 있는 라이다 센서를 장착하고 있다(그림 3, 그림 6-(a)).

Lidar 센서의 측정 오류는 Gaussian Noise, Random Noise, Failure의 세 가지로 구성된다[9, 10, 11]. 이 중에 Gaussian Noise는 식(4)의 유효성 평가를 통해 영향력을 상실한다. Active Min-Depth Filter의 성능에 큰 영향을 주는 것은 Random Noise와 Failure에 의한 것이다. 시뮬레이션을 통해 이것의 발생 빈도에 따라 적절한 K 와 η 를 결정하였다. 그림 4는 이러한 결과를 보여주고 있는데, (a)는 측정 오류가 전혀 없는 경우이다. 이때는 $\eta = 0$ 에 대해 어떤 값의 K 에 대해서도 문제가 없었다. (b)와 (c)는 노이즈 발생 빈도가 각각 10%, 20%의 경우인데, K 와 η 의 값을 적절히 크게 하면 Active Min-Depth Filter는 완벽히 작동하였다.

그림 5는 노이즈 발생 빈도에 따라 결정된 K 와 η 의 값을 보여주고 있다. 노이즈 발생 빈도가 커질수록 같이 커지는 경향을 보이며, 표시된 것은 Active Min-Depth Filter가 제대로 작동하도록 하는 최소값이다. 그림 6은 실제 캐디 로봇에 적용한 예를 보여주고 있다. (a)와 (b)는 캐디 로봇과 장애물을 나타내고 있고, (c)는 센서 데이터 프로파일과 Active Min-Depth Filter에 의해 구한 장애물의 최소 거리 점을 표시하고 있다. 주어진 시스템에서는 $K = 5$ 와 $\eta = 0.05$ 의 값으로 다양한 장애물 환경에서도 오류 없이 성공적으로 작동하였다.

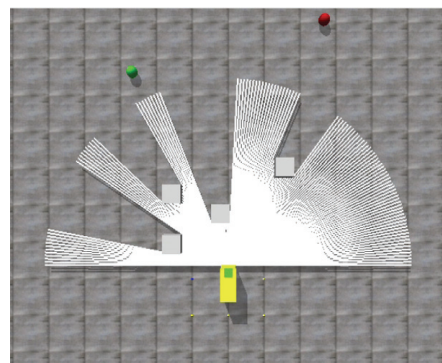


그림 3. ODE 시뮬레이션
Fig. 3 Simulation in ODE

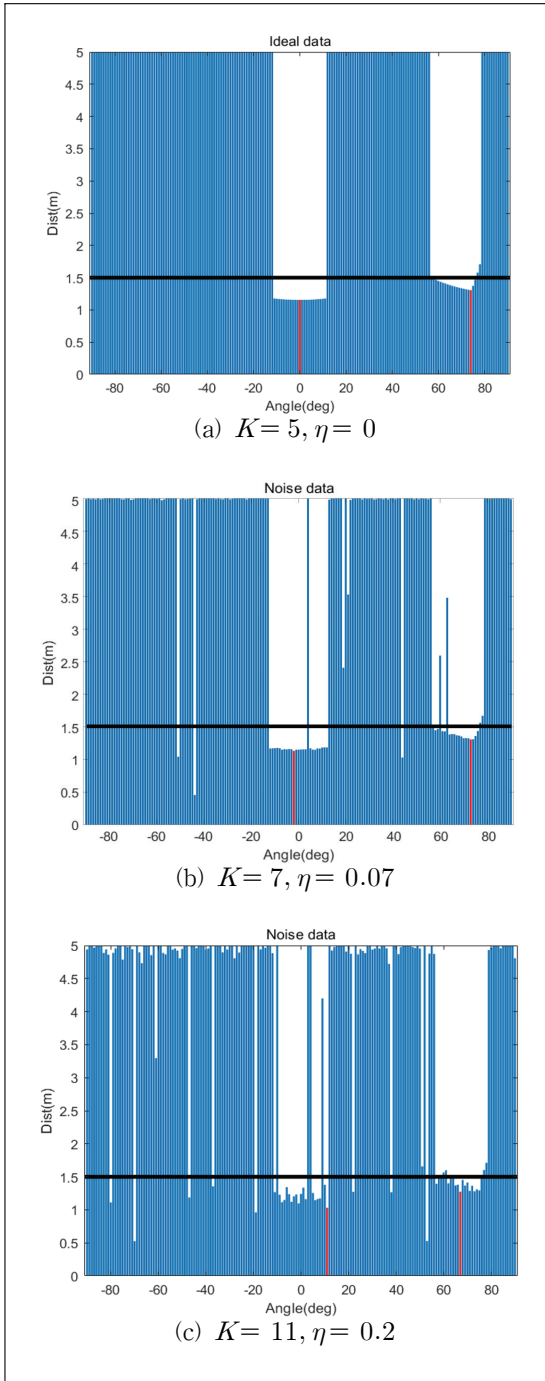


그림 4. 시뮬레이션 결과 예제
Fig. 4 Example of Simulation Results

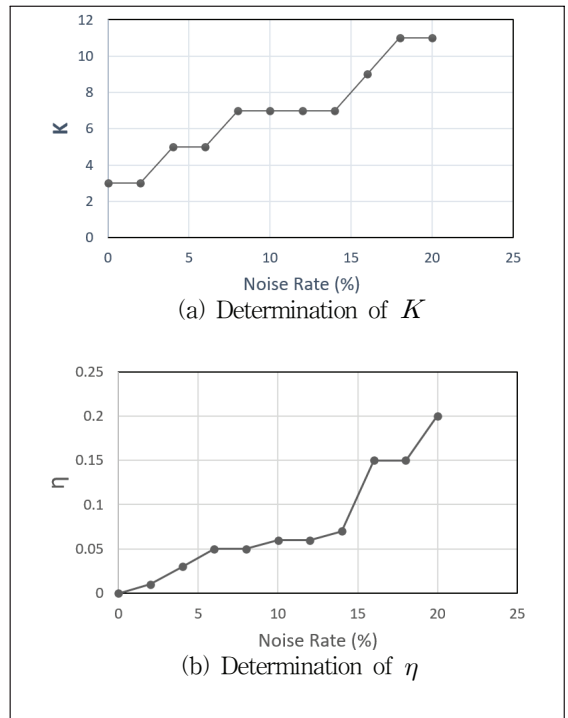


그림 5. K 와 η 의 결정
Fig. 5 Determination of K & η

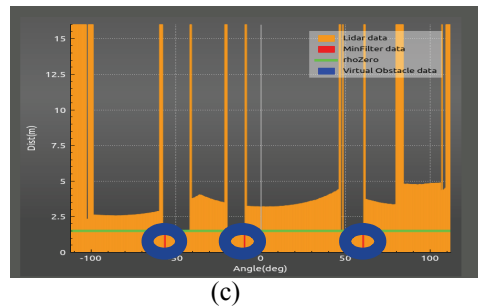
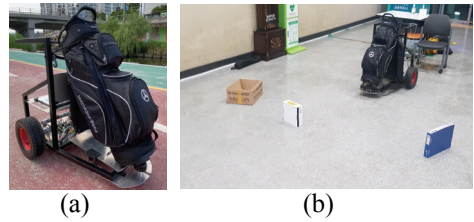


그림 6. 캐디 로봇 응용
Fig. 6 Application to Caddy Robot

III. 결 론

장애물 회피 기능은 자율 주행 이동 로봇에서 중요한 요소이다. 목적지까지 충돌 없이 안전하게 도착하기 위해 정적, 동적 장애물에 대한 회피는 필수적으로 필요하기 때문이다. 또한, 지도가 없는 환경에서 장애물 회피 기능은 더욱더 중요하다. 본 논문에서는 이러한 환경에서 많이 사용되는 포텐셜 필드 방법을 위해 새로운 비분할 장애물 최근접 점 검출 기법을 고안하였다.

포텐셜 필드에서 장애물과의 척력 계산을 위해서는 거리센서의 데이터 프로파일로부터 장애물을 분할하고 각 장애물의 최근접 점을 구해야 한다. 그러나 거리센서 값의 노이즈로 인해 분할 오류가 발생하면 로봇과 장애물의 충돌을 야기할 수 있다. 실시간성을 위해 적은 계산량이 요구되는 규칙 기반의 단순 기법은 이 문제를 더욱 심각하게 한다.

제안된 Active Min-Depth Filter는 센서 데이터 프로파일의 분할 없이 적은 계산량으로 각 장애물과의 최근접 점을 구한다. 시뮬레이션을 통해 Active Min-Depth Filter의 주요 파라미터를 구하고 특성을 파악할 수 있었다. 그리고 실제 이동 로봇에 적용하여 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다. 주어진 시스템에서 실험을 통해 구한 $K=5$, $\eta=0.05$ 의 값으로 다양한 장애물 환경에서도 오류 없이 성공적인 결과를 얻었다.

감사의 글

이 논문은 2021년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2021R1F1A106465212)

References

[1] O. Khatib, "Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots," In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA '85)*, Louis, USA, 1985, pp. 500 - 505.

[2] Y. Koren and J. Borenstein, "Potential field methods and their inherent limitations for

mobile robot navigation," *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Sacramento, USA, 1991, pp. 1398-1404

- [4] S. S. Ge and Y. J. Cui, "Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method," *Autonomous Robots*, vol. 13, 2002, pp. 207 - 222.
- [5] G. R. J. Cooper and D. R. Cowan, "Enhancing potential field data using filters based on the local phase," *Computers & Geosciences*, vol. 32, Issue 10, Dec. 2006, pp. 1585-1591.
- [6] P. Hornby, F. Boschetti, F. G. Horowitz, "Analysis of potential field data in the wavelet domain," *Geophysical J Int*, vol. 137, Issue 1, Apr. 1999, pp. 175 - 196.
- [7] N. Archibald, P. Gow and F. Boschetti, "Multiscale edge analysis of potential field data," *Exploration Geophysics* 30.2, 1999, pp. 38-44.
- [8] E. Drumwright, et al. "Extending open dynamics engine for robotics simulation." *Int. Conf on Simulation, Modeling, and Programming for Autonomous Robots*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [9] D. Guo, Y. Wu, S. S. Shitz and S. Verdú, "Estimation in Gaussian Noise: Properties of the Minimum Mean-Square Error," in *IEEE Trans on Information Theory*, vol. 57, no. 4, Apr. 2011, pp. 2371-2385.
- [10] S. O. Rice, "Mathematical analysis of random noise," in *The Bell System Technical J*, vol. 23, no. 3, July 1944, pp. 282-332.
- [11] Y. Chen, "Improved energy detector for random signals in gaussian noise," in *IEEE Trans on Wireless Communications*, vol. 9, no. 2, Feb. 2010, pp. 558-563.

저자 소개



박경균(Kyung-Kyoon Park)

1997년 중앙대학교 컴퓨터학과 졸업(공학사)

2005년 광운대학교 대학원 컴퓨터 소프트웨어학과 졸업(공학석사)

2022년 광운대학교 대학원 로봇학과 박사과정

※ 관심분야 : 로봇비전, 인공지능



정문호 (Mun-Ho Jeong)

1994년 KAIST 정밀공학과 졸업(공학사)

1996년 KAIST 자동화 및 설계 공학과 졸업(공학석사)

2002년 오사카대학 전자제어 기계공학 졸업(공학박사)

2004년 KIST 지능로봇연구센터 선임연구원

2010년~현재 광운대학교 로봇학부 교수

※ 관심분야 : 로봇비전, HRI, 지능로봇

