

비가우시안 노이즈가 존재하는 수중 환경에서 2차원 위치추정

Two-Dimensional Localization Problem under non-Gaussian Noise in Underwater Acoustic Sensor Networks

이대희 · 양연모[†]

DaeHee Lee and Yeon-Mo Yang

금오공과대학교 전자공학과

[†] School of Electronic Engineering, Kumoh National Institute of Technology

요 약

본 논문은 비가우시안 노이즈가 존재하는 수중환경에서 비선형 필터 기법에 따른 2차원 위치 추정에 관한 연구 내용이다. 최근 위치 추정을 위한 필터로 확장형 칼만필터(EKF: Extended Kalman filter)가 많이 사용되고 있다. 하지만, 수중과 같은 비가우시안 노이즈가 존재하는 비선형 시스템에서는 많은 문제점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 상태변이의 예측을 기반으로한 EKF를 대신하여 통계적 발생인자 에 기반을 둔 분포 재해석 기법을 이용한 2차원 파티클필터 (TDPF: Two-Dimension Particle Filter)를 제안한다. 모의 실험을 통하여 Non-Gaussian Noise 가 존재하는 수중환경에서 제안하는 TDPF의 성능을 EKF와 비교분석하였으며 TDPF가 EKF보다 정확한 위치 추정결과를 제공하는 것을 확인하였다.

키워드 : 위치 추정, 비가우시안 노이즈, 입자 필터, 확장 칼만필터, 수중 음파 네트워크

Abstract

This paper has considered the location estimation problem in two dimension space by using a non-linear filter under non-Gaussian noise in underwater acoustic sensor networks(UASNs). Recently, the extended Kalman filter (EKF) is widely used in location estimation. However, the EKF has a lot of problems in the non-linear system under the non-gaussian noise environment like underwater environment. In this paper, we propose the improved Two-Dimension Particle Filter (TDPF) using the re-interpretation distribution techniques based on the maximum likelihood (ML). Through the simulation, we compared and analyzed the proposed TDPF with the EKF under the non-Gaussian underwater sensor networks. Finally, we determined that the TDPF's result shows more accurate localization than EKF's result.

Key Words : Location Estimation, Non-Gaussian noise, Particle filter, Extended Kalman filter, Underwater Acoustic Sensor Networks.

1. 서 론

최근 육지의 한정된 에너지 자원의 소모에 대한 대처방안으로 수중자원의 개발, 급격한 기후변화에 의한 재해방지, 수중의 생태계의 파악과 보호를 위해 많은 해양연구자들이 이

루어지고 있다[1][2][3][4]. 사람이 들어갈 수 없는 수중의 자원 및 환경을 탐색하기 위하여 많은 자동화장비 들이 개발되고 있으며, 수중에서의 위치 파악 기술은 중요한 이슈로 떠오르게 되었다. 이러한 연구의 중요한 부분은 장비들이 스스로 위치를 인식할 수 있도록 돕는 기법의 개발이다. 이 기법에는 주로 확장형 칼만 필터 (EKF: Extended Kalman Filter) 를 사용하고 있다[5][6][7][14]. 상태를 예측하고 오류를 최소화하여 위치의 근사값을 추정하는 칼만필터에서 선형성을 완화시켜 비선형성으로 확장한 필터가 EKF이다. 그것을 위해 EKF에서는 상태변이와 관측 매트릭스를 자코비안 기법을 이용하여 정의한다[1]. EKF는 예측, 측정, 갱신의 과정을 거쳐 재귀적으로 최적의 상태를 추정하게 된다.

일반적으로 칼만필터가 선형시스템에서 최적이지만, 비선형시스템에서의 EKF는 초기추정이 틀렸을 경우 필터의 선형 특성으로 인해 발산하게 되며, 추가 공분산 매트릭스

접수일자: 2013년 8월 31일

심사(수정)일자: 2013년 9월 7일

게재확정일자 : 2013년 9월 25일

[†] Corresponding author

본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구된 논문

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.

가 실제 공분산 매트릭스를 경시하게 되므로 많은 오차를 가지게 된다. EKF는 오류 성분과 측정값이 가우시안 분포를 가지고 모델이 선형적인 움직임에 가진다는 가정하기 때문에 비가우시안 노이즈가 존재하는 수중환경에서는 시스템 모델 및 잡음에 대한 불확실성으로 인하여 발산 문제가 발생할 수도 있다. 따라서 본 논문에서는 수중환경이라는 비가우시안 노이즈가 존재하는 2차원 공간에서 EKF 대신 개선된 TDPF (Two-Dimension Particle Filter) 를 이용한 위치추정을 제안한다. TDPF의 경우 사전 분포 (Prior distribution)와 사후 분포 (Posterior distribution)를 사용하는 베이저안 조건 확률을 기반으로 한 필터 기법이다.

본 논문에서 비 가우시안 노이즈가 존재하는 2차원 공간에서 TDPF와 EKF를 이용한 위치인식을 모의실험하고 그 결과를 비교분석을 하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 Two-Dimension Particle filter (TDPF)에 대한 설명을 하였고, 3장에서는 EKF와 본 논문에서 제안하는 TDPF의 성능을 모의실험을 통해 검증하였다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺었다.

2. Two-Dimension Particle filter

위치 추정의 경우 비선형 시스템이다. 비선형 시스템에서 EKF는 시스템의 선형화를 거쳐 추정을 하지만, TDPF의 경우 시스템의 선형화 단계가 필요하지 않으며 노이즈 분산에 영향을 받지 않는다. Particle filter는 비 선형성이 너무 커서 예측하기가 어렵고, 상태나 측정치에 대한 확률 정보가 없는 연속 공간에서 위치 추정을 위한 효율적인 필터의 한 방법으로, 관측된 측정값들과 시스템 모델로부터 얻은 랜덤 상태변수를 이용하여 현재 상태 변수들의 확률분포를 추정해 나가는 것에 목적을 두고 있다. 커다란 문맥에서 particle filter는 trial and error에 기반을 두는 시뮬레이션을 통한 예측 기술로 monte carlo sampling 방법을 이용한 recursive bayesian filter를 구현하게 된다[3][8][9][10][11].

이 장에서는 2차원 공간에서 위치를 추정하기 위한 TDPF의 과정을 설명한다. TDPF의 초기 과정은 초기 particle 집단의 위치 설정이다. 식 (1)은 초기 particle 집단의 생성식이다. $x_{(0,i)}$ 는 초기 particle 집단의 i 번째 샘플의 위치를 나타낸다. $x(0)$ 는 초기 위치를 나타내고 μ 와 σ^2 는 초기 particle 집단의 평균값과 분산을 나타낸 것이다.

$$x_{(0,i)} = x(0) + P_{(0,i)}(\mu, \sigma^2) \quad (1)$$

움직이는 물체를 추정을 위한 TDPF는 3단계로 구성된다. 그림 1은 TDPF의 순서도를 나타낸 것이다. 첫 번째 단계는 예측 단계이다. 예측 단계에서는 이전의 particle 집단의 위치 정보를 가지고 상태 전이 모델에 따라 다음 particle 집단의 위치를 예측한다. 예측을 위한 모델식은 식 (2)로 나타낸다. $x_k^-(i)$ 는 k 번째 단계에서 i 번째의 예측 위치이다. $x_k^-(i)$ 는 3가지 위치정보를 가지고 있다. $x_k^-(i, xdata)$ 는 x 의 좌표이며 $x_k^-(i, ydata)$ 는 y 의 좌표, $x_k^-(i, \angle)$ 는 움직이는 물체가 놓여진 각도이다. $x_{k-1}^+(i)$ 는 $k-1$ 단계에서 나온 위치 정보이며, V 는 움직이는 물체의 속도, T 는 측정 시간, WB 는 물체의 축간거리, g 는 움직

이는 물체의 이동 방향이다.

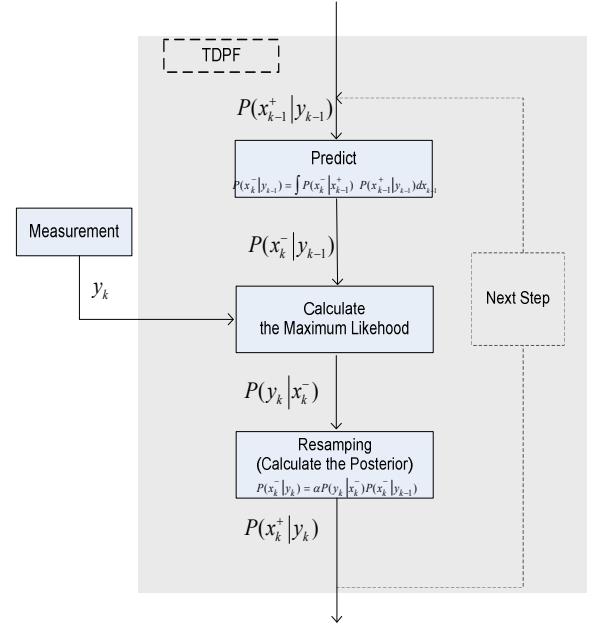


그림 1. Two-Dimension Particle filter 의 순서도
Fig. 1. Flow chart of Two-Dimension Particle filter

$$x_k^-(i) = \begin{bmatrix} x_k^-(i, xdata) \\ x_k^-(i, ydata) \\ x_k^-(i, \angle) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$= \begin{bmatrix} x_{k-1}^+(i, xdata) + V \times T \times \cos(g + x_{p(k-1,i,\angle)}) \\ x_{k-1}^+(i, ydata) + V \times T \times \sin(g + x_{p(k-1,i,\angle)}) \\ x_{k-1}^+(i, \angle) + V \times T \times \sin(g) / WB \end{bmatrix}$$

식 (2)를 이용하여 particle 집단의 사전 확률 (Prior distribution)을 구하게 된다. 사전 확률을 구하기 위한 식은 식 (3)으로 나타낸다. 사전 확률 $P(x_k^- | y_{k-1})$ 은 k 번째 단계에서 시스템의 모델 식을 이용하여 계산된다. $P(x_{k-1}^+ | y_{k-1})$ 은 $k-1$ 번째 단계에서의 위치정보에서 나온 확률분포, $P(x_k^- | x_{k-1}^+)$ 는 모델 식에서부터 나온다.

$$P(x_k^- | y_{k-1}) = \int (P(x_k^- | x_{k-1}^+) \times P(x_{k-1}^+ | y_{k-1})) dx_{k-1}^+ \quad (3)$$

갱신 단계에서는 측정된 위치 정보 y_k 를 이용하여 새로운 위치 상태에 대한 최대우도 (Maximum Likelihood) 를 계산한다. ML을 계산하는 방식은 통계적 발생 가능성 인자를 기반으로 한 분포 재해석 기법을 이용한다. 식 (4)은 분포 재해석 기법을 사용한 ML을 구하기 위해 모수의 추정치를 계산하기 위한 식이다. 식 (4)에서 y_k 는 k 번째 단계에서 실제로 측정된 물체의 위치이며, $v_{(k,i)}$ 는 k 번째 단계의 i 번째 particle의 위치 $x_k^-(i)$ 와 실제 측정 위치 y_k 의 오차거리의 크기, p_i 는 $x_k^-(i)$ 의 모수의 추정치를 나타낸다. 식 (5)

는 ML을 이용한 모수 $p(i)$ 를 정규화를 하기 위한 식이다. 식 (5)를 이용하여 구한 정규화된 $q(i)$ 를 이용하여 ML의 확률분포 $P(y_k|x_k^-)$ 를 구한다.

$$p(i) = P(y_k|x_k^-(i)) = P(v_k = |y_k - x_k^-(i)|) \sim \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |R|^{1/2}} e^{-\frac{v_k^T R^{-1} v_k}{2}} \quad (4)$$

$$q(i) = \frac{p(i)}{\sum_{j=1}^N p(j)} \quad (5)$$

리 샘플 단계에서는 $P(y_k|x_k^-)$ 를 이용하여 사후 확률 $P(x_k^-|y_k)$ 를 구한다. $P(x_k^-|y_k)$ 을 계산하기 위해 식 (6)을 이용한다.

$$P(x_k^-|y_k) = \alpha P(y_k|x_k^-) P(x_k^-|y_{k-1}) \quad (6)$$

식 (6)에서 계산된 $P(x_k^-|y_k)$ 와 식 (5)에서 계산된 $q(i)$ 을 이용하여 새로운 particle 집합 x_k^+ 을 구성한다. 식 (7)은 리 샘플을 나타낸 식이다. 식 (7)에서 $U(0, 1]$ 은 $(0, 1]$ 범위 안에서의 균등 분포 (uniform distribution)를 따르는 랜덤 변수이다.

$$x_k^+(i) = x_k^-(i) \quad \text{where} \quad \sum_{j=1}^{i-1} q_j \leq U(0, 1] \leq \sum_{j=1}^i q_j \quad (7)$$

본 논문에서 제안하는 TDPF는 예측 단계, 갱신 단계, 리 샘플 단계를 반복하여 새로운 위치를 추정하며 이를 통해서 정확한 위치를 추정할 수 있게 된다.

3. 모의 실험 및 결과

3.1 Noise Model

본 논문에서 사용한 비가우시안 노이즈로서 Alpha stable 분포를 따르는 노이즈를 사용하였다. 일반적으로 이 노이즈는 Impulse noise라고 불린다. Alpha stable 분포의 특성함수는 식 (8)과 같다[2]. 여기서 α 는 stability parameter이며, β 는 skewness parameter, c는 scale parameter, μ 는 location parameter이다[12][13].

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{\mu - |d|^\alpha (1 - i\beta \text{sgn}(t) \tan(\pi\alpha/2)) - ixt} dt \quad (8)$$

이 Alpha stable 분포의 파라미터 값이 일정 값일 때 다른 분포로 설명할 수 있다. 식 (8)에서 $\alpha = 2$ 일 때, 평균값이 0, 분산이 2γ 인 Gaussian 분포를 따르게 된다. 그리고

$\alpha = 1$ 이고 $\beta = 0$ 일 때 Cauchy분포를, $\alpha = 0.5$ 이고 $\beta = 1$ 일 때 Lévy분포를 따르게 된다.

본 논문에서의 사용한 노이즈는 일정 확률 e 로 비가우시안 노이즈가 발생하는 혼합방법을 사용하였으며 그 모델은 식 (9)로 표현할 수 있다. 본 모의실험을 위해 사용한 노이즈의 초기 파라미터 값을 표 1에 나타내었다. 그림 2는 노이즈 모델에서 출력되는 노이즈의 샘플을 나타낸다. 그림 2에서 보이는 것과 같이 대부분의 크기가 1보다 작은 Gaussian noise와 크기가 1보다 큰 Impulse noise가 혼합되어 출력되는 것을 알 수 있다.

$$uni = U[0,1] \quad N = \begin{cases} N_{Nongaussian} & uni > e \\ N_{Gaussian} & uni \leq e \end{cases} \quad (9)$$

표 1. 노이즈의 초기 파라미터들.
Table 1. Initial parameters for noise.

Parameter	Value
Stability parameter α	1.7
Skewness parameter β	1
Scale parameter c	10
location parameter μ	-3
probability of occurrence e	0.5

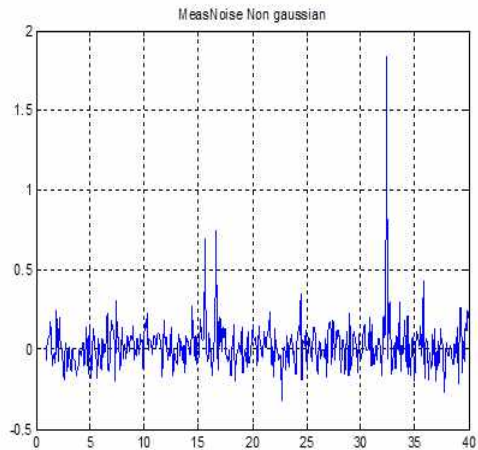


그림 2. Noise model의 출력 값
Fig. 2. Output value of Noise model

3.2 Simulation & Result

본 논문의 모의 실험에서는 앞 절에서 설명한 노이즈 모델을 사용하여 EKF와 TDPF의 2차원 공간에서의 위치 추정 결과를 비교하였다. 초기 단계에서 설정 값을 입력하고 그 값을 토대로 particle 집단을 생성하였다. 통계의 샘플이 충분해야하므로 particle 집단의 수는 100개로 설정하였다. 표 1는 본 실험을 위해 설정한 초기 파라미터 값이다.

particle 집단의 생성 후 센서를 통해 움직이는 물체의 위치를 측정한다. 측정된 위치 값과 particle 집단의 위치를 가지고 TDPF를 실행하여 움직이는 물체의 위치를 추정하

게 된다. 그림 3은 2차원 위치추정에 대한 순서도를 나타낸 것이다.

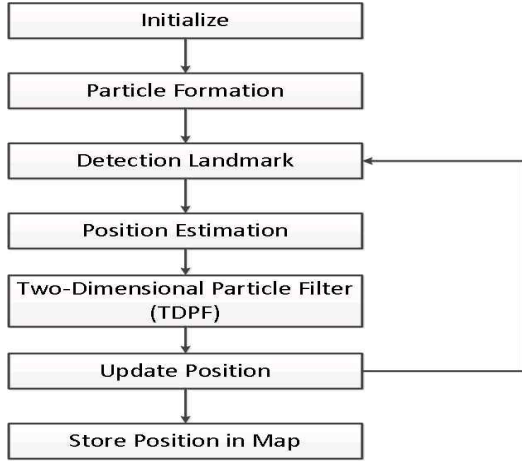


그림 3. 2차원 위치 추정 순서도
Fig. 3. Flow chart of 2D location estimation

표 2. 초기 파라미터들.
Table 2. Initial parameters.

Parameter	Value
Starting Position	(0,0) m
Initial Velocity(AUVs)	3.5m/s
Initial Steering angel	0 °
Time interval(control signals)	0.1sec
Number of Landmark[n]	29
Number of Initial Particle group	100

그림 4는 모의실험을 위해 움직이는 물체의 경로를 설정한 것이다. 본 실험에서는 정해진 경로를 2번 도는 것으로 설정하였다. 그림 5은 EKF를 사용하였을 때이며, 그림6 은 TDPF를 사용하였을 때의 결과 그래프이다. 녹색 선으로 이루어진 원형은 실험을 위해 설정한 경로이며 검은색 선으로 이루어진 원형은 물체의 움직임을 예측한 경로이다. 그림 5에서 EKF를 사용하였을 때, Non-Gaussian noise 성분으로 2번째 바퀴에서는 예측 경로가 설정한 경로에서 많이 벗어나며 중간에 위치정보가 순간적으로 큰 폭으로 바뀌어 추정 경로가 끊기는 것을 볼 수 있었다. 그러나 그림 6에서는 시간이 지나면 지날수록 더욱 정확한 위치를 추정하는 것을 볼 수 있었다.

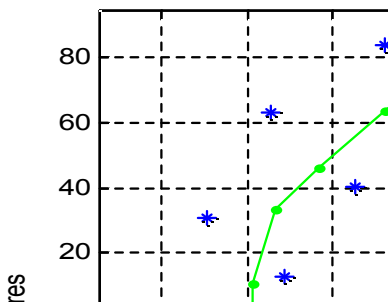


그림 4. 설정한 경로.
Fig. 4. The set-path.

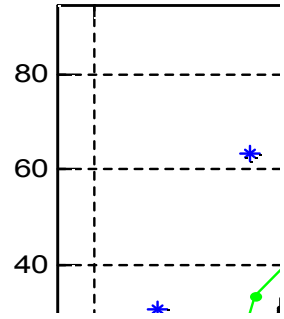


그림 5. EKF를 사용하였을 때 실제경로와 예측경로
Fig. 5. The real-path and estimated-path using EKF.

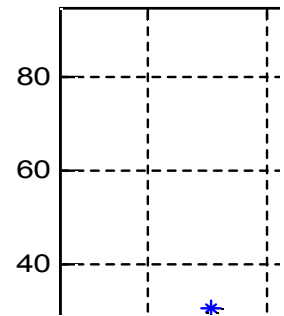


그림 6. TDPF를 사용하였을 때 실제경로와 예측경로
Fig. 6. The real-path and estimated-path using TDPF.

본 논문에서 오차는 실제위치와 추정위치의 거리차로 정의하였으며 식 (12)와 같다. 식(10)의 $e_k(i)$ 는 k번째 단계의 I번째 추정 위치의 오차이며, $x_{k,real}$ 은 실제 물체의 위치이다. 식(10)에서 나온 결과의 평균을 식 (11)로 정의하였다. $\bar{e}_s(k)$ 는 k번째 단계에서의 오차의 평균, N은 particle 집단의 수이다. 식 (12)는 전체 모의 실험에서의 오차의 평균이다. M은 전체 모의 실험동안 위치인식을 수행한 횟수이다.

$$e_k(i) = \sqrt{(x_k^+(i, xdata) - x_{k,real}(xdata))^2 + (x_k(i, ydata) - x_{k,real}(i, ydata))^2} \quad (10)$$

$$\bar{e}_s(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_k(i) \quad (11)$$

$$\bar{e} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \bar{e}_s(k) \quad (12)$$

표 3. 모의실험 결과.
Table 3. Simulation result.

Filter	Mean	Standard deviation
EKF	19.4842	12.5371
TDPF	0.3343	0.2170

모의 실험에서 식 (12)를 사용한 오차의 평균과 표준편차는 표 2 와 같다. 모의실험에서 오차의 평균과 표준편차 결과에서 비가우시안 노이즈가 존재할 때 EKF를 사용한 경우보다 TDPF를 사용하였을 때의 결과가 더 정확한 위치를 추정하는 것을 알 수 있다.

4. 결 론 및 향후 연구

본 논문에서는 비가우시안 노이즈가 존재하는 수중환경에서 제안하는 TDPF를 사용하여 2차원 위치 추정에 관한 연구를 하였다. 실험결과 EKF보다 제안한 TDPF를 사용하였을 때 좀 더 정확한 위치를 파악하는 것을 확인하였다.

앞으로의 연구는 TDPF를 3차원으로 확장하여 3차원 공간에서의 위치추정으로 진행할 것이다. 또한 위치 추정에 필요한 다양한 알고리즘 개발할 것이다.

References

[1] D. Won, Y.-M. Yang, "A three-dimensional localization algorithm for underwater acoustic sensor networks", *International Journal of Computational Vision and Robotics* Vol.2, No.3, pp.218-236, 2011.

[2] J. Park, Georgy Shevlyakov, K. Kim. "Maximin Distributed Detection in the Presence of Impulsive Alpha-Stable Noise." *Wireless Communications, IEEE Trans.* Vol. 10, pp.1687-1691, 2011.

[3] D. Lee, Y.-M. Yang, K. Huh, "Position Estimation of MBK system for non-Gaussian Underwater Sensor Networks," *J. of the Inst. of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 50, No. 1, pp. 232-238, 2013

[4] J. Yuh, "Development in Underwater Robotics," *Robotics and automation 1995 IEEE International Conference*, Vol. 2, pp. 1862-1867, 1995.

[5] E. Kim, S. Lee, C. Kim, and K. Kim, "Mobile Beacon-Based 3DLocalization with Multidimensional Scaling in Large Sensor Networks," *IEEE Comm. Letters*, vol.14, no.7, pp.647 - 649, Jul. 2010.

[6] E. Kim, S., C. Kim, K. Kim, "Long-range Beacons on Sea Surface based 3D-Localization for Underwater Sensor Networks", *2009 Fifth International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks*, pp.102-107, 2009.

[7] B. He; K. Yang; S. Zhao; Y. Wang, "Underwater simultaneous localization and mapping based on EKF and point features", *ICMA*, pp. 4845 - 4850, 2009.

[8] S. Thrun, "Probabilistic Algorithms in Robotics", *AI Magazine* Volume 21 Number 4, pp.93-109, 2000

[9] I. Kim, S. Kim, H. Kim, "Particle Filter Localization using Noisy Models", *KIPS*, pp. 27-30, 2012

[10] H. Lee, H. Choi, H. Kim, S. Ma, J. Lee, H. Kim, "Robust Object Tracking in Mobile Robots using Object Features and On-line Learning based Particle Filter," *J. of Inst. of Control, Robotics, Systems*, Vol. 18, No. 6, pp. 562-570, 2012

[11] T. Kim, N. Ko, S. Nho, "Simultaneous Estimation of Landmark Location and Robot Pose Using Particle Filter Method," *J. of Korean Inst. of Intelligent Systems*, Vol. 22, No. 3, pp.353-36, 2012

[12] J. Park, G. Shevlyakov, and K. Kim, "Maximin Distributed Detection in the Presence of Impulsive Alpha-Stable Noise," *IEEE Trans. On Wireless Comm.*, Vol. 10, No. 6, 2011

[13] J. Park, G. Shevlyakov, and K. Kim, "Distributed Detection and Fusion of Weak Signals in Fading Channels with Non-Gaussian Noises," *IEEE Comm. Letters*, Vol. 16, No. 2, 2012

[14] T. Maki, T. Matsuda, T. Sakamaki, T. Ura, J. Kojima, "Navigation Method for Underwater Vehicles Based on Mutual Acoustical Positioning With a Single Seafloor Station," *IEEE J. of Oceanic Engineering*, 38(1), pp. 167-177, 2013

저 자 소 개



이 대 희 (Daehee Lee)

2012년 : 금오공과대학교 전자공학부 학사 졸업.

2012년~현재 : 금오공과대학교 전자공학과 석사과정.

관심분야 : USN, VLC, UWSN, Kalman filter, Particle filter

E-mail : lee.dh.kai@gmail.com



양 연 모 (Yeon-Mo Yang)

1990년 한국과학기술원(KAIST) 전기및 전자공학과 학사

2006년 광주과학기술원(GIST) 메카트로닉스 공학박사

2006년~2008년 대구경북과학기술원(DGIST) 선임연구원 (PL)

2008년~현재 : 금오공과대학교 전자공학부 교수

관심분야 : 확률적 디지털 신호처리, 유무선 네트워크 연동 지능형임베디드시스템, EPONs, BCI, WSNs

Phone : +82-54-478-7488

E-mail : yangym@vivaldi.kumoh.ac.kr