

SA-PSO/Taylor 융합 기반 수중 음향 통신 네트워크 센서 노드 위치 추정 기법

멍판진*, 칸이푸, 고크림, 이호준

호서대학교

*mfj54885529@163.com

Hybrid SA-PSO/Taylor based Sensor Node Localization for Underwater Acoustic Networks

Meng Fan Jin*, Kan Yi Fu, Ko Hak Lim, Lee Ho Jun

Hoseo Univ.

요약

본 논문은 수중 분산 다중 에이전트 시스템에서 SA-PSO (Simulated Annealing Particle Swarm Optimization) 와 Taylor 방식을 결합한 TDOA(Time Difference of Arrival) 기반 위치 추정 방법을 제안한다. 본 알고리즘은 잡음 백터 노름 최소화 기반한 고정밀 수중 음향 네트워크 TDOA 위치 추정 모델을 활용한다. 최소자승법(Least-Squares, LS)을 통해 목표 위치의 초기 추정치를 계산한 후, 관측점 자신의 위치 오차와 TDOA 측정 오차를 결합 모델링하여 잡음이 위치 추정 성능에 미치는 영향을 최소화하는 목표 함수를 도출하였다. 이후 글로벌 최적화 단계에서는 SA-PSO를 도입하여 수렴 속도를 향상시키고 local 최적값에 빠지는 문제를 극복하며, Taylor 알고리즘을 이용해 local 정밀 탐색을 수행하였다. 시뮬레이션 결과, 제안된 방법은 다른 두 단일 알고리즘에 비해 위치 추정 정확도가 우수하며, 잡음 환경에서도 더욱 높은 강인성을 가지는 것을 보였다.

I. 서론

수중 신호원 위치 추정은 수중 탐사, 수중 작업 등 다양한 분야에서 핵심적인 요구기술이다. 수중 신호원 위치 추정은 일반적으로 다중 센서에 수신된 신호의 TDOA(Time Difference of Arrival)를 활용한다. 그러나 각 센서에서 측정된 TDOA의 경우, 다중경로, 도플러, 그리고 강한 잡음 등 신호의 왜곡이 크게 발생하여 오차를 가지며, 수중 음속의 느린 전달 속도로 인해 이러한 오차 영향은 심화된다. 이러한 오차를 보정하지 않을 경우 위치 추정 성능이 크게 저하된다. 그러나 오차를 추정하는 것은 수중의 동적인 환경에서는 매우 복잡한 문제이다.

PSO (Particle Swarm Optimization) 알고리즘은 복잡한 문제에 대한 최적의 결과를 도출하기 위한 방법으로써, AUV(Autonomous Underwater Vehicle), UUV(Unmanned Underwater Vehicle) 등의 위치 추정에 다양하게 적용되고 있다[1]. 그러나 PSO의 경우에는 초기 값 설정에 따라 성능이 보장되지 않을 수 있으며, 느린 수렴 속도를 가져 실시간 처리에 어려움이 있다. 또한, 한정적인 반복 시행을 적용할 경우 낮은 추정 성능을 가진다.

이러한 문제를 해결하기 위해서, 본 논문에서는 [2]에서 제안된 잡음 백터 노름 최소화 개념을 기반으로, SA-PSO[3]와 Taylor 알고리즘[4]을 결합한 협력 위치 추정 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 방법은 [2]을 통해 오차 모델링이 결합된 목표 함수를 구성한다. 그리고 TDOA 위치 추정을 기반으로 초기 값을 설정한 후, SA-PSO와 Taylor를 결합한 방법으로 수렴 속도를 향상시킬 뿐만 아니라 위치 추정 성능을 향상시킨다. 시뮬레이션 실험을 통해 제안한 알고리즘의 우수성이 검증되었다.

II. 본론

두 센서가 각각 수신한 신호를 $x_1(t)$ 와 $x_2(t)$ 라고 가정하면,

$$x_1(t) = s_1(t) + n_1(t) \quad (1)$$

$$x_2(t) = as_1(t + D) + n_2(t) \quad (2)$$

여기서 $s_1(t)$ 는 음원 신호이며, $n_1(t)$ 와 $n_2(t)$ 는 각각 두 센서가 수신한 잡음을 나타낸다. D 는 두 센서에서 신호의 시간 지연이다:

일반화 상호 상관 함수법(Generalized Cross-Correlation, GCC)[5]:

$$R_{x_1x_2}^g = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_g(f) G_{x_1x_2}(f) e^{j2\pi f\tau} df \quad (3)$$

여기서 $G_{x_1x_2}$ 는 상호 전력 스펙트럼 밀도 함수이며, $x_1(f)$ 와 $x_2(f)$ 는 각각 $x_1(t)$ 와 $x_2(t)$ 의 Fourier transform 결과를 나타낸다. 또한 $x_2^*(f)$ 는 $x_2(f)$ 의 켤레 복소수를 의미하고 ψ_g 는 가중 함수이다. 가중 함수가 PHAT 함수일 경우, 식(4)와 같다.

$$\psi_g(f) = \frac{1}{|G_{x_1x_2}(f)|} \quad (4)$$

$R_{x_1x_2}^g(\tau)$ 값을 구하고 이에 대해 피크 검출을 수행하면 시간 지연 추정 결과를 얻을 수 있다.

수중 환경의 복잡성과 노드 드리프트(Node Drift) 및 측정 오차로 인해 위치 추정 정확도가 저하된다. 이를 해결하기 위해 잡음 백터 노름 최소화 기반의 고정밀 TDOA 위치 추정 방법을 제안한다. 본 방법은 최소자승법(LS)에 기초하여 초기 오차의 영향을 최소화함으로써 위치 추정 정확도를 높이고 알고리즘의 강인성을 강화한다.

LS 원리를 이용하여, 목표 위치는 다음식과 같다.

$$\theta_{LS} = \arg \min_{\hat{\theta}} (A\hat{\theta} - b)^T (A\hat{\theta} - b) \quad (5)$$

실제에서는, 일반화 상호 상관법을 통해 얻은 시간 지연 추정치(TDE) $\hat{\tau}_{11}$ 은 잡음을 포함하고 관측자의 위치에는 (n_x, n_y) 와 같은 오차가 있다. 오차 백터는 ϵ 로 정의되며, 다음과 같이 나타낼 수 있다:

$$\varepsilon = G^\dagger(A\theta - b) \quad (6)$$

여기서 G 는 상수 행렬이다. 오차 벡터 ε 의 크기를 최소화하도록 하여, 최종적으로 얻어진 공식은 다음과 같다:

$$\begin{cases} \min (A\theta - b)^T (GG^T)^{-1} (A\theta - b) \\ s.t. \ A\theta - b - \Delta A\theta + \Delta b = 0 \end{cases} \quad (7)$$

본 논문에서 제안한 협력 위치 추정 방법은 SA-PSO로 얻은 위치를 Taylor 알고리즘의 초기값으로 설정하고 반복 추정을 통해 정확도를 향상시킨다. 제안한 협력 위치 추정 알고리즘의 절차는 그림 1에 나타나 있다.

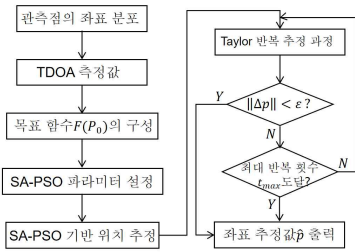


Figure 1. Flowchart of the cooperative localization algorithm.

III. 전산 모의 실험

협력 위치 추정 알고리즘의 유효성을 검증하기 위해 전산 모의 실험을 진행하였다. 시뮬레이션 환경은 한 변이 1000m인 정사각형 영역으로, 네 꼭짓점에 분산된 관측점을 배치하였다. 목표 신호는 LFM(Linear Frequency Modulation) 파형이며, 목표 위치는 (350, 100) m이다.

SA-PSO 알고리즘을 적용하여 최종 위치 추정 결과를 그림 2에 나타내었다. 약 90회 반복 이후 알고리즘이 수렴하는 경향을 보였으며, 최종적으로 $p_0(x_0, y_0)$ 좌표는 목표의 위치로 수렴하였다.

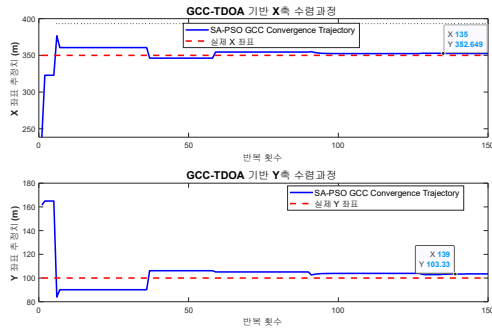


Figure 2. Convergence Direction during Iterations: X-axis and Y-axis.

다음, $p_0(x_0, y_0)$ 좌표를 Taylor 알고리즘의 초기 추정값으로 설정하고, 반복 계산을 수행하여 최종 위치 추정 결과 $\hat{p}(x, y)$ 를 도출한다. 시뮬레이션에서는 TDE error를 0.001, 0.01, 0.1, 1ms로 설정하고, TDOA-Taylor, TDOA-SA-PSO, 제안한 협력 위치 추정 알고리즘의 성능을 1000회 Monte Carlo 실험으로 비교하였다.

TDE 오차 변화에 따라 세 방법 모두 유사한 추세를 보였으며, 제안한 협력 위치 추정 알고리즘이 다른 두 방법보다 실제 위치에 더 근접한 결과를 제공함을 확인할 수 있다. 이러한 경향은 그림 3에서 확인된다.

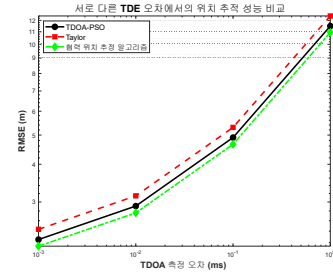


Figure 3. Errors in location results for different methods.

IV. 결론

본 논문에서 제안한 잡음 벡터 노름 최소화 기반 SA-PSO/Taylor 융합 기법은 노드 드리프트 및 TDOA 측정 오차를 종합적으로 고려하여 초기 오차의 영향을 최소화하였다. 이를 통해 목표 위치 추정의 정확도와 강인성이 향상되었으며, 시뮬레이션 결과, 제안된 알고리즘은 단일 SA-PSO 및 Taylor 알고리즘보다 오차가 작고 강인성이 뛰어나 우수한 성능을 보였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단-실시간 해저채해 감시 기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (2022M3J9A107887613, 50%)

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원-지역지능화혁신인재양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2025-RS-2024-00436765, 50%)

참고 문헌

- [1] CHU Lei, JI Jin-Yao, LUO Di. Route Planning of Underwater Long-range Weapon Based on an Improved PSO Algorithm[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2011, 19(3): 201-204.
- [2] GAO Jingjie, SHEN Xiaohong, WANG Haiyan, JIANG Zhe. TDOA based target localization method by minimizing module of noise vector in underwater acoustic networks[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2016, 37(04): 544-549.Doi:10.11990/jheu.201412055.
- [3] Z. Zhou, Y. Shi, L. Yang and R. Zhang, "A TDOA Method for Underwater Target Location Based on Particle Swarm Optimization with Experiment Verification," OCEANS 2024 - Singapore, Singapore, Singapore, 2024, pp. 1-5.
- [4] Hwang, Dong-Hwan, Hee Won Kang and Chansik Park. TDOA Measurement Based Taylor Series Design Method Considering Height Error for Real-Time Locating Systems. Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, (2010). 16(8), 804-809.
- [5] C. Knapp and G. Carter, "The generalized correlation method for estimation of time delay," in IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, August 1976, vol. 24, no. 4, pp. 320-327, doi: 10.1109/TASSP.1976.1162830.