

인공신경망과 압력 센서 배열을 이용한 수중 로봇의 자체 속력 추정

김혜민^{1,4}, 임규성², 박진영³, 변성훈^{3,4}, 김지혜⁵, 윤현규⁵

¹이화여자대학교, ²충남대학교, ³선박해양플랜트연구소, ⁴과학기술연합대학원대학교, ⁵창원대학교
{hmkim, sungu7168, jinyeong96, byunsh}@kriso.re.kr, {jihye.kim, hkyoon}@changwon.ac.kr

Estimation of Self-propulsion Speed of Underwater Robot using Artificial Neural Networks and Pressure Sensor Array

Hyemin Kim^{1,4}, Gyu Seong Im², Jin-Yeong Park³, Sung-Hoon Byun^{3,4}, Ji-Hye Kim⁵,
Hyeon-Kyu Yoon⁵

¹Ewha Womans University, ²Chungnam National University, ³KRISO, ⁴UST-KRISO,
⁵Changwon National University

요약

본 연구는 수중 로봇 선체에 설치된 압력 센서 배열에서 측정된 압력 변화를 이용해 수중 로봇의 자체 속력을 추정하는 방법에 대한 연구 결과를 제시한다. 물속에서 수중 로봇의 움직임은 주변 유동의 변화에 따른 압력 변화를 일으키게 되며, 이러한 압력 변화를 측정하면 거꾸로 수중 로봇 자신의 움직임 특성을 추정할 수 있다. 특별히 본 연구에서는 압력 분포로부터 수중 로봇 자신의 속력을 추정하는 문제에 대해 탐구하고자 한다. 연구에서는 자율무인잠수정의 형상을 가지는 수중 로봇의 운동 종류에 따른 압력 분포의 차이를 선체 표면에 고정된 압력 센서 배열을 이용해 측정하는 시스템을 가정하고, 센서로부터 측정된 압력 분포로부터 인공신경망을 이용해 수중 로봇 자신의 속력을 추정하고자 하였다. 제안된 인공신경망은 전산유체역학을 이용해 모사된 압력 분포 데이터를 이용하여 검증하였다.

I. 서론

물속을 자유롭게 유영하는 어류들은 몸체 표면에 측선(lateral line)이라는 감각기관을 가지고 있으며, 측선에서 측정되는 유속과 몸체 주변 압력 차이를 측정하여 주변 유동 환경을 인지한다. 이러한 주변 유동 정보를 이용해 물고기들은 유체의 흐름에 적응하여 자신을 움직이거나 혹은 주변에서 움직이는 먹이를 감지하여 사냥에 활용하는 것으로 알려져 있다.

이러한 어류의 측선을 모방하여 수중 로봇 표면에 유속 혹은 압력 센서를 배치하여 인공 측선을 만들고, 이로부터 주변 유동을 감지하여 로봇의 운동이나 주변 장애물 탐지에 활용하는 연구가 활발히 진행되고 있다 [1,2]. 인공 측선을 이용하면 기존에 유동 측정을 위해 사용되던 음향 기반 장비들을 대체하여 외부에 음파를 발생시키지 않고도 근접 유동을 감지할 수 있는 장점을 가진다.

II. 문제 설명: 유체 압력 변이 모델과 운동 파라미터

수중 로봇 운동에 의한 유체 압력 변이 모델과 운동 파라미터 사이의 상관관계는 비정상 베르누이 방정식으로부터 다음과 같이 요약될 수 있다 [2]:

$$\Delta P_{dynamics}(t) = -\rho \frac{\partial \Phi}{\partial t} - \frac{1}{2} \rho |\nabla \Phi|^2 = -\rho \left\{ U^2 \left(-\frac{\partial \Phi_U}{\partial x} \right) + U\theta \left(-\frac{\partial \Phi_\theta}{\partial x} \right) + U\omega \left(\frac{\partial \Phi_\omega}{\partial y} \right) \right\} - \frac{1}{2} \rho |\nabla \Phi|^2$$

$$= C_1 U^2 + C_2 \theta^2 + C_3 \omega^2 + C_4 U\theta + C_5 U\omega + C_6 \theta\omega + C_7$$

$$C_1 = \rho \frac{\partial \Phi_U}{\partial x} - \frac{1}{2} \rho (\nabla \Phi_U)^2 \quad C_5 = \rho \frac{\partial \Phi_\omega}{\partial x} - \rho (\nabla \Phi_U)(\nabla \Phi_\omega)$$

$$C_2 = -\frac{1}{2} \rho (\nabla \Phi_\theta)^2 \quad C_6 = -\rho (\nabla \Phi_\theta)(\nabla \Phi_\omega)$$

$$C_3 = -\frac{1}{2} \rho (\nabla \Phi_\omega)^2 \quad C_7 = constant$$

$$C_4 = \rho \frac{\partial \Phi_\theta}{\partial x} - \rho (\nabla \Phi_U)(\nabla \Phi_\theta)$$

즉, $\Delta P_{dynamics}$ 는 운동 파라미터 - 수중 로봇의 속도 U , 피치각(pitch angle) θ , 수평 각속도(sway angular velocity) ω - 의 함수로 나타내지며, 거꾸로 $\Delta P_{dynamics}$ 를 측정하면 그러한 운동 파라미터를 추정하는 데에 활용될 수 있다.

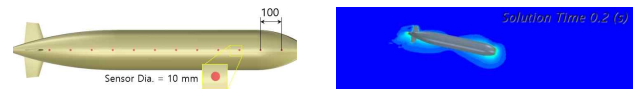


Fig. 1. (a) CAD model of underwater robotic vehicle with pressure sensor array (b) Calculation of surrounding pressure variations using computational fluid dynamics software.

III. 결론

본 연구에서는 수중 로봇 주변 압력 데이터로부터 수중 로봇의 속력을 추정하기 위한 인공신경망을 고안하고, 전산유체역학 프로그램을 이용해 계산된 다양한 운동 시나리오 데이터를 입력하여 압력 변이 데이터를 이용한 속력 추정 가능성을 검증하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 선박해양플랜트연구소의 주요사업 “수중환경 모니터링을 위한 스마트센서 기반기술 개발”로 수행된 연구결과입니다(PES4400).

참고 문헌

- [1] Jeong, T., Yoo, J., & Kim, D. (2022). Deep learning model inspired by lateral line system for underwater object detection. *Bioinspiration & Biomimetics*, 17(2), 026002.

- [2] Zheng, X., Wang, W., Xiong, M., & Xie, G. (2020). Online State Estimation of a Fin-Actuated Underwater Robot Using Artificial Lateral Line System. *IEEE Transactions on Robotics*, 36(2), 472 - 487. <https://doi.org/10.1109/TRO.2019.2956343>