

기계학습 기반의 디지털 트윈 선박 FMU 모델링에 대한 기초 연구

강민주*, 박정홍*, 김동함*, 윤상웅**, 허수현*, 최진우†

선박해양플랜트연구소 자율지능운송연구본부*, 선박해양플랜트연구소 자율운항선박실증연구센터**

Preliminary Study on FMU Modelling for Digital Twin Ship Based on Machine Learning

Minju Kang*, Jeonghong Park*, Dong-Ham Kim*, Sangwoong Yun*, SuHyeon Heo*, Jinwoo Choi*†
Autonomous & Intelligent Maritime Systems Research Division*,
Autonomous Ship Verification & Evaluation Research Center**

Abstract - 본 논문에서는 디지털 트윈 선박 모델링/시뮬레이션 플랫폼에 대해 소개하고, 그 구성 요소 중 하나인 학습기반 모델링 기술에 대한 기초 연구 내용을 다룬다. 선박 구성 요소에 대한 FMU 개발은 대개 역학적 모델을 이용하여 이뤄지는데, 본 연구에서는 해석적으로 모델링하기 어려운 물리현상들을 선박의 운항 데이터와 LSTM 기반의 기계학습 네트워크를 이용하여 모델링하고자 한다. 본 논문에서는 이에 대한 초기 연구 결과로서 선박 시뮬레이터를 이용하여 운항 데이터를 취득하고 해당 데이터로 모델링을 수행한 결과를 소개한다.

는 역학기반 모델링 기술로서, 엔진, 추진기, 조타기, 운항 환경, 외력 등을 역학 법칙에 맞는 물리 모델로 정의하고 FMU를 생성하기 위한 선박 역학에 대한 기술이다. 셋째는 학습기반 모델링 기술로, 역학 법칙이나 수식으로 모델링하기 어려운 현상들, 예컨대 장비의 노후화나 성능 변화 등의 요소를 선박으로부터 얻은 데이터를 활용하여 기계학습을 통해 FMU로서 모델링하는 기술을 의미한다. 네 번째 기술은 이들 모델들과 데이터 플랫폼이 원활하게 연계되어 실시간 동시 집합연산을 수행할 수 있도록 하는 시뮬레이션 플랫폼 기술이다. 상기 네 가지 기술을 요약하는 그림은 아래와 같다.

1. 서 론

디지털트윈(Digital Twin)이란 실제 시스템과 동일한 구성을 가지고, 동일한 기능을 수행하도록 만들어진 가상 환경에서 구현된 시스템을 의미한다^[1]. 디지털트윈의 개념이 등장한 이래 여러 산업에서 다양한 목적으로 디지털트윈의 개념을 정의하고 적용해나가고 있다^[2]. 그 적용 분야는 조선, 철강, 건설, 제조업 등에 이르며, 활용 목적은 품질 관리^[3], 제품 설계^[4], 잔존수명 진단^[5] 등을 대상으로 한다.

선박의 경우 설계부터 건조까지 많은 시간과 비용이 소요되며, 다양한 환경 조건에 따른 운항 시험을 수행하는 것이 현실적으로 어렵기 때문에 디지털트윈 기술의 활용성이 높을 것으로 기대된다. 때문에 노르웨이, 프랑스, 일본, 한국 등 세계 각국의 선급에서 디지털트윈 기술의 적용 방안과 방향성을 연구 중에 있으며, 디지털트윈 기술을 도입함으로써 설계 최적화, 운항 성능 파악, 유지보수 등 여러 관점에서 효과적으로 활용될 것으로 기대되고 있다.^[6]

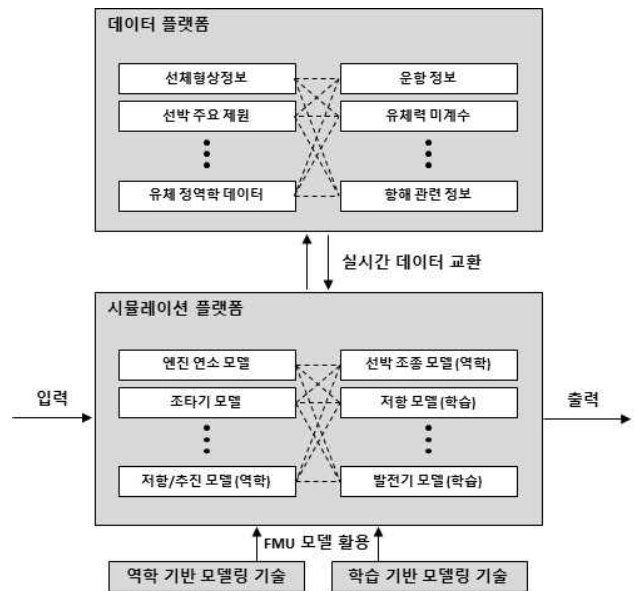
조선산업에서 디지털트윈 기술을 적용하기 위해서는 조선소, 선급, 선사, 기자재 생산자 등 여러 이해 당사자가 신뢰하고 참여할 수 있는 일종의 플랫폼이 요구된다. 선박해양플랜트연구소에서는 이러한 플랫폼 구축에 필요한 네 가지 핵심 기술들을 식별하여 연구를 수행 중에 있으며, 본 논문에서는 그중 하나인 학습기반 모델링 기술에 대한 기초 연구 결과를 소개한다.

2. 본 론

2.1 디지털트윈 선박 모델링/시뮬레이션 기술

디지털트윈 기술을 조선산업에서 적용하려면 여러 이해 관계자가 함께 연동할 수 있는 해석 플랫폼이 필요하다. 이 과정에서 선박을 구성하는 각 하드웨어/소프트웨어의 설계, 데이터 소유권이 민감한 문제가 된다. 따라서 본 연구에서는 FMI (Functional Mockup Interface) 표준을 따르는 FMU (Functional Mockup Unit) 연계 시뮬레이션을 디지털트윈 선박 기술 개발의 기본 구조로서 설정하였다.

FMU 연계 시뮬레이션으로 선박의 디지털 트윈 기술을 개발하기 위해 필요한 네 가지 핵심기술로 다음과 같은 구성 요소가 식별·정의되었다. 첫째는 선박과 관련된 방대한 데이터를 표준화된 형식으로 분류·저장·관리하여 원활한 동시 시뮬레이션 (Co-simulation)이 가능토록 하는 데이터 플랫폼 기술이다. 둘째



<그림 1> 디지털 트윈 선박 모델링/시뮬레이션 기술 개요

2.2 선박 구성요소의 학습기반 모델링

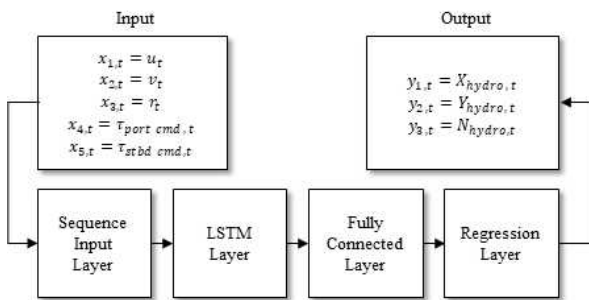
본 연구에서는 실선 데이터를 적용하기에 앞서 선박 운항 시뮬레이터를 이용하여 운항 데이터를 취득하고 학습기반 모델링을 수행 및 적용하였다. 모델링 대상으로는 추진기 모델, 선박 유체력 모델, 선박 동역학 모델이 있으며, 각각의 학습에 사용된 입출력 데이터는 표 1의 내용과 같다. 시뮬레이션 데이터 취득 환경으로는 국제자율무인수상선 가상경연대회에서 사용되는 Virtual RobotX(VRX) 시뮬레이터를 사용하였다^[7]. 학습을 위한 운항 데이터는 시뮬레이션 상에서 선박이 다양한 운항 궤적을 가지도록 조종하여 다양한 운항 상황에서 자세, 속도, 각속도, 유체력, 추력 등 데이터를 확보할 수 있도록 하였다.

이와 같은 시뮬레이션 환경에서 충분한 양의 데이터를 수집한 뒤, 그림 2의 형태와 같은 기계학습 네트워크를 활용하여 선박의 동역학 모델, 유체력 모델, 추진기 모델을 식별하였다. 선박

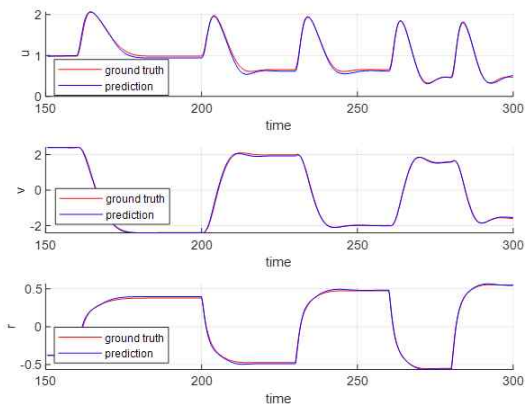
의 운항 상태에 대한 시계열 데이터에 LSTM을 적용한 것이며, 식별하고자 하는 모델 종류에 따라 학습용 파라미터의 값에 일부 차이가 있었으나, 네트워크의 구조와 틀은 같은 형태로 유지하였다.

<표 1> 학습에 의한 모델링 대상 및 입출력 데이터

모델링 대상	입력	출력
추진기 모델	추진기 제어지령	추진기 추력
유체력 모델	선박의 운동상태, 추진기 제어지령	선박에 작용하는 3자유도 유체력
동역학 모델	선박의 운동상태, 추진기 제어 지령	선박의 미래 운동 상태



<그림 2> 학습기반 모델링 네트워크 구조 예시



<그림 3> 학습기반 모델링에 의한 선박 운동 추론 결과

그림 3은 기계학습을 이용한 모델 식별 결과 중 하나로서 동역학 모델의 식별 결과를 나타낸다. 선박의 과거 운동 상태와 현재 추진기 지령 값을 입력으로 사용하여 다음 순간의 선박 운동 상태를 추정한 결과를 나타낸다. 동역학 모델 식별 결과의 정확도는 그림 3의 데이터를 기준으로 선박의 상태변수 u , v , r 에 대해 각각 96.1%, 94.1%, 94.3%을 보였다.

이렇게 구성된 학습기반 모델은 FMU 변환을 통해 시뮬레이션 플랫폼에서 다른 선박구성요소 모델들과 연동하여 구동된다. 현재는 모델링 방법에 대한 기초 연구를 진행 중에 있으며, 학습기반 모델링의 성능 개선 후 FMU로의 변환 및 연동이 진행된다.

개발되는 학습기반 모델링의 적용 대상 시스템은 세 단계에 걸쳐 확장된다. 우선 선박 운항 시뮬레이터를 이용하여 취득한 데이터로 모델 식별을 실시하는 것이 첫번째로, 이는 본 논문에서 다룬 내용과 같다. 다음으로는 길이 2m 수준의 무인선 플랫폼을 이용하여 내수면 실험을 통해 실제 취득한 운항 데이터로 모델 식별을 수행하게 되며, 최종적으로는 25m 급 실선을 대상으로 데이터 취득 및 모델 식별을 수행하게 된다.

3. 결 론

본 논문에서는 데이터 플랫폼, 역학기반 모델링, 학습기반 모델링, 시뮬레이션 플랫폼으로 구성되는 디지털 트윈 선박의 요소 기술들을 소개하였으며, 이 중 선박의 운항 데이터로 선박 모델을 식별하는 학습기반 모델링에 대한 내용을 다루었다. 현재 단계에서는 시뮬레이션 데이터에 LSTM 네트워크를 사용하여 선박 구성요소의 모델링을 수행하였으며, 그 추론 정확도는 94% 수준을 보이고 있어 아직 보완이 요구된다. 더욱 다양한 환경에서 데이터를 축적하고 네트워크 구조를 개선함으로써 모델 식별 성능을 높이면, 향후에는 역학적으로 모델링이 어려웠던 선박 장비들의 거동들을 실제에 근사하게 식별할 수 있을 것이다.

감사의 글

본 논문은 선박해양플랜트연구소의 주요사업인 ‘디지털트윈업 모델링/시뮬레이션 및 상태/인식 추론 핵심 기술 개발(PES4430)에서 지원하여 연구하였음.

[참 고 문 헌]

[1] Y. He, J. Guo and X. Zheng, "From Surveillance to Digital Twin: Challenges and Recent Advances of Signal Processing for Industrial Internet of Things," in IEEE Signal Processing Magazine, vol. 35, no. 5, pp. 120-129, Sept. 2018.

[2] 최상수, 우정엽, 김준, 최원화, 김지수, 이주연, "국내 디지털 트윈 연구동향 조사 및 분석", 한국CDE학회 논문집 제26권 제1호, pp.59-69, 2021.

[3] Quan, Y. and Park, S., "Review on the Application of Industry 4.0 Digital Twin Technology to the Quality Management", Journal of the Korean Society for Quality Management, 45(4), pp.601-610, 2017.

[4] Noh, Y.J., "Introduction to Design of Products based on Digital Twin Technology", Computational Structural Engineering, 31(4), pp.4-11, 2018.

[5] Lim, C.S., "Design of Digital Twin-driven Data Interface and Real-Time Processing System enabling the Fault Prediction of Physical Equipment", The Journal of Korean Institute of Next Generation Computing, 14(4), pp.70-76, 2018.

[6] 손명조, 이정렬, "디지털 트윈 기반의 선박 건조 및 관리", 대한조선학회지 제55권 제3호, pp.21-25, 2018.

[7] Brian B., Carlos A., Michael M., Joseph K., Joshua M., Kevin A., Tyler L., Marshall R., and Rumman W., "Toward Maritime Robotic Simulation in Gazebo", Proceedings of MTS/IEEE OCEANS Conference, pp. 1-10, 2019.