



Received: 2023/02/11  
Revised: 2023/02/24  
Accepted: 2023/03/21  
Published: 2023/03/31

**\*Corresponding Author:**

**Jeong-Min Jang**  
Fax: +82-504-371-1882  
E-mail: jjwjalds@naver.com

# 해군 시스템의 디지털 트윈을 활용한 수리부속 예측

## Spare Parts Prediction Using Digital Twins of Naval Systems

최진우<sup>1</sup>, 장정민<sup>2\*</sup>, 박성호<sup>3</sup>

<sup>1</sup>해군소령/해군 전력분석시험평가단 체계분석처 군수운영분석담당

<sup>2</sup>해군소령/해군본부 군수참모부 기뢰전함/지원함담당

<sup>3</sup>해군소령/해군본부 정보작전참모부 작전계획담당

Jin-woo Choi<sup>1</sup>, Jeong-Min Jang<sup>2\*</sup>, Sung-Ho Park<sup>3</sup>

<sup>1</sup>LCDR, Manager of Logistics Operation Analysis, Force Analysis Test & Evaluation Group, ROK Navy

<sup>2</sup>LCDR, Manager of the Mine Warfare ship/Support ship, Logistics Staff Office, ROK Navy HQ

<sup>3</sup>LCDR, Manager of Operation Planning, Information and Operation Staff Office, ROK Navy HQ

### Abstract

본 연구에서는 해군 시스템의 디지털 트윈 모델의 구축 방법을 설명하고 이를 활용하여 수리부속 수요를 예측한다. 모델의 성능은 대한민국 해군이 활용중인 OASIS 모델의 핵심 알고리즘인 VARI-METRIC과 비교한다. 디지털 트윈 모델은 총수명간 수리부속 예측, 누적 재고량의 변화, CSP 예측 분야에서 모두 VARI-METRIC보다 우수하였다. 디지털 트윈 모델은 광범위한 확장성을 가진다는 측면에서 지속적인 연구가 필요하다.

In this study, a method for constructing a digital twin model of a naval system is explained and used to predict demand for spare parts. The performance of the model is compared with VARI-METRIC, a key algorithm of the OASIS model used by the Republic of Korea Navy. The digital twin model was superior to VARI-METRIC in all areas of predicting spare parts over the lifespan, change in cumulative inventory, and predicting CSP. The digital twin model requires continuous research in terms of its extensive scalability.

### Keywords

디지털 트윈(Digital Twin),  
수리부속(Spare Part),  
수요예측(Demand Prediction),  
총 수명주기(Total Life Cycle)

## 1. 서론

함정의 운용 중에는 많은 고장이 발생한다. 수리부속 구매를 위해 우리군은 고장 정비를 위한 수리부속 구매에 매년 1조원이 넘는 예산을 투자한다. 일반적으로 다음 연도의 수리부속 소요를 예측하여 구매하며 정확도는 75 % 수준으로 보고되고 있다. 부정확한 예측에 의해 구매된 25 %는 창고에 재고로 남는다. 비교적 최근에 지어진 ○○부대의 보급창고 적재율은 98 % 이상이다. 최근에 지은 창고 실정을 고려하면 예하부대의 적재율은 더 높을 것으로 예상된다.

재고관리 능력의 향상은 군의 공급사슬을 통째로 뜯어고쳐야 가능하다. 반면 예측정확도는 알고리즘 등 예측에 활용하는 톨의 개선을 통해 향상시키는 것이 가능하다. 즉 예측정확도를 높이는 것이 보다 경제적인 해결책이다.

우리군은 10여 가지의 예측기법을 활용하는데 이들은 크게 3가지(산술평균법, 이동평균법, 지수평활법)로 묶을 수 있다. 그 외 OASIS라는 수리부속 예측에 특화된 소프트웨어가 활용된다. OASIS의 핵심 알고리즘은 VARI-METRIC이다. 이는 다계층(multi-echelon)을 고려하여 음이항 분포(negative binomial distribution)이 적용된 알고리즘이다. 기존의 METRIC 알고리즘에 비해 모수의 개수가 증가되어 수요예측 추세에 대한 유연한 대응이 가능하다. 그러나 빅데이터 시대의 수많은 정보를 통제하기에 METRIC 기반의 예측은 유연성이 떨어질

수 있다. 수많은 가정사항을 바탕으로 하기 때문이다.

최진우[1]는 해군의 핵심 전력인 함정을 중심으로 시스템적 관점에서 바라보았다. 함정의 운용과 정비에서 나타나는 고장 현상과 정비부대의 부하율, 승조원과 정비원들의 정비능력, 정비정책 등을 고려하여 디지털 트윈(digital twin) 모델을 구축하였다. 디지털 트윈은 현실을 가상환경에 동일한 수준으로 구현하는 현실의 복제판(replica)이다. 이를 활용하면 해군에서 일어나는 대부분의 현상들을 시뮬레이션할 수 있다. 수리부속의 예측 또한 가능하다. 디지털 트윈 모델에서 발생하는 함정 장비의 고장들이 수리부속 소요로 이어지기 때문이다.

따라서 본 연구에서는 디지털 트윈을 활용하여 수리부속의 수요를 예측한다. 동일한 상황을 VARI-METRIC으로 예측하여 정확도를 비교한다. 본 연구의 시간 단위(time step)은 1개월 단위이다. 이 경우 정확도를 높이려면 수리부속의 소요량뿐만 아니라 소요 발생 시기까지 정확해야 한다. 즉 군에서 활용하는 1년 단위의 예측 방법들보다 엄격(rigor)하다.

이를 위한 본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 디지털 트윈 모델의 구현 과정과 구성 요소들을 설명한다. 3장에서는 현재 우리군이 활용하고 있는 예측기법과 알고리즘에 대해 살펴본다. 4장에서는 디지털 트윈과 우리군의 예측기법을 활용하여 가상의 수리부속 수요를 예측하고 결과를 비교한다. 연구의 결과와 의의를 5장에서 정리한다.

## 2. 해군 시스템 디지털 트윈

과거의 시뮬레이션이나 통계 모델들은 연구 목적에 해당하는 일부분을 구현하였다. 해군은 복잡한 인과관

계로 구성된 복잡한 시스템이다. 특정한 관심 분야만의 구현으로는 이러한 인과관계들을 모두 표현할 수 없고, 현실성(fidelity)은 떨어진다.

수리부속의 예측도 마찬가지다. 수리부속 수요 데이터를 바탕으로 연구를 시작한다. 그러나, 현실성 높은 모델 구축을 위해서는 수리부속이 왜 필요한지에 대한 연구가 선행되어야 한다. 데이터에서의 접근은 결국 데이터 보유량에 귀속될 수밖에 때문이다. 디지털 트윈 모델은 수리부속 데이터를 분석하여 모델화하지 않는다. 근본적으로 수리부속이 필요한 상황 자체를 구현한다. 즉 함정이 작전을 수행하고 정비를 하는 과정을 구현한다.

수리부속은 고장에 대비하거나 고장 시 대처를 위해 필요하다. 결국 수리부속 소요를 예측하기 위해서는 함정의 고장에 대한 연구에서 시작되어야 한다. 본 장에서는 함정의 고장을 기반으로 해군의 시스템을 디지털 트윈 모델로 구현하는 절차에 대해 간략히 설명한다.

### 2.1 PMS 소요공시 분포 추정

시스템적 접근에서 가장 선행되어야 할 것은 시스템의 핵심변수(root cause)를 탐색하는 것이다. 해군의 핵심 전력인 함정의 운용은 크게 작전, 정비로 구분할 수 있다. 함정 가동률의 향상은 같은 함정 수로 많은 작전 임무를 수행할 수 있음을 의미하므로 가동률은 높을수록 좋다. 정비는 반대로 가동률을 떨어뜨리는 요소이나, 한편으로는 작전 중 고장으로 인한 가동률 하락을 예방하는 역할이 있으므로 무조건적으로 정비기간을 줄이는 것은 부적절하다. 따라서 정비가 필요한 상황, 즉 고장이 어떤 형태로 발생하는지를 핵심변수로 두고 해군 시스템을 바라보아야 한다.

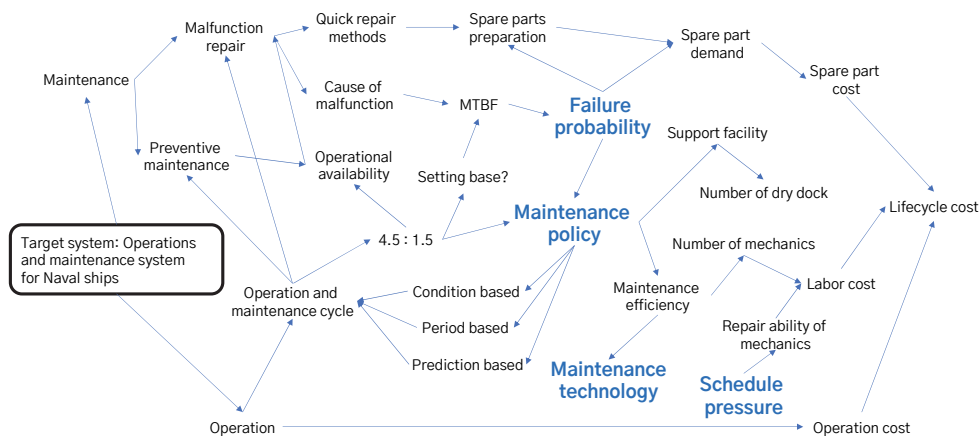


Fig. 1. Naval system from a failure-centered perspective

Fig. 1은 고장을 중심으로 해군 시스템을 표현한 것이다. 총수명간 고장 발생의 패턴을 고장함수라고 한다. 고장함수에서 시작하여 인과관계 또는 영향관계를 화살표로 도식화하면 해군 대부분의 요소들을 설명하는 것이 가능하다.

시스템을 도식화한 후에는 화살표의 출발점이 되는 핵심변수들의 세부적인 구현을 위해 별도의 변수 모델을 구축해야 한다. 여기에는 통계, 시뮬레이션 등 여러 가지 방법을 활용할 수 있다. 기존의 특정 분야에 대한 개별적으로 연구된 결과들을 활용하는 것도 가능하다. 개별적으로 구축한 모델들은 하나의 모델로 통합되는 과정을 거쳐 디지털 트윈 모델로 발전하게 된다. 즉 디지털 트윈이란 여러 가지 기술들을 통합하여 현실을 최대한 동일하게 구현하는 것이다. 본 연구에는 디지털 트윈 구현을 위해 베이지안 추정(Bayesian inference), 단계형 분포(phase-type distribution), 대기행렬(queueing), 시스템 다이내믹스(system dynamics) 등의 방법들이 활용되었다.

2.2 고장함수

Fig. 1의 가장 핵심이 되는 변수는 고장함수이다. 함정의 고장은 크게 2가지로 구분할 수 있다. 하나는 일반고장함수이다. 일반고장함수는 항해 중 고장이 발생해도

작전을 지속할 수 있는 비교적 경미한 고장이다. 이는 계획정비 기간을 통해 수리된다. 다른 하나는 긴급고장함수이다. 긴급고장은 발생 즉시 작전임무를 중단하고 모항으로 입항하여 수리한다. 일반고장에 대한 데이터는 비교적 많다.

해군 함정은 크게 3가지 고장 특성을 가질 수 있다. 첫 번째는 군함이라면 가지는 특성이다. 군함은 속력의 급격한 변화가 잦고 복원력이 월등하게 좋아야 하는 등 일반적인 선박과는 구분되는 특징을 가진다. 두 번째는 함형별로 가지는 특성이다. 동일하게 군함의 범주에 포함되더라도 세종대왕함과 같은 대형함과 운영함함 같은 소형 함정들의 특성은 다르다. 마지막으로 개별 함정의 특성이다. 운용자의 스타일이나 함 운용상황상 차이 등의 이유로 함정들의 고장은 다르게 나타난다.

함정은 이와 같은 특성들을 고려하여 계층적으로 구분할 수 있다. 특성 계층을 기반으로 계층형 베이지안 추정(hierarchical Bayesian inference)을 수행하면 각 고장 정보량이 다르더라도 계층간의 정보 풀링(information pooling)으로 정확도 높은 모델을 구축할 수 있다. 계층 모델을 베이지안 추정하여 전투함, 함형, 함정별 고장함수들을 추정하였다. 본 연구에 대한 자세한 내용은 Moon and Choi[4]에서 확인할 수 있다.

한편 긴급고장은 극히 낮은 확률로 발생하기 때문에 통계기법을 활용한 추정이 어렵다. Choi and Moon[3]

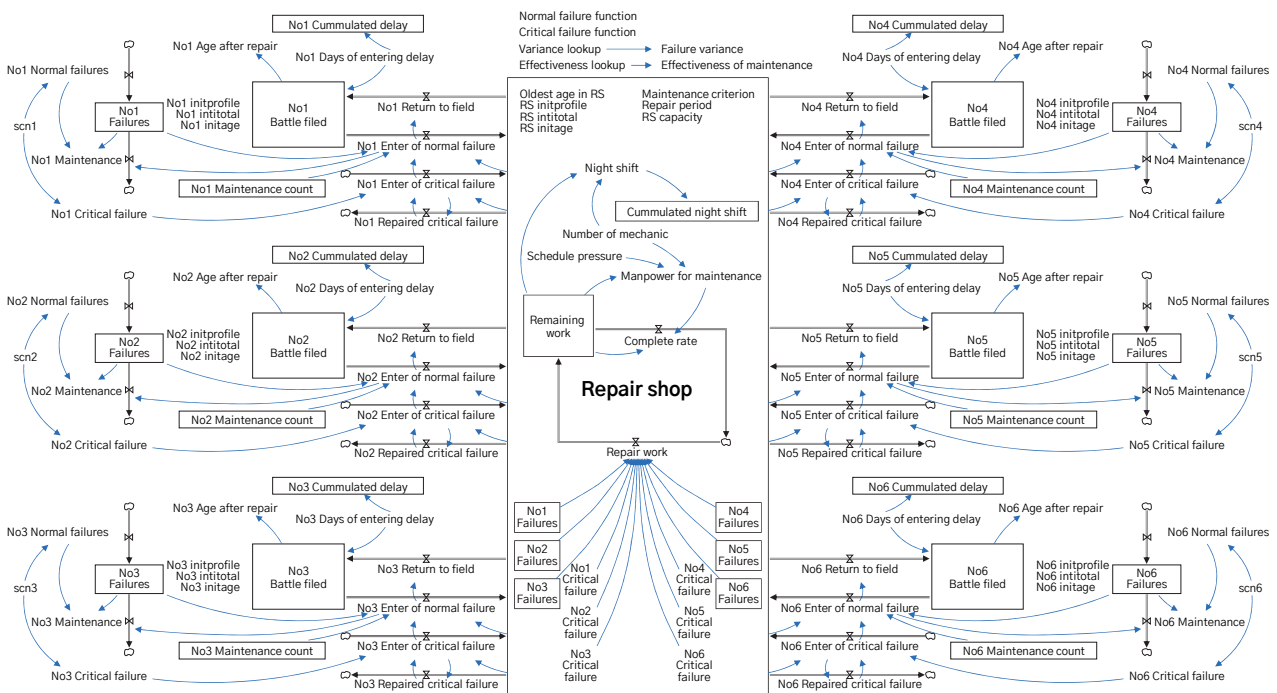


Fig. 2. Digital twin model of operation and maintenance for naval ships

는 총수명간 긴급고장의 추세를 확률적으로 분할하여 긴급고장함수를 도출하였다. 이를 몬테카를로(Monte-carlo) 시뮬레이션에 적용하여 해군 함정에서 발생하는 긴급고장을 재현할 수 있었다.

고장함수를 반영한 해군 함정의 운용과 정비 시스템의 디지털 트윈 모델은 Fig. 2와 같다. 본 연구의 목적상 해군 시스템의 전체가 아닌 함정 운용과 정비 부분에 한정하여 구현하였다. 이외의 인원, 작전 등에 대해서는 고장함수와 같이 추가적인 모듈을 탑재하는 방법으로 모델을 확장시킬 수 있으며 모듈의 구현 정밀도가 높고 많아질수록 모델은 현실과 가까워진다.

디지털 트윈 모델에는 고장함수를 포함한 여러 가지 핵심 변수들이 반영되어 있다. 정비부대의 대기행렬, 해군 함정의 정비효과, 정비 업무와 정비 속도의 관계식 등 모델에 포함된 변수들의 구현 절차, 방법론과 변수 모듈들의 인과관계에 대해서는 최진우[1]의 연구에서 확인할 수 있다.

### 3. 우리군의 예측기법

해군은 총수명개념을 기반으로 경제적이고 효율적인 함정 운영을 위하여 4차 산업혁명 기술 도입을 추진하고 있다. 기술 도입에서 가장 문제가 되는 부분은 데이터이다. 4차 산업혁명의 핵심 기술이라고 불리는 인공지능, 머신러닝, 딥러닝 등은 공통적으로 대량의 데이터를 요구하기 때문이다. 이 기술들은 빅데이터에서 유의미한 정보를 추출하여 학습하고, 이를 바탕으로 미래를 예측한다. 하지만 우리군은 이런 방법을 활용할 수 없다. 본 장에서는 우리군의 예측 업무 실태를 개략적으로 살펴보고, 수리부속에 활용되는 예측기법에 대해 자세히 설명한다.

#### 3.1 과거의 예측기법

우리군은 데이터가 적다. 군의 정책 결정자들은 이 부분에 대해 오해하는 경우가 많다. 공식적으로 군의 정보체계가 활성화된 지 이미 10년이 넘었고 너무 많은 데이터로 인해 서버에 과부하가 발생할 정도이기 때문이다. 그러나 실상 정보체계의 데이터들을 살펴보면 활용 가능한 데이터들이 적다. 예를 들면 A 함정의 2022년 정비건수의 총 합은 -3건이다. 그 외에도 터무니없이 큰 수치가 입력된 경우도 있고, 입력이 누락된 것도 많다. 이

런 데이터들은 분석에 방해요소로 작용한다. 결국 활용 가능한 데이터의 수는 적을 수밖에 없다.

데이터의 문제가 해결되어도 또 다른 문제가 있다. 우리군의 수리부속 예측기법은 총 10여 가지이다. 이들은 크게 3가지 통계기법으로 구분할 수 있는데 산술평균, 이동평균, 지수평활법이다. 홀트-윈터 기법이나 가중 이동평균 등은 모수의 차이가 있을 뿐 맥락은 같다.

군에서 적용중인 예측기법은 공통적으로 적은 데이터만으로 예측이 가능하다. 4차 산업혁명 기술들이 활용하는 학습의 과정이 불필요하다. 과거 우리군은 보안상의 문제로 일정 기간이 경과하면 데이터를 삭제해왔다. 남아있는 최근 5년치의 데이터를 활용하여 수리부속을 예측한다. 수리부속은 다음 연도의 수요를 신청하므로 연도별 데이터 5개를 활용하여 다음 해의 수요를 예측하는 형태가 된다.

이러한 현실을 극복하기 위해 군수사 품목 담당관들이 배정되었고, 이들은 다음 연도에 발생할 주요 이슈들을 반영한다. A 수리부속이 한 척당 10개 필요하다고 가정해보자. 품목담당관이 통계기법 3개 중 하나를 선택하여 90개를 예측하고, 내년에 전력화될 B 함정에 들어갈 10개를 추가하여 총 100개를 구매한다. 품목담당관의 판단에 의해 10%의 수리부속이 추가 구매되었고, 큰 예산이 배정된다.

통계기법이 구시대적인 것도 문제지만 예측 이후 휴리스틱이 작용하는 것도 문제이다. 물론 신규 전력 확보와 같은 이벤트에 대응하기 위한 조치가 필요하지만 철저하게 모수에 의한 자동결정이 이루어져야 한다. 즉 ‘함정 2척이 전력화된다면 이때 영향정도는 몇 개다’와 같은 결론을 도출하는 계산을 컴퓨터가 수행해야 한다. 더불어 학습을 기반으로 예측하는 알고리즘이 도입되어야 하며, 예측 결과가 사람의 손을 거쳐 흐트러지지 않아야 한다.

우리군의 수리부속은 53만 종이 넘고 반면 품목담당관은 1,000명 이하이다. 한 사람이 1년간 530여 종의 수리부속 수량을 결정해야 한다. 1년 근무일 250일로 계산하면 하루에 2.12개의 예측을 수행해야 한다. 2.12 품목에 대해 데이터 분석, 내년의 이벤트 적용과 예측까지 전체적인 업무를 하루 만에 완료 가능한지 여부에 대해서는 의문이 제기된다. 비울적으로 품목담당관들이 결정하는 수리부속 예산은 1인당 1년에 약 100억원에 달한다. 우리군은 이와 같이 큰 예산이 집행되는 업무에 구시대적 통계기법과 휴리스틱을 적용하고 있다.

3.2 수리부속을 위한 예측 알고리즘

OASIS는 전력화된 함정의 수리부속 수요예측 및 동시조달 수리부속 예측(CSP)에 활용되는 주요 알고리즘이다. 다층구조(multi-echelon)를 기반으로 산술적인 계산을 통해 정량적인 예측이 가능하다. METRIC(multi-echelon technique for repairable item control) 알고리즘에 보급부대 재고 수량의 분포를 음이항 분포를 적용한 VARI-METRIC(Slay[2])을 기반으로 설계되어 있다. 이는 3.1절에서 언급한 통계기법보다 세밀한 결과 산출이 가능하다.

VARI-METRIC은 Fig. 3와 같이 창-부대간 계층적 정비 및 보급시스템을 가정한다. Fig. 3에서 수리부속의 고장 발생시 사용자는 고장품을 부대 정비소에서 신제품으로 교체받는다. 교체할 신제품의 재고가 부족한 경우 재고 부족 처리된다. 고장품은 기본적으로 부대 정비소에서 수리되며 수리불가 판단시 창으로 후송된다. 후송되는 동안 부대는 창에 신제품을 청구하고, 재고 보유시 창은 즉시 불출한다. 재고가 없다면 고장품의 수리 완료시까지 재고부족 현상이 발생한다.

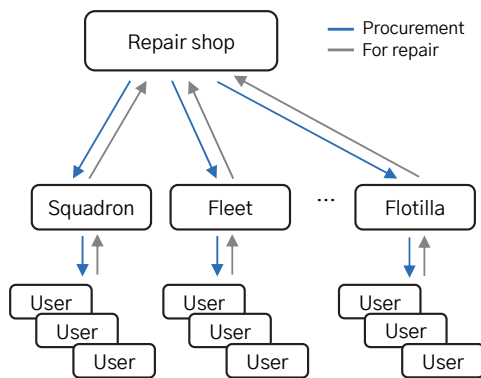


Fig. 3. Multi-echelon structure of VARI-METRIC

기본적인 로직은 다음의 식 (1)과 같이 수리부속 부족에 따른 가상비용(벌과금)의 최소화점을 탐색하는 로직으로 구성된다. 벌과금은 사용자가 입력한 목표 운용가용도에 따라 결정된다. 운용가용도를 높게 설정하면 수리부속 부족 현상에 대한 벌과금 부담이 커지므로 재고량 S를 늘리게 된다. 알고리즘은 재고 부족량의 기댓값(TEBO)을 산출할 때 수리부속 수요가 음이항 분포를 따른다고 가정한다. 그 외 운용가용도 산출을 위한 AS 기간, MTBF, 수리부속의 단가 등 14가지의 정보를 입력받는다.

$$\text{Minimize } \sum_{j=1}^m (S_j \times UP) + \lambda \times \sum_{j=1}^m TEBO_j \quad (1)$$

여기서,  $S_j = CSP j$ 의 수,

$UP = j$ 의 조달비용,

$\lambda =$  재고부족시 페널티 비용,

$TEBO_j = j$ 의 재고부족량 기댓값.

입력정보는 많으나 VARI-METRIC은 학습형 알고리즘이 아니다. 4차 산업혁명 기술들에 비해 한계점이 존재한다.

첫째, 음이항 분포 모수는 2개이므로 기존 METRIC 대비 월등하게 많은 분포를 표현할 수 있으나, 불확실성과 변동성이 많은 수리부속의 경우에는 적합하지 않다. 또 기술의 발전으로 수리부속의 고장은 점점 줄어드는 추세이다. 이와 같은 희귀사건(rare event)의 분포를 모수 2개로 추정하는 것은 불가능하다. 최근 딥러닝을 활용한 희귀사건 추정 알고리즘들이 개발되고 있으며 적게는 수십 개, 많게는 수만 개의 모수들이 적용된다. 희귀사건의 발생은 그만큼 외부적인 요인의 영향을 크게 받기 때문에 정확도를 높이기 위해서는 많은 모수들이 필요하다.

둘째, 상수 모수는 빅데이터 기반의 현대 추세와는 맞지 않다. 최근 컴퓨팅 속도의 비약적인 발전에 힘입어 모수 자체를 분포로 두고 베이지안 추정 기법을 활용하는 사례가 많다. 베이지안 추정에서 주로 활용되는 MCMC(Markov chain Monte Carlo)는 가정된 분포로부터 수천 번 이상의 랜덤 샘플링을 수행함으로써 최적의 모수를 찾아낸다. 상수 모수를 활용할 경우 수리부속 수요분포의 유연한 표현이 제한되는 반면 분포 모수를 활용하면 불확실성이 큰 수리부속의 분포를 자유롭게 표현할 수 있다.

마지막으로 VARI-METRIC은 수식으로 이루어진 정형화된 알고리즘이므로 다양한 환경적 조건을 적용할 수 없다. 함정 운용의 유연성 표현을 위해 14가지의 모수를 적용하고 있으나, 실제 상황을 표현하기엔 부족하다. 예를 들어 MTBF(mean time between failure)는 함정의 수명에 따라 계속 변한다. VARI-METRIC은 이와 같은 고장률 변화의 특성을 반영할 수 없다. 또 정비에 걸리는 시간은 정비원의 능력이나 이전 함정의 수리지연 등 여러 가지 사유가 반영되어 결정되나 이러한 요소를 산술적으로 모두 반영하는 것은 불가능하다.

이러한 한계들은 산술적 알고리즘들이 가지는 공통적인 한계이다. 반면 디지털 트윈은 핵심 변수들을 개별적으로 분석하고 결과를 통합한다. 특정 모델에서 A의 조건에서 B라는 답이 나오는 경우라도 여러 변수들이 시스템적으로 결합될 경우 C가 될 수도 있다. 최진우[1]는 디지털 트윈 모델을 활용하여 해군에서 추진중인 정비정책을 분석하였다. 표면적으로 해당 정책은 운용가용도를 높일 수 있는 개선방안이다. 단 장기화되면 정비부대의 부하 상승으로 불완전 정비가 늘어나고 이로 인해 운용가용도는 오히려 감소한다는 결과가 도출되었다. 디지털 트윈 모델은 현실을 최대한 유사하게 표현한다. 따라서 디지털 트윈을 활용한 수리부속 예측은 단순한 조건의 결합에서 산출되는 값이 아니라 현실에서 발생하는 상황 그 자체와 가깝다.

#### 4. 디지털 트윈을 활용한 수리부속 예측

본 장에서는 수리부속 A의 소요를 VARI-METRIC과 디지털 트윈 모델로 예측하고 정확도를 비교한다.

실험은 2가지로 구분된다. 첫째는 현재 전력화된 함정에 탑재된 수리부속이다. 둘째는 아직 전력화되지 않아 CSP 수량을 산정해야 하는 수리부속이다. 후자의 경우 과거의 데이터는 해군 ILS(integrated logistics support) 과정과 동일하게 실적함의 데이터를 활용한다. 두 모델의 성능을 비교하기 위한 실험에는 이해의 편의를 위해 간단한 상황을 가정한다.

##### 4.1 실험 가정사항

디지털 트윈은 작동원리는 현실과 동일하다. 함정들의 작전과 정비간 발생하는 현상들을 최대한 유사하게 시뮬레이션하기 때문이다. 따라서 현재 해군이 가진 데이터로 학습하였으므로 특별한 가정사항이 없다. 반면 VARI-METRIC은 3.2절에서 기술한 바와 같은 가정사항들이 필요하다. 이를 정리하면 Table 1과 같다.

두 모델의 가장 큰 차이는 고장 발생에 있다. 동일한 조건을 반영하기 위해 실적함의 총수명간의 고장 변화를 Fig. 4와 같이 도출하였다. 일반고장함수가 나타내는 고장확률( $\lambda$ )의 역수는 MTBF( $1/\lambda$ )이다. Fig. 4의 총수명의 MTBF를 산출하여 VARI-METRIC에 적용하였다. 총수명간의 고장을 기반으로 고장함수와 MTBF를 적용했다는 점에서 두 모델의 조건은 같다.

Table 1. Experimental assumptions

Field	Details
Spare part A	<ul style="list-style-type: none"> <li>· Spare part A is a consumable.</li> <li>· In case of A failure, the ship cannot operate.</li> <li>· If there is stock in the ship, it can be replaced immediately, and if there is no stock, it will be returned to the port for replacement.</li> </ul>
Repair shop	<ul style="list-style-type: none"> <li>· The repair shop works only on weekdays. If the ship returns during the weekend, it will be serviced on Monday.</li> <li>· The number of ships that can be repaired simultaneously in the repair shop is 2.</li> </ul>
Ship operation	<ul style="list-style-type: none"> <li>· The ship repeats 4.5 months of operation and 1.5 months of planned maintenance.</li> <li>· There are cases in which a ship enters port due to a critical failure during operation.</li> <li>· There are a total of 6 ships, and the ages are 1, 2, 3, 4, 5, and 6 year old ships, respectively.</li> </ul>
Etc.	<ul style="list-style-type: none"> <li>· VARI-METRIC is calculated by MTBF, and the same failure probability is applied regardless of ship age.</li> <li>· The digital twin applies a failure probability that continues to change during the total lifespan. In other words, the difference in age leads to the difference in failure probability.</li> <li>· Lifespan of the ship: 31 years (analysis result based on real data)</li> <li>· Annual equipment operating hours: 2,240 hours                             <ul style="list-style-type: none"> <li>- 40 weeks (52 weeks - 12 weeks)</li> <li>× Daily usage time 8 hours</li> <li>- 40 weeks: 1 year is 52 weeks, and it is assumed that the equipment is not operating during the planned maintenance period, which is performed twice a year for 6 weeks.</li> </ul> </li> </ul>

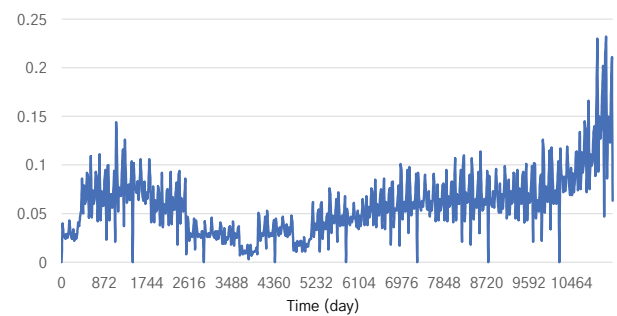


Fig. 4. Failure function for experiment

#### 4.2 결과분석

##### 4.2.1 수리부속 예측 정확도

두 모델은 시계열(time series) 예측이 가능하므로 총수명기간의 예측을 Fig. 5와 같이 수행하였다.

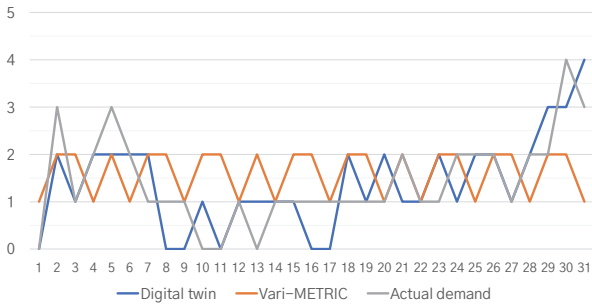


Fig. 5. Predicted results of spare parts

Fig. 5에서 디지털 트윈(파랑색)은 실제 수요(회색)와 시각적으로 추세가 유사하다. 반면 VARI-METRIC(주황색)은 실제 수요의 추세와 달리 변동이 크지 않다. 이 차이는 MTBF와 고장함수의 차이이다. MTBF는 단일 상수이므로, 총수명간 고장확률의 변화를 추적하지 못한다. 총수명간 고장확률이 계속 변한다는 점을 고려하면 고장함수의 적용은 수리부속 예측에 긍정적인 영향을 미친다.

수리부속 예측 정확도는 디지털 트윈의 경우 73.2%, VARI-METRIC의 경우 65.1%로 8.1%p 차이가 났다. 디지털 트윈 모델 구축에 활용된 데이터의 양은 매우 적다. 디지털 트윈 모델은 해군의 고장과 정비 데이터가 누적될수록 학습을 통해 정확도가 더욱 향상될 수 있다. 반면 MTBF는 본 모델에 적용된 이상의 수준으로 발전하기 힘들다. 시뮬레이션 상황의 실제 수요로 산출한 값이기 때문이다. 즉 현실 적용 시 두 모델의 차이는 시뮬레이션 상황보다 클 것이고, 그 차이는 데이터가 누적될수록 커질 것이다.

4.2.2 수리부속 예측에 따른 총수명간 재고량 변화

Fig. 6는 총수명간 수리부속 소요를 예측하면서 사용했을 때 재고량의 변화를 시뮬레이션한 것이다. y축은 재고량이다. 디지털 트윈은 재고가 부족한 현상이 발생하지만 부족 수준은 총수명간 유사한 수준이다. 이는 모수의 수정을 통해 교정될 수 있다. 벌점(penalty) 부여 방법 등을 적용하여 재고부족 현상을 피하도록 시뮬레이션하는 것이 가능하다. 또 해군에서 운용하는 정수 개념을 적용할 수 있다. 실험에 적용된 수리부속의 정수가 3개라면 재고 부족은 사라진다. VARI-METRIC은 7년 차 이후로 재고량이 급격하게 증가한다. 실제 필요량보다 과한 방향으로 예측하고 있음을 의미한다. Fig. 5의 실제 수요 그래프를 고려하면 이유를 알 수 있다.

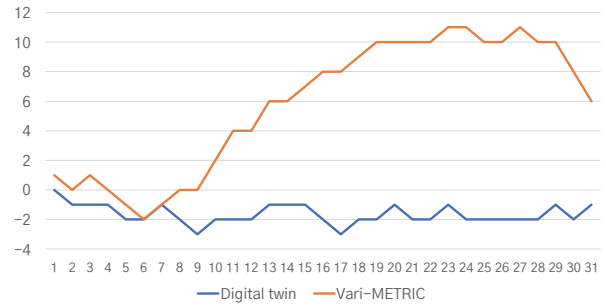


Fig. 6. Cumulative spare parts stock

수명 초반에 비교적 많은 고장이 발생할 때 재고량은 줄어들었다. 이후 수명 중반 기간에는 고장 발생확률이 매우 낮음에도 계속 수리부속을 구매한다. MTBF가 총수명간 일정하게 적용되기 때문이다. 지속적으로 쌓인 재고는 수명 말기 급격한 고장 증가의 영향으로 일부 감소하지만 총수명간 쌓인 재고를 모두 소모하지 못했다.

수리부속 재고량 변화 시뮬레이션의 총수명간 실제 수요는 44개였다. 디지털 트윈은 43개를 구매하였고, VARI-METRIC은 50개를 구매하였다. 총수명간의 오차는 디지털 트윈의 경우 평균 1.64개, 편차 0.66이고, VARI-METRIC은 평균 5.77개, 편차 4.48개였다. 오차의 평균과 편차 측면에서 두 모델의 차이는 작다고 할 수 없다. VARI-METRIC의 다층효과로 상위 보급부대에서는 풀링(pooling)이 가능할지도 모르지만, 근본적으로 수요 발생지의 예측 정확도가 높지 않으므로 채찍효과(bullwhip effect)가 발생할 가능성이 높다. 즉 재고는 더욱 많이 늘어나게 될 것이다. 반면 디지털 트윈 모델은 상위 보급부대의 재고량을 고려하고, 동시에 하위 소요부대의 예측도가 정확하기 때문에 효과적인 재고통제가 가능하다.

4.2.3 CSP 예측

Fig. 7은 두 모델을 활용하여 CSP를 예측한 것이다. 군의 수리부속 예측 분야에서 CSP는 늘 문제가 되고 있다. 현재 없는 함정의 수요를 예측해야 하기 때문이다. 일반고장함수의 3개 층에는 해군 함정이라면 공통적으로 가지는 특징에 관한 모수가 포함되어 있다. 신형 함정이 건조되는 상황이어도 해군 함정의 특징은 가진다. 이런 특징은 고속 증감속에 가능한 점이나, 첨단 무기나 전투체계들이 복합적으로 구성되었다는 점 등을 반영한다. 고장함수를 활용하면 이와 같은 특징요소만으로도 신형 함정의 예측이 가능하다. 반면 VARI-METRIC

은 CSP 예측시 실적함의 MTBF를 따를 수밖에 없다. 실적함의 CSP를 예측하는 것과 큰 차이가 없다.

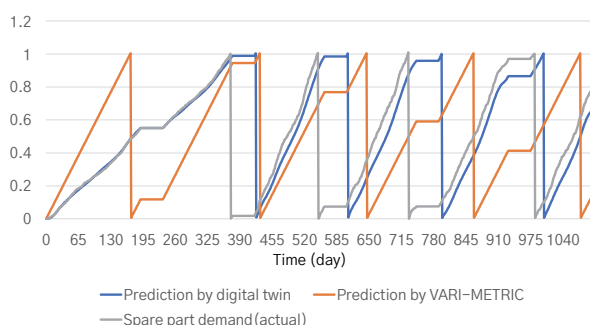


Fig. 7. CSP predictions and actual values

CSP에 대한 예측 정확도의 경우 디지털 트윈 모델은 78.4 %, VARI-METRIC은 56.7 %로 21.7 %p의 차이가 났다. VARI-METRIC의 총수명간 수리부속 예측(4.2.1 참조)은 해당 함정에 대한 MTBF가 적용되어 정확도(65.1 %)가 비교적 높았으나 CSP 예측시에는 실적함의 정보가 삽입되므로 정확도는 더 저하되었다.

수리부속에 대한 분석은 디지털 트윈을 활용한 분석 분야 중 극히 일부에 불과하다. 최적 재고량, 기지 재고량, 수리부속 풀링 효과, 함정들의 정비 대기현상으로 인한 운용가용도 변화, 긴급고장 발생에 따른 수리부속 소요 반영 등 실제 함정의 운용 환경뿐만 아니라 육상에서 이루어지는 업무들까지도 시뮬레이션이 가능하다.

## 5. 결론

디지털 트윈 모델의 핵심 변수들은 기존에 이미 많이 연구되었다. 다량의 데이터를 기반으로 통계모델을 구축하여 정교한 분석을 수행한 연구들도 있고, 시뮬레이션을 활용하여 군 시스템의 특정 분야를 자세히 표현한 연구도 있다.

디지털 트윈은 현실세계를 구현함에 있어 실제의 모방품(replica)를 제작한다는 모토로 개발된다. 이는 특정 기술 분야에 국한되지 않고, 최대의 성능을 발휘할 수 있는 여러 가지 기술들을 동시에 적용하는 개념이다. 즉 과거의 연구물들을 디지털 트윈 모델에 모듈형으로 삽입하는 것만으로 디지털 트윈의 개발이 가능하다. 추가로 연구되어야 할 분야도 관련 분야에 대한 모듈을 삽입하는 것만으로 모델의 개선이 가능하다는 측면에서 무한한 확장성을 가진다. 예를 들어 Fig. 1을 구현한 후 미

래 군의 발전 방향에 대한 모듈을 추가한다면 현재의 군 시스템을 기반으로 미래 군의 모습을 예측할 수 있다. 또한 현재의 모델은 함 운용으로 단순화되었으나 함 운용 중 발생하는 업무나 전시 교전상황 등을 모듈로 추가하면 군 시스템 운용 차원에서 교전급 모델을 수행하는 것도 가능하다.

본 연구의 모델에서 활용한 시스템 다이내믹스는 이와 같은 여러 가지 이론(multi-disciplinary), 여러 물리적 요소(multi-physics)들이 가지는 다양한 수치적 차이(multi-scale)를 혼합할 수 있다. 각 요소들의 인과관계를 정립하는 것으로 우리는 군 시스템을 모델로 구축할 수 있다. 본 연구에서는 디지털 트윈 모델과 해군이 현재 활용하는 OASIS 모델의 핵심 알고리즘인 VARI-METRIC을 비교하였다. 총수명간 수리부속의 예측과 그에 따른 재고량의 변화, 그리고 CSP의 예측 분야에 대해 비교한 결과 디지털 트윈 모델은 기존의 알고리즘에 비해 좋은 성능을 발휘하였다.

데이터로부터 학습이 가능하고, 계층형 모델이 적용되어 신규 데이터에 대한 학습량이 비교적 적고, 수리부속뿐만 아니라 활용 가능한 분야가 무한히 많다는 점에서 디지털 트윈은 군에 적용 시 다양한 업무에 활용될 수 있다. 데이터 서버에 연동되어 활용되는 디지털 트윈 모델을 구축한다면 각 부서에서 생성되는 데이터나 보고 자료들을 한 번에 학습할 수 있으므로 더욱 효과적이고 강력한 기능을 발휘할 수 있다.

## 참고문헌

- [1] Choi, J. W., 2022, Failure Function Based Intermediate Level Maintenance System for Naval Battleships. Korean National Defense University, Doctoral dissertation, pp. 1-185.
- [2] Slay, F.M. et al., 1996, Optimizing Spares Support: The Aircraft Sustainability Model. Technical Report AF501MR1, Logistics Management Institute, Washington D.C., 1996.
- [3] Choi, J. W., & Moon, S. A., 2022, Rare Event Simulation by Combining Trend and Probability: An Application to Naval Ship Critical Failures. Industrial Engineering & Management Systems, Vol. 21, No. 1, pp. 128-136.
- [4] Moon, H. J., & Choi, J. W., 2021, Hierarchical spline for time series prediction: An application to naval ship engine failure rate. Applied AI Letters, Vol. 2, No. 1, e22.