

# 공군 수리부속 수요 데이터 분석기간 설정에 관한 실증연구

송민규<sup>1</sup>, 마정목<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>공군 방공유도탄사, <sup>2</sup>국방대학교 국방과학학과

## A Empirical Study on the Establishment of Demand Data Analysis Period for Air Force Repair Parts

Min-Gyu Song<sup>1</sup>, Jung-Mok Ma<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Air Defence Missile Command, Air Force

<sup>2</sup>Department of Defense Science, Korea National Defense University

**요약** 수리부속 보급은 군의 전투준비태세에 직접적인 영향을 미치며, 군의 수리부속 수요예측은 예산운영과 장비가동을 측면에서 중요한 요소가 되었다. 그래서 수리부속 수요예측을 향상시키기 위해 다양한 시계열 기법과 머신러닝 기법을 적용한 연구가 진행되어 왔다. 그러나 수리부속 수요예측 시 가장 기본 자료가 되는 수요 데이터 분석기간 설정에 따라 수요예측이 크게 변동됨에도 불구하고 관련 연구는 한정되어 있으며, 수요 데이터 분석기간은 무기체계별이 아니라 군별로 정하고 있어 다양한 무기체계 수리부속의 수요형태를 반영하지 못하고 있다. 따라서 본 연구에서는 수요 데이터 분석기간을 무기체계가 아닌 군별로 설정하여 운영하는 것이 적절한지 검증하기 위해 공군에서 운용 중인 다양한 무기체계(F15-K, C-130H/HS, T-50/B, 미스트랄, 신궁)에 대한 2015 ~ 2019년까지의 9,891개 수리부속 품목의 소모개수를 수집하였고, 수요 데이터를 월, 분기, 반기 그리고 연간으로 구분하여 수요 데이터 분석기간의 수요형태를 비교하였다. 연구결과 현재 공군에서 적용 중인 수요 데이터 분석기간인 분기보다 연간으로 사용 시 수요 예측력이 향상됨을 알 수 있었다.

**Abstract** The supply of repair parts has a direct impact on the weapon systems. Hence, demand forecasting for repair parts has become an important activity in terms of budget and equipment utilization. Previously, research had been conducted by applying various time series techniques and machine learning techniques to improve the demand prediction for repair parts. However, demand forecasting varies greatly depending on the period of the demand, which is the most basic data for demand forecasting of repair parts. Usually, the period of the demand is set by the military collectively, so it does not reflect the types of demand for individual weapon systems and repair parts. In this study, data of 9,891 repair items were collected from 2015 to 2019 for various weapon systems operated by the Air Force (F15-K, C-130H/HS, T-50/B, Mistral, and Shingung). The demand data was divided with the demand periods expressed in months, quarters, halves, and years, and the demand types were compared. On completion of the analysis, this study demonstrated that the predictive power of demand varied with the demand period setting.

**Keywords** : Demand Forecasting, Demand Pattern, Demand Data, Aircraft Repair Parts, Air Defense  
Weapon Repair Parts

\*Corresponding Author : Jungmok Ma(Korea National Defense Univ.)

email: jxm1023@gmail.com

Received October 21, 2021

Accepted February 4, 2022

Revised November 4, 2021

Published February 28, 2022

## 1. 서론

### 1.1 연구배경

우리 군은 불안정한 안보상황에 대비하기 위하여 즉각 대응할 수 있는 전투준비태세에 전념하고 있다. 신형 무기체계를 개발하고, 첨단 무기체계를 도입하여 전력을 보강하고 있으며, 특히 전투준비태세에 직접적인 영향을 미치는 무기체계의 장비 가동률을 보장하기 위해 노력하고 있다. 무기체계의 장비가동률은 적시적기의 수리부속이 공급되어야 하므로 수요예측 정확도 제고는 전투준비태세에 필수적인 요소가 되고 있다. 수리부속 수요예측 저조시에는 재고 고갈로 정비가 지연되어 장비가동률이 저하되며, 재고 과잉시에는 장기 비수요 수리부속이 발생하게 되어 국방예산의 비효율적 사용을 야기한다[1].

현재 군의 수리부속 수요예측은 Table 1과 같이 과거 5년간의 수요 데이터를 기반으로 3 ~ 8개의 시계열 기법을 적용하여 수요예측을 하고 있다. 각 군 군수사령부의 품목관리자는 시계열 기법을 통해 산출된 예측치를 기초로 현실적 고려요소 등을 반영하여 최종적인 수요를 결정하고 있다[2].

Table 1. Demand forecasting methodology for each group

Group	Methodology	Demand period
Army	Arithmetic mean, Moving average, Least square method	Annual data for the past 5 years
Navy	Arithmetic mean, Moving average, Least squares, Weighted moving average, Simple exponential smoothing, Double exponential smoothing, Holt-Winters exponential smoothing	
Airforce	Weighted moving average, Linear moving average, Trend analysis, Simple exponential smoothing, Linear exponential smoothing	Quarterly data for the past 5 years

각 군은 각 군의 규정에 따라 수요 데이터 분석 기간과 수요예측 기법을 다르게 적용하고 있다. 육군은 Table 1과 같이 수요 데이터 분석 기간을 연간으로 하고 있다. 품목별 회귀식의 기울기와 편차율을 고려한 3가지(산술평균법, 이동평균법, 최소자승법)기법을 적용하고 있다. 해군도 수요 데이터 분석 기간을 연간으로 하고 있다. 연도별로 예측된 그래프를 보고 품목관리자들이 결정

하는 방식으로 8가지(산술평균법, 이동평균법, 최소자승법, 가동이동평균법, 지수평활법, 이중지수평활법, 홀트지수평활법, 원터지수평활법)기법을 적용하고 있다.

본 논문에서 실제 데이터로 살펴볼 공군은 공군규정 5-23 “수리부속 관리”에 따라 수요 데이터 분석 기간을 분기로 하고 있다. 5년간의 분기별 수요 데이터를 통해 5가지 시계열 기법(가중이동평균법, 선형이동평균법, 추세분석법, 지수평활법, 선형지수평활법)으로 수요를 예측하고 있다[3]. 구체적인 방법은 과거 17개 분기의 소모실적 자료를 사용하여 5가지 기법으로 최근 3개 분기의 수요를 예측 한 후, 3개 분기별로 각 기법의 예측치와 실제 소모량과의 차이가 가장 작은 기법으로 미래 분기의 수요를 예측하는 방법이다[4].

이렇듯 각 군은 수리부속 수요발생 특성을 고려하지 않고 수요 데이터 분석기간을 군별로 구분하고 있음을 알 수 있다. 동일 데이터라 하더라도 수요 데이터 분석기간을 다르게 할 경우 수요형태가 달라질 수 있음을 고려한다면, 현재의 획일적인 군별 수요 데이터 분석기간 구분은 수요예측 정확도를 낮출 수 있다.

### 1.2 관련연구

이러한 문제점을 해결하기 위하여 다양한 연구들이 수행되고 있다. 크게 수요발생 특성을 고려한 연구와 고려하지 않은 연구로 구분할 수 있다.

첫째, 수요발생 특성을 고려하지 않은 연구이다. Y. B. Ko는 자기 상관(autocorrelation)과 계절성을 고려하는 ARIMA(Auto Regressive Integrated Moving Average)기법을 활용하여 해군의 함정 엔진의 수리부속을 수요예측하였다[5]. S. R. Yoon은 6년간의 월별 수량 분포추적을 활용하여 K-9자주포 수리부속을 수요예측하였으며[6], G. H. Nam은 최근린 법(Nearest Neighbor Method)과 고·저단가 품목의 특성을 반영하여 A무기체계의 수리부속을 수요예측하였다[7]. J. D. Kim은 수리부속 소모율, 소모개수 등을 설명변수로 하는 데이터 마이닝 기법을 활용하여 공군 F-XX 항공기 수리부속을 수요예측하였다[8]. H. T. Kim은 수리부속 소모개수와 표준단가를 설명변수로 하는 데이터 마이닝 기법을 활용하여 ATCMS, K-9 자주포, ARTHUR-K 수리부속들을 수요예측하였다[9]. J. S. Kim은 장단기 기억 메모리(LSTM:Long-Short Term Memory, 이하 LSTM)를 이용하여 공군 B 항공기의 수리부속을 수요예측하였다[10]. B. H. Oh는 LSTM, 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network), 다층 퍼셉트론(MLP:

Multi Layer Perceptron), 그리고 게이트된 순환유닛 (GRU: Gated Recurrent Unit)과 같은 다양한 딥러닝 기법들을 활용하여 합정 수리부속을 수요예측하였다 [11]. 하지만 간헐적 수요(Intermittent demand)가 주기성(periodicity)을 갖는 수요에 비해 예측 정확도가 40% 이상 낮은 것을 고려한다면[12], 위의 연구들은 수리부속의 수요발생 특성을 고려하지 않고, 모든 수리부속 품목에 일괄적으로 적용한 연구라는 한계가 있다.

둘째, 수요발생 특성을 고려한 연구이다. 수요 발생 특성이란 수요가 발생하는 시간 간격과 변동성 등을 말한다. 주로 수요 유형별로 수리부속을 분류하기 위해 Syntetos의 연구[13]에 따라 평균발생주기(ADI: Average Demand Interval, 이하 ADI)와 변동계수(CV: Coefficient of Variation, 이하 CV)의 제곱을 이용하여 수요형태를 분류한다. T. G. Kim은 공군 E-737 수리부속을 간헐적 수요형태로 구분하여 수요예측하였다 [14]. C. K. Park도 공군 패트리엇 수리부속을 간헐적 수요형태를 구분하여 수요예측하였다[15]. 하지만 위의 연구들은 수요형태는 고려하였으나 수요 데이터 분석 기간이 수요형태에 큰 영향을 준다는 점을 간과하였다.

지금까지 살펴본 관련 기존 연구들과 본 연구의 차이점은 다음과 같다. 첫째, 대부분의 연구가 수요발생 특성을 고려하지 연구라는 것이다. 둘째, 일부 연구들은 수요 발생 특성을 고려하였지만, 수요 데이터 분석 기간을 구분하지 않은 연구라는 것이다. 셋째, 현재 공군에서 실제 운용 중인 다양한 무기체계 수리부속 자료를 활용하여, 군별 적용 중인 수요 데이터 분석 기간이 적절한지에 대해서 실증분석한 연구는 없었다는 점이다.

따라서 본 연구에서는 기존 연구들과의 차이점을 바탕으로 수요예측 정확도 제고를 위해 다음과 같이 연구를 수행하고자 한다.

첫째, 수리부속 수요 데이터 형태의 다양성을 실증분석하기 위해서 Table 2와 같이 작전임무와 무기체계 도입방법이 다른 무기체계를 연구대상으로 선정하였다. 무기체계 도입방법은 크게 국외구매와 국내개발로 구분된다. 국외구매는 국내개발과 비교 시 해외 국가로부터 수입하는 품목이 많아 공급망(Supply Chain)이 길어 수요 예측이 정확하지 않다. 수요예측 미흡으로 재고가 고갈 되면 긴급하게 수리부속을 조달해야 하므로 일부 품목은 재고 고갈에 대비하여 더 많은 재고를 보유하게 되는 특징을 갖는다[10]. F15-K 전투기는 항공작전을 주임무로 하며, 국외구매로 도입되었다. C-130H/HS 수송기는 인원과 물자 수송을 주임무로 하며, 국외구매로 도입되었

다, T-50/B 훈련기는 조종사 훈련을 주임무로 하며, 국내개발 되었다. 미스트랄과 신궁은 단거리 방공무기로서 항공기 방어임무를 주임무로 하나 미스트랄은 국외구매로 도입되었고, 신궁은 국내개발 되었다. 둘째, 현재 군의 수리부속 자료수집 기간과 동일하게 연구대상으로 선정된 5가지 무기체계의 과거 5년간의 수요 데이터를 수집하고, 수요 데이터를 월, 분기, 반기 그리고 연간으로 구분한다. 셋째, 구분된 데이터를 ADI와 CV<sup>2</sup>를 계산하여 수요형태를 확인한다. 넷째, 현재 공군 모든 무기체계에 획일적으로 적용 중인 분기 수요기간이 적절한지 확인한다.

Table 2. Subject of study

Group	Operational mission	Weapon system adoption
F-15K	Air operations	Foreign capital purchase
C-130H/HS	Transportation	Foreign capital purchase
T-50/B	Training	National development
Mistral	Air defense	Foreign capital purchase
Shingung	Air defense	National development

## 2. 본론

### 2.1 자료수집 및 모형구축

연구절차는 Fig. 1과 같이 공군 군수사 분석평가실에서 관리 중인 '15 ~ '19년도 F-15K, C-130H/HS,

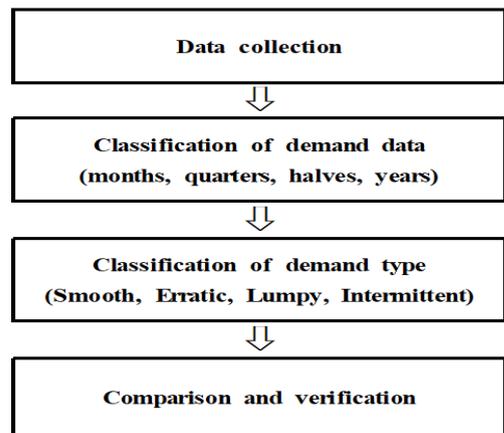


Fig. 1. Research procedure

T-50/B, 미스트랄, 신궁의 수리부속 실제 소모개수 자료를 수집하였다.

수요대상은 국방부 군수지원 성과관리 훈령에 따라 5년간 수요가 1회 이상 발생한 9,891개 품목으로 한정하였다.

데이터 세트 구성은 평균 발생주기인 ADI와 변동계수의 제곱인  $CV^2$ 를 계산하여 월, 분기, 반기 그리고 연간 소모개수를 구분하였다.

ADI와  $CV^2$  산출방식은 Table 3과 같이 엑셀 함수를 사용하였다. ADI는 두 수요 사이의 평균 간격을 계산하기 위하여 전체기간 중에 수요가 있는 구간의 수를 계산할 수 있는 IF 함수를 사용하였다.  $CV^2$ 는 표준편차/평균의 제곱이므로, 표준편차와 평균을 계산할 수 있는 STEDV.P, Average 함수를 사용하였다. 이들을 수식으로 나타내면 Eq. (1), (2), (3)과 같다.

Table 3. ADI and CV calculation excel functions

Assortment	Excel functions
ADI	IF functions
$CV^2$	STEDV.P, Average functions

$$ADI = \frac{\sum_{i=1}^N t_i}{N} \quad (1)$$

Where,  $t_i$  denotes the time period between two consecutive demand periods and  $N$  denotes the number of all periods

$$CV^2 = \left[ \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\epsilon_i - \epsilon)^2}{N}}}{\epsilon} \right]^2 \quad (2)$$

$$\epsilon = \frac{\sum_{i=1}^N \epsilon_i}{N} \quad (3)$$

Where,  $N$  denotes the number of periods having non-zero demand,  $\epsilon_i$  denotes the demand in period,  $\epsilon$  denotes the average demand considering only periods with non-zero demand

수요형태 구분은 Syntetos의 연구[13]에 따랐다. Fig. 2와 같이 평균 발생주기인 ADI는 1.32, 변동계수의 제

곱인  $CV^2$ 는 0.49를 기준으로 Smooth, Erratic, Lumpy, Intermittent 4가지 유형으로 분류하였다.

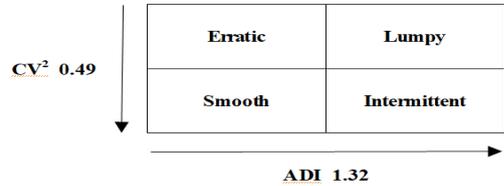


Fig. 2. Demand classification

수요형태별 특성은 다음과 같다. Smooth 유형은 ADI가 1.32 보다 작고  $CV^2$ 는 0.49 보다 작은 원활한 수요형태이다. 수요 간격과 수요변동이 매우 규칙적으로 나타나 예측하기가 쉽다. Smooth 유형 개수가 많을 경우 예측력이 향상된다고 추정할 수 있다. Erratic 유형은 ADI가 1.32 보다 작고  $CV^2$ 은 0.49 보다 크거나 같은 경우로 불규칙한 수요형태이다. 수요 간격이 시간에 따라 규칙적으로 발생하나, 수요변동이 커 Smooth 대비 예측이 제한된다. Intermittent 유형은 ADI가 1.32 보다 크거나 같고,  $CV^2$ 은 0.49 보다 작은 간헐적 수요형태이다. 수요변동이 거의 없지만 두 수요 사이의 간격 변동이 크고, 예측 오류가 상당히 높아 예측하기 어려운 형태이다. Lumpy 유형은 ADI가 1.32 보다 크거나 같고,  $CV^2$ 은 0.49 보다 크거나 같은 경우로 수요 간격과 수요변동이 모두 커 예측하기가 매우 어려운 형태이다.

## 2.2 검증 방법

검증에 사용된 자료는 현재 공군에서 운용 중이며, 작전임무와 무기체계 도입방법이 다른 5가지 무기체계의 '15 ~ '19년도 수리부속품 소모개수 자료이다.

무기체계 도입이 국외구매인 무기체계는 Table 5의 첫 번째 열의 순서대로 F-15K, C-130H/HS, 미스트랄이며, 무기체계 도입이 국내개발인 무기체계는 T-50/B와 신궁이다.

품목 개수는 Table 5의 첫 번째 열의 [ ]에 표시한 것처럼 F-15K는 5,404품목, C-130H/HS는 3,953품목, T-50/B는 338품목, 그리고 미스트랄은 116품목, 신궁은 80품목으로 총 9,891개 품목이다. 모두 공군 군수사 분석평가실에서 실제 사용 중인 자료이다.

수리부속 수요 데이터 기간의 적절성을 검증하기 위해 Table 5와 같이 수요 데이터 기간을 월, 분기, 반기, 그리고 연간으로 구분하였고, 수요형태에 따라 Smooth,

Erratic, Lumpy, Intermittent로 구분하였다. 공군에서 현재 모든 무기체계에 적용 중인 수요 데이터 기간은 분기이기 때문에 월, 반기, 연간 수요기간을 분기 기간과 비교하였다.

비교 척도는 Smooth 유형과 Lumpy, Intermittent 유형의 개수로 비교하였다. 수요 간격과 수요변동이 규칙적으로 나타나 예측하기 쉬운 Smooth 유형이 증가하고, 수요 간격과 수요변동이 불규칙하여 예측하기 매우 어려운 Lumpy, Intermittent 유형이 감소할수록 예측력이 향상된다고 추정하였다. 따라서 비교 척도가 높을수록 수리부속 예측력이 용이하다고 추정할 수 있다. 이를 식으로 나타내면 Eq. (4)와 같다.

$$\text{Comparison scale} = \frac{\text{the number of Smooth}}{\text{the number of (Lumpy+Intermittent)}} \quad (4)$$

통계분석 도구 및 운영환경은 Table 4와 같다.

Table 4. Test environment

Category	Value
CPU	Intel(R) core(TM) i7-1065G7
Memory	16GB
OS	Window 10 64bit
S/W	Excel(ver 2020)

### 2.3 결과분석

작전임무와 무기체계 도입방법의 차이와 관계없이 공군에서 운용 중인 5가지 무기체계 모두 Table 5와 같이 수요 데이터 기간을 공군 기준인 분기 기간보다 연간으로 분석 시 비교 척도가 높았다. 이는 원활한 수요형태인 Smooth 개수가 증가하고, 수요예측이 어려운 Lumpy, Intermittent 합산 개수가 줄어들어 수요예측이 향상될 것으로 추정할 수 있다.

5가지 무기체계에서는 수요 데이터 분석 기간을 Table 5와 같이 분기 단위에서 월 단위로 세분화하면 수리부속의 수요발생 특성에 따라 수요발생 기간의 간격이 길어져 수요예측이 원활한 Smooth 수는 감소하고, 수요예측이 어려운 Intermittent, Lumpy 합산 개수는 증가하여 수요예측 정확도 제고에 적합하지 않다고 추정할 수 있다.

Table 5. Prediction results

Assortment		Smooth (S)	Erratic	Lumpy (L)	Intermittent (I)	scale $\frac{S}{L+I}$
F-15K [5,404]	Quarter	187	57	202	4958	0.036
	Month	6	10	95	5293	0.001
	Halves	414	75	229	4686	0.084
	Year	705	165	205	4329	<b>0.155</b>
C-130H/HS [3,953]	Quarter	20	15	91	3827	0.005
	Month	0	1	17	3935	0
	Halves	516	59	83	3295	0.152
	Year	824	137	97	2895	<b>0.275</b>
Mistral [116]	Quarter	0	0	0	116	0
	Month	0	0	0	116	0
	Halves	0	0	3	113	0
	Year	3	0	2	111	<b>0.026</b>
T-50/B [338]	Quarter	0	0	10	328	0
	Month	0	0	4	334	0
	Halves	7	1	20	310	0.021
	Year	12	12	<b>10</b>	304	<b>0.038</b>
Shingung [80]	Quarter	0	0	3	77	0
	Month	0	0	1	79	0
	Halves	0	0	6	74	0
	Year	5	3	<b>1</b>	71	<b>0.069</b>

반면 분기 단위에서 연 단위로 수요 데이터 분석 기간을 늘리면 수요량이 합산되고, 수요발생 기간의 간격이 짧아져 수요예측이 원활한 Smooth 개수는 증가하고, 수요예측이 어려운 Lumpy, Intermittent 합산 개수는 감소하였다. 이는 분기 단위보다는 연 단위가 수리부속 예측 정확도 제고에 적합하다고 추정할 수 있다.

또한, 분기 단위에서 연 단위로 수요 데이터 분석 기간을 늘리면 무기체계 도입이 국외구매인 F-15K, C-130H/HS, 미스트랄은 수요예측이 어려운 Lumpy 개수가 일부 증가했지만, 무기체계 도입이 국내개발인 T-50/B와 신궁은 Lumpy 개수가 같거나 감소하였다. 이는 무기체계별로 수요형태가 다양할 수 있음을 추정할 수 있다.

결과적으로 본 연구를 통해 공군에서 운용 중인 5가지 무기체계 모두 수리부속 수요예측 시 수요 데이터 분석 기간을 분기보다 연간으로 적용 시 비교 척도가 높았다. 따라서 모든 무기체계에 획일적으로 분기 단위 수요기간을 적용하는 것은 수리부속 예측 정확도 제고에 적합하지 않다고 추정할 수 있었다.

### 3. 결론

본 연구는 수리부속 수요예측 정확도 제고를 위해 현재 공군에서 운용중인 5가지 무기체계(F15K, C-130H/HS, T-50/B, 미스트랄, 신궁)의 '15년 ~ '19년까지의 9,891 개 수리부속 데이터를 수집하였고, 수요예측에 기본이 되는 수요 자료를 월, 분기, 반기, 그리고 연간으로 구분하여 어느 수준에서 분석 기간을 세분화하는 것이 가장 바람직한지 비교 분석하였다.

연구결과 5가지 무기체계는 현재 공군에서 모든 무기 체계에 적용 중인 분기 분석 기간보다 연간으로 분석 시 수요예측이 용이함을 알 수 있었다. 하지만 무기체계와 수요형태의 다양성 고려 시 다른 무기체계는 수요 데이터 분석 기간을 연간으로 적용 시 수요기간 수 감소에 따라 수요예측 정확도가 낮아질 수 있다.

연구 기대효과로서 군별로 수요 데이터 분석 기간을 정하는 것보다 무기체계별 또는 품목에 맞는 수요분석 기간을 선택하여 활용한다면, 예측정확도 향상으로 경제적인 군 운영에 크게 기여할 것으로 판단된다.

끝으로, 본 연구에서는 현재 공군에서 운용중인 5가지 무기체계(F15K, C-130H/HS, T-50/B, 미스트랄, 신궁)에 대해서만 연구를 진행했기 때문에 타군 및 공군 전체 수리부속에 적용하기에는 한계가 있다고 판단된다.

향후에는 타군에서 사용하는 무기체계와 공군의 다른 무기체계도 적용하여 더욱 신뢰성과 다양성을 갖춘 연구가 되도록 기여하겠다.

### References

- [1] H. M. Yoon, S. W. Kim, "Naval Vessel Spare Parts Demand Forecasting Using Data Mining", *Journal of Society of Korea industrial and Systems Engineering*, Vol.40, No.4, pp.253, Dec. 2017.  
DOI : <https://doi.org/10.11627/jkise.2017.40.4.253>
- [2] H. G. Moon, A study on the development of a 2020 repair-related calculation model, Korea Institute for Defense Analyses, Korea, pp.26
- [3] Airforce Headquarters, Maintenance of Repair parts, p.69, Airforce Headquarters, 2019, pp.12.
- [4] M. G. Song, J. M. Ma, "A study on predictive model for forecasting Airforce F-15K spare parts Using Data Mining", *Korea Academy Industrial Cooperation Society*, Vol.22, No.8, pp.279-286, Aug. 2021.
- [5] Y. B. Ko, "A study on the economic replacement period of trap assisted engines using Box-jenkins model", Master's thesis, National Defense University, Seoul, Korea, pp.2-4, 1992.
- [6] S. R. Yoon, "A study on demand prediction technique for repair attachment characteristics", Master's thesis, National Defense University, Seoul, Korea, pp.2-4, 2012.
- [7] G. H. Nam, "A study on demand prediction of air defense arms system repair parts", Master's thesis, National Defense University, Seoul, Korea, pp.2-4, 2013.
- [8] J. D. Kim, H. J. Lee, "A Study on Forecasting Spare Parts Demand based on Data-Mining", *journal of the internet Computing and Services*, Vol.18, No.1, pp.121-129, Feb. 2017.  
DOI : <https://dx.doi.org/10.7472/jksii.2017.18.1.121>
- [9] H. T. Kim, S. H. Kim, "Data mining based army repair parts demand forecast", *journal of the Korean Data & information Science Society*, Vol.30, No.2, pp.429-444, Mar. 2019.  
DOI : <https://doi.org/10.7465/jkdi.2019.30.2.429>
- [10] J. S. Kim, J. S. Hwang, J. W. Jung, "A New LSTM Method Using Data Decomposition of Time Series for Forecasting the Demand of Aircraft Spare Parts", *korean Management Science Review*, Vol.37, No.2, pp.1-18, Jun. 2020.  
DOI : <https://doi.org/10.7737/KMSR.2020.37.2.001>
- [11] B. H. Oh, *A study on weapon system spare parts intermittent demand forecasting using deep learning*, Master's thesis, Korea University of information and Communication, Seoul, Korea, pp.2-10, 2017.
- [12] Airforce Logistics Command, '17 Research Results of Demand Forecasting Improvement Techniques, p.25, Airforce Logistics Command, 2017, pp.12
- [13] A. A. Syntetos, J. E. Boylan, "The accuracy of intermittent demand estimates", *International Journal of Forecasting*, vol.21, No.2, pp.303-314, Apr. 2005.  
DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.001>
- [14] T. G. Kim, J. M. Ma, "A Data Mining Approach for intermittent Demand Forecasting of Aircraft Spare Parts - Focusing on the E-737(AEW&C: Airborne Early Warning & Control) Spare Parts -" *journal of the AMSOK*, Vol.16, No.4, pp.155-164, Aug. 2018.  
DOI : <https://doi.org/10.30529/amsok.2018.16.4.008>
- [15] C. K. Park, J. M. Ma, "A Study on Intermittent Demand Forecasting of Patriot Spare Parts Using Data Mining", *Korea Academy Industrial Cooperation Society*, Vol.22, No.3, pp.234-241, Feb. 2021.  
DOI : <http://doi.org/10.5762/KAIS.2021.22.3.234>

송 민 규(Min-Gyu Song)

[준회원]



- 2010년 2월 : 한국성서대학교  
성서학과 (성서학 학사)
- 2022년 1월 : 국방대학교 국방과  
학학과 (국방과학학 석사)

<관심분야>

수요예측, 데이터마이닝

---

마 정 목(Jung-Mok Ma)

[정회원]



- 2002년 2월 : 육군사관학교 운영  
분석학과 (운영분석 석사)
- 2008년 8월 : 미국 펜실베이니아  
주립대(PSU) (산업공학 석사)
- 2015년 5월 : 미국 일리노이대  
(UIUC) (산업공학 박사)
- 2015년 9월 ~ 현재 : 국방대학교  
국방과학학과 부교수

<관심분야>

국방 모델링 및 데이터 분석학, 무기체계 획득관리