

적은 소모량과 불분명한 소모패턴을 가진 수리부속의 수요예측

박민규¹⁾ · 백준걸^{*,1)}

¹⁾ 고려대학교 산업경영공학과

Demand Forecast of Spare Parts for Low Consumption with Unclear Pattern

Min-Kyu Park¹⁾ · Jun-Geol Baek^{*,1)}

¹⁾ Department of Industrial Management Engineering, Korea University, Korea

(Received 21 March 2018 / Revised 8 May 2018 / Accepted 20 July 2018)

ABSTRACT

As the equipment of the military has recently become more sophisticated and expensive, the cost of purchasing spare parts is also steadily increasing. Therefore, demand forecast accuracy is also becoming an issue for the effective execution of the spare parts budget. This study predicts the demand by using the data of spare parts consumption of the KF-16C fighter which is being operated in the Republic of Korea Air Force. In this paper, SARIMA(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) is applied to seasonal data after dividing the spare parts consumptions into seasonal data and non-seasonal data. Proposing new methods, Majority Voting and Hybrid Method, to the non-seasonal data which consists of spare parts of low consumption with unclear pattern, We want to prove that the demand forecast accuracy of spare parts improves.

Key Words : Spare Parts(수리부속), Majority Voting(다수결 투표), Hybrid Method(하이브리드 방법), Demand Forecast Accuracy(수요예측 정확도), Low Consumption with Unclear Pattern(적은 소모량과 불분명한 소모패턴)

1. 서론

군 장비가 첨단화 및 고가화됨에 따라 장비 자산 증가와 더불어 수리부속 구매를 위한 비용 또한 지속적으로 증가하는 추세이다. 수리부속은 무기체계 가동률에 직접적인 영향을 주는 핵심 군수자원 중 한 요

소로 21세기로 접어들면서 한국 공군은 신형 무기체계와 구형 무기체계가 동시에 운용되고 있어 수리부속의 불균형적 수요가 발생한다. 또한, 항공기 수리부속은 청구부터 획득까지 시간이 걸리기 때문에 정확한 수요를 예측하지 못하면 작전 지원에 문제가 될 수 있다.

신뢰성 있는 수요예측기법은 과보유 수리부속을 줄일 수 있어 예산 낭비를 방지할 수 있지만, 항공기 장기운영에 따른 수리부속 생산중단, 항공기 해외 도

* Corresponding author, E-mail: jungeol@korea.ac.kr
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

입으로 인한 수리부속 조달원 해외 의존 등 수요예측을 어렵게 하는 요인이 존재한다. 특히, 소모량이 적고 불분명한 소모패턴을 가진 수리부속이 대다수를 차지하고 있어 현재 군에서 사용하는 시계열 기반 수요예측기법의 사용은 예측정확도를 낮출 수 있다. 미공군 수리부속 수요예측과 관련된 연구는 전투기 수리부속의 수요를 예측하기 위해서 간헐적이고, 뚜렷하지 않은 소모패턴의 이해를 강조하였고, 소모패턴의 원인을 찾기 위한 연구를 진행하였다^[1]. 따라서 본 연구는 주기성을 갖는 데이터에는 일반적 시계열 예측방법인 SARIMA 모형을 사용하고, 주기성이 없는 데이터에는 다수결투표(Majority Voting) 및 Hybrid 방법을 제안하여 수리부속 수요예측 정확도를 높이고자 한다.

수요예측의 첫 번째 단계에서는 수리부속 소모실적 데이터를 주기를 갖는 데이터(Seasonal Data)와 주기를 갖지 않는 데이터(Non-seasonal Data)로 구분하기 위해 Find-frequency 함수를 사용하였다^[2]. 다음 단계에서는 주기를 갖는 데이터로 구분된 수리부속에 계절 주기를 고려할 수 있는 SARIMA 모형을 통해 수요를 예측하였다^[3]. 마지막 단계에서는 적은 소모량과 소모패턴이 불분명한 수리부속의 수요예측 정확도 향상을 위해 주기를 갖지 않는 데이터로 구분된 수리부속에 다수결투표 및 Hybrid 방법을 사용하여 수요량을 예측하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 일반적 수요 예측기법, 간헐적 수요 예측기법 및 한국 공군과 미 공군의 수요예측절차 및 기법을 소개하였고, 3장은 본 연구에서 사용한 수리부속 소모실적 데이터의 특성 및 제안하는 수요예측방법을 소개하였다. 4장은 한국 공군 수요예측기법, 미 공군 수요예측 기법과 제안하는 방법의 실험과 비교를 통해 제안방법의 수요예측 정확도가 우수하다는 것을 검증하였다. 마지막으로 5장은 결론 및 추후 연구과제로 구성되어 있다.

2. 수요예측 절차 및 기법

2.1 일반적인 수요 예측기법

2.1.1 ARIMA 모형

Box & Jenkins(1970)가 제시한 시계열 데이터 분석 및 예측기법인 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형은 식 (1)과 같이 정의된다^[4].

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 \dots - \phi_p L^p)(1 - L)^d Z_t = \delta + (1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q) \epsilon_t \quad (1)$$

위의 식에서 ϕ_i 와 θ_i 는 각각 자기회귀과정 연산자 및 이동평균 연산자를 의미하고, L 는 후행 연산자(Backshift Operator), Z_t 는 원시계열 자료, ϵ_t 는 백색잡음을 따르는 오차항을 나타낸다.

ARIMA 모형은 ARIMA(p, d, q)로 표현되며, p, d, q 는 각각 자기회귀과정의 차수, 차분의 차수, 이동평균과정의 차수를 의미한다. ARIMA 모형을 활용하여 수요를 예측하기 위해서는 주어진 시계열 자료의 안정성(Stationary)을 확인하여야 한다. 만약 시계열 자료가 불안정(Non-stationary)한 경우 차분(Differencing)을 통해 불안정한 시계열 자료를 안정적인 시계열 자료로 바꾸는 과정을 거쳐야 한다^[5].

2.1.2 SARIMA 모형

SARIMA 모형은 계절성과 비정상성을 동시에 고려할 수 있는 모형으로 ARIMA(p, d, q)(P, D, Q) s 로 표현되며, 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \phi_p(L)\Phi_p(L^s)(1-L)^d(1-L^s)^D Z_t &= \delta + \theta_q(L)\Theta_q(L^s)\epsilon_t \\ \phi_p(L) &= 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p \\ \theta_q(L) &= 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q \\ \Phi_p(L^s) &= 1 - \phi_1 L^s - \phi_2 L^{2s} - \dots - \phi_p L^{ps} \\ \Theta_q(L^s) &= 1 - \theta_1 L^s - \theta_2 L^{2s} - \dots - \theta_q L^{qs} \end{aligned} \quad (2)$$

위의 식에서 L 은 후행 연산자, $\phi_p(L)$ 과 $\Phi_p(L^s)$ 는 각각 비계절적 및 계절적 자기회귀과정 연산자, $\theta_q(L)$ 과 $\Theta_q(L^s)$ 는 각각 비계절적 및 계절적 이동평균 연산자를 의미한다. SARIMA 모형의 p, d, q 는 ARIMA 모형의 p, d, q 와 동일하며, P 는 계절적 자기회귀과정의 차수, D 는 계절적 차분의 차수, Q 는 계절적 이동평균과정의 차수, s 는 계절 주기를 의미한다.

SARIMA 모형은 원시계열 자료의 주기적인 특성 또는 계절성을 고려한 수요예측을 할 수 있는 기존 ARIMA 모형을 보완한 수요예측 방법이다^[5].

2.2 간헐적인 수요 예측기법

전투기 수리부속은 일정한 소모패턴을 가진 수리부

속, 상승 또는 하강하는 소모패턴을 가진 수리부속, 이상점이 포함된 수리부속 등 다양한 형태를 나타낸다. 또한, 간헐적인 소모패턴을 가진 수리부속이 전체 수리부속의 30 % 이상을 차지하고 있어 수요예측 정확도를 높이기 위해서는 간헐적 수요에 적합한 방법을 사용하여 수요량을 예측해야 한다.

2.2.1 Croston Method

Croston Method는 단순지수평활법을 사용하여 간헐적 수요를 예측하는 방법이다^[6]. Croston Method는 시계열 데이터를 0이 아닌 수요와 0이 아닌 수요간 간격으로 분해한 후 각 부분에 단순지수평활법을 적용하여 평균 수요를 추정하는 방법으로 식 (3)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}
 & \text{IF } X_t \neq 0 \text{ then } \begin{cases} Z_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha) Z_t \\ V_{t+1} = \alpha q + (1 - \alpha) V_t \\ Y_{t+1} = \frac{Z_{t+1}}{V_{t+1}} \end{cases} \\
 & \text{IF } X_t = 0 \text{ then } \begin{cases} Z_{t+1} = Z_t \\ V_{t+1} = V_t \\ Y_{t+1} = Y_t \end{cases}
 \end{aligned}$$

Z_t = 0이 아닌 수요의 평균수요 평활 추정치
 X_t = 실제 수요량, α = 평활상수
 V_t = 0이 아닌 수요간의 평균간격 평활 추정치
 q = 0이 아닌 수요 이후의 시간 간격
 Y_t = 평균 예측 수요량 (3)

Croston Method는 수요의 크기와 간격의 추정치를 결합하여 기간당 평균 수요량의 추정치를 계산할 수 있다. 이러한 추정치는 수요가 발생할 때만 갱신되고, 모든 시점에서 수요가 발생하면 Croston Method는 단순지수평활법과 동일하다.

Croston Method는 편향(Bias)이 존재하여, 과다예측 문제가 발생할 수 있다. 따라서 이러한 편향성 문제를 해결하기 위해서 SBA(Syntetos-Boylan Approximation) 방법이 Syntetos & Boylan(2001)에 의해 제안되었다^[7]. 이후 수요 발생확률을 고려하여 수요량을 예측하는 TSB(The Teunter, Syntetos and Babai) 방법이 Teunter, Syntetos & Babai(2011)에 의해 제안되었다^[8]. TSB 방법은 수요가 발생한 경우에는 다음 시점의 수요 발생

확률은 증가하게 되고, 수요가 발생하지 않은 경우에는 다음 시점의 수요 발생확률을 감소시켜 수요량을 예측하는 방법이다.

2.2.2 Markov Bootstrap Method

미국의 Smart Software, Inc.에서 개발한 Markov Bootstrap Method는 1차 이항 마코프 모델과 단순 부트스트랩을 이용하여 리드타임 수요의 분포를 경험적 분포로써 추정하는 방법이다^[9]. Markov Bootstrap Method에 사용되는 1차 이항 마코프 모델은 0과 1의 상태로 구성되며 두 상태가 모두 일시상태이며, 두 상태가 서로 도달 가능한 마코프 모델이다. Fig. 1는 1차 이항 마코프 모델의 상태 전이 다이어그램(State Transition Diagram)이며, 식 (4)는 1차 전이확률행렬(Transition Probability Matrix)을 의미하고, 식 (5)는 각 확률값을 계산하는 관계식이다^[10].

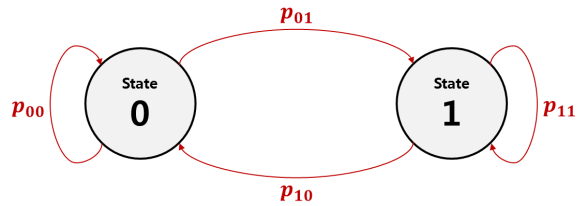


Fig. 1. State transition diagram of binary markov model

$$P = [p_{ij}] = \begin{bmatrix} p_{00} & p_{01} \\ p_{10} & p_{11} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{all k} n_{ik}} \quad (5)$$

n_{ij} 는 실제 데이터를 통해 상태 i 에서 상태 j 로 바뀐 경우의 수를 기록한 값이며, p_{ij} 는 상태 i 에서 상태 j 가 될 확률을 나타낸다. 예를 들어 간헐적 수요의 시점 t 에서 수요가 0인 경우 시점 $t+1$ 에서 0이 아닌 수요를 가질 확률은 p_{01} 이다. Markov Bootstrap Method에서는 각 수요를 0과 0이 아닌 값으로 나타내어 전이확률행렬을 구성함으로써 1차 이항 마코프 모델을 구축한다. 가장 최근 데이터가 0인지 아닌지의 여부를 기준으로 구축된 마코프 모델의 전이확률과 0과 1 사이의 난수를 비교하여 새로운 이항 데이터의 시퀀스를

생성하는 방식으로 마코프 모델이 이용된다. Markov Bootstrap Method의 전체 과정은 아래와 같다.

Markov Bootstrap Method Process

- Step 1. Code historical demands as 0 or 1 (non-zero marker).
- Step 2. Fit a 1st-order binary Markov model to data. (Find the transition matrix of 1st-order binary Markov model).
- Step 3. Use Markov model to generate demand sequences over lead time.
- Step 4. Replace X's in scenarios with random samples from the set of observed non-zero demands.
- Step 5. Sum the generated demands over lead time to get lead time demand.
- Step 6. Repeat steps 3-5 many times to build an empirical estimate of LTD distribution.

step. 1과 2에서는 데이터를 0과 0이 아닌 값의 표식으로 표현하고, 이항 데이터와 식 (4)와 (5)를 이용하여 1차 이항 마코프 모델을 구축한다. step. 3에서는 가장 최근 데이터가 0인지 아닌지를 판단한 뒤 이를 현재 상태로 하여 이후의 이항 데이터 시퀀스를 마코프 모델을 이용해 과거 데이터의 길이와 같은 길이로 생성한다. step. 4에서는 생성된 이항 데이터 시퀀스의 0이 아닌 값의 표식들만을 대상으로 과거 데이터 중 0이 아닌 값들로부터 임의의 추출하여 순서대로 표식을

실제 수치 데이터로 대체한다. step. 5에서는 0이 아닌 값의 표식들을 모두 수치 데이터로 대체한 뒤 리드타임 단위로 값들을 더하여 리드타임 수요들을 계산한다. step. 6에서는 과거 데이터의 길이와 같은 유사 데이터를 생산하는 행위를 반복하여 충분한 양의 유사 데이터를 만들어낸다. 그리고 이 데이터들을 히스토그램으로 나타내어 경험적 분포를 추정한다. 본 방법론은 각 데이터들의 1계차 자기상관을 반영하고 있으며, 리드타임 수요간에는 독립을 가정하고 있다.

2.3 공군 수요예측 절차 및 기법

공군은 당해년도를 기준으로 직전년도를 제외한 과거 4년의 소모실적 데이터를 가지고 가중이동평균법 (Weighted Moving Average Method), 선형이동평균법 (Linear Moving Average Method), 단순지수평활법 (Simple Exponential Smoothing Method), 선형지수평활법 (Linear Exponential Smoothing Method), 선형추세분석법 (Linear Trend Analysis Method)의 5가지 기법을 사용하여 직전년도 수요량을 예측한다. 직전년도 수요예측량과 실제 소모량을 비교하여 식 (6)을 통해 RMSE(Root Mean Square Error)가 가장 작은 기법을 수리부속별 수요예측기법으로 선정하고, 선정된 수요예측기법을 사용하여 당해년도 수요량을 예측한다^[11].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, y_i = \text{소모값}, \hat{y}_i = \text{예측값} \tag{6}$$


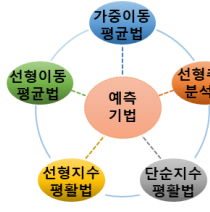
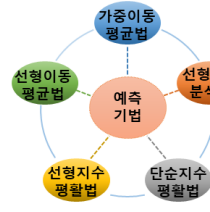
구분	기존방법		개선방법	
	기저	군수사령부	기저	군수사령부
예측자료	청구실적기반 (정비부서 → 보급대대)	청구실적기반 (보급대대 → 군수사령부)	소모실적기반 (정비부서 실제 소모실적)	
실적자료	과거 3년	과거 5년	과거 5년	
예측기법				

Fig. 2. Improved demand forecast model

공군은 육군, 해군과 달리 해외에서 구매한 무기체계가 많아 타군보다 조달기간이 장기간 소요되는 단점이 있다. 또한, 전투기 부품과 같이 고 단가 소량 생산품목을 취급함에 따라 수리부속 수요예측 정확도의 하락은 국방예산의 낭비로 이어질 수 있어 관심도가 높다.

공군은 수리부속 수요예측 정확도 향상과 적정 재고관리 및 장비 유지의 효율성 제고를 위해 소모실적기반 수요산정 모형을 개발하여 2015년부터 시범 운영하고 있다^[11].

공군은 Fig. 2와 같이 청구실적기반을 소모실적기반으로 변경하였고, 가중이동평균법만 사용하여 수요량을 예측하던 기지(Air Force Base)를 군수사령부(Air Force Logistics Command)와 동일하게 앞서 설명한 5가지 기법을 사용하는 것으로 변경하였다. Table 1은 변경된 절차의 적절성을 검증하기 위해 기존 청구실적기반 수요예측 정확도와 소모실적기반 수요예측 정확도를 비교한 것이다.

Table 1. Comparison result of demand forecast accuracy in different data type

구분	청구실적기반	소모실적기반	증감
품목 수(개)	42,232	47,691	5,459
정확도(%)	32.6 %	40.3 %	7.7 %p

Table 1에서 나타낸 바와 같이, 수리부속 품목 수는 5,459개 증가하였고, 수요예측 정확도는 7.7 %p 증가하여 소모실적기반의 수요예측이 더 우수한 것을 확인하였다. 이는 실제로 필요하지 않은 수리부속을 잘못 청구하였거나, 또는 교체 시기가 도래하지 않은 수리부속을 미리 확보하기 위해 청구하는 가수요의 제거가 원인이다. 공군은 수요예측 정확도를 높이기 위해서 개선된 절차를 적용하였음에도 불구하고, 정확도는 40.3 %로 그다지 높지 않다. 따라서 예측정확도를 높이기 위한 새로운 방법이 필요한 상황이다.

2.3.1 가중이동평균법

가중이동평균법은 이동평균시 예측하려는 시점과 가까운 과거 데이터에 가중치(Weighted Value)를 크게 주고 예측하는 방법으로 식 (7)과 같이 정의된다. 가중이동평균법은 식 (8)과 같이 예측 시점 직전 i 기간

가중치의 합이 1이 되도록 부여한다. 공군은 예측 시점의 직전 3개 기간 가중치 값을 각각 0.5, 0.3, 0.2로 고정하여 사용하고 있다.

$$F_{t+1} = A_t \times w_1 + A_{t-1} \times w_2 + \dots + A_{t-i+1} \times w_i$$

$$F_{t+1} = t+1\text{시점 예측값}, A_t = t\text{시점 실제값} \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^i w_j = 1, 0 \leq w_j \leq 1, w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_{i-1} \geq w_i$$

$$w_i = i\text{기간 가중치} \quad (8)$$

가중이동평균법은 평활화(Smoothing)를 통해 시계열 데이터의 이상점(Outlier)을 효과적으로 제거할 수 있으며, 가중치를 각기 다르게 사용함으로써 최근 데이터의 반영 비중을 높일 수 있다는 장점이 있다. 그러나 가중치 개수 이상의 관측이 사전에 이루어져야 사용이 가능하고, 가중치의 결정을 예측자의 경험적인 판단에 의존한다는 점에서 예측자의 주관이 개입될 여지가 많다^[12].

2.3.2 선형이동평균법

선형이동평균법은 이동평균값(Moving Average Value)과 이중이동평균값(Double Moving Average Value)을 사용하여 수요를 예측하는 방법으로 식 (9)와 같이 정의된다.

$$F_{t+1} = (2MA_t - MA_t') + \frac{2}{m-1}(MA_t - MA_t') \quad (9)$$

F_{t+1} 은 현재 시점 t 에서 $t+1$ 시점의 예측값을 나타내고, m 은 예측주기를 의미한다. MA_t 와 MA_t' 는 식 (10)과 (11)로 정의되는 이동평균값과 이중이동평균값이다.

$$MA_t = \frac{1}{m}(A_t + A_{t-1} + \dots + A_{t-m+1})$$

$$A_t = t\text{시점 실제값} \quad (10)$$

$$MA_t' = \frac{1}{m}(MA_t + MA_{t-1} + \dots + MA_{t-m+1}) \quad (11)$$

선형이동평균법은 선형추세를 갖는 경우 사용하는 것이 일반적이며, m 개의 관측값들을 사용하여 수요

를 예측하기 때문에 사용하는 관측값의 개수로 인해 예측값이 변하게 된다. 따라서 사용하는 관측값의 개수를 결정하는 것이 중요하다.

2.3.3 단순지수평활법

단순지수평활법은 과거 데이터를 사용하여 미래의 값을 예측할 때 평활상수(Smoothing Constant) α 값을 사용하여 예측하는 방법으로 식 (12)와 같이 정의된다.

$$F_{t+1} = \alpha Z_t + (1-\alpha)F_t, \quad 0 \leq \alpha \leq 1$$

$$F_t = t\text{시점 예측값}, \quad Z_t = t\text{시점 실제값} \quad (12)$$

α 는 0과 1 사이의 실수로 공군은 0.1부터 1까지 0.1의 간격으로 α 값을 사용하여 수요를 예측한다.

단순지수평활법은 가중치의 역할을 하는 α 값의 결정이 매우 중요하다. 일반적으로 안정적이고 변동이 심하지 않은 데이터는 작은 α 값을 사용하고, 변동이 심한 데이터는 큰 α 값을 사용한다. 실제 단순지수평활법을 사용한 예측 진행 시, 0.01과 0.3 사이의 α 값을 사용하는 것이 일반적이다¹³⁾. 공군은 식 (13)을 사용하여 예측오차의 평균제곱합(MSE(α))을 최소화 하는 α 값을 사용한다.

$$MSE(\alpha) = \frac{1}{n} \sum_1^n (Z_t - F_t)^2 \quad (13)$$

단순지수평활법은 예측값의 갱신이 쉽다는 장점이 있다. 관측값이 추가될 때 모든 데이터를 사용할 필요 없이 가장 최근의 관측값 Z_t 와 바로 직전의 예측값 F_t 의 선형결합을 통해 F_{t+1} 을 계산할 수 있다. 또한, ARIMA 모형과 비교할 때 사용하기 쉽고, 직관적이며 개입(Intervention)이 존재할 경우 ARIMA 모형보다 영향을 적게 받는 장점이 있다. 또한, 구조변화 통계량을 이용하는 적응적 지수평활법(Adaptive Exponential Smoothing)을 사용하면 데이터의 변화에도 빠르게 적응할 수 있다¹⁴⁾.

2.3.4 선형지수평활법

선형지수평활법은 지수평활값(Exponential Smoothed Value)과 이중지수평활값(Double Exponential Smoothed Value)을 사용하여 수요를 예측하는 방법으로 식 (14)와 같이 정의된다.

$$F_{t+1} = (2SM_t - SM'_t) + \frac{\alpha}{1-\alpha}(SM_t - SM'_t) \quad (14)$$

F_{t+1} 은 현재 시점 t 에서 $t+1$ 시점의 예측값을 나타내고, α 값은 평활상수를 의미한다. SM_t 와 SM'_t 는 식 (15)와 (16)으로 정의되는 지수평활값과 이중지수평활값이다.

$$SM_t = \alpha Z_t + (1-\alpha)SM_{t-1} \quad (15)$$

$$SM'_t = \alpha SM_t + (1-\alpha)SM'_{t-1} \quad (16)$$

선형지수평활법은 다른 예측모형보다 수식이 단순하여 계산이 쉽고, 예측능력이 크게 떨어지지 않기 때문에 일 단위, 주 단위 등 빈번한 예측에 적합하다. 그러나 고정된 α 값을 사용함에 따라 예측값이 확률적 영향에 매우 민감하고, 데이터에 급격한 변화가 발생할 때 신속하게 대응할 수 없다는 단점이 있다¹⁵⁾.

2.3.5 선형추세분석법

선형추세분석은 식 (17)과 같이 정의되며, 관측값 y_t 와 직선상의 값 \hat{y}_t 의 차이의 제곱합이 최소가 되는 \hat{B}_0 과 \hat{B}_1 을 찾아 예측하는 방법이다. e_t 는 x_t 에 대응되는 값 y_t 와 예측값 \hat{y}_t 의 차이인 예측 오차(Forecast error)를 의미한다.

$$\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{B}_0 - \hat{B}_1 x_t)^2 = \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2 = \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (17)$$

선형추세분석법은 다양한 관측값들 사이의 상관관계를 분석하는데 널리 이용되는 분석 도구로, 단순한 관계의 유무뿐만 아니라 상관관계의 정도를 수치로 분석할 수 있다¹⁶⁾. 그러나 선형추세분석법은 선형관계식을 통해 수요를 예측하기 때문에 변수 간의 관계가 선형이 아니면 예측정확도가 낮아진다는 단점이 있다.

2.4 미 공군 수요예측 절차 및 기법

미 공군도 한국 공군과 같이 수리부속 소모실적 데이터를 사용한다. 미 공군은 과거 2년 소모실적 데이터를 사용하여 단순이동평균법(Simple Moving Average Method)인 8QMA(Eight Quarter Moving Average Method)

와 4QMA(Four Quarter Moving Average Method) 및 단 순지수평활법의 3가지 기법을 통해 수요를 예측하며, 수리부속 업무를 담당하는 AFLGSC(Air Force Global Logistics Support Center)의 연구에 따르면 미 공군의 수요예측 정확도는 29 %에서 40 % 사이이다¹¹⁾.

8QMA 및 4QMA는 과거 8개 분기, 4개 분기 소모 실적 데이터를 사용하여 수요를 예측하는 방법으로 식 (18)과 같이 정의되며, n 은 분기 수를 나타낸다.

$$F_{t+1} = \frac{F_t + F_{t-1} + \dots + F_{t+1-n}}{n} \quad (18)$$

단순이동평균법은 계산이 단순하고, 직관적 이해가 가능하며, 불규칙 변동을 제거하기 유용하다는 장점이 있다. 그러나 데이터에 추세나 계절성이 있는 경우 예측정확도가 감소하고, 이동평균기간에 해당하는 과거 데이터를 지속적으로 사용하기 때문에 데이터의 양이 많을 시 비효율적이라는 단점이 있다.

3. 제안 수요산정 절차

3.1 항공기 기종 선택

한국 공군은 F-15K 전투기, F-4D/E 전폭기, C-130 수송기, RC-800 정보수집기 등 다양한 임무의 항공기를 운영하고 있으며, F-15K, F/A-50과 같은 최신기종은 5년 미만, F-4D/E 같은 노후기종은 40년 이상 운용하고 있다.

군수품의 청구, 수령 및 불출 등 효율적인 관리를 위해서 2005년에 장비정비정보체계(Defense Logistics Integrated Information System / Air Force)라는 정보화 시스템의 개발에 착수하여 2010년부터 사용하고 있다¹⁷⁾. 한국 공군은 장비정비정보체계를 사용하여 항공기 기종별 수리부속 청구 소모실적, 항공기 호수별 창정비 입·출고 현황 등 다양한 데이터를 관리하고 있다.

Fig. 3은 본 연구의 대상 기종인 KF-16C 전투기로 공군력 증강과 국내 항공우주산업 발전을 위해 추진한 한국형 전투기 사업(Korean Fighter Program)을 통해 도입된 전투기이다. KF-16C 전투기는 1990년대 초 가장 최신에 기종인 F-16 전투기를 기반으로 공군의 요구 조건에 맞게 개량된 한국형 F-16 전투기로서 1992년부터 2004년까지 미국 록히드마틴사(Lockheed Martin Corporation)에서 140대를 인수하였다.



Fig. 3. KF-16C(Korea Fighting Falcon)

KF-16C 전투기는 공군에서 20년 이상 운용함에 따라 안정화 단계에 진입하였고, 미 공군에서도 동일 기종을 운영하고 있어 F-4D/E 전폭기 같이 생산이 중단된 노후기종보다 수리부속 확보가 쉽다. 또한, 일부 수리부속의 한국 생산능력 개발을 통해 다른 항공기보다 수리부속 조달기간이 짧다는 장점이 있다. 따라서 타 기종보다 수리부속 데이터가 정확한 KF-16C 전투기를 이번 연구대상으로 선정하였다.

3.2 데이터 획득 및 전처리

공군 군수사령부를 통해 2011년부터 2016년까지 공군에서 운영한 항공기의 기종별·품목별·일자별 수리부속 소모실적 현황, 군수사령부의 기종별 품목 담당자(Item Manager)가 연간 소모실적을 기반으로 수요량을 예측한 항공기 기종별·품목별·연별 수리부속 수요현황 및 품목별 단가, 중량, 부피 등 주요제원이 포함된 항공기 기종별·품목별 수리부속 목록자료를 획득하였다. 획득한 자료를 통해 공군에서 운영하는 전 항공기를 대상으로 연 1회 이상 소모된 수리부속 품목 수를 확인한 결과, 약 37,000품목에서 43,000품목 수준이었다. 이중 KF-16C 전투기 수리부속은 6,300품목에서 6,500품목 수준으로 전체 품목의 15 %에서 17 %를 차지하였다. 이중 연도별 중복된 품목을 제거하여 총 12,222 품목을 이번 연구대상으로 선정하였다.

데이터 전처리 과정에서는 단순 정보(Labeling)변수, 소모성·비소모성 구분변수, 수리부속 최초 청구 일자 및 작업 번호 등 수요예측과 관련 없는 변수들을 제거하였다. 또한, 수리부속은 매일 소모되는 품목이 많지 않기 때문에 일자별 소모실적을 사용하여 수요를 예측할 경우 다수의 소모량이 0으로 표시된다. 따라서 소모패턴을 파악하기 위해서 일자별 소모실적을 월별

소모실적으로 변환하여 사용하였다.

Fig. 4는 전처리를 마친 KF-16C 전투기 수리부속 데이터를 월별 소모량을 기준으로 그린 것이다. 전처리를 마친 데이터는 단변량 시계열 데이터로서 일정한 소모패턴을 가진 수리부속, 상승 또는 하강하는 소모패턴을 가진 수리부속, 이상점이 포함된 수리부속 등 다양한 형태를 나타내었다. 또한, 적은 소모량과 불분명한 소모패턴을 가진 수리부속은 전체 수리부속의 30% 이상을 차지하고 있었다.

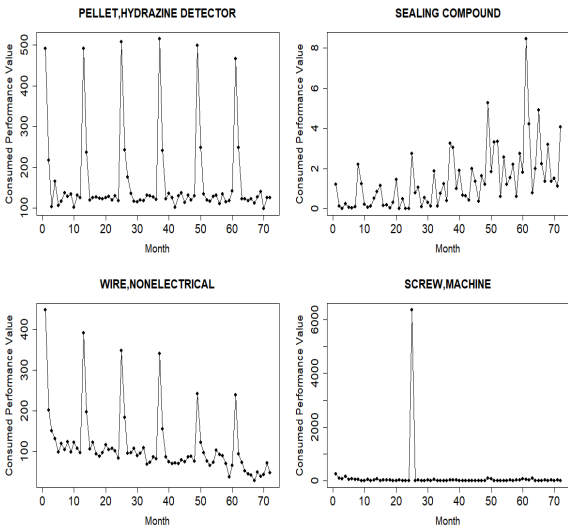


Fig. 4. Data types after preprocessing

3.3 제안 수요예측 절차

제안 절차에서는 세 단계를 통해 수리부속 수요를 예측하였다. Fig. 5는 제안 수요예측절차를 흐름도(Flow Chart)로 표현한 것이다.

1단계에서는 전처리를 마친 KF-16C 전투기의 2011년부터 2016년 수리부속 소모실적 데이터를 주기를 갖는 데이터와 주기를 갖지 않는 데이터로 구분하기 위해 Find-frequency 함수를 사용하였다. Find-frequency는 시계열 데이터에 가장 적합한 평균순환주기(Average Cycle Length)를 찾아주는 함수로써, 단변량 데이터에만 사용이 가능하다. AIC(Akaike's Information Criterion)를 기준으로 시계열 데이터에 적합한 자동회귀모델(Autoregressive(AR) Model)을 찾아내고, 최적합한 자동회귀모델을 통해 스펙트럼 밀도값(Spectral Density Value)을 계산한다^[18]. 스펙트럼 밀도값 중 10을 초과하는 값이 존재하면, 이 중 가장 큰 값에 해당하는

Frequency(Reciprocal of Cycles per Unit Time)의 역수를 반올림하여 평균순환주기로 반환한다^[19]. Table 2는 Find-frequency 함수를 사용하여 평균순환주기를 찾는 것을 확인하기 위해 임의의 시계열 데이터를 생성한 것으로 해당 데이터의 평균순환주기는 3인 것을 직관적으로 확인할 수 있다. Fig. 6은 Table 2의 시계열 데이터를 사용하여 스펙트럼 밀도 함수를 그린 것으로 해당 데이터에 최적합한 자동회귀모델은 AR(2) 모델이었다. 스펙트럼 밀도값 중 가장 큰 값은 195.48이고, 이에 해당하는 Frequency는 0.32이다. Frequency의 역수를 반올림한 값은 3으로 Table 2의 시계열 데이터는 평균순환주기가 3이라는 것을 확인할 수 있다.

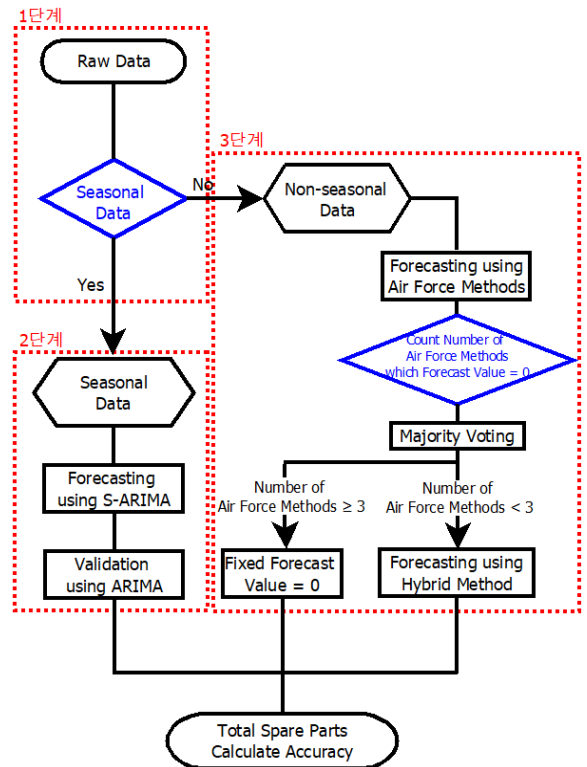


Fig. 5. Proposed demand forecast process

Table 2. Example of time series data

구분	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월
소모량	10.2	0.3	4.0	11.2	2.3	0.5	10.6	3.0	3.1	11.6	1.3	3.7

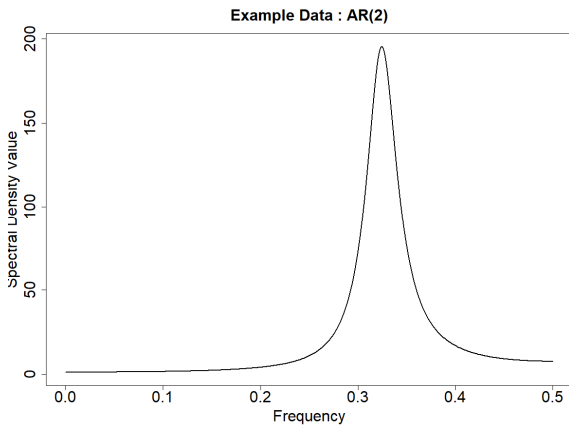


Fig. 6. Spectral density function graph with example data

스펙트럼 밀도값 중 10을 초과하는 값이 존재하지 않으면 데이터를 차분한 후 최적합한 자동회귀모델을 다시 찾는다. 찾아낸 자동회귀모델을 통해 스펙트럼 밀도값을 계산하며, 계산된 스펙트럼 밀도값 중 0을 초과하는 값이 존재하면 이 중 가장 큰 값에 해당하는 Frequency의 역수를 평균순환주기로 반환하고, 만약 0을 초과하는 값이 존재하지 않으면 데이터에 순환주기가 없는 것으로 판단하고, 1을 반환한다.

Find-frequency 함수의 AIC는 제안하는 모형의 적합도를 수치화한 통계량으로 식 (19)와 같이 정의된다.

$$AIC = n \times \log(MSE) + 2p \quad (19)$$

n 은 관측치의 개수, MSE (mean square error)는 평균 제곱오차, p 는 회귀계수(regression coefficients)를 의미하며, AIC값 중 가장 작은 값에 대응하는 모형을 선택할 경우 예측력이 가장 좋은 것으로 알려져 있다^[20]. 데이터로부터 소모주기를 찾은 후 2부터 12 사이의 소모주기를 갖는 수리부속은 주기를 갖는 데이터로 구분하였고, 나머지 수리부속은 주기를 갖지 않는 데이터로 구분하였다.

2단계에서는 주기를 갖는 데이터로 구분된 수리부속에 SARIMA 모형을 통해 수요를 예측하였고, SARIMA 모형의 계절 주기는 Find-frequency의 평균순환주기를 사용하였다. 평균순환주기의 적절성을 검증하기 위해서 주기 특성을 고려할 수 없는 ARIMA 모형을 추가로 사용하여 수요를 예측한 후 SARIMA 모형과 비교하였고, 결과는 Table 3과 같다.

Table 3. Results of SARIMA and ARIMA model

구분	Accuracy(%)	MAPE
SARIMA	73.02 %	1.49
ARIMA	70.53 %	1.52

SARIMA와 ARIMA 모형의 예측정확도는 73.02 % 및 70.53 %로 SARIMA 모형의 예측정확도가 2.5 %p 정도 우수하였다. SARIMA와 ARIMA 모형의 예측정확도 검증은 식 (20)으로 정의되는 MAPE를 사용하였으며, A_t 는 실제 소모량, F_t 는 예측수요량을 의미한다. SARIMA와 ARIMA 모형의 MAPE는 각각 1.49와 1.52로 두가지 모형 모두 신뢰할 수 있는 수준이었다. 따라서 SARIMA 모형에 사용된 평균순환주기가 적절하다는 것을 확인할 수 있었다.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|A_t - F_t|}{|A_t|} \quad (20)$$

3단계에서는 소모량이 적고, 소모패턴이 불분명한 수리부속의 수요예측 정확도를 높이기 위해서 주기를 갖지 않는 데이터로 구분된 수리부속에 다수결투표 및 Hybrid 방법을 사용하여 수요를 예측하였다. 특히 간헐적인 소모패턴을 보이는 수리부속을 대상으로 수요량을 0으로 고정시킨 후 실험을 진행하였다. 수요량을 0으로 고정시키기 위해서 현재 공군에서 사용하는 5가지 예측기법을 사용하여 수요량을 예측한 후 다수결투표 기준을 사용하여 5가지 기법 중 3가지 이상 기법에서 수요량을 0으로 예측 시 수요량을 0으로 고정시킨 후 수요예측 정확도를 산정하였다.

미 공군의 수요예측과 관련된 LOWAS III(2015)의 연구에서도 소모량이 적고, 간헐적인 소모형태를 보이는 수리부속에 “ALWAYS 0” 방법을 사용한 경우, 예측정확도가 10 %에서 20 % 정도 향상되었다는 결과를 발표하였다^[1]. “ALWAYS 0” 방법은 ADI(Average Demand Interval)가 크고, 소모량이 적은 수리부속의 수요예측량을 0으로 고정된 후 수요를 예측하는 방법으로 ADI값이 1.32보다 크고, CV(Coefficient of Variance)값이 0.7보다 작은 수리부속에 “ALWAYS 0” 방법을 적용할 경우 예측정확도가 향상된 것을 확인하였다. ADI와 CV는 식 (21)과 (22)로 정의된다.

$$ADI = \frac{t_d}{(v-1)}, \quad v = \text{수요가 0이 아닌 기간의 총 수}$$

$$t_d = \text{첫 번째 수요부터 마지막 수요까지의 기간} \quad (21)$$

$$CV = \frac{\sigma}{\mu}, \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^i [D_j - \mu]^2}, \quad \mu = \frac{\sum D}{n}$$

$n = \text{수요가 0이 아닌 첫 번째 기간부터 마지막 기간까지의 기간 수}$
 $D_i = i \text{시점 실제 소모값,}$
 $\sum D = \text{전체 소모값의 누적합} \quad (22)$

Table 4. Weighted value of each method

구분	예측정확도(%)					품목별 예측 정확도 합	
	가중이동 평균법	선형이동 평균법	단순지수 평활법	선형지수 평활법	선형추세 분석법		
품목	1	94.35	96.09	97.75	87.88	13.80	389.87
	2	99.13	92.39	100.00	67.75	21.06	380.33
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	7,086	91.74	99.99	62.42	84.85	0.0000	339.00
	7,087	95.24	98.41	97.67	93.44	7.86	392.62
기법별 예측 정확도 합	441,801.40	443,010.16	401,710.89	387,004.33	341,071.49	2,014,598.27	
기법별 가중치	0.2193	0.2199	0.1994	0.1921	0.1693	1.0000	

다수결투표에서 제외된 나머지 수리부속은 한국 공군의 5가지 기법을 혼합한 Hybrid 방법을 사용하여 수요를 예측하였다. 가중치를 산정하기 위해서 한국 공군에서 수요예측 시 사용하는 5가지 기법을 통해 2011년부터 2014년까지 소모실적 데이터를 사용하여 2015년 수요량을 예측하였고, 2011년부터 2015년 소모실적 데이터를 사용하여 2016년 수요량을 예측하였다. 5가지 기법의 2015년 수요예측량과 실제 소모량을 비교하여 한국 공군 예측정확도 평가 기준인 식 (23)을 사용하여 예측정확도를 계산하였다. 각 기법의 예측정확도를 더한 값을 5가지 기법 전체의 예측정확도를 더한 값으로 나누어 기법별 가중치를 산정하였다. 선형이동평균법의 가중치는 0.2199로 5가지 기법 중 가장 큰 값이었고, 선형추세분석법의 가중치는 0.1693으로 가장 작은 값이었다. Table 4는 기법별 가중치를 계산한 결과로 계산된 가중치를 5가지 기법의 2016년 수

요예측량에 곱한 후 값들을 더하여 Hybrid 방법의 수요량을 계산하였다.

4. 실험결과

4.1 한미 공군 예측정확도 평가 기준

한국 공군과 미 공군은 서로 다른 예측정확도 평가 기준을 사용하고 있다. 따라서 본 연구에서는 두 가지 기준을 모두 사용하여 수요예측 정확도를 비교하였다. 한국 공군과 미 공군에서 사용하는 수리부속 수요예측 정확도 평가 기준은 식 (23)과 (24)로 정의된다.

$$\text{한국 공군 정확도}(\%) = \frac{\sum \text{품목별 예측정확도}}{\text{예측대상품목수}}$$

$$\sum \text{품목별 예측정확도}(\%) = \frac{MIN(\text{예측값, 실제값})}{MAX(\text{예측값, 실제값})} \times 100 \quad (23)$$

$$\text{미공군정확도}(\%) = 100 - \frac{\sum | \text{예측값} - \text{실제값} |}{\sum \text{실제값}} \times 100 \quad (24)$$

4.2 실험결과

본 연구에서는 KF-16C 전투기 수리부속 소모실적 데이터를 사용하여 한국 공군 수요예측기법, 미 공군 수요예측 기법 및 제안 방법의 실험을 진행하였다.

Table 5는 한국 공군 수요예측기법, 미 공군 수요예측기법, 제안 방법을 한국 공군 및 미 공군 예측정확도 평가 기준으로 계산한 결과이다. 제안 방법의 수요예측 정확도는 한국 공군 예측정확도 평가 기준, 71.02%로 한국 공군 수요예측기법 정확도 46.73% 대비 약 24.3%p의 예측정확도가 향상되었고, 미 공군 수요예측기법 정확도 대비 약 30.1%p의 예측정확도가 향상되었다. 따라서 본 연구에서 제안한 방법을 사용한 수요예측이 가장 우수하다는 것을 확인하였다.

Table 5. Results of three methods using korea and united states air force accuracy measure

구분	한국 공군 수요예측기법	미 공군 수요예측기법	제안 방법
한국 공군 예측정확도	46.73 %	40.89 %	71.02 %
미 공군 예측정확도	44.31 %	39.19 %	70.04 %

Table 6과 Table 7은 제안 방법 및 미 공군 수요예측기법의 세부결과를 한국 공군과 미 공군의 예측정확도평가기준을 기반으로 정리한 것이다. 제안 방법의 세부결과를 살펴보면 다수결투표 방법의 수요예측 정확도가 99.98 %로 가장 높게 나타났다. 다수결투표의 예측대상인 4,168개 수리부속의 ADI 평균은 30.13이고, CV 평균은 0.27로 소모가 발생하는 시점 간 간격은 매우 크고, 변동은 작아 간헐적인 소모가 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 소모가 발생하는 시점 간 평균 간격이 30.13인 것은 2016년 수요량 예측을 위해 사용하는 2011년부터 2015년까지 총 60개월의 데이터 기간 내 품목별 평균 관측치의 개수가 1이라는 것을 의미한다. 따라서 일반적인 시계열 예측기법을 사용하여 수요량을 예측하기 어렵고, 앞서 2장에서 소개한 간헐적 수요 예측방법을 사용하거나 새로운 예측방법을 사용하여야 한다. 본 연구에서는 다수결투표 기준을 통해 수요량을 0으로 고정하는 방법을 사용함으로써 예측정확도를 높일 수 있었다.

SARIMA 모형의 수요예측 정확도는 73.02 %로 공군의 5가지 기법을 사용하여 수요량을 예측한 후 RMSE 값이 가장 작은 한가지 기법을 선택하여 수요를 예측하는 방법보다 예측정확도가 높은 것을 확인할 수 있었다. 공군 수리부속은 주기를 갖는 품목과 주기를 갖지 않는 품목이 혼재되어 있다. 따라서 소모실적 데이터를 주기성의 유무에 따라 구분하고, 구분된 데이터에 각기 다른 예측방법을 사용해야 예측정확도를 높일 수 있다.

Hybrid 방법의 수요예측 정확도는 54.34 %로 앞서 설명한 2가지 방법보다 예측정확도는 낮지만 한국 공군 수요예측기법 정확도 46.73 %와 비교하면 정확도가 향상된 것을 확인할 수 있었다. Hybrid 방법은 공군의 5가지 기법을 사용하여 수요량을 예측하고, 예측된 수요량에 예측정확도 기반의 가중치를 부여하여 최종 수요량을 계산한다. 정확도가 높은 기법의 수요예측량이 정확도가 낮은 기법의 수요예측량보다 크게 반영될 수 있도록 가중치를 산정하였기 때문에 Hybrid 방법의 예측정확도가 높아질 수 있었다.

미 공군의 세부결과를 살펴보면 4QMA, 8QMA 및 단순지수평활법의 수요예측 정확도가 40.92 %, 37.12 % 및 39.67 %로 8QMA를 제외한 2가지 기법의 정확도가 높게 나타났다. 하지만 제안 방법의 수요예측 정확도인 71.02 % 보다 낮아 한가지 기법을 사용한 수요예측이 적합하지 않다는 것을 확인할 수 있었다.

Table 6. Detailed results of proposed methods

구분	품목 수	정확도(%)	
		한국 공군	미 공군
Majority Voting	4,168	99.98 %	98.72 %
SARIMA	967	73.02 %	70.08 %
Hybrid Method	7,087	54.34 %	52.31 %

Table 7. Detailed results of US air force methods

구분	품목 수	정확도(%)	
		한국 공군	미 공군
4QMA	12,222	40.92 %	39.25 %
8QMA		37.12 %	36.17 %
단순지수평활법		39.67 %	38.21 %

5. 결론 및 추후연구

공군은 F-15K와 같은 최신기종과 F-4D/E와 같은 노후기종 등 다양한 항공기 기종을 운용함에 따라 불균형적 수요 발생으로 인해 수리부속 수요예측의 정확도를 높이기 어렵다. 또한, 높지 않은 수리부속 수요예측 정확도로 인해 매년 국방예산 편성심의에서 예산 확보에 어려움을 겪고 있다.

본 연구는 수리부속 수요예측 정확도를 높이기 위해서 수리부속 소모실적 데이터를 주기를 갖는 데이터와 주기를 갖지 않는 데이터로 구분하여 각각의 데이터에 서로 다른 방법을 적용하였다. 주기를 갖는 데이터는 SARIMA 모형을 통해 소모주기를 고려하여 수요를 예측하였고, 주기를 갖지 않는 데이터는 적은 소모량과 불분명한 소모패턴을 가지는 수리부속의 수요예측 정확도를 높이기 위해서 일반적 시계열 예측기법이 아닌 다수결투표와 Hybrid 방법을 사용하여 수요를 예측하였다.

본 연구결과는 다양한 환경 및 제한된 예산에서 항공기를 운용하는 한국 공군의 수리부속 수요예측 정확도를 높이는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 정확한 수리부속 수요예측은 과보유 자산을 줄이고, 효율적인 국방예산 운영에도 기여할 것으로 기대된다.

이번 연구에서는 수요예측을 위해서 단변량 시계열 데이터인 수리부속 소모실적을 사용하였다. 그러나 정확한 수요예측을 위해서는 다양한 정보를 사용할 필요가 있다. 따라서 공군 장비정비정보체계에서 관리하는 항공기 가동시간, 창장비 입·출고 현황 등 수요예측과 밀접한 관련이 있는 데이터를 사용한 수요예측이 후속 연구로 진행되어야 할 것이다.

References

- [1] A. F. Lowas III, "Improved Spare Part Forecasting for Low Quantity Parts with Low and Increasing Failure Rates," Doctor of Philosophy Dissertation, Wright State University, United States of America, 2015.
- [2] RDocumentation, <https://www.rdocumentation.org/packages/forecast/versions/8.1/topics/findfrequency>.
- [3] M. Cho, J. Hwang and C. Chen, "Customer Short Term Load Forecasting by using ARIMA Transfer Function Model," IEEE Conference on Energy Management and Power Delivery, Vol. 1, pp. 317-322, 1995.
- [4] George E. P. Box, Gwilym M. Jenkins and Gregory C. Reinsel, "Time Series Analysis: Forecasting and Control," John Wiley & Sons, Inc, Canada, pp. 131-136, 2008.
- [5] B. Suh, T. Yang and H. Ha, "Application of SARIMA Model in Air Cargo Demand Forecasting: Focussing on Incheon-North America Routes," Korean Society of Transportation, Vol. 35, No. 2, pp. 143-159, 2017.
- [6] J. D. Croston, "Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands," Operational Research Quarterly, Vol. 23, pp. 289-303, 1972.
- [7] A. A. Syntetos and J. E. Boylan, "On the Bias of Intermittent Demand Estimates," International Journal of Production Economics, Vol. 71, pp. 457-466, 2001.
- [8] Teunter, R. H., Syntetos, A. A. and Babai, M. Z. "Intermittent Demand: Linking Forecasting to Inventory Obsolescence," European Journal of Operational Research, Vol. 214, No. 3, pp. 606-615, 2011.
- [9] Thomas R. Willemain, Charles N. Smart, Henry F. Schwarz, "A New Approach to Forecasting Intermittent Demand for Service Parts Inventories," International Journal of Forecasting, Vol. 20, pp. 375-387, 2004.
- [10] H. W. Lee, "Queueing Theory", 3rd edition, Sigma Press, Seoul, pp. 206-212, 2006.
- [11] J. Shin, "A Study on the Empirical Effectiveness Analysis for Repair Parts Requirement Calculation System Improvement," Doctor of Philosophy Dissertation, Daejeon University, 2016.
- [12] S. Lee, Y. Hur, D. Shin, D. Song and K. Kim, "The Study of Prediction Model of Gas Accidents Using Time Series Analysis," The Korean Institute of Gas, Vol. 18, No. 1, pp. 8-16, 2014.
- [13] W. Lee, "Time Series Analysis and Forecasting," Tamjin, Seoul, pp. 46-48, 2013.
- [14] B. Jun, "A Design of Adaptive Exponential Smoothing using a Change Detection Statistic," The Operations Research Society of Japan, Vol. 35, No. 2, pp. 109-118, 1992.
- [15] I. Joe, "Exploration for Local Tax Revenue Forecasting Design and Its Application," Korean Public Administration, Vol. 35, No. 4, pp. 261-273, 2001.
- [16] S. Lee, "Analysis for Insulating Degradation Characteristics with Aging Time for Oil-filled Transformers and/or Correlation between using Linear Regression Method." The transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 59, No. 4, pp. 693-699, 2010.
- [17] S. Bae and C. Jeong, "A Study on the Influencing Factors in Using Army Logistics Information System," Journal of Information Technology and Architecture, Vol. 10, No. 2, pp. 181-195, 2013.
- [18] H. Akaike, "A New Look at the Statistical Model Identification," IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 19, No. 6, pp. 716-723, 1974.
- [19] P. Bloomfield, "Fourier Analysis of Time Series: An Introduction," John Wiley & Sons, Inc, Canada, p. 136, 2004.
- [20] G. Shmueli, "To Explain or to Predict?," Statistical Science, Vol. 25, No. 3, pp. 289-310, 2010.