

간헐적 수요예측을 위한 부트스트랩 시뮬레이션 방법론 개발

박진수¹ · 김윤배^{2*} · 이하늘³ · 정기선³

A New Bootstrap Simulation Method for Intermittent Demand Forecasting

Jinsoo Park · Yun Bae Kim · Ha Neul Lee · Gisun Jung

ABSTRACT

Demand forecasting is the basis of management activities including marketing strategy. Especially, the demand of a part is remarkably important in supply chain management (SCM). In the fields of various industries, the part demand usually has the intermittent characteristic. The intermittent characteristic implies a phenomenon that there frequently occurs zero demands. In the intermittent demands, non-zero demands have large variance and their appearances also have stochastic nature. Accordingly, in the intermittent demand forecasting, it is inappropriate to apply the traditional time series models and/or cause-effect methods such as linear regression; they cannot describe the behaviors of intermittent demand. Markov bootstrap method was developed to forecast the intermittent demand. It assumes that first-order autocorrelation and independence of lead time demands. To release the assumption of independent lead time demands, this paper proposes a modified bootstrap method. The method produces the pseudo data having the characteristics of historical data approximately. A numerical example for real data will be provided as a case study.

Key words : Intermittent Demand Forecasting, Spare Parts, Part Inventory Management

요 약

수요예측은 경영 전략을 포함한 모든 경영 활동의 기초가 된다. 특히 부품의 수요예측은 공급망관리 측면에서 매우 중요한 요소 중 하나이다. 부품의 수요는 다양한 산업에서 종종 간헐적 특성을 포함한다. 간헐적 특성이란 수요가 발생하지 않는 경우가 빈번한 현상을 지칭한다. 간헐적 수요 현상에서는 발생된 수요의 분산이 크고 그 발생간격이 확률적이다. 따라서 간헐적 특성을 갖는 수요를 예측하기 위해서 일반적인 시계열 분석기법이나 인과관계를 이용한 모형(회귀모형)을 사용하는 것은 적합하지 않다. 이는 기존의 방법들이 실제 수요행태를 묘사하기 어렵기 때문이다. 이러한 간헐적 수요의 예측을 위해 마코프 부트스트랩이 개발되었다. 이 방법은 1계차 자기상관성을 반영하며 리드타임 동안 수요의 합이 독립임을 가정하였다. 본 연구에서는 리드타임 내 수요 합의 독립가정을 완화한 부트스트랩 방법을 제안한다. 수정된 부트스트랩 방법에 의해 재추출된 데이터는 실측 데이터의 간헐적 특성을 근사적으로 반영한다. 마지막으로 실측 데이터에 수정된 방법을 적용한 예측 결과를 사례로 제시하고자 한다.

주요어 : 간헐적 수요예측, 예비 부품, 부품 재고관리

1. 서 론

접수일(2014년 7월 16일), 심사일(2014년 7월 31일),
게재 확정일(2014년 8월 7일)

¹⁾ 용인대학교 경영정보학과

²⁾ 성균관대학교 시스템경영공학과

³⁾ 성균관대학교 산업공학과

주 저 자 : 박진수

교신저자 : 김윤배

E-mail; kimyb@skku.edu

수요예측은 산업전반에서 경영 및 운영계획의 기초가 되며 중요한 역할을 수행한다. 특히 생산 및 재고계획의 기반이며 정확한 수요예측은 경쟁력 제고를 위한 핵심 요소라 할 수 있다. 국방 무기체계, 항공, 해운, 발전소 등의 많은 분야에서는 예비부품(spare parts)의 수요가 발생하

며 이에 대한 수요예측 또한 재고관리 등의 운영측면에서 중요한 역할을 담당한다(E. S. Buffa and J. G. Miller, 2004). 이런 예비부품 수요예측의 경우 적정 서비스 수준을 유지하는 것이 중요하며 공급망관리 측면에서도 하나의 중요한 관심사이다(T. R. Willemain et al., 2004). 그러나 예비부품의 수요는 간헐적 특성을 갖는 경우가 많아서 그 예측에 대한 어려움이 아주 크다(W. Swain and B. Switzer, 1980). 간헐적 특성이란 Fig. 1과 같이 수요의 관측치가 0인 비율이 매우 높고, 0이 아닌 수요는 나타나는 시간 간격이 확률적이며 매우 큰 분산을 갖는 경우를 말한다. 또한 이러한 수요를 갖는 부품은 리드타임(조달 기간으로 부품을 주문하는 시점부터 입고되기 까지의 시간을 말함)이 길고 단가가 비싼 경우가 빈번하다. 따라서 이러한 수요를 갖는 예비부품의 수요예측은 경제적 측면, 경영적 측면 등에서 매우 중요하다고 할 수 있다. 또한 일반적인 수요예측과 달리 이러한 부품에 대한 수요예측의 주요 목적은 적정 서비스 수준 유지와 재고관리의 최적화라고 할 수 있다.

본 연구에서는 편의를 위해 간헐적 특성을 갖는 수요를 간헐적 수요(intermittent demand, ID), 리드타임 내 수요의 합을 리드타임수요(lead time demand, LTD)라 칭한다.

간헐적 수요는 0의 값이 매우 많기 때문에 어떤 하나의 수요 값을 정확히 맞추는 것이 아니라 리드타임수요에 대한 정보를 얻기 위해 리드타임수요의 분포를 예측한다는 점이 일반적인 수요예측과 다른 점이라 할 수 있다. 2000년대에 개발된 마코프 부트스트랩에서는 리드타임수요의 분포를 예측하기 위해 1차 이항 마코프모델과 단순 부트스트랩 방법을 이용하였다. 각 수요 값들을 0과 0이 아닌 값으로 나누고 이를 이용하여 1차 이항 마코프모델을 수립한다. 수립한 마코프모델을 이용해서 0과 0이 아닌 값

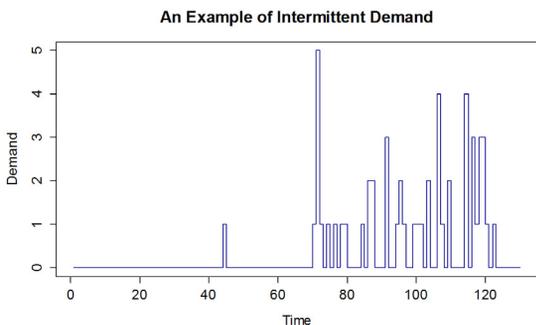


Fig. 1. An example of intermittent demand

들을 충분히 생성하고 0이 아닌 값들을 과거 데이터 중 0이 아닌 값들로부터 임의추출하여 대체한다. 생성된 데이터로부터 리드타임수요 데이터를 구성하고 경험적 분포를 추정한다.

본 논문에서는 간헐적 수요예측을 위한 부트스트랩 방법론의 응용을 통해 과거 수요 데이터의 상관구조를 재현하고 수요의 분포를 추정하는 방법론을 제안한다. 마코프 부트스트랩에서는 리드타임수요 간 독립을 가정하였다. 그러나 실제 데이터의 경우 독립이 아닌 경우가 존재할 가능성이 충분하므로 경우에 따라 독립이 아닌 경우가 발생할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 독립이라는 가정을 제거하기 위해 1차 이항 마코프모델과 리드타임수요의 패턴을 재추출하는 방식을 통한 예측 방법을 제시하고자 한다. 따라서 본 연구에서 제안하는 방법론은 리드타임수요가 독립이라는 가정을 완화하고 수요의 패턴을 근사적으로 재현하는 방법이라고 할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 간헐적 수요예측에 대해 진행되어온 연구들에 대해 기술하며 3장에서는 본 논문에서 제안하는 수정 마코프 부트스트랩에 대해 기술하고 4장에서는 실제 데이터에 대한 적용 사례를 제시한다. 마지막으로 5장에서는 결론과 한계점 및 추후 연구과제에 대해 기술한다.

2. 간헐적 수요예측 방법론

2.1 간헐적 수요예측에 관한 과거 연구

간헐적 수요예측에 대한 연구는 과거에도 진행되어 왔다. 국내의 경우 지금까지 활발하게 연구가 이루어지지는 않았으나 국외에서는 상대적으로 일부 연구자들을 중심으로 지속적인 연구들이 진행되어 왔다. Fig. 2는 간헐적 수요예측에 대한 연구의 개략적 흐름을 나타낸 것이다.

초기에는 어렵짐작을 통한 예측(비과학적 예측)이 사용되었고 이후 간헐적 특성을 고려하지 않은 방법인 이동평균법(moving average method), 지수평활법(exponential

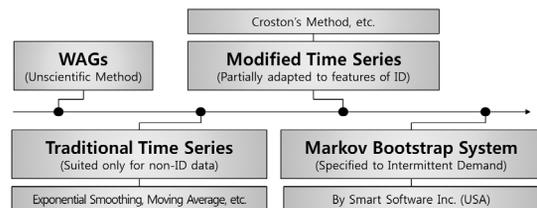


Fig. 2. The flow of research on ID forecasting

smoothing method) 등의 일반적인 시계열 분석기법이 사용되었다(J. D. Croston, 1972). 이동평균법은 이전 n 개의 평균 값을 통해 다음 수요를 예측하는 방법론이며 지수평활법은 가중치가 모두 같은 이동평균법과 달리 현재보다 멀어질수록 가중치를 적게하여 가중평균을 이용해 다음 수요를 예측하는 기법이다(J. S. Hunter, 1986). 이후 1970년대에는 지수평활법을 응용한 Croston's Method가 개발되었으며 이 방법론은 지수평활법을 간헐적 특성을 고려하여 개선한 방법론이다(T. R. Willemain et al., 1994). 가장 최근에는 미국의 Smart Software사에서 마코프 부트스트랩(Markov bootstrap; MB) 방법론(T. R. Willemain et al., 2004)을 개발하고 특허로 등록하였다.

2.2 마코프 부트스트랩 방법론

미국의 Smart Software사에서 개발한 마코프 부트스트랩 방법론은 1차 이항 마코프모델과 단순 부트스트랩을 이용하여 리드타임수요의 분포를 경험적 분포로써 추정하는 방법이다.

마코프 부트스트랩에 사용되는 1차 이항 마코프모델은 두 가지 상태(0과 1)로 구성되며 두 상태가 모두 일시상태이며 두 상태가 서로 도달가능한 마코프모델이다. Fig. 3은 1차 이항 마코프모델의 상태 전이 다이어그램(state transition diagram)이며 아래 Eq. (1)은 1차 전이확률행렬(transition probability matrix)이고 Eq. (2)는 각 확률 값을 구하는 식이다(H. W. Lee, 2006).

$$P = [p_{ij}] = \begin{bmatrix} p_{00} & p_{01} \\ p_{10} & p_{11} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{allk} n_{ik}} \quad (2)$$

n_{ij} 는 과거 실측 데이터에서 상태 i 에서 상태 j 로 바뀐 경우의 수를 기록한 값이며 p_{ij} 는 상태 i 에서 상태 j 가 될

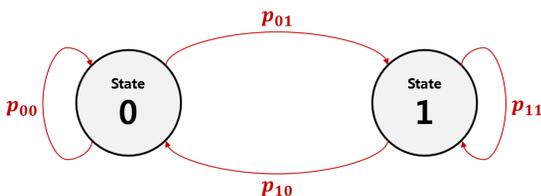


Fig. 3. State transition diagram of binary markov model

확률을 나타낸다. 예를 들어 간헐적 수요에서 시점 t 에서 수요가 0인 경우 시점 $t+1$ 에서 0이 아닌 수요를 가질 확률은 p_{01} 이다. 마코프 부트스트랩에서는 각 수요를 0과 0이 아닌 값으로 나타내어 전이확률행렬을 구성함으로써 1차 이항 마코프모델을 구축한다. 가장 최근의 데이터가 0인지 아닌지의 여부를 기준으로 구축된 마코프모델의 전이확률과 0과 1사이의 난수를 비교하여 새로운 이항 데이터의 시퀀스를 생성하는 방식으로 마코프모델이 이용된다. 마코프 부트스트랩 방법론의 전체 과정은 Algorithm 1과 같다.

Algorithm 1. Markov Bootstrap Method

- 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.

먼저 수집한 데이터를 이항화(0과 0이 아닌 값의 표식으로 표현)하고 이항 데이터와 Eq. (1)과 Eq. (2)를 이용하여 1차 이항 마코프모델을 구축한다(Step 1~2). 가장 최신의 데이터가 0인지 아닌지를 판단한 뒤 이를 현재 상태로 하여 이후의 이항 데이터 시퀀스를 마코프모델을 이용해 과거 데이터의 길이와 같은 길이로 생성한다(Step 3). 생성된 이항 데이터 시퀀스의 0이 아닌 값의 표식들만을 대상으로 과거 데이터 중 0이 아닌 값들로부터 임의추출하여 순서대로 표식을 실제 수치 데이터로 대체한다(Step 4). 0이 아닌 값의 표식들을 모두 수치 데이터로 대체한 뒤 리드타임 단위로 값들을 더하여 리드타임수요들을 구한다(Step 5). 이와 같이 과거 데이터의 길이와 같은 유사 데이터를 생산하는 행위를 여러 번 반복하여 충분한 양의 유사 데이터 집단을 얻는다. 그리고 이 데이터들을 히스토그램으로 나타내어 경험적 분포를 추정한다(Step 6). 본 방법론은 각 데이터들의 1계차 자기상관을 반영하고 있으며 리드타임수요 간에는 독립을 가정하고 있다.

3. 수정 마코프 부트스트랩

3.1 마코프 부트스트랩의 한계

기존의 마코프 부트스트랩 방법론은 1차 이항 마코프 모델을 리드타임수요가 아닌 각 수요 값들에 대하여 적용하였으며 0이 아닌 수요 값을 하나씩 단순 재추출하는 방법을 통해 리드타임수요를 재추출하여 경험적 분포를 추정하는 방법론이다. 또한 마코프 부트스트랩 방법론은 각 데이터는 1계차 자기상관을 가지며 리드타임수요는 서로 독립임을 가정하였다.

그러나 실제 수요가 발생하는 분야에서 리드타임수요는 서로 독립이 가능성이 충분히 존재하므로 본 연구에서는 리드타임수요가 독립이라는 가정을 제거한 채 방법론을 개발하였다. 또한 0이 아닌 수요 값을 재추출 할 뿐만 아니라 리드타임 내 수요의 패턴 자체를 재추출 함으로써 실제 데이터의 패턴을 재현할 수 있도록 알고리즘을 설계하였다.

3.2 수정 마코프 부트스트랩 알고리즘

본 연구에서 제안하는 방법론은 기존의 마코프 부트스트랩 방법론과 달리 리드타임의 수요 패턴 자체를 재추출하는 형태로 부트스트랩을 적용한다. 또한 각 수요 값이 아닌 리드타임수요에 대해 1차 이항 마코프모델을 적용하여 리드타임수요의 독립가정을 제거하였다. 제안하는 방법론의 전체 과정은 Algorithm 2와 같다.

Algorithm 2. Modified Markov bootstrap method

Step 1. Data Processing

- 1.1. Code historical data as 0 or 1 (non-zero marker) to get the binary version of the data.

Let the original data S and binary data S_{bin} .

- 1.2. Collect all non-zero values from S and name it $S_{nonzero}$.

- 1.3. Compose chunks of S_{bin} by lead time. The chunks which have only zero values must be deleted.

- 1.4. Sum the historical demand S over lead time to get the lead time demands and code the lead time demand data as 0 or 1 (non-zero marker).

Let the lead time demands LTD and the binary version of the lead time demands LTD_{bin} .

Step 2. Fitting first-order binary markov model

- 2.1. Count each case of transition and calculate each probability of transition matrix P .

Step 3. Generating a new sequence of binary data

- 3.1. Generate a random number from $Uniform(0,1)$

distribution and check the last state.

- 3.2. By using the random number and P , decide the next state.

- 3.3. Replicate 3.1~3.2 until the length of the sequence will be same with the length of LTD .

Let the generated sequence LTD_{bin}^* .

Step 4. Converting the generated data into numerical data

- 4.1. For the first zero value of LTD_{bin}^* ,

we select one from chunks of S at random.

Let the selected chunk $S_{bin}(i)$.

- 4.2. For all non-zero marks in $S_{bin}(i)$,

replace non-zero marks in scenarios with random samples from $S_{nonzero}$.

- 4.3. Sum the all values in $S_{bin}(i)$, then we get a value of new lead time demands.

- 4.4. Repeat 4.1~4.3 until the all non-zero markers of LTD_{bin}^* are replaced with numerical values.

Step 5. Replication and estimation of LTD distribution

- 5.1. Replicate Step 3 and 4 until we get enough number of LTD_{bin}^* .

- 5.2. Estimate the LTD distribution by composing empirical distribution from values of LTD_{bin}^* using histogram.

2장에서 소개한 기존 마코프 부트스트랩 방법론과 본 연구에서 제안하는 방법론의 가장 큰 차이점은 마코프모델의 적용대상과 재추출 단위가 다르다는 점이다. 기존 연구에서는 마코프 부트스트랩을 원 데이터에 대해 적용하였으며 재추출 또한 원 데이터의 각 값들을 대상으로 한다. 그러나 본 연구에서 제안하는 방법론은 마코프모델을 리드타임수요에 대해 적용하며 재추출 또한 각 데이터 포인트 뿐만 아니라 0과 1(0이 아닌 값을 표현하는 값)의 패턴을 블록 부트스트랩의 형태로 재추출 하는 방식을 적용한다.

본 방법론의 적용 과정을 리드타임이 3인 가상의 데이터 S 를 통해 설명하겠다. Step 1에서는 이항 데이터로 표현한 S_{bin} 과 0이 아닌 값들인 $S_{nonzero}$, S_{bin} 을 리드타임을 기준으로 나눈 S_{chunk} , 리드타임수요 LTD 와 이항 데이터로 표현한 리드타임수요 LTD_{bin} 을 구한다. 데이터 S 와 Step 1의 결과로 나오는 데이터는 Table 1과 같다.

Step 2에서는 마코프모델의 전이확률행렬을 구한다. Table 1의 LTD_{bin} 을 통해 전이확률행렬을 구하기 위해 상태 i 에서 상태 j 로 전이된 경우들의 값 $n_{i,j}$ 를 행렬로 나타내면 Eq. (3)과 같고 이와 Eq. (2)를 통해 전이확률행렬 P 를 구하면 Eq. (4)과 같다.

Table 1. Artificial data and processed data from it

Variable	Values
S	1,0,1,0,0,1,4,2,0,1,0,0,0,0,0,0,0,5,0,7
S_{bin}	1,0,1,0,0,1,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,1
$S_{nonzero}$	1,1,1,4,2,1,5,7
S_{chunk}	{1,0,1}, {0,0,1}, {1,1,0}, {1,0,0}, {1,0,1}
LTD	2,1,6,1,0,0,12
LTD_{bin}	1,1,1,1,0,0,10

$$N = [n_{ij}] = \begin{pmatrix} n_{00} & n_{01} \\ n_{10} & n_{11} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 3 \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$P = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.25 & 0.75 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Step 3에서는 Step2에서 구한 P 와 $Uniform(0,1)$ 을 따르는 난수 생성을 통해 다음 리드타임수요의 값이 0인지 아닌지를 결정한다. 예를 들어 LTD_{bin} 의 마지막 값은 1이므로 현재 상태는 0이 아니며 난수를 생성한 결과 0.2457이라는 값이 나왔다고 가정해보자. p_{10} 의 값이 0.25이므로 이는 난수 값보다 작은 값을 나타낸다. 따라서 다음 리드타임수요는 0이라고 결정한다. 이와 같은 과정을 반복하여 LTD 와 같은 길이의 이항 데이터 시퀀스를 생성한 결과가 $LTD_{bin}^* = \{0,1,0,1,0,0,0\}$ 이라 하자.

Step 4에서는 LTD_{bin}^* 의 1(0이 아닌 값의 표식)을 모두 수치 데이터로 바꾸는 과정을 수행한다. 먼저 S_{chunk} 의 청크들 중 임의로 하나의 청크를 선택한다. 선택된 청크 내의 1들을 모두 $S_{nonzero}$ 로부터 임의 추출하여 각각 수치 데이터로 교체해준다. 이후 해당 청크 내의 값을 모두 더한 값으로 LTD_{bin}^* 의 첫 번째 1의 값을 교체한다. 이와 같은 과정을 LTD_{bin}^* 의 모든 1에 대해 수행하면 새로운 리드타임수요 데이터의 생성이 완료된다.

Step 3과 4를 여러번(3000~5000회 이상) 반복하여 충분한 양의 데이터를 생성하고 이를 히스토그램으로 나타내어 경험적 분포를 추정한다. 실제 데이터에 대한 적용 결과는 4장에 기술하겠다.

4. 적용사례

본 연구에서 제안한 알고리즘을 국내 한 연구소의 데이터에 적용하여 해당 제품에 대한 리드타임수요의 분포

를 추정하였다. 사례의 데이터는 총 132개의 데이터 중 103개의 데이터가 0의 값을 가지며 리드타임은 12개월(1년)이고 한 달 단위로 기록된 시계열이며 월 데이터의 분포는 Fig. 4와 같고 월 데이터의 리드타임수요 분포는 Fig. 5와 같다. 3장에서 가상의 데이터를 이용하여 서술한 적용방법과 같은 방식으로 실험을 수행한 결과 추정된 리드타임수요의 분포는 Fig. 6과 같다.

본 사례는 5000회의 반복수행을 통해 리드타임수요들을 재추출하도록 실험하였으며 추정된 분포로부터 95% 서비스 수준과 99% 서비스 수준에 해당하는 수요 값을 확인하였다. Fig. 6에서 실선이 95%, 점선이 99% 서비스 수준에 해당하는 수요 값이다. 약 15개의 재고를 보유

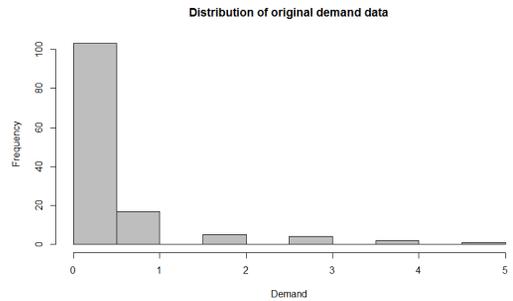


Fig. 4. Demand distribution of example case

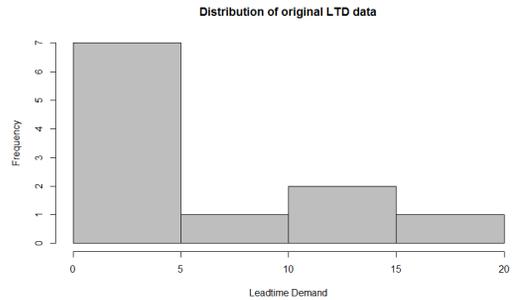


Fig. 5. LTD distribution of example case

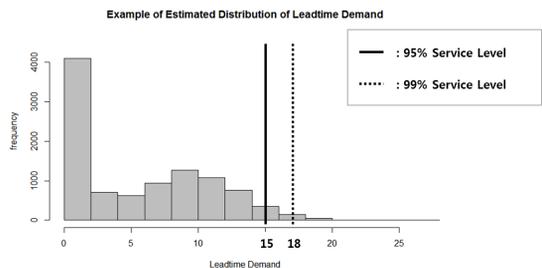


Fig. 6. An example of estimated LTD distribution

하면 95% 서비스 수준을, 18개의 재고를 보유하는 경우 99% 서비스 수준을 달성할 수 있을 것으로 추정된다.

본 사례에서는 95%와 99% 서비스 수준을 설정하여 적정 재고량을 추정하였으나 실제 상황에서는 재고 비용이나 재고 부족이 발생했을 경우의 비용 등 경영적 측면의 다양한 상황을 고려하여 적정 서비스 수준을 결정하여야 할 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 간헐적 수요예측을 위해 수정 마코프 부트스트랩 방법론을 제안하였다. 제안한 방법론은 실제 데이터의 리드타임수요가 자기상관을 갖는 경우를 고려하여 설계하였다. 본 연구에서 제안한 방법론을 이용하면 실제 데이터의 특성을 갖는 유사데이터를 생산할 수 있고 생산된 데이터를 이용하여 리드타임수요의 경험적 분포를 추정할 수 있다. 추정된 경험적 분포를 통해 서비스 수준에 따른 필요 재고량을 산정할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 정량적 성능평가를 수행하지는 않았다. 일반적인 수요예측 모형은 모형의 평가를 위한 성능척도로 평균절대백분위오차(Mean Absolute Percentage Error; MAPE)를 주로 사용한다. 그러나 간헐적 수요의 경우 0의 값을 갖는 경우 때문에 MAPE가 정의되지 않는다. 따라서 간헐적 수요예측의 성능을 평가할 수 있는 효과적인 성능척도를 개발하는 연구가 필요할 것이다. 정량적 성능평가를 수행하지 못했음에도 불구하고 본 연구의 기본적인 분포 추정은 Fig. 5와 Fig. 6의 비교를 통해 적절하게 수행되었음을 짐작할 수 있다.

또한 제안한 알고리즘을 적용하기 위해서는 리드타임 수요의 데이터 수가 충분히 확보되어야 한다. 데이터 자체가 너무 적거나 리드타임이 매우 길 경우 리드타임수요의 데이터 수가 부족할 수 있다. 제안한 방법론이 정상적으로 작동하려면 1차 마코프모델의 두 상태(상태 0과 상태 1)가 모두 일시상태이어야 하며 서로 왕래가능(상태 0에서 상태 1로 바뀔 확률과 상태 1에서 상태 0으로 갈 확률이 모두 존재)해야 0과 0이 아닌 경우를 모두 고려한 유사데이터 생산이 가능하다. 그러나 데이터가 부족하다면 리드타임수요에 대한 마코프모델이 부적절하게 구축되고 잘못된 유사데이터가 생성되므로 제안한 방법론의

적용이 불가능하다.

본 연구진은 재고관리 비용과 재고부족이 발생한 경우의 비용간의 최적화 문제와 관련하여 일반적 수요예측에서의 MAPE와 유사하게 사용할 수 있는 적절한 정량적 성능척도를 개발하기 위한 연구를 준비하고 있다. 또한 임계값 부트스트랩(Threshold Bootstrap, TB), 이동 블록 부트스트랩(Moving Block Bootstrap, MBB), 정상 부트스트랩(Stationary Bootstrap, SB) 등의 다양한 부트스트랩 방법론을 응용하기 위한 연구 또한 수행중이다. 차후에는 본 연구를 기반으로 확장된 방법론을 개발하고 적절한 성능척도 개발을 통해 간헐적 수요예측의 평가기준 또한 갖출 수 있도록 하고자 한다. 본 연구는 간헐적 수요예측에 대한 활발한 연구의 초석이 될 수 있을 것이며 이를 통해 다양한 산업분야에서 경영 및 운영계획의 기초로서 활용될 수 있을 것이다.

References

1. E. S. Buffa and J. G. Miller, "Production-inventory systems : planning and control", 3rd edition, Homewood, Irwin, pp. 411-418, 2004.
2. H. W. Lee, "Queueing Theory", 3rd edition, Sigma Press, Seoul, pp. 206-212, 2006
3. J. D. Croston, "Forecasting and stock control for intermittent demands", Operational Research Quarterly, Vol. 23, pp. 289-303, 1972.
4. J. S. Hunter, "The exponentially weighted moving average", Journal of Quality Technology, Vol. 18, No. 4, 1986
5. T. R. Willemain, C. N. Smart, J. H. Shockor, and P. A. Desautels, "Forecasting intermittent demand in manufacturing : A comparative evaluation of Croston's method", International Journal of Forecasting, Vol. 10, No. 4, pp. 529-538, 1994.
6. T. R. Willemain, C. N. Smart, and H. F. Schwarz, "A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories", International Journal of Forecasting, Vol. 20, No. 3, pp. 375-387, 2004.
7. W. Swain and B. Switzer, "Data analysis and the design of automatic forecasting systems", Proceedings of the business and economic statistics section, American Statistical Association, pp. 219-223, 1980.



박진수 (jsf001@yongin.ac.kr)

1998년 성균관대학교 산업공학과 학사
2000년 성균관대학교 산업공학과 석사
2008년 성균관대학교 산업공학과 박사
2008년~2012년 성균관대학교 시스템경영공학과 박사후연구원
2013년~현재 용인대학교 경영정보학과 조교수

관심분야 : 시뮬레이션 방법론, 대기행렬시스템 분석, 시계열 예측



김윤배 (kimyb@skku.edu)

1982년 성균관대학교 산업공학과 학사
1986년 University of Florida, Industrial and Systems Engineering 공학석사
1992년 Rensselaer Polytechnic Institute, Decision Science and Engineering Systems Ph. D.
1995년~1998년 성균관대학교 시스템경영공학과 조교수
1998년~2004년 성균관대학교 시스템경영공학과 부교수
2004년~현재 성균관대학교 시스템경영공학과 교수

관심분야 : 시뮬레이션 방법론, 기술시장 분석, 수요예측



이하늘 (roar5334@gmail.com)

2013년 성균관대학교 시스템경영공학과 학사
2013년~현재 성균관대학교 산업공학과 석사과정

관심분야 : 시뮬레이션 출력분석, 수요예측



정기선 (sunmoon00@skku.edu)

2013년 성균관대학교 시스템경영공학과 학사
2013년~현재 성균관대학교 산업공학과 석사과정

관심분야 : 시계열 분석 및 수요예측, 데이터마이닝, 시뮬레이션 방법론