수요구간 분할을 통한 강건성 최적화에 관한 연구: 뉴스벤더 모델을 중심으로

A Study on Demand Interval Division Approach for Robust Optimization: Application to Newsvendor Model

문현지(Hyunji Moon)* · 최진우(Jinwoo Choi)**

(서울대학교 산업공학학과 학사과정), (국방대학교 국방관리학과 박사과정)

(Department of Industrial Engineering, Undergraduate, Seoul National University),

(Major in Military Management, Ph.D.candidate, Korea National Defense University)

Abstract

뉴스벤더 모델은 판매 상품의 가격정보와 수요정보를 이용하여 수익을 극대화하기 위한 대표적인 모델이다. 기존의 뉴스벤더 모델들은 수요 분포에 대한 정보량을 기준으로 접근법이 분류되었다. 그중 정규가정(Normal assumption) 모델과 자유분포(Distribution free) 모델은 해당 접근법의 양끝단이라 할 수 있다. 정규가정모델은 분포에 지나치게 의존하며 자유분포모델은 발생가능성이 낮은 상황까지 고려하여 현실적이지 않은 최적값을 제안한다는 한계가 있다. 현실의 수요분포는 다양하고 불확실성을 포함한다는 점에서 두 모델의 한계를 극복할 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 수요구간의 불확실성을 줄여 최적화하는 구간분할(Interval divide) 최적화 모델을 제안한다. 제안모델과 기존 모델을 비교하여 모델의 성능을 확인하였다.

Keywords: 뉴스벤더, 수요분포, 강건성 최적화, 구간분할, 정규가정, 자유분포

Ⅰ. 서론

뉴스벤더 모델에서는 수요 분배에 대한 제한된 정보가 주어진 상황에 단일 기간, 단일 상품의 재고에 관한 문제를 다룬다(Porteus, 1990). 뉴스벤더 모델을 이용하면 수요정보와 상품의 가격정보를 이용하여 최적주문량(Order quatity) 계산이 가능하다. 수익 창출 극대화는 모든 사업의 중요한 목표므로 최적주문량 계산은 중요하다. 그러나, 수요의 불확실성이 커짐에 따라 수요 발

논문접수일: 2020. 00. 00

게재확정일: 2000. 00. 00

* 주저자: mhj1667@gmail.com

** 교신저자: chlwlsdn8570@gmail.com

생 분포도 복잡해져 최적주문량 계산이 어렵게 되었다. 뉴스벤더 모델 분석을 통해 수요정보가 제한되는 상황에서 주문에 따른 효과를 분석할 수 있다(Cachon & Tverwiesch, 2008). 수요정보와 상품의 가격정보를 알 수 있다면 뉴스벤더 모델을 이용하여 이론적인 최적주문량 산출이 가능하다. 일반적으로 판매자의 입장에서 상품의 가격정보는 쉽게 구할 수 있는 반면, 미래의 수요정보는 알기 힘들다. 과거의 연구에서는 뉴스벤더 모델에 수요정보를 주입하는 여러 가지 방법들이 연구되었지만 크게 2가지로 구분할 수 있다. 첫 번째는 수요의 분포를 지정하는 방법이다. 예를 들어, 정규가정모델(Normal assumption model)은 수요가 정규분포를 따를 것이라고 가정하는 방법이다. 일반적으로 자연적으로 발생하는 사건들의 분포는 정규분포를 따른다고 알려져 있다. 정규가정모델은 수요를 자연발생에 의한 것이라는 가정이 내포된 모델이라고 할 수 있다. 그러나, 실제 수요는 어떤 원인에 의한 종속적인 결과인 경우가 많다. 예를 들어, 비가 오면 식당 손님이 적어지는 경우 수요는 날씨에 영향을 받는 종속적인 결과가 된다. 이와 같은 여러 가지 인과적 수요발생으로 인해 실제 수요 분포는 정규분포를 따르지 않을 수 있다. 수요가 정규분포를 따르지 않으면 정규가정모델의 가정사항과 다르므로 정규가정모델은 효과적인 최적재고량 산출을 할 수 없다. 즉, 정규가정모델은 실제 발생할 수 있는 다양한 수요분포에 대한 강건성 측면에서 한계가 발생한다. 강건성이란 모델의 가정이 불확실한 상황에서도 안정적인 성능을 보장하는지 판단하는 요소이다. 두 번째는 수요의 분포를 지정하지 않는 방법이다. 자유분포모델(Distribution free model)은 수요의 분포를 특정 분포에 적합시키지 않는다. 자유분포모델은 모든 발생 가능한 상황을 고려한다는 점에서 정규가정모델에 비해 강건한 반면, 발생 가능성이 낮은 상황까지 모두 고려하므로 현실적이지 않은 최적값를 제안하는 경우가 발생한다.

본 연구에서는 정규가정모델과 분포자유모델의 단점을 보완하기 위한 구간분할모델(Interval divide model)을 제안한다. 제안모델은 정규가정모델의 강건성을 보완하고 분포자유모델의 최적화 제한 문제를 보완한다. 제안모델은 분할된 각 수요구간에서 이익이 최소화되는 최악의 분포가 발생할 때, 최저이익을 최대화(Maximin) 의사결정을 통해 최적값을 산출한다. 의사결정 방법에 있어 자유분포모델과 유사하나 발생확률이 낮은 최저이익 상황까지 고려하는 자유분포모델의 보수성이 개선된 모델이다. 구간분할모델은 수요 발생 구간을 분할하고 각 구간별 최저이익의 후보를 선정하고 그중 최대값을 최종적인 최적값으로 산출한다. 즉, 최저이익 최대화 의사결정을 통하여 발생 가능성이 높은 최악의 상황을 최적값으로 선택하는 것이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 여러 뉴스벤더 모델과 함께 강건성에 대해 소개한다. 3장에서는 제안모델인 구간분할모델의 구성을 설명하고 구간 분할의 결과로 얻은 조각적 선형함수(piecewise-linear)가 가지는 계산량 감소 원리에 대해 살펴본다. 4장에서는 구간분할모델의 성능을 측정하기 위한 실험을 설계하고, 5장에서 결과를 분석한다. 마지막으로 6장에서 본 연구의 성과를 정리하고 발전방향을 제시한다.

Ⅱ. 이론적 배경

2.1 뉴스벤더 모델

뉴스벤더 모델에서 주문의 기회는 한번이다. 한번의 주문으로 미래의 수요를 충족시켜 최대 이익을 창출해야 한다. 주문량이 실제 판매량보다 많다면 잔존재고(overage cost)가 발생하고, 적다면 부족재고(underage cost)로 인한 판매의 기회비용이 발생한다. 그러므로 적절한 재고량을 준비하는 것은 중요하다. 과거의 연구들에서는 수요의 분포를 가정한 재고량 최적화 알고리즘에 대한 연구가 있었다. 이들 연구에서는 공통적으로 다양한 상황을 가정하기 위해 2가지 변수가 사용되었다. CR(Critical Ratio)은 재고량이 수요보다 적거나 많은 상황 각각에 해당하는 손실의 비율이고 식(1)과 같이 잔존재고와 부족재고의 비율로 표현된다. β는 판매가, 원가, 폐기값의 비율관계에서 판매가와 폐기값 사이에서 원가의 위치를 결정하는 마진의 비율을 뜻한다. β는 식(2)와 같이 표현된다.

$$CR = \frac{Overage\ Cost}{Overage\ Cost + Underage\ Cost}$$

(1)

$$\beta = \frac{Price - Salvage}{Cost - Salvage} \tag{2}$$

수요가 평균(μ)와 표준편차(σ)를 따르는 경우 최적재고량(Q)는 식(3)과 같다(Jacobs and Chase, 2012). F는 수요분포의 누적함수로 수요분포가 정규분포일 때, F^{-1}(CR)은 표준정규분포 누적함수의 역함수에 CR을 대입한 값이 된다(문일경 등, 2016).

$$Q = \mu + \sigma * F^{-1}(CR) \tag{3}$$

Cachon and Tverwiesch(2008)는 동일한 분포에서 독립적으로 발생하는 수요이며, 수요의 양이 많은 상황이라면 정규분포형태의 가정은 적절하다고 하였다. 그러나 여러가지 분포들이 결합된 형태의 분포에서 발생하는 수요분포(Hanasusanto et al., 2015)거나, 데이터량이 충분하지 않은 경우 Cachon and Tverwiesch(2008)의 수요분포의 정규성 가정은 현실성이 떨어진다. 정규분포 외에도 특정분포를 가정하여 재고량을 최적화하는 연구들이 있었다. Daskin et al.(2002)은 수요 발생은 포아송 분포를 따르는 매번 독립적인 사건들이라고 하였다. 수요분포를 합집합으로 가정하고 합집합을 구성하는 여러 분포로 분할하였다. 분할에 활용된 라그랑지안 완화(Lagrangian relaxation) 라는 최적화 알고리즘으로 분포의 차원을 낮춘 다항식 형태의 수요 분포를 도출하고, 이를 이용한 수요 예측 모델을 제시하였다. 그러나 정규분포 가정의 경우와 유사하게 특정 분포에 수요분포를 적합하는 것은 다음과 같은 문제가 있다. 먼저, 불확실성이 포함된 실제 세계의 수요정보를 정확히 아는 것은 불가능하므로 분포를 가정하는 것 자체가 무의미할 수 있다(Benzion et al., 2010). 또한, 다양한 상황에서 안정적 성능을 보장하는 강건성 측면에서도 최적화를 위해 특정 수요분포를 가정하는 것은 현실성이 떨어진다. 수요분포를 가정한다는 것은 곧, 수요분포가 바뀌면 성능은 보장할 수 없게 되기 때문이다.

이에 수요분포에 대한 가정을 완화한 연구들이 시도되었다. Gallego and Moon(1993)은 수요분포에 대한 정보가 평균(μ)과 분산(σ^2)만으로 한정된 경우 활용할 수 있는 분포자유모델(Distribution free)을 제안했다. 이 모델은 이익이 최소화되는 최악의 상황을 따르는 수요분포가 발생한다는 가정하에 해당 최저이익을 최대화(Maximin)하는 의사결정을 따른다. 분포자유모델은 제한된 정보를 이용하여 발생가능한 모든 수요를 고려하여 최적값을 도출한다. 이는 수요분포 형태에 대한 강건성이 높으나 발생 가능성이 희박한 경우의 수까지 고려하므로 최대이익의 도출시 실제와 동떨어진 값을 제시하는 경우도 발생한다는 한계가 있다. Benzion et al.(2010)은 여러 개의 서로 다른 정규분포의 결합으로 수요가 생성되는 유연한 모델에 기반하여, 모든 분포들의 불확실성 중 최악의 상황에서 손실을 최소화하는 뉴스벤더 모델을 설계했다. Perakis and Roels(2008)는 분포에 대한 평균, 분산 외 추가적인 정보들이 주어지는 상황에서 뉴스벤더 모델을 분석했다. 이 모델의 최적화 의사결정 기준은 최대후회의 최소화(Minimax regret)로 이 기준이 엔트로피를 최소화하는 기준과 관련된다고 하였다.

2.2 모델선정기준

서론에서 기술한 바와 같이 뉴스벤더 모델은 수요 분포에 대한 정보량에 따라 구분할 수 있다. 수요 분포에 대한 정보를 바탕으로 수요 분포를 가정한다면 즉, 수요 분포에 대한 가정사항이 많다면, 실제분포가 가정과 차이가 있을 때 모델 성능이 하락하는 문제가 발생할 수 있다. 반면, 수요분포에 대한 가정이 적으면 다양한 상황에 대응할 수 있는 높은 강건성을 가지나, 낮은 확률로 발생하는 수요에 대한 가능성도 고려하므로 적절한 최적값 산출에 한계가 있다. 본 연구에서는 위 두가지 상황을 반영하여 수요 분포의 가정량의 측면에서 양 극단에 위치한 정규가정모델과 자유분포모델을 비교모델로 선정하였다. 정규가정모델이 수요분포에 대한 많은 가정을 기반으로 하는 반면, 자유분포모델은 가정이 상대적으로 적은 모델이기 때문이다. 정규가정모델은 안정적인 정규성을 가지는 수요분포에서 많은 이익을 산출하는 반면, 수요분포가 불안정한 경우에는 낮은 강건성으로 인해 많은 이익을 기대하기 힘들다. 자유분포모델은 수요분포와 관계없이 최적값을 탐색하므로 강건성이 높은 반면 낮은 수요 확률까지 고려하여 최적값을 산출하므로 많은 이익을 기대하기 힘들다. 따라서 상반되는 특징을 가지는 정규가정모델과 자유분포모델을 본 연구의 비교모델로 선정하였다.

2.3 강건성

강건성이 높은 뉴스벤더 모델은 불확실한 수요에서 안정적인 최적값을 산출한다. 2.1절과 같이 특정분포에 적합시키는 모델은 강건성이 낮다. Box and Tiao(1973), Barrios(2015) 등의 과거의 연구들에서 강건한 뉴스벤더 모델을 구축하기 위한 연구가 진행되어 왔다. 강건성이 중요한 이유는 현실세계의 수요분포는 특정 수요분포를 따르지 않을 가능성이 크기 때문이다. 즉, 뉴스벤더 모델에서 수요에 대한 가정이 어긋나도 일정 수준이상의 최적값을 산출할 수 있는 모델이 필요하기 때문이다. 수요에 대한 가정이 어긋난다는 것은 데이터를 포함하여 모수의 형태, 제약 등 모델 실험에서 가정한 내용들이 달라진다는 것을 의미한다. 모델의 추론이 극단적인 값을 가지

는 이상점이나, 모수의 분포형태 등 일부의 변화에 따라 큰 변화를 보인다면, 이는 강건하지 않을 확률이 높다. 민감도 분석은 가정사항의 변화에 따라 합리적인 다른 모델이 현재 모델을 대체했을 때 추론 변화 양상을 분석하는 대표적인 강건성 측정도구이다(Gelman et al., 2015). 그 외에도 계산편의상의 이유로 특정 값의 분포를 정규분포 형태로 가정한 모델에 정규분포 대신 긴꼬리분포를 적용하여 변화를 관찰하는 방법 등이 있다. 본 연구에서는 제안 모델과 비교모델들의 강건성을 비교하기 위해 다양한 종류의 수요분포를 적용하고, 각 상황에서의 기대이익을 비교하여 강건성을 측정하였다.

강건성 최적화(robust optimization)는 뉴스벤더 모델과 모델의 모수에 내포된 에러를 반영하여 최적화하는 방법론이다(Ben-Tal, 2006). 이는 목적함수의 형태나 기준에 따라 여러 가지로 분류할 수 있다. 예를 들면, 최악의 상황에서 손실을 최소화하는 것이나, 다양한 상황에서 발생하는 손실의 평균을 최소화하는 방법을 들 수 있다(Boyd and Vandenberghe, 2004). 후자의 경우 식 (4)와 같은 형태의 목적함수를 가지며(Rahimian & Mehrotra, 2019), 모든 분포들 중 손실 기댓값이 최대화되는 분포를 선택한 후 이 때의 손실을 최소화 하는 것으로 이해할 수 있다. 그 외에도 McPhail et al.(2018)은 기댓값, 분산과 첨도 같은 모멘트, 후회수치, 만족수치 등을 기반으로 한 여러 강건성 측정척도를 소개했다. Kwakkel(2016)는 여러 상황에서 강건성 척도의 성능을 비교했다. 본 연구의 제안모델에는 최악의 상황에서 발생하는 최저이익을 최대화하는 최저이익 최대화(maximin) 기준을 적용한다.

$$\underset{x \in \chi}{minimize} \quad \underset{F \in D}{sup} \quad E_F[h(x, \xi)] \tag{4}$$

Ⅲ. 구간분할모델(Interval division model)

과거의 뉴스벤더 모델은 수요를 특정분포에 적합하여 높은 이익을 추구하거나, 수요분포에 관계없이 최적값을 산출할 수 있는 높은 강건성을 추구하였다. 두 특징간의 관계는 양립하지 않고, trade-off 관계를 가진 것처럼 연구되어 왔다. 구간분할모델은 최적값과 강건성 사이의 trade-off 관계를 최소화하고 두 가지 장점을 모두 가지도록 구성되었다. 구간분할모델은 서론에서 설명한 바와 같이 특정 분포 가정에 의존하지 않고, 낮은 확률의 경우까지 고려하는 상황을 방지한다. 보수적인 최적값 산출을 방지함으로써 분포와 관계없이 안정적인 높은 이익 산출을 기대할 수 있다. 수요의 불확실성이 커질수록 구간분할모델은 비교모델들에 비해 높은 최적값 산출을 기대할 수 있다. 수요의 불확실성에 대한 강건성을 확인하기 위해 본 연구의 실험에서는 4가지 수요분포(선정한 정규분포, 일양분포, 쌍봉분포, 임의분포)를 적용하였다. 불확실성이 커질수록 평균과 분산으로 수요분포를 설명하기 힘들어진다.

구간분할모델은 수요분포의 범위를 과거 수요의 백분위 기준으로 분할하고, 분할된 구간에서 수요가 발생하였을 때 준비량에 따른 이익을 최적값의 후보로 선정한다. 구간분할모델의 최적값 선정 과정은 <그림 1>와 같다.

구간분할모델의 최적값 선정의 3번째 과정은 모든 수요구간의 대표수요들로부터 기대 손해비용을 산출하는 것이다. 식(5)의 변수들은 <그림 1>의 설명과 같다.

$$
\begin{aligned}
&If\ \ q \in [d_{k-1},\ \ d_k] \\
&E[Worst\ \ Cost(q;\ Demand\ \ Distribution)] = \frac{1}{L}[\sum_{i=1}^{k-1}(q-d_{i-1})*(p-c)+ \\
&\qquad \sum_{i=k+1}^{L}(d_i-q)*(p-c)+ \\
&\qquad max[(d_k-q)*(p-c),\ \ (q-d_{k-1})*(c-s)]]
\end{aligned}
\quad (5)
$$

<그림 1>에서 3번 과정에서 최소화 대상인 최종 목적함수인 기대 손해비용($E[Cost(q)]$)의 수식적 분석을 통해 5번 과정의 비교 모집단 축소가 가능하다. 이는 목적함수가 조각적(piecewise) 선형함수이며, 최적화 맥락에서 선형함수가 가지는 특성에서 기인한다. 자세한 내용은 부록에 기술하였다. 이를 활용하면 기존 수요 범위 상의 모든 값에서 계산해야했던 기대 손해비용 계산량이 2*L+1개(L = 구간개수)로 줄어들며 이는 계산량 감소에 기여한다. 여기서 2*L+1인 이유는 각 수요구간에서 구간의 양 끝점과 β에 영향을 받는 내분점이 최적값의 후보가 되기 때문이다.

수요구간의 분할수(L)가 많아지면 특정분포를 가정하고 최적값을 도출하는 형태와 유사하다. 분할된 구간의 범위가 좁아지므로 결국 분포 전체를 가정하는 형태가 되기 때문이다. 반대로 분할수가 적으면 분포와 무관하게 최저이익최대화 의사결정을 내리는 자유분포모델과 유사하다. 즉, 구간분할모델은 과거에 연구된 수요를 특정분포에 적합시키는 방법과 분포와 무관하게 최적값을 도출하는 두 가지 방법의 중간에 위치하여 두 가지 장점을 모두 가지는 모델이다.

Ⅳ. 실험방법

뉴스벤더 모델의 목적은 이익[3]을 최대화 하는 것이다. 모델은 과거의 수요정보와 상품의 가격정보를 바탕으로 최적값을 산출한다. 산출된 최적값은 이후 발생한 수요와의 차이를 통해 [4]마진 측정에 사용된다. 즉, 마진을 측정하기 위해서는 모델의 최적값과 발생하는 수요를 비교해야 한다. 본 연구에서는 구간분할모델의 최적값 산출 결과와 비교모델들(정규가정모델, 자유분포모델)의 최적값 산출 결과를 비교하여 성능을 측정하였다. 따라서 실험은 각 모델에서 산출한 최적값이 최적값 산출 이후 발생하는 수요들로부터 획득하는 이익을 비교하는 것이다. 최적값 산출을 위해서는 가격정보가 필요하다.

뉴스벤더 모델에서 최적값 산출에 필요한 가격정보는 3가지(판매가, 폐기값, 원가)이다. 원가는 일반적으로 판매가와 폐기값 사이에 위치한다. 판매가(p)와 폐기값(s)이 정해진다면 원가(c)의 위

---

3) 이익(profit) : (경제) 일정 기간의 총 수입에서 그것을 위하여 들인 비용을 뺀 차액, 본 연구에서는 발생하는 수요들로부터 획득한 마진의 평균을 이익으로 지칭하였다. 이익의 정의에서 지칭하는 일정 기간은 시계열 특성을 가진다. 시계열 수요가 발생할 경우 각 수요에는 시계열이 가지는 특성들(계절성, 추세 등)이 포함될 수 있다. 본 연구의 실험은 이와 같은 시계열적 특성을 배제하고, 특정 분포에서 난수의 수요가 발생하였을 때 모델들이 산출하는 마진을 비교하는 것으로 설계되었기 때문에 마진의 합이 아닌 마진의 평균이 성능 척도로 적절하다고 판단하였다.

4) 마진(margin) : (경제) 원가와 판매가의 차액

<그림 1> 구간분할모델 최적값 선정 과정

1. 수요구간 분할
   (가) 과거의 수요를 관찰하고 수요 총량 대비 백분위 기준으로 수요 발생 구간을 L개로 분할

2. 최적값에 따른 대표 수요 선정
   (가) 최적값을 q라고 가정
   (나) 분할된 각 수요구간에서 q만큼 준비하였을때 손해비용이 최대가 되는 수요를 대표수요(wd_i)로 선정
   예 : q = 10일때 분할된 수요구간 [20, 30]에서 손해비용이 최대가 되는 30을 대표수요로 선정

3. 모든 수요구간의 대표수요들로부터 기대 손해비용 산출
   (가) q 준비시 $\frac{1}{L}$ 확률로 대표수요($wd_1, wd_2, \cdots, wd_L$)가 발생한다는 가정하에 기대 손해비용 산출

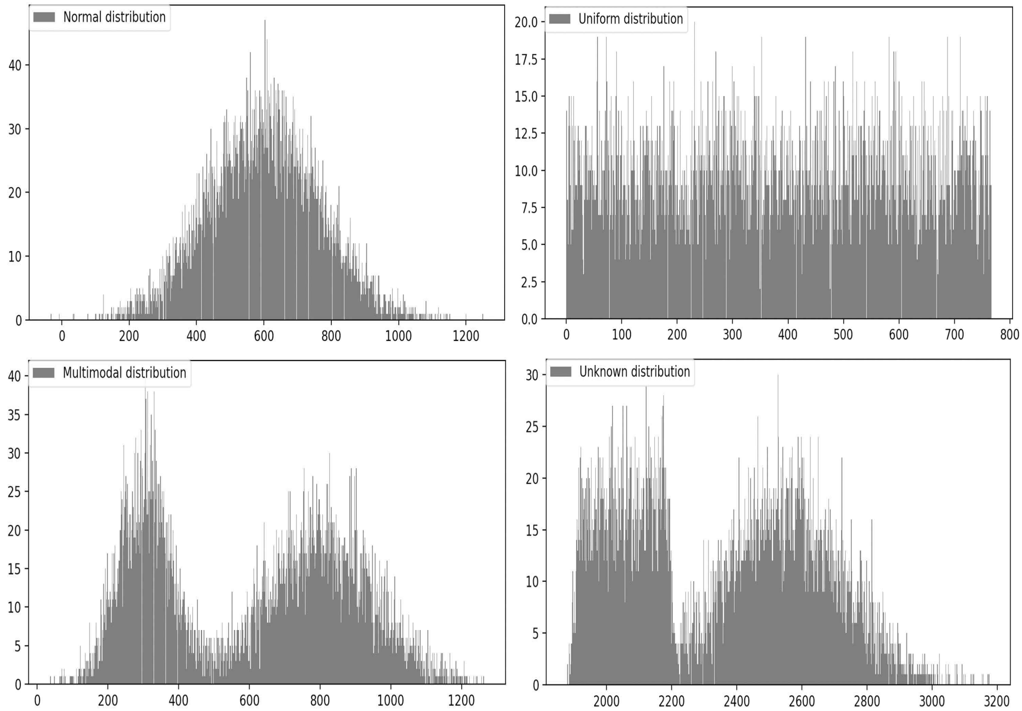
4. 최적값 후보 선정
   (가) 기대 손해비용들의 평균을 q의 후보값으로 선정
   (나) 평균을 사용하는 이유는 수요범위를 백분위 기준으로 분할하여 모든 구간의 발생확률이 동일하기 때문

5. 최종 최적값 선정
   (가) 최적값 후보들 중 기대 손해비용이 가장 작은 값을 최종 최적값으로 선정

치가 마진을 결정한다. 원가는 $c = (p-s)*\beta + s$이다. β가 작을 때 원가는 폐기값에 가깝고 판매가와 멀다. 이 경우는 원가와 폐기값의 차이가 크므로 마진이 큰 경우에 해당한다. 즉, β는 원가의 위치를 지정하며, 이는 마진을 결정하는 것과 같다. 예를들어 p = 10, s = 1, β = 0.2 인 경우 원가는 c = 2.8이 되며 상품당 마진은 7.2(10−2.8)가 된다. 이는 상대적으로 마진이 큰 경우에 해당한다. 본 연구에서는 판매가와 폐기값을 각각 10, 1로 가정하였고, 마진의 크기에 따른 모델간 비교를 위해 마진이 큰 경우, 보통, 적은 경우로 3가지 가격정보(β = 0.2, 0.5, 0.8) 상황을 적용하였다. 여러 가지 마진의 상황을 고려한 것은 제안모델의 성능을 특정 상품(마진이 일정한 상품)의 상황에 한정시키지 않기 위해서이다.

모델들은 최적값 산출 이후 발생하는 수요들로부터 획득하는 이익으로 성능이 평가된다. 모델 성능 측정을 위해 필요한 수요의 형태는 2가지이다. 먼저, 최적값 산출시 필요한 학습용 수요(train set)이다. 예를 들어 자유분포모델의 경우 분포에 대한 정보로 평균과 분산이 요구된다. 학습용 수요 데이터를 통해 최적값 산출시 필요한 분포의 정보가 획득되며, 가격정보와 함께 최적값 산출에 활용된다. 두 번째 형태는 성능 측정용 수요(test set)이다. 모델이 산출한 최적값은 성

<그림 2> 실험대상 수요분포



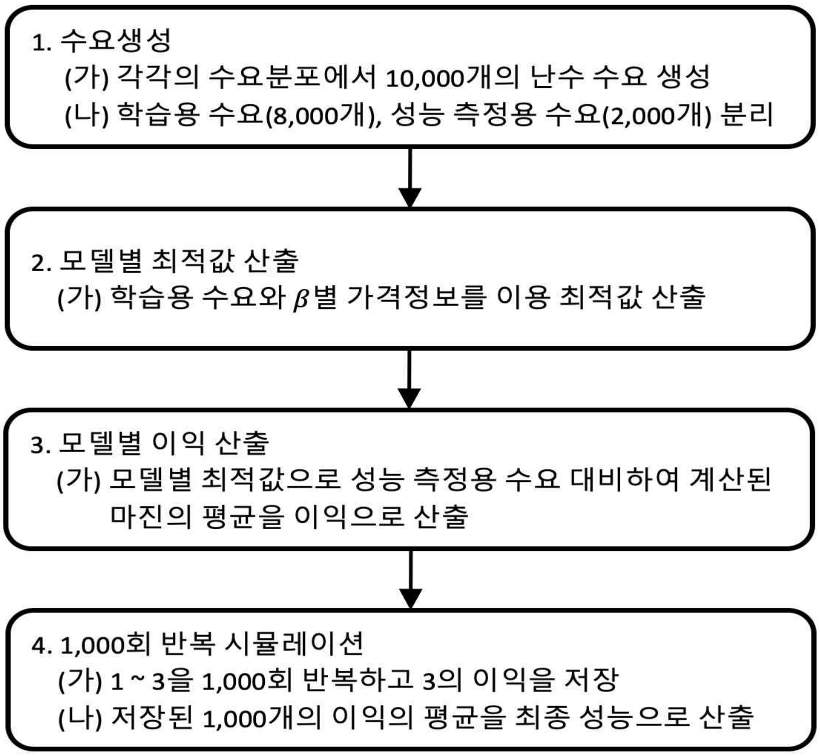
능 측정용 수요와 비교하여 마진들이 계산된다. 성능 측정용 수요들과 최적값에서 산출된 마진들의 평균이 모델의 성능이 된다.

본 연구에서는 <그림 2>와 같이 4가지의 수요분포를 가정하였다. 4가지 수요분포는 정규분포(Normal distribution), 일양분포(Uniform distribution), 쌍봉분포(Multimodal distribution), 임의분포(Unknown distribution)이다. 이중 임의분포는 본 연구를 위해 임의로 구성된 분포로 수요분포의 불확실성을 높이기 위해 여러 가지 분포의 합으로 구성되었다. 구성 분포는 일양분포, 감마분포, 쌍봉분포이다. 정규분포에서 임의분포 순으로 수요분포의 불확실성은 크다고 할 수 있다. 여기서 수요분포의 불확실성은 특정 분포로 지칭하기 곤란하고, 통계값으로 분포의 형태를 예측하기 어렵다는 것을 의미한다. 예를 들어 쌍봉분포의 경우 왼쪽의 수요구간과 오른쪽 수요구간의 평균과 분산이 서로 다르다. 쌍봉분포 전체에서 산출한 평균과 분산은 두 수요구간 모두를 설명할 수 없다.

정규가정모델은 정규분포 수요에 최적화되어 있으므로 정규분포 수요에서 높은 이익을 산출할 것으로 기대되나, 강건성이 약하므로 다른 수요분포에서는 높은 이익값을 기대하기 힘들다. 자유분포모델은 높은 강건성을 가지므로 정규분포 수요를 제외한 3개 분포에서 정규가정모델보다 좋은 성능이 기대된다. 단, 자유분포모델에는 수요분포 전체의 평균과 분산에 대한 정보가 요구된다. 쌍봉분포와 임의분포는 분포 전체의 평균과 분산에 대한 정보로는 분포의 형태를 설명하는데 한계가 있다. 즉, 자유분포모델은 쌍봉분포와 임의분포에서 분포의 통계값을 통한 최적값 산출시 실제 분포에 적절하지 않은 최적값을 도출할 가능성이 상존한다. 반면, 구간분할모델은 수요분포의 구간을 분할하므로 자유분포모델에 비해 좋은 성능을 발휘할 것으로 기대된다.

각 수요분포에서 10,000개의 샘플을 임의로 추출하여 8,000개를 학습용 수요로, 2,000개를 성능 측정용 수요로 사용하였다. 각 수요분포에서 3가지 뉴스벤더 모델들은 각각의 최적값을 산출하고 성능 측정용 수요와 비교하여 모델별 이익을 산출한다. 이와 같은 수요분포별 모델별 이익 산출 테스트를 1,000회 반복 시뮬레이션하고 각각의 1,000개의 이익들을 평균 계산하여 최종적인 이익을 산출하였다. 실험의 개략적인 순서를 정리하면 <그림 3>와 같다.

<그림 3> 실험 순서



Ⅴ. 결과분석

수요분포별로 각 모델이 산출하는 최적 이익값을 <표 1>과 같이 비교하였다. β별로 산출한 모델들의 이익을 평균 1을 기준으로 정규화하였다. 예를들어 구간분할모델의 정규분포 수요에 대한 이익 0.9984는 β별 이익(β = 0.2일 때 0.9986, β = 0.5일 때 0.9974, β = 0.8일 때 0.9992)의 평균이다. 즉, 여러 마진을 고려하였을 때 모델에서 기대할 수 있는 이익이다.

<표 1> 모델별 이익비율

수요분포	정규가정모델	자유분포모델	구간분할모델
정규분포	1.001	1.0006	0.9984
일양분포	0.9959	1	1.0041
쌍봉분포	0.9955	0.998	1.0065
임의분포	0.9845	0.9854	1.0301
평　균	0.9942	0.996	1.0098

정규가정모델은 수요분포가 정규분포인 경우 이익 산출에 유리했으나 그 외의 수요분포에서는 비교모델 중 가장 적은 이익을 산출하였다. 정규가정모델은 강건성이 낮아 수요분포가 정규분포에서 벗어나면 다른 모델들보다 이익 산출에 상대적으로 불리하였다. 구간분할모델은 정규분포가 수요분포로 발생하는 경우를 제외하면 가장 많은 이익을 산출하였다. 이는 구간분할모델이 높은 강건성을 가지면서 발생 확률이 낮은 최적값을 후보에서 제외하기 때문이다. 이와 같은 구간분할모델의 특징은 자유분포모델의 약점이 보완된 것이다. 자유분포모델은 높은 강건성을 가지나, 낮은 발생확률의 경우의 수까지 고려한다. 수요분포의 불확실성이 커질수록 전체 수요분포의 통계치는 자유분포모델에 정확한 수요분포 정보를 전달할 수 없다. 자유분포모델은 정규분포 수요에서 구간분할모델보다 많은 이익을 산출하는데 이는 평균과 분산의 정보로 분포를 파악할 수 있는 정규분포의 통계적 특징 때문이라 할 수 있다. 결국 수요분포의 불확실성이 클때 자유분포모델은 수요분포에 대한 정보가 있어도 최적값 산출에 한계가 발생한다. 구간분할모델은 정규분포에서 상대적으로 낮은 이익을 산출하지만 수요분포의 불확실성이 커질수록 비교모델에 비해 많은 이익을 산출한다. <표 2>는 <표 1>을 모델의 성능(이익) 순위에 따라 정렬하고 이전 순위 모델과의 이익 차이를 나타낸 것이다.

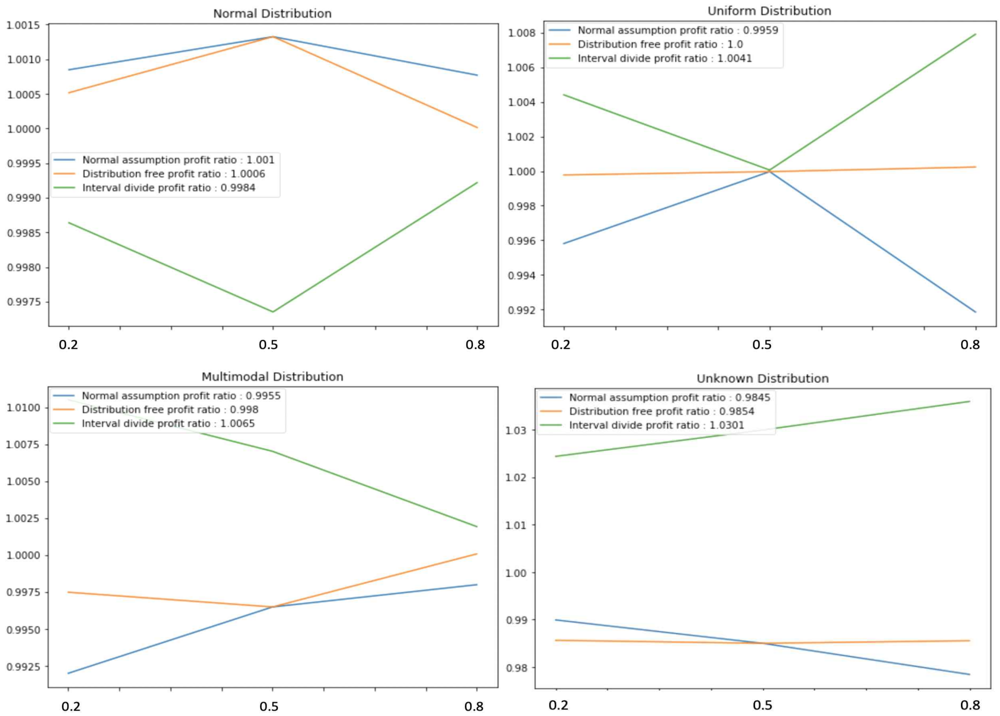
<표 2> 모델 성능 순위에 따른 이익 차이

수요분포	3순위	2순위	1순위
정규분포	구간분할모델 (0.9984)	자유분포모델 (+0.0022)	정규가정모델 (+0.0004)
일양분포	정규가정모델 (0.9959)	자유분포모델 (+0.0041)	구간분할모델 (+0.0041)
쌍봉분포	정규가정모델 (0.9955)	자유분포모델 (+0.0025)	구간분할모델 (+0.0085)
임의분포	정규가정모델 (0.9845)	자유분포모델 (+0.0.0009)	구간분할모델 (+0.0447)

이익은 정규화된 최적값들로부터 산출되므로 <표 2>의 모델간 이익 차이는 모델간 획득하는 이익의 비율적인 차이라고 할 수 있다. 예를 들어 정규분포 수요에서 정규가정모델과 자유분포모델에서 획득하는 이익 차이는 0.0004(1.001 - 1.0006)가 된다. 이는 정규분포 수요에서 정규가정모델이 자유분포모델보다 0.04% 많은 이익을 획득한다는 의미이다.

일양분포에서 임의분포로 모델이 복잡해질수록 구간분할모델과 비교 모델들간의 이익 차이가 커진다. 임의분포의 경우 구간분할모델은 2순위인 자유분포모델보다 4.47% 많은 이익을 산출하였다. 한편 모델이 복잡해질수록 자유분포모델과 정규가정모델의 차이는 상대적으로 작아졌다. 자유분포모델은 수요분포의 평균과 분산 정보에 따르며, 낮은 확률의 경우까지 고려하여 최적값을 산출한다. 모델의 불확실성이 커지면 전체적인 평균과 분산으로 수요분포를 설명하기 힘들어

<그림 4> β별 이익



<표 3> β별 이익 차이

수요분포	모델	β별 이익		
		0.2	0.5	0.8
정규분포	정규가정모델	1.0008	1.0013	1.0008
	자유분포모델	1.0005	1.0013	1
	구간분할모델	0.9986	0.9974	0.9992
일양분포	정규가정모델	0.9958	1	0.9919
	자유분포모델	0.9998	1	1.0002
	구간분할모델	1.0044	1.0001	1.0079
쌍봉분포	정규가정모델	0.9920	0.9965	0.9980
	자유분포모델	0.9975	0.9965	1
	구간분할모델	1.0105	1.0070	1.0019
임의분포	정규가정모델	0.9899	0.9850	0.9785
	자유분포모델	0.9856	0.9850	0.9856
	구간분할모델	1.0244	1.0300	1.0360

지고, 낮은 확률을 가지는 경우들이 많아진다. 자유분포모델 이와 같은 한계로 인해 수요분포가 복잡해질수록 이익을 산출하는데 한계가 발생하였다.

<그림 4>는 수요분포별 β에 따른 모델별 이익을 비교한 것이다. 그래프의 x축은 β, y축은 해당 β별 1을 기준으로 정규화한 모델들의 이익이다. 모델간 y값의 차이는 이익의 %차이로 볼 수 있다. 범례에는 β별 y값들의 평균이고 이는 <표 3>의 수요분포에 따른 모델별 이익과 같다. <표 3>은 <그림 4>의 수요분포, 모델, β별 이익을 표로 정리한 것이다.

정규분포와 일양분포에서는 β별 모델간 차이가 비교적 작다. 일양분포의 β = 0.5에서는 모델간 차이가 거의 없다. 한편, β = 0.8에서 구간분할모델은 정규가정모델보다 약 1.6% 많은 이익을 산출하였다. 쌍봉분포와 임의분포에서는 β별 모델간 차이가 상대적으로 크다. 쌍봉분포의 β = 0.2에서 구간분할모델은 정규가정모델에 비해 약 1.85% 많은 이익을 산출하였다. 한편, β = 0.8에서 구간분할모델은 정규가정모델 보다 0.19% 많은 이익을 산출하였다. β별 모델간 차이를 비교하여 특정 상품의 판매상황을 묘사할 수 있다. 예를 들어, β가 0.8인 상품을 정규가정모델로 최적값을 산출중인 판매자가 있다고 가정하자. 판매자가 수요에 대한 정보가 없어 복잡한 임의분포를 선택하였다고 가정한다면, 판매자는 <그림 4>와 <표 3>를 이용하여 분할구간모델을 적용하면 기존의 정규가정모델을 사용할 때 보다 약 5.75% 이익이 향상될 것이라고 기대할 수 있다.

Ⅵ. 결론

본 연구는 뉴스벤더 모델의 준비량을 최적화하는 상황에서 기존 정규가정모델과 자유분포모델의 단점을 보완한 구간분할모델을 강건성 최적화의 관점에서 제시했다. 제안모델에서는 수요의 분포를 가정하지 않음으로써 정규가정모델보다 다양한 상황에서 안정적인 이익을 보장했다. 또한, 수요구간을 분할하고 분할된 각 구간에서 최악의 상황을 탐색하였다. 이로써, 전 구간에서 최악의 상황을 탐색하여 발생 가능성이 낮은 상황까지 최적화하는 자유분포모델의 보수성을 개선했다. 여러 가지 수요분포의 상황을 가정하고 각 모델이 산출하는 이익을 비교한 결과 수요분포의 불확실성이 커질수록 구간분할모델은 비교모델들보다 많은 이익을 산출하였다. 수요를 특정 분포에 적합시키는 것은 의미가 없다는 과거의 연구와 같이, 현실 세계의 수요분포는 실험에 적용된 것보다 더 복잡할 수 있다. 구간분할모델은 이런 복잡한 수요발생에 대해 수요분포를 가정하지 않고도 안정적으로 높은 수준의 최적값을 산출할 수 있다는 특징이 있다. 또한 분할된 수요분포의 각 구간 내에서 최저이익은 구간들간의 경계점과 내분점에서 발생함을 수식적으로 증명함으로써 최적해를 닫힌 형태로 유도하였다.

향후 연구방향으로는 크게 두 가지이다. 첫째는 다양한 수요분포 상황에서의 최적값 산출 실험과 실제 데이터에 대한 적용이다. 본 연구의 실험 결과 구간분포모델은 불확실성이 커질수록 비교모델에 비해 많은 이익을 산출하였다. 특히, 쌍봉분포와 임의분포에서 비교모델에 비해 상대적으로 많은 이익을 산출하였다. 현실에서는 더 다양한 다봉수요나 전혀 알 수 없는 형태의 분포가 존재할 수 있다. 따라서, 더욱 복잡한 수요분포나 실제 수요 데이터를 적용하여 구간분할모델의 성능을 검증해야 한다. 두 번째로 마진과 관련된 β의 변화에 따른 탐구가 필요하다. 5장의

실험결과에서는 β에 따라 모델들이 산출하는 이익의 비율에 차이가 발생하였다. 임의분포 수요의 경우에는 정규가정모델과 자유분포모델의 이익 순위가 바뀌기도 하였다. 따라서 향후 연구에서는 β에 따라 이익 비율이 바뀌는 원인에 대한 수리적인 접근이 필요하다. 세 번째는 수요분포에 대한 일부 정보를 획득한 상황에서 구간분할모델의 최적화 방법에 관한 연구가 필요하다. 수요가 어떤 분포를 따를 것이라는 가정 자체는 예측의 범주에 해당한다. 통계학의 발전으로 예측 정확도는 향상되는 추세이다. 따라서 신뢰성 있는 정보가 있을 때 뉴스벤더 모델은 정보를 활용할 수 있어야 한다. 본 연구의 구간분할모델은 수요분포에 대한 정보가 주어져도 활용이 불가능하다. 따라서 향후 연구에서는 추가되는 정보를 이용해 수요 발생 예측 구간을 축소시키는 전략에 대한 연구가 필요하다. 이 연구를 통해 적은 계산량으로 현실적인 최적값을 산출할 수 있게 하고, 획득되는 수요정보에 따라 모델이 자동적으로 업데이트되는 인공지능형 뉴스벤더 모델을 도출할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

문일경, 이철웅, 서용원, 김병수, 정병도와 김훈태. (2016), “생산 및 운영관리,” 생능 출판사

Barrios, E. B. (2015), “Robustness, Data Analysis, and Statistical Modeling: The First 50 Years and Beyond,” Communications for Statistical Applications and Methods, 22(6), 543-556.

Ben-Tal, A., Boyd, S. and Nemirovski, A.(2006), “Extending scope of robust optimization: Comprehensive robust counterparts of uncertain problems,” Mathematical Programming, 107(1-2),63-89.

Benzion, U., Cohen, Y. and Shavit, T.(2010), “The newsvendor problem with unknown distribution,” Journal of the Operational Research Society, 61(6), 1022-1031.

Box, G. E. and Tiao, G. C. (1973), “Bayesian Inference in Statistical Analysis,” Addision-Wesley. Reading, MA.

Boyd, S. and Vandenberghe, L. (2004), “Convex optimization,” Cambridge university press.

Cachon, G. and Terwiesch, C. (2008), “Matching supply with demand,” McGraw-Hill Publishing.

Daskin, M. S., Coullard, C. R. and Shen, Z.J. M. (2002), “An inventory-location model: Formulation, solution algorithm and computational results,” Annals of operations research, 110(1-4),83-106.

Gallego, G. and Moon, I. (1993), “The distribution free newsboy problem: review and extensions,” Journal of the Operational Research Society, 44(8), 825-834.

Gelman, A., Lee, D. and Guo, J. (2015), “Stan: A probabilistic programming language for Bayesian inference and optimization,” Journal of Educational and Behavioral Statistics, 40(5), 530-543.

Hanasusanto, G. A., Kuhn, D., Wallace, S. W. and Zymler, S. (2015), “Distributionally robust multi-item newsvendor problems with multimodal demand distributions,” Mathematical Programming, 152(1-2), 1-32.

Jacobs, F. R. and Chase, R. (2012), “Operations and supply chain management: the core,” McGraw-Hill Higher Education.

Kwakkel, J. H., Haasnoot, M. and Walker, W. E. (2016), “Comparing robust decision-making and dynamic adaptive policy pathways for model-based decision support under deep uncertainty,” Environmental Modelling & Software, 86, 168-183.

McPhail, C., Maier, H. R., Kwakkel, J. H.,Giuliani, M., Castelletti, A. and Westra, S. (2018), “Robustness metrics: How are they calculated, when should they be used and why do they give different results?,” Earth’s Future, 6(2), 169-191.

Perakis, G. and Roels, G. (2008), “Regret in the newsvendor model with partial information,” Operations Research, 56(1), 188-203.

Porteus, E. L. (1990), “Stochastic inventory theory,” Handbooks in operations research and management science, 2, 605-652.

Rahimian, H., and Mehrotra, S. (2019),“Distributionally robust optimization: A review,” arXiv preprint arXiv:1908.05659.

부록

구간분할모델의 최적값 선정 과정의 2번째 과정은 분할된 각 수요구간에서 대표수요를 선정하는 것이다. 본 연구에서는 분할된 각 구간 내에서의 최저이익은 구간의 경계점과 내분점에서 발생한다는 것을 확인하였고, 이를 증명하였다. 따라서 구간별 대표수요 선정 시 각 구간의 모든 수요가 아닌, 경계점과 내분점만 조사해도 구간별 대표수요를 선정할 수 있다.

증명과정은 다음과 같다. 수요는 구간 $[d_{i-1}, d_i]$에서 수요 d가 발생하는 상황이며, 이 때 준비량은 q이다.

Case 1 : 수요구간이 준비량보다 큰 경우

수요구간 i $[d_{i-1},\ d_i]$ (i.e. $q < d_i$)에서는 Overage cost만 발생한다. 분할된 수요구간 $[d_{i-1},\ d_i]$의 각 수요 d에 대해 $Cost(q \mid d\ in\ interval\ i) = (d-q)*(p-c)$이고, 이는 선형 조각 함수이다. 이때, 최대손실은 수요 d_i에서 $(d_i - q)*(p-c)$가 된다.

Case 2 : 수요구간이 준비량보다 작은 경우

수요구간 i $[d_{i-1},\ d_i]$ (i.e. $q > d_i$)에서는 Underage cost 만 발생한다. 분할된 수요구간 $[d_{i-1},\ d_i]$의 각 수요 d에 대해 $Cost(q \mid d\ in\ interval\ i) = (q-d)*(c-s)$이고, 이는 선형 조각 함수이다. 이때, 최대손실은 d_{i-1} 에서$(q-d_{i-1})*(c-s)$가 된다.

Case 3 : 수요구간 내 준비량이 있는 경우

수요구간 i $[d_{i-1},\ d_i]$ (i.e. $d_{i-1} < q < d_i$)에서는 각 수요 $d\,[d_{i-1} < q < d_i]$에 대해 기대손실 함수를 산출해야 한다. 기대 손실함수 $f(d) = (q-d)*(p-c) + (d-q)*(c-s)$이다.

Case 3-1

수요 $dIN[d_{i-1}, q]$일 때, $f(d) = (q-d)*(p-c)$이고, $d = d_{i-1}$에서 최대값 $(d_{i-1} - q)*(p-c)$를 가진다.

Case 3-2

수요 $dIN[q,\ d_i]$일 때, $f(d) = (q-d)*(p-c)$이고, $d = d_i$에서 최대값 $(q-d_i)*(c-s)$를 가진다.

즉, $Max\ Cost(q \mid d\ in\ interval\ i) = Max[(d_i - q)*(p-c),\ (q-d_{i-1})*(c-s)]$

Case1, 2, 3을 **종합하면**, $d \in [d_{i-1},\ d_i]$일 때, 다음과 같은 닫힌 형태의 목적함수를 얻을 수 있다.

$If\ \ q \in [d_{k-1},\ d_k]$

$$E[Worst\ \ Cost(q;\ Demand\ \ Distribution)] = \frac{1}{L}\Big[\sum_{i=1}^{k-1}(q-d_{i-1})*(p-c) + \sum_{i=k+1}^{L}(d_i - q)*(p-c) + max[(d_k - q)*(p-c),\ \ (q-d_{k-1})*(c-s)]\Big]$$

A Study on Demand Interval Division Approach for Robust Optimization: Application to Newsvendor Model

Hyunji Moon* · Jinwoo Choi**
(Department of Industrial Engineering, Undergraduate, Seoul National University),
(Major in Military Management, Ph.D.candidate, Korea National Defense University)

Abstract

The newsvendor model is a representative model for maximizing profits by using price information and demand information of products sold. Previous Newsvendor models were categorized based on the amount of information on the distribution of demand. The normal assumption model and the distribution free model are both extremes of this spectrum of the approach. While normal assumption model is too dependent on the assumption of the distribution, distribution free model returns too conservative optimal value by considering extreme worst cases. We attempt to address these limitations by proposing an algorithm for building a reasonable demand distribution domain: wide enough to include non-normal while excluding the extreme point mass demands. Therefore, in this study, we propose an interval divide model. Suggested model is compared with the other two for different distributions and resulted in the best profit in most cases. This improvement is the result of reduced uncertainty through dividing the support of a function. The approach is by no means limited to newsvendor setting and could be extended to general optimization problems.

Keywords: Newsvendor, Demand distribution, Robust Optimization, Interval division, Normal assumption, Distribution free

저자소개

주저자 : 문현지(현직위 : 서울대학교 산업공학과 학사과정)

문현지는 서울대학교 산업공학과 학사과정에 재학중이다. 연구분야는 시뮬레이션 기반 추정, 베이즈 추론, 확률과정, 최적화이다.

공저자(교신저자) : 최진우(현직위 : 국방대학교 국방관리학과 박사과정)

최진우는 해군사관학교 전산 과학과에서 2009년 학사, 국방대학교에서 2019년 국방관리학과 석사학위를 취득하고, 박사과정에 재학중이다. 연구분야는 뉴스벤더, 수요예측, 빅데이터, 인공지능 분야이다.

수요예측 정보가 뉴스벤더 모델의 최적화에 미치는 영향에 관한 연구

문현지* · 최진우**
(서울대학교 산업공학과), (국방대학교 국방관리학과)

A Study on the Influence of Demand Forecasting Information on the Optimization of News Vendor Model

Hyunji Moon* · Jinwoo Choi**
(Department of Industrial Engineering, Seoul National University),
(Major in Military Management, Korea National Defense University)

Abstract

The news vendor model is to maximize profits by determining the optimal inventory quantity using price information and demand information of products sold. Existing news vendor models focused on selecting the best optimal value based on the distribution of demand. Demand forecasting is to predict what demand will occur in the future from the distribution of demand in the past. If this is applied to the news vendor, it is possible to add a factor of forecasting in addition to the information on the distribution of demand in the past. This study assumes a situation when additional information (prediction information) about future demand is given in addition to the demand distribution in the news vendor model. The performance of the model was confirmed by comparing the optimal profit value of the proposed model (Interval division model) and the comparison model (Normal assumption model, Distribution free model).

Keywords: Newsvendor, Demand, Interval division, Normal assumption, Distribution free

Ⅰ. 서론

뉴스벤더 모델에서는 수요 분배에 대한 제한된 정보가 주어진 상황에 단일 기간, 단일 상품의 재고 문제를 다룬다(Porteus, 1990). 뉴스벤더 모델은 수요정보와 상품의 가격정보를 이용하여 최적주문량(Order quatity)계산을 가능하게 해준다. 그러나, 수요 불확실성이 커짐에 따라 수요 발생의 분포도 복잡해져 최적주문량 계산이 어렵게 되었다. 뉴스벤더 모델에서는 수요정보와 상품의 가격정보를 정확하게 알 수 있다면 이론적인 최적값을 산출할 수 있다. 일반적으로 상품의 가격정보는 쉽게 구할 수 있다. 미래의 수요정보는 알 수 없기 때문에 과거의 수요정보들을 특정 수요분포에 적합시키고 해당 분포 안에서 수요가 발생할 것으로 가정한다. 불확실성이 커지면 수요분포가 복잡해지고 이상점 등의 포함으로 발생가능한 수요의 범위가 넓어진다. 과거의 뉴스벤더 모델들은 과거의 수요분포가 어떤 분포인지(정규분포, 포아송분포 등)를 고려한 모델과 분포와 무관한 최적값을 산출하기 위한 모델(자유분포모델)에 초점이 맞춰져왔다. 다시 말하면 과거의 연구들은 수요의 불확실성을 줄이기보다, 불확실성을 포함한 수요에도 적응할 수 있도록 뉴스벤더 모델의 강건성을 확보하는데 초점이 맞춰져 있다고 할 수 있다.

수요의 불확실성을 줄이는 방법은 존재한다. 불확

논문접수일: 2020. 00. 00
게재확정일: 2000. 00. 00
* 주저자: mhj1667@gmail.com
** 교신저자: chlwlsdn8570@gmail.com

실성이 포함되어 복잡해진 수요분포에서 미래에 나타날 수요의 범위를 예측하면 고려하지 않아도 될 불확실성이 같이 제거된다. 예측기법 또한 발달해왔다. 과거의 수요패턴을 분석하여 시계열 정보를 분할하는 통계적 기법부터 확률에 기반한 수리적 모델 등 예측 정확도 향상을 위한 연구가 많이 이루어졌다. 예측은 미래 수요가 어느지점에서 발생할지 추측 가능하게 해준다. 과거의 연구에서 뉴스벤더 모델의 수요정보에는 예측에 대한 정보가 포함되지 않았다. 예측은 미래 수요 발생지점에 대한 정보를 제공한다는 점에서 뉴스벤더 모델에 반영될 필요가 있다.

본 연구에서는 예측정보가 포함된 수요정보가 주어졌을 때 뉴스벤더 모델에 미치는 영향을 살펴보았다. 수요정보의 영향을 과거의 뉴스벤더 모델들(정규분포모델, 자유분포모델)과 본 연구에서 제안하는 구간분할모델에 적용하여 각 모델의 성능을 비교하였다. 구간분할모델은 정규분포모델과 자유분포모델의 장점인 높은 최적값 산출과 높은 강건성을 모두 반영할 수 있도록 구성되었다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 과거에 연구된 기존 여러 뉴스벤더 모델과 수요 불확실성 감소를 위한 예측에 대해 소개한다. 3장에서는 제안모델인 구간분할모델에 대해 설명하였다. 4장에서는 실험방법에 대해 설명하고 5장에서 실험 결과를 분석하였다. 마지막으로 6장에서 본 논문의 성과와 발전방향을 제시한다.

Ⅱ. 이론적 배경

2.1 뉴스벤더 모델

뉴스벤더 모델에서 주문의 기회는 한번이며 한번의 주문으로 미래의 수요를 충족시켜 최대의 이익을 창출해야 한다. 주문량이 실제 판매량보다 많다면 잔존 재고(overage cost)가 발생하고, 적다면 재고부족(underage cost)으로 인한 판매의 기회비용이 발생한다. 그러므로 적절한 재고량을 준비하는 것은 중요하다. 수요의 분포를 가정한 재고량 최적화 알고리즘에 대한 과거의 연구가 있었다. Terwiesch & Cachon(2012)은 수요가 정규분포를 따른다면 최적값은 수식대로 산출된다고 주장하였다. 수많은 자연현상이 정규분포를 따르며 분포와 관계없이 분포들이 무수히 모이면 결국 분포들의 평균은 정규분포를 따르게 되므로 일반적으로 많이 사용되는 분포이다. 단, 실제로 최적값을 산출해야하는 현실 세계의 수요는 정규분포를 따르는 경우가 많지 않다는 점에서 불확실성이 존재할 수 있다. 그럼에도 불구하고 본 연구에서는 정규분포모델을 비교모델로 선정하였다. 이는 안정성을 가진 수요가 발생했을때 정규분포모델이 가지는 높은 최적값의 정도를 확인하고 구간분할모델과 비교하기 위함이다. 정규분포 외에도 특정분포를 가정하여 최적화하기 위한 연구들이 있었다. Daskin et al.(2002)은 수요 발생은 매번 독립적이고 포아송 프로세스를 따른다고 주장하였다. 수요분포를 수요들의 합집합 개념으로 두고 여러 분포로 분할하는 라그랑지안 완화(Lagrangian relaxation) 최적화 알고리즘을 사용함으로써 분포의 차원을 낮춘 다항식 분포의 수요 예측 모델을 제시하였다.

가격정보와 수요정보를 정확히 알 수 있다면 뉴스벤더 모델을 통해 수리적인 최적재고량을 도출할 수 있다. Benzion et al.(2010)은 실제로 수요정보를 정확히 아는 것은 불가능하므로 뉴스벤더 모델에서 분포를 가정하는 것은 무의미하다고 주장하였다. 현실의 수요에는 불확실성이 포함되므로 특정 분포에 수요분포를 적합하는 것은 바람직하지 않다. 수요분포를 특정 분포에 적합시키지 않고 최적값을 도출하기 위한 연구들이 있었다. Gallego & Moon(1993)은 수요 분포에 대한 정보가 평균과 분산만으로 한정된 경우의 자유분포모델(Distribution free)을 제안했다. 이 모델은 이익이 최소화되는 최악의 상황을 따르는 수요 분포가 발생한다고 가정하고 최저이익들 중 최고값을 선정하는 최저이익최대화(Maximin) 의사결정 방법을 따른다. 자유분포모델은 제한된 정보를 이용하여 발생가능한 모든 수요를 고려하여 최적값을 도출하므로 수요분포 형태에 대한 강건성을 가진다. 발생가능한 모든 수요를 고려한다는 것은 확률이 작은 경우의 수까지 고려한다는 의미이며 이로인해 자유분포모델은 최대 이익값 도출시 실제와 동떨어진 값을 제시하는 경우도 발생한다는 한계가 있다. 본 연구에서는 정규분포모델과 함께 분포자유모델을 비교모델로 선정하였다. 이는 안정적인 정규분포의 경우와 반대로 불확실성이 포함된 분포가 발생하였을때의 구간분할모델의 강건성을 비교하기 위함이다. Perakis & Roels (2008)는 분포에 대한 평균, 분산 외 여러 정보가 주어지는 상황을 가정하였다. 모델의 의사결정은 최대후회를 최소화(Minimax regret)하는 기준을 따른다. 그 외에도 Aryanezhad et al.(2012)는 수요의 불확실성으로 인해 발생하는 주문량과 실제 배송된 양의 차이에 주목했다. 이 차이가 공급사슬을 흐르면서 발생시키는 차이를 비선형 회귀식으로 도출하고 공급 사슬 전체를 고려한 시스템적인 접근법으로 최적값을 산출하였다.

과거의 뉴스벤더 모델들은 분포를 가정하여 적합하거나 분포를 가정하지 않고 평균과 분산의 정보를 활용하여 최적값을 도출하고자 하였다. 현실의 불확실성이 분포에 포

함되면서 실제 분포는 복잡해지므로 특정 분포를 가정하여 적합하는 방법은 실제 적용에 한계가 있다. 분포를 가정하지 않는 모델들은 불확실성이 포함되어도 최적값을 도출한다는 점에서 강건하다고 할 수 있으나 도출된 최적값에 대한 만족도가 떨어진다는 한계가 있었다.

2.2 수요예측

뉴스벤더 모델의 목적은 미래의 수요를 충족시켜 최대의 이익을 창출하기 위한 모델이다. 예측을 통해 미래의 수요정보를 알 수 있다면 가격정보와 함께 산술적인 계산이 가능하다. 뉴스벤더에 수요예측을 적용한다는 것은 수요분포 중 어느 부분에서 미래의 수요가 발생할 것이라고 예측하는 것이다. 수요예측 정확도가 높아질수록 미래에 발생할 수요의 범위를 좁힐 수 있게 된다.

예측을 위해 과거의 데이터를 특정분포에 적합하는 연구가 있었다. Sherbrooke(2006)는 포아송 분포를 기반으로 파레토 최적화 알고리즘을 개발하였고, Yang & Yin(2019), Zammori et al.(2020)은 와이블 분포에 적합하여 예측하였다. 이 연구들은 과거의 데이터를 적합하여 특정분포의 파라미터를 추정하는 방법이고, 해당 데이터가 아니면 효과가 떨어지는 한계가 있다. Hyndman and Athanasopoulos(2018)는 예측을 위해 자기회귀 이동평균(ARIMA), 지수평활(Exponencial smoothing), 주기 및 추세 분할(Seasonal trend decomposition) 등의 여러 방법들이 연구되어 왔다고 하였다. 최근에는 시계열을 중심으로 추세(trend), 주기(seasonal)와 다른 회귀 요소들을 일반화 가법 모형(Generalized Additive Model) 방법으로 결합하는 프로핏(Prophet) 알고리즘을 이용한 예측 방법이 개발되기도 하였다(Taylor, S.J. & Letham, B., 2018).

뉴스벤더의 최적값 산출을 위해 예측기법을 사용하기도 했다. Oroojlooyjadid,A.(2020)는 뉴스벤더 모델에 확률분포를 적합하기 어렵다는 한계를 극복하기 위해 딥러닝 기술을 활용하였다. 딥러닝 최적화 알고리즘은 수요 데이터에서 회귀특징들을 도출하고 인공 신경망을 구성하여 높은 정확도의 최적값을 예측할 수 있으나 딥러닝의 특징상 예측머신의 훈련용 데이터가 다량으로 필요하다는 한계가 있다. Huber, J. et al.(2019)은 기존의 뉴스벤더 모델에서 수요분포 적합을 위해 사용된 다량의 수요 데이터의 용도를 바꾸는데 주목했다. 여기에는 머신러닝 예측을 기반으로한 데이터 처리법이 적용되었다. 이는 특정 수요분포에 적합하지 않는다는 장점이 있으나 데이터가 많이 필요하다는 한계가 있다. 그 외에도 최적화되어 있는 뉴스벤더 모델을 가정하고 새로운 상품이 도입될 때 뉴스벤더에 편향을 제거한 휴리스틱을 적용하면 정확도 높은 최적값을 도출할 수 있다(Khouja, M. et al., 2002)는 연구도 있었다.

머신러닝 등의 데이터 처리를 이용한 수요 예측 방법은 정확도가 높다는 특징이 있으나 훈련 데이터가 대량으로 요구된다는 한계가 있었다. 과거의 연구들은 특정 분포에 수요분포를 적합하거나 분포를 가정하지 않고 데이터 처리를 이용한 방법들은 많이 연구되었으나 예측한 수요를 이용하여 수요분포의 불확실성을 줄이기 위한 연구는 미진한 편이다.

Ⅲ. 구간분할모델(Interval division model)

과거의 뉴스벤더 모델은 수요를 특정분포에 적합하여 높은 최적값을 추구하거나, 수요분포에 관계없이 최적값을 산출할 수 있는 높은 강건성을 추구하였다. 두 특징간의 관계는 양립하지 않고 trade-off 관계를 가진 것처럼 연구되어 왔다. 구간분할모델은 최적값과 강건성 사이의 trade-off 관계를 없애고 두 가지 장점을 모두 가지도록 구성되었다. 우선 구간분할모델은 특정 분포 가정에 의존하지 않으므로 높은 강건성을 유지하면서 전반적으로 높은 이익 산출을 기대할 수 있다. 예를들어 정규분포 수요가 발생하면 정규분포모델보다는 낮은 최적값을 가질 수 있으나 자유분포모델보다는 높은 최적값을 기대할 수 있다. 만약, 정규분포의 수요가 아닌 불확실성이 포함된 수요 분포가 발생한다면 구간분할모델은 비교모델들보다 높은 최적값을 기대할 수 있다.

구간분할모델은 최저이익최대화 의사결정 방법으로 작동한다는 점에서 자유분포모델과 비슷하다. 수요구간을 분할하고 각 분할된 구간에서 수요가 발생했다고 가정하였을 때 최저 이익을 기대할 수 있는 준비량을 해당 분할구간의 후보로 선정한다. 모든 분할 구간 후보의 평균이 최적값 후보가 된다. 여러 최적값 후보중 최대값을 선택하여 최종 최적값으로 결정한다. 구간분할모델의 작동 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

1. 전체 수요구간을 백분위 기준 i개로 분할한다.

2. 준비량 q에 따라 기대 손해비용이 최대가 되는 수요구간을 후보 수요구간(wd_i)으로 지정한다.

3. 준비량 q와 구간별 수요(wd_1, wd_2 ,…, wd_L)의 기대 손해비용은 총 L개 이다.

4. 기대 손해비용들의 평균을 준비량이 q인 경우의 최적값 후보로 선정한다. 이때 평균을 사용한 이유는 수요범위를 백분위 기준으로 분할하였으므로 구간별 발생확률은 모두 동일하기 때문이다.

5. 후보값들 중 기대 손해비용이 가장 적을때의 준비량 q를 최종 최적값으로 선정한다.

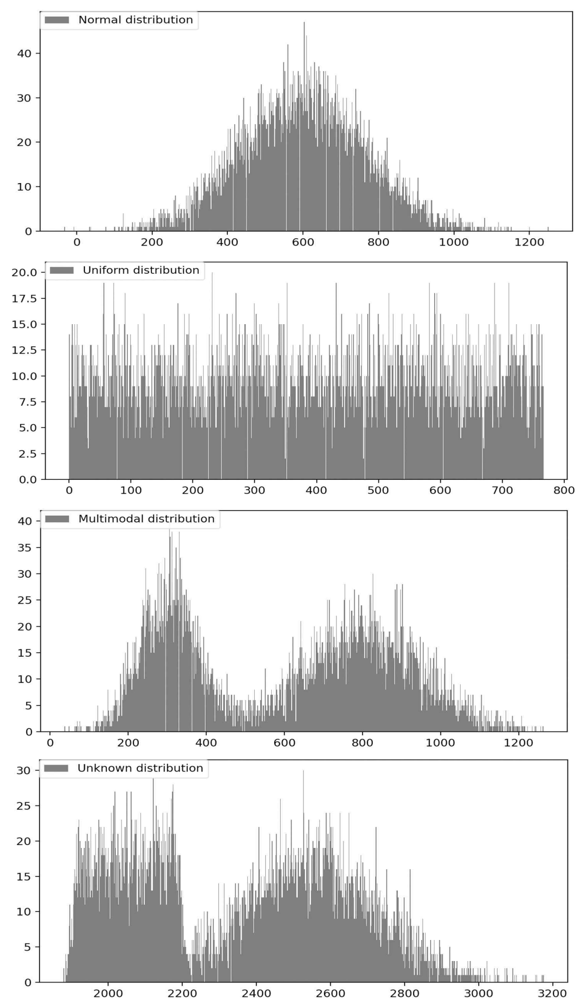
구간분할모델은 수요구간을 분할하고 각 분할 지점에서 q가 발생하였을때의 최저 이익값을 계산한다. 수요구간을 분할하기 때문에 수요분포의 형태와 무관하게 최적값을 구할 수 있어 강건성이 높다.

수요구간의 분할 수가 많으면 특정분포를 가정하고 최적값을 도출하는 형태와 유사해진다. 반대로 분할 수가 적으면 분포와 무관하게 최저이익최대화 의사결정을 내리는 자유분포모델과 유사하다. 즉, 구간분할모델은 과거에 연구된 수요를 특정분포에 적합시키는 방법과 분포와 무관하게 최적값을 도출하는 두가지 방법의 중간에 위치하여 두가지 장점을 모두 취할 수 있는 모델이다.

Ⅳ. 실험방법

실험은 미래 수요가 어디서 발생한다는 ①예측정보가 없는 경우와 ②예측정보가 있는 경우 2가지로 구분된다. 2가지 상황에서 정규분포모델, 자유분포모델, 구간분할모델의 성능을 비교한다. 뉴스벤더 모델의 목적은 미래 수요를 대비한 최적의 재고량을 산출하여 이익을 최대화하는 것이다. 따라서 실험을 통한 평가지표로는 모델에서 산출한 최적 이익값이 적절하다. 최적 이익 계산을 위해서는 판매가(price), 원가(cost), 폐기값(salvage)이 필요하다. 판매가와 폐기값은 각각 10과1인 상황으로 가정하였다. 원가는 판매가와 폐기값의 사이에 위치한다. 마진은 원가의 위치에 따라 결정된다. 원가의 위치 비율(beta)을 조절하여 다양한 마진을 남기는 상황을 묘사하였다. 본 실험에서는 원가가 판매가와 가까운(마진이 적은) 경우, 원가가 폐기값과 가까운(마진이 큰) 경우와 원가가 판매가와 폐기값의 중간위치에 있는 경우 3가지의 최적 이익값을 산출하였다. 원가의 위치 비율은 0.2, 0.5, 0.8을 설정하였다. 원가는 (p - s) × beta + s로 계산된다. 예를들어, 원가의 위치 비율이 0.2라면 원가는 (10 - 1) × 0.2 + 1 = 2.8로 계산된다. 즉, 판매가 10, 폐가값 1 대비 원가 2.8(beta = 0.2)은 마진이 큰 경우에 해당한다.

판매가, 폐기값, 원가가 정해지면 수요분포에 따라 최적 이익을 계산할 수 있다. 수요분포는 정규분포(Normal distribution), 일양분포(Uniform distribution), 쌍봉분포(Multimodal distribution), 임의분포(Unknown distribution)로 총 4가지를 부여하였다. 임의분포는 강건성 비교를 위해 만든 분포로 일양분포, 감마분포, 쌍봉분포를 섞어 만든 임의의 모델이다. 각 분포에서 샘플을 추출한 값이 수요분포로 입력된다. 각 분포의 형태는 <그림 4-1>와 같다.



<그림 4-1> 실험대상 수요분포

4.1 예측 정보가 없는 경우

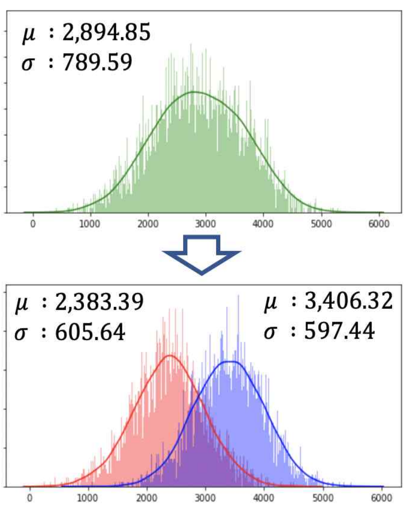
예측정보가 없을때 정규분포모델은 수요가 정규분포를 따른다고 가정하므로 정규분포에서 좋은 성능을 보일것으로 예상된다. 반면, 정규분포모델은 강건성이 약하므로 나머지 분포에서는 상대적으로 성능이 좋지 않을 것이다. 자유분포모델은 수요분포 전체의 평균과 분산을 활용한다. 자유분포모델은 정규분포와 일양분포에서 좋은 성능을 보일 것으로 예상된다. 상대적으로 쌍봉분포와 임의분포에서는 전체 평균과 분산으로 수요분포 전체를 설명하기 힘들기 때문에 상대적으로 성능이 좋지 않을 것이다. 예를들어

쌍봉분포의 경우 왼쪽의 수요구간과 오른쪽 수요구간의 평균과 분산이 서로 다르다. 쌍봉분포 전체에서 산출한 평균과 분산은 두 수요구간 모두 설명할 수 없다. 다시 말하면 자유분포모델 역시 수요분포의 불확실성이 커지면서 최적값을 구하는데 한계가 발생할 것이다. 구간분할모델은 수요분포의 구간을 분할하므로 수요분포의 불확실성이 클수록 비교모델보다 성능이 좋을 것이다.

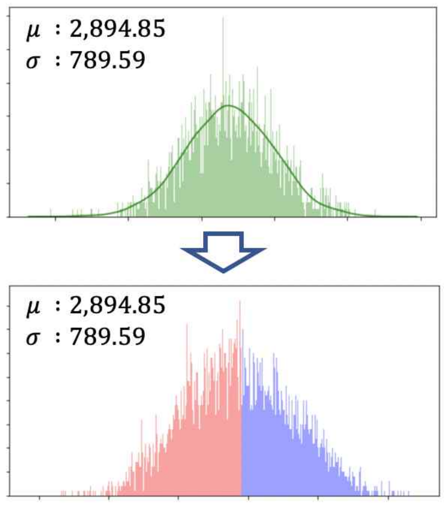
예측정보가 없는 경우의 실험에서는 수요분포별로 각 10,000개의 샘플을 임의로 추출하여 8,000개를 훈련 데이터로 사용하고 2,000개를 테스트 데이터로 사용하였다. 각 모델은 훈련 데이터에서 최적 재고값을 산출하고 이를 바탕으로 테스트 수요가 발생 하였을때 획득하는 최종 이익값을 계산하였다. 이와같은 테스트를 1,000회 반복 시뮬레이션하여 성능척도로 수요분포별 최종 이익값을 비교하였다.

4.2 예측 정보가 있는 경우

예측으로부터 수요가 어느 구간에서 발생할 것이라는 정보를 획득하면 <그림 4-1>의 수요분포와는 다른 형태의 분포가 적용되어야 한다. 예를들어 정규분포의 봉우리는 하나이다. 수요가 정규분포의 좌측부분이나 우측부분에서 발생할 것이라는 정보가 주어졌다고 가정한다면 정규분포 모델과 자유분포모델에 입력되는 평균과 분산의 정보가 변경되어야 한다. 다시 말하면, 두 모델은 예측정보가 따라 추가됨에 원래 정규분포의 평균과 분산이 아닌 <그림 4-2>와 같이 좌측이나 우측구간에 맞춘 평균, 분산으로 모델 입력 정보를 변경해야 한다. 한편, 예측정보의 추가는 수요발생 구간을 줄여서 불확실성을 감소시킨다. <그림 4-2>의 하단그림에서 좌측의 분포는 수요구간이 약 0 ~ 5,000으로 원래 분포의 수요구간인 약 0 ~ 6,000에 비해 좁아졌다. 분산 역시 789.59에서 605.64로 줄어줄었다. 즉, 정규분포모델과 자유분포모델에서 예측정보가 추가되면 평균과 분산이 줄어든 수요분포를 획득할 수 있고 최적 이익값도 높아질 것으로 예상할 수 있다. 단, <그림 4-2>의 실제 적용에는 한계가 있다. 주어진 정보는 수요예측 결과 정규분포의 좌측에서 수요가 발생한다는 정보이다. 해당 수요구간의 평균과 분산은 정보로 주어지지 않았으므로 <그림 4-2>와 같은 수요분포의 분할은 불가능하다. 이 경우 <그림 4-3>과 같이 모분포의 평균과 분포를 적용하고 정보가 주어진 구간의 과거 데이터만을 훈련시켜야 한다.



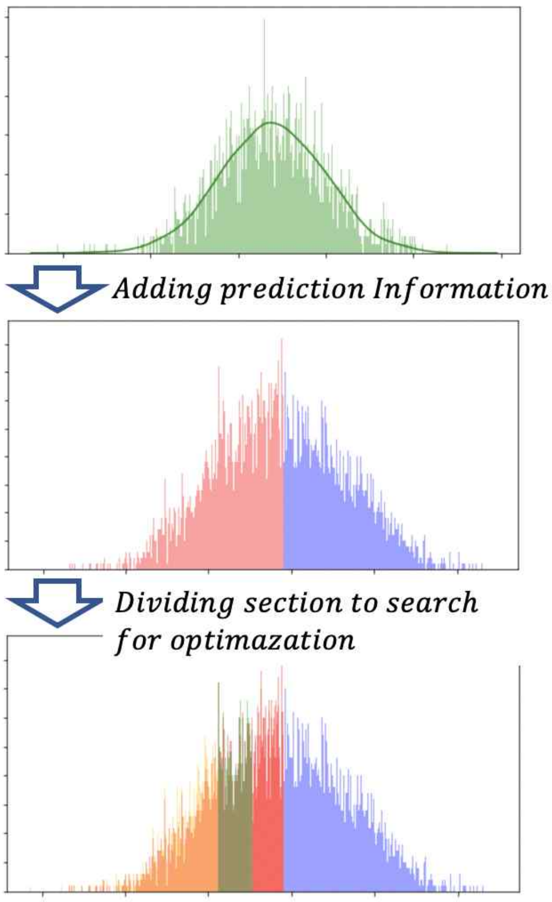
<그림 4-2> 예측정보 추가에 따른 불확실성 감소



<그림 4-3> 제한된 예측정보 상황의 수요분포

반면, 구간분할모델에서는 수요분포의 평균과 분산을 입력받지 않는다. 3장에서 서술한바와 같이 구간분할모델은 수요분포를 백분율 기준으로 분할한다. 구간분할모델에 예측정보가 주어지면 불확실성이 줄어든 수요구간을 다시 분할하여 최적값을 산출한다. <그림 4-4>는 구간분할모델에 예측정보가 주어진 상황을 도식화한 것이다. 구간분할모델에서 최초의 분포와 최종적으로 최적 준비량이 나올 것이라고 가정하는(구간 분할된) 수요분포 구간의 크기는 차이가 많이 난다. 구간분할모델에 예측정보가 추가되면 불확실성이 작아진 수요구간에서 최저이익 최대화 의사결정을 위해 구간을 더 잘게 나눈다. 다시 말하면 수요 발생이 기대되는 구간을 더 줄인 상태로 변환 후 최적값을 산출하므로 최적 이익값도 높아질 것으로 예상할 수 있다.

실험에서는 분포의 중점((minimum + maximum) ÷ 2)을 기준으로 중점보다 작은 부분에서 다음의 수요가 발생한다고 가정하였다. 즉, 분포의 50% 미만 부분에서 수요



<그림 4-4> 구간분할모델의 불확실성 감소 과정

가 발생한다는 예측정보를 부여한 것과 같다. 예측정보가 주어졌기 때문에 훈련 데이터와 테스트 데이터의 양도 줄어든다. 수요분포별로 10,000개의 수요분포 샘플에서 중점을 기준으로 좌측의 5,000개를 8:2의 비율로 나눈 4,000개의 훈련 데이터와 2,000개의 테스트 데이터로 사용한다. 각 모델은 훈련 데이터에서 준비량을 산출하고 이를 바탕으로 테스트 수요가 발생하였을때 획득하는 최적 이익값을 계산하였다. 4.1절과 같이 테스트를 1,000회 반복 시뮬레이션하여 수요분포별 최적 이익값을 비교하였다.

V. 결과분석

5.1 예측 정보가 없는 경우

예측정보가 없는 경우 수요분포별로 각 모델이 산출하는 최적 이익값을 <표 5-1>과 같이 비교하였다. 최적 이익값은 원가의 위치 비율(beta)별로 산출한 모델의 평균대비 상대적 이익값의 평균이다. 예를들어 구간분할모델의 정규분포 최적 이익값 0.9984는 beta별 최적 이익값(beta=0.2일 때 0.9986, beta=0.5일 때 0.9974, beta=0.8일 때 0.9992)의 평균이다. 즉, 원가의 위치 비율과 관계없이 해당 모델에서 기대할 수 있는 최적 이익값이다.

<표 5-1> 예측정보가 없는 경우 모델별 최적 이익값

수요분포	정규분포모델	자유분포모델	구간분할모델
정규분포	1.001	1.0006	0.9984
일양분포	0.9959	1	1.0041
쌍봉분포	0.9955	0.998	1.0065
임의분포	0.9845	0.9854	1.0301
평 균	0.9942	0.996	1.0098

정규분포모델은 수요분포가 정규분포인 경우 최적 이익값 산출에 유리했으나 그 외의 수요분포에서는 비교모델 중 가장 낮은 최적 이익값을 산출하였다. 정규분포모델은 강건성이 낮아 수요분포가 정규분포에서 벗어나면 최적 이익값 산출에 상대적으로 불리하였다. 구간분할모델은 정규분포가 수요분포로 발생하는 경우를 제외하면 가장 높은 최적 이익값을 산출하였다. 이는 구간분할모델이 높은 강건성을 가지면서 발생 확률이 낮은 최적값이 후보에서 제외되기 때문이다. 이와 같은 구간분할모델의 특징은 자유분포모델의 약점이 보완된 것이다. 자유분포모델은 높은 강건성을 가지나 발생확률이 낮은 경우의 수까지 고려하기 때문에 구간분할모델에 비해 대체로 낮은 최적 이익값을 산출하였다. 자유분포모델은 정규분포 수요에서 구간분할모델보다 높은 최적 이익값을 산출하였다. 이는 자유분포모델이 구간분할모델에 비해 평균과 분산이라는 추가정보를 가지기 때문이라고 할 수 있다.

각 최적 이익값은 모델간 상대적인 비율 차이이므로 <표 5-1>에서 모델간의 최적 이익값 차이는 곧 최적 이익값의 차이 비율이 된다. 정규분포를 제외하면 수요분포는 일양분포, 쌍봉분포, 임의분포 순으로 복잡하다고 할 수 있다. 이때 구간분할모델은 복잡성이 커질수록 비교모델보다 높은 최적 이익값을 산출하였다. 즉, 강건성이 높으면서 합리적인 최적 이익값을 산출한다고 할 수 있다.

수요분포에서 beta에 따른 모델별 최적 이익값을 비교하면 <그림 5-1>과 같다. 각 그래프에서 x축은 beta, y축은 해당 beta에서 평균 대비 모델이 산출한 최적 이익값이다. 해당 beta에서 모델간 y값의 차이는 최적 이익값 차이 비율이 된다. 정규분포와 일양분포에서는 모델간의 차이가 비교적 크지 않다. 정규분포와 일양분포에서는 일양분포의 beta = 0.8인 경우에 가장 큰 차이가 난다. 이때 최적 이익값은 구간분할모델 = 1.007908, 정규분포모델 = 0.991858이며 차이는 0.01605이다. 이는 약 1.61%의 차이이다. 쌍봉분포의 경우 beta = 0.2인 경우에 가장 큰 차

이가 발생하였으며 이때 차이는 1.85%이다. 임의분포는 수요분포의 복잡성이 가장 크다고 할 수 있다. 임의분포 beta = 0.8에서 차이는 5.75%이다.

예측 정보가 없는 경우 정규분포모델은 정규분포 수요에서만 높은 최적 이익값을 보였다. 그 외의 분포에서는 구간분할모델이 가장 높은 최적 이익값을 산출하였고, 수요분포의 복잡성이 커질수록 구간분할모델과 비교모델들간의 최적 이익값 차이는 커졌다. 즉, 불확실성이 커질수록 구간분할모델의 성능이 좋다고 할 수 있다.

5.2 예측 정보가 있는 경우

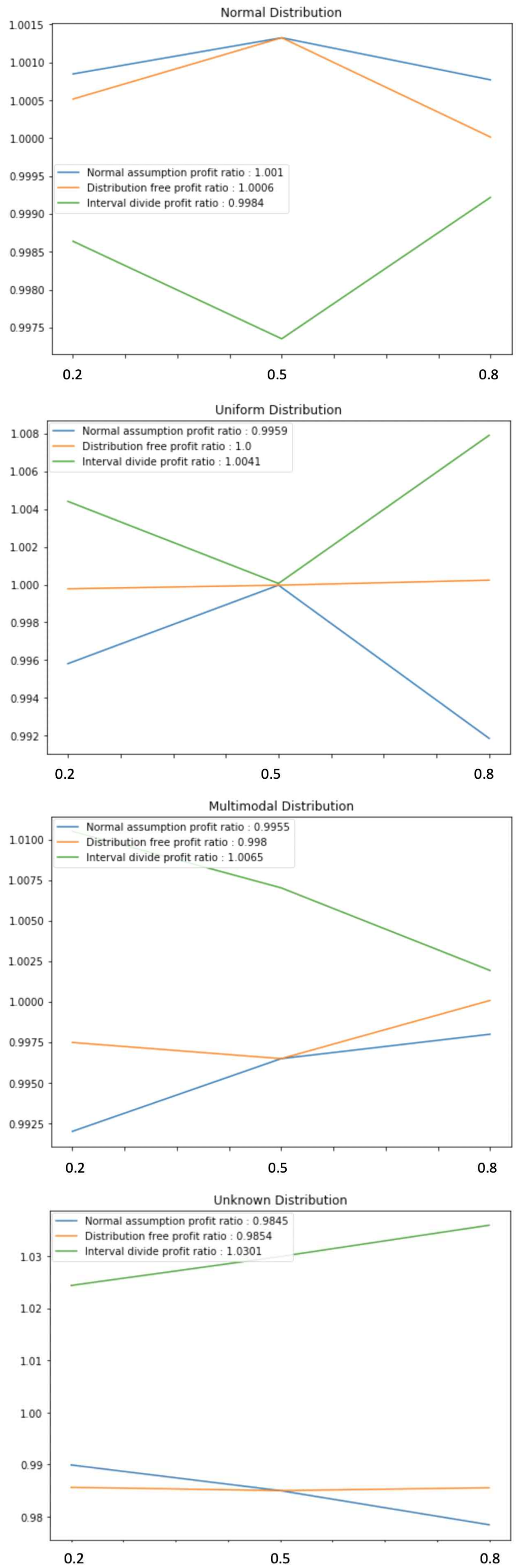
예측정보가 있는 경우 모델들의 최적 이익값은 <표 5-2>와 같다. <그림 4-3>과 같이 정규분포가 반으로 잘려서 더 높은 강건성을 요구함에도 불구하고 정규분포모델은 자유분포모델보다 높은 최적 이익값을 산출하였다. 정규분포모델은 평균과 분산의 정보를 알고 안정적인 수요분포가 주어질 때 자유분포모델보다 최적 이익값 산출에 유리하다고 할 수 있다. 자유분포모델은 평균과 분산의 정보를 이용하면서도 낮은 확률의 수요까지도 고려하기 때문에 안정적인 분포의 경우 특정분포모델보다 낮은 최적값을 구한다. 한편 구간분할모델은 평균과 분산의 정보를 활용하지 않는다. 구간분할모델에서 예측정보는 수요발생 범위를 축소시키고 훈련 대상 데이터의 범위를 줄이므로 높은 최적값을 산출에 유리하게 활용된다.

<표 5-2> 예측정보가 있는 경우 모델별 최적 이익값

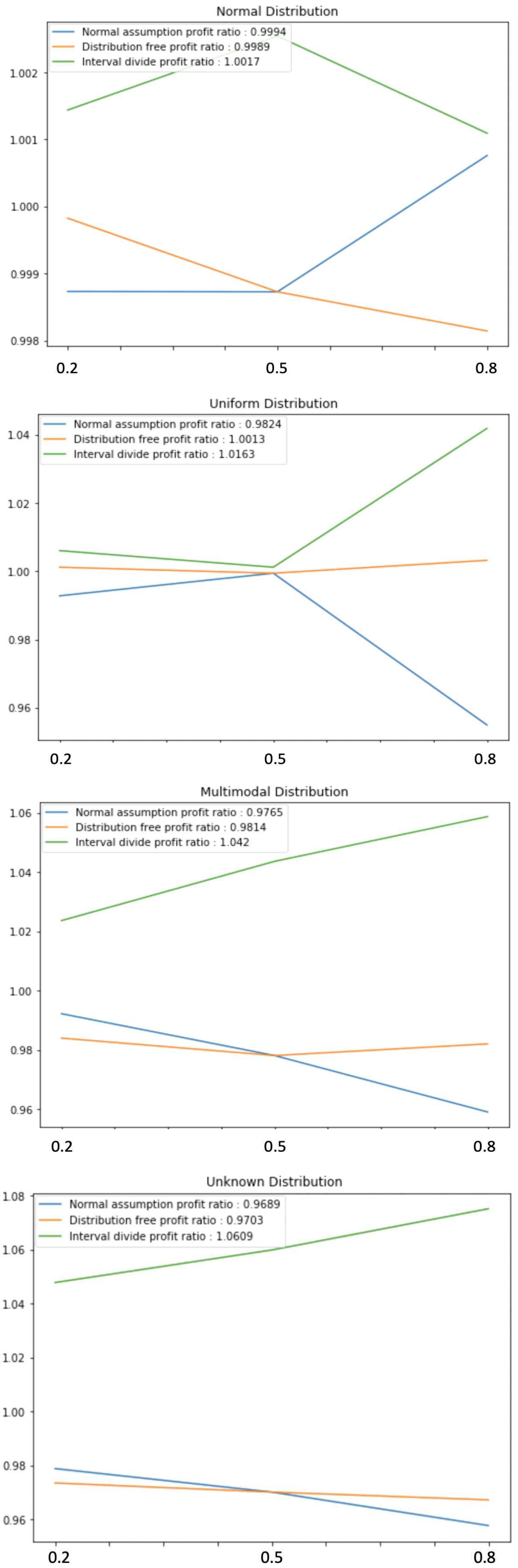
수요분포	정규분포모델	자유분포모델	구간분할모델
정규분포	0.9994	0.9989	1.0017
일양분포	0.9824	1.0013	1.0163
쌍봉분포	0.9765	0.9814	1.0420
임의분포	0.9689	0.9703	1.0609
평　균	0.9818	0.9880	1.0302

일양분포에서 임의분포로 분포가 복잡해지면서 5.1절에서와 같이 구간분할모델과 비교모델의 최적 이익값 차이가 커졌다. <표 5-1>과 <표 5-2>의 평균을 비교하면 최적 이익값의 차이가 더 커졌음을 확인할 수 있다. 구간분할모델의 평균은 1.0098에서 1.0302로 예측정보가 추가되면서 구간분할모델의 효율이 약 2.04% 향상되었다.

수요분포에서 beta에 따른 모델별 최적 이익값을 비교하면 <그림 5-2>과 같다. 정규분포에서는 모델간의 차이가 크지 않았다. 정규분포 수요에서는 beta = 0.5에서 가장 큰 차이(0.38%)가 발생하였다. 일양분포는 beta = 0.8에서 8.68%, 쌍봉분포는 beta = 0.8에서 9.97%, 임의분포는



<그림 5-1> 예측정보가 없는 경우 beta별 최적 이익값



<그림 5-2> 예측정보가 있는 경우 beta별 최적 이익값

<표 5-3> 수요분포/모델별 최적 이익값 최대 차이(%)

수요분포	예측 정보 유무	
	무	유
정규분포	0.39	0.38
일양분포	1.61	8.68
쌍봉분포	1.85	9.97
임의분포	5.75	11.73
평 균	2.4	7.69

beta = 0.8에서 11.73% 차이가 발생하였다. 예측정보의 유무에 따른 수요분포별/모델별 최대 차이를 비교하면 <표 5-3>과 같다.

예측 정보의 유무는 모델이 복잡할수록 영향이 컸다. 정규분포의 경우 최대 차이는 줄었지만 예측정보가 추가되면서 정규분포모델보다 구간분할모델의 최적 이익값이 더 커졌다는데 의미가 있다. 예측정보가 포함되면 정규분포 봉우리의 좌측 데이터만을 활용하므로 정규분포의 모양자체가 바뀌는 형태가 되어 정규분포모델의 효율성이 떨어진다. 즉, 정규분포모델은 정규분포 수요에서 발생하는 효율성을 활용하는데 제한이 생긴다. 정규분포를 제외하면 구간분할모델의 최적 이익값이 가장 높았고 비교모델과의 차이는 수요분포가 복잡할수록 커졌다. 예측정보가 있는 상황의 임의분포에서는 11.73%까지 차이가 발생하였다. 예측정보는 평균 5.29%의 차이를 발생시켰다.

VI. 결론

본 연구는 뉴스벤더 모델에서 수요예측에 따른 수요정보 추가가 미치는 영향에 대해 연구하였다. 수요분포를 가정하는 정규분포모델과 수요분포를 가정하지 않는 자유분포모델은 공통적으로 평균과 분산을 정보로 받는다. 구간분할모델은 분포를 가정하지 않고 평균과 분산 정보도 받지 않는다. 구간분할모델은 수요분포를 분할하여 각 구간의 최악의 결과들로부터 최선의 값을 산출한다.

본 연구는 수요예측을 통해 얻은 추가정보를 뉴스벤더 모델에 반영하였다는데 의의가 있다. 수요예측 정보는 수요발생 구간을 축소시킴으로서 불확실성을 감소시키는 효과가 있다. 구간분할모델은 비교모델에 비해 수요분포의 복잡성이 커질수록 최적 이익값 산출에 유리했다. 즉, 구간분할모델은 수요분포의 평균과 분산 정보에 제약을 받지 않아 수요예측 정보를 효율적으로 활용할 수 있다. 예측정보가 없는 경우 수요분포가 복잡해지면서 비교분포와의 차이는 최대 5.75% 차이(임의분포에서 beta=0.8인 경우의 구간분할모델과 정규분포모델의 차이)가 발생했다.

한편 예측정보가 있는 경우 구간분할모델과 비교모델은 최대 11.73%의 차이(임의분포에서 beta=0.8인 경우의 구간분할모델과 정규분포모델의 차이)가 발생하였다. 구간분할모델은 수요분포가 복잡해지는 경우에 높은 강건성을 유지하면서 효율적인 최적 이익값을 산출하였다.

본 연구의 결과는 수요에 불확실성이 포함되는 경우에 효과적으로 활용될 수 있다. 예측정보가 없는 경우 정규분포모델이 정규분포 수요에서 가장 좋은 성능을 발휘한 바와 같이 모델에서 가정한 분포가 수요정보와 일치하면 최적 이익값 산출에 유리하다고 할 수 있다. 그러나 현실의 데이터에는 이상점 등의 불확실성 요소가 많이 포함된다는 점을 고려하면 구간분할모델이 특정분포를 가정하는 모델보다 일반적으로 좋은 성능을 발휘할 것이다.

예측을 통해 수요예측 정보가 주어지면 수요 발생범위가 줄어드는 것이므로 수요분포의 불확실성이 줄어든다. 정규분포모델과 자유분포모델에 예측정보를 반영하기 위해서는 예측된 수요구간의 평균과 분산을 새롭게 도출하여 반영해야한다. 이는 수요분포를 새로 도출하는 것과 같다. 본 연구의 실험에서는 예측된 수요구간의 평균과 분산에 대한 정보는 주어지지 않고 오직 수요발생 구간에 대한 정보만 주어진 상황을 가정하였다. 정규분포모델과 자유분포모델에서 예측정보를 효과적으로 활용하는데 한계가 발생한다. 이들 모델에서 예측정보가 효과적으로 활용되기 위해서는 수요발생 구간에 대한 정보 외에 통계적인 추가 정보가 필요하다. 그러므로 수요예측 정보에 따라 통계적인 정보를 재산출하여 반영하고 모델간의 성능을 비교한다면 보다 현실적인 성능비교가 가능할 것이다.

참고문헌

문성암, 박우재, 윤봉규, 최경환. (2011). 연속형 뉴스벤더 모델에서의 휴리스틱에 관한 실험 연구. 로지스틱스연구, 19(2), 111-124.

문성암, & 석순복. (2013). 뉴스벤더 모델에서 의사결정자의 후회에 관한 실험 연구. 무역통상학회지, 13(2), 65-80.

문성암, 이준영, 박세훈. (2019). 수요 예측 과정에서 발생하는 수요 변동에 의한 정보 지연 효과에 관한 연구. 로지스틱스연구, 27(2), 47-61.

지원찬, 문성암. (2018). 부분정보 하 군 재고관리 모델의 효과적 주문량 조정 알고리즘 연구. 로지스틱스연구, 26(2), 71-90.

Aryanezhad, M. B., Naini, S. G. J., &Jabbarzadeh, A. (2012). An integrated model for designing supply chain networkunder demand and supply uncertainty. African journal of Businessmanagement, 6(7), 2678-2696.

Benzion, U., Cohen, Y., & Shavit, T.(2010). The newsvendor problem with unknown distribution. Journal ofthe Operational Research Society, 61(6), 1022-1031.

Bundschuh, M., Klabjan, D., & Thurston, D.L. (2003). Modeling robust and reliable supply chains. OptimizationOnline e-print.

Cachon, G., & Terwiesch, C. (2008). Matchingsupply with demand. McGraw-Hill Publishing.

Daskin, M. S., Coullard, C. R., & Shen, Z.J. M. (2002). An inventory-location model: Formulation, solution algorithm andcomputational results. Annals of operations research, 110(1-4),83-106.

Huber, J., Müller, S., Fleischmann,M., & Stuckenschmidt, H. (2019). A data-driven newsvendor problem: Fromdata to decision. European Journal of Operational Research, 278(3),904-915.

Hyndman, R. J., Koehler, A. B.,Snyder, R. D., & Grose, S. (2002), A state space framework for automaticforecasting using exponential smoothing methods. International Journal offorecasting, 18(3), 439-454.

Khouja, M., Christou, E., &Stylianou, A. (2020). A heuristic approach to in-season capacity allocation ina multi-product newsvendor model. Omega, 102252.

McPhail,C., Maier, H. R., Kwakkel, J. H., Giuliani, M., Castelletti, A., & Westra,S. (2018). Robustness metrics: How are they calculated, when should they beused and why do they give different results?. Earth's Future, 6(2), 169-191

Oroojlooyjadid, A., Snyder, L. V.,& Takáč, M. (2020). Applying deep learning to the newsvendorproblem. IISE Transactions, 52(4), 444-463.

Schweitzer, M. E., & Cachon, G.P. (2000). Decision bias in the newsvendor problem with a known demanddistribution: Experimental evidence. Management Science, 46(3),404-420.

Sherbrooke, C. C. (2006). Optimalinventory modeling of systems: multi-echelon techniques (Vol. 72).Springer Science & Business Media.

Taylor, S. J., & Letham, B.(2018). Forecasting at scale. The American Statistician, 72(1), 37-45.

Wang, J., & Yin, H. (2019),Failure Rate Prediction Model of Substation Equipment Based on WeibullDistribution and Time Series Analysis. IEEE Access, 7, 85298-85309.

Zammori, F., Bertolini, M., &Mezzogori, D. (2020), A constructive algorithm to maximize the useful life of amechanical system subjected to ageing, with non-resuppliable spares parts.International Journal of Industrial Engineering Computations, 11(1), 17-34.