

Order quantity decision model and demand forecasting model for the daily necessity delivery services

박형빈, 손종환, 정봉주

연세대학교 산업공학과

hyungbin90@yonsei.ac.kr, bongju@yonsei.ac.kr

2021년 한국SCM학회 춘계컨퍼런스

Contents

1. 연구 배경
2. 연구 필요성 및 목적
3. 연구 방법
4. 연구 결과
5. 향후 연구
6. 참고 논문

1. 연구 배경

- 스마트폰의 보급과 1인가구의 증가와 함께 국내 배달 어플리케이션 이용자수 및 시장 거래 규모가 가파르게 상승하는 추세임.
- 기존 새벽배송을 넘어서 음식 배달 서비스 대행 업체인 '배달의 민족', '요기요' 등의 업체가 'B마트', '요마트' 라는 서비스로 "바로배송" 서비스를 출시하였으며 현재 수 천가지의 제품을 서비스 중.
- 특히 'B마트'의 경우 2020년 8월의 매출은 서비스 출시 시점 매출보다 963.3% 증가함 (CEO스코어데일리 2021.04.07)



<그림1> 배달앱 이용자수 및 거래 규모

2. 연구 필요성

- “바로배송” 서비스를 운영에 있어서, 부정확한 수요예측 및 주문량 결정 방식으로 인해 FC에서 빈번한 결품 및 다수의 폐기 재고가 발생하는 문제가 있음.
- 특히 판매중인 수 천가지의 제품에 대해서 제품별 유통기한, 리드타임 및 제품의 입고일이 다르며, 이는 재고를 관리하는데 어려움을 가중시킴.
- 실제 현장에서는 이러한 문제점을 대처하고자 판매자의 주관적인 판단이 들어가는 파라미터를 다수 추가한 주문량 모델을 사용하고 있으나 그 효과가 미미한 수준이며 일관성이 없음.
- 제품 특성 별 안전재고를 적용해 판매량 증감에 대한 대응이 필요

<연구 목표>

- “바로배송” 서비스를 위한 다수 제품에 대한 제품별 유통기한 및 리드타임을 고려한 수요예측 모델 및 주문량 결정 모델 개발
- 판매자의 주관적 파라미터를 제거하고 객관화된 모델을 통하여 모델의 일관성 유지
- 적정 재고보유량과 발주량을 통한 결품 및 폐기율 감소

3. 연구 방법

1) 제품별 일별 판매 데이터 분석을 통한 수요예측 모형 개발

- 한달 이상의 제품별 일별 판매 데이터를 확보하여 연구를 진행
- 각 데이터에 이상치를 제거 한 후, 회귀 분석 알고리즘을 다음의 수요 값을 예측
- 평균 절대 오차(MAE)와 평균 제곱근 로그 오차(RMSLE)을 사용하여 모델의 성능 평가

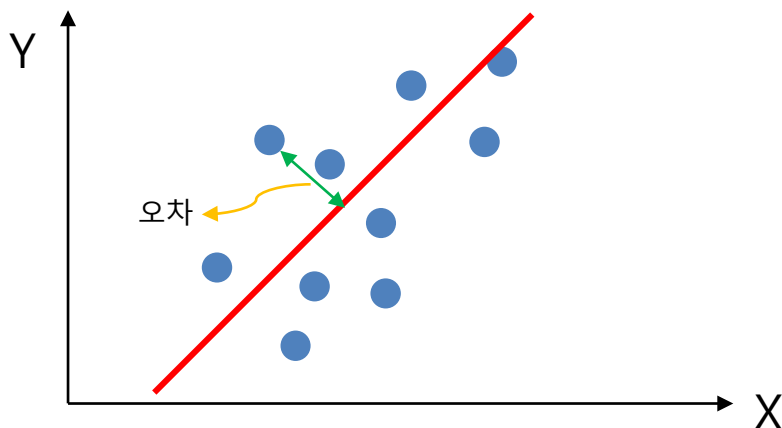
2) FC내의 적정 재고 보유량 및 발주량을 위한 주문량 결정 모형 개발

- 제품 별 상이한 입고 주기 및 발주 요일을 고려한 발주 시점 선택
- 주 단위당 제품의 입고 횟수를 기준으로 재주문점(Reorder point)과 정기발주(Fixed period) 모형 제안

3. 연구 방법

1. 수요예측 모형 개발

- 회귀 분석 모델
 - 과거 데이터의 선형 회귀식을 모델링하여 다음 수요를 예측
 - 회귀 모형이랑 시간(X)의 흐름에 따른 판매량의 변화(Y)의 관계를 설명하는 모형
 - 기존 과거의 판매량 데이터와 오차를 최소화하는 회귀식을 도출

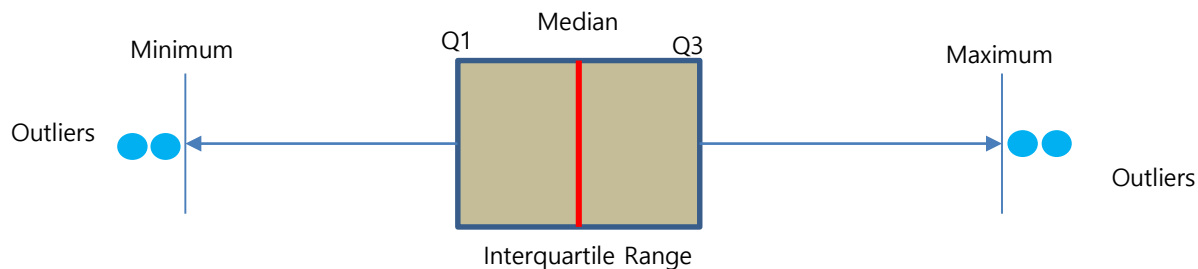


<그림2> 회귀 모형 예시

3. 연구 방법

1. 수요예측 모형 개발

- 이상치 제거
 - 사분위수 안의 값(Interquartile range)을 값을 구한 뒤 그 값의 범위를 벗어나는 경우 이상치로 판단
 - 사분위 범위
 - Quartile 3 – Quartile 1: 사분위 범위
 - 이상치 범위 구하기
 - Lower bound = Quartile 1 – 1.5 * IQR
 - Upper bound = Quartile 3 + 1.5 * IQR
- 본 연구는 회귀분석을 이용하기 전 수요 데이터의 이상치를 제어하는 이상치 제어 회귀 분석모형(Controlled Regression Analysis, C-REA)을 이용



<그림3> 이상치 범위

3. 연구 방법

2. 주문량 결정 모형 개발

1) 재주문점(Reorder point) 모형

- 입고 횟수가 한 주에 6일, 7일인 제품에 적용
- 재주문점은 모든 발주일마다 모니터링하여 현재고(I_T)와 입고 예정량 (S_T)의 합이 재주문점 미달일 때 주문
- 재주문점(R) = 수요예측 판매량 평균 (\bar{D}) * 리드타임(LT) + 안전재고(SS)
- 입고 주기(OC) = 주문일(T) + 리드타임(LT)
- 주문량(Q) = 입고주기 수요 예측의 합 + 안전재고

$$R = \bar{D} * LT + SS$$

$$\text{If}(I_T + S_T < R)$$

$$Q_T = \sum_K^{OC} D_k + SS + \sum \Delta D_t$$

Else

$$Q_T = 0$$

3. 연구 방법

2. 주문량 결정 모형 개발

2) 정기발주(Fixed period) 모형

- 입고 횟수가 5일 이하의 제품에 적용
- 업체에 따라 정해져 있는 정기 발주요일(=주문일)에 주문
- 주문일(R) = 입고 요일 - 리드타임(LT)
- 주문량(Q) = 입고 주기 동안 수요 예측의 합 + 안전재고 - 현재고

$$Q_T = \sum_K^{OC} D_k + SS + I_T$$

3. 연구 방법

2. 주문량 결정 모형 개발

3) 안전재고 결정

A. 안전재고 A 타입: 결품량 감소를 위한 안전재고

- 리드타임 * 판매량 평균 ($SS = LT * \bar{D}$)

B. 안전재고 B 타입: 제품 별 특성(결품율 & 폐기율)을 고려한 안전재고

- 안전재고 변동성 요인 * 수요 표준 편차 * $\sqrt{\text{리드 타임}}$ ($SS = \theta * \sigma * \sqrt{LT}$)
 - 안전재고 변동성은 과거 제품의 결품율과 폐기율 데이터를 반영
 - 제품의 결품율과 폐기율을 비교($\theta = 1 + \text{결품율}$ or $\theta = 1 - \text{폐기율}$)
- ✓ 제품의 결품이 급격하게 증가하는 상황에는 안전재고 A타입을 사용하고 그렇지 않은 일반적인 상황에서는 안전재고 B타입을 사용

3. 연구 방법

2. 주문량 결정 모형 개발

4) 리드타임에 따른 주문량 보정

- 다음 주문 시점까지 이전의 주문이 도착하지 않았을 시, 그 기간에 해당하는 수요 예측 값의 차이를 반영(리드타임 > 주문주기)
- 주문량(Q) = 입고 주기 동안 수요 예측의 합 + 안전재고 - 현재고 +
[이전 주문 시점 수요 예측 값 - 현 주문 시점 수요 예측 값]

$$Q_T = \sum_K^{OC} D_k + SS - I_T + \sum \Delta D_t$$

3. 연구 방법

성과 지표

1. 수요 예측 성과 지표

- Mean Absolute Error(MAE): 평균 절대 오차

- ✓ $MAE = \frac{1}{n} \sum |y - \hat{y}|$ (n : 데이터의 수, y : 실제 값, \hat{y} : 예측치)

- ✓ 측정값과 실제값의 정확한 차이 값을 비교하기 위한 지표

- Root mean square log error (RMSLE): 평균 제곱근 로그 오차

- ✓ $RMSLE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum [\log(\hat{y} + 1) - \log(y + 1)]^2}$

- ✓ 측정값과 실제값의 비율 차이를 위한 지표

- ✓ 각 제품마다 다른 스케일을 줄여줌

3. 연구 방법

성과 지표

2. 주문량 결정 성과 지표

- 주문량 성과지표(*performance Indicator, PI*)
- $performance\ Indicator(PI_i) = II_i + St_i + Di_i$
- II_i = 제품 i 의 정해진 기간 동안의 재고 보유량
- St_i = 제품 i 의 정해진 기간 동안에 발생한 결품량
- Di_i = 제품 i 의 정해진 기간 동안에 발생한 폐기량

4. 연구 결과

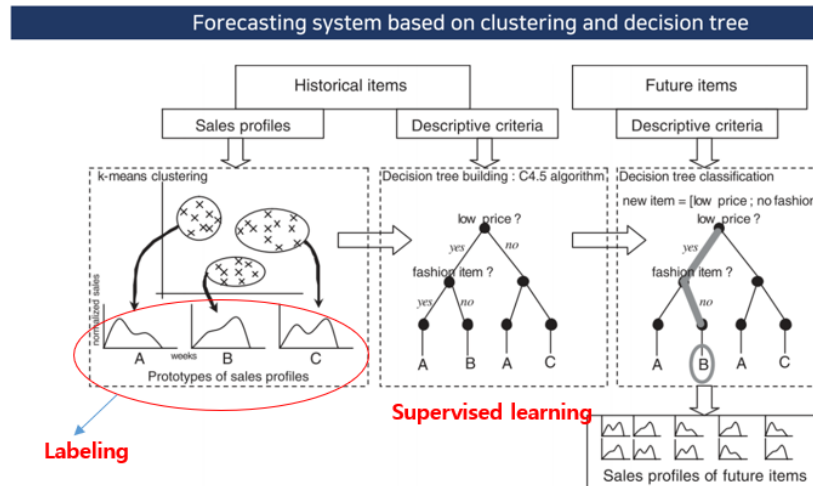
- 수요예측
 - 하나의 FC에 대하여, 6000여 품목의 한달 데이터를 이용하여 향후 일주일의 수요 값을 예측
 - C-REA통해 예측된 값과 이동평균을 통해 예측된 값과의 차이를 비교
- 주문량 결정
 - 27개의 제품에 대하여 20일간의 데이터를 이용하여 2주간 실험을 시뮬레이션하고 현장에서 사용하는 주문량 방식과 비교

4. 연구 결과

- 연구 결과
 - 이동평균방식과 비교하여 C-REA이 MAE 측면에서 14% RMSLE 기준 82%으로 더 좋은 정확도를 보임.
 - 주문량 모델 시뮬레이션 결과, 안전재고 A 방식과 B 방식을 이용하여 판매량 및 결품, 폐기량 증가에 대응이 가능.
 - 리드타임 동안의 판매량을 반영하는 안전재고 A 방식을 통하여 결품량 감소(47.8%)
 - 현장에서 사용하는 방식보다 발주량을 25%정도 감소하는 결과를 통해 전체적인 재고량을 줄이는 경향이 나타남.

5. 향후 연구

- 생필품 당일 배송 서비스 특성상 수백개의 신상품이 계속 추가되고 사라지는 경향이 있음.
- 신제품의 경우 기존의 과거 판매 데이터가 없으므로 수요예측이 어려움
- <Decision tree/Supervised learning 기법을 이용한 신제품 수요 예측 및 주문량 결정 모형>
 - 판매량 데이터(1년, 600개 제품)로 제품 클러스터링 진행(Labeling)
 - 제품의 특성을 기준(descriptive criteria)으로 decision tree 기법을 이용해 알고리즘 학습 진행
 - 학습된 기준을 바탕으로 신제품의 sales profile 분류 가능



<그림4> Forecasting system based on clustering and decision tree from Thomassey, Sébastien, and Antonio Fiordaliso. "A hybrid sales forecasting system based on clustering and decision trees." Decision Support Systems 42.1 (2006): 408-421.