

인공신경망을 이용한 수리부속 간헐적 수요예측

오병훈*, 김현철**

*한국국방연구원¹⁾

**고려대학교 컴퓨터학과

e-mail: *ohbh09@kida.re.kr, **hkim64@gmail.com

A Study on Spare Parts Demand Forecasting Using Artificial Neural Network

Byung-Hoon Oh*, Hyeon-Cheol Kim**

*Korea Institute for Defense Analysis

**Department of Computer Science and Engineering, Korea University

요 약

수요예측은 적정 재고를 유지하기 위해 선행되어야 할 중요한 부분이라 할 수 있다. 수요예측의 정확도 향상이 적정한 재고를 유지하기 위한 토대가 된다. 하지만 수요예측을 어렵게 만드는 주요 원인 중 하나인 간헐적인 수요는 기존 시계열 기법으로 예측하는데 있어 어려움이 크다. 본 연구에서는 인공지능의 한 기법인 인공신경망을 적용하여 간헐적 품목에 대한 수요예측을 실시하였다. 6개의 기법을 통해 실험을 실시한 결과 인공신경망이 가장 오차가 적은 우수한 결과를 나타냈다.

1. 서론

수요예측은 적정 재고를 유지하기 위해 선행되어야 할 중요한 부분이라 할 수 있다. 수요예측의 정확도 향상이 적정한 재고를 유지하기 위한 토대가 된다. 정확한 예측을 할 경우 적정 재고를 유지시킬 수 있으며 효율적인 예산 활용으로 이어진다. 반면 정확도가 낮을 경우 과부족 현상이 일어날 수 있으며 이는 운용적인 측면뿐 아니라 경제적 측면에서도 손실로 이어진다.

특히 군수분야에서는 적정한 수리부속을 확보하는 것이 매우 중요하다. 이는 장비가동률 보장과 및 국방예산의 효율화와 직결되어 있기 때문이다 수요예측의 정확도가 그만큼 중요하다 할 수 있다. 하지만 수요예측을 어렵게 만드는 주요 원인 중 하나인 간헐적인 수요는 수요의 발생이 없는 경우가 빈번하면서 수요가 나타나는 시점이 불규칙한 것이 특징이다. 이러한 수요는 정규분포를 따르지 않기 때문에 기존 시계열 기법으로 예측하는데 있어 어려움이 크다.

본 연구에서는 인공지능의 한 기법인 인공신경망을 적용하여 간헐적 품목에 대한 수요예측을 실시하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련연구를 설명하고 3장에서는 연구방법에 대한 자료 수집 및 전처리, 연구 모델 및 수립 방법을 설명한다. 4장에서는 실험 결과를 기법별로 제시하였다. 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 기술한다.

2. 관련연구

과거 정성적인 방법을 사용하여 예측하던 시기가 있었지만 이후 이동평균법, 지수평활법과 같은 시계열 분석기법을 사용하여 예측을 시도하였다. 하지만 이는 간헐적 수요에 대한 특성을 고려하지 않은 방법으로 정확도가 낮게 나타났다.

간헐적 수요는 정규분포를 따르지 않아 이동평균법, 지수평활법과 일반적인 시계열 방법으로는 잘 예측이 되지 않는다는 점이 있다. Croston은 이런 간헐적인 수요에 적합한 시계열 예측 방법을 제안하였다[3]. 이후 Syntetos과 Boylan은 기존 Croston기법이 편향되는 문제점을 들어 개선된 방법을 제시하고 향상된 정확도를 입증하였다[4]. Lev'en과 Segerstedt는 Croston기법의 또 다른 개선된 대안을 제시하지만 이 역시 편향되어 과대예측을 할 수 있다는 문제점이 Syntetos과 Boylan에 의해 다시 제기되기도 하였다[5][6]. 그밖에 부트스트래핑을 활용하여 분포를 사용하는 방법 및 확률개념을 도입한 Croston기법에 대한 연구도 진행되었다[7][8].

3. 연구 방법

3.1 자료 수집 및 전처리

본 연구에서는 육군 장비정비정보체계의 웨도 특정장비의 2010년부터 2016년까지 7개년 간 품목별 소모실적 자료를 활용하여 분석을 실시하였다. 간헐적 품목은 평균수요발생구간(ADI)와 변동계수(CV²)를 사용하여 식별하였다.

수요발생 유형을 <표1>과 같이 구분할 수 있다. 원만한 수요(smooth demand)는 수요발생 기간과 수량이 규칙적

1) 본 연구는 고려대학교 컴퓨터정보통신대학원 재학 중에 실시하였다.

으로 발생하여 예측하기 쉬운 품목이며 간헐적인 수요 (intermittent demand)는 수요수량의 변동이 거의 없지만 수요 간격이 크게 변화한다. 불규칙한 수요(Erratic demand)는 수요량이 불규칙하게 발생하는 품목이며 무더기 수요(Lumpy demand)는 특정시기에 한 번에 많은 수량이 발생하는 품목이다.

분류기준에 따라 전체 6,222품목 중 간헐적인 수요패턴을 가진 3,092품목을 식별하여 분석대상으로 선별하였다.

<표 1> 수요발생 유형 구분

유형	분류 기준
Smooth	ADI < 1.32 및 CV ² < 0.49
Intermittent	ADI < 1.32 and CV ² >= 0.49
Erratic	ADI >= 1.32 and CV ² < 0.49
Lumpy	ADI >= 1.32 and CV ² >= 0.49

3.2 연구 모델

ARIMA기법은 시계열을 분석하는 대표적인 방법으로 AR(자기회귀)모형과 MA(이동평균)모형의 결합 형태이다. 특히 추세나 계절성에 발생하는 비정상적인 시계열 자료에 대해서 차분을 통해 변동성을 제거한 분석이 가능하다. 3개의 모수 ARIMA(p,d,q)의 형태로 자기회귀, 이동평균, 계절적 변동의 차분을 통해 가장 최적의 모형을 찾는다.

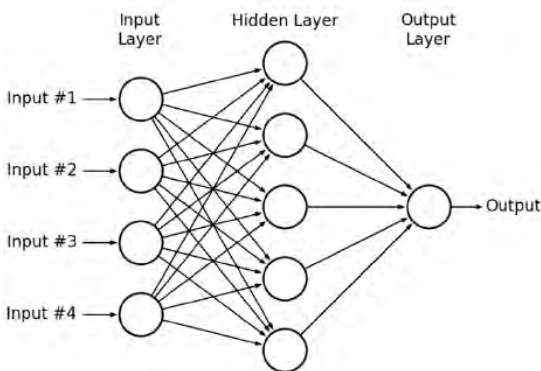
지수평활(Exponential smoothing)은 일정기간의 평균을 이용하는 이동평균법과 달리 모든 시계열 데이터를 사용하여 평균을 구한 뒤, 시간의 흐름에 따라 최근 시계열 값에 더 많은 가중치를 부여하여 미래를 예측하는 방법이다.

Croston기법은 간헐적인 수요를 다루는 전형적인 방법으로서 수요발생구간과 수요미발생구간을 두 부분으로 나누고 각각에 대해 단순지수평활법을 적용시킨 방법이다.

TSB(Teunter, Syntetos, Babai)는 2011년에 제안된 새로운 방법으로 Croston의 방법과 달리 매 기간마다 수요가 발생할 확률을 적용하여 수요를 예측하는 방법이다.

실험에 사용한 인공신경망(Artificial Neural Network)은 Feed-Forward 방식으로 하나의 은닉층(hidden Layer)으로 다수의 노드들로 구성되어 있다.

은닉층은 기존에 비선형분리가 불가능했던 데이터를 새로운 차원으로 분리함으로써 가능하도록 한다. (그림 1).



(그림 1) 다층 퍼셉트론의 구조

3.3 모델 수립

본 연구에서는 ARIMA, 지수평활, Croston, TSB, 인공신경망을 적용하여 각 기법별 결과를 산출하였다.

각 품목별에 대해 7개년 간 28개의 분기별 자료 86,576건의 시계열 자료를 사용하였으며 마지막 기간을 제외한 데이터를 모형 설계에 사용하였다. 다음 분기 예측 값과 마지막 분기의 실제 값을 비교하여 MAE(Mean Absolute Error, 절대평균오차)를 통해 정확도를 측정하였다. 각 품목별 적용시킨 예측결과를 통해 각각의 MAE를 구하고 전체 품목에 대한 평균 MAE를 산출하였다.

ARIMA기법의 실험은 각 품목별로 시계열 특성에 맞는 차분을 적용시켜 최적의 ARIMA기법을 선택하도록 하였다. Croston기법은 평활계수(alpha=0.3, 0.5)값 조정을 통해 두 가지 결과를 고려하였다.

신경망의 각 노드간의 초기 가중치는 랜덤으로 할당되며 은닉층의 노드의 수는 15개로 설정하였다. 위 기법들의 분석도구로써 R을 사용하였다.

4. 실험 결과

<표2>의 실험결과에서 보듯 6개의 기법별 실험결과 인공신경망 기법이 가장 오차가 적은 우수한 결과를 나타냈다.

지수평활은 정규분포를 가정하므로 간헐적 수요에서 오차가 크게 나타났다. 이러한 단점을 극복하기 위해 수요미발생구간과 수요의 크기에 대하여 지수평활을 각각 적용한 Croston기법이 지수평활법에 비해 오차가 상대적으로 낮게 나타났다.

Croston기법은 평활계수 alpha값을 0.5로 조정 할 경우보다 향상된 결과를 보였다. 일반적으로 수요가 안정된 데이터의 경우 alpha는 0.01에서 0.3으로 사용을 하며 수요의 변동이 심할 경우 0.5에서 0.9를 사용한다. 실험 결과를 통해 수요의 변동이 심한 간헐적 데이터에 대해 평활계수를 높일수록 예측오차를 줄일 수 있음을 확인하였다. 이는 실험 데이터에 대해 최근의 수요에 비중을 두어 예측했을 경우 조금 향상된 결과를 나타냈다고도 볼 수 있다.

확률개념을 도입한 TSB방법은 지수평활보다는 낮은 오차를 나타내었고 Croston기법과 비슷한 오차결과를 보였다.

지수평활의 경우 안정적인 패턴을 가진 데이터에는 강점을 가지고 있지만 장기추세나 계절적 변동이 포함된 시계열 데이터에는 적합하지 않다. 하지만 ARIMA기법은 최적의 차분을 통해 계절 변동요인, 추세 변동을 제거하여 분석을 실시한다. 이렇게 비정상적인 시계열 데이터를 정상적인 데이터로 변환시켜 예측했던 점이 지수평활보다 낮은 오차를 보인 것으로 추정된다.

간헐적 수요는 일반적인 패턴이 없이 극단적으로 수요가 갑자기 발생하는 경우가 일어나는 경우가 많다. 인공신경망은 극단적인 수요 변동에 대해 유연하게 대응하는 모델이다. 이러한 점이 타 기법들에 비해 예측 값의 MAE를 가장 최소화한 결과로 나타났다고 본다.

<표 2> 기법별 실험 결과

기법	MAE	
ETS (Exponential smoothing)	8.88	
Croston	alpha = 0.3	7.97
	alpha = 0.5	7.69
TSB (Teunter-Syntetos-Babai)	7.96	
ARIMA	7.43	
Artificial Neural Network	6.89	

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 기존 간헐적 수요예측 분석방법에서 탈피하여 인공지능망을 적용한 분석을 실시하였다.

간헐적 수리부속의 소모데이터를 토대로 6가지 기법별 비교분석을 실시하였고 기존 타 기법에 비해 인공지능망의 수요예측의 정확도가 높음을 확인할 수 있었다. 이는 인공지능망이 가진 장점이 적용될 수 있다는 것을 보여준 사례가 되었으며 앞으로 신경망을 적용한 수요예측 연구의 초석을 다지는 계기가 마련되었다고 본다.

참고문헌

- [1] Bishop, C. M., "Neural Networks for Pattern Recognition, 1st Edition", Oxford University Press, USA, 1996.
- [2] Bishop, C. M., "Pattern Recognition and Machine Learning", 2006.
- [3] J. D. Croston, "Forecasting and stock control for intermittent demands", 1972.
- [4] Syntetos, A. A., Boylan, J. E., "On the bias of intermittent demand estimates" International Journal of Production Economics 71, May 2001.
- [5] Lev'en, E., Segerstedt, A., "Inventory control with a modified croston procedure and erlang distribution" International Journal of Production. Economics 90(3), pp. 361 - 367, 2004.
- [6] Syntetos, A. A., Boylan, J. E., "On the stock control performance of intermittent demand estimators", International Journal of Production Economics, 103(1), pp. 36 - 47, 2006.
- [7] T. R. Willemain, C. N. Smart, and H. F. Schwarz, "A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories", 2004.
- [8] Teunter, R., Syntetos, A., Babai, M., "Determining order-up-to levels under periodic review for compound binomial (intermittent) demand", European Journal of Operational Research 203(3), pp. 619 - 624, June 2010.