

인공신경망을 이용한 공급 사슬 상에서의 재고관리

정성원*, 서용원**, 박찬권***, 박진우*

* 서울대학교 공과대학 산업공학과, ** 한국전산원, *** 영산대학교 정보경영학부

Abstract

In a traditional hierarchical inventory system, direct orders are the only information for inventory management that is exchanged between the firms involved. But due to the rapid development of modern information technology, it becomes possible for the firms to share more information in real time, e.g. demand and inventory status data. And so the term Supply Chain has emerged because it is seen as an important source of competitive advantage. Now it is possible to challenge traditional approaches to inventory management. In the past, one of the de-facto assumptions for inventory management was that the demand pattern follows a specific distribution function. However, it is undesirable to apply this assumption in real situations because the demand information in the supply chain tends to be distorted due to the bullwhip effect in a supply chain. To overcome this weakness, we propose a new solution method using NN (Neural Network). Our method proceeds in three steps. First, we find the patterns of optimal reorder points by analyzing past data. Second, train the NN using these pattern data and finally decide the reorder point. Using simulation experiment, we show that the proposed solution method gives better result than that of traditional research.

Keywords : Supply Chain Inventory Management, Neural Network, Order Risk Policy

I. 서론

공급 사슬 관리에 대한 관심의 고조와 정보 기술의 발달로 인해 많은 회사들이 공급 사슬 내의 실시간 재고 정보 공유를 위한 정보 시스템을 이미 운영하고 있거나, 도입을 고려하고 있다. POS의 도입을 통해 회사들은 실시간의 매장 판매를 집계할 수 있으며, 여러 매장간의 시스템을 통합함으로써 공급 사슬 내의 실시간 재고 정보를 공유할 수 있다. 따라서, 실시간의 연속적 재고 조사를 통한 재주문 정책은 현대적 재고 관리에 있어 대단히 중요한 문제가 되었다. 그러나, 정보 시스템이 발전에 비해 정보 시스템의 도입을 통해 얻어진 실시간 재고 정보를 공급 사슬의 실시간 제어에 사용하기 위한 재고관리기법은 상대적으로 미비한

것이 현실이다.

일반적으로 연속적 재고 조사를 통한 다계층 재고 시스템에서의 기존의 재주문 정책은 크게 설치 재고 정책과 계층 재고 정책으로 나누어 볼 수 있다. 두 정책의 가장 큰 차이는 재주문 결정에 있어서, 전자는 해당 점포의 재고 정보만을 이용하는 데 반해, 후자는 해당 점포와 그 하위에 연결된 모든 점포의 재고 정보를 함께 고려한다는 점이라고 할 수 있다. 따라서, 설치 재고 정책은 정보시스템 또는 이에 준하는 재고 정보 공유를 위한 재고 정보 공유를 위한 어떠한 노력도 불필요한 반면, 계층 재고 정책의 구현을 위해서는 실시간 재고 정보의 공유를 위한 정보시스템의 역할이 필수적이다. 공급 사슬내의 재고 정보 공유를 위한 정보시스템

의 도입이 대단히 비싸고 혼치 않았던 과거에는, 대부분의 재주문 정책에 대한 연구는 설치 재고 정책에 대한 것이었으나 정보시스템의 도입이 활발해지기 시작한 1980년대 중반 이후, 정보시스템을 통해 공유된 실시간 재고 정보를 활용하기 위한 방편으로서 계층 재고의 개념이 주목받기 시작하였으며, 계층재고에 기반하여 재주문을 결정하는 연구 많이 이뤄졌다.[1] 계층 재고 정책은 공유 재고정보를 활용한다는 점에서 설치 재고 정책에 비해 진일보한 것으로 볼 수 있지만, 다음과 같은 문제점을 안고 있다. 주문과 공급의 관계가 1:1로만 이루어지는 직렬형 시스템이나, 하나의 주문자에 복수의 공급자가 존재하는 조립형 시스템의 경우, 계층 재고 정책은 설치 재고 정책에 비해 항상 우월하다는 것은 입증되었으나, 하나의 공급자에 대한 복수의 주문자가 존재하는 분배형 시스템의 경우에는, 두 정책간의 우월성은 복잡한 양상을 띠게 된다. Axsaster and Juntti는 하나의 창고와 복수의 소매점이 존재하는 단일 창고 복수 소매점 시스템에서는 설치 재고 정책과 계층 재고 정책은 경우에 따라 우열성이 뒤바뀔 수 있음을 보였으며, 창고의 인도기간이 짧은 경우에는 설치 재고 정책이, 반대의 경우에는 계층 재고 정책이 상대적으로 유리함을 지적하였다.[2] 계층 재고 정책이 설치 재고 정책에 비해 더 많은 정보를 활용함을 고려한다면, 이것은 계층 재고 정책의 공유 정보의 가공 과정에 문제가 있음을 의미한다. 따라서 분배형 시스템에서의 공유 정보에 기반한 새로운 형태의 재주문 정책의 필요성이 절실했다.

Seo and Jung은 분배형 공급 사슬에서 실시간 공유 재고 정보를 보다 잘 활용하기 위하여 “주문 리스크”란 개념을 소개하고 이 개념에 기반한 주문 리스크 정책을 제시하였다.[3] 그러나 제안된 주문 리스크 정책은 분배형 공급 사슬에서 발생하는 분포에 대한 가정이 필요하다.

제시한 정책을 사용하기 위해서는 각각의 사이트

들에서 발생하는 수요에 대하여 분포를 가정한 후에 이에 대하여 검정을 하여야 하는데 수요 분포는 시간에 따라 변화 할 수 있으므로 현실적인 측면에서 주기적으로 매번 이런 검정 과정을 수행한다는 것은 많은 비용을 야기할 수 있고 그렇지 않은 경우 분포에 대한 가정에서 발생할 수 있는 정보의 왜곡이 문제시 될 수 있다. 이러한 대안으로 본 연구에서 제안하는 방법이 과거의 데이터를 분석 최적의 주문 시점을 파악하고 이를 인공지능망을 통하여 학습을 시키는 것이다.

II. 모델

1. 기본 모형

본 연구에서 다루고 있는 모델은 그림 1에서와 같이 한 개의 창고(또는 대리점)와 여러 개의 소매점으로 구성된 2계층 분배 시스템이다. 각 창고 및 소매점은 연속재고조사 정량 주문 정책(continuous-review batch ordering policy)을 사용한다고 가정한다. 최종 고객 수요는 소매점에서만 발생하며, 소매점들은 창고에 주문한다. 창고는 다시 외부 공급자에서 상품을 구매하며, 외부 공급자는 무한대의 공급 용량을 갖는다고 가정한다. 소매점은 실시간 재고 정보를 창고에 제공하며, 창고는 인도기간을 항상 일정하게 보장하는 전략적 제휴 관계에 있다고 가정한다.

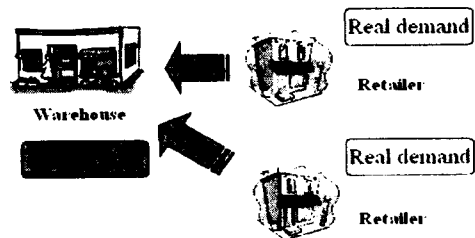


그림1. 2계층 분배 시스템

2. 최적 재주문점 계산

Seo and Jung에서는 2계층 분배형 시스템을 대상으로, 실시간 공유 재고 정보를 최대한 활용하는 재주문 정책인 주문 리스크 정책을 제시하였다. 매 시점에, 재고 관리자는 즉시 주문을 할 것인지 주문을 연기할 것인지를 결정해야 할 것이다. 주문 리스크란 어떤 시점에서 주문을 연기하지 않고 즉시 주문하는 경우에 부가되는 비용을 의미한다. 만약 주문 리스크가 양의 값을 가진다면, 즉시 주문하는 것은 주문을 연기하는 경우와 비교하여 추가의 비용이 발생하므로 주문을 연기하는 것이 좋을 것이다. 반면 주문 리스크의 값이 0 또는 음의 값이 되면, 즉시 주문하는 것이 비용을 절감할 것이다.

주문 리스크의 값은 한계비용분석으로부터 얻어진다. 이는 즉각적인 주문에 의해 부가되는 비용이며, 달리 말하면 주문 연기에 따른 절감비용으로 볼 수 있다. 1개의 창고와 복수의 소매점으로 구성된 2계층 분배형 시스템 모델에 있어 창고에서의 한계절감비용(marginal savings of delaying order)은 현재의 재고수준 i_0 와 미래의 소매점들의 주문량 Q_0 에 의해 결정되며, $\pi(i_0, Q_0)$ 로 나타낸다. 여기서, 미래의 소매점들의 주문량 Q_0 는 현재 소매점들의 재고 수준에 영향을 받지만 그 정확한 값을 현재 시점에서는 알 수 없는 확률 변수이므로, 주문 연기에 따른 한계절감비용을 직접 실시간 재주문 결정에 사용할 수는 없고, 대신 이것의 기대값을 주문 리스크로 정의한다. 그러나 과거의 데이터들을 분석할 경우 각각의 소매점들의 재고 수준에 따른 주문량 Q_0 는 알 수 있으며 주문 리스크 값을 쉽게 구할 수 있게 된다. 본 연구에서는 과거의 데이터들을 분석하여 각각의 데이터들에서 창고에서의 재고 수준과 소매점들에서의 재고 수준들에서 각각의 주문 연기에 따른 한계절감비용을 결정하고 이들 정보를 인공신경망을 이용하여 학습시킨다. 이렇게 학습된 인공신경망은 다시 현재 공급

사슬 상의 재고 수준 하에서 주문 리스크 값을 구하는데 사용되어진다.

III. 신경망 알고리즘

신경망 네트워크는 크게 입력층, 중간(은닉)층, 출력층으로 나누어진다. 각각의 층에는 뉴런이라 불리는 노드들이 있고 이들 노드들은 상호간에 완전히 연결되어 있다. 입력층에 들어간 입력 신호는 각 연결 강도와 곱해지고 각 노드에서 더해진다. 출력층에서는 결과값과 실제값을 비교하여 오차가 가장 작은 방향으로 노드간의 연결강도를 조절하여 학습이 이루어진다.[4] 본 연구에서는 제안하는 인공신경망을 이용한 재고 관리 시스템은 그림 2와 같은 형태로 이루어진다.

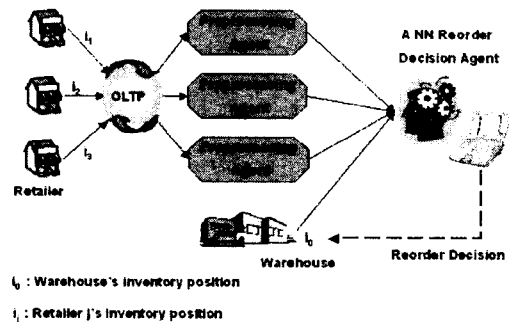


그림 2. 재고관리시스템

공급 사슬 상에서 소매점의 재고상황은 OLTP를 이용하여 실시간으로 각각의 소매점들에 해당하는 전처리 에이전트에게 전달되어진다. 전처리 에이전트와 재주문 결정 에이전트는 표1에서와 같은 정보를 바탕으로 학습이 이뤄진다. 전처리 에이전트는 입력노드와 출력노드의 개수가 모두 하나이므로 학습을 위해서 복잡한 네트워크를 요구하지 않는다. 전처리 에이전트는 과거의 해당 소매점에서의 재고 상황을 입력노드로 받아들여 주문 연기에 따른 한계절감비용을 계산하기 위해 필요한 정보

인 특정 시점 이후의 주문 여부를 출력하도록 학습되어져있다. 전처리 에이전트를 통하여 결정되어진 각각의 소매점에서의 주문 여부에 대한 정보와 창고의 재고상황을 바탕으로 재주문결정 에이전트는 창고에서의 현지점에서의 주문 여부를 결정한다.

표1. 재고관리 에이전트

	전처리 에이전트	재주문 결정 에이전트
입력정보	소매점에서의 재고상황	처리 에이전트에서 출력 정보, 창고의 재고 상황
출력정보	창고의 제품 인도기간 후의 소매점에서의 주문 여부	현 시점에서의 창고에서의 한계절감비용

IV. 시뮬레이션 실험

본 연구에서 제안한 인공지능을 이용한 재고관리 시스템의 효과를 테스트하기 위하여 C++를 이용하여 모델을 만들고 시뮬레이션 실험을 수행하였다. 다음은 시뮬레이션 모델은 다음과 같은 가정을 가진다.

- 각 창고 및 소매점은 연속재고조사 정량 주문 정책을 사용한다.
- 최종 고객 수요는 소매점에서만 발생하며, 소매점들은 창고에 주문한다.
- 창고는 외부 공급자에서 상품을 구매하며, 외부 공급자는 무한대의 공급 용량을 갖는다.
- 소매점은 실시간 재고 정보를 창고에 제공하며, 창고는 인도기간을 항상 일정하게 보장하는 전략적 제휴 관계에 있다.
- 창고의 각 소매점에 대한 인도기간은 소매점에 따라 다른 상수로 주어지며, 외부 공급자의 창고에 대한 인도기간도 일정하다.
- 소매점에서 재고고갈(stockout)이 발생한 경우, 모두 이월주문(backorder)으로 처리된다.

- 창고에서 재고 고갈이 발생한 경우, 창고는 응급처리를 통해 외부 공급자에서 인수할 상품의 일부를 앞당겨 인수한다.
- 창고 및 각 소매점의 주문량은 확정적 모형 등의 다른 모델에 의해 주어져 있다고 가정한다.
- 최종 수요는 소매점에 포아송 과정을 따라 발생한다.
- 소매점은 자체의 재고위치가 재주문점 이하가 되면 재주문을 결정하는 일반적인 (R,Q) 정책을 사용한다.

실험을 위해서 소매점의 수(2, 4, 6, 8), 소매점서의 평균 수요(2, 4, 6, 8), 창고에서의 제품 인도기간(1, 2, 3, 4)를 변화하여 64개의 모델을 만들었다. 각각의 모델들에 대하여 설치 재고 정책, 계층 재고 정책, 그리고 제안된 인공지능경망을 이용한 재고 정책을 통해 발생하는 시스템 비용을 구하였다. 그림3은 이렇게 구한 64개의 모델들에서 발생한 시스템 평균 비용을 도식화 한 것이다.

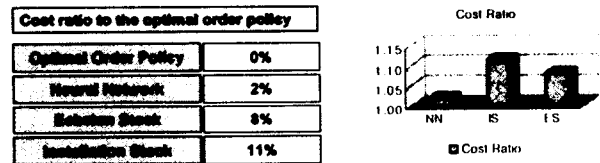


그림 3. 재고 정책간의 비교

여기에서 최적 재고 정책이란 Seo and Jung에서 제시한 주문 리스크 정책을 의미한다. 본 연구에서 제시한 인공지능경망을 이용한 재고정책은 평균적으로 2%이내의 성능을 보이는 것으로 나타났다.

V. 결론

Seo and Jung에서 제시한 주문 리스크 정책이 소매점에서 발생하는 수요 분포에 대한 가정을 필요로 하는 한계점을 가진다. 본 연구에서는 극복하기

위해 인공신경망을 이용한 재고 관리 정책을 제시하였다. 인공신경망을 이용하면 수요에 가정 없이 필요 없기 때문에 현실에 실제 적용 가능한 재고 관리 시스템을 구축할 수 있다. 이러한 재고 관리 시스템의 성능을 평가하기 위해서 시뮬레이션 실험을 수행하였다. 시뮬레이션 실험 수행 결과 제안한 재고 관리 시스템은 기존의 설치 재고 정책 및 계층 재고 정책에 비해 우수하며 최적해와 근사한 우수한 성능을 보이는 것으로 나타났다. 그러나 이러한 시뮬레이션 실험의 결과가 신뢰성을 갖기 위해서는 보다 다양한 경우에 대한 실험 및 분석이 이뤄져야 할 것이다. 소매점의 수, 소매점서의 평균 수요, 창고에서의 제품 인도기간 등의 실험 인자들이 각각의 정책들에 있어 어떤 영향을 미치는지에 대한 연구도 필요할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] Clark AJ, Scarf H. Optimal policies for a multi-echelon inventory problem. *Management Science* 1960,6,475 ~ 490.
- [2] Axsaster S, Juntti L. Comparison of echelon stock and installation stock policies for two-level inventory systems. *International Journal of Production Economics* 1996,45,303~310.
- [3] Seo Y, Jung S, Optimal reorder decision utilizing centralized stock information in a two-echelon distribution system, *Computers and Operations Research* , 2002, 29, 171
- [4] Haykin S., *Neural Networks*, Maxwell Macmillan Publishing Company, 1998