

# 공급사슬에서의 구매자의 수요를 고려한 생산자의 제품 할당 정책

음승철 · 이영해<sup>\*</sup> · 정정우

한양대학교 산업공학과

## A Producer's Allocation Policy Considering Buyers' Demands in the Supply Chain

Seung Chul Eum · Young Hae Lee · Jung Woo Jung

Dep. of Industrial Engineering, Hanyang University, Ansan, 426-791

In the current global business environment, it is very important how to allocate products from the producer to buyers (or distributors). Sometimes some buyers can order more than pertinent demand due to inappropriate forecasting customers' orders. This is the big obstacle to the efficient allocation of products. If the producer can become aware of buyers' pertinent demand, it is possible to realize the high-level order fulfillment through the effective allocation of products. In this study, a new allocation policy is proposed considering buyers' demands. The backpropagation algorithm, one of algorithms in neural network theory, is used to find pertinent demands from the distributors' orders. In the experiment, an allocation policy considering buyers' demands outperforms previous allocation policies.

**Keywords:** order fulfillment, backpropagation, allocation policy

### 1. 서론

현대의 세계화된 기업 환경은 기업으로 하여금 나라와 문화에 구분 없이 형성되고 있으며 기업으로 하여금 시장에서의 생존을 위해 고객 수요에 총체적 관점에서 대응하기를 요구하고 있다. 그에 따라 기업들은 고객의 수요를 신속히 파악하고 이에 대응하기 위해 분배자(판매법인)를 주요 시장에 배치하고, 기업의 효율 및 이익에 따라 생산자(생산법인)를 만들어 전 세계 분배자들의 수요에 대응한다. 그리고 공급사슬경영을 통해 공급사슬 상에서 기업 경쟁력을 향상시키고자 한다.

공급사슬경영(Supply Chain Management)은 제품 및 서비스의 공급사에서 시작하여 구매, 제조, 분배, 유통을 거쳐 소비자에게 이르는 전체 공급사슬에 수반되는 자재, 정보, 그리고 현금의 흐름을 통합하고 연계하여 공급사슬 전체를 최적화하려는 경영 패러다임이다(Fisher, 1997; Chopra and Meindl, 2001).

공급사슬에서 고객 만족은 기업의 생존을 위해 매우 중요한 요소이다. 그리고 고객 만족은 공급사슬경영의 가장 중요한 수행 척도이며(Beamon, 1998), 이를 위해서는 신속하고 유연하게 고객 수요에 대처하는 능력이 요구된다(Weng, 1999). 따라서, 공급사슬경영의 시작은 고객의 수요에 신속하고 유연한 대응에서 비롯되어야 한다(Jeong *et al.*, 2002). 그래서 주문 충족(Order Fulfillment)은 매우 큰 관심을 받게 되었다.

주문 충족은 고객의 주문에 대응하기 위해 미리 제품을 분배자에게 할당하거나 고객 주문에 대해 납기를 약속하는 일련의 과정이다(Kilger and Schneeweiss, 2002). 특히 생산자와 분배자 간의 제품 할당은 주문 충족을 위한 주요 관심사이다. 분배자는 미래의 고객 주문에 대응하여 미리 생산자에게 제품 할당을 요구하게 된다. 이에 생산자는 여러 분배자들로부터 접수된 주문량에 따라 생산된 제품을 할당하는데 주문량의 총합이 전체 생산량을 초과할 경우에는 할당 정책(Allocation

<sup>\*</sup> 연락저자 : 이영해 교수, 426-791 경기도 안산시 상록구 새동 1271 한양대학교 산업공학과, Fax : 031-602-7730,

E-mail : yhlee@hanyang.ac.kr

2005년 2월 접수; 2005년 5월, 7월 수정본 접수; 2005년 7월 게재 확정.

Policy)에 따라 분배자들에게 제품을 할당하게 된다. 각 지역 고객 수요의 변화는 분배자의 주문량 변화에 영향을 미치게 되고 이러한 분배자들의 변화된 주문량의 합은 그 분배자의 수가 많을수록 큰 폭의 변동성을 가지게 된다. 하지만 생산자는 여러 나라에 위치하고 있는 분배자들의 다양한 주문량을 항상 모두 만족시키기에는 한계가 있다. 생산 설비 능력의 한계 및 수익성 등이 그 이유이다. 그에 따라 제한된 생산량을 분배자에게 할당하여 최선의 이익을 얻을 수 있는 적절한 할당 정책이 요구된다.

생산자는 할당 정책에 따라 분배자에게 생산량을 할당하지만, 분배자의 주문량이 모두 고객의 수요는 아닐 수 있다는 점에 주의해야 한다. 분배자는 미래의 수요에 대응하여 여러 가지 사항을 분석하고 수요 신호를 포착하여 최종 판매량을 예측한다. 그런데 최종 판매량에는 분배자가 잘못된 수요 신호의 포착으로 어느 수준의 수요 이상의 과잉 수요가 포함되어 있으며 이는 효율적인 제품 할당을 방해하는 주요 요인이 된다(Han and Lee, 2003). 이 때, 생산자가 분배자의 수요 발생 패턴을 파악하여 분배자의 주문량에서 과잉 수요를 파악할 수 있다면, 효율적인 제품 할당을 통한 고객 주문 충족 수준을 높일 수 있음을 기대할 수 있다.

수요의 패턴을 인식하고 과잉 수요를 파악할 수 있는 기법으로 신경망 기법(Neural Network)을 생각할 수 있다. 신경망 기법은 패턴 인식에 있어 매우 효과적인 기법으로 알려져 있다(Haykin, 1999). 본 연구에서는 수요의 파악을 위해 신경망 기법인 역전파(Back-Propagation) 알고리즘을 사용하였으며, 이 알고리즘을 적용한 새로운 제품 할당 정책을 제시한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 기존 연구 고찰로서 할당 정책과 가수요 및 과잉 수요의 발생 그리고 신경망 이론에 관하여 살펴보고, 3장에서는 역전파 알고리즘을 이용한 새로운 할당 정책에 대해서 소개한다. 4장에서는 실험을 통하여 새로운 제품 할당 정책과 기존 할당 정책을 비교 및 분석할 것이며, 5장에서는 본 연구의 결론을 제시한다.

## 2. 기존 연구

### 2.1 할당 정책

할당 정책에 관한 연구는 주문 충족(Order Fulfillment)에 관한 연구에서 찾아볼 수 있다. 주문 충족을 위해서는 ATP (Available-To-Promise), 할당 정책(Allocation Policy), AATP (Allocated ATP) 등의 개념이 요구된다(Kilger and Schneeweiss, 2002). ATP는 확보되지 않은 재고(이미 생산되었을 경우)와 생산 계획(생산될 예정인 경우)을 시간 단위로 열거한 것으로, 시간 단위별로 납기 약속에 사용 가능한 물량이다(Yang and Choi, 2003). 이러한 ATP를 통해 고객 주문에 대한 납기 약속이 이루어지며, ATP는 하나의 생산자 또는 분배자

에게 납기 약속을 제공한다. 하지만 AATP는 여러 분배자에게 생산자가 할당 정책에 따라 분배한 ATP로서 세계 여러 나라에 위치하고 있는 여러 분배자로부터 들어오는 주문에 대한 납기 약속을 통합적으로 가능하게 한다(i2, 2000). 즉, 생산자가 분배자에게 ATP를 분배할 때 사용되는 것이 할당 정책이고, 할당된 ATP는 AATP(Allocated ATP)가 된다. 이 연구에서 제시하고자 하는 것은 AATP를 산출하기 위한 할당 정책이다. Yang and Choi(2003)는 글로벌 제조 기업의 글로벌 ATP 시스템 구축에 관한 사례 연구를 통해 전자제품 제조 회사에 i2 Technologies의 Demand Fulfillment 소프트웨어 패키지 구축에 대하여 소개하고 있다. 적절하지 못한 할당 정책의 적용으로 ATP가 분배자에게 잘못 할당될 경우, 전체의 ATP는 충분하지만 특정 분배자에게 할당된 AATP는 부족하여 납기가 연기되는 결과가 초래될 수 있다고 하였다. Kilger and Schneeweiss (2002)는 적절한 제품 할당 정책을 통한 수요와 공급의 동기화는 기업 전체의 매출액과 수익성에 긍정적인 영향을 미친다고 하였다. Jeong *et al.*(2002)은 TFT-LCD 생산자의 ATP 시스템에 관해 연구하였다. 이 논문에서는 다수 분배자들의 ATP가 할당 정책에 따라 고객에게 할당된다. 할당 정책은 고객과 분배자 간의 이동 거리 및 시간, 분배자가 보유한 제품의 종류 및 재고량을 기준으로 한다. 또한, Han *et al.*(2002)은 고객의 주문량을 어떤 물류센터에 할당할 것인지에 대해 공급사슬 경영에서 안전 재고 수준을 이용한 납기회신 시스템을 개발하였다. Kang *et al.*(2003)은 판매 계획을 수립하기 위하여 기존에 사용되던 할당 정책들을 비교하고 이를 시스템으로 구현하였다.

기존 할당 정책은 대표적으로 세 가지 방법이 알려져 있다. Rank Based 정책, Per Committed 정책, 그리고 Fixed Split 정책이다(Kilger and Schneeweiss, 2002). <Figure 1>은 기존 할당 정책에 대한 예를 나타내고 있다. Rank Based 정책은 각 분배자에게 제품 할당의 우선순위 등급(Rank)을 부여하여 등급이 높은 분배자에게 먼저 주문량을 할당하고 남은 양을 그 다음 순위의 분배자에게 할당하는 정책이다. <Figure 1>의 예에서 주문량의 합이 140이나 생산자의 할당 가능 양이 120일 때, 분배 우선순위가 1등급인 미국의 주문량 40부터 할당하고 남은 80을 2등급인 유럽에 할당한다. 계속해서 Per Committed 정책은 전체 주문량 중 각 분배자의 주문량 비율에 따라 제품 생산량을 분배자에게 할당하는 정책이다. 예를 들면, 주문량이 합이 100일 때 독일의 주문량이 40이면 할당 가능량 80의 40%를 독일에 할당하는 것이다. 마지막으로 Fixed Split 정책은 기업의 전략적 정책 또는 추가 고려 사항에 따라 정해진 할당계수(Split)에 따라 총 생산량을 각 분배자에게 할당하는 정책이다. 위의 <Figure 1>에서 분배자에 대한 할당계수를 생산자가 기타 정책 및 전략을 고려하여 0.25와 0.75로 정했다면 할당 가능량 32를 이 비율에 따라 할당하는 것이다. 이러한 모든 정책들에는 잘못된 수요 예측을 통해 발생된 수요 이상의 주문량에 대한 고려가 포함되어 있지 않다. 그래서 본 논문에서는 분배자의 주문량에 포함된 과잉 수요와 기존 정책을 고려한 새로

운 할당 정책을 제시한다.

### 2.2 과잉 수요의 발생

가수요는 실수요에 대립되는 개념으로서 물가의 상승 혹은 물자의 부족이 예상될 때 실제의 수요가 없음에도 일어나는 일종의 예상 수요를 말하며, 최종 소비자층보다도 중간 유통 단계에서 일어나는 경우가 많다(Sandholm and Ygge, 1999). 공급사슬에서 가수요는 정보의 왜곡으로 인해 발생하는 채찍 효과(Bullwhip Effect)의 주요 원인이다.

Lee et al.(1997)은 공급사슬 상부 단계에서 정보 왜곡(Information Distortion)을 초래하는 채찍 효과의 원인을 고객 수요의 단기적인 변화에 따라 하부 단계가 수요 예측치를 변경하고 이를 토대로 상부 단계로의 주문량을 결정하는 경우(Demand Signal Processing), 상위 단계의 공급 능력이 부족한 경우에 하위 단계가 자신에게 배정될 물량을 확보하기 위해서 전략적으로 주문량을 늘리는 경우(Rationing Game), 하부 단계가 묶음(Batch) 단위로 주문처리 비용이나 운송 비용을 고려하는 경우(Order Batching), 그리고 가격 할인 정책을 활용한 주문량의 결정(Price Variation) 등으로 구분하였다. 그리고 각각의 원인에 대하여 상위 단계에 제공되는 주문량의 분산이 하위 단계로부터의 수요량의 분산보다 커짐에 따라 채찍 효과가 발생된다는 사실을 규명하였다. Chen et al.(2000)은 잘못된 수요 예측의 결과 그 수요에는 가수요가 포함되게 되며, 이는 공급사슬 상에서 채찍 효과나 수요와 공급의 비동기화를 발생시켜, 잦은 생산 및 분배 계획의 변경을 초래한다고 하였다. Han and Lee(2003)는 수익 최적화를 통한 판매 및 생산 계획의 수립에 관한 연구에서, 생산 제약과 판매 제약을 고려하여 생산 계획과 판매 계획의 연동과 상이한 계획 수립 수준의 불일치의 해소를 위한 S&OP(Sales & Operations System)의 구축 절차와 방법을 제시하였다. 그리고 생산 계획과 판매 계획의 비동기화 원인 중 하나는 분배자가 발생시킨 가수요이며, 이로 인해 불필요한 생산을 통해 재고가 증가하게 되고 결국 불필요

한 비용의 증가로 수익성의 저하를 많은 기업에서 경험하게 된다는 것이다. So and Zheng(2003)은 반도체 산업에서 분배자가 생산자에게 제품 주문 시 주문량에 영향을 미치는 요인에 관하여 연구하였다. 요인으로는 배송 리드타임, 분배자의 주문량 중 수요 예측량 비율, 지난 단위기간 판매량의 변화, 생산자의 생산 가용량, 고객의 주문 취소량, 고객의 주문 예약량, 그리고 현재 재고량 등을 들 수 있다.

하지만, 본 연구에서 다루는 과잉 수요는 가수요의 개념과 구별할 필요가 있다. 과잉 수요는 분배자의 잘못된 수요 예측으로 인하여 발생한다. 하지만, 가수요는 물가의 상승이나 물자의 부족으로 인한 위험을 줄이기 위하여 의도적으로 발생된다. 그래서 가수요는 일종의 도덕적 해이(Moral Hazard)로 인식되곤 한다. 일반적으로 대부분의 기업에서는 특정 상품 혹은 서비스에 대하여 일정한 수요 예측 모형을 사용한다. 하지만, 물가의 상승이나 물자의 부족으로 인한 위험을 줄이기 위하여 의도적으로 수요를 발생시킬 때에는 일정한 수요 예측 모형을 사용하기보다는 관리자 혹은 담당자의 즉흥적이고 일정하지 않은 방법에 의존하는 경우가 빈번하다. 이러한 가수요의 정보는 수요에 대한 정보를 심하게 왜곡하여 실수요의 판단에 심각한 방해 요소로 작용한다. 특히, 공급사슬 경영 활동이 이루어지고 있는 상황에서는 공급자와 수요자 간의 정보 공유로 인하여 가수요의 수준은 지극히 감소하게 된다. 따라서, 가수요의 크기가 매우 크다는 것은 공급자와 수요자 간의 공급사슬 경영 활동이 이루어지지 않고 있음을 의미한다. 본 연구에서는 공급사슬 경영이 이루어지는 환경에서 효과적인 할당 정책을 수립하는 것을 목표로 하고 있기 때문에, 가수요보다는 과잉 수요를 파악하는 것을 목표로 하고 있다. 그래서 본 연구에서는 잘못된 수요 예측으로 인하여 필요 이상의 수요가 발생하는 것을 ‘과잉 수요’로 하여 ‘가수요’의 개념과 구분한다. 분배자는 각 요인들의 수치 변화를 잘못된 수요 신호로 포착하여 필요 이상의 양을 주문하게 되며, 주문량에는 과잉 수요가 포함되게 된다. 하지만 본 연구에서는 분배자의 주문량에서 과잉 수요를 파악하는 것이 연구의 주요 목적이므로

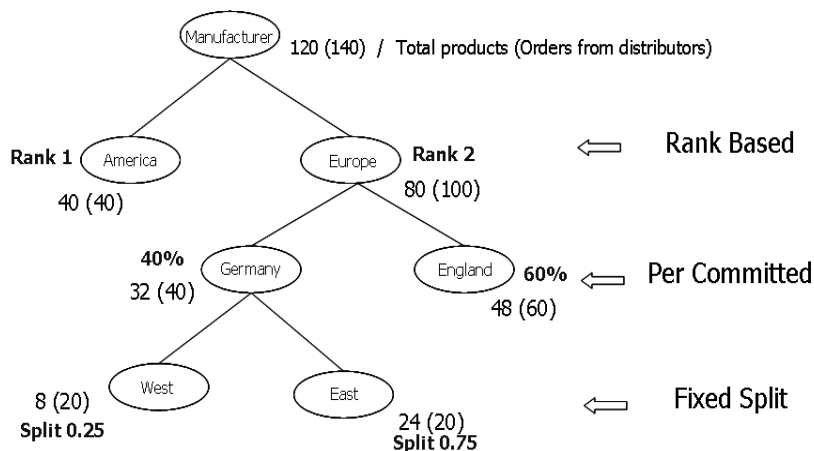


Figure 1. Existing allocation policies.

배송 리드타임에 대해서는 고려하지 않는다.

### 2.3 신경망 이론

입력 값과 출력 값 사이에 어떤 논리적인 수리식으로 표현할 수 없는 관계가 존재할 때, 비선형적 함수 관계가 존재한다고 한다. 이러한 비선형적 함수 관계를 파악하기 위한 방법으로 신경망 이론을 생각할 수 있다. 신경망 이론이란 과거에 수집된 자료로부터 반복적인 학습 과정을 거쳐 자료에 내재되어 있는 패턴을 찾아내는 모델링 기법이다(Haykin, 1999). 신경망 이론에서 주로 사용되는 역전파 알고리즘은 입력 신호를 통해 나온 출력 신호와 목적 신호와의 차이를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조절하며 입력 신호와 목적 신호 간의 관계를 학습하는 알고리즘이다(Haykin, 1999). Law(2000)에 의하면 신경망 이론에는 여러 가지 기법이 있으나 그 중에서도 역전파 알고리즘은 관광객의 수요 예측처럼 주어진 입력 자료와 예측하고자 하는 자료 사이에 비선형적 함수 관계가 존재할 때, 비교적 정확한 예측을 한다고 알려져 있다. Liang and Wu(2005), 그리고 Lam(2004)은 신경망 기법의 역전파 알고리즘을 이용하여 과거의 기업 자료를 바탕으로 미래 기업의 재정 상태 및 주식 배당금을 예측하였다. 그리고 Huang *et al.*(2004)은 기업의 재정 및 여러 실적과 시장의 여러 요소를 고려하여 대만 시장과 미국 시장의 기업 신용도를 평가하는 데 역전파 알고리즘을 이용하였다. 위의 기존 연구들을 종합하면, 신경망 이론에서 사용되는 역전파 알고리즘은 과잉 수요와 주문량에 영향을 미치는 요인들의 비선형적 함수 관계를 학습하여 분배자의 주문량에서 과잉 수요를 확인할 수 있는 적절한 방법으로 생각할 수 있다.

## 3. 신경망을 이용한 새로운 할당 정책

### 3.1 역전파 알고리즘의 수요 분석

So and Zheng(2003)은 주문량에 영향을 미치는 요인으로 분배자의 주문량 중 수요 예측량 비율, 지난 단위 기간 판매량의

변화, 생산자의 생산 가용량, 고객의 주문 취소량, 고객의 주문 예약량, 현재 재고량을 제시하였다. 이들 요인들과 과잉 수요의 발생을 연계하여 살펴보면 요인들과 과잉 수요의 발생에 대한 관계를 어떤 논리적인 수리식으로 표현하기가 쉽지 않다는 것을 알 수 있다. 즉, 이들 간의 관계가 어떠한 비선형적 함수 관계로 이루어져 있음을 짐작할 수 있다.

<Figure 2>는 과잉 수요와 주문량에 영향을 미치는 요인들의 관계를 나타낸다. 분배자의 주문량에서 과잉 수요를 파악하기 위해서는 우선 <Figure 2>의 요인들과 과잉 수요 발생 사이의 비선형적 함수 관계를 밝혀야 한다. 비선형적 함수 관계를 분석하는 데 신경망 이론이 효과적으로 사용될 수 있으므로, 본 연구에서는 신경망 이론의 역전파 알고리즘을 사용하였다. 분배자의 주문량에서 과잉 수요 포함 비율을 확인하기 위한 역전파 알고리즘은 <Figure 3>와 같은 신경망 구조에 적용되었다.

단위 시간은 주(Week)를 기준으로 한다. 신경망은 은닉층(Hidden Layer)이 2개인 다층 퍼셉트론 구조이며 학습에 따라 노드들을 연결하는 연결 가중치(Weight)가 변화된다. 본 논문에서 사용되는 신경망 구조는 각 은닉층마다 6개의 입력 노드로 구성되어 있으나, 반드시 본 구조가 절대적인 것인지에 대한 일정한 기준은 없다. 즉, 문제의 형태가 유일하게 신경망 구조를 결정하지는 않는다(Fausett, 1994). 그래서 본 연구에서는 충분한 학습 과정을 수행하기 위하여 단일 퍼셉트론 구조를 사용하는 대신 다중 퍼셉트론 구조를 사용하였다.

주문량에 영향을 미치는 요인들의 단위 시간당 정보량인 입력 신호 값은 입력층(Input Layer)의 각 노드에 입력이 되고, 은닉층 1의 각 노드 값은 입력층의 노드 값과 그 사이 연결된 가중치 값의 연산에 의해 얻을 수 있다. 같은 방식으로 출력층(Output Layer) 노드 값을 구할 수 있으며 이 값은 출력 신호 값이 된다. 목적 신호 값과 출력 신호 값의 차이는 출력층에서 은닉층 2와 은닉층 1에 있는 모든 노드들의 값을 변화시키고, 이에 따라 노드 사이에 있는 가중치 값들도 변하게 된다. 입력층 노드에는 다시 새로운 입력 신호가 입력되고 변화된 가중치에 따라 새로운 출력 신호가 나오게 된다. 이러한 과정은 목적 신호 값과 출력 신호 값이 거의 유사한 값이 될 때까지 반복되며, 반복 후 최종 변화된 연결 가중치 값은 입력 신호와 목적 신호

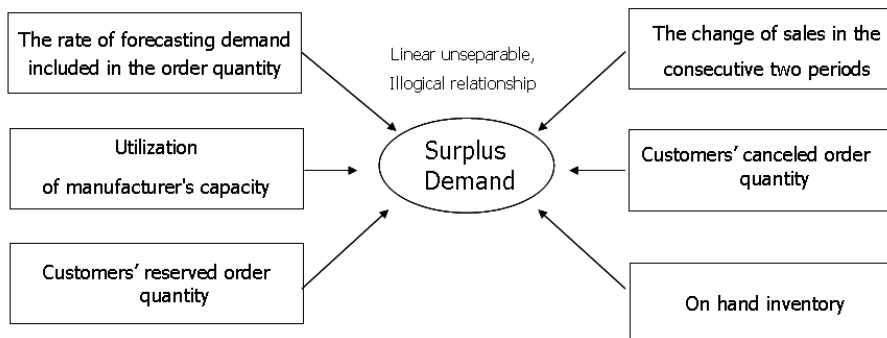


Figure 2. The causes of the surplus demand.

간의 관계를 나타내기 위하여 사용된다.

### 3.2 새로운 할당 정책의 가정

새로운 할당 정책 개발을 위해 몇 가지 가정이 존재한다. 우선 대상 품목은 완제품인 단일 품목이다. 단위 시간당 생산자는 제한된 생산능력을 가지며 생산자와 분배자는 서로의 일정한 정보를 공유한다. 분배자는 생산자의 생산 가용량을 알 수 있다고 가정한다. 그리고 생산자는 분배자의 재고량, 판매량의 변화 등의 정보에 대해서는 알 수 있지만 고객과 접하고 있는 분배자와 비교하여 제한적인 고객 수요 정보를 가진다. 이는 분배자가 생산자에 비하여 고객의 수요 정보를 파악하기 쉽기 때문이다. 또한, 분배자 간의 정보 공유는 과잉 수요 예측의 정확성을 위해 고려하지 않는다. 분배자 간의 정보 공유는

분배자가 발생시킨 과잉 수요에 영향을 미칠 수 있기 때문이다. 그리고 앞에서 언급한 바와 같이 생산자와 분배자 간의 리드 타임은 고려하지 않는다. 마지막으로 생산자와 분배자는 기업에 포함된 하나의 개체로서 분배자가 생산자에게 제품 주문 시 발생하는 도덕적 해이(Moral Hazard)는 없는 것으로 한다. 즉 분배자의 주문량에 포함된 과잉 수요는 분배자가 고의적 제품 확보의 목적으로 발생된 것이 아니라 분배자의 수요 예측 오류로 발생한 것이다.

### 3.3 새로운 할당 정책의 세부 절차

신경망을 이용한 새로운 할당 정책의 세부 절차는<Figure 4>와 같이 나타낼 수 있다. 생산자는 각 분배자로부터 주문을 받으면, 과거 생산자와 분배자의 정보를 바탕으로 역전파 알고

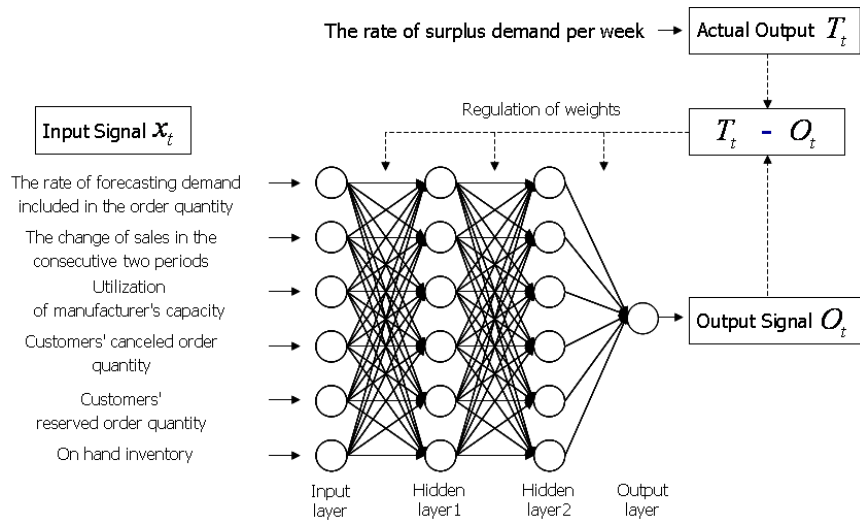


Figure 3. The Neural network structure for the learning of surplus demand.

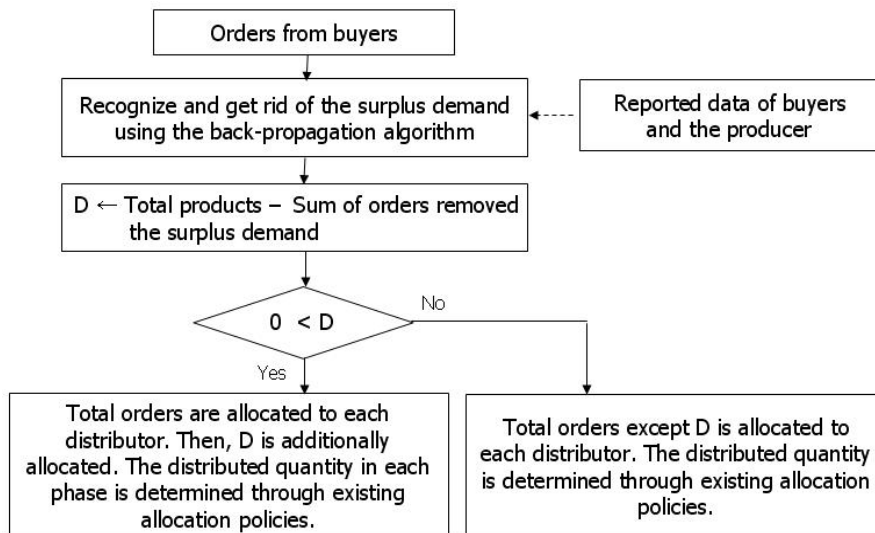


Figure 4. Steps of a new allocation policy using neural networks.

리듬을 이용하여 각 분배자의 주문량에서 과잉 수요 발생 패턴을 확인하여 과잉 수요를 주문량에서 제거하고 할당한다. 그리고 전체 생산량의 차이에서 분배자들의 과잉 수요를 제거하고 남은 총 주문량의 차이(D)를 구하여 전체 생산량이 큰 경우, 남은 D만큼의 재고를 추가로 할당한다. 그렇지 않으면, 과잉 수요를 제거하고 남은 양에서 D만큼의 양을 제외한 재고를 각 분배자에게 할당한다.

위 정책 적용 시 좀더 효과적인 제품 할당을 기대할 수 있다. 기존 정책으로 분배자에게 제품을 할당할 경우에는 실제로 필요한 양뿐만 아니라 과잉 수요량도 분배자에게 할당된다. 생산량은 유한한데 일부 분배자에게 과잉 수요량이 할당되면서 다른 분배자는 그 만큼의 양을 할당받지 못하게 된다. 즉, 어떤 분배자는 필요 이상의 많은 양을 할당받게 되고, 어떤 분배자는 필요한 양보다 적은 양을 할당받게 되는 것이다. 그런데 신경망을 이용한 새로운 할당 정책을 적용한다면 위의 초과량과 부족량의 크기를 줄일 수 있다. 이 때 약간의 과잉 수요가 분배자에게 할당되는 것을 막을 수는 없겠지만, 주로 분배자에게 과잉 수요를 제거하고 남은 양을 할당하게 되므로 각 분배자에게 할당되는 과잉 수요량을 상당량 줄일 수 있다. 결과적으로, 할당되는 과잉 수요량을 크게 줄임으로써 제한된 생산량을 최대한 분배자의 실수요에 맞추어 할당할 수 있다. 즉, 각 분배자에게 발생할 제품 부족 현상을 전체적으로 줄일 수 있는 것이다. 따라서, 과잉 수요를 고려한 할당 정책은 효과적인 제품 할당을 통하여, 고객의 주문 충족 수준을 더욱 높일 수 있게 된다.

## 4. 성과 측정 및 분석

### 4.1 분배자의 과잉 수요 발생 패턴에 대한 학습 과정

신경망의 역전파 알고리즘은 C++ 언어로 구현되었다. 학습률(Learning Rate)은 연결 가중치의 변화량을 결정하는 0과 1 사이의 값을 가지는 상수로서 그 값을 0.5로 하였다. 그리고 <Figure 4>의 역전파 알고리즘 학습의 종료 조건은 목적 신호와 출력 신호의 차이가 매우 작은 경우(본 논문에서,  $1 \times 10^{-3}$  이하)로 수렴할 때이다.

입력 신호의 정보는 총 6가지로서 분배자의 주문량 중 수요 예측량의 비율, 지난 단위 기간 판매량의 변화율, 생산자의 생산 가용률, 고객의 주문 취소율, 예약률 그리고 현재 재고 보유율의 단위 시간대별 정보이다. 수요 예측량의 비율, 판매량의 변화율, 과잉 수요의 비율을 구하는 식은 다음의 식 (1)~(3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{수요 예측량의 비율} = \frac{\text{분배자의 주문량} - \text{고객의 주문 예약량}}{\text{분배자의 주문량}} \quad (1)$$

$$\text{판매량의 변화율} = \frac{\text{현재시점에서 1주전 판매량} - \text{현재시점에서 2주전 판매량}}{\text{분배자의 주문량}} \quad (2)$$

$$\text{과잉 수요의 비율} = \frac{\text{분배자의 주문량} \cdot \text{판매량}}{\text{분배자의 주문량}} \quad (3)$$

그리고 분배자의 주문량과 판매량은 삼각분포(300, 500, 700)에서 발생시킨 임의의 난수를 사용하였다. 생산자의 생산 가용률은 삼각분포(0.80, 0.90, 0.99)에서, 취소율은 일양분포(0.0, 0.2)에서, 예약률은 일양분포(0.0, 0.3)에서, 재고 보유량은 안전 재고 대 보유 재고의 비율로 일양분포(0.5, 2.0)에서 발생되었다. 또한, 각 할당 정책의 성과를 비교하기 위해서 각 분배자에게 Backorder가 발생하도록 생산자의 생산량을 조절하였다.

실험은 하나의 생산자와 네 개의 분배자가 존재하는 공급 사슬에 대하여 이루어진다. 각 분배자는 동일한 품목을 대상으로 하고 있기 때문에 동일한 수요 패턴을 지닌다. 과잉 수요에 대하여 총 네 가지 수요 패턴을 고려하였다. <Figure 5>는 네 가지 과잉 수요 발생 패턴의 예로 변동의 폭이 큰 패턴(Fluctuated Pattern), 변동의 폭이 작은 패턴(Level Pattern), 점점 증가하는 패턴(Trend Pattern) 그리고 계절성이 있는 패턴(Seasonal Pattern)을 보여준다.

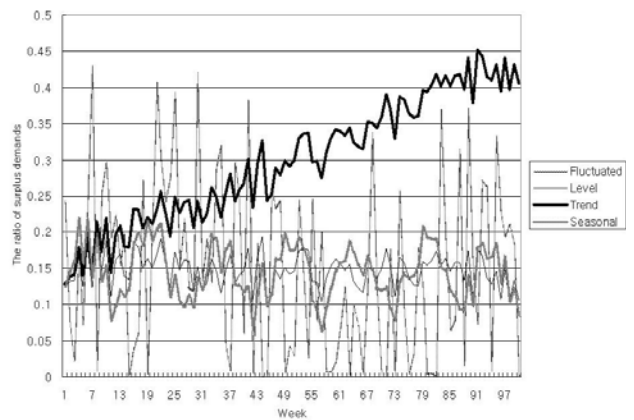


Figure 5. Four surplus demand patterns.

### 4.2 새로운 정책과 기존 정책의 비교

동일한 과잉 수요 발생 패턴을 가지는 네 개의 분배자가 네 종류의 서로 다른 과잉 수요 발생 패턴을 나타낼 경우에 대해 실험을 하였다. 실험 후 신경망을 이용한 새로운 할당 정책과 기존 할당 정책의 비교를 위하여 Backorder를 기준으로 사용한다. Backorder는 고객의 수요에 대응하지 못하여 이월된 주문량이다. 따라서 Backorder 크기가 작을수록 고객의 주문 충족 수준은 더욱 높아지는 것이다.

역전파 알고리즘을 이용하여 50주, 100주 동안 학습을 한 후 예측 과잉 수요량을 바탕으로 한 새로운 할당 정책과 기존 할당 정책의 Backorder를 비교하였다. <Figure 6>과 <Figure 7>은 기존의 Rank Based, Per Committed 할당 정책과 신경망을 이용한 새로운 Rank Based, Per Committed 할당 정책을 비교한 것

으로, 네 가지 과잉 수요 발생 패턴 각각에 대하여 30번의 반복 실험을 통하여 얻은 평균 Backorder를 나타낸다.

<Figure 6>과 <Figure 7>을 살펴보면 기존 할당 정책과 비교하여 신경망을 이용한 할당 정책 사용 시 발생한 Backorder가 더 적은 것을 알 수 있다. 정책에 따라 기존 정책의 Backorder와 신경망을 이용한 정책의 Backorder 차이가 근소한 부분이지만 전체적으로 신경망을 이용한 할당 정책 적용 시 발생한 Backorder가 기존 할당 정책 사용 시에 발생한 Backorder보다 더 적은 것을 알 수 있다. 따라서 이 두 가지 새로운 할당 정책은 기업의 제품 할당을 더욱 효과적으로 함으로써 고객의 주문 충족 수준을 더욱 높일 수 있는 정책이라 할 수 있다.

또한 기존 Per Committed 정책의 Backorder가 기존 정책의 Backorder와 비교하여 가장 작고, 신경망을 이용한 Per Committed 정책이 신경망을 이용한 여타의 정책과 비교하여 가장 적은 Backorder를 보인다. Per Committed 정책에서 신경망을 적용하였을 때 Backorder 감소의 폭이 타 정책에 비해 적은 편이지만, 다양한 수요 패턴이 발생하는 경우를 실험한 결과 5%에서 50% 정도의 Backorder 감소가 있었다. 또한, 신경망을 이용한 Per Committed 정책에서의 Backorder가 다른 정책과 비교하여 가장 적은 Backorder를 보임으로써 네 가지 과잉 수요 발생 패턴의 상황에서 가장 높은 고객 주문 충족 수준을 실

현할 수 있는 제품 할당 정책임을 알 수 있다.

하지만, 기업의 정책 및 제품의 특성에 따라 사용하는 정책은 다를 수 있다. 기업의 이러한 상황을 고려한 할당 정책이 Fixed Split 정책이다. 기업의 정책 및 고려해야 할 제품 특성 등에 따라 할당계수를 정하고 이 비율에 따라 제품을 할당하는 것이다. Fixed Split 정책에 대해서 임의로 발생시킨 여러 종류의 할당계수에 대해 실험을 해 보았다. 사용한 할당계수는 <Table 1>에 나타나 있다. 네 가지의 할당계수의 경우에 대해서 역전과 알고리즘을 이용하여 50주, 100주 동안 학습을 한 후 예측 과잉 수요량을 바탕으로 한 새로운 Fixed Split 할당 정책과 기존 Fixed Split 할당 정책의 Backorder를 비교하였다.

Table 1. Split factors of Fixed Split policy

|       | Split factors    |
|-------|------------------|
| Set 1 | 0.4, 0.35, 0.25  |
| Set 2 | 0.33, 0.33, 0.34 |
| Set 3 | 0.5, 0.3, 0.2    |
| Set 4 | 0.4, 0.4, 0.2    |

<Figure 8>과 <Figure 9>는 각각의 할당계수 경우에서 신경망을 이용한 Fixed Split 할당 정책의 적용 시 적은 Backorder가

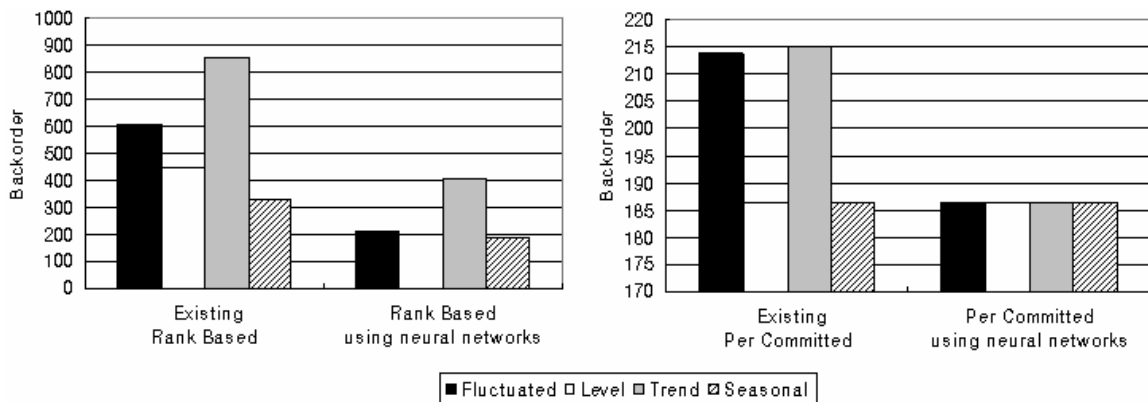


Figure 6. Backorder resulted from Rank Based, Per Committed after learning for 50 weeks.

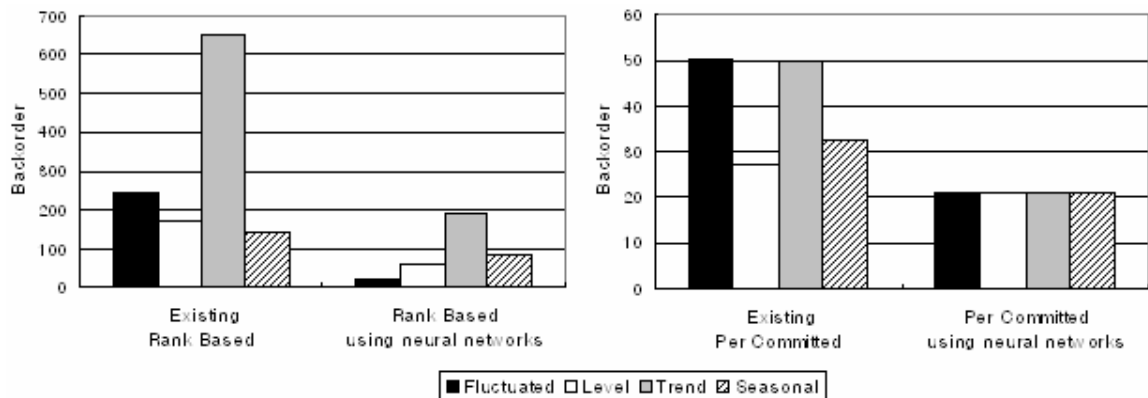


Figure 7. Backorder resulted from Rank Based, Per Committed after learning for 100 weeks.

발생한 것을 보여준다. 4가지의 과잉 수요 발생 패턴 중 Real 패턴일 경우 대체적으로 가장 적은 Backorder를 보인다. 그리고 할당계수 Set 1(0.4, 0.35, 0.25)의 경우에 더 적은 Backorder가 발생하였으며 각 할당계수의 경우에서도 적은 Backorder를 보임으로써 신경망을 이용한 Fixed Split 정책이 기존의 Fixed Split 정책보다 나은 정책임을 알 수 있다. <Figure 6>에서 <Figure 9>까지의 결과를 종합해 볼 때 신경망을 이용한 세 가지 할당 정책 모두가 기존의 할당 정책보다 적은 Backorder를 발생시킴으로써 세 가지 모두 기존 정책보다 나은 정책이라고 결론지을 수 있겠다.

### 5. 결론

본 연구에서는 신경망 이론의 역전파 알고리즘을 이용하여 분배자의 주문량에서 과잉 수요를 확인 및 제거함으로써 공급사슬 상의 생산자와 분배자의 관계에서 수요와 공급의 동기화를

위한 새로운 제품 할당 정책을 제시하였다. 기존 정책은 분배자에게 주문량을 할당할 경우 주문량에 포함된 과잉 수요도 여과 없이 그대로 분배자에게 할당하여 할당된 과잉 수요만큼 다른 분배자에게는 큰 Backorder가 발생하도록 하였다. 하지만 신경망을 이용한 할당 정책으로 더 적은 Backorder를 발생시킬 수 있었다. 신경망을 이용한 할당 정책의 적용으로 분배자에게 할당되는 제품 중에서 과잉 수요를 크게 줄일 수 있었고, 결과적으로 다른 분배자에게 기존 정책의 적용 때보다 더 많은 제품의 할당을 기대할 수 있게 하였다. 그리고 새로운 할당 정책의 효과를 확인하기 위한 실험에서 대표적인 수요 발생 패턴과 비슷한 네 가지의 과잉 수요 발생 패턴에 대해서 신경망을 이용한 할당 정책의 Backorder가 기존 할당 정책의 Backorder보다 적었다. 이로 미루어 볼 때, 과잉 수요의 다양한 패턴에 관계없이 본 할당 정책이 대부분의 기업 운영에 긍정적인 영향을 미치는 정책임을 알 수 있다.

본 연구에서는 생산자와 분배자 사이의 단일 제품에 대하여 연구하였다. 하지만 같은 공급사슬에서 다품종의 제품이 생산

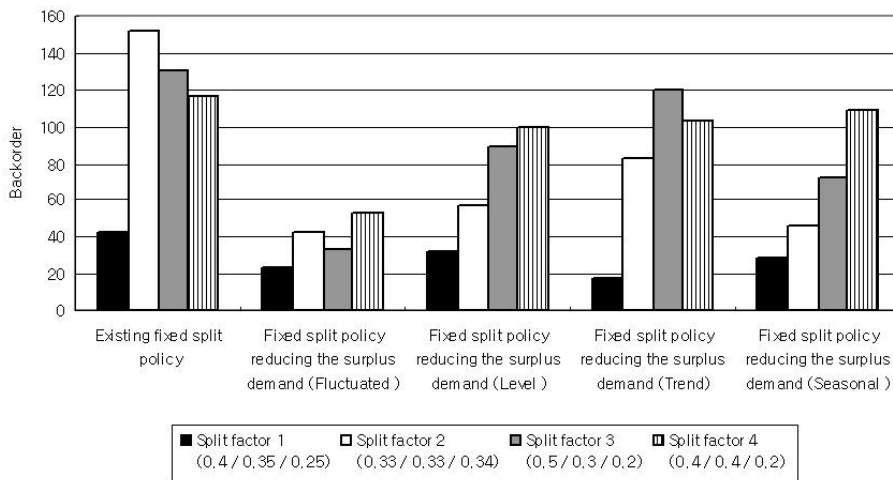


Figure 8. Backorder resulted from Fixed Split after learning for 50 weeks.

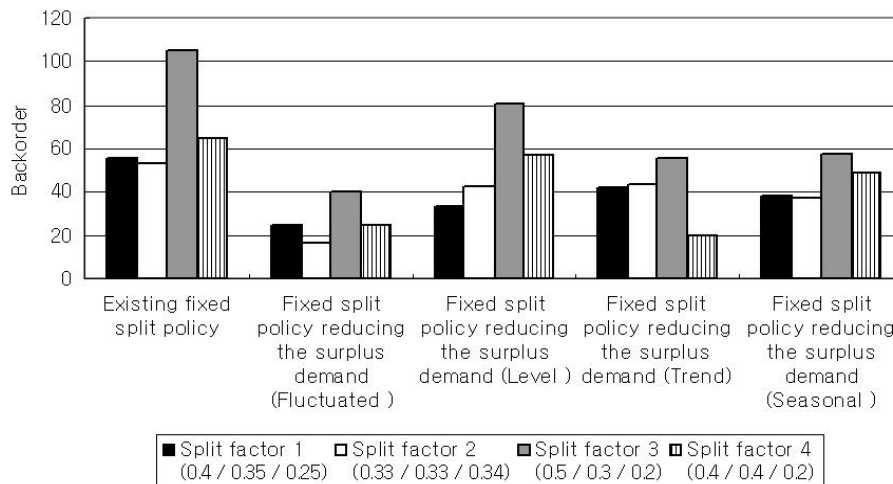


Figure 9. Backorder resulted from Fixed Split after learning for 100 weeks.



되고 분배되는 경우에는 기업에 존재하는 유한한 생산 능력을 비롯한 더욱 다양한 요소들을 고려하여 할당 정책을 세워야 한다. 따라서, 다품종의 제품에 대한 과잉 수요의 인식 및 제품 할당 정책에 대한 연구가 필요하다.

## 참고문헌

- Beamon, B. M. (1998), Supply Chain Design and Analysis: Models and Method, *International Journal of Production Economics*, **55**, 281-294.
- Chen, F., Drezner, Z., Ryan, J. K., and Simchi-Levi, D. (2000), Quantifying the Bullwhip Effect in a Simple Supply Chain: The Impact of Forecasting, Lead Times, and Information, *Management Science*, **46**, 436-443.
- Chopra, S. and Meindl, P. (2001), *Supply Chain Management Strategy, Planning, and Operation*, Prentice Hall, NJ, USA.
- Fausett, L. V. (1994), *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice Hall, NJ, USA.
- Fisher, M. L. (1997), What Is the Right Supply Chain for Your Product?, *Harvard Business Review*, **72** (2), 105-117.
- Han, C. S. and Lee, Y. H. (2003), Sales and Operation Planning through Profit Optimization, *Journal of the Korean Society of Supply Chain Management*, **3** (2), 93-100.
- Han, J. Y., Jung, H. S., Jeon, J. T., and Jeong, B. J. (2002), Development of an Efficient ATP System using Stock Level in Supply Chain Management, *Journal of the Korean Society of Supply Chain Management*, **2** (1), 31-40.
- Haykin, S. (1999), *Neural Networks a Comprehensive Foundation*, Second edition, Prentice Hall, NJ, USA.
- Huang, Z., Chen, H., Hsu, C., Chen, W., and Wu, S. (2004), Credit Rating Analysis with Support Vector Machines and Neural Network: a Market Comparative Study, *Decision Support Systems*, **37**, 543-558.
- i2 technologies (2000), *Demand Fulfillment Concept Manual*, Ver. 4.3.1., i2 technologies.
- Jeong, B. J., Sim, S. B., Jeong, H. S., and Kim, S. W. (2002), An Available-To-Promise System for TFT LCD Manufacturing in Supply Chain, *Computers & Industrial Engineering*, **43**, 191-212.
- Kang, C. W., Won, D. I., and Kim, S. S. (2003), A Study on Strategic Allocation Algorithm to Make Sales Plan, *IE Interfaces*, **16** (2), 117-124.
- Kilger, C. and Schneeweiss, L. (2002), Demand Fulfillment and ATP, *Supply Chain Management and Advanced Planning*, edited by H. Stadler and C. Kilger, 161-176, Springer, Germany.
- Lam, M. (2004), Neural Network Techniques for Financial Performance Prediction : Integrating Fundamental and Technical Analysis, *Decision Support Systems*, **37**, 567-581.
- Law, R. (2000), Back-Propagation Learning in Improving the Accuracy of Neural Network-Based Tourism Demand Forecasting, *Tourism Management*, **21**, 331-340.
- Lee, H. L., Padmanabhan, V. and Whang, S. (1997), Information Distortion in a Supply Chain: the Bullwhip Effect, *Management Science*, **43** (4), 546-558.
- Liang, L. and Wu, D. (2005), An Application of Pattern Recognition on Scoring Chinese Corporations Financial Conditions based on Backpropagation Neural Network, *Computers & Operations Research*, **32** (5), 1115-1129.
- Sandholm, T and Ygge, F (1999), Constructing Imaginary Demand Functions in Equilibrium Markets, *Washington University in Saint Louis CS Tech Reports*, **99** (26), 1-48.
- So, K. C. and Zheng, X. (2003), Impact of Supplier's Lead Time and Forecast Demand Updating on Retailer's Order Quantity Variability in a Two-Level Supply Chain, *International Journal of Production Economics*, **86**, 169-179.
- Weng, Z. K. (1999), Strategies for Integrating and Lead Time and Customer Order Decisions, *IIE Transactions*, **31**, 161-171.
- Yang, J. H. and Choi, Y. S. (2003), A Case Study on Implementation of Global ATP System for a Global Manufacturing Company, *Journal of the Korean Society of Supply Chain Management*, **3** (1), 33-40.