Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers
Vol. 31, No. 2, pp. 106-119, June 2005.

비안정적인 고객수요를 갖는 공급사슬에서의 적응형 재고관리 모델

백준걸[1†] · 김창욱[2] · 전 진[3]

[1]인덕대학 산업시스템경영과 / [2]연세대학교 정보산업공학과 / [3]고려대학교 정보통신기술공동연구소

Adaptive Inventory Control Models in a Supply Chain with Nonstationary Customer Demand

Jun-Geol Baek[1] · Chang Ouk Kim[2] · Jin Jun[3]

[1]Department of Industrial System Engineering, Induk Institute of Technology, Seoul, 139-749

[2]Department of Information and Industrial Engineering, Yonsei University, Seoul, 120-749

[3]Research Institute for Information and Communication Technology, Korea University, Seoul, 136-701

Uncertainties inherent in customer demand patterns make it difficult for supply chains to achieve just-in-time inventory replenishment, resulting in loosing sales opportunity or keeping excessive chain wide inventories. In this paper, we propose two intelligent adaptive inventory control models for a supply chain consisting of one supplier and multiple retailers, with the assumption of information sharing. The inventory control parameters of the supplier and retailers are order placement time to an outside source and reorder points in terms of inventory position, respectively. Unlike most extant inventory control approaches, modeling the uncertainty of customer demand as a stationary statistical distribution is not necessary in these models. Instead, using a reinforcement learning technique, the control parameters are designed to adaptively change as customer demand patterns change. A simulation based experiment was performed to compare the performance of the inventory control models.

***Keywords*:** supply chain, adaptive inventory control, reinforcement learning

1. 서 론

오늘날 날로 치열해져 가고 있는 기업경쟁의 심화와 고객요구의 다양성 증대, 그리고 제품의 수명주기(life cycle) 단축은 기업들로 하여금 경쟁우위의 확보를 위해 공급자로부터 고객에 이르는 공급사슬(supply chain)을 효율적으로 관리할 수 있도록 지원하는 공급사슬관리(supply chain management)의 도입을 유도하고 있다. 이러한 공급사슬관리의 도입은 고객에 대한 서비스 수준은 향상시키면서 공급사슬에서 발생하는 총비용(total cost)을 최소화할 수 있도록 지원하고 있으며, 이를 위해서 공급사슬 전체에 걸쳐 발생하는 재고(inventory)를 최소화시키기 위한 많은 노력이 행해지고 있다. 공급사슬에서 발생하는 재고를 줄이기 위한 효과적인 방법으로는 공급사슬을 구성하는 각각의 구성원들이 고객수요(customer demand)에 따라 공급사슬의 하위(downstream) 구성원들에게 JIT(Just-In-Time) 형태의 공급을 수행함으로써 판매기회상실비용(lost sales cost) 또는 추후납품비용(backorder cost), 그리고 재고유지비용(inventory holding cost)을 줄이는 것이 효과적이다(Corbett, 1992).

그러나 일반적으로 고객수요는 시간의 흐름에 따라 예측 불가능(unpredictable)하게 변화하는 비안정적인(nonstationary) 형태를 갖고 있으며, 이러한 불확실성(uncertainty)은 JIT 형태

본 연구는 인덕대학 학술연구비 일부지원에 의하여 수행되었음.
† 연락저자 : 백준걸 교수, 139-749 서울시 노원구 월계동 산 76 인덕대학 산업시스템경영과, Fax : 02-950-7619, E-mail : jgbaek@induk.ac.kr
2004년 2월 접수; 2004년 9월, 2005년 2월 수정본 접수; 2005년 2월 게재 확정.

의 공급을 어렵게 만드는 원인이 되고, 이로 인해 제품품절(shortage)이 발생할 확률과 과다 재고를 보유할 확률이 높아지는 원인이 된다.

따라서 불확실한 고객수요를 갖는 공급사슬에서 효율적인 재고관리(inventory control)를 수행하기 위해서는, 고객수요가 미리 알려진 상수(constant) 값이나 통계적인 분포(statistical distribution)를 갖는다는 가정이 비현실적이기 때문에 고객수요의 변화에 따라 재고관리정책(policy)을 동적으로(dynamically) 변화시킬 수 있는 적응형(adaptive) 재고관리가 이루어져야 한다. 적응형 재고관리란 시간의 흐름에 따라 변화하는 고객수요를 기반으로 재고관리정책의 모수(parameter)를 동적으로 조정(adjust)함으로써 공급사슬에서 발생하는 총비용을 최소화할 수 있는 재고관리를 수행하는 것을 의미한다.

본 연구에서는 이를 위해 하나의 공급자(supplier)와 다수의 소매점(retailers)으로 구성된 2단계 공급사슬(2-echelon supply chain)에서의 적응형 재고관리 모델(model)을 제시하고자 한다. 본 연구에서 제시하는 적응형 재고관리 모델은 공급자가 소매점에서의 고객수요 정보와 재고수준(inventory position) 정보를 실시간으로 공유할 수 있다는 가정을 갖는다. 그러나 기존의 연구에서 가정하고 있는 고객수요가 안정적인 분포(stationary distribution)를 따른다는 가정은 필요로 하지 않는다. 또한 본 연구에서 제시하는 적응형 재고관리 모델에서는 고객수요의 패턴(pattern)이 변화함에 따라 재고관리 정책에서 사용되는 모수를 적응적으로(adaptively) 변화시키기 위해 지능형 기계학습(intelligent machine learning) 기법의 일종인 강화학습(reinforcement learning) 기법(Sutton and Barto, 1998)을 이용한다.

본 연구에서 제시하는 적응형 재고관리 모델에서 공급자의 관리모수(control parameter)는 공급자가 외부의 공급원(outside source)에 주문(order)을 전달하는 시점(order placement time)이며, 소매점의 관리모수는 각각의 소매점들에 대한 재주문점(reorder point)을 결정하는 것이다. 또한 본 연구에서 제시하는 적응형 재고관리 모델에서 공급자와 소매점들이 재고관리를 수행하는 메커니즘(mechanism)은 다음과 같은 특징을 갖는다.

• 공급자

본 연구에서 제시하는 적응형 재고관리 모델에서는 공급자가 소매점의 주문시점을 예측하여 외부의 공급원에게 해당 주문을 전달하는 방식을 따른다. 이를 위해 공급자는 소매점의 실시간 재고수준정보와 재주문점정보를 알고 있어야 하며, 이를 바탕으로 소매점의 재고수준을 선형 시계열(linear time series) 모델을 통해 예측한 후, 소매점의 재고수준이 재주문점에 도달하는 시점을 예측하여 이를 바탕으로 외부의 공급원에게 해당 주문을 전달하는 시점을 결정해야 한다.

<Figure 1>은 선형 시계열 모델을 이용하여 소매점의 재고수준이 재주문점에 도달할 것으로 예측된 미래시점(predicted future time)과 현재시점(current time)과의 관계를 나타내고 있다. <Figure 1>에서는 예측된 미래시점과 현재시점과의 차이가 공급자가 소매점에 제품을 공급하는 데 소요되는 공급 리드타임(replenishment lead time)과 같다는 것을 나타내고 있으며, 공급자가 소매점에게 예측된 미래시점에 제품을 공급하기 위해서는 현재시점에서 외부의 공급원에게 해당 주문을 발주해야 한다는 것을 나타내고 있다. 선형 시계열 모델에 의해 예측된 미래시점이 정확할수록 공급자가 외부의 공급원으로부터 제품을 공급받은 후, 이를 소매점에게 전달하기 전에 자신의 창고(warehouse)에 보관해야 하는 기간이 짧아지게 된다. 따라서 선형 시계열 모델에 의해 예측된 미래시점이 100% 정확하다면 공급자의 평균재고수준(average inventory level)은 궁극적으로 0에 도달할 수 있으며, 소매점은 자신이 필요로 하는 제품을 공급자로부터 적시에 전달받을 수 있게 되므로 본 연구에서는 이러한 개념의 공급을 JIT 형태의 공급이라고 부르기로 한다.

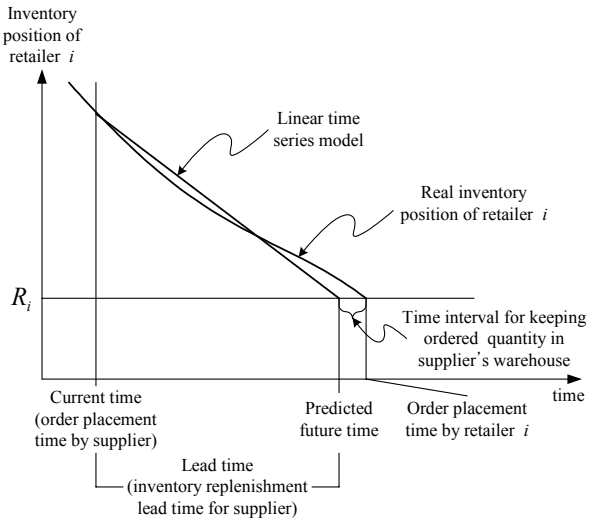


Figure 1. Illustration of the JIT delivery of supplier.

그러나 비안정적인 고객수요가 발생하는 경우에 고객수요의 변화를 반영한 효율적인 JIT 형태의 공급이 이루어지기 위해서는 예측된 미래시점과 현재시점의 차이에 안전 리드타임(safety lead time)이 추가되어야 한다. 따라서 본 연구에서 제시하는 적응형 재고관리 모델에서는 강화학습기법을 이용하여 고객수요의 변화에 따라 동적으로 안전 리드타임을 조정할 수 있는 방법을 제시하고자 한다.

• 소매점

본 연구의 대상이 되는 공급사슬에서는 소매점이 (Q, R) 정책을 이용하여 공급자에게 제품을 주문한다. (Q, R) 정책이란 소매점의 재고수준이 재주문점인 R에 도달하게 되면

로트 사이즈 Q만큼의 주문을 공급자에게 전달한다는, 이미 잘 알려진 재고정책이다. 그러나 기존의 (Q,R) 정책은 재주문점 R이 한번 결정되면 변하지 않는다는 문제점을 지닌 반면, 본 연구에서 제시하는 (Q,R) 정책은 고객수요가 변화함에 따라 재주문점 R이 동적으로(dynamically) 조정될 수 있다는 특징을 지닌다. 즉, 본 연구에서 제시하는 (Q,R) 정책에서는 고객수요의 변화에 따라 안전재고(safety stock) 값이 강화학습에 의해 동적으로 조정되어지고, 이에 따라 재주문점 R도 동적으로 조정될 수 있게 된다.

따라서 각각의 소매점 i($i=1,\ldots,N$)가 (Q_i,R_i) 정책을 이용하여 재고관리를 수행하는 경우, 고객수요의 변화에 따라 강화학습을 통해 안전재고의 양을 조정하고 이를 바탕으로 재주문점 R_i를 조정하는 방식을 따른다.

본 연구에서는 위에서 언급한 공급자와 소매점의 재고관리 정책을 결합한(combined) 2가지 형태의 통합 재고관리 모델(coordinated inventory control model)을 제시하고자 한다. 첫 번째 모델은 분산형 모델(distributed model)로서 공급자와 소매점이 독립적으로 자신을 위한 재고관리정책을 수행하는 모델이다. 이에 반해 두 번째 모델은 VMI(Vendor Managed Inventory)와 유사한 형태의 집중형 모델(centralized model)로서 공급자가 자신의 재고관리뿐만 아니라 소매점의 재고관리까지 수행하는 모델을 의미한다.

집중형 모델과 비교하여 분산형 모델이 갖는 중요한 문제점은 공급자와 소매점이 독립적으로 재고관리를 수행하기 때문에 공급사슬 시스템의 전체 최적화(global optimization)를 달성하기 어렵다는 점이다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 공급자가 자신의 재고보충시점(inventory replenishment time)을 결정할 때 소매점의 재고수준과 고객수요를 고려하여 재고보충시점을 결정하는 방법을 제시함으로써 분산형 모델이 갖는 문제점을 해결하고자 한다.

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같은 내용으로 구성되어 있다. 먼저 2장에서는 본 연구와 관련된 기존 연구에 대해 조사한 내용을 기술한다. 3장에서는 공급사슬에서의 재고관리 문제에 대해 정의하고 본 연구에서 제안하는 두 가지 형태의 통합 재고관리 모델에 대한 설명을 기술한다. 4장에서는 시뮬레이션을 통해 본 연구에서 제안한 통합 재고관리 모델의 성능(performance)을 평가한다. 마지막으로 5장에서는 결론과 추후 연구에 대해 기술한다.

2. 관련 연구 고찰

본 연구와 관련된 기존의 연구는 다음과 같은 두 가지 주제로 분류할 수 있다.

첫째, 공급사슬 전체 최적화를 달성하기 위해 고객수요분포의 모수를 과거 데이터를 바탕으로 적응적으로 예측하기 위한 연구.

둘째, 공급자의 의사결정을 효율적으로 수행하기 위해 소매점의 정보를 공유하는 방법에 대한 연구.

첫 번째 주제에 대한 연구는 Scarf(1959)에 의해 시작되었는데, Scarf는 고객수요 분포가 안정적인 감마분포(gamma distribution)를 따른다고 가정하고, 축적되는 고객수요 데이터를 바탕으로 베이스 규칙(Bayes' rule)을 이용하여 감마분포의 모수를 동적으로 추정해낼 수 있는 베이지안 동적계획법(Bayesian dynamic programming)을 제시하였다.

또한 Azoury(1985)는 Scarf의 연구를 발전시켜 일반적인 수요분포(general demand distribution)를 갖는 경우에 대해 최적화 모델의 해법을 제시하였다. Miller(1986)는 지수평활식(exponential smoothing formula)을 이용하여 축적되어진 고객수요 데이터를 기반으로 수요분포의 모수를 추정하는 방법을 제시하였다. Packer(1966)는 (Q,R) 정책을 이용한 단일시설(single site)에서의 재고관리해법을 제시하였는데, Packer가 제시한 재고관리해법은 재고와 관련된 비용을 줄이기 위해 고객수요정보를 이용하였다는 장점을 지닌다. 특히, 주문량 Q는 경제적 주문량(EOQ)에 의해 계산될 수 있고, 고객수요의 평균은 지수평활식에 의해 추론될 수 있음을 설명하고 있다. 따라서 재주문점 R은 리드타임 동안의 평균 수요와 미리 정의된 안전재고에 의해 결정될 수 있다. 그러나 위에서 언급한 연구들은 수학적으로 매우 견고한(elegant) 해법을 제시하고 있으나 고객수요가 비안정적인 경우에는 적용되기 힘들다는 문제점을 지닌다.

두 번째 주제에 대한 연구는 공급자가 효율적인 의사결정을 수행하기 위해 소매점의 정보를 공유하는 방법에 대한 연구로서 대표적인 연구로는 Gavirneni *et al.*(1999)의 연구를 들 수 있다. Gavirneni *et al.*(1999)는 하나의 공급자와 하나의 소매점으로 구성된 단순한 공급사슬에서 공급자가 주문량을 효율적으로 결정하기 위해 소매점에서의 고객수요정보와 재고수준정보를 어떻게 공유할 것인지에 대한 방법을 제시하고 있다. 단, 고객수요가 안정적인 분포를 따른다는 가정을 갖는다. Cachon and Fisher(2000)는 하나의 공급자와 다수의 소매점으로 구성된 공급사슬에서 공급자가 주문량과 재고할당량을 결정할 때 소매점의 정보를 활용하는 방법을 제시하였다. 단, Cachon and Fisher가 제시한 공급사슬 모델은 소매점에서의 고객수요가 안정적인 분포를 따른다는 가정을 갖고 있으며, 소매점이 자신의 재고를 스스로 관리하기 때문에 공급자는 소매점의 재고정책(inventory policy) 모수를 알 수 없다는 가정을 갖는다. 또한 Lee *et al.*(2000)는 순차적인(serial) 공급사슬 모델에서 공급자가 주문량을 효율적으로 결정하기 위해 공급사슬을 구성하고 있는 구성원들의 정보를 공유하는 방법에 대해 기술하고 있으며, 이 때 소매점에서의 고객수요는 미리 알려진 자동회귀 수요 프로세스(autoregressive demand process)를 따른다는 가정을 갖는다. Moinzadeh(2002)는 소매점의 재고수준이 $R+s$에 도달하였을 때 공급자가 외부의 공급원에게 즉시 해당 주문을 발주할 수 있는 공급자 보충정책(supplier replenish-

ment policy)을 제시하였으며, 소매점의 고객수요가 포아송(Poisson) 분포를 따른다는 가정하에 최적의 s 값을 도출해 낼 수 있는 방법을 제시하였다.

분산재고관리 모델에 대한 대표적인 연구로는 Axsater(2001)의 연구를 들 수 있는데, Axsater(2001)는 하나의 중앙창고와 다수의 소매점으로 구성된 다단계(multi-echelon) 공급사슬에서 Stac- kelberg 게임 모델(game model)을 이용한 분산재고관리 모델을 제시하였다. 또한 Andersson *et al.*(1998), Lee and Whang(1999), 그리고 Cachon and Zipkin(1999)은 공급사슬을 구성하는 각각의 구성원(participant)들이 상대방의 비용을 고려하여 자신의 의사결정을 수행할 수 있는 분산재고관리 모델을 제시하였다. 그러나 위에서 언급한 분산재고관리 모델에 대한 연구들은 고객수요가 미리 주어진 분포를 따른다는 문제점을 지닌다.

앞에서 기술한 두 가지 주제 이외의 연구로는 Zhao *et al.*(2001)와 Zhao and Xie(2002) 연구를 들 수 있다. Zhao *et al.*는 분산 공급사슬 모델에서 공급자가 안정적인 생산을 수행함으로써 자원을 보다 효율적으로 사용할 수 있도록 지원하기 위해 소매점이 주문을 미리 발주할 수 있는 사전주문 수행규칙(early order commitment rule)을 제시하였다. 그리고 다양한 형태의 고객수요 패턴과 공급자 능력 변화에 따른 시나리오를 작성하고 이를 기반으로 그들이 제시한 사전주문 수행규칙의 효과를 검증하였다. 또한 Zhao and Xie(2002)는 공급자와 소매점이 서로의 정보를 공유하여 고객수요를 예측하였을 때 발생하는 오차(error)의 영향에 대해 분석하였다.

그들의 분석에 따르면 공급자와 소매점이 완전하게 정보를 공유하였을 때, 대부분의 경우에 공급자의 이익은 증가하였으나 소매점에서의 비용이 증가한다는 사실이 입증되었다. 그리고 이러한 현상은 수요예측 오차가 커질수록 심화된다는 사실도 입증되었다.

3. 통합재고관리 모델

3.1 수리적 모델

앞에서 기술한 바와 같이 본 연구에서는 하나의 공급자와 N개의 소매점으로 구성된 공급사슬에서의 효율적인 재고관리 모델을 제시하고자 한다. 단, 본 연구의 대상이 되는 공급사슬에서 각각의 소매점($i=1,2,\ldots,N$)들은 (Q_i, R_i) 재고보충정책을 따르고, 소매점들끼리 제품을 주고받는 교차공급(crossover delivery)은 금지된다는 가정을 갖는다. 또한 각각의 소매점에서 발생하는 고객수요는 서로 다른 형태를 지니며, 분포가 미리 알려져 있지 않다는 가정을 갖는다. 그리고 소매점에서의 추후납품(backorder)은 허용되지 않으며 고객이 제품을 주문한 시점에 재고가 없는 경우에는 해당 주문이 판매기회상실(lost sales)로 처리된다. 이에 반해, 공급자에서는 특정 기간에 재고가 충분하지 않아서 소매점에서 발주한 주문량을 만족시키지 못하는 경우, 부족한 양만큼의 주문이 다음 기간으로 이월되는 추후납품(backorder)으로 처리된다.

본 연구에서는 공급자가 매 기간(period)마다 EDI(Electronic Data Interchange)를 통해 소매점의 정보를 공유할 수 있으며, 이때 공유되는 정보는 소매점의 재고수준, 판매실적, 재고관리 정책의 모수 등이다. 그리고 공급자가 소매점에서 제공되는 정보를 기반으로 신뢰할 만한 외부의 공급원에게 주문을 전달하면 일정한(constant) 리드타임이 경과된 후 해당 주문에 대한 제품이 공급자에게 도착하게 된다는 가정을 하게 된다. 또한 본 연구에서는 공급자로부터 소매점까지의 배송(delivery) 리드타임이 일정한 값으로 주어져 있다고 가정하고, 공급자는 충분히 많은 재고를 보유할 수 있는 능력을 지니고 있다고 가정한다.

본 연구에서 제시하는 재고관리 모델을 수리적으로 정의하기 위해 다음과 같은 기호(notation)를 정의한다.

i : 공급사슬을 구성하는 구성요소(site)의 번호
  단, 공급자(supplier) 번호 $i=0$
  소매점(retailers) 번호 $i=1,\ldots,N$

t : 기간(time period)

L_i : 구성요소 i에 대한 공급 리드타임

$X_i(t)$: 기간 t의 시작시점에서 구성요소 i의 재고수준
  ($X_i(t)\geq 0,\ i=0,1,\ldots,N$)

$D_i(t)$: 기간 t에서 발생한 소매점 i에서의 고객수요
  ($i=1,\ldots,N$)

$Y_i(t)$: 기간 t에서 구성요소 i로부터 요청된 주문량
  (0 또는 Q_i)

$Z_0(t)\equiv X_0(t)-\sum_{i=1}^{N} Y_i(t)+Y_0(t-L_0)$: 기간 t의 끝시점에서 공급자의 재고수준($Z_0(t)\geq 0$ 인 경우) 또는 재고부족(shortage) 수준($Z_0(t)<0$ 인 경우)

$Z_i(t)\equiv X_i(t)-D_i(t)+Y_i(t-L_i)$: 기간 t의 끝시점에서 소매점 i($i=1,\ldots,N$)의 재고수준($Z_i(t)\geq 0$ 인 경우) 또는 재고부족(shortage) 수준($Z_i(t)<0$ 인 경우)

$P_i(t)$: 기간 t에서 구성요소 i로 배송중인 재고량(pipeline inventory)

h_i : 구성요소 i에서 소요되는 저장단위(SKU)당 재고유지비용
  ($i=0,1,\ldots,N$)

l_0 : 공급자에서 발생하는 저장단위(SKU)당 추후납품비용 (backorder cost)

l_i : 소매점 i($i=1,\ldots,N$)에서 발생하는 저장단위(SKU)당 판매기회 상실비용

기간 t에서의 공급자의 재고수준이 주어지면, 다음 기간인 $(t+1)$ 기간의 공급자의 재고수준은 $(t-L_0)$ 기간에서 공급

자가 외부의 공급원에게 주문한 제품의 양($Y_0(t-L_0)$)만큼 증가하게 되고, t 기간에 각각의 소매점이 공급자에게 주문한 제품의 양($\sum_{i=1}^{N} Y_i(t)$)만큼 감소하게 된다. 따라서 $(t+1)$ 기간의 공급자의 재고수준은 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$X_0(t+1) = max\{Z_0(t), 0\}$$

또한 소매점에서의 재고수준은 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$X_i(t+1) = max\{Z_i(t), 0\}, \quad \text{for } i=1, \ldots, N$$

만약 기간 t에서 소매점 i의 재고수준이 재주문점인 R_i 이하로 떨어지는 경우, 즉 $X_i(t) - D_i(t) + P_i(t) \le R_i$인 경우, 소매점 i는 공급자에게 Q_i만큼의 제품을 주문하게 되고, 그렇지 않은 경우에는 주문을 하지 않게 되는데, 이는 다음과 같은 식을 통해 정리할 수 있다.

$$Y_i(t) = \begin{cases} Q_i & \text{if } R_i + D_i(t) - \{X_i(t) + P_i(t)\} \ge 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{for } i=1, \ldots, N$$

또한 기간 $(t+1)$에서 소매점 i로 배송중인 재고량($P_i(t+1)$)은 기간 t에서 소매점 i로 배송중인 재고량($P_i(t)$)에 기간 t에서 소매점 i가 공급자에게 주문한 제품의 양($Y_i(t)$)을 더한 후, 기간 $(t-L_i)$에서 소매점 i가 공급자에게 주문한 제품의 양($Y_i(t-L_i)$)을 뺀 값으로 정의될 수 있는데, 이는 다음과 같은 식을 통해 정리할 수 있다.

$$P_i(t+1) = P_i(t) + Y_i(t) - Y_i(t-L_i)$$

$$\text{for } i=1, \ldots, N$$

따라서 본 연구의 대상이 되는 재고관리 모델에서 결정변수(decision variable)는 소매점 i($i=1, \ldots, N$)에서의 재주문점 R_i와 공급자가 외부의 공급원에게 주문을 발주하는 시점이 된다. 단, 공급자가 외부의 공급원에게 주문을 발주하는 시점을 결정한다는 것은 이산시간 동적 모델(discrete time dynamic model)에서 t 기간에 공급자가 외부의 공급원에게 주문을 발주하느냐 하지 않느냐를 결정하는 것과 같은 의미를 지니기 때문에 공급자가 주문을 발주하는 시점의 결정은 $Y_0(t)$에 의해 나타내어질 수 있다.

마지막으로, 본 연구에서 제시한 공급사슬 모델에서 효율적인 재고관리가 수행되기 위해서는 매 기간마다 변화하는 고객수요의 변화에 따라 결정변수인 R_i($i=1, \ldots, N$)와 $Y_0(t)$가 주기적으로 갱신되어져야 하므로 재고관리를 위한 목적함수(objective function)는 이를 반영하여 다음과 같이 정의되어져야 한다.

$$\overline{TC} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \sum_{i=0}^{N} C_i(t)$$

위에서 기술한 목적함수($\overline{TC}$)는 전체 기간인 T 기간 동안 모든 노드($i=0, 1, \ldots, N$)에서 발생한 총비용(total cost)의 평균을 나타낸 값으로서, 이때 $C_i(t)$는 t 기간에 노드 i에서 발생한 총비용을 나타내며 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$C_i(t) = [Z_i(t)]^- \cdot l_i + [Z_i(t)]^+ \cdot h_i$$

단, $[Z_i(t)]^- = max\{-Z_i(t), 0\}$,
$[Z_i(t)]^+ = max\{Z_i(t), 0\}$

3.2 JIT 형태의 공급

서론에서 기술한 바와 같이 본 연구의 대상이 되는 공급사슬에서는 공급자가 각각의 소매점들에게 JIT 형태의 공급을 실시하게 되는데, 이러한 JIT 형태의 공급은 다음과 같이 정의될 수 있다.

IF $X_i(t_c) - \sum_{t=t_c}^{t_c+L_0} \widehat{D}_i(t) + P_i(t_c) \le R_i$

THEN *Place an order of size* Q_i *to the outside source at time* t_c. ($Y_0(t_c) = Q_i$)

즉, 현재 기간을 t_c라고 가정하면, t_c와 선형 시계열 모델에 의해 소매점 i의 재고수준이 재주문점인 R_i에 도달할 것으로 예측된 기간 사이의 간격이 공급자 리드타임인 L_0와 일치하게 되었을 경우, 공급자는 소매점 i의 주문량(Q_i)만큼을 외부의 공급원에게 발주하게 된다. 단, 위 식에서 $\widehat{D}_i(t)$는 기간 t에서의 고객수요의 예측치를 나타낸 값으로서, 본 연구에서는 선형 시계열 모델을 이용하여 $\widehat{D}_i(t) = a_0 + a_1 t$와 같은 간단한 수식으로 표현한다. 이 식에서 사용된 계수(coefficient) a_0와 a_1은 시간에 따라 변화하는 고객수요를 기반으로, 다음과 같은 지수평활법(exponential smoothing method)을 이용하여 연속적으로 갱신된다(Brown, 1962).

$$a_0^{new} = \alpha X_i(t) + (1-\alpha)(a_0^{old} + a_1^{old})$$

$$a_1^{new} = \beta(a_0^{new} - a_0^{old}) + (1-\beta) a_1^{old}$$

그러나 위에서 기술한 지수평활법을 이용하여 계수 a_0와 a_1을 갱신하기 위해서는 상수 가중치(constant weight)인 α와 β의 값이 주어져야 하며, 고객수요가 비안정적인 경우에는 고객수요를 예측하는 선형 시계열 모델에 고객수요의 변화가 즉시 반영되기 어렵다는 문제점이 존재한다. 이로 인해 선형 시계열 모델을 이용하여 고객수요 예측치 $\widehat{D}_i(t)$를 예측하는 경우, 실제 고객수요보다 과대(과소)한 예측을 수행하게 되는 결과를 초래하기도 한다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 극복하기 위해 추적신호(tracking signal) 기법을 이용한 방법을 제시하고자 한다. 본 연구에서 사용하는 추적신호 기

법은 아래와 같이 정의되는 TS 값을 통해 변화하는 고객수요를 기반으로 가중치 α와 β의 값을 조정함으로써 보다 정확하고 신속하게 고객수요를 예측할 수 있도록 지원한다.

$$TS = MD / MAD$$

단, 위 식에서 MD는 실제 고객수요($D_i(t)$)와 고객수요의 예측치($\widehat{D}_i(t)$)의 차이를 나타내는 예측오차(forecasting error)의 평균편차(mean deviation)를 나타낸 값이고, MAD는 예측오차의 평균절대편차(mean absolute deviation)를 나타낸 값으로서 다음과 같이 정의된다.

$$MD(t) = (1-\gamma)MD(t-1) + \gamma\{D_i(t) - \widehat{D}_i(t)\}$$

$$MAD(t) = (1-\gamma)MAD(t-1) + \gamma|D_i(t) - \widehat{D}_i(t)|$$

위에서 제시한 TS 값을 이용하면 지수평활법에서 사용되는 가중치 α와 β의 값은 다음과 같이 계산되어질 수 있다.

$$\alpha = |TS|, \qquad \beta = 1 - \sqrt{1-\alpha}$$

결론적으로, 위에서 제시한 식에서 알 수 있듯이 γ는 MD와 MAD 값의 변화를 제어하고, MD와 MAD 값의 변화는 TS 값을 변화시킨다. 또한 TS 값의 변화는 가중치 α와 β 값을 변화시키고, α와 β 값의 변화는 궁극적으로 선형 시계열 모델의 계수인 a_0와 a_1의 값을 변화시키게 된다. 따라서 γ는 선형 시계열 모델의 계수인 a_0와 a_1의 값을 조정하는 중요한 역할을 수행하게 되는데, 추적신호기법에서 일반적으로 γ의 값은 0.1이 주로 사용된다(Trigg and Leach, 1967).

Brown(1962)과 Trigg and Leach(1967)는 추적신호 기법을 이용하는 경우 고객수요예측의 정확도가 높아진다는 것을 실험을 통해 입증하였으며, 특히 고객수요의 변화가 비안정적일 경우 효과적인 예측기법임을 입증하였다.

3.3 적응형 모수제어

3.3.1 강화학습

앞에서 기술한 바와 같은 추적신호기법을 이용하여 고객수요에 대한 예측을 정확히 수행한다 할지라도 반드시 공급사슬 전반에 걸쳐 발생하는 총비용을 최소화할 수 있다는 것을 의미하는 것은 아니다. 따라서 공급사슬에서 발생하는 총비용을 줄이기 위해서는 공급자가 재고유지비용, 추후납품비용, 그리고 소매점에서의 판매기회 상실비용을 고려하여 주문시점을 효율적으로 결정하는 것이 중요하다.

이는 만약 공급자가 외부의 공급원에게 주문을 너무 일찍(늦게) 발주하는 경우, 최적의 시점에서 주문을 발주하는 경우에 비해 공급사슬에서 발생하는 총비용이 증가한다는 것을 의미한다.

본 연구에서는 공급사슬에서 발생하는 총비용을 최소화하기 위해 강화학습기법을 이용하여 공급자 주문시점을 결정하는 방법을 제시하고자 한다. 본 연구에서 사용한 강화학습기법은 다음과 같은 형태를 지닌다(Sutton and Barto, 1998).

$$E_{new} \leftarrow E_{old} + StepSize[R_{current} - E_{old}]$$

위에서 기술한 수식은 특정 행동(action)에 대한 보상(reward)의 평균추정치(estimate)인 E를 학습하는 식으로서, E_{new}는 새로운(new) 추정치를 의미하고 E_{old}는 과거(old) 추정치를 의미한다. 즉, 특정 행동에 대한 보상의 새로운 추정치(E_{new})는 현재 시점에서 해당 행동을 실행한 결과 산출되는 보상(current reward) 값인 $R_{current}$와 과거의 추정치(E_{old})를 기반으로 갱신되어진다. 단, 위에서 기술한 강화학습에서의 학습속도(learning speed)는 학습모수(learning parameter)인 $StepSize$에 의해 결정된다.

본 연구에서와 같은 최소화 문제(minimization problem)에서 강화학습을 이용하여 새로운 행동(new action)을 결정하는 경우에는 행동에 대한 보상의 추정치가 작은 행동일수록 선택되어질 확률이 높아져야 하는데, 이는 아래와 같은 확률규칙(probabilistic rule)을 통해 설명되어질 수 있다. 단, 이 식에서 $E(a)$는 특정 행동 a에 대한 보상의 추정치를 나타낸다.

$$\Pr\{new\ action = a\} = \frac{e^{1/E(a)}}{\sum_i e^{1/E(a_i)}}$$

3.3.2 안전 리드타임과 안전재고의 제어

본 연구에서 제시한 강화학습기법은 결정변수인 $Y_0(t)$와 $R_i(i=1,2,\ldots,N)$를 결정하는 데 사용된다. 즉, 본 연구의 대상이 되는 공급사슬 모델에서 시간에 따라 변화하는 고객수요를 기반으로 총비용을 최소화할 수 있는 공급자 주문시점($Y_0(t)$)과 소매점의 재주문점(R_i)을 강화학습기법을 이용하여 결정하는 방법을 제시하고자 한다.

이를 위해 우선 $S_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \ldots, s_{ik}\}$를 소매점 i에 대한 안전인자(safety factor)라고 정의하자. 단, $s_{ij}(j=1,2,\ldots,k)$는 실수 값을 갖는다. 예를 들어 S_i의 값은 $\{-1, -0.5, 0, 0.5, 1\}$로 정의될 수 있다. 여기서 정의된 안전인자 s_{ij}는 <Figure 2>에서 나타낸 바와 같이 공급자로부터 소매점 i로의 안전리드타임(st_{ij})을 계산할 때 사용될 수 있으며, 안전인자 s_{ij}를 이용한 안전 리드타임 st_{ij}의 계산은 다음과 같은 식에 의해 계산되어진다.

$$\sum_{t=t_c}^{t_c+st_{ij}} \widehat{D}_i(t) = s_{ij}\,\widehat{\sigma}_\varepsilon(t_c)$$

단, 위 식에서 $\widehat{\sigma}_\varepsilon(t_c)$는 현재 기간($t_c$)에서의 예측오차의 표준편차(standard deviation)를 의미한다.

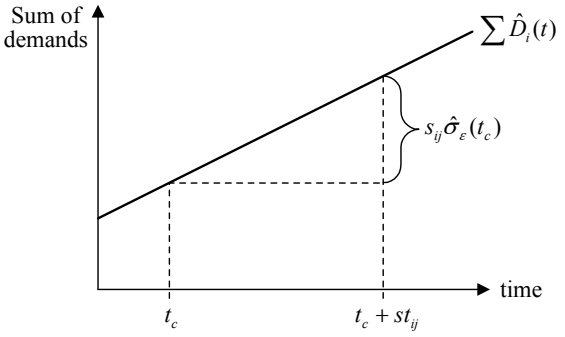


Figure 2. Illustration of the safety lead time of supplier.

만약 임의의 안전인자 s_{ij}가 선택되어졌다고 가정하면, 3.2절에서 제시한 공급자의 JIT 형태 공급은 다음과 같이 수정되어진다.

IF $X_i(t_c) - \sum_{t=t_c}^{t_c+L_0+st_{ij}} \widehat{D}_i(t) + P_i(t_c) \le R_i$

THEN *Place an order of size* Q_i *to the outside source at time* t_c.

따라서 어떤 안전인자(s_{ij}) 값을 선택하느냐에 따라 공급사슬에서 발생하는 총비용이 달라지게 되는데, 이는 선택된 안전인자 s_{ij}의 값에 따라 공급자가 외부의 공급원에게 소매점 i에 대한 주문을 발주하는 시점이 달라지게 되기 때문이다. 즉, 만약 공급자가 외부의 공급원으로부터 소매점 i가 주문한 제품을 소매점이 공급자에게 제품을 주문한 시점보다 빨리 공급받는 경우 공급자에게는 재고유지비용이 발생하게 되고, 반대로 늦게 공급받는 경우에는 추후납품비용이 발생하게 된다. 공급자가 t_r 시점에서 소매점 i로부터 주문을 접수받은 후 안전 리드타임(st_{ij})을 계산하기 위해 안전인자 값을 s_{ij}로 선택하는 경우, 이러한 선택이 총비용에 미치는 영향($\overline{C}(s_{ij})$)은 다음과 같이 계산되어질 수 있다.

$$\overline{C_{new}}(s_{ij}) = \overline{C_{old}}(s_{ij}) + StepSize\left[\frac{1}{L_0}\sum_{t=t_c}^{t_r} Cost_{ij}(t) - \overline{C_{old}}(s_{ij})\right] \quad (1)$$

단, $Cost_{ij}(t) = [Z_0(t)]^+ h_0 + [Z_0(t)]^- l_0$

따라서 만약 식 (1)에 의해 계산된 $\overline{C_{new}}(s_{ij})$ 값이 $\overline{C_{old}}(s_{ij})$ 값보다 감소된다면 이 때 사용되어진 안전인자 s_{ij}는 적합한 값으로 간주될 수 있고, 추후 안전인자 값으로서 s_{ij}가 선택되어질 확률은 높아지게 된다. 즉, 여러 가지 안전인자 값들 중에서 가장 작은 $\overline{C_{new}}(s_{ij})$ 값을 유도하는 안전인자의 사용은 궁극적으로 공급자에서 발생하는 총비용을 감소시킬 수 있기 때문에 다음 기간에서의 안전인자 값으로 선택되어질 확률이 높아져야 한다. 따라서 다음 기간에 선택되어질 안전인자의 값은 다음과 같은 확률분포를 따르게 된다.

$$\Pr\{next\ safety\ factor = s_{ij}\} = \frac{e^{1/\overline{C_{new}}(s_{ij})}}{\sum_{j=1}^{k} e^{1/\overline{C_{new}}(s_{ij})}} \quad (2)$$

공급자의 안전 리드타임을 결정하는 방식과 같은 형태로 소매점 i에서의 재주문점 R_i도 유사한 방식으로 계산되어질 수 있다. 이를 위해 우선 소매점 i에서의 안전재고 ss_{ij}는 안전인자 값인 s_{ij}를 이용하여 다음과 같이 계산되어진다.

$$ss_{ij} = s_{ij}\,\widehat{\sigma}_\varepsilon(t_c)$$

그리고 위에서 계산된 안전재고 ss_{ij}를 이용하여 소매점 i에서의 재주문점 R_i는 다음과 같이 갱신되어질 수 있다.

$$R_i^{new} = R_i^{old} + ss_{ij}$$

만약 현재 기간(t_c)에서 선택되어진 안전인자 값을 s_{ij}라고 가정하면, 소매점 i에서의 주문은 다음과 같은 규칙에 의해 이루어진다.

IF $X_i(t_c) - \sum_{t=t_c}^{t_c+L_0} \widehat{D}_i(t) + P_i(t_c) \le R_i + ss_{ij}$

THEN *place an order of size* Q_i *to the supplier at time* t_c.

그리고 이때 소요되는 총비용은 다음과 같이 계산되어진다.

$$\overline{C_{new}}(s_{ij}) = \overline{C_{old}}(s_{ij}) + StepSize\left[\frac{1}{L_i^a}\sum_{t=t_c}^{t_c+L_i^a} Cost_{ij}(t) - \overline{C_{old}}(s_{ij})\right] \quad (3)$$

단, $Cost_{ij}(t) = [Z_i(t)]^+ h_i + [Z_i(t)]^- l_i$,

L_i^a : 소매점 i가 주문한 제품을 전달받는 데 소요된 실제 리드타임

소매점 i에서의 안전재고를 결정할 때 사용되는 안전인자 값인 s_{ij}는 공급자의 안전 리드타임을 결정할 때와 마찬가지로 식 (2)와 같은 확률분포를 따르게 된다.

3.4 통합재고관리 모델

3.4.1 집중형 재고관리 모델

VMI는 공급사슬관리를 효율적으로 수행하기 위해 사용되는 대표적인 협업적(collaborative) 재고관리방법이다. VMI 방법을 사용하는 경우 공급자는 모든 소매점에 대한 재고보충(inventory replenishment)을 책임지게 되는데, 이는 공급자가 모든 소매점의 재고수준을 모니터링하다가 필요한 시점에 필요한 양만큼의 제품을 소매점에 공급하는 방식을 의미한다.

따라서 공급자는 모든 소매점에서의 서비스 수준(service level)을 책임져야 하는 의무를 지닌다(Waller *et al*., 1999).

본 연구에서 제안하는 집중형 재고관리 모델(Centralized inventory control Model) CM은 위에서 기술한 VMI와 유사한 방법으로서 공급자가 모든 소매점의 재고수준을 관리하고 필요한 시점에 필요한 양만큼의 제품을 소매점에 공급하는 방식을 의미한다. 따라서 본 연구에서 제안하는 CM에서는 소매점이 자신이 필요로 하는 제품에 대한 재고보충계획을 수립할 필요가 없게 된다.

본 연구에서 제안하는 CM과 기존 VMI의 차이점은 공급자가 소매점의 재고를 보충하는 시점의 차이이다. 즉, VMI에서는 공급자가 일정한 시간 간격(regular time interval)을 주기로 소매점의 재고수준을 관리하고 필요한 경우 제품을 공급하는 것에 반해, 본 연구에서 제안하는 CM에서는 소매점 i에서의 재고수준이 재주문점인 R_i 이하로 떨어지는 시점을 예측하여 필요한 양만큼의 제품을 소매점 i에 공급한다는 차이점을 지닌다. 따라서 본 연구에서 제시하는 CM에서는 공급자가 외부의 공급원에게 주문을 전달하는 시점을 결정하기 위해 공급자의 리드타임(L_0)과 소매점의 리드타임(L_i)을 고려한 시계열 모델을 이용한다. 또한 공급자는 외부의 공급원으로부터 제품을 전달받으면 이를 창고에 보관하지 않고 즉시 소매점에 전달하는 방식을 취하기 때문에 결과적으로 공급자의 재고수준은 0을 유지하게 된다. 즉, 본 연구에서 제시하는 CM에서는 공급자의 재고수준이 항상 0을 유지하기 때문에 공급자에서 발생하는 재고유지비용과 추후납품비용은 항상 0이 된다. 그러나 공급사슬에서 발생하는 총비용을 최소화하기 위해서는 공급자가 소매점에서 발생하는 비용을 고려하여 이를 최소화할 수 있는 안전 리드타임을 결정하는 것이 중요하기 때문에 식 (1)에서 정의한 비용함수가 다음과 같이 수정되어져야 한다

$$Cost_{ij}(t) = [Z_i(t)]^+ h_i + [Z_i(t)]^- l_i$$

본 연구에서 제시하는 CM에 의한 재고관리절차는 다음과 같이 정리될 수 있다.

Supplier

Step 0. The supplier selects safety factor s_{ij} initially for each retailer i ($i = 1, \ldots, N$).

Step 1. At the current time t_c,

IF({(the time that the time series model predicts the inventory position of retailer i reaches its reorder point R_i) - t_c} $\le L_0 + L_i + st_{ij}$)

THEN the supplier issues an order of Q_i to the outside source.

Step 2.

IF(the ordered quantity Q_i is arrived from the outside source)

THEN immediately deliver Q_i to retailer i.

Step 3. After retailer i receives the ordered quantity Q_i, the supplier updates the value of $\overline{C_{new}}(s_{ij})$ according to the learning formula in (1).

Select the next safety factor according to the probabilistic rule in (2).

Set s_{ij} as the next safety factor, and go to Step 1.

Retailer

Do nothing.

3.4.2 분산형 재고관리 모델

앞의 3.3.2절에서 기술한 바와 같이 본 연구에서는 공급자의 안전 리드타임과 소매점의 안전재고값을 적응적으로 제어하기 위해 강화학습기법을 사용하였다. 본 절에서는 공급자의 안전 리드타임 값을 제어하기 위한 적응형 방법과 소매점의 안전재고값을 제어하기 위한 적응형 방법을 통합한 분산형 재고관리 모델(Distributed inventory control Model) DM을 제시하고자 한다.

본 연구에서 제안하는 DM은 공급자와 소매점이 각각 독립적으로 자신의 안전 리드타임과 안전재고값을 조정하는 방법으로서 자세한 재고관리절차는 다음과 같이 정리될 수 있다.

Supplier

Step 0. The supplier selects safety factor s^s_{ij} initially for each retailer i ($i = 1, \ldots, N$).

Step 1. At the current time t_c,

IF({(the time that the time series model predicts the inventory position of retailer i reaches its reorder point $R_i + ss^r_{ij}$) - t_c} $\le L_0 + st^s_{ij}$)

THEN the supplier issues an order of Q_i to the outside source.

Step 2.

IF(the ordered quantity Q_i is arrived from the outside source and retailer i places an order on time)

THEN deliver Q_i to retailer i.

Step 3. After retailer i receives the ordered quantity Q_i, the supplier updates the value of $\overline{C_{new}}(s^s_{ij})$ according to the learning formula in (1).

Select the next safety factor according to the probabilistic rule in (2).

Set s^s_{ij} as the next safety factor, and go to Step 1.

Retailer

Step 0. Retailer i selects safety factor s^r_{ij} initially.

Step 1. Set reorder point as $R_i + ss^r_{ij}$

Step 2. Retailer i places an order if its inventory position reaches the reorder point.

Step 3. After retailer i receives the ordered quantity Q_i, updates the value of $\overline{C_{new}}(s_{ij}^r)$ according to the learning formula in (3).
Select the next safety factor according to the probabilistic rule in (2).
Set s_{ij}^r as the next safety factor, and go to Step 1.

4. 실험 및 결과 분석

4.1 시뮬레이션 환경설정

본 연구에서는 하나의 공급자와 4개의 소매점으로 구성된 공급사슬을 대상으로 시뮬레이션을 이용하여 본 연구에서 제시한 통합재고관리 모델의 성능을 평가하고자 한다. 실험의 대상이 되는 공급사슬에서 각각의 소매점은 서로 다른 형태의 고객수요 패턴을 지니고 있으며, 고객수요는 안정적이거나 비안정적일 수 있다.

또한 집중형 재고관리 모델(CM)에서는 공급자가 외부의 공급원으로부터 제품을 전달받으면 이를 즉시 소매점으로 전달하기 때문에 공급자의 재고유지비용과 추후납품비용은 발생하지 않는다. 그리고 CM에서 소매점은 공급자에게 제품을 주문할 권한이 없으며 공급자가 소매점을 대신하여 소매점의 재고수준을 관리한다. 이에 반해 분산형 재고관리 모델(DM)에서는 소매점이 (Q, R) 정책에 의해 공급자에게 제품을 주문하기 때문에 공급자 측에서도 재고유지비용과 추후납품비용이 발생하게 된다.

4.2 시뮬레이션 실험계획

본 연구에서 수행한 시뮬레이션의 실행기간(running period)은 1000기간이며, 처음 50기간 동안의 결과는 과도상태(transient state)의 결과로 인정되어 성능평가에서 제외되었다.

공급자에 대한 안전인자값은 다음과 같이 정의하였다.

$$S_0 = \{-1, -0.5, 0, 0.5, 1\}$$

또한 소매점에 대한 안전인자값은 다음과 같이 정의하였다.

$$S_i = \{-1, -0.75, -0.5, -0.25, 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1\}$$
$$i = 1, 2, 3, 4$$

소매점 $i\,(i = 1, 2, 3, 4)$에서의 재주문점 R_i의 초기값은 다음과 같은 식을 통해 설정하였다.

$$R_i^{initial} = AVR(D_i) + SF_i^{initial} \times STD(D_i)$$

단, 위 식에서 $AVR(D_i)$는 시뮬레이션 초기 50기간 동안 수집된 데이터를 기반으로 계산된 소매점 i에서의 고객수요의 평균값을 나타내고, $STD(D_i)$는 고객수요의 표준편차를 나타낸다. 그리고 소매점 i에서의 안전인자의 초기값인 $SF_i^{initial}$은 임의로 1.2를 사용하였다.

또한 시뮬레이션을 수행하기 위해 필요한4가지 실험인자(experiment factor)인 리드타임, 고객수요 패턴, L/H *ratio*, S/R *ratio*는 다음과 같이 정의하였다.

첫 번째 실험인자인 소매점 $i\,(i = 1, 2, 3, 4)$에서의 리드타임(lead time)은 다음과 같은 3가지 수준(level)으로 정의된다. 단, 아래의 식에서 $cycle_i = Q_i / AVR(D_i)$를 나타낸다.

Short lead time (SL) : $L_i = 0.3 \times cycle_i$
Normal lead time (NL) : $L_i = 0.6 \times cycle_i$
Long lead time (LL) : $L_i = 0.9 \times cycle_i$

두 번째 실험인자인 고객수요 패턴(demand pattern)은 안정적 수요와 비안정적 수요로 나뉘어 정의될 수 있다. 안정적 수요의 경우에는 정규분포(normal distribution)가 사용되며, 이때 변동계수(coefficient of variance) CV는 3가지 수준의 값이 사용된다. 즉, 안정적 수요를 기반으로 하는 고객수요 패턴을 결정하는 CV 값은 고객수요 변화의 크기(magnitude)를 나타내는 값으로서, 낮은 산포(variability)를 나타내는 값인 $CV = 0.1$, 중간 산포를 나타내는 $CV = 0.5$, 그리고 높은 산포를 나타내는 $CV = 1.0$이 사용된다.

이에 반해 비안정적 수요의 경우에는 정규분포의 평균(mean)이 임의의 기간 t마다 변화하는 특징을 지니고 있으며, 변화하는 평균은 다음과 같은 규칙을 지닌다.

$$mean_j = mean_{j-1} + slope$$

단, 위 식에서 $slope$와 t는 균등분포(uniform distribution)인 $U(-sm, sm)$과 $U(tu/2, tu)$를 따르며, 이 때 사용되어지는 sm과 tu는 비안정적인 고객수요의 패턴을 결정하는 값으로 사용될 수 있다. 따라서 본 연구에서는 위에서 언급한 sm과 tu의 값을 다음과 같은 3가지 수준의 값으로 정의한다.

Low nonstationary (LN) : $sm = 1.0$, $tu = 30$
Medium nonstationary (MN) : $sm = 2.0$, $tu = 15$
High nonstationary (HN) : $sm = 4.0$, , $tu = 8$

세 번째 실험인자인 L/H *ratio*는 소매점에서의 판매기회상실비용(lost sale cost)과 재고유지비용(inventory holding cost)의 비율(ratio)을 나타내는 값으로서 일반적으로 판매기회상실비용이 재고유지비용보다 크기 때문에 다음과 같은3가지 수준의 값으로 정의한다.

Small difference : $L/H\ ratio = 5$

Medium difference : $L/H\ ratio = 10$
Large difference : $L/H\ ratio = 20$

마지막으로, 네 번째 실험인자인 $S/R\ ratio$는 공급자에서 발생하는 비용(supplier's cost)과 소매점에서 발생하는 비용(retailer's cost)의 비율을 나타낸 값으로서 일반적으로 소매점에서 발생하는 비용이 크기 때문에 다음과 같은2가지 수준의 값으로 정의한다. 예를 들어, $S/R\ ratio$의 값이 $1/3$인 경우에는, 소매점에서 발생하는 비용이 공급자에서 발생하는 비용에 비해 3배가 크다는 것을 의미한다.

Normal difference : $S/R\ ratio = 1/3$
No difference : $S/R\ ratio = 1$

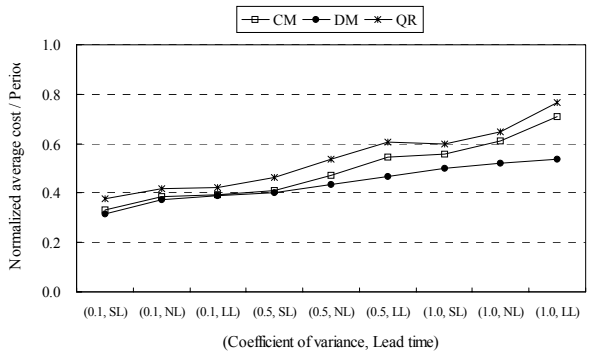
본 연구에서는 위에서 언급한 4가지 실험인자에 대해 서로 다른 수준의 값을 이용하여 다양한 조합을 만들어 내고, 각각의 조합에 대해 20번의 시뮬레이션을 수행한 후 도출된 결과의 평균값을 이용하여 본 연구에서 제시한 2가지 재고관리 모델인 CM과 DM의 성능을 비교하였다.

또한 본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델인 CM과 DM의 성능을 객관적으로 검증하기 위해 평균고객수요를 기반으로 재주문점을 계산한 후 이를 바탕으로 재고관리를 수행하는 기존의 방법(QR 모델이라 명명함)과의 비교실험도 수행하였다.

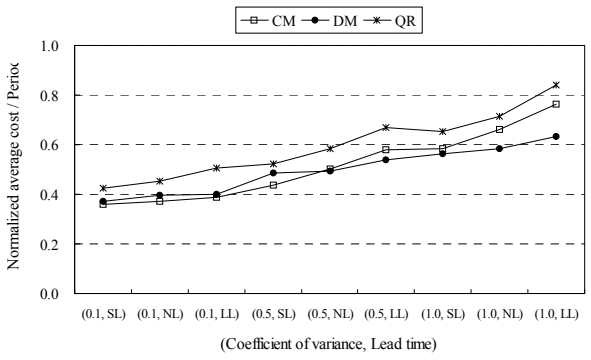
4.3 시뮬레이션 결과분석

<Figure 3>과 <Figure 4>는 안정적인 고객수요를 기반으로 수행된 시뮬레이션의 결과를 나타낸 그래프이다. <Figure 3>과 <Figure 4>를 통해 알 수 있듯이 본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델인 CM과 DM의 정규화된 평균비용(normalized average cost)은 변동계수(CV)와 리드타임이 커질수록 증가하는 경향을 보인다는 것을 알 수 있다. 이는 실험인자인 변동계수와 리드타임이 커질수록 소매점의 재고수준이 재주문점 이하로 떨어지는 시점을 정확하게 예측하는 것이 어려워지기 때문에 결과적으로 공급사슬에서 발생하는 비용이 증가하게 된다는 것을 의미한다. 또한 실험결과를 통해 알 수 있듯이 본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델인 CM과 DM의 정규화된 평균비용이 기존의 재고관리 모델인 QR의 정규화된 평균비용보다 작은 효율적인 재고관리 모델임을 알 수 있는데, 이는 기존의 재고관리 모델인 QR이 단순히 평균고객수요를 기반으로 재주문점을 계산한 후, 이를 바탕으로 재고관리를 수행하기 때문에 고객수요의 변화에 따른 적응적인 대처를 하지 못하기 때문으로 해석할 수 있다.

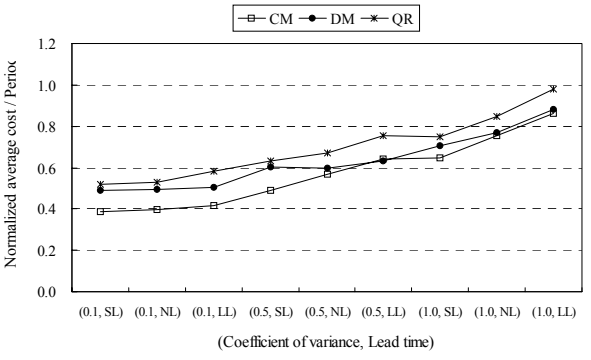
그리고 <Figure 4-c>를 통해 알 수 있듯이 공급자 비용이 크고 소매점에서의 판매기회상실비용이 클수록, 즉 $S/R\ ratio = 1$이고 $L/H\ ratio = 20$인 경우, CM의 효과가 커진다는 것을 알 수 있는데, 이는 CM에서는 공급자가 외부의 공급원으로부터



3-a. $L/H\ ratio = 5$



3-b. $L/H\ ratio = 10$



3-c. $L/H\ ratio = 20$

Figure 3. Simulation results in the case of stationary demand and $S/R\ ratio = 1/3$.

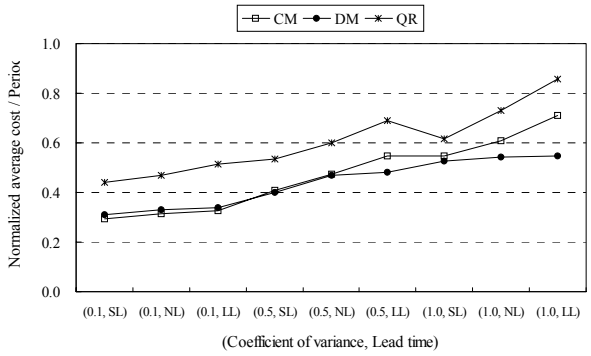
제품을 전달받으면 즉시 해당 제품을 소매점으로 전달하기 때문에 공급자는 어떠한 재고도 보유하지 않게 되고 이로 인해 공급자에서 발생하는 비용은 0이 되기 때문이다. 또한 CM에서는 모든 재고를 소매점이 보유하기 때문에DM에 비해 소매점에서 발생하는 판매기회상실비용을 줄일 수 있다.

이에 반해 <Figure 3-a>에서 볼 수 있듯이 S/R *ratio*의 값이 작아질수록(예를 들어 S/R *ratio* $= 1/3$ 인경우) 그리고 L/H *ratio*의 값이 작아질수록(예를 들어 L/H *ratio* $= 5$인 경우) DM을 이용한 재고관리의 효과가 증가하게 되는데, 이는 공급자가 소매점에 비해 적은 비용으로 재고를 보유하면서 소매점이 필요로 하는 경우 제품을 공급할 수 있기 때문이다. 특히 변동계수(CV)와 리드타임의 값이 커져서 고객수요예측에 대한 정확도가 감소하는 경우에는 공급자의 리드타임과 소매점의 재주문점을 제어하는 DM이 단순히 공급자의 리드타임만을 제어하는 CM에 비해 효과적인 재고관리 모델이라는 것을 알 수 있다.

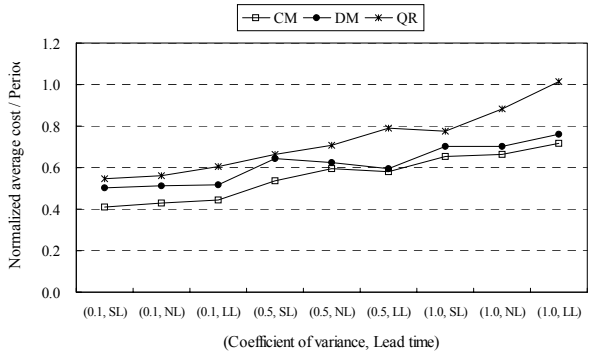
<Figure 5>와 <Figure 6>은 비안정적인 고객수요를 기반으로 수행된 시뮬레이션의 결과를 나타낸 그래프이다. 본 연구에서는 고객수요의 변동계수가 높은 산포를 나타내는 경우($CV = 1.0$인 경우)에 대한 실험을 실시하였는데, 그 이유는 고객수요의 불확실성이 높은 경우에 대한 실험을 수행함으로써 본 연구에서 제시한 재고관리 모델이 비안정적인 고객수요에 얼마나 효과적으로 대처할 수 있는지를 평가하기 위해서이다. 또한 본 연구에서는 <Figure 5>와 <Figure 6>에서 제시한 그래프의 X축 항목에서 볼 수 있듯이 고객수요의 불안정성과 리드타임의 수준을 달리하여 9가지 경우의 조합을 생성한 후, 이에 대한 실험을 수행하였다.

실험결과는 안정적인 고객수요를 갖는 경우와 마찬가지로 리드타임이 길어지고 고객수요의 불안정성이 높아질수록 공급사슬에서 발생하는 비용이 증가한다는 것을 알 수 있다. 이는 고객수요의 불안정성이 증가함에 따라 예측 오류가 증가하고 이로 인해 공급자의 JIT 공급시점이 부정확하게 추정되기 때문으로 해석된다. 특히, 비안정적인 고객수요를 갖는 경우에는 본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델인 CM과 DM이 기존의 재고관리 모델인 QR보다 더욱 효과적이라는 것을 알 수 있는데, 이는 기존의 재고관리 모델인 QR이 단순히 평균 고객수요를 기반으로 재주문점을 계산한 후, 이를 바탕으로 재고관리를 수행하기 때문에 고객수요의 변화가 클수록 효율이 나빠질 수밖에 없을 것으로 해석할 수 있다.

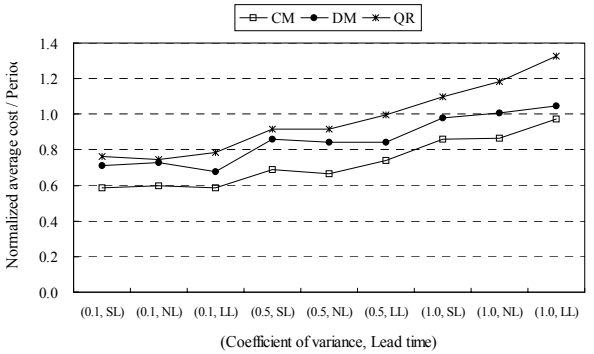
또한 <Figure 5-a>에서 볼 수 있듯이 S/R *ratio*의 값이 작아질수록(예를 들어 S/R *ratio* $= 1/3$ 인 경우) 그리고 L/H *ratio*의 값이 작아질수록(예를 들어 L/H *ratio* $= 5$인 경우) DM을 이용한 재고관리의 효과가 증가하게 되는데, 이는 앞에서 기술한 고객수요가 안정적으로 발생하는 경우와 같은 이유로 설명



4-a. L/H *ratio* $= 5$



4-b. L/H *ratio* $= 10$



4-c. L/H *ratio* $= 20$

Figure 4. Simulation results in the case of stationary demand and S/R *ratio* $= 1$.

될 수 있다.

<Figure 6-c>는 CM을 이용하여 재고관리를 수행할 때 S/R *ratio* 값이 크고 L/H *ratio* 값이 커질수록, 즉, S/R *ratio* $=1$이고 L/H *ratio* $=20$인 경우, 가장 좋은 결과가 도출된다는 것을 나타내고 있다. 이는 앞에서 기술한 고객수요가 안정적으로 발생하는 경우에서 설명한 바와 같이 CM을 이용하는 경우 공급자는 어떠한 재고도 보유하지 않게 되고 이로 인해 공급자에서 발생하는 비용이 0이 되기 때문이다.

결과적으로, 본 연구에서 제시한 2가지 재고관리 모델인 CM과 DM에 대한 실험을 통해 다음과 같은 사실을 확인할 수 있다.

첫째, 본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델인 CM과 DM이 단순히 평균고객수요를 기반으로 재주문점을 계산하고 이를 바탕으로 재고관리를 수행하는 기존의 재고관리 모델인 QR에 비해 안정적인 고객수요가 발생하는 경우와 비안정적인 고객수요가 발생하는 경우 모두에 대해 더 효과적인 재고관리 모델임이 실험을 통해 입증되었다.

둘째, 고객수요의 불확실성과 리드타임의 증가는 공급사슬에서 발생하는 비용을 증가시키는 원인이 되는데, 이는 수요예측의 불확실성이 증가하기 때문으로 해석된다.

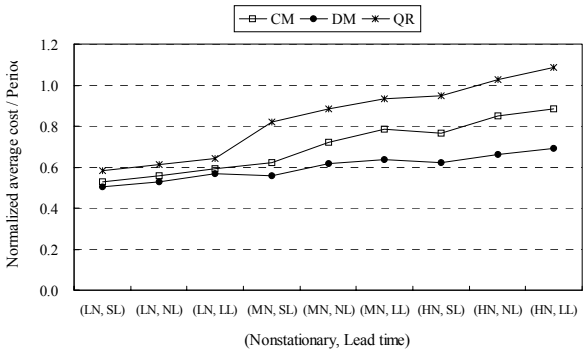
셋째, CM은 L/H *ratio*의 값이 큰 경우 안정적인 고객수요를 갖는 경우와 비안정적인 고객수요를 갖는 경우 모두에 대해 효율적인 재고관리 모델임을 알 수 있다.

넷째, DM은 소매점의 재주문점을 적응적으로 제어할 수 있기 때문에 S/R *ratio*와 L/H *ratio*의 값이 작은 경우 안정적인 고객수요를 갖는 경우와 비안정적인 고객수요를 갖는 경우 모두에 대해 효율적인 재고관리 모델임을 알 수 있다.

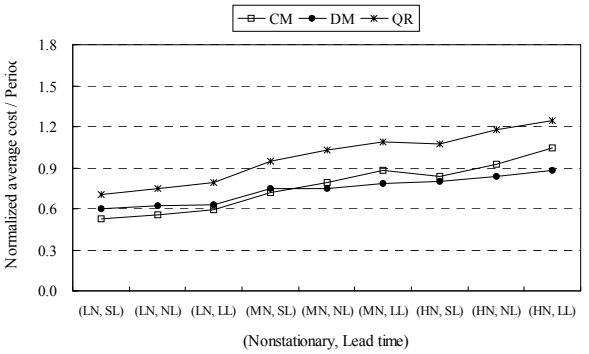
5. 결 론

일반적으로 고객의 요구와 경제적 상황은 시간의 흐름에 따라 예측 불가능하게 변화하고 고객의 수요 또한 시간의 흐름에 따라 변동하는 비안정적인 형태를 가지게 된다. 본 연구에서는 이러한 고객수요의 특징을 반영하여 하나의 공급자와 다수의 소매점으로 구성된 2단계 공급사슬에서의 적응형 재고관리 모델을 제시하였다. 본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델은 공급자가 소매점에서의 고객수요정보와 재고수준정보 등을 실시간으로 공유할 수 있다는 가정을 하고 있다. 그러나 기존의 연구에서 가정하고 있는 고객수요가 안정적인 분포를 갖는다는 가정은 본 연구에서는 필요로 하지 않는다.

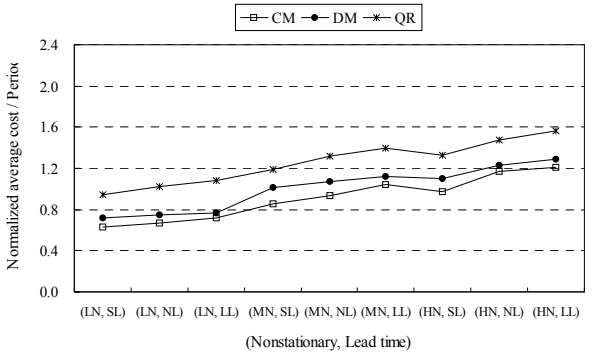
본 연구에서 제시한 적응형 재고관리 모델은 시간의 흐름에 따라 변화하는 고객수요에 따라 재고관리정책에 사용되는 모수를 동적으로 조정하기 위해 지능형 기계학습기법의 하나인 강화학습기법을 사용하였다. 또한 본 연구에서 제안한 2가지 재고관리 모델인 집중형 재고관리 모델(CM)과 분산형 재고관



5-a. L/H *ratio* $=5$

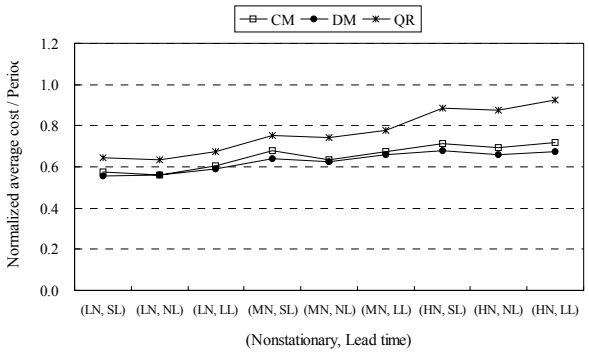


5-b. L/H *ratio* $=10$

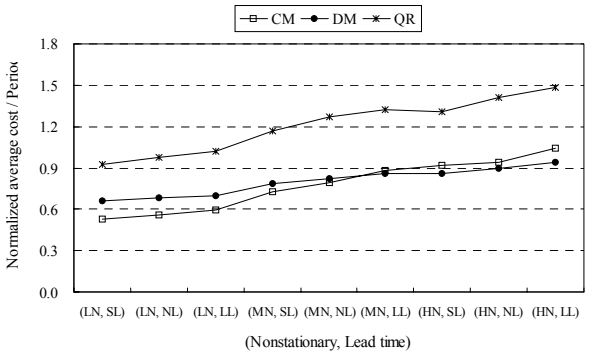


5-c. L/H *ratio* $=20$

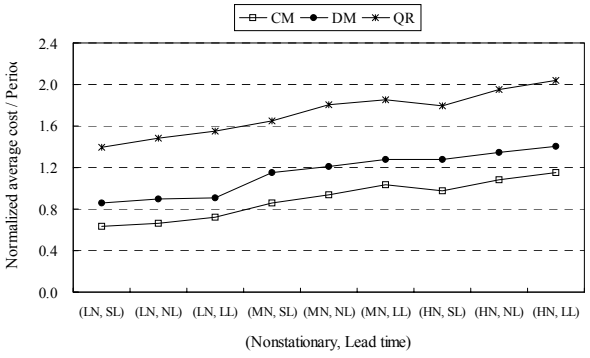
Figure 5. Simulation results in the case of nonstationary demand and S/R *ratio* $=1/3$.



6-a. $L/H\ ratio = 5$



6-b. $L/H\ ratio = 10$



6-c. $L/H\ ratio = 20$

Figure 6. Simulation results in the case of nonstationary demand and $S/R\ ratio = 1$.

리 모델(DM)의 성능을 검증하기 위해 시뮬레이션을 이용하여 제안된 재고관리 모델의 효과를 분석하였다.

본 연구와 관련된 추후 연구로는 다음과 같은 2가지 주제에 대한 연구가 수행되어질 필요가 있다고 판단된다.

첫째, 다단계 공급사슬 시스템(multi-echelon supply chain system)을 대상으로 하는 효율적인 적응형 재고관리 모델에 대한 연구가 필요하다.

둘째, 시뮬레이션 결과에 중요한 영향을 미치는 소매점에서의 재주문점의 초기값 설정을 메타 휴리스틱 알고리듬과 같은 기법을 이용하여 효율적으로 설정하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

Andersson, J., Axsater, S., and Marklund, J. (1998), Decentralized multi-echelon inventory control, *Production and Operations Management*, **7**(4), 370-386.

Axsater, S. (2001), A framework for decentralized multi-echelon inventory control, *IIE Transactions*, **33**(2), 91-97.

Azoury, K. (1985), Bayes solution to dynamic inventory models under unknown demand distribution, *Management Science*, **31**(9), 1150-1160.

Brown, R.G. (1962), *Smoothing, Forecasting, and Prediction of Discrete Time Series* , Prentice-Hall.

Cachon, G. and Fisher, M. (2000), Supply chain inventory management and thge value of shared information, *Management Science*, **46**(8), 1032-1048.

Cachon, G. and Zipkin, P. H. (1999), Competitive and cooperative inventory policies in a two stage supply chain, *Management Science*, **45**(7), 936-953.

Corbett, L. M. (1992), Delivery windows a new view on improving manufacturing flexibility and on-time delivery performance, *Production and Inventory Management*, **33**(3), 74-79.

Gavirneni, S., Kapuscinski, R., and Tayur, S. (1999), Value of information in capacitated supply chains, *Management Science*, **45**(1), 16-24.

Lee, H. and Whang, S. (1999), Decentralized multi-echelon supply chains: incentives and information, *Management Science*, **45**(5), 633-640.

Lee, H. L., So, K. C., and Tang, C. S. (2000), The value of information sharing in a two-level supply chain, *Management Science*, **46**(5), 626-643.

Miller, B.L. (1986), Scarf's state reduction method, flexibility, and a dependent demand inventory model, *Operations Research*, **34**(1), 83- 90.

Moinzadeh, K. (2002), A multi-echelon inventory system with

information exchange, *Management Science*, **48**(3), 414-426.

Packer, A. H. (1967), Simulation and adaptive forecasting as applied to inventory control, *Operations Research*, **15**, 660-679.

Scarf, H. (1959), Some remarks on Bayes solution to the inventory problem, *Naval Research Logistics Quarterly*, **7**, 591-596.

Souza, R. D., Zice, S., and Chaoyang, L. (2000), Supply chain dynamics and optimization, *Integrated Manufacturing Systems*, **11**(5), 348-364.

Sutton, R. S. and Barto, A. G. (1998), *Reinforcement Learning*, MIT Press.

Trigg, D.W. and Leach, A.G. (1967), Exponential smoothing with an adaptive response rate, *Operational Research Quarterly*, **18**(1), 53-59.

Waller, M., Johnson, M. E., and Davis, T. (1999), Vendor-managed inventory in the retail supply chain, *Journal of Business Logistics*, **20**(1), 183-203.

Zhao, X. and Xie, J. (2002), Forecasting errors and the value of information sharing in a supply chain, *International Journal of Production Research*, **40**(2), 311-335.

Zhao, X., Xie, J., and Lau, R. S. M. (2001), Improving the supply chain performance: use of forecasting models versus early order commitments, *International Journal of Production Research*, **39**(17), 3923-3939.