

# 시뮬레이션 최적화 방법을 이용한 다단계 공급망 재고 관리

유장선 · 김신태 · 홍성록 · 김창욱<sup>†</sup>

연세대학교 정보산업공학과

## Multi-Stage Supply Chain Inventory Control Using Simulation Optimization

Jang Sun Yoo · Shin Tae Kim · Seong Rok Hong · Chang Ouk Kim

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

In the present manufacturing environment, the appropriate decision making strategy has a significance and it should count on the fast-changing demand of customers. This research derives the optimal levels of the decision variables affecting the inventory related performance in multi-stage supply chain by using simulation and genetic algorithm. Simulation model helps analyze the customer service level of the supply chain computationally and the genetic algorithm searches the optimal solutions by interaction with the simulation model. Our experiments show that the integration approach of the genetic algorithm with a simulation model is effective in finding the solutions that achieve predefined target service levels.

**Keyword:** inventory control, supply chain simulation, genetic algorithm, simulation optimization

### 1. 서론

오늘날 기업 운영에 있어서 중요한 요소로 예측 불가능한 미래의 변화를 감지하고 이에 유연하게 반응할 수 있는 운영 전략이 대두되고 있다(Haackel, 1999). 기존 제조업체들의 운영방식은 일반적으로 자체적인 수요예측에 따라 대량의 제품을 생산하여 고객에게 판매하는 구조를 지니고 있었다. 하지만 고객의 수요가 급속하게 변화하고 예측불가능한 상황이 지속되면서 환경에 빠르게 적응할 수 있는 운영구조로의 전이가 요구되고 있다. 이와 더불어 20세기 중반이래로 제품의 비용절감에 초점이 맞추어져 있던 공급망 관리는 점차 시장의 수요가 빠르게 변화하고 다양한 요구조건을 가진 고객들이 등장하면서 고객 중심의 관리체제로 바뀌게 되었다(Cakravastia *et al.*, 2002).

이에 따라 서로 다른 요구조건이 만족되기를 원하는 고객의 등장과 빠르게 변화하는 공급망 환경의 영향으로 적절한 서비

스 수준을 유지하기 위한 연구가 점차 중요시되고 있다. 서비스 수준을 100%로 유지하기 위해서는 재고수준을 충분히 높게 가져가야 하지만 이는 재고비용의 상승을 유발한다. 반대로 재고비용을 줄이기 위해 안전재고를 최소화하면 되겠지만 이로 인해 서비스 수준을 저하되어 판매손실 및 백오더 비용을 발생시킨다. 따라서 적절한 서비스 수준을 유지하는 것은 효과적인 공급망 운영을 위해 필수적이다. 서비스 수준은 고객이 제품을 필요로 할 때에 적시에 고객의 요구를 만족시켜 줄 수 있는 능력으로써 이와 관련하여 고객 서비스 수준을 기반으로 한 공급망 통합 모델에 대한 연구(Thomas and Griffin, 1996), 고객 서비스를 중심으로 한 공급체인 구조설계 최적화에 대한 연구(Korpela *et al.*, 2001)등이 진행되었다. 특히 재고는 고객 서비스 수준에 직접적인 영향을 미치는 요소로써 재고관리를 통한 서비스 수준 조절을 위해 (Q, R), (s, S) 모델과 같은 수리적인 접근방법이나 Fuzzy 이론, 유전자 알고리즘 같은 메타

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(R01-2006-000-10014-0)지원으로 수행되었음.

<sup>†</sup>연락처 : 김창욱 교수, 120-749 서울시 서대문구 신촌동 134 연세대학교 정보산업공학과, Fax: 02-364-7807,

E-mail: kimco@yonsei.ac.kr

투고일(2007년 06월 07일), 심사일(1차 : 2007년 06월 21일, 2차 : 2008년 03월 14일, 3차 : 2008년 10월 06일, 4차 : 2008년 11월 25일), 게재확정일(2008년 11월 26일).

휴리스틱 기법을 이용한 연구가 진행되고 있다(Giannoccaro, Pontandolfo and Scozzi, 2003; Noorul and Kannan, 2006). 하지만 기존의 연구는 생산업체에서 제품을 생산하는 제품 생산 과정이나 생산시간 및 배송시간과 같은 시간지연 등의 요소를 고려하지 못했기 때문에 실제 공급망을 구성하는데 있어 한계를 지닌다. 따라서 본 연구에서는 배송, 생산과 관련된 시간지연 및 제품 생산 과정을 모두 포함하는 시뮬레이션 모델을 작성하여 보다 현실적인 공급망 모델을 제시한다.

본 연구에서는 이러한 공급망 모델을 바탕으로 의사결정자가 목표로 하는 고객 서비스 수준을 최적으로 만족시키기 위해 의사결정변수들의 값을 결정하는 방법론을 제시한다. 이를 위해 유전자 알고리즘을 사용한다. 유전자 알고리즘은 유전법칙, 자연적인 선별과 같은 생물학적 진화과정을 모방한 기법으로써 세대가 반복될수록 부모세대보다 자식세대에서 더 좋은 해를 가진 집단이 나올 수 있다는 특징을 가진다. 특히 유전자 알고리즘은 시뮬레이션 모델과 결합하여 최적해를 탐색하는 알고리즘들 중에서 대규모의 문제나 비수치적 변수 문제에 있어서 우수한 성능을 보이고 있다(Ding *et al.*, 2006). 또한, 공급망 시뮬레이션 모델과 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 문제는 공급망 관리의 주요 연구 대상이 되어왔다. 유전자 알고리즘을 이용하여 공급망의 수요를 맞추기 위한 최적 스케줄 탐색에 대한 연구(Naso *et al.*, 2007), VMI 환경하의 2단계 단일 판매자-다중 구매자 공급망 문제에서 유전자 알고리즘을 사용하여 판매량과 판매 가격을 최적화 시키는 연구(Nachiappanand Jawahar, 2007), 연속된 2단계 공급망에서 유전자 알고리즘을 이용하여 설비를 재조정하는 문제(Mansouri, 2005), 서로 다른 재고관리 정책을 가진 다단계 공급망에서 유전자 알고리즘을 이용한 수요예측 문제(Liang and Huang, 2006), 공급망에서 채적 효과를 줄이기 위한 목적으로 유전자 알고리즘을 이용한 최적 주문정책 결정에 대한 연구(O'Donnell *et al.*, 2006) 등이 진행되어왔다. 특히 재고관리를 통한 공급망 최적화문제에 있어서는 JIT 기반의 3단계 공급망 환경에서 유전자 알고리즘을 이용한 비용 및 재고 부족, 과잉을 최소화하는 연구(Farahani and Elahipanah, 2007), 불확실한 수요를 가진 공급망의 재고-분배 시스템 최적화를 위해 유전자 알고리즘을 사용하여 재고수준과 배송량을 결정하는 연구(Yokoyama, 2002), 유전자 알고리즘을 이용하여 재고비용을 최적화하기 위해 기준재고(Base Stock)수준을 결정하는 연구(Daniel and Rajendran, 2006)가 이루어졌다. 따라서 목표 고객 서비스 수준을 만족시키는 공급망 운영 의사

결정변수 값을 결정하는 데에 있어서 유전자 알고리즘의 사용은 효과적일 것이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 3단계 공급망 모델링을 제안하며 공급망 운영규칙에 대하여 알아본다. 제 3장에서는 공급망의 성능을 평가하기 위한 성능평가요소로서 서비스 수준을 제안하며 목표 서비스 수준을 만족시키는 의사결정변수들의 최적해를 얻기 위한방법으로 유전자 알고리즘을 제시한다. 제 4장에서는 실험계획법에 의한 시나리오 기반 실험을 통해 본 방법론의 타당성을 검증한다. 마지막으로 제 5장에서는 본 연구의 의의와 함께 향후 연구 계획으로 마무리한다.

## 2. 3단계 공급망 모델링

### 2.1 공급-생산-소매업체 공급망 모델

공급망 운영 정책에 따른 공급망 성능 평가를 알아보기 위하여 시뮬레이션 모델을 사용하여 공급망을 모델링한다. 공급업체(Supplier), 생산업체(Manufacturer), 소매업체(Retailer)로 구성된 3단계 공급망 모델을 사용하며 각 단계 사이에는 제품에 대한 물리적 흐름과 주문에 대한 정보의 흐름이 존재한다. 이러한 공급망 모델은 다양한 변수들간의 인과관계를 통해 운영된다. 본 연구에서 고려하는 공급망의 구성 변수는 다음과 같이 구분할 수 있다.

- 의사결정변수(Decision Variable) : 의사결정자들이 공급망 상태를 최적으로 도달시키기 위해 내부적으로 통제할 수 있는 변수들을 의미한다. 즉, 의사결정변수들에 의해 공급망 운영 정책이 설정된다. 통제할 수 없는 외부상황의 변화에 따라, 공급망의 상태를 조정하기 위한 의사결정의 대상이 되는 변수들로서 안전재고수준, 배송 유형, 설비가용능력 등이 포함된다.
- 확률변수(Random Variable) : 공급망에 영향을 미치는 변수들 중 외부환경으로부터 오는 요소로써, 의사결정자가 조절할 수 없는 변수들을 의미한다. 고객의 수요, 경제적 상황의 변화와 같은 요소들은 공급망 운영에 지대한 영향을 끼치지만 의사결정자들이 관리할 수 없는 변수들이다.

이를 바탕으로 3단계 공급망을 구성하고 있는 변수목록은 <Table 1>과 같다.

Table 1. Variables of Supply Chain Model

Variables Type	Variables Name	Description
Decision Variables	Desired Safety Stock	각 단계에서 유지하고자 하는 제품의 안전 재고 수준
	Transportation Delay	각 단계 사이에서 제품을 배송하는데 걸리는 시간
	Manufacturing(Mfg) Rate	생산업체에서 제품을 생산할 수 있는 생산률
Random Variables	Customer Demand	공급망에서 발생하는 고객수요

본 연구에서는 복잡한 공급망의 구조를 이러한 변수들간의 인과관계로 표현하기 위해서 비어게임(Beer game)(Macal *et al.*, 2003)의 공급망 모델을 바탕으로 3단계 공급망을 구성하였다. 비어게임의 공급망 모델은 공급-생산-도매-소매-고객의 5단계로 이루어져 있으나 본 연구에서는 생산물을 반영하는 시스템을 추가하고 이에 대한 영향력을 효과적으로 제시하기 위해 공급-생산-소매의 3단계로 공급망을 모델링 하였다. 이를 위해 기존의 비어게임문제에서 다루어지지 않은 배송지연시간, 생산지연 시간과 생산프로세스를 고려한다. 따라서 공급망에서 이동하는 모든 물품은 시간 지연을 갖게 되며 제품의 이동, 재고, 생산, 판매, 고객 수요에 대한 정보는 각 단계에서 공유된다고 가정한다. 또한 각 단계에서 주문량은 예측된 고객수요, 백오더와 함께 현재재고수준과 안전재고수준의 차이를 고려하여 산출한다.

이 때 현재재고수준은 물품이 보충되는 시점과 소비되는 시점에 따라 수량이 서로 다르다. 따라서 어떤 시점의 재고수준을 사용하는 지에 따라 최종적인 주문량이 달라질 수 있다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하고자 두 가지 시점의 차이를 구분하여 재고를 나타낸다.

### 2.2 규칙 기반 공급망 관리

#### (1) 공급망 운영규칙

공급망 운영 규칙을 설명하기에 앞서 용어의 간편화를 위해 상위계층(Upstream)은 U, 하위계층(Downstream)은 D, 현재계층(Current Stage)는 C, 생산에 사용되는 부품(Part)은 P로 각각 표현한다. 예를 들어, 상위계층에서 현재계층으로 물품을 배송한다면  $U_{to}C$ 로 나타낸다. 단, 이때 각 계층은 한 개 이상의 업체로 구성된다.

공급망은 각 계층별로 다수의 업체가 존재하며 각 업체에

공통적으로 적용되는 운영 규칙은 <Figure 1>과 같다.

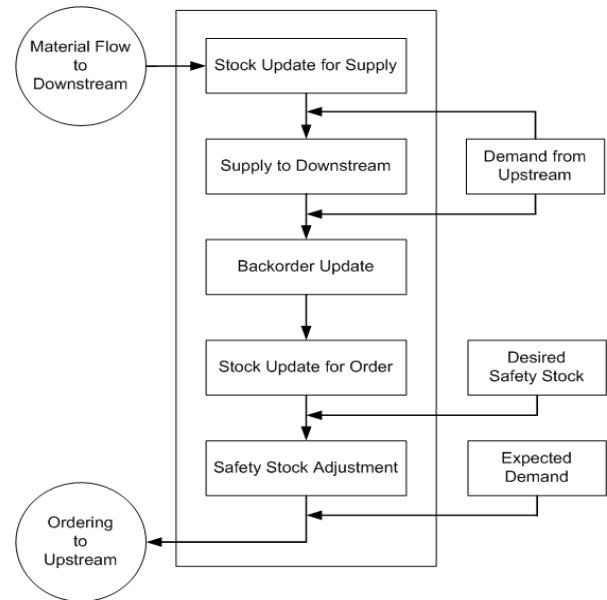


Figure 1. Supply Chain Operation Process

<Figure 1>에 대해 설명하는 다음의 수식들은 각 계층별 업체의 개수가 한 개인 경우를 가정한다. 이는 업체의 개수가 늘어나더라도 공급망 운영 규칙이 각 업체에 독립적으로 적용되기 때문이며 업체의 개수가 늘어남에 따라 의사결정과정정이 변경될 경우에 대해서는 추가적으로 설명한다.

본 절에서 제시하는 수식은 현재계층이 중심이 된다. 예를 들어 생산업체가 현재계층이라면 공급업체가 상위계층, 소매업체가 하위계층이 된다. 소매업체가 현재계층일 때 하위계층은 고객이 되며 공급업체가 현재계층일 때 상위계층은 존재하지 않고 자체적으로 부품을 생산하여 수요를 만족시킨다고 가정

Table 2. Variables List in Supply Chain

Variable Name	Description
Stock <sub>f</sub>	상위계층으로부터 물품을 공급받은 시점의 재고량
Stock <sub>i</sub>	하위계층으로 물품을 배송하고 남아있는 재고량
Supply	하위계층의 주문량에 따라 현재계층이 하위계층으로 배송하는 공급량
Backorder	요청된 주문량을 충족시켜 주지 못한 부족량
LostSales	소매업체에서 고객의 수요를 충족시켜 주지 못한 부족량
Demand	하위계층으로부터 발생하는 수요량
ExpectedCustomerDemand	하위계층에서 발생할 것으로 예상되는 수요예측량
SafetyStockAdjustment	안전재고 수준을 만족시키기 위해 보충해야 할 재고량
IndicatedOrder	하위계층에 요청하는 주문량
WorkInProgress	현재 생산중인 재고량
MfgQuantity	생산업체에서의 생산량
MfgLeadTime	제품을 생산하는데 소요되는 시간지연

한다. 또한 배송지연을 표현하기 위해 배송지연시간을  $n$ , 현재 시점을  $t$ 로 나타낼 경우 주문 후 제품이 도달하는 시점은  $t+n$  이 된다고 가정한다. 이때 배송지연 및 현재시점은 일 단위이고 재고량, 배송량 등 시점이 아닌 변수들은 수량 단위이다. 단, 모든 단위는 정수로 나타낸다.

<Table 1>에서 제시한 의사결정변수 외에 공급망 운영규칙에 사용되는 변수는 <Table 2>와 같다.

A. Stock Update for Supply 규칙

상위계층에서 출하된 물품을 받은 후(Material Flow to Downstream) 현재 보유하고 있는 재고량에 대한 정보를 갱신한다. 이때 상위계층으로부터 물품을 받은 시점을 시간  $t$ 로 설정한다. 상위계층으로부터 배송되는 물품은 배송유형에 따라 일정한 배송시간지연(Transportation Delay)을 포함한다. 본 연구에서 배송유형은 의사결정변수가 되며 항공기 1일, 철도 2일, 선박 3일 등으로 배송시간이 구분된다고 가정한다.

재고량은 다음의 식 (1)과 같이 이전시점에 보유하고 있던 재고량  $Stock_{C(t-1),l}$ 에, 상위계층이 물품을 공급하여 현재 시점에 도착한 물품의 양  $Supply_{UtoC}$ 만큼 누적하여 산출한다. 물품을 공급받은 시점에 대한 재고로써 두 개로 구분된 재고 표현 중 먼저 나오기 때문에  $f$ (former)로 표현한다.

$$Stock_{C(t),f} = Stock_{C(t-1),l} + Supply_{UtoC} \quad (1)$$

B. Supply to Downstream 규칙

수요(Demand from downstream)와 이전 시점에서 만족시켜주지 못한 주문량을 더하여 현재 출하할 수 있는 총 배송량  $Supply_{C(t)}$ 을 식 (2)와 같이 결정한다. 소매업체의 경우에는 고객이 제품을 주문하였을 때 수요가 발생한 것으로 나타낸다. 또한, 생산업체는 소매업체로부터 받은 배송요청을 수요발생으로, 공급업체는 생산업체로부터 받은 배송요청을 수요발생으로 간주한다. 제공하는 물품의 양은 현재 보유하고 있는 재고량을 넘지 않도록 한다.

$$Supply_{C(t)} = Minimum [Stock_{C(t),f}, Demand_{C(t)} + \sum_{i=1}^N Backorder_{C to D_i(t-1)}] \quad (2)$$

단,  $i(i = 1, 2, 3, \dots, N)$ 는 하위계층 업체의 인덱스,  $N$ 은 하위계층 업체의 총 개수

식 (2)는 하위계층이 한 개인 경우에 해당되지만 하위계층이 다수일 경우에는 물품을 출하하는데 있어 어느 곳에 얼마만큼 배송해야 할지에 대한 의사결정이 추가적으로 요구된다. 본 연구에서는 식 (3)과 같이 현재 보유하고 있는 총 배송가능량  $Supply_{C to D(t)}$ 를 이전시점에서 발생한 백오더(Backorder)량에 따라 할당한다. 백오더가 없을 경우에는 주문량만을 이용하여 할당한다.

$$Supply_{C to D(t)} = \frac{Supply_{C(t)} \times (Backorder_{C to D_i(t-1)} + Indicated Order_{D_i(t)})}{\sum_{i=1}^N (Backorder_{C to D_i(t-1)} + Indicated Order_{D_i(t)})} \quad (3)$$

C. Backorder Update 규칙

재고의 한계로 인해 요청된 주문량만큼 물품을 제공해 주지 못하였을 경우에는 백오더가 발생한다. 백오더  $Backorder_{C to D(t)}$ 는 하위계층으로 물품을 배송하였으나 지시주문량  $Indicated Order_{D(t)}$ 을 충족시켜주지 못하여 발생한 부족분과 이전시점 백오더양의 누적  $Backorder_{C to D(t-1)}$ 만큼 발생한다. 단, 소매업체에서는 백오더대신 만족시켜주지 못한 주문요청량에 대해 판매손실이 발생하였다고 간주한다.

$$Backorder_{C to D(t)} = Backorder_{C to D(t-1)} + Indicated Order_{D(t)} - Supply_{C to D(t)} \quad (4)$$

D. Stock Update for Order 규칙

요청받은 수요에 따라 계획된 양만큼 하위계층으로 물품을 출하한 후 남아있는 재고상태를 표현한다.  $f$ 시점에서 보유하고 있는 재고량에서 배송하는 양만큼 차감하여 현재 보유하고 있는 재고를 계산하며, 출하한 후 재고는  $l$ (later)로 나타낸다. 단, 재고의 수량은 0개 이하로 내려가지 않으며 이에 대한 표시를 위해 식 (5)의 우측항과 같이  $[\ ]^+$ 로 나타낸다.

$$Stock_{C(t),l} = [Stock_{C(t),f} - Supply_{C(t)}]^+ \quad (5)$$

E. Safety Stock Adjustment 규칙

식 (6)과 같이 현재재고수준  $Stock_{C(t),l}$ 과 안전재고수준  $Desired Safety Stock_C$ 간의 차이를 구하여 재고수준에 대한 정보를 주문 의사결정에 반영한다. 안전재고수준은 의사결정자가 공급망의 성능에 영향을 미치는 의사결정변수가 된다.

$$Safety Stock Adjustment_{C(t)} = Desired Safety Stock_C - Stock_{C(t),l} \quad (6)$$

또한, 현재시점에서 하위 계층에 대한 예측수요  $Expicted Customer Demand_{C(t)}$ 와 이전시점에서 충족시켜주지 못한 수요  $Backorder_{C(t)}$ , 안전 재고수준을 유지하기 위한 현재 재고 수준  $Safety Stock Adjustment_{C(t)}$ 을 바탕으로 상위계층에 필요한 양만큼 주문을 내린다. 이때 공급업체는 생산업체의 수요를, 생산업체는 소매업체의 수요를 예측하며 소매업체는 최종고객의 수요를 예측한다. 수요를 예측하기 위해서는 대표적인 수요예측 기법인 지수평활법을 사용한다. 이때 현재 보유하고 있는 재고가 충분하여 예측된 고객 수요를 충족할 수

있을 경우에는 재고보충이 필요하지 않기 때문에 주문이 이루어지지 않는다.

$$Indicated\ Order_{C(t)} = [Expected\ Customer\ Demand_{C(t)} + Safety\ Stock\ Adjustment_{C(t)} + Backorder_{C\ to\ D(t)}]^+ \quad (7)$$

위의 식 (1)~식 (7)을 고려한 공급망의 흐름에 대한 예는 <Table 3>과 같이 나타낼 수 있다. 단, 이때 배송지연은 1일 이라고 가정하였다.

Table 3. Examples of Supply Chain Flow with Correct Stock

Categories	t=1	t=2	t=3
Stock <sub>r</sub>	0	250	170
Demand	70	90	100
Supply	0	160	100
Backorder	70	0	0
Stock <sub>i</sub>	0	90	70
DesiredSafetyStock	100	100	100
SafetyStockAdjustment	100	10	30
ExpectedCustomerDemand	80	70	60
IndicatedOrder	250	80	90

이때 재고의 시점을 구분하지 않을 경우 <Table 4>와 같은 문제점이 발생하는 것을 확인할 수 있다.

Table 4. Examples of Supply Chain Flow with Wrong Stock

Categories	t=1	t=2	t=3
Stock <sub>r</sub>	0	250	160
Demand	70	90	100
Supply	0	160	100
Backorder	70	0	0
DesiredSafetyStock	100	100	100
SafetyStockAdjustment	100	0	0
ExpectedCustomerDemand	80	70	60
IndicatedOrder	250	70	60

<Table 3>에서는 주문량을 산출할 때 사용하는 SafetyStock Adjustment의 값으로 DesiredSafetyStock과 Stock<sub>i</sub>의 차이를 반영한다. 하지만 <Table 4>에서는 DesiredSafetyStock과 Stock<sub>r</sub>간의 차이를 SafetyStockAdjustment의 값으로 사용한다. <Table 3>에서는 재고의 보충과 감소 모두를 표현했지만 <Table 4>에서는 재고의 보충만 표현했기에 결과적으로 IndicatedOrder는 <Table 3>과 <Table 4>가 서로 다른 값을 나타낸다. 위의 예를 통해 재고 시점을 분리하지 않으면 잘못된 주문량이 산출되어 재고유지 비용 증가 등의 문제를 야기 시킬 수 있음을 확인할

수 있다.

(2) 생산 프로세스

본 연구에서 생산업체는 상위계층으로부터 공급받은 부품을 사용해 제품을 생산하는 프로세스를 고려한다. 이때 현재 계층은 생산업체가 되며 상위계층은 공급업체, 하위계층은 소매업체가 된다. 생산업체는 공급업체들로부터 배송 받은 부품을 사용하여 완제품을 생산한다. 본 논문에서 제시한 공급망에는 완제품 한 개를 생산하는데 필요한 부품에 대해 공급업체가 각각 하나씩만 존재한다고 가정한다. 따라서 제품을 생산하는 과정은 생산에 필요한 부품들이 모두 구비가 되어 있을 때 진행된다. 만약 제품을 생산하는데 필요한 부품이 한 개라도 부족할 경우에는 생산이 진행되지 않는다. 이때 생산중인 제품의 양(Work In Process)은 생산에 투입되는 부품 중에서 재고가 가장 적은 부품의 양  $Min(Supply_{U_j\ to\ C(t)})$ , 또는 소매업체로부터 받은 주문량의 합  $\sum_{l=1}^L IndicatedOrder_{D_l\ to\ C(t)}$ 과 일치한다. 공급업체가 다수일 경우 어떤 공급업체로부터 받은 부품인지에 대한 정보는 인덱스를 통해 확인할 수 있다.

$$Work\ In\ Process_{C(t)} = Min[\sum_{l=1}^L Indicated\ Order_{D_l\ to\ C(t)}, Min(Supply_{U_j\ to\ C(t)})] \quad (8)$$

단,  $l(l=1, 2, 3, \dots, L)$ 은 소매업체의 인덱스,  $L$ 은 소매업체의 총 개수

$j(j=1, 2, 3, \dots, S)$ 는 공급업체의 인덱스,  $S$ 는 공급업체의 총 개수

하지만 일반적으로 생산업체는 생산설비, 가용인력 등의 제약으로 인해 생산가능능력의 한계(Capacity)를 가진다. 단, 생산가능능력은 잔업 및 추가적인 인력투입 없이 정규근무 시간동안만 일을 할 경우에 해당되는 수량이라고 가정한다. 생산업체의  $t$ 시점의 생산 가능한 제품의 양  $MfgQuantity_{C(t)}$ 은 다음의 식 (9)와 같이 생산가능능력한계(Capacity)를 넘지 않도록 정의한다.

$$MfgQuantity_{C(t)} = Minimum[Work\ In\ Process_{C(t)}, Capacity] \quad (9)$$

또한, 제품을 생산하는데 소요되는 생산지연시간  $MfgLead\ Time_{C(t)}$ 은 다음의 식 (10)과 같이 표현한다. 본 연구에서 생산률  $MfgRate_{C(t)}$ 은 제어가능한 의사결정 변수가 된다. 이때 생산률  $MfgRate_{C(t)}$ 은 잔업 및 추가 업무를 통해 생산가능능력 한계 이상으로도 생산이 가능하다고 가정한다.

$$Mfg\ Lead\ Time_{C(t)} = Mfg\ Quantity_{C(t)} / Mfg\ Rate_{C(t)} \quad (10)$$

생산지연시간  $MfgLeadTime_{C(t)}$ 은 배송지연시간과 더불어 공급망의 지연시간을 결정하는 역할을 한다. 따라서 생산업체에서 소매업체로 이동하는데 발생하는 시간지연은 생산지연 시간과 배송지연 시간 모두를 고려한다.

### 3. 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 방법론

#### 3.1 공급망 평가를 위한 목표 변수 설정

제 2장에서 제시한 3단계 공급망 모델을 바탕으로 본 연구를 통해 도출되는 공급망 운영정책의 타당성을 검증하기 위하여 공급망의 성능을 측정할 척도가 요구된다. 이를 위해 본 연구에서는 공급망 서비스 수준을 성능 평가 항목으로 제시한다.

고객이 원하는 시점에 필요한 양만큼 제품을 공급받지 못할 경우 발생하는 비용은 판매 손실, 고객 신뢰도 저하 등의 이유로 다른 비용보다 더 많은 경향을 나타낸다. 따라서 공급망을 운영하는데 있어서 적시에 고객의 요구조건을 만족시켜주는 능력은 공급망 관리 신뢰성을 평가하는데 중요한 척도가 된다. 하지만 일반적으로 판매 손실 비용은 정확히 측정하기가 어렵기 때문에 이를 서비스 수준으로 나타낸다(Axsater, 2000).

본 연구에서는 의사결정자가 고려하는 계획기간  $P$ 동안 공급망에 존재하는 모든 소매업체에 대한 평균서비스수준(Average Service Level)을 다음과 같이 목표변수로 제시한다. 이때 생산업체는 한가지의 제품만 생산하며 고객에 대한 수요는 소매업체 별로 다르다고 가정한다. 또한, 고객에 대한 판매손실은 소매업체에서만 발생하기 때문에 업체  $k$ 는 소매업체만 해당된다.

$t$ 시점에 소매업체  $k$ 의 고객수요를  $CustomerDemand_{k(t)}$ 라 하고, 이 때 수요를 만족시키지 못하는 양은 판매손실량  $LostSales_{k(t)}$ 라 할 경우,  $t$ 시점마다 전체 소매업체의 서비스 수준은 각 소매업체의 판매손실량/고객수요의 평균을 이용하여 식 (11)로 나타낼 수 있다.

$$Service\ Level_t = 1 - \left( \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R \frac{LostSales_{k(t)}}{CustomerDemand_{k(t)}} \right) \quad (11)$$

$t$ 시점에서의 전체 소매업체의 서비스 수준에 대해 계획기간  $P$ 동안의 평균서비스 수준은 식 (12)에 의해 산출된다.

$$Average\ Service\ Level = \sum_{p=1}^P Service\ Level_p / P \quad (12)$$

단,  $k(k=1, 2, 3, \dots, R)$ 는 소매업체 인덱스,  $R$ 은 전체 소매업체의 개수

$p(p=1, 2, 3, \dots, P)$ 는 서비스 수준 계산 주기,  $P$ 는 의사결정자가 고려하는 기간

공급망을 운영하는 의사결정자는 변화하는 고객수요에 대해 일정한 고객서비스수준 이상을 유지하는 것이 목표이다. 이러한 목표를 위해 의사결정변수인 목표안전재고수준, 배송기간, 생산률 등을 결정하여 달성할 수 있다. 의사결정변수의 조절은 최종적으로 소매업체의 재고를 통제하는데 영향을 미침으로써 의사결정자가 원하는 목표 서비스 수준을 만족시키게 된다.

따라서 본 연구에서는 의사결정자가 요구하는 적절한 고객 서비스 수준을 만족시키기 위하여 유전자 알고리즘을 통해 다단계 공급망에서의 재고를 통제하는 최적 공급망 운영 정책을 도출한다.

#### 3.2 유전자 알고리즘을 이용한 3단계 공급망 최적화

시뮬레이션 최적화 모델은 <Figure 2>와 같이 규칙 기반 공급망 시뮬레이션 모델을 이용하여 목표 서비스 수준을 만족하는 의사결정변수값들의 집합을 탐색하기 위해 유전자 알고리즘을 사용한다. 유전자 알고리즘은 현재 운영중인 공급망의 서비스 수준과 목표 서비스 수준간의 오차를 최소화 하도록 <Table 1>에서 제시한 재고수준, 배송기간, 생산률 등으로 구성된 의사결정변수들의 값을 결정한다.

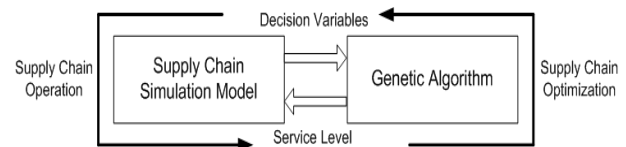


Figure 2. Simulation Optimization Model

##### (1) 개체의 구성

본 연구에서 유전자 알고리즘을 실행하는데 있어서 개체는 의사결정변수  $y_d(d=1, 2, \dots, D)$ 의 결정계수  $a_d$ 를 원소로 하여  $(a_1, a_2, \dots, a_D)$ 와 같이 구성되며, 모집단은 이러한 개체를 Random으로 생성하여 구성된다. 의사결정변수의 결정계수  $a_d$ 의 값은  $[-1, 1]$ 의 범위를 갖는 난수로 생성한다.  $[-1, 1]$ 의 실수를 취하는 결정계수 값을 공급망 시뮬레이션모델에 반영하기 위해 의사결정변수로 변환하여야 한다. 이를 위해 각 의사결정변수 값의 최대, 최소의 중앙값을 중심으로 의사결정변수의 최대, 최소 범위내에서 결정계수  $a_d$ 에 따라 변동할 수 있도록 식 (13)과 같은 변환식을 이용한다.

$$y_d = \frac{x_d^{Max} - x_d^{Min}}{2} \times a_d + \frac{x_d^{Max} + x_d^{Min}}{2} \quad (13)$$

$d=1, 2, 3, \dots, D$ ,  $D$ 는 의사결정변수의 총 개수

$a_d$ 는  $[-1, 1]$ 의 범위를 가지는  $d$ 번째 의사결정변수의 결정계수 값

$x_d^{Max}$ 는  $d$ 번째 의사결정 변수의 최대 값

$x_d^{Mn}$ 는  $d$ 번째 의사결정 변수의 최소 값  
 $y_d$ 는  $d$ 번째 변환된 의사결정변수

(2) 선별(Selection)

유전자 알고리즘은 각 세대를 거치면서 교차와 돌연변이에 의해 새로운 개체를 생성하게 된다. 이 경우, 가장 우수한 해를 갖는 개체가 교차나 돌연변이의 영향에 의해 변경됨으로써 더 좋은 해를 찾지 못할 경우가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 목적함수 값이 높은 순으로 개체를 정렬하는 순위 선별(Ranking Selection)방법을 사용하였다. 순위 선별 방법을 사용하여 정렬된 개체의 상위 50%를 선별하고 하위 50%는 제거하여 부족한 부분은 선별된 개체를 복사하여 채우도록 설정하였다.

(3) 교차(Crossover)

유전자 알고리즘은보다 좋은 결과값을 갖는 해를 얻기 위하여 부모 세대의 유전자를 조합하여 새로운 자손을 생성한다. 본 연구에서는 일반적으로 많이 사용되는 방법인 일점교차(One-Point Crossover)를 사용하였다. 교차점은 개별 개체의 중간 지점으로 설정하였다.

(4) 돌연변이(Mutation)

부모세대의 조합에서는 나오지 않는 새로운 유전자를 생성하여 국부 최적해에 빠지는 것을 보완하기 위해 돌연변이를 사용한다. 본 연구는 돌연변이를 위해 난수를 생성하여 무작위로 유전자를 변경시키는 방법을 사용하였다.

(5) 목적함수 및 종료조건

유전자 알고리즘을 이용해 얻은 의사결정변수값의 집합이 목표 서비스 수준을 만족시키는 최적해인지 평가하기 위하여 다음의 식 (14)와 같이 목적함수를 설정하였다.

$$f(z_g) = |z_g - Target Service Level| \tag{14}$$

여기서  $z_g$ 는 평균서비스수준이고,  $g(g = 1, 2, 3, \dots)$ 는 세대 수이다.

세대가 반복될 때마다 새로운 의사결정변수값의 집합이 생성되고 이를 공급망 시뮬레이션 모델에 적용하여 식 (12)의 평균 서비스 수준 Average Service Level(ASL)을 산출한다. 목적함수의 입력값은 식 (12)에서 정의한 평균 서비스 수준이며 식 (14)의 목적함수를 이용해 의사결정변수값의 집합을 평가한다.

목적함수는 세대가 반복되면서 목표 서비스 수준에 근접하는 의사결정변수값의 집합을 얻기 위해 평균 서비스 수준( $z_g$ )와 목표 서비스 수준(Target Service Level)간의 오차를 최소화시키는 방향으로 의사결정변수값들을 탐색한다. 본 연구에서는 유전자 알고리즘을 통해  $f(z_g)$ 가 0에 가장 가까울 때의 의사결정변수값의 집합을 최적해로 결정한다.

### 4. 시뮬레이션 실험

본 절에서는 제 2장에서 살펴본 공급망 운영 규칙을 기반으로 3단계 공급망을 모델링하여 제 3장에서 제시한 유전자 알고리즘을 적용하는 시뮬레이션 실험을 진행한다. 본 연구에서는 현실세계의 복잡하고 광범위한 공급망을 반영하기 위하여 3개의 공급업체, 1개의 생산업체, 3개의 소매업체로 공급망을 구성하였다.

공급망에 참여하는 공급업체, 생산업체, 소매업체는 각각 서로 다른 수요예측, 재고유지, 배송계획을 가진다. 공급망 시뮬레이션 모델은 제 2.2절에서 설명한 공급망 운영규칙을 기반으로 Rockwell의 ARENA 7.0 소프트웨어를 사용하여 구성하였다.

#### 4.1 실험계획

본 연구에서 제시하는 3단계 공급망은 시뮬레이션 방법론을 사용하여 모델링한다. 시뮬레이션 방법론은 현실 세계를 모사하여 의사결정자가 원하는 공급망 환경을 설정하고 이에 대한 성능을 평가하는데 유용하게 사용된다. 하지만 확률적인 요소를 기반으로 하기 때문에 만족할 만한 결과를 얻기 위해서는 실험에 적합한 환경 설정이 필요하다.

• Step 1 : 의사결정변수 범위 설정

공급망을 구성하는 의사결정변수들과 각 변수들이 가질 수 있는 값의 범위를 설정한다. 본 연구에서는 3개의 공급업체, 1개의 생산업체, 3개의 소매업체로 공급망을 구성하였기 때문에 <Table 1>을 바탕으로 가능한 의사결정변수를 고려해보면 <Table 5>와 같이 14개를 도출할 수 있다. 의사결정변수의 범위는 고객수요의 평균과 표준편차를 고려하여 서비스수준을 안정상태로 유지시키는 값으로 <Table 5>와 같이 설정하였으며 식 (13)에서 설명한 [-1, 1]사이의 결정계수값은 <Table 5>에서 제시한 범위로 변환된다.

Table 5. Decision Variables Range

Variable Number	Variable Name	Range
1, 2, 3	Desired Safety Stock <sub>Retailer<sub>i</sub></sub> ( $i = 1, 2, 3$ )	[115, 305]
4	Desired Safety Stock <sub>Manufacturer</sub>	[145, 315]
5, 6, 7	Desired Safety Stock <sub>ManufacturingPart<sub>j</sub></sub> ( $j = 1, 2, 3$ )	[145, 315]
8, 9, 10	Transportation Delay <sub>ToRetailer<sub>i</sub></sub> ( $i = 1, 2, 3$ )	[1, 2, 3]
11, 12, 13	Transportation Delay <sub>ToManufacturingPart<sub>j</sub></sub> ( $j = 1, 2, 3$ )	[1, 2, 3]
14	Manufacturing Rate <sub>Manufacturer</sub>	[450, 750]

고객의 수요는 공급망 외부에서 발생하는 비제어 변수로써 <Table 6>에서 제시한 평균과 표준편차를 따르는 정규분포라고 설정한다. 이때 표준편차는 10으로 고정시키고 실험을 진행하였다. 또한, 식 (9)에서 설명한 생산가능능력 한계(Capacity)는 생산물의 중간값인 600으로 설정하였다.

본 연구에서 생산업체는 소매업체의 수요를 정확하게 파악하여 반영할 수 있다고 가정한다. 이는 정확한 수요량을 산출하는 것이 평균서비스수준을 가능한 최대로 높일 수 있기 때문이다. 또한, 공급업체의 생산물은 공급망의 흐름에는 영향을 주지만 제어하지 않는 변수로써 의사결정변수로 설정하지 않았으며 생산업체의 수요를 따르는 균등분포로 설정하였다. 공급업체의 생산물은 <Table 6>에 나타내었다.

Table 6. Random Variables Range

Variable Name	Range	
Manufacturing Rate <sub>Supplier<sub>k</sub></sub> (k = 1, 2, 3)	UNIFORM Dist. [Manufacturer Demand - 2sigma, Manufacturer Demand + 2 sigma]	
Customer Demand <sub>Retailer<sub>i</sub></sub> (i = 1, 2, 3)	Mean	[100, 200, 300]
	Sigma	[5, 10, 15]

• Step 2. 시뮬레이션 반복횟수 결정

시뮬레이션 모델은 주어진 입력값에 대하여 결과값을 확률적으로 계산하기 때문에 결과값에 대한 100(1-α)%의 신뢰 구간을 얻기 위해서는 동일한 조건의 시뮬레이션 모델을 여러 번 반복 실행하여 확인해야 한다. 따라서 원하는 신뢰 구간을 만족하는 결과값을 얻기 위해서 시뮬레이션 실험에 대한 반복 횟수를 결정하는 것은 중요하다고 할 수 있다. 입력 변수들과 그에 따른 결과값의 집합을 설계요소(Design Point)라고 할 경우, 시뮬레이션의 반복수를 결정하기 위해서는 설계요소별로 서로 다른 난수로 시작하는 시뮬레이션을 반복 실행해야 한다. 이때 모든 설계요소는 동일한 시뮬레이션 환경에서 하나의 공통난수(Common Random Seed)를 사용한다. 이러한 방법으로 하나의 설계요소에서 얻은 반복횟수 별 결과값이 정규분포와 근사하면 설정한 반복횟수는 유의하다고 할 수 있다. 이를 위해 본 연구에서는 90% 신뢰구간을 만족시키는 반복횟수 16회를 구하였다. 설계요소에 대한 16회 반복한 결과값이 정규분포와 근사하는지 증명하기 위해 Kolmogorov-Smirnov(K-S)검사를 수행하였다. K-S검사는 SPSS를 사용하였으며 그 결과는 Table 7과 같다. Table 6에서 유의확률(Significance Probability)의 값이 0.9이

Table 7. Kolmogorov-Smirnov Test Result

Test	Number of Replications	Mean	Sigma	Significance Probability
Kolmogorov-Smirnov Test	16	83.5637	0.11	0.901

상이므로 본 시뮬레이션 실험에서 16회의 반복횟수는 신뢰구간 90%를 만족시킨다고 볼 수 있다.

• Step 3. 준비기간의 결정

시뮬레이션 모델을 사용하면 공급망은 일정시점이 지난 이후 안정화 상태에 도달하게 된다. 이때 시뮬레이션 모델은 초기에 설정해 놓은 환경에서 안정된 상태에 도달하기까지 초기편의에 대한 문제가 발생하게 된다. 공급망 관리자는 안정된 상태의 공급망을 분석하여 의사결정을 내리게 되는데 초기 편의는 시뮬레이션 모델의 신뢰수준에 영향을 미치며 그 결과 실험을 통해 안정상태의 기대값을 얻지 못할 수도 있다. 따라서 본 연구에서는 초기편의의 영향을 제거하기 위하여 전체 시뮬레이션 기간 중 일정기간을 준비기간(Warm-Up Period)으로 설정하고 안정화 상태에 도달한 공급망을 분석한다. 본 연구에 적합한 준비기간을 설정하기 위하여 다음과 같이 두 가지 극단 상황에 대하여 실험하였다. 총 시뮬레이션 길이는 1400day로 설정하였다.

- Case1 : 고객의 수요가 많이 발생하고 재고수준이 낮고 배송시간이 긴 경우
- Case2 : 고객의 수요가 적게 발생하고 재고수준이 높고 배송시간이 짧은 경우

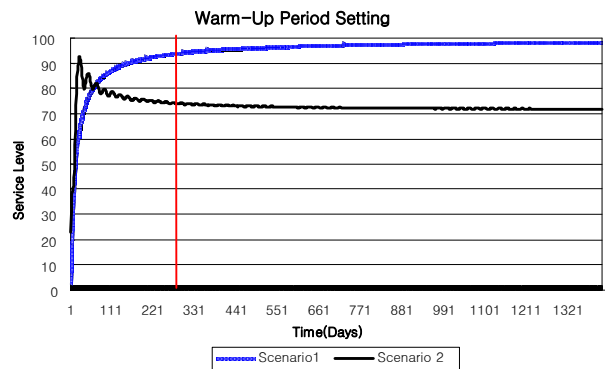


Figure 3. Warm-Up Period Setting

<Figure 3>의 결과를 바탕으로 서비스 수준과 총비용이 안정화 수준에 도달했다고 판단되는 지점에서 준비기간을 300day로 설정하였다.

• Step 4. 유전자 알고리즘의 설정

공급망 시뮬레이션 모델에 적용할 의사결정변수의 집합을 구하기 위하여 ARENA 7.0에서 제공하는 Visual Basic Editor를 사용하여 유전자 알고리즘을 작성하였다. 유전자 알고리즘을 실행하여 얻은 의사결정변수 집합은 공급망 시뮬레이션 모델에 입력값으로 사용되고 공급망 시뮬레이션 모델은 해당 의사결정변수 집합에 대한 서비스 수준을 결과값으로 도출된다. 최종적으로 유전자 알고리즘은 시뮬레이션을 실행해 얻은 서



비스 수준과 목표서비스 수준간의 오차를 최소화하는 의사결정변수 집합을 얻은 때까지 반복하여 실행된다. 또한 유전자 알고리즘을 사용하기 위해 Table 8과 같이 매개변수 값을 설정하였다.

Table 8. Genetic Algorithm Parameter

Crossover Rate	0.5
Mutation Rate	0.3
Population Size	20
Number of Iteration	50

<Table 8>에 제시한 매개변수를 이용하여 유전자 알고리즘을 실행하면 한 번의 세대에 총 20개의 개체, 즉 20개의 의사결정변수 집합을 얻을 수 있다. 또한, Iteration 횟수가 50회이므로 세대 수(Number of Generation)는 50개가 된다.

4.2 실험결과

본 절에서는 제 4.1절의 실험계획을 바탕으로 공급망 시뮬레이션 모델의 환경을 설정하고 유전자 알고리즘을 적용하여 최적 공급망 운영 정책을 도출한다. 방법론 적용 실험은 특정 한 고객의 수요가 주어졌을 때, 최적 의사결정변수 집합을 탐색하여 설정된 목표 서비스 수준을 만족시키는 것이다. 목표 서비스 수준을 만족시키기 위한 의사결정변수는 각 단계별 안전재고수준, 배송시간, 생산업체의 생산률로써 이러한 변수들은 유전자 알고리즘을 통해 탐색되어진다.

실험을 위해 확률변수인 고객 수요는 총 세 개로 결정하였다. 평균이 200, 표준편차가 10인 정규분포,  $\alpha$ 는 2,  $\beta$ 는 75인 감마분포,  $\lambda$ 는 170인 포아송분포를 따르도록 설정하였으며 목표 서비스 수준 또한 세 개로써 90%, 95%, 99%로 설정하였다. 실험은 각각의 고객 수요에 대해 세 가지 목표 서비스 수준을 하나씩 적용시키는 방법으로 진행하였다. 공급망의 각 고객 수요별 목표 서비스 수준에 대한 방법론적용 실험 결과 최종적인 서비스 수준은 <Table 9>와 같다.

<Table 9>에서 제시한 서비스 수준은 유전자 알고리즘을 한번 반복하였을 때 얻은 20개의 개체 중 오차가 가장 적은 개체가 도출한 서비스 수준이라고 할 수 있다. 각각의 고객수요

와 모든 서비스 수준을 고려하여 설계한 총9개의 시나리오를 분석해 본 결과 모든 시나리오에 대해 1%이하의 오차를 갖는 서비스 수준을 도출해 내었다. 90% 서비스 수준에서는 감마분포가 가장 좋은 결과를 나타내었으며 95% 서비스 수준에서도 감마분포가 가장 오차가 적음을 알 수 있다. 또한, 99% 서비스 수준에서는 정규분포가 가장 오차가 적은 분포임을 보였다. 나머지 19개의 개체를 통해 얻은 서비스 수준도 목표 서비스 수준에 근접한 결과를 나타내는지 확인해 보기 위하여, 유전자 알고리즘의 매 세대마다 개별 개체에서 발생한 오차값을 전체 세대수의 평균으로 나타내었다. 본 연구에서는 세대수가 50이므로 각 개체별로 50개의 오차에 대한 평균을 구한 것과 같다. 그 결과는 <Figure 4>에 제시하였다.

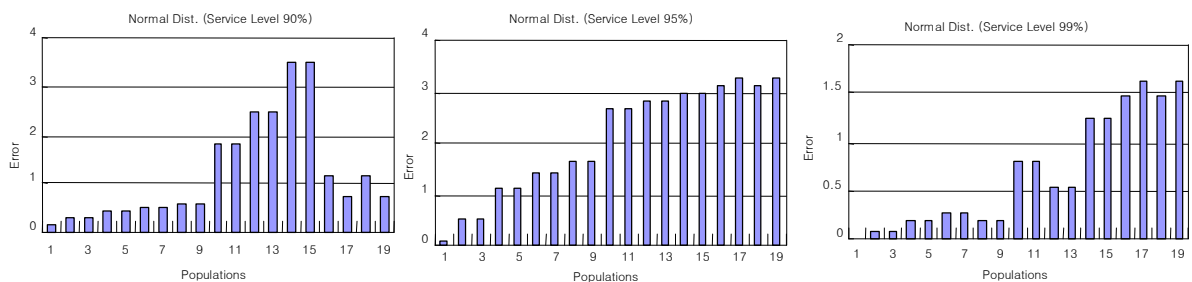
Table 9. Result of Simulation Optimization

Customer Demand	Target Service Level	Service Level	Error
Normal Dist. (200, 10)	90%	90.13%	0.13%
	95%	95.05%	0.05%
	99%	98.88%	0.12%
Gamma Dist. (2, 75)	90%	90.01%	0.01%
	95%	95%	0%
	99%	98.37%	0.63%
Poisson (170)	90%	89.86%	0.14%
	95%	95%	0%
	99%	98.81%	0.19%

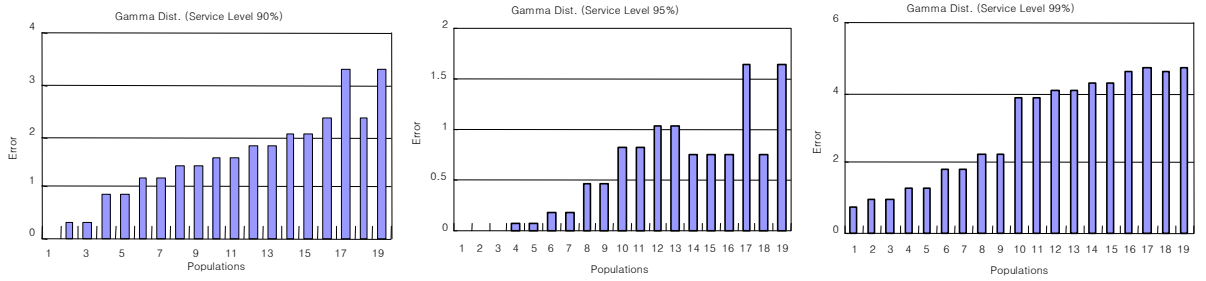
<Figure 4>(a), <Figure 4>(b), <Figure 4>(c)를 비교해 보면 분포에 따라 차이가 나는 것을 볼 수 있지만 최적해를 도출한 개체가 아닌 나머지 개체들의 오차 값도 적다는 것을 확인할 수 있다.

따라서 본 연구에서 제시하는 유전자 알고리즘은 목표 서비스 수준에 수렴하는 평균서비스수준의 의사결정변수값들을 탐색하는데 효과적이라고 할 수 있다. 또한 최적 의사결정변수 값을 탐색하는 과정을 <Figure 5>에 나타내었다.

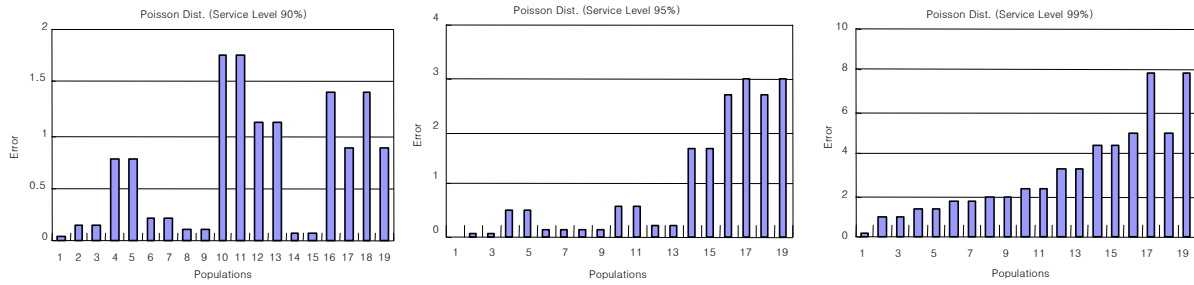
이 때 95% 서비스 수준의 경우 감마분포와 포아송분포가 모두 0의 오차를 갖지만 <Figure5>(b)에서 감마분포는 23번만에, <Figure5>(c)에서 포아송분포는 37번만에 목표 결과를 만족시



(a) Error of Normal Distribution

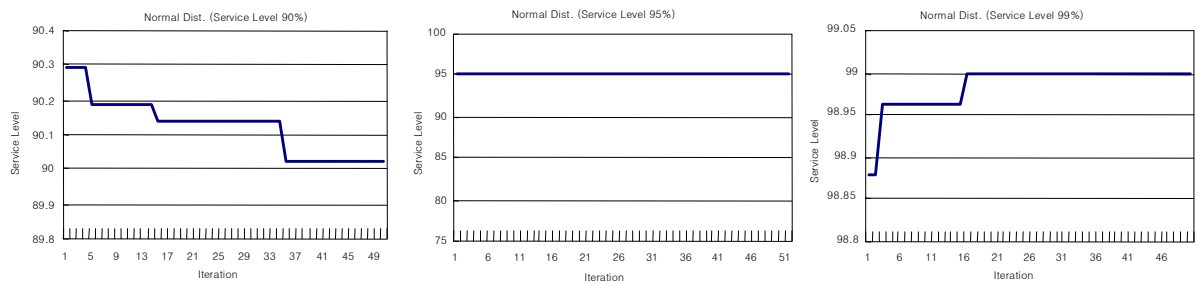


(b) Error of Gamma Distribution

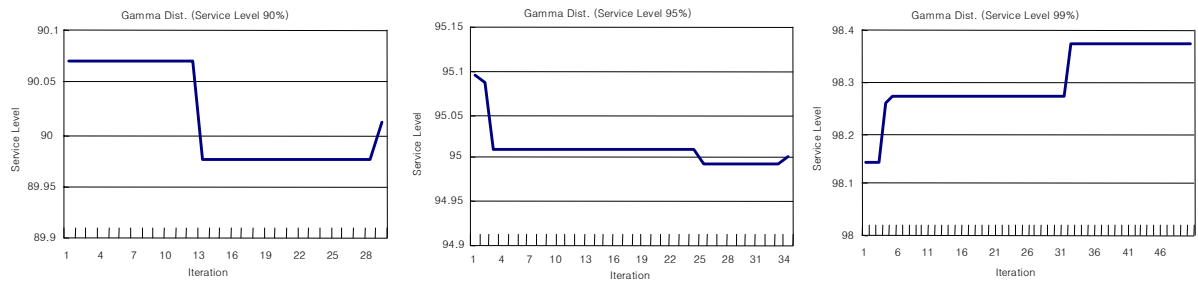


(c) Error of Poisson Distribution

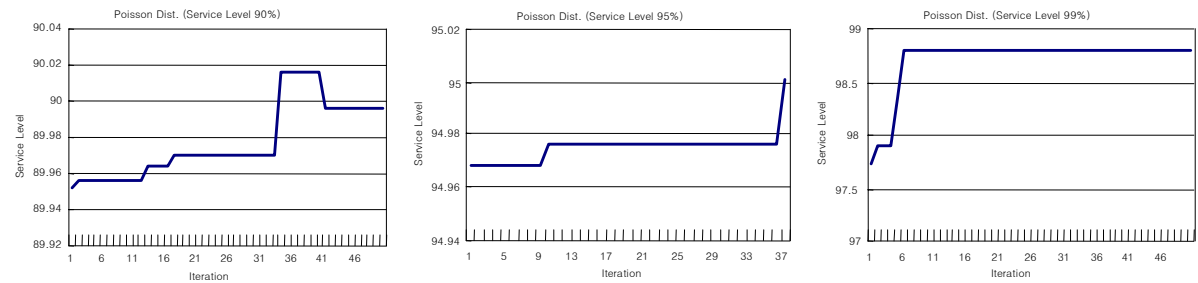
Figure 4. Result of Average Error



(a) Target Search of Normal Distribution



(b) Target Search of Gamma Distribution



(c) Target Search of Poisson Distribution

Figure 5. Result of Average Error

켰기 때문에 95% 서비스 수준에 가장 좋은 결과를 보인 것은 감마분포라고 할 수 있다.

유전자 알고리즘이 진행되면서 해가 뚜렷하게 개선되어지는 모습은 <Figure 5>를 통해 확인하기 어렵지만 초기 해부터 목표 서비스 수준에 근사하도록 유지되는 것을 볼 수 있다. 이는 1% 이내의 범위내에서 최적해를 찾아가는 모습을 통해 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서 이용한 유전자 알고리즘은 빠른 시간안에 원하는 목표 서비스 수준을 만족시키는 의사결정변수를 찾는다고 할 수 있다.

## 5. 결론 및 추후 연구

본 연구는 공급-생산-소매업체로 이루어진 다단계 공급망 환경에서 공급망 운영 상태를 의사결정자가 요구하는 목표 수준으로 도달시키기 위해 시물레이션 기반의 공급망 최적화 모델을 제안하였다. 이를 위해 공급망에서 고려되는 변수들을 선정하고 각 변수들 간의 인과관계에 대한 흐름을 나타내는 규칙 기반의 공급망 모델을 설정하였다. 또한, 시물레이션 공급망 모델을 기반으로 본 연구에서 제시하는 공급망 성능 평가 항목인 목표 서비스 수준을 만족시키기 위하여, 시물레이션 모델과 유전자 알고리즘을 결합한 최적화 방법을 이용하였다. 실험의 결과로써, 수행 초기에 목표 서비스 수준에 근사한 결과를 나타내는 의사결정변수 값을 얻을 수 있음을 알 수 있다. 이는 본 연구에서 고려하는 공급망은 안전 재고수준, 배송시간, 생산업체의 생산률과 같이 다양한 의사결정변수들을 조절하여 재고를 통제하므로 원하는 목표 서비스 수준을 만족시키는 해의 조합은 다양하게 나타날 수 있기 때문이라고 볼 수 있다. 또한, 유전자 알고리즘의 경우, 세대가 반복되면서 목표 수준과의 오차를 최소화하는 다양한 의사결정변수 조합을 생성하기 때문에 빠른 수행시간 안에 목표 서비스 수준에 근사한 의사결정변수 값을 구할 수 있었다.

하지만 유전자 알고리즘을 이용하여 의사결정 변수집합을 도출한 후, 시물레이션 모델을 실행시켜야 해당 의사결정변수 집합이 최적해인지 파악할 수 있기 때문에 실시간으로 의사결정을 지원하는데 있어서 한계를 지닌다. 또한, 서비스 수준은 생산률, 배송시간, 목표 재고수준 등 여러 의사결정변수들에 의해 조절 가능하다. 그러나 각 변수를 변화시킬 때 발생하는 비용은 다르기 때문에 비용을 고려한 목표 서비스수준 설정에 대한 연구가 향후 필요하다.

## 참고문헌

- Axsater S. (2000), *Inventory Control*, Kluwer Academic Publishers.
- Cakravastia, A., Toha, I. S., Nakamura, N. (2002), A Two Stage Model for the Design of Supply Chain, *International Journal of Production Economics*, 80, 231-248.
- Daniel, J. S. R., Rajendran, C. (2006), Heuristic Approaches to Determine Base-Stock Levels in a Serial Supply Chain with a Single Objective and with Multiple Objectives, *European Journal of Operational Research*, 175, 566-592.
- Ding, H., Benyoucef, L., and Xie, X. (2006), A Simulation-based Multi-objective Genetic Algorithm Approach for Networked Enterprises Optimization, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 19, 609-623.
- Farahani, R. Z., Elahipanah, M. (2007), A genetic algorithm to optimize the total cost and service level for just-in-time distribution in a supply chain, *International Journal of Production Economics*, In Press.
- Giannoccaro, I., Pontrandolfo, P., and Scozzi, B. (2003), A Fuzzy Echelon Approach for Inventory Management in Supply Chains, *European Journal of Operational Research*, 149, 185-196.
- Haeckel, S. H. (1999), *Adaptive Enterprise : Creating and Leading Sense-and-Respond Organizations*, Harvard Business School Press.
- Korpela, J., Lehmusvaara, A., and Tuominen, M. (2001), Customer Service Based Design of the Supply Chain, *International Journal of Production Economics*, 69, 193-204.
- Liang, W. Y., Huang, C. C. (2006), Agent-based demand forecast in multi-echelon supply chain, *Decision Support Systems*, 42, 390-407.
- Macal, C. M., North, M. J. (2003), Effects of Global Information Availability in Networks of Supply Chain Agents, *Agent 2003 Conference on Challenges in Social Simulation*, 249-265.
- Mansouri, S. A. (2005), Coordination of Set-ups Between Two Stages of a Supply Chain using Multi-Objective Genetic Algorithms, *International Journal of Production Research*, 43(15), 3163-3180.
- Nachiappan, S. P., Jawahar, N. (2007), A genetic algorithm for optimal operating parameters of VMI system in a two-echelon supply chain, *European Journal of Operational Research*, 182, 1433-1452.
- Naso, D., Surico, M., Turchiano, B., and Kaymak, U. (2007), Genetic Algorithms for Supply-Chain Scheduling : A Case Study in the Distribution of Ready-Mixed Concrete, *European Journal of Operational Research*, 177(3), 2069-2099.
- Noorul Haq, A. and Kannan, G. (2006), Design of an Integrated Supplier Selection and Multi-echelon Distribution Inventory Model in a Built-to-Order Supply Chain Environment, *International Journal of Production Research*, 44(10), 1963-1985.
- O'Donnell, T., Maguire, L., McIvor, R., and Humphreys, P. (2006), Minimizing the Bullwhip Effect in a Supply Chain Using Genetic Algorithms, *International Journal of Production Research*, 44(8), 1523-1543.
- Thomas, D. J., Griffin, P. M. (1996), Coordinate Supply Chain Management, *European Journal of Production Research*, 94, 1-15.
- Yokoyama, M. (2002), Integrated Optimization of Inventory-Distribution Systems by Random Local Search and a Genetic Algorithm, *Computers and Industrial Engineering*, 42, 175-188.



**유장선**

홍익대학교 산업공학과 학사 졸업  
연세대학교 정보산업공학 석사 졸업  
현재: (주) 아이레보 근무  
관심분야: 실시간 데이터 마이닝, SCM, RFID  
기반 실시간 물류정보시스템



**김신태**

고려대학교 산업공학과 학사  
고려대학교 산업공학과 석사  
현재: 연세대학교 정보산업공학과 박사과정  
관심분야: SCM, 실시간 데이터마이닝,  
Multi-agent based simulation



**홍성록**

연세대학교 컴퓨터산업공학과 학사 졸업  
연세대학교 정보산업공학 석사 졸업  
현재: 연세대학교 정보산업공학과 박사과정  
관심분야: SCM, RFID기반 실시간 물류정보  
시스템, Multi-agent based simulation



**김창욱**

고려대학교 산업공학과 학사  
고려대학교 산업공학과 석사  
Purdue University 산업공학과 박사  
현재: 연세대학교 정보산업공학과 부교수  
관심분야: 물류정보시스템, 데이터마이닝,  
SCM