

시뮬레이션 민감도 분석을 이용한 (s, S) 재고 시스템의 최적전략

권치명*

Optimal Policy for (s, S) Inventory System by a Sensitivity Analysis through Simulation

영문이름(?????)

Abstract

본 연구는 (s, S) 재고시스템의 최적 재고 정책을 수립하는 문제를 시뮬레이션을 통하여 분석하고자 한다. 이러한 목적으로 재고관리비용에 대한 파라미터 (s, S)의 민감도를 퍼터베이션 분석법으로 구하고 확률 최적화 기법을 적용하여 단위 기간에 평균 재고관리비용을 최적으로 하는 재고정책을 발견하였다. 민감도의 추정에는 IPA법과 SPA법을 표본경로의 주문 사건 변동에 따라 조건적으로 결합하여 사용하였다.

시뮬레이션 결과 s와 S의 최적정책 추정치를 상당히 정확한 값으로 얻었으며 이러한 결과는 보다 일반적인 재고관리 문제의 분석에 도움을 줄 것으로 기대한다.

1. 서론

본 연구는 (s, S) 재고관리 시스템에 시뮬레이션을 이용하여 최적 재고관리 전략을 수립하는 문제를 다루고자 한다. (s, S) 재고 시스템은 널리 알려진 문제로 재고수준을 주기적으로 검토하여 재고량이 s보다 적으면 S만큼 주문하는 시스템이다. 이 시스템은 기간별 수요함수, 인도기간, backloging 정책, 주문비용, 재고 및 재고부족 비용 등으로 규정될 수 있는데 본 연구는 총 관련 비용을 최소화하는 최적전략, 즉 시스템 파라미터 (s, S)를 구하고자 한다.

단일 제품, 무한 기간, full backloging, 주기별 독립적인 수요를 하는 모형의 경우 Scarf[17]와

Iglehart[13]가 특정 조건하에서 최적 전략을 발견할 수 있다는 사실을 증명한 이후 많은 연구가 있어왔지만 최적 전략을 구하는 것은 계산적으로 복잡하여 적용하는데 어려움이 따른다 [9]. 이러한 문제를 해결하는 대안으로 시뮬레이션 접근 방법이 제시된다.

파라미터의 특정한 조건에서 시스템의 성과도는 쉽게 얻을 수 있지만 무한히 많은 해를 시뮬레이션을 통하여 평가하는 일은 거의 불가능하다. 시뮬레이션을 이용하여 시스템의 최적해를 얻는 문제는 최근에 활발한 연구가 이루어지며 해결해야 할 과제가 많은 분야이다. 이러한 방향으로 제시된 방법 중 하나가 성과도의 민감도 (sensitivity)에 이용하여 최적해를 찾는 확률 최적화기법(stochastic optimization method)이다.

* 동아대학교 경영정보과학부

시스템 성과도의 민감도는 파라미터 s (또는 S)가 미세한 양($\Delta s \rightarrow 0$: perturbation) 만큼 변화할 때 이것이 성과도에 미치는 영향이라고 볼 수 있다. 시스템 성과도는 시뮬레이션이 진행됨에 따라 나타나는 표본경로(sample path)에 의해 결정되는데 이 경로를 추적하여 파라미터의 값이 $(s + \Delta s)$ 일 경우에 가상적인 시뮬레이션(thought simulation)을 논리적으로 수행함으로써 얻어지는 재고관리 비용을 추정하여 성과도를 계산한다. 이러한 방법이 퍼터베이션 분석법(perturbation analysis: PA)으로 대기행렬 모형, 생산 관리 시스템 등 여러 모형에 적용되고 있지만 응용성은 아직 상당히 제한적이다.

이 연구의 주된 목적은 (s, S) 재고관리 시스템에 PA를 적용하여 민감도를 구하고 이를 이용하여 최적 재고 전략을 발견하고 아울러 확률 최적화 알고리즘의 효율성을 시뮬레이션 실험을 통하여 분석하는데 있다.

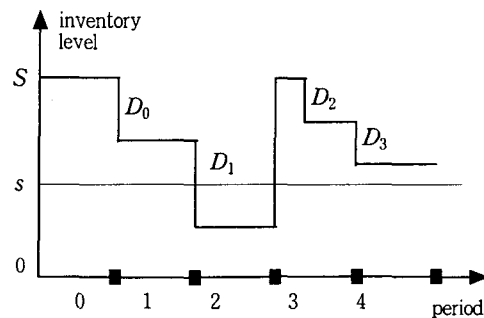
2. 퍼터베이션 분석법

PA는 단일 런(a single run)으로부터 시스템 성과도의 gradient를 추정하는 방법으로 퍼터베이션 ΔS 를 표본경로에 도입하여 시뮬레이션 과정에서 그 영향을 추정하는 수단을 제공한다. 만일 ΔS 의 미세한 변화량(infinitesimal change)이 사건 리스트에서 주문 사건의 발생 순서와 빈도를 변화시키지 않는다면 퍼터베이션의 도입은 표본경로에서 재고수준을 단지 ΔS 만큼만 변화시키게 되며 이에 따라 재고비용과 재고부족 비용도 그 만큼만 변화될 것이다. 한편 ΔS 의 미세한 변화량이 사건 리스트에서 주문 사건의 발생 순서와 빈도를 변화시키게 되면 정상경로(without perturbation)와 퍼터베이션 표본경로는 완전히 다른 형태로 발전하게 된다. 이 절에서는 우선 (s, S) 재고관리 시스템을 살펴보고 언급한 두

가지 경우에 퍼터베이션 분석을 이용하여 재고비용의 민감도를 구하는 방법에 대해 알아보자.

2.1 (s, S) 재고관리 시스템

편의상 주문은 각 기간의 초에 이루어지며 주문량은 즉시 채워진다고 하자. 기간 i 의 시작 시점에 재고량을 조사하여 재고량 X_i 가 s 보다 적으면 재고량이 S 가 되게 주문을 하고 아니면 주문을 하지 않는다. 기간 i 에서 수요량 $D_i \sim \text{IID } f(d)$ 이며 그 분포함수는 $F(d)$ 이다. X_i 의 표본경로의 예는 그림 1과 같으며 재고량 X_i 에 대해서는 항상 $X_i \geq s$ 이면 $X_{i+1} = X_i - D_i$ 이며 $X_i < s$ 이면 $X_{i+1} = S$ 이다.



<그림 1> 재고수준의 표본 경로

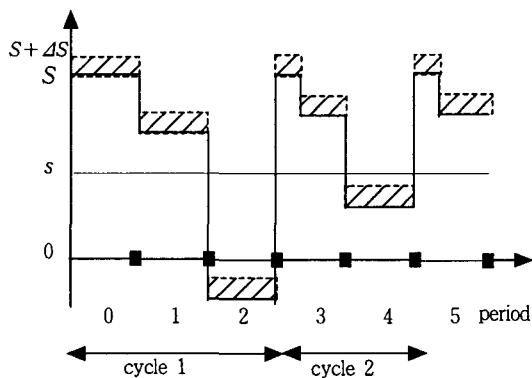
각 기간에서는 주문에 영향을 미치는 비용으로 주문비용 k , 단위 재고비용 h , 단위 재고부족 비용 p 를 고려하고 주문비용은 고정비용으로 주문 건당 비용이며 재고 및 재고부족 비용은 재고 수준에 비례하고 편의상 그 비용을 각 기간의 말에 재고수준에 따라 부여하기로 하자. 주문량은 즉시 도착하며 backlogging은 허용된다.

이 시스템의 목적은 기간 당 평균 재고관리비용(Average Cost over a period: $AC(s, S)$)을 최소화하는 주문 정책을 유도하는 파라미터 s 와 S 를 결정하는 것이다. 편의상 초기 재고수준을 $X_0 = S$

라 하면 각 기간별 재고수준 $\{X_i; i=1, 2, \dots\}$ 는 regenerative point가 S인 regenerative process 를 나타낸다. 퍼터베이션 ΔS 는 재고수준을 ΔS 만큼 변화시키며, 퍼터베이션 Δs 는 단지 재주문 점(reorder point)만이 변화하며 재고수준은 변화되지 않는다. 이 두 가지 퍼터베이션은 주문 기간을 정상경로와 다르게 할 수 있으며 어떤 기간에 주문 여부는 재고수준(또는 regenerative cycle length)을 변화시켜 이와 관련되는 비용이 변화하게 된다. 평균 비용함수 $AC(s, S)$ 의 민감도를 추정하기 위해 a) cycle length에 변화가 없는 경우에는 IPA(infinite perturbation analysis)를 사용하고 b) 반대의 경우에는 SPA(smoothed perturbation analysis)를 사용한다. 시뮬레이션이 진행됨에 따라 IPA와 SPA를 교대로 사용하여 민감도를 추정한다.

2.2 IPA

그림 2는 두 개의 표본경로를 나타내는데 직선은 재고수준 S를 regenerative point로 운용되는 정상경로(nominal path)를 나타내고 점선은 $S + \Delta S$ 를 regenerative point로 하는 퍼터베이션 경로(perturbed path)를 보여주고 있다. 만일 두 경로의 regenerative cycle에서 주문 의사결정이 동일하다면 두 경로의 주문 비용은 동일하고 단지 재고비용과 재고부족 비용만 달라질 것이다.



〈그림 2〉 두 경로 상에서 재고수준의 변화

N, N_1 그리고 N_2 를 각각 시뮬레이션 총 기간, 재고 수준이 양인 기간, 재고 수준이 음인 기간이라 할 때, 두 표본 경로로부터 평균 비용함수의 차이 $\Delta AC(s, S)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \Delta AC(s, S) &= [TC(s, S)_p - TC(s, S)_n]/N \\ &= [h\Delta S \times N_1 - p\Delta S \times N_2]/N, \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $TC(s, S)_p$ 와 $TC(s, S)_n$ 는 각각 퍼터베이션 경로와 정상 경로에서의 총 비용이다. 따라서 파라미터 S에 대한 $AC(s, S)$ 의 민감도는

$$\begin{aligned} \partial AC(s, S)/\partial S &= \lim_{\Delta S \rightarrow 0} \Delta AC(s, S)/\Delta S \\ &= [hN_1 - pN_2]/N. \end{aligned} \quad (2)$$

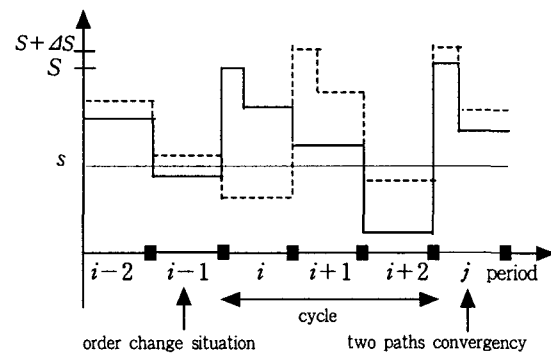
와 같이 주어지며 비슷한 방법으로

$$\partial AC(s, S)/\partial s = 0. \quad (3)$$

가 됨을 알 수 있다.

2.3 SPA

그림 3은 주문 변화가 발생하는 상황을 보여주는 것으로 기간 (i-1)에서 정상경로에서는 재고수준을 S로 하는 주문이 발생한다.



〈그림 3〉 주문변화 발생과 두 경로의 수렴

그러나 퍼터베이션 경로에서는 재고수준 ($X_{i-1} + \Delta S$)이 s 보다 크므로 주문은 발생하지 않는다. 기간 i 부터 두 표본 경로는 다르게 발전하는데 만일 기간 $i+2$ 에서 두 경로의 재고수준이 모두 s 이하이면 기간 j 에서 재고수준을 S 로 하는 주문이 발생하고 기간 $(i-1)$ 에서처럼 두 경로에서 주문 여부가 다르게 나타날 때까지 주문 의사결정이 동일한 확률과정을 따르게 된다. 따라서 전체 표본경로는 주문 의사결정이 동일한 확률과정과 그렇지 않는 경우의 확률화 과정이 교대로 반복된다고 볼 수 있다. 주문 의사결정이 동일한 확률화과정을 따를 때는 IPA 방법을 사용하여 성과도의 민감도를 추정하고 주문 의사결정이 달라지는 기간부터 시작하여 두 경로가 수렴할 때까지의 기간 동안에는 SPA 방법을 사용하여 민감도를 추정하게 된다. 즉 그림 3에서 기간 i 부터 기간 j 까지는 SPA[4] 적용 기간으로, 하나의 cycle로 생각할 수 있으며 두 경로의 비용함수의 차이 $\Delta AC(s, S)$ 를 시뮬레이션 과정에서 구한다.

그러면 $\Delta S \rightarrow 0$ 인 경우에 민감도 추정치를 표본경로로부터 구하기 위해 먼저 주문의 변화가 일어날 수 있는 상황을 살펴보자. 만일 수요 D_{i-1} 에 의하여 재고수준 X_{i-1} 가 s 보다 적게 되면 $X_i = S$ 가 된다. 따라서 기간 i 에서 $X_i = S$ 일 때는 주문의 변화가 발생할 수 있는 가능성이 있는 기간으로 이러한 기간의 집합을 $M = \{i : i \leq N, X_i = S\}$ 이라고 정의하자. 만일 기간 $i \in M$ ($X_{i-1} < s$)이면 실제로 주문의 변화가 발생하는 경우는 $X_{i-1} + \Delta S > s$ 일 때이다. 변수 α_{i-1} 를 $\alpha_{i-1} = s - X_{i-1}$ 라 하면 주문의 변화 발생 조건은 $\alpha_{i-1} < \Delta S$, $i \in M$ 와 같아진다. 따라서 퍼터베이션 ΔS 에 의해 실제로 주문의 변화가 일어날 때 주문 변화에 따른 두 비용함수 차이의 기대치는 다음과 같이 표현할

수 있다.

$$E = \sum_{i \in M} E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta S] \times Pr[\alpha_{i-1} \leq \Delta S]. \quad (4)$$

이 식에서 첫 번째 항은 주문 변화가 일어나는 cycle 기간 동안의 두 비용함수 차이의 조건부 기대치이며 충분히 오랜 시간 동안의 시뮬레이션을 통하여 $E[\Delta AC(s, S)]$ 의 추정치는 다음 식으로 구한다.

$$\hat{E}[\Delta AC(s, S)] = [TC(s, S)_p - TC(s, S)_n] / N, \quad (5)$$

식 (4)에서 두 번째 항은 실제로 주문의 변화가 일어날 확률로 이를 유도하기 위해 변수 $Z_{i-1} = X_{i-2} - s$ 를 정의하자. 그러면 $X_{i-1} = X_{i-2} - D_{i-1}$ 이며 조건 $X_{i-1} < s$ ($i \in M$)는 $X_{i-2} - D_{i-1} < s$ 로 표현될 수 있으며 이는 간단히 $Z_{i-1} < D_{i-1}$ 와 같이 쓸 수 있다. 따라서 $i \in M$ 인 기간에서

$$\begin{aligned} & Pr(\alpha_{i-1} \leq \Delta S | X_{i-1} < s) \\ &= Pr(\alpha_{i-1} \leq \Delta S | D_{i-1} > Z_{i-1}) \\ &= Pr(D_{i-1} \leq Z_{i-1} + \Delta S | D_{i-1} > Z_{i-1}) \\ &= [F(Z_{i-1} + \Delta S) - F(Z_{i-1})] / [1 - F(Z_{i-1})]. \quad (6) \end{aligned}$$

Regenerative process의 성질에 의하여 α_{i-1} 와 Z_{i-1} 은 모든 기간에 대해 IID이며 각 regeneration cycle의 마지막 기간의 값이 될 것이다. 편의상 Z 에서 첨자를 삭제하면 기간 i 에서 실제 주문의 변화가 발생할 확률, P_i 는 다음과 같이 주어진다.

$$P_i = [F(Z + \Delta S) - F(Z)] / [1 - F(Z)]. \quad (7)$$

따라서 $\Delta S \rightarrow 0$ 일 때 SPA에 의한 민감도 추정량은 다음과 같다.

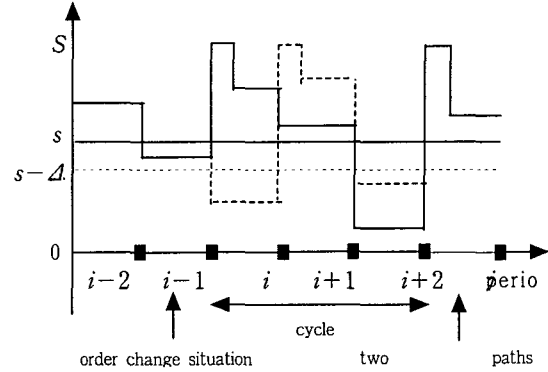
$$\begin{aligned} & \delta AC(s, S) / \delta S \\ &= \sum_{i=1}^N \lim_{\Delta S \rightarrow 0} E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta S] \times \lim_{\Delta S \rightarrow 0} Pr[\alpha_{i-1} \leq \Delta S] / \Delta S \\ &= E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta S] \times \lim_{\Delta S \rightarrow 0} [F(Z + \Delta S) - F(Z)] / \Delta S \times 1 / [1 - F(Z)] \\ &= E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta S] \times f(Z) / [1 - F(Z)]. \end{aligned} \quad (8)$$

식 (1)과 (5)에서, $\Delta AC(s, S)$ 와 $E[\Delta AC(s, S)]$ 는 하나의 기간에 대한 시간-평균 비용함수이므로 N 기간 동안의 전체 비용함수 민감도 (gradient), $\delta AC(s, S) / \delta S$ 은 IPA와 SPA에 의해 얻어진 각 민감도의 합으로 나타나게 된다.

다음으로 재주문점 s 에 대한 민감도도 위에서 언급한 방법과 유사하게 구할 수 있는데 그림 4는 기간 $(i-1)$ 에서 주문의 변화 가능성을 나타내는 상황을 보여준다. 만일 기간 $(i-2)$ 에서의 재고수준 X_{i-2} 가 s 보다 높고 기간 $(i-1)$ 에서의 재고수준 X_{i-1} 가 s 보다 낮으면 주문의 변화가 가능하다. 퍼터베이션 Δs 에 의해서 $X_{i-1} > s - \Delta s$ 주문이 일어나지 않으나 만일 $\alpha_{i-1} = s - X_{i-1} \leq \Delta s$ 이면 기간 i 에서 주문의 변화가 발생한다. 식(6)을 유도하는 방법과 같은 방법으로 P_i 는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} & Pr[\alpha_{i-1} \leq \Delta s | X_{i-1} < s] \\ &= Pr[D_{i-1} \leq Z_{i-1} + \Delta s | D_{i-1} > Z_{i-1}] \quad (9) \\ &= [F(Z_{i-1} + \Delta s) - F(Z_{i-1})] / [1 - F(Z_{i-1})]. \end{aligned}$$

Δs 에 의해 주문의 변화가 발생하면 시뮬레이션 런으로부터 $E[\Delta AC(s, S)]$ 을 추정하여 다음과 같이 민감도를 얻는다.



〈그림 4〉 주문변화 발생과 두 경로의 수렴

$$\begin{aligned} & \delta AC(s, S) / \delta s \\ &= \sum_{i=1}^N \lim_{\Delta s \rightarrow 0} E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta s] \times \lim_{\Delta s \rightarrow 0} Pr[\alpha_{i-1} \leq \Delta s] / \Delta s \\ &= E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta s] \times \lim_{\Delta s \rightarrow 0} [F(Z + \Delta s) - F(Z)] / \Delta s \times 1 / [1 - F(Z)] \\ &= E[\Delta AC(s, S) | \alpha_{i-1} \leq \Delta s] \times f(Z) / [1 - F(Z)]. \end{aligned} \quad (10)$$

IPA의 경우에는 s 의 민감도가 0임으로 전체 gradient, $\delta AC(s, S) / \delta s$ 는 SPA의 gradient와 일치한다.

3. 확률 최적화 기법

확률 최적화기법은 성과도에 대한 파라미터의 민감도를 이용하여 시스템의 최적해를 탐색하는 방법이다 [4, 6]. 단일 런으로부터 평균 비용함수 $AC(s, S)$ 의 최적해를 구하기 위해 임의의 파라미터에서 N 기간 동안 시뮬레이션 런을 실행하여 민감도를 추정하고 이를 이용하여 $AC(s, S)$ 를 개선하는 파라미터의 다른 조합(일반적으로는 k 차원의 점)으로 이동하여 반복적으로 탐색하여 최적해를 구한다. 이러한 탐색전략은 제약 조건 ($0 \leq s \leq S$)이 있는 경우의 비 선형 최적화 기법의 탐색방법과 유사하며 반복 알고리즘의 일반적인 형태는 다음과 같다.

$$s_{n+1} = s_n + a_n [\delta AC(s, S) / \delta s]$$

and $S_{n+1} = S_n + a_n[\delta AC(s, S)/\delta s]$, (11)

여기서 s_n, S_n 은 각각 반복 단계 n 에서의 s, S 의 값이며 a_n 은 이동거리를 결정하는 값이다.

확률 최적화 기법

(0) 초기화 단계: 반복단계 $n=0$ 에서 s_n 과 S_n 의 초기치를 부여.

(1) (s_n, S_n) 에서 N 기간 동안 시뮬레이션을 실행하여 퍼터베이션 분석을 통하여 민감도 $\delta AC(s, S)/\delta s$ 및 $\delta AC(s, S)/\delta S$ 의 추정.

(2) s 와 S 의 값 update:

$$s_{n+1} = s_n + a_n[\delta AC(s, S)/\delta s],$$

$$a_n = A/n \quad (A = 0.2)$$

(3) 조건 $S_n \geq s_n \geq 0$ 을 조사하여 만일 $S_n \geq s_n \geq 0$ 이면 단계 4로 이동. 아니면 $a_n = A/2n$ 로 하고 단계 (2)로 이동.

(4) 종료기준: 조건 $a_n[\delta AC(s, S)/\delta s] < \epsilon$, $a_n[\delta AC(s, S)/\delta S] < \epsilon$ 을 만족하면 알고리즘을 종료하고 최적해 (s^*, S^*) 를 추정. 아니면 $n = n + 1$ 로 하고 단계1로 이동.

단계 (2)에서는 a_n 는 다음 조건을 만족해야 하는데 [15, 18],

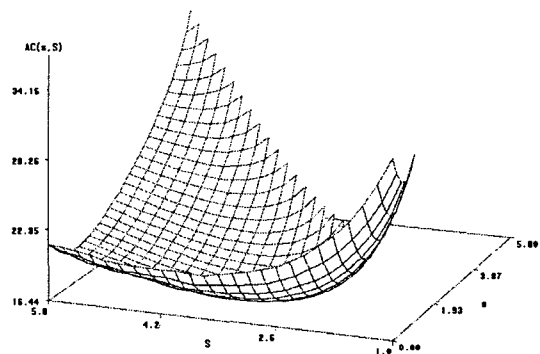
$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_n = 0, \sum_{n=1}^{\infty} a_n = \infty \text{ and } \sum_{n=1}^{\infty} a_n^2 < \infty; \quad (12)$$

본 연구에서는 단순하게 n 의 역수를 사용하였다. 단계 (3)는 조건 $S \geq s \geq 0$ 을 만족하는 실행 가능 전략을 유지하기 위해 것이며 단계 (4)는 현재의 해에서 다음 해로의 이동거리가 지정한

값 ϵ 보다 적으면 알고리즘을 종료하는 조건이다. 일반적으로 시뮬레이션 런의 길이와 추정된 최적해의 정확성 사이에는 trade-off 관계가 있으며 ϵ 값의 선택에 따라 결정된다.

4. 예제

확률 최적화 기법의 효율성을 평가하기 위해서 (s, S) 재고 모형에 대한 시뮬레이션을 실행하고 그 결과를 살펴보고자 한다. 기간별 수요함수는 표준 지수분포를 따르고 주문비용은 주문당 10이며 단위 재고비용과 단위 재고부족 비용은 기간 당 각각 5와 50으로 가정하였다. 50,000 기간 동안의 시뮬레이션으로부터 얻은 기간 당 평균 비용함수 $AC(s, S)$ 의 반응함수를 (s, S) 의 2차원 공간에서 범위 $1 \leq S \leq 5.8, 0 \leq s \leq S$ 에서 나타내면 대강 그림 5와 같다. 파라미터의 여러 조합에서 많은 양의 시뮬레이션을 수행한 결과 최적 전략은 대강 $(s, S) = (1.2, 3.7)$ 이며 $AC(s, S)^* \approx 16$.



<그림 5> $AC(s, S)$ 의 반응표면

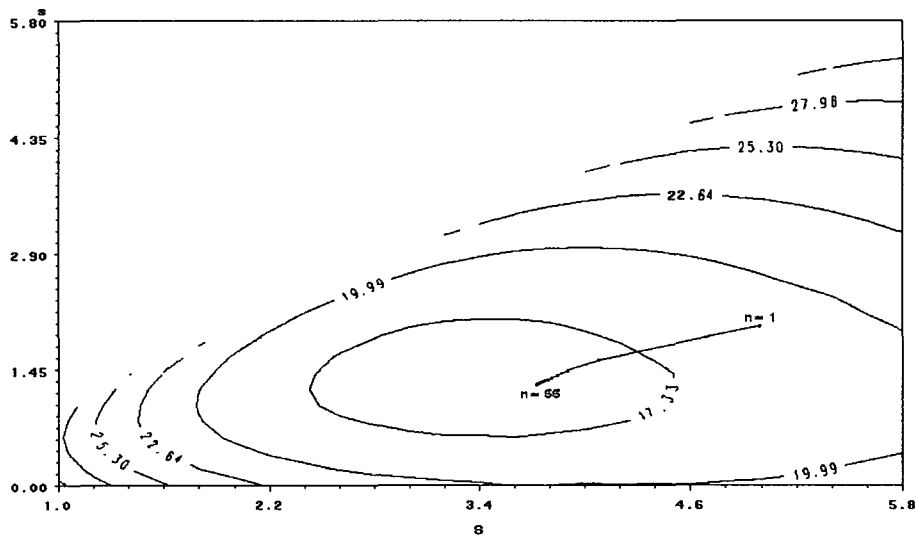
파라미터의 초기값은 $(s_0, S_0) = (2, 5)$ 이며 $AC(s, S)$ 의 민감도는 $N=10,000$ 기간 동안의 시뮬레이션으로 구하고 최적화 알고리즘으로 다음 단계의 파라미터 값, (s_n, S_n) 의 값을 계산하였다. 그리고 알고리즘의 종료조건은 $\epsilon=0.01$

으로 정하였다. 표 1은 제안된 알고리즘이 최적해를 탐색하는 과정을 시작점에 종료점까지 반복수(n)의 값이 5만큼 증가할 때마다 보여주고 있다. 반복수 n이 증가함에 따라 gradient의 절대치는 적어지는 경향을 나타내며 n=55에서 알고리즘은 종료한다. 최적해 (s, S)* 근처에서 s와 S의 민감도 추정치는 0에 가까운 값으로 짐작할 수 있는데 알고리즘의 종료조건을

gradient 추정치가 0.01보다 적은 경우로 하였을 때 최적해의 추정치는 대강 (s, S)*=(1.18, 3.65)이며 AC(s, S)*= 15.9로 각각 추정되었다. 이러한 결과로부터 최적화 알고리즘이 상당히 정확하게 최적해를 추정하는 것으로 판단된다. 그림 6은 최적화 알고리즘에 의해 최적해를 탐색하는 과정을 등 비용함수의 2차원 공간에서 표현하고 있다.

〈표 1〉 반복수 n에 따른 최적화 알고리즘의 추정치

n	S	s	$\delta AC(s, S)/\delta S$	$\delta AC(s, S)/\delta s$	AC(s, S)	비 고
1	5.000	2.000	-2.740	-1.077	18.214	starting point
5	4.086	1.571	-1.892	-.417	16.414	
10	3.914	1.444	-.811	-.777	16.152	
15	3.853	1.383	-.657	-.601	16.063	
20	3.820	1.347	-.630	-.455	16.029	
25	3.797	1.325	-.752	-.216	15.991	
30	3.779	1.309	-.376	-.458	15.987	
35	3.766	1.296	-.354	-.420	15.974	
40	3.756	1.286	-.340	-.394	15.966	
45	3.747	1.277	-.459	-.248	15.948	
50	3.740	1.270	-.317	-.351	15.953	
55	3.734	1.264	-.432	-.211	15.937	algorithm stop



〈그림 6〉 확률 최적화 알고리즘의 탐색과정

5. 결론

본 연구는 (s, S) 재고 관리 시스템에서 주문량 S 와 재주문점 s 의 기간-평균 재고비용함수에 대한 민감도를 IPA와 SPA 방법을 결합하여 추정하였다. 이 결합 방법은 퍼터베이션 ΔS (또는 Δs)의 도입에 따라 실현되는 퍼터베이션 경로 상의 주문 사건이 특정한 기간에서 정상경로와 변동되는가에 따라 regenerative cycle period에 IPA와 SPA를 교대로 사용하며 민감도를 추정하고 전체 시뮬레이션 기간의 민감도는 IPA와 SPA의 민감도의 합으로 구한다. 퍼터베이션 분석법에 의하여 구한 민감도 추정치를 바탕으로 최적해를 반복적으로 탐색하는 확률 최적화 기법을 (s, S) 재고 관리 시스템에 적용하여 그 결과를 분석하였다.

퍼터베이션 분석에서는 여러 형태의 시스템에서 민감도 추정과 추정치의 정확성에 대한 연구가 많이 이루어져 왔는데[7, 8, 14], 이러한 측면에서 본 연구의 시뮬레이션 결과로부터 추정된 최적 재고 전략이 최적해에 상당히 근사하는 것으로 생각된다. 이는 아마 민감도를 계산하는 과정에서 시스템의 확률적인 요소에 의한 잡음(noisy)이 적고 (s, S) 재고 시스템의 regenerative 특성에 기인하는 것으로 생각된다.

이러한 결과는 비록 단순한 예를 통하여 얻은 것이지만 민감도를 이용하여 최적해를 반복적으로 탐색하는 확률 최적화 기법이 보다 일반적인 (s, S) 재고 시스템에도 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 기대한다. 본 연구의 결과를 수요함수, backloging 정책, 제품 인도기간 등과 관련하여 보다 일반적인 경우로 확장하는 문제와 재고 수준을 평가하는 주기가 일정하지 않고 renewal arrival process를 하는 경우에 대한 연구를 향후 연구과제로 제시한다.

참고문헌

- [1] Andradottir, S., "A Review of Simulation Optimization techniques," *Proceedings of the WSC* (1998), pp. 151-158.
- [2] Atkinson, J. B., "A note on a Queueing Optimization Problem," *J. of the Operational Research Society*, Vol. 47 (1996), pp. 463-467.
- [3] Azadivar, S., "Simulation Optimization Methodology," *Proceedings of the WSC* (1999), pp. 93-100.
- [4] Cao, X. R., "Perturbation Analysis of Discrete Event Systems: Concepts, Algorithm and Applications," *European J. of Operational Research*, Vol 91(1996), pp. 1-13.
- [5] Carson, Y. and A. Maria, "Simulation Optimization Methods and Applications," *Proceedings of the WSC* (1997), pp. 118-126.
- [6] Chong, E. K .P. and P. Ramadge, "Optimization of Queues Using Infinitesimal Perturbation Analysis-Based Stochastic Algorithm with General Update Times," *SIAM J.*, Vol. 31, No. 3, (1993), pp. 698-732.
- [7] L'Ecuyer, P., N. Giroux and P. W. Glynn, "Stochastic Optimization by Simulation: Numerical Experiments with the M/M/1 Queue in Steady-state," *Management Science*, Vol. 40, No. 10 (1994), pp. 1245-1261.
- [8] Ecuyer, P. L. and P. W. Glynn, "Stochastic Optimization by Simulation: Convergence Proofs for the GI/G/1 Queue in Steady-state," *Management Science*, Vol. 40, No. 11 (1994), pp. 1245-1261.
- [9] Fu, M. C. "Sample Path Derivatives for (s, S) Inventory Systems," *Operations Research*, Vol. 42, No. 2 (1994), pp. 351-364.
- [10] Glasserman P. and S. Tayur, "Sensitivity

- Analysis for Base-stock Levels in Multiechelon Production-inventory Systems," *Management Science*, Vol. 41, No.2 (1995), pp. 263-281.
- [12] Ho, Y. C. and X. Cao, *Perturbation Analysis of Discrete Event Dynamic Systems*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1991.
- [13] Iglehart, D., "Optimality of (s, S) Policies in the Infinite Horizon Dynamic Inventory Problem," *Management Science*, Vol. 9, (1963), pp. 259-267.
- [14] Lin, C., C. Madu, T.W. Chien and C. Kuei, "Queueing Models for Optimizing System Availability of a Flexible Manufacturing System," *J. of the Operational Research Society*, Vol. 45 (1994), pp. 1141-1155.
- [15] Maryak, J. L. and D. C. chin, "Global Random Optimization by Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation," *Proceeding of WSC (2001)*, pp. 307-312.
- [16] Nahmias, S. *Production and Operations Analysis*, Irwin Press, Boston, 1987.
- [17] Scarf, H., "The Optimality of (s, S) Policies in the Dynamic Inventory Problem," *Mathematical methods in the Social Sciences*, Stanford University Press, Stanford, California, 1960.
- [18] Yakowitz, S., L. Ecuyer and F. Vazquez-Abad, "Global Stochastic Optimization with Low-dispersion Point Sets," *Operations Research* Vol. 48 (2000), pp. 939-950.