소표본 자기상관 자료의 분산 추정을 위한 최적 부분군 크기에 대한 연구

이종선*† · 이재준* · 배순희*

* 인하대학교 자연과학대학 통계학과

A Study on Optimal Subgroup Size in Estimating Variance of Small Autocorrelated Samples

Jong Seon Lee*† · Jae June Lee* · Soon Hee Bae*

* Department of Statistics, Inha University

Key Words : Autocorrelation, Average Run Length, AR(1), Optimal Subgroup Size

Abstract

In statistical process control, it is assumed that the process data are independent. However, most of chemical processes such as semi-conduct processes do not satisfy the assumption because of presence of autocorrelation between process data. It causes abnormal out of control signal in the process control and misleading estimation in process capability. In this study, we adopted Shore's method to solve the problem and propose an optimal subgroup size to estimate the variance correctly for AR(1) processes. Especially, we focus on finding an actual subgroup size for small samples based on simulation study.

1. 서 론

최근 IT 기술의 발전에 따라 대용량 자료의 수집과 저장이 용이하게 되어, 자동화된 공정에서의 공정관리는 표본추출을 통한 샘플링 검사보다는 모든 제품을 측정하여 관리하는 전수검사의 형태가 보편화 되고 있다. 특히, 반도체나 석유화학 공정과 같은 연속공정(Continuous Process)에서 이런 관리방법이 보편화되어 있다. 그런데 이러한 공정의 특징은 자료들 사이에 자기상관(Autocorrelation)이 있다는 점이다. 자료들에 자기상관이 존재함에도 독립을 가정하여 공정의 표준편차(σ)를 추정하고 일반적인 슈와르트 관리도를 적용하면, σ가 과소추정되게 된다. 이러한 문제는 슈와르트 관리도 적용시 관리한계선(Control Limits)의 폭이 줄어들어 부적절하게 빈번한 관리이탈이 발생하거나 잘못된 공정능력지수 등을 산출하게 된다.

이러한 자기상관 자료의 관리도 적용 문제에 대한 연구로는 Alwan and Roberts(1988), Alwan (1992), Montgomery and Mastrangelo(1991), Runger and Willemain(1995), Zhang(1998) 등이 있다. 특히 자기상관 자료의 부분군을 활용한 연구로는 Kang and Schmeiser(1987), Shore(1997), Runger and Willemain(1996) 등이 있다.

본 논문에서는 자기상관이 존재하는 1차 자기회귀과정(AR(1))을 따르는 공정의 자료들에 대해 자기상관 해소를 위한 최적의 부분군 크기를 제시하고자 한다. 또한, 이를 통해 Shore(1997)가 제안한 부분군 평균을 적용하여 공정능력분석에 필요한 σ추정 방법을 소개하고, 공정능력지수를 산출하는 방법을 제시한다.

† 교신저자 jslee@stat.inha.ac.kr

※ 이 논문은 인하대학교의 지원에 의하여 연구되었음.

2. 자기상관 자료의 최적 부분군 크기

2.1 1차 자기회귀 모형 : AR(1)

1차 자기회귀 모형은 흔히 AR(1)으로 표기하며 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$X_t = \phi X_{t-1} + a_t \qquad (1)$$

여기서 a_t는 서로 독립이고 정규분포 $N(0, \sigma^2)$를 따른다고 가정한다. 따라서, 시점 t에서의 자료 X_t는 시점 $t-1$이하의 자료들에 의해 점진적으로 영향을 받게 된다. 이와 같이 각 시점의 자료가 다른 시점의 자료에 의해 영향을 받는 것을 자기상관(Auto-correlation)이 존재한다고 한다.

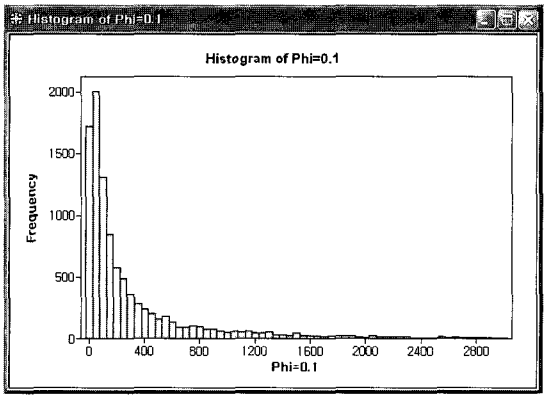
2.2 자기상관 자료의 평균 런 길이(ARL)

Runger and Willemain(1995)는 자기상관이 존재하는 자료에 대해 슈와르트 관리도(Shewhart Control Chart : *SCC*)를 적용하여 공정관리를 수행하려는 경우, 일정한 크기의 부분군들을 구성하되 부분군 평균들의 1차 자기상관계수(ρ_1)가 0.1이하가 되도록 하면, 부분군 평균들은 서로 독립에 근사한 자료가 되어 관리될 수 있다고 제안하였다. 서로 독립인 자료의 경우, *SCC*에서 제 1종오류(α)를 고려한 관리상태에서의 평균 런 길이(In-control Average Run Length ; ARL_0)는 다음과 같이 구해진다.

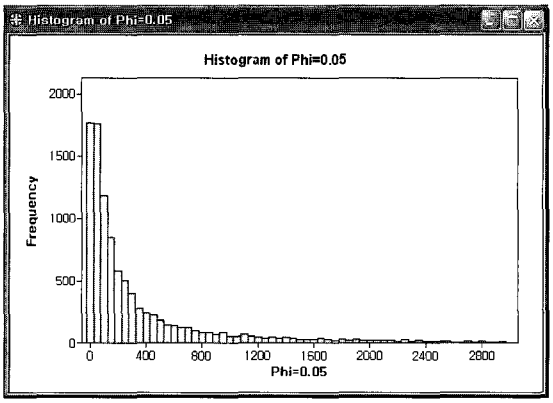
$$ARL_0 = \frac{1}{\alpha}$$

*SCC*는 일반적으로 정규분포를 가정하고 3σ관리한계를 사용하므로, α=0.0027이 되고 ARL_0은 약 370 정도가 된다. 따라서 부분군 간에 자기상관이 해소되도록 부분군이 구성되었다면 부분군의 평균을 이용한 $\bar{X}$ 관리도 역시 ARL_0=370에 근사되어야 한다.

<그림 1>과 <그림 2>는 자기상관이 약한, 즉 식 (1)의 ϕ가 0.1 또는 0.05인 AR(1) 자료를 생성하고, 인접한 두 자료들을 하나의 부분군으로 묶어 $\bar{R}/d_2$를 적용하여 σ를 추정하고 개별 자료 X_t를 *SCC*에 적용하여 ARL을 구한 10,000번의 모의실험 결과이다. ϕ=0.1인 경우는 ARL의 평균이 322.28이고 ϕ=0.05인 경우에는 358.58로서, ρ_1이 0.1이하가 되더라도 ARL_0가 370보다 작게 나타났다. 즉, 부분군 내에서 자료가 충분히 독립인 상태가 되지 않아서, σ가 실제보다 작게 추정되고 따라서 ARL_0가 370이하로 나타나게 되었음을 알 수 있다. 즉, 자기상관의 크기가 작은 경우라 하더라도 완전히 독립된 자료의 결과를 기대하기 어려움을 확인하였다.



<그림 1> ϕ=0.1인 AR(1) 자료의 ARL_0



<그림 2> ϕ=0.05인 AR(1) 자료의 ARL_0

개별 자료의 자기상관 문제를 해결하기 위해 부분군의 평균을 사용하게 되면, 부분군 간의 자기상관이 해소되는 것을 식 (2)에서 확인할 수 있다. 예를 들어, 식 (1)의 AR(1) 과정에 대해 부분군의 크기가 b인 부분군을 구성하면, 시차 i와 시차 j의 부분군 평균들($\overline{X_i}$, $\overline{X_j}$) 사이의 상관계수는 다음과 같게 된다.

$$corr(\overline{X_i}, \overline{X_j}) = \frac{\phi^{(j-i-1)b+1}(1-\phi^b)^2}{(b+(2-b)\phi-2\phi^b)(1-\phi)} \qquad (2)$$

식 (2)에서 ϕ는 0과 1사이의 값을 가지므로 부분군의 크기(b)가 커질수록 상관계수는 작아짐을 알 수 있다. 따라서, Runger and Willemain(1995)이 언급한 것처럼 부분군의 크기가 커질수록, 부분군 평균들은 서로 독립에 가깝게 됨을 확인할 수 있다. 만약 ρ_1이 0.1이하일 때 독립을 가정할 수 있다면, 그러한 부분군의 크기를 결정하는 것은 중요한 문제이다.

부분군의 평균 간에 ρ_1이 0.1이하가 되는 부분군의 크기는 AR(1) 모형의 모수인 ϕ에 따라 다르게 된다. 모수 ϕ가 0.2부터 0.8 사이의 값인 AR(1) 과정을 따르는 자료를 생성하여, 부분군 평균의 ρ_1이 0.1 이하가 되는 최소의 부분군 크기를 구한 결과는 <표 1>과 같다.

<표 1> AR(1) 자료의 최적 부분군 크기

ϕ	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
b	3	4	6	8	11	17	26

위에서 구한 부분군 크기로 부분군을 구성하여 부분군 평균을 구하고, 부분군 평균의 표준오차($\sigma_{\bar{x}}$)를 적용한 부분군 평균에 대한 관리한계는 식 (3)과 같이 표현된다.

$$UCL = \bar{\bar{x}} + 3\hat{\sigma}_{\bar{x}}$$
$$LCL = \bar{\bar{x}} - 3\hat{\sigma}_{\bar{x}} \quad (3)$$

식 (3)에서 $\bar{\bar{x}}$는 각 부분군 평균들에 대한 총 평균이고, $\hat{\sigma}_{\bar{x}}$는 인접한 두 개의 부분군 평균을 하나로 묶어 $\bar{R}/d_2$ 식을 이용하여 산출할 수 있다. 여기서, $\bar{R}$는 두 개의 부분군 평균들로 구한 범위들의 평균이다. 본 연구에서는 소표본의 경우에 관리한계를 산출하는 문제에 초점을 두어, 부분군의 갯수가 10개인 경우에 대하여 분석하기로 한다. 즉, 1단계로 10개의 부분군을 이용하여 관리한계를 산출하고, 2단계로 3000개의 부분군을 갖는 AR(1) 자료를 생성하여 ARL_0을 구하는 모의실험을 수행하였다. 이러한 방법을 사용한 이유는 소표본의 자료로 구한 부분군 평균에 의한 관리한계 산출 방법이 적절한 것인지를 평가하기 위함이다. 이와 같은 방법으로 식(3)을 적용하여, 10개의 부분군 자료로 부터 관리한계를 산출한 후에 3000개의 부분군을 대상으로 $\bar{x}$ 관리도에서 처음 관리이탈이 발생하는 시점을 찾아 ARL_0을 구한 결과가 다음 <표 2>와 같다.

<표 2> 최적부분군 자료를 이용한 ARL_0

모수	부분군 크기(b)	ARL_0
$\phi = 0.2$	3	331.10
$\phi = 0.3$	4	338.02
$\phi = 0.4$	6	334.93
$\phi = 0.5$	8	339.60
$\phi = 0.6$	11	333.44
$\phi = 0.7$	17	337.30
$\phi = 0.8$	26	333.95

10,000번의 모의실험을 통해 얻은 <표 2>의 결과를 보면 부분군 평균 간의 ρ_1이 0.1 이하가 되는 최적 부분군 크기를 이용하여 부분군을 구성했지만, ARL_0은 기대했던 370보다 작게 나타남을 알 수 있다.

<표 2>와 같은 결과는 <표 1>의 최적 부분군 크기의 산출 방식으로부터 초래된 결과라 판단된다. 즉, <표 1>의 부분군 평균 간의 1차 자기상관계수(ρ_1)가 0.1 이하가 되는 최적 부분군 크기는 모의실험에서 매회 구해진 부분군 크기들의 평균으로 산출되었기 때문으로 보인다.

모의실험에서 ϕ가 달라짐에 따라 부분군 평균의 ρ_1이 0.1 이하가 되는 부분군의 크기는 일정한 분포를 갖게 되는데, <표 2>의 모의실험 과정에서 얻은 부분군 크기에 대한 기술통계량은 다음의 <표 3>과 같다.

<표 3> 부분군 크기에 대한 기술통계량

Descriptive Statistics : Phi = 0.2, Phi = 0.3, Phi = 0.4, Phi = 0.5, Phi = 0.6, …						
Variable	Mean	Se Mean	StDev	Minimum	Median	Maximum
Phi = 0.2	3.0600	0.0155	0.4906	2.0000	3.0000	7.0000
Phi = 0.3	4.5760	0.0290	0.9171	3.0000	4.0000	15.0000
Phi = 0.4	6.3710	0.0444	1.4026	4.0000	6.0000	15.0000
Phi = 0.5	8.8670	0.0812	2.5686	5.0000	8.0000	48.0000
Phi = 0.6	11.952	0.111	3.496	7.000	11.000	42.000
Phi = 0.7	11.049	0.223	7.049	9.000	15.000	123.000
Phi = 0.8	26.392	0.345	10.925	15.000	24.000	161.000
Phi = 0.9	50.477	0.639	20.186	25.000	45.000	192.000

<표 3>의 결과를 통해 보면 <표 2>에서 구한 최적 부분군 크기는 부분군 평균 간의 ρ_1이 0.1이 되기 위한 부분군 크기의 평균임을 알 수 있다. 따라

서 실제 부분군 평균들이 근사적으로 독립인 상태가 되기 위한 부분군의 크기는 <표 2>에서 제시한 결과보다 커야만 된다는 것을 알 수 있다.

<표 2>와 <표 3>의 모의실험 과정의 부분군 크기의 자료들로부터 90백분위수, 95백분위수를 구한 결과가 <표 4>와 <표 5>와 같다.

<표 4> 최적 부분군 크기의 90백분위수와 ARL

ϕ	b	ARL0	p(%)
0.2	4	355.8	99.10
0.3	6	384.1	98.41
0.4	8	378.4	96.27
0.5	12	379.1	98.17
0.6	16	379.7	97.05
0.7	22	385.5	94.34
0.8	37	366.5	96.43

<표 5> 최적 부분군 크기의 95백분위수와 ARL

ϕ	b	ARL0	p(%)
0.2	4	362.5	99.16
0.3	6	379.5	98.35
0.4	9	386.2	98.93
0.5	13	375.8	99.24
0.6	18	377.4	99.02
0.7	26	382.4	98.75
0.8	42	371.8	99.19

<표 4>와 <표 5>에서 p(%)는 모의실험에서 생성된 10,000번의 과정 자료 중에서 부분군 평균의 ρ_1이 0.1이하인 비율이다. <표 4>와 <표 5>의 결과에서, 90백분위수를 사용한 경우에 약 94%~99% 정도의 모의실험 자료의 부분군 평균의 1차 자기상관계수가 0.1이하이고, 95백분위수를 사용한 경우에는 99% 이상의 모의실험 자료가 이에 해당된다. 또한 두 표로부터 부분군 평균에 대한 ARL_0 역시 90백분위수와 99백분위수의 최적 부분군 크기를 활용한 경우 ARL_0가 370에 근접함을 확인할 수 있다. 특히 <표 4>보다는 <표 5>가 더 좋은 결과를 보이는데, 부분군의 크기가 클수록 ARL_0이 370에 더 가까워짐을 알 수 있다. 따라서 부분군 평균을 이용한 공정관리에서 부분군 평균 간에 자기상관을 해소하기 위한 최적의 부분의 크기는, AR(1)을 따르는 자료인 경우에는 각 ϕ별로 구해진 부분군의 90백분위수 혹은 95백분위수로 정하는 것이 바람직한 것으로 판단된다.

3. 자기상관 자료의 σ추정

3.1 부분군의 평균을 이용한 산포 추정

자기상관이 존재하는 공정에서 자기상관을 무시하고 독립을 가정하여 일반적인 *SCC*를 적용하게 되면 σ가 과소추정 되는 문제가 발생할 수 있다. 특히, 자기상관 자료의 모형을 미리 알고 있거나 자료가 충분히 많은 경우라면 σ추정이 문제가 되지 않지만, 모형도 모르고 소량의 자료만이 주어진 경우에는 σ추정이 어렵게 된다. 이러한 경우의 σ추정 문제는 품질관리 분야에서 흔히 발생하는데, 예를 들어 신제품의 시양산 과정에서 공정능력분석을 실시하는 경우가 그에 해당된다. 자료가 서로 독립 인 경우에 소표본을 이용한 σ추정은 정확도가 낮겠지만 자기상관이 존재하는 경우라면 그 문제는 더욱 심각할 수 있다. 자기상관이 존재하는 AR(1) 자료들에 대한 σ추정 문제에 대해서 Shore(1999)는 다음과 같은 방법을 제시하였다.

<그림 3>처럼 $(b\times m)$개의 자료에 대해 부분군 평균들이 서로 독립이 되는 부분군의 크기(b)를 정하고, 이러한 부분군을 m개 구한다.

$$
\begin{aligned}
&1:(x_1,\ x_2\cdots\ x_b)\rightarrow \overline{x_1}\\
&2:(x_{b+1},\ x_{b+2}\cdots\ x_{2b})\rightarrow \overline{x_2}\\
&\vdots\\
&m:(x_{(m-1)b+1},\ x_{(m-1)b+2}\cdots\ x_{(m-1)2b})\rightarrow \overline{x_m}
\end{aligned}
$$

<그림 3> 부분군의 구성

근사적으로 독립인 m개의 부분군 평균 $\bar{x}$를 2개씩 묶어 두 부분군 평균의 범위(R)들을 구하고, 부분군 평균의 분산 $Var(\bar{X})$를 $(\bar{R}/d_2)^2$로 추정한다. 여기서, $R_i=|\bar{x}_{2(i-1)+1}-\bar{x}_{2i}|$이다. 이렇게 추정된 $Var(\bar{X})$는 식 (4)에 나와 있는 AR(1) 자료의 부분군 평균에 대한 분산과 같게 된다. 따라서 Shore(1997)가 제시한 방법에 따라 부분군 평균의 분산, $Var(\bar{X})$의 식을 σ_x에 대해 정리하면, 식 (5)와 같이 실제 추정하

고자 하는 공정 산포인 σ_x를 추정할 수 있다.

$$Var(\overline{X}) = \left(\frac{\sigma_x^2}{b}\right)\left[1+\frac{2}{b}\sum_{k}^{b-1}(b-k)\rho_k\right] \quad (4)$$

$$\hat{\sigma}_{\overline{X}} = \sqrt{\frac{b \cdot Var(\overline{X})}{1+\frac{2}{b}\sum_{k}^{b-1}(b-k)\rho_k}} \quad (5)$$

여기서, ρ_k는 시차(Lag) k에서의 자기상관계수이다.

또 다른 공정산포 추정방법으로, 오차항이 백색잡음(White Noise)인 AR(1)의 자료에서 이론상의 참(true) 표준편차는 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sigma_a^2}{1-\phi^2}} \quad (6)$$

3.2 모의실험 : Shore의 방법을 통해 추정한 산포와 실제 산포의 비교

식 (6)에서 정의된 결과와 Shore의 방법에 의한 결과를 비교하기 위한 모의실험을 다음과 같이 수행하였다.

모의실험은 먼저 AR(1)을 따르는 길이가 $(m \times b)$인 자료를 생성한다. 여기서 m은 부분군의 개수이며, b는 <표 5>에서 구한 최적 부분군 크기이다. 본 모의실험은 소표본을 가정하기 위하여 부분군의 개수(m)가 6과 10인 경우에 대해 각각 수행하였다. 그 이유는 자료가 충분히 많은 경우에, 정상(stationary) AR(1) 과정의 표준편차 σ_x는 $s = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\overline{x})^2/(n-1)}$로 추정하는 것이 훨씬 효과적이기 때문이다.

Shore(1999)가 제시한 식 (5)를 이용해서 σ_x를 추정하기 위해서는 부분군 평균들이 서로 독립이 되는 부분군의 크기(b)가 필요하고, 또한 어느 시차까지의 자기상관계수(ρ_k)를 사용할 것인가가 매우 중요하다. 식 (5)에서는 처음 $(b-1)$개의 ρ_k가 적용되는 것으로 표현되어 있지만 대개 통계적으로 유의한 시차까지의 ρ_k를 사용하고 있다.

ϕ가 0.8인 경우는 유의한 시차가 10정도인데 소표본 자료에 대한 <표 6>과 <표 7>의 결과에 의하면, 유의한 시차까지의 ρ_k만을 사용하게 되면 실제 참 산포 σ_x와 차이가 발생한다. 특히 AR(1) 모형에서의 모수 ϕ가 0.8인 경우를 보면 $m=6$인 경우에는 29개 시차의 ρ_k를 사용하는 것이 참 값에 가까워

<표 6> $m=6$일 때, Shore 방법에 의한 σ_x추정치 비교

ϕ	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
σ_x	1.0206	1.0483	1.0911	1.1547	1.2500	1.4003	1.6667
s	0.9978	1.0258	1.0698	1.1320	1.2241	1.3687	1.6302
Lag(k)	Shore 방법에 의한 추정치						
2	1.0097	1.0565	1.1256	1.2266	1.4030	1.7128	2.3817
3	**1.0063**	**1.0443**	1.1019	1.1867	1.3312	1.5829	2.1364
4	1.0406	**1.0916**	1.1677	1.2972	1.5154	1.9937	
5	1.0397	1.0868	**1.1575**	1.2782	1.4768	1.9033	
6		1.0847	1.1517	1.2665	1.4528	1.8433	
7		1.0838	1.1484	1.2588	1.4369	1.8021	
8		1.0835	1.1466	1.2537	1.4257	1.7730	
9			1.1456	**1.2504**	1.4175	1.7516	
10			1.1451	1.2481	1.4114	1.7353	
11			1.1448	1.2467	1.4069	1.7227	
12			1.1448	1.2458	1.4034	1.7126	
13				1.2453	**1.4007**	1.7045	
14				1.2449	1.3988	1.6979	
15				1.2447	1.3973	1.6924	
16				1.2446	1.3963	1.6878	
17				1.2446	1.3955	1.6840	
18					1.3949	1.6807	
19					1.3944	1.6780	
20					1.3941	1.6757	
21					1.3939	1.6739	
22					1.3937	1.6723	
23					1.3936	1.6710	
24					1.3936	1.6699	
25					1.3935	1.6689	
26						1.6682	
27						1.6676	
28						1.6670	
29						**1.6666**	
30						1.6662	
31						1.6660	
32						1.6657	
33						1.6655	
33						1.6654	
34						1.6653	
35						1.6652	
36						1.6651	
37						1.6651	
38						1.6651	
39						1.6650	
40						1.6650	

<표 7> m=10일 때, Shore 방법에 의한 σ_x추정치 비교

ϕ	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
σ_x	1.0206	1.0483	1.0911	1.1547	1.2500	1.4003	1.6667
s	1.0071	1.0345	1.0785	1.1420	1.2334	1.3794	1.6427
Lag(k)	Shore 방법에 의한 추정치						
2	**1.0073**	**1.0498**	1.1206	1.2233	1.3865	1.6944	2.3685
3	1.0030	1.0374	1.0974	1.1819	1.3122	1.5616	2.1220
4		1.0332	**1.0870**	1.1626	1.2776	1.4912	1.9777
5		1.0320	1.0821	**1.1519**	1.2588	1.4512	1.8855
6			1.0797	1.1456	**1.2471**	1.4267	1.8236
7			1.0787	1.1418	1.2394	1.4108	1.7807
8			1.0784	1.1397	1.2341	**1.3996**	1.7503
9				1.1384	1.2305	1.3914	1.7282
10				1.1377	1.2280	1.3853	1.7116
11				1.1374	1.2263	1.3806	1.6987
12				1.1373	1.2252	1.3771	1.6886
13					1.2245	1.3744	1.6804
14					1.2240	1.3723	1.6737
15					1.2237	1.3707	**1.6680**
16					1.2235	1.3694	1.6633
17					1.2235	1.3685	1.6593
18						1.3678	1.6560
19						1.3673	1.6531
20						1.3669	1.6507
21						1.3667	1.6486
22						1.3665	1.6468
23						1.3664	1.6453
24						1.3663	1.6440
25						1.3663	1.6430
26							1.6421
27							1.6413
28							1.6407
29							1.6401
30							1.6397
31							1.6393
32							1.6390
33							1.6388
34							1.6386
35							1.6384
36							1.6383
37							1.6382
38							1.6381
39							1.6381
40							1.6380
41							1.6380

지지만, m=10인 <표 7>의 결과를 보면 15개 시차의 자기상관계수를 사용해도 됨을 알 수 있다. 이처럼 ϕ가 커질수록 더 많은 시차를 적용하여 추정하는 것이 참값과 근접함을 알 수 있다.

부분군의 개수가 m= 6인 <표 6>의 결과에 비하여 m=10인 경우인 <표 7>에서는 적용하는 시차가 많이 적어짐을 알 수 있다. 따라서 부분군의 개수(m)가 충분히 많다면 통계적으로 유의한 시차만을 사용하는 것이 타당한 것으로 판단되지만, 소표본의 자료에서는 좀 더 많은 시차까지의 ρ_k를 이용하여 σ_x를 추정하는 것이 바람직해 보인다.

4. 결 론

앞의 모의실험의 결과처럼 자기상관이 존재하는 1차 자기회귀 모형(AR(1))의 자료들을 슈와르트 관리도에 적용하여 공정관리를 하는 경우에 부분군을 구성하여 자기상관을 해소하는 방법을 사용할 수 있으나, 적당한 부분군의 크기를 적용하는 것이 매우 중요하다. 본 논문에서는 1차 자기상관계수(ρ_1)가 0.1이하가 되는 부분군의 크기를 결정하는 방법으로, 추정된 부분군 크기 자료의 90백분위수 혹은 95백분위수를 채택하면, 슈와르트 관리도에서 요구하는 ARL_0 = 370을 만족하게 됨을 보였다. 또한, 공정능력분석에 필요한 σ_x의 추정을 위해, Shore(1999)가 제안한 추정 방법에서 최적 부분군 크기와 더불어 적절한 시점 k까지의 자기상관계수(ρ_k)를 결정하는 것이 필요함을 확인하였다.

본 연구에서는 AR(1)을 따르는 자기상관 자료들에서 최적 부분군 크기를 결정하는 문제에 대해 논의했는데, 향후 다른 형태의 자기상관 자료들에 대한 최적 부분군 크기를 결정하는 방법과 보다 강건한(Robust) 방법이 연구되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Alwan, L. C. and Roberts, H. V.(1988), "Time-Series Modeling for Statistical Process Control", *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 6, pp. 87-95.

[2] Alwan, L. C.(1992), "Effects of Autocorrelation on Control Chart Performance,"

Communications in Statistics-Theory and Methods, Vol. 21, pp. 1025-1049.

[3] Shore, H.(1997), "Process Capability Analysis When Data are Autocorrelated", *Quality Engineering*, Vol. 9, pp. 615-626.

[4] Kang, K. and Schmeiser, B.(1987), "Properties of Batch Means from Stationary ARMA Time Series", *Oper. Res.* Vol. 6, pp 19-24.

[5] Montgomery, D. C. and Mastrangelo, C. M. (1991), "Some Statistical Process Control Methods for Autocorrelated Data," *Journal of Quality Technology*, Vol. 23, pp. 179-193.

[6] Runger, G. C. and Willemain, T. R.(1995), "Model-based and Model-free Control of Autocorrelated Process", *Journal of Quality Technology*, Vol. 27, pp. 283-292.

[7] Runger, G. C. and Willemain, T. R.(1996), "Batch-Means Control Charts for Autocorrelated Data", *IIE Transactions*, Vol. 28, pp. 483-487.

[8] Zhang, N. F.(1998), "A Statistical Control Chart for Stationary Process Data", *Technometrics*, Vol. 40, pp. 24-38.