Journal of the Korean Data & Information Science Society
2010, **21**(5), 841–852

한국데이터정보과학회지

자기회귀이동평균(1,1) 잡음모형에서 이상원인 탐지 및 재수정 절차†

이재헌[1] · 김미정[2]

[12]중앙대학교 수학통계학부

접수 2010년 6월 8일, 수정 2010년 7월 27일, 게재확정 2010년 8월 2일

요 약

통합공정관리는 공정의 변동을 줄이기 위하여 공학적 공정관리와 통계적 공정관리를 병행하는 절차이다. 통합공정관리의 기본적인 절차는 잡음과 이상원인이 공존하는 공정에 대하여 매시점마다 수정절차를 통하여 공정편차를 백색잡음으로 전환하며, 수정된 공정을 관리도를 이용하여 이상원인의 발생 여부를 탐지하게 된다. 이때 공정은 이상원인 발생 전에는 백색잡음이 되지만, 이상원인 발생 후에는 이상원인과 수정절차의 효과가 혼합되어 다양한 형태의 시계열 모형으로 변환하게 된다. 이 논문에서는 잡음모형으로 자기회귀이동평균(1,1) 모형을 가정하고 통합공정관리 절차를 수행하는 경우, 지수가중이동평균 관리도를 사용하여 이상원인을 탐지하는 절차에 대한 효율을 살펴보았다. 또한 이상원인의 신호 후 이를 제거하기 힘든 경우 사용할 수 있는 재수정 절차를 제안하였다.

주요용어: 공정수정, 이상원인 탐지, 재수정, 통합공정관리.

1. 서론

공정에서 생산되는 제품의 품질을 향상시키는 방법은 크게 통계적 공정관리 (Statistical Process Control; SPC)와 공학적 공정관리 (Engineering Process Control; EPC)로 구분하고 있다. (EPC는 자동공정관리 (Automatic Process Control; APC)라고도 한다.) SPC는 부품산업 등에서 공정변동의 근원이 되는 이상원인 (special cause)을 탐지 (monitoring)하고 이를 제거함으로써 공정산포를 줄이는 것을 주목적으로 하고 있다. 이상원인이 발생하기 이전의 공정을 관리상태 공정 (in-control process)이라 하고, 이상원인이 발생한 이후의 공정을 이상상태 공정 (out-of-control process)이라고 한다.

화학산업이나 장치산업 등의 공정에서 관측값들은 서로 상관되어 있고, 어떠한 조정도 없는 경우 공정수준이 목표값으로부터 멀어지는 경향을 가지고 있는 경우가 많다. 이런 공정에서는 경향의 원인을 내재하는 잡음에 의한 것으로 보고 일반적으로 피드백 콘트롤러 (feedback controller)를 사용하여 공정수준이 목표값에 가깝게 유지하도록 하는 수정 (adjustment)을 하게 된다. 이와 같이 공정수정을 통한 공정관리 절차를 EPC라고 한다.

현대의 생산공정은 공정자체가 복잡하고 혼합된 양상을 나타내기 때문에 EPC와 SPC를 병행하여 사용함으로써 관리효과를 증대시킬 수 있게 된다. 이 경우에는 공정 진행 중에 주기적으로 공정수정을 하

† 이 논문은 2009년도 중앙대학교 연구장학기금 지원에 의한 것임.
[1] 교신저자: (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 수학통계학부, 교수.
E-mail: jaeheon@cau.ac.kr
[2] (156-756) 서울시 동작구 흑석동 221, 중앙대학교 수학통계학부, 석사과정.

면서 이상원인의 발생을 동시에 탐지한다. 이와 같이 수정과 탐지를 동시에 사용하여 공정을 좀 더 효율적으로 관리하고자 하는 절차를 통합공정관리 (Integrated Process Control; IPC)라고 한다.

IPC에서 가장 기본적으로 사용하는 절차는 우선 EPC 절차를 통하여 잡음이 내재하는 공정에 대해 수정조치를 취하여 공정편차를 백색잡음 (white noise)으로 전환하도록 하여 공정제곱편차를 최소화하게 된다. 이런 수정절차를 MMSE (minimum mean square error) 수정이라 한다. 또한 수정활동을 하면서 SPC 절차인 관리도를 통하여 공정에 이상원인 발생을 탐지하게 된다. IPC에 대한 최근 연구로는 Pan과 Del Castillo (2003), Jiang (2004), Runger 등 (2006), Park (2007), Nembhard와 Chen (2007), Park과 Lee (2008), 그리고 Park과 Reynolds (2008) 등을 들 수 있다.

IPC에서 이상원인은 공정의 수정으로 인하여 다양한 형태의 시계열 모형으로 변환하게 된다. 이 연구에서는 잡음모형으로 자기회귀이동평균 (Autoregressive Moving Average; ARMA), 즉 ARMA(1,1) 모형, 그리고 이상원인으로 잡음의 지속적 변화 (sustained shift)와 지속적 흐름 (sustained drift)을 가정할 경우, MMSE 수정된 공정을 지수가중이동평균 (Exponentially Weighted Moving Average; EWMA) 관리도를 사용하여 이를 탐지할 때의 효율에 대하여 연구하고자 한다. 또한 관리도를 통하여 이상원인이 탐지된 경우 교정활동을 통하여 이를 제거해야 하지만, 교정활동의 비용이 너무 크거나 또는 구조적으로 이를 제거할 수 없는 경우에는 이상원인의 효과를 감안하여 수정활동을 재조정해야 할 것이다. 관리상태 공정에서 수행하는 MMSE 수정은 이상원인이 발생한 후에는 더 이상 MMSE 수정이 아니기 때문에, 이상상태의 신호 후 이상원인의 효과를 고려한 수정절차를 사용한다면 MSE (mean square error)를 더 줄일 수 있을 것이다. 이 논문에서는 이와 같이 이상신호 후 공정을 재수정 (readjustment)하는 절차를 제안하고 있다.

2. 관리상태의 공정모형

IPC 절차를 수행하는 공정에서 이상원인이 발생하기 이전인 관리상태의 공정모형 (in-control process model)을 고려해 보자.

먼저 Y_t는 시점 t에서의 관측값이라 할 때, 편의상 공정의 목표값을 0으로 놓을 경우 Y_t는 목표값으로부터의 관측편차 (observed deviation from target)가 된다. 이후로 공정의 목표값은 0으로 간주한다. X_t는 시점 t에서의 입력변수 값, g는 시스템게인 (system gain) 또는 공정게인 (process gain), 그리고 N_t는 시점 t에서의 잡음 값이라 할 때, 가장 간단한 공정모형으로

$$Y_t = g\,X_{t-1} + N_t \tag{2.1}$$

를 고려할 수 있다. 이 모형은 수정의 효과가 바로 다음 시점에만 모든 영향을 주는 것으로 순수단위 지연모형 (pure unit delay model) 또는 반응적 모형 (responsive model)이라 하고, 특히 $g\,X_{t-1}$는 제로 차수의 Box-Jenkins 전달함수 (zero-order Box-Jenkins transfer function)라고 한다.

이 논문에서 N_t는 ARMA(1,1) 모형을 가정하기로 한다. 일반적으로 잡음모형은 ARMA(1,1) 모형 또는 누적이동평균 (Integrated Moving Average; IMA), 즉 IMA(1,1)을 가정하고 있다. 여러 연구들로부터 산업체의 정상 잡음모형 (stationary noise model)에는 ARMA(1,1) 모형이, 그리고 비정상 잡음모형 (nonstationary noise model)에는 IMA(1,1) 모형이 잘 적합되는 것으로 알려져 있다. ARMA(1,1) 모형을 가정한 연구로는 Hu와 Roan (1996), Jiang과 Tsui (2002), 그리고 Tsung과 Tsui (2003) 등이 있고, IMA(1,1) 모형을 가정한 연구로는 Box와 Kramer (1992), Vander Wiel (1996), Runger 등 (2006), 그리고 Park과 Lee (2008, 2009) 등이 있다.

ARMA(1,1) 모형은

$$N_t = \frac{1-\theta B}{1-\phi B}\,\epsilon_t \tag{2.2}$$

로 나타낼 수 있으며, 여기서 B는 $BN_t = N_{t-1}$인 후진연산자 (backshift operator)이고 시점 t에서의 공정오차인 ϵ_t는 평균이 0이고 분산이 σ_ϵ^2인 정규분포를 따르는 확률변수를 가정한다. 또한 ϕ는 자기회귀의 모수이고 θ는 이동평균의 모수를 나타내며, $|\phi| < 1$과 $|\theta| < 1$을 가정한다. ϕ가 1에 가까와 질 경우, 이 모형은 IMA(1,1) 모형으로 근사됨이 잘 알려져 있다. $t \le 0$인 경우 $N_t = 0$과 $\epsilon_t = 0$을 가정하며, 시스템게인 g 뿐만 아니라 잡음모형의 모수인 ϕ, θ, 그리고 σ_ϵ^2은 참값과 차이가 없을 정도로 잘 추정할 수 있어 알려져 있는 값이라고 가정한다.

ARMA(1,1) 잡음모형을 가정할 경우, 식 (2.1)의 공정모형은

$$Y_t = g\,X_{t-1} + \frac{1-\theta B}{1-\phi B}\,\epsilon_t$$

로 표현되며, MMSE 수정절차는

$$X_{t-1} = -\frac{1}{g}\,\frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\,\epsilon_{t-1} \tag{2.3}$$

가 됨이 잘 알려져 있다 (Box 등, 1994). 따라서 식 (2.3)의 MMSE 수정절차를 시점 t를 기준으로 표현하면, $Y_t = \epsilon_t$의 관계로 인하여

$$X_t = -\frac{1}{g}\,\frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\,Y_t \tag{2.4}$$

가 된다.

3. 이상상태에서의 공정모형

먼저 이상원인은 알려지지 않은 시점 τ와 $\tau+1$ 사이에서 발생하며, 잡음 N_t의 평균을 변화시킨다고 가정하자. 일반적으로 τ를 공정의 변화시점 (process change point)이라 부르며, τ에 대한 추정은 Lee와 Lee (2007, 2009) 등을 참조할 수 있다. 평균에 대한 이상원인의 효과는 지속적 변화 또는 지속적 흐름을 가정하기로 한다.

평균에 변화를 주는 이상원인이 발생한 후의 잡음모형은 식 (2.2)와 대비하여 $k \ge 1$에 대하여

$$N_{\tau+k} = \frac{1-\theta B}{1-\phi B}\,\epsilon_{\tau+k} + \mu_k\,\sigma_\epsilon \tag{3.1}$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 $k \le 0$인 경우에는 $\mu_k = 0$으로 정의한다.

따라서 이상상태에서의 공정모형은

$$\begin{aligned} Y_{\tau+k} &= g\,X_{\tau+k-1} + N_{\tau+k} \\ &= g\,X_{\tau+k-1} + \frac{1-\theta B}{1-\phi B}\,\epsilon_{\tau+k} + \mu_k\,\sigma_\epsilon \\ &= -\frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\,Y_{\tau+k-1} + \frac{1-\theta B}{1-\phi B}\,\epsilon_{\tau+k} + \mu_k\,\sigma_\epsilon \\ &= \epsilon_{\tau+k} + \frac{1-\phi B}{1-\theta B}\,\mu_k\,\sigma_\epsilon \end{aligned} \tag{3.2}$$

이 되는데, 세번째 식은 이상원인이 탐지되는 시점 이전에는 공정모형은 바뀌었지만 아직 식 (2.4)와 같은 수정절차를 수행하기 때문이다. 따라서 관리상태와 이상상태에서의 공정모형은 각각 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{cases} Y_t = \epsilon_t\,, & t \le \tau \\ Y_{\tau+k} = \epsilon_{\tau+k} + \dfrac{1-\phi B}{1-\theta B}\,\mu_k\,\sigma_\epsilon\,, & k \ge 1 \end{cases}$$

식 (3.2)를 후진연산자를 사용하지 않고 풀어서 표현하면

$$\begin{cases} Y_{\tau+1} = \epsilon_{\tau+1} + \mu_1 \, \sigma_\epsilon \\ Y_{\tau+k} = \epsilon_{\tau+k} + \left[\mu_k - (\phi - \theta) \displaystyle\sum_{i=1}^{k-1} \theta^{i-1} \, \mu_{k-i} \right] \sigma_\epsilon \, , \quad k \geq 2 \end{cases} \tag{3.3}$$

이 됨을 알 수 있다. 만일 평균에 지속적 변화가 발생한 경우, 즉 $\mu_k = \mu$인 경우 식 (3.3)은

$$Y_{\tau+k} = \epsilon_{\tau+k} + \left[1 - \frac{(\phi - \theta)\,(1 - \theta^{k-1})}{1 - \theta} \right] \mu \, \sigma_\epsilon \tag{3.4}$$

이 되며, 평균에 지속적 흐름이 발생한 경우, 즉 $\mu_k = k \, r$인 경우 식 (3.3)은

$$Y_{\tau+k} = \epsilon_{\tau+k} + \left[k + \frac{(\phi - \theta)\,\{1 - \theta^k - (1 - \theta)\,k\}}{(1 - \theta)^2} \right] r \, \sigma_\epsilon \tag{3.5}$$

이 된다.

4. 이상원인의 탐지

이상원인이 발생한 이후 식 (3.4)와 (3.5)의 공정모형은 ϕ와 θ에 따라 다양한 형태로 변화하게 됨을 알 수 있다. Hu와 Roan (1996)은 평균에 지속적 변화가 발생한 경우 $|\phi| < 1$과 $|\theta| < 1$인 ARMA(1,1)의 모수 영역을 3가지로 구분하여 공정모형을 구분하였다. 영역 1은 $\phi \leq \theta$인 경우로 평균의 지속적 변화가 공정모형에 유사하게 나타나지만 시간이 지날수록 이상원인의 효과가 서서히 감소하는 영역이다. 영역 2는 $\theta < \phi \leq \theta + 1$인 경우로 공정모형이 이상원인 발생 직후 약간의 돌출이 있고 이후에는 작은 크기의 지속적 변화를 나타내는 영역이다. 마지막으로 영역 3은 $\phi > \theta + 1$인 경우로 공정모형이 점차 감소하는 진동을 나타내는 영역이다.

이 장에서는 이상원인이 평균의 지속적인 변화와 지속적인 흐름인 경우 EWMA 관리도를 사용하여 공정모형 Y_t를 탐지하는 IPC 절차의 효율에 대하여 살펴보고자 한다. 공정에 이상원인의 발생 여부를 탐지하는 EWMA 관리도 절차는 시점 t에서 관리통계량

$$E_t = \lambda \, Y_t + (1 - \lambda) \, E_{t-1}$$

를 계산한 후, $|E_t|$의 값이 관리한계 (control limit)인

$$\pm \, L \, \sigma_\epsilon \sqrt{\frac{\lambda}{2 - \lambda}} \tag{4.1}$$

를 벗어날 경우 이상상태의 신호를 주는 것이다. 관리상태인 경우 Y_t는 $N(0, \sigma_\epsilon^2)$을 따르기 때문에, $E_0 = 0$, 그리고 관리한계는 식 (4.1)과 같이 설정할 수 있다. 여기서 λ는 $0 < \lambda \leq 1$인 가중치 (weight)이고, $\lambda = 1$인 경우에는 Shewhart 관리도가 된다. 또한 L은 일반적으로 관리상태에서의 평균런길이 (Average Run Length; ARL), 즉 ARL_0가 주어진 값을 만족하도록 설정할 수 있다.

표 4.1 평균의 지속적 변화와 $ARL_0 = 200$에서 ϕ, θ, μ, 그리고 λ에 대한 ARL 값

ϕ	θ	영역	μ	$\lambda = 0.05$ $L = 2.217$	$\lambda = 0.1$ $L = 2.453$	$\lambda = 0.2$ $L = 2.639$	$\lambda = 0.4$ $L = 2.754$	$\lambda = 0.7$ $L = 2.800$	$\lambda = 1.0$ $L = 2.807$
			0	200.2	199.8	200.6	199.9	200.1	200.3
0.2	0.6	1	0.5	10.4	*9.6	*9.6	11.5	17.9	30.2
			1.0	5.6	4.9	4.4	*4.3	5.0	7.0
			1.5	4.0	3.5	3.1	*2.9	*2.9	3.5
			2.0	3.3	2.9	2.5	*2.2	*2.2	2.4
			2.5	2.8	2.5	2.1	1.9	*1.8	*1.8
			3.0	2.5	2.2	1.9	1.7	*1.5	*1.5
			4.0	2.1	1.8	1.6	1.3	1.2	*1.1
-0.7	-0.2	1	0.5	14.0	*13.5	14.7	20.2	33.9	55.3
			1.0	6.5	5.7	*5.2	5.4	7.4	12.6
			1.5	4.4	3.8	3.3	*3.0	3.3	4.5
			2.0	3.4	2.9	2.5	2.2	*2.1	2.4
			2.5	2.8	2.4	2.1	1.9	*1.7	1.8
			3.0	2.5	2.1	1.9	1.7	1.5	*1.4
			4.0	2.0	1.8	1.6	1.3	1.2	*1.1
-0.5	0.9	1	0.5	5.0	4.5	4.2	*4.0	4.1	4.5
			1.0	3.5	3.2	2.9	2.7	*2.6	2.7
			1.5	2.9	2.6	2.4	*2.1	*2.1	*2.1
			2.0	2.5	2.3	2.0	1.9	*1.8	*1.8
			2.5	2.3	2.0	1.9	1.8	1.7	*1.6
			3.0	2.1	1.9	1.8	1.6	1.5	*1.4
			4.0	1.9	1.8	1.6	1.3	1.2	*1.1
-0.8	0.3	1	0.5	7.8	7.0	*6.6	7.1	10.1	16.9
			1.0	4.3	3.8	3.4	*3.1	3.2	3.9
			1.5	3.2	2.9	2.5	2.3	*2.2	2.3
			2.0	2.7	2.4	2.1	*1.9	*1.9	*1.9
			2.5	2.4	2.1	1.9	1.8	1.7	*1.6
			3.0	2.2	1.9	1.8	1.6	1.5	*1.4
			4.0	1.9	1.8	1.6	1.3	1.2	*1.1
0.7	0.2	2	0.5	*72.3	83.8	103.9	131.3	155.7	171.8
			1.0	*29.0	31.8	40.6	59.5	88.9	118.1
			1.5	*16.2	*16.2	18.9	27.6	46.4	71.6
			2.0	10.7	*9.8	10.4	13.8	23.7	39.7
			2.5	7.7	6.7	*6.3	7.3	11.4	20.4
			3.0	5.9	4.9	4.2	*4.1	5.6	9.6
			4.0	3.8	3.0	2.2	1.7	*1.6	2.1
-0.2	-0.6	2	0.5	*30.9	33.7	42.7	62.5	91.4	121.3
			1.0	12.7	*12.1	12.9	17.6	29.7	49.0
			1.5	7.8	7.0	*6.6	7.6	11.8	20.6
			2.0	5.7	4.9	*4.4	*4.4	5.7	9.4
			2.5	4.5	3.8	3.2	*3.0	3.2	4.6
			3.0	3.7	3.1	2.6	2.2	*2.1	2.6
			4.0	2.8	2.3	1.8	1.4	*1.2	*1.2
0.8	-0.3	3	0.5	*146.3	157.7	172.6	182.2	190.4	193.9
			1.0	*88.4	101.4	121.9	144.2	164.5	176.0
			1.5	*54.2	63.0	80.0	104.2	129.3	146.2
			2.0	*35.8	40.4	52.3	71.2	92.5	111.8
			2.5	*25.5	27.6	34.5	46.1	60.0	74.7
			3.0	*19.0	19.5	22.7	28.2	34.5	43.3
			4.0	11.7	10.6	10.1	9.2	*7.7	8.7
0.5	-0.9	3	0.5	*104.4	118.4	137.5	158.6	173.9	183.2
			1.0	*47.9	55.0	69.8	94.2	122.2	140.1
			1.5	*27.3	29.5	36.6	51.8	73.3	90.4
			2.0	*18.2	*18.2	20.8	27.8	38.9	48.1
			2.5	13.2	*12.3	12.7	14.7	18.3	20.7
			3.0	10.1	8.9	8.1	7.8	7.6	*7.2
			4.0	6.5	5.2	3.9	2.6	1.7	*1.4

표 4.2 평균의 지속적 변화와 $ARL_0 = 500$에서 ϕ, θ, μ, 그리고 λ에 대한 ARL 값

ϕ	θ	영역	μ	$\lambda = 0.05$ $L = 2.615$	$\lambda = 0.1$ $L = 2.814$	$\lambda = 0.2$ $L = 2.962$	$\lambda = 0.4$ $L = 3.054$	$\lambda = 0.7$ $L = 3.085$	$\lambda = 1.0$ $L = 3.090$
			0	498.6	501.6	499.7	501.9	499.6	498.4
0.2	0.6	1	0.5	12.5	*11.5	11.8	15.9	29.3	56.8
			1.0	6.4	5.5	*5.0	*5.0	6.2	9.8
			1.5	4.6	3.9	3.4	*3.1	3.3	4.2
			2.0	3.7	3.2	2.7	*2.4	*2.4	2.7
			2.5	3.1	2.7	2.3	2.0	*1.9	2.0
			3.0	2.8	2.4	2.0	1.8	*1.6	*1.6
			4.0	2.3	2.0	1.7	1.4	*1.2	*1.2
-0.7	-0.2	1	0.5	17.5	*17.2	20.2	32.5	64.1	116.1
			1.0	7.7	6.7	*6.1	6.7	10.7	21.7
			1.5	5.1	4.3	3.7	*3.4	4.0	6.5
			2.0	3.9	3.3	2.7	*2.4	*2.4	3.0
			2.5	3.2	2.7	2.3	2.0	*1.9	2.0
			3.0	2.8	2.3	2.0	1.8	*1.6	*1.6
			4.0	2.3	1.9	1.7	1.4	*1.2	*1.2
-0.5	0.9	1	0.5	5.5	4.9	4.5	*4.3	4.4	5.0
			1.0	3.8	3.4	3.1	*2.8	*2.8	2.9
			1.5	3.1	2.8	2.5	2.3	*2.2	*2.2
			2.0	2.7	2.5	2.2	2.0	*1.9	*1.9
			2.5	2.5	2.2	2.0	1.9	1.8	*1.7
			3.0	2.3	2.0	1.9	1.7	1.6	*1.5
			4.0	2.0	1.9	1.7	1.4	*1.2	*1.2
-0.8	0.3	1	0.5	9.2	8.2	*7.8	9.0	14.9	29.6
			1.0	4.9	4.2	3.7	*3.4	3.6	4.9
			1.5	3.6	3.1	2.7	*2.4	*2.4	2.6
			2.0	3.0	2.6	2.3	2.0	*1.9	2.0
			2.5	2.6	2.3	2.0	1.9	1.8	*1.7
			3.0	2.4	2.1	1.9	1.7	1.6	*1.5
			4.0	2.0	1.9	1.7	1.4	*1.2	*1.2
0.7	0.2	2	0.5	*124.1	159.8	218.0	297.4	368.9	417.6
			1.0	*41.0	48.8	71.0	119.6	196.7	273.8
			1.5	*21.4	22.4	29.3	50.9	96.9	161.7
			2.0	13.7	*13.1	14.8	23.6	47.6	88.7
			2.5	9.8	*8.6	8.7	11.8	22.8	46.2
			3.0	7.5	6.2	*5.5	6.3	10.7	21.6
			4.0	4.8	3.7	2.8	*2.3	2.4	3.9
-0.2	-0.6	2	0.5	*43.1	51.3	73.2	122.9	199.3	277.6
			1.0	15.8	*15.3	17.6	27.9	55.4	102.6
			1.5	9.5	8.4	*8.2	10.5	19.3	39.3
			2.0	6.8	5.8	*5.2	5.5	8.4	16.6
			2.5	5.3	4.4	3.8	*3.6	4.4	7.6
			3.0	4.4	3.6	3.0	*2.6	2.7	3.8
			4.0	3.3	2.6	2.1	1.6	*1.4	*1.4
0.8	-0.3	3	0.5	*323.8	370.7	409.1	449.7	470.3	483.3
			1.0	*161.0	206.0	268.8	339.0	398.9	436.0
			1.5	*88.3	113.9	160.6	236.0	311.8	369.5
			2.0	*54.4	68.1	98.8	155.0	224.6	287.7
			2.5	*37.1	43.8	62.1	99.6	147.0	197.4
			3.0	*26.7	29.6	39.9	60.9	86.6	120.8
			4.0	16.1	*15.5	17.2	19.9	20.9	28.1
0.5	-0.9	3	0.5	*199.4	246.3	309.5	373.8	426.6	452.9
			1.0	*73.7	93.6	135.2	204.6	285.9	347.8
			1.5	*38.2	44.8	63.0	105.3	170.3	231.1
			2.0	*24.3	25.7	33.4	54.1	91.2	132.1
			2.5	17.3	*16.8	19.2	27.6	43.8	62.1
			3.0	13.1	*11.8	11.9	14.1	18.5	22.7
			4.0	8.4	6.8	5.3	3.9	2.7	*2.2

표 4.3 평균의 지속적 흐름과 $ARL_0 = 200$에서 ϕ, θ, r, 그리고 λ에 대한 ARL 값

				$\lambda = 0.05$	$\lambda = 0.1$	$\lambda = 0.2$	$\lambda = 0.4$	$\lambda = 0.7$	$\lambda = 1.0$
ϕ	θ	영역	r	$L = 2.217$	$L = 2.453$	$L = 2.639$	$L = 2.754$	$L = 2.800$	$L = 2.807$
			0	200.2	199.8	200.6	199.9	200.1	200.3
0.2	0.6	1	0.05	13.6	13.0	*12.9	13.6	15.3	17.7
			0.1	9.7	9.2	*8.8	9.0	9.9	11.2
			0.2	7.0	6.5	6.2	*6.1	6.4	7.1
			0.5	4.6	4.3	3.9	*3.7	3.8	4.0
			1.0	3.4	3.1	2.8	*2.6	*2.6	2.7
			1.5	2.8	2.6	2.4	*2.1	*2.1	*2.1
			2.0	2.5	2.3	2.0	1.9	*1.8	*1.8
-0.7	-0.2	1	0.05	15.3	*14.7	14.8	15.8	18.1	21.2
			0.1	10.7	10.1	*9.8	10.1	11.3	13.1
			0.2	7.5	6.9	*6.6	*6.6	7.1	8.0
			0.5	4.8	4.3	4.0	*3.8	3.9	4.2
			1.0	3.4	3.1	2.8	2.6	*2.5	2.6
			1.5	2.8	2.6	2.3	2.1	*2.0	2.1
			2.0	2.5	2.2	2.0	1.9	*1.8	*1.8
-0.5	0.9	1	0.05	8.6	8.1	*7.8	*7.8	8.1	8.8
			0.1	6.7	6.3	6.0	*5.8	5.9	6.4
			0.2	5.2	4.8	4.5	*4.4	*4.4	4.6
			0.5	3.7	3.5	3.2	*3.0	*3.0	*3.0
			1.0	2.9	2.7	2.5	2.3	*2.2	*2.2
			1.5	2.6	2.3	2.1	2.0	*1.9	*1.9
			2.0	2.3	2.0	1.9	1.9	*1.8	*1.8
-0.8	0.3	1	0.05	11.8	11.2	*11.0	11.4	12.7	14.6
			0.1	8.4	7.9	*7.5	*7.5	8.2	9.2
			0.2	6.1	5.7	5.3	*5.1	5.4	5.9
			0.5	4.1	3.8	3.5	3.3	*3.2	3.4
			1.0	3.1	2.8	2.6	2.4	*2.3	*2.3
			1.5	2.6	2.4	2.2	2.0	*1.9	*1.9
			2.0	2.3	2.1	2.0	1.9	*1.8	*1.8
0.7	0.2	2	0.05	*28.7	29.0	30.8	34.9	41.2	48.6
			0.1	19.4	*18.9	19.6	21.7	25.7	30.6
			0.2	12.9	*12.2	*12.2	13.1	15.4	18.4
			0.5	7.3	6.8	*6.4	*6.4	7.3	8.6
			1.0	4.8	4.3	3.9	*3.7	3.9	4.5
			1.5	3.7	3.3	2.9	*2.7	*2.7	3.0
			2.0	3.1	2.7	2.4	2.2	*2.1	2.2
-0.2	-0.6	2	0.05	20.9	*20.5	21.2	23.4	27.3	32.1
			0.1	14.4	*13.8	*13.8	14.8	17.0	20.0
			0.2	9.9	9.3	*9.0	9.3	10.5	12.2
			0.5	6.1	5.6	5.2	*5.1	5.4	6.1
			1.0	4.2	3.8	3.5	*3.2	3.3	3.6
			1.5	3.4	3.0	2.7	*2.5	*2.5	2.6
			2.0	2.9	2.6	2.3	2.1	*2.0	2.1
0.8	-0.3	3	0.05	*45.4	47.1	51.4	58.6	69.3	80.3
			0.1	*30.5	30.9	33.2	37.8	45.1	53.4
			0.2	19.9	*19.6	20.4	23.1	27.8	33.3
			0.5	11.0	10.3	*10.2	11.0	13.1	16.1
			1.0	6.8	6.1	*5.7	5.8	6.7	8.3
			1.5	5.0	4.5	4.0	*3.8	4.2	5.1
			2.0	4.1	3.5	3.1	*2.8	2.9	3.4
0.5	-0.9	3	0.05	*35.5	36.2	38.9	44.2	51.9	60.9
			0.1	24.2	*24.1	25.2	28.3	33.4	39.5
			0.2	16.3	*15.8	16.1	17.6	20.6	24.5
			0.5	9.5	8.9	*8.6	9.0	10.3	12.2
			1.0	6.2	5.7	5.3	*5.2	5.7	6.7
			1.5	4.8	4.3	3.9	*3.7	3.9	4.4
			2.0	4.0	3.5	3.2	*2.9	*2.9	3.1

표 4.4 평균의 지속적 흐름과 $ARL_0 = 500$에서 ϕ, θ, r 그리고 λ에 대한 ARL 값

ϕ	θ	영역	r	$\lambda = 0.05$ $L = 2.615$	$\lambda = 0.1$ $L = 2.814$	$\lambda = 0.2$ $L = 2.962$	$\lambda = 0.4$ $L = 3.054$	$\lambda = 0.7$ $L = 3.085$	$\lambda = 1.0$ $L = 3.090$
			0	498.6	501.6	499.7	501.9	499.6	498.4
0.2	0.6	1	0.05	15.1	14.3	*14.2	15.2	17.4	20.5
			0.1	10.7	9.9	*9.6	9.8	11.0	12.7
			0.2	7.7	7.0	*6.6	*6.6	7.0	7.9
			0.5	5.0	4.6	4.2	*4.0	*4.0	4.4
			1.0	3.7	3.3	3.0	2.8	*2.7	2.9
			1.5	3.1	2.8	2.5	2.3	*2.2	*2.2
			2.0	2.7	2.5	2.2	2.0	*1.9	*1.9
-0.7	-0.2	1	0.05	17.0	*16.3	16.4	17.9	21.1	25.2
			0.1	11.8	11.0	*10.7	11.2	12.8	15.1
			0.2	8.2	7.6	*7.1	*7.1	7.8	9.0
			0.5	5.2	4.7	4.3	*4.1	4.2	4.6
			1.0	3.7	3.3	3.0	2.8	*2.7	2.8
			1.5	3.1	2.8	2.5	2.2	*2.1	2.2
			2.0	2.7	2.4	2.1	2.0	*1.9	*1.9
-0.5	0.9	1	0.05	9.3	8.7	8.3	*8.2	8.7	9.5
			0.1	7.1	6.7	6.3	*6.1	6.3	6.8
			0.2	5.5	5.1	4.8	*4.6	*4.6	4.9
			0.5	4.0	3.7	3.4	3.2	*3.1	3.2
			1.0	3.1	2.8	2.7	2.4	*2.3	2.4
			1.5	2.7	2.5	2.2	*2.0	*2.0	*2.0
			2.0	2.4	2.1	2.0	*1.9	*1.9	*1.9
-0.8	0.3	1	0.05	13.0	12.2	*12.0	12.6	14.4	16.8
			0.1	9.2	8.5	*8.1	8.2	9.0	10.3
			0.2	6.6	6.1	5.7	*5.5	5.8	6.4
			0.5	4.4	4.0	3.7	*3.4	*3.4	3.6
			1.0	3.3	3.0	2.7	2.5	*2.4	2.5
			1.5	2.8	2.6	2.3	2.1	*2.0	*2.0
			2.0	2.5	2.2	2.0	*1.9	*1.9	*1.9
0.7	0.2	2	0.05	*33.4	33.8	36.5	42.4	51.8	62.7
			0.1	22.0	*21.6	22.5	25.6	31.0	37.8
			0.2	14.5	*13.7	*13.7	15.1	18.0	22.0
			0.5	8.2	7.5	*7.0	7.2	8.3	10.0
			1.0	5.3	4.7	4.2	*4.0	4.3	5.1
			1.5	4.1	3.6	3.2	*2.9	*2.9	3.4
			2.0	3.4	3.0	2.6	*2.3	*2.3	2.4
-0.2	-0.6	2	0.05	23.7	*23.3	24.2	27.4	32.8	39.5
			0.1	16.1	*15.4	*15.4	16.8	19.8	23.7
			0.2	11.0	10.2	*9.9	10.4	11.8	14.0
			0.5	6.7	6.1	5.6	*5.5	6.0	6.9
			1.0	4.6	4.1	3.7	*3.5	3.6	4.0
			1.5	3.7	3.3	2.9	*2.7	*2.7	2.9
			2.0	3.2	2.8	2.5	2.3	*2.2	2.3
0.8	-0.3	3	0.05	*55.1	58.0	64.6	76.8	93.5	112.6
			0.1	*35.7	36.6	39.9	47.0	57.6	70.1
			0.2	22.9	*22.6	24.0	27.7	34.0	41.7
			0.5	12.5	*11.6	*11.6	12.8	15.6	19.5
			1.0	7.6	6.9	*6.4	6.6	7.9	9.9
			1.5	5.7	5.0	4.5	*4.3	4.9	6.2
			2.0	4.6	4.0	3.5	*3.2	3.4	4.2
0.5	-0.9	3	0.05	*41.9	43.1	47.1	55.1	67.0	80.7
			0.1	27.8	*27.6	29.4	33.9	41.0	49.7
			0.2	18.4	*17.8	18.2	20.4	24.5	29.6
			0.5	10.7	9.9	*9.5	10.1	11.8	14.2
			1.0	7.0	6.3	*5.8	*5.8	6.5	7.7
			1.5	5.4	4.8	4.3	*4.1	4.4	5.1
			2.0	4.5	3.9	3.5	*3.2	3.3	3.6

일반성을 잃지 않고 $\sigma_\epsilon^2 = 1$을 가정하였고, 다양한 ϕ, θ, 그리고 λ에 대하여 모의실험을 통하여 EWMA 관리도의 효율을 알아보았다. 반복은 모든 경우에 대하여 100,000번 실시하였다. 먼저 이상원인으로 평균의 지속적 변화에 대한 결과를 표 4.1과 표 4.2에 수록하였다. 표 4.1과 표 4.2에서 3열의 영역은 Hu와 Roan (1996)이 분류한 영역을 나타내며, 여러 가지 가중치 λ에 대한 L값은 ARL_0가 각각 200과 500이 되도록 설정한 것이다. 평균의 지속적 변화량인 μ가 0인 경우 ARL은 관리상태에서의 ARL인 ARL_0를 나타내며, μ가 0이 아닌 경우 ARL은 이상상태에서의 ARL인 ARL_1을 나타낸다. 주어진 μ에 대하여 효율이 가장 좋은 경우, 즉 ARL_1이 가장 작은 경우에 대하여 *를 표시하였다. 이것은 * 표시가 된 가중치 λ를 사용한 EWMA 관리도가 주어진 변화량 μ를 가장 빨리 탐지한다는 것을 의미한다.

유사하게 평균의 지속적 흐름인 경우 ARL_0가 200과 500에 대한 결과는 각각 표 4.3과 표 4.4에 수록하였다. Hu와 Roan (1996)은 평균의 지속적 변화인 경우 모수에 대한 영역을 구분하였지만, 편의상 표 4.3과 표 4.4에서도 영역에 대한 구분을 그대로 사용하기로 한다.

평균의 지속적 변화에 대한 표 4.1과 표 4.2의 결과를 살펴보면, 영역 1, 2, 그리고 3의 순서로 이상원인을 탐지하기가 어려운 것으로 나타났다. 이 사실은 Hu와 Roan (1996)에서 언급했던 내용이다. 일반적으로 영역 2와 3에서는 ϕ의 절대값이 더 클수록 이상원인을 탐지하기가 더 어려운 경향이 있었고, 영역 1에서는 일반적인 경향을 찾기가 어려웠다. 눈에 띄는 다른 특징으로 영역 3에서 변화량 μ가 아주 작은 경우, 예를 들면 $\mu = 0.5$인 경우에는 탐지하기가 매우 어려운 것을 알 수 있었다. EWMA 관리도의 가중치 λ에 대해서는 SPC에서 일반적으로 알려진 바와 같이 지속적 변화량이 작은 경우에는 작은 λ 값, 그리고 큰 경우에는 큰 λ 값을 사용하는 것이 효율적으로 이상원인을 탐지할 수 있는 것으로 나타났다. 그러나 영역 3에서는 변화량이 아주 큰 경우를 제외하면 일반적으로 작은 λ 값을 사용하는 것이 효율적이었다.

평균의 지속적 흐름에 대한 표 4.3과 표 4.4의 결과는 지속적 변화에 대한 결과와 유사한 경향을 보임을 알 수 있다. 지속적 변화의 경우만큼은 아니지만, 영역 3에서는 지속적 흐름의 이상원인 또한 탐지하기가 어려운 것으로 나타났다.

5. 이상원인 탐지 후 재수정 절차

만일 EWMA 관리도에서 이상상태의 신호가 주어졌을 경우 교정활동을 통하여 이를 제거해야 하지만, 교정활동 비용이 많이 발생하거나 또는 구조적으로 이를 제거할 수 없는 경우가 발생할 수 있다. 이런 경우에는 식 (2.4) 대신에 이상원인의 효과를 감안하여 수정활동을 조정해야 할 필요가 있다. 이 장에서는 새로운 수정활동 절차를 제안하고, 이를 사용할 때 발생하는 문제점에 대하여 논의하고자 한다.

이상상태의 신호는 공정에 이상원인이 발생하고 L_1 시점이 지난 후, 즉 시점 $\tau + L_1$에 주어진다고 가정한다. 이때 신호 이후 시점에서의 잡음모형은 $k \geq L_1 + 1$에 대하여 여전히 식 (3.1)과 같으므로, 공정모형은

$$\begin{aligned} Y_{\tau+k} &= g\, X_{\tau+k-1} + N_{\tau+k} \\ &= g\, X_{\tau+k-1} + \frac{1-\theta B}{1-\phi B}\, \epsilon_{\tau+k} + \mu_k\, \sigma_\epsilon \\ &= g\, X_{\tau+k-1} + \epsilon_{\tau+k} + \frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\, \epsilon_{\tau+k-1} + \mu_k\, \sigma_\epsilon \end{aligned}$$

로 표현된다. 따라서 MMSE 수정절차는

$$g\, X_{\tau+k-1} = -\left\{ \frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\, \epsilon_{\tau+k-1} + \mu_k\, \sigma_\epsilon \right\}$$

로 하여, 다음 시점 $\tau+k$에서의 관측값이 $Y_{\tau+k}=\epsilon_{\tau+k}$가 되도록 조정하는 것이다. 즉 MMSE 콘트롤러는

$$X_{\tau+k-1}=-\frac{1}{g}\left\{\frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\,Y_{\tau+k-1}+\mu_k\,\sigma_\epsilon\right\}$$

로 하는 것인데, 수정을 수행하는 시점 $\tau+k-1$에서 다음 시점의 평균의 변화량인 μ_k는 추정을 해야 하는 값이다. 따라서 실제 공정에서 수행하는 MMSE 콘트롤러는

$$X_{\tau+k-1}=-\frac{1}{g}\left\{\frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\,Y_{\tau+k-1}+\hat{\mu}_k\,\sigma_\epsilon\right\}$$

가 된다. 이와 같은 재수정을 수행할 경우 이상신호 이후, 즉 시점 $\tau+k$ $(k\geq L_1+1)$에서의 공정모형은

$$\begin{aligned}Y_{\tau+k}&=g\,X_{\tau+k-1}+N_{\tau+k}\\&=-\left\{\frac{\phi-\theta}{1-\phi B}\,Y_{\tau+k-1}+\hat{\mu}_k\,\sigma_\epsilon\right\}+\frac{1-\theta B}{1-\phi B}\,\epsilon_{\tau+k}+\mu_k\,\sigma_\epsilon\\&=\epsilon_{\tau+k}+\frac{1-\phi B}{1-\theta B}\,(\mu_k-\hat{\mu}_k)\,\sigma_\epsilon\end{aligned}$$

이 되고, 이를 후진연산자를 사용하지 않고 풀어서 표현하면

$$Y_{\tau+k}=\epsilon_{\tau+k}+\left[(\mu_k-\hat{\mu}_k)-(\phi-\theta)\sum_{i=1}^{k-1}\theta^{i-1}\,(\mu_{k-i}-\hat{\mu}_{k-i})\right]\sigma_\epsilon \tag{5.1}$$

이 된다.

특히 평균에 지속적 변화가 발생한 경우, 즉 $\mu_k=\mu$인 경우 식 (5.1)은

$$Y_{\tau+k}=\epsilon_{\tau+k}+\left[(\mu-\hat{\mu}_k)-(\phi-\theta)\sum_{i=1}^{k-1}\theta^{i-1}\,(\mu-\hat{\mu}_{k-i})\right]\sigma_\epsilon \tag{5.2}$$

이 된다. 또한 평균에는 지속적 흐름이 발생한 경우, 즉 $\mu_k=k\,r$인 경우 식 (5.1)은

$$Y_{\tau+k}=\epsilon_{\tau+k}+\left[k+\frac{(\phi-\theta)\{1-\theta^k-(1-\theta)\,k\}}{(1-\theta)^2}\right](r-\hat{r}_k)\,\sigma_\epsilon \tag{5.3}$$

이 된다.

만일 이상원인이 탐지된 시점인 $t=\tau+L_1$에 이상원인이 평균의 지속적 변화 또는 지속적 흐름임을 판단할 수 있다면 매시점 마다 $\hat{\mu}_k$와 $\hat{r}_k$을 계산할 필요없이 $t=\tau+L_1$에서 추정한 값을 계속 사용할 수 있을 것이다. 그럴 경우 식 (5.2)와 (5.3)은 각각

$$Y_{\tau+k}=\epsilon_{\tau+k}+\left[1-\frac{(\phi-\theta)\,(1-\theta^{k-1})}{1-\theta}\right](\mu-\hat{\mu})\,\sigma_\epsilon \tag{5.4}$$

과

$$Y_{\tau+k}=\epsilon_{\tau+k}+\left[k+\frac{(\phi-\theta)\{1-\theta^k-(1-\theta)\,k\}}{(1-\theta)^2}\right](r-\hat{r})\,\sigma_\epsilon \tag{5.5}$$

이 될 것이다.

이상상태의 신호 후 재수정을 하지 않는 경우와 하는 경우의 공정모형은 평균의 지속적 변화인 경우 각각 식 (3.4)와 (5.4), 그리고 지속적 흐름인 경우 각각 식 (3.5)와 (5.5)가 된다. 이 두 식을 비교해 보면 $|\mu|>|\mu-\hat{\mu}|$과 $|r|>|r-\hat{r}|$이 되도록 추정량 $\hat{\mu}$과 $\hat{r}$을 선정할 경우 재수정 절차를 통하여 공정편차를 줄일 수 있음을 알 수 있다. 따라서 재수정을 효율적으로 수행하려면 μ와 r을 정확하게 추정해야 하며, 추정량으로 MLE (maximum likelihood estimator) 등을 고려할 수 있을 것이다. 추정량에 대해서는 추후 연구가 더 진행되어야 할 것으로 판단한다.

6. 결론

잡음과 이상원인이 공존하는 공정에서 EPC와 SPC를 병행하는 절차인 IPC는 현대와 같이 다양하고 복잡한 생산공정에서 효율적인 공정관리를 위하여 유용하게 사용되고 있는 절차이다.

이 논문에서는 잡음모형으로 ARMA(1,1) 모형을 가정하고 이상원인으로 공정평균에 지속적 변화 또는 지속적 흐름이 발생하는 경우를 고려하였다. 이때 EWMA 관리도를 사용하여 이상원인을 탐지하는 절차의 효율을 모의실험을 통하여 알아 보았다. 잡음모형의 모수값에 따라 이상원인의 탐지가 어려운 경우가 있었으며, EWMA 관리도의 가중치는 일반적으로 SPC에서 알려진 바와 유사한 특징을 갖는 것을 알 수 있었다.

또한 매시점마다 MMSE 수정을 수행하는 과정에서 이상원인의 신호가 발생할 경우에 교정활동을 통하여 이를 제거해야 하지만, 교정활동의 비용이 아주 비싸거나 또는 구조적으로 이를 제거할 수 없는 경우 이상원인의 효과를 감안하여 수정활동을 재조정해야 할 것이다. 이 논문에서는 이와 같은 경우 공정을 재수정하는 절차를 제안하였다.

참고문헌

Box, G. E. P. and Kramer, T. (1992). Statistical process control and feedback adjustment - A discussion. *Technometrics*, **34**, 251-285.

Box, G. E. P., Jenkins, G. M. and Reinsel, G. C. (1994). *Time series analysis, forecasting and control*, 3rd Ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.

Hu, S. J. and Roan, C. (1996). Change patterns of time series-based control charts. *Journal of Quality Technology*, **28**, 302-312.

Jiang, W. and Tsui, K. L. (2002). SPC monitoring of MMSE- and PI-controlled processes. *Journal of Quality Technology*, **34**, 384–398.

Jiang, W. (2004). A joint monitoring scheme for automatically controlled processes. *IIE Transactions*, **36**, 1201–1210.

Lee, H. Y. and Lee, J. (2009). Change point estimators in monitoring the parameters of an IMA(1,1) model. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **20**, 435–443.

Lee, J. and Lee, H. Y. (2007). Change point estimators in monitoring the parameters of an AR(1) plus an additional random error model. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **18**, 963–972.

Nembhard, H. B. and Chen, S. (2007). Cuscore control charts for generalized feedback-control systems. *Quality and Reliability Engineering International*, **23**, 483–502.

Pan, R. and Del Castillo, E. (2003). Integration of sequential process adjustment and process monitoring techniques. *Quality and Reliability Engineering International*, **19**, 371–386.

Park, C. (2007). An algorithm for the properties of the integrated process control with bounded adjustments and EWMA monitoring. *International Journal of Production Research*, **45**, 5571–5587.

Park, C. and Lee, J. (2008). An integrated process control scheme based on the future loss. *The Korean Journal of Applied Statistics*, **21**, 247–264.

Park, C. and Reynolds, M., Jr. (2008). Economic design of an integrated process control procedure with repeated adjustments and EWMA monitoring. *Journal of the Korean Statistical Society*, **37**, 155–174.

Runger, G., Testik, M. C. and Tsung, F. (2006). Relationships among control charts used with feedback control. *Quality and Reliability Engineering International*, **22**, 877–887.

Tsung, F. and Tsui, K. L. (2003). A mean-shift pattern study on integration of SPC and APC for process monitoring. *IIE Transactions*, **35**, 231–242.

Vander Wiel, S. A. (1996). Monitoring processes that wander using integrated moving average models. *Technometrics*, **38**, 139-151.

Journal of the Korean Data & Information Science Society
2010, **21**(5), 841–852

한국데이터정보과학회지

Procedure for monitoring special causes and readjustment in ARMA(1,1) noise model†

Jaheon Lee[1]· Mijung Kim[2]

[12]Department of Statistics, Chung-Ang University

Received 8 June 2010, revised 27 July 2010, accepted 2 August 2010

Abstract

An integrated process control (IPC) procedure is a scheme which simultaneously applies the engineering control procedure (EPC) and statistical control procedure (SPC) techniques to reduce the variation of a process. In the IPC procedure, the observed deviations are monitored during the process where adjustments are repeatedly done by its controller. Because the effects of the noise, the special cause, and the adjustment are mixed, the use and properties of the SPC procedure for the out-of-control process are complicated. This paper considers efficiency of EWMA charts for detecting special causes in an ARMA(1,1) noise model with a minimum mean squared error adjustment policy. And we propose the readjustment procedure after having a true signal. This procedure can be considered when the elimination of the special cause is not practically possible.

Keywords: Integrated process control, monitoring special causes, process adjustment, readjustment.

---

† This research was supported by the Chung-Ang University Research Scholarship Grants in 2009.

[1] Corresponding author: Professor, Department of Statistics, Chung-Ang University, Seoul 156-756, Korea. E-mail: jaeheon@cau.ac.kr

[2] Graduate student, Department of Statistics, Chung-Ang University, Seoul 156-756, Korea.